

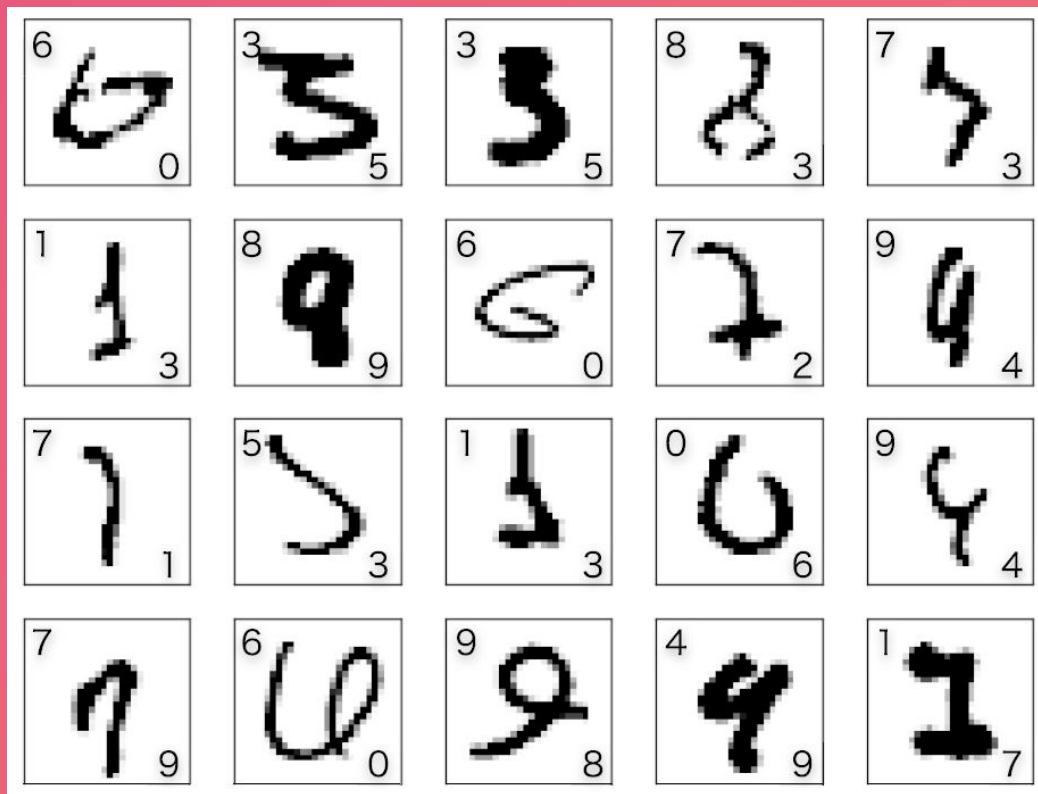


Deep Learning



8장에서 알아볼 것?

딥러닝의 특징과 과제, 가능성





심층 신경망 & 심층 CNN

심층 신경망 :

“층이 깊은 신경망”

깊을수록 훌륭한
성능을 가진 신경망을
만들 수 있다.

심층 CNN:

인간이 인식하지
못하는 것 위주로만
오류를 낼 정도로
잠재력이 크다.



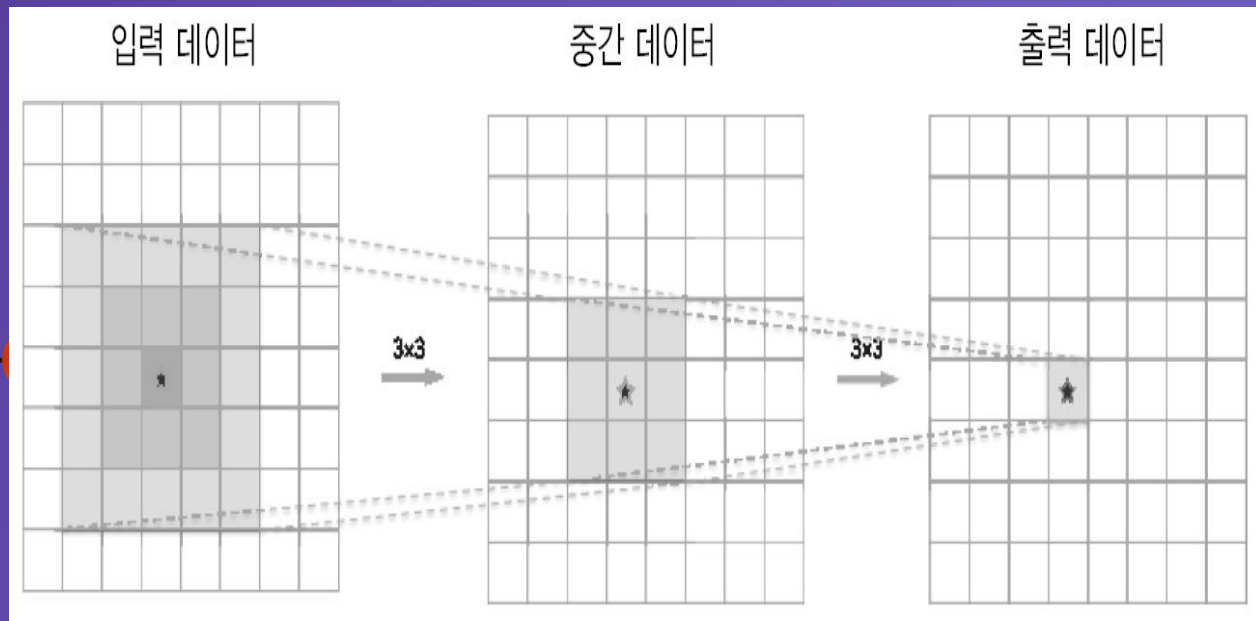
층을 더 깊게 하는 이유?

ILSVRC (대규모 이미지 인식대회) 결과:
상위권 대부분이 딥러닝 기반, 신경망을
더 깊게 만드는 방향으로 가고 있음



층을 깊게할 때의 이점 :

- 신경망의 매개변수가 줄어든다.
- 층을 거듭하면서 **RELU** 같은 활성화 함수를 계층 사이에 끼움으로써 신경망의 표현력 **UP**
- 활성화 함수로 ‘비선형’의 힘을 가하고 복잡한 것도 표현 가능하게 함





층을 깊게할 때의 이점 :

- 학습을 고속으로 수행 가능함
- 정보를 계층적으로 전달 가능
(한 층의 에지를 추출하면 그 추출한
것을 다음층의 정보로 사용 가능)
- 층을 깊이 함으로써 ‘풀기 쉬운 단순한
문제’로 분해 가능

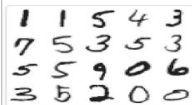


정확도를 더 높이려면?

- + 앙상블 학습
- + 학습률 감소
- + 데이터 확장

MNIST









who is the best in MNIST ?



MNIST 50 results collected

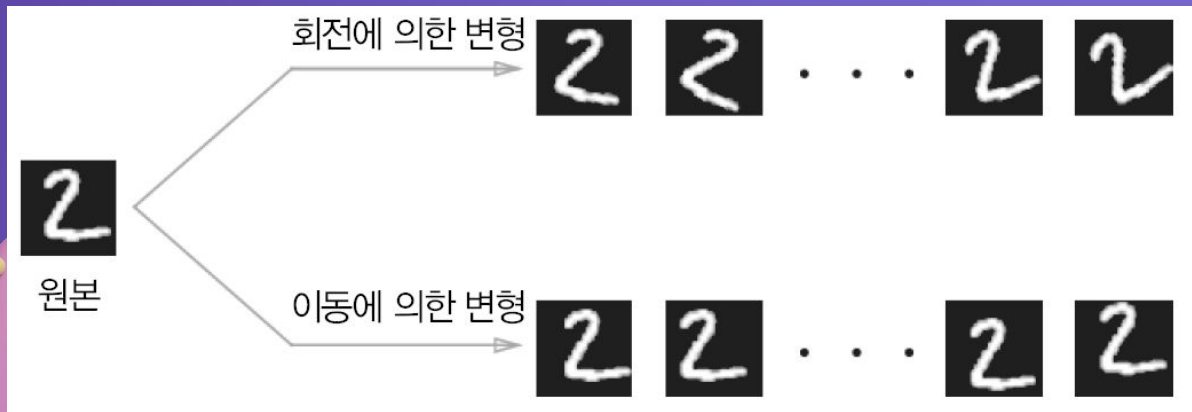
Units: error %

Classify handwritten digits. Some additional results are available on the original dataset page.

Result	Method	Venue	Details
0.21%	Regularization of Neural Networks using DropConnect 	ICML 2013	
0.23%	Multi-column Deep Neural Networks for Image Classification 	CVPR 2012	
0.23%	APAC: Augmented PATTERN Classification with Neural Networks 	arXiv 2015	
0.24%	Batch-normalized Maxout Network in Network 	arXiv 2015	Details
0.29%	Generalizing Pooling Functions in Convolutional Neural Networks: Mixed, Gated, and Tree 	AISTATS 2016	Details
0.31%	Recurrent Convolutional Neural Network for Object Recognition 	CVPR 2015	
0.31%	On the Importance of Normalisation Layers in Deep Learning with Piecewise Linear Activation Units 	arXiv 2015	
0.32%	Fractional Max-Pooling 	arXiv 2015	Details

데이터 확장

- 손쉬운 방법(일종의 트릭)이면서도 정확도 개선에 효과적
- 입력이미지를 회전하거나 세로로 이동, 알고리즘을 동원해 인위적으로 확장 / 이미지가 몇개 없을 때 효과적
- **Crop** : 일부 이미지를 잘라냄
- **Flip** : 좌우 뒤집음





딥러닝 역사



주목받게 된 계기 :

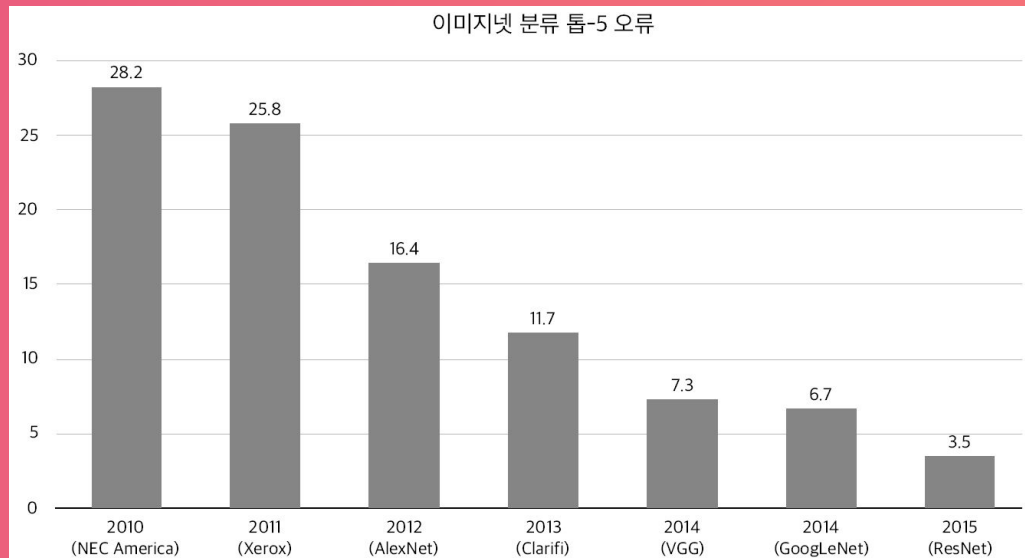
ILSVRC의 2012년 대회

-> 딥러닝에 기초한 기법(AlexNet)이
압도적인 성적으로 우승



딥러닝 트렌드 - 이미지넷

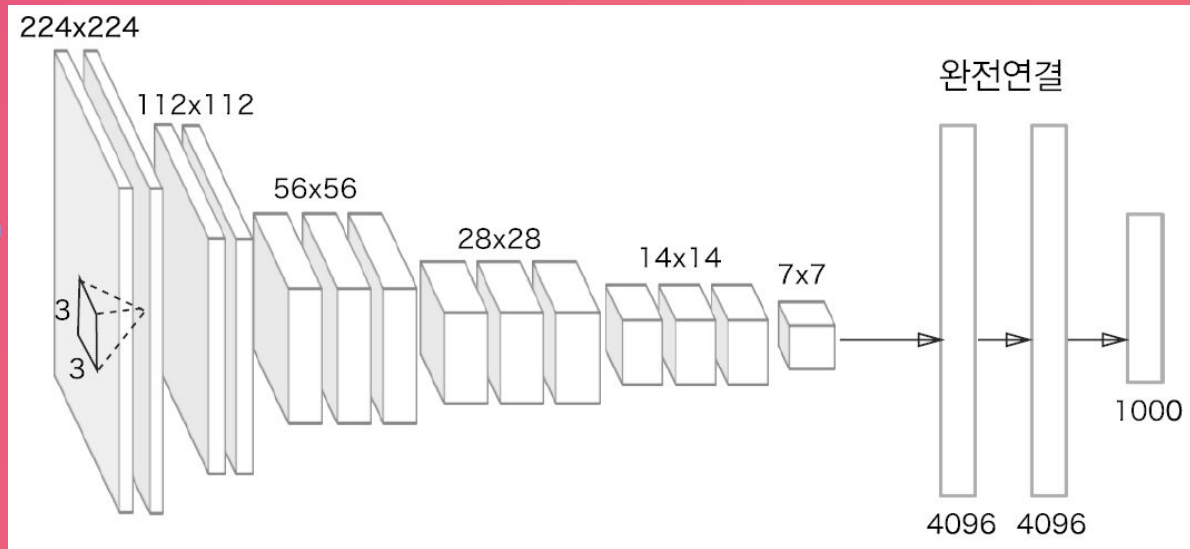
- 100만장이 넘는 이미지를 담고 있는 데이터셋



딥러닝 트렌드 - VGG

- 구성이 간단해서 사용하기 쉬움
- Convolution 필터 사이즈를 3x3으로 고정
(필터 사이즈가 크면 이미지 사이즈가
축소되기 때문에 깊이 만들지 못하므로)
- 깊어질 수록 성능이 좋아짐

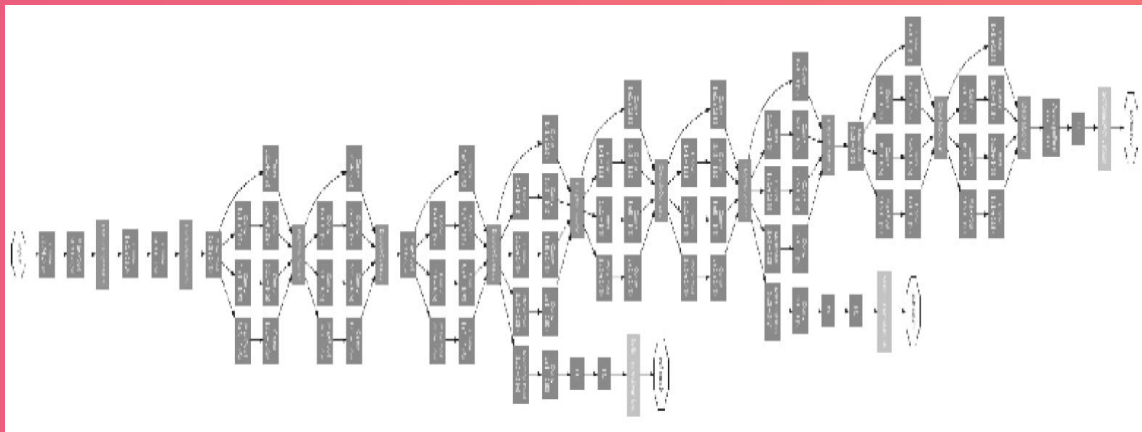






딥러닝 트렌드 - GoogLeNet

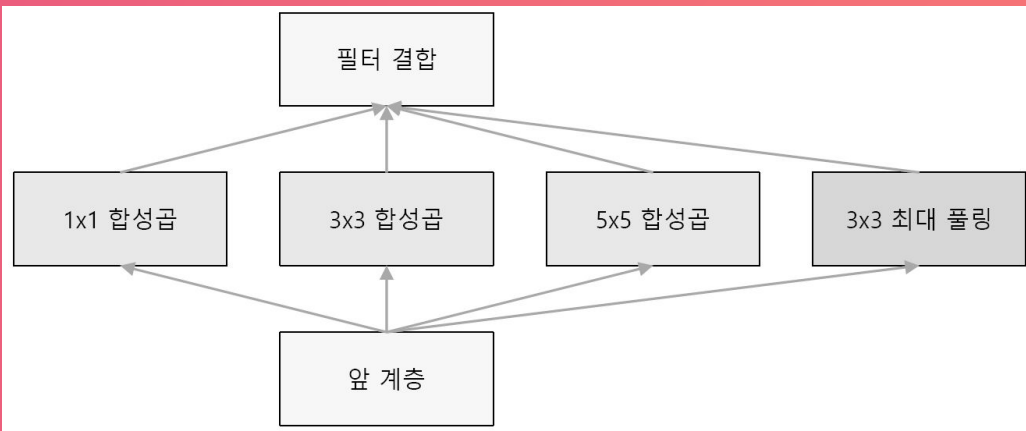
- CNN과 비슷하지만 가로방향 ‘폭’이
있음 (인셉션 구조)





딥러닝 트렌드 - GoogLeNet

인셉션 구조: 크기가 다른 필터와 풀링 여러개를
적용하여 결과를 결합

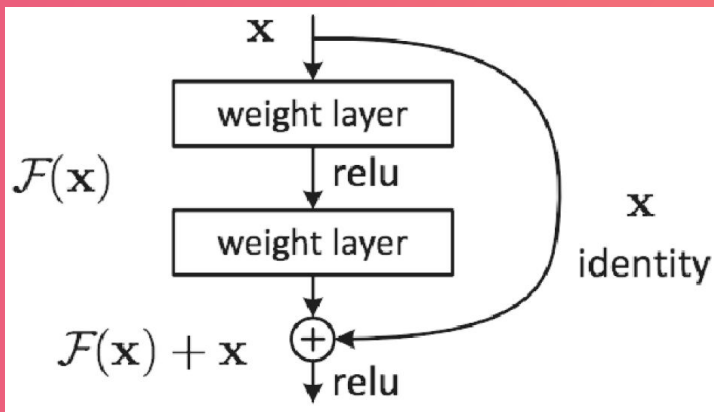




딥러닝 트렌드 - ResNet

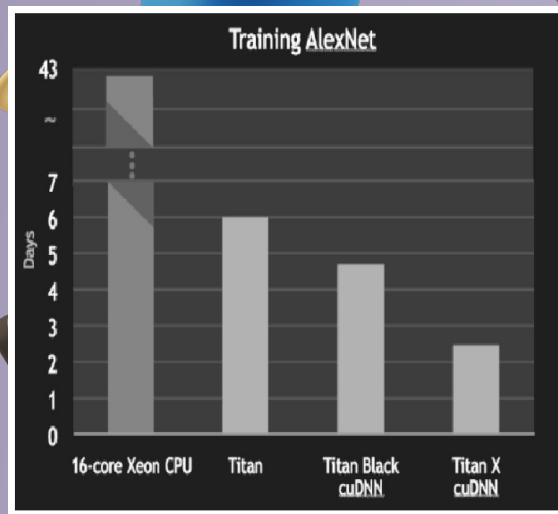
스킵연결 도입 : 건너건너 더함, 그대로 흘림

입력 데이터를 합성곱 계층을 건너뛰어 출력에
바로 더함, 기울기 소실 문제↓



딥러닝 고속화 - GPU 사용

- GPU를 활용해 대량의 연산을 고속으로 처리
- CPU (스포츠카) vs GPU (트럭)

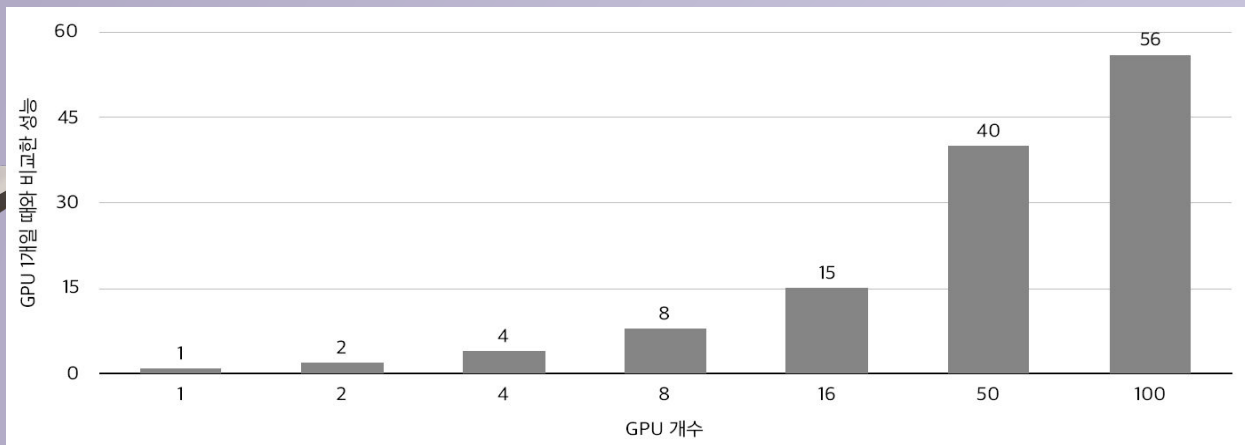


주요차이점	CPU	GPU
주된 사용처	중앙처리장치	그래픽처리장치
개발목적	빠른속도의 직렬연산	대용량의 병렬연산
코어구성	적은수(2~16)의 강력한 코어	많은수(수천개이상)의 약한코어
필요 메모리	상대적으로 큰용량이 필요	상대적으로 적은 용량이 필요

딥러닝 고속화 - 분산학습



- 시간 단축을 위한 딥러닝 학습의 수평 확장
- 다수의 GPU 이용
- 학습속도 ↑





딥러닝 고속화 - 연산정밀도 & 비트줄이기

- 병목화 현상 방지를 위해 필요
- 딥러닝은 높은 수치 정밀도 요구 X
(16비트 반정밀도로 사용해도 학습에 문제 X)
- 비트를 줄이는 기술은 앞으로 주시해야 할 기술



딥러닝의 활용 - 사물검출

- 사물검출 : 사물의 위치까지 알아냄
- R-CNN이 유명함
 - 1. 사물이 위치한 영역 찾아냄
 - 2. 각 영역에 CNN을 적용해 클래스 분류
- + Fast R-CNN 등장 (하나의 CNN으로 처리, 매우 빠름)

딥러닝의 활용 - 분할



- 이미지를 픽셀 수준에서 분류 (긴시간 소요)
 - FCN (Fully Convolutional Network) :
합성곱 연산에서 쓸데 없이 많은 영역을
재계산 하는 것을 줄여주는 기법
- > 단 한번의 Forward 처리로 모든 픽셀 클래스
분류



딥러닝의 활용 - 사진 캡션 생성

- NIC 모델이 대표적 (CNN + RNN의 조합)
- 멀티모달(Multimodal processing) 처리 가능 → 여러 종류의 정보 조합, 처리 가능
- RNN(순환 신경망): 과거의 정보를 기억하면서 동작

예 : 주식데이터, 음악, 영화 등등..



1. 이미지 스타일 (화풍) 변환
2. 이미지 생성 : 무에서 유 창조, DGCAN 사용

DCGAN : 2개의 신경망 이용

생성자 : 진짜와 똑같은 이미지 생성

식별자 : 진짜인지 판정





3. 자율주행

4. Deep Q - Network (강화학습) : 행동결과에 대한 보상을 줌

- 에이전트 : 환경에 맞게 선택하고 행동에 의해 환경이 변함
- 목적 : 더 나은 보상을 받는 쪽으로 에이전트의 행동지침 바로잡기