

간 CT 이미지 분류 모델 비교에 관한 연구

한정아, 이현성, 이진아, 최민지, *허용도

건양대학교, *건양대학교

hanjaja@gmail.com, hyen64@naver.com, jammanbooboo@gmail.com, miiingzz112@gmail.com, *ydher@konyang.ac.kr

A Study on the Comparison of the Classification Model of Liver CT Image

Jeong-A Han, Hyun-Seong Lee, Jin-A Lee, Min-Ji Choi, *Young-Do Her
Konyang Univ., *Konyang Univ

요약

본 논문은 의료 데이터를 악용하는 범죄를 예방하고자 개발한 간암 CT 이미지 위변조 탐지 모델을 만들기 위해 최적의 모델을 찾기 위함이다. 간암 CT 이미지 탐지 모델에서 사용한 모델은 이미지 인식에 사용되는 대표적인 딥러닝 모델인 CNN(Convolutional Neural Network)을 활용하여 개발하였다. 또한 epoch 값을 조정하면서 최적의 성능을 찾기 위한 목적을 가진다. 본 논문에서 사용한 5가지 모델 성능 평가 지표를 epoch 값에 따라 달라지는 모델 성능 평가 지표를 비교하여 최적의 모델 성능을 개발한다. 이는 환자 개인정보가 들어있는 의료 데이터이니만큼 좋은 성능을 기대하고 나아가 의료 데이터뿐만 아니라 다양한 분야에서 악의적으로 사용되는 데이터를 위변조 탐지를 통해 예방한다.

I. 서론

본 논문에서는 딥러닝 기술을 통해 개발한 간암 CT 위변조 탐지 모델을 개발함에 있어 최적의 탐지 능력을 찾기 위해 성능을 조정하면서 평가 지표를 분석한다. 의료 데이터 위변조 탐지는 환자의 개인정보 침해, 시간적 재정적 손해를 줄여주고 사회적 문제로 확장되는 문제를 예방해 주는 등의 많은 이점이 있다[1]. 또한 사용하는 입력값이 의료 데이터이니만큼 위변조 탐지 모델의 성능은 좋아야 한다. 본 연구의 위변조 탐지 모델은 이미지 인식에 대표적으로 사용되는 CNN(Convolutional Neural Network)을 활용하여 개발하였으며, 위조된 간 CT 이미지를 실제 간 CT와 대조하여 위변조 탐지하는 모델을 개발함에 있어 epoch의 값을 조정하면서 최적의 탐지 성능을 찾고 모델 평가 지표를 통해 위변조 검출 모델의 성능을 확인하였다[2].

II. 본론

본 논문에서는 위변조 이미지 탐지를 위한 이미지 딥러닝 모델인 CNN을 활용하여 개발한 위변조 탐지 모델의 최적의 성능을 찾아낸다. 위변조 검출 모델은 Concatenate를 활용한 CNN 모델로 Concat Layer와 Convolution Layer, Pooling Layer를 블록의 형태로 구성하였다. 모델의 입력값은 총 6,188개의 실제 이미지 3,094장 위변조 이미지 3,094개로 동일하게 구성하였다. 이때 간암 병변 CT 이미지는 총 3,206개, 정상 간 CT 이미지의 개수는 총 2,982로 구성하였다.

그림 1은 간암 CT 이미지 위변조 탐지 모델의 구조이다. 모델에 입력된 Input Data는 Convolution Layer와 Pooling Layer를 거친다. 이 과정에서 채널의 수가 2배로 증가하고 feature map의 크기가 반으로 줄어든다. 위 모델은 2D Convolution Layer, Concatenate, 2D Convolution Layer, Pooling Layer 순으로 이루어진 4개의 계층을 블록 형태로 구성하였다. Concat 블록을 이용하여 입력 데이터의 가중치 값이 소실되는 문제를 해결하였다. 또한 이를 통해 이미지 특징값 추출에 뛰어난 성능을 보인다.

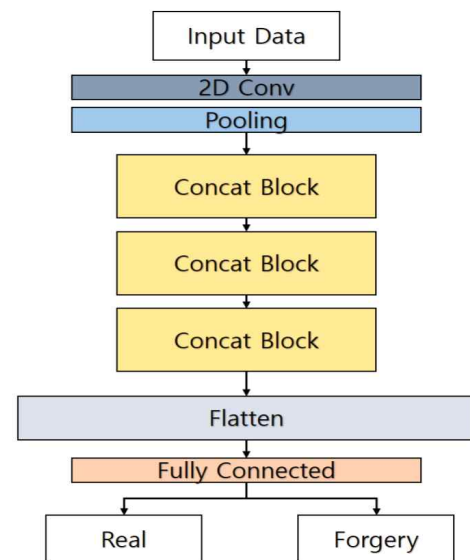


그림 1. 위변조 탐지 모델 구조

간암 CT 이미지 위변조 탐지 모델을 평가하기 위한 지표로는 Precision, Recall, F1-score, ROC Curve(Receiver Operating Characteristic Curve), AUC(Area Under the ROC Curve)를 사용하였다[4][5]. 표로 epoch 변화에 따른 정밀도, 재현율, F1-score를 비교하였으며 ROC Curve와 AUC 변화는 그림으로 표현하였다.

표 1. epoch 값이 30일 때 평가 지표

	Precision	Recall	F1-score
Test	0.96	0.87	0.91
Train	0.88	0.97	0.92

표 2. epoch 값이 40일 때 평가 지표

	Precision	Recall	F1-score
Test	0.97	0.93	0.95
Train	0.93	0.97	0.95

표 3. epoch 값이 50일 때 평가 지표

	Precision	Recall	F1-score
Test	0.97	0.98	0.98
Train	0.98	0.97	0.98

표 4. epoch 값이 60일 때 평가 지표

	Precision	Recall	F1-score
Test	1.00	0.99	1.00
Train	0.99	1.00	1.00

표 1은 epoch 값이 30일 경우의 정밀도, 재현율, F1-Score 값을 나타낸 것이다. 테스트 데이터의 정밀도는 0.96, 재현율은 0.87, F1-Score는 0.91 값을 보인다. 훈련 데이터의 정밀도는 0.88, 재현율은 0.97, F1-Score는 0.92 값을 보인다.

표 2는 epoch 값이 40일 경우의 정밀도, 재현율, F1-Score 값을 나타낸 것이다. 테스트 데이터 정밀도는 0.97, 재현율은 0.93, F1-score는 0.95를 보인다. 훈련 데이터의 정밀도는 0.93, 재현율은 0.97, F1-score는 0.95의 값을 보인다.

표 3은 epoch 값이 50일 경우의 정밀도, 재현율, F1-Score 값을 나타낸 것이다. 테스트 데이터의 정밀도는 0.97, 재현율은 0.98, F1-score는 0.98의 값을 보인다. 훈련 데이터의 재현율은 0.98, 재현율은 0.97, F1-score는 0.98 값을 보였다.

표 4는 epoch 값이 60일 경우의 정밀도, 재현율, F1-Score 값을 나타낸 것이다. 테스트 데이터의 정밀도는 1.00, 재현율은 0.99, F1-score는 1.00의 값을 보인다. 훈련 데이터의 정밀도는 0.99, 재현율은 1.00, F1-score는 1.00의 값을 보였다. 따라서 본 연구에서 위변조 탐지모델은 epoch 값이 늘어남에 따라 성능이 올라감을 알 수 있고 60일 때 최적의 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 간 CT 데이터 탐지모델은 검출 성능이 우수함을 알 수 있다.

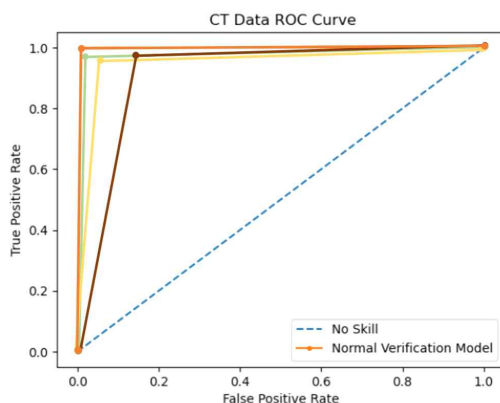


그림 2. epoch 값의 변화에 따른 ROC Curve 변화

그림 2는 위변조 탐지 모델의 성능을 평가하기 위한 epoch 값의 변화에 따른 ROC Curve 결과이다. 본 연구에서 ROC Curve가 왼쪽 위 모서리 (upper left corner)로 갈수록 좋은 성능을 가지고 있다고 설정하였다.

epoch 값이 30일 경우 AUC 값은 0.916, 40일 경우 0.95, 50일 경우 0.975, 60일 경우 0.996 값을 보임을 알 수 있다. 또한 epoch 값이 증가함에 따라 왼쪽 위 모서리에 가까워지는 그래프를 볼 수 있다. 따라서 본 연구에서 최적의 epoch 값인 60에서 위의 그림의 ROC Curve를 보면 분류 임계점이 나타난 것을 알 수 있고, 정확도는 99.6%의 값을 보인다. 따라서 여러 가지 지표를 통해 본 논문의 간암 CT 이미지 탐지 모델은 위변조된 간암 CT 이미지에 대해 epoch 값이 60일 경우 최적의 검출 능력이 나타난다.

III. 결론

본 논문에서는 간암 CT 이미지 위변조 탐지 모델을 개발함에 있어 최적의 성능을 찾기 위한 과정을 다룬다. 입력 데이터를 넣고 Concat 블록으로 구성된 CNN 기반 위변조 탐지 모델을 통해 위조 이미지 검출을 진행하여 분류 성능 평가 지표로 탐지 성능을 정량화하였다. 분류 성과 지표 결과 각 지표는 epoch 값이 60일 때 정확도가 99.6%의 높은 값을 보이면서 위변조 탐지 모델의 성능이 뛰어나다는 것을 증명하였다. 향후 본 논문의 위변조 탐지 모델을 이용하여 간암 CT 이미지뿐만 아니라 다양한 의료 데이터 위변조 탐지 모델의 최적의 성능을 찾는 연구를 진행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 성과는 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 3단계 산학연협력 선도대학 육성사업(LINC 3.0)의 연구 결과입니다(NTIS 과제 번호. 1345356198).

참 고 문 헌

- [1] Youjin Song, Kwangyong Park. (2010). *Security/privacy requirements for healthcare data sharing and utilization services*. REVIEW OF KIISC, 20(3), 90–96.
- [2] M. Frid-Adar, I. Diamant, E. Klang, M. Amitai, J. Goldberger, H. Greenspan, *GAN-based synthetic medical image augmentation for increased CNN performance in liver lesion classification*. Neurocomputing 321 (2018) 321–331.
- [3] Jiyeon Kim, Seung-ah Hong, Hamin Kim, *A StyleGan Image Detection Model Based on Convolutional Neural Network*. Journal of Korea Multimedia Society Vol.22, No. 12, pp. 1447–1456, 2019
- [4] Huang, J., & Ling, C. X. *Using AUC and accuracy in evaluating learning algorithms*. IEEE Transactions on knowledge and Data Engineering, 17(3), 299–310, 2005.
- [5] Hajian-Tilaki, K. *Receiver operating characteristic (ROC) curve analysis for medical diagnostic test evaluation*. Caspian journal of internal medicine, 4(2), 627, 2013.