

# Machine Learning Challenge 1 Report

Dino Meng [SM3201466]

## Introduzione

*Keywords: Machine Learning, Clustering, Dimensionality Reduction, Predictive Models, Banknotes Classification*

Il dataset è “estratto da immagini scattate a esemplari simili a banconote, sia autentici che contraffatti. Per la digitalizzazione è stata utilizzata una telecamera industriale, solitamente impiegata per l’ispezione di stampe. Le immagini finali hanno una risoluzione di 400x400 pixel. A causa dell’obiettivo e della distanza dall’oggetto esaminato, sono state ottenute immagini in scala di grigi con una risoluzione di circa 660 dpi. Per l’estrazione delle caratteristiche dalle immagini è stato utilizzato uno strumento di Trasformata Wavelet” [1]. Le variabili estratte dalle trasformate Wavelet sono le seguenti:

- Varianza (**variance**): variabile continua
- Asimmetria (**skewness**): variabile continue
- Curtosi (**kurtosis**): variabile continua
- Entropia (**entropy**): variabile continua
- Classe (**class**): variabile categorica, ha valore 0 oppure 1

In questo report si riporteranno metodi per effettuare *clustering* e *modellazione predittiva* sul dataset estratto, per ottenere dei risultati significativi.

[1] Lohweg, V. (2012). Banknote Authentication [Dataset]. UCI Machine Learning Repository. (<https://doi.org/10.24432/C55P57>).

## Metodologia

In questa sezione descriveremo le tecniche usate nel progetto, nonché i nostri obiettivi dell’analisi del dataset.

## Preparazione dei Dati

Una visualizzazione preliminari dei dati ci dice che non ci sono valori mancanti in nessuna variabile.

Tuttavia, visualizzando le variabili con gli istogrammi (fig. 1), notiamo che variabili **kurtosis** ed **entropy** sono distribuite asimmetricamente. Inoltre, le variabili si trovano in scale diverse.

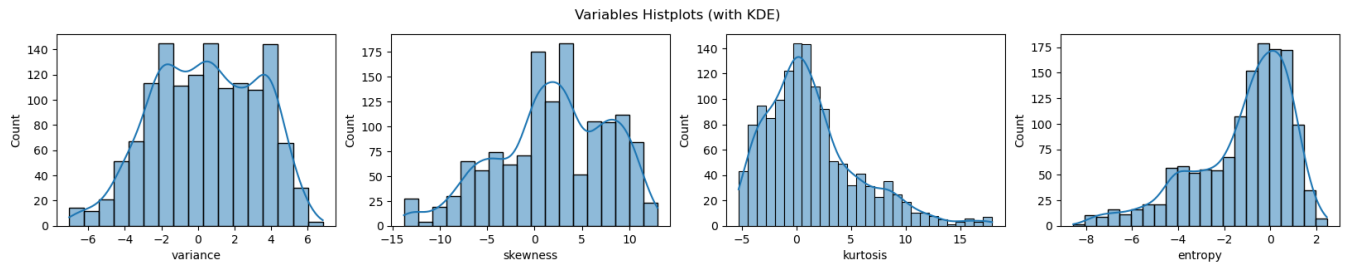


Figure 1: Variables Distribution

Come una misura precauzionale, standardizziamo tutte le variabili usando il c.d. “*Standard Scaling*”, ossia effettuiamo la normalizzazione con la media e la varianza di ogni variabile. In altre parole, usiamo la formula

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

Dopodiché notiamo che tutti i dati sono ordinati per la loro classe; pertanto, si è deciso di mescolare casualmente i dati. In questo modo, se si dovesse effettuare un campionamento del dataset, si garantirebbe che questo campione non è sbilanciato nella classe target.

Infine, ai fini della modellazione predittiva, abbiamo diviso il dataset in due parti: test con dimensione 372, training con le istanze restanti.

## Unsupervised Learning

Prima di affrontare il problema di classificazione binaria del dataset, indaghiamo il dataset più approfonditamente usando delle tecniche dell’*unsupervised learning*.

Una prima fase è di applicare tecniche di riduzione della dimensionalità del dataset per visualizzare i dati in due (o tre) dimensioni, e per verificare se con tali proiezioni (trasformazioni) il problema diventa linearmente separabile o meno. Dopodiché, sui dati proiettati useremo tecniche del *clustering* per tentare di riprodurre fedelmente le classi originali.

Useremo la *Principal Components Analysis* per effettuare una prima riduzione della dimensionalità del dataset (sia a due che tre dimensioni), e poi useremo *K-means* e *DBScan* sul dataset trasformato col PCA.

Dopodiché vedremo anche delle tecniche di embedding probabilistiche, in particolare la *T-SNE*, su cui useremo *DBSCAN* e clustering gerarchico (implementato da `AgglomerativeClustering` con Scikit-Learn).

## Supervised Learning

Nella fase finale del progetto si affronta il problema di classificazione binaria descritta dal dataset, ossia proveremo a creare dei modelli predittivi che siano in grado di predire la variabile `class`, date le variabili `variance`, `skewness`, `kurtosis` ed `entropy`.

In particolare fitteremo più modelli e li valuteremo usando la *F1-score* calcolata sul *test dataset*. Elenchiamo i modelli usati (tutti implementati da Scikit-Learn):

- Alberi Decisionali ID3 (ovvero usando l’*entropia* come criterio di scelta delle variabili)
- Sei Regressioni Logistiche; una senza regolarizzazione, una regolarizzazione in L2, una regolarizzazione in L1, altre regolarizzate con ElasticNet (facendo variare il parametro di combinazione convessa  $\gamma$ )
- *Naïve Bayes* Gaussiano
- KNN (*K-Neighbours Classifier*)

Precisiamo che questa valutazione viene effettuata non solo sul *dataset* originale, useremo anche le variabili trasformate con PCA e T-SNE. Discuteremo gli effetti di questa scelta nei più dettagli nelle sezioni successive.

---

## Risultati

Per quanto riguarda i risultati dell’*unsupervised learning*, riportiamo i grafici di dispersione dei dati trasformati con PCA e T-SNE (fig. 2, fig. 3).

Inoltre, riportiamo anche i *cluster* prodotti dalle tecniche di *clustering* usate (fig. 4, fig. 5, fig. 6).

Concentrandoci invece sulla fase del *supervised learning*, riportiamo il *barplot* delle *F1-scores* di ogni modello, valutato su tre dataset diversi (di cui uno originale), con le medie di tutti i modelli per dataset scelto (fig. 7).

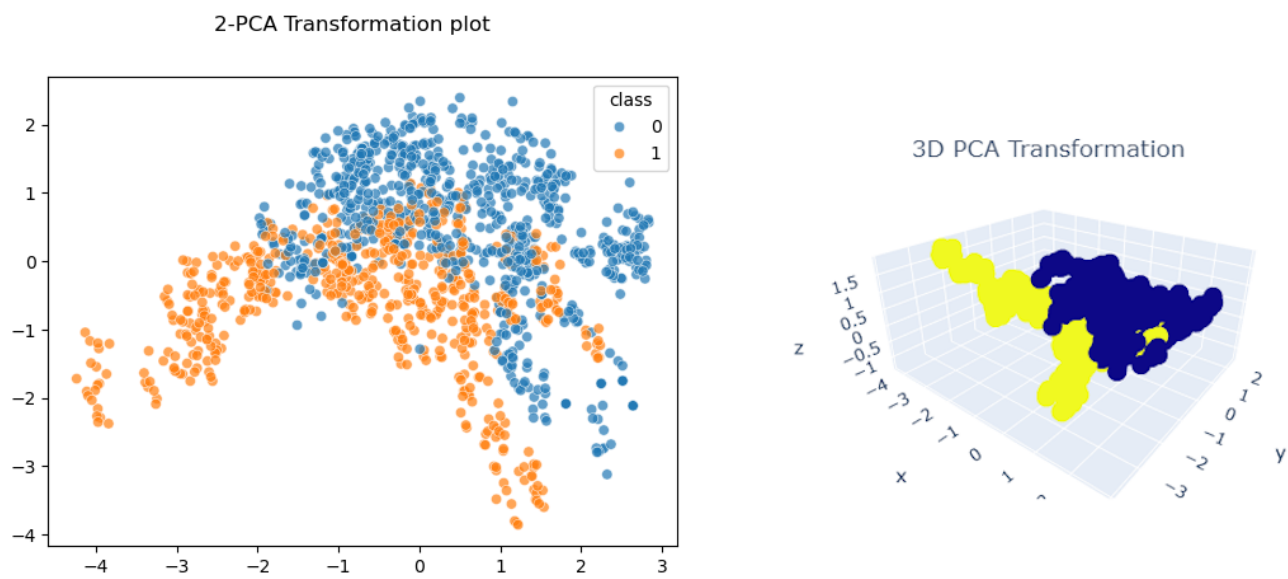


Figure 2: PCA Transformations

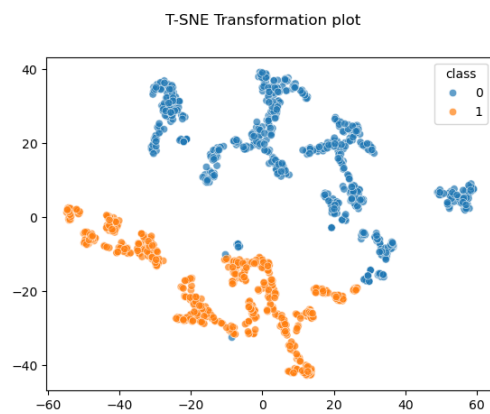


Figure 3: TSNE Transformation

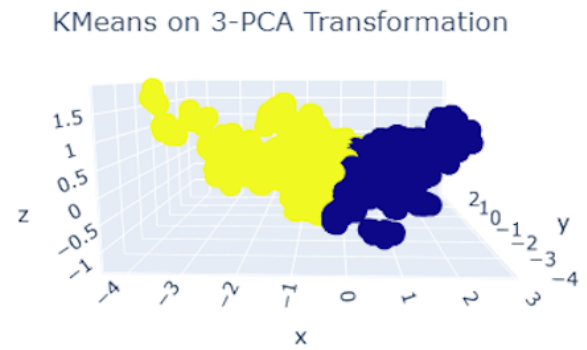
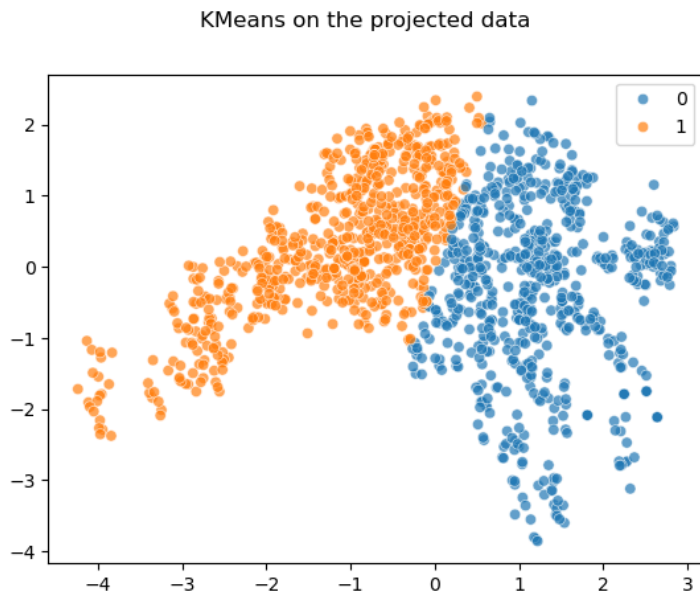


Figure 4: KMeans on PCA-Transformed Data

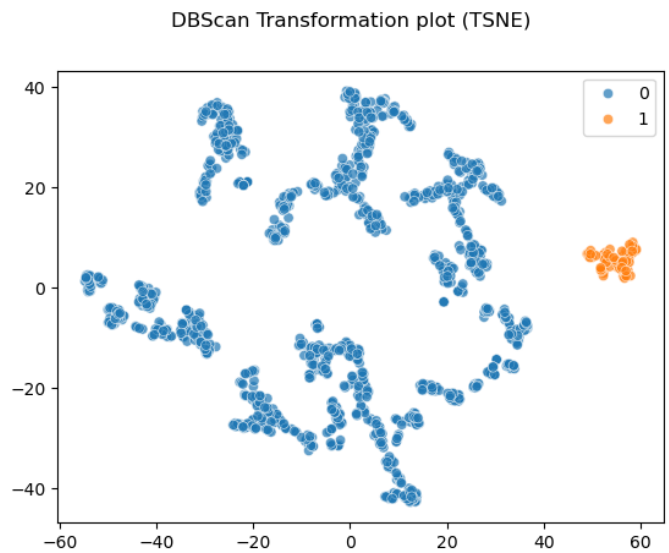
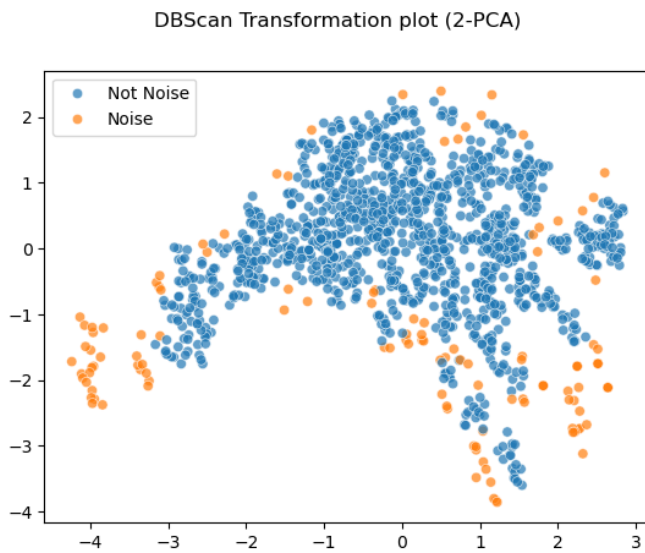


Figure 5: DBSCAN on Transformed Data

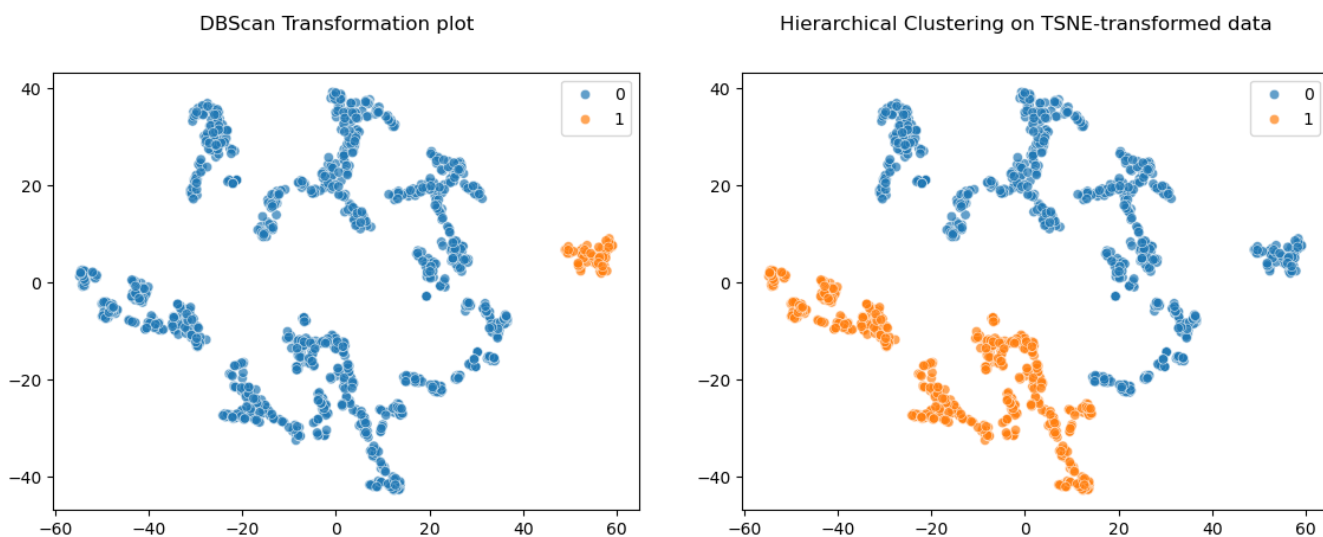


Figure 6: Clustering on TSNE-transformed Data

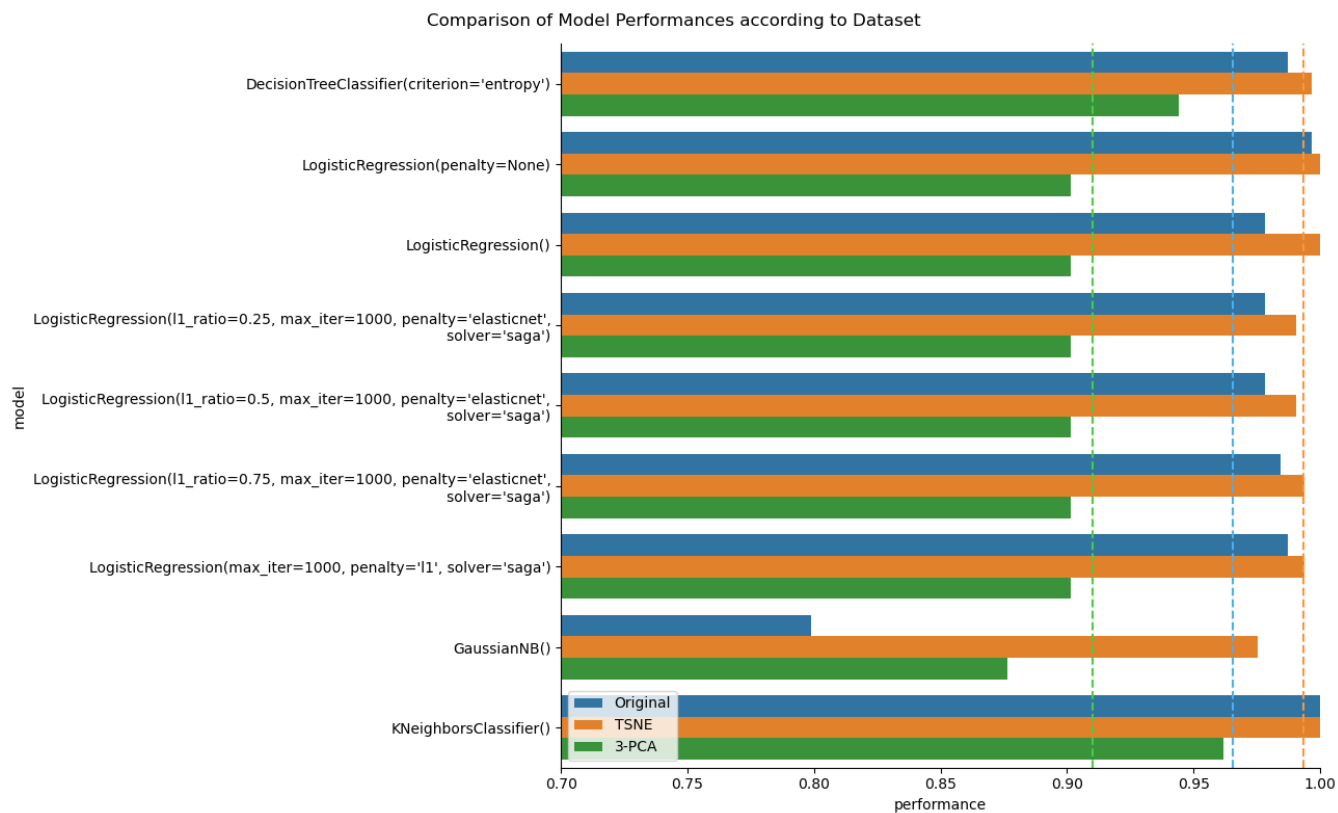


Figure 7: Model Performances on Different Datasets

## Discussione

Commentiamo innanzitutto i risultati relativi all'*unsupervised learning*.

La *PCA* non è riuscita a trasformare il dataset originario in un problema che sia separabile, infatti le classi sono sovrapposte tra di loro, neanche scegliendo di effettuare la proiezione in tre dimensioni (fig. 2). Infatti, usando la tecnica di clustering *K-Means* vediamo che questa fallisce a riprodurre le classi fedelmente, nonché a produrre dei *cluster* ben separati tra di loro (fig. 4).

Per quanto riguarda invece la *T-SNE*, questa riesce invece a trasformare il dataset originario in un dataset linearmente separabile, infatti è possibile scandire una retta che divida le due classi (ad eccezione di alcuni punti separabili) (fig. 3). Infatti, il *clustering* gerarchico è in grado di riprodurre quasi fedelmente le classi orinarie (fig. 6).

Inoltre, *DBSCAN* è in grado di rilevare efficientemente dei punti *noisy* del dataset, tuttavia non è in grado di riprodurre le classi del dataset originale (fig. 5).

Adesso passiamo al *supervised learning*. Commentiamo solo i risultati prodotti dal dataset originario, ovvero senza usare le trasformazioni *PCA* o *T-SNE*.

Globalmente, i modelli sono stati in grado di predire accuratamente la classe target, con una media complessiva del 0.9655 (tra tutti i modelli scelti e usati) (fig. 7).

Osserviamo che *KNN* ha avuto la migliore prestazione, con una test F1-score del 1.0 (ovvero perfetta).

Invece *Naïve Bayes* era il peggior modello, con un punteggio del 0.7987. Questo potrebbe essere dovuto al fatto che le variabili sono correlate tra di loro: infatti, con la *PCA* abbiamo visto che le classi non erano neanche separabili (fig. 2). Pertanto questa fa fallire l'ipotesi fondamentale del *Naïve Bayes*, ovvero l'indipendenza tra le variabili.

Infine osserviamo che la regressione logistica si presta migliore se non subisce nessun effetto di regolarizzazione; questo ci suggerisce che la regolarizzazione potrebbe portare all'*underfitting* col dataset usato.

Siccome la prestazione dei modelli erano sufficientemente soddisfacenti, si è scelto di non effettuare la *hyperparameter tuning* (ottimizzazione degli iperparametri) sui modelli.

---

## Conclusione

Il dataset che contiene informazioni sulle immagini delle banconote è complesso ed articolato, infatti i metodi "*lineari*" (come la *PCA*) falliscono di separare bene le classi dei dati, dove modelli più "*parametrici*" (come la *T-SNE* o la *KNN*) ottenevano risultati più soddisfacenti.

Un modo per migliorare i modelli predittivi è di includere la proiezione dei dati con *T-SNE* nella fase della preparazione dei dati: infatti effettuando nuovamente la valutazione dei modelli si ottiene globalmente un buon incremento, da una media globale del 0.7987 alla media globale 0.9934: *Naïve Bayes* ha ottenuto l'incremento più drastico, dal 0.7987 al 0.9753.

Tuttavia, per giustificare in una maniera più rigorosa l'uso della *T-SNE* è necessario prendere ulteriori misure precauzionali; tra cui utilizzare la *T-SNE* usando parametri più diversi (in particolare con Scikit-Learn, il parametro più importante è **perplexity**) e poi di rivalutare i modelli. Questo ci assicurerebbe che i modelli non stiano *overfittando* sulle distorsioni prodotte dalla *T-SNE*, dunque validando effettivamente la robustezza della tecnica usata.

Un altro modo per garantirci la robustezza di questa tecnica è quella di includere metodi di valutazione dei modelli più robusti, come la convalida incrociata.