Christian Gambardella, Vincenzo Offertucci

March 13, 2022

Link GitHub

Index

1 Business Understanding

1.1 Introduzione al problema

Uno dei fondamenti dell'astronomia è la classificazione degli astri celesti in stelle, galassie e quasar(anche detta classificazione stellare). In particolare i quasar sono stati argomento di dibattito all'interno della comunità scientifica per tutta la seconda metà del XX secolo: questi astri, che sembravano stelle, erano troppo luminosi per essere così lontani dal nostro pianeta.

1.2 Obiettivi di business

L'obiettivo del nostro progetto è realizzare un modello di machine learning che sia capace di classificare gli astri celesti, in particolare i quasar, sulla base di dati spettroscopici.

1.3 Descrizione dell'ambiente

PEAS	
Performance	La misura di performance del modello è la sua capacità di avvicinarsi il più possibile alla corretta classificazione dei tre astri celesti
Environment	L'ambiente di riferimento del nostro modello è l'astronomina, inoltre è: • **completamente osservabile** in quanto l'agente in ogni momento ha accesso allo stato completo dell'ambiente; • **episodico** in quanto le azioni del modello in un dato istante non sono influenzate dalle precedenti; • **statico** in quanto l'ambiente rimane invariato mentre l'agenta sta deliberando; • **discreto** in quanto l'agente può ricevere un numero ben definito di percezioni ed effettuare un numero ben definito di azioni.
Actuators	L'agente agisce sull'ambiente tramite lo stream di output del nostro computer fornendo così la tipologia di astro celeste che stiamo valutando
Sensors	L'agente percepirà l'ambiente tramite uno stream di input del nostro computer

1.4 Business success criteria

Per validare il nostro modello adotteremo i seguenti criteri: puntiamo innanzitutto ad avere un accuracy almeno del 90% in quanto i dati a nostra disposizione sono sufficientemente numerosi e molto precisi, si parla comunque di misurazioni effettuate con appositi strumenti. Vogliamo inoltre massimizzare i valori di precision e recall per quanto riguarda l'individuazione dei quasar, che sono l'astro più interessante del nostro problema, in particolare puntiamo a raggiungere l'80% in entrambi i casi.

1.5 Tool da utilizzare

I tool che utilizzeremo per realizzare il nostro modello sono i seguenti:

- **Python**
- **Anaconda**
- **ScikitLearn**
- **Pandas**
- **Kaggle**
- **JupiterLab**
- **Mathplot**
- **TeXStudio**
- **MikTeX**

2 Data Understanding

2.1 Scelta del dataset

Per la realizzazione del nostro progetto, dopo svariate ricerche in rete, abbiamo deciso di adottare questo dataset per la realizzazione del nostro modello di machine learning.

2.2 Analisi del dataset

Nel dataset in questione i dati sono stati collezionati nell'ultimo trentennio da parte della SDSS (Sloan Digital Sky Survey) che si è occupata di processare le foto degli astri celesti in dati, in particolare noi stiamo usando il data release 17 della SDSS-IV. Da notare che il dataset usato da noi non contiene tutte le colonne dell'originale bensì è stata fatta una selezione di 18 (a partire dai 153 iniziali). Nel dataset sono presenti 17 colonne:

- **obj_ID**: è un valore unico che identifica l'oggetto all'interno del catalogo di immagini processate da SDSS.
- **alpha**: ascensione retta, una misura analoga alla longitudine ma proiettata sulla sfera celeste anzichè sulla superficie terrestre.
- **delta**: angolo di declinazione, rappresenta una delle coordinate equatoriale per determinare l'altezza di un astro della sfera celeste (analogo alla latitudine).
- **u**: filtro ultravolietto del sistema fotometrico.
- **g**: filtro verde del sistema fotometrico.
- **r**: filtro rosso del sistema fotometrico.
- **i**: filtro vicino all'infrarosso del sistema fotometrico.

- **z**: filtro infrarosso del sistema fotometrico.
- **run_ID**: è un valore unico che identifica la scansione utilizzata.
- **rerun_ID**: è un valore unico che identifica la modalità con cui l'immagine è stata processata.
- **cam_col**: è un valore che indica quale colonna della camera è stata utilizzata nella scansione.
- **field_ID**: è un valore unico che identifica ogni campo.
- **spec_obj_ID**: è un valore unico che identifica l'astro all'interno del catalogo di immagini processato da SDSS(nel dataset originale erano presente più oggetti relativi allo stesso astro).
- **class**: è la nostra variabile target/dipendente, può assumere i valori "STAR", "GALAXY" o "QUASAR".
- **redshift**: è il valore assunto dal redshift dell'astro basato sull'incremento della lunghezza d'onda (lo spostamento di un astro è da noi percepito come una variazione dello spettro elettromagnetico tendente verso il rosso).
- **plate**: è un valore unico usato come identificatore all'interno dei sistemi SDSS.
- **MJD**: è una versione modificata della data giuliana, in particolare corrisponde a 2400000.5 dopo il giorno 0 del calendario giuliano.
- **fiber_ID**: è un valore unico che identifica la fibra ottica che ha puntato la luce all'interno del piano focale.

Il dataset è di 16.76 Mb e contine 100000 righe.

2.3 Data quality

Nel dataset sono presenti dati mancanti, inoltre i dati presentano tutti lo stesso formato (numerico) ma su scale eterogenee, sarà dunque fondamentale prestare attenzione a questo aspetto in fase di data preparation.

2.4 Data exploration

Non sono state individuate relazioni tra i dati del dataset.

```
             obj_ID          alpha          delta              u  \
count  1.000000e+05  100000.000000  100000.000000  100000.000000
mean   1.237665e+18     177.629117      24.135305      21.980468
std    8.438560e+12      96.502241      19.644665      31.769291
min    1.237646e+18       0.005528     -18.785328   -9999.000000
25%    1.237659e+18     127.518222       5.146771      20.352353
50%    1.237663e+18     180.900700      23.645922      22.179135
75%    1.237668e+18     233.895005      39.901550      23.687440
max    1.237681e+18     359.999810      83.000519      32.781390

                  g              r              i              z  \
count  100000.000000  100000.000000  100000.000000  100000.000000
mean       20.531387      19.645762      19.084854      18.668810
std        31.750292       1.854760       1.757895      31.728152
min     -9999.000000       9.822070       9.469903   -9999.000000
25%        18.965230      18.135828      17.732285      17.460677
50%        21.099835      20.125290      19.405145      19.004595
75%        22.123767      21.044785      20.396495      19.921120
max        31.602240      29.571860      32.141470      29.383740

              run_ID  rerun_ID        cam_col       field_ID   spec_obj_ID  \
count  100000.000000  100000.0  100000.000000  100000.000000  1.000000e+05
mean     4481.366060     301.0       3.511610     186.130520  5.783882e+18
std      1964.764593       0.0       1.586912     149.011073  3.324016e+18
min       109.000000     301.0       1.000000      11.000000  2.995191e+17
25%      3187.000000     301.0       2.000000      82.000000  2.844138e+18
50%      4188.000000     301.0       4.000000     146.000000  5.614883e+18
75%      5326.000000     301.0       5.000000     241.000000  8.332144e+18
max      8162.000000     301.0       6.000000     989.000000  1.412694e+19

           redshift          plate           MJD       fiber_ID
count  100000.000000  100000.000000  100000.000000  100000.000000
mean        0.576661    5137.009660   55588.647500     449.312740
std         0.730707    2952.303351    1808.484233     272.498404
min        -0.009971     266.000000   51608.000000       1.000000
25%         0.054517    2526.000000   54234.000000     221.000000
50%         0.424173    4987.000000   55868.500000     433.000000
75%         0.704154    7400.250000   56777.000000     645.000000
max         7.011245   12547.000000   58932.000000    1000.000000
```

```
obj_ID         0
alpha          0
delta          0
u              1
g              1
r              0
i              0
z              1
run_ID         0
rerun_ID       0
cam_col        0
field_ID       0
spec_obj_ID    0
class          0
redshift       0
plate          0
MJD            0
fiber_ID       0
dtype: int64
       obj_ID  alpha  delta     u     g      r      i     z  run_ID  rerun_ID  \
79543   False  False  False  True  True  False  False  True   False     False

       cam_col  field_ID  spec_obj_ID  class  redshift  plate    MJD  fiber_ID
79543    False     False        False  False     False  False  False     False
['n/a', 'na', '--', 'nan', 'NaN', -9999]
```

Da notare la presenza di una riga con dati mancanti.

3 Data Preparation

3.1 Data cleaning

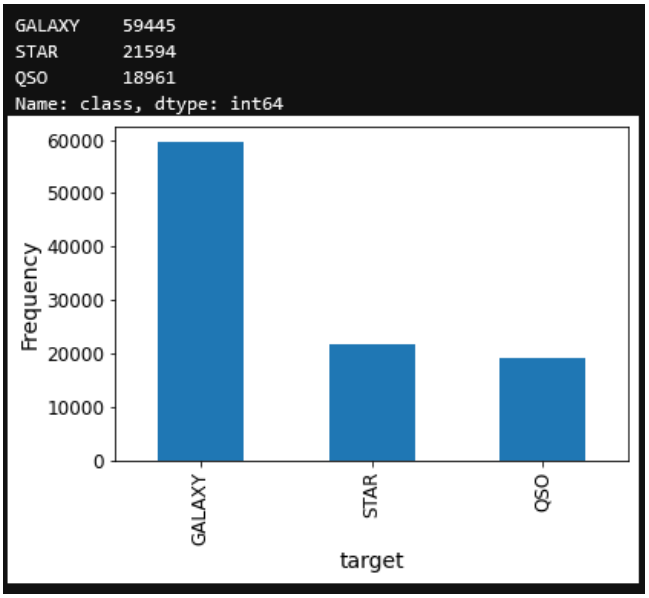
In base ai risultati ottenuti in fase di data exploration abbiamo la necessità di risolvere il problema dei dati mancanti: l'idea è quella di eliminare la riga che presenta questa problematica in quanto, appunto, unica.

3.2 Define data and target variables

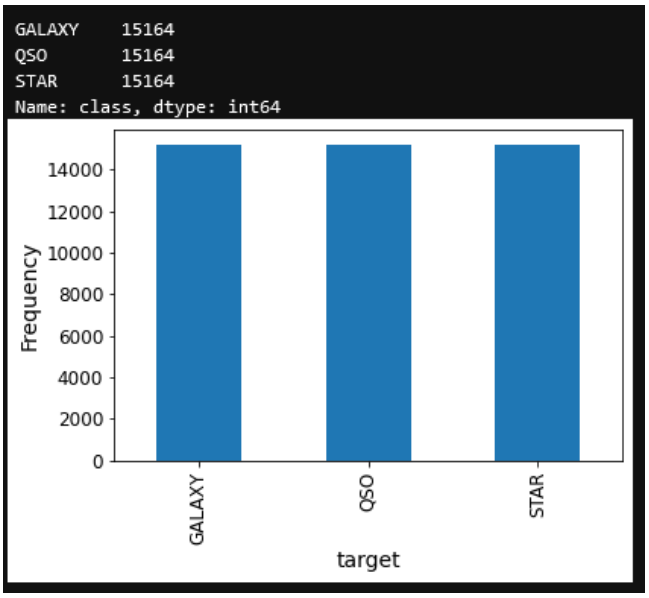
La variabile target è **class** ed è la quattordicesima colonna del dataset.

3.3 Data balancing

Il nostro dataset è sbilanciato, le righe riguardanti le galassie sono ben maggiori rispetto a stelle e quasar:



Data la soddisfacente quantità di istanze all'interno del nostro dataset riteniamo più opportuno applicare una tecnica di Under-sampling, in particolare valuteremo RandomUnderSampler e NearMiss. Pensiamo che il secondo ci permetterà di ottenere risultati più soddisfacenti ma decidiamo comunque di testarli entrambi per poi decidere in fase di valutazione quale utilizzare sul nostro modello(i risultati saranno inoltre valutati anche senza bilanciare il dataset). Prima di applicare una di queste tecniche dividiamo i dati in training set e test set, rispettivamente 80% e 20% del dataset originale, per poi ottenere il seguente risultato:



3.4 Feature scaling

I dati in nostro possesso, seppure nello stesso formato, riguardano range di valori tutti differenti tra loro. Per evitare che il nostro machine learner interpreti male verranno tutti normalizzati in un range di valori [0,1] con la tecnica Min-Max, in fase di validazione sceglieremo tra il modello con o senza normalizzazione.

3.5 Feature engineering

Analizzando il dominio del problema e i dati in nostro possesso, nonché le informazioni ricavate fin'ora, abbiamo deciso di rimuovere le colonne **obj_ID** e **rerun_ID** in quanto non utili alla classificazione(la prima è solo una chiave utilizzata nel dataset originale e la seconda si ripete identica in tutte le righe). Abbiamo inoltre deciso di utilizzare l'algoritmo SelectKBest per fare feature selection con k=10

4 Data Modeling

Per l'implementazione del nostro machine learner utilizzeremo un algoritmo basato su entropia: il **Decision Tree**. Testeremo su questo algoritmo le varie configurazione discusse in questo documento per poi decidere tra queste il modello migliore.

Report dei risultati senza data balancing, normalizzazione e feature selection:

```
[[11640   165    99]
 [  806  3004     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.98      0.96     11904
         QSO       0.95      0.79      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.95     20000
   macro avg       0.95      0.92      0.94     20000
weighted avg       0.95      0.95      0.94     20000

Accuracy: 0.9465
```

Report dei risultati con normalizzazione e senza data balancing e feature selection:

```
[[2642 9260    2]
 [  27 3783    0]
 [4219    0   67]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.38      0.22      0.28     11904
         QSO       0.29      0.99      0.45      3810
        STAR       0.97      0.02      0.03      4286

    accuracy                           0.32     20000
   macro avg       0.55      0.41      0.25     20000
weighted avg       0.49      0.32      0.26     20000

Accuracy: 0.3246
```

Report dei risultati con feature selection e senza data balancing e normalizzazione:

```
[[11640   165    99]
 [  806  3004     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.98      0.96     11904
         QSO       0.95      0.79      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.95     20000
   macro avg       0.95      0.92      0.94     20000
weighted avg       0.95      0.95      0.94     20000

Accuracy: 0.9465
```

Report dei risultati con feature selection e normalizzazione e senza data balancing:

```
[[2642 9260    2]
 [  27 3783    0]
 [4219    0   67]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.38      0.22      0.28     11904
         QSO       0.29      0.99      0.45      3810
        STAR       0.97      0.02      0.03      4286

    accuracy                           0.32     20000
   macro avg       0.55      0.41      0.25     20000
weighted avg       0.49      0.32      0.26     20000

Accuracy: 0.3246
```

Report dei risultati con RandomUnderSampler e senza normalizzazione e feature selection:

```
[[11441   363   100]
 [  677  3133     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.96      0.95     11904
         QSO       0.90      0.82      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.94     20000
   macro avg       0.94      0.93      0.93     20000
weighted avg       0.94      0.94      0.94     20000

Accuracy: 0.943
```

Report dei risultati con RandomUnderSampler e normalizzazione e senza feature selection:

```
[[2378 9524    2]
 [  22 3788    0]
 [4015    0  271]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.37      0.20      0.26     11904
         QSO       0.28      0.99      0.44      3810
        STAR       0.99      0.06      0.12      4286

    accuracy                           0.32     20000
   macro avg       0.55      0.42      0.27     20000
weighted avg       0.49      0.32      0.26     20000

Accuracy: 0.32185
```

Report dei risultati con RandomUnderSampler e feature selection e senza normalizzazione:

```
[[11441   363   100]
 [  677  3133     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.96      0.95     11904
         QSO       0.90      0.82      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.94     20000
   macro avg       0.94      0.93      0.93     20000
weighted avg       0.94      0.94      0.94     20000

Accuracy: 0.943
```

Report dei risultati con RandomUnderSampler e normalizzazione e feature selection:

```
[[2378 9524    2]
 [  22 3788    0]
 [4015    0  271]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.37      0.20      0.26     11904
         QSO       0.28      0.99      0.44      3810
        STAR       0.99      0.06      0.12      4286

    accuracy                           0.32     20000
   macro avg       0.55      0.42      0.27     20000
weighted avg       0.49      0.32      0.26     20000

Accuracy: 0.32185
```

Report dei risultati con NearMiss e senza normalizzazione e feature selection:

```
[[11440   364   100]
 [  676  3134     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.96      0.95     11904
         QSO       0.90      0.82      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.94     20000
   macro avg       0.94      0.93      0.93     20000
weighted avg       0.94      0.94      0.94     20000

Accuracy: 0.943
```

Report dei risultati con NearMiss e normalizzazione e senza feature selection:

```
[[2279 9531   94]
 [  22 3788    0]
 [  29    0 4257]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.98      0.19      0.32     11904
         QSO       0.28      0.99      0.44      3810
        STAR       0.98      0.99      0.99      4286

    accuracy                           0.52     20000
   macro avg       0.75      0.73      0.58     20000
weighted avg       0.85      0.52      0.49     20000

Accuracy: 0.5162
```

Report dei risultati con NearMiss e feature selection e senza normalizzazione:

```
[[11440   364   100]
 [  676  3134     0]
 [    0     0  4286]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.94      0.96      0.95     11904
         QSO       0.90      0.82      0.86      3810
        STAR       0.98      1.00      0.99      4286

    accuracy                           0.94     20000
   macro avg       0.94      0.93      0.93     20000
weighted avg       0.94      0.94      0.94     20000

Accuracy: 0.943
```

Report dei risultati con NearMiss e normalizzazione e feature selection:

```
[[2378 9524    2]
 [  22 3788    0]
 [4015    0  271]]
              precision    recall  f1-score   support

      GALAXY       0.37      0.20      0.26     11904
         QSO       0.28      0.99      0.44      3810
        STAR       0.99      0.06      0.12      4286

    accuracy                           0.32     20000
   macro avg       0.55      0.42      0.27     20000
weighted avg       0.49      0.32      0.26     20000

Accuracy: 0.32185
```

5 Evaluation

Osservando i risultati ottenuti notiamo che la feature selection è stata efficace nella misura in cui, una volta applicata, le perfomance del modello rimangono invariate, caratteristica desiderabile in quanto permette al nostro modello di lavorare efficacemente con meno percezioni a disposizione. Un altro risultato soddisfacente è rappresentato dall'applicazione del data balancing che non solo non peggiora le performance ma ci permette anche di superare, per quanto riguarda la recall dei quasar, la soglia decisa in fase di business success criteria: come ci aspettavamo il numero di galassie del nostro dataset è sufficiente anche dopo il bilanciamento ad assicurare un'adeguata classificazione di quest'ultime. Seppur non abbiamo ottenuto buoni risultati nelle configurazioni in cui normalizzavamo i dati possiamo ritenerci soddisfatti per aver ottenuto risultati in conformità con i nostri obbiettivi in ben 4 configurazioni (underSampler e UnderSampler con feature selection, Near Miss e NearMiss con feature selection). Dal momento che la scelta dell'algoritmo di under-sampling non inficia sui risultati ottenuti dal classificatore possiamo concludere scegliendo la configurazione NearMiss con feature selection per il nostro modello.