# Raport

# Skuteczność Modeli Drzewa Decyzyjnego (DT)

# **Znalezione przez Grid Search Parametry DT:**

o max\_depth: 30

min\_samples\_leaf: 4min\_samples\_split: 2

# • DT Oryginalne:

Accuracy: 75.2%F1 Score: 0.411ROC AUC: 0.622

#### • DT po RUS:

Accuracy: 64.2%F1 Score: 0.426ROC AUC: 0.625

# • DT po Over-Sampling:

Accuracy: 72.8%F1 Score: 0.415ROC AUC: 0.622

#### • DT po SMOTE:

Accuracy: 72.0%F1 Score: 0.414ROC AUC: 0.621

# Skuteczność Modeli Lasu Losowego (RF)

#### **Znalezione przez Grid Search Parametry RF:**

max\_depth: None
min\_samples\_leaf: 4
min\_samples\_split: 100
n\_estimators: 300

### • RF Oryginalne:

Accuracy: 82.1%F1 Score: 0.480ROC AUC: 0.660

#### • RF po RUS:

Accuracy: 75.5%F1 Score: 0.539ROC AUC: 0.713

# • RF po Over-Sampling:

Accuracy: 80.5%F1 Score: 0.538ROC AUC: 0.699

# • RF po SMOTE:

Accuracy: 79.9%F1 Score: 0.531ROC AUC: 0.696

#### Wnioski:

### Las Losowy (RF) vs Drzewo Decyzyjne (DT):

 Modele RF generalnie wykazują lepszą skuteczność niż DT, szczególnie pod względem Accuracy i F1 Score.

#### **Wpływ Balansowania Danych:**

- DT: Zastosowanie metod zbalansowania danych przynosi różne efekty.
   Wzrost skuteczności nie jest znaczący, choć Over-Sampling i SMOTE oferują lepsze wyniki niż RUS pod względem Accuracy.
- RF: Metody balansowania danych znacznie poprawiają wyniki dla modeli RF, zwłaszcza RUS i SMOTE, które zwiększają wartości F1 Score i ROC AUC, sugerując lepsze radzenie sobie z niezbalansowanymi danymi.

#### Podsumowanie:

- Modele RF generalnie przewyższają DT we wszystkich zastosowaniach, z wyjątkową poprawą w przypadku metod balansowania danych.
- W przypadku DT, wybór metody balansowania danych powinien być starannie rozważony, ponieważ różnice w skuteczności są mniej znaczące niż w przypadku RF.