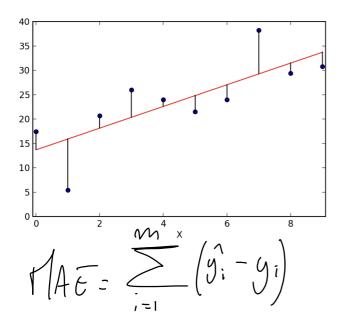
#### 4. Come misurare un ML se lavora bene

mercoledì 30 ottobre 2024 18:26

Le metriche di regressione misurano quanto le previsioni di un modello siano vicine ai valori reali. In pratica, ci dicono quanto si sbaglia in media.

REGRESSION --> MAE,MSE,RMSE CLASSIFICATION --> ACCURANCY, PRECISION/RECALL, ROC



È una misura semplice e intuitiva perché ci dà l'errore medio in valore assoluto.

$$HSE = \sum_{i=1}^{m} \frac{\left(\hat{g}_{i} - g_{i}\right)^{2}}{m}$$

Penalizza di più gli errori grandi rispetto al MAE, quindi è utile se vogliamo un'indicazione più severa sugli errori significativi.

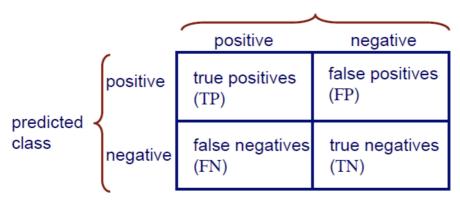
RMSE = 
$$\sqrt{\sum_{i=1}^{m} (\hat{y}_{i} - y_{i})^{2}}$$

IL CONFUSION MATRIX

31/10/24, 16:03 OneNote

IL confusion matrix (o matrice di confusione) è uno strumento utile per valutare le performance di un modello di classificazione. Permette di vedere, in dettaglio, come il modello ha classificato ogni classe e di identificare i tipi di errori commessi. È particolarmente utile in problemi di classificazione binaria (ad esempio, sì/no) ma può essere estesa a classificazioni con più classi.

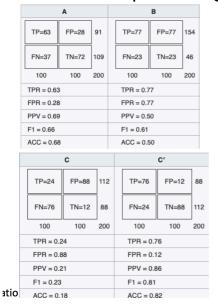
#### actual class

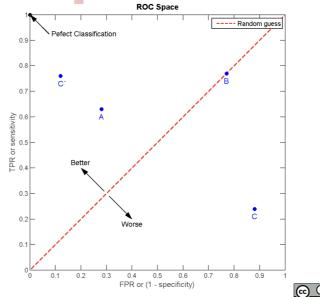


Accuracy	(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)
Precision	TP/(TP+FP)
Recall or Sensitivity or True Positive Rate	TP/(TP+FN)
Specificity or True Negative Rate	TN/(FP+TN)
Error rate = 1- accuracy	(FP+FN)/(TP+TN+FP+FN)
F-measure	2*precision*recall/(precision+recall)
False Positive Rate=1-specificity	FP/(TN+FP)

- 1. Accuracy (Accuratezza): misura la percentuale di previsioni corrette sul totale delle previsioni. È data da  $\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$ . È utile quando le classi sono bilanciate, ma può essere ingannevole in caso di dataset sbilanciati.
- 2. **Precision (Precisione)**: indica la percentuale di previsioni positive corrette sul totale delle previsioni positive fatte. Si calcola come  $\frac{TP}{TP+FP}$ . È importante quando gli errori di falsi positivi sono costosi o indesiderabili.
- 3. Recall o Sensitivity (Richiamo o Sensibilità): indica la percentuale di veri positivi catturati rispetto al totale dei positivi reali. Si calcola come  $\frac{TP}{TP+FN}$ . È importante quando è critico identificare tutti i positivi, come in un test medico.
- 4. Specificity (Specificità): misura la percentuale di veri negativi sul totale dei negativi reali. Si calcola come  $\frac{TN}{FP+TN}$ . È utile quando si vuole ridurre al minimo i falsi positivi.
- 5. **Error Rate (Tasso di errore)**: è il complemento dell'accuratezza, rappresenta la percentuale di previsioni errate. È dato da  $\frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN}$ .
- 6. **F-Measure (F1 Score)**: è una media armonica tra precision e recall, utile quando si desidera un bilancio tra precision e recall. Si calcola come  $2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$ . È importante in contesti dove entrambi i tipi di errore (falsi positivi e falsi negativi) sono rilevanti.
- 7. False Positive Rate (Tasso di falsi positivi): misura la percentuale di falsi positivi sul totale dei negativi reali, ovvero  $\frac{FP}{TN+FP}$ . È il complemento della specificità e aiuta a comprendere

# ROC Receiver Operating Characteristic (ROC) Space

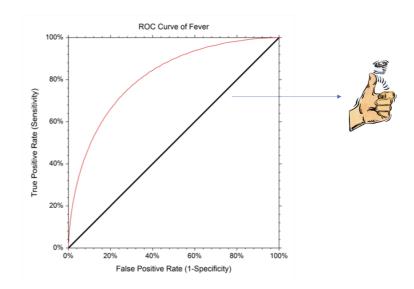




#### **CURVA ROC**

## Receiver Operating Characteristic (ROC) curve





### Elementi della Curva ROC

Asse Y: rappresenta il True Positive Rate (TPR), o Sensibilità, che è la percentuale di positivi correttamente identificati dal modello. Asse X: rappresenta il False Positive Rate (FPR), che indica la percentuale di negativi classificati erroneamente come positivi. Interpretazione della Curva

La curva ROC tracciata in rosso rappresenta la performance del modello.

31/10/24, 16:03 OneNote

La linea diagonale nera rappresenta la linea di riferimento per una classificazione casuale, dove ogni punto ha un TPR uguale al FPR. Più la curva rossa si avvicina all'angolo in alto a sinistra, migliori sono le prestazioni del modello, poiché ciò indica un TPR alto e un FPR basso.