Analiza danych ankietowych

Raport 1

Klaudia Janicka 262268, Natalia Iwańska 262270

2023-04-10

Część I

Tablice liczności dla zmiennej A1

A1	n	prop
-2	14	0.070
-1	17	0.085
0	40	0.200
1	100	0.500
2	29	0.145

Tab. 1: Tablica liczności dla A1.

A1	n	prop
-2	5	0.1219512
-1	6	0.1463415
0	8	0.1951220
1	19	0.4634146
2	3	0.0731707

Tab. 2: Tablica liczności dla A1 ze względu na Wyk=1.

A1	n	prop
-2	5	0.0357143
-1	10	0.0714286
0	26	0.1857143
1	75	0.5357143
2	24	0.1714286

Tab. 3: Tablica liczności dla A1 ze względu na Wyk=2.

A1	n	prop
-2	4	0.2105263
-1	1	0.0526316
0	6	0.3157895
1	6	0.3157895
2	2	0.1052632

Tab. 4: Tablica liczności dla A1 ze względu na Wyk=3.

A1	n	prop
-2	2	0.0645161
-1	2	0.0645161
0	5	0.1612903
1	19	0.6129032
2	3	0.0967742

Tab. 5: Tablica liczności dla A1 ze względu na D=Z.

A1	n	prop
-2	9	0.0918367
-1	10	0.1020408
0	17	0.1734694
1	51	0.5204082
2	11	0.1122449

Tab. 6: Tablica liczności dla A1 ze względu na D=P.

A1	n	prop
-2	3	0.0666667
-1	3	0.0666667
0	14	0.3111111
1	15	0.3333333
2	10	0.2222222

Tab. 7: Tablica liczności dla A1 ze względu na D=S.

A1	n	prop
-1	2	0.0769231
0	4	0.1538462
1	15	0.5769231
2	5	0.1923077

Tab. 8: Tablica liczności dla A1 ze względu na D=O.

A1	n	prop
-2	3	0.0422535
-1	7	0.0985915
0	14	0.1971831
1	36	0.5070423
2	11	0.1549296

Tab. 9: Tablica liczności dla A1 ze względu na P=k.

A1	n	prop
-2	11	0.0852713
-1	10	0.0775194
0	26	0.2015504
1	64	0.4961240
2	18	0.1395349

Tab. 10: Tablica liczności dla A1 ze względu na P=m.

Tablice liczności dla zmiennnej W1

A1	n	prop
-2	14	0.070
-1	17	0.085
0	40	0.200
1	100	0.500
2	29	0.145

Tab. 11: Tablica liczności dla W1.

A1	n	prop
-2	5	0.1219512
-1	6	0.1463415
0	8	0.1951220
1	19	0.4634146
2	3	0.0731707

Tab. 12: Tablica liczności dla W1 ze względu na Wyk=1.

A1	n	prop
-2	5	0.0357143
-1	10	0.0714286
0	26	0.1857143
1	75	0.5357143
2	24	0.1714286

Tab. 13: Tablica liczności dla W1 ze względu na Wyk=2.

A1	n	prop
-2	4	0.2105263
-1	1	0.0526316
0	6	0.3157895
1	6	0.3157895
2	2	0.1052632

Tab. 14: Tablica liczności dla W1 ze względu na Wyk=3.

A1	n	prop
-2	2	0.0645161
-1	2	0.0645161
0	5	0.1612903
1	19	0.6129032
2	3	0.0967742

Tab. 15: Tablica liczności dla W1 ze względu na D=Z.

A1	n	prop
-2	9	0.0918367
-1	10	0.1020408
0	17	0.1734694
1	51	0.5204082
2	11	0.1122449

Tab. 16: Tablica liczności dla W1 ze względu na D=P.

A1	n	prop
-2	3	0.0666667
-1	3	0.0666667
0	14	0.3111111
1	15	0.3333333
2	10	0.2222222

Tab. 17: Tablica liczności dla W1 ze względu na D=S.

A1	n	prop
-1	2	0.0769231
0	4	0.1538462
1	15	0.5769231
2	5	0.1923077

Tab. 18: Tablica liczności dla W1 ze względu na D=O.

A1	n	prop
-2	3	0.0422535
-1	7	0.0985915
0	14	0.1971831
1	36	0.5070423
2	11	0.1549296

Tab. 19: Tablica liczności dla W1 ze względu na P=k.

A1	n	prop
-2	11	0.0852713
-1	10	0.0775194
0	26	0.2015504
1	64	0.4961240
2	18	0.1395349

Tab. 20: Tablica liczności dla W1 ze względu na P=m.

Tabele wielodzielcze

```
kable(structable(W1~P, personel) %>% addmargins(),
      caption="Tabela wielodzielcza uzwlgędniająca zmienną W1 i P.") %>%
      column_spec(1, border_left = TRUE) %>%
      column_spec(6, border_right = TRUE) %>%
      kable_styling(latex_options = "HOLD_position")
```

Tab. 21: Tabela wielodzielcza uzwlgędniająca zmienną W1 i P.

	-2	-1	1	2	Sum
K	25	10	1	35	71
M	49	10	1	69	129
Sum	74	20	2	104	200

Tab. 22: Tabela wielodzielcza uzwlgędniająca zmienną W1 i S.

	-2	-1	1	2	Sum
0	64	18	0	91	173
1	10	2	2	13	27
Sum	74	20	2	104	200

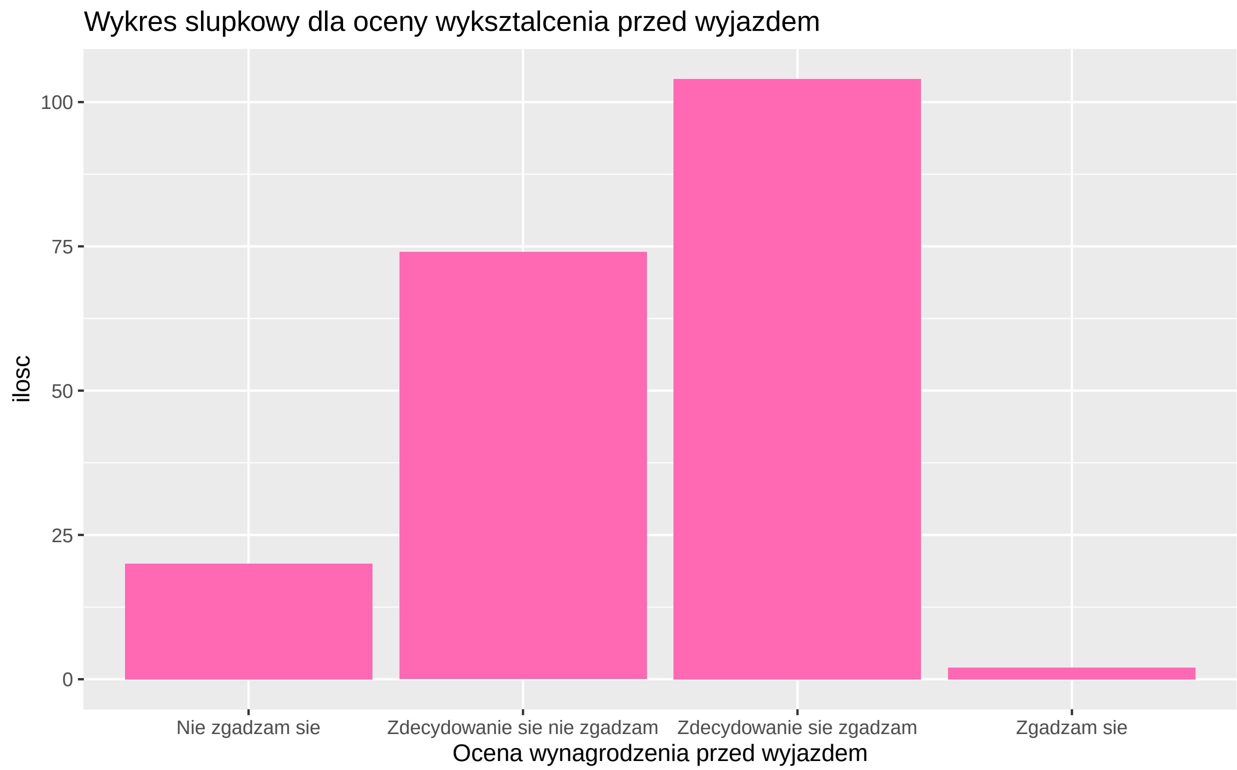
Tab. 23: Tabela wielodzielcza uzwlgędniająca zmienną A1 i D.

	-2	-1	0	1	2	Sum
O	0	2	4	15	5	26
P	9	10	17	51	11	98
S	3	3	14	15	10	45
Z	2	2	5	19	3	31
Sum	14	17	40	100	29	200

Wykres słupkowy

```
daneW1 <- personel %>% count(W1) %>% data.frame()

ggplot(daneW1, aes(x=W1, y=n)) +
    geom_bar(stat = "identity", fill="hotpink") +
    ggtitle("Wykres słupkowy dla oceny wykształcenia przed wyjazdem") +
    xlab('Ocena wynagrodzenia przed wyjazdem') +
    ylab('ilość')
```

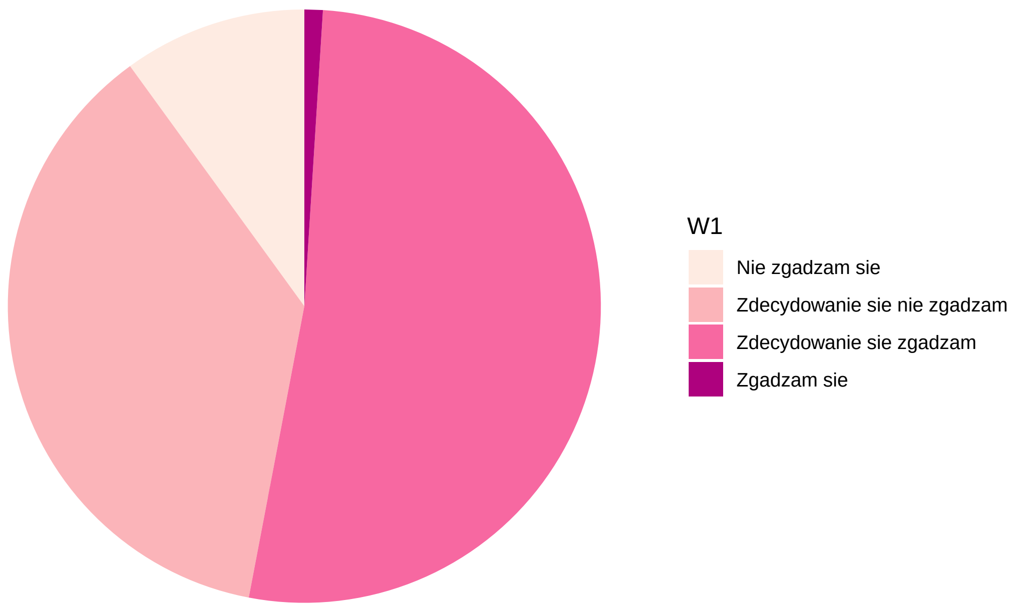


Jakieś dwa zdanie tak jak mówiła, ale jej nie słuchałam, więc nie wiem.

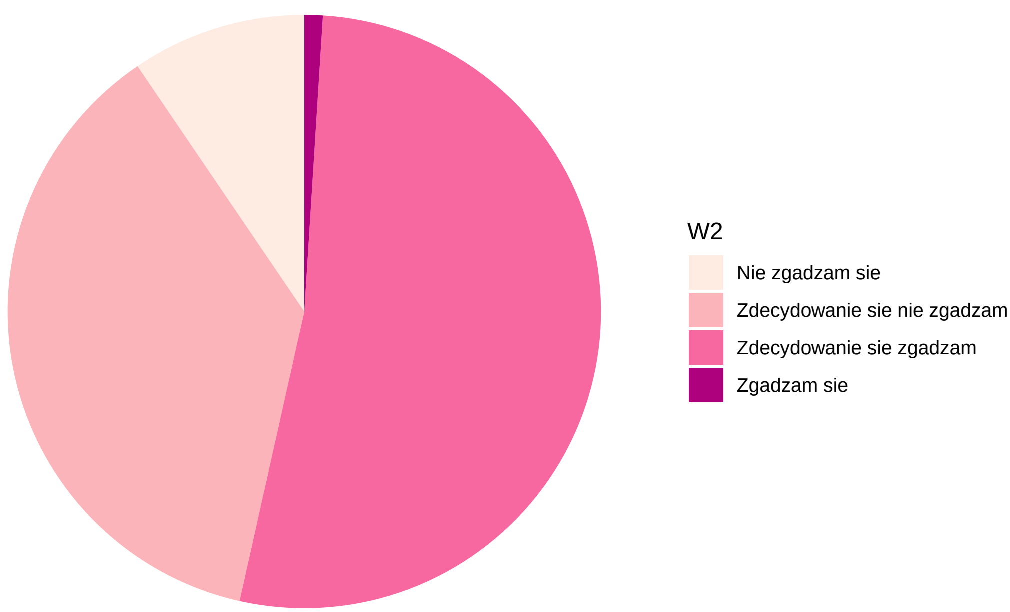
Wykres kołowy

```
ggplot(daneW1, aes(x="", y=n, fill=W1)) +
    geom_bar(stat="identity", width=1) +
    coord_polar("y", start=0) +
    theme_void() +
    scale_fill_brewer(palette="RdPu") +
    ggtitle("Wykres kołowy dla oceny wynagrodzenia przed wyjazdem")
```

Wykres kolowy dla oceny wynagrodzenia przed wyjazdem

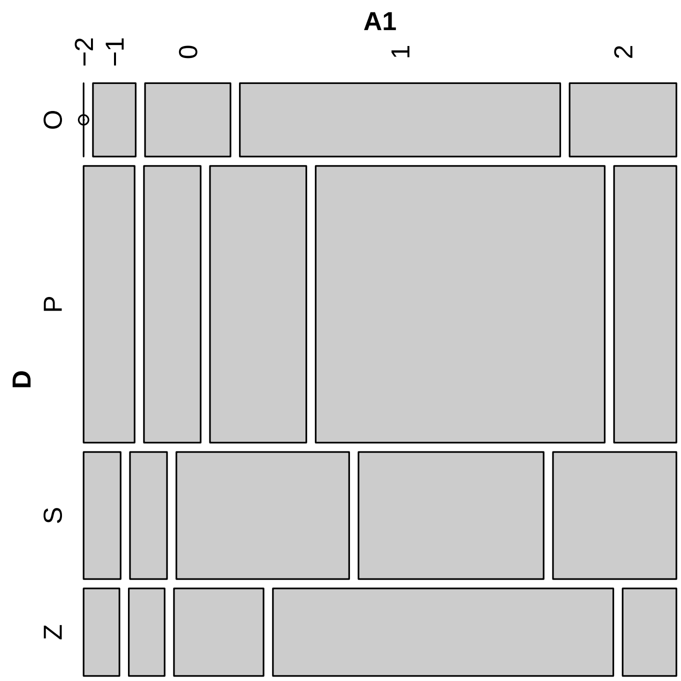


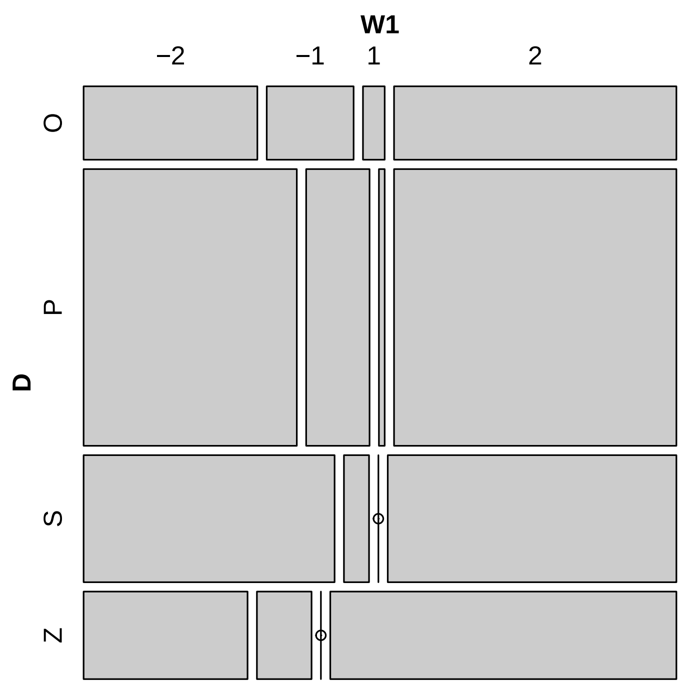
Wykres kolowy dla oceny wynagrodzenia po wyjezdzie

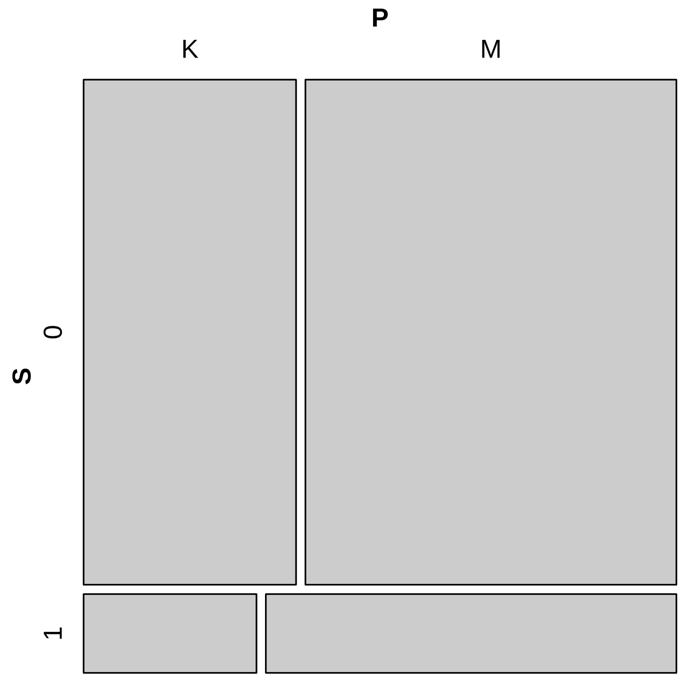


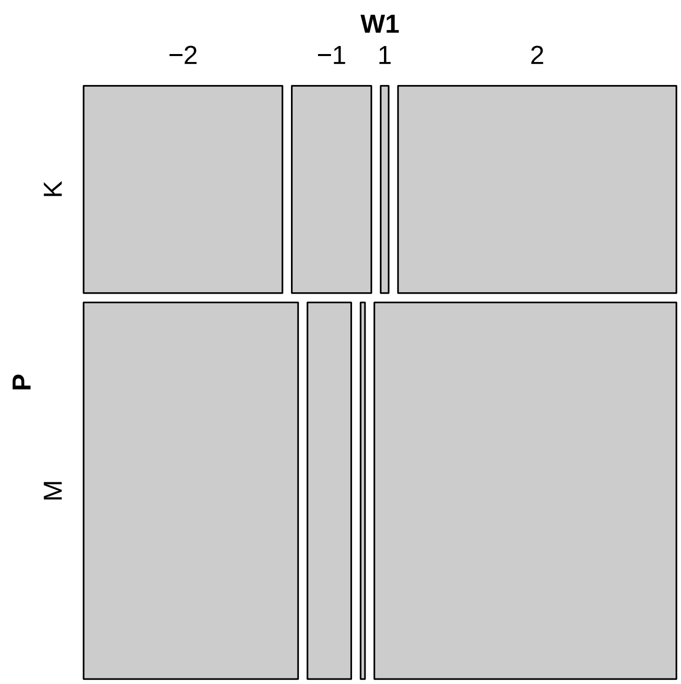
Wykresy mozaikowe

```
mosaic(~D+A1, personel,labeling = vcd::labeling_border(rot_labels = c(90, 90)))
```









Część II

Funkcja losująca ze zwracaniem i bez

```
f <- function(x='bez'){
  if (x=='zwracanie'){
    s <- sample(1:nrow(mtcars),3,replace=TRUE)
  } else{
    s <- sample(1:nrow(mtcars),3)
  }
  mtcars[s, ]
}

f('zwracanie')
```

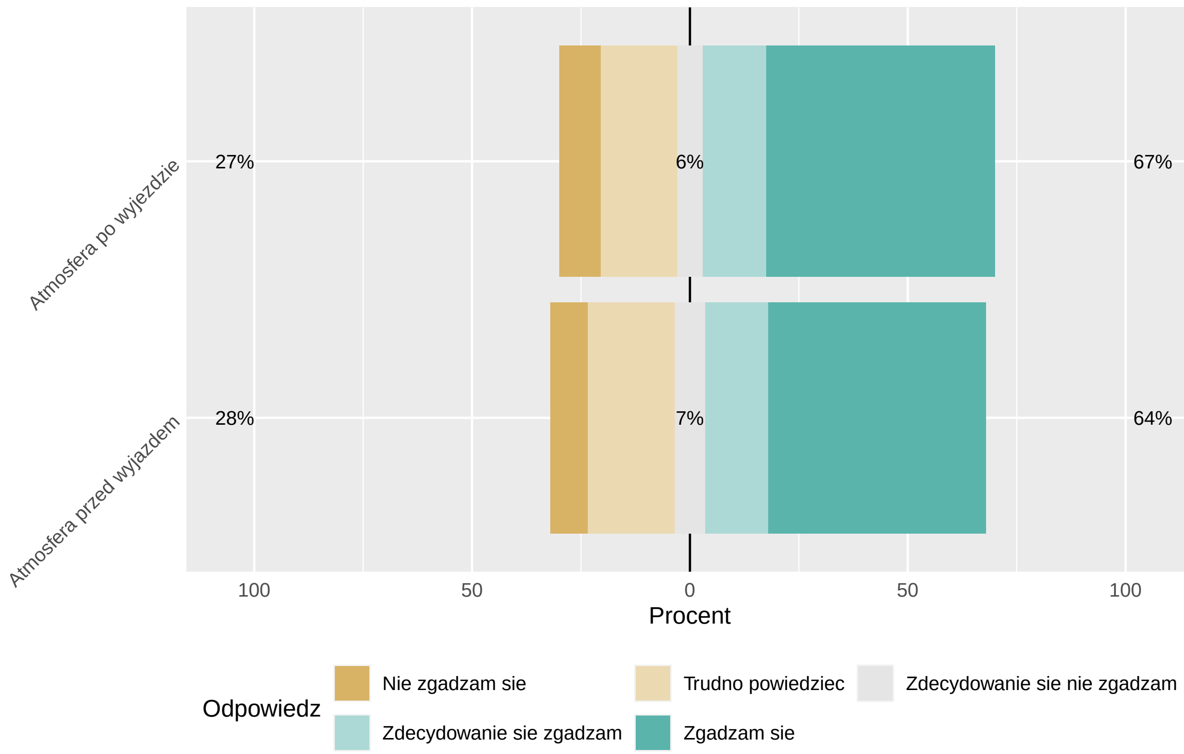
```
##              mpg cyl  disp  hp drat    wt  qsec vs am gear carb
## Honda Civic 30.4   4  75.7  52 4.93 1.615 18.52  1  1    4    2
## Camaro Z28  13.3   8 350.0 245 3.73 3.840 15.41  0  0    3    4
## Merc 450SLC 15.2   8 275.8 180 3.07 3.780 18.00  0  0    3    3
```

Funkcja likert

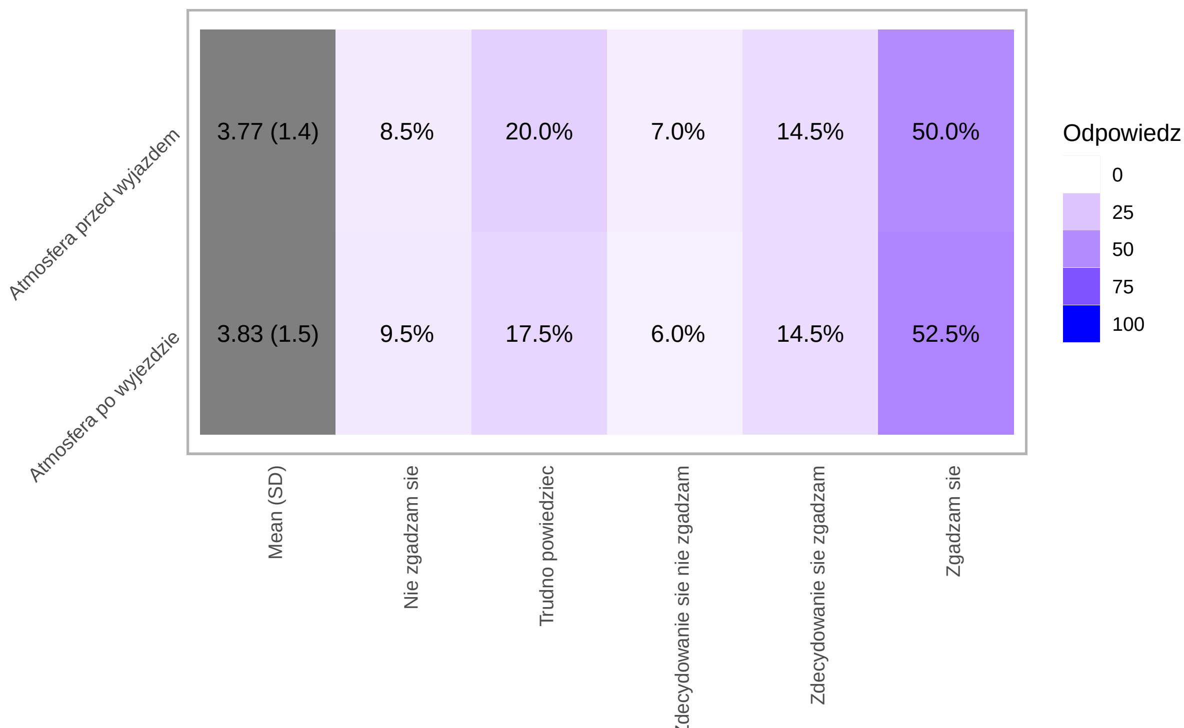
```
df <- data.frame(personel$`Atmosfera przed wyjazdem`,personel$`Atmosfera po wyjeździe`)
colnames(df) <- c('Atmosfera przed wyjazdem', 'Atmosfera po wyjeździe')
likt_atmo <- likert(df)
summary(likt_atmo)
```

```
##                       Item  low neutral high  mean       sd
## 2   Atmosfera po wyjeździe 27.0       6 67.0 3.830 1.456609
## 1 Atmosfera przed wyjazdem 28.5       7 64.5 3.775 1.447359
```

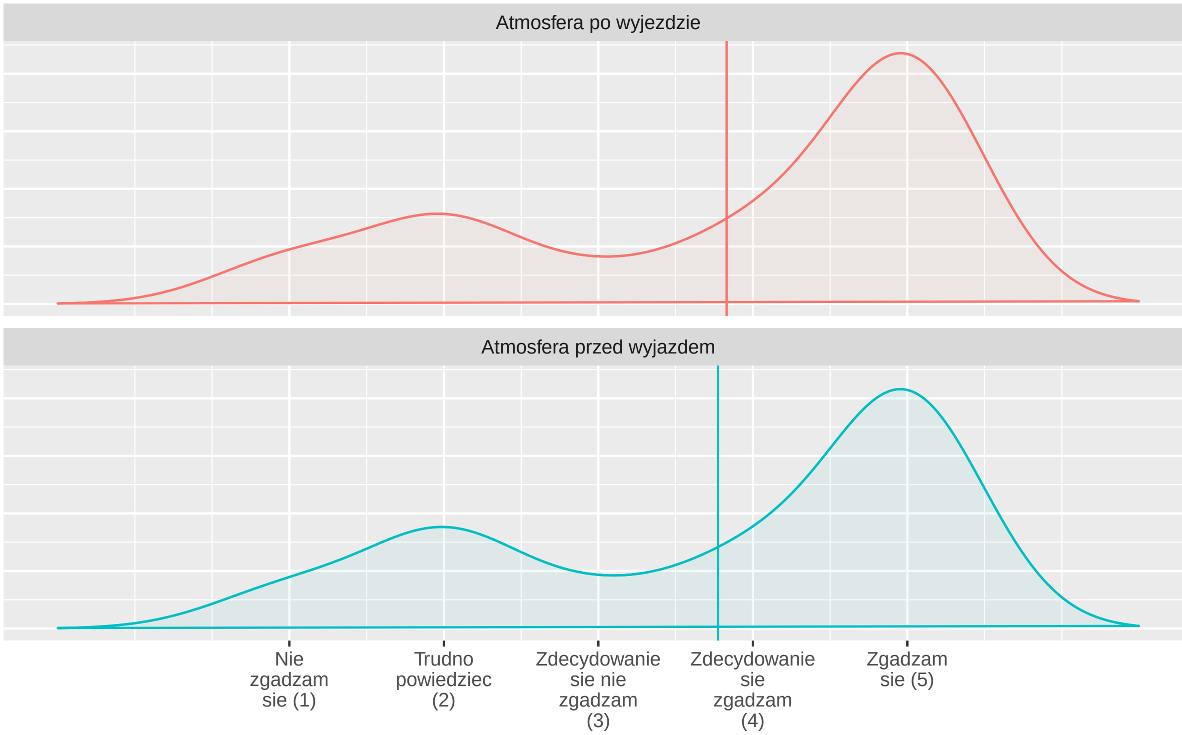
```
likert.bar.plot(likt_atmo) + guides(fill=guide_legend(nrow=2,byrow=TRUE,title='Odpowiedź')) + theme(axi
  ylab("Procent")
```




```
plot(likt_atmo,type='heat') + theme(axis.text.x=element_text(angle=90,hjust=1),axis.text.y=element_text
```

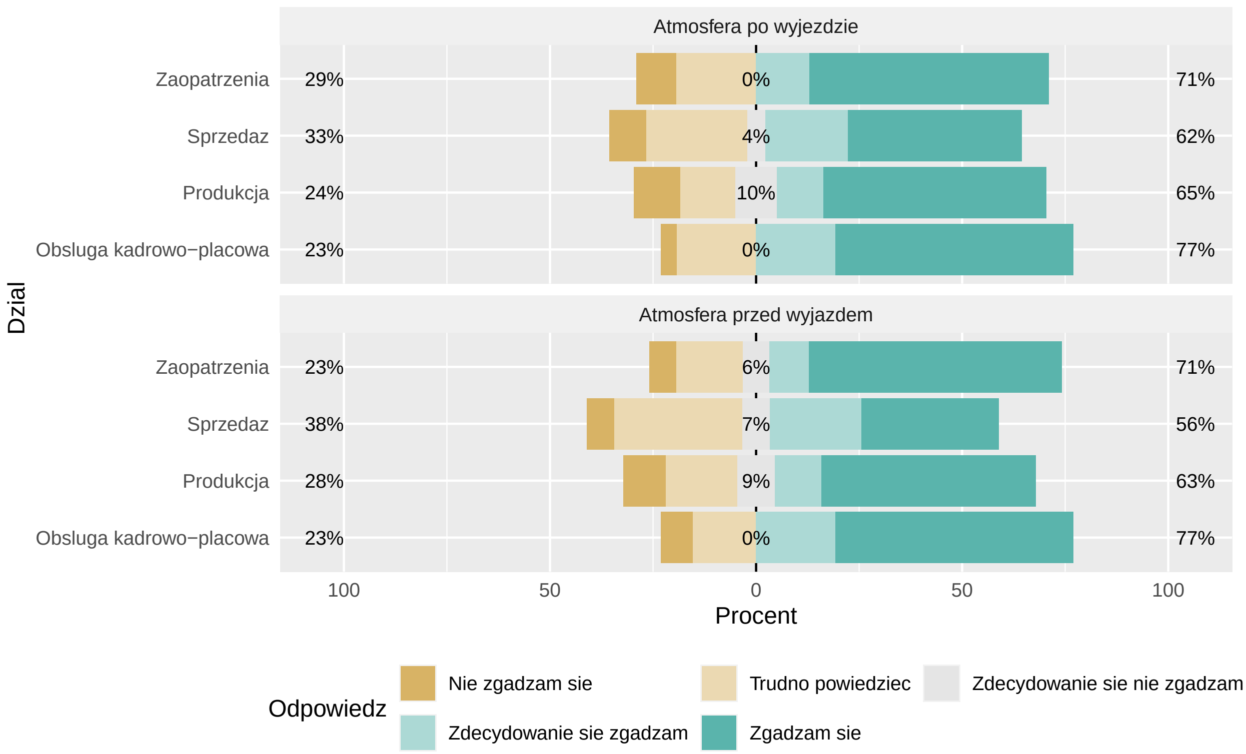


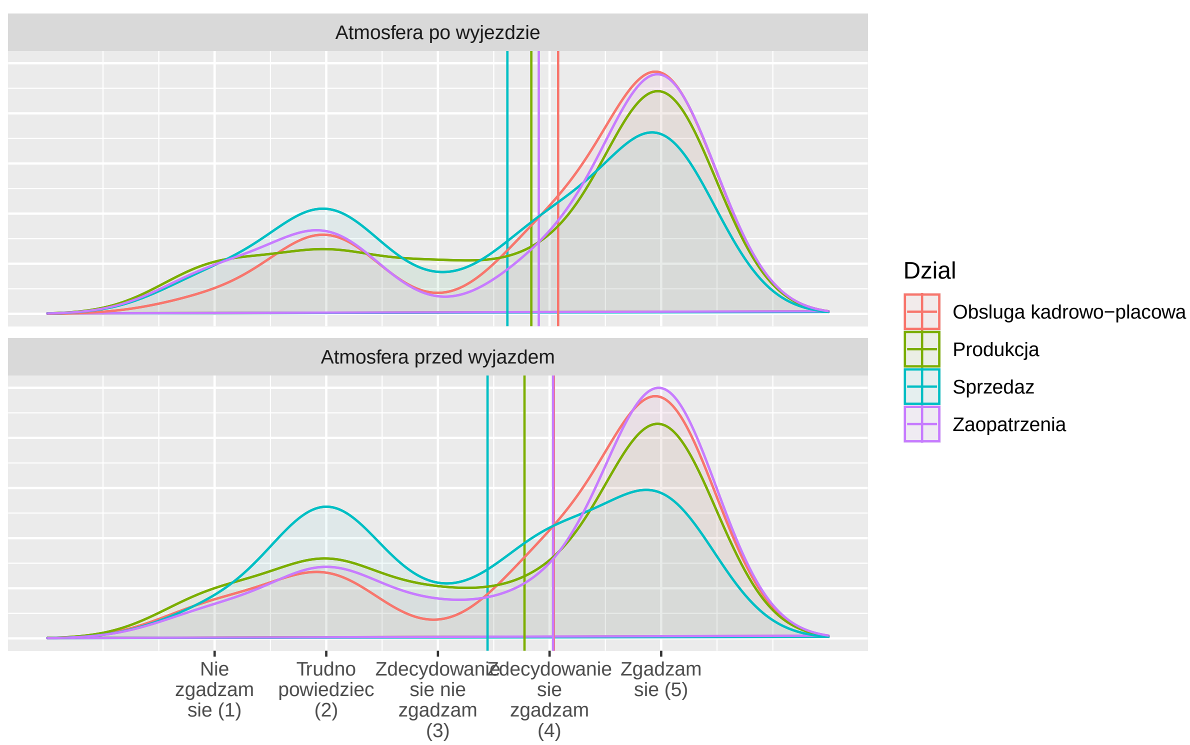
```
likert.density.plot(likt_atmo)
```



Podgrupa ze względu na dział

```
##                       Group                   Item      low   neutral     high
## 1 Obsługa kadrowo-płacowa Atmosfera przed wyjazdem 23.07692  0.000000 76.92308
## 2 Obsługa kadrowo-płacowa   Atmosfera po wyjeździe 23.07692  0.000000 76.92308
## 3              Produkcja Atmosfera przed wyjazdem 27.55102  9.183673 63.26531
## 4              Produkcja   Atmosfera po wyjeździe 24.48980 10.204082 65.30612
## 5               Sprzedaż Atmosfera przed wyjazdem 37.77778  6.666667 55.55556
## 6               Sprzedaż   Atmosfera po wyjeździe 33.33333  4.444444 62.22222
## 7            Zaopatrzenia Atmosfera przed wyjazdem 22.58065  6.451613 70.96774
## 8            Zaopatrzenia   Atmosfera po wyjeździe 29.03226  0.000000 70.96774
##       mean       sd
## 1 4.038462 1.399450
## 2 4.076923 1.324329
## 3 3.775510 1.482062
## 4 3.836735 1.476230
## 5 3.444444 1.407053
## 6 3.622222 1.466116
## 7 4.032258 1.401996
## 8 3.903226 1.513381
```

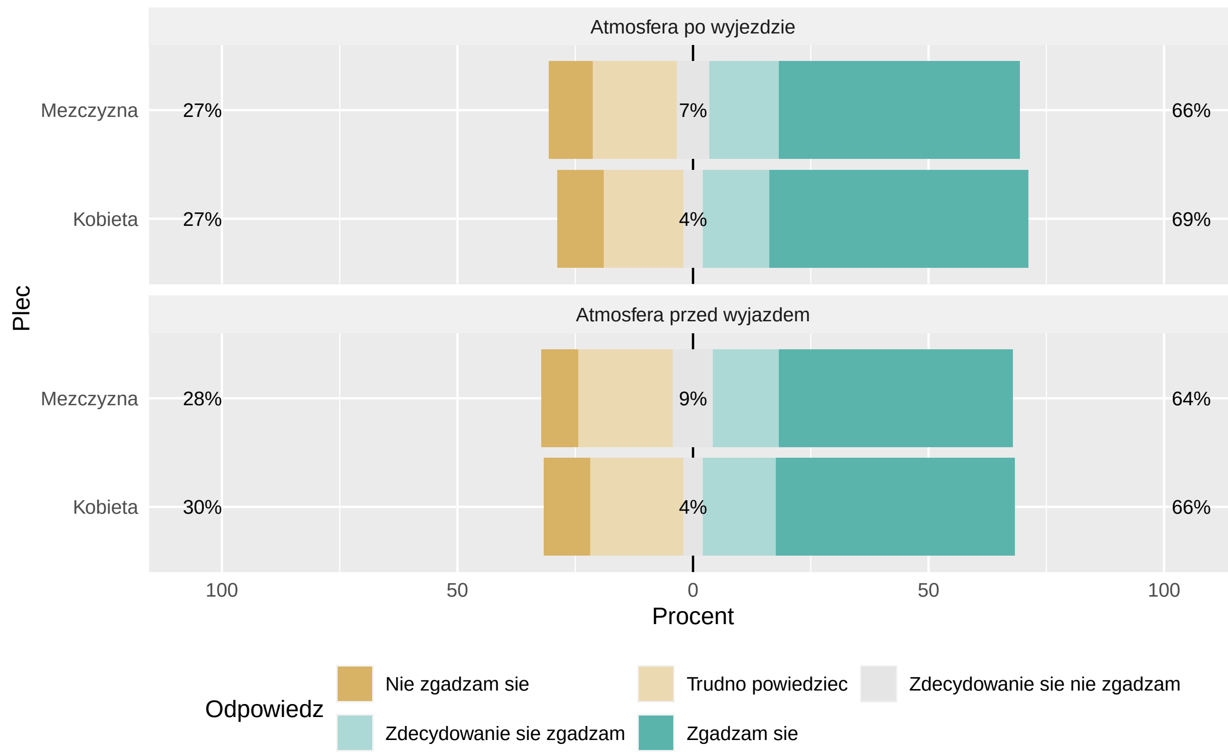


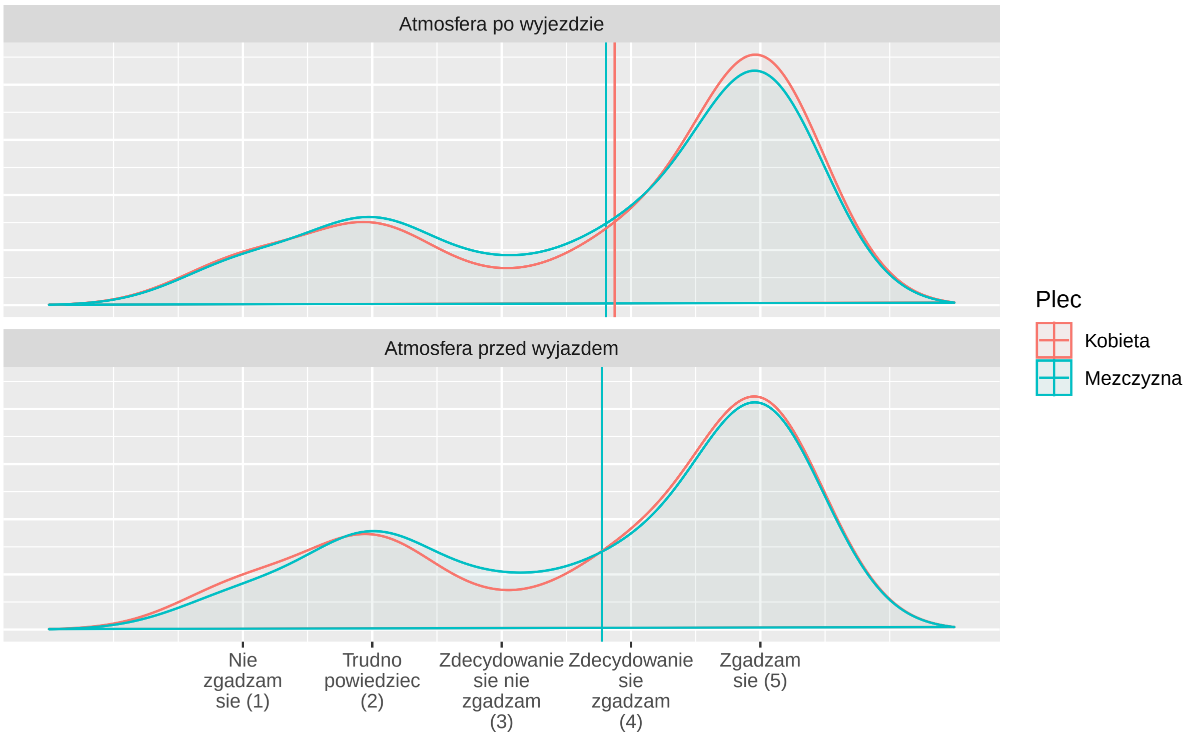


Podgrupa ze względu na płeć

```
##       Group                    Item      low  neutral     high     mean
## 1   Kobieta Atmosfera przed wyjazdem 29.57746 4.225352 66.19718 3.774648
```

```
## 2   Kobieta   Atmosfera po wyjeździe 26.76056 4.225352 69.01408 3.873239
## 3 Mężczyzna Atmosfera przed wyjazdem 27.90698 8.527132 63.56589 3.775194
## 4 Mężczyzna   Atmosfera po wyjeździe 27.13178 6.976744 65.89147 3.806202
##         sd
## 1 1.485138
## 2 1.472894
## 3 1.432002
## 4 1.452786
```





Przedział ufności Cloppera-Pearsona

```
p.lower <- function(x, n, a){
  if(x == 0){
    return(0)
  }
  else{
    return(qbeta(a/2,x,n-x+1))
  }
}


p.upper <- function(x, n, a){
  if(x == n){
    return(1)
  }
  else{
    return(qbeta(1-a/2, x+1, n-x))
  }
}


clopper_pearson_ci <- function(x, n=NULL, a=0.05){
  if(is.null(n)){
    n <- length(x)
    x <- sum(x==1)
    return(c(p.lower(x, n, a), p.upper(x, n, a)))
  }
```

```r
  else{
    return(c(p.lower(x, n, a), p.upper(x, n, a)))
  }
}

clopper_pearson_ci2 <- function(x, n=NULL, a=0.05){
  if(is.null(n)){
    n <- length(x)
    x <- sum(x==1)
    return(data.frame(x=x, n=n, lower=p.lower(x, n, a), upper=p.upper(x, n, a)))
  }
  else{
    return(data.frame(x=x, n=n, lower=p.lower(x, n, a), upper=p.upper(x, n, a)))
  }
}
```

Przykład użycia

- funkcja wbudowana

```
##   method x  n mean     lower     upper
## 1  exact 8 20  0.4 0.1911901 0.6394574
```

- funkcja `clopper_pearcon_ci`

```
##   x  n     lower     upper
## 1 8 20 0.1911901 0.6394574
```

Zadowolenie z wynagrodzenia w całej badanej grupie

- funkcja `clopper_pearson_ci`

```
##     x   n     lower     upper
## 1 106 200 0.4583305 0.6007671
```

- funkcja wbudowana

```
##   method   x   n mean     lower     upper
## 1  exact 106 200 0.53 0.4583305 0.6007671
```

Zadowolenie z wynagrodzenia ze względu na dział

- funkcja `clopper_pearson_ci`

```
##    x  n     lower     upper
## 1 14 26 0.3337082 0.7341288
## 2 50 98 0.4071736 0.6126014
## 3 23 45 0.3577404 0.6629663
## 4 19 31 0.4218696 0.7815004
```

- funkcja wbudowana

```
##   method  x  n      mean     lower     upper
## 1  exact 14 26 0.5384615 0.3337082 0.7341288
## 2  exact 50 98 0.5102041 0.4071736 0.6126014
## 3  exact 23 45 0.5111111 0.3577404 0.6629663
## 4  exact 19 31 0.6129032 0.4218696 0.7815004
```

Zadowolenie z wynagrodzenia ze względu na stanowisko

- funkcja `clopper_pearson_ci`

```
##    x   n     lower     upper
## 1 91 173 0.4488278 0.6022889
## 2 15  27 0.3532642 0.7452012
```

- funkcja wbudowana

```
##   method  x   n      mean     lower     upper
## 1  exact 91 173 0.5260116 0.4488278 0.6022889
## 2  exact 15  27 0.5555556 0.3532642 0.7452012
```

Część III

Generowanie rozkładu dwumianowego

Do wygenerowania liczb z rozkładu dwumianowego wykorzystamy poniższy algorytm:

1. Ustal n i p.
2. Generuj Y_i z rozkładu $P(Y_i = 1) = p = 1 - P(Y_i = 0)$.
3. Powtórz krok 2. n razy.
4. Wstaw $X = \sum_{i=1}^{n} Y_i$.
5. Powtórz kroki 2-4 N razy.

Korzystamy z faktu, że suma zmiennych losowych z rozkładu Bernoulliego jest zmienną z rozkładu dwumianowego.

Aby to udowodnić, użyjemy funkcji charakterystycznych obu rozkładów.

Niech X będzie zmienną losową z rozkładu dwumianowego z parametrami n i p, a Y_i zmienną z rozkładu Bernoulliego ($P(Y_i = 1) = p = 1 - P(Y_i = 0)$).

Funkcja charakterystyczna rozkładu Bernoulliego dana jest wzorem $\phi_{Y_i}(t) = \mathbb{E}(e^{itY_i}) = 1 - p + pe^{it}$.

Możemy zapisać funkcję charakterystyczną jako:

$$\phi_{\sum\limits_i^n Y_i}(t) = \mathbb{E}(e^{it\sum\limits_i^n Y_i}) = \mathbb{E}(e^{it(Y_1+Y_2+\ldots+Y_n)}) = \mathbb{E}(e^{itY_1}e^{itY_2}\ldots e^{itY_n}).$$

Korzystając z niezależności zmiennych:

$$\phi_{\sum\limits_i^n Y_i}(t) = \mathbb{E}(e^{itY_1})\mathbb{E}(e^{itY_2})\ldots\mathbb{E}(e^{itY_n}) = \left(\mathbb{E}e^{itY_1}\right)^n = \left(1 - p + pe^{it}\right)^n.$$

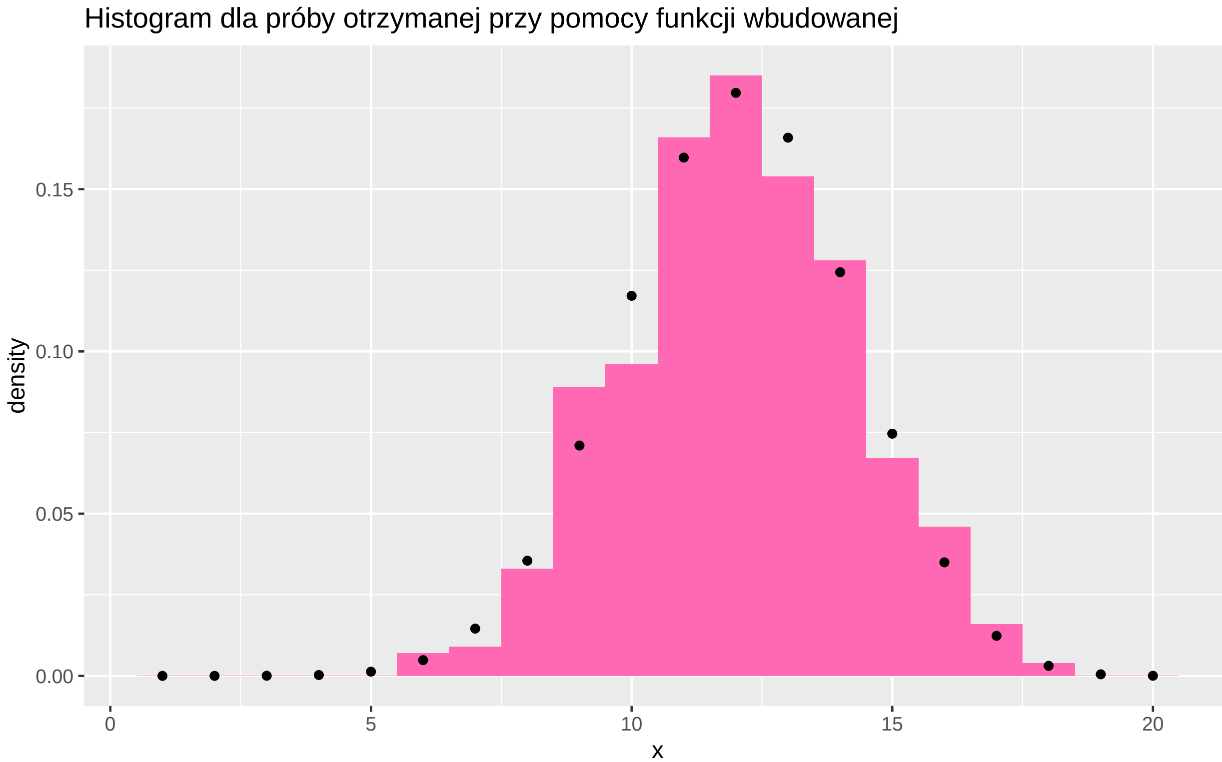
Otrzymamy wynik jest funkcją charakterystyczną rozkładu dwumianowego, co kończy dowód.

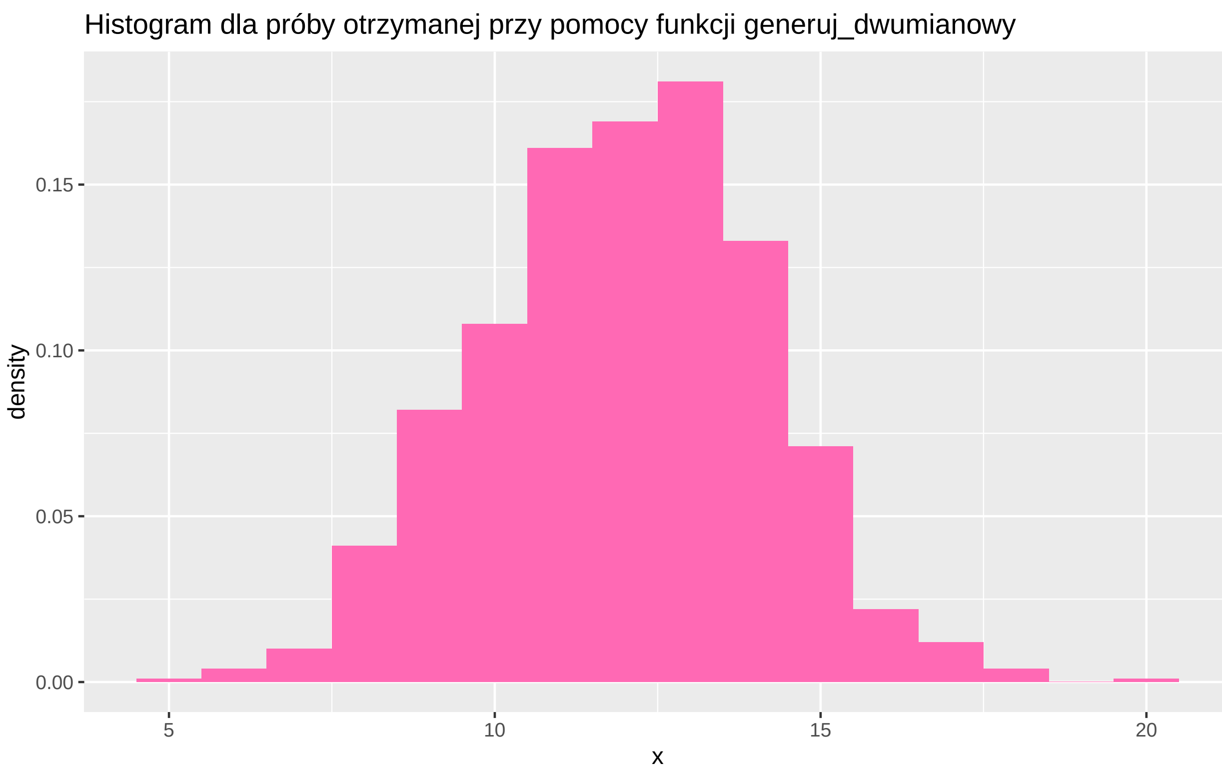
```r
generuj_dwumianowy <- function(n, p, N){
  X <- rep(NA, N)
  for(i in 1:N){
    Y <- rep(NA, n)
    for(j in 1:n){
      Y[j] <- sample(c(0,1), size=1, prob=c(1-p,p))
    }
    X[i] <- sum(Y)
  }
  return(X)
}
```

Porównanie funkcji

Tab. 24: Wartości statystyk

funkcja	średnia	wariancja
rbinom	12.055	4.906882
generuj_dwumianowy	11.972	4.645862





Prawdopodobieństwo pokrycia

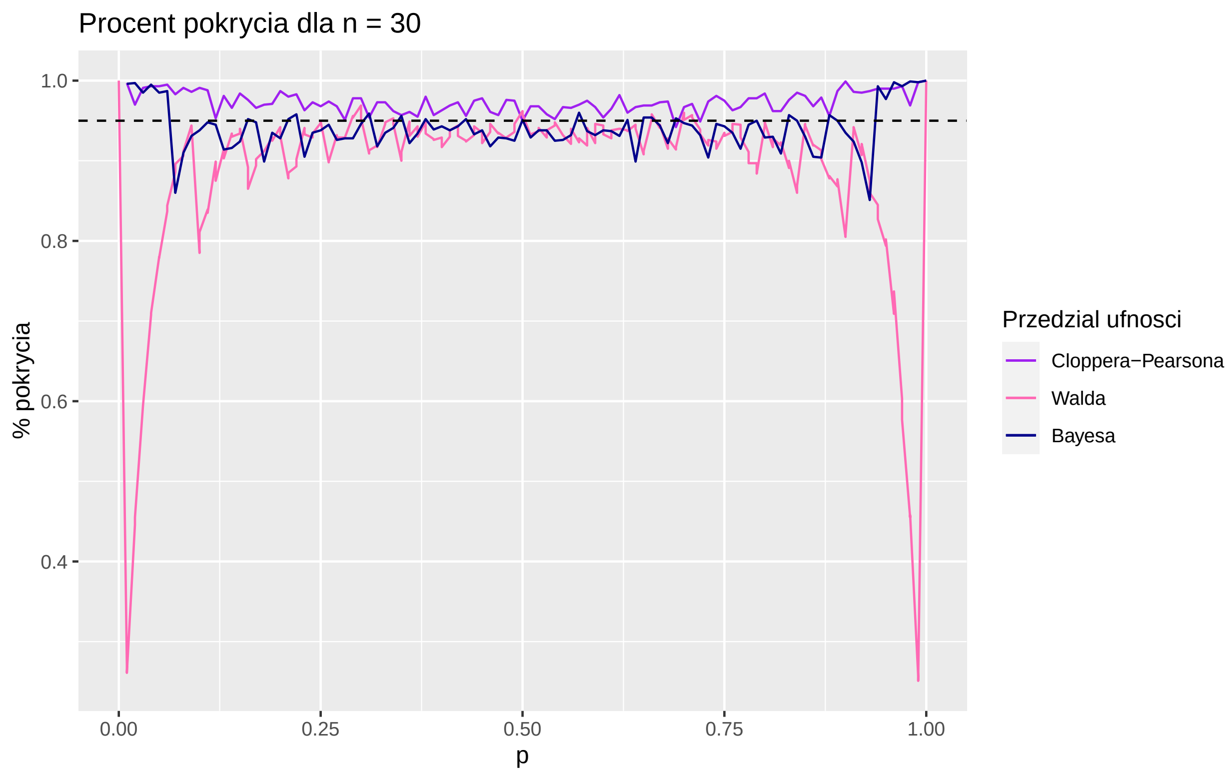
Opis symulacji

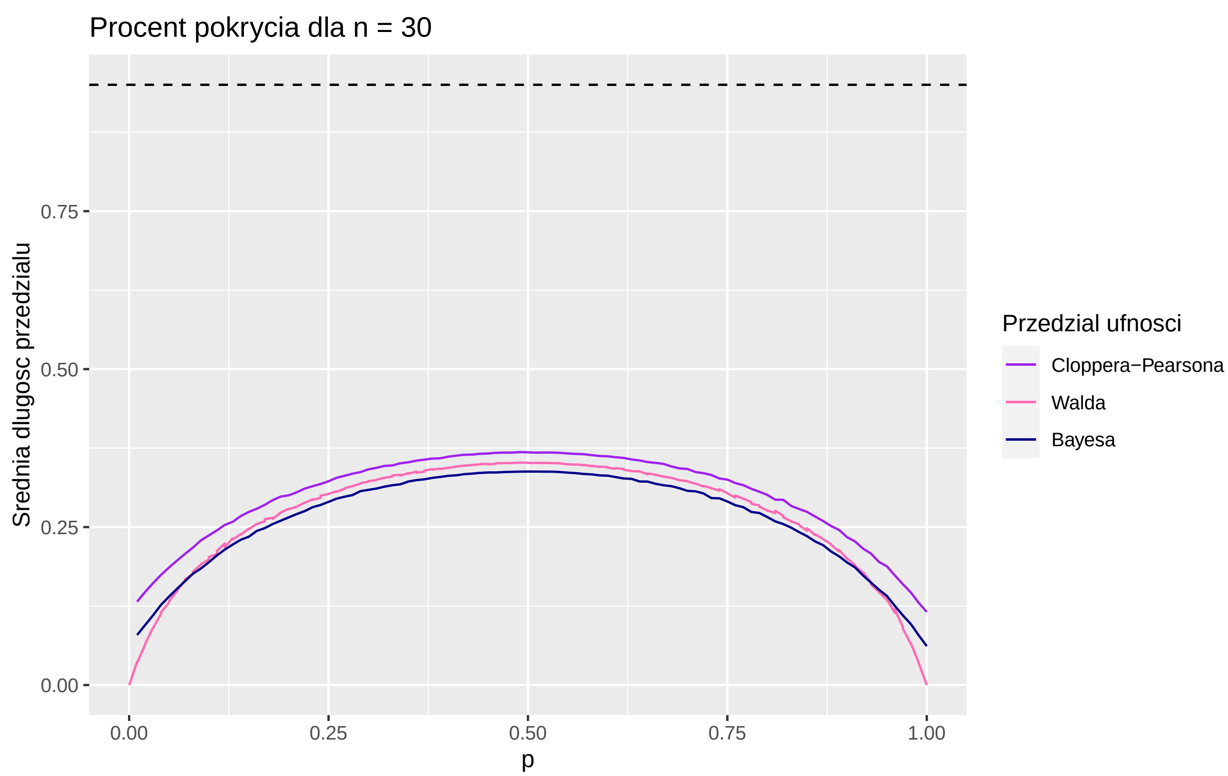
Coś, że Monte Carlo itp.

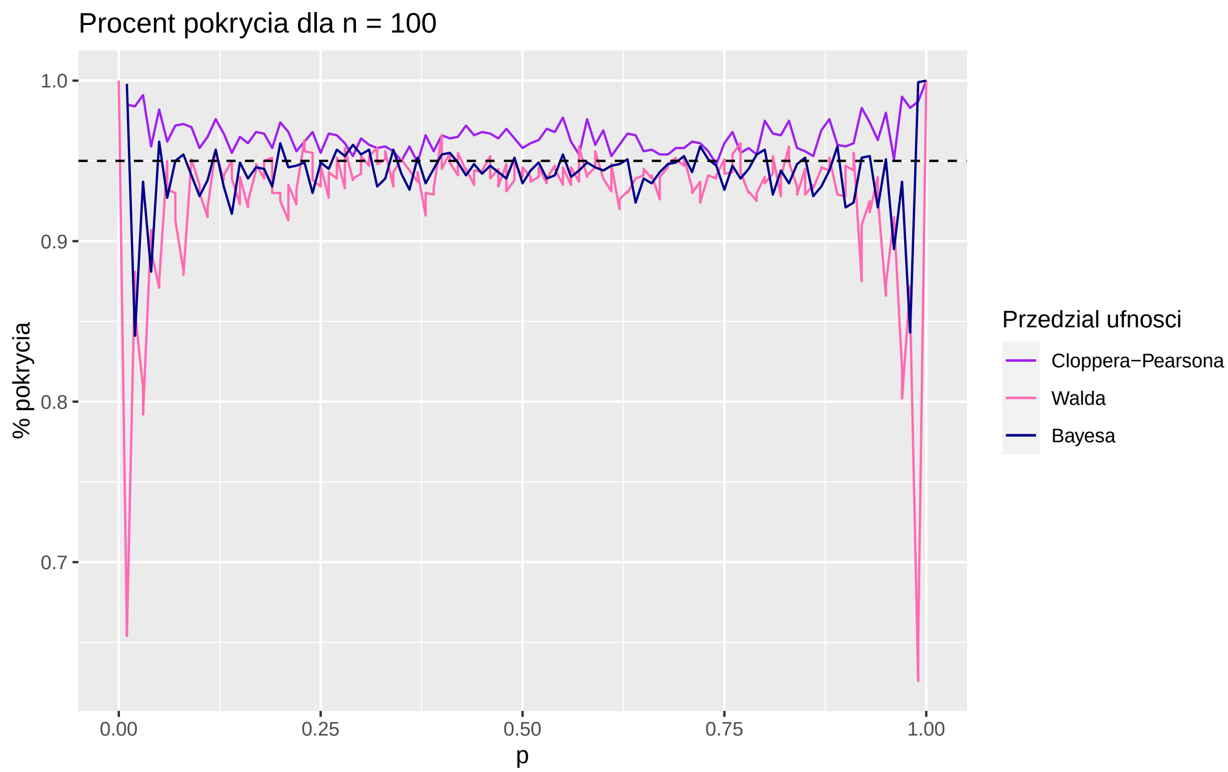
Algorytm

1. Ustal n i p.
2. Generuj realizację zmiennej losowej z rozkładu $\mathcal{B}(n, p)$.
3. Wyznacz przedział ufności dla parametru p wybraną metodą.
4. Sprzwdź czy $p \in$ przedziału ufności. Wyznacz długość przedziału.
5. Powtórz 2-4 N razy.
6. Wyznacz procent pokrycia i średnią długość przedziału.

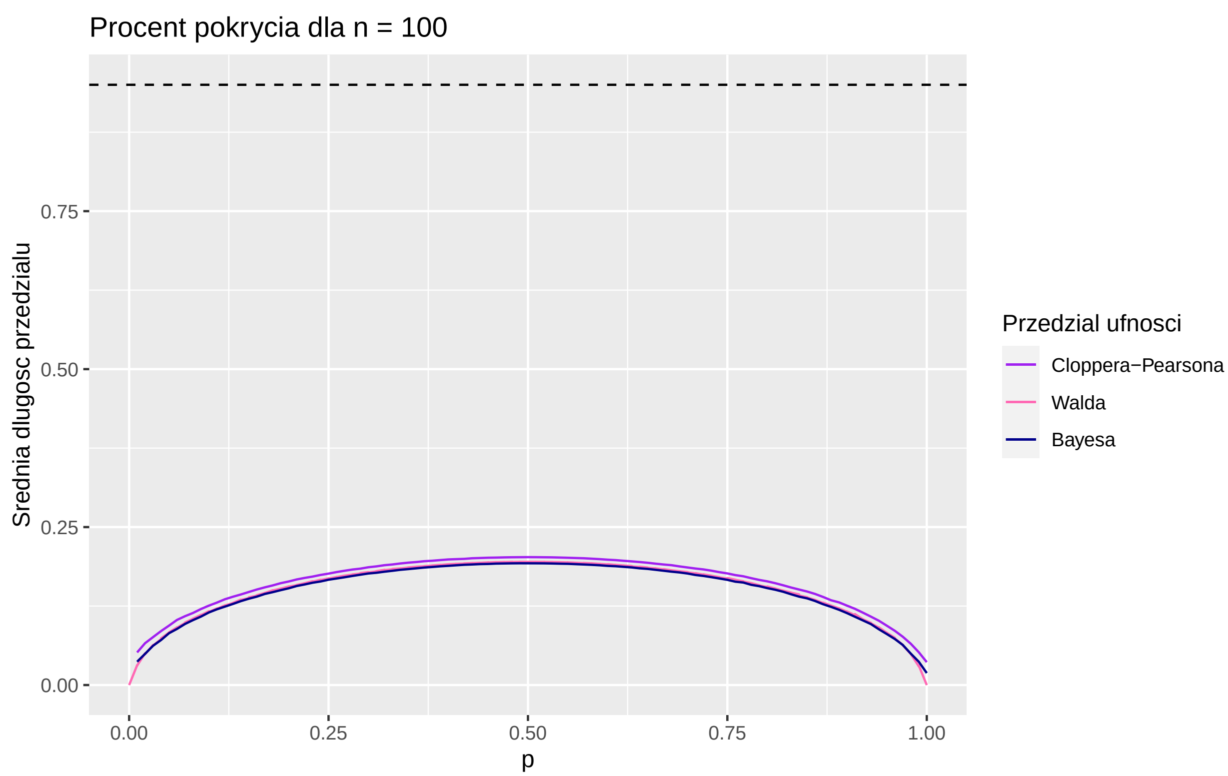
```
simulation <- function(n, method, name){
  N <- 1000
  p <- seq(0, 1, 0.01)
  for(j in 1:length(p)){
    len <- rep(NA, N)
    counter <- 0
      for(i in 1:N){
        x <- rbinom(1, n, p[j])
        interval <- binom.confint(x, n, conf.level = 0.95, methods = method)
        TL <- interval$lower
        TU <- interval$upper
        if(between(p[j], TL, TU)){
          counter <- counter + 1
        }
        len[i] <- TU - TL
      }
      p.cover <- counter/N
      p.len <- mean(len)
      df <- data.frame('p' = p[j], 'pokrycie' = p.cover, 'dlugosc' = p.len)
      write.table(df, name,
          append = TRUE,
          sep = ",",
          col.names = FALSE,
          row.names = FALSE,
          quote = FALSE)
  }
  }
```


Procent pokrycia dla n = 30
% pokrycia
1.0
0.8
0.6
0.4
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa

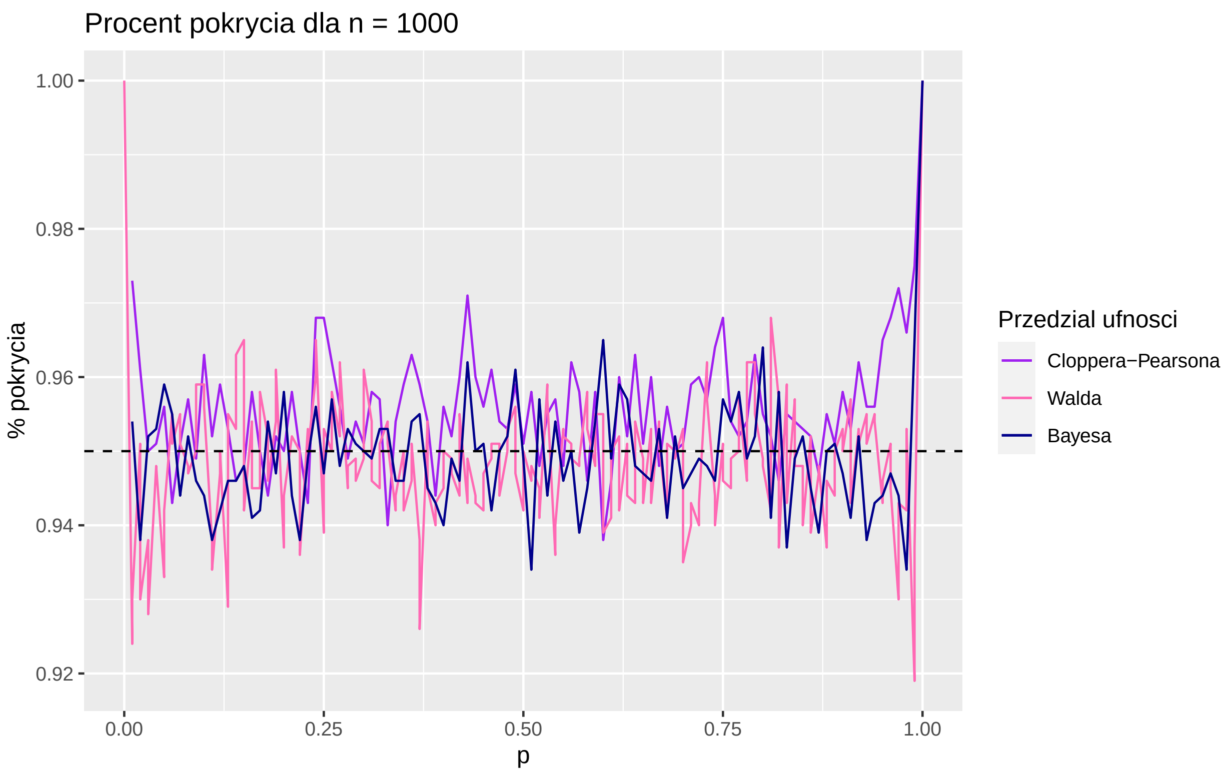

Procent pokrycia dla n = 30
Srednia dlugosc przedzialu
0.75
0.50
0.25
0.00
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa

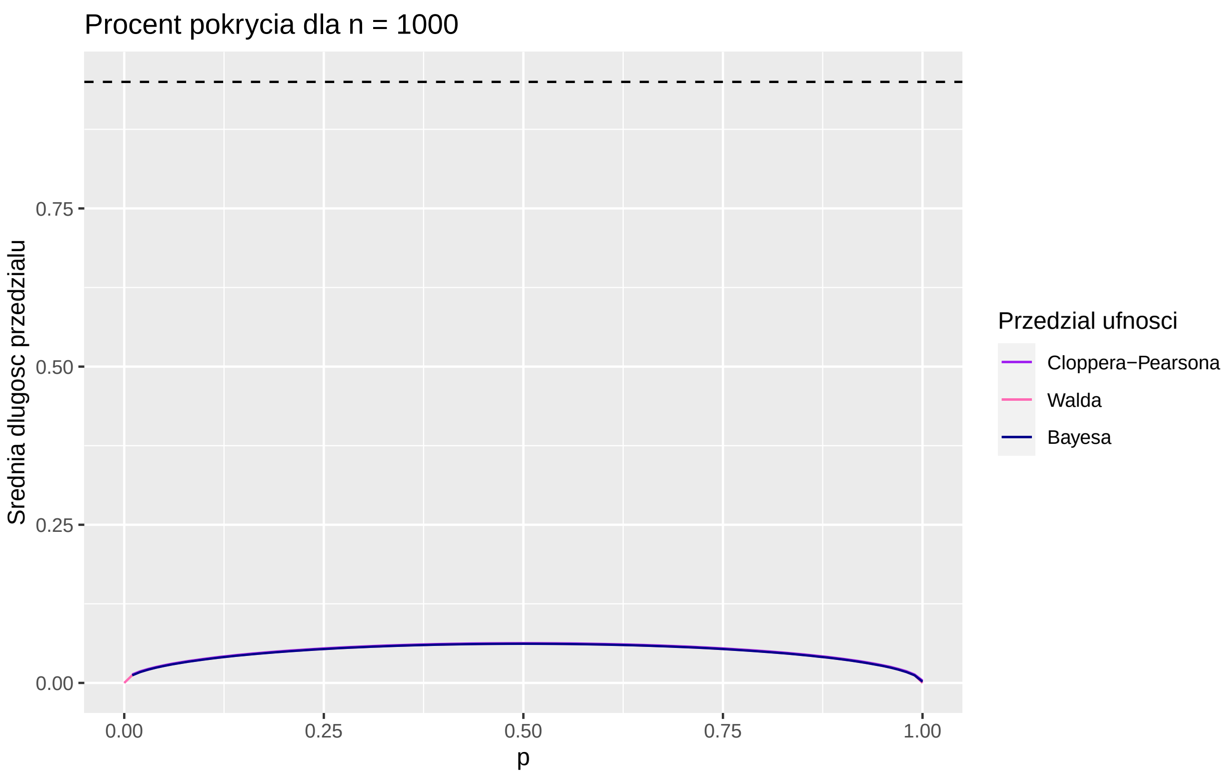


Procent pokrycia dla n = 100
% pokrycia
1.0
0.9
0.8
0.7
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa



Procent pokrycia dla n = 100
Srednia dlugosc przedzialu
0.75
0.50
0.25
0.00
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa


Procent pokrycia dla n = 1000
% pokrycia
1.00
0.98
0.96
0.94
0.92
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa


Procent pokrycia dla n = 1000
Srednia dlugosc przedzialu
0.75
0.50
0.25
0.00
0.00
0.25
0.50
0.75
1.00
p
Przedzial ufnosci
Cloppera−Pearsona
Walda
Bayesa