```
In [1]: import pandas as pd
        from scipy.io import arff
         # Wczytanie pliku ARFF (upewnij się, że plik jest w tym samym katalogu co notebo
        data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
        # Konwersja do Pandas DataFrame
        df = pd.DataFrame(data)
        # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
        for col in df.select dtypes([object]):
            df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
        # Podział na macierz cech (X) i wektor etykiet (y)
        X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej jako cechy
        y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykiety
        # Wyświetlenie pierwszych 5 wierszy macierzy cech i etykiet
        print("Macierz cech (X):")
        display(X.head()) # Jeśli używasz Jupyter Notebook
        print("\nWektor etykiet (y):")
        display(y.head()) # Jeśli używasz Jupyter Notebook
       Macierz cech (X):
          seismic seismoacoustic shift genergy gpuls gdenergy gdpuls ghazard nbumps
       0
                                    Ν
                                        15180.0
                                                 48.0
                                                           -72.0
                                                                   -72.0
                                                                                       0.0
               а
                              а
                                                                               а
       1
                                    Ν
                                        14720.0
                                                  33.0
                                                           -70.0
                                                                   -79.0
                                                                                       1.0
               а
       2
                                                                                       0.0
                                    Ν
                                         8050.0
                                                 30.0
                                                           -81.0
                                                                   -78.0
               а
                              а
                                                                               а
       3
                                        28820.0
                                                171.0
                                                           -23.0
                                                                    40.0
                                                                                       1.0
               а
                                    Ν
       4
                                    Ν
                                        12640.0
                                                 57.0
                                                           -63.0
                                                                   -52.0
                                                                                       0.0
               а
                              а
                                                                               а
       Wektor etykiet (y):
            0
       1
            0
       2
            0
       3
            0
       Name: class, dtype: object
In [2]: import pandas as pd
         import matplotlib.pyplot as plt
        from scipy.io import arff
        # Wczytanie pliku ARFF
        data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff") # Upewnij się, że plik jest w
        # Konwersja do Pandas DataFrame
        df = pd.DataFrame(data)
        # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
        for col in df.select_dtypes([object]):
            df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
```

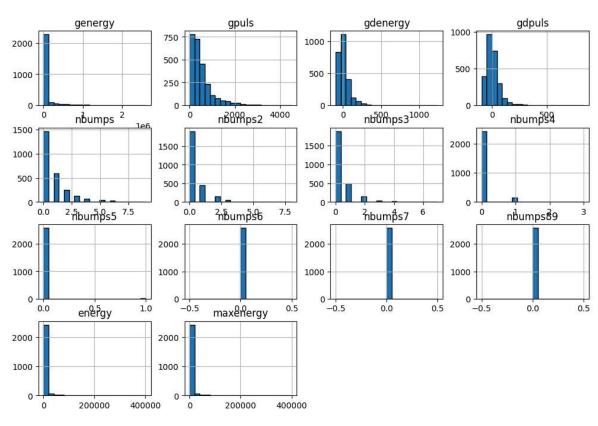
```
# Podział na macierz cech (X) i wektor etykiet (y)
X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta

# Tworzenie histogramów dla wszystkich cech numerycznych
X.hist(figsize=(12, 8), bins=20, edgecolor='black')
plt.suptitle(" Histogramy cech numerycznych", fontsize=14)
plt.show()
```

 $C:\Users\krzys\AppData\Local\Programs\Python\Python310\lib\site-packages\IPython\ \core\pylabtools.py:170: UserWarning: Glyph 128202 (\N\{BAR CHART\}) missing from font(s) DejaVu Sans.$ 

fig.canvas.print\_figure(bytes\_io, \*\*kw)

## ☐ Histogramy cech numerycznych



```
import pandas as pd
from scipy.io import arff
from sklearn.model_selection import train_test_split

# Wczytanie pliku ARFF
data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff") # Upewnij się, że plik jest w

# Konwersja do Pandas DataFrame
df = pd.DataFrame(data)

# Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
for col in df.select_dtypes([object]):
    df[col] = df[col].str.decode('utf-8')

# Podział na cechy (X) i etykiety (y)
X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta

# Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
```

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_
# Potaczenie cech i etykiet w jeden DataFrame
train_df = pd.concat([X_train, y_train], axis=1)
test_df = pd.concat([X_test, y_test], axis=1)

# Zapisanie danych do plików CSV
train_df.to_csv("train_data.csv", index=False)
test_df.to_csv("test_data.csv", index=False)
print(" Dane zapisane do plików: train_data.csv i test_data.csv")
```

Dane zapisane do plików: train\_data.csv i test\_data.csv

```
In [6]: import pandas as pd
        from scipy.io import arff
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from sklearn.preprocessing import StandardScaler, OneHotEncoder
        from sklearn.linear_model import LogisticRegression
        from sklearn.metrics import accuracy score, classification report
        # Wczytanie pliku ARFF
        data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
        # Konwersja do Pandas DataFrame
        df = pd.DataFrame(data)
        # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
        for col in df.select_dtypes([object]):
            df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
        # Podział na cechy (X) i etykiety (y)
        X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
        y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta
        # Sprawdzenie, które kolumny są tekstowe (kategoryczne)
        categorical_cols = X.select_dtypes(include=['object']).columns
        # Konwersja zmiennych kategorycznych na liczbowe (One-Hot Encoding)
        X = pd.get dummies(X, columns=categorical cols)
        # Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_
        # Standaryzacja cech (teraz już tylko numeryczne)
        scaler = StandardScaler()
        X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
        X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
        # Trenowanie modelu regresji logistycznej
        log reg = LogisticRegression(max iter=1000, random state=42)
        log_reg.fit(X_train_scaled, y_train)
        # Predykcja na zbiorze testowym
        y_pred = log_reg.predict(X_test_scaled)
        # Ocena modelu
        accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
        classification_rep = classification_report(y_test, y_pred)
```

```
# Wyświetlenie wyników
 print(f" Dokładność modelu: {accuracy:.4f}")
 print("\n Raport klasyfikacji:")
 print(classification rep)
Dokładność modelu: 0.9284
Raport klasyfikacji:
             precision recall f1-score
                                             support
          0
                  0.94
                           0.99
                                      0.96
                                                 483
          1
                  0.20
                            0.03
                                      0.05
                                                  34
   accuracy
                                      0.93
                                                 517
                  0.57
                           0.51
                                      0.51
                                                517
   macro avg
weighted avg
                  0.89
                            0.93
                                      0.90
                                                 517
```

```
In [8]: import pandas as pd
        from scipy.io import arff
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from sklearn.preprocessing import StandardScaler
        from sklearn.svm import SVC
        from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
        # Wczytanie pliku ARFF
        data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
        # Konwersja do Pandas DataFrame
        df = pd.DataFrame(data)
        # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
        for col in df.select dtypes([object]):
            df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
        # Podział na cechy (X) i etykiety (y)
        X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
        y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta
        # Sprawdzenie, które kolumny są tekstowe (kategoryczne)
        categorical_cols = X.select_dtypes(include=['object']).columns
        # Konwersja zmiennych kategorycznych na liczbowe (One-Hot Encoding)
        X = pd.get dummies(X, columns=categorical cols)
        # Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_
        # Standaryzacja cech
        scaler = StandardScaler()
        X train scaled = scaler.fit transform(X train)
        X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
        # Trenowanie modelu SVM (Maszyna Wektorów Nośnych) z class_weight="balanced"
        svm_model = SVC(kernel="linear", C=1.0, class_weight="balanced", random_state=42
        svm_model.fit(X_train_scaled, y_train)
        # Predykcja na zbiorze testowym
        y_pred_svm = svm_model.predict(X_test_scaled)
```

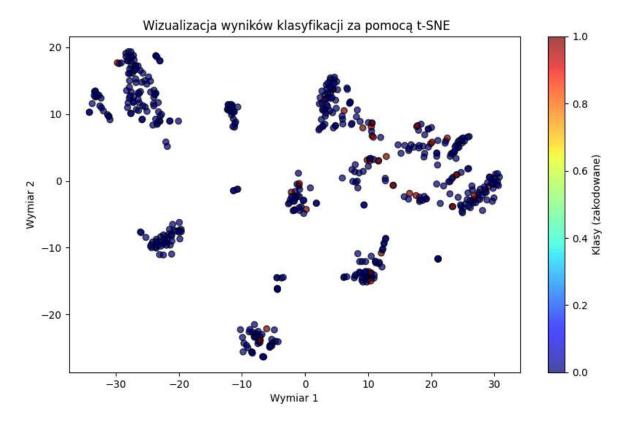
```
# Ocena modelu (dodanie zero_division=1, aby uniknąć ostrzeżeń)
 accuracy_svm = accuracy_score(y_test, y_pred_svm)
 classification_rep_svm = classification_report(y_test, y_pred_svm, zero_division
 # Wyświetlenie wyników
 print(f" Dokładność modelu SVM: {accuracy svm:.4f}")
 print("\n Raport klasyfikacji SVM:")
 print(classification rep svm)
Dokładność modelu SVM: 0.7988
 Raport klasyfikacji SVM:
             precision recall f1-score
                                            support
          0
                  0.97
                           0.81
                                      0.88
                                                 483
          1
                  0.18
                            0.59
                                      0.28
                                                  34
   accuracy
                                      0.80
                                                 517
                                                 517
                  0.57
                            0.70
                                      0.58
   macro avg
weighted avg
                  0.91
                            0.80
                                      0.84
                                                 517
```

```
In [9]: import pandas as pd
        from scipy.io import arff
        from sklearn.model_selection import train_test_split
        from sklearn.preprocessing import StandardScaler
        from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
        from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
        # Wczytanie pliku ARFF
        data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
        # Konwersja do Pandas DataFrame
        df = pd.DataFrame(data)
        # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
        for col in df.select_dtypes([object]):
            df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
        # Podział na cechy (X) i etykiety (y)
        X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
        y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta
        # Sprawdzenie, które kolumny są tekstowe (kategoryczne)
        categorical_cols = X.select_dtypes(include=['object']).columns
        # Konwersja zmiennych kategorycznych na liczbowe (One-Hot Encoding)
        X = pd.get_dummies(X, columns=categorical_cols)
        # Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_
        # Standaryzacja cech
        scaler = StandardScaler()
        X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
        X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
        # Trenowanie modelu k-Nearest Neighbors (kNN)
        knn_model = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5) # Można dostosować liczbę sąsia
        knn_model.fit(X_train_scaled, y_train)
```

```
Predykcja na zbiorze testowym
         y_pred_knn = knn_model.predict(X_test_scaled)
         # Ocena modelu
         accuracy_knn = accuracy_score(y_test, y_pred_knn)
         classification_rep_knn = classification_report(y_test, y_pred_knn, zero_division
         # Wyświetlenie wyników
         print(f" Dokładność modelu kNN: {accuracy_knn:.4f}")
         print("\n Raport klasyfikacji kNN:")
         print(classification_rep_knn)
         Dokładność modelu kNN: 0.9342
         Raport klasyfikacji kNN:
                      precision recall f1-score
                                                      support
                   0
                                    0.99
                           0.94
                                               0.97
                                                          483
                   1
                           0.50
                                     0.09
                                               0.15
                                                           34
                                               0.93
            accuracy
                                                          517
           macro avg
                           0.72
                                   0.54
                                               0.56
                                                          517
        weighted avg
                           0.91
                                    0.93
                                               0.91
                                                          517
In [11]: import pandas as pd
         from scipy.io import arff
         from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
         from sklearn.preprocessing import StandardScaler
         from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
         from sklearn.metrics import accuracy_score, classification_report
         # Wczytanie pliku ARFF
         data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
         # Konwersja do Pandas DataFrame
         df = pd.DataFrame(data)
         # Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
         for col in df.select_dtypes([object]):
             df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
         # Podział na cechy (X) i etykiety (y)
         X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
         y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta
         # Sprawdzenie, które kolumny są tekstowe (kategoryczne)
         categorical_cols = X.select_dtypes(include=['object']).columns
         # Konwersja zmiennych kategorycznych na liczbowe (One-Hot Encoding)
         X = pd.get_dummies(X, columns=categorical_cols)
         # Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
         X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_
         # Standaryzacja cech
         scaler = StandardScaler()
         X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
         X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

```
# Definicja przestrzeni hiperparametrów dla kNN
         knn params = {
             'n neighbors': range(1, 21), # Liczba sąsiadów od 1 do 20
             'weights': ['uniform', 'distance'], # Sposób ważenia sąsiadów
             'metric': ['euclidean', 'manhattan', 'minkowski'] # Metryka odległości
         }
         # Wyszukiwanie najlepszych hiperparametrów za pomocą Grid Search
         grid_search_knn = GridSearchCV(KNeighborsClassifier(), knn_params, cv=5, scoring
         grid search knn.fit(X train scaled, y train)
         # Najlepsze parametry i dokładność
         best_knn_params = grid_search_knn.best_params_
         best_knn_score = grid_search_knn.best_score_
         # Wyświetlenie wyników Grid Search
         print(" ✓ Najlepsze hiperparametry dla kNN:", best_knn_params)
         print(f" Najlepsza dokładność na zbiorze treningowym: {best_knn_score:.4f}")
         # Trening najlepszego modelu kNN
         best_knn = KNeighborsClassifier(**best_knn_params)
         best_knn.fit(X_train_scaled, y_train)
         # Predykcja na zbiorze testowym
         y_pred_knn_best = best_knn.predict(X_test_scaled)
         # Ocena najlepszego modelu
         accuracy_knn_best = accuracy_score(y_test, y_pred_knn_best)
         classification_rep_knn_best = classification_report(y_test, y_pred_knn_best, zer
         # Wyświetlenie wyników najlepszego modelu kNN
         print(f"\n Dokładność najlepszego modelu kNN na zbiorze testowym: {accuracy_knn_
         print("\n Raport klasyfikacji dla najlepszego kNN:")
         print(classification_rep_knn_best)
        ✓ Najlepsze hiperparametry dla kNN: {'metric': 'euclidean', 'n_neighbors': 20,
        'weights': 'uniform'}
        Najlepsza dokładność na zbiorze treningowym: 0.9342
         Dokładność najlepszego modelu kNN na zbiorze testowym: 0.9342
         Raport klasyfikacji dla najlepszego kNN:
                      precision recall f1-score
                                                    support
                   0
                           0.93
                                    1.00
                                               0.97
                                                          483
                   1
                           1.00
                                     0.00
                                               0.00
                                                           34
                                               0.93
                                                          517
            accuracy
                           0.97
                                    0.50
                                               0.48
                                                          517
           macro avg
                                     0.93
        weighted avg
                           0.94
                                               0.90
                                                          517
In [13]: import pandas as pd
         import matplotlib.pyplot as plt
         from scipy.io import arff
         from sklearn.model_selection import train_test_split
         from sklearn.preprocessing import StandardScaler, LabelEncoder
         from sklearn.manifold import TSNE
```

```
# Wczytanie pliku ARFF
data, meta = arff.loadarff("seismic-bumps.arff")
# Konwersja do Pandas DataFrame
df = pd.DataFrame(data)
# Dekodowanie wartości kategorycznych (jeśli istnieją)
for col in df.select dtypes([object]):
    df[col] = df[col].str.decode('utf-8')
# Podział na cechy (X) i etykiety (y)
X = df.iloc[:, :-1] # Wszystkie kolumny oprócz ostatniej
y = df.iloc[:, -1] # Ostatnia kolumna jako etykieta
# Sprawdzenie, które kolumny są tekstowe (kategoryczne)
categorical_cols = X.select_dtypes(include=['object']).columns
# Konwersja zmiennych kategorycznych na liczbowe (One-Hot Encoding)
X = pd.get dummies(X, columns=categorical cols)
# Konwersja etykiet na liczby (jeśli są kategoryczne)
label_encoder = LabelEncoder()
y_encoded = label_encoder.fit_transform(y) # Zamienia klasy na liczby
# Podział na zbiór treningowy (80%) i testowy (20%)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y_encoded, test_size=0.2,
# Standaryzacja cech
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
# Redukcja wymiarowości za pomocą t-SNE (2D)
tsne = TSNE(n_components=2, random_state=42, perplexity=30, learning_rate=200)
X tsne = tsne.fit transform(X test scaled)
# Tworzenie wykresu t-SNE
plt.figure(figsize=(10, 6))
scatter = plt.scatter(X_tsne[:, 0], X_tsne[:, 1], c=y_test, cmap="jet", alpha=0.
plt.colorbar(scatter, label="Klasy (zakodowane)")
plt.title(" Wizualizacja wyników klasyfikacji za pomocą t-SNE")
plt.xlabel("Wymiar 1")
plt.ylabel("Wymiar 2")
plt.show()
```



In [ ]