

뉴럴 네트워크 기초

Basic of Neural Network

김영진
you359@cbnu.ac.kr
충북대학교 산업인공지능연구센터







CONTENTS



Introduction of Neural Network

Neural Network Concepts



Basic Neural Network Architecture

Perceptron, Multi-layered Perceptron, Activation Function, Logits



Neural Network Training

Gradient Decent and Back Propagation, Loss, optimization algorithms



Neural Network Evaluation

Generalization, Loss curve



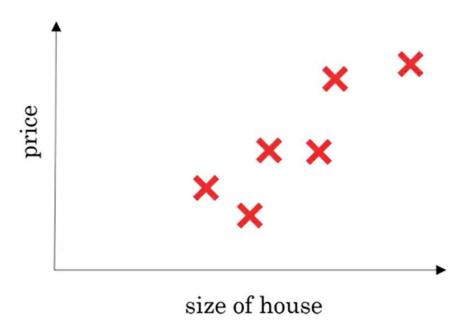
■ 앞으로 2주간...

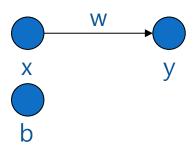
주차	수업내용	수업방식
1	Lecture Introduction	대면수업
2	Introduction to Pattern Recognition	대면수업
3	Basic of Neural Network → Neural Network의 기본 구조와 동작 방식	대면수업
4	Learning Strategies: Supervised Learning → 지도학습에서의 하이퍼파라미터 튜닝, 규제화, 최적화 방법 학습	대면수업
5	Learning Strategies: Unsupervised Learning → 비지도학습의 동작방식과 학습 방법, 응용 방안 등	대면수업
6	Model Architecture: Convolutional Neural Networks	대면수업
7	Model Architecture: Sequence Models	대면수업
8	Midterm exam	대면수업
9	Pattern Recognition Application: Visual Anomaly Detection	대면수업
10	Pattern Recognition Application: Temporal Anomaly Detection	대면수업
11	Pattern Recognition Application: Predictive Maintenance with Time Series	대면수업
12	Advanced Pattern Recognition	대면수업
13	Final Project: Proposal	대면수업
14	Final Project: Discussion	대면수업
15	Final Project: Presentation	대면수업



■ Housing Price Prediction

- ➤ 데이터 x: size of house (1개 값)
- ➤ 예측값 y: price





뉴런

$$Y = wx + b$$

선형 방정식

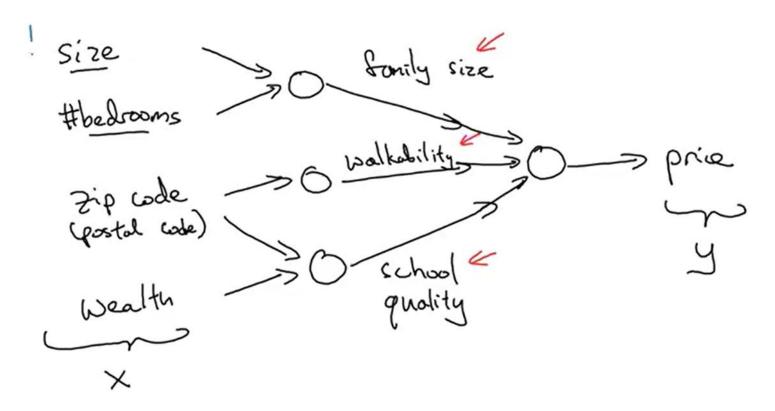
$$Y = ax + b$$





■ Housing Price Prediction

- ➤ 데이터 x: size, # bedrooms, zip code, wealth (4개)
- ➤ 예측값 y: price

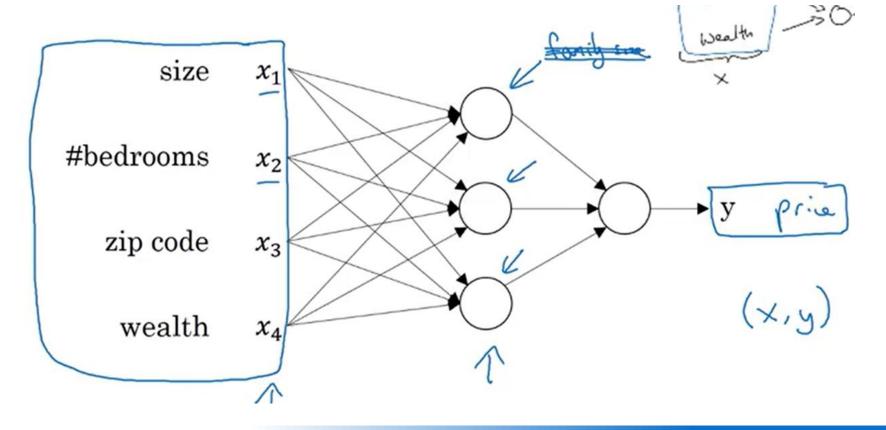






■ House Price Prediction

ightharpoonup Neural Network는 입력 (x)로부터 예측 값 (y)를 만들어내는 함수 f_{θ} () 이자 f를 구성하는 θ







Supervised Learning

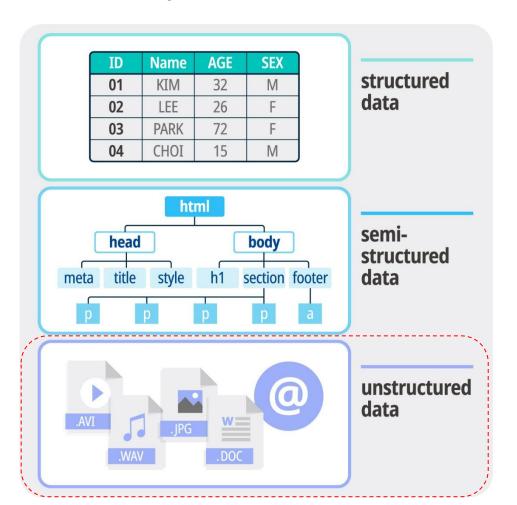
Supervised Learning

Input(x)	Output (y)	Application
Home features	Price	Real Estate 7 Studel
Ad, user info	Click on ad? (0/1)	Online Advertising
Image	Object (1,,1000)	Photo tagging 3 CNN
Audio	Text transcript	Speech recognition
English	Chinese	Machine translation
Image, Radar info	Position of other cars	Autonomous driving





■ Structured Data, Unstructured Data



딥 러닝

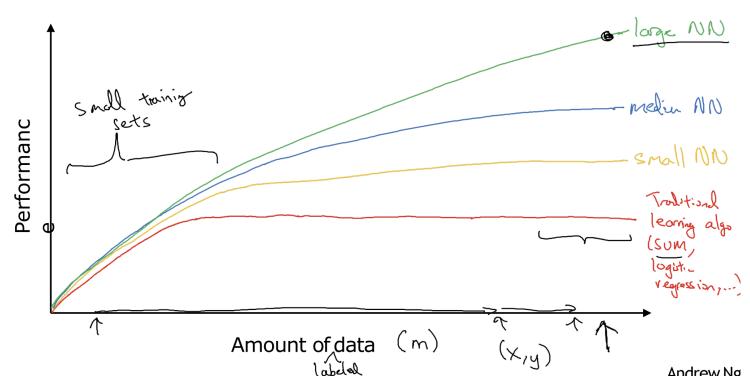
https://aliencoder.tistory.com/99





■ 왜 딥러닝이 떠오르나?

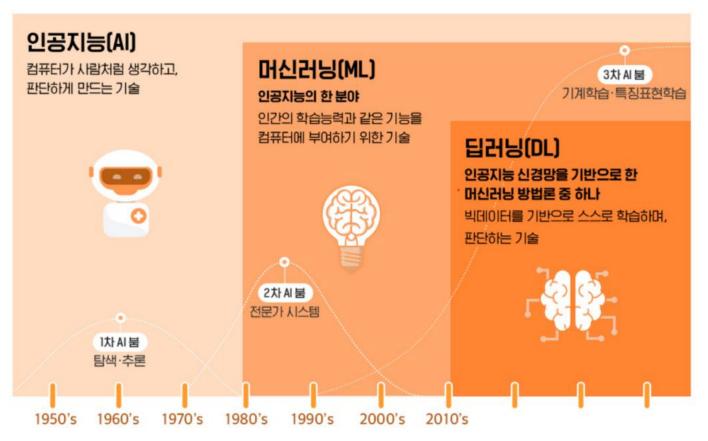
Scale drives deep learning progress







■ 왜 딥러닝이 떠오르나?



3차 AI 붐을 견인한 요소





Algorithm

[출처:https://live.lge.co.kr/live_with_ai_01/]





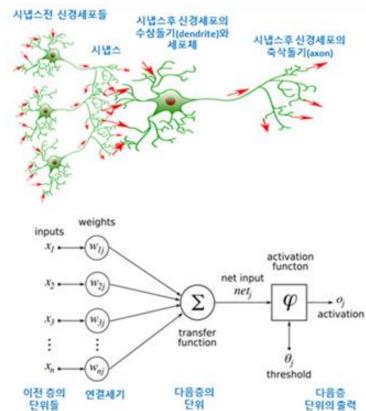
■ 인공신경망 (Artificial Neural Network)

▶ 인공신경망 (Artificial Neural Network)는 인간 두뇌의 신경망을 수학적으로 모델링한 것

뇌속 신경망

- 뇌/신경세포 (Neuron)
 ↔ 인공신경망/노드(Node)
- 뇌/시냅스 (Synapse)
 ↔ 인공신경망/연결세기(weights)
- 뇌/신호전달 (임계값)
 ↔ 인공신경망/활성함수
 (activation function)

인공 신경망

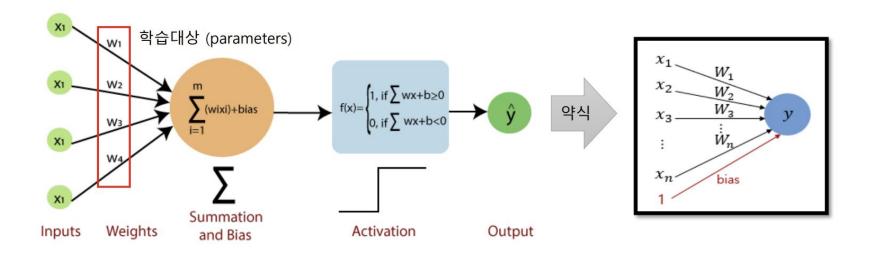


[그림출처: http://matrix.skku.ac.kr/math4ai-intro/W13/]





- 인공신경망 (Artificial Neural Network)
 - ➤ 퍼셉트론(Perceptron) : 프랑크 로젠블라트(Frank Rosenblatt)가 1957년에 제안한 초기 형태의 인공 신경망



➤ 퍼셉트론의 활성화함수 = Step Function → 이진 분류

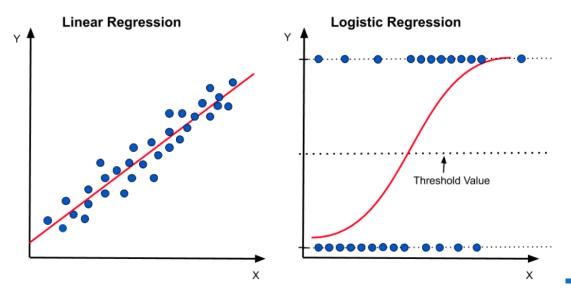




■ 인공신경망 (Artificial Neural Network)

- ightharpoonup 선형 회귀 (Linear Regression) : 연속형 값 예측 $\hat{y} = wx + b$
- ➤ 로지스틱 회귀 (Logistic Regression) : 이진 분류

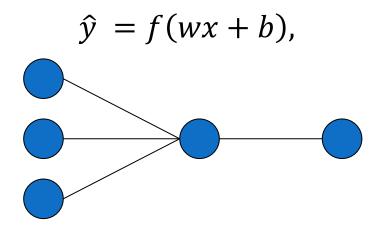
$$\hat{y} = \sigma(wx + b), \qquad \sigma(z) = \frac{1}{1 + e - z}$$



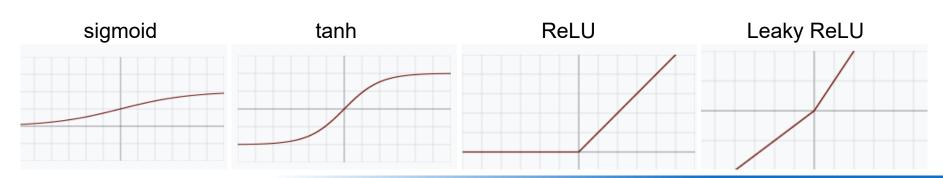




- 인공신경망 (Artificial Neural Network)
 - ➤ 인공 신경망에서의 뉴론 (Neuron)



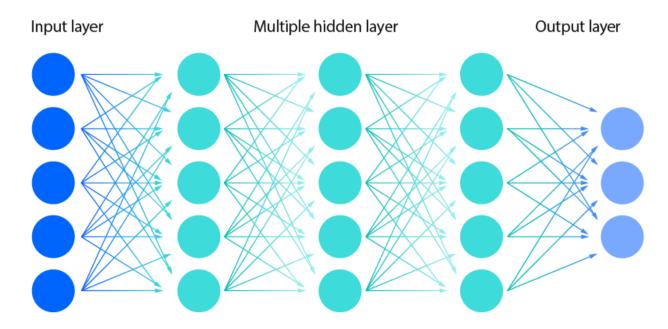
▶ 인공 신경망 뉴론(Neuron)의 다양한 활성화 함수







- 인공신경망 (Artificial Neural Network)
 - ➤ 다층 퍼셉트론 (Multi-Layered Perceptron)
 - ➤ 피드포워드 신경망 (Feed-forward Neural Network)



- ▶ 입력층(Input Layer) : 입력 데이터 (ex, 수치 값/벡터, 이미지, 신호 등)
- ▶ 은닉층(Hidden Layer) : 입력층과 출력층 사이에 존재하는 층
- ➤ 출력층(Output Layer) : 출력 결과 (ex, 개/고양이(분류), 수치 값(회귀) 등)

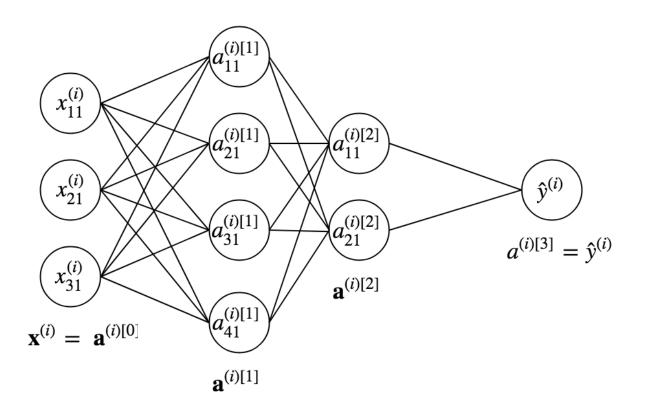




■ 인공신경망 (Artificial Neural Network)

순전파(Forward Propagation) / 추론과정

- 인공신경망의 입력층부터 출력층까지 순서대로 변수들을 계산하고 저장



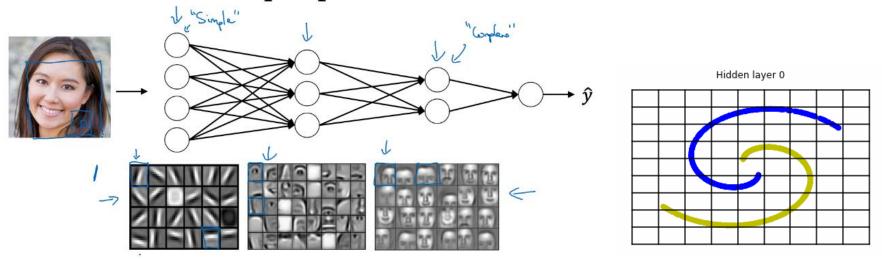




■ 심층신경망

- ▶ 왜 깊게 만드나?
 - → 층이 깊어질수록 인공신경망의 표현 능력이 강화됨
 - → 비선형 활성화 함수를 통해 다양한 함수에 대한 표현 가능

Intuition about deep representation



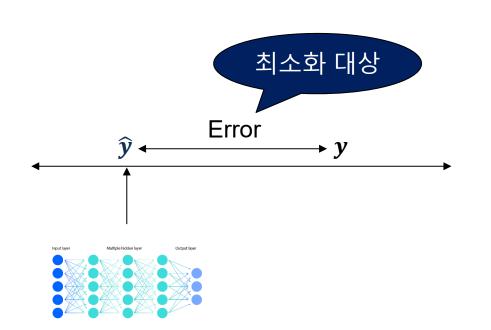
[그림출처: https://www.youtube.com/watch?v=5dWp1mw_XNk/]

[그림출처: https://dcn.nat.fau.eu/perceptrons-neural-networks-and-dynamical-systems/]





- 선형 회귀 (Linear Regression)의 손실함수
 - ▶ 딥러닝에서의 학습이란? 인공 신경망의 예측 값(ŷ)과 실제 값(y) 간의 차이 (오류)를 최소화하는 것
 - ➢ 손실 함수 (Cost/Loss Function) 란?
 차이(오류)를 정의하는 함수 (ex, Mean Squared Error, Cross Entropy, etc.)



$$ext{MSE} = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

MSE = mean squared error

n = number of data points

 Y_i = observed values

 \hat{Y}_i = predicted values

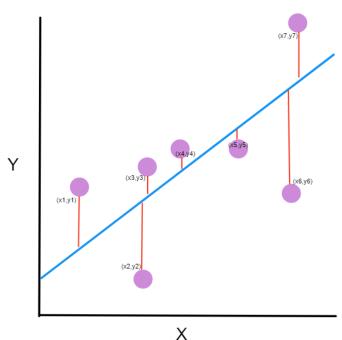
$$ext{CE Loss} = -\sum_{i=1}^{ ext{output size}} y_i \cdot \log \, \hat{y}_i$$





- 선형 회귀 (Linear Regression)의 손실함수
 - 손실함수 : Mean Squared Error (MSE)

MSE =
$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \tilde{y}_i)^2$$



예측한 선과 데이터 간 차이의 제곱을 손실로 정의





- 선형 회귀 (Linear Regression)의 학습(최적화)
 - ➤ 선형 회귀에서 최적화란 MSE가 최소화되는 파라미터를 찾는 것
 - ➤ Normal Equation : 수학적으로 한번에 해 계산

$$w^* = (X^TX)^{-1}X^Ty$$

- \rightarrow 데이터가 많거나 (X^TX) 의 역행렬이 존재하지 않으면 계산 불가
- ➤ Gradient Descent : 경사하강법으로 업데이트

파라미터 업데이트:

$$w \leftarrow w - \eta \frac{\partial L}{\partial w}, \qquad b \leftarrow b - \eta \frac{\partial L}{\partial b}$$

기울기 계산:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = -\frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \widehat{y}_i) x_i, \qquad \frac{\partial L}{\partial b} = -\frac{2}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \widehat{y}_i)$$

→학습률 η\etaŋ 를 조절하면서 w,bw, bw,b를 점진적으로 최적값에 수렴시킴.





- 선형 회귀 (Linear Regression) 학습 실습
 - ➤ [3주차]\linear_regression.ipynb

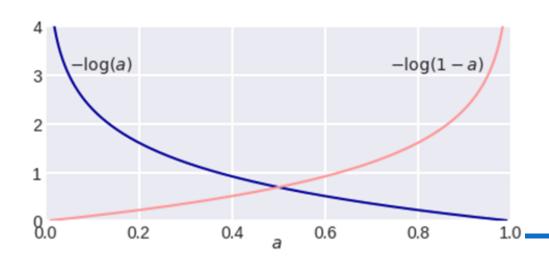




- 로지스틱 회귀 (Logistic Regression)의 손실함수
 - ➤ 손실함수 : Log Loss

$$L(w,b) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[y_i \log \widehat{y}_i + (1 - y_i) \log(1 - \widehat{y}_i) \right]$$

$$-\begin{cases} \log a_i, & y_i = 1, \\ \log(1-a_i), & y_i = 0. \end{cases}$$







- 로지스틱 회귀 (Logistic Regression)의 최적화(학습)
 - ▶ 로지스틱 회귀에서 최적화란 Log Loss가 최소화되는 파라미터를 찾는 것
 - ➤ Gradient Descent : 경사하강법으로 업데이트

파라미터 업데이트:

$$w \leftarrow w - \eta \frac{\partial L}{\partial w}, \qquad b \leftarrow b - \eta \frac{\partial L}{\partial b}$$

기울기 계산:

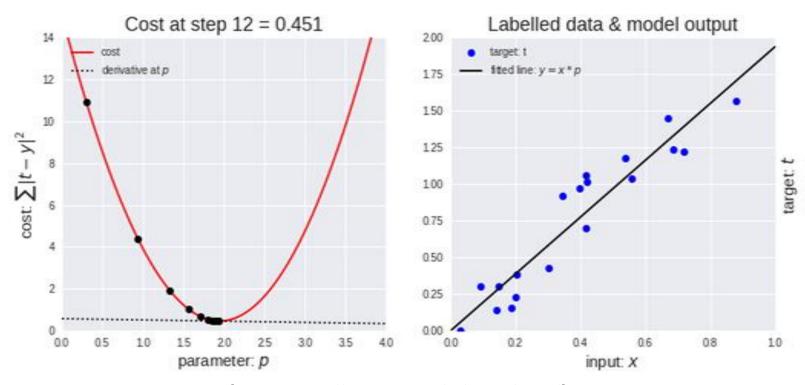
$$\frac{\partial L}{\partial w} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (\widehat{y}_i - y_i) x, \qquad \frac{\partial L}{\partial b} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (\widehat{y}_i - y_i)$$

→기울기에 따라 w와 b를 조절하면서 점진적으로 최적 값에 수렴시킴





- 로지스틱 회귀 (Logistic Regression)의 최적화(학습)
 - ➢ 경사 하강법 (Gradient Descent) 은?
 손실 함수의 값이 낮아지는 방향으로 파라미터들의 값을 조절하는 학습 방법





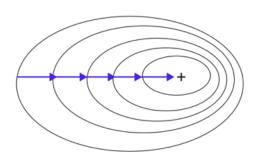




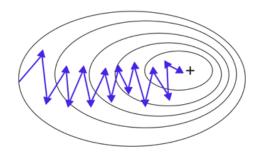
- 로지스틱 회귀 (Logistic Regression)의 최적화(학습)
 - ➤ 경사 하강법 알고리즘의 종류 (Batch, Stochastic, Mini-batch)

Batch	Stochastic	Mini-batch
Gradient Descent	Gradient Descent	Gradient Descent
■ 업데이트에 전체 데이터셋 활용 ■ Cost Function 이 매우 Smooth하게 줄어듬 ■ 요구되는 컴퓨팅 리소스가 매우 큼 (메모리, 계산량 등)	 업데이트에 하나의 데이터 만 활용 Cost Function 에 매우 큰 Variation 존재 학습에 걸리는 시간이 김 	■ 업데이트에 데이터셋의 서 브셋 활용 ■ SGD 보다 Smooth한 Cost Function ■ 컴퓨팅 리소스와 학습 시간 은 중간

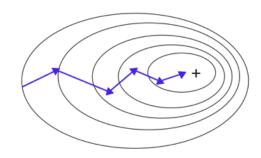
Batch Gradient Descent



Stochastic Gradient Descent



Mini-Batch Gradient Descent







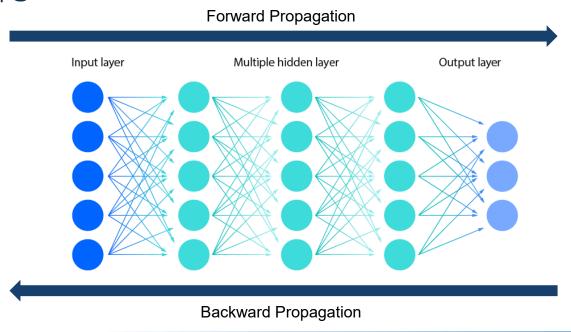
- 로지스틱 회귀 (Logistic Regression) 학습 실습
 - ➤ [3주차]\logistic_regression.ipynb





■ 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)

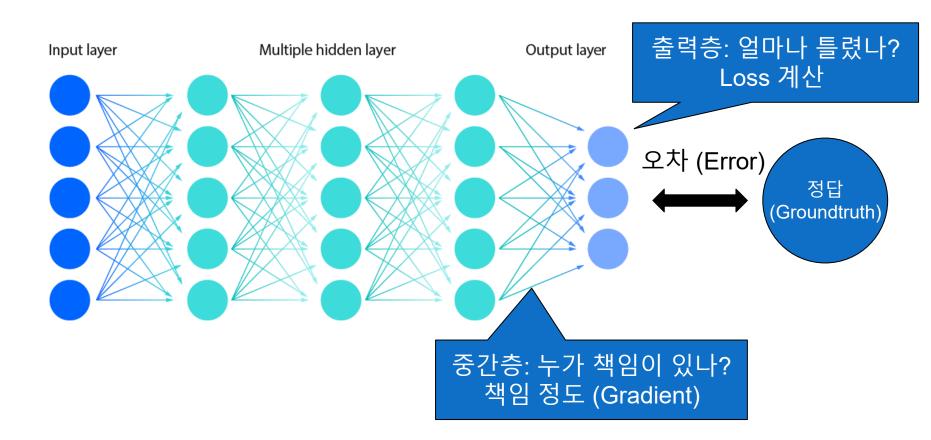
- ➤ 순전파(Forward Propagation) / 추론과정
 - 인공신경망의 입력층부터 출력층까지 순서대로 변수들을 계산하고 저장
- ▶ 역전파(Backward Propagation) / 학습과정
 목적 함수(Objective Function)에 대한 파라미터들의 기울기(Gradient)를 구하는 과정







- 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)
 - ▶ 오류 역전파 (Backpropagation)

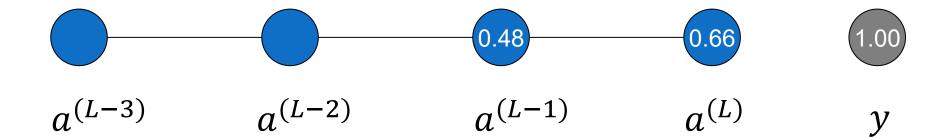






- 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)
 - ➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Simple Example

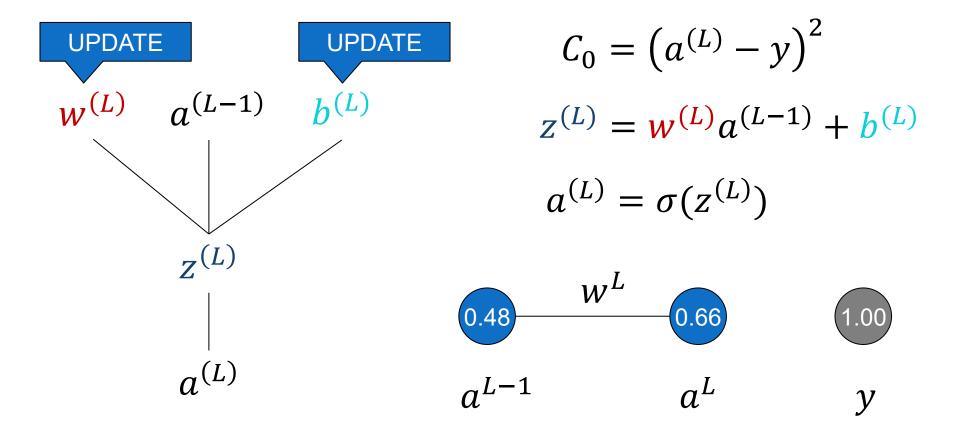
$$C_0 = \left(a^{(L)} - y\right)^2$$







- 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)
 - ➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Simple Example





■ 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)

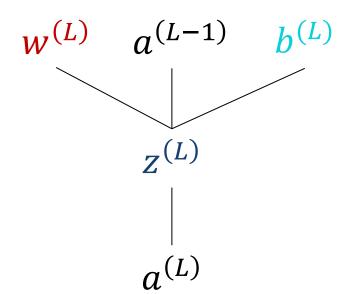
- ➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Simple Example
- > Chain Rule

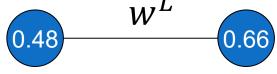
$$\frac{\partial C_0}{\partial w^{(L)}} = \frac{\partial z^{(L)}}{\partial w^{(L)}} \frac{\partial a^{(L)}}{\partial z^{(L)}} \frac{\partial C_0}{\partial a^{(L)}}$$

$$C_0 = \left(a^{(L)} - y\right)^2$$

$$z^{(L)} = w^{(L)}a^{(L-1)} + b^{(L)}$$

$$a^{(L)} = \sigma(z^{(L)})$$





$$a^{L-1}$$

$$a^L$$

y





■ 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)

- ➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Simple Example
- > Chain Rule

$$\frac{\partial C_0}{\partial w^{(L)}} = \frac{\partial z^{(L)}}{\partial w^{(L)}} \frac{\partial a^{(L)}}{\partial z^{(L)}} \frac{\partial C_0}{\partial a^{(L)}}$$

$$C_0 = \left(a^{(L)} - y\right)^2$$

$$z^{(L)} = w^{(L)}a^{(L-1)} + b^{(L)}$$

$$\frac{\partial C_0}{\partial a^{(L)}} = 2(a^{(L)} - y)$$

$$a^{(L)} = \sigma(z^{(L)})$$

$$\frac{\partial a^{(L)}}{\partial z^{(L)}} = \sigma'(z^{(L)})$$

$$0.48 \qquad W^L \qquad 0.66$$



$$\frac{\partial z^{(L)}}{\partial w^{(L)}} = a^{(L-1)}$$

$$a^{L-1}$$

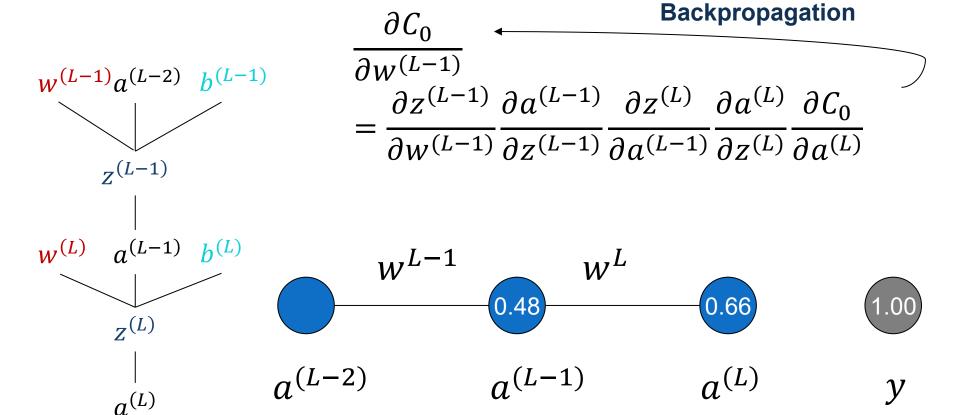
$$a^{L}$$





■ 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)

- ➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Simple Example
- > Chain Rule



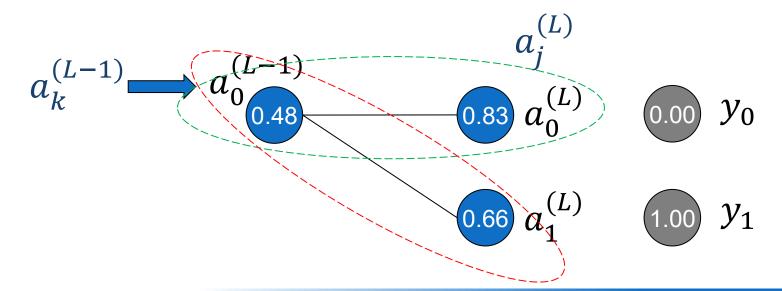




■ 신경망 (Neural Network)의 최적화(학습)

➤ 오류 역전파 (Backpropagation) Complex Example

$$\frac{\partial C_0}{\partial a_k^{(L-1)}} = \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\partial z_j^{(L)}}{\partial a_k^{(L-1)}} \frac{\partial a_j^{(L)}}{\partial z_j^{(L)}} \frac{\partial C_0}{\partial a_j^{(L)}} \qquad C_0 = \sum_{j=0}^{L-1} \left(a_j^{(L)} - y_j \right)^2$$







- 신경망 (Neural Network) 학습 실습
 - ➤ [3주차]\neural_network.ipynb

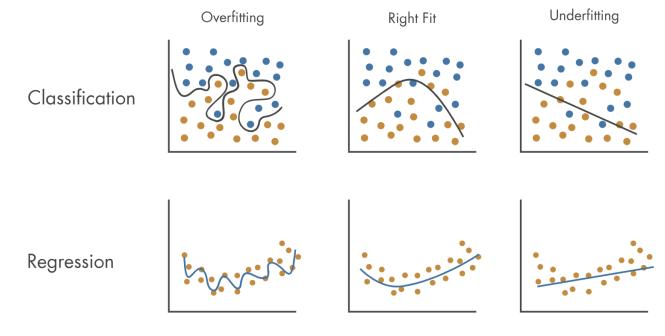


Neural Network Evaluation



■ 신경망에서의 과적합 문제

- ▶ 딥러닝에서 학습이란 y = f(x) 를 만족하는 f()를 찾는 것
- ightharpoonup 이때, 학습된 모델 f()가 새로운 데이터(학습데이터x)로 일반화되지 않는 경우모델이 과적합되었다고 함



- ▶ 과적합 문제가 발생하는 이유1: 학습 데이터의 다양성 부족
- ▶ 과적합 문제가 발생하는 이유2: 모델의 복잡도 (파라미터의 양)

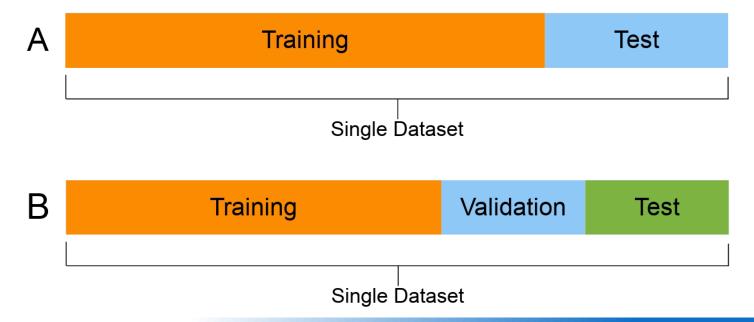


Neural Network Evaluation



■ 신경망에서의 과적합 문제

- ➤ Training Data : 모델의 학습에 사용
- ➤ Validation Data : 하이퍼파라미터 튜닝 등 좋은 모델을 산출하는데 사용
- ➤ Test Data : 모델의 최종 성능 평가에 활용



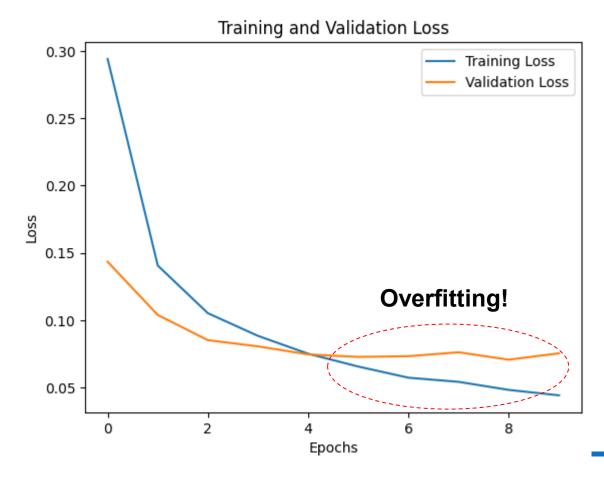


Neural Network Evaluation



■ 신경망에서의 과적합 문제

Training / Validation Loss Graph





차후 수업에 관하여...



■ 차후 수업 진행 안내

주차	수업내용	수업방식
1	Lecture Introduction	대면수업
2	Introduction to Pattern Recognition	대면수업
3	Basic of Neural Network	대면수업
4	Learning Strategies: Supervised Learning	대면수업
5	Learning Strategies: Unsupervised Learning	대면수업
6	Model Architecture: Convolutional Neural Networks	대면수업
7	Model Architecture: Sequence Models	대면수업
8	Midterm exam	대면수업
9	Pattern Recognition Application: Visual Anomaly Detection	대면수업
10	Pattern Recognition Application: Temporal Anomaly Detection	대면수업
11	Pattern Recognition Application: Predictive Maintenance with Time Series	대면수업
12	Advanced Pattern Recognition	대면수업
13	Final Project: Proposal	대면수업
14	Final Project: Discussion	대면수업
15	Final Project: Presentation	대면수업

감사합니다 Q&A



