

흉부 X선 영상을 이용한 척추측만증 선별을 위한 딥러닝 모델 평가

김종운¹, 이진웅², 이현주³, 태기식^{1*}

건양대학교 의료공학과¹

건양대학교병원 정형외과²

건양대학교 물리치료학과³

건양대학교 의공학과⁴

Evaluation of deep learning model for scoliosis screening using chest X-ray image

Jongun Kim¹, Jinwoong Yi², Hyunju Lee³, Kisik Tae^{1*}

¹Department of Biomedical Engineering, Konyang University, Korea

²Department of Orthopedic Surgery, Konyang University Hospital, Korea

³Department of Physical Therapy, Konyang University, Korea

⁴Department of Biomedical Engineering, Konyang University, Korea

*tae@konyang.ac.kr

Abstract

Scoliosis is a three-dimensional deformation of the spine that is a deformity induced by physical or disease-related causes as the spine is rotated abnormally. Early detection has a significant influence on the possibility of non-surgical treatment. In this study, only chest radiographs were used to solve the problem that existing upright anterior and posterior radiographs were required to diagnose scoliosis using only chest radiographs. We trained a deep learning model with preprocessed images so that we could diagnose scoliosis and confirmed effect of the data augmentation. The preprocessed images in which only the spine, rib contours, and some hard tissues were left from the original chest image, were used for learning along with the original images, and three CNN(Convolutional Neural Networks) models (VGG16, ResNet152, and EfficientNet) were selected to proceed with training. The results obtained by training with the preprocessed images showed a superior accuracy to those obtained by training with the original image. When the scoliosis image was added through data augmentation, the accuracy was further improved, ultimately achieving an accuracy of 85.96% with the ResNet152 model. Through supplementation with future research, the method proposed herein is expected to allow the early diagnosis of scoliosis as well as cost reduction by reducing the burden of additional radiographic imaging for disease detection.

1. 연구 배경

척추측만증이란 척추의 3차원적인 변형의 일환으로 척추뼈의 비정상적 회전 여부에 따라 신체적이거나 질병의 원인으로 인해 일시적인 변형이 발생하는 것을 말하며, 이 중 가장 중요한 유형은 특발성 척추측만증(idiopathic scoliosis)으로 원인이 밝혀지지 않은 척추측만증을 의미하며 전체 측만증의 80% 이상을 차지한다[1]. 특히 청소년기 특발성 척추측만증은 척추측만증의 경우 전 세계적으로는 0.5 ~ 5.2%의 발병률을 보이며 이는 점차적으로 증가되고 있는 추세이다[2].

그러나 전체 측만증 환자 중 10%의 환자만이 의학적인 치료를 진행하고 있으며, 90%의 환자들은 검사를 통한 관찰만을 시행하고 있는 실정이다. 이러한 척추측만증의 판독 방법은 주로 척추 전장(spinal column) X-ray 영상을 통해 이뤄진다. 판독 방법으로는 가장 오목한 만곡에서 가장 기울어짐이 심한 상하 척추로부터 수직선상의 교차각을 측정한다. 여기서 이 교차각을 Cobb angle이라 한다. 이 Cobb angle의 각도가 10도 이상인 경우 척추측만증이 있다고 진단 내리며, 척추 변형의 정도와 진행 위험도에 따라 치료 방법이 다르다. 다만 수동으로 측정한 Cobb angle의 경우 영상의학과 전문의의 주관적인 경험에 의존하는 경우가 많기 때문에 측정 오류가 발생하기도 하며 이러한 오차는 특히 흉부 X-ray 단독 촬영 영상을 이용하여 척추측만증을 진단하는 경우 흉부 X-ray 영상에서는 Cobb angle의 값이 매우 낮게 측정되는 경우도 있기 때문에 더욱 크게 일어난다.

그 중에서도 척추측만증이 가장 많이 발생하는 요추 부분에 영상이 없기에 척추측만증 환자를 정상군으로 분류하거나, Cobb angle이 각도 측정의 불정확성으로 인해 척추측만증 위험도를 잘못 판단하는 경우가 적지 않다고 나와 있다. 특히 청소년기 특발성 척추측만증의 경우 흉부 영상만으로 척추측만증 유무를 판독할 경우 27.9%의 정확도를 보여줄 정도로 진단 결과에 대한 신뢰성이 부족하다[3].

한편 세계적으로 의료영상분야에서 높은 정확도로 주목받고 있는 머신러닝 기술을 진단과 접목시키는 연구도 이루어지고 있다. 이러한 연구 경향은 기존 머신러닝들과 다르게 딥러닝 기법이 데이터를 직접 연구 후 패턴을 학습하여 판독할 수 있는 사람의 신경망 구조와 유사한 구조를 가지기 때문에 이를 바탕으로 진행된 선행 연구들은 딥러닝 모델을 통한 학습 자체는 효과적임을 증명해주었다[3]. 하지만 여전히 흉부 영상만으로는 Cobb angle 측정은 물론 그 정확도에 관해서도 문제들이 발생하기 때문에 흉부 X-ray 영상만으로 척추측만증 진단이 가능한지 유무에 대해서는 유의미한 연구 결과를 얻어낸 연구가 발표된 적은 없다. 본 연구에서는 기존 척추측만증 관련 딥러닝 연구들을 참조해 국내에서 주기적으로 검진을 받는 폐결핵검사서에서 촬영되는 흉부 X-ray 영상만으로도 척추측만증을 진단할 수 있도록 딥러닝을 학습시켜 그 결과를 평가하고자 하였다. 또한 딥러닝 모델간의 차이에 따른 비교를 위해 의료 데이터 학습에 유효하다고 발표되었던 3가지 CNN 모델(VGG16, Res-Net152, EfficientNet B0)을 선정하였다. 이 모델들에 흉부 X-ray 영상에

대한 모델의 학습 가능성을 및 영상의 전처리 및 학습 데이터의 크기 차이가 척추측만증 분류를 위한 딥러닝 모델 학습에 정확도에 어떻게 작용하는지에 대한 평가를 진행하였다.

2. 연구 방법

본 연구에서는 정형외과 전문의로부터 척추측만증 유무가 확인된 224x224 크기의 흉부 X-ray 영상 111장을 사용하여 연구를 진행하였다.

이번 연구에서는 딥러닝 모델 학습 이전에 영상의 전처리 과정을 진행하였다. 우선 Gaussian Sharpening 작업을 위해 Gaussian Filter를 통해 원영상과 Gaussian Smoothing 작업을 거친 영상을 이용하여 차영상을 생성하였다. 이후 Unsharp Mask기법을 통해 원본 영상에서 Gaussian Smoothing작업을 거친 영상을 뺀 차영상을 원본 영상에 다시 더하는 기법으로 반복함으로써 Multi-frequency enhancement image을 얻었다. 이렇게 전처리 된 영상들을 Sigmoid 함수 변환 식(1)을 이용하여 입력영상 s 의 결과를 결과영상 r 로 반환하였다. 여기서 a 는 기울기, c 는 평균값을 나타낸다.

$$r = f(s) = \frac{1}{1 + \exp^{-a(s-c)}} \quad (1)$$

Multi Frequency 영상 선명화 작업과 Sigmoid 함수변환을 마친 결과 원본 영상에서 척추 및 늑골 흉곽만을 남길 수 있었다. 이 결과들은 gray scale 영상 데이터로 추후 딥러닝 모델의 학습에 사용하기 위해 Normal image와 Scoliosis image를 분류하여 비측만증 49장, 측만증 33장으로 Train 데이터 셋을 구축하였다. 또한 학습결과에 대한 검증을 위한 Test 데이터 셋의 경우 16장의 Normal image와 14장의 Scoliosis image로 구성하였다(그림 1).

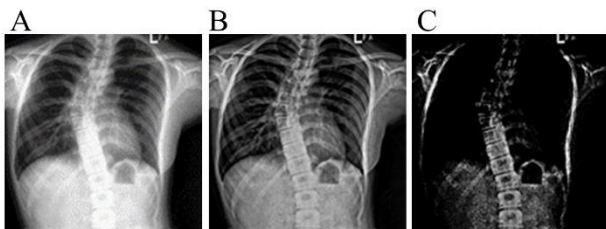


그림 1. Example of original image(A), Multi-frequency enhancement sharpening image(B) and pre-processing image(C)

또한 Over-fitting을 해결하기 위해 이번 연구에서는 Data Augmentation을 활용하였으며, 영상 데이터의 Image generation을 진행하였다. 다만 이번 연구에서는 영상에서 가장 중요한 특징인 척추의 각도의 손실이 발생할 경우 학습에 문제가 될 수 있다고 판단하였다. 그래서 영상의 width range만을 최대 30%까지 변화시키면서 brightness를 최대 40% 정도까지 랜덤하게 변화시킨 영상을 생성하여 원영상의 20배수로 Image Generation을 진행하여 원본 영상과 같이 학습에 사용하였다.

학습을 위한 데이터 전처리 유무 및 Generation 영상 사용 유무에 따라 총 4가지 Type을 설정하였다.

Type 1: 전처리를 거치지 않은 원영상을 학습시켜 원영상의 분류 정확도 확인

Type 2: 전처리 영상 학습 모델에 전처리 영상을 통한 정확도 확인.

Type 3: 전처리 영상에 추가 생성한 Generation 영상을 추가하여 학습을 진행 후 전처리 영상만으로 정확도 확인

Type 4: Type 3와 같이 학습을 진행 후 모델 정확도 확인에 전처리 영상에 추가 생성한 Generation 영상을 추가하여 사용

이때 정확도는 Epoch 1,000회 학습시킨 결과를 50회 반복 학습에 대한 정확도의 평균값을 도출하였다. 또한 학습 데이터의 학습 순서는 랜덤으로 설정하였다. 최종적으로 학습 데이터 상태에 따른 각 모델에서의 학습 정확도의 평균값의 차이를 확인하였다.

본 연구에서 사용된 데이터 및 반복 실험을 통한 연구 결과의 유효성을 검증하기 위한 통계 분석은 SPSS (version 25.0; SPSS Inc, Chicago, IL) 소프트웨어를 통해 진행되었다. 통계적 유의 수준은 $p < .05$ 로 정의되었다.

3. 연구 결과

Type 1과 Type 2 학습의 결과는 학습 자체가 이뤄지지 않거나 정확도가 70%를 넘기지 못하면서 통계적으로도 유의미하지 않은 결과를 보였다. 다음으로 Generation 진행한 영상을 학습 데이터를 추가한 Type 3의 경우 학습 데이터와 검증 데이터와의 극심한 데이터 차이로 인해 bias 문제가 발생하여 Type 2보다 정확도가 더 감소하였으나 통계적으로 유의미함을 확인할 수 있었다. 마지막으로 Generation 진행한 영상을 학습 데이터에 마찬가지로 Generation 작업을 진행하여 추가한 검증 데이터로 검증을 진행한 Type 4의 결과를 확인하면 이전 그 어떠한 경우보다도 높은 결과가 나타났음을 확인할 수 있었다. 특히 ResNet152 모델의 경우 85.96%의 정확도를 보임과 동시에 통계적으로도 유의미함을 확인할 수 있었다. 결과적으로 이번 연구는 국내에서 흉부 X-ray 영상을 통한 건강검진에서의 척추측만증 유무를 판단하는 딥러닝 모델로 활용하기에는 부족한 85.96% 정도의 정확도를 보여주었다. 하지만 정확한 진단에 활용 아니라 청소년기 일반적으로 건강검진을 위해 촬영되는 흉부 X-ray를 통해 청소년기 특발성 척추측만증 위험군 혹은 예상군으로 식별을 진행하기 위해 사용한다면 이후 현 연구 결과에서 확인할 수 있는 Accuracy보다 높은 결과를 보여주며 조기 진단 및 비수술적 치료의 효율성 증가가 가능할 것이다.

4. Acknowledgements

이 연구는 대한민국 보건복지부(과제번호: HI17C2412)의 지원을 받아 한국보건산업진흥원(KHIDI)을 통한 한국보건기술 R&D 프로젝트의 지원을 받았습니다.

5. 참고 문헌

- [1] Trobisch P, Suess O, Schwab F. "Idiopathic Scoliosis." *Per Trobisch*. Vol.107, No.49 p875-884. 2010.
- [2] Negrini S, Donzelli S, Aulisa AG, Czaprowski D, Schreiber S, de Mauroy JC, et al. "2016 SOSORT guidelines: orthopaedic and rehabilitation treatment of idiopathic scoliosis during growth." *Scoliosis*. Vol 13, No.3, p.1-48, 2018
- [3] Tu Y, Wang N, Tong F, Chen H. "Automatic measurement algorithm of scoliosis Cobb angle based on deep learning." *Journal of Physics: Conference Series*. Vol.1187 No.4 2017