

죽상동맥경화증 진단을 위한 극좌표 변환과 SE-LSTMNet 모델

나인예 · 박현진*

성균관대학교

SE-LSTMNet Model Using Polar Conversion for Diagnosis of Atherosclerosis

In-ye Na · Hyunjin Park*

Sungkyunkwan University

E-mail : niy0404@g.skku.edu / hyunjinp@skku.edu

요 약

죽상동맥경화증(atherosclerosis)은 동맥에 플라크가 쌓여 혈류 장애를 일으키는 만성 혈관염증 질환으로 심장병과 뇌졸중을 일으킬 수 있다. 하지만 대부분은 동맥이 심하게 좁아질 때까지 증상이 없기 때문에 조기 발견이 중요하다. 본 논문은 튜브 모양의 혈관에서 경화성 병변을 효과적으로 진단하기 위해 MRI 영상에 혈관 중심을 기준으로 극좌표 변환을 적용하였다. 그리고, 극좌표 영상의 각도별 연속된 신호정보를 이용하는 SE-LSTMNet 모델을 제안한다. 학습된 모델은 검증 데이터에 대해 정확도 0.9194, 민감도 0.9370, 특이도 0.8796, F1 score 0.8700, AUC 0.9719의 분류 성능을 보였다.

ABSTRACT

Atherosclerosis is a chronic vascular inflammatory disease in which plaque builds up in the arteries and impairs blood flow. This can lead to heart disease and stroke. Since most people do not have any symptoms until the artery is severely narrowed, early detection of atherosclerosis is critical. In this paper, in order to effectively detect atherosclerotic lesions in tube-shaped blood vessels, polar conversion is applied to MRI images based on the vessel center. We then propose a SE-LSTMNet model using continuous signal information for each angle of a polar coordinate image. The trained model showed classification performance of 0.9194 accuracy, 0.9370 sensitivity, 0.8796 specificity, 0.8700 F1 score, and 0.9719 AUC on the validation data.

키워드

atherosclerosis, carotid artery, polar conversion, deep learning, black-blood MRI

1. 서 론

죽상동맥경화증(atherosclerosis)은 동맥에 플라크가 쌓여 혈류 장애를 일으키는 만성 혈관염증 질환으로 심장병과 뇌졸중을 일으킬 수 있다[1,2]. 하지만 대부분은 동맥이 심하게 좁아질 때까지 아무런 증상이 없기 때문에 조기 발견이 중요하다[3,4].

Black-blood MRI는 정상 및 비정상 동맥을 시각

화하고, 경화성 병변을 진단하는데 효과적이다[5]. 그중에서도 3D carotid black blood MRI (volume isotropic turbo spin echo acquisition, VISTA)는 환자 순응도와 진단 영상의 품질을 보장하기 위해 개발되었다[6].

CNN(Convolutional Neural Network)은 인간의 시각 시스템을 모방한 것으로 이를 이용해 의료영상을 분석하여 진단에 도움을 주는 컴퓨터 보조진단 연구가 활발히 진행되고 있다[7]. 또한, SENet (Squeeze-and-Excitation Network)과 같이 모델의 성능을

* corresponding author

높이기 위해 새로운 모듈을 개발하는 연구, 순차 데이터 처리를 위한 LSTM(Long Short-Term Memory) 모듈을 CNN과 함께 사용하는 연구도 진행되고 있다[8,9].

본 논문은 극좌표 변환과 SE-LSTMNet 모델을 이용하여 경화성 병변을 진단하는 방법을 제안한다.

II. 연구 대상 및 데이터 전처리

연구 대상은 Carotid vessel wall Segmentation and atherosclerosis diagnosis challenge(COSMOS) 2022의 데이터로 경동맥 죽상경화증 환자의 3D VISTA 영상이다. training set으로 50명, test set으로 25명의 데이터가 제공되었다.

경화성 병변은 axial 슬라이스 단위로 진단되며, training set 중 정상 혈관 슬라이스 1223장, 경화성 병변 슬라이스 634장을 학습 데이터로 사용하였다. 검증 데이터로는 test set 중 정상 슬라이스 619장, 경화성 슬라이스 274장을 사용하였다.

본 논문은 튜브 모양의 혈관 내 경화성 병변 진단을 효과적으로 수행하기 위해 각 VISTA 슬라이스에 혈관 중심을 기준으로 극좌표 변환을 적용하였다.

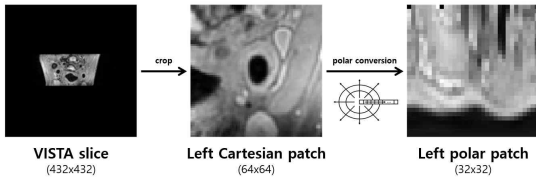


그림 1. 극좌표 변환

또한, 모델의 과적합을 방지하기 위해 여러 증강 기법을 랜덤하게 적용하였다. 먼저, 극좌표 변환의 기준이 되는 혈관의 중심점을 [(0,0), (2,0), (-1,0), (0,2), (0,-1)] 만큼 이동하였으며, 극좌표 변환시 시작 angle과 방향(시계/반시계)을 선택하였다[10,11]. 마지막으로, 다운샘플링을 적용하여 총 5x32x2x2배의 데이터 증강 효과를 얻었다.

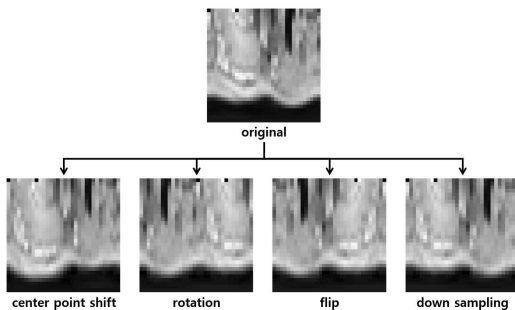


그림 2. 극좌표 영상 데이터 증강

III. 모델

그림 2는 SE-LSTMNet 모델의 구조이다. 입력은 극좌표 영상에 마스킹을 적용하여 4채널로 구성하였다. 32개의 순차적인 angle 데이터로 구성된 극좌표 영상의 정보를 효과적으로 활용하기 위해 SE Net과 LSTM을 결합하여 모델을 구성하였다. SE-LSTMNet은 입력 슬라이스에 대한 경화성 병변 존재 여부를 예측한다.



그림 2. SE-LSTMNet 모델의 구조

IV. 실험 및 결과

Training set에 대해 5 fold 교차검증을 수행하여 총 5개의 SE-LSTMNet 모델을 학습하였다.

또한, SE-LSTMNet 모델의 성능 평가를 위해 radiomics 모델을 생성하였다. lumen과 outer wall, vessel 관심 영역에 대해 총 168개의 radiomics feature를 추출하여 training set을 기준으로 표준화한 뒤, logistic regression 알고리즘을 이용하여 학습하였다.

표 1은 test set에 대한 각 fold 별 모델과 배경 앙상블을 적용한 모델, radiomics 모델의 분류 성능을 보여준다.

표 1. SE-LSTMNet fold 별 모델과 앙상블 모델, radiomics 모델의 분류 성능

	Accuracy	Sensitivity	Specificity	F1 Score	AUC
fold1	0.8813	0.8675	0.9124	0.8251	0.9619
fold2	0.8858	0.8869	0.8832	0.8259	0.9608
fold3	0.9104	0.9338	0.8577	0.8545	0.9668
fold4	0.9048	0.9128	0.8869	0.8511	0.9607
fold5	0.9149	0.9386	0.8613	0.8613	0.9649
ensemble	0.9194	0.9370	0.8796	0.8700	0.9719
radiomics	0.8791	0.8998	0.8321	0.8085	0.9339

SE-LSTMNet은 radiomics 모델과 비교하여 월등히 높은 분류 성능 결과를 보여준다.

V. 결론

본 논문은 튜브 모양의 혈관 영상에 적합한 경화성 병변 진단 방법을 제안한다. 혈관 영상에 극좌표 변환을 적용하고, 극좌표 영상의 각도별 순차적인 신호정보를 학습하는 SE-LSTMNet을 통해 효과적으로 경화성 병변을 진단할 수 있음을 확인하였다.

Acknowledgement

This research was supported by National Research Foundation (NRF-2020M3E5D2A01084892), Institute for Basic Science (IBS-R015-D1), Ministry of Science and ICT (IITP-2020-2018-0-01798), AI Graduate School Support Program (2019-0-00421), ICT Creative Consilience program (IITP-2020-0-01821), and the Artificial Intelligence Innovation Hub program (2021-0-02068).

References

- [1] K. Kobiyama et al., "Atherosclerosis: A Chronic Inflammatory Disease with an Autoimmune Component," *Circ Res*, vol. 123, no. 10, 2018.
- [2] R. Ross, "Atherosclerosis-An Inflammatory Disease," *N Engl J Med*, vol. 340, no. 2, 1999.
- [3] Mayfield brain & Spine Homepage. [Internet]. Available : <https://mayfieldclinic.com/pe-carotidstenosis.htm>.
- [4] J. Zhang et al., "Artificial Intelligence in Cardiovascular Atherosclerosis Imaging," *J. Pers. Med.*, vol. 12, no. 3, p. 420, 2022.
- [5] N. Balu et al., "Carotid plaque assessment using fast 3D isotropic resolution black-blood MRI," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 65, no. 3, pp. 627-637, 2011.
- [6] Grand Challenge - COSMOS 2022. [Internet]. Available : <https://vessel-wall-segmentation-2022.grand-challenge.org/vessel-wall-segmentation-2022/>
- [7] G. Litjens et al., "A survey on deep learning in medical image analysis," *Medical image analysis*, vol. 42, pp. 60-88, 2017.
- [8] J. Hu et al., "Squeeze-and-Excitation Networks," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Salt Lake, pp. 7132-7141, 2018.
- [9] F. Karim et al., "LSTM Fully Convolutional Networks for Time Series Classification," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 1662-1669, 2018.
- [10] D. Alblas et al., "Deep-learning-based carotid artery vessel wall segmentation in black-blood MRI using anatomical priors," *SPIE Medical Imaging*, 12032, 2022.
- [11] L. Chen et al., "Automated Artery Localization and Vessel Wall Segmentation Using Tracklet Refinement and Polar Conversion," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 217603-217614, 2020.