

딥러닝

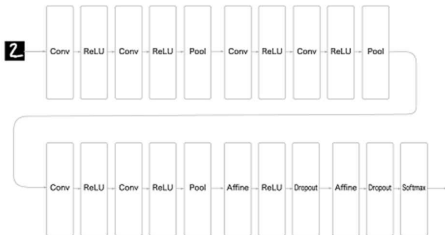
정민우

12/23/2021

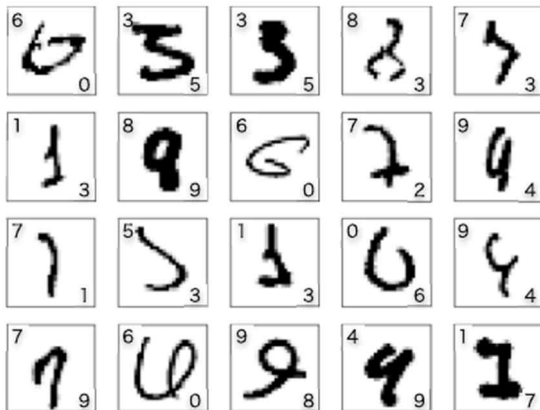
- 1 더 깊게
- 2 딥러닝의 초기 역사
- 3 더 빠르게(딥러닝 가속화)
- 4 딥러닝의 활용
- 5 딥러닝의 미래

더 깊은 신경망으로

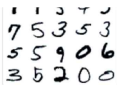
- 층이 깊어질수록 채널 수가 늘어남
- 중간 데이터의 공간 크기는 줄어듦
- 드롭아웃 계층을 사용(Overfitting 방지)
- Adam을 이용해 최적화
- 가중치 초기값은 He 사용



더 깊은 신경망으로



정확도를 더 높이려면



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	<button>Details</button>
0.29%	Generalizing Pooling Functions in Convolutional Neural Networks: Mixed, Gated, and Tree	AISTATS 2016	<button>Details</button>
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	<button>Details</button>
0.33%	Competitive Multi-scale Convolution	arXiv 2015	
0.35%	Deep Big Simple Neural Nets Excel on Handwritten Digit Recognition	Neural Computation 2010	<button>Details</button>

정확도를 더 높이려면

- 상위권은 대부분 CNN 기초 한 기법
- CNN 기법들은 깊은 심층망이 아님(합성곱2개, 완전연결계층 2개)
- 앙상블 학습, 학습률 감소, 데이터 확장 등이 정확도 향상에 공헌함
- 데이터 확장은 손쉬운 방법이면서 정확도 개선에 효과적임

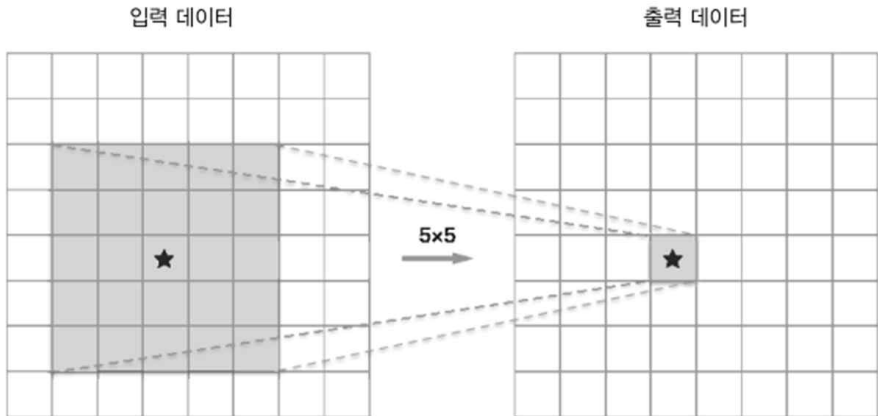
데이터 확장

- 입력 이미지를 알고리즘을 동원해 인위적으로 확장
- 입력 이미지를 회전하거나 세로로 이동하는 등 미세한 변화를 주어 이미지 개수 확장
- 데이터가 얼마 없을 경우 효과적인 수단
- crop(이미지를 잘라냄), flip(이미지를 좌우로 뒤집음), 스케일 변화



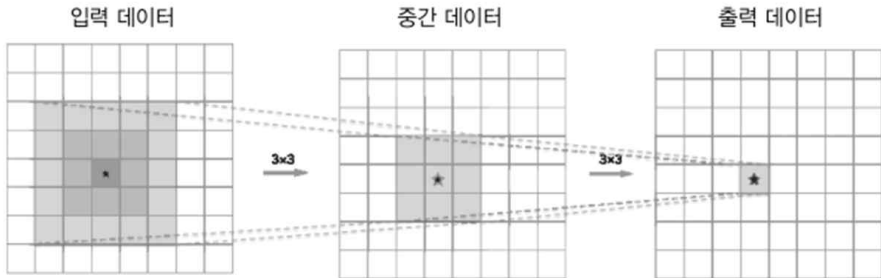
깊게하려는 이유

- ILSVRC로 대표되는 대규모 이미지 인식 대회 결과
- 매개변수가 줄어듦
- 적은 매개변수로 같은 수준의 표현력을 달성할 수 있음



깊게하려는 이유

- 학습해야 할 문제를 계층적으로 분해할 수 있음
- 각 층이 학습해야 할 문제를 더 단순한 문제로 대체할 수 있음
- 정보를 계층적으로 전달할 수 있음
- 엣지를 추출한 층의 다음 층은 엣지 정보를 쓸 수 있음
- 보다 고도의 패턴을 효과적으로 학습할 수 있음

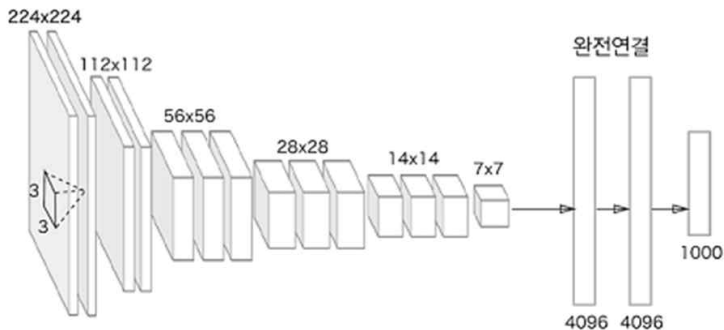


이미지넷

- 이미지넷은 100만장 넘는 이미지를 담고 있는 데이터셋
- ILSVRC는 이미지넷을 사용하여 이미지 인식 기술을 겨루는 대회를 개최

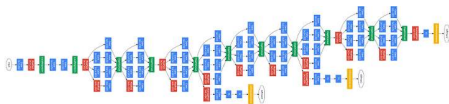
VGG

- 합성곱 계층과 풀링 계층으로 구성되는 기본적인 CNN
- 비중있는 층(합성곱 계층, 완전연결 계층)을 모두 16층으로 심화함
- 3*3의 작은 필터를 사용한 합성곱 계층을 연속으로 거침



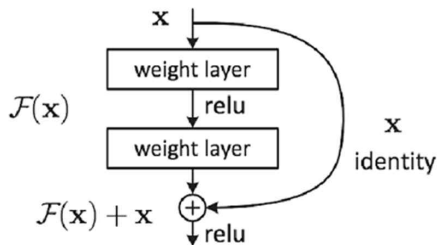
GoogLeNet

- 가로방향에 폭이 있는 인셉션구조
- 인셉션구조는 크기가 다른 필터를 여러 개 적용하여 그 결과를 결합
- 1*1 채널을 줄여서 매개변수 제거와 고속처리에 기여함



ResNet

- MS에서 개발한 CNN
- 층이 지나치게 깊어지면, 학습이 잘 안되어서 성능이 떨어지는 경우도 발생함
- 스킵 연결을 도입하여 층의 깊이에 비례해 성능을 향상 시킬 수 있음



풀어야 할 숙제

- 딥러닝 처리 시간은 오랜시간을 합성곱 계층에서 소요
- GPU에서는 전체의 95%, CPU에서는 89% 사용
- 합성곱 계층의 연산을 어떻게 효율적으로 향상시킬까?가 딥러닝 네트워크의 핵심

GPU를 활용한 고속화

- 합성곱 계층은 대량의 단일 곱셈-누산을 수행함
- GPU는 병렬 수치 연산을 고속으로 처리할 수 있음

분산학습

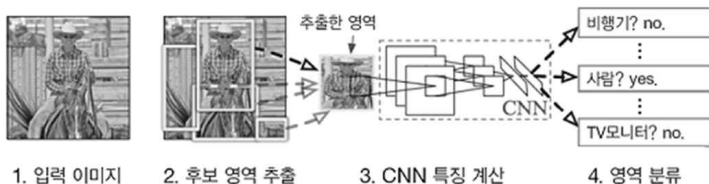
- 딥러닝에서 발생하는 여러번의 시행착오 때문에 1회 학습에 걸리는 시간을 최대한 단축하려함
- 다수의 GPU와 컴퓨터를 이용한 분산학습 딥러닝 프레임워크 등장
- 텐서플로(구글), CNTK(마이크로소프트)
- 컴퓨터 사이의 통신과 데이터 동기화 등의 문제를 풀어야 함

연산 정밀도와 비트 줄이기

- 메모리 용량과 버스 대역폭 등이 딥러닝 고속화에 병목으로 발생
- 많은 비트를 차지하는 실수연산은 메모리 사용량을 늘려 버스 대역폭에 부담을 줄 수 있음
- 딥러닝은 신경망의 견고성 때문에 높은 수치 정밀도를 요구하지 않음
- 딥러닝 고속화를 위해서 비트를 줄이는 기술이 필요함(임베디드용, Binarized Neural Networks)

사물검출

- 이미지 속에 담긴 사물의 위치와 종류를 알아내는 기술
- 후보영역 추출과 CNN으로 구분됨



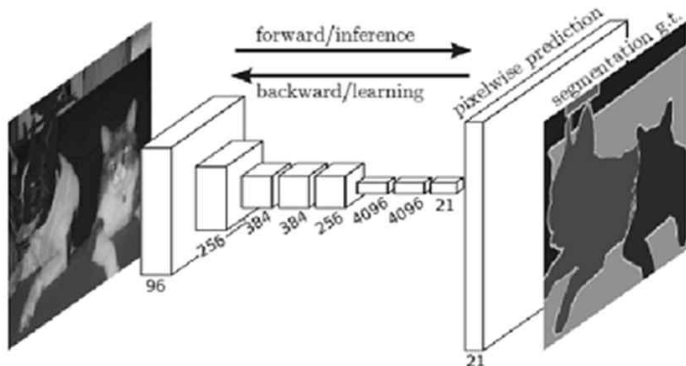
분할

- 이미지를 픽셀 수준에서 분류
- 픽셀단위로 객체마다 채색된 지도 데이터를 사용해 학습
- 모든 픽셀을 대상으로 하나씩 추론 작업 실행
- FCN 기법을 이용하여 낭비를 줄여줌



FCN

- 합성곱 계층으로만 구성된 네트워크
- Forward 1회 처리만으로 모든 픽셀의 클래스를 분류함
- 공간 볼륨을 유지한 채 마지막 출력까지 처리함
- 이중 선형 보간법 사용



사진캡션생성

- NIC(Neural Image Caption) : 심층 CNN + 자연어 순환신경망
- RNN : 자연어, 시계열 데이터 등의 연속된 데이터 처리
- Multimodal processing : 사진이나 자연어와 같은 여러 종류의 정보를 조합하여 처리

이미지 스타일 변환



이미지생성

- DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Network)
- 이미지를 생성하는 과정을 모델화
- 생성자(Generator)와 식별자(Discriminator)로 불리는 2개의 신경망 이용
- 생성자는 진짜 똑같은 이미지 생성
- 식별자는 이미지의 진위 판별

자율주행

- 안전한 주행 영역을 올바르게 인식
- SegNet : CNN 기반 신경망



강화학습

- 에이전트가 환경에 맞게 행동을 선택하여 환경이 변화함
- 환경 변화에 따라 에이전트가 보상을 받음
- 에이전트는 더 나은 보상을 받는 것이 목적임
- 최적 행동 가치 함수로 최적인 행동을 정하는 Q학습이라는 강화학습 알고리즘 이용

