ResNet50 Overview

# 1. 주요 특징:

## Residual Learning (잔차 학습):

ResNet의 가장 큰 혁신은 Residual Block을 도입한 것입니다. 일반적인 신경망에서는 네트워크가 깊어질수록 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제로 인해 학습이 어려워지는 현상이 발생합니다. Residual Block은 입력을 그대로 출력으로 전달하는 '스킵 연결(skip connection)'을 추가하여, 기울기 소실 문제를 완화하고, 더 깊은 네트워크를 효과적으로 학습할 수 있도록 합니다. 이 접근 방식은 신경망이 '학습해야 할 것' 대신에 '차이(Residual)'만 학습하게 만들어 학습이 용이해집니다.

## ResNet50 구조:

ResNet50은 총 50개의 레이어로 구성된 모델입니다. 이 모델은 다음과 같은 레이어로 이루어져 있습니다:  
- Conv1: 7x7 합성곱 레이어, 64개의 필터, 스트라이드 2, 그 뒤에 3x3 MaxPooling 레이어.  
- Conv2\_x: 1x1, 3x3, 1x1의 세 개의 합성곱 레이어로 구성된 3개의 Residual Block. 각 Block은 64개의 필터를 사용합니다.  
- Conv3\_x: 1x1, 3x3, 1x1의 세 개의 합성곱 레이어로 구성된 4개의 Residual Block. 각 Block은 128개의 필터를 사용합니다.  
- Conv4\_x: 1x1, 3x3, 1x1의 세 개의 합성곱 레이어로 구성된 6개의 Residual Block. 각 Block은 256개의 필터를 사용합니다.  
- Conv5\_x: 1x1, 3x3, 1x1의 세 개의 합성곱 레이어로 구성된 3개의 Residual Block. 각 Block은 512개의 필터를 사용합니다.  
- Fully Connected Layer: 마지막으로, Global Average Pooling 후 1000개의 뉴런을 가진 Fully Connected 레이어로 이어지며, 이는 ImageNet의 1000개 클래스를 예측합니다.

## Bottleneck Architecture:

ResNet50은 Bottleneck Residual Block을 사용합니다. 일반적인 ResNet 구조에서는 Residual Block이 두 개의 3x3 합성곱 레이어로 구성되지만, ResNet50에서는 1x1 합성곱 레이어로 차원을 축소한 뒤 3x3 합성곱을 적용하고, 다시 1x1 합성곱 레이어로 차원을 확장합니다. 이 접근 방식은 모델의 계산 복잡도를 줄이면서도 깊은 네트워크를 효율적으로 학습할 수 있게 합니다.

## Skip Connections (스킵 연결):

Skip Connection은 Residual Block의 입력을 그대로 출력에 더하는 방식으로, 네트워크가 학습하지 못할 경우 입력 값이 그대로 전달되도록 합니다. 이를 통해 네트워크가 학습을 진행하면서도 과도한 정보 손실이나 왜곡 없이 신호를 전달할 수 있게 됩니다. 이러한 구조 덕분에 더 깊은 네트워크를 학습할 수 있고, 일반적인 깊은 네트워크에서 발생하는 문제들을 피할 수 있습니다.

## 성능:

ResNet50은 ImageNet 데이터셋에서 매우 높은 정확도를 달성했으며, 딥러닝 연구에 큰 영향을 미쳤습니다. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2015에서 우승을 차지했으며, 이후 다양한 딥러닝 응용 분야에서 표준 모델로 자리 잡았습니다.

## 응용 분야:

ResNet50은 주로 이미지 분류, 객체 탐지, 이미지 세그멘테이션과 같은 컴퓨터 비전 작업에서 사용됩니다. 또한, 전이 학습(Transfer Learning)에도 자주 사용되며, 사전 훈련된 ResNet50 모델을 기반으로 다른 데이터셋에 맞게 재학습하는 방식으로 사용됩니다. 의료 영상 분석, 자율 주행, 얼굴 인식 등 다양한 실세계 응용에서도 중요한 역할을 합니다.

# ResNet50의 구조 요약:

- Conv1: 7x7, 64 필터, 스트라이드 2, MaxPooling  
- Conv2\_x: 3개의 Bottleneck Residual Block (64 필터)  
- Conv3\_x: 4개의 Bottleneck Residual Block (128 필터)  
- Conv4\_x: 6개의 Bottleneck Residual Block (256 필터)  
- Conv5\_x: 3개의 Bottleneck Residual Block (512 필터)  
- Fully Connected Layer: Global Average Pooling, 1000개의 뉴런

# 결론:

ResNet50은 딥러닝 모델의 학습에서 발생하는 기울기 소실 문제를 해결하기 위해 도입된 Residual Learning을 통해 매우 깊은 신경망을 효과적으로 학습할 수 있게 만든 모델입니다. 50개의 레이어로 구성된 이 모델은 다양한 컴퓨터 비전 작업에서 탁월한 성능을 보이며, 현재까지도 널리 사용되는 표준 모델 중 하나입니다.