



Intradag teknisk analyse

Mønsterkjennning ved bruk av NASDAQ-100 indeksfutures

Sindre Drevland

Veileder: Jonas Andersson

Selvstendig arbeid, økonomi og administrasjon, økonomisk analyse

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.

Abstract

Visuelle, ikke-lineære mønstre brukes av tekniske analytikere for å predikere priser, men har mottatt mindre akademisk oppmerksomhet enn fundamental analyse på grunn av sin subjektive natur. Denne oppgaven identifiserer seks slike prismønstre – deriblant hode-og-skuldre formasjonen – ved bruk av objektive, automatiserte algoritmer basert på kernel mean regression implementert av Lo et al. (2000). I tillegg spesifiseres inngang- og utgangssignal basert på publiserte tradingmanualer. Det brukes 1-minutt NASDAQ-100 indeksfuturesdata i perioden mars til desember 2014. Den resulterende avkastningen sammenlignes med avkastningsfordelingen av 200 artfisielle serier generert ved bootstrapping under nullhypotesen om random walk. En enkel tradingstrategi brukes for å se utviklingen i egenkapital ved å investere basert på mønstrene.

Ved bruk av bootstrapping vises at kun ett av mønstrene, utvidende bunner, har prediktiv kraft for senere prisutvikling, og resultatene synes å være robust for variasjon i parameteren som angir den vertikale differansen i de ulike mønstrene. På grunn av få trades vanskeliggjøres risikojustering og slutninger basert på egenkapitalutvikling. Som en følge av at kun ett mønster er signifikant gir ikke resultatene en sterk støtte for intradag teknisk analyse, men åpner opp for at det ene mønsteret kan ha noe praktisk verdi.

Nøkkelord: Teknisk analyse; Høyfrekvent data; Kernel regression; Bootstrapping

Forord

Denne masteroppgaven representerer avsluttende del av masterstudiet i økonomi og administrasjon ved Norges Handelshøyskole, hvor hovedprofilen min har vært økonomisk analyse.

Bakgrunnen for oppgaven er min interesse for daytrading, som jeg har prøvd meg litt på, men med strategier som til en viss grad har vært *ad hoc*. Ved å se på teknisk analyse som beslutningsgrunnlag for investeringer har jeg tilegnet meg ny praktisk og teoretisk kunnskap.

Mye tid har blitt brukt på data, i form av behandling av minuttdata og programmering av mønstergjenkjenningsalgoritmene. Men samtidig, minuttdata representerer min interesse for daytrading, og programmeringen representerer at jeg synes Microsoft Excel (VBA) er morsomt å jobbe med.

Jeg vil takke min veileder, Jonas Andersson, for råd og tilbakemeldinger under arbeidet med oppgaven.

Innholdsfortegnelse

1. Introduksjon	1
2. Teknisk analyse	3
2.1. Støtte og motstand.....	4
2.2. Tekniske formasjoner.....	5
3. Marked for intradag trading	8
3.1. Aksjeindeks.....	8
3.2. Indeksutures.....	9
3.3. CFD.....	10
3.4. Futures versus CFD.....	14
4. Data og statistisk analyse av data	15
4.1. Data.....	15
4.2. Mikrostruktur og pris.....	16
4.3. Prisutvikling og deskriptiv statistikk.....	18
4.4. Systematikk i prisendringer.....	20
5. Metode	24
5.1. Glatte tidsserier og kernel mean regression.....	24
5.2. Definisjoner av tekniske mønstre.....	27
5.3. Inngang- og utgangssignal.....	33
5.4. Out-of-sample estimeringer.....	38
5.5. Evaluere hvorvidt profitt er signifikant.....	39
6. Resultater	42
6.1. Beregning av avkastning.....	42
6.2. Optimalt valg av bandwidth.....	44
6.3. Evaluering av tradeavkastning: Bootstrapping.....	45
6.4. Evaluering av tradeavkastning: Utvikling av egenkapital.....	47
6.5. Tolkning av signifikant profitt.....	48
7. Konkluderende kommentarer	50
Referanser.....	51
Appendix 1: Optimalt valg av bandwidth.....	53
Appendix 2: Output bootstrapping.....	54
Appendix 3: Robusthetssjekk.....	55
Appendix 4: Stasjonærhet.....	56

Tabeller

1. Eksempel på CFD-handel.....	11
2. Bid-ask bounce.....	17
3. Deskriptiv statistikk indeksfutures.....	19
4. AR(5)-modell.....	23
5. Evaluering av tradeavkastning.....	46
6. Daglig utvikling av egenkapital.....	47
A1. Optimalt valg av bandwidth.....	53
A2. Simulerte tradeavkastninger.....	54
A3. Robusthet av vertikalt krav.....	55
A4. Augmented Dickey-Fuller test.....	56

Figurer

1. Illustrasjon av støtte og motstand.....	4
2a. Illustrasjon av hode-og-skuldre formasjonen.....	6
2b. Illustrasjon av utvidende topper.....	6
2c. Illustrasjon av triangeltopper.....	7
3. Hierarkiet mellom aksjeindekspris, futurespris og CFD-er.....	8
4. Åpningstider Plus500 og NASDAQ-børsen.....	16
5. Illustrasjon av bid-ask bounce.....	17
6. Prisutvikling for juni-, september og desember-kontrakten.....	18
7. Standardavvik per minutt for juni-kontrakten.....	19
8. Antall sammenhengende prisendringer som er positive eller negative.....	21
9. Autokorrelasjon i minuttavkastning for juni-kontrakten.....	22
10. Valg av bandwidth i kernel regression.....	25
11a. Hode-og-skuldre formasjonen (HS).....	30
11b. Omvendt hode-og-skuldre formasjonen (OHS).....	30
11c. Utvidende topper (UTOP).....	31
11d. Utvidende bunner (UBUN).....	31
11e. Triangeltopper (TTOP).....	32
11f. Triangelbunner (TBUN).....	32
12a. Hode-og-skuldre formasjonen (HS) med målpris, stoploss og støttenivå.....	35
12b. Utvidende topper (UTOP) med målpris, stoploss og støttenivå.....	36
12c. Triangeltopper (TTOP) med målpris, stoploss, støttenivå og motstandsnivå.....	37

1. Introduksjon

Teknisk analyse, prediksjonen av prisbevegelser basert på tidligere prisbevegelser, har lenge vært et viktig beslutningsgrunnlag for investeringer. Ved å taste inn søkeordet «technical analysis» på søkemotoren Google genereres 63.300.000 «treff», sammenlignet med kun 15.900.00 for «fundamental analysis».¹ Til tross for en bred aksept og anvendelse blant praktikere, har akademikere tradisjonelt neglisjert og avfeid teknisk analyse som beslutningsgrunnlag. Det beskrives av Malkiel (1981) i hans kjente bok «A Random Walk Down Wall Street» som en motsetning til den akademiske verden på grunn av teknisk analyses konflikt med markedseffisiens, en sentral byggestein for akademisk finans.

Spørreundersøkelser av praktikere finner at disse tillegger teknisk analyse mer vekt, og fundamental analyse mindre vekt, jo kortere investeringshorisonten er (e.g., Allen og Taylor, 1992 og Carter og Van Auken, 1990). Mer spesifikt, respondentene tillegger teknisk analyse dobbelt så mye vekt ved en intradag horisont enn ved en ettårig horisont. Til tross for at praktikere tillegger teknisk analyse størst vekt på kort sikt, har hoveddelen av akademisk litteratur fokusert på en langsiktig horisont.

Tester av teknisk analyse har i stor grad fokusert på teknikker som lett kan beskrives algebraisk, i.e. bevegende gjennomsnitt og momentumstrategier (filterregler). Derimot anvender praktikere mange ulike teknikker, inkludert er bredt spekter av mønstre som er forbeholdt visuell gjenkjenning, som på grunn av sin ikke-linearitet og kompleksitet normalt ikke kan uttrykkes algebraisk.

Denne oppgaven betrakter intradag teknisk analyse basert på identifisering av visuelle mønstre ved å bruke 1-minutt NASDAQ-100 indeksfuturesdata og handel i CFD-er (contract for difference). Nyten av dette er som følger. For det første, ved å bruke høyfrekvent data kan tekniske handlingsregler evalueres over en tidshorisont som er mye brukt av praktikere. Resultatene kan gi verdi i en investeringsbeslutning, enten sammen med andre filter i en kortsiktig investering eller som en forbedring av intradag timing av en langsiktig investering. Det nevnes at høyfrekvent data beskrives og testes enkelt for tidsseriesystematikk i kapittel 4.

For det andre, ved å implementere mønstergjenkjenning algoritmen utviklet av Lo et al. (2000) gjenspeiles hvordan det menneskelige øyet oppfatter ikke-lineære mønstre. Algoritmen baserer seg på kernel mean regression som eliminerer støy fra prisdata, slik at tilfeldige

¹ Søkene ble gjort 27. mai 2015.

prisfluktasjoner elimineres og mønstre kan identifiseres. Denne metoden brukes for å identifisere regulariteter i tidsserien og er presentert i kapittel 5.

For det tredje, ved bruk av CFD-handel legges en realistisk dimensjon til i oppgaven. Slik handel stiller lave kapitalkrav, men har til gjengjeld litt høyere transaksjonskostnader enn handel forbeholdt mer kapitalkrevende handel. Prissetting av CFD-er med indeksfutures som underliggende beskrives i kapittel 3. Indeksfuturesmarkedet er passende for å teste intradag teknisk handel, ettersom det er karakterisert av høy likviditet og lav bid-ask spread.

I oppgaven betrakter jeg seks visuelle mønstre; hode-og-skuldre formasjonen, omvendt hode-og-skuldre formasjonen, utvidende topper, utvidende bunner, triangeltopper og triangelbunner. Mønstrene spesifiseres optimalt basert på in-sample data og testes i perioden 22. juni til 18. desember 2014, som gir 169.695 out-of-sample minuttobservasjoner.

Min tilnærming er å evaluere hvorvidt avkastning er statistisk større enn hva avkastningen ville vært ved ingen intertemporal avhengighet i avkastningsserien for indeksfutures. Det genereres en referansefordeling av avkastning ved bruk av bootstrapping og konstruksjon av 200 nye tidsserier. De konstruerte serienes endringsrate for hvert minutt bestemmes ved å trekke ut tilfeldig, med tilbakelegging, fra den originale NASDAQ-100 indeksfutures endringsrate. Ved å trade basert på mønstergjenkjenning i disse konstruerte tidsseriene får vi simulert en avkastningsfordeling under en nullhypotese om at det ikke finnes predikerbare muligheter. Fra denne simulerte fordelingen beregnes det prosentiler som den faktiske avkastningen sammenlignes med.

I tillegg til bootstrap-metoden som beskrevet over, spesifiserer jeg en enkel tradingstrategi og betrakter utviklingen i egenkapital ved å investere basert på de ulike mønstrene. Risikojustert avkastning fra tradingstrategiene sammenlignes med en passiv kjøp-og-hold strategi.

Ved bruk av bootstrapping er avkastning for ett av de seks betraktede mønstrene, utvidende bunner, signifikant. Resultatene demonstrerer dermed ikke en klar støtte til intradag teknisk analyse generelt, men åpner opp for muligheten om at utvidende bunner kan gi inkrementell informasjon i en investeringsbeslutning spesielt.

Ved å betrakte egenkapitalutvikling gir det samme mønsteret, utvidende bunner, en høyere risikojustert daglig avkastning sammenlignet med benchmark. Men, på grunn av få trades og ikke-normalfordelt daglig avkastning kan ikke statistiske slutninger gjøres basert på egenkapitalutvikling.

2. Teknisk analyse

Tekniske analytikere tar utgangspunkt i historiske prisbevegelser og volum. Dette summeres i grafer, som tekniske analytikere argumenterer for at reflekterer psykologien i markedet og kan brukes for å predikere prisbevegelser og generere en ekstraordinær profitt. Dette kan oppsummeres i følgende sitat:

«The technical approach to investment is essentially a reflection of the idea that prices move in trends which are determined by changing attitudes of investors toward a variety of economic, monetary, political and psychological forces... Since the technical approach is based on the theory that the price is a reflection of mass psychology («the crowd») in action, it attempts to forecast future price movements on the assumption that crowd psychology moves between panic, fear, and pessimism on one hand and confidence, excessive optimism, and greed on the other.» (Pring, 1991, ss. 2-3)

Lo et al. (2000) bruker en mønstergjenkjenningss algoritme basert på kernel regression. De bruker denne metoden for å identifisere en rekke tekniske mønstre i det amerikanske aksjemarkedet i perioden 1962 til 1996. De finner at mønstrene inneholder statistisk signifikant informasjon i de fleste av mønstrene de evaluerer. Brock et al. (1992) finner sterk støtte for at priser er predikerbare ved å bruke daglig data for Dow Jones Indeks. Videre undersøker Osler og Chang (1995) hvorvidt hode-og-skuldre formasjonen kan predikere fremtidige prisbevegelser i valutamarkedet ved å bruke daglig data for en rekke valutakryss. De finner at noen av tidsseriene er predikerbare ved bruk av hode-og-skuldre formasjonen.

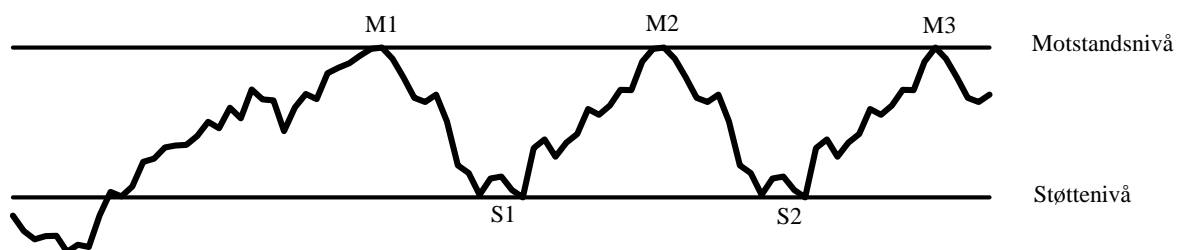
Fama (1965 og 1970) har testet markedseffisienshypotesen ved å bruke teknisk analyse på aksjemarkedet. Der konkluderes det med at fremtidig prisutvikling ikke er predikerbar, og dermed at teknisk analyse ikke fungerer for å predikere fremtidig prisutvikling. Marshall et al. (2008) undersøker 7846 ulike intradag tekniske trading-regler ved bruk av bootstrapping og finner ingen indikasjoner på at markedet er ineffisient.

Merk at hovedparten av publikasjoner og eksisterende tradingmanualer tar for seg teknisk analyse og mønsterformasjoner over en lengre horisont, i.e. dager, måneder eller år. Jeg ser derimot på en ekstremt kort horisont. Men, mekanismene som rettferdiggjør teknisk analyse gjelder uavhengig av horisont; trendlinjer brytes og flokkatferd i markedet.

2.1. Støtte og mostand

Støtte og mostand utgjør grunnverktøyet i teknisk analyse. Disse nivåene antas å reflektere tilbud- og etterspørselsforhold samt psykologien i markedet. Et *støttenivå* er et prisnivå hvor det er tilstrekkelig etterspørsel av et aktiva slik at en nedadgående trend holdes midlertidig, og muligens reverserer trenden, i.e. prisen stiger. Motsatt, et *motstandsnivå* er et prisnivå hvor det er tilstrekkelig tilbud av et aktiva slik at en oppadgående trend holdes midlertidig. Teoretisk sett eksisterer det en viss mengde av tilbud og etterspørsel til enhver pris, hvor de relative mengdene av disse vil utgjøre trenden. Men et støttenivå representerer en konsentrasjon av etterspørsel og et motstandsnivå representerer et konsentrasjon av tilbud. Slik at i fravær av fundamentale endringer antas en økende pris å stoppe på grunn av motstanden og gi en fallende kurs på grunn av at salgssiden dominerer kjøpsiden. Når et prisfall møter støttenivået vil prisen deretter vende opp igjen, på grunn av at kjøpsinteressen øker. Støtte- og motstandsnivåer er ikke individuelle prispunkter, men heller tykke bånd som bremser opp eller stopper prisbevegelser (Bulkowski, 2002). Dette impliserer at en form for gjennomsnittspriser vil reflektere støtte- og motstandsnivå i større grad enn individuelle prispunkter, slik at vi får eliminert støy fra prispunkter.

Tekniske analytikere ønsker å identifisere brudd på støtte- eller motstandsnivå, da dette antas å signalisere et trendskifte. Et brudd på motstandsnivå betyr videre prisoppgang og brudd på støttenivå betyr videre prisnedgang. Noen ganger vil vi se en rask prisutvikling den samme veien som utbruddet skjer, altså et kort momentum, og denne prisutviklingen kan være så rask at den fremstår som et diskret hopp på prisgrafene. Et slikt kortsiktig momentum kan forklares ved flokkatferd eller fundamentale nyheter.



Figur 1: Illustrasjon av støtte og mostand

Figur 1 viser en pris som beveger seg i det som kalles en *horisontal trendkanal* mellom støttenivå og motstandsnivå. Ved M1 dannes det første motstandsnivået, og når prisen faller, får man testet hvor kjøpere igjen vil dominere – i figur 1 er dette ved S1. Deretter dannes M2,

S2 og M3 på samme måte. Tror man denne trenden fortsetter, kan man gå kort ved motstandsnivå eller lang ved støttenivå.

2.2. Tekniske formasjoner

I forrige avsnitt så vi på støtte og motstand. Nå skal vi se på mer avanserte formasjoner som bygger på de samme prinsippene som støtte og motstand. Formasjoner dannes av støtte- og motstandsnivå som oppstår som følge av korreksjoner i en trend. Støtte- og motstandsnivåene vil derfor gjøre et det dannes mønstre i prisutviklingen som er visuelt synlig. Tekniske analytikere tror at slike visuelle mønstre dannes på grunn av flokkatferd og regulære handlingsmønstre hos investorer, på samme måte som støtte- og motstandsnivåer dannes.

Antall formasjoner som finnes er utallige. For eksempel, Bulkowski (2005) undersøker 53 formasjoner i sin bok «Encyclopedia of Chart Patterns». Jeg fokuserer i denne oppgaven på tre par av tekniske formasjoner som er populære i tradisjonell teknisk analyse; hode-og-skuldre formasjonen (HS) og omvendt hode-og-skuldre formasjonen (OHS), utvidende topper (UTOP) og utvidende bunner (UBUN), og triangeltopper (TTOP) og triangelbunner (TBUN). Disse formasjonene utgjør viktige reverseringsformasjoner (Edwards et al., 2007), der en reversering er endring i retningen av prisbevegelsen eller trenden. Reverseringsformasjoner passer godt i rammeverket jeg bruker i oppgaven; identifisering av maksimum- og minimumpunkter i glattede prisserier.

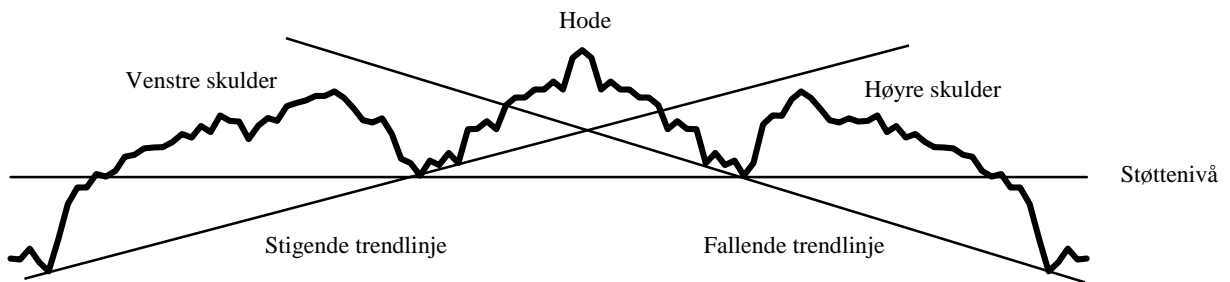
Jeg vil gjennomgående i oppgaven presentere kun ett av mønstrene i hvert par av formasjoner. Mer spesifikt, det mønsteret hvor det predikeres en negativ prisutvikling og inntas en kort posisjon. Dette er på grunn av at de respektive mønstrenes motpart simpelthen er speilbilder som bygger på de samme grunnprinsippene.

Mønstrene jeg betrakter samles ofte under klassifiseringen «5-punkts reversering», fordi dette er hvor mange punkter eller reverseringer som antas å kreves for å bekrefte de respektive mønstrene.

2.2.1. Hode-og-skuldre formasjonen (HS)

Hode-og-skuldre formasjonene er den mest kjente tekniske formasjonen. Denne formasjonen er karakteristisk med det som kan ligne på to skuldre og ett hode. Fra figur 2a ser vi at formasjonen starter på en stigende trend, men deretter går over til en fallende trend. Venstre skulder er den første toppen i formasjonen. Etter venstre skulder korrigeres prisen ned før den stiger til den andre toppen som danner hodet. Deretter skjærer prisen den stigende trendlinjen

og danner den tredje toppen, høyre skulder. Vi ser dermed at de to bunnpunktene utgjør en støttelinje – som ofte refereres til som «neckline».



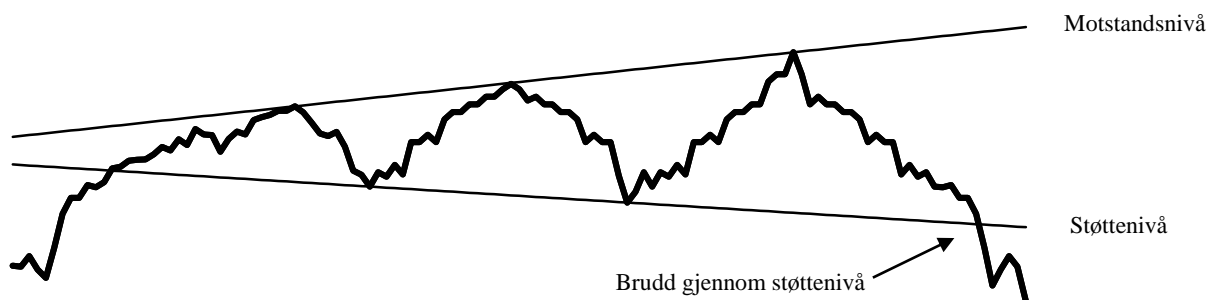
Figur 2a: Illustrasjon av hode-og-skuldre formasjonen

Etter bruddet av støttelinjen antas prisen å falle. Vanligvis antas det at prisen faller med samme differanse som mellom hodet og støttelinjen, fordi dette representerer mønsterhøyden og volatilitet i mønsteret. Merk at dette kalles et *reverseringsmønster* på grunn av at trenden før venstre skulder – og ikke på grunn av reverseringene mellom toppene og bunnene.

Mønsteret forklares av Grøtte (2002) ved en enkel form for psykologi i markedet som følger. I den første stigende trenden vil mange tidligere kjøpere sikre sin gevinst ved å selge, slik at venstre skulder dannes. Siden det fortsatt er stigende trend vil kjøpere nå anse prisen som rimelig og dermed kjøpe og forme hodet. Når prisen er høy nok vil den bli betraktet som overkjøpt og prisen faller. Noen tror historien vil gjenta seg og kjøper derfor, slik at prisen vil stige og forme høyre skulder dannes. Men denne etterspørselen er ikke sterk nok til at prisen overgår hodet. Deretter faller prisen gjennom støttelinjen, og prisen er nå i en bekreftet fallende trend.

2.2.2. Utvidende topper (UTOP)

Utvidende topper er karakterisert ved at en topp er høyere enn foregående topp, og en bunn er lavere enn foregående bunn. Dette illustreres under i figur 2b, hvor vi kan se økende topper og avtagende bunner.



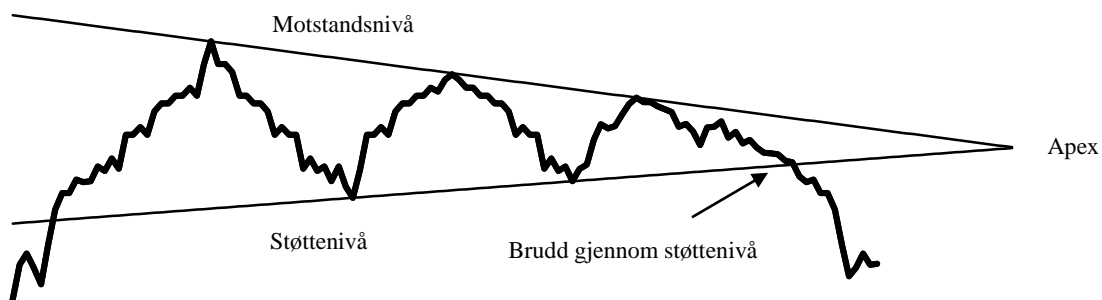
Figur 2b: Illustrasjon av utvidende topper

Merk at utvidende topper kan betraktes som en hode-og-skuldre formasjon med en høy høyre skulder og en støttelinje med negativ helning.

Edwards et al. (2007) skriver at et slikt mønster kan oppstå i et marked som er ute av kontroll og mangler intelligent styring – en situasjon der vi får større og større prisendringer hver gang prisen reverseres. Videre skriver de at dette kan indikere overivrige deltakere i et marked som domineres av privatpersoner. Dersom prisen bryter støttelinjen antas en videreføring av prisendringen som eksisterer i mønsteret, slik at man vil få et negativt momentum og en videre prisnedgang.

2.2.3. Triangeltopper (TTOP)

Triangeltopper er karakterisert ved at en topp er lavere enn foregående topp, og en bunn er høyere enn foregående bunn. Formasjonen illustreres under i figur 2c hvor hver prisfluktusjon er mindre enn den foregående.



Figur 2c: Illustrasjon av triangeltopper

Figur 2c viser at støttelinjen og motstandslinjen konvergerer mot det som kalles *apex* i triangelet. Normalt er disse avtagende fluktusjonene forbundet med et lavere og lavere volum, slik at det ser tilsynelatende ut som prisutviklingen flater ut. Men plutselig og uten advarsel, i en forløsende bevegelse, skyter prisen ut fra støttelinjen og får en sterk prisbevegelse nedover. Denne sterke negative prisbevegelsen er normalt forbundet med et tiltagende volum.

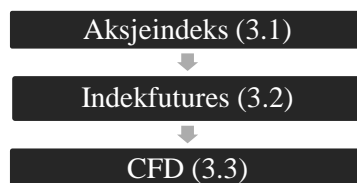
Edwards et al. (2007) skriver at det er vanskelig å si om prisen vil bryte støtte- eller motstandslinjen i triangeltopper. Av den grunn betraktes formasjonen både som et reverseringsformasjon og et kontinuasjonsformasjon. Men jeg vil utelukkende se på tilfeller hvor støttelinjen brytes, altså reverseringsformasjon.

3. Marked for intradag trading

Derivatmarkedene representerer en plattform hvor man enkelt kan gå både kort og lang i posisjoner. I dette kapittelet vil jeg se hvordan de ulike derivatmarkedene forholder seg til hverandre. Mer spesifikt, hvordan CFD-er prises fra indeksfuturespriser, hvor den underliggende verdien er NASDAQ-100 aksjeindeks som prises i aksjemarkedet.

Vanligvis anser man relasjonen mellom de ulike markedene for aksjer som følger. *Primærmarkedet* er det markedet hvor aksjer utstedes og omsettes for første gang, for eksempel gjennom et selskaps kapitalutvidelse. *Sekundærmarkedet* er et marked for aksjer som allerede har blitt utstedt, for eksempel Oslo Børs eller NASDAQ-børsen. *Tertiærmarkedet*, eller derivatmarkedet, avhenger av underliggende aksjeutvikling i sekundærmarkedet, der enkle former for derivater er opsjoner og futures.

For dette kapittelets formål kan det være nyttig å betrakte aksjeindeksmarkedet som førstehåndsmarkedet, indeksfuturesmarkedet som annenhåndsmarkedet og CFD-er som tredjehåndsmarkedet. Dette på grunn av at CFD-prisen baserer seg på den underliggende indeksfuturesprisen og indeksfuturesprisen baserer seg på den underliggende aksjeindeksverdien. Dette hierarkiet er illustrert i figuren under, med kapittelreferanse i parentes.



Figur 3: Hierarkiet mellom aksjeindekspris, indeksfuturespris og CFD-er

3.1. Aksjeindeks

NASDAQ-100 er en aksjeindeks (heretter referert til som indeks) som inkluderer 107 av de største ikke-finans-selskaper som er listet på NASDAQ-børsen. Indeksen er basert på selskapenes markeds kapitalisering, med visse regler som begrenser innflytelsen av de største komponentene. Indeksen reflekterer selskaper på tvers av store industrigrupper, inkludert maskinvare og programvare, telekommunikasjon og bioteknologi. Baseverdien for indeksten ble initielt satt til 250 i 1985. Verdien på indeksten var 4472,96 den 26. mai 2015.

3.2. Indeksfutures

En aksjeindeksfutures (heretter referert til som indeksfutures) er en futureskontrakt med verdien til en aksjeindeks som underliggende og har finansielt oppgjør. Futureskontrakten med NASDAQ-100 som underliggende er en avtale om å kjøpe eller selge verdien av underliggende i fremtiden. Futureskontraktene omsettes på Chicago Mercantile Exchange (CME).

Det er grovt sett tre ulike typer tradere som benytter seg av dette markedet. Hedgere bruker indeksfutures til å håndtere risiko i en portefølje. Spekulanter trader basert på hvilken retning de tror markedsprisen tar. Arbitrasjører søker etter å utnytte feilprising i markedene.

En standard indeksfutures med NASDAQ-100 som underliggende har en kontraktstørrelse på 100 dollar multiplisert med NASDAQ-100 indeksen. *E-mini* NASDAQ-100 futures har derimot en kontraktstørrelse på 20 dollar multiplisert med NASDAQ-100 indeksen – altså, 20% av en standard futureskontrakt. For eksempel hvis verdien av e-mini er 4000, så er verdien av kontrakten 80.000 dollar (20 dollar x 4000). Som en følge av dette har e-mini-kontraktene fordeler hva angår trading. Dette inkluderer høy likviditet og dermed små bid-ask spreads. Videre i oppgaven vil jeg kun se på e-mini NASDAQ-100 futures, og refereres heretter til som NASDAQ-100 futures for enkelhets skyld.

Likviditeten i markedet påvirker bid-ask spreaden – altså forskjellen i pris mellom den høyeste prisen en kjøper er villig til å betale for futures og den laveste prisen en selger er villig til å selge den for. Wang et al. (1994) bruker intradag data for S&P 500 indeksfutures og finner at bid-ask spreaden øker med prisvolatiliteten og U-formede dagsmønster i både spread og prisvolatilitet i løpet av en handelsdag.

Transaksjonskostnadene for indeksfutures er relativt lave. Disse er i form av kommisjoner, handelsutførelser og oppgjørsavgift. Kommisjonen avhenger av hvilken megler du benytter og hvor mange handler man utfører. Handelsutførelseskostnader og oppgjørsavgift betales til oppgjørssentralen, CME. Merk at det er oppgjørsavgift og ikke leveringsavgift ved indeksfutures-handel.

NASDAQ-100 futureskontrakter utløper på den tredje fredagen i kontraktmåneden. Kontraktmånedene er Mars, Juni, September og Desember.

3.3. CFD

En contract for difference (CFD) er en kontrakt mellom to parter hvor selgeren vil betale kjøperen differansen mellom nåværende verdi av underliggende og verdien ved kontraktinngåelsen – hvis differansen er negativ betaler kjøperen til selgeren istedenfor. Ved å bruke en CFD-megler kan man kjøpe («gå lang») og stenge posisjonen senere ved å selge. Alternativt kan man selge («gå kort») og stenge posisjonen senere ved å kjøpe. Å selge til en høyere/lavere pris enn kjøpsprisen gir en tilsvarende gevinst/tap. På samme måte som futures kan CFD-er benyttes av hedgere, spekulanter og arbitrasjører.

Motparten i kontrakten kan enten være en annen person eller en CFD-megler. Hos en megler kan man kjøpe eller selge i løpet av få sekunder, og eksempler på CFD-meglere som inntar posisjon som motpart i CFD-er er Plus500, CMC Markets og IG Group. Ved at CFD-megleren inntar posisjon som motpart vil megleren få en portefølje av «bets» på ett underliggende. CFD-megleren håndterer risiko i denne porteføljen ved å hedge nettoporteføljen i det underliggende markedet kontraktene prises av.

Uttrykket «giring» brukes når en prisendring på underliggende amplifiseres, slik at CFD-en tilbyr en akselerert avkastning. For eksempel tilbyr Plus500 en fast giring på 1:294 (0,34%) på CFD-ene med NASDAQ-100 indeksfutures som underliggende. Dette betyr at dersom prisen på underliggende endrer seg med 0,1% vil prisen på CFD-en endre seg med 29,4% ($0,1\% \times 294$). Sagt på en annen måte vil man med en investering på 1000 kr ha eksponering med 294.000 kr (294×1000 kr) i underliggende. Et ekvivalent begrep til giring er «startmargin», og er i dette tilfellet er 0,34%, en prosent som representerer det påkrevde beløpet for å kunne få en ønsket eksponering.

Som en følge av denne høye risikoen kreves en vedlikeholdsmargin på tradingkontoen for å holde en posisjon åpen. Hvis saldoen faller under minimumsbeløpet vil megleren utføre en margin call-handel. Plus500 opererer med en vedlikeholdsmargin som er halvparten av startmarginen, altså 0,17%. Dette betyr at dersom du setter inn 1000 kr på tradingkontoen og investerer alt, slik at du får en eksponering på 294.000 kr, kreves det at kontobalansen ikke faller under 500 kr ($294.000 \text{ kr} \times 0,17\%$) for at posisjonen ikke lukkes ved margin call. Merk at en endring på 500 kr i kontobalansen krever kun en liten endring i underliggende på grunn av giring. Videre i oppgaven antar jeg at kontoen hele tiden er over vedlikeholdsmarginen, i.e. ratioen kontobalanse til investeringer er høy.

For å ytterligere eksemplifisere effekten av giring viser jeg en CFD-handel med NASDAQ-100 indeksfutures som underliggende, giring 1:294 (0,34%) og vedlikeholdsmargin lik 0,17%. Verdien av NASDAQ-100 indeksfutures er 4000,2. Vi tror at indeksfuturesprisen går ned og tar derfor en kort CFD-posisjon, og selger 100 kontrakter. CFD-megleren vår oppgir 4000,0 bid og 4000,4 ask.

Tabell 1: Eksempel på CFD-handel

Steg 1 - Åpne posisjonen	
Selger 100 NASDAQ-100 CFD til bid	100 x 4000,0 kr = 400.000 kr
Eksposering	400.000 kr
Startmargin (0,34% eller 1:294)	400.000 kr x 0,34% = 1360 kr
Vedlikeholdsmargin (0,17%)	400.000 kr x 0,17% = 680 kr
Steg 2 - Stenge posisjonen	
En time senere har NASDAQ-100 indeksfutures falt med 20 poeng til 3980,0 bid og 3980,4 ask hos CFD-megleren	
Kjøper tilbake til lavere pris	100 x 3980,4 kr = 398.040 kr
Netto profitt er forskjellen mellom den åpne posisjonen og den stengte posisjonen	400.000 kr - 398.040 kr = 1960 kr

Oppsummert i eksempelet har vi gjort et 1360 kr-innskudd på tradingkontoen og tjent 1960 kr. Hadde indeksen istedenfor *steget* 20 poeng hadde vi tapt 1960 kr. Merk at gevinsten og tapet er større enn startmarginen. Som en følge av den høye giringen er naturen til slike investeringer av kortsiktig horisont.

Handel ved bruk av CFD-er er svært tilgjengelig for folk flest på grunn av det lave kravet til startmargin, og har opplevd økt popularitet de senere årene, særlig i Norge på grunn av reguleringsendringer. Som vi så fra eksempelet over innebærer CFD-er stor risiko på grunn av at de handles på margin, og dette har medført at finanstilsynet har sendt ut følgende advarsel på sine hjemmesider:²

«... Investor trenger kun å investere en liten del av verdien på selve investeringen, helt nede i 0,5%, hvor resten av investeringen er lån fra tilbyder (gearing). Investors potensielle tap kan derfor være mange ganger investert beløp. Begrunnelsen for advarselen er at CFDs utgjør høy risiko for forbrukere fordi de som investerer i produktene kan tape mer enn selve investeringen. Flere av tilbyderne er banker med stort nedslagsfelt som ofte er ubalansert i sin markedsføring mellom positiv avkastning og risiko for tap.»

² Finanstilsynet, «Advarsel til investorer og forbrukere om handel i Contracts for Difference (CFDs)», www.finanstilsynet.no/no/Artikkelarkiv/Aktuelt/2013/2_kvartal/Advarsel-til-investorer-og-forbrukere-om-handel-i-Contracts-for-Difference-CFDs/ (Publisert 12. mars 2013, nedlastet 27.mai 2015).

I de to neste avsnittene presenteres to ulike måter meglere bruker for å bestemme CFD-pris, i.e. bid og ask, med indeksfutures som underliggende. Den første, og enkleste, metoden baserer seg på bid og ask i det underliggende futuresmarkedet og reflekterer dermed indeksfuturespris. Denne første metoden benyttes av Plus500. Den andre metoden justerer CFD-prisen for lagringskostnad (cost-of-carry), og vil derfor reflektere indeksverdi. Ofte vil man se CFD-meglere oppgi to forskjellige priser på grunn av at de tilbyr priser beregnet på begge måtene.

3.3.1. Sanntidskurs

Sanntidskurs er den prisen, bid og ask, som direkte kan observeres i markedet hvor underliggende instrument handles, som i vårt tilfelle er CME sin oppgitte indeksfuturespris. CFD-megleren baker en fast og symmetrisk premie rundt markedets midtkurs for å komme fram til sin pris. Spreaden representerer normalt den eneste transaksjonskostnaden ved CFD-handel ved slik prising.

CFD-megleren (e.g. Plus500) vil tilby en høyere spread enn markedet (CME). Dette er på grunn av at CFD-ene er priset av futuresprisen, slik at de har, per definisjon, en høyere spread og dermed høyere transaksjonskostnader. Selv om CFD-megleren ikke tar kommisjon vil han inkludere dette i spreaden.

CFD-meglere tar normalt også en finansieringspremie for å holde en posisjon fra en handelsdag til neste handelsdag, der premietidspunktet er tidspunktet når markedet stenger – også kalt «nattpremie». En finansieringspremie blir enten lagt til (for korte posisjoner) eller trukket fra (for lange posisjoner) fra tradingkontoen for å dekke kostnaden tilknyttet finansiering av posisjonen. Merk at jeg ser bort fra denne finansieringspremien i oppgaven, da min horisont for investeringer er svært kort, samt at dette er et lite beløp.

Indeksfutures som underliggende byr på gunstige fordeler for CFD-megleren. Indeksfutures er mer livid enn indeksen, slik at risikohåndtering i nettoporteføljen hos megleren blir enklere enn ved bruk av indeksen som underliggende. I tillegg ville indeksen som underliggende vært vanskelig å gjennomføre risikohåndtering med, fordi megleren måtte handlet over 100 aksjer hver gang deres nettoportefølje av «bets» endret seg.

3.3.2. Justert sanntidskurs (Fair Value)

Det teoretiske forholdet mellom futurespris og verdien på underliggende indeks er:

$$F_t = S_t e^{(r-d)(T-t)}, \quad (1)$$

hvor F_t er futuresprisen ved tid t , S_t er indeksverdien ved tid t , $(r - d)$ er nettokostnaden ved å lagre de underliggende aksjene i indeksen – altså renten, r , minus dividenderaten som tilfaller indeksholderen, d . T er forfallsdagen til futureskontrakten, slik at $(T - t)$ er gjenværende levetid for futureskontrakten. Merk at i denne formuleringen er risikofri rente og dividenderaten antatt å være konstante og kontinuerlige.

En CFD-megler tar utgangspunkt i prisen til den mest likvide futureskontrakten, frontkontrakten, og beregner *Fair Value* basert på denne. I likning (1) er frontkontrakten og *Fair Value* representert med henholdsvis F_t og S_t . *Fair Value* brukes som CFD-pris for at man skal kunne handle CFD-er til en pris som gjenspeiler indeksverdien. CFD-megleren tjener penger ved å ta spreaden i det underliggende futuresmarkedet, altså fra CME, og bake en ytterligere spread rundt denne, og videre hedge tilnærmet all risiko i futuresmarkedet.

Markedskreftene som driver lagringskostnadshypotesen, representert ved likning (1), er den evige jakten etter en «gratis lunsj». Arbitrasje, eller risikofri profitt basert på feilprising, kan i teorien oppnås dersom dette forholdet ikke holder. Derimot, i et perfekt effisient marked med fravær av transaksjonskostnader, skal det ikke være mulig å oppnå risikofri arbitrasjeprofit. Hvis likning (1) holder, vil en umiddelbar prisendring i indeksverdien være lik netto kostnad av å lagre de underliggende aksjene i indeksen pluss den umiddelbare prisendringen i futureskontrakten (Stoll og Whaley, 1990). Altså,

$$r_t^S = (r - d) + r_t^F, \quad (2)$$

med indeksavkastning $r_t^S = \ln S_t - \ln S_{t-1}$ og futuresprisavkastning $r_t^F = \ln F_t - \ln F_{t-1}$.

Som en følge av at CFD-prisen baserer seg på futuresprisene vil den oppgitte CFD-prisen bevege seg likt som futuresprisen over korte intervaller. Under antagelsen som følger vil endringen i *Fair Value*-prisen være identisk endringen i futuresprisen på minuttnivå. Ved å anta at $r \approx d \approx 0$ på grunn av at r og d er svært lave, da de representerer «minuttrente» og «minuttdividende», altså en brøkdel av henholdsvis den totale renten og dividenden fram til forfall, har vi at $(r - d) \approx 0$. Følgelig kan vi omskrive likning (2) til

$$r_t^S = r_t^F. \quad (3)$$

Under denne antagelsen kan man bruke et høyfrekvent datasett med indeksfuturesprisendringer som en god approksimasjon på hva avkastningen i et datasett med *Fair Value*-priser ville vært.

3.4. Futures versus CFD

Det er altså mulig å trade indeksfutures både direkte i markedet (CME) og implisitt via CFD-er (e.g. Plus500). Hovedfordelen med å handle indeksfutures i forhold til CFD-er er at indeksfutures har lavere spread. CFD-ene er priset av indeksfuturesprisen, slik at de har, per definisjon, en høyere spread og dermed høyere transaksjonskostnader. Hovedfordelen knyttet til å handle med CFD-er er at disse er høyere giret og dermed krever mindre kapital enn ved bruk av indeksfutures for gi samme eksponering mot underliggende. Dette gjør at man kan handle CFD-er med kun noen skarve hundrelapper til rådighet, og allikevel ha en relativt stor eksponering.

Selv om transaksjonskostnadene er høyere ved CFD-handel, velger jeg å basere trading på bruk av en CFD-handel i resten av oppgaven. Dette velges fordi at det kun er én kilde til transaksjonskostnader her, spreaden, og det er mindre kapitalkrevende å benytte seg av CFD-er, slik at det er en mer realistisk handelsplattform for Ola Nordmann. Allikevel, resultatene som jeg finner er overførbare til handel direkte i indeksfuturesmarkedet; det vil være slik at ved indeksfutureshandel vil alle strategiene være litt mer profitable, ved samme markedseksponering, på grunn av lavere transaksjonskostnader.

4. Data og statistisk analyse av data

Først i dette kapitlet presenteres datamaterialet i kapittel 4.1. Deretter analyseres høyfrekvent prisdata for såkalt «bid-ask bounce» i 4.2. Videre presenteres deskriptiv statistikk (4.3) og det testes for tidsseriesystematikk i 4.4 ved bruk av runs test og å se på autokorrelasjon i data.

4.1 Data

Datamaterialet er på intradag nivå og er front-kontraktene til E-mini NASDAQ-100 Futures (P_t), altså futureskontrakter med indeksverdien til NASDAQ-100 som underliggende. Futureskontraktene omsettes på Chicago Mercantile Exchange (CME). De underliggende aksjene i NASDAQ-100 omsettes på NASDAQ Stock Market (NASDAQ).

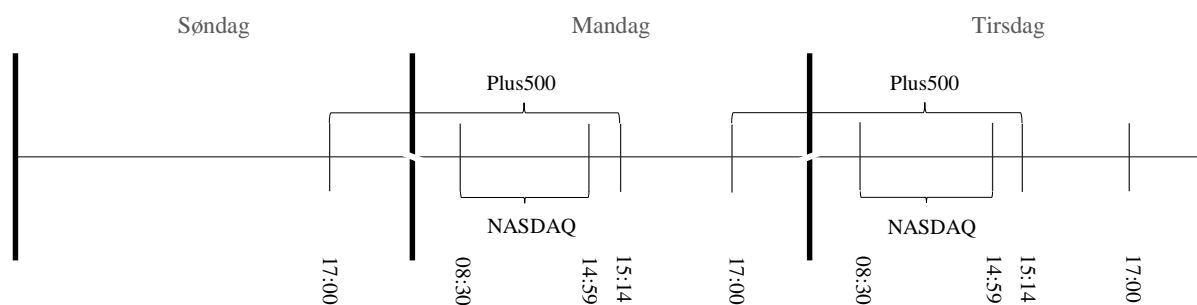
Disse intradag tidsseriene er kjøpt hos CQG Data Factory. Tidsseriene er delt opp i ett minutts intervaller, hvor jeg konsistent bruker close-verdien for hvert respektive minutt. Prisdata er transaksjonspris, altså siste registrerte transaksjonspris for hvert minutt. I juni-kontrakten er det i gjennomsnitt 19 prisendringer per minutt – også kjent som tick-volum.

Futures-kontraktene utløper på den tredje fredagen i kontraktmåneden. Observasjoner for frontkontrakt-priser løper fra førstkommende handelsdag etter forfallsdato. Frontkontrakt-observasjonene brukes i tre separate datasett. Ved å gjøre dette unngås også problemer knyttet til å lage kontinuerlige datasett – trenger ikke rulle en frontkontrakt over til en annen.

Tre datasett med frontkontraktpriser med forfall henholdsvis juli, september og desember er skaffet. Disse har første og siste minutts observasjoner som følger, med antall minuttobservasjoner i parentes (det vil konsekvent refereres til U.S. Central Time, GMT -5):

- Juni-kontrakt: kl. 17:00 den 23.03.2014 – kl. 15:14 den 19.06.2014 (83.190)
- September-kontakt: kl. 17:00 den 22.06.2014 – kl. 15:14 den 17.09.2014 (83.295)
- Desember-kontrakt: kl. 17:00 den 18.09.2014 – kl. 15:14 den 18.12.2014 (86.400).

NASDAQ-børsen åpner 08:30 og stenger 14:59. Derimot trades futures-kontraktene overnatt på CME; futuresmarkedet er åpent mandag til fredag fra 17:00 dagen før til 15:14 og 15:30 – 16:14. Plus500 har kun åpen for CFD-handel i tidsrommet 17:00 – 15:14. På grunn av at jeg vil simulere trading hos Plus500, og ikke CME, er observasjonene i tidsrommet 15:30 – 16:14 ekskludert fra futurespris-data. Åpningstidene for NASDAQ-børsen og Plus500 er illustrert under i figur 4.



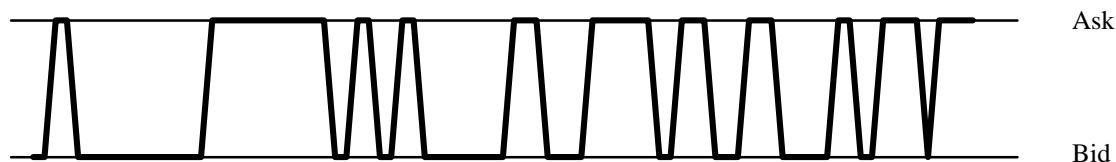
Figur 4: Åpningstider Plus500 og NASDAQ-børsen

Jeg registrerer at det er få prisendringer på utløpsdagen, noe som indikerer at folk avslutter posisjonene før utløpsdagen. Av den grunn er utløpsdagen eliminert fra datasettene. Ytterligere vil eliminasjonen av utløpsdagen gjøre at man unngår de ugunstige effektene av kontraktutløp på volatilitet i markedet, som vist i tidligere studier (Stoll og Whaley, 1987).

4.2. Mikrostruktur og pris

Det finnes tre typer priser. *Bid* er den høyeste prisen som en kjøper er villig til å betale og *ask* er den laveste prisen som en selger er villig å selge et aktiva for. Følgelig er bid-ask spread differansen, i absoluttverdi, mellom disse. *Transaksjonspris* er den siste prisen det ble registrert en transaksjon med, og transaksjoner skjer vanligvis ved bid eller ask (men ikke alltid). Ingen av de tre prisene er kontinuerlige (de har alle hopp), men bid og ask er kontinuerlige i form av at de alltid har verdier. Transaksjonspris er mer diskret, og skjer ved veldefinerte tidspunkt. Forskjellen mellom prisene kan eksemplifiseres som følger. Et bid som står klokken 10:01 og ikke endres før 10:05 vil betraktes som gjeldende ved 10:02, 10:03 og 10:04. En transaksjonspris utført ved 10:01 kan derimot være foreldet ved 10:02, selv om det var den siste transaksjonen.

Over korte intervaller (e.g. transaksjon-til-transaksjon) kan markedsfriksjoner og effekter grunnet transaksjonsprosessen introdusere midlertidig volatilitet. Det mest fremtredende eksemplet er bid-ask bounce i transaksjonsprisen som induseres ved at transaksjoner skjer tilfeldig ved bid eller ask (Hasbrouck, 2007). Der bid-ask bounce refererer til en situasjon hvor en pris spretter raskt fram og tilbake mellom bid og ask, illustrert under i figur 5. Årsaken til bid-ask bounce er sammensatt, og er vanligvis forklart med det kompliserte konseptet «immediacy» (O'Hara, 1995).



Figur 5: Illustrasjon bid-ask bounce

Hvis prisen spretter tilfeldig fram og tilbake mellom bid og ask kan det indusere en negativ avhengighet i avkastningsserien til transaksjonsprisene (Roll, 1984). Følgelig vil ikke transaksjonsprisen følge en random walk på grunn av at det er større sannsynlighet for at prisen reverseres fra ask til bid (eller fra bid til ask) enn at den beveger seg utenfor dette intervallet. Altså, transaksjonsprisen endrer seg systematisk, uten at bid og ask endrer seg systematisk. Et potensielt problem er hvis jeg avdekker systematikk i transaksjonsprisene, uten at midtpunktet mellom bid og ask endrer seg systematisk, (som jeg bruker for å beregne Plus500 sin spread, se kapittel 3.3.1.) slik at det ikke er mulig å reelt utnytte denne systematikken i markedet.

Dersom det er en effekt av bid-ask bounce i høyfrekvent data, vil en beregning av standardavvik med slik data gi en høy verdi, selv om prisen beveger seg i et svært begrenset område. For eksempel, en volatilitetsberegning behandler en bevegelse på 1 enhet per sekund på samme måte som en bevegelse på 60 enheter per time ($\sqrt{3600}$). Dette impliserer at beregnet standardavvik er negativt relatert til intervallet mellom observasjoner i tilfelle med bid-ask bounce. For å teste³ om det er en effekt av bid-ask bounce i transaksjonsprisene har jeg beregnet annualisert standardavvik basert på ulike utvalgsfrekvenser i tabell 2. Der utvalgsfrekvensen er intervallet mellom observasjonene som er ekstrahert fra prisdata.

Tabell 2: Bid-ask bounce

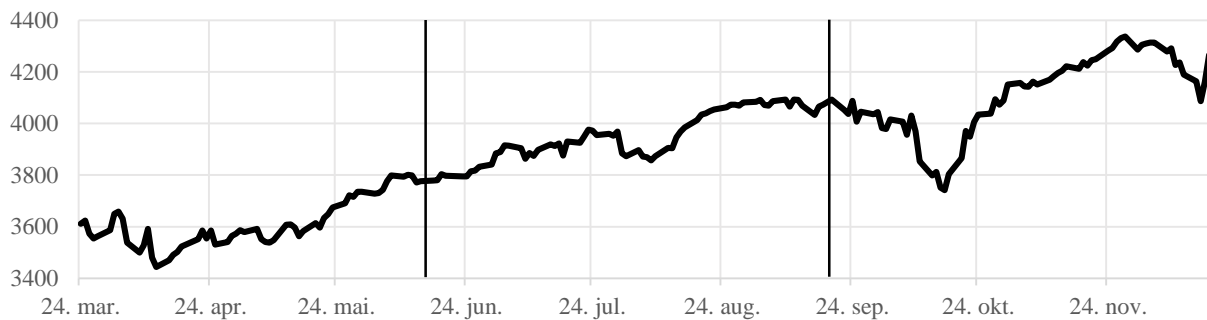
Frekvens (minutt)	Standardavvik
1	14,97 %
2	14,52 %
5	14,48 %
10	14,67 %
30	14,42 %
60	14,33 %
Daglig	14,09 %

Merk: Her er det brukt minuttdata for juni-kontrakten og ekstrahert observasjoner fra prisdata med ulik frekvens. $\text{Return} = \ln(P_t/P_{t-1})$. Standardavvik er annualisert ved $\sigma^{\text{år}} = \sigma^{\text{frekvens}} \cdot \sqrt{252 \cdot 1335/\text{frekvens}}$.

³ Merk at dette er en uformell test for sammenligning av varianser. For en mer formell test, se Poterba og Summers (1989), hvor det sammenlignes varianser beregnet på ulik frekvens for å teste for mean reversion i aksjepriser («variance ratio test»).

Fra tabell 2 ser vi at standardavvik beregnet med lave frekvenser tenderer til å gi svakt høyere annualisert standardavvik. I tilfeller med sterk effekt av bid-ask bounce i prisdata ville vi sett en *ekstremt* mye høyere volatilitet på den laveste frekvensen. Dette er ikke tilfelle, og videre antas derfor at det ikke er introdusert systematikk i minuttprisene på grunn av bid-ask bounce spesielt eller andre transaksjonsmekanismer generelt. Følgelig trengs *ikke* denne effekten å håndteres for å bruke prisdata. Det faktum at det tilsynelatende ikke er en slik effekt i data kan ses i lys av at det er 19 prisbevegelser per minutt i gjennomsnitt. Til kontrast kan det tenkes at prisdata med transaksjon-til-transaksjon eller tick-data ville hatt systematikk introdusert av bid-ask bounce.

4.3. Prisutvikling og deskriptiv statistikk



Figur 6: Prisutvikling for juni-, september- og desember-kontrakten. Daglig sluttkurs i perioden 24.03.2014 til 19.06.2014. De ulike kontraktene er her satt sammen til en kontinuerlig serie, hvor overgangen til ny kontrakt er indikert ved vertikal linje.

Figur 6 viser utviklingen av indeksfuturesprisen for juni-, september og desember-kontrakten basert på daglig data, her satt sammen til én kontinuerlig tidsserie. Prisen har steget fra mars til desember. Vi merker oss at prisen falt i oktober ble korrigert tilbake til trenden. En lignende graf for den kontinuerlige indeksprisen ville vært nærmest identisk, da korrelasjonen på minuttnivå mellom indeks og indeksfutures er 0,95. Merk at videre i dette kapittelet noteres futuresprisen ved P_t og futuresavkastning beregnes som $r_t = \ln P_t - \ln P_{t-1}$.

Tabell 3 oppsummerer blant annet (annualisert) gjennomsnittlig avkastning og standardavvik for juni-, september- og desember-kontrakten. Vi ser at gjennomsnittlig avkastning er høyest for september-kontrakten og at det har vært en generell prisstigning for alle kontraktene. I tillegg til å ha gitt høyest gjennomsnittlig avkastning har september-kontrakten hatt lavest volatilitet, i form av standardavvik per minutt.

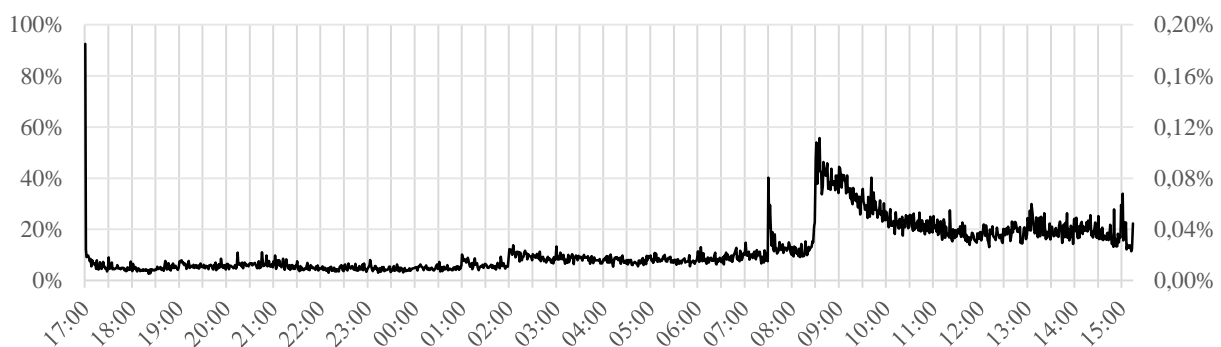
Tabell 3: Deskriptiv statistikk indeksfutures

	Juni	September	Desember
Gjennomsnitt ^a	17,23 %	28,93 %	15,67 %
Standardavvik ^a	14,97 %	10,68 %	16,80 %
Kurtosis	43,99	18,24	16,44
Skjevhet	0,72	-0,20	-0,10
Jarque-Bera ^b	9059,80*	700,82*	195,59*
Minimum	-0,38 %	-0,38 %	-0,51 %
Maksimum	1,04 %	0,34 %	0,47 %
Observasjoner	83909	83294	86399

Merk: Resultatene er presentert for de tre ikke-overlappende futureskontraktene med minuttdata. Avkastning per minutt er målt som log-differansen i pris. ^aGjennomsnitt og standardavvik er annualisert; $r^{\text{år}} = 252 \cdot 1335 \cdot r^{\text{minutt}}$ og $\sigma^{\text{år}} = \sqrt{252 \cdot 1335} \cdot \sigma^{\text{minutt}}$. ^bNormalitetstest: $JB = (Sk^2/6 + Ex.Kurt^2/24)N$, H_0 : Normalfordeling; 5% sig.nivå er indikert ved * (5% kritisk verdi er 5,99, og vi har $JB \gg 5.99$).

Videre fra tabell 3 ser vi en høy kurtosis for samtlige kontrakter, som indikerer at vi har flere avkastninger rundt gjennomsnittet og i halene enn hva en normalfordeling tilsier. Avkastningen i september- og desember-kontrakten er negativt skjevt fordelt, som indikerer at distribusjonen har en lengre hale til venstre for gjennomsnittet enn til høyre. Tilsynelatende er ingen av avkastningsfordelingene normalfordelte. Dette bekreftes også av Jarque-Bera-test for normalitet; alle kontraktene har minuttavkastninger som er signifikant forskjellig fra normalfordeling.

NASDAQ-børsen er åpen for trading fra 08:30 til 14:59. Derimot er det mulig å trade indeksfutures nesten hele dagen. Under, i figur 7, vises volatiliteten i løpet av en tradingdag for indeksfutures.



Figur 7: Standardavvik per minutt for juni-kontrakten. Standardavvik beregnet på grunnlag av avkastningene for hvert respektive minuttet gjennom hele perioden. Høyre akse viser standardavvik per minutt. Venstre akse viser annualisert standardavvik per minutt, der $\sigma^{\text{år}} = \sqrt{252 \cdot 1335} \cdot \sigma^{\text{minutt}}$. Observasjoner langs den horisontale akse går fra 17:00 til 15:14 med ett minutts intervall. De lodrette linjene markerer hver halvtime. Avkastning per minutt er målt som log-differansen i pris per minutt.

Fra figur 7 ser vi standardavviket per minutt gjennom en tradingdag. Vi ser at det er klart høyest prisrisiko «overnatt»-minuttet fra 15:14 til 17:00, som kan ses i lys av at jeg har kuttet datasettet for å tilpasse Plus500 sin åpningstid, som forklart i avsnittet om datamateriale. Videre er prisrisikoen høy fra 08:30 og utover, altså fra åpningstid til stengningstid for NASDAQ-børsen, med en «peak» klokken 14:59. Vi ser også at vi ha en «peak» klokken 07:30, eksakt en time før NASDAQ-børsen åpner. Basert på figur 7 kan vi enkelt dele volatiliteten i to regimer; ett med høy volatilitet der det underliggende aksjemarkedet er åpent og ett med lav volatilitet der det underliggende aksjemarkedet er stengt.

4.4. Systematikk i prisendringer

4.4.1. Runs test

I dette avsnittet ønsker jeg å se hvorvidt det eksisterer en systematikk i prisendringene. Mer spesifikt, jeg evaluerer fortegnet hver gang prisen endrer seg. Slik at interessen i dette avsnittet er å evaluere prisen fra endring-til-endring fremfor minutt-til-minutt. Dette er på grunn av at et minutt uten endring vil være uinteressant når man har inntatt en posisjon i markedet, dersom en posisjon avsluttes på grunn av prisendring (e.g. stoploss) og ikke tid.

En enkel ikke-parametrisk test for å se om en serie systematisk er runs test (også kalt Wald-Wolfowitz test). I runs test er det ikke størrelsen av endringen (% ΔP) som har noe å si – men *fortegnet* til endringen. Jeg definerer her de kvalitative hendelsene som en positiv endring i prisen og en negativ endring i prisen. Et run (R) er definert som en sekvens av samme kvalitative hendelser. For eksempel, denne sekvensen med 10 elementer «+++ --+ --++» består av 5 runs. Veldig mange runs eller veldig få runs indikerer systematikk i tidsserien. Nullhypotesen er at prisendringene er produsert på tilfeldig vis og at det dermed ikke er systematikk i historiske prisendringer.

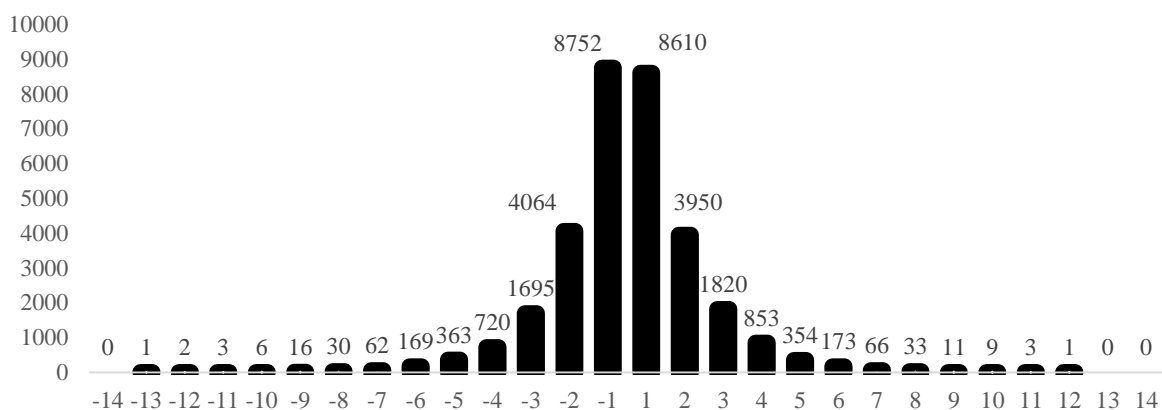
Under hypotesen om uavhengighet, kan vi beregne forventet antall runs, $E(R)$, og variansen til $E(R)$, σ_R^2 . Videre spesifiserer jeg modellen som følger:

$$\begin{aligned} \mu: E(R) &= \frac{2 \cdot n_+ \cdot n_-}{N} + 1, \\ \sigma^2: \text{Var}(R) &= \frac{2 \cdot n_+ \cdot n_- (2 \cdot n_+ \cdot n_- - N)}{N^2 \cdot (N - 1)}, \\ Z &= \frac{R - E(R)}{\sqrt{\sigma^2}}, \end{aligned}$$

der $N = n_+ + n_-$; R er faktisk antall runs; n_i er antall tilfeller av hver prisendring, der vi lar i representere antall positive (+), negative (-) prisendringer. Vi forkaster nullhypotesen hvis $|Z| > |Z_{KRITISK}|$. Vi bruker $Z_{KRITISK} = 1,96$ ($\alpha = 5\%$).

Ved å kjøre runs test på de logaritmiske minuttavkastningene for juni-kontrakten får vi $n_+ = 29151$, $n_- = 28622$ og $R = 31766$. Dette gir $E(R) = 28885$ og $Var(R) = 14440$. Dette genererer test-statistikk Z lik 23,97. Jeg konkluderer fra denne testen at minuttprisendringene ikke er produsert på et tilfeldig vis. Altså, neste prisendring er ikke tilfeldig, og det er en negativ avhengighet på grunn av at vi har flere runs enn forventet. Dermed indikerer resultatene en «contrarian» strategi framfor en momentumstrategi på kort sikt.

For å få videre innsikt i de kortsiktige karakteristikene til indeksfuturespristidsserien og resultatene fra runs test presenteres fordelingen som viser antall sammenhengende prisendringer som er enten positiv eller negativ. Fordelingen kan sees under i figur 8.



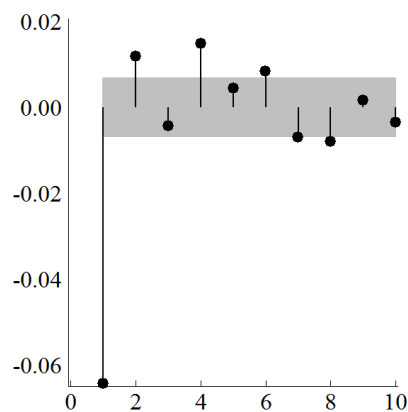
Figur 8: Antall sammenhengende prisendringer som er positive eller negative. Y-akse: Antall tilfeller med sammenhengende prisendringer som er pos/neg i perioden for juni-kontrakten. X-akse: Hvor lenge (antall endringer) disse periodene varte. F.eks, representerer søylen ved -2: antall tilfeller med to negative prisendringer på rad.

Fra fordelingen i figur 9 ser vi fordelingen av antall sammenhengende endringer som er positive eller negative basert på minuttobservasjoner. Merk at summen av antall tilfeller for de respektive lengdene er den samme som antall runs fra testen over (31766). Denne fordelingen indikerer det samme som runs test; vi har mange tilfeller med få sammenhengende positive eller negative endringer og derfor svært skiftene fortegn på prisendringer, i.e. mange runs. Dermed indikeres *ikke* momentumkarakteristikker som ville krevd en flatere fordeling.

4.4.2. Autokorrelasjon

I dette avsnittet ønsker jeg å se på hvorvidt det eksisterer regulariteter i tidsserieavkastningene. Kortsiktige autokorrelasjoner analyseres ved bruk av autokorrelasjonsplott og AR-modell. Det nevnes at minuttavkastningene er stasjonære, slik at de kan brukes i regresjoner uten å gi spuriøse resultater. Resultatene fra Augmented Dickey-Fuller test for stasjonærhet kan ses i Appendix 4.

For å se hvordan avkastningen i et minutt er statistisk relatert til avkastningen tidligere minutt er det gjort et autokorrelasjonsplott i figur 10. Autokorrelasjonene er generelt små med unntak av den relativt store verdien ved første lag. Dette signifikant negative første lagget indikerer mean-reversion, altså at en prisendring reverseres neste minutt eller at prisen vil justeres ved et sjokk i avkastningen; et positivt sjokk i avkastningen i periode $(t-1)$ vil justeres med en negativ avkastning i periode t . Lags av høyere orden er også signifikante, men uten noen klar systematikk på fortegnene.



Figur 9: Autokorrelasjon i minuttavkastning for juni-kontrakt. Autokorrelasjonsfunksjon (ACF) med 10 lags. Horizontal akse indikerer lag og vertikal akse indikerer størrelsen på autokorrelasjonen i avkastning for respektive lag til venstre. Avkastning per minutt er målt som log-differansen i pris. 95% konfidensintervall er beregnet ved Barlett's formel ($s.e. = 1/\sqrt{n}$).

Vi ser fra figur 10 at det eksisterer autokorrelasjoner som går utenfor konfidensintervallene for begge tidsseriene. Dette indikerer tidsseriesystematikk, der det første lagget utviser sterkest autokorrelasjon. Videre ser jeg på kortsiktige mønster i avkastningene ved bruk av en AR(p)-modell som kan skrives som

$$r_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \beta_i r_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4)$$

der p er autoregressive ledd og r_t er avkastningen målt ved log-differansen i pris. Merk at random walk er ekvivalent med at de estimerte β -ene ikke avviker signifikant fra null og at det ikke er autokorrelasjon i feilleddene. Med denne modellen kan vi se om lags av avkastningen er statistisk relatert til «dette minuttets» avkastning.

Tabell 4: AR(5)-modell

α	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	F	R^2
0,000	-0,064***	0,07**	-0,02	0,015***	0,06*	75,31	0,0045
(0,59)	(-18,53)	(2,15)	(-0,66)	(4,28)	(1,82)		

Merk: Standardfeil i parentes. Signifikant på 1%/5%/10% sig.nivå indikert ved (*/**/***). Data brukt estimeringen er minuttobservasjoner for juni-kontrakten. F-verdien rapportert i kolonne 7.

AR(5)-modellen i tabell 4 viser en sterk negativ avhengigheten av lag ($t-1$) og en positiv avhengigheten av lag ($t-2$). Altså, statistisk sett, bærer tidligere minutts avkastning informasjon om hvordan avkastningen kommer til å bli. I tillegg har vi en korrelasjon mellom ($t-4$) og t som er signifikant på 1% nivå. Runs test konkluderte i forrige avsnitt med negativ avhengighet, i form av flere runs enn forventet. Resultatene i dette avsnittet understøtter dette.

Men vi ser at forklaringsgraden er lav og størrelsen av de signifikante koeffisientene er av lav størrelsesorden i tabell 4. Dette kan tolkes som at vi har statistisk signifikans, men ikke økonomisk signifikans. Med andre ord, statistisk signifikans (forkaster nullhypotesen om random walk) impliserer ikke økonomisk signifikans. Med mikrostruktur-data forkaster man vanligvis nullhypotesen (Hasbrouck, 2007, s.74).

5. Metode

I dette kapittelet beskrives metoden for å identifisere tekniske mønstre. I første avsnitt gattes prisserier ved å bruke kernel mean regression, som implementert av Lo et al. (2000). Fordelen med denne tilnærmingen er at den gjenspeiler godt hvordan det menneskelige øyet oppfatter signaler – filtrerer ut støy og identifiserer prismønstre. Deretter spesifiseres de ulike tekniske mønstrene i kapittel 5.2. og ytterligere krav til inngangssignal og utgangssignal i 5.3. Hvordan strategiene evalueres beskrives i 5.5.

5.1. Glatte tidsserier og kernel mean regression

Utgangspunktet for teknisk analyse er å innse at priser utvikler seg på en ikke-lineær måte over tid, og at disse ikke-linearitetene inneholder visse regulariteter eller mønstre. For å fange slike regulariteter kvantitativt starter jeg med å hevde at prisserien, $\{P_t\}$, kan skrives som:

$$P_t = m(t) + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, n, \quad (5)$$

hvor $m(t)$ er en glatt funksjon tid av som er ukjent og ε_t er hvitt støy. Slik at ved mønstergjenkjennelse er målet vårt å estimere en glatt funksjon $\hat{m}(\cdot)$, hvor vi eliminerer støy.

5.1.1. Kernel mean regression

Prisseriene gattes ved bruk av ikke-parametrisk kernel regression. Funksjonen $m(t)$ estimeres med det som ofte kalles Nadaraya-Watson kernel estimatoren (Nadaraya, 1964 og Watson, 1964) og er definert som:

$$\hat{m}_h(t) = \frac{\sum_{s=1}^n K_h(t-s)P_s}{\sum_{s=1}^n K_h(t-s)}, \quad (6)$$

hvor $K_h(\cdot)$ er det som kalles kernel og h er bandwidth. I praksis må både hvilken kernel man skal bruke og størrelsen på bandwidth velges. Nedenfor forklares disse ytterligere.

5.1.2. Kernel og bandwidth

En *kernel*, $K_h(\cdot)$, er en vektingsfunksjon, som spesifiserer hvilken vekt man tillegger ulike observasjoner rundt estimeringspunktet. Jeg vil estimere ved bruk av den mest brukte kernelen, den Gaussiske. Med bandwidth lik h kan denne kan formuleres som:

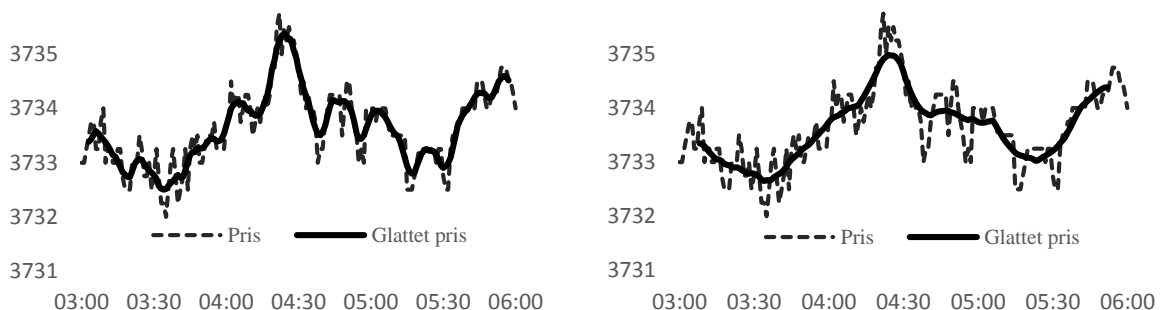
$$K_h(t-s) = \frac{1}{h\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(t-s)^2}{2h^2}}, \quad (7)$$

slik at observasjonene nærmest estimeringspunktet vektet mest, i tråd med en normalfordelingskurve. Hvis h er liten vil det bli gjort et vektet gjennomsnitt rundt et lite nabolag av t . Hvis h er stor vil det bli gjort et vektet gjennomsnitt over et større nabolag av t . Merk at jeg vil modifisere den Gaussiske kernelen, i kontrast til Lo et al. (2000), ved å begrense antall observasjoner som brukes rundt hvert estimeringspunkt; med bandwidth lik h innebærer dette at observasjoner over et intervall med lengden $2h$ blir brukt for å estimere et punkt, hvor observasjoner langt fra sentrum blir tillagt mindre vekt og observasjoner lenger fra sentrum enn h blir tillagt null vekt. Dette kan skrives som:

$$K_h(t - s) = 0 \quad \text{for} \quad |t - s| > h.$$

Følgelig sikrer vi at realisasjonen av $\hat{m}_h(t)$ i likning (6) kan observeres med et lag lik h . Et signal i $\hat{m}_h(t)$ ved tid t kan derfor oppfattes ved tid $t + h$. Uten denne modifikasjonen av den Gaussiske kernelen ville det vært et større lag mellom signal og oppfattelse.

Valget av passende *bandwidth*, h , i likning (6) er en avgjørende faktor for $\hat{m}_h(t)$ i estimeringen av $m(t)$, fordi denne spesifiserer hvor stort nabolaget rundt t skal være i glattingsprosessen. Jo høyere verdi på h jo glattere vil funksjonen bli. En for glatt funksjon gjør at vi mister mye informasjon, mens en for opphakkert funksjon gjør at vi ikke eliminerer nok støy. Jeg ser på høyfrekvent trading, og en høy verdi på h vil legge begrensninger for hvor raskt man kan gå fra identifikasjon til trade. Dette aspektet trekker i retning av en lav verdi på h . Men på den annen side ønsker vi å ha en tilstrekkelig høy h for å fjerne støy i regresjonen og identifisere ønskede ekstrempunkt. Glattet pris ved ulik bandwidth illustreres i figur 10 hvor det er brukt h lik 3 (minutter) til venste og h lik 8 til høyre.



Figur 10: Valg av bandwidth i kernel regression. h lik 3 til venstre. h lik 8 til høyre. Gaussiske kernel er brukt. Identisk prisdata i begge grafene fra datoen 30.05.2014.

Det eksisterer ulike kriterier for å velge bandwidth i likning (6). Et populært kriterium er kryssvalidering der den h som minimerer kryssvalideringsfunksjonen,

$$KV(h) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (P_t - \hat{m}_{h,-t})^2, \quad (8)$$

velges. Estimatoren $\hat{m}_{h,-t}$ er estimatet av P_t ved bruk av kernel mean regression, der observasjon t utelates. Denne metoden kalles også «leave-one-out method», og det faktum at vi ikke bruker observasjon t sikrer at vi ikke overtilpasser modellen. Kryssvalidering sikrer altså at bandwidth som minimerer de kvadrerte feilene mellom estimatet og den underliggende prisserien, P_t , velges.

Lo et al. (2000) benytter kryssvalidering for å velge bandwidth, hvor de tilpasser en kernel regression i suksessive, overlappende vindu på 38 observasjoner (dager), hvor optimal bandwidth velges for hvert vindu. Jeg ønsker derimot å tilpasse én kernel regression til hele datasettet, og grunnen til dette er tofoldig. For det første tillates det å undersøke om det eksisterer en spesifikk måte å regressere prisdata optimalt. For det andre, tilpasning av kernel regressions i overlappende, suksessive vindu på minuttdata ville krevd større dataprosesseringskraft enn hva jeg har tilgjengelig, da dette ville medført tilnærmet like mange regresjoner og kryssvalideringsoptimeringer som jeg har minuttobservasjoner.

Ved å bruke kryssvalideringsmetoden gitt av likning (8) gikk kriterievalgt bandwidth mot null. Altså, en bandwidth som gikk mot null ga best tilpasning til data, i form av minst kvadrerte avvik mellom prisserien og estimatet ved bruk av «leave-one-out method». Den går mot null på grunn av at jeg ønsker å tilpasse én kernel regression til datasettet, hvor det er et stort utvalg med mange minuttobservasjoner. En bandwidth lik null ville medført at intet støy ble eliminert fra prisdata.

På bakgrunn av at kryssvalideringsmetoden impliserer at intet støy blir eliminert i mine prisdata, velger jeg heller bandwidth optimalt i kapittel 6.2 for hvert mønster jeg betrakter, istedenfor å velge bandwidth *ad hoc*. Mer spesifikt vil et profittmål optimeres med hensyn på bandwidth, slik at det vektlegges å optimere profitten, framfor å optimere kurvetilpasningen.

5.2. Definisjoner av tekniske mønstre

Gitt den glattede prisserien, $\hat{m}_h(t)$, (heretter referert til som kernelprisen) i hvert vindu, blir (lokale) ekstrempunkt identifisert med en to-steps metode. Det første steget er å finne et ekstrempunkt i det glattede prisserien $\hat{m}_h(t)$. Det andre steget er å finne den korresponderende verdien i originalserien, P_t . Merk at hvis vi identifiserer et maksimum, så må det neste ekstrempunktet være et minimum – altså vil vi ha skiftende maksimum og minimum. Jeg ønsker å karakterisere en spesifikk sekvens av etterfølgende ekstrempunkt.

I det følgende defineres tre par av tekniske mønstre som er populære i tradisjonell teknisk analyse; HS & OHS, UTOP & UBUN og TTOP & TBUN. De vertikale og horisontale kravene i følgende avsnitt er inspirert av Osler og Chang (1995), og rammeverket med kernel mean regression er, som nevnt, gitt av Lo et al. (2000).

5.2.1. Hode-og-skuldre formasjon (HS) og omvendt hode-skuldre formasjon (OHS)

Hode-skuldre formasjon (HS) og omvendt hode-skuldre formasjon (OHS) består av en sekvens av fem etterfølgende lokale ekstrempunkt E_1, \dots, E_5 som inntreffer ved henholdsvis tid T_1, \dots, T_5 slik at

$$\text{HS} \equiv \left\{ \begin{array}{l} E_1 \text{ er et maksimum} \\ E_3 > E_1, E_3 > E_5 \\ E_5 > \frac{E_1 + E_2}{2}, \quad E_4 < \frac{E_1 + E_2}{2} \\ E_1 > \frac{E_4 + E_5}{2}, \quad E_2 < \frac{E_4 + E_5}{2} \\ E_1 > (1 + \delta) \cdot E_2, E_5 > (1 + \delta) \cdot E_4 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{array} \right.$$

$$\text{OHS} \equiv \left\{ \begin{array}{l} E_1 \text{ er et minimum} \\ E_3 < E_1, E_3 < E_5 \\ E_5 < \frac{E_1 + E_2}{2}, \quad E_4 > \frac{E_1 + E_2}{2} \\ E_1 < \frac{E_4 + E_5}{2}, \quad E_2 > \frac{E_4 + E_5}{2} \\ (1 + \delta) \cdot E_1 < E_2, (1 + \delta) \cdot E_5 < E_4 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{array} \right.$$

En hode-skuldre formasjon identifiserer altså tre toppunkt der det i midten, hodet eller E_3 , er av høyest verdi. Merk at det kun kreves fem etterfølgende ekstrempunkt for å identifisere et mønster.

For å sikre at mønsteret ikke utviser ekstrem *vertikal asymmetri* kreves det at E_5 er større, og E_4 ikke er større, enn midtpunktet mellom E_1 og E_2 . En lignende restriksjon settes for E_1 og E_2 . Videre, for å sikre at mønstrene er av en viss størrelse innføres en vertikal restriksjon om at venstre skulder må være $(1 + \delta)$ ganger større enn etterfølgende bunnpunkt. En lignende restriksjon innføres for høyre skulder; høyre skulder må være $(1 + \delta)$ ganger større enn forrige bunnpunkt. Introduksjonen av δ er på grunn at det ønskes en viss grad av vertikal differanse mellom bunnpunkter og toppunkter, og denne parameteren velges slik at vi sikres en vertikal differanse i mønstret som er like stor som kreves for å tjene inn transaksjonskostnadene (spreaden). δ settes til 0,014% og begrunnelsen for dette valget er nærmere forklart i kapittel 6.1.1. Merk at vi har integrerte restriksjoner. Mer spesifikt, de fire vertikale restriksjonene integrerte.

For å sikre at mønsteret ikke utviser ekstrem *horisontal asymmetri* kreves at tiden mellom høyre skulder og hodet ikke er 3,5 ganger større enn mellom venstre skulder og hodet; på samme måte må tiden mellom venstre skulder og hodet ikke være større enn 3,5 ganger tiden mellom høyre skulder og hodet.

Den omvendt hode-skuldre formasjonen er simpelthen er speilbilde av hode-skuldre formasjonen.

5.2.2. Utvidende topper (UTOP) og utvidende bunner (UBUN)

Utvidende topper (UTOP) og utvidende bunner (UBUN) består av en sekvens av fem etterfølgende lokale ekstrempunkt E_1, \dots, E_5 som inntreffer ved henholdsvis tid T_1, \dots, T_5 slik at

$$\text{UTOP} \equiv \begin{cases} E_1 \text{ er et maksimum} \\ E_1 < E_3 < E_5 \\ E_2 > E_4 \\ E_1 > (1 + \delta) \cdot E_2 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{cases}, \quad \text{UBUN} \equiv \begin{cases} E_1 \text{ er et minimum} \\ E_1 > E_3 > E_5 \\ E_2 < E_4 \\ (1 + \delta) \cdot E_1 < E_2 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{cases}$$

Her har vi økende topper og synkende bunner. For å sikre at mønstrene er av en viss størrelse innføres en vertikal restriksjon om at første toppunkt er $(1 + \delta)$ ganger større enn etterfølgende

bunnpunkt. I tillegg innføres en horisontal restriksjon mellom toppunktene. Utvidende bunner er simpelthen et speilbilde av utvidende topper.

5.2.3. Triangeltopper (TTOP) og triangelbunner (TBUN)

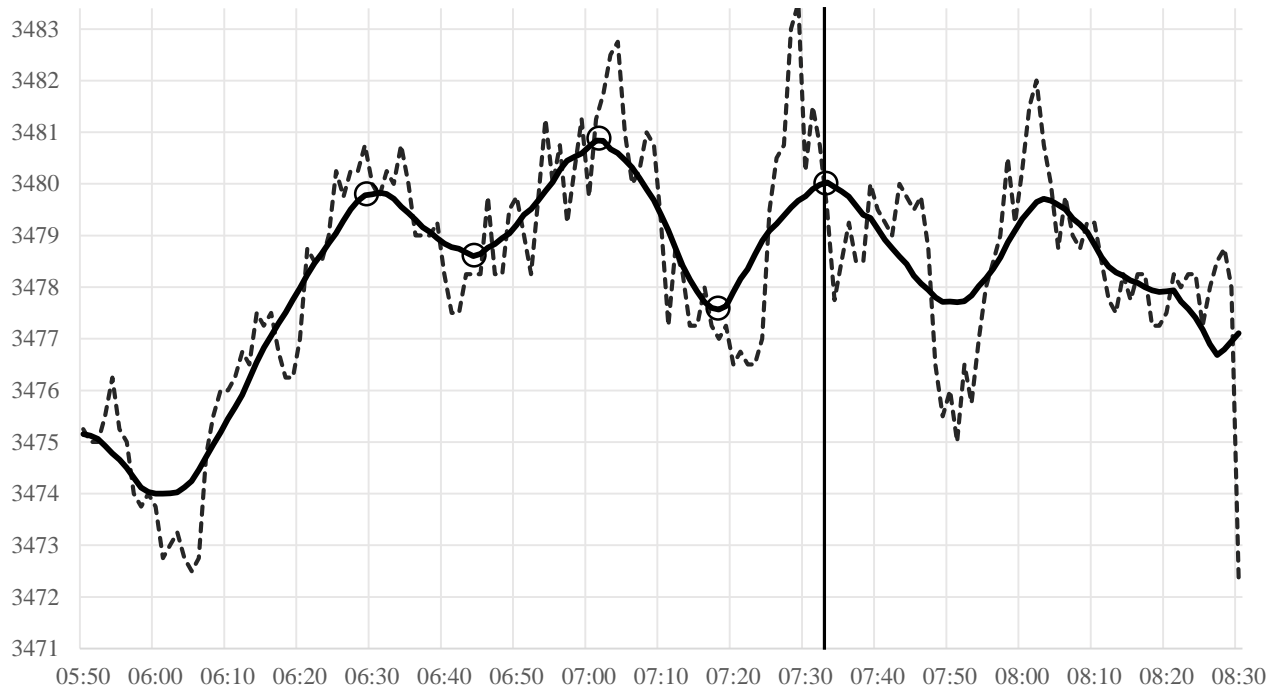
Triangeltopper (TTOP) og triangelbunner (TBUN) består av en sekvens av fem etterfølgende lokale ekstrempunkt E_1, \dots, E_5 som inntreffer ved henholdsvis tid T_1, \dots, T_5 slik at

$$\text{TTOP} = \begin{cases} E_1 \text{ er et maksimum} \\ E_1 > E_3 > E_5 \\ E_2 < E_4 \\ E_5 > (1 + \delta) \cdot E_4 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{cases}, \quad \text{TBUN} = \begin{cases} E_1 \text{ er et minimum} \\ E_1 < E_3 < E_5 \\ E_2 > E_4 \\ (1 + \delta) \cdot E_5 < E_4 \\ T_5 - T_3 \leq 3,5 \cdot (T_3 - T_1) \\ T_3 - T_1 \leq 3,5 \cdot (T_5 - T_3) \end{cases}$$

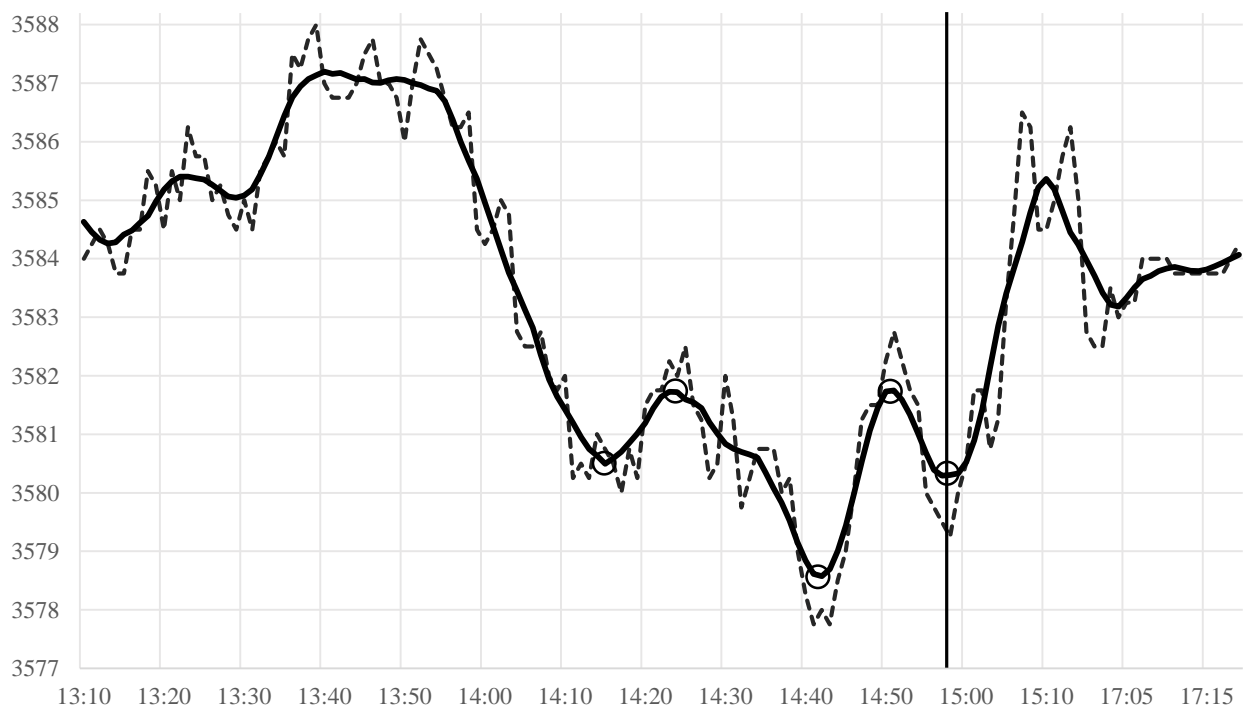
Her har vi synkende topper og økende bunner. For å sikre at mønstrene er av en viss størrelse innføres en vertikal restriksjon om at siste toppunkt er $(1 + \delta)$ ganger større enn forrige bunnpunkt. I tillegg innføres en horisontal restriksjon mellom toppunktene. Triangelbunner er simpelthen et speilbilde av triangeltopper.

For å illustrere hvordan de ulike mønstrene ser ut, har jeg laget figurer som viser hvordan hvert av de seks mønstrene kan se ut, figur 11a til 11f, med identifikasjoner fra in-sample data. I hver av figurene er den faktiske indeksfuturesprisen vist ved svart stiplet linje og den glattede kernel estimatoren, $\hat{m}_h(t)$, er vist med svart heltrukken linje. De små svarte sirklene indikerer hvert av de fem ekstrempunktene og den vertikale linjen indikerer tiden ved siste ekstrempunkt, altså T_5 .

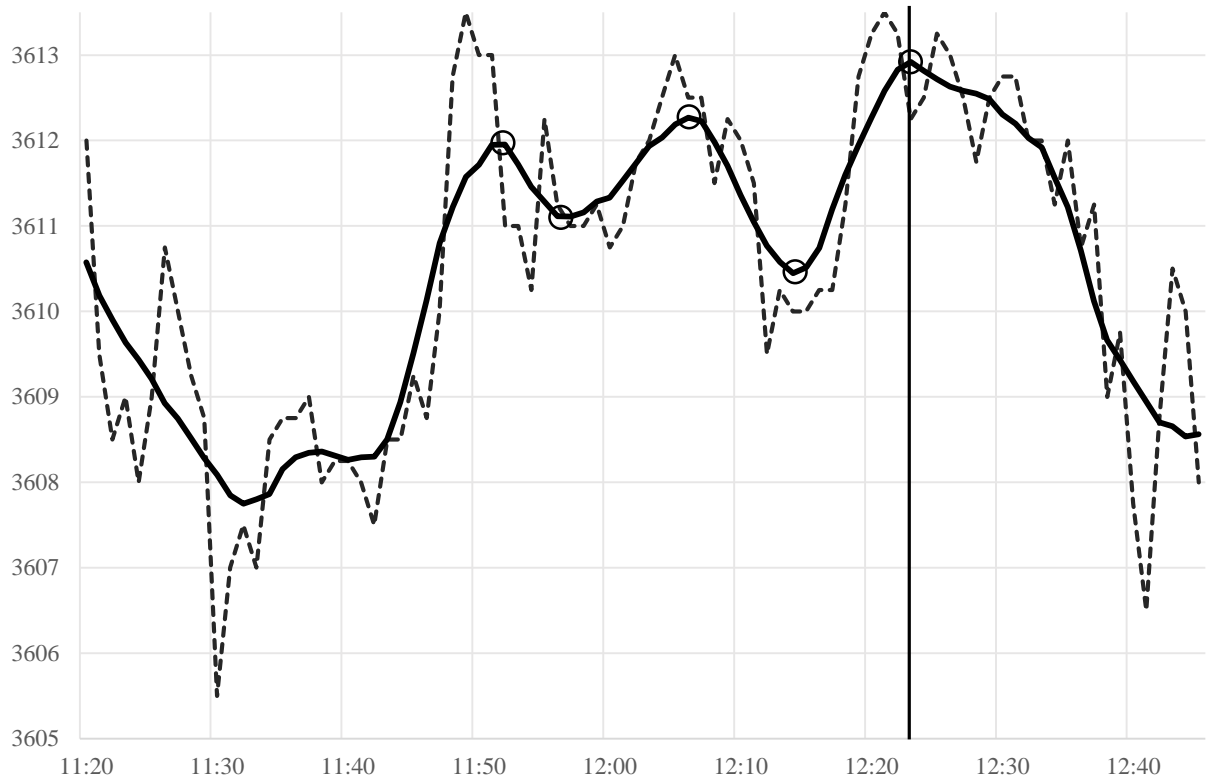
Figurene illustrerer hvordan algoritmen faktisk identifiserer mønstre basert på kernel regression. Uten å konkludere, synes den automatisere prosessen å identifisere støy på måten det menneskelige øyet kunne ha gjort det.



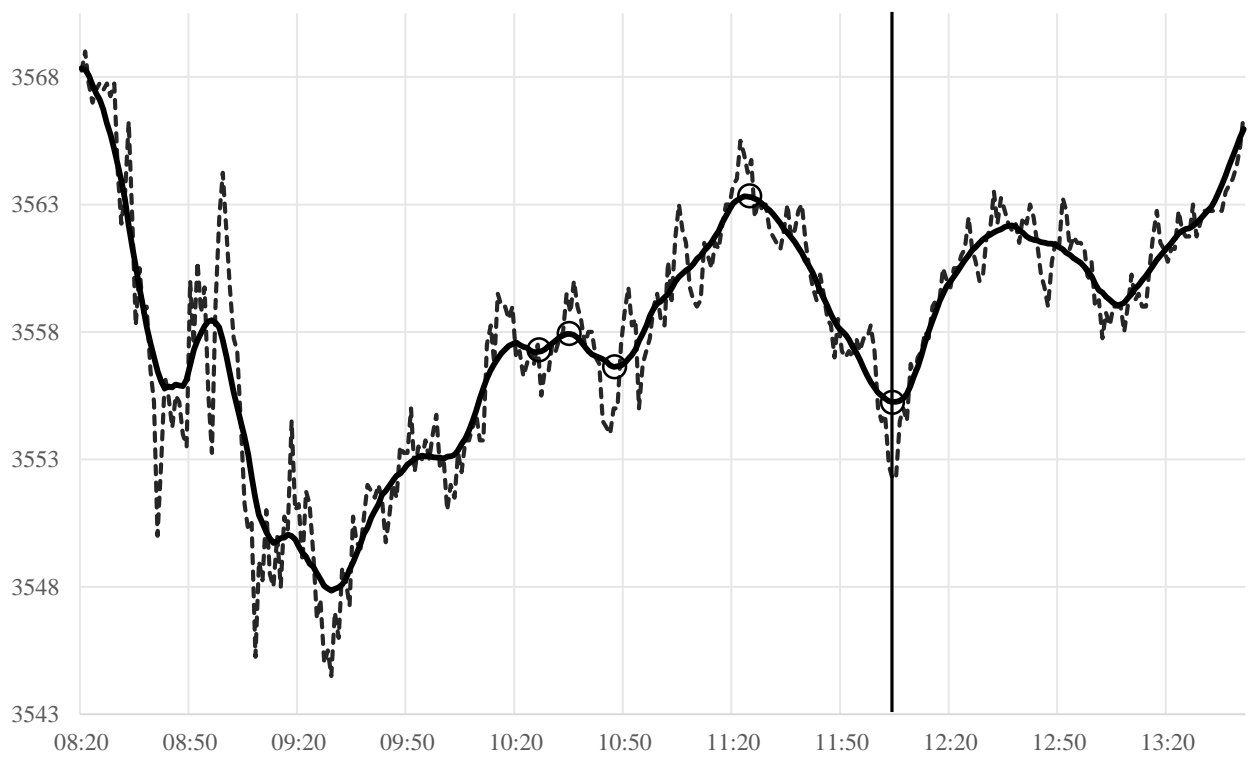
Figur 11a: Hode-og-skuldre formasjonen (HS). Mønster fra in-sample data oppdaget 15.04.2014. Med h lik 8.



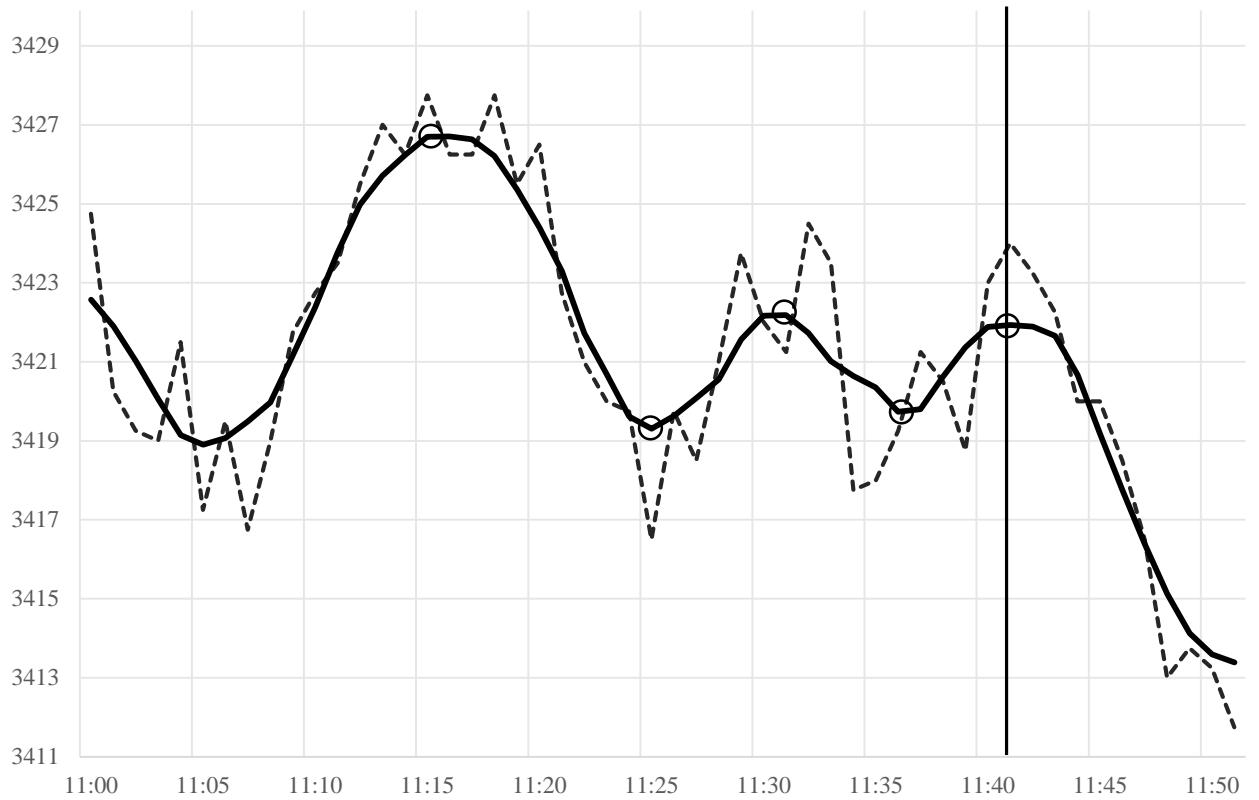
Figur 11b: Omvendt hode-og-skuldre formasjonen (OHS). Mønster fra in-sample data oppdaget 22.04.2014. Med h lik 4.



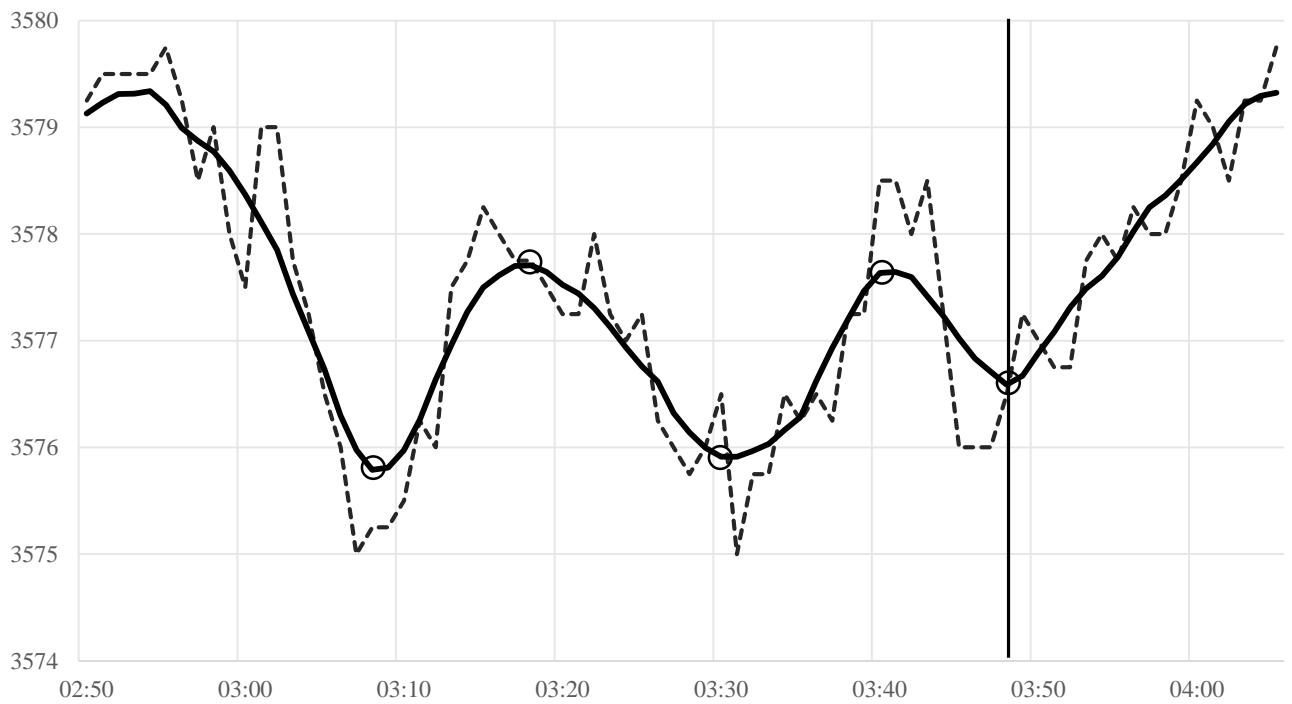
Figur 11c: Utvidende topper (UTOP). Mønster fra in-sample data oppdaget 13.05.2014. Med h lik 4.



Figur 11d: Utvidende bunner (UBUN). Mønster fra in-sample data oppdaget 16.05.2014. Med h lik 8.



Figur 11e: Triangeltopper (TTOP). Mønster fra in-sample data ble oppdaget 15.04.2014. Med h lik 3.



Figur 11f: Triangelbunner (TBUN). Mønster fra in-sample data ble oppdaget 27.03.2014. Med h lik 4.

5.3. Inngang- og utgangssignal

I tradingmanualer antas det optimale inngangstidspunktet å være når prisen krysser en definert støttelinje (korte posisjoner) eller motstandslinje (lange posisjoner) i etterkant av et mønster. Det er derimot mindre konsensus hva angår optimalt utgangssignal i tradingmanualene. Det er i hovedsak to utgangsalternativer, hvor det første er å ha en eksogen utgangsregel, der man holder en posisjon over en spesifisert horisont. Det andre alternativet er en endogen utgangsregel, hvor prisutviklingen bestemmer når man skal gå ut av en posisjon. Jeg vil i denne analysen kun se på det siste alternativet, for å gjenskape best mulig hva som faktisk gjøres av tekniske analytikere. Hvis det er inntatt en posisjon avsluttes den enten fordi prisen har beveget seg for mye i feil retning, eller fordi vi ønsker å høste profitten; stoploss eller målpris er nådd.

Inngangssignal formaliseres basert på publiserte tradingmanualer hvor det er en stor grad av konsistens (e.g. Edwards et al., 2007). Mer spesifikt, et inngangssignal indikeres ved at en støttelinje brytes, som forklart i kapittel 2, men med passende modifikasjoner for hvordan en støttelinje identifiseres. Stoploss er satt lik siste ekstrempunkt og målpris er satt lik mønsterhøyden, altså forskjellen mellom de største toppunktet og støttelinjen. Rammeverket med kernelpriser vil være utgangspunktet for å identifisere disse signalene.

Det spesifiseres fire krav til inngang i posisjoner for hver av strategiene, samt utgangssignal i form av stoploss og målpris. Dette illustreres i figurene 12a til 12c. Merk at jeg kun spesifiserer kravene for HS, UTOP og TTOP; mønstrenes respektive speilbilder, OHS, UBUN og TBUN, er simpelthen spesifisert på en ekvivalent, men invers, måte.

5.3.1 Hode-og skuldre formasjonen (HS)

Krav 1: Et mønster, som definert i avsnitt 5.2.1, må ha oppstått.

Krav 2: Det andre kravet er knyttet til trendreversering. For å sikre at mønsteret kan være en forløper til en trendreversering, kreves at mønsteret er betinget på en lav pris før mønsteret oppstår (se, e.g., Edwards et al. (2007) eller kapittel 2.2. for ytterligere om betydning av trenden i forkant av et mønster). Mer spesifikt kreves det at kernelprisen har vært på et lavere nivå enn E_2 i tidsintervallet $[T_1 - (T_5 - T_1), T_1]$. Altså må kernelprisen ha vært på et tilstrekkelig lavt nivå innenfor en horisont av mønsteret før mønsteret oppstår, og representerer en stigende trend i perioden før mønsteret. Merk at dette kravet settes relativt løst, og grunnen til det er svært få

identifiserte mønster om dette ble satt for strengt. Til sammenligning krever Osler og Chang (1995) at E_1 og E_2 er større enn henholdsvis foregående maksimum og minimum.

Krav 3: Det tredje kravet er for å bekrefte trendreverseringen og sikre at vi ikke går inn i en posisjon prematurt. Det kreves at kernelprisen har krysset støttelinjen på inngangstidspunktet, hvor jeg definerer støttelinjen for HS som

$$\text{Støtte} = \frac{E_2 + E_4}{2}$$

Følgelig må vi ha at: $\text{Kernelpris}_{t^*-h} < \text{Støtte}$ ved inngangstidspunktet t^* , hvor tid $(t^* - h)$ er tiden for den assosierte kernelprisen ved tid t^* (se kapittel 5.4 for nærmere beskrivelse av dette lagget). På grunn av at mønstrene er ment å indikere umiddelbare og ikke-tilfeldige trendreverseringer, settes en tidsgrense kernelprisen må ha krysset støttelinjen innenfor. Tiden som kreves for en slik umiddelbar trendreversering kan ikke være lenger enn tidsintervallet mellom siste ekstrem punkt og første ekstrem punkt, altså $(T_5 - T_1)$.

Merk at støttelinjen er definert som en horisontal linje istedenfor en mer brukt «neckline» som lager en forbindelse mellom bunnpunktene. Ved å bruke en rett linje tillates en viss differanse mellom bunnpunktene og fortsatt utføre trades basert på mønstrene; det ble identifisert svært få trades ved å bruke en støttelinje med helning.

Krav 4: Det fjerde kravet sikrer at profittmulighetene ikke har løpt fra oss når vi inntar en posisjon. Algoritmisk betyr dette at vi ikke går inn i en posisjon som umiddelbart vil avsluttes på grunn av at målprisen er nådd i det vi inntar posisjonen – og sitter igjen med et netto tap lik transaksjonskostnaden. Dette kravet må ses i forhold til målprisen som defineres under. For HS kreves det at prisen ved inngangstidspunktet tilfredsstillter:

$$P_{t^*} > \text{Målpris} \cdot (1 + \delta),$$

hvor P_{t^*} er prisen ved inngangstidspunktet og δ er lik 0,014%, altså den prisendringen som kreves for å tjene inn transaksjonskostnadene (se kapittel 6.1.1).

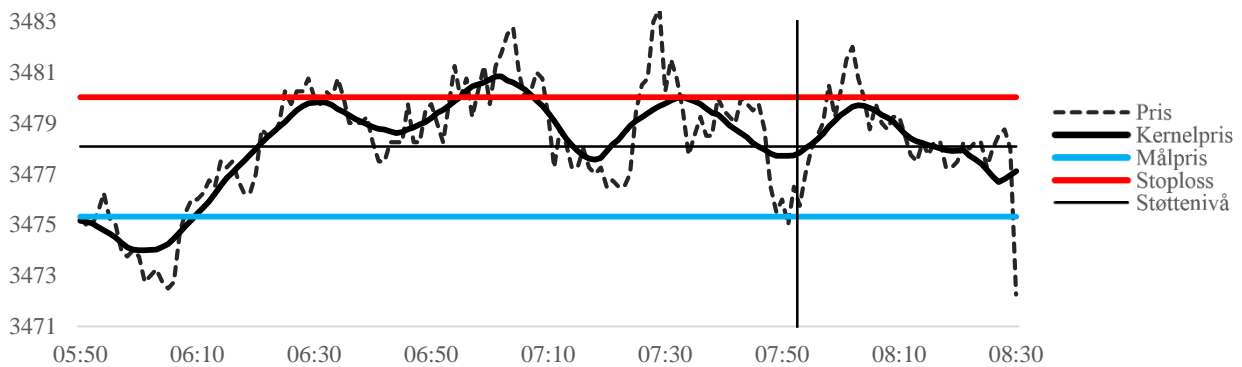
Stoploss: For å begrense tap når teorien viser seg å være feil, avsluttes posisjoner når prisen beveger seg for mye i motsatt retning av hva som er predikert. I min analyse settes stoploss lik siste ekstrem punkt, E_5 . Posisjonen avsluttes hvis kernelprisen overstiger E_5 . Merk at E_5 brukes som stoploss for alle mønstrene, og grunnen til at det siste ekstrem punkt brukes er at dette antas å være grensen for når prediksjonen av prisbevegelse konkluderende er feil. Grunnen til at jeg ikke bruker støttelinjen som stoploss er at det av og til være små tangeringer tilbake til

mot støttelinjen («pullback») før man ser endelige utbruddet ned fra støttelinjen – dette illustreres godt i figur 12a.

Målpris: For å kunne høste profitten når prisen har beveget seg riktig vei, settes målpris på følgende måte:

$$\text{Målpris} = \text{Støtte} - (\max_i(E_i) - \text{Støtte}),$$

hvor $i = 1,3,5$ og $\max_i(E_i)$ for HS-formasjonen er lik E_3 . Slik at differansen mellom det høyeste toppunktet i formasjonen og støttelinjen er prisendringen vi ønsker å fange; dette antas å reflektere mønsterhøyden eller volatiliteten. Dette betyr at profittmålet for HS-formasjonen er lik differansen mellom hodet og støttelinjen. Denne differansen trekkes så fra støttelinjen.



Figur 12a: Hode-og-skuldre formasjonen (HS) med målpris, stoploss og støttenivå. Vertikal linje indikerer inngangstidspunkt, t^* . Stoploss tangerer E_5 . 15.04.2014. Med h lik 8 (samme data som i figur 11a).

5.3.2 Utvidende topper (UTOP)

Krav 1: Et mønster, som definert i avsnitt 5.2.2 må ha oppstått.

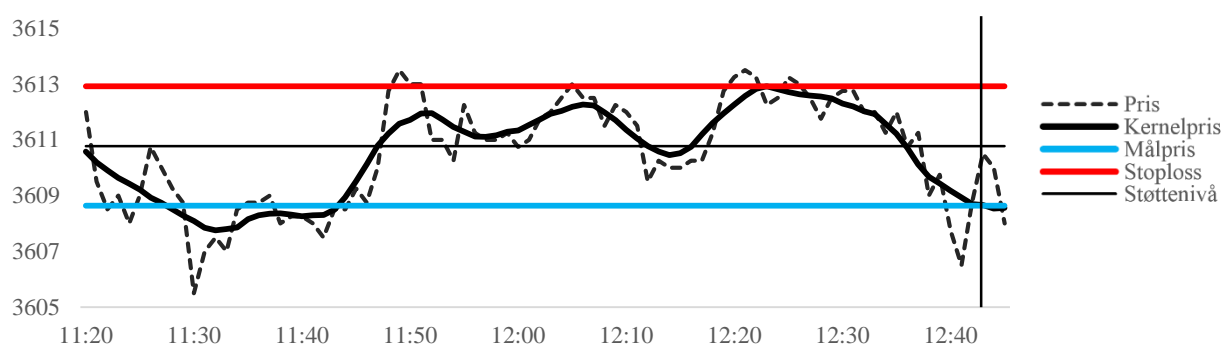
Krav 2: Identisk som krav 2 for HS; kernelprisen må ha vært på et tilstrekkelig lavt nivå før mønsteret oppstår.

Krav 3: Identisk som krav 3 for HS; kernelprisen må ha krysset støttelinjen, der støttelinjen er definert som gjennomsnittsprisen av E_2 og E_4 . Dette betyr at det kreves et stort prisfall ned fra E_5 for å bekrefte reverseringen og er derfor et sterkt krav. Faren med måten jeg har definert støttelinjen her er hvis støttenivået *de facto* har negativ helning og kernelprisen ikke skjært den faktiske støttelinjen; og prisen reverseres ved støttenivået jeg har definert. På samme måte som for HS er støttelinjen en horisontal linje på grunn av at det ble identifisert svært få trades ved å bruke en støttelinje med helning.

Krav 4: Identisk som krav 4 for HS; prisen må være høyere enn målprisen.

Stoploss: Posisjonen avsluttes hvis kernelprisen overstiger E_5 , på samme måte som for HS og TTOP. Merk at stoploss for dette mønsteret er det som er minst skrevet om i tradingmanualer og at det vil være størst vertikal differanse, relativt til mønsterhøyden, mellom E_5 og støttelinjen for UTOP; det er størst nedside for investeringer basert på dette mønsteret.

Målpris: $\text{Støtte} - (\max_i(E_i) - \text{Støtte})$, hvor $\max_i(E_i)$ for UTOP-formasjonen er lik E_5 .



Figur 12b: Utvidende topper (UTOP) med målpris, stoploss og støttenivå. Vertikal linje indikerer inngangstidspunkt, t^* . Stoploss tangerer E_5 . 13.05.2014. Med h lik 4 (samme data som i figur 11c).

5.3.3 Triangeltopper (TTOP)

Krav 1: Et mønster, som definert i avsnitt 5.2.3 må ha oppstått.

Krav 2: Identisk som krav 2 for HS; kernelprisen må ha vært på et tilstrekkelig lavt nivå før mønsteret oppstår.

Krav 3: For å identifisere inngangssignal må først støtte- og motstandslinje defineres,

$$\text{Støtte}_t = \frac{E_4 - E_2}{T_4 - T_2} (t - T_2) + E_4,$$

$$\text{Mostand}_t = \frac{E_5 - E_1}{T_5 - T_1} (t - T_1) + E_1,$$

der dette er trendlinjene som forbinder henholdvis bunnpunktene E_4 og E_2 og topppunktene E_5 og E_1 . Merk at støtte- og motstandslinjene er en funksjon av tid, og kravet for skjæring av støttenivå ved inngangstidspunktet t^* er: $\text{Kernelpris}_{t^*-h} < \text{Støtte}_{t^*-h}$.

Videre spesifiseres tidsrammen kryssingen av støttelinjen må skje innenfor, som er gitt av apex. Apex er definert som punktet hvor disse støtte- og motstandslinjene skjærer hverandre. Apex vil inntreffe når

$$\text{Støtte}_t = \text{Mostand}_t$$

Apex inntreffer ved tid t_{apex} . Jo nærmere man kommer apex etter et mønster, jo mindre kraft vil mønsteret ha, og det synes at mønsteret har størst kraft før vi har nærmet oss tre-fjerdedeler av apex målt fra første toppunkt (Edwards et al., 2007). Men jeg velger et mildere krav; kernelprisen må simpelthen skjære støttelinjen før apex. Følgelig, for at en posisjon skal inntas ved tid t^* må følgende holde:

$$(t^* - h) - T_1 \leq (t_{apex} - T_1),$$

hvor t^* er inngangstidspunkt, tid $(t^* - h)$ er tiden for den assosierte kernelprisen ved tid t^* , T_1 er tiden hvor første ekstrempunktet inntreffer og t_{apex} er tiden hvor støtte- og motstandslinjene skjærer hverandre.

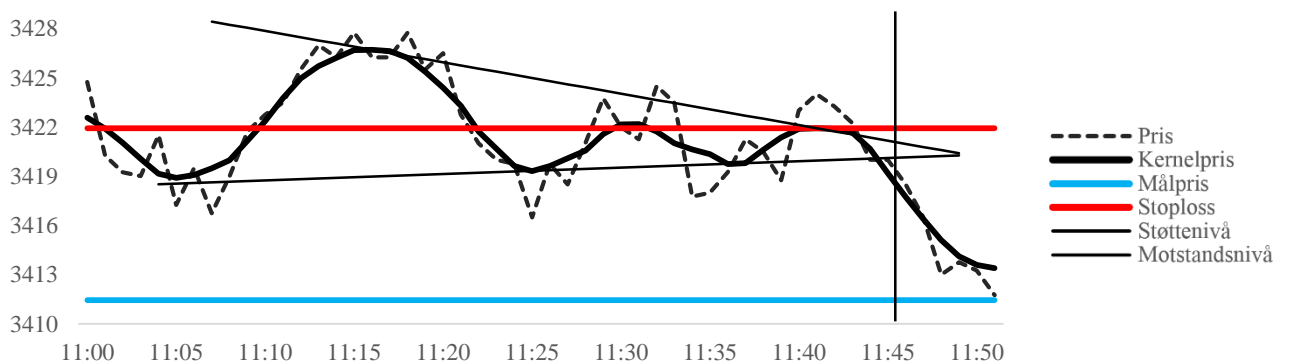
Krav 4: Analogt til krav 4 for HS og UTOP kreves det at prisen er høyere enn målprisen med en faktor $(1 + \delta)$, slik at vi sikrer at målprisen ikke er nådd i det vi inntar en posisjon. Altså,

$$P_{t^*} > \text{Målpris} \cdot (1 + \delta),$$

hvor P_{t^*} er prisen ved inngangstidspunktet og målprisen er gitt under.

Stoploss: Posisjonen avsluttes hvis kernelprisen overstiger E_5 .

Målpris er lik $\{ \text{Støtte}_{t^*-h} - (\max_i(E_i) - \text{Støtte}_{T_1}) \}$, hvor t^* er inngangstidspunktet, tid $(t^* - h)$ er tiden for den assosierte kernelprisen ved tid t^* og $\max_i(E_i)$ for TTOP er lik E_1 .



Figur 12c: Triangeltopper (TTOP) med målpris, stoploss, støttenivå og motstandsnivå. Vertikal linje indikerer inngangstidspunkt, t^* . Stoploss tangerer E_5 . 15.04.2014. Med h lik 3 (samme data som i figur 11e).

5.4. Out-of-sample estimeringer

Når man tester ut en idé på historisk data, kan det være lurt å spare en del av data for å kjøre tester på. Dermed dras et skille mellom in-sample data og out-of-sample data. Dette er en viktig del av vurderingen av en tradingsstrategi og effektiviteten til et mønster, fordi det gir en muligheten til å teste data som ikke er utsatt for optimering eller kurvetilpasning. På denne måten vil ikke strategiene og tilhørende parametere som må velges være påvirket out-of-sample data, og dermed kan man bedre vurdere hvor effektive mønstre er på ny data. I min analyse fungerer juni-kontrakten som in-sample data og september- og desember-kontraktene som out-of-sample data.

Det nevnes at den statistiske analysen i kapittel 4 kun ble utført med in-sample data. Dette er for å øke troverdigheten til at resultatene jeg får ved bruk av out-of-sample data *de facto* er out-of-sample. Videre, strategiene velges optimalt med in-sample data i kapittel 6.2 og de optimale strategiene testes med out-of-sample data i kapittel 6.3 og 6.4.

Merk at strategiene også har en iboende komponent av out-of-sample estimering. Dette er i kraft av lagget mellom identifikasjoner som gjøres i kernelprisserien og når man faktisk observerer realisasjonen av kernelprisen. Slik at et signal i kernelprisserien ved tid t vil observeres først ved tid $t + h$. Dette lagget er gjeldende for alle steder hvor kernelprisen brukes; identifikasjon av mønster, inngangssignal hvor kernelprisen må krysse støttelinjen, utgangssignal hvor kernelprisen overstiger stoploss.

Ved å bruke kernelpriser vil det være et tidsrom mellom identifikasjon av mønster – ved det femte ekstrempunktet – og tidligste mulighet for utførelse av trade. Dette tidsrommet, eller lagget, er begrenset av valget av bandwidth på grunn av at vi ikke kan observere realisasjonen av mønsteret med en gang det er fullført – men, derimot $h + 1$ minutter senere. Et signal som oppfattes ved tid t vil det derfor utføres trade for ved tid $t + h + 1$. Dette lagget sikrer at vi gjennomfører trades out-of-sample og unngår «look-ahead» bias. Lagget h sikrer at vi gjennomfører etter alle observasjonene som er brukt for å estimere kernelprisen ved t , og lagget $h + 1$ sikrer at vi gjennomfører etter alle observasjonene som er brukt for å estimere kernelprisen ved $t + 1$. Altså, vi tar i betraktning at vi kjenner kernelprisen ved $t + 1$; kjente vi ikke denne verdien kunne vi ikke identifisert den estimerte verdien ved t som et ekstrempunkt.

Hva angår karakteriseringen av lokale ekstrepunkt i kernelprisserien er et lokalt ekstrepunkt definert som at det er mer ekstremt enn nabovertiene. På grunn av jeg har diskret data, er nabovertiene definert som de to nærmeste – venstre og høyre side av karakteriseringspunktet – verdiene som er ulike fra verdien som karakteriseres. Hvis kernelprisen som karakteriseres utgjør en sammenhengende rekke av like verdier, vil kun den siste verdien karakteriseres som et ekstrepunkt. Dette sikrer at ekstrepunkt karakteriseres uten å introdusere «look-ahead»-bias (e.g. interpolering av lokale ekstrepunkt i en string av like kernelpriser ville introdusert et slikt bias).

5.5. Evaluere hvorvidt profitt er signifikant

I dette delkapittelet presenteres to ulike tester som begge sammenligner avkastning fra out-of-sample data med en referanseavkastning. Den første testen gir en metode for å evaluere hvorvidt avkastningene tradingstrategiene gir er signifikante i forhold til en konstruert referanseavkastning, i form av bootstrapping. I den andre delen presenteres Sharpe-raten for å evaluere daglig utvikling i egenkapital ved aktiv trading i markedet, der en passiv kjøp-og-hold strategi brukes som referanse.

5.5.1. Bootstrapping

Når vi har gjennomført de ulike tradingstrategiene på out-of-sample data, må vi evaluere avkastningene disse gir. Metoden jeg bruker baserer seg på å evaluere hvorvidt avkastningene tradingstrategiene genererer er statistisk større enn avkastninger i tidsserier hvor intertemporale mønstre med sikkerhet er meningsløse. Dette gjøres ved bruk av bootstrapping, som først ble introdusert av Efron (1979), og senere benyttet for å evaluere tradeavkastning av blant annet Brock et al. (1992), Lervich og Thomas (1993) og Osler og Chang (1995).

Hver gang et mønster identifiseres og kravene til inngangssignal er tilfredsstillt, beregnes en tradeavkastning målt fra inngangstidspunkt til utgangstidspunkt. Disse tradeavkastningene har en gjennomsnittsverdi lik \bar{R} , som videre i dette avsnittet refereres til som *profitten*. Den valgte benchmarken for \bar{R} er profitt i tidsserier som er strippet for intertemporal avhengighet. Nullhypotesen er at profitten generert med den originale prisserien er lik profitten generert med prisserier uten intertemporal avhengighet, i.e. mønstrene er meningsløse og vi har random walk. Alternativhypotesen er at profitten generert med den originale prisserien er større enn profitten generert med prisserier uten intertemporal avhengighet, i.e. mønstrene bærer intertemporal informasjon.

Prisseriene uten intertemporal avhengighet (heretter referert til som *konstruerte* serier) genereres som følger. Hver konstruerte serie har samme lengde og samme startpris som den originale prisserien. De konstruerte serienes endringsprosent for hvert minutt bestemmes ved å trekke ut tilfeldig, med tilbakelegging, fra den originale prisseriens endringsprosent. For eksempel, med en originale prisserie $\{P_t\}$ som har en tilhørende prisendringsserie $\{r_t\}$ over fire minutter, $\{r_1, r_2, r_3, r_4\}$, kan en konstruerte endringsserie (%) eksempelvis være lik $\{r_2, r_3, r_2, r_1\}$. Videre i dette eksempelet akkumuleres disse endringsratene til en konstruert prisserie, med startverdi lik den originale prisseriens startverdi. På grunn av at de konstruerte serienes prisendringer er trukket ut fra den originale prissendringsserien vil egenskaper som gjennomsnitt, varians, skjevhet og kurtosis være representative for den originale prisendringsserien. Men, hver av de nye seriene er av konstruksjon intertemporalt uavhengig. Derimot er det uvisst om den originale prisserien er intertemporalt uavhengig; hvis teknisk analyse fungerer, og mønstrene kan predikere fremtidige trender, vil den originale prisserien utvise intertemporal avhengighet.

I min analyse vil jeg simulere mønstergjenkjenningsstrategiene med B lik 200 ulike konstruerte serier. Dette betyr at det utføres 200 simuleringer av nullmodellen, der nullmodellen er intertemporal uavhengighet.⁴ Dette gir en approksimasjon på fordelingen av profitt i nullmodellen, der fordelingen av profitt i de konstruerte seriene noteres som $\hat{\theta}^1, \hat{\theta}^2, \dots, \hat{\theta}^B$. Nullhypotesen forkastes på α prosent signifikansnivå hvis

$$\bar{R} > \hat{\theta}_{B(1-\alpha)},$$

hvor \bar{R} er profitten generert med den originale prisserien og $\hat{\theta}_{B(1-\alpha)}$ er $100(1-\alpha)$. prosentil i fordelingen av profitt, $\hat{\theta}^1, \hat{\theta}^2, \dots, \hat{\theta}^B$. Merk at en prosentil er en verdi i et sortert datasett som sier hvor mange prosent av observasjonene som er under denne. For eksempel betyr det å ha en IQ over den 99. prosentil at man befinner seg blant de 1% mest intelligente. I vårt tilfelle med B lik 200, vil eksempelvis α lik 0,05 gi $\hat{\theta}_{B(1-\alpha)} = \hat{\theta}_{200(1-0,05)} = \hat{\theta}_{190}$, altså den 190. verdien i den sorterte profitten eller 95. prosentil.

Oppsummert gjør metoden beskrevet over oss i stand til å teste tekniske handlingsregler ved bruk av bootstrapping som simulerer en fordeling av profitt under nullmodellen, intertemporal uavhengighet. Nullhypotesen forkastes på α prosent signifikansnivå hvis profitten fra den den

⁴ Flere enn 200 simuleringer ville gitt en bedre innsikt i fordelingen av profitt i nullmodellen. Men simuleringene krever stor dataprosesseringskraft – out-of-sample prisdata inneholder 169.695 prisobservasjoner. Derfor har jeg begrenset til håndterlige 200 simuleringer.

originale NASDAQ-100 indeksfuturesserien er større enn $100(1 - \alpha)$. prosentil i simulerte fordelingen av profitten under nullmodellen.

5.5.2. Utvikling av egenkapital ved aktiv trading

Jeg vil betrakte utviklingen i egenkapital på en tradingkonto ved å investere i markedet når man identifiserer et mønster. Ved start antas en innestående egenkapital på tradingkontoen lik 100. Det investeres 10% av egenkapitalen ved hver trade, slik at beløpet som investeres øker med total egenkapital. Jeg vil bruke en kjøp-og-hold strategi i NASDAQ-100 indeks som benchmark.

Avkastning beregnes her som daglig endring i egenkapitalen og daglig endring i benchmark. Sharpe-raten gir en måte å evaluere prestasjonen til en investering ved å justere for risiko, og er for investeringsstrategi i gitt som:

$$S_i = \frac{\bar{r}_i - \bar{r}_f}{\sigma_i}, \quad (9)$$

hvor \bar{r}_i er gjennomsnittlig daglig avkastning, σ_i er tilhørende standardavvik for utvalget og \bar{r}_f er gjennomsnittlig daglig risikofri rente. Risikofri rente som brukes er 6-måneders t-bill, da dette representerer en risikofri investering med samme horisont som out-of-sample investeringsperiode. 6-måneders t-bill den 23.06.2014 var 0,06%, og er hentet fra U.S. Department of the Treasury sine hjemmesider⁵. Gjennomsnittlig daglig risikofri rente beregnes enkelt som $\frac{0,06\%}{365/2}$.

⁵ U.S. Department of the Treasury, www.treasury.gov/resource-center/data-chart-center/interest-rates/Pages/TextView.aspx?data=yieldYear&year=2014 (Nedlastet 28. mai 2015).

6. Resultater

Først vises hvordan avkastning og transaksjonskostnader beregnes i kapittel 6.1. Deretter velges optimal bandwidth i 6.2 med in-sample data. I kapittel 6.3 og 6.4 evalueres de optimalt valgte mønstrene med out-of-sample data.

6.1. Beregning av avkastning

For et inngangssignal ved tid t , inntas posisjonen ved tid t – i.e. umiddelbar respons eller null «slippage». Dette er en rimelig antagelse for minuttdata, men ville vært mer tvilsomt for tick-data. Videre lukkes posisjonen enten ved stoploss eller målpris ved tid $t + l$; en posisjon holdes i tidsperiode lik l , der denne tidsperioden er endogent bestemt av mønsteret og prisutviklingen.

Jeg tillater et mønster å ta form fra en tradingdag til den neste og det er mulig å holde en posisjon «overnatt» i tidsrommet 15:14 til 17:00. Derimot tillater jeg ikke å holde en posisjon i overgangen fra september-kontrakten til desember-kontrakten, fordi dette ville krevd at man rullet over posisjonen – altså, avsluttet den aktive posisjonen, og inntatt en ny posisjon i den nye front-kontrakten. Merk at dette betyr at det potensielt kan utføres flere trades i de konstruerte seriene i bootstrap-metoden. Men denne restriksjonen er neglisjerbar, siden vi har et stort antall observasjoner.

6.1.1. Transaksjonskostnader og giring

Plus500 bruker en fast giring på NASDAQ-100 indeksfutures lik 294. Dette innebærer at avkastningen på underliggende amplifiseres med 294 ganger. Jeg vil både bruke dette giringstallet og transaksjonskostnadene som Plus500 tilbyr. Transaksjonskostnaden er lik 4%, slik at det kreves en prisendring på 0,014% for å tjene tilbake denne kostnaden ved et giringstall på 294. Dette eksemplifiseres og forklares ytterligere i det følgende.

Plus500 bruker en fast bid-ask spread. De bruker en fast absolutt spread lik 0,58. Dette innebærer at hvis bid er lik 4035,49 så er ask lik 4036,07. Denne spreaden er konkurransedyktig i markedet, og jeg vil ta utgangspunkt i denne. Merk at 4035,49 er den gjennomsnittlige prisen for september- og desember-kontrakten. På grunn av at jeg ikke har bid-ask data, men transaksjonspris, vil jeg operere med en transaksjonskostnad. Merk at dette kun vil være en approksimasjon på den faktiske spreaden. Relativ spread er i dette tilfellet, ved lang posisjon, lik 0,014% (0,58/4035,49). Hvis vi anser spreaden som en

transaksjonskostnad, vil denne kostnaden være på 170,52 per kontrakt ($0,58 \times 294$). Slik at den totale transaksjonskostnaden ved giring er 4,2% ($170,52/4035,49$). Basert på dette vil jeg bruke en transaksjonskostnad på $\tau = 4,2\%$.

Dersom man inntar en lang posisjon, og P_t er prisen ved åpning av posisjon og P_{t+l} er prisen ved lukking av posisjonen, kan man beregne verdien av posisjonen ved lukking, V_{t+l} , altså ved tid $t + l$ som,

$$V_{t+l} = P_t \left[1 + \left(\frac{P_{t+l}}{P_t} - 1 \right) \cdot 294 \right] - \tau \cdot P_t, \quad (10)$$

Videre, for å gi en intuitjon om hvordan giring påvirker avkastning beregner jeg hvor stor prosentendring i underliggende som kreves for å tjene inn transaksjonskostnadene ved en investering. Vi antar at vi går lang. For å tjene inn transaksjonskostnadene må verdien av posisjonen ved lukking, tid $t + l$, minst være lik P_t . Følgelig må vi ha at

$$P_t \geq P_t \left[1 + \left(\frac{P_{t+l}}{P_t} - 1 \right) \cdot 294 \right] - \tau \cdot P_t$$

$$\Downarrow$$

$$\frac{P_{t+l}}{P_t} \geq 1,014\%,$$

hvor det er brukt $\tau = 4,2\%$. Det kreves altså kun en endring i underliggende på 0,014% for å tjene inn spreaden. Dette understreker effekten av giring og risikoen tilknyttet. Denne prosenten brukes som grunnlag for kravet i vertikal størrelse av mønstrene i kapittel 5.2 – altså $\delta = 0,014\%$. Med andre ord settes minimumskravet til forskjellen mellom ekstrempunkt lik avstanden som kreves for å tjene inn transaksjonskostnadene.

6.1.2. Tradeavkastning

Tradeavkastningene som beregnes i analysene er både for korte og lange posisjoner. Avkastningen for en lang posisjon finner vi ved å omskrive likning (10),

$$\frac{V_{t+l}}{P_t} = (1 - \tau) \left[1 + \left(\frac{P_{t+l}}{P_t} - 1 \right) \cdot 294 \right], \quad (11)$$

og tradeavkastningen ved en kort posisjon er gitt ved

$$\frac{V_{t+l}}{P_t} = (1 - \tau) \left[1 + \left(\frac{P_t}{P_{t+l}} - 1 \right) \cdot 294 \right]. \quad (12)$$

6.2. Optimalt valg av bandwidth

Valg av passende bandwidth (h) er en avgjørende faktor i estimeringen av kernelprisen, fordi denne spesifiserer hvor stort nabolag rundt estimeringspunktet som skal være med i glattingsprosessen. En liten bandwidth er forbundet med mange identifiserte ekstrempunkt, mens en høy bandwidth er forbundet med få.

Bandwidth velges optimalt for hver av de seks strategiene basert på den verdien som genererer høyest t-verdi for hver av de seks strategiene. Merk at denne valgte verdien av bandwidth ikke er optimal *per se*, men jeg vil videre referere til den valgte verdien av bandwidth som den optimale verdien, h^* , for hver av strategiene. T-verdien, som bandwidth velges på grunnlag av, er beregnet som:

$$t = \frac{\bar{R}}{\sigma_R / \sqrt{N}},$$

hvor \bar{R} er gjennomsnittlig tradeavkastning, σ_R er standardavviket til utvalget av tradeavkastninger og N er antall trades.

T-verdien reflekterer at (i) høy gjennomsnittlig avkastning er ønskelig (ii) høyt standardavvik eller risiko er ikke ønskelig og (iii) et høyt antall trades er ønskelig. Å velge på grunnlag av t-verdien, en form for risikojustert avkastning, gjør dette overførbart til en risikoavers investor som investerer out-of-sample og ønsker en liten volatilitet tradeavkastningene.

Jeg ser på bandwidths fra 0 til 10, med intervaller på 1 minutt. Ved å velge å se på små verdier av bandwidth, fokuseres det på mønstre som oppstår over kortsiktig horisont som kan være mer relevant for aktive tradere. Tabell A1 i Appendix 1 rapporterer t-verdien, gjennomsnittlig avkastning, standardavvik og antall trades for ulike verdier av h for hver av strategiene. Spesifiseringene som gir høyest t-verdi for de ulike mønstrene er som følger,

$$h_{HS}^* = 8, h_{OHS}^* = 4, h_{UTOP}^* = 4, h_{UBUN}^* = 8, h_{TTOP}^* = 3, h_{TBUN}^* = 4,$$

som videre brukes som optimale parameterverdier, og vil testes om de fortsatt gir høy avkastning out-of-sample.

Ideelt skulle jeg valgt den optimale strategien basert på bootstrapping. Altså, optimert strategiene med hensyn på avkastning som skiller seg mest fra en simulert, bootstrappet, fordeling, istedenfor t-verdi. Dette kunne vært gjort ved å beregne sannsynligheten, gitt ved p -verdien, for at avkastningen er ulik den simulerte avkastningen. Dette fordi bootstrapping

representerer hva som senere testes out-of-sample og derfor ville vært nærliggende å optimere med hensyn på. Men, det krever stor dataprosseseringskraft å simulere tradingavkastninger ved bootstrapping.⁶ Derfor har jeg valgt en nest-best løsning ved å velge basert på t-verdi, som innehar svakheten med at det er få trades. En annen måte å velge nest-best på kunne vært å maksimere \bar{R} , men jeg ønsker å velge kategorisk på bakgrunn av ett objektivt mål; ved subjektiv inspeksjon av resultatene i Appendix 1, tabell A1 synes optimering av t-verdien å gi tilfeller som utviser mer konsistens, i form av høyere antall trades, enn ved optimering av \bar{R} .

6.3. Evaluering av tradeavkastning: Bootstrapping

Tabell 5 Panel A viser deskriptiv statistikk for tradeavkastningene for de ulike mønstrene, og Panel B viser resultatene fra de respektive simulerte avkastningene. Fullstendige resultater fra de simulerte avkastningene finnes i Appendix 2. Jeg starter med å forklare resultatene for kolonne 2, HS-mønsteret, i tabell 5. I perioden juni til desember ble det inntatt 5 posisjoner basert på HS-mønsteret, som i gjennomsnitt ga 7,87 prosent i avkastning, med høyeste avkastning lik 21,44 prosent og gjennomsnittlig holdetid 60 minutter. Av de 5 inntatte posisjonene ble 4 avsluttet ved at målpris ble nådd, og 1 avsluttet ved stoploss. Sammenligner vi gjennomsnittlig avkastning, 7,87 prosent, med prosentilene i panel B ser vi at denne ikke er høyere enn de simulerte prosentilene under nullmodellen. Ved konvensjonelle signifikansnivå beholder vi dermed nullhypotesen, slik at HS-mønsteret har ikke signifikant prediktiv kraft for avkastning i NASDAQ-100 indeksfutures. Tolkningen for de resterende kolonnene er ekvivalent.

Fra tabell 5, kolonne 5 ser vi at UBUN er det eneste mønsteret som har signifikant gjennomsnittsavkastning, og er signifikant på 5 prosent signifikansnivå. Det ble utført 3 trades for UBUN og samtlige var vinnertrades. Dermed forkaster vi nullhypotesen om intertemporal uavhengighet for UBUN – merk at det kan *ikke* konkluderes med at gjennomsnittsavkastningen er større enn null.

Videre, fra Panel A ser vi at mønstrene HS, OHS, UTOP og UBUN genererer en gjennomsnittsavkastning større enn -4,2 prosent, altså høyere enn transaksjonskostnaden. Derimot er gjennomsnittsavkastningen lavere enn -4,2 prosent for TTOP og TBUN. Antall

⁶ Bootstrap-metoden som optimeringsmetode ville betydd 200 simuleringer av hvert mønster for hver mulige bandwidth av en in-sample tidsserie med 83910 minutt, hvor det itereres ett minutt av gangen i letingen etter et mønster. Begrensninger er lagt på min tilgang til dataprosseseringskraft samt egne ferdigheter til å programmere mønstergjenkjenning algoritmene effektivt, som i hovedsak er bygd opp av enkle For- og If-løkker (programmert i Microsoft Excel VBA).

trades for de ulike mønstrene varierer med (optimalt) valgt bandwidth; det synes at lavere bandwidth gir flere trades i de respektive parene av mønster.

Tabell 5: Evaluering av tradeavkastning

	HS	OHS	UTOP	UBUN	TTOP	TBUN
Panel A: Tradeavkastning						
Antall trades	5	8	8	3	8	2
Gj. avkastning	7,87 %	-1,36 %	9,97 %	28,20 %	-6,37 %	-4,90 %
Standardavvik	15,36 %	54,45 %	25,31 %	28,10 %	36,20 %	10,69 %
t-verdi	1,15	-0,07	1,11	2,24	-0,56	-0,65
Gj. holdetid (min) ^a	60,40	120,63	17,38	91,33	27,88	8,50
Vinnertrades (%) ^c	80 %	75 %	88 %	100 %	50 %	50 %
Målpris ^c	4	6	7	3	4	1
Stoploss ^c	1	2	1	0	4	1
Minimum	-17,09 %	-111,32 %	-40,44 %	2,94 %	-52,33 %	-12,46 %
Maksimum	21,44 %	60,66 %	48,77 %	58,16 %	32,97 %	2,66 %
Panel B: Simulert gjennomsnittsavkastning						
99. prosentil ^d	27,80 %	13,84 %	24,24 %	40,58 %	17,00 %	31,33 %
95. prosentil ^d	18,03 %	8,03 %	16,61 %	26,49 %	11,08 %	18,72 %
90. prosentil ^d	13,32 %	5,48 %	12,37 %	23,49 %	7,83 %	13,18 %

Merk: Data som er bruk er out-of-sample perioden, i.e. 22.06.14 til 18.12.14. Tradeavkastning er beregnet i henhold til likning (11) og (12). Brukt 4,2% transaksjonskostnad. ^aGjennomsnittlig holdetid (min) indikerer hvor mange minutter det er mellom inngangssignal og utgangssignal, i gjennomsnitt. ^bIndikerer antall trades med positiv avkastning etter transaksjonskostnader. ^cMålpris og stoploss indikerer hvor mange posisjoner som ble avsluttet av henholdsvis målpris og stoploss. ^dIndikerer prosentilen funnet ved bootstrapping for respektivt mønster. Utført med $h_{HS}^* = 8$; $h_{OHS}^* = 4$; $h_{UTOP}^* = 4$; $h_{UBUN}^* = 8$; $h_{TTOP}^* = 3$; $h_{TBUN}^* = 4$.

For å teste robustheten til disse resultatene har jeg gjennomført trades med de samme mønstrene, men der den vertikale parameteren δ (som angir minimum mønsterhøyde, se kap. 5.2) er satt til ulike verdier, slik at det identifiseres mønstre med mindre vertikal differanse mellom topper og bunner, og dermed flere mønstre. Resultatene fra denne robusthetstesten er gitt i Appendix 3, tabell A3 og inkluderer gjennomsnittlig avkastning, standardavvik og antall trades der den vertikale parameteren tar verdier fra null til 0,014%. Gjennomsnittlig avkastning synes å være robust med hensyn på vertikal differanse, der UBUN fortsatt gir klart høyest gjennomsnittlig avkastning i forhold til de andre mønstrene. HS gir konsistent positiv gjennomsnittlig avkastning ved ulike krav til vertikal differanse og UTOP gir positiv gjennomsnittlig avkastning ved en viss vertikal differanse. OHS, TTOP og TBOT gir derimot konsistent negativ avkastning for alle parameterverdier når transaksjonskostnader tas hensyn til.

6.4. Evaluering av tradeavkastning: Utvikling av egenkapital

I dette avsnittes evalueres daglig utvikling i egenkapital, med startkapital på 100 og en investering på 10% av innestående egenkapital ved hver trade. Benchmark er daglig avkastning for NASDAQ-100 indeks. Resultatene gis i tabell 6, og merk at det er de samme underliggende trades her som i avsnittet over, tabell 5. Ved å se nøyer på tabell 6 ser vi at det var en positiv pristrend i NASDAQ-100 indeks, som vises ved positiv avkastning for passiv benchmark med sluttformue lik 112,15. Ingen av strategiene gir en høyere sluttformue enn benchmark når transaksjonskostnader er tatt i betraktning. Det mest profitable mønsteret var UBUN med en sluttformue på 108,12. UTOP og HS var også profitable i denne perioden med sluttformue på henholdsvis 108,02 og 103,95. Derimot var OHS, TTOP og TBUN uprofitable, i.e. negativ avkastning.

Tabell 6: Daglig utvikling av egenkapital

	HS	OHS	UTOP	UBUN	TTOP	TBUN	Benchmark
Sluttformue	103,95	97,85	108,02	108,12	99,04	99,02	112,15
Gj. avkastning (daglig)	0,03 %	-0,01 %	0,06 %	0,06 %	0,00 %	-0,01 %	0,10 %
Standardavvik (daglig)	0,31 %	1,29 %	0,64 %	0,54 %	0,97 %	0,11 %	0,89 %
Sharpe-raten ^a	1,55	-0,11	1,54	1,83	-0,05	-1,13	1,71
t-verdi (daglig)	1,11	-0,08	1,10	1,31	-0,03	-0,77	1,21
Skjevhet (daglig)	3,15	-4,12	2,08	9,97	0,63	-10,43	-0,21
Excess kurtosis (daglig)	33,96	49,82	39,90	104,03	24,93	116,20	0,94
Minimum (daglig)	-1,71 %	-11,13 %	-4,04 %	5,82 %	-5,23 %	-1,25 %	-2,48 %
Maksimum (daglig)	2,14 %	6,12 %	4,88 %	7,99 %	6,39 %	0,27 %	2,62 %
Observasjoner (dager)	127	127	127	127	127	127	125

Merk: ^aSharpe-raten er annualisert ved å multiplisere daglig Sharpe-rate, beregnet i likning (9), med roten av 252. Data som er bruk er out-of-sample perioden, i.e. 22.06.14 til 18.12.14. Tradingstrategiene utført med $h_{HS}^* = 8$; $h_{OHS}^* = 4$; $h_{UTOP}^* = 4$; $h_{UBUN}^* = 8$; $h_{TTOP}^* = 3$; $h_{TBUN}^* = 4$. Brukt 4,2% transaksjonskostnad for mønstrene, og uten transaksjonskostnad for benchmark (kjøp-og-hold).

Sharpe-raten i tabell i tabell 6 er et mål på risikojustert avkastning for de ulike mønstrene og benchmark. Kun UBUN gir en høyere risikojustert avkastning enn benchmark. Dette betyr at man får en høyere meravkastning per enhet risiko for UBUN enn for den passive investeringen. Det kan også tenkes at UTOP ville gitt en høyere Sharpe-rate enn benchmark ved lavere transaksjonskostnader, som man får ved å handle i futuresmarkedet eller i kraft av å være en stor spiller på markedet. Merk at vi skal være forsiktige med å gjøre slutninger basert på Sharpe-raten, da vi har høy kurtosis (fete haler) og ikke-normalfordelt daglig avkastning for de ulike mønstrene. Sammenlignet med de ulike mønstrene har derfor

benchmark en forskjellig avkastningsfordeling, og dermed en ulik risikostruktur. Mer spesifikt vil de fete halene gjøre at man vil under-predikere antallet ekstreme avkastninger. Dermed lar vi dette stå som en test for å bygge intuisjon, og ikke en statistisk test.

6.5. Tolkning av signifikant profitt

Fra bootstrapping-metoden i kapittel 6.3 fant jeg at UBUN har en signifikant prediktiv kraft for senere prisutvikling, i.e. intertemporal avhengighet. Men, hvordan kan vi forklare dette? Den første naturlige plassen å lete etter svaret vil være tradingmanualer for teknisk analyse. Uheldigvis gir disse en begrenset forklaring og er vanligvis basert på metaforer. For eksempel skriver Edwards et al. (2007): «One does not bring instantly stop to a heavy car moving at 70 miles an hour and, all within the split second, turn it around and get it moving back down the road in the opposite direction at 70 miles an hour.». For økonomer er slike forklaringer lite hjelpsomme. Mulige forklaringer kan være blant annet risikopremie eller flokkatferd, beskrevet som følger.

En mulig forklaring er at avkastningen simpelthen kompensere investoren for høyere risiko. Av de seks evaluerte mønstrene er UTOP og UBUN de mønstrene som i størst grad representerer handel i volatile perioder på grunn av sin utvidende formasjon. Å innta en posisjon i slike volatile perioder kan tenkes å gi en risikopremie; ved å påta seg en større risiko får man en høyere forventet avkastning. Prisisikoen synes å være høyest rundt åpningstiden av NASDAQ-børsen, i.e. etter 08:30, som indikert av figur 7. Det ble inntatt (avsluttet) posisjoner for UBUN ved tidspunktene 07:54 (08:19), 09:05 (13:02) og 02:33 (02:45), der posisjonen som ble inntatt i etterkant av åpningstiden, klokken 09:05, ga høyest avkastning. Men, uten å spesifisere en likevektsmodell for aktiva-prising eller justere for risiko på en god måte, er det vanskelig å konkludere hva kilden til profitt er. Som vi så i foregående avsnitt, 6.4, er det vanskelig å justere for risiko på en god måte på grunn av få trades.

En annen mulig forklaring kan være selvoppfyllende forventninger: siden tekniske analytikere kjøper og selger i henhold til mønsteret, kan det skapes persistens i det som ellers ville vært midlertidige prisbevegelser. Altså, flokkatferd. Hypotesen om selvoppfyllende forventninger impliserer at markedsaktivitet er positivt relatert til et mønsters signifikans, slik over tid øker signifikansen av et mønster dersom man antar økt markedsaktivitet over tid.

Ved å evaluere mønstrene out-of-sample reduseres effekten av datatilpasning eller *data snooping*. Men i analysen har er det en annen effekt som kan karakteriseres som data snooping; UBUN er signifikant i et univers av seks mønster som testes. Dersom man tester nok strategier på et utvalg, vil man sannsynligvis finne noen som genererer høy avkastning. Jensen og Bennington (1970, s. 470) skriver: «given enough computer time, we are sure that we can find a mechanical trading rule which «works» on a table of *random numbers* – provided of course that we are allowed to test the rule on the *same* table of numbers which we used to discover the rule». Sett i lys av dette kan det være tilfeldig at UBUN genererer signifikant avkastning.

Ved konklusjonen om intertemporal avhengighet tar ikke bootstrap-metoden transaksjonskostnader i betraktning. Mer spesifikt, tradeavkastninger justert for transaksjonskostnader sammenlignes simulerte avkastninger justert for transaksjonskostnader, og vi kan ikke konkludere med at avkastningen for UBUN er signifikant større enn null. Men, som vi så fra tabell 5 Panel A, gjennomsnittsavkastningen for UBUN er 28,20% justert for transaksjonskostnader, altså bemerkelsesverdig høy.

7. Konkluderende kommentarer

Denne oppgaven evaluerer effektiviteten av intradag teknisk analyse og betrakter seks populære visuelle mønstre; hode-og-skuldre formasjonen, omvendt hode-og-skuldre formasjonen, utvidende topper, utvidende bunner, triangeltopper og triangelbunner.

Oppgaven gir først en introduksjon til teknisk analyse (kapittel 2) og indeksfuturesmarkedet (kapittel 3) som er karakterisert av høy likviditet og lav bid-ask spread. I kapittel 4 testes 1-minutt NASDAQ-100 indeksfuturesdata for tidsseriesystematikk. Deretter spesifiseres algoritmer som identifiserer inngangs- og utgangssignal og baserer seg på kernel mean regression (kapittel 5). Profitten dette genererer sammenlignes med profitt generert med tilsvarende algoritmer, men med data som er konstruert på en slik måte at mønstre er meningsløse. I tillegg spesifiseres en tradingstrategi som evaluerer egenkapitalutvikling basert på algoritmene, sammenlignet med en passiv kjøp-og-hold-strategi.

Av de seks tekniske mønstrene som betraktes finner jeg at avkastningen betinget på utvidende bunner er signifikant større enn generert med artifiisiell data, og synes å være robust for variasjon i parameteren som angir den vertikale differansen for mønsteret. For de resterende fem mønstrene genereres ikke signifikant større avkastning enn med artifiisiell data. Resultatene demonstrerer dermed ikke en klar støtte til intradag teknisk analyse generelt, men åpner opp for muligheten om at utvidende bunner kan gi inkrementell informasjon i en investeringsbeslutning spesielt. Slik at det kan tenkes at det er mulig å finne mønstre som gir informasjon ved å identifisere, for eksempel, visse typer fenomen eller volatilitetsregimer i en prisserie.

Ved å betrakte egenkapitalutvikling observerer jeg at det samme mønsteret, utvidende bunner, har en høyere risikojustert daglig avkastning sammenlignet med benchmark. Men, på grunn av få trades og ikke-normalfordelt daglig avkastning kan ikke statistiske slutninger gjøres basert på egenkapitalutvikling.

Oppgaven som sådan har noen tydelige begrensninger, som følger. Det betraktes kun ett markedssignal (pris), selv om tekniske manualer ofte skriver om viktigheten av å volumsignaler i tillegg til prisbevegelser. Oppgaven dekker kun en kort tidsperiode, i.e. data fra mars til desember 2014, og resultatene gjelder kun for NASDAQ-100 indeksfutures. Data som brukes er transaksjonspris, og er kun en approksimasjon på bid- og ask-pris. I tillegg har jeg tids- og dataprosesseringsbegrensninger som har medført at jeg har kjørt færre simuleringer i bootstrap-metoden enn ønsket.

Referanser

- Allen, H., Taylor, M.P., 1992, "The use of technical analysis in the foreign exchange market", *Journal of International Money and Finance* 113, 301-314.
- Brock, William, Josef Lakonishok and Blake LeBaron, 1992, "Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns," *Journal of Finance* 47, 1731-1764.
- Bulkowski, Thomas N., 2002, "Trading Classic Chart Patterns", John Wiley & Sons Inc, New Jersey.
- Bulkowski, Thomas N., 2005, "Encyclopedia of Chart Patterns", Second Edition, John Wiley & Sons Inc, New Jersey.
- Carter, R. B., Van Auken, H. E., 1990, "Securities analysis and portfolio management: a survey and analysis", *Journal of Portfolio Management*, 81-85.
- Edwards, Robert D., John Magee og W.H.C. Bassetti, 2007, "Technical Analysis of Stock Trends", Ninth Edition, CRC Press, Boca Raton.
- Efron, B., 1979, "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife", *Annals of Statistics* 7, no 1: 1-26.
- Fama, Eugene F., 1965, "The Behavior of Stock Market Prices," *Journal of Business* 38, 34-105.
- Fama, Eugene F., 1970, "Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work," *Journal of Finance*, 383-417.
- Grøtte, Oddmund, 2002, "Aksjekjøp og day trading", Hegnar Media AS
- Hasbrouck, Joel, 2007, "Empirical Market Microstructure: The Institutions, Economics, and Econometrics of Securities Trading", Oxford University Press, New York.
- Jensen, Michael C., og George A. Bennington, 1970, "Random walks and technical theories: Some additional evidence", *Journal of Finance* 25, 469-482
- Lervich, R. og L. Thomas, 1993, "The Significance of Technical Trading-Rule Profits in The Foreign Exchange Market: A Bootstrap Approach", *Journal of International Money and Finance*, 12 no. 5: 451-474.

- Lo, Andrew W., Harry Mamaysky and Jiang Wang, 2000, Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference and Empirical Implementation,” Journal of Finance 55, 1705-1765.
- Malkiel, B., 1981, "A Random Walk Down Wall Street", Second Edition, Norton, New York.
- Marshall, Ben R., Rochester H. Cahan, Jared M. Cahan, 2008, "Does intraday technical analysis in the U.S. equity market have value?", Journal of Empirical Finance 15, 199-210.
- Nadaraya, E. A., 1964, "On Estimating Regression", Theory of Probability and its Applications 9, 141-142
- O'Hara, Maureen, 1995, "Market Microstructure Theory", Blackwell, Oxford.
- Osler, Carol og Kevin Chang, 1995, Head and shoulders: Not just a flaky pattern, Staff Report No. 4, Federal Reserve Bank of New York.
- Poterba, J. M. og L.H. Summers, 1989, "Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications", NBER Working Paper, Paper No. 2343
- Pring, Martin J., 1991, "Technical Analysis Explained", Second Edition, McGraw-Hill, New York.
- Roll, Richard, 1984, "A simple implicit measure of the effective bid-ask spread in an efficient market", Journal of Finance 39, 1127-39.
- Stoll, H.R. og Whaley R.E., 1987, “Program trading and expiration day effects”, Financial Analysts Journal, 16-28
- Stoll, H.R. og Whaley R.E., 1990, “The Dynamics of Stock Index and Stock Index Futures Returns”, The Journal of Financial and Quantitative Analysis
- Wang, George H. K., Raphael J. Michalski, James V. Jordan, Eugene J. Moriarty, 1994, "An Intraday Analysis of Bid-Ask Spreads and Price Volatility in the S&P 500 Index Futures Market", The Journal of Futures Markets, Vol. 14, No. 7, 837-859
- Watson, Geoffrey S., 1964, "Smooth regression analysis", Sankhyā: The Indian Journal of Statistics, 359-372.

Appendix 1: Optimalt valg av bandwidth

Tabell A1: Optimalt valg av bandwidth

		HS	OHS	UTOP	UBUN	TTOP	TBUN
$h = 0$	t	-0,23	1,52	-1,59	-0,39	0,23	-1,63
	\bar{R}	-0,70 %	4,22 %	-19,28 %	-4,99 %	1,58 %	-9,90 %
	σ_R	28,34 %	25,25 %	59,26 %	57,75 %	32,67 %	25,70 %
	N	84	83	24	20	23	18
$h = 1$	t	-0,37	-0,55	-0,46	2,44	-1,92	2,10
	\bar{R}	-2,52 %	-3,28 %	-5,46 %	26,47 %	-14,62 %	14,49 %
	σ_R	35,88 %	28,81 %	43,96 %	30,67 %	22,82 %	25,83 %
	N	28	23	14	8	9	14
$h = 2$	t	2,70	0,18	1,25	1,66	3,72	-0,36
	\bar{R}	16,32 %	1,77 %	14,31 %	31,26 %	67,78 %	-5,91 %
	σ_R	23,43 %	34,81 %	36,33 %	46,15 %	25,76 %	46,12 %
	N	15	12	10	6	2	8
$h = 3$	t	-0,10	0,85	-0,35	-0,43	4,08	0,91
	\bar{R}	-1,19 %	8,45 %	-6,15 %	-10,56 %	14,27 %	6,57 %
	σ_R	28,81 %	27,95 %	46,91 %	65,57 %	4,95 %	14,42 %
	N	6	8	7	7	2	4
$h = 4$	t	0,99	3,89	4,15	1,57	1,97	49,77
	\bar{R}	15,45 %	10,69 %	14,24 %	54,07 %	16,57 %	10,07 %
	σ_R	31,15 %	5,50 %	5,94 %	76,79 %	11,90 %	0,29 %
	N	4	4	3	5	2	2
$h = 5$	t	2,97	0,30				
	\bar{R}	27,30 %	3,07 %	20,37 %	29,64 %	31,36 %	7,89 %
	σ_R	15,92 %	22,94 %				
	N	3	5	1	1	1	1
$h = 6$	t		0,14		0,51		1,23
	\bar{R}	8,15 %	1,73 %	-29,90 %	40,11 %	18,73 %	31,57 %
	σ_R		21,27 %		110,80 %		36,28 %
	N	1	3	1	2	1	2
$h = 7$	t			-1,25			-0,69
	\bar{R}	37,73 %		-191,19 %	34,97 %	12,70 %	-36,10 %
	σ_R			216,04 %			74,39 %
	N	1		2	1	1	2
$h = 8$	t	8,16			8,77	-2,67	6,59
	\bar{R}	35,83 %	53,61 %		22,22 %	-30,25 %	14,59 %
	σ_R	6,21 %			3,58 %	16,05 %	3,13 %
	N	2	1		2	2	2
$h = 9$	t	-0,01				-2,49	
	\bar{R}	-0,21 %				-55,58 %	18,57 %
	σ_R	43,00 %				31,54 %	
	N	4				2	1
$h = 10$	t	-2,51					
	\bar{R}	-30,54 %				-16,78 %	14,44 %
	σ_R	17,21 %					
	N	2				1	1

Merk: De ulike mønstrene utført med ulike verdier av bandwidth (h), der optimal kombinasjon, i.e. høyest t -verdi, er indikert med **fet skrift**. For hvert kombinasjon er det oppgitt: \bar{R} som er gjennomsnittlig tradeavkastning, σ_R som er standardavviket til utvalget av tradeavkastninger og N som er antall trades. Tradeavkastning er beregnet i henhold til likning (11) og (12), men uten transaksjonskostnad, dvs $\tau = 0$ i begge nevnte likninger. Tomme observasjoner er indikert ved blank celle. Data som er bruk er in-sample perioden, i.e. juni-kontrakten 23.03.14 til 19.16.14.

Appendix 2: Output bootstrapping

Tabell A2: Simulerte tradeavkastninger

	HS	OHS	UTOP	UBUN	TTOP	TBUN
Gjennomsnitt ^a	-5,10 %	-3,79 %	-3,96 %	-1,43 %	-5,57 %	-3,43 %
Standardavvik ^b	13,83 %	7,07 %	13,04 %	20,18 %	10,66 %	13,30 %
Standardfeil	0,0692 %	0,0353 %	0,0652 %	0,1009 %	0,0533 %	0,0665 %
Gj. antall trades ^c	11,4	22,2	14,8	7,6	10,4	8,5
Gj. målpris	7,0	13,5	9,9	5,5	4,6	4,1
Gj. stoploss	4,4	8,7	4,9	2,1	5,8	4,4
Observasjoner	200	200	200	200	200	200
99. prosentil	27,80 %	13,84 %	24,24 %	40,58 %	17,00 %	31,33 %
95. prosentil	18,03 %	8,03 %	16,61 %	26,49 %	11,08 %	18,72 %
90. prosentil	13,32 %	5,48 %	12,37 %	23,49 %	7,83 %	13,18 %
10. prosentil	-21,79 %	-12,12 %	-21,41 %	-29,87 %	-19,09 %	-18,23 %
5. prosentil	-27,01 %	-15,90 %	-26,20 %	-39,76 %	-21,83 %	-21,08 %
1. prosentil	-43,85 %	-19,93 %	-41,47 %	-54,40 %	-32,07 %	-33,87 %

Merk: Data bruk i simuleringene er out-of-sample perioden, i.e. 22.06.14 til 18.12.14, men som er bootstrappet. Tradeavkastning er beregnet i henhold til likning (11) og (12). Brukt 4,2% transaksjonskostnad. Utført med $h_{HS}^* = 8$; $h_{OHS}^* = 4$; $h_{UTOP}^* = 4$; $h_{UBUN}^* = 8$; $h_{TTOP}^* = 3$; $h_{TBUN}^* = 4$.

^aGjennomsnittet av de gjennomsnittlige tradeavkastningene. Altså, gjennomsnittet av 200 simulerte gjennomsnittsavkastninger. ^bStandardavviket i fordelingen av gjennomsnittsavkastning, der gjennomsnittsavkastningene er notert som $\hat{\theta}^1, \hat{\theta}^2, \dots, \hat{\theta}^B$ i kapittel 5.5.1. ^cGjennomsnittlig antall trades for simuleringen.

Forklarer gjennomsnittlig positiv prisutvikling i tabell A2:

I de 200 simulerte seriene ser vi en tendens til at gjennomsnittlig avkastning er lavere enn negativ 4,2% for strategiene hvor det inntas en kort posisjon (HS, UTOP og TTOP) og høyere enn -4,2% for strategiene hvor det inntas en lang posisjon (OHS, UBUN og TBUN). Dette gjelder for alle de simulerte avkastningene bortsett fra UTOP. En kunne kanskje forvente at gjennomsnittsavkastningen var lik negativ 4,2% for alle simuleringene, altså lik transaksjonskostnadene, på grunn av den påtvungne intertemporale uavhengigheten. Men, dette kan forklares ved at prisserien i utvalget har en positiv trend, som kan ses av prisutviklingen i figur 7. Dermed gir de lange posisjonene i gjennomsnitt gevinst og de korte posisjonene i gjennomsnitt tap (sett bort fra transaksjonskostnader). Som en følge av dette ville UTOP sannsynligvis gitt en lavere simulert avkastning enn -3,96% dersom det ble utført flere antall simuleringer økte.

Appendix 3: Robusthetssjekk

Tabell A3: Robusthet av vertikalt krav

δ		HS	OHS	UTOP	UBUN	TTOP	TBUN
0,000 %	\bar{R}	4,26 %	-7,28 %	-2,46 %	18,94 %	-2,85 %	-2,46 %
	σ_R	14,31 %	31,06 %	30,24 %	43,17 %	25,57 %	8,09 %
	$N(V)$	11 (9)	25 (11)	47 (30)	15 (13)	14 (7)	6 (4)
0,002 %	\bar{R}	4,26 %	-6,99 %	-3,09 %	23,26 %	-2,85 %	-2,46 %
	σ_R	14,31 %	32,83 %	40,77 %	31,22 %	25,57 %	8,09 %
	$N(V)$	11(9)	22 (10)	25 (17)	7 (6)	14 (7)	6 (4)
0,004 %	\bar{R}	6,65 %	-9,0 %	6,77 %	25,82 %	-2,77 %	-2,46 %
	σ_R	11,47 %	37,0 %	18,78 %	33,39 %	26,61 %	8,09 %
	$N(V)$	9 (8)	17 (8)	16 (13)	6 (5)	13 (7)	6 (4)
0,006 %	\bar{R}	6,65 %	-9,18 %	8,33 %	33,23 %	-4,38 %	-7,5 %
	σ_R	11,47 %	40,85 %	20,22 %	31,33 %	32,06 %	9,2 %
	$N(V)$	9 (8)	14 (7)	13 (11)	5 (5)	9 (5)	3 (1)
0,008 %	\bar{R}	7,3 %	-5,10 %	8,84 %	39,48 %	-4,38 %	-7,5 %
	σ_R	12,1 %	39,44 %	21,33 %	32,39 %	32,06 %	9,2 %
	$N(V)$	8 (7)	13 (7)	11 (10)	4 (4)	9 (5)	3 (1)
0,010 %	\bar{R}	7,65 %	-5,10 %	8,84 %	39,48 %	-6,37 %	-4,90 %
	σ_R	13,00 %	39,44 %	21,33 %	32,39 %	36,20 %	10,69 %
	$N(V)$	7 (6)	13 (7)	11 (10)	4 (4)	8 (4)	2 (1)
0,012 %	\bar{R}	7,87 %	-1,36 %	9,97 %	28,20 %	-6,37 %	-4,90 %
	σ_R	15,36 %	54,45 %	23,68 %	28,10 %	36,20 %	10,69 %
	$N(V)$	5 (4)	8 (6)	9 (8)	3 (3)	8 (4)	2 (1)
0,014 % ^a	\bar{R}	7,87 %	-1,36 %	9,97 %	28,20 %	-6,37 %	-4,90 %
	σ_R	15,36 %	54,45 %	25,31 %	28,10 %	36,20 %	10,69 %
	$N(V)$	5 (4)	8 (6)	8 (7)	3 (3)	8 (4)	2 (1)

Merk1: De ulike mønstrene utført med ulike verdier av vertikalt krav (δ), der optimal bandwidth er brukt for hvert mønster. For hvert kombinasjon er det oppgitt: \bar{R} som er gjennomsnittlig tradeavkastning, σ_R som er standardavviket til utvalget av tradeavkastninger, N som er antall trades og V i parentes som er antall vinnertrades (positiv avkastning etter transaksjonskostnader). Data brukt er out-of-sample perioden, i.e. 22.06.14 til 18.12.14. Tradeavkastning er beregnet i henhold til likning (11) og (12). Brukt 4,2% transaksjonskostnad. Utført med $h_{HS}^* = 8$; $h_{OHS}^* = 4$; $h_{UTOP}^* = 4$; $h_{UBUN}^* = 8$; $h_{TTOP}^* = 3$; $h_{TBUN}^* = 4$. ^aHer er det brukt den samme parameterverdien som tidligere i oppgaven, altså 0,014%.

Merk2: δ representerer kun det vertikale kravet fra kapittel 5.2 i denne tabellen, altså er kravet (krav 4 i kapittel 5.3) uendret til at prisen må være høyere enn målprisen; prisen må fortsatt være større enn målprisen multiplisert med (1+0,014%).

Appendix 4: Stasjonæritet

Når man studerer tidsseriedata er en av de store bekymringene at vi bruker tidsseriedata som er ikke-stasjonære, fordi vi kan få spuriøse sammenhenger mellom variabler. Hvis tidsseriene har enhetsrot vil sjokk i tidsserien være persistente og ikke forsvinne over tid – altså random walk. Antall ganger vi må differensiere tidsserien for å få en stasjonær serie, benevnes som integrasjonsorden, $I(n)$. For å se om vi har enhetsrot og bestemme integrasjonsorden, bruker jeg Augmented Dickey-Fuller-test (ADF), som baserer seg på følgende likning

$$\Delta y_t = \alpha + \theta y_{t-i} + \sum_{i=1}^k \gamma_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t,$$

hvor tilhørende nullhypotese er enhetsrot (ikke-stasjonær), $H_0: \theta = 0$. Alternativhypotesen er $\theta > 0$ (stasjonær). Merk at vi bruker justerte kritiske verdier for å bestemme om enhetsroten er signifikant. Antall laggede endringer som jeg inkluderer i modellen bestemmer jeg ved den spesifiseringen som gir lavest AIC-verdi. Tabell A4 viser resultatet fra augmentet Dickey-Fuller test for indeksfutures med priser på nivåform og differanseform.

Tabell A4: Augmented Dickey-Fuller test

	Priser (nivåform)		Priser (differanseform)	
	t-verdi	Lags	t-verdi	Lags
Indeksfutures	-0,818	0	-308,882	0
Kritisk t-verdi (1%)	-3,43		-3,43	

Merk: Med konstant (α). Uten trend og sesong. Antall lags (k) bestemt av lavest AIC-verdi. Minuttdata for juni-kontrakten er brukt.

Fra tabell A4 ser vi at prisen er ikke-stasjonær på nivåform. Videre ser vi at differanseserien er stasjonær. Slik at vi kan bruke avkastninger og førstedifferansen i prisserien i regresjoner uten å være bekymret for spuriøse resultater – altså, tidsserieprosessen er integrert av orden en, $I(1)$.