

Introduktion til R

Erik Gahner Larsen

Februar 23, 2017

Indhold

Kapitel 1: Introduktion	1
1.1 Hvorfor R? Fordele og ulemper ved R	2
1.2 Installation af R og RStudio	3
Kapitel 2: Fundamentet	5
2.1 Objekter og funktioner	5
2.2 Rekodninger	15
2.3 Import og eksport af datasæt	16
2.4 Installation af pakker	17
2.5 Objekter i hukommelsen	18
Kapitel 3: Visualisering	19
3.1 Introducerende eksempel	21
3.2 Specifikationer med ggplot2	25
3.3 Eksempel: Venstre i meningsmålingerne i 2015	27
3.4 Afsluttende bemærkninger	32
Kapitel 4: OLS regression	34
4.1 Bivariat analyse	35
4.2 Multivariat analyse	37
Kapitel 5: Matching	40
Konklusion	47
Bilag A: Genveje og funktioner	48
A.1 Funktioner	48
A.2 Genveje i RStudio	48
Bilag B: Anbefalede pakker	50
Bilag C: Eksport af tabeller	51
Referencer	52

Kapitel 1

Introduktion

Denne bog giver dig en indføring i, hvordan man bruger R til statistiske analyser. Kort fortalt er der ingen grænser for, hvad man kan bruge R til, så nærværende introduktion er på ingen måde udtømmende, men skal blot ses som et grundlag for, at kunne gennemføre bestemte analyser. R er dog ingenlunde nemt at lære, men det har væsentlige styrker, der gør, at det er bedre end alternativerne (SPSS, Stata, SAS m.v.).

Bogens ambition er at give en introduktion til tre vigtige stadier i statistiske analyser. For det første skal vi bearbejde data. Dette kan blandt andet være ved at konstruere variable med bestemte informationer, men også ved at downloade data og importere disse. For det andet skal der gennemføres analyser af ens datamateriale. Dette kan være en simpel test for forskelle i to gennemsnit, men også mere komplicerede analyser. For det tredje skal resultaterne af ens analyser præsenteres på den mest pædagogiske og informative måde, dette være sig enten i tabeller eller figurer.

I dette kapitel gives en introduktion til R. Dette sker ved først at beskrive nogle af styrkerne og svaghederne ved R, hvorefter det gennemgås, hvordan R installeres og ser ud. Til sidst introduceres logikken bag R, der klæder os på til at bruge R i de kommende kapitler. De efterfølgende kapitler vil blandt andet fokusere på, hvordan man visualiserer sine data, gennemfører lineære regressionsanalyser samt matching.

Materialet der anvendes i forhåndenværende bog, kan hentes på GitHub: <https://github.com/erikgahner/Rguide>. Den nyeste version af bogen kan findes her:

- Online: <http://erikgahner.dk/Rguide/>
- PDF: <http://erikgahner.dk/Rguide/Rguide.pdf>
- EPUB: <http://erikgahner.dk/Rguide/Rguide.epub>

Hvis du finder fejl og mangler i bogen, må du meget gerne oprette et issue på GitHub eller sende en mail til erikgahner@gmail.com, og det samme gør sig selvfølgelig gældende, hvis du har en idé eller et forslag til, hvad der vil kunne styrke bogen.

1.1 Hvorfor R? Fordele og ulemper ved R

R hjælper dig effektivt fra A til B, men som det også blev beskrevet indledningsvist: R kan være svært - og det tager tid at lære. Der findes masser af statistikprogrammer på markedet, der kan gennemføre statistiske analyser. Herunder også programmer der er nemmere at lære end R. Skal man udelukkende bruge et program til at lave lagkagediagrammer, er det ikke din tid værd at lære R. Med andre ord: Hvis distancen fra A til B er at sammenligne med gåafstand, giver det ingen mening at lære at køre en Ferrari (i dette tilfælde R).

Hvorfor så bruge R? For det første er det gratis. Ja, *gratis*. Det er muligt, at du allerede har "gratis" adgang til Stata eller SPSS gennem dit universitet eller arbejde, men dette er ikke det samme som, at du vil have adgang for evigt. Tværtimod. Når du bruger et gratis program er du fri for at tænke på, hvilken licens du bruger og hvor stor din pengepung er. Ikke bare nu, men også i fremtiden.

For det andet giver R adgang til en række muligheder, der kun i begrænset omfang er muligt at gennemføre i andre programmer. Dette både hvad angår bearbejdning, analyse og præsentation af data. R er eksempelvis nemt at anvende til at indsamle og analysere forskellige typer af data fra internettet, herunder også fra sociale medier som twitter. Hvad angår præsentationen af analyser, giver R betydeligt bedre muligheder for at lave pæne figurer end de andre programmer på markedet.

For det tredje er der et stort *community* af brugere, der meget gerne står til rådighed og hjælper, hvis du møder et problem. Den gode nyhed er, at du ikke er den første (eller den sidste), der skal til at lære R, hvorfor der er mange brugere, der har haft de samme problemer, som du kommer til at have. Hvis du derfor får en fejlmeddelelse (og tro mig - det gør du!), kommer du som regel langt ved blot at *google* fejlmeddelelsen, hvor du kan finde information omkring, hvad der er galt og hvordan problemet som regel kan løses.

For det fjerde er det nemmere at lære et nyt statistikprogram, hvis man kan R, end omvendt. Hvis man bliver bekendt med, hvordan statistiske analyser gennemføres i R, er det relativt nemt at lære at bruge SPSS, Stata og andre programmer. Det samme er ikke tilfældet, hvis man først lærer eksempelvis SPSS, hvor der kan være mange dårlige vaner, man først skal vænne sig af med.

For det femte faciliterer brugen af R et øget fokus på reproducerbarheden af ens resultater. Når man laver noget i R, gør man det som regel gennem funktioner, altså kommandoer (i et *script*), der er let at dokumentere. Dette gør, at man nemt kan sende sit datasæt og R-script til en kollega, der kan køre samme script på det samme data og (forhåbentlig) få de samme resultater. Det samme er muligt med både SPSS og Stata, men disse programmer giver også rig mulighed for, at man nemt kan omkode variable og gennemføre analyser, uden at man nødvendigvis husker at dokumentere processen heraf.

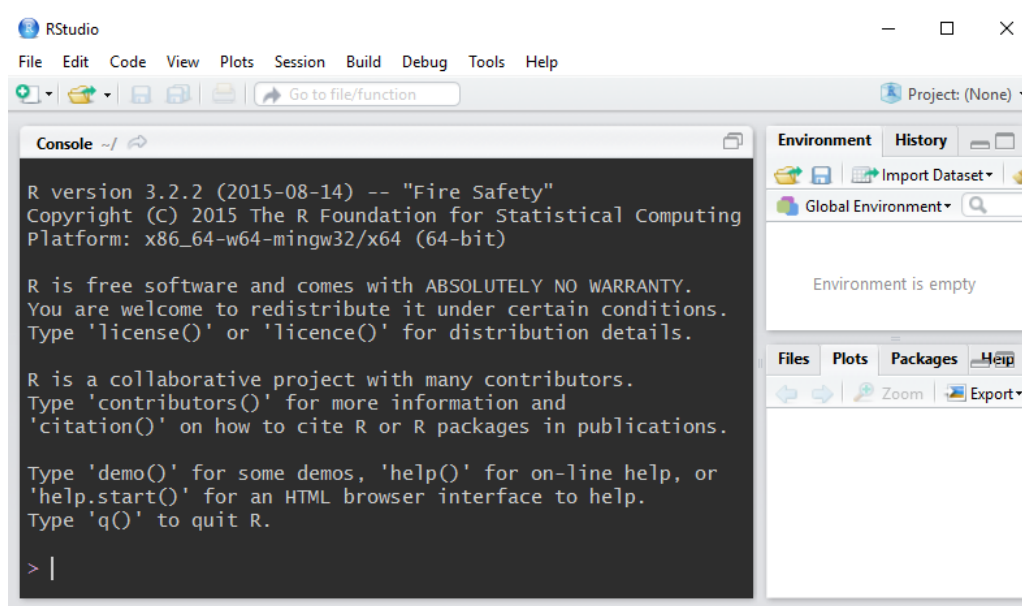
På baggrund af ovenstående liste (der ikke er udtømmende), burde det være åbenlyst for de fleste, at R er værd at bruge tid på. Når dette er sagt, er der ikke desto mindre nogle ulemper forbundet med R. For det første er det, som beskrevet, svært at lære at bruge R. For det andet er der ikke en officiel supportlinje, man kan ringe til, hvis man støder ind i problemer. Dette ændrer dog ikke på, at fordelene ved at lære R langt overstiger ulemperne, så næste afsnit viser, hvordan du installerer R.

1.2 Installation af R og RStudio

Der er to programmer, du skal installere. Det første er R, som er basispakken, der *skal* installeres. Det andet er RStudio, der er det program, du kommer til at anvende. RStudio er et integreret udviklingsmiljøbrugerflade (*integrated development environment*, IDE), der gør R nemmere at anvende. Her er de step, du kan følge:

1. Gå ind på r-project.org og klik på menupunktet CRAN under *Download*.
2. Du er nu på en side med titlen *CRAN Mirrors*. Vælg en af hjemmesiderne, hvorfra du vil hente R.
3. Vælg hvilket styresystem, du vil hente R til (Windows, Linux eller Mac).
4. Hvis du bruger Windows, så klik først på *base* og derefter det link, der indeholder *download*. Hvis du bruger Mac, så klik på den øverste .pkg fil.
5. Når filen er downloadet, kan du følge installationsguiden og dermed installere R.
6. Efter installationen går du ind på RStudios side, hvor RStudio kan downloades: rstudio.com/products/rstudio/download/.
7. Klik på den fil under *Installers for Supported Platforms*, der matcher dit styresystem.
8. Når filen er downloadet, kan du følge installationsguiden og dermed installere RStudio.

Ovenstående bør ikke medføre nogle problemer. Hvis der af en eller anden grund skulle komme en fejlmeddelelse, kan det varmt anbefales blot at *google* denne. Du har nu installeret R og RStudio og kan åbne RStudio, der med nogle visuelle forskelle (farverne og evt. styresystem), ligner skærmbilledet i Figur 1.1.



Figur 1.1: Det grafiske interface i RStudio

Du er nu i R. Når du ikke har et script åbent (i en *editor*, beskrevet nedenfor), er der tre vinduer. For det første er der konsollen, hvor du kan skrive kommandoer. For det andet er der dit miljø (*environment*), hvor det bliver synligt, hvilke ting du arbejder med. For det tredje har du et *output* vindue, hvor blandt andet grafer, hjælpedokumenter og lignende vil blive præsenteret.

Kapitel 2

Fundamentet

2.1 Objekter og funktioner

Alt du laver i R, kan skrives som kommandoer. Dette sikrer, at du altid kan dokumentere dit arbejde, modsat hvis du eksempelvis bruger menulinjer, hvor det ikke altid er klart, hvilke analyser, der er gennemført. Nederst i programmet ser du en prompt (`>`), hvor du kan skrive, hvad R skal gøre. Prøv at skrive `2+2` og tryk ENTER. Dette burde gerne resultere i følgende:

```
2+2
```

```
[1] 4
```

Ovenstående viser hvilken kommando, der er kørt, samt resultatet heraf¹. Da du kommer til at køre mange forskellige kommandoer, hvor mange skal køres i en bestemt rækkefølge, er det godt allerede nu at begynde at dokumentere, hvad du gør. Den bedste måde at gøre dette er i en script-fil (R), også kaldet et R-script. Åbn et nyt R-script ved i menuen at vælge `File` → `New File` → `R Script`.

Sørg for allerede nu at dokumentere dit arbejde. Det vil sige, at alle kommandoer du bruger, kan skrives ind i dit R-script. Sørg desuden for at skrive kommentarer i R-scriptet, så du og andre kan se beskrivelser af, hvad der gøres. Kommentarer begynder med `#` (for at fortælle R, at den ikke skal læse teksten som kode), og kan tilføjes på deres egne linjer eller efter noget kode².

Når du har indtastet noget kode i dit R-script, kan du køre det i konsollen ved at markere koden og bruge tastaturgenvejen `CTRL+R` (Windows) eller `CMD+R` (Mac). Forsøg at indtaste nedenstående kode, marker det hele og kør det.

¹Dette svarer til at skrive `display 2+2` i Stata.

²Dette svarer til `*` og `//` i Stata.

```
50*149
3**2      # 3^2
2**3      # 2^3
sqrt(81)   # 81^0.5
```

Du er nu i stand til at bruge R som en lommeregner. Det næste vi skal have styr på er **objekter**. Kort fortalt er alt hvad vi vil bruge i R, gemt i objekter. Dette være sig lige fra ét tal til hele datasæt. Fordelen ved dette er, modsat eksempelvis Stata, at vi kan have flere datasæt åbne i hukommelsen på samme tid gemt som hvert deres objekt. Med andre ord kan *alt* vi arbejder med i R gemmes i objekter. Lad os forsøge at gemme tallet 2 i objektet `x`.

```
x <- 2
```

Når du kører ovenstående kommando, gemmer du tallet 2 i objektet `x`. Du kan nu bruge `x` i stedet for 2. Lad os forsøge med en række forskellige simple operationer. Indtast dem i dit R-script og kør dem én efter én.

```
x
x * 2
x * x
x + x
```

Når du kører disse linjer, burde du gerne få værdierne 2, 4, 4 og 4. Hvis du ændrer `x` til at have værdien 3, vil du kunne køre linjerne igen og få andre værdier³. Generelt, når du laver scripts, må du genre arbejde på at få så mange informationer til at være i objekter, så du er fri for at ændre tal mere end én gang, hvis du skal lave ændringer⁴.

En stor del af det vi skal lave i R, bygger på logiske operatører. Med en logisk operator tester vi sandhedsværdien af et udsagn, der kan være enten sand eller falsk. Dette bliver især brugbart når vi skal lave rekodninger og kun bruge bestemte værdier i et objekt. I R er en logisk operator `TRUE` (sand) eller `FALSE` (falsk). Kør nedenstående kode og se, hvad de respektive kommandoer returnerer.

```
x == 2
x == 3      # "==" betyder "lig med"
x != 2      # "!=" betyder "ikke lig med"
x < 1
x > 1
x <= 2
x >= 2.01
```

³Helt præcist 3, 6, 9 og 6.

⁴En anden fordel er, at du på denne måde reducerer sandsynligheden for, at lave fejl ved at have forskellige informationer flere steder.

Hvis x er 2, vil værdierne være hhv. TRUE, FALSE, FALSE, FALSE, TRUE, TRUE og FALSE. Igen, hvis x ændres til 3 og scriptet køres igen, vil andre sandhedsværdier returneres.

Objekter kan videre bruges til at skabe andre objekter. I følgende eksempel laver vi et nyt objekt y , der giver os summen af x og 7. Bemærk desuden at hele kommandoen er skrevet i en parentes, der gør, at vi også får værdien af y returneret. Hvis vi ikke gør dette, laver vi objektet y , men uden at få det vist med det samme.

```
(y <- x + 7)
```

```
[1] 9
```

I vores objekter er vi heller ikke begrænset til kun at have ét tal. Tværtimod vil de fleste objekter vi arbejder med, have mere end én værdi. Nedenstående giver således en talrække med tallene fra 1 til 10.

```
1:10
```

```
[1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
```

Denne talrække kan vi gemme i et objekt (med $<-$), men også bruge direkte uden at have den i et objekt. Vi kan eksempelvis tage hvert tal i talrækken og addere 2 til hvert tal i rækken.

```
1:10 + 2
```

```
[1] 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12
```

Når der skal arbejdes med flere tal, kan vi ikke blot skrive en talrække. Først skal R vide, at det er en talrække, der arbejdes med. Til dette bruger vi $c()$, der fortæller R, at vi arbejder med vektorer⁵. Funktionen $c()$ står for *concatenate* eller *combine*⁶. Alt der sker i R, sker med funktioner. En vektor kan således se ud som følger.

```
c(2, 2, 2)
```

```
[1] 2 2 2
```

Ovenstående er en numerisk vektor. En vektor er således en samling af værdier af samme type af data. Hvis vi gerne vil gemme vektoren i et objekt, kan det også lade sig gøre uden problemer. I nedenstående gemmer vi fire tal (14, 6, 23, 2) i objektet x .

⁵I eksemplet med $1:10$ svarer det til at vi skriver $c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10)$. I $1:10$ er der desuden en skjult funktion, $c()$.

⁶ $c()$ opretter således en vektor med alle elementer i parentes. Da en vektor kun kan indeholde én type data, og ikke eksempelvis både numre og karakterer, vil $c()$ også sikre, at de værdier der gives, reduceres til det maksimale niveau. Er der således blot én værdi der er karakterbaseret, vil alle andre værdier i vektoren også blive det.

```
x <- c(14, 6, 23, 2)
x
```

```
[1] 14  6 23  2
```

Denne vektor kan vi behandle efter forgodtbefindende. Først eksempelvis ved at få alle værdierne i vektoren multipliceret med 2.

```
x * 2
```

```
[1] 28 12 46  4
```

Vi kan ligeledes hente information ud af vektoren. Til at gøre dette skal vi bruge de firkantede parenteser, altså `[]`, som placeres i forlængelse af objektet. Ved at placere tallet 3 i den firkantede parentes (på engelsk kaldet *brackets*), får vi det tredje tal i vektoren.

```
x[3]
```

```
[1] 23
```

På samme måde kan vi også få alle værdier i vektoren med undtagelse af et bestemt tal, blot ved at tilføje et `'-'`-tegn til parentesen. I eksemplet her får vi vektoren uden tal nummer to. Bemærk også, at vores objekt `x` ikke ændres, da vi ikke overskriver vores objekt (med `<-`).

```
x[-2]
```

```
[1] 14 23  2
```

Med udgangspunkt i vores objekt, kan vi bruge en række funktioner til at få nogle informationer ud omkring vores objekt, som eksempelvis gennemsnittet af værdierne.

<code>length(x)</code>	<i># antallet af numre i vektoren</i>
<code>min(x)</code>	<i># minimumsværdien</i>
<code>max(x)</code>	<i># maksimumværdien</i>
<code>median(x)</code>	<i># medianen</i>
<code>sum(x)</code>	<i># summen</i>
<code>mean(x)</code>	<i># gennemsnittet</i>
<code>var(x)</code>	<i># variansen</i>
<code>sd(x)</code>	<i># standardafvigelsen</i>

Ovenstående skulle gerne returnere værdierne 4, 2, 23, 10, 45, 11.25, 86.25 og 9.287088. Vi kan bruge resultaterne fra de forskellige funktioner til at undersøge om eksempelvis kvadratroden af variansen er lig standardafvigelsen. Dette er tilfældet.

```
sqrt(var(x)) == sd(x)
```

```
[1] TRUE
```

Hvis vi har glemt at tilføje et tal til vores vektor, er der heldigvis en nem måde at opdatere vores vektor og gemme det i objektet. Dette kan vi gøre ved at overskrive vores objekt (eller lave et nyt), med en ny vektor der består af vores objekt og en ekstra værdi:

```
x <- c(x, 5)
x
```

```
[1] 14  6 23  2  5
```

Som det kan ses, er der nu fem værdier i vores vektor. Værdien 5, der blev tilføjet, har den sidste placering i vektoren, da vi placerede den til sidst, da vi lavede et nyt objekt. Vi kan så eksempelvis forsøge at tage gennemsnittet af vores opdaterede objekt.

```
mean(x)
```

```
[1] 10
```

Nu er gennemsnittet 10 (før vi tilføjede værdien 5 var gennemsnittet 11.25). Heldigvis har alle værdier, vi har arbejdet med til nu, været numeriske og nemme at arbejde med. I de fleste af de data, vi arbejder med, er der dog også manglende værdier, altså værdier, vi ikke ved hvad er. I Stata betegnes manglende værdier med et punktum (.), hvor der i R bruges NA. Lad os tilføje en manglende værdi til vores objekt x og tage gennemsnittet af det nye objekt.

```
x <- c(x, NA)
```

```
mean(x)
```

```
[1] NA
```

Som det kan ses, får vi nu ikke et gennemsnit, men blot NA. Dette skyldes, at R ikke kan finde gennemsnittet af en vektor, hvor NA er med. Heldigvis kan vi tilføje en ekstra specifikation til `mean()`, der fortæller, at den skal fjerne manglende værdier.

```
mean(x, na.rm=TRUE)
```

```
[1] 10
```

Her får vi gennemsnittet 10 (ligesom ovenfor, før vi tilføjede NA). Bemærk at der er tilføjet et komma og `na.rm=TRUE`. De fleste funktioner i R har en lang række af ekstra specifikationer, man kan tilføje. Som standard er `na.rm` sat til `FALSE`, hvorfor det kræver, at man ændrer dette, hvis man har manglende værdier i sine data.

Foruden tal kan vi også arbejde med tekst. Tekst i R adskiller sig fra tal ved, at tekst pakkes ind i citationstegn⁷. Som eksempel kan vi lave et objekt `z`, der indeholder partierne Venstre og Socialdemokraterne.

```
z <- c("Venstre", "Socialdemokraterne")
```

```
z
```

```
[1] "Venstre"          "Socialdemokraterne"
```

For at se hvilken type data, vi har i `z`, kan vi bruge funktionen `class()`. Hvis vi bruger denne funktion på vores objekt, ser vi, at det pågældende objekt med tekst indeholder karakterer (altså *“character”*).

```
class(z)
```

```
[1] "character"
```

Til sammenligning kan vi gøre det samme med vores objekt `x`, der som bekendt kun har numeriske værdier. Her ser vi, at funktionen `class()` for `x` returnerer *“numeric”*⁸.

```
class(x)
```

```
[1] "numeric"
```

Hvis vi vil vide, om vores objekt er numerisk, kan vi bruge funktionen `is.numeric()`, der returnerer `TRUE`, hvis objektet er numerisk. På samme måde kan man også bruge funktionen `is.character()`. I eksemplet returnerer de hhv. `TRUE` og `FALSE`.

```
is.numeric(x)
```

```
is.character(x)
```

Med vores objekt `z` og de resterende partinavne repræsenteret i Folketinget i 2016, kan vi lave et objekt med navnet `party`. I scriptet vil `z` automatisk blive erstattet med Venstre og Socialdemokraterne, som vi tildelte til `z` i ovenstående (med andre ord kan vi også lave nye objekter med vores eksisterende objekter, når det kommer til tekst). Bemærk at placeringen på navnet i objektet, når vi får vist alle partinavnene, er angivet i tallene i de firkantede parenteser.

⁷Alternativt kan man også bruge `'` i stedet for `“`.

⁸De forskellige klasser en vektor kan have er hhv. `character` (tekst), `numeric` (numeriske tal), `integer` (hele tal), `factor` (kategorier) og `logical` (logisk).

```
party <- c(z, "Enhedslisten", "SF", "Radikale", "Konservative",
          "Dansk Folkeparti", "Liberal Alliance", "Alternativet")
```

```
party
```

```
[1] "Venstre"          "Socialdemokraterne" "Enhedslisten"
[4] "SF"              "Radikale"          "Konservative"
[7] "Dansk Folkeparti" "Liberal Alliance"   "Alternativet"
```

For disse partier vil vi gerne tilføje mere information. Derfor laver vi nogle ekstra objekter, der indeholder information om, hvorvidt det er et højreorienteret parti (*rw*, forkortelse for *right-wing*), hvor mange stemmer det fik ved folketingsvalget i 2015 (*vote*) og hvor mange mandater partiet fik (*seat*). Disse objekter laver vi med nedenstående kode. Bemærk at rækkefølgen af værdierne er afgørende, og skal matche rækkefølgen af partierne i *party* (så vi begynder med Venstre og ender med Alternativet).

```
rw <- c(1, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0)
vote <- c(19.5, 26.3, 7.8, 4.2, 4.6, 3.4, 21.1, 7.5, 4.8)
seat <- c(34, 47, 14, 7, 8, 6, 37, 13, 9)
```

Det næste vi skal gøre er at samle disse objekter til ét objekt. Dette gør vi i en dataramme (*data frame*), der kan sammenlignes med et datasæt i Stata. En dataramme er kort fortalt en samling af forskellige vektorer, der har den samme længde, og derved kan sættes sammen som kolonner. I en dataramme kan vi have forskellige typer af variable, der kan gennemføres analyser på. Der findes andre typer af objekter i R, eksempelvis også matricer, men vi vil for nu udelukkende fokusere på datarammer. Til dette bruger vi funktionen `data.frame()` og gemmer det i objektet *pol*.

```
pol <- data.frame(party, vote, seat, rw)
pol
```

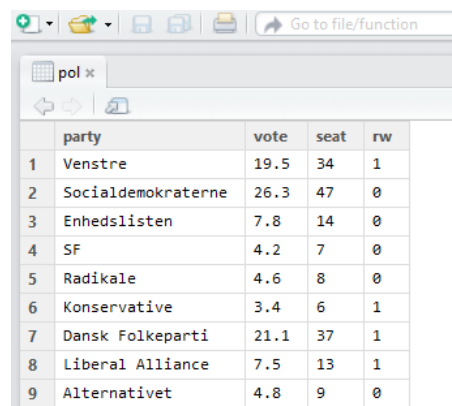
	party	vote	seat	rw
1	Venstre	19.5	34	1
2	Socialdemokraterne	26.3	47	0
3	Enhedslisten	7.8	14	0
4	SF	4.2	7	0
5	Radikale	4.6	8	0
6	Konservative	3.4	6	1
7	Dansk Folkeparti	21.1	37	1
8	Liberal Alliance	7.5	13	1
9	Alternativet	4.8	9	0

Som det kan ses har vi 9 observationer⁹. Dette er overkommeligt at vise, men når man arbejder med større datarammer, oftest med flere tusinde observationer, bliver det hurtigt uoverskueligt at vise hele datarammer. Heldigvis har R flere funktioner, der gør det let at få et overblik over, hvilke variable, vi har i vores dataramme. Med `head()` kan man således få vist de seks første observationer i ens dataramme (altså de seks første rækker), og man kan tilføje et tal som argument efter ens objekt, hvis man gerne vil have vist et præcist antal observationer. Skulle man have lyst til at se de sidste observationer i ens dataramme, kan man bruge `tail()`.

```
head(pol)
head(pol, 3)
tail(pol)
```

Det er ligeledes muligt at få vist ens dataramme i et nyt vindue, ligesom med `browse` i Stata, ved at bruge funktionen `View()` (bemærk det store V - ikke v).

```
View(pol)
```



	party	vote	seat	rw
1	Venstre	19.5	34	1
2	Socialdemokraterne	26.3	47	0
3	Enhedslisten	7.8	14	0
4	SF	4.2	7	0
5	Radikale	4.6	8	0
6	Konservative	3.4	6	1
7	Dansk Folkeparti	21.1	37	1
8	Liberal Alliance	7.5	13	1
9	Alternativet	4.8	9	0

Figur 2.1: Dataramme vist med `View()`, RStudio

Når man arbejder med datarammer vil man som regel arbejde med specifikke variable heri. Måden hvorpå man angiver bestemte variable i en dataramme er med `$` (altså et dollartegn, i dette tilfælde brugt som en *component selector*). Hvis vi eksempelvis gerne vil have alle stemmetallene ud fra `pol`, skriver vi:

```
pol$vote
```

```
[1] 19.5 26.3 7.8 4.2 4.6 3.4 21.1 7.5 4.8
```

⁹Brug evt. `class()` til at vise, at `pol` er en dataramme.

Modsat en vektor har vi to dimensioner i en dataramme, altså rækker og kolonner (horisontalt og vertikalt). Her skal vi ligeledes bruge de firkantede parenteser, `[]`, som placeres i forlængelse af objektet, hvor vi blot skal tilføje to argumenter, mere specifikt i forhold til både hvilke rækker og kolonner, vi er interesseret i. Er vi eksempelvis interesseret i hele den første række, kan vi bruge `[1,]` i forlængelse af objektet, hvor kommaet adskiller informationen, og den manglende information efter kommaet indikerer, at vi er interesseret i alle kolonner for den specifikke række.

```
pol[1,] # første række
```

```
      party vote seat rw
1 Venstre 19.5   34   1
```

Havde vi også tilføjet et tal ved kolonnen, ville vi få information ud for den pågældende række og kolonne. I nedenstående eksempel tilføjer vi 1 efter kommaet, for at fortælle, at vi ikke alene er interesseret i første række, men også i informationen i første kolonne (i dette tilfælde under party).

```
pol[1,1] # første række, første kolonne
```

```
[1] Venstre
9 Levels: Alternativet Dansk Folkeparti Enhedslisten ... Venstre
```

Som det kan ses er værdien på første række i første kolonne Venstre. Hvis vi er interesseret i at få alle partierne, informationen gemt i første kolonne, kan vi fjerne argumentet om, at vi kun vil have første række.

```
pol[,1] # første kolonne
```

```
[1] Venstre          Socialdemokraterne Enhedslisten
[4] SF               Radikale           Konservative
[7] Dansk Folkeparti Liberal Alliance   Alternativet
9 Levels: Alternativet Dansk Folkeparti Enhedslisten ... Venstre
```

Vi kan stadig bruge de funktioner, vi har gennemgået til nu, på vores datarammer. En nyttig funktion, der vil blive brugt til at få et overblik over informationen i et objekt, er `summary()`. For en dataramme giver `summary()` deskriptiv statistik for alle elementerne i vores dataramme (for de numeriske variable er dette minimum, første kvartil, medianen, gennemsnit, tredje kvartil og maksimum).

```
summary(pol)
```

	party	vote	seat	rw
Alternativet	:1	Min. : 3.40	Min. : 6.00	Min. : 0.0000
Dansk Folkeparti	:1	1st Qu.: 4.60	1st Qu.: 8.00	1st Qu.: 0.0000
Enhedslisten	:1	Median : 7.50	Median : 13.00	Median : 0.0000
Konservative	:1	Mean : 11.02	Mean : 19.44	Mean : 0.4444
Liberal Alliance	:1	3rd Qu.: 19.50	3rd Qu.: 34.00	3rd Qu.: 1.0000
Radikale	:1	Max. : 26.30	Max. : 47.00	Max. : 1.0000
(Other)	:3			

Hvis vi blot ønsker at få værdien ud på det maksimale antal stemmer givet til et parti, kan vi bruge `max()` funktionen.

```
max(pol$vote)
```

```
[1] 26.3
```

Hvis vi gerne vil have værdien på en bestemt række i en variabel i vores dataramme, kan vi bruge både `$` og `[]`.

```
pol$party[1]
```

```
[1] Venstre
```

```
9 Levels: Alternativet Dansk Folkeparti Enhedslisten ... Venstre
```

Med det vi har lært til nu kan vi hente information ud om, hvilket parti der har fået flest stemmer (eller partier, hvis der er to partier, der har fået lige mange stemmer). Til dette specificerer vi, at vi gerne vil have information om variabelen `party`, for de partier for hvem tilfældet er, at deres stemmetal er lig (`==`) det maksimale antal stemmer (`max(pol$vote)`).

```
pol$party[pol$vote == max(pol$vote)]
```

```
[1] Socialdemokraterne
```

```
9 Levels: Alternativet Dansk Folkeparti Enhedslisten ... Venstre
```

Det var dermed Socialdemokraterne, der fik flest stemmer ved folketingsvalget i 2015. Samme procedure kan vi bruge med funktionen `min()` for at finde det parti, der fik færrest stemmer. Det var således de Konservative, der fik færrest stemmer ved folketingsvalget i 2015.

```
pol$party[pol$vote == min(pol$vote)]
```

```
[1] Konservative
```

```
9 Levels: Alternativet Dansk Folkeparti Enhedslisten ... Venstre
```


Der er ingen begrænsninger for, hvad vi kan lave med denne og lignende datarammer, herunder også statistiske analyser. For blot at give et eksempel, kan vi finde korrelationen mellem, hvor mange stemmer et parti har fået ved valget og antallet af mandater i Folketinget.

```
cor(pol$vote, pol$seat)
```

```
[1] 0.9997078
```

2.2 Rekodninger

Der er flere måder hvorpå man i R kan rekode variable og dermed danne nye variable i sin dataramme. Kort fortalt kan man med udgangspunkt i det der er gennemgået i ovenstående, lave nye variable. Her vil der blive givet et par eksempler på, hvordan vi kan lave en ny variabel baseret på værdierne på en anden variabel. Mere specifikt vil vi gerne have lavet en binær variabel, der antager værdien 1, hvis et parti har fået mere end 20 procent af stemmerne, og værdien 0 hvis ikke.

Vi vil gerne have en variabel med navnet `big`. For at gøre dette laver vi først et nyt element (en ny variabel) i vores dataramme med navnet `big`. Denne får værdierne `NA`. Dernæst angiver vi, at `pol$big` skal have værdien 1, men kun for de observationer, hvor `pol$vote` er større end eller lig med 20. Til sidst siger vi, at de observationer der fik mindre end 20 procent af stemmerne, skal værdien være 0. I det pågældende eksempel kunne vi have undladt det sidste step og blot brugt værdien 0 i stedet for `NA`. Til sidst bruger vi funktionen `table()` til at få vist, hvilke partier der har værdien 1 på `pol$big`. Som det kan ses, er det hhv. Dansk Folkeparti og Socialdemokraterne.

```
pol$big <- NA
pol$big[pol$vote >= 20] <- 1
pol$big[pol$vote < 20] <- 0
```

```
table(pol$party, pol$big)
```

	0	1
Alternativet	1	0
Dansk Folkeparti	0	1
Enhedslisten	1	0
Konservative	1	0
Liberal Alliance	1	0
Radikale	1	0
SF	1	0
Socialdemokraterne	0	1
Venstre	1	0

Der er mange måder hvorpå man kan rekode variable. Hvis vi eksempelvis manuelt ville give Socialdemokraterne og Dansk Folkeparti værdien 1, uden at bruge information omkring deres stemmetal, kunne dette også gøres. Ligeledes kunne vi have sagt, at de værdier der var NA efter at værdien 1 var blevet tildelt til de store partier, skulle have værdien 0. Nedenstående kode giver nogle eksempler herpå.

```
pol$big[pol$party == "Socialdemokraterne" |  
        pol$party == "Dansk Folkeparti"] <- 1  
pol$big[pol$party %in% c("Socialdemokraterne",  
                        "Dansk Folkeparti")] <- 1  
  
pol$big[pol$party != "Socialdemokraterne" &  
        pol$party != "Dansk Folkeparti"] <- 0  
pol$big[is.na(pol$big)] <- 0
```

Der er også udviklet pakker, der har specifikke funktioner til at rekode variable i datarammer. Et eksempel herpå er at finde i pakken *car* (Fox & Weisberg, 2011), der har funktionen `recode()`¹⁰. En anden pakke, der er yderst effektiv er *dplyr* (Hadley Wickham & Francois, 2016), der gør det nemt at bearbejde datarammer. Funktionerne heri inkluderer `select()`, `filter()`, `arrange()`, `rename()` og `mutate()`, der gør det nemt at lave nye variable, vælge bestemte variable ud m.v.¹¹.

2.3 Import og eksport af datasæt

Det meste af det data vi kommer til at arbejde med i R, er noget vi importerer. Det er heldigvis nemt at importere forskellige typer af data (også fra Stata og SPSS), men det meste format er og bliver kommaseparerede filer (.csv). Til at eksportere og importere datarammer fra og til R, bruger vi hhv. `write.csv()` og `read.csv()`.

Før vi arbejder med dette, er det vigtigt at have styr på, hvor man gemmer sine data til. I R arbejder man således med et *working directory*, og ved at skrive `getwd()`, kan man se, hvor ens data vil blive gemt til.

```
getwd()
```

Hvis jeg gerne vil ændre dette, eksempelvis hvis jeg har en mappe på mit Skrivebord ved navn *Rguide*, jeg hellere vil have som mit *working directory*, kan jeg bruge funktionen `setwd()`.

¹⁰ Installation af pakker gennemgås i sektion 2.4.

¹¹ For en god introduktion til *dplyr*, se [dette kapitel](#) i *Programming for Data Science*.

```
setwd("C:/Users/Erik/Desktop/Rguide")
```

En nem måde at have styr på sit *working directory* er ved at åbne RStudio gennem sit R-script, hvorved ens *working directory* automatisk bliver det sted, hvor ens R-script ligger. Når vi har styr på hvor vores data vil blive gemt, kan vi begynde at gemme dem. Her vil vi gemme vores dataramme `pol` til en fil (`ft2015.csv`). Til dette bruger vi `write.csv()`.

```
write.csv(pol, "ft2015.csv")
```

Når vi har gemt filen kan vi først undersøge manuelt, om filen er gemt i vores *working directory*¹². Hvis vi omvendt gerne vil importere et datasæt, kan vi bruge funktionen `read.csv()` og gemme datasættet i en dataramme.

```
pol <- read.csv("ft2015.csv")
```

Som med alt i R er der som regel flere pakker, der kan håndtere ting, herunder også især import og eksport af filer. Blandt de nævneværdige er pakkerne `foreign` (R Core Team, 2015), `rio` (C. Chan, Chan, & Leeper, 2016) og `readr` (H. Wickham & Francois, 2015) (installation af pakker gennemgås næste sektion).

2.4 Installation af pakker

Pakker er noget af det, der gør R fantastisk. Der er ingen grænser for, hvad man kan bruge R til, og dette skyldes især de talrige pakker, der er lavet til R. Der er to funktioner, der skal bruges i denne sammenhæng. For det første en funktion til at installere pakker, `install.packages()`, og en funktion til at køre en pakke, `library()` (alternativt kan man også bruge `require()`).

En pakke skal kun installeres én gang. Det vil sige, at når du har brugt `install.packages()` til at installere en pakke, er du fri for at gøre det igen. I dette eksempel vil vi bruge funktionen til at installere pakken `ggplot2`, som vi vil bruge til at lave figurer. Bemærk desuden citationstegnene, der er nødvendige i denne sammenhæng.

```
install.packages("ggplot2")
```

Når en pakke er installeret skal den hentes ind i R. Du kan have utallige pakker installeret på din computer, men der er ingen grund til at R skal bruge alle pakker, hver gang du åbner R. Derfor skal du hver gang, du bruger en bestemt pakke, bruge `library()` til at hente pakken.

¹²I R kan man evt. bruge funktionen `file.exists()` til at se, om filen eksisterer.

```
library("ggplot2")
```

Når du installerer ggplot2 vil du desuden opdage, at R også installerer en række andre pakker. Dette fordi ggplot2 anvender andre pakker, der også skal installeres, for at pakken fungerer hensigtsmæssigt. Disse pakker åbnes også automatisk, hver gang du bruger library().

Der er et hav af forskellige pakker til R, og hvilke der er relevante at bruge afhænger af, hvad man ønsker at bruge R til. Ikke desto mindre er der en lille oversigt i Bilag B, hvor en række anbefalelsesværdige pakker nævnes.

2.5 Objekter i hukommelsen

Før vi slutter af er der et par enkelte nyttige funktioner, du bør kende til. Den første er ls(), der viser, hvilke objekter vi har i hukommelsen. Som det kan ses har vi otte objekter i hukommelsen.

```
ls()
```

```
[1] "party" "pol"   "rw"    "seat"  "vote"  "x"     "y"     "z"
```

Hvis vi gerne vil fjerne et objekt fra hukommelsen, kan vi bruge funktionen rm(). I nedenstående eksempel bruger vi først rm() til at fjerne objektet x og dernæst ls() til at se, om x er fjernet.

```
rm(x)
```

```
ls()
```

```
[1] "party" "pol"   "rw"    "seat"  "vote"  "y"     "z"
```

Hvis vi gerne vil fjerne alt i hukommelsen, kan vi bruge ls() i kombination med rm().

```
rm(list = ls())
```

```
ls()
```

```
character(0)
```

Kapitel 3

Visualisering

Der er mange måder at præsentere data på. Dette kapitel vil give en introduktion i, hvordan man kan visualisere sine data med R med fokus på pakken ggplot2. Der er tungtvejende grunde til at fokusere på at visualisere sine data, og i samfundsvidenskaberne er der kommet fokus på vigtigheden af at præsentere sine resultater i figurer i stedet for tabeller (Healy & Moody, 2014, Kastellec & Leoni (2007), Schwabish (2014)).

A. Field, Miles, & Field (2012) har beskrevet det som følger: “Data analysis is a bit like Internet dating (actually it’s not, but bear with me): you can scan through the vital statistics and find a perfect match (good IQ, tall, physically fit, likes arty French films, etc.) and you’ll think you have found the perfect answer to your question. However, if you haven’t looked at a picture, then you don’t really know how to interpret this information [...] Data analysis is much the same: inspect your data with a picture, see how it looks and only then think about interpreting the more vital statistics.” (side 117)

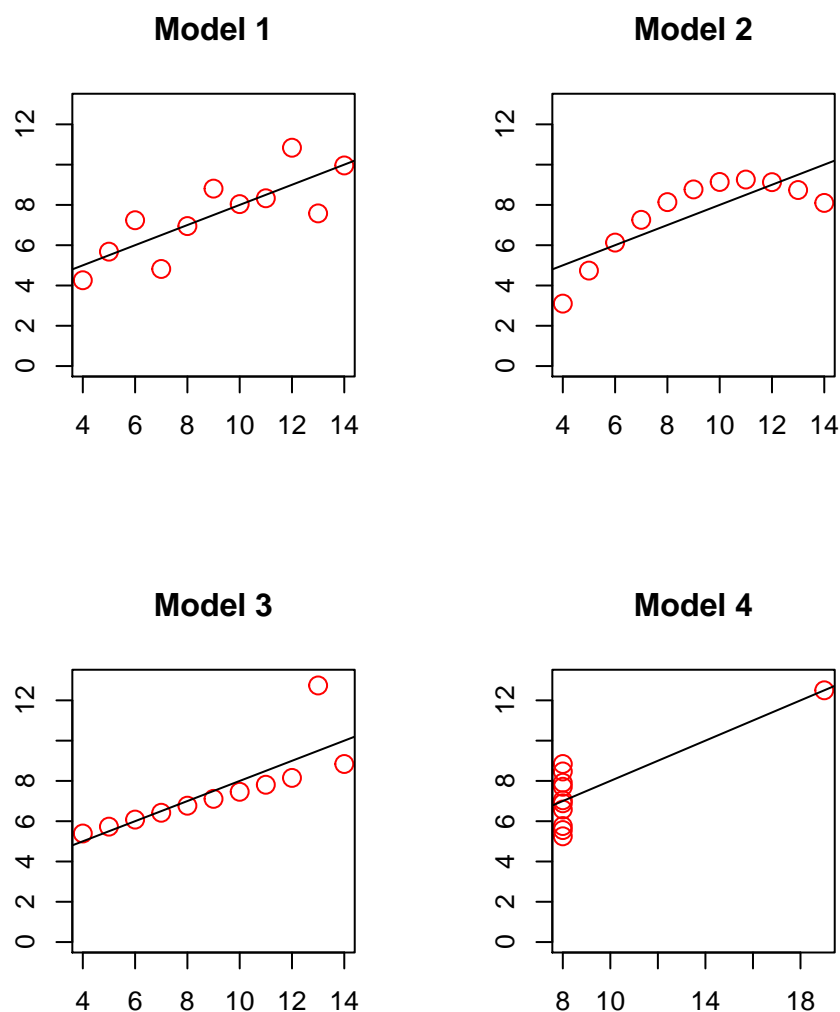
Et kendt eksempel på det nyttige i at visualisere sine data gives af Anscombe (1973). Tabel 3.1 viser udvalgte resultater fra fire forskellige bivariate regressionsmodeller. Som det kan ses, er resultaterne identiske for de fire modeller.

Tabel 3.1: Anscombe’s kvadrant, resultater

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4
β_0 (se)	3,00 (1,12)	3,00 (1,13)	3,00 (1,13)	3,00 (1,12)
β_1 (se)	0,50 (0,12)	0,50 (0,12)	0,50 (0,12)	0,50 (0,12)
R^2	0,63	0,63	0,63	0,63
N	11	11	11	11

Kigger vi omvendt på, hvordan forholdet er mellem den uafhængige og afhængige variabel i de fire modeller, som illustreret i Figur 3.1, ser vi, at der er nævneværdige forskelle på de forskellige modeller, som ikke kommer til syne ved at kigge på nogle af de estimater, vi som regel er mest interesserede i, når vi arbejder med regressionsanalyser¹.

¹For et andet godt eksempel, se indlægget [What data patterns can lie behind a correlation coefficient?](#).



Figur 3.1: Anscombes kvadrant

Ovenstående figur er lavet med R uden brug af nogle pakker, og dette fungerer fint og kan fungere ganske godt i de fleste tilfælde. Det er dog ofte yderst besværligt (altså tidskrævende) at lave pæne figurer på denne måde, og det script man ligeledes bygger op kan være svært for andre at læse, hvis man laver mere komplicerede figurer. Heldigvis er der en fantastisk pakke til R kaldet `ggplot2` (H. Wickham, 2009), der gør det nemt at lave pænere figurer i R. Det er dog vigtigt at nævne, at `ggplot2` ikke nødvendigvis er bedre end så mange andre pakker til at lave figurer, hvorfor det delvist handler om ens personlige præference. Ligeledes er der også funktioner i `ggplot2`, som det vil blive anbefalet *ikke* at bruge, herunder især funktionen `qplot()`, der står for *quick plot*, men som er ganske overflødig. `ggplot2` bruges dog af flere og flere, hvorfor der også er mange gode ressourcer, der gør det nemt at lave pæne figurer.

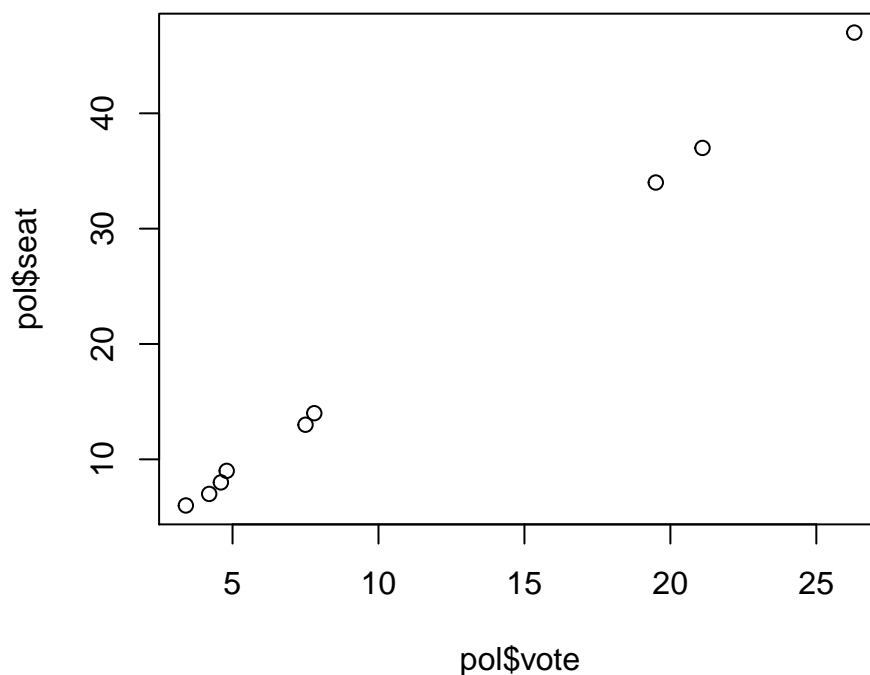
3.1 Introducerende eksempel

I nærværende kapitel vil vi først kigge på et simpelt eksempel, der viser, hvordan man kan lave figurer med `ggplot2` i R². Til dette formål vil vi bruge datasættet `ft2015.csv`, som vi genererede i forrige kapitel³. Vi indlæser datasættet med funktionen `read.csv()`.

```
pol <- read.csv("data/ft2015.csv")
```

Hvis vi gerne vil vise relationen mellem hvor mange stemmer et parti har fået ved folketingsvalget og dets mandater i Folketinget, kan vi bruge funktionen `plot()` i R, der er en del af basispakken og dermed ikke kræver at en pakke indlæses.

```
plot(pol$vote, pol$seat)
```



Et lignende plot kan vi lave med `ggplot2`, hvorfor vi først åbner pakken i R med `library()`.

```
library("ggplot2")
```

Til at lave et plot ala ovenstående med `ggplot2` bruger vi funktionen `ggplot()`. Med `ggplot()` specificerer vi først hvilken dataramme, vi ønsker at anvende, samt

²For installation af pakken, se sektion 2.4.

³De datasæt vi arbejder med i løbet af bogen kan ligeledes findes på GitHub: github.com/erikgahner/Rguide/tree/master/data

hvilke variable i datarammen, der skal visualiseres (bemærk at `ggplot()` *altid* tager udgangspunkt i en dataramme). Det er med andre ord her, at vi angiver, hvilke variable der skal visualiseres samt deres rolle (evt. om variablen skal være på x-aksen eller y-aksen). Hvis vi eksempelvis har en dataramme med en `variabel1` og `variabel2`, kan specifikationen se ud som følger:

```
ggplot(dataramme, aes(x=variabel1, y=variabel2))
```

Her har vi således angivet, at vi er interesseret i `variabel1` og `variabel2`, samt at førstnævnte er en x-akse variabel og sidstnævnte er en y-akse variabel. Vi har endnu ikke specificeret, hvilken type figur, vi ønsker at lave. Dette kan vi tilføje ved først at lave et + tegn, og så angive, hvilken figur vi ønsker at lave (i dette tilfælde et punktdiagram):

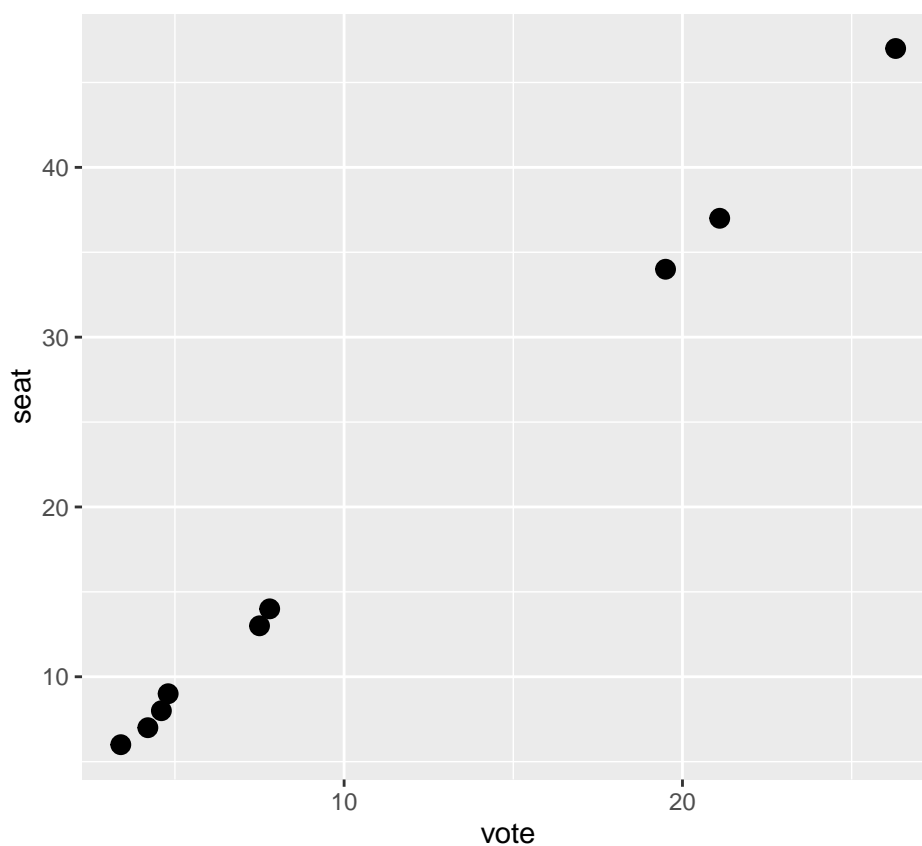
```
ggplot(dataramme, aes(x=variabel1, y=variabel2)) +  
  geom_point()
```

Dette er grundideen med `ggplot2`. Først angiver vi, hvilke data vi er interesseret i at arbejde med, og så tilføjer vi ekstra specifikationer efter forgodtbefindende. Vi kan således tilføje information om, hvad der skal stå på akserne, hvor store punkterne skal være og så videre. En af fordelene ved denne tilgang er, at du først kan lave noget meget simpelt, og så derefter redigere i dette, til du til sidst opnår det ønskede resultat. Dette er uanset om du vælger at lave et søjlediagram, en punktdiagram eller noget helt tredje.

Dette kan virke uoverskueligt, men der er en mening med galskaben (en mening der kun bliver mere klar, jo mere man arbejder med det). De to g'er (altså gg) i `ggplot2` står for *grammar of graphics*, og det er hele filosofien bag, altså at der skal være en sætningsstruktur til de figurer, man laver. Med andre ord består vores figur af forskellige komponenter. Har vi først lavet én figur, kan vi bygge videre på denne, eksempelvis ved at tilføje linjer og ændre farvetema, tekst med videre.

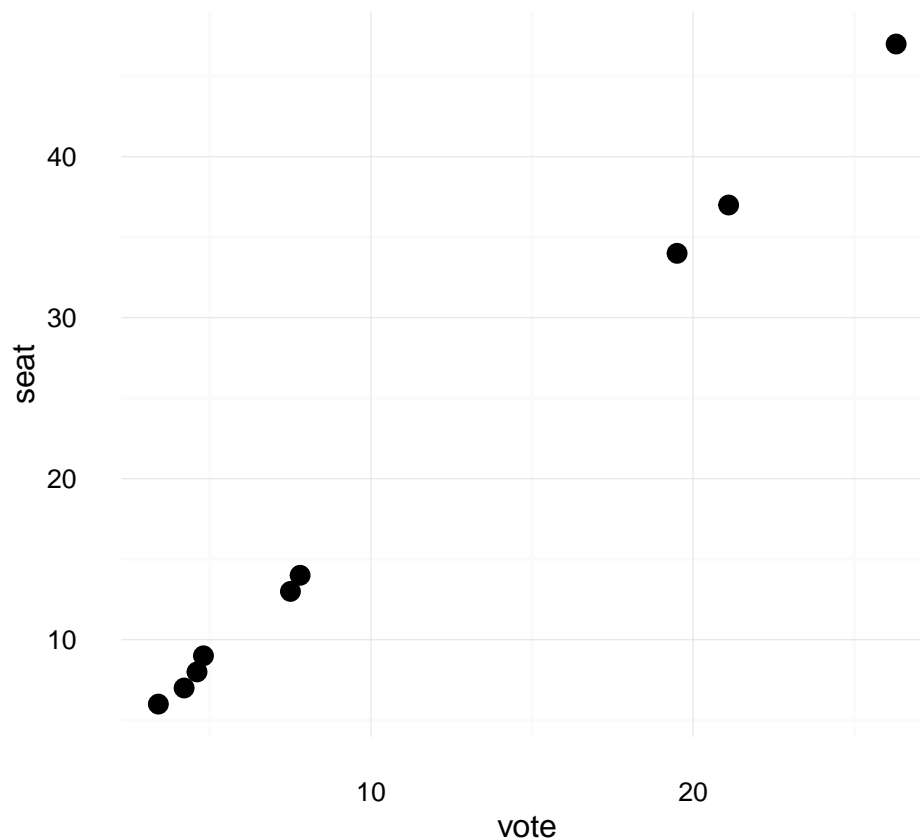
Vi kan således bruge `ggplot2` til at lave en figur som ovenfor. Først specificerer vi, at vi er interesseret i at bruge datarammen `pol`, hvor x-aksen skal være `vote` og y-aksen `seat`. Dernæst siger vi at det skal være punkter (`geom_point`), vi gerne vil have visualiseret.

```
ggplot(pol, aes(x=vote, y=seat)) +  
  geom_point(size=3)
```

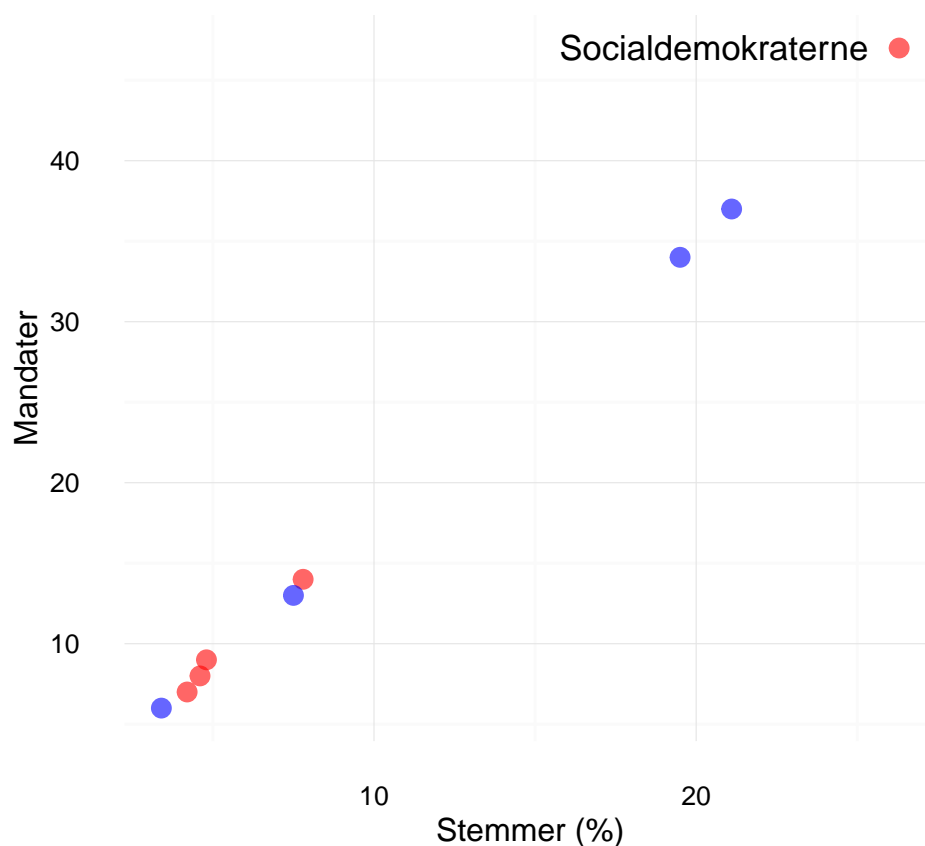
Dette er dog ikke nødvendigvis vores færdige figur. Tværtimod kan vi som nævnt tilføje flere komponenter. Lad os begynde med blot at ændre temaet, så vi får et mere minimalistisk *look*. Dette gøres med tilføjelsen `theme_minimal()`. Bemærk desuden at de forskellige komponenter adskilles med `+`, men at det ikke er et krav, at de er på en ny linje.

```
ggplot(pol, aes(x=vote, y=seat)) +  
  geom_point(size=3) +  
  theme_minimal()
```



Dette er blot for at vise logikken bag ggplot2. Det kan virke kompliceret, men undlad at give op. Jo flere figurer du laver, gerne helt fra bunden, desto nemmere bliver det med tiden. Husk desuden også, at Google er en fantastisk ressource i denne sammenhæng, og hvis du søger efter ggplot2 og det du gerne vil lave, vil der i de fleste tilfælde komme resultater op, der vil hjælpe dig. Der er som sagt ingen grænse for, hvad man kan bygge på og ændre i, og i nedenstående kan det ses, at der er tilføjet en række ekstra linjer, der hver især tjener et formål i forhold til figuren.

```
ggplot(pol, aes(x=vote, y=seat)) +
  scale_colour_manual(values=c("red", "blue")) +
  geom_point(aes(col=as.factor(rw)), alpha=0.6, size=3) +
  theme_minimal() + theme(legend.position="none") +
  ylab("Mandater") +
  xlab("Stemmer (%)") +
  geom_text(aes(label=ifelse(party == "Socialdemokraterne",
                             "Socialdemokraterne", ""),
                 hjust=1.1, vjust=0.5), size=4.5)
```



Ovenstående plot illustrerer blot den måde hvorpå ggplot2 fungerer. I nærværende tilfælde ville det ikke være nødvendigt at visualisere forholdet mellem stemmer og mandater, da det er begrænset hvor meget anden information der kommer ud af figuren, end ved blot at formidle korrelationen.

Det bedste råd der kan gives i forhold til brugen af ggplot2 pakken er, at lære det grundlæggende (altså hvordan man laver et histogram og andre figurer) og derfra så gradvist lære at bygge ovenpå (eksempelvis gennem Google), når der er problemer eller bestemte ønsker.

3.2 Specifikationer med ggplot2

Alle plots lavet med ggplot2 laves med funktionen `ggplot()`. I denne funktion angives det først, som beskrevet i forrige afsnit, hvilken dataramme, man anvender, hvorefter det angives hvilke variable, man er interesseret i. Ønsker man blot at vise en distribution af én variabel, er det selvsagt tilstrækkeligt blot at angive én variabel. De variable der skal visualiseres *skal* være en del af en dataramme.

Der er et utal af muligheder med ggplot2, og således også flere ting, der kan specificeres. Alt efter hvilken type figur, vi ønsker at lave, skal vi vælge en bestemt geom, der er et geometrisk objekt. Det er denne specifikation, der fortæller, om vi er interesseret i et histogram, et punktdiagram eller noget helt tredje.

Tabel 3.2 viser udvalgte geometriske objekter, der ofte anvendes. Foruden objektnavn er der angivet et link til hvert objekt, hvor man kan læse mere om de respektive objekter og se illustrative eksempler på, hvordan de fungerer.

Tabel 3.2: Udvalgte geometriske objekter i ggplot2

Navn	Funktion	Side: Cookbook for R
Bar plot	<code>geom_bar()</code>	Bar and line graphs
Boxplot	<code>geom_boxplot()</code>	Plotting distributions
Densitetsplot	<code>geom_density()</code>	Plotting distributions
Histogram	<code>geom_histogram()</code>	Plotting distributions
Punktdiagram	<code>geom_point()</code>	Scatterplots

Det næste vi skal have styr på, er det æstetiske. Her anvendes `aes()` (forkortelse af *aesthetic*). Her specificeres det, hvilke variable vi skal visualisere m.v. Det er således også her det angives, hvis observationer skal have forskellige farver.

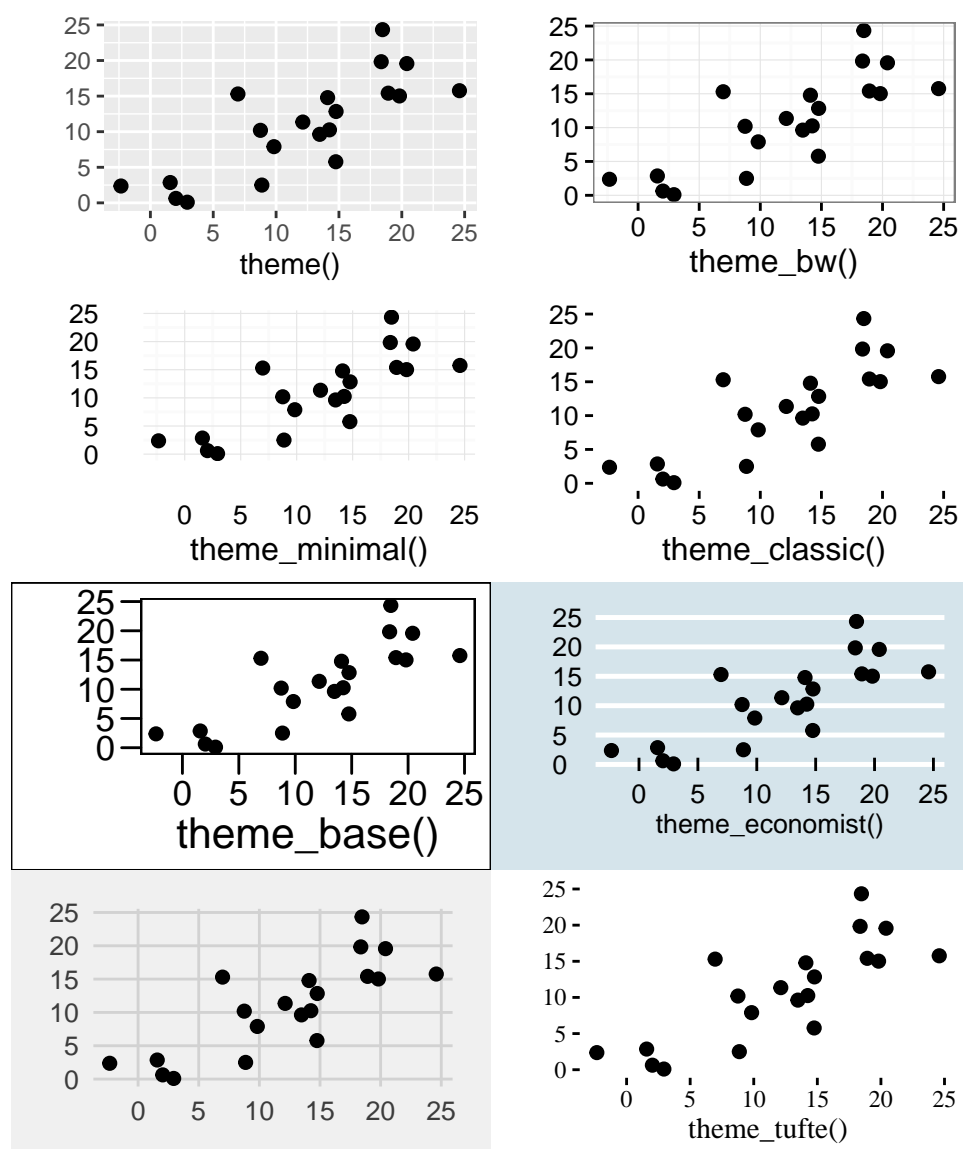
Som det kunne ses ovenfor, er der et standardtema, som ggplot2 anvender. Der er tale om en karakteristisk grå baggrund, som ikke er decideret grim, men nemt kan ændres, hvis man vil have noget mere simpelt (eller bare noget andet).

Tabel 3.3 viser en række udvalgte temaer der er at finde i hhv. ggplot2 og ggthemes. Det er kun udvalgte temaer, og ggthemes har eksempelvis også `theme_stata()`, og det siger sig selv, at dette tema *aldrig* skal anvendes.

Tabel 3.3: Udvalgte temaer til i ggplot2

Funktion	Pakke	Beskrivelse
<code>theme_bw()</code>	ggplot2	Mørke elementer på hvid baggrund
<code>theme_minimal()</code>	ggplot2	Minimalistisk tema
<code>theme_classic()</code>	ggplot2	Tema uden gitterlinjer
<code>theme_base()</code>	ggthemes	Kopi af base tema i R
<code>theme_economist()</code>	ggthemes	The Economist tema
<code>theme_fivethirtyeight()</code>	ggthemes	FiveThirtyEight tema
<code>theme_tufte()</code>	ggthemes	Tufte (1983) tema

Figur 3.2 viser hvordan de forskellige *themes* ser ud. Rækkefølgen er: Standard, `theme_bw()`, `theme_minimal()`, `theme_classic()`, `theme_base()`, `theme_economist()`, `theme_fivethirtyeight()`, `theme_tufte()`.



Figur 3.2: Otte forskellige temaer

Der findes flere ressourcer online, der beskæftiger sig med temaer til ggplot2, og foruden ovenstående kan [ggthemr](#) og [ggplot2 extensions](#) anbefales.

3.3 Eksempel: Venstre i meningsmålingerne i 2015

I dette afsnit gives flere eksempler på, hvordan man kan bygge figurer op. Idéen er ikke, at du efter at have læst dette afsnit kan - eller skal kunne - lave lignende figurer, men at du har en klar idé om hvordan figurer laves og kan finde inspiration i nedenstående, når du laver dine egne figurer.

Til dette vil vi bruge datasættet `polls.csv`, der indeholder data på en lang række

meningsmålinger, der viser opbakningen til de partier, der enten er i Folketinget eller arbejder på at komme det. Vi bruger igen kommandoen `read.csv()` til at indlæse vores datasæt. Vi gemmer det i objektet `polls`:

```
polls <- read.csv("data/polls.csv")
```

Først skal vi have et overblik over datasættet. Til at gøre dette bruger vi `summary()`:

```
summary(polls)
```

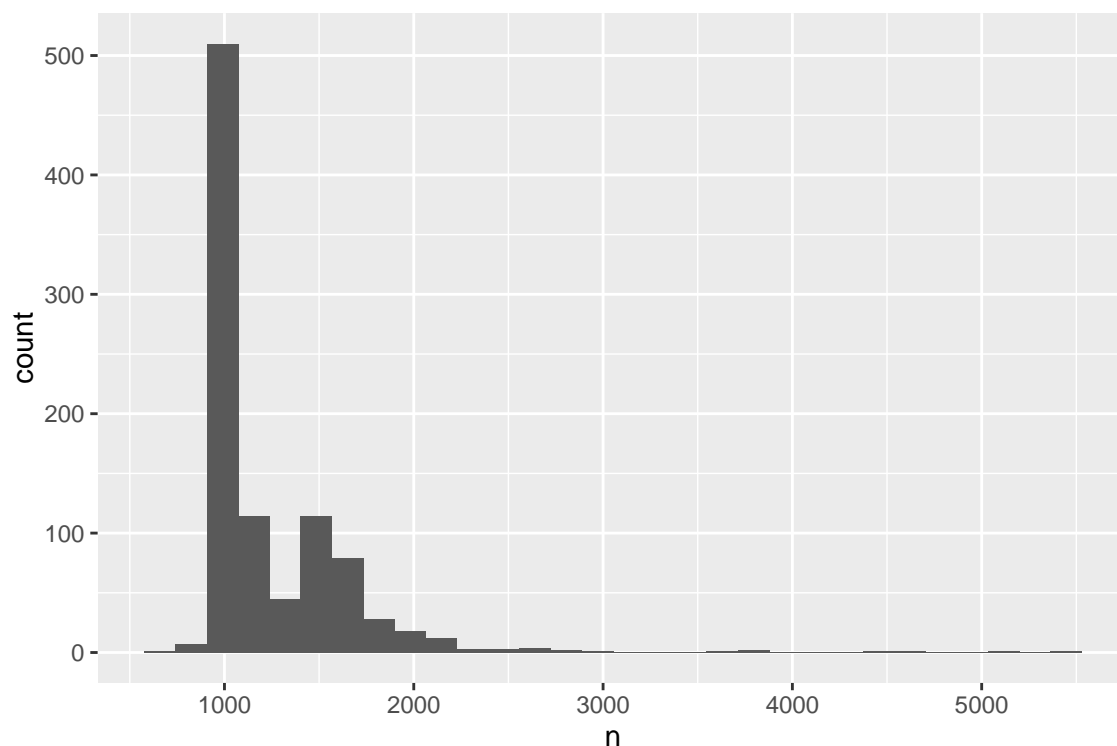
id	pollingfirm	year	month
Min. : 1	Voxmeter:266	Min. :2010	Min. : 1.000
1st Qu.: 254	Gallup :132	1st Qu.:2011	1st Qu.: 4.000
Median : 507	Megafoon :123	Median :2013	Median : 6.000
Mean : 507	YouGov :107	Mean :2013	Mean : 6.563
3rd Qu.: 760	Rambøll :106	3rd Qu.:2015	3rd Qu.: 9.000
Max. :1013	Epinion :105	Max. :2016	Max. :12.000
	(Other) :174		
day	party_a	party_b	party_c
Min. : 1.00	Min. :14.40	Min. : 3.300	Min. : 2.100
1st Qu.: 8.00	1st Qu.:20.30	1st Qu.: 5.500	1st Qu.: 3.500
Median :13.00	Median :24.20	Median : 7.600	Median : 4.200
Mean :15.13	Mean :23.29	Mean : 7.277	Mean : 4.509
3rd Qu.:23.00	3rd Qu.:26.10	3rd Qu.: 8.725	3rd Qu.: 5.225
Max. :31.00	Max. :31.50	Max. :11.700	Max. :12.700
	NA's :1	NA's :1	NA's :1
party_d	party_f	party_i	party_k
Min. :1.000	Min. : 2.400	Min. :0.200	Min. :0.0000
1st Qu.:1.800	1st Qu.: 4.775	1st Qu.:4.700	1st Qu.:0.5000
Median :2.700	Median : 6.100	Median :5.500	Median :0.7000
Mean :2.792	Mean : 7.256	Mean :5.682	Mean :0.7072
3rd Qu.:3.600	3rd Qu.: 7.900	3rd Qu.:6.900	3rd Qu.:0.9000
Max. :5.600	Max. :19.400	Max. :9.500	Max. :1.5000
NA's :988	NA's :1	NA's :1	NA's :624
party_o	party_v	party_oe	party_aa
Min. : 9.90	Min. :14.50	Min. : 2.100	Min. :0.900
1st Qu.:13.40	1st Qu.:20.60	1st Qu.: 7.200	1st Qu.:3.600
Median :17.10	Median :23.50	Median : 8.600	Median :4.800
Mean :16.73	Mean :24.51	Mean : 8.349	Mean :4.709
3rd Qu.:19.60	3rd Qu.:28.40	3rd Qu.: 9.800	3rd Qu.:6.000
Max. :24.50	Max. :36.40	Max. :14.900	Max. :9.300
NA's :1	NA's :1	NA's :1	NA's :689
n			source

Min.	: 717		: 908
1st Qu.	: 1016	http://voxbmeter.dk/index.php/meningsmalinger/	: 41
Median	: 1050	http://www.politiko.dk/barometeret	: 17
Mean	: 1259	http://www.b.dk/politiko/barometeret	: 2
3rd Qu.	: 1500	http://www.mx.dk/nyheder/danmark/story/17762091	: 2
Max.	: 5503	http://www.mx.dk/nyheder/danmark/story/20170441	: 2
NA's	: 65	(Other)	: 41

Som det kan ses har vi en lang række af variable i vores dataramme `polls`. `id`, der giver hver observation et id. `pollingfirm`, der angiver hvilket analyseinstitut, der har foretaget meningsmålingen. `year`, `month` og `day` angiver henholdsvis årstal, måned og dag for, hvornår dataindsamlingen for meningsmålingen blev fuldført. I vores datasæt har vi, som det kan ses, observationer i perioden fra 2010 til 2016. De næste variable angiver opbakningen til de forskellige partier, hvor de begynder med præfikset `party_` og dernæst partibogstavet. `party_v` er således partiet Venstres opbakning i meningsmålingen. Sidst har vi variabelen `n`, der angiver hvor mange der er blevet spurgt, og til sidst `source`, der angiver, hvor informationerne er fra.

Vi kan begynde med at lave et histogram over, hvor mange respondenter der normalt bliver spurgt i meningsmålingerne.

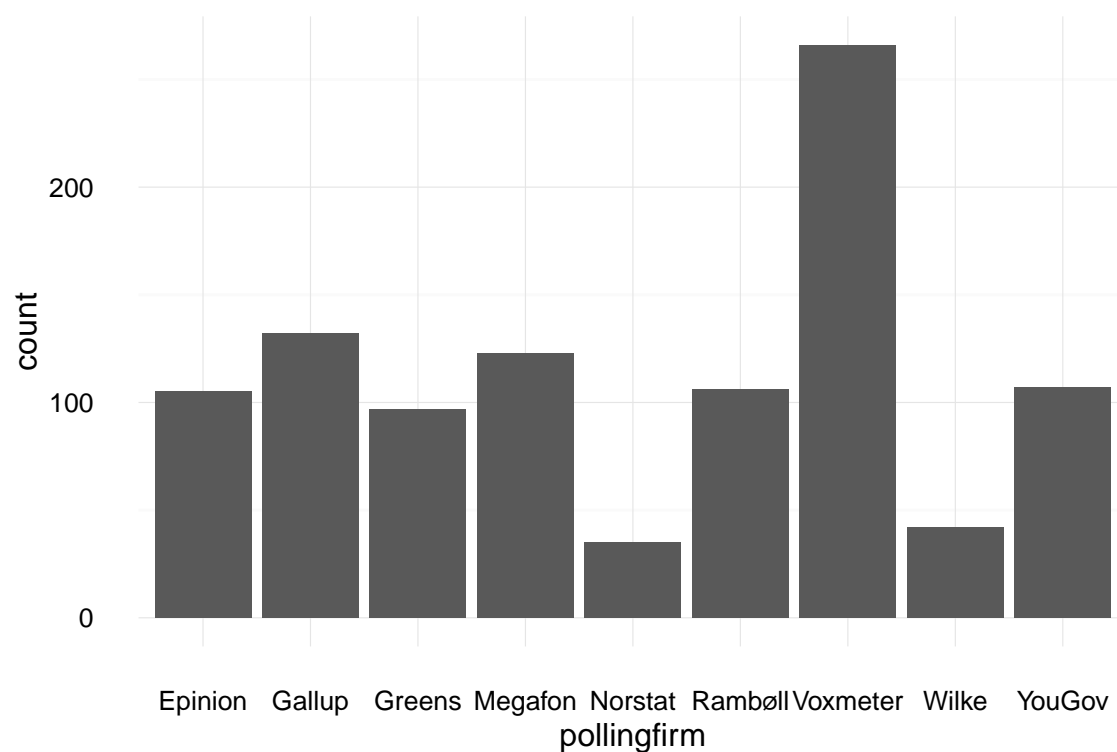
```
ggplot(polls, aes(x=n)) +  
  geom_histogram()
```



Som vi kan se spørger de fleste meningsmålinger omkring 1000 personer. Dette harmonerer fint med vores deskriptive statistik i ovenstående, hvor vi kunne se, at medianen var 1050.

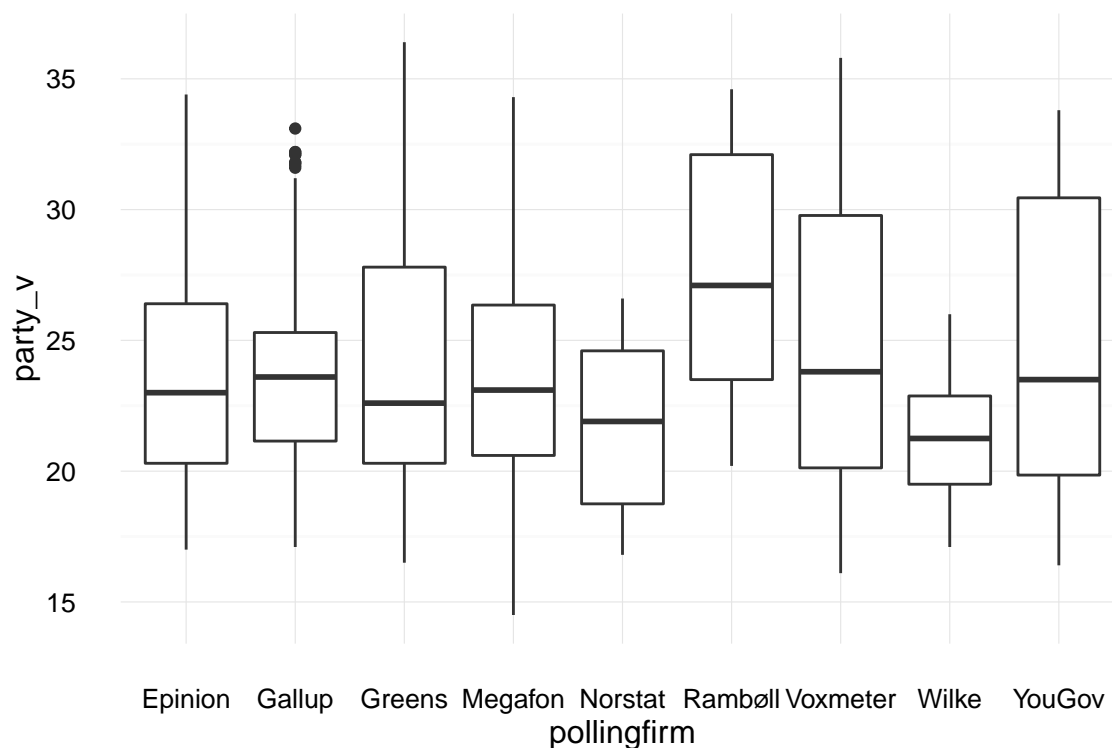
Som det næste kan vi se på, hvilke institutter der har gennemført meningsmålingerne i vores datasæt. Til dette bruger vi `geom_bar()` i stedet for `geom_histogram`, og så tilføjer vi `theme_minimal()`, blot for at gøre figuren lidt pænere:

```
ggplot(polls, aes(x=pollingfirm)) +  
  geom_bar() +  
  theme_minimal()
```



Som det kan ses gennemfører Voxmeter flest meningsmålinger i denne periode (hvilket skyldes, at Voxmeter normalt foretager en meningsmåling om ugen). Vi kan også se på, hvordan partierne i hele perioden ligger hos de respektive analyseinstitutter. I nedenstående laver vi et boxplot med information om, hvordan partiet Venstre normalt ligger.

```
ggplot(polls, aes(x=pollingfirm, y=party_v)) +  
  geom_boxplot() +  
  theme_minimal()
```

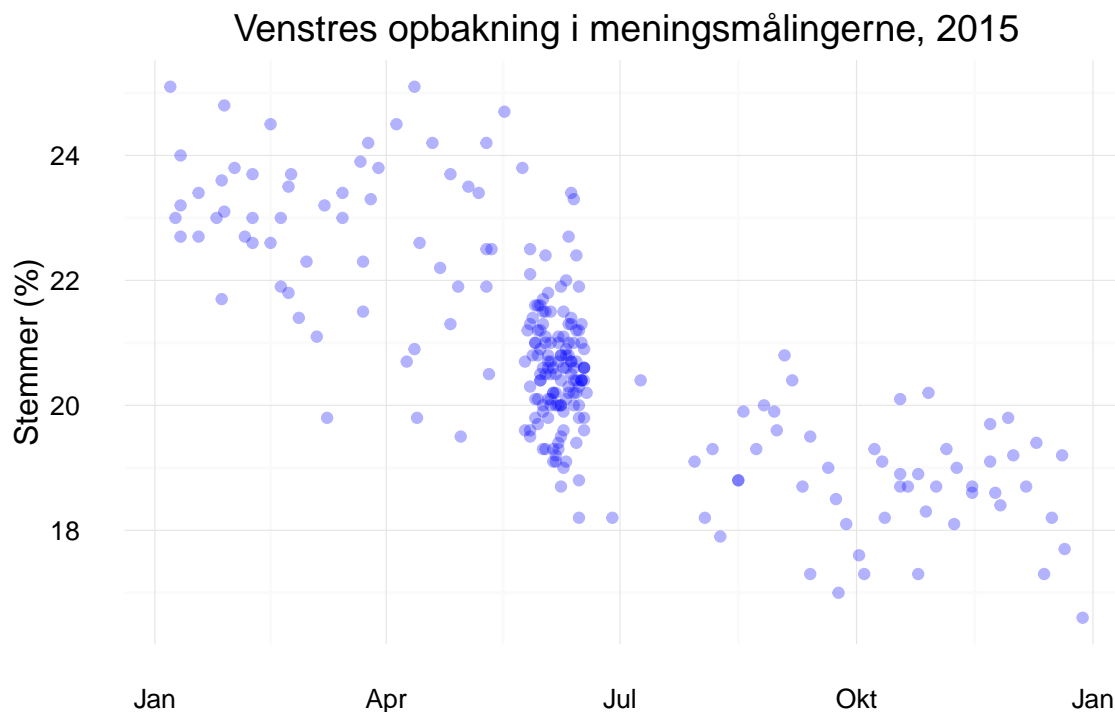
Det kan ses, at især Rambøll har Venstre højere oppe. Det skyldes dog ikke, at Rambøll overvurderer Venstre, men at meningsmålingerne fra Rambøll er fra tidligt i perioden (hvor Venstre lå højere i meningsmålingerne). Derfor er vi også interesseret i at kigge på Venstres opbakning over tid, hvor vi i nærværende tilfælde indskrænker os til 2015. For at gøre dette laver vi først en ny variabel, `date`, der samler information fra `year`, `month` og `day` og så indskrænker datasættet i objektet `polls` til kun at have meningsmålingerne fra 2015.

```
polls$date <- format(as.Date(c(paste(polls$year,
                                     polls$month,
                                     polls$day,
                                     sep="-")), by = "days"))

polls.2015 <- polls[polls$date > as.Date("2015-01-01") &
                    polls$date < as.Date("2015-12-31"),]
```

Dette kan vi illustrere med nedenstående kode. Bemærk at vi her også angiver, at `date` er en datovariabel (med `as.Date()`). Ligeledes tilføjer vi nogle andre specifikationer, der gør figuren lidt pænere og informativ.

```
ggplot(polls.2015, aes(x=as.Date(date), y=party_v)) +  
  geom_point(colour="blue", alpha=.3) +  
  ggtitle("Venstres opbakning i meningsmålingerne, 2015") +  
  ylab("Stemmer (%)") +  
  scale_x_date("", date_labels = c("%b")) +  
  theme_minimal()
```



3.4 Afsluttende bemærkninger

Nærværende kapitel har givet en introduktion til nogle af de grundlæggende elementer i, hvordan man visualiserer datarammer med ggplot2-pakken i R. Når du har lavet en figur, er det ofte også nødvendigt at eksportere den, altså få den gemt, så du kan inkludere den i dit arbejde. Til at gemme et plot bruger vi kommandoen `ggsave()`:

```
ggsave("filnavn.png")
```

Figuren vil blive gemt i dit *working directory*. Filtypen `.png` kan erstattes med andre formater, du skulle have interesse i. Hvis du har gemt figuren i et objekt, eksempelvis objektet `plot.1`, kan du også angive dette før selve angivelsen af filen:

```
ggsave(plot.1, "filnavn.png")
```

Når du har gemt din figur, vil du i mange tilfælde se, at du ikke er helt tilfreds med højden og bredden på figuren. Dette kan du ændre ved hjælp af specifikationerne `width` og `height`:

```
ggsave(plot.1, "filnavn.png", width = 4, height = 4)
```

Der er to pointer, der er vigtige at afslutte nærværende kapitel med. For det første, overordnet set, er det vigtigt at huske på, at man i en visualisering ikke oversælger sine data (eller modelestimer). Tufte (1983) opererer med begrebet løgnfaktor, der er effektstørrelsen i ens grafik divideret med effektstørrelsen i ens data. Der skal i ens præsentation gerne være en løgnfaktor på 1, altså en retmæssig præsentation af, hvad ens data rent faktisk viser.

For det andet har hensigten med dette kapitel været at give et indblik i, hvad man kan med `ggplot2`. Kapitlet er på ingen måde udtømmende, og der findes talrige guides på nettet, der mindst lige så godt som dette kapitel, klæder dig på til at visualisere data med `ggplot2` i R. Disse inkluderer blandt andet:

- [Introduction to R Graphics with ggplot2](#)
- [Building a ggplot2 step by step](#)
- [An Introduction on How to Make Beautiful Charts With R and ggplot2](#)
- [Scatter plots \(ggplot2 way\)](#)

Kapitel 4

OLS regression

OLS regression er et af de mest anvendte redskaber i den politologiske værktøjskasse.

danske del af *European Social Survey* fra 2014. Bemærk at dette ikke er det fulde datasæt, så det er ikke alle observationer (*rækker*) såvel som variable (*kolonner*), der er med. Det fulde datasæt kan hentes i forskellige formater hos europeansocialsurvey.org. Det første vi gør er at indlæse vores datasæt i objektet `ess`.

```
ess <- read.csv("data/ess.csv")
```

For at få et indblik i de inkluderede variable i datarammen og observationerne deri, bruger vi først `head()`-funktionen:

```
head(ess)
```

	male	age	edu	inc	union	lrscale
1	0	66	6	4	0	4
2	1	57	5	9	1	7
3	0	56	6	6	1	5
4	0	74	3	2	0	5
5	0	49	4	9	1	8
6	1	58	3	3	1	5

Som det kan ses er der seks variable. De er alle numeriske variable. `male` er køn, hvor 1 er mand og 0 er kvinde. `age` er alder i år. `edu` er uddannelse (i ISCED kategorier). `inc` er indkomst angivet i indkomstdecil (hvorfor der er 10 værdier). `union` angiver om man er medlem af en fagforening eller ej. `lrscale` er politisk orientering målt på en venstre-højre skala (hvor 0 er meget venstreorienteret og 10 er meget højreorienteret). Vi bruger `summary()` til at få deskriptiv statistik på de respektive variable:

```
summary(ess)
```

male	age	edu	inc
Min. :0.0000	Min. :15.00	Min. :1.000	Min. : 1.000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:35.00	1st Qu.:3.000	1st Qu.: 4.000
Median :1.0000	Median :49.00	Median :4.000	Median : 6.000
Mean :0.5339	Mean :49.27	Mean :4.263	Mean : 5.842
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:63.00	3rd Qu.:6.000	3rd Qu.: 8.000
Max. :1.0000	Max. :95.00	Max. :7.000	Max. :10.000

union	lrscale
Min. :0.0000	Min. : 0.000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 4.000
Median :1.0000	Median : 5.000
Mean :0.6179	Mean : 5.481
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.: 7.000
Max. :1.0000	Max. :10.000

4.1 Bivariat analyse

For at lave en OLS regression bruger vi funktionen `lm()`, der står for *linear model*. For at lave en simpel OLS regression med en afhængig variabel og én uafhængig variabel, angiver vi den afhængige før `'~'` i funktionen og den uafhængige variabel efter. Sidst angiver vi datasættet. I nedenstående ønsker vi at undersøge om folk der har en højere indkomst, er mere højreorienteret. Dette ønsker vi at undersøge med datarammen `ess`, hvilket vi gemmer i objektet `reg.lr`.

```
reg.lr <- lm(lrscale ~ inc, data=ess)
```

Når vi har kørt ovenstående funktion får et objekt, der, når man bruger funktionen `class()` giver `lm`. Dette gør blandt andet, at når vi bruger funktioner på vores objekt, vil der blive taget højde for, at det er en lineær model (eksempelvis vil funktionen `plot()` på objektet kalde funktionen `plot.lm()`). For at se resultaterne af regressionen kan vi prøve at se, hvad der er i objektet `reg.lr`.

```
reg.lr
```

Call:

```
lm(formula = lrscale ~ inc, data = ess)
```

Coefficients:

(Intercept)	inc
5.13282	0.05959

Som det kan ses af ovenstående, får vi ikke anden information frem end koefficienterne i modellen. Dette betyder i dette tilfælde konstanten (altså værdien på den afhængige variabel når `inc` er 0) og koefficienten for `inc`. Dette er generelt ikke tilstrækkelig information, hvorfor det anbefales, at man bruger eksempelvis `summary()`, når man skal se resultaterne fra ens regression.

```
summary(reg.lm)
```

Call:

```
lm(formula = lrscale ~ inc, data = ess)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-5.729	-1.609	-0.252	1.688	4.808

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	5.13282	0.14661	35.01	< 2e-16 ***
inc	0.05959	0.02249	2.65	0.00816 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 2.332 on 1283 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.005442, Adjusted R-squared: 0.004667

F-statistic: 7.02 on 1 and 1283 DF, p-value: 0.008158

Her får vi et meget større *output*, der også indeholder egentlige signifikanstests, som vi ofte er interesseret i. Under *Estimate* ses koefficienterne (som ligeledes er angivet ovenfor). Under *Std. Error* får vi standardfejlene. *t value* viser *t* værdien og *Pr(>|t|)* giver *p*-værdien (og ved siden af disse er der, såfremt der er tale om et statistisk signifikant estimat, en indikator herfor). Nedenunder er en lang række af modelestimer, herunder frihedsgrader, determinationskoefficient, *F*-test m.v.

Hvis man finder ovenstående uoverskueligt er der andre måder, at få præsenteret resultaterne i R. Én metode er at anvende pakken *stargazer*, der ofte anvendes til at eksportere tabeller. Først indlæser vi pakken (husk at installere den først, såfremt du ikke har den):

```
library("stargazer")
```

Med pakken kan vi bruge funktionen `stargazer()`. Her angiver vi først, at vi er interesseret i objektet `reg.lm` og ønsker at få det præsenteret som tekst (standard er LaTeX-kode).

```
stargazer(reg.lr, type="text")
```

```
=====
                        Dependent variable:
                        -----
                        lrscale
-----
inc                      0.060***
                        (0.022)

Constant                 5.133***
                        (0.147)

-----
Observations              1,285
R2                        0.005
Adjusted R2              0.005
Residual Std. Error      2.332 (df = 1283)
F Statistic              7.020*** (df = 1; 1283)
=====
Note:                    *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01
```

Her ses et mere brugervenligt *output*, der i format ligner det, man vil finde i artikler og bøger. Her kan vi ligeledes nemt se antallet af observationer i vores model (hvilket ikke var angivet eksplicit, da vi brugte `summary()`).

4.2 Multivariat analyse

Til nu har vi blot kørt en simpel bivariat regressionsanalyse. Det er heldigvis nemt at udvide denne med flere variable. For at gøre dette tilføjer vi et `+` efter den uafhængige variabel og tilføjer navnet på endnu en variabel, der skal inkluderes i modellen. Dette kan man fortsætte med at gøre, til ens model er korrekt specificeret. I nedenstående er indkomst, køn, alder, uddannelse og fagforeningsmedlemskab uafhængige variable.

```
reg.lr.c <- lm(lrscale ~ inc + male + age + edu + union, data=ess)
```

Ligesom i den bivariate analyse kan vi få resultaterne af modellen frem ved hjælp af funktionen `summary()`:

```
summary(reg.lr.c )
```

Call:

```
lm(formula = lrscale ~ inc + male + age + edu + union, data = ess)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-6.2257	-1.5882	0.0025	1.8217	5.1478

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)	
(Intercept)	5.278791	0.292423	18.052	< 2e-16	***
inc	0.118345	0.024878	4.757	2.19e-06	***
male	0.452107	0.129368	3.495	0.000491	***
age	0.003823	0.003684	1.038	0.299628	
edu	-0.176360	0.037958	-4.646	3.73e-06	***
union	-0.270446	0.140951	-1.919	0.055241	.

— — —

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 2.294 on 1279 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.04013, Adjusted R-squared: 0.03637

F-statistic: 10.69 on 5 and 1279 DF, p-value: 4.383e-10

Outputtet følger samme struktur som i den bivariate analyse. Den eneste forskel er, at der nu er fire ekstra variable tilføjet og dermed fire ekstra estimater og dertilhørende standardfejl og statistiske tests. Hvis vi gerne vil sammenligne resultaterne i denne regression med den bivariate analyse, kan vi bruge `stargazer()` til at vise resultaterne fra begge modeller i én tabel. Dette gør vi ved at tilføje begge modeller til funktionen, adskilt af et komma:

```
stargazer(reg.lmr, reg.lmr.c, type="text")
```

	Dependent variable:	
	lrscale	
	(1)	(2)
inc	0.060***	0.118***

	(0.022)	(0.025)
male		0.452*** (0.129)
age		0.004 (0.004)
edu		-0.176*** (0.038)
union		-0.270* (0.141)
Constant	5.133*** (0.147)	5.279*** (0.292)

Observations	1,285	1,285
R2	0.005	0.040
Adjusted R2	0.005	0.036
Residual Std. Error	2.332 (df = 1283)	2.294 (df = 1279)
F Statistic	7.020*** (df = 1; 1283)	10.693*** (df = 5; 1279)
=====		
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Kapitel 5

Matching

I dette kapitel gives en introduktion til, hvordan man gennemfører analyser med matching. Der vil - som i de andre kapitler - ikke blive givet en introduktion til statistikken bag, så for de læsere, der skulle have en interesse i at læse et par introduktionsartikler, kan Ho, Imai, King, & Stuart (2007) og Sekhon (2009) anbefales.

Vi vil gøre brug af tre pakker i dette kapitel. Den primære pakke, der vil gøre det meste af arbejdet, er `MatchIt` (Ho, Imai, King, & Stuart, 2011). Der findes forskellige pakker, der alle indeholder tilsvarende funktioner, men `MatchIt` er blandt de nemmeste at anvende, hvorfor den også vil blive brugt her. De to andre pakker vi skal bruge, er `ggplot2` (til at visualisere data) og `RIttools` (til at undersøge balancen mellem ikke-matched og matched data). Først indlæser vi pakkerne:

```
library("ggplot2")  
library("MatchIt")  
library("RIttools")
```

Vi vil igen gøre brug af den danske del af European Social Survey fra 2014. For en nærmere beskrivelse af disse data og de respektive variable, henvises der til kapitlet om OLS regression.

```
ess <- read.csv("data/ess.csv")
```

I dette eksempel ønsker vi at undersøge, om personer, der er medlem af en fagforening, er mere højreorienterede end folk, der ikke er medlem. Vi har dog en idé om, at køn, alder, uddannelse og indkomst, kan være med til at forklare forskelle mellem dem, der er medlem af en fagforening og dem der ikke er. Med andre ord er de to grupper (hhv. gruppen af medlemmer og ikke-medlemmer) ikke sammenlignelige. Det første vi gør her er at specificere, at fagforeningsmedlemsskab er relateret til køn, alder, uddannelse og indkomst. Denne information gemmer vi i objektet `treat`. f:

```
treat.f <- union ~ male + age + edu + inc
```

Det første vi skal gøre er at have *propensity scores*, altså sandsynlighedsværdier, for, at en person er medlem af en fagforening eller ej, som en funktion af de respektive uafhængige variable. Til at gøre dette estimerer vi først en logistisk regression med funktionen `glm()`, der står for *generalized linear model*. Dette gemmer vi i objektet `fit`, hvorefter vi bruger funktionen `predict()` til at få sandsynlighedsværdien for hver respondent, og denne gemmes i datarammen `ess` i variabelen `pscores`.

```
fit <- glm(treat.f, family=binomial, data=ess)
ess$pscores <- predict(fit, type="response")
```

Det næste vi gør er at bruge *nearest neighbor* matching underlagt en 0,1 kaliber (for de forskellige metoder, se hjælpefilen til `matchit()`). Resultaterne heraf gemmer vi i objektet `m`:

```
m <- matchit(treat.f, method = "nearest", caliper=.1, data = ess)
m
```

Call:

```
matchit(formula = treat.f, data = ess, method = "nearest", caliper = 0.1)
```

Sample sizes:

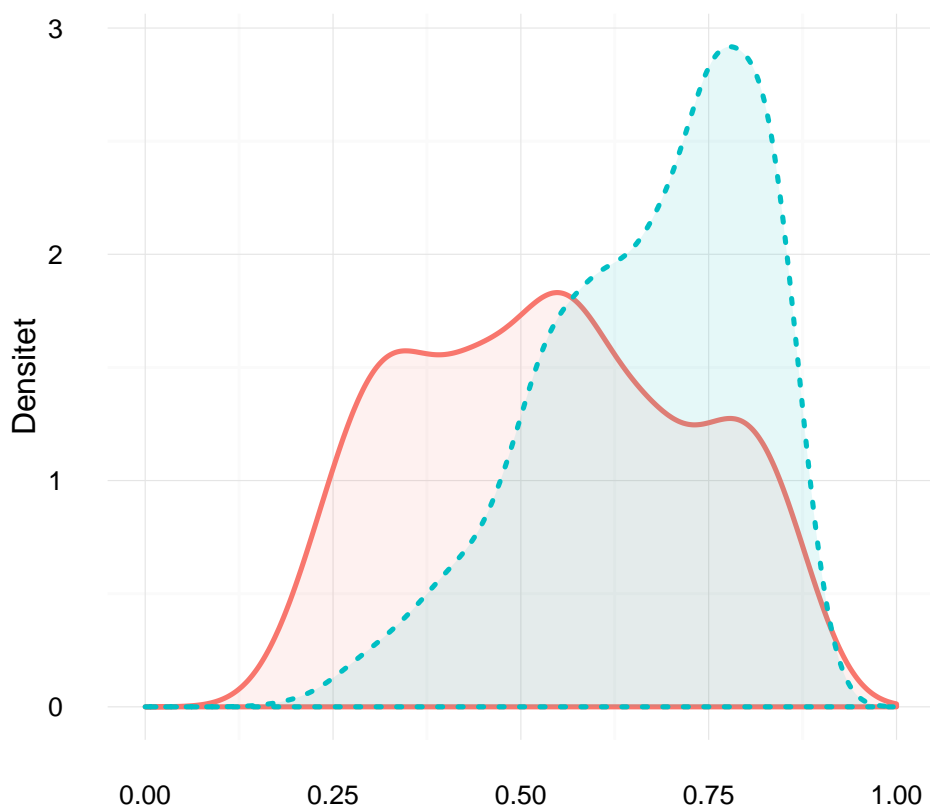
	Control	Treated
All	491	794
Matched	385	385
Unmatched	106	409
Discarded	0	0

I ovenstående kan vi se, at ikke alle cases kunne matches. Mere specifikt ender vi med 387 respondenter i hver gruppe. Vi bruger nu funktionen `match.data()` til at få en dataramme, for de respondenter, der er blevet matchet.

```
m.data <- match.data(m)
```

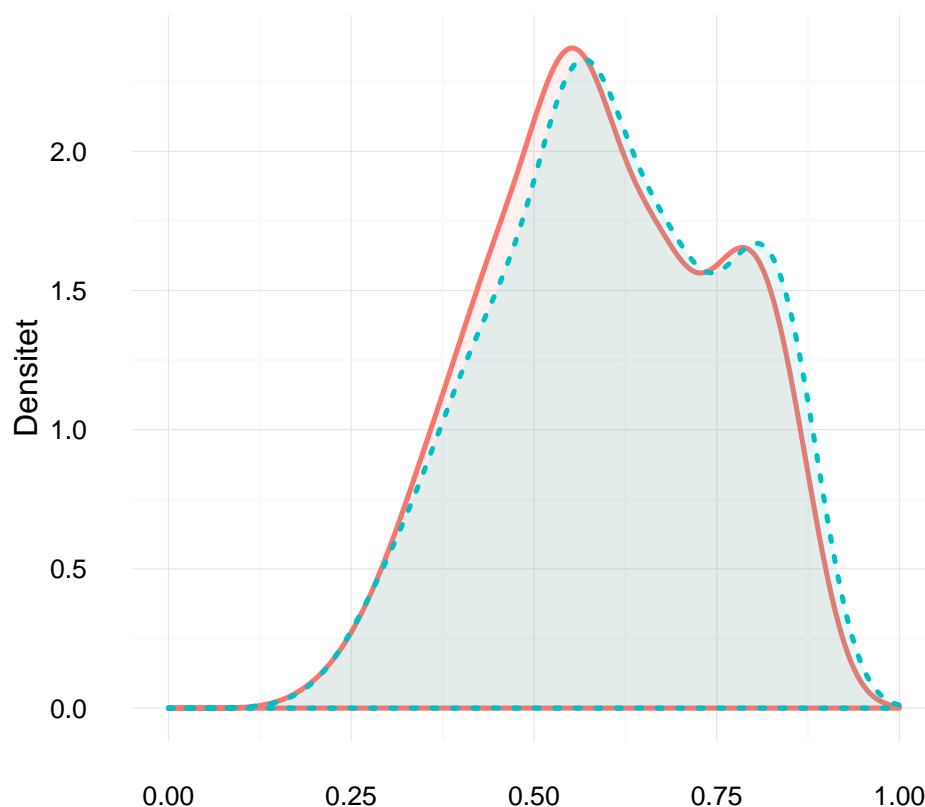
Nu kan vi så sammenligne sandsynlighedsværdierne for henholdsvis de ikke-matched og matchede datasæt. Først kigger vi på sandsynlighedsværdierne for de ikke-matched data:

```
ggplot(ess, aes(x=pscores, linetype=as.factor(union),
               fill = as.factor(union),
               colour = as.factor(union))) +
  geom_density(alpha = .1, size = .9) +
  ylab("Densitet") +
  theme_minimal() +
  theme(legend.position="none") +
  scale_x_continuous("", limits=c(0,1))
```



Her ses det tydeligt, at der ikke er et tilfredsstillende overlap mellem de to grupper. Som det næste kigger vi på vores overlap i de matchede data:

```
ggplot(m.data, aes(x=distance, linetype=as.factor(union),
                  fill = as.factor(union),
                  colour = as.factor(union))) +
  geom_density(alpha = .1, size = .9) +
  ylab("Densitet") +
  theme_minimal() +
  theme(legend.position="none") +
  scale_x_continuous("", limits=c(0,1))
```

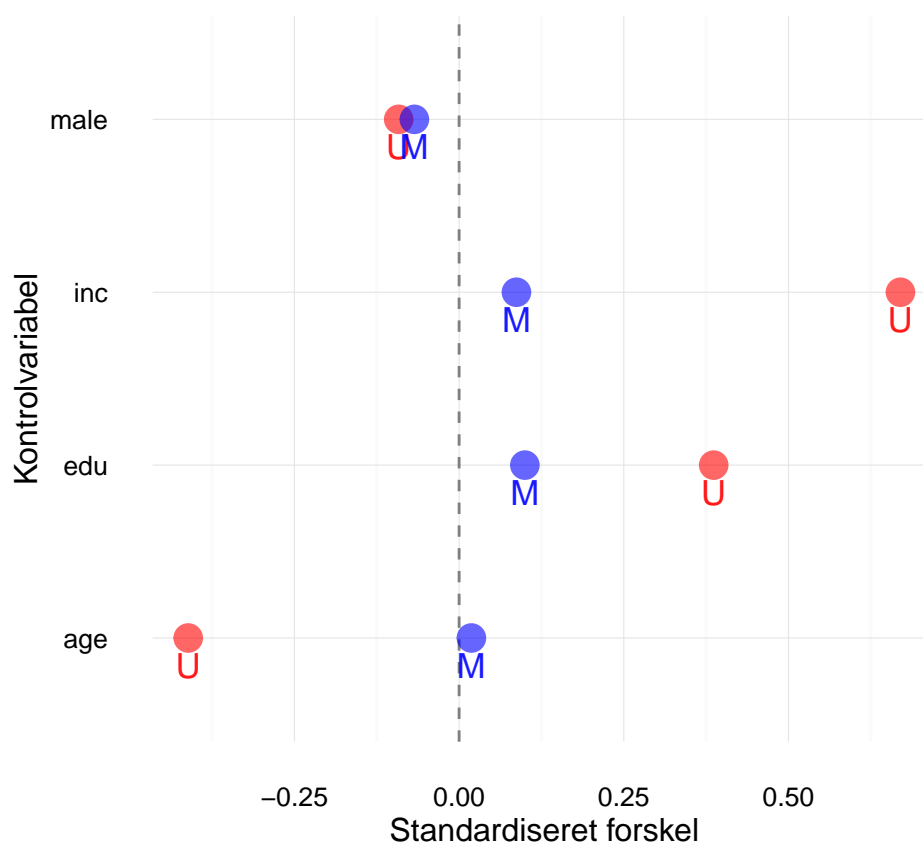


Her ses det omvendt, at der er et langt mere tilfredsstillende overlap mellem de ikke-matchede og de matchede data. Næst ønsker vi at belyse, om matching proceduren også har skabt bedre balance mellem de respektive grupper på de inkluderede, observerede variable. Til at gøre dette bruger vi funktionen `xBalance()`, hvorefter vi laver en ny dataramme med de standardiserede forskelle på de inkluderede variable før og efter matching. Denne dataramme kalder vi `balance.df`:

```
xB.unmatched <- xBalance(treat.f, data=ess, report=c("all"))
xB.unmatched <- as.data.frame(xB.unmatched)
std.unmatched <- xB.unmatched[, "results.std.diff.unstrat"]
xB.matched <- xBalance(treat.f, data=m.data, report=c("all"))
xB.matched <- as.data.frame(xB.matched)
std.matched <- xB.matched[, "results.std.diff.unstrat"]
balance.df <- data.frame(covariate = row.names(xB.matched),
                        unmatched=
                          std.unmatched[row.names(xB.unmatched)
                                          %in% row.names(xB.matched)],
                        matched=std.matched)
```

Resultaterne fra denne dataramme visualiserer vi så i nedenstående:

```
ggplot(balance.df, aes(x=covariate, y=unmatched)) +
  geom_hline(yintercept=0, linetype="dashed", colour="gray50") +
  geom_text(vjust = 1.6, aes(label="U", y=unmatched, size=.9),
    colour="red", alpha = 0.9) +
  geom_point(aes(y=unmatched, size=.9), colour="red",
    alpha = 0.6) +
  geom_text(vjust = 1.6, aes(label="M", y=matched, size=.9),
    colour="blue", alpha = 0.9) +
  geom_point(aes(y=matched, size=.9), colour="blue",
    alpha = 0.6) +
  coord_flip() +
  xlab("Kontrolvariabel") +
  ylab("Standardiseret forskel") +
  theme_minimal() +
  theme(legend.position="none")
```



Ovenstående viser, at de standardiserede forskelle er betydeligt mindre for de matchede data. Vi er således tilfredse med vores procedure, og kan nu køre vores analyser. Det første vi gør er at estimere en model på de ikke-matchede data. Dette gemmer vi i objektet `reg.unmatched`.

```
reg.unmatched <- lm(lrscale ~ union + male + age + edu + inc,
                    data=ess)
```

Dernæst kører vi en regression på de matchede data. Dette gemmer vi i objektet `reg.matched`:

```
reg.matched <- lm(lrscale ~ union + male + age + edu + inc,
                  data=m.data)
```

Vi kan så, forudsat at pakken `stargazer` er indlæst, se resultaterne med henholdsvis de ikke-matchede og de matchede data:

```
stargazer(reg.unmatched, reg.matched, type="text")
```

=====		
	Dependent variable:	

	lrscale	
	(1)	(2)

union	-0.270* (0.141)	-0.365** (0.167)
male	0.452*** (0.129)	0.437*** (0.169)
age	0.004 (0.004)	0.004 (0.005)
edu	-0.176*** (0.038)	-0.168*** (0.048)
inc	0.118*** (0.025)	0.135*** (0.031)
Constant	5.279*** (0.292)	5.228*** (0.346)

Observations	1,285	770
R2	0.040	0.048
Adjusted R2	0.036	0.042

Residual Std. Error	2.294 (df = 1279)	2.308 (df = 764)
F Statistic	10.693*** (df = 5; 1279)	7.711*** (df = 5; 764)
=====		
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Konklusion

I de forudgående kapitler er givet en introduktion til grundlæggende funktioner og muligheder i R. Dette er stadig en bog under udarbejdelse, hvorfor der stadig mangler uddybende beskrivelser hist og her. Ligeledes vil der i fremtiden blive tilføjet nye kapitler, der introducerer flere andre funktioner i R.

Hvis du ikke kan vente på dette, er der heldigvis en lang række af statistikbøger, der også bruger og introducerer R. Tabel 4.1 giver et overblik over nogle af disse bøger, samt hvilket niveau de er på.

Tabel 4.1: Introduktionsbøger der anvender R

Bog	Titel	Niveau
A. Field et al. (2012)	Discovering Statistics Using R	Introducerende
Monogan III (2015)	Political Analysis Using R	Introducerende, middel
Owen (2010)	The R Guide	Introducerende, middel
H. Wickham (2014)	Advanced R	Middel, avanceret

Bilag A

Genveje og funktioner

A.1 Funktioner

Funktion	Beskrivelse
<code>abs()</code>	Numerisk værdi
<code>cor()</code>	Korrelation
<code>cov()</code>	Kovarians
<code>length()</code>	Længde på objekt
<code>log()</code>	Logaritmen
<code>max()</code>	Maksimum
<code>mean()</code>	Gennemsnit
<code>median()</code>	Median
<code>min()</code>	Minimum
<code>prod()</code>	Krydsprodukt
<code>quantile()</code>	Fem kvantiler
<code>read.csv()</code>	Indlæs .csv fil
<code>round()</code>	Afrunding
<code>sd()</code>	Standardafvigelse
<code>sqrt()</code>	Kvadratrod
<code>subset()</code>	Subsæt
<code>sum()</code>	Summering
<code>summary()</code>	Sammenfatning
<code>table()</code>	Krydstabel
<code>unique()</code>	Unikke værdier
<code>var()</code>	Varians
<code>write.csv()</code>	Lav .csv fil

A.2 Genveje i RStudio

Funktion	Windows	Mac
Kør markeret kode	CTRL+R	CMD+R
Lav <i>assignment</i> operator (<-)	ALT+-	Option+-
Lav <i>pipe</i> operator (%>%)	CTRL+SHIFT+M	CMD+SHIFT+M

Bilag B

Anbefalede pakker

Navn	Formål	Nyttigt link
dplyr	Databehandling	GitHub
ggplot2	Figurer, generelt	cookbook-r.com/Graphs/
interplot	Figurer, interaktion	Vignette: interplot
MatchIt	Matching	Documentation: MatchIt
rddtools	Regressionsdiskontinuitet	
rdrobust	Regressionsdiskontinuitet	RD Software Packages
rio	Import/eksport af data	GitHub
sem	IV regression	2SLS in R
stargazer	Tabeller, eksport	A Stargazer Cheatsheet

Bilag C

Eksport af tabeller

Der er flere måder at eksportere tabeller fra R til ens tekstbehandlingsprogram. Her vil det i en fremtidig udgave af bogen blive vist, hvordan man gør det med pakken `stargazer` (Hlavac, 2015), der bruges i flere af bogens kapitler.

Referencer

- Anscombe, F. J. (1973). Graphs in statistical analysis. *The American Statistician*, 27(1), 17–21.
- Chan, C., Chan, G. C. H., & Leeper, T. J. (2016). *Rio: A swiss-army knife for data file i/o*.
- Field, A., Miles, J., & Field, Z. (2012). *Discovering statistics using r*. London: SAGE Publications.
- Fox, J., & Weisberg, S. (2011). *An R companion to applied regression* (Second). Thousand Oaks CA: Sage. Retrieved from <http://socserv.socsci.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion>
- Healy, K., & Moody, J. (2014). Data visualization in sociology. *Annual Review of Sociology*, 40, 105–128.
- Hlavac, M. (2015). *Stargazer: Well-formatted regression and summary statistics tables*. Cambridge, USA: Harvard University. Retrieved from <http://CRAN.R-project.org/package=stargazer>
- Ho, D. E., Imai, K., King, G., & Stuart, E. A. (2007). Matching as nonparametric preprocessing for reducing model dependence in parametric causal inference. *Political Analysis*, 15(3), 199–236.
- Ho, D. E., Imai, K., King, G., & Stuart, E. A. (2011). MatchIt: Nonparametric preprocessing for parametric causal inference. *Journal of Statistical Software*, 42(8), 1–28. Retrieved from <http://www.jstatsoft.org/v42/io8/>
- Kastellec, J. P., & Leoni, E. L. (2007). Using graphs instead of tables in political science. *Perspectives on Politics*, 5(4), 755–771.
- Monogan III, J. E. (2015). *Political analysis using r*. New York: Springer.
- Owen, W. J. (2010). *The r guide*. Retrieved from <http://CRAN.R-project.org/doc/contrib/>
- R Core Team. (2015). *Foreign: Read data stored by minitab, s, sas, spss, stata, systat, weka, dBase, .* Retrieved from <http://CRAN.R-project.org/package=foreign>
- Schwabish, J. A. (2014). An economist's guide to visualizing data. *Journal of Economic*

- Perspectives*, 28(1), 209–234.
- Sekhon, J. S. (2009). Opiates for the matches: Matching methods for causal inference. *Annual Review of Political Science*, 12, 487–508.
- Tufte, E. R. (1983). *The visual display of quantitative information*. Graphics Press.
- Wickham, H. (2009). *Ggplot2: Elegant graphics for data analysis*. Springer-Verlag New York. Retrieved from <http://ggplot2.org>
- Wickham, H. (2014). *Advanced r*. Chapman & Hall/CRC The R Series.
- Wickham, H., & Francois, R. (2015). *Readr: Read tabular data*. Retrieved from <http://CRAN.R-project.org/package=readr>
- Wickham, H., & Francois, R. (2016). *Dplyr: A grammar of data manipulation*. Retrieved from <http://CRAN.R-project.org/package=dplyr>