Raport 2

Eksploracja danych

Mikołaj Langner, Marcin Kostrzewa
nr albumów: 255716, 255749

2021-04-19

Spis treści

1 Wstęp

Sprawozdanie zawiera rozwiązanie zadań z listy 2. Dotyczą one zagadnień dyskretyzacji i redukcji wymiaru.

2 Zadanie 1

W pierwszym zadaniu mamy dokonać dyskretyzacji cech ciągłych ze zbioru `iris` i ocenić jej jakość.

2.1 Wczytanie danych i wstępna analiza

```
data(iris)
```

Wybierzmy zmienne o najlepszej i najgorszej zdolności dyskryminacyjnej. W tym celu narysujemy wykresy pudełkowe oraz wyliczymy współczynniki zmienności każdej ze zmiennych z podziałem na poszczególne gatunki irysów i porównamy ich rozkłady.

```
plot_boxplot(iris, by="Species")
```

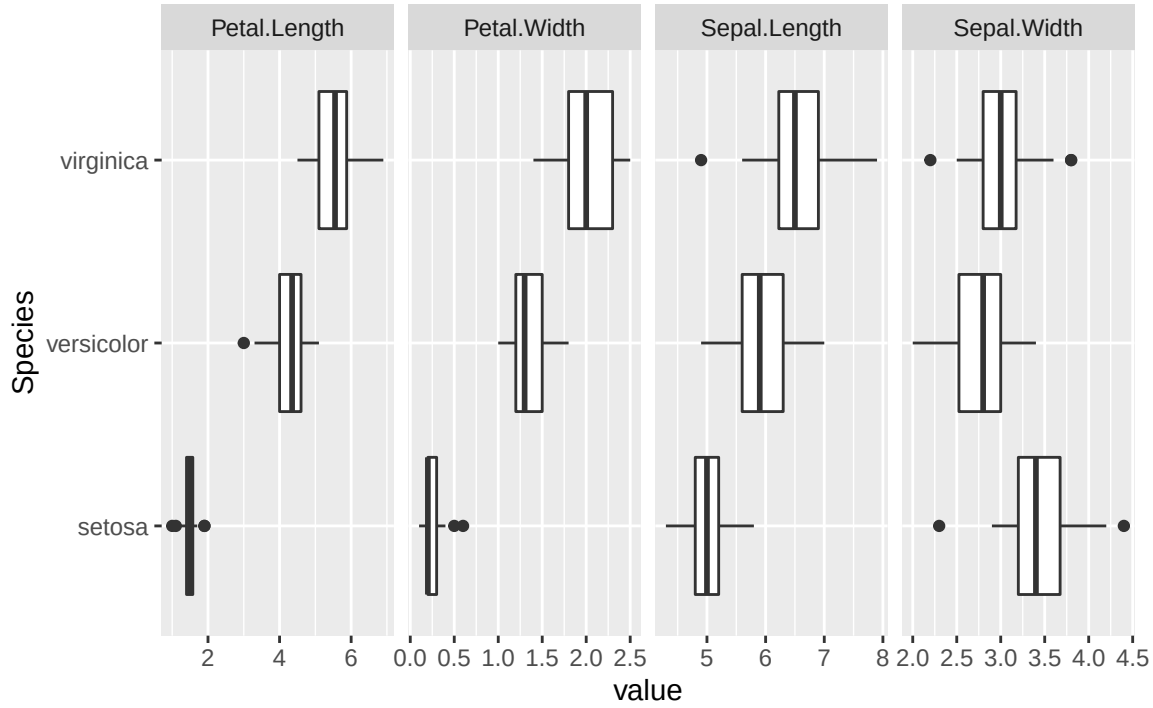


Tabela 1: Wspolczynniki zmiennosci dla poszczegolnych zmiennych

Species	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width
setosa	0.070	0.111	0.119	0.428
versicolor	0.087	0.113	0.110	0.149
virginica	0.097	0.108	0.099	0.136

Możemy zauważyć, że zmienna Petal.Length najefektywniej rozdziela poszczególne gatunki, natomiast zmienna Sepal.Width radzi sobie z tym najgorzej.

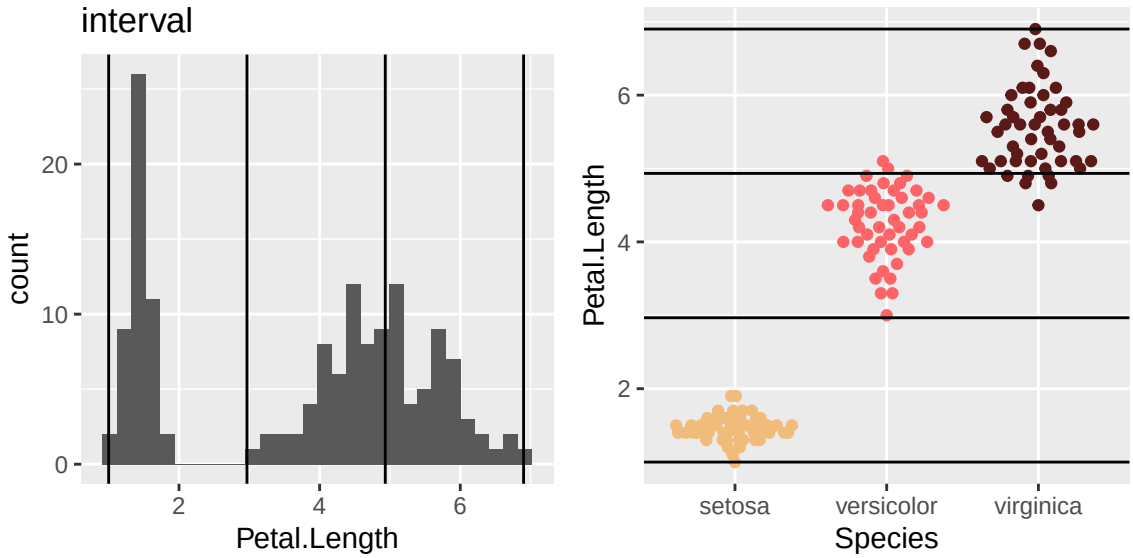
2.2 Metody dyskretyzacji

Porównamy ze sobą cztery metody dyskretyzacji nienadzorowanej:

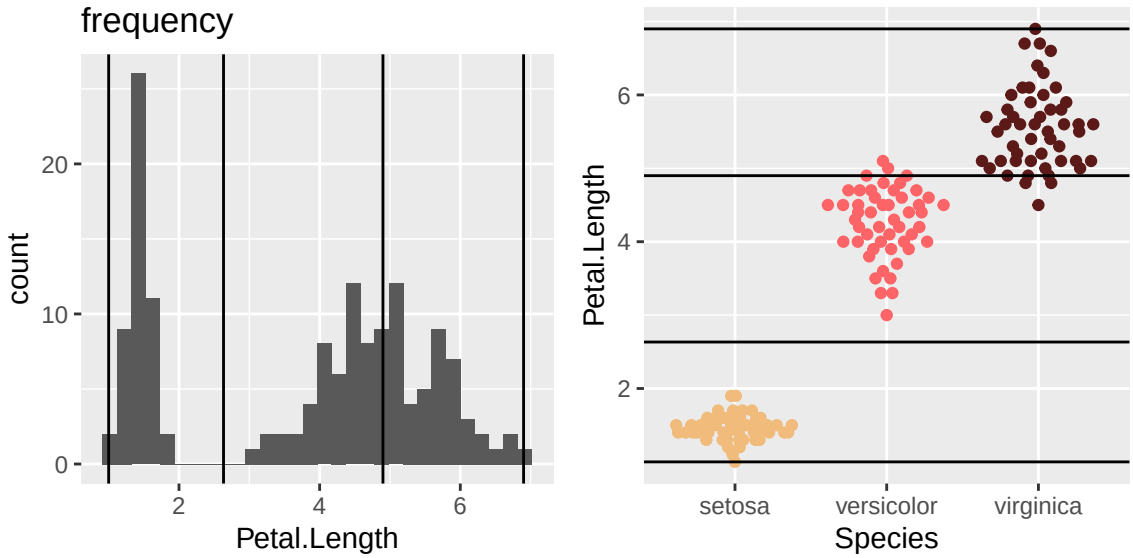
- equal width,
- equal frequency,
- k-means clustering,
- dyskretyzację dla przedziałów zadanych przez użytkownika.

2.2.1 Najlepiej separująca zmienna

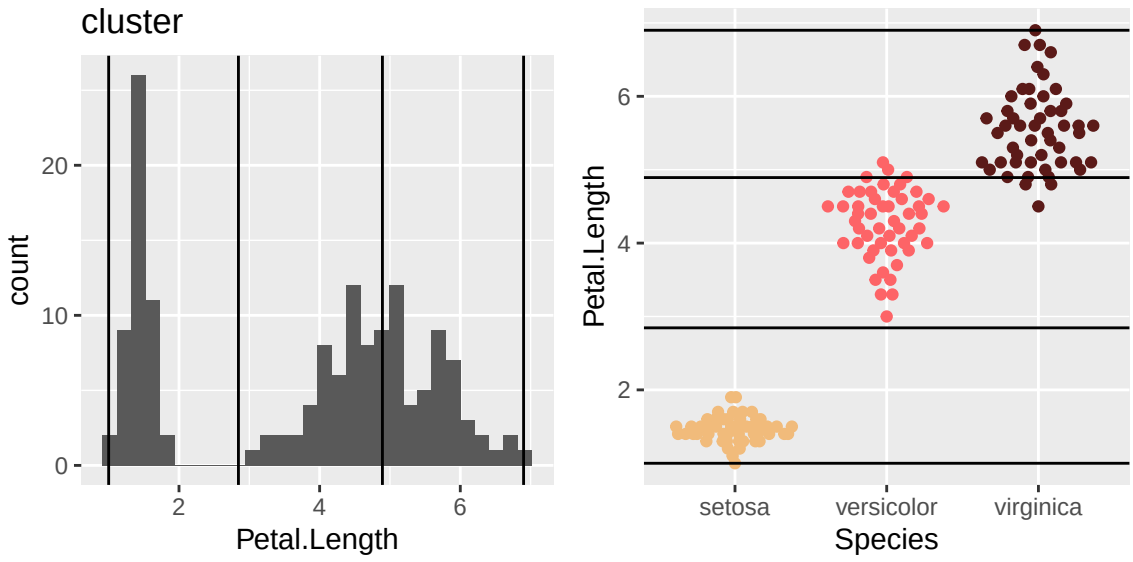
Zacznijmy od zmiennej Petal.Length, która najlepiej rozdziela poszczególne gatunki irysów.



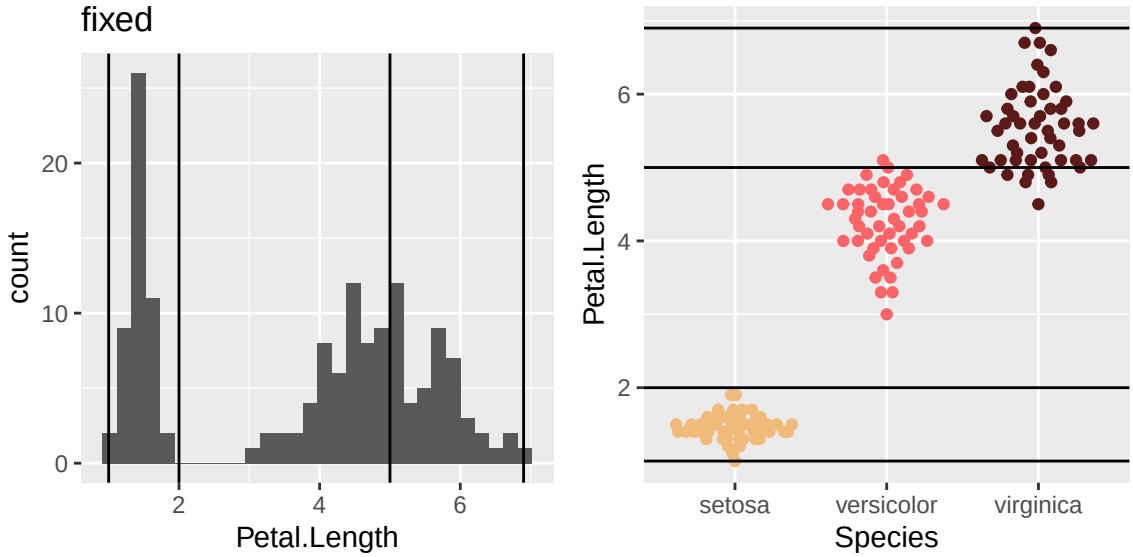

```
## Cases in matched pairs: 94.67 %
```




```
## Cases in matched pairs: 95.33 %
```



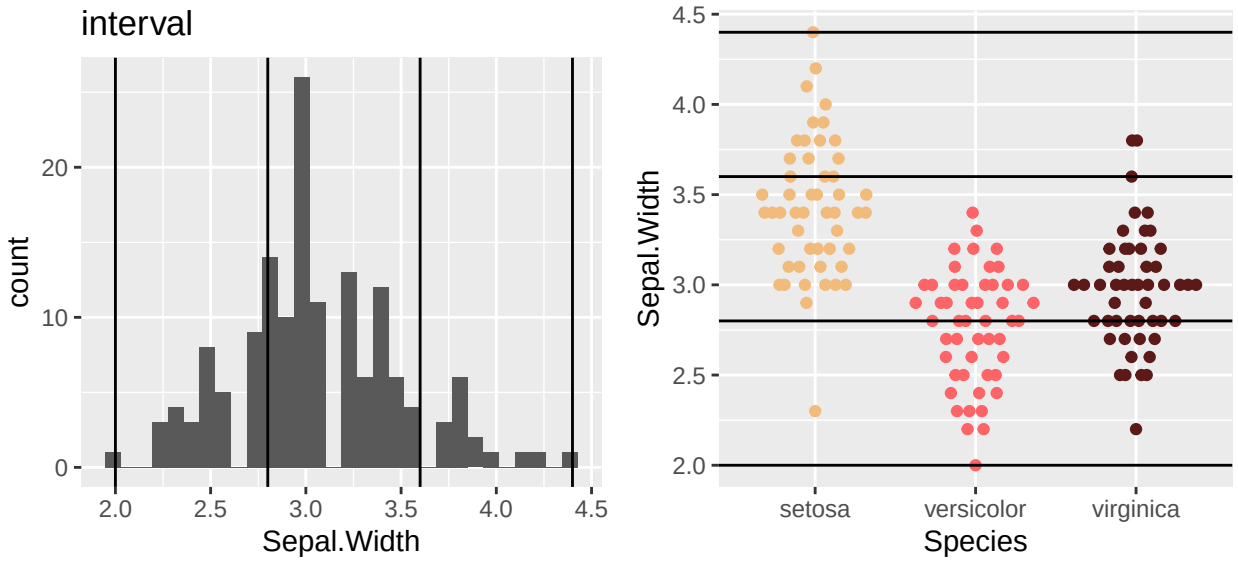

```
## Cases in matched pairs: 95.33 %
```



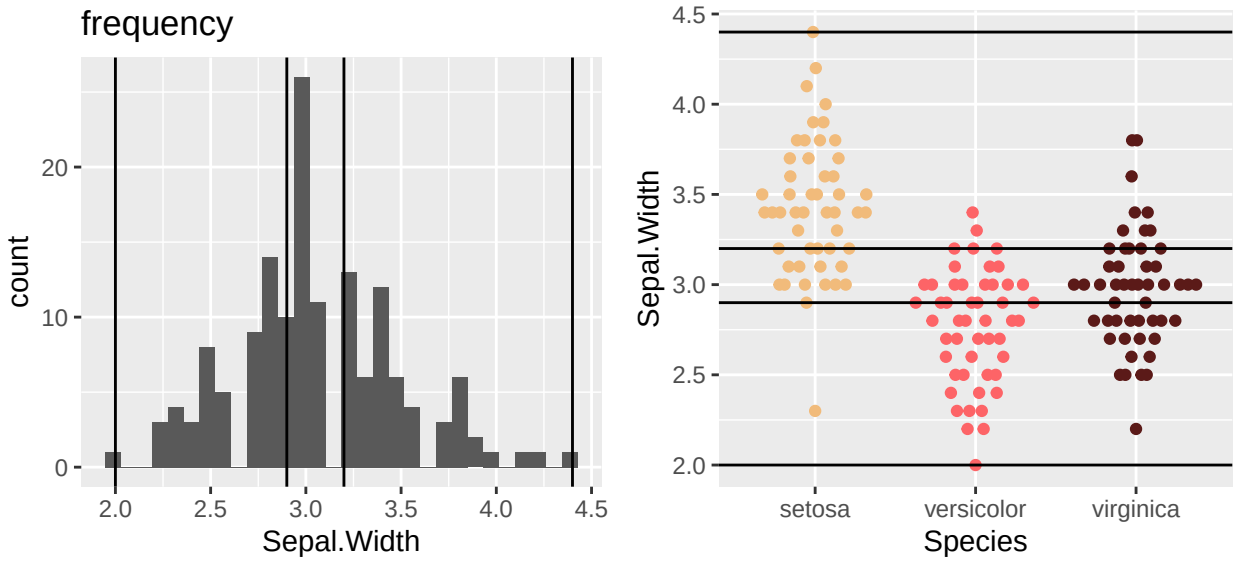

```
## Cases in matched pairs: 94.67 %
```

2.2.2 Najgorzej separująca zmienna

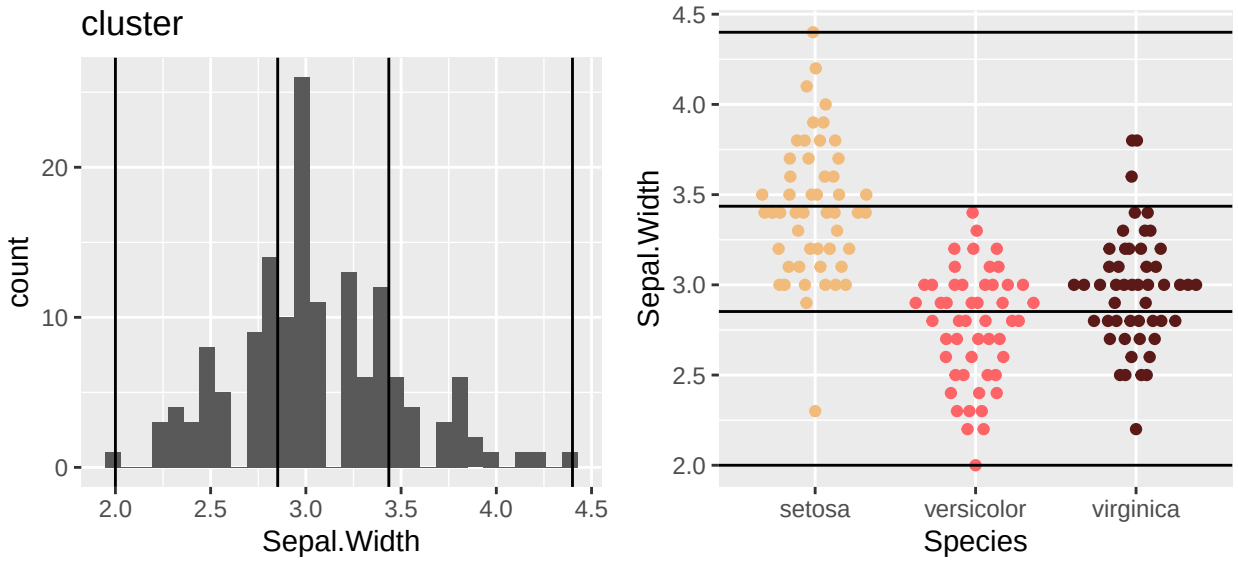
Możemy zobaczyć teraz jak poszczególne metody działają dla zmiennej Sepal.Width, która najgorzej radzi sobie z rozdzielaniem gatunków.



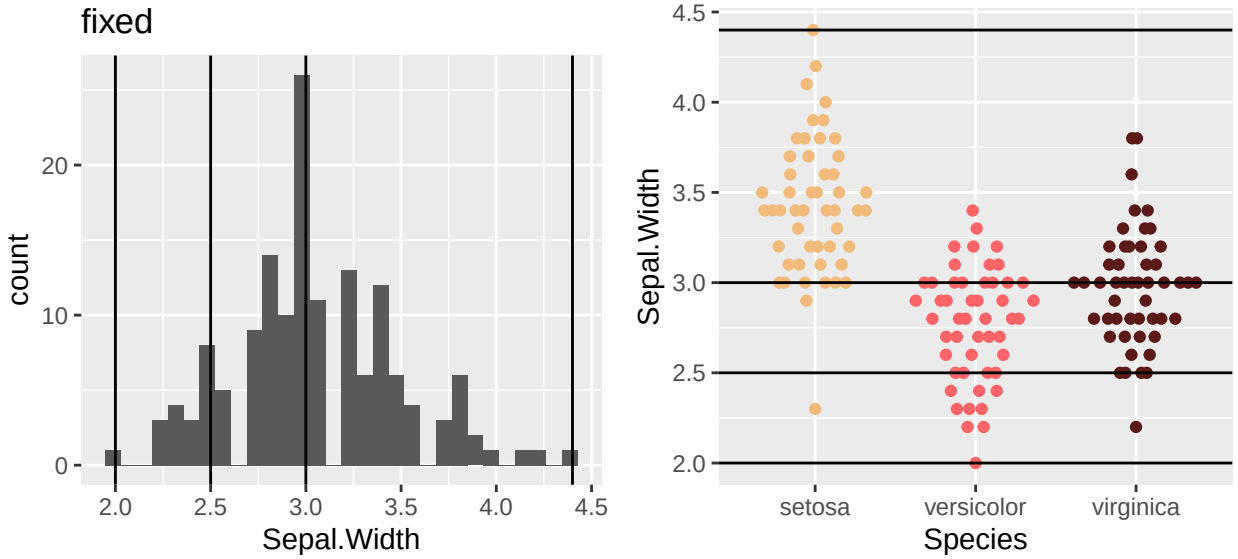

```
## Cases in matched pairs: 50.67 %
```




```
## Cases in matched pairs: 55.33 %
```




```
## Cases in matched pairs: 51.33 %
```




```
## Cases in matched pairs: 54.67 %
```

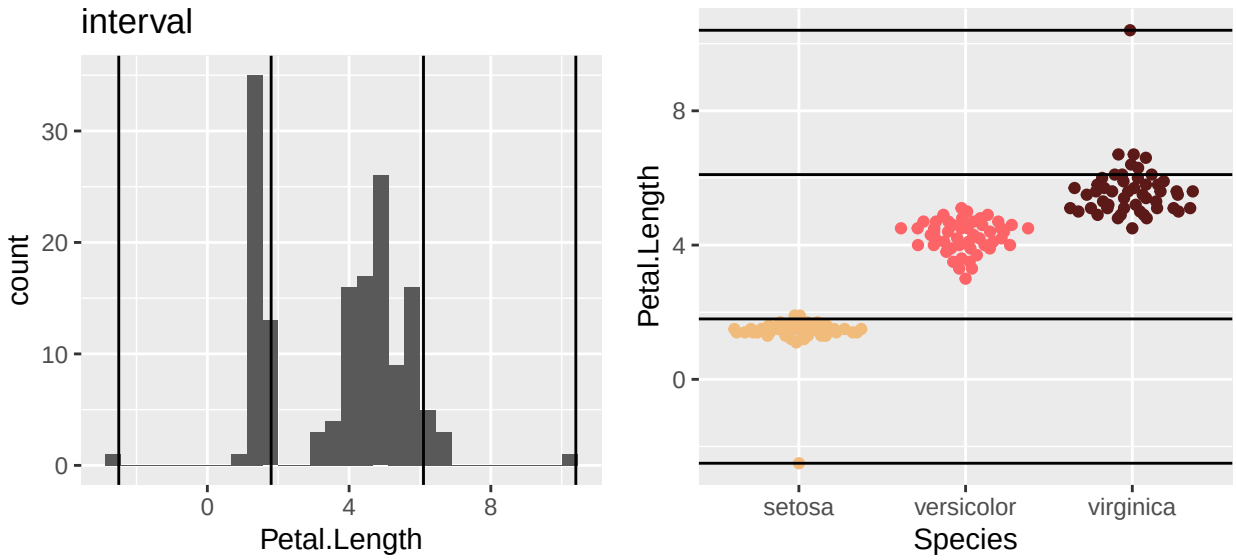
Dla obu zmiennych każda z metod wypada równie dobrze, przy czym, najlepsze wyniki produkują metody równej częstości oraz k-średnich.

2.3 Metody dyskretyzacji z wartościami odstającymi

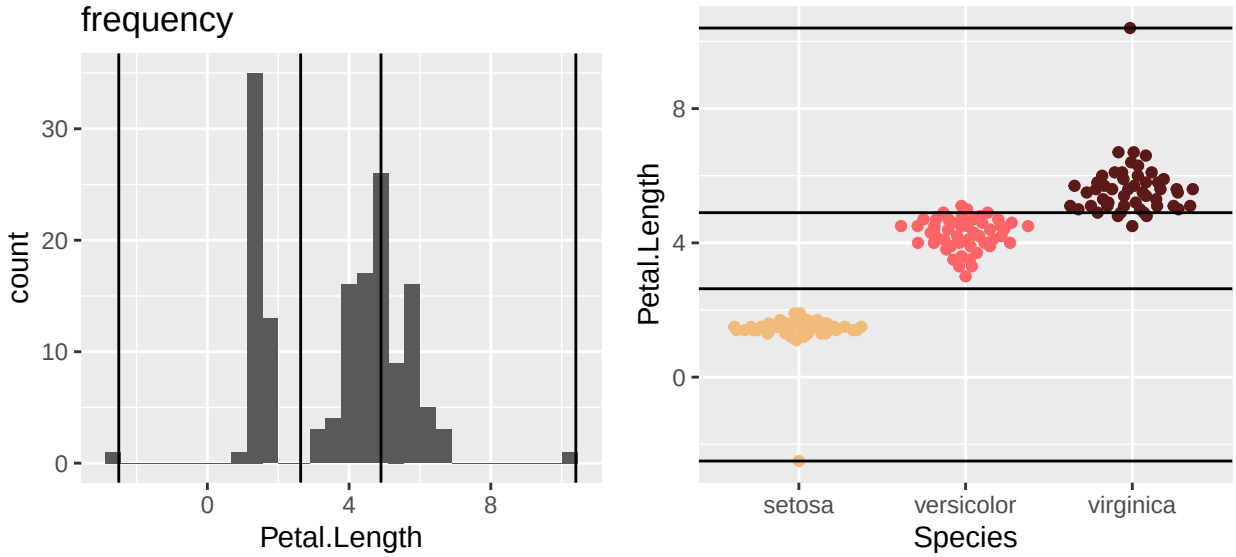
Rozpatrzmy teraz dyskretyzację przy dodaniu sztucznie wartości odstających.

2.3.1 Zmienna Petal.Length

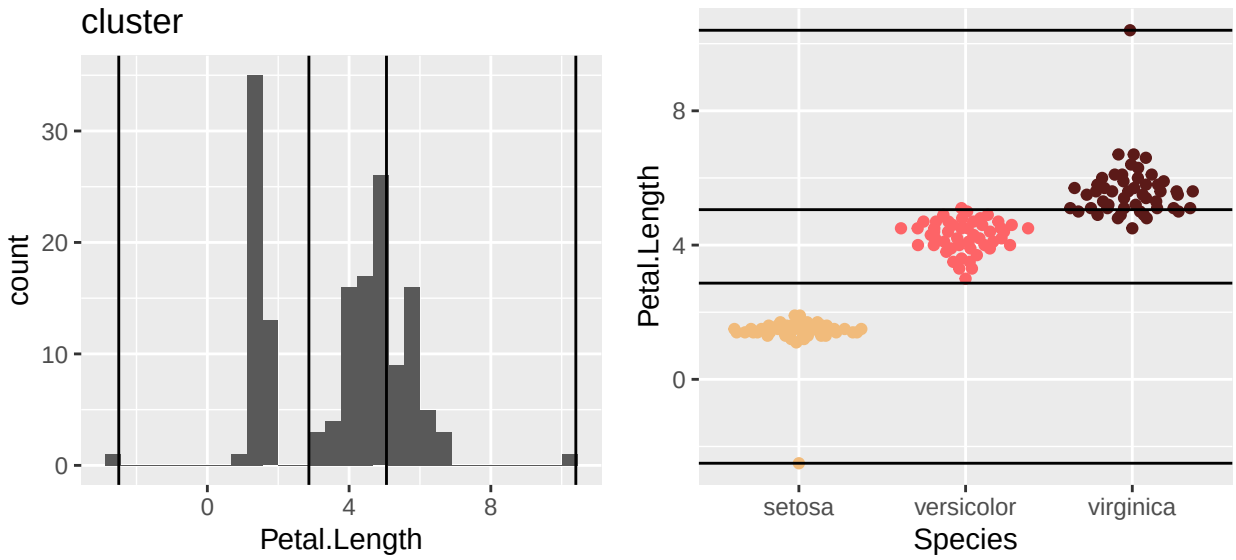
Zacznijmy znowu od zmiennej Petal.Length.



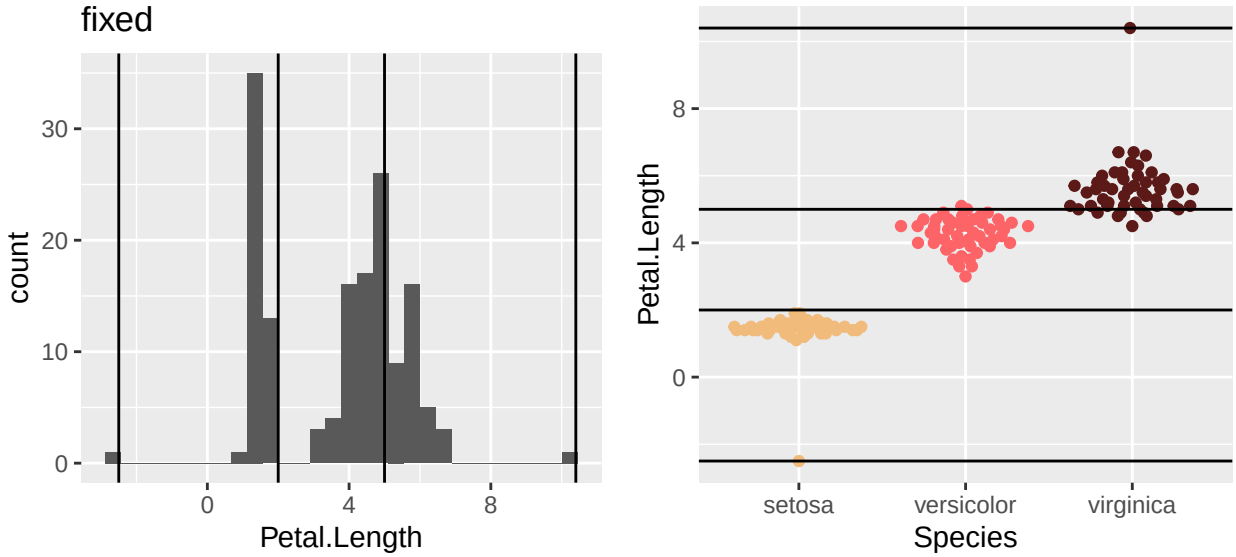

```
## Cases in matched pairs: 71.33 %
```




```
## Cases in matched pairs: 95.33 %
```



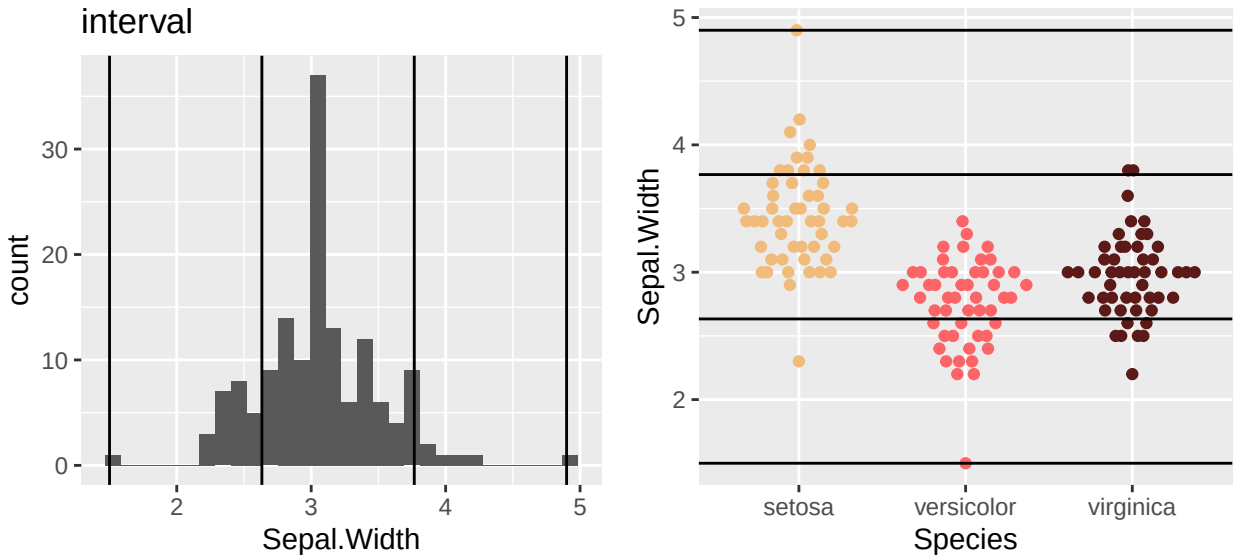

```
## Cases in matched pairs: 93.33 %
```



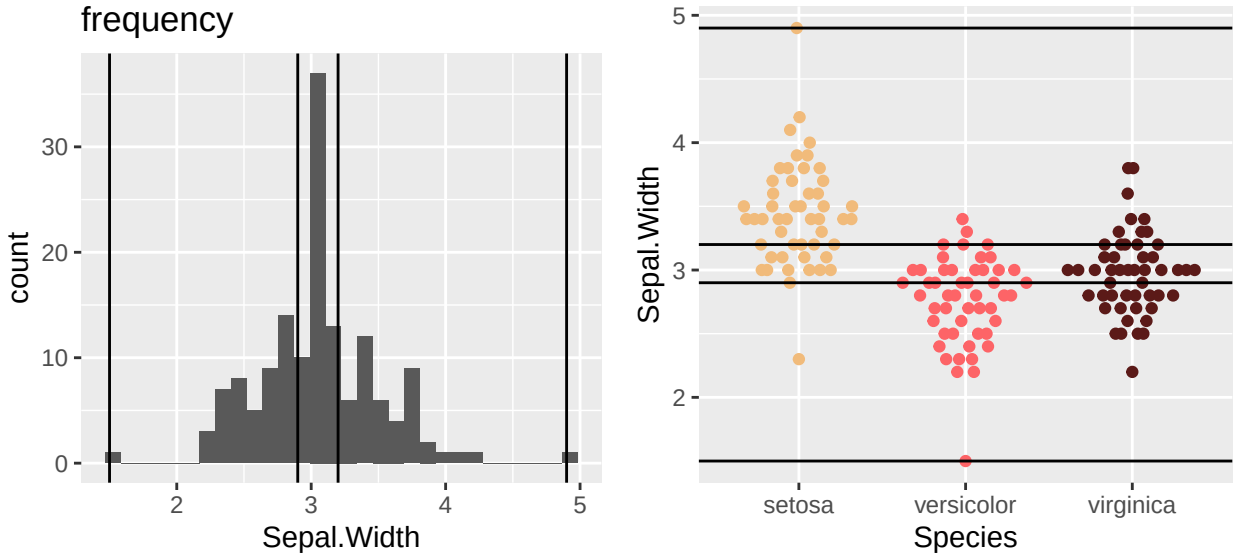

```
## Cases in matched pairs: 94.67 %
```

2.3.2 Zmienna Sepal.Width

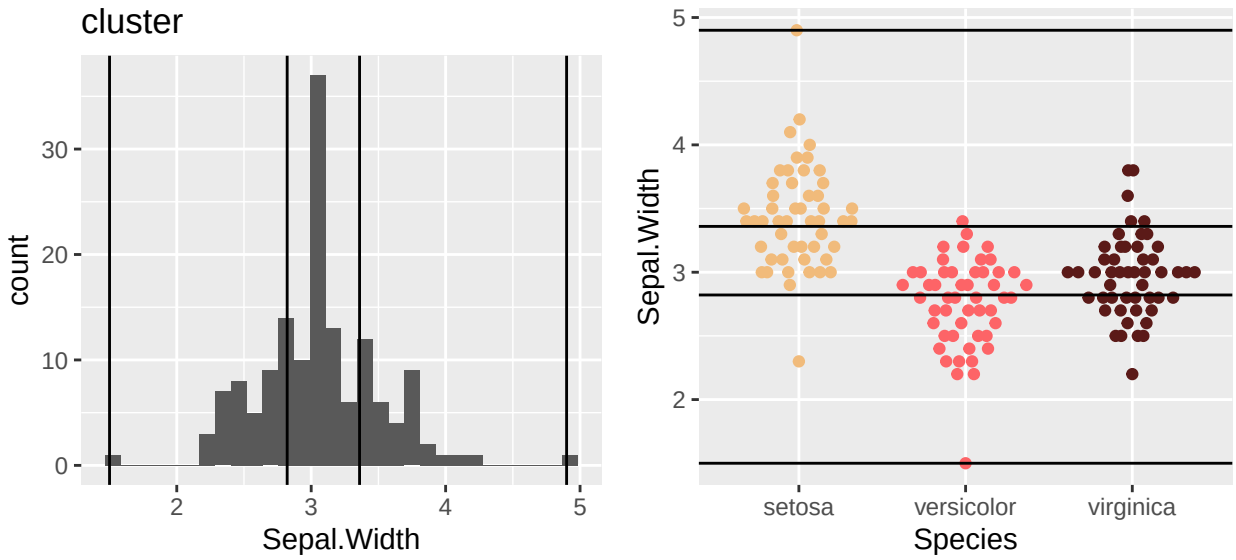
Dla zmiennej Sepal.Width po dodaniu wartości odstających dyskretyzacja wygląda następująco:



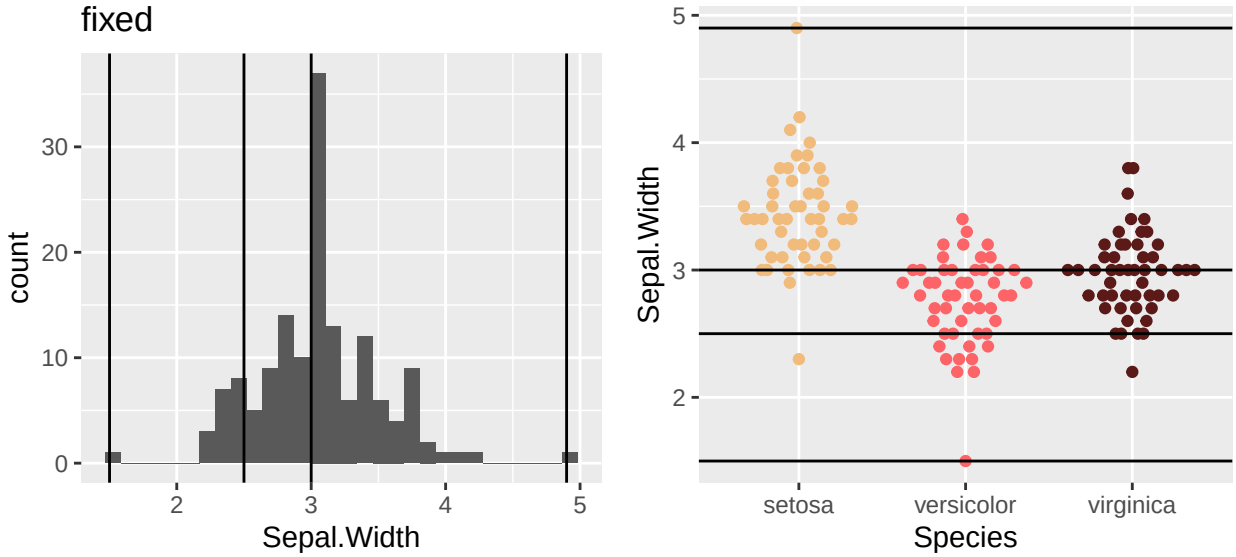

```
## Cases in matched pairs: 44.67 %
```




```
## Cases in matched pairs: 55.33 %
```




```
## Cases in matched pairs: 56 %
```




```
## Cases in matched pairs: 54.67 %
```

Nie powinien dziwić fakt, że największa zmiana w poprawności predykcji dotknęła metodę przedziałów równej długości, gdyż pojedyncza obserwacja całkowicie zmienia dobór miejsc partycji przedziału.

3 Zadanie 2

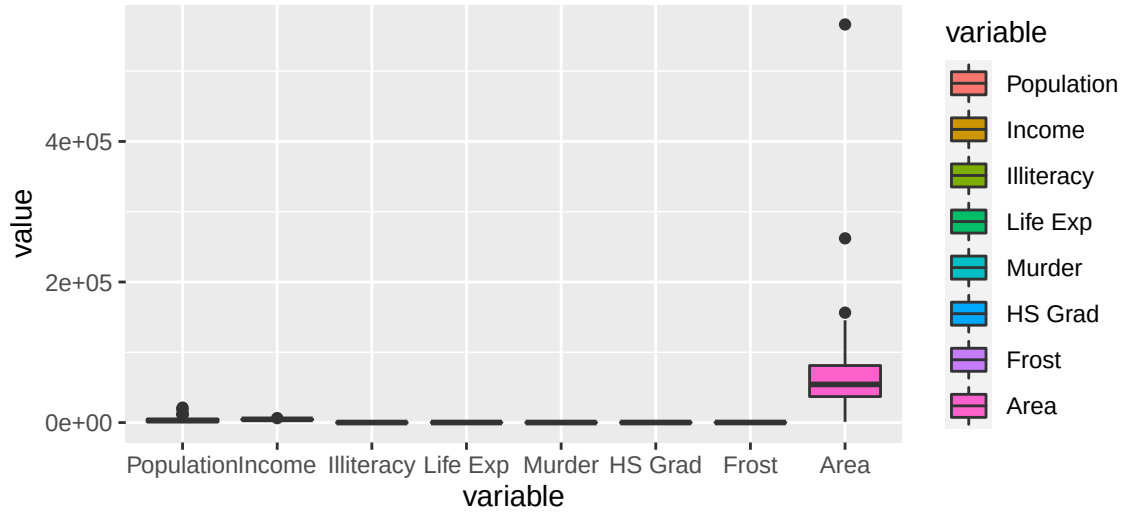
3.1 Wczytanie i przygotowanie danych

Teraz naszym zadaniem jest dokonanie analizy składów głównych (PCA) dla zbioru `state.x77`, który zawiera informacje o wskaźnikach terytorialno-społecznych.

Najpierw wczytajmy dane i uzupełnijmy je o informacje geograficzne.

```
data(state)
state <- as.data.frame(state.x77)
state$region <- state.region
state$division <- state.division
state.subset <- subset(state, select=-c(region, division))
```

By rozstrzygnąć, czy potrzebna jest normalizacja danych, przeanalizujemy wykresy pudełkowe oraz wyznaczymy odchylenia standardowe i współczynniki zmienności.



Rysunek 1: Wykresy pudelkowe dla zmiennych ze zbioru state.x77

Tabela 2: Odchylenie standardowe i wspolczynnik zmiennosci dla zmienych

	Population	Income	Illiteracy	Life Exp	Murder	HS Grad	Frost	Area
Odchylenie standardowe	4464.491	614.470	0.610	1.342	3.692	8.077	51.981	85327.300
Wspolczynnik zmiennosci	1.051	0.139	0.521	0.019	0.500	0.152	0.498	1.206

Widać, że zmienne wymagają standaryzacji — ich wariancje zbyt mocno się różnią.

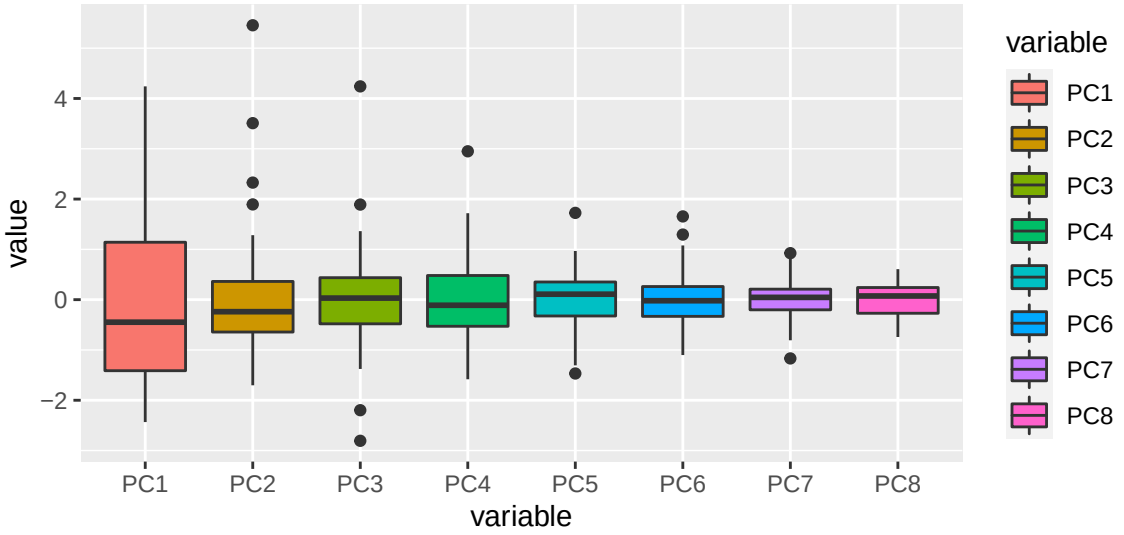
3.2 Składowe główne i ich analiza

Wyznaczymy teraz składowe główne i przedstawimy ich rozrzut, wykorzystując wykresy pudełkowe.

```
after.pca <- prcomp(state.subset, retx=T, center=T, scale.=T)
```

Przypatrzmy się teraz wektorom ładunków dla trzech pierwszych składowych głównych.

- W przypadku pierwszej składowej głównej, największy wkład mają zmienne `Illiteracy`, `Murder`, `HS Grad` i `Life Exp`. Dwie pierwsze mają ten sam znak, możemy więc wnioskować, że są ze sobą powiązane. `HS Grad` i `Life Exp` mają znak przeciwny — stąd te



Rysunek 2: Wykresy pudelkowe dla skladowych glownych

Tabela 3: Wektory ladunkow dla trzech pierwszych PC

	PC1	PC2	PC3
Population	0.126	0.411	-0.656
Income	-0.299	0.519	-0.100
Illiteracy	0.468	0.053	0.071
Life Exp	-0.412	-0.082	-0.360
Murder	0.444	0.307	0.108
HS Grad	-0.425	0.299	0.050
Frost	-0.357	-0.154	0.387
Area	-0.033	0.588	0.510

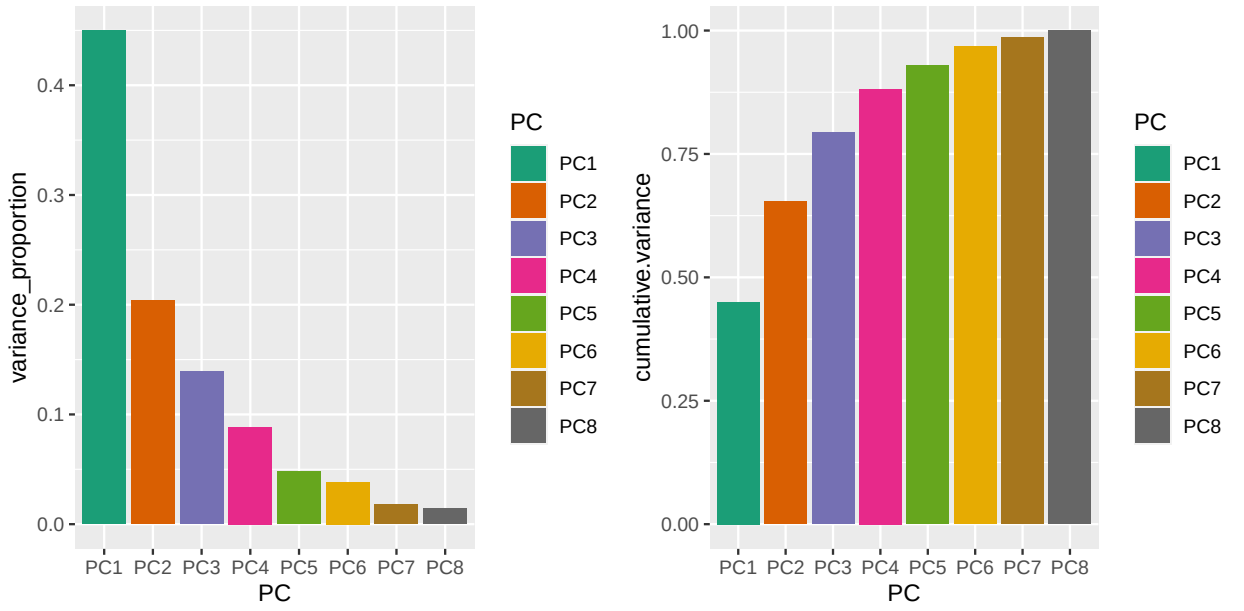
dwie pary są ze sobą negatywnie skorelowane. Jest to dość oczywisty rodzaj zależności między stopniem analfabetyzmu a procentem ilości mających ukończoną szkołę średnią i między ilością morderstw a średnią długością życia.

- W przypadku drugiej składowej głównej, największą wagę mają zmienne `Area`, `Population` i `Income`. Zależność między `Area` a `Population` jest dość oczywista, natomiast zależność tych zmiennych od `Income` już niekoniecznie da się łatwo wytłumaczyć.

Zbadajmy teraz jaka część wyjaśnionej wariancji odpowiada kolejnym składowym głównym.

Zauważamy, że:

- PC1 wyjaśnia 45% wyjaśnianej wariancji, PC2 prawie 25%;
- 80% całkowitej wariancji jest wyjaśniane przez pierwsze cztery składowe główne (trzy pierwsze wyjaśniają niewiele mniej), 90% jest wyjaśniane zaś przez pierwszych 5.



Rysunek 3: Wariancja wyjasniana przez poszczegolne skladowe glowne i wariancja skumulowana.

Tabela 4: Odchylenie standardowe i wspolczynnik zmiennosci dla zmienych

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
Proporcja wariancji	0.45	0.204	0.139	0.088	0.048
Skumulowana wariancja	0.45	0.654	0.793	0.881	0.929

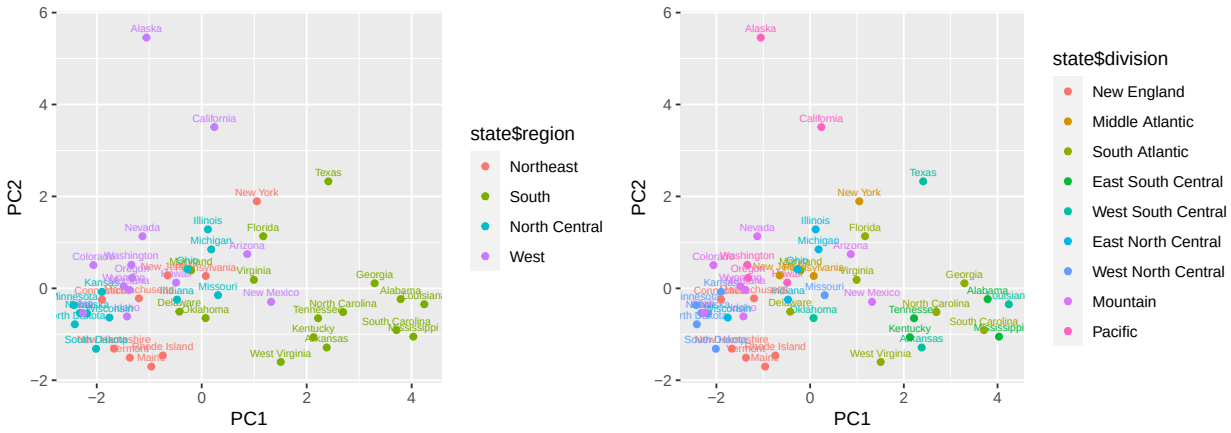
3.3 Wizualizacja danych

W tej części wygenerujemy wykresy rozrzutu 2d dla dwóch pierwszych składowych głównych. Skorzystamy z danych dotyczących lokalizacji poszczególnych stanów, by być w stanie wyciągnąc pewne interesujące wnioski.

Obserwacje:

- Stany zlokalizaowane w południowych częściach USA są stosunkowo blisko względem siebie położone — możemy więc wnioskować o ich dużym podobieństwie. Są one też często dość oddalone od pozostałych obserwacji.
- Są dwie obseracje, które znacząco różnią się od pozostałych. Są to Alaska i Kalifornia. Alaska jest stanem o największej powierzchni oraz dochód na jednego mieszkańca jest tam również najwyższy. Natomiast w Kalifornii mieszka najwięcej ludzi (stan ten charakteryzuje się także dużą powierzchnią).

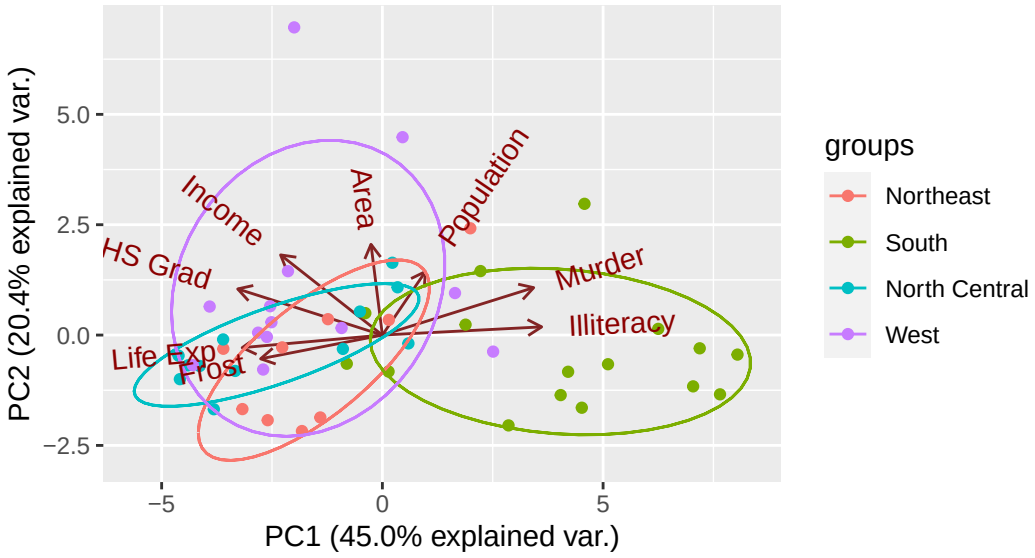
Przygotowaliśmy także wykresy 3d — kod umieściliśmy w dodatkowym skrypcie.



Rysunek 4: Wykresy rozrzutu

3.4 Korelacja zmiennych

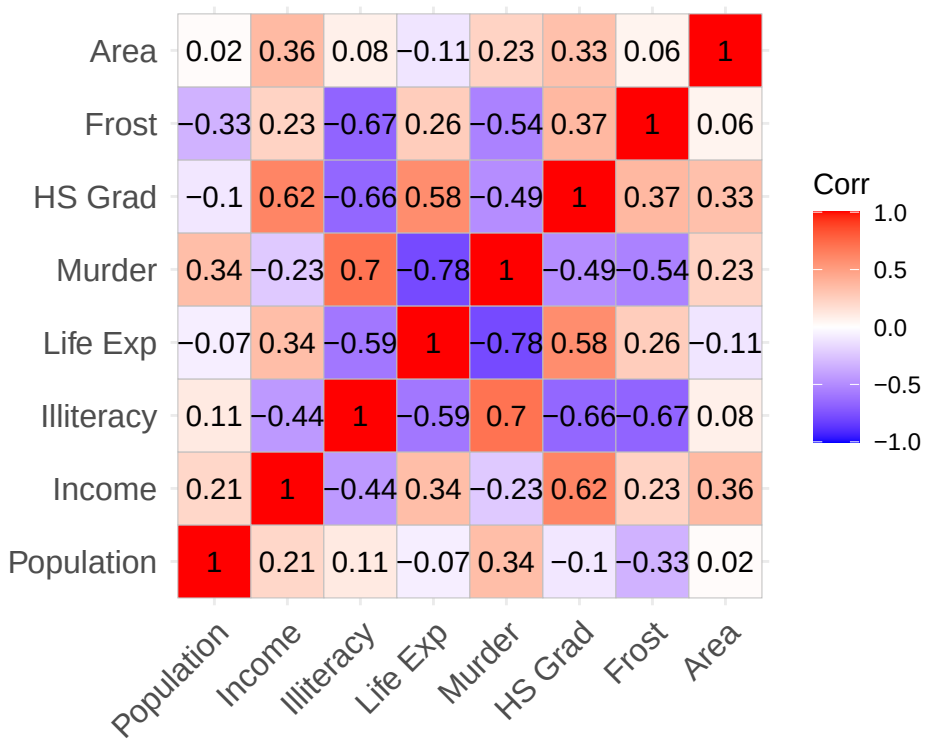
Zbadamy teraz korelację między zmiennymi. Najpierw skorzystamy z dwuwykresu.



Rysunek 5: Dwuwykres dla danych state.x77

Możemy zaobserwować, że zmienne `Murder` i `Illiteracy` są ze dodatnią skorelowane. Podobnie zachowują się zmienne `Income` i `HS Grad`. Ujemna korelacja jest możliwa do zaobserwowania pomiędzy zmiennymi `Life Exp` i `Murder`, `HS Grad` i `Illiteracy`. Zmienna `Frost` jest ujemnie skorelowane z `Illiteracy` i `Murder`.

Te wnioski potwierdzają, jeżeli popatrzymy na mapę ciepła korelacji.



Rysunek 6: Mapa ciepla korelacji zmiennych

3.5 Wnioski do zadania 2

Dzięki zastosowaniu metody analizy składowych głównych udało się nam otrzymać ciekawe wnioski dotyczące stanów USA.

Przede wszystkim, stany zlokalizowane na południu kraju są bardzo do siebie podobne. Charakteryzują się największym stopniem analfabetyzmu, największą ilością morderstw (co potwierdzała ujemna korelacja tych zmiennych ze zmienną `Frost`), najniższym stopniem wykształcenia.

4 Zadanie 3

Wybranym przez nas zbiorem danych jest ...

Wczytajmy dane i przygotujmy je do do skalowania wielowymiarowego.

Porównamy teraz jakoś odwzorowania MDS w zależności od wielkości wymiaru d przestrzeni docelowej. Przedstawimy na wykresie wartości funkcji STRESS, jak i wykonamy diagramy Sheparda.