### Gestioni dei dati mancanti Rob

#### February 22, 2024

#### **INDICE**

#### IMPORT DATI

- 1.1 Manipolazione e Visualizzazione di Dati Mancanti in un DataFrame con Pandas.
- 1.2 Analisi e Visualizzazione Dati con Pandas, NumPy e Matplotlib.
- 1.3 Generazione di un DataFrame Casuale con Dati Mancanti e Imputazione Condizionale in Pandas.
- 1.4 Calcolo della Percentuale di Dati Mancanti per ciascuna Colonna nel DataFrame.

#### GESTIONI DATI MANCANTI

- 2.1 Creazione di un DataFrame con Dati Mancanti in Pandas.
- 2.2 Identificazione delle Righe con Dati Mancanti nel DataFrame.
- 2.3 Conteggio delle Righe con Dati Mancanti nel DataFrame.
- 2.4 Creazione di un DataFrame con Dati Mancanti da un Dataset in Python utilizzando Pandas.
- 2.5 Creazione di un Nuovo DataFrame Senza Righe con Dati Mancanti.
- 2.6 Rimozione Permanente delle Righe con Dati Mancanti dal DataFrame.
- 2.7 Visualizzazione delle Mancate Osservazioni con un Heatmap.
- 2.8 Creazione di un Nuovo DataFrame con Riempiimento di Valori Mancanti nelle Colonne Categoriche.
- 2.9 Creazione di un DataFrame con Dati Numerici e Valori Mancanti Utilizzando Pandas.
- 2.10 Verifica della Presenza di Valori Mancanti nel DataFrame utilizzando df.isnull().
- 2.11 Calcolo del Numero di Valori Mancanti per Colonna e Lunghezza Totale del DataFrame.
- 2.12 Calcolo della Percentuale di Valori Mancanti per Colonna nel DataFrame.
- 2.13 Funzione per la Gestione dei Valori Mancanti in un DataFrame utilizzando Pandas.
- 2.14 Identificazione dei Valori Mancanti in un DataFrame utilizzando la Funzione check missing values.
- 2.15 Creazione di una Matrice di Valori Mancanti nel DataFrame utilizzando Pandas.
- 2.16 Generazione di Dati Casuali per l'Esplorazione con Pandas e NumPy.
- 2.17 Identificazione e Conteggio dei Valori Mancanti in Ciascuna Colonna del DataFrame.

#### 1 IMPORT DATI

#### 1.1 Manipolazione e Visualizzazione di Dati Mancanti in un DataFrame con Pandas

Questo codice utilizza Pandas per creare un DataFrame da un dataset con dati mancanti. I dati mancanti sono rappresentati come None o NaN. Viene poi sostituito None con NaN e infine il DataFrame viene stampato.

```
[9]: import pandas as pd
     # Dataset con dati mancanti rappresentati da None o NaN
     dataset = [
         {"età": 25, "punteggio": 90, "ammesso": 1},
         {"età": None, "punteggio": 85, "ammesso": 0},
         {"età": 28, "punteggio": None, "ammesso": 1},
         {"età": None, "punteggio": 75, "ammesso": 1},
         {"età": 23, "punteggio": None, "ammesso": None}, # None: nessuno datou
      \rightarrow mancante
         {"età": 23, "punteggio": 77, "ammesso": None},
     ]
     # Creazione del DataFrame
     df = pd.DataFrame(dataset)
     # Sostituisci i valori None con NaN
     df = df.where(pd.notna(df), None)
     # Visualizza il DataFrame
     print(df)
```

```
età
         punteggio
                     ammesso
  25.0
              90.0
                         1.0
0
    NaN
               85.0
                         0.0
2
  28.0
               NaN
                         1.0
3
   NaN
               75.0
                         1.0
4
  23.0
               NaN
                         NaN
5
  23.0
              77.0
                         NaN
```

### 1.2 Analisi e Visualizzazione Dati con Pandas, NumPy e Matplotlib

Questo codice utilizza Pandas per leggere un file CSV contenente dati sui Pokémon. Il percorso del file CSV è specificato nella variabile percorso\_file\_csv. Successivamente, il contenuto del file viene letto in un DataFrame utilizzando pd.read\_csv(), e infine, le prime righe del DataFrame vengono stampate con print(df.head()).

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

```
# Specifica il percorso del tuo file CSV
percorso_file_csv = "/Users/ayoubchatir/Desktop/Pokemon.csv"

# Leggi il file CSV in un DataFrame
df = pd.read_csv(percorso_file_csv)

# Mostra le prime righe del DataFrame (opzionale)
print(df.head())
```

	#				Name	Type 1	Type 2	Total	HP	Attack	Defense	\
0	1			Bu	lbasaur	Grass	Poison	318	45	49	49	
1	2				Ivysaur	Grass	Poison	405	60	62	63	
2	3			V	enusaur	Grass	Poison	525	80	82	83	
3	3	Venus	aurMe	ega V	enusaur	Grass	Poison	625	80	100	123	
4	4			Cha	rmander	Fire	NaN	309	39	52	43	
	Sp	. Atk	Sp.	Def	Speed	Generat	ion Leg	gendary				
0		65		65	45		1	False				
1		80		80	60		1	False				

	-	-	-		0
0	65	65	45	1	False
1	80	80	60	1	False
2	100	100	80	1	False
3	122	120	80	1	False
4	60	50	65	1	False

# 1.3 Generazione di un DataFrame Casuale con Dati Mancanti e Imputazione Condizionale in Pandas

Il codice utilizza le librerie Pandas e NumPy per creare un DataFrame casuale con dati mancanti. Vengono generate colonne categoriche e numeriche, e vengono introdotti casualmente valori mancanti. Successivamente, vengono gestiti i dati mancanti nelle colonne categoriche sostituendo con la moda e nelle colonne numeriche calcolando medie condizionate basate su una categoria specifica. Infine, il DataFrame risultante viene stampato.

```
import pandas as pd
import numpy as np

# Impostare il seed per rendere i risultati riproducibili
np.random.seed(41)

# Creare un dataframe vuoto
df = pd.DataFrame()

# Generare dati casuali
n_rows = 10000000
df['CatCol1'] = np.random.choice(['A', 'B', 'C'], size=n_rows)
df['CatCol2'] = np.random.choice(['X', 'Y'], size=n_rows)
df['NumCol1'] = np.random.randn(n_rows)
df['NumCol2'] = np.random.randint(1, 100, size=n_rows)
```

```
df['NumCol3'] = np.random.uniform(0, 1, size=n_rows)
# Calcolare il numero totale di missing values desiderati
total_missing_values = int(0.05 * n_rows * len(df.columns))
# Introdurre missing values casuali
for column in df.columns:
    num_missing_values = np.random.randint(0, total_missing_values + 1)
    missing_indices = np.random.choice(n_rows, size=num_missing_values,__
→replace=False)
    df.loc[missing_indices, column] = np.nan
# Elimina le righe in cui entrambe le features categoriche hanno valori NaN
df = df.dropna(subset=["CatCol1", 'CatCol2'], how='all')
df = df.dropna(subset=["NumCol1", 'NumCol2', 'NumCol3'], how='all')
numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number'])
categorical_cols = df.select_dtypes(exclude=['number'])
# Sostituisci i missing values nelle colonne categoriche con la moda utilizzando,
→.loc
df.loc[:, categorical_cols.columns] = df[categorical_cols.columns].
\rightarrowfillna(df[categorical_cols.columns].mode().iloc[0])
# Calcola la media condizionata solo per le colonne numeriche con dati mancanti
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
import pandas as pd
import numpy as np
# Impostare il seed per rendere i risultati riproducibili
np.random.seed(41)
# Creare un dataframe vuoto
df = pd.DataFrame()
# Generare dati casuali
n_rows = 10000000
df['CatCol1'] = np.random.choice(['A', 'B', 'C'], size=n_rows)
df['CatCol2'] = np.random.choice(['X', 'Y'], size=n_rows)
df['NumCol1'] = np.random.randn(n_rows)
df['NumCol2'] = np.random.randint(1, 100, size=n_rows)
df['NumCol3'] = np.random.uniform(0, 1, size=n_rows)
```

```
# Calcolare il numero totale di missing values desiderati
      total_missing_values = int(0.05 * n_rows * len(df.columns))
      # Introdurre missing values casuali
      for column in df.columns:
          num_missing_values = np.random.randint(0, total_missing_values + 1)
          missing_indices = np.random.choice(n_rows, size=num_missing_values,_
       →replace=False)
          df.loc[missing_indices, column] = np.nan
      # Elimina le righe in cui entrambe le features categoriche hanno valori NaN
      df = df.dropna(subset=["CatCol1", 'CatCol2'], how='all')
      df = df.dropna(subset=["NumCol1", 'NumCol2', 'NumCol3'], how='all')
      numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number'])
      categorical_cols = df.select_dtypes(exclude=['number'])
      # Sostituisci i missing values nelle colonne categoriche con la moda utilizzando⊔
      - 1,0C
      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
      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
      df.loc[:, numeric_cols.columns] = conditional_means
      # Stampa il DataFrame risultante
      df.loc[:, numeric_cols.columns] = conditional_means
      # Stampa il DataFrame risultante
[11]:
              CatCol1 CatCol2
                               NumCol1 NumCol2
                                                  NumCol3
                    Α
                           Y -0.391604
                                           98.0 0.409815
                           X 0.000551
      1
                    Α
                                           19.0 0.886592
      2
                    C
                           Y 1.266001
                                           52.0 0.848556
                    Α
                           X 0.449617
                                           70.0 0.546525
                   В
                           X 0.742505
                                          72.0 0.467257
                  . . .
                                            . . .
                   Α
                           Y 0.464663
                                           7.0 0.992815
      9999995
      9999996
                   Α
                           X 0.149775
                                           13.0 0.731368
```

1.0 0.606349

C

9999997

Y -0.608376

```
9999999 C Y 0.000101 69.0 0.115812
9999999 B Y 1.666715 76.0 0.245699
```

[9635330 rows x 5 columns]

# 1.4 Calcolo della Percentuale di Dati Mancanti per ciascuna Colonna nel DataFrame

Questo codice calcola la percentuale di valori mancanti per ciascuna colonna nel DataFrame df. df.isnull().sum() restituisce il numero totale di valori mancanti per ciascuna colonna, e (len(df)) restituisce il numero totale di righe nel DataFrame. Quindi, (df.isnull().sum() / len(df)) \* 100 calcola la percentuale di valori mancanti per ogni colonna moltiplicando il rapporto di valori mancanti per il numero totale di righe per 100. Il risultato viene assegnato alla variabile missing\_percent. Questo può essere utile per valutare quanto siano presenti valori mancanti nelle diverse colonne del DataFrame.

#### 2 GESTIONI DATI MANCANTI

#### 2.1 Creazione di un DataFrame con Dati Mancanti in Pandas

Questo codice utilizza la libreria Pandas per creare un DataFrame da un insieme di dati rappresentati in formato di dizionario. Il DataFrame è una struttura tabellare simile a un foglio di calcolo. I dati in questo caso contengono informazioni sull'età, il punteggio e l'ammissione di alcuni individui, ma presentano valori mancanti rappresentati sia come None che come NaN. Il DataFrame è una rappresentazione tabellare di questi dati, con le colonne "età", "punteggio" e "ammesso". Questo può essere utile per analizzare e gestire dati con valori mancanti.

```
df = pd.DataFrame(dataset)
     df
[8]:
          età
               punteggio
                            ammesso
         25.0
     0
                     90.0
                                 1.0
     1
                     85.0
          NaN
                                 0.0
     2
         28.0
                      NaN
                                 1.0
     3
          NaN
                     75.0
                                 1.0
     4
         23.0
                      NaN
                                 NaN
         23.0
                     77.0
                                 NaN
```

```
[]: df["punteggio"]
```

#### 2.2 Identificazione delle Righe con Dati Mancanti nel DataFrame

Questo codice utilizza Pandas per identificare e selezionare le righe del DataFrame df che contengono almeno un dato mancante. La variabile righe\_con\_dati\_mancanti conterrà solo le righe che soddisfano questa condizione. In altre parole, stai ottenendo un sottoinsieme del DataFrame originale che include solo le righe con valori mancanti in almeno una colonna. Questo può essere utile per ispezionare o manipolare specificamente le righe con dati mancanti nel tuo set di dati.

```
[6]: righe_con_dati_mancanti =df[df.isnull().any(axis=1)] righe_con_dati_mancanti
```

```
[6]:
                punteggio
          età
                             ammesso
          NaN
                      85.0
                                 0.0
     1
     2
         28.0
                       NaN
                                 1.0
     3
          NaN
                      75.0
                                  1.0
     4
         23.0
                       NaN
                                 NaN
         23.0
                      77.0
                                 NaN
```

#### 2.3 Conteggio delle Righe con Dati Mancanti nel DataFrame

Questo codice calcola il numero totale di righe nel DataFrame righe\_con\_dati\_mancanti utilizzando l'attributo shape e selezionando la dimensione delle righe (indice 0). Quindi, la variabile righe\_con\_dati\_mancanti conterrà il conteggio totale delle righe che presentano almeno un dato mancante nel DataFrame originale df.

```
[7]: righe_con_dati_mancanti =righe_con_dati_mancanti.shape[0] righe_con_dati_mancanti
```

[7]: 5

### 2.4 Creazione di un DataFrame con Dati Mancanti da un Dataset in Python utilizzando Pandas

Questo codice crea un DataFrame df utilizzando il modulo pandas. Il DataFrame è costruito a partire da un elenco di dizionari dataset, dove ciascun dizionario rappresenta una riga del DataFrame.

Ogni dizionario contiene informazioni su "nome", "età", "punteggio" ed "email". Se un valore è mancante, viene rappresentato come None. Il DataFrame finale è quindi stampato.

```
[19]:
                                                  email
             nome
                   età
                         punteggio
      0
            Alice
                     25
                              90.0
                                       alice@email.com
              Bob
                     22
                                                   None
      1
                                NaN
         Charlie
                     28
                              75.0
                                     charlie@email.com
```

#### 2.5 Creazione di un Nuovo DataFrame Senza Righe con Dati Mancanti

Questo codice utilizza il metodo dropna del DataFrame per rimuovere tutte le righe che contengono almeno un valore mancante. Il parametro inplace=False indica che la modifica non deve essere effettuata direttamente sul DataFrame originale, ma piuttosto restituisce un nuovo DataFrame (df1) con le righe contenenti dati mancanti rimosse.

```
[20]: df1=df.dropna(inplace=False)
df1
```

```
[20]: nome età punteggio email 0 Alice 25 90.0 alice@email.com 2 Charlie 28 75.0 charlie@email.com
```

#### 2.6 Rimozione Permanente delle Righe con Dati Mancanti dal DataFrame

Questo codice utilizza il metodo dropna del DataFrame con il parametro inplace=True. Ciò significa che rimuove direttamente le righe contenenti dati mancanti dal DataFrame originale df, senza restituire un nuovo DataFrame. L'effetto è che df stesso viene modificato e ora contiene solo le righe senza dati mancanti.

```
[21]: df.dropna(inplace=True) df
```

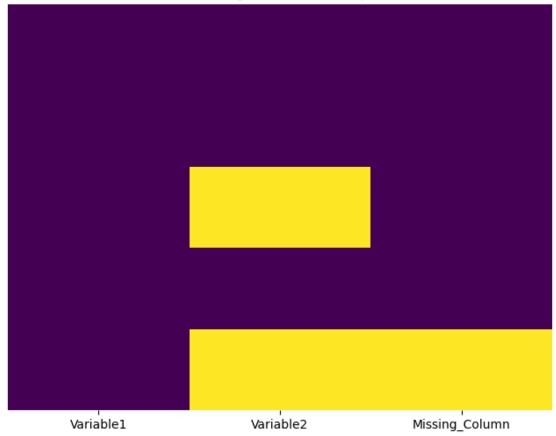
```
[21]: nome età punteggio email
0 Alice 25 90.0 alice@email.com
2 Charlie 28 75.0 charlie@email.com
```

### 2.7 Visualizzazione delle Mancate Osservazioni con un Heatmap

Questo codice utilizza la libreria seaborn per generare un heatmap, una rappresentazione grafica dei dati, che visualizza la presenza di valori mancanti nel DataFrame df. La heatmap colora le celle in base alla presenza di dati mancanti: le celle vuote o con valori mancanti sono evidenziate in colore diverso rispetto a quelle contenenti dati. Questa rappresentazione fornisce una visione immediata della distribuzione dei dati mancanti nel DataFrame.

```
[2]: 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)
     # Visualizza un heatmap delle mancate osservazioni
     plt.figure(figsize=(8, 6))
     sns.heatmap(df.isnull(), cmap='viridis', cbar=False, yticklabels=False)
     plt.title('Missing Values Heatmap')
     plt.show()
```





# 2.8 Creazione di un Nuovo DataFrame con Riempiimento di Valori Mancanti nelle Colonne Categoriche

Questo codice crea un nuovo DataFrame vuoto chiamato df1. Successivamente, vengono selezionate le colonne di tipo categorico dal DataFrame originale df. I valori mancanti nelle colonne categoriche vengono quindi riempiti con un valore specificato, che dovrebbe essere sostituito con il valore effettivo desiderato per il riempimento dei dati mancanti. Infine, le colonne riempite vengono assegnate al nuovo DataFrame df1.

```
[7]: # Crea un DataFrame vuoto
df1 = pd.DataFrame()

# Seleziona colonne di tipo categorico
colonne_categoriche = df.select_dtypes(exclude=['number'])

# Riempi i valori mancanti nelle colonne categoriche e assegna a df1
# Sostituisci 'tuo_valore_di_riempimento' con il valore effettivo che desideri⊔
→utilizzare per riempire i valori mancanti
```

### 2.9 Creazione di un DataFrame con Dati Numerici e Valori Mancanti Utilizzando Pandas

Il codice utilizza la libreria pandas per creare un DataFrame chiamato df con tre colonne ('Feature1', 'Feature2', 'Feature2', 'Feature3'), contenenti dati numerici. Alcuni valori sono rappresentati come np.nan, indicando dati mancanti. Questi valori possono essere gestiti tramite tecniche come l'imputazione o la rimozione delle righe o colonne con dati mancanti, in base alle esigenze analitiche del progetto.

```
[2]: 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
```

```
[2]:
        Feature1
                   Feature2 Feature3
     0
              1.0
                         NaN
                                     1.0
                         2.0
     1
              2.0
                                    NaN
     2
              NaN
                         3.0
                                    3.0
     3
              4.0
                         4.0
                                    4.0
     4
              5.0
                         NaN
                                    5.0
```

# ${\bf 2.10}~$ Verifica della Presenza di Valori Mancanti nel Data<br/>Frame utilizzando df.isnull()

Il codice df.isnull() restituisce un DataFrame di valori booleani con la stessa forma di df, dove ogni elemento è True se il corrispondente elemento in df è un valore mancante (NaN), e False altrimenti. Questo è utile per identificare la presenza di dati mancanti nel DataFrame originale.

```
[3]: df.isnull()
```

```
[3]:
        Feature1
                   Feature2
                              Feature3
     0
           False
                       True
                                 False
     1
           False
                      False
                                  True
     2
            True
                      False
                                 False
                                 False
     3
           False
                      False
     4
           False
                       True
                                 False
```

### 2.11 Calcolo del Numero di Valori Mancanti per Colonna e Lunghezza Totale del DataFrame

Il codice df.isnull().sum() restituisce una Serie che mostra il numero totale di valori mancanti per ciascuna colonna nel DataFrame df. Nel frattempo, len(df) restituisce la lunghezza totale del DataFrame, ovvero il numero totale di righe. La combinazione di questi due comandi fornisce la percentuale di valori mancanti per ciascuna colonna nel DataFrame, poiché il numero totale di valori mancanti diviso per il numero totale di righe dà una percentuale.

```
[30]: df.isnull().sum() len(df)
```

[30]: 5

#### 2.12 Calcolo della Percentuale di Valori Mancanti per Colonna nel DataFrame

Questo codice calcola la percentuale di valori mancanti per ciascuna colonna nel DataFrame df. df.isnull().sum() restituisce il numero totale di valori mancanti per ogni colonna, e dividendo questo valore per la lunghezza totale del DataFrame (len(df)) e moltiplicando per 100, ottieni la percentuale di valori mancanti per ogni colonna. Il risultato è memorizzato nella variabile missing\_percent.

```
[5]: missing_percent = (df.isnull().sum() / len(df) * 100)
missing_percent
```

```
[5]: Feature1     20.0
     Feature2     40.0
     Feature3     20.0
     dtype: float64
```

# 2.13 Funzione per la Gestione dei Valori Mancanti in un DataFrame utilizzando Pandas

Il codice definisce una funzione missingvalues\_sub che gestisce i valori mancanti in un DataFrame, sostituendo la media per le colonne numeriche e la moda per le colonne categoriche. La funzione principale main utilizza questa funzione su un DataFrame di esempio, stampando il DataFrame originale e quello con i valori mancanti sostituiti. L'esecuzione del codice avviene solo se il modulo viene eseguito direttamente come script principale.

```
[1]: #creo una funzione che si occupa solo dei missing values
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()
def missingvalues_sub(df):
    # Trattamento dei missing values nelle variabili numeriche e categoriche
    numeric_cols = df.select_dtypes(include=['number'])
    categorical_cols = df.select_dtypes(exclude=['number'])
    df1[numeric_cols.columns] = df[numeric_cols.columns].fillna(df[numeric_cols.

→columns].mean()) #mean()=
    df1[categorical_cols.columns] = df[categorical_cols.columns].
 →fillna(df[categorical_cols.columns].mode().iloc[0]) # fillan fil=riempi_u
 →lan=nan not a mumber/ mode()= sta per moda colonna categoriche /iloc= peru
 \rightarrow gestice i indici
    return df1
def main (): # mean im questo caso funzione principale
    df1=missingvalues_sub(df)
    print(f"il primo con i valori mancanti \n{df} \ne il secondo con i missing⊔
 ⇔values sostituiti \n{df1}")
if __name__ == "__main__":
    main()
il primo con i valori mancanti
  Variable1 Variable2 Missing_Column
0
          1
                    1.0
1
           2
                    2.0
                                     В
2
           3
                    NaN
                                     Α
           4
                    4.0
                                     C
                    NaN
                                   NaN
e il secondo con i missing values sostituiti
  Variable1 Variable2 Missing_Column
          1 1.000000
0
                                     Α
           2 2.000000
1
                                     В
2
          3 2.333333
                                     Α
3
           4 4.000000
                                     C
           5 2.333333
                                     Α
```

# 2.14 Identificazione dei Valori Mancanti in un DataFrame utilizzando la Funzione check missing values

Il codice df.isnull() viene utilizzato per verificare la presenza di valori mancanti nel DataFrame df. Il risultato di questa operazione è un DataFrame di dimensioni identiche a df, in cui ogni elemento è True se il valore corrispondente in df è un valore mancante (NaN), e False altrimenti. Questo è utile per identificare rapidamente la posizione dei valori mancanti nel DataFrame, facilitando eventuali operazioni di gestione dei dati mancanti. Inoltre, questa informazione può essere utilizzata successivamente per prendere decisioni o applicare strategie specifiche per trattare i dati mancanti nel contesto dell'analisi dei dati.

```
[2]: df.isnull() # una funzione che prende il df e dove non ce nulla mette true_{\sqcup} \rightarrow quindi da il true dove mancano i valori
```

[2]:		Variable1	Variable2	Missing_Column
	0	False	False	False
	1	False	False	False
	2	False	True	False
	3	False	False	False
	4	False	True	True

# 2.15 Creazione di una Matrice di Valori Mancanti nel DataFrame utilizzando Pandas

Il codice utilizza la libreria pandas per creare un DataFrame df con dati di esempio, compresi alcuni valori mancanti rappresentati come NaN (Not a Number). Successivamente, viene eseguita l'operazione df.isnull(), che restituisce una tabella booleana chiamata missing\_matrix. Questa tabella ha le stesse dimensioni di df, e ogni elemento è True se il valore corrispondente in df è mancante (NaN), altrimenti è False. La missing\_matrix fornisce una visione chiara della presenza di dati mancanti nel DataFrame, rendendo più facile identificare le colonne o le righe che ne contengono. Questa informazione è utile per valutare l'impatto dei dati mancanti e decidere eventuali strategie di gestione.

```
[10]: 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], # feature1 manda 1 dato
    'Feature2': [np.nan, 2, 3, 4, np.nan],
    'Feature3': [1, np.nan, 3, 4, 5]
}

# Crea un DataFrame
df = pd.DataFrame(data)
```

```
missing_matrix = df.isnull()
missing_matrix # tabella dei dati mandanti
```

```
Γ10]:
         Feature1 Feature2 Feature3
            False
                        True
                                 False
      1
            False
                       False
                                  True
      2
             True
                       False
                                 False
      3
            False
                       False
                                 False
            False
                        True
                                 False
```

### 2.16 Generazione di Dati Casuali per l'Esplorazione con Pandas e NumPy

Il codice utilizza le librerie pandas, numpy, matplotlib.pyplot, seaborn, e plotly.express per creare un DataFrame chiamato df contenente dati casuali per l'esplorazione. Il DataFrame include colonne come 'Età', 'Genere', 'Punteggio', e 'Reddito', con valori generati casualmente attraverso diverse funzioni di generazione di numeri casuali. Successivamente, le prime 50 righe del DataFrame vengono stampate per visualizzare una parte iniziale dei dati. Questo tipo di dataset casuale può essere utilizzato per scopi di analisi esplorativa e test di visualizzazione dei dati.

```
[5]: import pandas as pd
     import numpy as np
     import matplotlib.pyplot as plt
     import seaborn as sns
     import plotly.express as px
     # Genera dati casuali per l'esplorazione
     np.random.seed(42)
     data = {
         'Età': np.random.randint(18, 70, size=1000), #randint= numeri interi / size_
      ⇒secera mille volte
         'Genere': np.random.choice(['Maschio', 'Femmina'], size=1000),
         'Punteggio': np.random.uniform(0, 100, size=1000), # uniform= seglio un
      →numero casuale tra 0 e 100 per mille volte(size) dove ogli numero ha la_
      ⇔probalita di uscire
         'Reddito': np.random.normal(50000, 15000, size=1000)#qenere 100 numeriu
      ⇒casuale presi da una distribuzzione normale tra 5000 e 15000
     }
     # Genera dati casuali per l'esplorazione
     df = pd.DataFrame(data)
     #visualizza le prime rige del dataset
     print(df.head(50))# tail se vuoi i ultimi numeri
```

```
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
5
     25
         Maschio
                   34.780921
                               69763.963034
6
     38
         Maschio
                   67.801615
                               34901.861521
7
     56
         Femmina
                   56.573196
                               67098.178417
8
     36
         Femmina
                   26.702827
                               69756.726010
9
     40
         Maschio
                   87.862999
                               48228.972095
10
     28
         Maschio
                   79.742602
                               18172.176515
         Maschio
11
     28
                   65.845183
                               40882.670194
12
     41
         Maschio
                   85.058173
                               69454.918198
13
     53
         Femmina
                   86.729420
                               49656.979066
14
     57
         Femmina
                   70.836298
                               35010.466516
15
     41
         Femmina
                   83.701333
                               42428.376182
16
     20
         Femmina
                   69.747146
                               62609.300398
17
     39
         Maschio
                   68.014077
                               58201.003523
     19
18
         Maschio
                   61.861138
                               46416.018512
19
     41
         Maschio
                   75.271664
                               44497.633823
20
         Femmina
                   15.860511
                               44123.627764
     61
21
     47
         Maschio
                   88.087076
                               36163.847233
22
     55
         Femmina
                   87.184353
                               74230.635342
23
                    2.924728
     19
         Femmina
                               45165.192962
24
     38
         Maschio
                   82.581675
                               68257.377812
25
     50
         Maschio
                   12.886987
                               72819.740779
26
     29
         Maschio
                   33.511885
                               64974.663472
27
     39
         Femmina
                   74.350826
                               43525.695309
28
         Maschio
                   16.075990
                               56055.951355
     61
29
     42
                               49637.065904
         Femmina
                   81.796702
30
         Maschio
                   83.213418
                               36444.472089
     66
31
     44
         Femmina
                   50.746773
                               54865.389226
32
     59
         Femmina
                    0.638587
                               32314.403133
33
         Maschio
                   28.703813
                               67815.190827
     45
34
     33
         Femmina
                   61.692692
                               43030.740541
35
     32
         Femmina
                   98.118618
                               53017.394838
36
     64
         Maschio
                   63.181353
                               54249.318073
37
         Femmina
                   25.980358
                               46116.425394
     68
38
         Maschio
                               58800.407022
     61
                   63.400570
39
     69
         Femmina
                   53.998538
                               42876.445151
40
     20
         Maschio
                   77.984540
                               63069.459462
41
         Maschio
                   10.698064
                               29810.304796
     54
42
     68
         Femmina
                   76.102790
                               51895.693693
43
         Femmina
                   54.126658
                               79083.934986
     24
44
     38
         Femmina
                   96.299200
                               34995.030131
45
     26
         Femmina
                   34.187217
                               39833.825442
46
     56
         Femmina
                   63.262189
                               57708.617745
47
     35
         Maschio
                   93.202811
                               52693.726729
48
     21
                   10.250973
                               55259.451489
         Femmina
49
     42
         Maschio
                   93.722849
                               57337.806952
```

#### 2.17 Analisi delle Informazioni del DataFrame e Statistiche Descrittive

Il codice utilizza due metodi di pandas per ottenere informazioni sul DataFrame df. La prima riga, print(df.info()), restituisce informazioni dettagliate su ciascuna colonna del DataFrame, compresi i tipi di dati e il numero di valori non nulli. La seconda riga, print(df.describe()), fornisce statistiche riassuntive come la media, la deviazione standard, i valori minimi, i quartili e i valori massimi per le colonne numeriche del DataFrame. Questi due metodi sono utili per ottenere una panoramica rapida e completa delle caratteristiche del dataset.

```
[6]: print(df.info()) # da informazione su tutte le ficules del df
     print(df.describe()) # con una parola li fai fare tutto mediana min max...
    <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
    RangeIndex: 1000 entries, 0 to 999
    Data columns (total 4 columns):
         Column
                    Non-Null Count
                                     Dtype
         ----
                     -----
     0
         Età
                    1000 non-null
                                     int64
                    1000 non-null
     1
         Genere
                                     object
     2
         Punteggio
                    1000 non-null
                                     float64
     3
         Reddito
                    1000 non-null
                                     float64
    dtypes: float64(2), int64(1), object(1)
    memory usage: 31.4+ KB
    None
                  Età
                          Punteggio
                                          Reddito
           1000.00000
                        1000.000000
                                      1000.000000
    count
             43.81900
                          50.471078
                                     50241.607607
    mean
             14.99103
                          29.014970
                                     14573.000585
    std
    min
             18.00000
                           0.321826
                                      4707.317663
    25%
             31.00000
                          24.690382
                                     40538.177863
    50%
             44.00000
                          51.789520
                                     50099.165858
    75%
             56.00000
                          75.549365
                                     60089.683773
    max
             69.00000
                          99.941373
                                     97066.228005
```

# 2.18 Identificazione e Conteggio dei Valori Mancanti in Ciascuna Colonna del DataFrame

Il codice utilizza il metodo isnull() di pandas per identificare i valori mancanti nel DataFrame df e successivamente applica sum() per ottenere il numero totale di valori mancanti per ciascuna colonna. La variabile missing\_data contiene quindi il conteggio dei valori mancanti per ogni colonna, e l'output del codice stampa questa informazione, fornendo il numero di valori mancanti per ciascuna colonna nel DataFrame.

```
[15]: missing_data = df.isnull().sum()
print("Valori mancanti per ciascuna colonna: ")
print(missing_data)
```

Valori mancanti per ciascuna colonna: Feature1 1 Feature2 2 Feature3 1 dtype: int64