

암 진단을 위한 CNN모델 비교 분석

Comparative Analysis of CNN Model Cancer Diagnosis

YOON-HYUN CHO

조윤현

Abstract

의사 한 명이 다양한 경험을 쌓고 능력을 갖추는 데 오랜 시간이 필요하다. 숙련된 의사는 AI가 골라준 사진을 통해 시간을 단축하면서 중요한 사진에 시간을 투자할 수 있다. 본 보고서에서는 의료 영상을 통하여 Fashion CNN과 Cancer CNN을 비교한다. 두 모델의 차이점은 손실함수의 변경이며 BCEWithLogitsLoss를 사용한다. BCEWithLogitsLoss의 손실 값과 정확도에서 좋은 성능을 보인다. 암 진단을 위해서는 Fashion CNN보다 Cancer CNN이 효율적이다.

1. 서론

현대 사회에서 AI를 의료 현장에 투입하는 데에는 큰 효용이 있다. 의사가 다양한 경험을 쌓아 올리며 능력을 갖추는 데 오랜 시간이 걸리며 숙련된 의사라도 대량의 사진을 분석하는데 시간이 많이 필요하다[1]. 사람은 1초 만에 수천 장의 사진을 분석할 수 없지만, AI는 손쉽게 할 수 있다. AI가 골라준 사진을 통해 시간을 단축하고 중요한 사진에 시간과 노력을 투자할 수 있다. 따라서 본 보고서에서는 Fashion CNN과 Cancer CNN을 비교하여 효율적인 모델을 구축하려 한다.

2. 본론

본 장에서는 Fashion CNN과 Cancer CNN을 비교한다.

2.1 데이터 세트

본 절에서는 암 진단을 위한 데이터 세트에 관해 설명한다.

○ TEST DATA SET

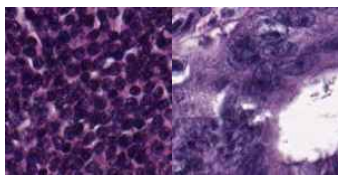


그림 1. Normal그림 2. TUMOR
DATA, 125 DATA, 125

○ TRAIN DATA SET

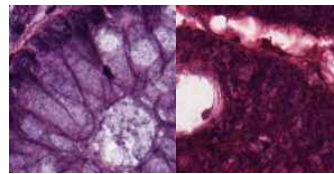


그림 3. Normal그림4. TUMOR
DATA, 500 DATA, 500

2.2 수행 환경

본 절에서는 수행 환경을 파이토치를 사용하며 코랩을 이용한다.

2.3 알고리즘

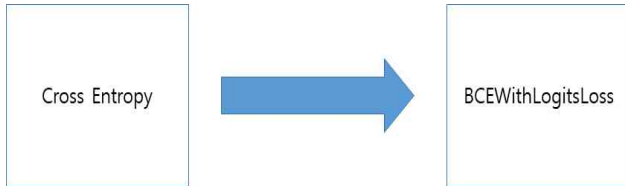
본 절에서는 Fashion CNN과 Cancer CNN 알고리즘의 하이퍼파라미터 변경 전에 관해 설명한다.

두 모델은 동일한 신경망을 갖는다.

층수	종류	크기	활성화 함수
1층	CNN	32, (3, 3)	ReLU
-	MaxPool	(2, 2)	-
2층	CNN	64, (3, 3)	ReLU
-	MaxPool	(2, 2)	-
-	dropout	(0.25)	-

두 모델의 큰 차이점은 다음과 같은 하이퍼파라미터 이다.

○ Output Layer



먼저, 은닉층은 두 모델이 같다. 차이점은 손실함수를 Cross Entropy 변경하였다. BCEWithLogitsLoss함수는 이진 분류 문제에서 사용되는 손실함수이다. Epoch는 5에서 50으로 했다.

3. 결 과

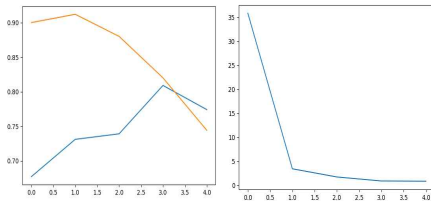


그림 5. Fashion CNN Accuracy 그림 6. Fashion CNN Loss

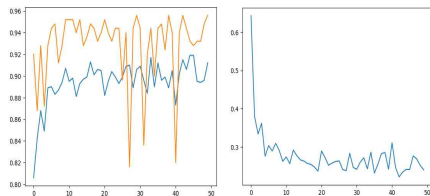


그림 7. Cancer CNN Accuracy 그림 8. Cancer CNN Loss

그림 5, 6, 7, 8 는 각각 Fashion CNN과 Cancer CNN의 Accuracy와 Loss를 보여준다.

	Fashion CNN Epoch 5	Cancer CNN Epoch 50
Accuracy	0.8090	0.2407
LOSS	0.8380	0.9190
Validation	0.912000	0.956000

표 1. Best Accuracy, Loss, Validation

4. 고 찰

본 장에서는 알고리즘에 대해 고찰을 한다. Cancer CNN의 성능 최적화를 위해서 다음과 같은 실험을 진행하였다.

- Batch Size 32→16 →48
- Dropout (0.25)→(0.3, 0.35, 0.4)
- Cross entropy → BCELOSS → BCEWithLogitsLoss

첫 번째, Batch size를 16, 48로 조정 하였는데 정확도와 손실 값이 개선되지 않았다. 그 이유는 데이터의 수와 품질이 32에서 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 예측된다.

두 번째, Dropout을 0.3, 0.35, 0.4로 변경했을 때 또한 개선되지 않았는데 모델의 구조가 0.25일 때 최적화된 것으로 예상된다.

세 번째, BCELOSS를 사용해 좋은 성능을 보였지만 BCEWithLogitsLoss 함수가 Sigmoid 함수를 포함하고 있으므로 더 좋은 성능을 보일 것으로 예상하여 최종적으로 BCEWithLogitsLoss를 사용하였다. 향후에는 은닉층의 수를 늘리고 전이학습을 비교하는 것 또한 성능 개선에 도움이 될 것이다.

5. 결 론

본 장에서는 보고서에 대한 결론을 내린다. 기존 모델인 Fashion CNN을 개선하여 종양과 비종양을 파악하는 모델을 만들고 싶어서 실험을 진행하였다.

Cross Entropy를 BCEWithLogitsLoss로 변경하였고 기존 모델은 학습횟수가 현저히 적어서 Epoch를 증가시켰다. 그래서 암 진단 영상을 Cancer CNN 모델에 적용 BCEWithLogitsLoss를 사용하면 좋을 것 같다.

참고문헌

[1] 반병현, “수학, 통계를 몰라도 이해할 수 있는 쉬운 딥러닝”, 생능북스, 2021년, 10장 CNN 활용하기