사람이 사람들 많은 신경망

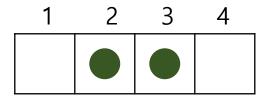
다하원 데이터 표현

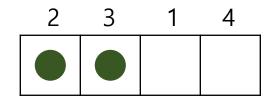
- 지금까지 알펴본 신경망은 데이터를 구성하고 있는 특징들을 고려하지 않음
- 데이터들의 차원은 서로 독립적이라고 보았음

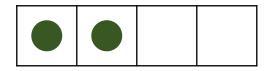
(국어, 영어)	(70 , 20) (80 , 40) (90 , 90)
	•
(영어,국어)	(20 , 70) (40 , 80) (90 , 90)

위치 정보가 중요한 다차원 데이터 표현

● 시각적으로 다르게 인식할 수 있는 패턴임에도 신경망 알고리즘에서는 구분하지 않았음



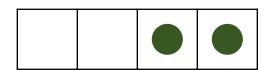






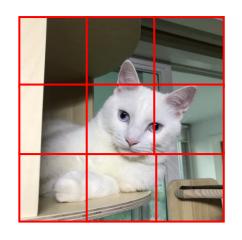


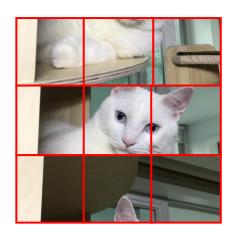


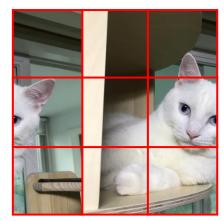


GOF HOLL THE

● 입간의 시각 정보 체계를 신경망에서 반영하고 있지 않음



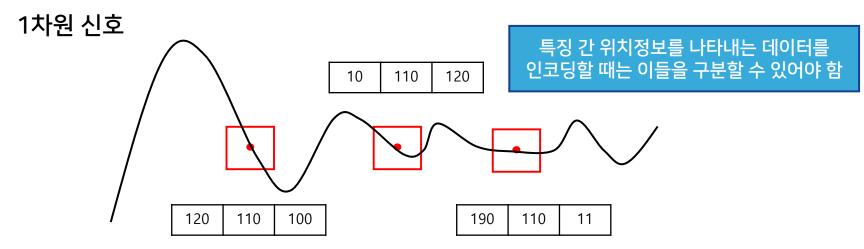




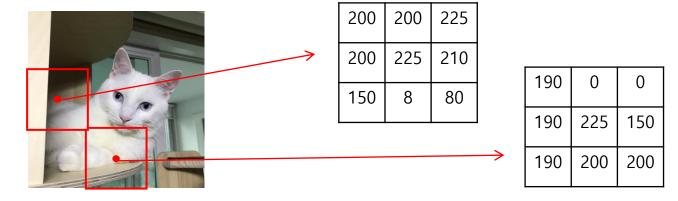


주변 정보를 고려한 데이터 표현

● 주변 특징 정보를 포함한 표현 혹은 입코딩 방법 필요

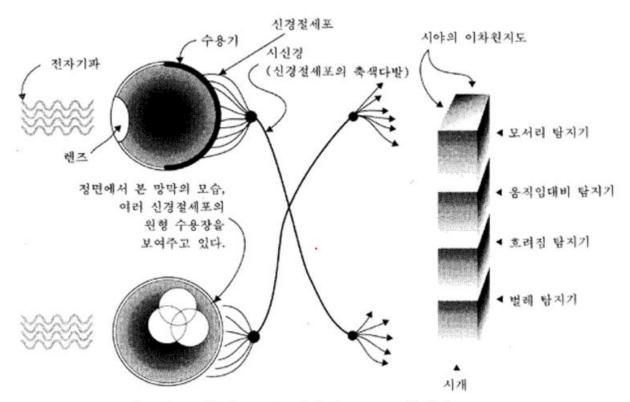


2차원 신호



생물학적 영감

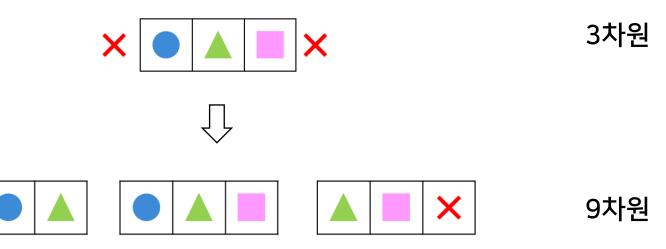
● 시신경에는 단순한 특정 자극에 반응하는 필터가 존재



http://www.aistudy.com/cognitive/pattern_martindale.htm

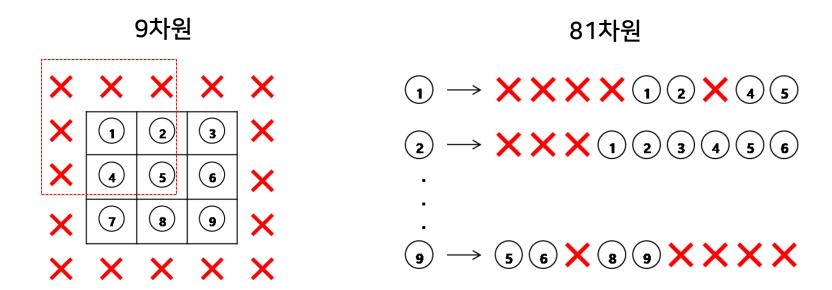
고가 정보 인코딩

● 주변의 특징 정보를 추가해 데이터의 특징 차원을 늘림



선형 함수 조합의 한계

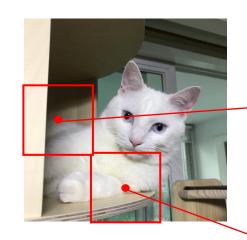
 특징 수 증가 → 신경망 크기 증가 → 최적화된 학습 결과를 얻기 어렵고, 충분한 양의 데이터 확보의 어려움 발생



예) 128X128 영상 데이터 인코딩 -> 16384 X 9 =147456 차원

효율적인 인코딩 #1

- 한 개의 특징에 주변 정보를 포함해서 정의: 주변 정보 평균
 - > 특징의 수를 유지하면서 같은 밝기 값을 갖는데 주변의 밝기 정보에 따라 값이 다르게 나옴

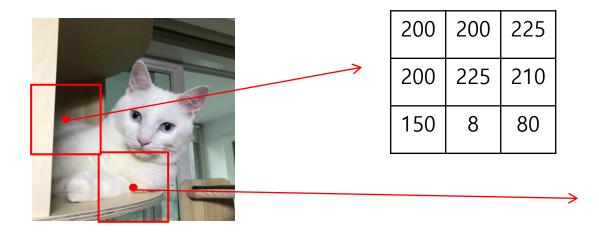


200	200	225
200	225	210
150	8	80

190	220	220	
190	225	150	
190	200	200	

평균: 190+200+220··· / 9 =198

克율적인 인코딩 #2



190	220	220
190	225	150
190	200	200

상하좌우 4개

200	200	225
200	225	210
150	8	80

168

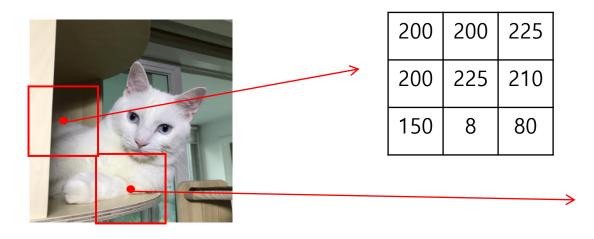
수직 2개

190	220	220
190	225	150
190	200	200

208

효율적인 인코딩 #3

한 개의 특징에 주변 정보를 포함해서 정의: 뺄셈 연산 사용



190	100	220
190	225	150
190	200	200

위아래의 차

200	200	225
200	225	210
150	8	80

$$200 - 8 = 192$$

위아래의 차

190	100	220
190	225	150
190	200	200

$$100 - 200 = -100$$

2D 권볼루션

● 건볼루션 : 주변 정보를 인코딩하는 방법

I ₁	I ₂	I ₃
I_4	I ₅	I ₆
I ₇	I ₈	I ₉

M ₁	M ₂	M ₃
M ₄	M ₅	M ₆
M ₇	M ₈	M ₉

(a) 입력 영상

(b) 컨볼루션 필터

출력 픽셀 값:
$$I_1 \times M_1 + I_2 \times M_2 + I_3 \times M_3 + I_4 \times M_4 + I_5 \times M_5 + I_6 \times M_6 + I_7 \times M_7 + I_8 \times M_8 + I_9 \times M_9$$

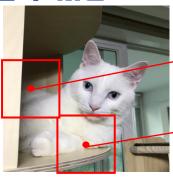
입력 화소와 이웃한 각 화소에 가중치를 곱한 합을 출력 화소로 생성

$$\text{output} = \sum_{k=1}^{K} I_K \times M_K$$

2D 커볼쿠션

● 평균을 이용한 주변 정보 인코딩은 전체 데이터가 가중치 1/9로 구성된 행렬을

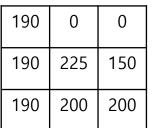
사용해 표현할 수 있음



	_	
150	8	80
200	3 25	210
200	200	225

190	0	0
190	2 25	150
190	200	200

200	200	225
200	225	210
150	8	80





1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9







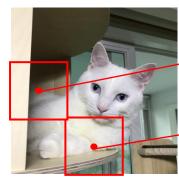
192



123

2D 컨볼쿠션

● 밝기차이를 입코딩하는 필터



150	8	80
200	3 25	210
200	200	225

190	0	0
190	2 25	150
190	200	200

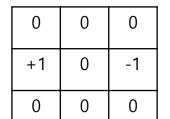
200	200	225
200	225	210
150	8	80

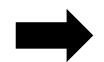
190	0	0	
190	225	150	
190	200	200	



0	+1	0
0	0	0
0	-1	0







192



-10

2D 컨볼루션을 이용한 특징 검출

• 다수의 필터를 정의해 입력 영상의 기하학적 특징 파악

filter

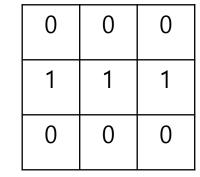
 0
 0

 1
 1

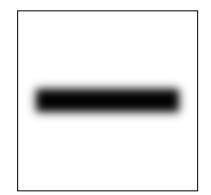
 0
 0



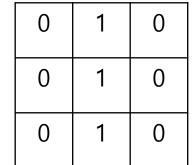
output image







Input image





0	0	0
0	1	0
0	0	0

영상을 위한 권볼루션 필터 설계의 어려움

영상의 기하학적 변화에도 강인하도록 필터가 설계되어야 함

크기







각도







밝기

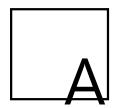






위치

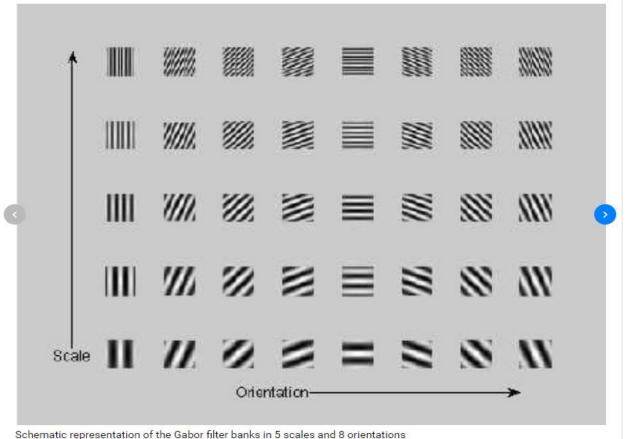






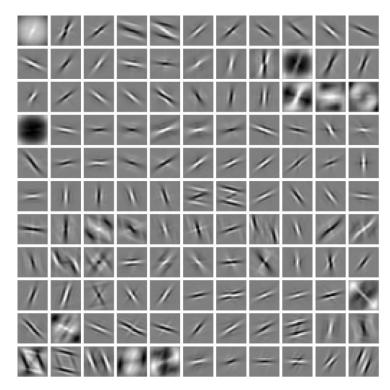
영상을 위한 권볼루션 필터 설계의 문제점

● 필터 수가 많아지면 차원 수가 늘어나 계산 복잡도가 급격히 높아짐

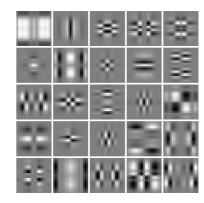


영상을 위한 권볼루션 필터 설계의 문제점

● 건볼루션 신경망 : 학습을 통해 필터를 설계





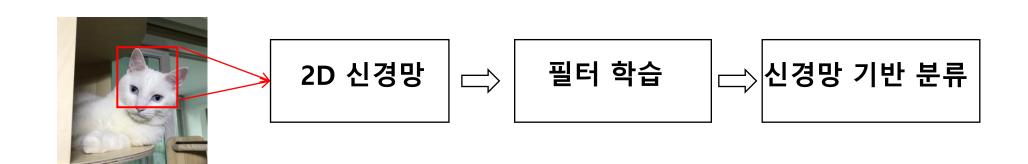


Approximating Separable filters

Full-rank filters

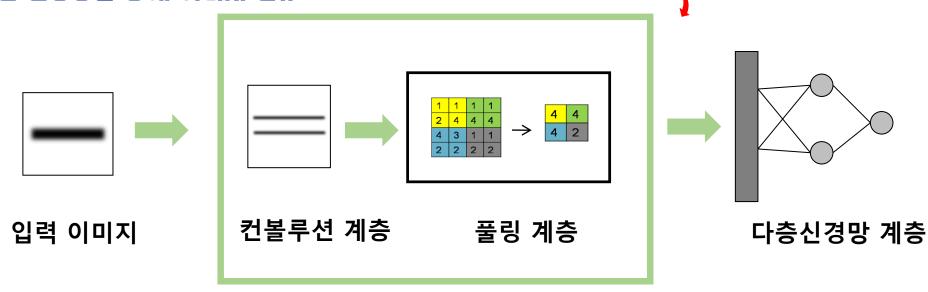
권불루연 시경망이라

- 건볼루션 신경망: 물체의 방향과 크기가 바뀌어도 어려움 없이 물체를 인식할 수 있다는 생물학적 근거에 기반
- 이미지로부터 직접 공간적 특징을 학습



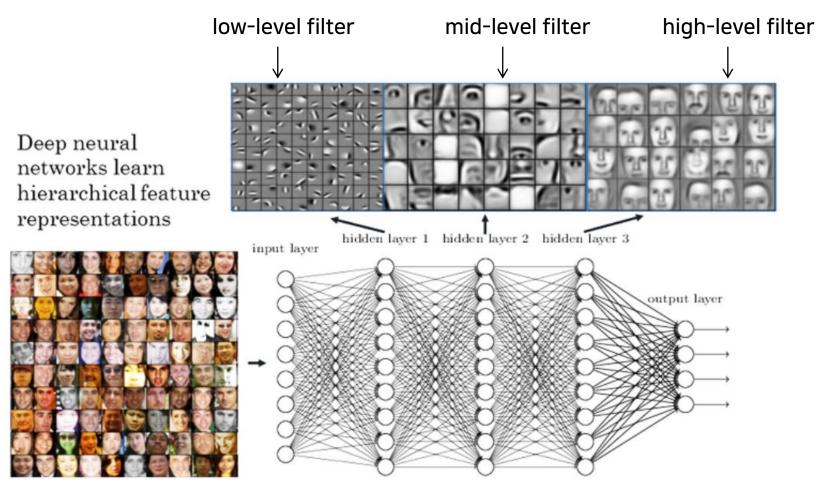
권보로면 이명망구조

- 권볼루션 계층 : 이미지 필터링
- 풀링 계층 : 이미지 크기 축소
- 기존 신경망을 통해 이미지 분류

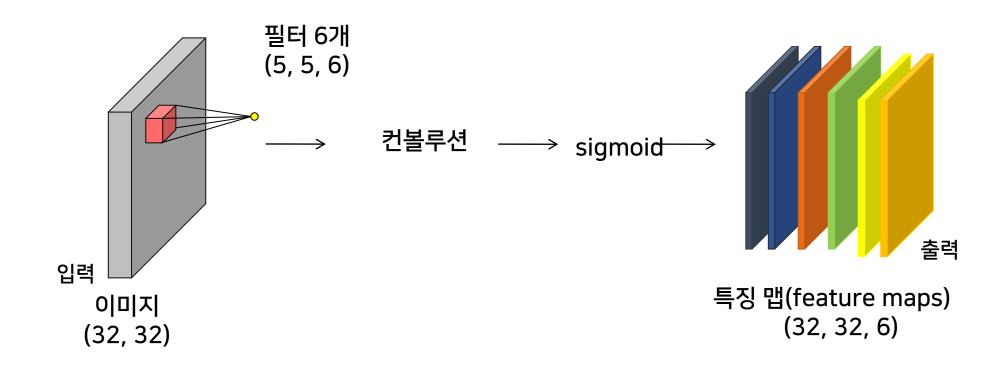


권복면 인경망에서의 필터 학습

● 컨볼루션 신경망은 일반적으로 다층의 필터로 구성



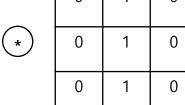
권보라에 게증



필터 영산 시 외각 픽셀 처리

- 가장자리 픽셀들은 이웃하는 픽셀 정보가 없기 때문에 컨볼루션 연산을 수행할 수 없음
- 컨볼루션 계층을 여러 번 거쳐도 영상의 크기를 유지할 수 있는 방법 필요

1	10	1	10	1
10	50	0	9	5
10	50	50	80	10
0	50	20	0	0
1	1	0	0	50



1x0 + 10x1 + 1x0 + 10x0 + 50x1 + 0x0 + 10x0 + 50x1 + 50x0=110

110	

5X5 입력이미지

3X3 필터

3X3 출력 영상

매당을 이용한 외각 픽셀 처리

- 패딩(padding): 데이터의 외부에 일정한 값의 계층을 덧대는 것
 - > 입력 영상의 가장자리에 O으로 padding 수행
- 패딩 수행 시 여러 번의 권볼루션 계층을 사용해 신경망을 구성해도 영상 크기가 줄어들지 않음

padding 1

0	0	0	0
0	225	255	0
0	50	50	0
0	0	0	0

padding 2

0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	225	255	0	0
0	0	50	50	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

padding 3

0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	225	255	0	0	0
0	0	0	50	50	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

출력 영상 크기 = (2p+n) x (2p+n)

NETIOLE (Stride)

● 스트라이드: 건볼루션 연산 시 이동하는 x방향과 y방향의 이동량(보폭)

> 일반적으로 1을 사용

1 10 1 10 1

Stride 1

ı	10	-	10	
10	50	0	9	5
10	50	50	80	10
0	50	20	0	0
1	1	0	0	50

1x0 + 10x1 + 1x0 + 10x0 + 50x1 + 0x0 + 10x0 + 50x1 + 50x0 = 110

1	10	1	10	1
10	50	0	9	5
10	50	50	80	10
0	50	20	0	0
1	1	0	0	50

10x0 + 1x1 + 10x0 + 50x0 + 0x1 + 9x0 + 50x0 + 50x1 + 80x0=51

110	51	

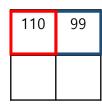
Stride 2

1	10	1	10	1
10	50	0	9	5
10	50	50	80	10
0	50	20	0	0
1	1	0	0	50

1x0 + 10x1 + 1x0 + 10x0 + 50x1 + 0x0 + 10x0 + 50x1 + 50x0 = 110

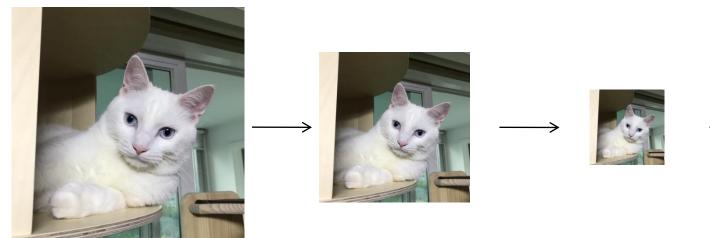
1	10	1	10	1
10	50	0	9	5
10	50	50	80	10
0	50	20	0	0
1	1	0	0	50

1x0 + 10x1 + 1x0 + 0x0 + 9x1 + 5x0 + 50x0 + 80x1 + 10x0= 99



풀링 계층(Pooling Layer)

● 풀링 계층: 입력 영상의 크기를 줄이는 역할 (대략적인 정보 특성만 남김) > 영상의 크기를 반감해 계산량을 줄이고, 데이터에 치중된 과적합 방지



16 X 16

128 X 128

100개 필터 사용 128 X 128 X 100 =163840 64 X 64

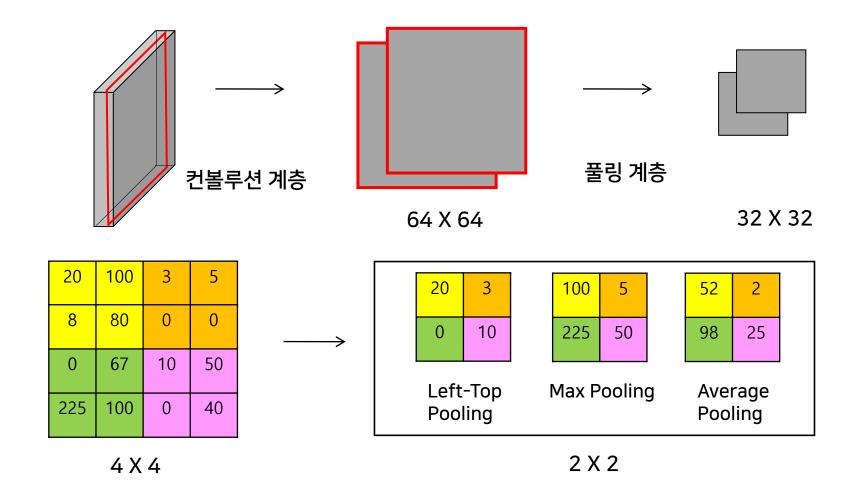
100개 필터 사용 64 X 64 X 100 =409600 100개 필터 사용 32 X 32 X 100 =102400

32 X 32

100개 필터 사용 16 X 16 X 100 =25600

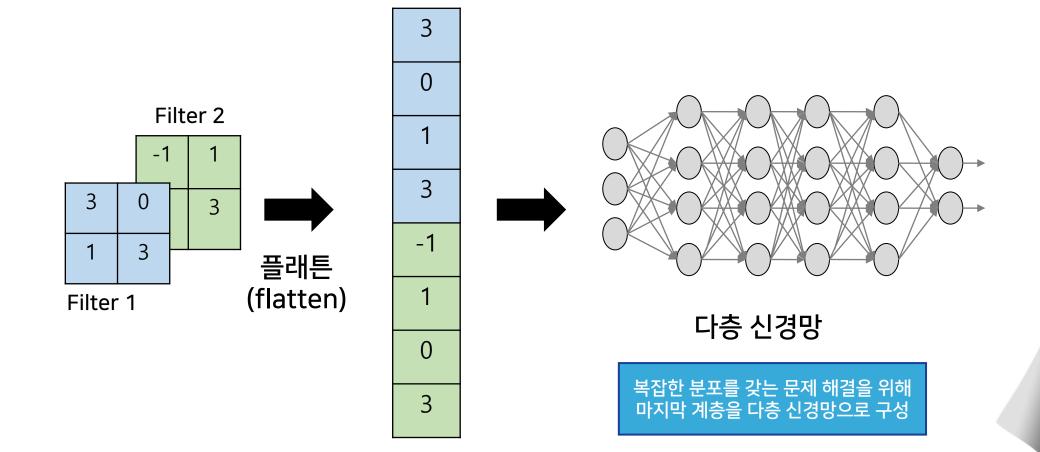
최대 물링(Max Pooling)

● 영상의 크기를 줄이는 여러 방법 중 일반적으로 최대 풀링을 활용함



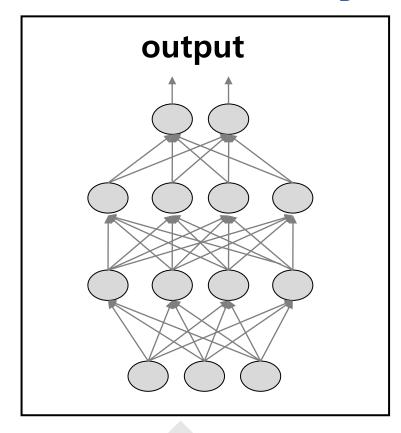
27

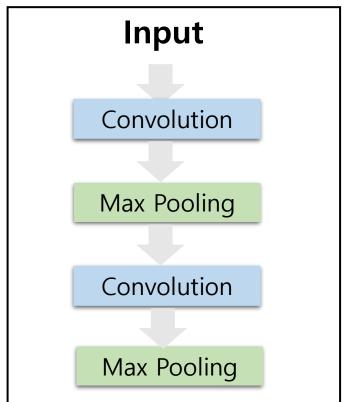
● 플래튼(Flatten): 이전 계층의 2차원 형태의 데이터를 1차원 형태로 변환



권불로연 시경망 정리

● 건볼루션 계층와 Max Pooling 계층으로 묶여진 과정은 반복될 수 있음





특징축소

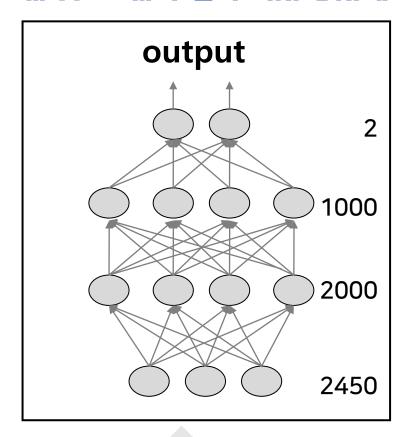
특징 분류

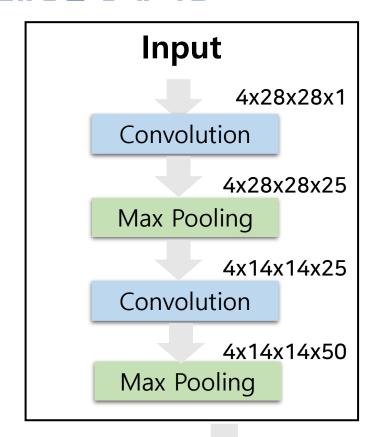
1D 특징

특징 추출

권보로면 시경마 정리

● 25개 및 50개의 필터 역시 동시에 역전파 오류법을 통해 학습





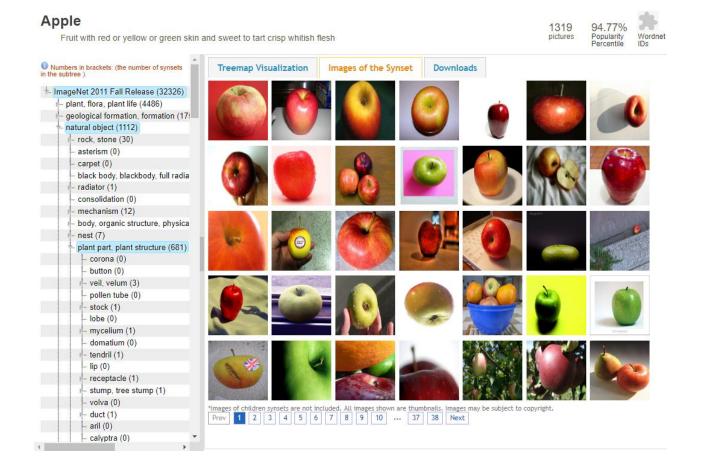
4 x 2450

 $4 \times 7 \times 7 \times 50$

30

CNN 응용 분야: ImageNet

이미지에 레이블 정보가 부여되어 있어 특정 귀워드로 정확하게 검색 가능



CNN 응용 분야: ImageNet

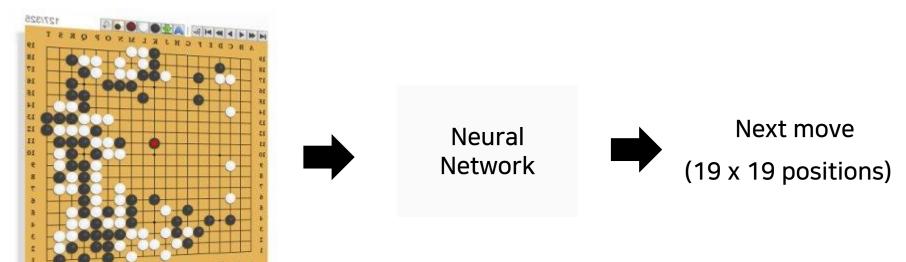
ImageNet Classification Error (Top 5) 30,0 25,0 26,0 20,0 15,0 16,4 11,7 10,0 5,0 5,0 3,6 3,1 2011 (XRCE) 2012 (AlexNet) 2013 (ZF) 2014 (VGG) 2015 (ResNet) 2014 Human 2016

(GoogLeNet-v4)

(GoogLeNet)

AlphaGo

ullet 구변 바둑돌의 2차원 행렬 데이터 구성 ullet 현 시점에서의 검은 돌, 흰 돌의 정보를 파악



19 x 19 matrix

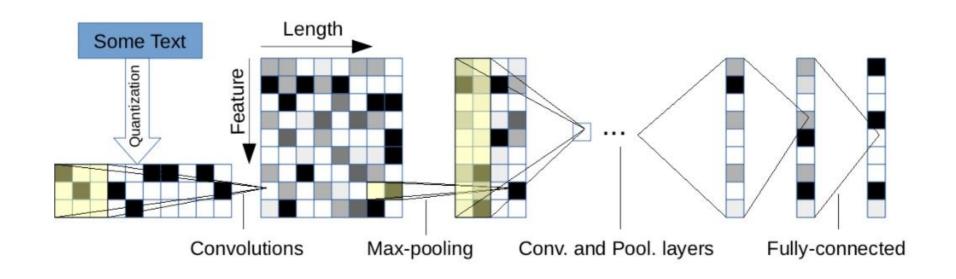
Black: 1

white: -1

none: 0

CNN in text classification

● 특정 단어들의 지역적 연관성을 통해 어떤 단어들이 서로 연관되어 있는지를 파악



출처: Character-based Convolutional Neural Network for Text Classification Taken from "Character-level Convolutional Networks for Text Classification", 2015