Classificazione intelligente dei funghi

ANNO ACCADEMICO 2024/2025

Componenti del gruppo:

* Christian Durante, 774759, [c.durante8@studenti.uniba.it](mailto:c.durante8@studenti.uniba.it)

Link repository del progetto:

* <https://github.com/ChristianChR/Ingegneria-della-conoscenza>

iNDICE

1. Introduzione del progetto
2. Preprocessing dei dati
   1. One Hot Encoding e test Chi-quadro
   2. Creazione della Knowledge Base e definizione di regole
   3. Selezione delle feature e comparazione con altre metriche
3. Apprendimento supervisionato
   1. Ottimizzazione degli iperparametri
   2. Implementazione dei modelli
   3. Confronto dei modelli
   4. Analisi della varianza e deviazione standard degli errori
4. Conclusioni e sviluppi futuri

Introduzione del progetto

Questo progetto ha come obiettivo quello di riuscire a distinguere quando un fungo è velenoso e quando è edibile.

Per fare ciò ho scelto di utilizzare un dataset del 1987 della UCI Machine Learning:

<https://www.kaggle.com/datasets/uciml/mushroom-classification>

Il dataset è composto da:

* 8124 campioni ipotetici di funghi corrispondenti a 23 specie di funghi
* ogni specie è identificata come sicuramente commestibile (denotato con l’etichetta e), sicuramente velenosa o di commestibilità sconosciuta e non raccomandata, quest’ultima classe è stata combinata con quella velenosa (denotate con l’etichetta p)
* varie caratteristiche di ogni fungo

Come modelli di apprendimento supervisionato ho scelto:

* Random Forest, che è un modello basato su un insieme di alberi decisionali che utilizza il bagging per migliorare la precisione e ridurre l’overfitting
* Support Vector Classifier, che cerca di trovare un iperpiano che separa le classi nel miglior modo possibile
* Decision Tree Classifier, che utilizza un albero decisionale per prendere decisioni basate sui valori delle feature
* Bernoulli Naive Bayes, un classificatore probabilistico basato sul teorema di Bayes, progettato per gestire dati con caratteristiche booleane o binarie

Preprocessing dei dati

One Hot Encoding e test Chi-quadro

Prima di utilizzare i dati poiché le feature si presentavano sotto forma categorica (ad esempio cap-shape: bell=b, conical=c, convex=x, flat=f, knobbed=k, sunken=s) ho scelto di utilizzare il One Hot Encoding sul dataset per trasformare le feature da valori categorici a valori binari (True e False), e salvarle in mushrooms\_encoded.csv.

Per la scelta delle feature più rilevanti è stata utilizzato il test del Chi-quadro, è stato scelto perché è utile per misurare la dipendenza tra le variabili e la classe target (che nel nostro caso è la classe p).

Il test del Chi-quadro restituisce due valori:

* Il Chi² score che misura quanto la distribuzione delle frequenze osservate per una feature si discosti da quelle attese se non ci fosse alcuna relazione con la classe target. Maggiore è il punteggio, più significativa è la relazione tra la feature e la classificazione del fungo.
* **Il p-value**, che indica la probabilità che la relazione osservata tra la feature e la variabile target sia dovuta al caso. Un valore di p inferiore a **0.05** suggerisce che la feature ha un impatto significativo sulla classificazione e non è semplicemente frutto di fluttuazioni casuali nei dati.

I punteggi relativi al test sono stati calcolati e memorizzati nel file chi2\_result.txt attraverso lo script select\_chi.py.

Creazione della knowledge base e definizione di regole

Ho deciso di selezionare le 20 feature più rilevanti risultate dal test, da qui ho eseguito lo script generate\_kb.py per convertire i funghi memorizzati nel file mushrooms\_encoded.csv in fatti per la mia knowledge base scritta in prolog.

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere

Descrizione generata automaticamente

Di seguito un esempio di fatto (fungo) memorizzato nella KB:



Per creare delle regole, ho deciso di utilizzare le feature rilevanti trovate col test, poiché la classe target è p, le feature selezionate con valore True dovrebbero identificare un fungo velenoso, da qui creo le regole per identificare un fungo velenoso: Immagine che contiene testo, schermata, Carattere

Descrizione generata automaticamente

Mentre un fungo è edibile se non è velenoso, di seguito la regola in prolog:



Selezione delle feature e comparazione con altre metriche

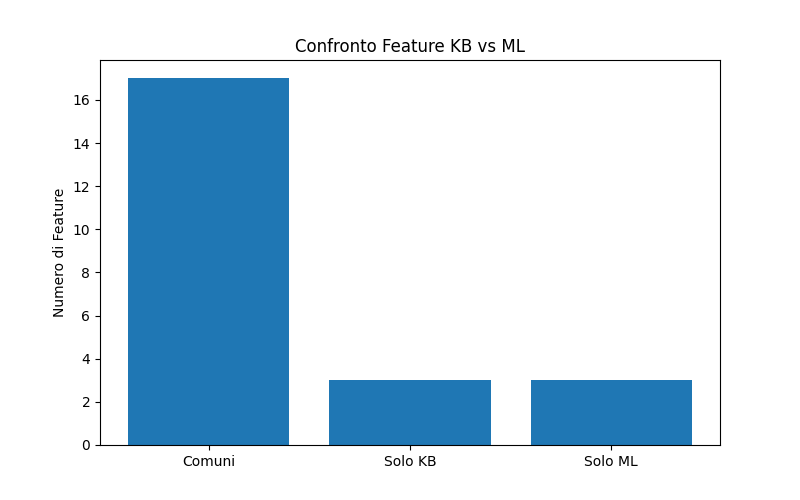
Per verificare la qualità della KB, ho deciso di confrontare le feature selezionate da me con il test chi-quadro con quelle selezionate dal metodo mutal\_info\_classif della libreria sklearn.feature\_selection.

Quindi ho eseguito lo script select\_feature.py e feature\_comparison.py per innanzitutto salvare in un formato più leggibile per il sistema le feature selezionate col test chi-quadro, nel file important\_features\_kb.json

Dopodiché ho calcolato il punteggio di informazione mutua tra ogni feature e la variabile target p, e salvato il dataframe di risultati creato nel file important\_features\_ml.json, e confrontato i risultati delle due metriche di valutazione. Di seguito le feature comuni e non:

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere

Descrizione generata automaticamente



Il grafico fa notare come entrambe le metriche nella maggior parte dei casi individuano le stesse feature, e ciò conferma la validità della KB d’altro canto, vi sono tre feature divergenti che potrebbero essere dovute al fatto che il metodo mutual\_info\_classif ha individuato pattern non evidenti nella logica del Prolog.

Per le fasi successive ho scelto di salvare le feature comuni trovate da entrambe le metriche nel file mushrooms\_common\_feature.csv e scartare le 3 feature divergenti per garantire coerenza con la Knowledge Base, evitando possibili incongruenze tra Machine Learning e inferenza logica.

Apprendimento supervisionato

Ottimizzazione degli iperparametri

Prima di confrontare i modelli tra loro, decidendo quale avesse le migliori prestazioni, ho ottimizzato gli iperparametri migliori per ciascun modello.

Gli iperparametri che ho scelto di ottimizzare per ciascun modello sono:

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere

Descrizione generata automaticamente\

* Per il kernel SVM i parametri da ottimizzare sono:
  + C: Parametro di regolarizzazione
  + kernel: Tipo di kernel utilizzato per trasformare i dati
* Random Forest i parametri da ottimizzare sono:
  + n\_estimators: numero di alberi nella foresta
  + max\_depth: profondità massima degli alberi
  + min\_samples\_split: numero minimo di campioni richiesti per dividere un nodo
* Decision Tree i parametri da ottimizzare sono:
  + max\_depth: profondità massima dell’albero
  + min\_samples\_split: numero minimo di campioni richiesti per dividere un nodo
  + criterion: funzione di misura della qualità della divisione

L’operazione di ottimizzazione dei parametri è stata eseguita dallo script hyperparameter\_tuning.py, per evitare l’overfitting ho deciso di utilizzare la grid search con cross validation in modo tale da valutare il modello su diversi sottoinsiemi di dati (k=10 visto i pochi dati, in modo tale da fornire una stima più robusta delle prestazioni del modello) per la ricerca dei migliori iperparametri per ogni modello che massimizzano l’accuratezza del modello, gli iperparametri vengono memorizzati in best\_hyperparameters.txt per un utilizzo successivo.

Di seguito gli iperparametri ottimali trovati, da tenere a mente per le possibili migliorie dei modelli:

Immagine che contiene testo, schermata, Carattere, numero

Descrizione generata automaticamente

Implementazione dei modelli

Per l’addestramento dei modelli, innanzitutto dallo script learning.py vengono caricati i dati delle feature comuni e la colonna target (class\_p) dai dataset mushrooms\_common\_features.csv e mushrooms\_encoded.csv

Dopo viene eseguita una divisione del dataset in Training Set (70%) e Test Set (30%) mantenendo la distribuzione delle classi (stratify = y)

Vengono caricati gli iperparametri dal file apposito creato in precedenza e vengono memorizzati in un dizionario, inizializzando i modelli di Random Forest, SVM e Decision Tree con i propri iperparametri, per il modello Bernoulli Naive Bayes ho deciso di utilizzare i valori predefiniti per valutare le prestazioni del modello.

Dopodiché viene creato un oggetto K-fold Cross-Validation con 10 fold per ridurre la possibilità di overfitting ed effettuare una stima più affidabile di ogni modello riducendo la varianza associata alla divisione casuale dei dati, e vengono addestrati i vari modelli.

La tecnica del K-fold con k = 10 suddivide il dataset in 10 sottoinsiemi addestrando il modello su 9 e testandolo sull’ultimo. Il processo viene ripetuto 10 volte, ruotando i sottoinsiemi, e il risultato finale è la media delle 10 valutazioni.

Confronto dei modelli

Ho deciso di valutare i modelli sul calcolo delle seguenti metriche utilizzando un approccio globale sull’intero dataset, senza distinzione tra le singole classi, in modo da avere delle medie delle performance complessive dei modelli e confrontarli tra loro:

* accuracy: numero di predizioni corrette su quelle totali
* f1-score: metrica che combina precision e recall in un solo valore (per bilanciare
* precision: numero di true positive su true positive + true negative
* recall: numero di true positive su true positive +false negative

Il calcolo di tali metriche è stato eseguito nel modulo learning.py dopo l’addestramento dei modelli (inizializzati con parametri ottimali) e salva tutti i risultati nel file model\_metrics.txt.

In futuro potrebbe essere utile calcolare le metriche per singola classe per comprendere meglio le eventuali squilibri nelle predizioni.

Le metriche ottenute per ogni modello sono le seguenti:

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata, menu

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

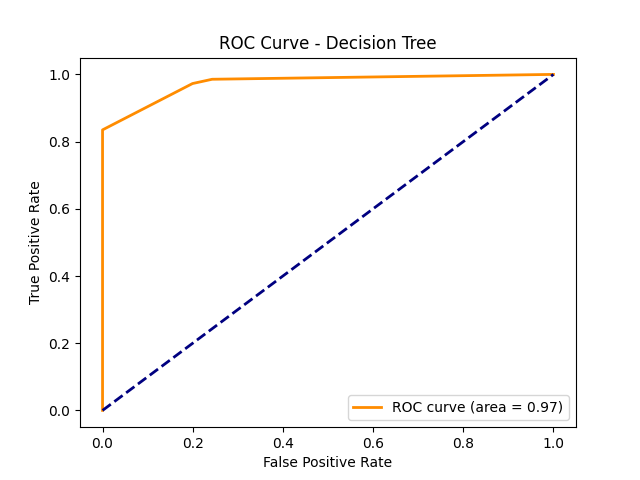
Come si può notare, emerge chiaramente che il Random Forest è il modello con performance complessive migliori, poiché riduce al minimo gli errori di classificazione sia in termini di falsi positivi che di falsi negativi. Sebbene l’SVM offre risultati competitivi (in particolare per quanto riguarda il recall) le sue performance risultano inferiori a quelle del Random Forest.

Il Decision Tree, sebbene sia eccellente nel garantire l’assenza di falsi positivi (Precision = 1), mostra evidenti limitazioni nel riconoscimento dei casi positivi (Recall basso e quindi falsi negativi elevati).

Infine, il modello Naive Bayes presenta una precisione molto elevata, ma come per il Decision Tree il suo basso recall ne compromette l’efficacia globale

**Decision Tree**

**Di seguito la curva ROC:**

****

**La curva ROC conferma che il modello ha una alta capacità discriminativa tra le classi, ma il basso recall si riflette sulla curva, che non raggiunge il massimo possibile.**

**Di seguito la curva di apprendimento:**

**Il train error cresce leggermente con l’aumentare della dimensione del training set, mentre il test error rimane costante, ma poiché la differenza tra di essi e minima si può dedurre che il modello e ben generalizzato e non soffre di overfitting.**

**A causa probabilmente della semplicità modello (max\_depth = 2), al modello viene limitata la capacità di adattarsi troppo ai dati di training, ma gli impedisce di catturare i pattern più complessi.**

**Random Forest**

**Di seguito la curva ROC:**

**Immagine che contiene testo, linea, Diagramma, schermata

Descrizione generata automaticamente**

**La curva ROC conferma che il modello ha una capacità discriminativa molto alta; tuttavia, l’andamento non perfettamente lineare suggerisce che ci sono problemi nella classificazione di dati complessi.**

**DI seguito la curva di apprendimento:**

****

**La differenza tra le due curve** è piccola ma evidente, il che indica che il modello generalizza bene senza soffrire di overfitting, ma l’aumento del test error con dimensioni crescenti del train error indica che il modello non sta catturando completamente la complessità del dataset.

I possibili miglioramenti potrebbero essere:

* effettuare una maggiore regolarizzazione aumentando i valori di min\_samples\_split o di min\_samples\_leaf per limitare la crescita degli alberi
* una riduzione del numero delle feature

**Naive Bayes**

Di seguito la curva ROC:

Immagine che contiene testo, linea, Diagramma, diagramma

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

**La curva ROC conferma che il modello ha una capacità discriminativa molto alta, ma con un andamento non perfettamente lineare, questo comportamento è tipico del Naive Bayes poiché assume** l’indipendenza tra le feature e può risultare meno efficace quando le feature sono fortemente correlate.

Di seguito la curva di apprendimento:

**Immagine che contiene testo, schermata, diagramma, Diagramma

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.**

**A differenza di modelli più complessi come Random Forest, la differenza tra Train Error e Test Error è minima sin dalle prime iterazioni. Questo comportamento indica che il modello non soffre di overfitting, ma d'altra parte suggerisce che potrebbe essere incapace di catturare relazioni più complesse tra le feature. Beneficia meno dell’aumento dei dati di training questo è dovuto al fatto che il Naive Bayes assume l’indipendenza tra le feature, e quindi, all’aumentare il numero di campioni, non può sfruttare meglio la correlazione tra gli attributi per migliorare le predizioni.**

**SVM**

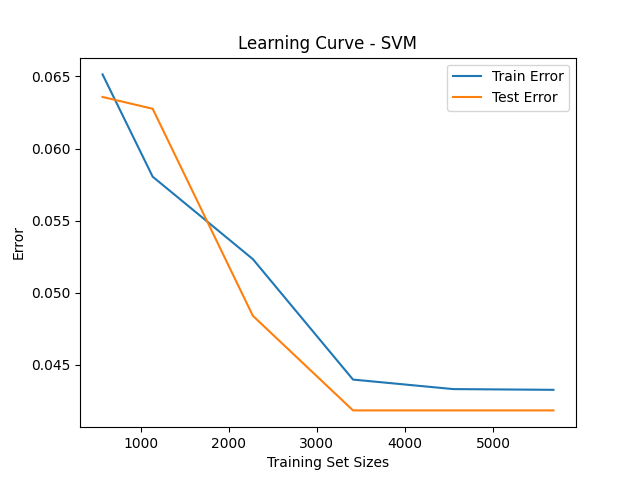
**Di seguito la curva ROC:**

Immagine che contiene testo, linea, Diagramma, diagramma

Descrizione generata automaticamente

**Come possiamo notare la curva ROC** è quasi perfetta indicando che il modello distingue chiaramente tra le due classi, come per il Random Forrest e il Naive Bayes però vi è un leggero andamento irregolare.

Di seguito la curva di apprendimento:

****

**La curva del Train Error decresce rapidamente con l’aumento dei dati, quella del Test Error segue un andamento simile, stabilizzandosi come quella del Train Error.**

**I**l calo del Test Error con l’aumentare dei dati dimostra che il modello beneficia di più dati di training.

Analisi della varianza e deviazione standard degli errori

La varianza e la deviazione standard degli errori sono state calcolate per valutare la stabilità di ogni modello su diverse dimensioni del Training Set e del Test Set.

Per ogni modello, la varianza indica quanto varia l’errore tra diverse iterazioni di training e test, mentre la deviazione standard misura quanto queste variazioni si discostano dalla media.

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

La bassa varianza del train error indica che l’errore è molto stabile su diverse dimensioni del training set, visto che la varianza e deviazione standard sono nulle per il test error il Decision Tree produce risultati completamente stabili sul set di test, ma come detto in precedenza adattandosi facilmente ai dati potrebbe non catturare pattern complessi.

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

La varianza e la deviazione standard sono le più alte tra i modelli, ciò suggerisce che il Random Forest è più sensibile alla variabilità dei dati di training, il che può essere un segnale di maggiore flessibilità ma anche di potenziale overfitting.

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata, tipografia

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

I valori indicano che il modello SVM è un modello molto stabile, con un errore che varia poco tra le diverse iterazioni di training e test. La sua varianza leggermente superiore rispetto a Decision Tree suggerisce che il modello si adatta meglio rispetto a modelli più semplici, ma senza la variabilità elevata osservata in Random Forest.

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

Il modello Naive Bayes presenta una varianza del Test Error pari a 0, così come la sua deviazione standard. Questo indica che il modello produce risultati completamente stabili sul Test Set, indipendentemente dai dati utilizzati per il training.

Test su dati specifici

Infine, ho deciso di utilizzare il modello per fare previsioni su un set di dati specifico, rappresentante due tipi di funghi: uno commestibile e uno velenoso;

per osservare come ogni modello classifica nuovi dati sulle basi delle caratteristiche fornite. I due funghi selezionati per il test sono:

* **Agaricus bisporus (commestibile)**
  + Cappello convesso, superficie liscia, colore bianco
  + Assenza di lividi
  + Odore assente
  + Lamelle di colore rosa
  + Gambo cilindrico con anello
  + Spore di colore marrone
  + Habitat erboso
* **Amanita phalloides (velenoso)**
  + Cappello convesso, superficie liscia, colore verdastro
  + Assenza di lividi
  + Odore penetrante
  + Lamelle di colore bianco
  + Gambo ingrossato alla base con anello
  + Spore di colore bianco
  + Habitat boschivo

Ricordando che la classe target è p, quindi velenoso i risultati sono i seguenti:

Immagine che contiene testo, Carattere, schermata, tipografia

Il contenuto generato dall'IA potrebbe non essere corretto.

Random Forest e Naive Bayes, sono riusciti entrambi a predire correttamente entrambi i funghi.

Decision Tree ha un problema di falso negativo, classifica entrambi i funghi come non velenosi, una possibile modifica per ottimizzare Decision Tree potrebbe essere aumentare la sua complessità (quindi aumentare la max\_depth).

SVM invece ha un problema di falso positivo, classifica entrambi i funghi come velenosi, una possibile modifica per ottimizzare SVM potrebbe essere aumentare il parametro di regolarizzazione (C).

Conclusioni e sviluppi futuri

L’obiettivo di questo progetto è stato di sviluppare un sistema in grado di distinguere funghi velenosi ed edibili utilizzando modelli di Machine Learning e una Knowledge Base in Prolog.

Dopo aver preprocessato i dati e selezionato le feature più rilevanti tramite test statistici (Chi-quadro e Mutual Information), abbiamo addestrato quattro modelli di apprendimento scelti: Random Forest, SVM, Decision Tree e Naive Bayes.

Dalle analisi delle metriche e delle curve di apprendimento, abbiamo osservato quanto segue:

* Random Forest ha ottenuto buoni risultati, dimostrando una buona capacità di generalizzazione. Tuttavia, c'è un rischio di overfitting che deve essere monitorato
* SVM ha mostrato un buon equilibrio tra accuratezza e stabilità, con una varianza e deviazione standard contenute. Tuttavia, ha presentato alcuni falsi positivi, suggerendo che potrebbe essere necessario ottimizzare ulteriormente il parametro C
* Decision Tree ha mostrato difficoltà nel riconoscere tutti i funghi velenosi, con un problema di falsi negativi. Aumentare la profondità massima (max\_depth) potrebbe migliorare le prestazioni, ma bisogna fare attenzione al rischio di overfitting
* Naive Bayes si è dimostrato un modello semplice ma efficace, con buone prestazioni nel distinguere tra funghi velenosi e edibili. Tuttavia, la sua assunzione di indipendenza tra le caratteristiche potrebbe limitare la sua capacità di catturare relazioni più complesse nei dati

L’ottimizzazione degli iperparametri attraverso Grid Search e Cross-Validation (k = 10) ha permesso di migliorare ulteriormente le prestazioni dei modelli, garantendo una stima più affidabile delle loro capacità di generalizzazione.

Per migliorare questo progetto, si potrebbe:

* Integrare il dataset con nuovi dati reali per testare il sistema su campioni più vari
* Aumentare la complessità delle regole della Knowledge Base basate su correlazioni statistiche più avanzate e testare l’inferenza logica con altri dataset
* Creare dati sintetici per bilanciare meglio le classi e ridurre il rischio di bias dei modelli
* Regolarizzare i modelli per ottimizzare l’overfitting