# Deep Learning with Python

Chapter 1 딥러닝 기초 01

#### ■ 목차

#### 1. Perceptron의 구조

- a. Perceptron의 구조
- b. Perceptron의 가중치(Weight)
- c. Perceptron의 활성화 함수(Activation Function)

#### 2. Linear Regression

- a. Regression이란?
- b. Linear Regression 설계 요소
- c. Tensorflow를 이용한 Linear Regression 구현

#### 3. Multi-Variable Linear Regression

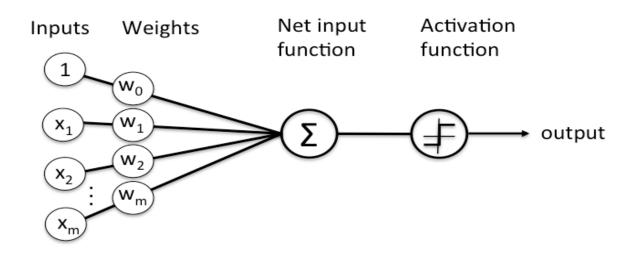
- a. Multi-Variable이란?
- b. Multi-Variable Linear Regression 설계 요소
- c. Tensorflow를 이용한 Multi-Variable Linear Regression 구현

# ■ 학습목표

- 1. Perceptron의 구조를 배우고 활성화 함수의 역할을 이해한다.
- 2. Regression의 개념을 이해하고 Tensorflow를 이용하여 Linear Regression을 구현한다.
- 3. Multi-Variable을 이해하고 Tensorflow를 이용하여 Multi-Variable Linear Regression을 구현한다.

#### ② Perceptron이란?

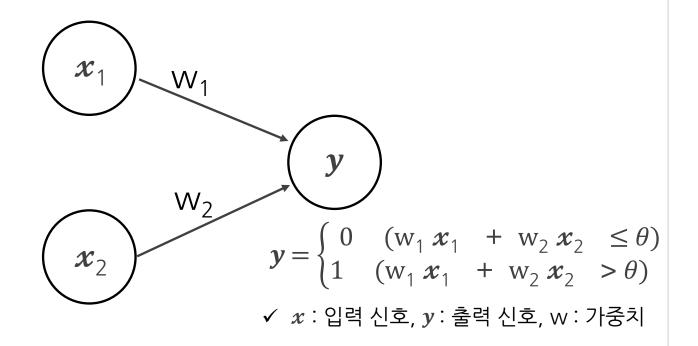
- Frank Rosenblatt이 1957년에 고안한 딥러닝의 기원이 되는 알고리즘
- 다수의 신호를 입력으로 받아 하나의 신호를 출력한다.
- 신호는 '흐른다/안 흐른다(1 또는 0)'의 두가지 값을 갖는다.

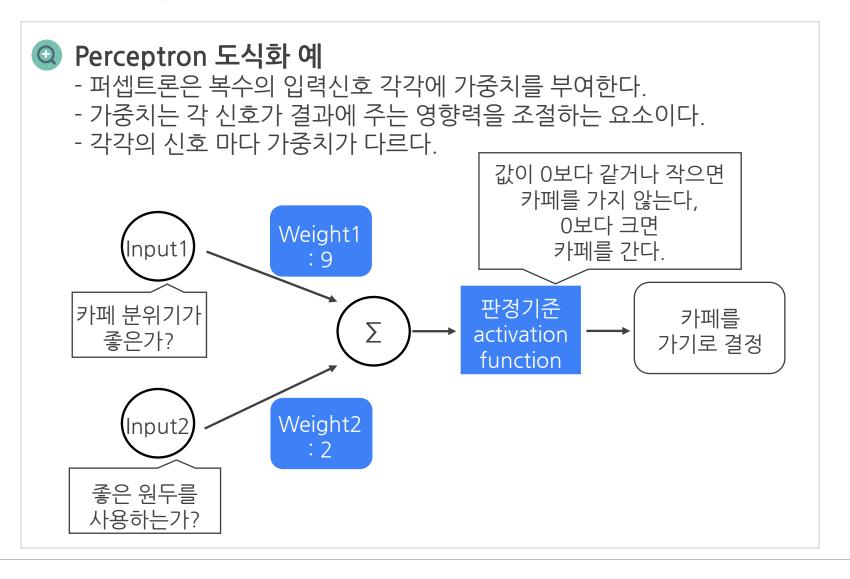


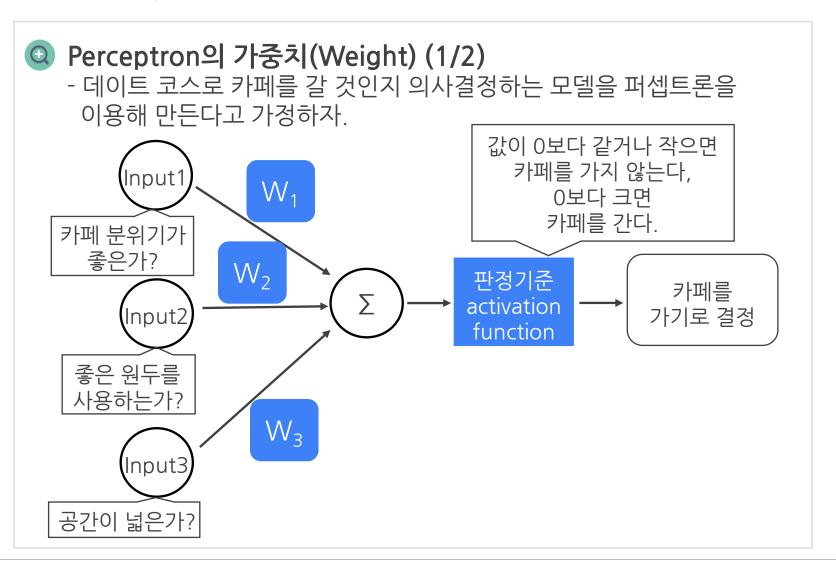
Schematic of Rosenblatt's perceptron.

#### ② 입력이 두 개인 Perceptron

- 입력 신호가 뉴런에 보내질 때 각각 고유한 가중치(Weight)가 곱해진다.
- 뉴런에서 보내온 신호의 총합이 임계값 $(\theta)$ 을 넘을 때 1을 출력하며 이를 뉴런의 활성화(Activation)라고 한다.



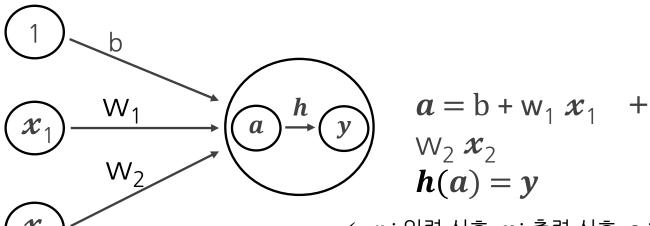




- 📵 Perceptron의 가중치(Weight) (2/2)
  - 의사결정 시 고려사항을 앞의 예와 같이 3가지라고 가정하자.
  - 1. 카페 분위기가 좋은가? (W₁)
  - 2. 좋은 원두를 사용하는가? (W<sub>2</sub>)
  - 3. 공간이 넓은가? (W₃)
  - 가중치는 Input의 중요도(영향력)를 나타낸다.
  - 분위기를 가장 고려한다면  $W_1 = 5$ ,  $W_2 = 2.5$ ,  $W_3 = 2.5$ 로 설정할 수 있다.
  - 원두를 가장 고려한다면  $W_1 = 2$ ,  $W_2 = 6$ ,  $W_3 = 2$ 로 설정할 수 있다.
  - 공간이 넓은지를 가장 고려한다면  $W_1 = 2$ ,  $W_2 = 1$ ,  $W_3 = 7$ 로 설정할 수 있다.

#### Perceptron의 활성화 함수(activation function) (1/2)

- 활성화 함수는 개별 뉴런에 들어오는 입력 신호의 총합을 출력 신호로 변화하는 역할을 한다.
- 활성화 함수를 구현하기 위해 편향(bias)이 적용된 퍼셉트론을 사용하다.
- 편향은 뉴런이 얼마나 쉽게 활성화하는지를 조정하는 역할을 한다.
- 입력 신호가 두 개인 경우 활성화 함수 처리 과정은 다음과 같다.



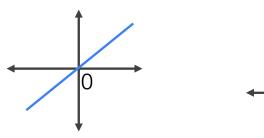
✓ x: 입력 신호, y: 출력 신호, a: 총합, w : 가중치, b : 편향, **h**(**a**) : 활성화 함수



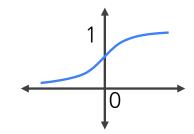
#### Perceptron의 활성화 함수(activation function) (2/2)

- 활성화 함수에는 여러 종류가 있다.

1. Linear function

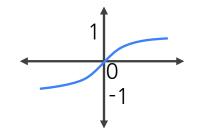


2. Step function

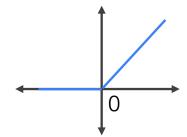


3. Sigmoid function

4. Hyperbolic tangent function

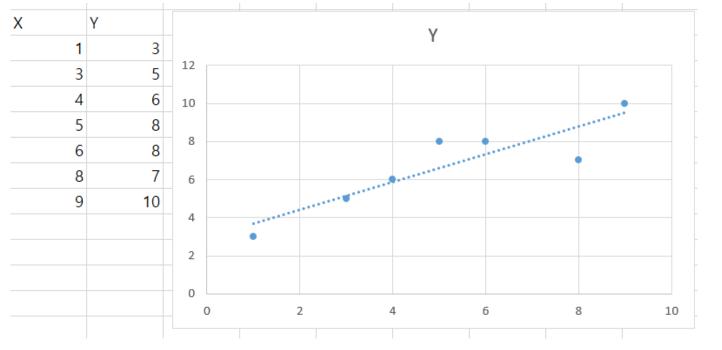


5. ReLU function



#### ② Regression이란? (1/2)

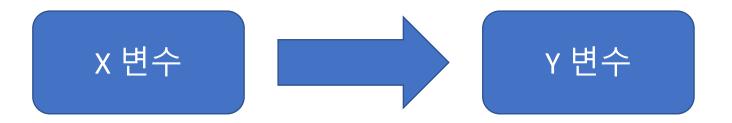
- 그래프 상에 무작위로 흩어져있는 데이터의 경향을 찾아 선으로 나타내는 것, 선이 직선 형태일 경우 Linear Regression이라 하며 Prediction(예측)의 한 방법이다.



예) X: 시간(s), Y : 평균 속도(m/s)

#### Regression이란? (2/2)

- 데이터의 경향을 찾는다는 것은 새로운 데이터가 들어왔을 때 해당하는 값을 예측하는 것을 의미한다.
- 데이터의 경향을 찿기 위해서 퍼셉트론 모형을 사용한다.
- 여기서 X변수는 Y변수의 변화를 예측할 수 있다고 여겨지는 변수로 특징(Feature)이라 한다.
- Y변수는 결과로 간주되는 변수로 반응(Response)이라 한다.

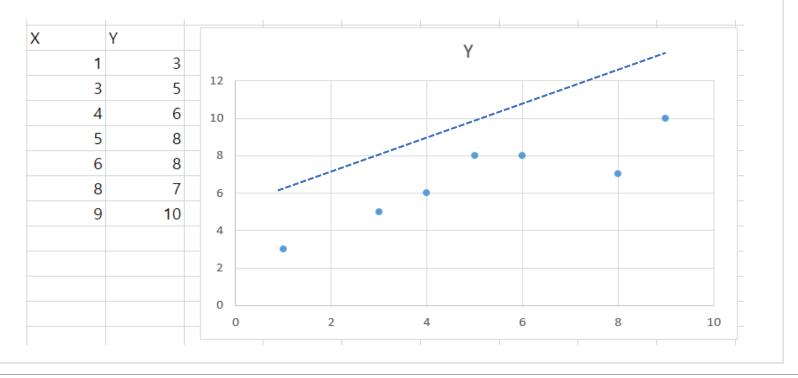


#### Q Linear Regression 설계 요소

- 1. 모델(출력 계산 방법)
- : 주어진 데이터를 예측하기 위해 설계하는 함수로 퍼셉트론 모형을 사용하여 가중치(Weight)와 편향(bias)을 학습한다.
- 가중치(Weight)는 뉴런(X)이 결과(Y)에 주는 영향력(중요도)을 조절하는 매개 변수이다.
- 편향(bias)은 뉴런이 얼마나 쉽게 활성화하는지를 조정한다.
- 2. 비용 함수(Cost Function)
- : 예측값과 실제값의 차이인 오차(Cost)를 어떻게 계산할 것인지 설정한다.
- 3. 최적화(Optimization)
- : Cost(오차)를 최소화하기 위해 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘을 사용한다.

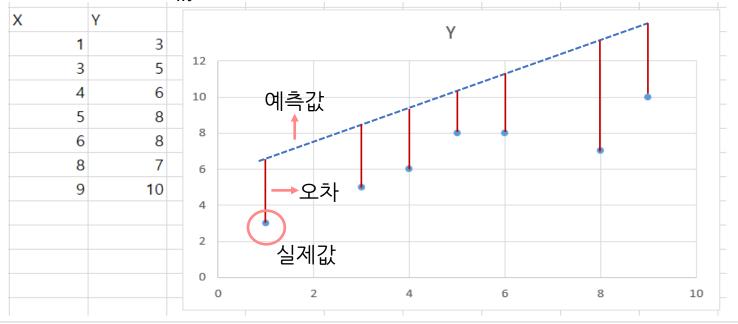
#### 퍼셉트론 정의하기

- 주어진 데이터를 가장 잘 나타내는 직선을 구하기 위해 가중치와 편향을 사용하여 모델을 정의한다.
- -H(x) = Wx + b, W:가중치, b: 편향
- 위의 모델로 구한 값이 예측값이 된다.



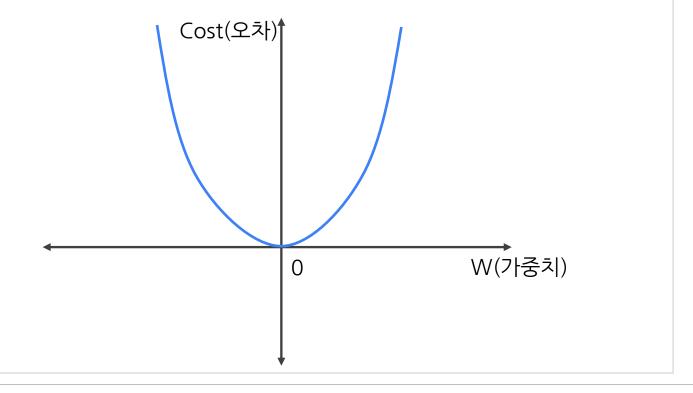
#### 의 비용 함수(Cost Function) 정의하기

- 모델로 구한 예측값과 실제값(Y)의 차이인 오차를 어떻게 계산 할 것인지 설정한다.
- 비용 함수는 모델로 구한 예측값과 실제값(Y)의 차이를 제곱하여 평균한다(Mean Squared Error, MSE).
- $-cost(W,b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (H(x^{(i)}) y^{(i)})^{2}, H(x) = Wx + b$



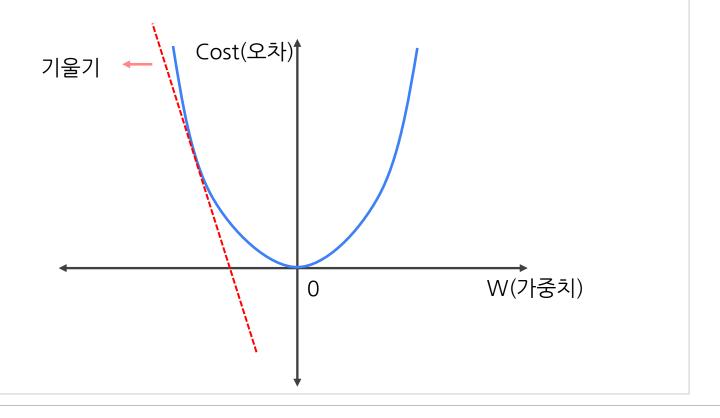
#### ② 최적화(Optimization) 정의하기 (1/3)

- 최적화한다는 것은 Cost(오차)를 최소화하는 것이며 이를 위해 W(가중치)와 b(편향)을 업데이트한다.
- 가중치(W)에 따른 Cost(오차) 그래프를 나타내면 아래와 같다.



### ② 최적화(Optimization) 정의하기 (2/3)

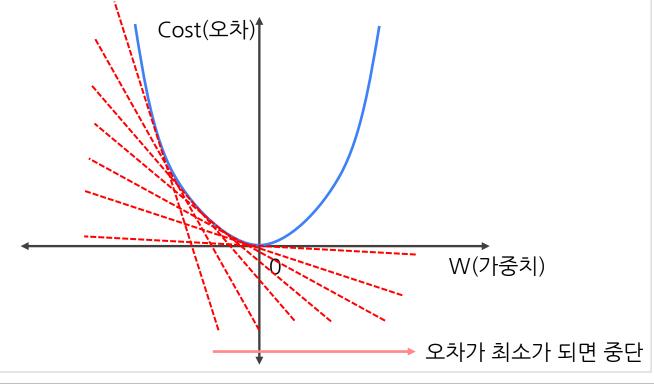
- Cost(오차)를 최소화하는 방법으로 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘을 사용한다.



#### 최적화(Optimization) 정의하기 (3/3)

- 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘의 원리는 W(가중치)에 대한 미분값을 통해 W값을 업데이트하여 오차의 최저점을 찾는 것이다.

$$-W := W - \alpha \frac{\partial}{\partial W} cost(W)$$



- ② Tensorflow를 이용한 Linear Regression 설계하기
  - 1. 그래프를 만든다. (Build graph)
  - 2. session을 열고 sess.run()으로 그래프를 실행시킨다. (Run)
  - 3. 반환되는 결과 값을 가지고 반복해서 변수를 업데이트하여 학습시킨다. (Update)

#### ◎ 전체 코드 (1/2)

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
learning rate = 0.01
training cnt = 10
train_X = np.array([1, 2, 3])
train_Y = np.array([1, 2, 3])
X = tf.placeholder("float")
Y = tf.placeholder("float")
W = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight")
b = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "bias")
pred = tf.add(tf.multiply(X, W), b)
cost = tf.reduce mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning rate)
op_train = optimizer.minimize(cost)
```

◎ 전체 코드 (2/2)

```
sess = tf.Session()
init = tf.global_variables_initializer()
sess.run(init)

for epoch in range(training_cnt):
    r_cost, r_W, r_b, _ = sess.run([cost, W, b, op_train],
feed_dict = {X: train_X, Y: train_Y})
    print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training
cost = ", r_cost, "W = ", r_W, "b = ", r_b)

print("Optimization Finished!")
print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training cost = ",
r_cost, "W = ", r_W, "b = ", r_b)
```

☑ 모델 구축(Build graph) 전체 코드 (1/8)

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
learning rate = 0.01
training cnt = 10
train_X = np.array([1, 2, 3])
train Y = np.array([1, 2, 3])
X = tf.placeholder("float")
Y = tf.placeholder("float")
W = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight")
b = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "bias")
pred = tf.add(tf.multiply(X, W), b)
cost = tf.reduce mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning rate)
op_train = optimizer.minimize(cost)
```

☑ 모델 구축(Build graph) (2/8)

☑ 라이브러리 import

```
# 필요한 Library import
import tensorflow as tf
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
```

\* 라이브러리 설치

```
(tf-py36) :~$ pip install tensorflow
(tf-py36) :~$ pip install numpy
(tf-py36) :~$ pip install matplotlib
```

#### 모델 구축(Build graph) (3/8)

- ☑ 파라메터 값 설정
  - 학습을 위한 기초 파라메터
  - learning\_rate: 학습 정도를 조절하는 파라메터. 값이 너무 작으면 Train 되지 않을 수 있고 너무 크면 overshooting이 발생할 수 있다.
  - training\_cnt : data set에 대한 training 반복 횟수

```
# 파라메터값 설정
learning_rate = 0.01
training_cnt = 10
```

#### ☑ 트레이닝 데이터 변수 선언

- 입력으로 들어가는 x data, y data 설정
- numpy array를 사용

```
# Training Data
train_X = np.array([1, 2, 3])
train_Y = np.array([1, 2, 3])
```

#### 모델 구축(Build graph) (4/8)

#### ★ If graph input

- placeholder : 학습용 데이터를 담는 그릇
- 값은 미정이나 어떤 타입, 데이터 구조를 갖는 데이터를 정의함, 즉 입력값을 받을 수 있음
- 아래는 어떤 데이터인지는 모르겠지만, float 타입 데이터를 정의 하겠다라는 것
- \* tf.placeholder() << 괄호 사이에 shift+tab을 누르면 사용 가능한 변수들이 보임
- dtype : 저장되는 데이터 형 ( 실수, 정수 등 정의 )
- shape : 행렬의 차원 정의, shape=[3,3]으로 정의하면, 이 플레이스홀더는 3x3행렬을 저장
- name : 플레이스홀더의 이름 정의

```
X = tf.placeholder("float")
Y = tf.placeholder("float")
```



- - variable : 변수를 의미하며 임의의 값을 지정
  - 그래프를 계산하면서 최적화 할 변수들(신경망을 좌우하는 값) 입력 시 사용

☑ linear model (예측 값 구현 )

$$H(x) = Wx + b$$

```
# Construct a linear model (Wx+b)
pred = tf.add(tf.multiply(X, W), b)
```

or

$$pred = X * W + b$$

② 모델 구축(Build graph) (6/8)

★ cost/loss function 구현

$$cost(W,b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (H(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}$$

```
# cost/loss function
cost = tf.reduce_mean(tf.pow(pred-Y, 2))
```

or

cost = tf.reduce\_mean(tf.square(pred - Y))

# ☑ 모델 구축(Build graph) (7/8) \* reduce\_mean?

- 들어오는 입력의 평균값을 구하는 함수

$$cost(W,b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (H(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

```
t = [ 1., 2., 3., 4.]
r_m = tf.reduce_mean(t)
```

```
sess = tf.Session()
sess.run(tf.global_variables_initializer())
sess.run(r_m)
2.5
```

모델 구축(Build graph) (8/8)

♥ 학습 방법 → cost를 최소화

- GradientDescent 함수 사용 ( 경사하강법 )

```
cost = tf.reduce_mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate)
op_train = optimizer.minimize(cost)
```

② 모델 실행(run/update) 전체 코드 (1/3)

```
sess = tf.Session()
init = tf.global_variables_initializer()
sess.run(init)
for epoch in range(training cnt):
    r_cost, r_W, r_b, _ = sess.run([cost, W, b, op_train],
    feed_dict = {X: train_X, Y: train_Y})
    print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training
cost =", r_cost, "W =", r_W, "b =", r b)
print("Optimization Finished!")
print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training cost
=", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
```

② 모델 실행(run/update) (2/3)

```
# Tensorflow 세션 생성
sess = tf.Session()
# 변수들에 초기값 할당
init = tf.global variables initializer()
sess.run(init)
for epoch in range(training cnt): # traing cnt 횟수만큼 반복 실행
   r_cost, r_W, r_b, _ = sess.run([cost, W, b, op_train],
   feed dict = {X: train X, Y: train Y})
   #sess.run을 통해 학습한(변경된) cost, W, b 값을 r cost, r W, r b
₩ update
   print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training cost
=", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
    # sess.run을 통해 학습된 값 출력
print("Optimization Finished!")
print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training cost =",
r_cost, "W =", r_W, "b =", r_b)
```

#### 모델 실행(run/update) (3/3)

```
Running count : 0001 Training cost = 4.6666665 \text{ W} = [0.093333334] \text{ b} = [0.04]
Running count: 0002 Training cost = 3.6927407 W = [0.17635557] b = [0.07546666]
Running count : 0003 Training cost = 2.9228852 W = [0.2502104] b = [0.10690311]
Running count : 0004 Training cost = 2.314336 W = [0.31591463] b = [0.13475662]
Running count : 0005 Training cost = 1.8332924 W = [0.37437233] b = [0.1594249]
Running count : 0006 Training cost = 1.4530338 W = [0.42638725] b = [0.18126151]
Running count: 0007 Training cost = 1.1524409 W = [0.47267398] b = [0.20058079]
Running count: 0008 Training cost = 0.9148195 W = [0.51386786] b = [0.21766222]
Running count: 0009 Training cost = 0.72697395 W = [0.5505337] b = [0.23275426]
Running count : 0010 Training cost = 0.5784736 \text{ W} = [0.58317375] \text{ b} = [0.24607782]
Optimization Finished!
Running count: 0010 Training cost = 0.5784736 \text{ W} = [0.58317375] \text{ b} = [0.24607782]
```

② def(함수) 사용하여 코딩하기 (1/4)

```
def make graph() :
   global X, Y, W, b, pred ,cost,optimizer, op train
# 전역변수 선언
   X = tf.placeholder("float")
   Y = tf.placeholder("float")
   W = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight")
    b = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "bias")
    pred = tf.add(tf.multiply(X, W), b)
   cost = tf.reduce_mean(tf.pow(pred-Y, 2))
   optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning rate)
   op train = optimizer.minimize(cost)
```

def(함수) 사용하여 코딩하기 (2/4)

```
def run graph() :
    sess = tf.Session()
    init = tf.global_variables_initializer()
    sess.run(init)
    for epoch in range(training_cnt):
        r_cost, r_W, r_b, _ = sess.run([cost, W, b, op_train],
       feed_dict = {X: train_X, Y: train_Y})
        print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training
cost =", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
   print("Optimization Finished!")
    print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training cost
=", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
```



#### def(함수) 사용하여 코딩하기 (3/4)

- 함수 실행하기

```
make graph()
```

#### run graph()

```
Running count : 0001 Training cost = 4.6666665 \text{ W} = [0.09333334] \text{ b} = [0.04]
Running count: 0002 Training cost = 3.6927407 W = [0.17635557] b = [0.07546666]
Running count : 0003 Training cost = 2.9228852 \text{ W} = [0.2502104] \text{ b} = [0.10690311]
Running count : 0004 Training cost = 2.314336 W = [0.31591463] b = [0.13475662]
Running count : 0005 Training cost = 1.8332924 W = [0.37437233] b = [0.1594249]
Running count : 0006 Training cost = 1.4530338 W = [0.42638725] b = [0.18126151]
Running count: 0007 Training cost = 1.1524409 W = [0.47267398] b = [0.20058079]
Running count : 0008 Training cost = 0.9148195 \text{ W} = [0.51386786] \text{ b} = [0.21766222]
Running count : 0009 Training cost = 0.72697395 W = [0.5505337] b = [0.23275426]
Running count : 0010 Training cost = 0.5784736 \text{ W} = [0.58317375] \text{ b} = [0.24607782]
Optimization Finished!
Running count : 0010 Training cost = 0.5784736 \text{ W} = [0.58317375] \text{ b} = [0.24607782]
```

#### def(함수) 사용하여 코딩하기 (4/4)

- 학습 횟수 -> 100

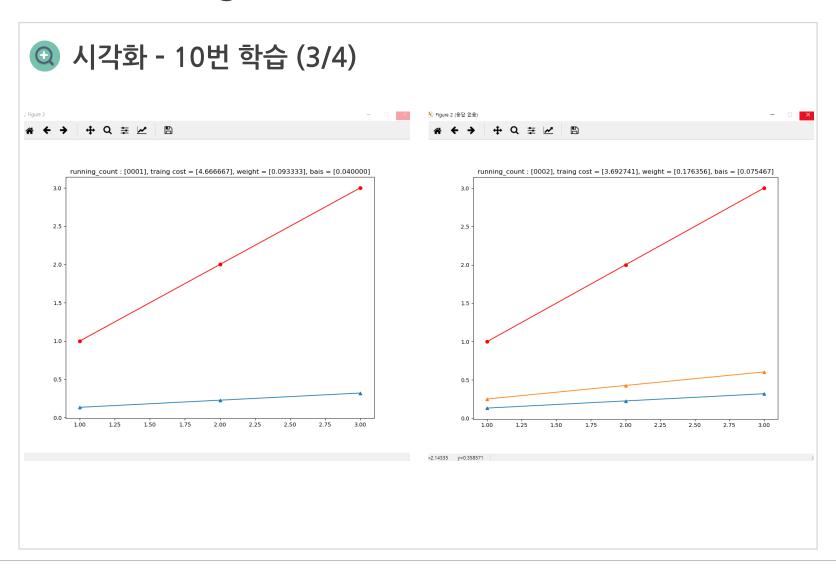
```
learning rate = 0.01
training cnt = 100
```

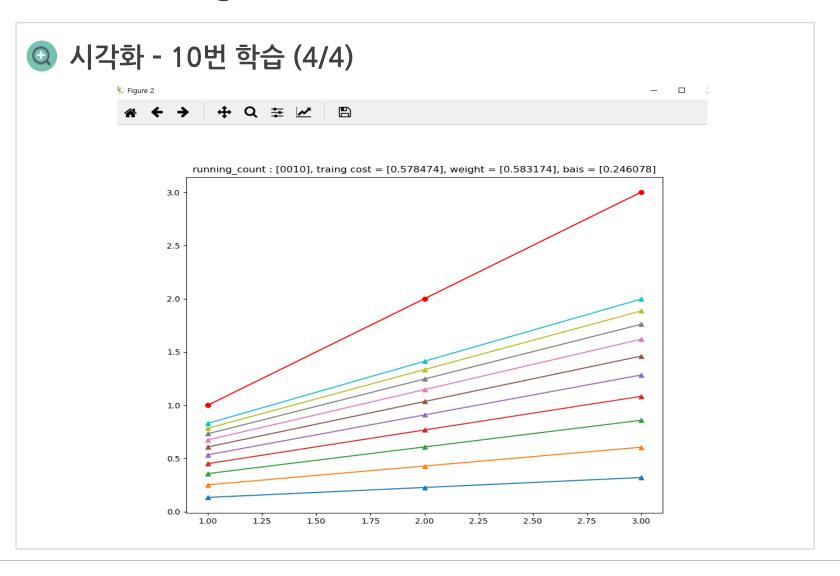
```
Running count : 0010 Training cost = 0.5784736 \text{ W} = [0.58317375] \text{ b} = [0.24607782]
Running count : 0020 Training cost = 0.07108992 \text{ W} = [0.76570153] \text{ b} = [0.31615967]
Running count: 0030 Training cost = 0.02202488 W = [0.82453835] b = [0.33207244]
Running count: 0040 Training cost = 0.016636007 W = [0.84514725] b = [0.33140582]
Running count: 0050 Training cost = 0.015439604 W = [0.85390174] b = [0.32575577]
Running count : 0060 Training cost = 0.014674502 W = [0.85894114] b = [0.31869748]
Running count : 0070 Training cost = 0.013981109 \text{ W} = [0.8627786] \text{ b} = [0.311331]
Running count: 0080 \text{ Training cost} = 0.013323699 \text{ W} = [0.8661908] \text{ b} = [0.30399284]
Running count : 0090 Training cost = 0.012697489 \text{ W} = [0.86941886] \text{ b} = [0.29678383]
Running count: 0100 Training cost = 0.012100749 \text{ W} = [0.8725385] \text{ b} = [0.2897323]
Optimization Finished!
Running count : 0100 Training cost = 0.012100749 \text{ W} = [0.8725385] \text{ b} = [0.2897323]
```

② 시각화 - 10번 학습 (1/4)

```
# Graphic display
plt.figure(figsize=(10,8))
plt.plot(train X, train Y,
label='y_data',marker="o",color='r',linewidth=1.5)
pagenation('....')
# 학습( training_cnt 횟수만큼)
for epoch in range(training cnt): # training cnt = 10
    r_{cost}, r_{w}, r_{b}, r_{ses} = sess.run([cost, W, b, op_train],
feed dict = {X: train X, Y: train Y})
    if (epoch+1) % display step == 0: # 나머지가 0이될 때 결과 출력
        print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training
cost =", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
```

◎ 시각화 - 10번 학습 (2/4)

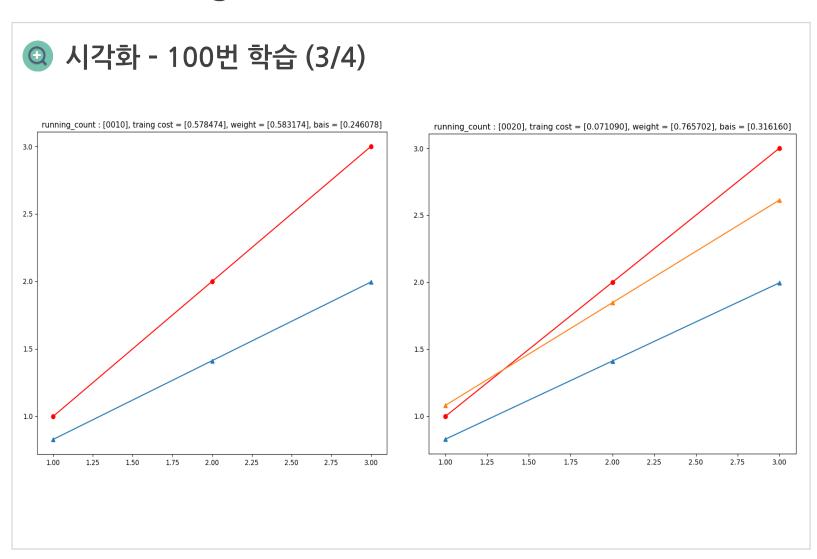


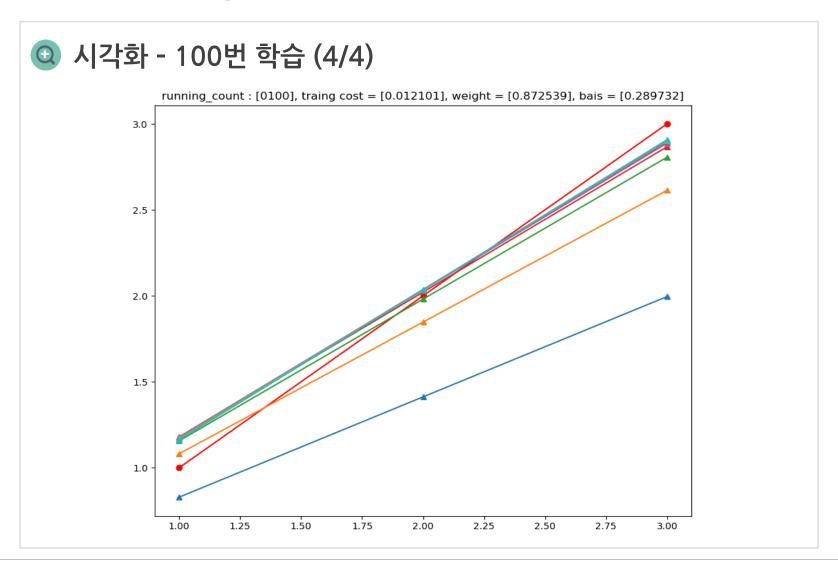


◎ 시각화 - 100번 학습 (1/4)

```
# Graphic display
plt.figure(figsize=(10,8))
plt.plot(train_X, train_Y, label='y_data', marker="o",
color='r',linewidth=1.5)
pagenation('....')
# 학습( training cnt 횟수만큼)
for epoch in range(training_cnt): # training_cnt = 100
    r_{cost}, r_{w}, r_{b}, r_{ses} = sess.run([cost, W, b, op_train],
feed dict = {X: train X, Y: train Y})
    if (epoch+1) % display_step == 0: # 나머지가 0이될 때 결과 출
력, display step= 10 (10번 마다 출력)
        print("Running count : " '%04d' % (epoch+1), "Training
cost =", r cost, "W =", r W, "b =", r b)
```

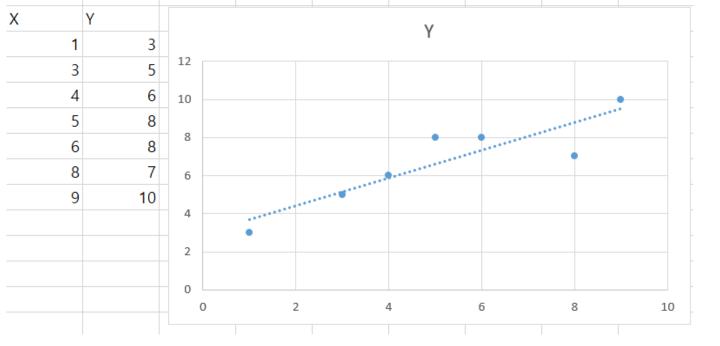
◎ 시각화 - 100번 학습 (2/4)





#### ② Regression이란? (1/2)

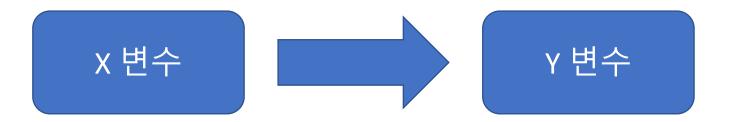
- 그래프 상에 무작위로 흩어져있는 데이터의 경향을 찾아 선으로 나타내는 것, 선이 직선 형태일 경우 Linear Regression이라 하며 Prediction(예측)의 한 방법이다.



예) X: 시간(s), Y : 평균 속도(m/s)

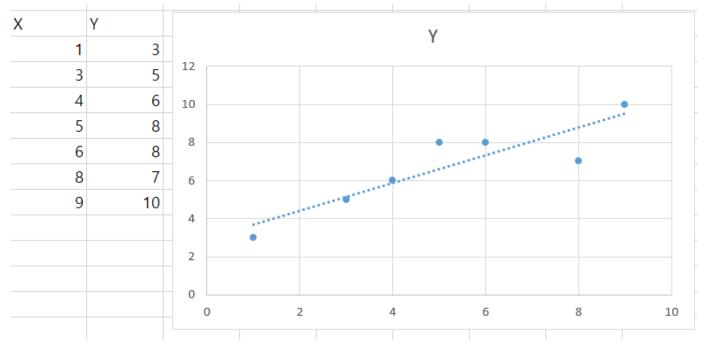
#### ② Regression이란? (2/2)

- 데이터의 경향을 찾는다는 것은 새로운 데이터가 들어왔을 때 해당하는 값을 예측하는 것을 의미한다.
- 데이터의 경향을 찿기 위해서 퍼셉트론 모형을 사용한다.
- 여기서 X변수는 Y변수의 변화를 예측할 수 있다고 여겨지는 변수로 특징(Feature)이라 한다.
- Y변수는 결과로 간주되는 변수로 반응(Response)이라 한다.



#### Multi-Variable이란? (1/2)

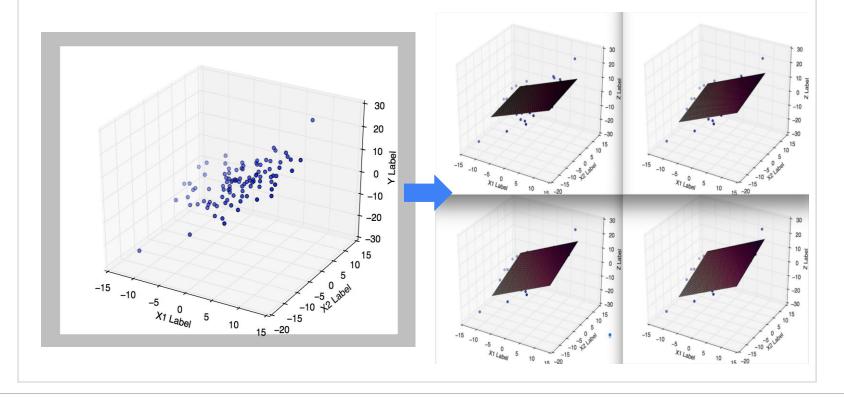
- 이전까지 배웠던 Linear Regression은 X변수가 1개, Y변수가 1개인 Simple Linear Regression이다.



예) X: 시간(s), Y : 평균 속도(m/s)

#### Multi-Variable이란? (2/2)

- 지금부터는 X변수가 2개 이상, Y변수가 1개인 Multi-Variable Linear Regression을 다룰 것이다.
- 그래프 상에 무작위로 흩어져있는 데이터의 경향을 평면으로 나타낸다.



#### Multi-Variable Linear Regression 설계 요소

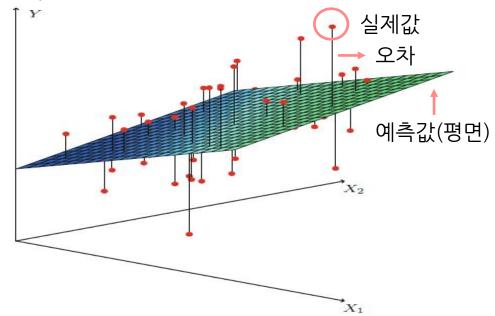
- 1. 모델(출력 계산 방법)
- : 주어진 데이터를 예측하기 위해 설계하는 모델로 퍼셉트론 모형을 사용하여 가중치(Weight)와 편향(bias)을 학습한다.
- 가중치(Weight)는 뉴런(X)이 결과(Y)에 주는 영향력(중요도)을 조절하는 매개 변수이다.
- 편향(bias)은 뉴런이 얼마나 쉽게 활성화하는지를 조정한다.
- 2. 비용 함수(Cost Function)
- : 예측값과 실제값의 차이인 오차(Cost)를 어떻게 계산할 것인지 설정하다.
- 3. 최적화(Optimization)
- : Cost(오차)를 최소화하기 위해 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘을 사용한다.

#### 모델(출력 계산 방법) 정의하기

- 주어진 데이터를 가장 잘 나타내는 평면을 구하기 위해 가중치(Weight)와 편향(bias)을 사용하여 모델을 정의한다.
- X변수 즉, 특징(Feature)이 n개인 모델은 다음과 같다.
- $-H(x_1, x_2, \boxtimes, x_n) = W_1x_1 + W_2x_2 + \boxtimes + W_nx_n + b$
- -H(x): 예측값, W:가중치, b: 편향
- 위의 모델로 구한 값이 예측값이 된다.

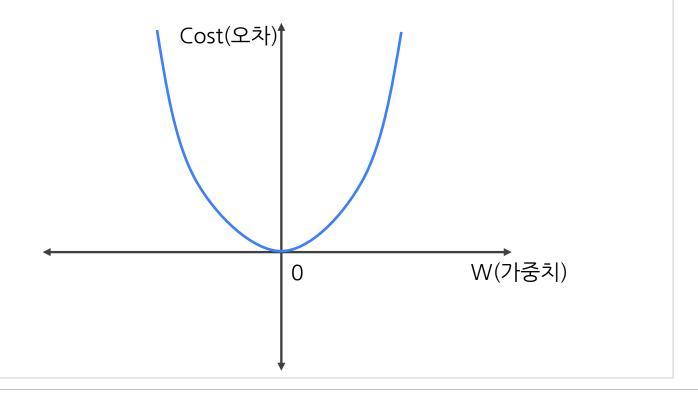
#### 비용 함수(Cost Function) 정의

- 모델로 구한 예측값과 실제값(Y)의 차이인 오차를 어떻게 계산할 것인지 설정한다.
- 비용 함수는 모델로 구한 예측값과 실제값(Y)의 차이를 제곱하여 평균한다.
- $-cost(W,b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (H(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \boxtimes, x_n^{(i)}) y^{(i)})^2$



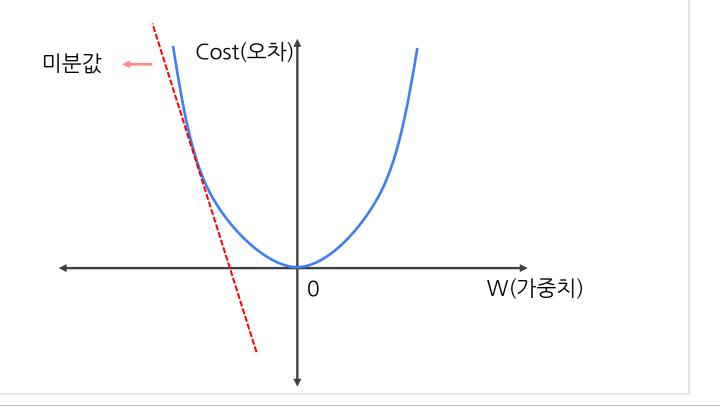
#### 최적화(Optimization) 정의 (1/3)

- 최적화한다는 것은 Cost(오차)를 최소화하는 것이며 이를 위해 W(가중치)와 b(편향)을 업데이트한다.
- W(가중치)에 따른 Cost(오차) 그래프를 나타내면 아래와 같다.



## ② 최적화(Optimization) 설계하기 (2/3)

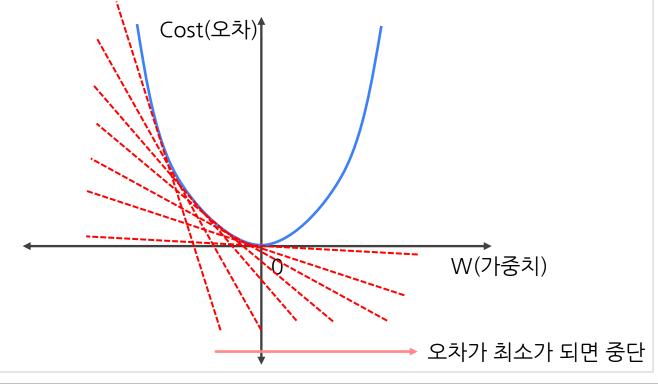
- Cost(오차)를 최소화하는 방법으로 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘을 사용한다.



#### 최적화(Optimization) 설계하기 (3/3)

- 경사하강법(Gradient Descent) 알고리즘의 원리는 W(가중치)에 대한 미분값을 통해 W값을 업데이트하여 오차의 최저점을 찾는 것이다.

$$-W := W - \alpha \frac{\partial}{\partial W} cost(W)$$



- ◎ Tensorflow를 이용한 Linear Regression 설계하기
  - 1. 그래프를 만든다. (Build graph)
  - 2. session을 열고 sess.run()으로 그래프를 실행시킨다. (Run)
  - 3. 반환되는 결과 값을 가지고 반복해서 변수를 업데이트하여 학습시킨다. (Update)

```
◎ 전체 코드 (1/3)
 import tensorflow as tf
 import numpy as np
 learning_rate = 0.01
 training_cnt = 10
 display_step = 1
 train_X1 = np.array([1., 0., 3., 0., 5.])
 train_X2 = np.array([0., 2., 0., 4., 0.])
 train_Y = np.array([1., 2., 3., 4., 5.])
 X1 = tf.placeholder("float")
 X2 = tf.placeholder("float")
 Y = tf.placeholder("float")
```

## ◎ 전체 코드 (2/3)

```
W1 = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight1")
W2 = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight2")
b = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "bias")
pred = X1 * W1 + X2 * W2 + b
cost = tf.reduce mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning rate)
op train = optimizer.minimize(cost)
sess = tf.Session()
init = tf.global_variables_initializer()
sess.run(init)
```

```
◎ 전체 코드 (3/3)
for epoch in range(training cnt):
     r_{cost}, r_{W1}, r_{W2}, r_{b}, r_{pred}, r_{est} = sess.run([cost, W1, W2,
b,pred, op train],
     feed_dict = {X1: train_X1, X2: train_X2, Y: train_Y})
     if (epoch+1) % display step == 0:
         print("Run count : [%04d], Train cost =[%.4f], W1
=[\%.4f], W2 = [\%.4f], b = [\%.4f],
 pred =[%.4f %.4f %.4f %.4f]"
               % (epoch+1, r cost, r W1, r W2,
 r b,r pred[0],r pred[1],r pred[2],r pred[3],r pred[4] ))
 print("Optimization Finished!")
 print("Run_count : [%04d], Train_cost =[%.4f], W1 =[%.4f], W2
=[\%.4f], b =[\%.4f], pred =[\%.4f\%.4f\%.4f\%.4f\%.4f]"
               % (epoch+1, r cost, r W1, r W2,
r_b,r_pred[0],r_pred[1],r_pred[2],r_pred[3],r_pred[4] ))
```

#### 모델 구축(Build graph) (1/6)

#### ☑ 파라메터 값 설정

- 학습을 위한 기초 파라메터
- learning\_rate : 값이 너무 적으면 Train 되지 않을 수 있고 값이 너무 크면 overshooting이 발생할 수 있다.
- training\_cnt : data set에 대한 training 반복 횟수

```
# 파라메터값 설정
learning_rate = 0.01
training_cnt = 10
display_step = 1 # 원하는 출력 위치 조정
```

- 모델 구축(Build graph) (2/6)
  - ☑ 트레이닝 데이터 변수 선언
    - 입력으로 들어가는 x data(input 2개), y data(output 1개) 설정
    - numpy array를 사용

```
# Training Data
train_X1 = np.array([1., 0., 3., 0., 5.])
train_X2 = np.array([0., 2., 0., 4., 0.])
train_Y = np.array([1., 2., 3., 4., 5.])
```

#### 모델 구축(Build graph) (3/6)

#### ★ If graph input

- placeholder : 학습용 데이터를 담는 그릇
- 값은 미정이나 어떤 타입, 데이터 구조를 갖는 데이터를 정의함, 즉 입력값을 받을 수 있음
- 아래는 어떤 데이터인지는 모르겠지만, float 타입 데이터를 정의 하겠다라는 것
- \* tf.placeholder() << 괄호 사이에 shift+tab을 누르면 사용 가능한 변수들이 보임
- dtype : 저장되는 데이터 형 ( 실수, 정수 등 정의 )
- shape : 행렬의 차원 정의, shape=[3,3]으로 정의하면, 이 플레이스홀더는 3x3행렬을 저장
- name : 플레이스홀더의 이름 정의

```
X1 = tf.placeholder("float")
X2 = tf.placeholder("float")
Y = tf.placeholder("float")
```

입력 변수를 담는 placeholder 2개로 늘어남

#### 모델 구축(Build graph) (4/6)

- ✓ set model weight
  - variable : 변수를 의미하며 임의의 값을 지정
  - 그래프를 계산하면서 최적화 할 변수들(신경망을 좌우하는 값) 입력 시 사용
  - 입력 변수가 2개이기 때문에 각각에 weight가 주어지게 된다.



☑ linear model (예측 값 구현 )

$$H(x_1, x_2) = x_1 w_1 + x_2 w_2 + b$$

<b>X</b> <sub>1</sub>	$X_2$	Y
1	0	1
0	2	2
3	0	3
0	4	4
5	0	5

$$1*1 + 0*1 + 0 = 1$$
  
 $0*1 + 2*1 + 0 = 2$   
 $3*1 + 0*1 + 0 = 3$   
 $0*1 + 4*1 + 0 = 4$   
 $5*1 + 0*1 + 0 = 5$ 

```
train_X1 = np.array([1., 0., 3., 0., 5.])
train_X2 = np.array([0., 2., 0., 4., 0.])
train Y = np.array([1., 2., 3., 4., 5.])
X1 = tf.placeholder("float")
X2= tf.placeholder("float")
Y = tf.placeholder("float")
W1 = tf.Variable([.0], tf.float32,
name = "weight1")
W2 = tf.Variable([.0], tf.float32,
name = "weight2")
b = tf.Variable([.0], tf.float32,
name = "bias")
pred = X1 * W1 + X2 * W2 + b
```

모델 구축(Build graph) (6/6)

★ cost/loss function 구현

$$cost(W,b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (H(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

```
# cost/loss function
cost = tf.reduce_mean(tf.pow(pred-Y, 2))
```

or

```
cost = tf.reduce_mean(tf.square(pred - Y))
```

#### ☑ 학습 방법 → cost를 최소화

- GradientDescent 함수 사용 ( 경사하강법 )

```
cost = tf.reduce_mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate)
op_train = optimizer.minimize(cost)
```

#### 모델 실행(run/update) (1/3)

```
# 세션을 열고 그래프 실행
sess = tf.Session()
# 변수들에 초기값 할당
init = tf.global_variables_initializer()
sess.run(init)
```

```
for epoch in range(training_cnt): # traing_cnt 횟수만큼
반복 실행
r_cost, r_W1, r_W2, r_b,r_pred, _ = sess.run([cost,
W1, W2, b,pred, op_train],
feed_dict = {X1: train_X1, X2: train_X2, Y: train_Y})
#sess.run을통해 학습한(변경된) 파라메터 값들을 할당
```

#### ② 모델 실행(run/update) (2/3)

```
if (epoch+1) % display step == 0:
        print("Run count : [%04d], Train cost =[%.4f], W1
=[\%.4f], W2 = [\%.4f], b = [\%.4f],
pred =[%.4f %.4f %.4f %.4f]"
             % (epoch+1, r cost, r W1, r W2,
r_b,r_pred[0],r_pred[1],r_pred[2],r_pred[3],r_pred[4] ))
# sess.run을 통해 학습된 값 출력(pred의 경우 value가 5개가 나오기 때문에 그 값
을 소수점4번째까지만 나타내려 각각 print함 )
print("Optimization Finished!")
print("Run count : [\%04d], Train cost =[\%.4f], W1 =[\%.4f], W2
=[\%.4f], b =[\%.4f], pred =[\%.4f\%.4f\%.4f\%.4f\%.4f]"
             % (epoch+1, r_cost, r_W1, r_W2,
r b,r pred[0],r pred[1],r pred[2],r pred[3],r pred[4] ))
```

#### 모델 실행(run/update) (3/3)

```
Run count : [0001], Train cost =[11.0000], W1 =[0.1400], W2 =[0.0800], b
=[0.0600], pred =[0.0000 0.0000 0.0000 0.0000]
Run count : [0002], Train cost =[8.2482], W1 =[0.2582], W2 =[0.1522], b
=[0.1118], pred =[0.2000 0.2200 0.4800 0.3800 0.7600]
Run count : [0003], Train cost =[6.2131], W1 =[0.3581], W2 =[0.2173], b
=[0.1567], pred =[0.3701 0.4162 0.8866 0.7205 1.4030]
Run count : [0004], Train cost =[4.7033], W1 =[0.4423], W2 =[0.2762], b
=[0.1954], pred =[0.5147 0.5913 1.2308 1.0259 1.9470]
Run_count : [0005], Train_cost =[3.5794], W1 =[0.5133], W2 =[0.3294], b
=[0.2290], pred =[0.6377 0.7477 1.5223 1.3001 2.4069]
Run_count : [0006], Train_cost =[2.7396], W1 =[0.5732], W2 =[0.3775], b
=[0.2580], pred =[0.7423 0.8877 1.7690 1.5465 2.7956]
Run count : [0007], Train cost =[2.1096], W1 =[0.6237], W2 =[0.4211], b
=[0.2831], pred =[0.8312 1.0131 1.9777 1.7681 3.1241]
Run count : [0008], Train cost =[1.6348], W1 =[0.6662], W2 =[0.4607], b
=[0.3049], pred =[0.9068 1.1254 2.1542 1.9677 3.4016]
Run count : [0009], Train cost =[1.2755], W1 =[0.7019], W2 =[0.4965], b
=[0.3238], pred =[0.9711 1.2262 2.3034 2.1475 3.6358]
Run_count : [0010], Train_cost =[1.0022], W1 =[0.7320], W2 =[0.5290], b
=[0.3401], pred =[1.0257 1.3167 2.4296 2.3097 3.8335]
Optimization Finished!
Run count : [0010], Train cost =[1.0022], W1 =[0.7320], W2 =[0.5290], b
=[0.3401], pred =[1.0257 1.3167 2.4296 2.3097 3.8335]
```

def(함수) 사용하여 코딩하기 (1/7)

```
def make_graph() :
   global X, Y, W, b, pred ,cost,optimizer, op_train
# 전역변수 선언
   X1 = tf.placeholder("float")
   X2= tf.placeholder("float")
   Y = tf.placeholder("float")
   W1 = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight1")
   W2 = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "weight2")
    b = tf.Variable([.0], tf.float32, name = "bias")
   pred = X1 * W1 + X2 * W2 + b
   cost = tf.reduce mean(tf.pow(pred-Y, 2))
   optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning_rate)
   op train = optimizer.minimize(cost)
```

② def(함수) 사용하여 코딩하기 (2/7)

```
def run_graph() :
    sess = tf.Session()
    init = tf.global_variables_initializer()
    sess.run(init)

    for epoch in range(training_cnt):
        r_cost, r_W1, r_W2, r_b,r_pred, _ = sess.run([cost, W1, W2, b,pred, op_train],
        feed_dict = {X1: train_X1, X2: train_X2, Y: train_Y})
```

def(함수) 사용하여 코딩하기 (3/7)

def(함수) 사용하여 코딩하기 (4/7)- 함수 실행하기

make\_graph()

run\_graph()

#### def(함수) 사용하여 코딩하기 (5/7)

- 함수 실행하기

```
Run count : [0001], Train cost =[11.0000], W1 =[0.1400], W2 =[0.0800], b =[0.0600],
pred =[0.0000 0.0000 0.0000 0.0000 0.0000]
Run count : [0002], Train cost =[8.2482], W1 =[0.2582], W2 =[0.1522], b =[0.1118],
pred =[0.2000 0.2200 0.4800 0.3800 0.7600]
Run count : [0003], Train cost =[6.2131], W1 =[0.3581], W2 =[0.2173], b =[0.1567],
pred =[0.3701 0.4162 0.8866 0.7205 1.4030]
Run count : [0004], Train cost =[4.7033], W1 =[0.4423], W2 =[0.2762], b =[0.1954],
pred =[0.5147 0.5913 1.2308 1.0259 1.9470]
Run_count : [0005], Train_cost =[3.5794], W1 =[0.5133], W2 =[0.3294], b =[0.2290],
pred =[0.6377 0.7477 1.5223 1.3001 2.4069]
Run_count : [0006], Train_cost =[2.7396], W1 =[0.5732], W2 =[0.3775], b =[0.2580],
pred =[0.7423 0.8877 1.7690 1.5465 2.7956]
Run_count : [0007], Train_cost =[2.1096], W1 =[0.6237], W2 =[0.4211], b =[0.2831],
pred =[0.8312 1.0131 1.9777 1.7681 3.1241]
Run count : [0008], Train cost =[1.6348], W1 =[0.6662], W2 =[0.4607], b =[0.3049],
pred =[0.9068 1.1254 2.1542 1.9677 3.4016]
Run count : [0009], Train cost =[1.2755], W1 =[0.7019], W2 =[0.4965], b =[0.3238],
pred =[0.9711 1.2262 2.3034 2.1475 3.6358]
Run count : [0010], Train cost =[1.0022], W1 =[0.7320], W2 =[0.5290], b =[0.3401],
pred =[1.0257 1.3167 2.4296 2.3097 3.8335]
Optimization Finished!
Run count : [0010], Train cost =[1.0022], W1 =[0.7320], W2 =[0.5290], b =[0.3401],
pred =[1.0257 1.3167 2.4296 2.3097 3.8335]
```

**(a)** def(**함수**) 사용하여 코딩하기 (6/7) - 학습 횟수 -> 100

```
learning_rate = 0.01
training_cnt = 100
display_step = 10
```



#### def(함수) 사용하여 코딩하기 (7/7)

- 학습 횟수 -> 100

```
Run count : [0010], Train_cost =[1.0022], W1 =[0.7320], W2 =[0.5290], b =[0.3401],
pred =[1.0257 1.3167 2.4296 2.3097 3.8335]
Run count : [0020], Train cost =[0.1409], W1 =[0.8616], W2 =[0.7291], b =[0.4198],
pred =[1.2726 1.8489 2.9856 3.2816 4.6986]
Run count : [0030], Train cost =[0.0509], W1 =[0.8831], W2 =[0.8094], b =[0.4342],
pred =[1.3163 2.0422 3.0809 3.6504 4.8454]
Run_count : [0040], Train_cost =[0.0364], W1 =[0.8875], W2 =[0.8437], b =[0.4303],
pred =[1.3183 2.1138 3.0927 3.7966 4.8671]
Run count : [0050], Train cost =[0.0324], W1 =[0.8900], W2 =[0.8599], b =[0.4207],
pred =[1.3115 2.1392 3.0910 3.8567 4.8704]
Run count : [0060], Train cost = [0.0302], W1 = [0.8927], W2 = [0.8687], b = [0.4093],
pred =[1.3029 2.1466 3.0877 3.8826 4.8726]
Run count : [0070], Train cost =[0.0284], W1 =[0.8956], W2 =[0.8746], b =[0.3975],
pred =[1.2940 2.1468 3.0847 3.8949 4.8754]
Run count : [0080], Train cost =[0.0267], W1 =[0.8987], W2 =[0.8791], b =[0.3858],
pred =[1.2853 2.1443 3.0820 3.9016 4.8787]
Run_count : [0090], Train_cost =[0.0251], W1 =[0.9016], W2 =[0.8830], b =[0.3742],
pred =[1.2767 2.1407 3.0794 3.9060 4.8821]
Run count : [0100], Train cost =[0.0236], W1 =[0.9046], W2 =[0.8867], b =[0.3630],
pred =[1.2684 2.1368 3.0770 3.9094 4.8856]
Optimization Finished!
Run count : [0100], Train cost =[0.0236], W1 =[0.9046], W2 =[0.8867], b =[0.3630],
pred =[1.2684 2.1368 3.0770 3.9094 4.8856]
```

#### Matrix를 사용한 구현

```
learning rate = 0.01
training cnt = 10
display step = 1
train_MX = np.array([[1., 0.], [0., 2.], [3., 0.], [0., 4.], [5., 0.]])
train_Y = np.array([[1.], [2.], [3.], [4.], [5.]])
MX = tf.placeholder("float", shape=[None, 2])
Y = tf.placeholder("float", shape=[None, 1])
W = tf.Variable(tf.zeros([2, 1]), name='weight')
b = tf.Variable(tf.zeros([1]), name='bias')
pred = tf.matmul(MX ,W) + b
cost = tf.reduce mean(tf.pow(pred-Y, 2))
optimizer = tf.train.GradientDescentOptimizer(learning rate)
op train = optimizer.minimize(cost)
```

#### 모델 구축(Build graph) - Matrix 사용

$$H(x_1, x_2) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + b$$
  $(x_1 \ x_2) \cdot {w_1 \choose w_2} = (x_1 w_1 + x_2 w_2)$ 

	X <sub>1</sub>	$X_2$	Υ
_	1	0	1
_	0	2	2
	3	0	3
	0	4	4
	5	0	5

```
1*1 + 0*1 + 0 = 1
0*1 + 2*1 + 0 = 2
3*1 + 0*1 + 0 = 3
0*1 + 4*1 + 0 = 4
5*1 + 0*1 + 0 = 5
```

```
train_MX = np.array([[1., 0.], [0., 2.],
[3., 0.], [0., 4.], [5., 0.]])
train_Y = np.array([[1.], [2.], [3.],
[4.], [5.]])
MX = tf.placeholder("float", shape=[None,
2])
Y = tf.placeholder("float", shape=[None,
1])
W = tf.Variable(tf.zeros([2, 1]),
name='weight')
b = tf.Variable(tf.zeros([1]),
name='bias')
pred = tf.matmul(MX ,W) + b
```

#### 연습문제 - Input 3개

- 다음과 같은 점수를 가지고 Multi-Variable Linear Regression을 Tensorflow로 구현해 보자

X <sub>1</sub>	$X_2$	<b>X</b> <sub>3</sub>	Y
83	67	75	144
63	88	96	166
98	71	68	172
77	99	67	154
54	76	33	112

# 감사합니다.

## 참고자료(Reference)

https://medium.com/qandastudy/mathpresso-%EB%A8%B8%EC%8B%A0-%EB%9F%AC%EB%8B%9D-%EC%8A%A4%ED%84%B0%EB%94%94-4-%ED%9A%8C%EA%B7%80-%EB%B6%84%EC%84%9Dregression-1-6d6cc0aaa483 (다중선형회귀1)

https://godongyoung.github.io/%EB%A8%B8%EC%8B%A0%EB%9F%AC%EB%8B%9D/2018/01/20/ISL-linear-regression\_ch3.html (다중선형회귀2)

https://blog.naver.com/choiym24/221183453720 (퍼셉트론)

https://blog.naver.com/na\_young\_1124/221347064835 (활성화함수)

https://blog.naver.com/wpdus2694/221230981760 (경사하강법)