

# Machine Learning

## Chapter 8

---

### 딥러닝

8.1 더 깊게

8.2 딥러닝의 초기 역사

8.3 더 빠르게(딥러닝 고속화)

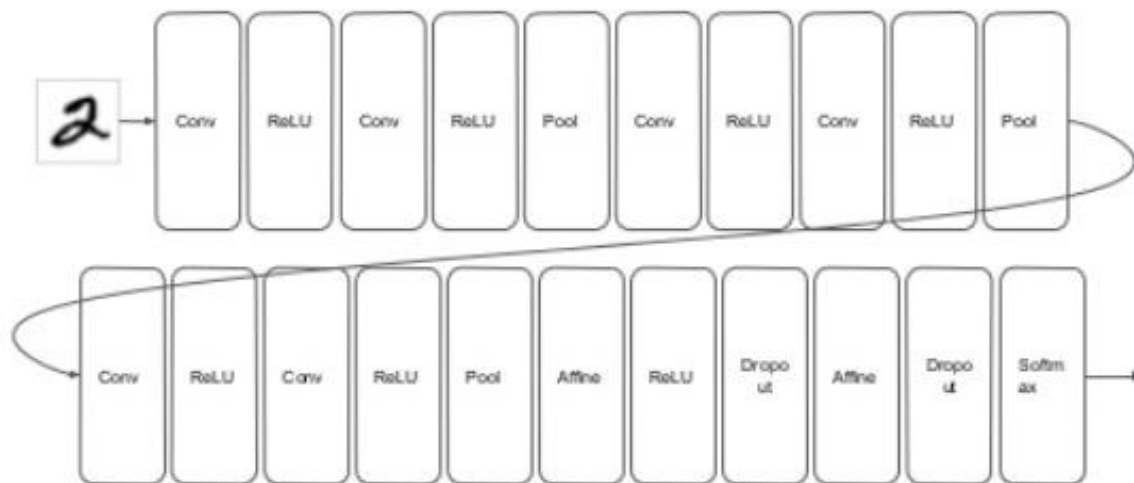
8.4 딥러닝의 활용

8.5 딥러닝의 미래

8.6 정리

## ■ 더 깊은 신경망으로

- 3x3의 작은 필터를 사용한 합성곱 계층
- 활성화 함수는 ReLU
- 완전연결 계층 뒤에 드롭아웃 계층 사용
- Adam을 사용해 최적화
- 가중치 초기값은 'He 초기값'



- 정확도를 높이는 방법
  - : 층을 깊게 함으로서 정확도를 높일 수 있음
    - 앙상블 학습
    - 학습률 감소
    - 데이터 확장

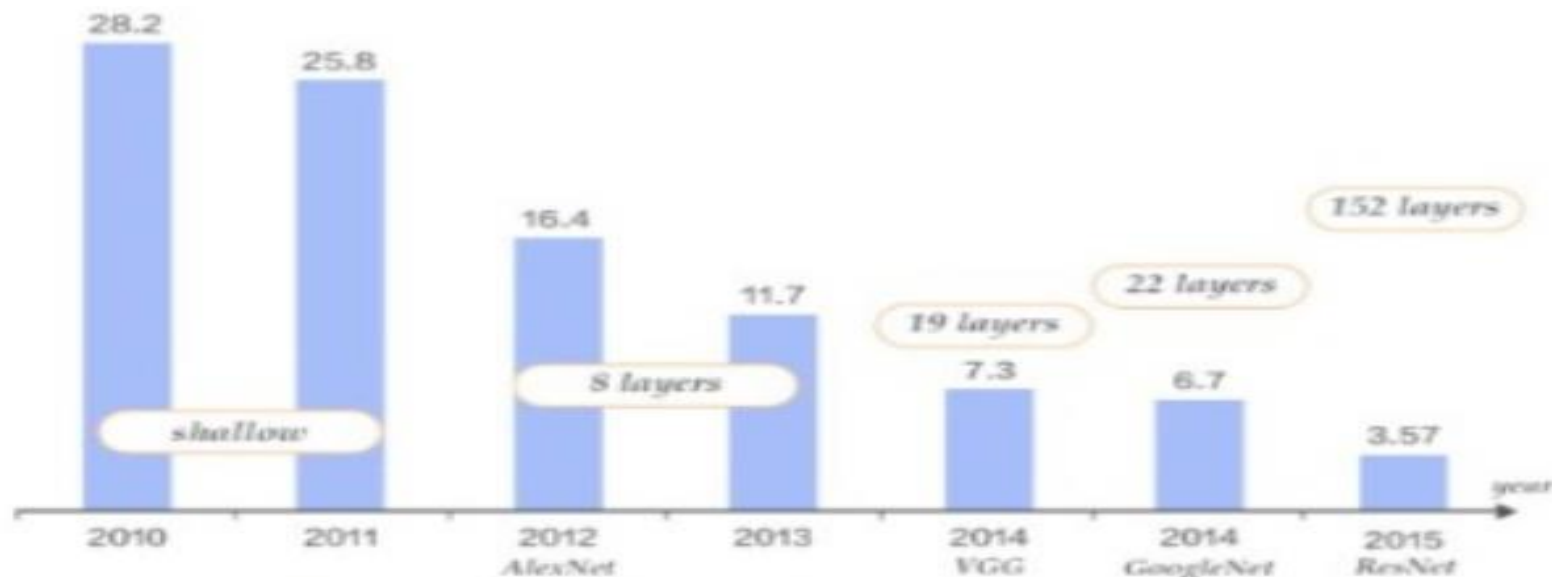
## ■ 깊게 하는 이유

- 작은 필터를 겹쳐 신경망을 깊게 함으로서 매개변수 수를 줄여 넓은 수용 영역을 소화할 수 있음.
- 층을 깊게 함으로서 각 층이 학습해야 할 문제를 분해하여 효율적으로 학습할 수 있음.
- 활성화 함수를 합성곱 계층 사이에 끼음으로서 표현력이 개선  
→ 활성화 함수가 신경망에 비선형 힘을 가함으로서 더 복잡한 것도 표현할 수 있게됨.

## 8.2 딥러닝의 초기역사

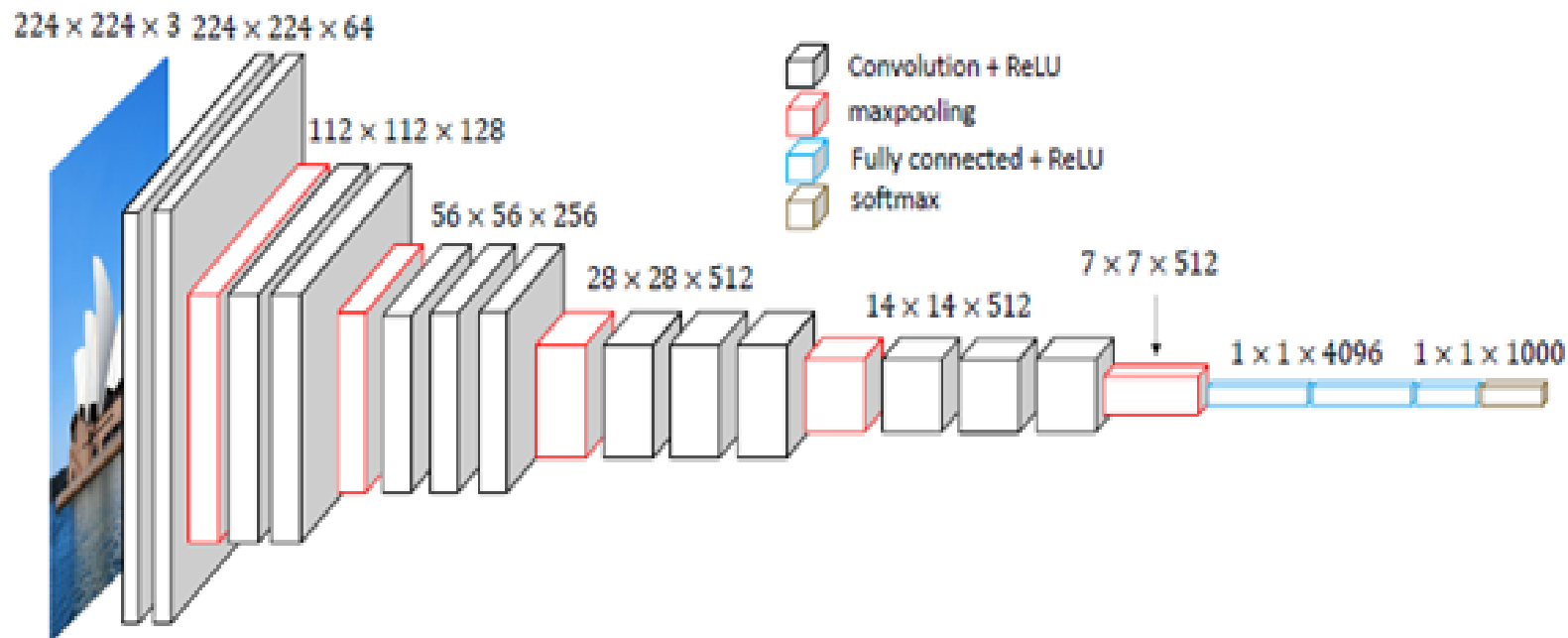
6

- 이미지넷
  - 이미지넷이란 100만장이 넘는 이미지를 담고 있는 데이터셋
  - ILSVRC는 이미지넷을 사용한 이미지 인식 기술 대회
  - 2012년 이후로 선두는 항상 딥러닝 방식.



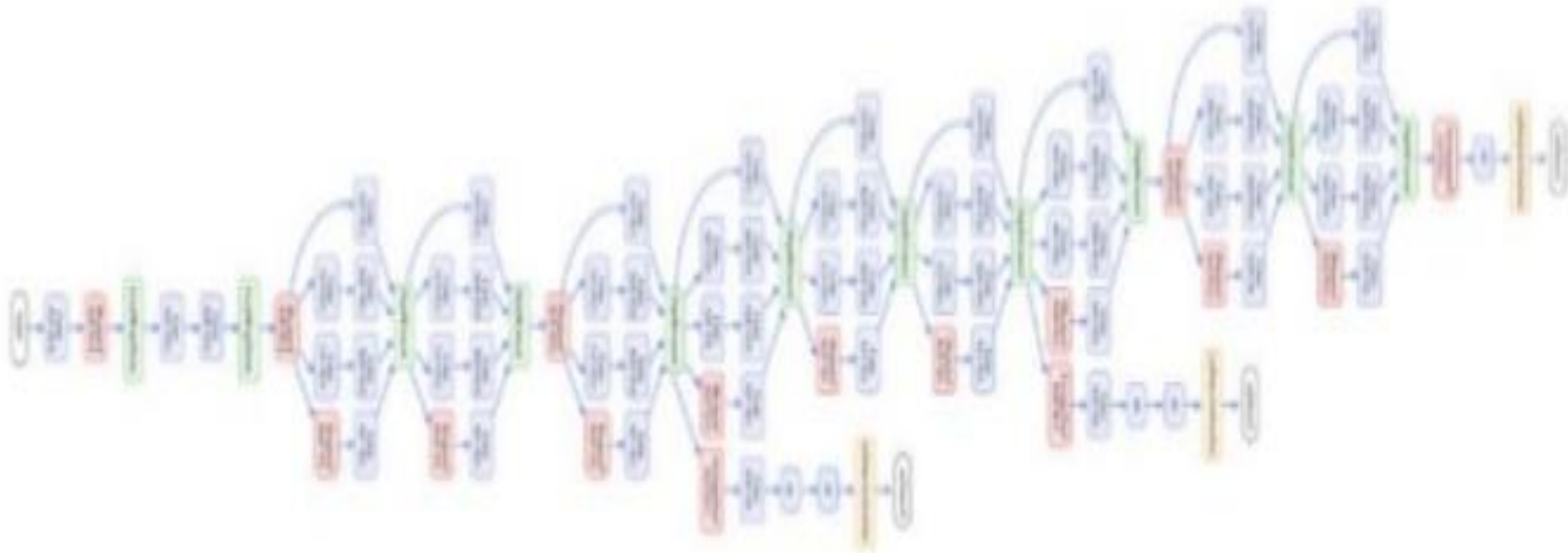
## 8.2 딥러닝의 초기역사

- VGG



## 8.2 딥러닝의 초기역사

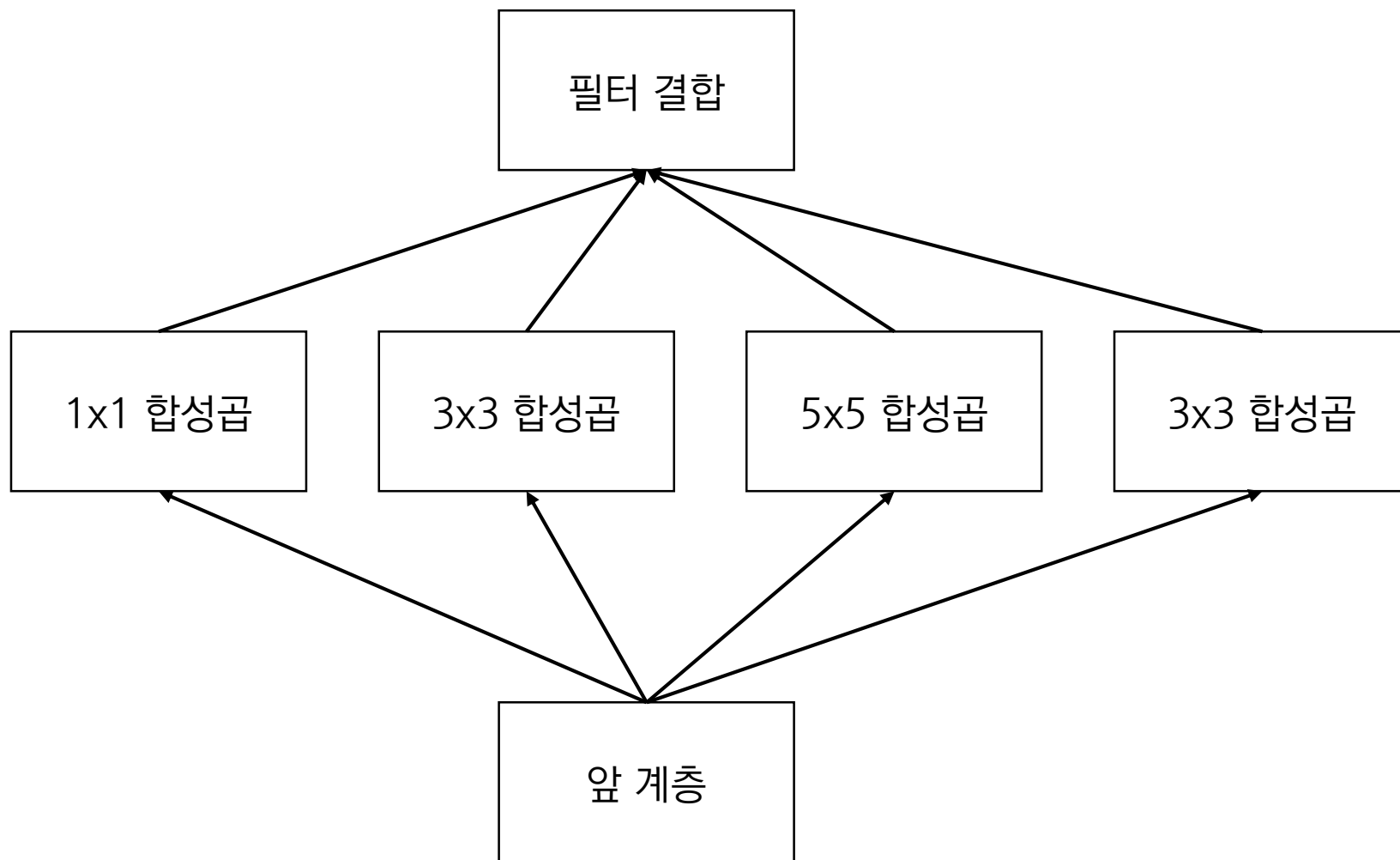
- GoogLeNet





## 8.2 딥러닝의 초기역사

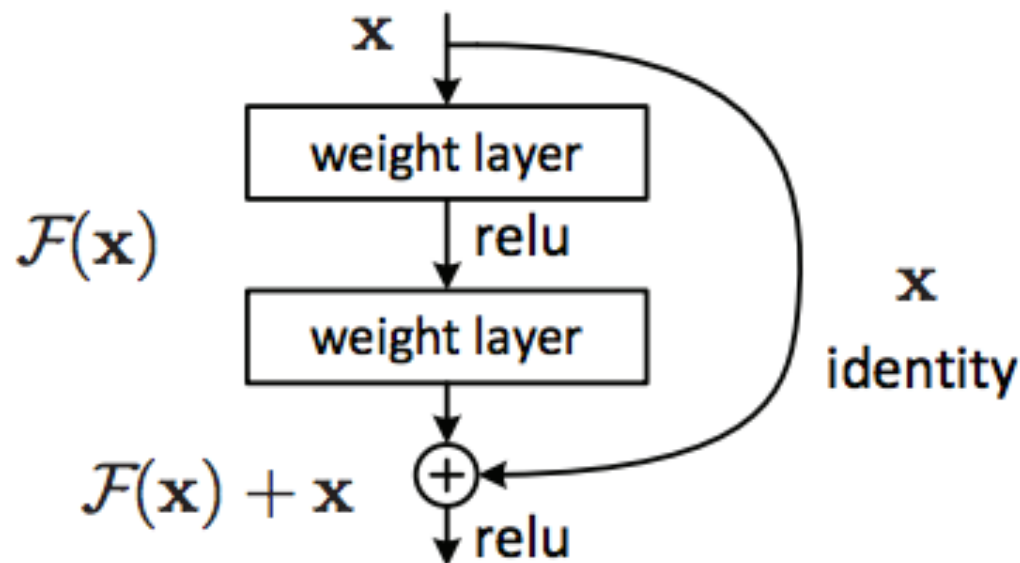
- GoogLeNet - 인셉션 구조



## 8.2 딥러닝의 초기역사

10

- ResNet



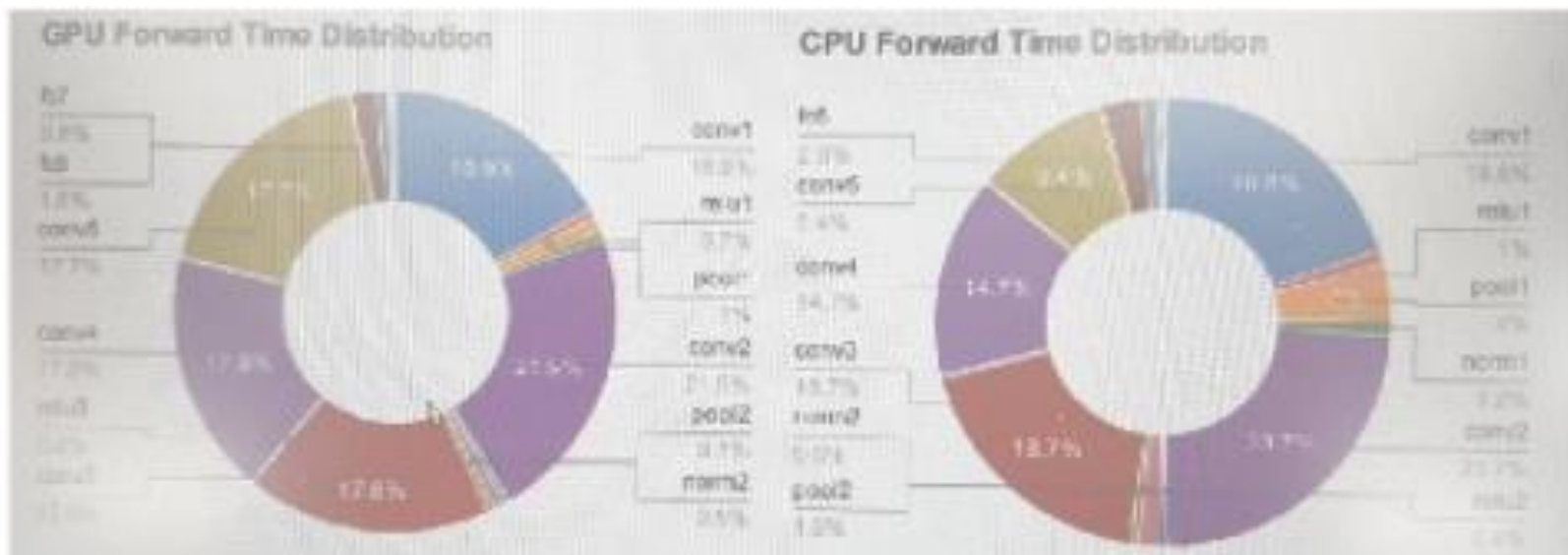
- 전이 학습
  - 학습된 가중치를 다른 신경망에 복사한 다음, 그 상태로 재학습을 수행함. 예를 들어 VGG와 구성이 같은 신경망을 준비하고, 미리 학습된 가중치를 초깃값으로 설정한 후, 새로운 데이터셋을 대상으로 재학습 수행한다. 전이 학습은 보유한 데이터셋이 적을 때 특히 유용한 방법이다.

## 8.3 더 빠르게(딥러닝 고속화)

12

### ■ 풀어야 할 숙제

- 어떠한 처리에 시간이 소요되는가?
  - Alexnet에서는 오랜 시간을 합성곱 계층에서 소요
  - 합성곱 계층에서 GPU는 95% CPU는 89%소요

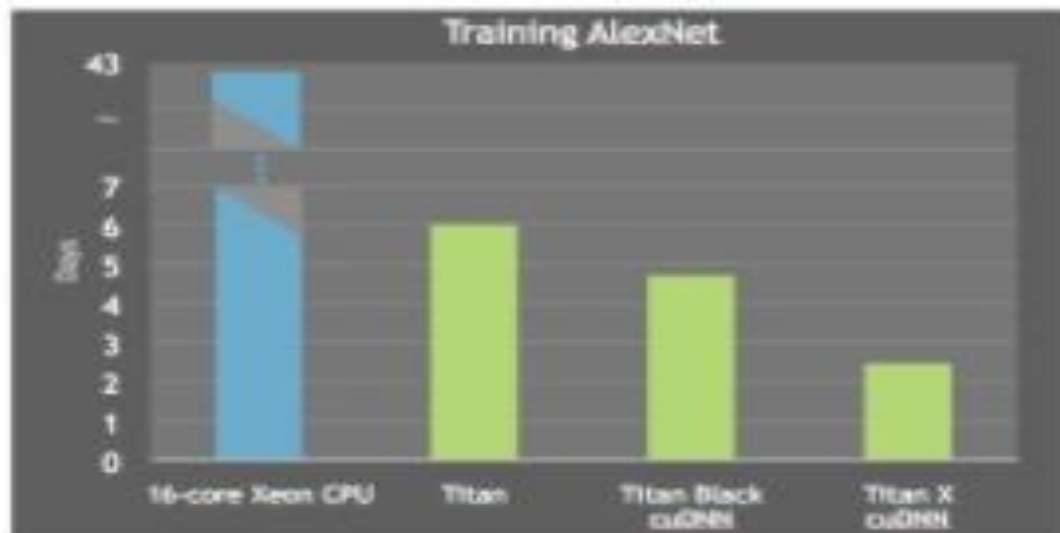


## 8.3 더 빠르게(딥러닝 고속화)

13

### ■ GPU를 활용한 고속화

- 딥러닝에서 대량의 단일 곱셈-누산(또는 큰 행렬의 내적)을 수행해야 함.
- GPU는 병렬 연산 처리를 고속으로 수행



### ■ 분산 학습

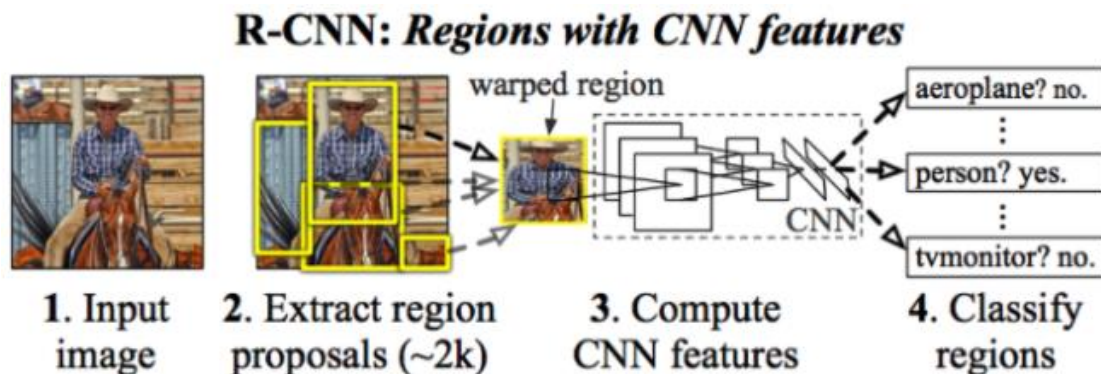
- 다수의 GPU와 기기로 계산을 분산
- GPU로 계산을 가속해도 심층 신경망에서는 학습에 오랜 시간이 걸림.
- 분산 학습을 지원한 딥러닝 프레임워크
  - 구글의 텐서플로
  - 마이크로소프트의 CNTK

### ■ 연산 정밀도와 비트 줄이기

- 네트워크로 주고받는 데이터의 비트 수를 최소로 만드는 것
  - 버스 대역폭 면에서는 GPU의 버스를 흐르는 데이터가 많아져 한계를 넘어서면 병목이 됨.
- 실수에 대해 많은 비트를 사용할수록 계산에 드는 비용과 메모리 사용량이 늘고 버스 대역폭에 부담
  - 소수를 표현하는 방식으로 16비트 반정밀도만 사용해도 학습에 문제가 없음.
- 최근에는 가중치와 중간 데이터를 1비트로 표현하는 Binarized Neural Networks라는 방법도 등장

### ■ 사물 검출

- 이미지 속에 담긴 사물의 위치와 종류를 알아내는 기술
- 사물 검출 수행방식 : R-CNN
- R-CNN의 처리 흐름
  - 후보 영역 추출 + CNN특징 계산
    - \* 후보영역 추출 : Selective search 기법 사용
    - \* 이미지를 사각형으로 변형하거나 분류할 때 SVM을 사용
  - Fast R-CNN : 후보영역도 CNN으로 처리





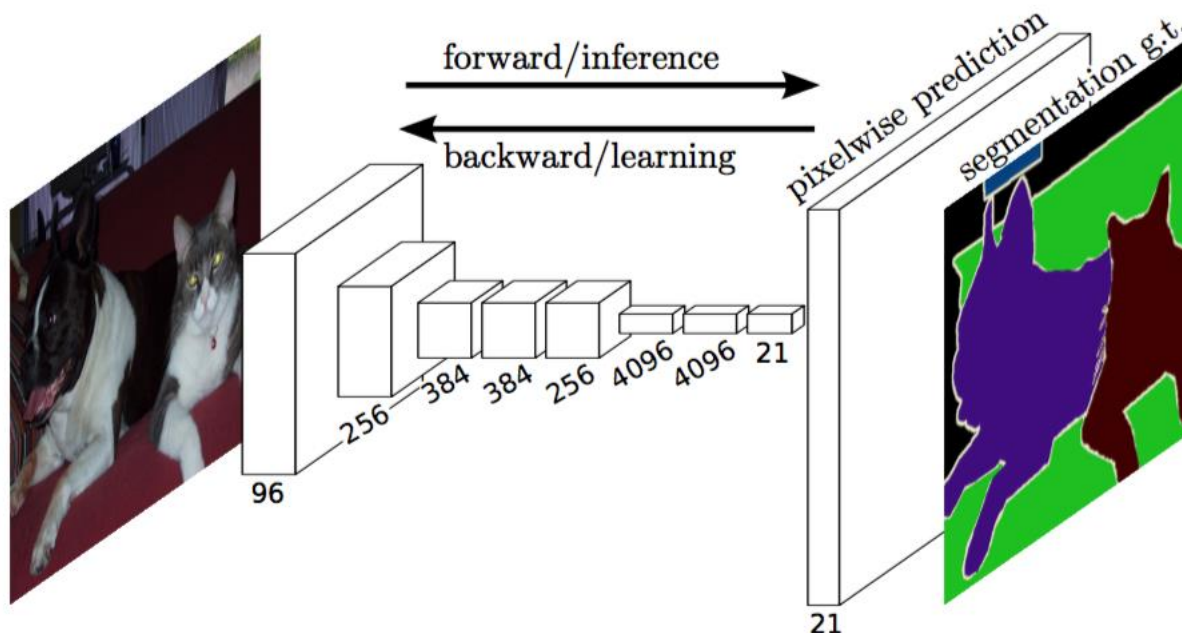
### ■ 분할

- 이미지를 픽셀 수준에서 분류하는 문제
- 픽셀 단위로 객체마다 채색된 supervised 데이터를 사용해 학습



- 분할-FCN

- 단 한번의 forward처리로 모든 픽셀의 클래스를 분류하는 기법
- CNN이 완전연결계층 이용<-->FCN은 완전연결계층을 같은 기능을 하는 합성곱 계층으로 바꿈(출력 노드 개수만큼 필터 사용)
- FCN에서는 공간 불륨을 유지한 채 마지막 출력까지 처리



### ■ 사진 캡션 생성

- 사진을 주면 그 사진을 설명하는 글을 자동으로 생성
- NIC는 심층CNN과 RNN(순환 신경망)으로 구성
  - CNN으로 사진의 특징을 추출하고 그 특징을 RNN으로 넘김
  - RNN은 전달된 특징을 초기값으로 해서 텍스트를 순환적으로 생성
- RNN
  - 순환적 관계를 갖는 신경망으로 자연어나 시계열 데이터등의 연속된 데이터를 다룰 때 활용
  - 연속성 있는 데이터를 다룰 때 과거의 정보를 기억하면서 동작

### ■ 이미지 스타일 변환

- 딥러닝을 이용해 화가처럼 그림을 그리는 연구
  - 네트워크의 중간 데이터가 콘텐츠 이미지의 중간 데이터와 비슷해지도록 학습
  - 스타일 이미지의 화풍을 흡수하기 위해 스타일 행렬이라는 개념을 도입
  - 스타일 행렬의 오차를 줄이도록 학습

### ■ 이미지 생성

- 아무런 입력이미지 없이도 새로운 이미지를 그려내는 연구
- 단, 먼저 대량의 이미지를 사용하여 학습
- DCGAN기법
  - 생성자와 식별자로 불리는 2개의 신경망을 이용,겨루면서 상호 성장

## 8.5 딥러닝의 미래

22

### ■ 자율 주행

- 안전한 주행 영역을 올바르게 인식하는 문제
- SegNet이라는 CNN기반 신경망



### ■ 강화 학습

- 시행착오 과정에서 스스로 학습하게 하려는 분야
- 가르침에 의존하는 지도학습과는 다른 분야로 강화 학습이라 함.
  - 에이전트라는 것이 환경에 맞게 행동을 선택하고, 그 행동에 의해서 환경이 변한다는게 기본적인 틀
  - 강화 학습의 목적은 에이전트의 행동 지침을 더 나은 보상을 받는 쪽으로 바로잡는 것.
  - 주의점은 보상은 정해진 것이 아니라 예상 보상

### ■ Deep Q-Network

- Q학습이라는 강화 학습 알고리즘을 기초
  - Q학습에서는 최적 행동 가치 함수로 최적의 행동을 정함.
  - 이 함수를 딥러닝(CNN)으로 비슷하게 흉내내어 사용하는 것이 Deep Q-Network
- 알파고에도 딥러닝과 강화학습이 이용됨.
  - 알파고는 3천만개의 프로 기보를 보아 학습한 후 알파고 스스로 자신과 맞붙는 대결을 반복하여 훈련
  - 알파고와 DQN은 모두 구글이 인수한 Deep Mind가 진행한 연구



### 이번 장에서 배운 내용

- 수많은 문제에서 신경망을 더 깊게 하여 성능을 개선할 수 있다.
- 이미지 인식 기술 대회인 ILSVRC에서는 최근 딥러닝 기반 기법이 상위권을 독점하고 있으며, 그 깊이도 더 깊어지는 추세다.
- 유명한 신경망으로는 VGG, GoogLeNet, ResNet이 있다.
- GPU와 분산 학습, 비트 정밀도 감소 등으로 딥러닝을 고속화할 수 있다.
- 딥러닝(신경망)은 사물 인식뿐 아니라 사물 검출과 분할에도 이용할 수 있다.
- 딥러닝의 응용 분야로는 사진의 캡션 생성, 이미지 생성, 강화학습 등이 있다. 최근에는 자율 주행에도 딥러닝을 접목하고 있어 기대된다.