3

Lista 3

Część I i II

Zadanie 1

Napisz funkcję, która zwraca p-wartość w omówionym na wykładzie warunkowym teście symetrii w przypadku tabeli 2×2.

```
p <- function(n12, n21){
  part <- 0
  if(n12<(n12+n21)/2){
    for(i in 0:n12){
    part <- part + choose(n12+n21,i)*(1/2)^i*(1/2)^(n12+n21-i)
    }
    part <- 2*part
  }
  if(n12>(n12+n21)/2){
    for(i in 0:n12+n21){
    part <- part + choose(n12+n21,i)*(1/2)^i*(1/2)^(n12+n21-i)
    }
    part <- 2*part
  }
  if(n12==(n12+n21)/2){
    part <- 1
  }
  return(part)
}
```

Zadanie 2

Zadanie 2.1

```r
tabela <- matrix(c(1, 2, 5, 4), nrow = 2,
dimnames = list("Lek A" = c("Negatywna", "Pozytywna"),
"Lek B" = c("Negatywna", "Pozytywna")))
print(tabela)
```

```
           Lek B
Lek A       Negatywna Pozytywna
  Negatywna         1         5
  Pozytywna         2         4
```

```r
#test McNemara
mcnemar.test(tabela, correct = TRUE)
```

```

	McNemar's Chi-squared test with continuity correction

data:  tabela
McNemar's chi-squared = 0.57143, df = 1, p-value = 0.4497
```

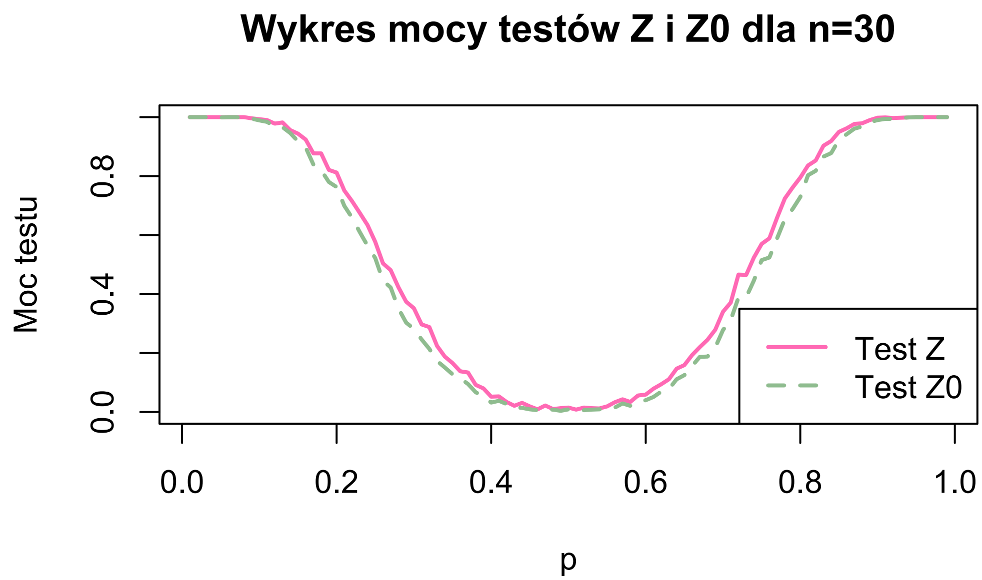
Zadanie 2.2

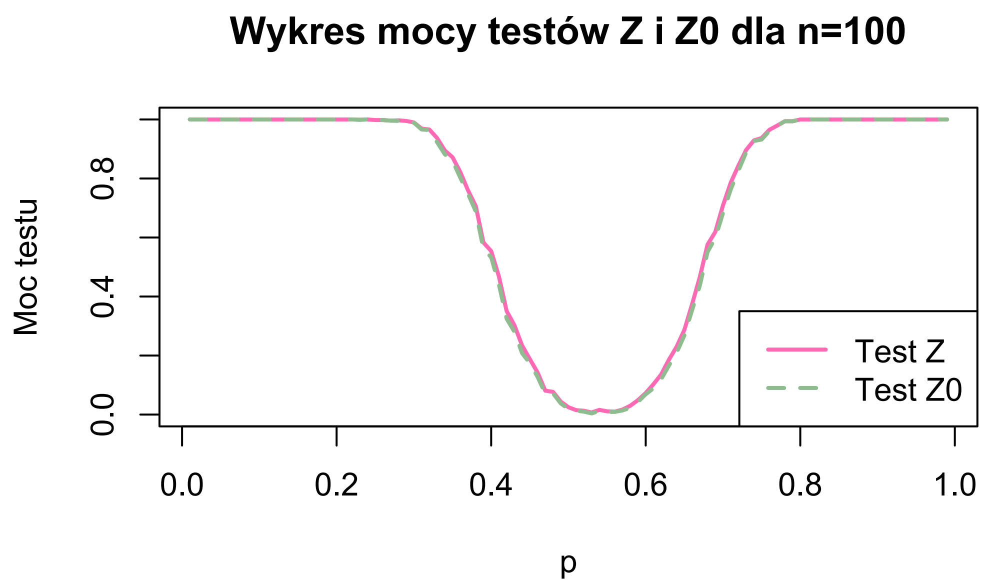
```
[1] 0.453125
```

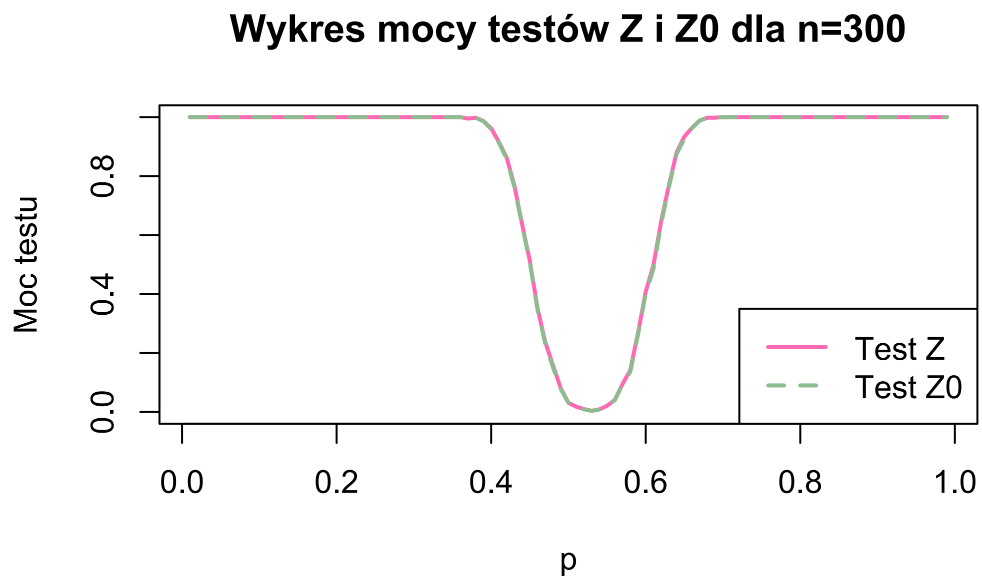
```
[1] 0.453125
```

Zadanie 3

Przeprowadź symulacje w celu porównania mocy testu Z i testu Z_0 przedstawionych na wykładzie. Rozważ różne długości prób.


Wykres mocy testów Z i Z0 dla n=30
Moc testu
0.0
0.4
0.8
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
p
Test Z
Test Z0


Wykres mocy testów Z i Z0 dla n=100
Moc testu
0.0
0.4
0.8
0.0
0.2
0.4
0.6
0.8
1.0
p
Test Z
Test Z0



Widzimy, że dla mniejszych n test Z ma większą moc od testu Z_0. Dla większych n moce testów zbliżają sie do siebie oraz rosną, szczególnie wokół $p = 0.5$.

Zadanie 4

```
	McNemar's Chi-squared test with continuity correction

data:  tabela
McNemar's chi-squared = 4.3214, df = 1, p-value = 0.03764
```

Część III

Zadanie 6

W pewnym badaniu porównywano skuteczność dwóch metod leczenia: Leczenie A to nowa procedura, a Leczenie B to stara procedura. Przeanalizuj dane przedstawione w Tabeli 3 (wyniki dla całej grupy pacjentów) oraz w Tabelach 4 i 5 (wyniki w podgrupach ze względu na dodatkową zmienną) i odpowiedz na pytanie, czy dla danych występuje paradoks Simpsona.

Table 1: Tabela 3: Dane dla całej grupy

Metoda	Poprawa	Brak poprawy
Leczenie A	117	104
Leczenie B	177	44

Table 2: Tabela 4: Dane dla pacjentów z chorobami współistniejącymi.

Metoda	Poprawa	Brak poprawy
Leczenie A	17	101
Leczenie B	2	36

Table 3: Tabela 5: Dane dla pacjentów bez chorób współistniejących.

Metoda	Poprawa	Brak poprawy
Leczenie A	100	3
Leczenie B	175	8

```
   wszyscy z chorobamu bez chorób
A 0.5294118  0.14406780  0.9708738
B 0.8009050  0.05263158  0.9562842
```

Chociaż leczenie B "wygrywa" patrząc na całą grupę badanych, po podziale na grupy ze względu na obecność chorób współistniejących możemy zauważyć, że to leczenie A ma większy odsstek wyzdrowień.

```
     wszyscy  z chorobamu   bez chorób
2.740007e-09 2.248419e-01 7.675118e-01
```

W przeprowadzonym teście niezależności χ^2 dla całej grupy p-value jest bardzo małe, więc odrzucamy hipotezę H_0 o niezależności. Jednak tem sam test wykonany osobno dla badanych grup - z chorobami współistniejącymi oraz bez chorób - w obu przypadkach daje p-value większą od poziomu istotności, a więc nie mamy podstaw do odrzucania hipotezy zerowej o niezależności zmiennych, to znaczy wyniku leczenia (poprawy) od przyjętego leczenia. To znaczy, że pozorny związek dla całej badanej grupy nie przekłada się na zalezność w podgrupach - a więc jest to klasyczny przypadek paradoksu Simpsona.

Zadanie 7

Dla danych z listy 1, przyjmując za zmienną 1 zmiennaą CZY_KIER, za zmienną 2 – zmienną PYT_2 i za zmienną 3 – zmienną STAŻ, podaj interpretacje następujących modeli log-liniowych: [1 3], [13], [1 2 3], [12 3], [12 13] oraz [1 23].

[1 3] - zmienne CZY_KIER oraz STAŻ są niezależne,

[13] - zmienne CZY_KIER oraz STAŻ nie są niezależne,

[1 2 3] - zmienne CZY_KIER, PYT_2 oraz STAŻ są niezależne,

[12 3] - zmienne CZY_KIER i PYT_2 nie są niezależne, a zmienna STAŻ jest niezależna od nich obu,

[12 13] - zmienne CZY_KIER i PYT_2 nie są niezależne, CZY_KIER i STAŻ nie są niezalezne, a PYT_2 i STAŻ są warunkowo niezależne,

[1 23] - zmienna CZY_KIER jest niezależna od pozostałych dwóch, PYT_2 i STAŻ, które nie są od siebie niezależne.

Część IV i V

Zadanie 8

Przyjmując model log-liniowy [123] dla zmiennych opisanych w zadaniu 7 oszacuj prawdopobiebieństwa:

- że osoba pracujżca na stanowisku kierowniczym jest zdecydowanie zadowolona ze szkoleń;
- że osoba o stażu pracy krótszym niż rok pracuje na stanowisku kierowniczym;
- że osoba o stażu pracy powyżej trzech lat nie pracuje na stanowisku kierowniczym.

Jakie byłyby oszacowania powyższych prawdopodobieństw przy założeniu modelu [12 23]?

```
# A tibble: 4 x 5
  PYT_2 freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 -2          10      10.0  0.370   0.370
2 -1           2       2.00 0.0741  0.0741
3 1            2       2.00 0.0741  0.0741
4 2           13      13.0  0.481   0.481
```

```
# A tibble: 1 x 5
  STAŻ  freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 1           41       41.0      1       1
```

```
# A tibble: 1 x 5
  STAŻ  freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 3           19       19.0      1       1
```

```r
model_1223 <- glm(Freq ~ CZY_KIER * PYT_2 + PYT_2 * STAŻ, family = poisson, data = tab1)
```

```
Warning: glm.fit: dopasowane stosunki numerycznie okazały się być 0
```

```r
tab1$fitted <- fitted(model_1223)

a <- subset(tab1, CZY_KIER == "Tak")
b <- subset(tab1, STAŻ == 1)
c <- subset(tab1, STAŻ == 3)
library(dplyr)
wynik_a <- a %>%
  group_by(PYT_2) %>%
  summarise(freq_sum = sum(Freq),
            fitted_sum = sum(fitted)) %>%
  mutate(p_dane = freq_sum / sum(freq_sum),
         p_model = fitted_sum / sum(fitted_sum))
wynik_b <- b %>%
  group_by(STAŻ) %>%
  summarise(freq_sum = sum(Freq),
            fitted_sum = sum(fitted)) %>%
  mutate(p_dane = freq_sum / sum(freq_sum),
         p_model = fitted_sum / sum(fitted_sum))
wynik_c <- c %>%
  group_by(STAŻ) %>%
  summarise(freq_sum = sum(Freq),
            fitted_sum = sum(fitted)) %>%
  mutate(p_dane = freq_sum / sum(freq_sum),
         p_model = fitted_sum / sum(fitted_sum))
wynik_a
```

```
# A tibble: 4 x 5
```

```
  PYT_2 freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 -2          10      10.0  0.370   0.370 
2 -1           2       2.00 0.0741  0.0741
3 1            2       2.00 0.0741  0.0741
4 2           13      13.0  0.481   0.481 
```

```
wynik_b
```

```
# A tibble: 1 x 5
  STAŻ  freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 1           41       41.0      1       1
```

```
wynik_c
```

```
# A tibble: 1 x 5
  STAŻ  freq_sum fitted_sum p_dane p_model
  <fct>    <int>      <dbl>  <dbl>   <dbl>
1 3           19       19.0      1       1
```