전자공학과 2020142001 곽종근

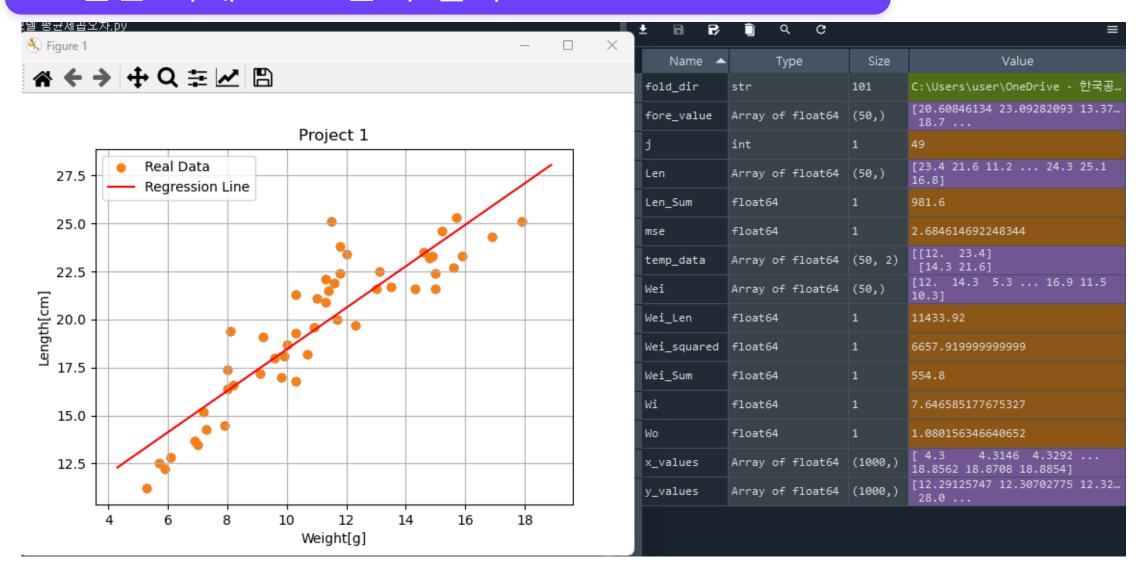
4주차 선형회귀 실습과제1,2

제출일: 2024.04.10.

실습 과제 1. 코드

```
실습과제1. 선형회귀모델 평균제곱오차.pv ×
  temp.pv ×
     import numpy as np
     import pandas as pd
     import matplotlib.pyplot as plt
     fold_dir = "C:\\Users\\user\\OneDrive - 한국공학대학교\\배탁 화면\\3학년 1학기\\대신리님실습\\Machine-Learning\\5주차\\lin_regression_data_01.csv"
     temp data = pd.read csv(fold dir, header=None)
     temp_data = temp_data.to_numpy() #위에서 읽은 temp_data는 dataframe형태이므로 이를 numpy배열로 변환하여 slice이용한다.
     Wei = np.zeros([50]) # x축 값인 Wei(무게)를 zeros 50으로 선언해준다.
     Len = np.zeros([50]) # y축 값인 Len(길미)를 zeros 50으로 선연해준다.
     for j in range(50): # 파일을 열어보면 총 개수가 50개이므로 50번 반복하도록 반복문 실행
        [Wei[j] = temp_data[j, 0] # 위에서 선연한 데이터는 50by2가 되는데 여기서 0번째 열의 데이터만 Wei에 저장
        Len[j] = temp_data[j, 1] # 1번째 열의 데이터만 Len에 저장해준다.
     Wei Len = sum(Wei * Len) #Wo과 Wi를 구하기 위해 Wei Len이라는 것을 따로 선언하여 이를 위에 선언한 Wei와 Len배열의 곱한 값의 합으로 선언
     Wei_squared = sum(Wei**2) #Wo과 Wi를 구하기 위해 Wei_squared를 따로 선언해 이를 Wei의 제곱의 합으로 선언
     plt.scatter(Wei, Len) # 점으로 Wei와 Len을 선언한다.
     plt.legend(['RealData']) #위에서 선언한 점의 미름을 화면에 띄운다.
     Wei_Sum=sum(Wei) #Wei의 총 합을 Wei_Sum으로 선언
     Len_Sum=sum(Len) #Len의 총 합을 Len_Sum으로 선언
     Wo=((Wei_Len/50)-((Wei_Sum/50)*(Len_Sum/50)))/((Wei_squared/50)-(Wei_Sum/50)**2) #위에서 선언해준 것들을 미용해 Wo의 식 정리
     Wi=(Len Sum-Wo*Wei Sum)/50 #Wi의 식을 정리한다.
33
     # 그래프 그리기
     plt.scatter(Wei, Len, label='Real Data') # 실제 데이터 산점도
     plt.xlabel('Weight[g]') # x축을 무게 Weight[g]으로 설정
     plt.ylabel('Length[cm]') # y축을 길이 Length[cm]로 설정
     plt.title('Project 1') # 그래프 제목 설정
     plt.grid(True) # 격자를 표시해준다.
     x_values = np.arange(Wei.min() - 1, Wei.max() + 1, (Wei.max() + 1 - (Wei.min() - 1)) / 1000) # x 값 범위 설정
     #x의 범위 설정에서 일단 min을 이용해 Wei의 최소값에서 -1을 한 값을 시작으로 하고, max를│이용해 Wei의 최대값에 +1을 이용해 마지막 값을 선연한다
     #그 후 간격을 설정하는데 그 간격을 임의로 1000개로 선언하기 위해 처음값과 끝값을 더해 10여0으로 나누면 그 간격이 된다.
     y values = Wo * x values + Wi # v^(예측값)의 식을 써주면 v의 범위가 정해진다.
     plt.plot(x_values, y_values, color='red', label='Regression Line') # 회귀선 그리기
     fore_value = Wo * Wei + Wi #위에서 예측값을 위한 Wo과 Wi를 구했으므로 y=Wo x+ Wi 넥을 미용해 식을 작성해준다.
     mse = (sum((fore_value-Len)**2))/50 #mse의 식을 위에서 정해준 값들로 식을 <u>작성해준다.</u>
     print("MSE:", mse) #mse의 값을 표현
     plt.legend() # 범례 표시
     plt.show # 그래프 출력
```

실습 과제 1-2. 출력 결과



X축에는 무게 Weight[g], y축은 길이 Length[cm]으로 나타냈고 그래프에 점으로 각 데이터를 표시하였고 같은 그래프에 선형회귀의 Analytic solution을 구해서 그래프로 표시하였다.

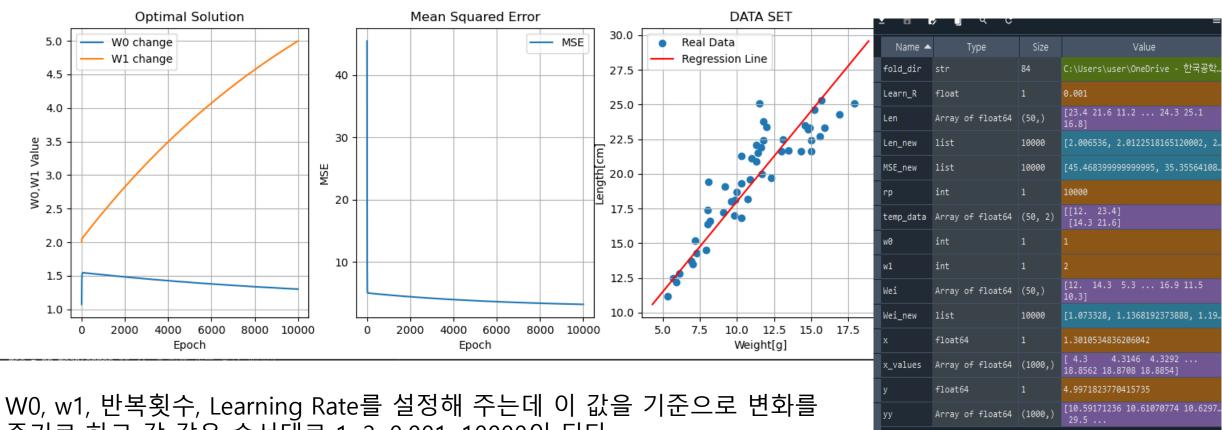
실습 과제 2 . 코드

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
# 데이터 불러오기
fold dir = "C:\\Users\\user\\OneDrive - 한국공학대학교\\바탕 화면\\3학년 1학기\\머신러님실습\\Machine-Learning\\5주차\\lin regression data 01.csv"
temp data = pd.read csv(fold dir, header=None)
temp data = temp data.to numpy() #data를 numpy로 불러와서 슬라미싱등 할 수 있도록 선언한다.
# 데이터 분리
Wei = temp_data[:, 0] # 무게 데이터를 Wei저장
Len = temp data[:, 1] # 길이 데이터를 Len에 자네장
# 초기화와 함께 값을 설정해주고, 값의 변화를 주고자 하면 며기서 변화를 주면 된다
w0 = 1
w1 = 2
Learn R = 0.001
rp = 10000
# 경사하강법 사용자 지정 함수를 만들어준다.
def GDM(x, y, Learn R, rp): # x는 w0, y는 w1, Learn R은 알파, rp는 반복횟수
              #미분하여 변화하는 Wei값들은 저장하는 배열을 만들어준다.
   Wei new = []
             #미분하여 변화하는 Len값들은 저장하는 배열을 만들어준다.
   Len new = []
              #변화하는 MSE값들은 저장하는 배열을 만들어준다.
   MSE new = []
                         #설정한 반복횟수 rp만큼
   for i in range(rp):
      new y = x * Wei + y #new y는 예측값y^을 의미한다.
                         #마래의 미분식과 mse를 편하게 계산하기 위해 error로 예측값 - 실제값을 선언
      error = new y - Len
      dif W0 = np.mean(error * Wei) #W0미분식
      dif W1 = np.mean(error)
                            #W1미분식
      x = x - (Learn_R * dif_W0) # x는 계속해서 새로 변화하는 w0값을 저장해주고 최종적으로 마지막 x에는 최종w0값이 저장됨
      y = y - (Learn_R * dif_W1)  # y는 계속해서 새로 변화하는 w1값을 저장해주고 최종적으로 마지막 x에는 최종w0값이 저장됨
      mse = np.mean(error ** 2) # 평균 제곱 오차 계산식
                      #위에서 구해지는 변화하는 w0,w1,mse값들을 위에서 만들어준 빈 배옇에 계속해서 넣어준다.
      Wei new.append(x)
      Len new.append(y)
      MSE_new.append(mse)
   return x, y, Wei_new, Len_new, MSE_new
# 경사 하강법 수행하는데 x,v는 여기서 결과적으로 최종w0,w1값을 의미하게 된다.
x, y, Wei_new, Len_new, MSE_new = GDM(w0, w1, Learn_R, rp)
```

실습 과제 2 . 코드

```
# w0, w1 변화 그래프
plt.subplot(1, 3, 1) #1행 3열 1번에 선언한다는 의미이다
plt.plot(Wei_new, label='W0 change') # w0의 변화 그래프
plt.plot(Len new, label='W1 change') # w1의 변화 그래프
plt.xlabel('Epoch') #x축 이름을 Epoch로 설정
plt.ylabel('W0,W1 Value') #y축 이름을 w0,w1 Value로 설정
plt.title('Optimal Solution') #미 그래프의 제목을 Optimal Solution으로 설정
plt.grid()
plt.legend()
# MSE 변화 그래프
plt.subplot(1, 3, 2) #1행 3열 2번에 선언
plt.plot(MSE new, label='MSE')
plt.xlabel('Epoch') #x축 이름을 Epoch로 설정
plt.ylabel('MSE') #y축 이름을 mse로 설정
plt.title('Mean Squared Error') #이 그래프의 제목을 Mean Squared Error으로 설정
plt.grid()
plt.legend()
# 예측 결과 그래프
plt.subplot(1, 3, 3)
plt.scatter(Wei, Len, label='Real Data')
\times values = np.arange(Wei.min() - 1, Wei.max() + 1, (Wei.max() + 1 - (Wei.min() - 1)) / 1000)
#X의 범위 설청에서 할단 min을 이용해 Wei의 최초값에서 -1을 한 값을 시작으로 하고, max를 이용해 Wei의 최대값에 +1을 이용해 마지막 값을 선언한다.
#그 후 간격을 설정하는데 그 간격을 임의로 1000개로 선언하기 위해 처음값과 끝값을 더해 1000으로 나누면 그 간격이 된다.
yy = x * x values + y # 회귀선
# y^(예측값)의 식을 써주면 y의 범위가 정해진다.
plt.plot(x_values, yy, c='r', label='Regression Line') # 회귀선 그래프
plt.xlabel('Weight[q]')
plt.ylabel('Length[cm]')
plt.title('DATA SET')
plt.grid()
plt.legend(loc='upper left')
plt.show()
```

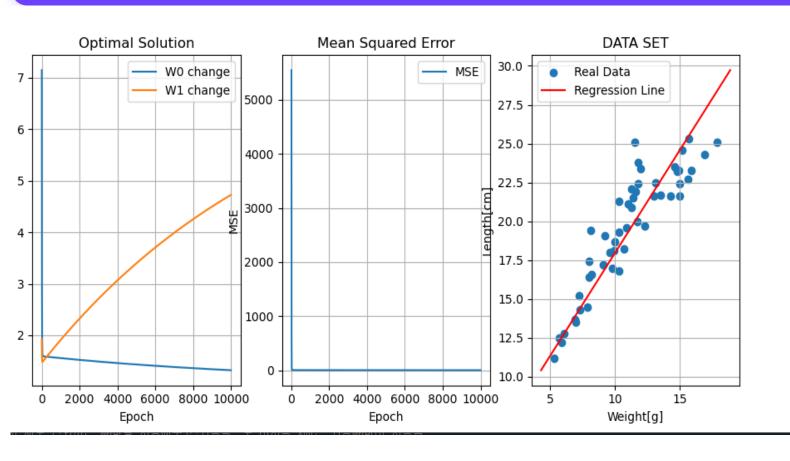
실습 과제 2 . 출력 초기값 설정



주기로 하고 각 값은 순서대로 1, 2, 0.001, 10000이 된다.

결과를 살펴보니 mse는 수렵을 하긴 하지만 그 경사가 가파른 것 같고, 최종 그래프는 과제 1에서 구한 그래프보다 조금 더 위로 올라간 것을 알 수 있다.

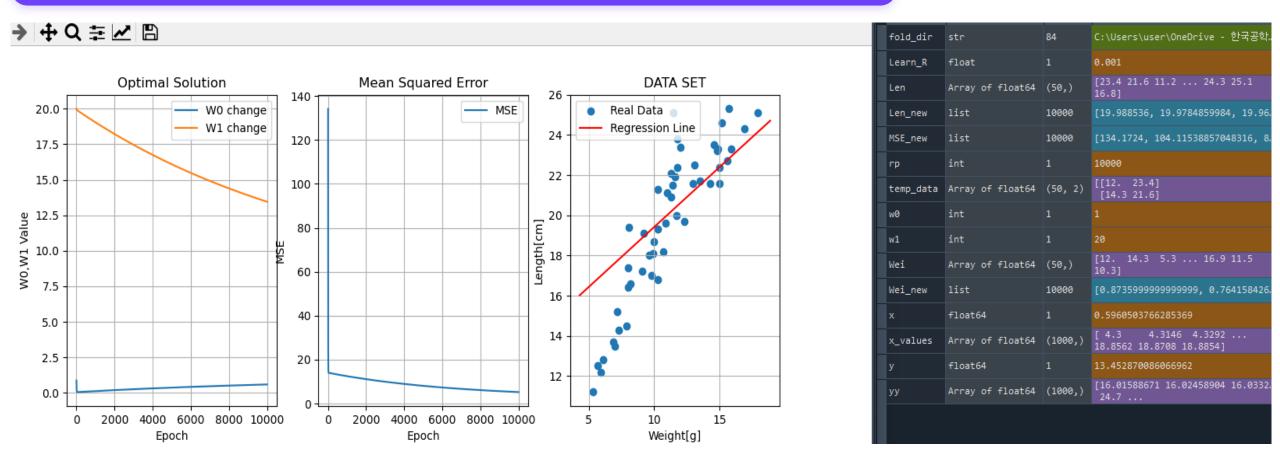
실습 과제 2 . W0변화



Name 🔺	Туре	Size	Value
fold_dir	str	84	C:\Users\user\OneDrive - 한국공학.
Learn_R	float	1	0.001
Len	Array of float64	(50,)	[23.4 21.6 11.2 24.3 25.1 16.8]
Len_new	list	10000	[1.928864, 1.8673281677567999, 1.
MSE_new	list	10000	[5543.638000000001, 4158.0741030
rp	int	1	10000
temp_data	Array of float64	(50, 2)	[[12. 23.4] [14.3 21.6]
w0	int	1	
w1	int	1	
Wei	Array of float64	(50,)	[12. 14.3 5.3 16.9 11.5 10.3]
Wei_new	list	10000	[7.1412192, 6.39758160233472, 5.
x	float64	1	1.3239125591118577
x_values	Array of float64	(1000,)	[4.3
у	float64	1	4.723014502100208
уу	Array of float64	(1000,)	[10.41583851 10.43516763 10.4544 29.7

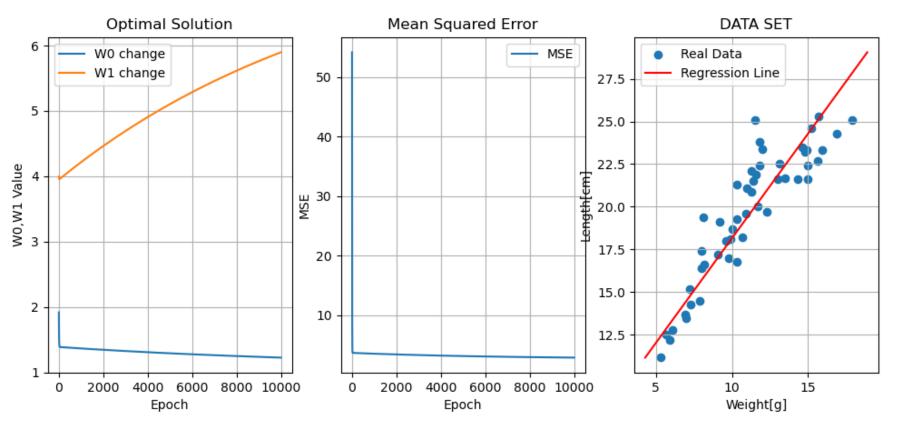
W0값을 8로 변화시켰더니 optimal solution 그래프에서 w1의 그래프까지 같이 변화했음을 알 수 있고 Mse값은 완전히 0으로 붙어버린 것을 알 수 있다.

실습 과제 2 . W1변화



W1값을 20으로 변화시켰더니 optimal solution 그래프에서 w0, w1의 그래프가 같이 변화했음을 알 수 있고 Mse값은 초기값보다 곡률이 더 커졌다. 또한 최종적인 그래프에서 값이 오차가 많은 그래프가 생기게 되었다.

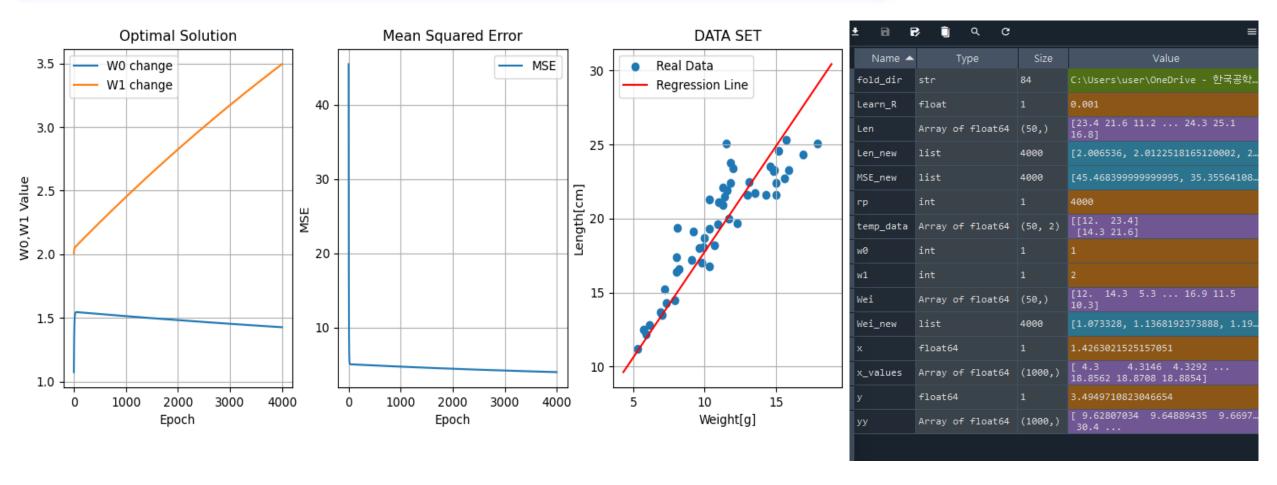
실습 과제 2 . W0, W1변화



fold_dir	str	101	C:\Users\user\OneDrive - 한국공학
Learn_R	float	1	0.001
Len	Array of float64	(50,)	[23.4 21.6 11.2 24.3 25.1 16.8]
Len_new	list	10000	[3.99344, 3.9877966805504, 3.982
MSE_new	list	10000	[54.2108, 41.57721473081304, 32
rp	int	1	10000
temp_data	Array of float64	(50, 2)	[[12. 23.4] [14.3 21.6]
w0	int	1	2
w1	int	1	4
Wei	Array of float64	(50,)	[12. 14.3 5.3 16.9 11.5 10.3]
Wei_new	list	10000	[1.9179776, 1.84694996130816, 1
x	float64	1	1.2259853872789674
x_values	Array of float64	(1000,)	[4.3
у	float64	1	5.897536394322597
уу	Array of float64	(1000,)	[11.16927356 11.18717295 11.2050 29.0

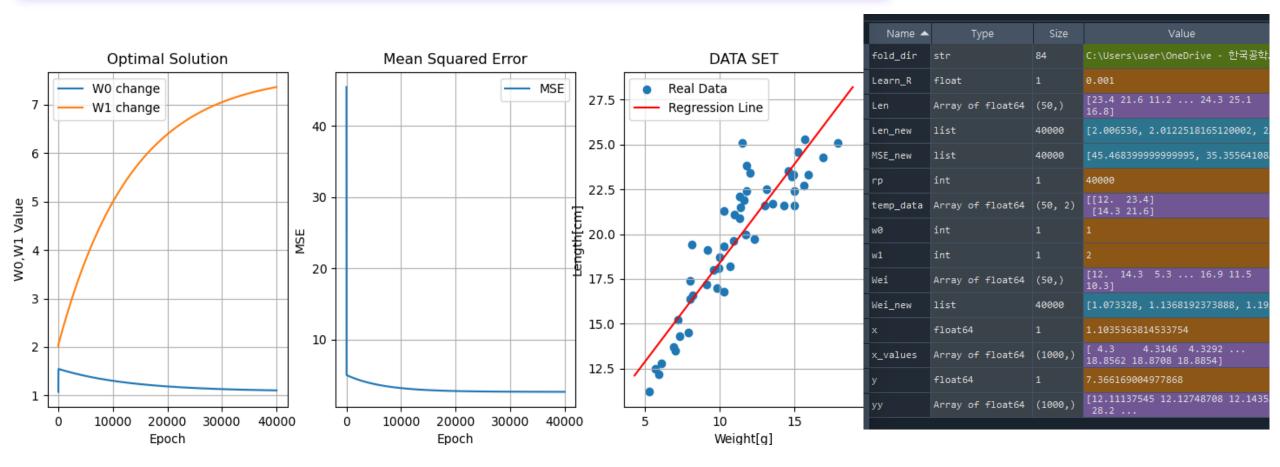
W0, W1값을 2배로 변화시켰더니 optimal solution 그래프에서 w0, w1의 그래프가 같이 변화했음을 알 수 있고 W0은 그래프가 뒤집어진 모양으로 변화하였다 Mse값은 초기값과 비슷함을 알 수 있고, 또한 최종적인 그래프도 비슷하게 나왔다.

실습 과제 2 . RP변화 작은 값



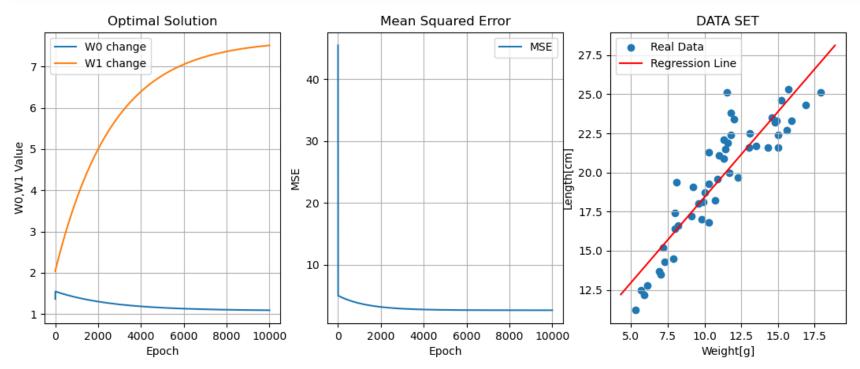
RP값을 기존보다 작은 4000으로 반복했더니 W1그래프는 곡률이 거의 사라진 직선으로, W0그래프는 증가치가 더욱 높다가 꺽이는 그래프가 되었지만 mse값은 큰 변화가 없었고, 최종 그래프는 올라간 것을 알 수 있다.

실습 과제 2 . RP변화 큰 값



반복수를 40000으로 변화했더니 w0,w1그래프의 곡률이 매우 커짐을 알 수 있고, mse의 그래프 또한 더욱 큰 곡률을 갖게 되었고, 최종 그래프는 보다 정확한 값이 나왔음을 알 수 있다.

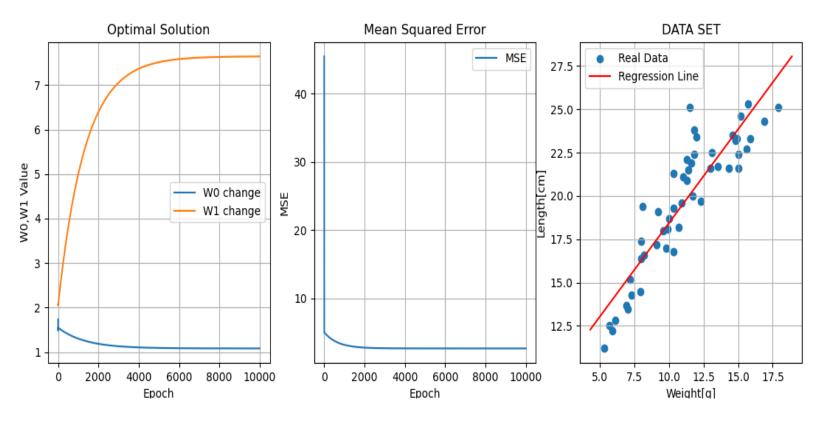
실습 과제 2 . LR변화 작은 값



Name	▲ Type	Size	Value
fold_dir	str	84	C:\Users\user\OneDrive - 한국공
Learn_R	float	1	0.005
Len	Array of float64	(50,)	[23.4 21.6 11.2 24.3 25.1 16.8]
Len_new	list	10000	[2.03268, 2.0448554128, 2.0502
MSE_new	list	10000	[45.46839999999995, 9.4380224
гр	int	1	10000
temp_data	Array of float64	(50, 2)	[[12. 23.4] [14.3 21.6]
w0	int	1	1
w1	int	1	2
Wei	Array of float64	(50,)	[12. 14.3 5.3 16.9 11.5 10.3]
Wei_new	list	10000	[1.36664, 1.48736093472, 1.527
x	float64	1	1.0912095138073745
x_values	Array of float64	(1000,)	[4.3
у	float64	1	7.51401536510213
уу	Array of float64	(1000,)	[12.20621627 12.22214793 12.23 28.1

LR값을 0.001의 5배를 한 0.005로 하였더니 w0,w1,mse의 곡률은 크게 나오고 최종 그래프는 기준의 그래프보다는 조금 더 정확함을 알 수 있었다.

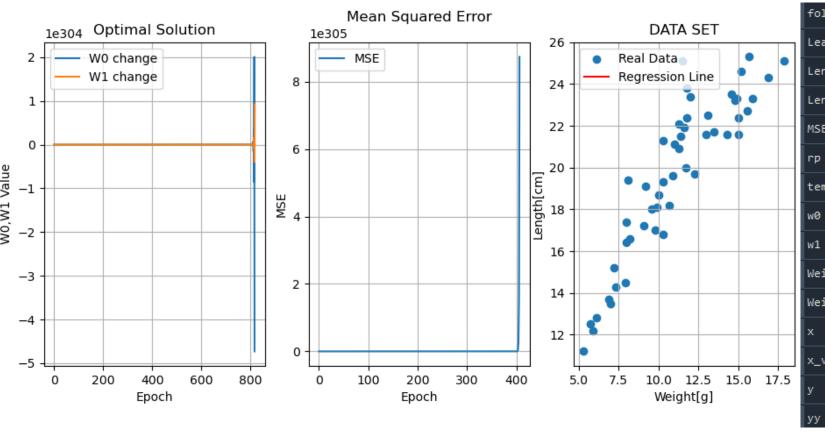
실습 과제 2 . LR변화 큰 값



Name 🔺	Туре	Size	Value
fold_dir	str	84	C:\Users\user\OneDrive - 한국공학
Learn_R	float	1	0.01
Len	Array of float64	(50,)	[23.4 21.6 11.2 24.3 25.1 16.8]
Len_new	list	10000	[2.06536, 2.0487016512, 2.059993
MSE_new	list	10000	[45.46839999999995, 9.741187203
rp	int	1	10000
temp_data	Array of float64	(50, 2)	[[12. 23.4] [14.3 21.6]
w0	int	1	
w1	int	1	
Wei	Array of float64	(50,)	[12. 14.3 5.3 16.9 11.5 10.3]
Wei_new	list	10000	[1.7332800000000002, 1.482883738
x	float64	1	1.080417598593089
x_values	Array of float64	(1000,)	[4.3
у	float64	1	7.643451766061573
уу	Array of float64	(1000,)	[12.28924744 12.30502154 12.3207 28.0

LR을 크게 0.01로 변화했더니 W0은 완전히 모양이 바뀌었고, W1은 곡률이 커졌고, mse그래프는 모서리 부분의 곡률이 생겼지만 결과는 같다, 최종 그래프는 더욱 정확한 그래프가 나왔다.

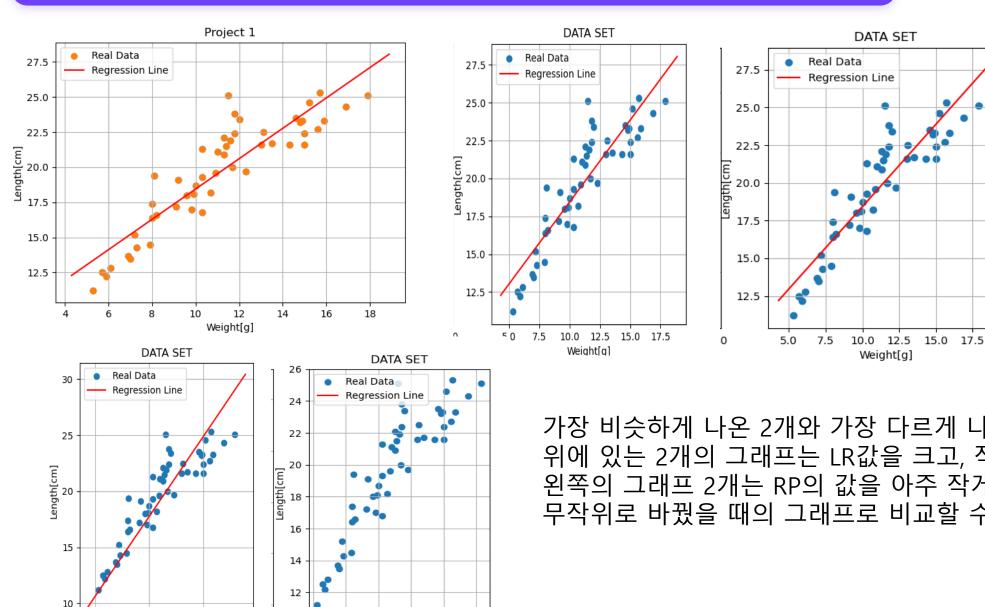
실습 과제 2 . 모두 변화



fold_dir	str	84	C:\Users\user\OneDrive - 한국공학.
Learn_R	float	1	0.02501
Len	Array of float64	(50,)	[23.4 21.6 11.2 24.3 25.1 16.8]
Len_new	list	30000	[17.21568672, 23.696026253588087.
MSE_new	list	30000	[13195.202799999997, 73025.64553.
rp	int	1	30000
temp_data	Array of float64	(50, 2)	[[12. 23.4] [14.3 21.6]
w0	int	1	10
w1	int	1	20
Wei	Array of float64	(50,)	[12. 14.3 5.3 16.9 11.5 10.3]
Wei_new	list	30000	[-23.13388825599999, 54.85041014.
x	float64	1	nan
x_values	Array of float64	(1000,)	[4.3
у	float64	1	nan
уу	Array of float64	(1000,)	[nan nan nan nan nan nan]

모든 값을 변화시켰는데 순서대로 10,20,0.02502,30000로 변화시켰고,모든 그래프가 이상한 값을 나타내는 그래프로 변화하였다.

실습 과제 2. 실습과제 1과 비교



10.0 12.5 15.0 17.5

Weight[g]

7.5

10

Weight[g]

15

가장 비슷하게 나온 2개와 가장 다르게 나온 2개를 추려봤을 때 위에 있는 2개의 그래프는 LR값을 크고, 작게 변화시킨 그래프이고 왼쪽의 그래프 2개는 RP의 값을 아주 작게 한 것과, 모든 값을 무작위로 바꿨을 때의 그래프로 비교할 수 있다.