

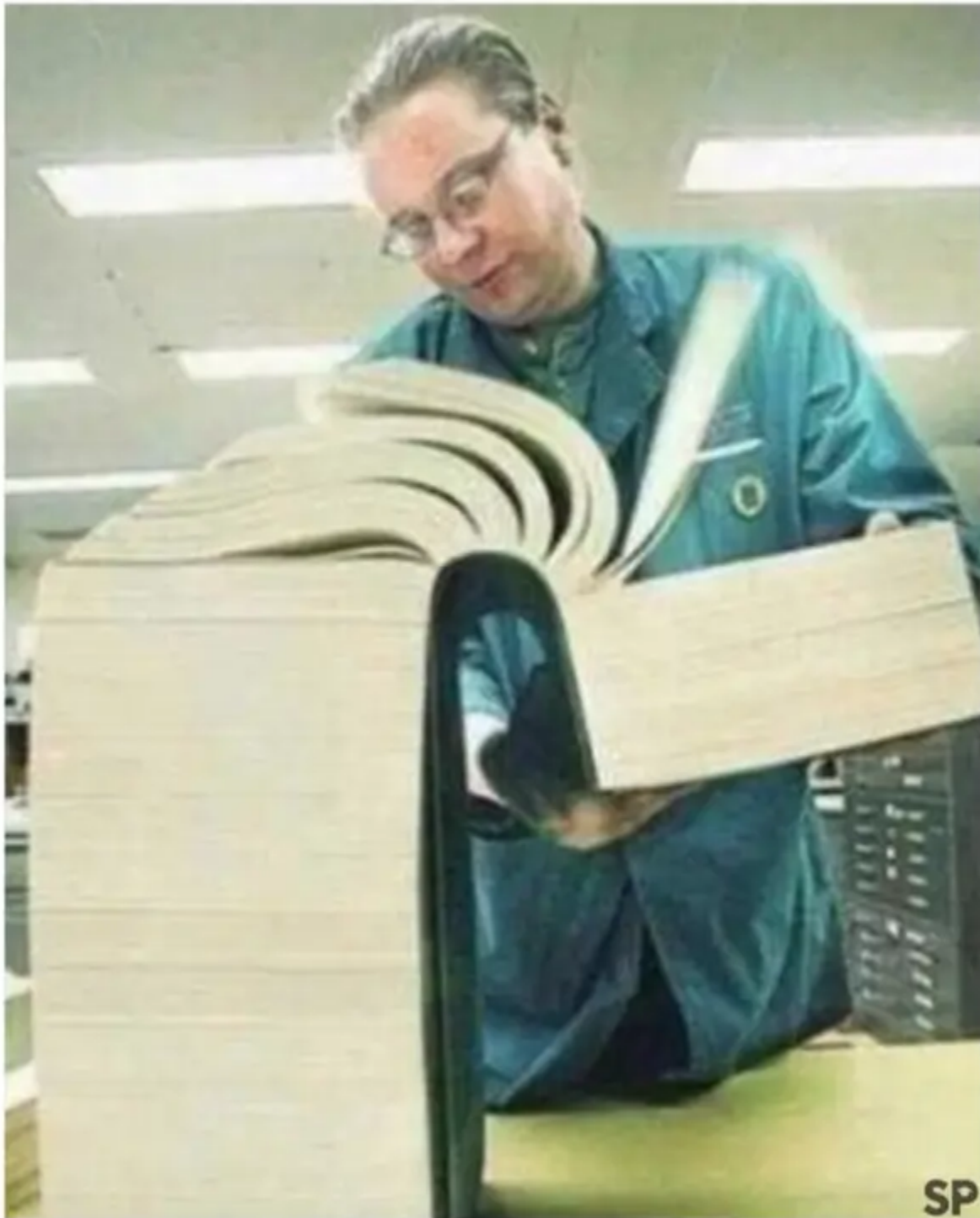
Seminar 1

Eric

03.11.2022

Siste seminar

Just having a quick look at everything I
need to know for my exams



Seminar 1: Laste inn og endre data



I løpet av seminaret har vi brukt to metoder for å laste inn data. I starten datasett som allerede var i R, eller i en pakke, og senere gjennom å laste ned datasettene og bruke forskjellige `read_*` funksjoner.

```
library(rosdata) #Laste inn pakken som gir data fra pensumboken
library(tidyverse)

earnings <- earnings

mineData <- read.csv("mittDatasett.csv")

data("mtcars")

mtcars_filtered <- mtcars %>%
```

```
filter(big_car == 1 | gear > 2)

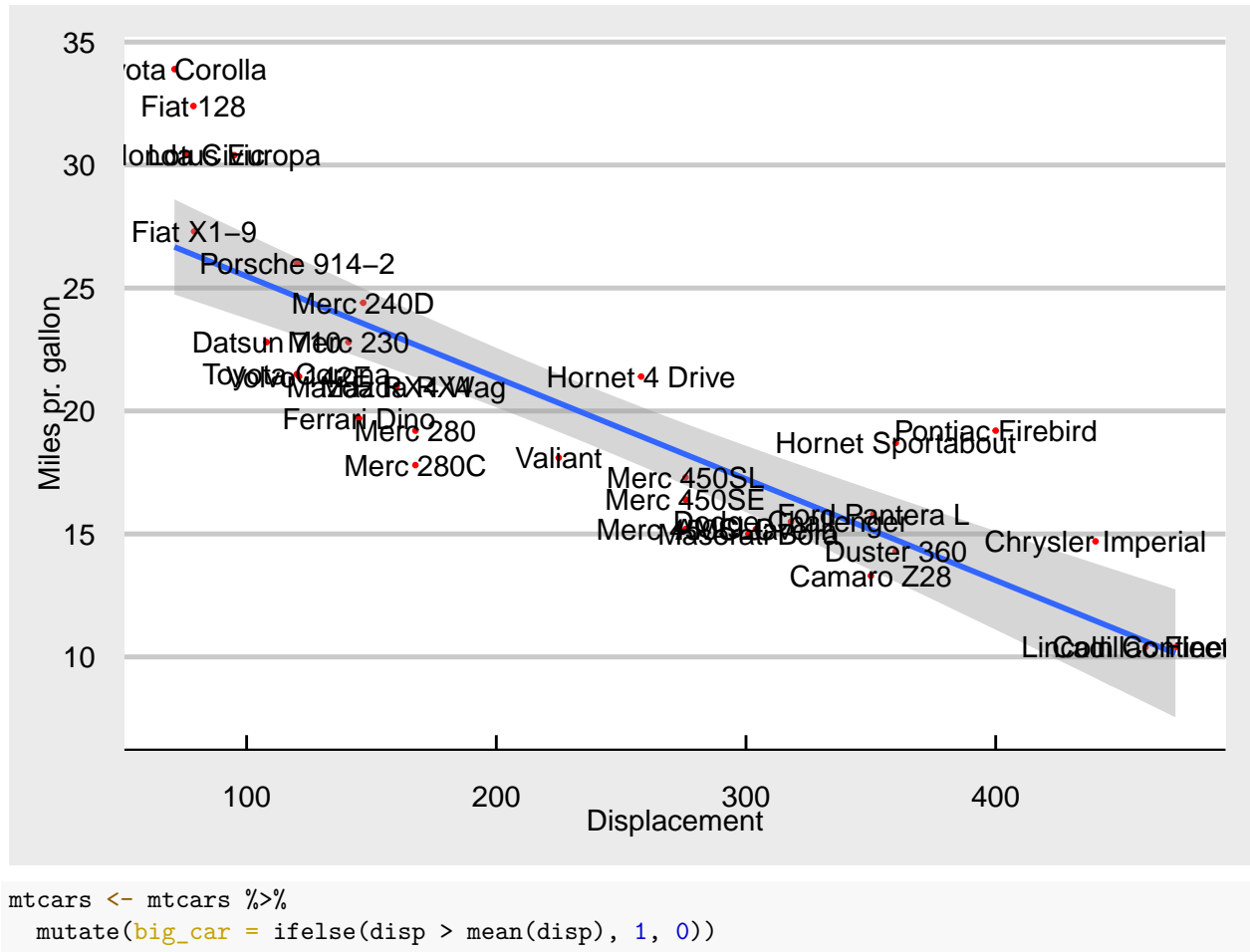
table(mtcars$carb == "")
```

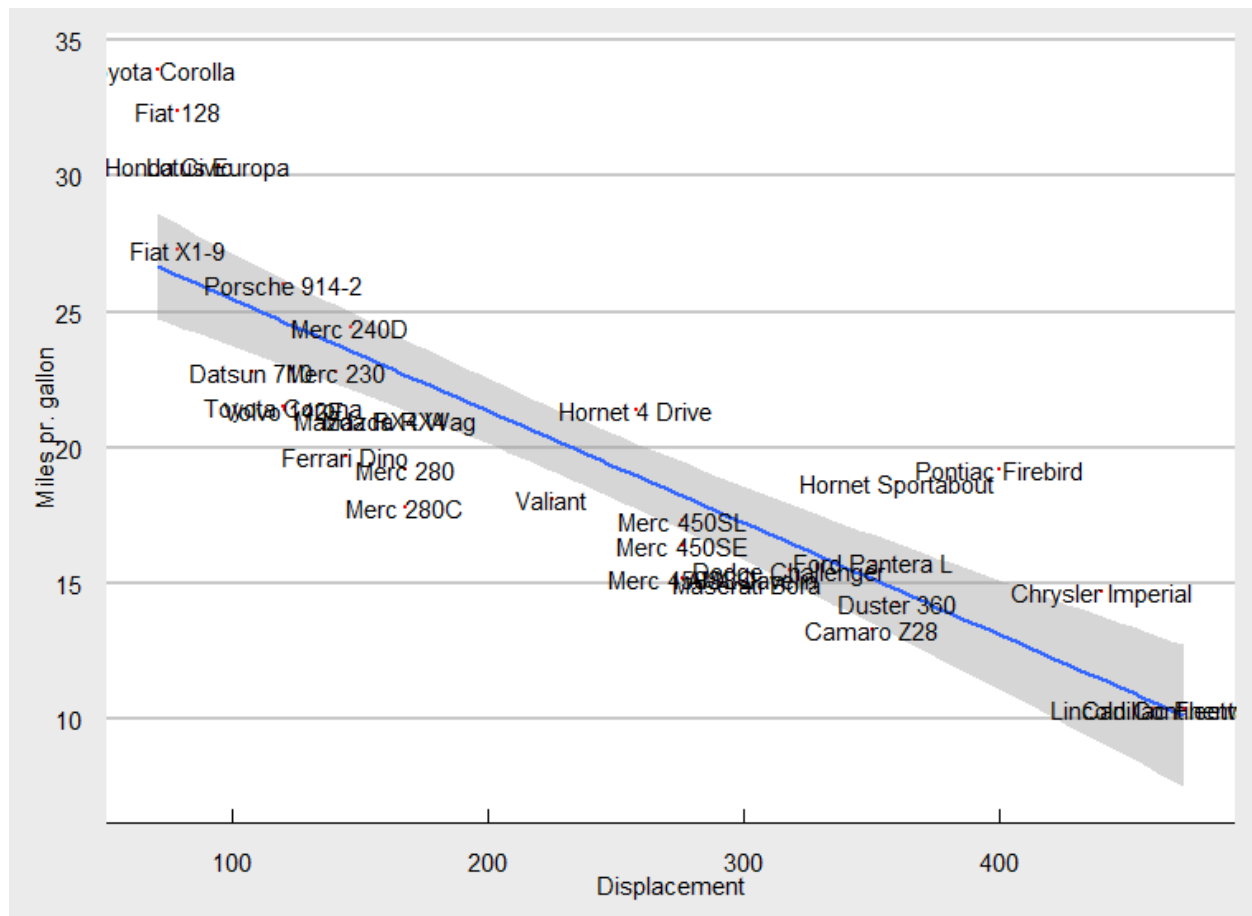
Herifra kommer jeg til å bruke mtcars datasettet, ofte brukt som eksempel er det ferdig lasta inn i R fra før. Det er også det jeg har brukt som eksempel i seminarene :) Første vi gjorde på seminar 1 var å undersøke datasettet, lage nye variabler, og lage noen grafer.

mtcars #Ved å bare skrive navnet får jeg se et utdrag av datasettet

```
##           mpg cyl  disp  hp drat   wt  qsec vs am gear carb
## Mazda RX4      21.0   6  160.0  110 3.90 2.620 16.46  0  1    4    4
## Mazda RX4 Wag  21.0   6  160.0  110 3.90 2.875 17.02  0  1    4    4
## Datsun 710     22.8   4  108.0   93 3.85 2.320 18.61  1  1    4    1
## Hornet 4 Drive  21.4   6  258.0  110 3.08 3.215 19.44  1  0    3    1
## Hornet Sportabout 18.7   8  360.0  175 3.15 3.440 17.02  0  0    3    2
## Valiant        18.1   6  225.0  105 2.76 3.460 20.22  1  0    3    1
## Duster 360     14.3   8  360.0  245 3.21 3.570 15.84  0  0    3    4
## Merc 240D      24.4   4  146.7   62 3.69 3.190 20.00  1  0    4    2
## Merc 230       22.8   4  140.8   95 3.92 3.150 22.90  1  0    4    2
## Merc 280       19.2   6  167.6  123 3.92 3.440 18.30  1  0    4    4
## Merc 280C      17.8   6  167.6  123 3.92 3.440 18.90  1  0    4    4
## Merc 450SE     16.4   8  275.8  180 3.07 4.070 17.40  0  0    3    3
## Merc 450SL     17.3   8  275.8  180 3.07 3.730 17.60  0  0    3    3
## Merc 450SLC    15.2   8  275.8  180 3.07 3.780 18.00  0  0    3    3
## Cadillac Fleetwood 10.4   8  472.0  205 2.93 5.250 17.98  0  0    3    4
## Lincoln Continental 10.4   8  460.0  215 3.00 5.424 17.82  0  0    3    4
## Chrysler Imperial 14.7   8  440.0  230 3.23 5.345 17.42  0  0    3    4
## Fiat 128       32.4   4   78.7   66 4.08 2.200 19.47  1  1    4    1
## Honda Civic    30.4   4   75.7   52 4.93 1.615 18.52  1  1    4    2
## Toyota Corolla 33.9   4   71.1   65 4.22 1.835 19.90  1  1    4    1
## Toyota Corona  21.5   4  120.1   97 3.70 2.465 20.01  1  0    3    1
## Dodge Challenger 15.5   8  318.0  150 2.76 3.520 16.87  0  0    3    2
## AMC Javelin    15.2   8  304.0  150 3.15 3.435 17.30  0  0    3    2
## Camaro Z28     13.3   8  350.0  245 3.73 3.840 15.41  0  0    3    4
## Pontiac Firebird 19.2   8  400.0  175 3.08 3.845 17.05  0  0    3    2
## Fiat X1-9      27.3   4   79.0   66 4.08 1.935 18.90  1  1    4    1
## Porsche 914-2  26.0   4  120.3   91 4.43 2.140 16.70  0  1    5    2
## Lotus Europa   30.4   4   95.1  113 3.77 1.513 16.90  1  1    5    2
## Ford Pantera L  15.8   8  351.0  264 4.22 3.170 14.50  0  1    5    4
## Ferrari Dino    19.7   6  145.0  175 3.62 2.770 15.50  0  1    5    6
## Maserati Bora   15.0   8  301.0  335 3.54 3.570 14.60  0  1    5    8
## Volvo 142E     21.4   4  121.0  109 4.11 2.780 18.60  1  1    4    2
```

```
mtcars %>%
  ggplot(aes(displacement, mpg, label = rownames(mtcars))) +
  geom_point(colour = "red", size = .5) +
  geom_smooth(method = "lm") +
  geom_text(position = "dodge") +
  ggthemes::theme_economist_white() +
  labs(y = "Miles pr. gallon", x = "Displacement")
```





Standardfeil, bootstraping, og mer stress

Standardavviket er et mål på spredning, og viser dermed hvor *forskjellige* enhetene i datasettet vårt er. Et større standardavvik vil dermed bety at enhetene oftest er lenger fra gjennomsnittet enn om standardavviket er mindre.

Det er særlig tre ulike standardavvik som er relevante for oss: (1) Standardavviket i populasjonen (typisk ukjent) (2) Standardavviket i utvalget (kjent) (3) Standardavviket for utvalgsfordelingen til estimatoren vi bruker – også kalt standardfeil. Denne kan vi komme frem til på en rekke ulike måter (analytisk, via bootstrapping, eller Bayesianiske Monte Carlo simuleringer – som vi gjør vi via rstanarm).

Nr 3. gjør vi i R som oftest bare ved å bruke 'sd()' på variabelen vi er interessert i, eller at det kommer som et resultat av noe annen kode (f.eks. en regresjonsanalyse). Vi kan også gjøre det gjennom bootstrapping, sånn som under.

#Lager en funksjon som henter ut tilfeldige rader, og regner ut gjennomsnittet av en variabel

```
bootfun <- function(data){
  n <- length(data)
  boot <- sample(n, replace = TRUE) #Sample with replacement
  boot_mean <- mean(data[boot])
  return(boot_mean)
}

n_sims <- 10000
```

```

output <- replicate(n_sims, bootfun(mtcars$mpg))

# Den bootstrappede standardfeilen og gjennomsnittet er:
sd(output)

## [1] 1.050086

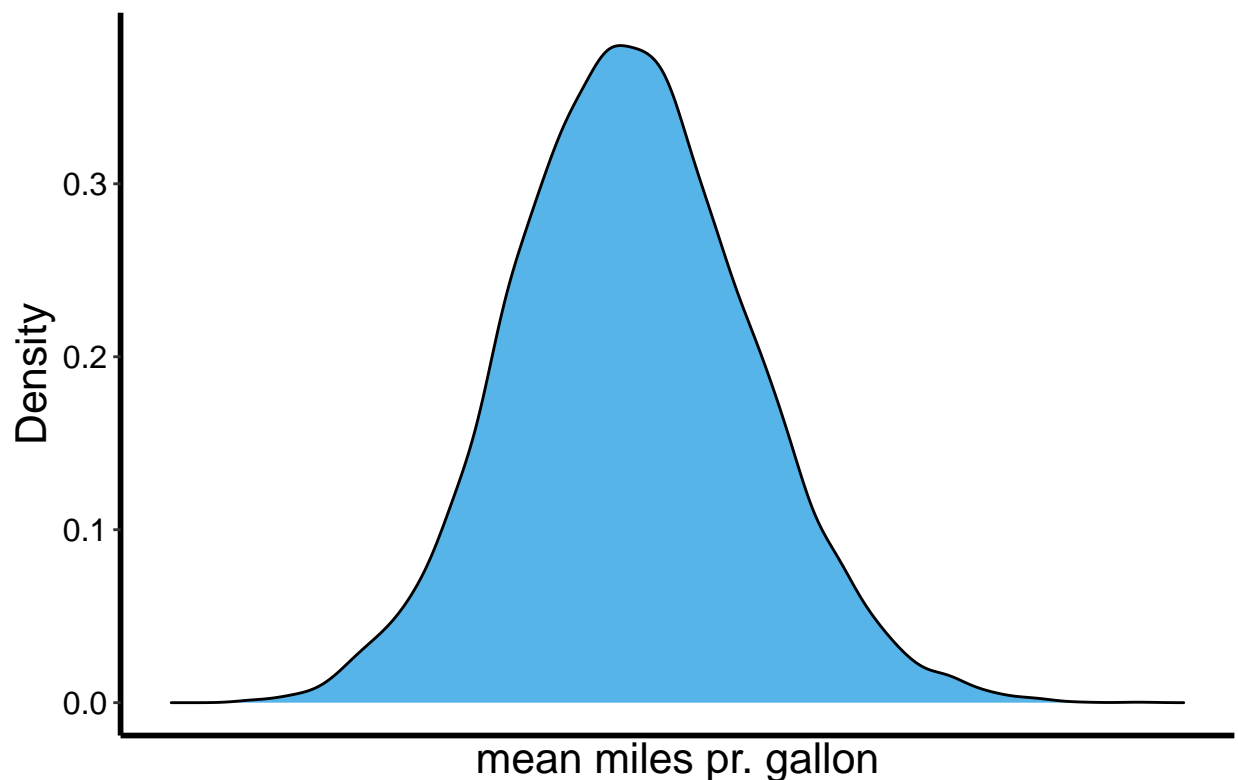
mean(output)

## [1] 20.09137

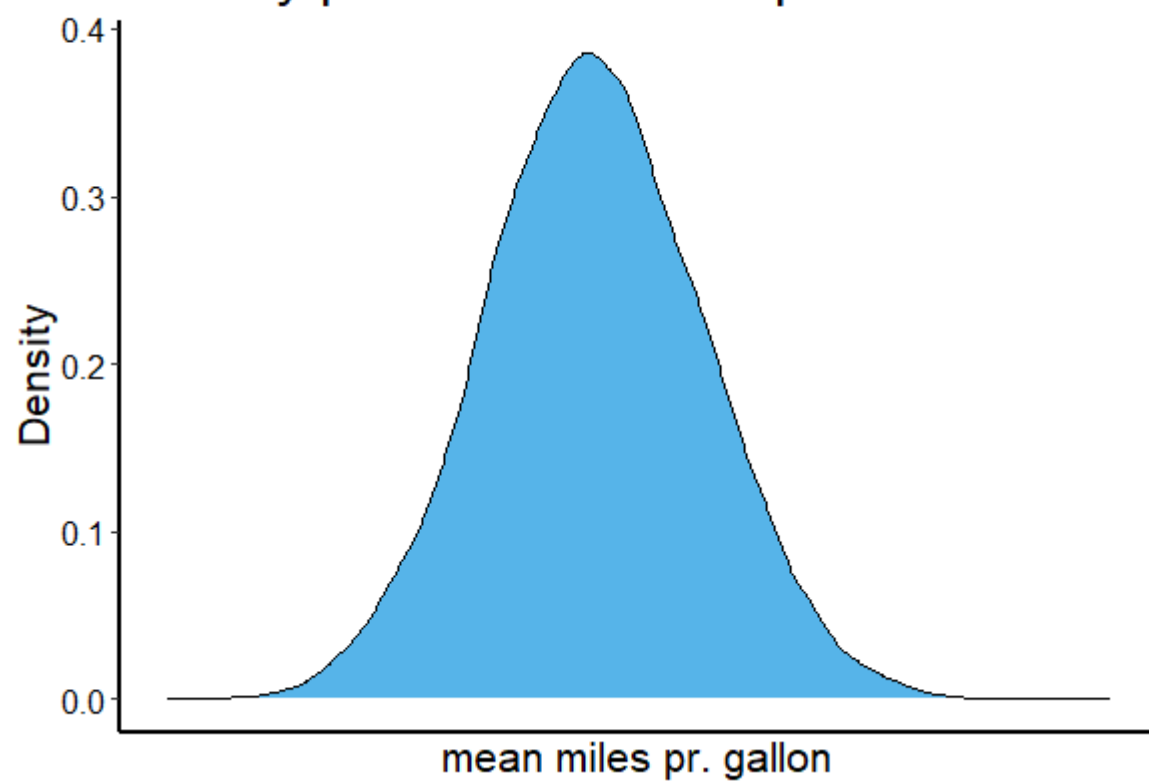
ggplot(as_tibble(output), aes(value)) +
  geom_density(colour = "black", fill = "#56B4E9") +
  scale_x_continuous(name = "mean miles pr. gallon",
                     breaks = seq(0, 20, 25),
                     limits=c(16, 25)) +
  scale_y_continuous(name = "Density") +
  ggtitle("Density plot of the bootstrapped mean miles pr. gallon") +
  theme(axis.line = element_line(size=1, colour = "black"),
        panel.grid.major = element_blank(),
        panel.grid.minor = element_blank(),
        panel.border = element_blank(),
        panel.background = element_blank(),
        plot.title=element_text(size = 20),
        text=element_text(size = 16),
        axis.text.x=element_text(colour="black", size = 12),
        axis.text.y=element_text(colour="black", size = 12))

```

Density plot of the bootstrapped mean miles pr. g



Density plot of the bootstrapped mean miles



Regresjonsmodeller! :O



If she loves you more each and every day,
by linear regression she hated you before you met.

```
library(rstanarm)  
library(modelsummary)
```

#Alle regresjonsmodellene vi kjører følger det samme mønsteret, modellfunksjonen (i.e. stan_glm), og så

```

mod1 <- stan_glm(mpg ~ hp, data = mtcars, refresh = 0)
mod2 <- stan_glm(mpg ~ hp + disp, data = mtcars, refresh = 0)
mod3 <- stan_glm(mpg ~ hp + disp + gear, data = mtcars, refresh = 0)

models <- list(mod1, mod2, mod3)

modelsummary(models, statistic = "mad", title = "Linær regresjon, mpg som avhengig", output = "markdown")

```

Table 1: Linær regresjon, mpg som avhengig

	Model 1	Model 2	Model 3
(Intercept)	30.083 (1.673)	30.706 (1.346)	23.208 (4.835)
hp	-0.068 (0.010)	-0.025 (0.014)	-0.041 (0.017)
disp		-0.030 (0.007)	-0.017 (0.011)
gear			1.875 (1.155)
Num.Obs.	32	32	32
R2	0.587	0.731	0.747
R2 Adj.	0.536	0.701	0.727
Log.Lik.	-88.363	-81.360	-80.204
ELPD	-91.5	-84.5	-83.7
ELPD s.e.	4.5	3.6	3.7
LOOIC	182.9	168.9	167.5
LOOIC s.e.	9.1	7.2	7.4
WAIC	182.5	168.6	167.2
RMSE	3.74	2.98	2.84

Tre modeller, med koeffisienten (median), og MAD_SD (i parentes under) i tabellen. Vi kan se at hestekrefter (hp) generelt fører til en lavere drivstoffeffektivitet, men dette virker ikke å være signifikant (standardavviket er nesten like stor som koeffisienten.) Når vi legger til flere variabler forandrer den seg veldig lite mellom modellene. Displacement, altså størrelse, ser også ut til å ha en negativ effekt, men er også signifikant her. Det kan dermed virke som det har mer å si for drivstoffeffektiviteten enn hestekrefter alene.

For å gjøre en logistisk regresjon bruker vi pretty much akkurat den samme koden!

```

logit1 <- stan_glm(big_car ~ hp + disp + gear,
                  family = binomial(link = "logit"),
                  data = mtcars, refresh = 0)

print(logit1)

```

```

## stan_glm
## family:      binomial [logit]
## formula:     big_car ~ hp + disp + gear
## observations: 32
## predictors:  4
## -----
##              Median MAD_SD
## (Intercept) -4.9      6.5
## hp           0.0      0.0
## disp         0.0      0.0

```

```
## gear          -2.1    1.7
##
## -----
## * For help interpreting the printed output see ?print.stanreg
## * For info on the priors used see ?prior_summary.stanreg
```

Å tolke en logistisk regresjon er litt annerledes enn OLS modellene over. Koeffisientene vi får ut her er på en log-odds skala, som har lite substansiell mening. Det meste vi kan få ut av denne er at “gear” (som et eksempel) har en negativ verdi, men ikke er signifikant (standardavviket/MAD_SD gjør at koeffisienten krysser null). Vi kan også se at verdien på den er større enn f.eks. disp, så effekten (hadde den vært signifikant) ville vært sterkere.

Et annet problem er at effekten av en variabel x_i er avhengig av verdien på *alle de andre variablene*. Altså vil effekten av hestekrefter på om bilen er stor være forskjellig når bilen har 2 eller 4 gir. For å tolke modellen regner vi derfor ut marginaeffekten av en variabel, når alle de andre er holdt konstant på en eller annen verdi. Som oftest holder vi de andre på et mål for sentraltendens, f.eks. gjennomsnitt eller median, eller noe annet passende. Så lar vi variabelen vi ønsker å se effekten av variere, dette kaller vi ofte ett scenario.

```
scenario <- data.frame(
  hp = seq(min(mtcars$hp), max(mtcars$hp)), # Lar antall hestekrefter variere fra minimum til maksimum
  disp = mean(mtcars$disp), # Setter størrelsen på motoren og antal gir på gj.snitt,
  gear = median(mtcars$gear)
)

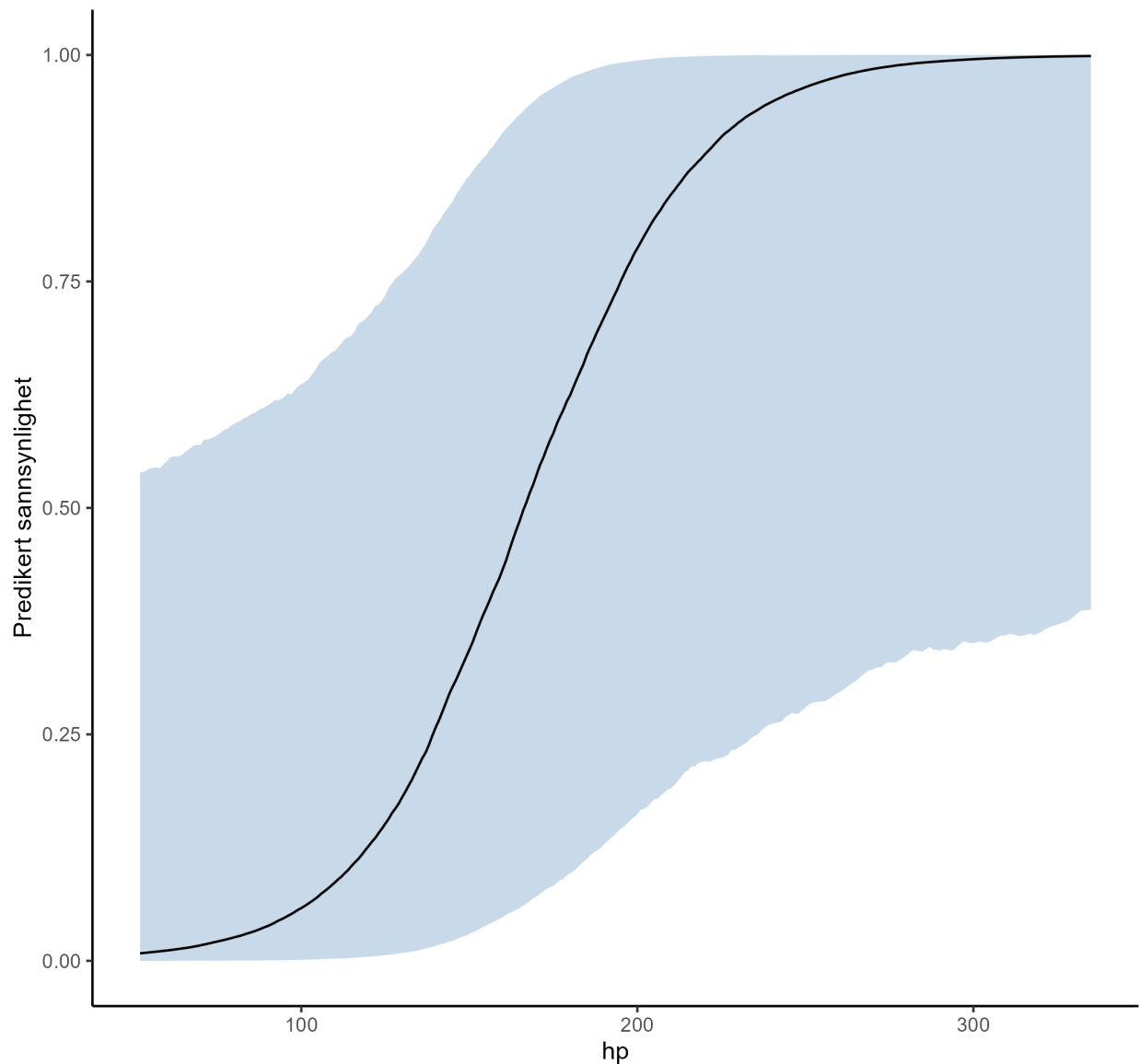
predikert_utfall <- function(model, scenario){ #Denne lager et datasett som har prediksjonene
  preds <- posterior_epred(model, # og et konfidensintervall
    newdata = scenario)
  preds_oppsummert <- apply(preds,
    2, FUN = quantile,
    probs = c(0.025, 0.5, 0.975))
  out <- as.data.frame(t(preds_oppsummert))
  return(out)
}

prediksjoner <- predikert_utfall(logit1, scenario)

prediksjoner$hp <- seq(min(mtcars$hp), max(mtcars$hp))

ggplot(prediksjoner,
  aes(x = hp,
    ymin = `2.5%`,
    y = `50%`,
    ymax = `97.5%`))+
  geom_ribbon(alpha = 0.3, fill = "steelblue")+
  geom_line()+
  labs(y = "Predikert sannsynlighet", title = "Effekten av hestekrefter på sansynligheten for at bilen")
theme_classic()
```

Effekten av hestekrefter på sannsynligheten for at bilen er stor



Legg merke til at effekten ikke er signifikant, og standardavviket er enormt

Interaksjonseffekter

Interaksjonseffekter, eller samspillseffekter, eller samspillsledd (kjært barn har mange navn..) brukes når vi tror at effekten av en variabel avhenger av verdien på en annen. Et eksempel kan være om vi mener at hvor stor effekten antall gir har på drivstoffeffektivitet vil avhengig av om det er en v- eller rekkemotor. For å undersøke dette kan vi se på regresjonsmodellen vi har over, og legge til et samspill mellom *hp* og *vs* (hvor 1 på siste betyr rekkemotor, og 0 v-motor).

```
mod4 <- stan_glm(mpg ~ hp + disp + gear + am + gear*am, data = mtcars, refresh = 0)
print(mod4)
```

```
## stan_glm
## family:      gaussian [identity]
## formula:     mpg ~ hp + disp + gear + am + gear * am
## observations: 32
```

```
## predictors: 6
## -----
##           Median MAD_SD
## (Intercept) 30.7    7.5
## hp           0.0    0.0
## disp         0.0    0.0
## gear        -0.6    2.0
## am          -4.2   10.6
## gear:am       2.0    2.7
##
## Auxiliary parameter(s):
##           Median MAD_SD
## sigma 2.9    0.4
##
## -----
## * For help interpreting the printed output see ?print.stanreg
## * For info on the priors used see ?prior_summary.stanreg
```

Her kan vi se at vi har fått en koeffisient for hver av variablene, pluss *gear : am* som viser samspillsleddet. Når vi nå skal tolke effekten av antall gir, må vi se den sammen med dette leddet. For en bil med rekkemotor vil effekten av antall gir da bli:

$Y = \text{gear} + \text{gear:am} + X + e = -0,7 + 2,1(-0,7 \cdot 1) + X + e$ altså at effekten av gear er -2.17. For en V motor må du istedet gange -0.7 med 0. Dette kan ofte være lettere å se med en graf:

