



Hva driver norske strømpriser?

En analyse av eksogene faktorer i det norske kraftmarkedet

Ottar Fagerheim

Veileder: Stein Ivar Steinshamn

Masterutredning i økonomi og administrasjon

Hovedprofil: Energi, Naturressurser og Miljø

NORGES HANDELSHØYSKOLE

Dette selvstendige arbeidet er gjennomført som ledd i masterstudiet i økonomi- og administrasjon ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at Høyskolen eller sensorer inntår for de metoder som er anvendt, resultater som er fremkommet eller konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Forord

Denne masteroppgaven er skrevet som avsluttende del av masterstudiet i Økonomi og Administrasjon ved Norges Handelshøyskole (NHH), innenfor profilen Energi, Miljø og Naturressurser. Arbeidet har vært intenst, men givende.

Jeg vil rette en stor takk til min veileder, Stein Ivar Steinshamn, som har hjulpet meg gjennom denne prosessen. Til tross for geografisk avstand har han vært fleksibel, hjelpsom, og tålmodig. Særlig ønsker jeg å takke for hans velvillighet og hjelp da denne oppgaven tok lengre tid enn forventet.

Jeg ønsker også å takke min familie for total og ubegrenset støtte gjennom hele min studieperiode.

Norges Handelshøyskole

Bergen, Mai 2023

Ottar Fagerheim

Sammenheng

Denne oppgaven analyserer norske strømpriser i perioden 2015-2022. Mange har formeninger om sammenhengene i det norske kraftmarkedet, men få studier har forsøkt å bevise empirisk hvilke faktorer som driver strømprisene i hver av de norske prisregionene for strøm. Målet med denne studien er nettopp dette. Basert på tidligere forskning fra utlandet og antakelser om det norske markedet identifiseres potensielle drivere. Ved hjelp av en autoregressiv regresjonsmodell basert på en OLS-estimator analyseres sammenhengen mellom disse driverne og strømprisen. Denne modelleringen gjøres for hver av de fem prisregionene for strøm i Norge, og gjør at jeg kan identifisere individuelle sammenhenger for hver region.

Analysen avdekker flere signifikante sammenhenger. Naturgassprisen viser seg å være en viktig driver av strømprisen i de fleste regionene, og jeg observerer en effekt på over 0,6 % prisøkning som følge av 1 % økt naturgasspris i NO1-regionen. Vindkraftproduksjon i utlandet trekker i motsatt retning, der 1 % økning i dansk vindkraftproduksjon reduserer prisen med nesten 0,2 % i NO3-regionen. Utenlandske forhold viser seg å påvirke norske priser i stor grad. Fyllingsgraden utpeker seg som en viktig faktor for strømprisen i alle regioner, mens jeg ikke finner noen sammenheng mellom strømprisen og blant annet kullprisen og kvoteprisen på CO₂. I tillegg finner min analyse ingen signifikant sammenheng mellom utenlandskablene NordLink og North Sea Link, og strømprisen i noen av regionene.

Diagnostisering av modellen avdekker problemer med heteroskedastitet og autokorrelasjon i residualene. I tråd med statistisk metode har dette blitt løst ved bruk av HAC-standardfeil. Antakelsene for analyse av tidsseriedata, som stasjonaritet og svak avhengighet, har blitt evaluert og løst med differensiering, logaritmisk omforming, og sesongjustering der det har vært nødvendig.

Executive Summary

This paper analyzes Norwegian electricity prices in the period 2015-2022. While there are many assumptions regarding the relationships in the Norwegian electricity market, few studies have attempted to empirically prove which factors drive electricity prices in each of the Norwegian bidding areas. This study aims to do just that. Based on previous research from abroad and assumptions about the Norwegian market, potential drivers are identified. Using an autoregressive regression model based on an OLS estimator, the relationship between these drivers and the electricity price is analyzed. This modeling is done for each of the five bidding areas in Norway and allows me to identify individual relationships for each region.

The analysis reveals several significant relationships. The natural gas price turns out to be an important driver of the electricity price in most regions, and I observe an effect of over 0.6 % price increase due to a 1 % increase in natural gas price in the NO1 region. Wind power generation abroad pulls in the opposite direction, where a 1 % increase in Danish wind power generation reduces the price by almost 0.2 % in the NO3 region. Foreign conditions turn out to affect Norwegian prices to a large extent. Reservoir levels emerge as an important determinant of the electricity price in all regions, while I find no correlation between the electricity price and, among others, the coal price and the price of EU emissions allowances. In addition, my analysis finds no significant relationship between the NordLink and North Sea Link international power cables and the electricity price in any of the regions.

Diagnosing the model reveals problems with heteroskedasticity and autocorrelation in the residuals. In line with statistical methodology, this has been solved by using HAC standard errors. The assumptions for the analysis of time series data, such as stationarity and weak dependence, have been evaluated and resolved by differencing, logarithmic transformation, and seasonal adjustment where necessary.

Keywords – Power price, International power cables, Electricity markets

Innhold

1	Innledning	1
2	Bakgrunn	4
2.1	Tidligere studier og litteratur	6
2.1.1	Valg av variabler	7
3	Metode	10
3.1	Stasjonaritet	10
3.2	Svak avhengighet	11
3.3	Minste kvadrats metode	12
3.3.1	Lineær i parametrene	13
3.3.2	Svak eksogenitet	13
3.3.3	Ingen perfekt kollinearitet	13
3.3.4	Homoskedastitet	13
3.3.5	Ingen autokorrelasjon i residualene	14
3.4	Autoregressive og integrerte prosesser	16
3.5	Dickey-Fuller test for enhetsrot	18
3.6	Akaike Information Criterion	19
3.6.1	Baynesian Information Criterion	19
4	Datasett	21
4.1	Avhengig variabel	24
4.2	Uavhengige variabler	26
4.2.1	Fyllingsgrad	26
4.2.2	Temperatur	27
4.2.3	Naturgasspris	28
4.2.4	Kullpris	29
4.2.5	Kvotepris på CO ₂	31
4.2.6	Valutakurser	32
4.2.7	Vindkraftproduksjon Danmark og Nord-Sverige	32
4.3	Dummyvariabler	34
4.3.1	NordLink og North Sea Link	34
4.3.2	Ringhals 4	34
4.3.3	Krigen i Ukraina	34
4.3.4	Ekstremtemperatur	35
4.4	Bearbeiding av datasettet	36
4.4.1	Inflasjonsjustering	36
4.4.2	Sesongjustering	36
5	Analyse	39
5.1	Testing for stasjonaritet	39
5.1.1	Beregning av AIC	39
5.1.2	ADF-testen	41
5.1.3	Omforming til stasjonære serier	42
5.2	Spesifisering av modellen	43
5.3	Evaluering av modell	47

6	Resultater og diskusjon	50
6.1	Hovedresultater	51
6.2	Diskusjon av funn	54
6.3	Begrensninger og forbehold	57
7	Konklusjon	59
	Referanser	60
	Appendiks	63
A1	AIC verdier fra ADF-test	63
A2	ACF og PACF for valg av lags	64
A3	AIC-verdier for valg av lags	68

Figurliste

1.1	Søkeinteresse for termen <i>strømpris</i> hos Google	1
2.1	Systemprisen settes i krysningen mellom tilbuds- og etterspørselskurven. Kilde: NordPool	5
2.2	Norske prisregioner for strøm. Kilde: Olje- og energidirektoratet	6
3.1	Eksempel på autokorrelasjonsfunksjon fra tidsserie med svak avhengighet	12
3.2	Homo- og heteroskedastitet i residualer. Kilde: Wikimedia	14
3.3	Eksempel på ACF og PACF fra en AR(1)-prosess. Kilde: PennState	17
4.1	Utvikling i norske strømpriser over tid	25
4.2	Sesongvariasjon i norske fyllingsgrader	27
4.3	Utvikling i gassprisen over tid	29
4.4	Utvikling i kullprisen over tid	30
4.5	Utvikling i kvoteprisen på CO ₂ over tid	31
4.6	Utvikling i valutakursen over tid	32
4.7	Utvikling i vindkraftproduksjonen i Danmark og Nord-Sverige	33
4.8	Dekomponert tidsserie, eksemplifisert med temperatur fra NO1	38
5.1	ACF og PACF for Δ strømpris NO1	45
5.2	Residualer fra NO1-modellen	48
A1.1	AIC-verdier fra ADF-test	63
A2.1	ACF og PACF for NO1	64
A2.2	ACF og PACF for NO2	65
A2.3	ACF og PACF for NO3	66
A2.4	ACF og PACF for NO4	67
A2.5	ACF og PACF for NO5	68

Tabelliste

4.1	Variabler til analysen	22
4.2	Dummyvariabler til analysen	23
4.3	Deskriptiv statistikk for strømpriser	24
4.4	Vannkraftproduksjon i Norge. Kilde: SSB	26
4.5	Deskriptiv statistikk for temperaturvariablene	28
5.1	AIC-verdier fra ADF-testen for prisvariablene	40
5.2	Resultater fra ADF-testen	41
5.3	Resultater fra ADF-testen på differensierte serier	42
5.4	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO1-modellen	46
5.5	Resultater fra Breusch-Pagan test	48
5.6	Resultater fra Breusch-Godfrey test	49
6.1	Hovedtabell	51
A3.1	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO1-modellen	68
A3.2	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO2-modellen	69
A3.3	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO3-modellen	69
A3.4	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO4-modellen	69
A3.5	AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO5-modellen	69

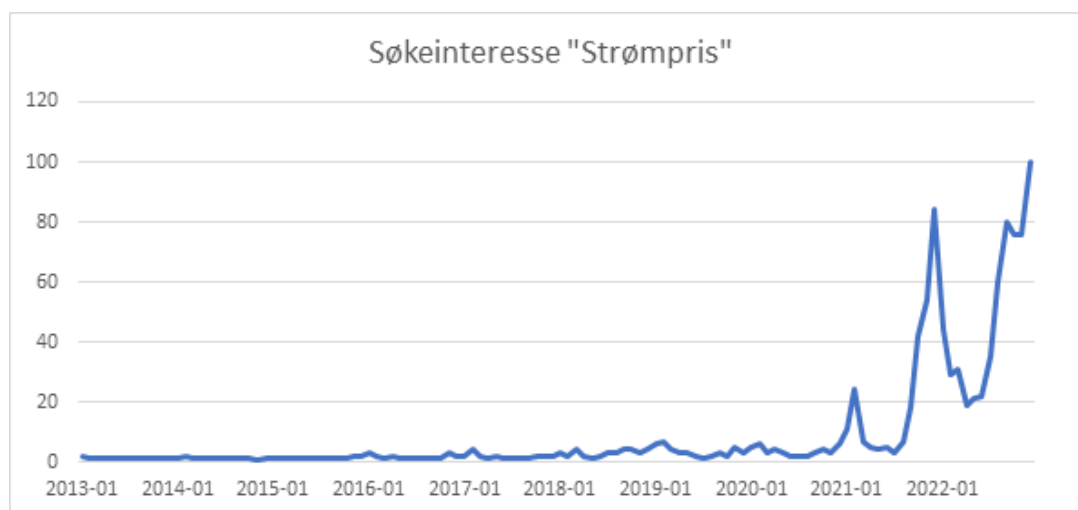
Liste over forkortelser

ACF	Autokorrelasjonsfunksjon
ADF	Utvidet Dickey-Fuller Test
AIC	Akaike Information Criterion
AR(p)	Autoregressiv prosess av orden p
BIC	Baynesian Information Criterion
BLUE	Beste lineære forventningsrette estimator
CO₂	Karbondioksid
ENTSO-E	European Network of Transmission System Operators for Electricity
EU ETS	European Union Emission Trading System
EUR	Euro
HAC	Heteroskedasitet- og autokorrelasjons-konsistente
KPI	Konsumprisindeks
MW	Megawatt
MWh	Megawatttime
NSL	North Sea Link
NVE	Norges vassdrags- og energidirektorat
OLS	Minste kvadrats metode
PACF	Partiell autokorrelasjonsfunksjon
R	Et programmeringsspråk for statistisk analyse
SSB	Statistisk sentralbyrå
STL	Seasonal and Trend decomposition using Loess
TTF	Dutch Title Transfer Facility
TW	Terrawatt
TWh	Terrawatttime

1 Innledning

Store vannkraftressurser har lenge gitt Norge et komparativt fortrinn for strømproduksjon. Til tross for at Norge er et lite land, har vi den 8. høyeste installerte kapasiteten for vannkraftproduksjon på verdensbasis, og kanskje den høyeste andelen strøm produsert fra vannkraft i verden (INTL Hydropower Association, 2022). Dette har historisk gitt lave priser til forbrukerne, og muligheten for indirekte eksport av strøm gjennom en stor kraftkrevende industri. Det har ført til at strømprisene i Norge lenge var et tema få hadde noen formening om.

I kontrast til dette har interessen og oppmerksomheten rundt strømprisene kanskje aldri vært større i moderne tid enn de siste par årene. Etter årevis med stabilt lave priser har norske forbrukere blitt møtt med en hverdag der strømforbruket representerer en uvant stor andel av kostnadene. Interne prisforskjeller mellom sør og nord har økt, og offentlig eide kraftselskaper har til tider raket inn penger. Innvirkningen på privatøkonomien har bragt strømprisene frem i offentligheten, og søkeinteressen hos Google for termen *strømpris* har aldri vært høyere enn slutten av 2022. Prisutviklingen har i media ofte blitt referert til som *strømkrisen*.



Figur 1.1: Søkeinteresse for termen *strømpris* hos Google

Politisk har det vært knyttet stor debatt til hva som er både årsaken og løsningen til problemet. Regjeringen innførte i desember 2021 en rekke tiltak for å lempe på effekten av de rekordhøye strømprisene, i tillegg til tiltak for å forsøke å effektivisere forbrukermarkedet for kraft. Noen politikere mener at det er markedet i sin helhet som er problemet, og har tatt til orde for reguleringer og makspris på strøm. Flere mener man heller bør fokusere på økt kraftutbygging gjennom vindkraft, men landbaserte vindkraftanlegg har møtt økende motstand i befolkningen, blant annet gjennom en nylig høyesterettsdom som erklærte vindkraftparken på Fosen i Trøndelag som ulovlig (HR-2021-1975-S). Vindkraft til havs kan være en potensiell løsning, men virker å ligge lengre frem i tid. Det har også blitt tatt til orde for utbygging av overføringskapasiteten mellom nord og sør for å utjevne strømprisforskjellene, noe både politikere og næringsliv i nord har motsatt seg kraftig.

En sentral del av debatten har dreiet seg om Norges kraftutvekslingskabler med utlandet, de såkalte *utenlandsforbindelsene*. For mange har disse blitt selve symbolet på strømkrisen, og at vi gjennom krafteksporten importerer de høye strømprisene i Europa hjem til Norge. Nesten sammenfallende med de økte norske prisene er åpningen av kablene NordLink og North Sea Link (NSL) til henholdsvis Tyskland og Storbritannia, noe som har ført til en nesten allmenn oppfattelse om at disse overføringen har skylden for strømkrisen. Det er ikke nødvendigvis en grunnløs påstand. En stadig større integrasjon med det europeiske kraftnettet gjør at de norske strømprisene i økende grad vil påvirkes av de faktorene som driver strømprisen i resten av Europa, både positive og negative. Utviklingen i Europa, med økte priser på innsatsfaktorer i strømproduksjonen og nedstenging av kjernekraftverk i Tyskland, har muligheten til å påvirke oss også i Norge.

Kilden til prissvingningene i strømmarkedet er ikke entydig. Prisen på gass og hvor mye det blåser vil ha en naturlig direkte effekt, men sammenhengene innad i markedet gjør at indirekte effekter også vil ha mye å si. Produksjonsnivået vil påvirke prisen, men prisen vil også påvirke produksjonsnivået, og denne gjensidige påvirkningen gjelder for flere faktorer i prissettingsprosessen. Ofte er det vanskelig å gi noen gode svar på hvilke kvantitative forhold som ligger bak disse gjensidige prosessene, og å avdekke disse endogene forholdene vil derfor ikke være formålet mitt i denne oppgaven.

I denne oppgaven ønsker jeg å evaluere og potensielt kvantifisere de eksogene faktorene som driver strømprisen, for alle de fem prisregionene for strøm i Norge. For å identifisere

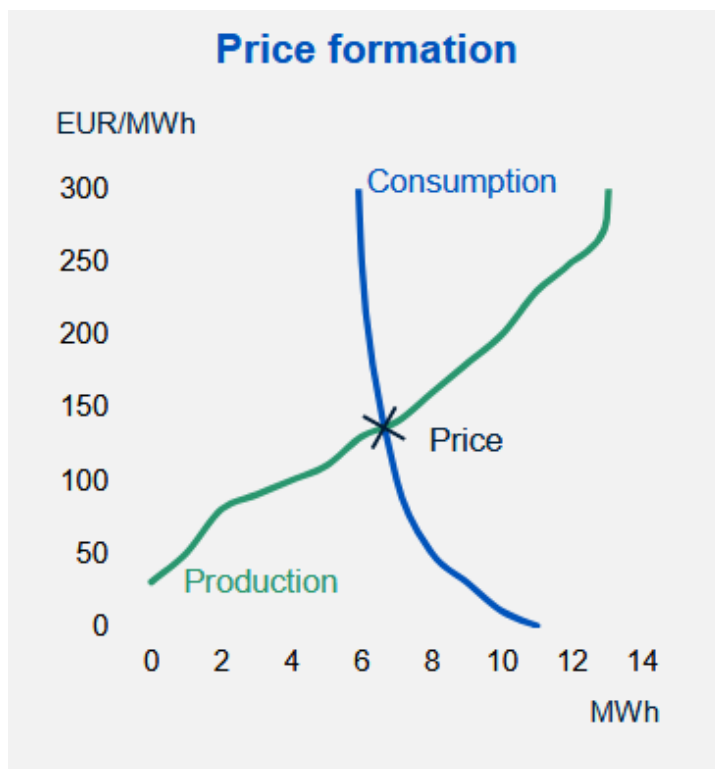
relevante drivere ser jeg på en rekke forskningsartikler som har analysert lignende problemstillinger. Så presenteres det teoretiske grunnlaget for modellen jeg skal bygge, etterfulgt av en oversikt over datasettet som er generert med forankring i den teoretiske diskusjonen. Deretter bygger jeg modellen til bruk i analysen, avgjør om den oppfyller formelle statistiske forutsetninger, og presenterer resultatene fra analysen. En fordel ved å gjennomføre analysen på eksogene drivere er enklere modellering, og mer intuitiv tolkning av resultatene.

2 Bakgrunn

I 1990 kom «Lov om produksjon, omforming, overføring, omsetning, fordeling og bruk av energi m.m.», også kalt *Energiloven*. Den skulle bli starten på en radikal omstilling i det norske kraftsystemet, og la grunnlaget for det effektive kraftmarkedet vi har i Norge i dag. Kundene sto nå fritt til å velge leverandør av strøm, og kraftprisen utviklet seg over den nærmeste tiden til å bli bestemt av tilbud og etterspørsel i kraftmarkedet. Prisene sank, og kundene sparte flere hundre millioner årlig etter at loven ble innført (Brunborg, 2007).

I 1996 deregulerte også Sverige sitt kraftmarked. Svenskene ønsket å bli medlem i Statnett Marked, som 3 år tidligere hadde blitt opprettet som et underselskap av Statnett SF for å fungere som kraftbørs. Ønsket ble innfridd, og selskapet byttet navn til NordPool, nå eid 50 % av norske Statnett og svenske Vattenfall (Askheim, 2019). Dette var ikke første gangen Norge hadde vært involvert i kraftutveksling med utlandet – allerede i 1960 overførte Nea Kraftverk i Tydal kommune kraft til Sverige, som et resultat av en låneavtale der svenskene finansierte deler av kraftverket i bytte mot fremtidig strømproduksjon (Rosvold, 2021). I 1998 ble Finland en del av samarbeidet, og i 2000 fulgte Danmark etter. I dag omfatter NordPool krafthandel for hele Norden og de baltiske landene, i tillegg til Storbritannia, Tyskland, Frankrike, Polen, Østerrike, Nederland og Belgia (NordPool, uåa).

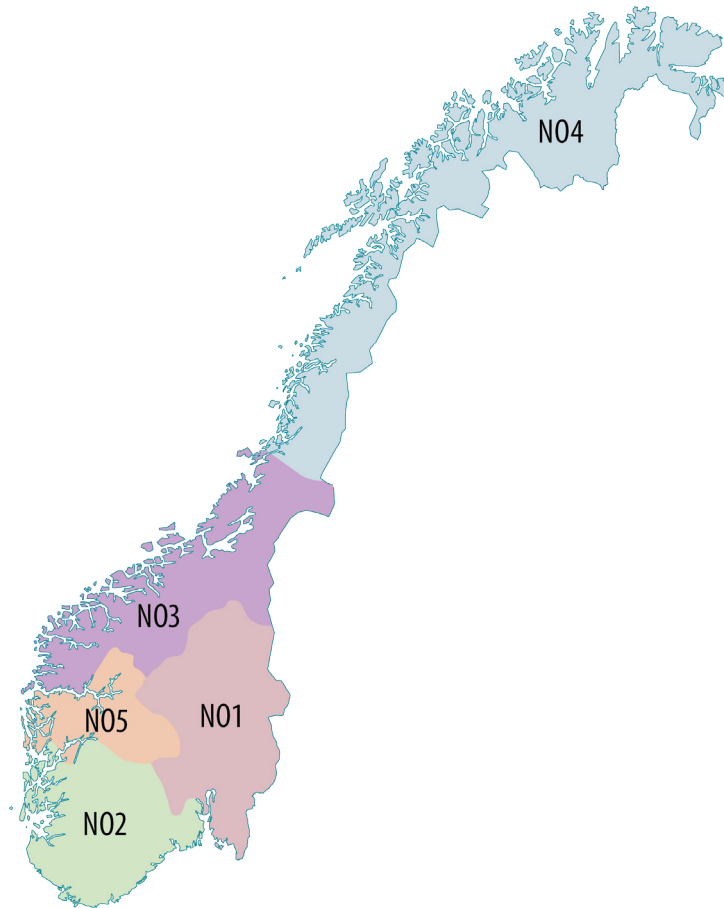
Strømprisene i Norge bestemmes av auksjonsprosessen på NordPool. Nesten all strømmen handles i det som kalles «day-ahead» markedet, altså markedet for neste dag; i 2018 sto dette markedet for 98 % av handelsvolumet på NordPool (Rosenblad, 2020). Gjennom auksjonsprosessen på NordPool balanserer strømmarkedet seg selv for hver time, hver dag. Produsenter og leverandører legger inn bud for hvor mye strøm de ønsker å kjøpe, og til hvilken pris. Man trenger ikke legge inn samme pris for forskjellige volum; en produsent kan eksempelvis legge inn ett tilbud på salg av 100 MW for 50€/MWh, og ett tilbud på salg av 300 MW for 70€/MWh. Leverandører, altså de som leverer strøm til sluttforbrukeren, legger inn bud på kjøp på samme måte. Samtlige bud på tilbuds- og etterspørselssiden samles i en totaloversikt, og strømprisen blir beregnet i krysningspunktet mellom de samlede budene (Rosenblad, 2020).



Figur 2.1: Systemprisen settes i krysningen mellom tilbuds- og etterspørselskurven. Kilde: NordPool

Strømprisen settes individuelt for hvert prisområde, gjennom den samme prosessen. Overføringskapasiteten mellom de ulike prisingsområdene bestemmer hvor store prisforskjeller man opplever fra område til område. Er det lav overføringskapasitet mellom to tilgrensende prisområder, kan det oppstå store prisforskjeller selv om den fysiske distansen er forholdsvis liten. Denne typen prisforskjell har vi typisk opplevd i Norge de siste årene – i perioder sommeren 2022 kostet strømmen over hundre ganger mer på Røros enn i Trondheim, til tross for at begge byene befinner seg i samme fylke.

Ofte deles land inn i prisområder etter disse overføringskapasitetene. Sverige er delt inn i 4 regioner, mens Danmark er delt inn i 2. I Norge har antallet prisområder variert opp gjennom årene, men vi har i dag 5 prisområder. Disse kalles som regel for NO1 til NO5, og kan grovt deles inn i Sørøst-Norge (NO1), Sørvest-Norge (NO2), Midt-Norge (NO3), Nord-Norge (NO4) og Vest-Norge (NO5) (Statnett, 2022). Prisen for hvert av disse områdene settes på individuell basis hos NordPool, noe som resulterer i at prisen innad i Norge kan variere mellom prisområdene.



Figur 2.2: Norske prisregioner for strøm. Kilde: Olje- og energidirektoratet

2.1 Tidligere studier og litteratur

En rekke studier har blitt gjennomført med sikte på å identifisere ulike drivere i strømmarkedet. Mange faktorer spiller inn i fastsettingen av strømprisen, og å identifisere de viktigste kan være utfordrende. I tillegg er det stor variasjon i valg av metode og modeller. For å identifisere de driverne jeg ønsker å inkludere i min modell, skal jeg se på et utvalg av disse studiene.

2.1.1 Valg av variabler

Fyllingsgraden i norske vannmagasiner bestemmer produksjonskapasiteten til vannkraftverkene, og det er derfor naturlig å anta at den også påvirker prisen. Huisman et al. (2013) fant en signifikant negativ sammenheng mellom fyllingsgrad og pris. De argumenterer for at økende fyllingsgrad reduserer verdien av venting i produksjonen, slik at marginkostnaden for vannkraftproduksjon synker ved økt fyllingsgrad. Det reduserer igjen prisen. Studien behandlet land i NordPool-området der vannkraft utgjør hovedandelen av kraftproduksjon, og er i så måte relevant for min analyse. Erevik (2022) fant lignende sammenhenger i en analyse av de norske prisområdene NO1 og NO3, der fyllingsgraden hadde en statistisk signifikant negativ påvirkning på prisen i 2021. Begge disse studiene tok for seg priser på timesbasis, men indikerer likevel at jeg bør forvente en negativ sammenheng mellom fyllingsgrad og pris i denne oppgaven.

Det er naturlig å anta at temperatur kan ha en innvirkning på strømprisen. En studie med fokus på priselastisiteten for strøm fant at temperaturøkninger førte til reduksjoner i strømkonsumet (Csereklyei, 2020). Forfatteren gjorde seg ingen formening om effekten på strømprisen, men det er sannsynlig at redusert konsum også fører til redusert strømpris. Huisman (2008) studerte sammenhengen mellom temperatur og prishopp på strøm i Nederland. Studien fant en sterk signifikant økning i strømprisen når temperaturen bevegde seg i begge retninger fra gjennomsnittet. Dette funnet er sammenfallende med Huisman et al. (2008), som undersøkte effekten av ulike meteorologiske faktorer på strømprisen i Oslo og øst-Danmark. Studien konkluderte med en statistisk signifikant økning i strømprisen når temperaturen var over 19 grader og under 4,5 grader.

Det finnes studier som har kommet til andre konklusjoner. En dansk studie som forsøkte å predikere strømprisene i Danmark fant ingen sammenheng mellom temperatur og strømpris, og fant at deres prediksjonsmodell fungerte bedre når temperatur ble holdt utenfor (Karabiber og Xydis, 2019). Denne studien er ikke umiddelbart overførbar til en studie om norske strømpriser. For eksempel kom i 2020 bare rundt 4 % av energien brukt til oppvarming i hjemmet fra strøm i Danmark, sammenlignet med over 60 % i Norge (Eurostat, 2022). Derfor er det mulig at jeg kan finne en sterkere sammenheng i norske data.

Til tross for at Norge nesten ikke produserer kraft fra fossile kilder, vil innsatsfaktorer som kull og gass i europeiske kraftverk kunne påvirke prisen i Norge gjennom kraftutvekslingen mellom Norge og resten av Europa. Tyskland (43 %), Nederland (61 %) og Storbritannia (42 %), som er land Norge har direkte utenlandsforbindelser til, produserer store andeler av sin elektrisitet fra fossile kilder (prosentandel strøm fra fossile kilder i parentes) (BP, 2022).

Ferkingstad et al. (2011) fant bevis for at gassprisen påvirket strømprisen både i Norden og i Tyskland, men fant ingen signifikant sammenheng mellom kullprisen og strømprisen. Studien tok for seg hvilken effekt sjokk i prisen på et utvalg innsatsfaktorer hadde på strømprisen, men kvantifiserte ikke disse effektene. Forfatterne argumenterer for at den manglende innvirkningen av kullprisen på strømprisen kan skyldes at produsentene står ovenfor en annen pris enn den likvide kontraktsprisen de har brukt i sin analyse. Paraschiv et al. (2014) tok for seg effekten av fornybare energikilder i spotmarkedet for EEX (European Power Exchange), som omfatter Tyskland, Østerrike, Frankrike og Sveits. De kontrollerte for gass- og kullpris og fant signifikant påvirkning på strømprisen for begge, men at effekten varierte sterkt avhengig av tid på døgnet. Dette står i kontrast til en annen studie fra dette området, som fokuserte på daglige priser i day-ahead markedet. Forfatterne fant her ingen signifikant påvirkning fra hverken gass- eller kullprisen, men bemerket seg at effekten kunne være annerledes på lengre sikt (Wolff og Feuerriegel, 2017)

Systemprisen for strøm i Norge bestemmes i euro, men deltagerne i markedet kan selv bestemme hvilken av et bestemt utvalg valuta de ønsker å prise budene sine i (NordPool, uåb). I tillegg prises kull i dollar, også i Europa. Begge disse faktorene gjør at valutakurs kan spille en rolle for strømprisen, og flere studier har brukt vekslingskurs som en kontrollvariabel, blant annet Wolff og Feuerriegel (2017) og Wolff og Feuerriegel (2019).

EU introduserte i 2005 kvoter for utslipp av CO₂ og handel av disse. Hver kvote representerer retten til å slippe ut 1 tonn CO₂, og systemet refereres som regel bare til som ETS (Emissions Trading System). Dette er en ekstra kostnad for strømprodusenter som benytter seg av fossile innsatsfaktorer, og i teorien vil denne kostnaden påvirke marginalkostnaden for produsentene og dermed også prisen. Eksempelvis viser tall fra Tyskland utslipp på mellom 1,05 og 0,87 tonn CO₂ per MWh fra kullkraftverk, mens gasskraftverk har et utslipp på rundt 0,36 tonn CO₂ per MWh (Volker Quaschnig, 2022).

Derfor kan jeg anta at prisen på disse kvotene vil spille en rolle for strømprisen.

Wolff og Feuerriegel (2019) undersøkte forskjellene mellom fase 2 (2010-2012) og fase 3 (2013-nå) av EU ETS, med fokus på om kvoteprisen påvirket strømprisen i day-ahead og intradaymarkedet i Østerrike og Tyskland. De fant en negativ sammenheng mellom kvoteprisen og strømprisen i begge markedene, og at en økning i kvoteprisen med ett standardavvik fører til en korresponderende reduksjon i strømprisen på opptil 0,36 standardavvik. De bemerker at dette er motstridende med teorien, og foreslår at det blant annet kan skyldes for lave kvotepriser eller kontinuerlige tilpasninger i energimiksen. Det står i kontrast til Freitas og da Silva (2015), som fant en klar positiv sammenheng mellom strømprisen og kvoteprisen på CO₂ utslipp for fase 2 av ETS-systemet for det spanske markedet. I land knyttet til NordPool fant Perrels et al. (2006) en videreføringsrate av økning i kvoteprisen på mellom 75 % og 90 %, men det bør nevnes at dette er en eldre studie fra da NordPool-markedet var mindre og ETS-systemet var i en tidlig fase.

3 Metode

For å analysere sammenhengene i strømprisene ønsker jeg å benytte en multippel regresjonsmodell basert på en OLS-estimator, og jeg vil i denne delen introdusere statistiske begreper og teknikker som er viktige når jeg skal bygge modellen. Modellering av tidsserier har noen utfordringer, og jeg tar først for meg betingelser som må være oppfylt for å bruke disse i en regresjonsmodell. Deretter tar jeg for meg betingelsene og antakelsene som er nødvendig for bruk av OLS-estimatoren. Til slutt introduserer jeg noen statiske evalueringsmetoder for å avgjøre om betingelsene for modellen er oppfylt.

3.1 Stasjonaritet

For å bruke tidsseriedata i regresjonsanalyse er man i hovedsak avhengig av at tidsseriene man analyserer er stasjonære. Stasjonaritet er en egenskap ved tidsserier der de statistiske faktorene er stabile over tid. Formelt sier man at en stokastisk prosess er stasjonær hvis sannsynlighetsfordelingen for et utvalg sekvensielle variabler fra tid $= t$ er den samme uavhengig av hvilken t som brukes. Det betyr for eksempel at fordelingen til (x_1, x_2) skal være den samme som fordelingen for (x_t, x_{t+1}) , for alle $t \geq 1$. Denne definisjonen kalles ofte for streng stasjonaritet. Et mindre strengt kriterium for stasjonære prosesser er at forventningsverdien og variansen er konstant over tid. For dette kriteriet er det i tillegg et krav om at kovariansen mellom to observasjoner kun avhenger av distansen mellom disse, og ikke tid. Wooldridge (2015) kaller dette for en kovarians-stasjonær prosess. En tidsserie defineres som stasjonær hvis den oppfyller ett av kriteriene, men ofte oppfylles kun kriteriet om kovarians-stasjonaritet. Vi kan skrive betingelsene slik:

$$E(X_t) = E(X_{t+h}) = \mu$$

$$E[\text{var}(X_t)] = E[\text{var}(X_{t+h})] = \sigma_X^2$$

$$E[\text{cov}(X_t, X_{t+h})] = E[\text{cov}(X_{t+q}, X_{t+h+q})] = \gamma$$

der h og $q \geq 1$, og μ , σ_X^2 , γ er konstanter.

Siden forventningsverdien er konstant over tid, vil eventuelle sjokk i en stasjonær tidsserie være midlertidige. Etter hvert vil effekten av sjokket forsvinne, og serien går tilbake mot det langsiktige gjennomsnittet. Dette står i motsetning til en ikke-stasjonær prosess, der sjokk vil kunne ha permanente effekter.

Fravær av stasjonaritet gjør at de statistiske egenskapene ved tidsserien endrer seg over tid. Det gjør ikke-stasjonære tidsserier vanskelige å modellere. I en regresjon der man ønsker å se på sammenhengen mellom to eller flere variabler, er man nødt til å anta en form for stabilitet over tid. Hvis forholdet endrer seg over tid, vil ikke regresjonen gi noe meningsfullt svar. En regresjon som involverer to ikke-stasjonære variabler, vil kunne vise tilfeldig regresjon, der man finner en signifikant sammenheng som bare er et resultat av at begge variablene trender over tid. Man kan også oppleve det motsatte, at man ikke finner en signifikant sammenheng selv om en slik sammenheng finnes, for eksempel ved at man regresser en ikke-stasjonær variabel på en stasjonær variabel.

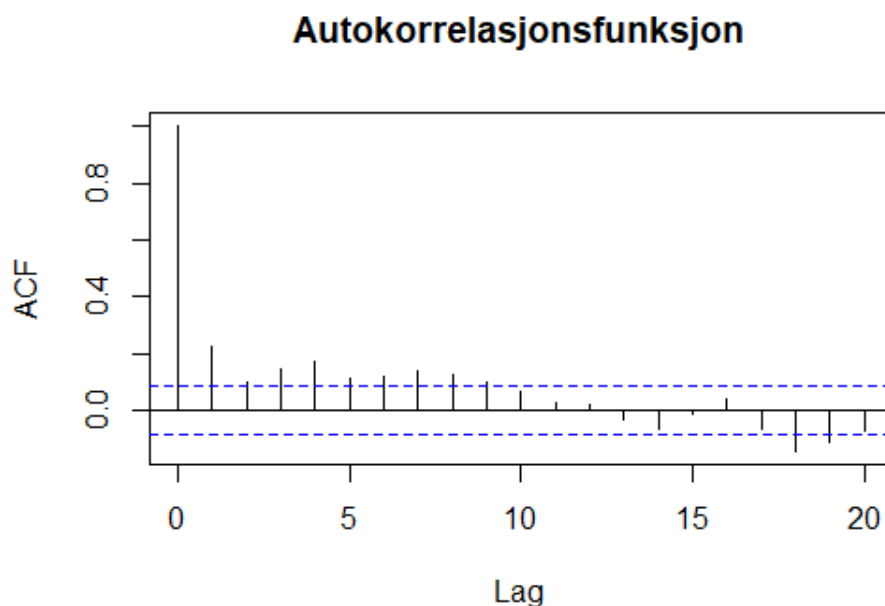
For å identifisere ikke-stasjonære tidsserier finnes det en rekke tester man kan gjennomføre på datasettet. Et vanlig eksempel er en utvidet Dickey-Fuller test, som tester mot en nullhypotese om enhetsrot, og dermed fravær av stasjonaritet. Denne testen beskrives i større detalj senere i oppgaven. Dersom man finner at kriteriet for stasjonaritet ikke er oppfylt, er det likevel mulig å bruke tidsseriene ved å omforme dem til serier som er stasjonære. Vanlige eksempler på slik omforming er å ta den naturlige logaritmen eller å differensiere serien.

3.2 Svak avhengighet

En annen viktig faktor i analysen av tidsserier dreier seg om konseptet svak avhengighet, som begrenser hvor sterkt korrelert observasjonene i en tidsserie kan være når tiden mellom dem øker. Generelt kan man si at en tidsserie er svakt avhengig dersom to observasjoner er «nesten uavhengig» når avstanden mellom observasjonene blir stor (Wooldridge, 2015). Mer spesifikt kan man si at en stasjonær prosess er svakt avhengig hvis korrelasjonen mellom X_t og X_{t+h} går mot null når $h \rightarrow \infty$, eller $Corr(X_t, X_{t+h}) \rightarrow 0$ ved $h \rightarrow \infty$. Det medfører at når observasjonene kommer lengre fra hverandre i tid, må korrelasjonen mellom disse bli mindre og mindre. Hvis kravet er oppfylt sier man at tidsserien er *asymptotisk ukorrelert*, og det er også definisjonen for en svakt avhengig serie.

Svak avhengighet er viktig i tidsserieanalyse fordi det erstatter kravet om tilfeldige utvalg for OLS, ved å implisere at de store talls lov og sentralgrenseteoremet holder for tidsserien. Uten dette kravet er det vanskelig å foreta noen meningsfull regresjon, og eventuelle regresjoner vil kunne utvise skjevhet i koeffisientene eller ukorrekte standardavvik.

En måte å sjekke om en serie er svakt avhengig er å plote en autokorrelasjonsfunksjon, og se hvor lang tid det tar før korrelasjonen mellom observasjonene går mot 0. Under er et eksempel.



Figur 3.1: Eksempel på autokorrelasjonsfunksjon fra tidsserie med svak avhengighet

3.3 Minste kvadrats metode

Minste kvadraters metode, heretter referert til som OLS, er en metode for å estimere verdien av parameterne i en regresjonsmodell. OLS baserer seg på å tilpasse den beste linjen gjennom et sett med punkter, ved å minimere summen av de kvadrerte residualene mellom faktisk verdi og predikert verdi. For at OLS skal være optimal metode til bruk i estimeringen er det viktig at modellen man spesifiserer oppfyller kravene til Gauss-Markov teoremet. Hvis kravene er oppfylt sier teoremet at OLS er «BLUE», beste lineære forventningsrette estimator. Gauss-Markov kravene er noe ulike avhengig av hvordan dataene man modellerer ser ut. For tidsserier, som jeg modellerer i denne oppgaven, finnes følgende krav:

3.3.1 Lineær i parametrene

Den første antakelsen sier tidsserieprosessen følger en modell som er lineær i modellens parametre. Det vil si at modellen kan uttrykkes på følgende form:

$$y_t = \alpha_0 + \beta_1 x_{1,t} + \beta_2 x_{2,t} + \dots + \beta_k x_{k,t} + u_t$$

der $u_t : t = 1, 2, \dots, n$ er feilleddene, n er antall perioder, og k er antall uavhengige variabler.

3.3.2 Svak eksogenitet

Den andre antakelsen sier at feilleddene i modellen for enhver tid t , skal være uavhengig av alle forklaringsvariabler i modellen. Det innebærer at $E(u_t | x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{k,t}) = 0$. Hvis antakelsen holder sier man at forklaringsvariablene er svakt eksogene. En annen måte å fremstille dette kravet på er at den avhengige variabelen ikke kan påvirke de uavhengige variablene i tid t , kun motsatt.

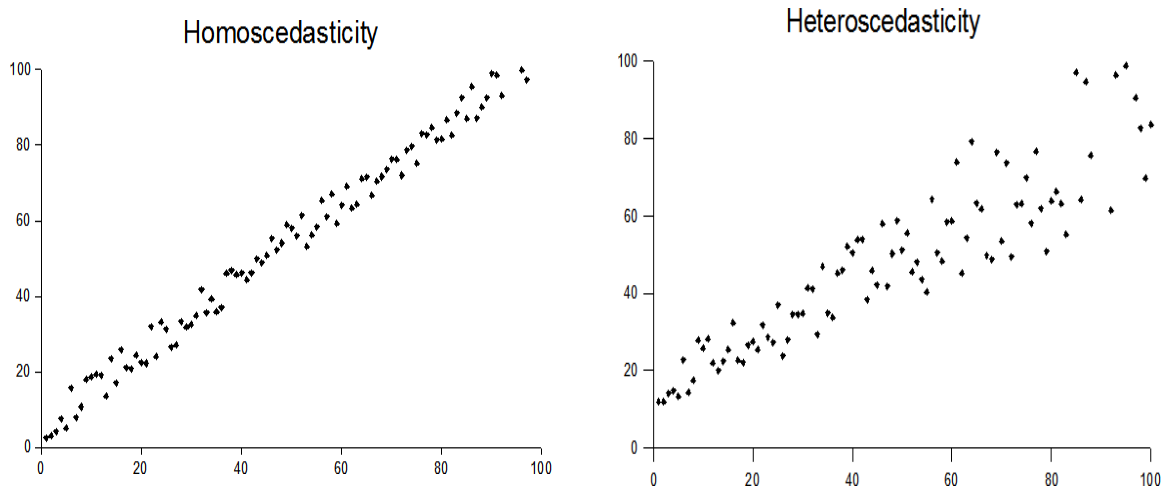
3.3.3 Ingen perfekt kollinearitet

Den tredje antakelsen sier at ingen av de uavhengige variablene kan uttrykkes som en lineær funksjon av de andre variablene. Ved bruk av moderne statistikkprogram er det som regel et ikke-problem.

Under de første 3 antakelsene er OLS en konsistent estimator. Det vil si at ved et økende antall perioder n som undersøkes vil fordelingen alltid samles rundt den «sanne» verdien.

3.3.4 Homoskedastitet

Den fjerde antakelsen sier at variansen til feilleddet u_t er konstant gitt alle uavhengige variabler i modellen, uavhengig av tid. Det kan uttrykkes som $var(u_t | x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{k,t}) = \sigma^2$. Hvis dette er oppfylt sier man at residualene er homoskedastiske. Hvis variansen endrer seg over tid, sier man at de er heteroskedastiske. Heteroskedastitet kan føre til inkonsistente verdier for koeffisientene i modellen, grunnet ikke-forventningsrette standardfeil. Det er derfor viktig å sjekke om denne antakelsen holder. Skulle man finne heteroskedastitet i residualene, kan man ta i bruk heteroskedastitets-robuste standardfeil i modellen for å bekjempe problemet.



Figur 3.2: Homo- og heteroskedastitet i residualer. Kilde: Wikimedia

3.3.5 Ingen autokorrelasjon i residualene

Den femte og siste antakelsen sier at residualene ikke er korrelerte. Det betyr at kovariansen mellom residualene ved tid t og tid $t - s$ skal være 0 gitt de uavhengige variablene i modellen. Formelt kan det skrives $Cov(u_t, u_{t-s} | x_{1,t}, x_{2,t}, \dots, x_{k,t}) = 0$. Autokorrelasjon i residualene fører til feilestimering av standardfeilene i modellen, og kan derfor føre til feilestimering av signifikansnivået til koeffisientene.

Det finnes flere metoder for å identifisere autokorrelasjon i residualene, og mye brukt av disse er Durbin-Watson testen og Ljung-Box testen. Et problem med Durbin-Watson testen er at den krever strengt eksogene variabler for å være gyldig. En modell som inkluderer laggede versjoner av den avhengige variabelen vil dermed ikke gi gyldige resultater, ettersom y_{t-1} og u_{t-1} nødvendigvis er korrelerte. Lignende problemer finnes i Ljung-Box testen. Hayashi (2011) kommenterer at under nullhypotesen vil denne testen også kreve strengt eksogene variabler, noe som ikke er tilfellet i en autoregressiv modell. Derfor vil testen ikke ha en χ^2 -fordeling som er en forutsetning for beregning av testverdien. Maddala og Lahiri (2009) gjør seg de samme formeningene om testen. Begge testene vil ved brudd på antakelsene i sine respektive nullhypoteser oftere akseptere nullhypotesen om ingen autokorrelasjon enn ønskelig. I lys av denne diskusjonen velger jeg derfor å benytte en Breusch-Godfrey test når jeg skal teste for autokorrelasjon i residualene, som anbefalt av Hayashi og Maddala.

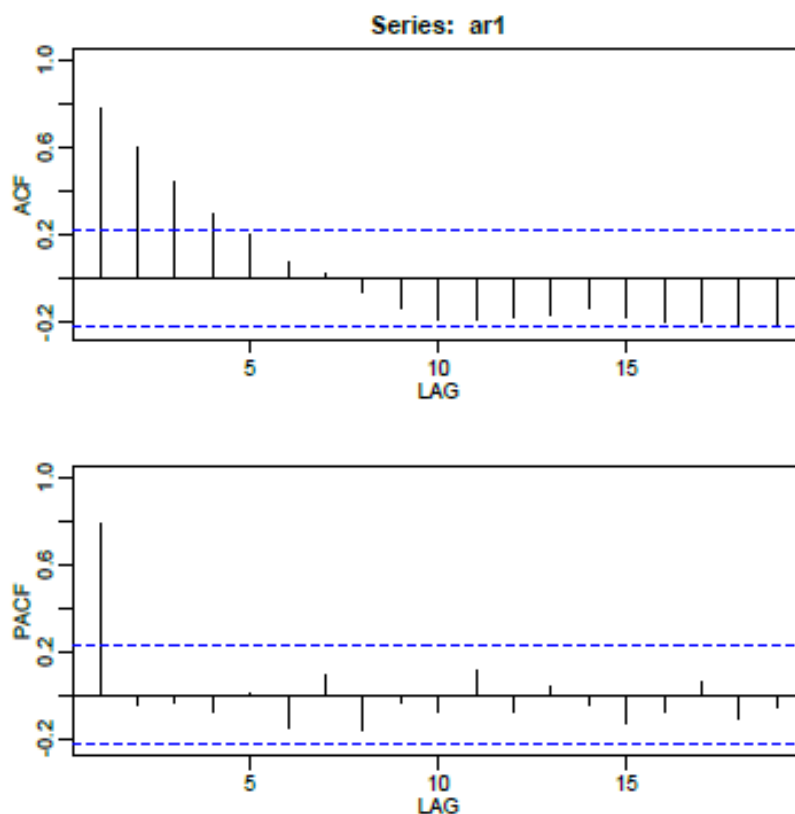
Problemene med autokorrelasjon i residualene kan løses ved å benytte en type standardfeil

som tar høyde for dette. Skulle man oppleve både heteroskedastitet og autokorrelasjon, finnes det en annen type standardfeil som justerer for begge. Bruken av denne typen robuste standardfeil endrer ikke punktestimatene i regresjonen, men vil ofte føre til at signifikansnivået for koeffisientene endrer seg.

3.4 Autoregressive og integrerte prosesser

En autoregressiv prosess er en tidsserie der verdien på en observasjon er lineært avhengig av verdien på en eller flere tidligere observasjoner. Et eksempel på en slik prosess er $y_t = \rho_1 y_{t-1} + e_t$. e_t er en uavhengig, identisk distribuert variabel med gjennomsnitt lik 0 og konstant varians, også kalt *hvit støy*. Dette kalles for en *autoregressiv prosess av første orden*, og skrives ofte som AR(1). Det samme gjelder for høyere ordener, for eksempel AR(2), AR(4) og så videre. Generelt skriver man AR(p), der p er ordenen av den autoregressive prosessen.

Det er ikke alltid lett å se hvorvidt en prosess er autoregressiv eller ikke, og hvilken orden den i så fall er. Til det formålet kan man benytte seg av en autokorrelasjonsfunksjon (ACF), eller partiell autokorrelasjonsfunksjon (PACF). Hovedforskjellen mellom disse er at PACF bare rapporterer autokorrelasjonen som oppstår i hvert ledd, og ikke den totale autokorrelasjonen av en observasjon. ACF og PACF er svært nyttig til å evaluere ordenen til en autoregressiv prosess. Hvis ACF er avtagende eller sinusformet, og PACF viser en signifikant autokorrelasjon i lag p , men ingen etter, er det grunn til å tro at man har å gjøre med en AR(p) prosess (Hyndman og Athanasopoulos, 2018).



Figur 3.3: Eksempel på ACF og PACF fra en AR(1)-prosess. Kilde: PennState

Et viktig fenomen oppstår i en AR(1)-prosess hvis absoluttverdien av $\rho = 1$, eller $|\rho| = 1$. Da vil verdien av y_t være den foregående verdien y_{t-1} , pluss den hvite støyen. Denne prosessen kalles en random walk. Forventningsverdien til en random walk er alltid den samme, men variansen øker over tid, slik at denne prosessen aldri kan være en stasjonær prosess. Når $|\rho| = 1$ sier man at prosessen har en enhetsrot. Prosesser med enhetsrot beskrives ofte som integrert av første orden, og kan skrives som $I(1)$. Det står i kontrast til svakt avhengige prosesser som kan beskrives som $I(0)$. En $I(1)$ prosess kan omformes til en svakt avhengig prosess (og ofte til en stasjonær prosess) ved å ta første differanse (Wooldridge, 2015).

3.5 Dickey-Fuller test for enhetsrot

For å teste for stasjonaritet i tidsserier finnes det en rekke tester. En mye brukt test er den utvidede Dickey-Fuller testen for enhetsrot, som bygger videre på Dickey-Fuller testen. En vanlig Dickey-Fuller test baserer seg på å analysere modellen:

$$\Delta y_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \delta y_{t-1} + u_t$$

der $\delta \equiv \rho - 1$ og u_t er hvit støy.

Man kan bruke modellen på 3 måter, ved at man setter $\alpha_1 = 0$ eller $\alpha_0 = 0, \alpha_1 = 0$, avhengig av hvordan tidsserien man ønsker å analysere ser ut. Nullhypotesen som testes er $\delta = 0$, som impliserer $\rho = 1$, mot alternativhypotesen $\rho < 1$. Nullhypotesen er at det finnes en enhetsrot, som viser oss at tidsserien ikke er stasjonær.

Den utvidede Dickey-Fuller testen tar for seg ligningen:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \delta_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \delta_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

der $\gamma \equiv \rho - 1$, ε_t er hvit støy, og p er ordenen av den autoregressive prosessen.

I denne utvidede modellen introduserer jeg i tillegg flere ledd av den autoregressive prosessen. Fordelen med denne modellen er at den tar hensyn til at tidsserien jeg ser på kan være en autoregressiv prosess av høyere orden. Hvis det er tilfellet vil residualene fra den vanlige Dickey-Fuller testen være autokorrelerte, og forbeholdet om at restleddet kun er hvit støy vil ikke være gyldig. Den utvidede testen tar høyde for dette. I modellen ovenfor er p antall lags jeg modellerer. Som i den vanlige Dickey-Fuller testen tester jeg for nullhypotesen $\gamma = 0$. Denne modellen kan også brukes på tre forskjellige måter. Å sette $\alpha = 0, \beta = 0$ er det samme som å modellere en random walk, og å sette $\beta = 0$ er det samme som å modellere en random walk med et konstantledd. Hvilke restriksjoner man setter i modellen avhenger av hvordan datasettet man analyserer ser ut. Jeg refererer heretter til denne testen som ADF (Augmented Dickey-Fuller Test).

Funksjonen til testen er å finne ut om en tidsserie er stasjonær eller ikke. Testverdien sammenlignes med kritiske verdier definert av Fuller (1976). Kritiske verdier avhenger av hvilken test man benytter og hvor mange observasjoner man har. Hvis jeg ikke kan forkaste nullhypotesen, indikerer det at det finnes en enhetsrot i tidsserien, og at serien derfor ikke er stasjonær. Hvis man ikke tror at tidsserien man undersøker er en random walk,

innfører man ikke restriksjoner på koeffisientene. For å velge hvor mange laggede variabler man skal inkludere, kan man bruke Akaike Information Criterion (AIC) eller Bayesian Information Criterion. Antall laggede variabler vil ha stor innvirkning på resultatet av testen, og det er derfor viktig at man er bevisst på dette valget.

3.6 Akaike Information Criterion

Akaike Information Criterion (AIC) er et måltall for sammenligning av statistiske modeller. Det brukes ofte for å sammenligne modeller basert på det samme underliggende datasettet, men kan i hovedsak ikke benyttes for å sammenligne modeller fra flere ulike datasett. Kriteriet er definert som:

$$AIC = -2\log(L) + 2k$$

der k er antall parametere til estimering, og $\log(L)$ er et mål på hvor godt modellen passer. Når man sammenligner flere modeller, ønsker man å velge den modellen der AIC er minimert. Det betyr at man straffes for å overspesifisere modellen, ettersom verdien av AIC øker når man legger til flere parametere. Dette er ofte svært relevant i autoregressive prosesser der man prøver å avgjøre hvor mange lags av en variabel man skal inkludere.

3.6.1 Bayesian Information Criterion

Et annet måltall som er nært beslektet med AIC er Bayesian Information Criterion, eller BIC (også referert til som Schwarz Information Criterion, SIC). Intensjonen bak kriteriene er den samme, og begge brukes til å sammenligne modeller fra samme datasett.

$$BIC = -2\log(L) + k\ln(n)$$

der n er antall observasjoner i datasettet. Sammenlignet med AIC ilegger BIC en større straff for økt antall parametere når antall datapunkter er stor.

Om man skal benytte AIC eller BIC ved valg av modell er ikke klart. Vrieze (2012) argumenterer for at sjansen for at BIC ender opp med å velge en veldig dårlig modell er høyere enn AIC. I tillegg argumenterer Yang (2005) for at i en regresjon er AIC asymptotisk optimal for valg av modell når den «sanne modellen» ikke finnes i utvalget av modeller, noe som er tilfelle for tilnærmet all økonomisk analyse, og at BIC ikke er

asymptotisk optimal under den samme forutsetningen.

4 Datasett

I denne oppgaven benytter jeg meg av data for perioden 01.01.2015 til og med 31.12.2022. Tidsintervallet er valgt da det for to av variablene, vindkraftproduksjon i Danmark og Sverige, var vanskelig å finne brukbare data fra perioden før 2015. Jeg benytter meg av ukentlige data, eller daglige data konvertert til ukentlige data. Antall uker i perioden er 416, og det medfører at datasettet inneholder 416 datapunkter for hver variabel.

De variablene som ikke har ukentlige datapunkter, er som nevnt konvertert til ukentlig format. Generelt fungerer det slik: Først anskaffes datasettet på daglig format. Deretter tilskrives hvert datapunkt et ukenummer og et årstall. Ved hjelp av et regneprogram regner jeg så ut gjennomsnittet for alle datapunkter som har samme uke og årstall, og det blir da det gjeldende datapunktet for den uken. Enkelte ganger ligger datoer fra uke 1 eller uke 52/53 i et annet år. Et eksempel er 31. desember 2019, som tilhører uke 1 i 2020. Disse problemene er løst ved å tilskrive disse datoene til det året som omfatter den gjeldende uken. I eksempelet over tilskrives da 31. desember 2019 til 2020, for utregningene skal bli riktig. Det har ingen analysemessig konsekvens. Dato og ukenummer er basert på den internasjonale standarden ISO 8601. Det betyr at uke 1 er den første uken i året som inneholder en torsdag (Kuhn, 1995).

I tabellene under følger en oversikt over variablene som er valgt til å inngå i analysen.

Tabell 4.1: Variabler til analysen

Variabel	Enhet	Beskrivelse	Kilde
$\text{Pris}_{\text{NO1-NO5}}$	€/MWh	Gjennomsnittlig ukespris	NordPool
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO1-NO5}}$	Prosent	Gjennomsnittlig fyllingsgrad per uke	NVE
$\text{Temperatur}_{\text{NO1-NO5}}$	° C	Gjennomsnittlig ukentlig temperatur for et representativt utvalg målestasjoner	Meteorologisk institutt
Valutakurs	€/NOK	Gjennomsnittlig ukentlig vekslingskurs, gitt i kroner per euro	Norges Bank
Gasspris	€/MWh	Gjennomsnitt av daglige stengepriser for day-ahead kontrakt per uke	Refinitiv Eikon
Kullpris	\$/ton	Gjennomsnitt av daglige stengepriser for første front-month kontrakt per uke	Refinitiv Eikon
Kvotepris CO ₂	€/ton	Gjennomsnitt av daglige stengepriser for kontinuerlig handlet kontrakt	Refinitiv Eikon
$\text{Vindkraft}_{\text{DK}}$	MWh	Gjennomsnittlig ukentlig vindkraftproduksjon i hele Danmark	ENTSO-E Transparency Platform
$\text{Vindkraft}_{\text{SE1}}$	MWh	Gjennomsnittlig ukentlig vindkraftproduksjon i Nord-Sverige (prisregion SE1)	ENTSO-E Transparency Platform

Tabell 4.2: Dummyvariabler til analysen

Dummy	Beskrivelse	Kilde
D_{NordLink}	Indikator med start ved første kommersielle overføring ved NordLink	ENTSO-E Transparency Platform, Statnett
$D_{\text{NorthSeaLink}}$	Indikator med start ved første kommersielle overføring ved North Sea Link	ENTSO-E Transparency Platform, Statnett
$D_{\text{Ringhals4}}$	Indikator med start ved nedstengelsen av Ringhals 4-anlegget	Vattenfall
D_{Ukraina}	Indikator med start ved Russlands invasjon av Ukraina i 2022	Regjeringen
$D_{\text{EkstremTemp}}$	Indikator for temperaturer over 19 og under 4,5 grader	Egne beregninger

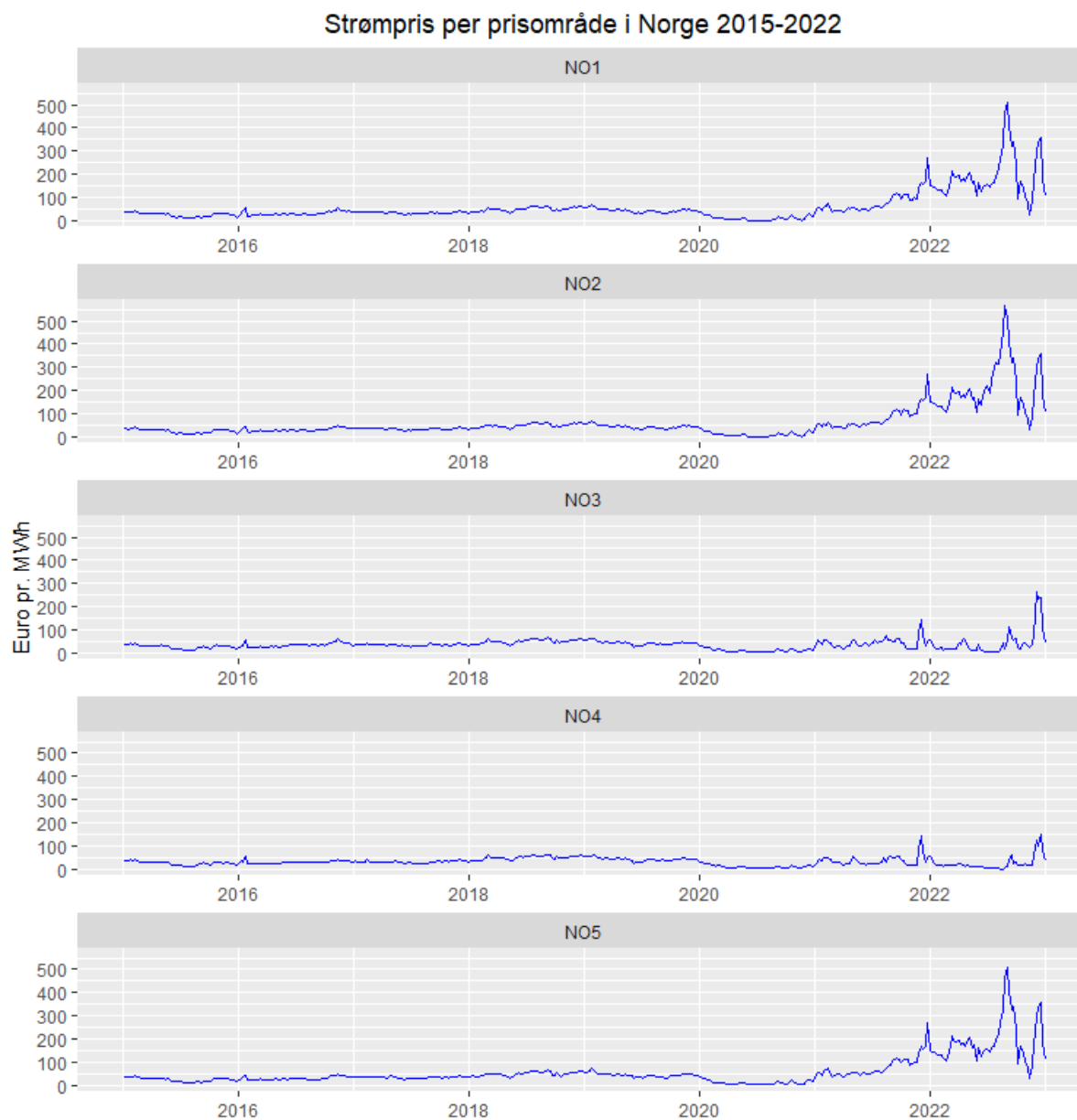
4.1 Avhengig variabel

Målet med denne oppgaven er å identifisere og kvantifisere drivere av norske strømpriser, og jeg bruker derfor strømprisene som avhengig variabel for analysen. Tall for strømpriser er hentet fra NordPool, og er gitt i euro per megawatttime. NordPool rapporterer disse direkte i ukentlig format, slik at bearbeiding av data til ukentlig format ikke er nødvendig. Jeg har priser fra de 5 ulike prissonene i Norge, NO1-NO5.

NordPool tilbyr valutakonvertering for strømleverandører og strømprodusenter, slik at disse kan legge inn bud i foretrukken valuta, og rapporterer derfor også data på strømprisene i ulike valuta. Det ville derfor vært mulig å foreta analysen i norske kroner. Likevel konverteres alle bud til euro for å sette systemprisen, noe som gjør det mest naturlig å foreta analysen i euro (NordPool, uåb).

Tabell 4.3: Deskriptiv statistikk for strømpriser

Variabel	N	Gj.snitt	Std. Avv.	Min	Max
Pris _{NO1}	416	58.156	66.563	1.292	508.235
Pris _{NO2}	416	60.323	74.107	1.292	565.416
Pris _{NO3}	416	35.391	24.948	1.658	261.486
Pris _{NO4}	416	31.000	18.299	0.964	149.855
Pris _{NO5}	416	57.749	66.496	1.292	508.235



Figur 4.1: Utvikling i norske strømpriser over tid

Strømprisene holdt seg forholdsvis jevne over store deler av perioden, og prisforskjellene mellom prisregionene var ikke store. Av grafene ser man at prisen begynte å stige fra 2021, og har forholdt seg volatil siden den gang. I tillegg ser man at prisregionene NO3 og NO4 ikke har opplevd de samme voldsomme prisutslagene gjennom strømkrisen som de andre regionene i Norge.

4.2 Uavhengige variabler

Tilbud og etterspørsel etter strøm varierer hele tiden, og svært mange faktorer inngår for å bestemme hva strømprisen er til enhver tid. Da det norske kraftmarkedet har blitt stadig mer integrert med det europeiske markedet, er det nødvendig å også ta hensyn til faktorer som ikke direkte berører tilbud og etterspørsel i Norge. En rekke faktorer har blitt valgt ut til å inngå i analysen, basert på informasjon om hvordan strømmarkedet fungerer og tidligere forskning. I denne oppgaven ser jeg i hovedsak på variable faktorer som inngår i fastsettelsen av strømprisen, og ikke på faktorer som bestemmer størrelsen på markedet. Det betyr blant annet at jeg ikke inkluderer variabler for endret produksjonskapasitet (f.eks. oppstart/nedleggelse av kraftverk) eller endret generell etterspørsel (f.eks. befolkningsendringer eller økt kraftintensiv industri). I tillegg er det mye som tyder på at etterspørselen etter strøm er svært inelastisk, i alle fall på kort sikt (Csereklyei, 2020). En forklaring på dette er at sluttforbrukerne ikke enkelt kan legge om sin adferd for å redusere elektrisitetsforbruket ved høy pris. Hvis det er kaldt, skruer man på varmeovnene. Det medfører at det i analysen er en overvekt av faktorer som påvirker tilbudssiden i markedet.

4.2.1 Fyllingsgrad

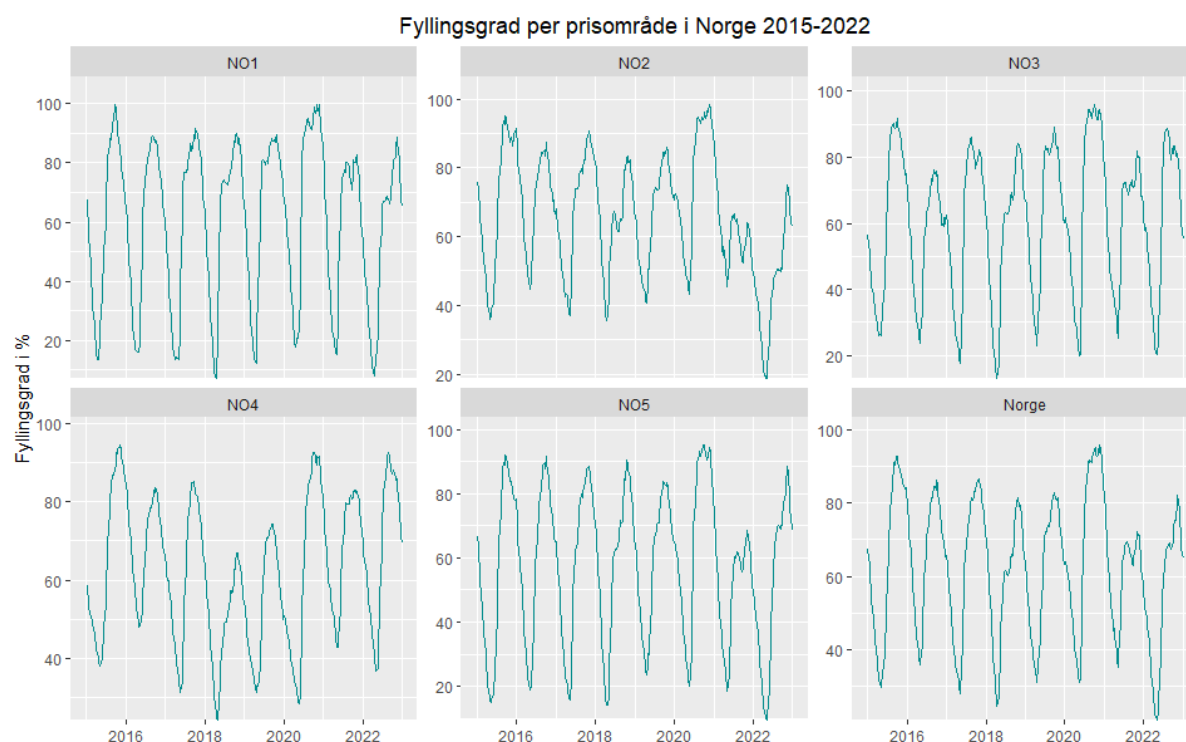
Tabell 4.4: Vannkraftproduksjon i Norge. Kilde: SSB

År	Totalproduksjon [TWh]	Vannkraftproduksjon [TWh]	Prosentandel vannkraft
2015	144,51	138,45	95,81 %
2016	148,99	143,42	96,26 %
2017	149,40	143,11	95,79 %
2018	147,06	139,70	95,00 %
2019	134,88	126,03	93,44 %
2020	154,20	141,59	91,82 %
2021	157,11	143,70	91,46 %

Norge er et vannkraftland. I tabell 4.4 kan man se utviklingen i vannkraftproduksjonen sammenlignet med den norske totalproduksjonen av elektrisitet, og andelen vannkraft i prosent av den totale produksjonen. Til tross for en økende andel andre energikilder, hovedsakelig vindkraft, har vannkraft vært den desidert største kilden til elektrisitet de

siste årene. Fyllingsgraden i norske vannmagasiner vil derfor spille en viktig rolle for hvor mye elektrisitet vi produserer innenriks.

NVE rapporterer fyllingsgrader på ukesbasis for hver av de 5 prisingssonene for strøm i Norge. Det gjør det svært enkelt å sammenstille datasettet. Data rapporteres fra NVE i deres ukentlige magasinstatistikk. Tallene fra NVE er gitt på format mellom 0 og 1. Disse tallene ganges derfor med 100 for å få de på prosentform.



Figur 4.2: Sesongvariasjon i norske fyllingsgrader

Ikke overraskende ser man ekstremt store sesongvariasjoner i fyllingsgradene. Mest stabilitet finner ser man i NO2- og NO4-regionene, mens det i NO1-regionen svinger mellom nesten helt tomt og helt fullt i vannmagasinene gjennom året.

4.2.2 Temperatur

Ettersom jeg ønsker å analysere strømprisen per prisregion, vil det være hensiktsmessig å prøve å inkludere temperaturdata som korresponderer til prisregionene. Dette er data som ikke finnes offentlig tilgjengelig. I tillegg publiserer ikke meteorologisk institutt ukentlige data for temperaturer, kun daglige og månedlige tall. Løsningen er å etablere et representativt utvalg målestasjoner for hver prisregion, og bruke disse som en proxy for

temperaturen. Det representative utvalget består av de største byene i en viss geografisk utstrekning i hver region. Grunnen til dette er simpelthen at jeg antar at flere mennesker fører til økt strømforbruk, noe som medfører at de største byene er de største pådriverne av strømprisen i hver region. Det gjør at jeg for eksempel i Nord-Norge (NO4) ikke inkluderer veldig kalde innlandstettsteder, som eksempelvis Kautokeino og Bardufoss.

De representative målestasjonene er som følger:

NO1: Oslo, Kongsvinger, Kongsberg, Sarpsborg, Hamar

NO2: Porsgrunn, Kristiansand, Stavanger, Haugesund

NO3: Trondheim, Ålesund, Kristiansund, Førde, Steinkjer

NO4: Kirkenes, Hammerfest, Alta, Tromsø, Harstad, Narvik, Bodø, Mosjøen

NO5: Bergen, Voss

Jeg henter daglige data fra meteorologisk institutt. Deretter regnes det et samlet gjennomsnitt av alle målestasjonene for hver dato. Så regnes det et nytt gjennomsnitt for hver uke basert på de daglige gjennomsnittsmålingene for hver region. Dette ukentlige temperaturtallet blir da representativt for temperaturen i hver region.

Tabell 4.5: Deskriptiv statistikk for temperaturvariablene

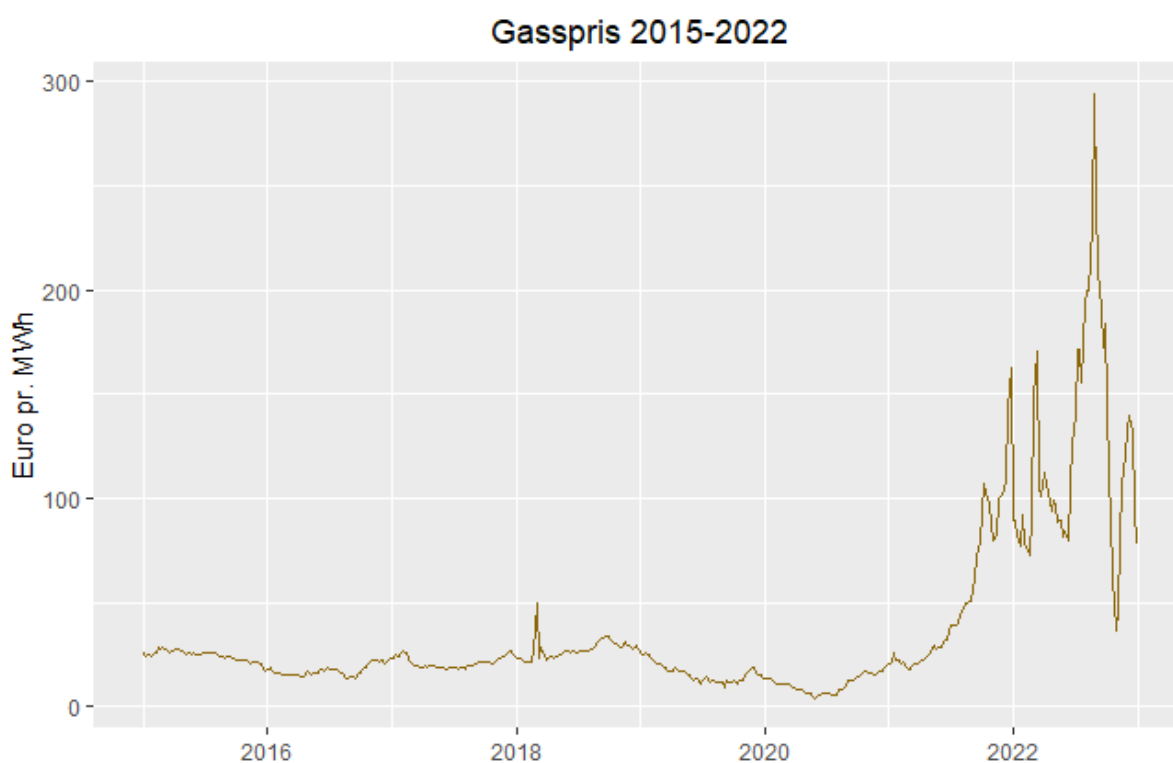
Statistic	N	Gj.snitt	St. Avv.	Min	Max
Temperatur _{NO1}	416	6.827	7.824	-11.871	23.123
Temperatur _{NO2}	416	8.564	5.653	-5.757	21.043
Temperatur _{NO3}	416	6.886	5.789	-9.207	20.614
Temperatur _{NO4}	416	3.724	6.696	-11.923	19.881
Temperatur _{NO5}	416	7.741	6.177	-11.479	21.571

4.2.3 Naturgasspris

I naturgassmarkedet handles det nesten utelukkende i futures-kontrakter med fysisk levering, og det er derfor nødvendig å velge et benchmark som kan representere prisen på naturgass til enhver tid. Det finnes flere handelssteder for naturgass i Europa, blant annet britiske «National Balancing Point (NBP)», tyske «German Trading Point Europe (THE)» og nederlandske «Dutch Title Transfer Facility (TTF)». TTF er den desidert største av disse, og hadde i 2022 88 % av handelsvolumet for naturgass i EU-landene

(European Commission, 2022b). TTF brukes av både EU og S&P Global Platts som et benchmark for naturgassprisen i Europa, og jeg velger å gjøre det samme (S&P Global Platts, 2023). For å finne den aktuelle naturgassprisen til enhver tid ønsker jeg å benytte futures-kontrakter med kort tidshorison, og jeg benytter derfor day-ahead kontrakter ved TTF. Ticker er **TRNLTTFD1**. Data består av verdien på kontrakten ved stengt tid hver handelsdag. Dette konverteres så til ukentlig format ved å ta gjennomsnittet av alle dagene i hver uke. Enhet er euro per MWh.

I figur 4.3 kan man se utviklingen i naturgassprisen over perioden. Prisen var ganske stabil frem til rundt midten av 2021, og har vært svært volatil etter det. Mye av dette skyldes nok krigen i Ukraina, som har påvirket leveransene av russisk gass til Europa, i tillegg til politiske endringer som følge av dette (European Commission, 2022b).



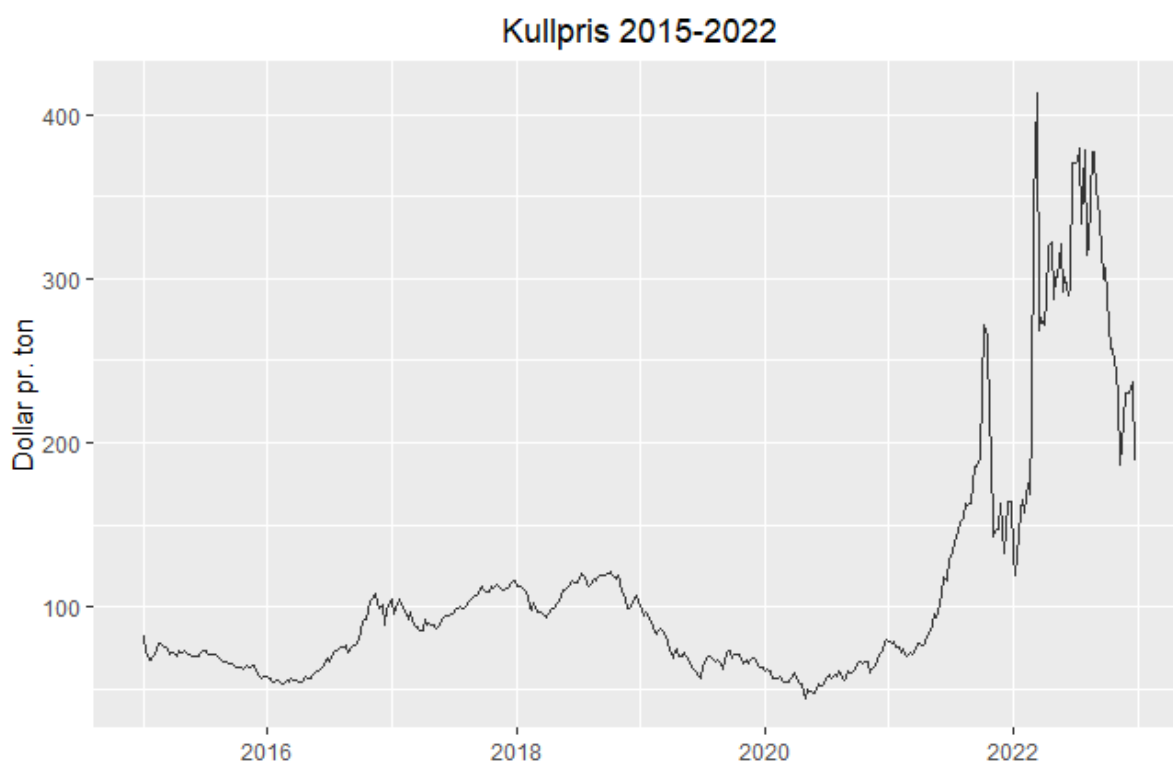
Figur 4.3: Utvikling i gassprisen over tid

4.2.4 Kullpris

I likhet med markedet for naturgass foregår handelen i kull nærmest utelukkende i futures-kontrakter. Den største forskjellen ligger i at handlene foregår noe lengre frem i tid. Dette skyldes antakeligvis logistikken som skal til for å frakte kull til kraftverkene, i motsetning

til gass som kan transporteres i rør. Det fører til at spotmarkedet er særdeles lite likvid, og å finne aktuelle priser for hver uke er ikke enkelt. Det er ingen ideell løsning på dette problemet. Med bakgrunn i samtaler med Rystad Energy har jeg valgt å bruke en front-month kontrakt som proxy for kullprisen. Denne prisen hver dag for kull til leveranse førstkommende måned. En sentral antakelse for at dette skal fungere er at kraftverkene baserer sin kostnad til kull på dato for kjøp av denne kontrakten. Denne antakelsen er ikke nødvendigvis uproblematisk, men er nødvendig for at det skal være mulig å sammenstille data.

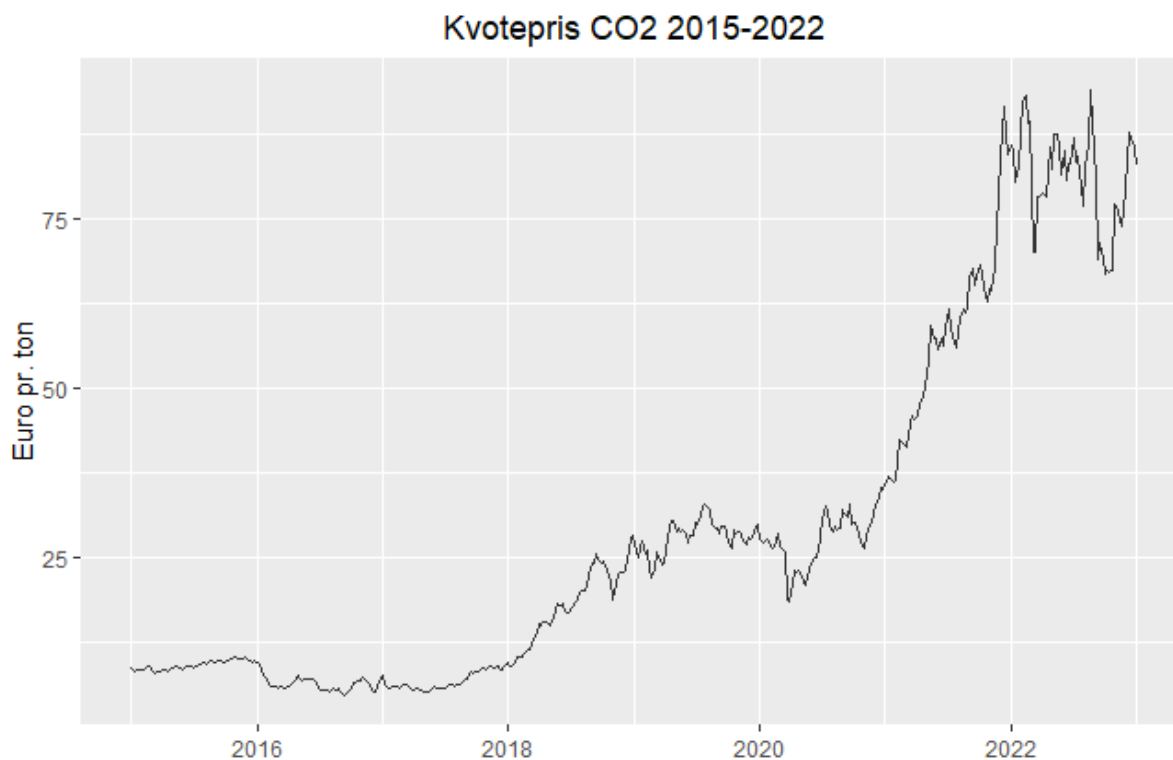
Termisk kull i Europa prises i hovedsak mot Argus/McCloskey's indeks API2 (Argus/McCloskey, uå), (European Commission, 2022a). Jeg benytter meg derfor av en front-month kontrakt som baserer seg på denne indeksen, med fysisk leveranse i Amsterdam, Rotterdam eller Antwerp i Nederland. Ticker for kontrakten er **TRAPI2Mc1**. Enhet for kontrakten er dollar per ton. I figur 4.4 under kan man se utviklingen i kullprisen.



Figur 4.4: Utvikling i kullprisen over tid

4.2.5 Kvotepris på CO₂

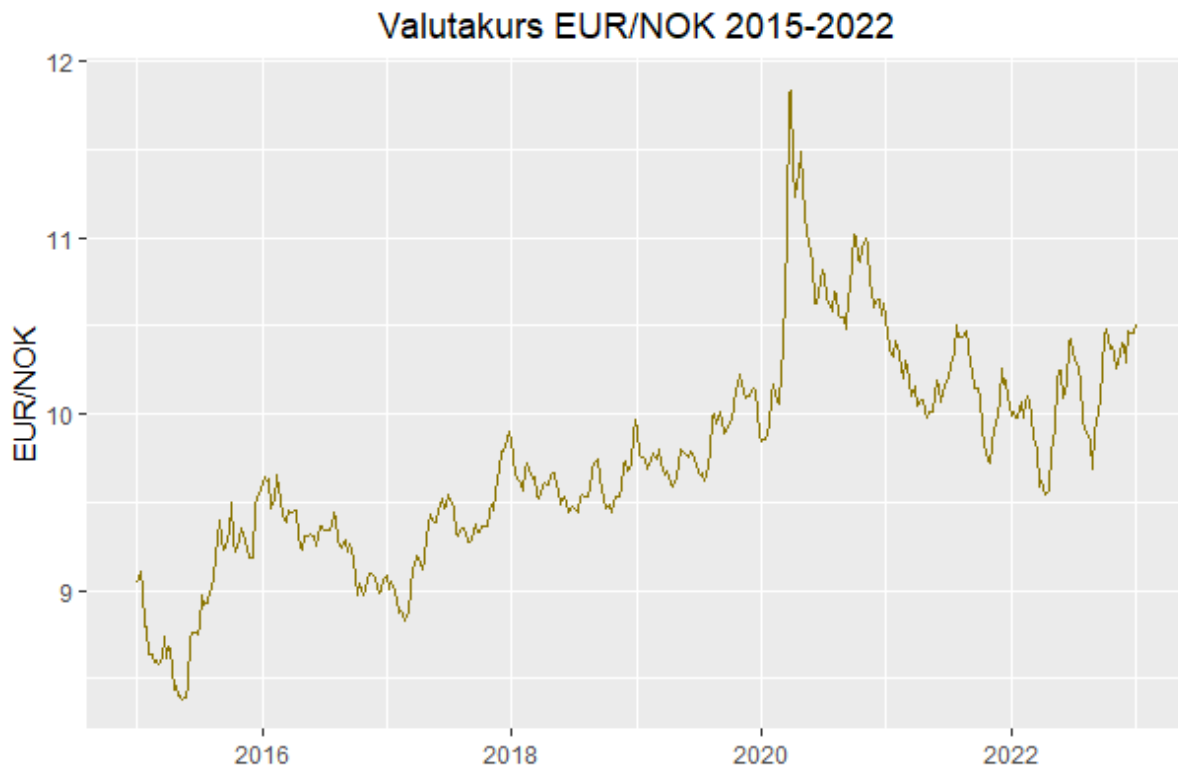
Jeg benytter meg av en kontinuerlig handlet spot-kontrakt for CO₂-kvoter. Dette markedet er naturlig nok ganske likvid ettersom en CO₂-kvote ikke er et fysisk produkt, og lett kan kjøpes og selges etter behov. Ticker er **FEUAc1**. Enhet er euro per tonn CO₂. Prisen er et gjennomsnitt av daglige priser per uke. I figur 4.5 kan man se utviklingen i perioden.



Figur 4.5: Utvikling i kvoteprisen på CO₂ over tid

4.2.6 Valutakurser

Valutakurser er hentet fra Norges Bank, og er oppgitt i daglige data. Formatet for kursene er EUR/NOK, som representerer hvor mange kroner man må gi for 1 euro.



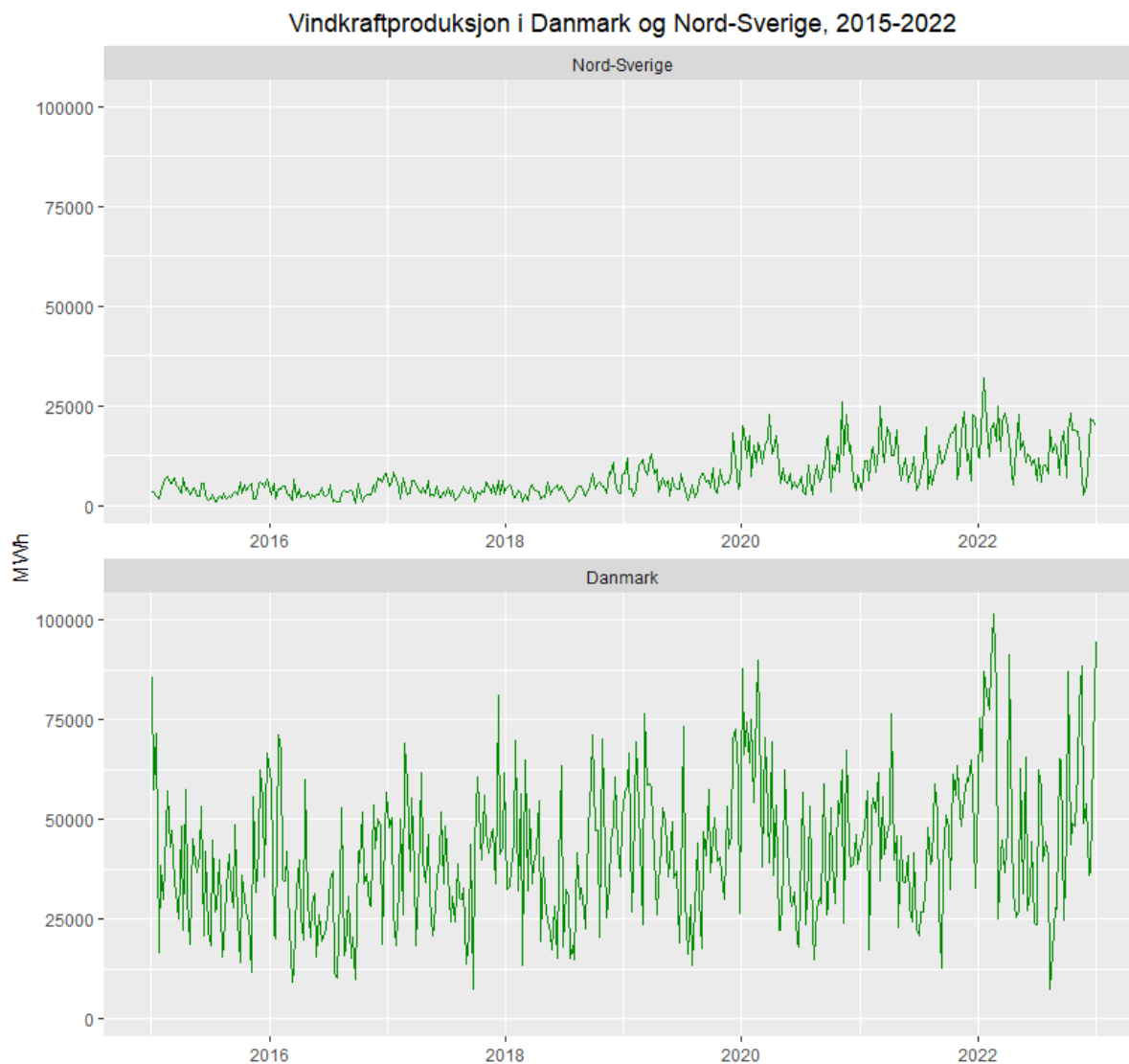
Figur 4.6: Utvikling i valutakursen over tid

4.2.7 Vindkraftproduksjon Danmark og Nord-Sverige

Produksjonsdata er hentet fra ENTSO-E Transparency Platform. For Danmark er data hentet på landsbasis, det vil si at data er samlet produksjon for begge prisregionene for strøm i Danmark. For Sverige er data kun hentet fra den nordligste prisregionen, SE1. All data er på timesbasis og er gitt i MW.

Siden dataseriene er gitt på timesbasis må de konverteres til ukentlig data. Det gjøres ved å summere produksjon for hver time på daglig basis, og ta et gjennomsnitt av alle dagene for hver uke. De timene med produksjon lik 0 er blitt normalisert til å ha produksjon lik 1 MW, av kalkulasjonshensyn. I overgangen mellom vinter- og sommertid oppstår det én time uten produksjon i det klokken stilles frem. Denne timen settes til produksjon lik 1 MW. For SE1 fantes det ikke data for den første uken i 2015. Produksjonen i uke 1 2015

er derfor satt til å være lik produksjonen i uke 2.



Figur 4.7: Utvikling i vindkraftproduksjonen i Danmark og Nord-Sverige

Man ser at Danmark som helhet har hatt vesentlig større vindkraftproduksjon enn Nord-Sverige over perioden. Nord-Sverige ser ut til å ha opplevd en sterk økning i produksjonen siden 2020.

4.3 Dummyvariabler

Jeg ønsker også å analysere av en del enkelthendelser som har oppstått i løpet av perioden. Det inkluderes derfor dummyvariabler for disse.

4.3.1 NordLink og North Sea Link

Undervannskablene Nord Link og North Sea Link er de to nyeste tilskuddene til Norges utvekslingskabler med utlandet. Begge går fra prisområdet NO2, fra henholdsvis Sirdal og Kvilldal, til henholdsvis Tyskland og Storbritannia. Ved oppstart av strømutveksling gjennomgikk begge kablene en periode med redusert kapasitet. Nord Link påbegynte strømutveksling ca. 10. desember 2020, med full utvekslingskapasitet fra mars 2021. North Sea Link påbegynte strømutveksling 1. oktober 2021, med full utvekslingskapasitet fra midten av juni 2022. Preiseffekten av disse kablene er omdiskutert, og jeg anser det derfor som relevant å inkludere disse i min analyse.

Jeg regner den første strømutvekslingen som startdato for kablene. Det vil si at Nord Link regnes som åpnet fra uke 50 i 2020, mens North Sea Link regnes som åpnet fra uke 39 i 2021.

4.3.2 Ringhals 4

Atomkraftverket “Ringhals 4” i Sør-Sverige stengte 10. august 2022 for rutinemessig vedlikehold, men grunnet komplikasjoner har produksjonen vært stoppet siden da. For å evaluere om dette har ført til prisendringer inkluderer jeg en dummy for stans av kraftverket, med start i uke 32 i 2022.

4.3.3 Krigen i Ukraina

Russland invaderte Ukraina 24. februar 2022. For å se om denne invasjonen har påvirket strømprisen utover faktorer som allerede er nevnt, velger jeg å inkludere en dummy for invasjonen. Denne har start i uke 8 i 2022.

4.3.4 Ekstremtemperatur

Som nevnt har forskere tidligere kommet frem til at temperaturen i størst grad påvirker strømprisen når den enten er veldig høy eller veldig lav. For å kunne fange dette opp i regresjonen legger jeg til en dummyvariabel for å indikere ekstreme temperaturer. Jeg viderefører funnene til Huurman et al. (2008), og setter dummyen til å indikere når temperaturen er enten over 19 eller under 4,5 grader.

4.4 Bearbeiding av datasettet

I henhold til diskusjonen foretatt i kapittel 3, er det nødvendig å bearbeide flere av variablene for at de skal kunne brukes i analysen. Denne bearbeidingen beskrives her.

4.4.1 Inflasjonsjustering

For å kunne sammenligne priser som strekker seg over flere år, foretar jeg en inflasjonsjustering. Som grunnlag for inflasjonsjusteringen bruker jeg årlig KPI. I datagrunnlaget inngår priser satt både i Norge, Nederland, og EU, og det er derfor ikke åpenbart om man skal bruke én KPI til justering eller flere. Jeg velger å bruke KPI fra hvert av områdene jeg har prisdata for, slik at jeg bruker 3 KPI-er i inflasjonsjusteringen. KPI for Norge er hentet fra SSB, mens KPI for Nederland og EU er hentet fra Eurostat. Alle KPI-ene er indeksert til 2015. For enkelthets skyld har jeg valgt å indeksere KPI-ene til 2022, slik at de inflasjonsjusterte prisene er gitt ved formelen:

$$\frac{Pris_t * KPI_{2022}}{KPI_t}$$

der t er året prisen stammer fra.

Systemprisene på strøm er justert med norsk KPI, gass- og kullprisene er justert med nederlandsk KPI, og kvoteprisene på CO₂ er justert med EU-KPI.

4.4.2 Sesongjustering

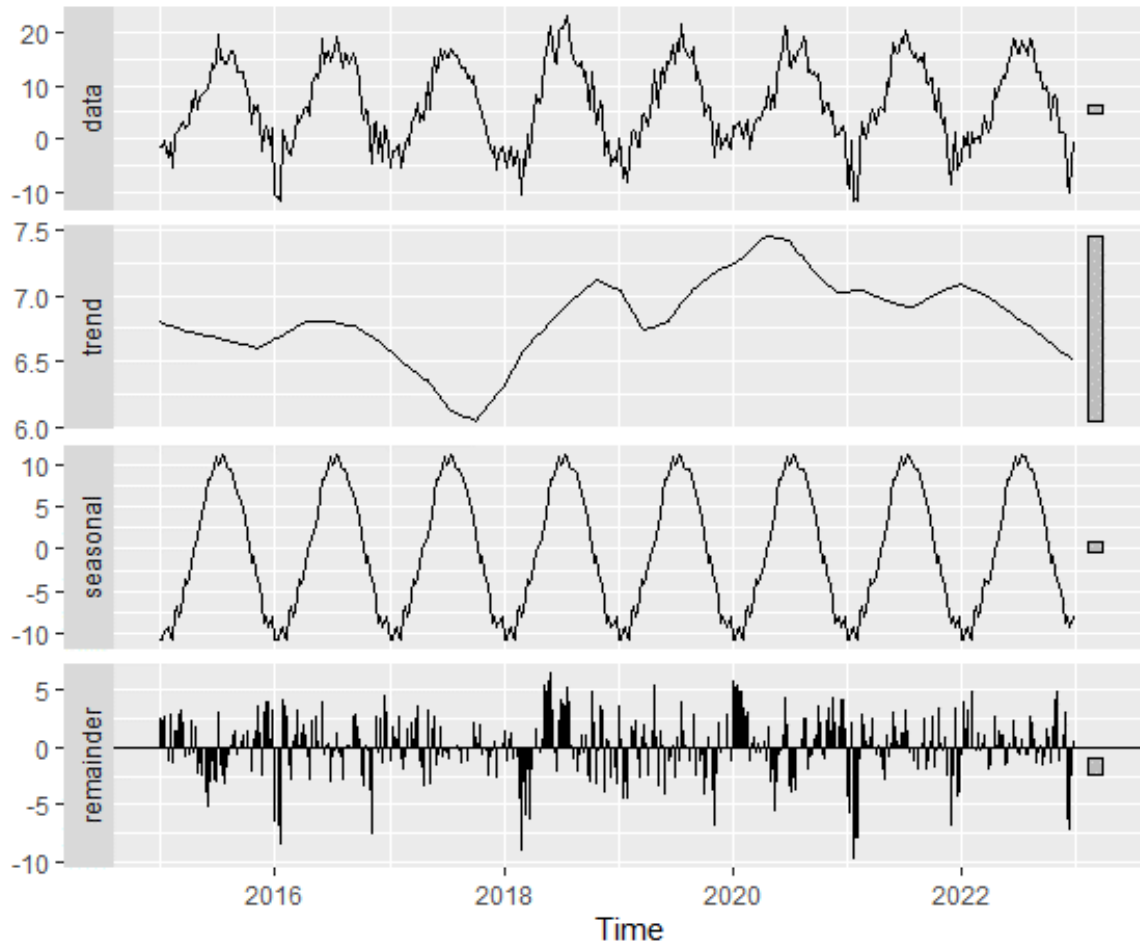
Sesongvariasjoner bryter med konseptet om svak avhengighet diskutert i 3.2, ettersom observasjonene i et år vil være sterkt korrelert med observasjonen i samme sesong neste år. Korrelasjonen mellom variablene går altså ikke mot null når distansen mellom dem øker. For min analyse betyr det at de variablene som utviser tydelig sesongvariasjon bør sesongjusteres.

Å velge om variabler skal sesongjusteres eller ikke innebærer en viss grad av skjønn. En manual fra det internasjonale pengefondet skriver: «En grunnleggende forutsetning for å anvende sesongjusteringsprosedyrer er at de bearbeidede seriene har klare og tilstrekkelig stabile sesongeffekter. Serier uten sesongeffekter, eller serier med sesongeffekter som ikke

er lette å identifisere fra den opprinnelige serien, bør ikke sesongjusteres.» (Lee, 2018)(min oversettelse). Videre skrives det i samme manual at det ikke finnes en unik løsning for å gjennomføre sesongjustering. Det medfører at jeg kun sesongjusterer de variablene jeg mener utviser sesongvariasjon, med bakgrunn i skjønn og visuell inspeksjon av dataene.

Tre variabler skiller seg ut, og utviser tydelig og stabil sesongvariasjon. Det er **fyllingsgrader, temperaturer, og vindkraftproduksjon i Danmark**. Disse er alle meteorologisk-relaterte variabler, og det er derfor naturlig at jeg observerer sesongvariasjon i disse.

Metoden jeg bruker i sesongjusteringen er en metode kalt «Seasonal and Trend decomposition using Loess», oftest referert til som STL, fremsatt av Cleveland et al. (1990). Metoden benytter seg av en lokal regresjonsmetode kalt «Loess», kombinert med glidende gjennomsnitt, for å identifisere trend og sesongkomponenter i en tidsserie. Ved å identifisere sesongkomponenten kan denne så fjernes fra serien. Metoden er noe kompleks, men kan enkelt utføres i R ved hjelp av funksjonen *stl*. STL åpner for at sesongvariasjonene kan variere fra år til år, avhengig av hvilke antakelser man har om utviklingen. Etersom jeg ser på meteorologiske data over en forholdsvis kort periode i meteorologisk perspektiv, velger jeg å definere sesongeffekten lik for hvert år i dekomponeringen. Jeg velger også å **fjerne uke 53 fra datasettet for alle variabler**, for å gi hvert år like mange observasjoner. Det gjør at jeg mister 2 observasjoner fra datasettet.



Figur 4.8: Dekomponert tidsserie, eksemplifisert med temperatur fra NO1

Figur 4.8 over viser hvordan dekomponeringen av temperatur fra prisregion NO1 ser ut. Legg merke til at delen «remainder» inneholder verdiene som ikke lar seg forklare av trend og sesongvariasjon. Visuelt kan man også se at trenden i serien ikke er definert som lineær over hele perioden, en eksplisitt egenskap ved STL-dekomponering som gjør det lettere å identifisere trenden.

5 Analyse

5.1 Testing for stasjonaritet

Alle variablene som skal inngå i analysen må testes for stasjonaritet. Dette gjør jeg ved å gjennomføre en ADF-test. Vi innfører ingen restriksjoner og lar dermed regresjonsligningen for testen inkludere både et konstantledd og en tidstrend. Denne versjonen av testen har mest restriktiv kritisk verdi, og jeg kan være ganske sikker på stasjonaritet hvis jeg kan forkaste nullhypotesen når testen gjennomføres på denne måten. Testingen gjennomføres i to omganger. Først beregnes AIC for opptil 15 lags i testen. Deretter gjennomføres ADF-testen med det antall lags som minimerer verdien av AIC.

5.1.1 Beregning av AIC

Jeg bruker en funksjon i R, `ur_df2` fra pakken `erer`, for å beregne AIC verdier for hver ADF-test for de ulike antallene lags. Jeg spesifiserer som nevnt ADF-testen med både konstantledd og tidstrend. Selve AIC verdien er ikke så viktig; jeg ønsker bare å finne det antallet lags for hver variabel som minimerer verdien. I tabell 5.1 rapporteres de beregnede AIC-verdiene for prisvariablene. Minimumsverdien er uthevet. En tabell med samtlige AIC-verdier finner i appendiksen.

Tabell 5.1: AIC-verdier fra ADF-testen for prisvariablene

Lags	Pris _{NO1}	Pris _{NO2}	Pris _{NO3}	Pris _{NO4}	Pris _{NO5}
0	71.340	59.130	274.260	139.890	59.740
1	70.090	58.940	274.170	122.020	57.720
2	71.080	60.250	275.820	124.110	58.730
3	65.140	55.740	277.230	122.550	53.010
4	63.160	52.420	278.910	124.130	51.030
5	65.000	53.650	280.520	126.500	52.900
6	59.130	48.180	280.950	128.530	48.020
7	47.310	39.800	283.120	130.830	34.780
8	46.810	38.330	283.880	132.590	34.880
9	44.060	37.380	284.760	130.120	30.450
10	43.530	37.400	286.840	127.600	30.820
11	42.370	34.340	287.460	130.180	29.280
12	44.930	37.180	289.570	128.810	32.030
13	47.820	40.160	291.900	127.180	34.800
14	50.480	42.270	293.960	127.550	37.600
15	53.070	45.150	295.740	130.060	40.420

Resultatene fra AIC-beregningene tilsier at jeg velger enten ganske få eller ganske mange lags.

5.1.2 ADF-testen

Jeg bruker resultatene fra AIC-beregningene til å velge antallet lags som skal inngå i ADF-testen for hver variabel. Resultatene av testen er presentert i tabell 5.2. Kritisk verdi er -3,42, definert på 5 % nivå for observasjoner (n) = 500.

Tabell 5.2: Resultater fra ADF-testen

Variabel	Stasjonaritet	P-verdi	T-verdi	Lags
$\ln \text{Pris}_{\text{NO1}}$	Ikke-stasjonær	0.673	-1.774	11
$\ln \text{Pris}_{\text{NO2}}$	Ikke-stasjonær	0.672	-1.775	11
$\ln \text{Pris}_{\text{NO3}}$	Stasjonær	0.01	-4.613	0
$\ln \text{Pris}_{\text{NO4}}$	Stasjonær	0.01	-4.8	1
$\ln \text{Pris}_{\text{NO5}}$	Ikke-stasjonær	0.676	-1.766	11
Fyllingsgrad _{NO1}	Ikke-stasjonær	0.197	-2.901	15
Fyllingsgrad _{NO2}	Ikke-stasjonær	0.574	-2.009	15
Fyllingsgrad _{NO3}	Ikke-stasjonær	0.227	-2.83	15
Fyllingsgrad _{NO4}	Ikke-stasjonær	0.572	-2.014	15
Fyllingsgrad _{NO5}	Ikke-stasjonær	0.386	-2.452	15
Temperatur _{NO1}	Stasjonær	0.01	-5.444	15
Temperatur _{NO2}	Stasjonær	0.01	-5.792	15
Temperatur _{NO3}	Stasjonær	0.01	-6.044	15
Temperatur _{NO4}	Stasjonær	0.01	-5.062	15
Temperatur _{NO5}	Stasjonær	0.01	-6.166	15
$\ln \text{EUR/NOK}$	Stasjonær	0.024	-3.7	1
$\ln \text{Gasspris}$	Ikke-stasjonær	0.673	-1.773	0
$\ln \text{Kullpris}$	Ikke-stasjonær	0.767	-1.552	2
$\ln \text{Kvotepris CO}_2$	Ikke-stasjonær	0.418	-2.377	1
$\ln \text{Vindkraftproduksjon}_{\text{DK}}$	Stasjonær	0.01	-4.076	15
$\ln \text{Vindkraftproduksjon}_{\text{SE1}}$	Stasjonær	0.01	-4.765	14

ADF-testen viser at mange av tidsseriene allerede er stasjonære. Ikke-stasjonaritet finnes i hovedsak hos i prisvariablene, i tillegg til de sesongjusterte fyllingsgradene.

5.1.3 Omforming til stasjonære serier

For noen av variablene forkastes ikke nullhypotesen om enhetsrot. Disse må derfor omformes for å brukes i analysen. Prosesser med enhetsrot kan gjøres stasjonær ved å differensiere serien en gang. Det gjøres for de ikke-stasjonære seriene ovenfor, og jeg foretar så en ny ADF-test på de differensierte variablene for å dobbeltsjekke at de nå er stasjonære.

Tabell 5.3: Resultater fra ADF-testen på differensierte serier

Variabel	Stasjonaritet	P-verdi	T-verdi	Lags
$\ln \text{Pris}_{\text{NO1}}$	Stasjonær	0.01	-7.577	11
$\ln \text{Pris}_{\text{NO2}}$	Stasjonær	0.01	-7.487	11
$\ln \text{Pris}_{\text{NO5}}$	Stasjonær	0.01	-7.556	11
$\ln \text{Gasspris}$	Stasjonær	0.01	-19.18	0
$\ln \text{Kullpris}$	Stasjonær	0.01	-12.782	2
$\ln \text{Kvotepris CO}_2$	Stasjonær	0.01	-13.792	1
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO1}}$	Stasjonær	0.01	-7.092	15
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO2}}$	Stasjonær	0.01	-5.554	15
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO3}}$	Stasjonær	0.01	-7.532	15
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO4}}$	Stasjonær	0.01	-5.481	15
$\text{Fyllingsgrad}_{\text{NO5}}$	Stasjonær	0.01	-6.481	15

Etter differensieringen forkaster ADF-testen nullhypotesen om enhetsrot, og jeg kan si at tidsseriene er stasjonære.

5.2 Spesifisering av modellen

Jeg kan nå begynne å spesifisere modellen som skal brukes i analysen. Som nevnt innledningsvis benyttes en multippel regresjonsmodell basert på OLS. Den generelle modellen kan skrives som:

$$\begin{aligned}
 Pr_{i,t} = & \alpha + \beta_1 Fyllingsgrad_{i,t} + \beta_2 Temperatur_{i,t} + \beta_3 Gasspris_t \\
 & + \beta_4 Kullpris_t + \beta_5 CO_2kvotepris_t + \beta_6 Vekslingskurs_{EUR/NOK}_t \\
 & + \beta_7 Vindkraftproduksjon_{DK,t} + \beta_8 Vindkraftproduksjon_{SE1,t} \\
 & + \epsilon_{i,t}
 \end{aligned} \tag{5.1}$$

der i er prisregionen og t er tid.

Videre ønsker jeg å bruke logaritmisk form av variablene der det er mulig, slik at disse kan tolkes som prosenter. Fyllingsgrad og temperatur inneholder negative verdier, og jeg bruker derfor ikke logaritmisk form av disse. Vindkraftproduksjon i Danmark har én uke med negativ verdi – alle observasjonene fjernes for denne uken. I tillegg vil jeg inkludere et sett med dummyvariabler som lagt frem tidligere.

$$NordLink_t = \begin{cases} 1 & \text{hvis NordLink var operativ i perioden} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$NorthSeaLink_t = \begin{cases} 1 & \text{hvis North Sea Link var operativ i perioden} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Ukraina_t = \begin{cases} 1 & \text{for perioden etter invasjonen av Ukraina} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$Ringhals4_t = \begin{cases} 1 & \text{for perioden etter stengingen av Ringhals 4} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

$$TempEkstrem_{i,t} = \begin{cases} 1 & \text{for temperatur} > 19^{\circ}\text{C eller} < 4.5^{\circ}\text{C} \\ 0 & \text{ellers} \end{cases}$$

Den utvidede modellen er:

$$\begin{aligned} \log Pris_{i,t} = & \alpha + \beta_1 Fyllingsgrad_{i,t} + \beta_2 Temperatur_{i,t} + \beta_3 \log Gasspris_t \\ & + \beta_4 \log Kullpris_t + \beta_5 \log CO_2kvotepris_t + \beta_6 \log Vekslingskurs_{EUR/NOK}_t \\ & + \beta_7 \log Vindkraftproduksjon_{DK,t} + \beta_7 \log Vindkraftproduksjon_{SE1,t} \\ & + \delta_1 NordLink_t + \delta_2 NorthSeaLink_t + \delta_3 Ukraina_t + \delta_4 Ringhals4_t \\ & + \delta_5 TempEkstrem_{i,t} \\ & + \epsilon_{i,t} \end{aligned} \tag{5.2}$$

Det neste steget er å inkludere de differensierte seriene. Etersom disse ikke er like for hver prisregion, vil modelleringen bli noe ulik mellom regionene. Det gir:

$$\log Pris_{i,t} \Rightarrow \begin{cases} \Delta \log Pris_{NO1,t} \\ \Delta \log Pris_{NO2,t} \\ \log Pris_{NO3,t} \\ \log Pris_{NO4,t} \\ \Delta \log Pris_{NO5,t} \end{cases}$$

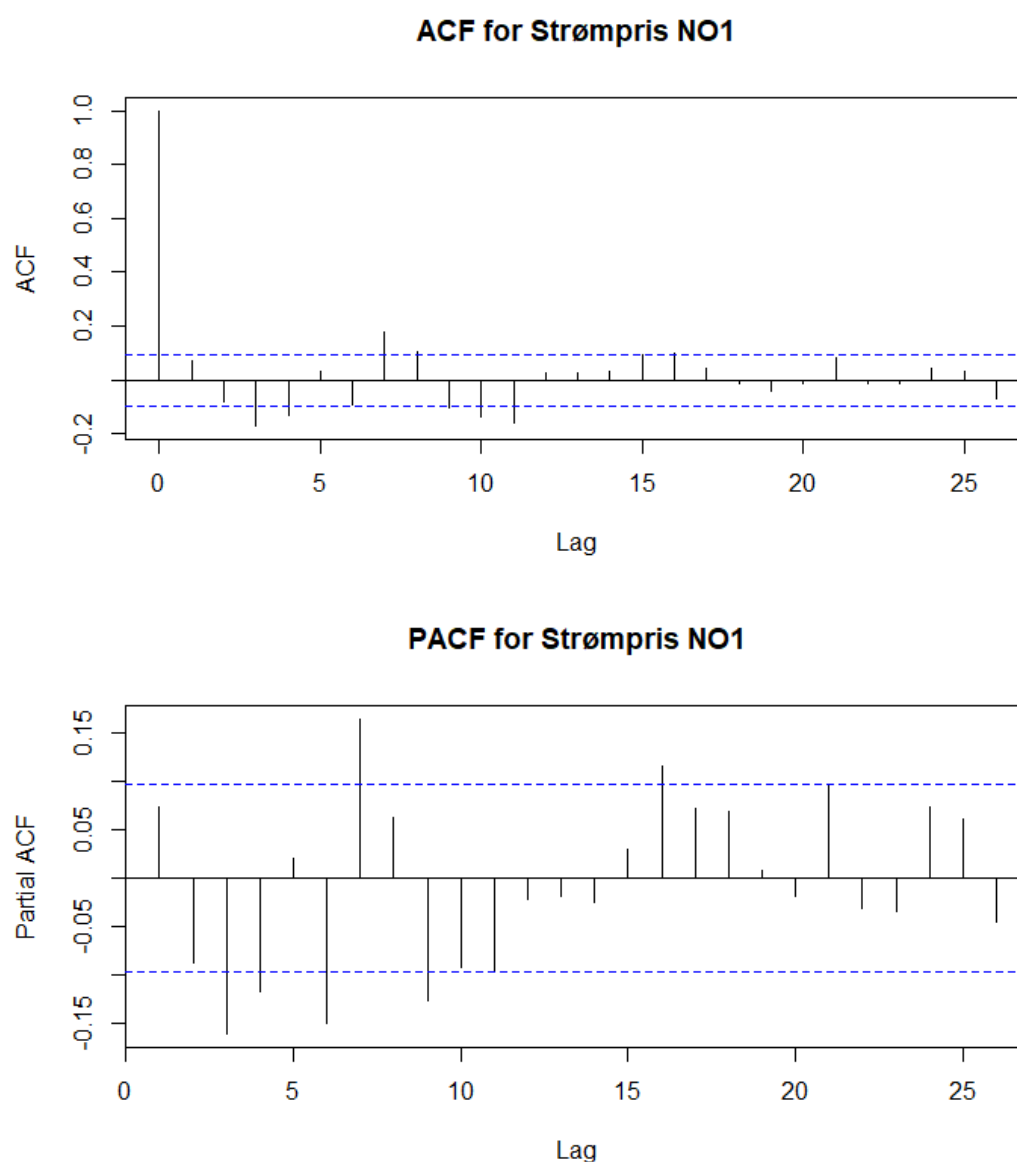
$$Fyllingsgrad_{i,t} \Rightarrow \Delta Fyllingsgrad_{i,t}$$

I tillegg til følgende prisvariabler som er like for hver modell:

$$\begin{aligned} \log Gasspris_t & \Rightarrow \Delta \log Gasspris_t \\ \log Kullpris_t & \Rightarrow \Delta \log Kullpris_t \\ \log Kvotepris_{CO_2t} & \Rightarrow \Delta \log Kvotepris_{CO_2t} \end{aligned}$$

Bemerk at differensieringen av variablene er gjort etter at de er satt på logaritmisk form. Det betyr for eksempel at $\Delta \log Pris_{NO1,t} = \log Pris_{NO1,t} - \log Pris_{NO1,t-1}$.

Jeg fortsetter modifiseringen av modellen. Nå introduserer jeg en tidstrend, for å fange opp eventuelle endringer drevet av tiden, definert som $\gamma_1 t$. I tillegg genererer jeg ACF og PACF plot for å bestemme om det er nødvendig å inkludere lags av prisvariablene i regresjonen, som nevnt i del 3.4. Dette gjøres nødvendigvis på de modifiserte variablene. Under vises ACF og PACF for $\Delta \log Pris_{NO1,t}$:



Figur 5.1: ACF og PACF for Δ strømpris NO1

ACF er brukbart sinusformet, og PACF indikerer signifikant autokorrelasjon i lags 3, 4, 6, 7, 9 og 16. For å endelig bestemme hvilke lags jeg skal inkludere i modellen, kan AIC-verdien for modellene for hvert utvalg lags bestemmes.

Tabell 5.4: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO1-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (3,4,6,7,9,16)	-32.252
Lag (3,4,6,7,9)	-36.636
Lag (3,4,6,7)	-37.279
Lag (3,4,6)	-27.508
Lag (3,4)	-21.600
Lag (3)	-16.493
Ingen	-0.251

AIC-verdiene viser at for $\Delta \log Pris_{NO1,t}$ er det optimalt å inkludere lags 3, 4, 6 og 7. Denne analysen gjøres for modellene for hver prisregion. ACF og PACF plot, samt AIC-verdier for modeller med lags finnes i appendiks.

Den ferdige modellen, eksemplifisert for prisområde NO1, vises under. Forskjellen mellom modellene fra hver prisregion er antallet lags av strømprisen og om strømprisen er differensiert eller ikke.

$$\begin{aligned}
\log Pris_{NO1,t} = & \alpha + \gamma_1 t + \Delta \log Pris_{NO1,t-3} + \Delta \log Pris_{NO1,t-4} \\
& + \Delta \log Pris_{NO1,t-6} + \Delta \log Pris_{NO1,t-7} \\
& + \beta_1 \Delta Fyllingsgrad_{NO1,t} + \beta_2 Temperatur_{NO1,t} + \beta_3 \Delta \log Gasspris_t \\
& + \beta_4 \Delta \log Kullpris_t + \beta_5 \Delta \log CO_2kvotepri_s_t + \beta_6 \log Vekslingskurs_{EUR/NOK}_t \\
& + \beta_7 \log Vindkraftproduksjon_{DK,t} + \beta_7 \log Vindkraftproduksjon_{SE1,t} \\
& + \delta_1 NordLink_t + \delta_2 NorthSeaLink_t + \delta_3 Ukraina_t + \delta_4 Ringhals4_t \\
& + \delta_5 TempEkstrem_{NO1,t} \\
& + \epsilon_{NO1,t}
\end{aligned} \tag{5.3}$$

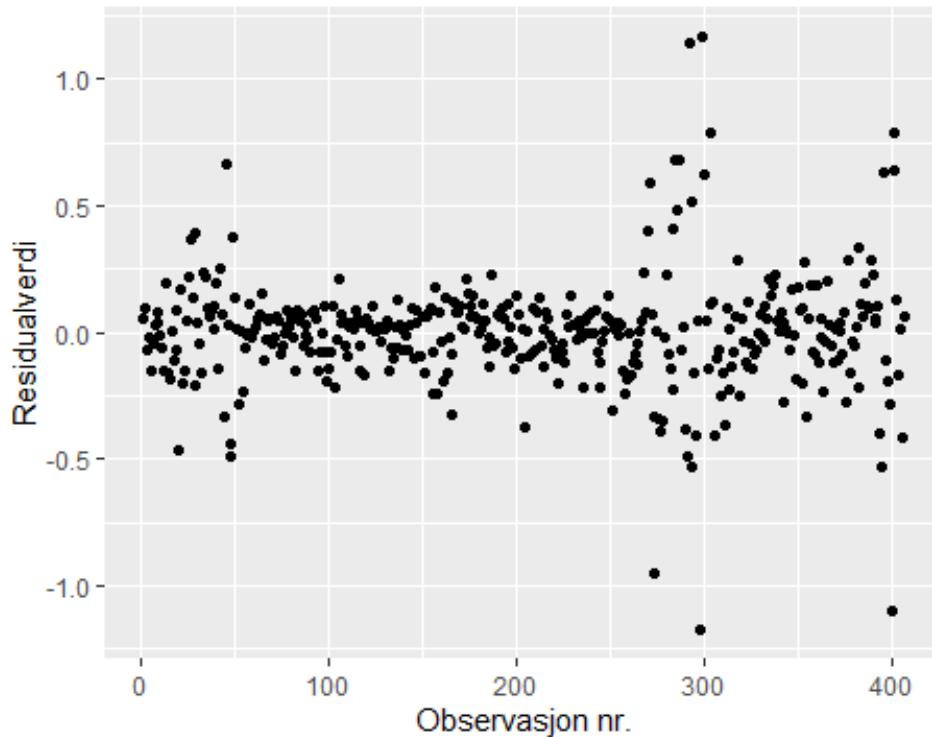
5.3 Evaluering av modell

Før jeg rapporterer resultatene av modelleringen ønsker jeg å foreta en diagnostisering av modellen, for å avgjøre om forutsetningene for bruk av OLS i regresjonen er oppfylt, i henhold til diskusjonen i del 3.3.

Linearitet er implisitt i den modellen jeg velger, og må bare antas. Variablene har heller ingen perfekt multikollinearitet, så denne antakelsen er også oppfylt.

Jeg antar også at kravet om svak eksogenitet i variablene er oppfylt. Det er ikke en helt uproblematisk antakelse. Ta fyllingsgraden som et eksempel. Til en viss grad har vannkraftverkene muligheten til å styre denne ut fra markedsprisen på strøm. Det betyr at de kan holde igjen vann når prisen er lav, og produsere når prisen er høy, slik at prisen kan påvirke fyllingsgraden. Et lignende argument kan brukes om for eksempel gassprisen. Hvis strømprisen går opp, kan man tenke seg at betalingsviljen for naturgass øker, og dermed også prisen. Jeg velger her å se bort fra disse problemene, men de er absolutt relevante.

For å teste for heteroskedastitet er det ofte enklest å begynne med å plotte residualene, og se etter en åpenbar tendens til at variansen endrer seg over tid. Residualene fra modellen for prisområde NO1 er plottet under i figur 5.2. Man ser at det er en tendens til at variansen er større mot slutten av perioden enn i begynnelsen, men plottet gir ingen entydig tolkning.



Figur 5.2: Residualer fra NO1-modellen

For å formelt teste om residualene er heteroskedastiske kan man gjennomføre en Breusch-Pagan test, definert av T.S. Breusch og A.R. Pagan. Denne testen baserer seg på å modellere residualene som en lineær funksjon av de uavhengige variablene, og teste om koeffisientene er statistisk forskjellig fra 0. Hvis dette kan bekreftes, sier testen at man har heteroskedastitet (Breusch og Pagan, 1979). Nullhypotesen er homoskedastitet. Jeg kjører testen på modellene fra hver prisregion. Resultatene vises i tabell 5.5.

Modell	Test-statistikk	P-verdi
NO1	84.919	1.165e-10
NO2	71.153	2.881e-08
NO3	79.059	1.037e-10
NO4	71.515	5.141e-08
NO5	78.805	2.985e-09

Tabell 5.5: Resultater fra Breusch-Pagan test

P-verdien for samtlige modeller er tilnærmet null, og jeg forkaster dermed nullhypotesen om homoskedastitet, og slår fast at samtlige modeller har problemer med heteroskedastitet. For å løse dette problemer kan det benyttes det som kalles «heteroskedastitet-robuste

standardfeil», eller bare robuste standardfeil, i henhold til White (1980). Før denne avgjørelsen tas må det først sjekkes for autokorrelasjon, slik at man eventuelt kan benytte standardfeil som er robust under både heteroskedastitet og autokorrelasjon.

Jeg fortsetter diagnostiseringen og tester for autokorrelasjon i residualene for hver modell. Med bakgrunn i diskusjonen om tester for autokorrelasjon i del 3.3.5 benytter jeg en Breusch-Godfrey test til dette. Testen er gyldig under både homo- og heteroskedastitet, så funnene om heteroskedastitet er uproblematisk enn så lenge. Nullhypotesen er fravær av autokorrelasjon opp til et spesifisert lag p , i alle lags 1 t.o.m. p . Spesifikasjonen av p er ikke uproblematisk, da teststatistikken øker med p og vil påvirke resultatet av testen. Dessverre finnes det ingen generelt akseptert metode for valg av p . Jeg velger derfor å la statistikkprogrammet gjøre valget for meg, gjennom bruk av funksjonen *checkresiduals* i R, utviklet av Rob J. Hyndman tidligere referert til i denne oppgaven. Resultatene fra testen vises i 5.6.

Modell	LM-verdi	P-verdi
NO1	114.52	0.008429
NO2	120.03	0.003175
NO3	160.05	8.056e-07
NO4	122.75	0.001909
NO5	117.16	0.005334

Tabell 5.6: Resultater fra Breusch-Godfrey test

Det er problemer med autokorrelasjon i alle modellene. Ettersom residualene også utviser heteroskedastitet, er det nødvendig å ta i bruk HAC-standardfeil, «heteroskedacity and autocorrelation consistent standard errors». Disse implementeres i R, og baserer seg på metoden definert av Andrews (1991).

6 Resultater og diskusjon

På neste side presenterer tabell 6.1 resultatene fra modelleringen. Residualene fra samtlige modeller er blitt testet for stasjonaritet, for å forhindre analyse av tilfeldig regresjon. Alle modellene utviser stasjonaritet i residualene, og jeg kan fortsette. Jeg anser en variabel som statistisk signifikant hvis den er signifikant på 5 % nivå. I tabellen er det variablene med 2 og 3 stjerner bak. Det bemerkes at bruken av HAC-standardfeil har gjort at ikke alle lags av strømprisen lengre er signifikante.

Øverst i tabellen listes avhengig variabel, som indikerer hvilken modell resultatene stammer fra. Man ser modellene fra NO1-NO5, fra venstre mot høyre. For hver variabel i tabellen er verdien på koeffisienten uttrykt øverst. Under følger standardavviket i parentes.

6.1 Hovedresultater

Tabell 6.1: Hovedtabell

	<i>Avhengig variabel:</i>				
	$\Delta \ln \text{Pris}_{\text{NO1}}$	$\Delta \ln \text{Pris}_{\text{NO2}}$	$\ln \text{Pris}_{\text{NO3}}$	$\ln \text{Pris}_{\text{NO4}}$	$\Delta \ln \text{Pris}_{\text{NO5}}$
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Pris _{t-1}			0.785*** (0.036)	1.008*** (0.075)	
Pris _{t-2}				-0.249*** (0.083)	
Pris _{t-3}	-0.214*** (0.052)	-0.215*** (0.058)			-0.238*** (0.054)
Pris _{t-4}	-0.111* (0.064)	-0.157** (0.067)		0.094* (0.054)	-0.137** (0.058)
Pris _{t-6}	-0.118 (0.088)	-0.133 (0.096)			-0.138 (0.094)
Pris _{t-7}	0.160* (0.097)	0.122 (0.099)			0.140 (0.089)
Pris _{t-9}					-0.103* (0.061)
Pris _{t-10}				-0.121** (0.053)	
Pris _{t-11}				0.158*** (0.047)	
Trend	0.001*** (0.0003)	0.001** (0.0002)	0.002*** (0.0004)	0.001* (0.0004)	0.001*** (0.0003)
$\Delta \text{Fyllingsgrad}$	-0.024*** (0.005)	-0.040*** (0.007)	-0.048*** (0.007)	-0.049*** (0.015)	-0.035*** (0.007)
Temperatur	-0.014*** (0.005)	-0.014** (0.006)	-0.006 (0.006)	-0.016* (0.008)	-0.009* (0.005)
$\ln \text{EUR}/\text{NOK}$	-0.423 (0.393)	-0.333 (0.382)	-3.268*** (0.665)	-1.362** (0.582)	-0.393 (0.383)

$\Delta \ln \text{Gasspris}$	0.602*** (0.211)	0.468** (0.198)	0.125 (0.164)	0.381*** (0.115)	0.483** (0.203)
$\Delta \ln \text{Kullpris}$	0.174 (0.288)	0.224 (0.255)	0.224 (0.298)	-0.040 (0.256)	0.201 (0.258)
$\Delta \ln \text{Pris CO}_2$	-0.008 (0.165)	0.024 (0.155)	0.196 (0.265)	-0.095 (0.260)	0.113 (0.167)
$\ln \text{Vindkraft}_{\text{DK}}$	-0.162*** (0.029)	-0.142*** (0.028)	-0.155*** (0.037)	-0.073* (0.043)	-0.137*** (0.029)
$\ln \text{Vindkraft}_{\text{SE1}}$	-0.043* (0.023)	-0.031 (0.022)	-0.104*** (0.026)	-0.090*** (0.031)	-0.044** (0.022)
D_{NordLink}	-0.021 (0.053)	-0.025 (0.055)	0.001 (0.049)	0.041 (0.050)	-0.004 (0.052)
$D_{\text{NorthSeaLink}}$	0.023 (0.048)	0.051 (0.051)	-0.148 (0.114)	-0.123 (0.108)	0.038 (0.052)
D_{Ukraina}	-0.051 (0.049)	-0.044 (0.051)	-0.304* (0.156)	-0.210 (0.132)	-0.046 (0.051)
$D_{\text{Ringhals4}}$	0.025 (0.096)	-0.011 (0.092)	0.523*** (0.186)	0.409** (0.159)	-0.004 (0.094)
$D_{\text{EkstremTemp}}$	0.036 (0.024)	-0.002 (0.022)	0.092*** (0.029)	0.072*** (0.027)	0.042* (0.025)
Konstantledd	2.994*** (0.967)	2.538*** (0.940)	10.284*** (1.685)	4.823*** (1.539)	2.658*** (0.992)
Observasjoner	407	407	413	403	405
R^2	0.345	0.329	0.873	0.909	0.349
Justert R^2	0.314	0.297	0.868	0.904	0.317

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Trendvariabelen er signifikant for alle modellene, bortsett fra modellen for NO₄. Grunnet avrunding vises ikke eksakte verdier; disse varierer fra 0,0005329 i NO₂-modellen til 0,002097 i NO₃-modellen. Med ukentlige observasjoner impliserer det at for hver uke vi går fremover i tid, stiger prisen med denne verdien i prosent. Det er altså den ukentlige prisstigningen over analyseperioden. På årlig basis innebærer det en prisstigning på 3,63 % i NO₁-modellen, 2,81 % i NO₂-modellen, 11,51 % i NO₃ modellen, og 3,13 % i NO₅ modellen, alt annet likt.

Temperaturvariabelen er signifikant for NO₁- og NO₂-modellene, og er negativ. Det betyr at økt temperatur reduserer prisen. Tallene fra regresjonen representerer den prosentmessige endringen i strømpris ved 1 grad økt temperatur. Effekten på strømprisen av 1 grad økning i temperaturen er -0,014 % i både NO₁- og NO₂-modellen.

Fyllingsgraden har en signifikant sammenheng med strømprisen i samtlige modeller. Koeffisienten er negativ, som betyr at økt fyllingsgrad reduserer prisen i alle regionene. Effekten er størst i NO₃ og NO₄-regionene, der 1 prosentpoeng økt fyllingsgrad fører til henholdsvis 0,048 og 0,049 % reduksjon i strømprisen. I de andre regionene varierer effekten mellom -0,024 % og -0,04 %.

Vekslingskursen er signifikant for to av modellene, NO₃ og NO₄, og forholdet er negativt. Tallene representerer effektene av 1 % økning i vekslingskursen, altså en skjerping av euroen mot kronen. Effekten av 1 % økning i vekslingskursen gir en reduksjon i strømprisen på -3,268 % i NO₃-regionen og -1,362 % i NO₄-regionen. Dette er overraskende og vil bli drøftet i diskusjonen.

Sammenhengen mellom naturgassprisen og strømprisen er signifikant positiv i fire av modellene. Tallene representerer effekten på strømprisen av 1 % økning i naturgassprisen. Effekten er ganske jevn mellom modellene, og varierer fra 0,381 % økning i NO₄-modellen til 0,602 % i NO₁-modellen.

Vindkraftproduksjon i Danmark er signifikant i alle modellene bortsett fra NO₄-modellen, og er negativ. Tallene representerer effekten av en 1 % økning i vindkraftproduksjonen i Danmark. Også her er effektene forholdsvis jevne mellom modellene. Priseffekten varierer fra -0,142 % for NO₂-modellen til -0,162 % for NO₁-modellen.

Vindkraftproduksjon i Nord-Sverige er signifikant i tre av modellene, NO₃-NO₅. Effekten

er negativ, og tallene viser effekten av 1 % økning i vindkraftproduksjonen i Nord-Sverige. Denne effekten varierer fra -0,044 % i NO5-modellen, til -0,104 % i NO3-modellen, slik at påvirkningen er noe lavere enn effekten av dansk vindkraftproduksjon.

Dummyvariabelen for nedstengingen av Ringhals 4 er signifikant i NO3- og NO4-modellene. Resultatene viser at nedstengingen førte til en økning i strømprisen på henholdsvis 0,523 % og 0,409 % for NO3- og NO4-regionene. Dummyvariabelen for «ekstrem» temperatur, altså temperatur over 19 og under 4,5 grader, er signifikant positiv i NO3- og NO4-modellene. Man ser at disse temperaturene er assosiert med en økning i prisen på henholdsvis 0,092 % og 0,072 % for NO3- og NO4-regionene.

Forklaringsgraden varierer kraftig mellom modellene. NO3- og NO4-modellene har begge en justert R^2 på rundt 90 %, mens de andre modellene ligger rundt 30 %.

6.2 Diskusjon av funn

Naturgassprisen utpeker seg som den største driveren av norske strømpriser. Alle regionene utenom NO3 utviser en signifikant positiv sammenheng mellom gass- og strømprisen, og effekten er relativt stor. I NO1-regionen observerer jeg at 1 % økning i naturgassprisen fører til ca. 0,6 % økning i strømprisen alt annet likt. De andre regionene observerer lignende effekter på mellom 0,38 og 0,48 prosent. Det impliserer at det norske markedet er ganske integrert med det europeiske markedet, og at prisøkninger i gassprisen i stor grad overføres til norske konsumenter. At jeg observerer en signifikant effekt i NO4-regionen, men ikke i NO3-regionen, er noe overraskende. Siden NO4-regionen ligger lengre unna det europeiske markedet enn NO3-regionen, og derfor har større flaskehals på overføringer, skulle man anta at det var større sannsynlighet for å finne en signifikant sammenheng i NO3-regionen.

I likhet med gassprisen observerer jeg en signifikant sammenheng mellom vindkraftproduksjonen i Danmark og strømprisen i alle regionene utenom NO4. Effekten er noe mindre, med høyeste observerte effekt i NO1-regionen på ca. 0,162 % reduksjon i strømprisen ved 1 % økt vindkraftproduksjon i Danmark. At man ser den største effekten i NO1-regionen er som forventet, ettersom denne har direkte forbindelser til Danmark og derfor sannsynligvis er den prisregionen som er mest integrert med det danske strømmettet. At jeg ikke observerer noen effekt i NO4-regionen skyldes nok mye geografisk avstand.

At modellene viser en signifikant negativ sammenheng mellom vindkraftproduksjonen i Nord-Sverige og strømprisen i NO3- og NO4-regionene er ikke uventet. På grunn av flaskehalsen i strømmnettverket er det naturlig at en stor del av produksjonen brukes innen et mindre geografisk område, og dermed presses prisen også ned ved økt produksjon av vindkraft. Noe mer overraskende er man også ser en signifikant sammenheng mellom vindkraftproduksjonen i Nord-Sverige og prisen i NO5-regionen. Det er mulig at det er en del kompleksiteter i kraftoverføringene mellom prisregionene både nasjonalt og i resten av Skandinavia som gjør det vanskelig å entydig identifisere hvorfor denne sammenhengen oppstår. Jeg bemerker meg uansett dette som en kuriositet.

Fyllingsgraden utpeker seg som den eneste variabelen som er signifikant for alle modellene. Siden man vet at Norge nesten utelukkende produserer strøm fra vannkraft, er dette ikke uventet. Effekten er størst i NO3- og NO4-regionene, som potensielt kan skyldes lavere befolkning og dermed større marginal effekt av økt fyllingsgrad på prisen.

Jeg observerer en ganske jevn årlig prisstigning på rundt 3% i NO1, NO2, og NO5 regionene, mens NO3-regionen skiller seg ut med en årlig prisstigning på rundt 11%. Dette er prisstigningen etter at de andre variablene er kontrollert for. Siden jeg i NO3-regionen ikke finner noen signifikant sammenheng mellom naturgassprisen og strømprisen, vil en større del av prisstigningen tilskrives tidstrenden. Sannsynligvis skyldes det også at strømprisen i NO3-regionen presses opp over tid på grunn av økte priser i naboregionene, og overføringer til disse.

Jeg observerer en signifikant negativ sammenheng mellom temperaturen og strømprisen i modellene for NO1- og NO2-regionene. Effekten er ganske beskjedne; begge regionene opplever en reduksjon i strømprisen på 0,014 % ved 1 grad økt temperatur. At denne effekten ikke observeres i de andre regionene, er noe uventet. Det er mulig at de andre regionene i større grad benytter alternative oppvarmingskilder, som vedfyring og fjernvarme, til å dekke oppvarmingsbehovet, og derfor ikke øker etterspørselen etter strøm like sterkt ved redusert temperatur. Jeg har prøvd å finne data på dette, uten hell. I tillegg observerer jeg en signifikant sammenheng i NO3- og NO4-regionene mellom strømprisen og temperaturer over 19 og under 4,5 grader. At jeg bare observerer en signifikant effekt på denne dummyen for de to nordligste regionene skyldes sannsynligvis at disse opplever mer ekstreme temperaturer enn resten av landet, og at dette i større grad påvirker prisen her.

At jeg ser en sammenheng mellom ekstreme temperaturer, men ikke temperaturvariabelen som helhet, i NO₃ og NO₄ regionene kan kanskje virke merkelig. Det skyldes sannsynligvis at temperaturen bare påvirker strømprisen når den er svært høy eller svært lav, og ikke har noen påvirkning i disse regionene ellers. Derfor finner modellen ingen signifikant sammenheng når man ser på hele spennet med temperaturer.

Den signifikante sammenhengen mellom valutakursen og strømprisen er verdt å merke seg. Teorien bak denne effekten er at norske produsenter og strømselskaper i Norge kan velge å handle på NordPool i norske kroner. Det medfører at et konstant kronebeløp vil gi et skiftende beløp i euro ettersom valutakursen endres. Som en konsekvens av dette vil en svekkelse av kronen resultere i redusert strømpris målt i euro ved konstante bud i norske kroner. Problemet med denne argumentasjonen er størrelsesorden på effekten jeg finner i min regresjon. For eksempel ser man i NO₃-regionen en signifikant negativ sammenheng, der 1 % svekkelse av kronen fører til rundt 3,2 % reduksjon i strømprisen målt i euro. Det skal ikke være mulig. Selv om alle aktørene i NO₃-regionen rapporterte sine bud i norske kroner, skulle den maksimale effekten vært at 1 % svekkelse av kronen førte til 1 % reduksjon i strømprisen. Sannsynligvis er det andre makroøkonomiske faktorer som resulterer i den sterke valutaeffekten jeg ser i modellen, og som fanges opp av variabelen for valutakurs. Det kan for eksempel være lav rente som driver ned valutakursen og prisen samtidig.

Det kan virke overraskende at jeg for ingen av modellene finner noen signifikant sammenheng mellom de to utenlandskablene og strømprisen. Det er viktig å bemerke at jeg ser på effekten av kablene etter at de andre variablene er kontrollert for. På grunn av dette er det ikke sikkert modellen klarer å isolere påvirkningen på prisen som har oppstått som konsekvens av større integrering med det europeiske markedet. For eksempel vil både vindkraftproduksjon i Danmark og gassprisen kunne fange opp mye av denne effekten, selv om priseffekten potensielt skyldes økt integrasjon. Det er en sjanse for at påvirkningen av slike faktorer har blitt større etter byggingen av kablene, men i min lineære modell er dette ikke mulig å avdekke. Forskning med sikte på å modellere forholdene før og etter byggingen av kablene vil bedre kunne avdekke disse forholdet, men har ikke vært fokuset i denne oppgaven.

Uavhengig av argumentasjonen over er det ingenting i min modellering som tyder på at

de nye utenlandskablene isolert sett har bidratt til å øke prisene.

Det er mulig at de eksisterende forbindelsene fra Norge til utlandet, for eksempel til Danmark og Sverige, allerede i stor grad har integrert det norske markedet med det europeiske markedet. Allerede før de nye kablene ble tatt i bruk hadde Norge en overføringskapasitet på rundt 6000 MW til utlandet (Hofstad et al., 2022), og høy eksport. Eksempelvis lå totaleksporten på rundt 22 TWh i 2015 og 2016, sammenlignet med rundt 26 TWh i 2022, etter åpningen av begge kablene (Statistisk Sentralbyrå, 2023). Det indikerer at det norske markedet var integrert med det europeiske også før åpningen av NordLink og North Sea Link, og at disse derfor ikke har hatt den store påvirkningen på strømprisen som mange tror.

Det er også mulig sammenhengen mellom strømprisen og utenlandskablene er mer komplisert enn den enkle modelleringen jeg har foretatt meg i denne oppgaven, og at modeller som inkluderer eksempelvis endogene faktorer bedre kan fange opp denne sammenhengen.

6.3 Begrensninger og forbehold

En svakhet ved analysen i denne oppgaven er differensieringen som er gjort på noen av variablene. Informasjonstapet fra differensiering kan være betydelig, og det fremkommer når man sammenligner forklaringskraften fra modellene med udifferensiert avhengig variabel, og modellene med differensiert avhengig variabel. Teknikker som tillater bruk av ikke-stasjonære serier, eksempelvis VAR- og VECM-modeller, vil derfor potensielt kunne gjøre en bedre jobb med å beskrive den virkelige modellen. Denne typen modeller åpner også for inkludering av endogene variabler i analysen, som vil kunne forbedre modelleringen ytterligere.

Det er sannsynlig at de uavhengige variablenes påvirkning på strømprisen endrer seg ved både verdien på disse og verdien på strømprisen. Det er til en viss grad tatt hensyn til dette ved bruk av dummyvariabelen for ekstremtemperatur, men et slikt forhold kan også finnes i de andre variablene. Bruk av en kvantil regresjonsmodell, som inkluderer denne endringen i modellen, vil ha potensiale for å bedre kunne modellere sammenhengene i de ulike kvantilene for variablene.

Mange av de statistiske testene foretatt i denne oppgaven, eksempelvis ADF-testen, er svært sensitive til spesifikasjonen av testen. Valg av lags og parametere i testen kan og vil gi andre resultater enn de som er fremsatt i denne oppgaven. Selv om jeg mener de forutsetninger som er tatt er korrekte, finnes det sannsynligvis gode argumenter for å foreta testingen på en annen måte. Det vil føre til nye resultater i testene, og potensielt andre konklusjoner enn de som fattes i denne oppgaven.

7 Konklusjon

Denne oppgaven forsøker å komme med et empirisk bidrag til den pågående debatten om strømprisene i Norge. Formålet har vært å identifisere de eksogene faktorer som spiller inn på strømprisen i Norge, og kvantifisere disse. Dette formålet har i stor grad blitt realisert. Analysen identifiserer mange forventede sammenhenger i kraftmarkedet, og noen uventede.

- Fyllingsgraden utpeker seg som en viktig faktor i alle prisregioner, og økt fyllingsgrad reduserer prisen.
- Naturgassprisen er den største enkeltfaktoren i 4 av 5 prisregioner, og påvirker prisen i stor grad.
- Økt vindkraftproduksjon i Danmark og Nord-Sverige driver ned prisen i ulike regioner, men alle regionene er påvirket av en av disse. De to sørligste prisregionene er ikke påvirket av nord-svensk produksjon, mens den nordligste prisregionen ikke er påvirket av dansk produksjon.
- Sammenhengen mellom temperatur og pris er bare signifikant i to av regionene, og effekten er liten.
- Jeg finner ingen signifikant prispåvirkning av NordLink og North Sea Link etter at de andre variablene er kontrollert for.

Usikkerheten og debatten rundt norske strømpriser vil fortsette i årene fremover. Det norske markedet er allerede i stor grad integrert med det europeiske, og det vil være vanskelig å ikke påvirkes av hva som skjer i Europa fremover. Beslutningstakere bør basere sine løsninger på korrekt informasjon og riktige antakelser om sammenhengene i kraftmarkedet, samt være klar over at disse sammenhengene varierer mellom de ulike prisregionene. Hovedbidraget til denne oppgaven er å formidle denne informasjonen.

Referanser

- Andrews, D. W. (1991). Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, sider 817–858.
- Argus/McCloskey (u.å.). Hentet 21. mars 2023, fra: <https://www.argusmedia.com/en/methodology/key-prices/api-2-coal>.
- Askheim, L. O. (2019). Hentet 8. mars 2023, fra: http://snl.no/Nord_Pool.
- BP (2022). Bp statistical review of world energy. Report, British Petroleum.
- Breusch, T. S. og Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica: Journal of the econometric society*, sider 1287–1294.
- Brunborg, S. R. (2007). Innføringen av energiloven sett innenfra. Report, Norges vassdrags- og energidirektorat.
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E., og Terpenning, I. (1990). Stl: A seasonal-trend decomposition. *Journal of Official Statistics*, 6(1):3–73.
- Csereklyei, Z. (2020). Price and income elasticities of residential and industrial electricity demand in the european union. *Energy Policy*, 137:111079.
- Erevik, N. (2022). Analyse av områdeprisforskjeller i det norske kraftmarkedet. Thesis, Norges teknisk-naturvitenskapelige universitet.
- European Commision (2022a). Quarterly report on european electricity markets. Report. Volume 15. Issue 2, covering second quarter of 2022.
- European Commision (2022b). Quarterly report on european gas markets. Report. Volume 15. Issue 1, covering first quarter of 2022.
- Eurostat (2022). Hentet 21. mars 2023, fra: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Energy_consumption_in_households#Energy_consumption_in_households_by_type_of_end-use.
- Ferkingstad, E., Løland, A., og Wilhelmsen, M. (2011). Causal modeling and inference for electricity markets. *Energy Economics*, 33(3):404–412.
- Freitas, C. J. P. og da Silva, P. P. (2015). European union emissions trading scheme impact on the spanish electricity price during phase ii and phase iii implementation. *Utilities Policy*, 33:54–62.
- Fuller, W. A. (1976). *Introduction to statistical time series*. A Wiley publication in applied statistics. Wiley, New York.
- Hayashi, F. (2011). *Econometrics*. Princeton University Press.
- Hofstad, K., Askheim, L. O., og Rosvold, K. A. (2022). kraftutveksling med utlandet. Hentet 11. mai 2023, fra: https://snl.no/kraftutveksling_med_utlandet.
- Huisman, R. (2008). The influence of temperature on spike probability in day-ahead power prices. *Energy Economics*, 30(5):2697–2704.
- Huisman, R., Stradnic, V., og Westgaard, S. (2013). Renewable energy and electricity prices: indirect empirical evidence from hydro power. IEB Working Paper.

- Huurman, C., Ravazzolo, F., og Zhou, C. (2008). *The power of weather. Some empirical evidence on predicting day-ahead power prices through weather forecasts*. Working Paper.
- Hyndman, R. J. og Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
- INTL Hydropower Association (2022). 2022 hydropower status report. Report.
- Karabiber, O. A. og Xydis, G. (2019). Electricity price forecasting in the danish day-ahead market using the tbats, ann and arima methods. *Energies*, 12(5):928.
- Kuhn, M. (1995). A summary of the international standard date and time notation. Hentet 20. mars 2023, fra: <https://www.cl.cam.ac.uk/~mgk25/iso-time.html>.
- Lee, K. (2018). *Quarterly National Accounts Manual (2017 Edition)*. International Monetary Fund.
- Maddala, G. og Lahiri, K. (2009). *Introduction to Econometrics*. Wiley.
- NordPool (u.å.a). History. Hentet 8. mars 2023, fra: <https://www.nordpoolgroup.com/en/About-us/History/>.
- NordPool (u.å.b). Preliminary prices and exchange rates. Hentet 20. mars 2023, fra: <https://www.nordpoolgroup.com/en/trading/Day-ahead-trading/Preliminary-prices-and-exchange-rates/>.
- Paraschiv, F., Erni, D., og Pietsch, R. (2014). The impact of renewable energies on eex day-ahead electricity prices. *Energy Policy*, 73:196–210.
- Perrels, A., Honkatukia, J., og Mälkönen, V. (2006). Impacts of the european emission trade system on finnish wholesale electricity prices. Valtion taloudellinen tutkimuskeskus VATT.
- Rosenblad, H. (2020). The physical power market – an introduction. NHH Bransjeseminar.
- Rosvold, K. A. (2021). Nea kraftverk. Hentet 8. mars 2023, fra: http://snl.no/Nea_kraftverk.
- S&P Global Platts (2023). Specifications guide european natural gas. Hentet 21. mars 2023, fra: https://www.spglobal.com/commodityinsights/PlattsContent/_assets/_files/en/our-methodology/methodology-specifications/eurogasmetho.pdf.
- Statistisk Sentralbyrå (2023). 12824: Elektrisitetsbalanse (mwh) 2010m01 - 2023m03. Hentet 11. mai 2023, fra: <https://www.ssb.no/statbank/table/12824>.
- Statnett (2022). Derfor har vi prisområder. Hentet 8. mars 2023, fra: <https://www.statnett.no/om-statnett/bli-bedre-kjent-med-statnett/om-strompriser/fakta-om-prisomrader/>.
- Volker Quaschnig (2022). Specific carbon dioxide emissions of various fuels. Hentet 22. mars 2023, fra: https://www.volker-quaschnig.de/datserv/CO2-spez/index_e.php.
- Vrieze, S. I. (2012). Model selection and psychological theory: a discussion of the differences between the akaike information criterion (aic) and the bayesian information criterion (bic). *Psychological methods*, 17(2):228.

- White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, sider 817–838.
- Wolff, G. og Feuerriegel, S. (2017). Short-term dynamics of day-ahead and intraday electricity prices. *International Journal of Energy Sector Management*.
- Wolff, G. og Feuerriegel, S. (2019). Emissions trading system of the european union: emission allowances and epeex electricity prices in phase iii. *Energies*, 12(15):2894.
- Wooldridge, J. M. (2015). *Introductory econometrics: A modern approach*. Cengage learning.
- Yang, Y. (2005). Can the strengths of aic and bic be shared? a conflict between model identification and regression estimation. *Biometrika*, 92(4):937–950.

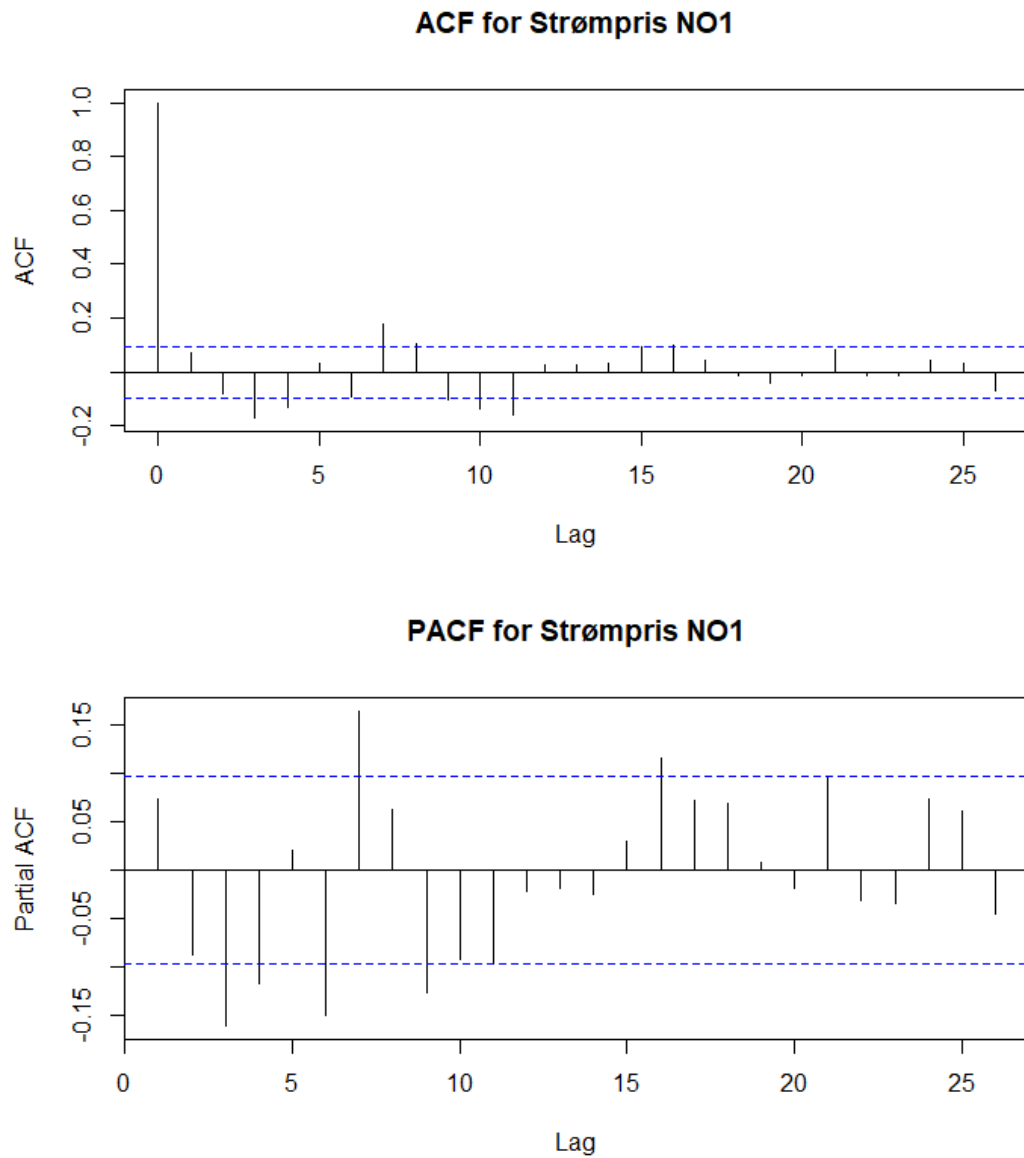
Appendiks

A1 AIC verdier fra ADF-test

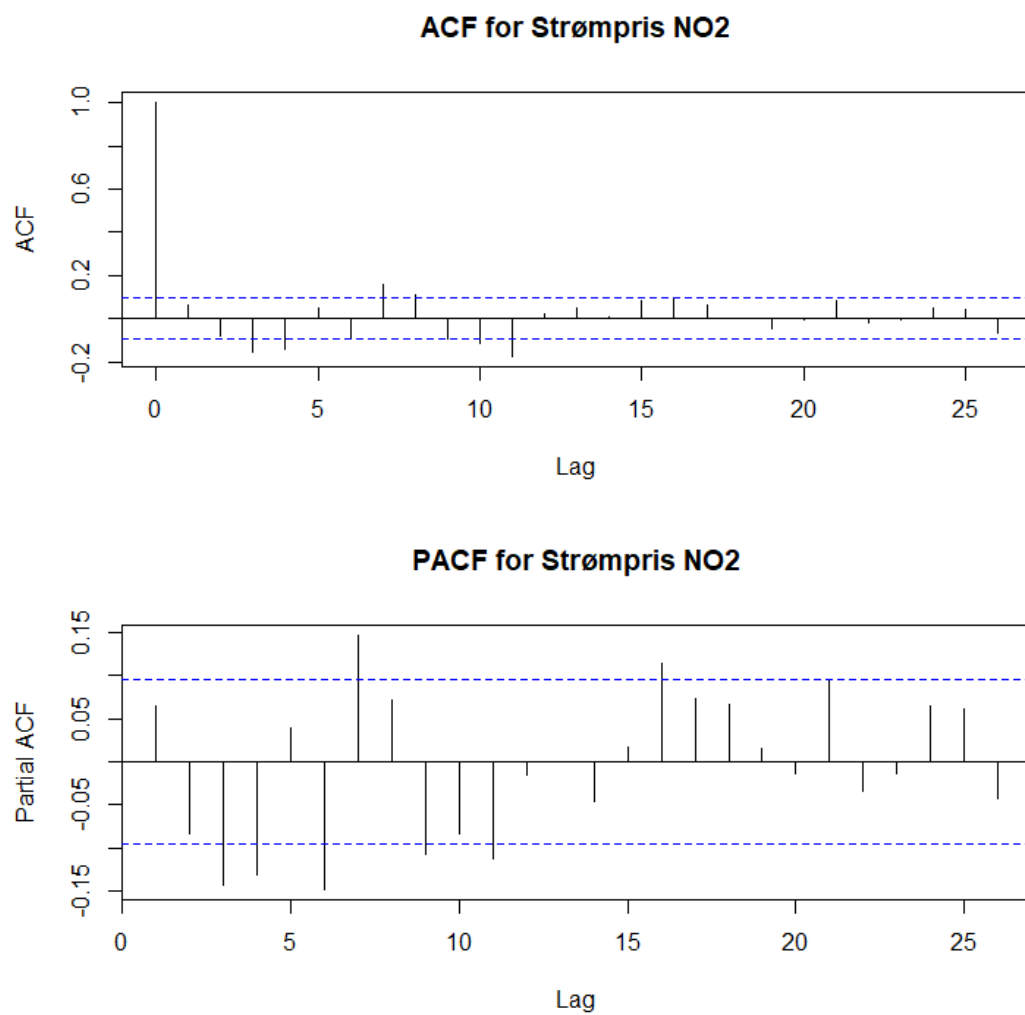
Lags	p1	p2	p3	p4	p5	eur	gas	kull	co2	vprod	seprod	t1	t2	t3	t4	t5	fg1	fg2	fg3	fg4	fg5
0	72.99	60.05	275.27	141.6	60.67	-2629.37	-592.73	-1081.63	-1259.94	383.36	584.55	1925.88	1698.78	1840.18	1832.14	1881.67	1944.89	1645.14	1847.91	1358.19	1738.89
1	71.94	59.86	275.33	124.31	58.67	-2658.71	-589.98	-1085.28	-1274.15	381.27	577.28	1923.46	1695.97	1831.92	1822.38	1876.48	1867.47	1515.86	1724.27	1204.86	1589.49
2	73.12	61.14	277.07	126.46	59.66	-2655.55	-586.25	-1087.11	-1271.88	377.88	576	1920.28	1693.88	1829.71	1819.17	1873.74	1865.89	1514.37	1721.71	1204.35	1585.64
3	66.87	56.76	278.55	124.95	54.05	-2650.07	-581.83	-1082.22	-1268.89	375.09	566.95	1915.4	1689.9	1825.63	1809.34	1867.58	1858.76	1505.18	1714.67	1201.75	1581.25
4	64.94	53.33	280.27	126.49	52.01	-2641.66	-579.06	-1076.68	-1263.65	376	567.29	1908.17	1682.21	1817.23	1805.86	1858.88	1850.82	1501.35	1710.57	1200.66	1577.71
5	66.77	54.53	281.86	128.86	53.87	-2638.42	-575	-1071.46	-1259.53	375.78	566.6	1904.38	1680.4	1815.64	1803.49	1856.35	1849.24	1500.07	1707.02	1199.64	1576.39
6	61.15	49.1	282.36	130.9	49.08	-2629.55	-573.07	-1077.99	-1255.19	374.04	564.38	1900.11	1676.09	1812.25	1800.45	1852.26	1847.75	1497.5	1704.71	1195.95	1574.98
7	50.08	40.76	284.56	133.17	36.03	-2621.98	-571.39	-1073.05	-1249.66	374.31	563.49	1897.71	1673.07	1808.59	1787.75	1848.44	1845.96	1496.8	1702.76	1193.72	1574.04
8	49.4	39.42	285.35	134.96	36.18	-2614	-567.13	-1067.37	-1244.1	376.09	563.86	1892.39	1669.34	1804.55	1781.82	1846.25	1844.3	1495.99	1701.36	1189.15	1573.08
9	46.74	38.58	286.2	132.67	31.88	-2606.05	-562.92	-1062.28	-1240.79	377.36	564.51	1889.61	1667.38	1800.35	1777.75	1843.52	1842.54	1492.26	1697.82	1189.1	1568.53
10	46.08	38.49	288.28	130.15	32.14	-2597.02	-558.63	-1063.89	-1239.37	378.65	563.65	1886.92	1663.87	1797.33	1774.98	1837.81	1840.44	1490.59	1695.71	1188.41	1566.79
11	45.01	36.74	288.96	132.67	30.87	-2589.95	-561.6	-1063.48	-1234.81	380.66	562.63	1884.84	1662.79	1795.86	1772.45	1836.27	1837.33	1488.92	1693.15	1188.46	1564.29
12	47.6	38.51	291.05	130.78	33.53	-2585.67	-557.91	-1058.56	-1229.58	381.18	564.17	1883.13	1661.18	1790.8	1770.6	1833.49	1835.57	1486.07	1691.33	1184.7	1562.81
13	50.47	41.49	293.37	129.41	36.4	-2577.54	-556.56	-1054.09	-1224.67	382.5	562.44	1878.84	1658.16	1788.2	1767.46	1830.3	1833.21	1485.32	1690.13	1184.53	1561.33
14	53.15	43.51	295.46	129.79	39.17	-2569.37	-552.22	-1049.04	-1219.99	373.18	561.43	1874.66	1655.06	1785.45	1766.01	1828.16	1831.26	1484.62	1687.91	1183.67	1560.47
15	55.74	46.38	297.22	132.31	42	-2570.14	-549.48	-1047.57	-1215.35	373.11	562.03	1872.17	1653.11	1782.44	1764.32	1820.73	1829.35	1482.52	1683.02	1180.67	1556.25

Figur A1.1: AIC-verdier fra ADF-test

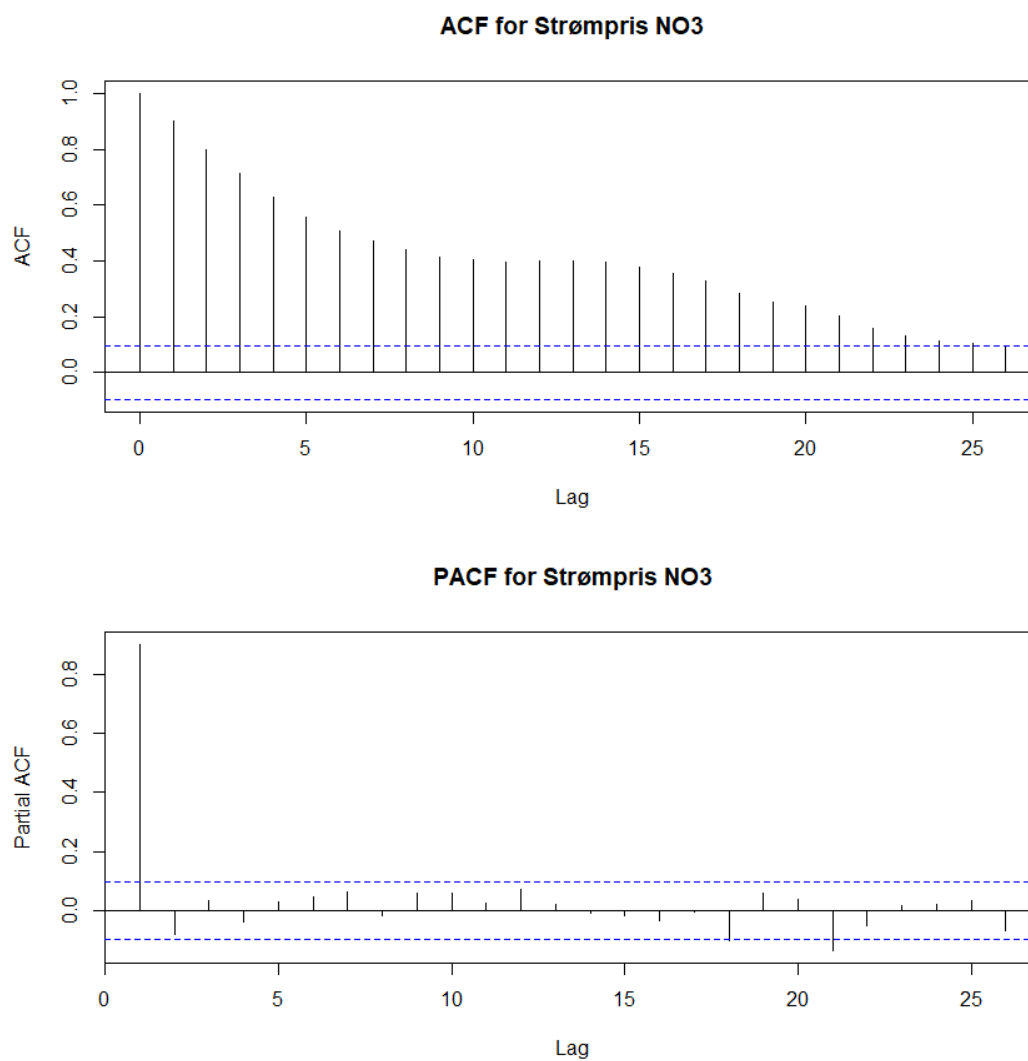
A2 ACF og PACF for valg av lags



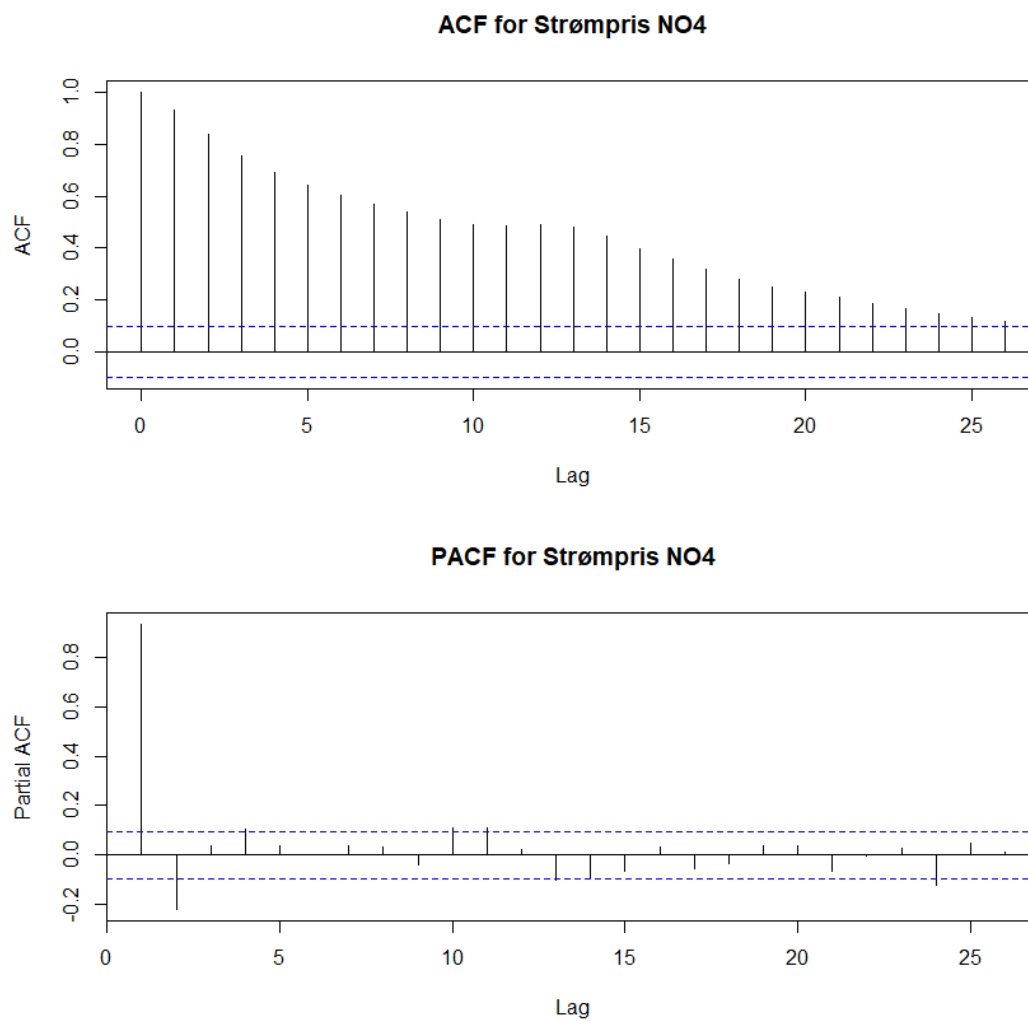
Figur A2.1: ACF og PACF for NO1



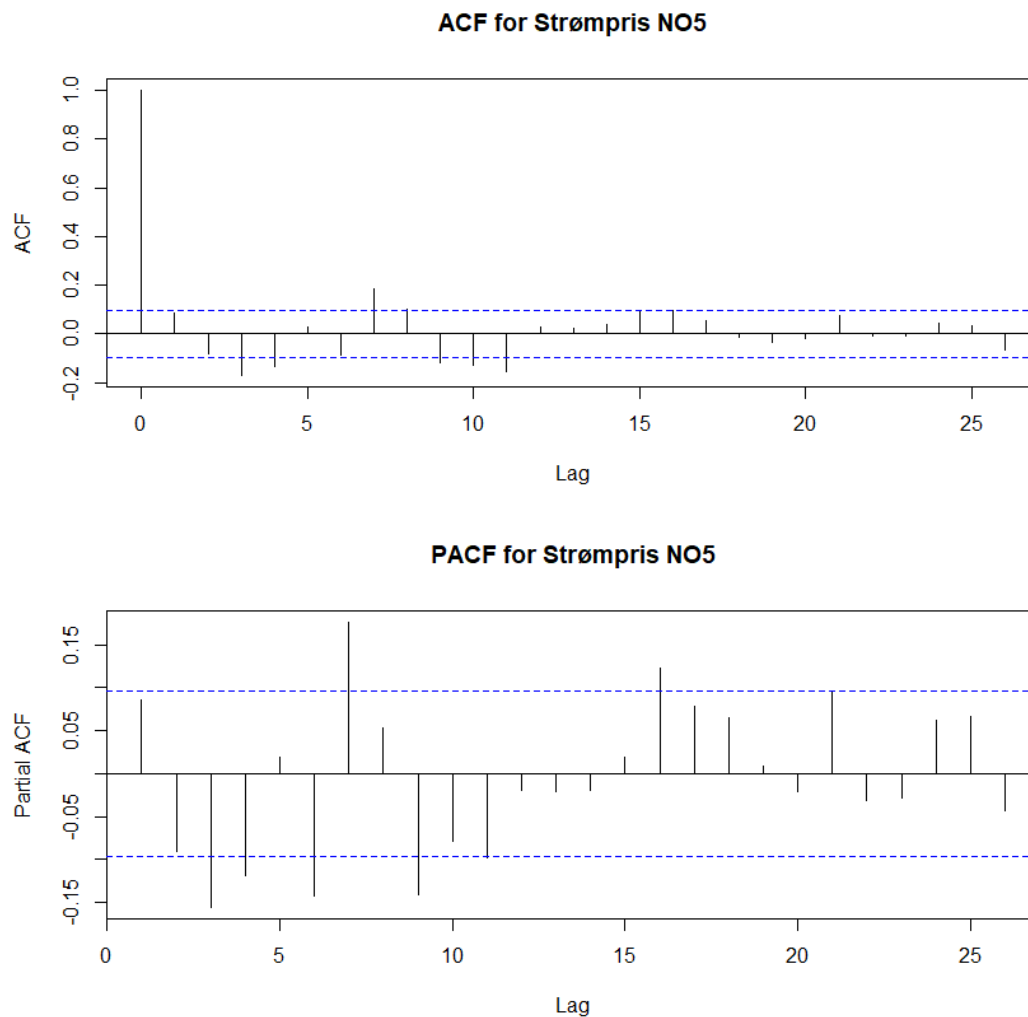
Figur A2.2: ACF og PACF for NO2



Figur A2.3: ACF og PACF for NO3



Figur A2.4: ACF og PACF for NO4



Figur A2.5: ACF og PACF for NO5

A3 AIC-verdier for valg av lags

Tabell A3.1: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO1-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (3,4,6,7,9,16)	-32.252
Lag (3,4,6,7,9)	-36.636
Lag (3,4,6,7)	-37.279
Lag (3,4,6)	-27.508
Lag (3,4)	-21.600
Lag (3)	-16.493
Ingen	-0.251

Tabell A3.2: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO2-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (3,4,6,7,9,11,16)	-56.949
Lag (3,4,6,7,9,11)	-56.143
Lag (3,4,6,7,9)	-56.144
Lag (3,4,6,7)	-57.121
Lag (3,4,6)	-52.741
Lag (3,4)	-45.779
Lag (3)	-33.894
Ingen	-14.517

Tabell A3.3: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO3-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (1,18)	198.666
Lag (1)	189.103
Ingen	682.970

Tabell A3.4: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO4-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (1,2,4,10,11,13)	38.786
Lag (1,2,4,10,11)	34.887
Lag (1,2,4,10)	43.898
Lag (1,2,4)	37.752
Lag (1,2)	43.748
Lag (1)	54.018
Ingen	762.768

Tabell A3.5: AIC-verdier for ulike lags av avhengig variabel i NO5-modellen

Lags	AIC-verdier
Lag (3,4,6,7,9,11,16)	-44.773
Lag (3,4,6,7,9,11)	-45.674
Lag (3,4,6,7,9)	-46.548
Lag (3,4,6,7)	-45.202
Lag (3,4,6)	-34.690
Lag (3,4)	-30.456
Lag (3)	-24.082
Ingen	-7.655