

1. Learning Rate Scheduler

Learning Rate Scheduler란, 딥러닝 모델을 효과적으로 학습시키기 위해 사용되는 기술로, 학습 과정 동안 Learning Rate의 크기를 조절하는 방법이다. 특정 epoch 마다 Learning Rate를 감소시키는 방법과 주기적으로 Learning Rate를 조절하는 방법, 학습이 더 이상 진행되지 않는다고 판단되면 Learning Rate를 조절하는 방법 등이 있다.

- LambdaLR

주차 과제에서 사용한 Learning Rate Scheduler로, epoch 마다 Learning Rate를 변화시키는 방법이다. 일반적으로 한 epoch 마다 기존 Learning Rate에 0.95를 곱함으로써 점차 감소시킨다.

- CosineAnnealingLR

Learning Rate가 정의된 최대값과 최소값까지 주기성을 띄며 증가와 감소를 반복한다. Local Minima에서 벗어나는데 효과적인 Scheduler 라고 판단된다.

- CyclicLR

사내 모델 작업에서 사용하는 Learning Rate Scheduler 이다. 학습 과정에 있어서 사용자가 정의한 성능에 대해 향상이 되지 않을 때 Learning Rate를 감소시킨다.

2. Training Error, Generalization Error 사이 간극 줄이는 방안

Training Error는 모델이 학습 데이터에 대해 얼마나 정확하게 예측하는지를 나타내며, Generalization Error는 모델이 이전에 보지 못한 새로운 데이터에 대해 얼마나 잘 예측하는지를 나타낸다. 딥러닝에서는 이 두 개의 Error를 줄이는 것을 목표로 한다.

- Data Augmentation

기존에 가지고 있는 데이터를 변형시켜 새로운 데이터를 생성하는 것을 말한다. 일반적으로 이미지 데이터에 대해 사용되며, 학습 데이터의 개수가 늘어나고 새로운 형태의 데이터를 학습할 수 있으므로 두 에러 사이의 간극을 줄이는데 도움을 줄 수 있다.

- Adjusting Model Size

모델의 크기가 주어진 Task에 비해 지나치게 크면 학습 데이터에 대해 Overfitting이 발생할 수 있다. Training Error가 매우 작지만 Generalization Error가 비교적 크다면, 모델의 크기를 줄임으로써 Overfitting을 방지할 수 있다.

- Early Stopping

Early Stopping은 학습 도중 Validation Data에 대한 성능이 악화되거나 개선되지 않을 때, 학습을 조기에 종료 시키는 것을 말한다. 불필요한 학습을 방지할 수 있기 때문에, 모델이 학습 데이터에 과도하게 학습되지 않고 일반화 성능을 높이는데 도움을 준다.