

Er Oslo Børs svakt effisient?

-En test av teknisk analyse

Av Tian Tollefsen

Veileder: Gunnar Stensland

Utredning i fordypnings- og spesialområdet: Finansiell økonomi



Denne utredningen er gjennomført som et ledd i masterstudiet i økonomisk-administrative fag ved Norges Handelshøyskole og godkjent som sådan. Godkjenningen innebærer ikke at høyskolen inntår for de metoder som er anvendt, de resultater som er fremkommet eller de konklusjoner som er trukket i arbeidet.

Sammendrag

Hensikten med denne utredningen er å teste hvorvidt Oslo børs var svakt effisient i perioden 1.1.1999-1.1.2010. Dette gjøres ved å teste om en handlestrategi, basert på teknisk analyse, klarer å oppnå meravkastning over en kjøp-og-hold strategi.

Handlestrategien som benyttes tar blant annet utgangspunkt i å handle på brudd av støtte- og motstandsnivåer. Ifølge teorien indikerer brudd på ett av disse nivåene at likevekten mellom kjøpere og selgere er forandret og skal etableres på et nytt nivå.

Handlestrategien oppnår en signifikant meravkastning over kjøp-og-hold strategien på 5,56 % årlig, justert for både transaksjonskostnader og risikoeksponering. I tillegg så identifiserer den vinnerhandler i over 60% av tilfellene. Maksimale transaksjonskostnader som gir signifikant positiv meravkastning er 0,68%. Resultatene antyder at handlestrategien kan benyttes til å forutse prisbevegelser. Jeg konkluderer dermed med å forkaste nullhypotesen om at Oslo Børs var svakt effisient i denne perioden.

Forord

I masterutredningen min ønsket jeg å studere aksjemarkedet og hvordan teknisk analyse kan benyttes til å lage handlestrategier. Jeg er fasinert av at investorer hevder at strategier som krever så lite informasjon som historiske aksjekurser, kan brukes til å generere meravkastning.

Jeg fant fort ut at det er mulig å generere meravkastning på ethvert datasett, så lenge man får mulighet til å tilpasse handlestrategiene til datasettet. Så det viktigste med oppgaven ble fort å forsøke å unngå å tilpasse parameterne til datasettet jeg skulle benytte. Måten jeg har redusert dette problemet på er å optimere handlestrategiens parametere på et ”in-sample” datasett og teste handlestrategiene ”out-of-sample”. I tillegg så tar jeg utgangspunkt i ett av de mest kjente tidligere studiene. Jeg mener dette er en av de sterke sidene til denne utredningen, spesielt ovenfor tidligere norske studier. Dessverre vil det ifølge de mest ekstreme kritikkerne være veldig vanskelig å unngå dette problemet fullstendig, så dette kan eventuelt også sees på som en svak side ved studiet.

En annen viktig faktor ved slike studier er hvordan man skal vurdere handlestrategiens avkastning. Jeg mener dette studiet er innovativt i forhold til å benytte X-variabelen som flere kritikere mener er den korrekte måten å justere for risikoeksponering, når man sammenligner med en kjøp-og-hold portefølje.

En naturlig svakhet ved dette studiet er de statistiske testene som benyttes i studiet. Jeg skulle gjerne benyttet bootstrap metoden introdusert av Brock et al. (1992) for å teste resultatenes signifikans, men det ville blitt for tidkrevende å sette seg inn i dette, i tillegg til teknisk analyse.

Arbeidet med utredningen har vært utrolig lærerikt. Jeg hadde veldig liten erfaring innenfor både teknisk analyse samt programmering. Jeg synes også det var spesielt interessant å fordype meg innenfor atferdsfinans og ulike modeller for hvordan markedet fungerer. Dessverre berører utredningen kun en brøkdel av dette emnet, da mye av det ikke har en direkte relevans til en empirisk test av teknisk analyse.

Jeg vil takke min veileder Gunnar Stensland for god veiledning i forbindelse med arbeidet med utredningen.

Innhold

Sammendrag.....	2
Forord.....	3
Tabelloversikt.....	6
Figuroversikt.....	6
1 Innledning.....	7
1.1 Bakgrunn og formål.....	7
1.2 Avgrensning.....	8
1.3 Problemstilling.....	8
1.4 Oppgavens videre oppbygning.....	10
2 Markedseffisiens.....	11
2.1 Hva er markedseffisiens?.....	11
2.2 Random walk?.....	12
2.3 Former for markedseffisiens.....	14
2.4 Svak effisiens.....	14
2.4.1 Test for svak effisiens: Teknisk analyse/RW2.....	15
2.4.2 Test for svak effisiens: Seriekorrelasjon/RW3.....	15
2.5 Kritikk av effisienshypotesen.....	17
2.5.1 Forutsetningene.....	17
2.5.2 Atferdsfinans.....	17
2.5.3 ”Joint hypothesis problem”.....	18
2.6 Implikasjoner for studiet.....	18
3 Atferdsfinans og alternativer til EMH.....	19
3.1 Atferdsmodeller og feedbackmodeller.....	19
3.1.1 BSV og DHS.....	20
3.1.2 Feedbackmodeller.....	21
3.2 Kritikk.....	22
4 Teknisk analyse.....	23
4.1 Hva er teknisk analyse og hvorfor fungerer det?.....	23
4.2 Trender.....	25
4.2.1 Dow-teori.....	25
4.2.2 Trenden kan ha 3 retninger.....	28
4.3 Støtte og motsand.....	28
4.3.1 Psykologien bak støtte og motsand.....	29
4.4 Volum.....	30
4.5 Tekniske metoder benyttet i dette studiet.....	31
4.5.1 Rektangelformasjon.....	31

4.5.2	Tekniske indikatorer.....	34
4.6	Kritikk av teknisk analyse	37
5	Tidligere forskning.....	38
5.1	Enkle tekniske handlestrategier	38
5.2	Mønstergjenkjennelsesstrategier	39
5.3	Kritikk av internasjonal forskning	40
5.4	Norske studier.....	42
5.5	Kritikk av norsk forskning.....	44
5.6	Oppsummering av tidligere studier	46
6	Hypotese	48
6.1	Hypotetisk deduktivt forskningsdesign	48
7	Metode og handlestrategi.....	50
7.1	Validitet og reliabilitet.....	50
7.1.1	Data snooping.....	50
7.1.2	Utvalget og ekstern validitet	52
7.1.3	Optimeringsmodellen	52
7.2	Datasett	52
7.2.1	Utvalgskriterier.....	53
7.2.2	In-sample og out-of-sample	54
7.3	Transaksjonskostnader.....	56
7.3.1	Kurtasje	56
7.3.2	Bid-ask spread	56
7.3.3	Konklusjon	56
7.4	Risikofri rente	57
7.5	Handlestrategiene i mitt studium.....	57
7.5.1	Handlestrategi 1 (TRB).....	58
7.5.2	Handlestrategi 2 (Swing Trade)	61
7.6	Vurderingskriteriene for strategiene.....	62
7.6.1	Beregning av avkastning	63
7.6.2	X-variabelen	64
7.6.3	Ytterligere vurderingskriterier.....	67
7.6.4	Binomisk test.....	68
8	Resultater og analyse	69
8.1	Hele perioden (1999-2009).....	69
8.2	Periodevise resultater.....	73
8.2.1	Periode 1.....	73
8.2.2	Periode 2.....	74

8.2.3	Periode 3	74
8.3	In-sample vs. Out-of-sample	77
8.4	Diskusjon av handlestrategiene	77
9	Konklusjon.....	80
9.1	Oslo børs effisient?	80
9.2	Kritikk av studiet	81
9.3	Forslag til videre forskning.....	82
10	Referanser.....	83
10.1	Bøker	83
10.2	Artikler.....	84
Vedlegg 1: Selskaper inkludert i datasettet.....		89
Vedlegg 2: Tester for normalitet		90

Tabelloversikt

Tabell 1	Norske studier	46
Tabell 2	NIBOR årlig.	57
Tabell 3	Resultater for hele perioden (TRB).....	70
Tabell 4	Resultater for hele perioden (Swing Trade).....	70
Tabell 5	Resultater pr. periode for TRB strategien	76
Tabell 6	Resultater pr. periode for Swing Trade Strategien.....	76
Tabell 7	In-sample resultater	77

Figuroversikt

Figur 1	Illustrasjon av de 3 ulike trendene i Dow teorien.....	26
Figur 2	Støtte og motstandsnivåer ved stigende og fallende trend	29
Figur 3	Typisk rektangelformasjon.	32
Figur 4	Rektangel formasjon ved "Micron Technology".....	33
Figur 5	Frontline aksjen med 50 (rød) og 150 (blå) dagers glidende gjennomsnitt.	35
Figur 6.	Som vi ser kan RSI gi gode kjøp- og salgssignaler i sidelengs trend.....	37
Figur 7	Rullende optimering.	55
Figur 8	Aksjekapitalutvikling for de ulike strategiene.....	72
Figur 9	Utvikling K&H i 98-09.....	79

1 Innledning

Jeg vil først presentere noe bakgrunnsmateriale samt formålet med oppgaven, før jeg beskriver hvordan jeg har avgrenset den og formulert problemstillingen.

1.1 Bakgrunn og formål

Hovedårsaken til at jeg har valgt å skrive om dette temaet er min interesse for aksjemarkedet og investeringer. Gjennom årene på NHH har jeg vært innom atskillige former for verdsettelse, porteføljeteori og investeringer – der alle formene i bunn og grunn er basert på fundamentale tall og tradisjonell finansteori. Teknisk analyse har alltid stått i skyggen og blitt behandlet som det sorte fåret. At et så utbredt og mye omtalt tema har fortjent så lite oppmerksomhet vekker en sterk iver til å undersøke hvorfor det er slik, og om det faktisk er grunnlag for det. Samtidig finnes det vel ingen bedre måte å forstå det tradisjonelle på, enn å utfordre det?

I enkelte av dagens akademiske miljøer går teknisk analyse under tilnavnet ”voodoo finance”. Analogien om hva teknisk analyse betyr for finans, er det samme som hva astrologi er for astronomi kan også se ut til å være passende i disse miljøer. I den innflytelsesrike boken *A Random Walk down Wall Street*, konkluderer Burton Malkiel (1996) at under vitenskapelig gransking så deler ”chart-lesing” sokkel med alkymi. Dette stemmer veldig godt med de teoretiske erfaringene jeg har fra studiene. Markedseffisienshypotesen tilsier at all informasjon tilgjengelig allerede burde være priset inn i aksjen. Dette innebærer at alle aktive handlestrategier er bortkastede, ettersom det er umulig å oppnå unormal avkastning basert på denne informasjonen. Skeptikerne vil påstå at noe informasjon vil være dyrt og vanskelig å oppdrive slik at det vil være mulig for noen å oppnå unormal avkastning. Problemet er nettopp at teknisk analyse kun benytter informasjon om historiske pris- og volumbevegelser. Denne informasjonen er tilnærmet gratis og burde aldri kunne gi opphav til en handlestrategi som resulterer i unormal avkastning.

Likevel brukes enorme ressurser på fagfeltet. I Norge er det ett eget meglerhus (Christiania Securities) som kun benytter teknisk analyse samtidig som flere av de store norske fond og meglerhus¹ påstår i det minste at det blir brukt som et sekundærverktøy. I tillegg vinner norske www.investtech.com stadig mer terreng som rådgiver innenfor teknisk analyse både i Norge og verden for øvrig. Sistnevnte viser også til resultater hvor de slår hovedindeksen år

¹Blant annet Delphi fondene, DnbNor og Nordea.

på år. Hvordan er dette mulig? Riktignok så har forskningen tatt seg opp betraktelig og kontrastene mellom den gamle teoretiske litteraturen om markedseffisiens og empirien blir stadig sterkere. A. Lo og C. MacKinlay, to av verdens fremste økonometrikere, har blant annet forkastet random walk hypotesen for ukentlige aksjeavkastninger i USA (1988). De har siden gjennomført en rekke studier for å forsone deres statistiske inferens med den tradisjonelle litteraturen om markedseffisiens, men har hatt store problemer med å ”bortforklare” bevisene mot random walk hypotesen. Disse er oppsummert i boken ”A non-random walk down Wall Street” (2001).

Flere direkte tester av teknisk analyse på verdens finansmarkeder motstrider også denne teorien, der relativt enkle strategier oppnår signifikant meravkastning. Dette studiet tar sikte på å oppnå nettopp dette. Jeg vil forsøke å benytte noen av de mest grunnleggende og logiske teoriene innenfor teknisk analyse til å generere meravkastning på Oslo Børs. I tillegg ønsker jeg å bevege meg i overflaten av noen prisdannelsesmodeller som gir grunnlag til at teknisk analyse kan fungere, nettopp for å fylle ”gapet” mellom effisienshypotesen og eventuelt motstridende resultater

1.2 Avgrensning

En test av effisienshypotesen ved hjelp av teknisk analyse er svært viktig å gjennomføre på en metodisk korrekt måte. Ettersom dette ikke er ren statistisk inferens av en modell, men en teoretisk test av en praktisk handleregel, er det veldig mange faktorer som skal tas hensyn til for at man skal kunne uttale seg om effisienshypotesen. Arbeidet vil derfor kreve både mye tid og ressurser. Jeg har derfor begrenset meg til en ”moderat” tidsserie på 12 år, av utvalgte aksjer på Oslo børs. Litteraturen om markedseffisiens, samt anomaliene har utviklet seg til å bli veldig innholdsrik og detaljert. Jeg har derfor begrenset meg til kun å se på *svak* effisiens samt et begrenset utvalg av alternative modeller til effisienshypotesen.

Jeg har også utelatt muligheten for å ta short posisjoner, da dette blant annet ikke er mulig for enkelte investorer, i tillegg til at arbeidet med long posisjoner alene har vært veldig tidkrevende.

1.3 Problemstilling

I denne oppgaven ønsker jeg å undersøke om det norske markedet er svakt effisient. Det er flere måter å undersøke dette på, men basert på bakgrunns materialet synes jeg det virket mest spennende å benytte teknisk analyse. Ifølge Campbell et al. (1997) er teknisk analyse og svak

effisiens diametralt forskjellig; den enes brød er den andres død. Dersom man kan bevise at teknisk analyse er lønnsomt på risikojustert basis vil dette dermed være sterke bevis mot hypotesen om svak effisiens. Spørsmålet om det norske markedet er svakt effisient kan dermed svares på med en enkel og spesifikk problemstilling:

Er det mulig å oppnå unormal avkastning på det norske markedet mellom 1998-2009 ved å benytte en handlestrategi basert på teknisk analyse?

Unormal avkastning defineres av Bodie et al. (2008) som forskjellen mellom en aktivums faktiske avkastning og hva man skulle forvente basert på en aktivaprisingsmodell. Dette studiet modifierer denne definisjonen noe. Ettersom jeg benytter en K&H portefølje som sammenligningsgrunnlag (se kapittel 7.6), i tillegg til at strategien innebærer atskillige transaksjoner, vil jeg definere unormal avkastning som forskjellen mellom handlestrategiens og K&H strategiens avkastning, justert for transaksjonskostnader og risikoeksponering. Denne definisjonen materialiserer seg i X-variabelen som introduseres i kapittel 7.6.2. Dersom denne avkastningen ikke har vært utsatt for noen form for risikojustering, vil jeg omtale det som meravkastning.

Det følger en del underproblemer av denne problemstillingen. Først og fremst må jeg etablere en klar definisjon på hva som menes med at markedet er svakt effisient, slik at denne hypotesen kan testes. Ettersom teknisk analyse inkluderer et bredt utvalg av metoder, må jeg ta utgangspunkt i tidligere empiri og teori for å konstruere en handlestrategi som skal testes. Dersom denne strategien oppnår en signifikant unormal avkastning vil jeg vurdere om jeg kan forkaste hypotesen om svak markedseffisiens.

1.4 Oppgavens videre oppbygning

Kapittel 2 Markedseffisiens	Dette kapitlet er en drøftelse av teorien om markedseffisiens, med spesielt fokus på svak effisiens. Hensikten er å finne en modell som kan benyttes til å teste om et marked er svakt effisient eller ikke, samt utforske hvilke forutsetninger som skal til.
Kapittel 3 Atferdsfinans	I dette kapitlet vil jeg drøfte litt i overflaten av ulike syn på prisdannelse, som kan være årsaken til at teknisk analyse fungerer. Hovedfokuset vil være atferdsfinans da markedspsykologi er fundamentet til teknisk analyse.
Kapittel 4 Teknisk Analyse	Presentasjon av den grunnleggende teorien som teknisk analyse baserer seg på, samt gjennomgang av metoder for å utnytte teknisk analyse i markedet.
Kapittel 5 Tidligere forskning	Kritisk gjennomgang av både norsk og internasjonal empiri på området.
Kapittel 6 Hypotese	Her vil utredningens hypotese presenteres og drøftes.
Kapittel 7 Metode	Jeg vil her gjennomgå hvordan undersøkelsen vil bli gjennomført for å besvare hypotesen på best mulig måte for å øke studiets validitet.
Kapittel 8 Resultater	Her vil jeg presentere og drøfte resultatene fra analysen.

2 Markedseffisiens

Et naturlig utgangspunkt for den tilhørende teorien til dette studiet er hypotesen om markedseffisiens (EMH – Efficient Market Hypothesis) ettersom dens død vil være teknisk analyses brød. Helt siden teoriens opprinnelse har den holdt en svært sentral posisjon innenfor finans og det er publisert flere ulike teorier på området. I dette kapitlet vil jeg først gjennomgå hva som legges i begrepet markedseffisiens og dens praktiske konsekvenser. For å oppnå en bedre forståelse av dynamikken i EMH vil jeg presentere random walk modellen som antas å kunne beskrive prisdannelsen ved hypotesen. Avslutningsvis vil jeg drøfte EMH kritisk, spesielt med hensyn til hvilke konsekvenser en test basert på teknisk analyse vil kunne medføre.

2.1 Hva er markedseffisiens?

Før jeg går dypere inn på emnet vil jeg illustrere markedseffisiens gjennom en velkjent historie hentet fra en artikkel av Burton G. Malkiel (2003). *En professor i finans og en student kommer over en hundredollarseddel som ligger på bakken. I det studenten griper etter den sier professoren "Ikke ta deg bryet, om det virkelig er en hundredollarseddel så ville den ikke ha vært der."* Historien gir en liten pekepinn på hva finansøkonomer ofte mener når de sier at markedene er effisiente, og konsekvensene av effisiente markeder kommer godt frem i historien: Det finnes ingen gratis lunsj. Skal man oppnå avkastning i finansmarkeder, så må man ta på seg risiko.

I artikkelen "Efficient Market Hypothesis" sammenstilte Fama (1970) mye av den tidligere forskningen innenfor random walk og markedseffisiens. Der formaliserte han en teori og definisjon om effisiente markeder. Hans påfølgende definisjon har i stor grad vært standarddefinisjonen i finansøkonomisk litteratur.

"A market in which prices always *fully reflect* available information is called efficient"
(Fama 1970, s.383)

En mer praktisk definisjon av et effisient marked ble senere gitt av Jensen (1978, s.96):

"A market is efficient with respect to information set θ_t , if it is impossible to make economic profits by trading on the basis of information set θ_t "

Jensen definerte økonomisk profitt som risikojustert avkastning netto alle kostnader, der kostnader i vårt tilfelle hovedsakelig dreier seg om transaksjonskostnader. Dersom man tror at

markedene er effisiente tror man altså at aksjeprisen reflekterer all tilgjengelig informasjon i markedet. Dermed vil det ikke finnes verken underprisede eller overprisede aksjer. Dette innebærer at ingen investorer vil kunne få høyere avkastning enn det risikoen på investeringen tilsier. Med andre ord vil man måtte betale med mer enn gjennomsnittlig risiko dersom man ønsker mer enn gjennomsnittlig avkastning. Man finner altså ingen hundredollarseddel på bakken dersom markedene er effisiente.

2.2 Random walk?

I EMHs enkleste form ble det antatt at utsagnet om at dagens pris på et aktivum fullt ut reflekterer all tilgjengelig informasjon impliserte at aktivumets suksessive prisendringer var uavhengige. I tillegg ble det antatt at suksessive endringer (eller avkastninger) var identisk distribuert (Fama, 1970). Sammen blir disse to hypotesene til random walk modellen, formelt uttrykt slik:

$$f(r_{t+1}|\theta_t) = f(r_{t+1}) \quad (1)$$

Der r_{t+1} er en-periodes avkastning fra periode t , til $t+1$ ($r_{t+1} = \ln \frac{P_{t+1}-P_t}{P_t}$), θ_t betegner all informasjon som antas å være reflektert i prisen på tidspunkt t og P_t er prisen på aktivumet. Likningen sier at den betingede og den marginale sannsynlighetsfordelingen til en uavhengig tilfeldig variabel er identiske. I tillegg så er avkastningen er identisk distribuert over tid.

En viktig empirisk implikasjon av antagelsen om uavhengighet er at ingen handlestrategi basert på informasjonen θ_t kan ha større forventet avkastning enn det man kan oppnå med en K&H strategi i samme periode (Mossin, 1986). Fama (1970) fremhevet at tester av slike handleregeler vil være en viktig del av det empiriske beviset tilknyttet EMH.

Campbell et al. (1997) deler ulike versjoner av random walk modellen i tre (RW1, RW2 og RW3), basert på fordelingskarakteristikaene til inkrementene. RW1 er den enkleste, men samtidig ”strengeste” der dynamikken til $\{P_t\}$ er gitt av følgende likning:

$$p_t = \mu + p_{t-1} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim IID N(0, \sigma^2) \quad (2)$$

Der $p_t \equiv \ln P_t$, μ er forventet prisendring eller drift, $\epsilon_t \sim IID(0, \sigma^2)$ betegner at ϵ_t er uavhengig og identisk distribuert ved hjelp av normalfordelingen med gjennomsnitt 0 og varians σ^2 (IID-Independent and identically distributed). Den vanligste antagelsen om fordelingen til inkrementene er normalfordelingen (Campbell et al., 1997). Selv om det er

velkjent at aksjeavkastninger ofte har både spissere topp og tykkere haler enn normalfordelingen er dette en vanlig antagelse innenfor finans. Ved å benytte den naturlige logaritmen til prisen kan man forbedre tilnærmingen.

Dessverre er ikke antagelsen om identisk distribuerte inkremitter plausibelt for finansielle aktivapriser over lengre tidshorisonter (Campbell et. al, 1997). Eksempelvis vil faktorer som bestemmer aksjepriser forandre seg med tiden; dette kan være økonomiske, sosiale, teknologiske, institusjonelle eller rettslige faktorer. På bakgrunn av dette vil det være urimelig å anta at aksjeavkastningen vil forholde seg uendret over tid. Random Walk 2 (RW2) er en modell som tar hensyn til dette ved å fjerne antagelsen om identisk distribuerte inkremitter, slik at $\epsilon_t \sim INID(0, \sigma^2)$. Modellen er dermed svakere enn RW1, men den tillatter mer generaliserbare prisprosesser, som for eksempel ubetinget heteroskedastisitet. I tillegg beholder den fortsatt den mest interessante økonomiske egenskapen ved RW1: Endringer i fremtidige prisinkremitter er upredikerbar uansett hva slags transformasjon av tidligere prisendringer man foretar (Campbell et al., 1997).

Problemet er at det er svært vanskelig å teste for uavhengighet uten å anta identiske fordelinger. Statistisk er inferens umulig uten å legge en form for restriksjon på hvordan den marginale fordelingen av data varierer med tid. Heldigvis finnes det to linjer innenfor empirisk forskning som kan anses som en slags ”økonomisk” test av RW2: filterregler og teknisk analyse (Campbell et al., 1997). Filteranalyse er i bunn og grunn en form for teknisk analyse ettersom den også tar utgangspunkt i historiske aksjepriser. Et problem som oppstår ved tester av RW2 er riktignok om en forkastelse av hypotesen kommer av at en eventuell handlestrategi virkelig kan predikere fremtidige prisbevegelser, eller om den kun identifiserer tidsvariasjon i volatiliteten. Dette vil jeg komme tilbake til under diskusjon av ”the joint hypothesis problem” i kapittel 2.5.3.

Den mest generaliserbare og svakeste av de tre random walk modellene er RW3. Hypotesen tar et steg ned og bytter ut antagelsen om uavhengige inkremitter i RW2 med avhengige, men ukorrelerte inkremitter. Dette innebærer at $Cov[\epsilon_t, \epsilon_{t-k}] = 0$. En av de mest benyttede testene for RW3 er å undersøke om det finnes seriekorrelasjon. Dette går ut på å teste om to observasjoner av samme tidsserie på forskjellig dato korrelerer. Dersom de korrelerer er de ikke lengre uavhengige og forutsetningene for RW3 brytes.

2.3 Former for markedseffisiens

Hvor effisient et marked er, kan variere fra land til land. I sin første artikkel om EMH definerte Fama (1970) 3 nivåer; svak, halvsterk og sterk markedseffisiens. Skilnaden mellom dem er hvilke type informasjon som er priset inn, altså definisjonen på "all tilgjengelig" informasjon. Fama (1991) reviderte disse 3 nivåene senere der de blant annet ble gitt et mer praktisk rettet navn, navnene er gjengitt i parentes².

Svak form (test for forutsigbar avkastning): Hypotesen om svak effisiens hevder at dagens pris allerede inneholder all den informasjonen som historiske pris- og volumbevegelser fører med seg. Dette betyr at historiske pris- og volumbevegelser ikke kan brukes predikere fremtidige prisbevegelser, og at nettopp teknisk analyse er et ubrukelig virkemiddel. Informasjonen θ_t er følgelig all tidligere prishistorikk tilgjengelig ved tid t (Jensen, 1978). Dersom et marked kun er svakt effisient kan aktører med informasjon utover historisk pris- og volumbevegelser oppnå høyere en "normal" risikojustert avkastning.

Halvsterk form (begivenhetsstudier): Denne formen påstår at aksjekursen i dag reflekterer all tilgjengelig offentlig informasjon. Når informasjon som for eksempel årsrapporter, dividendeutbetalinger etc. offentliggjøres, vil den øyeblikkelig absorberes og diskonteres i markedet. Informasjonen θ_t er følgelig all tidligere offentlig informasjon tilgjengelig ved tid t (Jensen, 1978). Kun de som har tilgang på informasjon som ikke er offentlig vil ha muligheten til å oppnå "unormal" avkastning.

Sterk form (test for privat informasjon): Den sterkeste formen påstår at prisen reflekterer all relevant informasjon. Dette inkluderer også såkalte "innsidere" som er investorer eller grupper med monopolistisk tilgang til informasjonen. Informasjonen θ_t er følgelig all informasjon tilgjengelig til noen ved tid t (Jensen, 1978). Resultatet av sterk effisiens er at absolutt ingen kan oppnå unormal avkastning.

2.4 Svak effisiens

Teknisk analyse benytter kun informasjon historiske pris- og volumbevegelser for å predikere fremtiden. Ettersom denne informasjonsdefinisjonen er forsonlig med definisjonen til svak effisiens vil jeg kun vie denne formen for effisiens noen videre oppmerksomhet. I litteraturen om markedseffisiens blir det vanligvis hevdet (eller tatt som selvsagt) at svak effisiens er mer

² Ettersom endringene mellom de gamle og nye definisjonene og den "gamle" definisjonen fortsatt består innenfor den akademiske verdenen, benytter jeg den gamle inndelingen.

eller mindre identisk med random walk hypotesen (Mossin, 1986). Som tidligere nevnt representerer random walk at størrelsen på suksessive prisendringer er statistisk uavhengige av hverandre. Ut ifra definisjonen av svak effisiens vil random walk egenskapen følge som en logisk konsekvens ettersom ingen kan spå akkurat hva som vil skje med verden i morgen. Mossin (1986) innrømmer imidlertid at det på et logisk grunnlag alene er vanskelig å utlede en slik sammenheng ettersom definisjonen på svak effisiens er så upresis at den ikke kan ha noen meningsfylte implikasjoner. Jeg vil likevel påstå, på bakgrunn av dens beskrivelse, at tester på svak effisiens, vil materialiseres i tester random walk hypotesen. Av tidligere empiri vil jeg presentere noen resultater både fra tester på RW2 og RW3.

2.4.1 Test for svak effisiens: Teknisk analyse/RW2

Både Fama og Blume (1966), Jensen og Benington (1970) og flere artikler i perioden etter EMH beviste at teknisk analyse ikke ga unormal avkastning og dermed var ubrukelig. Testene som ble brukt som bevis var hovedsakelig filtertester. I tiåret etter dette var det relativt stille innenfor akademisk forskning på teknisk analyse, hvilket tyder på at EMH ble en bærebjelke innenfor finans. Siden slutten av 80-tallet er emnet imidlertid blitt mer diskutert og stadig flere artikler har blitt publisert til fordel for teknisk analyse. Den kanskje mest siterte er en studie av Brock et al. (1992) der de tester en rekke enkle tekniske handleregeler³ på DJIA-indeksen. Der oppnår de signifikant positiv avkastning før transaksjonskostnader over K&H porteføljen. Bessembinder og Chan (1995) oppnår samme resultat for de asiatiske markedene, mens Sweeny (1986) og Neely, Weller og Ditmar (1997) har samme konklusjon i valutamarkeder. Sharpe, Alexander og Baily (1995) summerer opp konklusjonene fra de fleste undersøkelsene og hevder at de er en sterk utfordring til EMH. Jeg vil diskutere disse studiene blant flere under kapittel 4.6 (Tidligere forskning)

2.4.2 Test for svak effisiens: Seriekorrelasjon/RW3

Det er også blitt gjort analyser på statistiske effekter som seriekorrelasjon. Seriekorrelasjon, også kalt autokorrelasjon, angir avkastningens korrelasjon mellom to perioder. Dermed kan man måle om avkastningen er avhengig av tidligere perioders avkastning. Denne formen for tester har vært populære i såkalte momentum og reverseringstester. Dersom korrelasjonskoeffisienten er positiv sies aksjen å ha momentum, det vil si at den synes å vise trend i en spesiell retning (Shiller, 2003). Dersom korrelasjonskoeffisienten er negativ sies

³ MA crossover og Trading Range breakout. Jeg vil utdype terminologien i kapittel 4 om Teknisk analyse

den å være reverserende mot snittet, det vil si at kursen på sikt viser seg å gå mot snittet dersom den avviker.

På lang sikt er det påvist negativ seriekorrelasjon (Fama og French, 1988 og Poterba og Summers, 1988). DeBondt og Thaler (1985) påviste at avkastningen var reverserende på lang sikt (3-5 år). Hos aksjer som rangeres etter 3-5 års historisk avkastning, så vil de tidligere vinnerne tendere mot å være fremtidens tapere, og omvendt. Dette innebærer at en aksje som har hatt positiv (negativ) avkastning over en periode vil ha negativ (positiv) avkastning i den påfølgende perioden. DeBondt og Thaler forklarte dette ved hjelp av konseptet om overreaksjon hos investorene. Når investorene former forventninger om en aksjes avkastning så vektlegger de historisk informasjon for mye. De argumenterer for at dette er en av prediksjonene til Kahneman og Tverskys (1982) beslutningsteori.

På kort sikt er det påvist positiv seriekorrelasjon i aksjepriser (Lo og MacKinlay, 1988). Dette har senere blitt testet ved hjelp av momentum strategier (Jegadeesh og Titman, 1993,2001). Jegadeesh og Titman (1993) fant i sin studie at aksjer som gjorde det bra de siste 3-12 månedene fortsatte å gjøre det bra de neste 3-12 månedene. Omvendt fortsatte de aksjene som viste dårlig avkastning de første 3-12 månedene å vise dårlig avkastning etterpå. Studiet ble hardt kritisert for data snooping⁴, men påstandene ble tilbakevist i en ny studie av out-of-sample data hvor effektene var de samme (Jegadeesh og Titman, 2001). I likhet med studiet til DeBondt og Thaler (1985), henviser de til at momentum profitt kan oppstå på grunn av de psykologiske forventningsskjevhetene investorer står overfor når de tolker informasjon.

Flere forfattere, blant annet Barberis, Schleifer og Vishny (1998) og Daniel, Hirshleifer og Subrahmanyam (1998), har laget alternative modeller til EMH som forklarer disse effektene. De forklarer at momentumeffekten oppstår på grunn av en forsinket overreaksjon til informasjon som dytter prisen til vinnere (tapere) over (under) deres langsiktige verdier. På lengre sikt, når prisen på vinnerne og taperne reverserer til deres fundamentale verdier, så vil avkastningen på taperne være større enn hos vinnerne. Jeg vil drøfte alternative modeller til EMH nærmere i kapittel 3.

Selv om disse resultatene ikke direkte er knyttet til teknisk analyse, så mener jeg at det er en viktig link gjennom de empiriske bevisene om at aksjeprisene synes å bevege seg i trender. Årsaken er at det er identifisering av slike trender teknisk analyse har som utgangspunkt.

⁴ Se kapittel 7.1.1 om data snooping

2.5 Kritikk av effisienshypotesen

Jeg har delt kritikken av EMH opp i tre ulike deler, der den første delen omhandler forutsetningene satt for hypotesen. Den andre delen er knyttet opp mot de anomalier som er observert i markedene og helt klart ikke kan forklares av EMH. Den siste deler omhandler ”the joint hypothesis problem” som omhandler problemet knyttet til å teste hypotesen.

2.5.1 Forutsetningene

Fama (1970) nevner tre markedsbetingelser som fører til at et marked er effisient med hensyn til informasjon. (1) ingen transaksjonskostnader ved handel i verdipapirer, (2) all informasjon er kostnadsfritt tilgjengelig for alle, (3) alle må tolke informasjonen likt. Det er lett å tenke seg at med disse markedsbetingelsene er det helt garantert at dagens aktivapriser fullt ut reflekterer all tilgjengelig informasjon.

Grossmann og Stiglitz (1980) mener at dersom dette er sant vil ikke et effisient marked kunne eksistere i realiteten. Årsaken er at dersom informasjon er kostbart å oppdrive samt agere på, hvilket er realistisk å anta, må det eksistere et finansielt insentiv for å hente informasjon. Dersom prisene allerede inneholder all informasjon, forsvinner insentivet til å lete etter ”ny” informasjon. Følgelig vil markedene bli ineffisiente dersom alle tror at markedene er effisiente. Dette kalles for effisiensparadokset.

Fama (1991) påpeker riktignok at dette er en meget kraftig versjon av hypotesen og at man helt klart ikke møter disse betingelsene i praksis. Den svakere, men mer fornuftige definisjonen til Jensen (1978) er dermed bedre egnet ettersom den påstår at prisene reflekterer all informasjon opp til det punktet den marginale nytten av å agere på informasjonen er lik den marginale kostnaden.

2.5.2 Atferdsfinans

John J. Murphy regnes for å ha skrevet ”bibelen” om teknisk analyse med boken ”Technical Analysis of the Financial Markets” fra 1986, revidert i 1999. Han går naturligvis ganske sterkt ut i sin kritikk av EMH og random walk modellen, og mener at det er et produkt, skapt av akademikere, som ikke fungerer i praksis. Murphy (1999) nevner videre at prisbevegelsene kun virker tilfeldige og uavhengige dersom man ikke forstår psykologien i markedet. Han uttaler til slutt at det kan begynne å se lyst ut for akademikene ettersom de ledende amerikanske universitetene har begynt å forske på atferdsfinans, noe han mener er selve fundamentet i teknisk analyse. Atferdsfinans blir også flittig brukt til å forklare noen av de

empirisk beviste anomalier til EMH, som for eksempel momentum og reverseringseffekten. Jeg vil diskutere dette videre i kapittel 3.

2.5.3 "Joint hypothesis problem"

For å teste om EMH holder for et marked kan man undersøke om hypotetisk handling basert på et sett med informasjon, kan oppnå "unormal" avkastning. Dette fører til at man først må anta et informasjonssett, for eksempel informasjonen i historisk aksjeprisutvikling. Deretter må man definere en modell for hva som er "normal" avkastning, slik at man måle hva som er unormalt for eventuelt å forkaste EMH. Det er nettopp her problemet oppstår, fordi man må anta en økonomisk likevektsmodell som kan definere normalavkastningen til en aksje. Dermed sitter man i teorien med to hypoteser, og dersom man forkaster EMH, så vet man ikke om det er fordi markedet virkelig er ineffisient, eller om likevektsmodellen ikke er tilstrekkelig.

Tilhengere av EMH har derfor ofte forklart anomalier fra hypotesen med bakgrunn i en dårlig likevektsmodell. Under denne tolkningen representerer påstått forutsigbar unormal avkastning kompensasjon for risiko, som er feilaktig målt av likevektsmodellen brukt (Beechey et al., 2000). Ofte henvises det i slike tilfeller til tidsvarierende risikopremie. Ifølge Lewis (1995), så har vi ingen tilfredsstillende modeller av risikopremie i verken aksje- eller valutamarkedet⁵. Den klassiske antagelsen er å anta at normal avkastning for en aksje er konstant over tid (Campbell et al., 1997), hvilket jeg også gjør i dette studiet. Dette betyr at dersom studiet mitt oppnår unormal avkastning, så kan jeg i realiteten ikke si om det skyldes tidsvarierende normalavkastning eller om markedet er ineffisient.

2.6 Implikasjoner for studiet

Svak effisiens innebærer at det ikke skal være mulig å forutse fremtidige prisbevegelser basert på informasjon om tidligere kursbevegelser. Denne definisjonen materialiseres i en prisdannelse som kan representeres av random walk modellen. For å teste om et marked er svakt effisient kan jeg dermed teste om random walk modellen holder. Ifølge Campbell et al. (1997) vil en test av en handlestrategi basert på teknisk analyse være egnet til dette formålet. Årsaken er at en slik handlestrategi tar utgangspunkt i at man kan benytte historiske priser, til å predikere fremtidige bevegelser. Mer spesifikt innebærer dette en test av RW2 som antar uavhengige og normalfordelte prisbevegelser.

⁵ Artikkelen er riktignok fra 90-tallet, men jeg har ikke funnet noen som påstår lignende fra nyere tid, så jeg antar at de fortsatt holder.

3 Atferdsfinans og alternativer til EMH

Som nevnt i innledningen ønsker jeg i dette studiet å gå nærmere inn på hvorfor teknisk analyse kan fungere. Med bakgrunn i EMH er helt klart at teknisk analyse er ubrukelig. Derfor mener jeg det vil være produktivt med en gjennomgang av alternative forklaringer til hvordan et marked fungerer, dersom det gir opphav til lønnsomme handlestrategier basert på teknisk analyse. Dette kapittelet er således ikke direkte relevant til hypotesetestingen i dette studiet ettersom jeg undersøker *om* og ikke *hvorfor* teknisk analyse generer unormal avkastning. Dette kapittelet kan riktignok bidra med en overfladisk gjennomgang av mulige teoretiske begrunnelser for nettopp hvorfor en slik handlestrategi kan generere unormal avkastning.

Det virker som de største ”lammelsene” etter EMH begynte å gi slipp på slutten av 80-tallet da det de siste tiårene stadig har blitt lansert alternative modeller til EMH. Mange støtter blant annet opp om teknisk analyse som et mulig verktøy for prediksjon av prisbevegelser. Atferdsmodeller eller feedbackmodeller (De Long et al., 1990a, 1990b, 1991; Shleifer og Summers, 1990), ”noisy rational expectations” modeller (Brown og Jennings, 1989; Blume et al., 1994), agent-baserte modeller (Schmidt, 2002), ”disequilibrium” modeller (Beja og Goldman, 1980), og kaos teori (Clyde og Osler, 1997), har alle til felles at de støtter teknisk analyse fordi aksjepriser justerer seg sakte til ny informasjon enten på grunn av støy, markedsmakt, irrasjonell oppførsel, eller kaos. Jeg vil naturligvis ikke drøfte alle alternative forklaringer ettersom dette er en empirisk studie og ikke et litteraturstudie. Jeg vil riktignok tillate meg selv å grave litt dypere i noen modeller innenfor nettopp atferdsfinans av flere grunner. For det første er selve fundamentet i teknisk analyse, studiet om hvordan psykologien i markedet fungerer (Murphy, 1999). For det andre har empiriske bevis som viser at markedet beveger seg i trender (momentum og reverseringer), blant annet referert til psykologiske faktorer hos markedsaktørene som forklaringer (De Bondt og Thaler, 1985; Jegadeesh og Titman, 2001). Som tidligere nevnt er identifisering av trender en viktig del av teknisk analyse. I tillegg ser det ut til at atferdsfinans har vunnet mye oppmerksomhet som alternativ til EMH (Fama, 1998 og Vasiliou et al., 2008). Jeg henviser derfor til referanseartiklene for de øvrige modellene.

3.1 Atferdsmodeller og feedbackmodeller

Atferdsfinans erkjenner kompleksiteten i menneskers atferd og forsøker å forklare hvordan emosjon og kognitive feil påvirker investorers beslutningsprosess (Schiller, 2003).

Atferdsfinans har utviklet seg til å bli et nokså bredt forskningsfelt med mange ulike teorier. Jeg vil først ta utgangspunkt i to ulike atferdsmodeller som blant annet forklarer hvorfor priser over- og underreagerer på informasjon før jeg går avslutter med en generell gjennomgang av feedback modeller.

3.1.1 BSV og DHS

Barberis, Shleifer og Vishny (BSV, 1998) og Daniel, Hirshleifer og Subrahmanyam (DHS, 1998) har laget to forskjellige modeller som begge tar utgangspunkt i ulike psykologiske forventningsskjevheter som kan forårsake over- og underreaksjoner hos investorer. BSV modellen tar utgangspunkt i både representativitetsheuristikken til Kahneman og Tversky (1982) og konservatisme (Edwards, 1968). Representativitet fører til at man antar at et lite utvalg er like representativt for en populasjon som et stort et, slik at man legger for mye vekt på ferske data i forhold til å se på helheten. Konservatisme fører til at investorer er for trege (konservative) til å oppdatere estimatene sine til ny informasjon.

I modellen fanges disse faktorene opp ved at investorene feilaktig oppfatter to ulike inntektsregimer, selv om selskapenes rapporterte inntekter følger en random walk. I regime A, som investorer tror er mest sannsynlig, så er inntektene reverserende mot snittet. Når investorene mener at regime A holder, så vil aksjeprisen under reagere til endringer i inntektene fordi investorene feilaktig tror at endringen vil være midlertidig (overdreven selvtillitt). Senere når denne antakelsen ikke bekreftes av inntektene vil prisene vise en forsinket reaksjon på tidligere inntekter. Dette regime er motivert av momentum i aksjepriser (Jegadeesh og Titman, 1993) samt bevis på forsinkede kortsiktige prisresponser på inntektsannonseringer (Ball and Brown, 1968; Bernard and Thomas, 1990).

I regime B, som investorer tror er mindre sannsynlig, vil en serie med inntektsendringer i samme retning få investorer til å oppfatte at inntektene viser en trend. Så fort investorer er overbevist om at regime B holder, så ekstrapolerer de trenden og aksjeprisen vil over reagere. Ettersom inntektene er en random walk, så vil overreaksjonen omsider avsløres av fremtidige inntekter, hvilket leder til en reversering av avkastningen. Regime B forklarer de langsiktige reverseringene til DeBondt og Thaler (1985).

DHS modellen har andre atferdsmessig antagelser enn BSV. Modellen antar at det finnes informerte og uinformerte investorer. De uinformerte er ikke påvirket av noen av de psykologiske forventningsskjevhetene, men aksjeprisene bestemmes av de informerte som er påvirket av to forventningsskjevheter; overdreven selvtillitt og "self-attribution". Montier

(2002) beskriver at overdreven selvtillit fører til at man føler at man har overdreven tro på egen mulighet til å påvirke et utfall. Dette fører til at investorer overdriver presisjonen av deres private signaler om en aksjes verdi. "Self-attribution" fører til at gode resultater tilegnes egen dyktighet, mens dårlige resultater skyldes uflaks. Dermed antas det at investorer tillegger offentlig informasjon lav viktighet, spesielt når den strider imot deres egen informasjon. Overreaksjonen på privat informasjon kombinert med en underreaksjon på offentlig informasjon fører til momentumeffekter på kort sikt. Når den offentlige informasjonen på lang sikt overgår de atferdsmessige forventningsskjevhetene får vi en reversering av aksjeprisen.

Gjennom disse to modellene ser vi hvordan psykologiske faktorer kan forårsake at aksjeprisene beveger seg i trender, i motsetning til en helt tilfeldig retning.

3.1.2 Feedbackmodeller

En feedbackmodell baserer seg på en av de eldste teoriene om finansielle markedet (Shiller, 2003): Når prisene går opp, og enkelte investorer oppnår suksess, skapes det en positiv entusiasme og forventninger om videre prisøkninger. Dersom denne "feedbacken" ikke forstyrres så kan den etter flere runder skape en spekulativ boble. Denne boblen kan også være negativ. I feedbackmodellen er det to typer investorer; arbitrasjører⁶ og noise tradere⁷. Arbitrasjøren har fullt rasjonelle forventninger om aksjeavkastninger mens noise traderne er investorer som irrasjonelt handler på støy som om det var informasjon (Black, 1986). Noise traderen mottar signaler som for eksempel kommer fra tekniske analytikere, meglere, økonomiske rådgivere og tror irrasjonelt at de inneholder informasjon.

Ifølge Shleifer og Summers (1990) baserer feedbackmodellene seg så på to antagelser: (1) noise tradernes etterspørsel etter aksjer påvirkes av deres irrasjonale meninger og følelser som ikke fullt ut reflekterer nyheter eller fundamental informasjon. (2) siden arbitrasjørene er risikoavers, og arbitrasje er risikabelt, så vil det være begrenset med arbitrasje.

Dynamikken i modellen kan dermed forklares ved at noise traderne kjøper på stigende priser og selger ved fallende priser. Når de følger positive feedback strategier (stigende pris), vil dette øke aggregert etterspørsel etter en aksje og føre til videre stigning. Arbitrasjørene vil skjønne at aksjen er feilpriset og vil naturligvis shorte aksjen. På grunn av deres korte tidshorisont og risikoavers holdning vil arbitrasjemulighetene være begrenset ettersom det er

⁶ Også ofte kalt sofistikerte investorer eller "smarte penger"

⁷ Ofte kalt feedbacktradere eller likviditetstradere

mulig at aksjen i fremtiden vil være enda mer overpriset pga noise tradernes økte optimisme (De Long et al., 1990a). Så lenge det eksisterer en risiko skapt av noise tradernes uforutsigbarhet vil arbitrasjemuligheten reduseres slik at det ikke er fullt mulig å eliminere effekten av irrasjonale investorer. Det kan til og med være optimalt for arbitrasjørene å hoppe på boblen selv, og selge seg ut først (De Long et al., 1990b). På denne måten forklarer feedbackmodellen prisbevegelser som viser momentum på kort sikt og reversering på lang sikt.

Siden noise traderne tilsynelatende kan være mer aggressive enn arbitrasjørene på grunn av overoptimisme eller overdreven selvtillitt bærer de mer risiko med høyere forventet avkastning. Så lenge det finnes en trade-off mellom risiko og avkastning kan noise traderne oppnå høyere avkastning enn arbitrasjørene (De Long et al., 1991). De Long et al. (1991) viser også at noise traderne som gruppe kan overleve på lang sikt og dominere markedet. Dermed synes feedbackmodeller å forklare at handlestrategier basert på teknisk analyse kan være lønnsomme på lang sikt (Shleifer og Summers 1990).

3.2 Kritikk

Modellene ovenfor (BSV og DSH) blir kritisert av Fama (1998) for at de kun klarer å forklare noen få anomalier og er derfor ikke noe reelt alternativ til EMH. Han indikerer også at dette gjelder de fleste andre av utfordrerne til EMH ettersom det ikke er noen modeller som kan forklare like mye av markedets bevegelser som EMH. Resultatene til både Jegadeesh og Titman (1993) og De Bondt og Thaler (1985), som mange mener har lagt noe av det empiriske grunnlaget for atferdsfinans, blir kritisert for at avkastningsforskjellen mellom slike vinner- og taperporteføljer kun skyldes forskjeller i risiko. Ved å benytte Fama og Frenchs (1995, 1996) trefaktor modell kan man vise at De Bondt og Thalers resultater kan knyttes til risikofaktorer.

4 Teknisk analyse

I forrige kapittel drøftet jeg alternative prisdannelseshypoteser til EMH. Felles for disse modellene er at de fører til at priser kan bevege seg i trender fordi de justerer seg sakte til ny informasjon. I dette kapitlet vil jeg drøfte prinsipper og teori for teknisk analyse, og hvordan man kan benytte dette til å identifisere slike trender. For å få et fullstendig overblikk over teknisk analyse vil jeg starte med å definere teknisk analyse samt en drøftelse av premissene den baserer seg på. Dette vil være etterfulgt av en drøftelse av det jeg mener er de mest grunnleggende byggesteinene i teknisk analyse; trender, støtte- og motstandsnivåer og volum. Basert på dette vil jeg presentere de teknikkene jeg vil benytte i handlestrategiene i dette studiet før jeg avslutter med kritikk.

4.1 Hva er teknisk analyse og hvorfor fungerer det?

Som tidligere nevnt baserer teknisk analyse seg på å finne mønstre i historiske pris- og volumbevegelser med det formål å kunne predikere fremtidige trender. Pring (2002,s. 2) gir en mer informativ og spesifikk definisjon:

“The technical approach to investment is essentially a reflection of the idea that prices move in trends that are determined by the changing attitudes of investors toward a variety of economic, monetary, political, and psychological forces. The art of technical analysis, for it is an art, is to identify a trend reversal at a relatively early stage and ride on that trend until the weight of the evidence shows or proves that the trend has reversed.”

Tekniske analytikere mener altså at markedet ikke er svakt effisient, slik at de kan oppnå unormal avkastning ved å identifisere fremtidige trender ved å se på historiske pris- og volumbevegelser. Definisjonen tilsier at det er investorenes atferd gjennom forskjellige økonomiske, monetære, politiske og psykologiske faktorer som skaper trendene. Jeg gjennomgikk hvordan noen psykologiske faktorer kan føre til trender i kapittel 3.

Definisjonen minner oss også på at teknisk analyse er en kunstform, spesielt fordi det innebærer mye subjektivitet i forhold til identifisering av gode handelsmuligheter. Det er nettopp dette som gjør testing av analyseformen vanskelig, og sannsynligvis mye av årsaken til ”voodoo finance” tilnavnet. Det som skiller definisjonen til Pring fra andre definisjoner er hans fokus på en ”weight of the evidence” fremgangsmåte. Han fraråder sterkt å benytte

prisformasjoner⁸ som ”bevismateriale” alene, og anbefaler heller å kombinere den med fire-fem indikatorer. Jeg er noe kritisk til at Pring snevrer definisjonen til kun trend reverseringer, da flere teknikker innenfor teknisk analyse ikke nødvendigvis har dette som formål.

Selve verktøyet teknisk analyse er svært bredt og omfavner alle mulige metoder som benytter historisk pris- og/eller volum til å identifisere slike trender. Disse metodene baserer seg mer eller mindre på grafer (chart), hvilket er opphavet til at tekniske analytikere ofte blir kalt ”chartister”. Murphy (1999) mener det er tre faktorer som forklarer rasjonale og filosofien bak teknisk analyse:

Pris og volum diskonterer alt. Dette innebærer alt som har mulighet til å påvirke prisen, fundamentalt, politisk, psykologisk eller på annen måte, reflekteres i prisen. Derfor er en studie av prisbevegelsen alt som behøves for å forstå markedet. Det er mulig dette høres litt for enkelt ut, men det eneste en tekniker påstår, er at prisbevegelsene reflekterer tilbud og etterspørsel. Dersom etterspørsel overstiger tilbud, så øker prisene. Og vice versa dersom tilbud overstiger etterspørsel. Dette er grunnlaget i alle økonomiske og fundamentale prognoser. Det eneste teknikeren gjør er å snu om på utsagnet, og dermed konkluderer med at dersom prisene stiger, uansett grunn, så overstiger etterspørselen tilbudet og det fundamentale må være positivt. En implikasjon av denne filosofien er at teknikere ikke bryr seg om årsakene til at prisene faller eller stiger, da dette ikke er nødvendig for å lage en prognose om fremtiden.

Priser beveger seg i trender. Som vi ser av Prings definisjon av teknisk analyse ovenfor, er hele hensikten med teknisk analyse å finne trender på et tidlig stadium, med den hensikt å handle *med* trenden. Murphy (1999) hevder at det faktum at priser beveger seg i trender er en følgesetning –en trend i bevegelse har større sannsynlighet for å fortsette enn å reversere. De empiriske bevisene i kapittel 2.4.2 på både momentum og reverseringer kan som nevnt sees på som indikerekte bevis på at aksjemarkedet beveger seg i trender.

Historien gjentar seg. Jeg avdekket i kapittel 3 at teknisk analyse og studiet av markedsbevegelse har veldig mye med studiet av menneskets psykologi å gjøre. De fleste av de tekniske verktøyene går ut på å identifisere ulike mønstre eller formasjoner hos historiske aksjekurser. Hensikten med disse mønstrene eller formasjonene er å avsløre psykologien i

⁸ En nærmere diskusjon av prisformasjoner finnes i kapittel 4.5.1

markedet. Siden disse teknikkene har fungert bra i fortiden antar man at de vil fungere godt i fremtiden også. Dette er hovedsakelig begrunnet i studier som viser at mennesket psykologi forandrer seg svært lite. Ettersom det er menneskets psykologi som påvirker markedet, så vil en forståelse av fremtiden kunne gjøres gjennom en studie av fortiden.

4.2 Trender

Ettersom konseptet trend er noe av det mest essensielle innenfor teknisk analyse vil jeg benytte litt plass til å gi noen presise definisjoner på trender. Hovedfokuset vil være Dow-teori, da dette er grunnlaget i trendanalyse og fundamentet for mange av dagens mer moderne metoder.

4.2.1 Dow-teori

De første teoriene om teknisk analyse ble først gjort populære i 1930, da Robert Rhea publiserte boka ”The Dow Theory” (1932). Teorien som ble satt sammen av Hamilton (1922) var basert på lederartiklene til redaktøren, Charles Dow, av Wall Street Journal i perioden 1889-1902. Selv om teoriene er over 100 år gamle er mange av dagens metoder kun mer sofistikerte og avanserte metoder av Dows trendanalyse. Dow teorien er dermed et egnet utgangspunkt for teorien om teknisk analyse og spesielt trendanalyse. Jeg vil presentere de seks grunnprinsippene i Dow teorien før jeg diskuterer dens betydning i moderne tekniske analyse.

4.2.1.1 De seks grunnprinsippene

1. Gjennomsnittet diskonterer alt

Alle mulige faktorer som kan påvirke tilbud og etterspørsel er allerede reflektert i markedsgjennomsnittene. Dette gjelder både snittet av alle markeder samt for individuelle markeder.

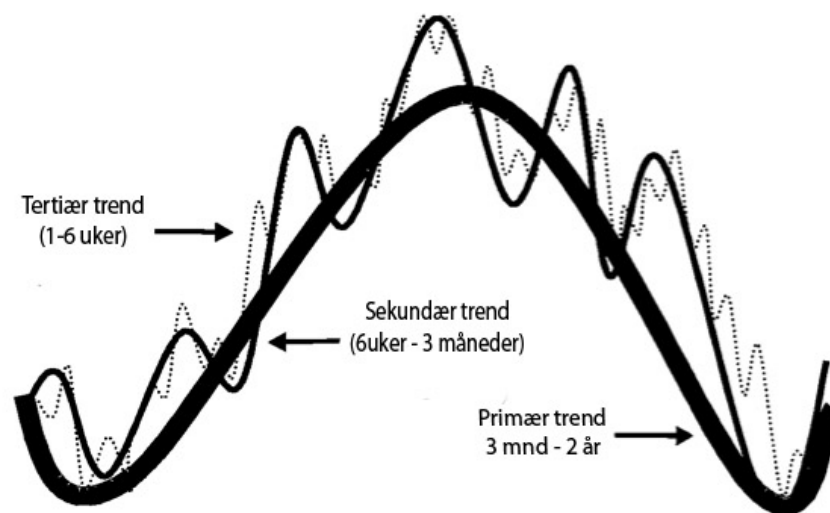
2. Markedet har 3 trender

Murphy (1999) definerer et kursforløp med suksessivt stigende topper og bunner til en stigende trend og et kursforløp med suksessivt synkende topper og bunner til en fallende trend. Denne definisjonen er fortsatt en av hjørnesteinene i moderne trendanalyse.

- a. Primærtrend er prisbevegelser med en tidshorisont på flere måneder til flere år. Dow mente dette var den mest interessante ettersom den avspeilte hovedbevegelsene i markedet.

- b. Sekundærtrenden representerer korreksjonene av primærtrenden og varer fra tre uker til tre måneder. Generelt kan slike trender bevege seg innenfor en til to tredjedeler av forrige trendbevegelse (fra bunn til topp).
- c. Tertiærtrenden varer typisk ikke lengre enn 3 uker og representer svingninger i sekundærtrenden.

Dow sammenlignet de tre ulike trendene med tidevannet, bølger og krusinger på havet. Dersom hver suksessive bølge kom lengre opp på stranden var det et tegn på at tidevannet kom. Se Figur 1 for en illustrasjon av trendene.



Figur 1 Illustrasjon av de 3 ulike trendene i Dow teorien. Kilde: www.pring.com

3. Primærtrenden har tre faser

Dow mente at mest oppmerksomhet skulle rettes mot primærtrendene, som han delte inn i tre ulike faser. Den første fasen kalles akkumuleringsfasen og representerer informert handling av de dyktigste investorene. Dersom den forrige trenden var nedover er akkumuleringsfasen det punktet hvor de dyktigste investorene forstår at alle de "dårlige nyhetene" nå er diskontert i prisen, og begynner å kjøpe. Den neste fasen reflekterer tidspunktet da de fleste tekniske investorene tar del i handelen og prisene øker raskt og markedsnyhetene begynner å bli positive. Den tredje og siste fasen kalles distribueringsfasen. Den setter i gang når finanspressen trykker stadig mer bullaktige artikler, de økonomiske utsiktene når nye høyder, det spekulative volumet øker samt at massene begynner å delta i handelen. Denne siste fasen markerer også

tidspunktet hvor de dyktige investorene begynner å trekke seg ut og distribuere de tidligere akkumulerte aksjene.

4. Gjennomsnittene må bekrefte hverandre

Dow satt sammen to indekser, en for industri og en for jernbane. Budskapet hans var at intet viktig bull- eller bearmarkedsignal oppstod med mindre begge indeksene gir samme signal, og dermed bekrefter hverandre. Logikken bak var at dersom økonomien skulle være sunn måtte varer både produseres og selges, dvs. transporteres til markedet.

5. Volum må bekrefte trenden

Dow brukte volum for å bekrefte prissignalene. Volum skal ekspandere eller øke i samme retning som primærtrenden. I en stigende primærtrend skal man se stigende volum på stigende priser samt avtakende volum på fallende priser. I en fallende primærtrend skal man se stigende volum på fallende priser samt avtakende volum på stigende priser.

6. En trend antas å fortsette inntil klare signaler indikerer en reversering

Ifølge Murphy (1999) legger dette prisnippet mye av fundamentet for moderne trendfølgende metoder. Den relaterer en fysisk lov til markedsbevegelse; et objekt i bevegelse (trend i dette tilfellet) tenderer til å fortsette i samme retning inntil eksterne krefter forårsaker et skift. Av tekniske verktøy som forsøker nettopp dette nevner Murphy (1999) blant annet støtte- og motstandsnivåer, prismønstre, trendlinjer og glidende gjennomsnitt. Jeg vil drøfte disse senere i kapittelet.

Det største problemet for en Dow teoretiker eller trendfølger, er å identifisere forskjellen mellom en vanlig korreksjon i en eksisterende trend (eks en negativ sekundær trend i positiv primærtrend) og det første steget trend med motsatt retning (fra stigende primærtrend til negativ primærtrend).

4.2.1.2 Kritikk av Dow teorien

Selv om teorien har identifisert flere store bull- og bearmarkeder har den mottatt kritikk fra flere hold. Av tekniske analytikere blir den kritisert for å gi signalene for sent. Murphy (1999) nevner at teorien i snitt går glipp av 20-25 % av bevegelsene før den har gitt et klart signal en trendsifte. Til forsvar vil de fleste tekniske indikatorer ha en form for etterslep ettersom det hovedsakelig prisbevegelsen må skifte retning for at trendbrudd skal kunne identifiseres.

Murphy forsvarer videre at Dow teorien aldri var konstruert for å predikere trender, da den i hovedsak var ment for å identifisere fremtredelsen av store bull- og bearmarkeder.

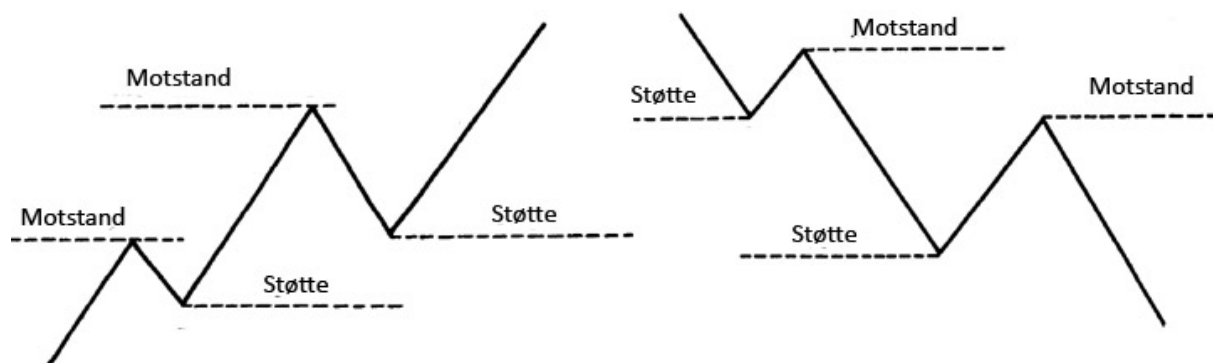
4.2.2 Trenden kan ha 3 retninger

Først og fremst beveger seg sjelden markedet i en rett linje, men som oftest i sikksakk mønstre av ulike størrelser. Pring (2004) definerer trend som en periode hvor prisene beveger seg i en irregulær men varig retning. Murphy (1999) benytter en mer spesifikk definisjon, der et kursforløp med suksessivt høyere topper og bunner utgjør en stigende trend, og suksessivt lavere topper og bunner en fallende trend. Om trenden er primær, sekundær eller tertiær er det tidshorizonten som avgjør.

Riktignok finnes det en tredje trendtype, kalt sidelengs trend. Denne defineres som en serie av suksessivt uendrede/horisontale topper og bunner. Det horisontale mønsteret dannet av en sidelengs trend kalles for "trading range". Murphy (1999) karakteriserer dette som en periode med likevekt der tilbuds- og etterspørselskreftene er i balanse. I følge Thomsett (2001) er det veldig enkelt å finne trender som er påbegynt. Problemet er å oppdage de neste trendene tidlig, og denne perioden med sidelengs trend spiller en sentral rolle. "Trading range" er fundamentet for handlestrategien brukt i dette studiet og vil diskuteres nærmere i kapittel 4.5.1 om rektangelformasjoner.

4.3 Støtte og motstand

Et mer informativt navn på bunner og topper er støtte og motstand. Navnet på bunner kalles for støtte og indikerer et nivå eller område hvor kjøpspresset er tilstrekkelig til å overkomme salgspresset. Dette resulter i at prisnedgangen stoppes og snur opp igjen. Motstand er det motsatte av støtte og indikerer et prisnivå eller område hvor salgspresset overkommer kjøpspresset og prisstigningen snur. Vanligvis identifiseres støtte-/motstandsnivåer som den forrige bunnen/toppen. Figur 2 viser støtte og motstandsnivåer i stigende og fallende trend.



Figur 2 Støtte og motstandsnivåer ved stigende og fallende trend

Analogt med definisjonen av en trend må en stigende trend ha suksessivt stigende støtte- og motstandsnivåer. Dersom prisen går tilbake til forrige støttenivå i en stigende trend, kan dette være tegn på at en stigende trend går mot slutt eller beveger seg mot en sidelengs trend.

Bryter den gjennom støttenivået, er en reversering fra stigende til fallende trend sannsynlig. Hver gang tidligere motstandsnivåer testes, er den stigende trenden i en kritisk fase. Dersom den ikke bryter motstandsnivået eller går tilbake til støttenivået i en stigende trend kan dette være første signal på at eksisterende trend skifter.

4.3.1 Psykologien bak støtte og motstand

For å illustrere psykologien ved støtte og motstand deler Murphy (1999) markedsaktørene opp i tre kategorier. (1) de som sitter med long posisjoner, (2) de som sitter med short posisjoner og (3) de som enten er ute av markedet eller ikke har forpliktet seg til en side enda.

Vi antar at prisene har begynt å bevege seg opp fra et støtteområde hvor prisene har fluktuert den siste tiden. De med long posisjoner (som kjøpte nært støttenivået) blir lykkelige men angrer på at de ikke tok større posisjoner. Samtidig tenker de at om markedet dypner ned til støttenivået igjen, kan de øke long posisjonen. Shorterne begynner nå å mistenke at de er på feil side av markedet, og håper markedet vil dyppe tilbake til støttenivået slik at de kan selge seg ut igjen uten tap.

De som sitter på sidelinjen deles opp i to grupper. De som aldri hadde en posisjon og de som av en eller annen grunn tidligere solgte en long posisjon i støtteområdet. Den sistnevnte gruppen, irriterte over å ha solgt long posisjonen for tidlig, håper nå på en sjanse til å kjøpe seg inn i støtteområdet der de solgte. De som aldri hadde en posisjon skjønner nå at prisene er i ferd med å stige fra støtte området, og bestemmer seg for å ta en long posisjon ved neste gode kjøpsmulighet.

Da oppstår en situasjon der alle de fire gruppene har besluttet å kjøpe på det neste dyppet. Altså alle har en interesse i støttenivået. Dersom prisene skulle falle mot støttenivået igjen, er det sannsynlig at fornyet kjøpsvilje hos alle gruppene materialiserer i å dytte prisene opp igjen. Ved en prisstigning fra et støttenivå, fører markedsaktørene på denne måten til at påfølgende negative markedsreaksjoner blir møtt med ytterligere kjøping og dannelsen av et sterkere støttenivå.

Dersom prisene imidlertid skulle bryte ned gjennom støttenivået vil reaksjonene være motsatt. Alle de som kjøpte i støtteområdet innser at de har gjort feil. Det som skapte/styrket støttenivået i eksempelet over, var dominansen av kjøpsordre lavere enn markedspris. Når prisen bryter ned gjennom støttenivået får vi helt analogt en dominans av salgsordre høyere enn markedspris.

Murphy (1999) presiserer at slike mønstre fungerer fordi det skaper et bilde av hva markedsaktørene faktisk gjør og hvordan de reagerer på ulike markedshendelser. Dette er jo helt klart irrasjonale beslutninger, men som jeg diskuterte i kapitlet om atferdsfinans, er det mye som tyder på at investorer er irrasjonelle.

4.4 Volum

Volumet er antall aksjer som omsettes innenfor en viss tidsperiode, normalt en dag. Det innehar en viktig støttende rolle ved tolkningen av prisbevegelsene. Volumet er viktig fordi den gir en indikasjon på intensiteten i handelen og avgjør det psykologiske engasjementet (Grøtte, 2006). Jo større volum, desto større psykologisk signifikans. Teknikeren kan derfor benytte volumet til å bekrefte en prisbevegelse eller advare om at prisbevegelsen ikke er til å stole på (Murphy, 1999). Volumet må altså kombineres med prisbevegelsen. Dette er årsaken til at jeg skriver at den har en støttende funksjon.

Den mest generelle regelen tilknyttet volum er at den bør øke/ekspandere i samme retning som den eksisterende pristrenden (Murphy, 1999). I en stigende trend bør volumet øke etter hvert som prisen stiger, og synke ved korreksjoner i prisen. Så lenge dette pågår, støtter volumet opp om pristrenden. Dersom en stigende trend fortsetter på fallende volum, indikerer dette at det er mindre interesse for oppgangen og at de drevne investorene allerede har solgt seg ut. Det samme gjelder ved fallende trend. Jeg vil utdype volumets virkningsområde mer detaljert sammen med de ulike tekniske metodene jeg presenterer senere.

4.5 Tekniske metoder benyttet i dette studiet

Hittil har jeg gått gjennom tre grunnkonsepter innenfor teknisk analyse; trender, støtte og motstand og volum. Jeg mener dette er nødvendig for å forstå de mer avanserte prismønstrene og indikatorene jeg nå vil drøfte. Jeg vil i dette kapittelet kun ta for meg teorien bak de metodene som vil bli benyttet i oppgavens to handlestrategier. En nærmere beskrivelse av hvordan selve handlestrategien er satt sammen kommer i kapittel 7.5.

Den ene handlestrategien tar utgangspunkt i en geometrisk formasjon; rektangelformasjonen. Først og fremst kan geometriske formasjoner defineres som bilder eller formasjoner som visuelt oppstår på prisdiagrammene til et aktivum (Murphy, 1999). Altså er dette snakk om mønstre man kan se med det blotte øyet ved hjelp av prisdiagrammer. Disse mønstre blir ofte kjennetegnet i prisdiagrammene ved å tegne opp ulike geometriske figurer. Dette er en av de eldste og mest brukte metodene innenfor teknisk analyse. Det største problemet med disse formasjonene er at de er så å si helt subjektive, ettersom man selv må bestemme seg for når man tror man ser en slikt mønster. Det er heller ingen entydige regler for kjøp- og salgssignaler. Dette studiet forsøker å løse dette ved å benytte lokale ekstrepunkter for å kjennetegne slike formasjoner rent mekanisk. Bulkowski ga ut et leksikon med slike geometriske formasjoner i 2005, der han identifiserer flere titalls slike formasjoner. Selv om det kunne vært spennende å ha gått dypere inn i noen av disse formasjonene, vil jeg i dette kapittelet kun gå nærmere inn på rektangelformasjonen da den er utgangspunkt for en av handlestrategiene i denne utredningen.

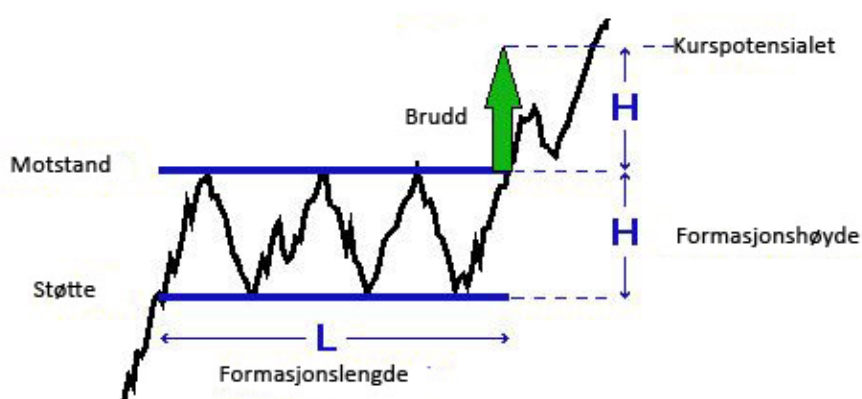
I tillegg til de geometriske formasjonene finnes det en rekke tekniske indikatorer. Disse er i større grad objektive, og har derfor vært mer populære ved tester av teknisk analyse. Jeg vil presentere studiets tekniske indikatorer etter rektangelformasjonen.

4.5.1 Rektangelformasjon

Som jeg nevnte tidligere finnes det tre retninger på trender; stigende, fallende og sidelengs. Sistnevnte spiller en viktig rolle innenfor identifikasjon av trender. Ifølge Murphy (1999) vil store endringer i trenden som oftest gå gjennom en overgangsfase, gjerne i form av en sidelengs trend. Og det er ofte i slike overgangsfaser at prisbevegelsen tar former som er lett identifiserbare. Med kritikken av Dow teorien i bakhodet er det lett å forstå at man ønsker å identifisere trenden så tidlig som mulig slik at man ikke går glipp av trendens begynnelse.

Rektangelformasjonen identifiseres av en periode med sidelengs utvikling der kursen beveger seg innenfor relativt klare støtte- og motstandsnivåer. Dersom det skal kunne klassifiseres som en rektangelformasjon må støttenivået og motstandsnivået berøres minst to ganger hver (Pring, 2004). Ifølge Murphy (1999) er dette et typisk konsolideringsmønster, hvilket indikerer en pause i den eksisterende trenden, og ikke en reversering. Bulkowski (2005) påpeker riktignok at både reverseringer og konsolideringer kan oppstå. En typisk rektangelformasjon er illustrert i Figur 3.

En sterk sluttnotering utenfor rektangelet, enten over eller under, indikerer fullførelsen av rektangelet og retningen til trenden. Dette kalles et brudd og indikerer at likevekten i markedet er endret. Selv om formasjonen ifølge Murphy (1999) indikerer en konsolidering, så kan den ofte ende opp med reversering. Det er derfor viktig å følge med på hvilke side bruddet kommer på.



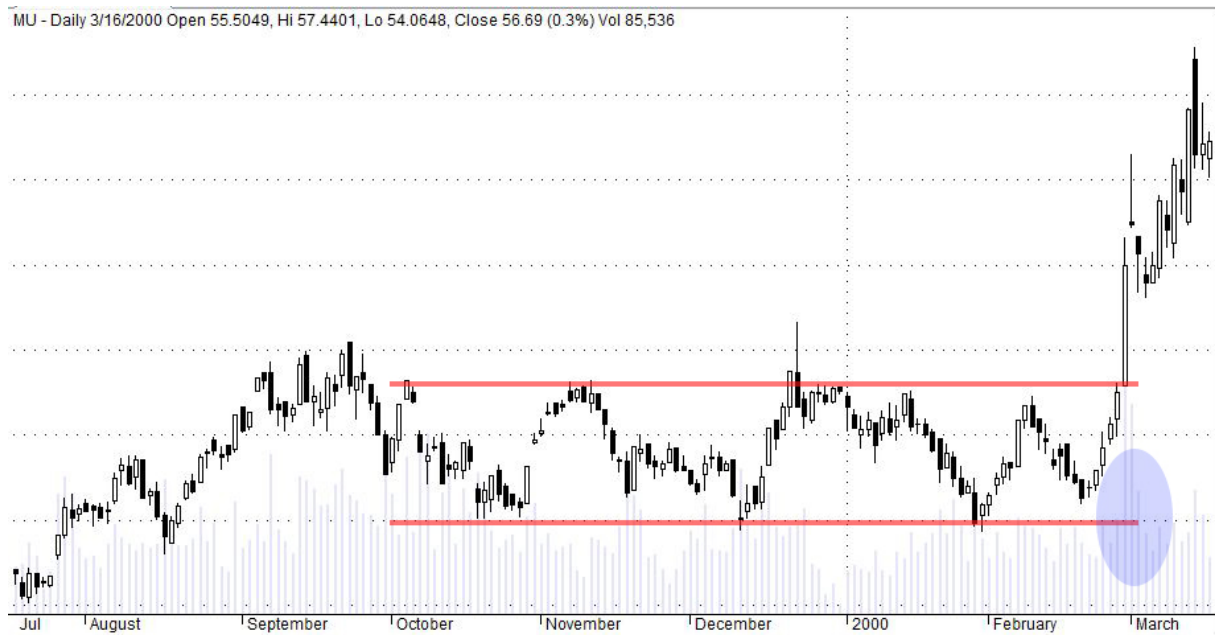
Figur 3 Typisk rektangelformasjon, som viser en konsolidering av den stigende trenden.

Volumet kan hjelpe til med å identifisere både retningen og tidspunktet til bruddet (Murphy, 1999). Som nevnt vil kursene svinge mellom støtte- og motstandsnivåene. Ved å følge med på hvilke svingninger som har størst volum kan man tidlig få en indikasjon på retningen på bruddet. Dersom oppsvingene er på høyt volum og nedsvingene på lavt tyder det på at bruddet kommer på stigende trend. Motsatt tyder på et brudd med fallende trend. Dersom det oppstår en sluttnotering utenfor rektangelet på høyt volum, forsterker dette indikasjonen på at formasjonen er fullendt, uansett hvilken retning bruddet signaliserer. Bulkowski (2005) har i tillegg observert at volumet generelt avtar etter hvert som formasjonslengden øker.

Potensialet i slike formasjoner indikeres ved høyden på rektangelet (Grøtte, 2006). Dette er illustrert i Figur 3. For eksempel vil et brudd oppover på et rektangel mellom 120-150 kr

indikere et potensial opp til 180kr. Imidlertid presiserer Pring (2004) at prisformasjoner kan være meget presise når det gjelder retningen på videre trend, men lengden på trenden nesten umulig å forutse. Linløkken (2005) oppnår en høyere avkastning enn angitt ved kurspotensialet, ved å holde posisjonen lengre.

Årsaken til at rektangelformasjonene oppstår er ifølge Bulkowski (2005,s.582): *"a battle between the haves and the have nots"*. Altså en kamp mellom investorer som har identifisert en pris de ønsker og selge på og investorer som har identifisert et nivå de ønsker å kjøpe på. Prisen vil da bevege seg mellom disse identifiserte målene. Dette er analogt med psykologien bak støtte- og motstandsnivåene som jeg beskrev mer inngående i kapittel 4.3.1. Bulkowski (2005) sier enkelt og greit at brudd på formasjonen forekommer når en av sidene går tom for ammunisjon. En morsom observasjon er at ammunisjonsanalogien ser ut til å stemme godt med avtakende volum med økt formasjonslengde. Grøtte (2006) påpeker at brudd ofte kommer ved viktige fundamentalnyheter, som da forstyrrer denne likevektsbalansen. Figur 4 er et eksempel på hvordan en slik rektangelformasjon kan se ut. Her ser man hvordan aksjekursen stadig tangerer støtte- og motstandsnivåer før den bryter gjennom motstandsnivået på økt volum.



Figur 4 Rektangel formasjon ved "Micron Technology". Legg spesielt merke til hvordan volumet avtar ved inngangen til formasjonen og øker ved bruddet.

4.5.2 Tekniske indikatorer

I tillegg til de ulike geometriske formasjonene finnes det et hav av tekniske indikatorer. De tekniske indikatorene er formler som uttrykker objektive verdier avledet av prisen og/eller volumet. Selv om verdiene som kommer ut av formlene er objektive, kan tolkningen av dem være subjektive. Imidlertid har litteraturen generert en rekke retningslinjer for bruken av dem. I dette kapittelet vil jeg presentere noen av de mest kjente og populære indikatorene.

4.5.2.1 Glidende gjennomsnitt (MA)

I følge Murphy (1999) er glidende gjennomsnitt en av de mest allsidige og hyppigst brukte tekniske indikatorene og blir ofte brukt til å avdekke trender i markedet. Et glidende gjennomsnitt er summen av aksjekursen de siste x dager dividert på antall dager. Ettersom tiden går vil siste ledd erstattes med ett nytt, derav navnet *glidende* gjennomsnitt. Bortsett fra aksjekursen avhenger MA kun av lengden på snittet, der korte snitt beveger seg raskere enn lange. Hva man ønsker å benytte avhenger av tidshorisonten på investeringen (Grøtte, 2006). Tanken bak MA er at den skal glatte ut kursene slik at det er lettere å identifisere trenden. Av denne grunn vil MA aldri kunne forutse at en trend begynner, den kan kun fortelle oss at den allerede har begynt (Murphy, 1999).

Det finnes hovedsakelig to typer MA; enkelt glidende gjennomsnitt (SMA) og vektet glidende gjennomsnitt. Et vektet glidende gjennomsnitt legger ulik vekt på de historiske kursene, og hensikten er som oftest at større trendendringer skal oppdages på et tidligere tidspunkt. Det vanligste vektete snittet er eksponentiell vekting (EMA), som vektlegger de nyeste dataene tyngre enn de eldste (Grøtte 2006).

Det finnes flere ulike måter å benytte et MA til å avdekke trender. I følge Grøtte (2006) er den enkleste å sammenligne selve aksjekursen med MA. Dersom kursen er høyere enn MA indikerer dette en stigende trend. Er kursen lavere enn MA indikerer det en fallende trend. Dette er illustrert i Figur 5. Den enkleste handlestrategien blir dermed å kjøpe aksjen når kursen er over det MA og selge når den går under. Denne strategien fungerer kun godt i markeder som trender (Grøtte, 2006). Vi ser av Figur 5 at når aksjen går sidelengs vil det bli mange små gevinster og tap, i tillegg til transaksjonskostnader. Grøtte (2006) påpeker dermed at det er farlig å bruke denne strategien helt mekanisk.



Figur 5 Frontline aksjen med 50 (rød) og 150 (blå) dagers glidende gjennomsnitt. Vi ser at det glidende gjennomsnittet klart antyder i hvilken retning trenden er. Kilde: Børsdatabasen NHH

En annen og velkjent metode er å bruke kombinasjoner av MA (Grøtte, 2006). Ved å benytte ett kort og ett langt MA kan man identifisere trender akkurat som ovenfor. Det korte snittet reagerer kjappere på kursendringer og vil dermed alltid synke og stige gjennom det lange snittet. Når det korte snittet stiger over det lange indikerer dette en stigende trend, det motsatte gjelder når den går under. En av fordelene med å bruke to snitt fremfor ett som måles mot aksjekursen, er at to snitt vil jevnes ut og gi færre signaler (Grøtte, 2006). Dette er illustrert av samspillet mellom det korte (50) og lange (150) snittet i Figur 5. Dette vil redusere transaksjonskostnadene.

Den største utfordringen med å benytte MA er å bestemme seg for en lengde, da det er svært vanskelig å finne en strategi som hele tiden slår markedet (Grøtte, 2006). Benytter man for lange perioder vil signalene kunne komme på etterskudd, hvilket kan føre til redusert eller ingen avkastning. Benytter man for korte perioder kan det oppstå feilaktige signaler. Grøtte (2006) påpeker at MA er en indikator som lett lar seg kombinere med andre indikatorer, for eksempel slik at en stigende trend definert av MA er et tilleggskrav for å gå long i aksjen.

En metode benyttet for å redusere falske signaler er å legge inn ett "bånd" rundt området der signalene genereres (Brock et al., 1992). Hensikten med dette er å eliminere feilaktige signaler når det korte og lange snittet beveger seg i nærheten av hverandre.

4.5.2.2 Relativ Strength Index (RSI)

Grøtte (2006) hevder at RSI er den mest benyttede indikatoren verden over. Dette er en såkalt momentum indikator som måler den relative styrken til aksjen. Denne styrken måles mot seg selv i stedet for mot andre aksjer. Den indikerer når en aksje er overkjøpt/oversolgt ved å pendle mellom 0 til 100. Tradisjonelle verdier ved overkjøpte nivåer er over 70, mens

oversolgte nivåer er under 30, men dette kan være avhengig av om aksjen er i bull- eller bearmarked (Murphy, 1999). På grunn av trenden i bull- og bearmarkeder blir overkjøpt nivået nærmere 80 i bullmarkeder, mens oversolgt nivået nærmere 20 i bearmarkeder.

Grøtte (2006) forklarer at en overkjøpt/oversolgt indikator forteller oss når aksjeprisen har nådd ekstreme verdier. En aksje er overkjøpt når den, relativt sett målt mot seg selv, har steget mer enn ”normalt” over et visst tidsintervall. Motsatt er en aksje oversolgt når den har sunket mer enn ”normalt”. Aksjer som når slike ekstreme verdier opplever ofte en reaksjon i motsatt retning. Dette skjer fordi kjøperne eller selgerne forsvinner fra markedet på grunn av den ”kjappe” prisbevegelsen, slik at man får en reaksjon i motsatt retning som følge av et ”vakuum”. Grøtte (2006) forklarer dette med at etter en rask stigning vil mange sikre gevinst, noe som midlertidig svekker aksjekursen. Formelen for RSI er som følger:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}, \quad RS = \frac{\text{Snittgevinst siste } x \text{ dager på oppgangsdager}}{\text{Snitttap siste } x \text{ dager på nedgangsdager}} \quad (3)$$

Det vanligste lengden er 14 dager (Grøtte, 2006 og Murphy, 1999). Dette innebærer at RSI hele tiden viser aksjens relative styrke mot seg selv de siste 14 dagene. Jo kortere tidsintervall man setter, jo mer volatil vil RSI være.

Den enkleste handlestrategien er å kjøpe aksjen når RSI viser lave verdier og selge når den viser høye verdier. Dette er illustrert i Figur 6. Men vi ser også av figuren at det er mange dårlige handlesignaler. Ifølge Grøtte (2006) kommer dette av at RSI fungerer best som en indikator når en aksje viser sidelengs utvikling, slik at man handler på svingningene mellom støtte- og motstandsnivåene. Når en aksje er i negativ trend, vil RSI vise svært mange lave verdier over lengre tid og gi mange falske signaler. Motsatt vil en aksje i stigende trend vise mange høye verdier. I likhet med MA må man derfor være forsiktig med å bruke RSI helt mekanisk, og egner seg best som en kompliment med andre indikatorer. (Grøtte, 2006)



Figur 6. Som vi ser kan RSI gi gode kjøp- og salgssignaler i sidelengs trend, men når aksjen viser stigende eller fallende trend er signalene dårlige.

4.5.2.3 Rate of Change (ROC)

ROC er også en momentum indikator som viser den siste sluttkursen relativt til sluttkursen n dager tidligere. Viser den et høyt tall, indikerer den at aksjen er overkjøpt, og et lavt tall viser at den er oversolgt. Formelen kan enkelt uttrykkes på følgende måte:

$$ROC = \frac{\text{Pris i dag} - \text{pris n dager senere}}{\text{Pris n dager senere}} \quad (4)$$

En ROC på 10 betyr dermed at prisen er 10 % høyere i dag enn for n dager siden. Dette er en veldig enkel indikator som ikke tar hensyn til noe av den informasjonen som ligger i prisene mellom de to sluttkursene i formelen. Ifølge Grøtte (2006) er det vanlig å benytte $ROC > 0$ som en indikator på stigende momentum og $ROC < 0$ for fallende moment.

4.6 Kritikk av teknisk analyse

Mye av kritikken på teknisk analyse baserer seg på en manglende grunnleggende teori og empiri. Det er riktignok én annen faktor som jeg synes er litt interessant å se nærmere på knyttet til diskusjonen av teknisk analyse. Det relaterer seg også til spørsmålet jeg stiller i innledningen om hvorfor teknisk analyse er så populært. Kognitiv psykologi foreslår et svar på dette, ved at det ligger i menneskets natur å finne mønstre og struktur (Gilovich 1993). Vanligvis er denne iveren etter å strukturere fakta til teori hjelpsom, men studier har vist at vi ofte finner mønstre og struktur der de ikke eksisterer. Nettopp derfor er det grunn til å tro at mange av disse mønstrene kun er tilfeldige. Bulkowski (2005) har funnet over 20 mønstre som indikerer at en trend reverserer. Det er jo begrenset hvor mange ulike mønstre en aksjekurs viser rett før den har snudd, spesielt med tanke på hvor subjektiv identifikasjonen av slike mønstre kan være.

5 Tidligere forskning

Det var relativt beskjedent med studier av teknisk analyse på 70 og 80-tallet, sannsynligvis fordi EMH var det dominerende paradigme. På begynnelsen av 90-tallet fikk riktignok forskningsområdet en oppblomstring i kjølvannet av en rekke studier der unormal avkastning ble påvist. I tillegg ble det publisert flere teoretiske forklaringer på bruken av teknisk analyse forankret i modeller fra både atferdsfinans og andre utfordrere til EMH.

Å sammenligne studier av teknisk analyse er vanskelig på grunn av den store variasjonen i testmetode. For det første er det et veldig stort utvalg av tekniske verktøy å velge mellom, men samtidig viser selve metodene for undersøkelsene stor variasjon. Av de internasjonale studiene har jeg begrenset meg til kun å se på de som tilsynelatende er mest populære og senere sitert av anerkjente akademikere. Jeg har valgt å dele disse opp etter studier som identifiserer prismønstre og studier som bruker enkle tekniske indikatorstrategier. De norske studiene av Oslo Børs er alle masteroppgaver, så jeg vil ta dette som et eget kapittel.

Jeg vil legge spesielt stor vekt på hvordan studiene har blitt utført da det viser seg at dette ofte har vært et av de største problemene knyttet til studiets betydning for EMH. Utformingen av eget forskningsdesign har i stor grad vært påvirket av dette.

5.1 Enkle tekniske handlestrategier

Det kanskje mest kjente studiet innenfor teknisk analyse er Brock et al. (1992), med deres test av 26 enkle tekniske handelsregler på daglige sluttpriser på DJIA fra 1887 til 1986. Studiets popularitet kom nok av at det var det første i sitt slag som viste signifikant meravkastning ved teknisk analyse i aksjemarkeder. I tillegg ble signifikanstestene gjort svært troverdig ved bruk av en ”bootstrap”⁹ metode for testing av resultater.

De tekniske handlereglene bestod av MA strategier og ”Trading range break”, hvilket var og er populært blant tekniske analytikere. ”Trading range break” metoden de benyttet er en enkel matematisk forenkling, av brudd på rektangelformasjoner. De fant at alle de tekniske handlereglene genererte signifikant avkastning over K&H porteføljen i alle de aktuelle periodene med t-verdier som testobservator. Samtidig som at kjøpssignaler konsistent genererte høyere avkastning enn salgssignaler var avkastningen som fulgte salgssignaler

⁹ Bootstrap metoden gir kraftigere statistisk inferens enn t-verdier fordi den kan ta hensyn til at avkastningsfordelingen til aksjer viser leptokurtose, autokorrelasjon, heteroskedastisitet og tidsvariasjon. Brock et. al (1992) simulerte dataene med følgende nullmodeller: random walk med drift, AR(1), GARCH-M, and EGARCH.

negativ. Studiet var altså et hardt slag mot EMH. T-verdier er riktignok kun valide under antagelse om stasjonære og tidsuavhengige fordelinger av avkastningen, noe aksjeavkastning ofte avviker fra. Selv etter korreksjon for dette ved hjelp av bootstrap metodologien konkluderte de med at tekniske analyse kan ha en forutseende kraft. Dette studiet tok ikke hensyn til transaksjonskostnader.

Dette studiet vakte stor oppsikt og liknende studier ble av andre forfattere gjennomført på markeder verden over. Bessembinder og Chan (1995) tester handlestrategiene til Brock et al. (1992) på aksjeindekser i Japan, Hong Kong, Sør-Korea, Malaysia, Thailand og Taiwan fra 1975-1989. Konklusjonene var at det er mulig å oppnå meravkastning korrigert for transaksjonskostnader over en K&H portefølje. I snitt oppnådde de break-even¹⁰ transaksjonskostnader på 1,57 %. Studiet viser også at man kunne oppnå en atskillig større avkastning på de mindre utviklede markedene i Malaysia, Thailand og Taiwan hvor forskjellen mellom kjøp og salgssignaler i snitt var 51,9 % årlig avkastning. At strategiene fungerte bedre i mindre utviklede land kan ha en sammenheng med at disse markedene er mindre effisiente.

Lignende "Brock et al. (1992) studier" av andre aksjemarkeder konkluderer med at teknisk analyse har forutseende kraft, men sliter med å bevise lønnsomheten etter en korreksjon for transaksjonskostnader (Hudson et al., 1996 for Storbritannia og Detry og Gregoire, 2001 for 15 land i EU).

Resultatene kan tyde på at disse enkle tekniske handlereglene har større forutseende kraft i markeder som er mindre utviklet. Dette understøttes av Brock et al. (1992) som bemerker at handlestrategienes avkastning var større de første periodene. Man kan anta at markedene var mindre utviklede og effisiente på denne tiden. Det kan dermed være tegn til at disse enkle tekniske handlereglene blir mindre lønnsomme etter hvert som markedet utvikler seg og blir mer effisiente.

5.2 Mønsterjerkjennelsesstrategier

Handlestrategiene i studiene nevnt ovenfor hadde sin fordel i at de var relativt enkle å programmere på en data og teste. Problemet er at de kun tar for seg en relativt liten del av hjelpemidlene innenfor teknisk analyse. Som nevnt tidligere dreier mye av teknisk analyse seg om identifisering av mønstre i prisbevegelsene. Dette har i aller høyeste grad foregått visuelt,

¹⁰ Transaksjonskostnadene som eliminerer meravkastningen over K&H porteføljen

hvilket innebærer stor grad av subjektivitet. Levy (1971) forsøkte å bruke lokale ekstrempunkter for å gjenkjenne enkelte geometriske figurer i prishistorikken, men han klarte ikke å finne noen forutseende kraft for noen av formasjonene i perioden 1964-1969. Lo et al. (2000) benyttet en ikke-parametrisk kernel regresjon til å identifisere ti populære mønstre, blant annet hode-skulder formasjoner og rektangelformasjoner. Algoritmen ble anvendt på hundrevis av aksjer på NYSE og NASDAQ i perioden 1962-1996. I stedet for å diskutere lønnsomheten ved å benytte mønstrene i handlestrategier, evalueres informasjonsmengden handlestrategiene kan tilføre. Dette gjøres ved å sammenligne avkastningsfordelingene betinget forekomsten av et mønster med den tilsvarende ubetingede avkastningsfordelingen. Studiet forkaster at de betingede avkastningene er like som de ubetingede avkastningene for alle de mønstrene på dataene fra NASDAQ og syv av mønstrene på NYSE. De konkluderer dermed med at de tekniske mønstrene tilfører informasjon som kan ha praktisk verdi i en investeringsprosess.

Allen og Karjalainen (1999) forsøkte å oppnå meravkastning på S&P500 ved bruk av genetisk programmering. Dette innebærer å lage en ikke-lineær søkeprosedyre for å finne optimale handleregeler ex ante. En av grunnene til at dette metoden ble brukt var å unngå data snooping¹¹ som flere tidligere studier var blitt kritisert for. De oppnådde meravkastning etter transaksjonskostnader i enkelte flere perioder ved metoden, men ettersom meravkastningen var relativt lav og ikke signifikant positiv i alle periodene kunne de ikke konkludere med ineffisiente markeder.

5.3 Kritikk av internasjonal forskning

Ettersom de norske studiene kun er master- og siviløkonomoppgaver skiller jeg mellom dem og de internasjonale i kritikken. Årsaken til dette er at jeg vil ta utgangspunkt i kritikken mot de internasjonale studiene for å organisere kritikken mot de tidligere norske studiene. Bakgrunnen for denne organiseringen er først og fremst for å øke validiteten på mitt eget studium, samt å vise hvorfor mitt studium vil være et høyaktuelt bidrag innenfor denne forskningen.

Ifølge Neely (2003) er et problem med flere av de tidligere studiene av teknisk analyse (Allen og Karjalainen, 1999; Bessembinder og Chan, 1995, 1998; Brock et al., 1992; Lo et al., 2000) at meravkastningen som genereres ikke er justert korrekt for risiko. Studiene gir dermed uklare implikasjoner angående EMH ettersom kun risikojustert meravkastning kan forkaste

¹¹ Se kapittel 7.1.1

hypotesen om svak markedseffisiens (jfr. Definisjonen til Jensen i kapittel 2.1). Man må dermed kunne si noe om meravkastning per risikoenhet dersom det skal ha implikasjoner for EMH. Handlestrategier basert på teknisk analyse vil tilbringe mer tid utenfor markedet enn en K&H portefølje og følgelig vil volatiliteten være lavere (Neely, 2003). Hvis man benytter en slik portefølje som benchmark må man dermed justere avkastningen for risiko.

Brock et al. (1992) blir også kritisert for å ikke inkludere transaksjonskostnader. Som nevnt i Jensens definisjon av markedseffisiens, vil prisene reflektere all informasjon opp til det punktet hvor den marginale nytten av å agere på informasjonen er lik den marginale kostnaden. For å kunne uttale seg om effisiens må man dermed justere for denne marginale kostnaden, som blant annet innebærer transaksjonskostnader.

Ready (2002) mener at resultatene til Brock et al. (1992) er et resultat av data snooping ettersom de handlestrategiene som ble testet, ble valgt fordi den var lønnsom og populær på 80-tallet. Se kapittel 7.1.1 for nærmere diskusjon av data snooping. Konklusjonen hans var at mønstre i historiske data, selv om de virker konsistente, ikke trenger å fortsette i fremtiden. Ifølge Ready er den beste måten å unngå dette på, å ikke benytte tidligere definerte handleregeler, men benytte genetisk programmering til å identifisere helt nye handleregeler og teste disse på utdata.

Mange tekniske analytikere vil nok bemerke at studiene av enkle handleregeler er langt fra det som blir brukt i virkeligheten. Som nevnt forsøkte Lo et al. (2000) å redusere dette gapet med algoritmer som forsøkte å identifisere ”visuelle” mønstre brukt av tekniske analytikere.

Dessverre var formålet med studiet nettopp en reduksjon av gapet mellom tekniske analytikere og dens kritikere, og ikke mønstrenes lønnsomhet. Jeg savner også kombinasjonen av flere tekniske virkemidler i én handleregel, da dette kan hjelpe til med å redusere støy som fanges opp av ett enkelt verktøy. I kapittel 4.1 kommer det implisitt frem av Prings definisjon at han anbefaler å kombinere flere tekniske indikatorer og prismønstre. McDonald uttaler følgende: *”Have as many reasons as you possibly can for every single trade that you place. The more reasons you have occurring at the same time, the higher the probability of the trade being a success”* (McDonald, 2008. s.40).)

Basert på denne kritikken er det hovedsakelig fem faktorer som ser ut til å være viktige for at et studium av teknisk analyse, med den hensikt å teste for svak effisiens, skal synes å kunne levere ”udiskutable” resultater; (1) reduksjon av data snooping, (2) justering for risiko, (3) justering for transaksjonskostnader, (4) statistiske tester og (5) kombinasjon av flere tekniske

verktøy. For å gjøre resultatene i mitt studium mest mulig udiskutable vil jeg ta spesielt stor hensyn til disse faktorene i metoden jeg benytter. Jeg henviser derfor til kapittel 7 om metode for en nærmere drøftelse av disse faktorene.

5.4 Norske studier

Alle de nyere (senere enn 90-tallet) studiene av teknisk analyse i Norge jeg har fått tak i, er enten master- eller siviløkonomoppgaver. Enkelte av disse er kun empiriske tester av lønnsomheten til ulike strategier. Jeg har oppsummert studiene i tabell 1 under.

Ugland og Østbø (1992) tester hvorvidt det norske markedet er svakt effisient ved å bruke teknisk analyse. Datasettet er hentet fra 14 selskaper notert på Oslo børs fra 1982 til 1992 og er delt opp i to perioder. De 16 indikatorene de benyttet var hovedsakelig vanlige tekniske indikatorer, som både forsøkte å følge trender og utnytte momentum, som for eksempel MA og RSI. I den første perioden benyttet de et analyseprogram for å optimalisere parameterne til alle indikatorene, for hver aksje. I den andre perioden testet de fem ulike strategier hvor forskjellen hovedsakelig var hvilke indikatorer som inngikk. Gjennomsnittlig meravkastning over en K&H portefølje for de fem strategiene var 2,01 %. De tester ikke om dette er signifikant forskjellig fra null. Det er ikke justert for risiko, men de argumenterer for at handleregeleen vil være ute av markedet oftere enn K&H porteføljen, følgelig vil risikoen være lavere. På bakgrunn av dette forkaster de hypotesen om at det eksisterer svak effisiens i det norske markedet.

Gjelstad (1994) undersøker hvilke former for teknisk analyse som gir best resultater i tillegg til å vurdere om det norske markedet er svakt effisient. Datasettet er hentet fra 14 større selskaper notert på Oslo børs fra 1986 til 1994. De tekniske indikatorene han benytter er ”point & figure”, ”momentum”, MA og ”parabolic”. I likhet med Ugland og Østbø (1992) optimerer han parameterne og tester på out-of-sample data, men forbedringen ligger i at han optimaliserer parameterne ”rullende” hvert år. Dette er en viktig forbedring da testene ligner mer på hvordan tekniske analytikere faktisk arbeider (Bandy 2007). Det var kun ”point & figure” og MA som ga meravkastning, men dette var kun statistisk signifikant for en av aksjene. På lik linje med Ugland og Østbø (1992) så kommenterer han muntlig at risikoen er lavere.

Xu og Vu (2004) undersøker om det er mulig å oppnå meravkastning på Oslo Børs ved bruk av teknisk analyse. Datasettet er hentet fra 13 utvalgte aksjer fra OBX indeksen fra 1999 til

2003 og er delt opp i to perioder. Den første perioden er en prøveperiode der de tester ulike tekniske indikatorer. De to beste indikatorene, "momentum" og MA, ble benyttet til å teste for meravkastning i den andre perioden. Dette ga en meravkastning over K&H i 11 av 13 aksjer samt lavere risiko. De benytter ingen statistiske tester for å teste om meravkastningen skyldes tilfeldigheter eller ikke. De konkluderer med at det er mulig å oppnå meravkastning over K&H samt at Oslo Børs er ineffisient i testperioden.

Juel et al. (2005) tester om det er mulig å oppnå meravkastning på Oslo Børs ved bruk av enkel teknisk analyse. Datasettet er OBX-indeksens daglige sluttkurser fra 1987 til 2004. De tar for seg brudd på støtte- og motstandsnivåer og tester "trading range break" handlestrategiene fra Brock et al. (1992). De oppnår meravkastning over K&H for både kjøps- og salgssignalene, men kun salgssignalene er signifikant. Ettersom studiet kun er opptatt av om det er mulig å generere meravkastning har de ikke justert for risiko. De har også utelatt å justere for transaksjonskostnader. For å se om metoden kunne fungert i virkeligheten har de testet de parameterne som ga best avkastning på OBX-indeksen på OBX futures. Kjøpssignalene resulterte i negativ avkastning, mens salgssignalene ga positiv, men ikke signifikant avkastning.

Nerva (2009) undersøker om man kan si noe om effisiensnivået på Oslo ved å generere meravkastning ved teknisk analyse på Oslo børs. Datasettet består av et utvalg aksjer notert på Oslo børs fra 2004-2008. Utvalget har blitt begrenset av en rekke volum og likviditetskriterier. Nerva tar utgangspunkt i en tradestrategi som en investor ved navnet Faik Giese har funnet lønnsom blant annet på NYSE. Kilden er dessverre ikke tilgjengelig. Strategien kombinerer tre indikatorer ("Rate of Change", MA og RSI) for kjøpssignaler og 2 indikatorer (MA og RSI) for salgssignaler. Strategien generer en signifikant risikojustert meravkastning over K&H porteføljen. På grunn av finanskrisen tror forfatteren at meravkastningen kan skyldes en ikke-representativ K&H portefølje og ikke nødvendigvis en god handlestrategi. Han konkluderer dermed ikke med ineffisiens.

Det er positivt at studiet tester en kombinasjonsstrategi, men at han modifierer strategien på egenhånd, uten å skille mellom in-sample og out-of-sample, genererer fare for data snooping. Jeg er også kritisk til hvordan strategien gjennomføres. Han tar utgangspunkt i en startkapital på 1 000 000kr. Dette fører til at investoren må rasjonere på kapitalen slik at man muligens ikke har mulighet til å investere på alle kjøpssignalene. Problemet med dette er at man ikke er sikker på om avkastningen i handlestrategien skyldes tilfeldigheter eller ikke. Nerva påpeker

at han filtrerer ut en rekke kjøpssignaler, men meddeler ikke om dette er grunnet en allerede eksisterende posisjon eller mangel på investeringskapital.

I tillegg vil denne metoden føre til en varierende definisjon på hva en long posisjon er. Ettersom beløpet som investeres i hver trade påvirkes av forrige trade, vil den reelle avkastningen på senere investeringer være avhengig avkastningen på tidligere investeringer. På denne måten vil størrelsen på posisjoner variere og det vil dermed være vanskelig å sammenligne den med en passiv strategi. Nerva argumenterer for at dette gir et virkelighetsnært inntrykk av investorens evne til å generere avkastning.

Ettersom handlestrategien til Nerva (2009) generer signifikant avkastning og forfatteren mistenker at det kun dreier seg om ”flaks” og ikke prediksjonskraft, ønsker jeg også å teste denne handlestrategien i tillegg til min egen. Både for å øke sammenligningsgrunnlaget til egen handlestrategi, og for å bidra i litteraturen med en mer beviskraftig konklusjon. Jeg diskuterer handlestrategien nærmere i kapittel 7.5.2.

5.5 Kritikk av norsk forskning

Jeg vil hovedsakelig gjennomgå kritikken av de tidligere norske studiene med utgangspunkt i de fem faktorene jeg kom frem til i kapittel 5.3. På denne måten oppnår jeg en mer systematisk sammenligning av ”styrken” til de ulike studiene av det norske markedet.

Når det gjelder data snooping har alle de norske studiene bortsett fra Nerva (2009) en viss form for optimering av parametere og testing på out-of-sample datasett. Det er kun Ugland og Østbø (1992) og Gjelstad (1994) som har gjort dette på det jeg mener er en objektiv måte, ved å la et analyseprogram velge parameterne automatisk. Gjelstad (1994) gjør det hele også mer realistisk ved å foreta en løpende optimering og testing på out-of-sample. De øvrige løser dette ved å velge ut de indikatorene forfatterne mener å være best, for deretter å teste på en out-of-sample periode. Nerva (2009) tester en handlestrategi utviklet for et annet marked, men ”tilpasser” indikatoren til det norske markedet. Dette kan vekke mistanke om data snooping.

Risikojustering er kun foretatt av Nerva (2009) da han beregner Sharpe-forholdet til handlestrategien. De andre studiene foretar maksimalt en muntlig diskusjon om at risikoen til handlestrategien må være lavere ettersom den er mindre eksponert enn K&H strategien.

Alle studiene foretar justering for transaksjonskostnader bortsett fra Juel et al. (2005). Jeg synes riktignok at transaksjonskostnadene har en tendens til å bli satt litt lavt ettersom ingen

studier tar hensyn til ”bid-ask spread” eller at man tester ”gamle” kurser, hvor kurtasjen gjerne var høyere enn dagens nivå.

Det er kun Nerva (2009) som foretar en kombinasjon av flere indikatorer i en handlestrategi.

Gjelstad (1994), Juel et al. (2005) og Nerva (2009) tester signifikansen av resultatene ved å bruke statistiske tester. De to første studiene benytter t-statistikk for å undersøke om gjennomsnittsavkastningen til handlestrategien er forskjellig fra K&H strategien. Nerva (2009) benytter en ikke-parametrisk test ettersom han konkluderer med at dataene ikke er normalfordelte. Ingen av studiene benytter bootstrap metoden som Brock et al. (1992) introduserte til litteraturen innenfor teknisk analyse. Dette henger sannsynligvis sammen med at metoden er for avansert og tidkrevende for en masteroppgave.

Jeg har gjengitt et kort sammendrag av resultatene på den norske forskningen i tabell 1. I forfatterkolonnen har jeg markert hvorvidt studiet har tatt hensyn til de fem faktorene beskrevet overfor. Forklaringen på bokstavkoden er gjengitt under tabellen.

Tabell 1 Norske studier

Forfattere	Testmetode	Datamateriale	Resultat
Ugland og Østbø (1992) D, T	16 ulike indikatorer. Optimaliserte parametere på én in-sample. Testet på én out-of-sample.	1982-1992. 14 større selskaper notert på Oslo børs.	Forkastet hypotesen om et svakt effisient marked. Oppnådde en meravkastning over K&H på over 2 %
Gjelstad (1994) D,T,S	4 ulike indikatorer. Rullende optimalisering av parametere hvert år.	1986-1994. 14 større selskaper notert på Oslo Børs	Flere aksjer oppnådde meravkastning over K&H, men resultatene var ikke signifikante
Xu og Vu (2004) (D),T	5 ulike indikatorer. Benyttet de to beste fra in-sample på out-of-sample.	1999-2003. 13 utvalgte aksjer fra OBX indeksen	Oppnår meravkastning over K&H og konkluderer med ineffisient marked.
Juel, Thoresen og Færder (2005) D,S	”Trading Range Breakout” med ulike parameterverdier	1987-2004. OBX-indeksen	Signifikant meravkastning over K&H for salgssignalene (short), men ikke signifikant meravkastning for kjøpssignaler.
Nerva (2009) R,K,S,T	”Swing-trade” strategi. Kombinasjon av 3 ulike indikatorer.	2004-2009. Tilfeldig valgte aksjer ut ifra en rekke krav.	Signifikant meravkastning over K&H. Mistenker at resultatene skyldes finanskrisen og er derfor ikke i stand til å konkludere med ineffisiens

D = Data snooping, R= Risikojustering, K= Kombinasjon av tekniske verktøy, S= Statistiske tester, T = Justering for transaksjonskostnader

5.6 Oppsummering av tidligere studier

Jeg har nå gjennomgått en rekke studier både på internasjonale og norske aksjemarkeder. Som vi ser kan mange av dem konkludere med meravkastning, men når man tar hensyn til transaksjonskostnader blir færre av dem signifikante. Av de internasjonale studiene er det få som konkluderer med ineffisiente markeder. Dette har riktignok en sammenheng med at mange av studiene er empiriske tester av teknisk analyse, og ikke en direkte test av markedseffisiens. Av de norske studiene så konkluderer to av fem studier med at Oslo Børs er ineffisient over den aktuelle testperioden, mens flere indikerer at resultatene strider imot EMH uten å ta en klar posisjon.

Det ser også ut til at lønnsomheten til teknisk analyse har hatt en sammenheng med utviklingen av markedene. Både avkastningen i utviklingsland samt i tidligere perioder i USA viser seg å være høyere enn i andre markeder og i dagens markeder. Det er naturlig å anta at informasjonsflyten er/var dårligere i disse markedene og derfor at de var mindre effisiente, noe som resulterer i økt lønnsomhet hos strategiene.

6 Hypotese

I dette studiet benytter jeg en såkalt hypotetisk deduktiv fremgangsmåte. Fremgangsmåten baserer seg på at man fremsetter en hypotese basert på en teori, for deretter å teste opp mot observasjoner. Hypotesen baseres som oftest på tidligere teori, gjetning eller intuisjon. Ved å teste hypotesen kan man enten avkrefte eller styrke den.

6.1 Hypotetisk deduktivt forskningsdesign

Robson (2002) lister opp fem sekvensielle etapper en hypotetisk deduktiv forskning gjennomgår:

1. Utlede en hypotese basert på teorien
2. Uttrykke hypotesen i operasjonelle termer, slik at man kan nøyaktig måle sammenhengen mellom to konsepter eller variabler.
3. Teste den operasjonelle hypotesen
4. Undersøke resultatene fra den aktuelle testen
5. Dersom nødvendig, modifisere teorien i lys av resultatene.

I kapittel 2 drøftet jeg teorien bak hypotesen om markedseffisiens, hvilket er selve hypotesen som er under lupen i dette studiet. I dette studiet undersøker jeg om Oslo Børs er svakt effisient. Jeg kom frem til at dette var mulig gjennom å benytte Random walk 2 modellen som en proxy for svak effisiens og teste hvorvidt modellen holder eller ikke. Ifølge Campbell et al. (1997) kan denne modellen testes ved å undersøke om man kan generere unormal avkastning med en handlestrategi basert på teknisk analyse, ettersom denne kun benytter historiske pris- og volumbevegelser som informasjonskilde.

Som mål på unormal avkastning har jeg valgt å benytte X-variabelen, konstruert og anbefalt av Sweeney (1986, 1988) for et mest mulig korrekt mål på unormal avkastning ved handlestrategier basert på teknisk analyse. Testobservatoren diskuteres nærmere i kapittel 7.6. På bakgrunn av dette har jeg formulert følgende operasjonelle hypotese som skal testes:

Nullhypotese (H_{10}): Handlestrategien oppnår ikke positiv X-variabel

Alternativhypotese (H_{1A}): Handlestrategien oppnår positiv X-variabel

Dersom jeg kan forkaste nullhypotesen, indikerer dette at handlestrategien generer unormal avkastning, og at RW2 modellen ikke gjelder, slik at jeg kan konkludere med at Oslo Børs

ikke er svakt effisient i den aktuelle tidsperioden. Jeg vil påpeke at jeg tester hvorvidt Oslo Børs var svakt effisient i den aktuelle testperioden. Forskningen har liten generaliserbarhet ettersom effisiensen i et marked er under konstant utvikling (Bodie et al., 2008). Detaljer om hvordan den operasjonelle hypotesen testes og dens resultater vil fremgå i kapittel 7 og 8. I kapittel 9 vil jeg konkludere om hvorvidt Oslo Børs var svakt effisient eller ikke.

Ifølge random walk modellen kan man forvente at en handlestrategi som er tilfeldig ”i” og ”ute” av en aksje, vil ende opp med positiv avkastning på halvparten av handleene den gjennomfører¹². Dersom handlestrategiene oppnår positiv X-verdi, kan kritikere tillegge dette at handlestrategien har hatt flaks og vært ute av markedet rett før bratte fall som har stor effekt på avkastningen på K&H strategien. Jeg vil imøtekomme denne kritikken på to måter, den ene mer formell enn den andre. (1) Den uformelle metoden er å undersøke X-verdiene dersom jeg fjerner hele 2008 fra OS datasettet, da alle aksjekurser i denne perioden opplevde meget sterke fall. (2) Den formelle metoden er å teste en nullhypotese om handlestrategiene produserer vinnere signaler. Vinnere signaler defineres som en handel som ender opp i positiv avkastning. Dette kan gjennomføres med en binomisk test om andelen vinnere signaler er større enn det som det man kan forvente fra en ”tilfeldig strategi”, 50 %. På denne måten vil alle handler tillegges lik vektning. Jeg vil derfor teste følgende sekundærhypotese dersom handlestrategiene oppnår signifikant positive X-verdier:

Nullhypotese (H_{2A}): Andelen vinnere signaler er 50 %

Alternativhypotese (H_{2A}): Andelen vinnere signaler ved handlestrategien er over 50 %

¹² Dersom μ i formel (3) er positiv kan man forvente at andelen handler med positiv avkastning er noe over 50%. Ettersom sekundær hypotesen ikke utfordrer random walk modellen direkte vil jeg likevel benytte 50% som et estimat på hva en slik ”tilfeldig handlestrategi” kan forventes å oppnå.

7 Metode og handlestrategi

Som illustrert i kapittel 4 handler ikke teknisk analyse om en enkel regel å handle aksjer på, men en tilnærmet uendelig stor verktøykasse med hjelpemidler som kan kombineres på utallige forskjellige måter. I tillegg til mengden av tekniske verktøy, har jeg i kritikken av tidligere forskning i kapittel 5 også påpekt ulike faktorer som kan påvirke egenskapene og validiteten og reliabiliteten til dette studiet.

Jeg vil i dette kapittelet presentere hvordan dette studiet har hensikt å undersøke om Oslo Børs er svakt effisient. Jeg vil først presentere hypotesen som skal testes jeg har kommet frem til i dette studiet. Deretter vil jeg gå nærmere inn på de ulike aspektene som kan sørge for en rettferdig behandling av teknisk analyse samt stor validitet og reliabilitet på studiet. På bakgrunn av dette vil jeg presentere handlestrategiene samt testmetodens oppbygning.

7.1 Validitet og reliabilitet

Validitet og reliabilitet er knyttet til henholdsvis hvorvidt undersøkelsen virkelig måler det den har til hensikt å måle og om den representerer den virkelige situasjonen. I kritikken av tidligere studier kom det spesielt frem hvor viktig dette er ved studier av teknisk analyse ettersom tilsynelatende gode resultater kan skyldes handlestrategiens tilpasning til datasettet og ikke prediksjonskraft. I tillegg er det viktig at datagrunnlaget er representerbart for Oslo Børs. Jeg vil derfor vise hvordan jeg har til hensikt å sikre god validitet og reliabilitet gjennom utvalgskriteriene samt å redusere mulighetene for data snooping.

7.1.1 Data snooping

Data snooping oppstår når et gitt datasett brukes mer enn en gang med inferens eller modellutvelgelse som formål White (2000). Når slikt gjenbruk oppstår er det fare for at resultatet skyldes tilfeldigheter i motsetning til en nytteverdi forbundet med metoden som benyttes. Dette kommer tydelig frem i Jensen og Beningtons (1969, s 470) kritikk av Levys (1967) test av en teknisk handleregel: ”... *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 same rule on the same table of numbers which we used to discover the rule. We realize of course that the rule would prove useless on any other table of random numbers...*”.

Spesielt utsatte studier er i følge Cooper og Gulen (2006) empiriske prediksjonsstudier hvor det er lite teoretisk veiledning når det gjelder utvelgelse av variabler som må velges av

forfatteren, som for eksempel forklaringsvariabler, aktivum eller in-sample estimeringsperioder. Dette kan føre til at forskeren velger disse variablene basert på; (1) ad-hoc metode, (2) for at out-of-sample prediksjonen skal fungere eller (3) bygge på den akkumulerte kunnskapen på området (hvilket kan stamme fra (1), (2), (3), eller en kombinasjon av dem). I tråd med dette kommer Ready (2002) med en noe ekstrem påstand om at man må bruke genetisk programmering for å danne helt nye ”ubrukte” handleregeler for unngå dette. I realiteten medfører dette at det vil være svært vanskelig å teste tekniske handleregeler uten å være påvirket av en viss forventningsskjevhet fra data snooping. Jeg vil derfor ta utgangspunkt at det er umulig å fjerne denne forventningsskjevheten (i beste fall er jeg kun påvirket av tidligere empiri på området) og tilrettelegge studiet for å redusere den mest mulig.

Det finnes flere måter å redusere data snooping problemene på. Brock et al. (1992) mente de reduserte problemet ved å: (1) bruke handleregeler som lenge hadde vært populære, (2) rapportere resultatene for alle handlestrategiene, (3) benytte en veldig lang tidshorisont, (4) samt å sammenligne robustheten over flere perioder. Flere kritikere mente imidlertid at dette ikke strakk til for å redusere forventningsskjevheten fra data snooping (Ready, 2002). En bedre løsning er å optimere modellparameterne i handleregelen etter et spesifikt kriterium, for eksempel profitt, for deretter å foreta out-of-sample tester for de optimale handlereglene (Jensen 1967; Taylor 1986).

7.1.1.1 Studiets tiltak for reduksjon av data snooping

For å redusere faren for data snooping i min utredning, har jeg implementert en rekke tiltak. Først og fremst tar jeg utgangspunkt i noe av den mest grunnleggende teorien innenfor teknisk analyse; støtte og motstandsnivåer. Denne har både en enkel og logisk psykologisk forklaring. I tillegg til at tidshorisonten på datasettet (12 år) er lengre enn de fleste andre norske studiene, ekspanderer jeg datasettet også i bredden ved å inkludere en mengde aksjer. Aksjene vil være utvalgt basert på et sett med teoretisk forankrede kriterier. Perioden vil også deles opp i 3 helt uavhengige perioder for sammenligning. De overnevnte tiltakene kan sannsynligvis klassifiseres i kategorien ”svake tiltak”. Jeg vil derfor benytte en optimeringsstrategi med utgangspunkt i løsningen til Jensen (1967) og Taylor (1986).

Som nevnt i teoridelen er de fleste tekniske indikatorer avhengig av ulike parametere, for eksempel er det mulig at et 14 dagers MA vil passe bedre til en aksje enn et 50 dagers MA. For hver indikator vil jeg derfor ikke teste ut en bestemt parameter slik alle tidligere norske

studier har gjort, men sette et intervall som optimeringsmodellen kan velge ut ifra. Intervallet vil jeg sette ut ifra teori og tidligere undersøkelser, så faren for ”forurensing” jfr. (3) er tilstede, men forhåpentligvis i mindre grad. Optimeringen vil foregå på in-sample data og modellen vil helt automatisk velge ut de beste parameterverdiene ut ifra optimeringskriteriet til å testes på out-of-sample data.

7.1.2 Utvalget og ekstern validitet

Ekstern validitet knytter seg til hvor generaliserbare resultatene er (Saunders et al., 2009). Ettersom effisiensen i et marked er under konstant utvikling (Bodie et al., 2008) vil resultatene fra denne undersøkelsen i teorien ikke kunne være generaliserbare til andre tidsperioder enn den testede. Den kan riktignok være generaliserbar til å gjelde populasjonen ”Oslo Børs”. Jeg ønsker å oppnå høyest mulig ekstern validitet ved å inkludere så mange aksjer som mulig, men jeg må begrense utvalget for ikke å bryte enkelte forutsetninger. Dette gjelder hovedsakelig forutsetninger om at man får kjøpt aksjene til sluttkursen samme dag som signalet inntreffer samt størrelsen på bid-ask spreaden (Disse forutsetningene er diskutert nærmere i kapittel 7.3). Dersom aksjene ikke er likvide er det ikke sikkert at investoren får kjøpt aksjen til den aktuelle sluttnoteringen. Jeg har derfor satt en rekke utvalgskriterier knyttet til likviditet for ikke å strekke forutsetningene for mye. Kriteriene er nærmere forklart i kapittelet under.

7.1.3 Optimeringsmodellen

Optimeringsmodellen som benyttes benytter en såkalt ”ikke-fullstendig” metode, hvilket innebærer optimeringsmotoren ikke sjekker hver eneste kombinasjon av parametere. Dermed er det ikke garantert at den finner globale ekstrempunkter ved optimeringen. Dette kan medføre et problem knyttet til å reprodusere resultatene. Da hver parameter jeg benytter har et nokså stort intervall, tar det for lang tid å benytte en slik metode. Optimeringsmetoden jeg benytter er av typen ”Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy” (CMA-ES), hvilket ofte brukes innenfor finans.

7.2 Datasett

Dataene som er brukt er daglige sluttkurser, samt volumdata fra alle selskaper notert på Oslo børs fra 3.1.1998 til 31.12.2009. Kursene er hentet fra NHHs Børsprosjekt og er justert for både splitter og dividende. Jeg har valgt denne perioden av flere grunner. For det første inkluderer den både flere oppgangs- og nedgangstider og gir dermed et solid inntrykk av Oslo

børs på lang sikt. Lengden er også å foretrekke ettersom optimering på in-sample data og testing på out-of-sample data krever lengre perioder.

7.2.1 Utvalgsriterier

Jeg har ikke til hensikt å vurdere hele populasjonen av aksjene notert på Oslo Børs i denne perioden. Derimot har jeg satt en rekke utvalgsriterier for å gjøre utvalget mest mulig representerbart for Oslo Børs samtidig som at forutsetningene jeg tar, blir strukket minst mulig. Jeg tar utgangspunkt i Bandy (2007) som presenterer tre kriterier med det overnevnte som formål: (1) det er tilstrekkelig lengde på dataene, (2) prisen er fornuftig gjennom hele historien og (3) det er tilstrekkelig med likviditet.

En viktig forutsetning i dette studiet er at handlestrategien kjøper aksjen til samme sluttkurs signalet inntreffer på, samtidig som at investoren ikke påvirker markedet med sine handler. Økt likviditet vil sørge for at disse forutsetningene står sterkere. Jeg vil derfor inkludere volumkriterier for utvalget. Bandy (2007) anbefaler å filtrere ut data med mye hull (dager uten volum). Jeg filtrerer derfor ut selskaper som har gjennomsnittlig daglig volum på mindre enn 500 000 transaksjoner og har omsetter mindre enn 90 % av åpningsdagene i løpet av et år.

For å tilfredsstille (2) utelukker jeg såkalte ”penny stocks”. Avhengig av kilden defineres ”penny stocks” som aksjer med pris på under 1-5 dollar. Slike aksjer forbindes ofte med høyere uforutsigbarhet og volatilitet enn andre aksjer (Bandy, 2007). I dette studiet tilfaller en aksje denne kategorien dersom prisen et år er under 15kr (justert sluttkurs) og vil strykes fra datasettet.

For å unngå ”unormale”¹³ kurser ved notering og stryking fra børs krever jeg at selskapene må ha vært notert i hele perioden. Ettersom det er meget få selskaper som har vært notert i hele perioden måtte jeg dele datasettet i 3 grupper for å inkludere alle aksjene. På denne måten sikrer jeg at flest mulig aksjer er inkludert i tillegg til at de er notert i hele delperioden.

Ettersom delperiodene er på 6 år overlapper de hverandre. Som beskrevet over benyttes de første årene kun til optimering av handlestrategien. Denne overlappingen er derfor nødvendig for at alle årene i perioden skal testes. I tillegg trenger enkelte tekniske indikatorer opp til 200 dager før de gir signaler.

¹³ Eksempelvis når et notert selskap kjøpes opp vil aksjen som oftest handles med en premie.

Jeg fjernet aksjen Opticom fra utvalget da denne har en enorm stigning og fall som de fleste tekniske handleregeler ville nytt veldig godt av. Jeg betrakter dette som et anomale som ville vært i alternativhypotesens favør, så jeg valgte å fjerne den for at resultatene skal være mindre ”diskutable”.

Oppsummert har jeg følgende utvalgskriterier:

- Aksjen er notert i hele delperioden
- Omsatt i minst 90 % av dagene pr år.
- Aksjen har alltid hatt en høyere pris enn 15 kr (Ujustert)
- Gjennomsnittlig volum minst 500 000 transaksjoner

Ved implementering disse utvalgskriteriene i en makro for Microsoft Excel endte jeg opp med 21, 28 og 33 selskaper for hver henholdsvis delperioden 1,2 og 3. Se vedlegg 1 for en fullstendig oversikt.

7.2.2 In-sample og out-of-sample

I tillegg til å redusere faren for data snooping vil oppdeling av datasettet i in-sample (IS) og out-of-sample (OS) føre til at studiet ligner mer på aktiviteten til tradere som benytter teknisk analyse. Som nevnt i teoridelen (Kapittel 4.1) er en av hovedforutsetningene innenfor teknisk analyse at historien gjentar seg. For å teste om den gjør det må vi undersøke om strategien kan generere avkastning i fremtiden. Ved å dele datasettet opp i to perioder, en hvor systemet kalibreres (IS) og en uberørt periode hvor systemet testes (OS), simulerer vi testing på fremtiden, og dermed om strategien klarer å fange opp de psykologiske faktorene i markedet som gjentar seg.

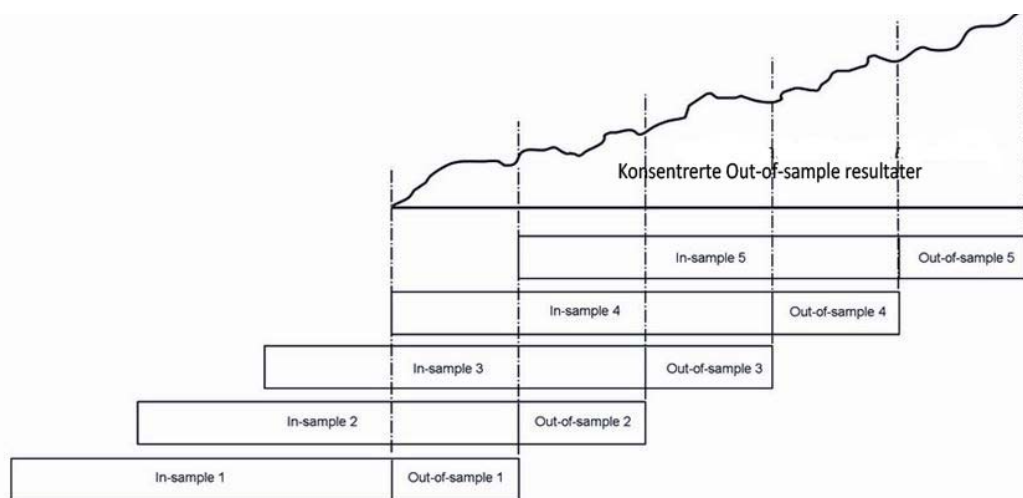
Bandy (2007) deler markedssdata opp i to komponenter, signal og støy. Signalkomponenten er dataenes markedskaraktistika som er relativt stabile over tid. Jeg vil anta at disse reflekterer de stabile faktorene som fører til at historien gjentar seg. Støykomponenten er tilfeldig og upredikerbar. Ved å teste strategien på kun en periode, vil man kunne fange opp både signal og støyfaktorer. Ved å dele perioden opp slik det er beskrevet ovenfor vil ha mulighet til å konkludere om handlestrategien klarer å fange opp signaldataene og dermed kunne fungere i fremtiden.

For at IS perioden skal være mest mulig representerbar for OS perioden har jeg valgt å benytte rullende optimering. Denne metoden er illustrert i Figur 7. Dette fører til at parameterne blir beregnet på nytt for hver OS periode basert på foregående IS periode. På

denne måten vil OS perioden få helt ”ferske” parametere samtidig som man får flere OS perioder å sammenligne med (Bandy, 2007). På denne måten øker man robustheten til resultatene. Hver OS periode har jeg satt til å være ett år. Som tidligere nevnt har jeg delt datasettet opp i 3 grupper.

Det store spørsmålet er lengden på IS perioden hvor systemet skal kalibreres. Ved å benytte en lang periode vil systemet eksponeres for mange ulike markedssituasjoner og dermed være nokså generaliserbar. Nedsiden er at strategien vil ha problemer med å tilpasse seg ulike markedsforhold. Ved å benytte en kortere periode vil det være mer sannsynlig at markedsforholdene er mindre forandret. Dermed er det færre forhold modellen behøver ”å lære” slik at det er større sannsynlighet for at den klarer å lære dem. Nedsiden er at systemet i større grad vil tilpasses de aktuelle markedsforholdene og den støyen som finnes i datasettet.

En naturlig øvre grense på IS lengden vil i dette studiet være tre år ettersom lengre perioder vil bryte en sammenhengende sekvens av OS år. En lang periode vil i tillegg til problemene nevnt i avsnittet over føre til at antallet OS år reduseres og vi får et mindre datasett å teste resultatene på. Ettersom jeg vil gjøre studiet mest mulig realistisk, ønsker jeg å sette meg inn i hva en investor ville valgt. En investor ville aldri kalibrert handlesystemet sitt basert på et bearmarked dersom han med rimelig stor sikkerhet vet at han trader i et bullmarked. Av denne grunn mener jeg det vil være mest naturlig med relativt kort IS periode, slik at modellen blir ”straffet” i en kortere periode dersom det skulle være mye svingninger fra år til år i markedet. På grunn av dette, og at flere OS perioder gir mer robusthet velger jeg en IS periode på 1 år og OS periode på 1 år.



Figur 7 Rullende optimering. Kilde: Bandy (2007)

7.3 Transaksjonskostnader

Tekniske regler som generer meravkastning behøver ikke å bryte med EMH dersom transaksjonskostnadene hindrer en investor i å kassere avkastningen ved implementering av strategien (Jensen 1978). For at studiet skal kunne generere konsekvenser for EMH må avkastningen justeres for transaksjonskostnader. Transaksjonskostnader består hovedsakelig av to komponenter, kurtasje og "bid-ask spread".

7.3.1 Kurtasje

Kostnader som går til megleren for å bevege seg inn og ut av aktivaposisjoner kalles kurtasje. Disse kostnadene varierer som oftest med aktivitet og størrelse på posisjonene man tar. Kurtasje forbundet med aksjehandel har også falt drastisk de siste årene, etter hvert som elektronisk handel har blitt enklere og mer vanlig. I dag ligger kurtasjen på 0,05 % hos flere internettmeglere (netfonds.no, nordnet.no). I 1998 var kurtasjen hos netfonds.no 0,20 %. Datasettet i dette studiet går tilbake til 1998, og jeg må følgelig ta hensyn til at det ikke var mulig å handle til dagens priser over hele tidsperioden.

7.3.2 Bid-ask spread

En annen faktor vedrørende transaksjonskostnader utover kurtasje er såkalt "bid-ask spread". Dette er forskjellen mellom hva den høyeste prisen en kjøper er villig til å betale for aksjen (Bid) og den laveste prisen en selger er villig til å selge aksjen for (Ask). Dette vil kunne påføre en investor ekstra transaksjonskostnader. Ettersom "bid-ask" data er vanskelig å oppdrive er det vanskelig å implementere slike kostnader uten å ta forenklende antagelser. Knez og Ready (1996) estimerer den effektive bid-ask spread som faktisk betales for en enveis transaksjon for en Dow Jones aksje til 0,11% - 0,13%. Dette er riktignok for aksjer med høyt volum, men jeg vil anta at handelsvolumet har økt nok i Norge til dette kan være representativt for dagens norske aksjer. Denne kostnaden avhenger også investortypen. Hvis investoren er "aktiv" hver dag, vil han/hun kunne følge med på signalene og "shoppe" rundt etter gode priser. I likhet med flere andre studier på dette området antar jeg at investoren handler til den kursen aksjen har når børsen stenger samme dag som signalet inntreffer. I realiteten kunne investoren oppnådd en bedre eller dårligere pris enn dette avhengig av svingningene intradag.

7.3.3 Konklusjon

Med de opplyste tallene fra både kurtasje og bid-ask spread antar jeg at transaksjonskostnadene gjennom hele tidsperioden (1998-2010) kan variere fra 0,16 %

(0,05 % + 0,11 %) til 0,33 % (0,20 % + 0,13 %). Tidligere norske studier har stort sett benyttet transaksjonskostnader på 0,05 % (Nerva, 2009). Ettersom aktiviteten og antall selskaper inkludert i datasettet øker med årene vil jeg legge mest vekt på de nyeste variablene. Jeg vil derfor anta transaksjonskostnader på 0,20 % pr transaksjon. Dersom dette skulle være et dårlig estimat vil jeg uansett presentere break-even¹⁴ transaksjonskostnader for handlestrategien.

7.4 Risikofri rente

Ved handling av aksjer basert på teknisk analyse er man som tidligere nevnt ofte ute av markedet. Ettersom det er totalavkastningen i en periode som er viktig, vil det være optimalt å plassere kapitalen best mulig også utenfor aksjemarkedet. En begrensning man står ovenfor er at denne perioden utenfor aksjemarkedet er relativt kort med usikker varighet. Dersom man skal oppnå god handlefrihet og lave (ingen) transaksjonskostnader innebærer dermed at renten man får ved lønnskonto sannsynligvis er et bedre estimat enn obligasjonsmarkeder. I likhet med transaksjonskostnader, avhenger dette investortypen. Det har riktignok ikke vært lett å oppdrive en god oversikt over dette og tatt i betraktning rentens mindre betydning i studiet har jeg tatt utgangspunkt i årlig NIBOR (Norgwegian Inter Bank Offered Rate) fra Norges Banks hjemmesider. Renten jeg benytter for hvert år er gjengitt i Tabell 2.

Tabell 2 NIBOR årlig. Kilde: www.norgesbank.no

2009	2008	2007	2006	2005	2004	2003	2002	2001	2000	1999	1998
2.91%	6.33%	5.42%	3.58%	2.60%	2.21%	4.01%	7.01%	7.19%	7.18%	6.10%	5.75%

7.5 Handlestrategiene i mitt studium

I dette studiet vil jeg teste to ulike handlestrategier. ”Hovedstrategien”, som er særegen for dette studiet, har bakgrunn innenfor støtte og motstandsnivåer og tar sikte på å følge trenden ved et brudd på disse. Det er flere årsaker til at jeg velger å ha dette som utgangspunkt ved utforming av strategiene. For det første er teorien bak støtte- og motstandsnivåer relativt grunnleggende og har meget klare årsaksforhold. Dette mener jeg vil bidra til å gjøre studiet mer troverdig for skeptikerne av teknisk analyse. Utgangspunkt i en så gammel og grunnleggende teori reduserer både faren for data snooping samt ”hokus pokus” faktoren mange motstandere har ovenfor teknisk analyse. I tillegg har tidligere forskning som har tatt utgangspunkt i støtte og motstand hatt noe suksess (Brock et al., 1992 og Juel et al., 2005).

¹⁴ Transaksjonskostnader tilstrekkelig til at handlestrategien akkurat genererer signifikant meravkastning forskjellig fra null.

Sist men ikke minst så har forskerne ved Investtech.com hatt stor suksess med investeringer basert på rektangelformasjoner, som baserer seg på støtte og motstandsnivåer (Linløkken, 2005).

Den andre handlestrategien er hentet fra Nerva (2009). Denne strategien kalles ”Swing Trade” og tar utgangspunkt i å utnytte momentum i aksjeprisene. Årsaken til at jeg tar inkluderer denne strategien er at Nerva mistenkte at strategiens gode resultater kun skyldes finanskrisen, og ikke prediksjonskraft. Jeg vil derfor teste strategien på en lengre tidshorisont enn Nerva (2009) samt benytte det jeg mener er en mer troverdig testobservator.

Jeg vil nå presentere de to handlestrategiene jeg har kommet frem til. Der vil jeg drøfte rasjonale for hver strategi nærmere.

7.5.1 Handlestrategi 1 (TRB)

Den enkleste av strategiene tar utgangspunkt brudd på støtte- og motstandsnivåer og baserer seg på ”trading range break” (TRB) strategien fra Brock et al. (1992). Som tidligere nevnt har Juel et al. (2005) hadde suksess med denne strategien og klarte å generere meravkastning, riktignok ikke signifikant, på OBX-indeksen. Jeg ønsker imidlertid å gjennomføre testen på en annerledes måte ved å optimere parameterne. I tillegg så vil jeg kombinere strategien med en teknisk indikator, for å øke styrken til strategien slik Pring (2002) og McDonald (2008) anbefaler.

TRB er ikke en tradisjonell teknisk indikator, men en meget forenklet matematisk metode for identifisering og handling på brudd fra rektangelformasjoner. Rasjonale for dette er som tidligere nevnt at et brudd gjennom støtte- eller motstandsnivå kommer av at likevektsbalansen mellom kjøpere og selgere er forandret, slik at bruddet indikerer en ny trend. Den optimale utførelsen innebærer tegning og identifikasjon av brudd på rektangelformasjoner i prisdiagrammet, og er dermed subjektiv i sin utførelse.

I de tidligere studiene har man forsøkt å mekanisere dette slik at man automatisk får klare kjøps- og salgssignaler. Støtte- og motstandsnivåene defineres av lokale ekstrempunkter, R dager tilbake. På denne måten gir TRB et kjøpsignal når kursen beveger seg over et lokalt definert maksimumspunkt, og salgssignal¹⁵ når kursen beveger seg under et lokalt definert minimumspunkt. Det er klart at dette ikke alltid identifiserer en rektangelformasjon ettersom

¹⁵ I dette studiet så inngår ikke muligheter for å gå short, så salgssignalene er ikke aktuelle. Videre bruk av ”salgssignal” innebærer avlutning av long posisjon.

det er en enkel mekanisk forenkling. Et problem som lett kan oppstå når man benytter en slik strategi alene, er at man lett får falske signaler, eller i tråd med Prings (2002,s.2) definisjon; man har ikke nok bevis. Brock et al. (1992) forsøkte å løse dette med å inkludere et bånd på 1%. Slik at man ikke foretok en handel før prisen hadde beveget seg 1% unna det lokale ekstrempunktet. Jeg vil inkludere muligheten for et slikt bånd, men jeg vil i tillegg forsterke bevismaterialet ved å legge til en ekstra indikator.

I teorien om rektangelformasjonen presiserer Murphy (1999) at formasjonen hovedsakelig er en konsolideringsformasjon. Den indikerer altså en pause i den eksisterende trenden. Ettersom TRB er så matematisk primitiv, vil den ofte kunne gi signaler som går mot den eksisterende trenden. Jeg vil dermed forsøke hindre signaler som går imot den eksisterende trenden. Den enkleste måten vil være å benytte et enkelt glidende gjennomsnitt (SMA) for å indikere trendretningen. Ettersom en "trading range" defineres som et område med sidelengs trend, bør jeg benytte langsiktig SMA slik at den tar hensyn den trenden som eksisterte før den horisontale trenden. For å definere en trend benytter jeg to SMA; ett kort (SMA_K) og et langt (SMA_L).

I teorien om rektangelformasjoner så antas gevinstpotensialet å tilsvare høydeforskjellen mellom støtte og motstandsnivået. Ettersom algoritmen i denne strategien ikke er avansert nok til å identifisere forrige motstands eller støttenivå vil jeg benytte en holdeperiode på H dager til å indikere når posisjonen skal avsluttes.

I optimeringsmodellen benytter jeg parametere som samsvarer mest mulig med Brock et al. (1992). Ettersom parameterne skal optimeres, vil jeg kun sette intervaller på parameterne optimeringsmodellen kan velge mellom, og ikke faste verdier. De lokale ekstrempunktene som skal identifisere motstandsnivået vil gå R dager tilbake i tid. Intervallet på R vil være fra 25 til 150 dager med trinn på 25 dager. Holdeperioden, H, etter et kjøpssignal vil variere fra 10 til 70 dager med trinn på 10 dager. Båndet, B, rundt sluttprisen vil enten kunne være på 1% eller ingenting.

Intervallet på SMA_L vil være mellom 50 og 200 dager, med trinn på 50, mens det kortere intervallet, K, på SMA_K vil være på 5 og 25 dager, med et trinn på 10 dager. I teorien om rektangelformasjoner er det også slik at brudd helst bør komme på økt volum. Jeg har derfor også lagt inn en volumfaktor, F, som kan gå mellom 1 og 1,8 med et trinn på 0,1. Denne fungerer ved at volumet den dagen signalet inntreffer må være F ganger større enn

gjennomsnittsvolumet (MA_V) de siste K dagene, der K er samme antallet dager som SMA_K for å redusere antallet optimeringsvariabler.

7.5.1.1 Matematisk definisjon på handlestrategi 1 (TRB)

Optimeringsmodellen vil maksimere profitt, π , med hensyn på de overnevnte diskrete variablene; R , B , L , K , F og H . Profitten uttrykkes slik:

$$\pi = \sum_{t=1}^T z_t \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right) \quad (5)$$

Der z_t er en indikatorvariabel som tar verdien 1 på dager man er long i aksjen og 0 når man er i risikofritt aktiva, P_t angir aksjens sluttnotering ved dag t . I optimeringsmodellen så defineres profitt på en meget enkel måte, der jeg det blant annet ikke tas hensyn til avkastning oppnådd i risikofritt aktiva eller transaksjonskostnader. Årsaken til dette er at det er problematisk å ta hensyn til disse faktorene i analyseprogrammet jeg benytter.

For hvert år som testes benyttes kombinasjonen R^* , B^* , L^* , K^* , F^* og H^* som gir høyest profitt, året før teståret. Intervallene indikeres med følgende notering [*minste verdi, høyeste verdi, trinn*]. Betingelsene for at et kjøpssignal skal bli gitt for en aksje defineres som:

$$\text{TRB} \quad P_t > (1 + B) \times \text{Max}[P_{t-1}, P_{t-2}, \dots, P_{t-R}] \quad (6)$$

$$\begin{array}{l} \text{Og} \\ \text{Glidende} \\ \text{gjennomsnitt} \end{array} \quad \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-K}}{K} > \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-L}}{L} \quad (7)$$

$$\begin{array}{l} \text{Og} \\ \text{Volumfaktor} \end{array} \quad V_t > F \times \frac{(V_{t-1} + V_{t-2} + \dots + V_{t-K})}{K} \quad (8)$$

Der P_t angir aksjekursens sluttnotering ved dag t , $B = [0,0.01,0.01]$ angir intervallet på båndet, $R = [25,200,25]$ og angir hvor mange dager "trading range" går tilbake, $K = [5,25,10]$ angir intervallet på SMA_K samt MA_V , $L = [50,200,50]$ angir intervallet på SMA_L , V_t angir aksjens volum ved dag t og $F = [1,1.8,0.1]$ angir intervallet på volumfaktoren. Dersom et kjøpssignal skal gis må alle betingelsene være oppfylt. Aksjen selges igjen etter H dager, som angis av intervallet $[10,70,10]$.

7.5.2 Handlestrategi 2 (Swing Trade)

Denne handlestrategien ble testet i masteroppgaven til Nerva (2009). Han benytter en strategi hentet fra magasinet ”Traders”¹⁶, av investoren Faik Giese, som han kaller ”Swing trading strategi” (ST). Strategien er utviklet og testet på det amerikanske aksjemarkedet. Med strategien oppnår Nerva signifikant unormal avkastning etter transaksjonskostnader ved å utnytte momentum i aksjeprisene.

Strategien er satt sammen av 3 ulike tekniske indikatorer som i teorien skal utfylle hverandre veldig godt; RSI, ROC og SMA. Alle er gjennomgått i kapittel 4.5.2. Hovedpoenget med RSI (Relative Strength Index) er å sammenligne størrelsen på nylige stigninger med nye fall, for å indikere om aksjen er overkjøpt eller oversolgt. På denne måten kan man evaluere om det er sannsynlig at aksjen har nådd et ekstrempunkt og vil snu. Som nevnt er det vanlig at $RSI < 30$ angir et kjøpssignal (Grøtte, 2006), men ST strategien setter et enda strengere krav om at tre dagers RSI må være under 20.

Strategien benytter også ROC (Rate of Change) for å måle aksjens momentum. Den er svært enkel og måler prosentvis endring fra sluttkursen, n dager tilbake i tid. Nerva benytter 100 dagers ROC i sin utredning. Giese, som har konstruert strategien anbefaler 126 dager, men Nerva mener 100 dager er en bedre tilpasning til Oslo børs.

Den siste indikatoren er SMA (Simple Moving Average) benyttes for å angi trenden i markedet og sørge for at ingen handler går mot trenden. Giese anbefaler at sluttkursen må være høyere enn 126 dagers SMA for å angi et kjøpssignal, men Nerva nedjusterer også dette til 100 dager.

For at et kjøpssignal skal identifiseres må alle de tre indikatorene være oppfylt på følgende måte; $RSI(3) < 20$, $ROC(100) > 0$ og $\text{dagens pris} > SMA(100)$. Ved salgssignaler så anbefaler Giese å benytte en fast holdetid på aksjen i mellom 1 og 11 dager. Nerva benytter heller to av indikatorene til å indikere når en aksje skal selges. Et salgssignal gis dermed når $RSI(3) > 80$ og $SMA(100) > \text{dagens pris}$. Når et kjøpssignal blir gitt, så vil aksjen holdes helt til salgssignalet inntreffer.

I motsetning til handlestrategi 1 som optimeres hvert år, er dette en statisk strategi, som alltid bruker de samme parameterne.

¹⁶ Jeg har dessverre ikke fått tak i denne kilden.

7.5.2.1 Matematisk definisjon på handlestrategi 2(ST)

Betingelsene for at et kjøpsignal skal bli gitt er følgende:

$$RSI(3) < 20 \quad RSI_t = 100 - \frac{100}{1 + \frac{\frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 u_{t-n}(P_{t-n} - P_{t-n-1})}{\frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 d_{t-n}(P_{t-n} - P_{t-n-1})}} < 20 \quad (9)$$

$$ROC(100) > 0 \quad ROC_t = \frac{P_{t-1} - P_{t-100}}{P_{t-100}} > 0 \quad (10)$$

$$SMA(100) < P_t \quad \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-100}}{100} < P_t \quad (11)$$

Betingelsene for et salgssignal er følgende:

$$RSI(3) > 80 \quad RSI_t = 100 - \frac{100}{1 + \frac{\frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 u_{t-n}(P_{t-n} - P_{t-n-1})}{\frac{1}{3} \sum_{n=1}^3 d_{t-n}(P_{t-n} - P_{t-n-1})}} > 80 \quad (12)$$

$$SMA(100) > P_t \quad \frac{P_{t-1} + P_{t-2} + \dots + P_{t-100}}{100} > P_t \quad (13)$$

Der u_t er en indikatorvariabel som tar verdien 1 dersom $P_{t-n} > P_{t-n-1}$ og 0 hvis ikke, d_t er indikatorvariabel som tar verdien 1 dersom $P_{t-n} < P_{t-n-1}$ og 0 hvis ikke.

7.6 Vurderingskriteriene for strategiene

For å kunne avgjøre om handlestrategien oppnår unormal avkastning, må avkastningen som oppnås sammenlignes med det som betegnes som normal avkastning. Ifølge Foster (1986) er det to alternative sammenligningsgrunnlag. (1) Alternativ investeringsstrategi i samme periode. En K&H portefølje for samme periode benyttes ofte til dette formål. (2) Forventet avkastning funnet ved en prissettingsmodell som for eksempel CAPM.

Ifølge Campbell et al. (1997) er (2) mest vanlig å benytte ved såkalte begivenhetsstudier. Ved teknisk analyse så beveger man seg inn og ut av aksjen flere ganger i løpet av et år. For teknisk analyse vil denne metoden være komplisert ettersom de ulike begivenhetene (kjøps/salgssignaler) vil være av variable lengder. Jeg mener derfor at det er best å benytte (1) med K&H som benchmark. Dette er også den mest benyttede metoden i tidligere studier av teknisk analyse.

Et problem med å sammenligne med en K&H portefølje, er at strategiene vil ha ulik risikoeksponering. K&H vil være eksponert for markedet gjennom hele perioden, mens handlestrategien vil være ute av markedet og oppnå risikofri avkastning. Ved risikofri

avkastning mener jeg at den er beskyttet mot tap, men ettersom renten vil kunne variere opplever posisjonen noe risiko. Jeg vil derfor måtte justere avkastningen for risiko. Neely (2003) foreslår tre forskjellige risikojusteringsteknikker som kan benyttes til dette: (1) Sharpe-forholdet (Sharpe, 1966), (2) X-variabelen (Sweeney, 1988) og X_{eff} variabelen (Dacorogna, Gencay, Muller, & Pictet, 2001).

Jeg mener det vil være tilstrekkelig å benytte kun en av metodene i dette studiet. Flere tidligere studier benytter Sharpe forholdet som mål på risikojustert unormal avkastning. Når man skal sammenligne to like¹⁷ porteføljer, hvor den eneste forskjellen er timingen på de ulike aksjene, synes jeg ikke at en sammenligning av porteføljenes meravkastning over risikofri rente per standardavvik er best egnet. For det første antar flere statistiske tester, som for eksempel t-testen jeg benytter, konstant standardavvik over hele perioden. Dermed vil det eneste som fører til ulik volatilitet, være at den ene strategien plasseres risikofritt i deler av tiden. Ettersom K&H strategien er eksponert hele tiden, er det med antagelse om konstant varians, selvsagt at risikoen til en handlestrategi med mindre eksponering er lavere. Man kunne eventuelt brukt en bootstrap metode slik jeg har beskrevet i kapittel 5.1 for å måle hvordan variansen varierer, men det har jeg ikke gjort i denne utredningen. Når eksponeringen er det eneste som fører til ulik risiko, mener jeg det er mer produktivt å fokusere på nettopp eksponeringen, kontra en ”omvei” via standardavviket. X-variabelen og X_{eff} er begge to metoder som justerer avkastningen med hensyn på risikoeksponeringen.

Flere studier, som synes å ta et noe kritisk standpunkt mot tidligere studier, har benyttet enten X-variabelen direkte, eller en tilsvarende versjon av den (Allen og Karjalainen, 1995; Ready, 2002; Olson, 2004; Hsu et al., 2010). De begrunner valg av denne parameteren at den reduserer de fleste forventningsskjevhetene som oppstår ved sammenligning av en teknisk handlestrategi med K&H benchmark. Av de overnevnte grunnene vil jeg i denne utredningen benytte X-variabelen som testobservator. Jeg vil gå nærmere inn på utledningen av denne variabelen senere i kapittelet.

7.6.1 Beregning av avkastning

Når det gjelder å beregne avkastning viser litteraturen at dette hovedsakelig har blitt gjort på tre ulike måter: (1) ”Double-or-out” som innebærer å holde én long posisjon når det ikke forekommer signaler, ved kjøpsignal tar strategien to long posisjoner (den siste lånefinansiert) og ved salgssignaler så holder man ingenting. Dette er en elegant måte å

¹⁷ Samme aksjer med uniform vekting

”snike” seg unna problemer knyttet til short salg, men vil den være til fordel for enhver tradestrategi dersom det er flere ”kjøpsdager” en ”salgsdager” (Ready 2002). (2) En metode mye brukt i norske studier (Ugland og Østbø, 1992; Nerva, 2009) er å simulere en investor og starte perioden med en viss kapitalmengde fordelt på ulike aksjer, og deretter beregne avkastningen basert på oppsamlet kapital. Jeg mener dette fører til forventningsskjeve resultater ettersom posisjonenes størrelse vil variere med tiden og dermed vil avkastningen gires opp/ned. (3) Den siste metoden er å beregne gjennomsnittlig daglig avkastning på en vanlig long posisjon ved kjøpssignal, short posisjon ved salgssignaler, og nøytral (risikofritt aktiva) når man er ute av markedet (Brock et al., 1992). Jeg benytter metode (3) ettersom denne unngår forventningsskjevheter knyttet til posisjonens størrelse, i tillegg til at den forutsettes ved beregning av X-variabelen.

Ved beregning av strategienes avkastning har jeg tatt utgangspunkt i aksjeprisenenes sluttkurser, justert for dividende og splitter, risikofri rente samt kjøpsignalene importert fra analyseprogrammet AmiBroker. Med dette som inndata benytter jeg en makro som regner ut ulike vurderingskriterier basert på noen av de påfølgende formlene i dette kapittelet.

Jeg antar at investoren har mulighet til å legge inn ordre på aksjen samme dag som signalet inntreffer. Denne antagelsen har blitt benyttet i flere tidligere studier (Neely, 2003). Jeg benytter derfor den sluttkursen som produserer signalet som inngangsverdi for posisjonen. Dette er diskutert nærmere i kapittel 7.3.2 (Bid-ask spread). Ettersom optimeringsmodellen benytter nye parametere for hvert år, avsluttes alle åpne posisjoner ved slutten av året.

7.6.2 X-variabelen

Ved å sammenligne handlestrategiens avkastning direkte med avkastningen til K&H posisjonene, så vil man få en forventningsskjevhet i favør av K&H (Ready 2002). Årsaken til dette er at handlestrategien tilbringer tid i risikofritt aktivum, der avkastningen generelt vil være lavere enn på aksjer. På denne måten er det enkelt å forstå at risikogrunnlaget ved en teknisk handlestrategi ikke er det samme som en K&H strategi. Det vil derfor være nødvendig å justere for denne risikoforskjellen. Ifølge Neely (2003) og Sweeney (1988) er beregning av X-variabelen en meget god metode for nettopp dette.

Hovedantagelsen bak X-variabelen er at avkastningen genereres av prosesser med konstant risikopremie. Som nevnt i kapittel 2.5.3 så er dette en helt vanlig antagelse ved tester av porteføljeavkastning med utgangspunkt i aktivaprisingsmodeller. Testen av X-variabelen er

uavhengig, men konsistent med de fleste kjente aktivaprisingsmodeller¹⁸ (Sweeney, 1988). I alle disse modellene, betinget all informasjon tilgjengelig ved starten av perioden, så vil en aksjes forventet meravkastning (over risikofri rente) tilsvare summen av modellens beta(er) multiplisert de underliggende faktorene. Jeg referer til denne summen, som risikopremien PR_j til investering j . Så lenge denne risikopremien er konstant, vil bruk av X-variabelen som testobservator være konsistent med de aktuelle modellene.

Når handlestrategien angir et kjøpsignal vil dette innebære at investoren har en long posisjon i aksjen. Investoren vil holde denne posisjonen inntil kjøpsignalet avsluttes. Når det ikke forekommer noe signal vil man motta risikofri rente. Med en slik strategi vil investoren tilbringe T_{long} dager ”i” aksjen og T_{rf} dager ”ute” av aksjen slik at T ($T_{long} + T_{rf}$) tilsvarer antall dager i hele perioden. K&H porteføljens gjennomsnittlige avkastning over risikofri rente beregnes ved følgende formel:

$$\bar{R}_{KH} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (R_{jt} - i_t) \quad (14)$$

Hvor R_{jt} er avkastningen til aksje j ved periode t ($R_{jt} = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$) og i er risikofri rente.

Gjennomsnittsavkastningen over risikofri rente for handlestrategien er den vektete snittet mellom avkastningen på dager ”i” og ”ute” av aksjen. Dette kan beregnes ved følgende formel:

$$\begin{aligned} \bar{R}_{TA} &= (1-f) \frac{1}{T_{long}} \sum_{t \in I} (R_{jt} - i_t) + f \frac{1}{T_{rf}} \sum_{t \in O} (i_t - i_t) \\ &= (1-f) \frac{1}{T_{long}} \sum_{t \in I} (R_{jt} - i_t) \end{aligned} \quad (15)$$

Der $f \equiv \frac{T_{rf}}{T}$, $(1-f) \equiv \frac{T_{long}}{T}$, I er dager man er ”i” aksjen, O er dager man er ”ute”. Dermed generer handlestrategien avkastning over risikofri rente på $R_{jt} - i_t$ på dager ”i” aksjen og $i_t - i_t$ på dager ”ute” av aksjen.

Under hvilke som helst av aktivaprisingsmodellene nevnt ovenfor så antar vi at forventet meravkastning over risikofri rente for hver aksje, er lik en konstant risikopremie PR_j . Dermed

¹⁸ Sharpe-Lintner CAPM med beta på markedet, Intertemporal Merton (1973) CAPM med beta på markedet og hver uavhengige tilstandsvariabel, Breeden (1979) CAPM med én beta på ett aktiva hvis avkastning er perfekt korrelert med endringer i aggregert konsum, og APM med multippelpri sede faktorer.

vil forventet avkastning for de to strategiene (handlestrategi og K&H) være $E\bar{R}_{KH} = PR_j$ og $E\bar{R}_{TA} = (1 - f)PR_j$. Så lenge $PR_j \neq 0$ så vil $E\bar{R}_{KH} \neq E\bar{R}_{TA}$. For å sammenligne de to strategiene kan vi dermed benytte den justerte variabelen X :

$$X = \bar{R}_{TA} - \bar{R}_{KH} + f\bar{R}_{KH} = \bar{R}_{TA} - (1 - f)\bar{R}_{KH} \quad (16)$$

Hvor $EX = 0$, og positiv X indikerer at handlestrategien generer unormal avkastning over K&H. Ettersom handlestrategien medfører transaksjonskostnader, må dette også justeres for. Formelen for den endelige X variabelen som benyttes i dette studiet er dermed følgende for hver aksje j :

$$X = \bar{R}_{TA} - (1 - f)\bar{R}_{KH} + \frac{n}{T} \ln\left(\frac{1 - c}{1 + c}\right) \quad (17)$$

Der n er antall transaksjoner, dvs. antall kjøpssignaler fulgt av et salgssignal, og c er enveis transaksjonskostnader. Dette innebærer at man i stedet for å sammenligne avkastningen fra handlestrategien direkte med avkastningen fra K&H posisjon, så sammenligner man med en K&H posisjon som tilfeldig er ”i” og ”ute” av markedet med tilsvarende eksponering som handlestrategien.

Ettersom forventet meravkastning over risikofri rente er den konstante PR_j , så vil fordelingen av denne meravkastningen ikke være seriekorrelert og standardavviket til X være:

$$\sigma_X = \sigma[f(1 - f)]^{\frac{1}{2}} / T^{\frac{1}{2}} \quad (18)$$

Der σ er standardavviket til $R_{jt} - i_t$. Ettersom jeg tester et representativt utvalg aksjer fra Oslo børs, er det resultatet av hele denne porteføljen som er interessant. Jeg vil måle dette ved å anta at porteføljen er helt likt vektet, hvor jeg tar det aritmetiske snittet av aksjenes X -verdier, slik at porteføljens X -verdi kan uttrykkes slik:

$$X_p = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j \quad (19)$$

Der N angir antall aksjer som inngår i porteføljen. Det vil altså ikke forekomme noen rebalansering av porteføljen. Variansen til denne porteføljen kan dermed uttrykkes på følgende måte:

$$\sigma_{X_p}^2 = \sum_{j=1}^N \left(\frac{1}{N}\right)^2 \sigma_{X_j}^2 + \sum_{j=1}^N \sum_{h=1}^N \text{Cov}(X_j, X_h) \left(\frac{1}{N}\right)^2 \quad (20)$$

Der $j \neq h$. Kovariansen til de individuelle X -verdiene avhenger kovariansen til meravkastningen samt kovariansen til av investorens posisjoner i aksjen (Sweeney, 1988). Ved tester av nullhypotesen skal ikke kovarians som oppstår fordi dataene avviker fra nullhypotesen inngå. Under nullhypotesen, hvor forventet X -verdi er null, så er det naturlig å anta at kovariansen av denne variabelen er null. Jeg vil derfor anta at kovariansen i dette tilfellet er null. Ifølge MacKinlay (1997) er dette en vanlig antagelse også ved begivenhetsstudier.

For å teste hvor signifikant resultatene er, benytter Sweeney (1988) t -verdier beregnet på følgende måte:

$$t = \frac{X_p}{\sigma_{X_p}} \quad (21)$$

Jeg vil også benytte denne statistikken i min utredning. Antagelsen bak bruk av t -fordelingen er at dataene er normalfordelt, uavhengige og har en konstant varians. Vedlegg 2, med Q-Q plott av X -verdiene samt en Kolmogorov-Smirnov test, viser klart at betingelser for normalfordeling ikke er tilstedet. I tillegg til å anta at variansen er konstant antar jeg også at dataene er uavhengige. Uten å forsterke dette med bevis er det rimelig å anta aksjeavkastninger til en viss grad bryter med disse antagelsene. Det hadde vært mulig å benytte ikke-parametriske tester for ikke å bryte antagelser, men Brown og Warner (1985) anbefaler likevel å benytte t -fordelingen. På bakgrunn av dette vil jeg påpeke at signifikansen av testene kun gir en indikasjon.

7.6.3 Ytterligere vurderingskriterier

X -variabelen er riktignok tilstrekkelig til å teste nullhypotesen, men den gir ikke en direkte beskrivelse av hva en investor kan forvente seg i avkastning, i tillegg til så er den vanskelig å sammenligne med studier som benytter tradisjonelle vurderingskriterier. Jeg vil derfor også beregne den gjennomsnittlige daglige avkastningen som de ulike strategiene genererer, samt dens standardavvik.

Den gjennomsnittlige daglige avkastningen til handlestrategien, $\bar{\pi}_{TA}$, beregnes etter følgende formel:

$$\bar{\pi}_{TA} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left[z_t \ln \left(\frac{P_{t+1}}{P_t} \right) + (1 - z_t) \ln (1 + i_t) \right] + \frac{n}{T} \ln \left(\frac{1-c}{1+c} \right) \quad (22)$$

der, z_t er en indikatorvariabel som tar verdien 1 når handleregele er i markedet eller 0 hvis regelen er i risikofritt aktiva, P_t er aksjeprisen og i_t er daglig rente fra risikofritt aktivum. For K&H strategien beregnes den av følgende formel.

$$\bar{\pi}_{KH} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \ln \left(\frac{P_{t+1}}{P_t} \right) \quad (23)$$

Standardavviket til disse avkastningene beregnes slik:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\pi_t - \bar{\pi})^2} \quad (24)$$

7.6.4 Binomisk test

For å teste sekundærhypotesen vil jeg benytte en binomisk test om andelen vinnerhandler er større enn det man kan forvente fra en strategi som går tilfeldig inn og ut av markedet, altså 50%. Dersom vi antar at den binomiske fordelingen er tilnærmet normalfordelt, hvilket er naturlig dersom $\frac{V}{N}$ og $p(1-p)$ er større enn 5, kan jeg benytte Z-variabelen som testobservator (Keller, 2006). Z-variabelen uttrykkes slik:

$$Z = \frac{\frac{V}{N} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{N}}} \quad (25)$$

Der V angir antall vinnerhandler, N er totalt antall handler, og p sannsynligheten for å oppnå vinnerhandel under nullhypotesen. Ved en tosidig test er kritisk verdi 1.96 for Z-variabelen ved 5% signifikansnivå. I tabellene i kapittel 8 vil jeg markere kolonne 10 med * dersom Z verdien er større enn kritisk verdi.

8 Resultater og analyse

Jeg vil først presentere resultatene for hele perioden samlet før jeg går nærmere inn på hver enkeltperiode i mer detalj. I hver periode vil jeg også sammenligne resultatene fra de to ulike strategiene, hvor handlestrategi 1 (TRB) har blå fargekode og handlestrategi 2 (Swing trade) har rød fargekode. De faktorene som er nødvendig for å bedømme handlestrategiene vil fremstilles i identiske tabeller for å gjøre sammenligningen enklest mulig. Diskusjonen av resultatene vil hovedsakelig dreie seg om sammenligning av de ulike periodene samt hvordan handlestrategienes dynamikk har fungert i praksis. Ettersom studiet har brukt en optimeringsstrategi vil jeg også sammenligne OS resultatene med IS resultatene.

Jeg har benyttet identisk oppsett på alle tabellene. Kolonne 1 angir den aktuelle perioden, samt handlestrategien benyttet. Kolonne 2 beskriver de variable parameterne som benyttes i handlestrategien, dersom de ikke er variable eller perioden inneholder flere parameterinnstillinger er cellen markert med N/A. Kolonne 3 angir den gjennomsnittlige daglige avkastningen for handlestrategien. Verdien er beregnet ut i fra formel (22) og er således snittet av den daglige avkastningen i markedet og risikofrie plasseringer justert for transaksjonskostnader. Kolonne 4 angir K&H porteføljens gjennomsnittlige daglige avkastning beregnet ved formel (23). Kolonne 5 og 6 angir hhv. handlestrategiens og K&H porteføljens standardavvik, beregnet ut i fra formel (24). Kolonne 7,8 og 9 inneholder hhv. X-verdien (19), dens standardavvik (20) og t-statistikk (21). X-verdien angir studiets daglige meravkastning over K&H porteføljen justert for transaksjonskostnader samt risiko¹⁹. Kolonne 10 beskriver andelen av strategiens handler som gav positiv avkastning etter transaksjonskostnader. Stjerne indikerer at andelen vinnerhandler er signifikant forskjellig fra 50%. De siste kolonnene er mer eller mindre informative variabler, der kolonne 11, 12, 13 og 14 viser strategiens eksponering, antall handler, gjennomsnittlig dager pr handel og totalt antall observasjoner.

8.1 Hele perioden (1999-2009)

Datasettet er som nevnt delt opp i tre perioder, som hver inneholder fem år med OS data. For hver av disse periodene er resultatene fra TRB strategien gjengitt i Tabell 3 og ST strategien gjengitt i Tabell 4. For begge handlestrategiene er studiets testobservator, X, målt over hele datasettet signifikant positiv. Uten nærmere diskusjon så innebærer dette at fra 1999 til 2010

¹⁹ Vil påpeke at risiko i dette tilfellet ikke gjelder standardavviket, men eksponering i markedet.

så har det vært mulig å oppnå en unormal avkastning ved å benytte teknisk analyse.
 Naturligvis påberoper slike umulige (i følge EMH) resultater nærmere detaljer og diskusjon.

Tabell 3 Resultater for hele perioden (TRB)

Hele perioden									Vinner %	Eksponering (Tin/T)	# Handler	# Dager pr handel	# T
TRB (Strategi 1)	Parametere	$\bar{\pi}_{TA}$	$\bar{\pi}_{KH}$	σ_{TA}	$\sigma_{K\&H}$	X^*	$\sigma(X)$	t-verdi					
Periode 1 (99-03)	N/A	0.027%	0.014%	1.62%	3.17%	0.0057%	0.009%	0.63	55.3%	31.3%	237	34.7	26264
Periode 2 (02-06)	N/A	0.053%	0.050%	1.44%	2.65%	0.0223%	0.007%	3.10	63.5%*	44.5%	408	45.9	42113
Periode 3 (04-09)	N/A	0.048%	0.027%	1.74%	3.14%	0.0266%	0.008%	3.42	60.5%*	48.8%	537	37.0	40758
Totalt	N/A	0.044%	0.031%	1.61%	2.99%	0.0205%	0.005%	4.39	60.5%*	42.8%	1182	36.4	100745

*Andelen vinnerhandler er signifikant forskjellige fra 50% på et 5% signifikansnivå gjennomført med tosidig binomisk test. Dette gjelder alle tabellene nedenfor.

Tabell 4 Resultater for hele perioden (Swing Trade)

Hele perioden									Vinner %	Eksponering (Tin/T)	# Handler	# Dager pr handel	# T
TRB	Parameter e	$\bar{\pi}_{TA}$	$\bar{\pi}_{KH}$	σ_{TA}	$\sigma_{K\&H}$	X^*	$\sigma(X)$	t-verdi					
Periode 1 (99-03)	N/A	0.023%	0.014%	1.92%	3.17%	0.0035%	0.010%	0.35	48.5%	47.8%	130	96.5	26264
Periode 2 (02-06)	N/A	0.037%	0.050%	1.67%	2.65%	0.0033%	0.007%	0.46	51.2%	53.6%	129	121.3	29174
Periode 3 (04-09)	N/A	0.060%	0.027%	1.84%	3.14%	0.0380%	0.008%	4.89	58.9%*	50.0%	151	134.9	40758
Totalt	N/A	0.043%	0.031%	1.80%	2.99%	0.0178%	0.005%	3.77	53.2%	50.6%	410	124.4	100745

TRB strategien som tar utgangspunkt i å handle på brudd av motstandsnivåer oppnår høyest X-verdi med en gjennomsnittlig daglig verdi på 0,0205%. Dette er riktignok en justert variabel for å teste om strategien oppnår en risikojustert avkastning over K&H porteføljen. Så dette er ikke avkastningen en investor ville oppnådd ved å benytte strategien. Variabelen har en t-verdi på 4.39 hvilket innebærer at jeg med over 99% kan si at X-verdien er forskjellig fra null. X-verdien er positiv for alle de 3 periodene, men den er ikke signifikant for periode 1. Dette skyldes både lavere X-verdi og høyere standardavvik og tyder på at strategien fungerte dårligere i denne perioden enn i de to andre. Årsaken til dette jeg diskuterer nærmere i omtalen av periodene. Som vi ser er t-verdien høyere for hele perioden samlet sett, enn for hver periode. Årsaken til dette er at standardavviket blir lavere med antall uavhengige observasjoner. Break-even²⁰ transaksjonskostnadene er på 0,68%. Dette skulle man anta er langt over transaksjonskostnadene investorer står ovenfor i dag, samt intervallet i kapittel 7.3.3.

²⁰ Transaksjonskostnader som gir en t-verdi på 1.96.

ST strategien er en handlestrategi med faste parametere jeg har hentet fra en tidligere masteroppgave. Den oppnår også signifikant positiv X-verdi, med en gjennomsnittlig daglig verdi på 0,0178%. T-verdien er ved 3.77 lavere enn TRB strategien, men man kan fortsatt med 99% si at X-verdien er forskjellig fra null. Strategien oppnår positiv X-verdi for alle periodene, men denne er kun signifikant i periode 3. I de to andre periodene er den så vidt positiv. Ettersom datasettet som ble brukt i masteroppgaven til Nerva (2009), hvor strategien ble testet, var fra 04-09 (omtrent samme som periode 3), vekker dette oppsikt. Dette kan være grunn til å mistenke enten data snooping eller, som Nerva mistenker, at resultatene skyldes tilfældigheter (finanskrisen). Jeg vil undersøke dette nærmere under.

Når det er snakk om hvilke avkastning en investor kunne fått må vi bevege oss over til kolonne 3-6. For hele perioden gir TRB strategien gjennomsnittlig daglig avkastning på 0,044%, justert for transaksjonskostnader. Dette er høyere enn for K&H porteføljen som oppnår 0,031%. Den er høyere også for alle delperioder, samtidig som at standardavviket er vesentlig lavere. Sistnevnte er en direkte følge av at man er ute av markedet og tjener risikofri rente i deler av året. Denne renten varierer riktignok, men i vesentlig mindre grad enn aksjer, samtidig som tap er utelukket. Uten å foreta noen statistiske tester er det nokså logisk å kunne konkludere med at risikoen ved begge handlestrategiene er lavere, dette gjelder for alle årene testet. ST strategien oppnår så vidt svakere gjennomsnittsavkastning på 0,043%. Dette er takket være den meget sterke 3. perioden, da 2. periode er vesentlig lavere.

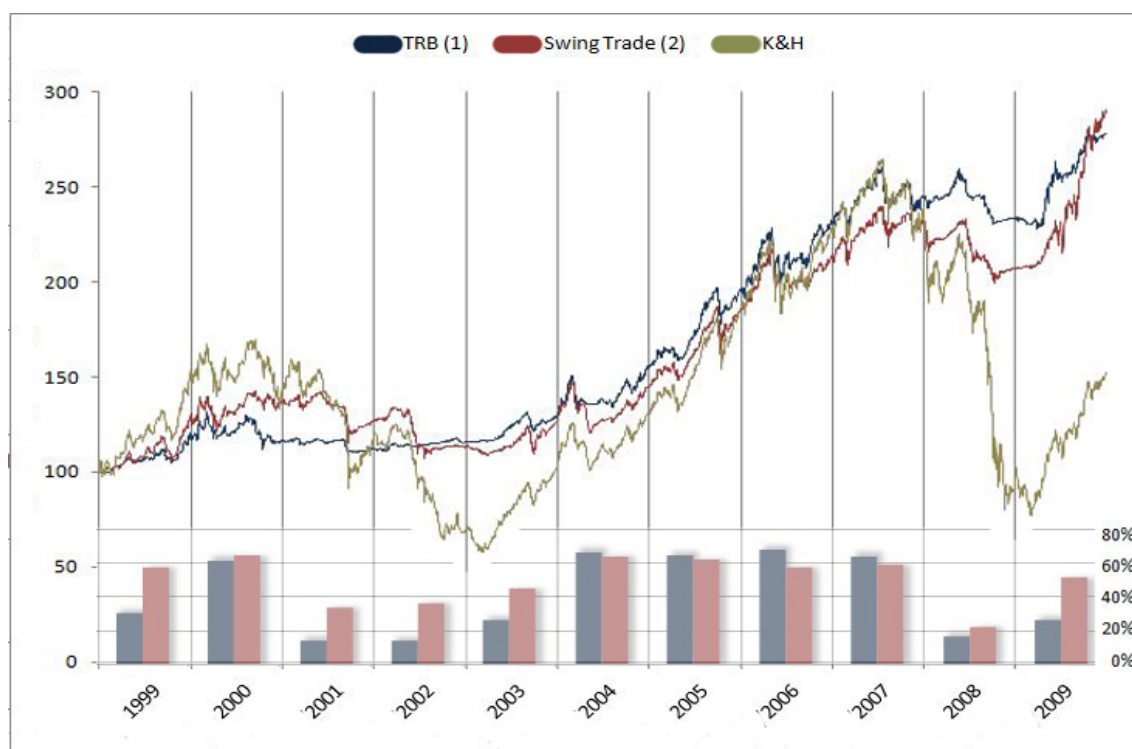
På årlig basis ville en investor kunne oppnådd en avkastning på 11.7% (0,044%) ved TRB strategien mot 8,06% (0,031%) ved K&H strategien. I løpet av tiårsperioden så tilsvarer denne avkastningen en totalavkastning på hhv. 203% og 117%. Jeg vil riktignok presisere at beregningene er basert på gjennomsnittlig daglig avkastning, hva en investor eventuelt sitter igjen med etter 10 år er helt avhengig av rekkefølgen på de daglige avkastningene over årene. Som vi ser av Figur 8 så er sannsynligvis ikke tallene så langt i fra sannheten. Figuren viser aksjekapitalutviklingen dersom man fordeler et likt beløp (100) på hver strategi og fordeler dette likt på hver aksje²¹. Avkastningen er justert for gjennomsnittlig daglig transaksjonskostnader. ST strategien ender på topp med en utvikling helt opp til 289, tett etterfulgt av TRB strategien på 277. Årsaken til at ST strategien gjør det bedre enn TRB strategien kommer av meget høy avkastning siste året, hvilket har stor effekt på den

²¹ Dette er beregnet ved å ta gjennomsnittlig avkastning pr dag på tvers av alle investeringer for hver strategi. For handlestrategiene innebærer dagsavkastningen et snitt av aksjeavkastninger og rente, avhengig om den enkelte aksjen er i markedet eller ikke. For K&H er dagsavkastningen snittet av alle aksjene.

akkumulerte aksjekapitalen. Dette tilsvarer en avkastning på henholdsvis 189% og 177% over 10 år og ligger godt over K&H porteføljen som ligger på 51% (151). Denne store forskjellen som oppstår mellom de aktive strategiene og den passive K&H strategien diskuteres nærmere mot slutten av kapittelet.

Andelen av handler i TRB strategien som ender opp med positiv avkastning ligger på 60,5%. Denne er signifikant større enn 50%. Dette innebærer at jeg kan forkaste nullhypotesen (H_{20}) om at TRB strategien ikke generer vinner signaler. Som jeg nevnte tidligere i kapittel 6.1 så kan man forvente at en strategi som går inn og ut av markedet helt tilfeldig, genererer en andel vinnerhandler på 50%. At TRB strategien gir 60,5% indikerer en prediksjonsevne hos strategien. For ST strategien så ligger den på 53% og er ikke signifikant forskjellig fra 50%. Jeg kan dermed ikke forkaste sekundærhypotesen for ST strategien. Dette indikerer at ST strategiens signifikant positive X-verdi skyldes tilfeldigheter og ikke prediksjonsevner.

Av de resterende variablene så kan vi se at de to strategiene er nokså ulike. TRB strategien foretar mange handler, totalt 1182, med en kort tidshorisont på 36.4 dager pr. handel. I motsetning foretar ST strategien kun 410 handler, med en tidshorisont på 124.4 dager pr handel. Sistnevnte ender dermed opp med en eksponering på 50%, mens TRB strategien kun er eksponert 43% av tiden.



Figur 8 Aksjekapitalutvikling for de ulike strategiene kombinert med eksponeringen. Avkastningen er justert for transaksjonskostnader.

Som jeg påpekte ovenfor ender aksjekapitalen ved K&H porteføljen på et atskillig lavere nivå enn hos handlestrategiene. Dette er illustrert i Figur 8. Den direkte forklaringen på dette er konsekvensene av det kraftige bearbeidinger ved finanskrisen. Den fallende trenden fører blant annet til få gode kjøpsalternativer, og strategiene har følgelig veldig lav eksponering i disse tidene. 2001, 2002, og 2008 er som vi ser av Figur 8 preget av en fallende trend. I denne figuren ser vi også strategiernes eksponering, som tydelig faller ved fallende trend. Ettersom et fall i aksjeverdier av den størrelsen vi så i 2008 ikke er vanlig å observere gjennom historien, har jeg som nevnt i kapittel 6.1 gjennomført en test uten 2008 i datasettet. TRB strategien viser fortsatt signifikant positiv X-verdi (0,012%) med en t-verdi på 2,58 og ST strategien en positiv X-verdi (0,008%) med en t-verdi på 1,80. Sistnevnte er dermed ikke signifikant på 5% nivå.

Den generelle forklaringen på aksjekapitalforskjellen, er at et visst antall prosents tap, må kompenseres med et høyere prosents oppgang for å gå "break-even". Bratte fall i aksjekursen, som handlestrategiene ofte unngår, vil dermed gjøre det vanskeligere for K&H å "ta igjen" det tapte ovenfor handlestrategiene. Finanskrisen var et veldig godt eksempel på dette. Som vi ser av figuren så stiger K&H raskere enn de to strategiene, i hvert fall fra 2001 til 2007, men ettersom aksjekapitalen har blitt kraftig redusert tar det tid å tangere handlestrategiene. Årsaken til dette, er sannsynligvis baksiden av medaljen til aktive strategier; at man kan gå glipp av enkelte "prishopp". Man kan riktignok sannsynligvis skrive en hel masteroppgave om dynamikken mellom aktive og passive strategier, så jeg begrenser diskusjonen til det overfladiske.

8.2 Periodevise resultater

Ettersom hovedresultatene for studiet er gjengitt i kapittelet ovenfor, består dette kapittelet av en kort presentasjon av resultatene for hver periode. Resultatene fra alle periodene er gjengitt i Tabell 5 og Tabell 6 for henholdsvis TRB strategien og ST strategien.

8.2.1 Periode 1

Begge strategiene gjør det svakt, men riktignok bedre enn K&H for periode 1. TRB og ST strategiene oppnår henholdsvis en X-verdi på 0,0034% og 0,0035% hvor ingen er signifikant forskjellig fra null. Innad i periode 1 så er X-verdiene like ofte negative som de er positive, men det ikke nok observasjoner til at verdiene er signifikante. Det er heller ikke noe sammenheng mellom de to strategiene om hvilke år som er positive eller negative. Det er vanskelig å finne en god årsak til hvorfor strategiene gjør det dårlig i akkurat denne perioden.

Min første antagelse om TRB strategien er at parameterne fra optimeringsmodellen ikke fungerer godt fordi markedet svinger mye fra bull til bear i løpet av relativt kort tid. Dette fører til at parameterne kan være optimert på et år med fallende marked og brukt i et år med stigende marked. Dette vil jeg drøfte i kapittel 8.4. Dessverre slår denne teorien sprekker når swing trade strategien også gjør det dårlig, da denne har statiske parametere gjennom alle årene. Sistnevnte strategi gjør det riktignok dårlig i alle periodene bortsett fra den siste, hvor den gjør det veldig bra. Dette gjør at jeg mistenker data snooping i studiet der parameterne for denne strategien ble valgt.

Avkastningene på 0,0021% (TRB) og 0,023% (ST) er begge større enn K&H (0,014%) for periode 1 totalt sett, men dette variere veldig fra år til år. For TRB strategien så ligger andelen vinnerhandler i snitt på 58%, men den er ikke signifikant forskjellig fra 50%. ST strategien derimot er veldig variabel, med et snitt på 48%.

8.2.2 Periode 2

I periode 2 er det derimot store forskjeller på handlestrategiene, TRB strategien oppnår en signifikant positiv X-verdi på 0,0223%, t-verdi på 3,10 og kun et år viser negativ X-verdi. ST strategien gjør det derimot dårligere enn i periode 1 med en X-verdi på 0,0033%, t-verdi på 0,46 og like mange år med negativ X som positiv. Det blir dermed vanskelig å påstå at sistnevnte strategis X-verdi skyldes noe annet enn tilfeldigheter.

TRB strategiens avkastning på 0,053% er større enn K&H porteføljens på 0,050%, mens ST strategien ligger på bunn med 0,037%. I snitt ligger TRB handlenes vinnerandel på 63,5% som er signifikant forskjellig fra 50%, mens den andre handlestrategien på 51,2%. At ST gjør det så dårlig i denne perioden er merkverdig ettersom den har høy eksponering mot den jevnt stigende trenden som preger perioden.

8.2.3 Periode 3

I periode 3 skyter riktignok ST strategien forbi de to andre som en rakett med en X-verdi på 0,038%, t-verdi på 4,89 og positiv X-verdi for hvert år. TRB strategien oppnår en X-verdi på 0,027%, t-verdi på 3,42 og negativ X-verdi i ett av årene. Jeg kan for begge X-verdiene påstå at de er forskjellig fra null med over 99% sikkerhet.

Avkastningen er også høyest for ST strategien på 0,060%, etterfulgt av TRB strategien med 0,048% og K&H med 0,027%. Det er tydelig at ST strategien nyter godt av en kraftig eksponering i 2009 på vei opp fra bunnen i 2008. Til ulempe for TRB strategien så ble

parameterne for 2009 optimert på datasettet fra bearmarkedene i 2008, slik at den fikk "strengere" parametere i 2009 og følgelig lavere eksponering. Andelen vinnerhandler er signifikant forskjellig fra 50%, kun for TRB strategien.

Tabell 5 Resultater pr. periode for TRB strategien

Periode 1													
TRB	Parametere	$\bar{\pi}_{TA}$	$\bar{\pi}_{KH}$	σ_{TA}	$\sigma_{K\&H}$	X^*	$\sigma(X)$	t-verdi	Vinner %	Eksponering (Tin/T)	# Handler	# Dager pr handel	# T
1999	(125, 50,50,25,1,1) ²²	0.071%	0.173%	1.524%	2.713%	0.0016%	0.017%	0.10	73.7%*	30.2%	38	42.1	5291
2000	(25,60,50,5,0,1.6)	-0.008%	-0.018%	2.573%	3.297%	-0.0079%	0.022%	-0.36	52.5%	62.0%	122	26.8	5270
2001	(100,30,200,10,0,1.7)	-0.013%	-0.065%	1.157%	3.700%	-0.0282%	0.018%	-1.59	60.4%	14.0%	53	13.8	5224
2002	(75,20,50,20,0,1.8)	0.011%	-0.189%	0.900%	3.216%	0.0140%	0.016%	0.90	47.1%	14.2%	104	7.1	5229
2003	(75,40,200,10,0,1.3)	0.063%	0.165%	1.389%	2.835%	-0.0060%	0.019%	-0.32	73.9%*	35.7%	69	27.1	5250
Totalt	N/A	0.021%	0.014%	1.426%	3.174%	0.0034%	0.008%	0.43	58.0%	31.3%	386	21.3	26264
Periode 2													
2002	(75,20,50,20,0,1.7)	0.010%	-0.222%	0.851%	3.480%	0.0149%	0.014%	1.06	37.2%	13.1%	43	21.2	6972
2003	(100,10,200,10,0,1.3)	0.030%	0.169%	1.078%	2.915%	-0.0153%	0.014%	-1.12	58.2%	18.9%	122	10.9	7000
2004	(25,70,50,5,0,1.5)	0.077%	0.107%	1.715%	2.235%	0.0020%	0.013%	0.16	70.0%*	67.0%	70	65.1	6799
2005	(25,40,150,5,0,1)	0.083%	0.109%	1.485%	2.025%	0.0143%	0.012%	1.16	66.3%*	58.6%	104	37.1	6578
2006	(25,70,200,5,0,1)	0.070%	0.093%	1.855%	2.223%	0.0018%	0.013%	0.14	72.5%*	68.2%	69	63.0	6374
Totalt	N/A	0.053%	0.050%	1.437%	2.650%	0.0223%	0.007%	3.10	62.5%*	44.5%	408	36.8	33723
Periode 3													
2005	(25,50,50,5,0,1)	0.099%	0.164%	1.918%	2.268%	-0.0186%	0.012%	-1.61	66.9%*	69.9%	127	44.6	8096
2006	(25,70,100,5,0,1.1)	0.068%	0.087%	1.945%	2.397%	0.0043%	0.012%	0.35	69.3%*	68.4%	88	62.5	8032
2007	(25,70,50,5,1,1)	0.028%	0.022%	1.752%	2.229%	0.0055%	0.012%	0.46	54.4%	64.7%	79	65.8	8033
2008	(25,30,100,5,0,1.3)	-0.015%	-0.339%	1.211%	4.421%	0.0187%	0.018%	1.04	32.6%	16.3%	43	31.5	8316
2009	(50,10,50,10,1,1)	0.063%	0.205%	1.769%	3.643%	0.0003%	0.018%	0.02	58.0%*	26.1%	200	10.8	8281
Totalt	N/A	0.048%	0.027%	1.737%	3.140%	0.0266%	0.008%	3.42	60.5%*	48.8%	537	37.0	40758

Tabell 6 Resultater pr. periode for Swing Trade Strategien

Periode 1													
ST	Parametere	$\bar{\pi}_{TA}$	$\bar{\pi}_{KH}$	σ_{TA}	$\sigma_{K\&H}$	X^*	$\sigma(X)$	t-verdi	Vinner %	Eksponering (Tin/T)	# Handler	# Dager pr handel	# T
1999	N/A	0.099%	0.173%	1.918%	2.713%	-0.0109%	0.018%	-0.60	62.2%	57.9%	37	82.9	5291
2000	N/A	0.030%	-0.018%	2.714%	3.297%	0.0311%	0.022%	1.43	41.7%	64.7%	36	94.8	5270
2001	N/A	-0.029%	-0.065%	1.705%	3.700%	-0.0262%	0.024%	-1.08	31.3%	33.9%	32	55.3	5224
2002	N/A	-0.034%	-0.189%	1.512%	3.216%	0.0251%	0.022%	1.15	33.3%	39.9%	12	173.9	5229
2003	N/A	0.048%	0.165%	1.469%	2.835%	-0.0305%	0.0193%	-1.58	84.62%*	42.15%	13	170.2	5250
Totalt	N/A	0.023%	0.014%	1.920%	3.174%	0.0035%	0.0098%	0.35	48.46%	47.78%	130	96.5	26264
Periode 2													
2002	N/A	-0.050%	-0.222%	1.593%	3.480%	0.0068%	0.020%	0.35	20.7%	33.9%	29	81.5	6972
2003	N/A	0.044%	0.169%	1.726%	2.915%	-0.0442%	0.017%	-2.54	63.6%	46.9%	33	99.5	7000
2004	N/A	0.057%	0.107%	1.666%	2.235%	-0.0151%	0.013%	-1.17	52.2%	64.6%	23	191.0	6799
2005	N/A	0.082%	0.109%	1.645%	2.025%	0.0069%	0.012%	0.58	66.7%	65.6%	15	287.8	6578
2006	N/A	0.058%	0.093%	1.710%	2.223%	-0.0027%	0.0137%	-0.19	58.62%	58.44%	29	128.4	6374
Totalt	N/A	0.037%	0.050%	1.669%	2.650%	0.0033%	0.0072%	0.46	51.16%	53.62%	129	140.2	33723
Periode 3													
2005	N/A	0.110%	0.164%	1.803%	2.268%	0.0072%	0.012%	0.58	66.7%*	60.1%	42	115.9	8096
2006	N/A	0.066%	0.087%	1.852%	2.397%	0.0102%	0.013%	0.77	59.4%	57.5%	32	144.3	8032
2007	N/A	0.038%	0.022%	1.716%	2.229%	0.0158%	0.012%	1.29	44.0%	59.3%	25	190.6	8033
2008	N/A	-0.045%	-0.339%	1.679%	4.421%	0.0109%	0.020%	0.54	5.3%	22.4%	19	98.1	8316
2009	N/A	0.131%	0.205%	2.093%	3.643%	0.0196%	0.020%	0.98	90.91%*	51.46%	33	129.1	8281
Totalt	N/A	0.060%	0.027%	1.836%	3.140%	0.0380%	0.0078%	4.89	58.94%	49.99%	151	134.9	40758

²² Se kapittel 7.5.1 for beskrivelse av parameterv verdiene

8.3 In-sample vs. Out-of-sample

Jeg vil også gjøre undersøke resultatene der handlestrategien har optimale parametere. Selv om parameterne er optimale innenfor begrensningene til søkeprosedyren, så er ikke de nødvendigvis de reglene man kan finne på IS datasettet som gir absolutt høyest avkastning. Med nok datakraft og en ikke-parametrisk søkeprosedyre som genetisk programmering kan man finne veldig gode IS tilpasninger av handlereglene. Problemet er at disse reglene vil ha plukket opp veldig mye av støykomponenten som jeg nevner i kapittel 7.2.2. Dersom en slik optimeringsprosedyre skal være vellykket må handleregelen plukke opp mest mulig av signalkomponenten. Jeg mener derfor at en sammenligning mellom IS parameterne og OS parameterne vil kunne påvise modellens robusthet samt vise hvilke effekt data snooping kan ha for å fremskaffe ønskede resultater.

Tabell 7 In-sample resultater

Hele perioden									Vinner %	Ekspone ring (Tin/T)	# Handl er	# Dager pr handel	# T
TRB	Parametere	$\bar{\pi}_{TA}$	$\bar{\pi}_{KH}$	σ_{TA}	$\sigma_{K\&H}$	X^*	$\sigma(X)$	t-verdi					
Periode 1 (99-03)	N/A	0.080%	0.014%	1.67%	3.17%	0.0587%	0.009%	6.25	72.4%	35.8%	210	44.8	26264
Periode 2 (02-06)	N/A	0.086%	0.050%	1.65%	2.65%	0.0521%	0.007%	7.22	71.2%	52.1%	361	44.8	31029
Periode 3 (04-09)	N/A	0.085%	0.027%	2.03%	3.14%	0.0629%	0.008%	8.12	66.7%	53.8%	459	47.8	40758
Totalt	N/A	0.084%	0.031%	1.82%	2.99%	0.0592%	0.005%	12.56	69.4%	48.5%	1030	47.5	100745

I Tabell 7 så ser vi at resultatene fra IS perioden er meget gode. Årlig X-verdi er nesten 16% og den er signifikant positiv for alle periodene. Andelen vinnerhandler er også godt over to tredjedeler. Disse resultatene er beregnet på de optimale parameterne for hvert år, og er de som blir brukt på det påfølgende OS året. De viser hvor lett det er å tilpasse handleregelen til datasettet slik at man fanger opp støy i dataene og ikke nødvendigvis signalkomponentene. Ettersom OS årene totalt sett oppnår X-verdier signifikant forskjellig fra null, ser det ut til at modellen klarer å fange opp signalkomponenter.

8.4 Diskusjon av handlestrategiene

Tallene i tabell 5 og 6 tilsier at TRB strategien, i tillegg til å være den beste, også er den mest robuste, da den leverer jevnt bedre resultater periode for periode enn ST strategien. I tillegg til TRB strategiens høyere avkastning, så ser vi at antall vinnende handler ofte ligger over 50% med et snitt på 60%, hvilket er signifikant forskjellig fra 50%. At en strategi gir ”trygge” signaler er ofte svært viktig for investorer som benytter teknisk analyse, ettersom de ofte kompenserer den reduserte eksponeringen med giring av investeringen. Signaler med relativt

god nøyaktighet er dermed viktig. ST strategiens andel vinnerhandler ligger på 50%, hvilket tilsvarer det man kunne forvente fra en strategi som beveget seg tilfeldig inn og ut av markedet.

Som tidligere nevnt oppnår ST strategien ikke signifikant positiv X-verdi over hele datasettet dersom jeg fjerner 2008. Ved å se på avkastningen i 2008 og 2009, så taper den veldig lite under finanskrisen og ”tjener” rikelig på vei opp fra bunnen. Disse tallene, samt de ikke-signifikante verdiene fra den binomiske testen, bekrefter mistanken som Nerva (2009) har om handlestrategiens sin (ST), at meravkastningen kan skyldes finanskrisen og ikke at prediksjonsevne. Jeg kan dermed ikke påstå at ST strategien generer avkastning forskjellig fra en handlestrategi som går tilfeldig ut og inn av markedet med samme eksponering.

TRB strategien leverer i større grad jevne resultater, men den største svakheten til TRB strategien er skiftende markeder. Ved å ta en titt på kursutviklingen på Oslo Børs i Figur 9, så er det 5 store vendepunkter fra år til år, markert i rødt. De skraverte OS årene som har IS år på andre siden av et slikt vendepunkt er 1999, 2001, 2003, 2008 og 2009. Av figuren ser det ut til at det er hovedsakelig i slike år at TRB strategien oppnår lave X-verdier. Dette gjelder i størst grad for 2001 og 2004²³. En mulig forklaring til dette er optimeringsmetoden som er brukt, der strategiens parametere optimeres på det foregående året (IS) og testes på året etter (OS). Dette er et viktig ledd i studiets metode for å unngå data snooping, men det kan føre til at parametere optimert på fallende markeder benyttes på stigende markeder og omvendt. Dette fører til altfor restriktive/slakke parametere etter et slikt vendepunkt. Problemet kunne muligens blitt redusert dersom IS perioden var større, men dette ville gått på bekostning av færre OS perioder hvilket reduserer studiets observasjoner.

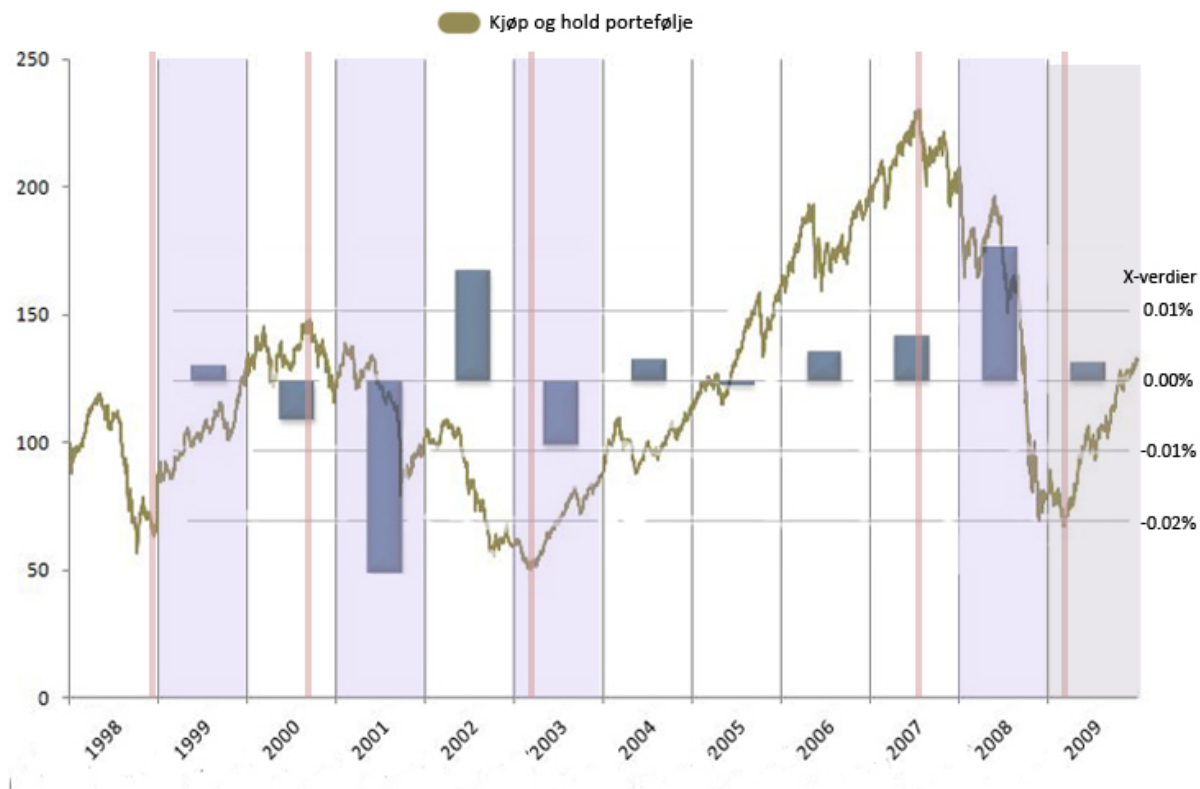
En investor som benyttet denne strategien kunne muligens redusert noe av problemet ved å benytte skjønn. Dersom investoren har sterke signaler på at et vendepunkt er nådd kunne han/hun optimert på et lignende mer lignende marked tidligere enn den rent mekaniske strategien.

Strategien viser seg uansett å kunne generere signifikant positiv X-verdi over hele perioden, selv om jeg fjerner 2008 fra datasettet. I tillegg så er andelen vinnerhandler signifikant forskjellig fra null. Jeg mener jeg dermed, fortsatt, at kan påstå at TRB strategien med 99%

²³ X-verdien for 2008 er veldig stor, noe som tyder på det motsatte. Årsaken til dette kan være at vendepunktet kommer tidlig i året, samtidig som at K&H strategien taper veldig mye terreng på grunn av finanskrisen.

sikkerhet generer høyere avkastning enn K&H strategien, justert både for transaksjonskostnader og risikoeksponering.

Figur 9 Utvikling K&H i 98-09. Vendepunkt i trend er markert med rødt, OS etterfulgt av et vendepunkt er skravert, TRB strategiens X-verdier for det aktuelle året er markert i blått med verdier på høyreaksen.



9 Konklusjon

I dette kapittelet vil jeg gi en oppsummering av studiets resultater og gi en konklusjon på hypotesen som har blitt testet. Jeg vil også sette studiets svakheter på dagsorden hvor jeg følger opp med noen forslag til videre forskning.

9.1 Oslo børss effisient?

Ved en gjennomgang av teorien om markedseffisiens kom jeg frem til at random walk modellen kunne brukes som en modell for svak markedseffisiens. Campbell et al. (1997) deler random walk modellen i 3 versjoner med avtakende styrke på antagelsene, hvor den mellomste versjonen (RW2) kan testes med en handlestrategi basert på teknisk analyse. På bakgrunn av dette formulerte jeg følgende hypotese og alternativhypotese:

Nullhypotese (H_{10}): Handlestrategien oppnår ikke positiv X-variabel

Alternativhypotese (H_{1A}): Handlestrategien oppnår positiv X-variabel

Dersom jeg kan forkaste nullhypotesen innebærer dette dermed at Oslo Børs ikke er svakt effisient i den perioden jeg testet. Med utgangspunkt i alle aksjene notert på Oslo Børs i løpet av 1998 til 2010, og laget jeg et formålsutvalg ut ifra noen kriterier blant annet basert på volum og likviditet. Utvalget endte opp med 21, 27 og 33 aksjer fordelt på 3 delperioder. Jeg benyttet to handlestrategier basert på teknisk analyse. Den ene (TRB) er basert en enkel handleregel fra studiet til Brock et al. (1992) som jeg, med utgangspunkt i grunnleggende teori, modifiserer til å ta hensyn til volum og trender. Den andre (ST) er hentet fra en tidligere masteroppgave (Nerva, 2009) som oppnår signifikant unormal avkastning fra 2004-2009.

Jeg sammenlignet begge strategiene med en kjøp-og-hold portefølje av de ulike aksjene. Ettersom en handlestrategi både innehar flere transaksjoner, samt ulik risikoeksponering enn en kjøp-og-hold portefølje, justerte jeg meravkastningen for transaksjonskostnader og risikoeksponering ved å benytte X-variabelen, som er utviklet og forkjempet av Sweeney (1986, 1988). En positiv X-variabel indikerer dermed at handlestrategien generer unormal avkastning slik den er definert i problemstillingen.

Begge handlestrategiene oppnår signifikant positive X-verdier over den totale test perioden på 10 år med out-of-sample data. Etter en kritisk gjennomgang av resultatene, der jeg fjerner år 2008 med finanskrisen fra datasettet, samt benytter en binomisk test for å undersøke om X-verdiene skyldes tilfeldigheter eller om signalene har nytteverdi, konkluderer jeg med at ST

strategien ikke har noe prediksjonskraft. Sannsynligvis så oppstår dens signifikant positive X-verdi, ene og alene på grunn av finanskrisen. TRB strategien viser seg fortsatt å levere en signifikant positiv X-verdi målt over hele perioden, dersom jeg fjerner 2008 fra datasettet. Samtidig så er andelen vinnerhandler signifikant høyere enn 50%. Strategiens X-verdi er signifikant positiv helt opp til transaksjonskostnader på 0.68%, hvilket er atskillig høyere enn det man kan forvente under perioden. Modellen sliter riktignok i året etter et langsiktig vendepunkt i trenden. Basert på testene så mener jeg at de signifikant positive X-verdiene skyldes at handlestrategien klarer å benytte historiske prisbevegelser til å predikere fremtidige prisbevegelser. På denne måten generer den unormal avkastning i perioden 1999-2009.

På bakgrunn av dette vil jeg dermed for TRB strategien, forkaste nullhypotesen om at handlestrategien ikke oppnår unormal avkastning, og dermed at prisdannelsen på Oslo børs ikke kan forklares av random walk 2 modellen. Dette betyr enten at den unormale avkastningen kunne genereres fordi Oslo børs ikke er svakt effisient, eller at risikopremien på Oslo børs varierer med tid. Årsaken til denne todelingen er at X-variabelen antar en konstant risikopremie over tid som en konsekvens av å være konsistent med vanlige aktivaprisingsmodeller²⁴. Dette fører til at vi har et såkalt "joint hypothesis problem" der vi ikke vet om den unormale avkastningen skyldes at markedet er ineffisient eller om aktivaprisingsmodellen ikke er tilstrekkelig. Ifølge Lewis (1995) finnes det ikke noen tilfredsstillende løsning på denne dobbelthypotesen. Sett bort i fra formelle problemer knyttet til dobbelthypotesen er resultatene fra denne utredningen likevel et kraftig bevis mot effisienshypotesen.

Som alternativ til random walk modellen er det flere prisdannelsesmodeller som kan gi opphav til denne meravkastningen. Dette er utfordrere til effisienshypotesen som har til felles at aksjepriser justerer seg sakte til ny informasjon, enten på grunn av støy, markedsrett, kaos eller irrasjonell oppførsel. Dette fører til at prisene kan bevege seg i trender, noe som kan gjøre det lønnsomt å studere historiske prisbevegelser. I dette studiet har jeg drøftet noen modeller knyttet til atferdsfinans noe nærmere.

9.2 Kritikk av studiet

Selv om jeg har forsøkt å redusere faren for data snooping i størst mulig grad, er det dessverre ingen garanti for at dataene er helt "smittefrie". Jeg har forsøkt kun å benytte metoder som kan knyttes opp mot noe av den mest grunnleggende teorien innenfor teknisk analyse, men

²⁴ Se kapittel 7.6.2 for detaljer om konsistente aktivaprisingsmodeller

likevel finnes det kun retningslinjer for hva intervallene på parameterne skal være og hvor lang IS periode som skal benyttes. Selv om faren er der, mener jeg at dette studiet har redusert den betraktelig mer enn flere av de tidligere norske studiene denne utredningens metode.

Som tidligere nevnt vil alle posisjoner avsluttes ved slutten av hvert år. Dermed kan man argumentere for at avkastningen for disse posisjonene skyldes tilfeldigheter. Til forsvar er gjennomsnittlig holdetid per handel 36 dager for TRB strategien, så disse handlene vil sannsynligvis ikke ha veldig stor innvirkning på studiet.

Jeg bruker kun t-tester for å teste signifikansen på resultatene slik utvikleren av X-variabelen anbefaler. Det er klart at fordelingen bryter med enkelte av forutsetningene knyttet til denne testen, så dette må tas hensyn til ved vurdering av resultatene. Dette er noe av årsaken til at jeg ikke har uttalt meg så mye som risiko i form av standardavvik i dette studiet. Det beste hadde sannsynligvis vært å benytte en "General auto-regressive conditional heteroskedasticity" (GARCH) modell for å estimere volatiliteten, men jeg har dessverre ikke hatt kapasitet til å sette meg inn i denne eller lignende modeller.

Optimeringsmetoden kunne også vært mer effektiv dersom X-variabelen hadde vært satt som optimeringskriterium i stedet for profitt. Det viste seg å være vanskelig å programmere den inn i modellen, samtidig er det sannsynligvis urealistisk å anta at en investor ville maksimert investeringene sine etter dette kriteriet.

9.3 Forslag til videre forskning

Jeg mener et bidrag i form av en test av handlestrategier basert på genetisk programmering ville tillagt den norske litteraturen på teknisk analyse og markedseffisiens høyest nytteverdi. Ved å bruke denne metoden kan man unngå mye av problemene knyttet til data snooping, samtidig som man kan generere helt ubrukte handleregler. Jeg forstår at dette sannsynligvis er litt utenfor kompetansenivået til masterstudenter innenfor finans, men det kunne kanskje vært aktuelt for en utredning for noen med programmeringsbakgrunn eller spesielt interesserte finansstudenter. Nytteverdien ville også vært høy for handlestrategier som tar utgangspunkt i mønsteridentifiserende algoritmer og studiet til Lo et al. (2000), da det ofte er slike mønstre som er flittigst brukt blant tekniske analytikere. www.investtech.com benytter nettopp dette, og et samarbeidsprosjekt med dem ville sannsynligvis forenklet et slikt arbeid.

10 Referanser

10.1 Bøker

- Bandy, H.B., (2007): Quantitative Trading Systems. Blue Owl Press, Sioux Falls
- Bodie, Z., Kane, A. og Marcus, A. J. (2008): Investments (7th Edition). McGraw-Hill, New York
- Bulkowski, T.N., (2005): Encyclopedia of Chart Patterns (2nd Edition), John Wiley & Sons
- Campbell, J. Y., A. W. Lo, og A. C. MacKinlay, (1997): The Econometrics of Financial Markets. Princeton University Press, New Jersey
- Foster, G., (1986): Financial Statement Analysis. Prentice-Hall, Englewood Cliffs
- Gilovich, T., (1993): How We Know What Isn't So. Free Press, New York
- Hamilton, W.P. (1922): The Stock Market Barometer. Harper & Brothers, New York. Ny utgave i 1998 av John Wiley & Sons, Inc., New York.
- Keller, G., (2006): Statistics for Management and Economics (Seventh Edition). Thomas Brooks/Cole, Duxbury
- Lo, A., and A. C. MacKinlay (1999): A Non-Random Walk Down Wall Street. Princeton University Press, NJ
- Malkiel, B. G., (1996): A Random Walk Down Wall Street. W. W. Norton, New York
- Mossin, J., (1986): Finansmarkedslære for nøkterne investorer. TANO, Oslo.
- Murphy, J.J. (1999): Technical analysis of the financial markets. New York Institute of Finance.
- Pring, M.J., (2002): Technical Analysis Explained. McGraw-Hill, New York
- Pring, M.J., (2004): The Definitive Guide to Price Pattern Analysis and Interpretation. McGraw-Hill, Blacklick
- Rhea, R. (1932): The Dow Theory. Barron's, New York. Ny utgave i 1993 Fraser Publishing Company, Burlington.
- Robson, C., (2002): Real World Research (2nd edn.), Blackwell, Oxford
- Saunders, M., Lewis, P., Thornhill, A., (2009): Research methods for business student. Pearson Education, Essex
- Sharpe, W., G. Alexander, and J. Bailey, (1995): Investments. Prentice-Hall, Englewood Cliffs

- Taylor, S. J (1986): *Modelling Financial Time Series*. John Wiley & Sons, Chichester
- Thomsett M.C., (2001): *Teknisk Analyse – med norske eksempler av Stein Ove Haugen*, Oslo, Hegnar Media

10.2 Artikler

- Allen, F., & Karjalainen, R. (1999): Using genetic algorithms to find technical trading rules. *Journal of Financial Economics*, Vol. 51, s. 245–271.
- Bachelier, L., (1900): *Théorie de la Spéculation*. Doctoral Dissertation in Mathematics. University of Paris, Oversatt til engelsk av Cootner, P. H. (1964), s. 17-78.
- Ball, R., Brown, P., (1968): An empirical evaluation of accounting income numbers. *Journal of Accounting Research*, Vol. 6, s. 159-178.
- Beechey, M., Gruen, D., Vickery, J., (2000): *The Efficient Market Hypothesis: A survey*. Research Discussion Paper, Economic Research Department Reserve Bank Australia
- Beja, A., and M. B. Goldman, (1980): On the Dynamic Behavior of Prices in Disequilibrium. *Journal of Finance*, Vol. 35, s. 235-248
- Bessembinder H., and K. Chan., (1995): The Profitability of Technical Trading Rules in the Asian Stock Markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, Vol. 3, s. 257-284.
- Bernard, V., Thomas, J., (1990): Evidence that stock prices do not fully reflect the implications of current earnings for future earnings. *Journal of Accounting and Economics* Vol. 13, s. 305.
- Black, F., (1986): Noise. *Journal of Finance*, Vol. 41, s. 529-543
- Blume, L., D. Easley og M. O'Hara., (1994): Market Statistics and Technical Analysis: The Role of Volume. *Journal of Finance*, Vol. 49, s. 153-181
- Brock, W., J. Lakonishock, and B. LeBaron, (1992): Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns. *Journal of Finance*, Vol. 47, s. 1731-1764.
- Brown, D. P., og R. H. Jennings., (1982): On Technical Analysis. *Review of Financial Studies*, Vol. 2, s. 527-551.
- Brown, S og J. Warner, (1985): Using Daily Stock Returns: The Case of Event Studies. *Journal of Financial Economics*, s. 3-31

- Campbell, J.Y, Lo, A.W., MacKinlay, A.C., (1997): *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press, Princeton.
- Clyde W. C., and C. L. Osler, (1997): Charting: Chaos Theory in Disguise? *Journal of Futures Markets*, Vol. 17, s. 489-514.
- Cooper, M., and H. Gulen., (2006): Is Time-Series Based Predictability Evident in Real-Time? *Journal of Business*, Vol. 79, no. 3
- Dacorogna, M. M., Gencay, R., Muller, U. A., og Pictet, O. V., (2001): Effective return, risk aversion and drawdown. *Physica A*, Vol. 289, s. 229–248
- Daniel, K., Hirshleifer, D., Subrahmanyam, A., (1998): Investor Psychology and Security Market under- and Overreactions. *The Journal of Finance*, Vol. 53, No. 6, s. 1839-1885
- De Bondt, W., Thaler, R., (1985): Does the stock market overreact? *Journal of Finance* Vol.40, s. 793-805.
- De Long, J. B., A. Shleifer, L. H. Summers, and R. J.Waldmann, (1990a): Noise Trader Risk in Financial Markets, *Journal of Political Economy*, 98(4), 703-738.
- De Long, J. B., A. Shleifer, L. H. Summers, and R. J.Waldmann, (1990b): Positive Feedback Investment Strategies and Destabilizing Rational Speculation. *Journal of Finance*, Vol. 45 No. 2, s. 474-397
- De Long, J. B., A. Shleifer, L. H. Summers, and R. J. Waldmann (1991): The Survival of Noise Traders in Financial Markets. *Journal of Business*, Vol. 64, s. 1-19
- Detry, P.J., Gregoire, P. (2001): Other Evidences of the Predictive Power of Technical Analysis: the Moving-Average Rules on European Indices. Working paper, European Financial Management Association.
- Edwards, W., (1968): Conservatism in human information processing. In: Kleinmutz, B. (Ed.), *Formal Representation of Human Judgement*. Wiley, New York.
- Fama, E. F., (1970): Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *Journal of Finance*, Vol. 25, s. 383-417.
- Fama, E. F., (1991): Efficient Capital Markets: II. *Journal of Finance*, Vol. 46, s. 1575-1617
- Fama, E.F., (1998): Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics* Vol. 49, s. 283-306
- Fama, E. F., and M. E. Blume., (1966): Filter Rules and Stock Market Trading. *Journal of Business*, Vol. 39, s. 226-241

- Fama, E. og French, K. (1988): Dividend Yields and Expected Stock Returns. *Journal of Financial Economics*, Vol. 22, s. 3-27.
- Fama, E. og French, K. (1995): Size and book-to-market factors in earnings and returns. *Journal of Finance*, Vol. 50, s.131-155
- Fama, E. og French, K. (1996): Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *Journal of Finance*, Vol. 51, s. 55-84
- Gjelstad, V., (1994): Teknisk aksjeanalyse : en empirisk undersøkelse på Oslo Børs. Diplomoppgave (siv.øk) Høgskolesenteret i Nordland
- Hsu, P., Hsu, C og Kuan, C., (2010): Testing the Predictive Ability of Technical Analysis Using A New Stepwise Test without Data Snooping Bias. *Journal of Empirical Finance*, Vol. 17, s.471-284
- Hudson, R., M. Dempsey, og K. Keasey., (1996): A Note on the Weak Form Efficiency of Capital Markets: The Application of Simple Technical Trading Rules to UK Stock Prices – 1935 to 1964. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 20, s. 1121-1132.
- Jegadeesh, N., Titman, S., (1993): Returns to buying winners and selling losers: implications for stock market efficiency. *Journal of Finance* Vol 48, s.65-91
- Jegadeesh, N., Titman, S., (2001): Profitability of Momentum studies: An evaluation of alternative explanations. *Journal of Finance*, Vol. 56, No. 2, s. 699-720
- Jensen, M. C. (1967): Random Walks: Reality or Myth - Comment. *Financial Analysts Journal*, Vol. 23, s. 77-85
- Jensen, M. C., (1978): Some Anomalous Evidence Regarding Market Efficiency. *Journal of Financial Economics*, Vol. 6, s.95-101
- Jensen, M.C., Benington, G.A. (1969): Random Walks and Technical Theories: Some Additional Evidence. *Journal of Finance* Vol. 25, s. 469-482
- Juel, M., Thoresen, H. og J. Færder, (2005): Enkel teknisk analyse: bruk av brudd på motstands- og støttenivåer som handelssignaler ved kortsiktig handel ved Oslo Børs. Diplomoppgave (siv.øk) – Handelshøyskolen BI
- Kahneman, D., Tversky, A., (1982): The psychology of preferences. *Scientific American*, Vol. 246, No. 1, s. 160-173
- Knez, P. and M. Ready, (1996): Estimating the Profits from Trading Strategies. *Review of Financial Studies* (Winter), s. 1121-1164

- Levy, R.A., (1967): Relative Strength as a Criterion for Investment Selection. *Journal of Finance*, Vol 22, s. 595-610
- Levy, R.A., (1971): The Predictive Significance of Five-Point Chart Patterns. *The Journal of Business*, Vol. 44, No. 3, s. 316-323
- Lewis, K.K., (1995): Puzzles in International Financial Markets. I G. Grossman and K. Rogoff (eds), *Handbook of International Economics*, Vol. III, Elsevier Science, s. 1913–1971
- Linløkken, G., (2005): Kjøpssignaler fra rektangelformasjoner - hvor ofte slår de til? www.investtech.com :
<http://www.investtech.com/main/market.php?CountryID=1&p=info&fn=newsRecBuyStat0506&lang=NOR>
- Liu, V., N. Strong og X. Xu, (2001): Post earnings announcement drift in the UK. LUMS Working Paper.
- Lo, A., og MacKinlay, A.C., (1988): Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a simple specification test. *Review of Financial Studies*, Vol. 1, s. 41-66
- Lo, A., H. Mamaysky, and J. Wang (2000): Foundations of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation. *Journal of Finance*, Vol. 55, s. 1705-1765
- MacKinlay, A.C., (1997): Event studies in economics and finance. *Journal of Economic Literature*, Vol. 35, No.1, s. 13-39
- Malkiel, Burton Gordon (2003): *The Efficient Market Hypothesis and Its Critics*. Center for Economic Policy Studies, Princeton University.
- Neely, C. J., (2003): Risk-Adjusted, Ex Ante, Optimal Technical Trading Rules in Equity Markets. *International Review of Economics and Finance*, Vol. 12, s. 69-87.
- Neely, C. J., P. A. Weller, and R. Dittmar., (1997): Is Technical Analysis Profitable in the Foreign Exchange Market? A Genetic Programming Approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 32, s. 405-426
- Nerva, Ø., (2009): Aksjetrading ved bruk av teknisk swing-trade analyse : en test av svak effisiens på Oslo børs mellom 2004 og 2009. Masteroppgave – Høgskolen i Bodø
- Olson, D., (2004): Have trading rule profits in currency markets declined over time? *Journal of Banking & Finance*, Vol. 28, s. 85–105

- Poterba, J. and Summers, L. (1988): Mean Reversion in Stock Prices: Evidence and Implications. *Journal of Financial Economics*, Vol. 22, s. 27-60
- Ready, M. J. (2002): Profits from technical trading rules. *Financial Management*, Vol. 31, No. 3, s. 43-61
- Samuelson, P. A., (1965): Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*, Vol. 6, s. 41-49
- Schiller, Robert J (2003): From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*. Vol. 17, No.1, s.83-104
- Schmidt, A. B. (2002): Why Technical Trading May Be Successful? A Lesson from the Agent-Based Modeling. *Physica A*, Vol. 303, s.185-188
- Sharpe, W. F. (1966): Mutual fund performance. *Journal of Business*, Vol. 39, s. 119–138
- Shiller, R. J., (2003): From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 17, s. 83-104
- Shleifer A., and L. H. Summers., (1990): The Noise Trader Approach to Finance. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 4, s. 19-33
- Sweeny, R. J., (1986): Beating the Foreign Exchange Market. *Journal of Finance*, Vol. 41, s. 163-182
- Sweeney, R. J. (1988): Some new filter tests, methods and results. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 23, s. 285–300
- Sweeney, R. J. og Lee, E. J. Q. (1990): International dimensions of securities and currency markets. I R. Aggarwal, & C. F. Lee (Eds.). *Advances in financial planning and forecasting series*, Vol. 4, s, 55–79
- Ugland, R. og Østbø A., (1992): En empirisk undersøkelse av svak effisiens på Oslo Børs: basert på teknisk aksjeanalyse. Diplomoppgave (siv.øk) Høgskolesenteret i Nordland
- Vasiliou, D. Eriotis, N. and Papathanasiou, S. (2008): Incorporating Technical Analysis into Behavioral Finance: A Field Experiment in the Large Capitalization Firms of the Athens Stock Exchange. *International Research Journal of Finance and Economics*, Issue 14
- White, H. (2000): A Reality Check for Data Snooping. *Econometrica*, Vol. 68, No. 5
- Xu, Z. og Vu, H., (2004): Kan vi oppnå meravkastning på Oslo Børs ved bruk av teknisk analyse? Diplomoppgave – Handelshøyskolen BI

Vedlegg 1: Selskaper inkludert i datasettet

Periode 1	Periode 2	Periode 3
1.1.1998- 31.12.2003	1.1.2001-31.12.2006	1.1.2004-31.12.2010
Acergy	Acergy	Acergy
Amersham	Amersham	Aker Solutions
Atea	Axis-Shield	Axis-Shield
DnBNor	Atea	Atea
Ekornes	DnBNor	Camillo Eitzen & Co
Elkem	EDB Business Partner	DnBNor
Farstad Shipping	Ekornes	EDB Business Partner
Fred. Oslen Energy	Expert	Ekornes
Kongsberg Gruppen	Farstad Shipping	Farstad Shipping
Kværner	Fred. Oslen Energy	Fred. Oslen Energy
Norsk Hydro	Golar LNG	Golar LNG
Norwegian Energy company	Kongsberg Gruppen	Kongsberg Gruppen
Norske Skog	Norsk Hydro	Lerøy Seafood Group
Orkla	Norwegian Energy company	Norwegian Air Shuttle
Royal Caribbean Cruises	Norske Skog	Norsk Hydro
Schibsted	Orkla	Norwegian Energy company
Solstad Offshore	PhotoCure	Norske Skog
Storebrand	Royal Caribbean Cruises	Opera Software
TGS_NOPEC Geophysical Co		Orkla
Tomra	Stolt-Nielsen	Photocure
Visma	Solstad Offshore	Royal Caribbean Cruises
	Storebrand	Schibsted
	Statoil	Sevan
	TeleComputing	Stolt-Nielsen
	Telenor	Solstad Offshore
	TGS_NOPEC Geophysical Co	Storebrand
	Tomra	Statoil
	Visma	Subsea 7
		TeleComputing
		Telenor
		TGS_NOPEC Geophysical Co
		Tomra
		Yara
21	27	33

Vedlegg 2: Tester for normalitet

Tests of Normality

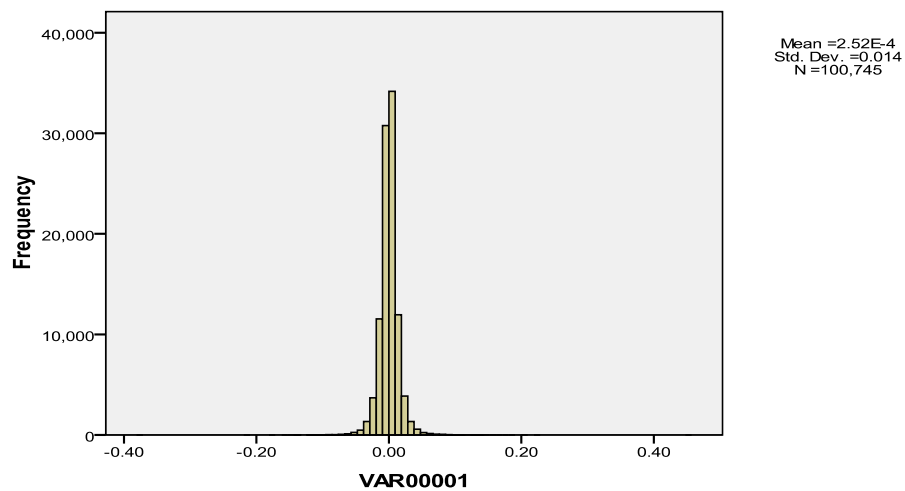
	Kolmogorov-Smirnov ^a		
	Statistic	df	Sig.
VAR00001	.077	100745	.000

a. Lilliefors Significance Correction

P-verdien er 0.000. Dette innebærer at det er 0%

sannsynlig at dataene er normalfordelte.

Histogram



Normal Q-Q Plot of VAR00001

