# Analiza Przeżycia Raport 1

# Paweł Matławski album 249732

# 10 listopada 2020

# Spis treści

1		a nr 1																											2
	1.1	Zadanie 1																											2
	1.2	Zadanie 2																											3
	1.3	Zadanie 3																											3
	1.4	zadanie 4																				•							4
2		a nr 2																											6
	2.1	Zadanie 1																											6
	2.2	Zadanie 2																											7
3	Lista nr 3														9														
	3.1	Zadanie 1																											9
	3.2	zadanie 2																	•						•				Ĝ
4		a nr 4																											10
	4.1	Zadanie 1																											10
	4.2	Zadanie 2.																											11

# 1 Lista nr 1

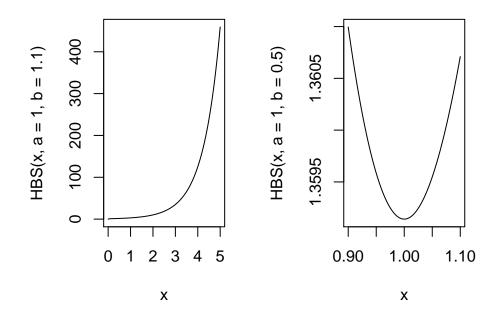
# 1.1 Zadanie 1

Narysujemy dwie funkcje hazardu rozkładu  $BS(\alpha, \beta)$ , odpowiadające wybranym parametrom, tak aby w pierwszym przypadku funkcja była rosnąca, a w drugim miała kształt wannowy.

```
dbs <- function(t, a, b)
{
    return(a*b*exp(a)*(t^(b-1))*exp(t^b)*exp(-a*exp(t^b)))
}

SBS <- function(t, a, b)
{
    exp(a*(1-exp(t^b)))
}

HBS <- function(t, a, b){dbs(t, a, b)/SBS(t, a, b)}
par(mfrow=c(1,2))
curve(HBS(x, a=1, b=1.1), xlim = c(0, 5))
curve(HBS(x, a=1, b=0.5), xlim = c(0.90,1.1))</pre>
```



Rysunek 1: Wykresy funkcji hazardu:rosnącej i o kształcie wannowym

#### 1.2 Zadanie 2

Program do generowania zmiennych losowych o rozkładzie  $BS(\alpha, \beta)$ 

Wyprowadzimy wzór na wygenerowanie zmiennej losowej za pomocą dystrybu<br/>anty rozkładu i zmiennych losowych o rozkładzie jednostajnym na odcinku<br/> (0,1)

$$S(t, \alpha, \beta) = \exp(\alpha[1 - \exp(t^{\beta})])$$

$$S(t, \alpha, \beta) = 1 - F(t, \alpha, \beta)$$

$$\exp(\alpha[1 - \exp(t^{\beta})]) = 1 - F(t, \alpha, \beta)$$

$$\alpha[1 - \exp(t^{\beta})] = \ln(1 - F(t, \alpha, \beta))$$

$$\exp(t^{\beta}) = 1 - \frac{\ln(1 - F(t, \alpha, \beta))}{\alpha}$$

$$t = (\ln(1 - \frac{\ln(1 - F(t, \alpha, \beta))}{\alpha}))^{\frac{1}{\beta}}$$

Mając dystrybuantę odwrotną, możemy wygenerować zmienne losowe o rozkładzie  $BS(t, \alpha, \beta)$  za pomocą rozkładu U(0, 1).

 $F^{-1}(U_1), ..., F^{-1}(U_n)$  to zmienne losowe z rozkładu o dystrybuancie F

```
RVBS <- function(n, a, b)
{
   return(log(1-log(1-runif(n))/a)^(1/b))
}</pre>
```

### 1.3 Zadanie 3

Po wygenerowaniu 10 liczb z rozkładu  $BS(\alpha, \beta)$ , narysowaliśmy dystrybuantę empiryczną oraz teoretyczną dla tych danych.

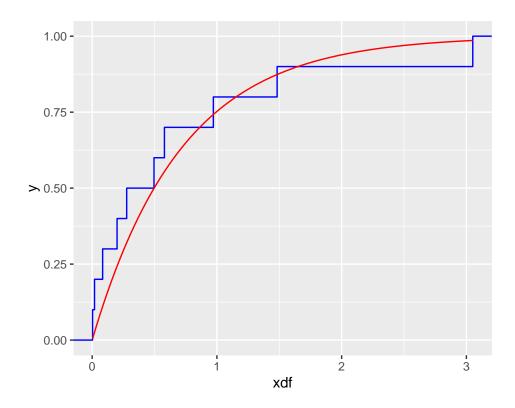
```
RVBS <- function(n, a, b)
{
   return(log(1-log(1-runif(n))/a)^(1/b))
}

xdf <- RVBS(10, a = 1, b = 0.5)
library('ggplot2')
library(MASS)

parameters <- fitdistr(xdf, densfun = 'exponential')
parameters$estimate

## rate
## rate
## 1.395962</pre>
```

```
test <- function(x) {pexp(x, rate = parameters$estimate)}
ggplot(data = as.data.frame(xdf), aes(x=xdf))+
  geom_step(stat="ecdf", color='blue')+
  stat_function(fun = test, col='red')</pre>
```



Rysunek 2: Dystrybuanta empiryczna i teoretyczna

#### 1.4 zadanie 4

Po wygenerowaniu 100 liczb z rozkładu  $BS(\alpha,\beta)$  wyznaczam podstawowe wartości statystyk opisowych i ilistruuję je na odpowiednich rysunkach.

```
library(xtable)
library(MASS)
library(EnvStats)

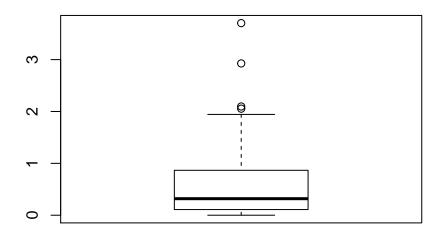
##
## Attaching package: 'EnvStats'
## The following object is masked from 'package:MASS':
##
## boxcox
## The following objects are masked from 'package:stats':
##
## predict, predict.lm
```

```
## The following object is masked from 'package:base':
##
## print.default

xdf2 <- RVBS(100, a=1, b=0.5)
statopis <- c(summary(xdf2), sd(xdf2), IQR(xdf2))
statopis.matrix <- matrix(statopis, nrow = 1, ncol = length(statopis), dimnames = list(contact)</pre>
xtable(statopis.matrix)
```

Min	1st Qu	Mediana	Średnia	3rd Qu	Max	Odch.Stand.	IQR
0.00	0.11	0.32	0.57	0.86	3.70	0.66	0.75

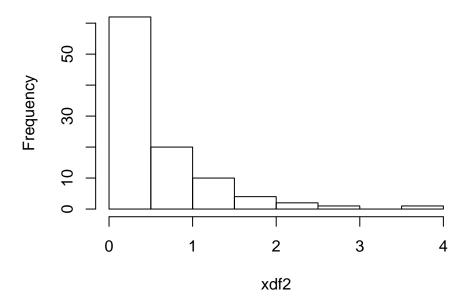
# boxplot(xdf2)



Rysunek 3: boxplot

### hist(xdf2)

# Histogram of xdf2



Rysunek 4: histogram

# 2 Lista nr 2

# 2.1 Zadanie 1

Trzy programy do generowania danych cenzurowanych, odpowiednio I-go typu, II-go typu i losowego.

```
censvar <- function(n, fi, t0)
{
    C = rexp(n, 1/fi)
    t=rep(t0, n)
    C_1 = pmin(C, t)
    return(sort(C_1))
}

censvar2 <- function(n, fi, m)
{
    C_21 = sort(rexp(n, fi))
    C_22 = C_21[0:m]
    C_2 = c(C_21[0:m], rep(max(C_22), n-m))
    return(C_2)
}

censvar3 <- function(n, fi, ni)</pre>
```

```
{
    C_31 = rexp(n, 1/fi)
    C_32 = rexp(n, 1/ni)
    C_3 = pmin(C_31, C_32)
    delta = as.vector(as.numeric(C_31<C_32))
    results = mapply(list, C_3, delta)
    return(results)
}</pre>
```

### 2.2 Zadanie 2

Generuję dane cenzurowane I-go typu, używając funkcji z zadania pierwszego, i opisuję je używając wartości rozsądnych i ilustruję je wybierając odpowiednie formy wizualizacji.

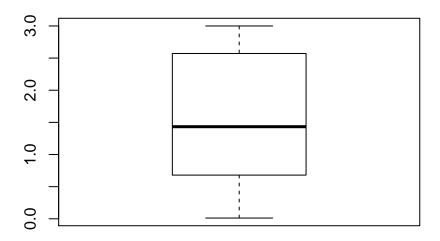
```
data2 <- censvar(100, 2, 3)
data2</pre>
```

 $\begin{bmatrix} 1] & 0.01166048 & 0.01489999 & 0.02485855 & 0.07063021 & 0.08506102 & 0.12750401 & [7] & 0.13601740 \\ 0.20788120 & 0.25144719 & 0.26822806 & 0.30585493 & 0.34222348 & [13] & 0.36131825 & 0.36498311 & 0.38003530 \\ 0.38319352 & 0.42884367 & 0.43853539 & [19] & 0.43991965 & 0.46437855 & 0.49103222 & 0.59121992 & 0.59699365 \\ 0.65460832 & [25] & 0.67792003 & 0.68158888 & 0.70344070 & 0.71194280 & 0.72443014 & 0.91495218 & [31] & 0.92212295 \\ 0.93184225 & 0.95780279 & 0.97056761 & 1.00136459 & 1.02012885 & [37] & 1.02232176 & 1.04424964 & 1.09136414 \\ 1.10655327 & 1.13083044 & 1.23201003 & [43] & 1.30121933 & 1.33112789 & 1.36077636 & 1.36954623 & 1.37593582 \\ 1.40637795 & [49] & 1.41796946 & 1.42814060 & 1.43761923 & 1.47244385 & 1.50275262 & 1.52603688 & [55] & 1.59555792 \\ 1.69035984 & 1.73940130 & 1.91913771 & 1.93673732 & 1.97426228 & [61] & 2.00262256 & 2.01623837 & 2.07515670 \\ 2.12553266 & 2.16309858 & 2.18525733 & [67] & 2.21979303 & 2.24168314 & 2.30428348 & 2.34835738 & 2.40954442 \\ 2.46212228 & [73] & 2.47041703 & 2.48536473 & 2.55519202 & 2.58811665 & 2.71372513 & 2.93563621 & [79] & 3.00000000 \\ 3.00000000 & 3.000000000 & 3.00000000 & 3.000000000 & 3.000000000 & 3.000000000 & 3.000000000 & 3.000000000 & 3.0$ 

```
library(EnvStats)
library(MASS)
library(xtable)
statopis2 <- c(min(data2), quantile(data2, 1/4), median(data2), quantile(data2, 3/4), IC
statopis2.matrix <- matrix(statopis2, nrow = 1, ncol = length(statopis2), dimnames = lis
xtable(statopis2.matrix)</pre>
```

Min	1st Qu	Mediana	3rd Qu	IQR
0.01	0.68	1.43	2.56	1.88

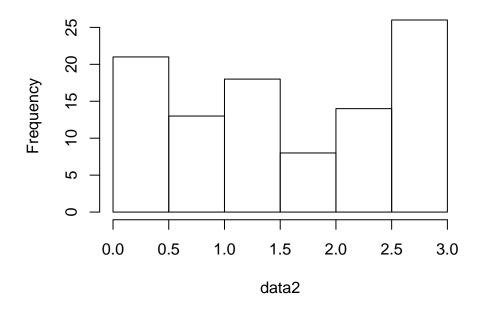
```
boxplot(data2)
```



Rysunek 5: boxplot

hist(data2)

# Histogram of data2



Rysunek 6: histogram

# 3 Lista nr 3

#### 3.1 Zadanie 1

Przeprowadzamy czas na 20 komponentach, których czasy do pierwszej awarii mają rozkład wykładniczy. W ciągu 2 lat obserwacji awarii uległo 10 komponentów. Na podstawie udokumentowanych danych podajemy oszacowanie największej wiarygodności średniego czasu do pierwszej awarii oraz wyznaczymy przedział ufności na poziomie ufności 0.99.

```
data <- c(0.497, 0.638, 0.703, 0.839, 0.841, 0.950, 1.054, 1.103, 1.125, 1.495)
#1
n <- 20
t_0 <- 2
R <- length(data)
T_1 <- sum(data) + t_0 * (n-R)
# z wykładu
ni <- T_1/R
print(ni)</pre>
```

# [1] 2.9245

```
#z uwagi z wykładu
library(binom)
confint <- binom.confint(R, n, 0.99)
#wybierajac jeden z przedzialow
confint$philower <- 1/(-log(1-confint$upper)/t_0)
confint$phiupper <- 1/(-log(1-confint$lower)/t_0)
library(xtable)
xtable(confint)</pre>
```

	method	X	n	mean	lower	upper	philower	phiupper
1	agresti-coull	10.00	20.00	0.50	0.25	0.75	1.44	6.94
2	asymptotic	10.00	20.00	0.50	0.21	0.79	1.29	8.39
3	bayes	10.00	20.00	0.50	0.24	0.76	1.39	7.39
4	cloglog	10.00	20.00	0.50	0.20	0.74	1.49	8.78
5	exact	10.00	20.00	0.50	0.22	0.78	1.31	8.14
6	logit	10.00	20.00	0.50	0.24	0.76	1.40	7.28
7	probit	10.00	20.00	0.50	0.24	0.76	1.38	7.46
8	profile	10.00	20.00	0.50	0.23	0.77	1.38	7.49
9	$\operatorname{lrt}$	10.00	20.00	0.50	0.23	0.77	1.38	7.49
10	prop.test	10.00	20.00	0.50	0.30	0.70	1.66	5.62
_11	wilson	10.00	20.00	0.50	0.25	0.75	1.44	6.94

# 3.2 zadanie 2

Wykonujemy te sama zadania co w zadaniu 1, tylko zakładamy że nasze dane były rejestrowane do 10 pomiaru.

```
m <- length(data)</pre>
T_2 \leftarrow sum(data) + (n-m)*data[m]
ni_2 <- T_2/m
ni_2
## [1] 2.4195
#dla kwantyli 0.005 i 0.995
a \leftarrow qgamma(0.005, shape = m, scale = 1/m)
b \leftarrow qgamma(1-0.005, shape = m, scale = 1/m)
lower_2 <- data.frame("lower"=ni_2/b)</pre>
upper_2 <- data.frame("upper"=ni_2/a)</pre>
confidence2 <- data.frame(lower_2, upper_2)</pre>
confidence2
##
         lower
                   upper
## 1 1.209845 6.509418
```

# 4 Lista nr 4

#### 4.1 Zadanie 1

Bazując na danych z zadania 3.1 (cenzurowane I-go typu), zweryfikujmy hipotezę  $H_0: \mu \geq 2.9$  do hipotezy alternatywnej  $H_1: \mu < 2.9$  na poziomie istotności  $\alpha = 0.01$ 

Wyznaczmy statystykę  $\lambda(t^*),$ która wyraża się jako iloraz supremum funkcji

```
L(t, \theta) = \frac{n!}{(n-r)!} \theta^r \exp{-\theta \left[\sum_{i=1}^r x_i + t0(n-r)\right]}
```

gdzie w liczniku bierzemy supremum po tecie należącej do  $\Theta_0$ , a w mianowniku po tecie należącej do  $(0, \inf)$ . Korzystając z tw. Wilksa, wyznaczymy postać testu asymptotycznego.

```
t_0 <- 2
n <- 20
m <- length(data)
T_1 <- sum(data) + t_0*(n-m)
teta0 <-1/2.9
teta1 <- T_1/m
teta1
## [1] 2.9245</pre>
```

```
lamb0 <- exp(-qchisq(1-0.01, 1)/2)
lamb0

## [1] 0.0362452

lamb <- (teta0 * T_1 / m)^m * exp(m - teta0 * T_1)
lamb

## [1] 0.9996452</pre>
```

Sprawdzamy, czy  $\lambda > \lambda_0$ 

```
lamb>lamb0
## [1] TRUE
```

Zatem hipoteza  $H_0$  jest prawdziwa.

# 4.2 Zadanie 2.

Robimy analogicznie rozpatrując nasze dane teraz jako cenzurowane II-go typu.

```
m <- length(data)
T_2 <- sum(data) + (n-m)*max(data)
teta2 <- T_2/m
lamb2 <- (1/2.9^10*exp(-1/2.9*T_2))/(1/teta2^10*exp(-1/teta2*T_2))
lamb2
## [1] 0.8567563</pre>
```

Sprawdzamy, czy  $\lambda_2 > \lambda_0$ 

```
lamb2 >lamb0
## [1] TRUE
```

Zatem hipoteza  $H_0$  jest prawdziwa.