## Hyper Parameter

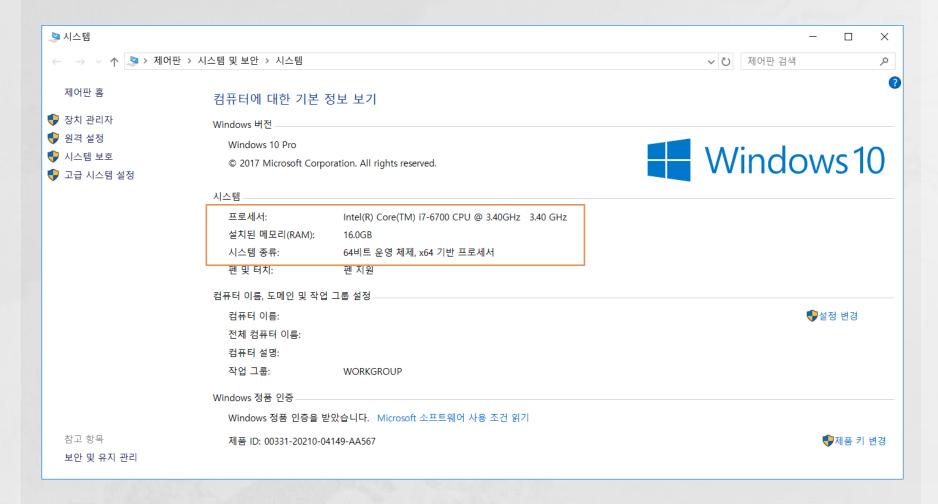
(Learning rate, Generation, Batch size)

작성자: 김진성

# 목차

- 1. Test 환경
- 2. L1 vs L2 cost function
- 3. Learning rate
- 4. Generation(epoch)
- 5. Batch size

## 1. Test 환경



## 2. L1 vs L2 cost(loss) function

model 비용/손실 함수: MAE, MSE

#### L1 cost function

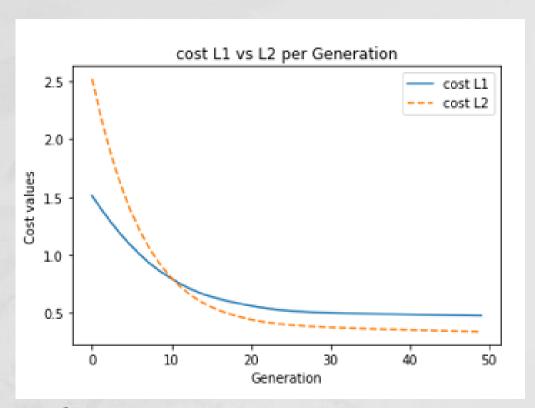
- ✓ 라쏘(Lasso) 회귀
- ✓ MAE(mean absolute error)
- ✓ cost\_L1 =
  tf.reduce\_mean(tf.abs(Y model\_output))

#### L2 cost function

- ✓ 릿지(Lidge) 회귀
- ✓ MSE(mean square error)
- ✓ cost\_L2 = tf.reduce\_mean(tf.square (Y - model\_output))

## 3. Learning rate

● Learning rate 적정한 경우



Dataset: iris
learning\_rate = 0.01
iter\_size = 50
학습률을 적정하게
지정한 경우 반복 학습이 증가하면서 cost
가 점진적으로 0에
수렴한다.

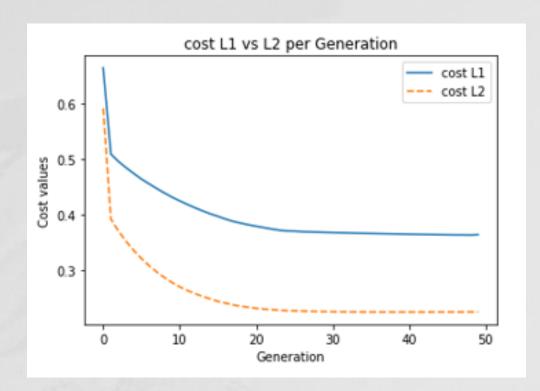
L1 방식에 비해서 L2 방식이 0에 더 가깝 게 수렴한다.

#### cost values

L1 = [0.48023006, 0.4791867, 0.4781492, 0.4771173, **0.476091**]

L2 = [0.3443453, 0.3427307, 0.34113768, 0.33956522, 0.33801302]

### ● Learning rate 큰 경우(비교적)



Dataset : iris learning\_rate = 0.1 iter\_size = 50

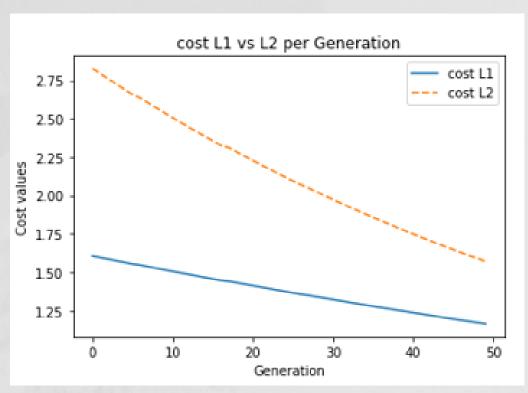
학습률을 적정한 크 기 보다 높이면 0에 수렴하는 속도가 빨 라진다.

적은 반복학습으로 cost의 최솟점(o)을 찾을 수 있지만, 정확 도는 낮다.

#### cost values

L1 = [0.36515275, 0.36493295, 0.36472228, 0.3645204, 0.36432663]L2 = [0.2257019, 0.22572665, 0.22575803, 0.22579534, 0.22583748]

### • Learning rate 작은 경우(비교적)



Dataset : iris learning\_rate = 0.001 iter\_size = 50

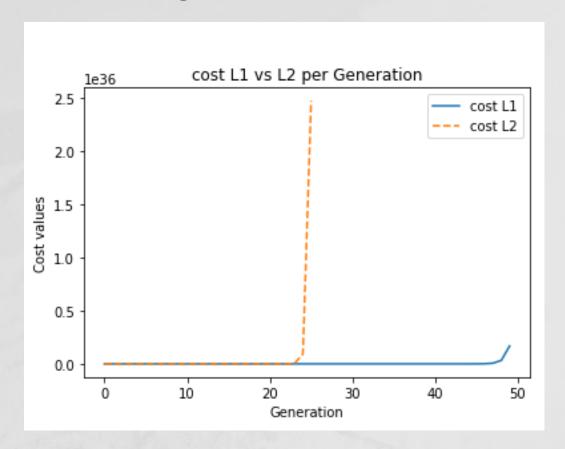
학습률을 적정한 크기 보다 작게 하면 0에 수렴하는 속도가 느려진다.

학습률을 지나치게 낮추면 0에 수렴하는 속도가 느려지기 때 문에 반복학습을 늘 려야 한다.

#### cost values

L1 = [1.1923388, 1.1844356, 1.1765758, 1.1687598, 1.1611265] L2 = [1.6404339, 1.6210787, 1.6019807, 1.583138, 1.564547]

### ● Learning rate 적정하지 않은 경우



learning\_rate = 0.9
iter\_size = 50

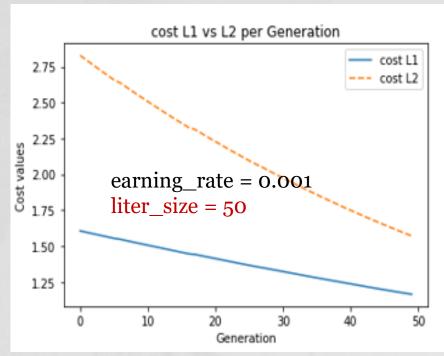
학습률을 지나치게
높이면 0에 수렴하는
속도가 너무 빨라지
고, cost값이 비정상
적으로 만들어진다.

cost values

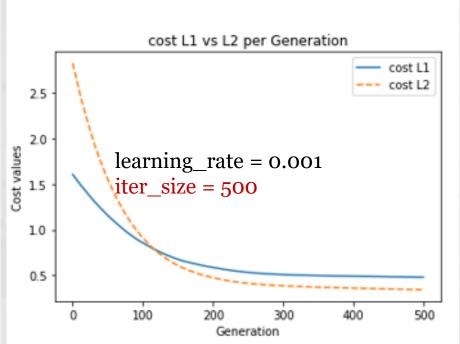
L1 = [6.37634e+30, 2.8822617e+31, 1.3028528e+32, 5.889213e+32, 2.662068e+33] L2 = [inf, inf, inf, inf]

## 4. Generation(epoch)

- 학습률이 낮은 경우 cost의 최솟점을 찾기 위해서 반복학습 회수를 늘린다.
- 학습횟수가 지나치게 많아져도 cost에는 큰 변화 없음

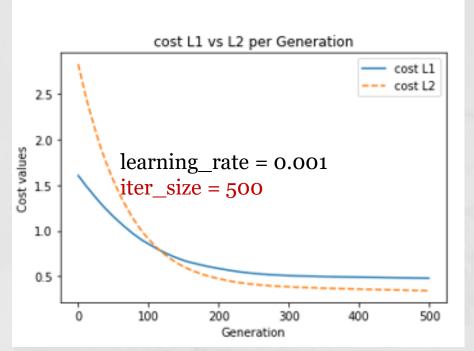


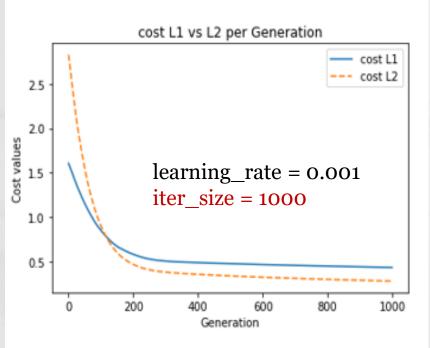
L1 = [1.1923388, 1.1844356, 1.1765758, 1.1687598, 1.1611265] L2 = [1.6404339, 1.6210787, 1.6019807, 1.583138, 1.564547]



L1=[0.47846994, 0.4783665, 0.47826314, 0.4781599, 0.47805664] L2=[0.34162125, 0.34146267, 0.3413043, 0.34114614, 0.3409882]

#### ● 학습횟수가 지나치게 많은 경우 ✓ cost에는 큰 변화 없음, 과적합(overfitting) 발생



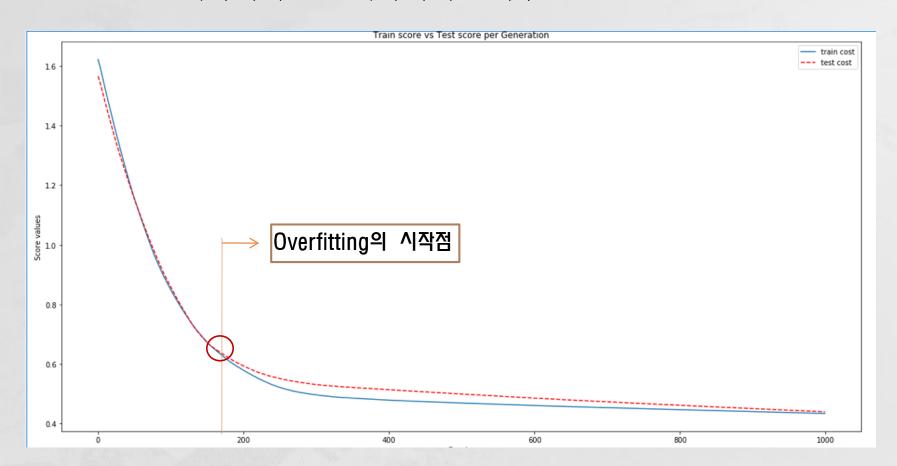


L1=[0.47846994, 0.4783665, 0.47826314, 0.4781599, 0.47805664] L2=[0.34162125, 0.34146267, 0.3413043, 0.34114614, 0.3409882]

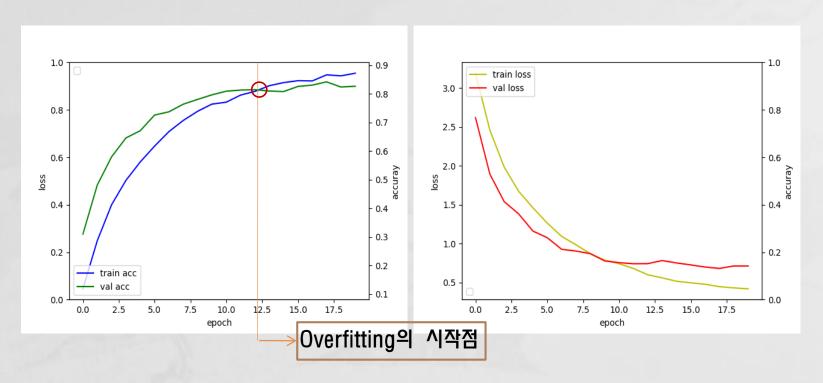
L1=[0.43492034, 0.4348461, 0.4347719, 0.43469766, 0.43462357]
L2=[0.28194258, 0.28185663, 0.2817708, 0.28168502, 0.28159946]

### ● 과적합(overfitting)을 고려한 반복횟수 결정

✓ Train 예측치와 Test 예측치의 교차점



### ● 분류정확도(Accuracy) 예



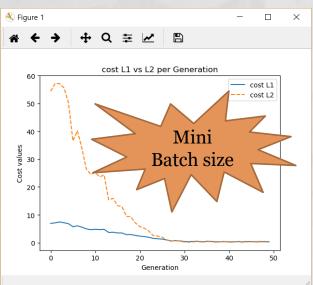
### 5. Batch size(Mini batch vs Full batch)

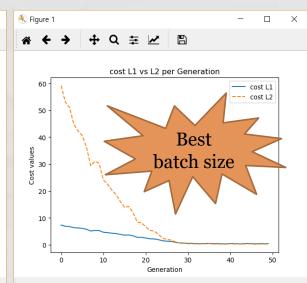
■ 전체 데이터 셋을 한 번에 학습(full batch)한 후 기울기와 절편을 수정하는 것 보다, Batch size를 지정하여 Model을 학습하는 것이 더 좋다.

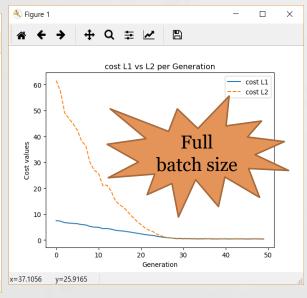
batch\_size = 25

batch\_size = 50

 $batch\_size = 150$ 







#### cost values

[0.52573496, 0.44184673, 0.43498725, 0.4324601, 0.42966926]
[0.414955, 0.32474276, 0.31981355, 0.353978, **0.30057228**]

cost values [0.4643185, 0.352369,

0.33250573, 0.4167205, 0.3862848] [0.30322018, 0.20713636, 0.17424262, 0.26978245, 0.21953487] cost values

[0.51659864, 0.5049254, 0.4648637, 0.46590352, 0.46129212]
[0.40130436, 0.40553337, 0.31910434, 0.3517762, **0.3480786**]

### ● California Housing 데이터 셋 예

```
X, y = fetch_california_housing(return_X_y=True)
print(X.shape) # (20640, 8)

x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(
    x_data, y_data, random_state=123) # test_size = 0.25
print(x_train.shape) # (15480, 8)
```



