|  |
| --- |
| **딥러닝응용** |

예술, 그림, 그래픽, 디자인이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

|  |
| --- |
|  |

|  |
| --- |
|  |

|  |  |
| --- | --- |
| **학 과** | **IT융합전공** |
| **교수님** | **김대환 교수님** |
| **학 번** | **20200425** |
| **이 름** | **임윤지** |
| **제출일** | **2023 . 11. 07.** |



딥러닝 응용 과목의 중간고사 대체과제로 PyTorch를 이용해 CIFAR-100 데이터셋에 대한 딥러닝을 수행하였다. CPU 환경에서 ‘pytorch’라는 이름의 가상환경을 만든 뒤 주피터 노트북으로 진행하였다. GPU가 아닌 CPU 환경이기 때문에 시간이 많이 걸려 각 모델의 epoch를 기본적으로 적게 설정했다. 강의자료의 DNN, CNN, ResNet 코드를 참고하여 CIFAR-100 데이터셋에 맞게 각각의 모델의 입력과 출력 레이어를 수정하고, 기존 코드에 Training Loss와 Test Loss의 그래프를 그리기 위해 필요한 것들을 추가하였다.

먼저 DNN은 epoch 50까지 진행하였고 약 1시간 15분이 소요되었다. Epoch1에 2.47%로 시작하여 서서히 정확도가 증가하는 모습을 보였다. Epoch 49에 최고 정확도인 14.97%이고, epoch를 더 늘린다면 지금보다는 정확도가 늘겠지만 CIFAR-100데이터셋의 이미지들을 분류하는 데는 DNN이 적합하지 않다 생각한다. Epoch 50 정도일때 약 15%라면 더 학습한다 해도 머지않아 정확도 상승이 정체되거나 하락하는 구간이 있을 것이라고 예상한다.

텍스트, 흑백, 폰트, 문서이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

CNN은 3시간 정도가 걸려 epoch 100까지 학습해보았다. Epoch 50일 때 24%로 DNN의 같은 시점보단 높은 정확도이지만 epoch 100에 28%를 찍은 것으로 보아 학습에 따른 정확도가 더디게 상승한다고 판단했다.

텍스트, 폰트, 흑백, 스크린샷이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명텍스트, 폰트, 흑백, 스크린샷이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

ResNet은 Epoch를 50으로 설정했는데, 50 epochs를 전부 실행하는데 있어 약 5시간 정도가 걸렸다. 최종 모델을 저장하기 전 ResNet에 대한 학습을 처음 진행할 때 초반에는 이전 DNN, CNN 보다 Accuracy가 큰 폭으로 상승하는 듯했으나, epoch 5에 Accuracy 30%를 달성한 뒤에 한참 동안 30% 중후반에서 40%대를 벗어나지 못하는 모습을 보였다. Epoch 50이 되자 57%의 Accuracy를 확인할 수 있었지만 이미 학습 시간이 약 5시간 정도가 되어 두 번째이자 제출하기 전의 학습에도 epoch를 더 늘릴 수는 없었다. 하지만 epoch 50에 57%라면 두 배인 epoch 100까지 학습했을 때 이보다 더 좋은 결과를 보일 것이라고 생각한다. 2번째 학습에서는 아래 사진과 같은 결과를 보였다.

텍스트, 흑백, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트, 흑백, 폰트, 문서이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

마지막으로 Custom ResNet에서는 각 레이어의 블록 수를 증가시켜 보았다. 이는 각 레이어에서 반복되는 BasicBlock의 개수를 늘려 레이어에서 더 많은 특징을 학습하게 만든다고 한다. 많은 특징을 학습할수록 이미지의 주요 특징을 더 잘 이해하고 분류 정확도 또한 높아질 것으로 예상하여 이렇게 수정했다. 그러나 기존 모델보다 더 많은 연산이 필요할 것으로 예상되어 epoch를 이전의 ResNet의 경우보다 더 줄여서 결과를 빨리 보고자 했다. 그리고 데이터 증강 부분에 RandomRotation(10)을 추가하여 주어진 데이터셋의 이미지를 10도 안에서 랜덤하게 회전시켜서 성능을 향상시키고자 했다. 그리고 ColorJitter(brightness=0.1, contrast=0.1, saturation=0.1, hue=0.1)로 전부 0.1의 작은 색깔 변화를 주었다. 이렇게 자주 쓰인다는 데이터 증강 기법을 더해 데이터의 다양성을 높이고, 블록 개수를 조정해 많은 특징을 학습하도록 원래의 ResNet에서 일부분을 수정하여 결과를 확인해보았다. 기존 ResNet에 비해 epoch 1을 완료하는데 걸리는 시간이 2배 정도 되는 것 같아 epoch는 기존의 절반인 25로 하였고, 약 5시간에 걸쳐 학습이 진행되었다. 정확도의 결과는 기존과 크게 다른 점이 없었는데 학습 시간만 2배가 걸렸다. 수정한 ResNet 역시 epoch를 50까지는 돌려 보았다면 다른 결과를 얻었을지도 모른다. 하지만 학습 시간은 학습하기 전 예상했던 대로 훨씬 더 걸렸음에도 불구하고, 수정했던 부분이 적은 epoch 상에서는 정확도 개선에 아무런 영향을 미치지 않은 것 같아 보인다.

텍스트, 흑백, 폰트, 문서이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

다음은 Training과 Test Loss에 대한 그래프이다.

텍스트, 스크린샷, 라인, 그래프이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트, 스크린샷, 라인, 그래프이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

(DNN) (CNN)

텍스트, 스크린샷, 그래프, 라인이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명 텍스트, 그래프, 도표, 라인이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

(ResNet) (Custom ResNet)

전체적으로 학습이 반복될수록 모든 loss들이 감소하는 경향을 보인다. DNN은 Training loss와 Test loss가 완전히 비슷하며, DNN은 Test loss가 0에 수렴한다. 두 ResNet은 서로 비슷하지만 Training loss에 비해 Test loss는 상승과 하강을 반복하며 학습이 진행됨에 따라 점차 감소한다. 4개의 모델의 성능을 전체적으로 비교해 보자면 학습 시간은 Custom ResNet > ResNet > CNN > DNN이고, 내가 학습한 시점까지의 정확도는 ResNet = CustomResNet > CNN > DNN인 것이 확인된다. Epoch를 늘려 각 모델의 정확도의 한계를 확인하면 CIFAR-100 데이터셋을 학습하는데 있어 어느 모델이 가장 적합한지 정확하게 판단할 수 있을 것 같다. 그러나 지금의 결과로만 보았을 때는 ResNet을 성능과 학습 시간을 동시에 개선시킬 수 있는 방향으로 코드를 수정하여 사용하거나, CNN의 코드를 개선하여 학습 시간을 더 늘려보는 방식이 좋아 보인다.

이번 프로젝트를 진행하면서 든 아쉬운 점은 epoch를 늘렸을 때 확인할 수 있는 Overfitting과 최적의 학습 완료 시점을 보지 못했다는 것이다. 각종 파라미터들과 손실 함수, epoch를 수정해가며 가장 적합한 경우를 찾고 싶었다. 그렇지만 이렇게 많은 양의 데이터를 다루며 각 모델들을 수정하고 분석할 수 있는 것은 좋은 경험이 되었다.