

신경망 구성시 레이어를 깊게 쌓으면 성능이 좋아질거라는 초반 연구들의 지향점을 확인할 수 있었는데요.

실제로는 20층 이후에서 부터는 성능이 낮아지게 되는 반증이 많이 나왔습니다.

신경망이 깊어지게 되면 발생하는 문제점(입력 x 가 정답 y 에 직접 접근하는 경우)

기울기 소실/폭발 문제: 깊은 네트워크에서는 역전파 과정에서 기울기가 점점 줄어들거나 지나치게 커질 수 있습니다. 이는 네트워크의 효과적인 학습을 방해합니다.

학습 난이도 증가: 네트워크가 깊어질수록 학습이 어려워지며, 이는 네트워크의 성능 향상에 한계를 둡니다.

과적합 위험 증가: 네트워크가 깊고 복잡할수록 과적합(overfitting)의 위험이 커집니다. 이는 모델이 학습 데이터에 지나치게 최적화되어 새로운 데이터에 대한 일반화 능력이 떨어지는 현상입니다.

해당 문제를 해결하기 위해 고안된 방법이 ResNet입니다.

잔차 학습이라는 개념을 통해 모델의 층이 깊어져도 학습이 잘 되도록 구현한 모델입니다.

그럼 여기서 잔차란 무엇일까요

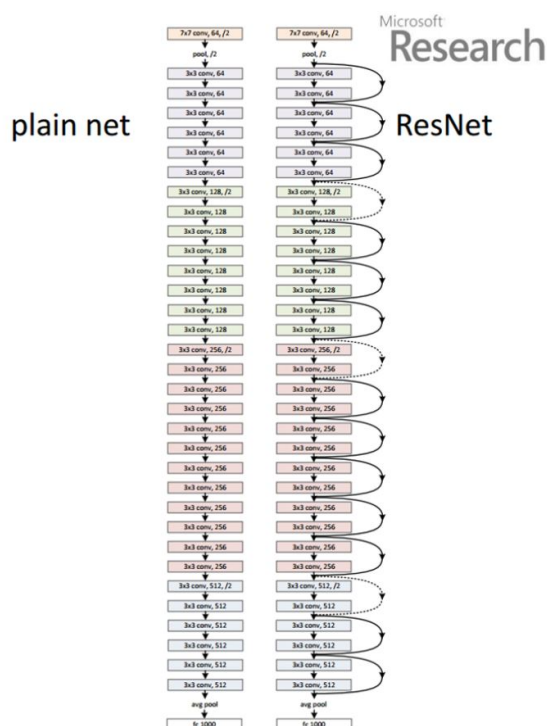
기본적으로 입력 데이터와 해당 데이터에 대한 네트워크의 출력 사이의 차이 또는 오차를 말합니다.

잔차 학습은 신경망이 이 잔차, 즉 입력과 출력의 차이를 직접 학습하도록 하는 방법입니다.

이를 통해 신경망은 입력 데이터 자체보다는 데이터에 대한 보정값을 학습함으로써,

더 깊은 네트워크에서도 효과적인 학습이 가능하게 됩니다.

ResNet과 같은 모델에서는 잔차 연결(residual connections)을 통해 입력을 네트워크의 더 깊은 층으로 직접 전달하며, 네트워크의 학습 능력을 향상 시킵니다.



해당 표를 보시면 중간중간 잔차를 학습하여 다음 신경층으로 전달하기 때문에 기존 신경층보다 성능이 향상되어 출력층이 나오게 됩니다.

간단히 말해서, 기존 신경망은 입력 x 를 정답 y 에 직접 매핑하는 함수 $H(x)$ 를 찾으려 했습니다. 하지만, ResNet은 $H(x)$ 가 x 에 더해진 형태, 즉 $H(x)=F(x)+x$ 가 되도록 합니다. 여기서 $F(x)$ 는 입력과 출력 사이의 '잔차' 또는 차이를 나타내며, 이를 최소화하는 것이 목표입니다. Skip Connection이라는 기법을 사용하여, 입력 x 를 네트워크의 깊은 층으로 직접 전달함으로써, 네트워크가 더 효과적으로 학습할 수 있게 됩니다.

참고 = ResNet 초창기 논문에서는 110 Layer에서 가장 적은 에러가 나왔고, 1000개 이상의 layer가 쌓였을 때는 오버피팅이 일어났다고 합니다.