

[6.1.5 ResNet]

- 마이크로소프트에서 개발한 알고리즘 (cf. Deep Residual Learning for Image Recognition)
 - 신경망을 효과적으로 학습하기 위한 방법으로 레지듀얼 개념 고안
 - 신경망 깊이 길어진다고 해서 딥러닝 성능이 무조건으로 좋아지는 것도 아니고 나빠지는 경우도 있다
- 해결책: 레지듀얼 블록 --- 기울기가 잘 전파될 수 있도록 일종의 숏컷(skip connection)을 만들어줌

- 블록: 계층의 묶음 (합성곱층을 하나의 블록으로 묶은 것) → 레지듀얼 블록
- ResNet: 레지듀얼 블록을 여러 개 쌓은 것
- 여기서 파라미터 수가 또 문제가 될 수 있음

→ 해결책: 병목 블록

1x1 합성곱층의 채널 수를 조절하며 차원을 줄였다 늘린다 → 파라미터 수를 줄일 수 있음

- 아이덴티티 매핑(숏컷, 스킵 연결): x가 어떤 함수를 통과하더라도 다시 x라는 형태로 출력되도록 함
- 다운샘플: 특성맵의 크기를 줄이기 위한 것 (= 풀링과 같은 역할)

형태가 다른데 이들 간의 형태를 맞추지 않으면 아이덴티티 매핑을 할 수 없게 됨

- 아이덴티티에 대해 다운샘플 필요
- 입력과 출력의 형태를 같도록 맞추어 주기 위해 strid 2 를 가진 1x1 합성곱 계층을 하나 연결해 주면 됨

- 입력 및 출력 차원이 동일하지 않고 입력의 차원을 출력에 맞추어 변경해야 하는 것 : 프로젝션 숏컷 / 합성곱 블록

[6.2 객체 인식을 위한 신경망]

객체 인식: 이미지나 영상 내에 있는 객체를 식별하는 컴퓨터 기술

- 위치 검출 문제를 다룸

객체 인식 = 여러 가지 객체에 대한 분류 + 객체의 위치 정보를 파악하는 위치 검출

- 1단계 객체 인식: 분류와 검출 동시에 행하는 방법
- 2단계 (아래에 부가설명)
- R-CNN: 슬라이딩 윈도우 방식

단점: 세 단계의 복잡한 학습 과정, 긴 학습 시간과 대용량 저장 공간, 객체 검출 속도 문제

- 공간 피라미드 풀링
이미지 특징이 훼손되지 않음
- Fast R-CNN
RoI 풀링 도입해서 속도 문제 개선하려고 함
- Faster R-CNN
더 빠른 객체 인식을 수행하기 위한 네트워크

- 이미지 분할을 위한 신경망
픽셀 단위로 분할
 1. 완전 합성곱 네트워크: 1x1 합성곱으로 대체
 2. 합성곱, 역합성곱 네트워크
단점: 해상도 낮아짐, 이미지 세부 정보들을 잃어버리는 문제 발생

➔ 해결책: 역합성곱 네트워크 도입

3. U-Net
바이오 메디컬 이미지 분할을 위한 합성곱 신경망
특징: 속도가 빠르다, 트레이드오프에 빠지지 않음
4. PSPNet
시멘틱 분할 알고리즘
완전연결층의 한계를 극복하기 위해 피라미드 풀링 모듈을 추가
5. DeepLabv3/DeepLabv3+