



Diagnosis of Rib Fracture Using Artificial Intelligence on Chest CT Images of Patients with Chest Trauma

외상 환자의 흉부 CT에서 인공지능을 이용한 갈비뼈 골절 진단

Li Kaike, MD¹, Riel Castro-Zunti, PhD²,
Seok-Beom Ko, PhD², Gong Yong Jin, MD^{3*}

¹Department of Radiology, Shandong Provincial Qianfoshan Hospital, Jinan, China

²Department of Electrical and Computer Engineering, University of Saskatchewan, Saskatoon, Canada

³Department of Radiology, Research Institute of Clinical Medicine, Biomedical Research Institute of Jeonbuk National University Hospital, Jeonbuk National University Medical School, Institute of Medical Science, Jeonju, Korea

Received August 12, 2023
Revised September 30, 2023
Accepted December 25, 2023
Published Online March 5, 2024

*Corresponding author

Gong Yong Jin, MD
Department of Radiology,
Research Institute of Clinical Medicine,
Biomedical Research Institute of
Jeonbuk National University Hospital,
Jeonbuk National University
Medical School,
Institute of Medical Science,
20 Geonji-ro, Deokjin-gu,
Jeonju 54907, Korea.

Tel 82-63-250-1150

Fax 82-63-272-0481

E-mail gyjin@chonbuk.ac.kr

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Purpose To determine the pros and cons of an artificial intelligence (AI) model developed to diagnose acute rib fractures in chest CT images of patients with chest trauma.

Materials and Methods A total of 1209 chest CT images (acute rib fracture [$n = 1159$], normal [$n = 50$]) were selected among patients with chest trauma. Among 1159 acute rib fracture CT images, 9 were randomly selected for AI model training. 150 acute rib fracture CT images and 50 normal ones were tested, and the remaining 1000 acute rib fracture CT images was internally verified. We investigated the diagnostic accuracy and errors of AI model for the presence and location of acute rib fractures.

Results Sensitivity, specificity, positive and negative predictive values, and accuracy for diagnosing acute rib fractures in chest CT images were 93.3%, 94%, 97.9%, 82.5%, and 95.6% respectively. However, the accuracy of the location of acute rib fractures was low at 76% (760/1000). The cause of error in the diagnosis of acute rib fracture seemed to be a result of considering the scapula or clavicle that were in the same position (66%) or some ribs that were not recognized (34%).

Conclusion The AI model for diagnosing acute rib fractures showed high accuracy in detecting the presence of acute rib fractures, but diagnosis of the exact location of rib fractures was limited.

Index terms Rib Fracture; Artificial Intelligence; Machine Learning; Diagnosis; Computer-Assisted

서론

급성 갈비뼈 골절은 흉부 외상 환자의 약 40%–50%에서 동반되고, 급성 갈비뼈 골절 환자의 84%–94%가 심한 흉부 또는 복부 손상이 동반되기 때문에 외상의 예후 인자로 알려져 있다(1-4). 또한, 급성 갈비뼈 골절 환자에서 골절된 갈비뼈의 수와 해부학적 위치는 중증 외상과 밀접한 관련이 있기 때문에, 환자의 나이와 함께 이환율과 사망률을 결정하는 가장 중요한 요소이다(5). Jin 등(6)에 의하면 3개 이상의 급성 갈비뼈 골절이 있는 환자는 갈비뼈 골절이 없는 환자와 비교했을 때 사망률이 두 배(3.9% vs. 1.8%) 이상 증가했고, 특히 7개 이상의 급성 갈비뼈 골절이 있으면 사망률이 29%로 증가했다고 했다. 이와 더불어 급성 갈비뼈 골절의 해부학적 위치도 중증도 손상 및 합병증과 밀접한 관계가 있다. 흉부 외상환자에서 5–9번째 사이의 급성 갈비뼈 골절이 흔하며, 첫 번째 갈비뼈 골절은 심장 및 대혈관 손상을 일으킬 수 있고, 10–12번째 갈비뼈 골절은 간, 비장 및 신장 손상을 흔히 일으킨다(7-9).

위에서 언급한 것처럼 갈비뼈 골절은 골절 위치나 개수에 따라서 예후가 다르다. 그러나 흉부 전산화단층촬영(이하 CT)을 판독하는 영상의학과 의사의 업무 과중으로 인한 판독 시간의 부족은 골절된 갈비뼈의 수와 위치를 정확하게 기록하지 못하는 경우가 종종 있다. 골절된 갈비뼈 수와 위치를 정확하게 평가하기 위해서는 수십 개의 흉부 CT 영상을 순차적으로 보면서 갈비뼈 골절을 찾고, 그 위치를 기술해야 하므로 많은 시간이 소요된다. 또한, 환자들의 갈비뼈 골절의 정도나 모양이 다르기 때문에 정확한 진단을 위해서는 경험이 필요하다. 이와 같은 원인 때문에 갈비뼈 골절에 대한 흉부 CT의 오진율은 19.2%–26.8%로 상당히 높다(10). Dankerl 등(11)은 흉부 CT에서 갈비뼈 골절의 진단율이 영상의학과 의사들의 경험에 따라 차이가 있는데, 영상의학과 전문의의 경우 갈비뼈 골절의 진단율이 77.5%였지만, 경험이 적은 영상의학과 레지던트 또는 인턴의 경우 46.3%로 낮았다.

따라서 흉부 외상 환자의 흉부 CT 영상 판독 시간을 줄이고, 갈비뼈 골절 진단의 오류를 줄이기 위해서는 갈비뼈 골절 진단 인공지능(artificial intelligence; 이하 AI)의 개발이 필요하다. 지난 10년 동안 AI는 특히 이미지 분석 및 처리 측면에서 급속한 기술 발전이 있었으며, 이 중 가장 발전한 응용 프로그램 중 하나는 영상 진단 분야이다. 흔히 이용되는 합성곱 신경망(convolutional neural network; 이하 CNN)은 딥 네트워크 구성에서 중요한 부분이며, 이미지 분석에 가장 효율적인 모델로 알려져 있다. CNN은 이미지 데이터를 공간적 배열하고, 계층적 데이터를 감지하는 뛰어난 능력으로 인해 현재 의료 영상 처리 응용 프로그램에서 가장 많이 사용한다(12). 지금까지 외상 환자의 흉부 CT에서 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 CNN을 이용한 다양한 AI 프로그램 개발을 해 왔지만 아직까지 갈비뼈 골절을 정확하게 진단하기 위해 개발된 AI 프로그램은 적다(13). Weikert 등(14)이 CNN을 이용하여 개발한 AI의 경우 갈비뼈 골절 진단 민감도는 87.4%, 특이도는 91.5%였고, Yao 등(15)이 개발한 AI는 갈비뼈 골절 진단에 95.0%의 높은 민감도와 55.7%의 낮은 양성 예측률을 보였다. Zhou 등(16)은 AI가 외상 환자의 흉부 CT 판독 보조 역할을 함으로써 영상의학과 전문의의 판독 시간을 줄이고, 갈비뼈 골절 진단의 정확도를 크게 향상시켰다고 보고하였다(AI 91.1% vs. no AI 80.3%). Jin 등(6)은 갈비뼈 골절을 감지하고 분할하기 위해 FracNet이라는 딥 러

닝 모델(deep learning model)을 개발했으며, 갈비뼈 골절 진단의 민감도는 92.9%였다고 보고하였다. 그러나 CNN을 이용한 AI의 경우 사용 가능한 훈련 세트의 크기와 네트워크의 크기가 제한되어 있는 것이 단점이다(17). 일반적으로 갈비뼈처럼 3차원 데이터를 다루는 딥 러닝 모델에서 CNN을 이용하는 경우 대용량 메모리가 필요하고, 연산 속도도 느리다. Olczak 등(18)은 이런 문제를 해결하기 위해서 VGG16을 이용하는 것이 갈비뼈 골절 진단하는 데 더 효과적이라고 하였다. 또한, Zhou 등(16)은 Faster R-CNN을 기반으로 하는 갈비뼈 골절의 완전 자동 탐지 및 분류 방법을 제시하였다.

그러나 이런 모델들도 흉부 CT 영상에서 갈비뼈 골절을 표시할 수는 있지만 갈비뼈 골절의 위치를 표시할 수 없는 단점이 있어서 임상적으로 적용하는 데 제한이 있다. U-Net은 영상을 이용한 인공지능 모델을 만들 때 인공지능 구성 요소들의 스킵 연결, 효율적인 설계 및 적응성을 가진 독특한 아키텍처(architecture)로 정밀한 분할(segmentation)과 공간 정보(spatial information)가 필수적인 상황에서 다양한 이미지 분석 작업에 반드시 필요하다. 이와 더불어 Residual Networks (이하 ResNet)는 컴퓨터 비전 및 심층 신경망 분야에 매우 우수하며, 현재 영상의 인공지능 모델을 만들 때 이용하는 딥 러닝 아키텍처이다. Castro-Zunti 등(19)은 ResNet을 이용해서 개발한 늑골 골절 인공지능이 효과적으로 급성 늑골 골절은 진단할 수 있다고 보고하였다. 따라서 이 연구에서는 U-Net 세분화 네트워크와 ResNet 분류 네트워크를 기반으로 개발된 갈비뼈 골절 진단 AI를 훈련-테스트-내부 검증을 시행하였으며, 급성 갈비뼈 골절의 유무와 골절 부위의 위치 진단 정확성에 대해서 알아보았다.

대상과 방법

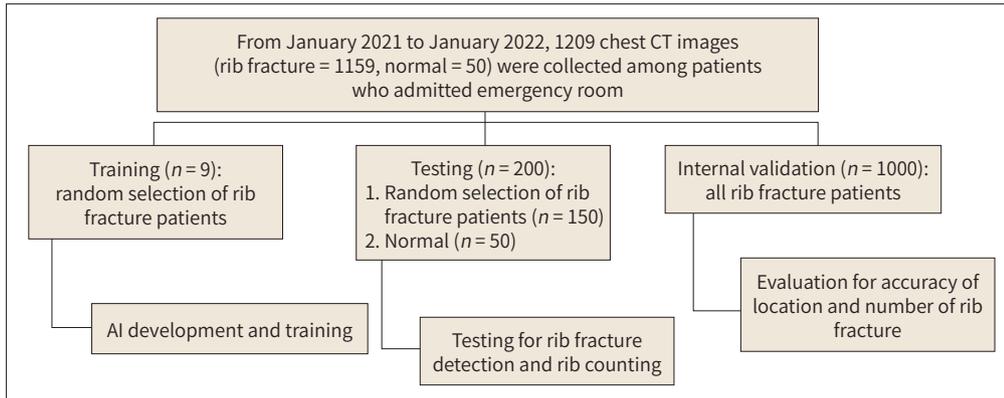
연구 설계

이 연구는 전북대학교병원 윤리위원회의 승인을 받았고, 승인 번호는 CUH 2021-11-030이다. 흉부 외상으로 응급실에 내원한 환자 1209명의 흉부 CT (급성 갈비뼈 골절 흉부 CT, $n = 1159$, 정상 흉부 CT, $n = 50$)를 선택하였다. 선정 기준은 다음과 같았다: 1) 흉부 외상으로 응급실에 내원한 환자, 2) 흉부 CT상 최소한 1개 이상의 급성 갈비뼈 골절이 있는 경우. 대조군인 정상 흉부 CT 선정에 기준은 다음과 같았다: 1) 외상의 병력이 없으며, 양측 갈비뼈의 수가 24개인 경우, 2) 영상의학과 전문의에 의해 검증된 갈비뼈 골절이 없는 흉부 CT. 모든 참가자에게 적용 가능한 제외 기준은 다음과 같았다: 1) 흉부 CT상 인공물이 있는 경우, 2) 뼈 파괴 또는 뼈종양, 3) 선천성 갈비뼈 이형성증 또는 기형, 및 4) 굳은살 형성(callus formation) 또는 치유된 골절(healed fracture). 이 중 개발된 AI 모델의 훈련을 위해 흉부 CT 9개를 무작위로 선택하였으며, 정상 흉부 CT 50개와 무작위로 선택한 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT 150개로 검사를 시행하였다. 나머지 1000개의 흉부 CT로는 개발된 AI에 대해서 내부 검증을 하였다(Fig. 1).

흉부 CT 촬영 기법

흉부 CT는 128 channels Somatom Definition Flash (Siemens Medical Solution, Forchh-

Fig. 1. Flow chart showing the research process.



AI = artificial intelligence

heim, Germany)로 시행하였다. 스캔 프로토콜은 다음과 같다 tube current: 120 kVp, the rotation time: 0.28 sec, the slice thickness: 2 mm, and the reconstruction interval: 2 mm, reconstruction kernel: B70f, the collimation: 128 × 0.6 mm. 환자는 목에서 상복부까지 양와위 자세로 촬영되었다.

급성 갈비뼈 골절 진단 AI 개발

1159개의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT에서 무작위로 9개의 흉부 CT를 AI 모델 개발을 위한 훈련 세트로 선택하였다. 9개의 흉부 CT에서 골절된 갈비뼈의 이미지로 지상 실측 정보(ground-truth bounding box) 만들었다. 그 후 150명의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT와 50명의 정상 흉부 CT로 테스트 세트를 구성하였다. 개발된 AI 모델의 정확도를 향상시키기 위해서 테스트가 끝난 후 결과를 모니터링함으로써 개발된 AI 모델의 기능을 향상시켰다. 최종적으로 개발된 모델은 나머지 1000명의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT로 내부 검증(interval validation)을 하였다. 알고리즘은 갈비뼈 분할(segmentation of rib), 갈비뼈 골절 분류(classification of rib), 갈비뼈 추적(tracking counting of rib)으로 구성했다(Fig. 2). 갈비뼈 분할은 U-Net 모델을 사용하였으며, 갈비뼈를 관심 영역으로 설정함으로써 흉부 CT 스캔의 각 프레임에서 서로 다른 모든 갈비뼈 부분을 분할하였다. 흉부 CT에서 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 Res-Net 50 모델을 이용하였는데, Res-Net 50은 50층으로 구성된 CNN이다. Res-Net 50 모델의 장점은 동시에 수백 개의 신경 계층을 만들 수 있으며, 이로 인해 더 복잡한 작업을 처리할 수 있다. U-Net 모델과 Res-Net 50 모델 훈련을 위한 데이터 세트는 9명의 환자의 흉부 CT, 총 721개의 단면(slice)으로 하였다. 레이블 소프트웨어를 사용하여 갈비뼈를 관심 영역으로 설정한 후 좌우 갈비뼈에 대해서 각각 레이블을 지정했고, 레이블 표시된 갈비뼈 영역의 수는 최종적으로 1902개였다. 레이블이 끝난 후 U-Net 모델과 Res-Net 50 모델을 이용하여 지속적으로 갈비뼈 골절에 대해서 학습을 시켰다. Res-Net 50 모델을 이용하여 갈비뼈를 급성 골절 갈비뼈(빨간색)와 정상 갈비뼈(녹색)를 구분하도록 하였다(Fig. 3). 개발 후 학습된 갈비뼈 골절 인공지능 모델을 테스트하기 위해 150개의 급성 골절 흉부 CT와 50개의 정상 흉부 CT로부터 2546개의 급성 골절 갈비뼈와 18630개의 정상 갈비뼈로 데이터 세트를 만들었다. 마지

Fig. 2. Block diagram of the system pipeline to diagnose rib fractures from chest CT images.

The model consists of two deep learning systems (orange blocks) and computer vision (blue blocks). The leftmost deep learning block uses the U-Net model, and the rightmost uses a parameter-reduced Res-Net 50 model. Bounding box-based intersection over union multi-object tracking is used to track and enumerate the ribs.

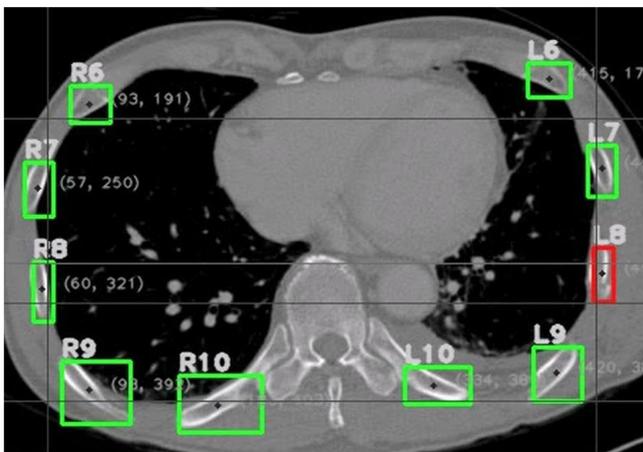
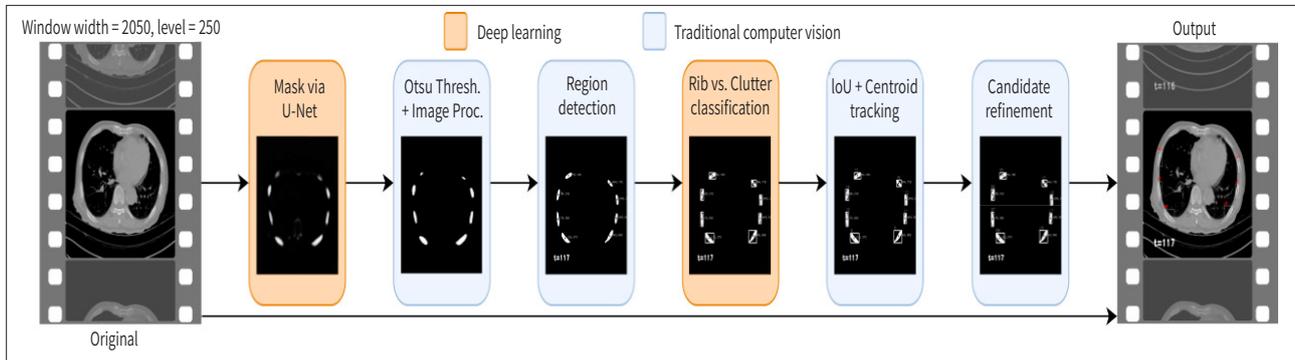


Fig. 3. Res-Net 50 model is used to distinguish between acute rib fracture (red) and normal ribs (green). On chest CT, a fracture in the left 8th rib is observed, marked with a red rectangle box and L8.

막으로 갈비뼈 골절의 위치를 결정하기 위해서 Bounding Box Intersection over Union (이하 BBIoU) 비전을 기반으로 한 다중 개체 추적인 맞춤형 컴퓨터 시스템을 개발하였다. BBIoU는 갈비뼈 추적하기 위해서 개발하였는데, 경계 상자(bounding box)는 갈비뼈의 분할마스킹(segmentation mask)를 이용하여 갈비뼈의 윤곽과 음영을 발견하고, 갈비뼈 사이에서 갈비뼈를 추적하기 위해서 첫 번째 발견한 갈비뼈와 두 번째 발견한 갈비뼈 사이에 중첩 임계값을 측정 후 차이가 없으면 순차적으로 갈비뼈 위치를 정하도록 하였다.

통계 분석

개발된 급성 갈비뼈 골절 진단 AI 모델로 시험($n = 200$)을 한 후 급성 갈비뼈 골절 진단의 민감도, 특이도, 양성예측도, 음성예측도, 정확도를 알아보았다. 또한, 내부 검증을 통해서 개발된 AI 모델의 급성 갈비뼈 골절의 진단 정확성과 골절 위치 진단 정확성에 대해서 알아보았다. 급성 갈비뼈 골절 환자와 대조군 건강한 환자 사이에 통계적으로 유의미한 차이가 있는지 평가하기 위해 성별에 대한 카이 제곱 검정과 연령에 대한 Mann-Whitney U 검정을 했다. 통계 분석은 SPSS statistics, 버전 22 (IBM Corp., Armonk, NY, USA)를 사용하였고, 0.05 미만의 p 값은 통계적으로 유

의한 것으로 하였다.

결과

Table 1은 흉부 CT상 급성 갈비뼈 골절을 AI로 진단하기 위해 선택했던 환자에 대해 것이다. 테스트와 내부 검증군에서 5개 이하의 급성 갈비뼈 골절이 있는 경우가 71.3%, 6-10개의 급성 갈비뼈 골절이 있는 경우가 24.6%, 급성 갈비뼈 골절이 10개 이상인 경우는 4.1%였다. 테스트에서 급성 갈비뼈 골절 진단에 대한 민감도, 특이도, 양성예측도, 음성예측도, 정확도는 각각 93.3%, 94%, 97.9%, 82.5%, 95.6%였다. 그러나 갈비뼈 골절의 위치에 대한 정확도는 56%로 낮았다. 테스트 후 개발된 AI의 갈비뼈 골절 위치 정확도를 개선하기 위해 다중 개체 추적인 맞춤형 컴퓨터 시스템을 개선하였다. 1000명의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT로 내부 검증을 했을 때 갈비뼈 골절에 대한 진단 정확도는 96.0%였고, 갈비뼈 골절의 위치 정확도는 77.7%로 테스트보다는 높았다.

흉부 CT상 급성 갈비뼈 골절을 진단할 때 몇 번째 갈비뼈가 골절이 되었는지를 진단하는 것은

Table 1. Data on Patients Who Performed Training-Test-Internal Validation of Artificial Intelligence Models Developed to Diagnose Acute Rib Fracture on Chest CT

	Training	Testing	Internal Validation	p-Value	
Number of chest CT	9	50	150	1000	-
Diagnosis	Rib fracture	Normal	Rib fracture	Rib fracture	
Age (yrs)	61 ± 17	53 ± 20	60 ± 17	64 ± 16	0.059
Location of rib fx					-
Right	4 (44)	0	66 (44)	459 (46)	
Left	3 (33)	0	71 (47)	397 (40)	
Both	2 (22)	0	13 (9)	144 (14)	
Number of rib fx					-
1-5	6 (67)	0	112 (75)	708 (70)	
6-10	2 (22)	0	32 (21)	251 (25)	
> 10	1 (11)	0	6 (4)	41 (4)	
Location of rib fx					-
1-5th	3 (33.3)	0	60 (40.0)	497 (49.7)	
6-10th	3 (33.3)	0	119 (79.3)	885 (88.5)	
11-12th	3 (33.3)	0	36 (24.0)	142 (14.2)	

Data are presented as mean ± standard deviation or number (%).

Table 2. Error for Anatomical Clutter of Chest CT during Test and Internal Validation

	Test (n = 47/150)	Interval Validation (n = 32/1000)
Scapula	14 (30)	20 (62.5)
Clavicle	4 (9)	6 (18)
Bone in outside body (finger, arm, etc.)	25 (53)	5 (15)
Vertebra column	2 (2)	1 (3)
Breathing artifact	2 (2)	0

Data are presented as number (%).

Table 3. Cause of Error in Rib Positioning in Tests and Internal Validation to Measure the Number of Ribs in Artificial Intelligence Models Developed for Diagnosis of Acute Rib Fractures on Chest CT

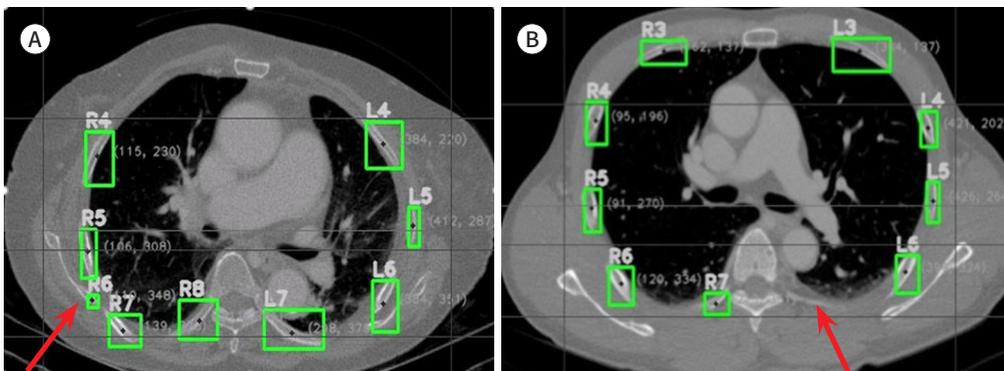
Cause	Number of Errors for Rib Counting (n = 45)
Incorrect the whole rib order because of the miss of the first rib	10 (22)
Incorrect number of 2 or 3 ribs counting	5 (11)
An error in rib counting below a certain rib	20 (44)
A few rib counting error between the normally marked ribs	10 (22)

Data are presented as number (%).

Fig. 4. Output of the system to diagnose rib fractures on chest CT. All regions of interest are divided into rectangles (green boxes) of different sizes and numbered by the rib order.

A. A case where a part of the right scapula (arrow) located between the right 5th and 6th ribs is mistaken for the right 6th rib (arrow).

B. An error is observed in rib counting because the green rectangle box is not displayed on the left 7th rib (arrow).



매우 중요하다. 그러나 급성 갈비뼈 골절의 위치 진단 정확도는 77.7%로 높지 않으며, 그 이유로는 갈비뼈 골절의 관심 영역이 갈비뼈 외에 갈비뼈 근처에 있는 견갑골, 쇄골, 척추, 척추, 팔 등에도 표시가 되었고, 이런 부분들을 갈비뼈로 오인해서 갈비뼈의 위치 표기 오류가 발생하였다. 특히, 견갑골은 흉부 CT상 얇고, 굴곡이 있어서 갈비뼈 근처의 견갑골을 갈비뼈로 종종 오인했다 (Fig. 4A). 이로 인해서 주로 양측 상부 갈비뼈 위치가 잘못 오기되었다(Table 2). 또한, 여전히 갈비뼈의 수를 측정할 때 적용하는 추적 시스템의 정확성이 완벽하지 않아서 갈비뼈의 위치를 표시하는 데 오류가 있었다(Table 3, Fig. 4B).

고찰

이 연구에서 U-Net과 Res-Net 50을 기반으로 딥 러닝을 이용하여 급성 갈비뼈 골절 진단 AI 모델을 개발했으며, 1200개의 흉부 CT로 테스트와 내부 검증을 했다. 테스트에서 급성 갈비뼈 골절 진단의 민감도, 특이도, 양성예측도, 음성예측도, 정확도는 각각 93.3%, 94%, 97.9%, 82.5%, 95.6%였으며, 내부 검증 결과 급성 갈비뼈 골절 진단에 대한 AI의 정확성은 97.4%였다. 그러나 갈비뼈의 골절의 위치에 대한 정확성은 77.7%로 높지 않아서 향후 갈비뼈 추적 시스템에 대한 개선이 더 필요할 것으로 생각된다.

이전 연구들에서 갈비뼈 골절에 대한 CNN 딥 러닝 모델에 대한 연구는 Alex Net, VGG16 및 MobileNetV2를 이용하였다(14). MobileNetV2는 다른 모델에 비해서 성능이 떨어지고 영상을 분석하는 능력도 떨어지며, VGG16는 심각한 과적합 문제가 있다. 그에 비해서 이 연구에서 사용한 Res-Net 50 알고리즘은 우수한 모델 구조와 고도로 발달된 알고리즘으로 인해 이러한 단점을 극복하였다. 다른 모델에 비해 Res-Net 50 모델은 여러 가지 복잡한 알고리즘 매개변수와 연결할 수 있으며, 작은 기능과 큰 기능을 모두 학습할 수 있기 때문에 급성 갈비뼈 골절의 크기가 다를 때 감지하는 능력이 다른 모델과 비교할 때 더 우수하다. 또한, 많은 신경 계층과 특수한 네트워크 구조를 기반으로 대규모 신경 레이어를 이용할 수 있다. 결과적으로 Res-Net 50 모델은 VGG16에 비해 급성 갈비뼈 골절을 더 빠르고 정확하게 예측할 수 있다(14).

흉부 CT에서 갈비뼈 골절을 진단하기 위한 연구들을 보면, Zhou 등(16)은 Faster R-CNN 모델을 사용하여 갈비뼈 골절을 진단하고 골절 유형을 분류했고, Weikert 등(14)은 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 CNN을 사용했다. 그러나 이러한 연구들이 갈비뼈 골절의 정확한 위치에 대해서는 제한점이 있다. 저자들은 이러한 단점을 보완하기 위해서 BBIOU 소프트웨어를 기반으로 갈비뼈 추적 시스템을 만들었고, 내부 검증을 통해서 갈비뼈 추적 정확도는 77.7%에 도달하였다. 따라서 본 연구에서 개발한 모델은 외상 환자의 흉부 CT에서 급성 갈비뼈 골절을 진단하는 데 도움이 될 수 있을 것으로 생각된다. 이와 더불어 본 연구에서는 뼈 분할, 갈비뼈 위치, 갈비뼈 골절 분류의 3단계 모델 구축을 하였다. Yang 등(20)은 CNN을 골절 유형을 구분하기 위해 2차 분류 모델을 설정했고, 급성과 과거 골절 분류 정확도는 87.61%였다. 또한 Yao 등(15)이 개발한 딥 러닝 갈비뼈 골절 검출 시스템도 갈비뼈 분할 및 분류 성능으로 구성된 2차 분류 모델이었으며, 정확도는 86.9%였다. 이 연구에서 외상 환자 흉부 CT에서 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 개발된 3단계 AI 모델의 급성 갈비뼈 골절 유무에 대한 테스트 및 내부 검증 정확성은 각각 93% 및 96%로 다른 연구자들의 결과보다 우수했다(4, 15, 17-19). 이러한 결과를 얻을 수 있었던 이유는 갈비뼈 골절 영역 분할의 첫 번째 단계에서 학습을 위한 네트워크 프레임워크로 U-Net을 사용했고, Res-Net 50이 새로운 데이터를 자동 적응 프레임워크를 이용하여 분류를 잘하기 때문에 좋은 결과를 보였다. 이 연구에서는 테스트에서 7123개의 해부학적 클러스터와 2546개의 급성 골절을 포함하는 다양한 유형의 표본에 대한 데이터 세트를 구축하여 분할 및 분류 단계에서 위양성 골절 영역을 제외할 수 있었다.

숙련된 영상의학과 전문의가 CNN 모델을 이용할 때와 이용하지 않을 때의 급성 갈비뼈 진단 사이에서 진단 효율성을 비교한 연구들이 있다. Wu 등(4)은 영상의학과 전문의들이 AI 모델을 이용해서 갈비뼈 골절을 진단할 때 갈비뼈 골절 진단율이 79.7%에서 89.2%로 개선되었다고 보고하였다. Yao 등(15)의 연구에서는 주니어 및 숙련된 영상의학과 전문의의 진단율이 각각 0.796에서 0.925로, 0.889에서 0.970으로 향상되었고, 갈비뼈 골절의 진단 정확도는 각각 0.693에서 0.920으로, 0.830에서 0.972로 증가하였으며, 영상의학과 전문의의 갈비뼈 골절 진단 시간은 65.3초 정도 단축되었다고 보고하였다.

이 연구에는 몇 가지 제한 사항이 있다. 첫째, 이 연구에서 흉부 CT에서 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 개발된 딥 러닝 모델이 외부 데이터 검증은 하지 않았다. 따라서 향후 이에 대한 연구가 필요하다. 둘째, 개발된 AI 모델이 임상에서 사용하기 위해서는 AI의 도움을 받지 않는 의사와 AI의 도

움을 받는 의사 간의 비교 데이터가 필요하지만 이번 연구에서는 진행하지 못했다. 이에 대한 연구도 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 개발된 딥 러닝 모델에 대한 외부 검증을 한 후 진행할 예정이다. 셋째, 갈비뼈 골절 진단 및 추적 알고리즘은 갈비뼈 골절이 심하게 전위가 된 경우 심각한 오류가 생긴다. 따라서 이에 대한 알고리즘 개발이 지속적으로 필요하다.

결론적으로 이 연구에서 외상 환자의 흉부 CT 영상에서 급성 갈비뼈 골절을 진단하기 위한 AI 딥 러닝 알고리즘을 개발하였다. 이 모델은 외상 환자의 흉부 CT에서 급성 골절의 유무에 대해서는 테스트와 내부 검증에서 좋은 성능과 높은 정확도를 보였다. 그러나 급성 갈비뼈 골절의 위치 진단에는 한계가 있었다. 따라서 향후 외부 검증과 임상 연구를 하기 위해서 급성 갈비뼈 골절의 위치를 더 정확하게 진단할 수 있는 알고리즘에 대한 지속적인 개선은 필요할 것으로 생각한다.

Availability of Data and Material

The datasets generated or analyzed during the study are available from the corresponding author on reasonable request.

Author Contributions

Conceptualization, all authors; data curation, K.L., J.G.Y.; formal analysis, K.L., J.G.Y.; funding acquisition, J.G.Y.; investigation, K.L., J.G.Y.; methodology, K.L., J.G.Y.; project administration, J.G.Y.; resources, J.G.Y.; software, K.S.B.; validation, J.G.Y.; writing—original draft, K.L., J.G.Y.; and writing—review & editing, C.R., K.S.B., J.G.Y.

Conflicts of Interest

The authors have no potential conflicts of interest to disclose.

ORCID iDs

Li Kaike  <https://orcid.org/0009-0003-7884-5177>
 Riel Castro-Zunti  <https://orcid.org/0000-0002-3977-8958>
 Seok-Beom Ko  <https://orcid.org/0000-0002-9287-317X>
 Gong Yong Jin  <https://orcid.org/0000-0002-1426-554X>

Funding

This paper was supported by the Song Ho Young Research Fund of Jeonbuk National University Medical School in 2022.

REFERENCES

- Baiu I, Spain D. Rib fractures. *JAMA* 2019;321:1836
- Cho SH, Sung YM, Kim MS. Missed rib fractures on evaluation of initial chest CT for trauma patients: pattern analysis and diagnostic value of coronal multiplanar reconstruction images with multidetector row CT. *Br J Radiol* 2012;85:e845-e850
- Peek J, Ochen Y, Saillant N, Groenwold RHH, Leenen LPH, Uribe-Leitz T, et al. Traumatic rib fractures: a marker of severe injury. A nationwide study using the National Trauma Data Bank. *Trauma Surg Acute Care Open* 2020;5:e000441
- Wu M, Chai Z, Qian G, Lin H, Wang Q, Wang L, et al. Development and evaluation of a deep learning algorithm for rib segmentation and fracture detection from multicenter chest CT images. *Radiol Artif Intell* 2021; 3:e200248
- Fernholm R, Pukk Härenstam K, Wachtler C, Nilsson GH, Holzmann MJ, Carlsson AC. Diagnostic errors reported in primary healthcare and emergency departments: a retrospective and descriptive cohort study of 4830 reported cases of preventable harm in Sweden. *Eur J Gen Pract* 2019;25:128-135

6. Jin L, Yang J, Kuang K, Ni B, Gao Y, Sun Y, et al. Deep-learning-assisted detection and segmentation of rib fractures from CT scans: development and validation of FracNet. *EBioMedicine* 2020;62:103106
7. Oren O, Gersh BJ, Bhatt DL. Artificial intelligence in medical imaging: switching from radiographic pathological data to clinically meaningful endpoints. *Lancet Digit Health* 2020;2:e486-e488
8. Abd-Elnaim MK, El-Minshawy A, Osman MA, Ahmed MM. Plating versus wiring for fixation of traumatic rib and sternal fractures. *J Egypt Soc Cardio-Thorac Surg* 2017;25:356-361
9. Ringl H, Lazar M, Töpker M, Woitek R, Prosch H, Asenbaum U, et al. The ribs unfolded - a CT visualization algorithm for fast detection of rib fractures: effect on sensitivity and specificity in trauma patients. *Eur Radiol* 2015; 25:1865-1874
10. Stawicki SP, Grossman MD, Hoey BA, Miller DL, Reed JF 3rd. Rib fractures in the elderly: a marker of injury severity. *J Am Geriatr Soc* 2004;52:805-808
11. Dankerl P, Seuss H, Ellmann S, Cavallaro A, Uder M, Hammon M. Evaluation of rib fractures on a single-in-plane image reformation of the rib cage in CT examinations. *Acad Radiol* 2017;24:153-159
12. Pesapane F, Codari M, Sardanelli F. Artificial intelligence in medical imaging: threat or opportunity? Radiologists again at the forefront of innovation in medicine. *Eur Radiol Exp* 2018;2:35
13. Sokolovskaya E, Shinde T, Ruchman RB, Kwak AJ, Lu S, Shariff YK, et al. The effect of faster reporting speed for imaging studies on the number of misses and interpretation errors: a pilot study. *J Am Coll Radiol* 2015; 12:683-688
14. Weikert T, Noordtzij LA, Bremerich J, Stieltjes B, Parmar V, Cyriac J, et al. Assessment of a deep learning algorithm for the detection of rib fractures on whole-body trauma computed tomography. *Korean J Radiol* 2020;21:891-899
15. Yao L, Guan X, Song X, Tan Y, Wang C, Jin C, et al. Rib fracture detection system based on deep learning. *Sci Rep* 2021;11:23513
16. Zhou QQ, Wang J, Tang W, Hu ZC, Xia ZY, Li XS, et al. Automatic detection and classification of rib fractures on thoracic CT using convolutional neural network: accuracy and feasibility. *Korean J Radiol* 2020;21:869-879
17. Talbot BS, Gange CP Jr, Chaturvedi A, Klionsky N, Hobbs SK, Chaturvedi A. Traumatic rib injury: patterns, imaging pitfalls, complications, and treatment. *Radiographics* 2017;37:628-651
18. Olczak J, Fahlberg N, Maki A, Razavian AS, Jilert A, Stark A, et al. Artificial intelligence for analyzing orthopedic trauma radiographs. *Acta Orthop* 2017;88:581-586
19. Castro-Zunti R, Chae KJ, Choi Y, Jin GY, Ko SB. Assessing the speed-accuracy trade-offs of popular convolutional neural networks for single-crop rib fracture classification. *Comput Med Imaging Graph* 2021;91:101937
20. Yang C, Wang J, Xu J, Huang C, Liu F, Sun W, et al. Development and assessment of deep learning system for the location and classification of rib fractures via computed tomography. *Eur J Radiol* 2022;154:110434

외상 환자의 흉부 CT에서 인공지능을 이용한 갈비뼈 골절 진단

Li Kaike¹ · Riel Castro-Zunti² · 고석범² · 진공용^{3*}

목적 외상 환자 흉부 CT에서 급성 갈비뼈 골절을 진단하기 위해 개발된 인공지능의 장단점에 대해서 알아보려고 하였다.

대상과 방법 외상으로 응급실에 내원했던 환자들 중 급성 갈비뼈 골절($n = 1159$) 또는 정상($n = 50$)으로 진단된 1209명의 흉부 CT를 무작위로 선택하였다. 이 중 9명의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT로 인공지능 모델 개발과 훈련을 했으며, 150명의 갈비뼈 골절 흉부 CT와 50명의 정상 흉부 CT로 테스트를 하였고, 나머지 1000명의 급성 갈비뼈 골절 흉부 CT로 내부 검증을 하였다. 급성 갈비뼈 골절에 대한 인공지능 모델의 골절의 유무와 위치에 대한 진단적 정확성과 오류에 대해서 알아보았다.

결과 개발된 인공지능 모델을 테스트 결과 급성 갈비뼈 골절 유무에 대한 민감도, 특이도, 양성 예측도, 음성예측도, 정확도는 각각 93.3%, 94%, 97.9%, 82.5%, 95.6%였다. 내부 검증을 했을 때 급성 갈비뼈 골절 유무에 대한 정확도는 96%로 상승되었다. 그러나 급성 갈비뼈 골절 위치의 정확도는 76% (760/1000)로 낮았으며, 그 원인으로는 같은 위치에 있는 견갑골이나 쇄골을 갈비뼈로 잘못 인식(66%) 하거나 일부 갈비뼈를 인식하지 못하는 경우(34%)가 많았다.

결론 급성 갈비뼈 골절 진단을 위한 인공지능 모델이 급성 갈비뼈 골절의 유무 진단에는 높은 정확도를 보였지만 갈비뼈 골절의 정확한 위치를 진단하는 데는 제한점이 있었다.

¹산동성 첸포산 병원 영상의학과,

²서스캐처원 대학교 전기컴퓨터공학과,

³전북대학교 의과대학 전북대학교병원 임상의학연구소-의생명연구원 영상의학과