Dong-A Univ. (ISPL)

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks

Slides Courtesy of
Prof. Dongsan Jun

Contents

1. CNN 개요
2. Convolution 연산
3. 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Contents

1. CNN 개요
2. Convolution 연산
3. 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 개요

- **MLP 모델의 문제점**
  - 평탄화된 이미지를 입력으로 받아 공간적 (형상) 정보가 사라짐
  - CNN에 비해 필요한 weight parameter의 개수가 많음

MLP의 입출력 구조 예시

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

- **FC Layer의 문제점**
  - FC Layer는 1차원 데이터로 입력을 받음
  - 따라서, 2D 이미지 데이터를 1D로 평탄화 해 입력함 ➔ 이미지의 공간적(형상) 정보가 무시됨

ex) 32x32x3 image -> stretch to 3072 x 1

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

- 이미지의 특성에 따라 뉴런이 다르게 활성화 됨

Cat image by CNX OpenStax is licensed under CC BY 4.0; changes made

- 2D이미지를 Input으로 사용

ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)

What is ImageNet ?

ImageNet Visual Dataset (Source)

ImageNet is a visual Dataset that contains more than **15 million of labeled high-resolution** images covering almost **22,000 categories**. ImageNet Dataset is of high quality and that's one of the reasons it is highly popular among researchers to test their image classification model on this dataset.

'딥러닝 혁명'의 아버지들 컴퓨터 과학의 노벨상 튜링상 수상

2019.03.28 19:47

| AI의 기초기술이 되는 콘볼루션 신경망 개발

튜링상 수상자로 선정된 조프리 힌튼, 조슈아 벤지오, 얀 르쿤. 연합뉴스/AP 제공

Google facebook

ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC)

What is ImageNet ?

ImageNet Visual Dataset (Source)

ImageNet is a visual Dataset that contains more than **15 million of labeled high-resolution** images covering almost **22,000 categories**. ImageNet Dataset is of high quality and that's one of the reasons it is highly popular among researchers to test their image classification model on this dataset.

우승 알고리즘의 분류 에러율(%)

Convolutional Neural Networks - 개요

- **Perceptron 모델의 문제점**
  - 평탄화된 이미지를 입력으로 받아 공간적 (형상) 정보가 사라짐
  - CNN에 비해 필요한 weight parameter의 개수가 많음

Fully connected layer
(#weights: 7,840)

5x5 Convolution layer
(#weights: 1,600)

Convolutional Neural Networks - 개요

- **CNN 모델 개요**
  - 합성곱 연산 (Convolution)을 수행해 이미지의 특징 (Feature) 추출
  - 이미지를 입력으로 받는 분야에서 높은 성능을 보임 (Ex. Image classification, Super-resolution, Denoising)

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

- ***Democratization of AI***

[AI 민주화] 누구나 AI로부터 차별 받지 않고 AI 기술에 쉽게 접근하고 개발할 수 있도록 하는 것!

facebook

Google

amazon

Microsoft CNTK · Caffe · Caffe2 · PYTORCH · Chainer · Keras · TensorFlow · theano · dy/net · mxnet · GLUON

과기정통부와 한국지능정보사회진흥원(NIA)은 인공지능(AI) 학습용 데이터 170종을 "AI 허브"에 단계적으로 개방한다고 밝혔다. (2021년 6월 18일)

<CIFAR-10>

<Caltech 101>

<MNIST>

<MS-COCO>

<Columbia University Image Library>

<DOTA>

<Visual QA>

<Fashion-MNIST>

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Contents

1. CNN 개요
2. Convolution 연산
3. 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

4x4x1 image

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

3x3x1 filter

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

입력 이미지와 필터의 채널은 같아야 함

4x4x1 image

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

3x3x1 filter

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

*

Conv. 연산

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

Output = 1x2 + 2x0 + 3x1 + 0x0 + 1x1 + 2x2 + 3x1 + 0x0 + 1x2

= 15

15	

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

*

Conv. 연산

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

*

Conv. 연산

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

15	

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

15	16

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

15	16
6	

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

15	16
6	15

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시**

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

*

Conv. 연산

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter (Kernel)

15	16
6	15

Output feature map

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- 2D 이미지 입력에 대한 convolution 연산 예시

Output feature map ← **Input image**

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Stride: Convolution 연산의 step size**
  - Stride가 커질수록 feature map의 크기는 작아짐

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

➡

15				

Stride=1

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

➡

15	16			

Input image **Filter** **Output feature map**

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Stride: Convolution 연산의 step size**
  - Stride가 커질수록 feature map의 크기는 작아짐

Stride=1

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

Input image

*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter

15				

Output feature map

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

15	16			

Stride=2

1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1
2	3	0	1	2	3	0
1	2	3	0	1	2	3
0	1	2	3	0	1	2
3	0	1	2	3	0	1

Input image

*

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter

15		

15	17	

Output feature map

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter

=> 5x5 output

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter ap
plied **with stride 2**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter ap
plied **with stride 2**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Stride**
  - Filter가 Convolution연산을 수행하는 Step size

7x7 input (spatially)
assume 3x3 filter ap
plied **with stride 2**
=> 3x3 output!

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung
출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Padding: Input image 주변 값을 특정 값 (주로 0) 으로 채워 줌**
  - Convolution 연산으로 boundary 정보가 소실되는 문제를 방지

Padding size = 0

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

*

stride: 1

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter

➡

15	16
6	15

Output feature map

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Padding: Input image 주변 값을 특정 값 (주로 0) 으로 채워 줌**
  - Convolution 연산으로 boundary 정보가 소실되는 문제를 방지

Padding size = 0

1	2	3	0
0	1	2	3
3	0	1	2
2	3	0	1

Input image

* **stride: 1**

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter

➡

15	16
6	15

Output feature map

Padding size = 1

0	0	0	0	0	0
0	1	2	3	0	0
0	0	1	2	3	0
0	3	0	1	2	0
0	2	3	0	1	0
0	0	0	0	0	0

Input image

* **stride: 1**

2	0	1
0	1	2
1	0	2

Filter

➡

7	12	10	2
4	15	16	10
10	6	15	6
8	4	7	3

Output feature map

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Padding**
  - Input data의 주변을 특정 값으로 채움 (보통 0을 사용)
  - Convolution 연산으로 boundary의 정보가 소실되는 문제점을 방지

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Convolution 연산의 출력 크기 계산**
  - 출력 크기는 filter size, stride, padding size에 따라 달라짐
  - 출력 크기는 정수로 나누어 떨어져야 함

$$\text{Output Height} = OH = \frac{H + 2P - FH}{S} + 1$$

$$\text{Output Width} = OW = \frac{W + 2P - FW}{S} + 1$$

- (H, W): Input data size
- (FW, FH): Filter size
- P: Padding size
- S: Stride

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - Convolution 연산

- **Pooling: Input data의 dimension을 subsampling 하는 방법**

2x2 max pooling 예시

2x2 average pooling 예시

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Contents

1. CNN 개요
2. Convolution 연산
3. 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- 3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- 3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- **3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산**

(1)

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- **3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산**

(1)

(2)

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- **3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산**

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Networks - 3D 데이터의 Convolution 연산

- **3D 이미지 (RGB) 입력에 대한 2D convolution 연산**
  - Output feature map의 채널 수는 filter의 개수(N)와 같음

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

32x32x3 image -> preserve spatial structure

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

32x32x3 image -> preserve spatial structure

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

Convolution Layer

- **Overview**

One number **= ReLU(Wx+**b**)**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**
  - Consider a second, green filter

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**
  - For example, if we had 6 5x5x3 filters, we`ll get 6 separate activation maps

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolution Layer

- **Overview**
  - ConvNet is a sequence of Convolutional Layers, interspersed with activation functions

Fei-Fei Li & Justin Johnson & Serena Yeung

출처: cs231n_2017_lecture5 April 18, 2017

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Operation

- **Convolution**

$1_{\times 1}$	$1_{\times 0}$	$1_{\times 1}$	0	0
$0_{\times 0}$	$1_{\times 1}$	$1_{\times 0}$	1	0
$0_{\times 1}$	$0_{\times 0}$	$1_{\times 1}$	1	1
0	0	1	1	0
0	1	1	0	0

Image

4		

Convolved Feature

동아대학교
DONG-A UNIVERSITY

Deep Learning: CNN Visualization

▪ **Example of graphical CNN representation**

▪ **CNN trains the multiple filters (Kernel).**

example 5x5 filters
(32 total)

We call the layer convolutional because it is related to convolution of two signals:

$$f[x,y] * g[x,y] = \sum_{n_1=-\infty}^{\infty} \sum_{n_2=-\infty}^{\infty} f[n_1,n_2] \cdot g[x-n_1, y-n_2]$$

elementwise multiplication and sum of a filter and the signal (image)

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

CNN Implementation K Keras

```
from keras.models import Sequential
from keras.layers.convolutional import Conv2D
from keras.layers.convolutional import MaxPooling2D
from keras.layers import Dense
from keras.layers import Flatten

model = Sequential()
model.add(Conv2D(12, kernel_size=(5, 5), activation='relu', input_shape=(120, 60, 1)))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Conv2D(16, kernel_size=(5, 5), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Conv2D(20, kernel_size=(4, 4), activation='relu'))
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(128, activation='relu'))
model.add(Dense(4, activation='softmax'))
```


동아대학교 DONG-A UNIVERSITY

Convolutional Neural Network (CNN) 이론

- **CNN을 이용한 classification model 설계 시 주의사항**

784x1

Output node의 값이 숫자 예측 확률을 나타냄

10x1

MLP model 예시

Convolutional Neural Network (CNN) 이론

- **CNN을 이용한 classification model 설계 시 주의사항**

…

출력의 형태가 cube 이므로

예측 확률을 확인 할 수 없음

CNN model 예시

Convolutional Neural Network (CNN) 이론

- **CNN을 이용한 classification model 설계 시 주의사항**
  - 일반적으로 CNN의 feature map을 평탄화 한 이후 fully connected layer에 입력함

LeNet-5 구조

Ref.: [Proc. on IEEE 1998] Gradient-based learning applied to document recognition

LeNet-5 구조

C1	훈련해야할 파라미터 개수: (가중치*입력맵개수 + 바이어스)*특성맵개수 = (5*5*1 + 1)*6 = 156
S2	훈련해야할 파라미터 개수: (가중치 + 바이어스)*특성맵개수 = (1 + 1)*6 = 12
S4	훈련해야할 파라미터 개수: (가중치 + 바이어스)*특성맵개수 = (1 + 1)*16 = 32
C5	훈련해야할 파라미터 개수: (가중치*입력맵개수 + 바이어스)*특성맵 개수 = (5*5*16 + 1)*120 = 48120
F6	훈련해야할 파라미터 개수: 연결개수 = (입력개수 + 바이어스)*출력개수 = (120 + 1)*84 = 10164

Ref.: [Proc. on IEEE 1998] Gradient-based learning applied to document recognition

Applications

Ref.: [Proc. on IEEE 1998] Gradient-based learning applied to document recognition

Applications

CNN based Super Resolution (SR)

** Reference: IEEE Trans. PAMI "Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks" Chao Dong et.al, 2015*

Applications

Paradigm Shift (Image/Video Processing)

CNN과 RNN을 조합하여 이미지의 캡션을 자동으로 생성

Noisy input | Our result | Ground truth

CycleGAN Project Page (https://junyanz.github.io/CycleGAN/)

Applications

SR Applications (Image Restoration)

Applications

SR Applications (Video Restoration)

Conclusions

Ref.: [Proc. on IEEE 1998] Gradient-based learning applied to document recognition

MLP vs CNN

- **Artificial Neural Network (ANN) → Deep Neural Network (DNN)**

- **Convolution Neural Network (CNN)**

References

The world's top 5 conferences

Rank		Conference Details	H5-index	Impact Score
1	IEEE	**IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition** 2022-06-21 - 2022-06-24 - **New Orleans** **(CVPR)**	299	51.98
2	Neural Information Processing Systems Foundation	**Neural Information Processing Systems (NIPS)** 2021-12-06 - 2021-12-14 - **Online** **(NeuRIPS)**	198	33.49
3	IEEE	**IEEE/CVF International Conference on Computer Vision** 2021-10-11 - 2021-10-17 - **Montreal** **(ICCV)**	176	32.51
4	Springer	**European Conference on Computer Vision** 2021-10-11 - 2021-10-17 - **Montreal** **(ECCV)**	144	25.91
5	AAAI	**AAAI Conference on Artificial Intelligence** 2022-02-22 - 2022-03-01 - **Vancouver** **(AAAI)**	126	25.57

Ref) https://research.com/conference-rankings/computer-science?p=Q3-2021

동아대학교 DONG-A UNIVERSITY