

EfficientNetV2기반 자동 요추분류 모델에 관한 연구

이충섭¹, 임동욱¹, 노시형¹, 박철², 정창원^{1,3}
¹원광대학교 의료융합연구센터
²원광대학교병원 호흡기내과
³원광대학교병원 의생명연구원 중점연구센터
 e-mail : {cslee99, dw1316, nosij123}@wku.ac.kr,
 {cholssak21, mediblu}@wkuh.org

A Study on the Auto Lumbar Spine Classification Model Based on EfficientNetV2

Chung-sub Lee¹, Dong-Wook Lim¹, Si-Hyeong Noh¹, Chul Park²,
 Chang-Won Jeong^{1,3}

¹Medical Convergence Research Center, Wonkwang University,
²Division of Pulmonary Medicine, Department of Internal Medicine,
 Wonkwang University Hospital

³Central Research Center of Biomedical Research Institute of Wonkwang
 University Hospital

요 약

본 논문에서는 복부 CT 의료영상에서 근감소증 진단을 위한 지표로 활용하는 요추 3번 슬라이스를 분류하기 위해서 CNN 기반의 EfficientNetV2를 사용하여 자동분류모델을 개발하였다. 이를 위해 먼저 전체 복부 CT 의료영상에서 Thoracic, L1, L2, L3, L4, L5, Sacral 7개의 슬라이스를 검출하도록 하였다. 자동분류모델의 정확성을 측정하기 위해서 Test 데이터셋을 사용하여 Confusion Matrix 결과를 통해 개발된 모델의 성능을 검증한 결과를 보였다. 본 연구결과는 복부 CT 영상에서 기존 L3 레벨의 특정 단면에서 근육량을 측정하는 것에서 다양한 부위에서 측정할 수 있는 장점을 갖게 된다. 그리고 의료영상기반의 근감소증 진단 연구에 도움을 줄 것으로 기대하고 있다.

1. 서론

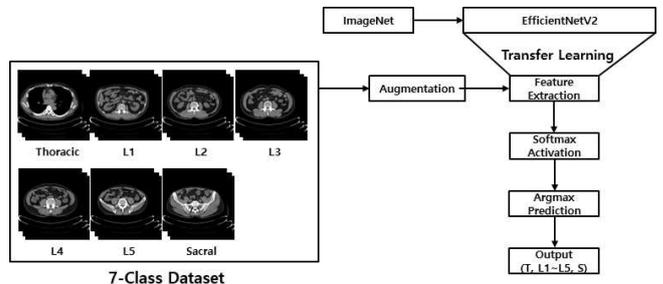
근감소증에서 중요한 판단지표는 근육량이다. 근육량은 이중에너지 방사선 흡수 계측법(Dual Energy X-ray Absorptiometry, DXA)이 대표적인 근육량 측정법이다[1]. 그러나 임상현장에서 많이 활용되고 있는 컴퓨터단층촬영(Computed Tomography, CT) 기반의 의료영상에서 근육량을 측정하는 방법에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다[2]. 근감소증 또한 복부 CT 의료영상의 요추 3번 슬라이스를 통하여 근육량을 측정하는 연구가 임상적인 의미를 갖고 있는 영역으로 정확하게 측정하기 위한 연구가 진행되어왔다[3,4]. 복부 CT 의료영상에서 요추의 위치를 검출하고 해당 슬라이스의 단면을 통해 근육량을 파악하는 것은 중요하다[5]. 우리는 요추 3번 슬라이스에서 세영역(피하지방, 내장지방, 근육)으로 분할하고 정량 분석할 수 있는 애플리케이션을 개발하였다. 해당 애플리케이션은 수동으로 사전 선별한 요추 3번 슬라이스의 데이터를 입력해야 하는 번거로움이 있었다. 따라서 본 논문에서는 복부 CT 의료영상 전체에서 요추 3번 슬라이스를 자

동 분류하는 인공지능 모델을 개발하고 검증을 통하여 자동 요추분류 모델의 정확도를 향상시키고자 하였다.

2. EfficientNetV2기반의 자동 요추분류 모델 개발

2-1. 자동 요추분류 모델

자동 요추분류 모델은 EfficientNetV2로 개발되었다. (그림 1)은 요추 분류 모델의 전체 구조를 보이고 있다.



(그림 1) 요추 분류 모델의 전체 구조

학습을 위한 Input으로 Thoracic, L1, L2, L3, L4, L5, Sacral 총 7개의 Class로 구성된 데이터셋으로

학습하여 모델을 생성하였다. 부족한 데이터셋의 개수를 보강하기 위해서 Rotation, Zoom, Vertical Flip, Horizontal Flip을 적용하여 Augmentation을 진행하였다. 각 Class의 특징을 찾기 위해서 ImageNet의 EfficientNetV2로 전이학습(Transfer Learning)으로 이미지를 분류하도록 학습하였다. 우리가 수집한 데이터를 기반으로 DenseNet, MobileNet, EfficientNetV1, EfficientNetV2로 학습하여 val_loss와 val_accuracy가 가장 좋은 성능을 갖는 모델을 채택하였다.

2-2. 학습 데이터 현황

요추 분류 모델을 개발하기 위한 학습과 테스트를 위한 데이터셋은 <표 1>과 같다.

<표 1> 학습, 테스트 데이터셋 현황

	Train	Test
T	5511	1351
L1	1343	347
L2	1415	357
L3	1477	376
L4	1511	349
L5	1551	397
S	9272	2254

* Unit : Image Count

복부 CT 의료영상을 Sagittal 형태로 재구성하여 분류하여 <표 1>과 같은 데이터셋을 생성하였다. 각 영역의 중간에 있는 디스크들은 인접한 부분으로 구분하기 어렵다고 판단하여 데이터셋 구성에서 제외하였다.

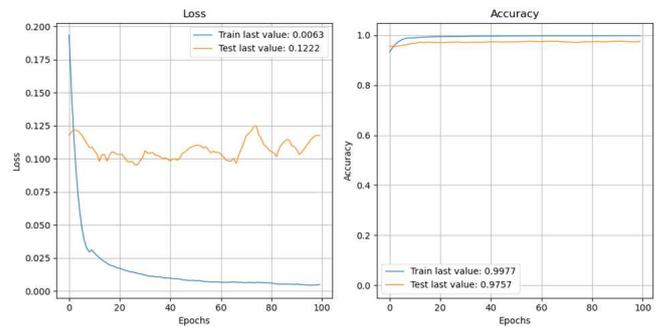
<표 2> 학습을 위한 하이퍼파라미터

Name	Description
Input Size	512 x 512
Model	EfficientNetV2M
Activation	Softmax
Loss function	Categorical_CrossEntropy
Batch size	16
Learning rate	0.0001
Epochs	100
Optimizer	Adam

학습을 위한 하이퍼파라미터는 <표 2>와 같다. 데이터셋의 크기가 커질수록 학습 속도는 느려지는 것이 보통이지만 EfficientNetV2 모델은 빠른 학습

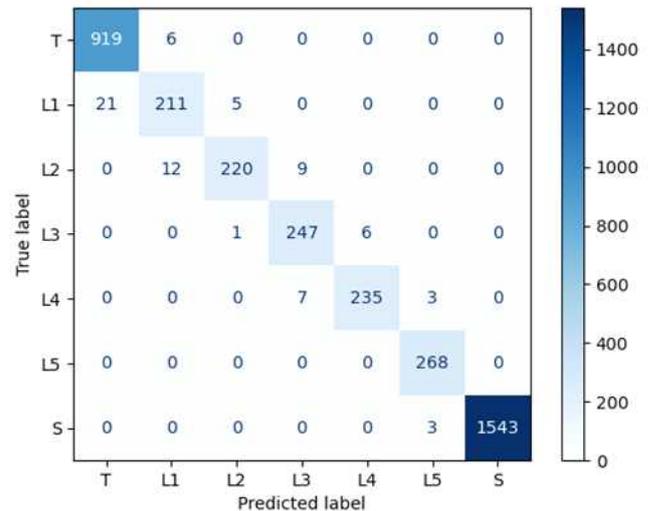
에 집중한 모델로 EfficientNetV1과 비교하여 4배 빠른 학습속도와 6.8배 적은 parameter 수로 비슷한 정확도를 달성한다. 그리고 현재 모델의 학습이 CT 이미지의 원본 사이즈인 512x512 사이즈로 학습했는데 EfficientNet V2 모델은 이미지의 사이즈가 클수록 속도가 느려지는 특성을 갖고 있다. 이를 고려하여 학습 데이터셋의 양이 적기 때문에 원본 사이즈로 학습을 진행하였다. 추후 정확도를 높이기 위해 데이터셋 수가 충분해지면 이미지 사이즈를 재조정할 계획이다.

개발된 자동 요추분류 모델의 학습 결과는 val_loss:0.1222 val_accuracy: 0.9757로 History Plots은 (그림 2)와 같다.



(그림 2) 학습 결과의 History Plots

Test 데이터로 자동 요추분류 모델의 알고리즘 성능 평가한 결과 (그림 3)과 같다.



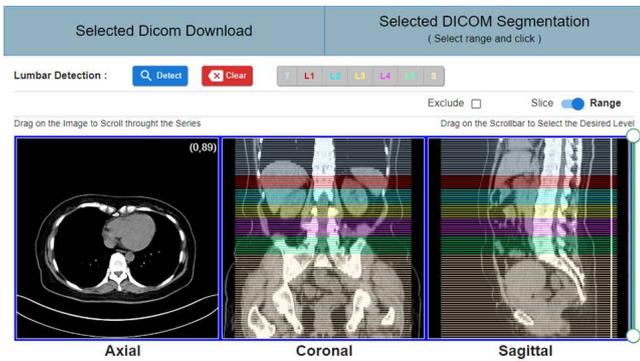
(그림 3) Test 데이터의 Confusion Matrix

좋은 결과를 갖는 Confusion Matrix는 왼쪽 상단과 오른쪽 하단으로 연결되는 대각선에 위치한 수치들이 높을수록 각 Class의 정확도가 높은 것으로 판단하며, 특히 L3 레벨에 좋은 성능을 갖는 모델임을

확인하였다. (그림 3)에서 보는 것과 같이 대각선에 위치한 수치가 높고 앞뒤의 인접한 Class로 인식하는 슬라이스가 몇 개씩 보이지만 먼 슬라이스로는 인식하지 않는 것을 보면 본 논문에서 제안하는 분류모델은 굉장히 좋은 결과를 보이고 있다.

2-3. 요추 분류 결과 시각화

본 논문에서 제안하고 있는 요추 모델을 검증하려면 (그림 3)과 같이 Confusion Matrix로 검증하지만 정확하게 예측하는지 알기 어렵다. 또한 Axial 영상만으로 어느 위치에 해당하는지 알 수 없다. 따라서 기존의 근감소증 라벨링 틀에 Axial 영상을 Sagittal 영상으로 재구성하고 요추분류 모델을 적용하여 시각화한 UI를 통해 결과를 사용자가 확인 할 수 있다.



(그림 4) 요추 영역 선택 UI

(그림 4)는 현재 Study의 전체 복부 CT 의료영상을 Thoracic, L1, L2, L3, L4, L5, Sacral의 예측된 결과를 보여주고 있다. Detect 버튼은 요추 분류 모델에 복부 CT 의료영상을 Predict 요청하고 결과가 나오면 (그림 4)의 Sagittal 영상에 슬라이스 그룹별로 구분하여 다른 색상으로 표시하여 자동분류모델의 수행결과를 확인할 수 있다.

3. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 CNN 계열의 EfficientNetV2를 사용하여 근감소증 진단을 위한 자동 요추분류 모델을 개발하였고 모델을 라벨링 틀에 적용하여 전체 복부 CT 이미지에서 Thoracic, L1, L2, L3, L4, L5, Sacral 7개의 슬라이스를 검출하도록 하고 근감소증 진단에 쓰이는 요추 3번 슬라이스를 자동으로 추출하여 사용할 수 있도록 하였다. 또한 학습 후 Test 데이터셋을 활용하여 Confusion Matrix로 모델의 정확성을 확인하여 성능이 우수함을 보였고, 시각적

으로 분류된 결과를 UI를 통해 시각적으로 확인하였다. 향후 연구로는 흉부 CT영상에서 T1에서 T12를 분류하여 호흡근육기반의 근감소증 진단 모델 개발을 진행하고자 한다.

사사표기

본 연구는 보건복지부의 재원으로 한국보건산업진흥원의 보건의료기술 연구개발사업(HI18C1216) 그리고 과학정보통신부의 재원으로 한국연구재단(2021R1A5A8029876)(2020R111A1A01074256) 지원에 의하여 이루어진 것임.

참고문헌

[1] M.T. Imboden, A.M. Swartz, H.W. Finch, M.P. Harber, L.A. Kaminsky “Reference standards for lean mass measures using GE dual energy x-ray absorptiometry in Caucasian adults” PLoS One, 12 (4) (2017), Article e0176161

[2] Chen LK, Woo J, Assantachai P, Auyeung TW, Chou MY, Iijima K, Jang HC, Kang L, Kim M, Kim S, Kojima T, Kuzuya M, Lee JSW, Lee SY, Lee WJ, Lee Y, Liang CK, Lim JY, Lim WS, Peng LN, Sugimoto K, Tanaka T, Won CW, Yamada M, Zhang T, Akishita M, Arai H. Asian Working Group for Sarcopenia: 2019 consensus update on sarcopenia diagnosis and treatment. J Am Med Dir Assoc 2020;21:300-307. e2.

[3] Portal D, Hofstetter L, Eshed I, Dan-Lantsman C, Sella T, Urban D, Onn A, Bar J, Segal G. L3 skeletal muscle index (L3SMI) is a surrogate marker of sarcopenia and frailty in non-small cell lung cancer patients. Cancer Manag Res. 2019 Apr 1;11:2579-2588. doi: 10.2147/CMAR.S195869. PMID: 31114324; PMCID: PMC6497853.

[4] Derstine, B.A., Holcombe, S.A., Ross, B.E. et al. Optimal body size adjustment of L3 CT skeletal muscle area for sarcopenia assessment. Sci Rep 11, 279 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79471-z>

[5] Suzani, Amin, et al. “Fast automatic vertebrae detection and localization in pathological ct scans—a deep learning approach.” International conference on medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015.