

# Sprawozdanie z listy 2

## Eksploracja danych

Marta Stankiewicz (282244)

Paweł Nowak (282223)

2025-04-14

## Spis treści

<b>1 Ocena zdolności separacyjnych zmiennych, dyskretyzacja zmiennych ciągłych</b>	<b>2</b>
1.1 Ocena zdolności dyskryminacyjnych zmiennych ciągłych. . . . .	2
1.2 Porównanie różnych metod dyskretyzacji nienadzorowanej. . . . .	3
<b>2 Analiza składowych głównych</b>	<b>4</b>
2.1 Porównanie wariancji zmiennych ilościowych. . . . .	4
2.2 Badanie korelacji między zmiennymi. . . . .	5

## Spis rysunków

1 Wykresy skrzypcowo-pudełkowe dla zmiennych ciągłych . . . . .	2
2 Wykresy pudełkowe zmiennych ciągłych przed zastosowaniem standaryzacją .	4
3 Wykresy pudełkowe zmiennych ciągłych po zastosowaniu standaryzacji . . .	5
4 Macierz korelacji dla zmiennych ciągłych . . . . .	6

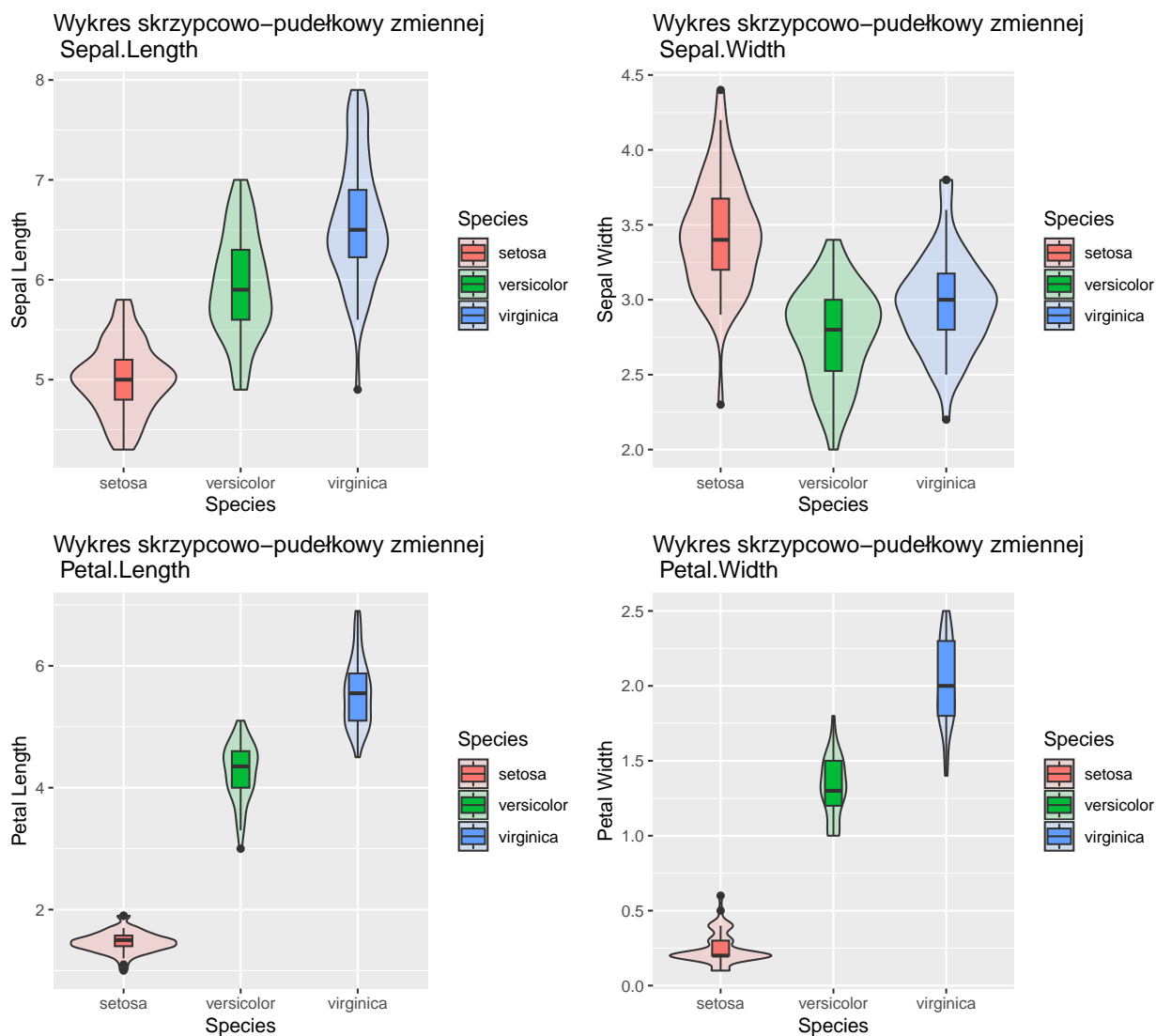
## Spis tabel

1 Skuteczność wybranych metod dyskretyzacji dla zmiennej Sepal Width . . .	3
2 Skuteczność wybranych metod dyskretyzacji dla zmiennej Petal Width . . .	3

# 1 Ocena zdolności separacyjnych zmiennych, dyskretyzacja zmiennych ciągłych

## 1.1 Ocena zdolności dyskryminacyjnych zmiennych ciągłych.

W celu zbadania zdolności dyskryminacyjnej cech, posłużymy się wykresem skrzypcowo-pudełkowym (tj. wykresem skrzypcowym wraz z wykresem pudełkowym).



Rysunek 1: Wykresy skrzypcowo-pudełkowe dla zmiennych ciągłych

Z wykresów 1 wnioskujemy, że największe zdolności dyskryminacyjne wykazuje zmienna *Petal.Width*. Z kolei najmniejsze zdolności do separacji gatunków obserwujemy u zmiennej *Sepal.Width*.

## 1.2 Porównanie różnych metod dyskretyzacji nienadzorowanej.

Dla wymienionych wyżej zmiennych (tj. *Petal.Width* oraz *Sepal.Width*) zastosujemy teraz różne techniki przedziałowania (dyskretyzacji) według, odpowiednio, **stałej szerokości** przedziału, **równej częstości**, **algorytmu K-średnich**, **stałych granicach** przedziałów ustalonych przez użytkownika.

### 1.2.1 Metodologia oceny skuteczności dyskretyzacji

Aby ocenić skuteczność każdej ze wspomnianych metod, przyjęliśmy następującą metodologię. Najpierw dokonaliśmy przedziałowania każdej obserwacji, korzystając ze wszystkich metod, a następnie wybraliśmy tę klasę, która występuje najczęściej (w przypadku tzw. “remisu” wybierana jest dowolna klasa). Następnie sprawdzaliśmy, w ilu przypadkach wynik przedziałowania każdej metody zgadzał się ze zagregowaną klasą. Tę liczbę podzieliliśmy przez liczbę wszystkich przypadków, aby uzyskać procent zgodności danej metody dyskretyzacji. Porównanie różnych metod przedziałowania zostały przedstawione poniżej

Tabela 1: Skuteczność wybranych metod dyskretyzacji dla zmiennej *Sepal.Width*

Przedziałowanie według równej częstości	Przedziałowanie według równej szerokości	Dyskretyzacja oparta na algorytmie K-średnich	Stałe granice przedziału
87.33	85.33	100	76.67

Tabela 2: Skuteczność wybranych metod dyskretyzacji dla zmiennej *Petal.Width*

Przedziałowanie według równej częstości	Przedziałowanie według równej szerokości	Dyskretyzacja oparta na algorytmie K-średnich	Stałe granice przedziału
97.33	100	98.67	86

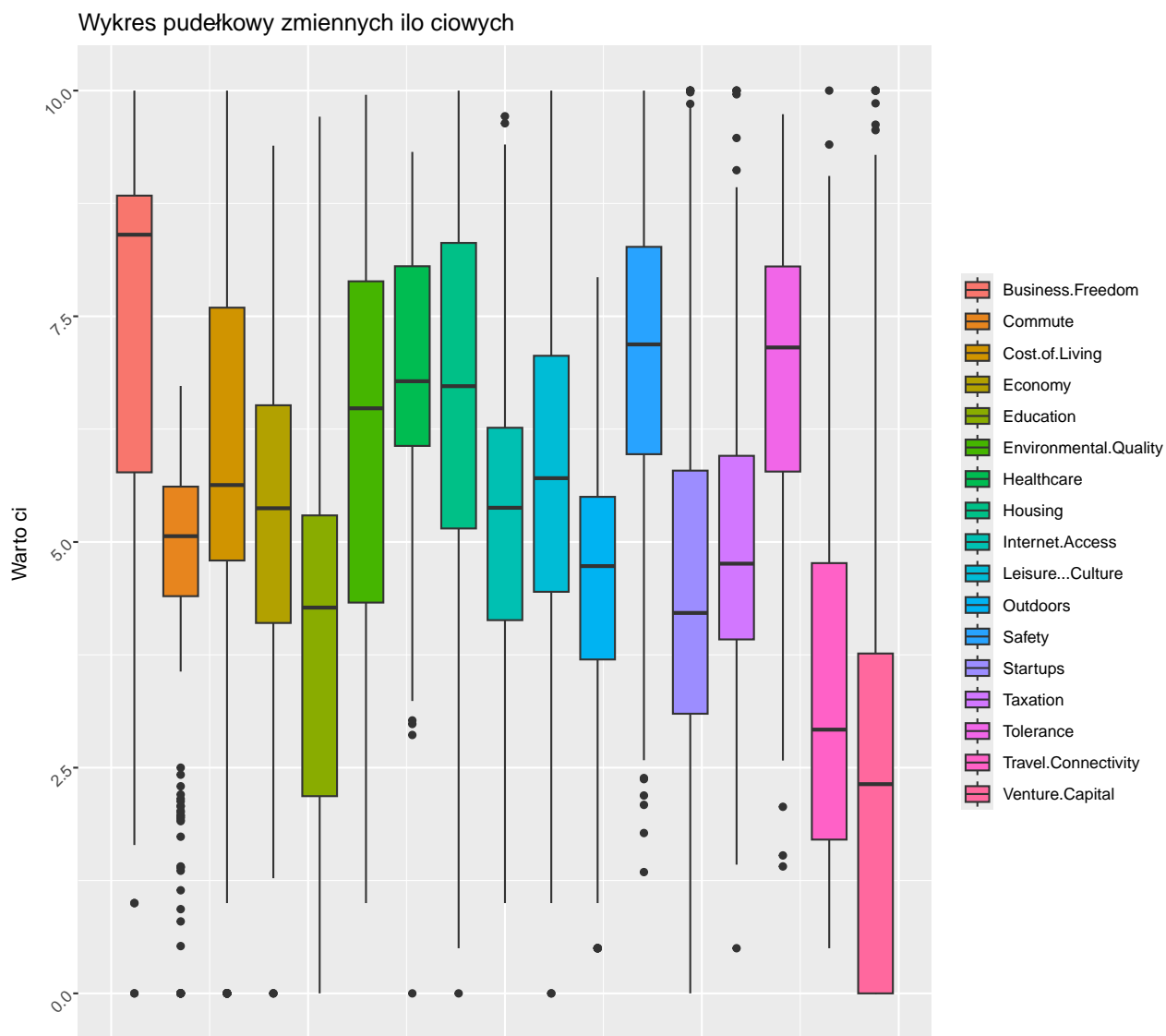
### 1.2.2 Wnioski dotyczące skuteczności przedziałowania

Z tabel ?? oraz ?? możemy wywnioskować, że w obu przypadkach największą skutecznością charakteryzuje się metoda dyskretyzacji oparta na **algorytmie K-średnich**. Z kolei najgorszą skuteczność przedziałowania obserwujemy dla metody opartej na **stałych granicach** przedziału. Wyniki dyskretyzacji zastosowanej dla zmiennej *Petal.Width* znacząco różnią się od wyników przedziałowania zastosowanego dla atrybutu *Sepal.Width*. Jest to zgodne z intuicją — jak wykazaliśmy wcześniej, najgorsze zdolności separacyjne klas wykazuje właśnie zmienna ***Sepal.Width***, co znacząco wpływa na niską skuteczność metod przedziałowania. Analogiczna zależność występuje w przypadku cechy ***Petal.Width***, która z kolei charakteryzowała się wysokimi zdolnościami dyskryminacyjnymi, co przełożyło się na wysoką dokładność podejść dyskretyzacji.

## 2 Analiza składowych głównych

### 2.1 Porównanie wariancji zmiennych ilościowych.

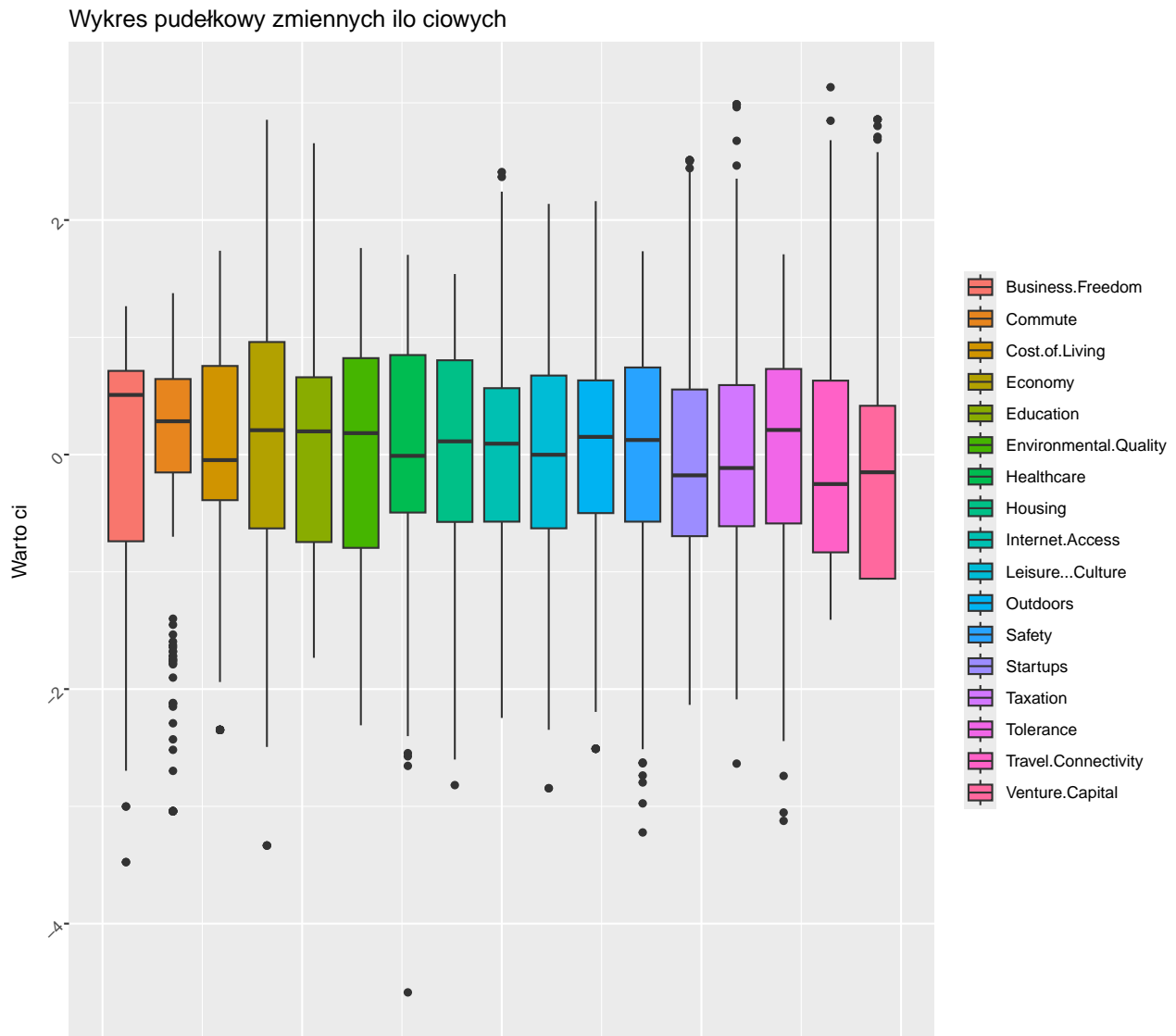
W celu porównania wariancji wszystkich zmiennych ilościowych ze zbioru *uaScoresDataFrame*, posłużymy się wykresami pudełkowymi.



Rysunek 2: Wykresy pudełkowe zmiennych ciągłych przed zastosowaniem standaryzacją

Przyjrzyjmy się wykresowi 2. Obserwujemy wysokie zróżnicowanie wariancji. Z jednej strony w badanym zbiorze występują cechy o niskiej dewiacji, która charakteryzuje chociażby zmienną *Commute*. Z drugiej obecność takich zmiennych jak *Environmental.Quality* i *Venture.Capital* pokazują, że nie brakuje atrybutów o wysokiej wariancji. W celu ujednolicenia wariancji zmiennych, konieczne będzie zastosowanie standaryzacji.

Na poniższym wykresie 3 pudełkowym widoczne są efekty standaryzacji zastosowane dla zmiennych ze zbioru danych.

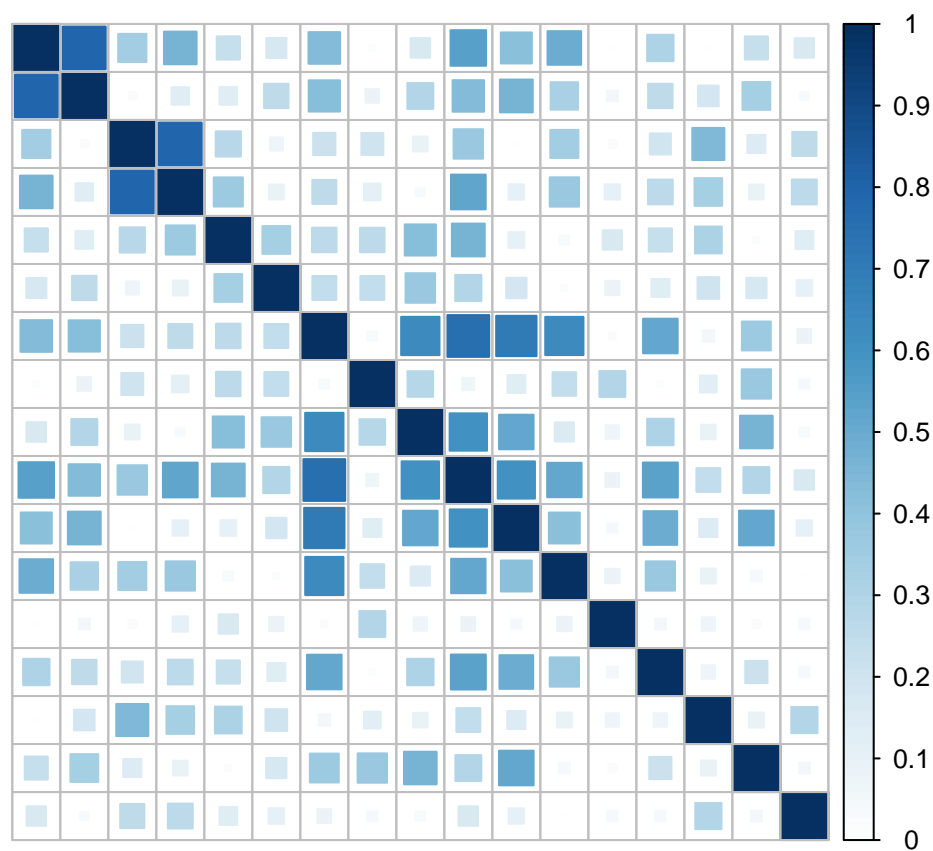


Rysunek 3: Wykresy pudełkowe zmiennych ciągłych po zastosowaniu standaryzacji

## 2.2 Badanie korelacji między zmiennymi.

Po dokonaniu standaryzacji zmiennych ilościowych, zbadamy jeszcze, jak silne są korelacje między atrybutami w zbiorze danych. Występowanie silnej korelacji świadczy o występowaniu redundantnych zmiennych. Taka redundancja może zostać wyeliminowana za pomocą analizy składowych głównych. Aby poprawić czytelność wykresu, nazwy zmiennych zostały pominięte, a wartość współczynnika została przeskalowana do przedziału  $[0;1]$ .

## macierz korelacji dla zmiennych ciągłych



Rysunek 4: Macierz korelacji dla zmiennych ciągłych