

# Wissensentdeckung in Datenbanken SoSe 2018

## Übungsblatt 03

*Alexander Kojen, Robin Czarnetzki, Jonas Kauke*

### Aufgabe 1

a)

a-priori Wahrscheinlichkeiten:

```
aprioriS = 0.25
aprioriUG = 0.75
```

Kostenmatrix

```
costs = matrix(0, nrow = 2, ncol = 2)
colnames(costs) = c("Zubereiten", "Freilassen")
rownames(costs) = c("Schmackhaft", "Ungeniessbar")
```

Werte einfügen

```
costs[1,1] = -30
costs[1,2] = 5
costs[2,1] = 30
costs[2,2] = 5
```

Ausgabe der Kostenmatrix

```
costs

##           Zubereiten Freilassen
## Schmackhaft        -30         5
## Ungeniessbar        30         5
```

jns: 1/1 Punkte

b)

Erwartete Kosten Klasse A:

```
cA = aprioriS*costs[1,1] + aprioriS*costs[1,2]
print(cA)
```

```
## [1] -6.25
```

Erwartete Kosten Klasse B:

```
cB = aprioriUG*costs[2,1] + aprioriUG*costs[2,2]
print(cB)
```

```
## [1] 26.25
```

Entscheidung der datenunabhängigen Regel: Alle Fische werden wieder frei gelassen, weil der Gewinn für die Klasse A geringer ist, als die Kosten für Klasse B. 3/4 der Fische ungenießbar sind und überwiegen damit deutlich.

jns: Da habt ihr einen kleinen Fehler, aber die Folgerung ist richtig, -0.25P

jns: 0.75/1 Punkte

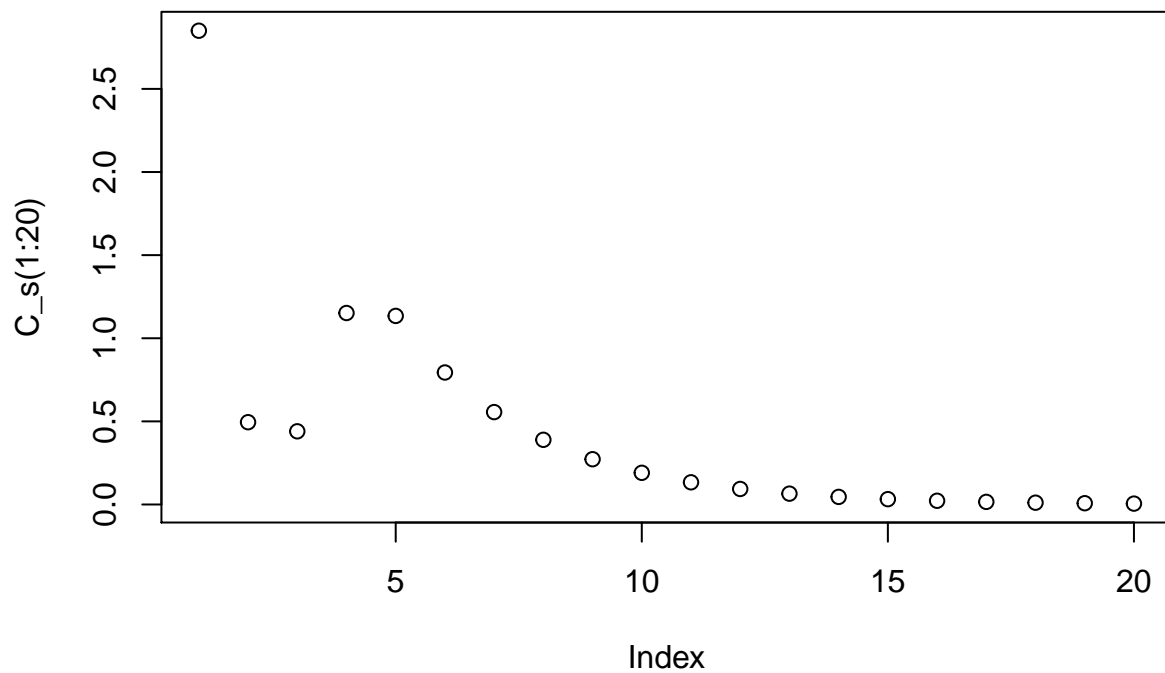
c)

Formel aus dem Skript in Abhängigkeit der beobachteten Anzahl Streifen  $k$ :

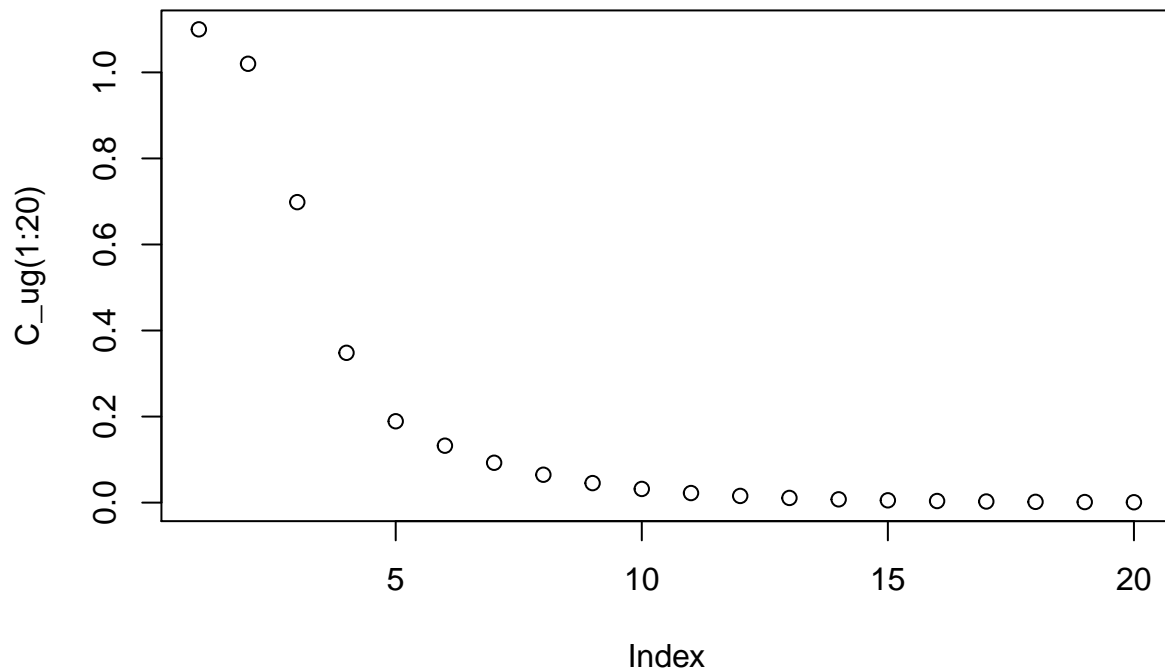
$$C_j(k) = \sum_{i \in \{A, B\}} \pi_i \hat{c}(1, i) \hat{P}(i|k)$$

Formel mit entsprechenden Verteilungen für jedes  $k$  auswerten und Entscheidung treffen:

```
C_s = function(k) {  
  (aprioriS*dbinom(x=k, size=4, p=0.5)*costs[1,1] + aprioriUG*dgeom(x=k,prob=0.3)*costs[2,1])  
}  
  
C_ug = function(k) {  
  (aprioriS*dbinom(x=k, size=4, p=0.5)*costs[1,2] + aprioriUG*dgeom(x=k,prob=0.3)*costs[2,2])  
}  
  
plot(C_s(1:20))
```



```
plot(C_ug(1:20))
```



Die Regel besagt: Alle Fische werden freigelassen, außer die mit zwei bzw. drei Streifen.

jns: Wie kommt ihr da drauf? Nur anhand der Grafik ist zu wenig, -0.25P

jns: 0.75/1 Punkte

d)

Datenunabhängige Regel: Alle Fische werden frei gelassen und damit in die Klasse B eingeordnet. Herleitung

$$\begin{aligned}
 P(\text{Fehler}) \\
 &= \pi_A \\
 &= 0.25
 \end{aligned}$$

oder direkt in R

```
pFalseDU = aprioriS
```

Datenabhängige Regel: Alle Fische werden freigelassen, außer die mit zwei bzw. drei Streifen. Herleitung

$$P(\text{Fehler}) = \begin{cases} \pi_A \cdot P(A|k) & \text{für } k = 1, k \geq 4 \\ \pi_B \cdot P(B|k) & \text{für } 2 \leq k \leq 3 \end{cases}$$

oder direkt in R

```
wrongC <- data.frame(Streifenanzahl = c(1:20), Wahrscheinlichkeit = c(1:20))
```

```

P_Wrong_Classification = function(k) {
  if(k == 2 || k == 3) {
    return(aprioriS * dbinom(x=k, size=4, p=0.5))
  } else {
    return(wrongC$Wahrscheinlichkeit[k] <- aprioriUG*dgeom(x=k,prob=0.3))
  }
}

for (i in 1:20){
  wrongC$Wahrscheinlichkeit[i] <- P_Wrong_Classification(i)
}

print(wrongC, row.names = TRUE)

```

```

##      Streifenanzahl Wahrscheinlichkeit
## 1                1      0.1575000000
## 2                2      0.0937500000
## 3                3      0.0625000000
## 4                4      0.0540225000
## 5                5      0.0378157500
## 6                6      0.0264710250
## 7                7      0.0185297175
## 8                8      0.0129708022
## 9                9      0.0090795616
## 10               10      0.0063556931
## 11               11      0.0044489852
## 12               12      0.0031142896
## 13               13      0.0021800027
## 14               14      0.0015260019
## 15               15      0.0010682013
## 16               16      0.0007477409
## 17               17      0.0005234187
## 18               18      0.0003663931
## 19               19      0.0002564751
## 20               20      0.0001795326

```

```
pFalseDA <- wrongC$Wahrscheinlichkeit[2] + wrongC$Wahrscheinlichkeit[3]
```

Interpretation: Wenn ausschließlich die Fische mit zwei bzw. drei Streifen zubereitet werden, sind dabei immer noch ungefähr 15 Prozent der zubereiteten Fische ungenießbar.

jns: Für die datenabhängige Regel falsch, -0.5P

jns: 0.5/1 Punkte

e)

Allgemeiner Formel

$$\begin{aligned}
&Verlust_i() \\
&= \pi_i \cdot P(i|k) \cdot cost \text{ für } 2 \leq k \leq 3
\end{aligned}$$

Hinweis: Für die Verlustrechnung wird davon ausgegangen, dass insgesamt 4 Fische gefangen werden. (Ausgehend von der Angabe  $n = 4$  für die Binomialverteilung.) TODO: Brauche ich das überhaupt?

Datenunabhängige Regel: Alle Fische werden frei gelassen und damit in die Klasse B eingeordnet.

Rechnung fuer die Datenunabhängige Regel:

```
lossDU = pFalseDU * costs[1,2]
## Auch wenn wir alle Fische wieder freilassen, so lassen wir in 25% der Fälle schmackhafte Fische frei
print(lossDU)
```

```
## [1] 1.25
```

jns: falsch, -0.25P

Datenabhängige Regel: Alle Fische werden freigelassen, außer die mit zwei bzw. drei Streifen.

Rechnung fuer die Datenabhängige Regel:

```
lossDA = pFalseDA * costs[2,1]
##Trotzdessen, dass wir nun Fische nach der Anzahl der Streifen selektieren, liegen wir in ca. 15% der F
print(lossDA)
```

```
## [1] 4.6875
```

jns: falsch, -0.5P

Interpretation: Das Ergebnis überrascht, weil die apriori Annahmen über die Fischpopulation eine bessere Entscheidungsgrundlage liefern als die Information aus der Fischliteratur.

jns: 0.25/1 Punkte

jns: Aufgabe 1: 3.25/5 Punkte

## Aufgabe 2

```
load("fish.RData")
```

Neue Vorraussetzungen:

```
size = 1000
```

1. NV-Annahme:

```
# quantityS = 0
# quantityUG = 0
# totalS = 0
# totalUG = 0
#
#
# for (i in 1:size){
#   if(fishs$type[i] == "tasty") {
#     quantityS = quantityS + 1
#     totalS = totalS + fishs$strips[i]
#   } else {
#     quantityUG = quantityUG + 1
#     totalUG = totalUG + fishs$strips[i]
#   }
# }
#
# #Arithmetisches Mittel
# averageS = totalS / quantityS
# averageUG = totalUG / quantityUG
# print(averageS)
```

```

# print(averageUG)
#
# varianceS = 0
# varianceUG = 0
#
# for (i in 1:size){
#   if(fishs$type[i] == "tasty") {
#     varianceS = varianceS + (fishs$strips[i] - averageS) * (fishs$strips[i] - averageS)
#   } else {
#     varianceUG = varianceUG + (fishs$strips[i] - averageUG) * (fishs$strips[i] - averageUG)
#   }
# }
#
# #Standardabweichung
# deviationS = sqrt((1/(quantityS - 1)) * varianceS)
# deviationUG = sqrt((1/(quantityUG - 1)) * varianceUG)
# print(deviationS)
# print(deviationUG)
#
# #Normalverteilung
# normalDistributionS = rnorm(n = 1000, mean = averageS, sd = deviationS)
# normalDistributionUG = rnorm(n = 1000, mean = averageUG, sd = deviationUG)
# plot(normalDistributionS)
# plot(normalDistributionUG)

#Arithmetisches Mittel
meansNV <- aggregate(~type, FUN=mean, data=fishs)
averageS <- meansNV$strips[2]
averageUG <- meansNV$strips[1]

#Standardabweichung
sdsNV <- aggregate(~type, FUN=sd, data=fishs)
deviationS <- sdsNV$strips[2]
deviationUG <- sdsNV$strips[1]

print(averageS)

## [1] 1.969231
print(averageUG)

## [1] 2.32027
print(deviationS)

## [1] 0.9819881
print(deviationUG)

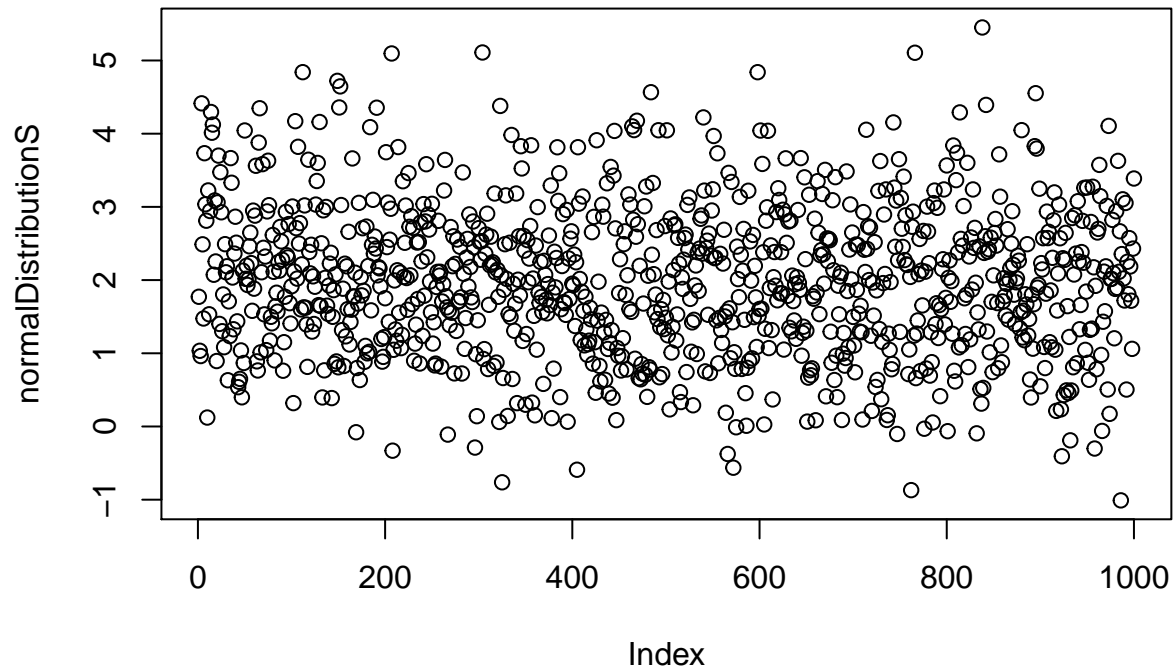
## [1] 2.847285

## jns: Ihr muesst hier nicht immer ein print() drum rum machen, in R reicht es,
## wenn ihr den Variablennamen einfach so schreibt, dann wird die Variable ausgegeben,
## bspw. averageS

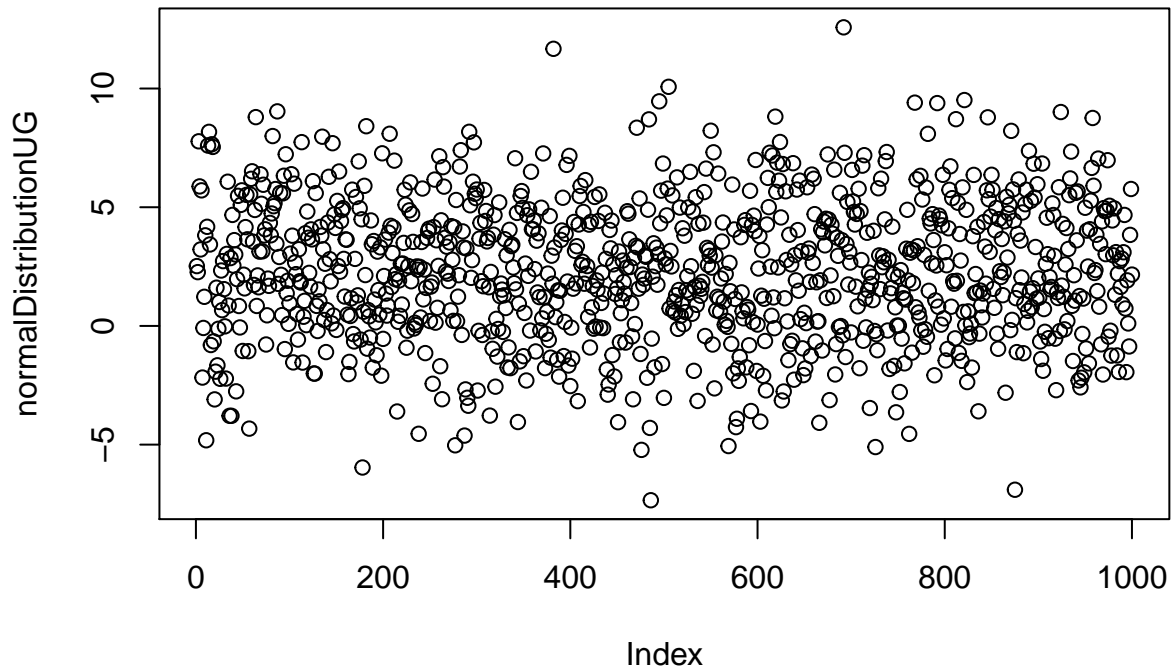
#Normalverteilung

```

```
normalDistributionS = rnorm(n = 1000, mean = averageS, sd = deviationS)
normalDistributionUG = rnorm(n = 1000, mean = averageUG, sd = deviationUG)
plot(normalDistributionS)
```



```
plot(normalDistributionUG)
```



jns: Die Dichten der Normalverteilung sollten so verwendet werden, wie die Binomial- und geometrische in Aufgabe 1.

Nur für  $k = 2$  ist ein Fisch schmackhaft Problem: NV-Annahme nicht unbedingt gerechtfertigt

2. Alte Verteilungsannahme, Parameter schätzen:

```
#total = length(fishs$strips)

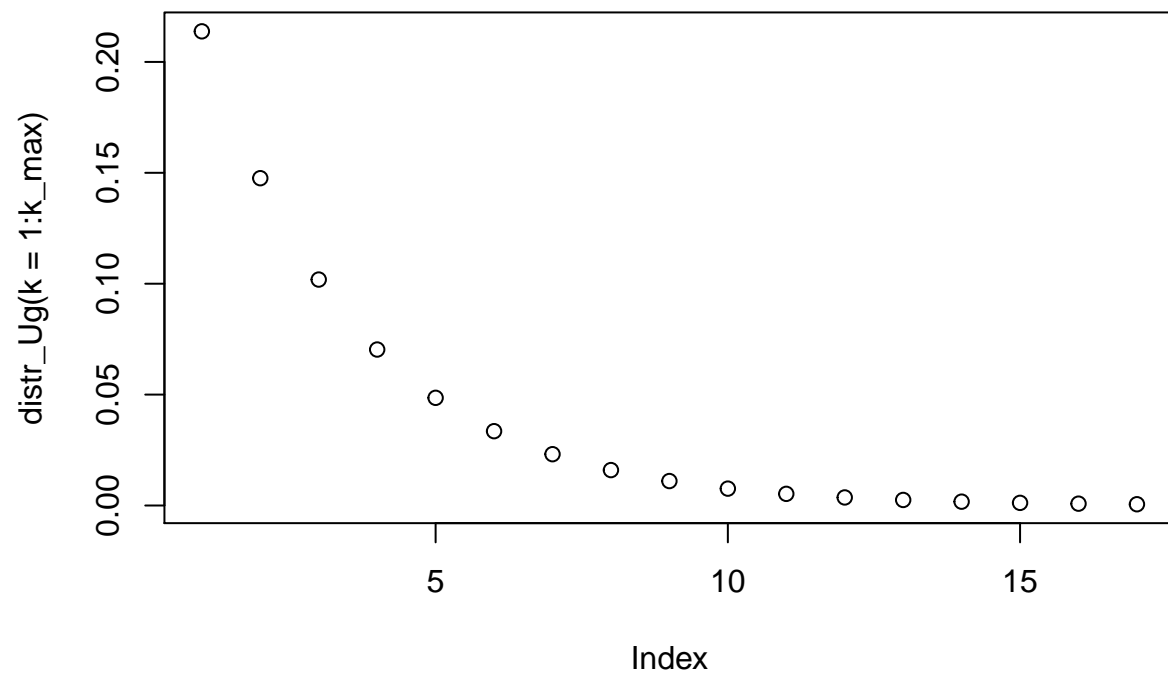
average <- mean(fishs$strips)

k_max <- max(fishs$strips)
pBinom <- 1/average

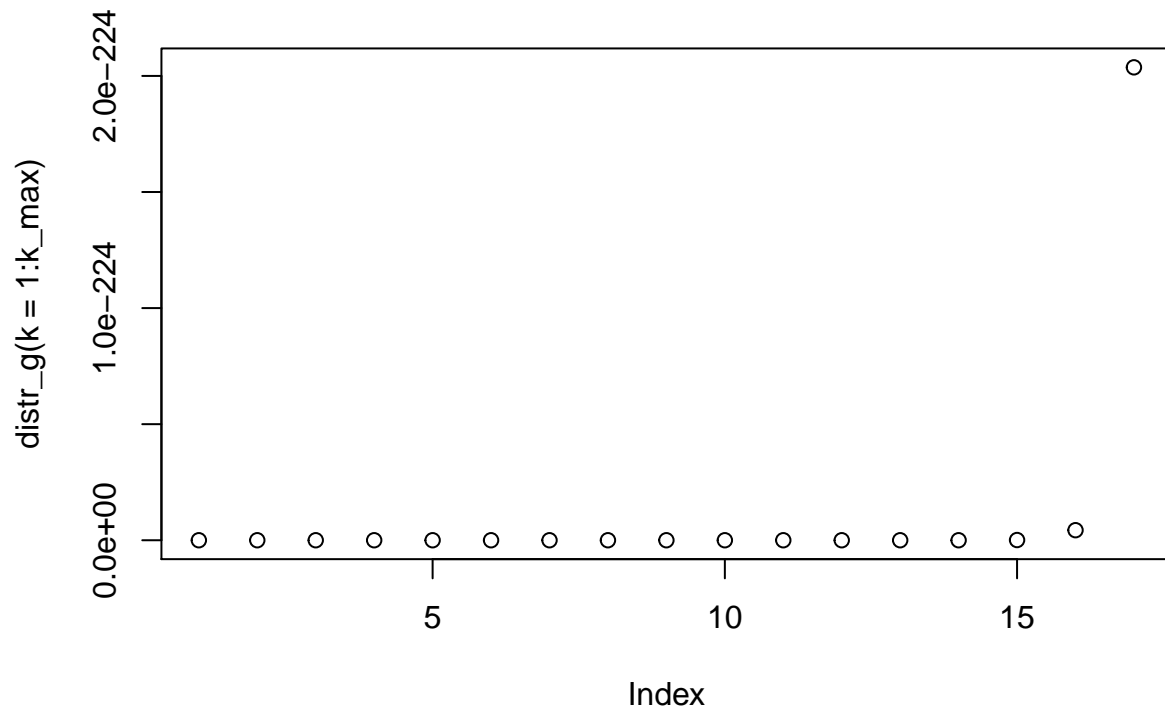
pGeom <- 1/(1 + average)

distr_g = function(k) {
  dbinom(x=k, size=1000, p=pBinom)
}
distr_Ug = function(k) {
  dgeom(x=k, prob=pGeom)
}
plot(distr_Ug(k=1:k_max))
```





```
plot(distr_g(k=1:k_max))
```



Hier fuer  $k = (2, 3)$  Verteilungsannahme scheint hier aus der Literatur gerechtfertigt

3. Relative Haeufigkeiten aus den Daten:

```
#Count hinzufügen
fishs$count <- ave(fishs$strips, fishs$strips, FUN = length)

#Nach Count ordnen:
fishs[order(-fishs$count), ]
```

| ##     | strips | type      | count |
|--------|--------|-----------|-------|
| ## 183 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 188 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 338 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 631 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 449 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 116 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 410 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 260 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 958 | 0      | tasty     | 253   |
| ## 438 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 250 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 724 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 138 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 329 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 497 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 296 | 0      | uneatable | 253   |
| ## 52  | 0      | uneatable | 253   |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 530 | 0 uneatable | 253 |
| ## 199 | 0 uneatable | 253 |
| ## 610 | 0 uneatable | 253 |
| ## 354 | 0 uneatable | 253 |
| ## 823 | 0 tasty     | 253 |
| ## 165 | 0 uneatable | 253 |
| ## 115 | 0 uneatable | 253 |
| ## 239 | 0 uneatable | 253 |
| ## 21  | 0 uneatable | 253 |
| ## 238 | 0 uneatable | 253 |
| ## 214 | 0 uneatable | 253 |
| ## 688 | 0 uneatable | 253 |
| ## 168 | 0 uneatable | 253 |
| ## 782 | 0 tasty     | 253 |
| ## 401 | 0 uneatable | 253 |
| ## 461 | 0 uneatable | 253 |
| ## 275 | 0 uneatable | 253 |
| ## 181 | 0 uneatable | 253 |
| ## 243 | 0 uneatable | 253 |
| ## 124 | 0 uneatable | 253 |
| ## 448 | 0 uneatable | 253 |
| ## 209 | 0 uneatable | 253 |
| ## 331 | 0 uneatable | 253 |
| ## 559 | 0 uneatable | 253 |
| ## 687 | 0 uneatable | 253 |
| ## 33  | 0 uneatable | 253 |
| ## 53  | 0 uneatable | 253 |
| ## 542 | 0 uneatable | 253 |
| ## 693 | 0 uneatable | 253 |
| ## 351 | 0 uneatable | 253 |
| ## 456 | 0 uneatable | 253 |
| ## 478 | 0 uneatable | 253 |
| ## 735 | 0 uneatable | 253 |
| ## 877 | 0 tasty     | 253 |
| ## 278 | 0 uneatable | 253 |
| ## 49  | 0 uneatable | 253 |
| ## 90  | 0 uneatable | 253 |
| ## 788 | 0 tasty     | 253 |
| ## 340 | 0 uneatable | 253 |
| ## 395 | 0 uneatable | 253 |
| ## 396 | 0 uneatable | 253 |
| ## 141 | 0 uneatable | 253 |
| ## 674 | 0 uneatable | 253 |
| ## 62  | 0 uneatable | 253 |
| ## 812 | 0 tasty     | 253 |
| ## 705 | 0 uneatable | 253 |
| ## 709 | 0 uneatable | 253 |
| ## 393 | 0 uneatable | 253 |
| ## 644 | 0 uneatable | 253 |
| ## 553 | 0 uneatable | 253 |
| ## 591 | 0 uneatable | 253 |
| ## 274 | 0 uneatable | 253 |
| ## 256 | 0 uneatable | 253 |
| ## 369 | 0 uneatable | 253 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 509 | 0 uneatable | 253 |
| ## 486 | 0 uneatable | 253 |
| ## 289 | 0 uneatable | 253 |
| ## 160 | 0 uneatable | 253 |
| ## 956 | 0 tasty     | 253 |
| ## 161 | 0 uneatable | 253 |
| ## 424 | 0 uneatable | 253 |
| ## 962 | 0 tasty     | 253 |
| ## 516 | 0 uneatable | 253 |
| ## 101 | 0 uneatable | 253 |
| ## 174 | 0 uneatable | 253 |
| ## 145 | 0 uneatable | 253 |
| ## 263 | 0 uneatable | 253 |
| ## 74  | 0 uneatable | 253 |
| ## 121 | 0 uneatable | 253 |
| ## 17  | 0 uneatable | 253 |
| ## 8   | 0 uneatable | 253 |
| ## 372 | 0 uneatable | 253 |
| ## 383 | 0 uneatable | 253 |
| ## 387 | 0 uneatable | 253 |
| ## 588 | 0 uneatable | 253 |
| ## 391 | 0 uneatable | 253 |
| ## 193 | 0 uneatable | 253 |
| ## 626 | 0 uneatable | 253 |
| ## 418 | 0 uneatable | 253 |
| ## 104 | 0 uneatable | 253 |
| ## 679 | 0 uneatable | 253 |
| ## 533 | 0 uneatable | 253 |
| ## 490 | 0 uneatable | 253 |
| ## 550 | 0 uneatable | 253 |
| ## 994 | 0 tasty     | 253 |
| ## 857 | 0 tasty     | 253 |
| ## 194 | 0 uneatable | 253 |
| ## 421 | 0 uneatable | 253 |
| ## 734 | 0 uneatable | 253 |
| ## 166 | 0 uneatable | 253 |
| ## 205 | 0 uneatable | 253 |
| ## 201 | 0 uneatable | 253 |
| ## 99  | 0 uneatable | 253 |
| ## 76  | 0 uneatable | 253 |
| ## 89  | 0 uneatable | 253 |
| ## 197 | 0 uneatable | 253 |
| ## 557 | 0 uneatable | 253 |
| ## 702 | 0 uneatable | 253 |
| ## 469 | 0 uneatable | 253 |
| ## 376 | 0 uneatable | 253 |
| ## 237 | 0 uneatable | 253 |
| ## 20  | 0 uneatable | 253 |
| ## 85  | 0 uneatable | 253 |
| ## 736 | 0 uneatable | 253 |
| ## 229 | 0 uneatable | 253 |
| ## 576 | 0 uneatable | 253 |
| ## 149 | 0 uneatable | 253 |
| ## 420 | 0 uneatable | 253 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 103 | 0 uneatable | 253 |
| ## 360 | 0 uneatable | 253 |
| ## 801 | 0     tasty | 253 |
| ## 556 | 0 uneatable | 253 |
| ## 505 | 0 uneatable | 253 |
| ## 156 | 0 uneatable | 253 |
| ## 187 | 0 uneatable | 253 |
| ## 682 | 0 uneatable | 253 |
| ## 180 | 0 uneatable | 253 |
| ## 535 | 0 uneatable | 253 |
| ## 546 | 0 uneatable | 253 |
| ## 700 | 0 uneatable | 253 |
| ## 529 | 0 uneatable | 253 |
| ## 590 | 0 uneatable | 253 |
| ## 215 | 0 uneatable | 253 |
| ## 655 | 0 uneatable | 253 |
| ## 63  | 0 uneatable | 253 |
| ## 739 | 0 uneatable | 253 |
| ## 711 | 0 uneatable | 253 |
| ## 355 | 0 uneatable | 253 |
| ## 523 | 0 uneatable | 253 |
| ## 597 | 0 uneatable | 253 |
| ## 93  | 0 uneatable | 253 |
| ## 675 | 0 uneatable | 253 |
| ## 507 | 0 uneatable | 253 |
| ## 133 | 0 uneatable | 253 |
| ## 102 | 0 uneatable | 253 |
| ## 365 | 0 uneatable | 253 |
| ## 649 | 0 uneatable | 253 |
| ## 403 | 0 uneatable | 253 |
| ## 336 | 0 uneatable | 253 |
| ## 185 | 0 uneatable | 253 |
| ## 107 | 0 uneatable | 253 |
| ## 28  | 0 uneatable | 253 |
| ## 227 | 0 uneatable | 253 |
| ## 235 | 0 uneatable | 253 |
| ## 656 | 0 uneatable | 253 |
| ## 694 | 0 uneatable | 253 |
| ## 412 | 0 uneatable | 253 |
| ## 431 | 0 uneatable | 253 |
| ## 60  | 0 uneatable | 253 |
| ## 163 | 0 uneatable | 253 |
| ## 607 | 0 uneatable | 253 |
| ## 347 | 0 uneatable | 253 |
| ## 50  | 0 uneatable | 253 |
| ## 208 | 0 uneatable | 253 |
| ## 268 | 0 uneatable | 253 |
| ## 363 | 0 uneatable | 253 |
| ## 130 | 0 uneatable | 253 |
| ## 704 | 0 uneatable | 253 |
| ## 632 | 0 uneatable | 253 |
| ## 302 | 0 uneatable | 253 |
| ## 190 | 0 uneatable | 253 |
| ## 407 | 0 uneatable | 253 |

|        |   |           |     |
|--------|---|-----------|-----|
| ## 928 | 0 | tasty     | 253 |
| ## 309 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 738 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 665 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 207 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 300 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 718 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 993 | 0 | tasty     | 253 |
| ## 668 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 667 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 65  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 288 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 399 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 936 | 0 | tasty     | 253 |
| ## 474 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 251 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 386 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 109 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 606 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 616 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 323 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 389 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 321 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 66  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 14  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 334 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 100 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 539 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 127 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 304 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 565 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 761 | 0 | tasty     | 253 |
| ## 292 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 586 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 637 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 122 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 255 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 169 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 234 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 196 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 567 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 663 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 195 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 41  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 670 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 703 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 10  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 385 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 382 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 35  | 0 | uneatable | 253 |
| ## 308 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 514 | 0 | uneatable | 253 |
| ## 859 | 0 | tasty     | 253 |
| ## 266 | 0 | uneatable | 253 |

|        |               |     |
|--------|---------------|-----|
| ## 291 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 301 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 287 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 286 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 648 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 113 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 582 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 470 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 661 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 686 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 11  | 0 uneatable   | 253 |
| ## 599 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 439 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 608 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 525 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 345 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 233 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 295 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 218 | 0 uneatable   | 253 |
| ## 848 | 0       tasty | 253 |
| ## 153 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 430 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 830 | 1       tasty | 219 |
| ## 888 | 1       tasty | 219 |
| ## 845 | 1       tasty | 219 |
| ## 29  | 1 uneatable   | 219 |
| ## 489 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 344 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 566 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 829 | 1       tasty | 219 |
| ## 951 | 1       tasty | 219 |
| ## 604 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 562 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 860 | 1       tasty | 219 |
| ## 692 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 172 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 460 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 677 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 466 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 558 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 427 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 465 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 277 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 441 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 779 | 1       tasty | 219 |
| ## 86  | 1 uneatable   | 219 |
| ## 245 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 746 | 1       tasty | 219 |
| ## 824 | 1       tasty | 219 |
| ## 203 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 155 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 918 | 1       tasty | 219 |
| ## 135 | 1 uneatable   | 219 |
| ## 714 | 1 uneatable   | 219 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 638 | 1 uneatable | 219 |
| ## 988 | 1 tasty     | 219 |
| ## 981 | 1 tasty     | 219 |
| ## 856 | 1 tasty     | 219 |
| ## 217 | 1 uneatable | 219 |
| ## 581 | 1 uneatable | 219 |
| ## 515 | 1 uneatable | 219 |
| ## 810 | 1 tasty     | 219 |
| ## 499 | 1 uneatable | 219 |
| ## 622 | 1 uneatable | 219 |
| ## 453 | 1 uneatable | 219 |
| ## 307 | 1 uneatable | 219 |
| ## 817 | 1 tasty     | 219 |
| ## 750 | 1 tasty     | 219 |
| ## 416 | 1 uneatable | 219 |
| ## 51  | 1 uneatable | 219 |
| ## 518 | 1 uneatable | 219 |
| ## 889 | 1 tasty     | 219 |
| ## 957 | 1 tasty     | 219 |
| ## 861 | 1 tasty     | 219 |
| ## 915 | 1 tasty     | 219 |
| ## 908 | 1 tasty     | 219 |
| ## 361 | 1 uneatable | 219 |
| ## 664 | 1 uneatable | 219 |
| ## 55  | 1 uneatable | 219 |
| ## 573 | 1 uneatable | 219 |
| ## 618 | 1 uneatable | 219 |
| ## 807 | 1 tasty     | 219 |
| ## 966 | 1 tasty     | 219 |
| ## 948 | 1 tasty     | 219 |
| ## 388 | 1 uneatable | 219 |
| ## 221 | 1 uneatable | 219 |
| ## 547 | 1 uneatable | 219 |
| ## 894 | 1 tasty     | 219 |
| ## 222 | 1 uneatable | 219 |
| ## 647 | 1 uneatable | 219 |
| ## 672 | 1 uneatable | 219 |
| ## 463 | 1 uneatable | 219 |
| ## 743 | 1 tasty     | 219 |
| ## 426 | 1 uneatable | 219 |
| ## 544 | 1 uneatable | 219 |
| ## 955 | 1 tasty     | 219 |
| ## 729 | 1 uneatable | 219 |
| ## 776 | 1 tasty     | 219 |
| ## 125 | 1 uneatable | 219 |
| ## 276 | 1 uneatable | 219 |
| ## 580 | 1 uneatable | 219 |
| ## 343 | 1 uneatable | 219 |
| ## 206 | 1 uneatable | 219 |
| ## 306 | 1 uneatable | 219 |
| ## 247 | 1 uneatable | 219 |
| ## 473 | 1 uneatable | 219 |
| ## 40  | 1 uneatable | 219 |
| ## 43  | 1 uneatable | 219 |



|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 249 | 1 uneatable | 219 |
| ## 64  | 1 uneatable | 219 |
| ## 346 | 1 uneatable | 219 |
| ## 605 | 1 uneatable | 219 |
| ## 98  | 1 uneatable | 219 |
| ## 851 | 1 tasty     | 219 |
| ## 726 | 1 uneatable | 219 |
| ## 400 | 1 uneatable | 219 |
| ## 326 | 1 uneatable | 219 |
| ## 390 | 1 uneatable | 219 |
| ## 592 | 1 uneatable | 219 |
| ## 358 | 1 uneatable | 219 |
| ## 522 | 1 uneatable | 219 |
| ## 339 | 1 uneatable | 219 |
| ## 575 | 1 uneatable | 219 |
| ## 18  | 1 uneatable | 219 |
| ## 537 | 1 uneatable | 219 |
| ## 785 | 1 tasty     | 219 |
| ## 450 | 1 uneatable | 219 |
| ## 200 | 1 uneatable | 219 |
| ## 423 | 1 uneatable | 219 |
| ## 128 | 1 uneatable | 219 |
| ## 455 | 1 uneatable | 219 |
| ## 891 | 1 tasty     | 219 |
| ## 78  | 1 uneatable | 219 |
| ## 825 | 1 tasty     | 219 |
| ## 953 | 1 tasty     | 219 |
| ## 88  | 1 uneatable | 219 |
| ## 154 | 1 uneatable | 219 |
| ## 264 | 1 uneatable | 219 |
| ## 13  | 1 uneatable | 219 |
| ## 769 | 1 tasty     | 219 |
| ## 827 | 1 tasty     | 219 |
| ## 454 | 1 uneatable | 219 |
| ## 349 | 1 uneatable | 219 |
| ## 244 | 1 uneatable | 219 |
| ## 283 | 1 uneatable | 219 |
| ## 903 | 1 tasty     | 219 |
| ## 370 | 1 uneatable | 219 |
| ## 902 | 1 tasty     | 219 |
| ## 611 | 1 uneatable | 219 |
| ## 303 | 1 uneatable | 219 |
| ## 32  | 1 uneatable | 219 |
| ## 528 | 1 uneatable | 219 |
| ## 408 | 1 uneatable | 219 |
| ## 151 | 1 uneatable | 219 |
| ## 980 | 1 tasty     | 219 |
| ## 654 | 1 uneatable | 219 |
| ## 593 | 1 uneatable | 219 |
| ## 781 | 1 tasty     | 219 |
| ## 975 | 1 tasty     | 219 |
| ## 105 | 1 uneatable | 219 |
| ## 609 | 1 uneatable | 219 |
| ## 737 | 1 uneatable | 219 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 159 | 1 uneatable | 219 |
| ## 600 | 1 uneatable | 219 |
| ## 716 | 1 uneatable | 219 |
| ## 219 | 1 uneatable | 219 |
| ## 909 | 1 tasty     | 219 |
| ## 491 | 1 uneatable | 219 |
| ## 69  | 1 uneatable | 219 |
| ## 943 | 1 tasty     | 219 |
| ## 112 | 1 uneatable | 219 |
| ## 775 | 1 tasty     | 219 |
| ## 717 | 1 uneatable | 219 |
| ## 969 | 1 tasty     | 219 |
| ## 402 | 1 uneatable | 219 |
| ## 495 | 1 uneatable | 219 |
| ## 719 | 1 uneatable | 219 |
| ## 246 | 1 uneatable | 219 |
| ## 628 | 1 uneatable | 219 |
| ## 985 | 1 tasty     | 219 |
| ## 325 | 1 uneatable | 219 |
| ## 348 | 1 uneatable | 219 |
| ## 833 | 1 tasty     | 219 |
| ## 531 | 1 uneatable | 219 |
| ## 96  | 1 uneatable | 219 |
| ## 212 | 1 uneatable | 219 |
| ## 998 | 1 tasty     | 219 |
| ## 762 | 1 tasty     | 219 |
| ## 73  | 1 uneatable | 219 |
| ## 519 | 1 uneatable | 219 |
| ## 895 | 1 tasty     | 219 |
| ## 142 | 1 uneatable | 219 |
| ## 375 | 1 uneatable | 219 |
| ## 561 | 1 uneatable | 219 |
| ## 252 | 1 uneatable | 219 |
| ## 790 | 1 tasty     | 219 |
| ## 57  | 1 uneatable | 219 |
| ## 257 | 1 uneatable | 219 |
| ## 970 | 1 tasty     | 219 |
| ## 732 | 1 uneatable | 219 |
| ## 577 | 1 uneatable | 219 |
| ## 434 | 1 uneatable | 219 |
| ## 595 | 1 uneatable | 219 |
| ## 768 | 1 tasty     | 219 |
| ## 931 | 1 tasty     | 219 |
| ## 241 | 1 uneatable | 219 |
| ## 633 | 1 uneatable | 219 |
| ## 435 | 1 uneatable | 219 |
| ## 269 | 1 uneatable | 219 |
| ## 786 | 1 tasty     | 219 |
| ## 502 | 1 uneatable | 219 |
| ## 934 | 1 tasty     | 219 |
| ## 139 | 1 uneatable | 219 |
| ## 826 | 1 tasty     | 219 |
| ## 842 | 1 tasty     | 219 |
| ## 992 | 1 tasty     | 219 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 134 | 1 uneatable | 219 |
| ## 210 | 1 uneatable | 219 |
| ## 39  | 1 uneatable | 219 |
| ## 587 | 1 uneatable | 219 |
| ## 484 | 1 uneatable | 219 |
| ## 12  | 1 uneatable | 219 |
| ## 932 | 1 tasty     | 219 |
| ## 791 | 1 tasty     | 219 |
| ## 82  | 1 uneatable | 219 |
| ## 831 | 1 tasty     | 219 |
| ## 327 | 1 uneatable | 219 |
| ## 189 | 1 uneatable | 219 |
| ## 71  | 1 uneatable | 219 |
| ## 841 | 1 tasty     | 219 |
| ## 901 | 1 tasty     | 219 |
| ## 213 | 1 uneatable | 219 |
| ## 983 | 1 tasty     | 219 |
| ## 186 | 1 uneatable | 219 |
| ## 173 | 1 uneatable | 219 |
| ## 867 | 1 tasty     | 219 |
| ## 764 | 1 tasty     | 219 |
| ## 198 | 1 uneatable | 219 |
| ## 480 | 1 uneatable | 219 |
| ## 432 | 2 uneatable | 197 |
| ## 211 | 2 uneatable | 197 |
| ## 818 | 2 tasty     | 197 |
| ## 706 | 2 uneatable | 197 |
| ## 748 | 2 tasty     | 197 |
| ## 964 | 2 tasty     | 197 |
| ## 223 | 2 uneatable | 197 |
| ## 819 | 2 tasty     | 197 |
| ## 707 | 2 uneatable | 197 |
| ## 777 | 2 tasty     | 197 |
| ## 723 | 2 uneatable | 197 |
| ## 741 | 2 tasty     | 197 |
| ## 967 | 2 tasty     | 197 |
| ## 866 | 2 tasty     | 197 |
| ## 858 | 2 tasty     | 197 |
| ## 479 | 2 uneatable | 197 |
| ## 968 | 2 tasty     | 197 |
| ## 862 | 2 tasty     | 197 |
| ## 681 | 2 uneatable | 197 |
| ## 379 | 2 uneatable | 197 |
| ## 926 | 2 tasty     | 197 |
| ## 191 | 2 uneatable | 197 |
| ## 366 | 2 uneatable | 197 |
| ## 879 | 2 tasty     | 197 |
| ## 472 | 2 uneatable | 197 |
| ## 938 | 2 tasty     | 197 |
| ## 409 | 2 uneatable | 197 |
| ## 850 | 2 tasty     | 197 |
| ## 468 | 2 uneatable | 197 |
| ## 945 | 2 tasty     | 197 |
| ## 763 | 2 tasty     | 197 |

|        |   |           |     |
|--------|---|-----------|-----|
| ## 933 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 571 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 805 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 930 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 16  | 2 | uneatable | 197 |
| ## 800 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 220 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 740 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 574 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 927 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 617 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 897 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 564 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 747 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 760 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 265 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 794 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 783 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 733 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 757 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 978 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 778 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 543 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 598 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 870 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 922 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 38  | 2 | uneatable | 197 |
| ## 886 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 305 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 152 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 759 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 887 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 642 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 821 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 560 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 942 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 840 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 890 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 614 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 881 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 46  | 2 | uneatable | 197 |
| ## 178 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 999 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 838 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 847 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 721 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 864 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 506 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 584 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 202 | 2 | uneatable | 197 |
| ## 95  | 2 | uneatable | 197 |
| ## 878 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 798 | 2 | tasty     | 197 |
| ## 293 | 2 | uneatable | 197 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 481 | 2 uneatable | 197 |
| ## 660 | 2 uneatable | 197 |
| ## 802 | 2 tasty     | 197 |
| ## 925 | 2 tasty     | 197 |
| ## 701 | 2 uneatable | 197 |
| ## 316 | 2 uneatable | 197 |
| ## 521 | 2 uneatable | 197 |
| ## 23  | 2 uneatable | 197 |
| ## 828 | 2 tasty     | 197 |
| ## 793 | 2 tasty     | 197 |
| ## 796 | 2 tasty     | 197 |
| ## 773 | 2 tasty     | 197 |
| ## 319 | 2 uneatable | 197 |
| ## 643 | 2 uneatable | 197 |
| ## 912 | 2 tasty     | 197 |
| ## 699 | 2 uneatable | 197 |
| ## 83  | 2 uneatable | 197 |
| ## 3   | 2 uneatable | 197 |
| ## 846 | 2 tasty     | 197 |
| ## 623 | 2 uneatable | 197 |
| ## 884 | 2 tasty     | 197 |
| ## 730 | 2 uneatable | 197 |
| ## 108 | 2 uneatable | 197 |
| ## 177 | 2 uneatable | 197 |
| ## 570 | 2 uneatable | 197 |
| ## 780 | 2 tasty     | 197 |
| ## 602 | 2 uneatable | 197 |
| ## 868 | 2 tasty     | 197 |
| ## 294 | 2 uneatable | 197 |
| ## 367 | 2 uneatable | 197 |
| ## 995 | 2 tasty     | 197 |
| ## 921 | 2 tasty     | 197 |
| ## 84  | 2 uneatable | 197 |
| ## 59  | 2 uneatable | 197 |
| ## 906 | 2 tasty     | 197 |
| ## 989 | 2 tasty     | 197 |
| ## 290 | 2 uneatable | 197 |
| ## 569 | 2 uneatable | 197 |
| ## 443 | 2 uneatable | 197 |
| ## 754 | 2 tasty     | 197 |
| ## 770 | 2 tasty     | 197 |
| ## 653 | 2 uneatable | 197 |
| ## 182 | 2 uneatable | 197 |
| ## 898 | 2 tasty     | 197 |
| ## 795 | 2 tasty     | 197 |
| ## 835 | 2 tasty     | 197 |
| ## 960 | 2 tasty     | 197 |
| ## 844 | 2 tasty     | 197 |
| ## 752 | 2 tasty     | 197 |
| ## 452 | 2 uneatable | 197 |
| ## 262 | 2 uneatable | 197 |
| ## 774 | 2 tasty     | 197 |
| ## 820 | 2 tasty     | 197 |
| ## 532 | 2 uneatable | 197 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 258 | 2 uneatable | 197 |
| ## 158 | 2 uneatable | 197 |
| ## 332 | 2 uneatable | 197 |
| ## 896 | 2 tasty     | 197 |
| ## 669 | 2 uneatable | 197 |
| ## 429 | 2 uneatable | 197 |
| ## 475 | 2 uneatable | 197 |
| ## 397 | 2 uneatable | 197 |
| ## 811 | 2 tasty     | 197 |
| ## 500 | 2 uneatable | 197 |
| ## 814 | 2 tasty     | 197 |
| ## 731 | 2 uneatable | 197 |
| ## 204 | 2 uneatable | 197 |
| ## 136 | 2 uneatable | 197 |
| ## 944 | 2 tasty     | 197 |
| ## 940 | 2 tasty     | 197 |
| ## 749 | 2 tasty     | 197 |
| ## 224 | 2 uneatable | 197 |
| ## 947 | 2 tasty     | 197 |
| ## 852 | 2 tasty     | 197 |
| ## 471 | 2 uneatable | 197 |
| ## 231 | 2 uneatable | 197 |
| ## 959 | 2 tasty     | 197 |
| ## 394 | 2 uneatable | 197 |
| ## 715 | 2 uneatable | 197 |
| ## 972 | 2 tasty     | 197 |
| ## 352 | 2 uneatable | 197 |
| ## 939 | 2 tasty     | 197 |
| ## 990 | 2 tasty     | 197 |
| ## 987 | 2 tasty     | 197 |
| ## 974 | 2 tasty     | 197 |
| ## 226 | 2 uneatable | 197 |
| ## 613 | 2 uneatable | 197 |
| ## 184 | 2 uneatable | 197 |
| ## 836 | 2 tasty     | 197 |
| ## 815 | 2 tasty     | 197 |
| ## 464 | 2 uneatable | 197 |
| ## 950 | 2 tasty     | 197 |
| ## 311 | 2 uneatable | 197 |
| ## 422 | 2 uneatable | 197 |
| ## 236 | 2 uneatable | 197 |
| ## 984 | 2 tasty     | 197 |
| ## 905 | 2 tasty     | 197 |
| ## 873 | 2 tasty     | 197 |
| ## 476 | 2 uneatable | 197 |
| ## 804 | 2 tasty     | 197 |
| ## 629 | 2 uneatable | 197 |
| ## 527 | 2 uneatable | 197 |
| ## 832 | 2 tasty     | 197 |
| ## 822 | 2 tasty     | 197 |
| ## 982 | 2 tasty     | 197 |
| ## 834 | 2 tasty     | 197 |
| ## 863 | 2 tasty     | 197 |
| ## 512 | 2 uneatable | 197 |

|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 405 | 2 uneatable | 197 |
| ## 488 | 2 uneatable | 197 |
| ## 551 | 2 uneatable | 197 |
| ## 619 | 2 uneatable | 197 |
| ## 874 | 3 tasty     | 147 |
| ## 458 | 3 uneatable | 147 |
| ## 493 | 3 uneatable | 147 |
| ## 755 | 3 tasty     | 147 |
| ## 350 | 3 uneatable | 147 |
| ## 324 | 3 uneatable | 147 |
| ## 673 | 3 uneatable | 147 |
| ## 973 | 3 tasty     | 147 |
| ## 446 | 3 uneatable | 147 |
| ## 526 | 3 uneatable | 147 |
| ## 797 | 3 tasty     | 147 |
| ## 364 | 3 uneatable | 147 |
| ## 30  | 3 uneatable | 147 |
| ## 445 | 3 uneatable | 147 |
| ## 949 | 3 tasty     | 147 |
| ## 756 | 3 tasty     | 147 |
| ## 94  | 3 uneatable | 147 |
| ## 341 | 3 uneatable | 147 |
| ## 451 | 3 uneatable | 147 |
| ## 683 | 3 uneatable | 147 |
| ## 44  | 3 uneatable | 147 |
| ## 809 | 3 tasty     | 147 |
| ## 965 | 3 tasty     | 147 |
| ## 997 | 3 tasty     | 147 |
| ## 758 | 3 tasty     | 147 |
| ## 771 | 3 tasty     | 147 |
| ## 414 | 3 uneatable | 147 |
| ## 406 | 3 uneatable | 147 |
| ## 253 | 3 uneatable | 147 |
| ## 907 | 3 tasty     | 147 |
| ## 685 | 3 uneatable | 147 |
| ## 766 | 3 tasty     | 147 |
| ## 865 | 3 tasty     | 147 |
| ## 146 | 3 uneatable | 147 |
| ## 330 | 3 uneatable | 147 |
| ## 120 | 3 uneatable | 147 |
| ## 170 | 3 uneatable | 147 |
| ## 381 | 3 uneatable | 147 |
| ## 789 | 3 tasty     | 147 |
| ## 520 | 3 uneatable | 147 |
| ## 742 | 3 tasty     | 147 |
| ## 920 | 3 tasty     | 147 |
| ## 937 | 3 tasty     | 147 |
| ## 979 | 3 tasty     | 147 |
| ## 919 | 3 tasty     | 147 |
| ## 15  | 3 uneatable | 147 |
| ## 727 | 3 uneatable | 147 |
| ## 31  | 3 uneatable | 147 |
| ## 254 | 3 uneatable | 147 |
| ## 839 | 3 tasty     | 147 |

|        |   |           |     |
|--------|---|-----------|-----|
| ## 745 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 457 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 240 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 876 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 971 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 914 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 259 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 162 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 885 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 26  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 216 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 164 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 935 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 19  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 639 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 285 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 279 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 900 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 368 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 419 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 813 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 991 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 713 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 799 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 843 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 977 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 37  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 492 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 917 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 923 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 144 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 808 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 267 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 816 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 42  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 883 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 772 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 871 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 961 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 899 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 459 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 650 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 882 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 517 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 645 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 56  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 67  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 722 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 954 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 77  | 3 | uneatable | 147 |
| ## 284 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 849 | 3 | tasty     | 147 |
| ## 572 | 3 | uneatable | 147 |
| ## 123 | 3 | uneatable | 147 |



|        |             |     |
|--------|-------------|-----|
| ## 534 | 3 uneatable | 147 |
| ## 725 | 3 uneatable | 147 |
| ## 22  | 3 uneatable | 147 |
| ## 952 | 3 tasty     | 147 |
| ## 941 | 3 tasty     | 147 |
| ## 728 | 3 uneatable | 147 |
| ## 803 | 3 tasty     | 147 |
| ## 380 | 3 uneatable | 147 |
| ## 892 | 3 tasty     | 147 |
| ## 508 | 3 uneatable | 147 |
| ## 963 | 3 tasty     | 147 |
| ## 538 | 3 uneatable | 147 |
| ## 792 | 3 tasty     | 147 |
| ## 976 | 3 tasty     | 147 |
| ## 436 | 3 uneatable | 147 |
| ## 485 | 3 uneatable | 147 |
| ## 753 | 3 tasty     | 147 |
| ## 765 | 3 tasty     | 147 |
| ## 872 | 3 tasty     | 147 |
| ## 646 | 3 uneatable | 147 |
| ## 904 | 3 tasty     | 147 |
| ## 689 | 3 uneatable | 147 |
| ## 946 | 3 tasty     | 147 |
| ## 596 | 3 uneatable | 147 |
| ## 916 | 3 tasty     | 147 |
| ## 869 | 3 tasty     | 147 |
| ## 615 | 3 uneatable | 147 |
| ## 924 | 3 tasty     | 147 |
| ## 996 | 3 tasty     | 147 |
| ## 444 | 3 uneatable | 147 |
| ## 911 | 3 tasty     | 147 |
| ## 853 | 3 tasty     | 147 |
| ## 5   | 3 uneatable | 147 |
| ## 837 | 3 tasty     | 147 |
| ## 854 | 3 tasty     | 147 |
| ## 504 | 3 uneatable | 147 |
| ## 271 | 3 uneatable | 147 |
| ## 114 | 3 uneatable | 147 |
| ## 787 | 3 tasty     | 147 |
| ## 425 | 3 uneatable | 147 |
| ## 751 | 3 tasty     | 147 |
| ## 230 | 3 uneatable | 147 |
| ## 929 | 3 tasty     | 147 |
| ## 322 | 4 uneatable | 57  |
| ## 111 | 4 uneatable | 57  |
| ## 806 | 4 tasty     | 57  |
| ## 510 | 4 uneatable | 57  |
| ## 767 | 4 tasty     | 57  |
| ## 710 | 4 uneatable | 57  |
| ## 708 | 4 uneatable | 57  |
| ## 568 | 4 uneatable | 57  |
| ## 676 | 4 uneatable | 57  |
| ## 651 | 4 uneatable | 57  |
| ## 541 | 4 uneatable | 57  |

|         |             |    |
|---------|-------------|----|
| ## 589  | 4 uneatable | 57 |
| ## 68   | 4 uneatable | 57 |
| ## 248  | 4 uneatable | 57 |
| ## 784  | 4 tasty     | 57 |
| ## 684  | 4 uneatable | 57 |
| ## 281  | 4 uneatable | 57 |
| ## 314  | 4 uneatable | 57 |
| ## 695  | 4 uneatable | 57 |
| ## 272  | 4 uneatable | 57 |
| ## 855  | 4 tasty     | 57 |
| ## 913  | 4 tasty     | 57 |
| ## 540  | 4 uneatable | 57 |
| ## 1000 | 4 tasty     | 57 |
| ## 433  | 4 uneatable | 57 |
| ## 744  | 4 tasty     | 57 |
| ## 371  | 4 uneatable | 57 |
| ## 910  | 4 tasty     | 57 |
| ## 467  | 4 uneatable | 57 |
| ## 175  | 4 uneatable | 57 |
| ## 415  | 4 uneatable | 57 |
| ## 143  | 4 uneatable | 57 |
| ## 503  | 4 uneatable | 57 |
| ## 47   | 4 uneatable | 57 |
| ## 579  | 4 uneatable | 57 |
| ## 27   | 4 uneatable | 57 |
| ## 636  | 4 uneatable | 57 |
| ## 328  | 4 uneatable | 57 |
| ## 494  | 4 uneatable | 57 |
| ## 552  | 4 uneatable | 57 |
| ## 117  | 4 uneatable | 57 |
| ## 880  | 4 tasty     | 57 |
| ## 357  | 4 uneatable | 57 |
| ## 119  | 4 uneatable | 57 |
| ## 630  | 4 uneatable | 57 |
| ## 373  | 4 uneatable | 57 |
| ## 58   | 4 uneatable | 57 |
| ## 549  | 4 uneatable | 57 |
| ## 680  | 4 uneatable | 57 |
| ## 893  | 4 tasty     | 57 |
| ## 875  | 4 tasty     | 57 |
| ## 81   | 4 uneatable | 57 |
| ## 545  | 4 uneatable | 57 |
| ## 601  | 4 uneatable | 57 |
| ## 621  | 4 uneatable | 57 |
| ## 986  | 4 tasty     | 57 |
| ## 624  | 4 uneatable | 57 |
| ## 524  | 5 uneatable | 42 |
| ## 318  | 5 uneatable | 42 |
| ## 634  | 5 uneatable | 42 |
| ## 482  | 5 uneatable | 42 |
| ## 690  | 5 uneatable | 42 |
| ## 447  | 5 uneatable | 42 |
| ## 70   | 5 uneatable | 42 |
| ## 563  | 5 uneatable | 42 |

|        |             |    |
|--------|-------------|----|
| ## 72  | 5 uneatable | 42 |
| ## 333 | 5 uneatable | 42 |
| ## 501 | 5 uneatable | 42 |
| ## 384 | 5 uneatable | 42 |
| ## 362 | 5 uneatable | 42 |
| ## 335 | 5 uneatable | 42 |
| ## 317 | 5 uneatable | 42 |
| ## 612 | 5 uneatable | 42 |
| ## 179 | 5 uneatable | 42 |
| ## 167 | 5 uneatable | 42 |
| ## 106 | 5 uneatable | 42 |
| ## 477 | 5 uneatable | 42 |
| ## 554 | 5 uneatable | 42 |
| ## 666 | 5 uneatable | 42 |
| ## 45  | 5 uneatable | 42 |
| ## 34  | 5 uneatable | 42 |
| ## 54  | 5 uneatable | 42 |
| ## 513 | 5 uneatable | 42 |
| ## 578 | 5 uneatable | 42 |
| ## 583 | 5 uneatable | 42 |
| ## 75  | 5 uneatable | 42 |
| ## 6   | 5 uneatable | 42 |
| ## 92  | 5 uneatable | 42 |
| ## 97  | 5 uneatable | 42 |
| ## 555 | 5 uneatable | 42 |
| ## 118 | 5 uneatable | 42 |
| ## 620 | 5 uneatable | 42 |
| ## 625 | 5 uneatable | 42 |
| ## 270 | 5 uneatable | 42 |
| ## 398 | 5 uneatable | 42 |
| ## 242 | 5 uneatable | 42 |
| ## 627 | 5 uneatable | 42 |
| ## 413 | 5 uneatable | 42 |
| ## 157 | 5 uneatable | 42 |
| ## 148 | 6 uneatable | 20 |
| ## 282 | 6 uneatable | 20 |
| ## 635 | 6 uneatable | 20 |
| ## 299 | 6 uneatable | 20 |
| ## 147 | 6 uneatable | 20 |
| ## 417 | 6 uneatable | 20 |
| ## 594 | 6 uneatable | 20 |
| ## 2   | 6 uneatable | 20 |
| ## 678 | 6 uneatable | 20 |
| ## 7   | 6 uneatable | 20 |
| ## 313 | 6 uneatable | 20 |
| ## 377 | 6 uneatable | 20 |
| ## 662 | 6 uneatable | 20 |
| ## 374 | 6 uneatable | 20 |
| ## 137 | 6 uneatable | 20 |
| ## 691 | 6 uneatable | 20 |
| ## 110 | 6 uneatable | 20 |
| ## 442 | 6 uneatable | 20 |
| ## 720 | 6 uneatable | 20 |
| ## 698 | 6 uneatable | 20 |

|        |              |    |
|--------|--------------|----|
| ## 487 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 9   | 9 uneatable  | 15 |
| ## 603 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 48  | 9 uneatable  | 15 |
| ## 79  | 9 uneatable  | 15 |
| ## 232 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 4   | 9 uneatable  | 15 |
| ## 671 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 87  | 9 uneatable  | 15 |
| ## 298 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 273 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 641 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 411 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 378 | 9 uneatable  | 15 |
| ## 80  | 9 uneatable  | 15 |
| ## 536 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 132 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 498 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 640 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 496 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 585 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 697 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 36  | 8 uneatable  | 13 |
| ## 404 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 353 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 228 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 91  | 7 uneatable  | 13 |
| ## 437 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 312 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 428 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 261 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 192 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 140 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 712 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 548 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 280 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 359 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 440 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 225 | 8 uneatable  | 13 |
| ## 176 | 7 uneatable  | 13 |
| ## 61  | 8 uneatable  | 13 |
| ## 342 | 10 uneatable | 9  |
| ## 171 | 10 uneatable | 9  |
| ## 315 | 10 uneatable | 9  |
| ## 25  | 10 uneatable | 9  |
| ## 337 | 10 uneatable | 9  |
| ## 658 | 10 uneatable | 9  |
| ## 320 | 10 uneatable | 9  |
| ## 659 | 10 uneatable | 9  |
| ## 652 | 10 uneatable | 9  |
| ## 462 | 11 uneatable | 4  |
| ## 297 | 11 uneatable | 4  |
| ## 150 | 11 uneatable | 4  |
| ## 483 | 11 uneatable | 4  |

```
## 511      13 uneatable      3
## 392      13 uneatable      3
## 129      14 uneatable      3
## 1        13 uneatable      3
## 126      14 uneatable      3
## 696      14 uneatable      3
## 356      12 uneatable      2
## 131      12 uneatable      2
## 24       16 uneatable      1
## 310      15 uneatable      1
## 657      17 uneatable      1
```

Problem hier: Manche k wurden nie realisiert, für diese kann daher keine Entscheidung getroffen werden. Es scheinen noch zu wenige Beobachtungen zu sein

Sinnvoll erscheint daher Variante 2

jns: Die Aufgabe wurde nicht richtig gelöst, ihr solltet für die drei Annahmen das gleiche machen wie in Aufgabe 1 c), -4P

jns: Aufgabe 2: 1/5 Punkte

## Aufgabe 3

Allgemeines Funktionsgerüst:

```
## mknn - Implementiert das knn Verfahren mit euklidischer Distanz
##        sowohl fuer Klassifikation als auch fuer Regression
##
## Input:
##   features - data.frame mit den Trainingsdaten
##   y - Vektor mit den wahren Klassenlabeln
##   k - Parameter von knn
##   new.data - dataframe mit neuen Beobachtungen
##
## Output:
##   Vektor mit den Klassenlabeln fuer die neuen Beobachtungen
mknn = function(features, y, k, new.data) {

  ## Rate ob Klassifikation oder Regression
  classification = is.factor(y)
  result <- c()

  ## Vorhersage
  if (classification) {
    ## Entweder den Modalwert bei Klassifikation

    for (i in 1:nrow(new.data)){
      d <- dist(rbind(new.data[i,], features))
      dists <- d[1:nrow(features)]
      argsorts <- order(dists)
      modal <- Mode(y[argsorts[1:k]])
      result <- c(result, as.character(modal))
    }

  } else {
```

```

## Oder den Mittelwert bei Regression
for (i in 1:nrow(new.data)){
  d <- dist(rbind(new.data[i,], features))
  dists <- d[1:nrow(features)]
  argsorts <- order(dists)
  reg <- mean(y[argsorts[1:k]])
  result <- c(result, as.numeric(reg))
}
}
return(result)
}

Mode <- function(x) {
  ux <- unique(x)
  ux[which.max(tabulate(match(x, ux)))]
}

```

a)

Klassifikation

```

indices <- sample(1:150,120, replace=F)
train <- iris[indices,1:4]
traintargets <- iris[indices,5]

testindices <- setdiff(c(1:150),indices)
test <- iris[testindices,1:4]
testtargets <- iris[testindices,5]

classes <- mknn(train, traintargets, 5, test)

fr <- data.frame(testtargets, classes)
colnames(fr) <- c("Soll-Wert", "Regression")

print(fr)

```

```

##      Soll-Wert Regression
## 1      setosa      setosa
## 2      setosa      setosa
## 3      setosa      setosa
## 4      setosa      setosa
## 5      setosa      setosa
## 6      setosa      setosa
## 7      setosa      setosa
## 8      setosa      setosa
## 9      setosa      setosa
## 10     setosa      setosa
## 11     setosa      setosa
## 12 versicolor versicolor
## 13 versicolor versicolor
## 14 versicolor versicolor
## 15 versicolor versicolor
## 16 versicolor versicolor

```

```
## 17 versicolor versicolor
## 18 versicolor virginica
## 19 versicolor versicolor
## 20 versicolor versicolor
## 21 versicolor versicolor
## 22 virginica virginica
## 23 virginica virginica
## 24 virginica virginica
## 25 virginica virginica
## 26 virginica virginica
## 27 virginica virginica
## 28 virginica virginica
## 29 virginica virginica
## 30 virginica virginica

correct <- 0
for (i in 1:length(classes)){
  if(classes[i] == testtargets[i]) correct <- correct+1
}

print( c( "Korrekt:", toString(correct/length(classes)) ) )

## [1] "Korrekt:" "0.9666666666666667"
```

b)

Regression

```
trainAttr <- c(1,3)
testAttr <- 2

indices <- sample(1:31,20, replace=F)
train <- trees[indices, trainAttr]
traintargets <- trees[indices, testAttr]

testindices <- setdiff(c(1:31), indices)
test <- trees[testindices, trainAttr]
testtargets <- trees[testindices, testAttr]

classes <- mknn(train, traintargets, 3, test)

diffs <- abs(classes-testtargets)
fr <- data.frame( testtargets, classes, diffs )
colnames(fr) <- c("Soll-Wert", "Regression", "Abweichung")

print(fr)

##      Soll-Wert Regression Abweichung
## 1          63    67.00000  4.0000000
## 2          80    73.00000  7.0000000
## 3          79    73.00000  6.0000000
## 4          76    73.33333  2.6666667
## 5          75    79.66667  4.6666667
## 6          71    76.33333  5.3333333
## 7          64    76.33333 12.3333333
```

```
## 8      77    74.66667  2.3333333
## 9      82    80.33333  1.6666667
## 10     80    80.33333  0.3333333
## 11     87    80.33333  6.6666667
```

```
print( c("Durchschnittsabweichung: ", toString( mean(diffs)) ))
```

```
## [1] "Durchschnittsabweichung: " "4.81818181818182"
```

mj: Aufgabe 3 5/5

## Aufgabe 4

SB: 3.75/5

a)

SB: 1/1

$$\begin{aligned}
 & \text{Zu zeigen: } \forall B \subseteq C : \text{supp}(A \cup B) \geq \text{supp}(A \cup C) \\
 & \equiv |\{T_i | (A \cup B) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \geq |\{T_i | (A \cup C) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \\
 & \equiv |\{T_i | (A) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| + |\{T_i | (B) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \geq |\{T_i | (A) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| + |\{T_i | (C) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \\
 & \equiv |\{T_i | (B) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \geq |\{T_i | (C) \subseteq T_i, T_i \in \tau\}| \\
 & \equiv s(B) \geq s(C)
 \end{aligned}$$

Dies gilt  $\forall B \subseteq C$ , da laut Definition:  $B \subseteq C \Rightarrow s(B) \geq s(C)$ .

b)

Itemize funktioniert nicht.

- 1)
- 2)
- 3)
- 4)
- 5)
- 6)

b1)

SB: 0.5/0.5

$$s(A \rightarrow B) \geq s(A \rightarrow \emptyset) \cdot s(B \rightarrow \emptyset) \equiv \frac{s(A \cup B)}{N} \geq \frac{s(A \cup \emptyset)}{N} \cdot \frac{s(B \cup \emptyset)}{N} \equiv \frac{s(A \cup B)}{N} \geq \frac{s(A)}{N} \cdot \frac{s(B)}{N} \equiv \frac{s(A \cup B)}{N} \geq \frac{s(A) \cdot s(B)}{N} \text{ Falsch}$$

### b2) SB: 0.5/0.5

$$c(A \rightarrow B) = c(B \rightarrow A) \Rightarrow s(A) = s(B) \equiv \frac{s(A \cup B)}{s(A)} = \frac{s(B \cup A)}{s(B)} \Rightarrow s(A) = s(B) \equiv s(A) = s(B) \Rightarrow s(A) = s(B) \text{ Richtig, da } V$$



### b3) SB: 0/0.5 - Betrachte Gegenbeispiel  $\mathcal{T} = \{\{x, z\}, \{x\}, \{y\}, \{y, z\}\}$ . Nun sei  $A = \{x\}$ ,  $B = \{y\}$ ,  $C = \{z\}$

$$c(A \rightarrow B) \cdot c(B \rightarrow C) = c(A \rightarrow C) \equiv \frac{s(A \cup B)}{s(A)} \cdot \frac{s(B \cup C)}{s(B)} = \frac{s(A \cup C)}{s(A)} \cdot s(B) \equiv \frac{s(A \cup B) \cdot s(B \cup C)}{s(A)} = \frac{s(A \cup C) \cdot s(B)}{s(A)} \text{ Richtig}$$

### b4) SB: 0.5/0.5

$$c(A \rightarrow B) \geq c(A \rightarrow C) \text{ mit } B \subseteq C \equiv \frac{s(A \cup B)}{s(A)} \geq \frac{s(A \cup C)}{s(A)} \text{ mit } s(B) \geq s(C) \text{ Richtig aufgrund von } s(B) \geq s(C).$$

### b5) SB: 0.5/0.5

$$c(\emptyset \rightarrow A) \cdot c(\emptyset \rightarrow B) \geq c(A \rightarrow B) \equiv \frac{s(\emptyset \cup A)}{s(\emptyset)} \cdot \frac{s(\emptyset \cup B)}{s(\emptyset)} \geq \frac{s(A \cup B)}{s(A)} \equiv \frac{s(A) \cdot s(B)}{N} \geq \frac{s(A \cup B)}{s(A)} \cdot s(A) \equiv \frac{s(A)^2 \cdot s(B)}{N} \geq s(A \cup B)$$

### b6) SB: 0.25/0.5 - Gegenbeispiel mit  $s(B) = 2, s(C) = 1$ ?

$$lift(A \rightarrow B) \geq lift(A \rightarrow C) \text{ mit } B \subseteq C \equiv \frac{N \cdot s(A \cap B)}{s(A) \cdot s(B)} \geq \frac{N \cdot s(A \cap C)}{s(A) \cdot s(C)} \text{ mit } s(B) \geq s(C) \cdot \frac{s(A)}{N} \cdot \frac{s(A \cap B)}{s(B)} \geq \frac{s(A \cap C)}{s(C)} \text{ mit } s(B)$$

### c) SB: noch 0.5/1 - Wieso benutzt ihr s und confidence für den lift?

1)

$$s(Bier \rightarrow Grillkohle) = \frac{2}{4} = \frac{1}{2}$$

$$c(Bier \rightarrow Grillkohle) = \frac{\frac{1}{2}}{\frac{3}{4}} = \frac{4}{6} = \frac{2}{3}$$

$$lift(Bier \rightarrow Grillkohle) = \frac{4 * 4}{\frac{3}{4} * \frac{1}{2}} = 42.67$$

(Es gilt:  $s(Bier \cap Grillkohle) = s(\emptyset) = N = 4$ )

Bier  $\rightarrow$  Grillkohle sind positiv korreliert.

2)

$$s(Bier, Grillkohle \rightarrow Zahnpasta) = \frac{1}{4}$$

$$c(Bier, Grillkohle \rightarrow Zahnpasta) = \frac{2}{4} = \frac{1}{2}$$

$$l(Bier, Grillkohle \rightarrow Zahnpasta) = \frac{4 * 4}{\frac{1}{2} * \frac{3}{4}} = 42.67$$

Bier, Grillkohle  $\rightarrow$  Zahnpasta sind positiv korreliert.

Gesamt 13/20