

Handelshøgskolen

Floker i nettet

Analyse av strømforbruk i en nordnorsk fiskeribedrift

Bent Raanes Sørensen

Masteroppgave i økonomi og administrasjon - mai 2019

Forord

Siviløkonomstudiet avsluttes med denne masteroppgaven. Det har vært noen fine og lærerike år ved Handelshøgskolen i Tromsø, UiT Norges Arktiske Universitet. Spesielt verdsetter jeg god kontakt med forelesere og et godt miljø for læring. Men opplevelsen hadde ikke vært den samme uten å ha stiftet nye bekjenskaper blant medstudenter og fått nye venner for livet. Jeg vil gjerne nevne Kjetil Amundsen som jeg fant første dagen. Vi var begge med på å trekke aldersgjennomsnittet godt opp og det var som om man kunne puste lettet ut fra dag én. Selv om Kjetil forsvant til Harstad og revisorstudier har vi holdt god kontakt og til sommeren har han lovet å lære meg fluefiske.

Oppgaven ble jeg introdusert til av Øystein Myrland, som ble min veileder. Den ble utlyst på Canvas som en del av et større prosjekt i regi av Arctic Research Center ved universitetet. Prosjektet er tverrfaglig forskning på smart infrastruktur og fornybar energi. Jeg var noe i tvil da jeg troppet opp på Øysteins kontor første gangen, men etter at han hadde referert til oppgaven som «min» x antall ganger, ble jeg overbevist. Jeg vil ikke påstå at det har vært en lett oppgave, men den har vært meget interessant, og jeg ble genuint opptatt av fornybar energi og dets potensiale. Takk, Øystein, for at jeg fikk oppgaven, og for god veiledning underveis!

To casebedrifter dannet grunnlaget for analysen, fiskeribedriften Brødrene Karlsen på Husøy og Troms Kraft. Jeg ønsker å takke Rita Karlsen og Anita Foshaug for svar på de spørsmål jeg hadde. Jeg vil også takke Gunnar Johnsen i Norges Råfisklag for svært raskt å etterkomme mine ønsker om hvitfiskdata.

Ellers vil jeg takke min svigerbror Adam Sørensen for godt selskap på bedriftsbesøket og uvurderlig gode tilbakemeldinger underveis. Din evne til overblikk er imponerende! Takk også til Leshun Xu, som hjalp til å løse kodefloker i R Studio.

Til slutt vil jeg takke mine foreldre og mine fire barn for støtte og oppmuntrende tilrop. Takk også til øvrig familie og venner. God lesning og god sommer!

Tromsø, 30. mai 2019

Sammendrag

Denne oppgaven er et bidrag til det tverrfaglige prosjektet RENEW i regi av Arctic Research Center som forsker på smart infrastruktur og fornybar energi. Prosjektet søker å komme fram til løsninger i kystområder med sårbar strømfordistribusjon og økende etterspørsel etter strøm. Overforbruk og strømstans er utfordringer som adresseres. Fiskeribedriften Brødrene Karlsen er Troms Krafts største kunde på Husøy, og er forskningsobjektet i denne oppgaven. Formålet er å finne variabler som påvirker strømforbruket, hvordan de påvirker strømforbruket og på bakgrunn av funn, prognostisere strømforbruket. Dette kan igjen nyttiggjøres i ulike modeller for etterspørselsrespons hvor hensikten er å forebygge overforbruk.

Dagsdata fra første halvdel av 2018 er samlet inn. Perioden er valgt fordi den inkluderer skreifiskesesongen når trykket er størst på bedriften. I analysen er variablene temperatur, mottak av råstoff og distribuert effekt av strøm brukt som forklaringsvariabler. I tillegg er ukedagene for kalender effekt lagt inn som dummyvariabler med søndag implisitt i modellene. To ulike regresjonsmodeller er konstruert for sammenligning av beste prognoseevne. De bruker identiske variabler, men den ene antar en lineær sammenheng mellom variablene og den andre antar en ikke-lineær sammenheng. Analysen er gjort i R Studio, versjon 1.1.456. Dynamisk lineær modell oppnådde R^2 på 0.869, mens GAM (Generalized Additive Model) oppnådde R^2 på 0.891.

Forklaringsvariablene fangst (råstoff) og distribuert strømeffekt ble funnet å være signifikante på 1% nivå for begge modeller. Temperatur oppnådde signifikans på 5% nivået for begge modeller. Ukedagene var signifikante på 1%, mens lørdag var signifikant på 5% for begge modeller.

Begge modeller ble trent på de fem første måneder og testet for prediksjonsevne mot virkelig data siste måneden. MSE (mean square error) ble benyttet for å vurdere prognoseevne. GAM modellen kom bedre ut enn dynamisk lineær modell. Årsaken kan være den komplekse sammenhengen mellom forklaringsvariabler og responsvariabel, og da løser den ikke-lineære modellen oppgaven bedre.

Det ble konkludert med at prognoser på strømforbruk er nyttig informasjon for forebygging av overforbruk. Videre at prognoser på strømforbruk som ligger over gjennomsnittlig forbruk øker risikoen for overforbruk, og forebyggende tiltak bør iverksettes.

Nøkkelord: Strømforbruk, fiskeri, prognose, smartnett, etterspørselsrespons

Figurliste

Figur 1 Timebasert strømforbruk på Husøy i uke 10, 2018	4
Figur 2 Etterspørsel etter strøm	6
Figur 3 Etterspørsel etter strøm når andre faktorer enn pris endrer etterspørselen	6
Figur 4 Fem ulike elastisiteter	8
Figur 5 Standardisert modell for industriell etterspørselsrespons	14
Figur 6 Plot av strømforbruket per dag i analyseperioden	19
Figur 7 Plot av mengde fisk levert per dag til mottaket i analyseperioden	21
Figur 8 Korrelasjon mellom variablene strømforbruk (elc) og mottak av fisk (catch)	22
Figur 9 Plot av temperatur per dag ved Hekkingen fyr i analyseperioden (yr.no, 2019)	24
Figur 10 Korrelasjon mellom variablene strømforbruk (elc) og temperatur (temp)	25
Figur 11 Test for autokorrelasjon	30
Figur 12 Test for autokorrelasjon	31
Figur 13 Dynamisk lineær modell: Tilpasning til virkelig data	36
Figur 14 Illustrasjon over respons vs tilpassede verdier	38
Figur 15: GAM kontinuerlig modell: Tilpasning til virkelig data	39
Figur 16 Illustrasjon av dynamisk lineær modell	41
Figur 17 Illustrasjon av GAM kontinuerlig modell	41

Tabelloversikt

Tabell 1 Strømforbruk Brødrene Karlsen fordelt mellom oppdrettsfisk og hvitfisk	3
Tabell 2 Modeller for etterspørselsrespons	12
Tabell 3 Fordeler med etterspørselsrespons	13
Tabell 4 Deskriptiv statistikk for inkluderte variabler	17
Tabell 5 Levering av hvitfisk til fiskeribedriften i 2018	20
Tabell 6 Regresjonsresultater for strømforbruk ved bruk av dynamisk lineær modell	34
Tabell 7 Regresjonsresultater for strømforbruk ved bruk av GAM modell	36
Tabell 8 AIC og BIC test	40
Tabell 9 Prognoseevne for modellene basert på MSE	40
Tabell 10 Prognoser for strømforbruk ved ulike scenarioer	42

Innholdsfortegnelse

Forord	vi
Sammendrag	vi
Figurliste	vi
Tabelloversikt	vi
1 Innledning	1
1.1 <i>Bakgrunn</i>	1
1.2 <i>Formål og problemstilling</i>	2
1.2.1 Troms Kraft.....	2
1.2.2 Brødrene Karlsen.....	3
1.2.3 Problemstilling.....	4
1.3 <i>Oppgavens struktur</i>	5
2 Teoretisk og konseptuelt rammeverk	5
2.1 <i>Etterspørselsteori</i>	5
2.2 <i>Priselastisitet</i>	7
2.3 <i>Smarte nett</i>	9
2.4 <i>Etterspørselsrespons</i>	11
2.5 <i>Prognosemodeller for strømforbruk</i>	14
2.5.1 Hong, Gui, Baran & Willis, 2010.....	15
2.5.2 Fan & Hyndman, 2012.....	16
3 Data	17
3.1 <i>Forklart variabel: Strømforbruk</i>	18
3.2 <i>Forklarende variabel: Fangstlevering</i>	19
3.3 <i>Forklarende variabel: Temperatur</i>	22
3.4 <i>Validitet og reliabilitet</i>	25
3.5 <i>Utelatte variabler</i>	25
3.5.1 Pris.....	25
3.5.2 Produksjon.....	26
4 Metode	27
4.1 <i>Valg av modeller</i>	27
4.2 <i>Utvikling av modellene</i>	28

4.2.1 Forutsetninger.....	28
4.2.2 R ² og frihetsgrader i modellene.....	28
4.2.3 Modeller med distribuert effekt.....	29
4.2.4 Kalendereffekten.....	31
4.3 Modellene.....	32
4.4 Prognosestest.....	33
5 Resultater.....	34
5.1 Resultater fra dynamisk lineær modell.....	34
5.2 Resultater fra GAM (Generalized Additive Model).....	36
5.3 Sammenligning av modeller.....	39
5.3.1 Kvalitetstest basert på AIC og BIC.....	39
5.3.2 Prognoseevne basert på MSE.....	40
5.4 Prognoseresultater.....	42
6 Drøfting.....	44
6.1 Modellenes generelle tilpasning til data.....	44
6.2 Temperatur og strømforbruk.....	45
6.3 Fangst og strømforbruk.....	46
6.4 Strøm distribuert og strømforbruk.....	47
6.5 Kalendereffekten og strømforbruk.....	48
6.6 Modellenes prognoseevner.....	49
6.7 Prognosene.....	49
6.8 Høyt forbruk og overforbruk.....	52
6.9 Smarte nett og etterspørselsrespons.....	53
6.10 Oppsummering.....	55
7 Konklusjon.....	56
8 Referanseliste.....	58
Vedlegg 1.....	61

1 Innledning

1.1 Bakgrunn

Begrenset kapasitet i strømmettet ut til små kystsamfunn i kombinasjon med økt etterspørsel etter strøm skaper floker i nettet. Flokene er overforbruk og strømstans. Kapasitetsproblemet skyldes at mange kystområder får strøm fra et radielt nett, det vil si én enkelt linje. Økt etterspørsel etter strøm skyldes hovedsakelig det grønne skiftet – elektrifiseringen av samfunnet, samt en voksende fiskeindustri. Etterspørsel etter strøm er todelt. Det ene er at det generelle forbruket øker. Det andre er at kravet til effekt øker. Effektproblemer oppstår når det etterspørres mye strøm på samme tid. Da kan det oppstå forsyningsproblemer gjennom radialnettet. I en fiskeribedrift kan kravet til økt effekt oppstå når produksjonsutstyr starter opp eller ved full drift av anlegget. Overforbruk oppstår når effektuttaket overstiger en på forhånd gitt grense. Konsekvensene er markert høyere strømregning og risiko for strømbrudd. For alle strømkunder er forsyningssikkerhet viktig, men for industrien spesielt kan brudd i strømforsyning være kostbart. Et strømbrudd kan føre til stans i produksjon og kvalitet på fryse – eller kjølevarer kan forringes ved langvarig strømstans. Norsk fiskeindustri eksporterte i 2018 for 99 milliarder kroner totalt for havbruk og fiskeri (Seafood, 2019). Mange store fiskeindustribedrifter er lokaliserte i små kystsamfunn. Derfor er det svært viktig å løse flokene i strømmettet. Strømstans kan ha mange årsaker, ikke bare overforbruk. Andre årsaker blir ikke berørt nærmere i denne oppgaven. Overforbruk er knyttet til høyt effektuttak eller høy etterspørsel av strøm i løpet av kort tid. Dette vil oppgaven se nærmere på.

I 2017 etablerte UiT Norges Arktiske Universitet miljøforskningssenteret Arctic Research Center (ARC). Formålet til forskningssenteret er å sette fokus på utfordringer med blant annet fornybar energi i arktiske strøk. Et av prosjektene ARC har satt i gang i samarbeid med Troms Kraft er RENEW (Transformation to a Renewable & Smart Rural Power System Community). Målområdet er kystsamfunn hvor strømtilførsel er sårbar. Kraftledninger som går til distriktene i Norge ble i utgangspunktet etablert for å sikre at hus hadde lys og varme, men var ikke dimensjonerte for industribedrifter. I prosjektet er det valgt ut to case steder; Husøy og Senjahopen på Nord-Senja. Begge er små tettsteder med en raskt voksende fiskeindustri hvor etterspørsel av elektrisk kraft varierer mye på daglig og årlig basis. På Husøy ligger fiskeribedriften Brødrene Karlsen AS og på Senjahopen ligger fiskeribedriften Nergård Sild AS. Formålet med prosjektet er å komme fram til løsninger for mer pålitelig

forsyning av strøm ved hjelp av et smartere strømmnett og bruk av fornybar energi (Solheim, 2019).

Hovedproblemet vedrørende strømforsyning til Senjahopen og Husøy er den samme som for lignende distriktsområder rundt omkring i verden. De fleste strømmnett er bygget langt tilbake i forrige århundre og er dimensjonerte for å sende strøm over store avstander fra noen få sentrale kraftstasjoner (Foshaug, 2019). Når etterspørsel etter strøm øker og effektuttak oftere blir så store at det grenser til nettets leveringsevne, vil det være nødvendig å investere i utvidet kapasitet. En løsning for Nord Senja er å strekke sjøkabel for å imøtekomme økende etterspørsel. I følge prosjektleder Anita Foshaug i Troms Kraft vil det koste over 300 millioner kroner og ta mange år å gjennomføre (Folkebladet, 2018).

Da kan løsningen finnes i smarte strømmnett. Dette er en oppgradering hvor det eksisterende strømmettet har blitt tilført ny teknologi innenfor elektronikk, kommunikasjon og informasjon. Et viktig konsept i denne sammenhengen er modeller for etterspørselsrespons, som er ulike samarbeidstiltak mellom leverandør og kunde for å oppnå et jevnere effektuttak av strøm (Siano, 2014). Dette er ønskelig for å redusere sjansene for overforbruk. For å oppnå ønsket virkning av slike samarbeid, er det nødvendig å analysere strømforbruket. I en analyse vil det være hensiktsmessig å identifisere drivere bak etterspørsel etter strøm for å kunne si noe om fremtidig forbruk (prognose). Resultater fra analysen kan man nyttiggjøre i et samarbeidet om etterspørselsrespons.

1.2 Formål og problemstilling

Denne masteroppgaven skal gi sitt bidrag til prosjektet ved å utvikle modeller for å prognostisere strømforbruket i en fiskeribedrift. Forskningsobjekter for formålet er kraftleverandøren Troms Kraft og fiskeribedriften Brødrene Karlsen.

1.2.1 Troms Kraft

Troms Kraft er en av Norges største netteiere med 10 300 km kraftlinjenett som strekker seg i delvis utfordrende terreng. Nettselskapet er ansvarlig for distribusjon av strøm til hele Senjaregionen. Selskapet har estimert en 200 % økning i energiforbruket i regionen de neste 10 år på grunn av det grønne skiftet og økende industrivirksomhet. Et av konseptene som nettselskapet og ARC ønsker å demonstrere er fleksibel sluttbruker basert på lastforflytting og styring av forbruk, eller etterspørselsrespons (Foshaug, 2019).

1.2.2 Brødrene Karlsen

Fiskeribedriften Brødrene Karlsen er Troms Krafts største kunde på Husøy med ca 60% av totalforbruket. Bedriften tar imot villfisk fra båter og oppdrettsfisk fra oppdrettsanlegg og har produksjonslinje for hver kategori. Lakseproduksjon har faste produksjonstider og et relativt jevnt mottak av råstoffmengde. Hvitfiskproduksjon opererer stort sett døgnet rundt i sesongen avhengig av leveringstidspunkt fra båtene. Mottak av råstoffvolum varierer. Tabell 1 viser en oversikt over strømforbruket fordelt mellom produksjon av produkter fra oppdrettsfisk og hvitfisk, samt total ampere på produksjonsutstyret (Bedriftsbesøk, 2019)

Tabell 1 Strømforbruk Brødrene Karlsen fordelt mellom oppdrettsfisk og hvitfisk

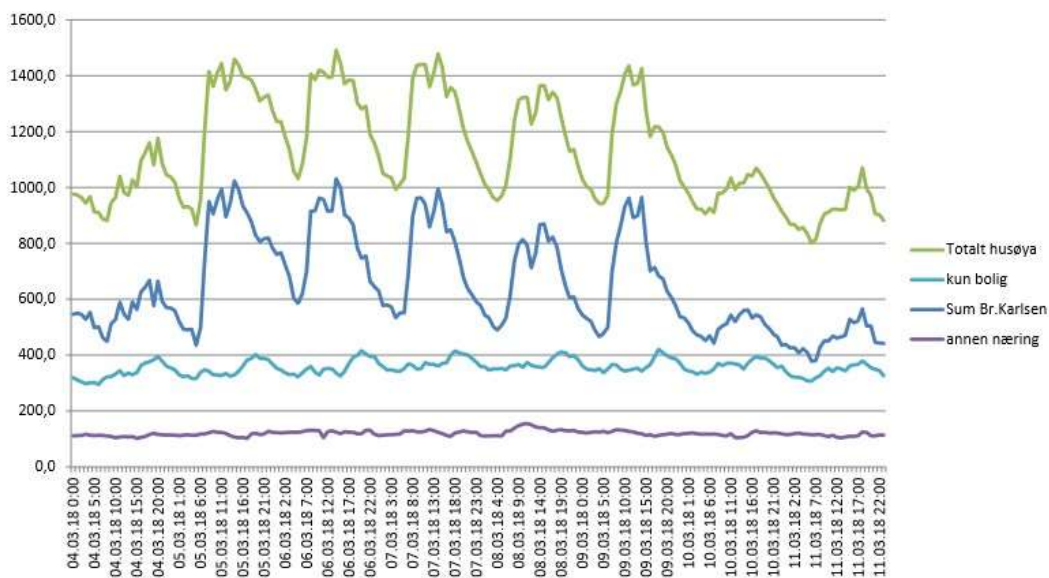
	OPPDRETTSFISK	HVITFISK
Samlet årlig (2018) strømforbruk målt i kilowatt pr time (kWt)	665 683	2 0950 219
Samlet strømstyrke for produksjonsutstyr målt i ampere (A) De største brukerne er landstrøm* (1920A), kjølfrys (1359A), pumper/kompressorer (1627A) og produksjonslinjer (2833A)	1 323	9 947

Tabellbeskrivelse: Tabell 1 viser strømforbruket 2018 for Brødrene Karlsen fordelt mellom oppdrettsfisk og hvitfisk i øverste rad. I nederste rad vises strømstyrken på de største forbrukerne i produksjonen, samt total strømstyrke fordelt på oppdrettsfisk og hvitfisk. *Land-strøm er inkludert i hvitfisk. Bedriftens strømforbruk som ikke direkte berører de to kategoriene er holdt utenfor.

Av tabell 1 ser man at det er hvitfiskproduksjonen som trekker mest strøm. Land-strøm er inkludert i hvitfiskkategorien fordi båtene kobler seg til land-strøm etter at de har levert fangsten. Store forbrukere i anlegget er kjøle – og fryselager, pumper og kompressorer, samt produksjonslinjene.

Figur 1 viser strømforbruket på Husøy i uke 10, 2018. Den vertikale aksene viser etterspørsel etter strøm i kWt. Den horisontale aksene viser uken oppdelt i timer. Den grønne kurven for det totale forbruket følger svingningene i forbruket til fiskeribedriften. Private husholdninger og annen næring (lyseblå og lilla grafer) har ikke samme påvirkning på totalforbruket som industrien har. Grensen for overforbruk for industribedriften går ved 1000 kWt målt i løpet av en time. Figuren viser at forbruket går over grensen både første og andre dag i uken og berører grensen den tredje dagen. Man ser at dager med høyt totalforbruk øker sjansen for overforbruk.

Makslast uke 10-2018



Figur 1 Timebasert strømforbruk på Husøy i uke 10, 2018, fordelt etter annen næring, kun bolig, Brødrene Karlsen og totalt for Husøy (Troms Kraft, 2019).

1.2.3 Problemstilling

Analysen vil bestå i finne faktorer som påvirker strømforbruket, hvordan de påvirker strømforbruket, og på bakgrunn av funn kunne prognostisere strømforbruket. Hvorfor er denne analysen viktig? Den kan gi svar på hvilke variabler som er signifikante for etterspørsel av strøm og i hvilke scenarioer etterspørselen vil være størst og utgjøre en risiko for overforbruk. Analysen kan danne grunnlag for hvordan produsent og konsument sammen kan iverksette tiltak for å dempe toppene. Redusert effektuttak kan gi flere positive ringvirkninger: Et jevnere forbruk vil være et sentralt bidrag for å sikre pålitelig levering av strøm til

fiskeribedriften og kystsamfunnet. Det kan potensielt være kostnadsbesparende for fiskeribedriften. Sist, men ikke minst, kan det være et bidrag til at Troms Kraft utsetter eller velger bort dyre infrastrukturinvesteringer med påfølgende kostnadsbesparelse for forbrukerne.

To regresjonsmodeller som tar utgangspunkt i identiske forklaringsvariabler vil bli sammenlignet for å finne beste prognoseevne. Den ene modellen antar en lineær sammenheng mellom variablene, mens den andre modellen antar et ikke-lineært forhold.

Problemstillingen i oppgaven er: Hvilke faktorer påvirker etterspørselen etter strøm hos en fiskeribedrift, og hvordan påvirker disse faktorene denne etterspørselen?

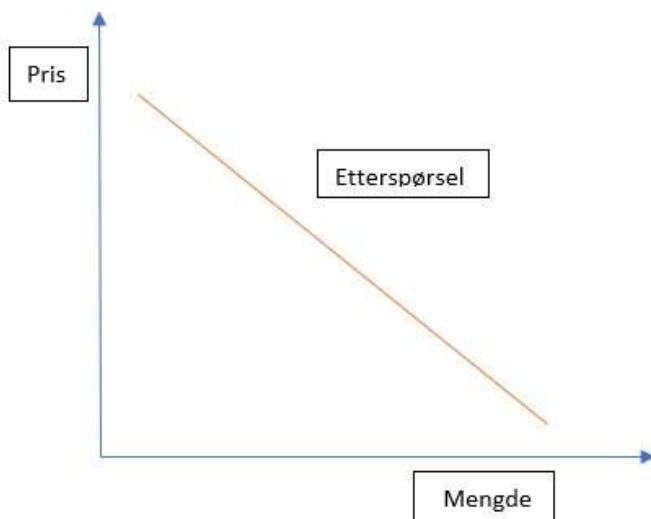
1.3 Oppgavens struktur

Neste kapittel redegjør for det teoretiske fundamentet i oppgaven som er etterspørselsteori med priselastisitet, smarte nett og forbruksrespons. Her blir også relevant forskning på prognosemodeller presentert. Deretter følger en fremstilling av datagrunnlaget og en diskusjon omkring variabler (faktorer) brukt i analysen. I kapittel fire blir metode og modeller introdusert og diskutert. Kapittel fem presenterer resultatene. Deretter kommer drøftingsdelen. Oppgaven avslutter med en konklusjon.

2 Teoretisk og konseptuelt rammeverk

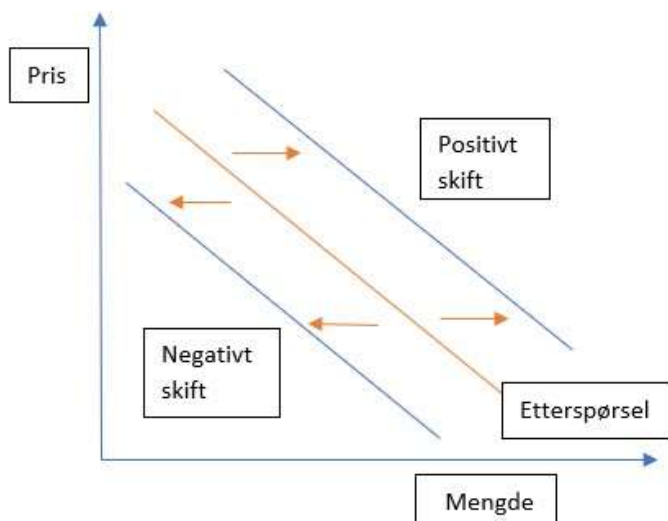
2.1 Etterspørselsteori

Det teoretiske grunnlaget i denne avhandlingen er teori om etterspørsel. I økonomisk sammenheng kan etterspørsel defineres som en konsumenters villighet og evne til å konsumere eller kjøpe et gitt gode. I mikroøkonomisk markedsteori gjelder følgende: Når alle andre faktorer holdes konstant, sier etterspørselsteori at konsumenter etterspør mindre av et gode hvis prisen på godet går opp, og mer av et gode hvis prisen på godet går ned. Godet i denne sammenheng er elektrisitet. Det vil si at hvis man bare ser på prisen, vil Brødrene Karlsen forbruke mindre strøm om prisen på strøm øker, og mer strøm om prisen på strøm går ned. Figur 2.1 illustrerer dette. Y-aksen viser pris og x-aksen viser etterspurt mengde. Grafen er fallende og viser at lavere priser fører til økt etterspørsel.



Figur 2 Etterspørsel etter strøm

Hvis andre faktorer enn pris skulle endre forbruket av strøm, vil etterspørselskurven skifte til høyre eller venstre. Et positivt skifte fører til at etterspurt mengde øker, mens et negativt skifte fører til at etterspurt mengde går ned. Om man forutsetter at volumet av fisk levert til mottaket påvirker strømforbruket, kan følgende komme til å gjelde: Alt annet holdt konstant kan en ekstra leveranse av fisk føre til at etterspørselen av strøm øker, og kurven vil skifte utover, mens en dag med svart hav kan føre til at kurven flyttes innover. En illustrasjon vises i figur 3. Den røde kurven viser normal etterspørsel. Den blå kurven til høyre viser et positivt skift i etterspørsel, mens den blå kurven til venstre viser et negativt skift i etterspørsel.



Figur 3 Etterspørsel etter strøm når andre faktorer enn pris endrer etterspørselen. Et positivt skifte flytter grafen utover, mens et negativt skifte flytter grafen innover.

2.2 Priselastisitet

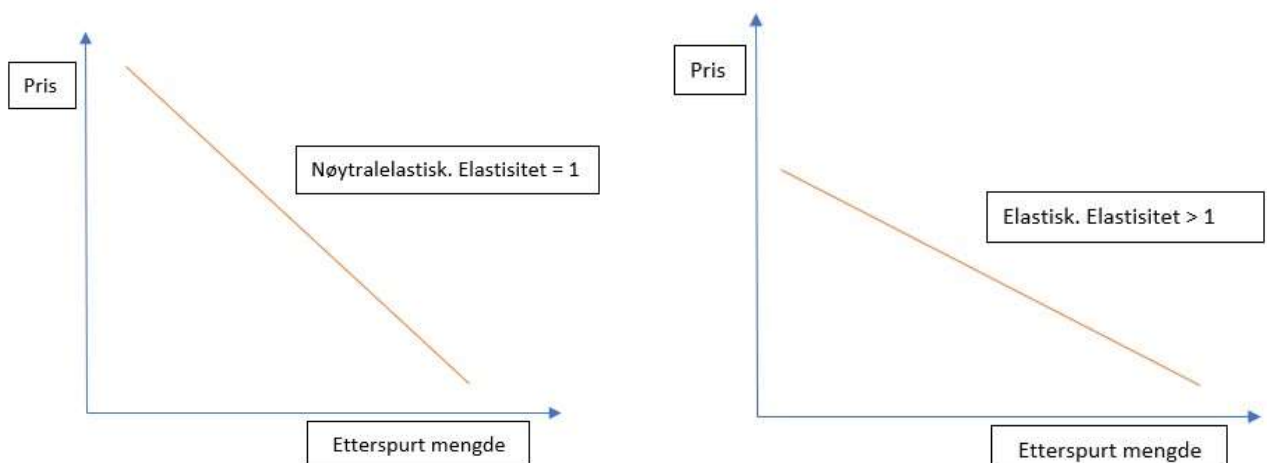
Elastisitet sier noe om hvor følsom etterspørselen er overfor endringer i variabler som påvirker etterspørselen. I forhold til pris som variabel vil priselastisitet si hvor mange prosent etterspørselen synker når prisen øker med 1%. Formel for priselastisitet vises nedenfor.

$$E_e = \text{Prosentvis endring i etterspørsel} / \text{Prosentvis endring i pris} = (\Delta M_e / M_e) / (\Delta P / P)$$

E_e er priselastisiteten på etterspørsel, M_e er mengde etterspurt strøm og P er prisen på strøm.

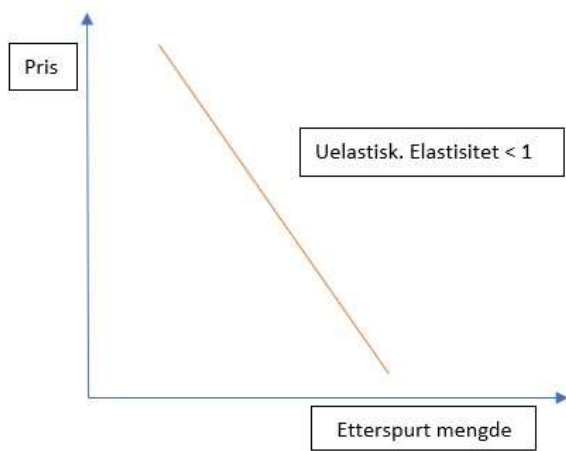
To typer elastisiteter er relevante i denne sammenhengen. Den ene er egenpriselastisitet og den andre er krysspriselastisitet.

Egenpriselastisitet er den som nettopp er beskrevet, altså fiskeribedriftens følsomhet i etterspørsel etter strøm i forhold til prisen på strøm. Dette kalles også direkte priselastisitet. Direkte priselastisitet er vanligvis negativ siden etterspørsel beveger seg i motsatt retning av pris. Man finner i litteraturen fem ulike former for elastisitet: Nøytralelastisk, elastisk, helt elastisk, uelastisk og helt uelastisk. En nøytralelastisk etterspørsel vil ha en koeffisient på -1, en uelastisk etterspørsel vil variere fra 0 til -1, mens en elastisk etterspørsel vil variere fra -1 til uendelig. Er etterspørselsendring proporsjonal med prisendring har man en nøytralelastisk etterspørsel. Hvis etterspørselen endrer seg mindre i forhold til prisendring, er etterspørselen uelastisk. I motsatt tilfelle er etterspørsel elastisk hvis den endrer seg mer i forhold til endring i pris. I tilfeller der endring i pris ikke påvirker etterspørsel vil etterspørsel være helt uelastisk, det vil si en koeffisient lik null. Helt elastisk etterspørsel forekommer når bare en mikroskopisk endring i pris fører til en uendelig endring i etterspørsel (Gelazanskas & Gamage, 2014). Figur 4 illustrerer elastisitetene.

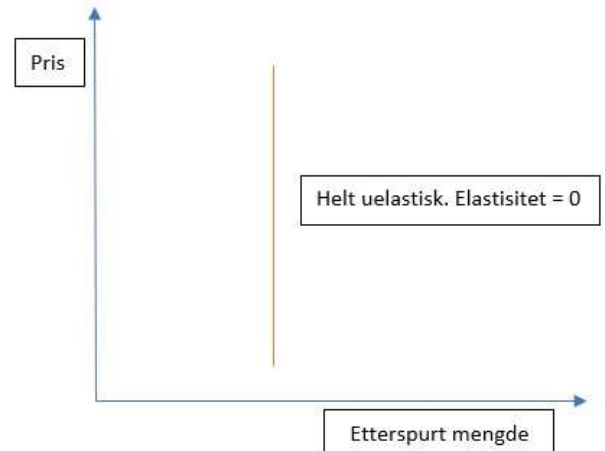


Panel A. Elastisitet = 1

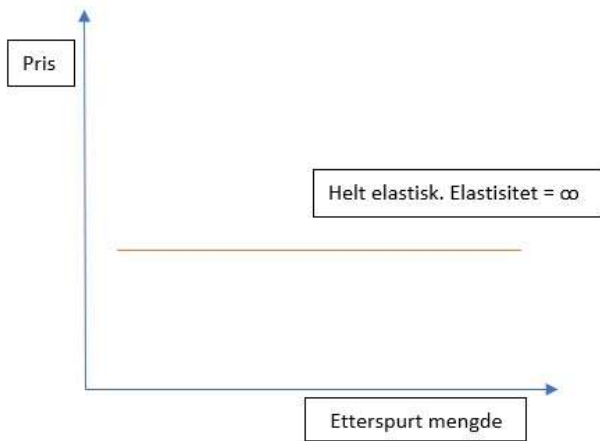
Panel B. Elastisitet > 1



Panel C. Elastisitet < 1



Panel D. Elastisitet = 0



Panel E. Elastisitet = ∞

Figur 4 Fem ulike elastisiteter. Panel A: Nøytralelastisk etterspørsel. Panel B: Elastisk etterspørsel. Panel C: Uelastisk etterspørsel. Panel D: Helt uelastisk etterspørsel. Panel E: Helt elastisk etterspørsel.

Krysspriselastisitet kalles også for substitusjonselastisitet, og beskriver hvordan etterspørsel etter et gode endrer seg når prisen på et substitusjonsgode endrer seg. Denne type elastisitet er positiv fordi en økning i pris på substitusjonsgodet vil gi en økning i etterspørsel etter det

første godet. Grunnen til dette er at det første godet blir rimeligere i forhold til substitusjonsgodet, og dermed vil konsumenten foretrekke det første godet. En annen variant av substitusjonselastisitet som vil gjelde for etterspørsel av strøm, er at man kan se på det samme godet (strøm), men hvor substitusjonen gjelder forbruket av strøm i en periode i forhold til en annen periode. Den ene perioden kan være når strømprisen er høy og den andre perioden kan være når strømprisen er lav. Hvis fiskeribedriften har mulighet til å flytte forbruket av strøm mellom disse periodene, vil substitusjonselastisiteten være definert som den relative endringen i forbruket i de to periodene ved 1 % endring i den relative prisen i de to periodene. Matematisk kan substitusjonselastisiteten E_s vises som nedenfor, hvor M_h er mengde strømforbruk i høyprisperiode, M_l er mengde strømforbruk i lavprisperiode, P_h er pris i høyprisperiode og P_l er pris i lavprisperiode (Fan & Hyndman, 2011)

$$E_s = \% \Delta (M_h/M_l) / \% \Delta (P_l/P_h)$$

Som nevnt er det en forutsetning at konsumenten kan skifte strømforbruket mellom to perioder hvis man skal se på substitusjonselastisitet. For å gjennomføre dette i praksis må konsumenten ha kunnskap om prisforskjellene og ha tid til å planlegge sitt forbruk. Man kan derfor anta at etterspørselen er mindre elastisk hvis prisinformasjon ikke er tilgjengelig eller tidshorisonten er kort, mens med en lengre tidshorisont og bedre prisinformasjon, vil elastisiteten øke. Grunnlaget for siste scenario ligger i smarte nett og etterspørselsrespons som vil bli introdusert og drøftet i det følgende.

2.3 Smarte nett

Smarte nett er en fusjonen mellom strømmnett og internett og legger til rette for toveis kommunikasjon mellom produsent og konsument. Det intelligente nettet muliggjør en balansering av tilbud og etterspørsel av strøm og kan på den måten redusere avstanden mellom toppene og bunnene i forbruket. Smarte strømmnett kan enkelt motta kraft fra mindre, fornybare kilder som for eksempel solcellepaneler plassert på vanlige hus eller industribygg. Også andre fornybare kilder som vindkraft og elvekraft kan kobles til strømmettet. Disse kraftverkene vil være nærmere konsumentene og vil derfor bli mer effektive og miljøvennlige fordi elektrisiteten transporteres kortere. Den tidligere sentraliseringen av kraftproduksjonen blir nå mer desentralisert (Tsoukalas & Gao, 2008).

Strøm er ferskvare, noe som vil si at den produseres samtidig som den forbrukes. For at man skal være sikker på at alle forbrukere får den strømmen de vil ha når de vil ha den, har man alltid hatt kraftverk i beredskap for å produsere ekstra strøm ved behov. Dette er en dyr og lite

effektiv løsning. Ulempen med vind og solkraft er at den ikke kan lagres, og kan ikke på den måten være beredskapskraft slik som kraft i vannmagasiner eller kjernekraft kan være. I hvert fall ikke så lenge man ikke har utviklet en bedre teknologi for lagring av strøm. Vind og solkraftverk vil heller ikke produsere strøm om det ikke er vind eller sol. Men ved å koble flere lands smartnett sammen, slik som det nå gjøres i Europa, kan strøm hentes fra solkraft når solen skinner et sted, og fra vindkraft når vinden blåser et annet sted. Dermed vil man bli mindre avhengige av å ha kostbare kraftverk i beredskap (Smartnet & Final, 2019)

En annen fordel som smarte nett kan bidra til er såkalte mikronettverk hvor mange små kraftverk er koblet sammen med strømnettet innenfor et lite samfunn. I tilfellet med Nord-Senja kan det for eksempel være solcellepaneler på hustakene, både hos private, offentlige og industrielle aktører. I tillegg kan vind og elvekraft fra potensielt nærliggende kraftstasjoner også bidra i mikronettet. Om uhellet skulle være ute, for eksempel ved kraftig uvær og den ene kraftlinjen fra hovedkraftforsyningen blir satt ut av drift, kan mikronettverket holde samfunnet gående til skaden er reparert.

En viktig bestanddel som er med på å muliggjøre smarte nett er innføringen av AMS som erstatter den gamle strømmåleren i sikringsskapet. AMS står for Avanserte måling- og styringssystemer. Denne måleren skal være installert i alle husholdninger i hele landet før utgangen av 2018. I industrien har den eksistert lenge allerede. AMS sender automatisk måleravlesning til nettselskapet langt hyppigere enn tidligere. Dette gir mye data som vil være et godt grunnlag for en analyse av forbruksmønsteret av strøm i industrien, samt i private og offentlige bygg. De nye AMS målerne muliggjør at konsumenten selv kan følge med på sitt forbruk og samtidig få informasjon om strømpriser som til enhver tid gjelder. I praksis vil dette bli gjort tilgjengelig når det kommer ulike skjerm produkter på markedet som kommuniserer og fremstiller informasjonen i AMS målerne på en brukervennlig måte. Når nettselskapene bestemmer seg for hvilken teknologisk løsning de vil bruke på dette, kan kunder gå til anskaffelse av produktet. Nettselskapet kan samtidig sende signaler til kunder når det totale effektuttaket er uvanlig stort, noe som både indikerer overbelastning av nettet og som fører prisene opp. Enhver kunde kan gjøre tiltak som respons på dette signalet. Det kan være å senke eller flytte forbruket (etterspørselsrespons). På den måten kan kunden innrette og balansere sin etterspørsel av strøm. Dette vil kunne være kostnadsbesparende for kunden, belastningsdempende på nettet og miljøvennlig siden ekstra kraftproduksjon ikke må iverksettes (Smartgrid, 2019). En fremstilling av etterspørselsrespons og en drøfting av ulike sider ved denne type tiltak mellom nettselskap og strømkunde vil være hensiktsmessig for å

forstå hvilke muligheter som finnes når en etterspørselsanalyse av strøm er avsluttet, tilsvarende problemstillingen i denne oppgaven.

2.4 Etterspørselsrespons

Etterspørselsrespons er programmer eller tiltak som er konstruert med det formål å jevne ut forbruket av strøm, spesielt å ta ned toppene, men også å øke etterspørsel når den er lav. Programmene er et samarbeid mellom produsent og konsument og kan ta mange former og fasonger. De viktigste årsakene for å redusere effektuttaket på tidspunkter hvor dette er høyest er for å unngå overbelastning av nettet og for å unngå og iverksette kostbar ekstraproduksjon av kraft. Kundernes motivasjon for å delta i slike programmer er som oftest økonomiske, enten direkte i form av lavere priser eller som kompensasjon for en frivillig reduksjon i etterspørselen (Cui & Zhou, 2018).

Etterspørselsrespons fungerer slik at konsumenten svarer i form av nedsatt forbruk, gitt et eller annet signal fra kraftprodusenten. Signalet kan komme gjennom prisinformasjon eller direkte fra produsent etter forhåndsavtaler med konsumenten. Det er tre måter kunder kan endre sitt strømforbruk på om de deltar i etterspørselsresponsprogrammer: Redusere forbruket gjennom lastavkortningsstrategier, flytte forbruket til en annen periode eller å ta i bruk strøm fra egen produksjon gjennom for eksempel solcellepanel, og på den måten redusere sin avhengighet av hovednettet (Siano, 2014). På Nord-Senja kan man kategorisere kundene i private kunder, offentlige kunder og industrikunder. Det kan tenkes at en stor del av kundene før eller siden må ta stilling til sitt forbruk om de ønsker å bidra til å sikre at lokalsamfunnet har en pålitelig kraftforsyning i fremtiden. Denne oppgaven begrenser seg til industrien. Selv om forskere har sett på ulike modeller og kategorisert disse på forskjellige måter, finner man i litteraturen en samstemmighet om at hver modell uansett må tilpasses den enkelte bedrift og dens karakteristiske produksjon. Det kan imidlertid tenkes at analyse av en fiskeribedrifts etterspørsel etter strøm er overførbart til andre fiskeribedrifter med tilsvarende utfordringer.

I tabell 2 vises en oversikt over etterspørselsresponsmodeller kategorisert etter ulike motivasjonsfaktorer. I første kolonne finner man de tre mest vanlige modeller som baserer seg på priser. Disse skal motivere kundene til å endre forbruket etter fastsatte tariffen eller svingende markedspriser. Den første prismodellen (TOU) er den mest vanlige varianten blant alle typer kunder i dag. I andre kolonne finner man modeller hvor kunden blir belønnet for å redusere forbruket. Dette er enten basert på signaler fra kraftprodusenten eller som følge av at produsenten delvis har kontroll over forhåndsdefinerte installasjoner hos kunden. Slike

situasjoner kan oppstå i tilfeller der lasten er stor eller at det oppstår flaskehals i forsyning av strøm. I siste kolonne kommer initiativet fra kunden selv. Ofte er det store bedrifter med forhåndskjøpt kraft som selger tilbake kraft til produsenten mot en avkortning av forbruket (Siano, 2014).

Ulike typer programmer av etterspørselsrespons (Siano, 2014):

Tabell 2 Modeller for etterspørselsrespons

PRIS	INSENTIV	KUNDEINITIATIV
TOU (time of use): Priser er fastsatt for ulike tidsintervaller i løpet av en dag.	Direkte last kontroll: Kunder betales for å gi nettselskapet begrenset kontroll over utvalgt utstyr.	Kunder tilbyr å redusere strøm når markedsprisen er høy
CCP (critical peak pricing): Forhåndsbestemt ekstra høyt prispåslag utløst av nettselskapet.	Nødssituasjonsprogram: Kompensasjon for å kutte i forbruk ved stor overbelastning.	
RTP (real-time pricing): Kontinuerlig varierende pris i forhold til markedspris (spotpris).	Avkortningsprogram: Rabatt på strømpris får å godta strømreduksjon ved forespørsel.	
	Service program: Betaling for å redusere bruk ved service på linjen	

Tabellbeskrivelse: Tabell 2 viser en oversikt over modeller for etterspørselsrespons delt opp etter motivasjonsfaktorene pris, insentiv og kundeinitiativ.

Investeringer i smartnettet vil utløse store kostnader, og det medfører også store kostnader for nettselskapene å inngå samarbeid med kundene om modeller for etterspørselsrespons (Siano, 2014). Det må likevel sammenlignes med kostnadene som ville påløpt ved en utbygging i den fysiske infrastrukturen. Både kostnadmessig og miljømessig er det grunn til å anta at smartnettet og etterspørselsrespons kommer bedre ut av det enn alternativet. En oversikt over mulige fordeler med disse modellene vises i tabell 3. På Nord-Senja vil Troms Kraft kunne utsette eller unngå å investere i sjøkabel samtidig som pålitelighet i eksisterende nettverk styrkes ved bruk av modellene. I den operasjonelle driften kan etterspørselsrespons potensielt være nøkkelen til å sikre kontinuerlig tilførsel av strøm uten brudd. I produksjonssammenheng vil effekten av etterspørselsrespons kunne bidra til en mer sømløs implementering av mindre fornybare strømkilder, både i utbygging og i driftsfase. På tilbudssiden kan effekten være mindre volatile priser og på etterspørselssiden kan resultatet bli, som drøftet i teoridelen, en mer elastisk etterspørsel.

Potensielle fordeler med etterspørselsrespons (Siano, 2014):

Tabell 3 Fordeler med etterspørselsrespons

	Operasjonelt	Ekspandering	Marked
Overføring og distribusjon	Beredskapshåndtering, flyt-sikring, unngå strømbrudd	Utsette investeringer i linjekapasitet. Øker pålitelighet i nettverket på lang sikt.	
Produksjon	Nedsetting av produksjon ved høyforbruk, reduksjon i energikostnader og mulig utslipp (ikke så aktuelt i Norge med bare vannkraft). Balansering av tilbud og etterspørsel (spesielt viktig ved påkobling av mindre fornybare energikilder). Mindre behov for reservekraft og økning av pålitelighet i tilbudet på kort sikt.	Unngår investeringer i reservekraftverk. Reduserer krav om reservekapasitet og øker påliteligheten i tilbudet på lang sikt. Muliggjør større tilgang til mindre fornybare energikilder.	
Tilbud			Reduserer risiko for ubalanse. Reduserer prissvingninger.
Etterspørsel	Konsumenter mer oppmerksomme på kostnader, forbruk og miljøgevinst. Gir forbruker mulighet til å maksimere sin nytte ved rabatt og kompensasjon.	Tar investeringsbeslutninger med større viten om forbruk og kostnader.	Øker etterspørselstetligheten.

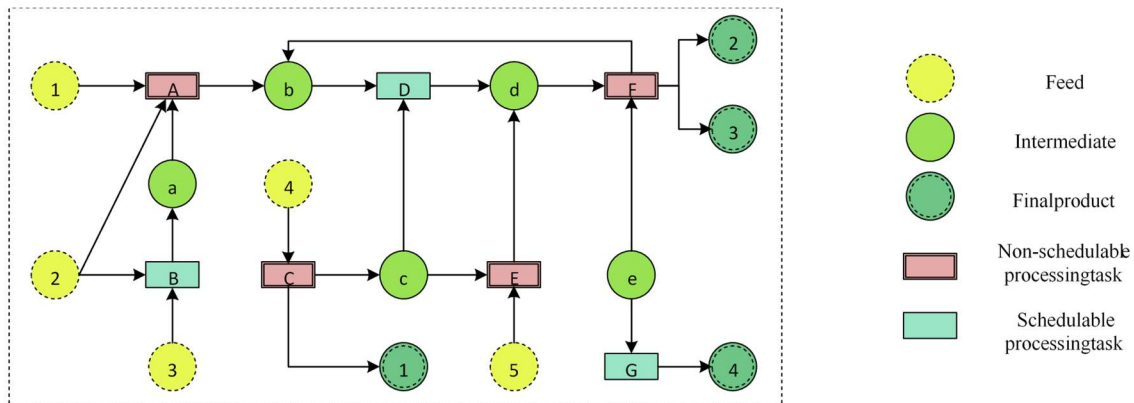
Tabellbeskrivelse: Tabell 3 viser fordeler med å delta i etterspørselsresponsprogrammer for områdene overføring og distribusjon av strøm, produksjon av strøm, tilbud av strøm og etterspørsel etter strøm i hhv operasjonell fase, ekspanderende fase og i markedet.

Som nevnt må hver modell tilpasses den enkelte bedrift, men det kan likevel være nyttig å drøfte en generell innfallsvinkel til industriell etterspørselsrespons som kan modifiseres. Industriell etterspørselsrespons muliggjør styring av strømforbruket i industribedrifter. For industrien på Husøy og for Troms Kraft kan det være en løsning på utfordringen med kapasitetsproblemer i strømtilførsel om partene iverksetter en tilpasset modell.

I en industribedrift kan man dele inn strømlasten i tre kategorier i denne konteksten. Den første er viktig eller uunnværlig strøm-last, det vil si maskiner og utstyr som ikke kan slås av i en produksjonsprosess. Denne typen kan heller ikke redusere strømforbruket og må holdes utenfor modeller for etterspørselsrespons. Den andre typen er kontrollerbar last. Dette er produksjonsutstyr hvor man kan planlegge å stanse eller å redusere effekten av. Den siste type er avkortende last. Dette er alt som ikke har betydning for selve produksjonsprosessen eller som på andre måter ikke hindrer daglig drift, og som kan slås helt av. Som nevnt er formålet

med etterspørselsrespons å balansere strømforbruket, altså å oppnå et jevnere uttak av strøm ved å kutte toppene og heve bunnene. Denne påvirkningen av effektkurven kan også kategoriseres på tre måter. *Lastavkorting* er når man kutter eller reduserer effektuttaket. *Lastskifting* er når man bytter forbruket mellom to perioder. Og sist, *lastforming*, er en kontinuerlig fininnstilling som sikrer jevnt uttak. Figur 5 viser en standardisert modell for industriell etterspørselsrespons (Cui & Zhou, 2018).

Figur 5 Standardisert modell for industriell etterspørselsrespons



Sirklene er produktet i ulike faser. Gul er råvarer, lys grønn er varer i arbeid, og grønn er ferdig varer. Rektangelene er produksjonsprosesser som er delt inn i prosesser som ikke kan planlegges (rosa) og prosesser som kan planlegges (blå). Ulike råvarer leveres bedriften (1-5). 1, 2, 4 og 5 kan for eksempel være fisk som leveres, og må tas hånd om med en gang i ikke planlagte prosesser (A, E og C). Andre råvarer (2 og 3) kommer til bedriften og møter en prosess som er planlagt, for eksempel faste bestillinger og mottak. Varer i arbeid flyter mellom begge typer prosesser og ferdigvarer forlater også bedriften gjennom både planlagt og ikke planlagt prosess. Planlagt kan for eksempel være faste utkjøringer av produkter, mens ikke planlagte er ad hoc bestillinger som kommer til bedriften. I en planlegging av etterspørselsrespons vil man kunne lage løsninger ved å knytte de forskjellige prosessene i denne modellen sammen med de ulike kategoriene av laster i utstyr med strategier for lastbalansering nevnt ovenfor.

2.5 Prognosemodeller for strømforbruk

Prognoser av strømforbruket er et viktig verktøy i planlegging av produksjon og distribusjon av strøm. Det gjelder både på aggregert nivå når kraftselskaper skal planlegge totalt for markedet og når kraftprodusenter skal planlegge tiltak med enkeltkunder for å jevne ut

lastene. Prognoser blir gjerne delt inn i kort-, mellom-, og lang tidshorisont alt etter formålet med studiet. Vanlige prognosehorisonter er time, dag, uke, måned eller år. Resultatet av lastprognosene kan enten presenteres som punktprognoser, representert med gjennomsnittet, med konfidensintervall, eller de kan presenteres som sannsynlighetsprognoser med estimater for sannsynlige utfall. Nedenfor presenteres tidligere forskning på prognosemodeller.

2.5.1 Hong, Gui, Baran & Willis, 2010

I artikkelen “Modelling and Forecasting Hourly Electric Load by Multiple Linear Regression with Interactions” lager forfatterne modeller for prognostisering av etterspørsel etter strøm fra et amerikansk kraftselskap. Det poengteres i innledningen at tidligere forskning på temaet konsentreres om *hvor* og *når* etterspørselen i markedet kommer, men at det er vel så viktig å analysere *hvorfor* etterspørselen kommer. Det er med andre ord viktig finne driverne bak etterspørsel etter strøm – hvorfor etterspørselen svinger for en definert tidsperiode. Dette er viktig for at kraftprodusenten kan avgjøre hvem sine laster som skal kuttes i peak periodene; husholdningene, næringsliv eller industrien. Det brukes strømdata for en treårsperiode for å trene modeller til å prognostisere timesforbruk for neste tre år. Det fjerde året brukes som et test år for å sammenligne prognoser med virkelig data. En multippel lineær regresjonsmodell blir konstruert for formålet. Ideen er å modellere strømforbruket (avhengig variabel) som en lineær funksjon av flere uavhengige, kvantitative variabler, som temperatur, og uavhengige dummy variabler som tidspunkt på dagen og ukedag. De forklarende variablene klassifiseres som følger: 1) Kvantitative variabler: Temperatur, kvadrert temperatur o.l., 2) Dummy variabler: Time på dagen, måned i året o.l., og 3) Interaksjoner: multiplikasjoner av kvantitative variabler og dummy variabler. Av disse lages det kombinasjoner av 11 ulike forklaringsvariabler og det testes i kombinasjoner på 9 forskjellige regresjonsmodeller for å finne hvilken som prognostisere best. I tillegg oppdager forskerne at forbruket er stigende i løpet av de tre årene og legger inn en trendvariabel i alle modellene. Modell 9 som kom best ut av forsøket var bygget opp av 7 forklaringsvariabler. De tre forklaringsvariablene som går igjen oftest i alle modellene er dummyvariabel (måned), interaksjonsvariabel (temperatur * temperatur < 65°F * måned) og interaksjonsvariabel (temperatur² * temperatur < 65°F * måned). Determinasjonskoeffisienten R² og MAE (mean of the absolute error) ble blant annet brukt for å fastslå rangering av modellene.

Forskerne konkluderer med at prognosene er nyttige for kraftselskapet for å forutse framtidig etterspørsel og kan brukes blant annet i planlegging av etterspørselsrespons (Hong, Gui, Baran, & Willis, 2010).

2.5.2 Fan & Hyndman, 2012

I artikkelen “Short-Term Load Forecasting Based on Semi-Parametric Additive Model” er formålet å lage prognosemodeller for etterspørsel etter strøm for regioner i det nasjonale elektrisitetmarkedet i Australia. Data fra halvtimes målinger i perioden 1997 til 2009 i Victoria distriktet ble brukt. Forskerne bruker en regresjonsmetode, men fokuserer på det ikke-lineære forholdet mellom strømforbruk og ulike forklaringsvariabler. De åpner også opp for å bruke en ikke-parametrisk additiv metode innenfor rammeverket av regresjonsmetoden. Forklaringsvariablene er kalendervariabler, distribuert effekt av faktisk observert forbruk, samt historiske og prognostiserte temperaturer for en eller flere steder i forskningsområdet. Metoden er blitt brukt til å prognostisere halvtimes etterspørsel etter strøm for opp til en uke fram i tid. Også disse forskeren understreker viktigheten av gode prognoser til bruk for kraftprodusenter i planlegging av blant annet produksjon. I tillegg til punkt prognoser er distribusjon av prognosene estimert ved hjelp av boot strapping metode. Kalendereffekter er årlige, ukentlig og daglige sesongvariasjoner, i tillegg til helligdager. Temperatureffekten ble modellert ved å måle minst to steder hvor gjennomsnitt og differansen i temperaturene ble brukt for unngå korrelasjon. Til sist ble distribuert effekt av strømforbruket samme dag brukt som forklaringsvariabel. Ved å gjøre dette kan noe av serie korrelasjonen i tidsserien bli en del av modellen og variasjoner i strømatterspørsel i tidsserien kan også bli en del av modellen. Etter utførlig testing ender forskerne om med en modell med 12 forklaringsvariabler: 1) Etterspørsel for samme tidsperiode for to siste dager, 2) maksimal etterspørsel siste døgn, 3) minimum etterspørsel siste døgn, 4) gjennomsnittlig etterspørsel siste uke, 5) nåværende temperatur og temperatur fra siste halvtime, 6) differansen i nåværende temperatur, 7) maksimaltemperatur siste døgn, 8) minimaltemperatur siste døgn, 9) gjennomsnittstemperatur siste uke, 10) ukedag, 11) helligdagseffekt, 12) årsdagseffekt.

Det viktigste bidraget i denne forskningsrapporten er en ny statistisk metode for å prognostisere korttids etterspørsel etter strøm. Den foreslåtte additive modellen tillater ikke-lineær og ikke-parametrisk sammenhenger i regresjonsrammeverket, noe som kan fange opp det komplekse forholdet mellom etterspørsel etter strøm og forklaringsvariablene (Fan & Hyndman, 2012).

3 Data

Data samlet inn til denne oppgaven er av typen tidsseriedata. Denne type data er relevant når man ønsker å studere hvordan observasjoner endrer seg over tid for en bestemt enhet.

Tidsseriedata kjennetegnes ved at observasjonene kan korrelere over tid, at observasjonene har en naturlig orden i henhold til tid, samt at det kan eksistere et dynamisk forhold mellom variablene (Hill, Griffiths, & Guay, 2012). Data brukt i analysen kan også defineres som kvantitative mikrodata. Kvantitativ referer til at dataen kan telles og måles, slik som kWh for strømforbruk, grader celsius for temperatur, og kilo eller tonn for fangst. Mikrodata er data fra individuelle enheter som individer eller bedrifter, i denne sammenheng bedriftene Brødrene Karlsen og Troms Kraft. Tidsserien det forskes på er daglig data fra 1. januar til 25. juni 2018.

Problemstillingen i denne oppgaven er å se på hvordan ulike variabler påvirker variabelen strømforbruk i fiskeindustrien. Strømforbruk blir derfor den forklarte variabelen, eller den avhengige variabelen. Forklarende variabler, eller uavhengige variabler vil være de faktorene man antar vil ha en forklarende effekt på strømforbruket. I denne analysen er temperatur og mengde fisk levert til bedriften brukt som forklarende variabler.

Deskriptiv statistikk for inkluderte variabler i perioden 1. januar til 25. juni, 2018.

Tabell 4 Deskriptiv statistikk for inkluderte variabler

Statistikk	Strømforbruk i kW	Temperatur i ° C	Mottak av fisk i kg
Minimum	7230	-8.6	0
Gjennomsnitt	12768	1.6	42210
Maksimum	19610	15.9	168294
Standardavvik	2856	5.5	38246

Tabellbeskrivelse: Tabell 4 viser minimum, gjennomsnitt, maksimum og standardavvik for variablene strømforbruk temperatur og mottak av fisk i analyseperioden.

Som tabell 4 viser har fiskeribedriften en spredning i strømforbruket på 12380 kW (maksimum minus minimum). Denne spredningen vil oppgaven forsøke å forklare ved å se på variasjoner i temperatur og endringer i volumet av fisk som leveres til fiskemottaket. Det maksimale strømforbruket i perioden er 19610 kW på en dag. Å finne sammenhengen mellom de uavhengige variablene og slike strømtopper vil være en del av løsningen på

problemstillingen i oppgaven. Den laveste temperaturen som ble registrert i perioden er -8.6°C , mens det største volumet av fisk som ble levert på en og samme dag var 168 294 kg.

Strømpris og *produksjon* er variabler som kan ha forklaringskraft, men disse er ikke tatt med i analysen. En drøfting av inkluderte og utelatte variabler følger her.

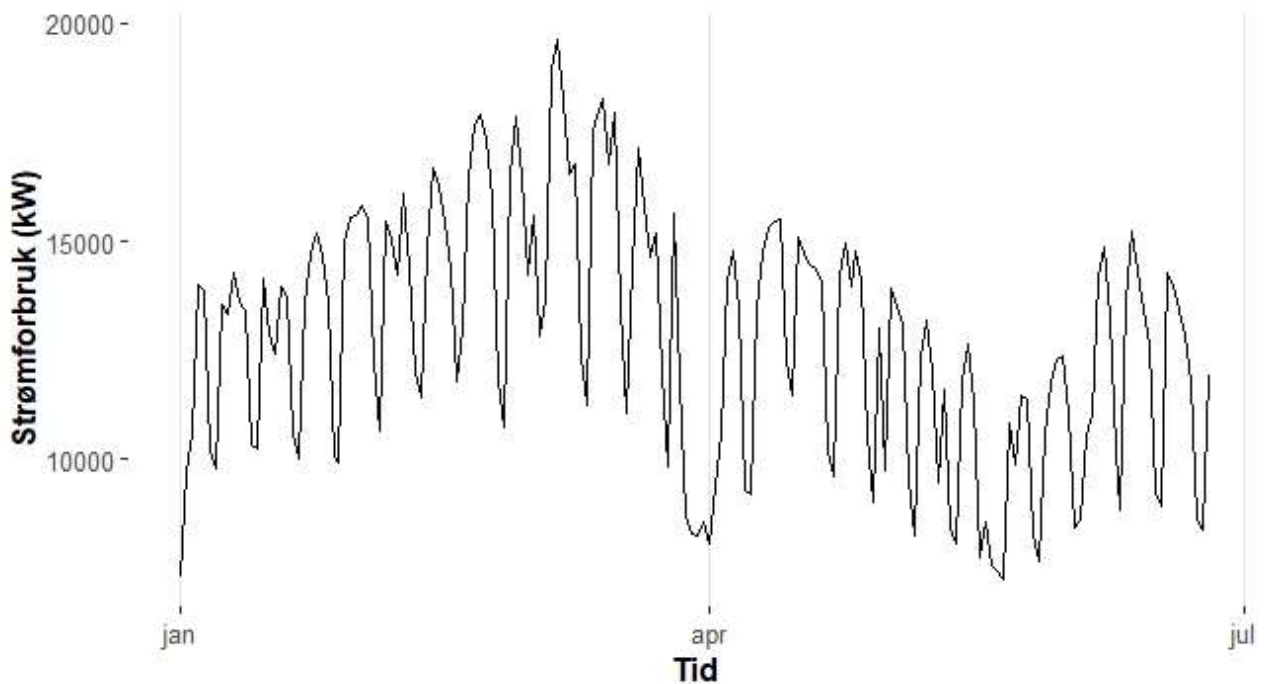
3.1 Forklart variabel: Strømforbruk

Det er forsket mye på strømforbruk, men i litteraturen finner man mest forskning som er gjort på aggregert nivå, det vil si strømforbruk i land eller byer. Det er også gjort langt mer forskning på husholdninger og offentlige bygg enn industrier. Det er svært viktig med slike analyser fordi strøm er som nevnt ferskvare og kan ikke lagres. Strømmen produseres samtidig som den forbrukes. Å ha inngående kunnskap om strømforbruk er derfor essensielt i planleggingen av strømproduksjon (Bašta & Helman, 2013). Noe forskning har imidlertid tatt for seg industrien. I en studie fra kjemisk industri i Kina konkluderes det med at en mer aktiv strategi er en forutsetning for en reduksjon i energiintensiteten og nødvendig for en fremtidig besparelse i strømforbruket. Her ble faktorer som teknologi, arbeidskraft, priser og struktur brukt som forklarende variabler. Alle ble funnet å ha signifikant betydning på strømforbruket (Lin, Zhang, & Wu, 2012). Dette støtter også intensjonen i denne oppgavens problemstilling, at analyse av strømforbruk og bevissthet omkring energitiltak er en forutsetning for å oppnå mål om redusert effektuttak. En viktig del av analysen vil bli å identifisere tidsintervaller hvor lasten er størst hos Brødrene Karlsen, altså når forbruket og effektuttaket skyter i været, og hva som forårsaker dette. Da kan leverandør og kunde sammen komme fram til tiltak for å løse problemet gjennom modeller for etterspørselsrespons. I en studie fra Korea ble kommersielle og industrielle strømkunder delt inn i klynger på bakgrunn av tidvis svært høyt effektuttak og normalt effektuttak. Det konkluderes i studien at tiltak med etterspørselsrespons hadde størst effekt hos bedrifter med tidvis svært høyt effektuttak (Jang, Eom, Jae Park, & Jeung Rho, 2016)

Data fra strømforbruket er hentet fra Troms Kraft. Fiskeribedriften har tolv strømmålere som gir forbruksdata til kraftleverandøren. Elleve av disse sender automatisk måledata hver time fra AMS målere (automatisk måle system). Den siste måleren er en tidligere utgave hvor manuell månedlig avlesning er standard. Den ble derfor tatt ut av analysen. Perioden det er forsket på er fra 1. januar til 25. juni 2018. To av AMS målerne ble ikke installert før i mars 2018, og de ble derfor også utelatt. Timesdata fra de resterende ni målerne ble aggregert til dagsdata som igjen ble summert til et daglig strømforbruk målt i kilowatt pr time. Perioden er

valgt fordi den dekker skreifiskesesongen som er fra januar til april. Dette er det største fisket i året og når trykket på bedriften er høyest. Det er derfor i denne perioden at utfordringen med stor etterspørsel etter strøm oppstår, samt potensielt overforbruk.

Figur 6 viser hvordan strømforbruket svinger i analyseperioden. Man ser av figuren at toppene er i ukedagene og bunnene er i helgene. Videre vises en klar stigende trend i forbruket i første halvdel av perioden, i løpet av den mest hektiske skreisesongen. Utover i mars er trenden nedadgående, men er fortsatt høyere enn siste halvdel av perioden. Den noe langvarige bunnen i midten av mars skyldes påsken. Trenden er stigende igjen fra ca. 20. mai når blåkveitefisket starter.



Figur 6 Plot av strømforbruket per dag i analyseperioden.

3.2 Forklarende variabel: Fangstlevering

Grunnlaget for virksomheten ligger i råvareleveringen, det vil si hvitfisk fra havet og rødfisk fra oppdrettsanlegg. Hvitfiskfangsten er sesongbetont og vil variere i løpet av året, men også

innenfor hver sesong. Høysesong er vinterfisket og da er trykket størst på bedriften. Som vist i figur 9, skjemaet for en generell industriprosess, kan man anta at mottak av fisk er i kategorien ikke planlagt aktivitet, det vil si fisken blir tatt imot når den kommer inn uten at bedriften kan styre eller planlegge nøyaktig når dette skjer. Levering av hvitfisk kan skje døgnet rundt og mottaket må stille opp. Sannsynligvis kan bedriften i stor grad innstille seg, men ikke etter en nøyaktig forutbestemt plan. Det er derfor grunn til å tro at produksjon av fiskprodukter skjer noe etter levering, og man kan anta forbruk av strøm øker i tiden etter levering. En studie av portugisisk pølseindustri antyder korrelasjon mellom mengde råvare levert og forbruk av strøm (Nunes, Silva, Andrade, & Gaspar, 2016), noe som støtter formodningen om relasjon mellom levering av fisk til Husøy og forbruk av strøm i fiskeribedriften.

Data for levering av råstoff til Brødrene Karlsen ble samlet inn fra Norges Råfisklag og fra bedriften selv. Daglig fangstlevering av hvitfisk fra båter er oppgitt i kilo produktvekt fra Norges Råfisklag, mens produktvekt av oppdrettslaks kommer fra Brødrene Karlsen. Volum på hvitfiskleveransene varierer fra dag til dag og fra måned til måned, mens volum på levering av oppdrettslaks er relativt stabil. Mengden råstoff fra både hvitfisk og laks ble summert til en daglig variabel i analysen. I tabell 5 vises den totale hvitfisk leveransen oppgitt i tonn rundvekt pr måned for hele 2018 (med unntak av juli som er fellesferie). Ut i fra tabellen skjønner man at trykket på bedriften er størst under vinterfisket, og dermed hvorfor analyseperioden er valgt for første halvdel av året.

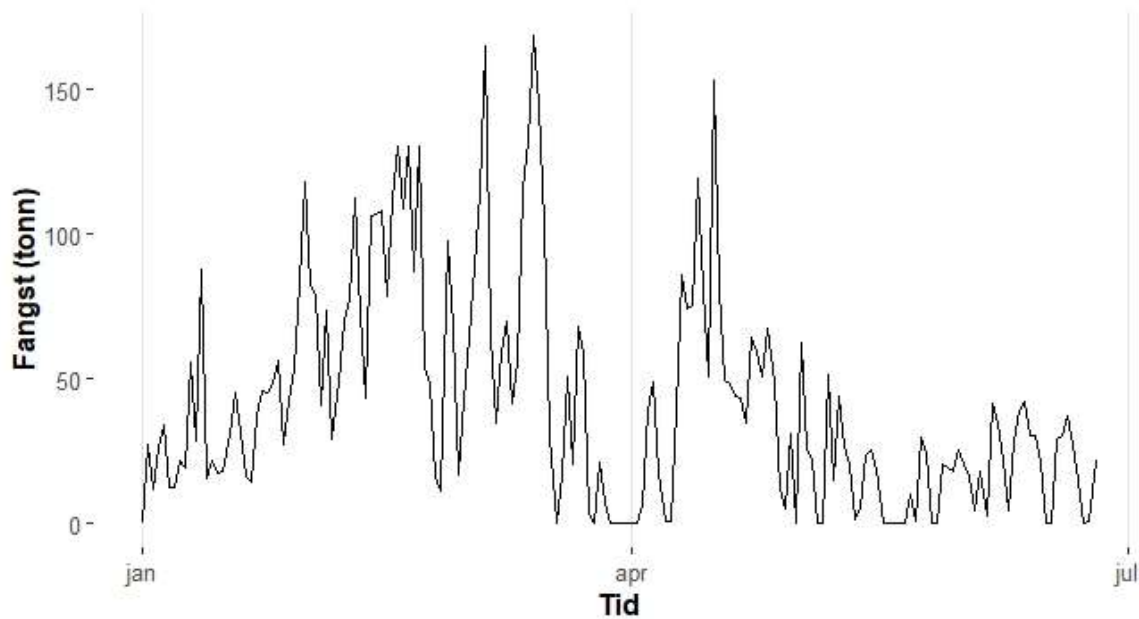
Månedlig levering av tonn hvitfisk til Brødrene Karlsen i 2018 (Norges Råfisklag, 2019)

Tabell 5 Levering av hvitfisk til fiskeribedriften i 2018

Måned	Jan	Feb	Mar	Apr	Mai	Juni	Aug	Sep	Okt	Nov	Des
Tonn	966	2117	1659	1539	275	302	183	228	81	228	369

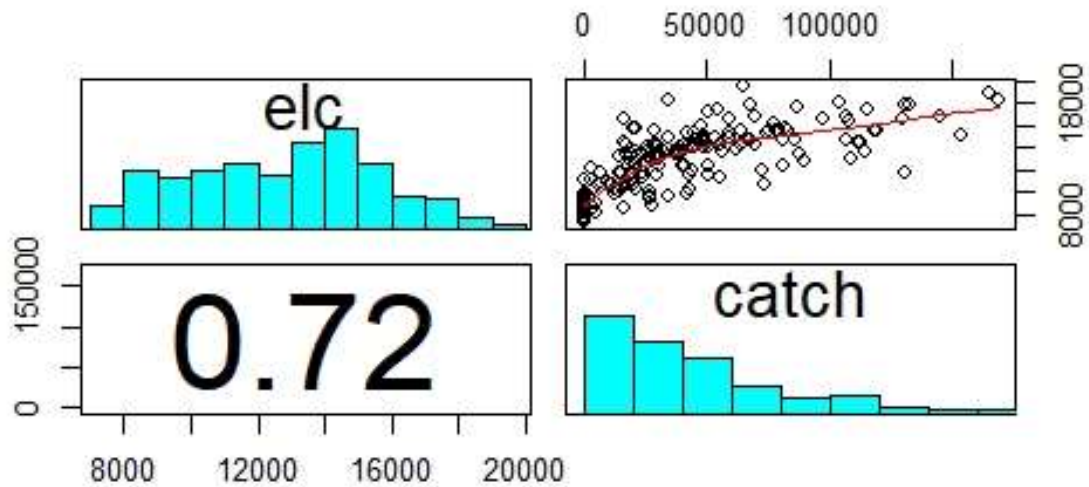
Tabellbeskrivelse: Tabell 5 viser månedlig mottak av tonn hvitfisk i 2018 for Brødrene Karlsen AS.

Figur 7 viser mengden av råstoff levert til fiskeribedriften i analyseperioden. I skreifiskesesongen januar – april ser man en stigende trend med topper i mars. Et par store leveringer opp mot 150 000 kg finnes også i midten av april.



Figur 7 Plot av mengde fisk levert per dag til mottaket i analyseperioden.

Figur 8 viser den lineære korrelasjonen i datasettet mellom fangstvariabelen (catch) og strømforbruket (elc). På dette stadiet i analysen får man en oppfatning av at det eksisterer en positiv sammenheng mellom variablene da korrelasjonen viser 0.72. Positiv sammenheng kan man også lese av trendlinjen i øverste venstre hjørne som viser hvordan datapunktene fordeler seg i forholdet strømforbruk og fangst. Figuren inneholder histogrammer over begge variabler. Strømforbruket har en tilnærmet normalfordeling, men med noe færre verdier av det høyeste forbruket enn av det laveste forbruket. Fangstvariabelen er skjevt fordelt hvor tyngdepunktet av leveringene ligger i intervallet 0 – 50 000 kg. De helt store leveringer på over 100 000 kg er det færre av.



Figur 8 Korrelasjon mellom variablene strømforbruk (elc) og mottak av fisk (catch), samt fordeling av verdiene for begge variabler.

3.3 Forklarende variabel: Temperatur

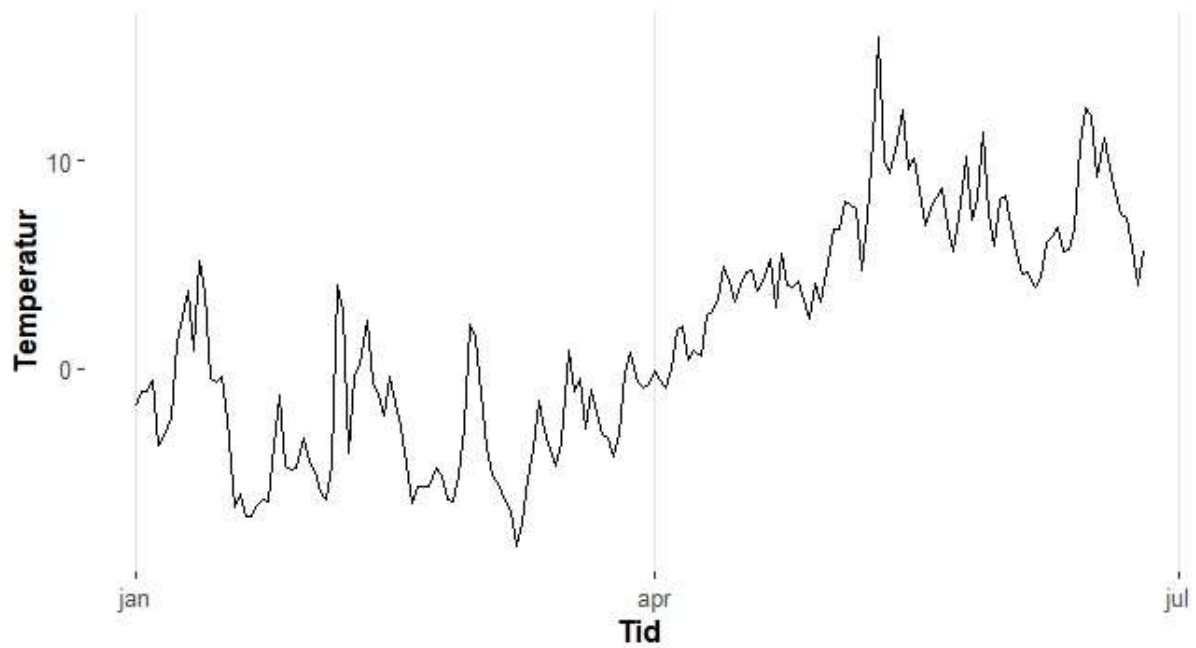
Det er rimelig å anta at utetemperatur har en påvirkning på strømforbruket siden elektrisitet er dominerende som energikilde i reguleringen av inneklime både i husholdningen og i industrien. Utetemperatur blir derfor tatt med i analysen som en forklarende variabel.

Temperatur er en værvariabel på linje med luftfuktighet, vind, trykk, nedbør og skydekke. I forhold til problemstillingen er det naturlig å tenke at temperatur er den mest signifikante værvariabel å bruke fordi den har størst påvirkning på oppvarming eller nedkjøling og temperatur har høy korrelasjon med de andre værvariablene. Dermed blir de andre værvariablene dekket opp av temperatur. Hvis strøm er energikilden til oppvarming, vil forbruket øke på kalde vinterdager. I land med høyere temperaturer enn vi er vant med i Norge, brukes luftkondisjonering til å senke temperaturen i hus. Da vil strømforbruket øke når temperaturen ute stiger. Avhengig av utgangspunkt kan stigende temperatur forklare både høyere og lavere forbruk, og det samme kan man si om synkende temperatur. En serbisk studie bekrefter også dette. I byen Kragujevac ble temperaturer målt i en seksårsperiode fra 2006 til 2012 og brukt som forklarende variabel til byens strømforbruk. Temperatur ble funnet å ha signifikant betydning på etterspørsel av strøm hvor forbruket økte både på ekstra kalde vinterdager og ekstra varme sommerdager. (Jovanović, Savić, Bojić, Djordjević, &

Nikolić, 2015). Dette ikke-lineære forholdet mellom temperatur og etterspørsel av strøm er også bekreftet i en studie fra 2008 (Bessec & Fouquau, 2008). Her ble strøm- og temperaturdata gjennom to ti-år studert for 15 europeiske land. På vinteren er forholdet mellom temperatur og strømforbruk negativt og forholdet kalles for varme-effekten, mens på sommeren er forholdet mellom temperatur og strømforbruk positivt og forholdet kalles for kjøle-effekten. Varme-effekten ble funnet å ha størst signifikans i land med kaldere klima, mens motsatt var tilfellet for land i Sør-Europa. I studien skilles det ikke mellom husholdningssektor, kommersiell sektor og industrisektor. Det gjør imidlertid en italiensk studie fra 2006 (Bigano, Bosello, & Marano, 2006), som slår fast at etterspørsel etter strøm i industrisektoren er ufølsom for endringer i temperatur. Kamerschen og Porter kommer fram til samme konklusjon i en studie hvor temperatur og pris knyttes til endring i strømforbruk i ulike sektorer i USA fra 1973 til 1998 (Kamerschen & Porter, 2004). Temperatur hadde ingen signifikant påvirkning på etterspørsel etter strøm i industrisektoren. Til tross for konklusjonene i de to sistnevnte studier, blir temperaturvariabelen inkludert i denne oppgaven. Begge studier er på aggregert nivå, mens denne oppgaven ser på en enkeltstående industribedrift. Også industribygg skal ha temperert inn klima til beste for blant annet arbeidsmiljøet. I mange industrier er det endog viktig for selve produksjonsprosessen eller produktene at innetemperaturen holdes på et bestemt nivå. Det kan for eksempel være fryselager i fiskeindustrien, kjølelager og kjølesoner i matbutikker, eller datarom som trenger lavere temperaturer enn resten av bygget. På motsatt side er tempererte drivhus viktig for kvaliteten på planter og blomster.

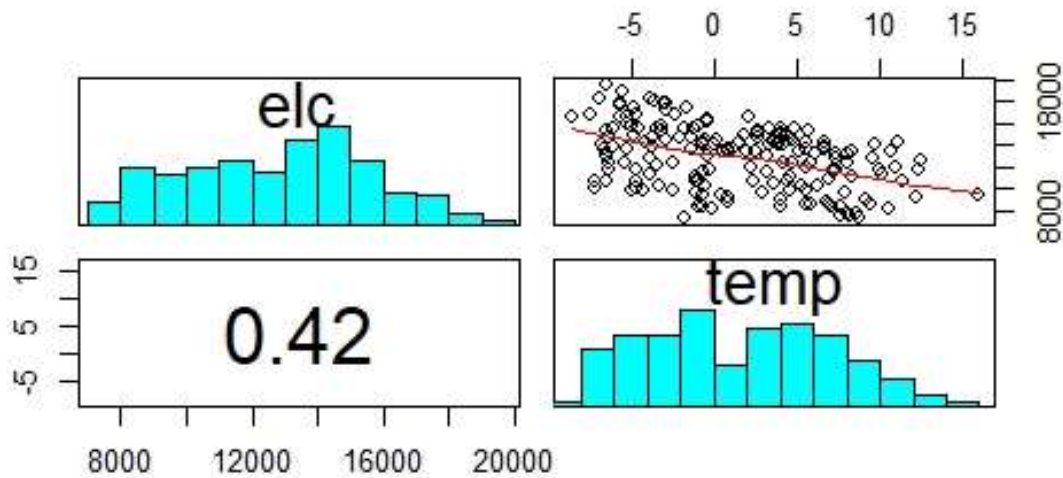
Den nærmeste værstasjonen til Husøy er Hekkingen fyr. Fra nettstedet yr.no er det hentet data på daglige middeltemperaturer målt ved Hekkingen fyr i analyseperioden. I utgangspunktet var analyseperioden tenkt å være ut juni måned, men fordi det manglet temperaturdata de siste fem dagene, ble perioden avkortet tilsvarende.

I figur 9 vises temperatursvingningene i perioden. I skreisesongen svinger temperaturen mye. Det er ikke en klar trend, men fordeler seg omtrent jevnt mellom minimumstemperaturer og ca 5°C. I andre halvdel av analyseperioden er trenden stigende.



Figur 9 Plot av temperatur per dag ved Hekkingen fyr i analyseperioden (yr.no, 2019)

Av figur 10 ser man at den lineære korrelasjonen i datasettet mellom temperatur (temp) og strømforbruk (elc) er på 0,42. Dette er en del mindre enn forholdet mellom fangst og strømforbruk (0,72), og basert på en første inspeksjon kan man tenke seg at sammenhengen her er mindre signifikant. Av trendlinjen som går gjennom datapunktene i øverste høyre hjørnet antydes det også en negativ sammenheng mellom variablene. Histogrammene viser fordelingen av verdiene i datasettet. Temperaturen har tyngdepunktene omtrent i intervallene minus syv til null grader, og to til åtte grader.



Figur 10 Korrelasjon mellom variablene strømforbruk (elc) og temperatur (temp)

3.4 Validitet og reliabilitet

Målevaliditet sier noe om at man måler de begrepene man faktisk sier man skal måle. Variablene strømforbruk, fangst og temperatur slik de er brukt i denne analysen antas å ha høy målevaliditet. Det er også viktig sikre høy grad av reliabilitet, det vil si at begrepene måles med nøyaktighet – at målingene måler det de skal. Det er ingen grunn til å tro at kilder for målinger ikke er troverdige, og det legges til grunn for videre analyse at målingene har høy grad av reliabilitet.

3.5 Utelatte variabler

3.5.1 Pris

Fra teorien har vi at pris påvirker strøm negativt, altså når prisen øker, går strømforbruket ned og når prisen går ned, øker strømforbruket. Man antar også at strøm er et lite elastisk gode, fordi det er et gode vi må ha, eller det er i alle fall svært upraktisk å velge bort. Det betyr at endring i pris ikke nødvendigvis gir veldig store utslag i etterspørsel etter strøm. Når i tillegg fiskeribedriften, som denne oppgaven studerer, har fastpris på strøm blir det naturlig å utelate pris som forklarende variabel på etterspørsel etter strøm. Bedriften har imidlertid en

overforbrukspris som gjør seg gjeldene nå effektuttaket overstiger 1000 kW pr time. Denne prisen er svært mye høyere enn fastprisen og slår inn når overforbruket inntreffer (Bedriftsbesøk, 2019). Det kan potensielt være store kostnader forbundet med overforbruk av strøm, det vil si når effektuttaket skyter i været. I industrien er det mange store strømkunder og kostbesparelse er et av flere viktige tiltak for å øke lønnsomhet. I en studie av svensk papirindustri kommer det fram at etterspørsel etter strøm er relativ ufølsom i forhold til pris, men at viljen til selve energisparingen er signifikant i forbindelse med deltagelse i frivillige energisparingsprogrammer som gir skattelette (Henriksson, Söderholm, & Wårell, 2012). Det kan tyde på at den direkte enhetsprisen på strøm ikke motiverer nok til reduksjoner i forbruk, men at motivasjonen kommer i form av myndighetsinitierte tiltak. Det vil ikke være urimelig å overføre denne tankegangen til situasjonen på Husøy, altså å sidestille *skattelette som motivasjon* med *utbetaling fra deltagelse i etterspørselsrespons som motivasjon*. Selv om bedriftens forbruk er ufølsom for enhetsprisen på strøm, vil den kanskje motiveres til strømbalansering gjennom ekstraordinære programmer. Det er denne oppgavens formål å prøve å identifisere når det er størst sjanser for overforbruk, og dermed kunne danne grunnlag for planlegging av mulige effektreduserende tiltak.

3.5.2 Produksjon

Det grunn til å anta at produksjonen i industribedriften, de ulike deler i produksjonsprosessen, har forklaringskraft på strømforbruket. Maskiner, utstyr, prosesser, kjøretøy, frys og kjøll trekker strøm direkte og data på dette kunne ha tilført oppgaven et mer omfattende grunnlag for analyse. Det samme kunne produktivitetsvariabler som arbeidskraft og ferdigproduserte produkter også ha gjort. Det er tre grunner til at denne type interne data ikke er inkludert. For det første kan man formode at drift av produksjonsutstyr, arbeidskraft og ferdigvarer har sammenheng med levering av råstoff til bedriften, og dermed vil variabelen fangstlevering kunne fange opp mye av effekten fra en intern forklaringsvariabel på strømforbruket. Man unngår trolig multikollinearitet i modellen, en tilstand hvor to eller flere forklaringsvariabler har høy lineær sammenheng. For det andre er det nødvendig å begrense oppgavens omfang. En tredje årsak er at en analysemodell med færre forklaringsvariabler, spesielt når disse er eksogene, kan ha større overføringsverdi. Modellene i denne oppgaven kan muligens være relevante for data fra andre kystsamfunn hvor fiskeribedrifter og kraftleverandører er i samme situasjon som på Nord-Senja.

4 Metode

Fra teorien har vi at etterspørsel etter strøm øker når prisen går ned og minker når prisen går opp. Elastisiteten sier noe om hvor følsom etterspørselen er i forhold til prisendringen. Det ble konkludert med at strøm som gode er uelastisk i forhold til pris, eller helt uelastisk slik som i tilfellet med bedriften denne oppgaven studerer. Når andre variabler enn pris endrer etterspørselen får vi et skifte i etterspørselskurven, enten et positivt skifte utover eller et negativt skifte innover. Som beskrevet overfor i kapittelet om data, er det variablene temperatur og fangst som brukes her for å forklare etterspørsel etter strøm hos fiskeribedriften. Endringer i disse variablene vil føre til at etterspørselskurven i teorien skifter positivt eller negativt.

For å si noe om hvordan temperatur og fangst påvirker etterspørselen etter strøm, må man finne fram til en modell som best beskriver dette forholdet ut fra den data som er samlet inn. Modellen skal også kunne brukes til å prognostisere strømforbruket. Som tidligere nevnt er dette viktig i forhold til både planlegging av strømproduksjon, og ikke minst i forhold til å forutse når effektuttaket er størst og skaper utfordringer både for kunde og leverandør.

4.1 Valg av modeller

I litteraturen kan man finne mange ulike metoder og modeller brukt på lignende problemstillinger. Sing et al klassifiserer i en forskningsrapport fra 2013 forskjellige metoder for prognostisering av strømforbruk (Kumar Singh, Khatoon, Muazzam, & Chaturvedi, 2013). I tillegg til å nevne noen kvalitative metoder, presenterer forskerne ulike kvantitative metoder inndelt etter 1) tradisjonelle prognostiseringsteknikker, 2) modifiserte tradisjonelle teknikker og 3) «soft computing» teknikker. Det er innenfor den første kategorien, tradisjonelle prognostiseringsteknikker, denne oppgaven begrenser seg til. I denne kategorien finner man blant annet regresjonsmetoden. En regresjonsmodell beskriver den lineære sammenhengen mellom en eller flere forklarende variabler og den forklarte variabelen. Hvis man antar at forholdet mellom variablene ikke er lineært, kan man endre modellen til polynom form. For å imøtekomme begge forutsetningene vil oppgaven fremstille to modeller, en dynamisk lineær modell, og en polynom (ikke-lineær) variant av samme modell. Disse blir deretter sammenlignet ut i fra hvor godt de prognostiserer strømforbruket.

4.2 Utvikling av modellene

4.2.1 Forutsetninger

Regresjonsanalyse er en teknikk som brukes for å finne økonomiske sammenhenger ved hjelp av data. En eller flere uavhengige variabler forklarer endringer i den avhengige variabelen. Den mest vanlige metoden er minste kvadraters metode. Variansen er kvadratet av avstanden mellom de observerte og estimerte datapunkter. Denne metoden går ut på å finne den sammenhengen mellom variablene som har den minste variansen. På den måten finner man det forholdet som i gjennomsnitt beskriver datamaterialet best. Metoden brukes i begge modellene i oppgaven og følgende forutsetninger ligger til grunn (Hill et al., 2012):

- Modellene er lineære i sine parametere og har et tillegg som utgjør feilleddet. Selv om den ene modellen brukt i oppgaven antar et ikke lineært forhold mellom variablene, er den fortsatt lineær i parametere og tilfredsstillende derfor denne forutsetningen.
- Forklarende variabler i datasettet må anta minst to ulike verdier, og det eksisterer ikke et perfekt lineært forhold mellom de forklarende variablene.
- Det er ingen korrelasjon mellom verdier i feilleddene for noen av observasjonene.
- Dataen er homoskedastisk, noe som vil si at variansen i feilleddet for alle observasjoner er konstant.
- Hver tilfeldig feil er normalfordelt med gjennomsnitt lik null.

4.2.2 R² og frihetsgrader i modellene

R² er en determinasjonskoeffisient som brukes i regresjonsanalyse for å beskrive hvor stor del av variansen i avhengig variabel kan forklares av de uavhengige variablene i modellen.

Verdien av R² vil alltid ligge et sted mellom 0 og 100%. Generelt ønsker man at prosentandelen skal være høyest mulig når man utvikler modeller fra et datasett. Man kan øke R² ved å legge til flere forklaringsvariabler, men dette er ikke nødvendigvis ønskelig fordi det kan føre til at modellen passer altfor godt til datasettet man analyserer, og vil miste sin overføringsverdi. Siden denne oppgaven har som formål å si noe om hva som forklarer etterspørselen etter strøm i en fiskeribedrift generelt, bør ikke modellene «skreddersys» til datagrunnlaget fra forskningsobjektet Brødrene Karlsen. Det kan potensielt føre til modeller som ikke er egnet for andre datasett, en tilstand hvor modellen er «overfit».

Frihetsgrader i en modell er antall observasjoner fratrukket forklaringsvariabler. For hver forklaringsvariabel som legges til, mister modellen en frihetsgrad. For at modellen skal være mest mulig generaliserbar er det ønskelig med flest mulig frihetsgrader. Det er med andre ord et mål å finne to modeller som på best måte balanserer forholdet mellom høy R^2 og flest mulig frihetsgrader. Den største utfordringen vil være knyttet til polynomvarianten av den lineære dynamiske modellen. Denne modellen kan potensielt bruke opp mange frihetsgrader ved at variablene dannes av flere subfunksjoner. Hvis man i tillegg antar interaksjon mellom de forklarende variablene, kan man få en modell som beskriver dataen godt, men bruker for mange frihetsgrader og blir «overfit».

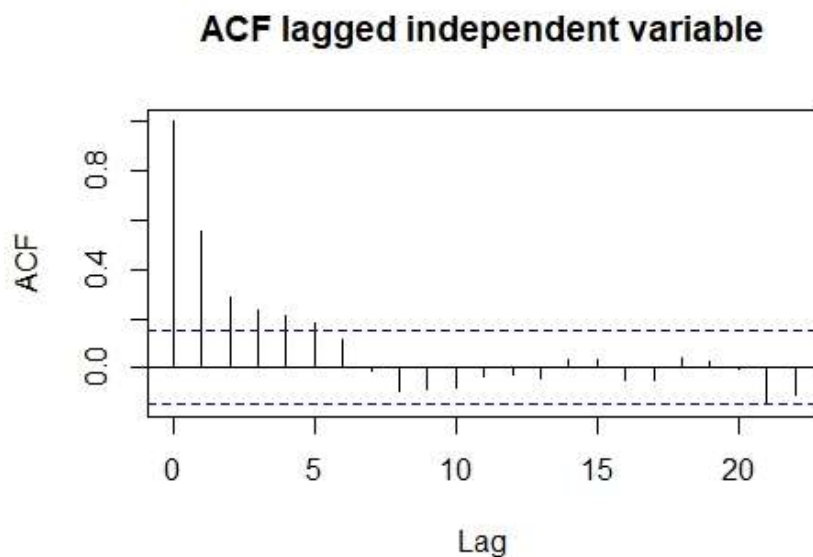
En vanlig prosedyre i regresjonsanalyse er å lage en baseline modell med noen få antatt viktige variabler. Deretter bygger man ut modellen til den oppnår en tilfredsstillende forklaringsstyrke. Da oppgaven skal sammenligne to utgaver av samme modell, er det viktig at de er bygget opp likt. Det ble derfor først utviklet en dynamisk lineær modell, og deretter den ikke-lineære varianten av samme modell.

4.2.3 Modeller med distribuert effekt

Begge modeller vil i utgangspunktet ha to uavhengige variabler, temperatur og fangst. Siden oppgaven går ut på å modellere tidsseriedata, må det også tas hensyn til såkalt *lagged* effekt av variablene, eller distribuert effekt. Det vil si at endringer i variablene ikke bare har en momentan effekt på strømforbruket, men kan også ha effekt i påfølgende tidsperioder, derav *dynamisk* lineær modell. Når effekten av endringer i en eller flere uavhengige variabler distribueres over tid, har vi en distribuert modell. Når den avhengige variabelen (strømforbruket) har effekt på seg selv i en påfølgende tidsperiode, kan man bruke den avhengige variabelen som en forklaringsvariabel i en distribuert-avhengig-variabel modell. Om man antar at både uavhengig og avhengig variabel vil påvirke den forklarte variabelen blir slike modeller karakterisert som auto-regressive distribuerte modeller. I tillegg kan kvalitative variabler i en modell øke forklaringsstyrken. I dette scenarioet kan man tenke seg at ukedagene kan påvirke strømforbruket. Indikatorvariabler i modellene kan brukes til formålet. Hvis man tar i bruk distribuerte effekter i modellen eller indikatorvariabler, vil mengden forklaringsvariabler øke (Hill et al., 2012).

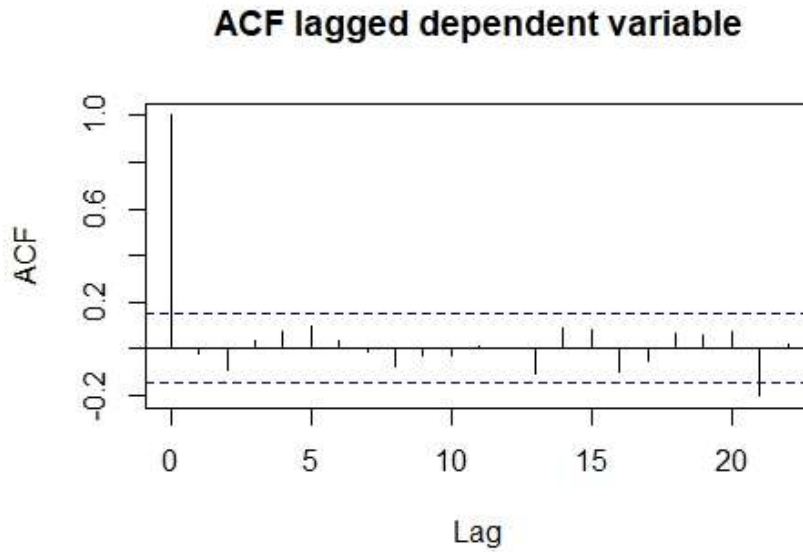
Når fiskeribedriften mottar villfanget fisk, blir det stor aktivitet på kaia og i produksjonsanlegget. Det er rimelig å anta at større mengder fisk levert en dag, fører til høyere aktivitet og dermed økt strømforbruk samme dag. Man kan også tenke seg at effekten

på strømforbruket av fangst levert en dag distribueres til neste dag, og eventuelt dagene deretter. Det vil da være rimelig å teste ut en modell med distribuert effekt fra forklarende variabel fangst. Denne modellen oppnådde en R^2 på 81,6% som er et godt resultat i utgangspunktet. Utfordringen er imidlertid faren for autokorrelasjon, det vil si at fangstvariabelen for de ulike dagene ikke er uavhengige. Autokorrelasjonstesten i figur 11 viser at det er korrelasjon i fangstvariabelen fra den ene dagen til den andre. For at det skal være uavhengighet må de lodrette strekene befinne seg mellom de blå stiplede linjene. Den første lodrette streken viser samme dag korrelasjon og den korrelerer naturlig nok fullt ut med seg selv. Gårsdagen viser en korrelasjon med dagen i dag på nesten 60%. Ikke før dag syv er uavhengigheten helt innfridd.



Figur 11 Test for autokorrelasjon

En måte å korrigere for dette er å erstatte den distribuert effekten av uavhengig variabel med distribuert effekt av den avhengige variabelen på seg selv, eller en auto-regressiv modell. En slik modell oppnådde R^2 på 87,52%. Autokorrelasjonstesten i figur 12 viser ingen autokorrelasjon i modellen, og dermed blir den auto-regressive modellen grunnlaget for begge modeller.



Figur 12 Test for autokorrelasjon

4.2.4 Kalendereffekten

Tidsserier er inndelte i intervaller av tid. I dette datasettet er tidsserien oppdelt i dager. Hvis man tenker at hver dag er lik, trenger man ikke foreta ta noen justeringer i modellen. Her kan man imidlertid tenke seg at de ulike ukedagene påvirker strømforbruket forskjellig. Ved å inkludere denne kalendereffekten i modellen, kan man oppnå en mer nyansert analyse og en høyere forklaringsstyrke.

4.3 Modellene

Dataanalyse er gjort i R Studio versjon 1.1.456 (RStudio Team, 2015)

Modell 1: Dynamisk lineær modell

$$STRØM_t = \beta_0 + \beta_1 STRØM_{t-1} + \beta_2 FANGST_t + \beta_3 TEMP_t + \delta(DAG_t) + e_t$$

$STRØM_t$ = Strømforbruk på tidspunkt t

$STRØM_{t-1}$ = Strømforbruk på tidspunkt t-1

$FANGST_t$ = Total mengde råvare levert på tidspunkt t

$TEMP_t$ = Temperatur i lufta på tidspunkt t

DAG_t = Ukedag (dummyvariabel for ukedag, søndag i basis)

Her er strømforbruk modellert som en lineær funksjon av strømforbruk dagen før ($STRØM_{t-1}$), den totale mengde råvarer levert til mottaket ($FANGST_t$), temperatur i lufta ($TEMP_t$) og ukedag (DAG_t). β_0 er intercept (krysningspunkt på y-aksen). β_1 , β_2 og β_3 er parametere som angir gjennomsnittlig endring i strømforbruk når tilhørende forklaringsvariabel endrer seg én enhet, alle andre forklaringsvariabler holdt konstant (*Ceteris Paribus*). Parameteren δ er en intercept indikator variabel som angir et parallelt skifte i funksjonen. Feilledet e_t fanger opp all påvirkning på strømforbruket som ikke er forklart av de uavhengige variablene. (Hill et al., 2012)

De samme variabler og parametere er brukt i modell 2, med den forskjell at parameter β_2 og β_3 for variablene $FANGST$ og $TEMP$ er byttet ut med ukjente smooth-funksjoner, f_1 og f_2 .

Smoothfunksjoner er stykkvist definerte av polynome funksjoner eller basisfunksjoner. I modell 2 blir altså responsvariabelen $STRØM$ modellert med variablene $FANGST$ og $TEMP$ i form av smooth-funksjoner. Modellen estimerer smooth-funksjonene og returnerer best mulig tilpasning til dataen.

Modell 2: GAM (Generalized Additive Model)

$$STRØM_t = \beta_0 + \beta_1 STRØM_{t-1} + f_1(FANGST_t) + f_2(TEMP_t) + \delta(DAG_t) + e_t,$$

$$f_1(FANGST) = \sum_{i=1}^n \theta_i b_i(FANGST)$$

$$f_2(TEMP) = \sum_{i=1}^n \Gamma_i \tilde{b}_i(TEMP)$$

hvor f_1 og f_2 er smoothfunksjoner bestående av n antall basisfunksjoner (*thin plate spline functions*) b_i og \tilde{b}_i med tilhørende regresjonskoeffisienter θ_i og Γ_i .

Basisfunksjonene er gjenstand for et minimeringsproblem:

$$\min_{b_1, \tilde{b}_1} \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (o_t - \beta_0 - \beta_1 STRØM_{t-1} - f_1(FANGST_t) + f_2(TEMP_t) - \delta(DAG_t))^2 + \lambda J(f_1, f_2)$$

hvor n er antall observasjoner, o_t er observasjonen på tidspunkt t , λ er «smoothness parameter» og J er en «penalty» funksjon brukt til å måle svingninger i modellen (Wood, 2003).

4.4 Prognosetest

Begge modeller testes for sine prognoseferdigheter. Datasettet ble delt opp i et treningssett og et testsett. Modellen ble trent på de fem første månedene av analyseperioden og ble deretter testet opp mot virkelig data fra siste måned. Prognoseevnen måles ved å sammenligne MSE (Mean Square Error) i modellen fra treningssettet mot MSE i testsettet. MSE finner man ved å måle avstanden fra regresjonslinjen til hvert datapunkt, kvadrere resultatene og kalkulere gjennomsnittet. Jo mindre differansen er i MSE mellom de to datasettene, desto bedre prognostiserer modellen. For å kryssjekke modellenes prognoseevne ble det også laget et testsett bestående av kalde dager i datasettet. Kalde dager ble definert som dager med lavere temperatur enn -2° .

5 RESULTATER

5.1 Resultater fra dynamisk lineær modell

Tabell 6 Regresjonsresultater for strømforbruk ved bruk av modell 1 (dynamisk lineær)

	Estimat (standardfeil)
Konstant	3496.022*** (506.698)
Strøm (t-1)	0.562*** (0.046)
Fangst	0.020*** (0.003)
Temperatur	-56.230** (17.519)
Mandag	3805.258*** (312.647)
Tirsdag	2200.103*** (326.183)
Onsdag	1775.234*** (336.798)
Torsdag	1584.193*** (338.169)
Fredag	1410.844*** (333.304)
Lørdag	-1113.342** (332.344)
Observasjoner	175
R ²	0.869
Justert R ²	0.862
Frihetsgrader	165

Signifikansnivå: *** 0.01 / ** 0.05 / *0.1

Tabellbeskrivelse: Tabell 6 viser resultater av regresjon på strømforbruk ved dynamisk lineær modell. Signifikansnivået er markert med stjerner (*). 3 stjerner er 1%, 2 stjerner er 5% og 1 stjerne er 10%. Standardfeil i parentes.

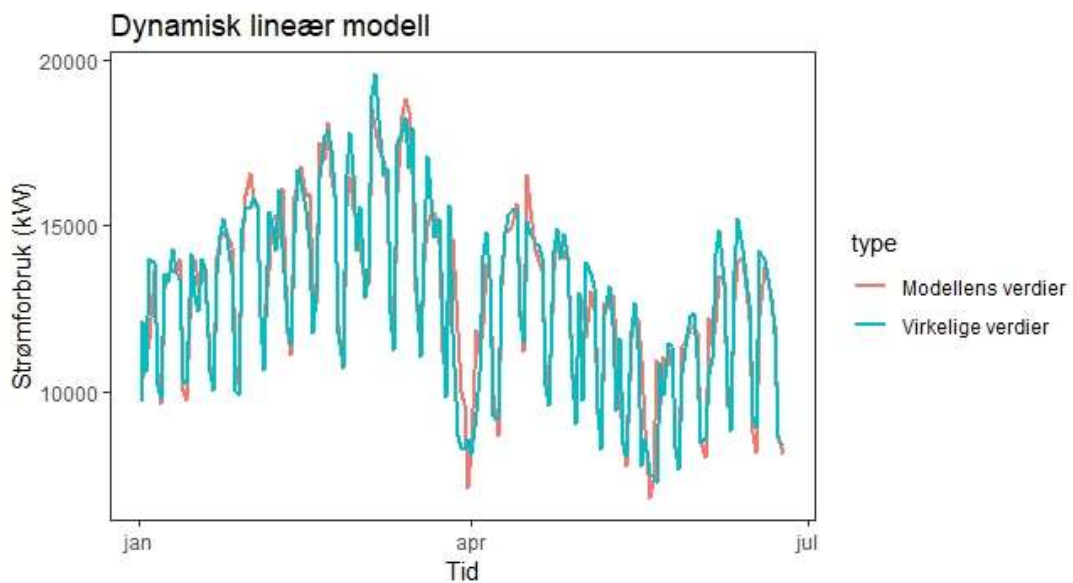
Regresjonsresultatene fra tabell 6 viser at distribuert strømforbruk og mengden av fisk levert til bedriften påvirker strømforbruket positivt, mens temperatur har et negativt forhold til strømforbruket. Søndag er implisitt i modellen (konstant/intercept). Resultatene viser at de andre ukedagene fører til positive skift i forholdet mellom variablene, bortsett fra lørdag som fører til et negativt skifte. Av forklaringsvariablene er det strøm (t-1) og fangst som er mest signifikante på 1% nivå, mens temperatur er mindre signifikant på et 5% nivå.

Hvis fangst og temperatur holdes konstant, vil en økning i strømforbruket dagen før med 1000 kWt føre til at strømforbruket øker i gjennomsnitt med 562 kWt. En økning av levering av fisk på 10 tonn fører til at strømforbruket i gjennomsnitt øker med 200 kWt, andre variabler holdt konstant. I gjennomsnitt vil strømforbruket øke med 56 kWt hvis det blir 1 grad kaldere, om alle andre variabler forblir konstante. I analyseperioden er det i gjennomsnitt mandager som fører til det største positive skifte i strømforbruket med 3805 kWt, mens det utover i uken er fallende skift helt fram til lørdag hvor skiftet er negativt med 1113 kWt.

Standardfeil måler usikkerheten i estimatet og mindre standardfeil tilsier mindre usikkerhet. Av de forklarende variabler har fangst den minste standardfeilen med 0.003, eller 6% av estimatet. Strøm (t-1) har en standardfeil på 0,046, eller 8,2% av estimatet, mens temperatur har standardfeil på 17.52 eller 31.2% av estimatet. Det viser størst usikkerhet i temperatur som forklaringsvariabel, noe som stemmer med signifikans nivå på 5%.

Determinasjonskoeffisienten R^2 er på 0.869. Det vil si at 86.9% av variasjonen i strømforbruket kan forklares av variasjonen i variablene i modellen.

Figur 13 er en illustrasjon på hvor godt modellen tilpasser seg den virkelige dataen. Det faktiske strømforbruket til Brødrene Karlsen AS i analyseperioden vises med den blå linjen - virkelige verdier. Den røde linjen viser hvordan modellen estimerer strømforbruket. Forbruket i kWt vises på den vertikale aksene, mens analyseperioden, første halvdel av 2018, vises på den horisontale linjen. Man kan se noen avvik på enkelte toppe og enkelte bunnene, men jevnt over er tilpasningen god. På syv av toppene over 15 000 kWt estimerer modellen høyere enn faktisk forbruk. På ni av bunnene under 10 000 kWt estimerer modellen lavere enn faktisk forbruk.



Figur 13 Dynamisk lineær modell: Tilpasning til virkelig data

5.2 Resultater fra GAM (Generalized Additive Model)

Tabell 7 Regresjonsresultater for strømforbruk ved bruk modell 2 (GAM)

Estimat (standardfeil)

Konstant	5020.506*** (529.636)
Strøm (t-1)	0.512*** (0.044)
Mandag	3511.665*** (299.960)
Tirsdag	2050.311*** (304.630)
Onsdag	1613.502*** (314.822)
Torsdag	1309.641*** (318.737)
Fredag	1238.568*** (311.707)

Lørdag	-981.522** (309.642)
--------	-------------------------

Omtrentlig signifikans av smooth-funksjoner ved estimerte frihetsgrader:

f(Fangst)	3.675***
f(Temperatur)	1.001**
Observasjoner	174
Justert R ²	0.881
Frihetsgrader	162

Signifikansnivå: *** 0.01 / ** 0.05 / *0.1

Tabellbeskrivelse: Tabell 7 viser resultater av regresjon på strømforbruk ved GAM kontinuerlig modell. Signifikansnivået er markert med stjerner (*). 3 stjerner er 1%, 2 stjerner er 5% og 1 stjerne er 10%. Standardfeil i parentes.

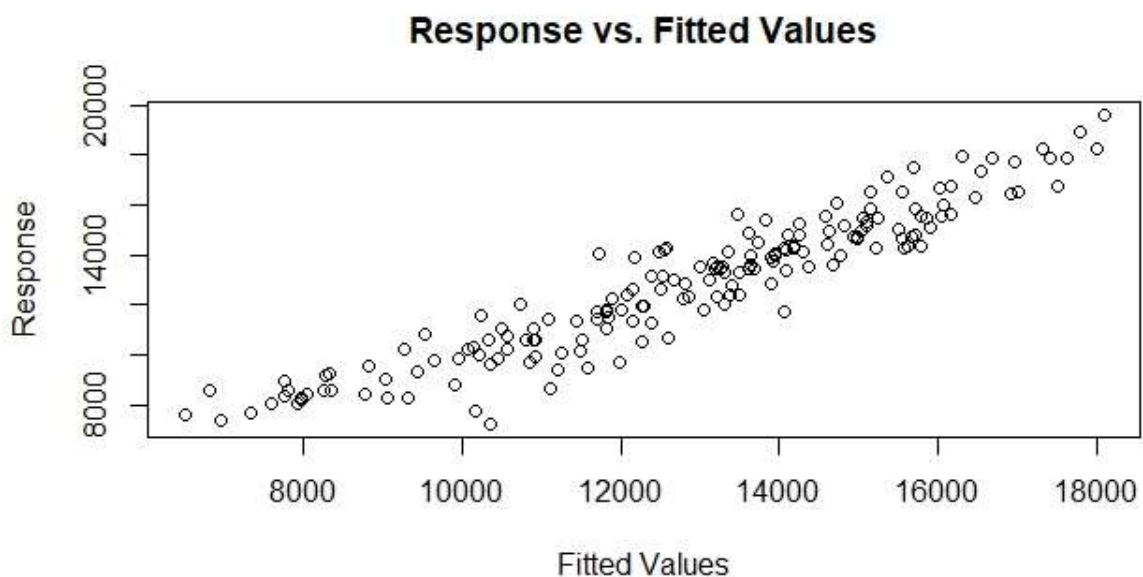
Resultatene fra GAM kontinuerlig modell i tabell 7 er fremstilt på en litt annen måte enn den dynamiske lineære modellen. Det som sammenfaller er søndag som basis i modellen med de andre ukedagene som påvirker et skifte i forholdet mellom variablene. Resultatene viser at modellen tar utgangspunkt i et gjennomsnitt for perioden på 5020 kWt for søndager, noe som er høyere enn dynamisk lineær modell. Videre vises det at de andre ukedagene, på samme måte som dynamisk lineær modell, bidrar til et positivt skifte i forholdet mellom variablene, bortsett fra lørdag som bidrar med et negativt skifte. I denne modellen er imidlertid skiftene mindre enn i dynamisk lineær modell.

Distribuert effekt av strøm (t-1), påvirker strømforbruket omtrent som i den første modellen. Alt annet hold konstant vil det gjennomsnittlige strømforbruket øke med 512 kWt hvis strømforbruket dagen før har øket med 1000 kWt. Standardfeilen er også omtrent den samme med 8.6% av estimatet.

Determinasjonskoeffisienten R² er her på 0.881. Det vil si at 88.1% av variasjonen i strømforbruket kan forklares av variasjonen i variablene i modellen. Denne verdien er marginalt bedre enn den første modellen.

Forklaringsvariablene fangst og temperatur i GAM kontinuerlig modell vises ikke på samme måte som i dynamisk lineær modell. Man kan ikke tolke koeffisienter på samme måte. Årsaken ligger i at modellen konstruerer den beste tilpasningen til dataen for disse variablenes forhold til strømforbruket ved hjelp av smooth funksjoner. Man kan imidlertid vise tilpasning en ved hjelp av en illustrasjon.

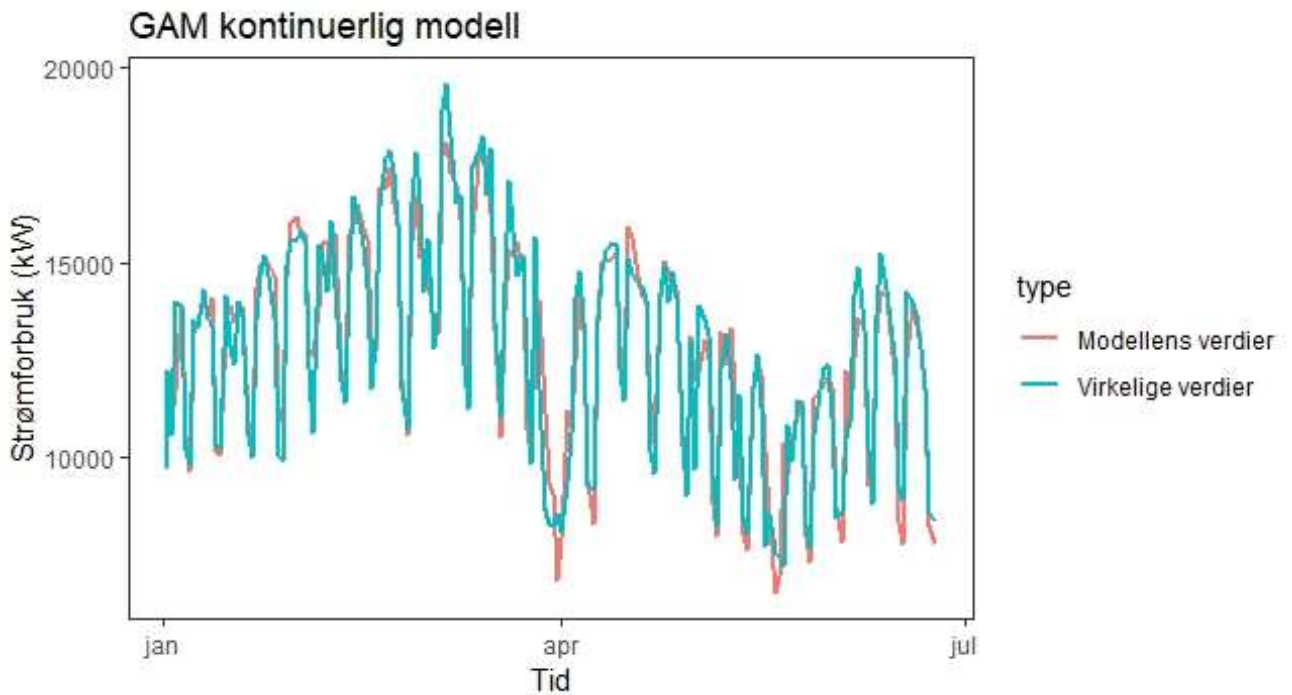
Figur 14 viser hvor godt de forklarende variablene (Fitted values) passer til virkelige verdier (Response). Man ser av figuren at punktene ligger ganske tett på en rett linje, noe som tilsier god tilpasning.



Figur 14 Illustrasjon av hvordan variablene fangst og temperatur (Fitted values) forklarer Strømforbruket (Response)

Figur 15 er en illustrasjon på hvor godt GAM kontinuerlig modell tilpasser seg den virkelige dataen. Det faktiske strømforbruket til Brødrene Karlsen AS i analyseperioden vises med den blå linjen-virkelige verdier. Den røde linjen viser hvordan modellen estimerer strømforbruket. Forbruket i kWt vises på den vertikale aksene, mens analyseperioden, første halvdel av 2018, vises på den horisontale linjen. Man kan identifisere noen avvik på enkelte topper og enkelte bunner også her. Jevnt over er tilpasningen god. Men bare på to av toppene over 15 000 kWt

estimerer modellen høyere enn faktisk forbruk. På ti av bunnene under 10 000 kWt estimerer modellen lavere enn faktisk forbruk.



Figur 15: GAM kontinuerlig modell: Tilpasning til virkelig data

5.3 Sammenligning av modeller

5.3.1 Kvalitetstest basert på AIC og BIC

AIC (Akaike Information Criterion) og BIC (Bayesian Information Criterion) er to metoder for å avgjøre hvilken modell som passer best til dataen. Begge kriterier vurderer modellenes kvaliteter ved å finne den beste balansen mellom informasjonstapet i en enkel modell og overtilpasningen i en komplisert modell. BIC og AIC er ganske like men løser problemet på litt ulike måter. Laveste tall for begge kriterier tilsier best kvalitet i modellen

Tabell 8 AIC og BIC test

	AIC	BIC
Modell 1	2944	2979
Modell 2	2921	2966

Tabellbeskrivelse: Tabell 8 viser testresultater basert på AIC og BIC for begge modellene.

Av resultatet i tabell 8 ser man at modell 2 (GAM kontinuerlig) scorer marginalt bedre enn modell 1 (Dynamisk lineær) på begge kriterier.

5.3.2 Prognoseevne basert på MSE

MSE (Mean Square Error) måler hvor godt modellene prognostiserer strømforbruket. Det gjennomsnittlige kvadrerte avviket mellom estimert og virkelig verdi måles for treningssettet og for testsettet. Jo mindre differansen er mellom MSE i treningssett og MSE i utfallet fra testsettet, jo bedre er modellen på å prognostisere.

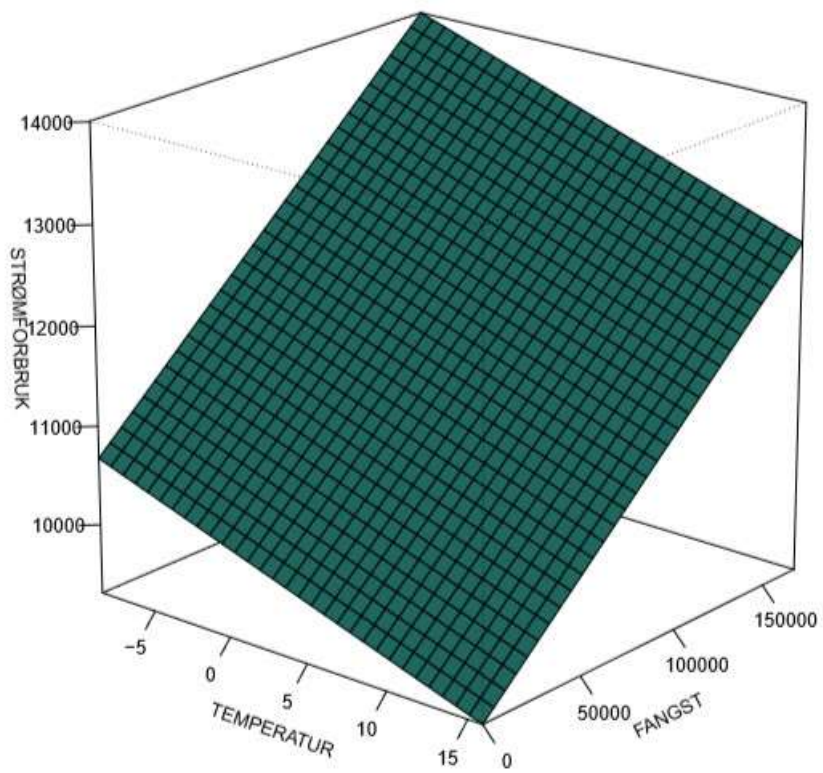
Tabell 9 Prognoseevne for modellene basert på MSE

	MSE				
Dager	1	7	14	30	Kald periode
Modell 1	4799419	1208008	1297883	1514233	1386562
Modell 2	114537	93391	497432	635699	764459

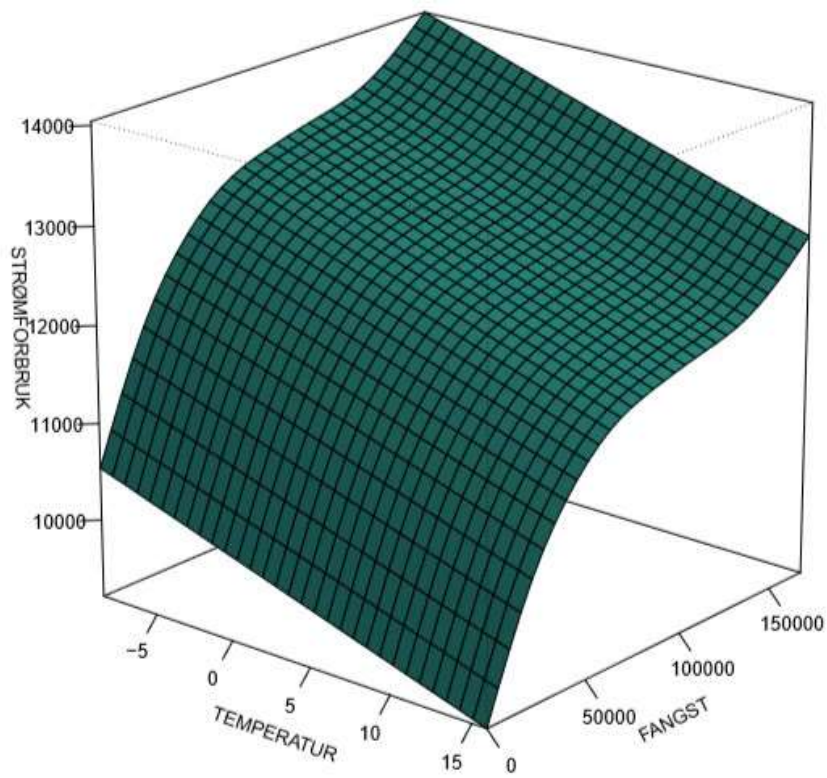
Tabellbeskrivelse: Tabell 9 viser MSE for begge modeller basert på hhv prognoser for 1, 7, 14 og 30 dager, samt kald periode definert som dager kaldere enn -2°C . Jo lavere tall, jo bedre prognoseevne.

Tabell 9 viser resultater målt i MSE for prognosetester av begge modellene. Testsettene består av hhv 1, 7, 14 og 30 dager. I siste kolonne vises i tillegg resultater for kald periode definert som dager med lavere temperatur enn -2°C . Resultatene fra denne testene er ganske entydige. De viser at modell 2, GAM kontinuerlig modell, har den minste differansen mellom treningssett og testsett for alle perioder, og kan sies å ha den beste prognoseevnen.

Figur 16 og 17 illustrere hvordan forholdet mellom variablene modelleres forskjellig i de to modellene. Verdiene for strømforbruk er predikerte verdier. Dynamisk lineær modell i figur 16 viser et rent lineært forhold, mens GAM kontinuerlig modell i figur 17 illustrerer et ikke-lineært forhold.



Figur 16 Illustrasjon av dynamisk lineær modell



Figur 17 Illustrasjon av GAM kontinuerlig modell

5.4 Prognoseresultater

Begge modeller kan brukes til å prognostisere strømforbruket ved sette inn verdier for de forklarende variablene. Dagens forbruk av strøm (strøm t-1) hentes fra AMS målere. Morgendagens temperatur (temp) vil værmeldingen kunne si noe om. Fangstdata (fangst) en dag fram i tid kan være estimater basert på lokalkunnskap om fisket og dialog med båter som planlegger leveranse til fiskemottaket. Ved å mate inn verdier for variablene, kan modellen gi svar på estimert gjennomsnittlig strømforbruk for fiskeribedriften. Tabell 10 nedenfor viser resultater fra modellenes prognoser på gjennomsnittlig strømforbruk. Ulike scenarioer hvor forklarende variabler er tildelt forskjellige verdier er lagt til grunn for å prognostisere strømforbruket. Strømforbruket er i kWt, fangst er i tusen kilo og temperatur er C°. Prognosene vises med et 95% konfidensintervall.

Tabell 10 Prognoser for strømforbruk ved ulike scenarioer

Scenario	Strøm t-1 (kWt)	Fangst (kg)	Temp (°C)	<u>Modell 1</u>		<u>Modell 2</u>			
				95% CI Nedre grense (kWt)	Prognose (kWt)	95% CI Øvre grense (kWt)	95% CI Nedre grense (kWt)	Prognose (kWt)	95% CI Øvre grense (kWt)
1	12 768	42 210	1.6	10 493	10 938	11 384	11 459	11 963	12 467
2	19 610	168 294	-8.6	13 171	14 007	14 843	16 256	17 534	18 812
3	7 230	168 294	-8.6	13 179	14 011	14 844	9 769	11 204	12 639
4	19 610	0	-8.6	10 099	10 675	11 251	13 049	14 036	15 023
5	20 000	200 000	-11	13 786	14 774	15 763	16 168	18 502	20 835
6	19 610	168 294	0	12 687	13 528	14369	15 747	17 066	18 384

Tabellbeskrivelse: Tabell 10 viser hvordan de to modellene prognostiserer strømforbruket ved ulike scenarioer. Prognosene vises for 6 scenarioer med forskjellige kombinasjoner av verdier på forklaringsvariablene strøm t-1, fangst og temperatur. Strømforbruket for hver modell vises som prognostisert gjennomsnitt med et 95% konfidensintervall.

Scenario 1:

Her er gjennomsnittlige tall fra datasettet brukt for alle variabler. Man kan da forvente at modellene skal prognostisere noe i nærheten av gjennomsnittlig strømforbruk (12 768 kWt) for datasettet brukt i analysen. Begge modeller prognostiserer litt under gjennomsnittet. Modell 1 viser 10 938 kWt, mens modell 11 963 kWt. Øverste del av konfidensintervallet til modell 2 viser imidlertid 12467, som bare utgjør en differanse fra faktisk gjennomsnitt på rundt 300 kWt.

Scenario 2

I dette scenarioet er det brukt maksimal- og minimalverdier fra datasettet. Formålet med dette er å finne prognostisert strømforbruk hvis man formoder høyt forbruk ved ekstremverdier. Strømforbruket dagen før er satt til 19 610 kWt og fangstlevering er satt til 168 294 kilo som er maksimalverdier. Temperatur er satt til $-8,6^{\circ}\text{C}$, som er minimalverdi for analyseperioden. Her viser modell 1 et prognostisert gjennomsnittlig forbruk på 14 007 kWt, mens modell 2 viser et prognostisert gjennomsnittlig forbruk på 17 534 kWt. Øverste del av konfidensintervallet til modell 2 er på 18 812, som er rundt 800 kWt mindre enn maksimalverdi for strømforbruk i datasettet.

Scenario 3:

I scenario 3 kan man tenke seg en dag som følger etter en helligdag hvor strømforbruket har vært minimalt. Strømforbruk dagen før er satt til minimum fra datasettet som er 7 230 kWt. Man tenker seg videre at fisket er svært godt og vinterdagen er på sitt kaldeste. Fangst settes til maksimum (168 294 kg), mens temperaturen settes til $-8,6^{\circ}\text{C}$. Her viser modell 1 et prognostisert gjennomsnittlig strømforbruk på 14 011 kWt, mens modell 2 viser 11 204 kWt.

Scenario 4:

Av og til kan fisket være dårlig og sammenfalle med en rød dag hvor lakseproduksjonen også står stille. Dagen før hadde imidlertid høy aktivitet og dermed høyt strømforbruk, som her er satt til maksimalverdi på 19 610 kWt. Temperaturen er forventet å være $-8,6^{\circ}\text{C}$, minimum fra datasettet. Model 1 viser et forbruk på 10 675 kWt, mens modell 2 viser 14 036kWt.

Scenario 5:

I dette tenkte tilfellet er alle variablene satt til mer ekstreme verdier enn hva som finnes i datasettet. Det er ikke utenkelig at disse verdiene kan forekomme i en kuldeperiode med godt fiske midt i sesongen. Strømforbruket dagen før satt til 20 000 kWt. Alle signaler tyder på meget godt fisk og fangstvariabelen er satt til 200 000 kg. Temperaturen er satt til -11°C . Modell 1 prognostiserer et gjennomsnittlig forbruk i dette scenarioet på 14 774 kWt, mens modell 2 viser 18 502 kWt. For modell 2 er øverste del av et 95% konfidensintervall på 20 835 kWt. Dette er mer enn maksimalt forbruk fra datasettet.

Scenario 6:

I siste scenario fra tabellen kan man tenke seg en mild vinterdag, men hvor fisket er meget godt. På den måten kan man få en mulig bekreftelse på om *temperatur* er mindre signifikant enn *fangst* som forklaringsvariabel, slik som resultatene fra regresjonsanalysen forteller. Her er det igjen brukt maksimalverdier for strømforbruk dagen før (19 610 kWt) og fangst (168 294 kg) fra datasettet. Temperatur er satt til 0°C . Prognose for gjennomsnittlig strømforbruk i modell 1 er på 13 522 kWt. Samme tall for modell 2 er 17 066 kWt.

6 Drøfting

6.1 Modellenes generelle tilpasning til data

Begge modeller oppnådde gode resultater på determinasjonskoeffisienten R^2 med hhv 0.869 og 0.881. Det vil si at 86-88% av variansen i strømforbruket kan forklares av variablene i modellene. Resterende 12-14% av variansen skyldes årsaker utenfor modellen. Man kan oppnå høyere forklaringskraft om det legges til flere forklaringsvariabler, men det vil føre modellene inn i en tilstand som betegnes som «overfit». Det vil si at modellene muligens kunne ha forklart variansen i strømforbruket fra akkurat dette datasettet noe bedre, men det ville ha gått på bekostning av generaliteten. Det har vært et formål i utviklingen av modellene å kunne si noe generelt om hvilke variabler som har innflytelse på strømforbruket i fiskeindustribedrifter som har samme utfordringer som caset i denne oppgaven. Ved å studere figurene 13 og 15 kan man også se hvordan modellene har tilpasset seg virkelig data. Man ser at begge modeller sammenfaller svært bra med virkelig data, men har samtidig noe avvik. Ulikhetene mellom avvikene fra de to modellene skyldes at de forutsetter hhv lineær og ikke-lineær sammenheng mellom variablene. Dette illustreres i figurene 16 og 17. I forhold AIC og

BIC var det svært lite som skilte modellene. Begge kriterier måler en modells kvaliteter slik som beskrevet i resultatdelen og brukes for å sammenligne to modeller. Ut i fra dette resultatet står modellene temmelig likt, men den ikke-lineære modellen har marginalt bedre score.

6.2 Temperatur og strømforbruk

De første tegnene på sammenheng mellom temperatur og strømforbruk i denne analysen fikk man innledningsvis ved å måle korrelasjonen mellom variablene i datasettet. Denne ble målt til 0,42 og man kunne også se at sammenhengen var negativ. Tallet forteller at sammenhengen ikke er spesielt sterk når 1 er perfekt korrelasjon. Det er imidlertid underforstått her at sammenhengen er lineær mellom temperatur og strømforbruk, noe som ikke nødvendigvis er tilfellet. Studiene fra Bessec og Fouquau fra 2008 bekrefter også dette der det konkluderes med at det finnes en ikke-lineær sammenheng mellom temperatur og strømforbruk. (Bessec & Fouquau, 2008). Dette er på grunn av kulde – og varmeeffekten. Kuldeeffekten gjør seg gjeldene når strømforbruket øker på grunn av kalde temperaturer, og det kan tenkes at kalde dager fører til ekstra oppvarming av oppholdsrom og kontorer i bedriften. Det er ikke sannsynlig at produksjonslokalene kan påberope seg kuldeeffekten siden de ikke bør bli for varme med hensyn til kvaliteten på fisken. Varmeeffekten brukes vanligvis om økt strømforbruk ved bruk luftkondisjonering på svært varme dager. Da øker strømforbruket også når temperaturen stiger. For fiskeribedriften på Nord-Senja vinterstid er ikke dette et tema, men varmeeffekten kan slå inn i forhold til kjøle og fryserom. Vi har sett innledningsvis (tabell 1) at kjøle og frys trekker en del strøm (1359A). Det er svært viktig for kvaliteten på fiskproduktene at temperaturen i disse rommene holdes på et konstant og riktig nivå. Utetemperatur vil kunne påvirke temperaturen i kjøle – og fryserommene og forbruket av strøm vil da kunne øke gjennom økt bruk av kjølekompressorer. På den måten kan man si at både kulde- og varmeeffekten gjelder, noe som tilsier et ikke-lineært forhold mellom temperatur og strømforbruk.

Av de to modellene er det GAM kontinuerlig modell som antar et ikke lineært forhold mellom variablene. Det er likevel nyttig, og ikke minst enklere, å lese av resultatet fra den dynamisk lineære modellen i forhold til temperaturens påvirkning. Ti ekstra kuldegrader fører til en gjennomsnittlig økning i strømforbruket med 560kWt, noe som bekrefter den negative sammenhengen man så innledningsvis. Resultatet gjelder når de andre forklaringsvariablene

er konstante. Begge modeller viser at temperatur som forklaringsvariabel er signifikant på et 5% signifikansnivå.

En nedgang i temperatur fører altså til et positivt skifte i etterspørsel etter strøm, mens en økning i temperatur fører til et negativt skifte i etterspørsel ifølge modellene. Påvirkningen er dog liten og scorer ikke høyest på signifikans. Det er imidlertid ikke urealistisk med et fall på 10 grader i skreisesongen som man kan lese av figur 9. Hvis bedriften fra før av opererer mot maks strømforbruk, kan et slikt fall i temperatur være utslagsgivende i forhold til overforbruk. Det vil si at fiskeribedrifter og kraftprodusenter bør være oppmerksom på temperatur som forklaringsvariabel, og tilegne temperatur noe vekt.

6.3 Fangst og strømforbruk

Mengde råstoff inn til bedriften viste seg ved første øyekast å ha relativt høy korrelasjon med strømforbruket med en korrelasjonskoeffisient på 0.72. Igjen er forutsetningen i dette tallet at sammenhengen er lineær mellom variablene. Det gir likevel en klar indikasjon på at større mengde råmateriale brukt i produksjon fører til et høyere strømforbruk, det vil si en positiv sammenheng mellom variablene. Dette er i samsvar med funn fra Nunes i 2016 på råvarer brukt i pølseindustrien (Nunes et al., 2016).

Begge modellene er entydige når det gjelder betydningen av fangstvariabelen sin påvirkning på strømforbruket med signifikans på 1% nivået. Fra dynamisk modell som antar et lineært forhold mellom variablene har vi, som vist i resultatdelen, at en 10 tonn økning i fangstlevering øker strømforbruket med 200 kWt. I figur 7 som viser mengde fangst levert i analyseperioden ser man at det er store svingninger i mottaket av råstoff, noen dager er forskjellen over 100 tonn. Det vil si en økning i strømforbruket med 2000 kWt, som kan sies å være betydelig. Igjen gjelder dette når de andre forklaringsvariablene er konstante. Siden GAM modellen konstruerer fangstvariabelen av smooth funksjoner, gir ikke output av analysen en direkte måte å tolke variabelens påvirkning på strømforbruket, slik det gjøres i den vanlige regresjonsmodellen. Man kan imidlertid se av figur 14 at forklaringsvariablene ligger tett på en rett linje, noe som indikerer at de er relevante. En helt rett linje ville ha betydd at de var perfekt forklaring på endring i avhengig variabel.

Tabell 1 gir en oversikt over utstyr brukt i produksjonen av fiskeprodukter. Størsteparten av dette er brukt i hvitfiskproduksjonen. Det er også her svingningene er størst i råvaretilgangen. Man kan ut fra dette forutsette at store leveranser av råstoff setter i gang store deler av

produksjonsutstyret som igjen betyr økt strømforbruk. Dette samsvarer med resultatene fra modellene.

Man vil altså oppleve et positivt skifte i etterspørselskurven fra figur 3 når tilgangen til råstoff øker, og et negativt skift når tilgangen reduseres. De praktiske implikasjonene av dette er at etterspørsel av strøm fra fiskeribedriften går opp når fisket er godt, og tilstrekkelig mange båter velger å levere til mottaket. For kraftleverandør og strømkunde kan det være nyttig å følge med på dette i forbindelse med planlegging av effektdempende tiltak (etterspørselsrespons) når etterspørsel er høy og det eksisterer mulig risiko for overforbruk.

6.4 Strøm distribuert og strømforbruk

I modelleringen av forholdet mellom de valgte variablene ble det funnet at den autoregressive varianten fjerner autokorrelasjon i tidsserien og oppnådde størst forklaringskraft. Den ble dermed valgt som grunnlag for begge modeller. Dette er i tråd med metoder fra andre forskere, blant andre Fan og Hyndman i 2012 (Fan & Hyndman, 2012).

Her ligger til grunn at strømforbruket én dag påvirker strømforbruket neste dag. Effekten av dette kan man lese ut fra resultatet i begge modeller og resultatene er nesten identiske. Forutsetningen er som før at andre variabler er konstante. Modell 1 indikerer at strømforbruket neste dag øker med 51,2% og modell 2 med 56,2% i forhold til en positiv endring i strømforbruket dagen før. Det vil med andre ord si at dersom endringen i etterspørsel etter strøm dagen i forveien var på 1000 kWt, vil etterspørsel etter strøm i dag endre seg med om lag 500 kWt. Dette synes fornuftig siden nivået på produksjon i en fiskeribedrift sannsynligvis holdes konstant over flere dager. Hvis det er høy aktivitet den ene dagen, kan man anta at det vil bli tilsvarende neste dag. Hvis det er lav aktivitet den ene dagen, kan man anta lav aktivitet neste dag. Noen ganger vil ikke dette stemme. Enten kommer en brå endring, som for eksempel fullt trykk i produksjon og strømforbruk etter en helligdag. Andre ganger kan endringen gå gradvis etter hver som man går inn i sesongen og skreien kommer skridende.

Man kan altså anta et skifte i etterspørselskurven etter strøm i positiv eller negativ retning ut i fra endringsretningen på strømforbruket dagen før. Begge modeller indikerer at denne variabelen er å regne med som forklaring til strømforbruket med signifikans på 1% nivået. Aktørene her bør være oppmerksomme på dette funnet. I en periode med stort trykk og høyt strømforbruk er sjansene heller større enn mindre for at påfølgende dag også skal være av samme karakter.

6.5 Kalendereffekten og strømforbruk

I begge modeller er kalendereffekten representert med ukedagene. Dette er for å ta hensyn til hvordan strømforbruket gjenspeiler seg i forhold til dag i uken. Både lineær dynamisk modell og den ikke-lineære GAM modellen har søndag implisitt i seg. Den lineære modellen har en konstant (søndag) på 3 496 kWt. Tolkningen av dette er ikke så veldig meningsfull, men betyr at om alle andre variabler ble satt til null, ville forbruket på en søndag i gjennomsnitt vært 3 496 kWt. Den samme verdien for GAM modellen er 5 020 kWt. Ved å studere de andre ukedagene kan man se hvordan forbruket skifter i henhold til ukedag. Dette påvirker ikke forholdet mellom de andre variablene, bare startpunktet for analysen (intercept). Modell 1 med sitt lavere utgangspunkt indikerer at de andre ukedagene påvirker strømforbruket i større grad enn modell 2. Modell 2 har et høyere utgangspunkt, men analysen viser at påvirkningen fra de andre ukedagene er mindre. For eksempel vil en onsdag øke forbruket i gjennomsnitt med 1 775 kWt og en lørdag vil redusere forbruket i gjennomsnitt med 1 113 kWt ifølge modell 1. For modell 2 gjelder en økning i snitt på 1 613 kWt på onsdager og for lørdager vil gjennomsnittlig strømforbruk reduseres med 981 kWt. Siden modellene har ulike tilnærminger til datasettet (lineær vs ikke-lineær) oppstår ulikheten i kalender effekten mellom modellene.

Ved å holde de andre variabler konstante kan man si at etterspørselskurven fra figur 3 skifter utover i ukedagene og innover på lørdager. Begge modeller indikere at konstanten (søndag) og alle ukedager er signifikante på 1% nivå. Lørdag er for begge modeller mindre signifikant på 5% nivå. Verd å merke er at effekten av ukedagene reduseres jo lenger man kommer ut i uken. Det vil si at strømforbruket er høyest på mandager og lavest på fredager om man holder seg til fem dagers arbeidsuke. Det er fristende å tenke at dette kan ha en sammenheng med en synkende produktivitet utover uken. Om man tar forbruk av strøm som mål på produktivitet, vel å merke. Noen undersøkelser som er gjort fastslår at vi er mest produktive i begynnelsen av uken og mindre mot slutten. For de som frekventerer treningsstudioer vet også at folk er ivrige på å trene i begynnelsen av uken, men så blir det bemerkelsesverdig god plass når det nærmer seg helg. Ingenting av dette er vitenskapelig fundamentert. Bryson og Forth har derimot i en undersøkelse fra 2007 konkludert med at det er ingen signifikante direkte sammenhenger mellom ukedag og produktivitet (Bryson & Forth, 2007). Forklaringen på ukedagseffekten i denne analysen kan være todelt. For det første kan man tenke seg at produksjon helt eller nesten stopper opp på søndager, og etterslep blir håndtert med en gang på mandager. Da blir produktiviteten høy i begynnelsen av uken og avtar etter hvert som man

jobber seg ajour. For det andre vil sannsynligvis det meste av produksjonsutstyr være slått av på søndager, og når alt blir slått på igjen på mandager øker strømforbruket betraktelig. Ikke bare fordi utstyret er i drift, men for at det faktisk starter opp. I følge bedriftselektriker hos Brødrene Karlsen starter om lag 200 elektromotorer opp på omtrent samme tid. I oppstartsfasen kan effektbehovet være tredobbelt av behovet ved normal drift (Bedriftsbesøk, 2019). Man kan videre tenke seg at ikke alt produksjonsutstyr slås av mellom ukedagene, og dermed blir ikke effektkravet like stort ved oppstart tirsdag til fredag. Dette samsvarer også med forklaringsvariabelen fra forrige kapittel, distribuert strøm. Forbruket den ene dagen har påvirkning på forbruket neste dag. Man bør være oppmerksom på ukedageffekten i forhold til forbruket, men det er kanskje vel så viktig å rette oppmerksomheten mot simultanoppstart av produksjonsutstyret.

6.6 Modellenes prognoseevner

I sammenligningen av modellene ut fra AIC og BIC så vi at modellenes kvaliteter var tilnærmet like. Det samme er ikke tilfellet når man ser på prognoseevne. Her blir modellene sammenlignet ut fra MSE. Modellen med minst differanse i MSE fra treningssettet og testsettet er den modellen man antar treffer best på prognosene. Her var forskjellen ganske stor mellom den lineære og ikke-lineære modellen. Den ikke-lineære GAM modellen kommer best ut. Vi har tidligere slått fast at temperaturvariabelen har et ikke-lineært forhold til etterspørsel av strøm. Man kan heller ikke se bort fra at fangstvariabelen ikke har et lineært forhold til strømforbruket. I følge Fan og Hyndman (2012) vil en additiv modell som tillater ikke-lineær sammenheng i regresjonsrammeverket, kunne fange opp det komplekse forholdet mellom etterspørsel etter strøm og forklaringsvariablene (Fan & Hyndman, 2012). Det er dette GAM (Generalized Additive Model) modellen gjør, og det kan være årsaken til at den kommer bedre ut av MSE testen enn den lineære modellen.

6.7 Prognosene

Prognosene er gjort med begge modellene for å studere hvordan de forutser strømforbruket ut fra ulike scenarioer. Ved å bruke begge modeller kan man også få et bedre inntrykk av hvordan modellene vektlegger forklaringsvariablene. Formålet med disse prognosene av etterspørsel etter strøm er for produsent og konsument å kunne nyttiggjøre seg av de i tilrettelegging av tiltak som forhindrer overforbruk. Stor etterspørsel etter strøm er ikke problemet i seg selv. Det er god butikk for strømleverandør så lenge det ikke oppstår kapasitetsproblemer. For konsumenten betyr det at produksjonen er høy, og det er også

normalt god butikk. Her forutsettes det imidlertid at økt strømforbruk tilsvarer økt produktivitet og at strøm brukes effektivt i produksjonen.

Scenario 1

Her ble gjennomsnittsverdier i datasettet lagt til grunn for prognosene. Normalt har man ikke noe å teste mot ved bruk av prognoser på denne måten, men ved å bruke faktiske parametere i datasettet, vil man få en indikasjon på hvor godt modellene treffer. Modell 2 treffer best hvor øverste del av konfidensintervallet bare er 300 kWt unna gjennomsnittet i datasettet.

Modellene vil alltid produsere gjennomsnittsverdier ut fra input i modellene. I tillegg viser de et 95% konfidensintervall. Da får man også oppgitt de verdier i et +- intervall fra prognoseverdien hvor man kan ha tillit til at verdiene er signifikante på et 5% signifikansnivå.

Scenario 2

Under formodningen at høyt volum på råstofflevering i kombinasjon med kalde dager fører til høyere etterspørsel etter strøm, er det formålstjenlig å lage et scenario som dette. Fortsatt brukes virkelige verdier fra datasettet. Her er den største råstoffleveringen brukt, høyeste strømforbruk og laveste temperatur. Begge modeller prognostiserer godt over gjennomsnittet med modell 2 som fører an med høyeste prognose. Denne prognosen er også svært nært høyeste faktiske strømforbruk fra analyseperioden. Dette senarioet bekrefter mistanken om at godt fiske med påfølgende høyt volum på mottaket i kombinasjon med kalde vinterdager fører til strømforbruk helt i øverste sjiktet.

Scenario 3

Formålet med dette scenarioet er å undersøke hvordan modellen prognostiserer hvis dagen i forveien er en hviledag. Da kan man forutsette at strømforbruket er på et minimum, og det er derfor satt til laveste observert strømforbruk fra datasettet. Videre kan man tenke seg at dagen er svært aktiv med maksimal observert leveranse av fisk, samt at dagen er på sitt kaldeste. Her avviker modellene fra de to forrige scenarioer. I dette tilfellet er det modell 1 som prognostiserer det høyeste forbruket, mens modell 2 ligger ganske lavt. Modell 1 prognostiserer over gjennomsnittlig strømforbruk, mens modell 2 prognostiserer under gjennomsnittlig strømforbruk. Rent logisk kan man tenke seg at forbruket skulle vært ganske høyt på en slik dag, men modellene vil det annerledes. Det kan virke som modell 2 er mer følsom for nivået på distribuert effekt av strømforbruket, mens modell 1 tar mindre hensyn til

dette. Å prognostisere et strømforbruk over gjennomsnittet på en slik dag virker mest sannsynlig. Kanskje er modell 1 best i dette scenarioet?

Scenario 4

Dette scenarioet er snudd på hodet i forhold til det forrige. Her skal modellene prognostisere forbruket på en dag hvor leveringen av fangst er satt til minimum, det vil si null. Dagen før er antatt å ha full aktivitet, noe som er gjenspeilet i strømforbruket. Dette er satt til maksimalt fra datasettet. Temperaturen er fortsatt på minimum. Nå er det modell 1 som prognostiserer et gjennomsnittlig forbruk under gjennomsnittet fra datasettet, mens modell 2 ligger godt over. Her kan man tenke seg at aktiviteten er lav siden fiskebruket ikke mottar fisk. Da er det naturlig å tenke seg at strømforbruket er under gjennomsnittet. Igjen er det modell 1 som kan synes å prognostisere best ut fra situasjonen. Her kan det virke som om modell 1 tar mer hensyn til fangstvariabelen enn den distribuerte effekten av strøm. Modell 2 synes fortsatt å være følsom for den distribuerte effekt av strømforbruket og lar den dominere i forhold til fangstvariabel som er satt til null. Dette kan skyldes at modellen har en ikke-lineær tilnærming til sammenhengen mellom variablene.

Scenario 5

I dette scenarioet avvikes det fra verdier i det faktiske datasettet. Verdier for variablene er satt til høyere enn maksimalt for distribuert strøm og fangst, og lavere enn minimum for temperatur. Begge modeller prognostiserer som forventet et gjennomsnittlig høyt strømforbruk på en slik dag. Modell 2 er mer ekstrem enn modell 1, og forutser et forbruk som ligger høyere enn høyeste verdi fra datasettet når man bruker øverste grense for konfidensintervallet. Dette forteller at modellene kan være et viktig verktøy i planleggingen av forbyggende tiltak mot potensielt overforbruk. I en fase hvor trykket er høyt i produksjonen og strømforbruket er høyt, kan man forvente tilsvarende neste dag. Hvis volumet på fangst også er høyt og utetemperatur er mot vinterens kaldeste, gir modellene indikasjoner på høy etterspørsel etter strøm.

Scenario 6

I siste scenario sjekkes det for temperaturens rolle i prognosene. Det er allerede fastslått at temperatur ikke har samme signifikante påvirkning på etterspørsel etter strøm som de andre variablene. Her er vi over på en ganske mild vinterdag med null grader. Fangst og distribuert strøm er satt til maks. Modellene prognostiserer over gjennomsnittlig strømforbruk i forhold

til virkelig data. Modell 1 er fortsatt den mest konservative, men ligger likevel godt over gjennomsnittet. Modell 2 viser et strømforbruk godt opp i øverste del av skalaen. Dette bekrefter resultatene fra modellenes output hvor temperatur ble funnet å ha signifikans på et 5 % nivå, mens de andre variablene ble funnet å ha høyere signifikans på et 1% nivå.

6.8 Høyt forbruk og overforbruk

Som nevnt innledningsvis er grensen for overforbruk 1000 kWt i løpet av en times forbruk. Forbruket blir målt hver time og gjennomsnittet i løpet av timen avgjør om overforbruk har funnet sted. Hvis gjennomsnittet er over 1000 kWt regnes det som overforbruk. Det vil med andre ord si at overforbruk kan ha funnet sted uten at det registreres. Det kan tenkes at forbruket overskrider 1000 kWt på et eller flere tidspunkter i løpet av timen, men at den gjenværende tiden innenfor timen trekker ned gjennomsnittet. Da vil det ikke være urimelig å si at timer registrert med forbruk over 800 kWt har potensialet i seg for å inneholde faktiske overforbruk hvor kortvarige topper har gått over 1000 kWt. Enda mer risiko for overforbruk er timer registret med et gjennomsnitt over 900 kWt.

Analysen i denne oppgaven har tatt for seg data på dagsnivå. Formålet har vært å finne drivere bak etterspørsel etter strøm og hvordan de påvirker etterspørselen. Samtidig har det vært fastslått at høy etterspørsel etter strøm i seg selv ikke er problemet, men overforbruket. Det har også vært sagt at prognoser kan være til nytte for å forebygge overforbruk. Figur 1 viser en uke i mars 2018 hvor det har vært registrert overforbruk. Man kan også se at overforbruket skjedde på dager hvor etterspørselen allerede var høy. Hvis man kan si noe om sammenhengen mellom dager med høyt forbruk og timer med høyt forbruk, kan man også vurdere risikoen for overforbruk ved å studere dagsetterspørsel etter strøm. Ved visuell inspeksjon av datasettet ble det registret 44 dager som inneholdt timer med forbruk over 800 kWt. 22 dager hadde timer med forbruk over 900 kWt. 5 dager hadde timer med forbruk over 1000 kWt. 7 enkelttimer ble registrert som overforbruk med over 1000 kWt. Alle dagene ble registrert i perioden januar – mars, altså i den mest hektiske fiskesesongen. Samtlige dager hadde strømforbruk over det daglige gjennomsnittet. Variasjonene var fra 105% til 154% av gjennomsnittet. I gjennomsnitt hadde disse dagene 127% av gjennomsnittet for hele analyseperioden. I prosent av maksimalt strømforbruk varierte disse dagene fra 69% til 100%. I gjennomsnitt var forbruk på disse dagene 82% av maksimalt strømforbruk for analyseperioden (se vedlegg 1).

Fra drøftingen ovenfor kan man si at timer med forbruk over 800 kWt øker risikoen for overforbruk. Det er videre fastslått at disse dagene har dagsforbruk som i gjennomsnitt er 127% av gjennomsnittet for analyseperioden. Det er også vist at de gjeldende dager har forbruk som i gjennomsnitt er 82% av dagen med maksimalt forbruk. Ut i fra disse tallene er det ikke urimelig å konkludere med at høyt dagsforbruk øker sjansen for overforbruk. Overforbruk er kostbart for kunden og kan skape spenningsproblemer i radialnettet. Funnene i denne analysen og modellenes prognoser kan nyttiggjøres i tiltak som potensielt kan redusere risikoen for overforbruk.

6.9 Smarte nett og etterspørselsrespons

Smartnettet har gjort denne analysen mulig. Gjennom automatisk måleavlesning for strøm hvor AMS målerne sender data hver time til kraftselskapet, får man en mer detaljert innsikt i forbruket. Kraftselskaper må hele tiden levere tilstrekkelig kraft slik at konsumenter i det aktuelle området for levering uten opphold kan etterspørre ønsket mengde. Det må med andre ord være nok reservekraft i beredskap for å dekke toppene, altså når alle bruker strøm samtidig. Dette er kostbart for kraftselskapet, og det er årsaken til at strømgregningen blir markant høyere når konsumenten etterspør mye kraft på kort tid. Samtidig belaster det spenningen i nettet og øker faren for strømstans med de konsekvenser det får for både produsent og konsument.

Som nevnt finnes det mange muligheter i smartnettet for å takle slike utfordringer. Blant annet kan modeller for etterspørselsrespons iverksettes. Dette er i tråd med et av konseptene som ARC og Tromskraft ønsker å prøve ut. Tabell 2 i teoridelen viser en oversikt over modeller for etterspørselsrespons basert på motivasjonsfaktorer. Mest vanlig er prismodeller og Brødrene Karlsen kommer inn under CCP (Critical Peak Pricing). Her betaler bedriften et forhåndsbestemt ekstra høyt prispåslag fastsatt av nettselskapet i henhold til overforbruk. Man kan spørre om denne motivasjonsfaktoren er tilstrekkelig får å løse utfordringen.

Forebyggende tiltak som unngår overforbruk kan synes som en bedre løsning enn økonomisk straff etter overforbruk. En mulig forbedring kan være om bedriften lar seg motivere av insentiver som økonomisk kompensasjon for å flytte forbruket, redusere forbruket eller la netteier få delvis kontroll over strømforbrukere i bedriften. Alle disse er store utfordringer som krever nøye planlegging og godt samarbeid fra begge parter.

Flytting av forbruket vil innebære at bedriften for eksempel starter opp produksjonsutstyret over et lengre tidsintervall. På den måten kan man unngå det høye effektkravet ved oppstart.

En slik lastavkorting er fordelaktig, spesielt fordi oppstart skjer på morgenen når samfunnet ellers etterspør mye strøm. Det kan også innebære at produksjonen må foregå over flere timer i døgnet når trykket er størst. En økonomisk kompensasjon fra kraftselskapet kan dekke inn nødvendig ekstra arbeidskraft og overtid. Lastskifting av denne typen gjør at etterspørselen går ned når den vanligvis topper, og øker på tidspunkt hvor etterspørsel vanligvis er lav. Det betyr også at prisene på strøm er lavere om bedriften skulle skifte til variabel pris.

Reduksjon av forbruket og netteiers kontroll med strømforbrukere krever at man identifiserer hva som er kontrollerbar og avkortende last. Utstyr som i korte perioder kan slås av eller justeres ned er kontrollerbart, mens utstyr som ikke har betydning for drift er avkortende. En standardisert modell for etterspørselsrespons slik som i figur 5, kan være et rammeverk for konkrete tiltak i bedriften. Mottaket må ta hånd om fisken når den kommer, og som oftest er det fra morgenen av siden båtene er tidlig ute. Dette vil falle litt under kategorien prosesser som kan planlegges og her kan det være muligheter for tilpasninger. utfordringen er produksjonsprosesser som ikke kan planlegges. De aller største båtene som er ute i mange dager, kan komme inn når som helst på døgnet. Det kan passe fint at de kommer om natten, men kommer de samtidig med småbåtene på dagtid, kan det bli intens produksjon med følgende høyt strømforbruk.

I tabell 3 i vises en oversikt over fordeler ved programmer for responsetterpørsel. Som netteier har Troms Kraft et ansvar for å sikre nettdrift til lavest mulig kostnad (Foshaug, 2019). Da blir det spesielt viktig å prøve ut potensialet i smartnettet i samarbeid med de største kundene. På den måten kan Troms Kraft ivareta sitt samfunnsoppdrag på en god måte. Det er mulig sjøkabel blir en realitet i fremtiden, men inntil videre vil modeller for etterspørselsrespons både kunne utsette denne investeringen og øke påliteligheten i nettverket. I forhold til overførsel og distribusjon kan etterspørselsrespons sikre bedre flyt i nettet og bidra til å unngå strømbrudd.

For Brødrene Karlsen er det ikke like opplagt at fordelene er så store. Bedriften er avhengig av mye strøm i dag og etterspørselen vil bare øke fremover. Det kan tenkes at utbygging i infrastruktur er en bedre løsning for bedriften, selv om det indirekte vil føre til økte kostnader for de som forbrukere. Det er ikke vanskelig å tenke seg at det er utfordrende for fiskeribedriften å produsere for fullt når risikoen for overforbruk og mulig strømstans hele tiden er til stede. I en fase hvor situasjonene er slik den er og en sjøkabel bare forblir en mulig fremtidig realitet, kan bedriften i alle fall forbedre sin nåsituasjon ved å utforske muligheten i etterspørselsrespons. Fordelen med økt pålitelighet i nettet vil komme bedriften til gode.

Videre kan økonomiske kompensasjoner, samt bedre forbrukskontroll og bevissthet føre direkte til lavere kostnader og indirekte til redusert risiko for overforbruk.

6.10 Oppsummering

I dag tar vi elektrisitet som en selvfølge, i hvert fall i den industrialiserte delen av verden. Stopper forsyningen blir vi litt lamslåtte, tenner et stearinlys og egentlig bare venter på at den skal komme tilbake. Stort sett alt vi omgir oss med i det daglige krever strøm på en eller annen måte og hjelper oss å leve effektive liv. Vi er blitt godt vant og forventer bare mer. Selv syklene er blitt elektriske og bilparken er på god vei til å bli hundre prosent elektrisk. Tog har lenge gått på elektrisitet, og nå står båter og fly for tur. Vi står egentlig foran en elektrisk revolusjon. Veksten er eksponentiell. Miljøgevinsten er stor fordi det reduserer bruken av fossilt brensel. Samtidig krever elektrifiseringen mye metaller som kommer fra gruvedrift, en ikke fullt så miljøvennlig industri. Den store etterspørselen etter strøm stiller enorme krav til kraftselskaper og netteiere som er ansvarlige for at vi alle får den strømmen vi vil ha når vi vil ha den. Industrien er kanskje mer sårbar enn husholdningen fordi det står så mye på spill i økonomisk forstand. Forsyningssikkerhet er avgjørende.

Noen områder er mer sårbare enn andre. I hovedsak skyldes det måten strømmettet er bygget opp på. I tett befolkede strøk distribueres strømmen i mange forgreninger, eller nettverk. Stanser forsyningen ett sted, kan den rutes inn til konsumentene fra et annet sted. I distriktene er situasjonen en annen. Ofte er det bare en linje som når fram til et lite samfunn etter at den har strukket seg milevis i ensom majestet gjennom skoger, over fjell, i dype daler og langs værharde kystlinjer. Det er bare det at bygdefolk har samme forventninger og krav som byfolk til et sømløst liv - ikke strømløst! I tillegg finnes det ofte en hjørnesteinsbedrift hvor store deler av innbyggerne jobber, og i Nord-Norge er det gjerne en fiskeribedrift. Her skapes store verdier hver dag fordi ressursene er store og ligger og venter rett utenfor døra. Da blir ikke krav og forventninger til uavbrutt strømtilførsel noe mindre. Enhver stans i strømforsyning er økonomisk tap.

Det vil være en fordel for alle om ansvarlig strømleverandør og hjørnesteinsbedrifter som er store forbrukere av strøm kommer sammen for å løse utfordringer som oppstår når den ene kraftlinjen til samfunnet dirrer av spenning. Et godt hjelpemiddel vil være pålitelige prognoser for strømforbruk slik at problemet kan forebygges. Det viser seg at prognoser kan lages ved å finne drivere bak strømforbruket og i analyse finne påvirkningen. Råstofflevering og

temperatur er funnet å være signifikante forklaringsvariabler på strømforbruket til en fiskeribedrift. Det er uproblematisk å prognostisere både landing av fisk og temperatur. Da blir det også uproblematisk å prognostisere strømforbruket. Slik det er blitt drøftet tidligere vil prognoser på over gjennomsnittlig høyt daglig strømforbruk indikere økt risiko for overforbruk. Ved svært store landinger av fisk og på kalde vinterdager, vil varselampen blinke rødt. Det kan da være fornuftig å iverksette forbyggende tiltak i rammen av etterspørselsrespons.

7 Konklusjon

Denne oppgaven har utviklet to regresjonsmodeller for analyse av strømforbruk i en fiskeribedrift. Perioden som analyseres er første halvdel av 2018 for å inkludere skreifiskesesongen. Problemstillingen har vært å finne faktorer som påvirker strømforbruket og finne ut hvordan de påvirker strømforbruket. Resultater fra analysen er videre brukt til å prognostisere strømforbruket.

Bakgrunnen for problemstillingen er sårbar tilførsel av strøm til Nord-Senja i kombinasjon med høy strømetterspørsel fra fiskeindustrien. Dette har ført til overforbruk og strømstans. Arctic Research Center ved UiT Norges Arktiske Universitet har, i samarbeid med Troms Kraft, utpekt to case steder for forskning på fornybar energi og smart infrastruktur, Senjahopen og Husøy. Fiskeribedriften Brødrene Karlsen på Husøy ble valgt som forskningsobjekt for denne oppgaven. Dagsdata fra fiskeribedriften, Troms Kraft, Norges Råfisklag og Yr er brukt til analysen som er gjort i R Studio. Overforbruk av strøm er et problemområde som øker belastningen på nettet og som er kostbar for bedriften. Det har vært et formål med oppgaven å lage prognoser som kan identifisere høyt forbruk. Videre har tanken vært at dette kan komme til nytte i forebyggende tiltak for å redusere risiko for overforbruk.

Det teoretiske fundamentet for oppgaven har vært etterspørselsteori. Elastisiteter er blitt drøftet og det er konkludert med at strøm som gode er svært uelastisk. Smartnett og etterspørselsrespons er to andre teoretiske konsepter som oppgaven har støttet seg på.

Den ene regresjonsmodellen er en dynamisk lineær modell og den andre er en GAM (Generalized Additive Model). Modellene bruker identiske forklaringsvariabler; temperatur, fangst, distribuert effekt av strøm og ukedag som kalendereffekt. Pris og interne

produksjonsvariabler ble ikke inkludert i analysen. Forskjellen på modellen er at dynamisk modell antar en lineær sammenheng mellom variablene, mens GAM modellen antar en ikke-lineær sammenheng.

I metoddelen ble forutsetninger for bruk av regresjonsmetoden lagt til grunn. Videre ble distribuert effekt av variablene drøftet og valget falt på distribuert effekt av avhengig variabel fordi det resulterte i bortfall av autokorrelasjon. Modellene oppnådde R^2 på hhv 0.869 og 0.881. For begge modellene ble både fangst variabelen og distribuert effekt av strøm funnet å være signifikante på 1% nivå. Temperatur for begge modeller ble funnet å være signifikant på 5% nivå. For begge modeller ble ukedagene funnet å være signifikante på 1% nivå, mens lørdag ble funnet å være signifikant på 5% nivå.

Ved bruk av BIC og AIC ble modellenes kvaliteter sammenlignet hvor GAM modellen ble funnet å være marginalt bedre enn dynamisk lineær modell. For prognoseevne ble MSE brukt som indikator. Mindre MSE indikerer bedre prognoseevne. Her kom GAM modellen klart bedre ut.

Ulike scenarioer ble konstruert for å finne hvordan modellene prognostiserer i gitte situasjoner. Dynamisk lineær modell virket å være mer konservativ i prognosene når verdier for variabler var mer ekstreme. GAM modellen prognostiserte som man kan forvente i slike tilfeller. I andre tilfeller hvor verdiene var mer moderate virket dynamisk lineær modell å treffe slik man tror. Det understrekes dog at man ikke har konkret sammenligning. Det ble imidlertid testet med gjennomsnittsverdier fra datasettet og da traff GAM modellen svært nært faktisk gjennomsnitt med sin prognose.

Avslutningsvis konkluderes det med at dagsforbruk over gjennomsnittet øker risikoen for overforbruk, og det kan være verdifullt å bruke prognoser utviklet i denne oppgaven som grunnlag for å identifisere risiko for overforbruk.

8 Referanseliste

- Bašta, M., & Helman, K. (2013). Scale-specific importance of weather variables for explanation of variations of electricity consumption: The case of Prague, Czech Republic. *Energy Economics*, *40*, 503–514.
<https://doi.org/10.1016/J.ENECO.2013.07.023>
- Bedriftsbesøk. Brødrene Karlsen AS (2019).
- Bessec, M., & Fouquau, J. (2008). The non-linear link between electricity consumption and temperature in Europe: A threshold panel approach. *Energy Economics*, *30*(5), 2705–2721. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2008.02.003>
- Bigano, A., Bosello, F., & Marano, G. (2006). Energy Demand and Temperature: A Dynamic Panel Analysis. *Ssrn*, (I). <https://doi.org/10.2139/ssrn.928798>
- Bryson, A., & Forth, J. (2007). Productivity and days of the week Discussion paper Productivity and Days of the Week Alex Bryson and John Forth, (2007).
- Cui, H., & Zhou, K. (2018). Industrial power load scheduling considering demand response. *Journal of Cleaner Production*, *204*, 447–460.
<https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2018.08.270>
- Fan, S., & Hyndman, R. J. (2011). The price elasticity of electricity demand in South Australia. *Victoria*, 1–32. <https://doi.org/10.1002/spe.4380110702>
- Fan, S., & Hyndman, R. J. (2012). Short-term load forecasting based on a semi-parametric additive model. *IEEE Transactions on Power Systems*, *27*(1), 134–141.
<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2011.2162082>
- Folkebladet. (2018). Folkebladet. Retrieved November 5, 2018, from <https://www.folkebladet.no/meninger/kommentar/2018/08/25/En-strøm-av-grønne-vyer-17392706.ece>
- Foshaug, A. (2019). *Smart infrastruktur Nord-Senja*.
- Gelazanskas, L., & Gamage, K. A. A. (2014). Demand side management in smart grid: A review and proposals for future direction. *Sustainable Cities and Society*, *11*, 22–30.
<https://doi.org/10.1016/j.scs.2013.11.001>

- Henriksson, E., Söderholm, P., & Wårell, L. (2012). Industrial electricity demand and energy efficiency policy: The role of price changes and private R&D in the Swedish pulp and paper industry. *Energy Policy*, *47*, 437–446.
<https://doi.org/10.1016/J.ENPOL.2012.05.016>
- Hill, R. C., Griffiths, W. E., & Guay, C. L. (2012). *Principles of ECONOMETRICS* (4th ed.). John Wiley & Son, Inc.
- Hong, T., Gui, M., Baran, M. E., & Willis, H. L. (2010). Modeling and forecasting hourly electric load by multiple linear regression with interactions. *IEEE PES General Meeting, PES 2010*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/PES.2010.5589959>
- Investopedia. (2018). Investopedia. Retrieved December 7, 2018, from <https://www.investopedia.com/terms/d/demand-curve.asp>
- Jang, D., Eom, J., Jae Park, M., & Jeung Rho, J. (2016). Variability of electricity load patterns and its effect on demand response: A critical peak pricing experiment on Korean commercial and industrial customers. *Energy Policy*, *88*, 11–26.
<https://doi.org/10.1016/J.ENPOL.2015.09.029>
- Jovanović, S., Savić, S., Bojić, M., Djordjević, Z., & Nikolić, D. (2015). The impact of the mean daily air temperature change on electricity consumption. *Energy*, *88*, 604–609.
<https://doi.org/10.1016/J.ENERGY.2015.06.001>
- Kamerschen, D. R., & Porter, D. V. (2004). The demand for residential, industrial and total electricity, 1973-1998. *Energy Economics*, *26*(1), 87–100.
[https://doi.org/10.1016/S0140-9883\(03\)00033-1](https://doi.org/10.1016/S0140-9883(03)00033-1)
- Kumar Singh, A., Khatoon, S., Muazzam, M., & Chaturvedi, D. K. (2013). Network and Complex Systems An Overview of Electricity Demand Forecasting Techniques, *3*(2), 38–48. Retrieved from www.iiste.org
- Lin, B., Zhang, L., & Wu, Y. (2012). Evaluation of electricity saving potential in China's chemical industry based on cointegration. *Energy Policy*, *44*, 320–330.
<https://doi.org/10.1016/J.ENPOL.2012.01.059>
- Norges Råfisklag. (2019). *N. Tromsø*.
- Nunes, J., Silva, P. D., Andrade, L. P., & Gaspar, P. D. (2016). Key points on the energy sustainable development of the food industry – Case study of the Portuguese sausages

- industry. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 57, 393–411.
<https://doi.org/10.1016/J.RSER.2015.12.019>
- RStudio Team. (2015). RStudio Team. RStudio: Integrated Development for R. RStudio, Inc., Boston, MA.
- Seafood. (2019). No Title. Retrieved May 26, 2019, from <https://nokkeltall.seafood.no/>
- Siano, P. (2014). Demand response and smart grids - A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>
- Smartgrid. (2019). Smartgrid. Retrieved January 20, 2019, from <https://smartgrids.no/senteret/about-smartgrid/>
- Smartnet, T. H. E., & Final, P. (2019). TSO-DSO COORDINATION FOR ACQUIRING ANCILLARY SERVICES FROM DISTRIBUTION GRIDS THE SMARTNET PROJECT FINAL RESULTS TSO-DSO Coordination for Acquiring Ancillary Services from Distribution Grids | 3, (691405). Retrieved from <http://smartnet-project.eu/wp-content/uploads/2019/05/SmartNet-Booklet.pdf>
- Solheim, I. (2019). ARC - Arctic Centre for Sustainable Energy. Retrieved February 1, 2019, from https://en.uit.no/forskning/forskningsgrupper/gruppe?p_document_id=453700
- Troms Kraft. (2019). *Excel worksheet*.
- Tsoukalas, L. H., & Gao, R. (2008). From smart grids to an energy internet: Assumptions, architectures and requirements. *3rd International Conference on Deregulation and Restructuring and Power Technologies, DRPT 2008*, (April), 94–98.
<https://doi.org/10.1109/DRPT.2008.4523385>
- Wood, S. N. (2003). Thin plate regression splines, 95–114.
- yr.no. (2019). yr.no. Retrieved January 14, 2019, from https://www.yr.no/sted/Norge/Troms/Lenvik/Hekkingen/detaljert_statistikk.html

Vedlegg 1

Brødrene Karlsen AS. Dager med timeforbruk på strøm over 800, 900 og 1000 kWt (Troms Kraft, 2019)

Måned	Timer > 800 kWt	Timer > 900 kWt	Timer > 1000 kWt	Dagsforbruk	% over gjennomsnitt	% av høyeste forbruk
Januar					12 768	19 610
4	3			14 017	109,78 %	71 %
8	2			13 532	105,98 %	69 %
10	2			14 299	111,99 %	73 %
23	3			14 722	115,30 %	75 %
24	4			15 203	119,07 %	78 %
26	1			13 587	106,41 %	69 %
29	1			14 938	117,00 %	76 %
30	2			15 544	121,74 %	79 %
31	5			15 589	122,09 %	79 %
Februar						
1	3			15 818	123,89 %	81 %
2	2			15 560	121,87 %	79 %
5	7	1		15 434	120,88 %	79 %
6	5			15 036	117,76 %	77 %
8	4	2		16 069	125,85 %	82 %
9	2			14 353	112,41 %	73 %
12	3			14 763	115,63 %	75 %
13	7			16 764	131,30 %	85 %
14	5	1		16 286	127,55 %	83 %
15	2			15 462	121,10 %	79 %
16	2			14 382	112,64 %	73 %
19	6	2		16 456	128,88 %	84 %
20	8			17 699	138,62 %	90 %
21	5	4		17 896	140,16 %	91 %
22	7	1		17 322	135,67 %	88 %
23	4	1		15 979	125,15 %	81 %
26	6	3		16 534	129,50 %	84 %
27	10	2		17 841	139,73 %	91 %
28	7	1		16 521	129,39 %	84 %
Mars						
2	6	2		15 583	122,05 %	79 %
5	5	7	3	18 939	148,33 %	97 %
6	2	8	2	19 610	153,59 %	100 %

7	4	6	1	18 231	142,79 %	93 %
8	8			16 527	129,44 %	84 %
9	3	5		16 769	131,34 %	86 %
12	4	7		17 483	136,93 %	89 %
13	6	4		17 849	139,79 %	91 %
14	4	7		18 253	142,96 %	93 %
15	2			16 722	130,97 %	85 %
16	4	4	1	17 950	140,59 %	92 %
20	3	6		17 124	134,12 %	87 %
21	6			15 817	123,88 %	81 %
22	2			14 653	114,76 %	75 %
23	3	1		15 203	119,07 %	78 %
26	4	4		15 634	122,45 %	80 %