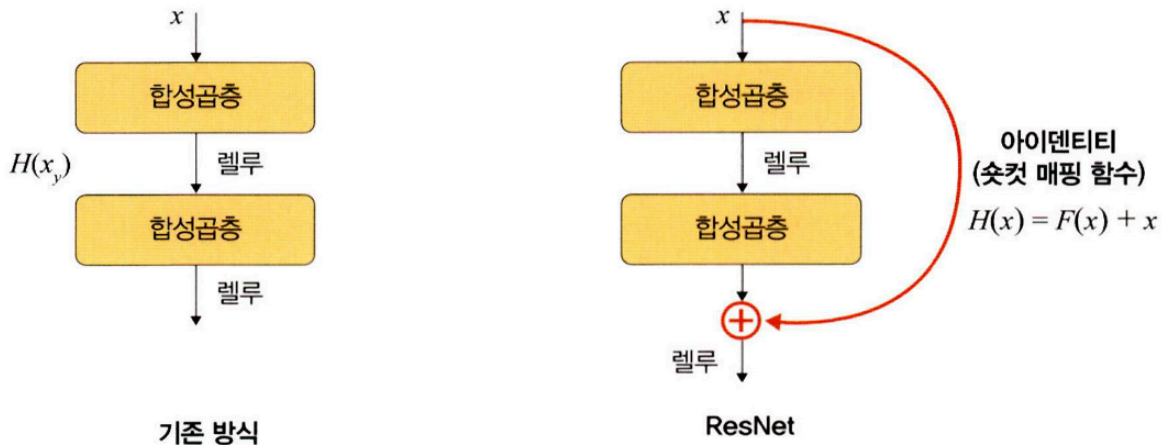


ResNet

- 깊은 신경망을 효과적으로 학습하기 위한 방법으로 **레지듀얼** 개념을 고안.
- **레지듀얼 블록** : 기울기가 잘 전파될 수 있도록 일종의 숏컷을 도입 -> 기울기 소멸 문제 방지
- 레지듀얼 블록을 여러 개 쌓은 것 -> ResNet

▼ 그림 6-25 ResNet 구조



▼ 그림 6-26 ResNet 모델 전체 네트워크



- **병목 블록** : 합성곱층의 채널 수를 조절하면서 차원을 줄였다 늘림 -> 파라미터 수를 줄임.
- **아이덴티티 매핑** : 입력 x가 어떤 함수를 통과하더라도 다시 x라는 형태로 출력되도록 함.
- **다운샘플** : 두 블록의 형태를 맞추기 위한 작업. -> 스트라이드 2를 가진 1x1 합성곱 계층을 하나 연결.

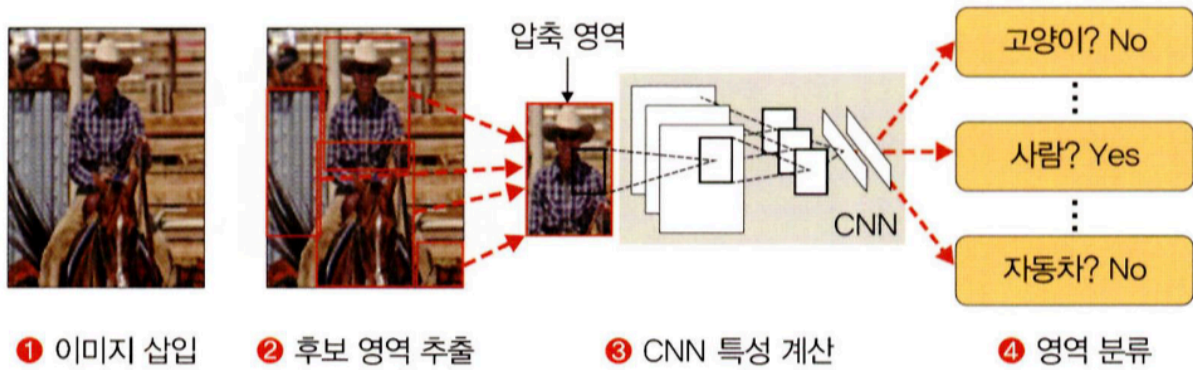
객체 인식을 위한 신경망

- **객체 인식** : 이미지나 영상 내에 있는 객체를 식별하는 컴퓨터 비전 기술
 - 여러 가지 객체에 대한 분류
 - 객체의 위치 정보를 파악
 - **1단계 객체 인식** : 두 문제를 동시에 행함 - 빠르지만 정확도 낮음
 - **2단계 객체 인식** : 두 문제를 순차적으로 행함 - 느리지만 정확도 높음

R-CNN

- CNN과 후보 영역 알고리즘을 결합한 알고리즘

▼ 그림 6-36 R-CNN 학습 절차



- 학습 절차

1. 이미지를 입력으로 받음.
2. 2000개의 바운딩 박스를 선택적 탐색 알고리즘으로 추출한 후 잘라 내고 CNN 모델에 넣기 위해 같은 크기로 통일
3. 크기가 동일한 이미지 2000개에 각각 CNN 모델을 적용
4. 각각 분류를 진행하여 결과를 도출

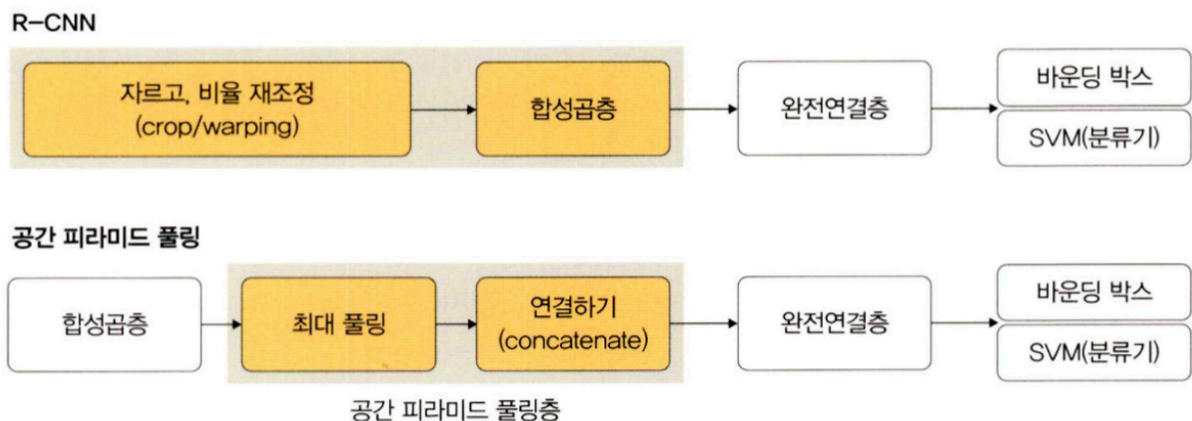
- 다음과 같은 단점으로 인해 크게 발전하지는 못함.

- 세 단계의 복잡한 학습 과정
- 긴 학습 시간과 대용량 저장 공간
- 객체 검출 속도 문제

공간 피라미드 풀링

- 입력 이미지를 고정해야 한다는 문제점 -> 공간 피라미드 풀링 도입

▼ 그림 6-40 공간 피라미드 풀링



- 입력 이미지의 크기에 관계없이 합성곱층을 통과시키고, 완전연결층에 전달되기 전에 특성 맵들을 동일한 크기로 조절해 주는 풀링층을 적용하는 기법
- 원본 이미지의 특징이 훼손되지 않는 특성맵을 얻을 수 있음.

- 여러 작업에 적용할 수 있음.

Faster R-CNN

- 더욱 빠른 객체 인식을 수행하기 위한 네트워크
- 기존 Fast R-CNN에 후보 영역 추출 네트워크(RPN)를 추가.
- **후보 영역 추출 네트워크**
 - 특성 맵 NxN 크기의 작은 윈도우 영역을 입력으로 받고, 해당 영역에 객체의 존재 유무 판단을 위해 이진 분류를 수행하는 작은 네트워크를 생성
 - 바운딩 박스 회귀 또한 위치 보정을 위해 추가
 - 슬라이딩 윈도우 방식으로 작은 윈도우 영역을 이용해 객체를 탐색.
 - **앵커** : 여러 크기와 비율의 레퍼런스 박스를 미리 정의하고 각각의 슬라이딩 윈도우 위치마다 박스 k개를 출력하도록 설계

이미지 분할을 위한 신경망

- 이미지를 픽셀 단위로 분할하여 이미지에 포함된 객체를 추출

완전 합성곱 네트워크

- 완전연결층을 1x1 합성곱으로 대체한 네트워크
- 장점
 - 위치 정보를 보존 가능
 - 입력 이미지에 대한 크기 제약이 사라짐
- 단점
 - 여러 단계의 합성곱층과 풀링층을 거치면서 해상도가 낮아짐
 - 낮아진 해상도를 복원하기 위해 업 샘플링 방식을 사용하므로 이미지의 세부 정보들을 잃어버림

합성곱 & 역합성곱 네트워크

- **역합성곱** : CNN의 최종 출력 결과를 원래의 입력 이미지와 같은 크기로 만들고 싶을 때 사용
 1. 각각의 픽셀 주위에 제로 패딩을 추가
 2. 패딩된 것에 합성곱 연산을 수행

U-Net

- 장점

- 속도가 빠르다
- 트레이드오프에 빠지지 않는다
- **수축 경로** : 컨텍스트를 포착
- **확장 경로** : 특성 맵을 업 샘플링하고 수축 경로에서 포착한 특성 맵의 컨텍스트와 결합하여 정확한 지역화를 수행
- 크기가 다양한 이미지의 객체를 분할하기 위해 크기가 다양한 특성 맵을 병합할 수 있도록 다운 샘플링과 업 샘플링을 순서대로 반복하는 구조

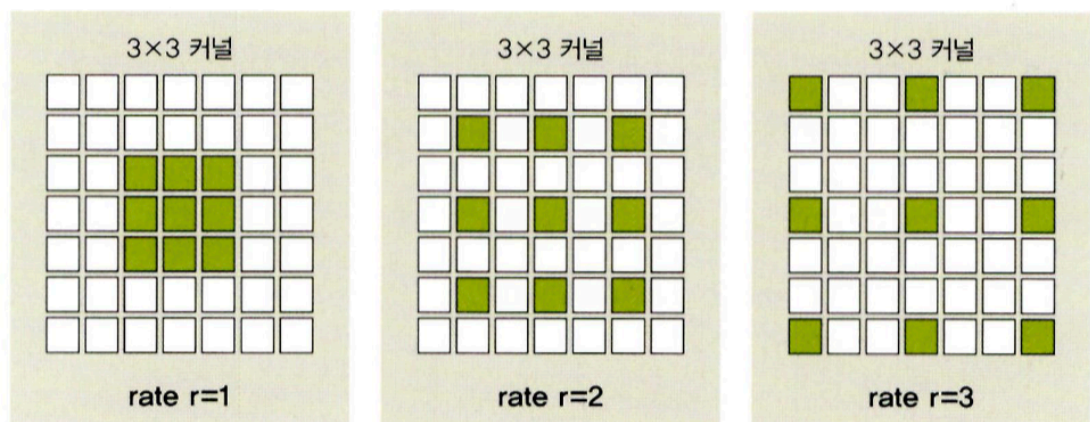
PSPNet

- 훈련 과정
 1. 이미지 출력이 서로 다른 크기가 되도록 여러 차례 풀링을 함.
 2. 1x1 합성곱을 사용하여 채널 수를 조정
 3. 모듈의 입력 크기에 맞게 특성 맵을 업 샘플링 -> 양선형 보간법 사용
 4. 원래의 특성 맵과 새로운 특성 맵들을 병합

DeepLabv3/DeepLabv3+

- 완전연결층의 단점을 보완하기 위해 Atrous 합성곱 사용
- 인코더와 디코더 구조를 가짐
- **Atrous 합성곱** : 필터 내부에 빈 공간을 둔 채로 작동, rate가 커질 수록 빈 공간이 많아짐.

▼ 그림 6-55 Atrous 합성곱



- 파라미터 수를 늘리지 않으면서도 수용 영역을 크기 키울 수 있음.

♥ 그림 6-56 Atrous 합성곱 효과

