

합성곱 신경망 모델을 이용한 악성 뇌교종 환자 예후 예측

권준모 · 박현진*

¹성균관대학교 전자전기컴퓨터공학과

Prediction of overall survival for patients with malignant glioma using convolutional neural network

Junmo Kwon · Hyunjin Park*

¹Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

E-mail : skenfn1231@skku.edu / hyunjinp@skku.edu

요 약

악성 뇌교종은 예후가 매우 나쁜 질병으로 평균 생존 기간은 6개월에서 14개월 사이로 보고되어 있다. 따라서 악성 뇌교종을 가진 환자들에게는 정확한 예후 예측이 요구된다. 본 논문에서는 악성 뇌교종을 가진 환자의 예후와 연령을 동시에 예측하는 합성곱 신경망 모델을 제안한다. 악성 뇌교종의 영상 특성을 효과적으로 파악할 수 있는 네 가지 자기공명영상인 T1, T1-contrast enhanced, T2, fluid-attenuated inversion recovery 영상을 입력 데이터로 이용하였다. 예후 예측에 가장 중요한 환자의 연령을 고려함으로써 신경망 모델의 예후 예측 성능이 높아질 것으로 기대된다. 학습된 모델을 검증 데이터에 적용한 결과 환자의 예후와 연령의 피어슨 상관계수가 각각 0.1748, 0.3056으로 나타난 것을 확인하였다.

ABSTRACT

Malignant glioma has a poor prognosis with the reported median survival of between 6 months to 14 months. Thus, it is crucial to predict the accurate survival of patients with malignant glioma. In this paper, we propose a convolutional neural network to predict the overall survival and age of the patients. A total of four MRI modalities, T1, T1-contrast enhanced, T2, and fluid-attenuated inversion recovery, which effectively capture spatial characteristics of malignant glioma, were used as input images. Age is an important factor impacting the overall survival, thus incorporating it into the model will thereby improve the performance of the proposed model. Our model successfully predicted overall survival and age of the patients with pearson correlation coefficients of 0.1748 and 0.3056, respectively.

키워드

Glioma, Survival Analysis, Magnetic Resonance Imaging, Convolutional Neural Network, Prognosis

I. 서 론

악성 뇌교종 환자의 예후는 매우 나쁜 편으로, 평균 생존기간은 6개월에서 14개월 사이로 보고되고 있다 [1, 2]. 따라서 생존 기간이 짧은 뇌교종 환자의 예후를 정확하게 예측할 수 있는 모델의 필요성이 제기된다. 특히, 뇌교종이 진행될수록 중앙 주위의 부종이 차지하는 영역이 점점 커지게 되며 이러한 영상 특성을 효과적으로 반영할 수 있는 영상 모달리티 및 기계학습 기반 모델이 요

구된다. 본 논문은 환자의 연령을 예측하는 보조 회귀 모델을 추가함으로써 악성 뇌교종 환자 예후를 효과적으로 예측할 수 있는 합성곱 신경망 기반 회귀 모델을 제안한다.

II. 자기공명영상 데이터 전처리

신경망 모델의 입력 영상으로 Brain Tumor Segmentation (BraTS) 2017 Challenge에서 제공한 자기공명영상 데이터를 이용하였다 [3-5]. 본 Challenge는 약 285명의 환자 데이터를 기계학습 모델의 훈

* corresponding author

런 데이터로 제공하며, 이들 중 161명의 환자가 고 등급 신경교종을 가지고 있어 생존 기간에 대한 데이터가 함께 제공되었다. 구체적으로는 TCIA 데이터베이스로부터 76명의 데이터, CBICA 데이터베이스로부터 85명의 데이터를 사용할 수 있었다.

BraTS 2017 데이터베이스는 각 환자마다 T1, T1-contrast enhanced (T1ce), T2 및 fluid-attenuated inversion recovery (FLAIR) 영상과 영상의학 전문의 여러 명이 수작업으로 분류한 신경교종 영역에 관한 영상이 제공된다. 본 논문에서는 효과적으로 환자의 생존기간을 예측하기 위하여 각 환자별 자기공명영상으로부터 가장 큰 신경교종 영역의 경계상자를 구한 뒤 해당 영역의 이미지를 3차 보간법을 이용하여 24×24×24의 공통 공간으로 변환하여 이를 신경망 모델의 입력 영상으로 활용하였다.

III. 신경망 기반 회귀 모델

본 논문에서는 악성 뇌교종을 가진 환자의 서로 다른 네 가지 자기공명영상 데이터를 이용하여 환자의 예후와 연령을 동시에 예측하는 3차원 합성곱 신경망 모델을 제안한다. 먼저 각 자기공명영상 데이터의 최솟값을 0, 최댓값을 1로 정규화한 뒤 공통 공간으로 변환된 3차원 이미지를 신경망 모델의 입력 영상으로 이용한다. 이 모델은 다섯 개의 합성곱 계층과 두 개의 풀링 계층, 그리고 두 개의 완전 연결 계층으로 구성되어 있다. Leaky ReLU를 활성화 함수로 이용하며, 총 훈련 가능한 매개변수 수는 7,258개이다.

IV. 결 과

본 논문에서 제안한 합성곱 기반 신경망 회귀 모델을 검증하기 위해 BraTS 2017 데이터를 각각 훈련 셋, 검증 셋, 실험 셋으로 나누어 실험을 진행하였다. 각 셋 간의 공평한 비교를 위하여 TCIA 및 CBICA 데이터베이스를 같은 비율로 나누어 훈련 셋, 검증 셋 및 실험 셋의 총 환자 수를 각각 96명, 32명, 33명으로 나누었다. 표 1은 86번째 에폭에서 학습된 합성곱 기반 신경망 회귀 모델을 각각 훈련 셋, 검증 셋 및 실험 셋에 적용하여 피어슨 상관계수를 비교한 결과를 나타낸다. 그림 1 및 그림 2는 실험 셋 데이터를 바탕으로 예측한 예후 및 연령을 실제 예후 및 연령과 비교하여 상관관계로 나타낸 그래프이다.

표 1. 피어슨 상관계수를 이용한 합성곱 신경망 회귀 모델 검증 결과

구분	훈련 셋	검증 셋	실험 셋
예후	0.2098	0.1080	0.1784
연령	0.2486	0.1278	0.3056

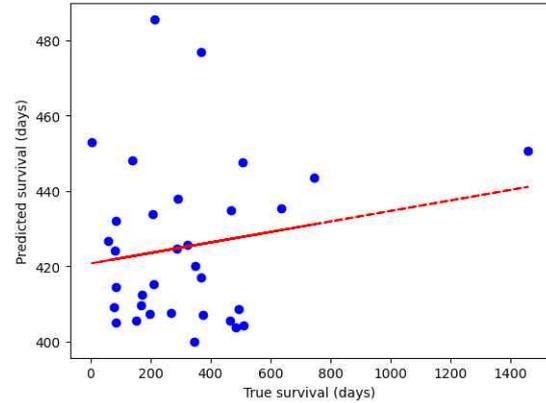


그림 1. 실험 셋의 예후 예측 값과 실제 값 사이의 상관관계

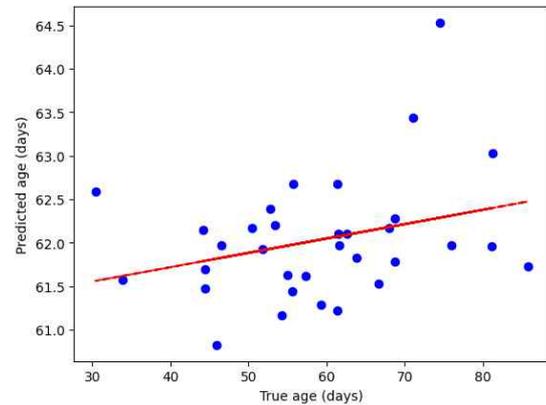


그림 2. 실험 셋의 연령 예측 값과 실제 값 사이의 상관관계

V. 결 론

본 논문에서는 네 가지 서로 다른 자기공명영상을 이용하여 악성 뇌교종 환자의 예후 및 연령을 예측하는 합성곱 기반 신경망 모델을 제안하였다. 학습된 신경망 모델을 실험 셋에 적용한 결과 환자의 예후는 0.1784, 연령은 0.3056의 피어슨 상관계수 값을 얻었다. 이를 통해 제안된 모델이 환자의 예후 및 연령을 효과적으로 예측할 수 있음을 보였으며, 향후 악성 뇌교종 치료 과정에 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

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] P. D. Delgado-López, and E. M. Corrales-García, “Survival in glioblastoma: a review on the impact of treatment modalities.” *Clinical and Translational Oncology*, Vol. 18, No. 11, pp. 1062-1071, Mar. 2016.
- [2] J. C. Buckner, et al., “Central nervous system tumors.” *Mayo Clinic Proceedings*, Vol. 82. No. 10. 2007.
- [3] B. H. Menze et al., “The Multimodal Brain Tumor Image Segmentation Benchmark (BRATS),” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 34, No. 10, pp. 1993-2024, Oct. 2015.
- [4] S. Bakas, H. Akbari, A. Sotiras et al., “Advancing The Cancer Genome Atlas glioma MRI collections with expert segmentation labels and radiomic features,” *Nature Scientific Data*, Vol 4, Sep. 2017.
- [5] S. Bakas, M. Reyes, A. Jakab, S. Bauer, M. Rempfler, A. Crimi et al., “Identifying the Best Machine Learning Algorithms for Brain Tumor Segmentation, Progression Assessment, and Overall Survival Prediction in the BRATS Challenge,” *arXiv preprint arXiv:1811.02629*, 2018.