這是關於kaggle上Credit Card Fraud Detection的logestic regression問題 prompt1:

幫我用python解決logestic regression的credit card fraud detection問題(one problem on kaggle contest),且務必要包含以下重點:

- 1.按照CRISP-DM框架的六個階段
- 2.要能夠get data from web
- 3.需要有confusion matrix
- 4.accuracy要高(over 60% at least)

由於kaggle上的public score是0.69263, 所以我要求accuracy至少要有0.6

Public Score (i)



0.69263

prompt2:

幫我用python解決logestic regression的credit card fraud detection問題(one problem on kaggle contest),且務必要包含以下重點:

- 1.按照CRISP-DM框架的六個階段
- 2.要能夠get data from local
- 3.需要有confusion matrix
- 4.accuracy要高(over 60% at least)

我先將網路上的data下載下來(分別是train.csv/test.csv), 並讓程式直接從電腦的file path中讀 取這兩個data

prompt3:

幫我用python解決logestic regression的credit card fraud detection問題(one problem on kaggle contest),且務必要包含以下重點:

- 1.按照CRISP-DM框架的六個階段
- 2.要能夠get data from local
- 3.需要有confusion matrix
- 4.accuracy要高(over 60% at least)
- 5.Submission File:For each id in the test set, you must predict a probability for the isFraud variable.

prompt2出來要的結果不是kaggle要求的格式,所以將kaggle上的submission file request再次 prompt給chatgpt

prompt4:



code中用到了"seaborn"套件, 我沒安裝此套件所以改用matplotlib, matplotlib主要是用來繪製 confusion matrix.

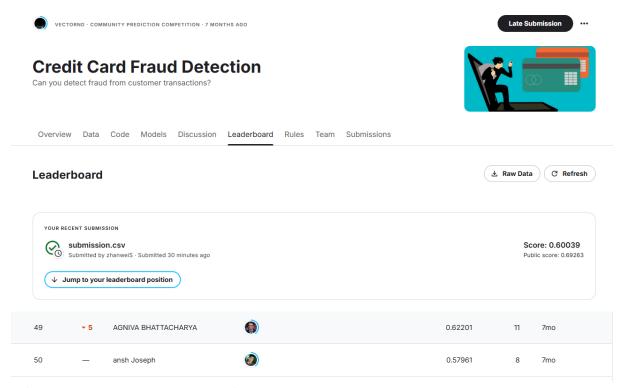
prompt5:

幫我將輸出的submission.csv和Confusion Matrix儲存在跟train.csv和test.csv同一個file

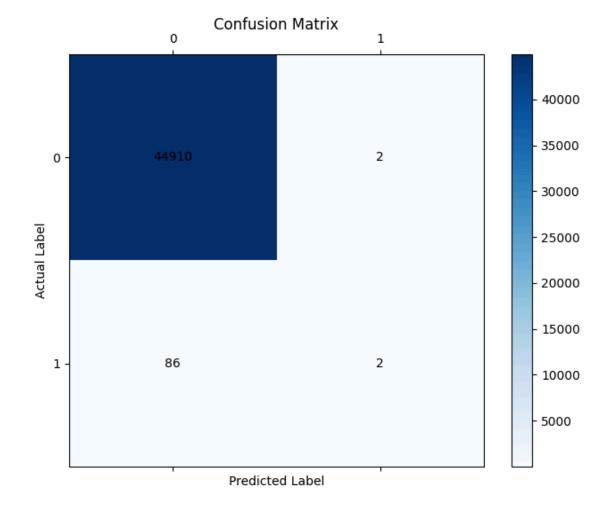
將submission.csv和confusion matrix圖片存在和train.csv和test.csv同一資料夾

Result:

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 150000 entries, 0 to 149999
Data columns (total 32 columns):
                      Non-Null Count
                                     Dtype
0 id
                     150000 non-null int64
1 Time
                     150000 non-null float64
 2 feat1
                     150000 non-null float64
 3 feat2
                     150000 non-null float64
 4 feat3
                     150000 non-null float64
  feat4
                     150000 non-null float64
  feat5
                     150000 non-null float64
   feat6
                     150000 non-null float64
 8 feat7
                     150000 non-null float64
 9 feat8
                     150000 non-null float64
 10 feat9
                     150000 non-null float64
 11 feat10
                     150000 non-null float64
 12 feat11
                     150000 non-null float64
 13 feat12
                     150000 non-null float64
 14 feat13
                     150000 non-null float64
 15 feat14
                     150000 non-null float64
 16 feat15
                     150000 non-null float64
 17 feat16
                     150000 non-null float64
 18 feat17
                     150000 non-null float64
 19 feat18
                     150000 non-null float64
 20 feat19
                     150000 non-null float64
 21 feat20
                     150000 non-null float64
 22 feat21
                     150000 non-null float64
 23 feat22
                     150000 non-null float64
 24 feat23
                     150000 non-null float64
 25 feat24
                     150000 non-null float64
 26 feat25
                     150000 non-null float64
 27 feat26
                     150000 non-null float64
 28 feat27
                     150000 non-null float64
 29 feat28
                     150000 non-null float64
 30 Transaction Amount 150000 non-null float64
 31 IsFraud
                     150000 non-null int64
dtypes: float64(30), int64(2)
memory usage: 36.6 MB
Confusion Matrix:
[[44910
          21
86
          211
Accuracy: 99.80%
ROC AUC Score: 0.74
Submission file saved to: D:/vs code/AIoT Project/LogisticRegression/submission.csv
Confusion matrix image saved to: D:/vs code/AIoT Project/LogisticRegression/confusion matrix.png
```



由於這項contest已經結束,這是屬於late submission所以不能參與leader board的排名,但大概是50名左右。



```
Confusion Matrix:
[[44910 2]
[ 86 2]]
Accuracy: 99.80%
ROC AUC Score: 0.74
```

我的Accuracy高達99.8%,不確定是否正確,於是詢問chatgpt

你所獲得的高準確率(99.8%)很可能是因為數據集中正例(詐欺交易)和負例(正常交易)的不平衡所導致的,也就是說大部分交易是正常交易,而詐欺交易非常少見。因此,模型傾向於將大部分交易預測為正常交易,從而獲得看似很高的準確率,但實際上模型可能對詐欺交易的識別效果並不好。

從你提供的混淆矩陣來看,數據不平衡導致的結果是合理的,但並不代表模型的表現足夠好,尤其是在檢測少數類別(即詐欺交易)時。這樣的混淆矩陣在不平衡數據集中很常見。

讓我們具體分析這個混淆矩陣:

lua **①** 複製程式碼 [[44910, 2], [86, 2]]

- 44910:模型正確預測了 44910 筆正常交易(真正類別為 0 的正確預測, True Negatives)。
- 2:模型正確預測了2筆詐欺交易(真正類別為1的正確預測, True Positives)。
- 86:模型錯誤地將86筆詐欺交易預測為正常交易(真正類別為1 的錯誤預測, False Negatives)。
- 2:模型錯誤地將2筆正常交易預測為詐欺交易(真正類別為0的錯誤預測, False Positives)。

理解混淆矩陣中的問題:

- 1. 高**準確率但低檢測率**:混淆矩陣顯示模型對大部分正常交易的預測是正確的(44910/44912), 因此你得到了很高的準確率(99.8%)。但模型只正確預測了2筆詐欺交易,漏掉了86筆詐欺 交易,這表明模型在檢測詐欺交易上效果不佳。
- 2. 不平衡數據問題: 詐欺交易(少數類別)在數據集中非常少,因此模型傾向於預測為正常交易。 這導致模型的高準確率掩蓋了在少數類別上的差劣表現。

改善建議:

- 混淆矩陣是合理的:這是因為不平衡數據集的特性導致的,但它顯示了模型對詐欺交易檢測的低效。這種高準確率主要是由於模型預測了大量的正常交易(多數類別)。
- 進一步改進:你可以考慮處理數據不平衡問題(例如過採樣、下採樣或使用加權模型)來提高模型對詐欺交易的檢測能力。使用精確率、召回率和 F1 分數進行模型評估也會更具體地反映模型在不平衡數據上的性能。

總結來說,雖然混淆矩陣是合理的,但它顯示出模型在檢測詐欺交易(少數類別)上的不足。

雖然confusion matrix合理,但此分析模型對於想要檢測的數據量少的特定數據可能較為不足,若是增加更多的是別feature或是修改recall的話,可能會更好。

Confusion Matrix:

[[44910 2]

[86 <u>2]]</u>

Accuracy: 99.80% ROC AUC Score: 0.74

我的ROC AUC Score是0.74

你的模型的 ROC AUC Score = 0.74, 這表示模型能夠在約 74% 的時間內正確區分正類和負類樣本。這是一個不錯的結果,尤其是在處理不平衡數據集時,能夠表明模型有一定的區分能力,但仍有改進空間。

總結來說,ROC AUC Score = 0.74 表示你的模型有一定的區分能力, 但仍可以通過數據處理、模型優化等方法來進一步提升。