



Università
degli studi di Milano

Drug Reviews Dataset

Analisi delle recensioni dei farmaci

Anastasiya Kozemko, Camilla Moretti, Gift Aighobahi,
Mychael Fokou

Obiettivo:

- Condurre un'**Analisi Esplorativa dei Dati** (EDA) per comprendere distribuzioni, pattern ricorrenti e relazioni tra le variabili del dataset.
- Applicare tecniche di **Clustering** per identificare gruppi di farmaci con caratteristiche e comportamenti simili.
- Sviluppare un modello di **Machine Learning** capace di prevedere il rating dei pazienti sulla base delle loro esperienze, condizioni trattate e caratteristiche dei farmaci.

Pulizia del Dataset

Colonna delle conditions

PROBLEMA

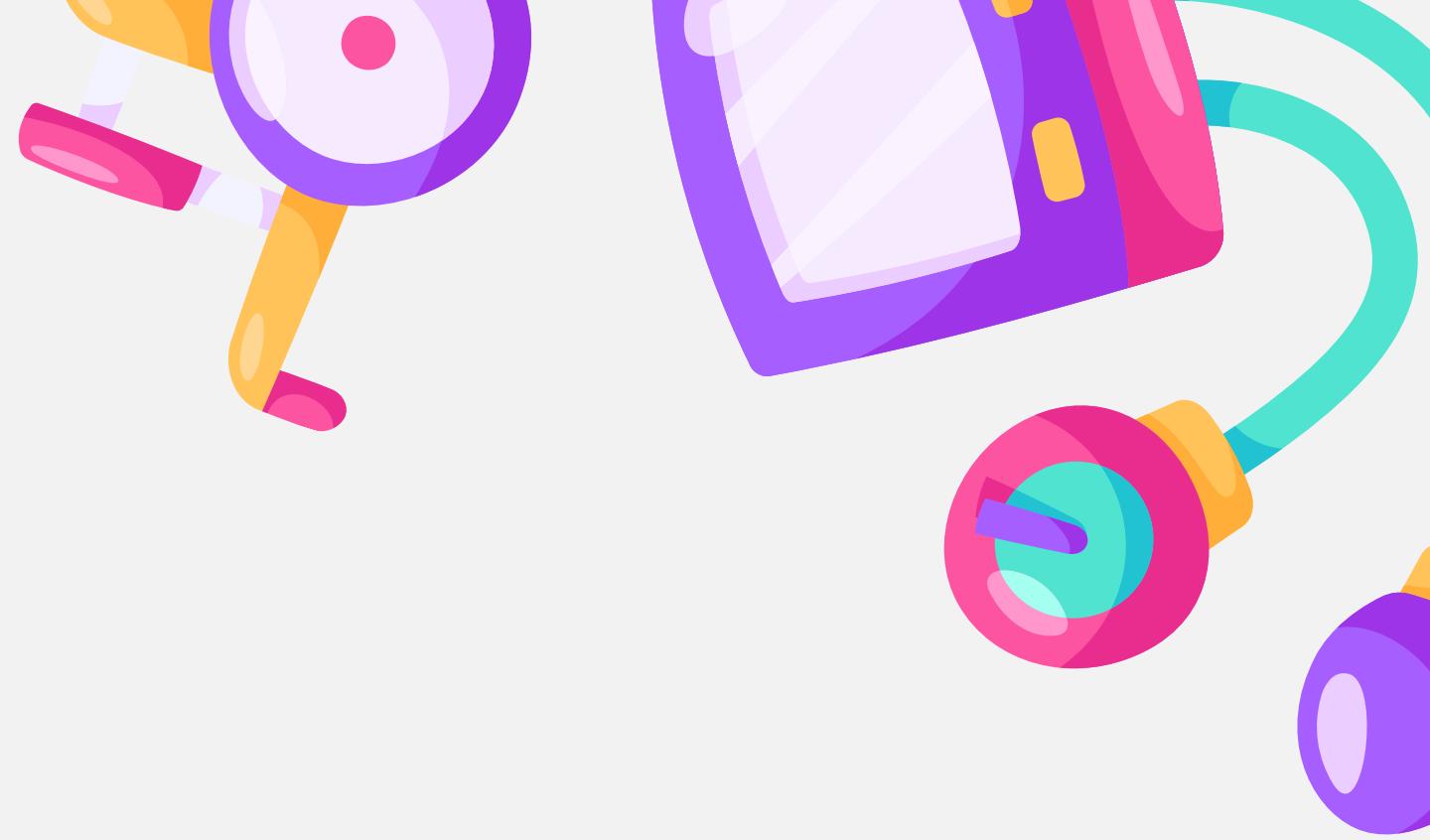
- più malattie in una cella ma separatore non standardizzato



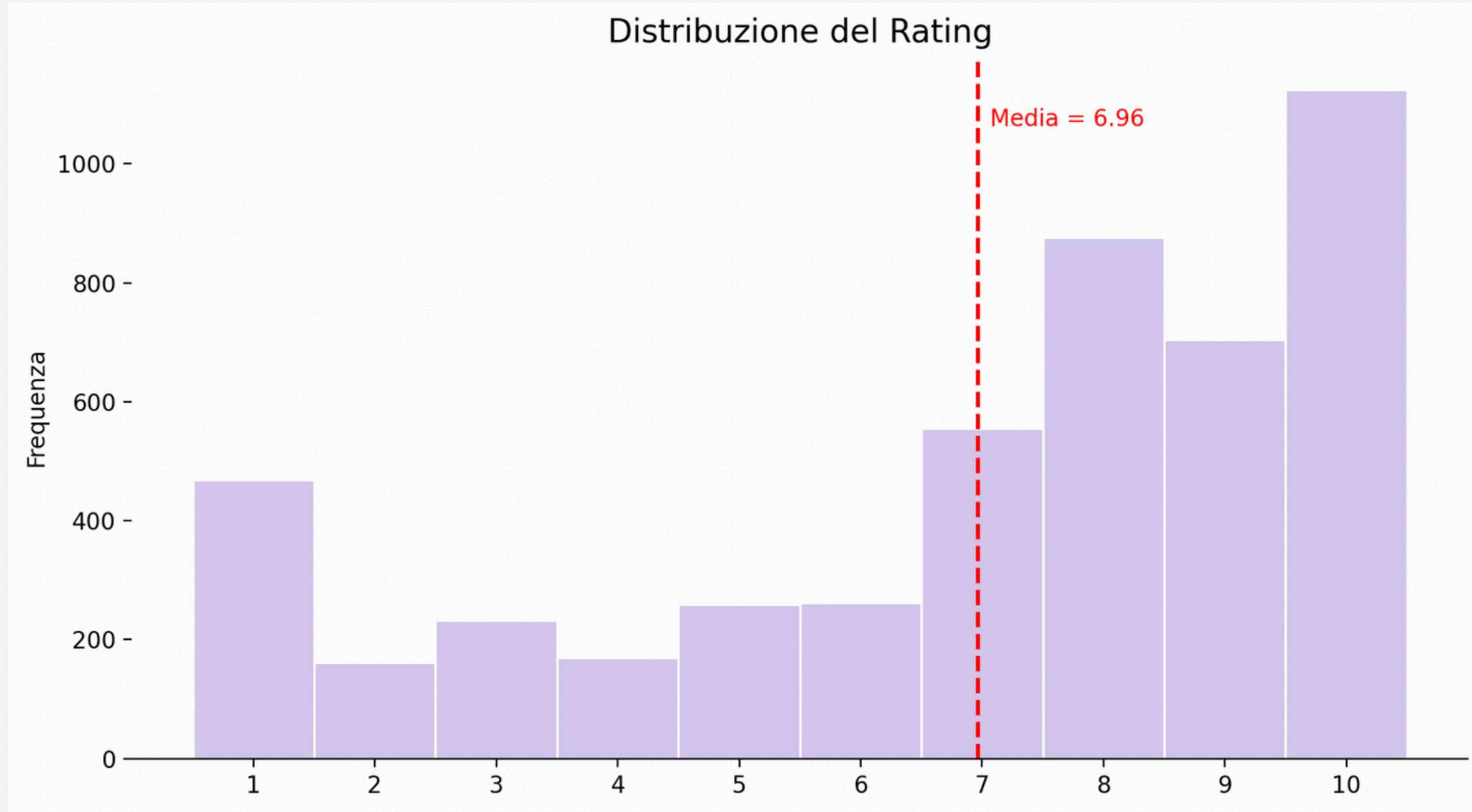
SOLUZIONE

- creo nuove righe, una per ogni condizione (SPLIT)
- regex per creare categorie ampie di condizioni simili
- dizionario per identificare eccezioni uniche a bassa frequenza

Analisi Esplorativa del Dataset



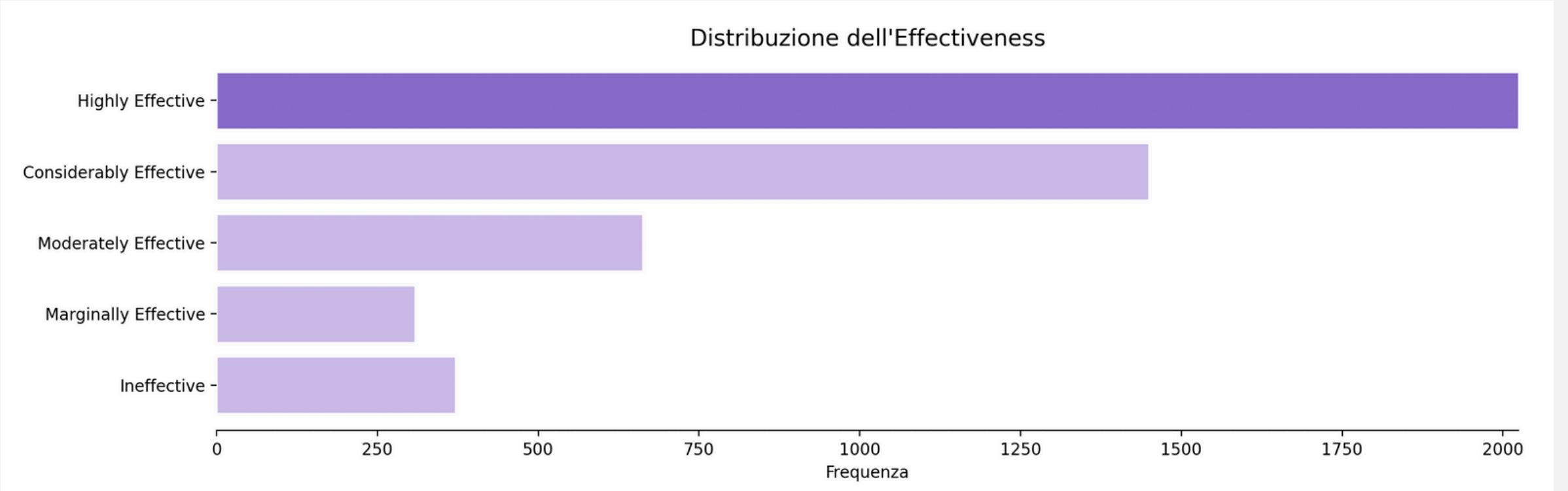
Distribuzione del Rating del Dataset



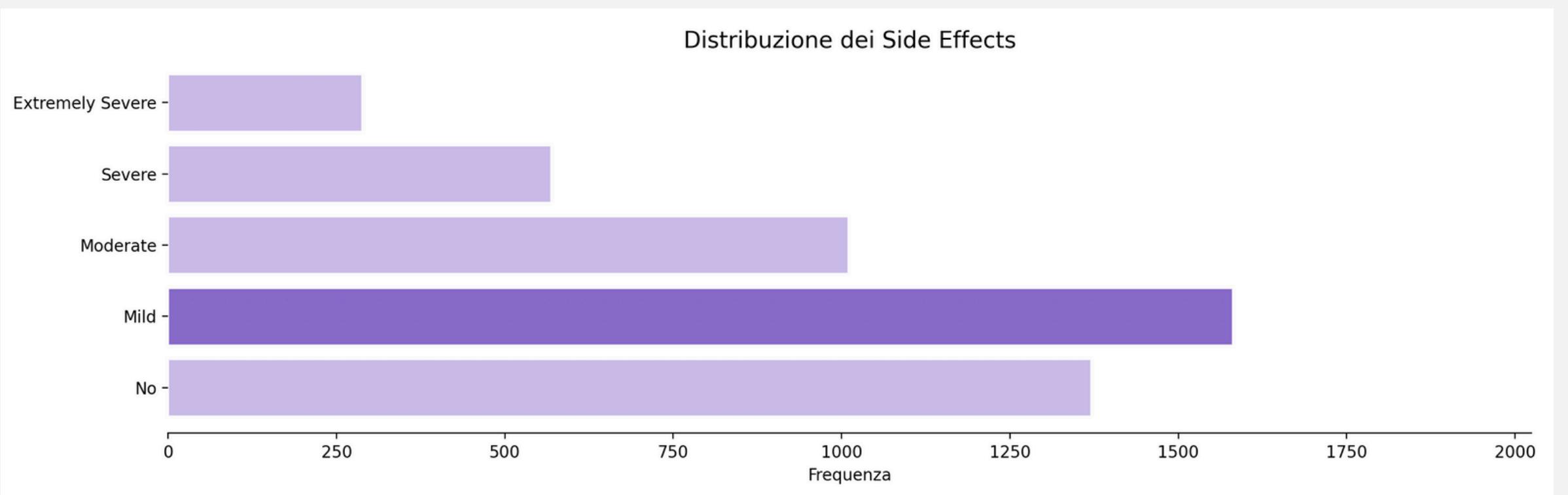
L'istogramma mostra:

- la **distribuzione** dei punteggi assegnati dagli utenti ai farmaci
- la linea rossa tratteggiata indica la **media globale**

Effectiveness e Side effects

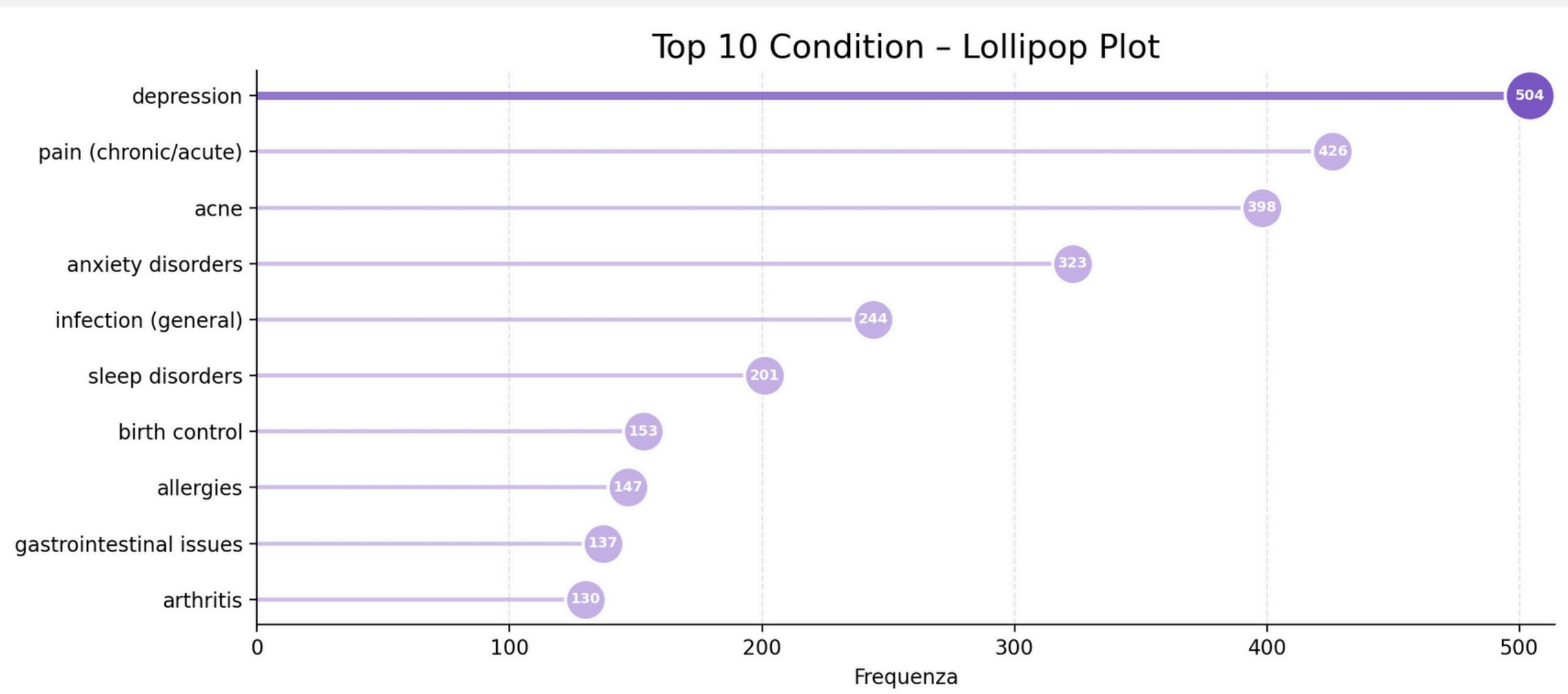


La maggior parte delle osservazioni si concentra su livelli medio-alti di efficacia, indicativo di una percezione generalmente positiva dei farmaci.



Si nota che la categoria “Mild effects” domina, suggerendo che molti trattamenti risultano ben tollerati.

Le 10 condition più recensite



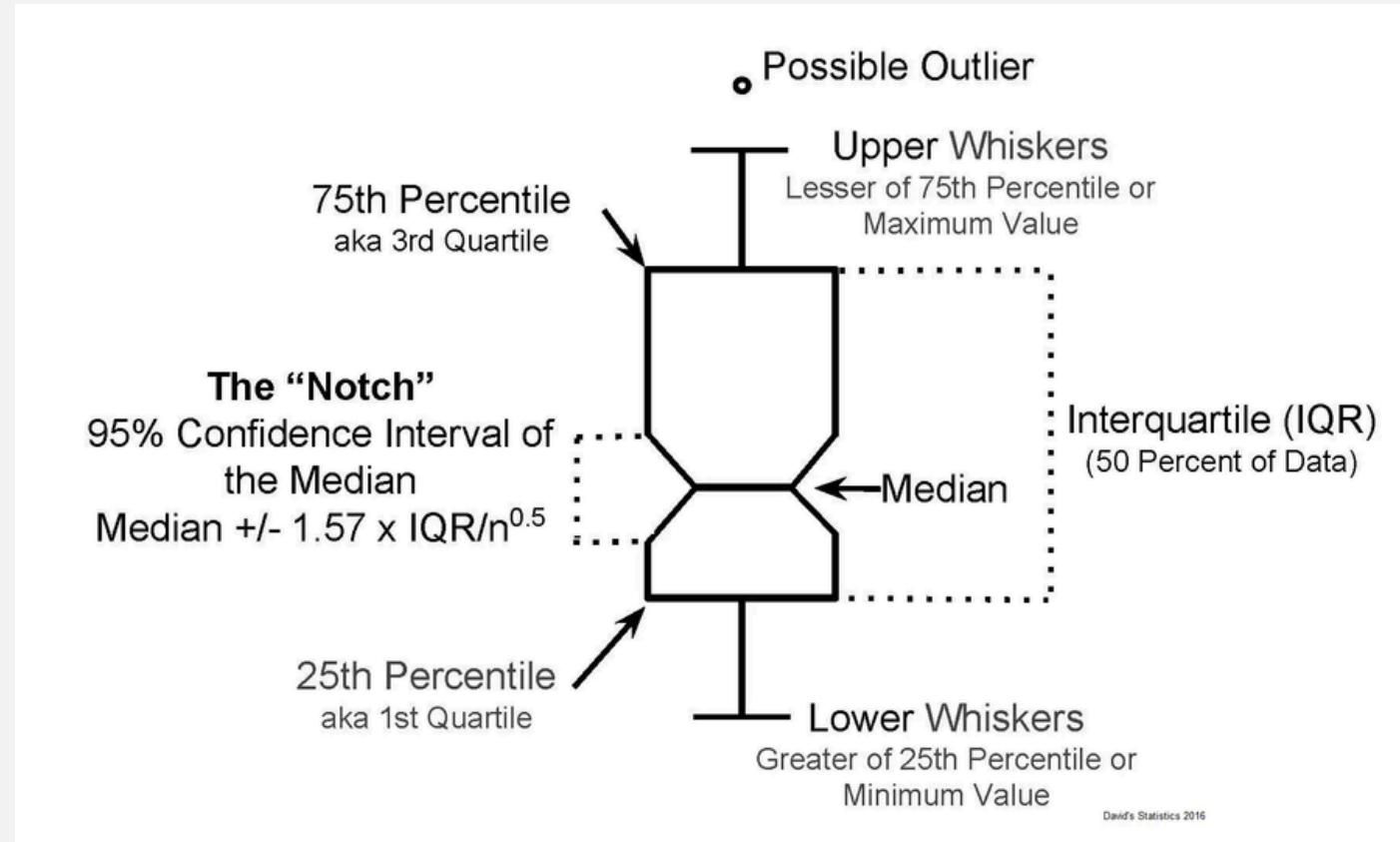
Questo visualizzazione permette di rispondere alle seguenti domande:

- quale condizione è più **frequente**?
- come si **posizionano** le altre rispetto a essa?

Il Lollipop Plot evidenzia in modo elegante la più frequente e permette di confrontare subito le distanze.

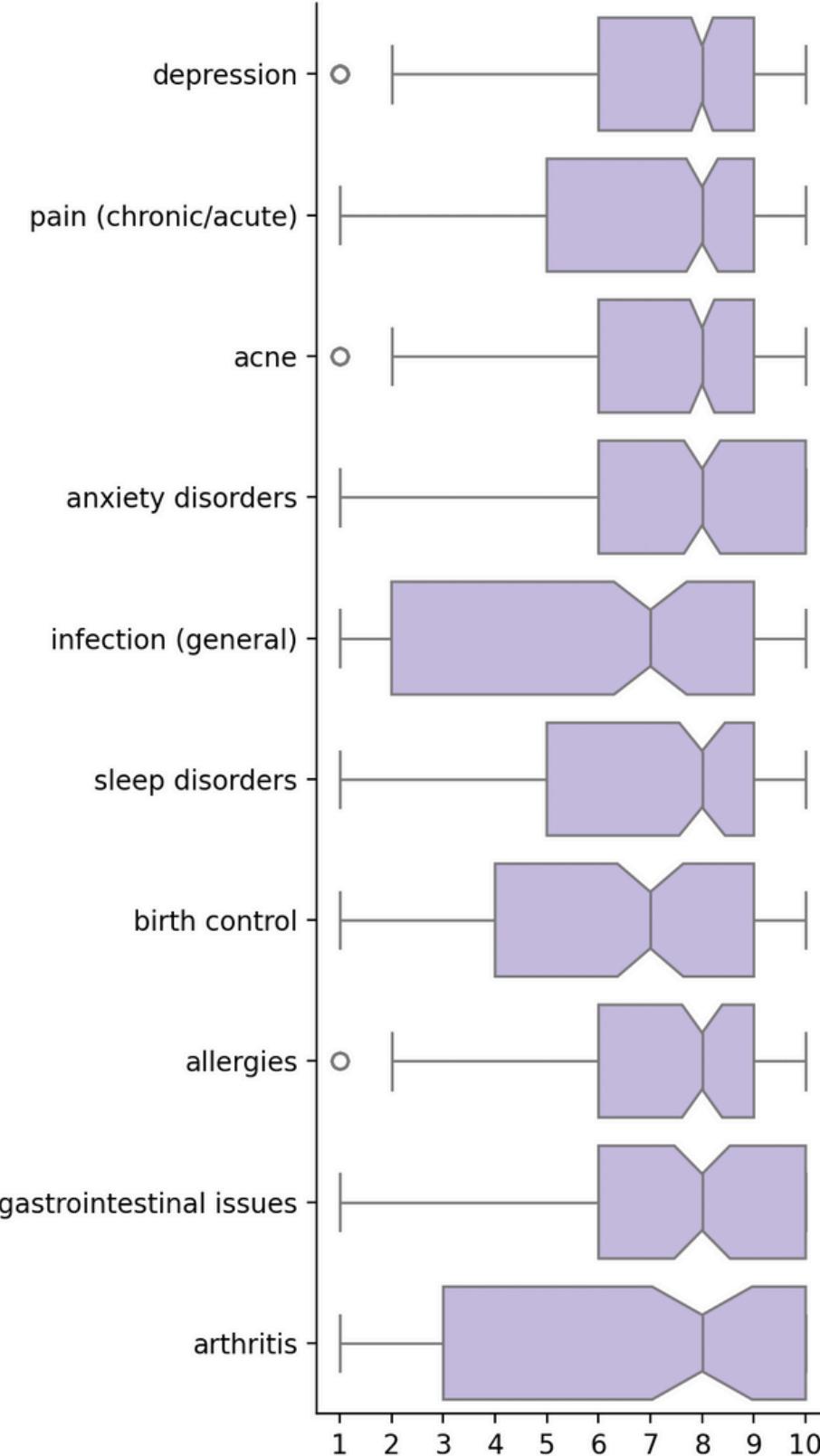


Rating dei farmaci per le principali condition

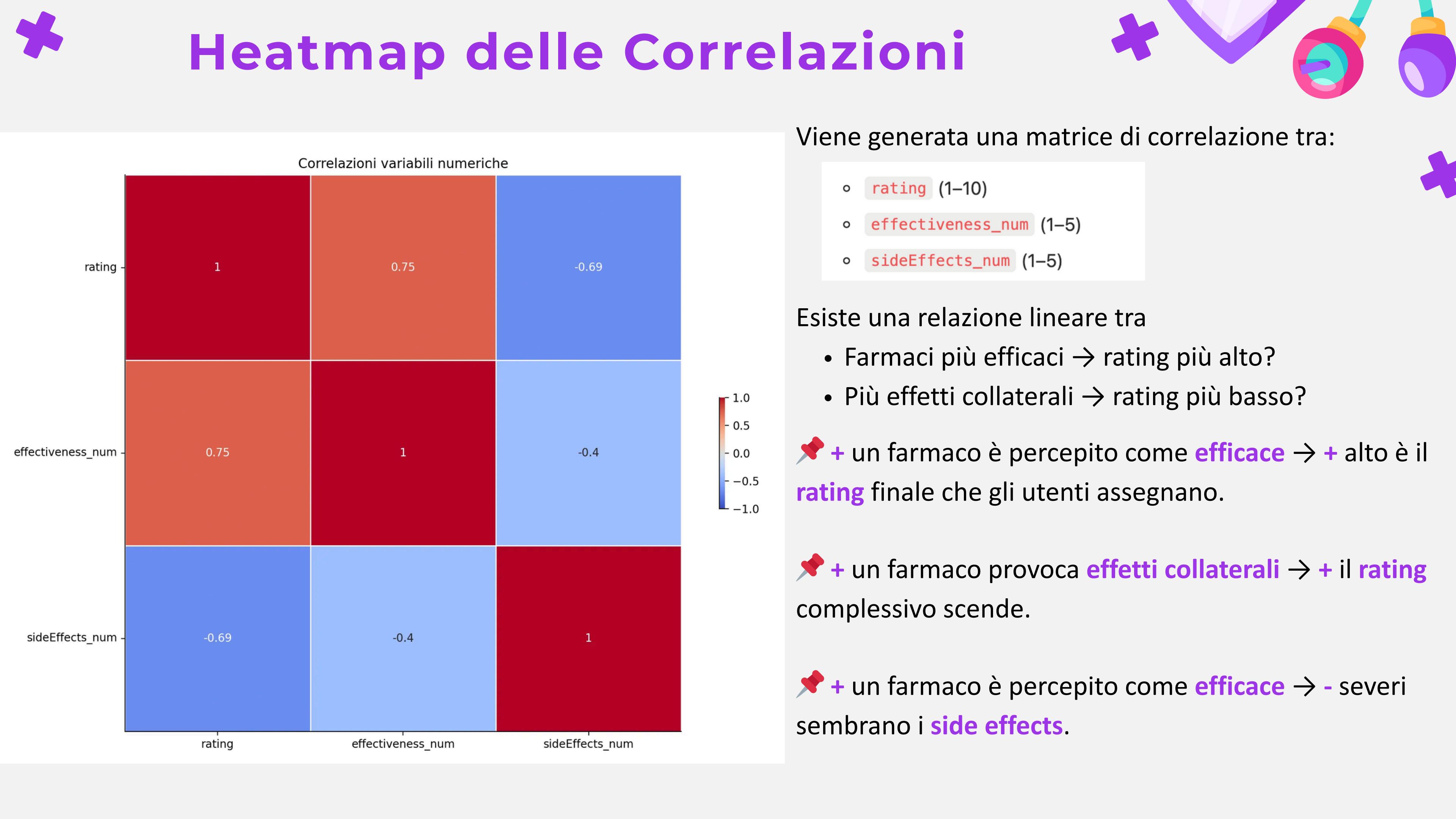


Ci permette di visualizzare come si **distribuisce** il rating assegnato dagli utenti ai farmaci più recensiti per ciascuna condizione, evidenziando mediana, dispersione e possibili outliers.

Distribuzione Rating per le Top 10 Condition Standardized



Heatmap delle Correlazioni



Analisi dei farmaci per una specifica condizione

Poiché dei farmaci hanno **poche recensioni** ma **rating molto alti**, viene usato un **Bayesian mean** per correggere questo effetto (overestimation by low sample size):

X

$$[\text{Bayes Mean} = \frac{n}{n+m} \cdot \text{rating medio} + \frac{m}{n+m} \cdot \text{media globale}]$$

- $n \rightarrow$ nr recensioni del farmaco
- $m \rightarrow$ parametro di smoothing (10)
- rating medio del farmaco
- media globale della condizione (depression)

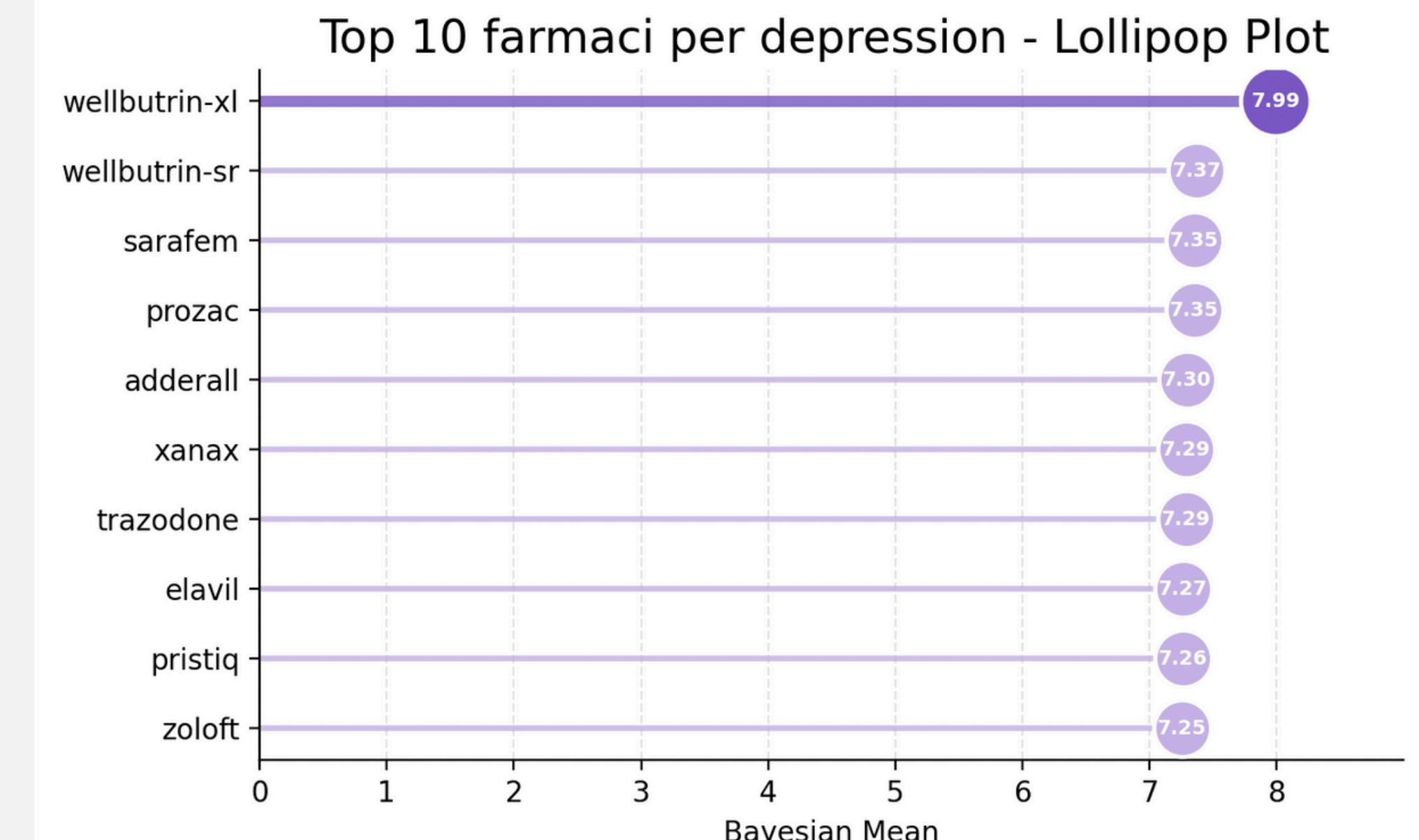
```
== Calcolo Bayesian Rating ==
```

Top 10 farmaci (Bayesian Ranking):

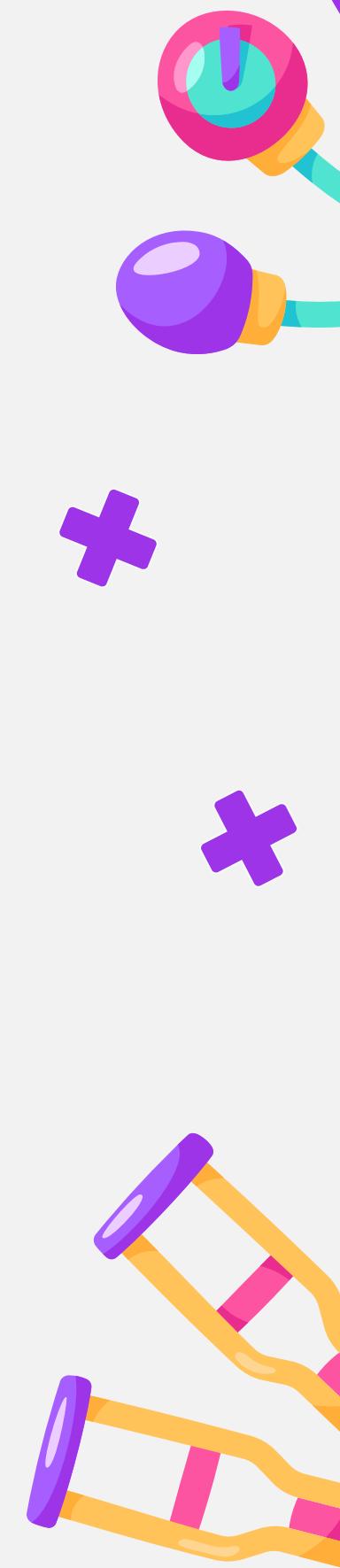
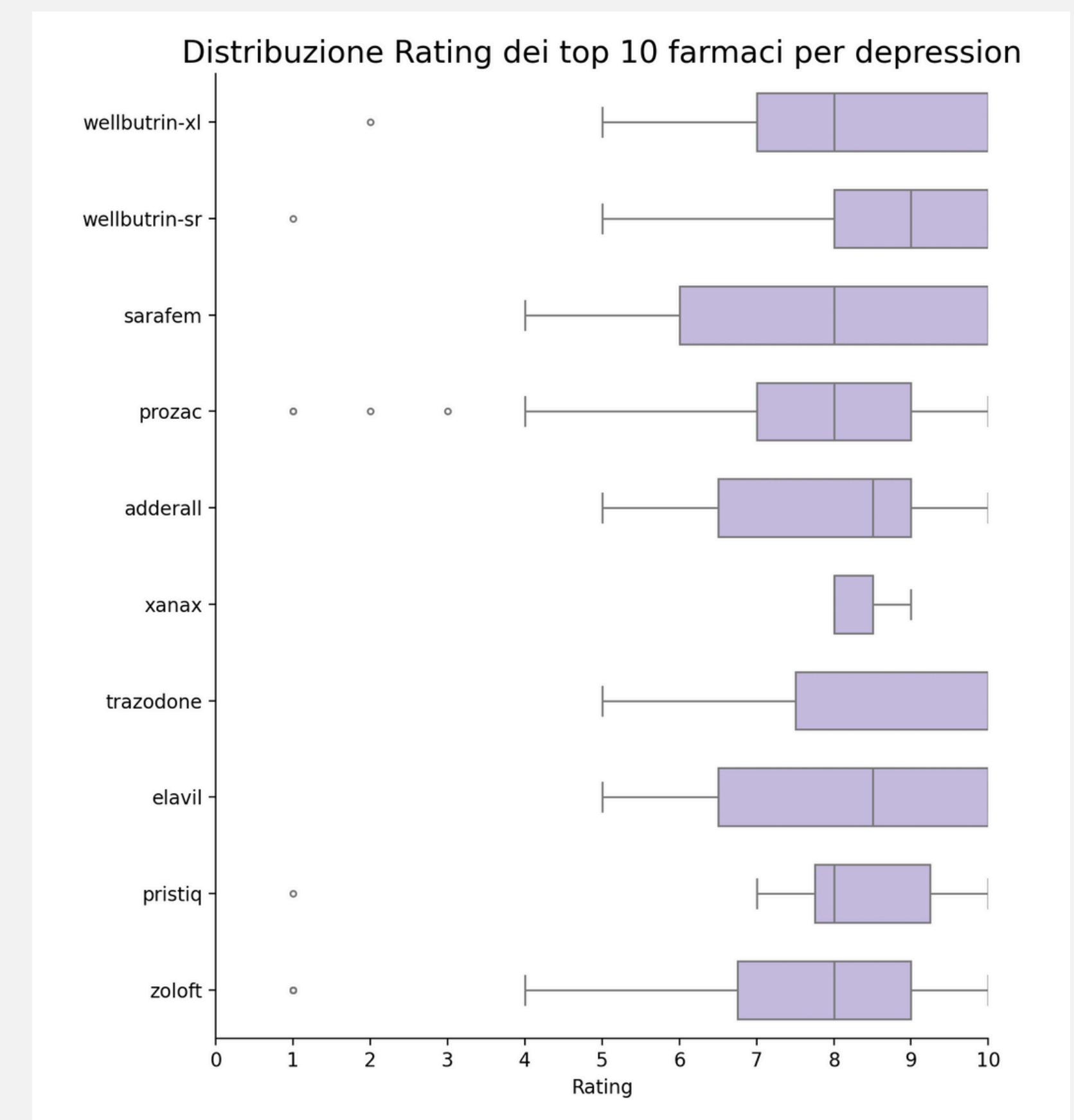
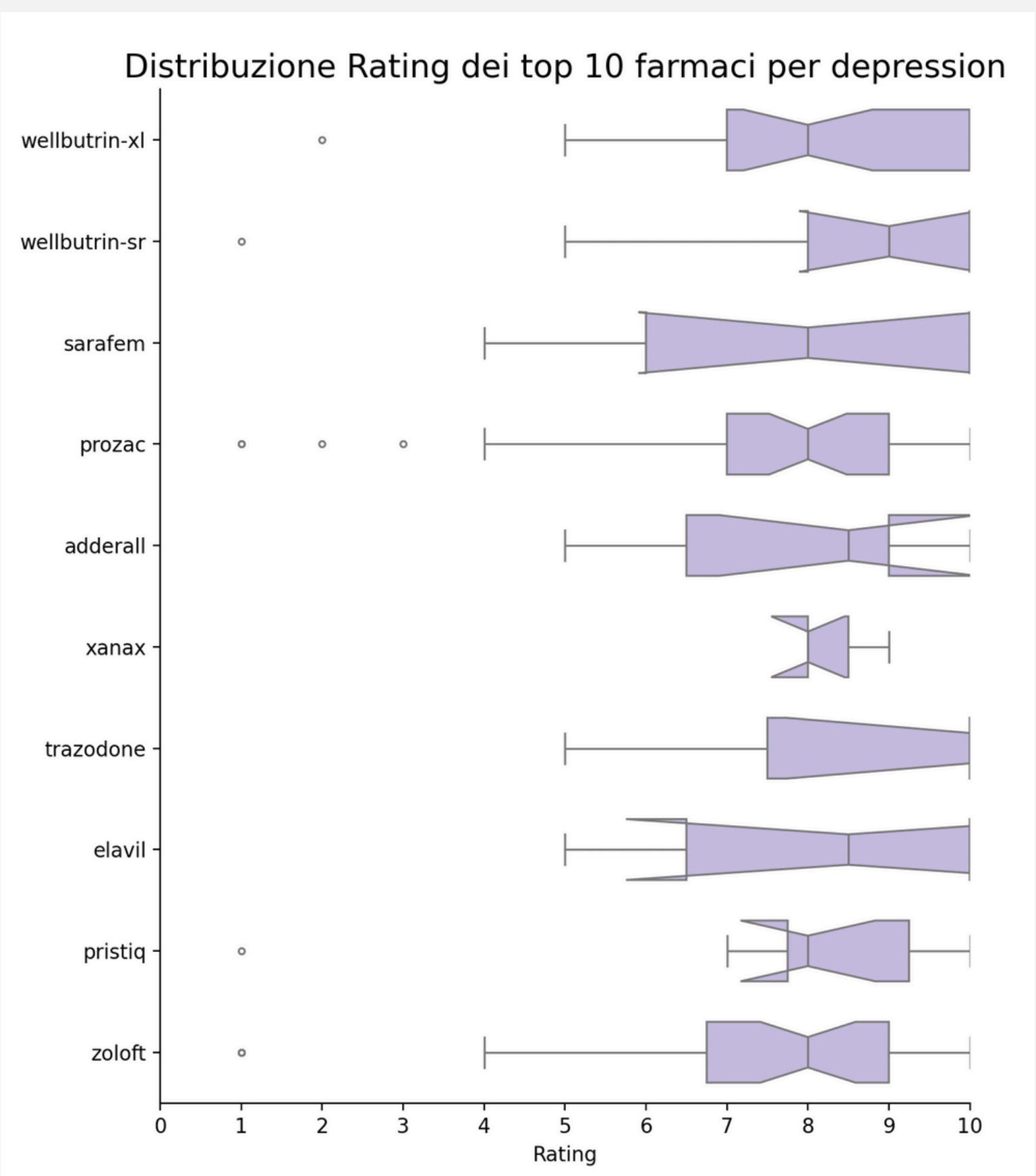
urlDrugName	rating_mean	n_reviews	bayes_mean
wellbutrin-xl	8.285714	35	7.993827
wellbutrin-sr	7.875000	8	7.373457
sarafem	7.777778	9	7.353801
prozac	7.441860	43	7.353249
adderall	7.833333	6	7.295139
xanax	8.333333	3	7.286325
trazodone	8.333333	3	7.286325
elavil	8.000000	4	7.265873
pristiq	7.625000	8	7.262346
zoloft	7.333333	36	7.254831

Farmaci penalizzati (rating alto ma poche recensioni):

urlDrugName	rating_mean	n_reviews	bayes_mean	delta
zyprexa	10.0	1	7.247475	-2.752525
buprenorphine	10.0	1	7.247475	-2.752525
valium	10.0	1	7.247475	-2.752525
prempro	10.0	1	7.247475	-2.752525
tramadol	10.0	1	7.247475	-2.752525

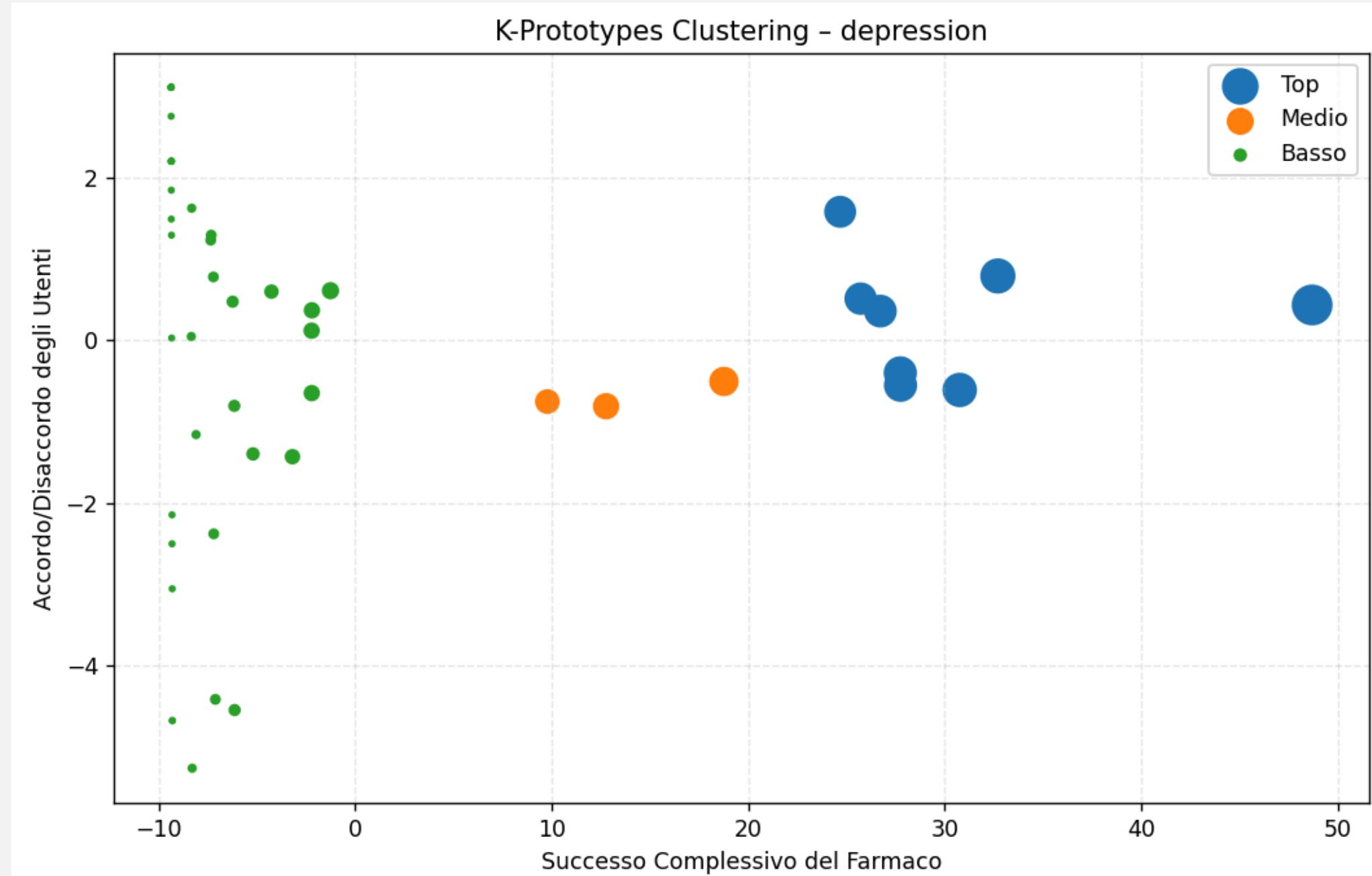


Analisi dei farmaci per una specifica condizione



Clustering

K-Prototypes



Algoritmo creato per la gestione di dataset contenenti feature numeriche e categoriali (dati misti)

Media: per variabili numeriche

Moda: per variabili categoriali

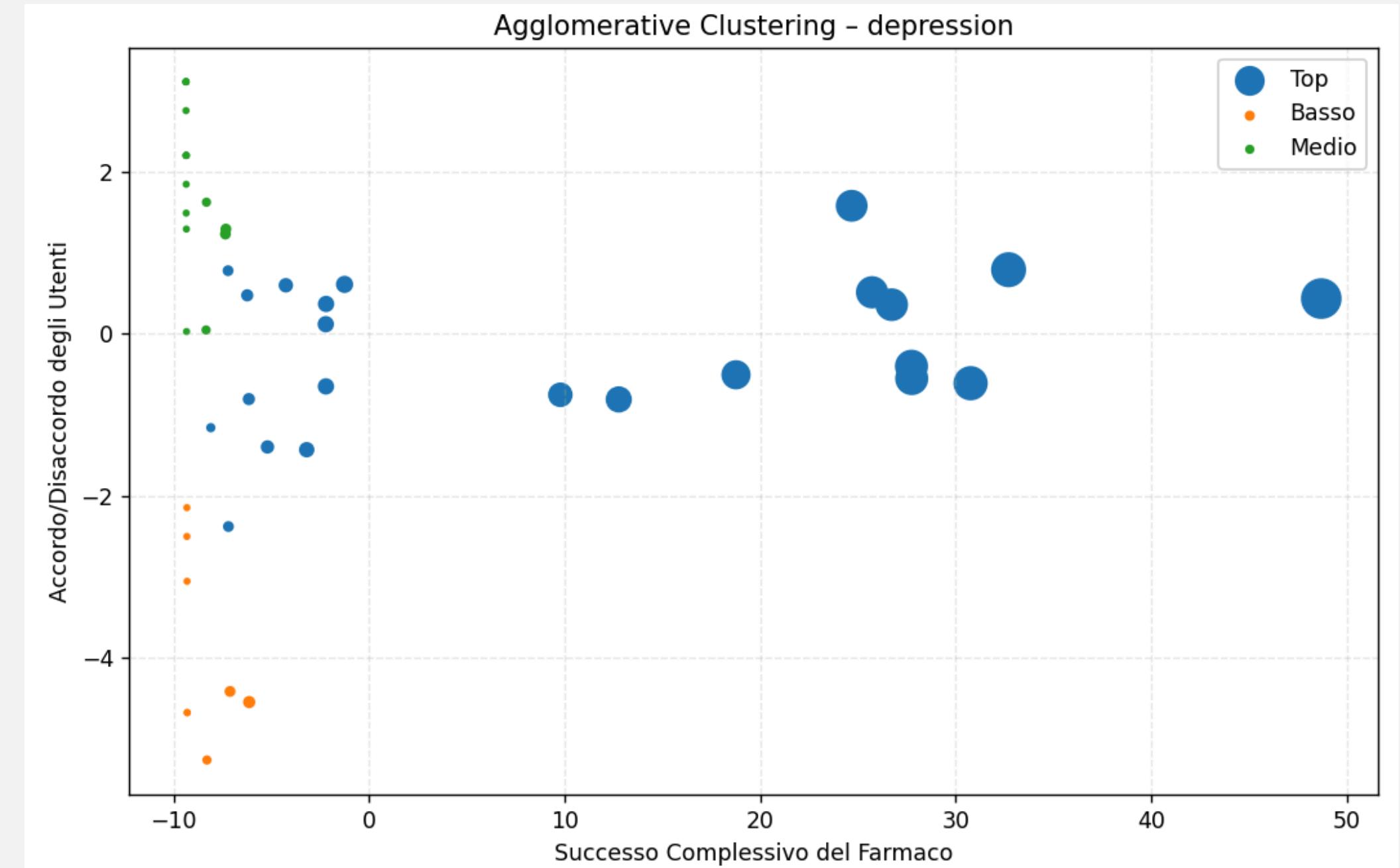
Criterio di raggruppamento: mettere insieme dati (farmaci) che hanno vicine le variabili numeriche e simili le variabili categoriche.

Agglomerative Clustering

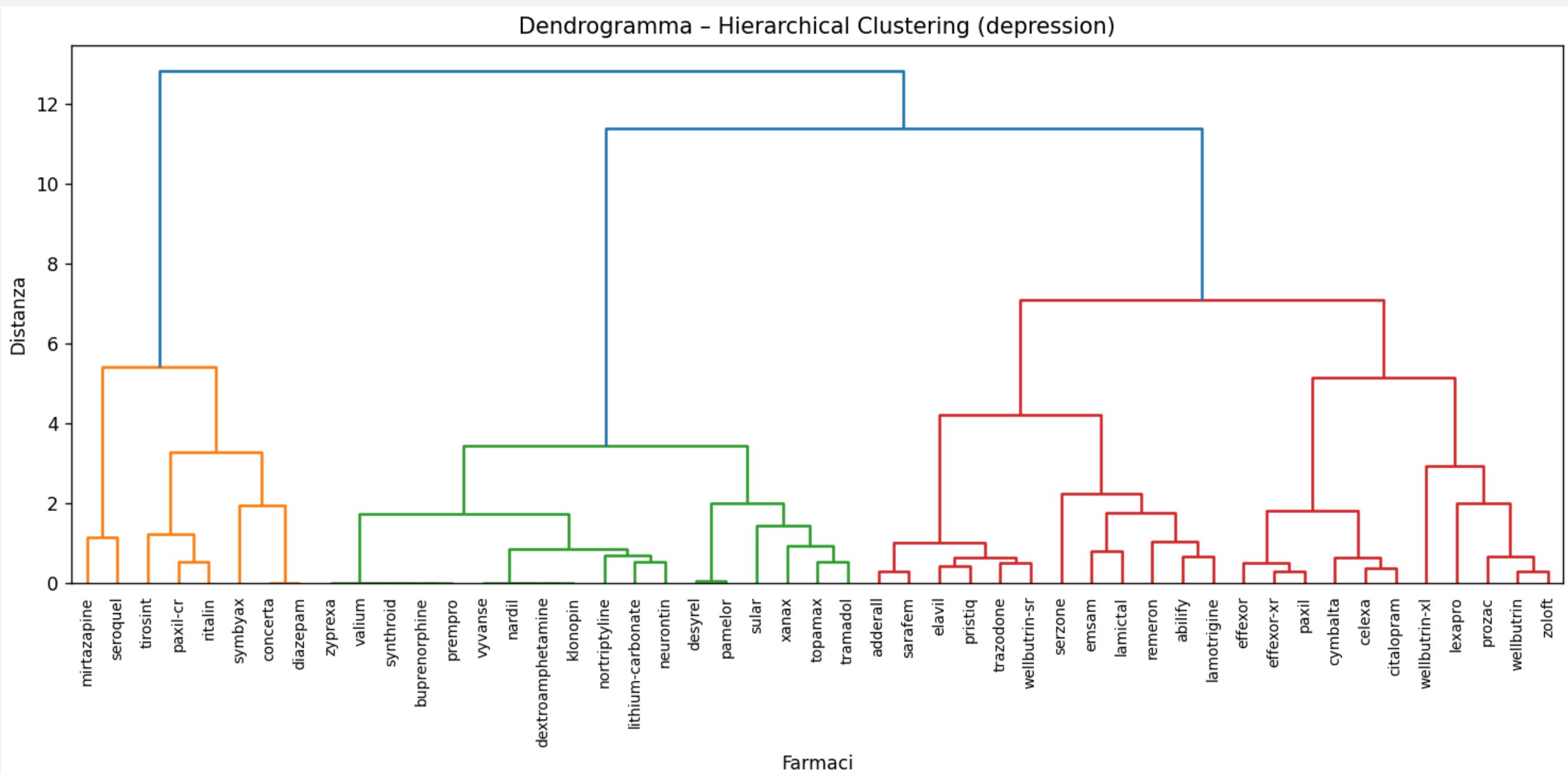
Algoritmo di clustering gerarchico di tipo bottom-up

Criterio di raggruppamento

1. Calcolo della distanza tra i cluster
2. Fusione progressiva
3. Visualizzazione della gerarchia



Agglomerative Clustering



Raggruppa i farmaci associati ad una precisa condizione in base alla loro distanza

La **distanza** sull'asse Y indica quanto sono dissimili due farmaci.

Predizione rating



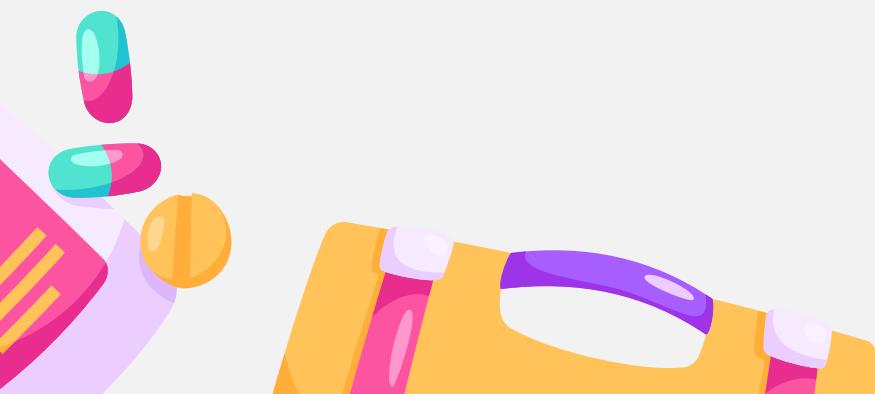
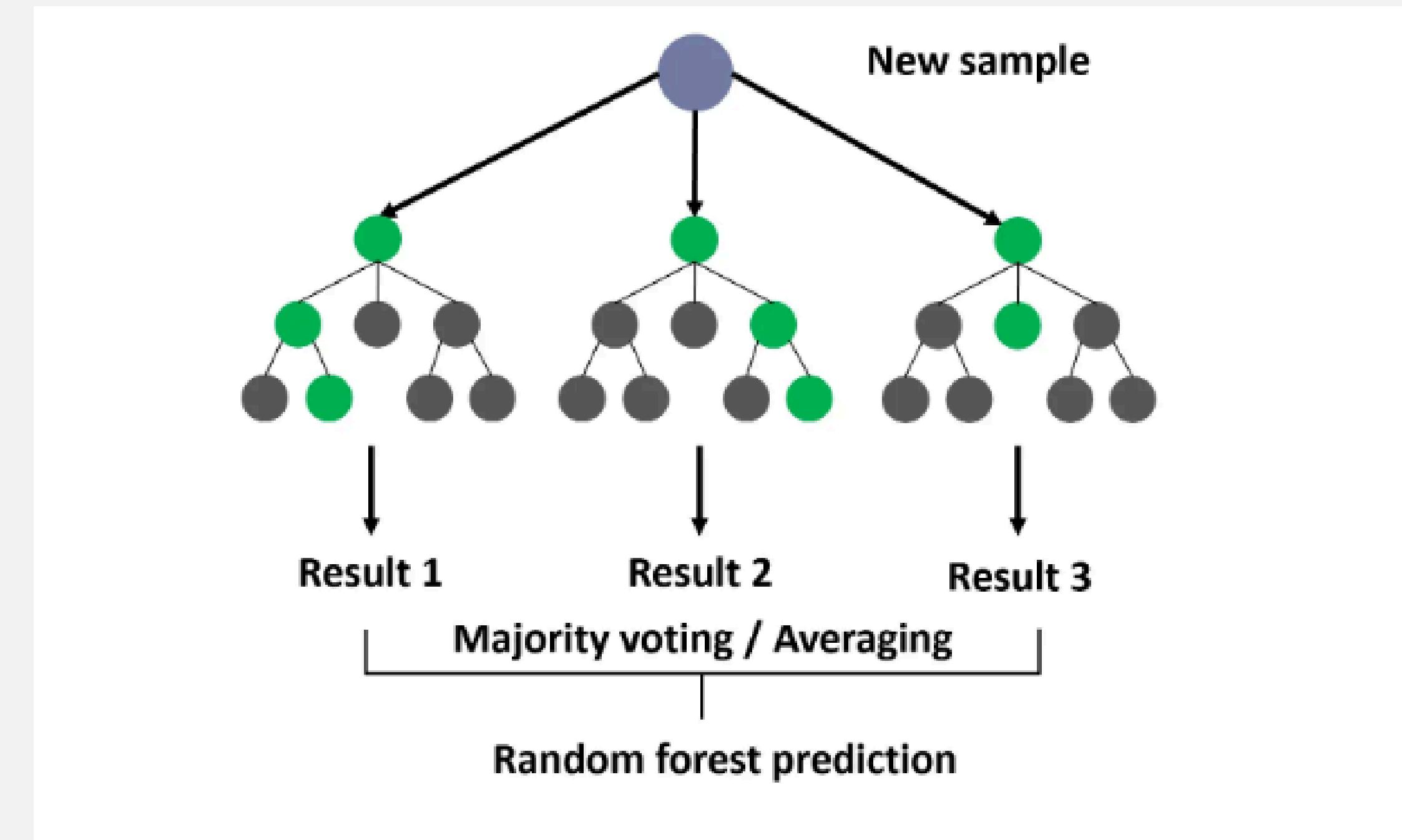
Previsione rating sui farmaci



Random Forest Regressor

INPUT

- effectiveness
- side effects
- conditions





Analisi Comportamentale



CORRELAZIONE DI PEARSON → INDICE DI TOLLERANZA

Si dice **coefficiente di correlazione** delle due variabili x e y il numero

$$r = \frac{S_{xy}}{\sqrt{s_x^2 \cdot s_y^2}}$$

dove s_x^2 e s_y^2 sono le **varianze** delle variabili x e y .

S_{xy} è la **covarianza** = varianza calcolata mettendo in relazione entrambe le variabili.

Indice di Tolleranza = Correlazione(Gravità Effetti Collaterali | Importanza Effectiveness)



Analisi Comportamentale

2 PROFILI DI TOLLERANZA → INDICE DI TOLLERANZA

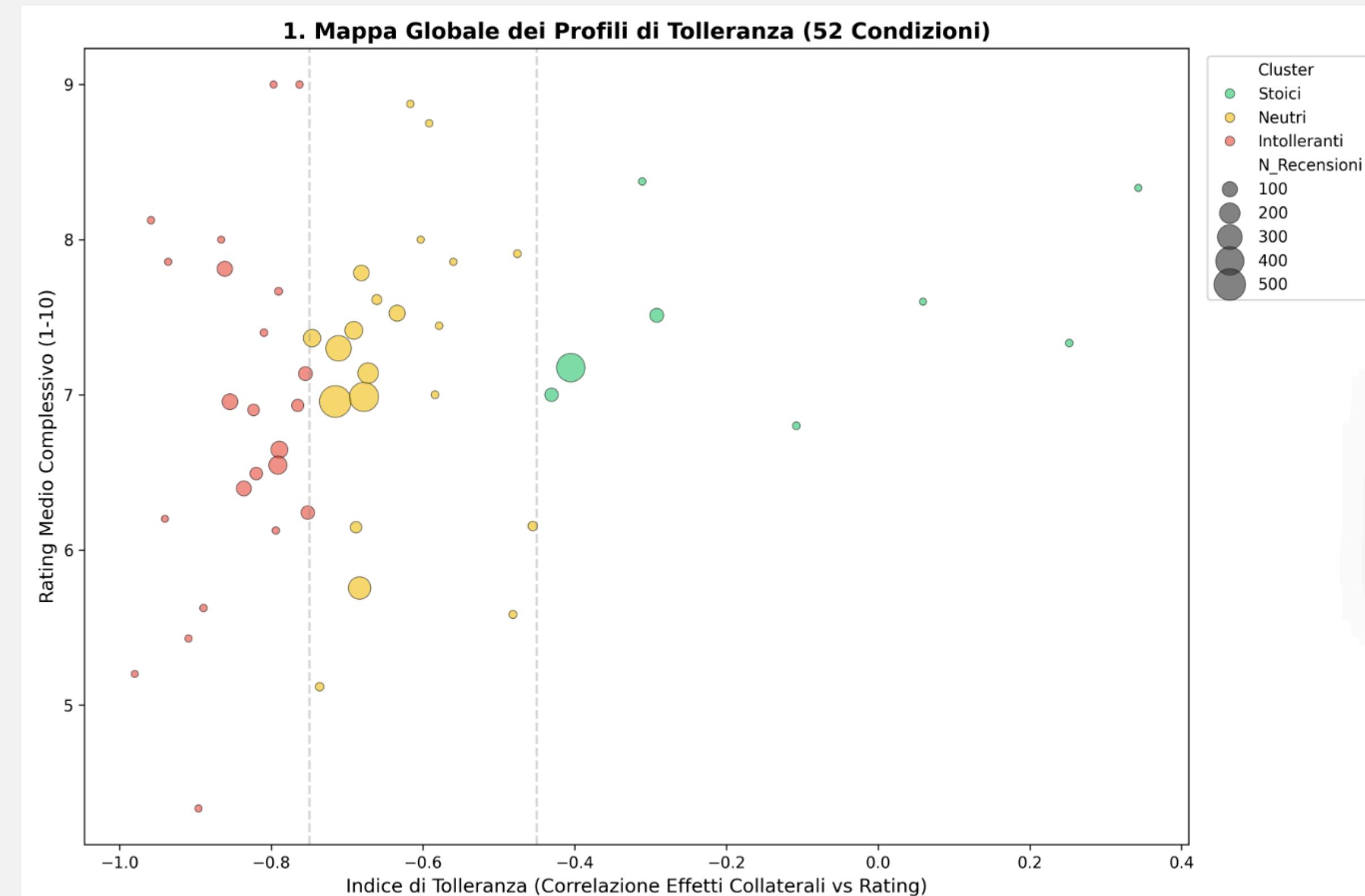
Profilo “Gotta Win”

Profilo “No Win”

Zona	Coefficiente	Esempi	Interpretazione
Bassa Tolleranza	[-1, -0.6]	Menopausa, Ipertensione	La malattia crea un'aggiore intolleranza agli effetti collaterali
Media Tolleranza	(Tra -0.6, -0.4)	ADHD, Dolore Cronico	il voto dei pazienti è influenzato da entrambi i fattori in modo bilanciato
Alta Tolleranza	(-0.4, 0)	Acne, Rosacea	L'effetto collaterale è un fastidio minore, il voto si basa sull'efficacia.

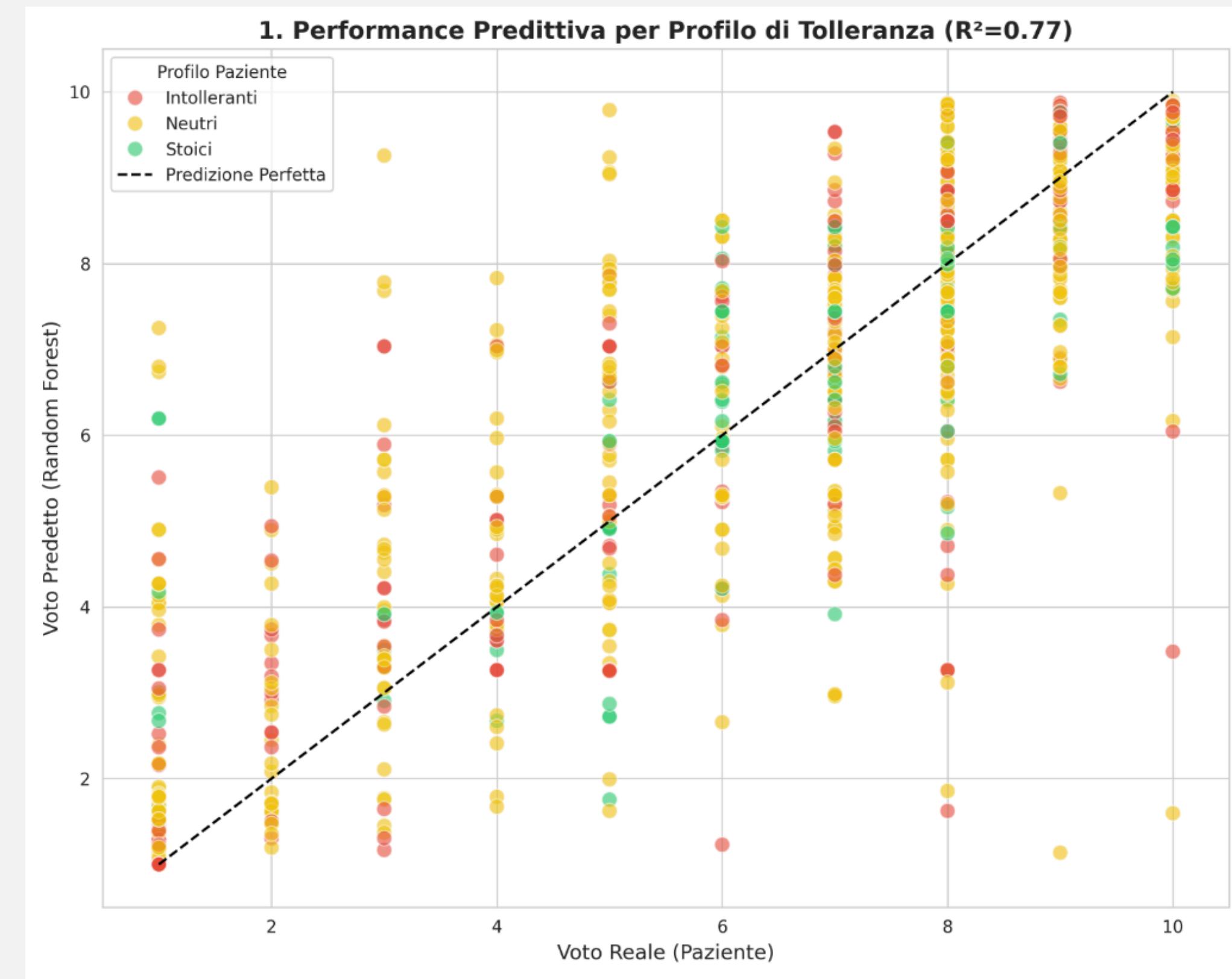
Analisi Comportamentale

SCATTERPLOT DELL'INDICE DI TOLLERANZA x RATING



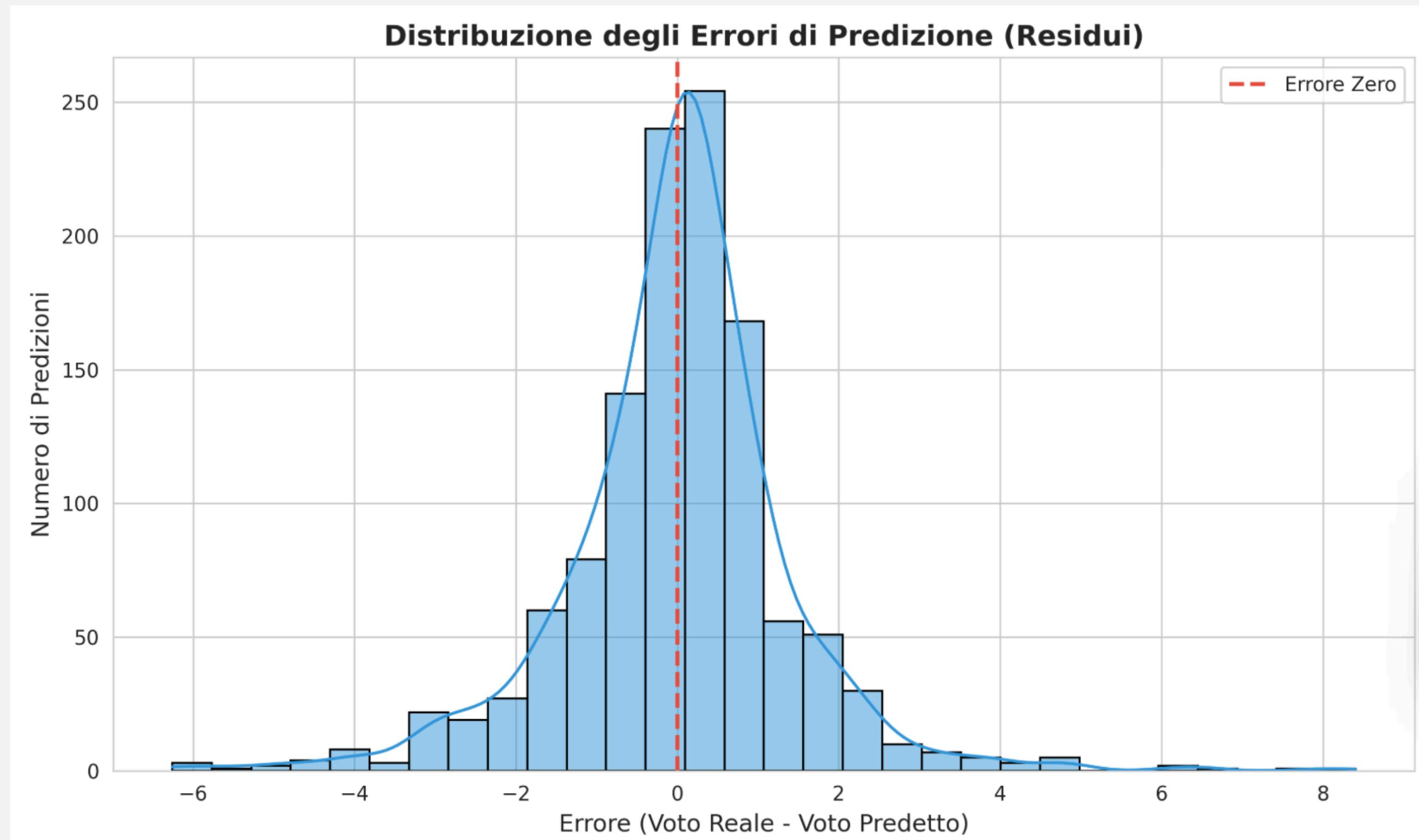
Output: analisi performance

Tabella delle predizioni → Scatter plot



Output: analisi performance

ISTOGRAMMA





Output: analisi performance

Affidabilità: R^2 (R-Quadro) = 77%

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\text{Varianza Non Spiegata}}{\text{Varianza Totale}}$$

- $\sum(y_i - \hat{y}_i)^2$: Errore del tuo modello (la somma degli errori quadratici).
- $\sum(y_i - \bar{y})^2$: Errore del modello *naive* (la varianza totale dei dati, dove \bar{y} è il Rating Medio).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum(\text{Rating Reale} - \text{Rating Predetto})^2}{\sum(\text{Rating Reale} - \text{Rating Medio})^2}$$

y_i : Il **Rating Reale** (il voto vero del paziente) per l'osservazione i .

\hat{y}_i : Il **Rating Predetto** dal tuo modello Random Forest per l'osservazione i .

\bar{y} : Il **Rating Medio** (la media aritmetica) di tutti i Rating Reali y_i .

Output: analisi performance

RMSE (Root Mean Squared Error) = 1.41
in una scala da 0 a 10

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- N : Numero totale di recensioni nel set di test.
- y_i : Il **Rating Reale** (il voto vero del paziente).
- \hat{y}_i : Il **Rating Predetto** dal tuo modello Random Forest.

Output: analisi performance

FEATURE OF IMPORTANCE

- Effectiveness: 61%
- Side effects: 30%
- Condition: 9%

REGOLA DI SPLIT

criterio che l'albero decisionale utilizza ad ogni nodo per giungere al rating predittivo
(complessivo di tutte le decisioni)

CRITERIO DI SPLIT

Random Forest premia la **feature** (parametro in input) che "ordina" meglio i dati, ovvero che restituisce (nel nostro caso) 100 predizioni dai valori più vicini possibile

DECREMENTO TOTALE

Ogni regola di split influenza la varianza sulle predizioni tra gli alberi, questa influenza viene chiamata "**guadagno**" ed esprime quanto si avvicina la random forest ad un valore "**puro**", ovvero con i rating ordinati (tutti vicini) → **questo guadagno è misurato in una scala percentuale per ogni feature**



Thank You

