# Projekt hos Thise Mejeri

**Et datamodenhedsprojekt der undersøger sammenhængen mellem vejret og efterspørgslen på koldskål**

Kenneth Gottfredsen, Eva Rauff og Sanne Sørensen

Dato: 5/1/23. Vejledere: Bjarne Taulo, Claus Bang & Anna Hald.
Antal tegn: 27.496

## Indholdsfortegnelse

# 1 Problemfelt

Det er vanskeligt at forudsige hvor meget koldskål Thise Mejeri skal producere til deres kunder (Kjer 2022). Sommervejret påvirker kundernes efterspørgsel på koldskål (Holland 2022). Hos Thise Mejeri bruger medarbejderne vejrudsigten, og mange års erfaring når de skal vurdere, hvor mange ltr. koldskål, der skal produceres (Jensen 2022). I en artikel fra TV Midtvest fortæller adm. direktør Poul Pedersen fra Thise Mejeri at: *"Vi kigger på tal og vejrudsigter som aldrig før. Så beslutter vi os for et tal, og vi plejer at være gode til at gætte." - (ibid).* Det er et erhvervsøkonomisk problem, hvis man udelukkende bruger vejrudsigten og gætteri til, at forudsige hvor meget koldskål produktionsafdelingen skal producere. I år har den manglende mulighed for at forecaste resulterede i, at de i uge 36 ikke har kunne leve op til deres forpligtelse over for COOP i uge 36, og de har derfor fået en dårligere leveringsscore, som er et vigtigt KPI hos Thise Mejeri (Jensen 30:35). Gætteriet medfører en vis risiko, da man ikke kan garantere, at alt koldskålen bliver solgt - selv når vejret er godt! (ibid). Konsekvensen kan føre til et stort økonomisk tab, fordi den mængde koldskål, som ikke bliver solgt i butikkerne, leveres tilbage til Thises eget lager igen. Afhænger COOPs efterspørgsel på koldskål kun af vejret? Er der andre mekanismer end vejret, som forårsager en stigende eller faldende efterspørgsel på koldskål? Formålet med undersøgelsen er, at undersøge hvordan Thises datamodenhed hænger sammen med COOPs efterspørgsel på koldskål.

# 2 Problemformulering

På baggrund af ovenstående problemfelt bliver der i næste afsnit formuleret et hovedspørgsmål og nogle underspørgsmål, de skal besvare den erhvervsøkonomiske problemstillingen.

## 2.1 Hovedspørgsmål

*"Hvordan kan Thises produktionsafdeling forbedre deres datamodenhed og dermed forbedre udnyttelsen af deres egne data til produktionsplanlægning?"*

## 2.2 Underspørgsmål

*"Hvor befinder Thises produktionsafdeling sig på nuværende tidspunkt datamodenhedsmæssigt?*

*"Hvilken model kan Thises produktionsafdeling bruge til at forudsige COOPs efterspørgsel af koldskål fremadrettet?"*

# 3 Videnskabsteori

Et paradigme er et tankesystem (Bergfors 2021). Sammenhængen mellem Thises datamodenhed, vejrforholdene og efterspørgslen af koldskål er kompleks. Der er derfor behov for både kvalitativ og kvantitativ viden til, at besvare problemstillingen.

Undersøgelsen styrer hen mod det *realistiske* paradigme, fordi tilgangen både fokuserer på tal og sproget. Formålet er at forklare sammenhængene med tal, og dermed beskrive, forklare og forstå hvorfor tallene ser ud, som de gør. Antagelsen er at Thises datamodenshedsproces hænger sammen med Coops efterspørgsmål på koldskål samt andre vejr-variables effekter herpå. *Ontologi* er antagelsen om, hvordan man anskuer den verden, problemstillingen indgår i (Bergfors 2021). Den ontologiske opfattelse er, at virkeligheden hos Thise Mejeri eksisterer uafhængigt af medarbejdernes egne opfattelser, da sandheden om Thises datamodenhed og efterspørgslen på koldskål forstås objektivt (Bergfors 2021). *Epistemologi* handler om, hvordan man anskaffer viden om en problemstilling. Undersøgelsen bruger både kvalitative

og kvantitative data som bruges i kombination med hinanden, da forklaringer skal kunne generaliseres - dette kaldes for metodekombination (ibid).

# 4 Design

Et undersøgelsesdesign er en strategisk plan som skal besvare en problemstilling ud fra empiriske data (Bergfors 2021). Vi anvender et *statisk* undersøgelsesdesign til, at besvare vores problemstilling. Fordi designet i sig selv giver et her - og nu billede. Variablerne måles og observeres fra perioden 1/4/22-30/8/22. Dertil undersøges relationen mellem vejrvariable og efterspørgslen på koldskål i deres nuværende tilstand (ibid). Designtypen er et *casestudium*, fordi vores problemstilling tager afsæt i en nutidig kontekst, og undersøger komplekse sammenhænge i dybden (ibid). Casen omhandler Thise Mejeri som virksomhed. Formålet er at *beskrive* og *forstå* det komplekse samspil der hænger sammen med Thises datamodenhedsproces, vejret og COOPs efterspørgsel på koldskål.

# 5 Metodologi

*Metodologi* henviser til de forskellige metoder, man kan bruge til at indsamle data (ibid). Der anvendes eksisterende kvantitative data til en regressionsanalyse. Den data skaber større forståelse for, hvorfor forskellige vejr-variabler påvirker Coops efterspørgsel af koldskål. Der bruges eksisterende sekundære vejrdata hentet med en API fra Danmarks meteorologiske instituttet (DMI), og produktionsdata om koldskål hentet fra Thises VMI-system. Som supplement til de kvantitative data kombineres der med nogle kvalitative data i form af to semistrukturerede interviews. Den ene informant arbejder i produktionsafdelingen, og den anden arbejder i salgsafdelingen. Formålet med den kvalitative data er, at disse dybdegående oplysninger kan bruges til, og forstå datamodenhed ud fra et subjektivt medarbejderperspektiv.

# 6 Forretningsmodel

Et business model canvas er et strategisk værktøj som bruges til, at forstå hvordan en forretningsmodel skaber økonomisk værdi (Ostervalder & Pigneur 2010).

Thise Mejeri bruger et leverandørstyret VMI system som salgskanal. COOP bestiller deres koldskål igennem dette system, og Thise producerer dernæst koldskålen og opbevarer det på deres eget lager. Dernæst transportere de selv koldskålen ud til butikkerne. Thise har en intern aftale med COOP om, at de skal have mindst 80% af produkterne på lageret. De sidste 20% supplerer de med Pareto forecasting, som er et endnu et system i deres salgskanal. Thise bruger Pareto som et managementværktøj, så de hele tiden kan tilpasse deres salgsstrategier for, at opretholde en leveringsservice på ca. 98.5% (Justesen 30:28). Udfordringen med Pareto er, at licensen er forholdsvis dyr (ibid).

Der er en risiko forbundet ved, at have et VMI system. Bliver et produkt ikke solgt, leveres det tilbage til Thises hovedlager, hvor det registreres på en spild konto (ibid). Derfor er det vigtigt, at have nogle pålidelige forecasting modeller der kan forudsige efterspørgslen af produkter med stor præcision, da Thise først får betaling, når varen er solgt. Det kræver et tæt samarbejde, at have et VMI system kørende. Derfor er det vigtigt at Thise overholder deres leveringsvilkår, da de er bundet af klausulaftaler som kan medføre forskellige sanktioner af økonomisk karakter, så frem de ikke overholdes.

# 7 Datamodenhed

Alexandramodellen er en datamodenhedsmodel som bruges til, at finde ud af hvor langt en virksomhed er i datamodenhedsprocessen, og hvordan den kan bruge forskellige strategier til og blive mere datadrevne (Bækby et. al 2017).

Thise Mejeri er pt. i fase 1 da de registrerer data for, at skabe en forståelse og værdi for virksomhedens drift (ibid). Produktionsplanlæggeren har via. Navision adgang til alt virksomhedsdata som styres via deres Windows styresystem. Navision er et ERP softwaresystem on premis (Jensen 30:28). Det bruges til at styre virksomhedens forretningsprocesser, og dermed effektivisere driften, samt planlægning af den fremtidige produktion. Hvis de bruger

programmet direkte gennem deres Windows styresystem, kan virksomheden være sårbar overfor strømnedbrud, hvilket de oplever et par gange om året. Kompetencemæssigt har Thise Mejeri et brist, da de ikke har ansat nogle medarbejdere med relevant analyseerfaring (Justesen: 45). De er derfor afhængige af den eksterne udbydere til at forecaste med de data, der bliver indsamlet.

# 8 Dataanalysen

Thise Mejeri har i dag svært ved, at forecaste hvor stor efterspørgslen bliver på Koldskål i løbet af deres koldskålssæson, som ca. løber i ugerne 13-36. Thise Mejeri ønsker, at opretholde deres leverings service på 98.5% på alle de produkter de har lovet levering på (ibid).

## 8.1 Baggrund

Analysen afgrænses til COOP butikker i nærheden af Landbohøjskolen, hvor beliggenheden er i Københavnområdet. Butikkerne afgiver ordre igennem VMI til Thises fjernlager, hvorefter koldskålen bliver leveret ud til butikkerne med mejeriets egne lastbiler.

## 8.2 Formål

Formålet med analysen er, at udregne en multipel lineær regressionsmodel, der bedst kan forudsige butikkernes efterspørgsel på koldskål i området omkring Landbohøjskolen. Hertil undersøges, hvordan vejret og andre vejr-relateret faktorer påvirker butikkernes efterspørgsel på koldskål. Undersøgelsens dataminingproblem går dermed ud på, at identificere de forskellige vejr-variablers effekt på efterspørgspørgslen af koldskål.

```
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", "pscl", "caret", "stargazer", "kableExtra")
```

## 8.3 Importer data til R:

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

Først importeres datasættet ind i R-Studio:

## 8.4 Tidying og transformering

Efter indlæsning af datasættet er næste skridt, at gøre strukturen i vores dataframe nemmere og arbejde med og mere læsevenlig. Processen 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). Det gør analysearbejdet nemmere. Først rekodes nogle af variablerne, så de stemmer overens med hvad der står i opgavebesvarelsen. I nedestående kodestump rekodes og transformeres de udvalgte variabler, så de passer til opgavebesvarelsen. Hele kodestumpen vil blive kædet sammen med 'pipe' funktionen'. Omkodningerne gemmes i en ny dataframe som kaldes data1. Dernæst anvendes mutate til, at lave en kolonne der hedder dag, den bliver omkodet til en faktor. Til sidst 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.

```
data1 <- read_excel("data/stud_exam_data.xlsx") %>%
  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)
#glimpse(data1) # Inspicerer datasættet.
```

For at indhente data fra DMI laves en HTTP GET-anmodning til en API fra DMI. Adgangen bruges til at hente de relevante vejr-variable, som senere skal bruge i analysen. API'en leverer til slut et objekt i JSON format som bliver transformeret om til en dataframe, i stedet for en liste. Til sidst bruges 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 næste kodechunk transformeres den data som blev hentet fra vores API-kald til nogle mere brugbare data. Først bruges base_url og dernæst info_url til at anmode om vejrdata fra DMI's API. req_url bruges til at udvælge specifikke parametre fra API´en. Derefter bruges

`pivot_wider()` til at fordele variablerne ud i deres egne separate kolonner. mutate-funktionen bruges til at konvertere kolonnen målingstidspunkt til datoformat. `Separate()` bruges til at opdele kolonnen målingstidspunkt i to separate kolonner som navngives 'date' og 'time'. `Filter(str_sub)`funktionen udvælger rækker, der indeholder de første fire karakterer: "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 bruges `left_join()` til at returnere alle rækkerne fra x, samt alle kolonner langs x og y (Wickham 2022). De Udvalgte dataframes sammenkobles fra data1 og data2 til data3. Da alle kolonnerne er lige lange, er der ingen missing værdier. Dernæst anvendes mutate til, at oprette fire nye variabler i data3 kaldet temp_gt25_3_dage. `Lag()` 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 der bruges `if_else`.

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

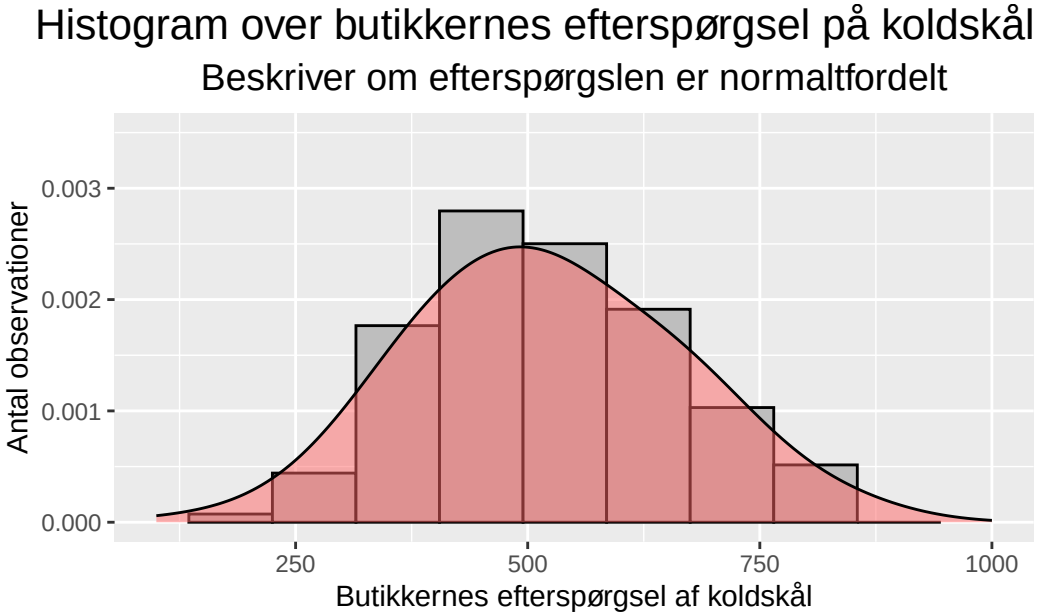
```r

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))
```

## 8.5 Datavisualisering og eksplorativ analyse

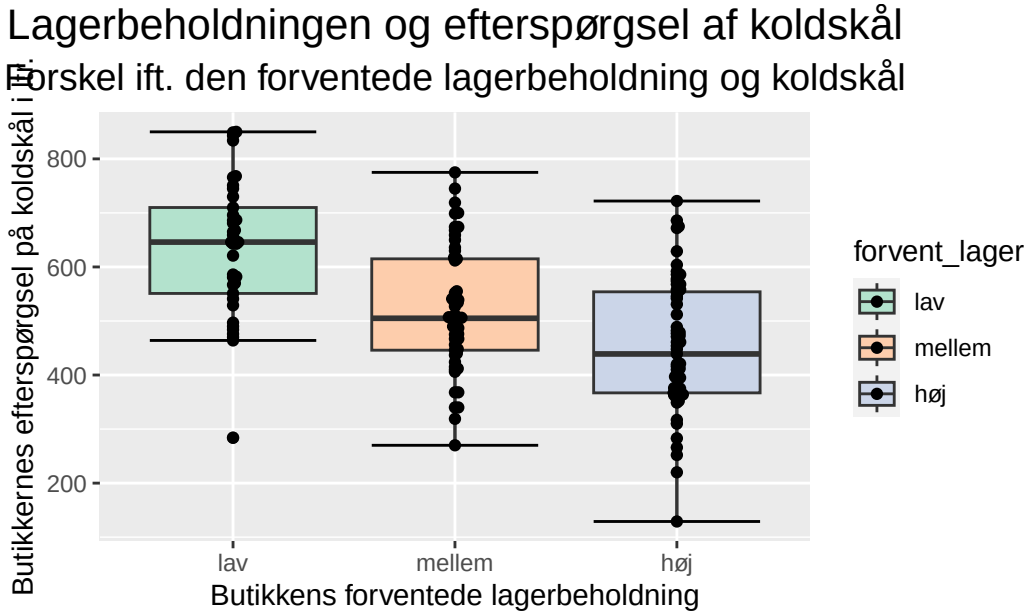
Nu er data blevet gjort tidy. Næste skridt er at undersøge hvilke faktorer der kan hænge sammen med butikkernes efterspørgslen af koldskål. I afsnittet begynder den eksplorative analyse. `Geom_density()` bruges til, at forstå fordelingen og til at forudsige den forventede fordeling af efterspørgslen på koldskål. Man kan se at at spredningen af observationerne er størst ved 520 ltr, dette er gennemsnittet. Observationerne er normalfordelte. At de er normalfordelt er en fordel, fordi den lineære regressionsmodel er en parametrisk test, hvor ét af kravene er data skal være normaltfordelt (Hastie et.al 2021). At kravet er opfyldt gør desuden model-parametrene mere pålidelige.

Der blev identificeret én potentiel outlier i vores dataset med `summary()`. Outlieren er observation nr. 1 på 47 ltr, fordi den jf IQR var under 101, og dermed skiller sig væsentligt ud fra de andre observationer. Måske det er en tastefejl. Umiddelbart vurderes det ikke, at der er mange outliers i data som kan have indflydelse på den samlede varians, hvorfor der kun er fjernet den ene. Tilbage er der n = 151 i data3.



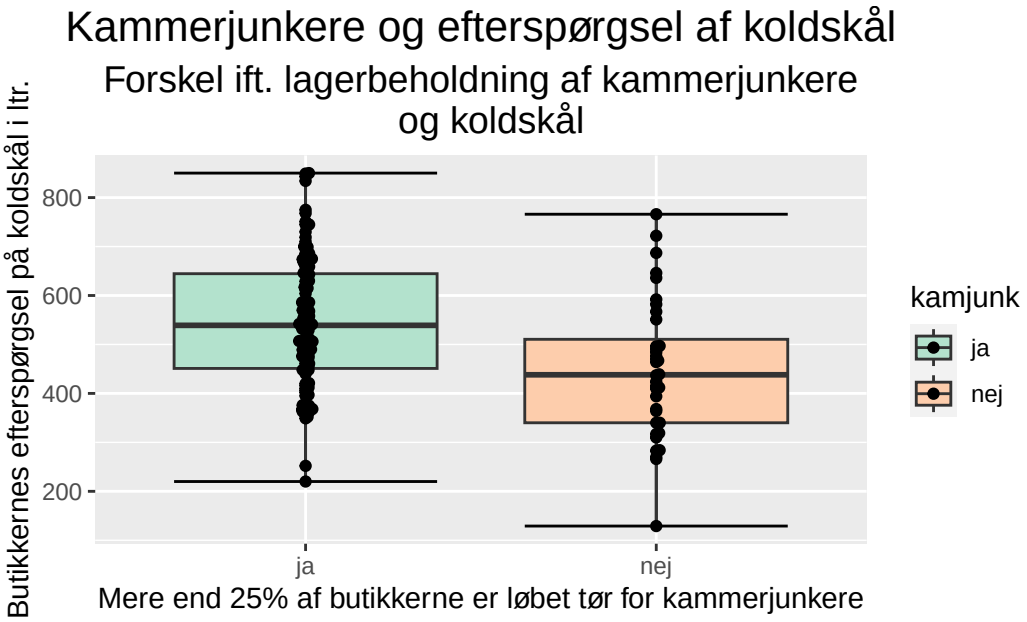

*Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22−30/8/22*

I følgende kode-chunk er der vist et boxplot. Det skal vise den statistiske variationen ift. butikkens forventede lagerbeholdning og efterspørgslen på koldskål. Man kan se at median-efterspørgslen stiger fra høj til lav forventet lagerbeholdning af koldskål. Det tyder på at der er en signifikant sammenhæng mellem de 2 variabler.



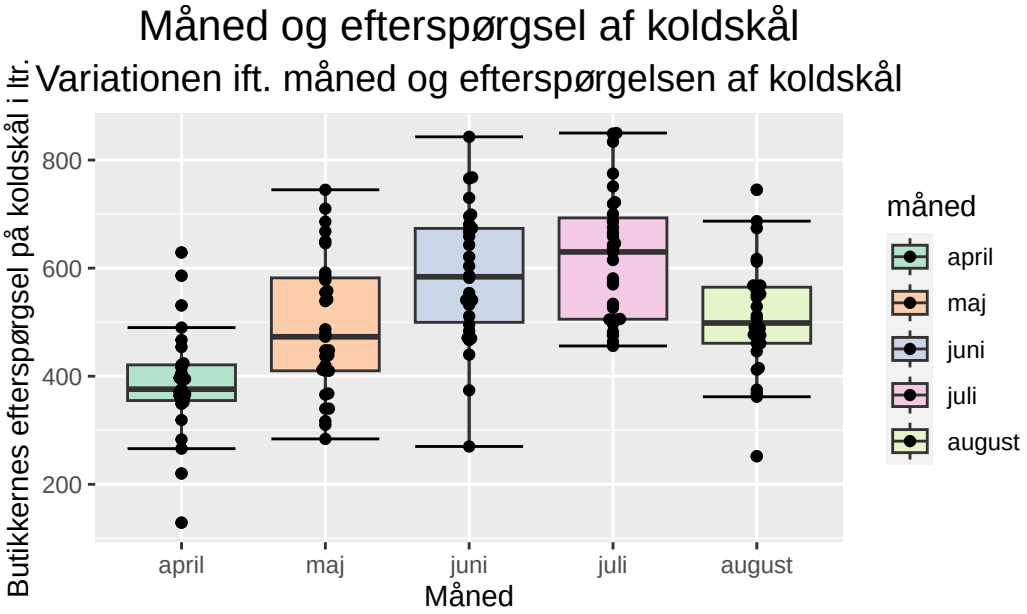

*Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22−30/8/22*

I næste kode-chunk er der lavet et boxplot som viser fordelingen af efterspørgslen i forhold til om 25% af butikkerne er løbet tør for kammerjunkere eller ej. Hvis butikken har kammerjunkere på lager, er efterspørgslen på koldskål højere, end hvis de ikke har kammerjunkere på lager.




*Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22−30/8/22*

Herunder er et boxplot som viser sammenhængen mellem måned og efterspørgslen af koldskål. Det er tydeligt at se at median-efterspørgslen stiger fra april-juli hvorefter efterspørgslen igen falder i august.

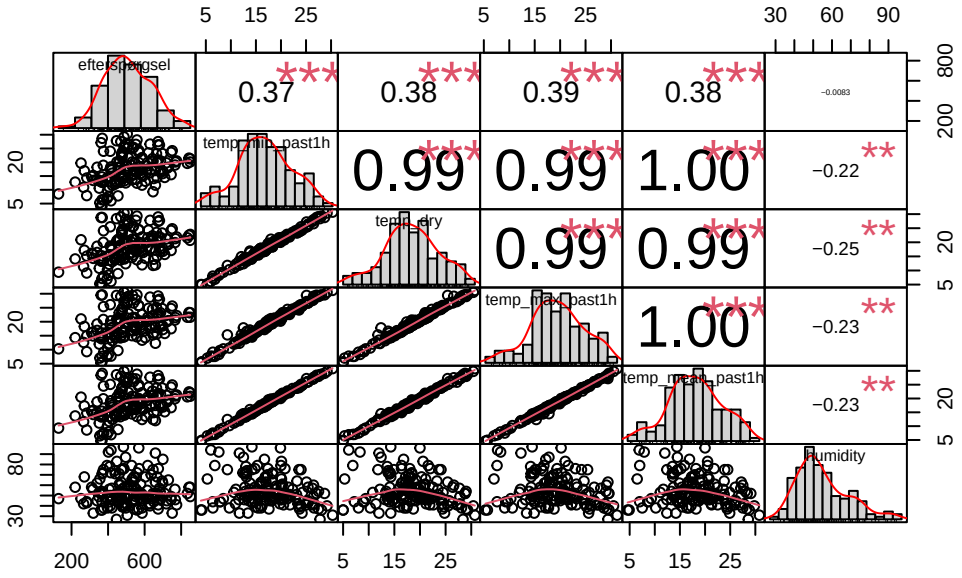



*Kilde: Tal fra DMI 2002. Fra perioden 1/4/22−30/8/22*

I nedestående kodechunk er der udvalgt 6 kontinuerte vejr-variabler, da ønsket er, at undersøge om disse er korreleret med hinanden, og om deres indbyrdes korrelation er statistisk signifikant. Der anvendes en `chart.Correlation()` til at foretage en korrelationsanalyse.

Efterspørgel og humidity er ikke korreleret, og dermed ikke statistisk signifikant. Beslutningen

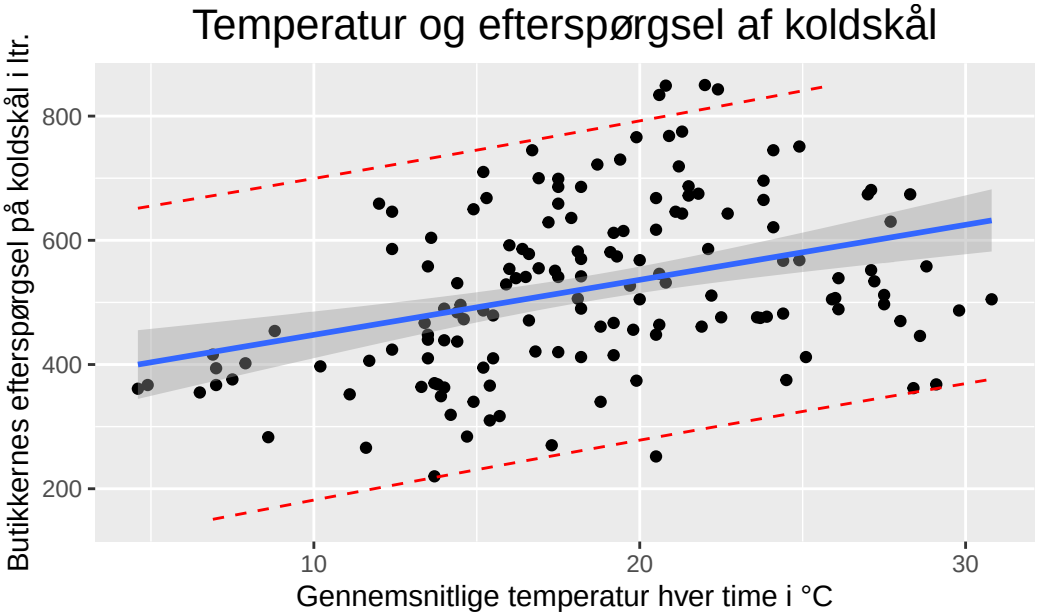
er derfor, at humidity ikke vil blive inkluderet i analysen. Efterspørgsel og den gennemsnitlige temperatur per time har en moderat korrelations koefficient på 0.38. P-værdien er lav med tre stjerner, det betyder at sammenhængen er signifikant. Det er derfor usandsynligt at opnå et mere ekstremt resultat, hvis man foretog en ny undersøgelse. Mindre end 5% af korrelationen skyldes derfor tilfældighed. Alle temperatur-variablerne er tæt på 1, hvilket betyder at de har stærk samvariation. Dette kaldes for multikolinearitet. Det vil sige, hvis de blev brugt i den endelige model ville det være vanskeligt, at fortolke på koefficienterne. En Model med høj multikolinearitet bliver mindre præcis og mindre pålidelig. For at reducere multikolinearitet fjernes de øvrige temperatur-variable.




Som førnævnt var der en moderat signifikant sammenhæng mellem efterspørgslen og gennemsnits temperaturen. Derfor bruges temp_mean_past1h som den uafhængige effekt i næste kodechunk. Først anvendes `predict()` til at konstruere et 95 prædiktionsinterval, efterfulgt af `geom_smooth()` til og visualisere sammenhængen med et scatterplot.

Ud fra scatterplottet kan man se, at forholdet mellem den gennemsnitlige temperatur og butikkernes efterspørgsel på koldskål er moderat lineært, fordi hældningen på tendenslinjen er positiv. Det antages at når gennemsnits temperaturen stiger én enhed, vil efterspørgslen stige tilsvarende, det er 'forholdsvis' mange af datapunkterne som er placeret omkring tendenslinjen. Der anvendes lineær regression, fordi det er en simpel metode, og det er nemt at tolke på model-parametrene. Mange af datapunkterne ligger også langt væk fra tendenslinjen, der udtrykker en stigende gennemsnitlig efterspørgsel på koldskål i ltr. Det indikerer at der er stor

varians og potentiel bias tilstede. En mere kompleks model kan evt. anvendes til, at forklare sammenhængen yderligere. Flere af observationerne er placeret udenfor dette bånd, hvorfor det er besluttet at anvende et prædiktionsinterval i stedet - der er den røde stiplede linje. Formålet er med andre ord, at medregne usikkerheden omkring de individuelle værdier og ikke usikkerheden omkring gennemsnittet. Når den gennemsnitlige temperatur hver time er 30 °C, er efterspørgslen på koldskål for én ny observation 629.87 ltr. Ved samme temperatur vil butikkernes efterspørgslen af koldskål med 95% sikkerhed være [369.30:890.43]. Man kan på baggrund af nedestående figur tydeligt se, at hvis den gennemsnitlige temperatur i °C stiger, stiger butikkernes efterspørgsel på koldskål tilsvarende.




*Kilde: tal fra DMI 2002 fra perioden 1/4/22−30/8/22*

## 8.6 Træning på træningsdata

Først trænes modellen på træningsdata, fordi vi gerne vil tilpasse modelparametrene. Der anvendes træningsdata til, at fintune vores regressionsmodel. Efter modellen er trænet godt igennem, afprøves den på testdata, da man gerne vil undersøge hvor god modellen er til, at forudsige en så præcis efterspørgsel på koldskål som mulig. Vurderingen af modelpræcisionen bestemmes ud fra den laveste MSE værdi. MSE måler hvor langt den forudsagte værdi for en observation er fra den faktiske værdi for en observation. Er MSE lille er der den forudsagte værdi tæt på den faktiske værdi, er MSE stor er den forudsagte værdi langt fra den faktiske værdi.

MSE er således et udtryk for, hvor præcis den udvalgte model er til, at forudsige efterspørgslen af koldskål (Hastie et.al 2021). MSE skal være så tæt på 0 som muligt.

Antallet af variabler i det samlede datasæt er mindre end antallet af observationer. Derfor bruges backward-selection til, at udvælge de uafhængige variabler som fremadrettet skal indgå i modellerne. 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 (Hastie et.al 2021). Denne teknik kan hjælpe med at reducere unødvendig varians i den udvalgte model. men på samme tid er den effektiv til, at identificere vigtige relationer i datasættet (ibid).

## 8.7 Test på testdata

I det foregående afsnit blev den gennemsnitlige MSE beregnet for hver af de fire modeller på træningsdata. Vi anvender ikke MSE for træningsdata. Fordi det er mere interessant, at se hvor præcise forudsigelserne er på testdata. Træningsdata anvendes som førnævnt til, at udvælge signifikante uafhængige variable og tilpasse modelparametrene.

Dog er det værd at nævne, at den data undersøgelsen er baseret på simulerede data. Dvs. at $f$ er kendt allerede. Den virkelige sandhed om efterspørgslen af koldskål vides dog ikke. Men hvis der bliver udtrukket nogle testdata ud fra data3, kan man validere hvor godt en model performer på disse testdata, når modelkompleksiteten øges. Kompleksiteten kan øges ved, at de kontinuerte variable opløftes i flere potenser, eller ved og inkludere flere uafhængige variabler som fx. faktorer.

## 8.8 Metode til test af model performance

Man kan producere testdata på flere måder. Der anvendes en $LOOCV$ metode, fordi data3 kun indeholder 151 observationer i alt. Fordelen ved fremgangsmåden er, at den træner på alle observationerne, undtagen ét datapunkt. Processen gentages i dette tilfælde 150 gange. Derefter beregnes en gennemsnitlig MSE score, som udtrykker hvor god modelpræcisionen er (Hastie et.al 2021). Problemet med metoden er, at det kræver stor computerkraft, det er fordi modellen trænes k gange (ibid).

```r
ctrl <- trainControl(method = "LOOCV") # Udvælger cross-validation metode

# Baseline model

model0_test <- glm(efterspørgsel ~ 1 , data = data3)
cv.err1 <- cv.glm(data3, model0_test)
#cv.err1$delta[[1]]
rmse(model0_test, data = data3) # 139.1997
```

```
[1] 139.1997
```

```r
#model0_test # Gennemsnutlige efterspørgsel er 520.20 liter

# Simpel model

model1_test <- train(efterspørgsel ~ temp_mean_past1h, data = data3,
                     method = "lm", trControl = ctrl)
model1_test # RMSE 130.36
```

```
Linear Regression

151 samples
  1 predictor

No pre-processing
Resampling: Leave-One-Out Cross-Validation
Summary of sample sizes: 150, 150, 150, 150, 150, 150, ...
Resampling results:

  RMSE      Rsquared   MAE
  130.3607  0.1238588  105.8906
```

```
Tuning parameter 'intercept' was held constant at a value of TRUE
```

```r
#model1_test <- summary(model1_test)
#model1_test # Printer alle modelparametre.

# Moderat model

model2_test <- train(efterspørgsel ~ forvent_lager +
                       weekend_helligdag + måned +
                       kamjunk +
                       temp_gt25_3_dage +
                       I(temp_mean_past1h^1), data = data3,
                       method = "lm", trControl = ctrl)
#model2_test # RMSE 88.55
#model2_test <- summary(model2_test)
model2_test # Printer alle modelparametre.
```

```
Linear Regression

151 samples
  6 predictor

No pre-processing
Resampling: Leave-One-Out Cross-Validation
Summary of sample sizes: 150, 150, 150, 150, 150, 150, ...
Resampling results:

  RMSE      Rsquared   MAE
  88.55084  0.5967607  72.56083
```

```
Tuning parameter 'intercept' was held constant at a value of TRUE
```

```r
# Kompleks model

model3_test <- train(efterspørgsel ~ forvent_lager +
                       weekend_helligdag +
                       kamjunk +
                       temp_gt25_3_dage +
                       måned +
                       I(temp_mean_past1h^22), data = data3,
                       method = "lm", trControl = ctrl)
model3_test # RMSE 89.37393
```

```
Linear Regression

151 samples
  6 predictor

No pre-processing
Resampling: Leave-One-Out Cross-Validation
Summary of sample sizes: 150, 150, 150, 150, 150, 150, ...
Resampling results:

  RMSE      Rsquared   MAE
  89.37393  0.5890984  72.52832

Tuning parameter 'intercept' was held constant at a value of TRUE
```

```r
#model3_test <- summary(model3_test)
model3_test # Printer alle modelparametre.
```

```
Linear Regression

151 samples
  6 predictor

No pre-processing
Resampling: Leave-One-Out Cross-Validation
Summary of sample sizes: 150, 150, 150, 150, 150, 150, ...
Resampling results:

  RMSE      Rsquared   MAE
  89.37393  0.5890984  72.52832

Tuning parameter 'intercept' was held constant at a value of TRUE
```

# 9 Resultater

Nu er de fire modeller blevet trænet på træningsdata og testet godt igennem på testdata. Resultaterne tager kun udgangspunkt i koefficienterne fra de fire testmodeller. Modellen med den laveste kvadrerede RMSE, og den højeste $R^2$ er den model som har størst præcision.

Baselinemodellen har kun den afhængige variabel i ligningen. $\hat{\beta}_0$ er den gennemsnitlige efterspørgsel på koldskål ved 520.23 ltr. $RMSEtest = 139.20$. Bliver Temp_mean_past1h inkluderet i den simple model, falder $RMSEtest = 130.36$, det betyder at modellen 'fitter' bedre på data og at modellen har højere præcision. Inkluderes de kategoriske faktorer i modellen med moderat kompleksitet, falder $RMSEtest = 88.55$ . Det er den model hvor den forudsagte værdi er tættest på den faktiske værdi. Dertil er $adjR^2 = 0.63\%$, det referer til den proportion af butikkernes efterspurgte koldskål som bliver forklaret af de uafhængige variabler. De forklarer altså 63% af den samlede varians i datasættet.

Bliver modellen mere kompleks, bliver præcisionen ikke altid bedre - ofte gælder det modsatte! I den komplekse model stiger $RMSEtest = 89.37$ og $adjR^2 = 0.62\%$ falder. Desuden bliver

Temp_mean_past1h^22 insignifikant, da hældningen er 0. Det skyldes muligvis overfitting.

Den moderate model er blevet udvalg til den mest præcise model, fordi den har lavest RMSE. Fortolkningen af koefficienterne er, når de øvrige variabler holdes konstant:

- Er den forventede lagerbeholdning på mellemste niveau, falder butikkernes gennemsnitlige efterspørgsel på koldskål med $-76.57$ ltr, i forhold til butikker med en lav forventet lagerbeholdningen.
- Er den forventede lagerbeholdning på højeste niveau, falder butikkernes gennemsnitlige efterspørgsel på koldskål med $-82.67$ ltr, i forhold til butikker med en lav forventet lagerbeholdning. Ændres referencegruppen, stiger efterspørgslen tilsvarende.

Det giver umiddelbart god mening, da butikkerne ikke vil risikere at bestille for meget koldskål. Da der er risiko for, at den ikke bliver solgt, og dermed øges riskoen for, at koldskålen overskrider sidste salgsdato.

- Er 25% af butikkerne i det pågældende område ikke løbet tør for kammerjunkere, falder butikkernes gennemsnitlige efterspørgsel med $-71.89$ ltr, sammenlignet med de 25% af butikkerne i det pågældende som er løbet tør for kammerjunkere. Ændres referencegruppen, stiger efterspørgslen tilsvarende.

Butikkerne vil gerne lave mersalg og dermed sælge kammerjunkere sammen med koldskål. Det kan også indikere at forbrugerne synes koldskål og kammerjunkere skal spises sammen.

- I maj måned stiger butikkernes efterspørgsel på koldskål gennemsnitligt med 84.37 ltr, i forhold til april måned. I juni måned stiger efterspørgslen gennemsnitligt med 129.51 ltr, i forhold til april måned. I juli måned stiger efterspørgslen gennemsnitligt med 155.95 ltr, i forhold til april måned. I august falder efterspørgslen ned til 85.10 ltr, sammenlignet med april måned.

Det betyder, at butikkernes gennemsnitlige efterspørgsel på koldskål stiger hen over sommeren til og med august, hvor sæsonen nærmer sig slutningen (Holland 2022)

- Har der været 25°C eller varmere i mere end tre dage, falder butikkernes gennemsnitlige efterspørgsel på koldskål med $-66.74$ ltr.

Det kan være en indikation på, at forbrugerne bliver trætte af at spise koldskål, når det bliver for varmt over en længere periode.

- Stiger den gennemsnitlige temperatur målt pr. time med én °C, stiger butikkernes efterspørgsel på koldskål i gennemsnit med 4.25 ltr.

Øget sommervarme hænger moderat sammen med butikkernes efterspørgsel på koldskål. Det stemmer overens med eksisterende viden på området (Kjer 2022).

| | **Baseline** | **Simpel** | **Moderat** | **Kompleks** |
|---|---|---|---|---|
| **Forvent_lager** | | | −76.57∗∗∗ | −74.55∗∗∗ |
| **(mellem)** | | | {19.82} | {19.72} |
| **Forvent_lager (høj)** | | | −82.67∗∗∗ | −87.00∗∗∗ |
| | | | {22.58} | {22.81} |
| **Weekend_helligdag** | | | 113.01∗∗∗ | 107.33∗∗∗ |
| **(ja)** | | | {15.00} | {15.16} |
| **Kamjunk (nej)** | | | −71.89∗∗∗ | −76.52∗∗∗ |
| | | | {17.50} | {19.82} |
| **Temp_gt25_3_dage** | | | −82.00∗ | −66.74∗ |
| | | | {34.23} | {34.90} |
| **Måned (maj)** | | | 84.37∗∗∗ | 101.69∗∗∗ |
| | | | {24.54} | {23.36} |
| **Måned (juni)** | | | 129.51∗∗∗ | 162.71∗∗∗ |
| | | | {32.79} | {27.87} |
| **Måned (juli)** | | | 155.95∗∗∗ | 155.947∗∗∗ |
| | | | {32.79} | {29.12} |
| **Måned (august)** | | | 85.10∗ | 197.44∗ |
| | | | {34.76} | {30.96} |
| **Temp_mean_past1h** | | 9.46∗∗∗ | 4.249∗ | 0 |
| | | {1.89} | {2.07} | |
| Uafhængige variable | 0 | 1 | 6 | 6 |
| Skæring $\widehat{\beta}_0$ | 520.23∗∗∗ | 346.04∗∗∗ | 379.93∗∗∗ | 434.78∗∗∗ |

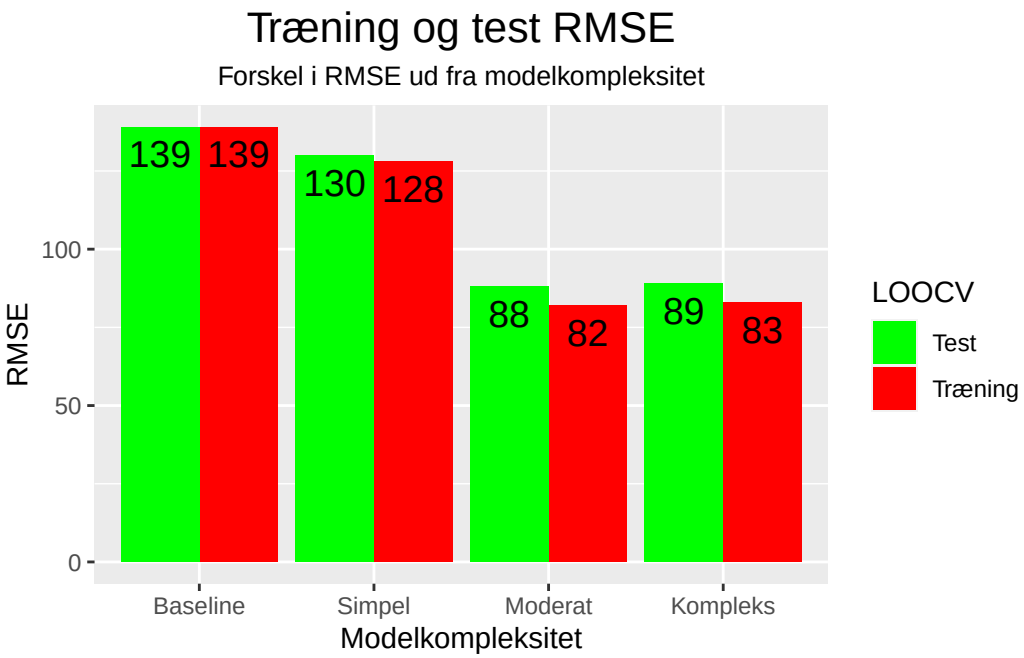
| | Baseline | Simpel | Moderat | Kompleks |
|---|---|---|---|---|
| Model P-værdi | $***$ | $***$ | $***$ | $***$ |
| RMSE_træning | 139.20 | 128.74 | 82.10 | 83.21 |
| RMSE_test | 139.20 | 130.36 | 88.55 | 89.37 |
| $R^2$ | | 0.15% | 0.65% | 0.64% |
| Justeret $R^2$ | | 0.14% | 0.63% | 0.62% |
| Observationer | 151 | 151 | 151 | 151 |

Tabel 1. Summeret modelreferat fra testdata. Referencegrupper () for faktorerne er: kamjunkja, forvent_lagerlav, månedapril. {} referer til standardfejlen. Note:$* = P < 0.1; ** = P < 0.05; *** = P < 0.01$

# 10 Diskussion

Først laves der et histogram med `ggplot()` der viser forskellen i RMSE for alle modellerne på hhv. test og træningsdata ud fra modelkomplesiteten. Forskellen i trænings- og test RMSE er jvf. histogrammet ikke ens når kompleksiteten øges. Det samme mønster i den moderate og den komplekse gælder. Det er en generel tendens, at test RMSE er større end træningsRMSE, når modelkompleksiteten stiger.

Det skyldes at LOOCV-metoden 'tuner' modellerne for meget. Den køre derfor modellerne for hårdt på træningsdata. På den måde opfanger modellen ukendte mønstre fra træningsdata, i stedet for egenskaber ved den $f$, vi ikke kender til. Mønstret fra træningsdata stemmer dermed ikke overens med mønstret i testdatasættet (Hastie 2022). I dette tilfælde er testRMSE højere på testdata end på træningsdata på grund af overfitting. I histogrammet kan man også se, at forskellen mellem RMSE i den moderate og den komplekse model er meget lille. Alt andet lige, vælges den moderate ud fra et princip om sparsommelighed frem for den komplekse model (ibid).




For det første hænger det optimale metodevalg sammen med præcision i forudsigelse og fortolkningen af parametrene. Stiger fleksibiliteten bliver det svære at tolke på parametrene. Falder falder fleksibiliteten bliver det nemmere at tolke på parametrene. Da Temp_mean_past1h blev opløftet til Temp_mean_past1h^22 i den komplekse model, blev p værdien for $\hat{\beta}_1$ for insignifikant ved $Pr = 0.58\%$. $\hat{\beta}_1$ er derfor ikke tilstrækkelig langt fra 0. Dette gjorde det vanskeligere at tolke på denne paramter. Det er fordi modellen opfangede for mange fejl og for meget støj i form af varians.

For det andet hænger modelvalget sammen det bias/variance tradeoff som forekommer, hvis man øger modelkompleksiteten i jagten på identificere den model som har lavest varians og bias. Varians er ændringen i $\hat{f}$, når den beregnes på nye data - men værdien er aldrig helt den samme! Stiger fleksibiliteten øges variansen. Bias opstår når man forsøger, at forudsige et komplekst fænomen med en for simpel metode. Stiger fleksibiliteten reduceres bias (ibid). Efterspørgslen på koldskål er som førnævnt et multidimensionelt fænomen. Vi forsøgte at reducere bias ved og udvide den simple lineære model med Temp_mean_past1h uden alle de kategoriske faktorvariabler, da de ikke kan indgå i en polynomisk regression (ibid). Det resulterede ikke i en forbedring i RMSE, eller en stigning i $R^2$. Hverken da den blev opløftet i 3 og 22 potens. Valget blev derfor, at beholde faktorerne i den moderate model, fordi de til sammen forklarer 63% af variansen. Andre variable kunne havde indflydelse på butikkernes efterspørgsel på koldskål. Gennemsnitlige antal solskinstimer, maksimale vindhastighed, samt

de private forbrugers socioøkonomiske forhold kunne bidrage med flere dimensioner til den moderate model. Beslutningen blev derfor, at vælge den multible lineære model med moderat kompleksitet. I næste kapitel udrulles anbefalingerne.

# 11 Anbefalinger

For at kunne designe og udvikle det bedste dataprodukt bruges et Data Product Canvas til, at kortlægge nøgleområder i form af anbefalinger. Thise skal implementere disse for, at øge deres datamodenhed og dermed øge deres økonomiske indtjeningspotentiale. Der præsenteres fem overordnede anbefalinger:

1. Opgradér Navision til også at være sky-baseret, i stedet for udelukkende at bruge det via. Windows styresystemet.
2. Brug den multible lineære regression fra analysen som modelskabelon, og reproducer den i en anden produktionskontekst. Modellen er: $\hat{efterspr}gsel = \hat{forventlager} + \hat{kamjunk} + \hat{maaned} + \hat{tempmeanpast1h} + \hat{tempgt3dage} + \hat{weekendhelligdag}$
3. Medarbejderne skal opfattes sig selv som værende en del af en moderne datamodenhedskultur. Første skridt er at ansatte en dataanalytiker som skal accelerer datamodenhedsprocessen fra fase til fase to. I fase to begynder man at strukturere dataopsamlingen for, at lukke risikohuller der er når forskellige systemer skal samarbejde.
4. Ledelsen skal være spydspidsen når datamodenhedsprocessen skal acceleres fremadrettet.
5. Brug R-Studio som programmeringssprog fordi det er gratis og det arbejder godt sammen med andre programmer som fx. SQL.

# 12 Konklusion

Thise Mejeri er på fase 1 i Alexandramodellen, hvor de i stor grad bruger deres data til, at spore driften af produktionsafdelingen. De kan forbedre deres datamodenhed ved, at arbejde mere struktureret med dataopsamlingen og anvendelse heraf.

For at styrke den fremtidige leveringsscore hos COOP, skal Thise Mejeri reproducere den multiple lineære regressionsmodel i flere produktionssammenhænge fremadrettet, holdt op i mod vejrdata fra DMI.

# 13 Litteratur


Bækby, R. & Kølsen, C. (marts. 2017). *„Find din vej i dataindsatsen"*. I: Alexandrainstituttet.

Hastie, T. & James, G. (august. 2021). *„An introduction to statistical learning"*. I: Springer. 2 udgave.

Holland, S. (jul. 2022). *„Vejret afgør sommerens mængde af koldskål"*. I: Fødevareforbundet.

**Link:** https://www.nnf.dk/nyheder/2021/juli/vejret-afgor-sommerens-maengde-af-koldskal

Jensen, M. L (jul. 2022). *„Thise skruer gevaldigt op for koldskålsproduktionen"*. I: Tv Midtvest.

**Link:** https://www.tvmidtvest.dk/skive/thise-mejeri-skruer-gevaldigt-op-for-koldskaalsproduktionen

Kjer, U. (sep. 2022). *„Sommervejret var 3 pct. bedre end sidste år"*. I: Mejeriforeningen.

**Link:** https://mejeri.dk/nyheder/sommervejret-var-3-pct-bedre-end-sidste-ar/

Osterwalder, A. & Pigneur, Y. (2010). *„Business Model Generation "*. 1. udgave. John Wiley & Sons.

Picopublish (feb. 2022). *„Datamodenhed handler om at blive bedre til at anvende egne data i værdiskabende sammenhænge"*. I: Picopublish.

Jensen, S. (nov, 2022), *„Interview med Søren Jensen på Thise Mejeri"*. Kenneth, Eva og Sanne.

# 14 Sessioninformation

```r
sessionInfo(package = NULL) # Printer en liste om R sessionen.
```

```
R version 4.2.1 (2022-06-23)
Platform: x86_64-apple-darwin17.0 (64-bit)
Running under: macOS Big Sur ... 10.16

Matrix products: default
BLAS:   /Library/Frameworks/R.framework/Versions/4.2/Resources/lib/libRblas.0.dylib
LAPACK: /Library/Frameworks/R.framework/Versions/4.2/Resources/lib/libRlapack.dylib

locale:
[1] en_US.UTF-8/en_US.UTF-8/en_US.UTF-8/C/en_US.UTF-8/en_US.UTF-8

attached base packages:
[1] splines   stats     graphics  grDevices utils     datasets  methods
[8] base

other attached packages:
 [1] kableExtra_1.3.4          stargazer_5.2.3
 [3] pscl_1.5.5                car_3.1-0
 [5] carData_3.0-5             PerformanceAnalytics_2.0.4
 [7] xts_0.12.2                zoo_1.8-11
 [9] writexl_1.4.1             openxlsx_4.2.5
[11] boot_1.3-28.1             RColorBrewer_1.1-3
[13] palmerpenguins_0.1.1      ggbeeswarm_0.6.0
[15] tinytex_0.43              timeDate_4021.104
[17] readxl_1.4.1              viridis_0.6.2
[19] viridisLite_0.4.0         fueleconomy_1.0.0
[21] nasaweather_0.1           babynames_1.0.1
```

```
[23] class_7.3-20               RSQLite_2.2.16
[25] caret_6.0-93               lattice_0.20-45
[27] leaps_3.1                  testthat_3.1.5
[29] MASS_7.3-58.1              ISLR2_1.3-1
[31] microbenchmark_1.4.9       jsonlite_1.8.0
[33] httr_1.4.4                 XML_3.99-0.10
[35] modelr_0.1.9               pander_0.6.5
[37] broom_1.0.1                htmlwidgets_1.5.4
[39] feather_0.3.5              hexbin_1.28.2
[41] hms_1.1.2                  pryr_0.1.5
[43] lubridate_1.8.0            maps_3.4.1
[45] Lahman_10.0-1              gapminder_0.3.0
[47] nycflights13_1.0.2         magrittr_2.0.3
[49] forcats_0.5.2              stringr_1.4.1
[51] dplyr_1.0.10               purrr_0.3.4
[53] readr_2.1.2                tidyr_1.2.0
[55] tibble_3.1.8               ggplot2_3.4.0
[57] tidyverse_1.3.2


loaded via a namespace (and not attached):
 [1] backports_1.4.1      systemfonts_1.0.4    plyr_1.8.7
 [4] listenv_0.8.0        digest_0.6.29        foreach_1.5.2
 [7] htmltools_0.5.3      fansi_1.0.3          memoise_2.0.1
[10] googlesheets4_1.0.1  tzdb_0.3.0           recipes_1.0.1
[13] globals_0.16.1       gower_1.0.0          svglite_2.1.0
[16] hardhat_1.2.0        colorspace_2.0-3     blob_1.2.3
[19] rvest_1.0.3          haven_2.5.0          xfun_0.32
[22] crayon_1.5.1         survival_3.3-1       iterators_1.0.14
[25] glue_1.6.2           gtable_0.3.0         gargle_1.2.0
[28] ipred_0.9-13         webshot_0.5.3        future.apply_1.9.1
[31] abind_1.4-5          scales_1.2.1         DBI_1.1.3
```

```
[34] Rcpp_1.0.9           bit_4.0.4            stats4_4.2.1
[37] lava_1.6.10          prodlim_2019.11.13   ellipsis_0.3.2
[40] farver_2.1.1         pkgconfig_2.0.3      nnet_7.3-17
[43] dbplyr_2.2.1         utf8_1.2.2           labeling_0.4.2
[46] tidyselect_1.1.2     rlang_1.0.6          reshape2_1.4.4
[49] munsell_0.5.0        cellranger_1.1.0     tools_4.2.1
[52] cachem_1.0.6         cli_3.4.1            generics_0.1.3
[55] pacman_0.5.1         evaluate_0.16        fastmap_1.1.0
[58] yaml_2.3.5           ModelMetrics_1.2.2.2 knitr_1.40
[61] bit64_4.0.5          fs_1.5.2             zip_2.2.0
[64] future_1.28.0        nlme_3.1-157         xml2_1.3.3
[67] brio_1.1.3           compiler_4.2.1       rstudioapi_0.13
[70] curl_4.3.2           beeswarm_0.4.0       reprex_2.0.2
[73] stringi_1.7.8        Matrix_1.4-1         vctrs_0.5.1
[76] pillar_1.8.1         lifecycle_1.0.3      data.table_1.14.2
[79] R6_2.5.1             gridExtra_2.3        vipor_0.4.5
[82] parallelly_1.32.1    codetools_0.2-18     assertthat_0.2.1
[85] withr_2.5.0          mgcv_1.8-40          parallel_4.2.1
[88] quadprog_1.5-8       grid_4.2.1           rpart_4.1.16
[91] rmarkdown_2.16       googledrive_2.0.0    pROC_1.18.0
[94] ggeasy_0.1.3
```

# 15 Bilag

Bilag 1 - Interviewguide.

Bilag 2

Interview af Søren Jensen fra produktionsafdelingen i Thise Mejeri

Gruppe 1

3. november 2022

Søren fortæller at de producerer helst over midnat så de kan skrive den nye dato på pakken. Han fortæller at de producerer ud fra en statistik og hvis de skal forudsige produktionen af koldskål, så skal de være en form for metrologer. De skal være ekstra opmærksomme på statistik fra tidligere år da klimaforandring gør at sommeren har forandret sig. Salget er ofte højest i starten af sommerperioden og Thise indsamler data på dette.

Hver dag omkring middag kommer ordrerne fra Coop og produktionen håber at det stemmer nogenlunde overens med det de har tappet. Hvis ikke skal de lav en ekstra tapning ellers kan Coop godt godkende det til næste dag hvis det er en lille procent. Der skal minimum være 8 terminaldage når Coop får det leveret.

Koldskål er utrolig afhængig af vejret. Udefrakommende faktorer har også en afgørende rolle; eks. Hvis Arla sælger koldskål til 5 kr. Thise har mange loyale kunder og et godt image men store besparelser fra konkurrenter kan være afgørende for salget hos Thise. Når Thise har et nyt produkt de vil afprøve, så starter de i Irma og hvis det lykkedes, så går det videre til Coop. Thise sælger kun helårs koldskål i Irma og i uge 27-36 sælges det andre steder.

Koldskålproduktionen foregår ved at man tager kærnemælk over og syrner det, så ryger det i en tank som snurrer rundt og der hældes fløde i og kærnemælken tappes af og blandes med en frugtmix af vanilje og æg.  Ca. 15% mix og 85% kærnemælk. Der kan produceres ca. 5-6 ton koldskål i timen på 1 tap.

Kærnemælkdrengen (en erfaren mejerist) sørger for at ph-værdigen er lav nok og produktionen smager også på produktet. Laboratoriet udvælger den første og den sidste og 3 i midten til at smage på hver dag og giver karakter på en 15-trins skala. På den måde kan de nå at stoppe salget hvis det smager dårligt. Karakteren gives for ydre, konsistens, lugt og smag. 15 er fantastisk.

Ifølge Søren, så er medarbejdernes it-kompetencer i produktionen ikke høj.

Medarbejderne i Thise har typisk været ansat i firmaet i lang tid. Søren har arbejdet hos Thise siden konfirmandsalderen.

Bilag 3

- Interview med salgschef Peter Pedersen hos Thise Mejeri

  Gruppe 4

Interview information:

Informanten:

Peter Pedersen: salgchef Asien

**SP 1:**

Hvad underbygger i jeres markedsføring i Asien på?

Svar:

Der laves overhovedet ingen markedsføring i Asien. Det er B2B – dvs ingen kontakt med slutkunder.

**SP2:**

Hvis I fik data, hvordan vil I markedsføre jer til det Kinesiske marked for eksempel?

Svar:

Det Kinesiske marked er meget forskelligt fra det Danske marked. Meget af marketing er trukket over på de sociale medier. Det er meget, tungere på "influencer" end i den vestlige verden. Kinesiske influencers tjener mange flere penge end vestlige influencers. Det er et helt andet marked man skal penetrere end, hvis man gerne vil til Tyskland. I Tyskland kan man reklamere i fagblade, f.eks. i økofagblade.

Hvis man skal slå sig igennem Asien så er det en rigtig god idé at få de her influencer igennem som er på forskellige platforme (f.eks. TikTok) og andre kinesisk sociale medie platforme som vi ikke kender til i Danmark. Det kræver også noget som en organisation at sætte sig ind i hvordan man egentlig får mest muligt ud af de platforme.

Thise har været i gang med det på et tidspunkt at oprette en online "store" på noget der hedder "T-mall" (?). Det kan sammenlignes med Amazon. De kan oprette en Thise butik på T-mall hvor de så kunne sælge oste igennem. Det kom de aldrig videre pga logistiske problemer ift distribution i Kina, fordi Kina er ret stor. Der er mange byer hvor der bor mindst 10 millioner mennesker. Hvor skal man distribuere ud fra hvis, man gerne vil ud til Tangchon (en by i Kina? Jeg ved ikke hvordan det staves) som, man byggede Jeg? Har været i med tolv millioner mennesker man, aldrig har hørt om før Er. Det nok

og have distribution i Beijing hvor, der er to hundrede kilometer fra til Tanchan? Eller skal man også have en distribution i Tanchan. For en lille organisation som Thise er det meget svært. Den idé var derfor droppet det igen. Ellers skal man kunne have cold-chain distribution af mælk, smør og ost fra Thise til Kina – noget der har store udfordringer. Det er svært og meget dyrt.

De har ikke et markedsføringsbudget. De laver produkter med gode historier. De almindelige media (f.eks. Folkeblad) tager historien op, og så laver de faktisk deres markedsførings for dem. Det er den måde de har drevet Thise Mejeri helt fra starten af. Det er, at de har lavet gode produkter med gode historier som, de ikke har puttet penge i at få det fortalt.

**SP3:**

Samles der information om hvordan reklamer/historier i Folkeblad har påvirket jeres salg af produkterne?

Svar:

Ikke helt ned på produktniveau. Der er nogen i kommunikationsafdelingen som holder styr på hvor meget omtale de får - om den er positiv eller negativ.

De havde en tilbagetrækning for et halvt års tid siden, fordi der var solgt nogle liter mælk med rengøringsvæske i. Der har ikke været styr på rengøringsprocessen. Der kunne de se at de historier der bliver skrevet rundt omkring var knap så positive som de plejer at være. De "tracer" alt efter om det er godt eller skidt omtale, og har som konsekvens af det fjernet soja og måler heraf aktiviteten i omtalen for ligeledes at kunne vurdere om der er stingende positiv eller negativ omtale. Tracer også trafik på sociale medier

**SP4:**

Hvordan deler I med coop denne salgsinformation, som resultat af jeres samarbejde?

Svar:

Det er jeg faktisk ikke klar over. Vi har en ret unik måde at samarbejde med dem på. Det er egentlig os, der sender varer til Coop før de sender en ordre til os. Vi forecaster på, hvor meget Coop skal have, og så sender vi det derover. Der bliver sendt varer tilsvarende

forecasten om morgenen, hvor Coop så sender deres ordre i løbet af eftermiddagen. Estimeret 90% af de varer Coop bestiller er allerede sendt, da Thise forecaster korrekt. Derfor bliver det de supplerende/manglende mængder, der leveres om aftenen.
Forud for dette er der en række data, der er tilgængelig for Thiese fra Coop, blandt andet lagerbeholdning. Dog er informanten ikke klar over de konkrete metoder til at samle og modtage disse data.

**SP5:**

Hvor opsamler I jeres salgsdata fra Coop?

Svar:

Vi har en afdeling, hvor de ansatte sidder med deres forecast – med ca. 6-8 mand, der planlægger produktionen. På grund af den store mængde forskellige produkter, og derfor varenumre, så er det nødvendigt med en stor mængde data, hvilke er tilgængelige i føromtalte afdeling. Udover Coop (som er ca halvdelen af forretningen), så er der endnu flere datakilder.

**SP6:**

Er Coop med til produktudvikling? Eller er der andre af jeres kunder, der har indvirkning på udvikling?

Svar:

Ja, de er en aktiv medspiller. Nogle gange har Coop en idé om et produkt de gerne vil have, det kan feks være et eksisterende produkt som de ønsker i en økologisk udgave, så kan de kontakte os for at høre om det er noget vi kan producere. De er en stærk medspiller, og de fleste produkter bliver født her i Thiese, og så banker vi på ved Coop for at høre om de er interesserede i at sælge dem – hvilket de oftest gerne vil. I mange år har vi haft et meget tæt samarbejde med Irma, som vi har brugt en del til at teste markedet af, fordi Irma butikkerne lever af at have et nyt og spændende sortiment – med stor udskiftning – så når vi har et nyt produkt, så ringer vi mere eller mindre over til Coop og siger, at vi sender det med i lastbilerne og om de ikke vil sætte det på hylderne i Irma. Hvis det sælger der, så udvider vi til Superbrugsen og Kvickly på Sjælland, og hvis det så også sælger der, så fortsætter det. De er mere åbne for nye produkter på Sjælland.

Det har været fremgangsmetoden i 30 år, men processen er mere strømlinet pga datakrav etc.

**SP7:**

Hvordan arbejder I med sæsonvare vs. Ikke-sæsonvare i forhold til salg og marketing?

Svar:

Udbuddet af mælk er sæsonbetonet, så produktionen heraf vil variere. Vi prøver derfor at få solgt alt vores økologisk mælk, så vi rammer en balance, hvor den mælk vi får ind, den bliver også solgt.
En af vores mest sæsonbetonede varer er koldskål, som vi måske producerer højest 6 måneder om året. Vi gør ikke ret meget i marketing – eller jo – der er nok flere billeder af koldskål i tilbudsbladene henover sommeren end der er nu her (læs: november). Vi har også nogle oste, der er sæsonbetonet, feks: en juleost. Der får ostehandlerne noget markedsføringsmateriale med fra os, når de køber disse oste ind.

**SP8:**

De salgspunkter, datamæssigt, I får ind fra feks Irma når I tester jeres produkter igennem dem, er det nogle I får direkte fra Coop?

Svar:

Vi får at vide, hvor meget vi estimerede de ville sælge og hvor meget de faktisk sælger. Hvis vi har overestimeret, så får vi faktisk produkterne tilbage igen, og derfor er det meget vigtigt, at vi estimerer korrekt. Det bliver lidt tricky, da vi sender produkter ud inden, at de bestiller noget, hvorfor det er meget vigtigt med en god planlægningsafdeling. Og den afdeling er meget afhængig af data, hvilket de indhenter fra Coop. Koldskål kan være ekstra udfordrende, da selv sådan noget som vejret kan have stor indflydelse på salget. Så det er også noget data vi bliver nødt til at tage i mente.
Vi laver også ismix – som blandt andet benyttes i Paradis is – som jo også er en høj sæsonvare, hvor holdbarheden er begrænset til 3 uger, hvorfor vejret også har stor indflydelse i forhold til, hvor meget der bliver brugt og derfor solgt.

**SP9:**

Hvordan bruger I informationsdata til den bedste markedsføringsstrategi?

Svar:

Vi laver ikke meget markedsføring, altså vi bruger penge på bannere og annoncer, men det er en in-house designer, der er ansat til at lave alt markedsføringsmateriale. Men vi køber ikke annoncer på sociale medier, aviser, TV etc. Vi bruger ikke de gængse markedsføringskanaler, men vi har stadigvæk noget markedsføringsmateriale til at kunne fortælle de gode historier.
Det er allerede tænkt ind i produkterne, altså historierne kommer faktisk næsten før produkterne og hvis de ikke kommer først, så kommer de sammen med produkterne. Et eksempel herpå er vores fuldmåne ost – historien bag er, at osten udelukkende er lavet af mælk, der bliver malket, når der er fuldmåne. Og det er en rigtig god historie, men osten er blevet så god, at vi ikke kan producere nok. Der kom historien før produktet feks.

**SP10:**

Hvad er det I helt præcist eksporterer til Asien?

Svar:

Det er 98% pulver. Det er mælkepulver – i forskellige variationer – og vallepulver. Lidt ost og lidt langtidsholdbar mælk, og disse to ting går til den samme kunde, som bruger dem i en forretning, hvor de sammensætter og sælger gavekurve. Hertil står Thiese også for noget "markedsføringsmateriale" igennem blandt andet flotte billeder. Thiese understøtter mere kunden end at skabe markedsføringen.

Feks i samarbejde med Coop, så er det en del af samarbejdsaftalen, at den anden part indbetaler x antal kroner til at bidrage til markedsføringen af ens produkter.

**SP11:**

Har du nogle idéer til, hvordan Thiese kan gøre sig mere datadrevne?

Svar:

Informanten ved, hvor godt data det er og at data benyttes til alt. I selve produktionen alene, så har man en masse data man er afhængig af, da det er råvare, der skal omsættes til færdige produkter. Fuld traceability skal altid være være mulige for os at lave her i Thiese.
Informanten er i tvivl om, hvorledes der er datapunkter, hvor man kan optimere arbejdsgangen eller processer.

**SP12:**

Hvad er jeres vision for jeres firma? Hvor vil I gerne være om feks 5 år?

Svar:

Thiese har en ejerform, hvor det er landmændene, der ejer virksomheden. Så visionen er i højere grad at fortsætte eksistensen fremadrettet med de grundværdier der er i Thiese. Vi vil gerne gøre en forskel. Vi er ejet af vores andelshavere, som også er dem, der leverer mælken og råvarene. Thiese har altid været en ordentlig virksomhed, som behandler naturen, kunder og ansatte ordentlig. Visionen er at lave gode, økologiske produkter, og blive bedre til at passe på planeten, fordi mejeridrift ikke er den bedste måde at producere fødevare på. Muligvis kigge mere på plantebaserede produkter, fordi vi er langt fra at være CO2 neutrale i dag, da vi har så mange køer.
Her er der faktisk et område, hvor vi kunne bruge hjælp igennem data (læs: CO2), fordi det er noget kompleks.

En ting er, at vi skal have vores traceability ind i en blockchain, da det er godt for slutbrugeren – uanset deres geografiske placering – så det er åbent for alle at se, hvordan deres produkt er blevet leveret til deres lands-/verdensdel. Der kan man også lagre CO2 i den blockchain – altså hvor stort dens aftryk er – der tænker informanten godt, at man kan bruge data til at skabe større gennemsigtighed.

Interviewer:

Det lyder til at I har indblik i, hvor meget CO2 der produceres ved jeres landmænd og indtil det kommer til jer

Informant:

Vi ved godt, hvor meget brændstof vores leveringsmetoder benytter, men det her med at få det ned fra enkelte transportmetode til enkelte liter mælk, kunne være utrolig interessant. Så er det tilgængeligt for slutbrugeren på en anden måde, og mere troværdigt end, hvis det kommer direkte fra os.

Bilag 4

Interview med Bjarne Justensen Senior Demand planner hos Thise Mejeri

Gruppe 5

**Hvad er det salg og marketing funktionen laver her hos Thise?**

"Jeg sidder hos demand planning, og ser ikke på salg og marketingdelen. Jeg har ikke nogen rigtig ide om hvad de laver. Jeg sidder med demand planning, og ikke så meget ud af huset opgaver. Jeg modtager fx nogle data fra Coop og ser på de historiske data for at danne mig et indtryk af tingenes tilstand, og hvordan jeg forventer det vil forløbe"

**Hvordan bliver jeres data i dag, indsamlet fra jeres kunder?**

"Det bliver indsamlet i Navision og består af salgs data, forecast data kommer fra et forecast ark fra Coop bland andet, vores grossist salg er historiske data, og så deres kampagner af de enkelte kampagner. Det er ikke så omfattende kampagnetræk."

**Hvilke typer af informationer er det som der samles i Navision?**

"Det er altid salg data, når vi laver vores forecast ryger data tilbage i Navision."

**I forhold til salg, hvad er så de vigtigste data som i kigger på, og indsamler i Navision når i fx skal forudsige salget?**

"Jeg kigger meget på de tidligere ordres historik, og ser på hvordan tendenserne var i året. Vi er meget baseret på hvordan kurverne forløber på året, for at kunne sige hvordan kurverne vil forløbe det igangværende år. Så kigger jeg på hvordan tendensen er for øjeblikket, og så vil jeg følge den tendens der var tidligere med det niveau som vi ligger på for øjeblikket. Det er den metode jeg bruger til at lave forecast på."

**Hvem har adgang til de her data i indsamler, er det mest dig som sidder med de her tal og informationer og laver nogle rapporter, eller er det noget som den menige medarbejder har adgang til og bruger?**

"Når jeg laver de her rapporter, sætter jeg det ind i Navision og så hiver produktionsplanlæggeren dem ud af Navision for at lave en produktionsplan ud fra det."

**Er det alle medarbejdere i produktionen som så har adgang til det?**

"Det er kun produktionsplanlæggeren. De vil så arbejde videre med rapporten og herefter giver de det/den videre til næste led i produktionen og så videre."

**Hvor godt vil du vurdere (hvis du kan) at Thise mejeri er i denne her datamodenheds process? Fra en skala på 1-5, hvor 1 er vi kun har monitering men ikke noget man altid træffer beslutninger ud fra. Hvor 5, er fuldautomatiske processer samt at hele strategien hos Thise Mejeri ligger til grunde i data.**

"Jamen, vi er sådan midt i mellem. Der arbejdes stærk hen imod at blive datadrevne. Det vil sige, at alt den forecast jeg laver ryger tilbage ind i Navision som vi(produktionen) så producerer efter. Så alt historisk data, og kampagne flow bliver lagt ind i forecastet og bearbejdet af mig, for at sikre at det er de rigtige mængder vi producerer til den rigtige uge. Så på den måde er vi ret langt i den del."

**Og er det noget som du manuelt skal skrive ind, eller sker det automatisk?**

"Nej, vi har en udbyder som sidder og kigger på historiske tendenser, som så kommer med et forslag til hvordan forecastet kan se ud. Så kigger jeg det så igennem, først på en overordnet plan, jeg kigger på nogle grupper fx mælk, for at se om tendensen ser rigtig ud her. Ser det så rigtigt ud, kigger jeg lidt dybere ned i forslaget, fx herefter kigger jeg ind i sødmælk, ser det så rigtig ud kigger jeg ned i fløde. Som udgangspunkt får vi forecast fra en underleverandør, som løbende modtager vores salgs data, og så laver de forecast ud fra historiske data og ligesom jeg nævnte før, så viser det flowet og tendensen fra hvordan det har været for at finde ud af hvor vi skal ligge henne nu."

**De salgstal i får fra fx COOP og deres forskellige kæder, er det noget som bliver sendt direkte til jer?**

"Ja det bliver sendt direkte til os. Vi får kampagneplaner for en periode 10-12 uger frem."

**Du har været lidt inde på hvad jeres ambitioner er med henblik på at blive datadrevne. Hvad vil du mene at der skal til for at det kan ske? Er det mere fra ledelsen det skal komme, eller er det mangel på kompetencer hos medarbejderne?**

" Jeg vil mene at det lige så meget handler om kompetencerne. Altså jeg er ikke superuddannet, jeg er jo bare autodidakt, demand planner. Det betyder jo en del for hvordan man ser på data. Selvfølgelig har man nogle andre kompetencer når man ikke er uddannet, men jeg er ikke uddannet datamatiker eller lignende, der har vi(Thise Mejeri) en lille brist der i forhold til at vi godt kunne bruge nogle som jer (dataanalytikkere)."

Spørgsmål fra Izels gruppe:

**Du nævner at I får forecast. Vi har et projekt om koldskål, hvor vi gerne vil lavet et forecast, hvad ville du kigge på at for at lave en forecast hvis du skulle kigge på det?**

"Når jeg helt praktisk sidder med det, har jeg 3-4 parameter jeg ligger sammen for kunne forecaste. I dette tilfælde hvis jeg skulle sidde og forecaste 12 uger frem, er det lidt begrænset, da jeg vil mangle data for vejrudsigten, jeg mangler at vide noget om beholdningen for det enkelte terminaler. Så der sidder jeg bare og kigger historiske data, fx hvordan så det ud i uge 20 sidste år, der solgte vi måske 21.000, så ville jeg skulle bruge min mavefornemmelse til at forecaste hvordan tendensen så ville se ud i år. Men går man helt tæt på, fx ugen før, så ville jeg kigge på hvad har vi af beholdning, hvordan er vejrudsigten og den langsigtede vejrudsigelse, bliver det godt vejr? Så hvad har vi her på lageret på Thise. Men overordnet set ville det være historiske data jeg baserer forecastet på, hvad plejer man at gøre i denne uge. Koldskål er et sinddsygt dårligt eksempel, da det er så vejrbestemt, så på trods af at man kørte en kampagne, er det ikke sikkert at man ville ramme tæt på hvad der var forventet hvis vejret er dårlig. Det kan også gå den anden vej, fx man siger man har et budget på 10.000kr på kampagnen, men den sælger for 30.000kr. Koldskål er så svær, da den er så vejrafhængig. Vi kigger også på konkurrenterne, fx hvad sælger Arla den for, sælger de den for 10kr og vi ville have solgt

den for 18kr så vil folk vælge den til 10kr. Især i tider som nu hvor folk har færre penge, vil de altid vælge det som er billigst."

**Hvad ville så være et bedre eksempel?**

"Et eksempel kunne være græsk yoghurt, den er sæsonpræet, man bruger den om sommeren bland andet til Tzatziki. Ved uge 16/17 vil efterspørgslen/salget begynde at stige indtil uge 32 og begynde at falde igen, så vil det gå lidt ned, og så stiger det lidt igen da der kommer lidt mere fokus omkring til jul. Det er måske sådan en jeg hellere ville have kigget på end koldskål, da den stadig er sæsonpræget men også mere forudsigelig end koldskål, og man er uafhængig af vejret udenfor.

Koldskål er så dårlig, da den er så uforudsigelig, da vi på en dårlige uge måske kun sælger 10.000, men på en god uge op til 70-80.000 stk., hvor det eneste som påvirker salget, er vejret"

**Jeg kan forstå i ikke rigtig laver så meget markedsføring, men at det mere er historien som føler produktet.**

"Coop er vores markedsføring, her vil vi(vores produkter) ofte blive præsenteret store og der vil tit og ofte stå en kort historie om vores produkter. Det vil så sige, at det er den måde vi lærer folk Thise at kende."

**I siger i har information om hvor meget i bruger på en given kampagne i forhold til salget?**

"Vi får at vide fra Coop at SuperBrugsen og Kvickly kører samme kampagne avis, og at de vil køre en kampagne i uge 42. Så får vi af vide hvor meget Kvickly forventer at sælge ekstra i den uge ud over deres normal salg, og det samme for SuperBrugsen. Det ligger vi så ind i vores forecast system, Perito, så kan vi se at der er en forventning til et salg, på vores kurve i forecastet, her kigger vi så på om det ser rigtigt ud med hvad der rent faktisk sker. Vi har data helt ned i detaljer, delt helt ud på dagene. Fx kører Coops kampagner torsdag til torsdag, så skal vi så have hentet en stor del af kampagnebudgettet ind inden kampagne avisen fylder, så butikken er fyldt op inden kampagnen starter om torsdagen.

**Vores spørgsmål igen**

**Hvad er konsekvenserne af forecast hvis det ikke rammer plet, og hvor store kan de være?**

"Jamen hvis forecastet ikke er rigtigt, så har vi pludselig ikke den vare som kunden efterspørger. Det er så mistet salg, (hmm) det er svært at svare på hvor ofte det så sker. Det sker ind imellem. Det sker nogle gange at de (Coop) kører nogle kampagner hvor vi ikke er blevet ordentligt oplyst. Fx for nyligt havde vi en fragt til Tyskland, hvor Coop ikke havde meldt ud at de havde tilbudt vores smør, så trækker de pludselig en rigtig stor del smør, det var vi ikke forberedte på da vi ikke havde produceret til dette, og smør tager typisk 4-5 dage før man kan ændre noget. Så når de trækker en stor mængde, så har vi en 2-3 dage hvor vi ikke kan levere til de andre Coop butikker. Så hvis vi ikke er forbedret, og Coop ikke har fortalt os at de har/vil køre en kampagne, så kommer vi til at underlevere, da det tager tid at producere. Mælk er dag til dag, men syrnet produkter er ofte 2-3 dage."

**Hvordan monitorerer i salget, fx hos Coop, om salget hos Coop går godt eller om det går skidt?**

"Jamen vi kigger på serviceegrad. Salget sidder jeg ikke så meget med, jeg sidder ikke med salgstal men jeg sidder med mængderne. Vi kigger hver dag på servicetallene, for at se hvordan vi har preformet ud til Coop, vi har en målsætning om at levere 98,5% på servicegraden til alle vores kunder."

"Det er snart 1,5-2 år siden vi startede med Perito forecasting system, og vi lærer stadig rigtig meget, og det gør de også. Det er en proces. I starten havde de ikke så mange historiske salg. Når man fx kører en kampagne så er der typisk en top i denne hvor det går bedst, og denne top ville jo så ikke skulle bruges næste år for at lave en forecast, man skal altså have fjernet denne"unaturlige" top som er skabt ud fra kampagnen. Vi er blevet bedre og bedre til at forecaste. "

**Hvad synes du selv, at det kunne være rart at have?**

"Det sværeste for mig er ikke nu hvor tingene kører lige ud. Det er den nemmeste periode vi er i gang med nu, da salget efter sommerferien og så frem til sommerferien, er meget

ligetil og den samme. Det er specialperioderne, sommerferie, helligdagene hvor vi kan se en stor ændring i vores salg."

**Hvad er det som gør det svært at forecaste, i har kampagneflow og software, er det fordi de ikke kan forudsige de her speciale tider. Er det jer som ikke selv kan forudsige eller?**

"Det som gør det svært ved fx jul, det er at i år så falder den forskudt fra sidste år, så spørgsmålet er hvilken dage hiver Coop en stor mængde ind, gør de det en dag forskudt fra sidste år eller? Oveni, så har markedet i år ændret sig, fx er salget af änglemark steget 17-18%, det gør det svært at forudsige fx salget af mælk. Det er noget nemmere ved fx påske og pinse, for der ved vi hvornår den falder hvert år. Julen er faktisk den sværeste at forudsige, og forecaste. Det skyldes også at det er svært for at forudsige hvad Coop gør, vi får nogle forecast fra Coop om hvornår og hvad de tror de gør, men det er ikke altid helt sådan at det forløber."

**Er det rigtigt at Coop er jeres største kunde? Hvem har i ellers af kunder?**

"Ja det er rigtigt. Så har vi nogle forskellige grossister, alle de store bland andet Dagrofa mv. Det er et stødt voksende marked, jeg vil gætte på vi voksede 25% fra sidste år i forhold til salget hos grossister. Det er et godt marked, og godt at samarbejde med store grossister for Thises navn."

Bjarne Justensen

Senior demand planner

Bilag 5

Efterspørgsel efter Koldskål

En fiktiv undersøgelse

Eksamen vinter 2022

Coop Danmarks efterspørgsel efter koldskål et sted i København. Nærmere betegnet i nærheden af en vejrstation tæt på Landbohøjskolen. Vi kommer ikke nærmere ind på helt nøjagtig, hvor butikkerne, som efterspørger koldskålen, befinder sig. Det er ikke så vigtigt.

Derimod er det vigtigt for Thise at kunne udregne Coop's efterspørgsel efter koldskålen for at kunne planlægge produktionen. I denne opgave er formålet at lave en model for efterspørgslen i de pågældende butikker på baggrund af nogle forklarende variabler. De potentielle variabler er angivet nedenfor. Det er vigtigt at overveje, hvilke variabler der skal tages med på baggrund af forskellige kriterier.

Vi ser på en periode fra primo april til ultimo august. Lad os antage, at Coop (for de pågældende butikker i området omkring Landbohøjskolen) bestiller koldskål hver dag. Lad os antage, at de leveres fra et Thise-fjernlager i Stor København tæt på butikkerne.

I skal bruge Validation set metoden, LOOCV, eller en k-fold cv metode. Lav mindst tre konkurrerende modeller, og udvælg den med mindst MSE.

I skal bruge Crisp-DM og starte med at forstå forretningen ud fra kriterier i denne opgaveformulering. I skal konvertere forretningsproblemet til et Data Mining problem. Vise at I mestrer programmering, hente data fra eksterne kilder, lave eksplorativ analyse, og foretage de rigtige analyser. Endelig skal I i en konklusion præsentere resultaterne i overensstemmelse med formålet og på en måde, så de er til gavn for de relevante beslutningstagere i Thise.

Alt skal være reproducerbart. Denne opgave skal besvares i RMarkdowm, og hver kode chunk skal kommenteres, og I skal kunne argumentere for de valg, I træffer undervejs. Følg punkterne i Crisp-DM.

I skal endeligt foretage nogle prædiktioner på baggrund af den bedste model ud fra et datasæt med relevante x-variabler og tilhørende relevante værdier. Konstruér selv dette datasæt.

Hvilke variabler kunne have betydning for regressionen:

- Mere end 25% af butikkerne i det pågældende område er løbet tør for kammerjunkere: "kammerjunkere" (dummy-variabel; findes i det udleverede datasæt).
- Weekend og helligdage (fredag, lørdag og søndag, og helligdage): Dummy; =1 hvis den pågældende dag er en fredag, en lørdag, en søndag eller en helligdag (dansk).

Den kan I selv lave ud fra datovariablen, som I har fået udleveret.

- Forskellige vejr-variabler: Bl.a. temperatur og fugtighed.

Disse kan I finde hos DMI og kan tilgås via en API. Variablerne merges med de andre variabler. Brug en datovariabel som key-variabel.

Potentielle variabler: “temp_min_past1h”, “humidity”, “temp_dry”, “temp_dew”,“temp_max_pas “humidity_past1h” og “temp_mean_past1h”. https://confluence.govcloud.dk/pages/viewpage.action?pageId=26476616

Når I anvender disse variabler, skal I overveje om alle variabler er interessante. Giver det mening at droppe en eller flere af variablerne. Hvilke problemer vil det give at tage alle variabler med? Er der en lineær relation mellem efterspørgslen og variablerne?

Hint: Hent kun observationer genereret klokken 12:00 hver dag.

Hint: Der er måske ikke en lineær relation mellem temperatur og y variablen (efterspørgsel).

- Har temperaturen de sidste tre dage været over 25 grader ved middagstid? Dummy-variabel. Den skal I selv lave på baggrund af data fra DMI.
- Forventet lagerbeholdning i butikkerne: Er en kategorisk variabel, der kan antage værdierne 1=lav, 2=mellem og 3=stor. Denne variabel vil fremgå af det udleverede materiale: forventet_l_lager.
- Endeligt er måned måske også relevant. En sådan variabel kan I også lave ud fra datovariablen.
- Hint: Nogle af den genererede variabler kan måske med fordel konverteres til factors!
-

Bilag 6

Virksomhedscase: Thise

Thise Mejeri

Thise Mejeri har, over de senere år, arbejdet struktureret med at løfte deres IT-platform, og har nu et ønske om at blive mere datadrevne. De har løbende indsamlet en del

forskellige data, og er nu interesseret i værdiskabelse fra den data. Til det formål er der etableret et samarbejde mellem Thise Mejeri og Dania's PBA i dataanalyse om deres 1. semester projekt.

Problemfeltet er derfor; "Hvordan kan Thise Mejeri blive mere data dreven?". Dette skal specificeres yderligere af de enkelte grupper.

Projektet er et gruppeprojekt med givne grupper på 3-4 personer, som følger Dania projekt guidelines (se i moodle for detaljer).

**Vigtige Datoer:**

- 03/11 besøg hos Thise
- 11/11 Aflevering af problemformulering pr e-mail til CLOL/BJSO/ANRE
- 06/01 Aflevering af projekt i wiseflow
- 11+12/01 Mundtlig eksamen

**Til at komme i gang kan følgende emner måske hjælpe:**

- Identificere data punkter i Business Model Canvas for Thise Mejeri.
- Identificer branche benchmarks og virksomheder der gør det specielt godt

**Faser i projektet:**

- Empathize
- Forstå branche, virksomhed og mennesker
- Ideate
- Identificer områder og løsninger der kan understøtte deres vision data drevet
- Prototype
- Lave analyser / løsninger på baggrund af data
- Test
- Storytelling /business model.