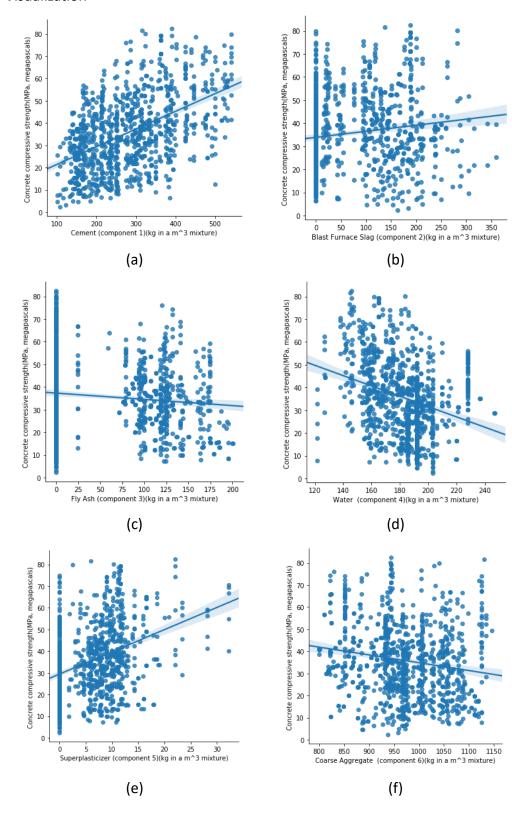
# Machine Learning Homework 3 Report

# -- $\cdot$ Visualization



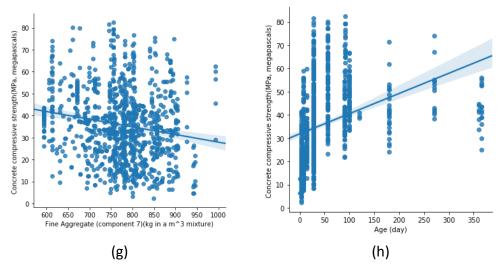


Fig.1 The scatter plot of concrete compressive strength and other features

根據 Fig.1, Cement 此特徵與 Concrete compressive strength 有較明顯的正相關,所以在接下來的單變數線性回歸中,我們使用 Cement 此特徵作為變數預測結果。

### 二、Preprocessing

環境設置方面,我們這組使用 python 進行實作、使用 seaborn 進行視覺化。 處理資料方面,對整組資料進行了 normalization,以方便在選取參數出值時 有一個較好的結果,式子如下。

•  $(x_i - \mu_x)/\max(x) - \min(x)$  $x_i$ 為第 i 個實例 x 特徵的值, $\mu_x$ 為該特徵的平均。

除此之外,我們還加上了一個叫做 Bias 的特徵,並將值全部設成 1,以方便我們後面進行矩陣運算和偏微分的運算。

#### = \ Model

這邊採用了三種 gradient descent 的算法,分別為 Adam、SGD、和每次僅對一個參數進行調整的 Naïve。然而,經過測試 Adam 的學習效果有點慢所以 調整 $\alpha=0.05$ ,其餘的優化方法皆設定 learning rate = 0.05。

#### 四、Evaluation

所有模型採用兩種衡量方法 Mean Square Error 和 R<sup>2</sup>。而 Loss function 則定為 MSE。

• 
$$MSE(X, y, \theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (\theta^T \cdot x^i - y^i)^2$$

• 
$$\nabla_{\theta} MSE(X, y, \theta) = \frac{2}{m} X^T \cdot (X \cdot \theta - y)$$

X 為特徵所組成的矩陣,y 為目標所形成的向量,而 $\theta$ 則是由權重和偏差值所組成的向量。

## 五、Result

Table 1. The results of different regression model and GD method

Model	Train MSE	Train R <sup>2</sup>	Test MSE	Test R <sup>2</sup>
SKlearn Linear	0.321	NaN	0.034	NaN
Regression				
Self Linear Regression	0.321	NaN	0.034	NaN
Multivariable(Adam)	0.016	0.616	0.016	0.60
Multivariable(SGD)	0.016	0.623	0.02	0.52
Multivariable(Naive)	0.026	0.383	0.025	0.41
Polynomial(Degree=4)	0.003	0.929	0.006	0.845

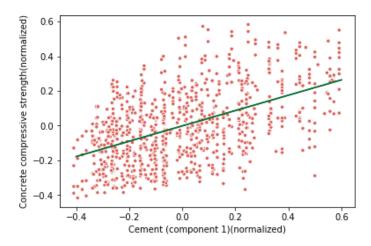
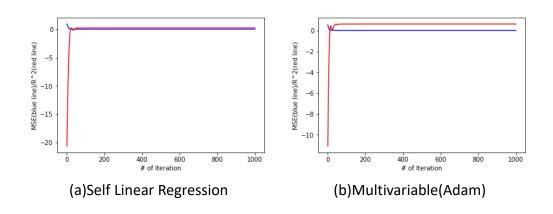


Fig.2 The Regression Line of SKlearn model(blue) and self linear regression model(green)

在 Fig.2 中可以發現,經由 SKlearn 所得到的迴歸直線 y = -0.178291952 + 0.43220778 x 和經由我們使用 GD 所得到的直線是完全相同的。



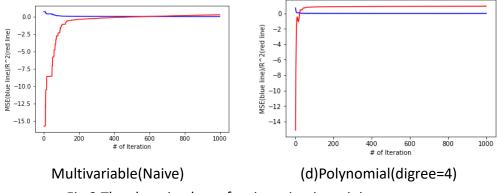


Fig.3 The changing loss after iteration in training process

根據 Table1.同樣是使用全部特徵的 Multivariable linear regression model,Adam 是表現最好的其次是 SGD 最末尾則是 Naïve。個人認為會造成這樣的表現差異是在於考慮的資料量不同 Adam 考慮了所有的實例以及所有的梯度,SGD 則是只考慮了單一筆資料和所有的梯度,Naïve 則是考慮了所有的實例以及單一的偏微分。考慮數量較少的資訊可以加快運算速度,但是可能收斂的效果就變差了。

### 六、Question Answering

- 1. Overfitting 是指 model 去過度擬合訓練資料集導致喪失了 generalize 的能力進而使得在測試資料集中有很差的表現。
- 2. 較快的運算,因為只考慮單一筆資料,所以適合使用在大型的資料集上 也可達到不錯的成果。
- 3. 在 MSE 為 loss function 的情况下,Error surface 是一個 convex 的表面,所以不會有 local minima 或者是 saddle point 的問題,然而若使用不同的 loss function 例如:cross entropy,初值就有可能影響收斂快慢或者是否卡在 local minima 或 saddle point 等地方了。
- 4. Learning Rate 過大會造成無法收斂或者是跳過最小值,Learning Rate 過小則會造成收斂過慢,太花時間。
- 5. 理解 SGD 的用法並且學會用 numpy 進行矩陣運算。

#### 七、Bonus

其實我們在 Polynomial regression model degree 為 4 時,有幾次的 R<sup>2</sup> 有大於 0.87。(可以看附錄)

# 附錄

```
Coefficient of Regression line: [0.41788096] | Interception of Regression line: [0.4037839] | train MSE: 0.03212726019226542 | test_M2: 0.392149291159464 | test_M2: 0.392149291159464 | test_M2: 0.03212726019226542 | test_M2: 0.03212726019226542 | Train MSE: 0.03539696472914595 | Coefficient of Regression line: [0.41780096] | test_MSE: 0.03430513669795984 | Train MSE: 0.03430513669795984 | Train MSE: 0.03430513669795984 | Train MSE: 0.0362815959578646 | Train MSE: 0.01662815959578646 | Train MSE: 0.01662815959578646 | Train MSE: 0.01662815959578646 | Train MSE: 0.01664972115933898 | Train MSE: 0.016674767306927014 | Train MSE: 0.01674767306927014 | Train MSE: 0.016747673069627014 | Train MSE: 0.01674679369627014 | Train MSE: 0.0167467936986791 | Train MSE: 0.0831371875523431792 | Train MSE: 0.0831371875523431792 | Train MF: 0.0831371875523431792 | Train MF: 0.0831371875523431792 | Train MF: 0.083137187553431792 | Train MF: 0.083137187553431792 | Train MF: 0.083137187533831792 | Train MF: 0.083137187533831792 | Train MF: 0.083137187533831792 | Train MF: 0.08325170838662913 | Train MF: 0.0832517083860913 | Train MF: 0.0832517083860913 | Train MF: 0.08
```

```
| Americal Remain | Cause | C:\Usera\Essistant | Colored | Colore
```