#### WSI

## **Ćwiczenie 5**

#### Las losowy

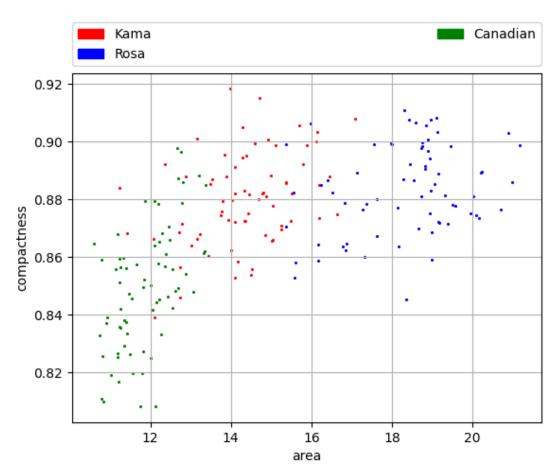
#### 1. Treść zadania

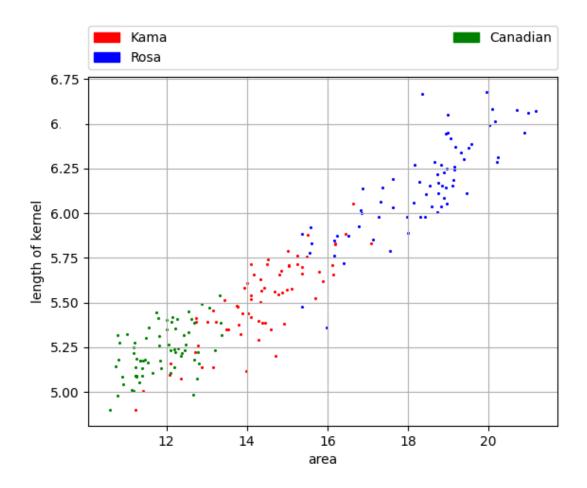
Zadanie polega na implementacji lasu losowego i przeprowadzeniu klasyfikacji metodą k-krotnej walidacji krzyżowej dla zadanego zbioru danych. Należy sprawdzić wygląd zbioru danych oraz wyznaczyć macierz pomyłek z odpowiednimi miarami. Przebadać wpływ cech wygenerowanych drzew na jakość modelu. Zamieścić przykładowy wygląd drzewa wraz z wartościami węzłów decyzyjnych. Sprawdzić kilka przypadków doboru parametru k dla walidacji krzyżowej.

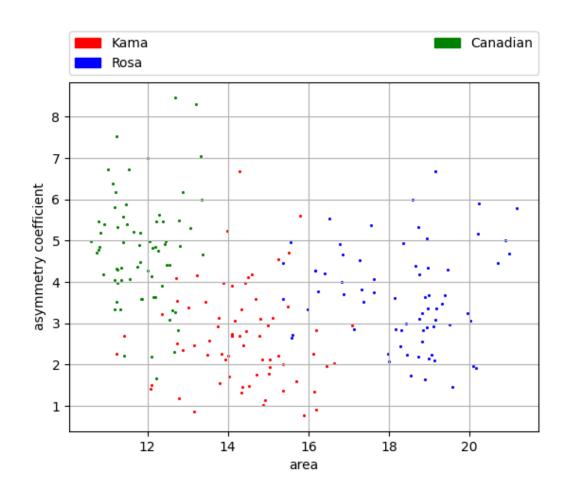
Zbiór danych do klasyfikacji - 3 odmiany pszenicy: Kama, Rosa i Canadian (210 próbek – 3 grupy po 70 elementów; każda próbka ma 7 atrybutów); link do danych: http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/seeds.

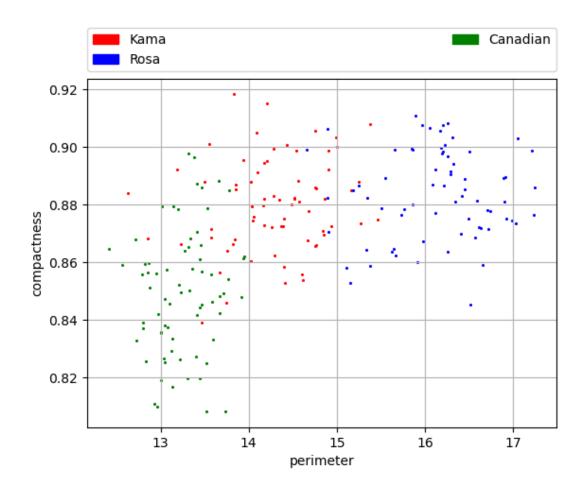
## 2. Analiza zbioru danych

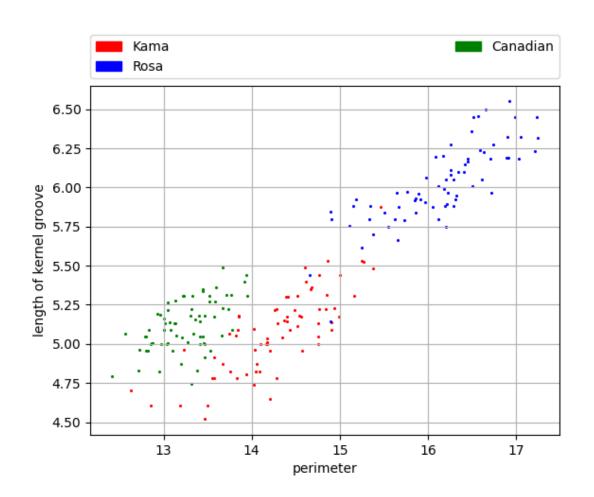
Separowalność liniowa nie występuje w tym zbiorze danych dla żadnych kombinacji par atrybutów. Sprawdzone dla wszystkich możliwych kombinacji. Poniżej kilka przykładowych wykresów:

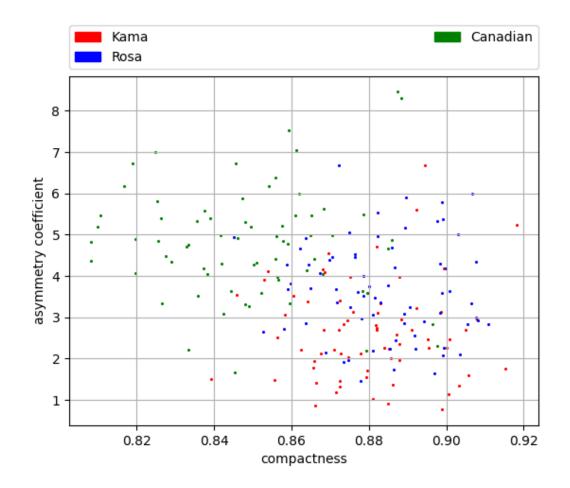


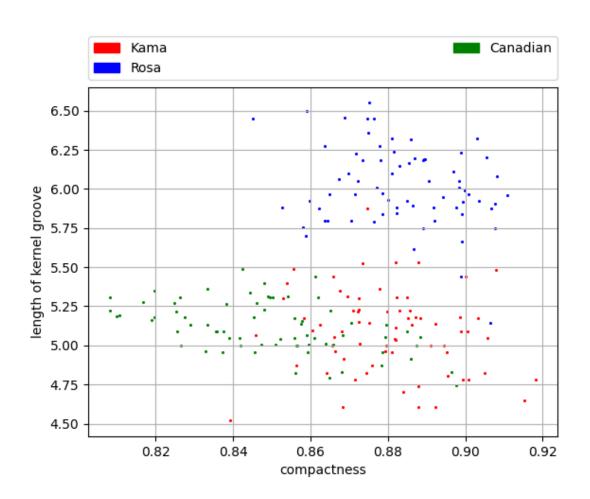












#### 3. Opis programu i algorytmu drzew losowych

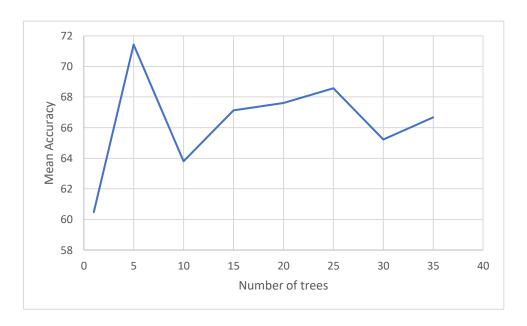
- 1. Wczytanie i przygotowanie danych
- 2. Podział zbioru danych za pomocą k-krotnej walidacji krzyżowej; iteracyjny wybór kolejnych zbiorów uczących i testowych; w pętli:
  - a) Uruchomienie algorytmu i otrzymanie wyników klasyfikacji
  - b) Ocena wyników klasyfikacji (porównanie wyników przewidywań z prawdziwymi klasami danych próbek)
  - c) Wyświetlenie wyników (macierz pomyłek, miary)

#### Algorytm drzew losowych

- 1. Stworzenie losowego (z powtórzeniami) zbioru danych "bootstrapped dataset"
- 2. Wybór atrybutu najlepiej separującego wybrane próbki na podstawie indeksu Ginniego
- 3. Wykreślenie go z listy dostępnych atrybutów oraz wybór atrybutu kolejnego
- 4. Kroki 2 i 3 powtarzamy do osiągnięcia maksymalnej głębokości zadanej parametrem w ten sposób powstaje drzewo decyzyjne
- 5. Powyższe kroki powtarzamy wielokrotnie otrzymujemy las
- 6. Następnie przepuszczamy każdą próbkę zbioru testowego przez każde drzewo w lesie
- 7. O klasyfikacji danej próbki do danej klasy decyduje wartość klasy, która najczęściej pojawiła się w lesie

## 4. Wpływ cech wygenerowanych drzew i parametrów algorytmu na jakość modelu

## a) Liczba drzew



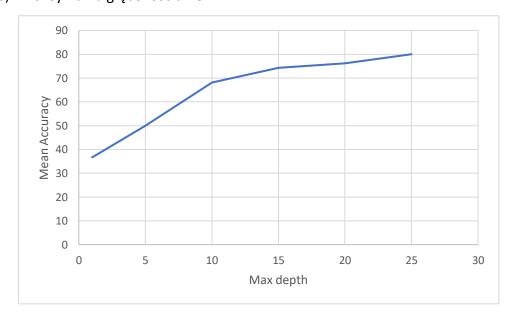
Przeprowadziłem kilkukrotnie obserwacje wpływu ilości drzew w modelu na jego jakość. Z moich obserwacji wynika, że model osiągał najlepsze rezultaty (ok. 71% dokładności przewidywań) dla liczby drzew równej 5. Dla większych ilości drzew jakość przewidywań ulegała pogorszeniu (64-68%). Z kolei dla liczby drzew mniejszej niż 5, jakość wzrastała wraz z ilością, aż do maksimum w punkcie 5 (drzew).

#### Przykładowy wynik obserwacji:

```
Actual:
Predicted:
Trees: 15
Mean Accuracy: 67.14285714285714
Actual:
                                                                                                                         2, 2, 3, 2, 2]
Predicted: [1, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 3, 2, 2, 2, 1, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 3, 3, 2, 2, 1, 2, 3, 1, 1, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 2]
                                                                                                                                3, 2, 2]
Actual:
Predicted: [3, 3, 3, 3, 3, 2, 2, 2, 3, 2, 1, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 3, 2, 2, 1, 3, 2, 3, 1, 2, 2, 2]
Actual:
```

#### b) Maksymalna głębokość drzew

ean Accuracy: 66.66666666666667



Przeprowadziłem kilkukrotne obserwacje wpływu głębokości drzew na jakość przewidywań modelu. Z moich obserwacji wynika, że im głębsza głębokość drzew w lesie, tym dokładniejszy wynik przewidywań. Jest to zależność liniowa.

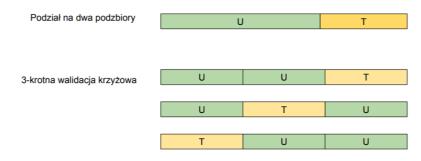
### Przykładowy wynik obserwacji:

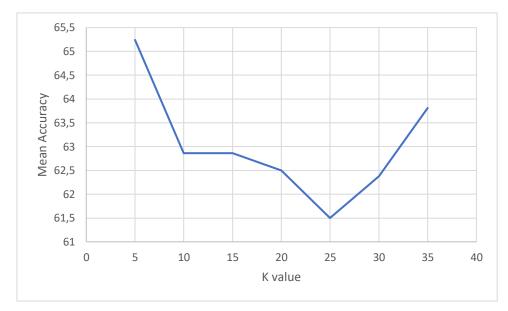
Mean Accuracy: 80.000000000000000

```
Actual:
Max depth: 1
Scores: [33.3333333333333, 35.714285714285715, 38.095238095238095, 28.57142857142857, 47.61904761904761]
Mean Accuracy: 36.66666666666667
Max depth: 5
Mean Accuracy: 50.0
Predicted: [2, 2, 2, 1, 2, 2, 3, 1, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 1, 2, 3, 2]
Predicted: [2, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 3, 2, 2, 2, 3, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 3, 1, 2, 2, 2, 3, 1, 2, 2, 2, 3]
Max depth: 10
Mean Accuracy: 68.09523809523809
Predicted: [3, 3, 3, 3, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 1, 3, 2, 1, 3, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 1, 2, 3, 1, 2, 3, 3, 2]
Max depth: 15
Mean Accuracy: 74.28571428571428
Predicted: [3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 1, 1, 3, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 3]
Scores: [73.80952380952381, 76.19047619047619, 76.19047619047619, 85.71428571428571, 69.04761904761905]
```

## c) Parametr k walidacji krzyżowej

k-krotna walidacja krzyżowa





Przeprowadziłem kilkukrotne obserwacje wpływu parametru k walidacji krzyżowej na jakość przewidywań modelu. Nie jestem w stanie wysnuć jednoznacznych wniosków. Z jednej strony wykres ewidentnie pokazuje, że mała oraz duża wartość parametru k daje najlepsze rezultaty klasyfikacji. Z drugiej strony różnica między maksimum, a minimum to około 4 punkty procentowe, co jest niewielką wartością w porównaniu z innymi parametrami algorytmu. Dlatego stwierdzam, że parametr k walidacji krzyżowej mojego modelu ma mniejszy wpływ na jakość wyników niż inne parametry.

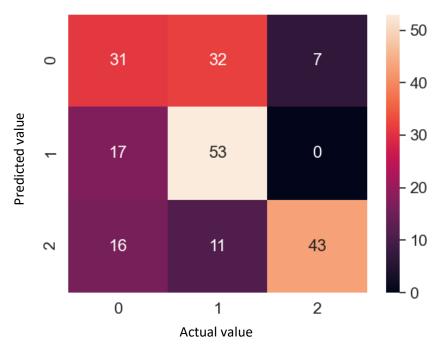
Przykładowy wynik obserwacji (część):											
Predictete: [3, 1, 3, 2, 2, 3, 3, 3, 2, 2, 2, 3, 1, 3, 1, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 1, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 1, 2] Predictete: [2, 2, 1, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 3, 1, 3, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 3, 2, 1, 1, 1, 1, 3, 3, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2] Predictete: [2, 2, 1, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 2, 3, 3, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 1, 3, 3, 1, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 1, 2, 1, 3, 3, 1, 3, 2, 3, 2, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2,											
Scores: [69.84761984761985, 83.3333333333333334, 59.523889523889526, 58.8, 64.28571428571429]  Mean Accuracy: 65.23889623889524  Scores: [69.8478149743496, 83.333333333333333334, 59.52388952388924, 58.8, 64.28571428571429]											
Fredicises [3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2,											
Predictive: [2, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 3, 4, 2, 2, 3, 3, 4, 2, 2, 1, 2]  Predictive: [2, 2, 1, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 1, 2]  Predictive: [2, 2, 1, 2, 2, 5, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2, 2,											

Itd.

# 5. Przykładowy wynik działania algorytmu wraz z macierzą pomyłek oraz różnymi miarami

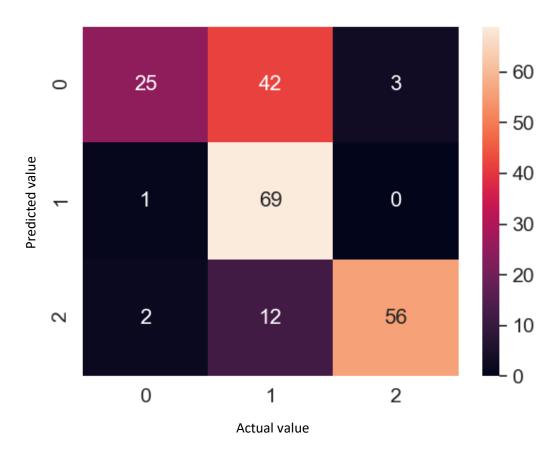
\*Dla zmiennej ilości drzew

Liczba drzew = 1



Classificatio	n Report						
	precision	recall	f1-score	support			
1	0.48	0.44	0.46	70			
2	0.55	0.76	0.64	70			
3	0.86	0.61	0.72	70			
accuracy			0.60	210			
macro avg	0.63	0.60	0.61	210			
weighted avg	0.63	0.60	0.61	210			
Trees: 1							
Scores: [76.1	9047619047619	, 78.571	42857142857,	30.95238	0952380953,	52.38095238095239,	64.285714285714

Scores: [76.19047619047619, 78.57142857142857, 30.952380952380953, 52.38095238095239, 64.28571428571429]



Actual: [3, 1, 2, 3, 2, 1, 2, 2, Predicted: [3, 2, 2, 3, 3, 3, 3, 2, Actual: [2, 1, 3, 3, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 1, 3, 1, 1, 2, 3, 1, 2, 1, 1, 2, 1, 3, 2, 2, 3, 3, 3, 2, 1, 1, 1, 3,

Classificatio	n Report						
	precision	recall	f1-score	support			
1	0.89	0.36	0.51	70			
2	0.56	0.99	0.72	70			
3	0.95	0.80	0.87	70			
accuracy			0.71	210			
macro avg	0.80	0.71	0.70	210			
weighted avg	0.80	0.71	0.70	210			
Trees: 5							
Scores: [69.0	4761904761905,	69.047	61904761905,	73.80952	380952381,	73.80952380952381,	71.42857142857143]

## 6. Przykładowy wygląd drzewa decyzyjnego

Wyrysowany ręcznie dla przykładowego drzewa o maksymalnej głębokości 3 na podstawie słownika wartości wygenerowanego przez algorytm:

{'index': 6, 'value': 4.738, 'left': 1, 'right': {'index': 1, 'value': 13.57, 'left': {'index': 2, 'value': 0.8167, 'left': 3, 'right': 3}, 'right': {'index': 1, 'value': 13.71, 'left': 1, 'right': 2}}}

Index – indeks atrybutu obserwacji, na podstawie którego dokonujemy decyzji Value – wartość rozdzielająca

Left, right – dzieci (jeśli sama liczba, to znaczy, że jest to liść)

