Fundusze Europejskie Wiedza Edukacja Rozwój
Rzeczpospolita Polska
AGH
Unia Europejska Europejski Fundusz Społeczny

Zintegrowany Program Rozwoju
Akademii Górniczo-Hutniczej w Krakowie
Nr umowy: **POWR.03.05.00-00-Z307/17**

Instrukcja do ćwiczeń laboratoryjnych

Nazwa przedmiotu	Eksploracja danych
Numer ćwiczenia	2
Temat ćwiczenia	Klasyfikacja - drzewa decyzyjne, kNN

Poziom studiów	II stopień
Kierunek	Data Science
Forma studiów	Stacjonarne
Semestr	1

Wojciech Czech

Wydział Informatyki, Elektroniki i Telekomunikacji
Kraków, 2023

1. Cel ćwiczenia

— Praktyczne zapoznanie się z klasyfikacją za pomocą drzew decyzyjnych oraz klasyfikatorem k-NN
— Przyswojenie pojęć: najbliższy sąsiad, *pruning*, walidacja krzyżowa

2. Wprowadzenie do ćwiczenia

Klasyfikacja w oparciu o drzewa decyzyjne jest jedną z podstawowych metod uczenia maszynowego, przydatną nie tylko w tworzeniu modeli predykcyjnych, ale również w budowaniu baz wiedzy złożonych z łatwych do interpretacji przez człowieka reguł i filtrów na cechach. Drzewa decyzyjne są szczególnie przydatne w przypadku danych nominalnych, danych mieszanych. Znajdują zastosowanie w budowaniu klasyfikatorów złożonych oraz w lasach losowych.

Klasyfikator najbliższego sąsiada jest jedną z najbardziej podstawowych metod klasyfikacji i regresji, pozwalającą na budowę prostych modeli predykcyjnych dla danych osadzonych w przestrzeni wektorowej z różnymi rodzajami metryk.

3. Przykładowe dane

— `http://home.agh.edu.pl/~czech/datasets/ed-titanic-training.csv`
Zbiór danych treningowych na temat ofiar katastrofy Titanica. Zawiera informacje o 890 pasażerach statku wraz z binarną etykietą określającą czy przeżyli katastrofę, czy utonęli. Każdy rekord opisany jest dziesięcioma cechami: *Pclass*, *Sex*, *Age*, *Parch*, *Fare*, *Embarked*, *HasCabin*, *FamilySize*, *IsAlone*, *Title*.
— `http://home.agh.edu.pl/~czech/datasets/ed-titanic-test.csv`
Zbiór danych testowych - pasażerowie Titanica. Zawiera 418 rekordów bez etykiety określającej śmierć w katastrofie. Patrz opis powyżej.
— `http://home.agh.edu.pl/~czech/vis-datasets/misc/nyt-frame.csv`
Zbiór danych o rozmiarze 101×4433 zawierający 101 wektorów cech reprezentujących artykuły New York Times w dwóch kategoriach: muzyka i sztuka. Wektory cech są znormalizowanymi i przeskalowanymi zgodnie z rankingiem IDF wektorami *Bag of Words*. Rozmiar słownika wynosi 4433.
— Iris Dataset (dostępny w SciKit Learn)

4. Przydatne biblioteki i funkcje

1. Pandas: `https://pandas.pydata.org`
   — `read_csv()`
   — `DataFrame`
2. NumPy:
   — `array`

3. SciKit Learn:
   — `PCA`
   — `DecisionTreeClassifier`
   — `KFold`
   — `KNeighborsClassifier`
   — `RadiusNeighborsClassifier`
   — `train_test_split()`
   — `cross_val_score()`, `confusion_matrix()`, `f1_score()`
4. Seaborn `https://seaborn.pydata.org`
5. GraphViz `https://www.graphviz.org`

5. Plan ćwiczenia: drzewa decyzyjne

1. Załaduj zbiory danych Titanic (treningowy i testowy), a następnie wyświetl nagłówek z nazwami cech oraz przykładowe rekordy

```
import pandas as pd
train = pd.read_csv('train.csv')
test = pd.read_csv('test.csv')
train.head(3)
```

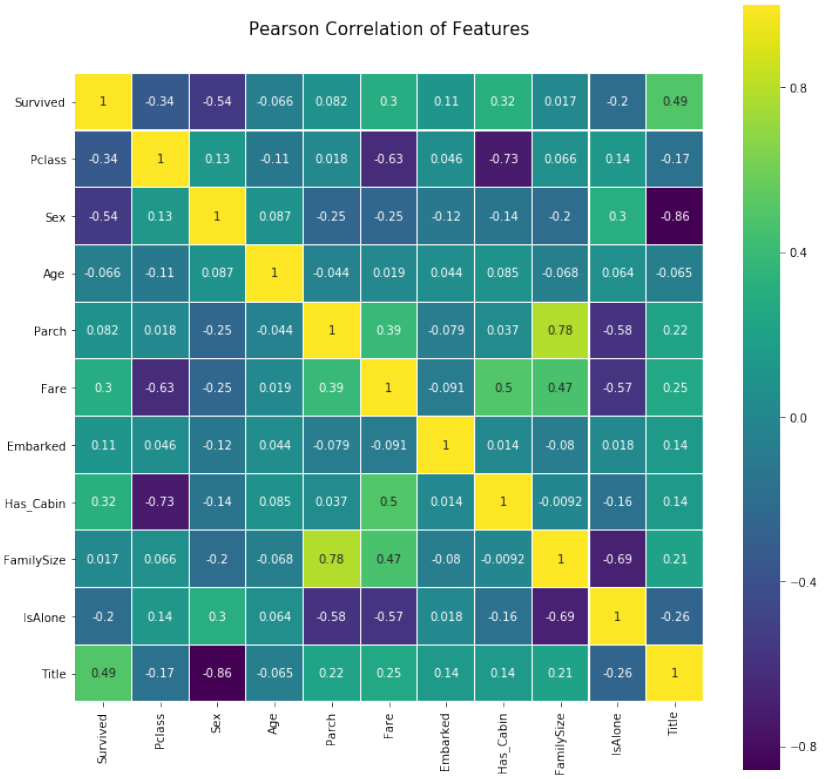
2. Wyznacz korelację Pearsona pomiędzy cechami zbioru treningowego i dokonaj wizualizacji macierzy (patrz Rysunek 1). Które cechy są najbardziej skorelowane z etykietą przeżycia? Które cechy są najbardziej skorelowane ze sobą?

```
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
colormap = plt.cm.viridis
plt.figure(figsize=(12,12))
plt.title('Pearson Correlation of Features', y=1.05, size=15)
sns.heatmap(train.astype(float).corr(),linewidths=0.1,vmax=1.0,
square=True, cmap=colormap, linecolor='white', annot=True)
```

3. Korzystając ze zbioru treningowego, wyznacz współczynnik przeżywalności dla każdego z pięciu różnych tytułów (cecha *Title*)
4. Korzystając ze zbioru treningowego oraz walidacji krzyżowej (10-fold) wyznacz najlepszą głębokość drzewa decyzyjnego (kryterium podziału *gini*, albo *entropy*)
5. Zbuduj drzewo decyzyjne wykorzystując z wyznaczonej wcześniej maksymalnej głębokości (kryterium podziału *gini*, lub *entropy*)

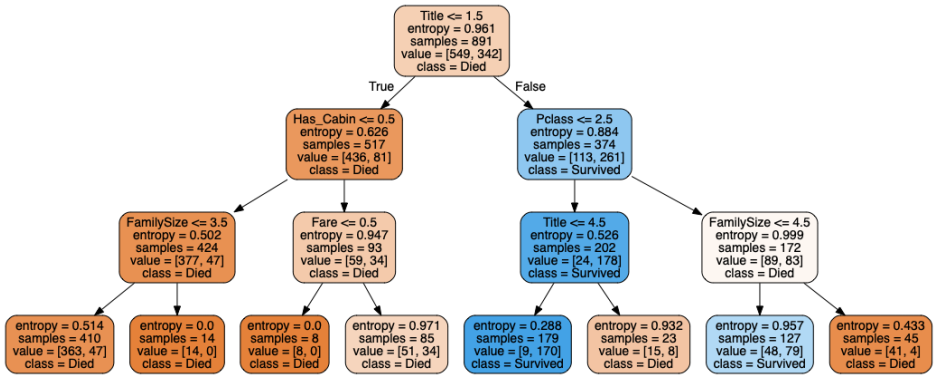
```
from sklearn import tree
decision_tree = tree.DecisionTreeClassifier(max_depth = 3,
criterion='entropy')
decision_tree.fit(x_train, y_train)
```

6. Dokonaj predykcji możliwości przeżycia dla pasażerów ze zbioru testowego i zapisz wyniki w pliku
7. Korzystając z biblioteki Graphviz zwizualizuj drzewo decyzyjne (patrz Rysunek 2)



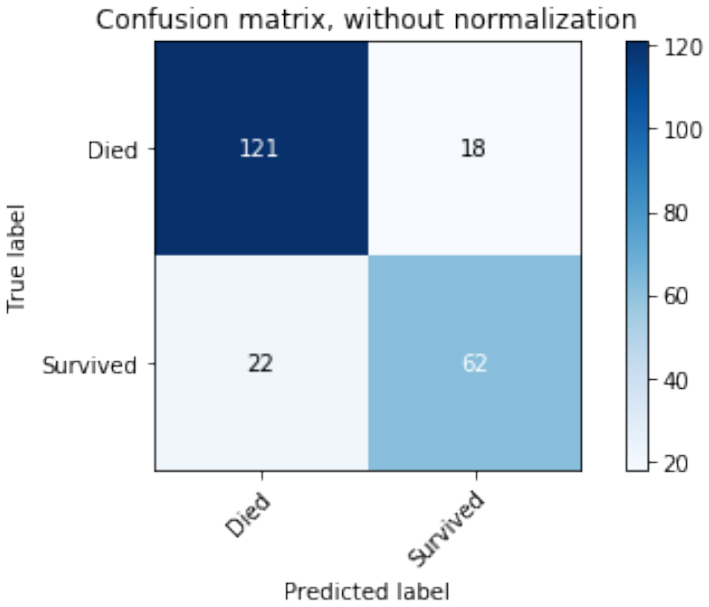
Rysunek 1: Korelacje pomiędzy cechami zbioru treningowego Titanic.

8. Sprawdź jak na dokładność klasyfikacji wpływają następujące parametery drzewa: kryterium podziału (*gini* vs. *entropy*), najmniejsza liczba rekordów w liściu oraz maksymalna głębokość drzewa
9. Podziel zbiór treningowy (dla którego mamy dostępne etykiety) na nowy zbiór treningowy (75%) i nowy zbiór testowy (25%)
10. Wyznacz i dokonaj wizualizacji macierzy rozbieżności *confusion matrix* (patrz Rysunek 3). Wykorzytaj w tym celu pomocniczą funkcję `plot_confusion_matrix()` dostępną w bibliotece SciKit Learn.
11. Wyznacz następujące miary jakości zbudowanego klasyfikatora:
    — *accuracy*



Rysunek 2: Wizualizacja drzewa decyzyjnego o głębokości 3.

— *f1-score*
— *average precision-recall*



Rysunek 3: Przykładowa macierz rozbieżności dla zbioru danych Titanic.

6. Plan ćwiczenia: klasyfikator k-NN

1. Przetestuj działanie klasyfikatora najbliższego sąsiada na zbiorach danych: Iris oraz NYT (wymiarowość zredukowana do 10 za pomocą PCA):
   — Wykorzystując dziesięciokrotną walidację krzyżową zmierz dokładność klasyfikacji dla $k = 1$, $k = 3$, $k = 5$, $k = 7$.
   — Zbadaj wpływ wprowadzenia wag odległości oraz innej miary odległości (Euklidesowa vs. Taxi) na rezultaty klasyfikacji
   — * Zaimplementuj i przetestuj algorytm KD-tree dla n wymiarów

7. Lasy losowe*

1. Sprawdź czy zastosowanie wielu nieskorelowanych drzew decyzyjnych (las losowy) może poprawić wyniki klasyfikacji uzyskane w punktach: 4.9, 4.10, 4.11.
2. Przetestuj dokładność klasyfikacji uzyskiwaną za pomocą klasyfikatora RandomForest na zbiorze Iris (rezultaty dziesięciokrotnej walidacji krzyżowej). Jakie wartości parametrów modelu dają najlepsze wyniki? Porównaj wynik uzyskany z PCA (wymiarowość zredukowana do 10) i bez PCA.

8. Sposób oceny / uzyskania zaliczenia

Na uzyskanie zaliczenia z zajęć laboratoryjnych składa się:

— Wykonanie wszystkich zadań na laboratorium oraz przesłanie kodu za pomocą systemu UPeL

Ocena z zajęć laboratoryjnych (OL, w skali $2-5$) obliczana jest zgodnie ze wzorem:

$$OL = 0.5 * LA + 0.5 * LW,$$

gdzie:

— LA – ocena aktywności studenta podczas zajęć, wystawiana przez prowadzącego na podstawie zaangażowania studenta w realizację zadań oraz odpowiedzi ustnej na zadane pytania dotyczące realizowanego zadania;
— LW – ocena uzyskana za zadania wykonane na zajęciach (kod źródłowy) wystawiona przez prowadzącego na podstawie poprawności i kompletności zadania przesłanego na platformę UPeL.

9. Literatura

— *Data Mining: The Textbook*, Charu C. Aggarwal, Springer 2015.
— *Data Mining: Concepts and Techniques*, Jiawei Han, Micheline Kamber, Jian Pei, Elsevier 2012, Third Edition.