109550042_Final Report

GitHub link of your code

https://github.com/roylin506/2022_ML

Model link

https://drive.google.com/file/d/1yEhxdebyoRrfivguMSxipaB37qoo0WmU/view?usp=share_link

Brief introduction

用 PyTorch 實做 neural network, output dimension 為 1, 也就是 failure 之機率。

最佳結果



可以透過 inference 檔案復現分數。

Methodology

Data pre-process

- 把 column = 'ID' 丟掉。
- 把不是數值的 value 轉成數值
 - 。 在 column = 'attribute_0', 'attribute_1', 把 'matreial_N' 轉換成 N。
 - 。 在 column = 'product_code', 把大寫英文字母轉成其 ASCII code的三倍。
- 把所有非 float 的 column 變成 float。

• 把 missing value 變成該 column 的 median 值。

Model architecture

- 6層 Deep Neural Network。
- hidden dimension 設定為 512, 2048, 1024, 512, 32。
 - activation function = ReLU()
- output dimension 設定為 1。
 - activation function = sigmoid()
- 在某些層 dropout 避免 overfitting。
- loss function 使用 nn.BCELoss()。
- optimizer 使用 torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=LR)
- LR 設為 1e-6。

```
# set parameters
 drop1, drop2, drop3, drop4 = 0.1, 0.15, 0.15, 0.1
 dim1, dim2, dim3, dim4, dim5 = 512, 2048, 1024, 512, 32
 # Create Model
vclass mymodel(nn.Module):
     def __init__(self):
         super(mymodel, self).__init__()
         self.model = nn.Sequential(nn.Linear(24, dim1),
                      nn.ReLU(),
                      nn.Linear(dim1, dim2),
                      nn.ReLU(),
                       nn.Dropout(drop1),
                      nn.Linear(dim2, dim3),
                      nn.ReLU(),
                      nn.Dropout(drop2),
                      nn.Linear(dim3, dim4),
                      nn.ReLU(),
                      nn.Dropout(drop3),
                      nn.Linear(dim4, dim5),
                      nn.ReLU(),
                      nn.Dropout(drop4),
                      nn.Linear(dim5, 1),
                      nn.Sigmoid())
     def forward(self, x):
         logits = self.model(x)
         return logits
```

Hyperparameters

- LR 設為 1e-6。
- 調整 hidden dimenstion。
 - 。 最終設定為 512, 2048, 1024, 512, 32。
- 調整 dropout 比率。
- 最終設定為 0.1, 0.15, 0.15, 0.1。

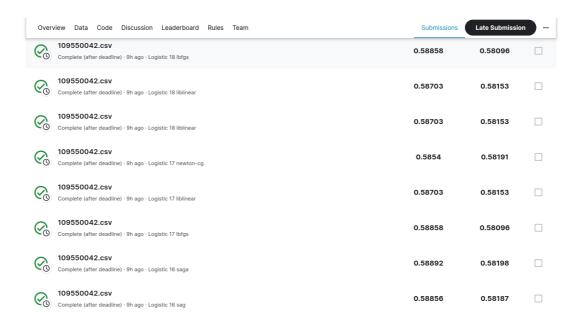
Summary

用神經網路做二元分類,在調整過程中,發現網路架構對預測結果影響很大,前前後後測試了好幾種架構,層數從2層到6層都試過。以及層數過深容易有overfitting 的現象,但加上 dropout 後可以獲得改善。還有 learning rate 太大時無法收斂等等,算是更熟悉了神經網路的實做細節。

Bonus

Comparisons of different approaches

- The state-of-the-art methods for this task
- 除了使用神經網路,也使用了其他機器學習模型,例如:
 - 。 線性的 Linear Regression, Logistic Regression
 - o tree-based 的 Decision Tree 與 Random Forest
- 初次嘗試時,線性模型相較於 tree-based model 表現更好。
- 於是開始針對線性模型優化。經過非常非常非常非常久的嘗試,以及多次的 hyperparameter tuning,線性方法最多只能到 0.58894,距離 baseline 不到 0.001。
- 圖為 hyperparameter tuning 時在 Kaggle 上獲得的分數,並用上傳訊息紀錄 hyperparameter。
 - (只擷取一小部份)



- 以及後來使用 DNN 之 hyperparameter tuning
 - 。 列出在調整的各種參數

Submiss	ion and Description	Private Score (i)	Public Score (i)	Selected
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58977	0.58343	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58784	0.5797	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58933	0.58252	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58714	0.57694	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58914	0.58137	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58896	0.58336	
©	109550042.csv Complete (after deadline) · 1h ago · DNN drop = 0.1 0.15 0.15 0.1, dim = 512 2048 1024 512 32, batch = 500, 1e-06, 35	0.58931	0.58364	

Comprehensive related works survey

- 去比賽的討論區看了一輪,發現許多人使用 Linear model,並且在上面比較各方法,以及細節調整所產生的結果。
- 後續換成神經網路架構時就沒有再上去討論區逛逛为。

Thorough experimental results

• 附上一些調整過程與數據



- 主要針對以下參數做調整:
 - model

- logistic regression
- linear regression
- DNN
- For DNN
 - 。 layer 數
 - 層數小時表現比較糟糕
 - 層數增加時,分數會稍微提升
 - overfitting 的問題要透過 dropout 減緩
 - hidden dimension
 - 從 32 到 2048 都試過
 - 不同層數也會有差
 - 試出來的結果是,第一層跟最後一層 hidden dimension 設成較小,對於分數有幫助。
 - Drop rate
 - 越大可以減緩 overfitting
 - 但太大會丟掉太多訓練結果導致模型預測準確率低。
 - 每層的 drop rate 也會不一樣。
 - 最好的 drop rate 介於0.1 到 0.2 之間。
 - batch size
 - 主要影響到 stochastic gradient descent 的收斂方向準確度。
 - 也連帶影響到 learning rate 的設置。
 - 最後調成 batch size = 500, learning rate = 1e-6。

Interesting findings or novel features engineering

- 對 data scale 做處理。
 - 。 把 value 對應到差不多的值域範圍,但幫助不大,後來就捨棄。

- 也試過對 output 機率的 scale 做調整,
 - 對機率做線性調整、標準化、等倍率放大等等,但分數都一樣,也捨棄。

• 平行化執行

- 。 這蠻有趣的,因為上傳 Kaggle 時都要等大約五秒,在作業初期訓練很快時,等待 Kaggle 時會花一半左右的時間。
- 。 因此我寫了平行程式,讓另一個執行緒幫我送檔案給 Kaggle,而原本的執行緒就可以繼續用新的參數做訓練。
- 。 但他動起來怪怪的,有時後會卡住,所以還是以平行失敗收尾。

• cuda

。 1050ti 就超快喔(可能我還沒被更強顯卡寵壞)