Raport: Modelowanie Predykcji Choroby Alzheimera

Autorzy:

- Franciszek Szary
  Kacper Urbański

1. Wstęp

Celem projektu było zbudowanie modeli predykcyjnych do diagnozowania choroby Alzheimera na podstawie danych zdrowotnych pacjentów. Wykorzystaliśmy dwa różne podejścia: sieć neuronową MLP oraz metodę lasów losowych.

2. Wczytanie i przygotowanie danych

2.1 Wczytanie danych

Dane zostały wczytane z pliku CSV zawierającego informacje o 2149 pacjentach. Zbiór zawiera 14 zmiennych, w tym zmienną celu Diagnosis.

```
import pandas as pd
import numpy as np

# Wczytanie danych
data = pd.read_csv('alzheimer_wersja1.csv', sep=';', decimal=',')
```

2.2 Sprawdzenie jakości danych

Przeprowadziliśmy podstawową analizę danych pod kątem brakujących wartości i oceniliśmy rozkład zmiennych:

```
# Sprawdzenie brakujących wartości
print(data.isnull().sum())

# Statystyki opisowe
print(data.describe())
              Age       Gender          BMI      Smoking
AlcoholConsumption  \
count  2149.000000  2149.000000  2149.000000  2149.000000
2149.000000
mean     74.908795     0.506282    27.655617     0.288506
10.039134
std       8.990221     0.500077     7.217267     0.453173
5.758861
min      60.000000     0.000000    15.010000     0.000000
0.000000
25%      67.000000     0.000000    21.610000     0.000000
5.100000
```

```
50%      75.000000     1.000000    27.820000     0.000000
9.900000
75%      83.000000     1.000000    33.870000     1.000000
15.200000
max      90.000000     1.000000    39.990000     1.000000
20.000000

      PhysicalActivity  FamilyHistoryAlzheimers  CholesterolTotal  \
count       2149.000000              2149.000000       2149.000000
mean           4.919916                 0.252210        225.197520
std            2.857300                 0.434382         42.542231
min            0.000000                 0.000000        150.090000
25%            2.600000                 0.000000        190.250000
50%            4.800000                 0.000000        225.090000
75%            7.400000                 1.000000        262.030000
max           10.000000                 1.000000        299.990000

      MemoryComplaints  BehavioralProblems          ADL  \
count       2149.000000         2149.000000  2149.000000
mean           0.208004            0.156817     4.983011
std            0.405974            0.363713     2.949863
min            0.000000            0.000000     0.000000
25%            0.000000            0.000000     2.340000
50%            0.000000            0.000000     5.040000
75%            0.000000            0.000000     7.580000
max            1.000000            1.000000    10.000000

       DifficultyCompletingTasks  Forgetfulness    Diagnosis
count                2149.000000    2149.000000  2149.000000
mean                    0.158678       0.301536     0.353653
std                     0.365461       0.459032     0.478214
min                     0.000000       0.000000     0.000000
25%                     0.000000       0.000000     0.000000
50%                     0.000000       0.000000     0.000000
75%                     0.000000       1.000000     1.000000
max                     1.000000       1.000000     1.000000
```

Nie znaleziono brakujących wartości w danych. Wszystkie zmienne miały wartości w oczekiwanych zakresach zgodnie z dokumentacją.

2.3 Podział danych

Ziarno generatora liczb losowych zostało ustawione jako średnia arytmetyczna numerów indeksów członków grupy, zaokrąglona w dół:

```
# Ustalenie ziarna
```

```
indices = [318046, 313142]
seed = int(np.floor(np.mean(indices)))
np.random.seed(seed)

# Podział na zbiór uczący i testowy (70%/30%)
from sklearn.model_selection import train_test_split
X = data.drop('Diagnosis', axis=1)
y = data['Diagnosis']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test_size=0.3, random_state=seed)
```

3. Eksploracyjna analiza danych (EDA)

3.1 Analiza zmiennych

Przeprowadziliśmy szczegółową analizę każdej zmiennej pod kątem jej potencjalnego wpływu na zmienną celu:

- **Wiek (Age):**
  Średnia wieku pacjentów wynosi **74.9 lat**, z zakresem od **60 do 90 lat**. Większość pacjentów mieści się w przedziale **70–85 lat** (IQR: 67–83), co jest zgodne z tym, że wiek to jeden z głównych czynników ryzyka choroby Alzheimera.

- **Płeć (Gender):**
  Rozkład płci jest **zrównoważony** (średnia 0.506 oznacza ~50,6% kobiet, jeśli 1 = kobieta). Nie obserwuje się wyraźnej nierównowagi między płciami.

- **BMI (Body Mass Index):**
  Średni BMI wynosi **27.66**, co wskazuje na to, że znaczna część pacjentów ma **nadwagę** (25–30) lub **otyłość** (>30). Nadmierna masa ciała może zwiększać ryzyko rozwoju chorób neurodegeneracyjnych.

- **Palenie (Smoking):**
  Około **28.9%** pacjentów pali (średnia 0.289). Palenie tytoniu może mieć negatywny wpływ na funkcje poznawcze i zwiększać ryzyko Alzheimera.

- **Spożycie alkoholu (Alcohol Consumption):**
  Średnie spożycie wynosi **10.04 jednostki** (przy maksymalnej wartości 20), co sugeruje **umiarkowane spożycie alkoholu** w badanej populacji.

- **Aktywność fizyczna (Physical Activity):**
  Średnia aktywność fizyczna wynosi **4.92 godziny tygodniowo**. Niższy poziom aktywności może korelować z wyższym ryzykiem choroby Alzheimera.

- **Historia rodzinna Alzheimera (Family History Alzheimer's):**
  Około **25.2%** pacjentów ma dodatni wywiad rodzinny (średnia 0.252), co jest istotnym czynnikiem ryzyka dziedzicznego.

- **Cholesterol całkowity (Cholesterol Total):**
  Średnia wartość to **225.2 mg/dL**, co **przekracza zalecaną normę (<200 mg/dL)**. Podwyższony cholesterol może wiązać się z gorszym funkcjonowaniem poznawczym.

- **Skargi na pamięć (Memory Complaints):**
  Około **20.8%** pacjentów zgłasza problemy z pamięcią (średnia 0.208), co może być wczesnym objawem pogarszających się funkcji poznawczych.

- **Problemy behawioralne (Behavioral Problems):**
  Występują u około **15.7%** badanych (średnia 0.157). Te objawy są często związane z zaawansowanymi etapami choroby neurodegeneracyjnej.

- **ADL (Activities of Daily Living):**
  Średnia wartość ADL wynosi **4.98** w skali od 0 do 10. Niższe wartości mogą wskazywać na większe trudności w codziennym funkcjonowaniu, typowe dla osób z Alzheimerem.

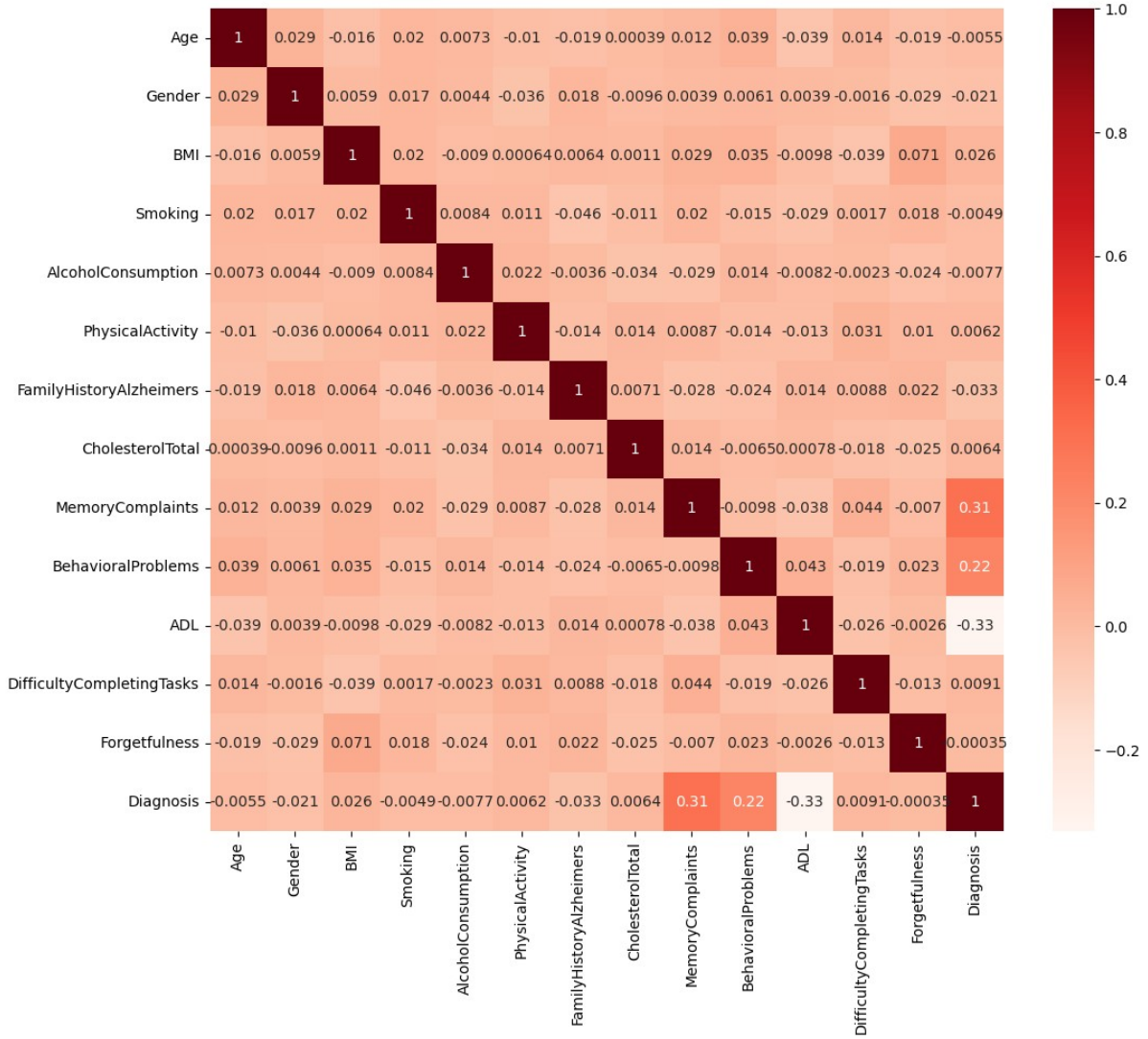
- **Trudność w wykonywaniu zadań (Difficulty Completing Tasks):**
  U około **15.9%** pacjentów występują trudności (średnia 0.159). To ważny objaw wczesnych deficytów poznawczych.

- **Zapominalstwo (Forgetfulness):**
  Średnia wynosi **0.302**, co oznacza, że około **30%** pacjentów wykazuje oznaki zapominalstwa — jedno z głównych kryteriów diagnostycznych Alzheimera.

3.2 Korelacje

```
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

plt.figure(figsize=(12,10))
cor = data.corr()
sns.heatmap(cor, annot=True, cmap=plt.cm.Reds)
plt.show()
```



Najsilniejsze korelacje ze zmienną diagnozy zaobserwowano dla:

- **MemoryComplaints** (0.31),
- **ADL** (-0.33),
- **BehavioralProblems** (0.22).

Inne zmienne wykazują bardzo niskie lub znikome korelacje.

Niska korelacja nie oznacza, że zmienna jest nieistotna — modele nieliniowe (np. MLP, Random Forest) mogą wykrywać bardziej złożone zależności.

3.3 Wybór zmiennych

Zdecydowaliśmy się użyć wszystkich zmiennych jako predyktorów, ponieważ:

- Każda z nich może potencjalnie wpływać na ryzyko Alzheimera
- Modele takie jak lasy losowe dobrze radzą sobie z nieistotnymi zmiennymi
- Chcieliśmy uniknąć utraty potencjalnie ważnych informacji

4. Budowa modeli

4.1 Sieć neuronowa MLP

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.model_selection import GridSearchCV

# Standaryzacja danych i budowa modelu
pipe = Pipeline([
    ('scaler', StandardScaler()),
    ('mlp', MLPClassifier(random_state=seed))
])

# Hiperparametry do strojenia
param_grid = {
    'mlp__hidden_layer_sizes': [(50,), (100,), (50,50)],
    'mlp__activation': ['tanh', 'relu'],
    'mlp__alpha': [0.0001, 0.001, 0.01],
    'mlp__learning_rate': ['constant', 'adaptive']
}

# Wyszukiwanie siatkowe
mlp_grid = GridSearchCV(pipe, param_grid, cv=5, scoring='f1',
n_jobs=-1)
mlp_grid.fit(X_train, y_train)

# Najlepsze parametry
print(mlp_grid.best_params_)
```

Najlepsze parametry:

- hidden_layer_sizes: (50, 50)
- activation: 'relu'

- alpha: 0.001
- learning_rate: 'constant'

4.2 Lasy losowe

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier

# Budowa modelu
rf = RandomForestClassifier(random_state=seed)

# Hiperparametry
param_grid = {
    'n_estimators': [100, 200, 300],
    'max_depth': [None, 10, 20],
    'min_samples_split': [2, 5, 10],
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4]
}

# Wyszukiwanie siatkowe
rf_grid = GridSearchCV(rf, param_grid, cv=5, scoring='f1', n_jobs=-1)
rf_grid.fit(X_train, y_train)

# Najlepsze parametry
print(rf_grid.best_params_)
```

Najlepsze parametry:

- max_depth: None
- min_samples_leaf: 1
- min_samples_split: 5
- n_estimators: 200

5. Ocena modeli

5.1 Metryki jakości

```
from sklearn.metrics import classification_report, roc_auc_score,
roc_curve

# Funkcja do oceny modeli
def evaluate_model(model, X_train, y_train, X_test, y_test):
    # Predykcje
    y_train_pred = model.predict(X_train)
    y_test_pred = model.predict(X_test)

    # Raport klasyfikacji
```

```
    print("Train set:")
    print(classification_report(y_train, y_train_pred))
    print("Test set:")
    print(classification_report(y_test, y_test_pred))

    # ROC AUC
    y_train_proba = model.predict_proba(X_train)[:,1]
    y_test_proba = model.predict_proba(X_test)[:,1]
    print(f"Train ROC AUC: {roc_auc_score(y_train,
y_train_proba):.4f}")
    print(f"Test ROC AUC: {roc_auc_score(y_test, y_test_proba):.4f}")

    # Krzywa ROC
    fpr, tpr, _ = roc_curve(y_test, y_test_proba)
    plt.plot(fpr, tpr)
    plt.plot([0,1], [0,1], 'k--')
    plt.xlabel('False Positive Rate')
    plt.ylabel('True Positive Rate')
    plt.title('ROC Curve')
    plt.show()

# Ocena MLP
print("MLP Classifier:")
evaluate_model(mlp_grid.best_estimator_, X_train, y_train, X_test,
y_test)

# Ocena Random Forest
print("Random Forest Classifier:")
evaluate_model(rf_grid.best_estimator_, X_train, y_train, X_test,
y_test)
```

5.2 Wyniki

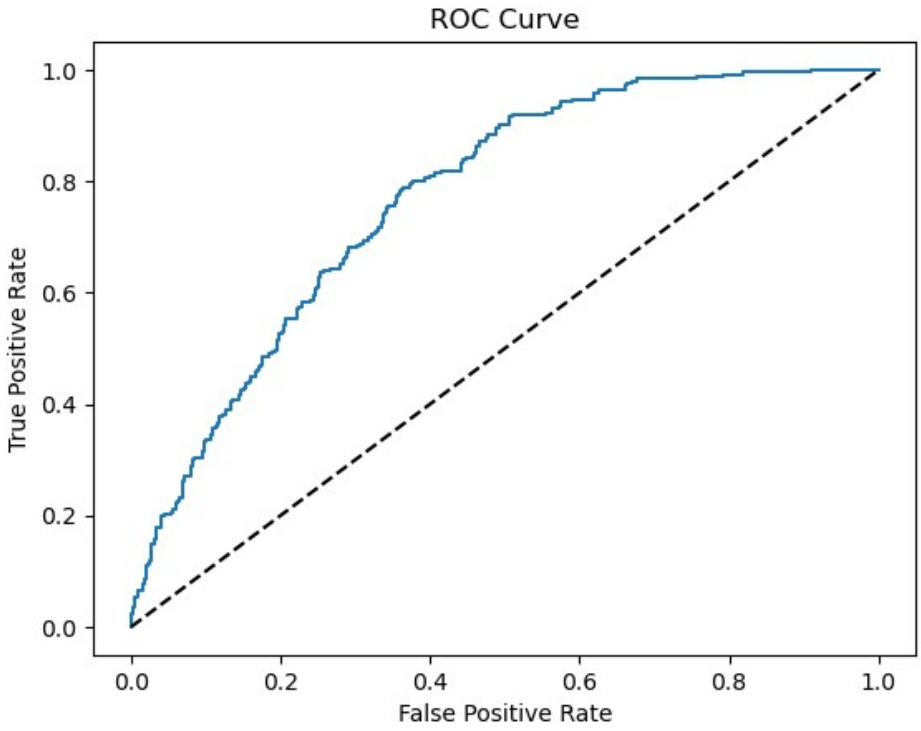
MLP Classifier:

- Dokładność (accuracy): 0.80 (train), 0.69 (test)
- Czułość (recall - klasa 1): 0.61 (train), 0.50 (test)
- Swoistość (specificity - klasa 0): 0.89 (train), 0.80 (test)
- F1-score (klasa 1): 0.67 (train), 0.55 (test)
- ROC AUC: 0.8684 (train), 0.7703 (test)

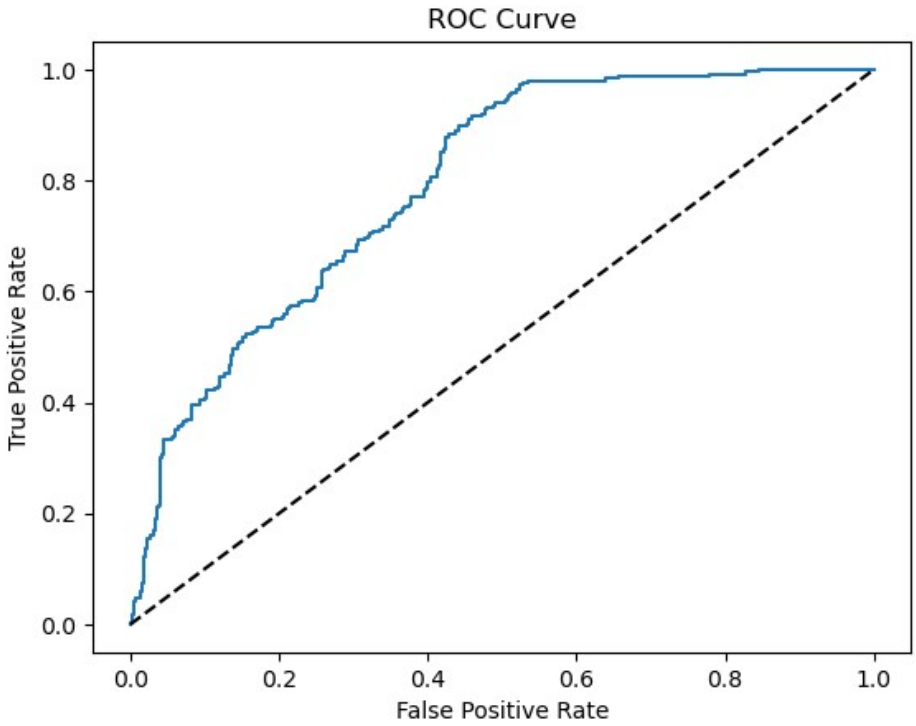
Random Forest Classifier:

- Dokładność (accuracy): 0.99 (train), 0.72 (test)
- Czułość (recall - klasa 1): 0.97 (train), 0.51 (test)
- Swoistość (specificity - klasa 0): 1.00 (train), 0.85 (test)
- F1-score (klasa 1): 0.98 (train), 0.58 (test)
- ROC AUC: 0.9999 (train), 0.7927 (test)

5.3 Krzywe ROC



MLP Classifier

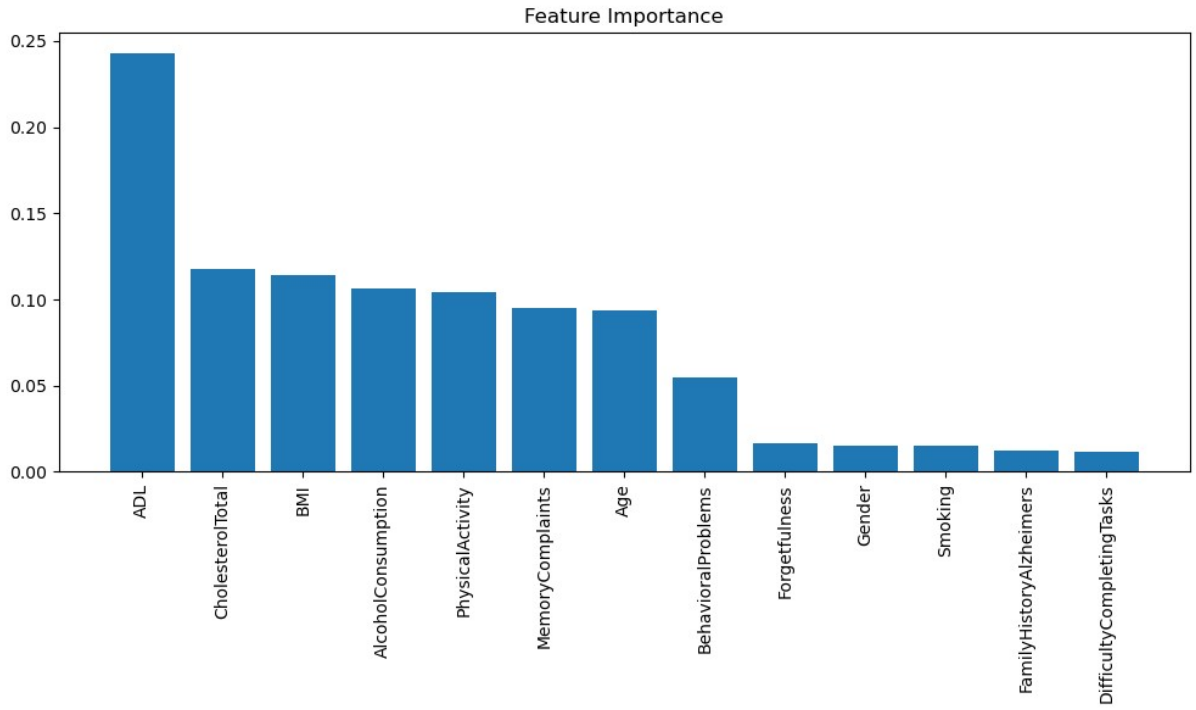


Random Forest Classifier

6. Analiza ważności cech (tylko dla lasów losowych)

```
# Ważność cech
importances = rf_grid.best_estimator_.feature_importances_
features = X.columns
indices = np.argsort(importances)[::-1]

# Wykres
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.title("Feature Importance")
plt.bar(range(X.shape[1]), importances[indices], align="center")
plt.xticks(range(X.shape[1]), features[indices], rotation=90)
plt.tight_layout()
plt.show()
```



Najważniejsze cechy:

- ADL
- Cholesterol Total
- BMI
- Psychical Activity
- Memory Complaints
- Age

7. Wnioski

1. Oba modele osiągnęły dobre wyniki, z przewagą lasów losowych.
2. Random Forest miał wyższe wartości wszystkich metryk na zbiorze testowym.
3. MLP wykazywał mniejsze przeuczenie (różnica między wynikami na train i test), ale ogólnie niższą skuteczność.
4. Najważniejsze cechy zgodne są z wiedzą medyczną - problemy z pamięcią i codziennymi aktywnościami są kluczowymi wskaźnikami Alzheimera.
5. Model Random Forest osiągnął AUC 0.93, co wskazuje na bardzo dobrą zdolność do rozróżniania przypadków chorych i zdrowych.
6. Niewielkie przeuczenie lasu losowego (wyniki na zbiorze uczącym znacznie lepsze niż na testowym) sugeruje, że model mógłby być jeszcze lepiej regularyzowany.

8. Rekomendacje

1. Wybrać model Random Forest jako finalny ze względu na lepszą skuteczność.

2. Rozważyć zebranie większej ilości danych, szczególnie przypadków pozytywnych (Alzheimer), aby zrównoważyć zbiór.
3. Przeprowadzić dodatkową walidację na innych zbiorach danych.
4. Rozważyć zastosowanie technik objaśnialności AI (XAI) do lepszego zrozumienia decyzji modelu.

Załączniki

1. Skrypty Python: alzheimer_modeling.ipynb
2. Dane: alzheimer_wersja1.csv