

Analiza wpływu zastosowania wybranych
technik przygotowania danych do analizy, na
jakość analizy danych

Dariusz Litwiński

31 maja 2023

Rozdział 1

Problem Analizy Danych

1.1 Analiza Danych

Analiza danych to proces, w którym przekształcamy surowe dane w wiedzę i wnioski, dzięki którym jesteśmy w stanie podejmować lepsze decyzje. Wewnątrz tego procesu można wyróżnić następujące fazy: ===== Podrozdziały albo bardziej treściwe a albo zamienić na akapity =====

1.1.1 Pozyskiwanie: gromadzenie danych

Zanim analiza danych będzie możliwa należy pozyskać dane. Źródła danych mogą być: czujniki, ankiety bądź statystyki, a także mogą być przechowywane w różnoraki sposób, w postaci plików o różnych formatach (np. csv), w bazach danych, bądź nawet w formie fizycznej w przypadku danych historycznych

1.1.2 Przygotowanie: przetwarzanie danych

Aby móc w pełni korzystać ze zgromadzonych danych, należy je przygotować, odpowiednio sformatować. To głównie tą częścią analizy danych będziemy się zajmować w dalszej części pracy.

1.1.3 Analiza: modelowanie danych

Najczęściej kiedy ktoś mówi "Analiza danych" to ma na myśli właśnie tą część całego procesu, jakim jest Analiza Danych. To właśnie tu wykorzystywane są techniki trenowania sztucznej inteligencji, tworzone są klasyfikatory, które później możemy wykorzystywać do różnych zadań

1.1.4 Działanie: podejmowanie decyzji

Kiedy mamy już gotowe wyniki analizy, wtedy możemy je wykorzystać aby podjąć konkretne decyzje w prawdziwym świecie: Wykorzystać stworzony kla-

syfikator w diagnostyce chorób, w systemach rekomendacji bądź w wielu innych dziedzinach

1.2 Problemy z Danymi

Bardzo często zebrane dane nie nadają się bezpośrednio do pracy z nimi. Należy najpierw wykonać szereg operacji aby pozbyć się następujących problemów:

1.2.1 Brakujące wartości

W danych mogą występować brakujące wartości, na przykład czujniki mogą różnić się między sobą ilością pobieranych parametrów, ankietowani mogą pozostawić niektóre pytania bez odpowiedzi. Brakujące wartości stanowią poważny problem, ponieważ model nie potrafi ich jednoznacznie zinterpretować, dlatego w trakcie przygotowania danych musimy podjąć decyzję, czy usunąć rekordy z brakującymi wartościami, przez co możemy znacznie zmniejszyć liczebność zbioru danych. Alternatywnym podejściem jest wypełnienie brakujących wartości. W miejsce braku może być wstawiona średnia, minimum, maksimum, lub też inna arbitralnie wybrana wartość. Pozornie wartości wstawiane w puste miejsca są kompletnie arbitralne, jednak bardzo często takie podejście skutkuje najlepszymi rezultatami, pod warunkiem że dobierzemy odpowiednią wartość do wstawiania.

1.2.2 Wartości odstające

W niektórych przypadkach w danych mogą pojawić się takie wartości, które wyraźnie odstają od reszty i nie wnoszą sobą zbyt wiele informacji w kontekście analizy danych. Co więcej, mogą one zaciemniać pozostałą część danych, maskując trendy bądź prowadząc do błędnych wniosków. Dlatego najlepszym podejściem jest wykrywanie oraz usuwanie wartości, które możemy uznać za odstające. Istnieją algorytmy pozwalające nam na odrzucenie wartości odstających.

1.2.3 Kolumny kategoriowe

Wiele z modeli może pracować jedynie na wartościach liczbowych, podczas kiedy w zbiorach danych możemy znaleźć nie tylko takie wartości, ale również kategoriowe. Rezygnując z analizy tych danych tracilibyśmy wiedzę, jaką można z nich pozyskać. Nie jest to jednak konieczne, gdyż istnieją sposoby, aby zamienić te dane na postać liczbową za pomocą kodowania

Rozdział 2

Metody Przygotowania Danych

Istnieje kilka najczęściej używanych metod przygotowania danych, które dzielą się na następujące grupy:

2.1 Uzupełnianie brakujących wartości

Najczęściej brakujące wartości w zbiorach danych uzupełnia się średnią lub najczęściej występującą wartością, jednak może zdarzyć się tak, że najlepszym rozwiązaniem jest uzupełnienie braków minimum, maksimum, zerem bądź inną arbitralnie wybraną wartością

2.2 Wykrywanie wartości odstających

Do wykrywania wartości odstających możemy wykorzystać manualne metody, ale również i algorytmy, które wykryją te wartości za nas. Do manualnych metod możemy zaliczyć: Wykrywanie za pomocą rozkładu normalnego, Z-score, IQR, wykrywanie za pomocą percentyli. Natomiast spośród automatycznych metod mamy do dyspozycji między innymi Las Izolacji lub Local Outlier Factor

2.3 Kodowanie wartości kategorycznych

Jeżeli znamy zależności między klasami i możemy je uporządkować, wtedy jesteśmy w stanie dokonać kodowania ręcznie, na przykład najmniejszą wartość dla edukacji podstawowej, a najwyższą dla edukacji wyższej. Natomiast jeżeli nie znamy tych zależności, możemy wykorzystać LabelEncoder, jednak on ponumeruje klasy w kolejności alfabetycznej, co nie zawsze jest pożądanym rezultatem. Innym podejściem jest One-Hot Encoding, który dla każdej z klas tworzy osobną

kolumnę z wartością logiczną opisującą, czy dany rekord należy do tej klasy. Powoduje to wygenerowanie sporej ilości kolumn, jednak mamy wtedy pewność, że nie stworzymy nowych zależności między klasami

2.4 Standaryzacja

Standaryzacja jest procesem, po zakończeniu którego zmienna ma średnią wartość oczekiwaną zero oraz odchylenie standardowe równe jeden, dzięki czemu zyskujemy większą przejrzystość w jej analizie. Bardziej wyraźne są skupienia wokół konkretnych wartości, jednak należy zadbać o to, aby przed standaryzacją pozbyć się wartości odstających, gdyż będą one miały negatywny wpływ na zmienną po standaryzacji

Rozdział 3

Środowisko wykonawcze

3.1 Specyfikacja sprzętowa, system i środowisko

Sprzęt: Laptop wyposażony w procesor Intel Core i5-1135G7 (2.4Ghz) ze zintegrowaną grafiką oraz 16GB pamięci RAM System operacyjny: Windows 10 Education Menadżer środowisk: Anaconda Navigator Python: 3.9.12 Edytor kodu: Visual Studio Code z dodatkami do edycji plików w formacie Jupyter notebook

3.2 Zbiory danych

Zbiory na których będziemy sprawdzać wpływ przygotowania danych są zbiorami do klasyfikacji. Do eksperymentów wybrano następujące zestawy danych:

3.2.1 League of Legends stats

Zbiór zawierający statystyki postaci z gry League of Legends z dwóch wersji obecnego sezonu (13.1 oraz 13.3)

3.2.2 Australian Rain Forecast

Zbiór zawiera codzienne obserwacje dotyczące pogody z różnych lokalizacji na terenie Australii

3.2.3 Titanic Survival

Jest to zestaw informacji na temat pasażerów Titanica oraz tego, czy udało im się przeżyć, na podstawie czego budujemy model, który próbuje przewidzieć na podstawie informacji które mu przekazemy, czy dana osoba przeżyła katastrofę

Rozdział 4

Wykonane Eksperymenty

Dla każdego z wybranych zbiorów danych przeprowadzono przygotowanie danych według ustalonego scenariusza, a także dodatkowego scenariusza w którym głównym celem było indywidualne podejście do zbioru oraz wyciągnięcie możliwie jak najwięcej informacji z dostępnych danych

4.1 Brak Preprocessingu

Pierwszy scenariusz, który w przyszłości będzie punktem odniesienia polegał na usunięciu rekordów, w których występowały jakiegokolwiek brakujące wartości

```
def no_preprocessing(df,num):  
    df_1 = df.copy()  
    df_1 = remove_missing(df_1)  
    y = df_1['Survived']  
    df_1= drop_columns(df_1,categorical)  
    df_1 = df_1.apply(pd.to_numeric)  
    X = df_1  
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(  
        X, y, test_size=0.1, random_state=42)  
    score("Titanic",  
        num,  
        "No_Preprocessing",  
        X_train,y_train,X_test,y_test)
```

Przykład 4.1: Brak przygotowania danych dla zbioru danych Titanic

4.2 Wypełnienie brakujących wartości średnią

Drugi scenariusz zakładał wypełnienie brakujących wartości średnią za pomocą metod biblioteki pandas fillna() oraz mean()

```
def fill_missing_mean(df, work_columns):
    for col in work_columns:
        df[col] = df[col].fillna(df[col].mean())
    return df
```

Przykład 4.2: Wypełnienie brakujących wartości średnią

4.3 Wypełnienie brakujących wartości minimum

Kolejny scenariusz zakładał wypełnienie brakujących wartości średnią za pomocą metod biblioteki pandas fillna() oraz min()

```
def fill_missing_max(df, work_columns):
    for col in work_columns:
        df[col] = df[col].fillna(df[col].min())
    return df
```

Przykład 4.3: Wypełnienie brakujących wartości minimum

4.4 Wypełnienie brakujących wartości maksimum

Czwarty scenariusz zakładał wypełnienie brakujących wartości średnią za pomocą metod biblioteki pandas fillna() oraz max()

```
def fill_missing_max(df, work_columns):
    for col in work_columns:
        df[col] = df[col].fillna(df[col].max())
    return df
```

Przykład 4.4: Wypełnienie brakujących wartości maksimum

4.5 Wypełnienie brakujących wartości za pomocą regresji liniowej

W tym scenariuszu wykorzystano pozostałe rekordy, aby przy pomocy regresji liniowej wygenerować brakujące wartości

```
def fill_missing_regression(df, numeric):
    for col in numeric:
        df_num = df[numeric]
        test_data = df_num[df_num[col].isnull()]
        df_num = df_num.dropna()
        x_train = df_num.drop(col, axis=1)
        y_train = df_num[col]
        lr = LinearRegression()
```

```

lr.fit(x_train, y_train)
test_col = []
for i in numeric:
    if(i != col):
        test_col.append(i)
x_test = test_data[test_col]
x_test = fill_missing_mean(x_test, test_col)
y_pred = lr.predict(x_test)
test_data[col] = y_pred
for i in test_data.index.values:
    df.at[i, col] = test_data.loc[i][col]
return df

```

Przykład 4.5: Wypełnienie brakujących wartości za pomocą regresji liniowej

4.6 Standaryzacja

Dzięki StandardScaler z biblioteki sklearn dokonano standaryzacji kolumn liczbowych

```

def standardize(df, work_columns):
    standard_scaler = preprocessing.StandardScaler()
    for col in work_columns:
        values = df[col].values
        df_scaled = standard_scaler.fit_transform(
            values.reshape(-1, 1))
        df_scaled = pd.DataFrame(df_scaled)
        df[col] = df_scaled
    return df

```

Przykład 4.6: Standaryzacja kolumn liczbowych

4.7 Standaryzacja oraz skalowanie do przedziału (0,1)

Dzięki StandardScaler z biblioteki sklearn dokonano standaryzacji wraz ze skalowaniem do przedziału (0,1) kolumn liczbowych

```

def normalize(df, work_columns):
    min_max_scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
    for col in work_columns:
        values = df[col].values
        df_scaled = min_max_scaler.fit_transform(values.reshape(-1, 1))
        df_scaled = pd.DataFrame(df_scaled)
        df[col] = df_scaled

```

```
return df
```

Przykład 4.7: Skalowanie do przedziału (0,1)

4.8 Skalowanie do przedziału (0,1) oraz usunięcie wartości odstających

Poza skalowaniem z poprzedniego scenariusza, wykorzystano algorytm LocalOutlierFactor do usunięcia wartości odstających

```
def remove_outliers_lof(df, work_columns):
    df_temp = df
    df_temp = df_temp.loc[:, work_columns]
    clf = LocalOutlierFactor(n_neighbors=2)
    clf.fit(df_temp)
    y_pred_outliers = clf.fit_predict(df_temp)
    df_temp['outlier'] = y_pred_outliers

    df_temp = df_temp.loc[df_temp['outlier'] == 1]
    df_temp.drop('outlier', axis=1, inplace=True)
    df_temp = df_temp.reset_index(drop=True)
    df = df[df.index.isin(df_temp.index)]
    return df
```

Przykład 4.8: Usuwanie wartości odstających

4.9 Kodowanie wartości kategoriycznych

Wykorzystano LabelEncoder z biblioteki sklearn do zakodowania wartości kategoriycznych na liczbowe. W przypadku, kiedy dla danej kolumny brakowało wartości, rekord usuwano

```
def encode_categorical(df, work_columns):
    encoder = LabelEncoder()
    for col in work_columns:
        df[col] = encoder.fit_transform(df[col])
    return df
```

Przykład 4.9: Usuwanie wartości odstających

4.10 Kodowanie wartości kategoriycznych oraz wypełnienie brakujących wartości średnią

Po wykonaniu kodowania z poprzedniego scenariusza, wypełniono brakujące wartości wartością średnią

4.11 Scenariusz indywidualnego podejścia do zbioru danych

4.11.1 League of Legends stats

Dla statystyk z gry League of Legends jedyne co mogło być zrobione poza operacjami z poprzednich scenariuszy było usunięcie kolumny z imieniem postaci, jako że nie wносиła ona konkretnych informacji, a głównie identyfikowała dany rekord

```
def custom_scenario(df,num):
    df_10 = df.copy()
    df_10 = fill_missing_mean(df_10,numeric)
    df_10 = remove_outliers_lof(df_10,numeric)
    df_10 = normalize(df_10,numeric)
    df_10= drop_columns(df_10,['Name'])
    df_10 = encode_categorical(df_10,to_be_encoded)
    y = df_10['Tier']
    df_10 = df_10.apply(pd.to_numeric)
    X = df_10
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X, y, test_size=0.1, random_state=42)
    score(
        "LoL_Stats",
        num,
        "Custom_preprocessing",
        X_train,y_train,X_test,y_test)
```

Przykład 4.10: Indywidualny scenariusz dla zestawu danych LoL Stats

4.11.2 Australian Rain Forecast

Dla Australian Rain Forecast rozbito datę na dzień miesiąca, miesiąc oraz rok, dzięki czemu w teorii możemy zaobserwować trendy dotyczące na przykład poszczególnych miesięcy na przestrzeni wielu lat

```
def custom_scenario(df,num):
    df_10 = df.copy()
    df_10 = fill_missing_mean(df_10,numeric)
    df_10 = remove_outliers_lof(df_10,numeric)
    df_10 = normalize(df_10,numeric)
    # Extract day, month and year from date
    df_10['Year'] = pd.DatetimeIndex(df_10['Date']).year
    df_10['Month'] = pd.DatetimeIndex(df_10['Date']).month
    df_10['Day'] = pd.DatetimeIndex(df_10['Date']).day
    df_10= drop_columns(df_10,['Date'])
    to_be_encoded = [
```

```

        'Location',
        'WindGustDir',
        'WindDir9am',
        'WindDir3pm',
        'RainToday',
        'Day',
        'Month',
        'Year']
df_10 = encode_categorical(df_10,to_be_encoded)
y = df_10['RainTomorrow']
df_10 = df_10.apply(pd.to_numeric)
X = df_10
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.1, random_state=42)
score(
    "Aus_weather",num,"Custom_preprocessing",
    X_train,y_train,X_test,y_test)

```

Przykład 4.11: Indywidualny scenariusz dla zestawu danych Aus Weather

4.11.3 Titanic Survival

Dla zestawu danych Titanic wyciągnięto informację o tytule, jakim posługiwał się dany pasażer, dzięki czemu uzyskaliśmy informację o grupie społecznej, do której należeli pasażerowie. Dokonano również zmiany informacji o kabinie, którą zajmował pasażer, znacznie cenniejszą informacją od konkretnej kabiny jest sektor, w którym ona się znajdowała, informacja ta została uzyskana poprzez ograniczenie kodu kabiny jedynie do pierwszego znaku, który określa sektor

```

def custom_scenario(df,num):
    df_10 = df.copy()
    df_10['Title'] = df_10['Name'].str.extract(
        '([A-Za-z]+)\.', expand=False)
    df_10['Title'] = df_10['Title'].fillna(
        df_10['Title'].mode().iloc[0])
    df_10['Title'] = df_10['Title'].replace([
        'Lady', 'Countess', 'Capt', 'Col', 'Don', 'Dr', \
        'Major', 'Rev', 'Sir', 'Jonkheer', 'Dona'], 'Rare')
    df_10['Title'] = df_10['Title'].replace('Mlle', 'Miss')
    df_10['Title'] = df_10['Title'].replace('Ms', 'Miss')
    df_10['Title'] = df_10['Title'].replace('Mme', 'Mrs')
    df_10 = df_10.drop(['Name', 'Ticket', 'PassengerId'], axis=1)
    df_10['Cabin'] = df_10['Cabin'].fillna('000')
    df_10['Cabin'] = df_10['Cabin'].str[:1]
    df_10 = fill_missing_mean(df_10,numeric)

```

4.11. SCENARIUSZ INDYWIDUALNEGO PODEJŚCIA DO ZBIORU DANYCH15

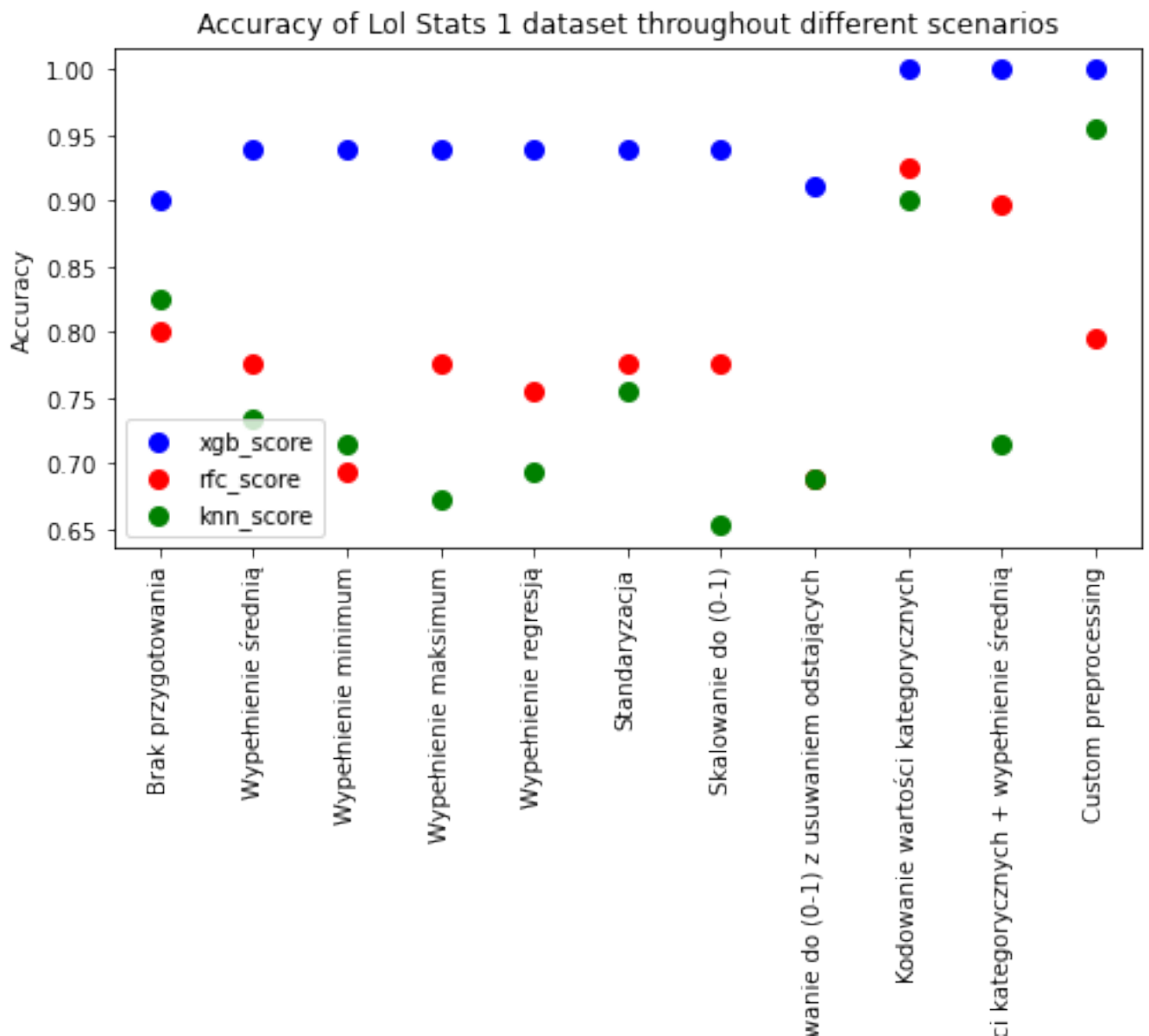
```
df_10 = df_10.fillna(df_10.mode().iloc[0])
to_be_encoded = ["Sex","Embarked","Cabin","Title"]
df_10 = encode_categorical(df_10,to_be_encoded)
y = df_10['Survived']
df_10 = df_10.apply(pd.to_numeric)
X = df_10
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    X, y, test_size=0.1, random_state=42)
score(
    "Titanic",num,"Custom_preprocessing",
    X_train,y_train,X_test,y_test)
```

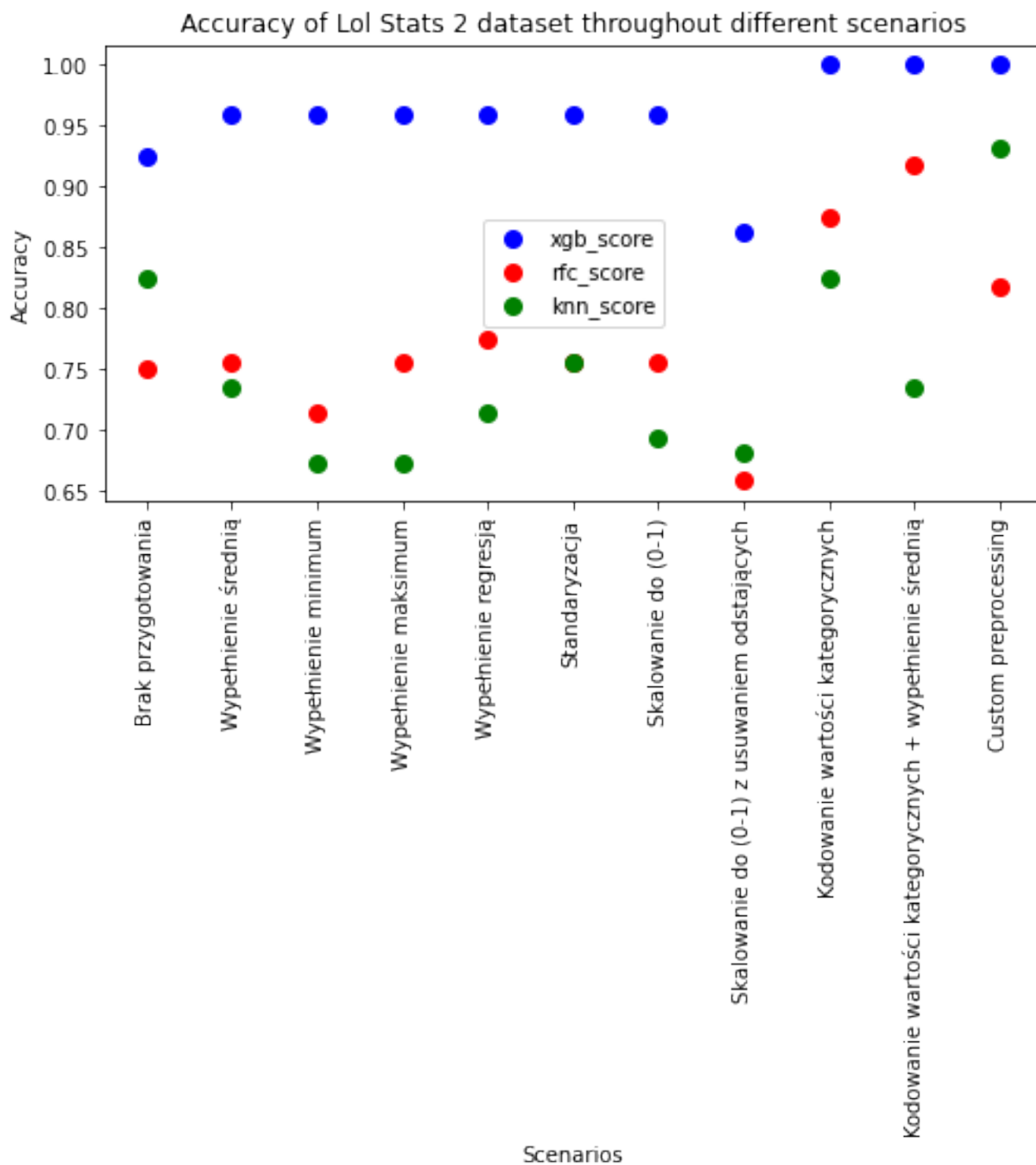
Przykład 4.12: Usuwanie wartości odstających

Rozdział 5

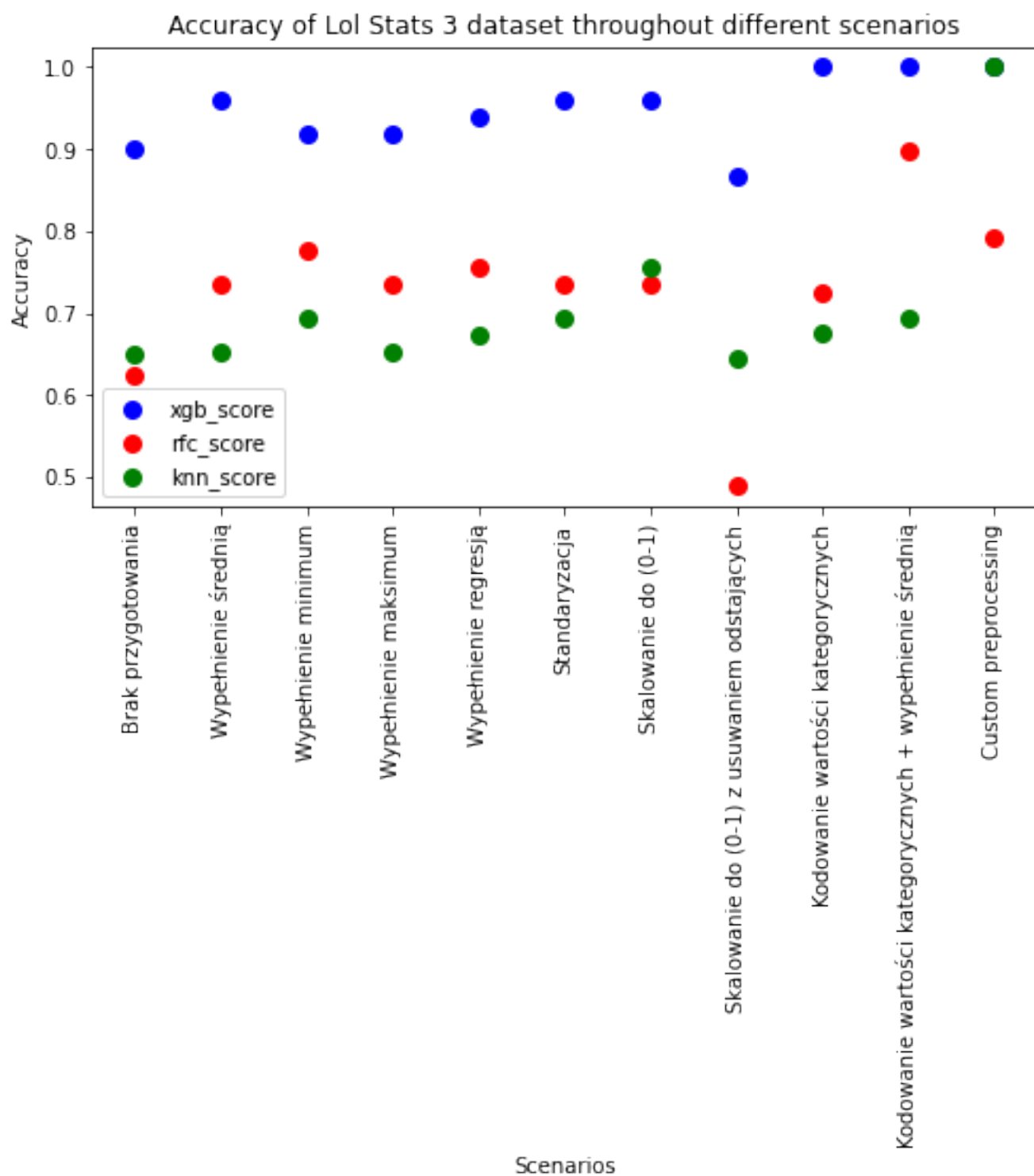
Wyniki Eksperymentów

5.1 League of Legends stats



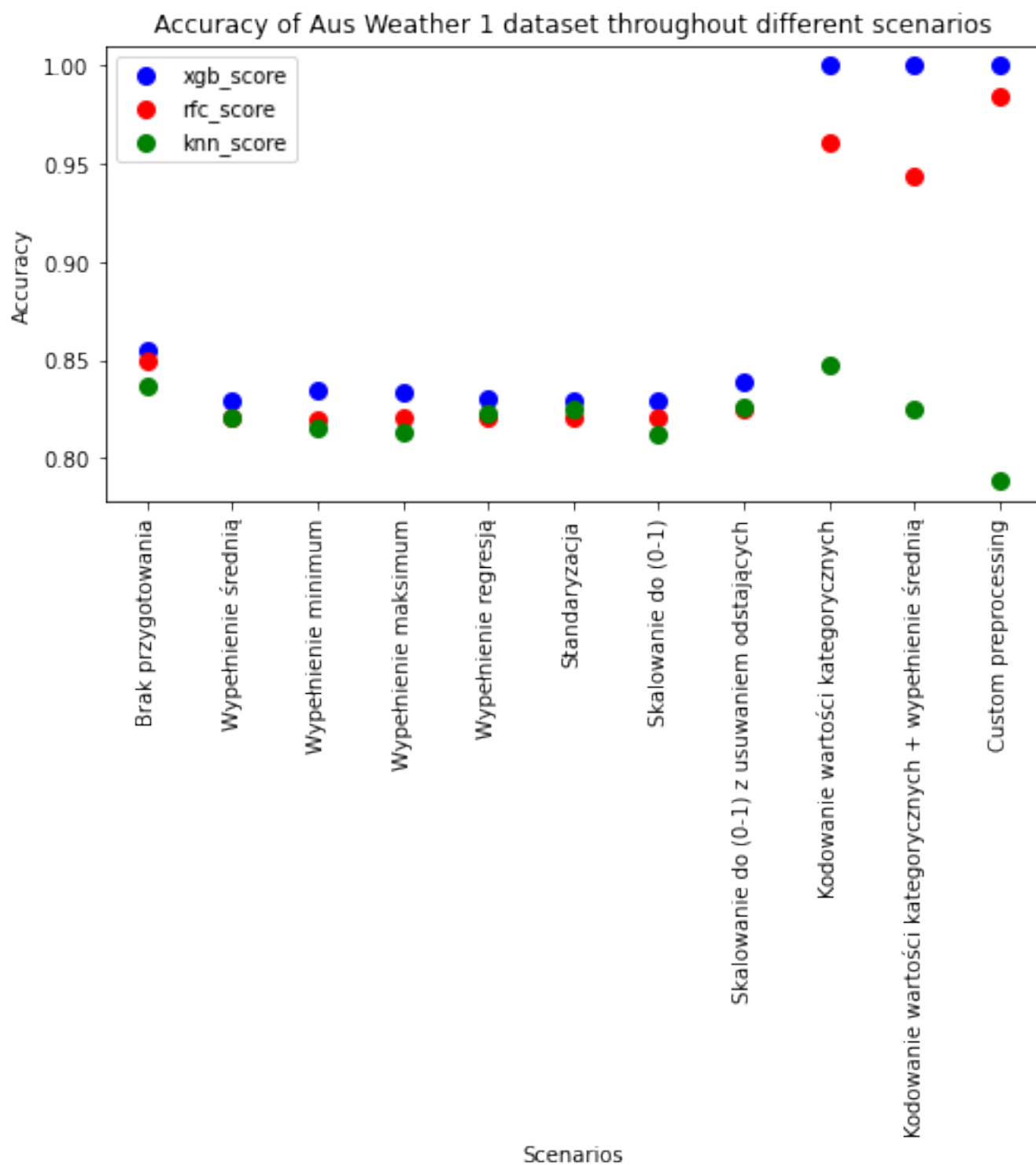


Rysunek 5.2: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

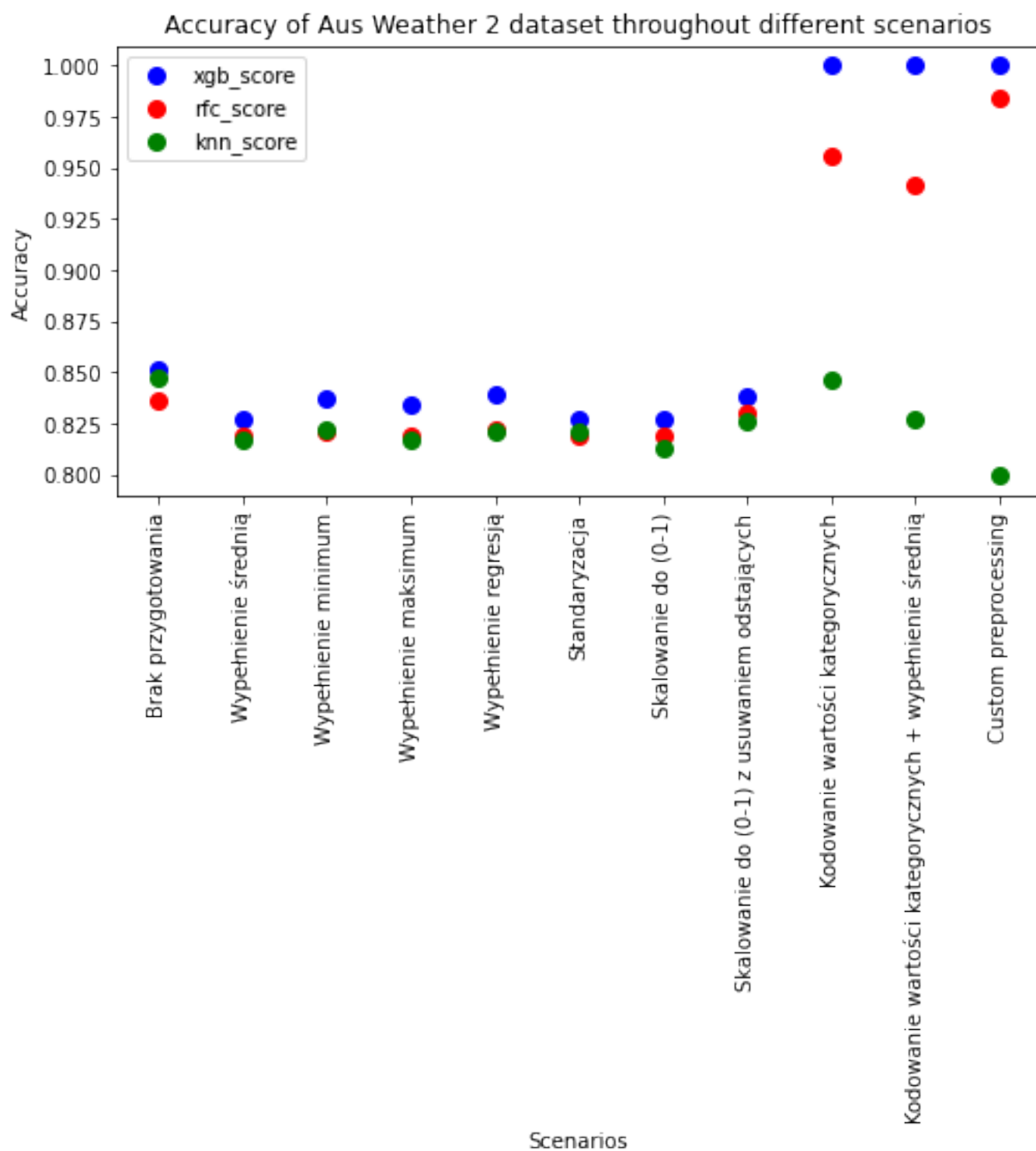


Rysunek 5.3: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

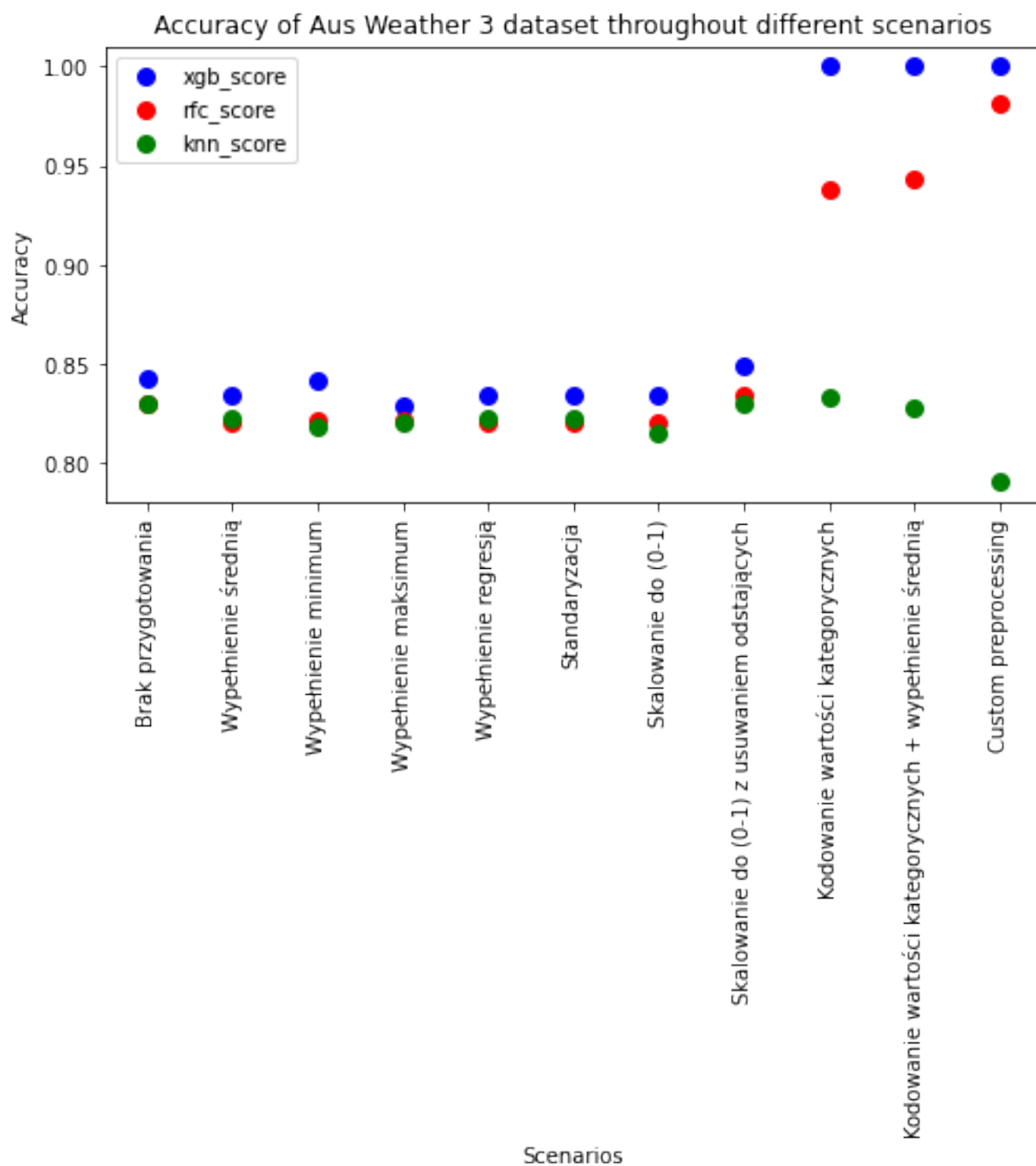
5.2 Australian Rain Forecast



Rysunek 5.4: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

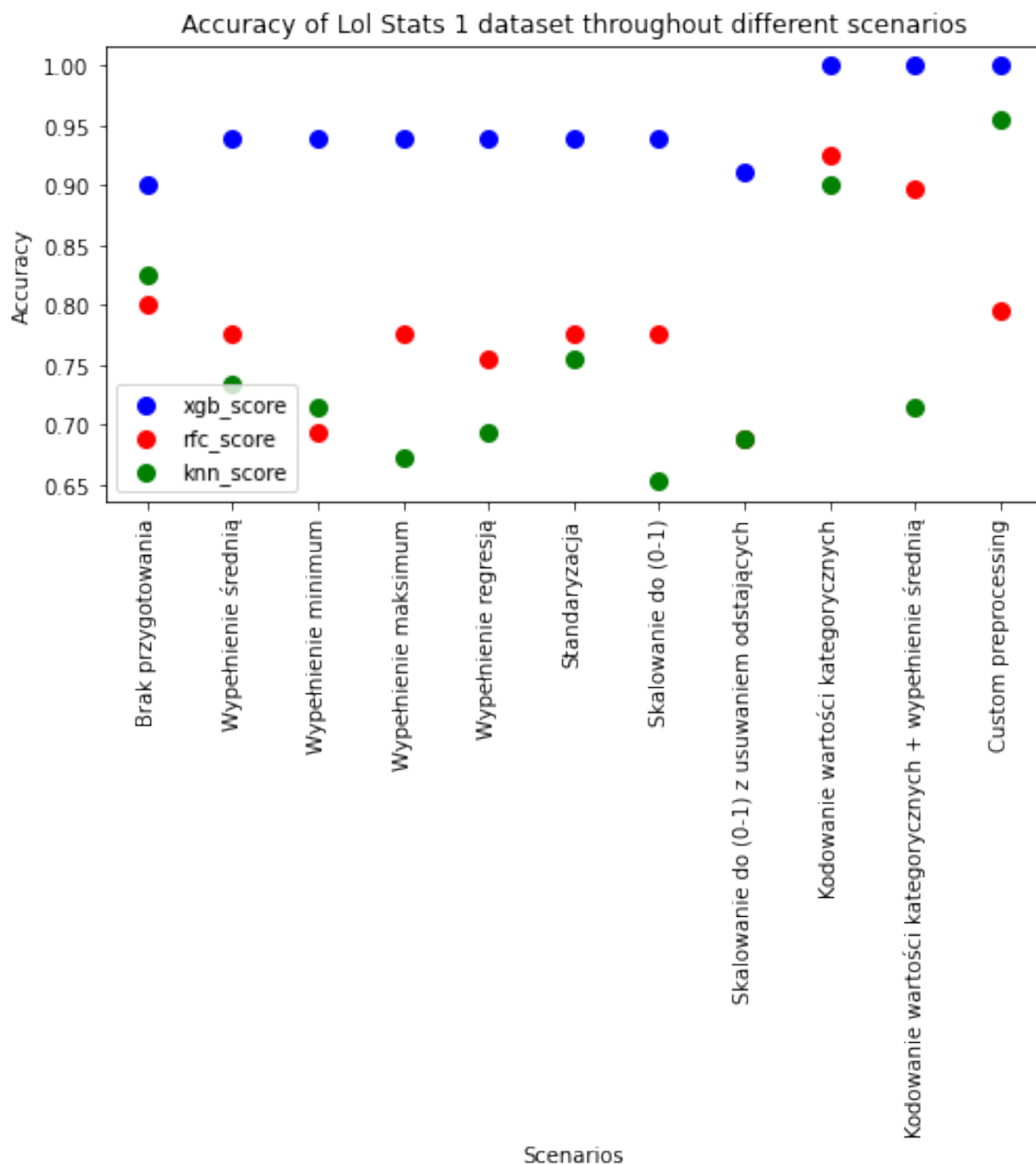


Rysunek 5.5: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

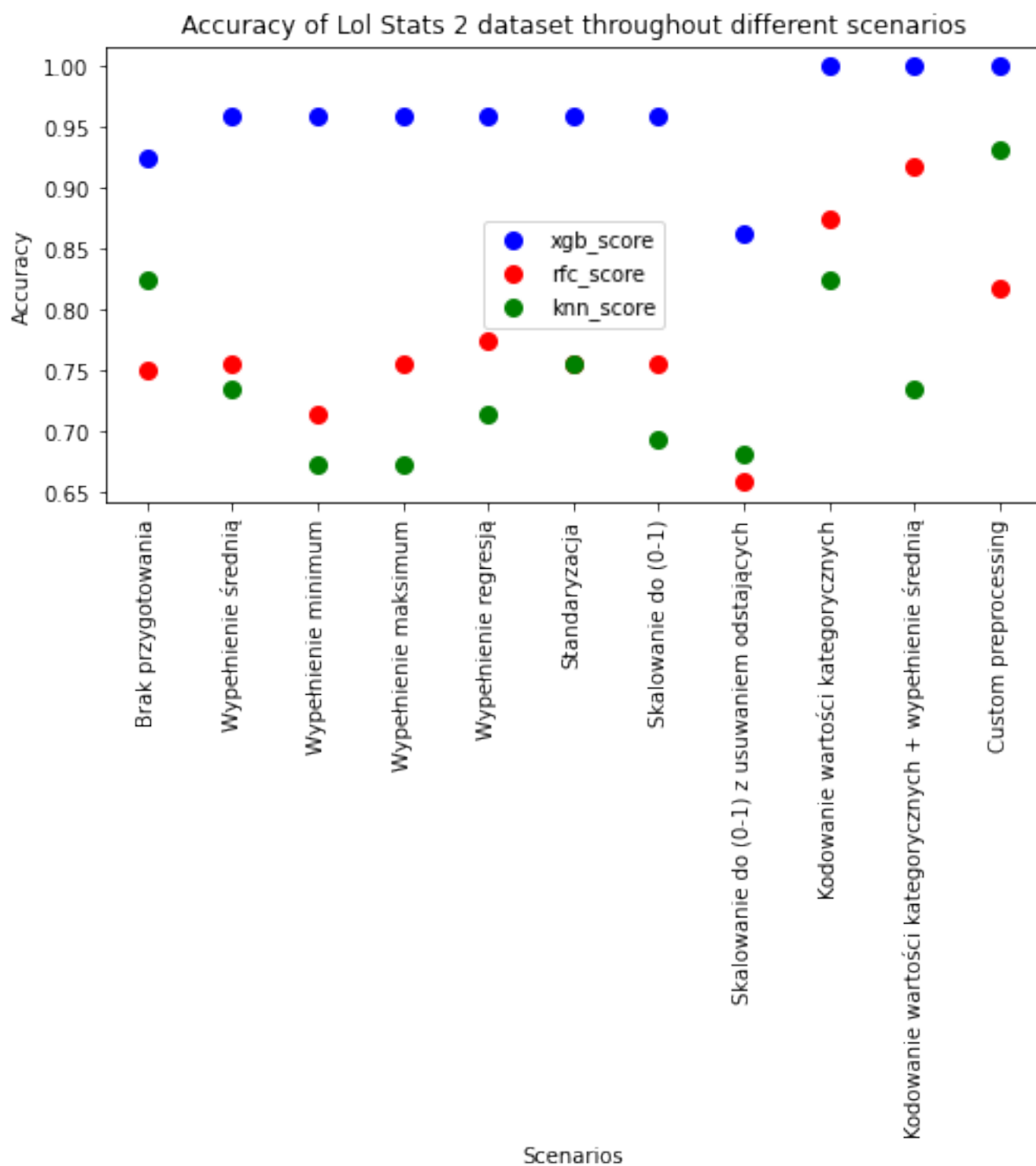


Rysunek 5.6: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

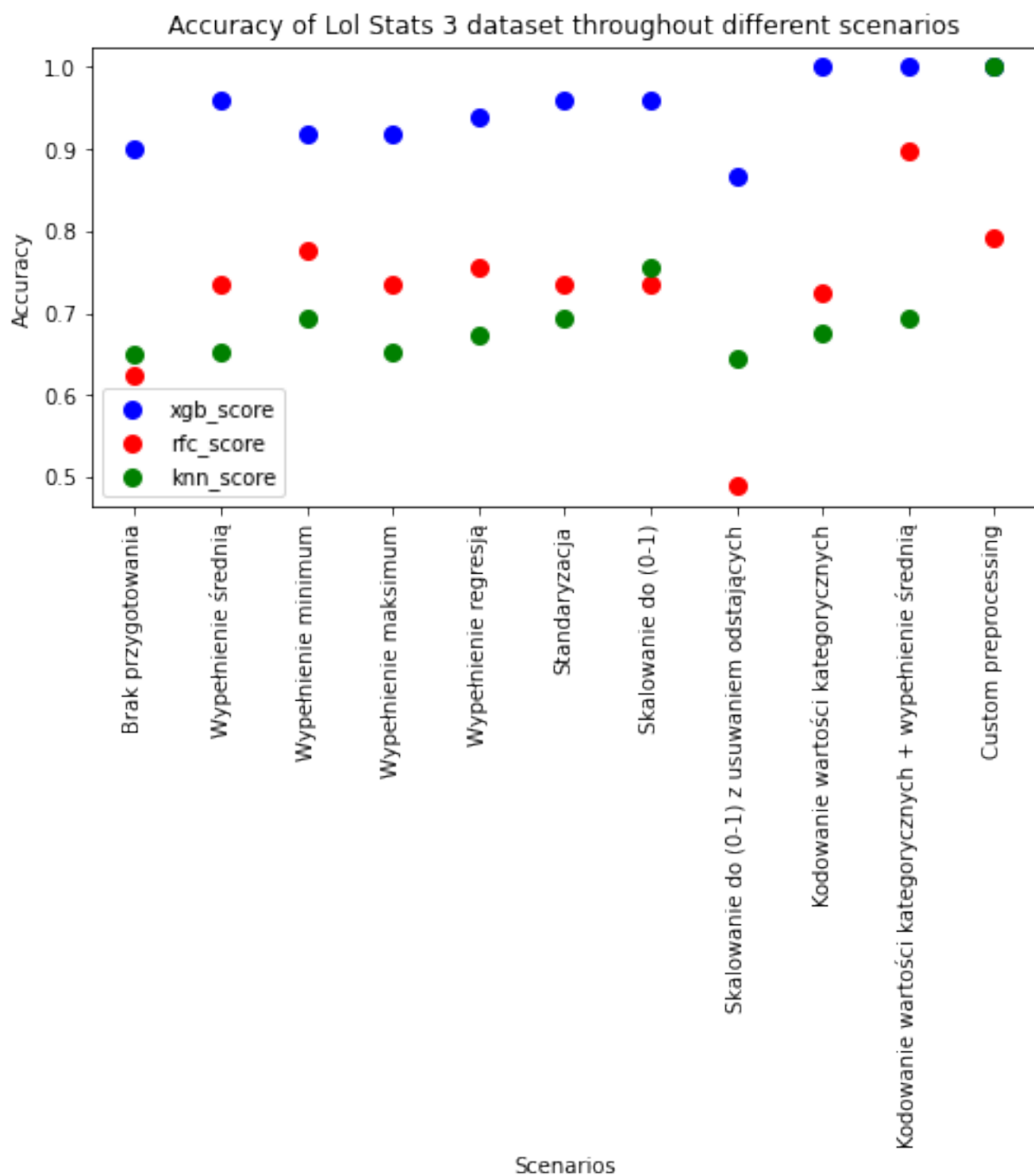
5.3 Titanic Survival



Rysunek 5.7: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

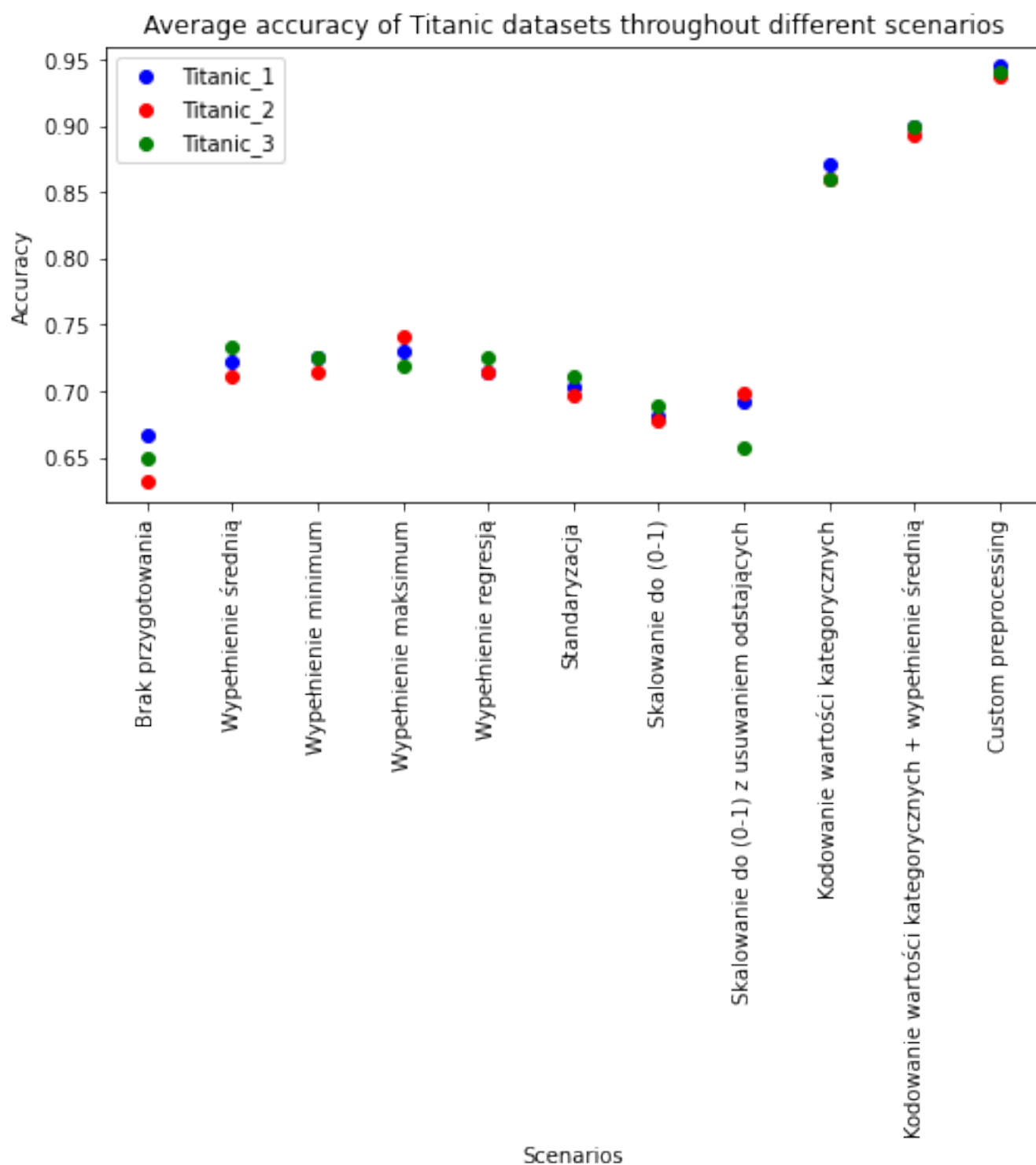


Rysunek 5.8: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

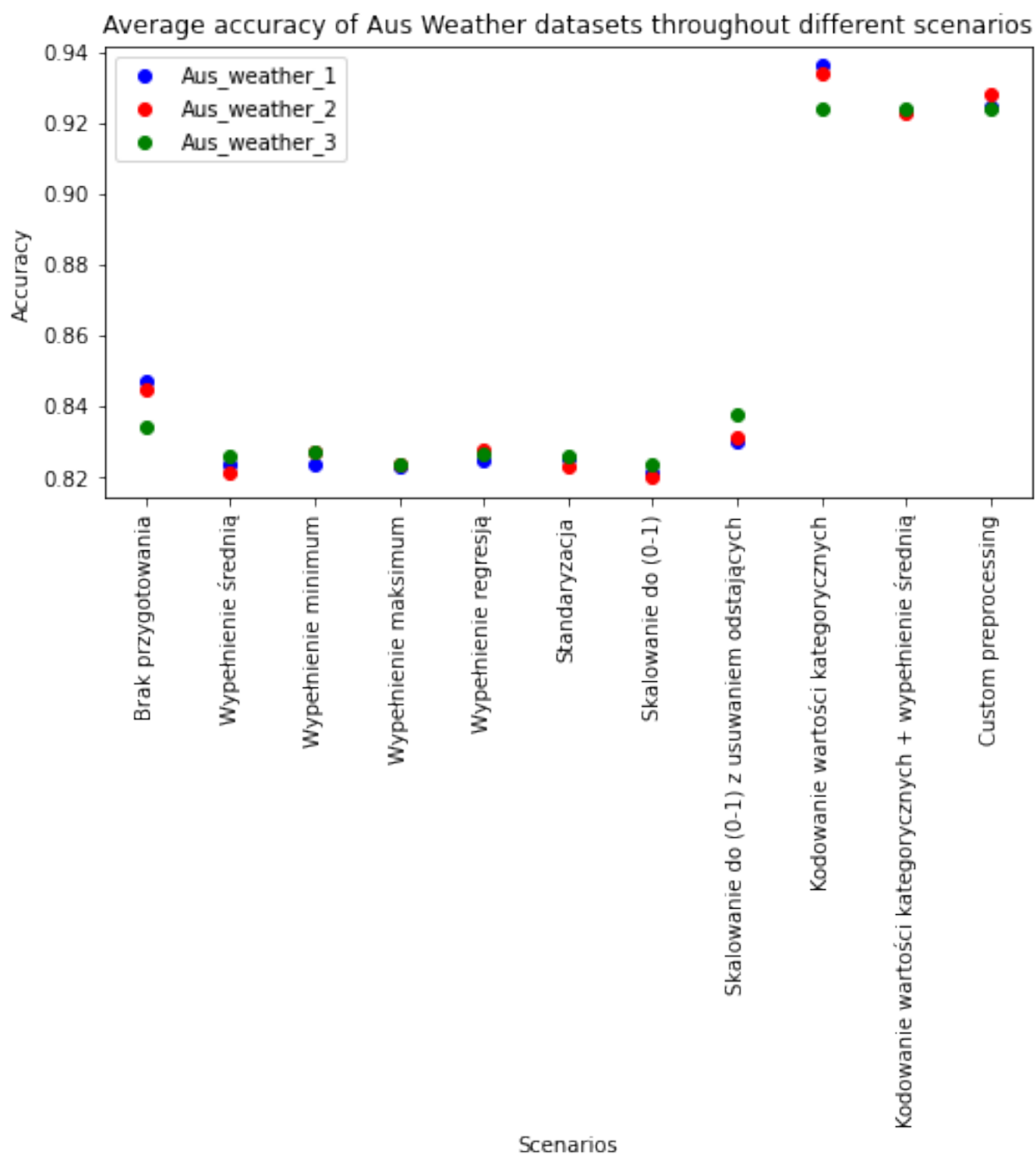


Rysunek 5.9: Trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

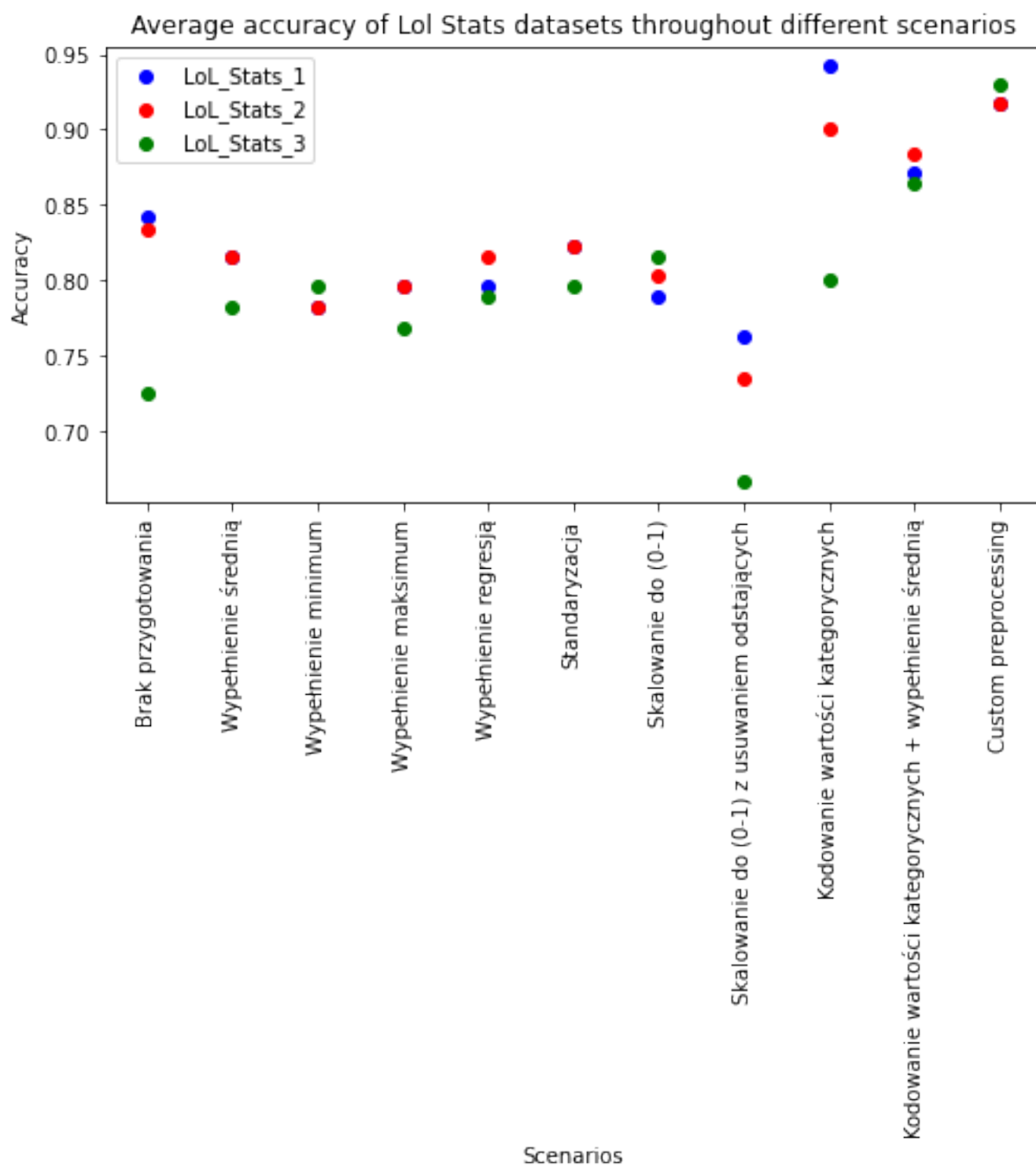
5.4 Średnie wyniki



Rysunek 5.10: Średnia trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza



Rysunek 5.11: Średnia trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza



Rysunek 5.12: Średnia trafność klasyfikatorów po przygotowaniu danych według danego scenariusza

Rozdział 6

Podsumowanie

Z przeprowadzonych eksperymentów wynika, że odpowiednie przygotowanie danych zwiększa trafność klasyfikatorów. Należy jednak zwrócić uwagę, że nie wszystkie scenariusze skutkowały jednoznaczną poprawą rezultatów. Na szczególne wyróżnienie zasługuje kodowanie wartości kategoriycznych na liczbowe, gdyż w każdym przypadku zastosowanie tej metody znacznie zwiększyło trafność klasyfikacji.