

전자공학과 2020142001 곽종근

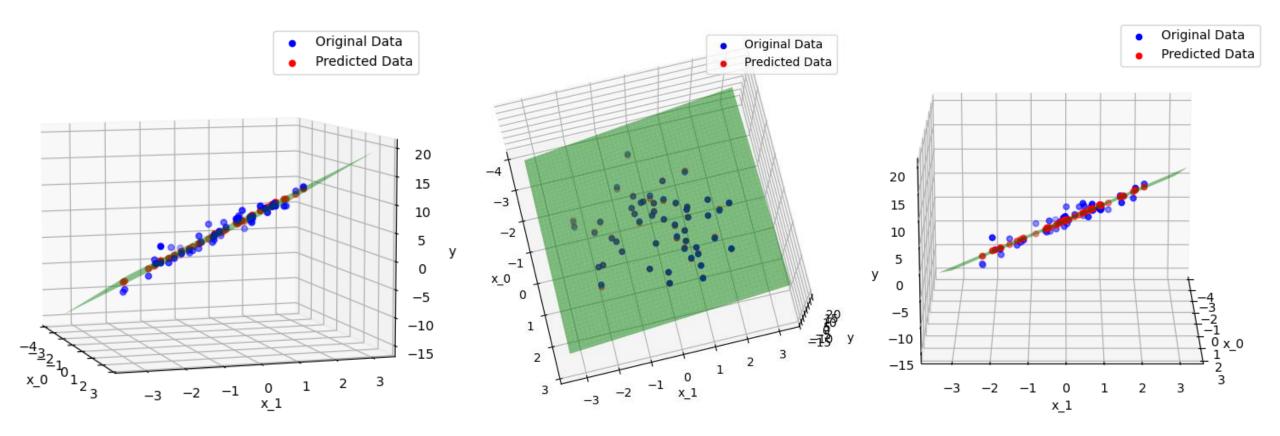
4

5주차 다차원 데이터 경사하강법 실습과제3

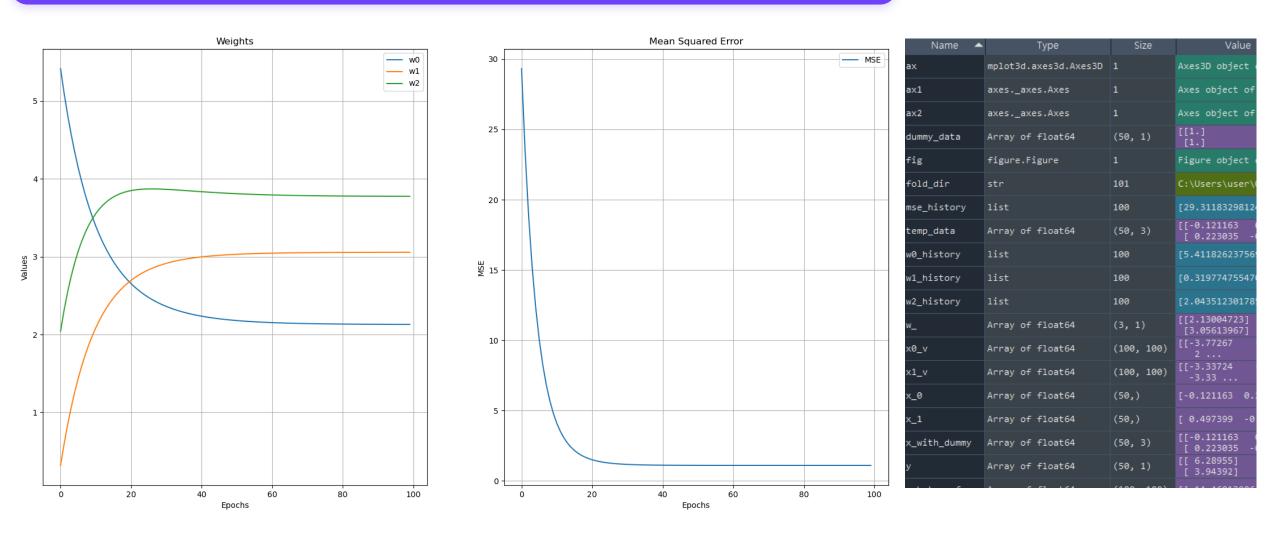
제출일: 2024.04.15.

```
from mpl toolkits.mplot3d import Axes3D
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
# 데이터 불러오기
fold_dir = "C:\\Users\\user\\OneDrive - 한국공학대학교\\바탕 화면\\3학년 1학기\\대신러임실습\\Machine-Learning\\6주차\\lin_regression_data_02.csv"
temp_data = pd.read_csv(fold_dir)
temp_data = temp_data.to_numpy()
# 데이터 분리
x_0 = temp_data[:, 0]
x_1 = temp_data[:, 1]
y = temp_data[:, 2].reshape(-1, 1) #여기서 리쉐입은 50,1이라는 형식을 만들어주려<u>고 한거지 트렌스포즈가 아님.</u>
# 더미 데이터 추가
dummy_data = np.ones((len(temp_data), 1))
# 기존 x 데이터와 더미 데이터를 수직으로 결합하며 새로운 배열 생성
x_with_dummy = np.hstack((temp_data[:, :2], dummy_data)) #여기는 알고보니 트렌스포즈 왜? 교제에 보면 M은 차원 수 , n은 인덱스
# 초기 가중치 랜덤 설정
w = np.random.rand(3, 1) * 6
# 경사 하강법 함수 정의
def gradient_descent(X, y, w, alpha, rp):
   w@_history = [] # w0 변화 저장
   w1_history = [] # w1 변화 저장
   w2 history = [] # w2 변화 저장
   mse history = [] # MSE 변화 저장
   for i in range(rp):
       y_hat = np.dot(X, w) #x는 기존 데이터+ 더미, w는 랜덤 3개 , 미<u>게 알고보니까 트렌스포즈다, 1xN이 나오도록 수정</u>
       error = y_hat - y
       mse = np.mean(error ** 2)
       w -= alpha * np.dot(X.T, error) / len(y) # 경사 하강법 업데이트
       # w0, w1, w2, MSE 값을 저장
       w0_history.append(w[0][0])
       w1_history.append(w[1][0])
       w2_history.append(w[2][0])
       mse_history.append(mse)
    return w0_history, w1_history, w2_history, mse_history
# 경사 하강법 실행
w0_history, w1_history, w2_history, mse_history = gradient_descent(x_with_dummy, y, w_, 0.1, 100)
```

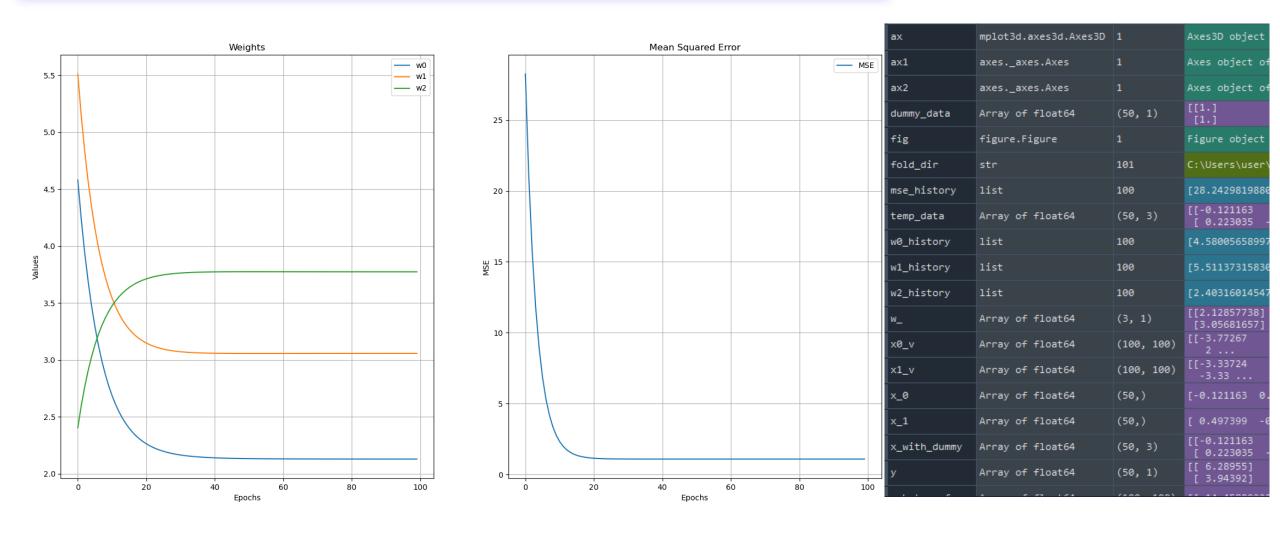
```
# 그래프 그리기
fig = plt.figure(figsize=(20, 10))
# w 그래프
ax1 = fig.add subplot(121)
ax1.plot(w0_history, label='w0')
ax1.plot(w1 history, label='w1')
ax1.plot(w2_history, label='w2')
ax1.grid()
ax1.legend()
ax1.set xlabel('Epochs')
ax1.set ylabel('Values')
ax1.set_title('Weights')
# mse 그래프
ax2 = fig.add_subplot(122)
ax2.plot(mse history, label='MSE')
ax2.legend()
ax2.set_xlabel('Epochs')
ax2.set ylabel('MSE')
ax2.set title('Mean Squared Error')
ax2.grid()
# 3차원 그래프
fig = plt.figure(figsize=(10, 6))
ax = fig.add_subplot(111, projection='3d')
ax.scatter(x 0, x 1, y, c='blue', label='Original Data')
# 예측된 v^ 값을 계산
y hat surface = np.dot(x with dummy, w ).reshape(x 0.shape)
# 예측값 점으로 표시
ax.scatter(x_0, x_1, y_hat_surface, c='red', label='Predicted Data')
# 가중치 평면 그리기
x0_v, x1_v = np.meshgrid(np.linspace(x_0.min() - 1, x_0.max() + 1, 100), np.linspace(x_1.min() - 1, x_1.max() + 1, 100))
y hat surface = w [0][0] * x0 v + w [1][0] * x1 v + w [2][0]
ax.plot_surface(x0 v, x1 v, y hat surface, alpha=0.5, color='green', label='Weight Plane')
# 축 레이블 설정
ax.set xlabel('x 0')
ax.set ylabel('x 1')
ax.set_zlabel('y')
ax.legend(['Original Data', 'Predicted Data'])
plt.show()
```



이 값을보면 위에서 바라봤을 때 예측값과 실제 값은 똑같은 위치에 있음을 알 수 있지만 측면에서 보면 그 값들은 optimal solution을 이용한 평면 위에 존재함을 알 수 있다.



코드를 보면 w값 3개가 랜덤으로 설정되면 이 w값의 그래프가 a값에 따라 그래프 모양이 전혀 달라짐을 알 수 있고, mse그래프의 곡률이 달라지는 것을 볼 수 있다. 알파는 0.1, 반복수는 100이다.



코드를 보면 w값 3개가 랜덤으로 설정되면 이 w값의 그래프가 a값에 따라 그래프 모양이 전혀 달라짐을 알 수 있고, mse그래프의 곡률이 달라지는 것을 볼 수 있다. 알파는 0.1, 반복수는 100이다.