

作業報告: 使用 Linear Regression 預測 PM2.5

Student ID: 314554025

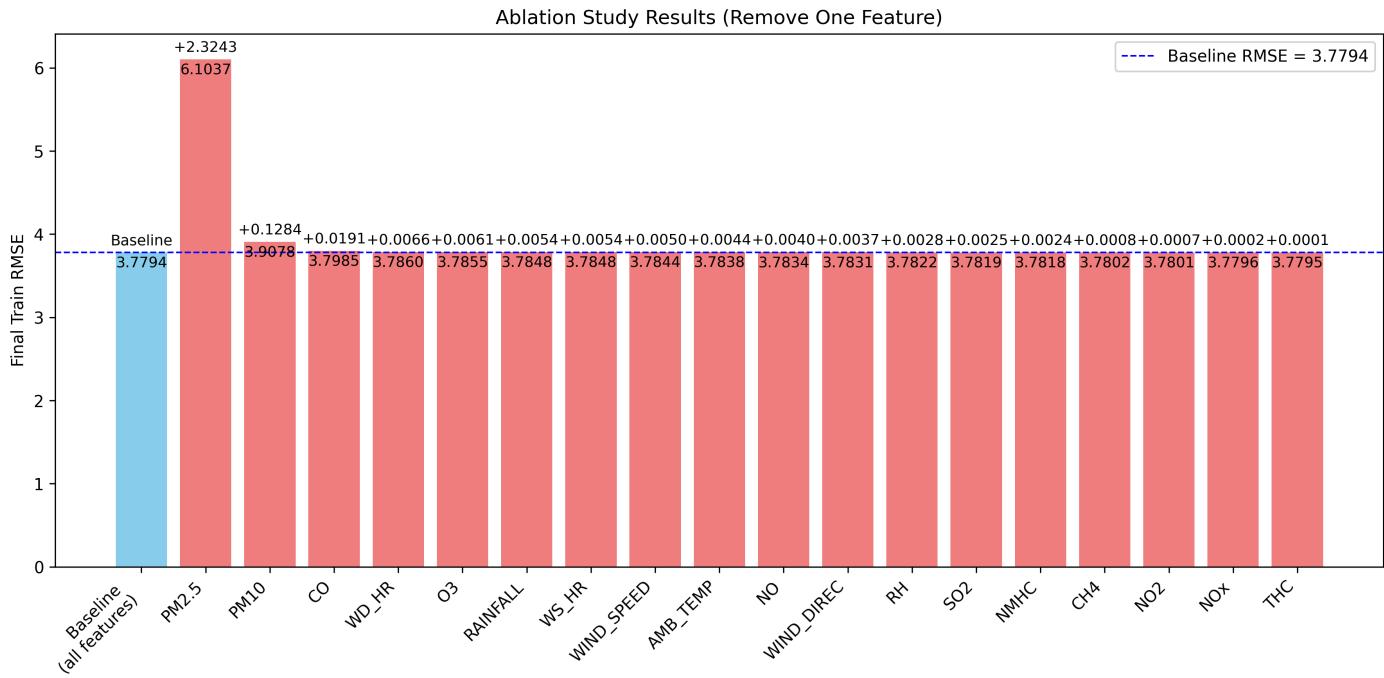
1. Feature Selection & Pre-processing

How do you select features for your model input, and what preprocessing did you perform?

1.1 Feature Selection

為了預測第10小時的 PM2.5，我將 data 中全部 18 個屬性作為 Linear Regression Model 的 Feature，包括：

- AMB_TEMP, CH4, CO, NMHC, NO, NO2, NOx, O3, PM10, PM2.5, RAINFALL, RH, SO2, THC, WD_HR, WIND_DIRREC, WIND_SPEED, WS_HR
- 我實作的 model 也支援特定 feature，例如只使用 CH4 和 CO 來分析其對模型準確度的影響。
- 但再經過 ablation study 過後，我發現去掉個別 feature 對模型影響不大，最後還是使用所有 feature 進行訓練。



1.2 Data Cleaning

- 由於無論 train 或是 test 的 value 欄位資料，皆有包含非數值資料（如 "x" , "#" 等）
- 其中 SO2 的資料缺少嚴重，甚至有整 row 資料缺失的情況，其他 Feature (如: NOx) 也有部分缺少資料的情況
- 因此我先將這些不合法資料，轉換為 NaN，確保模型僅使用有效數值。

1.3 Data Imputation

對於資料清理後的 NaN 資料，我採用以下補充方法：

- 若整個 row 都是 NaN，則整行填入 0。
- 若整個 row 只有一個數值，其餘為 NaN，則用該數值填滿整行。
- 若整個 row 有多個有效數值，則用該行的平均值填補 NaN。

此處理能將原本填入 `Nan` 的資料，改成填入可能有意義的近似值，這對於沒有完整資料的 Model 訓練有幫助。

Note: 我試過使用 Linear Interpolation (線性內插) 的方式進行 `Nan` 資料補全，但效果表現不好，最好只能達到 RMSE = 4.18。

Structured Data

對 train 和 test 資料的分析

- `train.csv`
 - 訓練資料 (`train.csv`) 中一共有 $12 \text{ 個月} \times 20 \text{ 天} \times 24 \text{ 小時} \times 18 \text{ 特徵} = 4320 \text{ 行}$ 。
 - 同時，由於每個月 20 天，是連續資料，如: 1/2 23hr 和 1/3 0hr 是連續的兩個小時，其中必然有著時間上的相依性。
 - => 因此，我將 `train.csv` 資料組合成 12 組 $20 \text{ days} \times 24 \text{ hr}$ 的連續資料，
 - => 這連續的 480 小時中的資料，都能透過 sliding window 進行取任意連續 9 小時資料，預測第 10 小時資料
- `test.csv`
 - 測試資料 (`test.csv`) 中的每個 index 為獨立的 9 小時序列，不跨天，因此須彼此視為獨立樣本。

2. 訓練資料量的比較

Compare the impact of different amounts of training data on the PM2.5 prediction accuracy. Visualize the results and explain them.

2-1 方法

- 以月份為單位拆分資料作為驗證集，保持時間連續性。
- 嘗試不同訓練資料量：前 8 個月、9 個月、10 個月、11 個月 作為 train set，剩餘作為 valid set

2-2 不同 train set 和 valid set 的 RMSE 比較

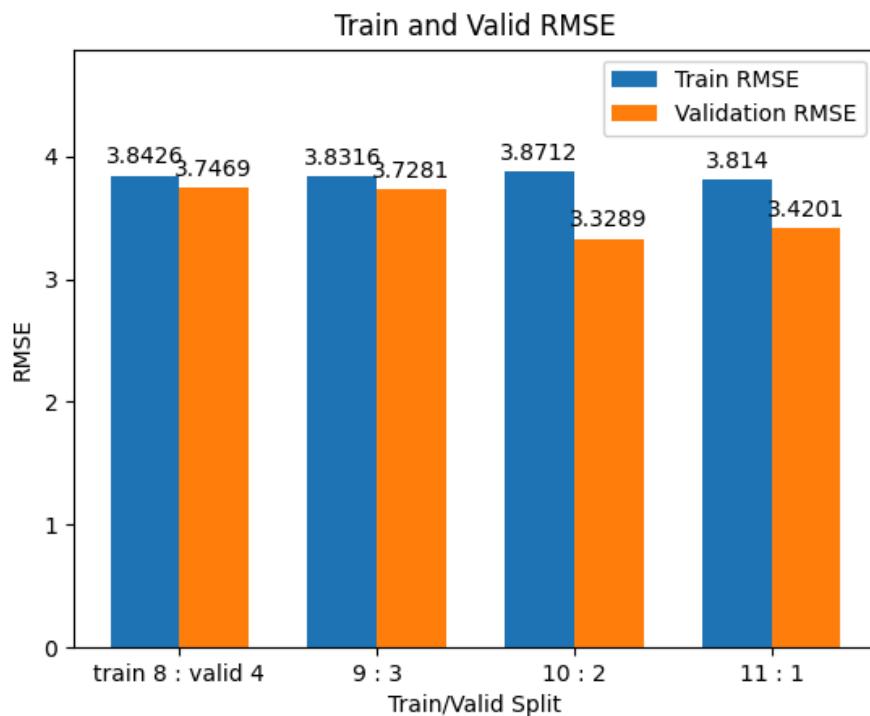
- `epochs = 10000, default setting`

train / valid	Train RMSE	Validation RMSE	Epochs
8 : 4	4.0805	3.7969	10000
9 : 3	4.0583	3.7901	10000
10 : 2	4.0854	3.4406	10000
11 : 1	4.0202	3.5780	10000

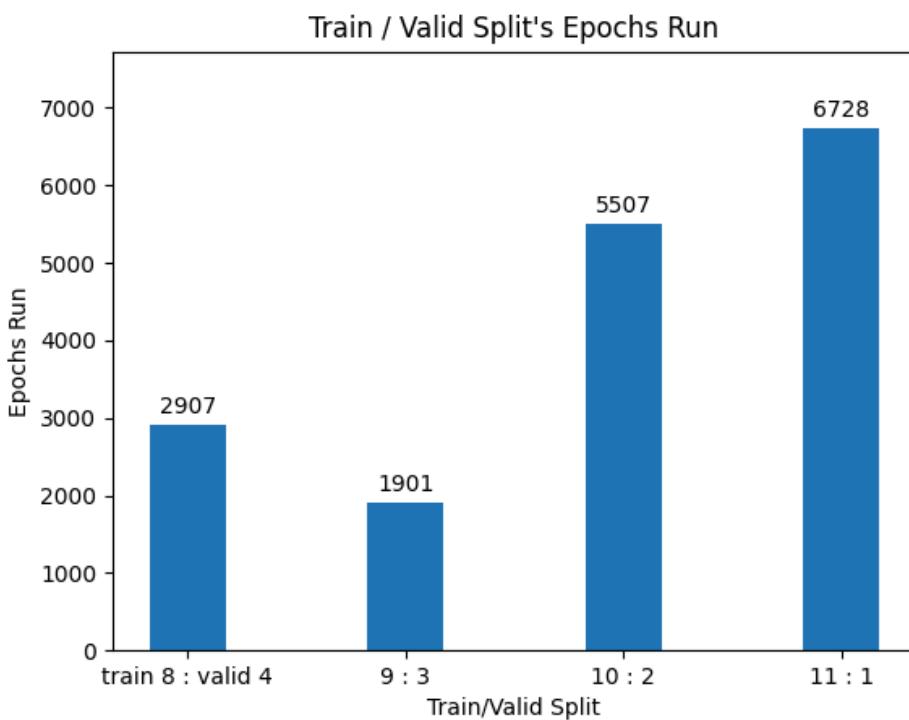
- `epochs = 10000, patience = 1000, standardize`

train / valid	Train RMSE	Validation RMSE	Epochs (Early-Exit)
8 : 4	3.8426	3.7469	2907
9 : 3	3.8316	3.7281	1901
10 : 2	3.8712	3.3289	5507
11 : 1	3.8140	3.4201	6728

- RMSE for different amount of data



- Epochs for different amount of data



2-3 分析

- 增加訓練資料可以提升訓練與驗證 RMSE。
- 資料量小（3個月）容易 overfitting，訓練 RMSE 低但驗證 RMSE 高。
- 使用全部12個月資料可獲得最穩定且準確的預測。
 - 但需要先用 train 和 valid set 分離的方式，確保模型在 Valid set 上也有不錯的表現，可泛化、避免 overfit

Note:

- 這邊可以觀察到在兩次實驗時，train/valid 比例為 10:2 時，Train RMSE 較高，且 Valid RMSE 偏低。
- 猜測可能是因為第 10 個月的資料，是比較難預測的，導致給予 model 更多資料的情況下，
- Train set 的 RMSE 反而降低，而 Valid set 的 RMSE 因缺少 10 月資料而升高

3. Regulation

Discuss the impact of regularization on PM2.5 prediction accuracy.

3-1 正規化方法

- 在 gradient descent 中加入 **L2 regularization** (Ridge Regression):
 $w \leftarrow w - \eta \left(\frac{\partial \text{RMSE}}{\partial w} + \lambda w \right)$
- 其中 λ 為正規化係數。
- 無正規化時，模型容易 overfit，訓練 RMSE 很低但驗證 RMSE 較高。
- 加入 L2 regularization 可減少 overfitting，訓練 RMSE 輕微上升，驗證 RMSE 下降。
- 過大 λ 會造成 underfit，訓練與驗證 RMSE 都上升。

3-2 正規化結論

- L2 regularization 對控制 overfitting 效果顯著。
- 配合獨立月份的 validation set，可以確保模型對沒見過的資料具備泛化的能力。

4. 實作摘要

任務目標:

- **介紹:** 這是一個使用 numpy 實作的 Linear Regression + gradient descent。
- **輸出:** 預測所有 test.csv 第10小時 PM2.5。

程式介紹:

- **特徵:**
 - 屬性: 18 種 Feature (SO2, NOx, AMP_TEMP ...)，
 - 時間: 一共12組(月)連續20天的24hr資料，因此採用sliding window 9小時，捕捉連續9小時資訊。
- **資料清理:** 非數值 → NaN；NaN → 補充。
- **驗證集:** 月份為單位切分資料。
- **正規化:** L2 (Ridge) + Early Stopping 根據驗證 RMSE。
- **附加功能:**
 - 加上 store model / load model 讓 model 可以進行 continue training 和 Prediction 復現功能
 - 使用所有特徵與12個月訓練資料效果最佳。
 - 實作 Early stopping 可避免過度訓練，減少 overfitting。

程式執行方式: (可直接見 [README.md](#))

- 表現最好的參數

```
python train_model.py --train ./train.csv --test ./test.csv \
--out_model trained_model.npz --out_pred predictions.csv \
--epochs 20000 --val_months 0 --patience 1000 --standardize
```