附件

AI CUP 2023 春季賽
多模態病理嗓音分類競賽報告

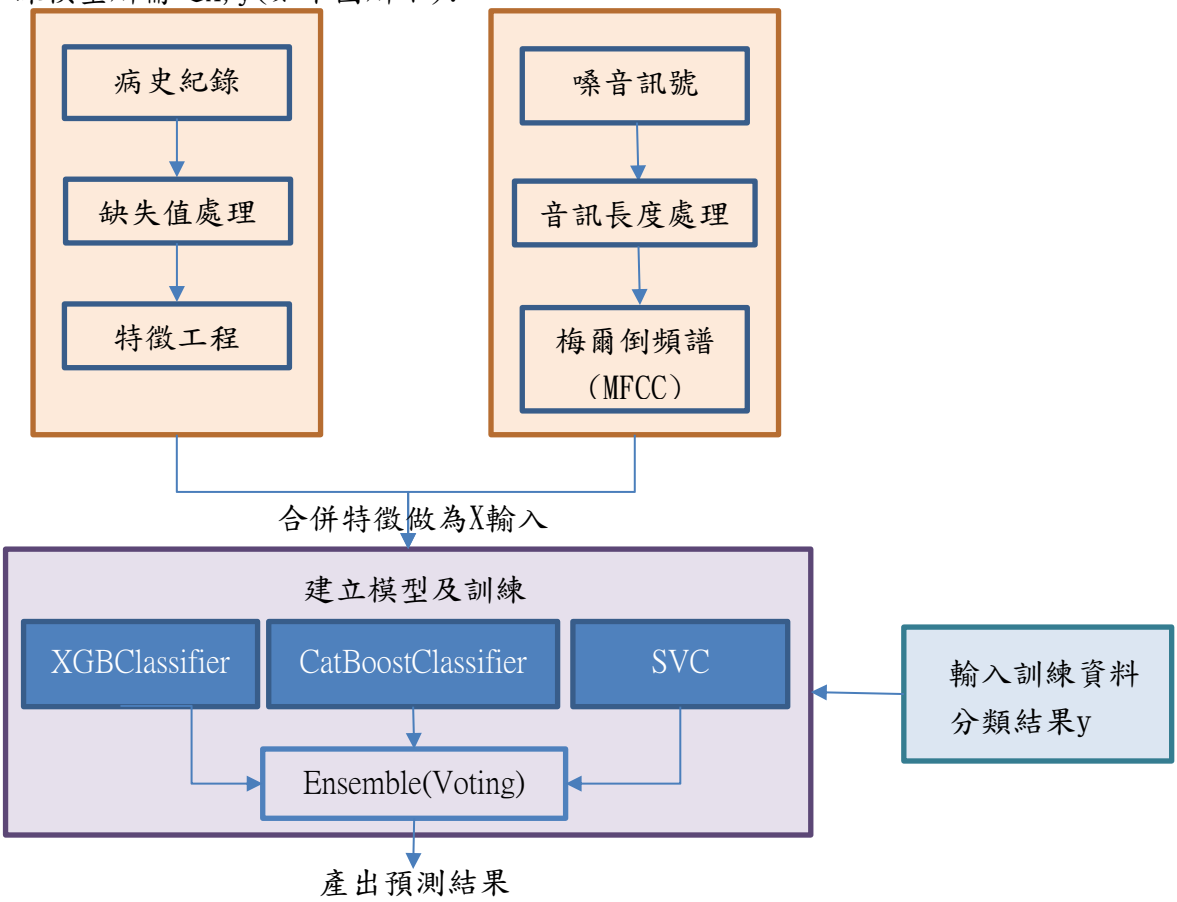
隊伍：TEAM_3680
隊員：江前昱(隊長)、蘇義新
Private leaderboard：0.621502 / Rank 3

壹、環境

作業系統：Windows 10
語言：Anaconda 4.10.1、Python 3.8.8
開發環境(IDE)：Jupyter notebook
套件：pandas 1.2.4、numpy 1.22.4、keras 2.12.0、scikit-learn 0.24.1、xgboost 1.6.2、catboost 1.0.6、librosa 0.10.0.post2、tensorflow 2.12.0、matplotlib 3.3.4、seaborn 0.11.1

貳、演算方法與模型架構

本任務目標為透過嗓音訊號結合病史紀錄偵測喉部病徵並分類。我們先將動態聲音及靜態文字分開處理，分別獲取資料特徵，再將兩者資料特徵合併做為訓練模型所需之X,y(如下圖所示):



模型部份我們個別訓練了決策樹、隨機森林、多層感知機(MLP) 、OneVsRestClassifier(linearSVC)、XGBClassifier、CatBoostClassifier、SVC多種模型，其中前四者(決策樹、隨機森林、多層感知機、OneVsRestClassifier)之訓練Recall值介於0.3~0.5，XGBClassifier、CatBoostClassifier、SVC之Recall值則可達0.5~0.6。同時為提升模型泛用性，我們將Recall值較高之三個模型(XGBClassifier、CatBoostClassifier、SVC)進行Ensemble Averaging，採投票(voting)方式產出預測結果，此模型也為我們最終使用之模型。

參、創新性

過程困難點及採取做法：

- 資料類別不平衡之問題：採用調整資料個別權重的做法(套用sklearn中compute_sample_weight)，
- 模型泛用性：我們沒有選擇表現最佳之模型CatBoostClassifier，而是採用多模型Ensemble Averaging，此方式雖於訓練當下分數是下降的，但於Private、Public資料中經實際測試其對分數是有所幫助的。
- 文字資料特徵處理：將欄位coding按程度高低進行排列，程度越高數字越大(ex: 欄位[Occupational vocal demand]中數值4代表不需要，程度為最輕，經轉換重新定義為1; 原本數值1代表總是需要，程度為最高，經轉換為4)
- 音訊特徵工程處理：我們有嘗試針對音訊資料做autoencoder並取出中間層神經元作為訓練特徵。也有嘗試用多層感知機(MLP)預訓練音訊資料並將最後一層神經元取出當作音訊特徵。雖然經上線測試後分數不高，有overfitting的現象最終沒有採用，但可作為日後做法之參考

肆、資料處理

- 嗓音訊號
  1. 音訊長度不同，用固定間隔採樣方式將訊號長度統一
  2. 進行梅爾頻率倒譜分析，取得各時間區段內之mfcc
  3. 將各時間區段內之mfcc分別進行加總，此加總數值做為音訊特徵值
- 病史紀錄
  1. 缺失值處理：欄位[PPD]缺失值占總筆數80%以上故刪除此欄位
  2. 缺失值處理：欄位[Voice handicap index]，用平均數進行補值
  3. 欄位[Drinking]和[frequency]有高度相關性(相關係數>0.75)，處理方式如下:
     1. 挑選出[frequency]>1之row
     2. 將挑選出row中之[Drinking]欄位數值設為3
     3. [Drinking]欄位之新coding為[0/1/2/3]對應說明為[從未喝酒/已戒酒/有喝酒/常常喝酒]
  4. 考量電子菸之影響程度無法與一般抽菸做比較，故不區分電子菸及一般抽菸將[Smoking]欄位中之數值3轉為數值2
  5. 調整欄位[Sex]數值，1->0、2->1
  6. 刪除欄位[Onset of dysphonia]、[Diurnal pattern]

7. 調整欄位[Occupational vocal demand]，需求越高對應數值越高(1轉為4,2轉為3,3轉為2,4轉為1)

- 將上述兩者取得之特徵合併，進行StandardScaler標準化處理
- 因各類別數量差異大有資料不平衡之情況，故呼叫sklearn中compute_sample_weight方法，對於不同類別給予不同權重再進行訓練

伍、訓練方式

訓練方式為先廣泛地針對各種模型進行訓練，獲取初步表現較好之模型，再分別進行細部調參，最終確認模型間的搭配方式

step1.逐一針對不同模型進行訓練，cross validation設為10，用recall值來進行模型篩選，最終XGBClassifier、CatBoostClassifier、SVC模型表現較好，分別進行細部調參

step2.採用GridSearchCV進行細部調參，呼叫best_params_即可查看最佳參數，結果如下：

- XGBClassifier最佳參數
  - learning_rate: 0.02
  - max_depth: 2
  - n_estimators: 300
- CatBoostClassifier最佳參數:
  - depth: 3
  - iterations: 170
  - l2_leaf_reg: 5
  - learning_rate: 0.08
- SVC最佳參數:
  - C: 1.3
  - kernel: rbf

step3.各模型針對cross validation(cv)進行調參，呼叫best_estimator_取得最佳模型並儲存

陸、分析與結論

- 下圖為採用不同模型之分析結果，可觀察到CatBoostClassifier模型分數最高，但實際上線在public、private資料中，ensemble模型表現反而較好，表示ensemble之組合方式有對模型泛用性產生正面影響。

Model	Validation	Public	Private
MLP	0.424	0.4413	x
CatBoostClassifier	0.535	0.5848	0.5872
Ensemble(XGBClassifier、CatBoostClassifier、SVC)	0.509(為三者平均)	0.6195	0.6215

- 針對嗓音訊號之梅爾頻率倒譜分析設置不同n_fft, hop_length，測試不同的幀長及幀移對預測結果是否有影響，下圖為測試結果:

Model (n_fft, hop_length)	Validation	Public分數	Private
Ensemble (4096,1024)	0.509(為三者平均)	0.6195	0.6215
Ensemble (4096,2048)	0.528(為三者平均)	0.5884	0.5907
Ensemble (2048,1024)	0.53(為三者平均)	0.5884	0.6187

觀察到不同的幀長及幀移會對預測結果產生影響，但測試量體小無觀察到其上升下降趨勢，可做為日後研究方向

- 另有嘗試先將嗓音訊號之資料特徵(mfcc)進行模型預訓練，進行auto encoder(如下圖所示)，並擷取其中30個神經元代表訊號特徵，與病史紀錄特徵合併作為輸入進行XGBClassifier模型訓練， 測試結果Recall值為0.41，無明顯進步故放棄此做法。

```
Model: "autoencoder"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 img (InputLayer)            [(None, 44, 20, 1)]       0

 flatten (Flatten)           (None, 880)               0

 dense (Dense)               (None, 100)               88100

 dense_1 (Dense)             (None, 30)                3030

 dense_2 (Dense)             (None, 30)                930

 dense_3 (Dense)             (None, 100)               3100

 dense_4 (Dense)             (None, 880)               88880

 reshape (Reshape)           (None, 44, 20, 1)         0

=================================================================
Total params: 184,040
Trainable params: 184,040
Non-trainable params: 0
_________________________________________________________________
```

最後，我們也嘗試盡可能提取嗓音訊號特徵，進行預訓練取出最後一層作為音訊特徵，並合併病史紀錄特徵進行訓練，其Recall值可達0.8，但放上public分數只獲得0.318，可見其受Overfitting的影響，但是否有機會藉dropout或調整其他特徵來降低此影響，可做為日後思考方向。

柒、程式碼

Google Drive：
https://drive.google.com/drive/folders/1eOyFA5nv7C0YIwjNI3YAWIxC834QuJU2?usp=share_link

捌、使用的外部資源與參考文獻

音訊處理套件:https://librosa.org/doc/main/tutorial.html

報告作者聯絡資料表

隊伍名稱	TEAM_3680	Private Leaderboard 成績	0.621502	Private Leaderboard 名次	3
身分 (隊長/隊員)	姓名 (中英皆需填寫) (英文寫法為名,姓,例:Xiao-Ming, Wu,名須加連字號,姓前須加逗號)	學校+系所中文全稱 (請填寫完整全名,勿縮寫)	學校+系所英文中文全稱 (請填寫完整全名,勿縮寫)	電話	E-mail
隊長	江前昱 Chien-Yu, Chiang	友達光電股份有限公司	AUO	0926654388	leo24237260@gmail.com
隊員1	蘇義新 I-Hsin, Su	友達光電股份有限公司	AUO	0922583106	spsedward@gmail.com
隊員2					
隊員3					
隊員4					
指導教授資料					
每隊伍至多可填寫兩名	指導教授 中文姓名	指導教授 英文姓名 (英文寫法為名,姓,例:Xiao-Ming, Wu,名須加連字號,姓前須加逗號)	任職學校+系所 中文全稱 (請填寫完整全名,勿縮寫)	任職學校+系所 英文全稱 (請填寫完整全名,勿縮寫)	E-mail
教授 1					
教授 2					

★註1:請確認上述資料與AI CUP報名系統中填寫之內容相同。自2023年起,獎狀製作將依據報名系統中填寫內容為準,有特殊狀況需修正者,請主動於報告繳交期限內來信moe.ai.ncu@gmail.com。,報告繳交截止時間後將不予修改。

★註2:繳交程式碼檔案與報告,請Email至:aicenter@g.yzu.edu.tw,並同時副本至:
t_brain@trendmicro.com與moe.ai.ncu@gmail.com。缺一不可。