Statistical learning og programmering

1. Semesterprojekt. Antal ord:

Af Kenneth Gottfredsen, Eva Rauff og Sanne Sørensen

2022-12-25

Indhold

Fra forretningsproblem til datamining problem

Thise fortæller, at de har svært at forudsige præcist hvor mange liter koldskål produktionsafdelingen skal producere. Dette har resulteret i, at de ikke har kunne producere nok koldskål i år, fordi flere af butikkerne i området har oplevet at deres køleliske har været tomme for koldskål i sommerperioden. Den kvantitative del af analysen er afgrænset til COOP butikker i nærheden af Landbohøjskolen, hvis beliggenhed er i Københavnområdet. Butikkerne afgiver ordre til Thises fjernlager, hvorefter koldskålen bliver leveret ud til butikkerne.

Formålet med analysen er derfor, at beregne en multibel lineær regressionsmodel som bedst kan forudsige butikkernes efterspørgsel på koldskål i området omkring Landbohøjskolen. Derudover vil vi også finde ud af, hvordan vejret og andre vejr-relateret faktorer påvirker butikkernes efterspørgsel på koldskål. Med denne fremgangsmåde kan Thise få løst deres forretningsproblem. Vores datamining problem går ud på, at identificere de forskellige vejr-variablers effekt på efterspørgspørgslen af koldskål.

Dertil vil vi bringe analysens resultater i samspil med Thises grad af datamodenhed, da vi har vurderet virksomhed til, at være i startfasen rent datamodenhedsmæssigt. Vi vil derfor tilbyde dem en række datainitiativer. Disse værktøjer kan de bruge til, ikke kun at forudsige efterspørgslen af koldskål, men også i forbindelse med andre varenumre som fx. Thises græske yoghurt eller skyr fremadrettet. På denne måde kan Thise mejeri vha. en øget datamodenhed forøge deres samlede omsætning betydeligt over tid, såfremt de tager datainitiativerne i anvendelse. I næste afsnit startes der ud med, at importere undersøgelsens datasæt.

Først indlæses `pacman::load()`:

```
# Vi bruger pacman til at installere og indhente relevante
# pakker på samme tid.
pacman::p_load("tidyverse", "magrittr", "nycflights13", "gapminder",
               "Lahman", "maps", "lubridate", "pryr", "hms", "hexbin",
               "feather", "htmlwidgets", "broom", "pander", "modelr",
               "XML", "httr", "jsonlite", "lubridate", "microbenchmark",
               "splines", "ISLR2", "MASS", "testthat", "leaps", "caret",
               "RSQLite", "class", "babynames", "nasaweather",
               "fueleconomy", "viridis", "readxl", "timeDate", "tinytex",
               "ggbeeswarm", "palmerpenguins", "hms", "RColorBrewer",
               "boot", "openxlsx", "writexl", "PerformanceAnalytics", "car")
```

Import

I første omgang vil vi importere datasættet:

```
# Indlæser datasæt og gemmer det nye datasæt i et objekt.
data1 <- read_excel("data/stud_exam_data.xlsx")
 # Dernæst undersøges strukturen i datasættet.
str(data1)
```

```
## tibble [152 x 4] (S3: tbl_df/tbl/data.frame)
##  $ date             : POSIXct[1:152], format: "2022-04-01" "2022-04-02" ...
##  $ efterspørgsel    : num [1:152] 367 361 376 47 367 402 416 355 283 454 ...
##  $ kammerjunkere    : chr [1:152] "0" "0" "0" "1" ...
##  $ forventet_l_lager: chr [1:152] "3" "3" "3" "3" ...
```

Tidying og transformering af datasæt

Nu har vi fået indlæst datasættet. Det næste skridt er gøre strukturen i vores dataframe nemmere at arbejde med og mere læsevenlig. Denne proces kaldes for tidy data, det betyder

at hver variabel har en kolonne, hver observation en række, samt hver observationsenhed er i en tabel (Wickham 2022). Dette vil gøre analysearbejdet væsentlig nemmere. Vi starter ud med at rekode nogle af variablerne, så de stemmer overens med hvad der står i opgavebesvarelsen.

I nedestående kode-chunk vil vi rekode og transformere de udvalgte variabler så de stemmer overens med eksamensbesvarelsen. Hele kodestumpen vil blive kædet sammen med 'pipe' funktionen' fra dplyr pakken. Omkodningerne bliver til sidst gemt i en ny dataframe som vi kalder data1.

Derefter bruger vi mutate() til at lave en ny kolonne ud fra data1. Først laver vi en date-variabel, som vi koder til et date objekt med `ymd()` fra lubridate pakken.

I den næste del anvendes `mutate()` til, at lave en kolonne der hedder dag, som bliver omkodet til en faktor. Dernæst koder vi date til et objekt med `ymd()` funktionen fra lubridate pakken. "lubridate.week.start",1=mandag, istedet for søndag som er standardindstillingerne i R.

Dernæst bruger vi `mutate()` igen til at danne en ny weekend-variabel der hedder weekend_1. I denne sammenhæng vælger vi at fredag, lørdag, søndag og fire andre helligdage er 1, ellers er de andre værdier 0. Dette kaldes for en dummyvariabel.

Måned, dag, kamjunk, forvent_lager og weekend_1 er alle kategoriske faktorer. For at gøre det nemmere at forstå hvad de forskellige værdier udtrykker, navngiver vi disse med `fct_recode()` funktionen.

```
data1 <- data1 %>%
  mutate(date = ymd(date), måned = factor(month(date)),
         kamjunk = factor(kammerjunkere), forvent_lager =
           factor(forventet_l_lager)) %>%
  mutate(dag = as.factor(wday(date, week_start =
                                getOption("lubridate.week.start", 1)))) %>%
  mutate(weekend_1 = as.integer(dag %in% c("5", "6", "7")| date %in%
                                  ymd("2022-04-14", "2022-04-18", "2022-05-26",
                                      "2022-06-06"))) %>%
  mutate(weekend = factor(weekend_1)) %>%
```

```
mutate(data1, kamjunk = fct_recode(kammerjunkere, "ja" = "0",
                                   "nej" = "1")) %>%
mutate(data1, forvent_lager = fct_recode(forventet_l_lager, "lav" = "1",
                                         "mellem" = "2", "høj" = "3")) %>%
mutate(data1, måned = fct_recode(måned, "april" = "4", "maj" = "5",
                                 "juni" = "6", "juli" = "7",
                                 "august" = "8")) %>%
mutate(data1, dag = fct_recode(dag, "mandag" = "1", "tirsdag" = "2",
                               "onsdag" = "3", "torsdag" = "4",
                               "fredag" = "5", "lørdag" = "6",
                               "søndag" = "7")) %>%
dplyr::select(date, måned, dag, efterspørgsel, kamjunk, forvent_lager,
              weekend_helligdag = weekend)
```

I denne kodechunk vil vi lave en HTTP GET-anmodning til en API fra DMI. Vi skal bruge adgangen til at få de relevante vejr-variable som vi senere skal bruge i vores analyse. API'en leverer til slut et objekt i JSON format som bliver transformeret om til en dataframe i stedet for en liste.

Først bruger vi base_url og info_url til at anmode om vejrdata fra DMI's API. req_url bruges til at udvælge specifikke parametre fra API´en.

I denne kodechunk vil vi transformere den data vi har hentet fra vores API-kald til nogle mere brugbare data.

Først bruger vi base_url og info_url til at anmode om vejrdata fra DMI's API. req_url bruges til at udvælge specifikke parametre fra API´en.

Derefter bruger vi `pivot_wider()`-funktionen til at sprede variablerne ud i deres egne separate kolonner.

Vi bruger derefter Mutate-funktionen til at konvertere kolonnen 'målingstidspunkt' til en datoformat Separate-funktionen bruges til at opdele kolonnen 'målingstidspunkt' i to separate kolonner som vi navngiver 'date' og 'time'.

`Filter()`funktionen udvælger rækker, der indeholder de første fire characters: "12:0".

```
data2 <- as.data.frame(do.call(cbind, list_dmi))
data2 <- dplyr::select(data2, features.properties.observed,
                       features.properties.value,
                       features.properties.parameterId) %>%
  rename(værdi = features.properties.value, parameter =
                 features.properties.parameterId,
  målingstidspunkt = features.properties.observed) %>%
  pivot_wider(names_from = parameter, values_from = værdi) %>%
  mutate(målingstidspunkt = as_datetime(målingstidspunkt)) %>%
  separate(målingstidspunkt, into = c('date', 'time'), sep = " ") %>%
  filter(str_sub(time, 1, 4) == "12:0") %>%
  mutate(date = as_date(date)) %>%
  mutate(time = as_hms(time)) %>%
  dplyr::select(-(temp_max_past12h:temp_min_past12h))
```

I nedestående kode-chunk merger vi data1 og data2 til data3 for at beholde alle observationer i x.

Vi bruger derefter mutate til at oprette fire nye variabler i data3 kaldet temp_gt25_3_dage. `Lag()`-funktionen er brugt til at lave variablerne, som har opfanget forsinkede værdier fra temp1, temp2 og temp3. Afslutningsvis dannes variablen 'temp_gt25_3_dage', som måler de dage hvor der har været mere end 3 dage i træk med >= 25 grader. Det er en dummyvariabel fordi vi bruger `if_else`. Da vi har et begrænset antal ord og tegn med mellemrum til rådighed, vil vi ikke lave en udtømmende variabelbeskrivelse. Relevante variabler bliver beskrevet når vi tolker på de forskellige parametre i regressionsanalysen.

```
data3 <- data1 %>%
left_join(data2, data1, by = c("date" = "date"))
dplyr::select(data3, date, time, weekend_helligdag, everything())
```

```
data3 <- data3 %>%
  mutate(temp1 = lag(temp_max_past1h, 1),
         temp2 = lag(temp_max_past1h, 2),
```

```
        temp3 = lag(temp_max_past1h, 3),
        temp1 = if_else(is.na(temp1), 0, temp1),
        temp2 = if_else(is.na(temp2), 0, temp2),
        temp3 = if_else(is.na(temp3), 0, temp3),
        temp_gt25_3_dage = if_else(temp1 >= 25 & temp2 >= 25 & temp3 >= 25,
                                   1, 0))
```

Datavisualisering og eksplorativ analyse

Nu er vores data blevet gjort tidy, det næste skridt er at undersøge hvilke vejr-mønstre og tendenser der hænger sammen med butikkernes efterspørgslen af koldskål i det sammenkoblede datasæt, som vi har kaldt data3. Vi går derfor i gang med den eksplorative del af analysen.

Først identificerer vi potentielle outliers i vores dataset. Derefter fjerner vi 1 outlier som er 47, da den skiller sig væsentligt ud i forhold til de andre observationer. Umiddelbart vurderer vi ikke, at der er mange outliers i vores data som kan have indflydelse på den samlede varians, hvorfor vi kun har fjernet den ene. Tilbage er der n = 151 i vores datasæt.

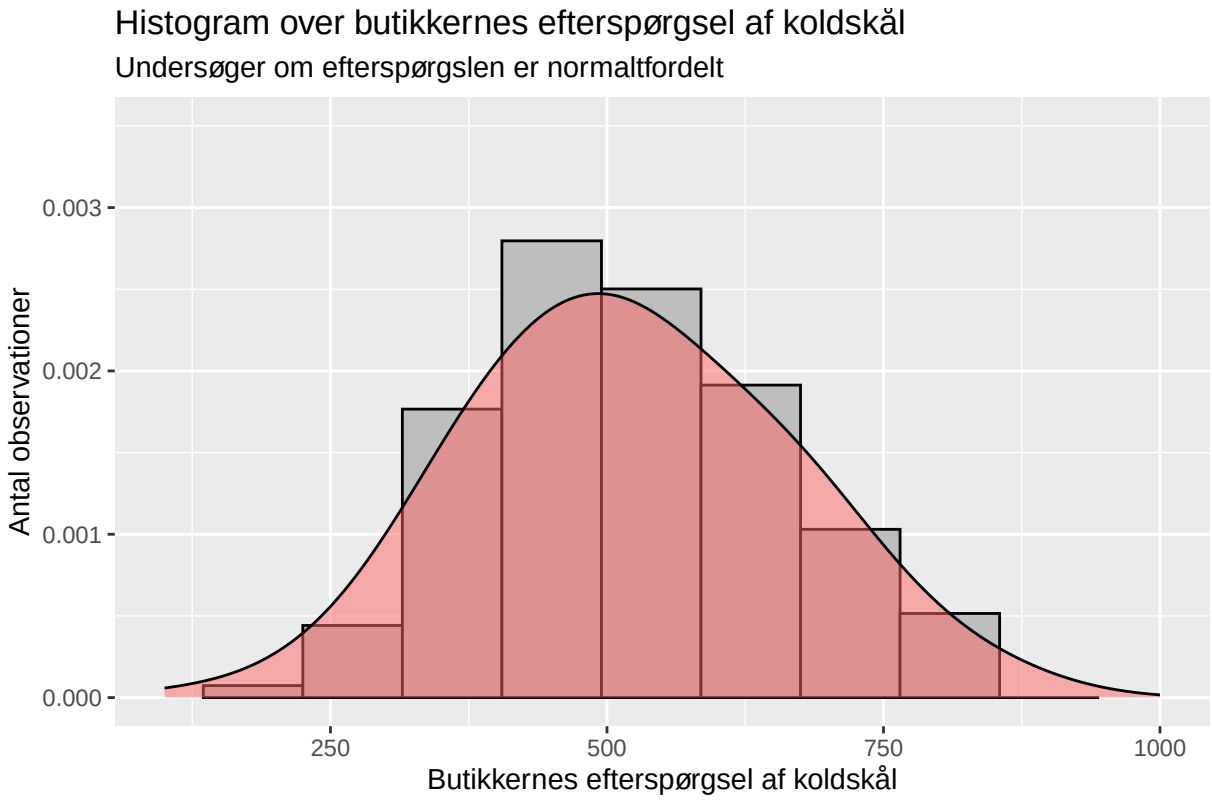
Derefter laver vi en ggplot for at se fordelingen af efterspørgselen af koldskål i form af simpelt histogram, fordi efterspørgslen er en kontinuert variabel. Det er derfor muligt, at beregne spredningen mellem observationerne.

Vi bruger `geom_density()` funktionen til, at forstå fordelingen og til at forudsige den forventede fordeling af efterspørgslen på koldskål. Man kan se at at spredningen af observationerne er størst omkring 500. Endvidere kan det ses, at efterspørgslen af koldskål er tilnærmelsesvis normalfordelt, og at sandsynlighedskurven er symmetrisk klokkeformet.

Dog kan vi også se, at nogle af observationerne falder udenfor, hvilket kan skyldes tilfældig variation eller systematiske fejl. Vi ved derfor, at ca. 50% af observationerne befinder sig til venstre og højre af midten dvs.middelværdien. At vores data er normalfordelt er en fordel, fordi den lineære regressionsmodel som vi senere vil udføre er en parametrisk test, som bla. kræver at data er normaltfordelt.

```r
data3 <- data3 %>%
  filter(efterspørgsel > 47)


ggplot(data3, aes(x = efterspørgsel)) +
 geom_histogram(aes(y =..density..), colour = "black",
                fill = "gray", binwidth = 90) +
 geom_density(alpha=0.5, fill="#FF6666", adjust=1.6) +
  labs(title = "Histogram over butikkernes efterspørgsel af koldskål",
       subtitle = "Undersøger om efterspørgslen er normaltfordelt",
       y = "Antal observationer",
       x = "Butikkernes efterspørgsel af koldskål",
       caption = "Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22-30/8/22") +
  ggeasy::easy_center_title() + # Centrerer titlen.
  theme( plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 16),
         plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
         plot.caption = element_text(hjust = 0.5, face = "italic", size = 10)) +
  xlim(100, 1000) + ylim(0, 0.0035) +
theme_gray()
```

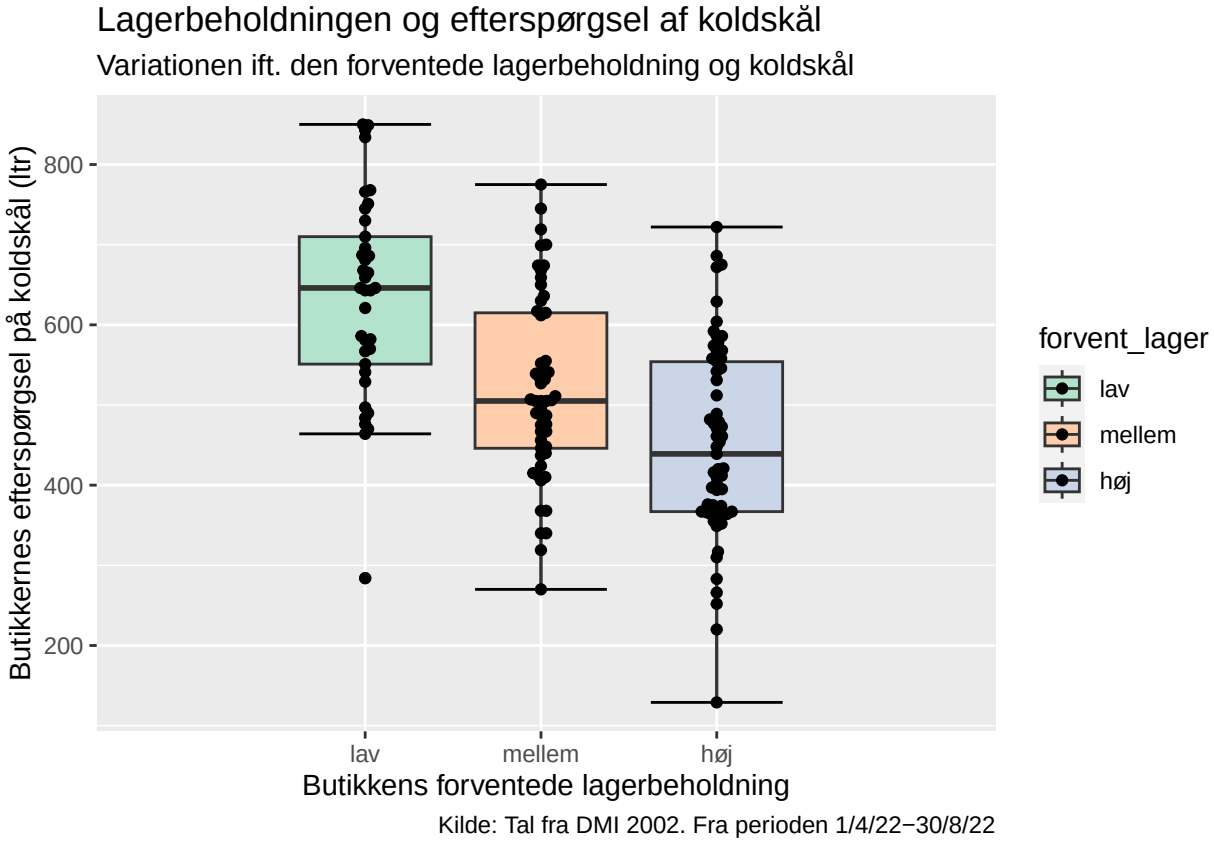


I følgende kode-chunk har vi lavet et boxplot til at vise den statistiske variationen ift.butikkens forventede lagerbeholdning og efterspørgslen på koldskål.

Her kan man se at median-efterspørgslen stiger når man går fra høj til lav forventet lagerbeholdning af koldskål. Dette tyder også på at der er en signifikant sammenhæng mellem de 2 variabler. Man kan også se, at der er fx. ved en høj forventet lagerbeholdning er en relativ stor usikkerhed i forhold til mellem og lav lagerbeholdning, dette indikerer at datapunkterne er en del spredt ud.

```
ggplot(data = data3, mapping = aes(x = forvent_lager, y = efterspørgsel, fill =
                                     forvent_lager)) +
  stat_boxplot(geom = 'errorbar') + # Undersøger usikkerheden og spredningen.
  geom_boxplot() +
  labs(title = "Lagerbeholdningen og efterspørgsel af koldskål",
       subtitle = "Variationen ift. den forventede lagerbeholdning og koldskål",
       caption = "Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22-30/8/22",
       y = "Butikkernes efterspørgsel på koldskål (ltr)",
       x = "Butikkens forventede lagerbeholdning") +
```

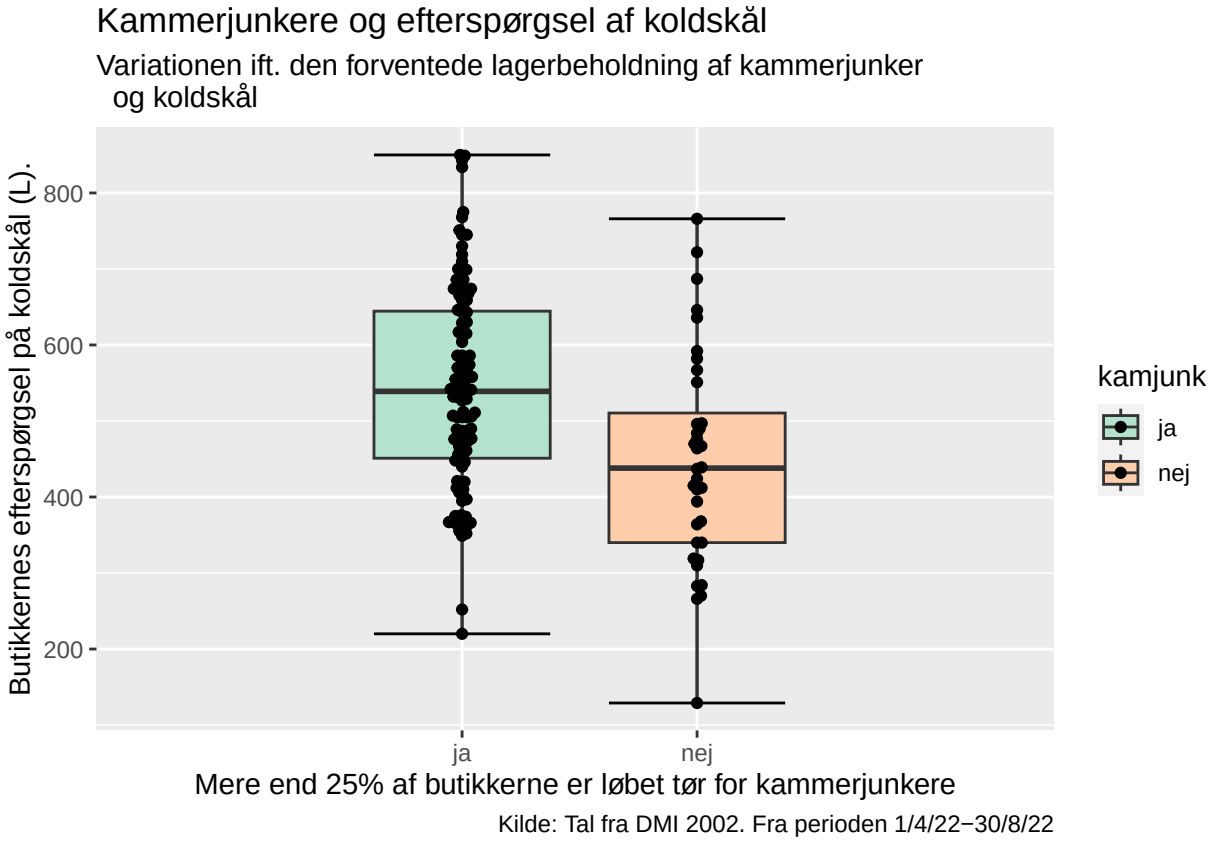
```
  geom_beeswarm(dodge.width=3, cex = 1, color = "black") + # undgår overplot.
  ggeasy::easy_center_title() +
  theme( plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 16),
         plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
         plot.caption = element_text(hjust = 1, face = "italic",size = 10 )) +
  scale_fill_brewer(palette = "Pastel2") +
  theme_gray()
```



I næste kode-chunk har vi lavet et boxplot som viser fordelingen af efterspørgslen i forhold til om 25% af butikkerne er løbet tør for kammerjunkere eller ej. På baggrund af plottet kan vi se at hvis butikkerne ikke har kammerjunkere på lageret så falder efterspørgslen. Det betyder at Efterspørgslen på koldskål stiger når de er løbet tør for kammerjunkere.

```
ggplot(data = data3, mapping = aes(x = kamjunk, y = efterspørgsel, fill =
                                     kamjunk)) +
  stat_boxplot(geom = 'errorbar') +
  geom_boxplot() +
  labs(title = "Kammerjunkere og efterspørgsel af koldskål",
```

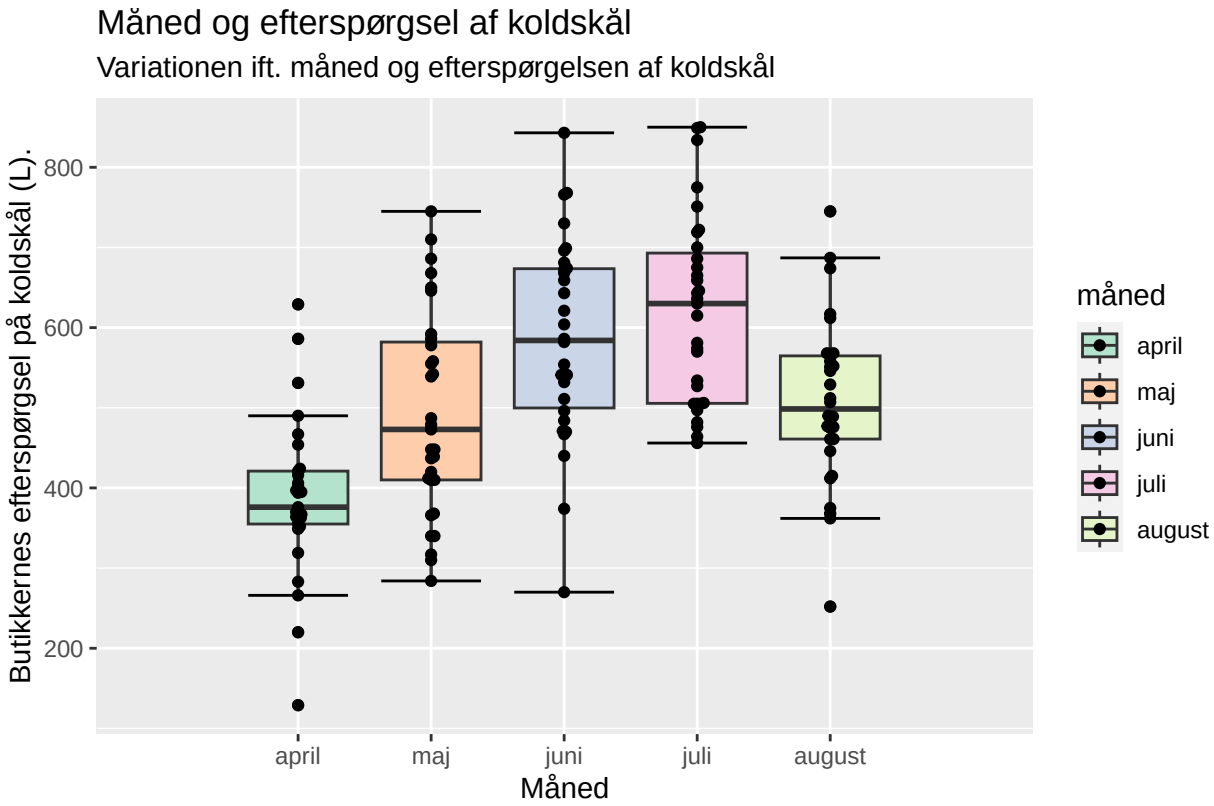
```
  subtitle = "Variationen ift. den forventede lagerbeholdning af kammerjunker
  og koldskål",
  caption = "Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22-30/8/22",
  y = "Butikkernes efterspørgsel på koldskål (L).",
  x = "Mere end 25% af butikkerne er løbet tør for kammerjunkere") +
  ggeasy::easy_center_title() + # Centrerer titlen.
  geom_beeswarm(dodge.width=3,cex=1, color = "black") + # Justerer boksbredden.
  theme( plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 16),
         plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
         plot.caption = element_text(hjust = 1.8, face = "italic",
                                     size = 10 )) +
  scale_fill_brewer(palette = "Pastel2") +
  theme_gray()
```



Forneden har vi lavet et boxplot som viser sammenhængen mellem måned og efterspørgslen af koldskål. Det er tydeligt at se at median-efterspørgslen stiger fra april-juli hvorefter den falder efterspørgslen i august. Denne observation stemmer også overens med påstande fra vores kilder i problemfeltet, og udsagn fra vores interviews med medarbejderne hos

Thise Mejeri. Hvilket indikerer at efterspørgselen på koldskål hænger moderat sammen med årstiden, dvs. selve sommerperioden.

```
ggplot(data = data3, mapping = aes(x = måned, y = efterspørgsel,
                                   fill = måned)) +
  stat_boxplot(geom = 'errorbar') +
  geom_boxplot() +
  labs(title = "Måned og efterspørgsel af koldskål",
       subtitle = "Variationen ift. måned og efterspørgelsen af koldskål",
       caption = "Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22-30/8/22",
       y = "Butikkernes efterspørgsel på koldskål (L).",
       x = "Måned") +
  ggeasy::easy_center_title() + # Centrerer titlen.
  geom_beeswarm(dodge.width=3,cex = 0.5, color = "black") + # Justerer boksbredden.
  theme( plot.title = element_text(hjust = 1, size = 16),
         plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
         plot.caption = element_text(hjust = 1.3, face =
                                       "italic", size = 10 )) +
  scale_fill_brewer(palette = "Pastel2") +
  theme_gray()
```

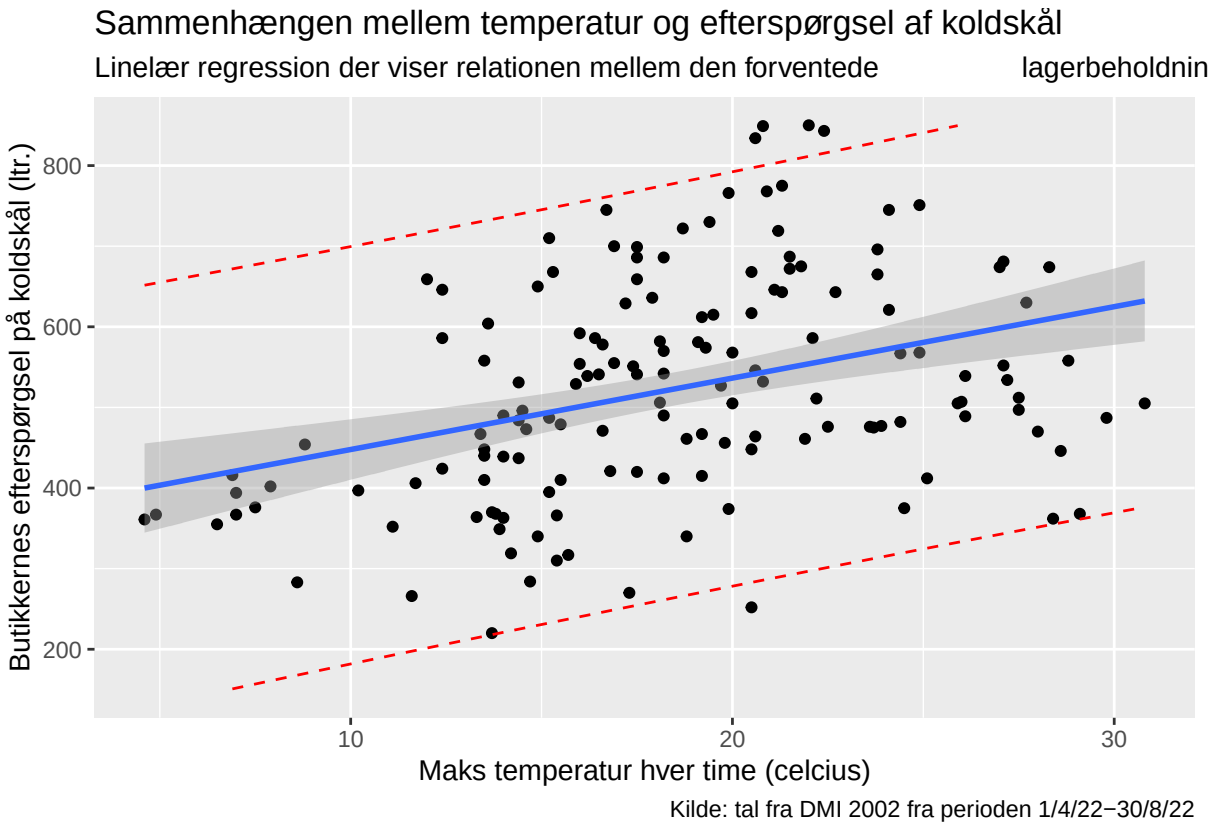


predict

```
model1 <- lm(efterspørgsel ~ temp_mean_past1h, data = data3)
prædiktion <- predict(model1, interval = "prediction", level = 0.95)
ny_df <- cbind(data3, prædiktion)
ggplot(ny_df, aes(temp_mean_past1h, efterspørgsel)) +
    geom_point() +
    geom_line(aes(y=lwr), color = "red", linetype = "dashed") +
    geom_line(aes(y=upr), color = "red", linetype = "dashed") +
    geom_smooth(method = lm, se = TRUE) +
    labs(title = "Sammenhængen mellem temperatur og efterspørgsel af koldskål",
    subtitle = "Linelær regression der viser relationen mellem den forventede
    caption = "Kilde: tal fra DMI 2002 fra perioden 1/4/22-30/8/22",
    y = "Butikkernes efterspørgsel på koldskål (ltr.)",
    x = "Maks temperatur hver time (celcius)") +
ggeasy::easy_center_title() + # Centrerer titlen.
theme( plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 16),
```

```
plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
plot.caption = element_text(hjust = 1, face = "italic", size = 10 ))+
xlim(4.6, 30.8) + ylim(150, 850) +
theme_gray()
```

```
## `geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```



Metodevalg

Den statistiske metode vi vil anvende i denne undersøgelse, kaldes for superviseret metode, fordi den tager udgangspunkt i én afhængig variabel. Den konkrete metode er en multibel lineær regression. Den vil vi anvende til og forudsige efterspørgslen på koldskål i liter fremadrettet på baggrund af effekten af nogle uafhængige vejr-variabler. Når vi først har trænet vores model på træningsdata og fået beregnet de nødvendige koefficienter, får alle variablerne i ligningen smidt en hat på toppen - dette indikerer prædiktion (Hastie et.al 2021). Den generelle formel bliver beskrevet nedenunder:

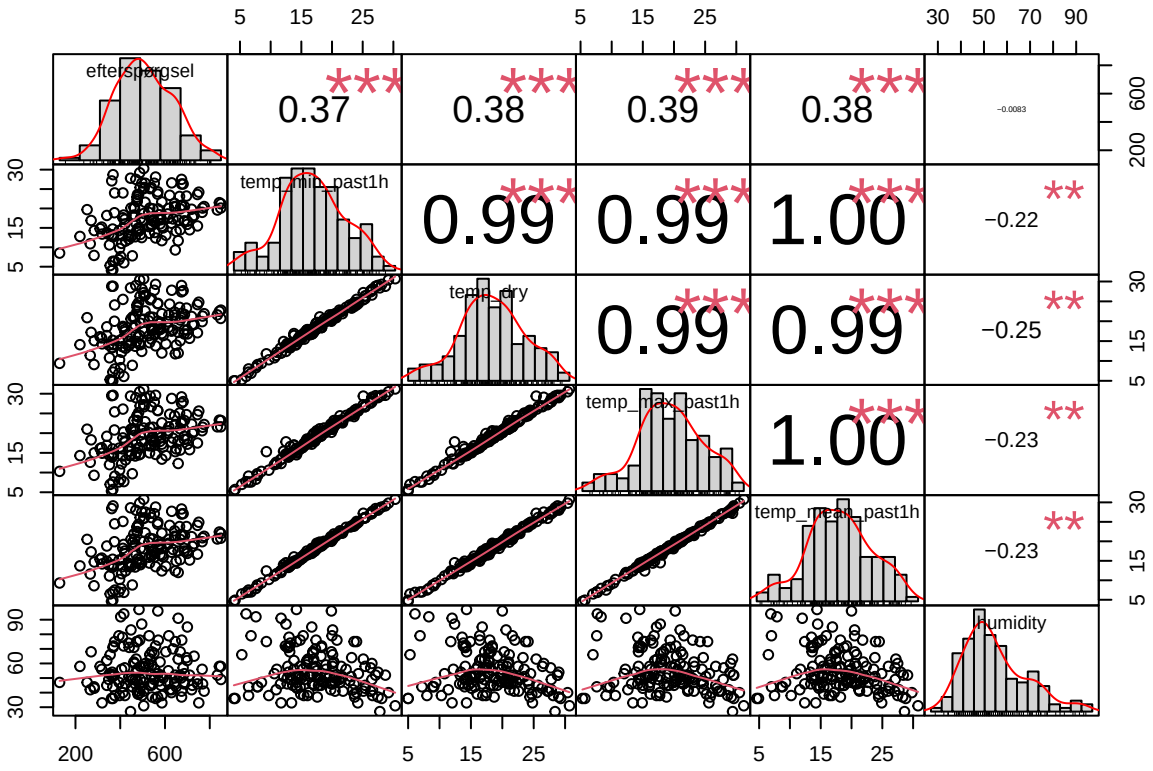
$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 ... + \hat{\beta}_p x_p + \epsilon$$

$\hat{y}$ er den forudsagte værdi af Y og $\hat{f}$ er et estimat for f.
$\hat{y}$ er desuden den afhængige variabel efterspørgsel i liter. x_i er udvalgte uafhængige variabler. $\hat{y} = f(X)$ indeholder variation som vi kan reducere ved, at bruge den korrekte SL-metode til, at beregne f med. Dog vil det aldrig være en fejlfri model vi ender ud med. Fordi estimatet ϵ er tilfældige fejl eller støj, man ikke kan gøre noget ved og den type fejl vil altid være til stede (Hastie et.al 2021).

Modeludvælgelse og test på træningsdata

I dette afsnit vil vi gå i gang med regressionsanalysen. Vi træner først vores model på vores træningsdata, fordi vi gerne vil tilpasse vores modelparametre. Vi bruger træningsdata til, at fintune vores regressionsmodel. Når modellen er blevet trænet godt igennem, bliver den afprøvet på testdata, da vi gerne vil undersøge hvor god modellen er til, at forudsige en så præcis efterspørgslen på koldskål som mulig. Vurderingen af modelpræcisionen bestemmes ud fra den laveste MSE værdi.

```
# Tester for samvariation og multikolinearitet på de kontinuerte variabler.
cor_matrice <- data3 |>
  dplyr::select(efterspørgsel,
                temp_min_past1h,
                temp_dry,
                temp_max_past1h,
                humidity)
chart.Correlation(cor_matrice, histogram = TRUE, method = "pearson")
```




```
# Der er stærk multikolinearitet, det kan være et problem ift. tolkningen af
# vores multible regressionsmodel. Dette har også en negativ indvirkning på
# modellens pålidelighed.
```

Eftersom antallet af variabler i vores datasæt er større end antallet af observationer, vil vi bruge backward-selection til, at udvælge de uafhængige variabler der skal med i modellen. Det vil sige, at vi tilføjer alle variable ind på højre side af ligningen, og fjerner dem med den højeste p-værdi indtil der kun er signifikante uafhængige variable tilbage.

```
lm.fit10 <- lm(efterspørgsel ~., data = data3)
summary(lm.fit10)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = efterspørgsel ~ ., data = data3)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -211.336  -51.123    5.952   58.784  191.163
```

```
##
## Coefficients: (1 not defined because of singularities)
##                       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)         -1.404e+03  1.847e+04  -0.076 0.939551
## date                 1.150e-06  1.121e-05   0.103 0.918450
## månedmaj             7.347e+01  3.495e+01   2.102 0.037567 *
## månedjuni            1.067e+02  5.713e+01   1.868 0.064065 .
## månedjuli            1.215e+02  7.952e+01   1.528 0.129099
## månedaugust          5.375e+01  1.040e+02   0.517 0.606250
## dagtirsdag           3.207e+01  3.594e+01   0.892 0.373901
## dagonsdag            2.945e+01  3.703e+01   0.795 0.427965
## dagtorsdag           6.697e+00  3.932e+01   0.170 0.865044
## dagfredag            2.483e+01  5.527e+01   0.449 0.654107
## daglørdag           -3.033e+00  5.593e+01  -0.054 0.956843
## dagsøndag           -2.380e+01  5.546e+01  -0.429 0.668562
## kamjunknej          -7.124e+01  2.548e+01  -2.796 0.005993 **
## forvent_lagermellem -9.153e+01  2.179e+01  -4.200 5.06e-05 ***
## forvent_lagerhøj    -1.019e+02  2.717e+01  -3.752 0.000268 ***
## weekend_helligdag1   1.315e+02  4.759e+01   2.763 0.006593 **
## time                        NA         NA      NA       NA
## temp_min_past1h      1.211e+01  2.627e+01   0.461 0.645565
## humidity            -3.745e+00  4.690e+00  -0.799 0.426093
## temp_dry            -2.737e+01  2.354e+01  -1.162 0.247287
## temp_dew             4.394e+00  1.223e+01   0.359 0.719921
## temp_max_past1h      1.866e+01  2.410e+01   0.774 0.440110
## humidity_past1h      2.066e+00  3.562e+00   0.580 0.562968
## temp_mean_past1h    -3.469e+00  5.022e+01  -0.069 0.945044
## temp1               -2.591e+00  3.262e+00  -0.794 0.428580
## temp2               -7.616e-01  3.164e+00  -0.241 0.810162
## temp3                4.627e+00  2.672e+00   1.732 0.085830 .
## temp_gt25_3_dage    -8.427e+01  3.803e+01  -2.216 0.028511 *
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 86.99 on 124 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6793, Adjusted R-squared:  0.612
## F-statistic:  10.1 on 26 and 124 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
lm.fit11 <- lm(efterspørgsel ~ temp_mean_past1h, data = data3)
summary(lm.fit11)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = efterspørgsel ~ temp_mean_past1h, data = data3)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -305.02  -92.77  -11.28   84.39  306.18
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)       346.035     36.288   9.536  < 2e-16 ***
## temp_mean_past1h    9.461      1.886   5.017 1.48e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 129.6 on 149 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1445, Adjusted R-squared:  0.1388
## F-statistic: 25.17 on 1 and 149 DF,  p-value: 1.476e-06
```

```
predict(model1,data.frame(temp_mean_past1h = (c(10,20,30))), interval = "prediction",
```

```
##        fit      lwr      upr
## 1 440.6455 181.7817 699.5094
## 2 535.2564 278.2290 792.2838
```

```
## 3 629.8672 369.3044 890.4301
```

```
lm.fit1 = lm(efterspørgsel ~ forvent_lager + weekend_helligdag + kamjunk + temp_gt25_
vif(lm.fit1) # VIF > 1 indikerer at der er inflation i variansen på alle variabler.
```

```
##                            GVIF Df GVIF^(1/(2*Df))
## forvent_lager          1.403145  2        1.088368
## weekend_helligdag      1.153516  1        1.074018
## kamjunk                1.131247  1        1.063601
## temp_gt25_3_dage       1.243248  1        1.115010
## I(temp_mean_past1h^1) 1.486803  1        1.219345
```

```
summary(lm.fit1)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = efterspørgsel ~ forvent_lager + weekend_helligdag +
##     kamjunk + temp_gt25_3_dage + I(temp_mean_past1h^1), data = data3)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -238.194  -56.881   -3.217   68.191  239.302
##
## Coefficients:
##                       Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)            416.173     41.831   9.949  < 2e-16 ***
## forvent_lagermellem    -99.154     20.343  -4.874 2.85e-06 ***
## forvent_lagerhøj      -129.649     22.244  -5.829 3.52e-08 ***
## weekend_helligdag1     108.313     16.180   6.694 4.50e-10 ***
## kamjunknej             -81.395     18.751  -4.341 2.66e-05 ***
## temp_gt25_3_dage      -104.347     35.381  -2.949  0.00372 **
## I(temp_mean_past1h^1)    9.051      1.638   5.526 1.49e-07 ***
## ---
```

```
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 92.31 on 144 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.5806, Adjusted R-squared:  0.5631
## F-statistic: 33.22 on 6 and 144 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

```
#plot(lm.fit1)
# R^2 indikerer at de uafhængige variable forklarer 58% af variansens i data.
```

```
attach(data3)
lm.fit1 = lm(efterspørgsel ~ 1) # simpel model
coef(lm.fit1) # Skæringen med y aksen er hvor den gennemsnitlige efterspørgsel
```

```
## (Intercept)
##    520.2252
```

```
# af koldskål er 520.22 liter.
```

```
lm.fit2 <- lm(efterspørgsel ~ poly(temp_mean_past1h, degree = 3), data = data3)
summary(lm.fit2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = efterspørgsel ~ poly(temp_mean_past1h, degree = 3),
##     data = data3)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -336.71  -86.84   -0.81   76.66  256.84
##
## Coefficients:
##                                 Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)                      520.225      9.827  52.938  < 2e-16 ***
```

```
## poly(temp_mean_past1h, degree = 3)1  650.242    120.756   5.385 2.81e-07 ***
## poly(temp_mean_past1h, degree = 3)2 -469.047    120.756  -3.884 0.000155 ***
## poly(temp_mean_past1h, degree = 3)3 -373.456    120.756  -3.093 0.002375 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 120.8 on 147 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2674, Adjusted R-squared:  0.2524
## F-statistic: 17.88 on 3 and 147 DF,  p-value: 6e-10
```

```
lm.fit3 = lm(efterspørgsel ~ temp_mean_past1h + temp_mean_past1h^5) # ekstrem model
summary(lm.fit3)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = efterspørgsel ~ temp_mean_past1h + temp_mean_past1h^5)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -305.02  -92.77  -11.28   84.39  306.18
##
## Coefficients:
##                  Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)       346.035     36.288   9.536  < 2e-16 ***
## temp_mean_past1h    9.461      1.886   5.017 1.48e-06 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 129.6 on 149 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1445, Adjusted R-squared:  0.1388
## F-statistic: 25.17 on 1 and 149 DF,  p-value: 1.476e-06
```

```r
#predict(model1,data.frame(temp_mean_past1h), interval = "prediction", level = 0.95)

glm.fit1 = glm(efterspørgsel ~ 1) # simpel model
summary(glm.fit1)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = efterspørgsel ~ 1)
##
## Deviance Residuals:
##     Min       1Q   Median       3Q      Max
## -391.23  -104.73   -14.23   104.77   329.77
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   520.23      11.37   45.77   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 19505.72)
##
##     Null deviance: 2925858  on 150  degrees of freedom
## Residual deviance: 2925858  on 150  degrees of freedom
## AIC: 1923.2
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

```r
glimpse(data3)
```

```
## Rows: 151
## Columns: 19
## $ date              <dttm> 2022-04-01, 2022-04-02, 2022-04-03, 2022-04-05, 202~
```

```
## $ måned             <fct> april, april, april, april, april, april, april, apr~
## $ dag               <fct> fredag, lørdag, søndag, tirsdag, onsdag, torsdag, fr~
## $ efterspørgsel     <dbl> 367, 361, 376, 367, 402, 416, 355, 283, 454, 129, 39~
## $ kamjunk           <fct> ja, ja, ja, ja, ja, ja, ja, nej, ja, nej, ja, ja, ja~
## $ forvent_lager     <fct> høj, høj, høj, høj, høj, høj, høj, høj, høj, høj, hø~
## $ weekend_helligdag <fct> 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0~
## $ time              <time> 12:00:00, 12:00:00, 12:00:00, 12:00:00, 12:00:00, 1~
## $ temp_min_past1h   <dbl> 4.2, 4.0, 6.4, 6.4, 7.6, 6.0, 5.3, 7.9, 7.8, 8.5, 9.~
## $ humidity          <dbl> 36, 36, 38, 44, 92, 94, 66, 44, 44, 47, 38, 53, 72, ~
## $ temp_dry          <dbl> 5.0, 5.0, 8.0, 7.2, 8.3, 6.1, 5.3, 9.1, 8.9, 9.4, 10~
## $ temp_dew          <dbl> -8.8, -8.9, -5.4, -4.2, 7.2, 5.2, -0.6, -2.4, -2.6, ~
## $ temp_max_past1h   <dbl> 5.7, 5.3, 9.1, 7.6, 8.3, 7.7, 7.0, 9.3, 9.7, 10.3, 1~
## $ humidity_past1h   <dbl> 38, 37, 41, 45, 94, 91, 59, 45, 47, 49, 37, 52, 74, ~
## $ temp_mean_past1h  <dbl> 4.9, 4.6, 7.5, 7.0, 7.9, 6.9, 6.5, 8.6, 8.8, 9.3, 10~
## $ temp1             <dbl> 0.0, 5.7, 5.3, 4.0, 7.6, 8.3, 7.7, 7.0, 9.3, 9.7, 10~
## $ temp2             <dbl> 0.0, 0.0, 5.7, 9.1, 4.0, 7.6, 8.3, 7.7, 7.0, 9.3, 9.~
## $ temp3             <dbl> 0.0, 0.0, 0.0, 5.3, 9.1, 4.0, 7.6, 8.3, 7.7, 7.0, 9.~
## $ temp_gt25_3_dage  <dbl> 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0~
```

```
glm.fit2 <- glm(efterspørgsel ~ + forvent_lager + weekend_helligdag + kamjunk + temp_
cv.err3 <- cv.glm(data3, glm.fit2) # Mellem.
cv.err3$delta[[1]]
```

```
## [1] 7841.251
```

```
summary(glm.fit2)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = efterspørgsel ~ +forvent_lager + weekend_helligdag +
##     kamjunk + temp_gt25_3_dage + måned + temp_mean_past1h, data = data3)
##
## Deviance Residuals:
```

```
##      Min        1Q    Median        3Q       Max
## -217.464   -57.822     6.436    62.564   202.505
##
## Coefficients:
##                     Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)          379.923     40.788   9.314 2.35e-16 ***
## forvent_lagermellem  -76.565     19.482  -3.930 0.000133 ***
## forvent_lagerhøj     -82.672     22.579  -3.661 0.000355 ***
## weekend_helligdag1   113.010     15.007   7.530 5.66e-12 ***
## kamjunknej           -71.890     17.507  -4.106 6.80e-05 ***
## temp_gt25_3_dage     -81.992     34.237  -2.395 0.017951 *
## månedmaj              84.369     24.541   3.438 0.000773 ***
## månedjuni            129.512     30.656   4.225 4.29e-05 ***
## månedjuli            155.947     32.790   4.756 4.85e-06 ***
## månedaugust           85.101     34.768   2.448 0.015616 *
## temp_mean_past1h       4.249      2.096   2.028 0.044475 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 7269.941)
##
##     Null deviance: 2925858  on 150  degrees of freedom
## Residual deviance: 1017792  on 140  degrees of freedom
## AIC: 1783.7
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

```r
glm.fit3 <- glm(efterspørgsel ~ + forvent_lager + weekend_helligdag + kamjunk + temp_
cv.err3 <- cv.glm(data3, glm.fit3) # Kompleks model overfitter, da MSE stiger.
cv.err3$delta[[1]]
```

```
## [1] 8021.179
```

```
summary(glm.fit3)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = efterspørgsel ~ +forvent_lager + weekend_helligdag +
##     kamjunk + temp_gt25_3_dage + måned + I(temp_mean_past1h^3),
##     data = data3)
##
## Deviance Residuals:
##      Min        1Q    Median        3Q       Max
## -221.256   -56.598     6.328    62.528   200.854
##
## Coefficients:
##                          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)           429.119609  31.672090  13.549  < 2e-16 ***
## forvent_lagermellem   -76.537449  19.725445  -3.880 0.000160 ***
## forvent_lagerhøj      -85.329967  22.818829  -3.739 0.000268 ***
## weekend_helligdag1    110.172053  15.161385   7.267 2.36e-11 ***
## kamjunknej            -74.260703  17.719015  -4.191 4.89e-05 ***
## temp_gt25_3_dage      -75.688080  34.908239  -2.168 0.031833 *
## månedmaj               99.704921  23.368071   4.267 3.63e-05 ***
## månedjuni             154.527876  27.871703   5.544 1.42e-07 ***
## månedjuli             185.559489  29.127768   6.371 2.53e-09 ***
## månedaugust           117.611689  30.962316   3.799 0.000216 ***
## I(temp_mean_past1h^3)   0.001376   0.001584   0.869 0.386471
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for gaussian family taken to be 7443.348)
##
##     Null deviance: 2925858  on 150  degrees of freedom
## Residual deviance: 1042069  on 140  degrees of freedom
```

```
## AIC: 1787.3
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 2
```

```
glimpse(data3)


cv.error <- rep(0, 10)
for (i in 1:10) {
  glm.fit <- glm(efterspørgsel ~ poly(temp_mean_past1h), data = data3)
  cv.error[i] <- cv.glm(data3, glm.fit)$delta[1]
}
cv.error



x <- data3$temp_mean_past1h
y <- data3$efterspørgsel
data <- data.frame(y, x)

ggplot(data3, mapping = aes(x=x, y=y)) +
  geom_point(alpha=1/3) +
  geom_smooth(method="glm", formula = y ~ poly(x, 1, raw=TRUE), se=FALSE, colour="blu
  geom_smooth(method="glm", formula = y ~ poly(x, 3, raw=TRUE), se=FALSE, colour="gre
  geom_smooth(method="glm", formula = y ~ poly(x, 22, raw=TRUE), se=FALSE, colour="re
geom_point(data=data3, mapping = aes(x=x, y=y), alpha=1/3) +
  labs(title = "Skæringen ved de tre polynomiske regressionsmodeller",
caption = "Kilde: Tal fra DMI 2002 fra perioden 1/4/22-30/8/22",
y = "Butikkernes efterspørgsel på koldskål i Ltr.",
x = "Gennemsnitlige temperatur pr.time i °C.") +
ggeasy::easy_center_title() + # Centrerer titlen.
theme( plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 16),
plot.subtitle = element_text(hjust = 0.5, size = 14),
plot.caption = element_text(hjust = 1, face = "italic", size = 10 ))+
```

```
xlim(5, 31) + ylim(220, 900) +
  theme_gray()
```

Tidy

Transformer

Visualiser

Model

Kommunikér/analyse

Sessioninformation

For at højne gennemsnigtigheden printes der en udskrift om den nuværende R session:

```
SI <- sessionInfo(package = NULL) # Udskriver en liste om denne R session.
```

Litteratur

Bilag