Customer Personality Analysis

Mario Avolio Rocco Gianni Rapisarda

Università Milano Bicocca - Dipartimento di Informatica Sistemistica e Comunicazione

19 gennaio 2022



Analisi del Dominio e Obiettivi

- 1 Analisi dettagliata dei clienti
- 2 Aiutare un'attività commerciale a comprendere meglio i propri compratori
- 3 Rendere più semplice la modifica e la scelta dei propri prodotti, in relazione alle esigenze richieste dagli acquirenti
- 4 Diverse personalità e comportamenti che gli acquirenti assumono durante il ruolo di potenziali clienti aziendali
 - Le aziende non possono adottare lo stesso approccio per ogni tipologia di plausibile compratore

Descrizione dei Dati

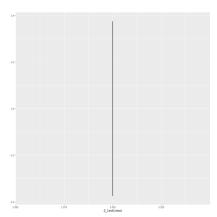
- Informazioni Personali
 - Grado educativo
 - Reddito
 - Numero di figli
 - Età
- 2 Prodotti e Spese
 - Spesa totale, negli ultimi due anni, di un prodotto di determinato genere.
- 3 Promozioni e offerte
 - Offerte accettate delle diverse campagne presenti.
- Luoghi e acquisti
 - Numero di compere effettuate in un determinato luogo o in un determinato modo.

Prime Analisi: Income

	variable	n_miss	pct_miss
1	Income	24	1.07
2	ID	0	0.00
3	Year_Birth	0	0.00
4	Education	0	0.00
5	Marital_Status	0	0.00
6	Kidhome	0	0.00
7	Teenhome	0	0.00
8			

Tabella: Output funzione *miss_var_summary(dataSet)*

Prime Analisi: Z CostContact e Z Revenue



Z Revenue

Figura: BoxPlot Z CostContact

Figura: BoxPlot Z_Revenue

DataPreprocessing

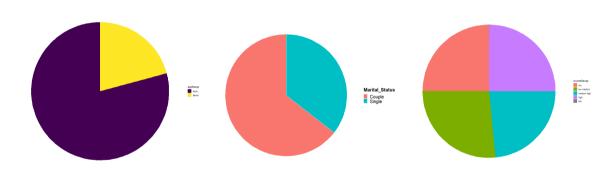
Introduzione

- Refactor del dataset
- 2 Risoluzione dei valori mancanti nella variabile income
- 3 Splitting del dataset in trainingSet e testSet
- Feature Scaling

Refactor del Dataset

- 1 Incorporamento dei dati ridondanti
- 2 Conversione degli elementi in factor
- 3 Creazione di nuove variabili riassuntive
 - Age
 - Total Spent
 - Total Campains
 - Total Childs
- 4) Rimozione delle variabili superflue
 - Z Revenue
 - Z CostContact
 - ID
 - Dt_customers

EDA



Mario Avolio, Rocco Gianni Rapisarda (DISCo)

Figura: Grafico a torta di Age

Figura: Grafico a torta di Marital_Status

Figura: Grafico a torta di Income

EDA: Age, Education e Marital Status

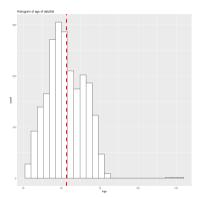


Figura: Istogramma di Age

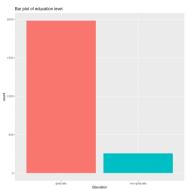


Figura: Grafico a barre di Education

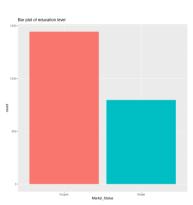
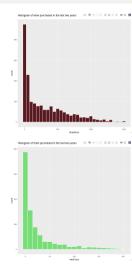


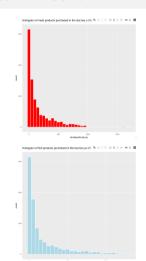
Figura: Grafico a barre di Marital_Status

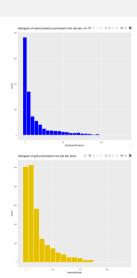
EDA: Istogrammi delle variabili Amount

Analisi



Introduzione





Conclusioni

EDA: Age, Education e Marital Status

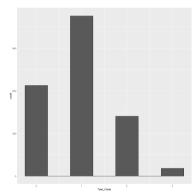


Figura: Grafico a barre di Total_Childs

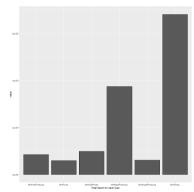


Figura: Grafico a barre del totale speso per ogni tipo di prodotto

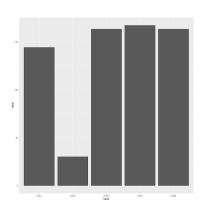


Figura: Grafico a barre del totale di istanze che hanno accettato la campagna i-esima

PCA: Varianza spiegata da ogni dimensione

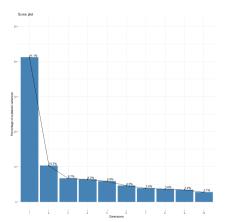


Figura: Varianza spiegata da ogni Dimensione

	eig.	v.p.	c.v.p.
Dim.1	7.00	41.15	41.15
Dim.2	1.75	10.31	51.46
Dim.3	1.14	6.69	58.15
Dim.4	1.08	6.34	64.49
Dim.5	1.00	5.86	70.34

Tabella: Output funzione *get_eigenvalue(pca)*

Introduzione

PCA: Varianza spiegata per la Dim1

Introduzione

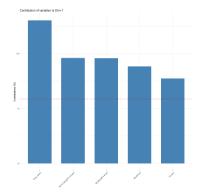


Figura: Varianza spiegata dalle variabili per la prima dimensione

- Total_Spent
- **MntMeatProducts**
- NumCatalogPurchases
- **MntWines**
- Income

Algoritmi scelti

- Supervisionato: Decision Tree
- Non Supervisionato: K-Means

Decision Tree

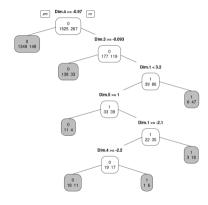


Figura: Decision Tree

Positive Class: 1

Accuracy: 0.8348

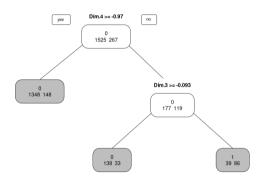
Recall: 0.3478

Precision: 0.1194

F-Measure: 0.1777

Introduzione

Decision Tree: Riduzione Overfitting



Positive Class: 1

Accuracy: 0.8147

Recall: 0.1492

Precision: 0.2777

F-Measure: 0.1941

K-Means: Elbow Method

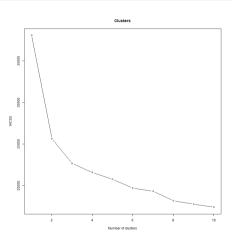


Figura: Elbow Method effettuato manualmente

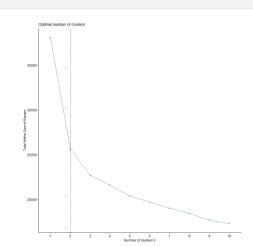


Figura: Elbow Method effettuato automaticamente dal metodo fviz nbclust

K-Means: Silhouette

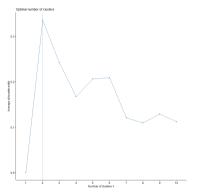


Figura: Silhouette effettuata automaticamente dal metodo fviz_nbclust

Sia **Elbow Method** che **Silhouette** mostrano un numero di clusters ottimo pari a due.

K-Means: Algoritmo

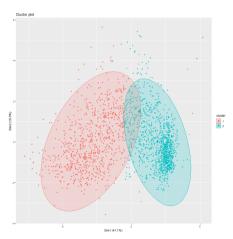


Figura: Partizionamento in clusters dei dati

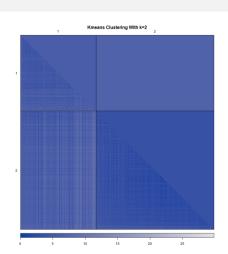


Figura: Dissimilarity matrix

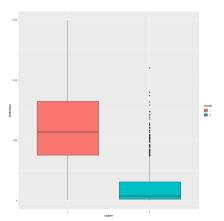


Figura: BoxPlot della variabile Wines in relazione al numero di cluster

- Spesa maggiore di vini per i customers all'interno del primo cluster
- La maggior parte dei clienti all'interno del secondo cluster non ha acquistato vini negli ultimi due anni

K-Means: Analisi Income

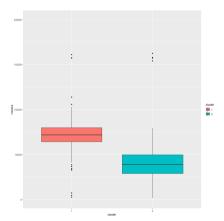


Figura: BoxPlot della variabile income in relazione al numero di cluster

- Gli elementi del primo raggruppamento godono di un reddito medio maggiore rispetto ai secondi
- La maggior parte degli elementi nel secondo cluster possiedono un il reddito inferiore alla media.

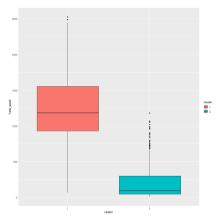


Figura: BoxPlot della variabile Total_spent in relazione al numero di cluster

 I compratori del secondo cluster generalmente spendono molto meno denaro rispetto a quelli del primo.

Esperimenti

Introduzione

K-Means: Analisi NumCatalogPurchases

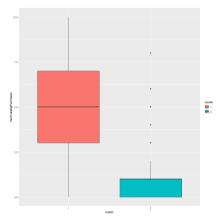


Figura: BoxPlot della variabile NumCatalogPurchases in relazione al numero di cluster

- I clienti del secondo cluster effettuano compere sul catalogo generalmente in quantità minore rispetto a quelli del primo.
- I clienti del secondo cluster acquistano mediamente 5 prodotti dal catalogo.

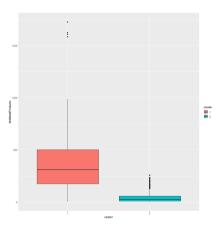


Figura: BoxPlot della variabile MntMeatProducts in relazione al numero di cluster

Correlazione con Total_spent

Esperimenti

 Gli acquirenti del secondo raggruppamento tendano a spendere generalmente di meno rispetto a quelli del primo

Valutazione del modello: Decision Tree

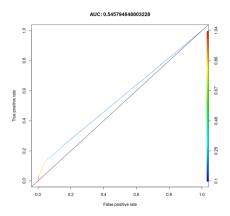


Figura: Curva ROC

Conclusioni

1 K-Means

- Una buona suddivisione dei dati riportati può avvenire mediante l'utilizzo di due cluster.
- Il secondo cluster presenta clienti con un reddito generalmente al di sotto della media e sicuramente minore rispetto alla maggior parte dei compratori facenti parte della prima divisione.
- Riduzione delle spese totali da parte degli elementi all'interno del secondo gruppo.

Thank you for your attention!

