我要用 Kaggle 的 Wine Quality 資料做多元線性回歸,請用 CRISP-DM 流程寫一份乾淨的 Notebook:

1. 匯入套件與專案常數、2) 載入/檢視資料、3) 清理與切分、4) 做一個基準模型 (StandardScaler+LinearRegression, 5 折 CV RMSE)、5) 用 LassoCV 做特徵選擇 (若全 0 用相關係數備援)、6) 用 statsmodels OLS 訓練與列印摘要、7) 在測試集計算 R²、MAE、RMSE、8) 畫 預測 含 95% 預測區間 圖、9) 做 殘差診斷 (Residuals vs Fitted、Q-Q)、10) 另外畫一張 單變數線性回歸 (預設用 alcohol)含 95% 信賴區間。圖請存到 ./outputs/。

GPT:

好的!先建立專案骨架與常用匯入。

Imports & constants

import os, numpy as np, pandas as pd, matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split, KFold,
cross val score

from sklearn.linear_model import LinearRegression, LassoCV from sklearn.preprocessing import StandardScaler

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2 score

import statsmodels.api as sm import scipy.stats as stats

 $STUDENT_ID = "7114056076"$

DATA PATH = "WineQT.csv" # 原始資料檔

from sklearn.pipeline import Pipeline

TARGET = "quality"

 $RANDOM_STATE = 42$

 $TEST_SIZE = 0.2$

OUTPUT_DIR = "outputs" os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

載入資料,顯示前幾列與資料形狀。

GPT:

```
df = pd.read_csv(DATA_PATH)
display(df.head())
df.shape
```

使用者:

檢視欄位型態、描述統計與缺失值。

GPT:

```
display(df.info())
display(df.describe())
df.isna().sum()
```

使用者:

做資料清理:去重、移除缺失;若有 type 欄位就轉 0/1(white=1);只保留數值欄位;切分訓練/測試集。

```
# Clean & split

df = df.drop_duplicates().dropna().reset_index(drop=True)

# 若資料同時有紅/白酒型態欄位,轉成 0/1 特徵 (white=1)

if 'type' in df.columns:
    df['type'] =

(df['type'].astype(str).str.lower().str.contains('white')).astype(int)

num_cols = df.select_dtypes(include=[np.number]).columns.tolist()

features = [c for c in num_cols if c != TARGET]

X = df[features]
y = df[TARGET].astype(float)
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
     X, y, test_size=TEST_SIZE, random_state=RANDOM_STATE
)
```

先做一個基準模型(StandardScaler + LinearRegression),用 5 折交叉驗證計算RMSE。

GPT:

```
baseline = Pipeline([
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('lr', LinearRegression())
])

cv = KFold(n_splits=5, shuffle=True, random_state=RANDOM_STATE)
rmse_cv = -np.mean(cross_val_score(
    baseline, X, y, scoring='neg_root_mean_squared_error', cv=cv
))
rmse_cv
```

使用者:

用 LassoCV 做特徵選擇;如果係數全是 0,就用和目標的絕對相關係數最高的 前 6 個當備援。把選到的特徵列出來。

```
lasso = Pipeline([
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('lasso', LassoCV(cv=5, random_state=RANDOM_STATE, n_alphas=50))
])
lasso.fit(X_train, y_train)

coefs = lasso.named_steps['lasso'].coef_
selected = [f for f, c in zip(features, coefs) if abs(c) > 1e-8]

# 備援:若 Lasso 全 0,就用與目標的相關係數 Top-K
```

```
if not selected:
    corr = df[features +
[TARGET]].corr()[TARGET].abs().drop(TARGET).sort_values(ascending=False)
    selected = corr.head(min(6, len(features))).index.tolist()
selected
```

用 statsmodels OLS 在選到的特徵上訓練,並印出回歸摘要。

GPT:

```
X_train_sel = sm.add_constant(X_train[selected], has_constant='add')
X_test_sel = sm.add_constant(X_test[selected], has_constant='add')
ols = sm.OLS(y_train, X_train_sel).fit()
print(ols.summary().as_text())
```

使用者:

在測試集上評估 R²、MAE、RMSE。

GPT:

```
pred_test = ols.predict(X_test_sel)

r2 = r2_score(y_test, pred_test)
mae = mean_absolute_error(y_test, pred_test)
rmse = mean_squared_error(y_test, pred_test, squared=False)
r2, mae, rmse
```

使用者:

請產生 **每筆測試資料的 95% 預測區間**,並畫「Actual vs Predicted (含區間)」圖存檔。

```
# 取得預測與 95% 預測區間(觀測值區間)
pred_res = ols.get_prediction(X_test_sel).summary_frame(alpha=0.05)
plot_df = pd.DataFrame({
    'actual': y_test.values,
    'pred': pred res['mean'].values,
    'pi_low': pred_res['obs_ci_lower'].values,
    'pi_high':pred_res['obs_ci_upper'].values
})
plt.figure(figsize=(8, 4.8))
plt.scatter(plot_df['actual'], plot_df['pred'], s=18, alpha=0.7,
label='Predicted')
mn = float(np.min(plot_df[['actual','pred']].values))
mx = float(np.max(plot_df[['actual','pred']].values))
plt.plot([mn, mx], [mn, mx], lw=1, label='y = x')
# 用垂直線標出預測區間
for a, lo, hi in zip(plot_df['actual'], plot_df['pi_low'],
plot_df['pi_high']):
   plt.vlines(a, lo, hi, alpha=0.15)
plt.title('Test Predictions with 95% Prediction Interval')
plt.xlabel('Actual'); plt.ylabel('Predicted'); plt.legend();
plt.tight layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, 'pred_vs_actual_with_PI.png'),
dpi=150)
使用者:
做 殘差診斷:Residuals vs Fitted 與 Q-Q plot,都存檔。
GPT:
residuals = y_test.values - pred_res['mean'].values
# Residuals vs Fitted
plt.figure(figsize=(8, 4.8))
```

```
plt.scatter(pred_res['mean'].values, residuals, s=18, alpha=0.7)
plt.axhline(0, lw=1)
plt.title('Residuals vs Fitted')
plt.xlabel('Fitted'); plt.ylabel('Residuals')
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, 'residuals_vs_fitted.png'),
dpi=150)

# Q-Q plot
plt.figure(figsize=(8, 4.8))
stats.probplot(residuals, dist='norm', plot=plt)
plt.title('Residual Q-Q Plot')
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, 'residuals_qq.png'), dpi=150)
```

另外畫一張 **單變數線性回歸** 圖(優先用 alcohol, 否則就用 Lasso 選到的第一個特徵),顯示 95% 信賴區間(均值區間),也存檔。

```
one_feat = 'alcohol' if 'alcohol' in features else selected[0]

Xl_train = sm.add_constant(X_train[[one_feat]])

Xl_test = sm.add_constant(X_test[[one_feat]])

olsl = sm.OLS(y_train, Xl_train).fit()
predl = olsl.get_prediction(Xl_test).summary_frame(alpha=0.05)

# 排序後畫線+區間更清楚
order = np.argsort(X_test[one_feat].values)
x_sorted = X_test[one_feat].values[order]
mean_sorted = pred1['mean'].values[order]
l_sorted = pred1['mean_ci_lower'].values[order]
u_sorted = pred1['mean_ci_upper'].values[order]

plt.figure(figsize=(8, 4.8))
plt.plot(x_sorted, mean_sorted, label='Fitted line')
```

```
plt.fill_between(x_sorted, l_sorted, u_sorted, alpha=0.2, label='95%
CI (mean)')
plt.scatter(X_test[one_feat], y_test, s=18, alpha=0.7,
label='Actual')

plt.title(f'Simple Linear Regression: {one_feat} → {TARGET}')
plt.xlabel(one_feat); plt.ylabel(TARGET)
plt.legend(); plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, f'SLR_{one_feat}_with_CI.png'),
dpi=150)
```

最後請列出本實驗的指標與輸出的圖檔清單,方便寫在 README。

- 指標(測試集): R² = r²、MAE = mae、RMSE = rmse(皆由上方程式碼計算)。
- 主要圖檔輸出於 ./outputs/:
 - 。 pred_vs_actual_with_PI.png:Actual vs Predicted(含 95% 預測 區間)。
 - 。 residuals_vs_fitted.png: 殘差 vs 擬合值。
 - 。 residuals_qq.png:殘差 Q-Q Plot。
 - o SLR_<fea