

Aufgabe 1

Der Datensatz `babyboom.dat` enthält die Geburtszeiten t_1, \dots, t_n (Minuten ab Mitternacht) von $n = 44$ Kindern, die am 18. Dezember 1997 in Brisbane, Australien auf die Welt kamen. Für die Zeiten x_i zwischen den Geburten, d.h.

$$x_i = t_i - t_{i-1}, \quad t_0 := 0$$

wird eine Exponentialverteilung mit unbekanntem Parameter $\lambda > 0$ angenommen.

- (a) Wie lautet die Likelihoodfunktion von λ bezüglich der iid Stichprobe $x = (x_1, \dots, x_n)^\top$? Bestimmen Sie den ML-Schätzer von λ zunächst allgemein und anschließend für den `babyboom`-Datensatz.

Lösung:

Likelihood:

$$L(\lambda|x) = p(x|\lambda) \stackrel{\text{iid.}}{=} \prod_{i=1}^n p(x_i|\lambda) = \prod_{i=1}^n \lambda \exp(-\lambda x_i) = \lambda^n \exp\left(-\lambda \sum_{i=1}^n x_i\right)$$

Log-Likelihood:

$$\ell(\lambda|x) = \log(L(\lambda|x)) = n \log(\lambda) - \lambda \sum_{i=1}^n x_i$$

Score-Funktion:

$$\begin{aligned} s(\lambda|x) &= \frac{\partial}{\partial \lambda} \ell(\lambda|x) = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i \\ s(\lambda|x) &\stackrel{!}{=} 0 \Leftrightarrow \frac{n}{\lambda} = \sum_{i=1}^n x_i \Leftrightarrow \frac{1}{\lambda} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \Leftrightarrow \lambda = \bar{x} \end{aligned}$$

Testen, ob Maximum vorliegt:

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} s(\lambda|x) = -\frac{n}{\lambda^2} > 0 \quad \forall \lambda > 0 \quad \checkmark$$

Der ML-Schätzer (frequentistisch!) ist gegeben durch $\hat{\lambda}_{\text{ML}} = \frac{1}{\bar{x}}$.

R-Code für `babyboom.dat`.

- (b) Zeigen Sie, dass die Familie der Gamma-Verteilungen

$$\mathcal{F} = \left\{ f(x) = \frac{b^a}{\Gamma(a)} x^{a-1} \exp(-bx) : a, b > 0 \right\}$$

konjugiert ist zur $\text{Exp}(\lambda)$ -Verteilung und bestimmen Sie die Posteriori $p(\lambda|x)$.

Lösung:

Sei $\lambda \sim \text{Ga}(a, b)$, d.h. für die Priori gilt $p \in \mathcal{F}$.

Bestimmung der Posteriori:

$$\begin{aligned} p(\lambda|x) &\propto p(x|\lambda)p(\lambda) \\ &\propto \lambda^n \exp\left(-\lambda \sum_{i=1}^n x_i\right) \frac{b^a}{\Gamma(a)} \lambda^{a-1} \exp(-b\lambda) \\ &\propto \lambda^{a+n-1} \exp\left(-\lambda \left[b + \sum_{i=1}^n x_i\right]\right) \end{aligned}$$

Das ist der Kern einer $\text{Ga}(\tilde{a}, \tilde{b})$ -Verteilung mit

$$\tilde{a} = a + n, \quad \tilde{b} = b + \sum_{i=1}^n x_i.$$

$\Rightarrow \lambda|x \sim \text{Ga}(\tilde{a}, \tilde{b})$. Die Posteriori $p(\cdot|x)$ ist also auch Element von \mathcal{F} und somit ist die Familie der Gamma-Verteilungen konjugiert zur $\text{Exp}(\lambda)$ -Verteilung.

- (c) Berechnen Sie den theoretischen Posteriori-Erwartungswert $\mathbb{E}(\lambda|x)$ und den Posteriori-Modus $\arg \max_{\lambda} p(\lambda|x)$. Vergleichen Sie die Bayesianischen Schätzer mit dem ML-Schätzer.

Lösung:

Posteriori-Erwartungswert: $\hat{\lambda}_{\text{PE}} = \mathbb{E}(\lambda|x) = \frac{\tilde{a}}{\tilde{b}} = \frac{a+n}{b + \sum_{i=1}^n x_i}$

Posteriori-Modus: $\hat{\lambda}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\lambda} p(\lambda|x) = \frac{\tilde{a}-1}{\tilde{b}} = \frac{a+n-1}{b + \sum_{i=1}^n x_i}$

Vergleich mit ML-Schätzer $\hat{\lambda}_{\text{ML}} = \frac{1}{\bar{x}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i}$:

- $\hat{\lambda}_{\text{ML}} = \hat{\lambda}_{\text{PE}} \Leftrightarrow a = 0, b = 0$ (uneigentlich)
- $\hat{\lambda}_{\text{ML}} = \hat{\lambda}_{\text{MAP}} \Leftrightarrow a = 1, b = 0$ (uneigentlich)

- (d) Zeichnen Sie die Posteriori für den `babyboom` Datensatz, wenn als Priori-Parameter $a = b = 10^{-3}$ gewählt werden. Visualisieren Sie die drei Schätzer aus Aufgabe c).

Lösung:

R-Code

Posteriori-Erwartungswert und ML-Schätzer stimmen quasi perfekt überein (da $a, b \approx 0$), Posteriori-Modus ist etwas nach links verschoben.

- (e) Ziehen Sie $N = 200$ Realisierungen aus der Posteriori. Visualisieren Sie die Schätzung der Posteriori-Dichte. Bestimmen Sie aus den Ziehungen den Posteriori-Erwartungswert, -Median und -Modus empirisch. *Hinweis:* Verwenden Sie für den Modus den Befehl `density`.

Lösung:

Idee: Ziehe Zufallszahlen aus der Posteriori und schätze daraus Posteriori-Erwartungswert/ -Modus/ -Median → Grundlage vieler Bayesianischer Verfahren!

R-Code

Ergebnis: Abhängig vom Seed!!! Wird stabiler mit zunehmender Anzahl von Ziehungen N .

- (f) Berechnen Sie die Priori-Varianz für $\lambda \sim \text{Ga}(a, b)$ sowie die Posteriori-Varianz für $\lambda|x$. Vergleichen Sie für verschiedene Werte von a und b Priori- und Posteriori-Varianz. Zeichnen Sie jeweils die Posteriori-Dichte. Welche Auswirkung hat hohe Priori-Varianz auf die Posteriori? Was passiert im Spezialfall $b = 0$?

Hinweis: Die strukturierte Änderung von Priori-Parametern bezeichnet man als *Sensitivitätsanalyse*.

- (g) Bestimmen Sie die prädiktive Posteriori für eine neue Zwischenzeit \tilde{x} .

Lösung:

Neue Zwischenzeit \tilde{x} ist ebenfalls Realisierung der Zufallsvariable $X \sim \text{Exp}(\lambda)$.

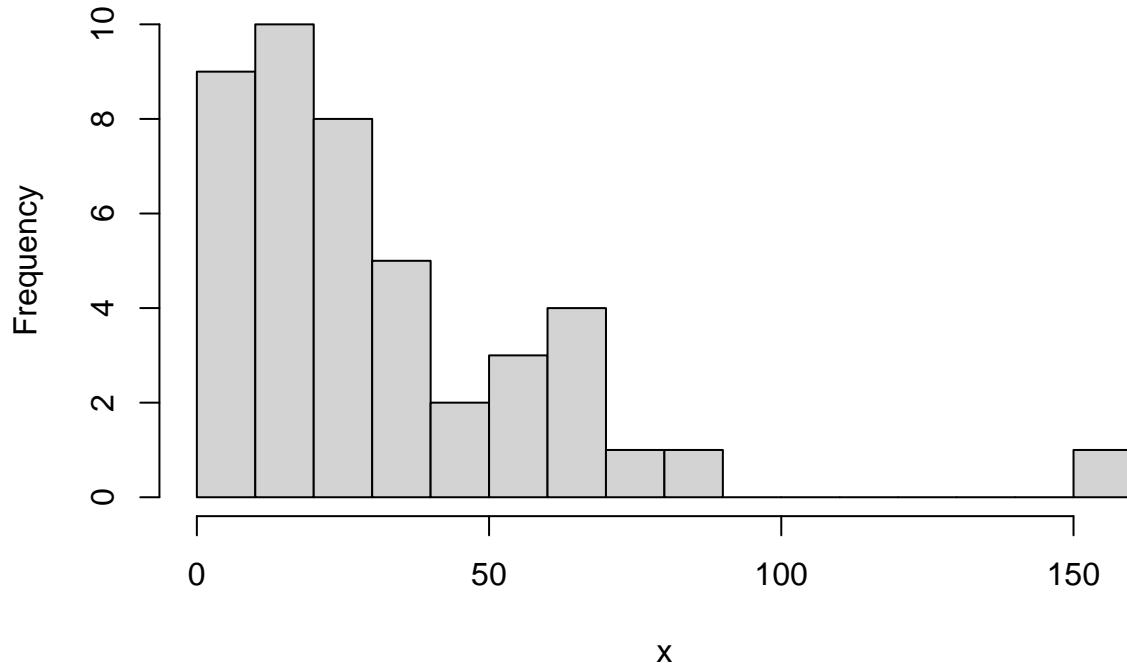
$$\begin{aligned} p(\tilde{x}|x) &= \int_0^\infty p(\tilde{x}|\lambda) p(\lambda|x) d\lambda \\ &= \int_0^\infty \lambda \exp(-\lambda\tilde{x}) \frac{(\tilde{b})^{\tilde{a}}}{\Gamma(\tilde{a})} \lambda^{\tilde{a}-1} \exp(-\tilde{b}\lambda) d\lambda \\ &= \frac{(\tilde{b})^{\tilde{a}}}{\Gamma(\tilde{a})} \int_0^\infty \lambda^{\tilde{a}} \exp(-\lambda[\tilde{b} + \tilde{x}]) d\lambda \\ &= \frac{(\tilde{b})^{\tilde{a}}}{\Gamma(\tilde{a})} \cdot \frac{\Gamma(\tilde{a}+1)}{(\tilde{b}+\tilde{x})^{\tilde{a}+1}} \underbrace{\int_0^\infty \frac{(\tilde{b}+\tilde{x})^{\tilde{a}+1}}{\Gamma(\tilde{a}+1)} \lambda^{\tilde{a}+1-1} \exp(-\lambda[\tilde{b}+\tilde{x}]) d\lambda}_{} = 1 \\ &= \frac{(\tilde{b})^{\tilde{a}}}{\Gamma(\tilde{a})} \cdot \frac{\Gamma(\tilde{a}) \cdot \tilde{a}}{(\tilde{b}+\tilde{x})^{\tilde{a}+1}} = \left(\frac{\tilde{b}}{\tilde{b}+\tilde{x}} \right)^{\tilde{a}} \cdot \frac{\tilde{a}}{\tilde{b}+\tilde{x}}. \end{aligned}$$

```
# Datensatz einlesen
baby <- read.table("../Daten/babyboom.dat", header = TRUE)

# Zwischenzeiten berechnen
x <- diff(c(0,baby$GebZeit))

# Histogramm der Daten (approx. exponentialverteilt)
hist(x, breaks = 20, main = "Zwischenzeiten")
```

Zwischenzeiten



```
# ML-Schätzer
lambdaML <- 1/mean(x)
lambdaML

## [1] 0.03066202

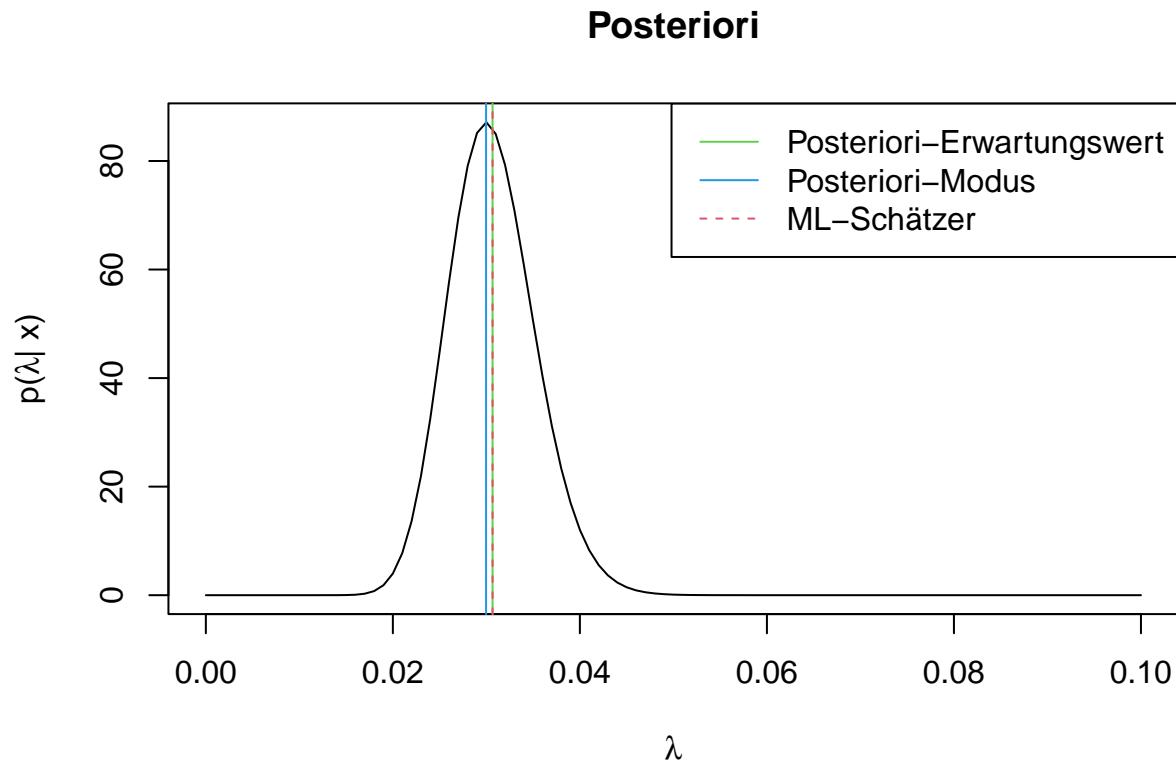
#####
# Aufgabe 1 d)
#####

# Priori-Parameter (vgl. Angabe)
a <- 1e-3
b <- 1e-3

# Posteriori-Parameter
n <- length(x) # Anzahl der Daten
aPost <- a + n
bPost <- b + sum(x)

# Posteriori zeichnen
s <- seq(0, 0.1, 0.001)
plot(s, dgamma(s, shape = aPost, rate = bPost), type = "l",
```

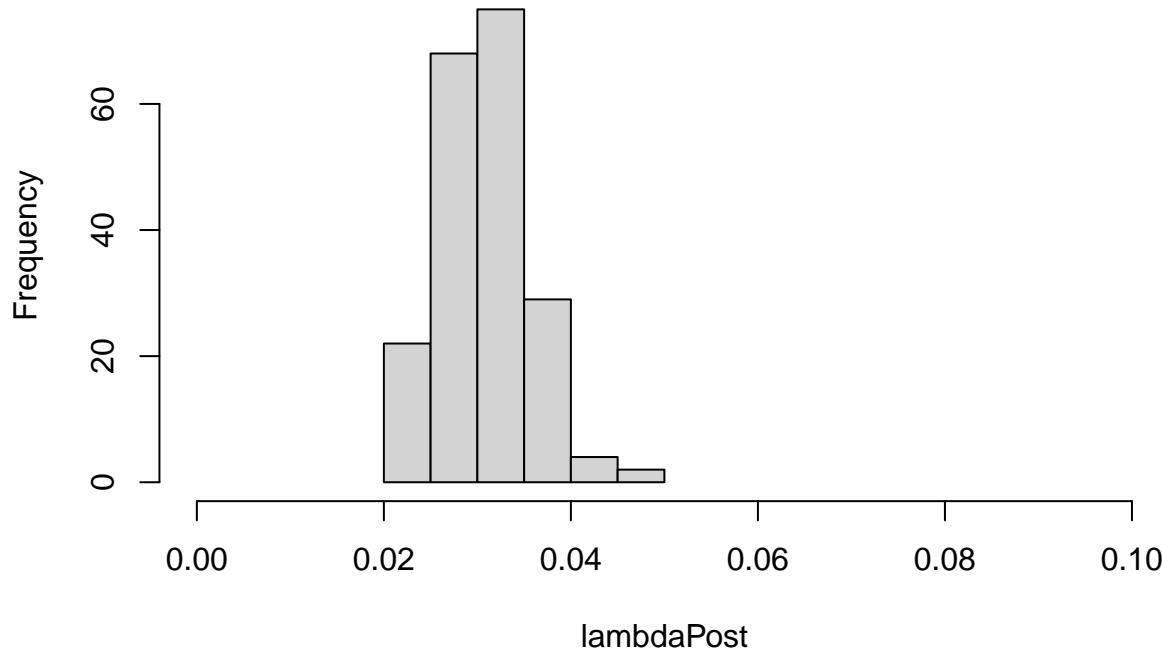
```
main = "Posteriori", xlab = expression(lambda), ylab = expression(paste("p(", lambda , ", |", abline(v = aPost/bPost, col = 3) # Posteriori-Erwartungswert abline(v = (aPost-1)/bPost, col = 4) # Posteriori-Modus abline(v = lambdaML, col = 2, lty= 2) # ML-Schätzer legend("topright", c("Posteriori-Erwartungswert", "Posteriori-Modus", "ML-Schätzer"), col = c(
```



```
#####
# Aufgabe 1 e)
#####

# Ziehen aus der Posteriori
N <- 200
lambdaPost <- rgamma(N, shape = aPost, rate = bPost)
hist(lambdaPost, xlim = c(0, 0.1))
```

Histogram of lambdaPost



```
d <- density(lambdaPost)
plot(d, main = "geschätzte Posteriori", xlim = c(0, 0.1))

# Empirische Schätzer für lambda
lambdaMean <- mean(lambdaPost) # Posteriori-Mittelwert
lambdaMean

## [1] 0.03082758

abline(v = lambdaMean, col = 3)

lambdaMod <- d$x[which.max(d$y)] # Posteriori-Modus
lambdaMod

## [1] 0.03166566

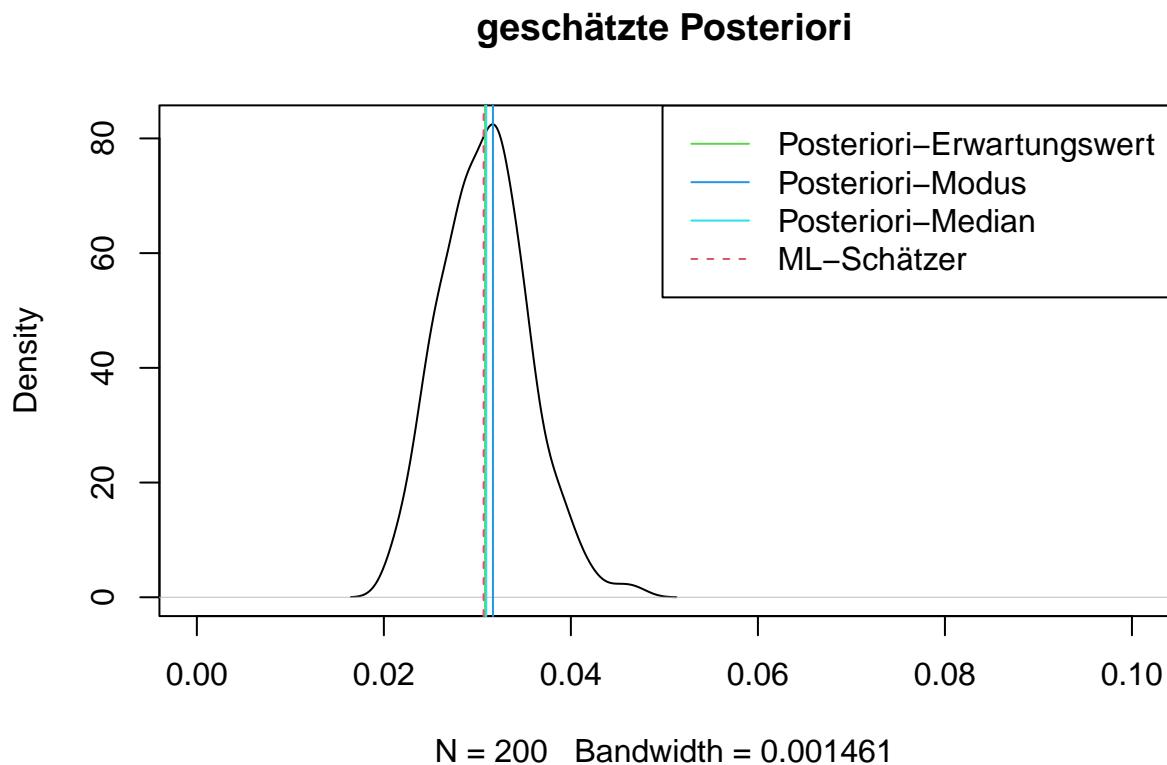
abline(v = lambdaMod, col = 4)

lambdaMed <- median(lambdaPost) # Posteriori-Median
lambdaMed

## [1] 0.0309499
```

```
abline(v = lambdaMed, col = 5)

abline(v = lambdaML, col = 2, lty= 2) # ML-Schätzer (zum Vergleich)
legend("topright", c("Posteriori-Erwartungswert", "Posteriori-Modus", "Posteriori-Median", "ML-Schätzer",
                     col = c(3,4,5,2), lty = c(1,1,1,2))
```



Aufgabe 2

Sei $X \sim N(\mu, \kappa^{-1})$ mit bekanntem $\mu \in \mathbb{R}$ und unbekannter Präzision (inverse Varianz) $\kappa \sim Ga(a, b)$. Der Datensatz `r-jy-daily.dat` besteht aus täglichen logarithmierten Wechselkursgewinnen x_i des Yen zum Dollar, die annähernd als iid. Realisierungen von X mit Mittelwert $\mu = 0$ betrachtet werden können.

Hinweis: Die gewählt Priori für κ ist konjugiert, d.h.

$$\kappa \sim Ga(a, b) \Rightarrow \kappa|x \sim Ga(\tilde{a}, \tilde{b}).$$

mit $\tilde{a} = a + \frac{n}{2}$, $\tilde{b} = b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$.

- (a) Ermitteln Sie eine (subjektive) Priori-Verteilung für κ , indem Sie die Priori-Parameter basierend auf den ersten $n_0 = 10$ Beobachtungen so wählen, dass

$$n_0 = 2a \quad \text{und} \quad \hat{\kappa}_{\text{ML}} = \frac{a-1}{b},$$

d.h. der Modus der Priori entspricht gerade dem ML-Schätzer $\hat{\kappa}_{\text{ML}}$.

Berechnen Sie die Posteriori-Verteilung anhand der restlichen Beobachtungen und stellen Sie Priori und Posteriori graphisch dar.

Hinweis: Für $\mu = 0$ gilt $\hat{\kappa}_{\text{ML}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$.

Lösung:

Priori:

$$a = \frac{n_0}{2} = 5, \quad b = \frac{a-1}{\hat{\kappa}_{\text{ML}}} = \frac{4}{\frac{n_0}{\sum_{i=1}^{n_0} x_i^2}} = \frac{4}{10} \cdot \sum_{i=1}^{10} x_i^2$$

R-Code

- (b) Berechnen Sie anhand der Posteriori einen (Bayesianischen) Schätzer für κ .

Lösung:

R-Code: Posteriori-Erwartungswert, Posteriori-Median

Ein HPD-Intervall für κ zum Niveau $1 - \alpha$ sei gegeben durch $H = [\kappa_u, \kappa_o]$ mit $0 < \kappa_u < \kappa_o$.

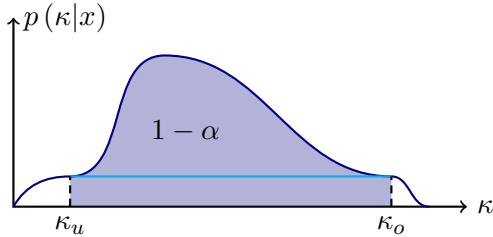
- (c) Welche Optimalitätseigenschaft haben HPD-Intervalle unter allen $(1-\alpha)$ -Kredibilitätsintervallen? Welche Beziehung gilt für $p(\kappa_u|x)$ und $p(\kappa_o|x)$?

Hinweis: Die Dichte $p(\kappa|x)$ ist unimodal und der Modus liegt nicht auf dem Rand des Parameterraums.

Lösung:

- Definition HPD (= highest posterior density) Intervall:
H ist HPD-Intervall für $\kappa \Leftrightarrow$
 1. H ist $(1 - \alpha)$ -Kredibilitätsintervall, d.h. $P(\kappa \in H|x) = \int_H p(\kappa|x) d\kappa = 1 - \alpha$
 2. $\forall \kappa \in H, \kappa^* \notin H: p(\kappa|x) \geq p(\kappa^*|x)$
- Optimalitätseigenschaft: HPD-Intervall hat kleinste Breite unter allen $(1-\alpha)$ -Kredibilitätsintervallen

- Es gilt $p(\kappa_u|x) = p(\kappa_o|x)$, da die Posteriori stetig und unimodal ist und das Maximum nicht am Rand des Definitionsbereichs annimmt (vgl. Hinweis) wegen Eigenschaft 2.

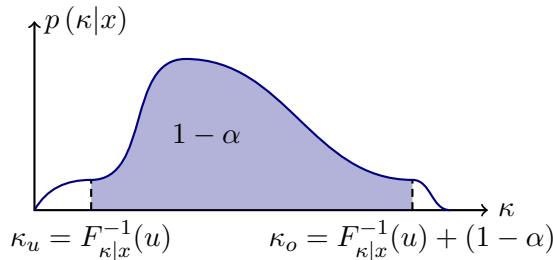


- (d) Berechnen Sie auf Basis der Posteriori-Verteilung aus Aufgabe (a) ein 95%-HPD-Intervall für die Präzision κ . Definieren Sie dazu eine Funktion, die für verschiedene Quantile $u \in [0, \alpha]$ die Länge des zugehörigen 95%-Kredibilitätsintervalls zurückgibt und minimieren Sie diese Funktion mittels `optimize()`. Vergleichen Sie das Ergebnis mit dem gleichendigen 95%-Kredibilitätsintervall.

Lösung:

95%-Kredibilitätsintervall, d.h. $1 - \alpha = 0.95 \Leftrightarrow \alpha = 0.05$.

Idee: Optimiere für $u \in [0, \alpha]$ die Länge des Intervalls:



Die Enden κ_u, κ_o sind das u - bzw. $u + (1 - \alpha)$ -Quantil der Posteriori, dadurch wird sicher gestellt, dass $P(\kappa \in [\kappa_u, \kappa_o] | x) = 1 - \alpha$.

Für das gleichendige Intervall wählt man $u = \frac{\alpha}{2}$.

Anhand von H werde folgendes Kredibilitätsintervall für die Varianz $\sigma^2 = \kappa^{-1}$ bestimmt:

$$\tilde{H} = [\kappa_o^{-1}, \kappa_u^{-1}]$$

- (e) Welches Niveau hat \tilde{H} ? Handelt es sich um ein HPD-Intervall für σ^2 , wenn man a priori $\sigma^2 \sim \text{IG}(a, b)$ annimmt?

Hinweis: Es gilt

$$\sigma^2 \sim \text{IG}(a, b) \Rightarrow \sigma^2 | x \sim \text{IG}(\tilde{a}, \tilde{b})$$

mit \tilde{a}, \tilde{b} wie für $\kappa|x$.

Lösung:

Kredibilitätsintervall für die Varianz σ^2 : $\tilde{H} = [\sigma_1^2, \sigma_2^2]$ mit $\sigma_1^2 = \kappa_o^{-1}$, $\sigma_2^2 = \kappa_u^{-1}$

1. Überdeckungswahrscheinlichkeit / Niveau:

$$\begin{aligned} P(\sigma^2 \in \tilde{H} | x) &= P(\sigma_1^2 \leq \sigma^2 \leq \sigma_2^2 | x) = P(\kappa_o^{-1} \leq \kappa^{-1} \leq \kappa_u^{-1} | x) \\ &= P(\kappa_u \leq \kappa \leq \kappa_o | x) = P(\kappa \in H | x) = 1 - \alpha \end{aligned}$$

$\Rightarrow \tilde{H}$ ist ein $1 - \alpha$ Kredibilitätsintervall für σ^2 .

2. Überprüfung auf HPD:

Es gilt (vgl. Hinweis):

$$\sigma^2 \sim \text{IG}(a, b) \Rightarrow \sigma^2 | x \sim \text{IG}(\tilde{a}, \tilde{b}), \quad \kappa \sim \text{Ga}(a, b) \Rightarrow \kappa | x \sim \text{Ga}(\tilde{a}, \tilde{b})$$

mit $\tilde{a} = a + \frac{n}{2}$, $\tilde{b} = b + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$.

Damit erhält man

$$\begin{aligned} p(\sigma_1^2 | x) &= \frac{\tilde{b}^{\tilde{a}}}{\text{Gamma}(\tilde{a})} (\sigma_1^2)^{-(\tilde{a}+1)} \exp\left(-\frac{\tilde{b}}{\sigma_1^2}\right) = \frac{\tilde{b}^{\tilde{a}}}{\text{Gamma}(\tilde{a})} (\kappa_o^{-1})^{-(\tilde{a}+1)} \exp\left(-\frac{\tilde{b}}{\kappa_o^{-1}}\right) \\ &= \frac{\tilde{b}^{\tilde{a}}}{\text{Gamma}(\tilde{a})} (\kappa_o)^{(\tilde{a}+1)} \exp\left(-\tilde{b}\kappa_o\right) = \kappa_o^2 \cdot \frac{\tilde{b}^{\tilde{a}}}{\text{Gamma}(\tilde{a})} (\kappa_o)^{(\tilde{a}-1)} \exp\left(-\tilde{b}\kappa_o\right) \\ &= \kappa_o^2 \cdot p(\kappa_o | x). \end{aligned}$$

Analog:

$$p(\sigma_2^2 | x) = \kappa_u^2 \cdot p(\kappa_u | x)$$

Da $H = [\kappa_u, \kappa_o]$ n.V. ein HPD-Intervall für κ ist, gilt:

$$p(\kappa_u | x) = p(\kappa_o | x).$$

Also

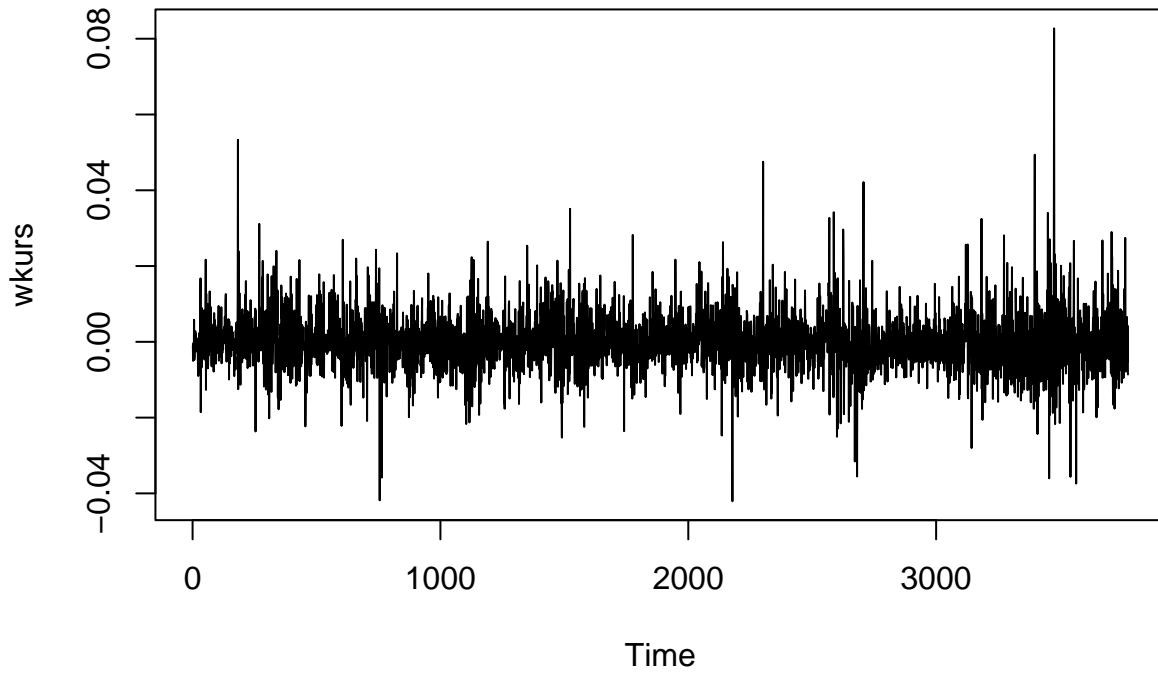
$$\tilde{H} \text{ HPD} \Leftrightarrow p(\sigma_1^2 | x) = p(\sigma_2^2 | x) \Leftrightarrow k_o^2 = k_u^2 \quad !!! \text{ Widerspruch zu } 0 < \kappa_u < \kappa_o!$$

$\Rightarrow \tilde{H}$ ist kein HPD-Intervall für σ^2 .

```
#####
## Blatt 4
#####

#####
# Aufgabe 2 a)
#####

# Daten einlesen und plotten
wkurs <- read.table("../Daten/r-jy-daily.dat")$V1
plot.ts(wkurs)
```



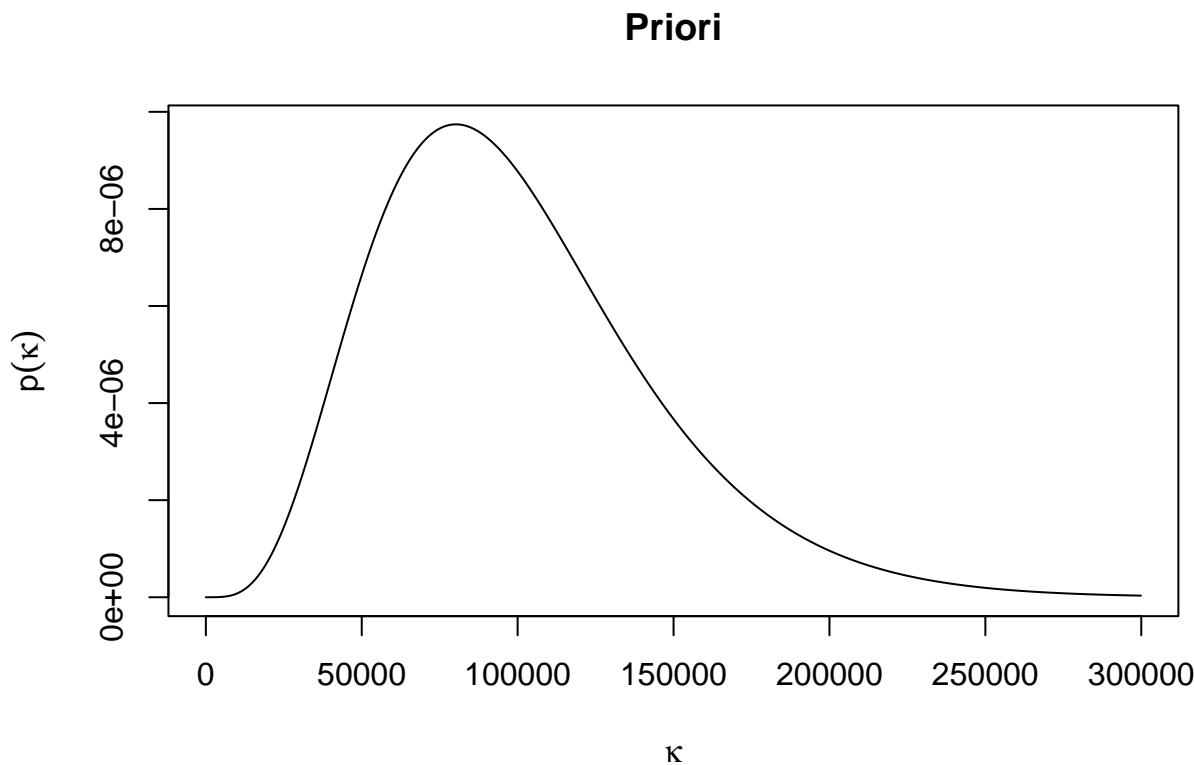
```
mean(wkurs)

## [1] 0.0001246256

# ML-Schätzer der ersten n0 Tage
n0 <- 10
kappaML <- n0/sum(wkurs[1:n0]^2)

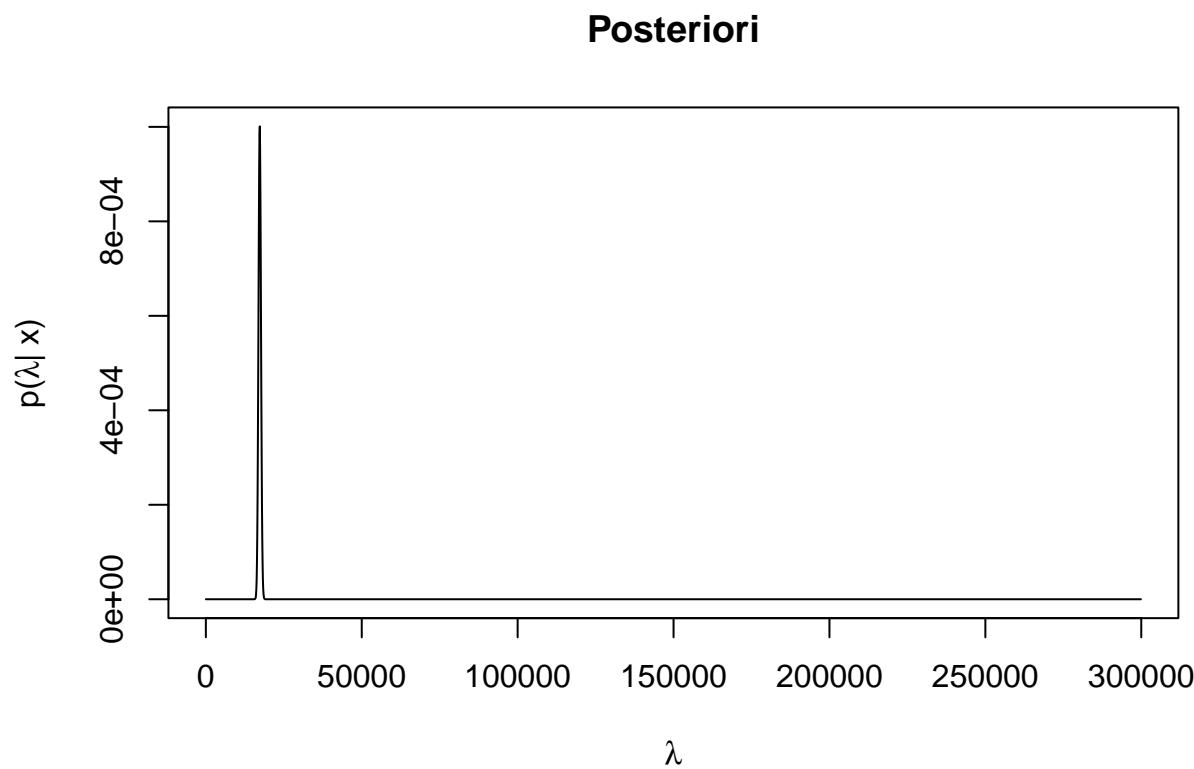
# Priori-Parameter
a <- n0/2
b <- (a-1)/kappaML

# Priori zeichnen
s <- seq(0.1,3*1e5, 100)
plot(s, dgamma(s, shape = a, rate = b), type = "l",
     main = "Priori", xlab = expression(kappa), ylab = expression(p(kappa)))
```



```
# Posteriori-Parameter basierend auf übrigen Beobachtungen
wNew <- wkurs[-(1:n0)]
n <- length(wNew)
aPost <- a + n/2
bPost <- b + sum(wNew^2)/2 # da mu = 0 angenommen wird

# Posteriori zeichnen
plot(s, dgamma(s, shape = aPost, rate = bPost), type = "l",
      main = "Posteriori", xlab = expression(lambda), ylab = expression(p("p(", lambda , "|
```



```
# Relevanter Bereich
s <- seq(15000, 20000, 100)
plot(s, dgamma(s, shape = aPost, rate = bPost), type = "l",
     main = "Posteriori", xlab = expression(lambda), ylab = expression(paste("p(", lambda , "| ")))

#####
# Aufgabe 2 b)
#####

# Schätzer für kappa
aPost/bPost # Posteriori-Erwartungswert

## [1] 17286.87

(aPost - 1)/bPost # alternativ: Posteriori-Median

## [1] 17277.71

#####
# Aufgabe 2 d)
```

```
#####
### HPD-Intervall berechnen über Optimierung

# Hilfsfunktion zur Berechnung der Intervalllänge bei vorgegebenem unteren Quantil
# Input: u: unteres Quantil
#         g: Kredibilitätsniveau (=1-alpha)
#         a,b: Parameter der Gamma-Verteilung
gammaIntervalLength <- function(u, g, a, b)
{
  # Länge = Differenz der Quantile
  l <- qgamma(g+u, shape = a, rate = b) - qgamma(u, shape = a, rate = b)

  return(l)
}

# Berechnung des HPD-Intervalls über Optimierung
# Input: g: Kredibilitätsniveau (=1-alpha)
#         a,b: Parameter der Gamma-Verteilung
gammaHPD <- function(g, a, b)
{
  # Unterer Grenze finden, die Intervalllänge minimiert
  res <- optimize(f = gammaIntervalLength, interval = c(0, 1-g), g = g, a = a, b = b)

  u <- res$minimum

  return(list(interval = c(qgamma(u, shape = a, rate = b), qgamma(g+u, shape = a, rate = b)),
             length = res$objective,
             quantile = u))
}

# 95-% HPD-Intervall für Posteriori
HPD <- gammaHPD(0.95, aPost, bPost)
HPD

## $interval
## [1] 16509.63 18069.32
##
## $length
## [1] 1559.686
##
## $quantile
## [1] 0.0241081

lines(HPD$interval, c(0,0), lwd = 5, col = 4) # plotten
```

```
# Vergleich mit gleichendigem 95%-Intervall
u <- 0.05/2
Gleich <- c(qgamma(u, shape = aPost, rate = bPost), qgamma(0.95 + u, shape = aPost, rate = bPost))
Gleich # Grenzen

## [1] 16515.61 18075.48

diff(Gleich) # Intervall-Länge

## [1] 1559.87

lines(Gleich, c(1e-5,1e-5), lwd = 5, col = 3) # plotten
legend("topright", c("HPD", "Gleichendig"), col = c(4,3), lwd = 5)
```

