

Winstgevendheid van een combinatie van technische trading regels op Amerikaanse aandelen

Thibaut Roelandt

R0625736

Masterproef aangeboden tot
het behalen van de graad

MASTER IN DE HANDELSWETENSCHAPPEN

Promotor: Prof. dr. Kurt Verstegen

Academiejaar 2018-2019

Inhoud

Abstract	1
Dankwoord	2
Inleiding	3
1 Literatuurstudie	4
1.1 <i>Markttheorieën en concepten</i>	4
1.2 <i>Trends binnen actieve timing strategieën</i>	5
1.3 <i>Combinatie van technische indicatoren</i>	6
1.4 <i>Individuele aandelen en volume</i>	7
2 Onderzoeksopzet	9
2.1 <i>Onderzoekshypothesen</i>	9
2.2 <i>Technische indicatoren</i>	10
2.2.1 <i>Exponential moving averages</i>	10
2.2.2 <i>Channel breakout rules</i>	10
2.2.3 <i>Filter rules</i>	11
2.2.4 <i>On-balance volume averages</i>	11
2.2.5 <i>Parameterwaarden</i>	12
3 Onderzoeksmethodologie	13
3.1 <i>Data</i>	13
3.2 <i>Methodologie</i>	13
3.2.1 <i>Benchmark</i>	13
3.2.2 <i>Combinatie van technische trading rules</i>	14
3.2.3 <i>Data-snooping bias</i>	14
3.2.4 <i>Transactiekosten en wisselkoersen</i>	16
3.2.5 <i>Risicogewogen rendement</i>	16
4 Resultaten	17
4.1 <i>Descriptieve statistieken</i>	17
4.2 <i>Winstgevendheid trading regels</i>	19

4.2.1	Individuele trading regels	19
4.2.2	Combinaties van trading regels.....	20
4.2.3	Performantie-analyse van trading regels	22
4.3	<i>Effect van transactiekosten</i>	26
4.4	<i>Robuustheidsanalyse</i>	28
4.4.1	Signaalkwaliteit.....	28
4.4.2	Sub-periodes	29
4.4.3	White's reality check bootstrap.....	30
4.4.4	Treynor-Mazuy regressie	30
5	Conclusie	31
	Referentielijst	33
	Bijlage 1	36
	Bijlage 2	38
	Bijlage 3	39
	Bijlage 4	43
	Bijlage 5	44
	Bijlage 6	47
	Bijlage 7	51
	Persbericht	54

Abstract

In dit onderzoek wordt bepaald of een investeringsstrategie met technische trading regels significant meer abnormaal rendement kan behalen dan een buy-and-hold investeringsstrategie. Er wordt een nadruk gelegd op de combinatie van trading regels als contributie tot bestaande literatuur en of het combineren van trading regels beter presteert dan individuele trading regels. Aan de hand van channel breakout rules, filter rules, exponential moving averages en on-balance volume averages wordt via een two-sample t-test bepaald of drie Amerikaanse indices en 104 individuele aandelen beter presteren dan de benchmark. White's reality check bootstrap methode, signaalkwaliteit volgens Shen (2003), sub-periodes en een regressiemodel volgens Treynor & Mazuy (1966) worden uitgevoerd als robuustheidsanalyses. De resultaten verklaren dat investeren via technische trading regels een inferieure strategie is aan een buy-and-hold strategie en stelt als bewijs voor de efficiënte markthypothese.

Dankwoord

Doordat ik hulp heb gehad van verschillende partijen, wil ik graag mijn dank uiten. Allereerst zou ik mijn promotor, Kurt Verstegen, willen bedanken voor de goede begeleiding en nuttige feedback die de kwaliteit van dit onderzoek heeft verbeterd. Verder wil ik de associatie KUL en alle leden bedanken die mij doorheen mijn schoolcarrière steeds goed geassisteerd en ontplooid hebben om dit eindwerk waar te maken. Als laatste wil ik mijn ouders en vrienden bedanken, die het mogelijk hebben gemaakt om deze studies te volgen en mij steeds gesteund hebben doorheen het proces.

Inleiding

Technische analyse is een van de oudste investeringsanalyses en wint de laatste decenia sterk aan belang in academische literatuur (Gebka et al., 2015). Het probleem van technische analyse is dat het gebaseerd is op historische marktdata waardoor het volgens de zwakke vorm van de efficiënte markthypothese geen voorspellend karakter mag hebben en dus geen significant abnormale rendementen mag opleveren (Fama, 1970). Hoewel deze investeringsstrategie niet beter mag presteren dan een buy-and-hold strategie, is er toch bewijs gevonden die niet consistent is met de EMH. Zo stelt Faber (2007) dat het zelfs mogelijk is om hetzelfde verwacht rendement te behalen als dat van aandelen met een risico gelijk aan dat van obligaties. In opkomende markten levert technische analyse ook positieve resultaten op die de zwakke vorm van de EMH niet aanvaarden (Bessembinder & Chan, 1995; Coutts & Cheung, 2000; Raj & Thurston, 1996). Modellen met vaste combinaties van technische indicatoren zoals het CRISMA trading systeem leveren ook significant abnormale rendementen volgens Pruitt & White (1988) en Pruitt et al. (1992). Tegenover het tegenbewijs van de EMH is er ook bewijs dat EMH aanvaardt. Zo heeft Goodacre et al. (1999) vastgesteld dat het CRISMA systeem niet robuust is doorheen de tijd en tussen verschillende markten. Verder is er bewijs dat markten steeds efficiënter worden omdat recentere periodes geen significant abnormale rendementen oplevert terwijl vroegere periodes dit wel deden (Mills, 1997; Olson, 2004). Voorgaande literatuur heeft dus geen eenduidig antwoord op de rendabiliteit van technische analyse en er zijn duidelijk verschillende invloeden die de resultaten beïnvloeden, waaronder de robuustheid, de ontwikkelingsgraad van een financiële markt, de gekozen technische trading regels en hun parameterwaarden.

In dit onderzoek wordt er op basis van 104 Amerikaanse aandelen en drie Amerikaanse indices over 45 jaar getest of een investeringsanalyse op basis van technische analyse significant meer abnormaal rendement kan opleveren dan een buy-and-hold strategie. Dit onderzoek levert bijdrage aan voorgaande literatuur omdat het de invloed van combinaties van technische trading regels zal onderzoeken. Er wordt ook een bijkomende focus gelegd op een weinig gebruikte technische indicator, namelijk volume. Dit zal inzichten moeten geven omtrent optimale combinaties van technische trading regels die het best presteren. Aan de hand van exponential moving averages, channel breakout rules, filter rules en on-balance volume averages zal de performantie worden bepaald en met een two-sample t-test worden de gemiddelde dagelijkse gemiddelden van de trading regels en de benchmark vergeleken. White's Reality Check Bootstrapping methode zal het probleem van data-snooping oplossen (White, 1999) en de signaalkwaliteit van de trading regels wordt ook gemeten op puur geluk (Shen, 2003). Verder wordt ook gebruik gemaakt van sub-periodes om de robuustheid doorheen de tijd te onderzoeken. Als laatste wordt er gebruik gemaakt van het Treynor & Mazuy (1966) regressiemodel om te bepalen of de trading regels een voorspellend karakter vertonen ten opzichte van de benchmark rendementen.

Het verdere verloop van dit onderzoek ziet er als volgt uit. Sectie 1 bestaat uit een samenvatting van theoretische concepten en voorgaand onderzoek. In sectie 2 worden de hypothesen duidelijk verwoord en de technische trading regels besproken. Sectie 3 geeft een overzicht van de data die wordt gebruikt en geeft een theoretische uitleg over de statistische methoden dat worden gebruikt. Vervolgens worden in sectie 4 de resultaten besproken die voortkomen uit deze statistische methoden. Als laatste worden de belangrijkste conclusies samengevat, een overzicht van de beperkingen van dit overzicht en enkele mogelijkheden voor verder onderzoek aangehaald.

1 Literatuurstudie

Investeringsstrategieën via technische analyse zijn in het verleden al uitbundig onderzocht, met positieve en negatieve resultaten. Veel academische onderzoekers zijn kritisch over technische analyse omdat het tegenstrijdig is met de efficiënte markthypothese en omdat er geen eenduidige empirische resultaten zijn (Park & Irwin, 2007). Technische analyse is het gebruik van historische marktdata, zoals prijzen, volume en andere observeerbare data, om voorspellingen te maken over de rendementen van financiële activa (Yamamoto, 2012). Het omvat verschillende voorspellingstechnieken, waaronder grafiekanalyse, cyclusanalyse en computer gebaseerde tradingsystemen. Academische literatuur is vaak gelimiteerd tot het onderzoeken van technische tradingsystemen die mathematisch kunnen worden uitgeschreven, hoewel met de hulp van artificiële intelligentie en machine learning steeds nieuwe technieken kunnen worden toegepast (Park & Irwin, 2007).

1.1 Markttheorieën en concepten

Een eerste en wellicht de bekendste markttheorie is de **efficiënte markthypothese (EMH)**, ontwikkeld door Eugene Fama. Deze theorie stelt dat een markt efficiënt is wanneer de prijzen steeds alle ter beschikking gestelde informatie reflecteert. Na het empirisch toepassen van deze hypothese is er een onderscheid gemaakt tussen verschillende soorten beschikbare informatie. Allereerst is er de "**zwakke**" vorm van de EMH, waarbij de beschikbare informatie wordt gelimiteerd tot de historische prijzen. Dit wil zeggen dat er geen relatie is tussen toekomstige rendementen en historische prijzen en marktdata. Technische analisten zouden dan geen abnormale rendementen kunnen halen terwijl fundamentele analisten dit wel kunnen. Daarnaast is er de "**semi-sterke**" vorm, waarbij de markt heel snel alle informatie die toegankelijk is voor het publiek (bekendmakingen van kwartaalresultaten, stock splits, etc.) reflecteert in de prijs. Hieruit volgt dat zowel een technische als fundamentele analyst geen abnormale rendementen kunnen halen. Finaal is er de "**sterke**" vorm van de EMH, waarbij alle informatie, zowel private als publieke, direct in de markt worden verwerkt (Fama, 1970). Dit stelt dat er geen abnormale rendementen kunnen worden gemaakt omwille van de efficiëntie van de markt, zelfs wanneer een investeerder nieuwe informatie verkrijgt (Jensen, 1978). Dit onderzoek is in contrast met de zwakke vorm van de EMH, waarbij technische trading regels worden berekend op basis van historische prijzen van aandelen. Hoewel deze theorie baanbrekend was, zijn er nog steeds limitaties. Zo stellen Grossman en Stiglitz (1980) dat de kost voor informatie, transacties en limitatie tot arbitrage ervoor zorgen dat het **ongmogelijk is om perfect efficiënte markten te hebben**. Wanneer informatie volledig en direct wordt verwerkt in de prijs, zal de waarde van informatie nul worden. Hierdoor zal niemand nog op zoek gaan naar nieuwe informatie en wordt de vraag gesteld hoe nieuwe informatie dan in de prijs wordt verwerkt. Hierdoor stellen ze dat informatie steeds een waarde moet hebben en dat de informatie met een tijdsvertraging wordt geïncorporeerd in de prijs waardoor speculators een rendement, of vergoeding, kunnen verkrijgen door het zoeken van deze nieuwe informatie. Verder is er een limitatie op transacties in sommige markten, dat zich uit in de onmogelijkheid tot short selling. Dit resulteert in een markt die in feite minder efficiënt is omdat short selling een manier is om meningen te uiten dat een markt het minder goed doet. Met de limitatie van short selling zal een markt de neiging hebben om een stijgend verloop te vertonen. Ten derde stelt de limiet tot arbitrage dat markten niet efficiënt kunnen zijn omwille van de "arbitrageurs" die de misprijzingen opzoeken en hierdoor de prijs terug naar het evenwicht brengen. Deze traders zorgen dus voor efficiënte en liquide markten door opportuniteiten uit te buiten voor winst. Arbitrage wordt gedefinieerd volgens Sharpe et al. (1990) als:

"the simultaneous purchase and sale of the same, or essentially similar, security in two different markets for advantageously different prices"

Er zijn echter limitaties op arbitrage waardoor deze niet perfect is, waaronder het nemen van risico en gebruik van kapitaal dat gelimiteerd is, het vinden van securities met identiek risico en misprijzingen die verder kunnen bewegen van het evenwicht (Shleifer & Vishny, 1997).

Een voorloper van de efficiënte markthypothese is de **random walk hypothese**. Deze stelt dat de marktprijzen veranderen op een willekeurige manier en daardoor niet kunnen worden voorspeld. De theorie verwacht een onderscheid tussen twee voorspellingstechnieken, namelijk technische analyse en fundamentele analyse (Fama, 1965). In realiteit worden beide manieren vaak gecombineerd om trends te bepalen in speculatieve markten. Beide methoden werken goed in isolatie, hoewel is aangetoond dat ze superieur zijn in combinatie. Dit stelt dat fundamentele en technische analyse eerder complementen zijn dan substituten (Bettman et al., 2009). De random walk hypothese stelt een probleem voor een technische analist omdat zijn technieken geen waarde hebben behalve wanneer ze consistent betere voorspellingen maken (Fama, 1965). Dit onderzoek moet uitwijzen of de markt al dan niet efficiënt is en indien de efficiënte markthypothese wordt aanvaard, zal het investeren via technische analyse tijd- en geldrovend zijn (Bodie et al., 2014).

Een recentere theorie, de **adaptive market hypothesis (AMH)**, voorgesteld door Lo (2004), stelt dat marktefficiënties en inefficiënties zich beide kunnen voordoen. De theorie moet een alternatief zijn voor de EMH doordat het verder bouwt op behavioural finance, en vooral de concepten rationaliteit, risico-aversie, overconfidence en overreactie. Ze stelt Lo (2005) dat het afgeleid is van nieuwe evolutionaire principes:

“Prices reflect as much information as dictated by the combination of environmental conditions and the number and nature of “species” in the economy.”

De theorie probeert rationaliteit volgens het EMH en irrationaaliteit volgens behavioural finance te combineren. “Species”, volgens de definitie van Lo (2005), verwijst naar de verschillende groepen die handelen in de markt (hedge fund managers, pensioenfondsen managers, traders,...). Er zijn veel recente studies die de AMH aanvaarden, waaronder Manahov & Hudson (2014) die op basis van een learning algorithm de vorming van de dynamiek en efficiëntie van de aandelenmarkt hebben onderzocht en concluderen dat marktefficiëntie niet noodzakelijk overeenkomt met de assumpties van rationaliteit en verschillende tradersgroepen zich gedragen als een efficiënt adaptief systeem dat evolueert in de loop van de tijd. Lim et al. (2013) concluderen resultaten in lijn met Lo (2004, 2005) op korte termijn voorspelbaarheid. Ook Ghazani & Araghi (2014) hebben resultaten in lijn met de AMH met de TEPIX index op de Tehran aandelenbeurs. Technische analisten geloven dat investeerders zowel rationeel als irrationeel zijn, terwijl fundamentele analisten zich enkel beperken tot de rationaliteit en markten dus efficiënt zijn (William, 2008). Christopher et al (2009) hebben bewijs gevonden dat een gediversifieerd aandelenportefeuille met technische tradingregels op valutamarkten een effectieve beleggingsstrategie is en dat markten zich aanpassen aan de evolutionaire selectiedruk. Volgens hen is het mogelijk om met technische analyse abnormale rendementen te behalen.

1.2 Trends binnen actieve timing strategieën

Actieve markt timing, ook wel asset class reallocation, is een strategie die voorspellingen wilt maken van de richting van een financiële markt om zo beter te presteren dan passieve buy-and-hold strategieën (Zakamulin, 2014). Deze voorspellingen gebeuren vaak aan de hand van technische indicatoren en regels berekend op historische prijzen. Het onderwerp “technische analyse” kreeg steeds meer interesse en is steeds meer onderzocht in de academische literatuur (Park & Irwin, 2007). Deze interesse is geboren uit de situatie in de jaren 2000 en later, waar een hevige bear market aan de gang was. Het gebruik van trend following trading rules heeft ervoor gezorgd dat investeerders enorme verliezen konden vermijden (Zakamulin, 2014).

Een van de meest simpele en efficiënte manieren is het bepalen van een trend van de prijs van een financieel product, dat dan vaak koop- en verkoopsginalen kan genereren. Dit is gebaseerd op de **Dow theory** (George, 1960). Deze manier wordt vaak grafisch toegepast aan de hand van het verbinden van hoogtepunten en laagtepunten om dan een stijgend (ook wel bull market), dalend (bear market) of horizontaal verloop te bepalen van de prijs van een financieel product. Deze trendlijnen worden verdeeld in drie categorieën: de primaire, de secundaire (intermediate) en tertiaire (minor) trendlijnen (Pring, 2014). De primaire is de belangrijkste omdat deze invloed heeft op de secundaire en tertiaire trendlijnen en toont op lange termijn de richting van de prijs. Deze trend duurt typisch 1 tot 3 jaar, hoewel dit kan verschillen. De secundaire trendlijn beweegt vaak in tegengestelde richting van de primaire trend en werkt dus vaak als correctie op de primaire trend waardoor ze vaak volatieler is. Deze trends houden het meestal tussen de 3 weken en 3 maanden vol. Op minder dan 3 weken spreken we van tertiaire of minor trendlijnen en zijn correcties op de secundaire trend. Deze tertiaire trend is volgens de Dow theory minder belangrijk omdat het zich op zeer korte termijn afspeelt (Pring, 2014). Deze trend following markt timing strategie gebruikt verschillende technische indicatoren zoals moving averages (Zakamulin, 2014). Voorgaande studies suggereren zelfs dat het mogelijk is om via markt timing strategieën meer rendement te behalen en risico te verminderen in vergelijking met een buy-and-hold strategie. Faber (2007) concludeerde dat een moving-average timing model systematisch verwacht rendement van aandelen behaalde met volatiliteit gelijk aan dat van obligaties.

Naast trend following markt timing strategieën zijn er ook andere manieren binnen de actieve markt timing strategie. Zo gebruiken sommige actieve managers **kwantitatieve modellen** om de relatieve aantrekkelijkheid van bepaalde activa te bepalen. Deze modellen kunnen vermogensvaluatie technieken zijn, of cyclische indicators. Binnen het actief management zijn er ook optimalisatiemodellen gebaseerd op de moderne portfoliotheorie waarbij voorspellingen worden gemaakt van standaard deviaties en correlaties (Ahmet & McManus, 2001).

Een wederkerend fenomeen binnen de markt timing is dat de performantie van de actieve markt timing strategie blijkt **af te nemen naarmate recentere empirische data wordt genomen**, hoewel dit sterk kan verschillen van het gebruik van analytische methodologieën (Park & Irwin, 2007; Shynkevich, 2017). Olson (2004) concludeert dat in de valutamarkt de performantie van een strategie via technische indicatoren, meer specifiek moving averages, dalend was doorheen de tijd tot zelfs geen significante overtreffing. Dit resultaat kan ook worden gevonden in de aandelenmarkt, waar ook vaak onderscheid wordt gemaakt tussen een opkomende en ontwikkelde markt. Opkomende markten leveren significant winstgevendere resultaten op, zelfs na transactiekosten (Coutts & Cheung, 2000; Raj & Thurston, 1996). Dit kan de “zwakke” vorm van de efficiënte markthypothese weerleggen, aangezien een opkomende markt vaak geassocieerd wordt met een zwakke vorm binnen het EMH. De reden hiervoor is dat publieke informatie vaak niet beschikbaar is en enkel historische prijzen kunnen worden gebruikt. Bessembinder & Chan (1995) stellen ook dat de **opkomende markten** significante abnormale rendementen geven terwijl dezelfde technische regels geen significante abnormale rendementen geven in een ontwikkelde markt. Mills (1997) maakte gebruik van subsamples om te concluderen dat recentere periodes geen significante abnormale rendementen genereren. Gebruik makende van dat tussen 1935 en 1994 toonde aan dat de strategie beter presteerde tot 1980. Dit kan wijzen op het efficiënter worden van de markten, waardoor voorspellingen volgens het EMH niet kunnen worden gemaakt.

1.3 Combinatie van technische indicatoren

Voorgaande studies hebben zich vooral gefocust op het gebruik van alleenstaande technische indicatoren, hoewel in de praktijk vaak beslissingen worden genomen op basis van meerdere technische indicatoren (Goodacre et al., 1999). Het is daarom realistischer om technische indicatoren te combineren en empirisch na te gaan of ze betere resultaten opleveren dan de technische indicatoren op zichzelf. Pruitt & White (1988) en Pruitt et al. (1992) hebben een trading systeem CRISMA opgesteld

en empirisch getest. **CRISMA** staat voor Cumulative volume, Relative Strength, Moving Average en zal dus een driedelige confirmatie nodig hebben om opwaarts momentum vast te stellen. De studie stelt dat het trading systeem significant beter presteert dan de markt doorheen de tijd, zelfs na het wegnemen van risico en problemen met trade timing. Goodacre et al. (1999) hebben hetzelfde trading systeem getest op robuustheid doorheen de tijd en verschillende markten om te bepalen of de conclusies genomen door Pruitt & White (1988, 1992) consistent zijn. Het CRISMA systeem kon geen significante abnormaal rendement opleveren in de UK markt na het aanpassen op risico en transactiekosten. Mogelijke redenen zijn inconsistentie doorheen de tijd en verschillen in grootte van ondernemingen die invloed hebben op winstgevendheid, hoewel dit niet met zekerheid kan worden gezegd. Lento & Gradojevic (2007) hebben een gecombineerde signaal techniek gebruikt waarbij een combinatie van individuele trading regels elks individueel moeten worden vervuld vooraleer er signalen optreden. De aanpak van een gecombineerde strategie zou beter moeten presteren omdat informatie omtrent toekomstige prijsbewegingen nu verspreid en aanvaard wordt door meerdere technische indicatoren. Het verzacht ook het probleem wanneer verschillende indicatoren tegenovergestelde signalen geven waardoor er in een gecombineerde strategie geen actie wordt ondernomen (Lento, 2008, 2009). Voorgaande literatuur heeft nog maar weinig empirisch bewijs op de rendabiliteit van gecombineerde trading regels zoals in praktijk voornamelijk wordt gebruikt. Er is voldoende ruimte in dit onderzoeksgebied om de combinaties van deze indicatoren empirisch te testen en te bepalen of ze significant beter presteren dan individuele technische trading regels alsook een buy-and-hold strategie. In dit onderzoek wordt de focus gelegd op het combineren van twee, drie en vier technische indicatoren zodat er kan bepaald worden of ze beter presteren en welke combinaties beter presteren dan anderen. Het geeft ook een inzicht in de grootte van de combinatie, i.e. het aantal technische indicatoren die worden gecombineerd. Zo kan een te groot aantal technische regels te streng zijn en mogelijke winstkansen niet uitbuiten, en andersom. De studie van Gebka et al. (2015) concludeert ook significant betere resultaten door de combinatie van een trading regel (moving averages) en kalender-gebaseerde regels (turn of the month effect, Halloween effect).

Het gebrek aan onderzoek naar combinaties van trading regels geeft aanleiding tot de centrale onderzoeksvraag: zal een investeringsstrategie op basis van technische trading regels significant abnormale rendementen opleveren dan een buy-and-hold strategie en meer gespecificeerd door het combineren van de technische trading regels.

1.4 Individuele aandelen en volume

In de meeste voorgaande onderzoeken wordt er steeds gebruik gemaakt voor aandelenindices. In dit onderzoek zal er gebruik worden gemaakt van **individuele aandelen**. Dit heeft twee grote voordelen ten gevolg, namelijk dat bepaalde handelaars, zoals day traders, gebruik maken van technische analyse op individuele aandelen en dit voor hen een duidelijke aanwijzing kan zijn om winsten te maken. Ten tweede biedt onderzoek naar individuele aandelen ook een aanpak om de portefeuilles van beleggers die individuele aandelen verhandelen beter te beheren, zoals ETF traders (Exchange Traded Funds), waarvan de handelsvolumes recentelijk snel groeien (Yamamoto, 2012). Omdat er nog maar weinig onderzoek gedaan is naar de rendabiliteit op individuele aandelen, is het nog niet eenduidig of individuele aandelen beter presteren dan aandelenindices. Volgens Eddie & Kevin (2014) hebben zij als eerste gemeten naar de prestatie van individuele aandelen en concluderen zij dat deze minder goed is dan aandelenindices. Zij hebben echter niet onderzocht volgens een strategie op basis van technische analyse, maar andere strategieën die de buy-and-hold strategie moeten overtreffen. Hierdoor is het niet duidelijk of de performantie te wijten is aan de individuele aandelen of de investeringsstrategieën. Yamamoto (2012) onderzocht op basis van vraag en aanbod-onevenwichten of technische analyse beter presteert dan een buy-and-hold strategie op zeer korte termijn (intraday). Zijn onderzoek concludeerde dat deze strategie niet beter was dan de buy-and-hold strategie. Dit onderzoek contribueert in de literatuur als een extra bewijs op de prestaties van technische analyse op individuele

aandelen. Antoniou et al. (1997) heeft de rendabiliteit van technische trading regels onderzocht op 63 individuele aandelen genoteerd op de Istanbul Stock Exchange (ISE). Deze aandelen zijn gekenmerkt door “thin trading”, oftewel aandelen die weinig verhandeld worden. Er is reeds veel onderzoek gedaan naar de rendabiliteit van **opkomende markten** en hun zwakkere efficiëntie. Deze markten genereren significant abnormale rendementen die beter zijn dan in ontwikkelde landen (Antoniou et al., 1997; Shynkevich, 2017). Dit geeft aanleiding tot het gebruik van aandelen genoteerd in de Verenigde Staten in dit onderzoek. De financiële markt in de Verenigde Staten is een van de belangrijkste financiële markten ter wereld en wordt beschouwd een hoge efficiëntie te hebben (Ito et al. 2016). Indien de aandelen in deze markt dus significant abnormale rendementen kunnen voorleggen, kan het EMH niet worden aanvaard.

Naast het gebruik van individuele aandelen, wordt er een weinig gebruikte technische indicator geïntroduceerd in dit onderzoek als bijkomende contributie tot voorgaande literatuur, namelijk **volume**. Er is reeds breed onderzoek gedaan naar de relatie tussen volume en prijs in de financiële markten en stelt dat er een positief verband is tussen beide. Deze relatie is belangrijk omdat het de structuur van de financiële markt kan verklaren op basis van de snelheid van de informatiestromen en hoe deze zich verspreiden (Karpoff, 1987). Volume heeft een informatieve rol en is meestal gedefinieerd als het aantal keer een financieel actief verhandeld is over een bepaalde tijdspanne. De prijs bevat informatie over het gemiddeld niveau van informatie van de handelaar terwijl volume belangrijke informatie bevat over de kwaliteit van deze informatie (Blume, 1994). Combinatie van prijs en volume data is daarom informatief voor het onderzoeken van de winstgevendheid van technisch handelen (Chang et al., 2014). Volgens Antoniou et al. (1997) is technische analyse op basis van historische prijzen niet voldoende om een voorspellende kracht te hebben en daardoor nutteloos is. Doordat volume de kwaliteit van de informatie bepaalt, concluderen zij dat technische analyse op basis van prijs en volume wel een voorspellende kracht heeft.

Hierdoor is het interessant voor dit onderzoek om de voorspellingskracht van volume gecombineerd met prijsindicatoren verder te onderzoeken. Er zal dus een sterke focus gelegd worden op volume doorheen dit onderzoek. Allereerst is het interessant om te kijken of volume als alleenstaande indicator een voorspellende kracht heeft en dus niet louter als informatieve rol hoeft worden gebruikt. Daarnaast zal volume een positieve invloed moeten hebben in combinatie met andere technische regels. Zo zal er worden onderzocht of combinaties met volume beter presteren dan combinaties met enkel prijs-gebaseerde indicatoren.

2 Onderzoeksopzet

2.1 Onderzoekshypothesen

Centrale onderzoeksvraag: Kan een strategie op basis van technische analyse significant meer abnormaal rendement opleveren dan een buy-and-hold strategie?

In eerdere onderzoeken is er in beperkte mate onderzocht in hoeverre combinaties van technische indicatoren een beter rendement kan opleveren dan deze technische indicatoren op zichzelf. Hoewel een combinatie van teveel indicatoren te limiterend kan zijn, zal er worden onderzocht wat combinaties van twee, drie of vier technische indicatoren kan opleveren omtrent rendement (Lento, 2007). Uit de literatuur blijkt dat er meestal gebruik wordt gemaakt van technische indicatoren gebaseerd op de prijs. Naast de prijs wordt ook volume een belangrijke indicator geacht volgens Blume (1994) omdat volume belangrijke informatie bevat die niet door de prijs wordt gedragen. Volgens Blume (1994) bevat de prijs informatie over het gemiddelde niveau aan privé informatie geweten door handelaars. Volume daarentegen bevat belangrijke informatie over de kwaliteit van de informatiesignalen van de handelaars. Hierdoor is het een interessant gegeven om te onderzoeken of volume gecombineerd met prijs-gebaseerde technische indicatoren een beter rendement kan geven dan deze technische indicatoren op zichzelf.

Hypothese 1: Een model met een combinatie van technische indicatoren geeft een beter rendement dan een model met één enkele technische indicator.

Volgens Park & Irwin (2007) zijn transactiekosten in studies tussen 1960 en 1987 vaak genegeerd, terwijl deze wel een grote impact kunnen hebben op de rendabiliteit van de strategie. Aangezien er meer transacties worden gemaakt bij een market timing strategie door het frequenter openen en sluiten van posities dan bij een buy-and-hold strategie, zullen de transactiekosten duidelijk hoger liggen en rendabiliteit drukken. In meer moderne studies tussen 1988 en nu, zijn transactiekosten veel meer geïncorporeerd hoewel de hoogte van deze kost niet vast ligt (LeBaron, 1999; Pruitt et al., 1992; Shynkevich, 2017). In sectie 3.2.4 worden de transactiekosten verder besproken. Dit stelt de vraag of een market timing strategie na transactiekosten meer rendement oplevert dan een buy-and-hold strategie.

Hypothese 2: Een market timing strategie na transactiekosten geeft een beter rendement dan een buy-and-hold strategie.

2.2 Technische indicatoren

In deze sectie worden de technische indicatoren besproken die worden gebruikt in dit onderzoek. De keuze van deze trading regels wordt bepaald door de performantie in voorgaande literatuur.

2.2.1 Exponential moving averages

Moving averages is een van de bekendste prijsgebaseerde technische indicator die wordt gebruikt. In de literatuur wordt vaak gebruik gemaakt van simple moving averages, dat de gemiddelde prijs neemt van een bepaalde periode. Er bestaan ook varianten op de simple moving averages (SMA) zoals exponential moving average (EMA) en linear moving average (LMA) (Audrius & Svetlana, 2010). Exponential moving average heeft gemiddeld een betere performantie in voorgaande literatuur (Audrius & Svetlana, 2010; Park & Irwin, 2007). De EMA is een weighted moving average dat meer gewicht geeft aan recentere prijsdata met als verklaring dat deze belangrijker is voor een handelaar om toekomstige prijsveranderingen te schatten. De formule begint zoals die van een simple moving average, maar voegt daar een multiplicator aan toe:

$$SMA = \frac{1}{t_n - (t_{n-p})} \sum_{t=1}^p P_t$$

Waarbij t_n het recent tijdstip is, p de parameterwaarde ofwel de duratie van de SMA en P_t de slotkoers op tijdstip t . Hier wordt dan een multiplicator aan toegevoegd om EMA te bekomen:

$$EMA_t = (P_t - EMA_{t-1}) * \frac{2}{(t_n - (t_{n-p})) + 1} + EMA_{t-1}$$

De parameterwaarden worden bepaald in sectie 2.2.5. Een koopsignaal (verkoopsignaal)¹ wordt geactiveerd wanneer een korte termijn EMA boven (onder) een lange termijn EMA beweegt. Liquidatie van een long (short) gebeurt wanneer de korte termijn EMA terug onder (boven) een lange termijn EMA beweegt. Er geldt een veiligheidsmarge van 5% bij verkoopsignalen. Dit wil zeggen dat de korte termijn EMA 5% onder de lange termijn EMA moet bewegen alvorens een verkoopsignaal wordt geactiveerd.

2.2.2 Channel breakout rules

Channel breakout regels is de beste technische indicator in future markten volgens Park & Irwin (2007). In aandelenmarkten presteert de deze trading regel goed, maar vaak relatief zwakker tegenover moving averages (Hao et al., 2013; Shynkevich, 2017). Een channel breakout rule is een variatie van een support en resistance rule, waarbij resistance een lokale maximumprijs is en support een lokale minimumprijs. Bij een channel breakout rule wordt het channel gedefinieerd als een situatie waarbij de hoogste prijs over de periode met vaste lengte “m” binnen een vooraf gespecificeerd percentage “x” ligt van de laagste prijs over dezelfde periode, exclusief de huidige prijs. De x% channel breakout regel met m-dagen channel formule gaat als volgt (Sullivan et al, 1999):

¹ Een koopsignaal wordt gebruikt als indicator voor een longpositie, terwijl een verkoopsignaal wordt gebruikt als indicator voor een shortpositie

$$Kopen \text{ als } P_t > \max(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1}) \cap \frac{\max(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1})}{\min(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1})} < (1 + x)$$

$$Verkopen \text{ als } P_t < \min(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1}) \cap \frac{\max(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1})}{\min(\{P_i\}_{i=t-m}^{t-1})} < (1 + x)$$

Een koopsignaal (verkoopsignaal) wordt geactiveerd wanneer de prijs boven (onder) het channel uitbreekt. Long en shortposities worden geliquideerd wanneer ze terug de lokale maximum- of minimumprijs overschrijdt.

2.2.3 Filter rules

Filter rules is geïntroduceerd door Alexander (1961) en is een van de meest gemeten technische regels. Deze regel heeft zeer goede performantie in valutamarkten, maar ook in aandelenmarkten (Park & Irwin, 2007; Sullivan et al, 1999). De formules voor long en shortposities gaan als volgt:

$$Kopen \text{ als } P_t > (P_{\min(P_{t-30}, \dots, P_{t-1})}) * (1 + x)$$

$$Verkopen \text{ als } P_t < (P_{\max(P_{t-30}, \dots, P_{t-1})}) * (1 + x)$$

Een x% filter rule koopt (verkoopt) wanneer de prijs stijgt (daalt) met x% ten opzichte van het vorige laagtepunt (hoogtepunt), en liquideert wanneer de prijs terug het laagtepunt/hoogtepunt overschrijdt. Het laagtepunt (hoogtepunt) is de laagste (hoogste) slotkoers P_t gedurende de afgelopen 30 dagen.

2.2.4 On-balance volume averages

Technische analisten gebruiken vaak volume als een informatieve indicator en wordt dus vaak als secundaire regel gebruikt. On-balance volume averages, initieel in academische onderzoeken populair geworden door Granville (1963), is een goede indicator die mathematisch te berekenen is (Sullivan, 1999). Het wordt berekend door een lopend totaal van het volume te nemen en daar elke dag het volume toe te voegen indien de slotkoers hoger ligt, en af te trekken indien de slotkoers lager ligt. Hierop wordt dan het principe van moving averages op toegepast. De formule gaat als volgt:

$$OBV_t = \sum_{s=1}^t VOL_s D_s$$

waar VOL_s het volume is in periode s en D_s een dummy is met waarde 1 (indien $P_t > P_{t-1}$) of -1 (indien $P_t < P_{t-1}$). Het signaal anticipeert als volgt:

$$P_t = \begin{cases} \text{kopen wanneer} & MA_{m,t}^{OBV} > MA_{n,t}^{OBV} \\ \text{verkopen wanneer} & MA_{m,t}^{OBV} * (1 + 5\%) < MA_{n,t}^{OBV} \end{cases}$$

Waar m staat voor de het aantal dagen korte termijn moving averages en n het aantal dagen lange termijn moving averages. Koop- en verkoopsignalen worden op dezelfde manier gegenereerd als moving averages. Een koopsignaal (verkoopsignaal) wordt geactiveerd wanneer een korte termijn MA^{OBV} boven (onder) een lange termijn MA^{OBV} beweegt. Liquidatie van een long (short) gebeurt wanneer de korte termijn MA^{OBV} terug onder (boven) een lange termijn MA^{OBV} beweegt. Er geldt een veiligheidsmarge van 5% bij shortposities.

2.2.5 Parameterwaarden

In de literatuur worden vaak grote combinaties aan parameterwaarden onderzocht, waaruit een zeer groot aantal trading regel combinaties komt. Op basis van bevindingen in literatuur wordt een benadering van optimale parameterwaarden gezocht, zoals te zien in tabel 1.

Tabel 1: Overzicht van de parameterwaarden per technische indicator.

Trading rule	Parameterwaarden	
Exponential moving average	p korte termijn (dagen)	lange termijn (dagen)
	5	50
	5	100
Channel breakout rule	x (%)	m (dagen)
	1%	10
	2%	20
Filter rule	x (%)	d (dagen)
	0,50%	30
	1%	
On-balance volume rule	1,50%	
	m (dagen)	n (dagen)
	5	50
	5	100
	5	150

Fama & Blume (1966) stelden dat voor de filter rules 0,5%, 1% en 1,5% de beste parameterwaarden zijn met significante returns, terwijl ze drastisch daalden wanneer deze parameterwaarden groter worden. Taylor (1994) stelt dat voor een breakout channel de lengte van het channel optimaal tussen 12 en 15 dagen ligt.

3 Onderzoeksmethodologie

3.1 Data

De data bestaat uit een lijst van 104 Amerikaanse bedrijven die allemaal genoteerd staan op de **New York Stock Exchange (NYSE)**. Het gaat om bedrijven die ten minste actief zijn in 1975 tot 2018 waarop de technische trading rules worden toegepast. Daarnaast wordt er ook gebruik gemaakt van de prijs indices van S&P500 Composite, Nasdaq Composite en NYSE Composite gedurende dezelfde periode om mogelijke verschillen tussen individuele aandelen en indices te kunnen vaststellen. De data wordt afgehaald van Thomson Reuters Datastream (Eikon) en bestaat uit de sluitingsprijzen van elke handelsdag en het handelsvolume voor de bedrijven en indices.

Op basis van de prijs wordt het dagelijks rendement berekend om dan een gemiddeld rendement te verkrijgen. Dividenden worden buiten beschouwing gehouden omdat het moeilijk te bepalen is of een aandeel in het bezit was de dag voor ex-dividenddatum om recht te hebben op het dividend. Aangezien het gaat om een market timing strategie, zijn de kapitaalwinsten de prioriteit, in tegenstelling tot de dividendwinsten. Om de trading rule strategie niet te benadelen, wordt er op de benchmark ook geen gebruik gemaakt van dividenden. Dagelijkse rendementen worden berekend aan de hand van volgende formule:

$$R_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

De data wordt nagekeken op missing values en onregelmatigheden. Bedrijven die geen volumedata hebben, worden verwijderd. Daarnaast worden cases met onbrekende data ook verwijderd. Ontbrekende data van volume wordt ingevuld met nul, zodat er geen veranderingen in de On-Balance Volume Averages gebeuren.

3.2 Methodologie

Allereerst worden de trading regels toegepast op de 107 tijdreeksen. Signalen worden uitgevoerd als reactie op de beweging van de slotkoers van de vorige handelsdag. Alle berekeningen en dataverwerking van de signalen gebeurt in Microsoft Excel. Long posities worden aangegeven met 1, short posities met -1 en geen positie in aandelen wordt aangegeven met 0. Op basis van de rendementen van de trading regels en de benchmark worden de gemiddelde dagelijkse rendementen en varianties berekend van beide strategieën. Via een two-sample t-test wordt vervolgens berekend of er een statistisch verschil is tussen beide strategieën om de hypothesen te testen. Vervolgens worden er robuustheidsanalyses uitgevoerd om te bepalen of de resultaten consistent zijn en enkele statistische problemen zoals het data-snooping bias oplossen. Deze worden in secties 3.2.3 en verder besproken.

3.2.1 Benchmark

Als benchmark van de investeringsstrategie op basis van technische trading regels wordt de buy-and-hold strategie gebruikt. Deze strategie wordt uitgevoerd door te investeren in het respectievelijk aandeel of index en deze aan te houden voor een lange termijn. Aangezien beide strategieën onderhevig zijn aan inflatie, wordt hier geen rekening met gehouden.

3.2.2 Combinatie van technische trading rules

Voorgaande literatuur baseerde zich voornamelijk op individuele trading regels, hoewel hier enkele uitzonderingen voor waren. Toch blijven deze uitzonderlijke en meer recentelijke papers relatief weinig empirisch bewijs en gaat het om een vaste specifieke combinatie van bijvoorbeeld drie trading rules (Pruitt et al., 1992). Het is eenderzijds interessant om de alle mogelijke combinaties van twee, drie en vier technische trading regels te nemen met hun relatieve best presterende parameterwaarden, en anderzijds te focussen op de beste combinatie met On-Balance Volume Average, omdat deze in de praktijk vaak als een interessante, informatieve en secundaire parameter wordt gebruikt.

Tabel 2: Combinaties van technische trading rules

Combinaties (11 combinaties)			
Exponential moving average	Channel breakout rule		
Exponential moving average	Filter rule		
Exponential moving average	On-balance volume rule		
Channel breakout rule	Filter rule		
Channel breakout rule	On-balance volume rule		
Filter rule	On-balance volume rule		
Exponential moving average	Channel breakout rule	Filter rule	
Exponential moving average	Channel breakout rule	On-balance volume rule	
Exponential moving average	Filter rule	On-balance volume rule	
Channel breakout rule	Filter rule	On-balance volume rule	
Exponential moving average	Channel breakout rule	Filter rule	On-balance volume rule

Koop- en verkoopsignalen zullen enkel worden uitgevoerd wanneer ten minste twee indicatoren hetzelfde signaal aangeven. Het liquideren van posities gebeurt aan de hand van de eerste technische trading regel die het signaal aangeeft, of de vaste investeringstermijn is verlopen. De parameterwaarden per technische trading regel worden bepaald aan de hand van de best presterende parameterwaarde per technische trading regel.

3.2.3 Data-snooping bias

Data-snooping bias doet zich voor wanneer een bepaalde dataset meer dan één keer gebruikt wordt met de bedoeling tot modelselectie. Door het hergebruik van de data ontstaat de mogelijkheid dat positieve resultaten enkel te wijten zijn aan toeval in plaats van de gebruikte methode (Sullivan et al., 1999). Binnen het financieel en economisch domein kan dit probleem zich vaak manifesteren, bijvoorbeeld bij de voorspelbaarheid van rendementen van aandelen, modellering van wisselkoers- en rentetarieven en andere voorbeelden waarbij de theorie niet de exacte functionele vorm van het model suggereert. Jensen & Benington (1970) definieerde het probleem als volgt:

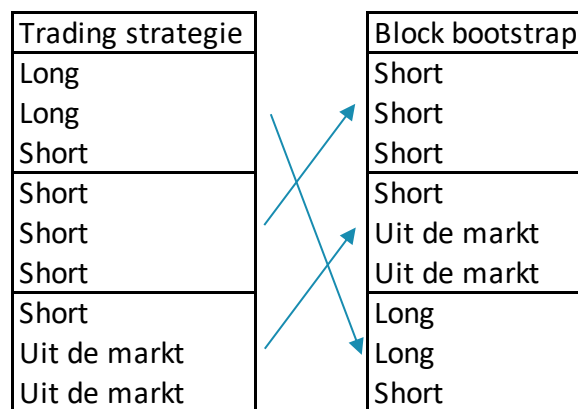
“Given enough computer time, we are sure that we can find a mechanical trading rule which “works” on a table of random numbers - provided of course that we are allowed to test the rule on the same table of numbers which we used to discover the rule.”

Er zijn veel manieren om het probleem van data-snooping op te lossen. Zo is een out-of-sample test een mogelijkheid waar dezelfde regels op nieuwe data worden toegepast. Bootstrapping, het genereren van nieuwe samples, is ook een vaak gebruikte methode. Aan de hand van White’s (1999) Reality Check Bootstrap methodology worden de effecten van data-snooping op een efficiënte wijze gecorrigeerd voor de technische trading rules en de combinaties ervan. Hierdoor kan er op een juiste manier de

performantie van technische trading rules geëvalueerd worden die zal wijzen of het resultaat te wijten is aan superieure beleggingen of eenvoudigweg geluk.

In deze paper wordt **White's Reality Check bootstrapping methode** gebruikt als eerste robuustheidsanalyse en om het probleem van data-snooping op te lossen. Deze statistische methode neemt allereerst per aandeel de verschillende rendementen per trading strategie en past een stationaire bootstrapping methode toe. Deze methode wordt toegepast op een $m \times n$ matrix met m rendementen en n trading regels toegepast op een aandeel. Deze stationaire bootstrap methode is geïntroduceerd door Politis & Romano (1994) en is het eerste deel van de White's Reality Check methode. Het houdt in de tijdreeksen een random resampling ondergaan maar omdat trading regels vaak in sequenties werken, wordt hier rekening met gehouden. Gedetailleerd wil dit zeggen dat trading regels bijvoorbeeld eerst een periode van 20 dagen een longpositie signaleert, daarna 5 dagen uit de markt stapt om vervolgens 15 dagen shortposities aan te gaan. Hierdoor zou een random resampling techniek ervoor zorgen dat deze posities continu afgewisseld worden, waardoor dit een sterke stijging aan transactiekosten zou teweegbrengen. Om hiervoor een oplossing te bieden, introduceerde Politis & Romano (1994) stationaire bootstrapping, wat wil zeggen dat er blocks worden gemaakt van een bepaald aantal dagen, en deze blocks ondergaan vervolgens een random resampling. Figuur 1 toont visueel het proces van block bootstrapping met een blockgrootte van drie dagen.

Figuur 1: illustratie block bootstrapping



De volgende stap van de White's Reality Check methode neemt de bootstrap matrix en vergelijkt alle trading regels met de benchmark. De trading regel met het beste rendement wordt apart genomen en dit proces wordt 500 keer herhaald. Als laatste wordt dan de White P-value berekend en indien deze significant is ($<0,05$) kan de nulhypothese niet worden aanvaard. De nulhypothese stelt dat er geen significante outperformance is van de trading rule strategie in vergelijking met de benchmark (Sullivan et al., 1999). Deze test wordt uitgevoerd via MATLAB op basis van twee uitgeschreven scripts die kleine verschillen hebben. De blocks bij block bootstrapping hebben een grootte van 15 dagen en beide scripts nemen 500 bootstrap herhalingen als standaard.

Er worden ook sub-samples gemaakt, onderverdeeld in drie evenwichtige tijdsperiodes om na te gaan of data-snooping in bepaalde sub-samples meer aanwezig is. Zo kan ook nagegaan worden of rendabiliteit van de technische trading rules afzwakt naarmate de tijd vordert, zoals voorgaande literatuur meermaals heeft aangegeven.

Een laatste robuustheidstest is deze geïntroduceerd door Treynor & Mazuy (1966). Zij hebben een regressiemodel opgesteld dat de performantie meet van een bepaalde investeringsstrategie ten opzichte van de benchmarkstrategie. Oorspronkelijk werd dit model gebruikt om de voorspellende kracht van hedge funds in te schatten ten opzichte van het marktrendement en of ze al dan niet de richting van de markt konden voorspellen. Dit werd gemeten aan de hand van een kwadratische functie die zowel het marktrendement als het rendement van het fonds in rekening houdt. Indien de

kwadratische term een significante positieve coëfficiënt heeft, kan er worden gesteld dat de hedge funds kunnen anticiperen op veranderingen van de markt. In dit onderzoek werkt dit model gelijkaardig, maar hedge funds worden vervangen door trading regel strategieën en het marktrendement wordt vervangen door de benchmark. De regressiefunctie gaat als volgt:

$$R_{p,t} - R_{f,t} = \alpha + \beta(R_{m,t} - R_{f,t}) + \gamma(R_{m,t} - R_{f,t})^2 + \varepsilon_{p,t}$$

Waar $R_{p,t}$ het dagelijks rendement van de trading regel voorstelt, $R_{f,t}$ het risicovrij rendement berekend aan de hand van de drie-maandelijke treasury bill en $R_{m,t}$ het dagelijks rendement van de benchmark.

3.2.4 Transactiekosten en wisselkoersen

Aangezien transactiekosten in realiteit steeds rendabiliteit drukken, moet er ook in dit onderzoek rekening worden gehouden met deze kosten. Daarom wordt er eveneens gekeken naar de rendabiliteit van de technische trading regels na transactiekosten en vergeleken met de rendabiliteit van een buy-and-hold strategie. In literatuur wordt er vaak gesproken van round trip transaction costs. Dit zijn alle kosten die kunnen gemaakt worden bij het maken van een financiële transactie, waaronder commissies, bid-ask spreads en andere kosten. Er worden verschillende bedragen gebruikt in de literatuur. Zo gebruikt Pruitt et al. (1992) een kost van 2% per trade. LeBaron (1999) gebruikt een transactiekost van 0,1% per transactie, terwijl Shynkevich (2017) gebruik maakt van 30, 50, 70 en 100 basispunten om de invloed van transactiekosten te bepalen. Door stijgende liquiditeit, de implementatie van autonome elektronische trading systemen, high-frequency trading en stijgende transparantie zijn transactiekosten doorheen de tijd sterk gedaald (Shynkevich, 2016). In realiteit wordt er echter vaak gebruik gemaakt van vaste transactiekosten in plaats van procentuele. Vaak geven brokers lagere vaste transactiekosten in schijven naarmate de transactiegrootte stijgt. Een broker vraagt bijvoorbeeld 7,5 euro, 15 euro en 30 euro in schijven van transactiegrootte t.e.m. 2 500, t.e.m. 70 000 en meer dan 70 000 respectievelijk. In dit opzicht kan er dus onderscheid worden gemaakt tussen een particuliere belegger, retail belegger en institutionele belegger. In dit onderzoek zal er gebruik worden gemaakt van een transactiekost van 0,5% per transactie en zal de break-even transactiekost worden berekend bij de winstgevende trading regels.

Wisselkoersen worden buiten beschouwing gehouden omdat alle producten in dezelfde munteenheid zijn uitgedrukt. Er wordt verwacht dat investeringen en liquidatie steeds in dezelfde munteenheid gebeuren, namelijk USD. Hierdoor zullen geen wisselkoersresultaten kunnen worden gemaakt, wat niet tot de essentie hoort van dit onderzoek.

3.2.5 Risicogewogen rendement

Positieve rendementen kunnen het gevolg zijn van een betere investeringsstrategie, hoewel er ook rekening moet gehouden worden met risico. Indien hogere rendementen het gevolg zijn van meer genomen risico, kan het zijn dat de investeringsstrategie toch niet beter is. Er moet dus rekening worden gehouden met het risicogewogen rendement. Aandelen die minder liquide zijn kunnen bijvoorbeeld hogere rendementen hebben omwille van de liquiditeitspremie. Via de sharpe ratio kan er worden bepaald of er significante verschillen zijn tussen de investeringsstrategieën op basis van hun risicogewogen rendement. De sharpe ratio wordt berekend als volgt:

$$sharpe\ ratio = \frac{R_p - R_f}{\sigma_p}$$

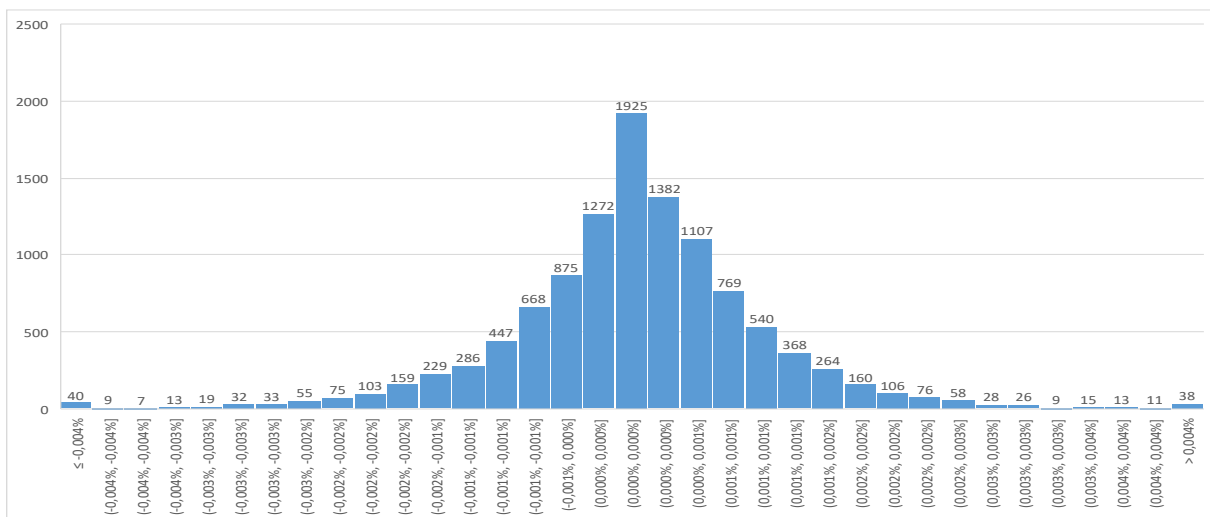
Waar R_p staat voor het gemiddeld rendement van het aandeel, σ_p is de standaard deviatie van dat aandeel en R_f wordt gebruikt als risicovrij rendement. Het risicovrij rendement wordt berekend door dagelijkse rendementen van de drie-maandelijke treasury bill te nemen.

4 Resultaten

In dit deel worden de resultaten besproken die volgen uit de verschillende statistische testen en methoden toegepast op de investeringsstrategie via technische trading regels en de benchmark buy-and-hold strategie. Allereerst wordt de data geanalyseerd via descriptieve statistieken om voornamelijk te bepalen of de rendementen een normaalverdeling volgen. Daarnaast wordt er aan de hand van t-tests de rendabiliteit bepaald van de investeringsstrategie ten opzichte van de benchmark. Daaropvolgend zal er dieper worden ingegaan op mogelijke oorzaken en verschillen. Verder worden transactiekosten in rekening genomen en enkele robuustheidstests uitgevoerd.

4.1 Descriptieve statistieken

Figuur 1: distributie van rendementen



Figuur 1 geeft alle dagrendementen weer van zowel de drie aandelenindices als de 104 bedrijven. De histogram volgt een normaalverdeling met fat tails aan beide uiteinden. Verder werd een Kolmogorov-Smirnov test gedaan om de statistische significantie van de normaalverdeling te bepalen. De test leverde voor alle aandelen significante resultaten op. Normaalverdeling is voornamelijk belangrijk om de kansen te kunnen bepalen van bepaalde mogelijkheden en situaties.

Tabel 1: beschrijvende statistieken

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
# returns	11217	11217	11217	11217	11217	11217	11217
mean	0,036%	0,048%	0,034%	0,054%	0,045%	0,042%	0,046%
min	-20,467%	-11,350%	-19,173%	-39,556%	-49,144%	-39,885%	-46,690%
max	11,580%	14,173%	12,216%	45,679%	100,006%	43,670%	90,698%
std. dev.	1,049%	1,239%	1,012%	2,294%	1,912%	1,873%	1,877%
Variance	0,011%	0,015%	0,010%	0,053%	0,037%	0,035%	0,035%
skewness	-0,74	-0,09	-0,79	0,47	0,67	0,13	0,60
kurtosis	21,65	10,13	22,26	16,96	53,25	19,77	40,20
CI 95%	0,035%	0,041%	0,034%	0,075%	0,063%	0,062%	0,062%
Jarque Bera	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%	0,000%

In tabel 2 worden de beschrijvende statistieken van de dagrendementen weergegeven. De individuele aandelen worden weergegeven volgens hun kwartielen op basis van hun respectievelijke gemiddelde prijsniveau. Het gemiddelde dagrendement voor voor alle tijdreeksen positief en is voor individuele aandelen hoger dan van de indices, behalve voor NASDAQ. De variantie volgt een soortgelijk patroon met hoger risico voor de individuele aandelen. NASDAQ vertoont ook hier een hogere variantie dan de andere indices en kan duiden op hogere winst door groter risico, zoals het mean-variance model van Markowitz. De skewness van de indices zijn steeds negatief terwijl individuele aandelen enkel positieve skewness toont. Bij positieve skewness zijn er meer extreme positieve observaties aanwezig, wat ook te zien is bij de maximale dagrendementen bij aandelen die grote proporties aannemen. Hetzelfde geldt voor negatieve skewness met negatieve rendementen. De kurtosis vertoont voor alle tijdreeksen redelijk hoge waarden, wat ook kan wijzen op fat tails. Confidence interval van 95% voor indices zijn ongeveer even groot dan hun respectievelijk gemiddelde, wat wijst dat in 95% van de gevallen er gemiddelde positieve dagrendementen zullen zijn. Individuele aandelen hebben een groter interval omwille van hun grotere variantie. Jarque Bera is een mathematische test voor normaalverdeling en stelt dat alle tijdreeksen een normaalverdeling volgen, wat in lijn ligt met figuur 1 en de Kolmogorov-Smirnov test.

Tabel 2: kerngetallen

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Rek. Gem. R jaar	9,045%	12,093%	8,483%	13,503%	11,236%	10,436%	11,401%
Geo. Gem. R jaar	7,662%	10,170%	7,194%	11,099%	7,720%	7,758%	9,263%
std. dev jaar	16,58%	19,60%	16,00%	36,28%	30,23%	29,61%	29,67%
Eindwaarde	31,10	95,80	25,22	145,30	31,92	32,48	63,78

Tabel 2 geeft enkele kerngetallen mee die een verder algemeen beeld geven over het verloop van de aandelen en indices. Het gemiddeld rekenkundig gemiddelde per jaar ligt hoger voor de individuele aandelen, hoewel de NASDAQ een uitzondering is. Het geometrisch gemiddelde ligt logischerwijs lager dan het rekenkundig gemiddelde en ook hier vertoont NASDAQ het tweede hoogste rendement naast kwartiel 1 aandelen. Er moet wel rekening gehouden worden dat er ook verschillen zijn binnen de kwartielen van de individuele aandelen. De individuele aandelen vertonen steeds hogere risico's dan de indices, die bijna dubbel zo hoog zijn.

Tabel 3: correlatiematrix indices

	S&P 500	NASDAQ	NYSE
S&P 500	1,000		
NASDAQ	0,839	1,000	
NYSE	0,981	0,795	1,000

Tabel 3 toont de onderlinge correlaties tussen de indices weer. Hier valt op dat NASDAQ steeds de laagste correlatie vertoont met de andere indices, maar de correlaties liggen nog steeds vrij hoog. Correlaties tussen individuele aandelen onderling liggen veel lager (gemiddeld 0,275), en correlaties met indices en individuele aandelen gemiddeld 0,455.

4.2 Winstgevendheid trading regels

Aan de hand van koop- en verkoopsignalen is het rendement berekend op drie indices en 104 individuele aandelen. In deze sectie wordt bepaald of het rendement via deze signalen significant beter is dan het rendement van de benchmark, namelijk een buy-and-hold strategie, via een t-test. Daarnaast worden verschillende trading regels gecombineerd om te bepalen of deze een beter rendement kunnen halen dan de individuele trading regels, zoals vermeld in hypothese 1.

4.2.1 Individuele trading regels

Tabel 4: samenvatting performantie trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return Benchmark	9,05%	12,09%	8,48%	13,50%	11,24%	10,44%	11,40%
Return CBR 1% 10	-2,04%	12,54%	2,89%	-0,49%	-0,67%	0,33%	-0,88%
p value	0,999	0,454	0,958	0,877	0,899	0,884	0,926
Return CBR 2% 10	-0,44%	12,62%	3,42%	-1,28%	-0,99%	0,12%	-0,74%
p value	0,997	0,447	0,938	0,890	0,883	0,885	0,921
Return CBR 1% 20	-0,99%	12,43%	3,52%	-0,04%	-0,81%	-0,08%	-0,98%
p value	0,999	0,465	0,938	0,905	0,913	0,906	0,941
Return CBR 2% 20	-1,46%	11,44%	1,30%	-0,61%	-1,47%	-0,68%	-1,13%
p value	0,999	0,566	0,987	0,908	0,909	0,911	0,936
Return FR 0,5%	3,38%	13,90%	7,75%	9,64%	8,31%	8,44%	8,27%
p value	0,947	0,332	0,585	0,651	0,647	0,623	0,676
Return FR 1%	3,58%	14,46%	7,57%	8,99%	7,32%	7,45%	7,14%
p value	0,941	0,283	0,606	0,668	0,693	0,664	0,726
Return FR 1,5%	2,74%	14,74%	5,67%	7,99%	6,68%	6,77%	5,88%
p value	0,964	0,262	0,797	0,694	0,708	0,694	0,776
Return EMA 50	3,92%	11,29%	3,75%	2,97%	2,00%	1,49%	1,92%
p value	0,932	0,577	0,921	0,868	0,885	0,898	0,918
Return EMA 100	3,18%	10,97%	4,44%	3,17%	1,83%	0,59%	2,25%
p value	0,955	0,606	0,886	0,870	0,895	0,907	0,905
Return EMA 150	3,79%	9,90%	4,07%	3,32%	1,70%	0,22%	2,10%
p value	0,935	0,701	0,906	0,866	0,896	0,913	0,910
Return OBV 50	2,02%	6,26%	0,12%	5,18%	2,62%	0,97%	1,49%
p value	0,981	0,927	0,989	0,846	0,874	0,922	0,928
Return OBV 100	2,69%	6,28%	1,23%	4,33%	2,61%	1,21%	1,95%
p value	0,967	0,923	0,977	0,852	0,880	0,909	0,909
Return OBV 150	4,51%	7,66%	0,68%	4,54%	3,08%	1,22%	2,26%
p value	0,904	0,853	0,985	0,842	0,865	0,911	0,911

Tabel 4 geeft een overzicht van de rendementen per individuele trading regel met de respectievelijke t-test p-waarde berekend met de benchmark. De rendementen zijn omgerekend op jaarbasis (250 handelsdagen per jaar). Allereerst zien we dat het rendement van channel breakout rules in de meeste gevallen negatief is. Hoge p-values geeft eveneens aan dat channel breakout rules geen significant betere rendementen behaald dan de benchmark en in termen van rendement doet enkel de NASDAQ

het goed, met drie van de vier parameters die een hoger gemiddeld rendement behalen dan de benchmark, maar niet significant. De rendementen van de individuele aandelen liggen dichterbij nul, maar dit kan liggen aan het feit dat dit een gemiddelde is van 26 individuele aandelen per kwartiel. Verder kan worden afgeleid dat filter rules hogere rendementen haalt en vaak zelfs beter dan alle andere technische trading regels. Toch kan er geen significant beter rendement worden behaald met p-waarden die minimaal tot 0,262 gaan voor FR 1,5%. Het valt op dat NASDAQ steeds de beste rendabiliteit geeft tussen de trading regels onderling. Wat betreft exponential moving averages en on-balance moving averages kunnen er eveneens geen significant betere rendementen worden behaald. Hoewel on-balance volume averages als complementaire trading regel wordt beschouwd, behaalt ze toch positieve rendementen op jaarbasis. Bijlage 1 bevat dezelfde tabel maar tegen een benchmark van 0%. Hier wordt dus een t-test berekend die bepaalt of de investeringsstrategie op basis van technische trading regels significant verschillend is van 0%. Hieruit kan worden afgeleid dat opnieuw geen enkele trading regel erin slaagt om statistisch significant positieve rendementen te behalen op een significantieniveau van 5%.

4.2.2 Combinaties van trading regels

Deze sectie behandelt de combinaties van trading regels. Er wordt aan de hand van sectie 4.2.1 de relatieve best presterende parameterwaarde genomen per technische trading regel die gebruikt zal worden in combinaties. Koop- en verkoopsignalen doen zich voor wanneer twee of meer trading regels hetzelfde signaal vertonen.

Tabel 5: Samenvatting performantie combinatie van trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return Benchmark	9,05%	12,09%	8,48%	13,50%	11,24%	10,44%	11,40%
Return EMA - CBR	2,08%	8,75%	2,69%	0,85%	0,19%	0,68%	0,49%
p value	0,983	0,804	0,965	0,907	0,911	0,912	0,940
Return EMA - FR	3,69%	11,20%	4,54%	5,37%	3,56%	3,47%	3,95%
p value	0,948	0,590	0,892	0,825	0,853	0,852	0,873
Return EMA - OBV	3,92%	8,22%	0,00%	3,78%	1,48%	0,78%	1,76%
p value	0,940	0,829	0,992	0,873	0,913	0,921	0,922
Return CBR - FR	0,80%	13,37%	4,74%	2,27%	2,23%	2,88%	2,34%
p value	0,993	0,371	0,878	0,851	0,848	0,844	0,885
Return CBR - OBV	3,54%	7,49%	-0,16%	1,93%	1,11%	0,63%	0,86%
p value	0,957	0,887	0,995	0,906	0,903	0,913	0,934
Return FR - OBV	4,14%	7,41%	-0,16%	6,33%	4,76%	3,89%	4,28%
p value	0,931	0,879	0,995	0,810	0,828	0,840	0,862
Return EMA - CBR - FR	1,54%	13,11%	5,87%	4,06%	3,25%	3,53%	3,37%
p value	0,988	0,397	0,792	0,826	0,826	0,827	0,862
Return EMA - CBR - OBV	1,70%	10,77%	2,78%	1,96%	0,88%	0,49%	0,89%
p value	0,987	0,632	0,959	0,887	0,901	0,914	0,930
Return CBR - OBV - FR	1,37%	11,17%	6,22%	3,96%	3,07%	3,12%	3,08%
p value	0,990	0,595	0,760	0,837	0,852	0,851	0,879
Return EMA - OBV - FR	3,53%	11,54%	4,42%	5,87%	5,11%	4,54%	4,82%
p value	0,953	0,557	0,897	0,805	0,807	0,815	0,849
Return 4 trading regels	3,40%	14,29%	7,02%	5,13%	4,42%	3,79%	3,61%
p value	0,953	0,289	0,674	0,803	0,808	0,831	0,871

Tabel 5 geeft hetzelfde overzicht als tabel 4 maar dan voor combinaties van trading regels. De parameterwaarden die worden gebruikt zijn channel breakout rule 2% met 10 dagen channel, filter rule op 0,5%, exponential moving averages op 50 dagen en on-balance volume averages op 150 dagen. Geen enkele combinatie kan een statistisch significant beter resultaat opleveren dan de benchmark. Wat betreft combinaties van twee technische trading regels, toont tabel 5 slechts twee negatieve rendementen (CBR – OBV en FR – OBV) voor de NYSE. Combinaties met drie en vier technische trading regels doen het voor sommige tijdreeksen beter in vergelijking met combinaties van twee trading regels, maar dit resultaat is niet consistent. Het blijkt dat de rendabiliteit van de combinaties sterk afhangt van de tijdreeks waarop ze wordt gebruikt en dus niet consistent beter presteert. Zo geeft CBR – FR een relatief slecht resultaat voor de S&P 500, terwijl ze relatief goed presteert op de NASDAQ. Wanneer er per kolom wordt gekeken welke trading regel het beste presteert, zijn er enkele recurrente patronen die zich voordoen. Zo is de combinatie EMA – OBV – FR voor 3 tijdreeksen de best presterende, de combinatie van vier trading regels is voor 2 tijdreeksen de best presterende en FR – OBV presteert ook als beste voor 2 tijdreeksen en is drie keer tweede beste presteerder. Wat hier opvalt is dat filter rules, zoals in sectie 4.2.1, als sterkste trading regel naar voren komt. Daarnaast wordt deze versterkt door on-balance volume averages. Wanneer deze combinaties echter worden vergeleken met de individuele trading regels, geldt voor 6 van de 7 tijdreeksen dat de beste individuele trading regels toch beter presteren dan de beste combinaties van trading regels. Uit de analyse van sectie 4.2.1 en 4.2.2 kan worden geconcludeerd dat hypothese 1 niet met zekerheid kan worden aanvaard.

In bijlage 2 kan dezelfde tabel teruggevonden worden waarbij koop- en verkoopsignalen zich enkel voordoen wanneer er drie (3r) of zelfs vier (4r) gelijke signalen voor alle technische trading regels worden voldaan. Uit deze tabel blijkt dat deze regel te streng is omdat ze minder goed presteert dan combinaties waar slechts twee gelijke signalen moeten worden voldaan.

4.2.3 Performantie-analyse van trading regels

In deze sectie wordt er dieper ingegaan op het genomen risico van de investeringsstrategie, dat een belangrijke factor kan zijn van mogelijks hoger rendement. Er wordt ook vergeleken of het rendement van de trading regels beter presteert door alleen rekening te houden met long posities enerzijds en short posities anderzijds.

Tabel 6: Performantie-analyse channel breakout rules

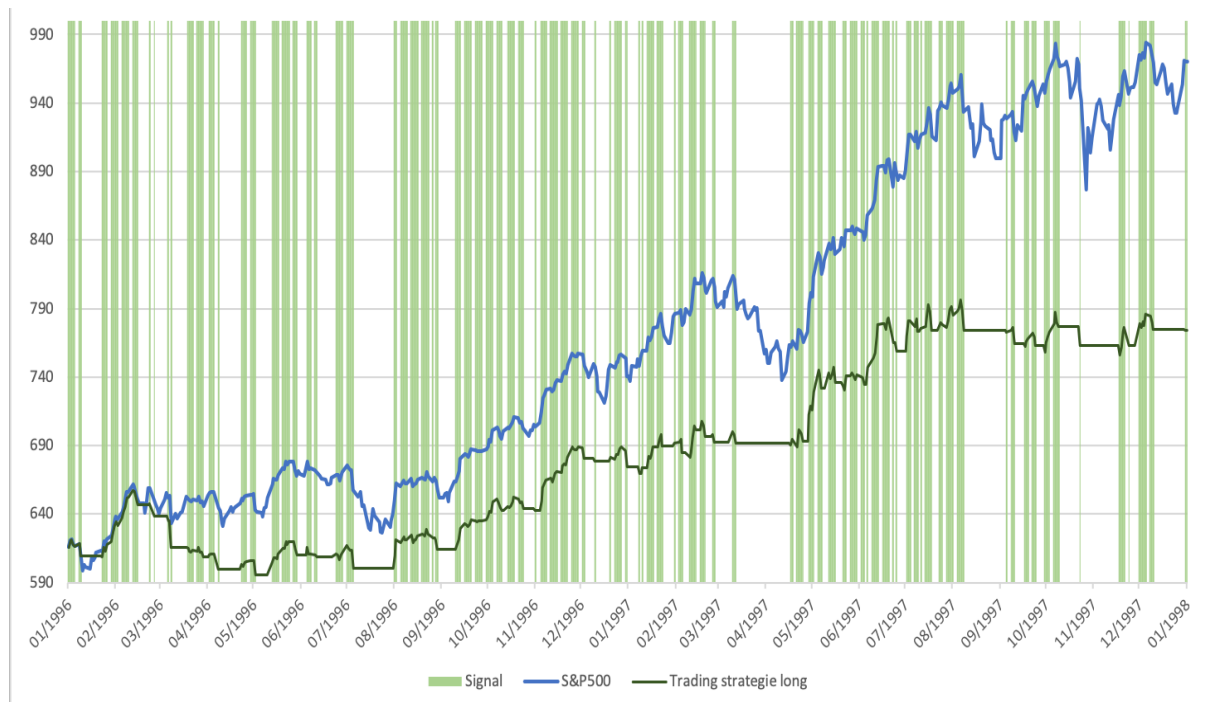
	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio benchmark	31,10	95,80	25,22	0,78	0,83	0,77	0,93
Volatility benchmark	0,17%	3,84%	2,56%	13,16%	9,14%	8,77%	8,80%
95% VAR benchmark	-1,56%	-1,96%	-1,50%	-3,14%	-2,63%	-2,64%	-2,59%
Sharpe ratio CBR 1% 10	-52,44	3,25	-0,81	-0,87	-1,03	-1,06	-1,40
Volatility	0,12%	2,51%	1,82%	7,29%	5,38%	5,01%	5,12%
95% VAR	-1,31%	-1,38%	-1,24%	-2,42%	-2,09%	-2,07%	-2,07%
Return long	0,014%	0,092%	0,028%	0,046%	0,032%	0,036%	0,034%
p-value long	93,83%	0,03%	73,08%	48,28%	49,52%	50,60%	57,06%
Return short	-0,053%	0,004%	-0,012%	-0,064%	-0,052%	-0,037%	-0,052%
p-value short	99,99%	86,35%	98,35%	88,30%	89,89%	88,49%	93,05%
Sharpe ratio CBR 2% 10	-31,94	2,70	-0,43	-0,73	-0,85	-0,83	-1,04
Volatility	0,15%	3,06%	2,19%	9,11%	6,79%	6,42%	6,46%
95% VAR	-1,49%	-1,63%	-1,40%	-2,76%	-2,38%	-2,37%	-2,35%
Return long	0,021%	0,073%	0,029%	0,034%	0,028%	0,033%	0,031%
p-value long	87,30%	0,86%	72,31%	52,02%	55,54%	56,34%	57,57%
Return short	-0,068%	0,001%	-0,030%	-0,066%	-0,058%	-0,046%	-0,058%
p-value short	99,99%	85,41%	99,14%	92,27%	92,26%	92,25%	95,53%
Sharpe ratio CBR 1% 20	-55,74	4,07	-0,60	-1,09	-1,47	-1,48	-1,92
Volatility	0,10%	1,98%	1,42%	5,37%	4,06%	3,74%	3,78%
95% VAR	-1,12%	-1,12%	-1,06%	-2,00%	-1,75%	-1,73%	-1,72%
Return long	0,015%	0,097%	0,031%	0,049%	0,023%	0,024%	0,026%
p-value long	93,28%	0,01%	64,48%	49,07%	57,14%	60,23%	64,21%
Return short	-0,048%	0,030%	0,000%	-0,063%	-0,052%	-0,030%	-0,052%
p-value short	99,87%	56,54%	91,56%	82,26%	84,33%	83,40%	89,44%
Sharpe ratio CBR 2% 20	-44,35	2,75	-1,62	-0,88	-1,19	-1,22	-1,41
Volatility	0,13%	2,57%	1,90%	6,97%	5,35%	4,98%	5,01%
95% VAR	-1,38%	-1,46%	-1,30%	-2,39%	-2,10%	-2,09%	-2,09%
Return long	0,017%	0,074%	0,024%	0,038%	0,022%	0,025%	0,026%
p-value long	92,40%	0,71%	82,32%	52,35%	59,72%	62,80%	63,46%
Return short	-0,061%	0,006%	-0,037%	-0,059%	-0,057%	-0,041%	-0,052%
p-value short	99,99%	82,78%	99,86%	86,50%	90,10%	90,38%	92,85%

In tabel 6 wordt een overzicht gegeven van verschillende risico-indicatoren waaronder sharpe ratio, volatiliteit en de 95% value at risk waarde. Dit laatste geeft de ondergrens weer van een aandeel in termen van rendement waarin het in 95% van de gevallen niet onder zal gaan. De benchmark staat voor de buy-and-hold strategie en is eveneens toepasselijk voor tabellen 14 tot 19, terug te vinden in bijlage

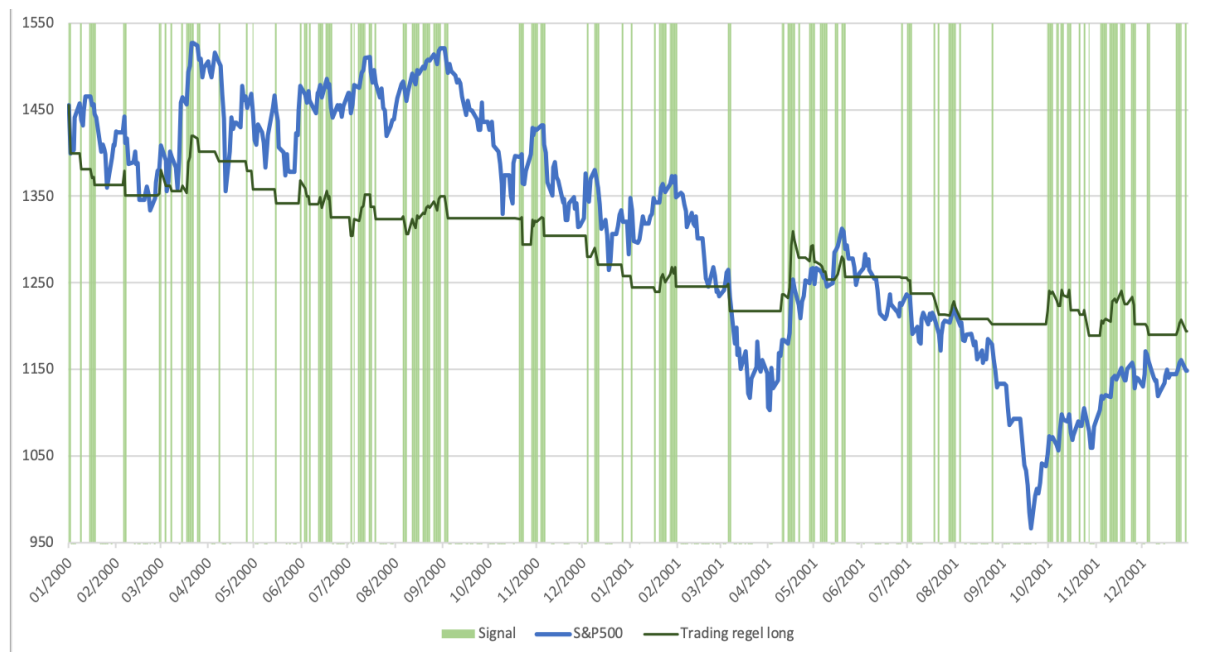
3, die eenzelfde structuur hebben maar andere technische trading regels en combinaties bespreken. Wat in tabel 6 opvalt is dat de sharpe ratio's van de drie indices zeer groot zijn. Dit kan te wijten zijn door de relatief hoge rendementen en het gediversifieerd risico. De individuele aandelen hebben sharpe ratio's kleiner dan 1, wat nog steeds positief is maar niet heel groot. Sharpe ratio's voor de trading regels liggen logischerwijs lager of negatief omwille van het negatief rendement dat channel breakout rules teweegbrengt. De enige trading regel die voornamelijk positieve sharpe ratio's kan leveren, zijn filter rules. Dit ligt in lijn met wat er in tabel 4 en 5 wordt geconcludeerd. Andere trading regels, die positieve returns behalen, halen voornamelijk nog steeds negatieve sharpe ratio's omdat er wordt gekeken naar het excess rendement (i.e. het gemiddelde rendement verminderd met risicovrij rendement). Wat wel opvalt is dat volatiliteit van de trading regels veel lager ligt dan de benchmark. Enkel filter rules hebben een volatiliteit die ongeveer gelijk is aan de benchmark, terwijl de andere individuele trading regels lagere volatiliteit hebben. De combinaties per twee en per drie rapporteren zelfs de laagste volatiliteiten, terwijl de combinatie van alle trading regels ter hoogte van die van de individuele trading regels ligt. De reden hiervoor kan zijn dat de verschillende koop- en verkoopsignalen volatiliteit drukken doordat ze niet altijd in het aandeel zitten. Hierdoor kan het zijn dat ze grote dagverschillen niet mee ervaren wanneer ze geen positie hebben in het aandeel. Rekening houdende met deze volatiliteit kan er uit de tabellen worden afgeleid dat de 95% value at risk een gelijk patroon volgt. Filter rules hebben gelijkaardige worst scenario rendementen als de benchmarks, terwijl de andere technische trading regels en combinaties betere rendementen vertonen. Dit is deels ook logisch omdat het rekening houdt met de volatiliteit.

Vervolgens is er gekeken naar de impact van zowel long als short posities op de volledige rendabiliteit van de trading regels door ze afzonderlijk te beoordelen. Het zou bijvoorbeeld kunnen dat trading regels beter werken op long posities dan short posities. Wat er direct opvalt bij channel breakout rules is dat de short posities voornamelijk negatieve rendementen geven terwijl long posities positieve rendementen leveren. Vergelijk dit met het negatief rendement dat channel breakout rules geeft in tabel 4 en dan kan er worden afgeleid dat deze trading regel exclusief op long posities beter presteert dan wanneer ze beide posities aanneemt. Houd er rekening mee dat dit dagrendementen zijn en de benchmark voor de p-value de buy-and-hold strategie is. Hetzelfde patroon is te zien bij alle andere trading regels en combinaties waar long posities steeds beter presteren dan short posities. Er zijn zelfs significante cijfers te vinden bij channel breakout rules, filter rules, exponential moving averages, combinaties per twee, drie en vier. Wat wel opvallend is dat dit uitsluitend op de tijdreeks van NASDAQ is, wat wijst dat deze index in 95% van de gevallen (5% significantieniveau) met longposities beter rendement behaalt dan de benchmark. Het wijst er dus op dat de short posities de rendabiliteit sterk drukken zoals te zien in tabel 4 en 5.

Figuur 2: S&P500 long posities in bull markt



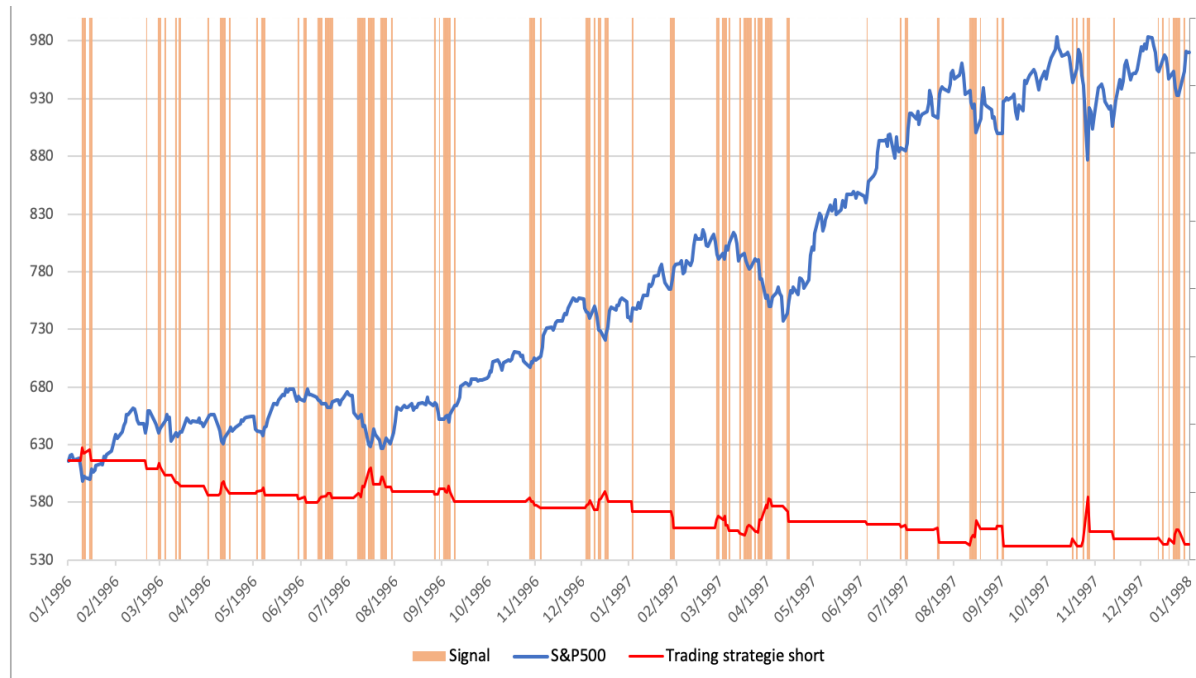
Figuur 3: S&P500 long posities in bear markt



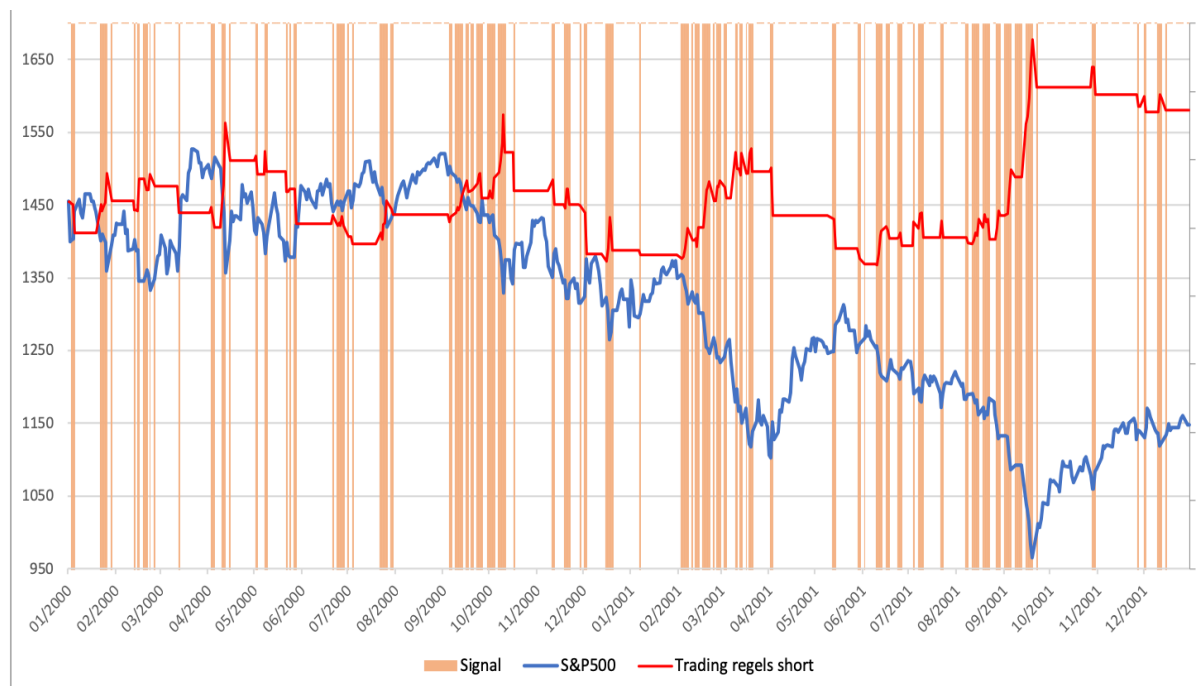
Figuren 2 en 3 geven de koerswaarde van de S&P500 weer samen met de trading strategie gebaseerd op channel breakout regels. De trading strategie houdt uitsluitend rekening met de longposities in beide figuren, dus short posities worden hier buiten beschouwing gehouden om te zien wat het effect van de long posities is. Het signaal, de groene lijnen, geven weer wanneer er een longpositie wordt aangehouden in de S&P500. De trading strategie long geeft een evolutie van deze strategie met een beginwaarde gelijk aan de koerswaarde van de S&P500. In beide figuren is te zien dat de trading regel strategie minder grote fluctuaties vertoont en minder volatiel is dan de benchmark. De strategie kan in de bull markt geen beter rendement behalen dan de benchmark en eindigt op een lager niveau. Toch gaan longposities in een bull markt mee met de trend en blijft de strategie vaak uit de markt wanneer deze daalt. In een bear market behaalt de trading regel strategie ook een lagere eindwaarde en kan dus

niet renderen op de kleine positieve fluctuaties die de S&P500 vertoont. Het is wel duidelijk dat de strategie aanzienlijk minder posities opent in een bear market dan in een bull market.

Figuur 4: S&P500 short posities in bull markt



Figuur 5: S&P500 short posities in bear markt



Figuren 4 en 5 geven dezelfde informatie als figuren 2 en 3 maar dan voor een trading regel strategie die uitsluitend gebruik maakt van short posities. Wat opvalt is dat short posities in een bull markt een lagere eindwaarde opleveren ten opzichte van de benchmark. In de bear markt doet de trading regel strategie het logischerwijs wel beter en kan een hogere eindwaarde leveren dan de benchmark en tegelijk een positieve eindwaarde behalen. De strategie kan enkele keren renderen in sterke dalingen van de benchmark maar een terugkomend fenomeen in zowel de long als shortposities is dat orders

soms een fractie te laat worden geactiveerd en dus tegengesteld rendement opleveren dan wat wordt verwacht. In de trading regel strategie zijn er veel opwaartse rendementen die enkele dagen daarop volledig terug worden verloren. Dit is een grote oorzaak van het slechter rendement van de trading regel strategie ten opzichte van de benchmark, hoewel de strategie ook lagere volatiliteit vertoont. Enkele mogelijke verklaringen voor deze op- en neerwaartse bewegingen kunnen zijn dat de veiligheidsmarge van 5% niet optimaal is of dat de liquidatie van de orders niet optimaal is afgesteld. Verder kunnen de parameterwaarden ook niet volledig optimaal zijn hoewel deze wel in voorgaande literatuur goede performantie hebben getoond. Mogelijks kan het probleem ook liggen aan het feit dat de slotkoersen worden gebruikt. Het order wordt geactiveerd op basis van de slotkoers van de vorige handelsdag waardoor er een vertraging van het order is van één handelsdag op het rendement. Tijdens deze vertraging kan de markt toch een andere richting uitgaan onder invloed van bijvoorbeeld nieuwe informatie waardoor de trading regel strategie zijn momentum verliest.

4.3 Effect van transactiekosten

In dit onderdeel worden de effecten van transactiekosten besproken. Voorgaande literatuur legt veel nadruk op transactiekosten omdat deze vaak de beslissende factor zijn tot de werkelijke winstgevendheid van trading regels. Zo wordt de rendabiliteit sterk gedrukt en tonen de meeste studies aan dat trading regels na transactiekosten geen beter rendement kunnen leveren dan hun benchmark.

Tabel 7: gemiddeld aantal transacties per jaar

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return CBR 1% 10	62	57	58	83	81	82	80
Return CBR 2% 10	35	36	32	65	59	59	58
Return CBR 1% 20	58	50	54	65	65	65	65
Return CBR 2% 20	37	38	35	59	56	56	55
Return FR 0,5%	20	18	19	23	22	23	22
Return FR 1%	21	18	21	24	23	24	24
Return FR 1,5%	24	20	24	25	24	25	24
Return EMA 50	11	10	11	15	14	14	14
Return EMA 100	9	8	8	11	11	11	11
Return EMA 150	7	6	7	9	9	10	9
Return OBV 50	12	7	5	11	12	12	12
Return OBV 100	8	4	3	8	8	9	8
Return OBV 150	6	3	2	7	7	7	7
Return EMA - CBR	24	26	23	41	38	38	37
Return EMA - FR	14	15	14	21	19	20	19
Return EMA - OBV	10	6	4	10	11	11	10
Return CBR - FR	45	42	42	63	60	61	59
Return CBR - OBV	27	21	12	38	37	38	37
Return FR - OBV	20	13	10	21	21	22	21
Return EMA - CBR - FR	43	40	40	54	53	53	52
Return EMA - CBR - OBV	29	26	25	38	37	37	37
Return CBR - OBV - FR	35	35	37	47	45	44	44
Return EMA - OBV - FR	20	17	17	24	23	24	23
Return EMA - CBR - FR - OBV	27	26	34	38	36	36	36

Tabel 7 geeft een overzicht van het gemiddeld aantal transacties dat wordt gemaakt per trading regel en per tijdreeks. Wat opvalt is dat het verschil in aantal gemiddeld transacties tussen exponential moving averages en on-balance volume averages gelijk loopt, maar toch opvallend lager is dan bij channel breakout rules en filter rules. Combinaties variëren in het aantal transactiekosten afhankelijk van de combinatie van trading regels.

Tabel 8: Break-even transactiekost bij abnormaal rendement

	NASDAQ
Return CBR 1% 10	0,008%
Return CBR 2% 10	0,015%
Return CBR 1% 20	0,007%
Return FR 0,5%	0,098%
Return FR 1%	0,131%
Return FR 1,5%	0,135%
Return CBR - FR	0,030%
Return EMA - CBR - FR	0,026%
Return EMA - CBR - FR - OBV	0,085%

In tabel 8 is het abnormaal rendement berekend door het gemiddeld jaarrendement van de benchmark af te trekken van het gemiddeld jaarrendement van de trading regels. Alle negatieve abnormale rendementen zijn vervolgens verwijderd. Alle positieve abnormale rendementen zijn gedeeld door de respectievelijke gemiddelde aantal transacties per jaar zoals in tabel 7. Tabel 8 geeft de break-even transactiekosten mee bij abnormaal rendement. Het is opvallend dat enkel NASDAQ tijdreeks positieve abnormale rendementen levert, steeds bij channel breakout rules en filter rules (individueel en in combinatie). Toch zijn de break-even transactiekosten lager dan wat in realiteit wordt gehanteerd door handelshuizen. In bijlage 4 toont tabel 20 een overzicht van de maximale transactiekosten dat kunnen worden gevraagd bij de huidige rendabiliteit van de trading regels om als investeerder een break-even rendement te behalen. Hier wordt dus niet gewerkt met de abnormale rendementen, maar met de werkelijke jaarlijkse gemiddelde rendementen, en negatieve rendementen zijn uit de tabel verwijderd. In dit onderzoek en in voorgaande literatuur wordt vaak 0,5% als transactiekost gebruikt. Wat opvalt is dat er slechts weinig trading regels dit kunnen vragen om als investeerder een investeringsstrategie met trading regels rendabel te houden. Verder valt het eveneens op dat het voornamelijk bij NASDAQ meer dan 0,5% transactiekosten kan vragen, wat ook in lijn ligt met voorgaande conclusies over NASDAQ. Doordat NASDAQ, en andere tijdreeksen, toch nooit significant betere rendementen dan de benchmark kan leveren, zal dit door de transactiekosten alleen maar minder significant worden.

Table 9: Gemiddeld jaarlijks rendement na transactiekosten (0,5%)

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return CBR 1% 10	-32,9%	-15,8%	-26,1%	-42,2%	-41,2%	-40,4%	-41,0%
Return CBR 2% 10	-17,8%	-5,3%	-12,6%	-34,0%	-30,5%	-29,5%	-29,5%
Return CBR 1% 20	-29,8%	-12,8%	-23,6%	-32,4%	-33,1%	-32,6%	-33,2%
Return CBR 2% 20	-19,9%	-7,4%	-16,0%	-30,2%	-29,5%	-28,7%	-28,5%
Return FR 0,5%	-6,5%	4,7%	-1,7%	-1,9%	-2,9%	-3,0%	-2,8%
Return FR 1%	-7,1%	5,4%	-2,7%	-3,0%	-4,4%	-4,6%	-4,6%
Return FR 1,5%	-9,3%	4,9%	-6,1%	-4,3%	-5,4%	-5,5%	-6,2%
Return EMA 50	-1,5%	6,2%	-1,7%	-4,5%	-5,2%	-5,7%	-5,1%
Return EMA 100	-1,2%	7,1%	0,2%	-2,6%	-3,8%	-5,1%	-3,2%
Return EMA 150	0,3%	6,7%	0,6%	-1,4%	-2,9%	-4,6%	-2,5%
Return OBV 50	-3,8%	3,0%	-2,2%	-0,4%	-3,3%	-5,2%	-4,5%
Return OBV 100	-1,2%	4,2%	-0,3%	0,3%	-1,5%	-3,1%	-2,2%
Return OBV 150	1,6%	6,3%	-0,5%	1,2%	-0,2%	-2,4%	-1,1%
Return EMA - CBR	-10,0%	-4,2%	-8,7%	-19,9%	-18,8%	-18,3%	-18,0%
Return EMA - FR	-3,3%	3,9%	-2,3%	-5,2%	-6,0%	-6,3%	-5,4%
Return EMA - OBV	-0,8%	5,0%	-2,2%	-1,4%	-3,8%	-4,6%	-3,5%
Return CBR - FR	-21,7%	-7,9%	-16,5%	-29,3%	-27,9%	-27,5%	-27,3%
Return CBR - OBV	-10,0%	-2,8%	-6,0%	-17,1%	-17,4%	-18,5%	-17,7%
Return FR - OBV	-5,7%	1,0%	-5,0%	-4,0%	-5,6%	-7,1%	-6,3%
Return EMA - CBR - FR	-19,9%	-6,7%	-14,3%	-23,0%	-23,3%	-23,2%	-22,8%
Return EMA - CBR - OBV	-12,9%	-2,0%	-9,5%	-17,1%	-17,6%	-18,1%	-17,6%
Return CBR - OBV - FR	-16,1%	-6,5%	-12,4%	-19,5%	-19,3%	-19,1%	-18,8%
Return EMA - OBV - FR	-6,6%	3,1%	-4,0%	-6,1%	-6,5%	-7,4%	-6,9%
Return EMA-CBR-FR-OBV	-9,9%	1,4%	-10,0%	-13,7%	-13,5%	-14,3%	-14,3%

Tabel 9 geeft een overzicht van de gemiddelde jaarlijkse rendementen na transactiekosten van 0,5% per trading regel. De vetgedrukte cijfers geven de positieve rendementen weer na transactiekosten en komen overeen met de vetgedrukte cijfers van tabel 20 omdat de transactiewaarde op 0,5% wordt genomen. Dit dient als extra bewijs dat trading regels na transactiekosten moeilijkheden hebben om winstgevend te zijn, laat staan significant beter presteren dan een buy-and-hold strategie en wordt hypothese 2 dus niet aanvaardt.

4.4 Robuustheidsanalyse

In deze sectie worden enkele statistische methoden gebruikt die zowel interne als externe validiteit van dit onderzoek moeten ondersteunen. Allereerst wordt er gekeken naar de signaalkwaliteit per technische trading regel om te bepalen in hoeverre de signalen weldegelijk het vooropgestelde resultaat verwezenlijken. Daarnaast wordt het tijdsinterval van de tijdreeksen in drie sub-periodes opgedeeld om na te gaan of er verschillen zijn doorheen de tijd. Verder worden White's Reality Check bootstrap en Treynor & Mazuy toegepast.

4.4.1 Signaalkwaliteit

In dit onderdeel wordt de signaalkwaliteit besproken door te kijken naar de verwachte richting van de markt door de trading regels en te vergelijken met de werkelijke richting van de markt. Dit wordt

berekend volgens het onderzoek van Shen (2003). Via de som van de proporties kan er statistisch worden nagegaan of de voorspellingen gegenereerd zijn door puur toeval. De nulhypothese stelt dat wanneer de som van de proporties niet voldoende afwijken van 1, de voorspellingen puur door toeval zijn gegenereerd. Het doel voor investeerders is dat deze trading regels juiste voorspellingen maken die niet puur toevallig de juiste richting van de markt voorspellen. De som van de proporties moet dus significant verschillend zijn van 1 zodat de trading regels interessant zijn om te gebruiken. Wanneer de som van de proporties een significante waarde groter (kleiner) dan 1 aanneemt, is de kans dat de voorspellingen correct (incorrect) zijn niet toevallig. Dit wil dus zeggen dat bij significante waarden groter dan 1 de trading regels door investeerders met een bepaalde zekerheid kunnen worden gebruikt om voorspellingen te maken. Bij significante waarden kleiner dan 1 kan er een investeringsstrategie worden opgesteld die het omgekeerde van de voorspellingen gebruikt om de trading regels uit te buiten. In bijlage 5 zijn de tabellen terug te vinden per technische trading regel die het aantal voorspellingen vergelijkt met wat de werkelijke richting van de markt. De signalen zijn gebaseerd op zowel de drie indices als 104 individuele aandelen over een periode van ongeveer 45 jaar. De som van de proporties wordt berekend door de som van de verhouding van het aantal juiste voorspellingen op het totaal aantal signalen te nemen. Het valt op dat de p-values bijna allemaal 1 of heel dicht bij 1 liggen, en dus de som van de proporties niet significant verschillend zijn van 1. Dit wil zeggen dat de nulhypothese wordt aanvaard en dat de juiste voorspellingen puur toevallig gegenereerd worden. Dit ligt ook in lijn met wat voorgaand is geconcludeerd dat de technische trading regels niet consistent significant betere rendementen kan halen dan zowel de buy-and-hold benchmark als de 0% rendement benchmark. De technische trading regels volgen eerder een random walk patroon waarbij voorgaande data geen voorspellingen kan maken over toekomstige data.

4.4.2 Sub-periodes

In dit onderdeel wordt de tijdreeks opgesplitst in drie sub-periodes om na te gaan of er veranderingen zijn doorheen de tijd en er eventueel betere voorspelbaarheid is in bepaalde periodes. De totale dataset strekt uit van 5/12/1975 tot 04/12/2018 en wordt in ongeveer drie gelijke sub-periodes:

- Sub-periode 1: van 05/12/1975 tot 30/03/1990
- Sub-periode 2: van 02/03/1990 tot 02/08/2004
- Sub-periode 3: van 03/08/2004 tot 04/12/2018

Bijlage 6 bevat de grafieken per trading regel of combinaties die de onderverdeling maakt in deze 3 sub-periodes met p-values die gebaseerd zijn op het gemiddeld dagrendement van de buy-and-hold strategie gedurende deze sub-periodes. Uit de tabellen valt direct af te leiden dat voor de meeste trading regels en combinaties periode 1 betere rendementen genereert dan periode 2 en 3. Wat wel opvalt is dat on-balance volume averages en combinaties met on-balance volume averages in periode 1 wel slechter presteren en doorheen de tijd het beter doen. Dit wijst erop dat volume een grotere voorspelbaarheid krijgt doorheen de tijd. Bij exponential moving averages is te zien dat periode 2 steeds de beste rendementen oplevert. Over alle trading regels heen is periode 3 steeds de minst rendabele periode, wat kan wijzen op steeds efficiëntere markten. Verder zijn alle trading regels en combinaties significant beter dan de benchmark voor NASDAQ in periode 1, wat gelijkaardig is aan sectie 3.2.4. Er is duidelijk een evolutie te zien tussen de sub-periodes met dalende significantie. Een mogelijke oorzaak is dat markten steeds efficiënter worden doorheen de jaren, zoals geconcludeerd door Olson (2004), Park & Irwin (2007) en Shynkevich (2017) in voorgaande literatuur. Amerika is momenteel een ontwikkelde economie die wordt verwacht efficiënt te zijn, wat in lijn is met de resultaten van periode 3. Periode 1 toont echter dat de markten minder efficiënt waren door hogere rendementen en bijhorende lagere p-values.

4.4.3 White's reality check bootstrap

In dit onderdeel wordt de White's reality check bootstrap uitgevoerd om voornamelijk een correctie te bieden op het mogelijke data-snooping bias. Omwille van computationele problemen is deze methode enkel toegepast op de drie indices. Er wordt gebruik gemaakt van twee alternatieve maar gelijkaardige scripts in MATLAB en naast elkaar vergeleken.

Table 10: White's reality check bootstrap

	White's Reality Check Bootstrap			
	Methode 1	Methode 2		
	p-value	Max test return	Max bench return	p-value
S&P500	1	0,0445	0,0904	0,998
NASDAQ	0,51	0,1469	0,1209	0,476
NYSE	0,99	0,0773	0,0848	0,926

In tabel 10 zijn de resultaten te vinden van de White's Reality Check Bootstrap methode voor de drie indices. De nulhypothese stelt dat er geen significante outperformance is door de trading strategie in vergelijking met de benchmark. Beide methoden hebben gelijkaardige White p-values, hoewel methode 2 net iets lager zijn. De resultaten geven de p-value weer voor de beste trading strategieën ten opzichte van de benchmark en zijn vrij consistent met de p-values uit sectie 4.2. De nulhypothese wordt voor alle indices aanvaard en NASDAQ heeft ook lagere p-values in lijn met voorgaande resultaten. De max test return geeft de maximale return weer van het beste model en deze ligt hoger voor de NASDAQ ten opzichte van het maximale benchmark rendement. Toch is dit resultaat statistisch niet significant.

4.4.4 Treynor-Mazuy regressie

Als laatste robuustheidsmethode wordt het regressiemodel van Treynor & Mazuy (1966) gebruikt. Dit model is een extensie van het CAPM model waarbij een kwadratische term gamma wordt toegevoegd. Omwille van computationele problemen is deze methode enkel toegepast op de drie indices. Bijlage 7 bevat drie tabellen per index met de Treynor-Mazuy regressiecoëfficiënten en hun respectievelijke p-values. De significante waarden zijn ook gecorrigeerd op heteroscedasticiteit en autocorrelatie met robust standard errors via SPSS. Dit is nodig omdat standard errors onderschat kunnen worden wanneer de observaties niet onafhankelijk van elkaar zijn. Indien hier niet op gecorrigeerd wordt, zal het betrouwbaarheidsinterval van de coëfficiënten kleiner zijn waardoor ze ook grotere significanties tonen.

Om een market timing ability te vertonen moet de gamma coëfficiënt een significant positieve waarde aannemen. Zowel S&P500, NASDAQ als NYSE vertonen voornamelijk niet-significante gamma coëfficiënten. Sommige gamma coëfficiënten nemen wel een significante waarde aan maar zijn negatief waardoor het ook niet gebruikt kan worden om voorspelbaarheid van de markt te bepalen. Wat wel opvallend is, is dat NASDAQ uitsluitend negatieve gamma coëfficiënten vertoont, waaronder zelfs significante waarden, wat niet volledig in lijn ligt met voorgaande resultaten. NASDAQ vertoont volgens andere statistische testen de tijdreeks met de beste mogelijkheden voor positief rendement als market timing strategie.

5 Conclusie

Dit onderzoek heeft als doel empirisch bewijs te leveren over de performantie van een investeringsstrategie via technische trading regels. In het verleden is er reeds diepgaand onderzoek gedaan naar dit onderwerp en stelde gemengde resultaten vast. Er kan geen consistent bewijs voorgelegd worden dat de zwakke vorm van de EMH al dan niet aanvaardt. Dit onderzoek heeft dus als doel om te bepalen of een investeringsstrategie op basis van technische trading regels significant meer abnormaal rendement kan opleveren dan een buy-and-hold strategie en dus de EMH niet aanvaardt. Als contributie tot voorgaande literatuur wordt er in dit onderzoek gebruik gemaakt van combinaties van technische trading regels, in plaats van één enkele technische indicator. Elke mogelijke combinatie wordt onderzocht om zo inzicht te krijgen in de combinaties die de performantie optimaliseren. Daarnaast wordt volume als belangrijke variabele gebruikt, die nog maar weinig is onderzocht in voorgaande studies. Volume heeft een informatieve functie, die de kwaliteit van de prijs-gebaseerde regels bepaald. Hierdoor wordt er verwacht dat combinaties van prijs- en volumeregels betere performanties kunnen voorleggen.

De centrale onderzoeksvraag van dit onderzoek stelt in vraag of technische trading regels significant meer abnormaal rendement kan opleveren dan een buy-and-hold strategie. Aan de hand van een two-sample t-test wordt geconcludeerd dat in geen geval noch individuele trading regels als combinaties van trading regels significant betere resultaten kan halen dan de benchmark. Bovendien heeft deze strategie zelfs moeilijkheden om significant positieve resultaten te behalen. Er kan eveneens geen bewijs worden voorgelegd dat combinaties van trading regels beter presteren dan individuele regels. In dit onderzoek komt de filter rule als beste presteerder. Verder presteert deze in combinatie met on-balance volume averages en exponential moving averages ook sterk, maar niet consistent beter dan de filter rule op zich. Hypothese 1 kan dus niet worden aanvaard.

Een opvallend resultaat is dat de index NASDAQ steeds beter presteert dan andere indices en individuele aandelen. Deze index wordt gekenmerkt met een hoger gemiddeld jaarlijks rendement en hoger risico in vergelijking met de andere indices. Dit kan erop wijzen dat deze index minder efficiënt is volgens de efficiënte markthypothese. Ze vertoont ongeveer een even groot gemiddeld jaarlijks rendement als de individuele aandelen, maar met bijna de helft risico. Verdere analyse toont zelfs dat wanneer uitsluitend long posities worden gebruikt bij trading regels, NASDAQ significant beter presteert dan de benchmark. Long posities presteren voor alle tijdreeksen ook beter dan long en short posities samen. Trading regels hebben consistent slechtere performantie bij short posities, waar veel tijdreeksen negatieve rendementen ervaren. Transactiekosten hebben een grote invloed op de performantie van de trading regels. De meeste trading regels geven na aftrek van 0,5% transactiekosten geen positieve rendementen meer. Enkel NASDAQ vertoont voor de meeste trading regels een positief rendement, maar dit is ook niet significant beter dan de benchmark. Hypothese 2 kan dus niet worden aanvaard.

Bovenstaande resultaten worden verder ondersteund door verschillende robuustheidsanalyses. De signaalkwaliteit van de trading regels stelt dat juiste voorspellingen puur toevallig gegenereerd worden en dus niet consistent de markt kunnen voorspellen. Aan de hand van de White's reality check bootstrapping methode zijn gelijkaardige resultaten bekomen voor de drie indices. Het regressiemodel van Treynor & Mazuy toont ook aan dat de drie indices geen voorspellende market timing ability hebben en dat NASDAQ zelfs slechter presteert dan de NYSE en S&P500. Als laatste kan er via de sub-periodes geconcludeerd worden dat de performantie van de trading regels in dalende lijn gaat doorheen de tijd. Dit is consistent met voorgaande literatuur, waar is vastgesteld dat markten efficiënter worden. In sub-periode 1 ligt de significantie van alle tijdreeksen en trading regels consistent lager en voor NASDAQ is deze zelfs significant. De significantie stijgt wel doorheen de sub-periodes. Dit kan wijzen op het feit dat Amerika al enige tijd efficiëntere markten heeft. Dit concludeert algemeen dat de centrale onderzoeksvraag niet kan worden aanvaard en een investeringsstrategie via technische trading regels

op Amerikaanse aandelen geen abnormaal significante rendementen kan opleveren dan een buy-and-hold strategie.

Beperkingen van dit onderzoek en mogelijkheden voor verder onderzoek

In dit onderdeel worden de beperkingen en moeilijkheden van dit onderzoek besproken die toekomstige onderzoeken in rekening kunnen brengen. Allereerst is er gebruik gemaakt van drie indices en 104 individuele aandelen waar data voor aanwezig was. Het gebruik van 107 tijdreeksen met dagelijkse rendementen gedurende 45 jaar zorgt voor verschillende moeilijkheden bij de uitwerking van verschillende analyses. Ten eerste is Excel niet de optimale keuze voor die grote dataset, terwijl efficiëntie belangrijk wordt om grote hoeveelheden te verwerken. Mogelijke oplossingen zijn het gebruik van programma's zoals R studio en MATLAB waar aan de hand van een geschreven script de data snel kan worden geanalyseerd. Een volgende beperking is dat de parameterwaarden vrij beperkt zijn. Dit heeft ook te maken met de tijds- en computationele limieten van dit onderzoek. Meer parameterwaarden zorgen voor een beter beeld van het gehele universum aan trading regels en welke beter presteren. Dit probleem kan eveneens efficiënter worden opgelost met andere software applicaties. Verder heeft dit onderzoek enkele assumpties vooropgesteld waaronder het niet in rekening brengen van inflatie, wisselkoersen en dividenden, die in realiteit wel een invloed hebben op de investeringsperformantie. Tot slot wordt er ook steeds gebruik gemaakt van de slotkoersen die het koop- of verkoopsignaal aangeven. Het rendement van dit signaal wordt dus pas vastgelegd op de volgende handelsdag, waardoor dit in realiteit niet volledig accuraat is. Het signaal doet zich echter voor op het einde van de handelsdag, waardoor er in realiteit niet meer kan worden aangekocht (als after-hour trading buiten beschouwing wordt gelaten). Er zou gebruik kunnen gemaakt worden van intra-dag data om dit probleem beter te omzeilen.

Referentielijst

- Alexander, S.S., 1961. Price movements in speculative markets: trends or random walks. *Industrial Management Review*, 2: 7–26.
- Ahmet, T., & McManus, G., 2001. Evaluating a stock market timing strategy: the case of RTE Asset management. *Financial services review*, 10: 173-186.
- Antoniou, A., Ergul, N., Holmes, P., & Priestley, R., 1997. Technical analysis, trading volume and market efficiency: evidence from an emerging market, *Applied Financial Economics*, 7(4): 361-365.
- Audrius, D., & Svetlanda, S., 2010. EMA versus SMA usage to forecast stock markets: the case of S&P 500 and OMX baltic benchmark. *Business: theory and practice*, 11(3): 248-255.
- Bessembinder, H. and Chan, K. 1995. The profitability of technical trading rules in the Asian stock markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 3: 257–284.
- Bettman, J. L., Stephen, J. S. & Schultz, E. L. 2009. Fundamental and technical analysis: substitutes or complements? *Accounting & finance*, 49(1): 21-36.
- Blume, L., David, E., & Maureen, O. 1994. Market statistics and technical analysis: the role of volume. *The Journal of Finance*, 49(1): 153-181.
- Bodie, Z., Kane, A., & Marcus, A. J. 2014. *Investments*. Berkshire: McGraw-Hill Education.
- Chang, Y., Chan, C., & Chiang, Y. 2014. Volume information and the profitability of technical trading. *Asia-Pacific Journal of financial studies*, 43: 249-272.
- Christopher, J. N., Paul, A. W., & Joshua, M. U. 2009. The adaptive markets hypothesis: evidence from the foreign exchange market. *Journal of financial and quantitative analysis*, 44(2): 467-488.
- Coutts, J.A., & Cheung, K. 2000. Trading rules and stock returns: some preliminary short run evidence from the Hang Seng 1985–1997. *Applied Financial Economics*, 10: 579–586.
- Dimitris N. Politis & Joseph P. Romano (1994) The Stationary Bootstrap. *Journal of the American Statistical Association*, 89:428, 1303-1313.
- Eddie, C.M.H., & Kevin Chan K.K. 2014. Can we still beat “buy-and-hold” for individual stocks? *Physica A*, 410: 513-534.
- Faber, M.T. 2007. A quantitative approach to tactical asset allocation. *Journal of Wealth Management*, 9(4): 69-79.
- Fama, E., & Blume, M. 1966. Filter rules and stock-market trading. *The journal of business*, 39(1): 226-241
- Fama, E.F. 1965. Random walks in stock market prices. *Financial Analysts Journal*, 21(5): 55-59.
- Fama, E.F. 1970. Efficient Capital Markets: A review of Theory and Empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2): 383-417.

Gebka, B., Hudson, R. S., & Atanasova, C. V. (2015). The benefits of combining seasonal anomalies and technical trading rules. **Finance Research Letters**, 14: 36-44.

George Bishop W. 1960. **Charles H. Dow and the dow theory**. Appleton-Century-Crofts.

Ghazani, M. M., & Araghi, M. K. 2014. Evaluation of the adaptive market hypothesis as an evolutionary perspective on market efficiency: Evidence from the Tehran stock exchange. **Research in International Business and Finance**, 32: 50–59.

Goodacre, A., Boshier, A., & Dove, A. 1999. Testing the CRISMA trading system: evidence from the UK market. **Applied Financial Economics**, 9(5): 455-468.

Granville, J. 1963. **Granville's New Key to Stock Market Profits**. Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.

Grossman, S.J., & Stiglitz, J.E. 1980. On the impossibility of informationally efficient markets. **The American Economic Review**, 70(3): 393-408.

Hao, Y., Gilbert, V.N., Gan, C., & Lee, J. Y. 2013. Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: recent evidence from southeast asian stock markets. **International review of economics and finance**. 25: 356-371.

Ito, M., Noda, A., & Wada, T. (2016). The evolution of stock market efficiency in the US: A non-Bayesian time-varying model approach. **Applied Economics**, 48(7): 621.

Jensen, M.C., & Benington, G.A. 1970. Random walks and technical theories: Some additional evidence. **Journal of Finance**, 25(2): 469-482.

Karpoff, J.M. 1987. The relationship between price changes and trading volume: a survey. **The journal of financial and quantitative analysis**, 22(1): 109-126.

LeBaron, B. 1999. Technical trading rule profitability and foreign exchange intervention. **Journal of International Economics**, 49: 125–143.

Lento, C., & Gradojevic, N. 2007. The profitability of technical trading rules: A combined signal approach. **Journal of Applied business Research**, 23: 13-28.

Lento, C. 2008. A combined signal approach to technical analysis on the S&P 500. **Journal of Business & Economics Research**, 6(8).

Lento, C. 2009. The combined signal approach to technical analysis: a review and commentary. **SSRN Electronic journal**.

Lim, K.P., Luo, W.L., & Kim, J.H. 2013. Are US stock index returns predictable? Evidence from automatic autocorrelation-based tests. **Applied Economics**, 45(8): 953–962.

Lo, A.W. 2004. The adaptive markets hypothesis. **Journal of Portfolio Management**, 30: 15–29.

Lo, A.W. 2005. Reconciling efficient markets with behavioural finance: The adaptive markets hypothesis. **Journal of Investment Consulting**, 7: 21–44.

Manahov, V., & Hudson, R. 2014. A note on the relationship between market efficiency and adaptability – New evidence from artificial stock markets. **Expert Systems with Applications**, 41(16): 7436–7454.

Martin, J.P. 2014. **Technical analysis explained**, (5^e editie). McGrawHill education.

- Mills, T.C. 1997. Technical analysis and the London Stock Exchange: testing trading rules using the FT30. *International Journal of Finance and Economics*, 2: 319–331.
- Olson, D. 2004. Have trading rule profits in the currency markets declined over time? *Journal of Banking and Finance*, 28: 85–105.
- Park, C.-H., & Irwin, S. H. 2007. What do we know about the profitability of technical analysis. *Journal of Economic Surveys*, 21(4): 786-826.
- Pruitt, S.W. & White, R.E. 1988. The CRISMA trading system: who says technical analysis can't beat the market? *Journal of Portfolio Management*, 15: 55–58.
- Pruitt, S.W., Tse, M.K.S., & White, R.E. 1992. The CRISMA trading system: the next five years. *Journal of Portfolio Management*, 19: 22–25.
- Raj, M., & Thurston, D. 1996. Effectiveness of simple technical trading rules in the Hong Kong futures markets. *Applied Economics Letters*, 3: 33–36.
- Sharpe, W., Alexander, G.J., & Bailey, J. 1990. *Investments* (4^e editie). Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.
- Shleifer, A., & Vishny, R.W. 1997. The limits of arbitrage. *The journal of finance*. 52(1): 35-55.
- Sullivan, R., Timmermann, A., & White, H. 1999. Data-snooping, Technical trading rule performance and the bootstrap. *The Journal of Finance*, 54(5): 1647-1691.
- Shen, P. (2003). Market timing strategies that worked. *Journal of Portfolio management*, 29(2), 57-68.
- Shynkevich, A. 2016. Predictability in bond returns using technical trading rules. *Journal of banking and finance*, 70: 55-69.
- Shynkevich, A. 2017. Return predictability in emerging equity market sectors. *Applied Economics*, 49(5): 433-445.
- Taylor, S.J. 1994. Trading futures using a channel rule: a study of the predictive power of technical analysis with currency examples. *Journal of futures markets*, 14(2): 215-235.
- Taylor, S.J. 2000. Stock index and price dynamics in the UK and the US: new evidence from a trading rule and statistical analysis. *European Journal of Finance*, 6: 39–69.
- Treynor J. and K. Mazuy. (1966). Can Mutual Funds Outguess the Market? *Haward Business Review*, 44: 131-136.
- William, M.M. 2008. Technical analysis: the interface of rational and irrational decision making. *The business review, Cambridge*, 11(2).
- Yamamoto, R. 2012. Intraday technical analysis of individual stocks on the Tokyo Stock Exchange. *Journal of banking & Finance*, 36(11): 3033-3047.
- Zakamulin, V. 2014. The real-life performance of market timing with moving average and time-series momentum rules. *Journal of asset management*, 15(4): 261-278.

Bijlage 1

Tabel 11: samenvatting performantie individuele trading regels ten opzichte van 0% benchmark

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return CBR 1% 10	-2,04%	12,54%	2,89%	-0,49%	-0,67%	0,33%	-0,88%
p value	0,720	0,214	0,415	0,509	0,506	0,500	0,521
Return CBR 2% 10	-0,44%	12,62%	3,42%	-1,28%	-0,99%	0,12%	-0,74%
p value	0,545	0,235	0,409	0,515	0,511	0,502	0,515
Return CBR 1% 20	-0,99%	12,43%	3,52%	-0,04%	-0,81%	-0,08%	-0,98%
p value	0,625	0,188	0,384	0,503	0,514	0,506	0,528
Return CBR 2% 20	-1,46%	11,44%	1,30%	-0,61%	-1,47%	-0,68%	-1,13%
p value	0,656	0,238	0,462	0,510	0,522	0,516	0,526
Return FR 0,5%	3,38%	13,90%	7,75%	9,64%	8,31%	8,44%	8,27%
p value	0,209	0,239	0,314	0,390	0,390	0,390	0,389
Return FR 1%	3,58%	14,46%	7,57%	8,99%	7,32%	7,45%	7,14%
p value	0,196	0,230	0,318	0,399	0,403	0,404	0,404
Return FR 1,5%	2,74%	14,74%	5,67%	7,99%	6,68%	6,77%	5,88%
p value	0,256	0,226	0,361	0,410	0,414	0,415	0,423
Return EMA 50	3,92%	11,29%	3,75%	2,97%	2,00%	1,49%	1,92%
p value	0,123	0,251	0,388	0,462	0,473	0,479	0,476
Return EMA 100	3,18%	10,97%	4,44%	3,17%	1,83%	0,59%	2,25%
p value	0,188	0,270	0,374	0,462	0,477	0,492	0,474
Return EMA 150	3,79%	9,90%	4,07%	3,32%	1,70%	0,22%	2,10%
p value	0,153	0,293	0,387	0,461	0,478	0,496	0,475
Return OBV 50	2,02%	6,26%	0,12%	5,18%	2,62%	0,97%	1,49%
p value	0,274	0,327	0,495	0,432	0,462	0,482	0,481
Return OBV 100	2,69%	6,28%	1,23%	4,33%	2,61%	1,21%	1,95%
p value	0,232	0,342	0,456	0,443	0,466	0,481	0,475
Return OBV 150	4,51%	7,66%	0,68%	4,54%	3,08%	1,22%	2,26%
p value	0,118	0,324	0,476	0,443	0,458	0,479	0,467

Tabel 12: samenvatting performantie combinatie trading regels ten opzichte van 0% benchmark

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return EMA - CBR	2,08%	8,75%	2,69%	0,85%	0,19%	0,68%	0,49%
p value	0,231	0,256	0,404	0,483	0,494	0,489	0,496
Return EMA - FR	3,69%	11,20%	4,54%	5,37%	3,56%	3,47%	3,95%
p value	0,110	0,218	0,347	0,420	0,439	0,440	0,432
Return EMA - OBV	3,92%	8,22%	0,00%	3,78%	1,48%	0,78%	1,76%
p value	0,082	0,273	0,500	0,444	0,476	0,485	0,471
Return CBR - FR	0,80%	13,37%	4,74%	2,27%	2,23%	2,88%	2,34%
p value	0,407	0,189	0,357	0,462	0,456	0,450	0,459
Return CBR - OBV	3,54%	7,49%	-0,16%	1,93%	1,11%	0,63%	0,86%
p value	0,094	0,254	0,508	0,461	0,475	0,486	0,484
Return FR - OBV	4,14%	7,41%	-0,16%	6,33%	4,76%	3,89%	4,28%
p value	0,093	0,300	0,507	0,401	0,416	0,428	0,420
Return EMA - CBR - FR	1,54%	13,11%	5,87%	4,06%	3,25%	3,53%	3,37%
p value	0,323	0,195	0,324	0,442	0,444	0,443	0,446
Return EMA - CBR - OBV	1,70%	10,77%	2,78%	1,96%	0,88%	0,49%	0,89%
p value	0,287	0,227	0,409	0,473	0,485	0,494	0,491
Return CBR - OBV - FR	1,37%	11,17%	6,22%	3,96%	3,07%	3,12%	3,08%
p value	0,329	0,224	0,309	0,439	0,444	0,446	0,445
Return EMA - OBV - FR	3,53%	11,54%	4,42%	5,87%	5,11%	4,54%	4,82%
p value	0,138	0,221	0,358	0,411	0,415	0,422	0,417
Return EMA - CBR - FR - OBV	3,40%	14,29%	7,02%	5,13%	4,42%	3,79%	3,61%
p value	0,161	0,186	0,295	0,427	0,431	0,439	0,444

Bijlage 2

Tabel 13: samenvatting performantie combinatie van trading regels met signaalgrootte >2

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return Benchmark	9,05%	12,09%	8,48%	13,50%	11,24%	10,44%	11,40%
Return EMA-CBR-FR 3r	1,88%	8,54%	3,52%	1,84%	0,91%	1,23%	1,56%
p value	0,986	0,823	0,942	0,900	0,905	0,905	0,925
Return EMA-CBR-OBV 3r	3,04%	5,29%	-0,65%	1,77%	0,48%	0,35%	0,75%
p value	0,971	0,963	0,997	0,916	0,927	0,925	0,940
Return CBR-OBV-FR 3r	2,91%	6,76%	-0,53%	2,38%	1,70%	1,54%	1,61%
p value	0,973	0,922	0,997	0,901	0,904	0,898	0,925
Return EMA-FR-OBV 3r	3,41%	7,06%	0,23%	5,11%	2,62%	2,48%	3,15%
p value	0,962	0,902	0,994	0,851	0,896	0,885	0,895
Return 4 trading regels 3r	1,69%	9,78%	3,98%	3,54%	2,18%	2,28%	2,57%
p value	0,989	0,728	0,923	0,864	0,883	0,875	0,900
Return 4 trading regels 4r	2,54%	4,91%	-0,61%	2,14%	0,86%	0,92%	1,39%
p value	0,981	0,972	0,998	0,913	0,925	0,916	0,931

Bijlage 3

Tabel 14: performantie-analyse filter rules

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio benchmark	31,10	95,80	25,22	0,78	0,83	0,77	0,93
Volatility benchmark	0,17%	3,84%	2,56%	13,16%	9,14%	8,77%	8,80%
95% VAR benchmark	-1,56%	-1,96%	-1,50%	-3,14%	-2,63%	-2,64%	-2,59%
Sharpe ratio FR 0,5%	-5,72	2,48	1,32	0,43	0,41	0,38	0,40
Volatility	0,17%	3,85%	2,56%	13,16%	9,15%	8,77%	8,81%
95% VAR	-1,58%	-1,96%	-1,48%	-3,16%	-2,65%	-2,65%	-2,60%
Return long	0,027%	0,058%	0,036%	0,051%	0,043%	0,042%	0,044%
p-value long	73,82%	8,97%	50,77%	35,04%	42,29%	44,20%	43,32%
Return short	-0,102%	0,035%	-0,009%	-0,062%	-0,047%	-0,030%	-0,051%
p-value short	99,88%	50,62%	85,23%	76,14%	77,32%	76,27%	80,58%
Sharpe ratio FR 1%	-4,56	2,62	1,25	0,35	0,29	0,24	0,24
Volatility	0,17%	3,84%	2,56%	13,16%	9,15%	8,77%	8,81%
95% VAR	-1,57%	-1,95%	-1,47%	-3,17%	-2,65%	-2,65%	-2,60%
Return long	0,029%	0,062%	0,038%	0,052%	0,043%	0,041%	0,043%
p-value long	68,23%	5,69%	45,11%	35,12%	43,17%	44,85%	44,21%
Return short	-0,065%	0,034%	-0,008%	-0,058%	-0,050%	-0,035%	-0,053%
p-value short	99,84%	52,41%	91,31%	78,34%	81,73%	81,56%	86,92%
Sharpe ratio FR 1,5%	-9,43	2,70	0,51	0,27	0,17	0,11	0,04
Volatility	0,17%	3,84%	2,56%	13,16%	9,15%	8,77%	8,81%
95% VAR	-1,57%	-1,92%	-1,47%	-3,17%	-2,65%	-2,66%	-2,61%
Return long	0,030%	0,066%	0,036%	0,051%	0,043%	0,042%	0,042%
p-value long	66,63%	3,55%	50,90%	35,71%	43,58%	44,89%	45,64%
Return short	-0,060%	0,029%	-0,024%	-0,059%	-0,047%	-0,034%	-0,055%
p-value short	99,95%	57,53%	98,55%	81,07%	82,70%	83,28%	90,61%

Tabel 15: performantie-analyse exponential moving averages

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio EMA 50	-4,02	2,44	-0,36	-0,26	-0,57	-0,69	-0,77
Volatility	0,11%	2,83%	1,73%	10,32%	6,89%	6,56%	6,56%
95% VAR	-1,19%	-1,49%	-1,15%	-2,85%	-2,30%	-2,32%	-2,26%
Return long	0,030%	0,070%	0,029%	0,046%	0,031%	0,028%	0,034%
p-value long	68,59%	1,63%	69,76%	43,64%	57,80%	61,55%	57,50%
Return short	-0,128%	-0,025%	-0,131%	-0,105%	-0,113%	-0,117%	-0,156%
p-value short	85,43%	72,31%	87,46%	86,48%	89,03%	91,07%	94,40%
Sharpe ratio EMA 100	-9,32	2,06	0,03	-0,22	-0,55	-0,72	-0,65
Volatility	0,13%	3,21%	1,92%	11,22%	7,59%	7,16%	7,24%
95% VAR	-1,35%	-1,67%	-1,27%	-3,01%	-2,44%	-2,46%	-2,40%

Return long	0,031%	0,066%	0,031%	0,049%	0,034%	0,027%	0,037%
p-value long	64,19%	3,11%	66,66%	40,55%	55,28%	62,37%	55,40%
Return short	-0,146%	-0,017%	-0,054%	-0,083%	-0,091%	-0,092%	-0,105%
p-value short	98,26%	77,42%	86,27%	91,53%	92,89%	93,54%	94,16%
Sharpe ratio EMA 150	-4,30	1,67	-0,15	-0,19	-0,52	-0,70	-0,60
Volatility	0,14%	3,32%	2,02%	11,66%	7,88%	7,44%	7,56%
95% VAR	-1,41%	-1,72%	-1,33%	-3,07%	-2,51%	-2,52%	-2,46%
Return long	0,032%	0,060%	0,031%	0,050%	0,035%	0,027%	0,036%
p-value long	62,06%	6,79%	64,68%	38,83%	53,07%	62,46%	55,05%
Return short	-0,093%	-0,028%	-0,073%	-0,075%	-0,089%	-0,088%	-0,091%
p-value short	97,28%	84,35%	94,63%	91,18%	94,44%	94,78%	94,34%

Tabel 16: performantie-analyse on-balance volume averages

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio OBV 50	-20,93	0,96	-3,64	0,00	-0,45	-0,61	-0,74
Volatility	0,11%	1,96%	1,17%	9,28%	6,53%	6,53%	6,38%
95% VAR	-1,27%	-1,31%	-0,84%	-2,70%	-2,27%	-2,34%	-2,29%
Return long	0,022%	0,051%	0,001%	0,054%	0,033%	0,028%	0,033%
p-value long	84,44%	20,03%	96,25%	36,36%	55,73%	60,21%	58,73%
Return short	-0,083%	-0,185%	0,003%	-0,106%	-0,077%	-0,082%	-0,095%
p-value short	98,59%	89,15%	64,73%	89,29%	90,46%	94,46%	96,16%
Sharpe ratio OBV 100	-12,54	0,81	-2,56	-0,04	-0,45	-0,56	-0,61
Volatility	0,13%	2,36%	1,23%	10,15%	7,11%	7,05%	6,94%
95% VAR	-1,39%	-1,47%	-0,89%	-2,85%	-2,39%	-2,44%	-2,38%
Return long	0,023%	0,050%	0,018%	0,049%	0,035%	0,032%	0,036%
p-value long	82,09%	22,38%	83,11%	38,76%	54,98%	56,51%	56,10%
Return short	-0,067%	-0,198%	-0,012%	-0,075%	-0,081%	-0,075%	-0,085%
p-value short	97,68%	94,87%	72,70%	89,45%	92,00%	95,42%	94,89%
Sharpe ratio OBV 150	0,93	1,16	-2,95	-0,03	-0,32	-0,51	-0,46
Volatility	0,15%	2,83%	1,25%	10,67%	7,53%	7,31%	7,18%
95% VAR	-1,44%	-1,58%	-0,94%	-2,91%	-2,45%	-2,49%	-2,43%
Return long	0,028%	0,050%	0,015%	0,050%	0,037%	0,030%	0,036%
p-value long	70,84%	21,68%	88,17%	37,66%	51,70%	59,00%	53,71%
Return short	-0,035%	-0,052%	-0,029%	-0,076%	-0,072%	-0,065%	-0,073%
p-value short	93,04%	72,54%	81,51%	89,03%	91,55%	94,92%	95,23%

Tabel 17: performantie-analyse combinatie van 2 trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio EMA - CBR	-28,73	2,46	-1,38	-0,84	-1,31	-1,38	-1,63
Volatility	0,08%	1,78%	1,22%	5,21%	3,87%	3,51%	3,54%
95% VAR	-0,99%	-1,09%	-0,97%	-1,93%	-1,66%	-1,66%	-1,64%
Return long	0,020%	0,067%	0,025%	0,035%	0,020%	0,020%	0,027%

p-value long	88,78%	2,42%	81,14%	54,22%	62,62%	66,76%	64,35%
Return short	-0,171%	-0,067%	-0,186%	-0,117%	-0,140%	-0,104%	-0,178%
p-value short	81,58%	75,81%	84,96%	75,81%	81,81%	79,69%	89,15%
Sharpe ratio EMA - FR	-7,58	3,30	0,13	0,04	-0,35	-0,41	-0,41
Volatility	0,09%	2,07%	1,33%	7,38%	5,04%	4,85%	4,81%
95% VAR	-1,10%	-1,28%	-1,05%	-2,42%	-2,00%	-2,03%	-1,98%
Return long	0,029%	0,075%	0,030%	0,047%	0,033%	0,029%	0,033%
p-value long	70,17%	0,83%	69,26%	43,01%	56,38%	60,82%	58,03%
Return short	-0,355%	-0,154%	-0,092%	-0,107%	-0,127%	-0,107%	-0,142%
p-value short	90,30%	83,08%	66,73%	69,30%	75,13%	71,97%	74,95%
Sharpe ratio EMA - OBV	-5,66	2,07	-5,62	-0,25	-0,91	-1,02	-0,98
Volatility	0,08%	1,86%	0,78%	7,18%	4,92%	4,71%	4,60%
95% VAR	-1,02%	-1,12%	-0,52%	-2,29%	-1,90%	-1,95%	-1,87%
Return long	0,030%	0,066%	0,015%	0,052%	0,025%	0,026%	0,031%
p-value long	67,88%	4,36%	87,47%	40,33%	63,17%	62,22%	58,45%
Return short	-0,089%	-0,003%	-0,230%	-0,129%	-0,132%	-0,151%	-0,177%
p-value short	70,66%	56,04%	86,76%	82,02%	83,63%	90,34%	89,47%
Sharpe ratio CBR - FR	-31,27	3,91	0,22	-0,37	-0,49	-0,48	-0,66
Volatility	0,11%	2,30%	1,68%	6,65%	4,86%	4,66%	4,69%
95% VAR	-1,30%	-1,36%	-1,20%	-2,27%	-1,98%	-1,97%	-1,96%
Return long	0,020%	0,075%	0,030%	0,033%	0,026%	0,031%	0,030%
p-value long	87,74%	0,68%	69,55%	53,07%	56,70%	57,50%	59,05%
Return short	-0,117%	0,030%	-0,022%	-0,064%	-0,048%	-0,033%	-0,052%
p-value short	99,89%	54,48%	87,95%	76,19%	77,09%	75,95%	79,72%
Sharpe ratio CBR - OBV	-11,59	2,43	-7,03	-0,71	-1,17	-1,39	-1,50
Volatility	0,07%	1,28%	0,65%	4,22%	3,31%	3,14%	3,06%
95% VAR	-1,01%	-0,92%	-0,55%	-1,72%	-1,55%	-1,59%	-1,55%
Return long	0,022%	0,071%	-0,003%	0,040%	0,020%	0,026%	0,024%
p-value long	84,86%	1,93%	98,71%	48,88%	60,51%	60,92%	63,05%
Return short	0,042%	-0,221%	0,000%	-0,090%	-0,044%	-0,067%	-0,075%
p-value short	47,22%	82,74%	61,53%	76,06%	74,43%	84,08%	84,04%
Sharpe ratio FR - OBV	-2,42	1,53	-6,00	0,24	-0,10	-0,26	-0,23
Volatility	0,10%	1,99%	0,76%	6,86%	4,79%	4,48%	4,40%
95% VAR	-1,21%	-1,35%	-0,65%	-2,33%	-1,97%	-1,97%	-1,92%
Return long	0,026%	0,061%	0,004%	0,051%	0,035%	0,032%	0,034%
p-value long	76,97%	7,74%	96,04%	37,88%	53,91%	56,61%	56,21%
Return short	-0,047%	-0,701%	-0,133%	-0,098%	-0,024%	-0,049%	-0,068%
p-value short	78,24%	98,11%	80,15%	65,66%	65,20%	71,71%	68,95%

Tabel 18: performantie-analyse combinatie van 3 trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe EMA-CBR-FR	-25,12	3,75	0,90	-0,14	-0,30	-0,37	-0,46
Volatility	0,11%	2,33%	1,66%	7,71%	5,43%	5,20%	5,22%
95% VAR	-1,29%	-1,40%	-1,19%	-2,47%	-2,10%	-2,10%	-2,08%
Return long	0,023%	0,074%	0,034%	0,044%	0,033%	0,032%	0,033%
p-value long	84,16%	0,82%	56,79%	47,16%	55,90%	57,00%	56,00%
Return short	-0,114%	0,019%	-0,010%	-0,070%	-0,057%	-0,037%	-0,052%
p-value short	99,73%	60,80%	80,38%	77,00%	77,93%	76,18%	78,91%
Sharpe EMA-CBR-OBV	-28,97	3,10	-1,09	-0,54	-0,90	-1,08	-1,15
Volatility	0,09%	2,06%	1,46%	7,35%	5,19%	4,91%	4,92%
95% VAR	-1,12%	-1,26%	-1,06%	-2,36%	-1,97%	-2,00%	-1,95%
Return long	0,017%	0,071%	0,025%	0,043%	0,024%	0,026%	0,028%
p-value long	92,46%	1,49%	81,25%	48,95%	63,13%	62,88%	61,42%
Return short	-0,080%	-0,021%	-0,094%	-0,093%	-0,076%	-0,084%	-0,102%
p-value short	90,93%	67,39%	85,30%	83,72%	83,43%	90,96%	90,19%
Sharpe CBR-OBV-FR	-31,40	3,13	1,19	-0,20	-0,44	-0,59	-0,61
Volatility	0,10%	2,17%	1,55%	6,83%	4,75%	4,38%	4,40%
95% VAR	-1,19%	-1,39%	-1,13%	-2,31%	-1,95%	-1,91%	-1,89%
Return long	0,019%	0,064%	0,034%	0,042%	0,028%	0,031%	0,031%
p-value long	89,13%	3,93%	57,57%	48,91%	60,59%	57,51%	59,56%
Return short	-0,183%	-0,008%	0,021%	-0,076%	-0,038%	-0,049%	-0,052%
p-value short	99,65%	70,54%	60,08%	72,24%	69,28%	75,61%	72,63%
Sharpe EMA-OBV-FR	-8,06	3,19	0,03	0,18	-0,03	-0,17	-0,14
Volatility	0,10%	2,24%	1,47%	7,52%	5,28%	4,97%	4,98%
95% VAR	-1,26%	-1,46%	-1,12%	-2,48%	-2,09%	-2,08%	-2,03%
Return long	0,025%	0,070%	0,025%	0,045%	0,036%	0,033%	0,035%
p-value long	80,19%	1,66%	79,35%	43,19%	53,43%	56,25%	56,33%
Return short	-0,169%	-0,231%	0,017%	-0,089%	-0,056%	-0,047%	-0,058%
p-value short	96,43%	93,37%	53,96%	69,20%	67,43%	72,20%	69,14%

Tabel 19: performantie-analyse combinatie van 4 trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Sharpe ratio	-8,25	3,87	1,56	0,05	-0,14	-0,28	-0,41
Volatility	0,12%	2,56%	1,70%	8,47%	6,11%	5,61%	5,61%
95% VAR	-1,31%	-1,50%	-1,17%	-2,62%	-2,21%	-2,19%	-2,16%
Return long	0,023%	0,073%	0,037%	0,045%	0,035%	0,032%	0,034%
p-value long	83,97%	0,96%	46,46%	45,21%	54,04%	56,64%	57,92%
Return short	-0,077%	0,030%	0,012%	-0,082%	-0,066%	-0,066%	-0,091%
p-value short	88,96%	52,88%	64,52%	75,81%	76,37%	80,14%	84,81%

Bijlage 4

Tabel 20: maximale transactiekost voor break-even rendabiliteit bij trading regels

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
Return CBR 1% 10		0,22%	0,05%			0,00%	
Return CBR 2% 10		0,35%	0,11%			0,00%	
Return CBR 1% 20		0,25%	0,06%				
Return CBR 2% 20		0,30%	0,04%				
Return FR 0,5%	0,17%	0,76%	0,41%	0,42%	0,37%	0,37%	0,37%
Return FR 1%	0,17%	0,80%	0,37%	0,38%	0,31%	0,31%	0,30%
Return FR 1,5%	0,11%	0,75%	0,24%	0,32%	0,28%	0,28%	0,24%
Return EMA 50	0,36%	1,10%	0,34%	0,20%	0,14%	0,10%	0,14%
Return EMA 100	0,37%	1,41%	0,53%	0,28%	0,16%	0,05%	0,21%
Return EMA 150	0,54%	1,54%	0,59%	0,35%	0,18%	0,02%	0,23%
Return OBV 50	0,17%	0,95%	0,03%	0,46%	0,22%	0,08%	0,13%
Return OBV 100	0,35%	1,51%	0,40%	0,54%	0,31%	0,14%	0,24%
Return OBV 150	0,77%	2,67%	0,30%	0,68%	0,47%	0,17%	0,33%
Return EMA - CBR	0,09%	0,34%	0,12%	0,02%	0,01%	0,02%	0,01%
Return EMA - FR	0,26%	0,76%	0,33%	0,25%	0,19%	0,18%	0,21%
Return EMA - OBV	0,41%	1,27%		0,36%	0,14%	0,07%	0,17%
Return CBR - FR	0,02%	0,31%	0,11%	0,04%	0,04%	0,05%	0,04%
Return CBR - OBV	0,13%	0,36%		0,05%	0,03%	0,02%	0,02%
Return FR - OBV	0,21%	0,58%		0,31%	0,23%	0,18%	0,20%
Return EMA - CBR - FR	0,04%	0,33%	0,15%	0,08%	0,06%	0,07%	0,06%
Return EMA - CBR - OBV	0,06%	0,42%	0,11%	0,05%	0,02%	0,01%	0,02%
Return CBR - OBV - FR	0,04%	0,32%	0,17%	0,09%	0,07%	0,07%	0,07%
Return EMA - OBV - FR	0,17%	0,68%	0,26%	0,25%	0,22%	0,19%	0,21%
Return EMA-CBR-FR-OBV	0,13%	0,55%	0,21%	0,14%	0,12%	0,10%	0,10%

Bijlage 5

Tabel 21: signaalkwaliteit per technische trading regel

CBR 1% 10	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9838
Long	193103	192116	385219	p-value	1,0000
Short	158282	147485	305767		
Totaal	351385	339601	690986		
<hr/>					
CBR 2% 10	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9878
Long	274048	270897	544945	p-value	1,0000
Short	182511	171430	353941		
Totaal	456559	442327	898886		
<hr/>					
CBR 1% 20	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9819
Long	144828	145504	290332	p-value	1,0000
Short	108357	101072	209429		
Totaal	253185	246576	499761		
<hr/>					
CBR 2% 20	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9856
Long	211654	210560	422214	p-value	1,0000
Short	153243	143667	296910		
Totaal	364897	354227	719124		
<hr/>					
FR 0,5%	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9954
Long	479027	468285	947312	p-value	1,0000
Short	63077	58910	121987		
Totaal	542104	527195	1069299		
<hr/>					
FR 1%	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9938
Long	458668	449309	907977	p-value	1,0000
Short	83368	77831	161199		
Totaal	542036	527140	1069176		
<hr/>					
FR 1,5%	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9930
Long	437142	428835	865977	p-value	1,0000
Short	104210	97663	201873		
Totaal	541352	526498	1067850		
<hr/>					
EMA 50	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9979
Long	312821	306468	619289	p-value	0,9999
Short	62670	60471	123141		
Totaal	375491	366939	742430		

EMA 100	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	1,0001
Long	325177	316122	641299	p-value	0,9979
Short	92564	90057	182621		
Totaal	417741	406179	823920		
EMA 150	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	1,0023
Long	333534	323182	656716	p-value	0,9999
Short	104692	102703	207395		
Totaal	438226	425885	864111		
OBV 50	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9987
Long	305874	299682	605556	p-value	0,9991
Short	85662	83301	168963		
Totaal	391536	382983	774519		
OBV 100	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	1,0007
Long	317590	309015	626605	p-value	0,9985
Short	103229	100824	204053		
Totaal	420819	409839	830658		
OBV 150	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	1,0022
Long	325356	315804	641160	p-value	0,9999
Short	110748	108770	219518		
Totaal	436104	424574	860678		
COMB EMA - CBR	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9934
Long	203731	202619	406350	p-value	1,0000
Short	35150	33122	68272		
Totaal	238881	235741	474622		
COMB EMA - FR	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9979
Long	308544	302357	610901	p-value	1,0000
Short	21858	20707	42565		
Totaal	330402	323064	653466		
COMB EMA - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9979
Long	243242	238111	481353	p-value	0,9998
Short	36144	34709	70853		
Totaal	279386	272820	552206		

COMB CBR - FR	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9913
Long	270699	268066	538765	p-value	1,0000
Short	60582	56549	117131		
Totaal	331281	324615	655896		
<hr/>					
COMB CBR - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9966
Long	181500	179498	360998	p-value	1,0000
Short	45338	43887	89225		
Totaal	226838	223385	450223		
<hr/>					
COMB FR - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9989
Long	299664	292386	592050	p-value	0,9991
Short	21277	20404	41681		
Totaal	320941	312790	633731		
<hr/>					
COMB EMA - CBR - FR	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9924
Long	305610	302070	607680	p-value	1,0000
Short	56685	52829	109514		
Totaal	362295	354899	717194		
<hr/>					
COMB EMA - CBR - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9960
Long	241773	239090	480863	p-value	1,0000
Short	61375	59204	120579		
Totaal	303148	298294	601442		
<hr/>					
COMB CBR - OBV - FR	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9958
Long	275329	272355	547684	p-value	1,0000
Short	36033	34201	70234		
Totaal	311362	306556	617918		
<hr/>					
COMB EMA - FR - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9988
Long	335302	326968	662270	p-value	0,9995
Short	26830	25692	52522		
Totaal	362132	352660	714792		
<hr/>					
COMB EMA - CBR - FR - OBV	Positief	Negatief	Totaal	Som proporties	0,9960
Long	343804	336774	680578	p-value	1,0000
Short	47228	44534	91762		
Totaal	391032	381308	772340		

Bijlage 6

Tabel 22: sub-periodes channel breakout rules

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1 return CBR 1% 10	0,035%	0,134%	0,052%	0,022%	0,025%	0,033%	0,027%
p value	0,621	0,000	0,304	0,730	0,623	0,672	0,745
2 return	-0,01%	0,06%	0,02%	-0,01%	-0,01%	-0,01%	-0,01%
p value	0,973	0,417	0,813	0,801	0,849	0,823	0,840
3 return	-0,05%	-0,04%	-0,04%	-0,02%	-0,02%	-0,02%	-0,02%
p value	0,999	0,999	0,989	0,775	0,863	0,839	0,911
1 return CBR 2% 10	0,029%	0,117%	0,048%	0,018%	0,019%	0,026%	0,019%
p value	0,714	0,000	0,382	0,731	0,667	0,704	0,748
2 return	-0,01%	0,06%	0,01%	-0,02%	-0,01%	0,00%	-0,01%
p value	0,963	0,390	0,907	0,800	0,846	0,810	0,831
3 return	-0,03%	-0,03%	-0,02%	-0,02%	-0,02%	-0,02%	-0,02%
p value	0,990	0,994	0,933	0,770	0,849	0,823	0,907
1 return CBR 1% 20	0,029%	0,117%	0,044%	0,018%	0,017%	0,023%	0,014%
p value	0,712	0,000	0,452	0,791	0,710	0,758	0,804
2 return	0,00%	0,05%	0,02%	-0,01%	-0,01%	-0,01%	-0,01%
p value	0,943	0,491	0,722	0,801	0,851	0,826	0,825
3 return	-0,04%	-0,02%	-0,03%	-0,01%	-0,02%	-0,02%	-0,01%
p value	0,998	0,990	0,974	0,774	0,846	0,822	0,900
1 return CBR 2% 20	0,015%	0,106%	0,035%	0,012%	0,015%	0,019%	0,009%
p value	0,888	0,001	0,622	0,801	0,722	0,776	0,815
2 return	0,00%	0,06%	0,00%	-0,01%	-0,01%	-0,01%	-0,01%
p value	0,958	0,459	0,956	0,777	0,853	0,845	0,808
3 return	-0,03%	-0,02%	-0,02%	-0,01%	-0,02%	-0,02%	-0,01%
p value	0,991	0,993	0,959	0,778	0,848	0,809	0,897

Tabel 23: sub-periodes filter rules

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1 return FR 0,5%	0,048%	0,114%	0,063%	0,055%	0,050%	0,053%	0,046%
p value	0,378	0,000	0,158	0,544	0,512	0,522	0,557
2 return	0,01%	0,05%	0,03%	0,04%	0,03%	0,03%	0,03%
p value	0,847	0,559	0,543	0,606	0,617	0,574	0,636
3 return	-0,02%	0,01%	0,00%	0,03%	0,02%	0,02%	0,02%
p value	0,971	0,892	0,839	0,603	0,665	0,651	0,686
1 return FR 1%	0,052%	0,127%	0,059%	0,055%	0,046%	0,047%	0,041%
p value	0,312	0,000	0,211	0,542	0,538	0,570	0,563
2 return	0,01%	0,05%	0,04%	0,03%	0,03%	0,03%	0,03%
p value	0,865	0,519	0,479	0,639	0,652	0,586	0,648
3 return	-0,02%	0,00%	0,00%	0,02%	0,01%	0,01%	0,02%
p value	0,971	0,942	0,851	0,615	0,684	0,683	0,735
1 return FR 1,5%	0,042%	0,122%	0,053%	0,049%	0,043%	0,047%	0,037%
p value	0,483	0,000	0,295	0,585	0,565	0,572	0,607
2 return	0,01%	0,06%	0,03%	0,03%	0,03%	0,03%	0,02%
p value	0,896	0,415	0,682	0,649	0,654	0,617	0,673
3 return	-0,02%	0,00%	-0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%
p value	0,960	0,949	0,896	0,633	0,700	0,710	0,770

Tabel 24: sub-periodes exponential moving averages

		S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1	return OBV 50	0,026%	0,059%	0,029%	0,007%	0,004%	0,012%	0,004%
	p value	0,740	0,301	0,725	0,869	0,852	0,837	0,866
2	return	0,01%	0,07%	0,01%	0,02%	0,01%	0,00%	0,00%
	p value	0,893	0,337	0,902	0,729	0,764	0,781	0,769
3	return	0,01%	0,01%	0,01%	0,01%	0,01%	0,00%	0,02%
	p value	0,761	0,889	0,739	0,697	0,736	0,720	0,766
1	return OBV 100	0,011%	0,048%	0,019%	0,007%	0,005%	0,008%	0,008%
	p value	0,915	0,547	0,863	0,874	0,849	0,855	0,866
2	return	0,01%	0,06%	0,03%	0,02%	0,01%	0,00%	0,00%
	p value	0,844	0,368	0,676	0,752	0,786	0,806	0,787
3	return	0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%
	p value	0,734	0,797	0,722	0,673	0,743	0,736	0,775
1	return OBV 150	0,015%	0,047%	0,016%	0,007%	0,002%	0,006%	0,009%
	p value	0,882	0,572	0,891	0,873	0,861	0,863	0,871
2	return	0,02%	0,05%	0,02%	0,02%	0,01%	0,00%	0,00%
	p value	0,764	0,469	0,716	0,747	0,778	0,817	0,785
3	return	0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%
	p value	0,774	0,815	0,712	0,669	0,732	0,738	0,773

Tabel 25: sub-periodes on-balance volume averages

		S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1	return TR	0,011%	0,013%		0,020%	0,013%	0,008%	0,004%
	p value	0,926	0,988		0,815	0,791	0,865	0,815
2	return TR	0,01%	0,03%	0,00%	0,03%	0,02%	0,00%	0,01%
	p value	0,882	0,714	0,935	0,670	0,739	0,790	0,704
3	return TR	0,00%	0,03%	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
	p value	0,843	0,692	0,795	0,712	0,783	0,741	0,803
1	return TR	0,005%	0,010%		0,015%	0,009%	0,011%	-0,001%
	p value	0,948	0,987		0,832	0,813	0,835	0,839
2	return TR	0,02%	0,04%	0,00%	0,03%	0,02%	0,01%	0,01%
	p value	0,768	0,664	0,922	0,706	0,722	0,780	0,733
3	return TR	0,01%	0,03%	0,01%	0,01%	0,00%	0,00%	0,02%
	p value	0,811	0,722	0,671	0,687	0,770	0,756	0,767
1	return TR	0,014%	0,010%		0,020%	0,013%	0,014%	0,009%
	p value	0,881	0,984		0,798	0,785	0,814	0,811
2	return TR	0,03%	0,05%	0,00%	0,02%	0,02%	0,00%	0,01%
	p value	0,624	0,516	0,935	0,728	0,730	0,804	0,760
3	return TR	0,01%	0,03%	0,01%	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%
	p value	0,782	0,678	0,726	0,675	0,755	0,740	0,778

Tabel 26: sub-periodes combinaties per twee

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1 return EMA-CBR	0,022%	0,066%	0,028%	0,008%	0,008%	0,016%	0,007%
p value	0,803	0,183	0,743	0,861	0,797	0,815	0,865
2 return	0,00%	0,05%	0,01%	0,01%	0,00%	0,00%	0,00%
p value	0,929	0,517	0,926	0,759	0,829	0,815	0,791
3 return	0,00%	-0,01%	0,00%	0,00%	0,00%	-0,01%	0,00%
p value	0,908	0,979	0,859	0,766	0,806	0,784	0,858
1 return EMA-FR	0,027%	0,067%	0,032%	0,020%	0,016%	0,022%	0,016%
p value	0,733	0,160	0,678	0,815	0,793	0,785	0,812
2 return	0,01%	0,06%	0,02%	0,03%	0,02%	0,01%	0,01%
p value	0,889	0,415	0,849	0,688	0,733	0,735	0,730
3 return	0,01%	0,01%	0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,02%
p value	0,833	0,906	0,752	0,665	0,739	0,710	0,748
1 return EMA-OBV	0,019%	0,019%		0,014%	0,005%	0,010%	0,003%
p value	0,851	0,978		0,850	0,853	0,860	0,851
2 return	0,01%	0,06%	0,00%	0,02%	0,01%	0,00%	0,01%
p value	0,869	0,435	0,950	0,741	0,778	0,808	0,776
3 return	0,02%	0,02%	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
p value	0,718	0,783	0,782	0,704	0,784	0,749	0,778
1 return CBR-FR	0,036%	0,112%	0,054%	0,027%	0,028%	0,033%	0,025%
p value	0,599	0,000	0,282	0,716	0,642	0,681	0,727
2 return	0,00%	0,06%	0,02%	0,00%	0,00%	0,01%	0,00%
p value	0,956	0,424	0,846	0,756	0,805	0,745	0,784
3 return	-0,02%	-0,01%	-0,01%	0,00%	0,00%	-0,01%	0,00%
p value	0,986	0,973	0,920	0,743	0,805	0,788	0,853
1 return CBR-OBV	0,019%	0,027%		0,015%	0,014%	0,017%	0,010%
p value	0,855	0,935		0,824	0,770	0,809	0,835
2 return	0,02%	0,05%	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,00%
p value	0,721	0,492	0,931	0,793	0,809	0,826	0,813
3 return	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,00%	-0,01%	0,00%
p value	0,906	0,898	0,870	0,741	0,824	0,796	0,858
1 return FR-OBV	0,029%	0,023%		0,032%	0,027%	0,028%	0,023%
p value	0,711	0,957		0,743	0,721	0,739	0,749
2 return	0,02%	0,04%	0,00%	0,03%	0,02%	0,01%	0,01%
p value	0,770	0,602	0,937	0,718	0,717	0,748	0,748
3 return	0,00%	0,02%	0,00%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%
p value	0,890	0,773	0,863	0,651	0,755	0,718	0,770

Tabel 27: sub-periodes combinaties per drie

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1 return EMA-CBR-FR	0,038%	0,106%	0,054%	0,031%	0,026%	0,032%	0,026%
p value	0,556	0,001	0,283	0,703	0,675	0,692	0,714
2 return	0,00%	0,06%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%	0,01%
p value	0,951	0,446	0,771	0,755	0,766	0,741	0,783
3 return	-0,02%	-0,01%	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
p value	0,977	0,963	0,863	0,706	0,767	0,757	0,824
1 returnEMA-CBR-OBV	0,020%	0,068%	0,028%	0,016%	0,010%	0,017%	0,011%
p value	0,851	0,134	0,743	0,821	0,792	0,802	0,830
2 return	0,01%	0,06%	0,01%	0,01%	0,00%	0,00%	0,00%
p value	0,880	0,369	0,932	0,781	0,816	0,825	0,809
3 return	-0,01%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	-0,01%	0,00%
p value	0,946	0,954	0,826	0,740	0,794	0,788	0,851
1 return CBR-OBV-FR	0,028%	0,097%	0,054%	0,030%	0,026%	0,029%	0,024%
p value	0,731	0,003	0,282	0,722	0,691	0,721	0,741
2 return	0,01%	0,05%	0,02%	0,01%	0,01%	0,01%	0,01%
p value	0,897	0,561	0,798	0,755	0,772	0,765	0,776
3 return	-0,02%	-0,01%	0,00%	0,01%	0,00%	0,00%	0,01%
p value	0,980	0,973	0,809	0,714	0,787	0,755	0,825
1 return EMA-OBV-FR	0,029%	0,067%	0,032%	0,029%	0,027%	0,030%	0,024%
p value	0,716	0,148	0,678	0,754	0,725	0,732	0,763
2 return	0,02%	0,05%	0,01%	0,02%	0,02%	0,02%	0,02%
p value	0,804	0,474	0,856	0,707	0,707	0,719	0,736
3 return TR	0,00%	0,02%	0,01%	0,02%	0,01%	0,01%	0,02%
p value	0,921	0,831	0,760	0,655	0,722	0,700	0,752

Tabel 28: sub-periodes combinatie per vier

	S&P 500	NASDAQ	NYSE	Q1	Q2	Q3	Q4
1 return TR	0,031%	0,098%	0,054%	0,028%	0,027%	0,028%	0,021%
p value	0,685	0,002	0,283	0,743	0,698	0,724	0,760
2 return TR	0,02%	0,07%	0,03%	0,02%	0,02%	0,02%	0,01%
p value	0,811	0,339	0,695	0,697	0,719	0,708	0,725
3 return TR	-0,01%	0,01%	0,01%	0,01%	0,01%	0,00%	0,01%
p value	0,930	0,907	0,767	0,691	0,751	0,740	0,804

Bijlage 7

Table 29: Treynor-Mazuy parameters S&P500

S&P 500	α	p-value	β	p-value	γ	p-value
Return CBR 1% 10	-0,0002	0,053	-0,1036	0,001	1,3301	0,468
Return CBR 1% 20	-0,0002	0,073	-0,1048	0,000	1,3710	0,445
Return CBR 2% 10	-0,0002	0,096	0,0306	0,373	1,5771	0,450
Return CBR 2% 20	-0,0002	0,069	-0,0658	0,036	1,3879	0,464
Return FR 0,5%	-0,0003	0,263	0,5557	0,000	2,0803	0,524
Return FR 1%	-0,0002	0,301	0,4493	0,000	1,9103	0,533
Return FR 1,5%	-0,0002	0,272	0,3456	0,000	1,7703	0,535
Return EMA 50	-0,0001	0,300	0,1572	0,000	1,8580	0,430
Return EMA 100	0,0002	0,854	0,1090	0,002	-0,7609	0,520
Return EMA 150	0,0002	0,663	0,0962	0,005	-0,8030	0,491
Return OBV 50	0,0001	0,891	0,2911	0,000	-1,0943	0,508
Return OBV 100	0,0004	0,005	0,3261	0,000	-3,4689	0,000
Return OBV 150	0,0004	0,002	0,3808	0,000	-2,8774	0,000
Return CBR - FR	-0,0002	0,160	0,2243	0,000	1,6969	0,506
Return CBR - OBV	0,0001	0,806	0,2072	0,000	-0,3738	0,695
Return EMA - CBR	-0,0002	0,190	0,1567	0,000	1,7710	0,446
Return EMA - FR	-0,0001	0,306	0,2706	0,000	1,8093	0,489
Return EMA - OBV	0,0001	0,717	0,2107	0,000	-0,1379	0,879
Return FR - OBV	0,0000	0,732	0,4309	0,000	-0,2979	0,840
Return CBR - OBV - FR	0,0000	0,579	0,3211	0,000	-0,7770	0,622
Return EMA - CBR - FR	-0,0002	0,148	0,2284	0,000	1,9267	0,431
Return EMA - CBR - OBV	0,0001	0,825	0,1764	0,000	-0,9406	0,466
Return EMA - OBV - FR	0,0001	0,997	0,4135	0,000	-0,9603	0,608
Return EMA - CBR - FR - OBV	-0,0002	0,290	0,3232	0,000	1,8312	0,507

Table 30: Treynor - Mazuy parameters NASDAQ

NASDAQ	α	p-value	β	p-value	γ	p-value
Return CBR 1% 10	0,0008	0,000	-0,1463	0,000	-1,5158	0,184
Return CBR 1% 20	0,0008	0,000	-0,1377	0,000	-1,4868	0,182
Return CBR 2% 10	0,0008	0,001	-0,0781	0,005	-1,4635	0,224
Return CBR 2% 20	0,0008	0,000	-0,1218	0,000	-1,5823	0,165
Return FR 0,5%	0,0006	0,027	0,5050	0,000	-2,0896	0,275
Return FR 1%	0,0008	0,004	0,4191	0,000	-2,6431	0,147
Return FR 1,5%	0,0008	0,002	0,3477	0,000	-2,4928	0,155
Return EMA 50	0,0009	0,000	0,0302	0,321	-2,9620	0,016
Return EMA 100	0,0009	0,000	-0,0310	0,290	-2,7485	0,022
Return EMA 150	0,0010	0,000	-0,0150	0,586	-3,6277	0,001
Return OBV 50	0,0006	0,002	0,3447	0,000	-3,1533	0,005
Return OBV 100	0,0007	0,000	0,3771	0,000	-3,8848	0,000
Return OBV 150	0,0007	0,000	0,3508	0,000	-3,8772	0,003
Return CBR - FR	0,0007	0,002	0,1106	0,000	-1,6307	0,249
Return CBR - OBV	0,0006	0,000	0,1284	0,000	-2,6538	0,010
Return EMA - CBR	0,0007	0,000	0,0376	0,137	-2,4306	0,034
Return EMA - FR	0,0007	0,001	0,2102	0,000	-2,4510	0,064
Return EMA - OBV	0,0007	0,000	0,1414	0,000	-2,7515	0,017
Return FR - OBV	0,0006	0,009	0,3612	0,000	-2,8532	0,026
Return CBR - OBV - FR	0,0007	0,000	0,2711	0,000	-2,8011	0,019
Return EMA - CBR - FR	0,0007	0,002	0,1333	0,000	-1,7654	0,212
Return EMA - CBR - OBV	0,0008	0,000	0,1026	0,000	-2,8968	0,006
Return EMA - OBV - FR	0,0008	0,000	0,3365	0,000	-3,4080	0,005
Return EMA - CBR - FR - OBV	0,0009	0,000	0,2519	0,000	-2,8269	0,044

Table 31: Traynor - Mazuy parameters: NYSE

NYSE	α	p-value	β	p-value	γ	p-value
Return CBR 1% 10	0,0000	0,337	-0,0944	0,004	1,3434	0,467
Return CBR 1% 20	0,0000	0,319	-0,0927	0,003	1,5484	0,376
Return CBR 2% 10	0,0000	0,342	0,0365	0,330	1,5446	0,465
Return CBR 2% 20	-0,0001	0,166	-0,0469	0,164	1,4772	0,436
Return FR 0,5%	-0,0001	0,534	0,5545	0,000	2,2505	0,476
Return FR 1%	-0,0001	0,587	0,4463	0,000	2,0443	0,491
Return FR 1,5%	-0,0001	0,495	0,3454	0,000	1,7694	0,530
Return EMA 50	-0,0001	0,315	0,1259	0,003	1,7538	0,455
Return EMA 100	0,0002	0,621	0,0571	0,122	-0,5423	0,644
Return EMA 150	0,0002	0,615	0,0448	0,222	-0,6822	0,560
Return OBV 50	0,0001	0,315	0,0736	0,024	-0,7144	0,543
Return OBV 100	0,0001	0,484	0,0392	0,225	-0,5659	0,615
Return OBV 150	0,0001	0,511	0,0190	0,541	-0,7892	0,471
Return CBR - FR	-0,0001	0,404	0,2218	0,000	1,7636	0,479
Return CBR - OBV	0,0001	0,402	0,0095	0,704	-1,0015	0,294
Return EMA - CBR	-0,0001	0,256	0,1442	0,000	1,6191	0,490
Return EMA - FR	-0,0001	0,356	0,2656	0,000	1,8584	0,468
Return EMA - OBV	0,0001	0,358	-0,0214	0,445	-0,8315	0,401
Return FR - OBV	0,0001	0,439	0,1319	0,000	-1,0808	0,384
Return CBR - OBV - FR	0,0000	0,471	0,2434	0,000	2,0101	0,412
Return EMA - CBR - FR	-0,0001	0,410	0,2293	0,000	2,0871	0,382
Return EMA - CBR - OBV	-0,0001	0,224	0,0887	0,021	1,7496	0,426
Return EMA - OBV - FR	-0,0001	0,364	0,3095	0,000	1,8101	0,501
Return EMA - CBR - FR - OBV	0,0000	0,587	0,2554	0,000	1,9363	0,442

Persbericht

KU Leuven Campus Antwerpen
Korte Nieuwstraat 33
2000 Antwerpen
Tel. +32 2 201 18 00
<http://www.kuleuven.be>

Persbericht

16 mei 2019

Voor onmiddellijke vrijgave

Technische analyse voldoet niet aan de verwachtingen.

Uit onderzoek aan de KU Leuven Campus Antwerpen is gebleken dat technische analyse geen snelle manier tot rijkdom is, en zelfs onderpresteert aan een passieve investeringsstrategie.

Steeds meer media en academische aandacht is gericht op het investeren in aandelen en andere financiële producten op basis van technische analyse. Dit is een investeringsstrategie waarbij de belegger niet gaat kijken naar de performantie van het bedrijf, zoals bij een passieve investeringsstrategie, maar zich focust op patronen op de beurskoersen van de aandelen. Doorheen de jaren heeft deze strategie aan populariteit gewonnen maar toch is er veel twijfel over het te behalen rendement.

Uit onderzoek blijkt dat deze strategie niet aan de verwachtingen kan tippen. Een grondige analyse op Amerikaanse aandelen en indices toont aan dat er geen beter rendement kan worden behaald via deze strategie ten opzichte van een passieve investeringsstrategie waarbij een aandeel gekocht en langdurig bijgehouden wordt. De investeringsstrategie wordt opgesteld door vier trading regels die koop- en verkoopsignalen aangeven op basis van de historische koers van een aandeel. Er is natuurlijk wel een verschil in performantie van de verschillende trading regels die gehanteerd worden en er is bijkomende focus gelegd op de combinatie van deze trading regels. In praktijk kijken investeerders echter naar signalen van meerdere trading regels alvorens ze een koop- of verkooporder invoeren. Toch kan deze strategie in geen geval betere rendementen voorleggen en het heeft bovendien zelfs moeilijkheden om consistent positieve rendementen te behalen. Daarnaast genereert deze strategie veel meer orders dan een passieve strategie waardoor er ook meer transactiekosten moeten worden betaald en dit resulteert meestal in negatieve rendementen voor een investeerder op het einde van de rit. Het blijkt zelfs dat juiste signalen, orders die positieve rendementen genereren, puur uit geluk ontstaan. Investeerders zijn dus beter af om een passieve investeringsstrategie te hanteren waarbij er naar de onderliggende waarde van de aandelen wordt gekeken.

----- EINDE PERSBERICHT -----

Voor meer persinformatie, contacteer:

Thibaut Roelandt (thibautroelandt@hotmail.com)

Over KU Leuven

KU Leuven is een universiteit met 15 campussen die verdeeld zijn over 11 steden in Vlaanderen. De KU Leuven heeft 56.000 studenten en 11.000 personeelsleden in dienst die geavanceerd wetenschappelijk onderzoek uitvoeren. Voor meer informatie, surf naar www.kuleuven.be