

인공지능 기반 흉부 후전방향 검사에서 자세 평가 방법에 관한 연구

황호성^{1,3} · 최용석² · 이대원² · 김동현³ · 김호철^{1,2,3*}

¹을지대학교 일반대학원 의료인공지능학과, ²을지대학교 보건과학대학 방사선학과
³을지대학교 인공지능융합시스템연구실

Study of Posture Evaluation Method in Chest PA Examination based on Artificial Intelligence

Ho Seong Hwang^{1,3}, Yong Seok Choi², Dae Won Lee², Dong Hyun Kim³ and Ho Chul Kim^{1,2,3*}

¹Department of Medical Artificial Intelligent, Graduate School, Eulji University

²Department of Radiological Science, Eulji University

³Machine Intelligence Convergence System, Eulji University

(Manuscript received 17 February 2023 ; revised 6 March 2023 ; accepted 9 March 2023)

Abstract: Chest PA is the basic examination of radiographic imaging. Moreover, Chest PA's demands are constantly increasing because of the Increase in respiratory diseases. However, it is not meeting the demand due to problems such as a shortage of radiological technologist, sexual shame caused by patient contact, and the spread of infectious diseases. There have been many cases of using artificial intelligence to solve this problem. Therefore, the purpose of this research is to build an artificial intelligence dataset of Chest PA and to find a posture evaluation method. To construct the posture dataset, the posture image is acquired during actual and simulated examination and classified correct and incorrect posture of the patient. And to evaluate the artificial intelligence posture method, a posture estimation algorithm is used to preprocess the dataset and an artificial intelligence classification algorithm is applied. As a result, Chest PA posture dataset is validated with in over 95% accuracy in all artificial intelligence classification and the accuracy is improved through the Top-Down posture estimation algorithm AlphaPose and the classification InceptionV3 algorithm. Based on this, it will be possible to build a non-face-to-face automatic Chest PA examination system using artificial intelligence.

Key words: Chest PA, Dataset, Artificial intelligence, Pose estimation, Classification

I. 서 론

흉부 방사선 검사(Chest Radiography)란 흉부 질환인 폐 결핵(Tuberculosis), 폐수종(Pulmonary edema), 폐렴(Pneumonia), 기흉(Pneumothorax)을 진단하고 심장의 형태

및 음영을 관찰하여 심장혈관질환(Cardiovascular Disease)을 진단하는데 사용하는 검사이다[1]. 그중 방사선이 등쪽에서 흉부 앞쪽으로 투과하는 검사를 흉부 후전방향 검사(Chest Posteroanterior Projection, Chest PA)라고 하며 인체 정면 상에 위치한 폐와 심장 및 중요 혈관을 자세히 볼 수 있기 때문에 임상적으로 많이 사용된다[2]. 특히 폐질환 중 폐렴과 심장질환은 통계청에서 제시한 2021년 우리나라 사망원인통계 결과에 따르면 사망의 3대 원인으로 심장 질환은 전체의 9.9%, 폐렴은 7.2%였고, 사망률은 심장질환이 61.5%, 폐렴이 44.4%였다[3].

최근 흉부 후전방향 검사는 호흡기계 질병의 증가에 따라 검사 수요가 지속적으로 증가하고 있다. 이에 따라 검사자인

*Corresponding Author : Ho Chul Kim
553, Sanseong-daero, Sujeong-gu, Seongnam-si, Gyeonggi-do, Republic of Korea
Tel: +82-31-740-7412
E-mail: tiger1005@eulji.ac.kr

이 논문은 2023년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(No.RS-2023-00232624, 척추측만증 진단 보조 시스템 및 교정 예측 솔루션을 위한 인공지능 알고리즘 개발).

방사선사의 수요가 증가하고 있다[4]. 검사 수요의 증가는 검사자의 업무 피로도를 증가시키고 이에 따라서 재검사율이 높아져 환자의 피폭 선량 증가를 유발하며, 검사 대기시간 증가 등 환자의 의료 질 감소를 유발한다고 알려져 있다[5,6]. 또한 검사자 자세를 취할 때 환자와 검사자 간의 신체적 접촉이 발생하여 환자가 성적 수치심을 느끼는 문제점도 발생하고 있다. 진료과정의 성희롱 예방기준 실태조사에 의하면 응답자의 11.8%가 진료 시 성적 불쾌감이나 성적 수치심을 경험한 적이 있다고 하였으며 전체의 2.3%의 응답자가 신체접촉으로 인한 성희롱 경험이 있었다고 응답하였다[7]. 게다가 COVID-19 바이러스와 같은 감염성이 높은 질병이 검사 중 전파됨에 따라 신체적 접촉이나 비말 등을 통해 의료진이 감염되는 사례도 발생하고 있다[8,9]. 실제로 우리나라 방역 당국의 조사 결과에 따르면 2020년부터 2022년 2월까지 의료진의 코로나 확진 기준, 8000명을 넘었고 이 중 15명이 사망하였다고 보고되었다[10]. 그럼에도 불구하고 흉부 후전방향 검사는 방사선사의 판단을 통해 직접 환자 체형에 맞는 최적의 검사 자세를 잡아주어야 하고 검사 결과에 오인을 줄 수 있는 금속 악세서리 등과 같은 이물질 제거해 주어야 하기 때문에 방사선사가 필수적으로 필요하다. 위와 같은 문제점을 해결하기 위해 인공지능(Artificial Intelligence)을 활용하려는 연구가 진행되고 있다[11,12].

인공지능이란 학습능력과 추론능력, 지각능력 등 인간이 가지고 있는 다양한 능력들을 컴퓨터의 프로그램을 기반으로 실현하는 알고리즘(Algorithm)이다. 이러한 여러 인공지능 알고리즘 중 특히 의료 분야에서는 비접촉 자세 지도를 위해 자세 추정 알고리즘과 분류 알고리즘이 사용된다[13,14]. 자세 추정(Pose Estimation) 알고리즘은 컴퓨터 비전(Vision)을

통해서 주어진 이미지에 존재하는 객체의 위치나 방향을 탐지하는 기술이다[15,16]. 분류(Classification) 알고리즘은 데이터에서 특징을 추출해 데이터가 어떤 종류인지 판단하는 것으로 CNN(Convolutional Neural Network) 기술을 적용한 딥러닝(Deep learning)을 통해 높은 정확도를 보이는 알고리즘이다[17]. 이에 본 연구에서는 인공지능을 기반으로 흉부 후전방향 검사 자세에서 방사선사를 보조하기 위한 자세 평가 방법을 찾기 위해 데이터셋(Dataset)을 구축하고, 분류 알고리즘을 적용하여 가능성을 확인하고자 하였으며 자세 추정 알고리즘을 적용하여 정확도가 높은 자세평가 방법을 제시하고자 한다.

II. 연구 방법

1. 사용 장비 및 영상획득 조건

S병원 출장 검진 버스에 설치된 그림 1의 스탠드 버킷 형태의 일반촬영장비[GXR-S, DRGEM, Korea, (a)]를 이용해 Chest PA 검사 자세를 취하였으며 카메라를 통해 영상을 획득하였다. 방사선 사용 없이 신체적 변화가 따르지 않는 단순 접촉 측정장비 또는 관찰장비만을 사용하였다. 추가적으로 올바르게 않은 자세영상을 E대학교 연구실의 그림 1의 스탠드 버킷 형태의 일반촬영장비[REX-650r, Listem, Korea, (b), VB-90, DK Medical System, Korea, (c)]를 이용하여 획득하였다. 자세영상은 SID(source-to-Imager Distance) 180 cm에서 X선관 콜리메이터(Collimator) 위에 카메라를 설치하여 획득하였다. 연구대상자들을 임의로 선정해 연구대상자들이 특정하지 않았고 대상자들의 정보를 수집하지 않았다.

168



그림 1. 스탠드 버킷 형태의 일반촬영장비(GXR-S, DRGEM, Korea, (a) REX-650r, Listem, Korea, (b) VB-90, DK Medical System, Korea, (c))
 Fig. 1. X-ray Bucky Stand System [GXR-S, DRGEM, Korea, (a) REX-650r, Listem, Korea, (b) VB-90, DK Medical System, Korea, (c)]

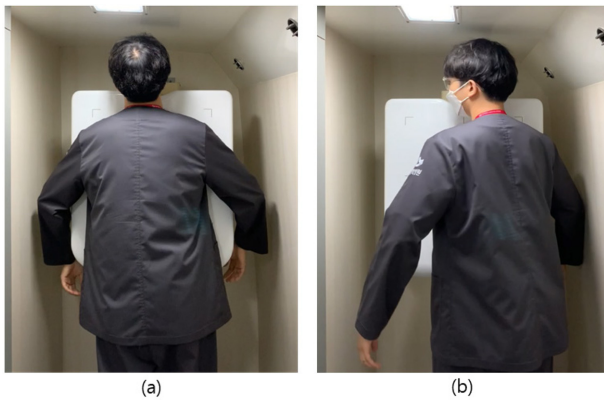


그림 2. Chest PA 올바른 자세(a)와 Chest PA 올바르지 않은 자세(b)

Fig. 2. Chest PA Correct and Incorrect Posture

표 1. Chest PA 자세 영상의 수

Table 1. Number of Chest PA pose images

	Number of Chest PA pose images			
	Train	Validation	Test	Total
Right	136	45	46	227
Wrong	819	273	273	1,365

2. 데이터 전처리(Pre-Processing)

인공지능 학습을 위해 획득한 영상을 올바른 자세영상과 올바르지 않은 자세영상으로 구분하였다. 올바른 자세영상은 그림 2의 (a)와 같이 S병원의 검사장비를 활용하여 방사선사가 방사선영상이 올바르게 나올것이라고 판단한 자세영상을 사용하였다. 올바르지 않은 자세영상으로는 그림 2의 (b)와 같이 S병원에서 교정을 실시하기 전 자세영상과 을지대학교의 장비를 활용하여 고의로 잘못된 자세를 취한 실험 영상에 대해서 임상 경력이 10년 이상인 방사선사 2명 및 방사선학과 교수가 검증한 영상을 사용하였다. 최종적으로 올바른 자세 영상 227장과 올바르지 않은 자세영상 1,365장으로 데이터셋을 구축하였다. 데이터셋 구성은 학습, 검증, 테스트셋로 구분하였으며 비율은 일반적으로 사용되는 비율 6: 2: 2(학습 : 검증 : 테스트)로 설정하였다. 전체 데이터셋은 표 1와 같다.

구체적으로 학습용 데이터는 올바른 자세 136장 올바르지 않은 자세 819장을 사용하였으며 구축한 데이터셋에 대하여 이미지 증강(Image Augmentation) 중 회전은 0~30도, 좌우 이동을 0~20%, 수평 수직 뒤집기 기법을 랜덤함수를 통해 임의로 적용해 학습데이터를 2배 증강했고, 올바른 자세 272장, 1,638장으로 학습을 진행하였다. 그리고 검증데이터로 올바른 자세 45장, 올바르지 않은 자세 273장, 테스트 데이터로 올바른 자세 46장, 올바르지 않은 자세 273장을 이미지 증강 없이 사용하였다.

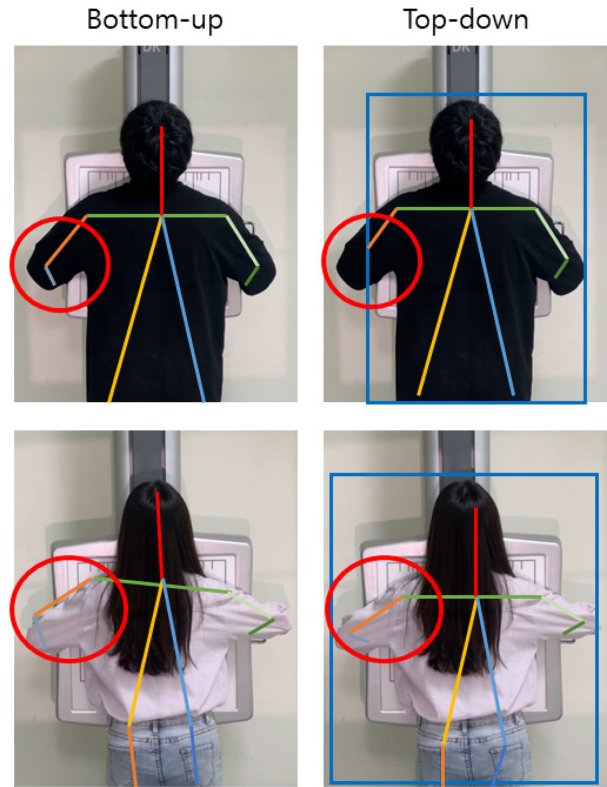


그림 3. Bottom-up방식과 Top-down방식의 비교

Fig. 3. Comparison of bottom-up and top-down methods

3. 자세 추정 알고리즘(Pose Estimation)

자세 추정 알고리즘은 그림 3과 같이 Top-Down 방식과 Bottom-Up 방식이 있다[18]. Top-Down 방식은 골격보다 사람 객체를 먼저 검출한 후 골격을 탐지하여 구분하는 방식으로 인체내 골격검출이 정확하다는 장점이 있다[19]. Bottom-Up 방식은 영상에서 인체의 골격을 먼저 탐지한 후 이들을 관절 별로 구분하는 방식으로 사람객체로 검출되지 않은 부분에 대한 골격도 검출할 수 있다는 장점이 있다[20]. 본 연구에서는 획득한 환자의 자세영상에 대하여 Top-Down 방식의 Alphapose와 Bottom-Up 방식의 Mmpose알고리즘을 적용하여 그림 4과 같이 올바른 자세와 올바르지 않은 자세로 나누어 데이터셋을 구축하였다.

Alphapose는 2017년 ICCV2017에서 공개된 Top-Down 방식의 알고리즘으로 2021년까지 SOTA(State of the Art)에서 자세 추정 알고리즘의 성능 평가에 사용되는 MPII Human Pose 데이터셋에 대하여 가장 좋은 성능이었으며, CNN 기반의 알고리즘이며 백본(Backbone)으로 객체검출 알고리즘인 YOLOv3와 YOLOX를 사용한다[21].

Mmpose는 CNN 기반 Bottom-Up방식의 알고리즘으로 OpenMMLab에서 개발하였으며 비교적 간단한 구조로 구조 변경 등 활용성이 높아 다른 연관 알고리즘 개발에 사용되고 있다[22].

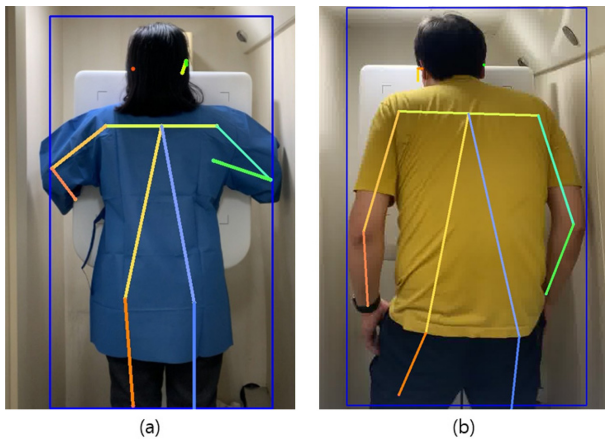


그림 4. 자세추정 알고리즘(YOLOX)을 적용 Chest PA 자세 예 [올바른 자세(a), 올바르지 않은 자세(b)]
 Fig. 4. Example of Chest PA Posture applied posture estimation (YOLOX) [Correct(a), Incorrect(b)]

4. 분류 알고리즘(Classification)

분류 알고리즘은 CNN 개념을 적용한 딥러닝 알고리즘을 사용하였다. 딥러닝은 기존의 단순한 인공지능 알고리즘보다 좀더 복잡한 구조를 통해 다양한 특징을 뽑아내 좀더 정확도가 높다[23]. 이에 본 연구에서는 자세 추정 알고리즘을 적용한 데이터와 적용하지 않은 데이터를 각각 분류알고리즘을 통해 올바른 자세와 올바르지 않은 자세로 구분하여 학습하였다.

ResNet50은 인공신경망의 복잡한 신경망 계층을 두겹씩 쌓아 정확도를 높인다는 기존의 개념에서 벗어나 최적화를 적용하기 위해 기울기 소실(Gradient Vanishing)개념을 적용한 알고리즘이다[24]. 이에 ResNet50을 기본적인 기울기 소실 개념이 어느정도 데이터셋의 정확도에 영향을 줄지에 대한 정확도의 기준을 삼기 위해 학습 알고리즘으로 선정하였다.

DenseNet201은 CNN 기법 중 하나로 정확도 향상을 위해 네트워크(Network)를 더 깊게 만들기 보다는 각 레이어(Layer) 처리 이후에 얻은 특징 지도(Feature Map)을 바로 다음 하위 레이어 적용과 뒤 층의 입력으로 사용하는 Dense Connectivity 방식을 적용하였다. 이는 기존의 ResNet 기반 알고리즘의 문제점인 기울기 소실을 해결하기 위한 방법으로 잔여 신경망의 참조함수(Reference Function) 같은 기법으로 모든 출력 값에 모든 계층을 조밀하게 연결한다[25]. 이에 DenseNet201을 참조함수 기법과 201개층의 다층 레이어의 효과를 알기 위하여 학습 알고리즘으로 선정하였다.

EfficientNet b0는 2019년에 발표되었으며 기존의 CNN 알고리즘과 달리 계산량을 늘려서 정확도를 높이는 방식에서 벗어나 신경망 아키텍처 조사(Neural Architecture Search)를 사용해 기초 네트워크를 만들고, 스케일링(Scaling)을 수행해서 높은 정확도와 효율성을 달성하고자 하는 알고리즘이다[26]. 이에 EfficientNet b0을 빠른 학습 및 검출시에도 어

느정도 데이터셋의 정확도를 보일 수 있을 지에 대한 비교를 위해 학습 알고리즘으로 선정하였다.

VGG는 Visual Geometry Group팀에서 개발한 알고리즘으로 16레이어로 구성된 VGG16과 19레이어로 구성된 VGG19가 있다. 기본적인 구조는 AlexNet을 기반으로 레이어 수를 증가한 알고리즘이며 타 알고리즘에 비해 비교하기 쉬운 구조와 적절한 성능을 가지고 있어 최적화에 용이하다[27]. 이에 VGG19 변형을 통해 정확도를 향상시킬 수 있을지에 대한 판단을 하기 위해 학습 알고리즘으로 선정하였다.

InceptionV3은 48개 계층으로 구성된 신경망으로 모바일 기기 같은 제한된 환경에서 Convolution 분해를 진행하는 Inception 모듈을 사용한 알고리즘이다[28].

Xception은 GoogleNet 기반으로 Inception 모듈을 사용하여 특징을 효율적으로 추출하는 개념의 알고리즘이다[29]. 이에 두 알고리즘의 Inception모듈적용이 데이터셋의 정확도에 어떤 영향을 주는지 알기 위하여 학습 알고리즘으로 선정하였다.

알고리즘별로 세부 하이퍼 파라미터로 Batch Size를 32, 학습율(Learning Rate)을 0.001로 설정하였다. 정확도 향상을 위해 전이학습을 진행하였으며 전이학습은 imagenet을 기반으로 하였다. 활성화 함수(Activation Function)로는 이진분류에서 일반적으로 사용하는 Sigmoid 함수를 사용하였다. Keras의 추가 기능으로 Callback을 사용하여 과적합을 막고자 하였으며 구체적으로 100epoch동안 학습의 정확도 향상이 없을 경우 중단하였다. Fine-tuning을 활용하여 추가 학습하였고, 이때의 학습율을 0.00001로 설정하였다. Fine-tuning시 전이학습으로 생성한 모델의 2레이어와 정규화 전역평균만 유지한 상태에서 특징지도와 분류 레이어를 모두 포함한 전체 레이어를 학습하도록 설정하였으며, 최적화 함수로는 Adam을 사용하였다.

5. 평가지표

분류 알고리즘의 성능평가를 위해서 혼동행렬(Confusion Matrix)의 개념이 사용된다. 혼동행렬은 예측 값이 실제 관측 값을 얼마나 정확히 예측했는지를 말해주는 행렬이며, TP(True Positive), TN(True Negative), FP(False Positive), FN(False Negative)이 사용되는 개념이다[30]. 실제 값과 예측 값이 동일하면 T(True), 틀리면 F(False)로 표시하고, 예측 값을 기준으로 하여 Positive로 예측했다면 P, Negative로 예측했다면 N이라고 표기한다. 이중 이진분류에 대해 Tensorflow 라이브러리를 활용한 Keras는 혼동행렬을 이용해 정확도(Accuracy)와 손실(Loss)을 주요 지표로 사용한다[31]. 정확도는 식 (1)과 같이 표현된다.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100(\%) \tag{1}$$

정확도가 높다는 것은 분류가 정확하게 잘된 정도의 비율이 높다는 것으로 올바른 자세를 올바른 자세로 분류하고 올바르지 않은 자세를 올바르지 않은 자세로 얼마나 정확히 분류하는지에 대한 성능이다.

손실은 실제 값과 예측 값의 차이로 특정 함수에 의해 계산된다. 인공지능 학습은 손실값을 줄이고 정확도를 높이는 방향으로 학습이 진행된다. 이 손실값을 계산하는 손실함수 값을 통해 학습율을 결정한다. 이중 이진분류에는 일반적으로 이진 교차 엔트로피 손실(Binary-Cross Entropy loss)함수를 사용하며 식 (2)와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \text{Binary Cross Entropy loss } (\hat{y}, y) \\ = -(y * \log(\hat{y})) + (1-y) * \log(1-\hat{y}) \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 \hat{y} 은, 0과 1 사이의 연속적인 S자형 곡선(Sigmoid)함수 출력 값이며, y 는 실제 예측 값을 의미한다. 위 손실함수를 적용하여 학습하며 올바른 자세와 올바르지 않은 자세 중 하나를 예측한다. 분류 후 정답일 확률인 y 에 대하여, 알고리즘의 분류 결과인 \hat{y} 에 대한 차이를 계산하고, 이를 정답일 확률에 가까운 값을 갖도록 학습율을 조정한다. 결과적으로 수치가 낮을수록 예측할 때마다 정답에 가까운 예측을 할 확률이 높다.

본 연구에서는 자세평가 방법의 분류알고리즘의 성능에 대해 정확도와 손실값을 성능평가 지표로 사용하였다. 정확도는 학습 후 검증영상에 대한 학습 정확도와 학습에 사용하지 않은 영상으로 테스트한 테스트 정확도를 사용하였다. 손실값은 최종 학습시를 기준으로 최소값 성능지표로 사용하였다.

6. 인공지능 학습 환경

알고리즘 학습을 위한 환경으로 Intel i7-11700K 3.60GHz, 96GB RAM, GeForce RTX3090 24GB의 사양의 컴퓨터를 이용하였다. 운영체제로는 Ubuntu 22.04LTS를 사용하였으며 그래픽 드라이버 버전은Nvidia Driver 515를 사용하였다. Anaconda프로그램을 이용하여 가상환경을 구축하였으며 구체적인 라이브러리 및 프레임워크는 Cuda 11.2.2, Cudnn 8.1.0.77, Tensorflow 2.9.1, Keras 2.9.0을 사용하였다. 전체적인 연구 과정은 그림 5과 같다.

III. 연구 결과

자세 추정 알고리즘을 적용하지 않은 데이터의 정확도는 표 2와 같이 측정되었다. 학습의 정확도는 DenseNet201, EfficientnetB0, InceptionV3, Xception가 동일하게 100%로 나타났다. 테스트의 정확도는 Xception이 98.12%로 가장 높았고 테스트 손실도 Xception이 4.08%로 가장 좋았다.

Top-Down형태의 Alphapose에서 자세추정 처리 시간은 백본 모델과 상관없이 1장당 0.04초의 시간이 추가로 소요되었다.

그중 백본으로 YOLOv3를 적용했을 때 데이터의 정확도는 표 3과 같이 측정되었다. 학습의 정확도는 모든 알고리즘에서 100%를 보였다. 테스트의 정확도는 InceptionV3이 99.37%로 가장 높았으며 테스트 손실도 InceptionV3이 2.18%로 가장 좋았다. 그리고 백본으로 YOLOX를 적용하였을 때 데이터 정확도는 표 4와 같이 측정되었다. 학습의 정확도는 EfficientnetB0

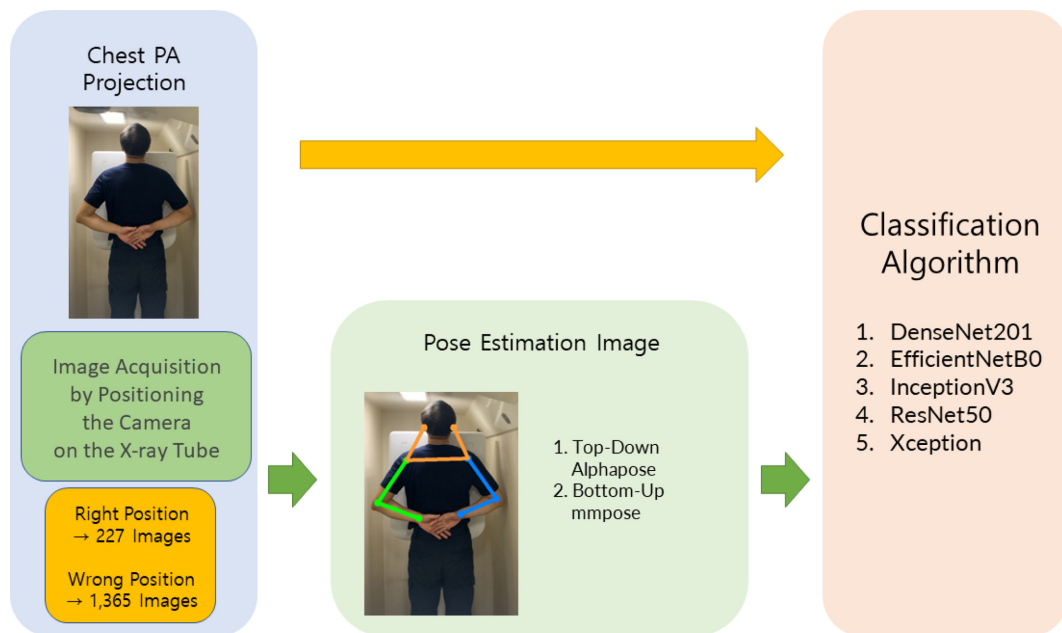


그림 5. 연구 과정
Fig. 5. Research process

표 2. 자세추정 알고리즘을 적용하지 않은 분류 알고리즘 정확도

Table 2. Accuracy of the classification algorithm without posture estimation algorithm

Algorithm	Performance Metrics		
	Training Accuracy	Test Accuracy	Test Loss
DenseNet201	100.00%	97.18%	16.42%
EfficientnetB0	100.00%	82.45%	48.60%
InceptionV3	100.00%	97.81%	6.12%
ResNet50	95.76%	85.58%	52.91%
VGG19	99.90%	95.92%	9.90%
Xception	100.00%	98.12%	4.08%

표 3. Alphapose YOLOv3 알고리즘을 적용 분류 알고리즘 정확도

Table 3. Accuracy of the classification algorithm with Alphapose YOLOv3

Algorithm	Performance Metrics		
	Training Accuracy	Test Accuracy	Test Loss
DenseNet201	100.00%	98.43%	4.21%
EfficientnetB0	100.00%	96.55%	8.65%
InceptionV3	100.00%	99.37%	2.18%
ResNet50	100.00%	98.75%	2.84%
VGG19	100.00%	97.49%	5.47%
Xception	100.00%	98.75%	3.02%

172

표 4. Alphapose YOLOX 알고리즘을 적용 분류 알고리즘 정확도

Table 4. Accuracy of the classification algorithm with Alphapose YOLOX

Algorithm	Performance Metrics		
	Training Accuracy	Test Accuracy	Test Loss
DenseNet201	100.00%	98.12%	4.60%
EfficientnetB0	99.90%	96.87%	9.91%
InceptionV3	100.00%	99.37%	1.69%
ResNet50	100.00%	99.06%	1.72%
VGG19	100.00%	98.75%	4.11%
Xception	100.00%	99.06%	3.30%

표 5. Mmpose 알고리즘을 적용 분류 알고리즘 정확도

Table 5. Accuracy of the classification algorithm with Mmpose

Algorithm	Performance Metrics		
	Training Accuracy	Test Accuracy	Test Loss
DenseNet201	100.00%	98.75%	4.45%
EfficientnetB0	100.00%	89.34%	27.15%
InceptionV3	100.00%	99.06%	2.66%
ResNet50	100.00%	99.06%	4.14%
VGG19	100.00%	97.81%	4.60%
Xception	100.00%	98.43%	3.99%

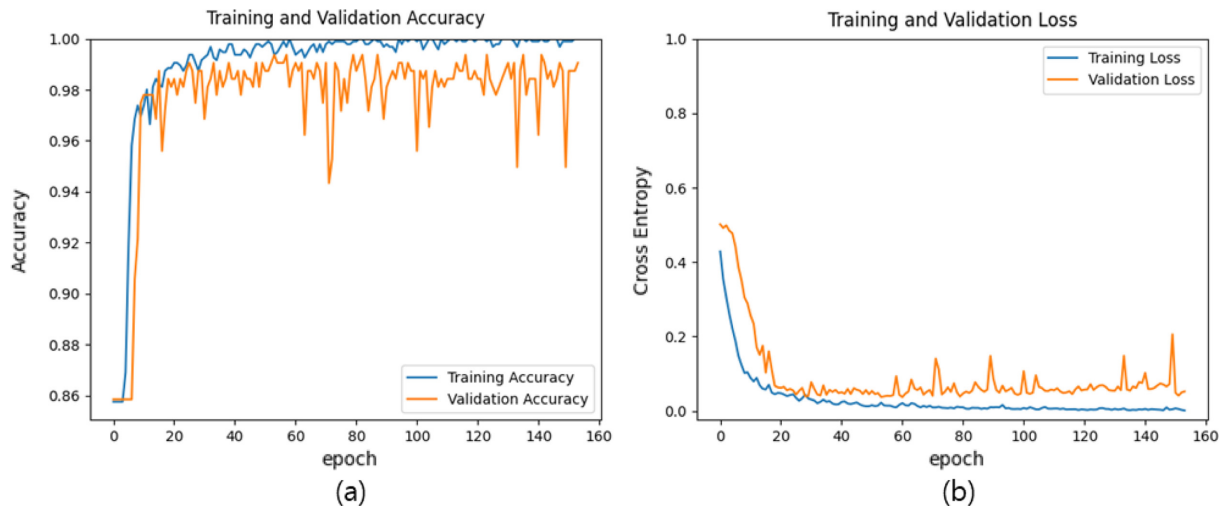


그림 6. Alphapose YOLOX와 InceptionV3의 조합의 정확도(a) 및 손실(b) 분포
Fig. 6. Accuracy(a) and Loss(b) graph the combination of Alphapose YOLOX and InceptionV3

을 제외하고 모든 알고리즘에서 100%를 보였다. 테스트의 정확도는 InceptionV3가 99.37%로 가장 높았으며 테스트 손실은 ResNet50이 1.69%로 가장 좋았다.

Bottom-Up형태의 Mmpose 알고리즘을 적용하여 Bottom-Up을 실시하였을 때 1장당 0.52초가 추가로 소요되었으며 정확도는 표 5와 같이 측정되었다. 학습의 정확도는 모든 알고리즘에서 100%를 보였다. 테스트의 정확도는 ResNet50이 99.06%로 가장 좋았으며 테스트 손실은 InceptionV3가 2.66%로 가장 좋았다.

결과적으로 자세 추정 알고리즘으로 Alphapose YOLOX와 분류알고리즘으로 InceptionV3의 조합이 테스트 정확도는 99.37%, 테스트손실이 1.69%으로 가장 성능이 우수한 자세 평가 방법으로 학습별 정확도와 손실은 그림 6과 같다.

IV. 고찰 및 결론

진단의학기술의 발전에 따라 첨단 영상의학장비의 도입이 증가하고 있다. 이에 맞춰 영상의학장비를 이용한 영상의학 검사의 수요도 지속적으로 증가하고 있다. 하지만 환자 수에 비해 영상의학검사를 시행하는 방사선사의 공급이 부족하다. 우리나라의 경우 고려대학교 노동문제연구소에서 조사한 바에 의하면 보건의료인 중 인력 부족을 가장 많이 느끼는 직종 2위가 방사선사 였다[32]. 미국의 경우도 미방사선사 협회 (ASRT, American Society of Radiologic Technologists)에서 2019년 실시한 Radiologic Sciences and Staffing Survey에 따르면 현재 수요에 비해 공급이 8.5% 낮다고 보고되었다 [33].

방사선사는 일반 방사선 감사는 물론 MRI, CT, 초음파까지 여러 영역에서 근무를 하고 있다. 이중 많은 인력이 일반

방사선 진단 영역에서 근무하고 있다. 특히 일반 방사선 촬영 중 흉부 후전방향 검사는 가장 많이 실시하는 검사 중 하나로 일반적으로 심장을 잘 보기 위해 흉부 후전방향 자세로 검사하며 국민건강보험의 일반검진 영역에 포함 되어있는 검사이다[34,35]. 흉부 후전방향 검사의 특징으로는 다른 검사에 비해 검사과정과 자세가 비교적 간단하고, 특히 보행이 가능한 환자의 경우 전체적인 시간이 짧다. 하지만 잘못된 자세로 검사를 진행할 경우 흉부의 폐가 영상에 보이지 않는 문제점이 발생하기 쉽기 때문에 방사선사의 자세교정이 필수이다. 이러한 단점을 극복하기 위해 방사선기에 센서들을 활용하고 있지만 단순하게 촬영법에 맞게 장비가 이동하는 정도이다[36,37]. 반면 웨이트 트레이닝 분야 등에서는 간단하지만 옳은 동작인지를 판단하는 것이 중요한 자세를 분석하는데 인공지능 알고리즘을 활용한 연구들이 진행되어 오고 있다 [16,38,39].

이에 본 연구는 흉부 후전방향 검사 자세에 대해 자세추정 알고리즘을 적용하고 분류알고리즘을 적용한 것이 자세평가 방법으로 적절할 것이라고 가설을 설정하고 연구를 진행하였다. 이를 위해 첫번째로는 흉부 후전방향 검사 자세영상을 획득하여 데이터셋 구축하였다. 이때 영상은 연구진의 판단과 실제 영상기반으로 올바른 자세와 올바르지 않은 자세로 구분하여 영상을 획득하였다. 그리고 데이터를 자세 추정 알고리즘이 분류알고리즘 성능향상에 기여할 것으로 가설을 설정하여 자세 추정 알고리즘을 적용한 데이터 셋과 그렇지 않은 데이터셋으로 나누어 데이터셋을 구성하였다. 자세 추정 알고리즘은 2가지 방식의 알고리즘을 모두 적용하여 각 방식마다 정확도를 비교하고자 하였다. 최종적으로 구성한 데이터셋을 선정한 인공지능 분류 알고리즘에 학습하여 정확도를 평가하여 가장 적절한 자세평가 방법을 알고자 하였다.

결과적으로 자세 추정 알고리즘을 적용하지 않은 데이터셋도 모든 인공지능 분류알고리즘에서 일정수준 이상의 정확도를 보이며 특히 테스트 데이터에서도 일정 수준 이상 정확도를 보였기 때문에 데이터의 비율이 올바르게 잡힌 자세가 높음에도 불구하고 데이터셋이 알맞게 구축되었다는 것을 알 수 있었다. 그리고 자세추정 알고리즘을 적용하면 더 높은 정확도를 얻을 수 있다는 것을 알 수 있었다. 구체적으로 자세 추정 알고리즘 중 Top-Down방식의 Alphapose가 Bottom-Up방식의 Mmpose보다 정확도가 높고 추가 처리 시간도 짧아 Top-Down 방식이 자세평가 방법의 정확도를 높이는데 적합하다는 것을 알 수 있었다. 이는 자세 추정 알고리즘을 통해 인체의 골격을 나타내었으며 이 부분의 특징을 추출한 것이 정확도를 높였기 때문이라고 생각된다. 분류 알고리즘 자체 정확도로는 자세 추정 알고리즘을 적용하지 않은 데이터에서는 Xception이 가장 좋은 알고리즘 이었으나, 자세 추정 알고리즘을 적용한 데이터에서는 InceptionV3이 가장 좋은 알고리즘으로 1%정도의 정확도 성능차이와 2%정도의 손실 값 차이를 보였다.

본 연구는 자세평가 방법 발견을 통해 환자에게 직접적인 접촉없이 환자의 자세를 평가하여 호흡 및 접촉성 전염병, 접촉으로 인한 성적 수치심 유발 문제를 예방하고 높은 검사 수요에 따른 방사선사 인력 부족과 이에 따라 발생하는 피로도 문제를 해결할 수 있는 자동 검사 시스템의 개발의 가능성을 제시하였다는 점에서 의의가 있다[4,6-8]. 그리고 본 연구는 흉부 후전방향 자세평가 방법을 바탕으로 다른 방사선 영상 촬영 자세 연구로의 확장이 가능하다는 점에 대해서도 의의가 있다. 이에 본 연구에서 획득한 자세평가 방법을 기반으로 흉부 후전방향 및 방사선 영상 자동검사 시스템 관련 후속연구를 진행할 예정이다. 하지만 인공지능 학습을 위한 데이터를 획득하는 과정에서 임상 데이터의 부족으로 인해 실제 촬영 영상기반 자세와 호흡을 평가하지 못하였으며, 연구대상자를 임의로 설정해 아동 및 척추 측만 환자와 같은 특수한 체형의 자세 데이터도 구축하지 못하였다. 이후 추가 실험 및 기관생명윤리위원회의 승인을 통해 구체적인 데이터 획득을 통하여 이러한 문제점을 극복하고자 하며 비지도 학습에 사용되는 알고리즘 중 데이터를 직접 생성할 수 있는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)등을 사용하여 데이터를 증가시키는 방향으로 연구를 지속할 예정이다[40].

본 연구를 통해 흉부 후전방향 검사에 인공지능을 적용한 분류 알고리즘이 적용이 가능하며, 추가적인 자세 추정 알고리즘 처리가 자세평가 방법의 정확도를 높이며, 구체적으로는 Top-down 방식의 Alphapose YOLOX 알고리즘과 InceptionV3 알고리즘의 조합이 정확도가 가장 높은 자세평가 방법이라는 것을 알 수 있었다.

References

- [1] Kelly B. The chest radiograph. *The Ulster medical journal*. 2012;81(3):143.
- [2] Ahn BJ, Lee JH. Image Evaluation of Projection Method in Chest Radiography. *한국방사선학회논문지*. 2022;16(3): 217-23.
- [3] Kostat. 2021년 사망원인통계 결과. 2022;2022-09-26.
- [4] Oh YH. 보건의료인력 중·장기수급추계연구. *한국보건사회연구원*; 2015.
- [5] Lee SS. 코로나19 방역 현장 방사선사들, 과로,감염,피폭 3중고. *RAPPORTIAN*. 2023.
- [6] Jo PG. The Importance of Positioning in General X-ray Examination: Based on Chest PA X-ray. *JRST*. 2022;45(3): 249-54.
- [7] Cha HY. 진료과정의성희롱 예방기준실태조사. [NHRC] 국가인권위원회 발간자료. 2013.
- [8] Grasselli G, Scaravilli V, Mangioni D, Scudeller L, Alagna L, Bartoletti M, et al. Hospital-acquired infections in critically ill patients with COVID-19. *Chest*. 2021;160(2):454-65.
- [9] Choi DO, Lee KM. Development of COVID-19 Neutralizing Antibody (NAb) Detection Kits Using the S1 RBD Protein of SARS-CoV-2. *Korean Journal of Clinical Laboratory Science*. 2021;53(3):257-65.
- [10] Kim DY. 코로나 영웅 '슬픈 기록'...의료진 8076명 감염, 15명 숨졌다. *JoongAng*. 2022.
- [11] Kim JY, Lee BJ, Song JS. A Study on the Development of an Artificial Intelligence Healthcare Robot System Based on UX Design for Non-Face-to-Face Diagnosis and Treatment - Centering the Development of UX Design for Non-Face-to-Face Diagnosis-. *KSDC*. 2021;27(4):141-52.
- [12] Jun JH, Lee KC. 의료 인공지능 표준화 동향. *한국전자통신연구원*; 2019;113-26.
- [13] Han JY, Park JH. Turtle Neck Syndrome Posture Correction Service Using CNN-based Learning Model. *Jour. of KoCon.a*. 2020;20(7):47-55.
- [14] Im YJ, Hwang HS, Kim DH, Kim HC. A Study on the Dataset Construction and Model Application for Detecting Surgical Gauze in C-Arm Imaging Using Artificial Intelligence. *의공학회지*. 2022;43(6):390-8.
- [15] Choi JH. Quantification of Dance Motion Using Artificial Intelligence Deep Learning Algorithm. *KAODANCE*. 2022; 22(1):43-52.
- [16] https://jobsn.chosun.com/site/data/html_dir/2022/05/13/2022051301913.html?utm_source=naver&utm_medium=referral&utm_campaign=misaeng Accessed on 02 Feb 2023.
- [17] Jo JM, Kang SS, Kim KK. Object Recognition and Pose Estimation Based on Deep Learning for Visual Servoing. *KRS Journal*. 2019;14(1):1-7.
- [18] Moon G, Chang JY, Lee KM. Camera distance-aware top-down approach for 3d multi-person pose estimation from a single rgb image. *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. 2019;10133-42.
- [19] Ning G, Liu P, Fan X, Zhang C. A top-down approach to articulated human pose estimation and tracking. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops*. 2018.
- [20] Geng Z, Sun K, Xiao B, Zhang Z, Wang J. Bottom-up human pose estimation via disentangled keypoint regression. *Pro-*

- ceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021;14676-86.
- [21] Fang H-S, Li J, Tang H, Xu C, Zhu H, Xiu Y, et al. Alpha-pose: Whole-body regional multi-person pose estimation and tracking in real-time. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2022.
- [22] Sengupta A, Jin F, Zhang R, Cao S. mm-Pose: Real-time human skeletal posture estimation using mmWave radars and CNNs. *IEEE Sensors Journal*. 2020;20(17):10032-44.
- [23] Wang J, Yang Y, Mao J, Huang Z, Huang C, Xu W. Cnn-rnn: A unified framework for multi-label image classification. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016:2285-94.
- [24] Targ S, Almeida D, Lyman K. Resnet in resnet: Generalizing residual architectures. *arXiv preprint arXiv:160308029*. 2016.
- [25] Zhu Y, Newsam S. Densenet for dense flow. *2017 IEEE international conference on image processing (ICIP)*. 2017;790-4.
- [26] Tan M, Le Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. *International conference on machine learning*. 2019;6105-14.
- [27] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:14091556*. 2014.
- [28] Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, Shlens J, Wojna Z. Rethinking the inception architecture for computer vision. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016;2818-26.
- [29] Chollet F. Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2017;1251-8.
- [30] Deng X, Liu Q, Deng Y, Mahadevan S. An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem. *Information Sciences*. 2016;340:250-61.
- [31] Gulli A, Pal S. *Deep learning with Keras*: Packt Publishing Ltd; 2017.
- [32] https://www.dailymedi.com/news/news_view.php?wr_id=844314 Accessed on 02 Feb 2023.
- [33] asrt. *Radiologic Sciences Staffing and Workplace Survey 2019*. asrt; 2019.
- [34] Joo YC, Lim CH, Yoo IK, Jung HR, Lee SH. Adequacy of Source to Image Receptor Distance with Chest Postero - Anterior Projection in Digital Radiology System. *JRST*. 2016;39(2):135-42.
- [35] Jo JH, Jin SJ, Min BI. A Study on the Distribution of Scatter Ray in Chest Radiography of a Health Examination Bus. *JSRT*. 2017;40(3):377-83.
- [36] Coe RP. *Automatic position control system for x-ray machines*. Google Patents; 1996.
- [37] LoVette D. *X-ray Automation: Auto Tracking Vs. Auto Positioning*. blockimaging. 2019.
- [38] Chu WC-C, Shih C, Chou W-Y, Ahamed SI, Hsiung P-A. Artificial intelligence of things in sports science: weight training as an example. *Computer*. 2019;52(11):52-61.
- [39] Novatchkov H, Baca A. Artificial intelligence in sports on the example of weight training. *Journal of sports science & medicine*. 2013;12(1):27.
- [40] Creswell A, White T, Dumoulin V, Arulkumaran K, Sengupta B, Bharath AA. Generative adversarial networks: An overview. *IEEE signal processing magazine*. 2018;35(1):53-65.