**Nâng cao hiệu suất dự đoán các bệnh từ hình ảnh X-quang ngực sử dụng mô hình CNN và giải thuật tiền xử lý**

**TÓM TẮT**

Trong bối cảnh y tế toàn cầu, hình ảnh X-quang ngực đã trở thành một công cụ quan trọng trong việc chẩn đoán và đánh giá tình trạng bệnh phổi. Trong nghiên cứu này, chúng tôi tập trung vào nâng cao hiệu suất dự đoán các loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực sử dụng mô hình Convolutional Neural Network (CNN) và áp dụng các thuật toán tiền xử lý để cải thiện chất lượng hình ảnh và giảm nhiễu. Chúng tôi sử dụng bộ dataset Chest-Xray14 (2017) và CheXpert, chứa hàng nghìn hình ảnh X-quang ngực, bao gồm các trường hợp bệnh phổi khác nhau. Để tăng cường chất lượng hình ảnh, chúng tôi áp dụng các giải thuật tiền xử lý, bao gồm Background Removal (loại bỏ phần nền), Noise Removal (loại bỏ nhiễu), Diaphragm Removal (loại bỏ màng phổi) và Contrast Enrichment (tăng cường độ tương phản). Các thuật toán này đã giúp làm sạch hình ảnh, loại bỏ nhiễu và tăng cường các chi tiết quan trọng trong hình ảnh X-quang ngực. Tiếp theo, chúng tôi xây dựng một tập hợp các mô hình CNN, bao gồm Dense121, VGG19, EfficientNetV2 và ConvNeXt. Các mô hình này được huấn luyện trên tập dữ liệu tiền xử lý và sử dụng để dự đoán các loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực. Qua quá trình thử nghiệm và đánh giá, chúng tôi đã xác định được mô hình đạt hiệu suất tốt nhất trong việc dự đoán các loại bệnh. Kết quả thử nghiệm trên tập dữ liệu đã cho thấy phương pháp của chúng tôi đạt được hiệu suất cao. Tỷ lệ chính xác tổng thể của hệ thống dự đoán trong phân loại đa nhãn là X%, và đạt tỷ lệ chính xác cao nhất khoảng Y% đối với mô hình XXX. Kết quả này chứng minh khả năng phân loại và dự đoán chính xác từ các mô hình của chúng tôi trong việc chẩn đoán các loại bệnh phổi từ hình ảnh X-quang ngực. Những kết quả này có ý nghĩa quan trọng và cung cấp hỗ trợ đáng tin cậy cho các chuyên gia y tế, đặc biệt là các chuyên gia X-quang, trong việc phát hiện, chẩn đoán và đánh giá tình trạng bệnh phổi từ hình ảnh X-quang ngực. Đề tài này đóng góp vào việc cải thiện khả năng dự đoán và giảm thiểu sai sót trong quá trình chẩn đoán bệnh phổi, mang lại lợi ích lớn cho việc chăm sóc sức khỏe cộng đồng.

**Từ khóa:** hình ảnh X-quang ngực, mạng neural tích chập, tiền xử lý hình ảnh, phân loại hình ảnh, Chest-Xray14 (2017), CheXpert.

**GIỚI THIỆU**

Bài toán chuẩn đoán các loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực đóng vai trò quan trọng trong lĩnh vực y tế. Sự phát triển nhanh chóng của công nghệ và sự tiến bộ trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo đã tạo ra những tiềm năng lớn để áp dụng các phương pháp học máy và mạng nơ-ron tích chập (CNN) vào việc xử lý hình ảnh y tế và hỗ trợ quyết định chẩn đoán.

Để đạt được hiệu suất tốt trong việc phân loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực, quy trình chuẩn đoán thường bao gồm các bước tiền xử lý và mô hình hóa dữ liệu. Bước tiền xử lý hình ảnh có thể bao gồm loại bỏ nền, loại bỏ nhiễu, tăng cường độ tương phản và phân đoạn vùng quan tâm (ROIs) để tập trung vào các khu vực quan trọng trong ảnh X-quang ngực. Những bước này giúp cải thiện chất lượng hình ảnh và loại bỏ những yếu tố không cần thiết, từ đó tăng cường khả năng phân loại và phát hiện bệnh.

Mạng nơ-ron tích chập (CNN) là một công cụ mạnh mẽ được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng xử lý hình ảnh, bao gồm cả phân loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực. CNN có khả năng học các đặc trưng trừu tượng từ dữ liệu huấn luyện và phát hiện các mẫu quan trọng trong ảnh. Các mô hình CNN như DenseNet, ResNet, và Inception đã được áp dụng thành công trong việc phân loại các loại bệnh phổi từ hình ảnh X-quang ngực.

Tuy nhiên, việc xây dựng một mô hình chẩn đoán chính xác từ hình ảnh X-quang ngực không chỉ phụ thuộc vào mô hình CNN mà còn yêu cầu một lượng lớn dữ liệu huấn luyện chính xác và đa dạng. Điều này là cần thiết để mô hình có khả năng học các mẫu đặc trưng của các loại bệnh phổi và có khả năng tổng quát hóa để nhận dạng các trường hợp mới.

Ngoài ra, việc xây dựng mô hình phải đi đôi với việc xây dựng một cơ sở dữ liệu hình ảnh X-quang ngực đầy đủ và chính xác. Dữ liệu này phải được thu thập từ nhiều nguồn và bao gồm các trường hợp bệnh phổi khác nhau, như tràn ngập màn phổi, thâm nhiễm phổi, viêm màng phổi, và nhiều loại bệnh phổi khác. Một cơ sở dữ liệu đa dạng và đại diện cho các trường hợp bệnh sẽ giúp mô hình học tốt hơn và cung cấp kết quả chẩn đoán chính xác hơn.

Cũng cần nhấn mạnh rằng, dù mô hình có đạt được độ chính xác cao trong việc phân loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực, sự chẩn đoán cuối cùng vẫn phải dựa vào sự đánh giá của các chuyên gia y tế. Mô hình chỉ có thể cung cấp thông tin tham khảo và hỗ trợ quyết định, nhưng quyết định chẩn đoán cuối cùng thuộc về bác sĩ và nhóm y tế chuyên môn.

Trong tương lai, với sự phát triển tiếp tục của công nghệ và nghiên cứu trong lĩnh vực học máy và trí tuệ nhân tạo, ta có thể hy vọng vào những tiến bộ mới trong việc chuẩn đoán bệnh từ hình ảnh X-quang ngực. Công nghệ có tiềm năng để trở thành một công cụ hỗ trợ quan trọng trong lĩnh vực y tế, giúp tăng cường khả năng chẩn đoán sớm, giảm thiểu sai sót và cải thiện chất lượng chăm sóc sức khỏe cho các bệnh nhân.

Tóm lại, bài toán chuẩn đoán các loại bệnh từ hình ảnh X-quang ngực đã mang lại nhiều tiềm năng trong việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo và học máy trong lĩnh vực y tế. Tuy nhiên, để đạt được kết quả chẩn đoán chính xác và đáng tin cậy, cần có sự kết hợp giữa mô hình học máy và sự chuyên môn của các bác sĩ và nhóm y tế. Sự phát triển trong lĩnh vực này sẽ tiếp tục mở ra những cơ hội mới trong việc nâng cao chất lượng chăm sóc sức khỏe và giúp đỡ hàng triệu người trên toàn thế giới.

**BỘ DỮ LIỆU**

Deep learning đòi hỏi một lượng lớn dữ liệu được gán nhãn. Sự số hóa của quy trình làm việc trong lĩnh vực chẩn đoán hình ảnh y khoa cho phép các cơ sở y tế thu thập và phân loại các tập hợp lớn hình ảnh kỹ thuật số. Ngoài ra, sự tiến bộ trong các thuật toán xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) có nghĩa là các báo cáo hình ảnh y khoa hiện nay có thể được phân tích tự động để trích xuất nhãn quan tâm cho mỗi hình ảnh. Những yếu tố này đã tạo điều kiện cho việc xây dựng và phát hành nhiều bộ dữ liệu CXR được gán nhãn lớn trong những năm gần đây. Các phương pháp gán nhãn khác bao gồm việc đính kèm toàn bộ báo cáo hình ảnh y khoa và/hoặc nhãn được tạo ra bằng các cách khác nhau, như xem xét hình ảnh bởi các chuyên gia y khoa, xem xét báo cáo y khoa hoặc kết quả thử nghiệm trong phòng thí nghiệm. Một số bộ dữ liệu bao gồm các phân đoạn cấu trúc cụ thể hoặc thông tin về vị trí.

Trong phần này, chúng tôi sẽ trình bày chi tiết từng bộ dữ liệu công khai mà chúng tôi đã tìm thấy trong các tài liệu và những bộ dữ liệu khác có sẵn trong khả năng của chúng tôi. Thông tin chi tiết được cung cấp trong Bảng 1. Mỗi bộ dữ liệu được gán một từ viết tắt được sử dụng trong các bảng xem xét tài liệu (Bảng 2 đến 7) để chỉ ra rằng bộ dữ liệu đã được sử dụng trong công việc cụ thể.

Bộ dữ liệu ChestX-ray14 (C) bao gồm 112.120 hình ảnh CXR từ 30.805 bệnh nhân. Các hình ảnh CXR này được thu thập tại Viện Quốc gia Y tế (Hoa Kỳ). Các hình ảnh được phân phối dưới dạng hình ảnh xám 8-bit với độ phân giải 1024 × 1024 pixel. Bộ dữ liệu này đã được gán nhãn tự động từ các báo cáo hình ảnh y khoa, chỉ ra sự tồn tại của 14 loại bất thường.

Bộ dữ liệu CheXpert (X) bao gồm 224.316 hình ảnh CXR từ 65.240 bệnh nhân. Các hình ảnh CXR này được thu thập tại Bệnh viện Stanford từ tháng 10 năm 2002 đến tháng 7 năm 2017. Các hình ảnh được phân phối dưới dạng hình ảnh xám 8-bit với độ phân giải gốc. Bộ dữ liệu này đã được gán nhãn tự động từ các báo cáo hình ảnh y khoa bằng cách sử dụng một công cụ gán nhãn dựa trên quy tắc, chỉ ra sự có mặt, vắng mặt, không chắc chắn và không đề cập đến 12 loại bất thường, không tìm thấy, và sự tồn tại của các thiết bị hỗ trợ.

Bằng việc xem xét và hiểu các bộ dữ liệu này, chúng ta có thể có cái nhìn sâu sắc về sự tiến bộ trong lĩnh vực nhận dạng bệnh bằng cách sử dụng hình ảnh X-quang ngực. Sự có sẵn của những bộ dữ liệu được gán nhãn tốt này mở ra cơ hội phát triển các mô hình học sâu chính xác và tin cậy hơn, từ đó cải thiện khả năng chẩn đoán và chăm sóc bệnh nhân tốt hơn.

**THẢO LUẬN**

Trong nghiên cứu này, chúng tôi tập trung vào việc nâng cao hiệu suất của các mô hình dự đoán các loại bệnh thông qua hình ảnh Chest X-ray14 (2017) bằng cách sử dụng các giải thuật tiền xử lý. Sự phát triển của công nghệ hình ảnh y tế đã mở ra nhiều cơ hội trong việc sử dụng trí tuệ nhân tạo để hỗ trợ chuẩn đoán và phân loại bệnh. Các mô hình học sâu đã chứng tỏ khả năng ấn tượng trong việc phân loại các loại bệnh từ hình ảnh X quang ngực, và việc sử dụng các giải thuật tiền xử lý có thể cải thiện hiệu suất của chúng.

Bộ dữ liệu chúng tôi sử dụng trong nghiên cứu bao gồm Chest-Xray14 (2017) và CheXpert. Chest-Xray14 (2017) là một bộ dữ liệu lớn chứa 112,120 hình ảnh X quang ngực từ 30,805 bệnh nhân khác nhau. CheXpert là một bộ dữ liệu có nhãn tập trung vào các vấn đề không chắc chắn trong chuẩn đoán bệnh và bao gồm 224,316 hình ảnh X quang ngực từ 65,240 bệnh nhân. Sự kết hợp của hai bộ dữ liệu này cung cấp một tập dữ liệu đa dạng và đáng tin cậy để huấn luyện và đánh giá mô hình.

Trước khi đưa dữ liệu vào mô hình học sâu, chúng tôi đã áp dụng các giải thuật tiền xử lý để cải thiện chất lượng hình ảnh. Đầu tiên, chúng tôi thực hiện Background Removal để loại bỏ nền ảnh và tạo ra các hình ảnh chỉ chứa các vùng hình ảnh có giá trị lâm sàng. Quá trình loại bỏ nền giúp loại bỏ các yếu tố không cần thiết và tập trung vào phân tích các vùng quan trọng trong hình ảnh. Tiếp theo, chúng tôi áp dụng Noise Removal để giảm nhiễu trong hình ảnh. Nhiễu có thể xuất hiện do quá trình chụp ảnh hoặc quá trình truyền thông, và nó có thể làm mất thông tin quan trọng hoặc gây nhiễu cho quá trình phân loại. Bằng cách loại bỏ nhiễu, chúng tôi cải thiện độ chính xác và độ tin cậy của các mô hình. Sau đó, chúng tôi thực hiện Diaphragm Removal để loại bỏ cơ hoành khỏi hình ảnh. Cơ hoành là một cấu trúc gắn liền với phổi và có thể ảnh hưởng đến việc phân tích hình ảnh X quang ngực. Bằng cách loại bỏ cơ hoành, chúng tôi tăng cường khả năng nhận diện và phân loại các bệnh liên quan đến phổi. Cuối cùng, chúng tôi áp dụng Contrast Enrichment để tăng cường độ tương phản của hình ảnh. Tăng cường độ tương phản giúp làm nổi bật các chi tiết quan trọng và cải thiện khả năng phân loại của mô hình. Điều này đặc biệt hữu ích trong việc phân biệt các biểu hiện và dấu hiệu nhỏ có thể chỉ ra các loại bệnh khác nhau trong hình ảnh X quang ngực.

Sau khi áp dụng các giải thuật tiền xử lý, chúng tôi sử dụng các mô hình mạng neuron sâu để dự đoán các loại bệnh từ hình ảnh X quang ngực đã được xử lý. Các mô hình mạng neuron sâu mà chúng tôi sử dụng bao gồm Dense121, vgg19, efficientNetV2 và ConvNeXt. Các mô hình này đã được huấn luyện trên dữ liệu lớn và có khả năng học được các đặc trưng phức tạp từ hình ảnh.

Qua quá trình thực hiện thí nghiệm và đánh giá, chúng tôi đã quan sát thấy một cải thiện rõ rệt trong hiệu suất dự đoán bệnh khi sử dụng các giải thuật tiền xử lý và mô hình mạng neuron sâu. Điều này đưa ra khẳng định rằng việc kết hợp các phương pháp này có tiềm năng để nâng cao khả năng phân loại bệnh từ hình ảnh X quang ngực.

Nghiên cứu này có ý nghĩa quan trọng trong việc cung cấp cơ sở để phát triển các ứng dụng hỗ trợ chuẩn đoán và phân loại bệnh dựa trên hình ảnh X quang ngực. Việc sử dụng trí tuệ nhân tạo và mô hình học sâu có thể giúp tăng tốc quá trình chuẩn đoán và giảm thiểu sai sót của con người. Tuy nhiên, cần tiếp tục nghiên cứu và cải tiến để đảm bảo tính chính xác và độ tin cậy của hệ thống. Trong tương lai, chúng tôi đề xuất nghiên cứu thêm về sự kết hợp của các phương pháp tiền xử lý khác, cải thiện hiệu suất của các mô hình học sâu và mở rộng phạm vi ứng dụng đến các bệnh khác trong hình ảnh X quang ngực.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO**

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.