

Oblig 1 - STK 1110

Kevin Alexander Aslesen

Oppgave 1: side 1-12

Oppgave 2: side 13-20

Oppgave 1

a) Tettuetsfunksjonen for en log-normal fordeling er:

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Gitt uavhengighet er da joint tettuetsfunksjonen lik produktet av disse:

$$\begin{aligned} f(x_1, \dots, x_n; \mu, \sigma^2) &= \frac{1}{x_1\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\ln(x_1)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \cdot \dots \cdot \frac{1}{x_n\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(\ln(x_n)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \frac{1}{\prod_{i=1}^n x_i} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i)-\mu)^2} \end{aligned}$$

Dette er det vi kaller likelihood-funksjonen. Men

presist er likelihood-funksjonen for μ og σ^2 like:

$$L(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{x_i}\right) e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2}$$

Tar logaritmen av denne for å få log-likelihood funksjonen:

$$l(\mu, \sigma^2) = \ln(L(\mu, \sigma^2))$$

$$= \ln \left(\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{x_i}\right) e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2} \right)$$

$$= -\ln((2\pi\sigma^2)^{n/2}) + \ln \left(\prod_{i=1}^n \frac{1}{x_i} \right) + \ln(e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2})$$

$$= -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) + \sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{1}{x_i}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2$$

$$= -\frac{n}{2} \ln(\pi) - \frac{n}{2} \ln(\sigma^2) - \sum_{i=1}^n \ln(x_i) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2$$

Deriverer log-likelihood funksjonen for μ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial l}{\partial \mu} &= -0 - 0 - 0 - \frac{\partial}{\partial \mu} \left(\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2 \right) \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (-1) 2(\ln(x_i) - \mu) \end{aligned}$$

product + negelen

$$\begin{aligned}\frac{\partial l}{\partial \mu} &= \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu) \\ &= \frac{1}{\sigma^2} \left(\sum_{i=1}^n \ln(x_i) - n\mu \right)\end{aligned}$$

$\left(\sum_{i=1}^n \mu = n\mu \right)$

Setter den deriverte lik null for å finne $\hat{\mu}_{MLE}$:

$$\frac{\partial l}{\partial \mu} = 0$$

$$\frac{1}{\sigma^2} \left(\sum_{i=1}^n \ln(x_i) - n\mu \right) = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \ln(x_i) - n\mu = 0$$

$$n\mu = \sum_{i=1}^n \ln(x_i)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i)$$

alt sá $\hat{\mu}_{MLE} = \underline{\underline{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i)}}$.

Derivere si log-likelihod funksjonen for $\theta = \sigma^2$:

$$\begin{aligned}\frac{\partial l}{\partial \theta} &= -\frac{n}{2\theta} + \frac{1}{2\theta^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2 \\ &= -\frac{n}{2\theta} + \frac{1}{2\theta^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \hat{\mu})^2\end{aligned}$$

Setter den deriverte lik null for å finne $\hat{\sigma}_{MLE}^2$:

$$\frac{\partial \ell}{\partial \theta} = 0$$

$$-\frac{n}{2\theta} + \frac{1}{2\theta^2} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2 = 0$$

$$\frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2 = n$$

$$\theta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2$$

Med $\theta = \sigma^2$ så har vi at $\hat{\sigma}_{\text{MLE}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2$.

b) Vi vet at $y_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ og at maksimum likelihood

estimatorene for μ og σ^2 i en normal fordeling er gitt

ved $\hat{\mu}_{\text{MLE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ og $\hat{\sigma}_{\text{MLE}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2$. Men siden

$y_i = \log(x_i) = \ln(x_i)$, så kan vi skrive disse om

som:

$$\hat{\mu}_{\text{MLE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i)$$

$$\hat{\sigma}_{\text{MLE}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ln(x_i) - \mu)^2$$

Dette var mye enklere enn metoden i a) ...

c) For én enkelt observasjon av log-likelihood lik:

$$\ln(f(x; \mu, \theta)) = -\frac{1}{2}\ln(2\pi) - \frac{1}{2}\ln(\theta) - \ln(x_1) - \frac{1}{2\theta}(\ln(x) - \mu)^2$$

hvor $\theta = \sigma^2$. Finne de forstegjøllige deriverte av denne

mhlp. μ og θ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mu} \ln(f(x; \mu, \theta)) &= -\frac{\partial}{\partial \mu} \left(\frac{1}{2\theta} (\ln(x) - \mu)^2 \right) \\ &= -\frac{1}{2\theta} (-1) 2 (\ln(x) - \mu) \\ &= \frac{1}{\theta} (\ln(x) - \mu) \end{aligned}$$

product
regel

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \theta} \ln(f(x; \mu, \theta)) &= -\frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{2} \ln(\theta) \right) - \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{2\theta} (\ln(x) - \mu)^2 \right) \\ &= -\frac{1}{2\theta} + \frac{1}{2\theta^2} (\ln(x) - \mu)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \mu^2} \ln(f(x; \mu, \theta)) &= \frac{\partial}{\partial \mu} \left(\frac{1}{\theta} (\ln(x) - \mu) \right) \\ &= -\frac{1}{\theta} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln(f(x; \mu, \theta)) &= \frac{\partial}{\partial \theta} \left(-\frac{1}{2\theta} + \frac{1}{2\theta^2} (\ln(x) - \mu)^2 \right) \\ &= \frac{1}{2\theta^2} - \frac{1}{\theta^3} (\ln(x) - \mu)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \theta} \ln(f(x; \mu, \theta)) &= \frac{\partial}{\partial \mu} \left(\frac{\partial}{\partial \theta} \ln(f(x; \mu, \theta)) \right) \\
 &= \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{\partial}{\partial \mu} \ln(f(x; \mu, \theta)) \right) \\
 &= \frac{\partial}{\partial \theta} \left(\frac{1}{\theta} (\ln(x) - \mu) \right) \\
 &= -\frac{1}{\theta^2} (\ln(x) - \mu)
 \end{aligned}$$

Observasjons matrisen for én observasjon er gitt ved:

$$I(\mu, \theta) = \begin{pmatrix} I_{11}(\mu, \theta) & I_{12}(\mu, \theta) \\ I_{21}(\mu, \theta) & I_{22}(\mu, \theta) \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 \text{hvor } I_{11}(\mu, \theta) &= -E \left(\frac{\partial^2}{\partial \mu^2} \ln(f(x; \mu, \theta)) \right) \\
 &= -E \left(-\frac{1}{\theta} \right) \\
 &= \frac{1}{\theta}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 I_{12}(\mu, \theta) &= I_{21}(\mu, \theta) = -E \left(\frac{\partial^2}{\partial \mu \partial \theta} \ln(f(x; \mu, \theta)) \right) \\
 &= -E \left(-\frac{1}{\theta^2} (\ln(x) - \mu) \right) \\
 &= \frac{E(\ln(x) - \mu)}{\theta^2} \\
 &= \frac{E(\ln(x)) - \mu}{\theta^2} \\
 &= \frac{E(y) - \mu}{\theta^2} \\
 &= \frac{\mu - \mu}{\theta^2} = 0
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
I_{zz} &= -E \left(\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln f(x_i | \mu, \sigma^2) \right) \\
&= -E \left(\frac{1}{z\theta^2} - \frac{1}{2\theta^3} (\ln(x) - \mu)^2 \right) \\
&= -\frac{1}{\theta^2} + \frac{1}{2\theta^3} E((\ln(x) - \mu)^2) \\
&= -\frac{1}{\theta^2} + \frac{1}{2\theta^3} E((y - \mu)^2) \\
&= -\frac{1}{\theta^2} + \frac{1}{2\theta^3} V(y) \quad \text{hvor } V(y) = \sigma^2 = \theta \\
&= -\frac{1}{\theta^2} + \frac{1}{2\theta^2} \\
&= \frac{1}{2\theta^2}
\end{aligned}$$

Observasjonsmatrisen er da:

$$I(\mu, \theta) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\theta} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2\theta^2} \end{pmatrix}$$

setter vi inn σ^2 for θ så har vi matrisen:

$$I(\mu, \sigma^2) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2\sigma^4} \end{pmatrix}$$

Siden n er stor og X_1, \dots, X_n ikke er avhengig av μ og σ^2 , så betyr det at maksimum likelihood estimatorene $\hat{\mu}$ og $\hat{\sigma}^2$ har tilnærmet normalfordeling med henholdsvis forventning μ og σ^2 , samt henholdsvis

varians $\frac{1}{n} I_{11}(\mu, \sigma^2)$ og $\frac{1}{n} I_{22}(\mu, \sigma^2)$.

Et estimat på standardfeilen til $\hat{\mu}_{MLE}$ og $\hat{\sigma}_{MLE}^2$

er da:

$$\begin{aligned}\sigma_{\hat{\mu}_{MLE}} &= \sqrt{\frac{1}{n} I_{11}(\mu, \sigma^2)} \\ &= \sqrt{\frac{1}{n} \left(\frac{1}{\sigma^2} \right)} \\ &= \underline{\underline{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sigma_{\hat{\sigma}_{MLE}^2} &= \sqrt{\frac{1}{n} I_{22}(\mu, \sigma^2)} \\ &= \sqrt{\frac{1}{n} \left(\frac{1}{2\sigma^4} \right)} \\ &= \underline{\underline{\frac{\sigma^2}{\sqrt{n}}}}\end{aligned}$$

d) Leser inn datuen om forsikringskravene:

```
url = "https://www.uio.no/studier/emner/matnat/math/STK1110/data/forsikringskrav.txt"
data_table = read.table(url, header = FALSE)
data = data_table$V1
n = length(data)
```

henger en bootstrap fordeling for forventninga μ for å estimera standardfeilen i $\hat{\mu}_{MLE}$. Sammenliknar dette med det vi filede i c).

```

B = 1000
data_mean_boot = c()
for (i in 1:B){
  data_boot = c()
  for (i in 1:n){
    krav = sample(data, 1)
    data_boot = append(data_boot, krav)
  }
  data_mean_boot = append(data_mean_boot, mean(data_boot))
}
print(mean(exp(data_mean_boot)))
print(sd(exp(data_mean_boot)))
print(mean(data))
print(sd(data)/sqrt(n))

```

Før at standardfeilen for $\hat{\mu}_{MLE}$ ved bootstrap er $S_{\hat{\mu}_{MLE}} = 0.366$,

mens for estimeringen fra c) er $\sigma_{\hat{\mu}_{MLE}} = 0.362$. Her

stemmer altså teorien med målingene.

Gjør tilsvarende for $\hat{\sigma}^2_{MLE}$:

```

B = 1000
data_sd_boot = c()
for (i in 1:B){
  data_boot = c()
  for (i in 1:length(data)){ # nolint
    krav = sample(data, 1)
    data_boot = append(data_boot, krav)
  }
  data_sd_boot = append(data_sd_boot, sd(data_boot))
}
print(sd(data_sd_boot))
print(sqrt(2/length(data)) * sd(data)^2)

```

Her får vi at $S_{\hat{\sigma}^2_{MLE}} = 1.56$, mens for estimeringen

fra c) er $\sigma_{\hat{\sigma}^2_{MLE}} = 14.81$. Dette var veldig stor forskjell,

som betyr at teorien ikke stemmer med målingene.

e) Lager et 95 % konfidensintervall for $E(x_i)$. Vi har at $E(x_i) = \bar{x}$ er snittet til målingen og s er standardavviket til målingen. Siden n er stor så kan vi anta at \bar{x} er normalfordelt og dermed finne konfidensintervalllet ved:

$$\bar{x} \pm z_{0.025} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Den kritiske z-verdien er $z_{0.025} = 1.960$, snittet av målingene er $\bar{x} = 24.14$ og standardavviket av målingene er $s = 28.92$. Vi vet fra før at antall målinger er $n = 6377$. Da får vi følgende:

$$24.14 \pm 0.71$$

På intervallform er dette:

$$(23.43, 24.85)$$

runder av for at det skal gi mening:

$$\underline{\underline{(23, 25)}}$$

f) Lager så et 95 % konfidensintervall for $V(X_i)$.

Hvis vi antar at X_i er normalfordelt så har vi

at $V(X_i) = \sigma^2$. Konfidensintervallet finne da ved:

$$\left(\frac{n-1}{\chi_{\frac{\alpha}{2}, n-1}^2} \cdot s^2, \frac{n-1}{\chi_{1-\frac{\alpha}{2}, n-1}^2} \cdot s^2 \right)$$

De kritiske χ^2 -verdiene finne vi i R med funksjonen

qchisq(). Vi får da $\chi_{0.025, 6376}^2 = 6599$ og $\chi_{0.975, 6376}^2 = 6157$.

Med $s = 28.92$ fra e), så får vi intervallet:

$$\underline{(808, 866)}$$

g) lager et 95 % konfidensintervall for $V(x_i)$ ved å bruke persentil intervallet av bootstrap-fordelingen som ble brukt i d) for σ . Sorter først fordelingen og plukker ut element #25 og #975 og krukker disse:

```
data_sd_boot_sort = sort(data_sd_boot)
print(data_sd_boot_sort[25]^2)
print(data_sd_boot_sort[975]^2)
```

Det følgende intervallet ble da:

$$\underline{(685, 1041)}$$

Dette intervallet var mye større enn det vi fikk i f).

Dette var litt forventet ettersom vi visste at X_i ikke er tilnærmet normalfordelt, og at intervallet ville da være urealistisk. Begge intervallene inneholder (som forventet) variansen fra målingen vår $s^2 = 28 \cdot 92^2 \approx 836$.

Vi kan med 95 % sikkerhet si at den virkelige variansen for bilforsikringskvar vil ligge mellom (runder opp) 685 og 1041.

Oppgave 2

$$n=15$$

a) Snittet av målingene er $\bar{x} = 559.7$ og standardavviket er $s = 28.6$. Med disse verdiene og med antagelsen om at populasjonen er normalfordelt med forventning μ og varians σ^2 , så lager vi et 95% konfidens-intervall for forventning μ basert på målingene våre med:

$$\left(\bar{x} - t_{0.025, n-1} \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + t_{0.025, n-1} \frac{s}{\sqrt{n}} \right)$$

hvor den kritiske t-verdien ved $\alpha = 0.025$ og frihetsgrader $df = n-1 = 15-1 = 14$ er $t_{0.025, 14} = 2.145$.

Settar inn alle verdiene og får intervallet:

$$\underline{(543.9, 575.5)}$$

Vi kan da si med 95% sikkerhet at den virkelige verdien for μ vil ligge mellom 543.9 mg/100g og 575.5 mg/100g.

b) Begynner først med å liste opp målingene og finne
lengen som vi vet er $n = 15$:

```
data = c(525, 587, 547, 558, 591, 531, 571, 551, 566, 622, 561, 502, 556, 565, 562)  
n = length(data)
```

Lager en $m = 10000$ datasett, hvor hvert datasett inneholder
de stokastiske variablene $X_1, X_2, \dots, X_{15} \stackrel{\text{uif}}{\sim} N(588, 30^2)$
ved hjelp av funksjonen `rnorm(15, 588, 30)`.

For hvert av disse datasettene lager vi et 95%

konfidensintervall for μ som i a) og teller hvor

mange av disse intervallene som inneholder den virkelig

verdien $\mu = 558$:

```
set.seed(1)  
m <- 10000  
count <- 0  
for (i in 1:m) {  
    sim_data <- rnorm(n, 558, 30)  
    sim_mean <- mean(sim_data)  
    sim_sd <- sd(sim_data)  
    t_0.025 <- 2.145  
    conf_low <- sim_mean - t_0.025 * sim_sd / sqrt(n)  
    conf_high <- sim_mean + t_0.025 * sim_sd / sqrt(n)  
    if (conf_low < 558 && conf_high > 558) {  
        count <- count + 1  
    }  
}  
print(count)
```

Dette ga count = 9527.

Vi fikk også et 95.27 % av konfidensintervallene inneholdte $\mu = 558$. Dette stemmer godt med teorien bak konfidensintervall, hvor "95% sikkerhet" tilsvarer at 95 % av intervallene vi får ved mange målinger vil inneholde den virkelige verdien for μ .

c) Det tilnærmede intervallet for store utvalg er:

$$\bar{x} \pm 1.96 \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Dette er det samme som 95% intervallet, utenom at 1.96 er satt inn for t-verdien. Dette skyldes at grensverdien for t-verdien ved $\frac{\alpha}{2} = 0.025$ som går mot 1.96 når $n \rightarrow \infty$ ($t_{0.025, \infty} \stackrel{n \rightarrow \infty}{=} 1.96$). Lager det tilnærmede intervallet for de 10000 datasettene som i b) og finner antallet av dem som inneholder $\mu = 558$:

```

m <- 10000
count <- 0
for (i in 1:m) {
  sim_data <- rnorm(n, 558, 30)
  sim_mean <- mean(sim_data)
  sim_sd   <- sd(sim_data)
  conf_low <- sim_mean - 1.96 * sim_sd / sqrt(n)
  conf_high <- sim_mean + 1.96 * sim_sd / sqrt(n)
  if (conf_low < 558 && conf_high > 558) {
    count <- count + 1
  }
}
print(count)

```

Dette gir count = 9357. Altså 93.57 % av de tilnærmede intervallene for store utvalg inneholdte $\mu = 558$. Det er 1.7% lavere enn det vi fikk i b). Dette gir mening ettersom vi effektivt sett har gjort intervallene smalere med 1.96 istedenfor 2.145, som betyr at fårrer intervaller vil inneholde $\mu = 558$.

d) Siden vi antar at populasjonen er normalfordelt så finner vi et 95 % konfidensintervall for variansen σ^2 ved:

$$\left(\frac{n-1}{\chi^2_{0.025, n-1}} \cdot s^2, \frac{n-1}{\chi^2_{0.975, n-1}} \cdot s^2 \right)$$

hvor de kritiske chi-verdiene er $\chi^2_{0.025, 14} = 26.119$
 og $\chi^2_{0.975, 14} = 5.629$. Kvadratet av dette intervallet
 gir 95 % konfidens intervall for σ . Regner dette
 for $n=10000$ datasett som i b) og teller hvor
 mange av disse intervallene som inneholder den
 virkelige verdien $\sigma = 30$:

```
m <- 10000
count <- 0
for (i in 1:m) {
  sim_data <- rnorm(n, 558, 30)
  sim_sd <- sd(sim_data)
  chi_low <- 26.119
  chi_high <- 5.692
  conf_low <- sqrt((n-1) / chi_low * sim_sd^2)
  conf_hig <- sqrt((n-1) / chi_high * sim_sd^2)
  if (conf_low < 30 && conf_hig > 30) {
    count <- count + 1
  }
}
print(count)
```

Dette gir $count = 9482$. Altså 94.82 % av
 konfidensintervallene inneholder $\sigma = 30$. Dette
 stemmer godt med det vi ønsket å få.

c) Vi kjenner at $Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma}$. Frem til nå har vi antatt at $Z_i \sim N(0,1)$, men nå antar vi at $Z_i \stackrel{\text{u.f.}}{\sim} t_7$ altså Z_i er t-fordelt med 7 frihetsgrader. Med andre ord antar vi at populasjonen ikke er normalfordelt. Vi skal se hvor stor effekt dette har på antall konfidensintervaller som inneholder den virkelige verdien $\mu = 558$. Først lager vi en tilfeldig variabel t -fordeling med 7 frihetsgrader med $n = 15$ punkter ved hjelpe funksjonen $rt(n, df=7)$ og dessetter gjør den om med $X_i = \mu + \sigma \cdot Z_i = 558 + 30Z_i$.

Regner så konfidensintervaller som i b):

```
m <- 10000
count <- 0
for (i in 1:m){
  n <= 15
  tdist <- rt(n, df=7)
  xdist <- 558 + 30 * tdist
  x_mean <- mean(xdist)
  x_sd <- sd(xdist)
  t_0.025 <- 2.145
  conf_low <- x_mean - t_0.025 * x_sd / sqrt(n)
  conf_high <- x_mean + t_0.025 * x_sd / sqrt(n)
  if (conf_low < 558 && conf_high > 558) {
    count <- count + 1
  }
}
print(count)
```

Dette ga count = 9518. Altså 95.18 % av konfidensintervallene inneholder $\mu = 558$. Prosentantallet vi fikk i b) var 95.27 %. Vi ser altså at det er liten forskjell for prosentantallene mellom normal-antagelse og t₂-antagelse.

Med dette kan vi si at metoden for å lage konfidensintervall for μ med antagelse om normalfordeling er robust. Gir mening ettersom t-fordelingen har like midtpunkt som normalfordelingen.

F) Lager $m=10000$ datasett som i e) og lager et 95 % konfidensintervall for standardavviket til X_i for hvert datasett som i d). Teller antall intervaller som innholder $\tilde{\sigma} = \sqrt{1.4}\sigma = 30\sqrt{1.4}$:

```
m <- 10000
count <- 0
for (i in 1:m) {
  n  $\tilde{=} 15$ 
  tdist <- rt(n, df=7)
  xdist <- 558 + 30 * tdist
  x_sd <- sd(xdist)
  chi_low <- 26.119
  chi_high <- 5.692
  conf_low <- sqrt((n-1) / chi_low * x_sd^2)
  conf_high <- sqrt((n-1) / chi_high * x_sd^2)
  if (conf_low < sqrt(1.4)*30 && conf_high > sqrt(1.4)*30) {
    count <- count + 1
  }
}
print(count)
```

Dette ga count = 8887. Altså 88.87% av intervallene inneholdte $\hat{\sigma} = 30\sqrt{1.41}$. Fra d) finne vi prosentandel ved normal fordeling til $\hat{\sigma}$ over 94.82 %. Dette er merkbar forskjell. Men dette gir mening ettersom t-fordelingen er en "klemt" versjon av normalfordelingen med høyere standard avvik. Dette betyr at metoden for å lage konfidensintervall for σ hvor vi antar normal fordeling ikke er robust.