

11강: 인공지능 활용

인공지능 일반강좌 : 기계학습의 이해(L2-1)

오늘 배울 내용

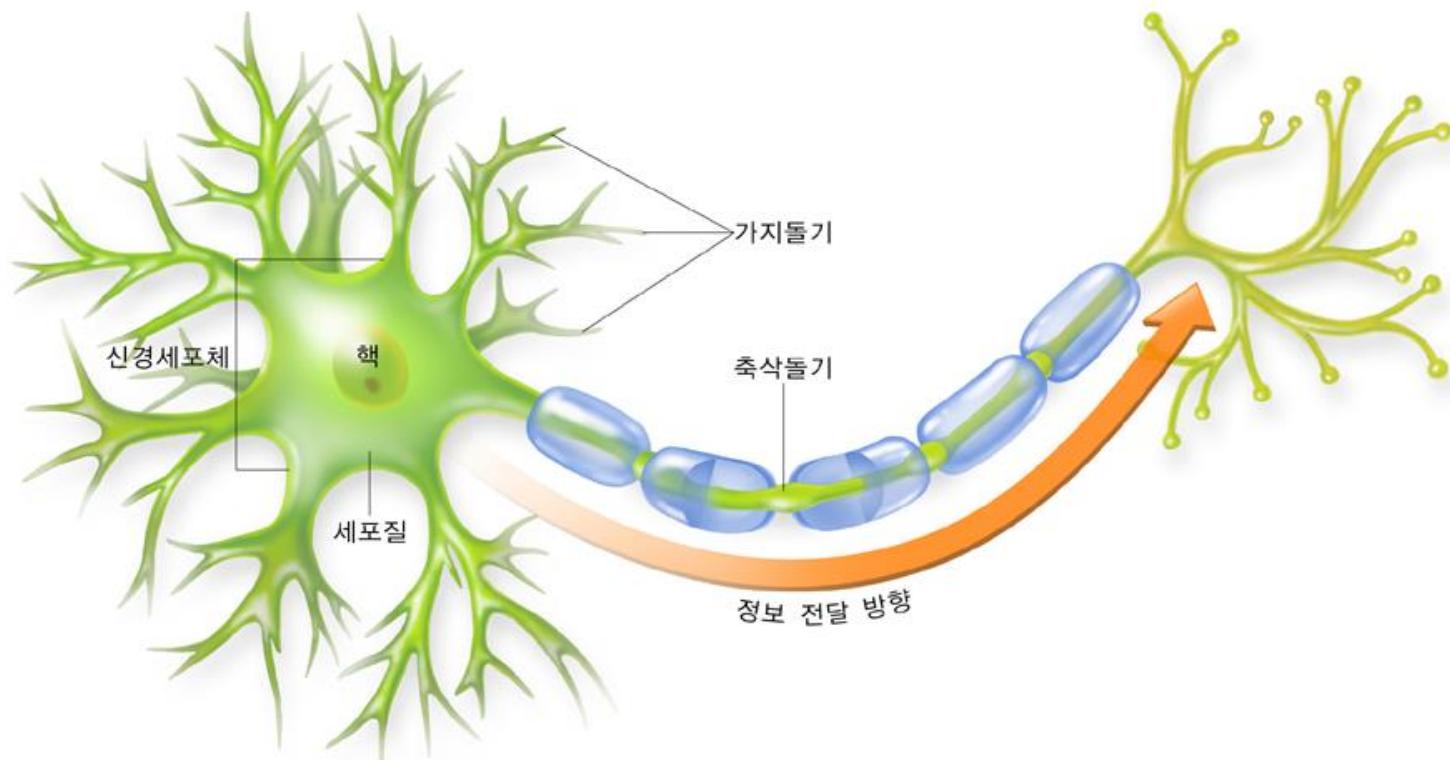
- 인공지능을 이해하기 위해서는 우리의 뇌를 잘 알아야 한다.
- 기억도 있고, 학습도 있고,
- 뇌에서 학습하는 원리를 이해하면 인공지능은 매우 쉽게 이해할 수 있다.

01. 인공신경망 역사

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

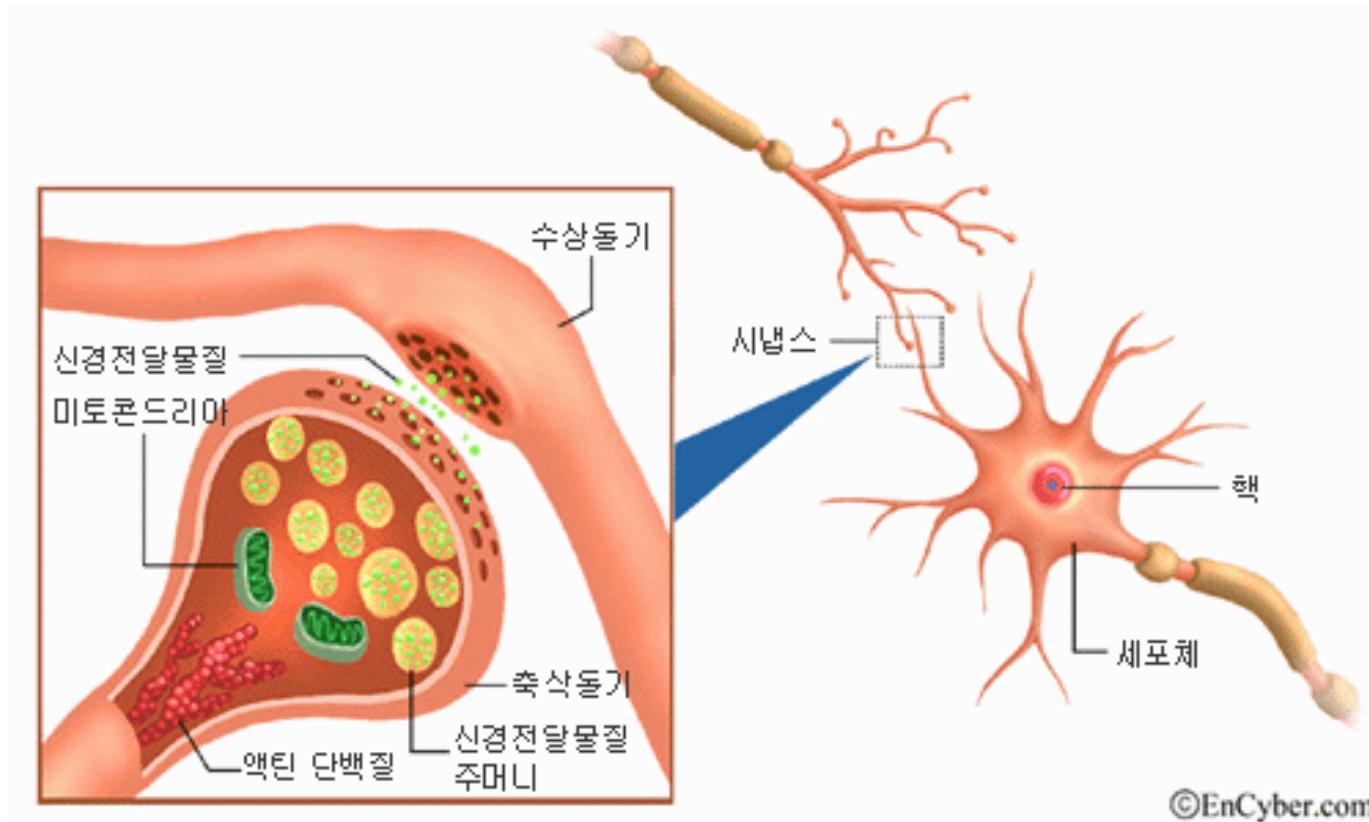
인공신경망 이해 (1)

사람의 자극의 전달 과정과 시냅스



시냅스 (Synapse): 자극의 전달

뉴런의 집합체로 한 뉴런의 축삭돌기 말단과 다음 뉴런의 수상돌기 사이의 연접 부위



©EnCyber.com

신경망의 역사 1950년 대부터

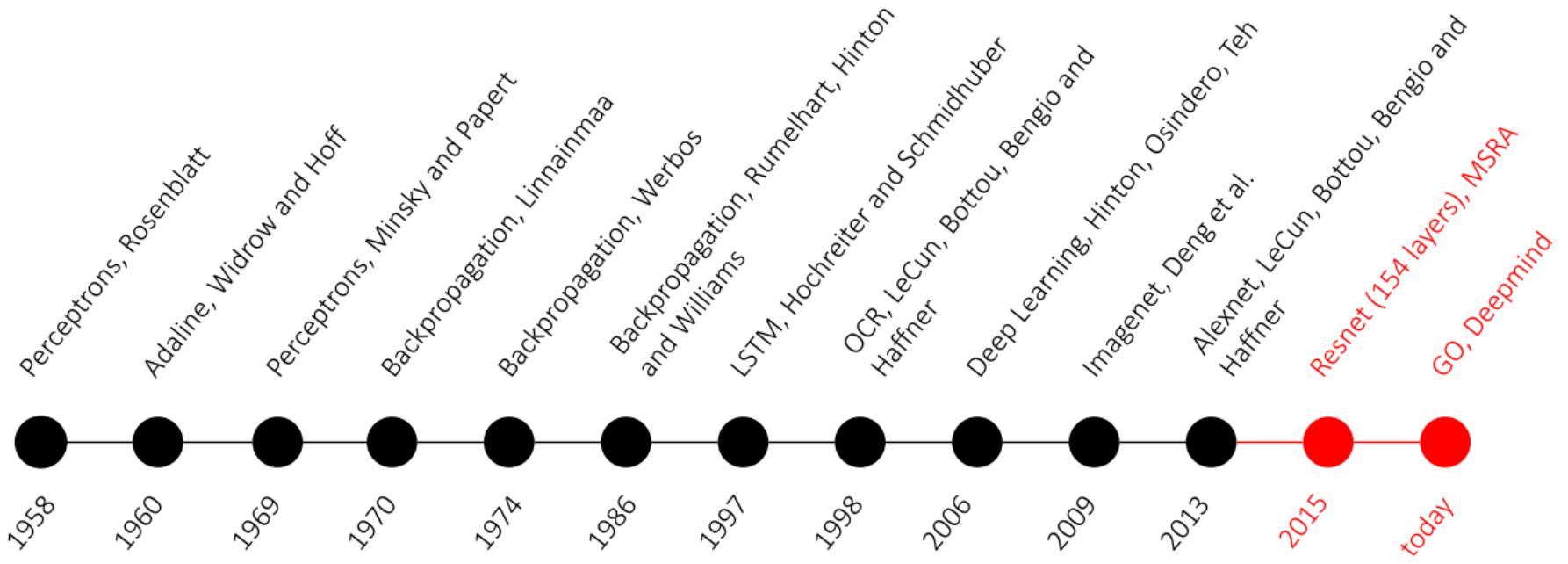
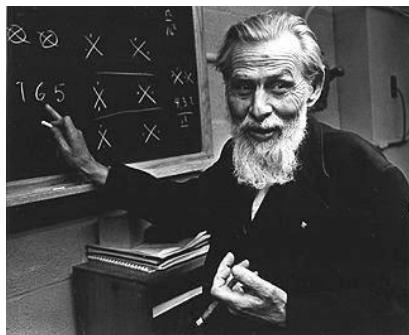


Fig. credit to Efstratios Gavves, Intro. to DL

인공지능의 역사 : 1943년

- 인공신경망 개념 최초 제안 : 맥컬록-피츠 신경망 모델 (1943)
 - ✓ McCulloch와 Pitts가 1943년에 ANN 최초 논문이 발표
 - “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity”
 - ✓ 인간의 신경 구조를 복잡한 스위치들이 연결된 네트워크로 표현할 수 있다

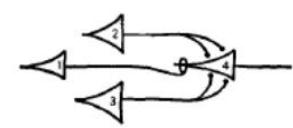
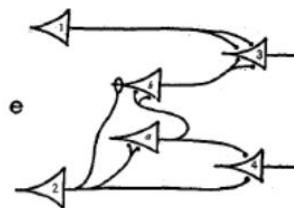
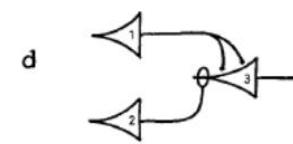
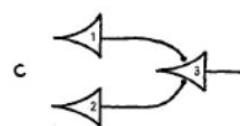
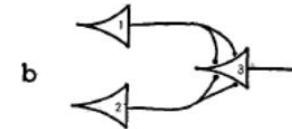
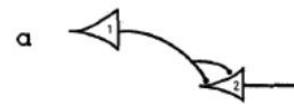


맥컬록



피츠

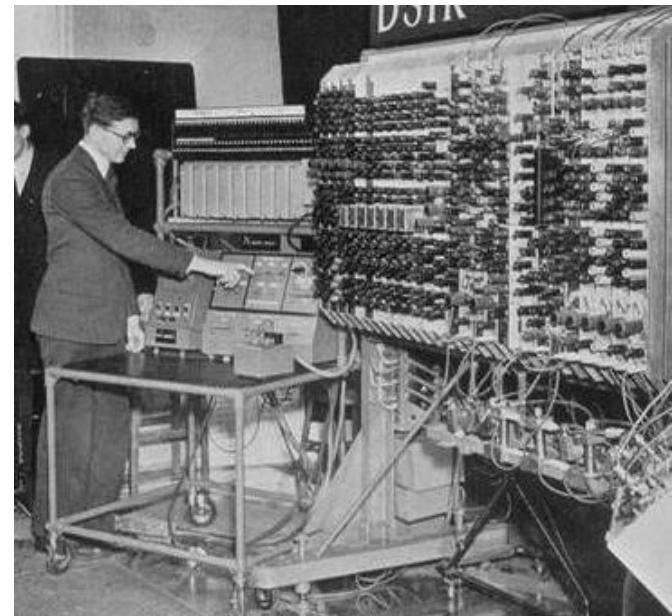
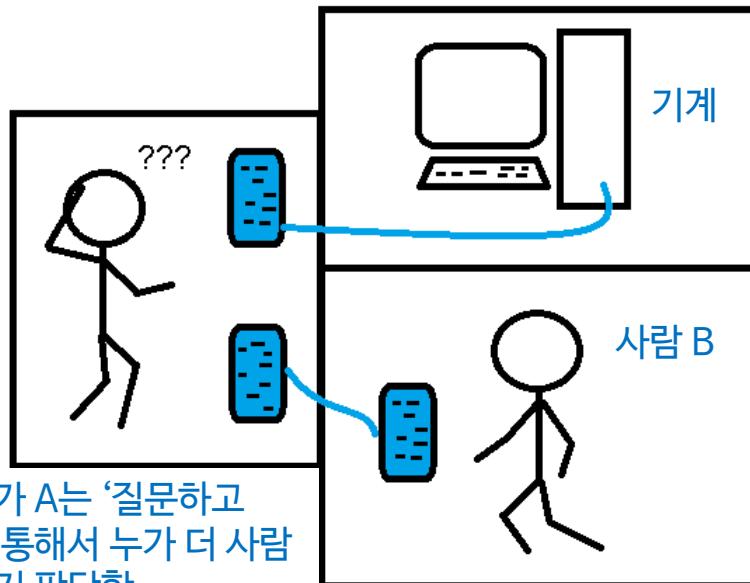
제안한 최초의 인공신경망 개념



인공지능의 역사 (2) : 1950년

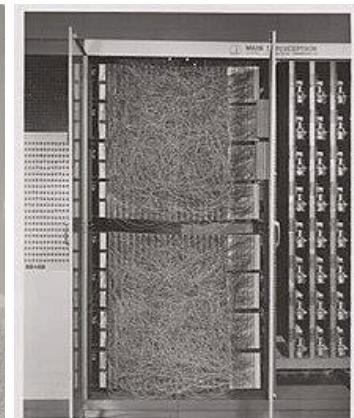
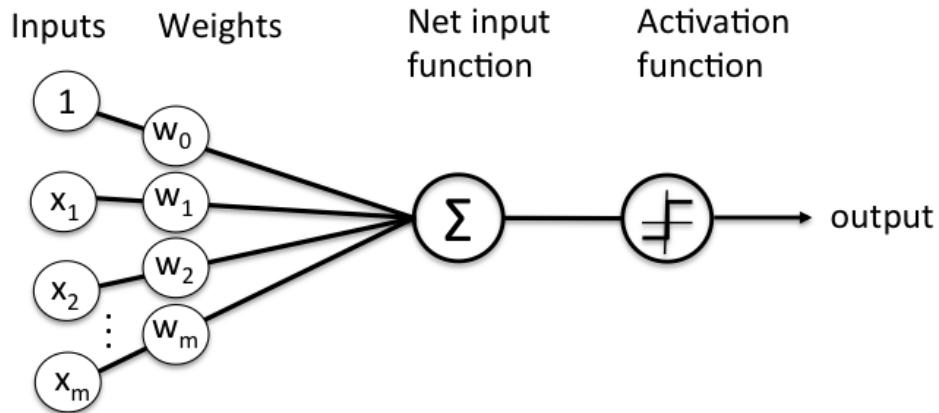
- 투링 테스트 (1950)

- ✓ 앤런 투링(Turing)은 컴퓨터 과학의 아버지로 불리움.
- ✓ 기계가 사람처럼 생각할 수 있다는 것을 아래 그림처럼 테스트 함.
- ✓ 사람 A가 상태에서 2명과 대화를 했을 때, 기계(Z)가 더 자연스러움.



인공지능의 역사 (3) : 1958년

- ANN은 퍼셉트론 신경망 설명 : 프랑크 로젠블라트, 1958)
 - ✓ Frank Rosenblatt는 퍼셉트론(Perceptron)라는 선형분류 피드포워드 신경망
 - “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.” 논문에서 제시
 - 입력과 가중치(weight)들의 곱을 모두 더한 뒤 활성함수(계단함수)로 선형 분류기
 - ✓ (문제점) 1개 퍼셉트론으로 XOR 선형 분류를 설명할 수 없음.



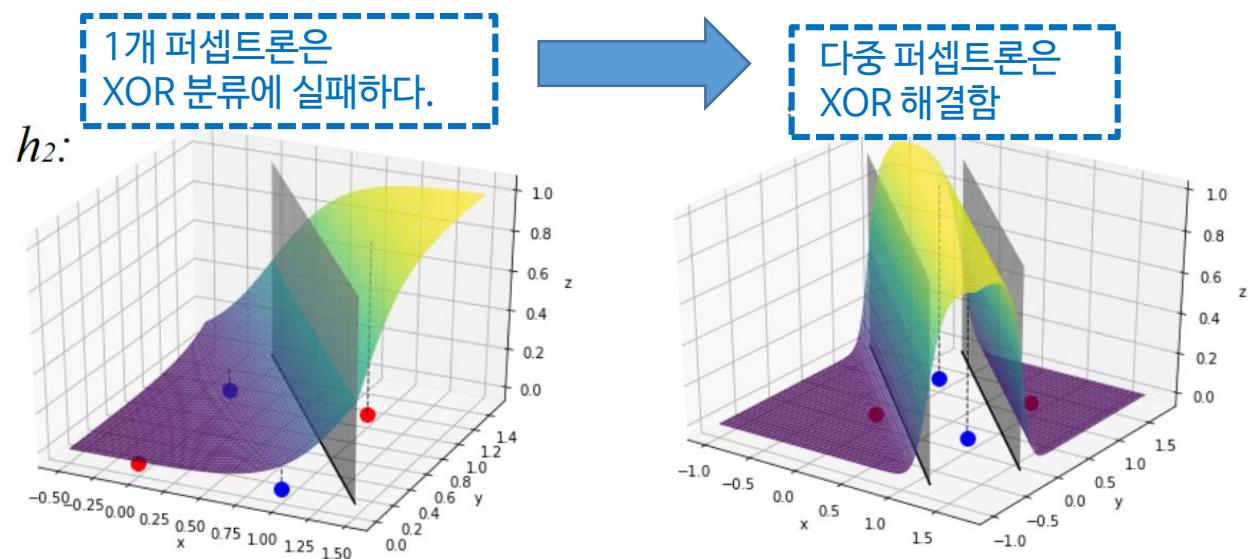
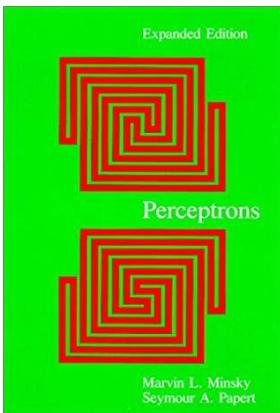
퍼셉트론은 현대의 딥러닝의 기초이다. 그 당시, 퍼셉트론을 통해서 진짜 인간과 같은 인공지능을 만들 수 있다는 기대가 매우 컸다.

로젠블라트

IBM 퍼셉트론 계산기

ANN의 역사 (4): 1차 겨울 (1969)

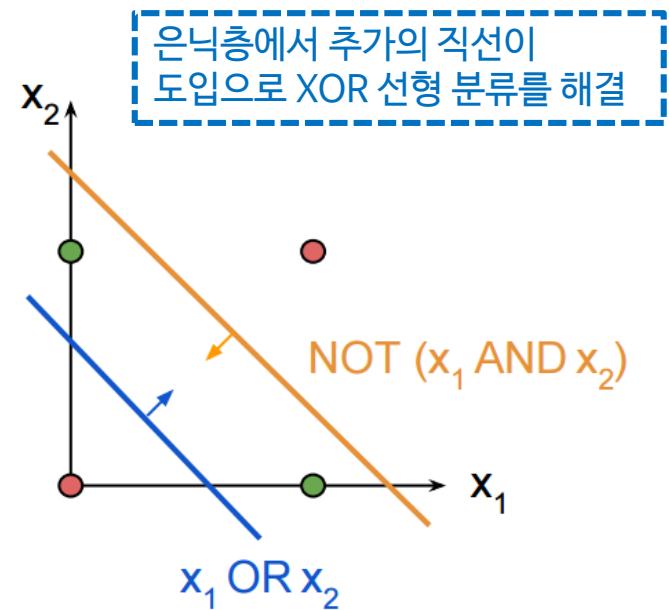
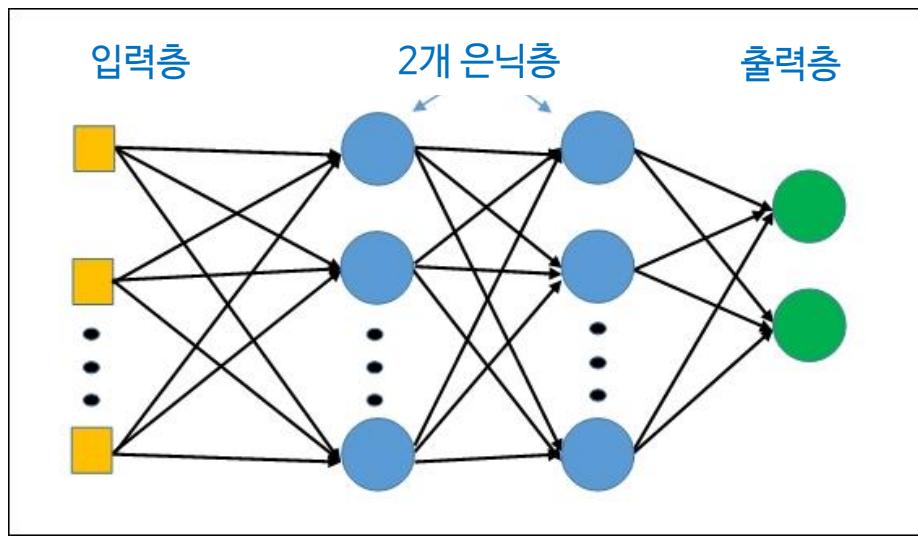
- 퍼셉트론의 무용론 등장으로 1차 인공지능 겨울이 시작된다.
 - ✓ 1969년 마빈 민스키는 ‘퍼셉트론’은 단순 선형 분류기이며, ‘XOR’ 분류도 할 수 없는 미미한 선형분류기라는 것을 수학적으로 증명함
 - ✓ 퍼셉트론 인기가 사그라 들면서 인공지능 1차 암흑기가 도래한다.



1개의 퍼셉트론은 XOR 문제에서 빨강과 파랑색을 구분하는 초평면을 만들수 없다.

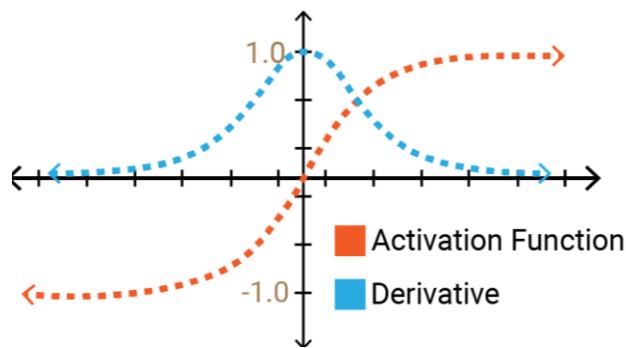
ANN의 역사 (5): 다시 봄(1986)

- **다층 퍼셉트론과 역전파 알고리즘 등장**
 - ✓ **다층 퍼셉트로은 전방향(feed-forward) 신경망으로 중간에 은닉층을 추가함**
 - 기존의 퍼셉트론이 선형 분류기라는 한계에 의해 XOR 문제를 해결할 수 없었다면,
 - 다층 퍼셉트론은 은닉층(hidden layer)라는 중간 레이어를 추가로 XOR 문제를 해결
 - ✓ **(문제점) 다층 퍼셉트론은 은닉층의 추가로 신경망을 훈련에 많은 어려움이 있다.**

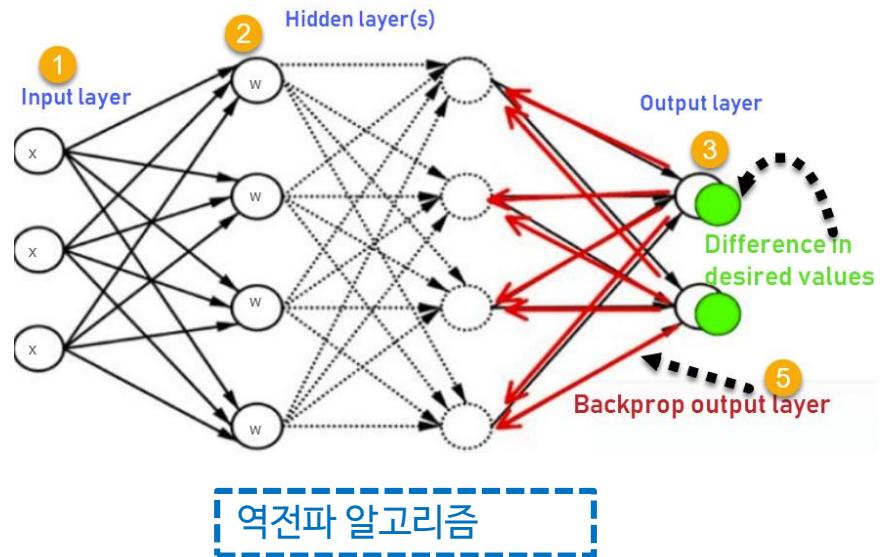


ANN의 역사 (6): 다시 봄(1986)

- 다층 퍼셉트론과 역전파 알고리즘 등장
 - 1986년 McClelland, James L., David E. Rumelhart, and Geoffrey E. Hinton은 Backpropagation Algorithm을 제안해서 이 문제를 해결
 - 오류 역전파 알고리즘은 Feedforward 연산 이후, 오차를 후방(Backward)으로 다시 보내 줌으로써, 많은 노드를 가진 MLP라도 최적의 가중치와 Bias를 학습할 수 있다.



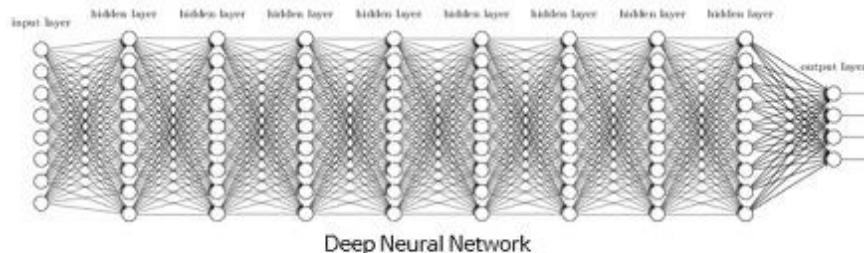
활성함수로 Sigmoid 함수와 미분 가능함.



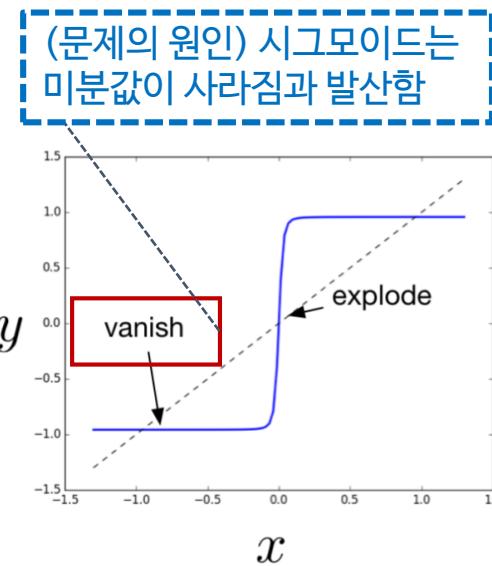
역전파 알고리즘

ANN의 역사 (7): 2차 겨울(1993~)

- 다층 퍼셉트론의 경사 발산과 소멸 문제 등장(1997)
 - ✓ RNN에서 VGP(Vanishing Gradient Problem) 문제 (1993)
 - ✓ LSTM(Long Short Term Memory)로 VGP 해결(1997), Hochreiter
 - ✓ 이시기는 기계학습 SVM, Random Forest 등이 큰 인기가 있음.

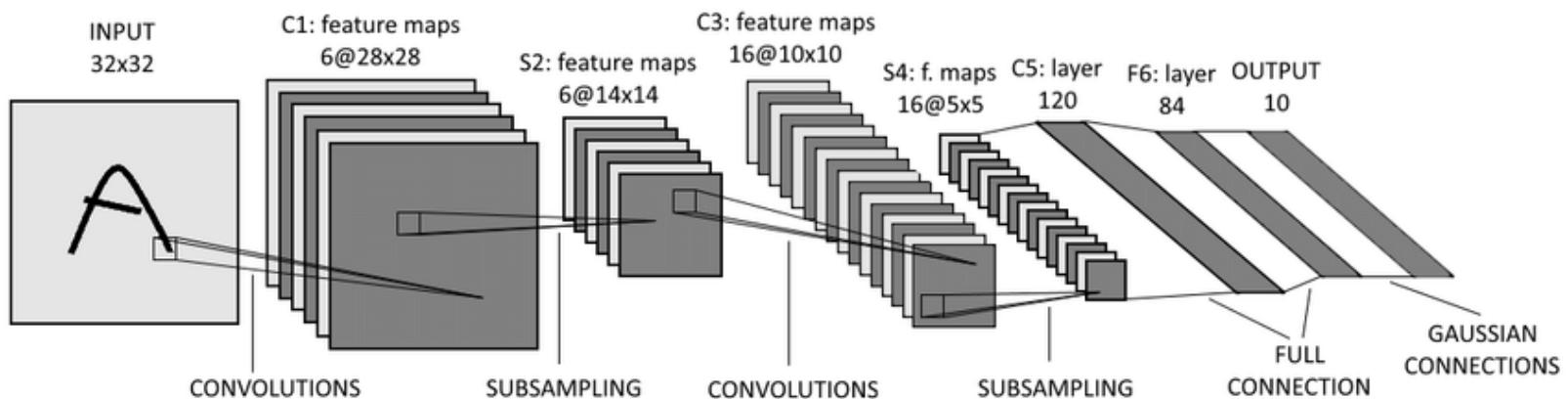


다층 신경망에서 경사값 사라짐.



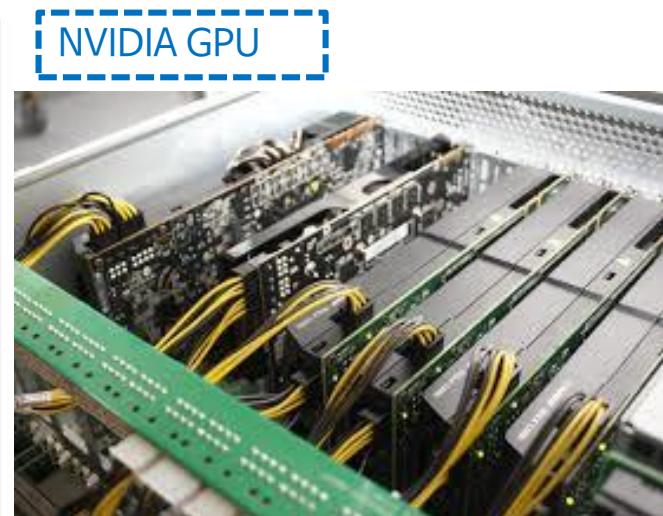
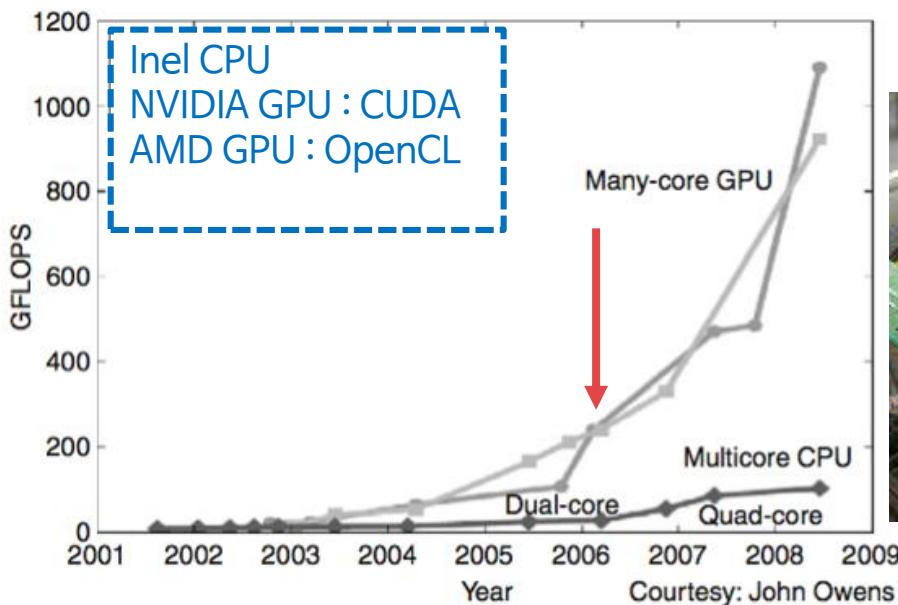
ANN의 역사 (8): 2차 겨울 극복 노력

- 초기 합성곱 신경망(CNN)인 LeNet 신경망 성과(1998)
 - 1998년 얀 루큰(Lecun)은 MLP와 역전파를 MNIST 이미지에 적용 성공
 - LeNet-5라는 현대의 CNNs의 시초 제안



ANN의 역사 (9): 2차 겨울 지속

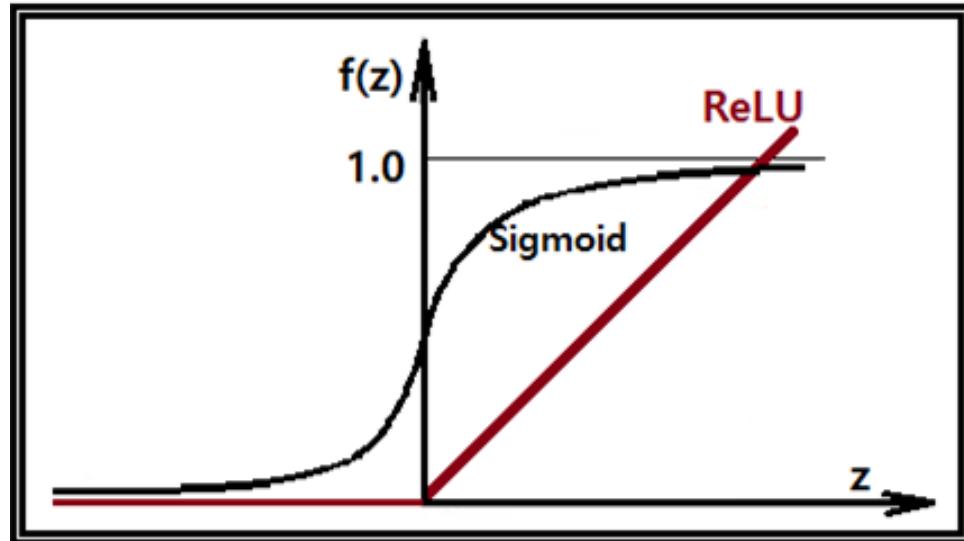
- 인공지능 2차 겨울 10년간 지속됨 (1993~2006)
 - ✓ 과적합문제(Overfitting)
 - ✓ Vanishing Gradient (다층 신경망 역전파 과정에서 기울기 값이 사라짐)
 - ✓ 계산이 너무 느리다 (Too slow)
 - GPU, TPU, Xeon Phi 등 가속기 컴퓨팅 등장이 아직 안됨



Courtesy: John Owens

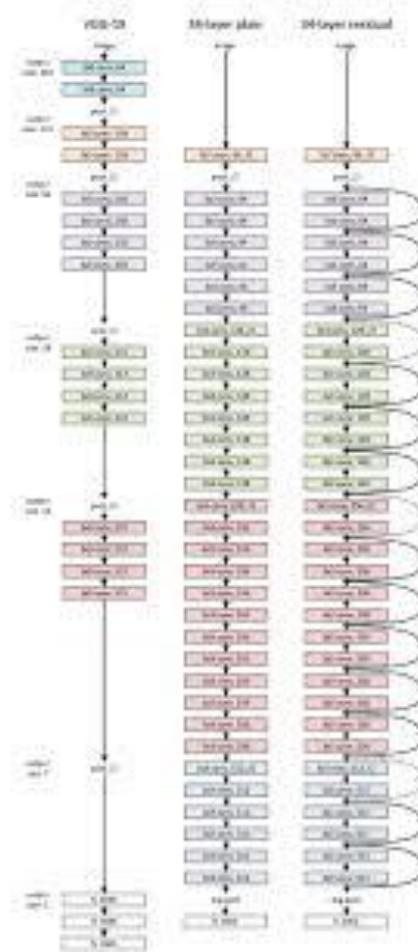
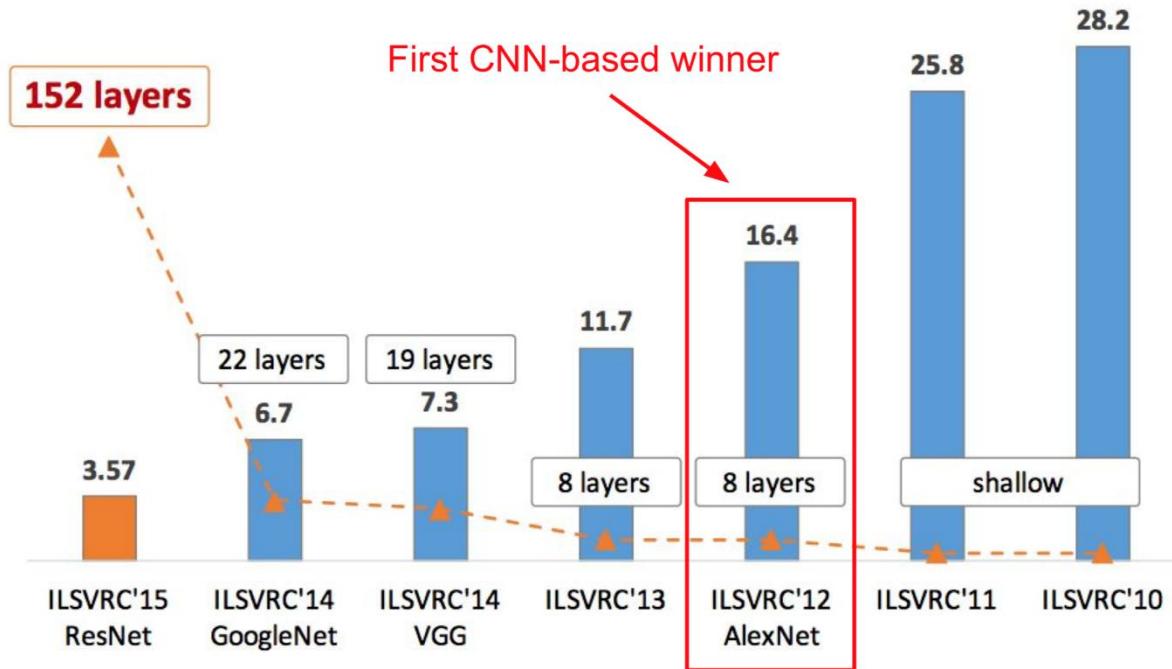
ANN의 역사 (10): 다시 봄(2006)

- 신경망 대신 딥러닝으로 인공지능 분야의 부활 (2006~)
 - ✓ 드롭아웃 층(dropout layer) 도입으로 과적합 문제를 해결
 - ✓ ReLU(Rectified Linear Unit) 활성함수 도입으로 기울기 사라짐 문제 해결
 - ✓ GPU 컴퓨팅과 고속 최적화 알고리즘 등장
 - ✓ 2006년 제프리 힌튼은 DBN(Deep Brief Network)을 적용
 - ILSVRC에서 오류율을 15%로 획기적으로 낮춤

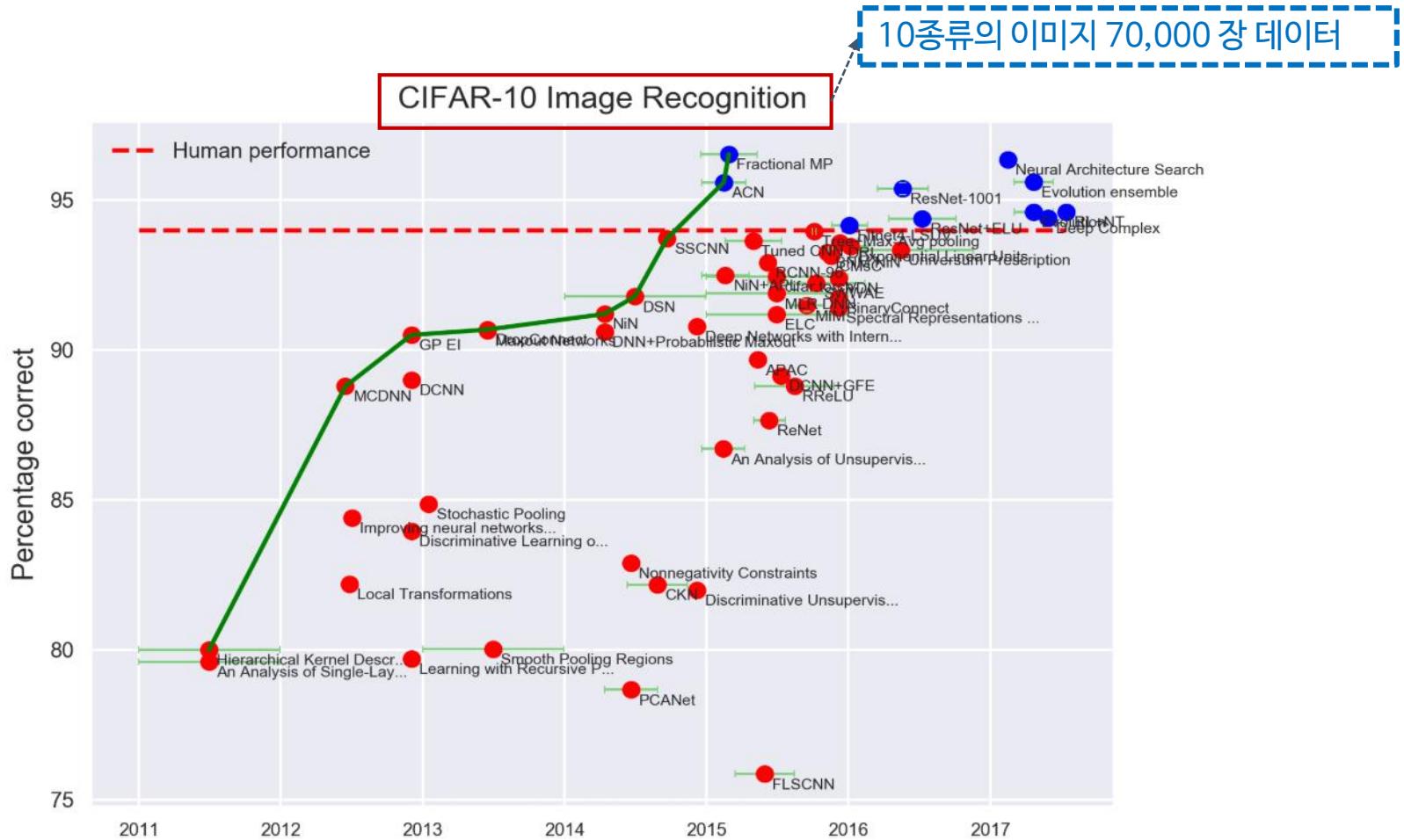


ANN의 역사 (11): AI 활용 (2015)

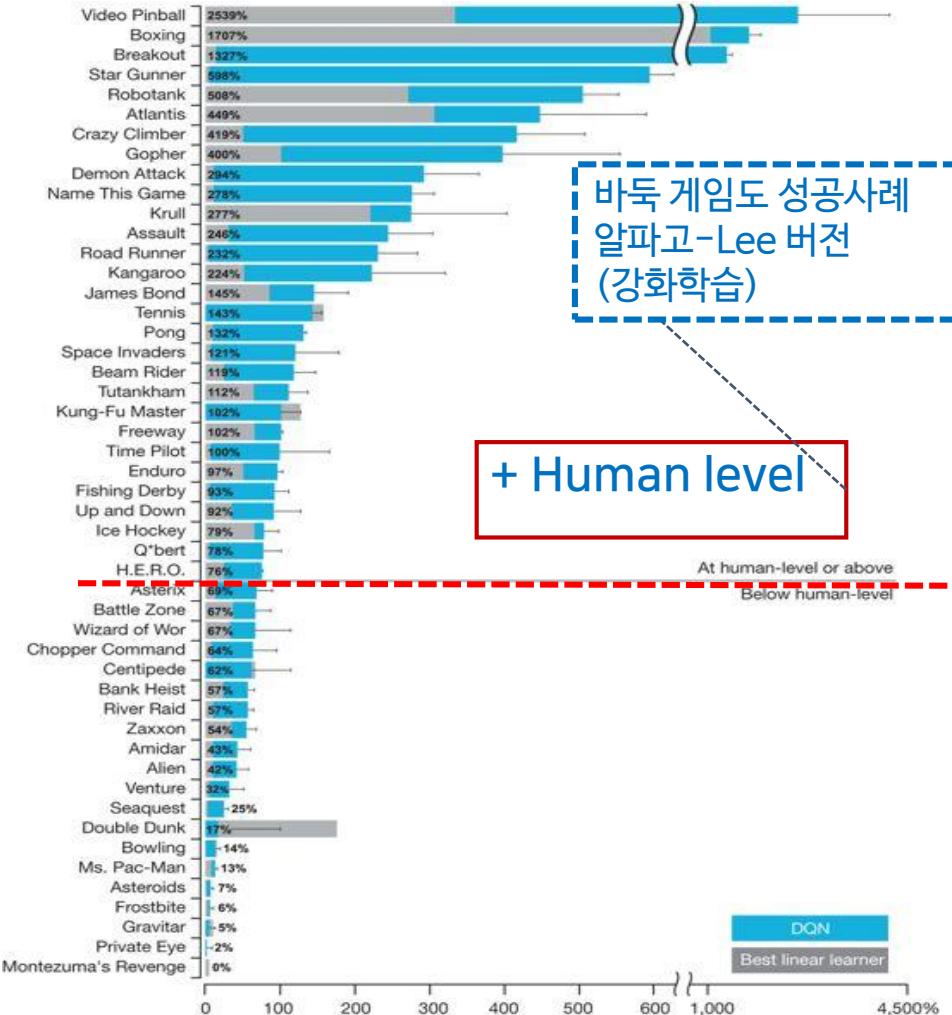
- 인간 수준 이상의 ResNet 성공
 - ✓ Resnet-152는 이미지넷 챌린지에서 3.57% 오류률
 - 인간의 오류율은 대체적으로 5%정도



ANN의 역사 (12): 이미지 및 비전



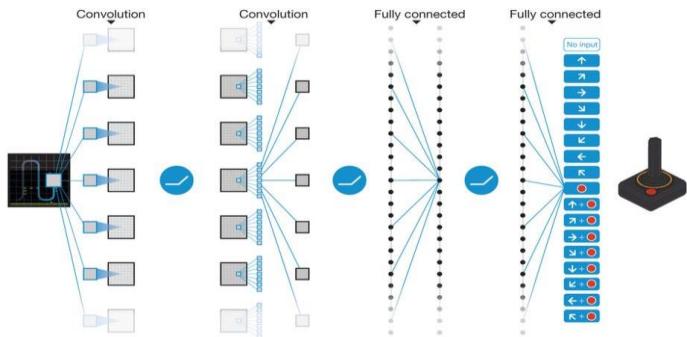
ANN의 역사 (13): AI 활용 (2015)



심화 강화학습을 게임에 적용하면,
사람보다 우수한 성능을 보임.

바둑 게임도 성공사례
알파고-Lee 버전
(강화학습)

+ Human level

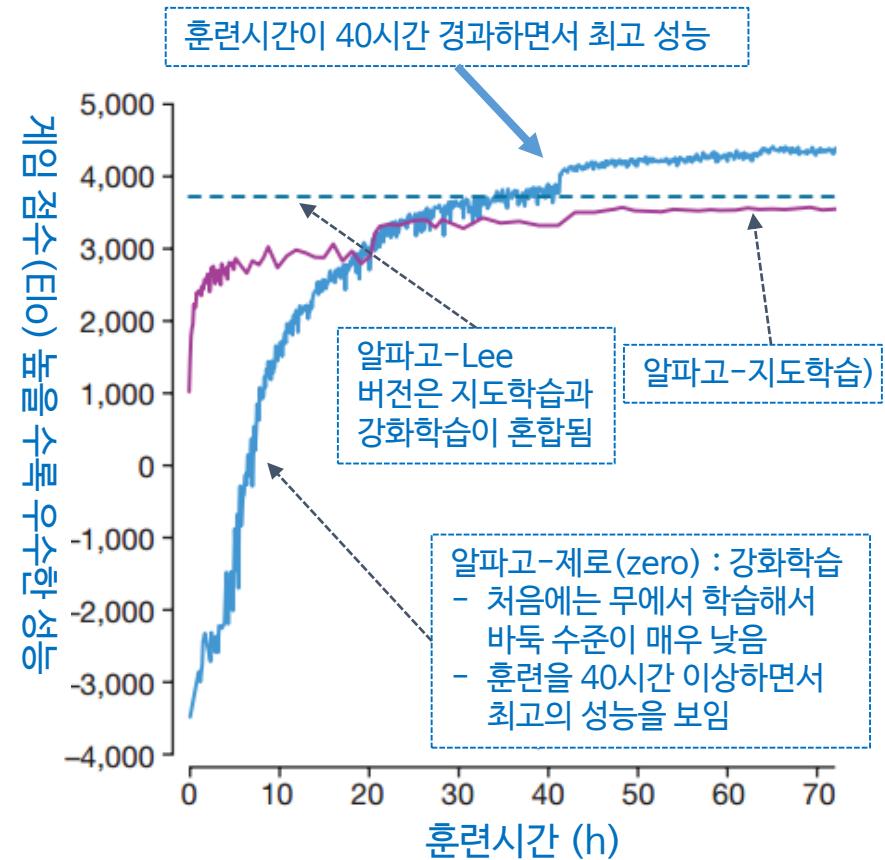


구글 딥마인드, Nature 2015

ANN의 역사 (14): 알파고 (2016)

알파고(AlphaGo)는 3개 버전

- ① 알파고-지도학습(바둑 기보)
- ② 알파고-리 (이세돌 9단)
- ③ 알파고-제로 (강화학습)

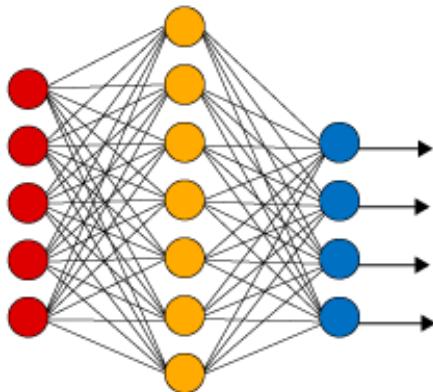


자료: Mastering the game of Go without human knowledge , David Silver, et al. Nature(2017)

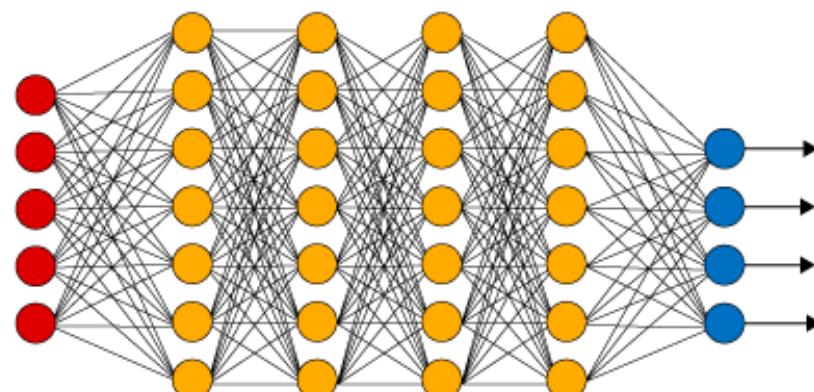
ANN의 역사 (13): Deep vs Shallow

딥러닝은 은닉층 2개 이상으로 구성된 인공신경망으로 정의함.

A. 단순 인공신경망(Shallow)
1개의 은닉층과 7개의 뉴런으로 구성



B. 딥러닝 구조
4개의 은닉층과 4x7(28)개의 뉴런으로 구성



● Input Layer

● Hidden Layer

● Output Layer

자료: <https://www.xenonstack.com/blog/data-science/log-analytics-deep-machine-learning-ai/>

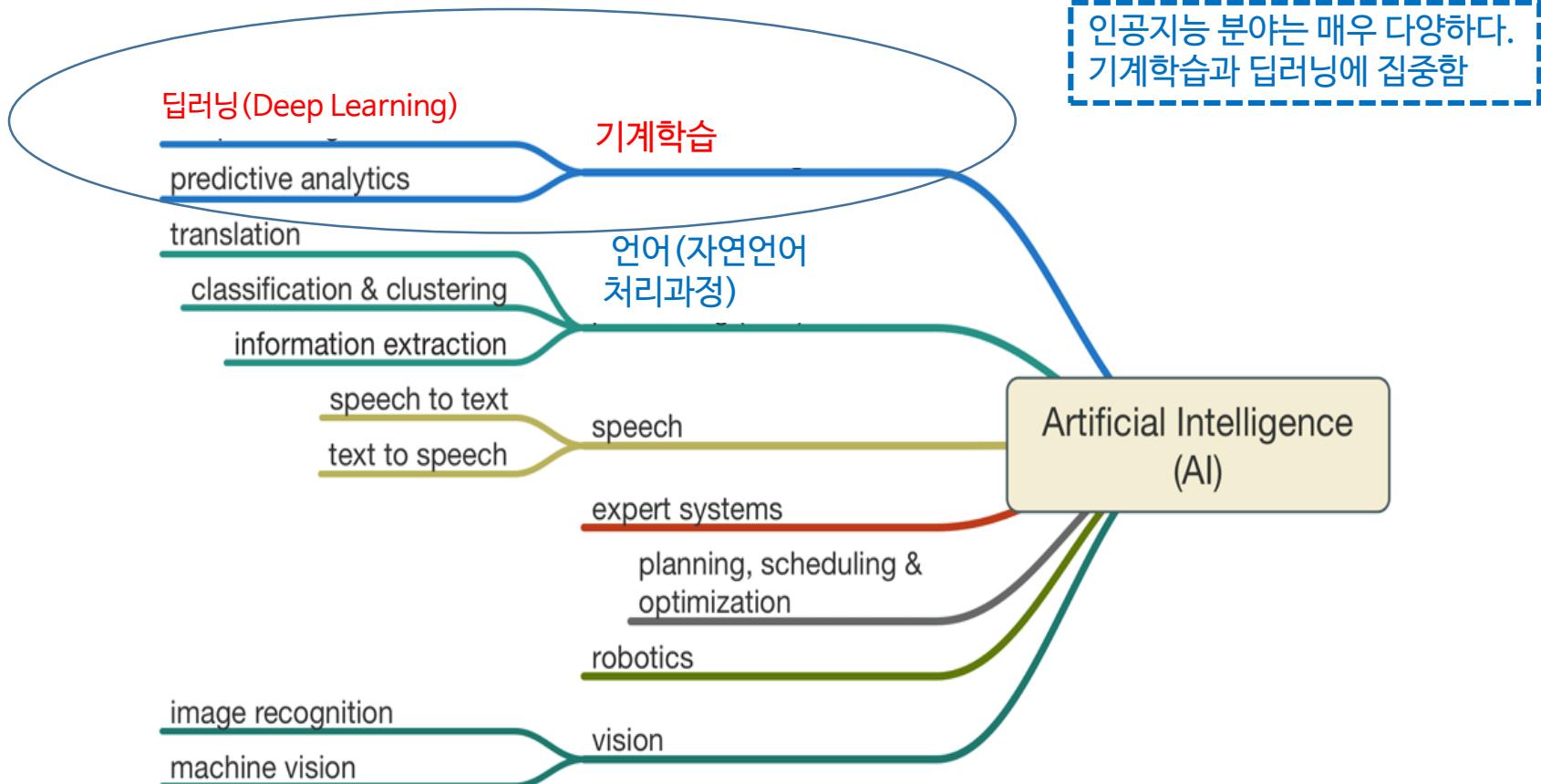
(퀴즈) 단순 인공신경망 II(Shallow)

만일, 1개의 은닉층과 28개의 뉴런으로 구성되었다면, B와 비교하면 무엇이 다를까?

02. 인공지능 활용 분야

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

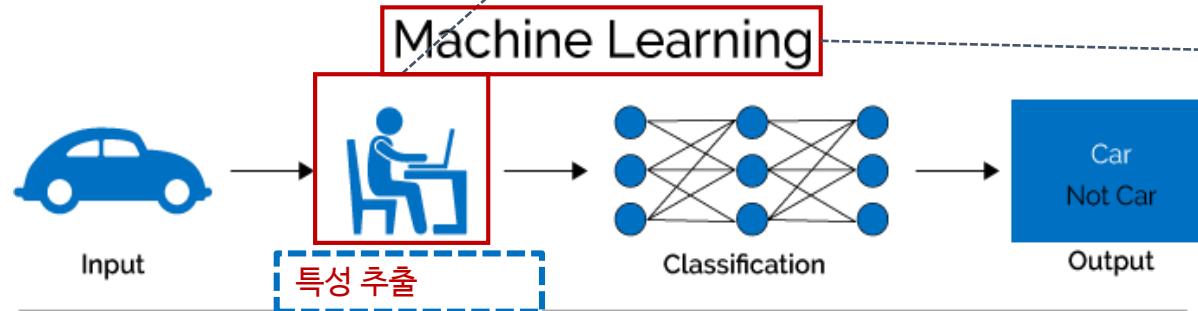
인공지능의 분류 (1)



자료: <https://www.eyerys.com/articles/paving-roads-artificial-intelligence-its-either-us-or-them>

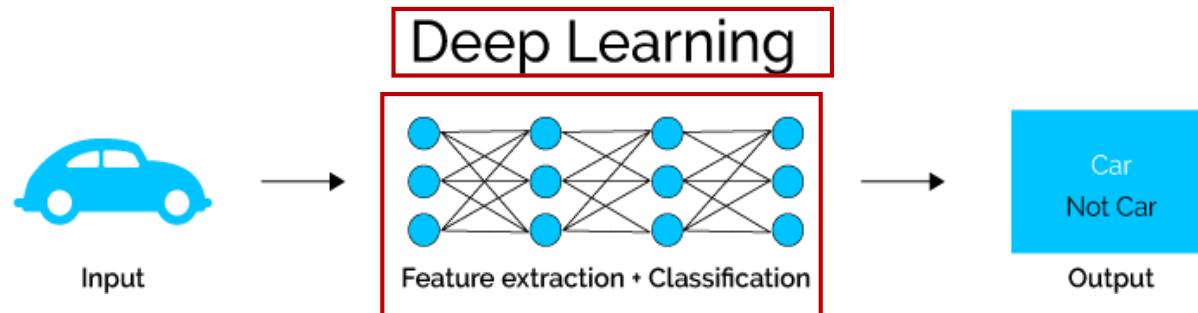
인공지능의 분류 (2)

머신러닝은 입력 데이터의 특성(피처)를 선택과 추출을 통해서 데이터를 훈련 시킴.



머신러닝과 딥러닝
중에 무엇을
사용해야 하나?

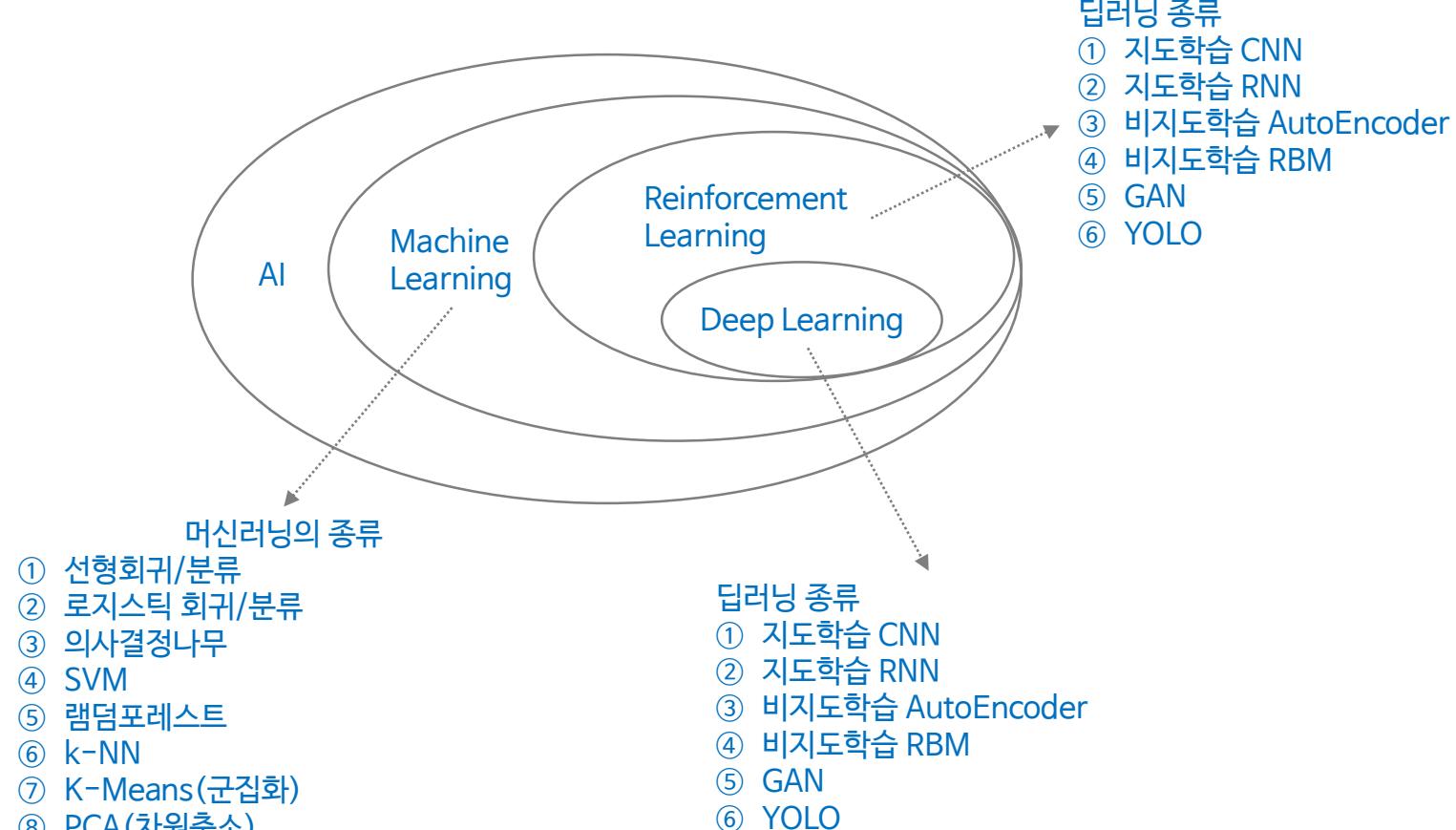
판단하는 기준은
무엇인가?



자료: <https://www.xenonstack.com/blog/data-science/log-analytics-deep-machine-learning-ai/>

딥러닝은 입력 데이터의 특성을 선택이나 추출하는 대신에, 수 많은 은닉층(필터)을 사용하여, 입력데이터에 숨겨져있는 패턴을 학습하는 방법.

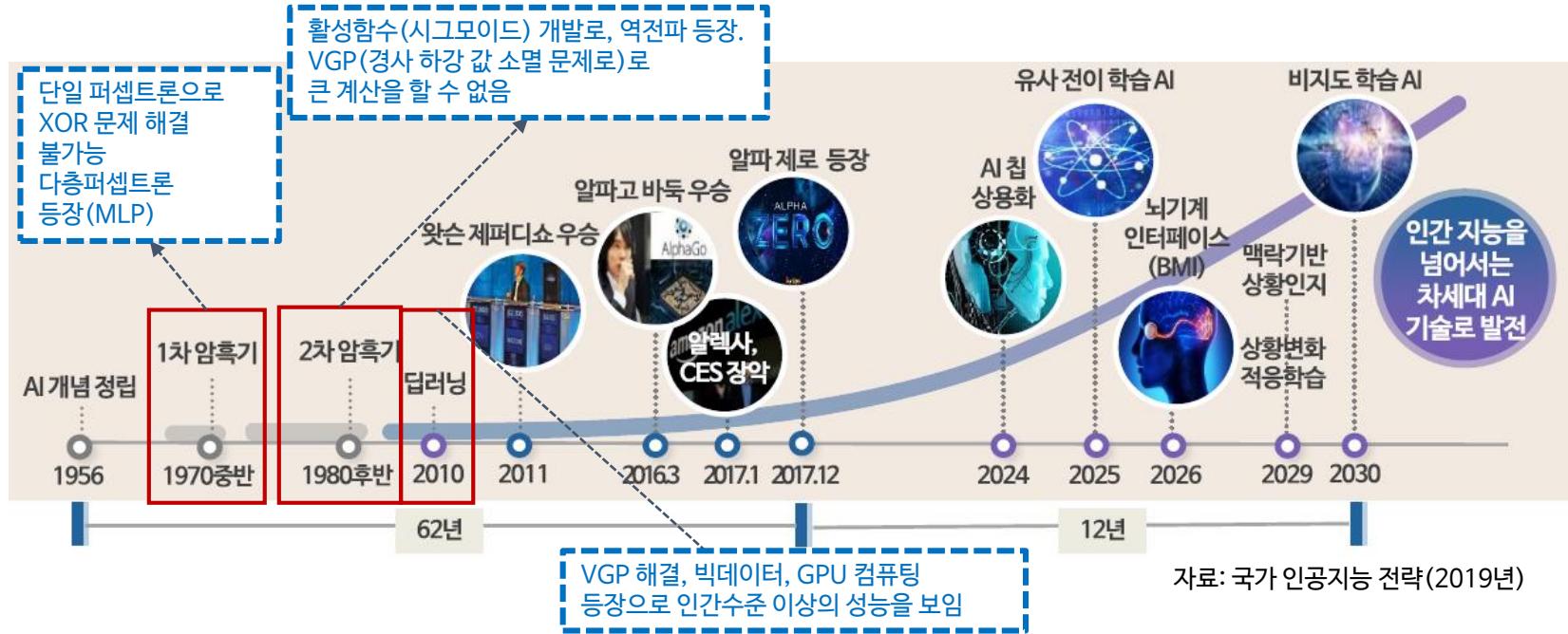
인공지능의 분류 (3)



scikit-learn 패키지를 주로 사용하고 있음

국가 중점 인공지능 R&D 계획

두 번의 AI암흑기에도 불구, 데이터, 컴퓨팅 파워, 딥러닝 진화 등으로 AI 부흥기

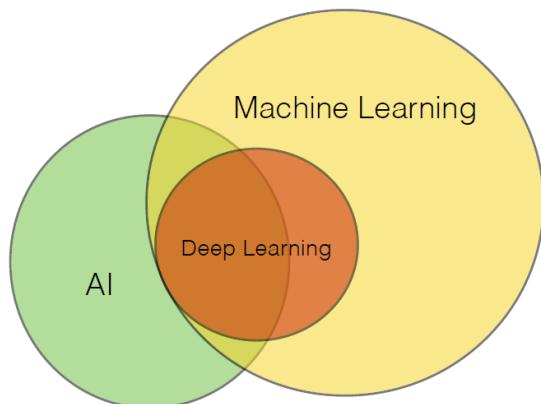


- * 1차('70년대) : 메모리·처리속도 등이 구축 미비로 실패함. AI에 대한 지원 중단
- * 2차('00년대) : 전문가시스템의 고유지비용·업데이트 한계·오류 등으로 AI회의론 확산

03. 지도학습의 이해

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

인공지능 분류 (0)



Supervised Learning

- Labeled data
- Direct feedback
- Predict outcome/future

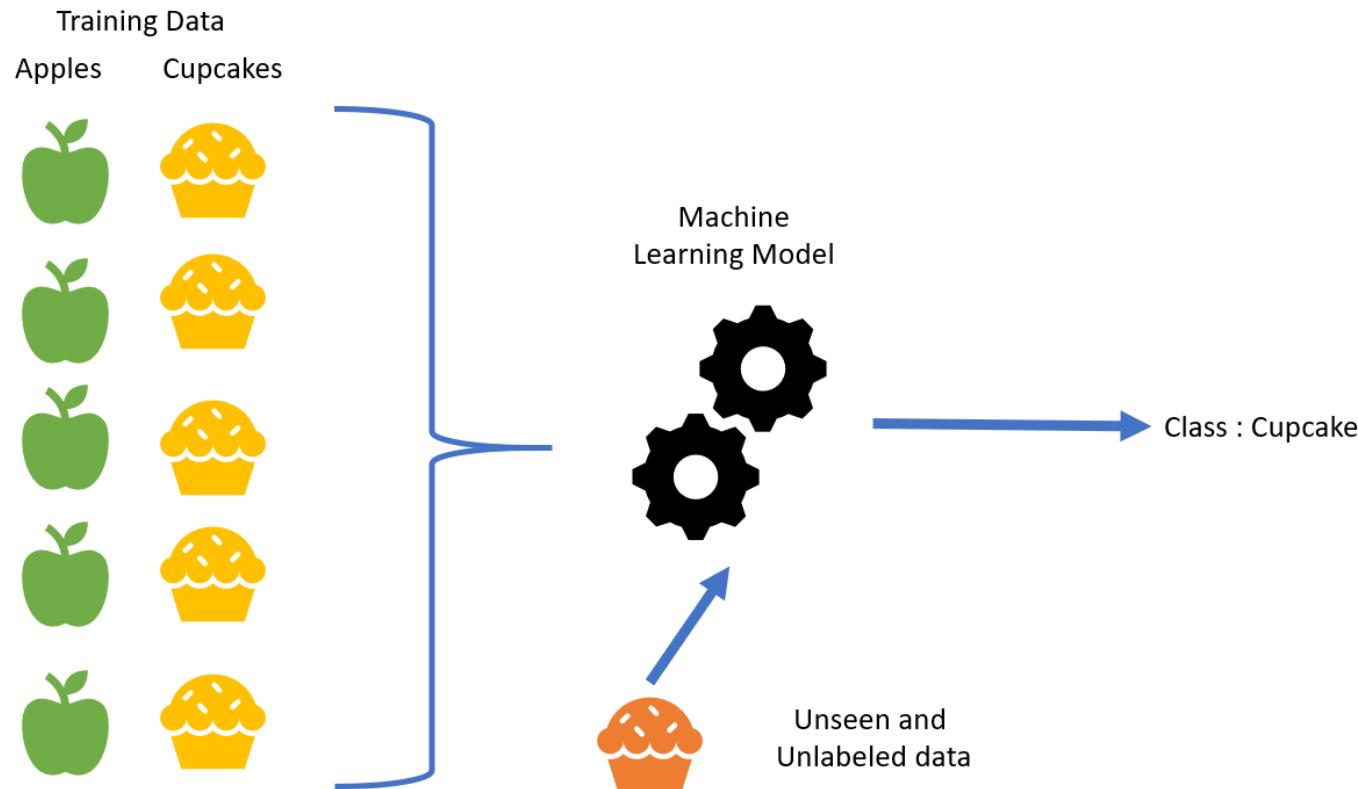
Unsupervised Learning

- No labels/targets
- No feedback
- Find hidden structure in data

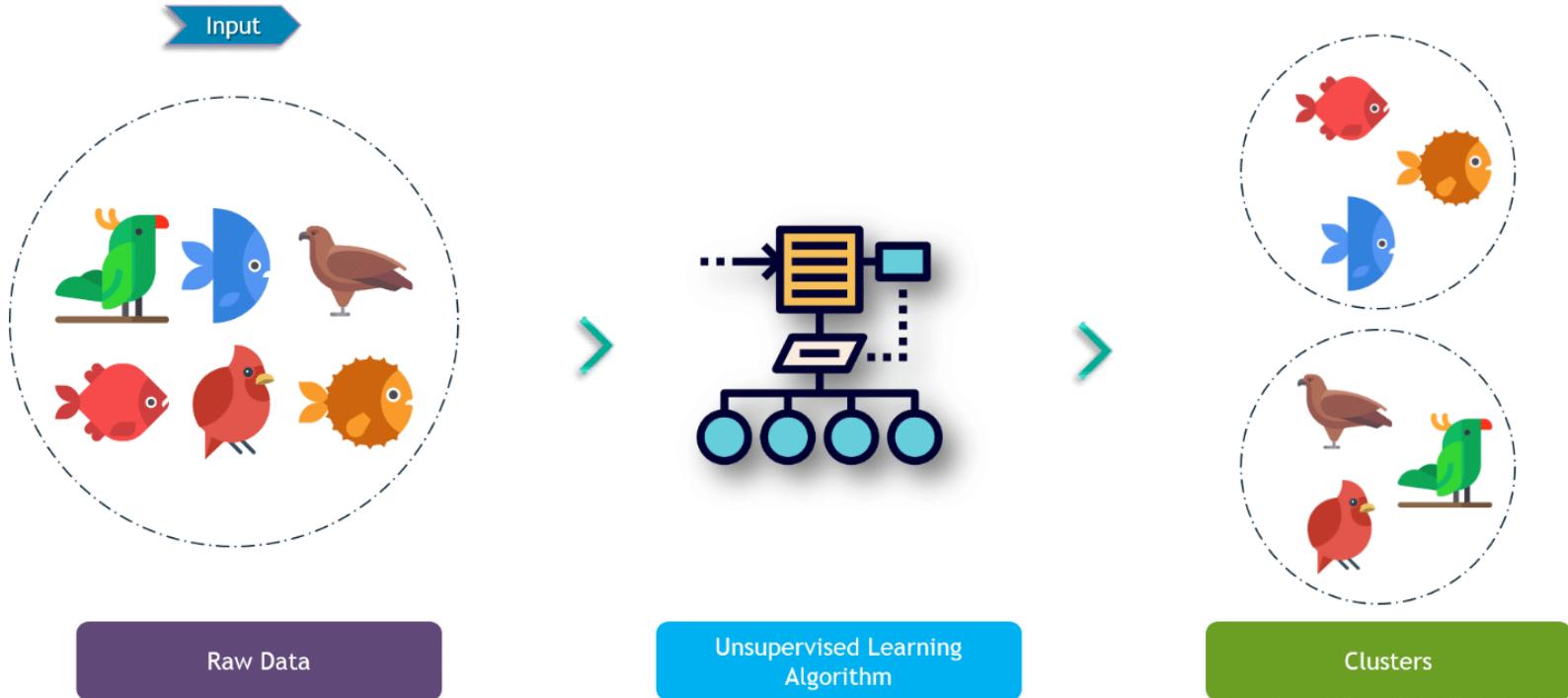
Reinforcement Learning

- Decision process
- Reward system
- Learn series of actions

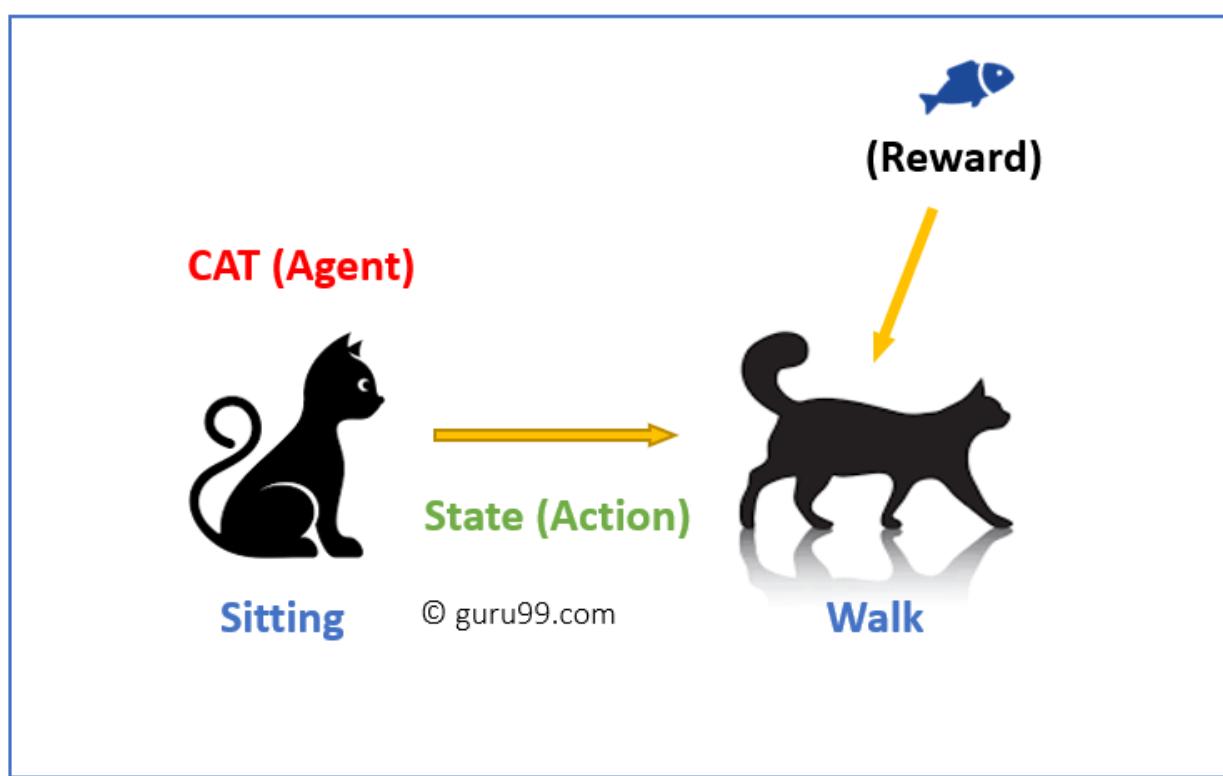
지도학습



비지도학습

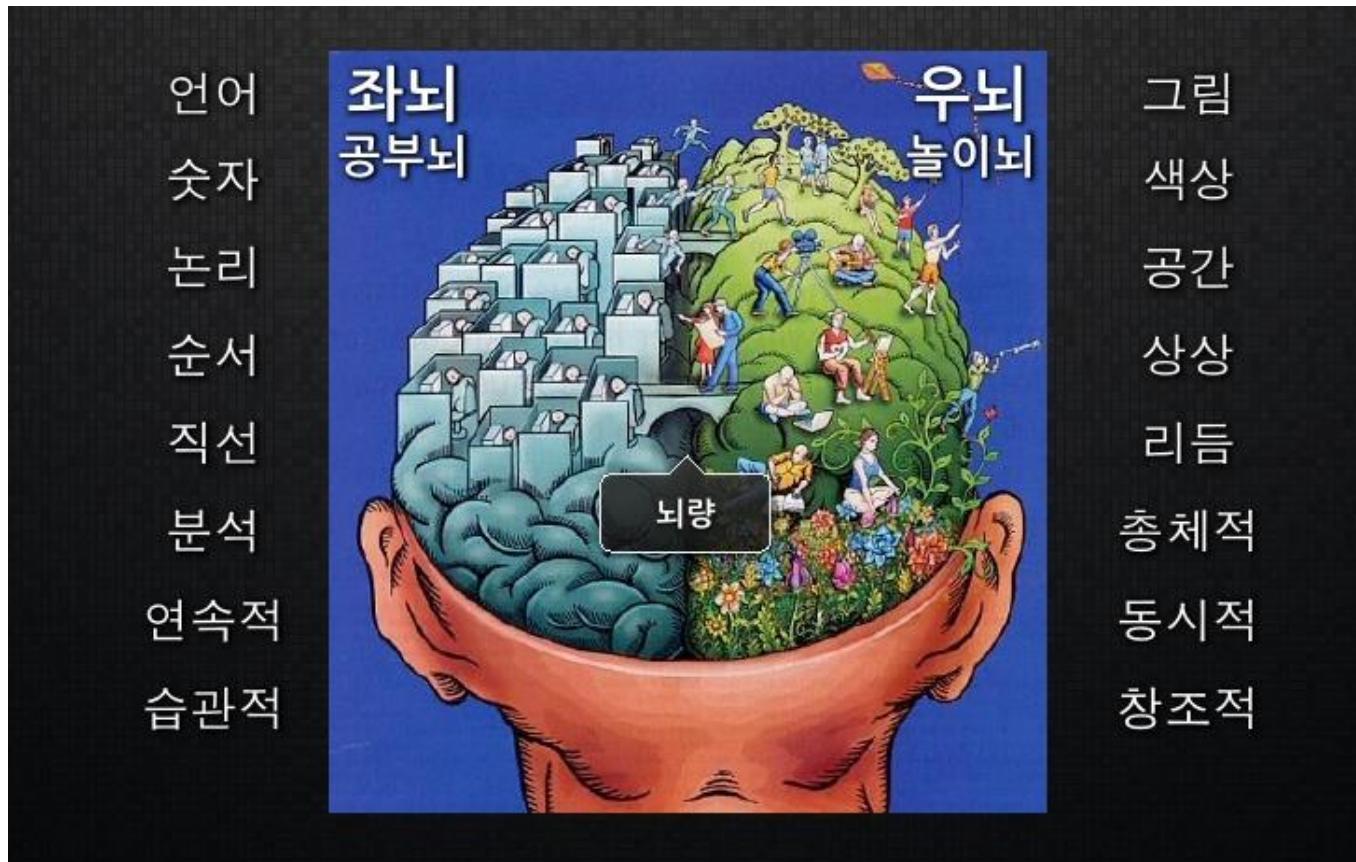


강화학습 예 : 스타크래프트 II



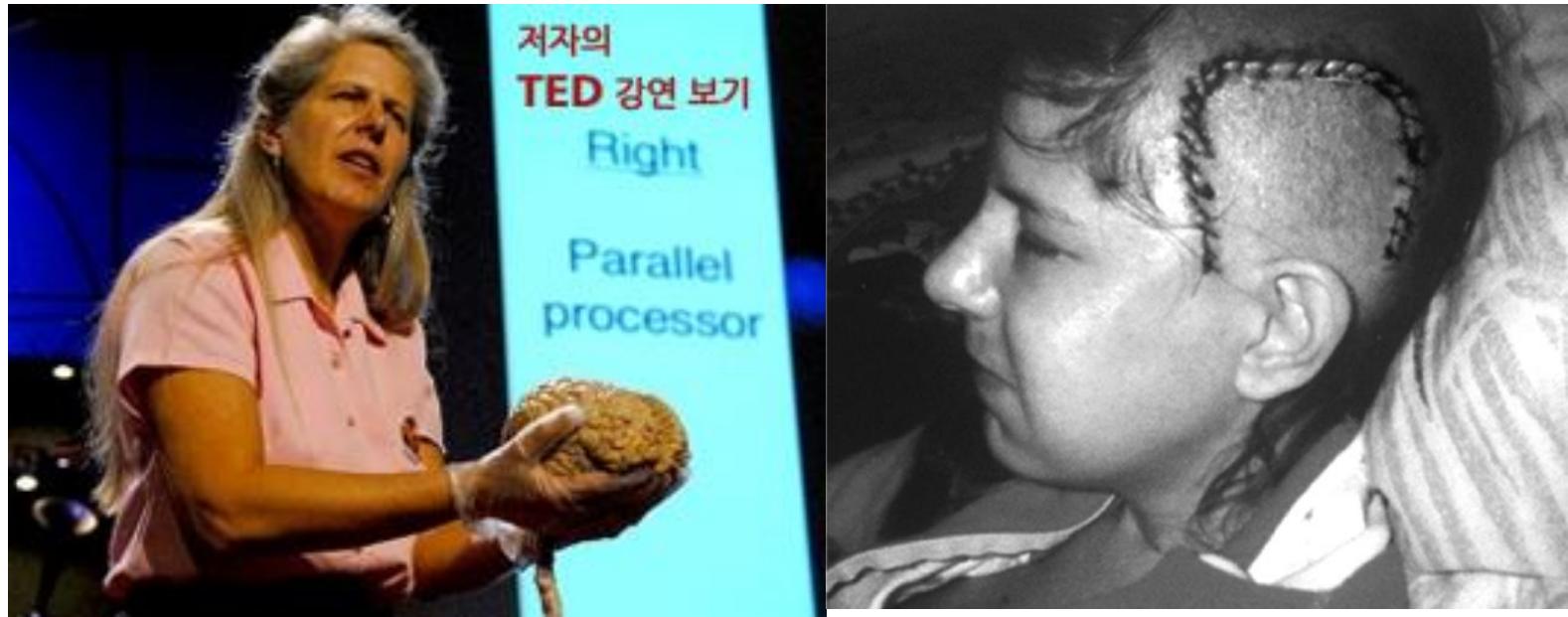
뇌(brain)와 기억(Memory) (1)

뇌량(Corpus Callosum)은 좌뇌와 우뇌의 신경세포들을 서로 연결해 주는 신경다발



뇌와 기억 (2) : 긍정의 뇌

J. 테이러(Taylor) 교수: 하버드대 뇌과학자 뇌졸중 체험기



학습(훈련) 그리고 메모리(기억) (1)

좌뇌와 우뇌의 차이는 왜 생길까?

- 상과 별

「지도학습의 예:

지도를 받는다.
대부분 정답이
있는(라벨) 것을 학습한다.



비지도학습의 예:

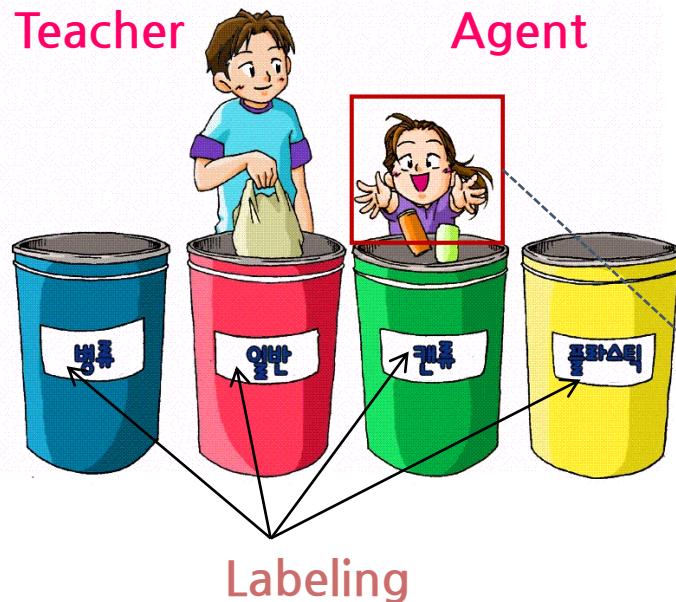
지도학습은 정답이 있는 것을
가르친다.
하지만, 비지도학습은 예를들면,
시험을 보고, 답안지를 주지 않으면
어떻까?
또 다시 다른 시험을 본다고 한다면,
물론 답안지는 없다.



지도학습과 레이블(Label) (1)

Supervised Learning(지도학습)

- ① 입력(x), 출력(y)
- ② Labeling
- ③ Prediction



빅데이터 : 원본 데이터

훈련데이터+테스트 데이터로 나눔
비율은 7:3정도가 일반적임.



훈련데이터와 테스트 데이터

기존 훈련 데이터로 학습을 완료한 이후에,
새로운 테스트 데이터(쓰레기)를 누구의
도움도 없이 혼자서 분류를 한다면, 분류의
정확도는 얼마나 될까요?

지도학습과 레이블(Label) (2)

대표적인 딥러닝(머신러닝) 기반 지도학습을 위한 기초 데이터 제공함.
MNIST 데이터는 훈련용으로 60,000장 이미지와, 테스트용으로 10,000장

label = 5



label = 0



label = 4



label = 1



label = 9



label = 2



label = 1



label = 3



label = 1



label = 4



label = 3



label = 5



label = 3



label = 6



label = 1



label = 7



label = 2



label = 8



label = 6

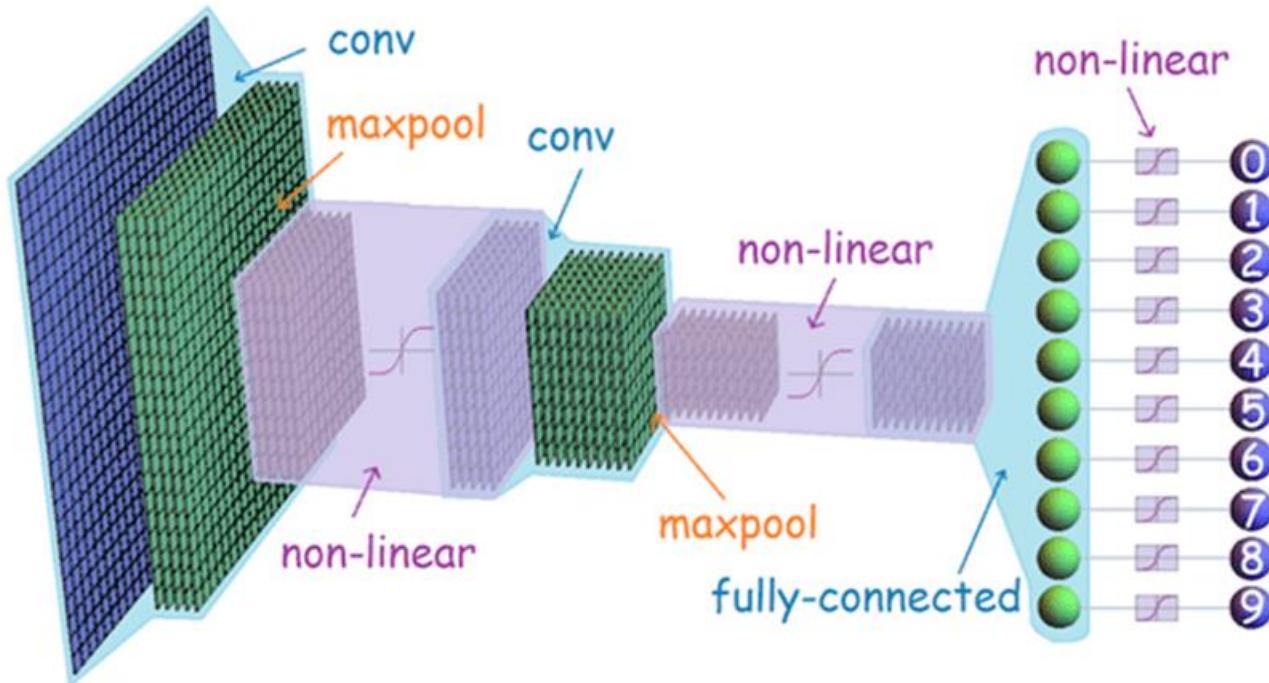


label = 9



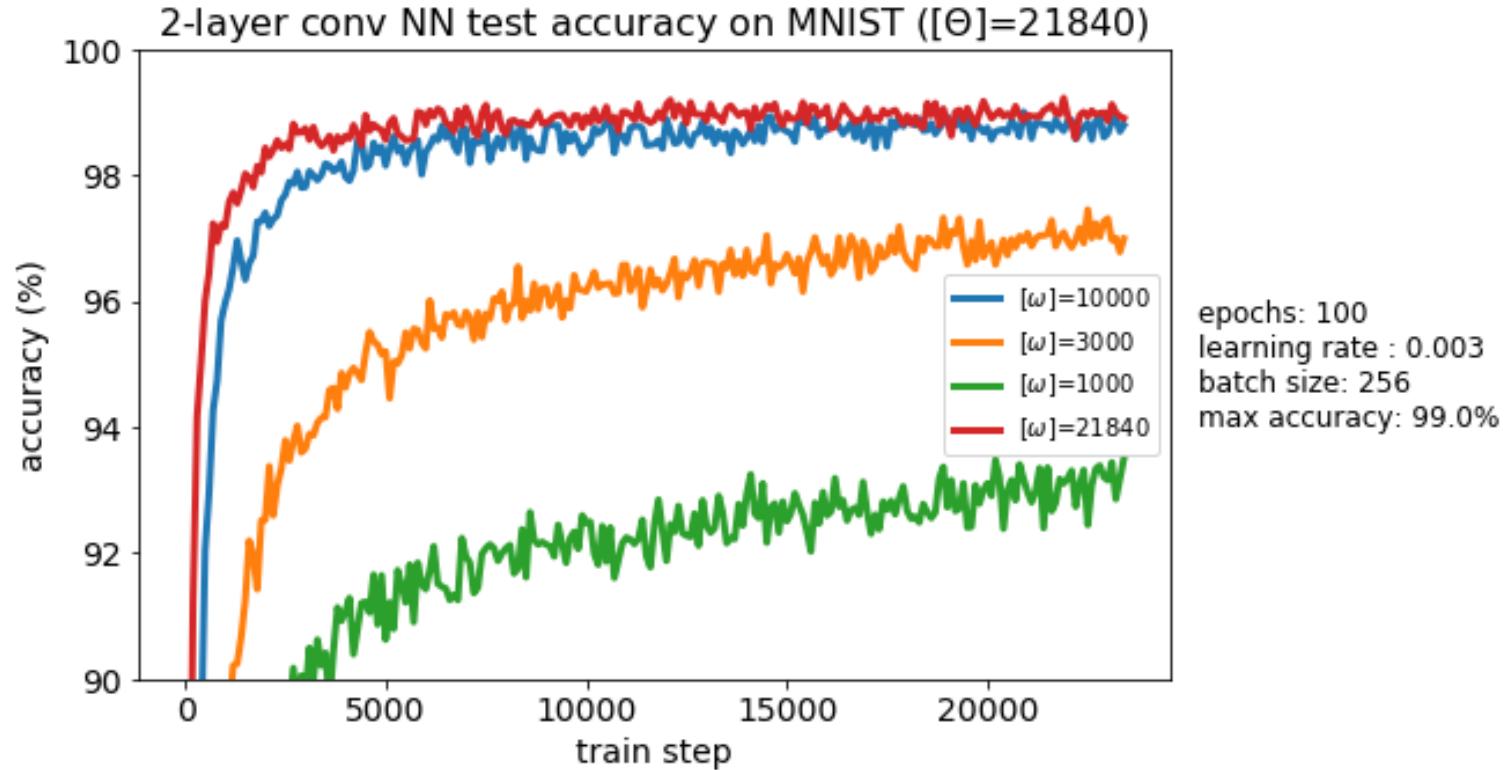
모든 손글씨 이미지
마다 라벨링이 되어
있음.
이미지 9와 라벨 '9'는
항상 쌍으로 저장됨

지도학습과 레이블(Label) (3)



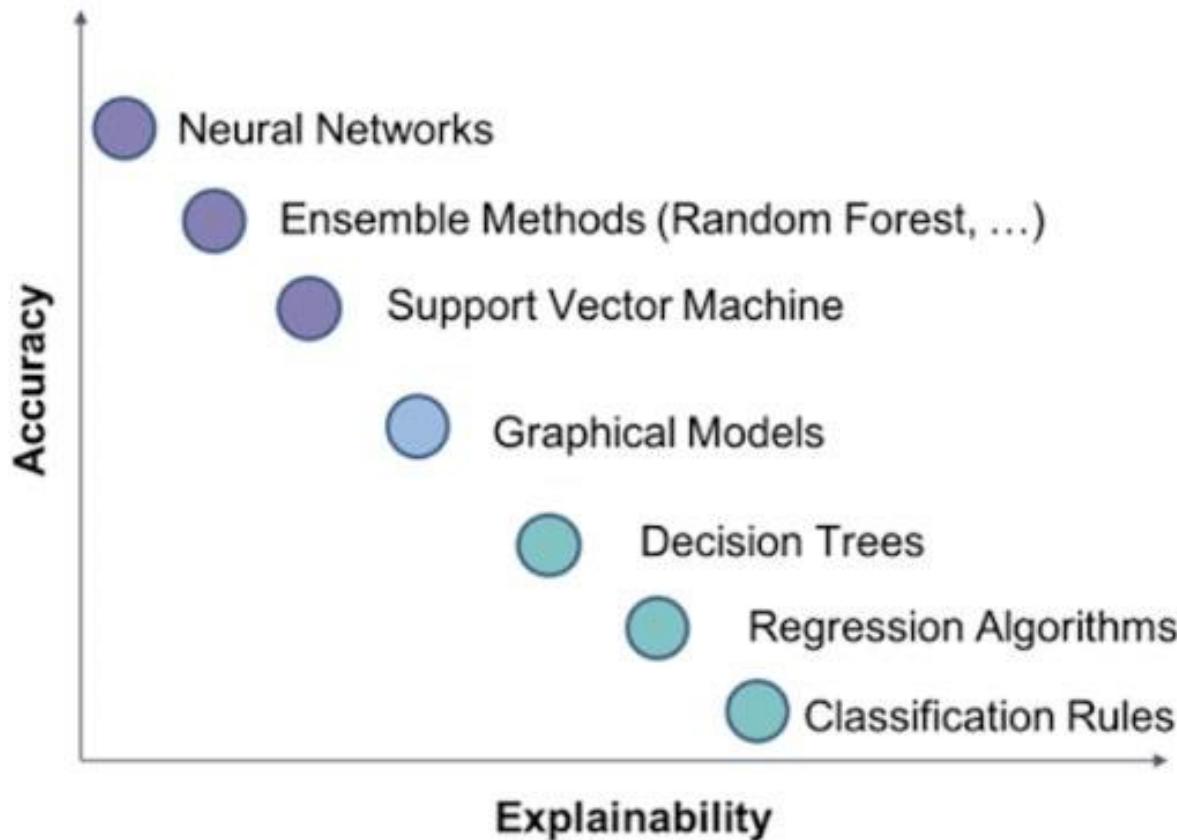
<https://sefiks.com/2017/11/05/handwritten-digit-recognition-using-cnn-with-keras/>

지도학습과 레이블 (5) : 정확도



자료: <https://greydanus.github.io/2017/10/30/subspace-nn/>

지도학습과 레이블 (6) : 정확도

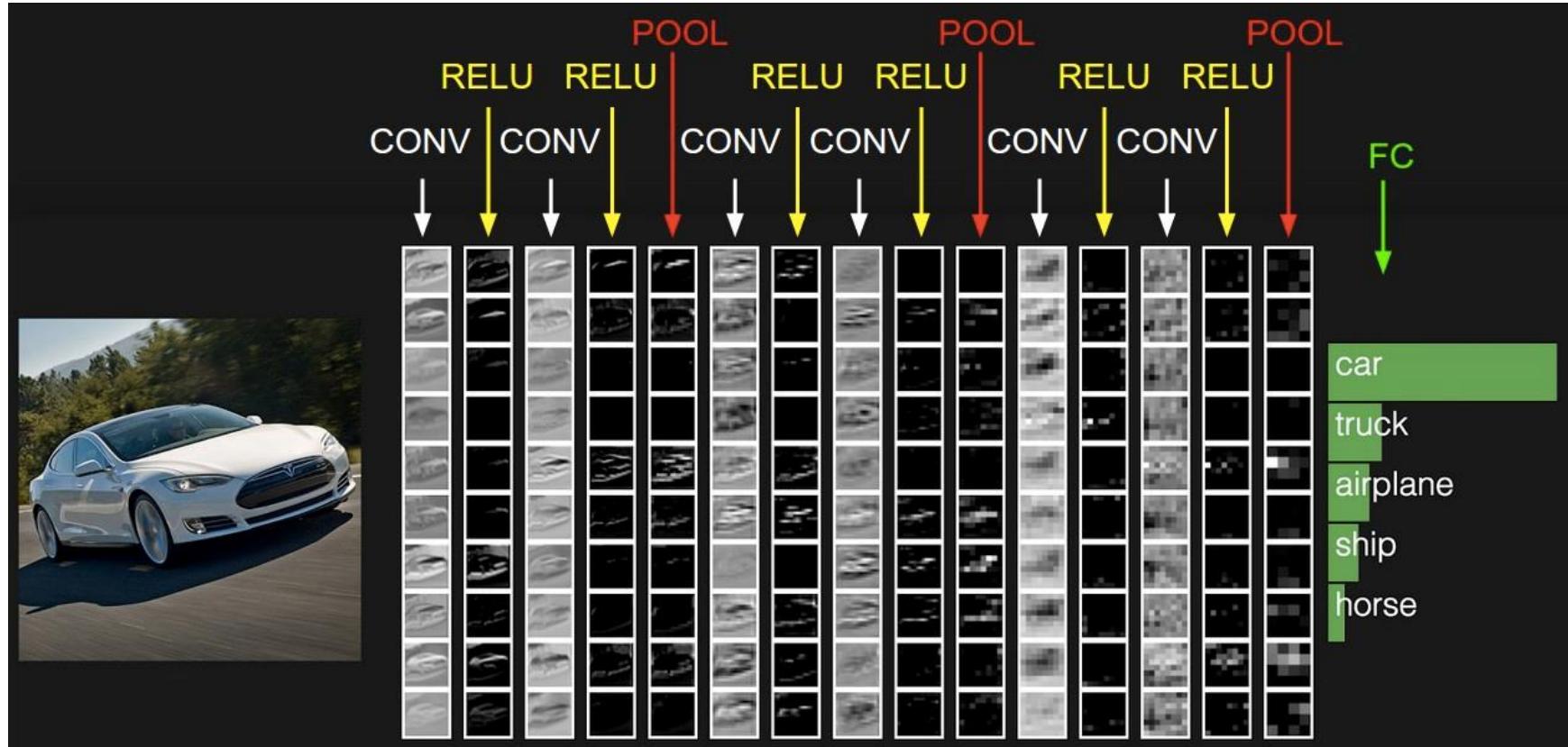


자료: <https://www.kdnuggets.com/2019/01/explainable-ai.html>

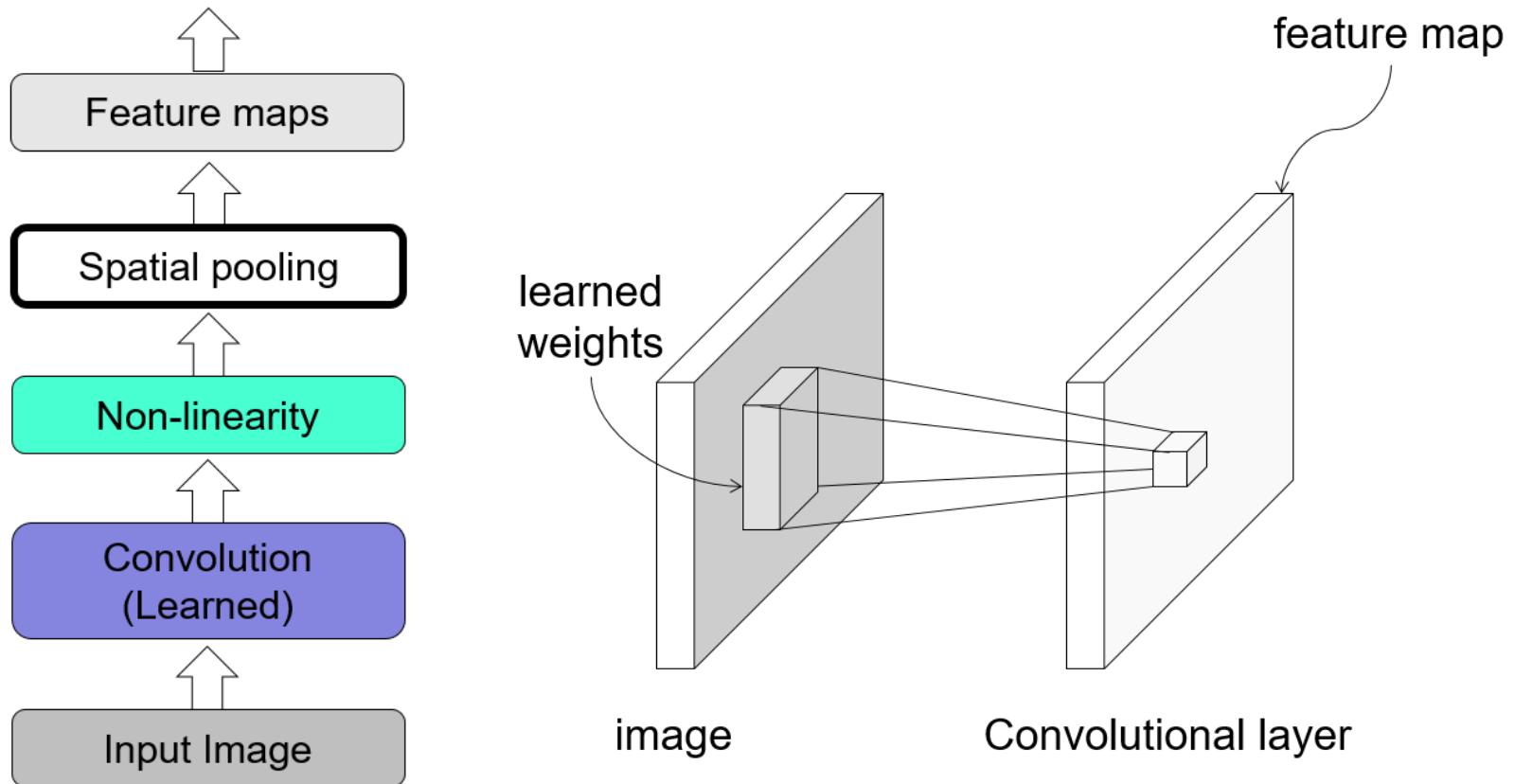
04. CNN 기반 지도학습

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

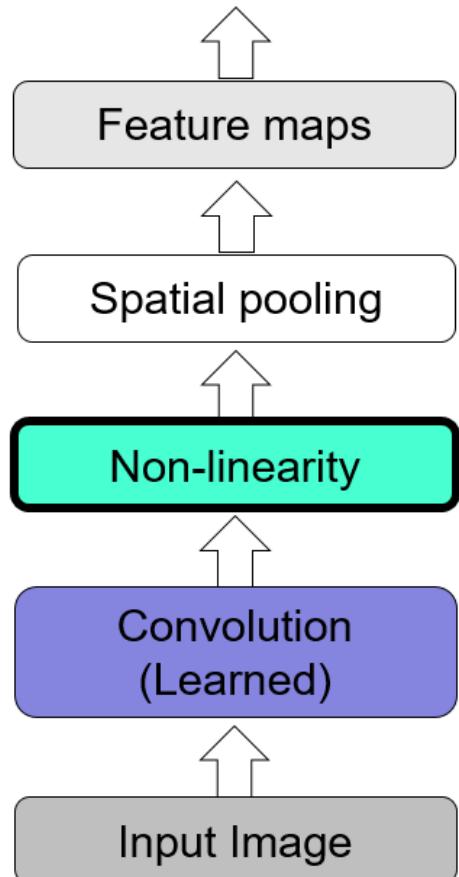
CNN 소개 (1)



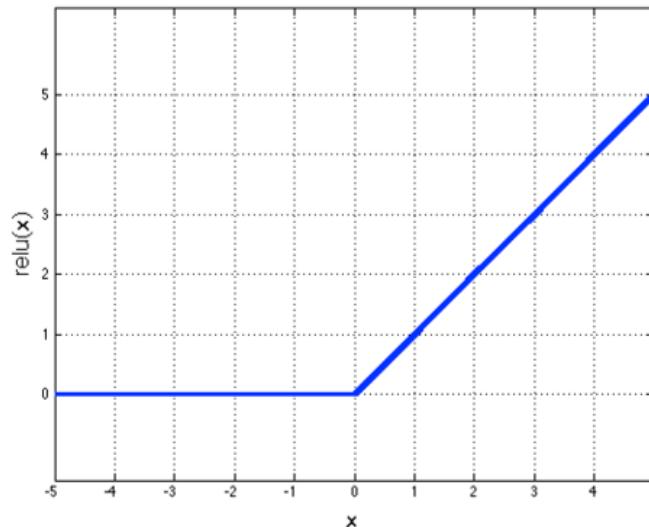
CNN 소개 (2) : 콘볼루션



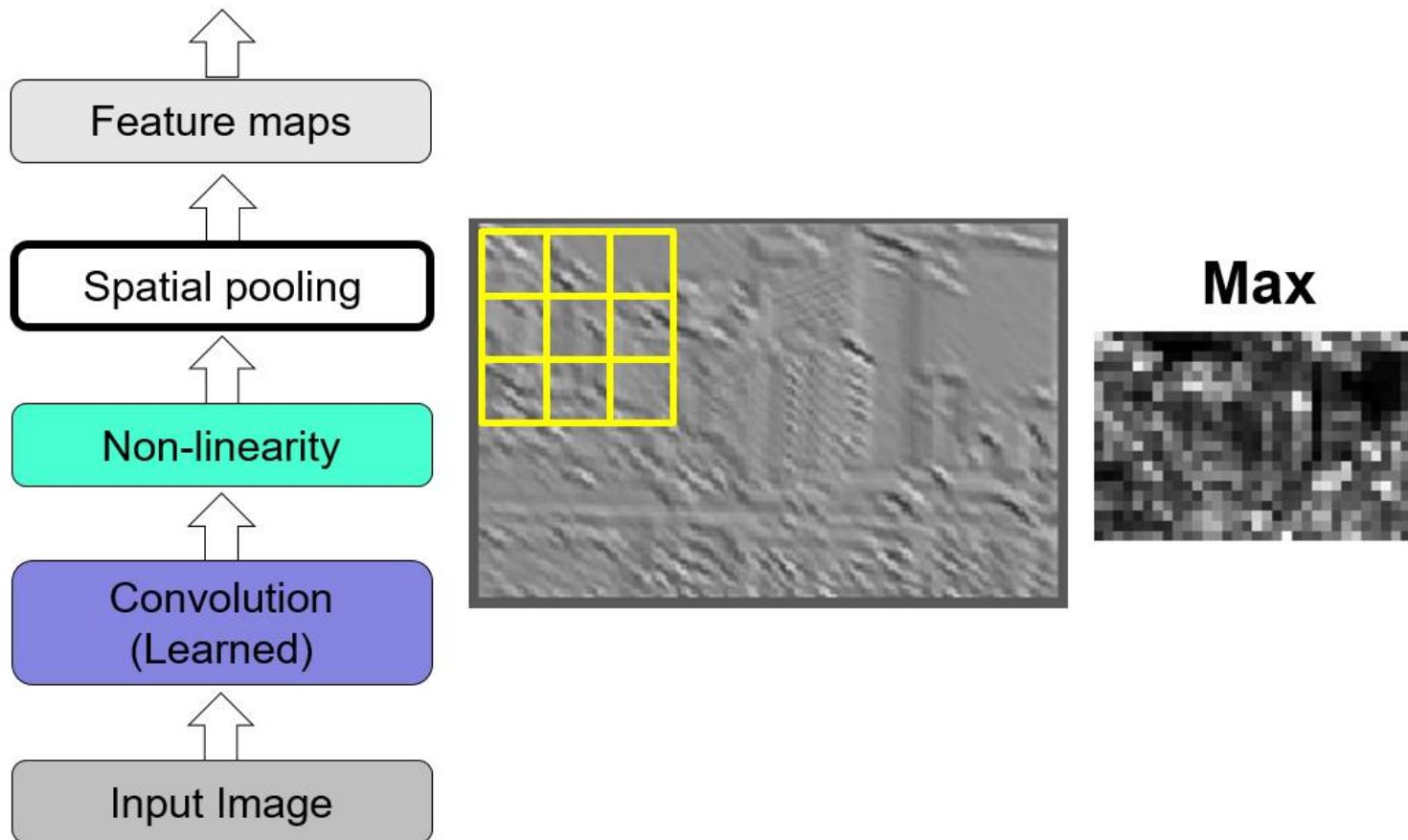
CNN 소개 (4) : 활성함수 (ReLU)



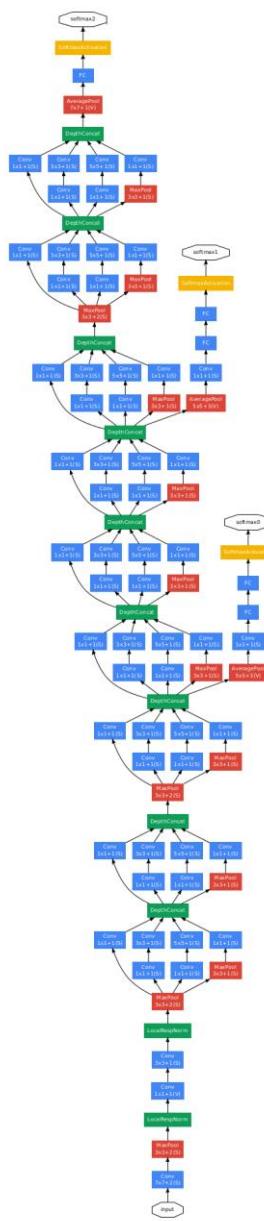
Rectified Linear Unit (ReLU)



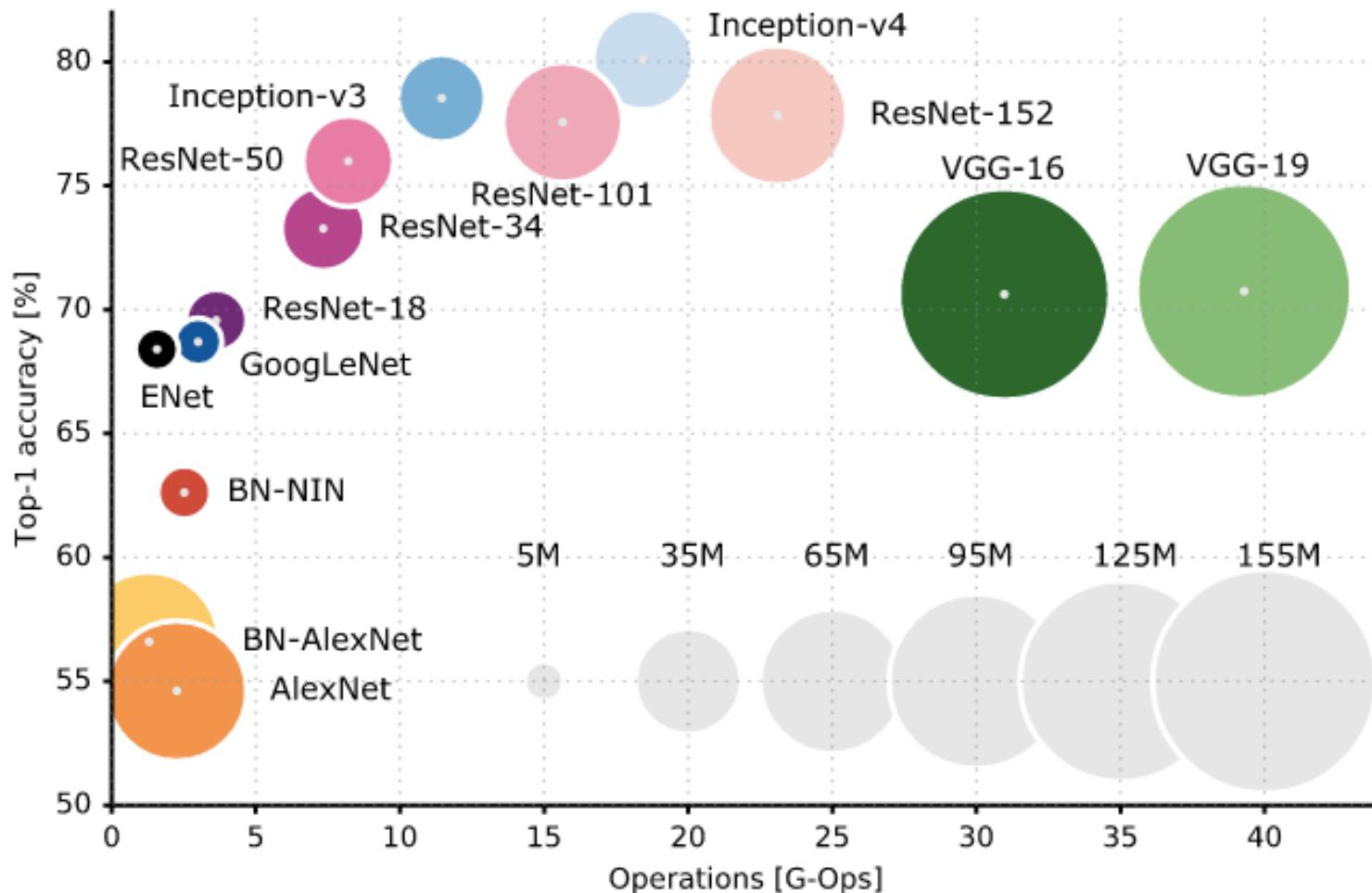
CNN 소개 (5) : 풀링(pooling)



ImageNet
Challenge
2014



CNN Accuracy vs. efficiency



<https://culurciello.github.io/tech/2016/06/04/nets.html>

Objection Detection (1)

Classification



CAT

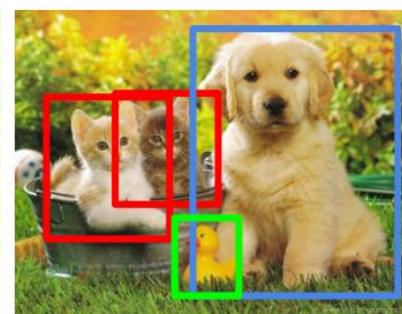
Single object

Classification + Localization



CAT

Object Detection



CAT, DOG, DUCK

Instance Segmentation

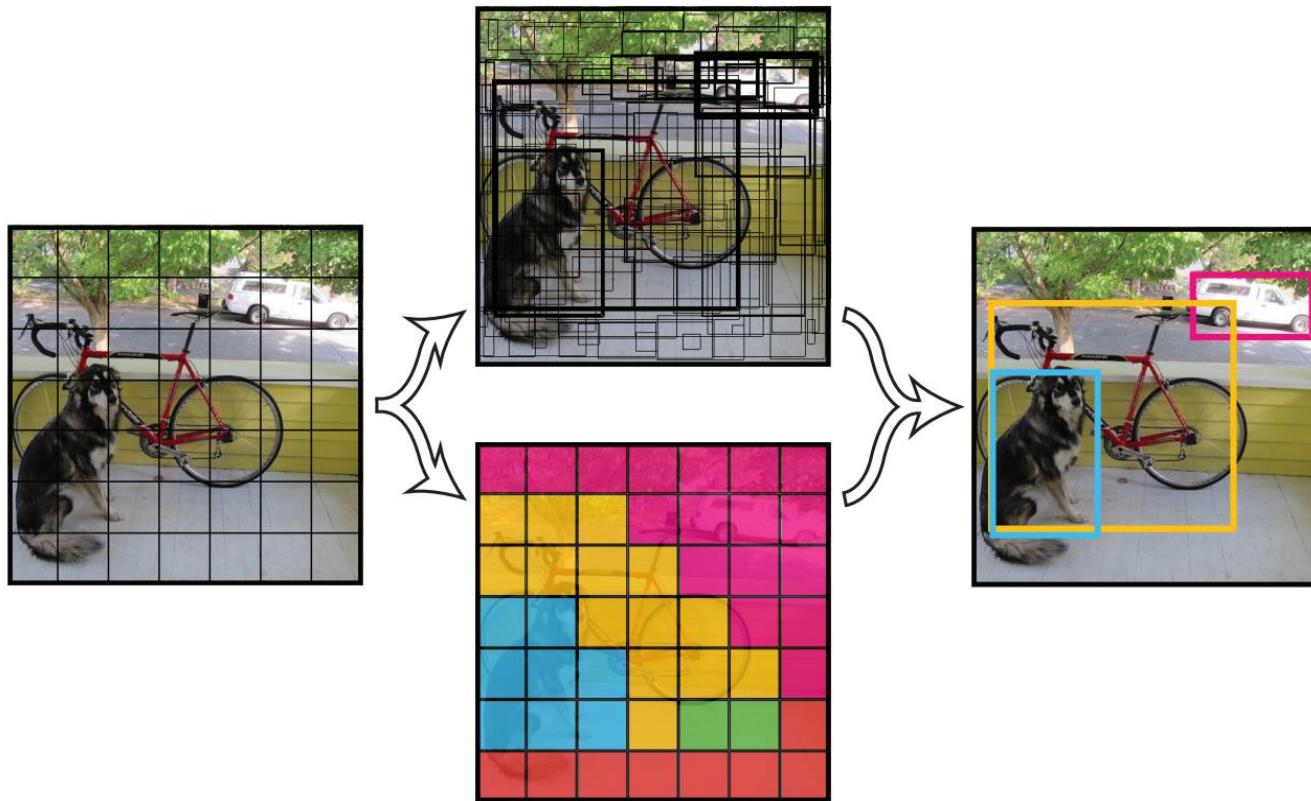


CAT, DOG, DUCK

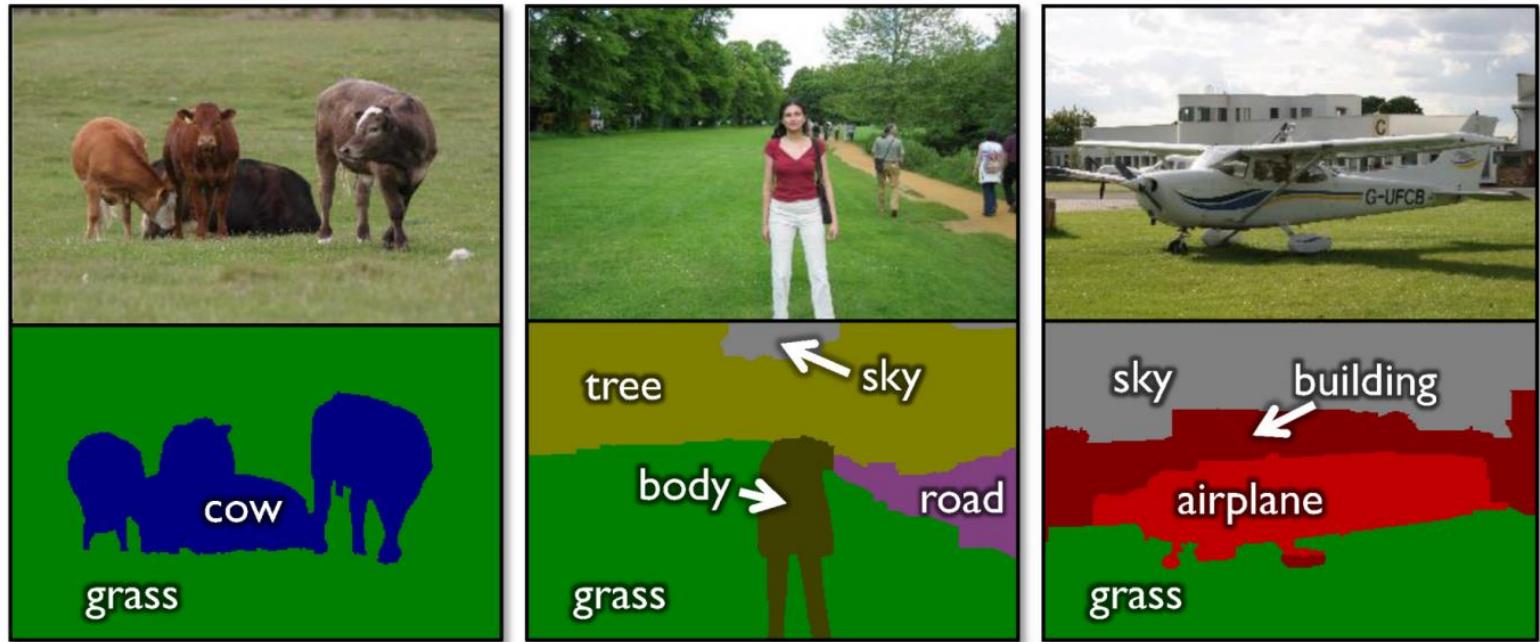
Single object Multiple objects

Objection Detection (2) :YOLO

YOLO (You Only Look Once) : Unified, real-time object detection



Semantic Segmentation (1)



object classes	building	grass	tree	cow	sheep	sky	airplane	water	face	car
bicycle	flower	sign	bird	book	chair	road	cat	dog	body	boat

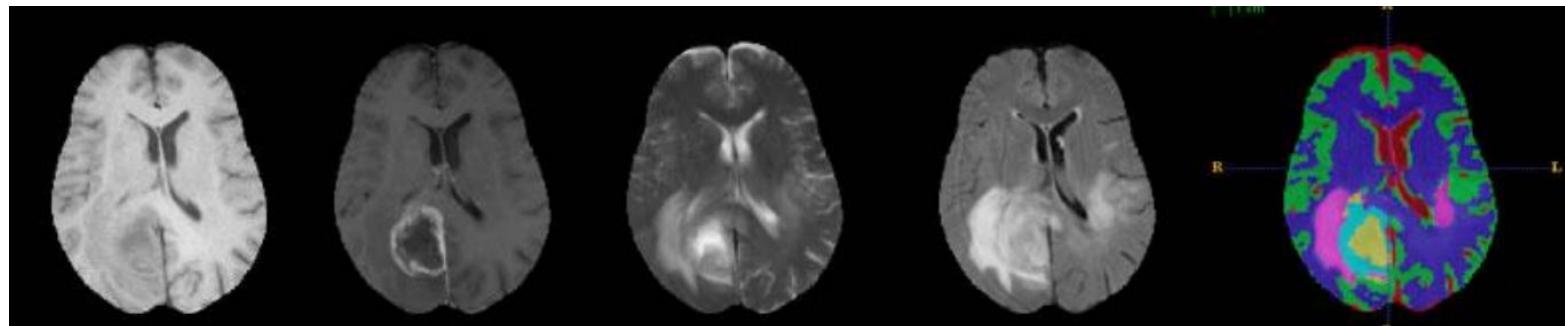
Semantic Segmentation (2)

Self-Driving Car와 자율주행 드론에 응용



Semantic Segmentation (3)

의료 이미지 분석에 응용



05. RNN 기반 지도학습

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

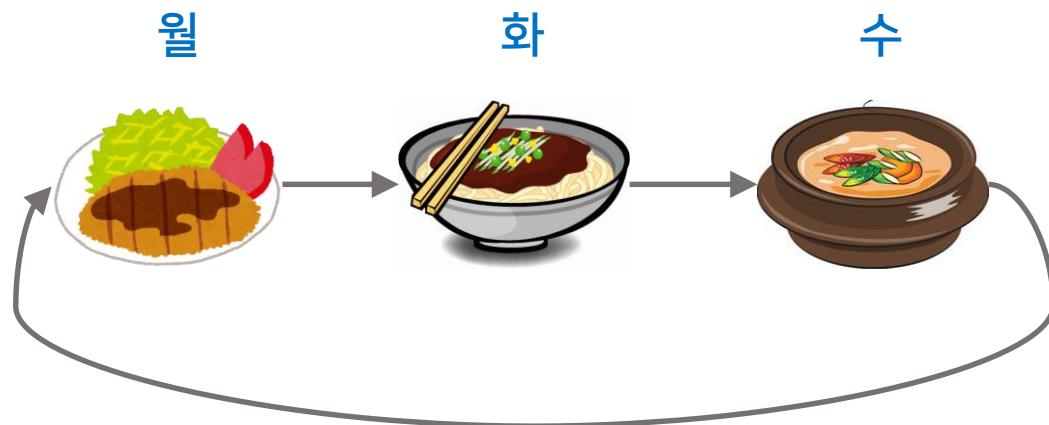
시계열 데이터 : 주식 (3)

This Is What A Transition From A Bear To A Bull Market Looks Like
S&P 500 Index (2000-2008)



For illustrative purposes only. Use at own risk.

간단한 순환신경망(RNN) (1)



RNN = Recurrent Neural Network

간단한 순환신경망(RNN) (2)

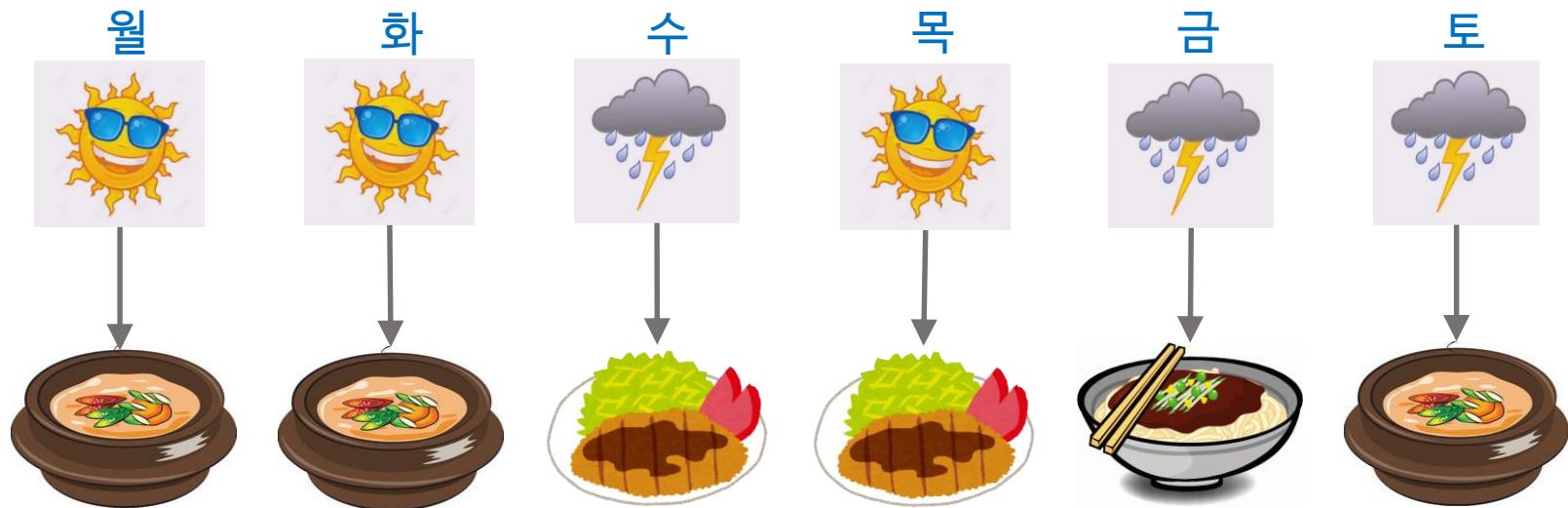
날씨에 따라 패턴이 벗어난다



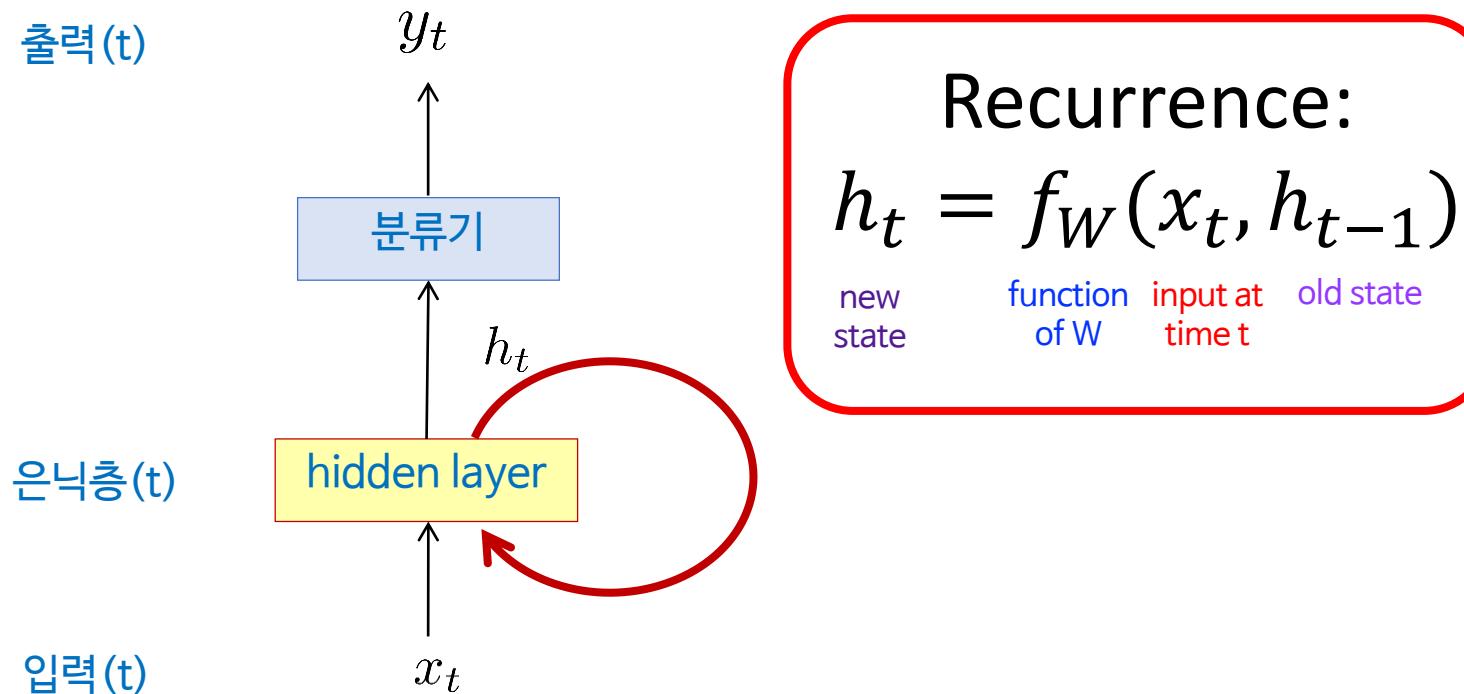
어제 먹었던 음식

원래 RNN 패턴

날씨에 따른 순환신경망(RNN) (3)

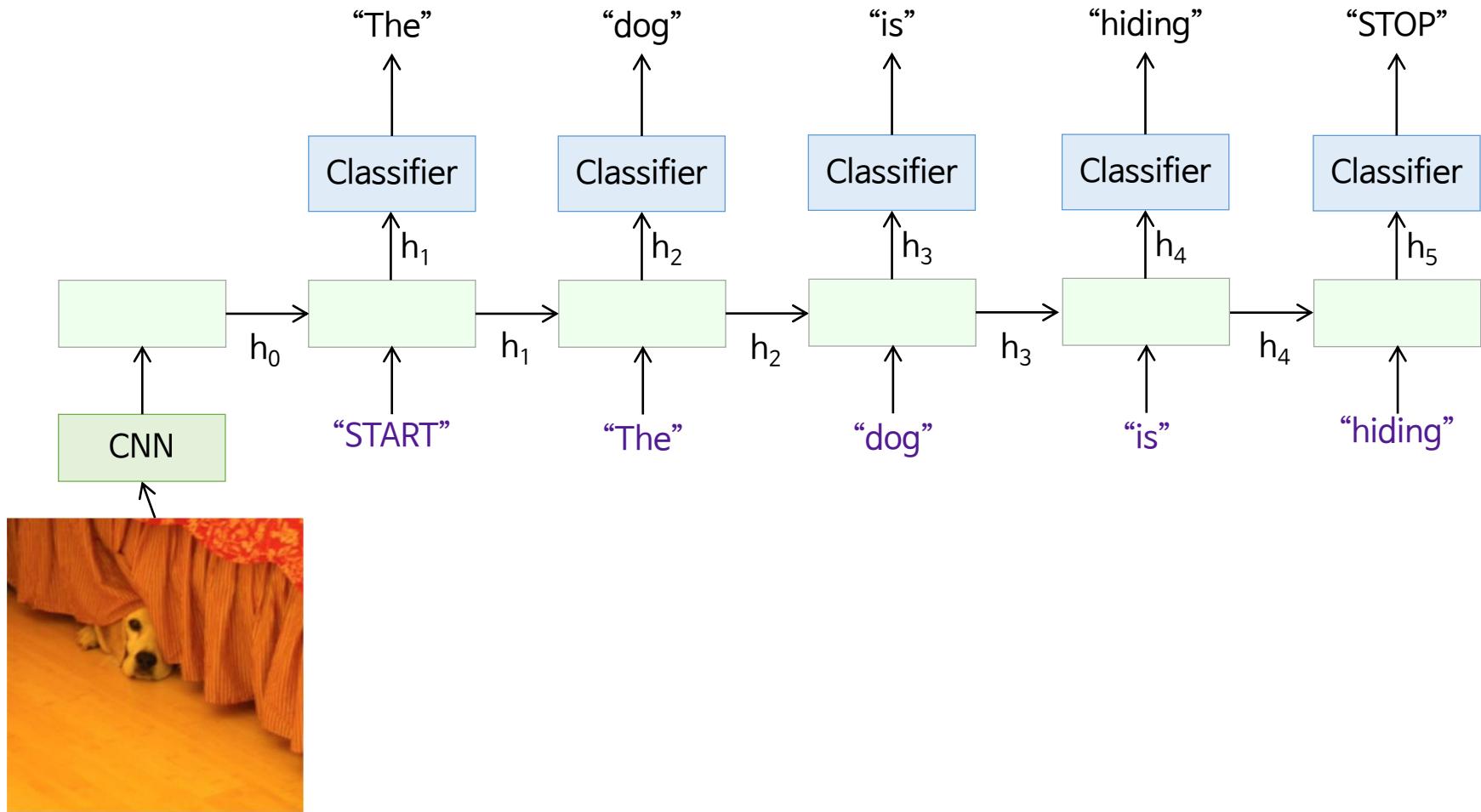


순환신경망 (RNN)

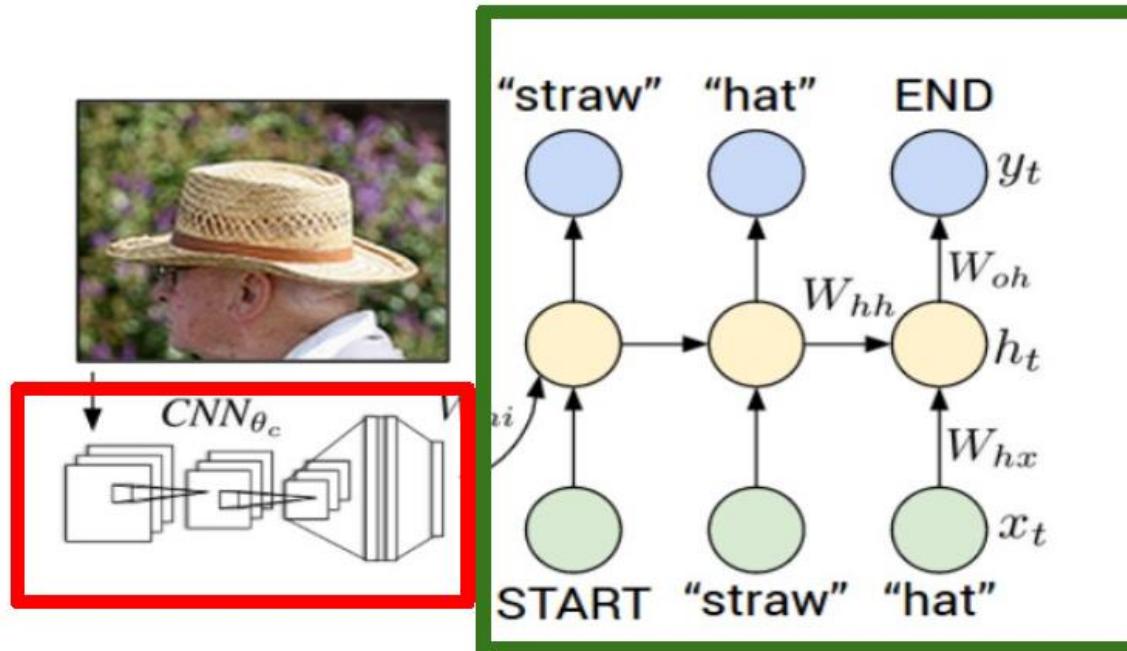


RNN 응용 : 이미지 캡션 생성

“The dog is hiding



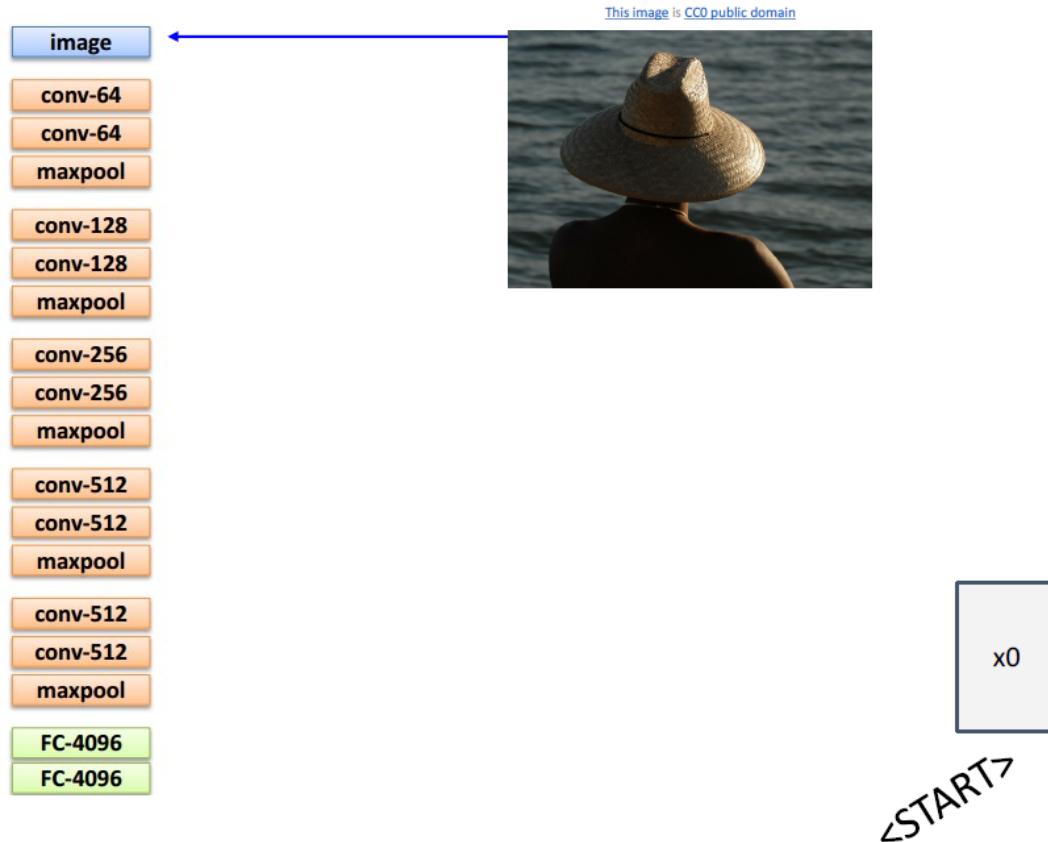
RNN 응용: Image Captioning (1)



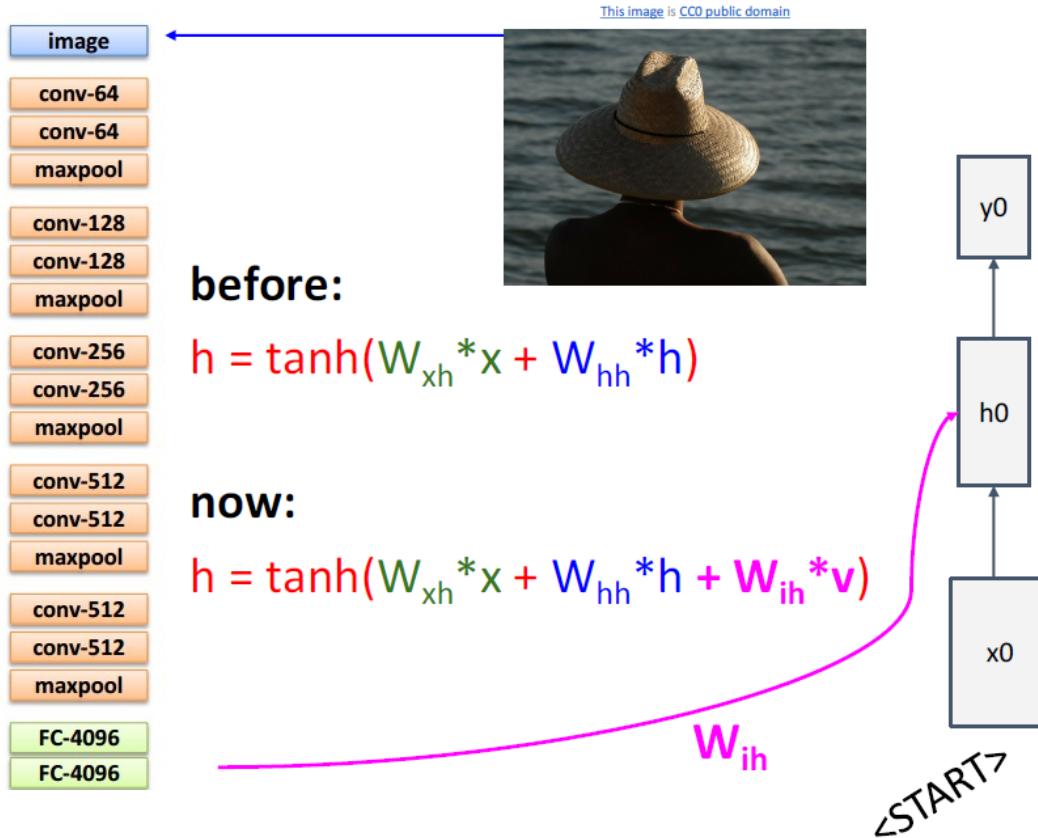
Recurrent
Neural
Network

Convolutional Neural Network

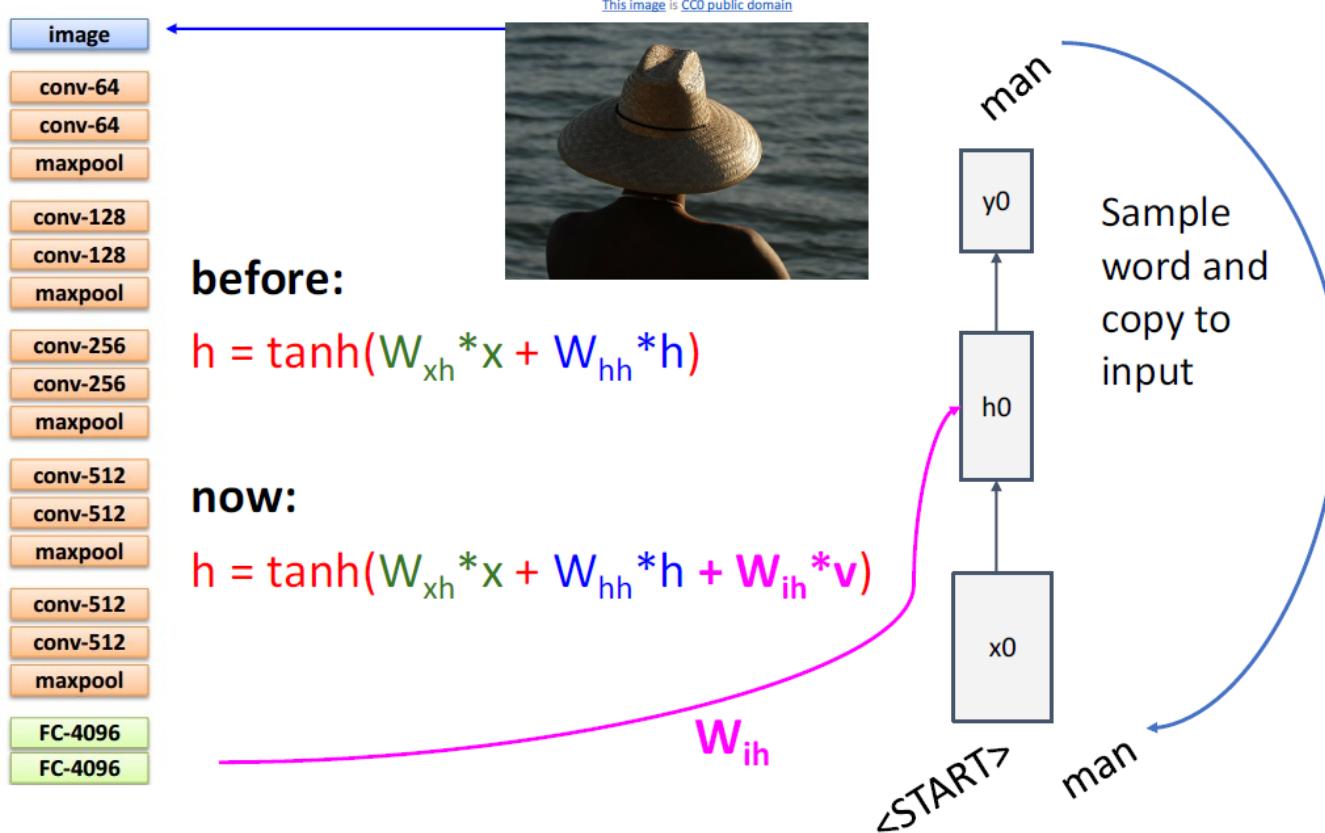
RNN 응용: Image Captioning (2)



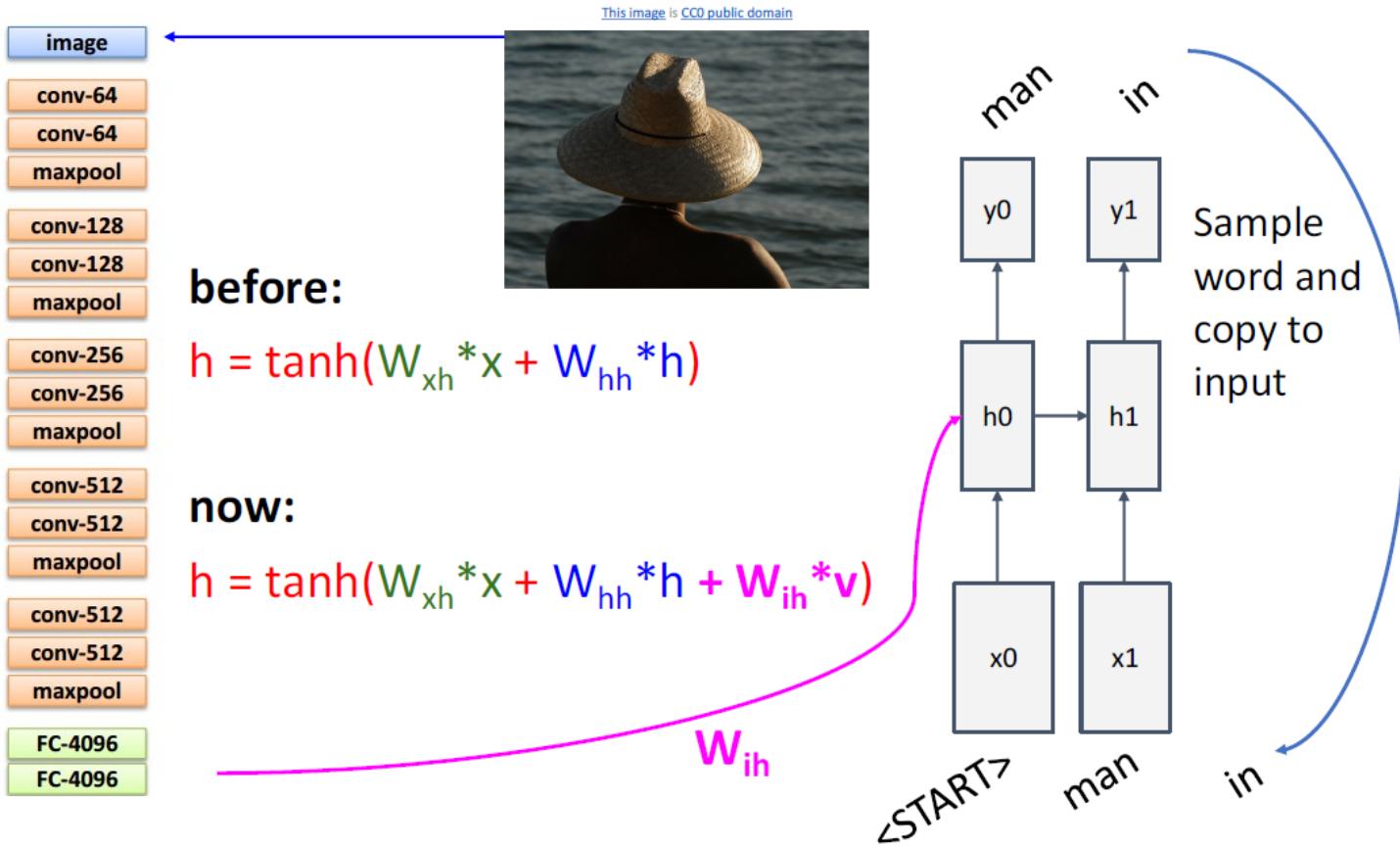
RNN 응용: Image Captioning (3)



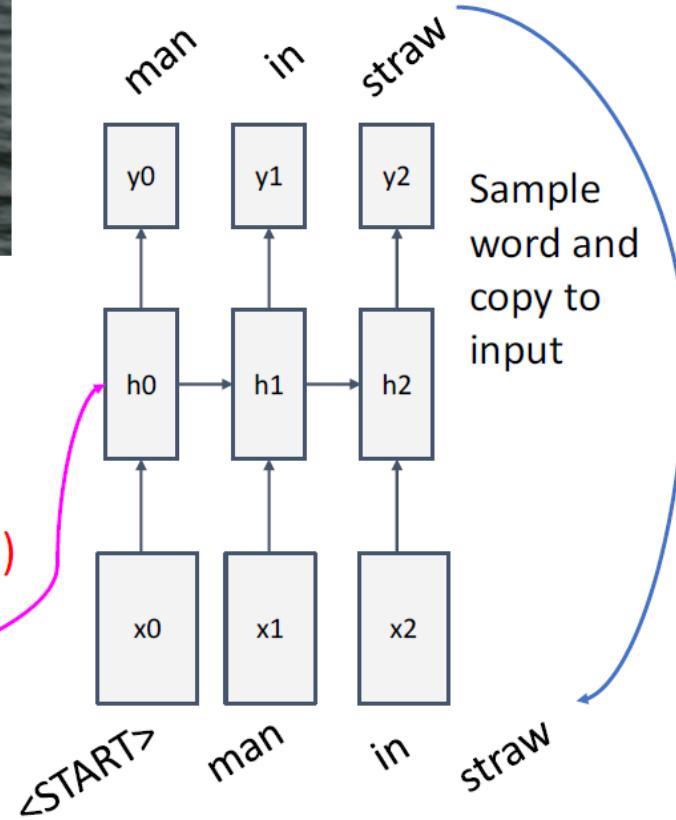
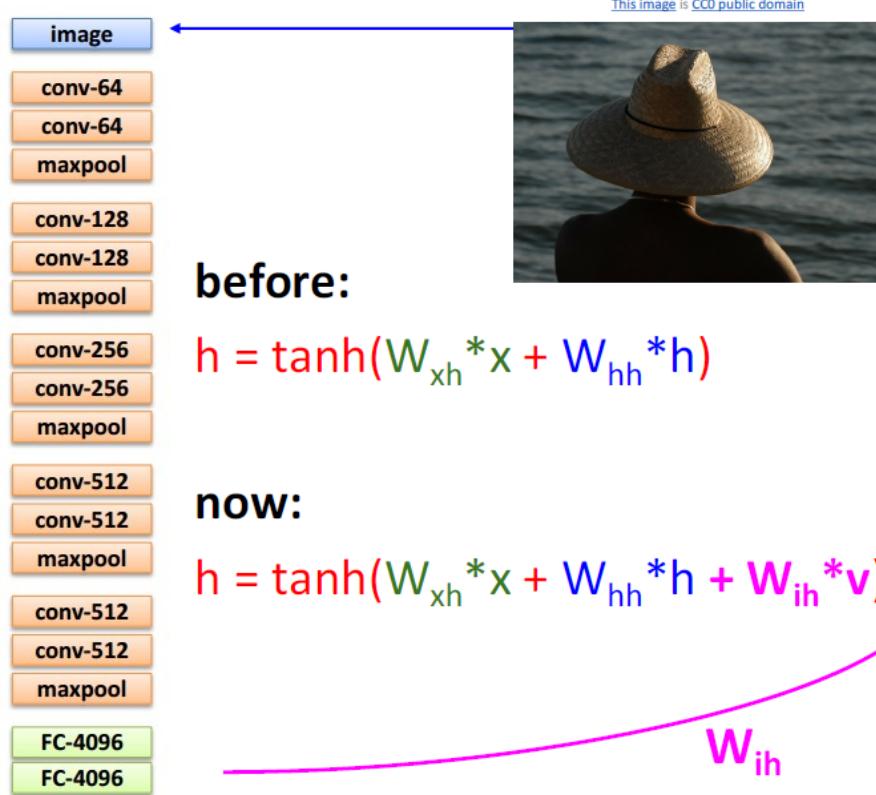
RNN 응용: Image Captioning (4)



RNN 응용: Image Captioning (5)



RNN 응용: Image Captioning (6)



RNN 응용: Image Captioning (7)



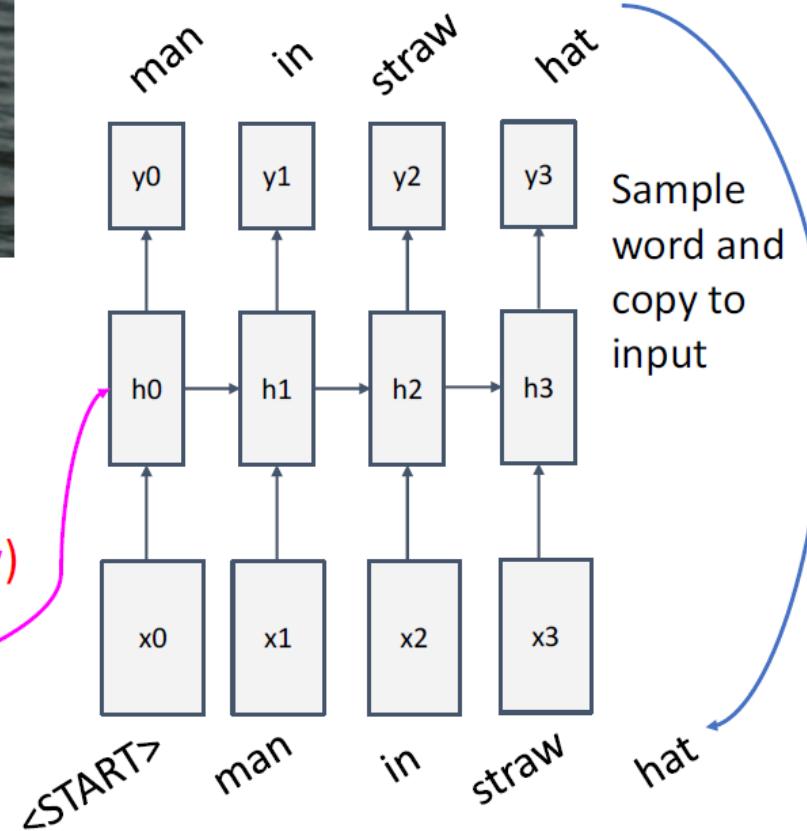
before:

$$h = \tanh(W_{xh} * x + W_{hh} * h)$$

now:

$$h = \tanh(W_{xh} * x + W_{hh} * h + W_{ih} * v)$$

W_{ih}



RNN 응용: Image Captioning (8)

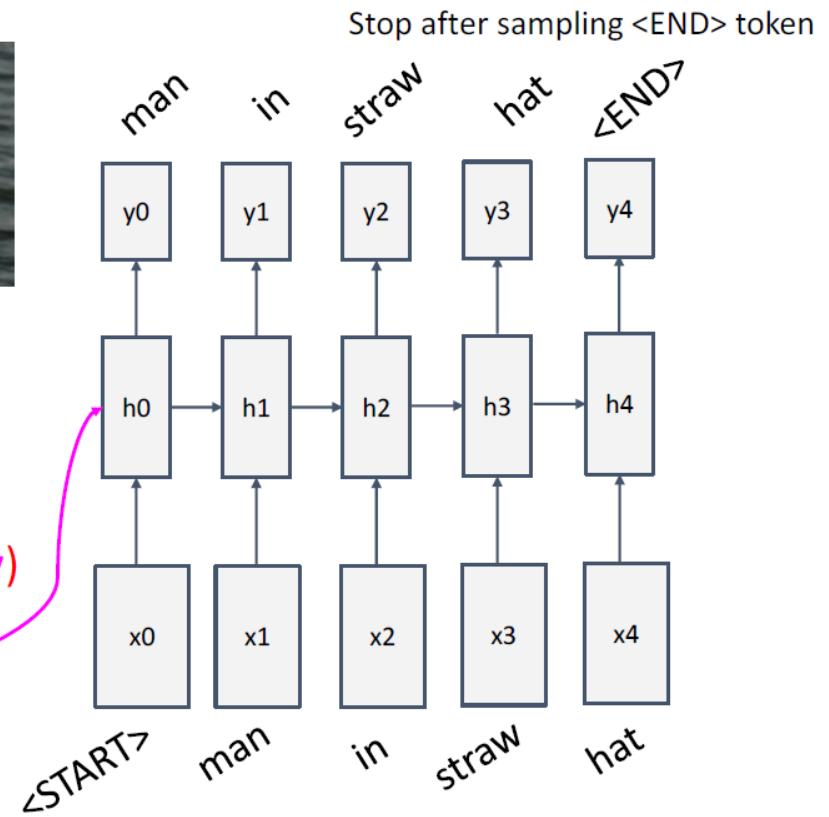
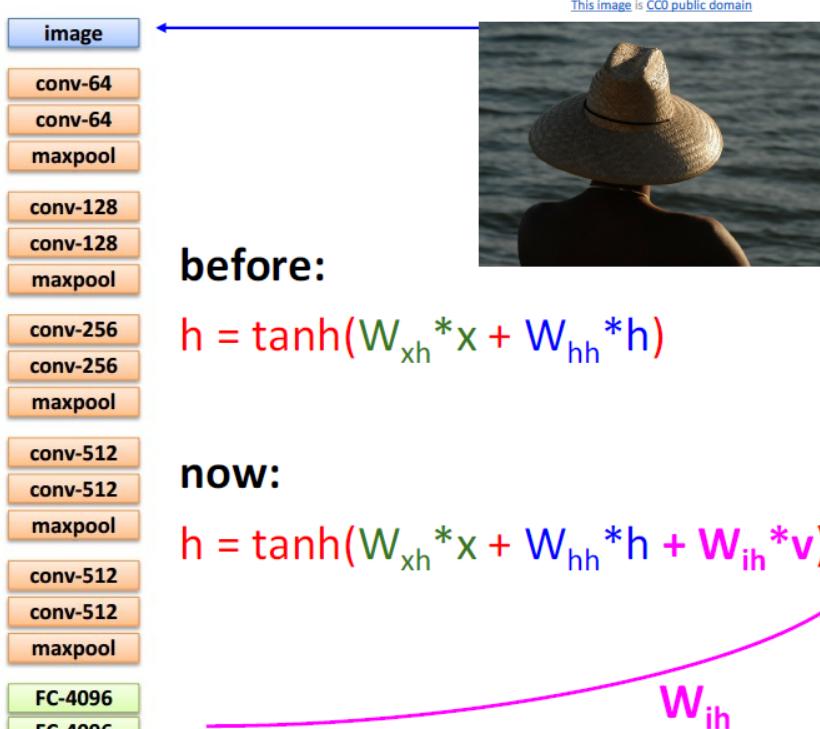


Image Captioning 성공 사례 (9)

Image Captioning: Example Results

Captions generated using [neuraltalk2](#)
All images are [CC0 Public domain](#): [cat](#),
[suitcase](#), [cat tree](#), [dog](#), [bear](#), [surfers](#),
[tennis](#), [giraffe](#), [motorcycle](#)



A cat sitting on a suitcase on the floor



A cat is sitting on a tree branch



A dog is running in the grass with a frisbee



A white teddy bear sitting in the grass



Two people walking on the beach with surfboards



A tennis player in action on the court



Two giraffes standing in a grassy field



A man riding a dirt bike on a dirt track

Image Captioning 실패 사례 (10)

Captions generated using [neuraltalk2](#)
All images are [CC0 Public domain](#): [fur coat](#),
[handstand](#), [spider web](#), [baseball](#)

한 여성은 손에 고양이를 들고 있다.



A woman is holding a cat in her hand

새가 나무 가지에 앉았다.



A bird is perched on a tree branch



A person holding a computer mouse on a desk



A woman standing on a beach holding a surfboard

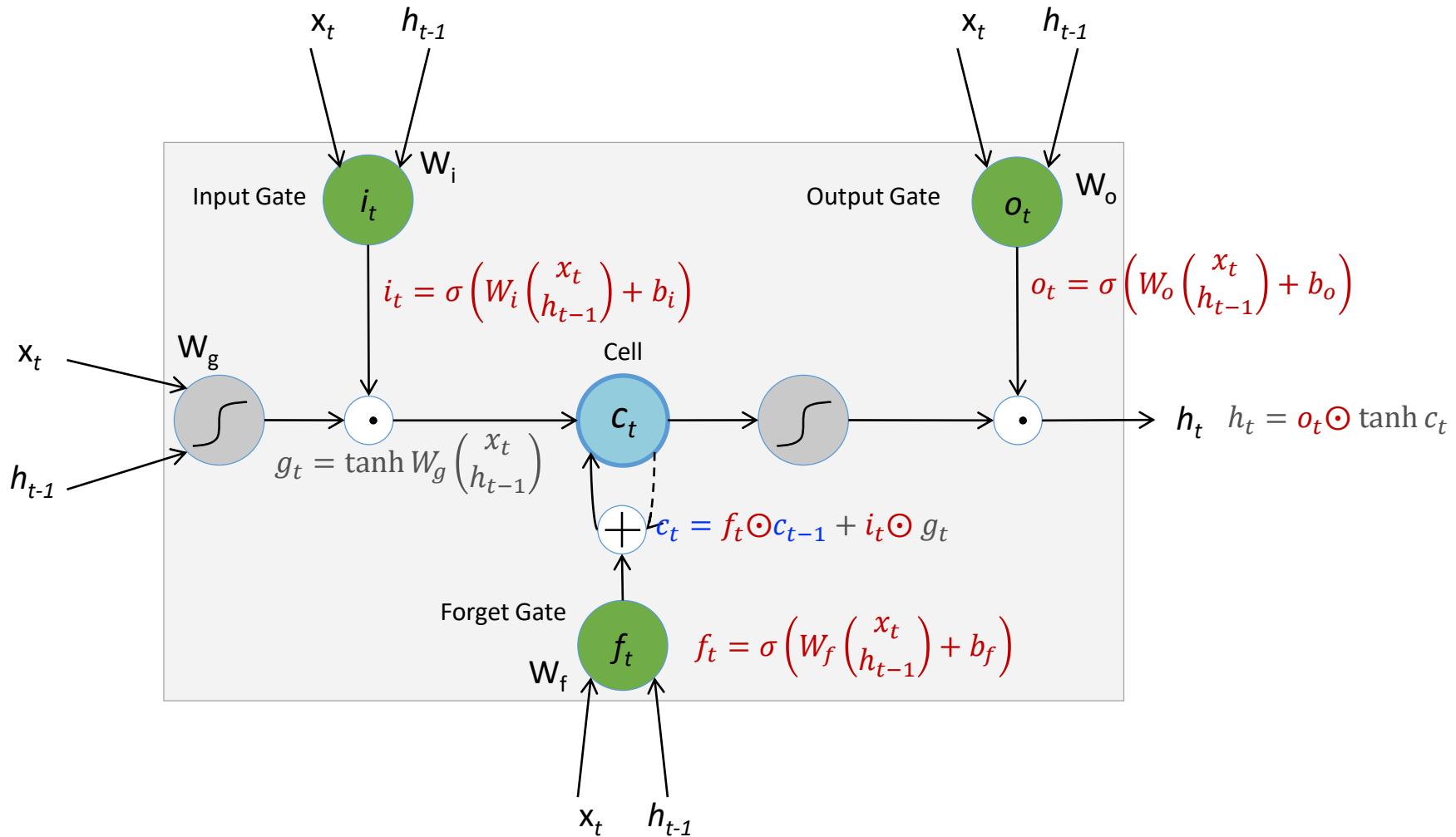
한 사람이 책상에서 마우스를 들고 있다.



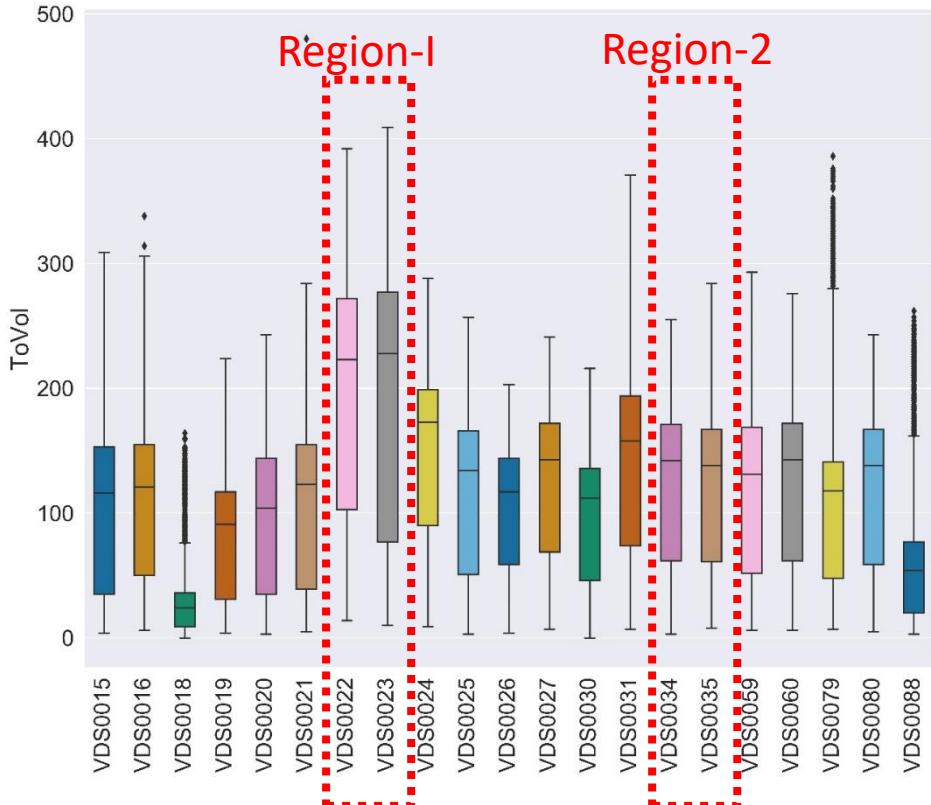
A man in a baseball uniform throwing a ball

야구 유니폼을 입은 사람이 공을 던지고 있다.

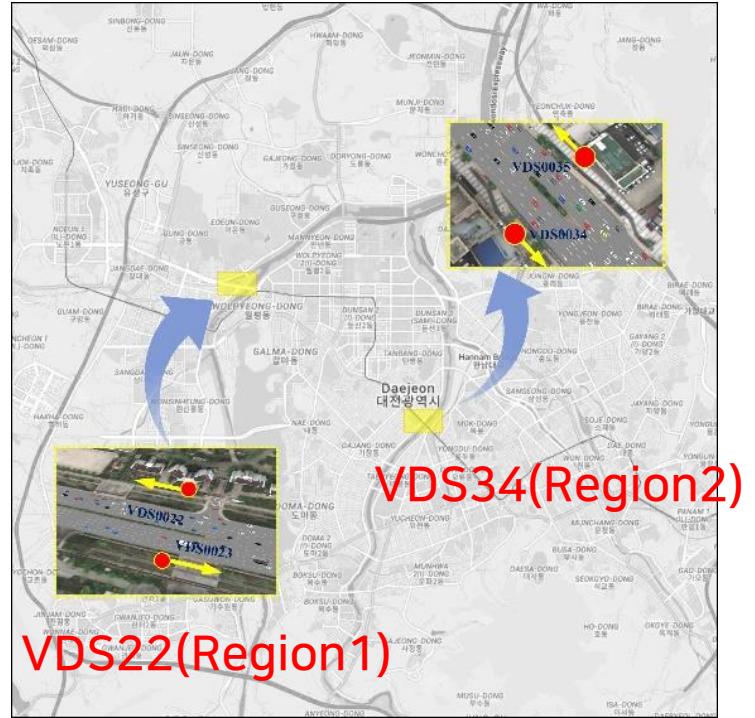
장단기 메모리(LSTM) 구조



장단기메모리(LSTM) 교통 적용(1)

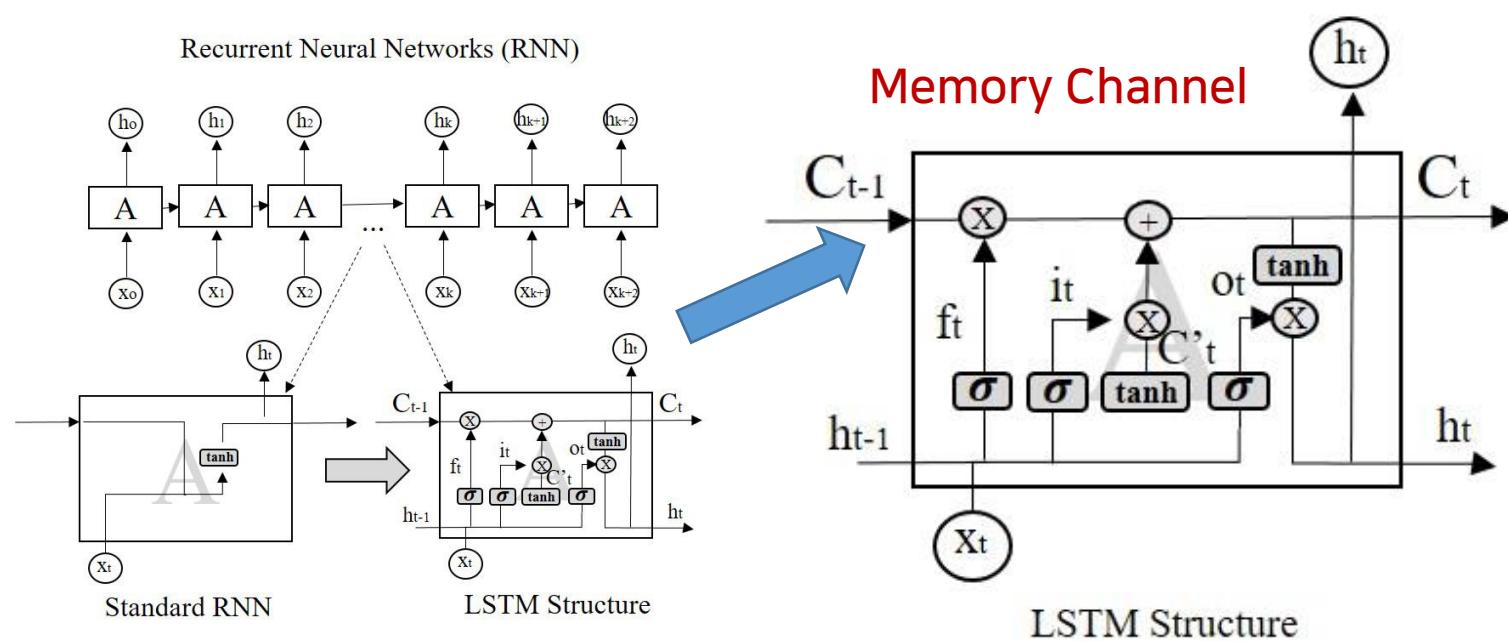


#18 and #22 are the highest and lowest traffic volume in the area, respectively. In this regard, we classify the area into three types of traffic flow such as high (#22), and low (# 18) densities for taking into consideration.



장단기메모리(LSTM) 교통 적용(2)

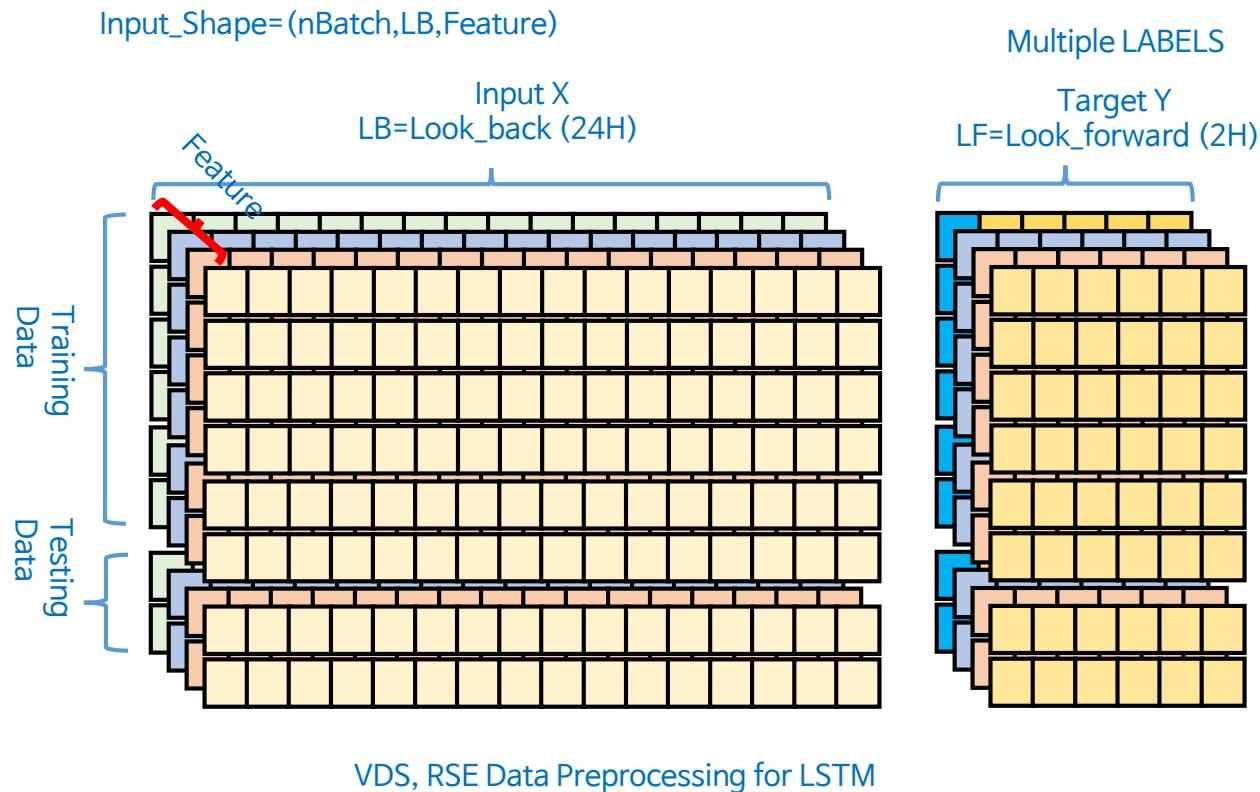
➤ RNN (Recurrent Neural Network) vs LSTM (Long-Short Term Memory) Architecture



Cf. GRU (Gated Recurrent Unit)

장단기메모리(LSTM) 교통 적용(3)

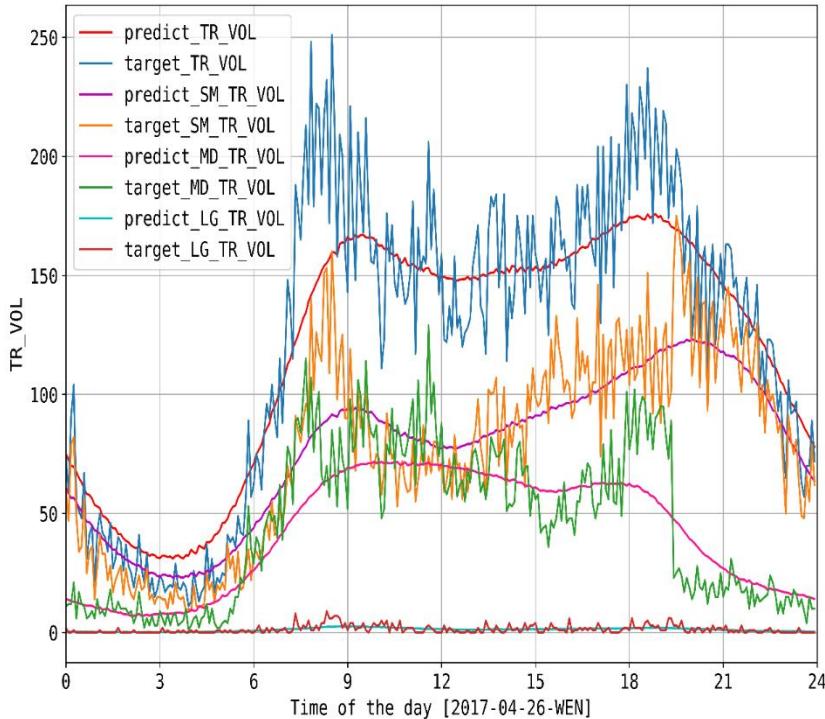
- LSTM Architecture: Multi-feature, Stateful, Multi-dimensional, Stateful



장단기메모리(LSTM) 교통 적용(4)

Traffic Volume Count is counting of number of vehicles passing through a road over a period of time.

VDS Data Analysis



VDS_ID	Date	Total Tra.V	SmVol	MeVol	LaVol	Speed	Occupy
VDS0015	201704010700	39	6	33	0	48.9	1.79
VDS0015	201704010705	39	11	27	1	48.3	2.18
VDS0015	201704010710	40	5	34	1	49.8	1.96
VDS0015	201704010715	58	12	46	0	59	2.25
VDS0015	201704010720	27	7	19	1	51.7	1.36
VDS0015	201704010725	46	10	36	0	55.6	1.99
VDS0015	201704010730	52	16	36	0	54	2.37
VDS0015	201704010735	64	22	40	2	47.7	3.03
VDS0015	201704010740	29	7	22	0	48.2	1.37

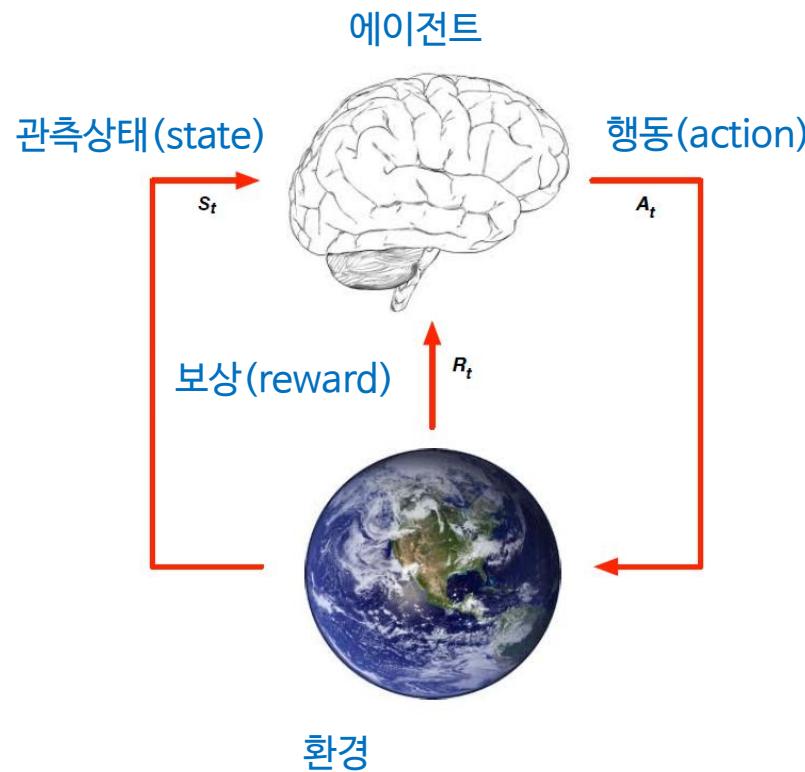
we classify vehicles into 3 types based on their shape such as Small, Middle, and Large sizes.

07. 강화학습의 이해

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)

강화학습 개요 (1)

- 에이전트와 환경



마르코프 결정 과정 (MDP)

- **마르코프 결정 과정 (Markov Decision Process):** 가장 중요
 - ✓ 순간 순간 개념이 필요. 지금 순간과 다음 순간 밖에 없다.
 - ✓ 다음 순간($t+1$)의 상태는 현재 순간(t)의 상태로 결정된다.

A Markov decision process (MDP) is an *environment* in which all states are **Markov**.

$$\mathbb{P}[S_{t+1} \mid S_t, A_t = a] = \mathbb{P}[S_{t+1} \mid S_1, \dots, S_t, A_t = a]$$

MDP

A *Markov Decision Process* has the following $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathcal{P}, \mathcal{R}, \gamma \rangle$

- \mathcal{S} is a finite set of states
- \mathcal{A} is a finite set of actions
- \mathcal{P} is a state transition probability matrix,
- $\mathcal{P}_{ss'}^a = \mathbb{P}[S_{t+1} = s' \mid S_t = s, A_t = a]$
- \mathcal{R} is a reward function, $\mathcal{R}_s^a = \mathbb{E}[R_{t+1} \mid S_t = s, A_t = a]$

강화학습이 핵심은 순간 순간

순간 순간 올바른 상황, 관계를 고려해서 행동

Moment to moment, Situation, Relation, Function

無 무

有 유

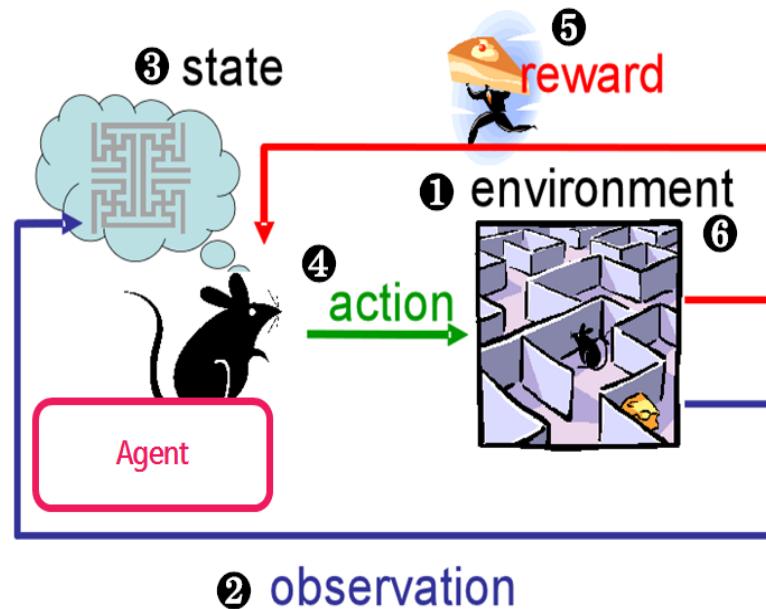
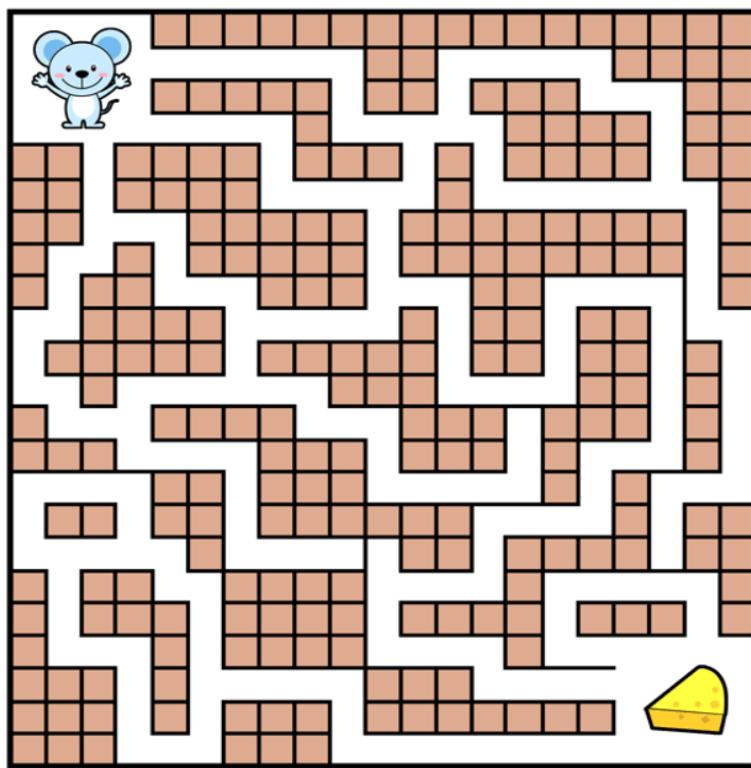
- ✓ 환경
- ✓ 에이전트
- ✓ 상태
- ✓ 행동
- ✓ 보상



- ✓ 큐(Q)님?
- ✓ 정책은?

에이전트 학습

여기서, 주는 뇌(기억)가 없어서 순간-순간 최선의 행동을 선택한다.



큐(Q)에게 상담을 해보자.

큐(Q)는 미로의 구조를 알고 있다고 가정!

바로 직전 행동(t)
상태(위치, 좌표)

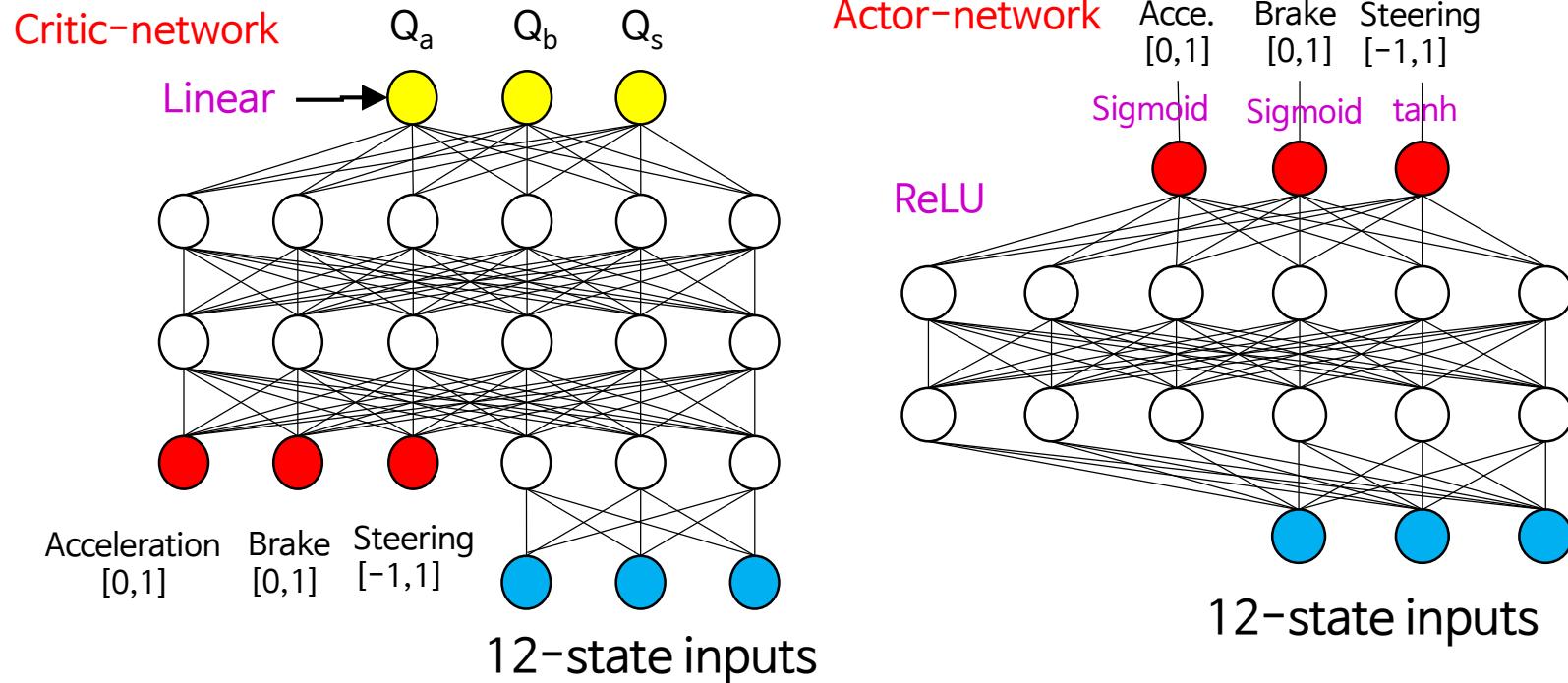
새로운 행동(t+1)을 알려줌

보상을 최대!

$$\hat{Q}(s, a) \leftarrow r + \max_{a'} \hat{Q}(s', a')$$

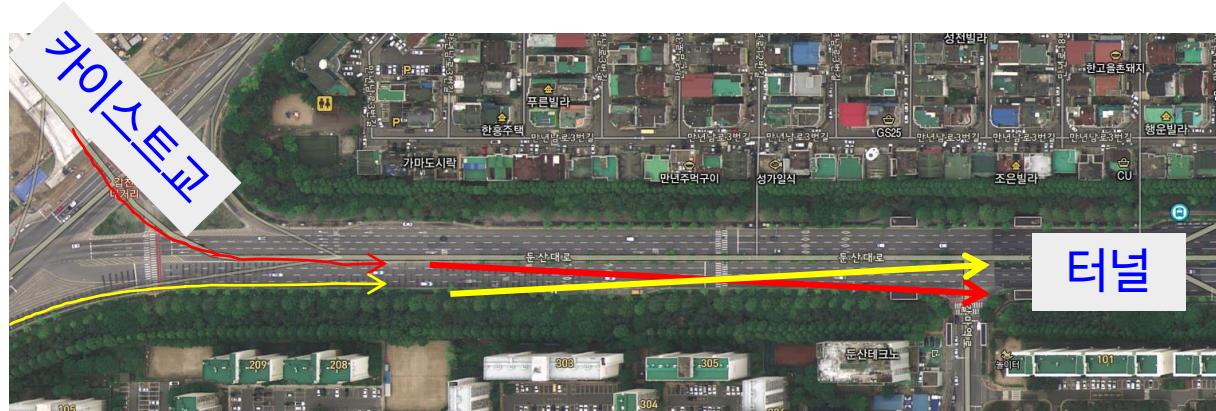


Q 값은 신경망으로 구하자

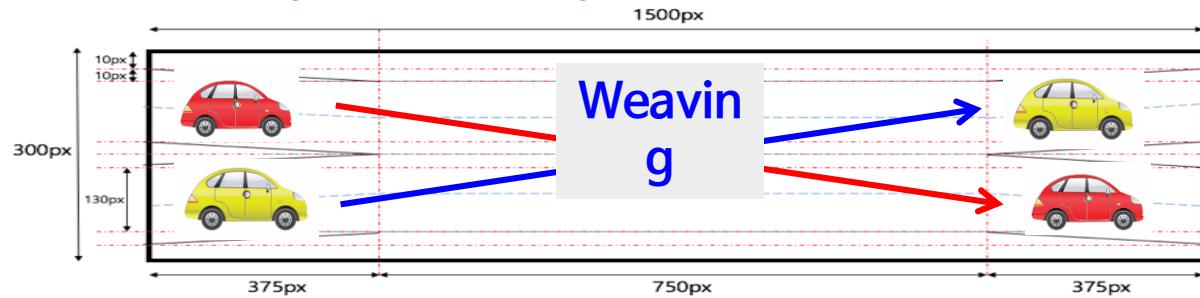


강화학습 적용 : 자율주행(1)

Weaving 구간 (카이스트교) : 차선 변경이 빈번히 발생하는 위험도로 구간



강화학습을 위한 환경(Environment) 설정



Thank You!

www.ust.ac.kr