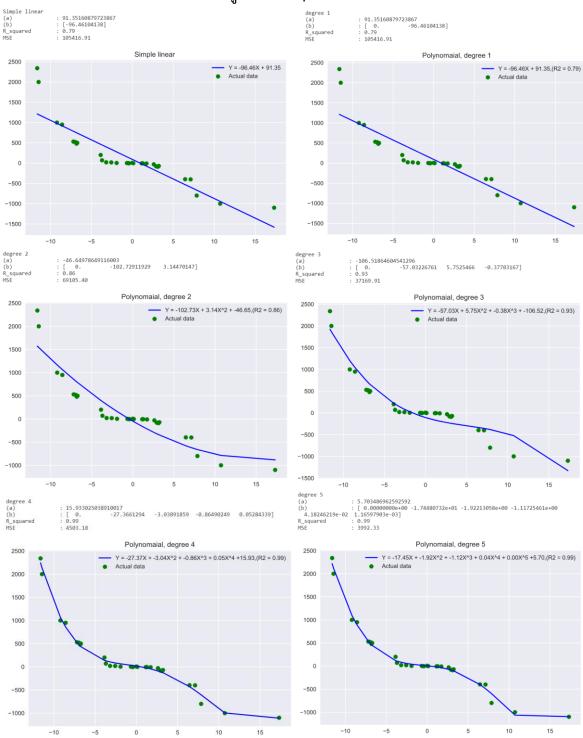
#### Quiz Regression

#### python code

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error,r2_score
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
plt.style.use("seaborn")
df = pd.read_csv("data/data_quiz.csv")
x_train = df[['X']]
y_train = df['Y']
model = LinearRegression()
model.fit(x_train,y_train)
b = model.coef_
a = model.intercept
y_pred = model.predict(x train)
r2 = r2_score(y_train,y_pred)
mse = mean_squared_error(y_train,y_pred)
mse = mean_squared_error(y_erach,
print("Simple linear")
print("(a)\t\t:",a)
print("(b)\t\t:",b)
print("R_squared\t: %.2f\m*(r2))
print("MSE\t\t: %.2f\n*(mse))
plt.title("Simple linear ")
plt.scatter(x_train,y_train,color = "green", label="Actual data")
plt.plot(x_train,y_pred,color="blue",label="Y = %.2fX + %.2f"%(b,a))
plt.legend()
plt.show()
s = ["Y = %.2fX + %.2f,(R2 = %.2f)",
    "Y = %.2fX + %.2fX^2 + %.2f,(R2 = %.2f)",
    "Y = %.2fX + %.2fX^2 + %.2fX^3 + %.2f,(R2 = %.2f)",
    "Y = %.2fX + %.2fX^2 + %.2fX^3 + %.2fX^4 + %.2f,(R2 = %.2f)"
      "Y = %.2fX + %.2fX^2 + %.2fX^3 + %.2fX^4 + %.2fX^5 + %.2f, (R2 = %.2f)"]
def calculator(d):
     poly = PolynomialFeatures(degree =d)
      x_poly = poly.fit_transform(x_train)
     model_poly = LinearRegression()
model_poly.fit(x_poly,y_train)
     b = model_poly.coef_
     a = model_poly.intercept
     y_pred = model_poly.predict(x_poly)
r2 = r2_score(y_train,y_pred)
     mse = mean_squared_error(y_train,y_pred)
     mse = mean_squared_error(y_train;
print("degree",d)
print("(a)\t\t:",a)
print("(b)\t\t:",b)
print("R_squared\t: %.2f"%(r2))
     print("MSE\t\t : %.2f\n"%(mse))
      x = model_poly.predict(poly.fit_transform(x_train))
     plt.title("Polynomaial, degree %d"%(d))
      plt.scatter(x_train,y_train,color = "green", label="Actual data")
     if(d==1):
          plt.plot(x_train,x,color="blue",label=s[d-1]%(b[1],a,r2))
      elif(d==2)
               plt.plot(x\_train,x,color="blue",label=s[d-1]\%(b[1],b[2],a,r2))
     elif(d==3):
               plt.plot(x_train,x,color="blue",label=s[d-1]%(b[1],b[2],b[3],a,r2))
      elif(d==4):
     \label{plt:plot} $$ plt.plot(x_train,x,color="blue",label=s[d-1]%(b[1],b[2],b[3],b[4],a,r2)) $$ elif(d==5):
               plt.plot(x_train,x,color="blue",label=s[d-1]%(b[1],b[2],b[3],b[4],b[5],a,r2))
     plt.legend()
     plt.show()
      return x
for i in range(5):
     calculator(i+1)
new_x = np.array([20,-20,25,-25]).reshape(-1,1)
poly = PolynomialFeatures(degree = 4)
x_poly = poly.fit_transform(x_train)
model_poly = LinearRegression()
model_poly.fit(x_poly,y_train)
new_pred = model_poly.predict(poly.fit_transform(new_x))
print("predict reponses for new_x:\n",new_pred)
```

# กราฟรูปแบบต่างๆ ที่ใช้ในการวิเคราะห์



# อธิบายการวิเคราะห์เหตุผลและการเลือกใช้โมเดลรูปแบบนั้น

จากกราฟที่ได้ทำการ train ด้วยข้อมูลเดียวกันแต่ใช้คนละโมเดล

1. Simple linear พบว่า

R2 : 0.79 นั้นหมายความ ข้อมูลจะเข้าใกล้กับเส้นที่คาดการณ์อยู่ระดับความถูกต้องที่ 79%

MSE : 105416.91 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงและค่าคาดการณ์ซึ่งเฉลี่ยออกมาแล้วมีค่าที่สูงมาก

2. polynomial, degree 1 เหมือนกับ Simple linear

3. polynomial, degree 2

R2 : 0.86 นั้นหมายความ ข้อมูลจะเข้าใกล้กับเส้นที่คาดการณ์อยู่ระดับความถูกต้องที่ 86%

MSE : 69105.40 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงและค่าคาดการณ์ซึ่งเฉลี่ยออกมาแล้วมีค่าที่สูงมาก

4. polynomial, degree 3

R2 : 0.93 นั้นหมายความ ข้อมูลจะเข้าใกล้กับเส้นที่คาดการณ์อยู่ระดับความถูกต้องที่ 93%

MSE : 37169.91 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงและค่าคาดการณ์ซึ่งเฉลี่ยออกมาแล้วมีค่าที่สูงมาก

5. polynomial, degree 4

R2 : 0.99 นั้นหมายความ ข้อมูลจะเข้าใกล้กับเส้นที่คาดการณ์อยู่ระดับความถูกต้องที่ 99%

MSE : 4503.18 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงและค่าคาดการณ์ซึ่งเฉลี่ยออกมาแล้วมีค่าที่ดีเมื่อเทียบกับ model 1-4

6. polynomial, degree 5

R2 : 0.99 นั้นหมายความ ข้อมูลจะเข้าใกล้กับเส้นที่คาดการณ์อยู่ระดับความถูกต้องที่ 99%

MSE : 3992.33 เป็นค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริงและค่าคาดการณ์ซึ่งเฉลี่ยออกมาแล้วมีค่าที่ดีเมื่อเทียบกับ model 1-5

ดังนั้น มี polynomial, degree 4 กับ . polynomial, degree 5 โดยค่า MSE ของ degree 4 ต่างกับ degree 5 เล็กน้อยจริง เลือก model polynomial, degree 4 เพราะว่า degree น้อยกว่า polynomial, degree 5 ซึ่งค่า R2 เท่ากันและค่า MSE ต่างกันเล็กน้อย

### output ค่า Y ที่ได้จากการพยากรณ์ new\_X โดยใช้โมเดลที่เหมาะสมที่สุด

```
จากข้อมูล new_X = [ 20,-20,25,-25]
เมื่อแทนในสมการ ของ Polynomaill, degree 4

Y = -27.37X + -3.04X^2 + -0.86X^3 + 0.05X^4 +15.93
จะได้ค่าเท่ากับ

predict reponses for new_x:
 [ -211.23415523 14721.85089312 4560.30438021 32956.81372589]
```