# 딥러닝팀

1팀

김예찬

윤지영

채소연

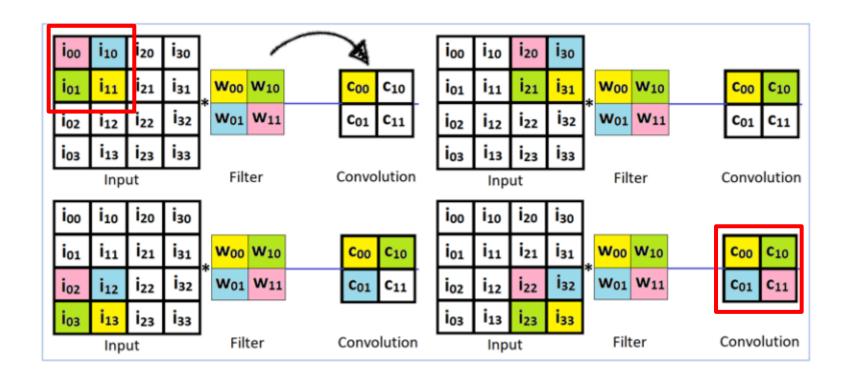
한지원

홍지우

CNN

# 1 CNN(Convolutional Neural Network)

Convolution Layer



Feature Map : 반환된 결과

# 1 CNN(Convolutional Neural Network)

Feature Map

## Feature Map

하이퍼 파라미터	Pytorch 표현	역할
Input Channel	in_channels	입력 데이터의 채널 개수 지정
Output Channel	out_channels	출력의 채널 개수 지정
필터 사이즈	kernel_size	필터의 크기 지정
Stride	stride	필터의 이동 간격 지정
Padding	padding	입력 데이터 주변에 붙일 padding 의 수 지정

# 1 CNN(Convolutional Neural Network)

Pooling Layer

## Pooling Layer란?

: 입력 이미지의 중요한 특징들을 더욱 강조하는 동시에 데이터의 크기를 줄이는 것에 더 중점을 둔 Layer

Convolution Layer

가중치 존재

Pooling Layer

가중치 없음

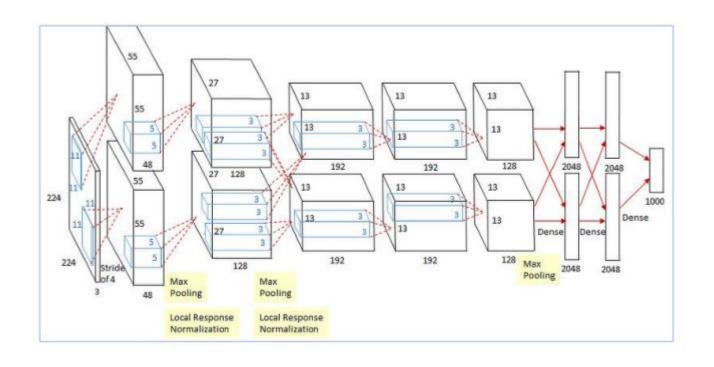
CNN의 발전 과정

# 2 CNN의 발전 과정

AlexNet

## AlexNet의 특징

- ILSVRC-2012에서 압도적 1등 차지 <mark>오류율</mark>이 큰 폭으로 <mark>감소</mark>

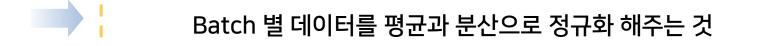


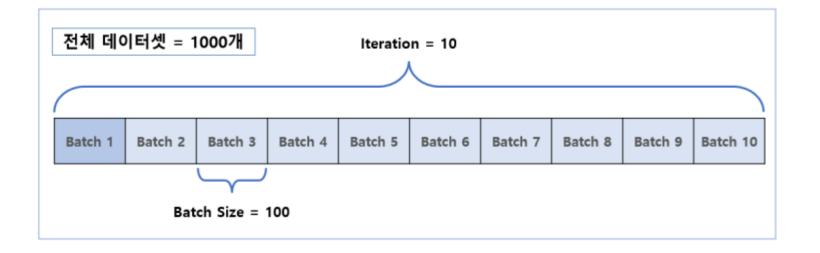
# 2 CNN의 발전 과정

▶ 배치 정규화

#### 배치 정규화

- 배치의 크기에 따라 Iteration의 크기가 결정
- 모집단의 분포와 표본의 분포가 같지 않은 것처럼, 배치마다 데이터의 분포가 달라질 수 있음

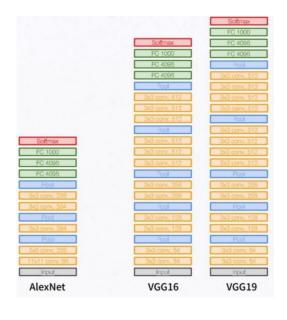


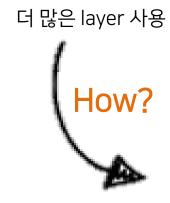


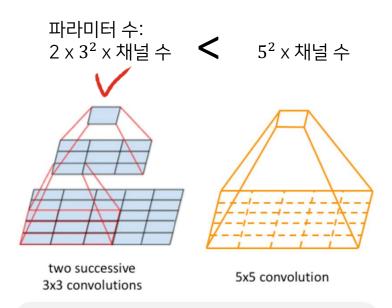
# 2 CNN의 발전 과정

VGGNet

## VGGNet의 구조와 특징







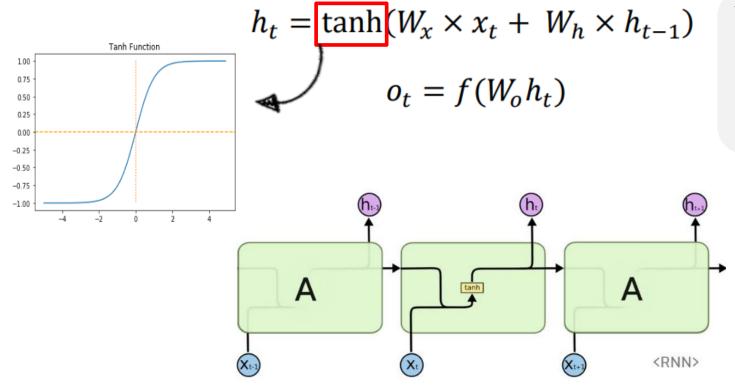
- 작은 필터 여러 번 사용
- 파라미터 수 감소↓ 비선형성 ↑

RNN

## RNN (Recurrent Neural Network)

Vanilla RNN

#### **Hidden State**



#### Vanilla RNN의 가중치

$$W_x$$
:  $x_t - h_t$ 

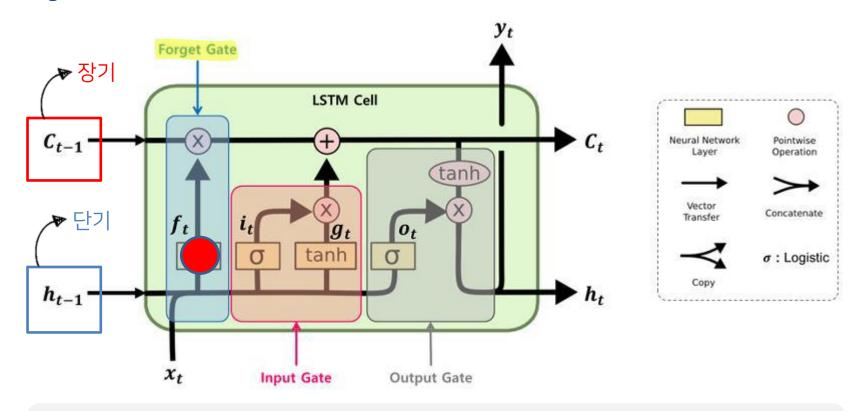
$$W_h$$
:  $h_t - h_{t+1}$ 

$$W_o$$
:  $h_t - o_t$ 

# 3 RNN (Recurrent Neural Network)

Hidden State 와 Cell State

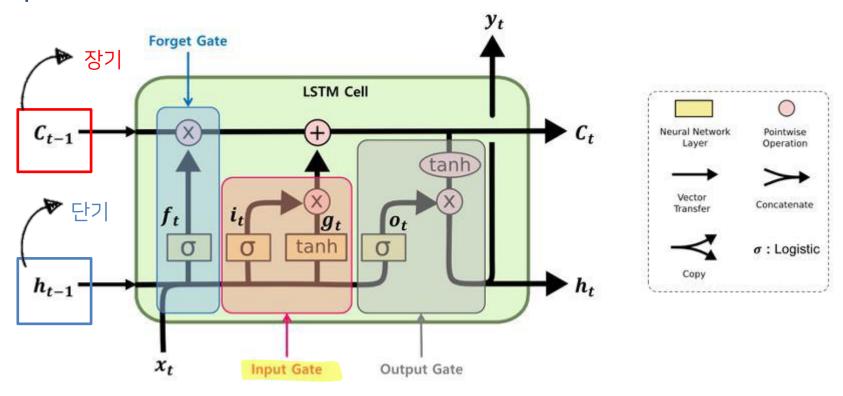
## **Forget Gate**



이전 시점의 Hidden State 와 현재 시점의 <mark>입력을 가중치와 곱해 시그모이드 함수</mark>에 전달

Hidden State 와 Cell State

### **Input Gate**

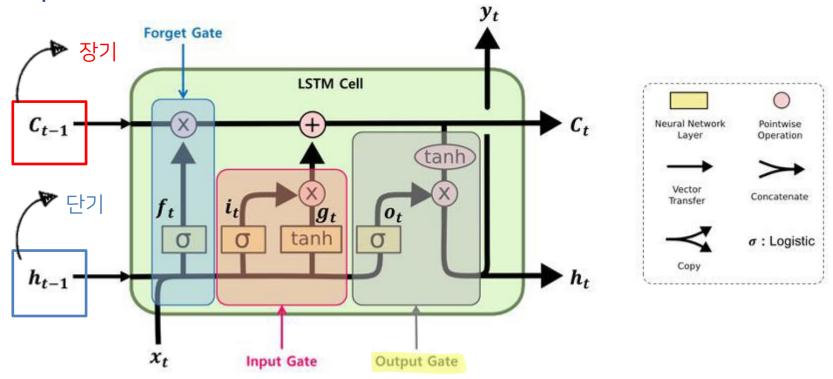


이전 시점의 Hidden State 와 현재 시점의 입력을 가중치와 곱해 시그모이드 또는 tanh 함수에 전달

# 3 RNN (Recurrent Neural Network)

Hidden State 와 Cell State

## **Output Gate**



현재까지의 정보들 중 어떤 정보를 얼마나 활용할 것인지 결정

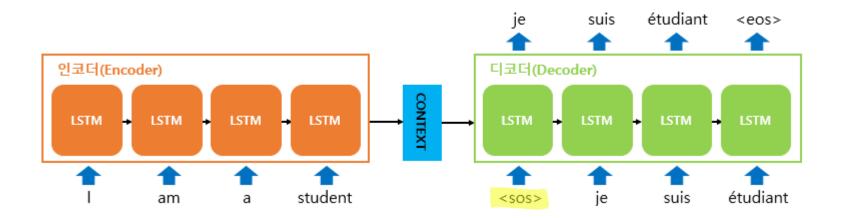
RNN 모델의 응용

# 4 RNN 모델의 응용

Seq2Seq

#### Encoder-Decoder란?

- Encoder: Sequential Data를 입력받아 압축된 하나의 벡터로 만드는 역할
- Decoder : Encoder의 마지막 Hidden State와 입력을 바탕으로 Encoder와 달리 매 시점마다 출력을 내보냄

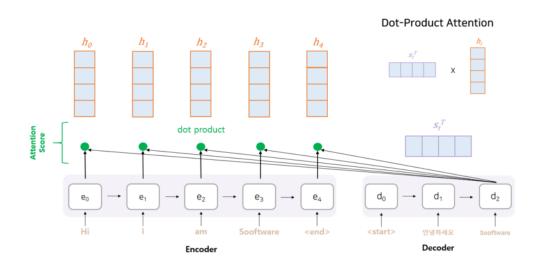


# 4 RNN 모델의 응용

Attention

## Attention의 계산

• Decoder의 각 시점 Hidden State와 Encoder의 모든 시점 Hidden State의 유사도를 구함



$$score(s_t, h_i) = s_t^T h_i$$
$$e^t = [s_t^T h_1, s_t^T h_2, ..., s_t^T h_N]$$