SkillCraftI Report per l'Esame di Fondameti di Machine Learning

Francesco Moretti

130301 Corso di Laurea 260877@studenti.unimore.it

Indice

1	Introduzione	4
2	Analisi dei dati 2.1 Bilanciamento del dataset	4 5
3	Discussione dei modelli 3.1 modello1	6
4	Dettagli implementativi 4.1 dettaglio1	6
	Risultati e discussione 5.1 risultato1	6

Abstract

Abstract

1 Introduzione

Il mondo dei videogiochi è in grossa crescita negli ultimi anni, siamo arrivati al punto che alcuni possono essere già definiti come veri e propri Esports, questo ha contributo a rendere il mondo dei videogiochi sempre più competitivo e dinamico.

I giochi multiplayer dividono spesso i giocatori in rank o gradi, questo è necessario perché le partite siano bilanciate, ovvero affinché ogni giocatore trovi un avversario circa al suo livello. Per implementare questo sistema sono solitamente usati dei sistemi a punti che premiano le vittorie e puniscono le sconfitte.

Questo però non è un metodo propriamente efficace per dividere i giocatori in base alle loro capacità, un esempio lampante di questo è il fenomeno dello smurfing. Uno smurf account, usato appunto per fare smurfing, significa un account creato con lo scopo di nascondere la reale identità del giocatore.

Le ragioni dietro questa pratica possono essere diverse, da giocatori professionisti che vogliono usare un altro account per fare pratica e nascondere le proprie strategie, al comportamento ben più nocivo del "newb bashing", ovvero giocatori di livello medio-alto che si fanno un nuovo account per giocare contro i principianti e sembrare quindi dei fuoriclasse durante le partite.

La domanda a cui cercherò di rispondere in questo report è se esiste un metodo per creare i rank dei videogiochi migliore rispetto ai sistemi a punti, che possa sostituire il sistema attuale o almen integrarsi ad esso per fare il modo di piazzare un giocatore nel suo rank il più in fretta possibile.

Per farlo userò come esempio videogioco StarCraftII, un gioco di strategia in tempo reale a tema fantascientifico e anche uno dei principali Esports. Starcraft II usa un sistema a punti per dividere i sui giocatori in 7 diversi rank, che sono dal più basso al più alto: Bronzo, Argento, Oro, Platino, Diamante, Master e Grand Master. Oltre a questi nel dataset che userò è stato aggiunto anche un ottavo rank, quello dei giocatori professionisti, questo perché non tutti i giocatori a Grand Master sono abbastanza forti per competere nei tornei più importanti, ma solo una parte di essi ne è capace.



2 Analisi dei dati

In questa sezione saranno analizzati i dati di SkillCraftI per cercare di capire la struttura dei dati e correggere eventuali problemi che il dataset potrebbe avere. Per fare questo saranno usate le librerie Python Matplotlib e Seaborn, che permettono di graficare i dati per renderli più leggibili e interpretabili.

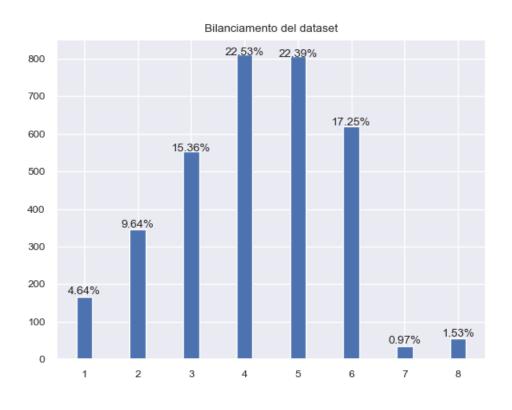
2.1 Bilanciamento del dataset

I rank di starcraft sono per loro natura sbilanciati, dal sito Liquipedia, un'enciclopedia online a tema videogiochi, si può leggere come sono strutturare le leghe del gioco e gli obbiettivi che si sono posti gli sviluppatori quando le hanno create.

La distribuzione a cui puntavano gli sviluppatori è come segue:

- Grand Master 1000 giocatori
- Master 2%
- Diamante 18%
- Platino 20%
- Oro 20%
- Argento 20%
- Bronzo 20%

Nella realtà le cifre sono destinate ad essere leggermente diverse, ma la proporzione è corretta a grandi linee, in più oltre a questi rank nel data set possiamo trovare anche i giocatori professionisti. Questa ulteriore divisione è stata aggiunta perché, anche se i grand master possono essere considerati un elite tra i giocatori, il divario le loro capacità e quelle dei professionisti è considerevole.

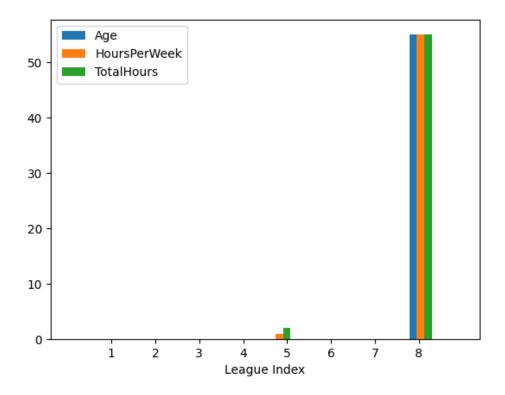


Come previsto il dataset è sbilanciato, questo comporta che bisognerà prestare attenzione a come vengono raggruppati i sample durante l'addestramento dei modelli. Oltre a questo, l'unica altra anomalia che è possibile individuare è che al contrario delle aspettative ci sono più professionisti che Grand Master, questo non è rispecchiato nella realtà ed è dovuto al modo in cui sono stati campionati i dati, ma ai fini della classificazione non dovrebbe creare grossi problemi.

2.2 Elementi nulli

Per la buona riuscita dell'addestramento è necessario rimuovere gli elementi nulli e il nostro dataset ne ha alcuni, ora cercheremo di capire quanti sono e come sono distribuiti per trovare una soluzione al problema.

Il grafico sotto rappresenta il numero totale dei valori nulli per ogni rank divisi per la feature a cui appartengono.



3 Discussione dei modelli

sezione

3.1 modello1

sottosezione

4 Dettagli implementativi

sezione

4.1 dettaglio1

sottosezione

5 Risultati e discussione

sezione

5.1 risultato1

sottosezione

References

[1] ciao. cicococo.