

ResNet

ResNet50 기능 in Keras

```
keras.applications.ResNet50(  
    include_top=True,  
    weights="imagenet",  
    input_tensor=None,  
    input_shape=None,  
    pooling=None,  
    classes=1000,  
    classifier_activation="softmax",  
)
```

- include_top : 네트워크 맨 위에 완전 연결 계층을 포함할지 여부
- weights : 무작위 초기화, "imagenet" 또는 로드할 가중치 파일의 경로
- input_tensor : 모델의 이미지 입력으로 사용할 선택적 Keras 텐서 (출력)
- input_shape : 선택적인 모양 튜플로, 지정된 경우에만 사용가능. 그렇지 않은 경우 입력 모양 : 224,
- pooling : 풀링 모드
- class : 이미지를 분류할 클래스의 개수
- classifier_activation : 상위계층에서 사용할 활성화 함수

ResNet-50이란?

- CNN아키텍처로, 딥 신경망을 훈련하는데 관련된 과제를 해결하도록 설계된 일련의 모델
- 이미지 분류 작업에서 깊이와 효율성으로 유명

ResNet 등장 배경

- 주요 문제가 딥 신경망의 저하문제 해결을 위해 ResNet이 등장

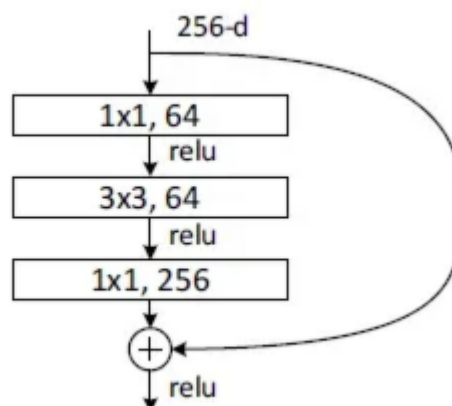
- 네트워크가 깊어짐에 따라 정확도가 포화되고 급격히 저하됨. → 학습 과정을 최적화하는 데 어려움이 있기 때문

ResNet 해결 원리

- 스킵 연결을 통해 정보가 직접 흐를 수 있도록 하는 잔여 블록을 사용해 이 문제를 해결함. → Vanishing Gradient 해결

ResNet-50의 Residual Block

- ResNet-50의 잔여블록은 Bottleneck Residual Block 이다.



구성요소

- ReLU 활성화 : 활성화 함수는 각 합성곱 계층과 배치 정규화 계층 다음에 적용
 - 양의 값만 통과시켜 비선형성을 도입하는데, 이는 네트워크가 데이터에서 복잡한 패턴을 학습하는데 필수적이다.
- 병목 합성곱 계층 : 배치 정규화, ReLU 활성화를 갖춘 3개의 합성곱 계층으로 구성된다.
- 스킵 연결(Skip Connection) : 스킵 연결을 통해 변경되지 않은 입력을 합성곱 계층의 출력에 직접 추가할 수 있다.
 - 이 연결은 특정 블록에서 추가 기능을 학습하는데 어려움을 겪더라도 이전 계층의 필수 정보가 보존되고 네트워크를 통해 전파되도록 보장

합성곱 계층을 정보 흐름을 보존하는 바로가기 연결과 결합하고, 차원을 줄이기 위한 병목 계층을 도입해 병목 잔여 블록을 통해 Vanishing Gradient문제를 해결, 더 깊은 네트워크 훈련해 이미지 분류 작업에서 높은 정확도를 추출 가능

ResNet 결론

- 잔여학습 방법을 채택함.
- 정확도를 높이려면 계층만 더 깊게 쌓으면 되는 것 아닌가? → 기울기 소실 문제라고 생각
- 실험에서 깊어질수록 성능이 떨어짐을 확인 → 사실 확인
- 일반 계층에다가 입력값(x)을 추가로 더해줌 (차원(Ws)이 같지 않으면 맞춰줘야 한다)
 - 계층을 계속해서 업데이트를 할 때 계층 시작부분에서 `shortcut`을 이용
 - `shortcut = x` 로 계속해서 업데이트
- 입력값(상수)을 더해줌으로써 1이상이기 때문에 기울기 소실문제를 해결할 수 있다.

왜 ResNet을 이미지 분류에서 사용하는가?

- CNN 구조이기 때문
- 일반적으로 이미지 분류 모델은 깊이가 깊어질수록 성능이 좋아지기 때문