missing values

March 6, 2024

1 In questa lezione intraprenderemo i Missing Values, tradotto dall'Inglese in "Valori Mancanti", e di come gestirli.

Librerie usate : #### - Pandas (pd) > [importare, manipolare e analizzare dati, consente di eseguire operazioni come la selezione, il filtraggio, il raggruppamento e il calcolo di statistiche basati su Dataframe, cioè "tabelle".]; - #### - NumPy (np) > [consente di gestire grandi quantità di dati ed offre anche un'ampia gamma di funzioni matematiche e di algebra lineare per manipolare e analizzare questi dati in modo efficiente.]; - #### - Matplotlib.pyplot (plt) > [creare grafici e visualizzare dei dati in modo semplice. E' possibile generare diversi tipi di grafici, come a linee, istogrammi e scatter plot. Si può personalizzare l'aspetto dei grafici, aggiungere titoli, etichette degli assi e colori.]; - #### - Seaborn (sns) > [estensione di Matplotlib.pyplot che aggiunge qualche grafico e personalizzazione alla libreria]; - #### - Plotly.express (px) > [creare grafici, come Matplotlib.pyplot e la sua estensione Seaborn, e visualizzarli i dati in modo interrattivo];

```
[249]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px
```

Iniziamo

1.0.1 Variabili : Età, Punteggio, Ammesso

```
{"età": 23, "punteggio": None, "ammesso": None}, # Quinta riga: età = 23, |
        →punteggio mancante, ammesso mancante
           {"età": 23, "punteggio": 77, "ammesso": None}, # Sesta riga: età = 23, u
        →punteggio = 77, ammesso mancante
       df = pd.DataFrame(dataset) #dataframe è una tabella
       #creazione di una lista (dataset) e dizionario
[185]:
           età punteggio ammesso
       0 25.0
                      90.0
                                1.0
          {\tt NaN}
                      85.0
                                0.0
       2 28.0
                     NaN
                                1.0
          {\tt NaN}
                      75.0
                                1.0
       4 23.0
                      {\tt NaN}
                                {\tt NaN}
       5 23.0
                      77.0
                                NaN
[124]: df['punteggio']
[124]: 0
            90.0
            85.0
       1
            {\tt NaN}
       2
       3
            75.0
       4
            NaN
            77.0
       Name: punteggio, dtype: float64
[125]: #identificazione delle righe con dati mancanti
       righe_con_dati_mancanti = df[df.isnull().any(axis=1)]
       righe_con_dati_mancanti
       \# df[df.isnull().any(axis=1) = controlla se nel dataset(df) ci sono valori_{\sqcup}
        \rightarrowmancanti e
                                         #restituisce un True o False come valore
        → (isnull) controllando ogni riga per questo valore
[125]:
           età punteggio ammesso
         {\tt NaN}
                      85.0
                                0.0
       2 28.0
                      {\tt NaN}
                                1.0
                      75.0
                                1.0
          NaN
       4 23.0
                      {\tt NaN}
                                NaN
       5 23.0
                      77.0
                                NaN
[126]: #identificazione delle righe con dati mancanti
       righe_con_dati_mancanti = df[df.isnull().any(axis=1)]
```

```
len(righe_con_dati_mancanti)
       # len(righe_con_dati_mancanti) = mostra quante righe che contengono dati_{f \sqcup}
        →mancanti nel Dataframe
[126]: 5
[130]: missing_percent = (df.isnull().sum() / len(df)) * 100
       #sum conta per colonna i dati mancanti, isnull() dice TRUE per i dati mancanti
       missing_percent
       # calcola la percentuale dei valori mancanti per ciasciuna colonna
       \# missing_percent = (df.isnull().sum() / len(df)) * 100 = df.isnull().sum()_{\sqcup}
        →somma i valori mancanti
                                                                     # len(df) da quante
        →righe sono presenti
[130]: età
                    33.333333
       punteggio
                    33.333333
       ammesso
                    33.333333
       dtype: float64
[131]: #Conta quante righe con dati mancanti ci sono in totale
       totale_dati_mancanti = righe_con_dati_mancanti.shape[0] #0=righe, 1=colonne
       totale_dati_mancanti
[131]: 5
[132]: print('righe con dati mancanti:')
       print(righe_con_dati_mancanti)
       print('Totale dati mancanti: ',totale_dati_mancanti)
      righe con dati mancanti:
          età punteggio ammesso
          {\tt NaN}
                    85.0
                               0.0
      1
      2 28.0
                               1.0
                     {\tt NaN}
         {\tt NaN}
                    75.0
                               1.0
      4 23.0
                     NaN
                               NaN
      5 23.0
                               NaN
                     77.0
      Totale dati mancanti: 5
      1.1 Variabili : Nome, Punteggio, Email
[133]: import pandas as pd
       # Dataset con dati mancanti rappresentati da None o NaN
       dataset = \Gamma
           {"nome": "Alice", "età": 25, "punteggio": 90, "email": "alice@email.com"},
```

```
{"nome": "Bob", "età": 22, "punteggio": None, "email": None},
           {"nome": "Charlie", "età": 28, "punteggio": 75, "email": "charlie@email.

    com"
}

       # Converti il dataset in un DataFrame
       df = pd.DataFrame(dataset)
       df
[133]:
             nome età punteggio
                                               email
            Alice
                                     alice@email.com
                    25
                             90.0
       0
       1
              Bob
                    22
                             {\tt NaN}
                                                None
       2 Charlie
                    28
                             75.0 charlie@email.com
[134]: #Rimuovi le righe con dati mancanti
       df1=df.dropna(inplace=False) #crea un nuovo dataframe in questo caso senza riga
                                    #se è true allora sostituisce il nuovo dataframe in
       → qenerale con quello nuovo
       df1
       #inplace=False significa che non modificall dataframe originale ma, infatti, ne
        →crea uno diverso
[134]:
                                               email
             nome età punteggio
           Alice
                    25
                             90.0
                                     alice@email.com
       2 Charlie
                    28
                             75.0 charlie@email.com
      1.2 Variabili : Var1, Var2
[223]: import pandas as pd
       import seaborn as sns
       import numpy as np
       import matplotlib.pyplot as plt
       # Genera dati di esempio
       data = {
           'Variable1': [1, 2, 3, 4, 5],
           'Variable2': [1, 2, np.nan, 4, np.nan],
           'Missing_Column': ['A', 'B', 'A', 'C', np.nan]
       }
       # Crea un DataFrame
       df = pd.DataFrame(data)
       df1=pd.DataFrame()
```

Variable1 Variable2 Missing_Column

1.0

1

[223]:

1	2	2.0	В
2	3	NaN	A
3	4	4.0	C
4	5	NaN	NaN

2 Codici filtrati per Variabili e Grafici

Da qui in poi ci saranno i Codici che si collegano ai loro grafici, ma anche codici che useranno le variabili specificate

3.1 Variabili: Età, Genere, Punteggio, Reddito

```
[241]: import pandas as pd
       import numpy as np
       import matplotlib.pyplot as plt
       import seaborn as sns
       import plotly.express as px
       # Imposta il seed per generare numeri casuali,
       # ogni volta che si avvierà con il seed 42, i numeri non cambieranno
       np.random.seed(42)
       data = {
           'Età': np.random.randint(18, 70, size=1000), # Genera 1000 età casuali
       ⇔comprese tra 18 e 70
           'Genere': np.random.choice(['Maschio', 'Femmina'], size=1000), # Genera 1000
       →valori casuali per il genere
           'Punteggio': np.random.uniform(0, 100, size=1000),# Genera 1000 punteggiu
       ⇒casuali da una distribuzione uniforme tra 0 e 100
           'Reddito': np.random.normal(50000, 15000, size=1000)# Genera 1000 redditi__
       →casuali da una distribuzione gaussiana/normale con media 50000 e deviazione,

→ 15000

       }
       df = pd.DataFrame(data)
       # Visualizza le prime righe del dataset
       print(df.head())
```

```
Età Genere Punteggio Reddito
0 56 Maschio 85.120691 52915.764524
1 69 Maschio 49.514653 44702.505608
2 46 Maschio 48.058658 55077.257652
3 32 Femmina 59.240778 45568.978848
4 60 Maschio 82.468097 52526.914644
```

```
[243]: # Visualizza la distribuzione delle variabili numeriche

plt.figure(figsize=(12, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico

# Imposta lo stile del grafico a whitegrid per una griglia di sfondo bianco

sns.set_style('whitegrid')

# Crea un istogramma della colonna 'Punteggio' del DataFrame df

sns.histplot(df['Punteggio'], kde=False, bins=50, label='Punteggio') # Histplotu

crea un istogramma senza la KDE, cioè la media

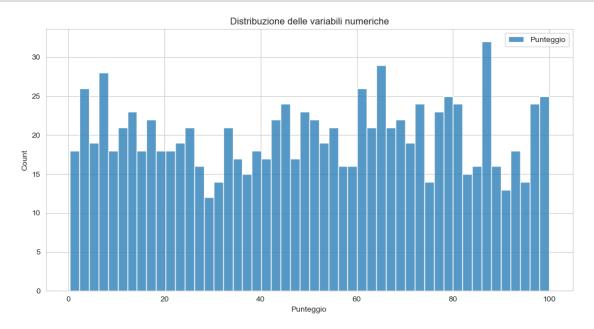
#u

bins=50, quante barre

plt.legend()

plt.title('Distribuzione delle variabili numeriche')

plt.show()
```



```
[204]: # Visualizza una box plot per una variabile numerica rispetto a un'altra

plt.figure(figsize=(10, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico

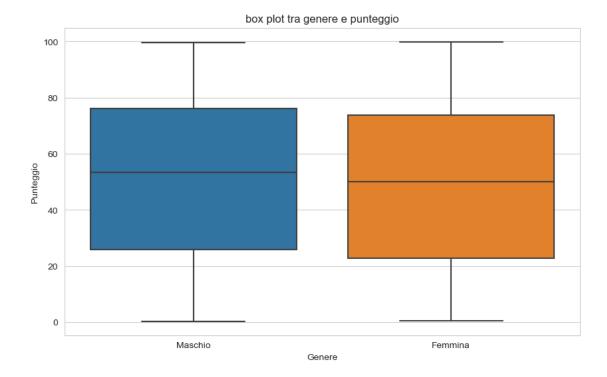
# Crea una box plot che mostra la distribuzione dei punteggi in base al genere

sns.boxplot(x='Genere', y='Punteggio', data=df) # Boxplot del punteggio⊔

→rispetto al genere

plt.title('Box plot tra Genere e Punteggio')

plt.show()
```



```
[163]: #visualizza un grafico a dispersione interattivo utilizzando platly
fig = px.scatter(df, x='Età', y='Reddito', color='Genere', size='Punteggio')
fig.update_layout(title='Grafico a dispersione interattivo')
fig.show()
```

3.2 Variabili : Data, Vendite, Prodotto

```
[200]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Genera dati casuali per l'esplorazione
np.random.seed(42) # Imposta il seed per generare numeri casuali,
# ogni volta che si avvierà con il seed 42, i numeri non cambieranno

data = {
    'Data': pd.date_range(start='2023-01-01', end='2023-12-31', freq='D'), #__
    → Genera date casuali dal 1° gennaio 2023 al 31 dicembre 2023 con frequenza__
    → giornaliera
    'Vendite': np.random.randint(100, 1000, size=365), # Genera 365 numeri__
    → casuali interi compresi tra 100 e 1000 per rappresentare le vendite__
    → giornaliere
```

```
'Prodotto': np.random.choice(['A', 'B', 'C'], size=365) # Genera 365 scelte

casuali tra le opzioni 'A', 'B' e 'C' per rappresentare il prodotto venduto in

ciascun giorno
}

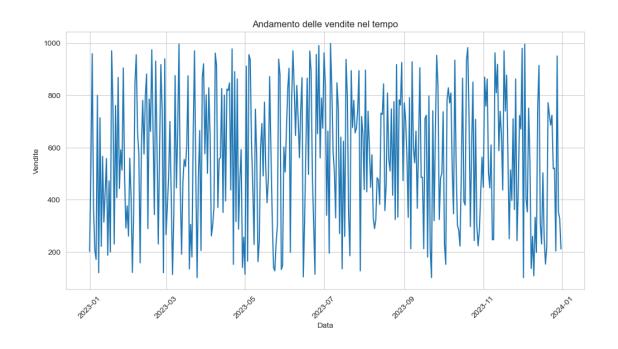
df = pd.DataFrame(data)

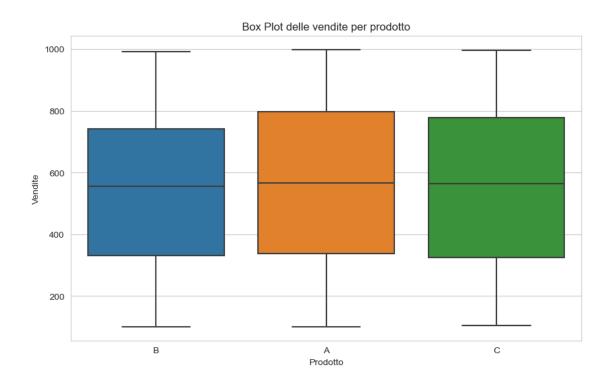
print(df.head()) # Stampa le prime 5 righe del DataFrame per esaminare i dati

generati
```

```
Data Vendite Prodotto
0 2023-01-01 202 B
1 2023-01-02 535 A
2 2023-01-03 960 C
3 2023-01-04 370 A
4 2023-01-05 206 A
```

```
[121]: # Visualizza un grafico delle vendite nel tempo
       plt.figure(figsize=(12, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
       sns.lineplot(x='Data', y='Vendite', data=df) # Crea un grafico a linee delle_
       \rightarrow vendite nel tempo
       plt.title('Andamento delle vendite nel tempo')
       plt.xlabel('Data')
       plt.ylabel('Vendite')
       plt.xticks(rotation=45) # Ruota le etichette sull'asse x di 45 gradi
       plt.show()
       # Visualizza una box plot delle vendite per prodotto
       plt.figure(figsize=(10, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
       sns.boxplot(x='Prodotto', y='Vendite', data=df) # Crea un box plot delle_
       →vendite per prodotto
       plt.title('Box Plot delle vendite per prodotto')
       plt.xlabel('Prodotto')
       plt.ylabel('Vendite')
       plt.show()
```





3.3 Variabili : Età, Soddisfazione, NumVar, CatVar

```
[199]: import pandas as pd
       import matplotlib.pyplot as plt
       import numpy as np
       import seaborn as sns
       # Genera dati di esempio
       data = {
           'Numeric_Var': [1, 2, 3, 4, np.nan, 6], # Lista di valori numerici con unu
        →valore mancante rappresentato come np.nan
           'Categorical_Var': ['A', 'B', 'A', 'B', 'A', 'B'] # Lista di valori
        \rightarrow categorici
       }
       # Crea un DataFrame utilizzando i dati di esempio
       df = pd.DataFrame(data)
       # Stampa il DataFrame
       print(df)
         Numeric_Var Categorical_Var
      0
                 1.0
      1
                 2.0
                 3.0
      2
                                    Α
```

```
3
            4.0
                                  В
4
            NaN
                                  Α
            6.0
5
```

```
[103]: # Calcola la media condizionata
       conditional_means = df['Numeric_Var'].fillna( # Seleziona la colonna_1
        → 'Numeric_Var' dal DataFrame
           df.groupby('Categorical_Var')['Numeric_Var'] # Raggruppa i dati della_
        →colonna 'Numeric_Var' per ogni valore unico della colonna 'Categorical_Var'
           .transform('mean') # Calcola la media dei valori di 'Numeric_Var' per ogni
        → gruppo definito da 'Categorical_Var'
       {\it\# Aggiorna\ la\ colonna\ 'Numeric\_Var'\ con\ la\ media\ condizionata}
       df['Numeric_Var'] = conditional_means
       # Stampa il DataFrame aggiornato
       print(df)
       # Crea un grafico a barre per mostrare la media condizionata per ogni categoria
       plt.figure(figsize=(8, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
```

```
sns.barplot(data=df, x='Categorical_Var', y='Numeric_Var', ci=None) # Crea un_

→ grafico a barre utilizzando Seaborn

plt.xlabel('Categorical_Var')

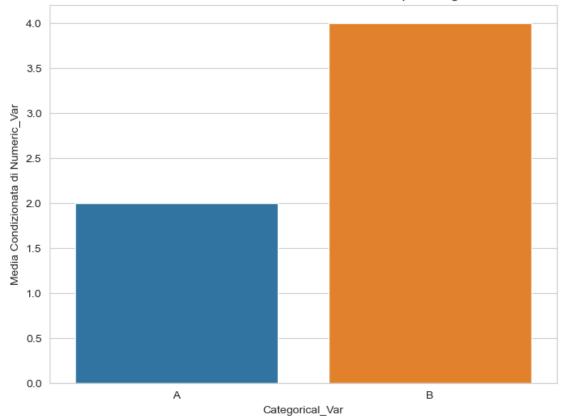
plt.ylabel('Media Condizionata di Numeric_Var')

plt.title('Media Condizionata delle Variabili numeriche per categoria')

plt.show() # Mostra il grafico
```

```
Numeric_Var Categorical_Var
            1.0
0
            2.0
                                 В
1
2
            3.0
                                 Α
3
            4.0
                                 В
4
            2.0
                                 Α
5
            6.0
                                 В
```

Media Condizionata delle Variabili numeriche per categoria



```
[166]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
```

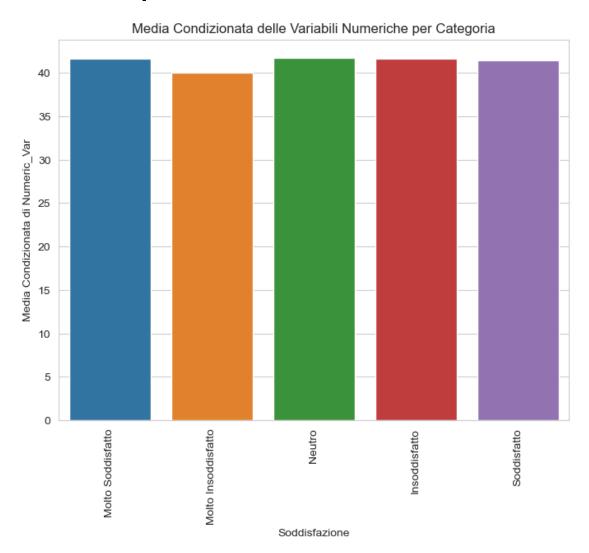
```
# Genera dati casuali per l'esplorazione
np.random.seed(42) # Imposta il seed per generare numeri casuali,
# ogni volta che si avvierà con il seed 42, i numeri non cambieranno
data = {
    'Età': np.random.randint(18, 65, size=500), # Genera 500 età casuali
\rightarrow comprese tra 18 e 64
    'Soddisfazione': np.random.choice(['Molto Soddisfatto', 'Soddisfatto', u
→ 'Neutro', 'Insoddisfatto', 'Molto Insoddisfatto'], size=500)
    # Genera 500 scelte casuali di soddisfazione tra le opzioni disponibili
}
df = pd.DataFrame(data)
print(df)
conditional_means = df.groupby('Soddisfazione')['Età'].transform('mean')
# Calcola la media delle età per ogni categoria di soddisfazione e applicau
→ questo valore a ogni riga del DataFrame originale
# Aggiungi una nuova colonna 'Numeric_Var' al DataFrame contenente la media_
\rightarrow condizionata
df['Numeric_Var'] = conditional_means
print(df)
# Crea un grafico a barre per mostrare la media condizionata per ogni categoria_
\rightarrow di soddisfazione
plt.figure(figsize=(8, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
sns.barplot(data=df, x='Soddisfazione', y='Numeric_Var', errorbar=None) # Crea_
→un grafico a barre utilizzando Seaborn
plt.xlabel('Soddisfazione')
plt.ylabel('Media Condizionata di Numeric_Var')
plt.title('Media Condizionata delle Variabili Numeriche per Categoria')
plt.xticks(rotation=90) # Ruota le etichette sull'asse x di 90 gradi
plt.show()
    Età
               Soddisfazione
```

```
0
     56
           Molto Soddisfatto
1
     46 Molto Insoddisfatto
     32
                      Neutro
3
     60
                      Neutro
     25 Molto Insoddisfatto
          Molto Soddisfatto
495
     37
          Molto Soddisfatto
     41
496
497
     29 Molto Soddisfatto
     52 Molto Soddisfatto
498
```

499 50 Molto Soddisfatto

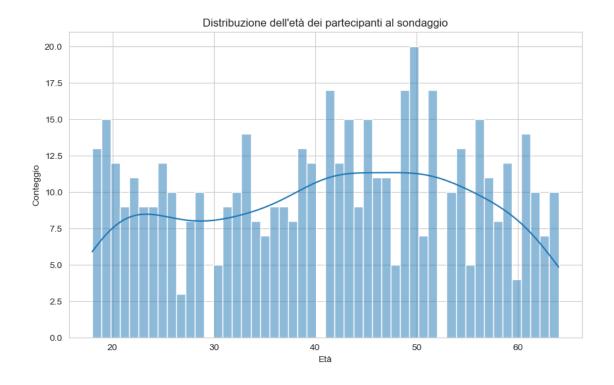
[50	00 nows	x 2 columns]	
	Età	Soddisfazione	Numeric_Var
0	56	Molto Soddisfatto	41.651376
1	46	Molto Insoddisfatto	40.054054
2	32	Neutro	41.747368
3	60	Neutro	41.747368
4	25	Molto Insoddisfatto	40.054054
495	37	Molto Soddisfatto	41.651376
496	3 41	Molto Soddisfatto	41.651376
497	7 29	Molto Soddisfatto	41.651376
498	3 52	Molto Soddisfatto	41.651376
499	50	Molto Soddisfatto	41.651376

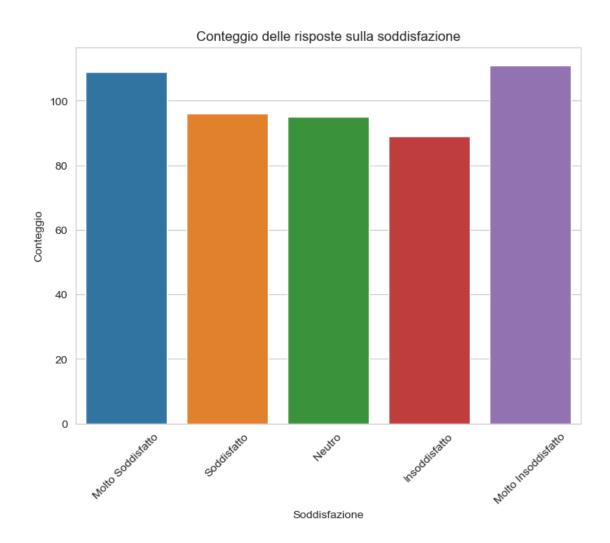
[500 rows x 3 columns]



```
[169]: # Visualizza le prime righe del dataset
       print(df.head())
       # Visualizza una distribuzione dell'età
       plt.figure(figsize=(10, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
       sns.histplot(df['Età'], bins=50, kde=True) # Crea un istogramma della,
       ⇒distribuzione delle età utilizzando Seaborn
       plt.title('Distribuzione dell\'età dei partecipanti al sondaggio')
       plt.xlabel('Età')
       plt.ylabel('Conteggio')
       plt.show()
       # Visualizza un conteggio delle risposte sulla soddisfazione
       plt.figure(figsize=(8, 6)) # Imposta le dimensioni della figura del grafico
       sns.countplot(x='Soddisfazione', data=df, order=['Molto Soddisfatto', __
       → 'Soddisfatto', 'Neutro', 'Insoddisfatto', 'Molto Insoddisfatto'])
       # Crea un grafico a barre del conteggio delle risposte sulla soddisfazione
       \rightarrow utilizzando Seaborn
       plt.title('Conteggio delle risposte sulla soddisfazione')
       plt.xlabel('Soddisfazione')
       plt.ylabel('Conteggio')
       plt.xticks(rotation=45) # Ruota le etichette sull'asse x di 45 gradi
       plt.show()
```

```
Età
             Soddisfazione Numeric_Var
0
   56
         Molto Soddisfatto
                              41.651376
1
   46 Molto Insoddisfatto
                              40.054054
                    Neutro
2
   32
                              41.747368
                              41.747368
   60
                    Neutro
   25 Molto Insoddisfatto
                              40.054054
```





3.4 Variabili : NumCol e CatCol

```
df['CatCol2'] = np.random.choice(['X', 'Y'], size=n_rows)# Aggiunge una colonna_1
→con valori casuali tra 'X', 'Y'
df['NumCol1'] = np.random.randn(n_rows) # Aggiunge una colonna con valori casuali
\rightarrow distribuiti secondo una distribuzione normale
df['NumCol2'] = np.random.randint(1, 100, size=n_rows)# Aggiunge una colonna con_
→valori interi casuali tra 1 e 100
df['NumCol3'] = np.random.uniform(0, 1, size=n_rows)# Aggiunge una colonna con_
⇒valori casuali distribuiti uniformemente tra 0 e 1
# Calcolare il numero totale di missing values desiderati
total_missing_values = int(0.03 * n_rows * len(df.columns))
# Calcola il numero totale di valori mancanti desiderati come il 3\% del numero_{oldsymbol{\sqcup}}
→ di righe moltiplicato per il numero di colonne
# Introdurre missing values casuali
for column in df.columns:
    num_missing_values = np.random.randint(0, total_missing_values + 1) #__
→Numero casuale di valori mancanti per la colonna attuale
    missing_indices = np.random.choice(n_rows, size=num_missing_values,_
→replace=False)# Indici casuali delle riqhe in cui inserire valori mancanti
    df.loc[missing_indices, column] = np.nan # Assegna NaN ai valori mancanti,
→nelle posizioni casuali
df
```

```
[225]:
           CatCol1 CatCol2
                            NumCol1 NumCol2
                                                NumCol3
                       NaN 0.440877
                                         49.0 0.246007
      0
                 Α
                         Y 1.945879
      1
                 Α
                                          28.0 0.936825
                 С
                         X 0.988834
                                         42.0 0.751516
      3
                 Α
                         Y -0.181978
                                         73.0 0.950696
                 В
                         X 2.080615
                                         74.0 0.903045
                                  . . .
                                           . . .
      9995
                 С
                         Y 1.352114
                                          61.0 0.728445
                                         67.0 0.605930
      9996
                 С
                         Y 1.143642
      9997
                 Α
                         X -0.665794
                                         54.0 0.071041
      9998
                 С
                         Y 0.004278
                                          {\tt NaN}
                                                    NaN
                         X 0.622473
      9999
                 Α
                                          95.0 0.751384
```

[10000 rows x 5 columns]

```
[221]: #identificazione delle righe con dati mancati
righe_con_dati_mancanti = df[df.isnull().any(axis=1)]
len(righe_con_dati_mancanti)
```

[221]: 3648

```
[222]: missing_percent = (df.isnull().sum() / len(df) * 100)
       missing_percent
[222]: CatCol1
                   0.29
       CatCol2
                  10.63
       NumCol1
                  9.67
       NumCol2
                  10.48
       NumCol3
                  12.69
       dtype: float64
[174]: #elimina le righe in cui entrambe le features categoriche hanno valori NaN
       df = df.dropna(subset=['CatCol1', 'CatCol2'], how='all')
[174]:
            CatCol1 CatCol2
                              NumCol1 NumCol2
                                                  NumCol3
                        NaN 0.440877
                                           49.0 0.246007
       0
                  Α
       1
                  Α
                          Y 1.945879
                                           28.0 0.936825
       2
                  С
                          X 0.988834
                                           42.0 0.751516
       3
                          Y -0.181978
                  Α
                                           73.0 0.950696
                  В
                          X 2.080615
                                           74.0 0.903045
                . . .
                        . . .
                          Y 1.352114
       9995
                  С
                                           61.0 0.728445
                  С
       9996
                          Y 1.143642
                                           67.0 0.605930
                          X -0.665794
       9997
                  Α
                                           54.0 0.071041
       9998
                  С
                          Y 0.004278
                                           {\tt NaN}
                                                      NaN
       9999
                          X 0.622473
                                           95.0 0.751384
                  Α
       [9995 rows x 5 columns]
[175]: #elimina le righe in cui entrambe le features categoriche hanno valori NaN
       df = df.dropna(subset=['NumCol1', 'NumCol2', 'NumCol3'], how='all')
       df
[175]:
            CatCol1 CatCol2
                              NumCol1
                                       NumCol2
                                                  NumCol3
                  Α
                        NaN 0.440877
                                           49.0 0.246007
       0
       1
                  Α
                          Y 1.945879
                                           28.0 0.936825
       2
                  С
                          X 0.988834
                                           42.0 0.751516
                          Y -0.181978
       3
                  Α
                                           73.0 0.950696
                  В
                          X 2.080615
                                           74.0 0.903045
                                  . . .
                                            . . .
       . . .
                          Y 1.352114
       9995
                  С
                                           61.0 0.728445
       9996
                  C
                          Y 1.143642
                                           67.0 0.605930
       9997
                          X -0.665794
                  Α
                                           54.0 0.071041
       9998
                  С
                          Y 0.004278
                                           {\tt NaN}
                                                      NaN
       9999
                  Α
                          X 0.622473
                                           95.0 0.751384
       [9975 rows x 5 columns]
```

```
[227]: df1[numeric_cols.columns] = df[numeric_cols.columns].fillna(df[numeric_cols.
        →columns].mean())
       df1
       #crea colonne con stessi nomi (var1 e var2) = assegna valori delle colonne dfil
        \rightarrow original e (mean=media)
[227]:
              NumCol1
                         NumCol2
                                   NumCol3
             0.440877 49.000000 0.246007
       1
             1.945879 28.000000 0.936825
       2
             0.988834 42.000000 0.751516
       3
            -0.181978 73.000000 0.950696
             2.080615 74.000000 0.903045
       . . .
                  . . .
                              . . .
                                        . . .
       9995 1.352114 61.000000 0.728445
       9996 1.143642 67.000000 0.605930
       9997 -0.665794 54.000000 0.071041
       9998 0.004278 50.232574 0.502210
       9999 0.622473 95.000000 0.751384
       [10000 rows x 3 columns]
[176]: # Seleziona le numeric_cols nel DataFrame, includendo la variabile number
       numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number'])
       # Seleziona le categorical_cols e nel DataFrame, escludendo la variabile number
       categorical_cols = df.select_dtypes(exclude=['number'])
       # Sostituisci i valori mancanti nelle colonne categoriche con la moda,
        \rightarrow utilizzando .loc
       # Viene utilizzato il metodo .mode() per trovare la moda di ciascunau
        \hookrightarrow categorical_cols e
       # poi i valori mancanti vengono sostituiti con la moda corrispondente. (la_{f L}
        →massima frequenza distribuzione dati)
       df.loc[:, categorical_cols.columns] = df[categorical_cols.columns].
       →fillna(df[categorical_cols.columns].mode().iloc[0])
       # Calcola la media condizionata solo per le colonne numeriche con dati mancanti
       # I valori mancanti nelle colonne numeriche vengono riempiti con la media di_{f \sqcup}
        \hookrightarrow ogn i
       # gruppo di valori raggruppati per la colonna 'CatCol1'.
       conditional_means = df[numeric_cols.columns].fillna(df.
        →groupby('CatCol1')[numeric_cols.columns].transform('mean'))
       # Aggiorna le colonne numeriche con la media condizionata utilizzando .loc
       # Le colonne numeriche vengono aggiornate con i valori della media condizionata.
       df.loc[:, numeric_cols.columns] = conditional_means
```

print(df)

```
CatCol1 CatCol2
                      NumCol1
                                NumCol2
                                          NumCol3
0
          Α
                  Y 0.440877 49.000000 0.246007
1
          Α
                  Y 1.945879 28.000000 0.936825
2
          C
                  X 0.988834 42.000000 0.751516
3
          Α
                  Y -0.181978 73.000000 0.950696
4
          В
                  X 2.080615 74.000000 0.903045
        . . .
                . . .
9995
          С
                 Y 1.352114 61.000000 0.728445
          С
9996
                 Y 1.143642 67.000000 0.605930
9997
          Α
                  X -0.665794 54.000000 0.071041
9998
                  Y 0.004278 49.845018 0.489352
          С
9999
          Α
                  X 0.622473 95.000000 0.751384
```

[9975 rows x 5 columns]

C:\Users\Utente\AppData\Local\Temp\ipykernel_7540\4240767683.py:5:
SettingWithCopyWarning:

A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame. Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy

 $\begin{tabular}{ll} C:\Users\Utente\AppData\Local\Temp\ipykernel_7540\4240767683.py:11: Setting\WithCopyWarning: \end{tabular}$

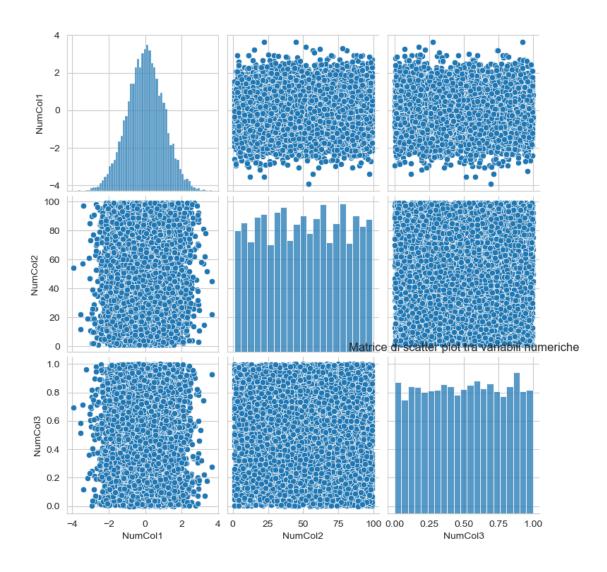
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame. Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy

```
[177]: #trattamento dei missing values nelle variabili numeriche
numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number'])
numeric_cols
```

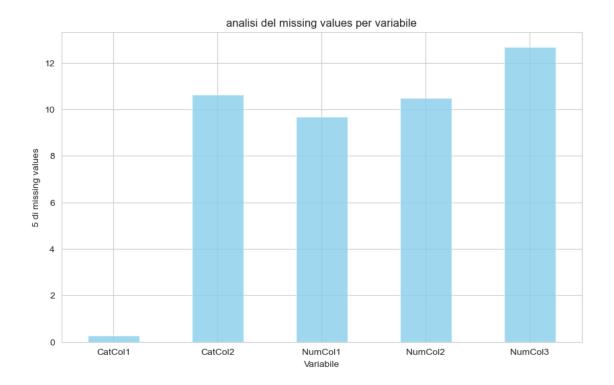
```
[177]: NumCol1 NumCol2 NumCol3
0 0.440877 49.000000 0.246007
1 1.945879 28.000000 0.936825
2 0.988834 42.000000 0.751516
3 -0.181978 73.000000 0.950696
```

```
4
            2.080615 74.000000 0.903045
                 . . .
      9995 1.352114 61.000000
                                 0.728445
      9996 1.143642 67.000000
                                 0.605930
      9997 -0.665794 54.000000 0.071041
      9998 0.004278 49.845018 0.489352
      9999 0.622473 95.000000 0.751384
      [9975 rows x 3 columns]
[178]: #trattamento dei missing values nelle variabili categoriche
       categorical_cols = df.select_dtypes(exclude=['number']) #esclude colonne_
       →numeriche e fa vedere solo categoriche
      categorical_cols.columns
[178]: Index(['CatCol1', 'CatCol2'], dtype='object')
[198]: | #trattamento dei missing values nelle variabili numeriche
      numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number']) #include colonne numeriche e_
       → fa vedere solo categoriche
      numeric_cols.columns
[198]: Index(['NumCol1', 'NumCol2', 'NumCol3'], dtype='object')
[179]: df1[numeric_cols.columns] = df[numeric_cols.columns].fillna(df[numeric_cols.
       \rightarrowcolumns].mean().iloc[1])
      df1
       #iloc[] = gestisce indici
[179]:
         Variable1 Variable2
                                NumCol1 NumCol2
                                                   NumCol3
                                            49.0 0.246007
      0
                    1.000000 0.440877
      1
                     2.000000 1.945879
                                            28.0 0.936825
      2
                 3
                     2.333333 0.988834
                                            42.0 0.751516
      3
                 4
                     4.000000 -0.181978
                                            73.0 0.950696
                     2.333333 2.080615
                                            74.0 0.903045
[84]: #visualizza la distribuzione delle variaibili numeriche
      numeric_features = df.select_dtypes(include=[np.number])
       #visualizza unam atrice di scatter plot tra le variabili numeriche
      sns.pairplot(df[numeric_features.columns])
      plt.title('Matrice di scatter plot tra variabili numeriche')
      plt.show()
```

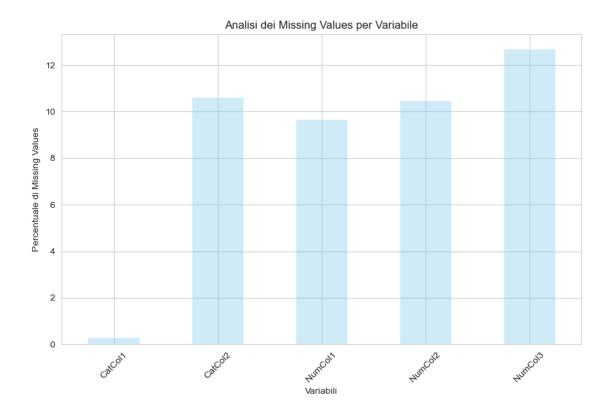


```
[189]: # Calcola la percentuale di righe con missing values per ciascuna variabile
missing_percent= (df.isnull().sum()) / len(df) * 100

#crea il grafico a barre
plt.figure(figsize=(10,6))
missing_percent.plot(kind='bar', color='skyblue', alpha=0.8)
plt.xlabel('Variabile')
plt.ylabel('5 di missing values')
plt.title('analisi del missing values per variabile')
plt.xticks(rotation=0)
plt.show()
```



```
[237]: #crea il gafico a barre
plt.figure(figsize=(10,6))
missing_percent.plot(kind='bar', color='skyblue', alpha=0.4)
plt.xlabel('Variabili')
plt.ylabel('Percentuale di Missing Values')
plt.title('Analisi dei Missing Values per Variabile')
plt.xticks(rotation=45)
plt.show()
```



3.5 Variabili : Feature1, Feature2, Feature3

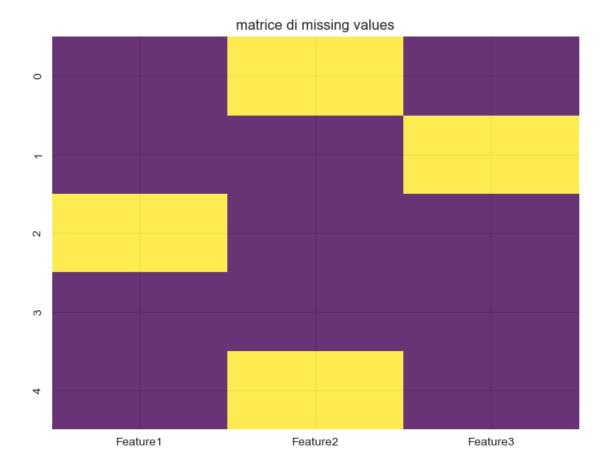
```
[235]: import pandas as pd
  import matplotlib.pyplot as plt
  import numpy as np

# Genera dati di esempio
data = {
    'Feature1': [1, 2, np.nan, 4, 5],
    'Feature2': [np.nan, 2, 3, 4, np.nan],
    'Feature3': [1, np.nan, 3, 4, 5]
}
# Crea un DataFrame
df = pd.DataFrame(data)
df
```

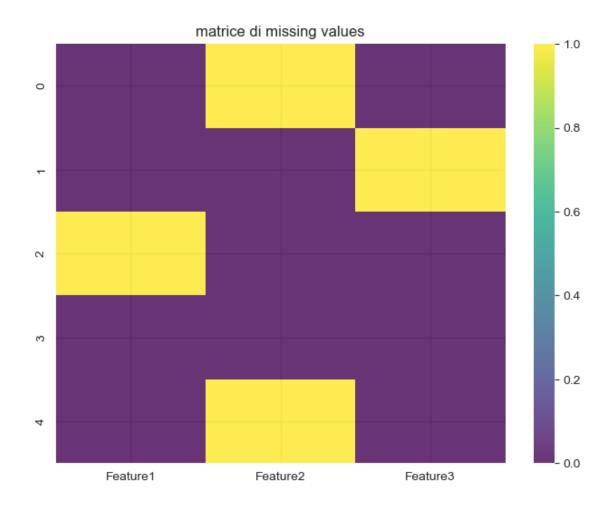
```
[235]:
            Feature1
                        Feature2 Feature3
        0
                  1.0
                               NaN
                                            1.0
        1
                  2.0
                               2.0
                                            {\tt NaN}
        2
                               3.0
                                            3.0
                  {\tt NaN}
        3
                  4.0
                               4.0
                                            4.0
        4
                  5.0
                               {\tt NaN}
                                            5.0
```

```
[213]: df.isnull()
          Feature1 Feature2 Feature3
[213]:
             False
                        True
                                 False
             False
                       False
       1
                                  True
       2
              True
                       False
                                 False
             False
                       False
                                 False
       3
                                 False
       4
             False
                        True
[214]: df.isnull().sum()
[214]: Feature1
       Feature2
       Feature3
       dtype: int64
[215]: missing_percent = df.isnull().sum() / len(df) * 100
       missing_percent
[215]: Feature1
                   20.0
       Feature2
                   40.0
                   20.0
       Feature3
       dtype: float64
[216]: #informazioni sul dataset
       print(df.info())
       #statistiche desrittive
       print(df.describe())
      <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
      RangeIndex: 5 entries, 0 to 4
      Data columns (total 3 columns):
           Column
                     Non-Null Count Dtype
      --- -----
           Feature1 4 non-null
                                      float64
           Feature 2 3 non-null
                                      float64
       1
           Feature3 4 non-null
                                      float64
      dtypes: float64(3)
      memory usage: 252.0 bytes
      None
             Feature1 Feature2 Feature3
      count 4.000000
                            3.0 4.000000
             3.000000
                            3.0 3.250000
      mean
      std
             1.825742
                            1.0 1.707825
      min
             1.000000
                            2.0 1.000000
      25%
                            2.5 2.500000
             1.750000
                            3.0 3.500000
      50%
             3.000000
```

```
3.5 4.250000
      75%
             4.250000
             5.000000
                            4.0 5.000000
      max
[244]: #qesione valori mancanti
       missing_data = df.isnull().sum()
       print('valori mancanti per ciascuna colonna: ')
       print(missing_data)
      valori mancanti per ciascuna colonna:
      Età
                   0
      Genere
      Punteggio
      Reddito
      dtype: int64
           Matrici Features
      3.6
[246]: import pandas as pd
       import seaborn as sns
       import matplotlib.pyplot as plt
       import numpy as np
       # Genera dati di esempio
       data = {
           'Feature1': [1, 2, np.nan, 4, 5],
           'Feature2': [np.nan, 2, 3, 4, np.nan],
           'Feature3': [1, np.nan, 3, 4, 5]
       # Crea un DataFrame
       df = pd.DataFrame(data)
       # Calcola la matrice di missing values
       missing_matrix = df.isnull()
       missing_matrix
[246]:
          Feature1 Feature2 Feature3
             False
                        True
                                 False
       0
       1
             False
                       False
                                  True
       2
              True
                       False
                                 False
       3
             False
                       False
                                 False
            False
                        True
                                 False
[208]: #crea heatmap colorata
       plt.figure(figsize=(8,6))
       sns.heatmap(missing_matrix, cmap='viridis', cbar=False,alpha=0.8)
       plt.title('matrice di missing values')
       plt.show()
```



```
[209]: plt.figure(figsize=(8,6))
    sns.heatmap(missing_matrix, cmap='viridis', cbar=True,alpha=0.8)
    plt.title('matrice di missing values')
    plt.show()
```



```
[247]: missing_matrix = df.isnull()

#crea una heatmap colorata
plt.figure(figsize=(8,6))
sns.heatmap(missing_matrix, cmap='viridis', cbar=False, alpha=0.8)
plt.title('Matrice di Missing Values')
plt.xticks(rotation=90) #nomi ordinata X, quanti gradi

plt.show()
```



3.7 Matrice Cat e Var

 $\begin{tabular}{ll} C:\Users\Utente\AppData\Local\Temp\ipykernel_7540\1612240019.py:14: Future\Warning: \end{tabular}$

The default value of numeric_only in DataFrame.corr is deprecated. In a future version, it will default to False. Select only valid columns or specify the value of numeric_only to silence this warning.

