

# 경동맥 혈관 MRI에서 라디오믹스를 이용한 동맥경화증 진단 모델

김종훈<sup>1</sup> · 박현진<sup>2</sup>

<sup>1</sup>성균관대학교 · <sup>2</sup>기초과학연구원 뇌과학이미징 연구단

## Diagnosis Atherosclerosis Model Using Radiomics Approach in Carotid Vessel MRI

Jong-hun Kim<sup>1</sup> · Hyunjin Park<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Sungkyunkwan University · <sup>2</sup>Center for Neuroscience Imaging Research, Institute for Basic Science

E-mail : iproj2@g.skku.edu / hyunjinp@skku.edu

### 요 약

동맥경화증은 경동맥 혈관 벽이 두꺼워지는 질병으로 진단을 위해 혈관 벽의 두께를 모니터링하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 경동맥 MRI 영상에서 324개의 라디오믹스 특징을 추출하고 머신러닝 기법을 이용하여 동맥경화증을 진단하는 모델을 제안한다. 라디오믹스 특징을 통해 로지스틱 회귀, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트, XGBoost의 총 4가지 분류 모델을 학습하였다. 5-fold 교차 검증에서 가장 높은 성능의 모델인 XGBoost는 정확도 0.9023, 민감도 0.9517, 특이도 0.8035, AUC 0.8776의 결과값을 보여준다.

### ABSTRACT

Arteriosclerosis is a disease in which the carotid vessel wall becomes thick, and it is important to monitor the thickness of the vessel wall for diagnosis. In this study, we propose a model for extracting 324 radiomics features from carotid MRI images and diagnosing arteriosclerosis using machine learning techniques. We learned a total of four classification models: logistic regression, support vector machine, random forest, and XGBoost through radiomics features. XGBoost model, which showed the highest performance in 5-fold cross-validation, shows the results of accuracy 0.9023, sensitivity 0.9517, specificity 0.8035, AUC 0.8776.

### 키워드

Radiomics, MRI, Carotid Artery, Atherosclerosis, Machine Learning

### 1. 서 론

동맥경화증은 사망률이 높은 질병 중 하나로 경동맥 혈관 벽의 두께가 두꺼워지고 동맥 내강이 좁아지는 특징이 있다 [1, 2]. 따라서 동맥경화증을 잘 진단하기 위해서는 경동맥 혈관 벽의 두께 및 플라크를 모니터링하는 것이 중요하다.

라디오믹스는 의료영상에서 비침투적으로 관심 영역의 특징을 정량화하는 알고리즘이다 [3]. 여러

타입의 관심영역은 라디오믹스 알고리즘을 통해 모양, 밝기, 질감 등의 특징으로 정량화 될 수 있다. 또한, 정량화된 라디오믹스 특징은 임상 결정을 돕는 바이오마커로 사용될 수 있다 [4].

본 연구에서는 라디오믹스를 이용하여 동맥경화증 진단을 위한 특징을 추출하고 머신러닝 기법을 이용하여 정상과 동맥경화증을 분류한다.

\* corresponding author

## II. 연구 대상 및 전처리

COSMOS 2022 Challenge (Carotid vessel wall segmentation and atherosclerosis diagnosis challenge) 환자데이터를 연구 대상으로 한다 [5]. 총 50명 환자의 각 MRI에서 슬라이스를 추출하였으며, 레이블이 있는 1833 슬라이스 중 정상은 1205 슬라이스, 동맥경화증은 628 슬라이스가 존재한다.

관심영역은 전체 혈관, 외벽 영역, 내강 영역으로 이루어져 있다. 그림 1. 은 동맥경화증과 정상 혈관 MRI와 관심영역을 보여준다. 각 슬라이스의 관심영역에서 라디오믹스 특징을 추출하였으며 모양 특징 30개, 히스토그램 특징 66개, 질감 특징 228개 (GLCM[75], GLSZM[48], GLRLM[48], NGTDM [15], GLDMF[42])로 총 324개의 라디오믹스 특징을 추출하였다.

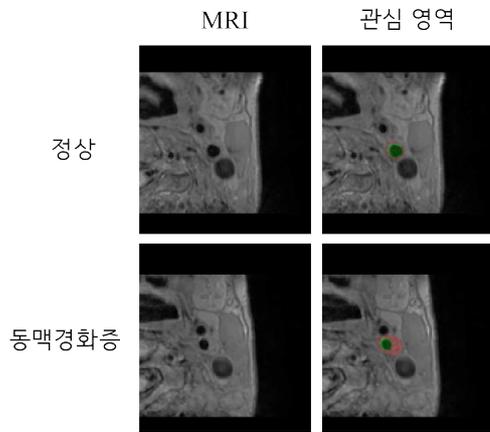


그림 1. 정상 혈관과 동맥경화증 혈관 영상 비교

## III. 모델 및 평가 방법

정량화된 라디오믹스 특징을 머신러닝 기법을 이용하여 분류하였다. 로지스틱 회귀, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트, XGBoost 등의 총 4가지 머신러닝 모델을 이용하여 동맥경화증 예측을 진행하였다.

5-fold 교차 검증을 통해 정확도, 민감도, 특이도, AUC를 계산하여 각 심층신경망 모델의 성능을 평가하였다.

## IV. 결 과

표 1은 각 머신러닝 모델의 성능을 비교한 값을 나타낸다. 가장 높은 성능의 모델인 XGBoost는 정확도 0.9023, 민감도 0.9517, 특이도 0.8035, AUC 0.8776의 결과값을 보여준다.

표 1. 심층신경망 모델 성능 비교표

모델	정확도	민감도	특이도	AUC
Logistic Regression	0.7416	0.8754	0.4739	0.6747
SVM	0.7973	0.9180	0.5559	0.7369
Random Forest	0.8691	0.9380	0.7313	0.8346
XGBoost	0.9023	0.9517	0.8035	0.8776

## V. 결 론

MRI 영상에서 경동맥 영역의 라디오믹스 특징은 동맥경화증을 진단하는 바이오마커로 사용될 수 있다. 라디오믹스 특징을 이용한 머신러닝 모델의 진단 결과는 동맥경화증 진단을 도울 수 있다.

## 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] Syed, Maaz BJ, et al. "Emerging techniques in atherosclerosis imaging." *The British Journal of Radiology* 92.1103 (2019): 20180309.
- [2] Rafieian-Kopaei, Mahmoud, et al. "Atherosclerosis: process, indicators, risk factors and new hopes." *International journal of preventive medicine* 5.8 (2014): 927.
- [3] Zhou, Mu, et al. "Radiomics in brain tumor: image assessment, quantitative feature descriptors, and machine-learning approaches." *American Journal of Neuroradiology* 39.2 (2018): 208-216.
- [4] Aerts, Hugo JW, et al. "Decoding tumour phenotype by noninvasive imaging using a quantitative radiomics approach." *Nature communications* 5.1 (2014): 1-9.
- [5] Carotid Vessel Wall Segmentation and Atherosclerosis Diagnosis Challenge (COSMOS 2022) [Internet]. Available: <https://vessel-wall-segmentation-2022.grand-challenge.org/>