



Høgskulen på Vestlandet

ØMF190 Bacheloroppgave - Økonomi og administrasjon

ØMF190

Predefinert informasjon

Startdato:	30-04-2021 09:00	Termin:	2021 VÅR
Sluttdato:	14-05-2021 14:00	Vurderingsform:	Norsk 6-trinns skala (A-F)
Eksamensform:	Bacheloroppgave		
Flowkode:	203 ØMF190 1 MA1 2021 VÅR		
Intern sensor:	Ole Jakob Bergfjord		

Deltaker

Navn:	Malin Franzon Amundsen
Kandidatnr.:	203
HVL-id:	579621@hvl.no

Informasjon fra deltaker

Egenerklæring *: Ja
Jeg bekrefter at jeg har Ja
registrert
oppgavetittelen på
norsk og engelsk i
StudentWeb og vet at
denne vil stå på
vitnemålet mitt *:

Gruppe

Gruppenavn: Samfunnsøkonomi
Gruppenummer: 8
Andre medlemmer i gruppen: Pia Egeberg, Kevin Maosheng Li

Jeg godkjenner avtalen om publisering av bacheloroppgaven min *

Ja

Er bacheloroppgaven skrevet som del av et større forskningsprosjekt ved HVL? *

Nei

Er bacheloroppgaven skrevet ved bedrift/virksomhet i næringsliv eller offentlig sektor? *

Nei



Høgskulen
på Vestlandet

BACHELOROPPGAVE

Markedseffisiens av svak form i det amerikanske
aksjemarkedet for teknologiselskaper

Weak form of the Efficient Market Hypothesis in the
American stock market for technology companies

Malin Franzon Amundsen, Pia Egeberg og Kevin Maosheng Li

**Fordypning i samfunnsøkonomi ØMF190
Fakultet for økonomi og samfunnsvitenskap
Institutt for økonomi og administrasjon
Veileder: Ole Jakob Bergfjord**

14.05.2021

Sammendrag

Formålet med denne studien er å undersøke om det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper er svakt effisient. Vi har gjennomført denne avhandlingen ved å undersøke om verdiutviklingen for tre indekser følger en random walk med utgangspunkt i Kendall (1953) sin analyse av aksjemarkedet. Datamaterialet som ligger til grunn for denne studien er daglige observasjoner fra indeksene; Dow Jones U.S. Technology Index, S&P 500 Information Technology og Nasdaq-100 Technology Sector. Observasjonene strekker seg fra 11. februar 2011 til og med 11. februar 2021. For å kunne besvare den valgte problemstillingen har vi først benyttet oss av runs test av Wald og Wolfowitz (1940) for å undersøke tilfeldighet i indeksutviklingen. Deretter har vi utført en Dickey-Fuller test av Dickey og Fuller (1979) for å avdekke om tidsseriene er stasjonære, noe som indikerer at tidsserien ikke følger en tilfeldig utvikling. Til slutt har vi gjennomført autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey test av Breusch (1978) og Godfrey (1978) og Ljung-Box test av Ljung og Box (1978), som vil avdekke om verdiutviklingen fra en dag til den neste er korrelert. I de utførte testene fikk vi påvist uavhengighet i runs test, ikke-stasjonaritet i Dickey-Fuller test og en signifikant autokorrelasjon i Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test for alle indeksene. Basert på våre funn kan vi konkludere med at det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper er svakt effisient.

Abstract

This thesis examines the Efficient Market Hypothesis in the American stock market for technology companies. We have carried out the study by examining if the price development follows a random walk based on a study conducted by Kendall (1953). The underlying data material is daily observations on the index values from Dow Jones U.S. Technology Index, S&P 500 Information Technology and Nasdaq-100 Technology Sector. The datasets have a starting point on February 11, 2011 and range until February 11, 2021. In order to answer the hypothesis of this thesis, we have used Runs test by Wald and Wolfowitz (1940) to examine if the index movement is random. Then we conducted a Dickey-Fuller test by Dickey and Fuller (1979), to reveal whether the time series are following a stationary or a non-stationary process. Finally, we have conducted two tests for autocorrelation called Breusch-Godfrey test by Breusch (1978) and Godfrey (1978), and Ljung-Box test by Ljung and Box (1978). This was done in order to uncover if the movement from one day is correlated with the following day. In the performed tests we have concluded with independence in runs test, a non-stationary process in Dickey-Fuller test and a significant autocorrelation in both Breusch-Godfrey and Ljung-Box test for all indexes. Based on the given results, we can conclude that the American stock market for technology companies is weakly efficient.

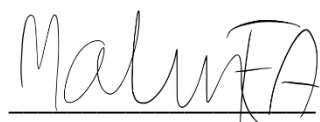
Forord

Denne bacheloroppgaven er skrevet som en avsluttende del av vår bachelorgrad ved Høgskulen på Vestlandet. Oppgaven har et omfang på 15 studiepoeng og er skrevet innen fordypningen samfunnsøkonomi. Besvarelsen ble utarbeidet vårsemesteret 2021 og tar for seg svak effisiens i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

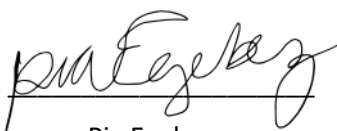
Vår interesse for aksjemarkedet startet da vi la merke til en økt popularitet rundt investeringer i aksjer under koronapandemien. Motivasjonen bak denne oppgaven er å utvikle vår forståelse for aksjemarkedet og benytte vår etablerte kunnskap innenfor økonometrisk analyse. Det har gjennomgående vært mye forskning på ulike aspekter ved aksjemarkedet, men foreløpig er det gjennomført relativt lite forskning på teknologiaksjer isolert. Med bakgrunn i den store veksten observert i kursutviklingen til teknologiaksjer, spesielt i det siste året, vil dette området være interessant å utforske. Særlig vil det reise spørsmål om hvilken etablert finansiell teori som er best egnet til å forklare denne utviklingen.

Vi ønsker å takke vår veileder, førsteamanuensis Ole Jakob Bergfjord for jevnlig oppfølging og gode innspill på veien. Vi vil også takke førsteamanuensis Dag Audun Lønning for hans behjelpelighet og gode råd innenfor den økonometriske delen av oppgaven. Deretter ønsker vi å takke Espen Franzon Amundsen for støtte underveis i oppgaveskrivingen. Til slutt vil vi takke hverandre for et godt samarbeid. Alle i gruppen har stått på til enhver tid og vist en god arbeidsmoral.

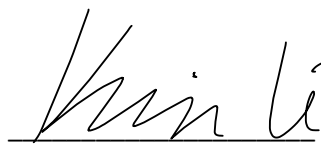
Bergen, 14. mai 2021



Malin Franzon Amundsen



Pia Egeberg



Kevin Maosheng Li

Innholdsfortegnelse

1. Introduksjon	1
1.1 Avgrensning	2
1.2 Begrepsavklaring	2
1.3 Struktur	5
2. Aksjemarkedet og indekser	6
2.1 Teknologiaksjer	6
2.2 USA som et markedsbasert system	6
2.3 Indekser	7
3. Teori	11
3.1 Random walk	11
3.1.1 Klassifisering av random walk	12
3.1.2 Oppsummering av random walk	13
3.2 Hypotesen om markedseffisiens	14
3.2.1 Gradering av markedseffisiens	14
3.3 Kritikk til markedseffisiens	15
3.3.1 Atferdsøkonomi	15
3.3.2 Anomalier	18
3.3.3 Kritikk til atferdsøkonomi	19
4. Datamaterialet	20
4.1 Tidsseriedata	20
4.2 Utvalgsstørrelse	20
4.3 Datakilder	21
4.4 Reliabilitet og validitet	21
5. Metode	23
5.1 Problemstilling	23
5.2 Estimering ved hjelp av OLS	24
5.3 Statistiske tester	25
5.3.1 Runs test	25

5.3.2 Stasjonaritet	28
5.3.3 Dickey-Fuller	30
5.3.4 Autokorrelasjon	31
5.3.5 Breusch-Godfrey test.....	31
5.3.6 Ljung-Box test.....	33
6. Resultat og analyse.....	35
6.1 Resultat fra runs test	35
6.2 Resultat fra Dickey-Fuller test.....	35
6.3 Resultat fra Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test.....	36
6.4 Summering av resultater	37
7. Diskusjon.....	38
8. Konklusjon	40
9. Begrensninger og videre forskning	41
9.1 Begrensning	41
9.2 Videre forskning.....	42
Referanser	43
Vedlegg	48

Liste over tabeller

Tabell 1: Resultat av runs test for uavhengighet	35
Tabell 2: Resultat av Dickey-Fuller test for stasjonaritet	36
Tabell 3: Resultat av Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test for autokorrelasjon	36
Tabell 4: Summering av resultater	37

Liste over figurer

Figur 1: Illustrasjon av runs test	26
------------------------------------	----

1. Introduksjon

Teknologisk vekst har vært fremtredende i lang tid, og det er flere som mener at vi nå befinner oss i en fjerde industriell revolusjon. Ny teknologi har bidratt til å smelte sammen fysiske, digitale og biologiske verdener. Dette har gitt en stadig mer digitalisert hverdag og en større satsing på digitale løsninger i alle deler av økonomien. Blant annet kan denne utviklingen gjenspeiles i det finansielle markedet for teknologiaksjer de siste ti årene.

Utviklingen i det finansielle markedet for teknologiaksjer har spesielt tatt seg opp det siste året. Spørsmålet som så reiser seg, er om denne stigningen er noe som kan utnyttes av profittsøkende investorer. På den ene siden har man enkelte akademikere som hevder at kursutviklingen er umulig å forutse. Her har man blant annet Kendall (1953) og Fama (1970) som argumenterte for at historiske kurspriser fullt ut er reflektert i dagens kurs. Dermed skal ikke teknisk analyse kunne gi grunnlag for en avkastning utover det man kan forvente basert på risikoeksponeringen. På den andre siden finnes det investorer som mener at kursutviklingen ikke er tilfeldig. Slike investorer forsøker stadig å avdekke mønstre i aksjens kurshistorikk og identifisere feilprisede aksjer. Forklaringen til hvorfor feilprisede aksjer inntreffer og hvordan de kan utnyttes, kan tilskrives teorien om atferdsøkonomi.

Det har vært en etablert konsensus om at aksjemarkedet er svakt effisient helt siden Kendall (1953) avdekket at aksjeprisene fluktuerer vilkårlig over tid, og Fama (1970) videreførte denne studien. Dette gjorde sistnevnte ved å innføre begrepet effisiens med de tre graderingene; svak, halvsterk og sterk. Dersom teoriene stemmer overens med den virkelige verden, skal ikke et slikt marked med uavhengig kursutvikling ha tilstedeværelse av samvariasjon fra en dag til den neste. Uavhengige priser, tilfeldig fluktusjon og ingen samvariasjon utgjør tre sentrale momenter som til sammen gjør at prisutviklingen følger en random walk ifølge Kendall (1953).

På tross av at studiene til Kendall (1953) og Fama (1970) har blitt videreført, er det dog et fåtall studier som retter seg mot prisutviklingen i aksjemarkedet for teknologiselskaper. I mangel på god og dyptgående forskning ønsker vi derfor å videreføre tidligere empiriske studier med utgangspunkt i teknologibransjen. Etersom Kendall (1953) sin studie la grunnlaget for hypotesen om markedseffisiens, tenkes det at de tre momentene i random walk-teorien kan benyttes som referansepunkt for å undersøke svak grad av effisiens i det valgte markedet. På bakgrunn av dette definerer vi problemstillingen vår som følger:

Er det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper svakt effisient?

1.1 Avgrensning

I oppgaven har vi benyttet oss av en kvantitativ analyse da vi mener dette egner seg best til å besvare vår problemstilling. En kvantitativ analyse har som hensikt å identifisere mønstre i datamaterialet som blir beskrevet i neste avsnitt. Den delen av statistikken som ligger til grunn for disse metodene, kalles deskriptiv statistikk (Grønmo, 2016).

Vi har valgt å avgrense studien til å kun se på det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper. Dette vil utgjøre studiens populasjon som resultatet fra oppgavens analyse vil generaliseres til. For å besvare vår problemstilling vil vi basere oss på et utvalg bestående av tre aksjeindekser; Dow Jones U.S. Technology Index, S&P 500 Information Technology og Nasdaq-100 Technology Sector. Indeksene vil studeres over en tidsperiode på ti år fra 11. februar 2011 til og med 11. februar 2021, der bakgrunnen for dette blir utdypet i kapittel 4.2. Å inkludere tre indekser bestående av teknologiaksjer tenkes å kunne gi et mer representativt resultat for det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

1.2 Begrepsavklaring

Økonomiske begreper kan ha en rekke ulike betydninger. For å være konsekvent gjennom hele studien, har vi dedikert et eget delkapittel der vi definerer de mest vesentlige begrepene.

Avkastning

Avkastning er profitten man oppnår på en investering. Det er normal praksis å logtransformere variabler i økonometriske modeller som knytter seg til tid. Vi har derfor også valgt å logtransformere indeksverdiene i den utførte analysen. Fordelen med en slik transformering er at det kan gi mindre varians i feilleddene slik at resultatet blir mer presise (Wooldridge, 2016). En logtransformasjon egner seg godt til å forklare aksjepriser og indeksverdier ettersom slike verdier ikke kan bli negative. I en normalfordeling har man en symmetrisk fordeling som inkluderer negative verdier. I dette tilfellet blir det mer riktig å bruke en lognormalfordeling ettersom den kun består av positive verdier, og oppnås ved hjelp av en logtransformasjon (Aarnes, 2014). En siste fordel med å bruke logtransformerte variabler er at resultatene i denne studien vil være direkte sammenlignbare med et stort antall tidligere studier som også har brukt denne metoden.

Dette innebærer at:

$$p_t \equiv \log P_t \tag{1.1}$$

Kapitalverdimodellen

William F. Sharpe (1964), John Lintner (1965) og Jan Mossin (1966) utviklet Capital Asset Pricing Model, som på norsk omtales som kapitalverdimodellen. Modellen benyttes ved prising av aksjer og beskriver sammenhengen mellom forventet avkastning og eksponering for markedsrisiko. Ideen bak modellen er at investorer skal kompenseres for tids- og inflasjonskostnaden reflektert i den risikofrie renten og risikoen de tar på seg ved å investere i et usikkert prosjekt (Brealey et al., 2017).

Modellen kan uttrykkes slik:

$$E(R_i) = R_r + \beta_i(E(R_m) - R_f) \quad (1.2)$$

Hvor:

$E(R_i)$ = Forventet avkastning til aksje i

R_r = Risikofri rente

β_i = Mål på aksjens systematiske risiko

$(E(R_m) - R_f)$ = Risikopremien til markedet

Womack og Zhang (2003) definerte betakoeffisienten β_i som et mål på i hvilken grad avkastningen samvarierer med risikoen i markedet. For positive koeffisientverdier vil aksjens avkastning svinge i tråd med markedet. Graden av utslag i aksjens avkastning som følge av bevegelser i markedet, vil avhenge av absoluttverdien til betakoeffisienten. Risikopremien til markedet utgjør avkastningen utover risikofri rente. Tanken bak modellen er at investorer kun kan oppnå avkastning utover risikofri rente gitt at man påtar seg systematisk risiko. Dette skyldes at man kan diversifisere bort usystematisk risiko, slik at man kun står igjen med systematisk risiko som man skal kompenseres for.

Unormal avkastning

Ved hjelp av kapitalverdimodellen kan man anslå en aksjes forventede og teoretiske avkastning gitt tilhørende systematiske risiko. Dersom realisert avkastning viser seg å avvike fra den forventede avkastningen forklart av kapitalverdimodellen, betraktes det som en unormal avkastning. Utvider man kapitalverdimodellen kan man inkludere et ledd lik α , som reflekterer forskjellen mellom faktisk avkastning og forventet avkastning basert på modellen:

$$R_i = R_f + \beta_i(R_m - R_f) + \alpha \quad (1.3)$$

Man kan dermed si at en investor søker etter aksjer med en α større enn null slik at man kan oppnå en unormal avkastning (Womack & Zhang, 2003). Når vi heretter bruker begrepet unormal avkastning vil vi referere til avkastning utover det som kan forklares ved hjelp av kapitalverdimodellen.

Indeks

Indeks er en variabel som lages ved å slå sammen informasjon fra et sett av flere variabler (Stoltz & Dahlum, 2018). I denne oppgaven er det brukt tre ulike indekser som hver består av en sammensetning av ulike aksjer. I praksis skjer prosessen med kjøp av de tre indeksene gjennom ETFer, som er et børsnotert fond. Dette er ikke noe vi vil utdype ytterligere.

Når vi videre i denne oppgaven bruker begrepet indekser, refereres det til de tre valgte aksjeindeksene som studien baserer seg på. Vi vil heretter bruke ordet verdi når vi henviser til verdiutviklingen til de valgte indeksene.

Korrelasjon og avhengighet

Korrelasjon handler om at to variabler samvarierer, enten i samme eller i motsatt retning. Dette reflekteres i en korrelasjonskoeffisient som ligger mellom -1 og 1. Johannesen (2010) graderer styrken på korrelasjon i tre kategorier, der eksempelvis en verdi opp til $\pm 0,2$ klassifiseres som en svak korrelasjon. Ved en positiv korrelasjon vil man kunne forvente en høy verdi på den ene variabelen dersom vi opplever en høy verdi på den andre.

Frøslie (2020) hevder at vi har en avhengighet dersom en variabel er en direkte årsak til en endring i en annen. Uavhengighet kan vises gjennom en korrelasjonskoeffisient lik 0. En påvist korrelasjon mellom to variabler innebærer nødvendigvis ikke en kausal sammenheng. Slike situasjoner kan oppstå der begge variablene har en direkte sammenheng med en tredje variabel. Det kan i så fall lede til spuriøse sammenhenger der variabler som egentlig er uavhengige får påvist en høy grad av samvariasjon (Wooldridge, 2016).

Hypotesetesting og signifikansnivå

I hypotesetesting kan man ifølge Ubøe (2015) enten benytte ensidige- eller tosidige tester. Førstnevnte anvendes i tilfeller der alternativhypotesen påstår at variabelen som testes er større eller mindre enn verdien antatt under nullhypotesen. Tosidige tester benyttes der alternativhypotesen slår fast at variabelen er ulik fra den antatte verdien. I tosidige tester tillater altså alternativhypotesen avvik i begge retninger, mens kun i en retning for ensidige tester.

For å teste en nullhypotese brukes et signifikansnivå som vil definere den kritiske test-verdien. Signifikansnivå angir hva sannsynligheten er for å feilaktig forkaste en riktig nullhypotese (Wooldridge, 2016). I forskning er det en konsensus om at vi aksepterer 5% sannsynlighet for å forkaste en riktig nullhypotese (Johannesen, 2010). Gjennom denne studien vil vi ved ensidige tester bruke et 5% signifikansnivå, mens ved tosidige tester benyttes et 10% signifikansnivå. Signifikansnivået kan også brukes som utgangspunkt for å avgjøre om en nullhypotese kan forkastes eller ikke. Dersom p-verdien er lavere enn signifikansnivået forkaster vi nullhypotesen (Wooldridge, 2016).

1.3 Struktur

Resten av studien er strukturert som følger. I kapittel 2 vil markedet for teknologiselskaper og valgte indekser presenteres. Videre i kapittel 3 vil vi se på aktuell teori som vil bidra til å besvare oppgavens problemstilling. I kapittel 4 vil vi presentere datamaterialet, før vi gir en beskrivelse av metodikken og de valgte testene i kapittel 5. Testene gjennomføres så i kapittel 6, hvor resultatene videre drøftes i kapittel 7. Helt avslutningsvis vil vi presentere en endelig konklusjon for oppgaven med utgangspunkt i problemstillingen i kapittel 8, samt begrensninger og videre forskning i kapittel 9.

2. Aksjemarkedet og indekser

Aksjemarkedet utgjør en helt sentral del i samfunnsøkonomien da det fungerer som en plattform hvor investorer kobles opp mot kapitaltrengende aktører i næringslivet, og sikrer sistnevnte tilgang på kapital. Som nevnt i introduksjonen vil fokuset ligge på amerikanske teknologiaksjer. Gjennom dette kapitlet vil vi derfor gå mer i dybden på grunnpilarene i denne studien. Dette vil først gjøres ved å definere begrepet teknologiaksjer, for så å kartlegge ulike forutsetninger som er til stede i USA som kan bidra til å forklare utviklingen i teknologibransjen. Avslutningsvis vil vi presentere de valgte indeksene; Dow Jones U.S. Technology Index, S&P 500 Information Technology og Nasdaq-100 Technology Sector.

2.1 Teknologiaksjer

Hovedsakelig omfatter begrepet teknologiaksjer børsnoterte selskap som har sin virksomhet innen teknologi. Slik virksomhet kan omfatte utvikling og produksjon av teknologiske løsninger som teknologiske enheter, programvarer og nettbaserte løsninger. (Frankenfield, 2021)

2.2 USA som et markedsbasert system

Økonomien i USA er en markedsøkonomi, som innebærer at det er basert på frivillige transaksjoner mellom privatpersoner og bedrifter (Thomassen, 2019). Brealey et al. (2017) hevder at dette skiller seg fra Europa og Asia, hvor bankene har større innflytelse og dermed en mer sentral rolle i økonomien. Man kan også se kulturforskjeller mellom verdensdelene, da det er en bred oppfatning om at amerikanere generelt er vesentlig mer risikovillige. Eksempelvis skjer en større del av privat sparing i aksjemarkedet fremfor i banker. Aksjemarkedets sentrale rolle i den amerikanske økonomien vil gjøre det spesielt interessant å undersøke effisiens i det amerikanske aksjemarkedet.

Teknologiske selskaper som typisk har høy risiko og få materielle eiendeler trives ifølge Brealey et al. (2017) godt i et markedsbasert system. Det kommer av at slike selskaper som regel ikke vil få innvilget lånesøknader i et banksystem ettersom de har liten og varierende kontantstrøm i oppstartsfasen. Risikoen for mislighold anses på bakgrunn av dette som høy. Samtidig kan ikke banken ta pant i noen av eiendelene til selskapet ettersom verdiene ligger i immaterielle eiendeler. Nettopp på grunn av vanskelighetene med tilførsel av kapital fra bankinstitusjoner, vender slike

risikofylte bedrifter seg til egenkapitalmarkedet. Dette gjøres i håp om at det finnes investorer som kan levere risikovillig kapital i bytte mot en egenkapitalposisjon i bedriften.

I tillegg til å se på finansiering, er det også interessant å se på geografisk fordeling av teknologiske selskaper i USA. Flere organisasjoner som driver med beslektede oppgaver og befinner seg i det samme geografiske området, blir gjerne referert til som industrielle områder eller klynger av Jacobsen og Thorsvik (2015). I USA har de blant annet Silicon Valley som er opphavsstedet for teknologiselskaper som Apple Inc. og Facebook Inc. Typisk kan det i slike områder utvikles et rikt arbeidsmarked som tiltrekker seg høykompetent arbeidskraft. Det kan også vokse frem et interessant kulturliv som gjør regionen attraktiv for tilsvarende bedrifter. Som et resultat har Silicon Valley blitt et globalt senter for teknologisk innovasjon (Segal, 2020).

Finansieringsmulighetene og den geografiske fordelingen i USA utgjør en grobunn for oppstart og vekst i teknologiselskaper. For å kunne vokse ytterligere er det gjerne flere teknologiselskaper som ønsker å børsnotere seg. Brealey et al. (2017) forklarer at en børsnotering innebærer en kontinuerlig prising av egenkapitalen til selskapet. Det vil derfor være gunstig både for en investor og bedriften selv ettersom de til enhver tid vet hva selskapet er verdt. Ved børsnotering vil selskapet også ha lettere tilgang til ytterligere kapital ved å utstede flere aksjer som kan føre til økt likviditet. Dersom en aksje kjøpes gjennom en børs, trenger man ikke kjennskap eller tillit til hvem motparten er. Ettersom man har et allerede etablert rammeverk vil de involverte partene i transaksjonen til enhver tid være beskyttet i sin markedsposisjon.

Dette er bakgrunnen for at vi baserer analysen på indekser bestående av amerikanske børsnoterte teknologiselskaper.

2.3 Indekser

I analysen skal vi se på utviklingen av Dow Jones U.S. Technology Index, S&P 500 Information Technology og Nasdaq-100 Technology Sector. De respektive indeksene er knyttet til hovedindeksene Dow Jones Industrial Average, S&P 500, og Nasdaq Composite, som er de tre mest fulgte indeksene i USA. Videre vil hver enkelt indeks presenteres.

Dow Jones U.S. Technology Index

Dow Jones U.S. Technology Index, heretter Dow Jones, er vektet av markedsverdien for de underliggende selskapene. Dette kalles en flyt-korrigert markedsverdivekting, som vil si at man ikke bruker hele verdien på selskapet som vekt, men kun den delen som er tilgjengelig for investorer. Eksempel på deler som ikke er tilgjengelig for investorer er statlig eide aksjer.

Dow Jones består av flest selskaper sett i forhold til de to andre indeksene. Den består av 158 selskaper, og alle er i skrivende stund amerikanske (S&P Global, 2021a). De ti største selskapene i indeksen er per desember 2020 vektet med 64,1% av hele indeksen. Med andre ord vil en svingning i aksjekursen iblant de ti største selskapene ha stor påvirkning på hele indeksen. Det multinasjonale teknologiselskapet Apple Inc. er per desember vektet med 18,5% i indeksen, og er det selskapet som er tyngst vektet. Rebalansering foregår hvert år i september med aksjeendringer og oppdaterte børsnoterings i mars, juni og desember.

For at et selskap skal vurderes å bli inkludert i en av Dow Jones sine indekser må det være tilstrekkelig likviditet i handelen av selskapets aksjer (S&P Global, 2021a). Det skiller mellom to likviditetskriterier. Det er en 12 måned Median Value Traded Ration (MVTR) og 6 måned Median Daily Value Traded (MDVT). Vi vil ikke gå i dybden på dette da det går utenfor oppgavens omfang. Se dog vedlegg 1 for en ytterligere beskrivelse av denne indeksen.

S&P 500 Information Technology

S&P 500 Information Technology, heretter S&P 500, er også flyt-korrigert markedsverdivektet. Indeksen består av 75 selskaper, som alle er registrert i USA. De ti største selskapene er per desember 2020 er vektet med 66,6% av hele indeksen. Apple Inc. er også her vektet tyngst og utgjør på samme tidspunkt 22% av indeksen. Indeksen blir rebalansert hvert kvartal i mars, juni, september og desember.

I S&P 500 er det strengere krav til likviditet og markedsverdi som vist i vedlegg 1. Det er også krav om å ha positive inntjening i de fire forrige kvartalene. Alle selskaper må i tillegg være en del av hovedindeksen S&P 500. Samtidig må de være klassifisert som et medlem av GICS information technology sector (S&P Global, 2021a). For å bli inkludert i GICS information technology sector må mer enn 60% av selskapets inntekter være knyttet til aktiviteter innen teknologi (MSCI, 2020). Dette kan eksempelvis være gjennom internetthandel eller tredjeparts salgstjenester.

Nasdaq-100 Technology Sector

Nasdaq Composite Index er kjent for å være et godt barometer på å måle det teknologiske markedet. En svakhet er likevel at indeksen også omfatter selskaper i andre bransjer. Ettersom vi ønsker å utelukkende studere teknologiselskaper vil indeksen Nasdaq-100 Technology Sector være mer representativ for teknologisektoren. Bakgrunnen for dette er at indeksen utelukkende inneholder teknologiselskaper. Heretter omtaler vi Nasdaq-100 Technology Sector som Nasdaq.

I motsetning til de to overnevnte indeksene er de inkluderte selskapene her vektet likt. Størrelsen til et selskap vil dermed ikke ha betydning for utslaget i indeksen. Nasdaq består av 41 selskaper hvor hvert selskap dermed utgjør 1/41 av indeksen. Det stilles også krav om at selskapet må være under amerikanske jurisdiksjonslover. Om ikke, må selskapet ha oppført opsjoner på et registrert opsjonsmarked i USA eller være kvalifisert til opsjonshandel. I likhet med de andre indeksene blir indeksen rebalansert hvert kvartal. Indeksen blir rebalansert hvert kvartal i mars, juni, september og desember (Nasdaq, 2021c).

For likviditet er det et minimumskrav med gjennomsnittlig daglig handelsvolum på 200 000 aksjer, målt over hvert kvartal. Selskapet kan heller ikke være konkursbegjært. For å bli inkludert i indeksen må selskapet først og fremst være inkludert i hovedindeksen Nasdaq Composite. Deretter må de også være klassifisert som et teknologiselskap ifølge Industry Classification Benchmark (ICB) (Nasdaq, 2021c). ICB klassifiserer et teknologiselskap som et selskap som først og fremst driver med aktiviteter innenfor områdene informasjonsteknologi og elektronikkindustri (FTSE Russell, 2019).

Oppsummering av indeksene

Selv om de tre indeksene inneholder flere av de samme selskapene, er de likevel ulike på noen områder (vedlegg 1). I både Dow Jones og S&P 500 er de underliggende selskapene flyt-korrigert markedsverdivektet. På den andre siden er alle selskapene i Nasdaq vektet likt. Andre kvalifikasjoner som er felles for de to førstnevnte indeksene er at alle aksjeeierandelene må være amerikanske eller registrert i USA. Nasdaq har derimot ingen krav for nasjonalitet og bosettelse. Det er samtidig ulike likviditetskrav i de tre indeksene. Forskjellene mellom indeksene blir enda tydeligere når vi ser på vektningen av de ti største selskapene i Dow Jones og S&P 500 (vedlegg 2).

Selv om enkelte selskaper er gjennomgående i de tre indeksene, er det likevel ikke gitt at indeksene vil konkludere med samme resultat. Grunnen til dette er at indeksene har forskjellige krav, egenskaper og bestanddeler. Dette vil si at en endring i en aksjekurs kan ha forskjellig utslag i de tre indeksene. Med å ta med flere indekser vil det kunne gi et mer representativt utvalg som vil redusere

usikkerheten i resultatene. Dermed øker vi sannsynligheten for at vi kan oppnå et resultat som kan gjøres gjeldende for hele populasjonen; det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

3. Teori

I dette kapittelet skal relevant teori som kan knyttes opp mot problemstillingen presenteres. Først skal random walk-teorien av Kendall (1953) gjengis, og deretter vil hypotesen om markedseffisiens av Fama (1970) beskrives. Som kritikk til hypotesen om markedseffisiens nevnes atferdsøkonomi, som blant annet er belyst av Kahneman (2011). Teoriene knyttet til atferdsøkonomi kan bidra til å forklare noen av testresultatene, og vil i så fall kunne være et bevis mot oppgavens problemstilling.

3.1 Random walk

Teorien om random walk ble utarbeidet av Kendall (1953) da han gjennomførte en studie av økonomiske tidsserier. Analysen som baserte seg på aksjepriser, avdekket at det ikke var mulig å forutse priser basert på historiske verdier, da prisene ikke følger et gjentakende mønster. I stedet for fluktuerer aksjekursene helt vilkårlig, noe som er en antydning om uavhengighet mellom aksjepriser over tid. Dersom dette stemmer, skal det ikke eksistere korrelasjon mellom prisene på tidspunkt $t - 1$ og t . Funnet til Kendall (1953) kom svært overraskende på flere som hadde levd i tro om at tidligere kurshistorikk kunne brukes til å forutse fremtidig utvikling. Studien la grunnlag for det vi i dag kjenner som random walk-hypotesen (Brealey et al., 2017).

Campbell et al. (1997) gikk videre med teorien etablert av Kendall (1953) og presenterte en modell hvor dagens pris avhenger av gårsdagens pris, forventet prisendring og et feilledd. Dette innebærer at den beste predikeringen av dagens pris vil være gårsdagens. Dersom vi har hvit støy i feilleddet vil det tilsi at det har en identisk og uavhengig fordeling (IID) med null i forventet verdi og varians lik sigma, σ^2 (Box et al., 2016). At man ikke kan predikere hvilken vei feilleddet vil bevege seg, gjør at man får en tilfeldig prosess som en ikke kan vite om på forhånd.

Matematisk kan modellen skrives slik:

$$p_t = \mu + p_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2) \quad (3.1)$$

Hvor:

p_t = Pris ved tidspunkt t

μ = Forventet prisendring

p_{t-1} = Pris ved tidspunkt $t - 1$

ε_t = Feilledd ved tidspunkt t

$(0, \sigma^2)$ = Forventningsverdi og varians til feilleddet ε_t

3.1.1 Klassifisering av random walk

Campbell et al. (1997) tar utgangspunkt i modellen over når de videre deler random walk-hypotesen inn i tre delhypoteser. Disse presenteres som random walk 1, -2 og -3, og vil utdypes under.

Random walk 1

Random walk 1 (RW1) er den strengeste formen for random walk. $\varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2)$ angir at feilleddet er uavhengig og identisk fordelt med forventningsverdi 0 og varians σ^2 . Uavhengige feilledd innebærer at ulike feilledd ikke korrelerer over tid. En identisk fordeling er det samme som å anta at feilleddene er homoskedastiske. Dette innebærer at fordelingen av feilleddene ikke endres over tid, men er konstante (Wooldridge, 2016). En utvidelse av antagelsen om at feilleddene er identisk uavhengig fordelt er at feilleddene er normalfordelte.

Matematisk kan modellen for RW1 beskrives slik:

$$p_t = \mu + p_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim IID(0, \sigma^2) \quad (3.2)$$

Under RW1 er den avhengige variabelens gjennomsnitt og varians lineær i tid. Dette har Campbell et al. (1997) presisert matematisk ved at ligningene under oppfylles. Forutsetningene gjelder også under delhypotesene random walk 2 og random walk 3.

$$E[P_t | P_0] = P_0 + \mu t \quad (3.3)$$

$$Var[P_t | P_0] = \sigma^2 t \quad (3.4)$$

Random walk 2

Selv om forutsetningene i RW1 er enkle å forholde seg til, er det sjelden de holder i praksis over lengre tidsserier. Ulike strukturelle og institusjonelle forhold som teknologisk utvikling virker inn på hvordan prisene bestemmes. Etersom slike faktorer ikke ligger fast over tid, men endres i tråd med utviklingen i samfunnet, blir det urimelig å anta at feilleddene er identisk fordelt. Det gir derfor grunnlag for å introdusere random walk 2-hypotesen (RW2). RW2 er en løsere versjon av RW1. Her tillater vi at feilleddene ikke er identisk fordelt, men vi beholder fortsatt antagelsen om at de er

uavhengige. I motsetning til RW1 tillater RW2 heteroskedastisitet i feilleddene, som vil si at fordelingen av feilleddene ikke trenger å være konstant over tid.

Random walk 3

Den mest brukte hypotesen om random walk i empirisk litteratur er random walk 3 (RW3). RW3 er en enda løsere versjon av RW2 og den svakeste formen for random walk. Her tillater vi at feilleddene er avhengig, men krever at de skal være ukorrelert. Dette vil ifølge Campbell et al. (1997) gjelde for alle prosesser i RW3 der betingelsene under stemmer:

$$Cov[\varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}] = 0 \text{ for alle } k \neq 0 \quad (3.5)$$

$$\text{hvor } Cov[\varepsilon_t^2, \varepsilon_{t-k}^2] \neq 0 \text{ for noen } k \neq 0 \quad (3.6)$$

En slik prosess under RW3 har feilledd som er ukorrelert, men som er avhengige siden de kvadrerte feilleddene er korrelert.

3.1.2 Oppsummering av random walk

De tre delhypotesene om random walk vil danne utgangspunktet for studiens analyse. RW1 har identisk fordelte feilledd som også er ukorrelert, og kan testes for ved hjelp av runs test. I RW2 er ikke feilleddene identisk uavhengig fordelt, men ukorrelert og kan testes for ved teknisk analyse. Feilleddene i RW3 er ikke identisk fordelt, men korrelert. Dette kan testes for ved hjelp av en autokorrelasjonstest. For den senere analysen vil vi undersøke hvilke av de tre random walk-delhypotesene som holder for vårt utvalg. Ved å gjennomføre tester for ulike graderinger av random walk, vil vi kunne besvare problemstillingen om det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper er svakt effisient.

3.2 Hypotesen om markedseffisiens

Hypotesen om markedseffisiens tar utgangspunkt i studien utført av Kendall (1953) som avdekket at aksjemarkedet følger en bane som er tilnærmet lik en random walk. Markedseffisienshypotesen innebærer at aksjepriser baserer seg på all tilgjengelig informasjon om selskapet (Fama, 1970). Det betyr at all informasjonen som er tilgjengelig, vil være verdiløs som analysemateriale for å spå aksjens framtidsutsikter. Ny informasjon vil korrigere aksjeprisen nesten umiddelbart, slik at prisen alltid vil reflektere aksjens fundamentale verdi (Brealey et al., 2017). Ifølge denne teorien vil alle aksjer ha sin riktige pris fordi de reflekterer all tilgjengelig informasjon om aksjen i markedet.

Forutsetninger for et effisient marked

Fama (1970) hevdet at det er fire forutsetninger som må tilfredsstilles for å kunne kalle et marked effisient:

1. Rasjonelle investorer som søker å maksimere sin profitt.
2. Informasjon må være gratis og lett å innhente.
3. Homogene tolkninger av informasjon. Dette innebærer at mottaker av informasjon må være kvalifisert til å tolke informasjonen riktig.
4. Ingen transaksjonskostnader.

3.2.1 Gradering av markedseffisiens

Aksjepriser inneholder i ulik grad informasjon om tidligere priser og markedsforhold. Fama (1970) skiller mellom tre grader av effisiens: svak-, halvsterk- og sterk effisiens. Klassifiseringen tar utgangspunkt i hvor mye informasjon aksjeprisene i markedet baserer seg på.

Svak effisiens

I et svakt effisient marked reflekterer aksjeprisen all informasjon om tidligere priser. Informasjon om tidligere priser vil være allment tilgjengelig slik at kjennskap til slik informasjon ikke vil gi grunnlag for et konkurransefortrinn. Det vil dermed være umulig å oppnå unormal avkastning ved å kun studere tidligere priser, slik at all form for teknisk analyse vil være verdiløs. For å slå et slikt marked kreves det tilgang på offentlig og privat informasjon om bedriftene, slik som regnskapsinformasjon og strategisk analyse av vekstmuligheter.

Halvsterk effisiens

Et halvsterkt effisient marked har all offentlig informasjon og forventninger til fremtiden, inkludert informasjon om tidligere priser, innbakt i den nåværende prisen. Prisene vil allerede være korrigert for all offentlig informasjon slik at den eneste måten man kan oppnå unormal avkastning i et slikt marked, er ved å ha tilgang på innsideinformasjon fra bedriftene. All fundamental analyse vil i et slikt marked være verdiløs.

Sterk effisiens

I et sterkt effisient marked er både innsideinformasjon og offentlig informasjon om selskaper innbakt i prisen. Dermed vil ingen informasjon gi grunnlag for å oppnå unormal avkastning.

3.3 Kritikk til markedseffisiens

Som forklart hevder hypotesen om markedseffisiens at en aksjekursutvikling er tilfeldig og uforutsigbar. Følgelig vil det ikke være mulig å oppnå en unormalt høy avkastning basert på analyse over tid, kun en ordinær risikojustert avkastning. Til tross for dette finnes det flere avvik som svekker hypotesens gyldighet, da de antyder at man faktisk kan spå fremtiden basert på identifiserte mønstre i kurshistorikken. Som en naturlig konsekvens, har hypotesen blitt utfordret og møtt mye kritikk.

Forutsetningene for et effisient marked har medført at akademikere og investorer har stridet om hypotesen publisert av Fama (1970). Enkelte kritikere hevder at modellrammeverket er utarbeidet av teoretikere som har manglende forståelse for virkeligheten. De har følgelig brukt teori og empiri om anomalier og atferdsøkonomi som argumenter mot markedseffisiens. Ifølge dem vil nærvær av irrasjonelle investorer, asymmetrisk informasjon og heterogene tolkninger av informasjon medføre at forutsetningene ikke holder i den virkelige verden (Murphy, 1999).

3.3.1 Atferdsøkonomi

Atferdsøkonomi er et fagområde som har til formål å samle økonomisk innsikt om preferanser og beslutningstaking med utgangspunkt i sosiale, atferdsmessige og biologiske vitenskaper (Baddeley, 2019).

Mange økonomiske teorier er forankret i visse forutsetninger for hvordan konsumenter skal oppføre seg. Noen av de forutsetningene som går igjen i de fleste teoriene er at konsumentene er fullstendige

rasjonelle, profittmaksimerende og handler uavhengig av hverandre på basis av full informasjon (Malkiel, 2003). I praksis viser atferdsøkonomi at vi operer med antagelser som begrenset rasjonalitet og andre motiver enn snever egeninteresse (Ekström, 2019). Ifølge Kahneman (2011), er ikke individer rasjonelle i økonomisk forstand. Han identifiserte ulike avvik fra rasjonalitet etter å ha gjennomført flere studier gjennom 60 år. En kan nemlig tenke seg at psykologi og irrasjonalitet er en grunn til at markedspriser blir feil og forklarer hvorfor hypotesen om markedseffisiens ikke holder. Dette skyldes at samtlige av Fama (1970) sine fire forutsetninger for et effisient marked ikke innfris.

3.3.1.1 Feedbackmodellen

Feedbackmodellen går ut på at aktører i et marked ikke bare vil reagere på informasjon, men også på måten markedet reagerer på (Aarthur, 1990). Modellen tar for seg positiv og negativ feedback som vil presenteres i det følgende.

Dersom man som en aktør i markedet observerer en stigende aksjekurs som andre investorer profitterer på, vil det ifølge Shiller (2003) skape en forventning om videre stigning. Når så entusiasmen sprer seg og flere ønsker å kjøpe aksjen, vil det bidra til å presse prisene ytterligere opp. På den måten vil man ifølge Koutmos og Saidi (2001) oppleve avhengighet i aksjeprisene som følge av positiv feedback i markedet.

Negativ feedback forklarer hvordan prisene vil bevege seg tilbake til et gitt nivå (Balvers et al., 2000). Istedenfor at en prisendring forsterkes ved at flere aktører velger å kjøpe en aksje med positiv kursutvikling, vil noen velge å selge når aksjekursen øker (Leung & Li, 2015). Motsatt vil man ved negativ kursutvikling velge å kjøpe aksjen. Dette vil bidra til at en positiv (negativ) utvikling vil etterfølges av en negativ (positiv) endring, slik at en kunstig høy (lav) pris presses ned (opp) igjen til et nivå som reflekter aksjens fundamentale verdi. En slik utvikling betegnes som en reverseringseffekt.

En positiv feedback vil typisk kun gjelde i en kortsiktig tidshorisont (Poterba & Summers, 1988). Dette skyldes at prisene vil presses opp (ned), men på et punkt vil den falle (stige) igjen, og kan bidra til å forklare en positiv autokorrelasjon i et datasett. Den selvforsterkende effekten vil stride mot at datasettene følger en random walk, da det ikke skal eksistere et forutsigbart mønster i prisutviklingen under en random walk.

Dersom vi får påvist stasjonaritet kan dette forklares av negativ feedback. På lang sikt vil aksjekursen vende tilbake til sitt gjennomsnitt dersom negativ feedback er til stede (Poterba & Summers, 1988). Negativ feedback vil være et direkte brudd på svak effisiens. Et slikt marked medfører at man kan forvente at prisen vil vende tilbake til et nivå etter å ha observert et avvik fra den gjennomsnittlige verdien.

3.3.1.2 Flokkatferd

En sentral del innen atferdsøkonomi er flokkatferd. Fenomenet flokkmentalitet forklares gjerne som atferdsmønstre som er korrelert på tvers av ulike individer (Devenow & Wilch, 1996). Det er med andre ord når en gruppe investorer handler i samme retning over en lenger tid (Nofsinger & Sias, 1999).

Scharfstein og Stein (1990) påpeker at investorer vil handle etter flokkmentalitet ettersom de besitter samme informasjon om markedet, og det finnes derfor en kollektiv enighet om hvilke aksjer som bør handles. Bikhchandani og Sharma (2000) mener på den andre siden at tilstedeværelse av asymmetrisk informasjon fører til flokkatferd. De argumenterer for at ikke alle har samme tilgang til informasjon, noe som bryter med en av Fama (1970) sine fire forutsetninger om gratis innhenting og lett tilgjengelig informasjon. Når ikke alle har samme kunnskap om den mulige avkastningen til en investering, vil handlingene til de mer informerte gjennom kjøp og salg av aksjer kunne avsløre at de besitter mer informasjon som ligger til grunn for deres beslutninger. Handlingene deres vil så fungere som signaler til de som besitter mindre informasjon. Dersom signalene fanges opp og aktørene innretter seg etter den nye informasjonen, kan man på den måten få innfall av flokkatferd.

Keynes (1936) fastslår at investorer er motvillige til å handle etter egen informasjon og vilje, i frykt for at motstridende atferd vil ødelegge deres rykte som en fornuftig beslutningstaker. Å se ut som en "ensom idiot", og muligens gå glipp av avkastning som følge av oppgang i aksjemarkedet er verre enn å tape penger. Bikhchandani og Sharma (2000) støtter opp dette argumentet med å forklare at mennesker har en iboende preferanse for konformitet. Dersom investorer kan dele på skylden hvis det oppstår systematisk uforutsigbare sjokk i økonomien, vil ikke en ikke-profitabel beslutning anses som skadelig for rykte deres.

Chiang og Zheng (2010) gjennomførte en empirisk analyse av det globale aksjemarkedet og konkluderte med at flokkmentalitet hadde en sterk tilstedeværelse i det amerikanske aksjemarkedet. Dette er også et godt bilde av dagens amerikanske aksjemarked. Signal Advance produserer teknologi

innen helsesektoren og opplevde en kraftig positiv kursutvikling i starten av 2021 (Solli, 2021). Årsaken til denne enorme veksten var at gründeren Elon Musk hadde sendt ut meldingen "Use signal" i et innlegg på sosiale medieplattformen, Twitter. I innlegget refererte han til det ikke-børsnoterte selskapet Signal Technology Foundation, men selskapet ble for mange forvekslet med det børsnoterte selskapet Signal Advance. Sistnevnte opplevde dermed en betydelig vekst som følge av forvekslingen. Dette er et godt eksempel på flokkmentalitet i det amerikanske aksjemarkedet.

Flokkatferd vil være relevant å se på med tanke på testing av random walk. Fenomenet vil kunne være en muligens forklaring på identifisering av få runs i en utført runs test av Wald og Wolfowitz (1940), som forklares i kapittel 5.3.1. Flokkatferd vil også bidra med å forklare hvorfor en stasjonær prosess alltid vil vende tilbake til en langsiktig bane bestående av en gjennomsnittlig verdi. Når prisen er under (over) gjennomsnittsverdien vil gjerne et fåtall investorer starte å handle (selge) en aksje ettersom aksjen betraktes som billig (dyr). Etter hvert følger resten av "flokket" etter, og kjøper (selger) verdipapiret som følge av at andre gjør det. Når flere så bestemmer seg for å også kjøpe (selge) vil det kunne bidra til å presse verdien oppover (nedover) tilbake mot gjennomsnittlig verdi og potensielt forbi dette.

3.3.2 Anomalier

Anomali er et fenomen som oppstår når et resultat under gitte forutsetninger avviker fra forventede resultater basert på en modell (Hayes, 2021). Det representerer empiriske funn av faste mønstre i en aksjes avkastning som med utgangspunkt i standard finansiell teori er kjent, pålitelig og uforklarlig (Lo, 2005). Videre i denne delen av oppgaven skal vi ta for oss anomalien momentumeffekt, da vi tenker den er relevant for å besvare problemstillingen.

3.3.2.1 Momentumeffekt

Momentum er et fenomen som strider mot hypotesen til Fama (1970), og er brukt som en populær handelsstrategi på aksjemarkedet. Jegadeesh og Titmans (1993) forskning viser at aksjer på det amerikanske aksjemarkedet har en tendens til å være korrelert på mellomlang sikt. Det betyr at aksjer som har gjort det bra (dårlig) de siste 3 til 12 månedene vil fortsette å gjøre det bra (dårlig) i samme påfølgende periode. Det er en slik utvikling som kalles en momentumeffekt. Det er gjort ytterligere forskning på dette feltet av Grinblatt, Titman og Wermers (1995) og Chen, Jegadeesh og Wermers (2000). Forskningen deres viste til resultater som indikerer at investorer er bevisste på

momentumeffekten ved at fond for verdipapirer har en antydning til å kjøpe tidligere vinnere og selge tidligere tapere på aksjemarkedet.

En momentumeffekt tilknyttet indeksene kan være en forklaring på en eventuell autokorrelasjon. Hvis en investor vet at en aksje har en historisk høy positiv autokorrelasjon og hun oppdager en stor vekst de siste dagene, vil investoren forvente en tilsvarende prisvekst de kommende dagene. Dette vil være en fordel for investoren da hun kan justere porteføljen etter størst gevinst basert på om det foreligger en autokorrelasjon eller ikke. Dette skyldes at dersom det finnes et momentum vil en handelsstrategi typisk være å selge "tapere" og kjøpe "vinnere". Dersom flere investorer handler i tråd med en slik strategi vil vi få en selvforsterkende effekt hvor aksjekursen vil bli presset høyere eller lavere. Hvis man kan bruke tidligere mønster i en kursutvikling for å identifisere vinnere i aksjemarkedet og handle deretter, vil det stride mot hypotesen om markedseffisiens. Dette følger av at man ikke skal klare å forutsi fremtidig kursutvikling basert på historisk kursdata.

3.3.3 Kritikk til atferdsøkonomi

Det er som vist flere tilhengere av atferdsøkonomi, men det finnes også motstandere av den. Kritikere av atferdsøkonomi hevder at teorien ikke kan bidra til å forklare anomalier før de skjer, men heller bidra til å forklare dem i ettertid. Dermed vil ikke atferdsteoriene ifølge Fama (1998), være nyttig for å kunne forutsi hvordan irrasjonelle investorer vil påvirke aksjekursen, som rasjonelle investorer så drar nytte av.

Fudenberg (2006) kritiserer atferdsøkonomi med å argumentere for at det finnes for mange atferdsmodeller og mangel på en entydig forklaring på en rekke fenomener. Camerer og Loewenstein (2004) støtter dette argumentet ved å sammenligne atferdsøkonomi med en samling av verktøy og ideer. Det oppstår stadig vekk biases og relaterte markedssvikt i økonomien, men markedskreftene vil rette opp og bringe prisene tilbake til rasjonelle nivåer (Lo, 2005). Dette antyder at irrasjonell atferd i aksjemarkedet ikke er relevant og begrunnes med at irrasjonelle aktører vil skape profittmuligheter som de rasjonelle investorene kan utnytte. Denne dynamikken vil presse prisene til riktig nivå og bidra til en likevektspris. På den måten vil hypotesen om markedseffisiens holde.

4. Datamaterialet

Gjennom dette kapittelet vil vi beskrive og begrunne valg av tidsseriedata. Dette gjøres ved å først presentere datasettet som ligger til grunn for analysen. Her inngår beskrivelse av tidsperioder og tidsintervall. Deretter vil vi gi en vurdering av studiens kvalitet med utgangspunkt i validitet og reliabilitet.

4.1 Tidsseriedata

Mens tverrsnittsdata innebærer observasjoner fra samme tidspunkt, vil tidsseriedata omfatte observasjoner over tid. På den måten kan man studere hvordan en variabel vil utvikle seg over tid og potensielt kunne avdekke et bestemt mønster i tidsserien. En viktig forutsetning når man arbeider med tidsseriedata er at det kun er fortiden som kan ha en innvirkning på fremtiden, ikke motsatt (Wooldridge, 2016).

Gitt at vi skal undersøke om prisendringene i aksjemarkedet faktisk følger en random walk, blir det naturlig å ta for oss et datasett med en tidsdimensjon for å kunne studere indeksverdiens utvikling. Datasettet i denne analysen blir derfor naturlig å betrakte som tidsseriedata.

4.2 Utvalgsstørrelse

Utvalgsstørrelsen i tidsseriedata bestemmes av antall tidsperioder som skal inngå i analysen. Supplert med å avgjøre antall tidsperioder, må tidsintervall velges. Tidsintervallet avgjør hvor ofte variablene måles og registreres. Det kan være alt fra sekunder til timer, fra døgn til år.

Analysen vår er basert på daglige observasjoner fra 11. februar 2011 til og med 11. februar 2021. Denne tidshorisonten er valgt med bakgrunn i å sikre frekvent data fra en periode som ikke har vært preget av krakk eller andre større justeringer som eksempelvis dot.com-boblen. Dersom tidshorisonten hadde blitt strukket for langt bak, kunne indeksene ha vært utformet på en annen måte enn i dag, slik at dataene ikke er sammenlignbare.

4.3 Datakilder

I analysedelen har vi valgt å benytte oss av sekundærdata som er tilgjengelig på nett. Sekundærdata er informasjon eller data som er samlet inn av andre (Hansen, 2015). Hovedsakelig henter vi informasjonen fra de amerikanske børsene. I vår oppgave har vi hentet datamaterialet fra Investing.com (2021a & 2021b) og Yahoo Finance (2021). Begge organisasjonene er anerkjente og har som formål å samle inn markedsdata for så å videreformidle denne informasjonen til aktørene i markedet. Etersom begge nettsidene er offentlige tilgjengelige for allmennheten vil man kunne hente ut det samme datamaterialet, og etterprøve resultatet.

Dow Jones og S&P 500 er begge hentet fra Investing.com. Nasdaq er derimot hentet fra Yahoo Finance. Det er i bunn og grunn ingen betydelig forskjell mellom disse datakildene. Begrunnelsen for at vi har valgt forskjellige datakilder er at de to førstnevnte indeksene ikke var å finne på Yahoo Finance. I analysen har vi brukt daglige sluttkurser for alle indeksene.

4.4 Reliabilitet og validitet

Kvaliteten på samfunnsvitenskapelige data må vurderes mot problemstillingen. Jo bedre dataene klarer å beskrive problemstillingen, jo høyere kvalitet har de. Datakvaliteten vurderes vanligvis gjennom de to kriteriene reliabilitet og validitet, som vi redegjør ytterligere under.

Grønmo (2016) omtaler datamaterialets pålitelighet som reliabilitet. For at datasettet skal vurderes som pålitelig må ulike datainnsamlinger gi identisk resultat hvis man bruker samme undersøkelsesopplegg om de samme fenomenene. Reliabiliteten anses som høyere jo mer samsvar det er mellom studiene. Hvis forskjellene i dataene knytter seg til analyseenhetene og ikke undersøkelsesopplegget, er reliabiliteten likevel høy. Dersom testene i denne og senere studier gjennomføres med en identisk metode og det tas utgangspunkt i de samme dataene, er det rimelig å anta at resultatene vil bli de samme. Et reliabilitetsproblem som kan oppstå hvis studien skal gjennomføres på nytt med samme oppsett, sett bort fra at det ikke tas utgangspunkt i samme datoer, er at indeksene etter rebalansering nå kan ha en ulik sammensetning av aksjer og dermed gi en annen konklusjon.

Videre definerer Grønmo (2016) validitet som dataens gyldighet i forhold til problemstillingen som skal besvares. Validiteten er et mål på i hvilken grad undersøkelsesopplegget egner seg for å samle inn relevant data for problemstillingen. Problemstillingen vår er å undersøke svak effisiens i det

amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper, og datasettet vi bruker i den sammenheng er daglige indeksverdier for indekser knyttet til denne bransjen. Dataene undersøkes ved å bruke anerkjente statistiske tester. Et eventuelt validitetsproblem vil knytte seg til om dataene er representative nok for å foreta en konklusjon om effisiens i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper. Noe som kan styrke studiens validitet er at de valgte indeksene er tungt teknologivektet og basert på amerikanske selskaper.

Med bakgrunn i dette vil denne studien kunne betraktes å ha høy datakvalitet, gjennom både reliabilitet og validitet.

5. Metode

I dette kapittelet skal først problemstillingen forklares og begrunnes. For å kunne besvare problemstillingen og komme frem til et endelig resultat for studien, vil datasettene testes ved hjelp av ulike statistiske tester. Det er totalt fire tester som skal anvendes; runs test av Wald og Wolfowitz (1940), Dickey-Fuller test av Dickey og Fuller (1979) og autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey av Breusch (1978) og Godfrey (1978) og Ljung-Box av Ljung og Box (1978). Testene som skal presenteres i det følgende vil gjennomføres i statistikkprogrammet gretl.

5.1 Problemstilling

Med utgangspunkt i oppgavens problemstilling, vil vi teste markedseffisiens av svak form. Svak effisiens innebærer at tidligere indeksverdier ikke kan bidra til å forutsi fremtidige. For å undersøke dette vil vi ta utgangspunkt i RW1- og RW3- delhypotesene som er presentert i kapittel 3.1.1.

RW1 er som nevnt den strengeste delhypotesen under hypotesen om random walk. Grunnen til at vi likevel velger å teste for den er for å undersøke egenskaper med indeksutviklingen og for å kunne avdekke om en kursutvikling faktisk er tilfeldig eller ikke. Ved RW2 innebærer det at vi tester for uavhengighet uten å anta identiske fordelinger, noe som er svært krevende. Det er umulig å trekke konklusjon om statistisk inferens uten å legge en form for restriksjon på hvordan den marginale fordelingen av data varierer over tid. Campbell et al. (1997) forklarer at det er mulig å bruke teknisk analyse for å teste for RW2, men teknisk analyse er en hel studie i seg selv og vil ikke bli belyst i denne utredningen. RW3 vil i praksis være den modellen som egner seg best for å gjennomføre en test av svak effisiens, da den godtar at feilleddene er avhengige så lenge de ikke er korrelert. Hypotesene vi ønsker å gjennomføre er som følger:

RW1:

H₀: Verdiutviklingen følger RW1

H_A: Verdiutviklingen følger ikke RW1

RW3:

H₀: Verdiutviklingen følger RW3

H_A: Verdiutviklingen følger ikke RW3

5.2 Estimering ved hjelp av OLS

En regresjonsanalyse handler i stor grad om å avdekke hvordan en avhengig variabel (y) varierer med endringer i en uavhengig variabel (x). Med et datasett bestående av tidsseriedata kan regresjonsmodellen ifølge Wooldridge (2016) uttrykkes slik:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t,1} + \beta_2 x_{t,2} + \dots + \beta_k x_{t,k} + u_t \quad (5.1)$$

Hvor:

y_t = Avhengig variabel

t = Tidsperioden

β_0 = Konstantledd

β_k = Helningskoeffisient

$x_{t,k}$ = Uavhengig variabel

k = Uavhengig variabel nummer k

u_t = Feilledd i periode t

Helningskoeffisientene β_1, \dots, β_k til de uavhengige variablene innebærer en ceteris paribus tolkning. Det betyr at hver koeffisient viser til den isolerte effekten som den enkelte uavhengige variabelen har på den avhengige. Dette er mulig så snart de øvrige forklaringsvariablene av relevans er kontrollert for i ligningen. Det siste leddet i ligningen u_t kalles for feilleddet. Denne parameteren omfatter alle andre faktorer enn de forklaringsvariablene som er kontrollert for i ligningen, som også påvirker y_t .

Gitt en lineær sammenheng mellom den avhengige variabelen og forklaringsvariablene, kan minste kvadraters metode (OLS) brukes for å estimere betakoeffisientene i ligningen gjengitt over. Denne metoden vil minimere summen av de kvadrerte feilleddene. Med andre ord vil den minimere summen av de kvadrerte avvikene mellom faktisk verdi og den estimerte verdien til den avhengige variabelen (Wooldridge, 2016). Helningskoeffisientene estimert etter OLS kan defineres slik:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2} \quad (5.2)$$

Hvor:

$\hat{\beta}_1$ = Estimert helningskoeffisient

n = Antall utvalgsenheter

x = Uavhengig variabel

k = Uavhengig variabel nummer k

y_t = Avhengig variabel på tidspunkt t

For å estimere forventningsrette koeffisienter ved hjelp av minste kvadraters metode, må de fem Gauss-Markov-antagelsene foreligge. En beskrivelse av antagelsene vil ligge i vedlegg 3.

Gitt at alle fem Gauss-Markov-antagelsene oppfylles, vil estimatene ved hjelp av OLS gi de beste forventningsrette estimatene betinget av \mathbf{X} . Da sier man typisk at estimatorene er BLUE og innebærer at koeffisientene i den stokastiske prosessen $\hat{\beta}_0$ og $\hat{\beta}_1$ er gode estimater på de faktiske koeffisientene som studeres. (Wooldridge, 2016)

5.3 Statistiske tester

For å teste nullhypotesene tilknyttet random walk-delhypotesene 1 og 3, har vi valgt å bruke runs test for avhengighet, Dickey-Fuller test for stasjonaritet og to tester for autokorrelasjon. RW1 vil testes ved hjelp av runs test av Wald og Wolfowitz (1940), som vil avdekke om det foreligger avhengighet i indeksverdiene over tid. Ved testing av RW3 skal vi bruke autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey test av Breusch (1978) og Godfrey (1978), og Ljung-Box test av Ljung og Box (1978). Autokorrelasjonstestene forutsetter at tidsseriene er stasjonære. Det vil testes for stasjonaritet ved hjelp av en Dickey-Fuller test. Denne testen vil også bidra til å avdekke om tidsseriene følger en random walk, da nullhypotesen antar at tidsseriene følger en ikke-stasjonær prosess med en tilfeldig indeksutvikling over tid. Bakgrunnen for valg av testene er at de er akademisk anerkjente, samtidig som de tar opp de tre momentene som Kendall (1953) la til grunn for en random walk.

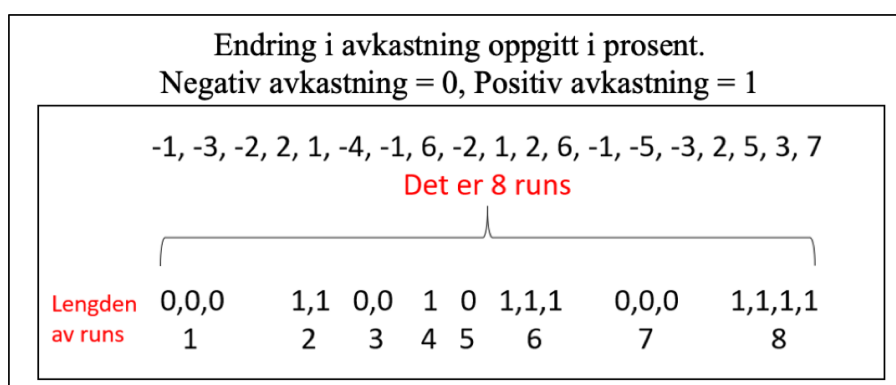
5.3.1 Runs test

Runs test av Wald og Wolfowitz (1940) er en tosidig test og vil derfor testes mot et 10% signifikansnivå. Denne testen har som formål å oppdage tilfeldighet i utviklingen av en serie av verdier, og tester på den måten for uavhengighet mellom verdiene. Dersom en serie av verdier viser seg å være avhengige, vil det bryte med den første av Kendall (1953) sine tre forutsetninger for en

random walk. Testen er ikke-parametrisk som vil si at den vil ignorere egenskaper til variabelens fordeling. Dette gjør det mulig å teste alle typer serier for tilfeldighet (Wald & Wolfowitz, 1940). Ønsket gjennom oppgaven er å teste for svak effisiens av delsektoren teknologi på det amerikanske aksjemarkedet. Dermed blir det relevant å se om en serie av indeksverdier i denne sektoren er tilfeldig eller ikke.

Runs er en sekvens av data med samme karakteristika. Hvert run er etterfulgt av data med en annen karakteristika eller ingen data. I vår test vil et run bestå av en rekke påfølgende prisendringer i samme retning. I det kommende eksemplet, ses det bort fra at det er mulig at prisen to dager etter hverandre kan være lik. I realiteten er ikke dette en god antagelse, men for å vise mekanismen bak runs test tar vi denne forutsetningen. I figur 1 illustreres en prisendring over 19 dager.

Figur 1: Illustrasjon av runs test



Figuren viser at det er totalt 8 runs hvorav 4 er negative og 4 er positive. Lengden av runs vil tilsi antall verdier i et run.

Hypotesene vi bygger runs test på er som følgende:

H_0 : Prisutviklingen er uavhengig

$$N_{Runs} = E(N_{Runs})$$

H_A : Prisutviklingen er avhengig

$$N_{Runs} \neq E(N_{Runs})$$

En runs test går ut på å sammenligne antall runs, N_{Runs} , i utvalget vårt med antall forventede runs, $E(N_{Runs})$. Når antall observerte og forventede runs er signifikant forskjellig fra hverandre, forkaster vi nullhypotesen om uavhengighet (Sheskin, 2000). Poshakwale (1996, s. 612) begrunner denne

sammenhengen med at «... for mange eller for få runs i forhold til forventet antall runs impliserer avhengighet mellom observasjoner» (Poshakwale, 1996, s. 612).

Forventning og standardavvik kan ifølge Wald og Wolfowitz (1940) kalkuleres som følgende:

$$E(N_{Runs}) = \frac{2n_1n_2}{N} + 1 \quad (5.3)$$

$$\sigma_{N_{Runs}} = \sqrt{\frac{2n_1n_2(2n_1n_2 - N)}{N^2(N - 1)}} \quad (5.4)$$

Hvor:

N_{Runs} = Totalt antall runs

n_1 = Antall negative verdier (0)

n_2 = Antall positive verdier (1)

N = Totalt antall verdier

Testvariabelen blir da (Wald & Wolfowitz, 1940):

$$z = \frac{N_{Runs} - E(N_{Runs})}{\sigma_{N_{Runs}}} \quad (5.5)$$

Nullhypotesen forkastes dersom:

$$|z| > z_{1-\frac{\alpha}{2}} \quad (5.6)$$

Hvor:

α = Signifikansnivå, her 10%.

En runs test vil kun beskrive hvor mange ganger de tre indeksverdiene endrer seg positivt eller negativt i tilhørende datasett. Testen vil derimot ikke kunne fortelle oss noe om hvor store disse endringene er og om det er noe mønster i indeksverdiene over tid. I tillegg er denne testen som nevnt en ikke-parametrisk test, hvilket innebærer at man ikke antar noe om fordelingen til variablene. Den sier dermed ikke noe om hvordan variablene er fordelt over tid og om gjennomsnittlig verdi holdes konstant. På grunn av denne svakheten kan det derfor være interessant

å benytte en test som studerer fordelingen til variablene. Vi går derfor videre med en Dickey-Fuller test for å teste for stasjonaritet.

5.3.2 Stasjonaritet

Når man skal studere sammenhengen mellom utvalgte variabler i en tidsserie, er man avhengig av at det er stabilitet i datasettet. Dette kan oppnås så lenge tidsserien er stasjonær, hvilket innebærer en konstant sannsynlighetsfordeling der gjennomsnittet og variansen er konstant over tid. Ved en stasjonær prosess vil også kovariansen mellom to observasjoner i tidsserien kun avhenge av tidsrommet mellom observasjonene y_t og y_{t+h} . Det innebærer at kovariansen ikke er en funksjon av tid, men heller av avstanden mellom t og $t + h$. På den måten kan man si at jo lenger observasjonene er fra hverandre i tid, desto mindre vil korrelasjonen mellom dem være (Wooldridge, 2016).

Forutsetningene for en stasjonær tidsserie kan oppsummeres slik:

$$E(y_t) = \mu \quad (5.7)$$

$$Var(y_t) = \sigma^2 \quad (5.8)$$

$$Cov(y_t, y_{t+h}) = \gamma_h \quad (5.9)$$

Hvor:

μ = Antyder konstant gjennomsnitt over tid

σ^2 = Konstant varians

γ_h = Kovarians, som avhenger av avstanden mellom observasjonene y_t og y_{t+h}

Dersom forutsetningene ikke oppfylles, vil det implisere at sannsynlighetsfordelingen endres over tid. I så fall vil man ha en ikke-stasjonær prosess i tidsserien som inneholder en enhetsrot. En enhetsrot vil foreligge når den avhengige variabelen i en tidsserie avhenger av variabelenes foregående verdi, i tillegg til et feilledd som ikke kan forutses (Wooldridge, 2016).

Situasjonen beskrevet over med enhetsrot er også kjent som en random walk. Ettersom denne oppgaven har til hensikt å undersøke om en historisk indeksverdi faktisk kan brukes til å forutse fremtidige, vil det være høyst relevant å undersøke om den stokastiske prosessen y_t følger en ikke-stasjonær prosess. Dersom tidsserien viser seg å være ikke-stasjonær, vil det ikke eksistere et mønster i datasettet som kan brukes til å estimere morgendagens indeksverdi. Hvis dette er tilfellet,

vil det støtte oppgavens problemstilling om svak effisiens i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

Hatanaka (1996) forklarer at når en ikke-stasjonær variabel utsettes for et sjokk, vil effekten være permanent slik at variabelen ikke konvergerer mot en og samme forventningsverdi. Derimot vil effekten av et sjokk som en stasjonær variabel utsettes for typisk dø ut over tid ettersom slike variabler har en tendens til å returnere til et konstant gjennomsnitt. Følgelig vil høye verdier typisk etterfølges av mindre verdier, mens lave verdier typisk etterfølges av høyere verdier. På den måten vil et gitt nivå i en stasjonær tidsserie kunne predikere kommende periodes verdiendring og vil derfor gi en negativ koeffisient på korrelasjonen mellom dagens verdi og den kommende.

5.3.2.1 Løsning på ikke-stasjonaritet:

En viktig forutsetning for å kunne bruke OLS ved estimering av prosesser i tidsserier er at de ikke inneholder en enhetsrot. Konsekvensen av å bruke ikke-stasjonære variabler i en regresjon, er at man kan oppleve spuriøse resultater der to variabler kan implisere en signifikant sammenheng som egentlig ikke eksisterer. Det kan eksempelvis oppstå dersom man konkluderer med at en prosess påvirker en annen, når korrelasjonen egentlig kan forklares av en tredje variabel som kan vise seg å være en underliggende trend (Wooldridge, 2016). For å hindre usikre resultater vil det derfor være viktig å transformere en ikke-stasjonær prosess til en stasjonær prosess.

En mulig transformasjon er å ta førstedifferansen av variabelen og dermed omformulere den til endringsform. Dette omtales som å integrere variabelen på første orden $I(1)$, og kan illustreres slik:

$$\Delta \log(y_t) = \frac{(y_t - y_{t-1})}{y_{t-1}} \quad (5.10)$$

Dersom man oppnår stasjonaritet ved å ta differansen én gang som vist i formelen, betegnes tidsserien som en differanse-stasjonær prosess. På den måten kan man oppnå stasjonære variabler som oppfyller kravene til å benytte OLS etter transformering (Wooldridge, 2016).

5.3.3 Dickey-Fuller

For å avdekke om tidsserien inneholder en stasjonær prosess vil vi benytte en Dickey-Fuller test av Dickey og Fuller (1979). Dickey-Fuller test er en ensidig test og testes derfor mot et 5% signifikansnivå. Denne testen vil avdekke om indeksverdiene fluktuerer vilkårlig over tid, og bidrar dermed til å teste for det andre momentet som Kendall (1953) la til grunn for en random walk. Dickey-Fuller testen tar utgangspunkt i en autoregressiv (AR) modell som bruker tidligere priser til å forklare fremtidige priser (Fernando, 2020).

Vi tar utgangspunkt i følgende regresjonsligning (Dickey & Fuller, 1979)

$$P_t = \beta_0 + \beta_1 P_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5.11)$$

Hvor:

P_t = Pris ved tidspunkt t

β_0 = Konstantledd

β_1 = Helningskoeffisient

P_{t-1} = Pris ved tidspunkt $t - 1$

ε_t = Uavhengig feilledd

I Dickey-Fuller betraktes normalt variabelen β_1 som ρ . Regresjonsligningen kan derfor skrives som:

$$P_t = \beta_0 + \rho P_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5.12)$$

Vi ønsker å undersøke verdien til ρ . Denne parameter vil beskrive i hvilken grad forrige observasjon P_{t-1} forklarer observasjonen i neste periode, P_t . Applisert på vår data vil dette være indeksverdi.

For å teste for Dickey-Fuller bruker vi følgende nullhypotese og alternativhypotese:

$$H_0: |\rho| = 1$$

$$H_A: |\rho| < 1$$

Dersom $|\rho|$ er lik 1 vil det være en ikke-stasjonær prosess, som impliserer at det er en tilstedeværelse av en enhetsrot. Vi kan dermed ikke forkaste nullhypotesen, slik at resultatet antyder svak effisiens for utvalget vårt. Det vil i så fall innebære at historiske indeksverdier fullt ut er reflektert i indeksen og dermed ikke kan utnyttes.

Dersom $|\rho|$ er mindre enn 1 og vi konkluderer med en stasjonær prosess vil det innebære at man som investor kan predikere forventet utvikling. Ved å avdekke hvor kursen befinner seg i forhold til en gjennomsnittlig verdi kan investoren så oppnå gevinst. Dette vil dermed stride mot svak effisiens ettersom man kan utarbeide en mulig handelsstrategi basert på historiske verdier. Handelsstrategien vil innebære at man kjøper (selger) et verdipapir når verdien er lavere (høyere) enn den gjennomsnittlige. Dette følger av at kursen alltid vil returnere til gjennomsnittsverdien og en investor vil med kunnskap om dette kunne oppnå gevinst.

Dersom vi med bakgrunn i Dickey-Fuller testen kan konkludere med stasjonaritet, vil vi kunne gå videre med å gjennomføre tester for autokorrelasjon. Ved en ikke-stasjonær prosess må vi transformere modellen til en stasjonær prosess som vist i kapittel 5.3.2.2. Deretter kan vi gå videre med å teste for autokorrelasjon.

5.3.4 Autokorrelasjon

Autokorrelasjon er et mål på samvariasjon mellom feilleddene i ulike tidsperioder (Wooldridge, 2016). Ifølge Kendall (1953) skal det ved uavhengighet og tilfeldig fluktusjon, ikke foreligge autokorrelasjon i tidsserien mellom verdien $t-1$ og t . En påvist autokorrelasjon impliserer at observasjoner fra tidligere perioder påvirker fremtidige verdier og vil i så fall stride med Fama (1970) sin hypotese om svak effisiens. Dette medfører også et brudd med Gauss-Markov sitt fjerde vilkår (vedlegg 3).

Vi vil benytte Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test for å teste for autokorrelasjon. Dette er tosidige tester som vil testes mot et signifikansnivå på 10%. Grunnen til at vi velger å gjennomføre to tester for autokorrelasjon er at de kan supplere hverandre. På den måten kan de bidra til å gi et enda sikrere grunnlag for å trekke en endelig konklusjon om autokorrelasjon i datasettet.

5.3.5 Breusch-Godfrey test

For å teste for autokorrelasjon ved hjelp av en Breusch-Godfrey test av Breusch (1978) og Godfrey (1978), tar vi utgangspunkt i den tradisjonelle regresjonsmodellen (5.1). Denne modellen omformes så til en sekundærmodell (5.13) der vi lar estimert feilledd $\hat{\varepsilon}$ utgjøre den avhengige variabelen. Her lar vi også forklaringsvariablene bestå av de uavhengige variablene fra tidspunkt t som også inngår i den opprinnelige modellen. Supplert med disse inkluderes feilledd fra tidligere perioder $\hat{\varepsilon}_{t-j}$ i

sekundærmodellen. Når man legger til feilledd fra tidligere perioder som forklaringsvariabler omtales det som "lags", der antall lags k impliserer hvor mange tidsperioder man har med feilledd fra. I random walk-modellen presentert i kapittel 3.2, hevdes det at dagens verdi av pris y_t består av gårsdagens pris y_{t-1} pluss et tilfeldig feilledd e_t , som ikke kan predikeres. Beste estimat på morgendagens pris er dermed prisen observert i dag ifølge Campbell et al. (1997). Med bakgrunn i dette velger vi derfor å inkludere kun én lagget variabel av den avhengige variabelen; indeksverdi.

Sekundærmodellen defineres slik (Wooldridge, 2016):

$$\hat{\varepsilon}_t = \gamma + \delta_1 x_1 + \delta_2 x_2 + \rho_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + u_t \quad (5.13)$$

Hvor:

$\hat{\varepsilon}_t$ = Ny avhengig variabel, tidligere feilledd i tradisjonell modell

γ = Nytt konstantledd

δ = Ny koeffisient som forklarer sammenhengen mellom feilleddet og uavhengig variabel

x = Uavhengig variabel fra opprinnelig modell

ρ = Koeffisient fra opprinnelig feilledd

t = Tidspunkt t

u_t = Feilledd til sekundærmodellen

Ved å definere en sekundærmodell med feilleddet $\hat{\varepsilon}_t$ som avhengig variabel, kan vi undersøke hvordan dette korrelerer med feilledd fra tidligere tidsperiode $\hat{\varepsilon}_{t-1}$, gitt at vi også kontrollerer for uavhengig variabel P_{t-1} fra opprinnelig modell (5.1). Dette gjøres ved å se på regresjonskoeffisientene som det tidligere feilleddet tilegnes i denne modellen. Dersom verdien blir lik 0 viser det at det ikke foreligger en sammenheng mellom feilleddet fra tidspunkt $t-1$ og t (Brooks, 2008).

Testen gjennomføres ved tradisjonell hypotesetesting. Nullhypotesen hevder at det ikke er noen autokorrelasjon i tidsseriedataene (Brooks, 2008), og kan sammen med alternativhypotesen defineres som følger:

$$H_0: \rho_j = 0 \text{ for alle } j$$

$$H_A: \rho_j \neq 0 \text{ for minst en } j$$

Hvor:

j = Nummerering av lags

LM -verdien kan beregnes slik:

$$LM = n \cdot R^2 \quad (5.14)$$

Hvor:

n = Antall observasjoner i utvalget

R^2 = Forklart varians i regresjonen. R^2 er et mål mellom 0 og 1 på i hvilken grad modellen forklarer den avhengige variabelen

Vi kan forkaste H_0 dersom:

$$LM > \chi^2_{1-\alpha, k} \quad (5.15)$$

Hvor:

α = Signifikansnivå, her 10%

k = Antall frihetsgrader

5.3.6 Ljung-Box test

En alternativ test til Breusch-Godfrey som også tester for autokorrelasjon, er Ljung-Box test av Ljung og Box (1978). Basert på korrelasjonen mellom feilledd i tidspunkt $t - 1$ og t , beregnes en Q -verdi. Dersom Q -verdien overstiger en kritisk verdi i en kji kvadratfordeling, forkastes nullhypotesen. Nullhypotesen forutsetter ingen autokorrelasjon, og testes mot en alternativhypotese som påstår autokorrelasjon.

H_0 : Ingen autokorrelasjon

H_A : Autokorrelasjon

Teststatistikken for Q -verdien i testen er:

$$Q = N(N + 2) \sum_{j=1}^k \frac{\delta_j^2}{N - j} \quad (5.16)$$

Hvor:

Q = Q -verdien

N = Antall observasjoner i utvalget

k = Antall lags i tidsseriemodellen

j = Nummerering av lags

δ_j^2 = Estimerte verdien for korrelasjonskoeffisienten ved lag j

Teststatistikken er kjikvadratfordelt i store utvalg med k frihetsgrader.

På bakgrunn av dette vil vi forkaste nullhypotesen om ingen autokorrelasjon for et signifikansnivå α

hvis:

$$Q > x_{1-\alpha, k}^2 \quad (5.17)$$

Hvor:

$x_{1-\alpha, k}^2$ = α -kvantilen i kjikvadratfordelingen

α = Signifikansnivå, her 10%

k = Antall frihetsgrader

6. Resultat og analyse

I denne delen av utredningen vil vi belyse resultatene fra testene som ble presentert i forrige kapittel. Først av alt vil vi utføre en runs test, for å undersøke om det er uavhengighet i utviklingen til indeksverdiene. Deretter vil vi gjennomføre en Dickey-Fuller test, som vil avdekke om tidsseriene følger en stasjonær prosess. For å kunne gjennomføre autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey og Ljung-Box forutsetter OLS at variablene i regresjonsmodellen er stasjonære. Ikke-stasjonære variabler må derfor transformeres til stasjonære variabler i tråd med fremgangsmåten vist i kapittel 5.3.2.2.

6.1 Resultat fra runs test

I tabell 1 vises resultatene fra runs test av Wald og Wolfowitz (1940). For de tre indeksene gir ikke runs test tilstrekkelig grunnlag for å kunne forkaste nullhypotesen om uavhengighet på et 10% signifikansnivå.

Tabell 1: Resultat av runs test for uavhengighet

	N_{Runs}	$E(N_{Runs})$	$\sigma_{N_{Runs}}$	z-verdi	Kritisk verdi	P-verdi (tosidig)	Påstått uavhengighet
Dow Jones	1263	1260	5,008	0,140	1,645	0,889	Ja
S&P 500	1253	1261	5,009	-0,319	1,645	0,750	Ja
Nasdaq	1287	1259	5,007	1,116	1,645	0,264	Ja

6.2 Resultat fra Dickey-Fuller test

Den andre delen av analysen er å teste for stasjonaritet og resultatene vises i tabell 2. Vi har ikke tatt med et trendledd i regresjonen da tidsseriene ikke følger en tydelig lineær trend. Av grafene observerer vi at indeksene følger noe som ser ut som en tilfeldig utvikling over tid, noe som indikerer at man burde legge til et konstantledd (vedlegg 4). Ifølge Sollis og Harris (2003) bør et konstantledd legges til dersom tidsseriens graf ikke starter i origo.

Resultatene sier at alle indeksene følger en ikke-stasjonær prosess, gitt et 5% signifikansnivå.

Tabell 2: Resultat av Dickey-Fuller test for stasjonaritet

	P-verdi	Antall observasjoner	Påstått stasjonaritet
Dow Jones	0,994	2517	Nei
S&P 500	0,990	2520	Nei
Nasdaq	0,991	2516	Nei

6.3 Resultat fra Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test

I tabell 3 fremlegges resultatene fra autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey og Ljung-Box.

Ettersom alle indeksene fikk påvist ikke-stasjonaritet i datasettene, ble indeksene transformert med førstedifferansen i tråd med fremgangsmåten i kapittel 5.3.3.2. På den måten vil betingelsene for OLS oppfylles.

Både Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test konkluderer med autokorrelasjon for de tre indeksene på et 10%-signifikansnivå. Autokorrelasjonstestene taler for at datasettene ikke følger en random walk og strider med problemstillingen om svak effisiens i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

Tabell 3: Resultat av Breusch-Godfrey test og Ljung-Box test for autokorrelasjon

	Breusch-Godfrey test		Ljung-Box test		Kritisk verdi	Korrelasjonskoeffisient	Påstått autokorrelasjon
	LM-verdi	P-verdi	Q-verdi	P-verdi			
Dow Jones	54,821	0,000	54,858	0,000	2,706	-0,148	Ja
S&P 500	69,196	0,000	69,235	0,000	2,706	-0,166	Ja
Nasdaq	41,088	0,000	41,085	0,000	2,706	-0,128	Ja

6.4 Summering av resultater

I utført runs test av Wald og Wolfowitz (1940) for uavhengighet, blir konklusjonen for de tre indeksene at indeksverdiene er uavhengige da vi ikke har tilstrekkelig grunnlag til å forkaste nullhypotesen. Vi kan dermed ikke forkaste nullhypotesen definert under delhypotesen RW1 som forutsetter at verdiutviklingen følger en RW1. Dette betyr at utviklingen i indeksene er tilfeldig og taler for at de følger en random walk. Resultatet herfra støtter dermed oppgavens problemstilling om svak effisiens i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper. Vi fikk dermed avdekket at det første momentet til Kendall (1953) om uavhengighet i en random walk foreligger. Vi gikk så videre med å teste for tilfeldig fluktusjon som utgjør det andre momentet til Kendall (1953) ved hjelp av en Dickey-Fuller test.

I Dickey-Fuller testene feiler vi med å forkaste nullhypotesen om ikke-stasjonaritet for de tre indeksene. Resultatene samsvarer dermed med utfallet fra runs test og gir ytterligere bevis for en random walk i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper.

For å teste Kendall (1953) sin påstand om at uavhengig verdiutvikling som fluktuerer vilkårlig ikke skal ha autokorrelasjon, valgte vi å teste for dette. Dow Jones, S&P 500 og Nasdaq fikk alle påvist signifikant autokorrelasjon med en p-verdi lik 0, både i Breusch-Godfrey og Ljung-Box test. Vi forkaster dermed nullhypotesen definert under delhypotesen RW3, om at verdiutviklingen følger en RW3. Korrelasjonskoeffisientene for de tre indeksene var negative. Ettersom vi transformerte modellene til stasjonære prosesser, samsvarer dette med antagelsen om at en stasjonær prosess typisk har en negativ korrelasjon mellom dagens og kommende verdi.

Resultatene fra to førstnevnte testene peker i retning av at Dow Jones, S&P 500 og Nasdaq følger en random walk da vi får påvist uavhengighet og ikke-stasjonaritet. Derimot vil den påviste autokorrelasjonen motsi at verdiutviklingen er tilfeldig. En summering av resultatene er presentert i tabell 4.

Tabell 4: Summering av resultater

	Uavhengighet	Stasjonaritet	Autokorrelasjon
Dow Jones	Ja	Nei	Ja
S&P 500	Ja	Nei	Ja
Nasdaq	Ja	Nei	Ja

7. Diskusjon

Formålet med denne oppgaven er å kunne si noe om det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper som en helhet. Dette gjøres med utgangspunkt i Dow Jones, S&P 500 og Nasdaq i den valgte tidsperioden fra 11. februar 2011 til 11. februar 2021. I de utførte testene får vi noe tvetydige resultater. Resultatene fra runs test av Wald og Wolfowitz (1940) og Dickey-Fuller test av Dickey og Fuller (1979) peker i retning av et svakt effisient marked. På den andre siden antyder autokorrelasjonstestene av Breusch (1978) og Godfrey (1978) og Ljung og Box (1978), at det er en samvariasjon mellom verdien i går og verdien i dag.

I studien til Kendall (1953) av aksjemarkedet, avdekket han at aksjekursene fluktuerer vilkårlig som innebærer at prisene skal være uavhengige. Dermed skal det ifølge han ikke oppleves autokorrelasjon i aksjekursen fra en dag til en annen. Resultatet fra autokorrelasjonstestene strider derfor med den etablerte teorien om random walk. I testene har vi avdekket en uavhengighet og en ikke-stasjonaritet, noe som ifølge teorien til Kendall (1953) burde tilsi en ikke signifikant autokorrelasjon. Derimot opplever vi en signifikant autokorrelasjon med negativt fortegn for de tre indeksene. Dette resultatet kan forklares av teorien gjengitt av Hatanaka (1996) som gjennomgås i kapittel 5.3.2. Autokorrelasjon vil være et brudd på den grunnleggende forutsetningen om forutsigbarhet i hypotesen om markedseffisiens. Spørsmålet er da: Kan en investor utnytte at det er forutsigbarhet i aksjemarkedet?

Da testene gir en negativ korrelasjonskoeffisient mellom dagens indeksverdi og gårsdagens, indikerer det at dersom man opplever oppgang en dag vil det følges av en viss grad av nedgang den kommende dagen. Gitt en betydelig negativ korrelasjon, vil en aktuell handelsstrategi være å kjøpe (selge) når verdien har falt (steget) ettersom man vet at den vil stige (falle) dagen etterpå. På den andre siden er den gjennomsnittlige korrelasjonskoeffisienten til de tre indeksene på $-0,15$, og kan klassifiseres som en svak korrelasjon i tråd med Johannesen (2010) sin gradering. En slik beskjeden størrelse kan implisere at dagens verdi i praksis beveger seg tilnærmet uavhengig av gårsdagens verdi ifølge Corporate Finance Institute (u.å). Dette vil i så fall støtte opp om resultatet fra runs test og Dickey-Fuller testen som begge indikerer at indeksene følger en random walk med en uavhengig verdiutvikling. Dermed er det tvilsomt om effekten er stor nok til å kunne ha en økonomisk betydning i praksis.

Basert på historisk verdiutvikling finnes det med utgangspunkt i studiens resultater, ikke en tydelig handelsstrategi for studiens populasjon ettersom indeksene følger en random walk. Funnene fra de utførte testene i denne studien betyr at en investor ikke kan bruke historiske indeksverdier til å forutse kommende indeksverdi. Ønsker en investor likevel en indikator på morgendagens verdi, vil beste estimat være dagens verdi ifølge Campbell et al. (1997). For å så kunne oppnå en høyere avkastning, må investoren ifølge kapitalverdimodellen påta seg ytterligere systematisk risiko. Da vil den risikjusterte avkastningen kunne økes gjennom risikopremien.

Gitt at prisene i det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper faktisk reflekterer all tilgjengelig informasjon om historiske verdier, settes det spørsmålstegn til hvorfor investorer likevel spekulerer i fremtidig verdiutvikling. I teorien om svak markedseffisiens vil det ikke være mulig for investorer å identifisere feilprisede aksjer gjennom analyser basert på historiske verdier. Dette fenomenet omtales som effisiensparadokset. Grossman og Stiglitz (1980) hevdet nemlig at et marked ikke vil være effisient dersom investorer tror at prisene i markedet faktisk er riktige. Hadde alle investorer akseptert at aksjens reelle verdi gjenspeiles i prisen, ville det ikke finnes noen insentiver for å bruke ressurser på å innhente informasjon om historiske verdier og utføre nødvendige tekniske analyser. Likevel er det flere investorer som bruker historisk data som analysegrunnlag i håp om å kunne oppnå unormal avkastning. Når flere er under en felles oppfattelse om at prisene er feil, vil de stadige analysene av investeringsobjektene presse aksjekursene mot et fornuftig nivå. Således vil prisene reflektere aksjens reelle verdi i et svakt effisient marked. Som nevnt er USA et markedsbasert system der private husholdninger og bedrifter i større grad låner og sparer gjennom aksjemarkedet. Den høye aktiviteten her kunne dermed tilsi at prisene til enhver tid er riktige og markedet dermed er svakt effisient.

Selv om testene gir tvetydige resultater knyttet til oppgavens problemstilling, gir de likevel samme konklusjon for de tre indeksene. Dette til tross for forskjellene mellom indeksene som er beskrevet i kapittel 2.3. En forklaring på hvorfor Dow Jones og S&P 500 fikk påvist de samme resultatene, kan være at indeksene består av flere av de samme aksjene. Begge indeksene er også vektet på lik måte, og har flere identiske trekk ved seg. Til tross for at Nasdaq-indeksen skiller seg ut på mange måter, kan vi trekke den samme konklusjonen her som for de to førstnevnte indeksene. Dette styrker vår endelige konklusjon og vi vil kunne generalisere våre funn til hele teknologimarkedet i det amerikanske aksjemarkedet fra 11. februar 2011 til og med 11.februar 2021.

8. Konklusjon

I Kendall (1953) sin studie av aksjemarkedet påstod han at det ikke vil foreligge autokorrelasjon mellom aksjekursene fra en dag til den neste, gitt at man har uavhengighet mellom aksjepriser der de fluktuerer vilkårlig. Da vi benytter denne studien som et referansepunkt for å besvare problemstillingen, kan vi trekke en slutning med utgangspunkt i utvalget. Dette kan så gjøres gjeldende for hele det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper i perioden 11. februar 2011 til og med 11. februar 2021.

For å undersøke om Kendall (1953) sin teori om random walk faktisk stemmer overens med det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper, benyttet vi oss av fire tester. Dette var for å avdekke om de tre momentene; uavhengighet, vilkårlig fluktusjon og ingen autokorrelasjon faktisk er til stede i våre datasett tilknyttet indeksene Dow Jones, S&P 500 og Nasdaq. Vi har konkludert med uavhengighet og ikke-stasjonaritet som viser til en vilkårlig fluktusjon, i tillegg til en signifikant autokorrelasjon for alle indeksene. Vi antar at korrelasjonen ikke vil være av økonomisk betydning på grunn av korrelasjonskoeffisientenes beskjedne størrelse. Gitt denne antagelsen, stemmer resultatene overens med Kendall (1953) sin etablerte teori, som dannet grunnlaget for hypotesen om markedseffisiens (Fama, 1970). Basert på studiens datagrunnlag har vi dermed tilstrekkelig bevis for å endelig kunne si at det amerikanske aksjemarkedet for teknologiselskaper er svakt effisient.

9. Begrensninger og videre forskning

9.1 Begrensning

Helt siden teorien om random walk ble etablert av Kendall (1953) og la grunnlag for Fama (1970) sin hypotese om markedseffisiens, har det gitt opphav til flere etterfølgende studier av effisiens i ulike marked. Blant havet av mulig teori som kan være aktuell for oppgavens problemstilling, har vi valgt ut det vi anser som mest relevant. Dermed er det ikke urimelig å anta at finnes annen teori som gjerne kunne vært relevant å ta med som supplement eller erstatning til vår valgte teori.

Det finnes et begrenset omfang av teori som knytter seg isolert til indekser. Teoriene som er anvendt i denne studien baserer seg hovedsakelig på aksjer og vi har antatt at teoriene kan være gjeldende for denne studien av indekser. Ettersom indekser er en sammensetning av ulike aksjer har vi tatt forbehold om at en slik slutning er rimelig. Om dette så stemmer i praksis kan vi ikke si med full grad av sikkerhet.

Testene og teoriene som er benyttet i denne studien er å betrakte som relativt gamle og har dermed sine svakheter. Flere av dem bygger på forutsetninger som var gjeldende da de ble etablert. Ettersom markedet er i en stadig forandring i tråd med samfunnets utvikling, er det ikke gitt at disse forutsetningene er like holdbare i dag. Nye lover, reguleringer og endrede institusjonelle forhold gjør at verden i dag ser annerledes ut enn verden for flere tiår siden. Dermed kan det tenkes at det teoretiske grunnlaget som flere av modellene anvendt i denne studien gjerne er utdatert, der noen nyere og mer utviklede modeller kunne vært mer passende for å besvare oppgavens problemstilling.

9.2 Videre forskning

Gjennom arbeidet med denne oppgaven har vi kommet opp med flere nye områder som kan være interessante å forske videre på.

Mye av grunnen til at vi ikke valgte norske indekser var at vi hadde begrenset tilgang på historisk data tilknyttet dette. Etter hvert som det norske aksjemarkedet for teknologiselskaper utvikler seg til å bli mer utbredt, kan det være interessant å gjennomføre samme studie basert på norske teknologiaksjer. I en slik studie vil det være spennende å se om man får en tilsvarende konklusjon.

Med bakgrunn i teknologisk utvikling og at markedet er i stadig endring kunne det vært interessant å gjennomføre studien igjen på et senere tidspunkt, for å undersøke om konklusjonen fortsatt vil stå fast. Det vil i så fall styrke oppgavens reliabilitet.

I autokorrelasjonstestene Breusch-Godfrey og Ljung-Box fikk vi påvist en signifikant negativ autokorrelasjon for de tre indeksene. Som diskutert er denne av en beskjeden størrelse. Vår tolkning er derfor med bakgrunn i anvendt teori av Corporate Finance Institute (u.å), at den ikke er av økonomisk betydning. Om dette stemmer med empiri kan vi ikke si med sikkerhet. Det kan dermed tenkes å være hensiktsmessig med en studie der man undersøker om koeffisienten er av økonomisk betydning.

Market Insider uttrykker at «Bekymringer for at en potensiell boble skal utforme seg i aksjemarkedet har spredt seg på bakgrunn av at aksjer har skutt i været» (Fox, 2021). De peker ut sektoren for "grønne aksjer" eller såkalt ESG-aksjer (Environmental, social and corporate governance), som ser ut til å være i en boble nå. Det kan derfor være aktuelt å gjennomføre en tilsvarende studie for å avdekke om markedet for ESG-aksjer også er svakt effisient.

Referanser

- Aarnes, H. (2014). *Sannsynlighetsfordelinger: Statistiske sannsynlighetsfordelinger [Lysarkpresentasjon]*.
<https://www.mn.uio.no/ibv/tjenester/kunnskap/plantefys/tall/statfordeling.pdf>
- Aarthur, W. B. (1990). Positive Feedbacks in the Economy. *Scientific American*, 262(2), 92-99.
<https://www.jstor.org/stable/pdf/24996687.pdf>
- Baddeley, M (2019). *Behavioural Economics and Finance* (2. utg.). Routledge.
- Balvers, R., Wu, Y. & Gilliland, E. (2000). Mean Reversion across National Stock Markets and Parametric Contrarian Investment Strategies. *The Journal of Finance*, 55(2), 745-772.
<https://doi.org/10.1111/0022-1082.00225>
- Bikhchandani, S. & Sharma, S. (2000). Herd Behavior in Financial Markets: A Review. *IMF Working Paper*, 00(48), 1-32.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. & Ljung, G. M. (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (5.utgave). John Wiley & Sons, Inc.
- Brealey, R.A, Myers, S.C. og Allen, F. (2017) *Principles of Corporate Finance*. McGraw-Hill Education.
- Breusch, T. S. (1978). Testing for autocorrelation in dynamic linear models. *Australian Economic Papers*, 17 (31), 334-355.
<https://doi.org/10.1111/j.1467-8454.1978.tb00635.x>
- Brooks, C. (2008). *Introductory Econometrics for Finance*. (3. utg.). Cambridge University Press.
- Camerer, C. & Loewenstein, G. (2004). Behavioral Economics: Past, Present, Future. *Princeton University Press*.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W. & MacKinlay, A. C. (1997). *The Econometrics of Financial Markets*. Princeton University Press.
- Chen, H.-L., Jegadeesh, N. & Wermers, R. (2000). The value of active Mutual fund management: An examination of the stockholdings and trades of fund Managers. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(3), 343-368.
<https://doi.org/10.2307/2676208>
- Chiang, T. C. & Zheng, D. (2010). An empirical analysis of herd behavior in global stock markets. *Journal of Banking & Finance*, 34(8), 1911-1921.
<https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2009.12.014>
- Corporate Finance Insitute. (u.å). *Negative correlation*.
<https://corporatefinanceinstitute.com/resources/knowledge/finance/negative-correlation/>

- Devenow, A & Welch, I. (1996). Rational Herding in Financial Economics. *European economic review*, 40(3-5), 603-615.
[https://doi.org/10.1016/0014-2921\(95\)00073-9](https://doi.org/10.1016/0014-2921(95)00073-9)
- Dickey, D. A. & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427-431.
<https://doi.org/10.2307/2286348>
- Ekström, M (2019, 14. august). Adferdsøkonomi. I *Store Norske Leksikon*
<https://snl.no/adferds%C3%B8konomi>
- Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work *Journal of Finance*, 25 (2), 383-417.
<https://doi.org/10.2307/2325486>
- Fama, E.F. (1998). Market efficiency, long-term returns, and behavioral finance. *Journal of Financial Economics* 49(3), 283-306.
- Fernando, J. (2020, 16. desember). Autoregressive. I *Investopedia*.
<https://www.investopedia.com/terms/a/autoregressive.asp>
- Fox, M. (2021, 10. april). The broader stock market is not in a bubble, but these 5 sectors are, according to JPMorgan. *Markets Insider*.
<https://markets.businessinsider.com/currencies/news/stock-market-bubble-outlook-5-sectors-crypto-spacs-esg-jpmorgan-2021-4-1030290787>
- Frankenfield, J. (2021, 25. januar). Technology Sector Definition. I *Investopedia*.
https://www.investopedia.com/terms/t/technology_sector.asp
- Frøslie, K. F. (2021, 9. november) Korrelasjon. I *Store norske leksikon*.
<https://snl.no/korrelasjon>
- FTSE Russel (2019). *Industry Classification Benchmark (Equity)*. [ICB Rules.pdf \(ftserussell.com\)](#)
[Besøkt 01.03.2020]
- Fudenberg, D. (2006). Advancing beyond advances in behavioral economics. *Journal of Economic Literature*, 44(3), 694-711.
<http://dx.doi.org/10.1257/jel.44.3.694>
- Godfrey, L. (1978). Testing Against General Autoregressive and Moving Average Error Models when the Regressors Include Lagged Dependent Variables. *Econometrica*, 46(6), 1293-1301.
<https://doi.org/10.2307/1913829>
- Grinblatt, M., Titman, S. & Wermers, R. (1995). Momentum investment strategies, portfolio performance, and herding: A study of mutual fund behavior. *American Economic Review*, 85(5), 1088-1105.
<https://www.jstor.org/stable/2950976>

- Grønmo, S. (2016). *Samfunnsvitenskapelige metoder* (2. utg.) Fagbokforlaget.
- Hansen, T. (2015, 19. mars). *Sekundærdata*. Strategi- og analyseforeningen.
<http://www.analysen.no/latest-news/item/sekundaerdata>
- Harris, R., Sollis, R. (2003). *Applied Time Series Modelling and Forecasting*. John Wiley & Sons, Inc.
- Hatanaka, M. (1996) *Time-Series-Based Econometrics: Unit Roots and Co-integrations*. Oxford University Press.
- Hayes, A. (2021, 15. april). Anomaly. I *Investopedia*.
<https://www.investopedia.com/terms/a/anomaly.asp>
- Investing.com (2021a) *Dow Jones Technology (DJUSTC)*. [DJ Technology Historical Rates \(DJUSTC\) - Investing.com](#)
- Investing.com (2021b) *S&P 500 Information Technology (SPLRCT)*. [S&P 500 Information Technology Historical Rates \(SPLRCT\) - Investing.com](#)
- Jacobsen, D. I. og Thorsvik, J. (2015). *Hvordan organisasjoner fungerer* (4. utgave). Vigmostad & Bjørke AS.
- Jegadeesh, N. & Titman, S. (1993). Returns to buying winners and Selling losers: Implications for stock market efficiency. *Journal of Finance*, 48(1), 65– 99.
<https://doi.org/10.2307/2328882>
- Johannesen, A (2010) *Introduksjon til SPSS: versjon 17* (4.utg). Abstrakt.
- Kahneman, D. (2011) *Thinking, Fast and Slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kendall, M. G. (1953) The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices. *Journal of the Royal Statistical Society*. 116 (1), 11-34.
<https://doi.org/10.2307/2980947>
- Keynes, J. M. (1936). *The general theory of employment, interest and money*. Driden Press.
- Koutmos, G & Saidi, R (2001) Positive feedback trading in emerging capital markets. *Applied Financial Economics*, 11(3), 291-297.
<https://doi.org/10.1080/096031001300138690>
- Leung, T. S. & Li, X. (2015). *Optimal Mean Reversion Trading: Mathematical Analysis And Practical Applications*. World Scientific.
https://books.google.com/books/about/Optimal_Mean_Reversion_Trading_Mathemati.html?id=b2HFCwAAQBAJ&source=kp_book_description&redir_esc=y
- Lintner, J. (1965). The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets. *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), 13-37.
<https://doi.org/10.2307/1924119>

- Ljung G. M. & Box G. E. P, (1978), On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models, *Oxford University Press on behalf of Biometrika Trust*, 65(2), 297-303.
<https://doi.org/10.2307/2335207>
- Lo, A.W. (2005). Reconciling efficient markets with behavioral finance: the adaptive markets hypothesis. *The Journal of Investment Consulting*, 7(2), 21-44.
<https://ssrn.com/abstract=1702447>
- Malkiel, B. G. (2003). *A random walk down wall street: Completely Revised and Updated Edition*. W.W. Norton & Company.
- MSCI (2020) *GLOBAL INDUSTRY CLASSIFICATION STANDARD (GICS®) METHODOLOGY*. <https://www.msci.com/documents/1296102/11185224/GICS+Methodology+2020.pdf/9caadd09-790d-3d60-455b-2a1ed5d1e48c?t=1578405935658>
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in capital asset market. *Econometrica*, 34(4), 768-783.
<https://doi.org/10.2307/1910098>
- Murphy, J. J. (1999). *Technical Analysis of the future markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. New York Institute of Finance.
- Nasdaq. (2021a). *Indexes*. <https://www.nasdaq.com/market-activity/indexes>
- Nasdaq. (2021b). *Stocks*. <https://www.nasdaq.com/market-activity/stocks>
- Nasdaq. (2021c). *NASDAQ-100 INDEX®*
https://indexes.nasdaqomx.com/docs/Methodology_NDX.pdf
- Nofsinger, J. & Sias, R., (1999). Herding and feedback trading by institutional and individual investors. *Journal of Finance*, 54(6), 2263–2295.
<https://doi.org/10.1111/0022-1082.00188>
- Poshakwale, S. (1996): Evidence on weak form efficiency and day of the week effect in the Indian Stock Market. *Finance India*, 10(3), 605-616.
- Poterba, J. M. & Summers, L. H. (1988). Mean Reversion In Stock Prices: Evidence and Implications. *Journal of Financial Economics* 22(1), 27-59.
[https://doi.org/10.1016/0304-405X\(88\)90021-9](https://doi.org/10.1016/0304-405X(88)90021-9)
- S&P Global (2021a). *Dow Jones U.S. Technology Index*.
<https://www.spglobal.com/spdji/en/indices/equity/dow-jones-us-technology-index/#overview>
- S&P Global (2021b). *S&P 500 Information Technology*.
<https://www.spglobal.com/spdji/en/indices/equity/sp-500-information-technology-sector/#data>

- Shiller, R. J. (2003). From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance. *Journal of Economics Perspectives*, 17(1), 83-104.
<http://doi.org/10.1257/089533003321164967>
- Solli, M. (2021, 12. januar). Investorer valgte feil Signal: Musk sendte aksjen til himmels. *Nettavisen*. <https://www.nettavisen.no/okonomi/investorer-valgte-feil-signal-musk-sendte-aksjen-til-himmels/s/12-95-3424073201>
- Scharfstein, D. & Stein, J. (1990). Herd Behavior and investment. *The American Economic Review* 80(3), 465-479.
<https://www.jstor.org/stable/2006678>
- Segal, T. (2020, 27. oktober). Silicon Valley. I *Investopedia*.
<https://www.investopedia.com/terms/s/siliconvalley.asp>
- Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The Journal of Finance*, 19 (3), 425-442.
<https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1964.tb02865.x>
- Sheskin, D. J. (2000). *Handbook of Parametric and Nonparametric Statistical Procedures*. (2 utg.). Chapman & Hall /CRC.
- Stoltz, G., Dahlum, S. (2018, 20 februar). Indeks. I *Store Norske Leksikon*.
<https://snl.no/indeks>
- Thomassen, E. (2019, 23. september). Markedsøkonomi. I *Store Norske Leksikon*. <https://snl.no/markeds%C3%B8konomi>
- Ubøe, J. (2015). *Statistikk for økonomifag* (5. utg.). Gyldendal akademisk.
- Yahoo Finance (2021) *NASDAQ 100 Technology Sector (^NDXT)*. [^NDXT 7,723.63 -183.10 - 2.32% : NASDAQ 100 Technology Sector - Yahoo Finance](https://finance.yahoo.com/quote/^NDXT)
- Wald, A. & Wolfowitz, J. (1940). On a test whether two samples are from the same population. *The Annals of Mathematical Statistics*, 11(2), 147–162.
<https://doi:10.1214/aoms/1177731909>
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory Econometrics*. (6. utg.). Cengage learning.
- Grossman, J. S. & Stiglitz, J. E. (1980). On the Impossibility of Informationally Efficient Markets. *The American Economic Review*, 70(3). 393-408.
https://www.jstor.org/stable/1805228?seq=1#metadata_info_tab_contents
- Womack, K. L, Zhang, Y. N. (2003). Understanding Risk and Return, the CAPM, and the Fama-French Three-Factor Model. *Tuck School of Business at Dartmouth*, 3(111)
https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=481881

Vedlegg

Vedlegg 1: Beskrivelsen av de tre indeksene

	Dow Jones U.S. Technology index (S&P Global, 2021a)	S&P 500 Information Technology (S&P Global, 2021b)	Nasdaq-100 technology sector (Nasdaq, 2021c)
Hva viser indeksen?	«The index, a member of the Dow Jones Global Indices family, is designed to measure the stock performance of U.S. companies in the technology industry»	«The S&P 500 Information Technology comprises those companies included in the S&P 500 that are classified as members of the GICS Information Technology sector»	«The NASDAQ-100 Technology Sector Index is an equal weighted index based on the securities of the NASDAQ-100 Index that are classified as Technology according to the Industry Classification Benchmark (ICB) classification system»
Vekting	Flytkorrigert markedsverdi vekting	Flytkorrigert markedsverdi vekting	Likt vektet indeks (Basert på verdipapirer på Nasdaq-100 Index som er klassifisert som teknologi)
Antall bestanddeler:	158	75	41
Rebalansering frekvens:	Årlig aksjeendringer i september og oppdaterte børnoteringer i mars, juni og desember.	Hvert kvartal i mars, juni, september og desember.	Hvert kvartal i mars, juni, september og desember.
Likviditetskrav	MVTR beregnes ved å ta medianverdien for den daglige verdien for hver av de 12 månedene før referansedatoen for rebalansering. Deretter multipliseres sentraltendensen med antall dager som aksjen ble handlet i løpet av den måneden, og deretter delt på FMC ved utgangen av måneden. Summen av de 12 månedlige verdier er MVTR for aksjen. Hva som kreves av MVTR avhenger av hva slags marked det er, der blant	Bedrifter må ha en ujustert markedsverdi på USD 8,2 mrd. eller større, og må ha en flyt-korrigert markedsverdi på minst 50% av ujustert minimum markedsverdi terskelen. Ved å bruke den sammensatte prissettingen og volum, bør forholdet mellom den årlige dollarverdien (definert som stengekurs for luftfart over perioden multiplisert med historisk volum) og den flytjusterte markedsverdien være minst 1,00, og aksjen bør handle minst 250 000	Hvert verdipapir må ha et minimum gjennomsnittlig daglig handelsvolum på 200 000 aksjer.

	<p>annet utviklede markeder krever høyere MVTR enn voksende markeder.</p> <p>MDVT beregnes på samme måte som MVTR, men det må tas i betraktning at vi her operer med 6 måneder.</p>	<p>aksjer i hvert av de seks månedene frem til evalueringdatoen.</p>	
Andre kvalifikasjoner	<p>Verdipapirer utstedt av bedrifter bosatt i land klassifisert som utviklet eller fremvoksende markeder er kvalifisert i Dow Jones Global indekser.</p>	<p>Alle selskapene må være amerikanske, finansielt levedyktige, og ha tilstrekkelig med likviditet.</p>	<p>Må være inkludert i Nasdaq-100 indeks. Et selskap må være klassifisert som et teknologiselskap ifølge Industry Classification Benchmark (ICB): «Bedrifter som først og fremst driver med utvikling av informasjonsteknologi og elektronikkindustri.»</p>

Vedlegg 2: 10 tyngst vektete selskaper i Dow Jones U.S. Technology Index og S&P-500 Information Technology (Per. desember 2020)

	Dow Jones U.S. Technology Index (S&P Global, 2021a)	S&P 500 Information Technology (S&P Global, 2021b)
Ti største bestanddeler	Apple Inc.	Apple Inc.
	Microsoft Corp.	Microsoft Corp.
	Facebook Inc. A	Visa Inc. A
	Alphabet Inc. A	Nvidia Corp.
	Alphabet Inc. C	Mastercard Inc. A
	Intel Corp.	PayPal Holdings Inc.
	Nvidia Corp.	Intel Corp.
	Adobe Inc.	Adobe Inc.
	Salesforce.com	Salesforce.com
	Broadcom Inc.	Broadcom Inc.

Vedlegg 3: Gauss-Markov vilkår

For å estimere forventningsrette koeffisienter ved hjelp av minste kvadraters metode (OLS), må fem grunnleggende antagelser, kalt Gauss-Markov-antagelsene, foreligge. De vil med utgangspunkt i Wooldridge (2016) presenteres i det følgende:

Antagelse TS.1:

Den første antagelsen beror på at man må kunne anta at den stokastiske prosessen $\{(x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tk}, y_t) : t = 1, 2, \dots, n\}$ følger en lineær modell. Det impliserer ikke krav om en lineær sammenheng mellom de underliggende variablene, men snarere at parameteren β_k , som viser til effekten av én enhetsøkning, er lineær.

Antagelse TS. 2:

Neste antagelse innebærer at ingen av forklaringsvariablene er konstant eller at de er en perfekt lineær kombinasjon av de øvrige uavhengige variablene. Det stilles dermed et krav til at det ikke foreligger perfekt korrelasjon mellom forklaringsvariablene.

Antagelse TS. 3:

Den tredje antagelsen TS.3 hevder at feilledet i tidsperiode t , skal være ukorrelert med alle forklaringsvariablene x_{tk} fra enhver tidsperiode betegnet som \mathbf{X} . Dermed kreves det at alle forklaringsvariablene er strengt eksogene. Antagelsen kan vises slik:

$$E(u_t | \mathbf{X}) = 0, t = 1, 2, \dots, n.$$

Dersom antagelsene TS.1-TS.3 holder, vil OLS estimatene være forventningsrette betinget av alle forklaringsvariablene til enhver tid \mathbf{X} . Det innebærer at det ikke er noe systematisk avvik fra den sanne verdien. Koeffisienten fra regresjonsmodellen blir da å anse som et godt estimat for den sanne verdien i populasjonen.

Antagelse TS.4:

Fjerde antagelse stiller krav til at variansen i feilledet u_t ikke skal avhenge av noen av forklaringsvariablene uavhengig av tid. Det impliserer at variansen skal være konstant over tid. Dersom den ikke er konstant for alle x_{tj} , har vi innslag av heteroskedastisitet i datasettet. Krav om homoskedastisitet kan uttrykkes slik:

$$\text{Var}(u_t | X) = \text{Var}(u_t) = \sigma^2, t = 1, 2, \dots, n.$$

Antagelse TS.5:

Siste antagelse slår fast at det ikke skal foreligge autokorrelasjon. Det innebærer at feilledd fra to forskjellige perioder betinget av \mathbf{X} , skal være ukorrelert. Antagelsen kan ses som at;

$$\text{Corr}(u_t, u_s) = 0, \text{ for alle } t \neq s$$

Dersom $\text{Corr}(u_t, u_s) > 0$ har vi tilstedeværelse av autokorrelasjon. I slike tilfeller vil man ved $u_{t-1} > 0$ også kunne forvente at gjennomsnittlig feilledd i kommende periode u_t , vil være positiv. En signifikant autokorrelasjon vil ikke påvirke estimatets grad av forventningsretthet, men medfører at estimering ved hjelp av OLS ikke lenger er den beste, lineære og forventningsrette estimeringsmetoden (BLUE). Dette skyldes at standardfeilene og den estimerte variansen ikke lenger er gyldig.

Vedlegg 4: Logtransformert verdiutvikling til Dow Jones, S&P 500 og Nasdaq

