



Corso di Data Mining

Analisi e Classificazione di Dataset mediante Tecniche di Machine Learning

Anna Chiara Mameli - Simone Rubiu - Michele Cocco

Indice

Analisi esplorativa completa dei 4 dataset

Distribuzione delle feature attraverso istogrammi e boxplot,
bilanciamento classi e matrice di correlazione

Preprocessing e preparazione dei dati

Panoramica completa di tutta la pipeline di preprocessing

Classificazione

Applicazione di alcuni algoritmi di machine learning (metodi ensable, boosting, bagging e geometrici)

Riduzione delle dimensionalità

Uso di algoritmi di selezione ed estrazione delle feature per ridurre i dati a due dimensioni e confronto tra i due approcci

Risultati

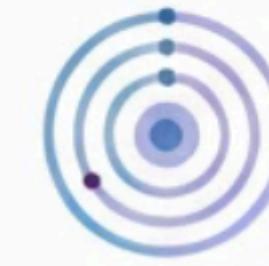
Valutazione dei risultati ottenuti, individuazione dell'algoritmo migliore e confronto finale

Introduzione ai dataset



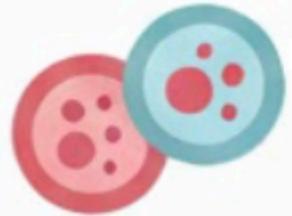
Banknote Authentication

Immagini in scala di grigi per rilevare banconote contraffatte.



Ionosphere

Dati radar per l'analisi della struttura dei segnali atmosferici.



Breast Cancer Wisconsin

Immagini di aspirati di masse mammarie per diagnosi di tumori maligni.



Seismic Bumps

Previsione di eventi sismici pericolosi nelle miniere di carbone.

Analisi quantitativa dei Dataset

| Dataset | Istanze | Feature | Classe Minoritaria |
|-------------------|---------|---------|--------------------|
| Banknote | 1372 | 4 | 44.5% |
| Ionosphere | 351 | 34 | 35.9% |
| Cancer | 569 | 30 | 37.3% |
| Seismic | 2584 | 18 | 6.6% |



Seismic Bumps: forte sbilanciamento (93.4% vs 6.6%)

1

Verifica Integrità

Nessun valore mancante nei 4 dataset

2

One-Hot Encoding

Variabili categoriche (Seismic)

3

Rimozione Varianza Nulla

VarianceThreshold(threshold=0.0)
Ionosphere 1
Sismic Bumps 3

4

Standardizzazione

Z-score (media = 0, std = 1)

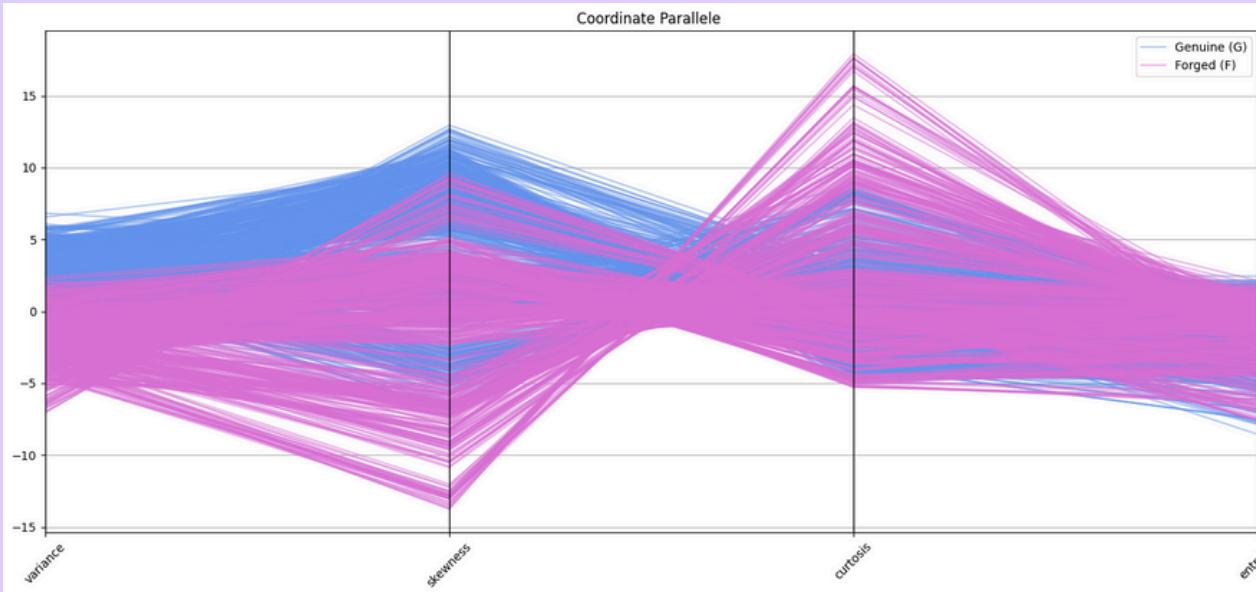
4

Train/Test Split

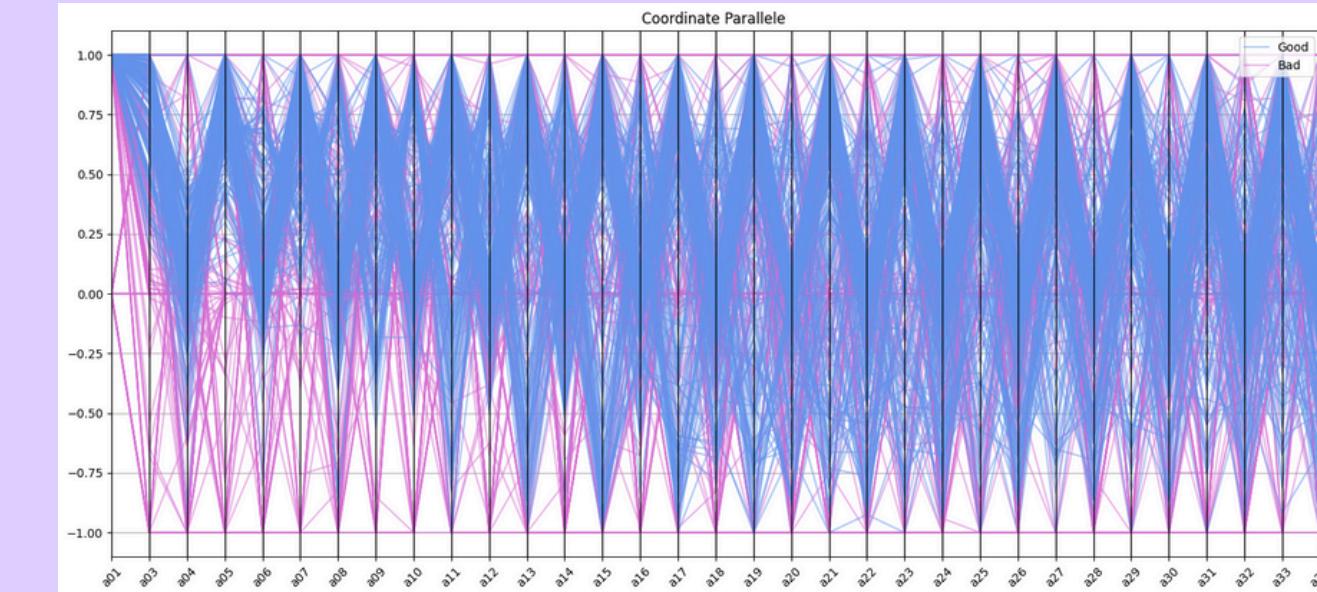
80/20 stratificato per mantenere le proporzioni delle classi,
random_state = 42

Analisi esplorativa

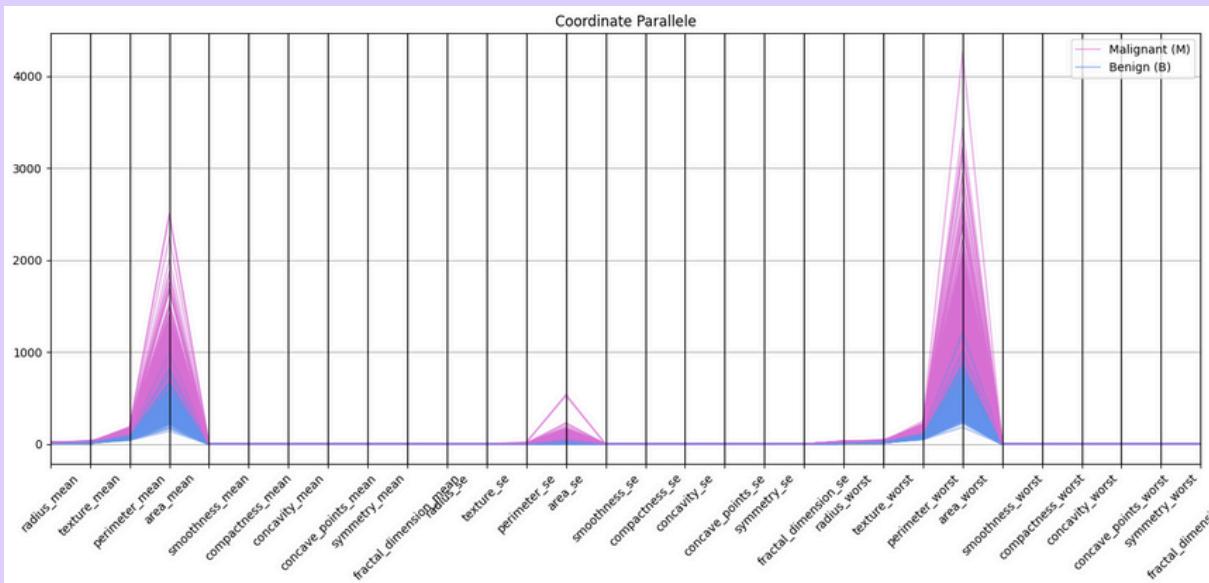
Coordinate parallele



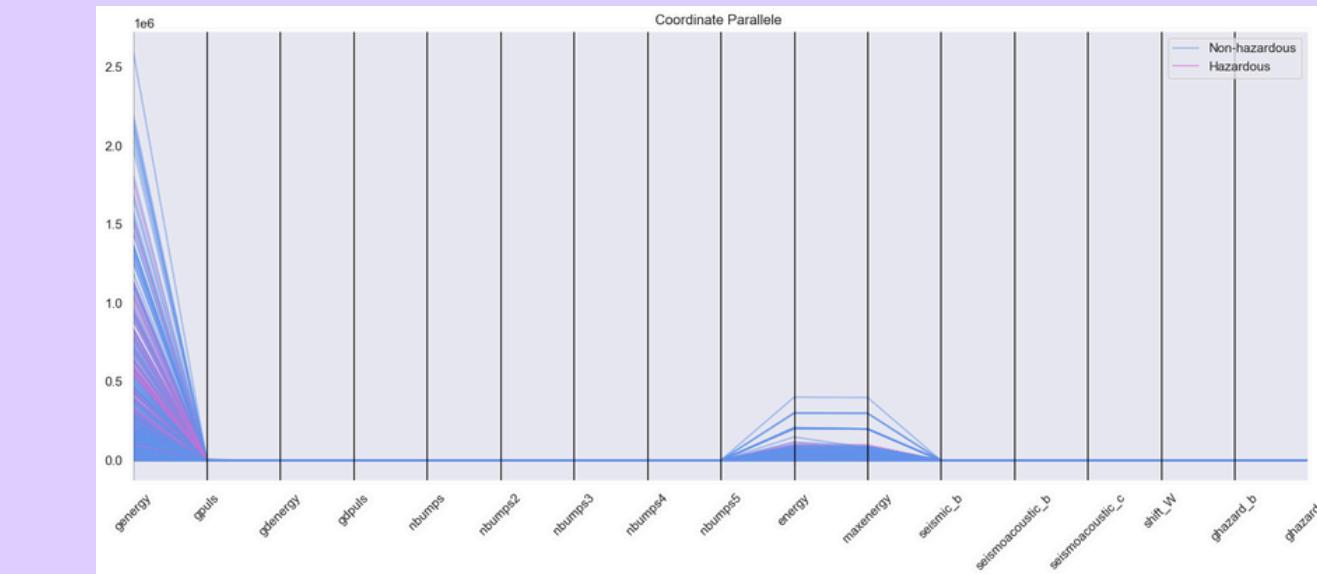
Banknote



Ionosphere



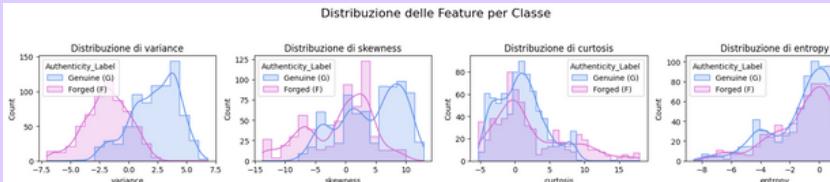
Breast Cancer



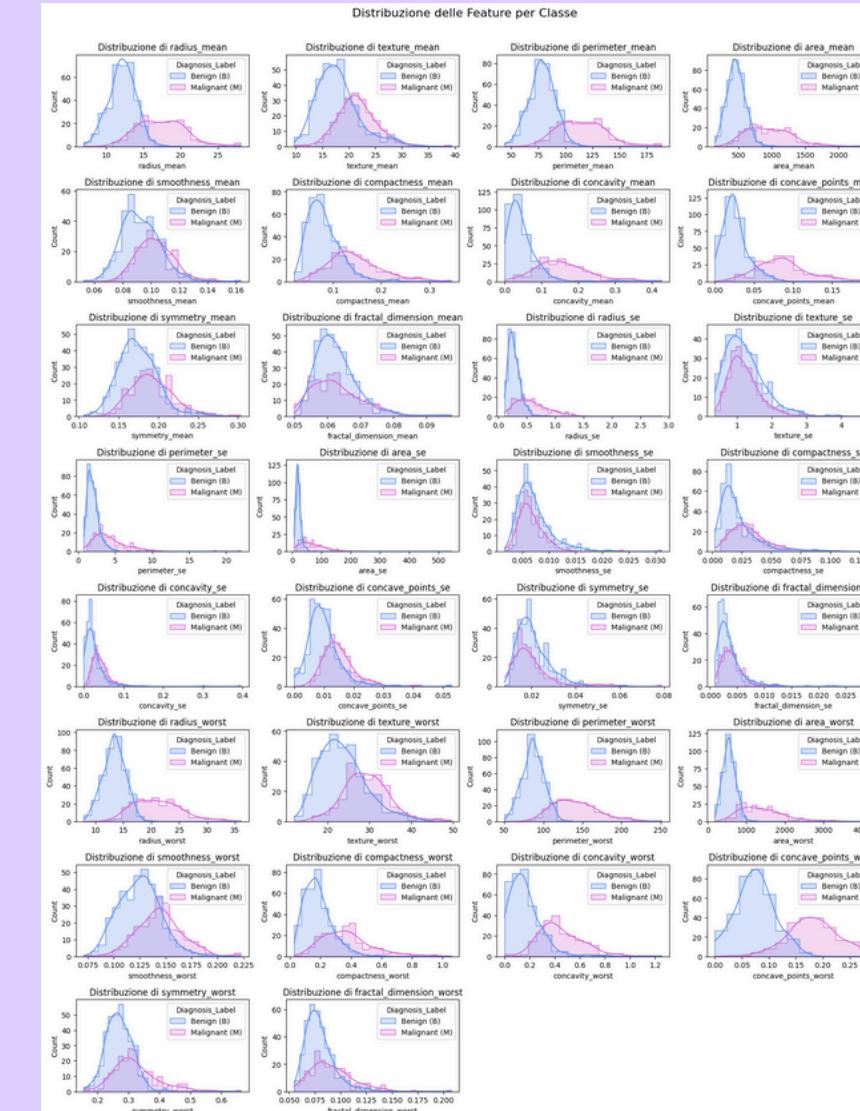
Seismic

Analisi esplorativa

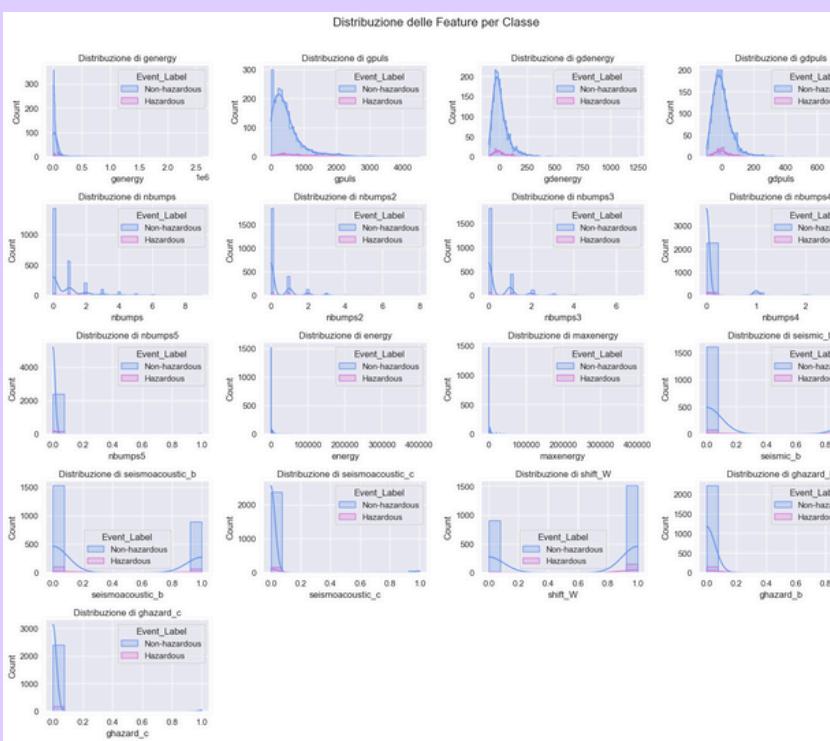
Iistogrammi feature



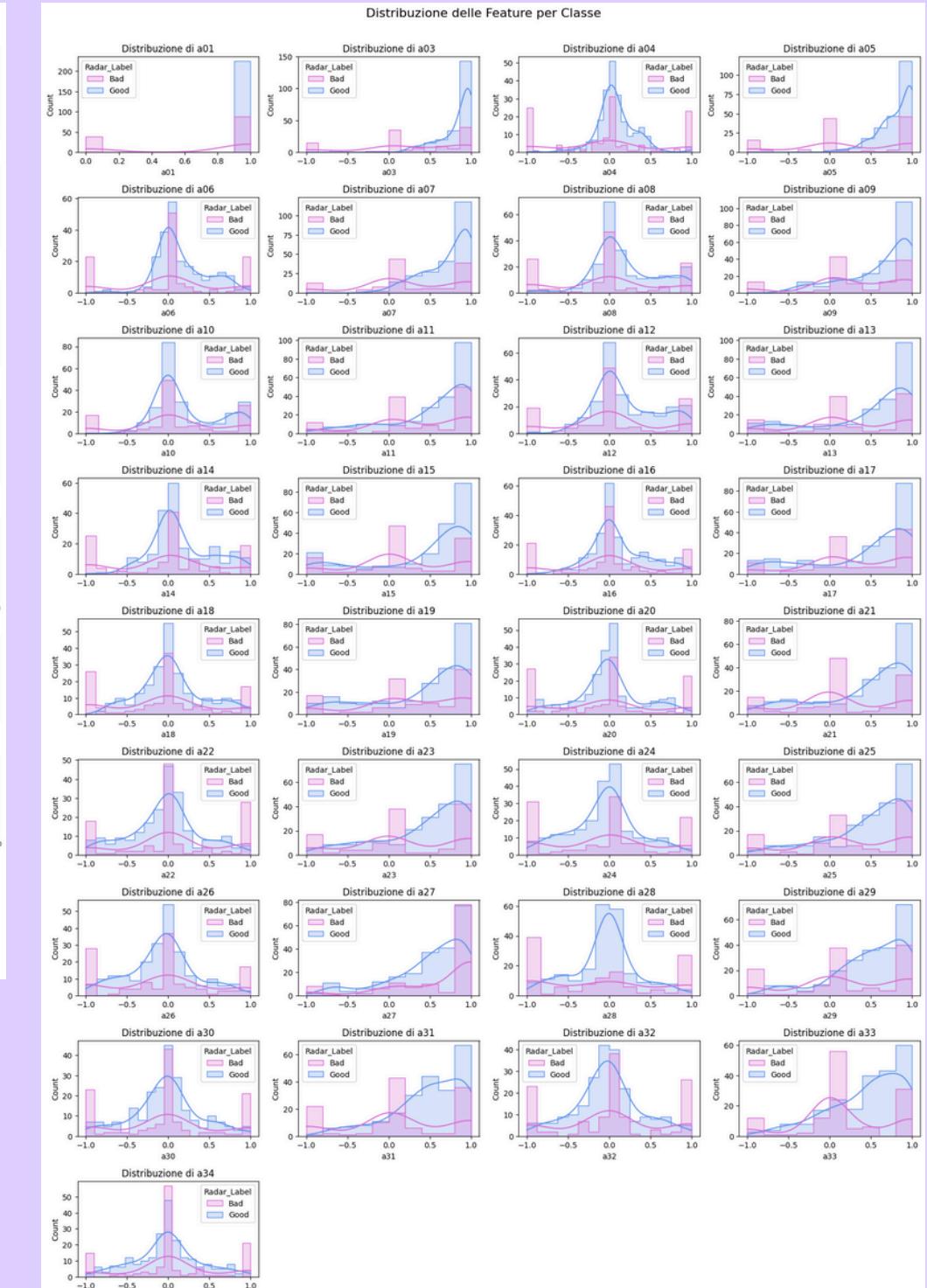
Banknote



Breast Cancer



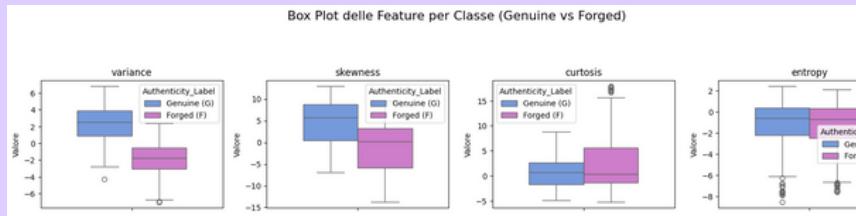
Seismic



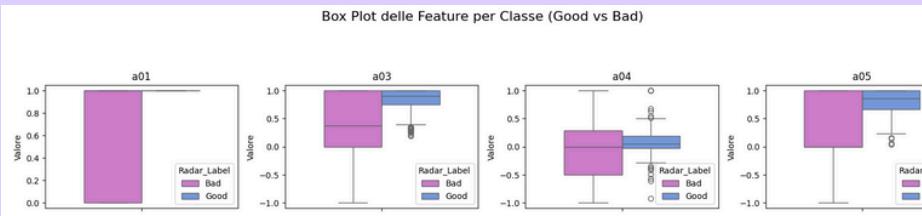
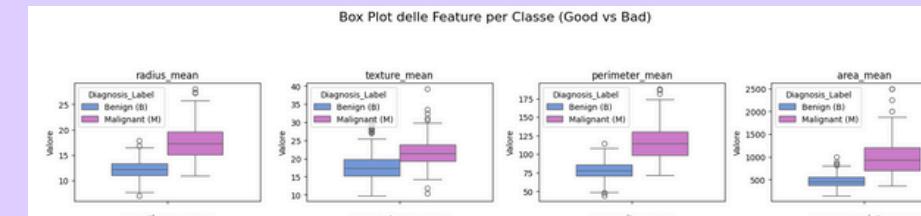
Ionosphere

Analisi esplorativa

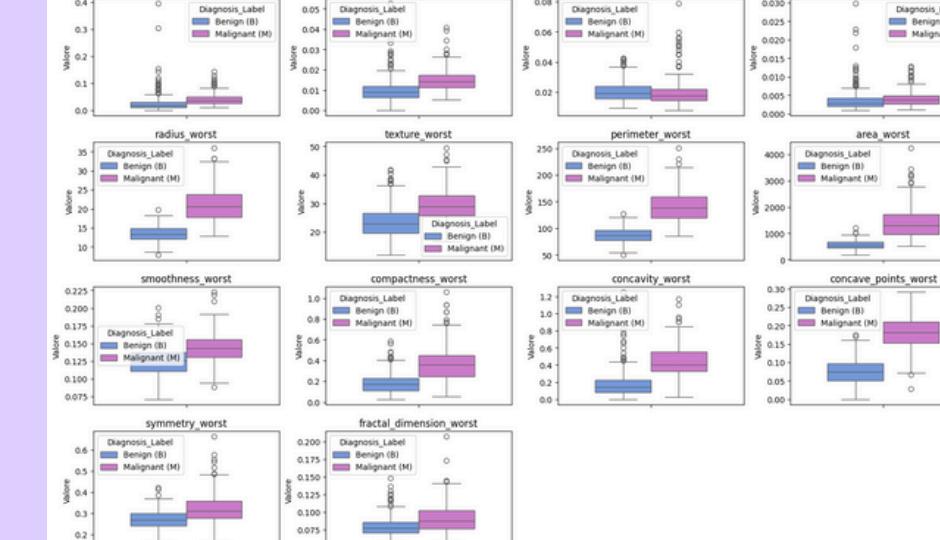
Box plot



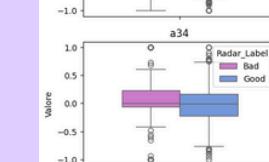
Banknote



Seismic



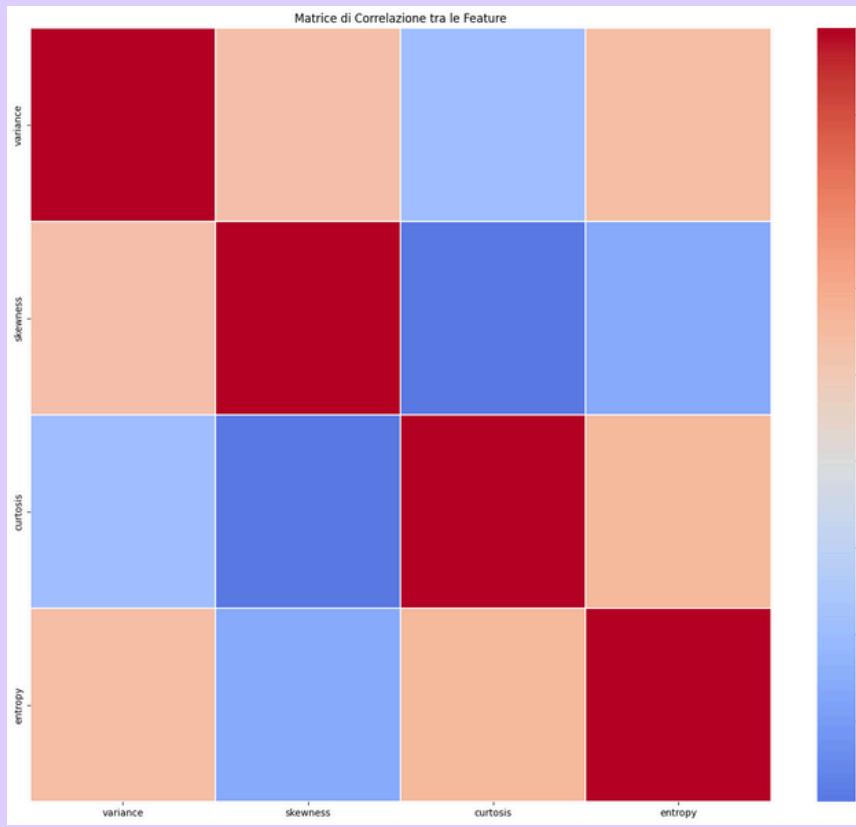
Breast Cancer



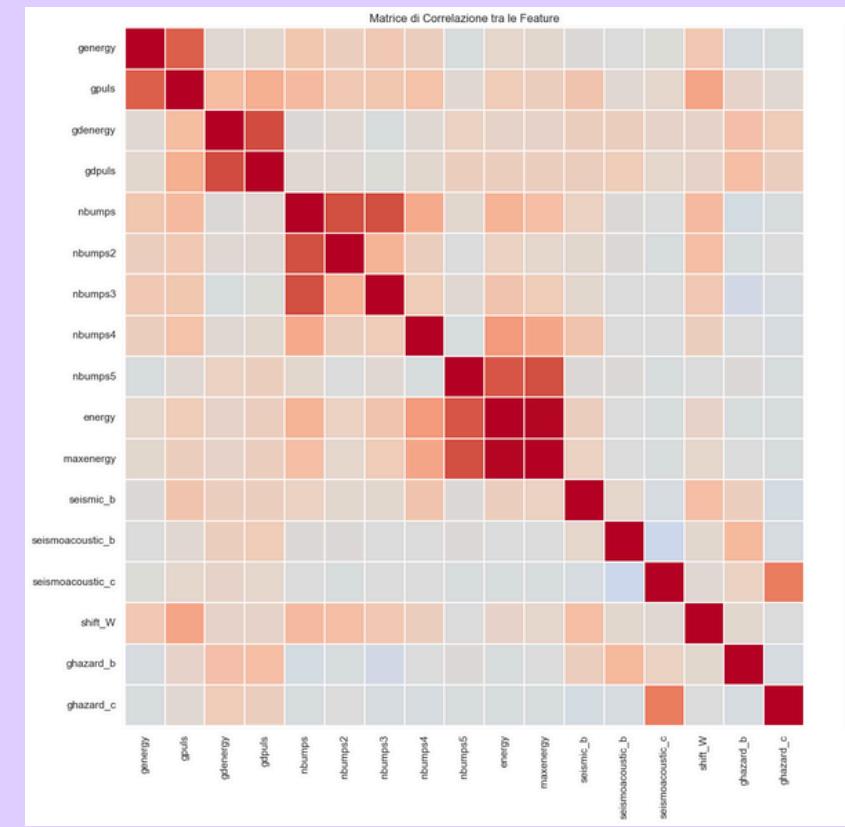
Ionosphere

Analisi esplorativa

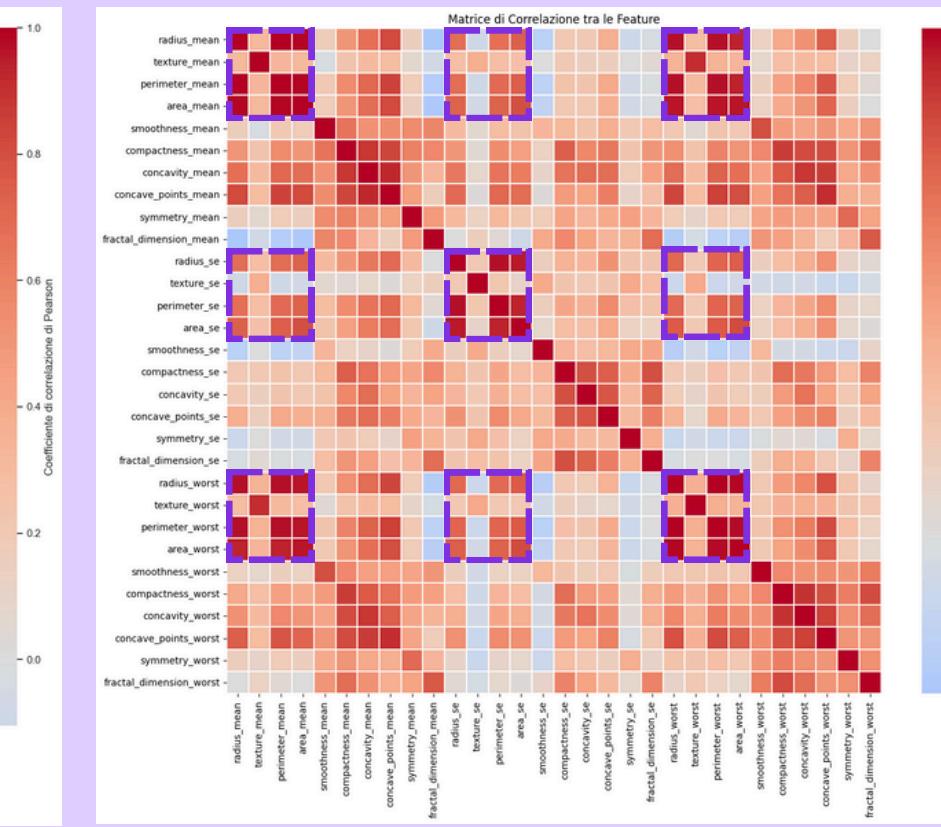
Matrice di correlazione



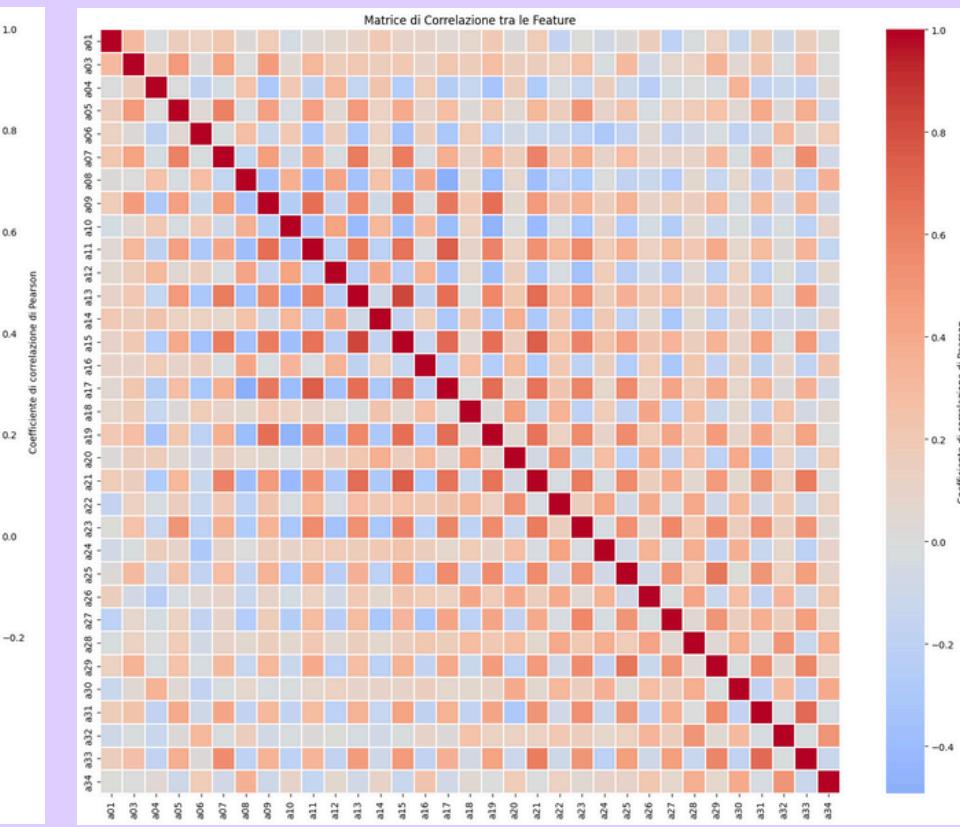
Banknote



Seismic



Breast Cancer



Ionosphere

Metodologia Classificazione

7 Algoritmi Testati

Decision Tree

K-Nearest Neighbors

Support Vector Machine

Multi-Layer Perceptron

Random Forest

AdaBoost

XGBoost

Validazione e Metriche

5-Fold Stratified Cross-Validation

Metriche:

- Accuracy, Precision, Recall
- F1 score (metrica principale)
- AUC-ROC

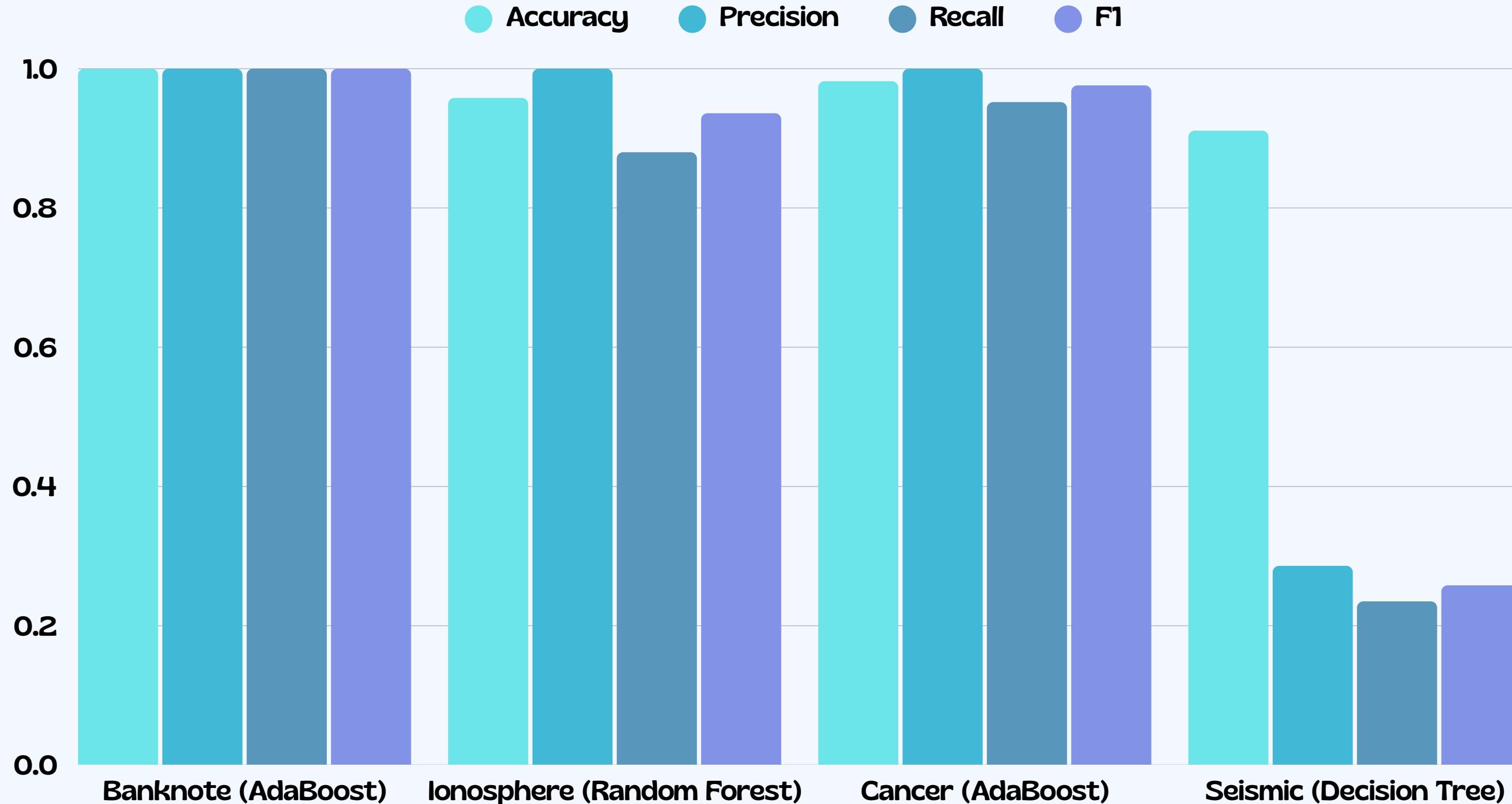
Gestione sbilanciamento:

- class_weight = 'balanced'
- scale_pos_weight (XGBoost)

Iperparametri default Scikit-learn

Riproducibilità: random_state = 42

Risultati: F1-Score per Dataset



Osservazioni

AdaBoost

Vincitore su 2/4 dataset

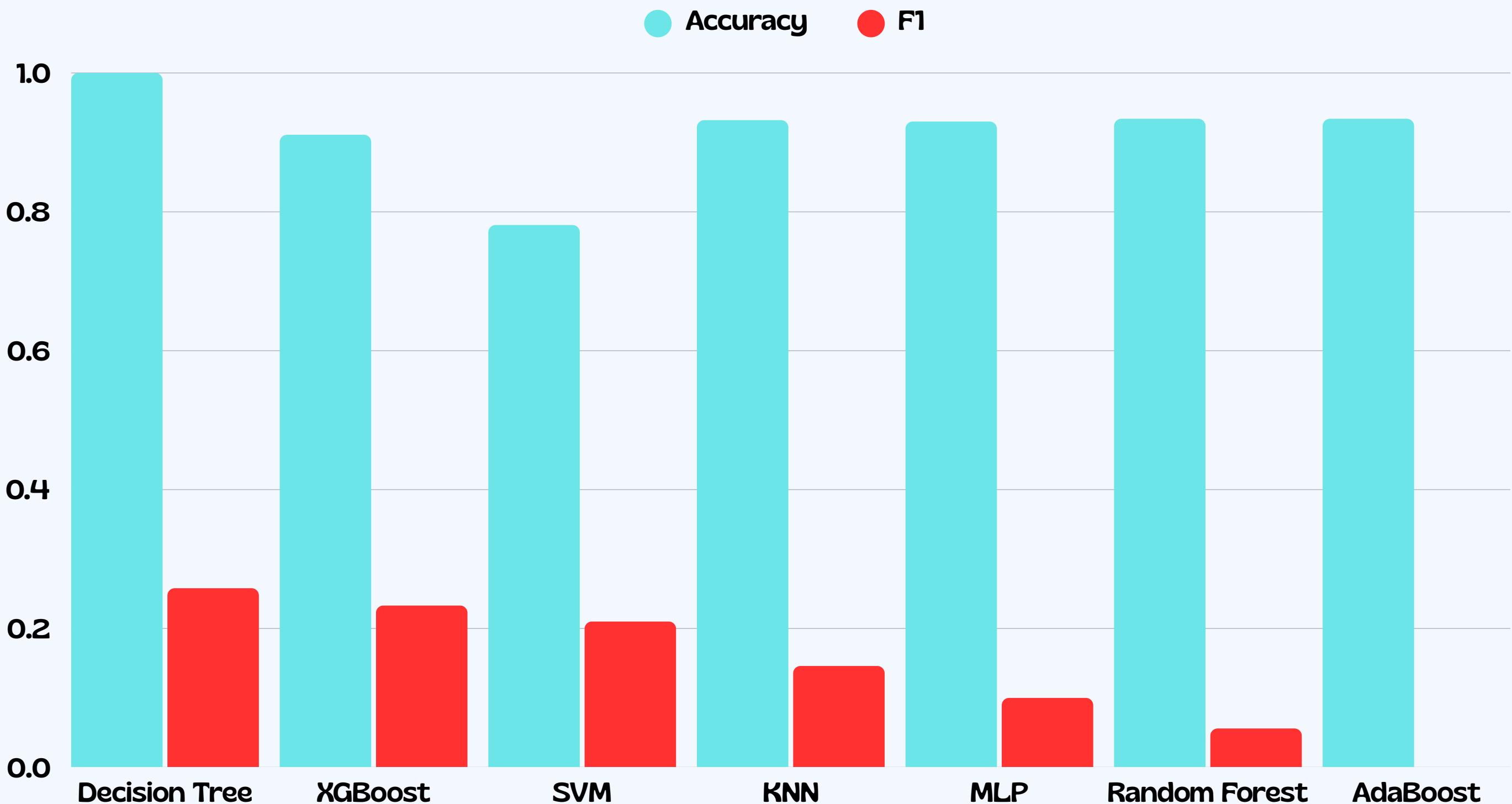
Ensemble methods i più scelti.

Seismic Bumps

F1 = 0.258

Sbilanciamento critico

Caso Critico: Seismic Bumps



Perchè l'accuracy non è la metrica ottimale?

Il problema:

93.4% classe maggioritaria.
Accuracy alta perchè predice tutto “non-hazardous”.

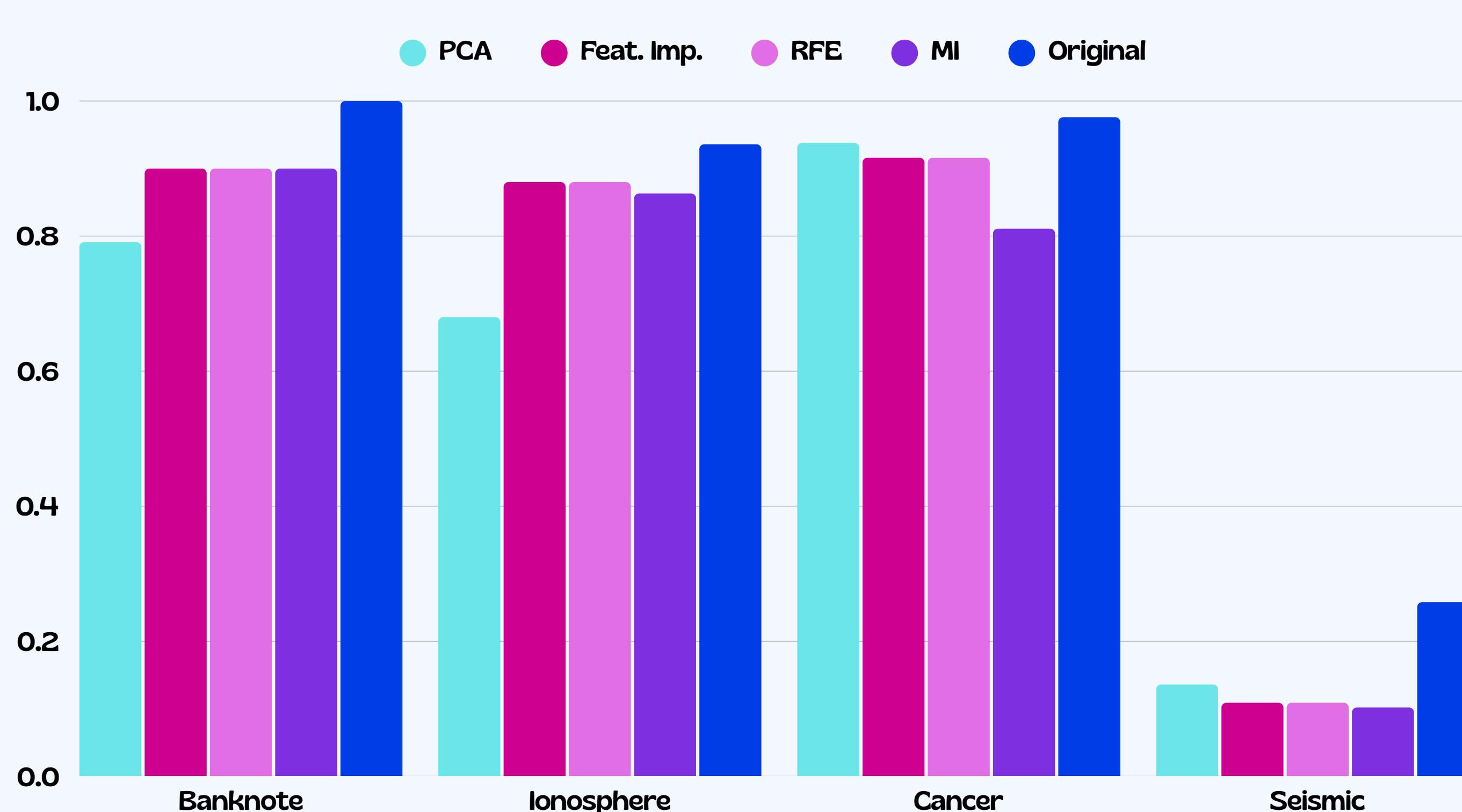
La soluzione:

F1-Score bilancia Precision e Recall



L'Accuracy può essere fuorviante con classi sbilanciate!

Riduzione Dimensionale: Confronto Tecniche



Risultato

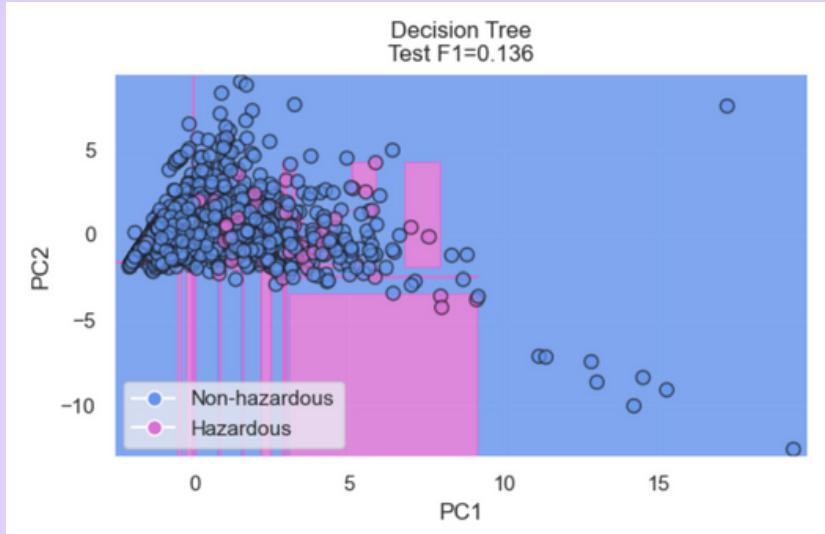
PCA & Collinearità (Cancer/Seismic): Le matrici mostrano forti blocchi di correlazione (rosso intenso). La PCA eccelle qui perché sintetizza variabili ridondanti in componenti più informative.

Feature Selection & Indipendenza (Banknote): La matrice "fredda" indica variabili indipendenti. In questo caso, mantenere le feature originali (RFE/Feat. Imp.) è meglio che mescolarle, poiché ogni variabile ha un valore predittivo unico.

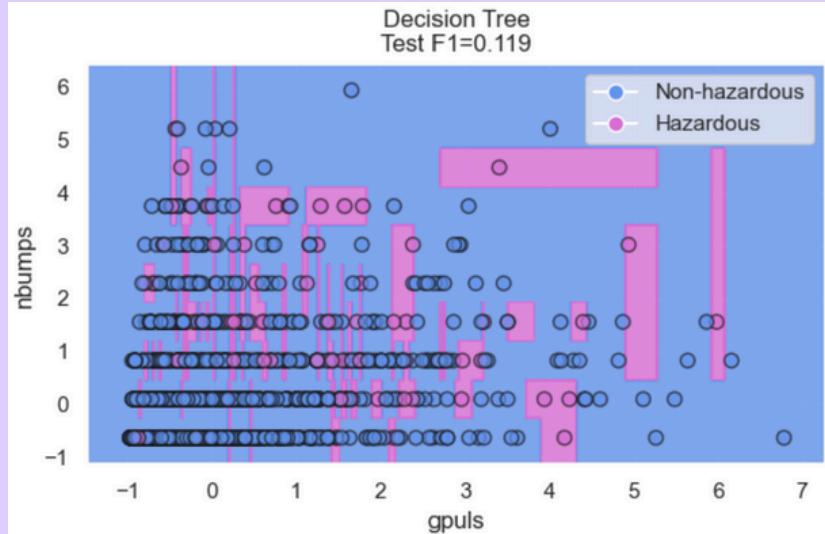
Efficienza della Riduzione: Il passaggio a sole 2 feature mantiene l'accuratezza vicina all'originale (calo minimo). Questo conferma che la riduzione ha eliminato il rumore evidenziato nelle zone a bassa correlazione.

Riduzione Dimensionale: Boundary plot

Caso Peggiose: Seismic bumps

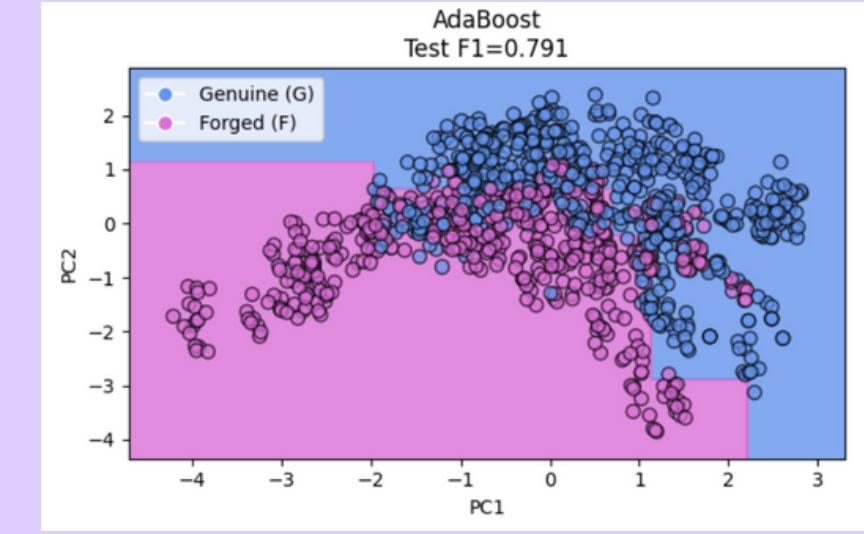


PCA

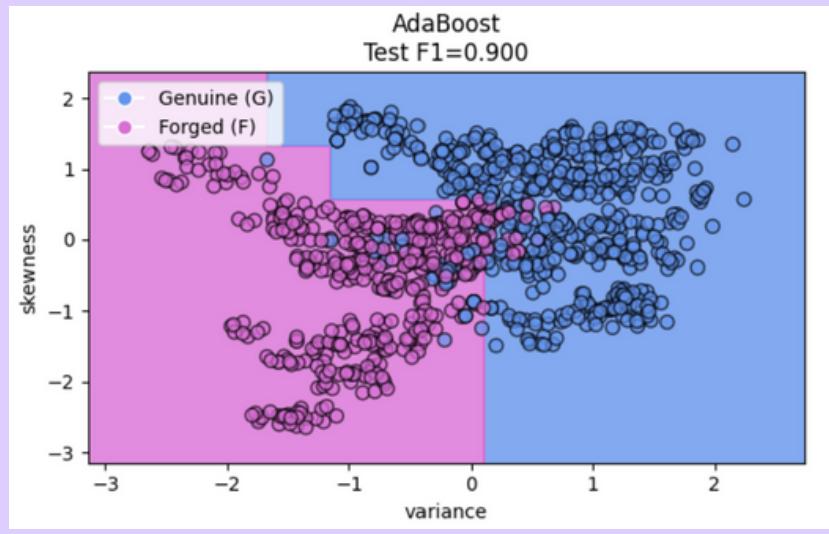


Feature Importance

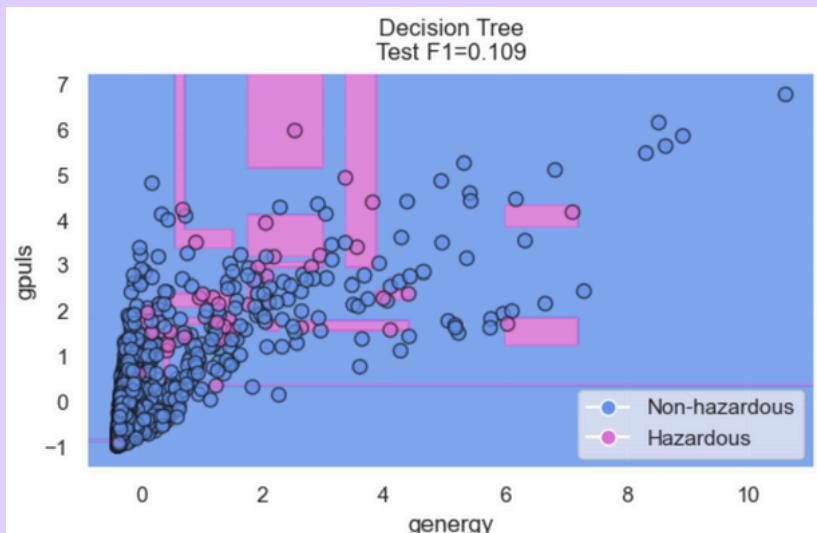
Caso Migliore: Banknote Authentication



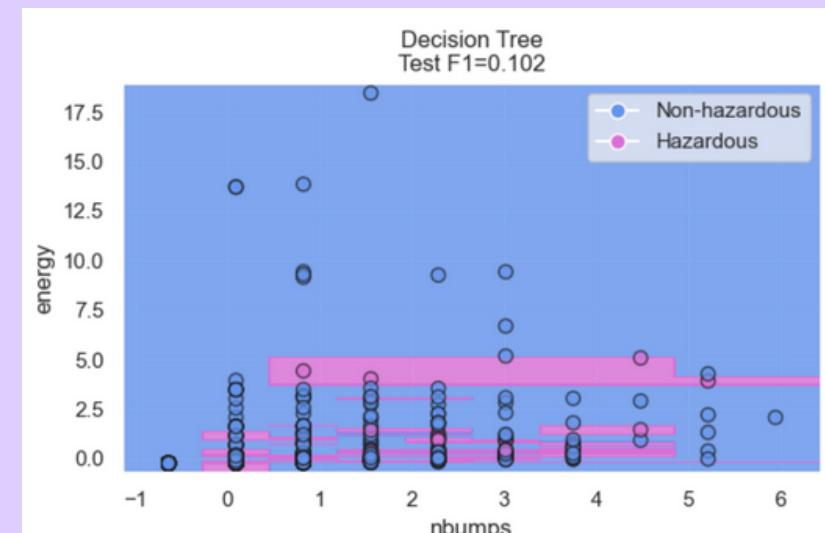
PCA



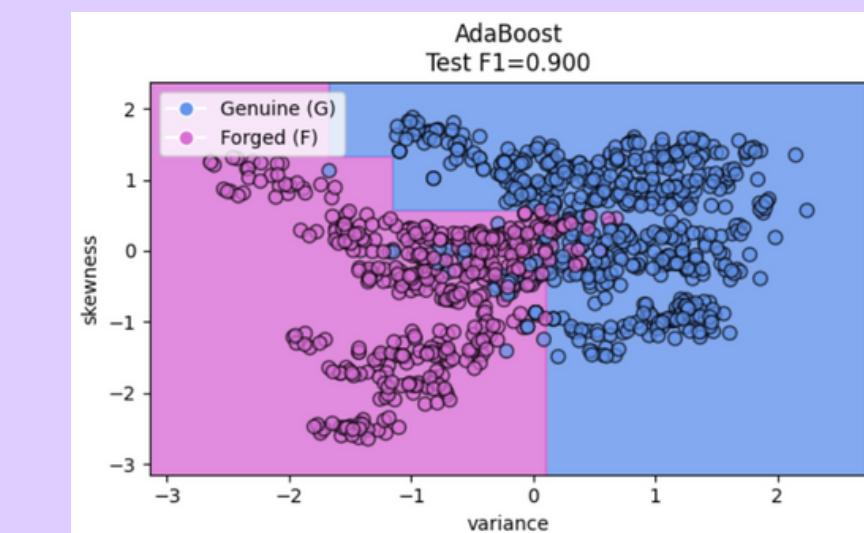
Feature Importance



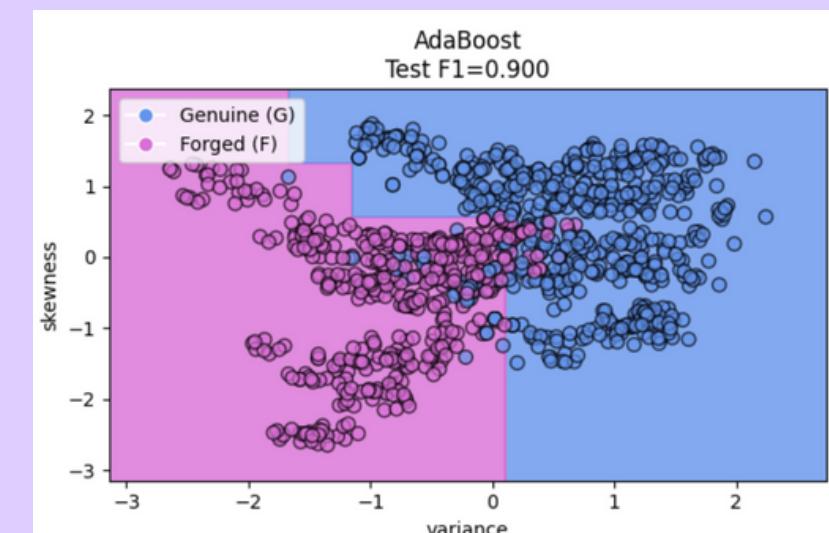
RFE



Mutual Information



RFE



Mutual Information

PCA vs Feature Selection: Quando Usarle?

PCA

L'informazione utile è distribuita e si manifesta come varianza globale.

Quando usarla

- Feature altamente correlate
- Nessuna singola feature domina
- La separazione emerge da combinazioni lineari
- La varianza spiega bene la struttura dei dati

Cosa fa

- Proietta i dati lungo le direzioni di massima varianza
- Comprime l'informazione ridondante
- Ignora la label

Limite

- Alta varianza \neq alta capacità discriminante

Feature Selection

L'informazione discriminante è concentrata in poche feature.

Quando usarla

- Presenza di feature con varianza altamente informativa
- La separazione è guidata da variabili specifiche
- Serve interpretabilità

Cosa fa

- Mantiene le feature con varianza rilevante per il task
- Riduce rumore e ridondanza
- Preserva il significato fisico delle variabili

Limite

- Sensibile al rumore e al metodo di selezione
- Può scartare feature deboli ma complementari
- Le interazioni complesse tra feature possono non emergere



Conclusioni



- Gli algoritmi basati su **alberi di decisione** hanno mostrato una **maggior robustezza**, gestendo meglio le non-linearietà.
- Le tecniche di **Feature Selection** eccellono in presenza di **feature indipendenti** con alto potere predittivo individuale (es. dataset Banknote).
- La **PCA** si conferma la strategia ottimale nei dataset ad **alta collinearità** (es. Cancer, Seismic). La proiezione in uno spazio latente permette di condensare l'informazione distribuita su più variabili ridondanti in pochi componenti principali.
- L'**accuratezza** si è rivelata una metrica parziale e **furbante**, specialmente su dataset fortemente sbilanciati come Seismic (6.6% classe minoritaria).



Sviluppi futuri e ottimizzazioni



- **Gestione dello Sbilanciamento delle Classi:** Implementare tecniche di **Data Augmentation** (es. SMOTE) o **algoritmi cost-sensitive** come Balanced Random Forest per migliorare il richiamo (recall) sulla classe minoritaria.
- **Ottimizzazione del Trade-off Precision/Recall:** Calibrazione della soglia di decisione mediante l'analisi della curva ROC-AUC, al fine di massimizzare l'F1-Score in contesti critici.
- **Fine-tuning del Modello:** Introduzione di procedure di **Hyperparameter Tuning** sistematico (es. GridSearch o RandomizedSearch) per identificare la configurazione ottimale dei parametri.
- **Analisi della Dimensionalità** Ottima: Estendere il testing su un range più ampio di componenti/feature (testando varie soglie), valutando l'impatto della riduzione dimensionale sulla stabilità del modello.



THANK YOU
SO MUCH

Merci



GRAZIE