HW3

Given the Kaggle notebook at this link (https://www.kaggle.com/code/pokekarat/ekarat-hw1) and the ML workflow provided below, please improve the existing ML's performance by reducing the MSE. Please also provide a detailed explanation of the changes made at each stage from 2 to 7.

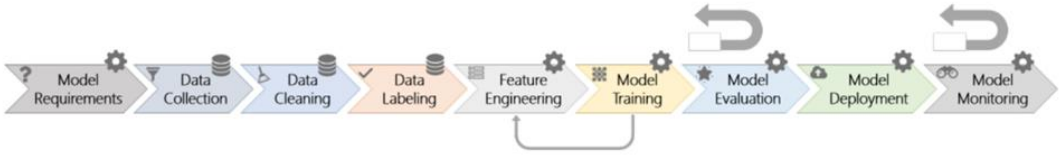
Dataset: https://www.kaggle.com/datasets/sohier/calcofi

Your Kaggle notebook: HW-Regression (Click For More Detail)

Topic : ปัจจัยที่ส่งผลต่ออุณหภูมิน้ำทะเล (ความลึก กับ potential density)

All figures are in SVG format (where available).

1. **Overview (2-3 sentences)**
   อุณหภูมิน้ำทะเลเป็นตัวบ่งชี้สภาพแวดล้อมของทะเล และการเปลี่ยนแปลงที่เกิดขึ้นในมหาสมุทร การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิน้ำทะเลส่งผลต่อการจัดเรียงตัวของน้ำในแนวดิ่ง น้ำอุ่น และน้ำเย็นจะไม่ผสมกันง่าย ทำให้น้ำทะเลแบ่งออกเป็นชั้นๆ งานนี้จึงนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้เพื่อช่วยทำนายอุณหภูมิน้ำทะเลจากข้อมูลที่มีอยู่
2. **More specific details (2-3 sentences)**
   การศึกษานี้กำหนดให้อุณหภูมิน้ำทะเล เป็นตัวแปรเป้าหมาย โดยใช้ความลึกของน้ำทะเล (Depthm) และค่า potential density (STheta) เป็นตัวแปรอิสระ โดยข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็นชุดฝึกและชุดทดสอบเพื่อสร้างและประเมินโมเดล โมเดลจะเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับอุณหภูมิน้ำทะเล
3. **Existing issues (2-3 sentences)**
   การใช้แรงกด (R_PRES) หรือความลึก (Depthm) ร่วมกับความเค็ม (Salnty) ยังไม่สามารถอธิบายโครงสร้างการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิน้ำทะเลได้อย่างครบถ้วน ส่งผลให้ค่า MSE ยังคงอยู่ในระดับสูง อย่างไรก็ตาม การใช้ความลึกร่วมกับค่า potential density (STheta) ซึ่งสะท้อนการแยกชั้นของน้ำทะเลโดยตรง สามารถลดข้อจำกัดดังกล่าว และให้ผลการทำนายดีขึ้น
4. **Motivation (2-3 sentences)**
   การลดค่า Mean Squared Error (MSE) ของการทำนายอุณหภูมิน้ำทะเลช่วยเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของโมเดล การใช้ตัวแปรความลึก (Depthm) และ potential density (STheta) ช่วยให้โมเดลสะท้อนโครงสร้างแนวดิ่งของน้ำทะเลได้ดียิ่งขึ้น ดังนั้นจึงมีการนำเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องและการทำ feature engineering มาใช้เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของโมเดล
5. **Problem statement (Input and Objective)**
   ข้อมูลนำเข้า (Input):
   กำหนดให้มีชุดข้อมูลฝึก D ซึ่งประกอบด้วยตัวแปรอิสระ ได้แก่ ความลึกของน้ำทะเล (Depth) และค่า potential density (STheta) พร้อมกับค่าอุณหภูมิน้ำทะเลเป็นตัวแปรตาม และชุดข้อมูลทดสอบ B ที่มีโครงสร้างข้อมูลเดียวกัน
   วัตถุประสงค์ (Objective):
   กำหนดให้มีชุดข้อมูลฝึก D และชุดข้อมูลทดสอบ B วัตถุประสงค์ของงานนี้คือการใช้ข้อมูลจาก D เพื่อค้นหาสมมติฐาน H ที่ทำให้ค่า Mean Squared Error (MSE) ระหว่างค่าอุณหภูมิน้ำทะเลจริง y ในชุดข้อมูล B และค่าที่โมเดลทำนาย $H(x_B)$ มีค่าน้อยที่สุด



2. Data Collection

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้ได้มาจากชุดข้อมูลของ CalCOFI (California Cooperative Oceanic Fisheries Investigations) ซึ่งเป็นชุดข้อมูลสมุทรศาสตร์ที่มีความต่อเนื่องยาวนานตั้งแต่ปี ค.ศ. 1949 จนถึงปัจจุบัน ครอบคลุมสถานีตรวจวัดมากกว่า 50,000 สถานี บริเวณชายฝั่งตอนใต้และตอนกลางของรัฐแคลิฟอร์เนีย การศึกษานี้เลือกใช้ข้อมูลทางกายภาพของน้ำทะเล ได้แก่ อุณหภูมิน้ำทะเล (Temperature), ความลึกของน้ำทะเล (Depth) และค่า potential density (STheta)

3.Data Cleaning

จัดการค่าที่ขาดหาย ค่าผิดปกติ และตรวจสอบความถูกต้องของหน่วยวัด เพื่อให้ข้อมูลมีคุณภาพและพร้อมสำหรับการวิเคราะห์ด้วยโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง ด้วยวิธี forward fill คือ การนำค่าก่อนหน้าที่ไม่หาย มาใส่แทนค่าแถวถัดไปที่หายไป

4. Data Labeling

กำหนดให้อุณหภูมิน้ำทะเลเป็นตัวแปรเป้าหมาย (y) โดยมีค่าความลึก (Dept) เป็นตัวแปร X1 และ potential density (STheta) เป็นตัวแปร X2

5. Feature Engineering

เป็นขั้นตอนการปรับปรุง, สร้าง หรือเลือกตัวแปรอิสระ (X) เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์กับอุณหภูมิน้ำทะเลได้ดีขึ้น ซึ่งมีผลโดยตรงต่อการลดค่า MSE ของโมเดล

1) **การใช้ความลึกของน้ำทะเล** (Depth)

อุณหภูมิน้ำทะเลมีการเปลี่ยนแปลงตามความลึกอย่างชัดเจน โดยเฉพาะบริเวณชั้นผิวน้ำ ความลึกจึงเป็นตัวแปรสำคัญที่ช่วยอธิบายการลดลงของอุณหภูมิตามแนวดิ่ง อย่างไรก็ตาม ความสัมพันธ์ดังกล่าวมักไม่เป็นเชิงเส้นตรง

2) **การใช้** Potential Density (STheta)

ค่า potential density เป็นตัวแปรที่สะท้อนโครงสร้างการแยกชั้นของน้ำทะเล ซึ่งมีความสัมพันธ์กับอุณหภูมิและการผสมของมวลน้ำ น้ำที่มีความหนาแน่นต่ำมักมีอุณหภูมิสูงกว่า ขณะที่น้ำที่มีความหนาแน่นสูงมักมีอุณหภูมิต่ำกว่า ดังนั้นการใช้ potential density เป็นตัวแปรอิสระช่วยให้โมเดลเข้าใจโครงสร้างทางกายภาพของน้ำทะเลได้ดีขึ้น

```
# Extract 2 columns 'T_degC','Salnty' for pure and better showing
bottle_df = bottle[['T_degC','Salnty','R_PRES']]

# And called again
bottle_df.columns = ['Temperature', 'Salinity','Pressure']
```

+ Code + Markdown

```
bottle_df = bottle_df[:][:500]      # lets take limit for speed regression calculating
bottle_df.head()
```

	Temperature	Salinity	Pressure
0	10.50	33.440	0
1	10.46	33.440	8
2	10.46	33.437	10
3	10.45	33.420	19
4	10.45	33.421	20

```
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

poly_df = PolynomialFeatures(degree = 6)
transform_poly = poly_df.fit_transform(X_train)

linreg2 = LinearRegression()
linreg2.fit(transform_poly,y_train)

polynomial_predict = linreg2.predict(transform_poly)
```

```
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_train,polynomial_predict))
r2 = r2_score(y_train,polynomial_predict)
print("RMSE Score for Test set: " +"{:.2}".format(rmse))
print("R2 Score for Test set: " +"{:.2}".format(r2))
```

```
RMSE Score for Test set: 0.64
R2 Score for Test set: 0.95
```

```
# Extract 2 columns 'T_degC','Salnty' for pure and better showing
bottle_df = bottle[['T_degC','Depthm','STheta']]
# And called again
bottle_df.columns = ['Temperature', 'Dept','Potential_density']
```

```
bottle_df = bottle_df[:][:500]      # lets take limit for speed regression calculating
bottle_df.head()
```

	Temperature	Dept	Potential_density
0	10.50	0	25.649
1	10.46	8	25.656
2	10.46	10	25.654
3	10.45	19	25.643
4	10.45	20	25.643

```
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures

poly_df = PolynomialFeatures(degree = 3)
transform_poly = poly_df.fit_transform(X_train)

linreg2 = LinearRegression()
linreg2.fit(transform_poly,y_train)

polynomial_predict = linreg2.predict(transform_poly)
```

```
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_train,polynomial_predict))
r2 = r2_score(y_train,polynomial_predict)
print("RMSE Score for Test set: " +"{:.2}".format(rmse))
print("R2 Score for Test set: " +"{:.2}".format(r2))
```

```
RMSE Score for Test set: 0.44
R2 Score for Test set: 0.98
```

จากภาพจะเห็นว่า การเลือก feature ที่สะท้อนกระบวนการทางกายภาพของน้ำทะเลโดยตรง เช่น ความลึกและ potential density ช่วยให้โมเดลทำนายอุณหภูมิน้ำทะเลได้แม่นยำขึ้นอย่างชัดเจน ซึ่งเป็นตัวอย่างของการทำ feature engineering ที่ช่วยลดค่า RMSE

6.Model Training

ฝึกโมเดลด้วยชุดข้อมูลฝึก โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องผ่านไลบรารีในภาษา Python คือ Sklearn เพื่อเรียนรู้ ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและอุณหภูมิน้ำทะเล ในรูปแบบของ linear regression และ polynomial regression

7.Model Evaluation

ประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้วยชุดข้อมูลทดสอบ โดยใช้ค่า Mean Squared Error (MSE) หรือ Root Mean Squared Error (RMSE) เป็นตัวชี้วัด ค่า MSE หรือ RMSE ที่ต่ำแสดงถึงความสามารถของโมเดลในการทำนายอุณหภูมิน้ำทะเลได้อย่างแม่นยำ