

의료 영상 바이오마커 추출을 위한 딥러닝 손실함수 성능 비교

서진범* · 조영복

대전대학교

Comparison of Deep Learning Loss Function Performance for Medical Video Biomarker Extraction

Jin-beom Seo* · Young-bok Cho

Daejeon University

E-mail : sejinbeom@naver.com

요 약

다양한 분야에서 현재 활용되고 있는 딥러닝 과정은 데이터 준비, 데이터 전처리, 모델 생성, 모델 학습, 모델 평가로 구성 된다. 이중 모델 학습 과정에서 손실함수는 모델이 학습하면서 출력한 값을 실제 값과 비교하여 그 차이를 출력하게 되고, 출력된 손실값을 기반으로 모델은 역전파 알고리즘을 통해 손실값이 감소하는 방향으로 가중치를 수정해가며 학습을 진행한다. 본 논문에서는 바이오마커 추출을 위한 딥러닝 모델에서 사용될 신경망 출력 값의 손실도를 측정하여 출력해주는 다양한 손실함수를 분석하고 실험을 통해 최적의 손실함수를 찾아내고자 한다.

ABSTRACT

The deep learning process currently utilized in various fields consists of data preparation, data preprocessing, model generation, model learning, and model evaluation. In the process of model learning, the loss function compares the value of the model with the actual value and outputs the difference. In this paper, we analyze various loss functions used in the deep learning model for biomarker extraction, which measure the degree of loss of neural network output values, and try to find the best loss function through experiments.

키워드

Deep Learning, Loss Function, Performance, Categorical Crossentropy

1. 서 론

딥러닝은 현대사회에서 영상 의학 분야에서는 질병 진단을 보조해주는 영상 판독 보조 인공지능과 수의학 분야의 영상에서 동물의 슬개골 탈골 판독 알고리즘이 연구되고 있으며, 얼굴 또는 이미 지 인식이나 SK사의 NUGU 또는 KT의 지니와 같은 음성 인식 인공지능 스피커, 자율 주행 등 다양한 분야에서 활용되고 있다[1,2]. 딥러닝 과정은 데

이터 준비, 데이터 전처리, 모델 생성, 모델 학습, 모델 평가로 간단하게 표현 할 수 있다. 이러한 단계 중 모델 학습 과정은 손실함수로부터 도출된 예측값과 실제값의 차이를 기반으로 경사하강법을 통해 가중치를 변경하는 과정인 오차 역전파 (Backpropagation)을 통해 손실도인 오차를 최대한 줄이는 과정이다. 즉 손실함수는 모델이 학습하면서 출력한 값인 예측값과 실제 값을 비교하여 그 차이를 출력하는 함수이다.

다중 분류 분야에서는 다중 클래스 중 하나의 클래스를 출력하는 다중 클래스 분류와 여러 라벨

* speaker

중 다수의 라벨이 정답이 될 수 있는 다중 라벨 분류가 있다.[3].

본 논문에서는 다중 클래스 분류에서 주로 사용되고 있는 손실 함수 중 Categorical Crossentropy와 Sparse Categorical Crossentropy를 CNN(Convolution Neural Network)모델과 캐글에서 다운받은 데이터셋 MNIST-Handwritten Math Symbols, COVID-Ti CXR을 이용해 두 손실 함수를 비교 평가한다. 2장에서는 두 손실함수에 대해 설명, 3장에서 바이오마커 추출을 위한 딥러닝 손실함수 성능 비교 실험, 4장에서는 실험 결론을 통한 비교 평가를 수행한다.

II. 관련 연구

손실 함수는 신경망 모델이 학습을 진행할 수 있도록 해주는 지표이다. 모델의 출력 값인 예측 값과 실제 값의 차이 값인 오차를 출력하여 오차 역전파를 진행 할 수 있도록 오차 값을 도출하는 함수이다. MSE, RMSE, Binary Crossentropy, Categorical Crossentropy, Sparse Categorical Crossentropy등이 있다.

2-1. Categorical Crossentropy

Categorical Crossentropy는 기본적으로 Crossentropy의 수식을 따르며, Crossentropy와 Softmax함수를 결합하여 사용한다. 이에 다른 Softmax + Categorical Crossentropy는 수식(1)과 같다

$$f(s)_i = \frac{e^{s_i}}{\sum_i e^{s_i}}, CE = - \sum_i t_i \log(f(s)_i) \quad (1)$$

식(1)에서 $f(s)_i$ 는 softmax 함수이며, 예측 값을 나타내고, CE의 t_i 는 실제 값을 나타낸다.

2-2 Sparse Categorical Crossentropy

Sparse Categorical Crossentropy는 Categorical Crossentropy를 기반으로 차이점은 라벨을 One-Hot-Encoding 방식이 아닌 정수형으로 사용하는 것이다. 또한 다수의 라벨을 분류하는 경우 원-핫-인코딩으로 인해 라벨을 표현할 때 발생하는 많은 0들의 표현으로 메모리 낭비를 줄일 수 있는 장점이 있다. 그러나 다중 레이블 분류에서 Sparse 손실함수는 index값으로 라벨을 표현하기 때문에 사용할 수 없는 단점이 존재한다. 정수 {1,2,3}에 대해 원-핫-인코딩방식에서는 {{1,0,0},{0,1,0},{0,0,1}}으로 표현되고, sparse함수는 {0.0, 1.0, 2.0}으로 표현되는

차이가 있다.

III. 의료 영상 바이오마커 추출을 위한 딥러닝 손실함수 성능 비교

본 연구는 의료영상 바이오 마커 추출을 위한 사전 연구로써 COVID-Ti CXR을 중심으로 실험을 진행하였다.

3-1. 실험 환경

하드웨어 사양은 다음 표1와 같다. 하드웨어에 대한 표이며, i5-8700k, 16GB RAM, RTX 3060 12G GPU를 사용하고, Tensorflow 버전은 2.4를 사용하였다.

표 1. 하드웨어 사양

구성	이름
CPU	i5-8700k
RAM	16G
GPU	RTX 3060 12G

본 실험에서 사용될 데이터 셋은 MNIST-Handwritten Math Symbols와 COVID-Ti CXR을 이용해 실험을 진행하였다. MNIST-Handwritten Math Symbols은 16개의 클래스와 9000개의 이미지로 구성되어 있으며, 0~9 그리고 Add, Dec, Div, Eq, Mul, Sub로 구성되어 있다. COVID-Ti CXR은 정상, 폐렴, COVID-19의 3개의 클래스로 나누어진 가슴 X-Ray 이미지 데이터 셋으로 총 18685장의 X-Ray이미지로 구성되어 있다.

3-2 모델 구성

모델은 CNN을 기반으로 구성하였다. 입력 이미지의 크기 및 채널은 데이터셋의 이미지 형태에 맞게 조절하였으며, CNN의 Convolution 층은 Conv2D, Batch Normalization, Max Pooling 순으로 5개 층을 구성하였고, Fully-connected 층에서는 Dense와 Dropout으로 2개의 층을 쌓았으며, 활성화 함수는 공통적으로 Relu를 사용하였다. output층은 데이터셋의 분류 개수에 맞게 조절 하였으며, 활성화 함수는 Softmax를 사용하였으며, 하이퍼 파라미터는 각각 데이터셋의 크기 및 형태에 따라 튜닝을 진행 하였다.

3-3 실험 방법

실험은 MNIST-Handwritten Math Symbols와 COVID-Ti CXR데이터셋을 이용하여 진행 하였다.

CNN모델에서 MNIS T-Handwritten Math Symbols 의 경우 입력 형태는 (400,400,1)이며, Output의 경우 출력수를 16으로 사용하였다. 모델의 구성은 각각 같으며 손실함수를 sparse categorical cross entropy와 categorical cross entropy로 설정하여 각각 학습을 진행하였다.

그림 1는 MNIST-Handwritten Math Symbols 데이터셋의 학습 결과이며, sparse는 학습시간 276.09초, test의 정확도 91%, 손실도 38%이고, categorical는 학습시간 276.45초 test 정확도 91%, 손실도 33%이다.

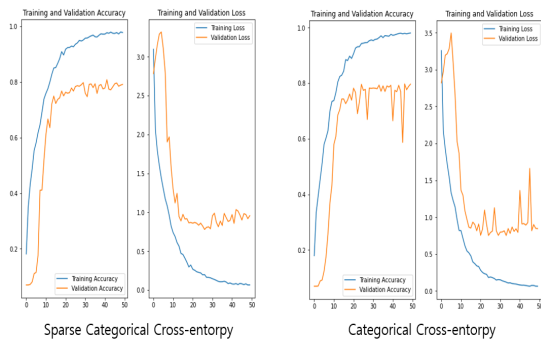


그림 1. MNIST 데이터셋 학습 결과

COVID-Ti CXR은 입력값은 (300, 300, 1)으로 설정하였고, Output의 출력수를 3으로 지정하였다. 모델의 기본 구성은 CNN을 기반으로 설정하였으며 손실함수를 다르게 설정하였다. 학습은 batch 100 epoch 100으로 설정하였고 그 결과는 다음과 같다.

그림 2는 COVID-Ti CXR 데이터셋의 학습 결과이며, sparse는 학습시간 5964초 test 정확도 89.78%, 손실도 29.31%이며 categorical은 학습시간 5939초 test 정확도 89.0%, 손실도 31.83%이다.

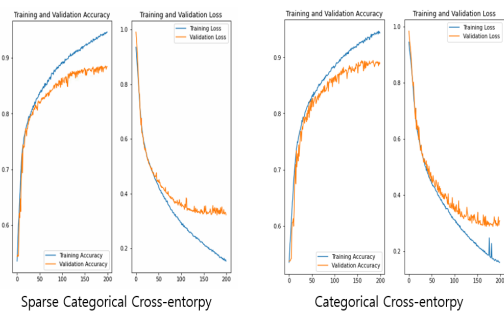


그림 2. CXR 데이터셋 학습 결과

IV. 결론

현대 사회에서 딥러닝은 많은 분야에서 영상 의학, 이미지 인식, 자율 주행 등 다양한 분야에서 활용되고 있다. 딥러닝 모델 학습 과정은 데이터 준비, 데이터 전처리, 모델 생성, 모델 학습, 모델 평가로 표현할 수 있으며, 손실함수는 모델 학습 과정에서 사용된다. 본 논문에서는 개글에서 다운 받은 MNIST-Handwritten Math Symbols, COVID-Ti CXR 데이터셋을 이용하여 Sparse Categorical cross entropy와 categorical cross entropy 손실함수의 성능 비교를 진행 하였으며, MNIST-Handwritten Math Symbols 데이터셋의 학습 결과는 sparse에서 학습시간 276.09초, test의 정확도 91%, 손실도 38%이고, categorical는 학습시간 276.45초 test 정확도 91%, 손실도 33%이다.

COVID-Ti CXR 데이터셋의 학습 결과는 sparse에서 학습시간 5964초 test 정확도 89.78%, 손실도 29.31%이며 categorical은 학습시간 5939초 test 정확도 89.0%, 손실도 31.83%이다.

본 논문은 의료영상에서 바이오마커 추출을 위한 실험의 사전 연구이며, 의료영상과 관련된 데이터셋인 COVID-Ti CXR를 중심으로 실험하였다. 그 결과는 대체적으로 Sparse가 학습시간은 다소 높으나 손실도와 정확도는 Categorical보다 좋은 결과를 보였다. 향후 지속적인 연구를 통해 치매발병 기전 연구에 활용하고자 한다.

Acknowledgement

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2018R1C1B5083789).

References

- [1] J. S. Kim, 2020, A Study on Classification of Fingerprint Images using Deep Learning, Masters dissertation, Soonchunhyang University Graduate School, Korea
- [2] J. B. Seo, H. H. Jang, Y. B. Cho, "Analysis of Image Pre-processing Algorithms for Efficient Deep Learning", *The Korea Institute of Information and Communication Engineering*, Vol. 24, No. 1, pp.161-164, Jul, 2020
- [3] I. J. Kim, 2020, Automatic Product Category Classification using Deep Learning, Masters dissertation, Sookmyung Women's University Graduate School, Korea