PROGETTOIA

di Giulio Vignati, Matteo Losa & Alessandro Pieragostini

A.A. 2023/2024

Università Politecnica delle Marche

INTRODUZIONE

La nostra idea nasce dalla volontà di approfondire l'argomento dell'apprendimento automatico.

Questo programma Prolog implementa un sistema di apprendimento automatico per la classificazione degli infortuni dei giocatori in un campionato di basket. Utilizza tecniche di apprendimento supervisionato per creare un albero di decisione basato su un set di dati di addestramento, e poi utilizza questo albero per classificare nuovi oggetti (ovvero nuovi casi di giocatori).

SOLUZIONE

- Pulizia Dataset iniziale
- Algoritmo di apprendimento automatico in PROLOG
- Induzione dell'albero di decisione con 2 criteri: Gini o Entropia
- Potatura dell'albero di decisione per valutare le variazioni dell'accuratezza
- Interazione tramite interfaccia Python per la classificazione

PULIZIA DATASET

Eliminazione attributi considerati non influenti ai fini dell'apprendimento, ad esempio:

- Nome giocatore
- Nome squadra
- Anno stagione
- Ingressi in area/p
- Passaggi in area

- Tiri in sospensione da 3 punti/p
- Tocchi metà campo avversaria/p
- Tocchi su angolo
- Durata infortunio

PULIZIA DATASET

Nel dataset iniziale, per ogni record era indicato (se presente) il tipo specifico di infortunio subito. Per i fini del progetto si è semplificato unendo i vari tipi di infortuni in un'unica classe.

Per ogni attributo i valori sono stati classificati in intervalli.

Gli intervalli sono stati generati tramite funzione Python impostando il numero di "percentili" da utilizzare

APPRENDIMENTO

- Il predicato apprendi(Classe) raccoglie tutti gli esempi (istanze) disponibili e inizia a generare una descrizione (regola) per la classe specificata.
- Se non ci sono più esempi della classe data, il processo termina.
 Altrimenti, tramite il predicato apprendi_cong(Esempi, Classe,
 Cong) genera una congiunzione di attributi-valori (Cong) che copre alcuni esempi della classe senza includere esempi di altre classi.

APPRENDIMENTO

- scegli_cond(Esempi, Classe, AttVal) seleziona una coppia attributo-valore (AttVal) tra tutte le possibili, assegnando un punteggio basato su quante volte riesce a discriminare la classe target dagli altri esempi.
- Viene scelto l'attributo-valore con il punteggio migliore.

APPRENDIMENTO

- Gli esempi che soddisfano la congiunzione attuale vengono filtrati dal set di esempi rimanenti tramite la il predicato filtra (Esempi, Cond, NuoviEsempi) filtra gli esempi in base alla condizione data.
- rimuovi (Esempi, Cong, RestoEsempi) rimuove gli esempi già coperti dalla congiunzione trovata, lasciando solo quelli non ancora coperti.

INDUZIONE ALBERO

Per l'induzione dell'albero sono stati utilizzati due criteri differenti:

- Gini
- Entropia

INDUZIONE ALBERO

$$Gini(S) = 1 - \sum_{i=1}^{n} p_i^2$$

- **Definizione:** Misura di impurezza o disuguaglianza di una distribuzione.
- Interpretazione: Valori vicini a 0 indicano che tutti gli esempi appartengono alla stessa classe (purezza massima), mentre valori vicini a 0.5 indicano una distribuzione uniforme tra le classi (impurezza massima).

INDUZIONE ALBERO

$$Entropia(S) = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2 p_i$$

- Definizione: Misura di incertezza o impurità di una distribuzione.
- Interpretazione: Valori vicini a 0 indicano bassa incertezza (alta purezza), mentre valori più alti indicano maggiore incertezza (impurezza).

POTATURA ALBERO

È stata effettuata la potatura dell'albero per ridurre la complessità dell'albero e vedere gli effetti sull'accuratezza.

Il predicato lancia_sottoalberi calcola tutti i sottoalberi procedendo in profondità, ritornando una lista di tutti i sottoalberi.

POTATURA ALBERO

Per ognuno di essi, lo toglie all'albero originale e tramite il test del chi quadrato verifica se sono stati rimossi nodi dell'albero che non fanno aumentare l'informazione in maniera statisticamente significante.

In caso affermativo la potatura viene mantenuta.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k rac{(o_i - e_i)^2}{e_i}$$

Matrice di confusione con entropia senza potatura dell'albero:

Test effettuati :470
Test non classificati :45
Veri sani 159 Falsi infortuni 49
Falsi sani 42 Veri infortuni 175
Accuratezza: 0.7858823529411765
Errore: 0.21411764705882352

Precisione: 0.8064516129032258

Giulio Vignati, Matteo Losa, Alessandro Pieragostini | Università Politecnica delle Marche | 2023/2024

Matrice di confusione con entropia con potatura dell'albero:

Test effettuati :470
Test non classificati :56
Veri sani 159 Falsi infortuni 42
Falsi sani 42 Veri infortuni 175
Accuratezza: 0.8

Errore: 0.2

Precisione: 0.81

Matrice di confusione con Gini senza potatura dell'albero:

Test effettuati :470

Test non classificati :44

Veri sani 149 Falsi infortuni 58 Falsi sani 47 Veri infortuni 172

Accuratezza: 0.7535211267605634

Errore: 0.24647887323943662

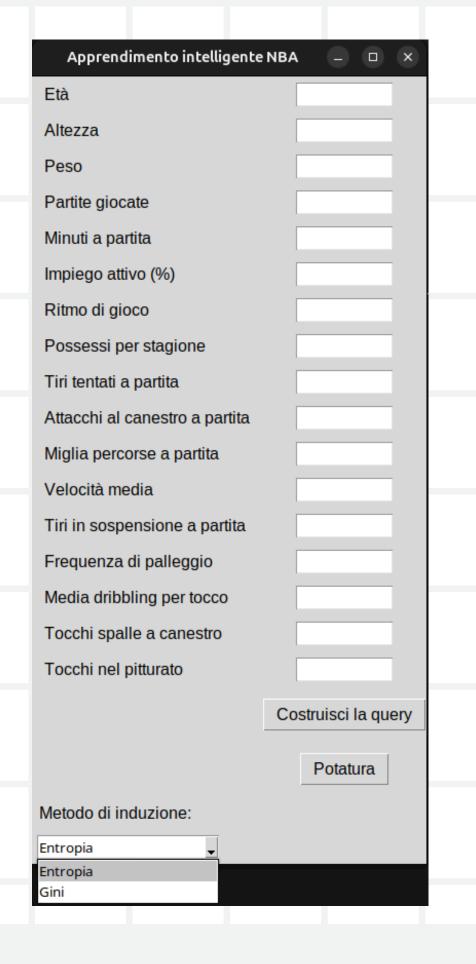
Precisione: 0.7853881278538812

Matrice di confusione con Gini con potatura dell'albero:

Test effettuati :470 Test non classificati :59 Veri sani 149 Falsi infortuni 47 Falsi sani 47 Veri infortuni 172 Accuratezza: 0.77

Errore: 0.23

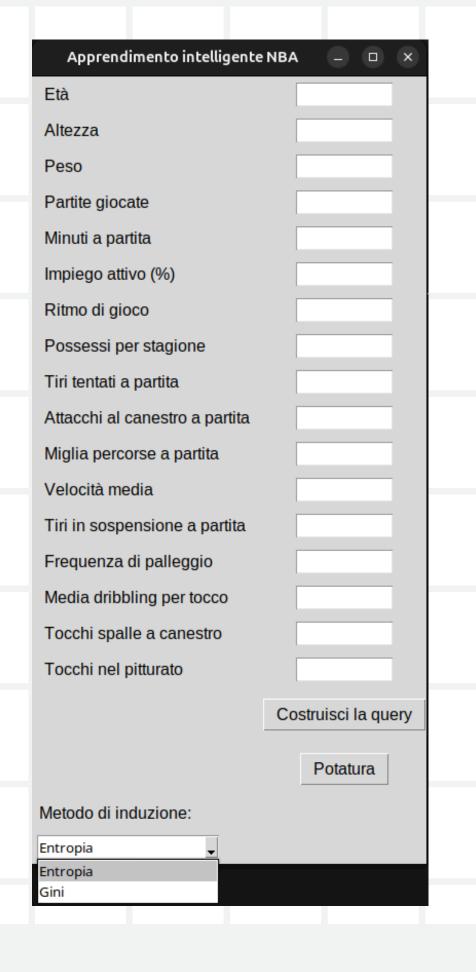
Precisione: 0.79



INTERFACCIA

Funzionalità:

- Inserimento di valori numerici nelle caselle che verranno poi convertiti automaticamente in intervalli
- Menù a tendina per la scelta del metodo di induzione dell'albero



INTERFACCIA

Funzionalità:

- Bottone costruisci query: lancia
 l'apprendimento e l'induzione dell'albero con il criterio selezionato
- Bottone potatura: lancia la potatura e mostra la matrice di confusione

CONCLUSIONI

Dalle matrici di confusione è emerso che, per il nostro modello, utilizzando l'entropia si hanno risultati migliori in termini di accuratezza rispetto all'utilizzo di Gini.

Utilizzando la potatura si guadagna circa il 2% in termini di accuratezza in entrambi i casi (entropia e Gini).

GRAZIE

di Giulio Vignati, Matteo Losa & Alessandro Pieragostini



A.A. 2023/2024

Università Politecnica delle Marche