

Asymmetrisk volatilitet - hur påvisas det i aktiemarknadens olika sektorer?

En sektorjämförelse mellan åren 2012–2022

Linus Alentun

Patrik Egléus

Handledare: Katarina Eriksson

Förord

Vi vill rikta ett stort tack till vår handledare Katarina Eriksson för all uppmuntran och stöd vi fått under uppsatsens gång. Vi vill även tacka varandra samt alla personer som tagit sig tiden att läsa uppsatsen och som bidragit med konstruktiva idéer.

Linköping, 29 maj 2022



Linus Alentun



Patrik Egléus

Sammanfattning

Titel: Asymmetrisk volatilitet – hur påvisas det i aktiemarknadens olika sektorer?

Författare: Linus Alentun och Patrik Egléus

Handledare: Katarina Eriksson

Bakgrund: Asymmetrisk volatilitet är ett fenomen som kan uppstå inom olika finansiella tillgångar. Det kan definieras genom att volatilitet och den laggade avkastningen har en negativ korrelation i aktiemarknaden. Detta innebär att en negativ chock som påverkar aktiepriset ökar volatiliteten mer än en positiv chock i samma storlek. Ingen tidigare studie som hittats har forskat kring eventuella samband av asymmetrisk volatilitet inom aktiemarknadens olika sektorer.

Syfte: Huvudsyftet med uppsatsen är att undersöka om det förekommer asymmetrisk volatilitet inom olika sektorer på aktiemarknaden samt eventuell omfattning. Ett delsyfte är att därefter bedöma om det förekommer likheter eller skillnader mellan olika sektorer inom aktiemarknaden.

Metod: I denna studie analyseras och jämförs den asymmetriska volatiliteten mellan olika aktiemarknadssektorer genom S&P 500s elva sektorindex. Genom en E-GARCH-modell har den asymmetriska volatiliteten estimerats. NIC-kurvor har också skapats för att observera hur asymmetriska effekter uppstår.

Slutsats: Resultaten visar att samtliga sektorer har ett negativt samband mellan laggande avkastning och volatilitet. Resultaten påvisade olika grad av asymmetrisk volatilitet mellan sektorerna. Våra resultat visar att finanssektorn har den högsta asymmetriska effekten och att energiinfrastruktursektorn har den lägsta asymmetriska effekten. Vidare undersökning av företagsspecifika, sektorspecifika och psykologiska faktorer som kan förklara variationen av resultaten funna i denna studie skulle vara av intresse för att få en bättre förståelse av de påvisade skillnaderna.

Nyckelord: Asymmetrisk volatilitet; E-GARCH, aktiemarknadssektorer; beteendefinans; effektiva marknadshypotesen

Abstract

Title: Asymmetric volatility – how is it demonstrated in the various sectors of the stock market?

Authors: Linus Alentun and Patrik Egléus

Supervisor: Katarina Eriksson

Background: Asymmetric volatility is a phenomenon that can occur in various financial assets. This can be defined by the fact that volatility and lagged return have a negative correlation in the stock market. This means that a negative market shock that affects the share price, increases volatility more than a positive shock of the same magnitude. No previous study to our knowledge has researched similarities and differences of asymmetric volatility in the various sectors of the stock market.

Purpose: The main purpose of the thesis is to investigate whether there occurs asymmetric volatility in different sectors of the stock market and if so, to what extent. Further, the thesis has assessed whether there are similarities or differences between the sectors.

Method: In this thesis, the asymmetric volatility amongst different stock market sectors is analyzed through the S&P 500's eleven sector indexes. Through an E-GARCH model, the asymmetric volatility has been estimated. Also, NIC curves have been made to observe how asymmetry occurs.

Conclusion: The results show that all sectors have a negative relationship between stock returns and volatility. However, there is a wide variety of levels of asymmetric volatility across the sectors. Our results show that the financial sector has the highest asymmetric effect and that utilities have the lowest asymmetric effect. Further investigation of company-specific, sector-specific, and behavioral finance factors that could explain the variety of the results found in this study, would be of interest to study to obtain a better understanding of the differences found.

Keywords: asymmetric volatility; E-GARCH; stock market sectors; behavioral finance; efficient market hypothesis

Innehållsförteckning

1. Inledning.....	1
1.1. Bakgrund.....	1
1.2. Problemformulering.....	3
1.3. Syfte.....	5
1.4. Forskningsfråga.....	5
1.5. Avgränsningar.....	6
2. Teoretisk referensram och tidigare forskning.....	7
2.1. Effektiva marknadshypotesen (EMH).....	7
2.2. Beteendefinans.....	7
2.3. Volatilitetens användningsområden.....	9
2.3.1. Modern portfolio theory (MPT).....	10
2.3.2. Sharpekvoten.....	10
2.3.3. Capital Asset pricing model (CAPM).....	11
2.4. Volatilitetskluster.....	12
2.5. Black-Scholes modellen.....	13
2.6. Asymmetrisk volatilitet.....	15
2.6.1. Leverage effect.....	15
2.6.2. Positive volatility feedback.....	17
2.6.3. Alternativa teorier.....	18
2.7. Aktiemarknadens olika sektorer.....	19
2.8. E-GARCH.....	21
2.8.1. ARCH.....	21
2.8.2. GARCH modellen.....	22
2.8.3. E-GARCH.....	23
3. Metod.....	24
3.1. Studiens ansats.....	24
3.2. Litteratursökning.....	24
3.3. Val av teorier.....	25
3.4. Tillvägagångsätt.....	26
3.4.1. Datainsamling.....	26
3.4.2. Bortfall och datahantering.....	28
3.4.3. Val av tidsperiod.....	30
3.5. Analysmetod.....	30
3.5.1. Deskriptiv statistik.....	30
3.5.2. Tester.....	31
3.5.3. Estimering av asymmetrisk volatilitet.....	33

3.6. Forskningsetik.....	35
3.7. Studiens trovärdighet	36
3.7.1. Reliabilitet	37
3.7.2. Validitet.....	37
3.8. Kritik mot studien	38
4. Resultat	41
4.1. Deskriptiv statistik	41
4.2. Tester	43
4.3. Asymmetrisk volatilitet.....	47
4.3.1. E-GARCH.....	47
4.3.2. Nyhetspåverkankurva (NIC)	50
5. Analys.....	54
6. Slutsatser och vidare forskning.....	58
Litteraturlista.....	60
Bilagor	

1. Inledning

1.1. Bakgrund

Volatilitet är inom finans synonymt med standardavvikelse från det medelvärde som uppstår i en finansiell tillgångs tidsseriedata. Det ses ofta som ett mått på finansiell risk, eftersom framtiden blir mindre förutsägbar vid tillgångar med höga prisfluktuationer (Damodaran, 2012). Volatilitet har idag en stor roll i finansiella marknader och används vid prissättning av finansiella derivat samt har en betydande roll i finansiell riskhantering och finansiella teorier. Markowitz (1952) effektiva front slår fast att det finns ett positivt samband mellan risk och avkastning vilket innebär att för att uppnå högre avkastning krävs att man tar mer risk i form av volatilitet (Ghysels, Santa-Clara & Valkanov, 2005).

Asymmetrisk volatilitet är ett fenomen som kan uppstå inom olika finansiella tillgångar. Det kan definieras genom att volatilitet och den laggade avkastningen har en negativ korrelation i aktiemarknaden. Detta innebär att en negativ chock (negativ nyhet) som påverkar aktiepriset ökar volatiliteten mer än vid en positiv chock (positiv nyhet) i samma storlek (Bekaert & Wu, 2000). Det finns även tillgångar där det påvisas en positiv korrelation mellan volatilitet och laggande avkastning. Asymmetrisk volatilitet betraktas ofta som en anomali i marknaden eftersom i en fullt effektiv marknad med rationella investerare skulle volatilitet inte påverkas olika beroende på riktning av marknadschocken (Kenton, 2022).

Det finns inte en entydig förståelse för asymmetrisk volatilitet och hur det uppstår, men flera studier (Black, 1976; French et al., 1987; Jayasuriya, 2005; Hens, 2009; Talpsepp & Rieger, 2010) undersöker fenomenet och dess uppkomst. Det finns dock två klassiska teorier som förklarar asymmetrisk volatilitet som en effektivitet i marknaden. Black (1976) uppvisade i sin studie att asymmetrisk volatilitet kan förklaras av den finansiella hävstångseffekten, vilket han kom att kalla *leverage effect*. Den finansiella hävstången i denna teori innebär att när en aktie tappar i värde ökar den finansiella skuldsättningsgraden och aktien blir därmed mer riskfylld i form av finansiell risk, vilket i sin tur leder till en ökad volatilitet (Black, 1976). French, Schwert och Stambaugh (1987) presenterar en alternativ förklaring vilket är *positive volatility feedback*. Denna teori bygger på att volatilitet redan har prisats in i värderingen av en finansiell tillgång. När

volatiliteten ökar kommer därmed avkastningskravet att öka, vilket leder till att priset på tillgången sjunker på grund av den högre risk som en investerare tar (French, Schwert, & Stambaugh, 1987; Campbell & Hentschel, 1992).

Andra modernare studier har visat belägg för att det kan bero på andra orsaker, till exempel irrationella ageranden hos investerare kopplat till beteendefinans (Hens, 2009) samt blanknings restriktioner (Jayasuriya, 2005). Enligt traditionell nationalekonomisk teori och ett flertal andra dominerande finansiella teorier, till exempel CAPM-modellen (Litner, 1965) antas investerare vara fullt rationella och nyttomaximerande. I en sådan marknad bör reaktionen vara lika stor av en positiv såväl som negativ chock vilket inte är fallet när asymmetrisk volatilitet uppvisas i tidsserierna, om inte *leverage effect* och *positive volatility feedback* föreligger (Bekaert & Wu, 2000).

Som Bekaert och Wu (2000) uppvisade, är den asymmetriska volatiliteten signifikant i aktiemarknaden i sin helhet men huruvida olika sektorer inom aktiemarknaden uppvisar olika grader av asymmetrisk volatilitet är fortfarande oklart. Därav väcks ett intresse för att undersöka hur olika sektorer uppvisar fenomenet asymmetrisk volatilitet.

Ett exempel på en sektor som har uppvisat höga prisfluktuationer de senaste åren är den högteknologiska sektorn (Davis, 2021). Det finns anledning att tro att mycket av det spekulativa kapitalet som tillkommit de senaste åren av privata investerare i aktiemarknaden, bland annat på grund av den lågräntemiljön som rått, har hamnat till stor del i dessa högteknologiska tillgångar (Manjoo, 2022). En annan sektor som har tendens att dra till sig privata investerare är sektorn för sällanköpsvaror, vilken drar till sig mest kapital och högre volatilitet under högkonjunkturer (Moreano, 2022; Royal, 2022).

Energiinfrastruktur, dagligvaruhandel samt läkemedelssektorn är tre sektorer som räknas vara defensiva (Chen, 2020). Med defensiva sektorer menas att sektorerna inte är lika utsatta för rådande marknadsläget som övriga sektorer inom aktiemarknaden. Eftersom energiinfrastruktur, dagligvaror och läkemedel är produkter som alltid behövs oberoende marknadsläget uppvisar sektorer en lägre volatilitet och används ofta av investerare för att diversifiera sin portfölj (Chen, 2020).

För att ge mer klarhet kring uppkomsten till fenomenet asymmetrisk volatilitet i aktiemarknaden är det av intresse att undersöka mer kring om det uppstår skillnader inom olika sektorer och om sådant är fallet finna skillnader och likheter.

1.2.Problemformulering

Det finns ett antal studier som visar att det förekommer ett negativt asymmetriskt samband mellan laggande avkastning och volatilitet i aktiemarknaden. Ett exempel på en sådan studie är Horpestad, Lyócsa, Molnár och Olsen (2019) som studerade 19 aktieindex i olika delar av världen och som bekräftar förekomsten av ett negativt asymmetriskt samband mellan laggande avkastning och volatilitet. Amerikanska och europeiska index påvisade starkare samband än de övriga indexen i studien. Ytterligare en undersökning som studerat den asymmetriska volatiliteten i aktiemarknaden är en studie som studerade det indiska börsindexet S&P CNX Nifty under åren 1990–2004 och hur positiva samt negativa marknadschocker påverkade volatiliteten (Karmakar, 2007). Likt Horpestad et al. (2019) fann Karmakar (2007) det negativa sambandet mellan laggande avkastning och volatilitet inom den indiska aktiemarknaden.

Utöver aktiemarknaden finns det studier som undersökt andra typer av marknader där det även uppstår asymmetrisk volatilitet. Wang och Yang (2009) undersökte om asymmetrisk volatilitet uppstod i valutamarknaden från åren 1996 till 2004 och konstaterade att en depreciering av USD ledde till signifikant högre volatilitet än vid en depreciering av dess valutapar, därmed ett asymmetriskt negativt samband. De kom även fram till att Eurons motsvarande relation till dess valutapar är symmetrisk, vilket innebär att det förekommer olika samband inom samma tillgångsklass (Wang & Yang, 2009). Baur och Dimpfl (2018) konstaterade ett asymmetriskt positivt samband i kryptovalutamarknaden där en positiv avkastning resulterade i en högre volatilitet än en negativ avkastning i samma storlek. Deras förklaring är att det förekommer många irrationella investerare på kryptovalutamarknaden som köper tillgången vid prisuppgångar eftersom dessa investerare inte vill missa chansen för en potentiell stor prisuppgång. Baur och Dimpfl (2018) undersökte de 20 största kryptovalutorna under perioden 2013 till 2018. Under denna period ökade marknadsvärdet för kryptovalutorna med cirka 1 000%.

Tsai och Chen (2009) undersökte om asymmetrisk volatilitet uppstår i den brittiska bostadsmarknaden och kom fram till att det även här finns ett asymmetriskt positivt

samband. Detta kan bero på att bostadsägare inte känner starkt incitament att sälja sin bostad vid prisnedgångar eftersom bostäder oftast betraktas som ett hem snarare än en spekulativ investering. Därmed menar Tsai och Chen (2009) att volatilitet ökar mer vid prisuppgångar än vid prisnedgångar i bostadsmarknaden. Marknaderna för kryptovalutor samt bostäder visar ett positivt samband mellan negativa chocker och volatilitet, vilket skiljer sig från upptäckterna i valutamarknaden och aktiemarknaden. Detta innebär att det negativa asymmetriska sambandet som Black (1976) kunde visa i aktiemarknaden inte påvisas på samtliga marknader och tillgångsklasser i börserna.

Mensi, Nekhili, Vo, Suleman och Kang (2021) mätte olika sektors sammankoppling inom den amerikanska aktiemarknaden med hänsyn till volatiliteten. Resultatet visade med statistisk signifikans att volatilitet på grund av negativa nyheter är mer sammankopplad mellan olika sektorer i aktiemarknaden än sammankopplingen vid volatilitet som uppkommer vid positiva nyheter. Talpsepp och Rieger (2010) kunde visa att detta asymmetriska negativa samband blivit större med tiden där ökat börsvärde/BNP hade en ökande effekt på den asymmetriska volatiliteten. Vidare visade Talpsepp och Rieger (2010) att en större andel privata investerare samt rapportering av aktieanalytiker ledde till större asymmetrisk volatilitet.

En studie som analyserat de systematiska skillnaderna mellan högteknologiska och lågteknologiska bolag i den amerikanska aktiemarknaden kom fram till att det fanns skillnader mellan dessa två grupper med hänsyn till asymmetrisk volatilitet (Ahmed & Alhadab, 2020). Studien analyserade bland annat den asymmetriska volatiliteten hos 5795 noterade amerikanska bolag under perioden 1995-2015. Det framkommer i studien att lågteknologiska aktier påvisar en högre volatilitet vid negativa chocker eller nyheter jämfört med positiva chocker eller nyheter. Ahmed och Alhadab (2020) menar på att detta leder till en högre risk samt en ökad kostnad på eget kapital vid tillfällena av en negativ chock eller nyhet, vilket bekräftar French, Schwert och Stambaugh's (1987) teori om *positive volatility feedback*. När det kommer till högteknologiska aktier ser resultaten annorlunda ut. Det framkom i studien att positiva respektive negativa chocker eller nyheter påverkar volatiliteten lika mycket vilket innebär en lika stor förändring i risk och kapitalkostnad vid en prisförändring på högteknologiska aktier (Ahmed & Alhadab, 2020).

I dessa tidigare studier (Wang & Yang, 2009; Tsai & Chen, 2009; Talpsepp & Rieger, 2010; Baur & Dimpfl, 2018; Horpestad, et al., 2019; Ahmed & Alhadab, 2020; Mensi, et al., 2021) har man studerat volatiliteten i olika marknader. Det finns marknader som visar ett negativt samband mellan laggande avkastning och volatilitet, marknader som visar positivt samband och marknader som inte visar några signifikanta samband. Även inom aktiemarknaden är det inte alltid givet att det är en negativ asymmetrisk volatilitet som påvisas (Ahmed & Alhadab, 2020). Asymmetrisk volatilitet är ett välstuderat fenomen på aktiemarknaden, men det saknas forskning kring huruvida asymmetrisk volatilitet uppvisas i olika omfattningar inom olika sektorer av aktiemarknaden. Det är därmed av intresse att undersöka om det uppstår skillnader mellan olika sektorer inom aktiemarknaden i sambandet mellan laggande avkastning och volatilitet och i sådana fall dess omfång.

1.3.Syfte

Huvudsyftet med uppsatsen är att undersöka om det förekommer asymmetrisk volatilitet inom olika sektorer på aktiemarknaden samt eventuell omfattning. Ett delsyfte är att därefter bedöma om det förekommer likheter eller skillnader mellan olika sektorer inom aktiemarknaden.

1.4.Forskningsfråga

Frågeställningen är följande:

- Hur skiljer sig den asymmetriska volatiliteten mellan olika sektorer inom aktiemarknaden?

Studien ämnar till att undersöka likheter och skillnader i asymmetrisk volatilitet mellan sektorerna dagligvaruhandel, energi, energiinfrastruktur, fastighetsbolag, finans, högteknologi, industri, läkemedel, råvarubolag, sällanköpsvaror och telekom. Ingen tidigare studie som hittats har forskat kring eventuella likheter och skillnader av asymmetrisk volatilitet inom aktiemarknadens olika sektorer.

1.5. Avgränsningar

Studien kommer att avgränsas till en analys av S&P 500 och dess elva sektorspecifika index som nämnts under forskningsfrågan. Anledningen till att dessa elva sektorindex är valda är att S&P 500 har delat upp samtliga index efter de största sektorerna inom aktiemarknaden, baserat på GICS sektoruppdelning (MSCI, u.d.). S&P 500 är baserat på den amerikanska börsen vilken motsvarar 58% av det totala globala kapitalflödet inom aktiemarknaden (Donaldson, Ahluwalia, Renzi-Ricci, Zhu & Aleksandrovich, 2021) och är därmed den mest representativa marknaden globalt sett.

2. Teoretisk referensram och tidigare forskning

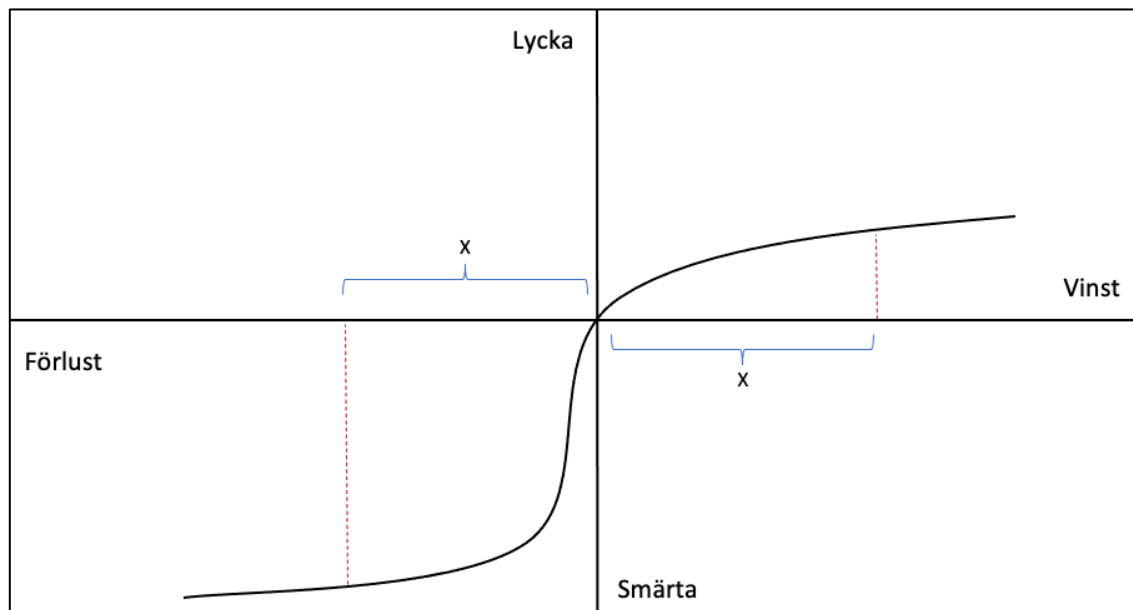
2.1. Effektiva marknadshypotesen (EMH)

Den effektiva marknaden är något väl diskuterat inom finans. Hypotesen bygger på idén där en akties pris reflekterar all tillgänglig information och därav kommer prisfluktuationer på en aktie representera nytillkommen information (Fama, 1970). Priset på en aktie kommer att korrigeras väldigt snabbt, närmast omedelbart, efter det att en nyhet som påverkar en aktie blivit tillgänglig för allmänheten eftersom investerare kommer att handla aktien till det nya korrigerade priset. På grund av detta går det inte att avkasta utöver den riskjusterade avkastningen eftersom investerare har tillgång till samma information och informationen ska spegla priset (Fama, 1970). Fama (1970) delade upp effektiviteten i marknaden i tre grader: svag, semi-stark samt stark effektivitet. Där den förstnämnda är en grad av effektivitet i marknaden där det inte ska gå att generera någon överavkastning med hjälp av historisk information om bolaget och aktiens prisrörelser. I den andra graden, semi-stark, kan en investerare enbart generera överavkastning med hjälp av insiderinformation eftersom överavkastning inte går att generera med den publika information som finns tillgänglig. Om marknaden är starkt effektiv kommer all information speglas i tillgångens pris och därmed kommer överavkastning inte vara möjlig. Resultatet av en effektiv marknad blir att volatiliteten som uppstår kommer vara slumpmässig eftersom alla investerare besitter samma information och att ingen asymmetrisk volatilitet bör påvisas i marknaden. Tidigare nämnd forskning tyder dock på att det faktiskt uppstår en asymmetrisk volatilitet inom aktiemarknaden (Black, 1976; French, Schwert & Stambaugh, 1987; Bekaert & Wu, 2000).

2.2. Beteendefinans

Som motreaktion mot EMH, växte det som kommer att bli kallad för prospektteori fram eftersom EMH inte kunde förklara anomalier som över- och underavkastning (Kahneman & Tversky, 1979) och därmed uppstod en diskrepans från tidigare teorier, såsom EMH (Fama, 1970). Detta ledde till Kahneman och Tverskys (1979) prospektteori som förklarar att investerare föredrar de alternativ med säkra utfall före de alternativ som innebär en viss risk. Eftersom en förlust har en större emotionell påverkan än en vinst

kommer investerare att handla på börsen på ett irrationellt vis (Figur 1) (Kahneman & Tversky, 1979).



Figur 1: Loss aversion

Figur 1 visar hur psykologiska bias kan påverka investerare vid aktiehandel (Kahneman & Tversky, 1979). Detta kan vara en bidragande faktor till uppkomsten av asymmetrisk volatilitet eftersom en lika stor förlust kan ge upphov till en större grad av smärta än vad en lika stor vinst kan ge upphov till lycka. Investerare kan delas upp i två kategorier. De riskaversiva (investerare som inte tycker om att ta risker), vilka Fama (1970) antog i sin tes om den effektiva marknaden. Utöver de riskaveriva investerare finns även de mer risktåliga investerarna. De risktåliga investerarna förklaras inte i EMH eftersom Fama (1970) utgick från att alla investerare beter sig rationellt.

Investerares riskpreferenser utgår från deras personliga psykologiska bias och därmed kommer investerare att bete sig irrationellt (Nofsinger, 2017). En sådan psykologisk bias är *Herding* vilket innebär att investerares val återspeglas av vad andra investerare på börsen gör, i stället för att ta till sig all tillgänglig information (Nofsinger, 2017). Exempel på *Herding* som uppkommer på börsen är finansbubblor och försäljningar där rationaliteten läggs åt sidan eftersom investerare inte litar på sina egna investeringsbeslut och i stället imiterar andra investerares beteende (Nofsinger, 2017). En psykologisk bias som Shefrin och Statman (2000) presenterade som inte går i linje med *loss aversion* teorin

är *dispositionseffekten*. *Dispositionseffekten* förklarar att investerarens heder gör att det finns tendenser att sälja av en tillgång som går med vinst för tidigt. Förklaringen till detta var att om en investerare behöver likvida medel och har två alternativ, vilka är att sälja av en aktie som gått med vinst eller en som gått med förlust vid säljtillfället finns det tendenser att sälja av den som gått med vinst för att investerarens heder att inte erkänna en förlust går mot rationaliteten (Shefrin & Statman, 2000). Anledningen till att detta beteende blir irrationellt är att på ett depå-konto måste investeraren betala skatt på en vinst men kan dra av framtida skatt vid en förlust och därav går investerarens heder framför nyttomaximering (Nofsinger, 2017).

2.3. Volatilitetens användningsområden

Volatilitet är inom finans ett mycket centralt begrepp. Det återfinns i de flesta avkastnings och riskmodeller och det är därmed av intresse att förstå och studera de drivande krafter som påverkar måttet. Finansiell volatilitet är matematiskt standardavvikelsen i en finansiells tillgångs avkastning och uttrycks i ekvation 2, där ekvation 1 visar variansen.

$$\sigma_R^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_i - R_\mu)^2 \quad (1)$$

$$\text{där} \quad \sigma_R = \sqrt{\sigma_R^2} \quad (2)$$

Volatilitet kan mätas med olika tidsseriefrekvenser där de mest förekommande är daglig, vecko- och månads frekvenser. Volatilitet kan delas upp i olika kategorier och det är därmed viktigt att särskilja mellan dessa. Realiserad volatilitet är baserad på historiska data och är den faktiska volatilitet som uppvisats historiskt (ekvation 2). Vidare kan begreppet volatilitet syfta på implicit volatilitet och betingad volatilitet (Christensen & Prabhala, 1998) vilket beskrivs mer utförligt i sektion 2.5.

Kritik mot skattning och användning av volatilitet som risk för finansiella data är baserade på dess icke-stationära egenskaper, vilket innebär att varken medelvärde eller standardavvikelse är konstant över tid (Hull, 2012). Detta gör att volatilitet kan skilja sig beroende på vilken tidshorisont man använder vid beräkning av volatilitet (Hull, 2012).

Tidsvarierade modeller som förklarar volatilitet som fångar dess egenskaper är därmed att föredra som förklaras mer ingående i sektion 2.5.

2.3.1. Modern portfolio theory (MPT)

Markowitz (1952) presenterade en matematisk härledning till hur investerare kan maximera sin avkastning utifrån specifik riskaversionsnivå. Detta görs genom att inte ta hänsyn till den enskilda risken hos en enskild tillgång, vilket Markowitz (1952) betraktar som volatilitet, utan att enbart ta hänsyn till kovariansen som uppstår mellan de olika tillgångarna i en portfölj. Markowitz (1952) tes var att genom diversifiering minimera den osystematiska risken och portföljen blir därmed enbart exponerad mot den systematiska risken.

$$E(r)_P = \sum_{i=1}^N w_i^E(r_i) \quad (3)$$

$$\sigma_p = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N w_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i \neq j} w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij}\right)} \quad (4)$$

I ovanstående ekvationer ses hur förväntad portföljvinst (ekvation 3) och portföljvolatilitet (ekvation 4) beräknas enligt *Modern Portfolio Theory* (MPT). Om ekvation 3 betraktas, kan det avläsas att en investerare kan minimera sin risk (volatilitet) genom att investera i tillgångar som inte är perfekt korrelerade. När korrelationen (ρ_{ij}) minskar i ekvationen, leder det till att hela uttrycket i portföljen minskar som resultat. Detta skapar därmed den effektiva fronten, vilket är den optimala portföljen utifrån enskild riskaversionsnivå. MPT är grunden för flera olika teorier som beskrivs i följande delkapitel.

2.3.2. Sharpekvoten

Sharpekvoten är ett exempel på en teori som tagits fram med grunden i MPT, vilket presenteras i ekvation 5 (Sharpe, 1964). Sharpekvoten introducerar den riskfria räntan och beräknar den riskjusterade avkastning som en portfölj lyckats åstadkomma under en given tidsperiod. Som kan ses i ekvation 5, krävs det inte bara hög avkastning för att uppnå en hög sharpekvot utan även låg volatilitet. Man kan öka sharpekvoten genom att öka avkastningen eller att minimera volatiliteten. I MPT maximeras sharpekvoten för den

nivå av volatilitet som en investerare är villig att exponera sig mot och på det sättet skapas den effektiva fronten. På grund av att en investerares avkastning maximeras utifrån risk, vilket Markowitz (1952) anser vara en synonym till volatilitet, visar även sharpekvoten att volatilitet är inräknat i en tillgångs marknadspris. Detta går i linje med French, Schwert och Stambaugh (1987) teori *positive volatility feedback*, där ökad volatilitet ökar avkastningskravet hos investerare och därmed minskar tillgångens värde.

$$\text{Sharpe ratio} = \frac{R_P - R_f}{\sigma_P} \quad (5)$$

2.3.3. Capital Asset pricing model (CAPM)

Även CAPM modellen togs fram under denna tidsperiod (Treynor, 1961; Litner, 1965; Mossin, 1966). CAPM är en jämviktsteori som beskriver sambandet mellan systematisk risk och förväntad avkastning. Som kan ses i ekvation 6 påverkas CAPM till stor del av β -värdet för en portfölj, vilket är en funktion av bland annat volatilitet, som visar relationen tillgången har till den bredare marknaden. Detta kan ses i ekvation 7.

$$E(R) = R_f + \beta_i(E(R_m) - R_f) \quad (6)$$

$$\beta_i = \frac{\text{Cov}(R_i, R_m)}{\text{Var}(R_m)} \quad (7)$$

Samtliga teorier som beskrivits ovan bildar tillsammans MPT. Av dessa teorier använder samtliga risk som en synonym till volatilitet och det är därmed intressant för studien att beskriva. I både MPT och CAPM väljs portfölj utifrån investerares riskaversionsnivå. I CAPM justeras det med β -värdet och i MPT med σ -värdet.

Det finns kritik mot CAPM modellen. Fernandez (2015) menade i sin studie att modellen är "absurd" och syftar på att antagandena i modellen är orealistiska och inte håller för att vara en teori som kan användas i praktiken. De antaganden som Fernandez (2015) syftar på är;

- alla investerare har homogena förväntningar på framtiden,

- alla investerare kan låna oändligt till den riskfria räntan och
- alla investerare har samma tidshorisont för sitt sparande.

Perković (2011) studerade sambandet mellan β -värdet och avkastning på den kroatiska marknaden men fann i sin studie inget samband mellan de två parametrarna, vilket motsäger CAPM-jämvikten i ekvation 6. Hull (2012) kritiserar vidare användandet av förväntad avkastning och förväntad volatilitet som enbart tas fram genom historiska data och att det inte på ett rättvist sätt reflekterar framtiden. Damodaran (2012) fann i sin studie att β -värden framtagna genom regressioner med *ordinary least squares* - estimering (OLS) enbart visar det historiska värdet men att det inte reflekterar framtida β -värden som kan komma att ändras signifikant från dess historiska värde på grund av tillväxt, marknadsdiversifiering och förändrad finansiell hävstång. Damodaran (2012) menar att sektor β -värden, framtagna genom branschsnitt och justerat för finansiell hävstång, är mer pålitliga och inte fluktuerar lika mycket som företags-specifika β -värden. Eftersom β -värdet är en funktion av volatilitet är det därmed intressant för denna studie att sektor β -värden skiljer sig åt mellan branscher och kan indikera skillnader även i den asymmetriska volatiliteten inom olika sektorer. En annan intressant aspekt av sektor β -värden är att de justeras för finansiell hävstång. Blacks (1976) *leverage effect* förklarar den asymmetriska volatiliteten med genom förändrad finansiell hävstång vilket ger fog att tro att liknande skillnader kan uppstå i de olika sektorernas asymmetriska volatilitet.

Trots kritik mot CAPM-modellen och sharpekvoten är dessa teorier fortfarande högst relevanta. Den gemensamma faktorn i både Sharpekvoten och CAPM är att volatilitet har en central del i en tillgångs prissättning samt modeller som ämnar att förklara sambandet mellan risk och avkastning (Treynor, 1961; Sharpe, 1964; Mossin, 1966).

2.4. Volatilitetskluster

Empiriska studier har bevisat att avkastningar i aktiemarknaden är helt slumpmässiga och följer en statistisk *random-walk* process, vilket innebär att det inte finns någon förklarande faktor bakom en tillgångs avkastning (Van Horne & Parker, 1967). Distributionen hos avkastningar i aktiemarknaden har oftast en leptokurtisk distribution (Fama, 1963), mest lik en student-t distribution med tjockare svansar snarare än en normal fördelning (Hurst & Platen, 1997).

Till skillnad från avkastningar, beter sig inte volatilitet enligt en *random-walk*. Volatilitet skiftar mellan perioder av hög volatilitet och perioder av låg volatilitet. Detta fenomen kallas för volatilitetskluster. Autokorrelationen som återfinns i volatilitet innebär att det finns en viss förutsägbarhet och att det statistisk till viss grad går att förklara σ_t med σ_{t-1} . Detta innebär att den studerade volatiliteten är betingad av föregående period. Skulle den studerade volatiliteten i stället varit obetingad hade det inneburit att den historiska variansen inte haft en inverkan på framtida fluktuationer (Engle & Patton, 2007). Modeller som används för att förutspå volatilitet är oftast olika typer av GARCH modeller men även stokastiska volatilitets modeller ämnar fånga dessa kluster och modellera dem (Cont, 2007). GARCH modellerna kommer att beskrivas mer ingående i sektion 2.8.

2.5. Black-Scholes modellen

Black och Scholes (1973) tog fram Black-Scholes-formeln som beräknar priset på en europeisk option (ekvation 8) (Black & Scholes, 1973).

Köption

$$c = SN(d_1) - Ke^{-rT}N(d_2) \quad (8)$$

där

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S}{K}\right) + \left(r_f + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}}$$

&

$$d_2 = d_1 - \sigma\sqrt{T}$$

$N =$ kumulativ normalfördelning

Säljoption

$$p = -SN(d_1) + Ke^{-rT}N(d_2)$$

Som kan observeras i ekvation 8 beror priset på optionen till stor del på den underliggande tillgångens volatilitet (σ). Volatiliteten antas i denna modell vara konstant eftersom avkastningar antas följa den stokastiska processen geometrisk brownsk rörelse (GBM), som presenteras i ekvation 9, där volatiliteten implicit i modellen är konstant (Black &

Scholes, 1973). GBM är en stokastisk process innehållande en tillgångs volatilitet (σ), en driftfaktor (μ) och en Wiener process (W_t) (Marathe & Ryan, 2005).

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t \quad (9)$$

Eftersom volatilitet uppvisar sig i form av kluster och därmed har perioder av hög, samt perioder av låg volatilitet är Black-Scholes modellens användande av konstant volatilitet en felkälla (Hull, 2012). Denna brist i Black-Scholes modellen gör att marknaden stundtals, eller snarare frekvent, inte prissätter optioner exakt lika som Black-Scholes modellen, vid användning av historisk volatilitet som input. Detta beror på marknads olika förväntningar på framtidens volatilitet i den underliggande tillgången. Genom att använda marknads optionsprissättningar i Black-Scholes modellen kan man baklänges genom iterationer räkna ut marknads förväntade volatilitet på slutdagen. Denna typ av volatilitet kallas för implicit volatilitet (Hull, 2012).

För att komma runt begränsningar kring Black-Scholes modellen har det tagits fram modeller som försökt ersätta den konstanta volatilitetsfaktorn och i stället ha en deterministisk eller stokastisk variabel som volatilitet. Två sådana modeller är *local volatility model* (Dupire, 1994) och olika typer av *stochastic volatility* modeller. *Local volatility model* ämnar ersätta den konstanta volatiliteten med en deterministisk variabel, beroende av tid (t) och spotpriset (S_t) som följer en skev smilliknande termstruktur hos optionen i stället för en platt termstruktur som Black-Scholes antar (Dupire, 1994; Xu & Taylor, 2009). *Stochastic volatility model* är en samling modeller som ämnar att förbättra Black-Scholes modellen genom att introducera en stokastisk variabel för volatilitet.

Efter aktiekraschen 1987 har aktieoptioner uppvisat ett volatilitetssmil, vilket innebär att marknaden prisar in volatilitet olika beroende på olika lösenpriser med samma löptid för optionen. Anledningen till detta är den asymmetriska volatilitetseffekten. Detta genom att lägre lösenpriser har högre implicit volatilitet än optioner med högre lösenpriser. Investorer har därmed implementerat asymmetrisk volatilitet i optionsprissättning efter aktiekraschen 1987. Detta kan ses genom beräkning av den implicita volatiliteten (Derman, Kani & Zou, 1996).

Genom att studera diskussionen kring optioners prissättning kan det konstateras att volatilitet, och även asymmetrisk volatilitet, spelar en central roll och påverkar prissättningen, samt att utvecklingen av modeller för att prissätta optioner främst förbättrat modelleringen av volatilitet till ett mer precist och realistiskt sätt.

2.6. Asymmetrisk volatilitet

2.6.1. Leverage effect

Volatilitet och avkastningar uppvisar i aktiemarknaden en negativ korrelation (Bae, Kim & Charles, 2007). Intressant är att detta samband är asymmetriskt. En lika stor negativ avkastning leder till en högre volatilitet än vad en lika stor positiv avkastning gör (Black, 1976; Bekaert & Wu, 2000; Bae, Kim & Charles, 2007). Detta är definitionen av negativ asymmetrisk volatilitet.

Det finns oenigheter i tidigare forskning om vad som ligger till grund för den asymmetriska volatiliteten i aktiemarknaden. En första teori som förklarar uppkomsten av asymmetrisk volatilitet är *leverage effect* framtagen av Black (1976) som analyserade dagliga stängningspriser under perioden 1964–1975 för 30 aktier från indexet Dow Jones Industrials (DJI). Black (1976) antar i sin studie att när den finansiella hävstången ökar, innebär det en ökad volatilitet på grund av den ökade finansiella risken. Därmed, när en aktie sjunker i värde blir bolagets finansiella hävstång högre och aktien blir mer riskfylld som speglas i form av högre volatilitet (Black, 1976). Figur 2 illustrerar sambandet mellan tillgångarna och kapitalstrukturen. Om aktien sjunker i värde kommer de långsiktiga skulderna i proportion till bolagets egna kapital att öka. Black (1976) menade att denna relation ökar den finansiella risken i bolaget. Sammanfattningsvis, när priset på aktien sjunker, kommer tillgången att bli mer riskfylld med högre finansiell hävstång och därav leda till en högre volatilitet. Detta leder till den negativa korrelationen mellan volatilitet och laggande avkastning (Black, 1976).

leverage effect: $\text{Pris} \downarrow \rightarrow \text{S/EK} \uparrow \rightarrow \sigma \uparrow$

Om priset på aktien i stället ökar, kommer det leda till att den finansiella hävstången sjunker. När den finansiella hävstången sjunker, minskar den finansiella risken i mindre proportion än vid en ökning och volatiliteten (σ) minskar.

Det som skapar asymmetrin är att en $x\%$ minskning av aktien leder till en större skillnad i S/EK än vad en $x\%$ ökning av aktien leder till. Detta samband som orsakar den asymmetriska volatiliteten är Blacks (1976) definition av *leverage effect*. En positiv marknadschock kommer därmed inte att generera en volatilitet av samma storlek som en negativ marknadschock. I tabell 1 visas ett exempelföretag (skapad av författarna för denna studie) hur S/EK påverkas olika av lika stora marknadschocker enligt *leverage effect*.

Tabell 1: *Leverage effect - exempel*

Eget kapital (EK)
Skulder (S)
S/EK

Förändring i aktiepris	Nytt EK	Nytt S/EK	Δ S/EK	$\% \Delta$ S/EK
5%	52,5	0,952	0,048	-4,80%
-5%	47,5	1,053	0,053	5,30%



Figur 2: *Balansräkningens uppsättning*

Det finns dock kritik mot Blacks (1976) *leverage effect*. Christie (1982) och Schwert (1989) har genom sina studier påvisat att *leverage effect* inte kan vara den enda faktorn som förklarar det asymmetriska negativa sambandet. De pekar på att det finns fler faktorer som påverkar fenomenet och att vigheten i den uppvisade asymmetrisk volatilitet är för stor för att enbart förklaras av den förändrade finansiella hävstången (Christie, 1982; Schwert, 1989). Även Avramov, Chordia och Goyal (2004) fann i sin studie asymmetrisk volatilitet

hos bolag utan finansiell hävstång vilket talar för att det finns fler påverkande faktorer än *leverage effect*.

2.6.2. Positive volatility feedback

En annan dominerande teori till den asymmetriska volatilitetens uppkomst är *positive volatility feedback* (French, Schwert & Stambaugh, 1987). Denna teori förklarar i stället att den asymmetriska volatiliteten uppstår eftersom förväntad volatilitet redan är inprisat i en aktie i form av investerares avkastningskrav. När förväntad volatilitet ökar i en aktie, kommer den finansiella risken öka, vilket i sin tur leder till att avkastningskravet ökar. Eftersom avkastningskravet är inräknat i aktiepriset kommer aktiepriset att sjunka på grund av den högre risk investeraren tar. (*positive volatility feedback*: $E(\sigma) \uparrow \rightarrow$ Avkastningskrav $\uparrow \rightarrow$ Pris \downarrow) (French, Schwert & Stambaugh, 1987; Campbell & Hentschel, 1992).

För att enklare förstå denna teori och hur den leder till asymmetrisk volatilitet har ytterligare ett exemplarföretag använts av pedagogiska skäl (tabell 2). Ett företags fundamentala värde är dess framtida kassaflöden diskonterade med investerares avkastningskrav (Damodaran, 2012). Metoden för att beräkna detta är genom en diskonterad kassaflödesanalys (DCF) (Damodaran, 2012). Förenklat görs en DCF som i ekvation 10 där CF är kassaflöde och r är avkastningskrav.

$$DCF = \frac{CF_1}{(1+r)^1} + \frac{CF_2}{(1+r)^2} + \dots + \frac{CF_N}{(1+r)^N} \quad (10)$$

Enligt *positive volatility feedback* teorin förklaras den asymmetriska volatiliteten av det förändrade avkastningskravet. Som vi kan se i exemplarföretaget i tabell 2 leder en lika stor förväntad volatilitet (positiv och negativ) till olika stora prisförändringar i aktien, vilket skapar det asymmetriska sambandet. Bolagsvärdet i exemplarföretaget är beräknat med DCF-metoden (med en långsiktig tillväxttakt om 2%) med kassaflödena vid respektive tidpunkt (t_{t+1} , t_{t+2} , t_{t+3}). Denna teori stöds även av Bekaert och Wu (2000).

Tabell 2: *positive volatility feedback - exempel*

	t_{t+1}	t_{t+2}	t_{t+3}	Residual
Kassaflöde	100	100	100	102

Förändring i volatilitetsförväntning	Avkastningskrav	Bolagsvärde	Δ i aktiepris
Ursprung volatilitetsförväntning	15%	744	-
Minskande volatilitetsförväntning	12,50%	920	16%
Ökande volatilitetsförväntning	17,50%	625	-24%

2.6.3. Alternativa teorier

Leverage effect och *positive volatility feedback* utmynnar i samma utfall. Skillnaden mellan teorierna är anledningen till uppkomsten till den asymmetriska volatiliteten. Wu (2001) menade dock på att båda teorierna simultant kan ge upphov till fenomenet asymmetrisk volatilitet. Wu (2001) gav som exempel att vid en negativ marknadschock ökar den förväntade volatiliteten, vilket minskar benägenheten för investerare att handla på börsen. Detta leder till en prisnedgång för att balansera handelsvolymen, vilket går i linje med *positive volatility feedback*. Denna prisnedgång påverkar bolagets finansiella hävstång vilket ökar volatiliteten ännu mer och priset sjunker ytterligare vilket går i linje med *leverage effect*.

En mer kontemporär studie visar på att *leverage effect* och *positive volatility feedback* inte enbart kan förklara den negativa korrelationen mellan avkastning och volatilitet (Hibbert, Daigler & Dupoyet, 2008). Studien har fokuserat på *intra-day*-trading med 30 minuters och 5 minuters tidsseriedata. I stället för *leverage effect* och *positive volatility feedback* föreslås uppkomsten till den asymmetriska volatiliteten vara baserad på psykologiska bias som påverkar beslutsfattandet i första hand eftersom tidigare teorier inte visar signifikans vid *intra-day* tidsserier (Hibbert, Daigler & Dupoyet, 2008). Avramov, Chordia och Goyal (2004) fann i sin studie att volatiliteten i aktiemarknaden berodde på typen av investerare. Studien delade upp oinformerade investerare (*herding*) och informerade investerare (*contrarian*). Upptäckten var att vid en prisuppgång kommer

informerade investerare dominera säljordrarna vilket drar ner volatiliteten nästkommande dag. Vid en prisnedgång kommer oinformerade investerare dominera säljordrarna på grund av psykologiska bias vilket driver upp volatiliteten nästkommande dag som skapar asymmetrin i volatiliteten. Detta beror på att informerade investerare tenderar att driva priset mot sitt fundamentala värde medan oinformerade investerare driver priset iväg från det fundamentala värdet, vilket i det senare exemplet skapar högre volatilitet (Avramov, Chordia & Goyal 2004). En ytterligare upptäckt av Avramov, Chordia och Goyal (2004) var att volymen i säljordrarna hos de oinformerade investerarna var större än hos de informerade investerarna vilket stödjer asymmetrisk negativ effekt inom aktiemarknaden.

2.7. Aktiemarknadens olika sektorer

Global Industry Classification Standard (GICS) är en uppdelning av aktiemarknadens sektorer skapade av Standard & Poor's (S&P) och Morgan Stanley Capital International (MSCI, u.d.). GICS har delat upp aktiemarknaden i elva sektorer baserat på bolagens huvudsakliga affärsverksamhet. I denna sektion kommer samtliga elva sektorer presenteras.

S&P 500 Consumer Staples – Dagligvaruhandel

Dagligvaruhandel innefattar bolag som producerar och förser konsumenter med varor för människors grundläggande behov såsom livsmedel. Även tobak och alkohol inkluderas i denna sektor (MSCI & S&P Global, 2018). Denna sektor räknas till en av de defensiva sektorerna.

S&P 500 Energy – Energi

Energisektorn omfattar bolag vars affärsverksamhet baseras på utvinning, förädling och/eller transporter av fossila bränslen. Bolag inom förnybar energi räknas inte med i denna sektor (MSCI & S&P Global, 2018).

S&P 500 Utilities – Energiinfrastruktur

Energiinfrastruktursektorn innefattar bolag som räknas som allmännyttiga. Det innebär bolag som genererar och distribuerar elektricitet samt naturgas och hanterar vattenreserver (MSCI & S&P Global, 2018). Denna sektor kännetecknas av höga trösklar. Sektorn är kapitalintensiv och bolagen kan ha monopol i sina respektive geografiska

områden. Ett annat kännetecken för denna sektor är låg risk och volatilitet för bolagen. Denna sektor räknas till en av de defensiva sektorerna.

S&P 500 Real Estate – Fastighetsbolag

Sektorn för fastighetsbolag innefattar bolag som bedriver fastighetsprojekt samt fastighetsfonder (REITs). En REIT är ett bolag eller investeringsfond som investerar i fastigheter eller fastighetsobligationer (MSCI & S&P Global, 2018).

S&P 500 Financials – Finans

Finanssektorn innefattar bolag som ägnar sig åt finans, investeringar samt kapitalförvaltning. Banker, finansiella institut och försäkringsbolag inkluderas i sektorn (MSCI & S&P Global, 2018).

S&P 500 Information Technology – Högteknologi

Denna sektor omfattar bolag som både bedriver verksamhet inom hård- och mjukvaror. Detta inkluderar bland annat bolag som producerar halvledare, mobiler och datorer. Bolag som erbjuder IT-tjänster såsom databaser och algoritmer inkluderas även (MSCI & S&P Global, 2018). Denna sektor har sett en stor utveckling de senaste åren i form av antal bolag och omsättning.

S&P 500 Industrials – Industri

Industrisektorn innefattar ett stort spektrum av bolag. Exempel på bolag som inkluderas i denna sektor är flygbolag, tung industri, vitvaror och logistik (MSCI & S&P Global, 2018).

S&P 500 Health Care – Läkemedel

Läkemedelsbranschen är den största inom denna sektor. Utöver läkemedel inkluderas även privata sjukvårdsaktörer såsom sjukhus. Under senare år har cannabisindustrin inkluderats i denna sektor (MSCI & S&P Global, 2018). Denna sektor räknas till en av de defensiva sektorerna.

S&P 500 Materials – Råvarubolag

Inom denna sektor har bolagen som primär verksamhet att utvinna samt förädla råvarumaterial. Bolag som ingår i detta index är gruvbolag, kemikaliebolag och skogsskövlingsbolag (MSCI & S&P Global, 2018).

S&P 500 Consumer Discretionary – Sällanköpsvaror

Bolag som producerar och säljer varor som kan räknas som icke-essentiella och köps med den disponibla inkomsten och räknas därav ibland som ”lyxvaror”. Restauranger, hotell, bilar och resebolag är exempel på bolag som innefattas i denna sektor (MSCI & S&P Global, 2018). Ett kännetecken för denna sektor är att den är cyklisk.

S&P 500 Communication Services – Telekom

Telekomsektorn innefattar bolag som tillhandahåller tjänster som hjälper människor och samhällen att kommunicera. Exempel på bolag inom sektorn är mobiloperatörer, media, streamingtjänster, TV och radio (MSCI & S&P Global, 2018).

2.8. E-GARCH

I detta avsnitt ämnar författarna att förklara E-GARCH modellen som använts för att estimerar den asymmetriska koefficienten för samtliga sektorer. För att på ett pedagogisk vis förstå utvecklingen av denna modell kommer först ARCH modellen förklaras, sedan GARCH modellen och sist E-GARCH modellen.

2.8.1. ARCH

Vid modellering av tidsseriesdata inom ekonometri har det traditionellt varit vanligt att anta en homogen volatilitet som är konstant över tid (Rachev, Mittnik, Fabozzi, Focardi & Jasic, 2006). Autoregressiva modeller har utvecklats för olika typer av data. Bland annat AR-modeller där tidsseriesdata är stationär, vilket innebär att de statistiska egenskaperna är konstanta, samt ARIMA-modeller där den data som analyseras en viss trend (Rachev, et al., 2006). Dessa autoregressiva modeller modellerar inte förändring i variansen och antar att volatiliteten är konstant över tid. Modeller som gör detta antagande är bland annat Black-Scholes modellen som uppkom under 1970-talet (Black & Scholes, 1973).

Verkligheten ser annorlunda ut när det gäller finansiella dataegenskaper och konstant volatilitet är inte verklighetsbeskrivande (Rachev, et al., 2006). För att beräkna volatiliteten på ett mer representativt sätt var det av vikt att få modellen att fånga upp data som påvisade heteroskedasticitet vilket Engle (1982) gjorde när han presenterade *Autoregressive Conditional Heteroscedasticity model* (ARCH-modellen). ARCH modellen är en autoregressiv modell som inkluderar betingad heteroskedasticitet (Engle, 1982). Denna modell blev den första att modellera volatilitet som en tidsvarierande effekt, vilket finansiella data uppvisar (Rachev, et al., 2006). I ekvation 11 visas formeln för ARCH modellen.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 \quad (11)$$

- Där σ_t^2 är den betingade variansen
- ω är en konstant term
- ε_{t-1}^2 är den laggande feltermen

2.8.2. GARCH modellen

Det visade sig snabbt att Engles (1982) ARCH modell hade en del brister. Eftersom ARCH modellen antar att den betingade komponenten är linjär har det utvecklats en förlängning av modellen som kan beskrivas som mer generaliserande (Rachev, et al., 2006).

GARCH är en förlängning av ARCH och tillägger en flytande medelvärdesparameter till den redan autoregressiva komponenten. GARCH är en bättre metod att använda när data uppvisar kluster i feltermen och därmed är GARCH bättre vid modellering av finansiella data (Rachev, et al., 2006). Denna modell tillför en parameter som mäter ihärdigheten hos volatiliteten i en tidsserie. Med detta menas hur långt bak i tiden tidigare volatilitet påverkar dagens volatilitet. Vid analys av volatilitet under längre tidsperioder kan man som tidigare nämnt observera volatilitetskluster (Bollerslev, 1986; Engle & Patton, 2007). I ekvation 12 visas formeln för GARCH modellen.

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (12)$$

- Där σ_t^2 är den betingade variansen
- ω är en konstant term
- ε_{t-1}^2 är den laggande feltermen
- σ_{t-1}^2 är sista periodens prognosticerade varians

2.8.3.E-GARCH

GARCH modellen är en förlängning till ARCH modellen eftersom den fångar upp volatilitetskluster som uppvisas i finansiella data (Rachev, et al., 2006). GARCH saknar förmågan att fånga upp asymmetrisk volatilitet till följd av positiva och negativa marknadschocker. Detta är på grund av att beroendevariabeln nästan alltid blir negativ och det blir svårt att uppskatta asymmetriska effekter (Rachev, et al., 2006).

E-GARCH är en ytterligare modellförlängning som använder den naturliga logaritmen av beroendevariabeln. Detta leder till att beroendevariabeln blir positiv. E-GARCH tillför en parameter, λ -koefficienten som mäter asymmetrisk effekt. Om denna är noll indikerar det på att volatiliteten är perfekt symmetrisk och om λ -koefficienten är negativ visar det att negativa marknadschocker påverkar volatiliteten i högre grad än vid positiva marknadschocker (Rachev, et al., 2006; Nelson, 1991).

Vid analys av volatilitet i aktiemarknaden är det därmed oftast lämpligt med en E-GARCH modell som fångar upp denna asymmetriska effekt som ofta uppvisas i aktiemarknaden (Nelson, 1991). I ekvation 13 visas formeln för E-GARCH modellen.

$$\ln\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^p \alpha_i (|\varepsilon_{t-i}| + \lambda_i \varepsilon_{t-i}) + \sum_{j=1}^q \beta_j \ln\sigma_{t-j}^2 \quad (13)$$

Eftersom E-GARCH modellen förklarar $\ln\sigma_t^2$, det vill säga den logaritmerade variansen, innebär det att även om parametrarna blir negativa blir σ_t^2 positiv. Den största fördelen med E-GARCH modellen är att den på grund av detta, kan mäta asymmetriska effekter.

3. Metod

3.1.Studiens ansats

Denna studie har som huvudsyfte att undersöka om det förekommer asymmetrisk volatilitet inom olika sektorer på aktiemarknaden samt eventuell omfattning. För att lyckas mäta den asymmetriska volatiliteten och få fram ett resultat har författarna använt sig av lämpliga statistiska modeller för studiens ändamål. En kvantitativ forskningsstrategi har använts i denna studie eftersom den bygger på en stor mängd data som analyserats med hjälp av statistiska modeller. Vid en stor mängd data menar Rienecker & Jørgensen (2017) och Håkansson (2013) att en kvantitativ studie är att föredra över en kvalitativ, eftersom resultaten får ett större omfång och därmed går det att dra mer generella slutsatser i studien. Utgångspunkten i denna uppsats är positivistisk. En positivistisk ansats i forskningen innebär att med hjälp av den samlade empirin kunna dra logiska slutsatser från de resultat som tagits fram från fysiskt mätbara data (Sohlberg & Sohlberg, 2019). Vidare har författarna använt sig av en deduktiv forskningsdesign. Genom en deduktiv ansats kunde författarna med hjälp av redan framtagna teorier besvara studiens frågeställning. Anledning till valet av en deduktiv forskningsdesign är att det är den mest adekvata för kvantitativa studier (Bryman & Bell, 2017), vilket passar denna studies syfte och dess omfång. Motsatsen till en deduktiv studie är en induktiv forskningsdesign. Den induktiva ansatsen försöker med hjälp av kvalitativa studier skapa teorier byggt på forskningen (Håkansson, 2013). En induktiv ansats byggt på en kvalitativ strategi hade inte fångat samma generaliserbarhet och analys i denna studie, därav valet av en kvantitativ deduktiv studieansats.

3.2.Litteratursökning

För att hitta artiklar rörande de studerade ämnena har författarna använt sig av olika databaser, mestadels Google Scholar och Linköpings Universitets interna databaser. Vid det initiala skedet av litteratursökningen för denna uppsats handlade det om att skapa en djupare förståelse för ämnet asymmetrisk volatilitet där Black (1976) samt French, Schwert och Stambaugh (1987) var i huvudfokus. När en bredare förståelse för ämnet uppnåtts har författarna använt tidigare nämnda databaser för att finna artiklar som gett tillräcklig kunskap för att kunna presentera informationen i denna studie. Det har varit av

stor vikt att enbart använda sig av artiklar som har blivit granskade av andra forskare ("peer reviewed") för att minimera risken att otillförlitliga källor använts. För att säkerställa att journalerna som använts vid insamling av material för uppsatsen är "peer reviewed" har författarna använt sig av Norska Listan, vilket är en databas som listar granskade tidskrifter som anses vara seriösa (LiU, u.d.). Totalt användes 24 journaler vid informationssökningen, där samtliga artiklar var publicerade och granskade av andra forskare. Exempel på sådana journaler är: *The Journal of Finance*, *Journal of Econometrics*, *Econometrica*, *The Review of Financial Studies* och *International Journal of Forecasting*. Exempel på sökorden som användes för att hitta den informationen som har använts för skrivandet av denna uppsats var: *Asymmetric volatility*, *E-GARCH*, *stock market volatility*, *leverage effect*, *volatility feedback*, *effective market hypothesis* och *behavioural finance*. Undantag från granskade artiklar är i sektion 1.1 Bakgrund, eftersom detta delkapitel har som syfte att väcka intresse om ämnet asymmetrisk volatilitet och inte att presentera empiriska bevis. För att skapa en ännu djupare förståelse kring ämnet och hur man ska skriva en pålitlig uppsats har även författarna använt sig utav en rad läroböcker rekommenderade av anställda på Linköpings Universitet. Exempel på läroböcker som använts i denna studie är: "*Investment Valuation Tools and Techniques for Determining the Value of any Asset*", "*Financial Econometrics: From Basics to Advanced Modeling Techniques*", "*The Psychology of Investing*", "*Företagsekonomiska forskningsmetoder*" och "*Att skriva en bra uppsats*"

3.3.Val av teorier

I kapitel 2 (Teoretisk referensram) presenteras de teorier som anses vara relevanta för denna studie. För att skapa en bredare förståelse för fenomenet asymmetrisk volatilitet var det av vikt att studera teorier som berör ämnet. För att bygga förståelse kring vilka teorier som har varit av vikt har tidigare forskning inom asymmetrisk volatilitet studerats och använts som utgångspunkt. Något återkommande i majoriteten av de studier som lästs är att författarna försökt ge en tes kring varför asymmetrisk volatilitet uppkommer. Anledningen till den asymmetriska volatilitetens uppkomst ges oftast en förklaring i form av att investerare inte är rationella, därav har författarna ansett att det är av stor vikt att ha med EMH (Fama, 1970) samt en diskussion kring beteendefinans. I sektion 2.6 lyfts de första teorier om vad asymmetrisk volatilitet är och dess uppkomst samt alternativa teorier. Teorierna som studerade detta fenomen vid ett tidigt stadie var teorin om *leverage effect* (Black, 1976) samt teorin om *positive volatility feedback* (French, Schwert &

Stambaugh, 1987). I sektion 2.3 presenteras teorier som belyser vikten av volatilitet inom finans och särskilt inom ämnena portföljval och finansiell riskhantering. MPT, Sharpekvoten och CAPM utgår från att investerare kan välja risknivå och har analyserats för att ge en bredare förståelse kring ämnet asymmetrisk volatilitet och dess uppkomst. Volatilitetskluster innebär att volatilitet är ihärdigt och uppvisar autokorrelation och är därmed av vikt att förstå för att kunna förstå asymmetrisk volatilitet. Black-Scholes modellen är en modell som används vid optionsprissättning. På grund av volatilitetskluster går volatilitet att prognostisera och med hjälp av Black-Scholes kan marknads volatilitetsförväntningar beräknas. Sedan börskraschen 1987 har investerare tagit asymmetrisk volatilitet i beaktande när Black-Scholes modellering använts och är därför intressant för studien att upplysa och förklara.

3.4. Tillvägagångsätt

Denna sektion ämnar öka reliabiliteten genom att förklara studiens tillvägagångssätt på ett systematiskt sätt som använts vid skapandet av denna studie.

3.4.1. Databesamling

För att genomföra denna studie har det varit viktigt att använda data som är representativ för samtliga valda sektorer, samt att den data som inhämtas är framtagen med samma metod. Författarna har valt att använda S&P 500s elva sektorspecifika index, i linje med CIGS, som representation för aktiemarknadens sektorer. Beskrivning av indexen som undersöks kan ses i sektion 2.7 samt i tabell 3. Samtliga S&P 500s sektorindex som studerats innehåller uteslutande börsnoterade bolag från USA och studien undersöker därmed enbart den amerikanska aktiemarknaden. Att indexen är skapade av samma källa, Standard & Poor's, och är konstituerade av uteslutande amerikanska börsnoterade bolag skapar en viss homogenitet i den data som insamlats och har därmed minskat risken för påverkan av externa faktorer. Det kan förekomma glapp i data för vissa index på grund av tekniska eller administrativa skäl men risken minimeras avsevärt. Denna insamling är av sekundär typ och det kan innebära både för- och nackdelar (Bryman & Bell, 2017). En fördel är att det är tidseffektivt och att kvalitén oftast håller en hög nivå. Bryman och Bell (2017) lyfter däremot även fram bristen på att kunna säkerställa den data som inhämtats som en nackdel. Standard & Poor's är ett stort amerikanskt kreditinstitut och vid

konstruerande av deras index ser författarna inte några tydliga incitament från Standard & Poor's håll att den data som inhämtats skulle vara manipulerad. Detta medför tillförlitlighet hos författarna att den data som insamlats är av hög kvalitet.

Tabell 3: Indexbeskrivning

Index	Sektor	Antal bolag	Årlig volatilitet	Brutto total utveckling
S&P 500 Consumer Staples	Dagligvaruhandel	32	14%	115%
S&P 500 Energy	Energi	21	28%	9%
S&P 500 Utilities	Energiinfrastruktur	29	18%	101%
S&P 500 Real Estate	Fastighetsbolag	29	19%	100%
S&P 500 Financials	Finans	67	22%	178%
S&P 500 Information Technology	Högteknologi	75	21%	407%
S&P 500 Industrials	Industri	73	19%	153%
S&P 500 Health care	Läkemedel	64	17%	241%
S&P 500 Materials	Råvarubolag	28	20%	114%
S&P 500 Consumer Discretionary	Sällanköpsvaror	60	18%	261%
S&P 500 Communication Services	Telekom	27	19%	67%

På Standard & Poor's hemsida kan man välja mellan att hämta standardprisutveckling (*price return*), netto totalutveckling (*net total return*) och brutto totalutveckling (*gross total return*). Standardprisutveckling mäter indexets utveckling med utdelningar exkluderat. Netto totalutveckling räknar med återinvesterade utdelningar efter skatteavdrag skett. Brutto totalutveckling räknar med att 100 procent av utdelningarna är återinvesterade. Författarna har valt att använda brutto totalutveckling eftersom studien ämnar studera volatilitet och därmed vill författarna inte att utdelningar ska påverka den data som analyserats. Dagliga stängningspriser för samtliga sektorindex har sedan hämtats från Standard & Poor's officiella databas och laddats ner i Excel. I

Exceldokumentet återfanns i detta skedde därmed tidserier av brutto totalutveckling för samtliga elva S&P 500s sektorindex.

3.4.2. Bortfall och datahantering

När data hämtats för S&P 500s sektorindex och laddats ner i Excel, har en urvalsprocess av den hämtade data skett. I ursprungsdatasetet fanns 2 522 datapunkter för varje sektor. De elva olika sektorindexen har sedan kontrollerats för att säkerställa att det inte saknades information (datapunkter) vid särskilda tidsperioder. Vid tillfällena när detta uppstod (saknad av datapunkter) har författarna rensat datapunkten där informationen saknades. Totalt förekom det 44 datapunkter där information saknades. Eftersom analysen som ämnas genomföras skett på de olika tidsserierna separat har endast de enskilda datapunkterna rensats i stället för hela rader som hade gjorts om multivariatanalys hade använts.

Tabell 4: Bortfall

Sektor	Datapunkter	Bortfall	Datapunkter efter bortfall
Dagligvaruhandel	2 522	2	2 520
Energi	2 522	1	2 521
Energiinfrastruktur	2 522	13	2 509
Fastighetsbolag	2 522	6	2 516
Finans	2 522	5	2 517
Högteknologi	2 522	0	2 522
Industri	2 522	6	2 516
Läkemedel	2 522	0	2 522
Råvarubolag	2 522	5	2 517
Sällanköpsvaror	2 522	2	2 520
Telekom	2 522	4	2 518

I tabell 4 visas observationer innan rensning av datapunkter och efter rensning av datapunkter skett. Läkemedelssektorn och högteknologi var de enda tidsserierna som inte saknade datapunkter.

För övrigt skedde inte mer korrigerings i datasetet. Marknadschocker samt deras storlek är av intresse för studien och därmed rensas inga övriga datapunkter som skulle kunna betraktas som extremvärden. Extremvärden har valts att inte rensas med stöd av Talpsepp och Riegers (2010) studie. Deras studie på asymmetrisk effekt visade en korrelation mellan data utan rensning av extremvärden och med rensning av extremvärden på 97,5% (Talpsepp & Rieger, 2010). Detta innebar att den asymmetriska effekten påverkas minimalt av detta och författarna har därmed valt att behålla extremvärdena i datasetet i denna studie. Totalt blev det mellan 2509 och 2 522 antal observationer för respektive sektor vilket är tillräckligt stort för statistiska test (Stock & Watson, 2015).

I detta skede fanns elva sektorindex med 2509 till 2 522 observationer i form av dagliga stängningspriser för den valda tidsperioden (3.4.3). För att kunna estimeras den asymmetriska volatiliteten hos respektive sektorindex tidserie har E-GARCH modellen valts. E-GARCH modellen har i tidigare studier påvisats som en av de mest precisa modeller för att estimeras asymmetrisk volatilitet och författarna har därmed valt att använda den i linje med tidigare studier (Alberg & Shalit, 2008 ; Trottier & Ardia, 2016 ; Savva & Theodossiou, 2018).

För att kunna estimeras den asymmetriska volatiliteten med E-GARCH modellen har först kontinuerliga avkastningar från de nerladdade stängningspriserna beräknats för samtliga sektorindex. Detta görs för att observationerna ska bli mer jämförbara och minimera brus i tidsserierna (Stock & Watson, 2015). De kontinuerliga avkastningarna har beräknas med ekvation 14 där priset (P) dividerat med föregående tidsenhets (t) pris logaritmeras.

$$r_{kontinuerlig} = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) \quad (14)$$

De kontinuerliga avkastningarna för samtliga elva sektorindex har sedan kopierats till ett nytt Exceldokument och följaktligen har dokumentets transformerats till en CSV-fil (*comma-separated values*). Detta har gjorts för att kunna inhämta datasetet smidigt i Rstudio för att sedan kunna påbörja estimeringen av den asymmetriska volatiliteten.

3.4.3.Val av tidsperiod

Dagliga stängningspriser för sektorindexen har hämtats för en 10 års period under 2012-03-30 till 2022-03-08. Denna tidsperiod har valts för att täcka en period med tillräckligt mycket variation. Tidsperioden fångar händelser av ekonomisk tillväxt samt ekonomiska kriser och tillhandahåller tillräckligt med datapunkter för att kunna göra trovärdiga statistiska analyser. Denna tidsperiod har valts av författarna för att fånga ett brett omfång av varierande marknadshändelser. En längre tidsperiod hade varit önskvärd för bättre estimeringar, men på grund av restriktioner i Standard & Poor's databasinhämtning var 10 år den längsta tidserien som kunde hämtas. Avsaknad av tidigare data innan 2012-03-30 ledde till den valda tidsperioden.

3.5. Analysmetod

3.5.1. Deskriptiv statistik

Innan estimeringen av asymmetrisk volatilitet, har en univariat analys på de enskilda sektorernas data genomförts för att kunna identifiera trender, mönster och egenskaper i den data som insamlats (Cleff, 2019). Univariat analys har gjorts för att ge författarna en överskådlig bild över dataurvalet. Univariat analys är en form av deskriptiv analys och de mått som tagits fram har presenterats i olika tabeller (4.1).

I tabell 5 har medelvärde, median och standardavvikelse presenterats. I tabell 6 har toppighet, skevhet, minimum- och maximumvärde presenterats.

Toppighet är ett mått på hur distributionen av olika utfall i en distribution är fördelade. Om toppigheten är lika med 3 innebär det att fördelningen är normal. En toppighet över 3 kallas för en leptokurtisk fördelning och kännetecknas av tjockare svansar. En toppighet under 3 kallas för platykurtisk fördelning och kännetecknas av mindre svansar (Cleff, 2019).

Toppigheten har beräknats på följande sätt (ekvation 15):

$$Toppighet = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} \quad (15)$$

Skevhet är ett mått på hur skev, eller asymmetrisk, en distribution är. Om skevheten är noll innebär det ingen skevhet och i det fallet är medianen lika med medelvärdet. Om skevheten är negativ innebär det att distributionen är snedfördelad med negativ lutning och om skevheten är positiv innebär det att distributionen är snedfördelad med positiv lutning (Cleff, 2019).

Skevheten har beräknats på följande sätt (ekvation 16):

$$Skevhet = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\sigma^3} \quad (16)$$

Vidare, har en korrelationsmatris för samtliga sektorer tagits fram för att få en bättre bild av den inhämtade data och hur de olika sektorerna förhåller sig gentemot varandra. Författarna har valt att använda Pearsons korrelation som mäter styrkan i sambandet mellan två variabler (Cleff, 2019).

Pearsons korrelation beräknas på följande sätt (ekvation 17):

$$\rho = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2 \sum(y-\bar{y})^2}} \quad (17)$$

Korrelationskoefficienten kan anta ett värde mellan -1 och 1. Om korrelationen är 1 innebär det att variablerna har ett maximalt positivt samband och om korrelationen är -1 innebär det att variablerna har ett maximalt negativt samband (Cleff, 2019). En tumregel som författarna ansett vara lämplig för att analysera korrelationsmatrisen är att om $|\rho| > 0,5$ är sambandet starkt och om $|\rho| > 0,8$ är sambandet mycket starkt.

3.5.2. Tester

För att genomföra E-GARCH estimering på en tidsserie är det generellt två krav som måste uppfyllas för att kunna estimeras pålitliga koefficienter (Savva & Theodossiou, 2018). Dessa två krav är att volatilitetskluster måste uppstå i tidsserien och att tidsserien

är stationär. För att säkerställa att samtliga tidserier uppfyller dessa krav har två tester genomförts, Augmented Dickey-Fuller test (ADF-test) och ARCH-test.

Stationäritet i sektorindexens avkastningsdata har testats med ADF-test. Nollhypotesen i ADF-testet är att det ej förekommer stationäritet i tidserien och om signifikant kan nollhypotesen förkastas och antas stationär. För att testa om volatilitetskluster uppstår, har ett ARCH-test genomförts. Nollhypotesen i ett ARCH-test är att tidsserien är homoskedastisk och om signifikant kan hypotesen förkastas och heteroskedasticitet kan antas. Tidserier har även presenterats grafiskt för att kunna visuellt kunna observera och bekräfta volatilitetskluster (bilaga 1).

Normalfördelning för samtliga sektorindex tidsserier har undersökts genom Jarque-Bera test samt en visuell bedömning av Quantile-Quantile plot (Q-Q Plot). Detta har gjorts för att få en bättre överskådlig bild av tidserierna. Q-Q Plot är en grafisk metod som visar kvantilerna mot varandra för att visuellt bedöma normalfördelningen. Nollhypotesen i Jarque-Bera testet är att normalfördelning förekommer.

Efter att E-GARCH modellerna anpassats antas modellernas standardiserade residualer vara oberoende och lika fördelade. När modellerna i studien hade specificerats valde författarna att testa om dessa antaganden höll. Grafer över de vanliga residualerna samt de standardiserade residualerna har gjorts för att få en visuell bild över hur residualerna har ändrats. I bilaga 3 visas residualerna samt de standardiserade residualerna för varje modell. För att undersöka om de standardiserade residualerna är oberoende och lika fördelade har författarna valt att testa om autokorrelation samt ARCH-effekt förekommer hos de standardiserade residualerna.

Autokorrelationen för de standardiserade residualerna har testats med Ljung-Box test med tre olika valda lagg. Författarna har valt att testa med 1, 2 samt 5 lagg för att säkerställa att autokorrelation inte förekommer i de standardiserade residualerna. ARCH-test har genomförts för att se om de standardiserade residualerna uppvisar heteroskedasticitet. Även för ARCH-tester har tre olika lagg valts för att säkerställa att de standardiserade residualerna inte uppvisar ARCH-effekt längre. Lagg 3, 5 samt 7 har valts att testas. Även normalfördelning har testats för de standardiserade residualerna genom Jarque-Bera test samt histogram med normalfördelningskurva över som referenspunkt (bilaga 4).

3.5.3. Estimering av asymmetrisk volatilitet

För att kunna estimeras den asymmetriska volatilitetseffekten hos de enskilda sektorerna har E-GARCH modellen valts eftersom denna modell i tidigare studier visat sig vara en av de modeller som estimerar den asymmetriska effekten med närmst precision (Alberg & Shalit, 2008; Trottier & Ardia, 2016; Savva & Theodossiou, 2018). E-GARCH modellen har beskrivits i 2.8.3 mer detaljerat.

Tidserierna med de kontinuerliga avkastningarna har sedan laddats upp i det statistiska programmet Rstudio för att kunna uppskatta den asymmetriska effekten för samtliga sektorer. Rstudio är ett statistiskt program som möjliggör för mer avancerad statistisk analys än vad som är möjligt i Excel. Författarna har sedan tidigare, erfarenhet från Rstudio och bedömde att det var ett lämpligt program att använda för analys genom E-GARCH.

När samtliga tidserier för respektive sektorindex laddats upp i Rstudio har författarna dubbelkollat att samtliga tidsserier har inhämtats på ett korrekt sätt genom att göra en överskådlig observation och jämföra med datasetet från Excel för att undvika att tekniska implikationer ska ha kunnat påverka importen av data. Författarna konstaterade att datasetet inhämtats på ett korrekt sätt och kunde därmed gå vidare med analysen i Rstudio. Sedan har samtlig deskriptiv statistik hämtats och tester genomförts som specificerats i 3.5.1 och 3.5.2.

Eftersom feltermen är icke-linjär kan inte en OLS användas för estimering. I stället används en Maximum likelihood estimation (MLE). MLE estimering börjar med att definiera en log-likelihood funktion för att beräkna den betingade sannolikheten att en viss datapunkt kommer observeras givet en viss sannolikhetsfördelning. MLE maximerar därmed log-likelihood funktion för att få fram sina estimeringar. Skillnaden mellan OLS och MLE är att OLS ger en analytisk lösning för estimering av linjära modeller medan MLE-estimering är resultatet av numerisk optimering med hjälp av algoritmer.

E-GARCH modellen, som beskrivs i detalj i sektion 2.8, har sedan använts på samtliga sektorers tidserier med syfte att estimeras den asymmetriska volatiliteten. I Rstudio har sedan nödvändiga paket installerats för att kunna genomföra E-GARCH analysen. Dessa

är ”rugarch”, ”FinTS”, ”zoo” och ”e1071” som inte ingår i Rstudios basutbud. Modellen har sedan specificerats med hjälp av inbyggda funktioner som tillämpar ekvation 13 (E-GARCH formeln) på tidsserierna. Sedan har modellen kunnat estimeras parametrarna. De estimerade parametrarna från Rstudio som estimeras från modellen är ω , α , λ och β . Där;

- ω : Konstant
- α : Detta är ARCH termen och visar omfattningen av påverkan av föregående tidsperiods volatilitet.
- λ : Visar den asymmetriska koefficienten och indikerar asymmetrisk effekt om $\beta \neq 0$ och signifikant. Om negativ, påverkar negativa marknadschocker volatilitet mer än positiva marknadschocker.
- β : GARCH effekten visar hur tidigare volatilitet påverkar nuvarande volatilitet, det vill säga ihärdigheten. Denna parameter förklarar volatilitetskluster.

Det som är av intresse för studien är den asymmetriska koefficienten, det vill säga, λ - koefficienten som estimeras. λ -koefficienten uppskattar om, och i sådana fall, i vilken uträkning som volatiliteten är asymmetrisk (Nelson, 1991). Om denna parameter blir negativ innebär det att negativa marknadschocker påverkar volatiliteten mer än positiva marknadschocker. Om λ -koefficienten är positiv innebär det att positiva marknadschocker påverkar volatiliteten mer än negativa marknadschocker. Det är denna parameter som är av stor betydelse för studiens syfte. För att sammanfatta och ge en tydlig bild av tolkningen av λ -koefficienter gäller följande;

$\lambda = 0$, innebär symmetrisk volatilitet.

$\lambda > 0$, innebär att positiva marknadschocker påverkar volatilitet mer än negativa.

$\lambda < 0$, innebär att negativa marknadschocker påverkar volatilitet mer än positiva.

När samtliga elva S&P 500s sektorindex estimerats har λ -koefficienterna för samtliga sektorindex noterats i Excel och asymmetriska volatilitetseffekten har sedan kunnat beräknas och visualiseras.

3.5.3.1. Visualisering av asymmetrisk volatilitet

Avslutningsvis har den estimerade asymmetriska effekten som estimerats för samtliga sektorindex visualiserats för att kunna jämföra resultaten. Först har λ -koefficienterna för samtliga sektorindex presenterats i ett stapeldiagram för att enklare kunna tolka och avläsa resultaten. Även nyhetspåverkankurvor (*News Impact Curve*, *hädanefter NIC*) har presenterats för varje sektorindex separat för att kunna observera hur asymmetrin faktiskt har uppstått och identifiera mönster, skillnader och likheter mellan de olika sektorerna (Engle & Ng, 1993). NIC kurvan togs fram av Engle och Ng (1993) och visar grafiskt det implicita sambandet mellan den betingade volatiliteten (h_t) och den laggande avkastningen (ε_{t-1}). NIC kurvan är ett komplement till λ -koefficienterna och mäter hur ny information är inkorporerad i den betingade volatiliteten. Därmed mäter NIC sambandet mellan laggande marknadschocker (nyheter) och volatilitet. NIC kurvan estimeras på följande sätt med de estimerade parametrarna från E-GARCH resultaten (ekvation 18):

$$h_t = A * \left[\exp \frac{\lambda + \alpha}{\sigma} * \varepsilon_{t-1} \right], \text{ för } \varepsilon_{t-1} > 0 \quad (18)$$

Och

$$h_t = A * \left[\exp \frac{\lambda - \alpha}{\sigma} * \varepsilon_{t-1} \right], \text{ för } \varepsilon_{t-1} < 0$$

$$\text{Där } A \equiv \sigma^{2\beta} * \left[\exp \omega - \alpha \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right]$$

I ekvation 18 är h_t den betingade volatiliteten vid tidpunkt t , ε_{t-1} är den laggande marknadschocken, σ är den obetingade volatiliteten, ω är konstanten, β är GARCH effekten, α är ARCH effekten, λ är den asymmetriska effekten. NIC kurvan har estimerats för samtliga sektorindex i Rstudio med funktionen "newsimpact()". Därefter har samtliga elva NIC kurvor sparats ner i ett separat dokument.

3.6. Forskningsetik

Det är av vikt att en forskningsstudie följer vissa etiska riktlinjer som direkt eller indirekt påverkar medverkande i studien (Vetenskapsrådet, 2002). Först presenteras de fyra olika forskningsetiska pelarna och sedan presenteras hur dessa har påverkat denna studie.

Informationskravet lyfter betydelsen av att forskare ska ge personer som medverkar i forskningsprojektet den adekvata information som är av intresse för den medverkande. Medverkande kan vara en person som deltar i forskningen genom att till exempel lämna uppgifter om sig själv eller är med i en undersökning. Den information som är av intresse för den medverkande är bland annat syfte och genomförande av studien.

För att en medverkande ska vara med i en studie måste forskaren ha fått samtycke av den medverkande om forskningen kräver att den medverkande aktivt har deltagit i studien. Detta krav kallas samtyckeskravet. Om studien i stället är av passiv karaktär, på sådant sätt att den medverkandes information hämtats från databaser finns det inget krav på samtycke för att forskaren ska få utföra studien.

Konfidentialitetskravet innebär att information som kan vara ”etisk känslig” ska gå under sekretess och samtliga som har tillgång till denna information bör upprätta ett dokument angående tystnadsplikt. Vidare ska avrapporteringen av de uppgifter som den medverkande lämnar vara i sådan karaktär att personer utanför forskningsprojektet ej kan identifiera personer som medverkar utifrån den nedskrivna informationen. Detta är för att utomstående ej ska kunna ha tillgång till informationen på något sätt.

Nyttjandekravet är kravet på att uppgifter som samlats in under projektets gång inte ska användas i andra ändamål än just forskning. Detta innebär att uppgifterna får lämnas till andra forskare om samtycket till insamling av uppgifter är densamma.

Eftersom den data som används i denna uppsats är av kvantitativ natur och bygger på data insamlat från offentliga handlingar kommer dessa pelare inom forskningsetiken inte vara applicerbara på denna studie. (Vetenskapsrådet, 2002)

3.7.Studiens trovärdighet

I denna sektion presenteras först reliabiliteten och sedan validiteten. Detta görs för att öka studiens trovärdighet (Bryman & Bell, 2017).

3.7.1. Reliabilitet

Reliabiliteten fångar tillförlitligheten och pålitlighet i denna uppsats. För att uppsatsen ska kunna antas vara tillförlitlig och pålitlig är det av vikt att andra forskare oberoende av oss författare ska kunna göra om samma studie och få samma resultat igen. Informationen om bolagens aktieprisförändringar över tid är tagna från Standard & Poor's officiella hemsida och kan därmed hämtas igen om studien skulle bli aktuell att upprepas. Dagliga aktieprisförändringar går att hämta från fler källor än den författarna använt sig utav, vilket stärker reliabiliteten ytterligare eftersom den data som använts i denna studie är offentlig information. Eftersom det redovisats ett tillvägagångssätt och urval med motiveringar till dessa, anser författarna att detta bidrar till reliabiliteten.

Studien är inte på uppdrag av någon extern aktör vilket författarna anser bidragit till en opartisk skriven studie. Studien är även utförd med en kvantitativ metod vilket anses öka reliabiliteten. Bryman & Bell (2017) menar att kvantitativ data minskar risken för subjektivitet. Det finns dock en risk för felberäkningar av den data som använts i studien. Data har samlats in från samma databas (Standard & Poor's) vilket minskar risken för inkonsekventa beräkningar. Beräkningen av bruttoprisutvecklingen är beräknad på likadant sätt för samtliga index. Eftersom Standard & Poor's är ett finansiellt kreditinstitut på global skala anser författarna att databasen är tillförlitlig och ökar reliabiliteten. Därmed anser författarna att kraven för kvalitet för studien har tagits i beaktande.

Programmet som använts i studien för statistisk modellering är Rstudio. Detta program är välanvänt inom ekonometri och författarna har tidigare erfarenhet från Rstudio, vilket ökar reliabiliteten.

3.7.2. Validitet

I detta metodkapitel har författarna redogjort för de metoder och data som använts för att dra en slutsats. Metoderna som valts är relevanta för det syfte uppsatsen ämnar studera, vilket är det validiteten i studien fångar. Validiteten är enligt Bryman och Bell (2017) frågan om den data som tagits fram och den metod som används är de adekvata mått för det syftet författaren har. Fenomenet asymmetrisk volatilitet har som tidigare nämnts observerats sedan Black (1976) men har sedan Nelson (1991) kunnat observeras genom E-GARCH modellen vilket författarna anser vara den adekvata metoden för att mäta

asymmetrisk volatilitet. Tidigare studier som gjorts inom ämnet asymmetrisk volatilitet visar på att E-GARCH modellen estimerar asymmetrisk volatilitet bäst jämfört med de andra asymmetriska GARCH modellerna (Alberg & Shalit, 2008). E-GARCH modellen är en återkommande metod i forskning som förklarar fenomenet asymmetrisk volatilitet (Alberg & Shalit, 2008; Trottier & Ardia, 2016; Savva & Theodossiou, 2018). Generaliserbarheten har tagits i beaktande och är en motivering till att författarna valt att studera samtliga sektorer inom den amerikanska aktiemarknaden. På grund av storleken på den amerikanska aktiemarknaden anser författarna att denna är den mest representativa och därför den marknad som kan användas i störst utsträckning för att skapa en generaliserbarhet. Generaliserbarheten utanför amerikanska aktiemarknaden bör dock tas med försiktighet eftersom studien enbart studerat denna marknad.

Tester har utförts för att förstärka validiteten i studien och få bättre koefficientestimeringar. Tidsserierna har testats för stationaritet samt ARCH-effekt. Vidare har diagnostik för residualerna testats genom normalfördelning och autokorrelation. Tidsserierna varierar i antal datapunkter där samtliga sektorers tidsserie konstitueras av en längd mellan 2509 och 2522 datapunkter. Detta kan påverka validiteten men författarna anser att skillnaden i antal datapunkter är försumbar. Programmet som använts i studien för statistisk modellering är Rstudio. Rstudio är välansvänt inom ekonometri och författarna har tidigare erfarenhet från det, vilket ökar validiteten.

3.8. Kritik mot studien

I denna studie har författarna använt sig av sektorindex skapade av kreditvärderingsinstitutet Standard & Poor's. Valet av de bolag som ingår i de olika sektorindex kan ha haft en påverkan på resultaten. Vid urvalet av bolag som S&P 500 valt att ingå i de olika sektorindex, har S&P 500 haft ett krav på att bolagen ska ha rapporterat positivt resultat i sin senaste kvartalsrapport, alternativt att summan av de senaste fyra kvartalen ska vara ett positivt resultat. Ett annat krav S&P 500 har på bolagen är storleken. För att ett bolag ska kunna konstituera indexet ska bolaget ha ett ojusterat börsvärde om minst 14,6 miljarder USD. Bolag med stora börsvärden tenderar till att vara mer effektiva eftersom det finns större sannolikhet att fler investerare besitter all offentlig information om bolaget (Fama, 1970). Dessa krav leder till att indexen inte är helt representativa för den amerikanska aktiemarknaden.

Bolagen som ingår i sektorindexen är alltså börsnoterade bolag i den amerikanska aktiemarknaden. Författarna anser att detta skapar en homogenitet i den data som analyserats men skapar även en studie som är isolerad till den amerikanska aktiemarknaden och författarna kan därav inte dra en slutsats om de likheter och skillnader som uppstår mellan de olika sektorer är ett globalt fenomen.

De senaste tio åren har S&P 500 haft en värdeutveckling på cirka 250%, vilket historiskt sett kan anses vara en avvikelse och inte representerar ett medeldecennium. Att marknaden haft en ovanligt hög positiv värdeutveckling under denna tidsperiod anser författarna inte påverka studien i tillräckligt stor utsträckning eftersom författarna analyserat dagliga fluktuationer.

Det finns olika tillvägagångssätt vid beräkning av fördelningen av feltermen inom GARCH modellerna. Att anta en normalfördelning är ett vanligt antagande i statistiska modeller (Stock & Watson, 2015). Som tidigare nämnts karakteriseras fördelningen i avkastningen inom aktiemarknaden med tjockare svansar än vid en normalfördelning. Att använda en student-t fördelning hade kunnat passa den data som analyserats bättre men skulle leda till problem i form av inkonsekventa parameteruppskattningar. Att använda en normalfördelning trots att det leder till sämre dataanpassning, leder till konsekventa parameteruppskattningar och är därmed att föredra (Brooks, 2008; Liu & Hung, 2010). GARCH modeller antar stationära processer vilket kan skapa problem under perioder av stora ekonomiska fluktuationer när det uppstår strukturella brott i den data som analyserats. Detta kan leda till att estimerade parametrar blir feluppskattade (Rachev, et al., 2006).

Val av E-GARCH för att estimeras den asymmetriska koefficienten är inte oproblemiskt. Tidigare studier går isär när det kommer till mest pålitliga modellen för att uppskatta den asymmetriska volatiliteten i finansiella data. Vissa studier visar belegg på att E-GARCH estimerar den asymmetriska effekten bättre (Alberg & Shalit, 2008; Trottier & Ardia, 2016; Savva & Theodossiou, 2018) och vissa studier visar att GJR-GARCH är bättre vid estimering av asymmetrisk volatilitet (Glosten, Jagannathan & Runkle, 1993). En annan potentiell felkälla gällande estimeringen av parametrarna kan vara estimeringsmetoden som använts. Författarna har i sin modell använt MLE för parameterestimering men det

finns studier som visar att estimering med en bayesiansk baserad metod, till exempel MCMC (Markov Chain Monte Carlo) ger bättre uppskattningar för finansiella data (Ardia, Bluteau, Boudt & Catania, 2018). Dessa kan vara potentiella felkällor i studien och leda till sämre estimerade parametrar.

Missvisande resultat kan uppstå i sektorer där det finns bolag med positiva samt negativa asymmetriska effekter. I dessa sektorer kommer den asymmetriska volatiliteten att påverkas på ett sådant sätt att λ -koefficienten närmar sig 0 i de sektorer där det finns en stor spridning på bolag som uppvisar positiv samt negativ asymmetrisk effekt (Ahmed & Alhadab, 2020). Detta skulle kunna ge resultat med låg asymmetrisk volatilitet trots att bolagen som konstituerar indexet enskilt uppvisar hög asymmetrisk effekt.

4. Resultat

4.1. Deskriptiv statistik

I detta kapitel presenteras resultaten från studien samt förklaringar på tabellerna och grafer som presenteras. I denna sektion presenteras den deskriptiva statistiken.

Tabell 5: Deskriptiv statistik

Sektor	Medelvärde	Medianvärde	Daglig volatilitet	Antal observationer
Dagligvaruhandel	0,033%	0,045%	0,886%	2 520
Energi	0,002%	0,014%	1,755%	2 521
Energiinfrastruktur	0,028%	0,092%	1,133%	2 509
Fastighetsbolag	0,029%	0,087%	1,196%	2 516
Finans	0,043%	0,083%	1,363%	2 517
Högteknologi	0,066%	0,107%	1,326%	2 522
Industri	0,037%	0,079%	1,195%	2 516
Läkemedel	0,050%	0,082%	1,038%	2 522
Råvarubolag	0,030%	0,069%	1,252%	2 517
Sällanköpsvaror	0,055%	0,125%	1,162%	2 520
Telekom	0,021%	0,069%	1,163%	2 518

I tabell 5 kan vi se att medianen är högre än medelvärdet för samtliga sektorer vilket indikerar att samtliga distributioner är positivt skeva. Volatiliteten för energisektorn utmärker sig med en volatilitet på 1,76%. Finanssektorn, som uppvisade näst högst volatilitet med 1,36% och därmed uppvisas en relativt stor skillnad mellan sektorernas volatilitet. Den sektor som uppvisat lägst volatilitet är dagligvaruhandel med 0,09%, vilken tillhör en av de defensiva sektorerna. Samtliga tre defensiva sektorer (dagligvaruhandel, energiinfrastruktur, läkemedel) uppvisade lägst volatilitet.

Tabell 6: Deskriptiv statistik

Sektor	Toppighet	Skevhet	Minimum	Maximum
Dagligvaruhandel	17,227	-0,390	-0,097	0,081
Energi	21,094	-0,949	-0,224	0,151
Energiinfrastruktur	21,897	-0,318	-0,123	0,123
Fastighetsbolag	28,476	-1,557	-0,181	0,083
Finans	18,056	-0,668	-0,151	0,124
Högteknologi	13,999	-0,593	-0,150	0,113
Industri	16,273	-0,676	-0,122	0,120
Läkemedel	10,579	-0,418	-0,105	0,073
Råvarubolag	11,303	-0,598	-0,121	0,110
Sällanköpsvaror	12,306	-0,936	-0,129	0,083
Telekom	9,140	-0,604	-0,110	0,088

Från tabell 6 kan det avläsas att samtliga sektorer uppvisar en leptokurtisk fördelning vilket går i linje med den studie Fama (1963) utförd som visade att finansiella avkastnings tidsreor är leptokurtiskt fördelade. Detta innebär att samtliga distributioner har tjockare svansar än vid en normalfördelning. Om vi beaktar skevheten ser vi att samtliga sektorer uppvisar negativ skevhet, vilket innebär att fördelningen är lutad åt vänster. Den kumulativa avkastningen har dock varit positiv hos samtliga sektorer (tabell 3) vilket indikerar att fler negativa avkastningar sker än positiva avkastningar, men att de positiva avkastningarna är större än de negativa.

Om vi betraktar minimum- och maximumvärdena kan det avläsas att dessa skiljer sig noterbart från medel- och medianvärdena. Vi kan observera att energi- och finanssektorn har den största differenserna mellan maximum- och minimumvärden vilket innebär att dessa sektorers tidsreor troligen har flest extremvärden.

Tabell 7: Korrelationsmatris - avkastningar

	FA	FI	TK	EN	SV	DV	L	I	IT	RV	EI
FA	1										
FI	0,65	1									
TK	0,57	0,60	1								
EN	0,50	0,74	0,48	1							
SV	-0,08	-0,06	-0,06	-0,05	1						
DV	-0,05	-0,06	-0,07	-0,06	0,64	1					
L	0,65	0,71	0,61	0,53	-0,07	-0,05	1				
I	0,68	0,88	0,63	0,74	-0,06	-0,06	0,74	1			
IT	0,62	0,71	0,69	0,54	-0,08	-0,09	0,75	0,76	1		
RV	0,64	0,82	0,59	0,73	-0,05	-0,05	0,71	0,88	0,73	1	
EI	0,74	0,49	0,48	0,39	-0,05	-0,03	0,55	0,54	0,46	0,50	1

FA = Fastighetsbolag, FI = Finans, TK = Telekom, EN = Energi, SV = Sällanköpsvaror, DV = Dagligvaruhandel, L = Läkemedel, I = Industri, IT = Högteknologi, RV = Råvarubolag, EI = Energiinfrastruktur

Noterbart från tabell 7 är att sällanköpsvaror och dagligvaruhandeln är nästintill icke-korrelerade med övriga sektorer bortsett från varandra. Detta betyder att sällanköpsvaror och dagligvaruhandeln troligen inte har något samband med övriga sektorer. Samtliga övriga sektorer har en relativt stark korrelation med varandra där den starkaste korrelationen för tidsperioden uppmättes mellan finans- och industrisektorn samt industri- och råvarubolagssektorn. Korrelationerna mellan dessa sektorer är de korrelationer som överstiger 0,8 och kan därmed räknas som mycket starka enligt författarnas tumregel. Lägsta korrelationen bortsett från sällanköpsvaror och dagligvaruhandeln uppvisades mellan energi- och energiinfrastruktursektorn med en korrelation på 0,39.

4.2. Tester

I denna sektion presenteras de utförda testerna som gjorts för att öka tillförlitligheten i studien.

Tabell 8: Tester för tidserierna

Sektor	Jarque-Bera test	p-värde	ADF-test	p-värde	ARCH-test	p-värde
Dagligvaruhandel	31 118	***	-14,6	***	1223,2	***
Energi	46 941	***	-12,6	***	720,7	***
Energiinfrastruktur	50 216	***	-14,1	***	1165,9	***
Fastighetsbolag	85 878	***	-14,2	***	754,0	***
Finans	34 302	***	-13,1	***	947,9	***
Högteknologi	20 653	***	-13,6	***	867,8	***
Industri	27 901	***	-13,7	***	1017,2	***
Läkemedel	11 781	***	-15,0	***	91,4	***
Råvarubolag	13 518	***	-13,6	***	874,0	***
Sällanköpsvaror	16 212	***	13,1	***	842,8	***
Telekom	8 892	***	13,0	***	716,9	***

* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans och *** representerar 1% signifikans

De två antaganden som krävs för trovärdiga parameterestimeringar är stationaritet och att volatilitetskluster förekommer (Rachev, et al., 2006). Samtliga ADF-test och ARCH-test påvisade signifikans på 1% nivå och kraven blev därmed uppfyllda. Detta innebär att samtliga sektors tidsserier var stationära och uppvisade volatilitetskluster. Volatilitetskluster i samtliga sektorer visas även visuellt i bilaga 1 där man tydligt kan se att tidserierna har perioder av hög- samt låg volatilitet.

Den höga toppigheten och den svagt negativa skevheten hos samtliga sektors index i tabell 6 indikerade att samtliga distributioner inte är normalt fördelade och detta bekräftades med Jarque-Bera testet. Jarque-Bera testet resulterade i 1% signifikans hos samtliga sektorer och förkastar därmed att sektorerna är normalfördelade och konstaterar ej normalfördelade distributioner. Vi kan även se från Q-Q Plot graferna i bilaga 2 att svansarna är större än vid en normalfördelning. Detta går i linje med resultaten i studien av Hurst & Platen (1997) att finansiell data har större svansar än vid en normalfördelning. Att använda en student-t fördelning hade kunnat passa den data som analyserats bättre men skulle kunna leda till problem i form av inkonsekventa parameteruppskattningar. Att använda en normalfördelning trots att det leder till sämre dataanpassning, leder till konsekventa parameteruppskattningar och är därmed att föredra (Brooks, 2008).

Författarna har därmed valt att använda normalfördelningsdistribution för samtliga modeller.

Tabell 9: Standardiserade residualer – Jarque-Bera

Sektor	Jarque-Bera	p-värde
Dagligvaruhandel	216,2	***
Energi	346,8	***
Energiinfrastruktur	286,0	***
Fastighetsbolag	209,3	***
Finans	402,9	***
Högteknologi	804,2	***
Industri	362,8	***
Läkemedel	351,2	***
Råvarubolag	351,4	***
Sällanköpsvaror	486,2	***
Telekom	577,5	***

* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans och *** representerar 1% signifikans

Tabell 10: Standardiserade residualer – Ljung-Box

Sektor	Ljung-Box test [1]	p-värde	Ljung-Box test [2]	p-värde	Ljung-Box test [5]	p-värde
Dagligvaruhandel	3,556	-	3,565	-	5,090	-
Energi	0,000	-	0,275	-	0,903	-
Energiinfrastruktur	3,392	-	1,499	-	2,718	-
Fastighetsbolag	0,049	-	0,459	-	1,601	-
Finans	0,276	-	1,122	-	2,779	-
Högteknologi	2,024	-	2,099	-	2,709	-
Industri	0,748	-	0,754	-	2,952	-
Läkemedel	0,074	-	0,411	-	1,801	-
Råvarubolag	0,053	-	0,086	-	2,022	-
Sällanköpsvaror	0,009	-	0,924	-	1,963	-
Telekom	0,004	-	2,746	-	9,025	-

* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans, *** representerar 1% signifikans och – representerar ingen signifikans

Tabell 11: Standardiserade residualer - ARCH

Sektor	ARCH [3]	p-värde	ARCH [5]	p-värde	ARCH [7]	p-värde
Dagligvaruhandel	2,369	-	2,512	-	3,550	-
Energi	0,001	-	0,627	-	0,858	-
Energiinfrastruktur	0,815	-	6,257	-	7,271	-
Fastighetsbolag	0,525	-	0,629	-	1,904	-
Finans	0,064	-	1,581	-	3,138	-
Högteknologi	0,468	-	2,915	-	3,551	-
Industri	0,194	-	1,820	-	3,258	-
Läkemedel	0,052	-	0,563	-	1,015	-
Råvarubolag	0,535	-	1,150	-	1,705	-
Sällanköpsvaror	0,003	-	1,351	-	1,977	-
Telekom	0,615	-	2,227	-	3,908	-

* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans, *** representerar 1% signifikans och – representerar ingen signifikans

När modellerna anpassats har diagnostik för de standardiserade residualerna testats för att säkerställa att residualerna är oberoende och lika fördelade. De standardiserade residualerna kan ses visualiserade i bilaga 3 för respektive sektor. Det kan observeras att de standardiserade residualerna verkar till synes mindre autokorrelerade än de vanliga residualerna. För att säkerställa detta har de standardiserade residualerna testats för autokorrelation. Samtliga Ljung-Box test med 1, 2 respektive 9 lag visade att autokorrelation inte förekommer i de standardiserade residualerna (tabell 10). Även samtliga ARCH-test med 3, 5 respektive 7 lag visade att de standardiserade residualerna inte uppvisar heteroskedasticitet längre (tabell 11). Detta innebär att residualerna är oberoende och lika fördelade.

De standardiserade residualerna är dock inte normalfördelade vilket Jarque-Bera testerna visar genom att förkasta nollhypotesen för samtliga modeller på 1% signifikans. Om histogrammen beaktas i bilaga 4 kan det observeras att distributionerna har högre topp än normalfördelningarna samt tjockare svansar. För att estimeras den asymmetriska volatiliteten i datasetet har författarna gjort antagandet att residualerna har ett medelvärde motsvarande noll och är normalfördelade. Tidigare forskning har visat att dessa antaganden fortfarande ger bra estimeringar (Liu & Hung, 2010; Brooks, 2008). Liu och Hung (2010) fann i sin studie att använda en asymmetrisk GARCH-modell var viktigare än residualernas distributionen. Vidare beskriver Brooks (2008) att genom att anta en normalfördelning trots att fördelning är leptokurtisk fortfarande leder till bra estimeringar och författarna bedömer därmed att modellerna fortfarande har starka belägg för att hjälpa uppnå studiens syfte med stöd av Liu och Hung (2010) samt Brooks (2008).

4.3. Asymmetrisk volatilitet

4.3.1. E-GARCH

Med hjälp av Rstudio har α , β , λ och ω kunnat estimeras för samtliga S&P 500s sektorindex. Samtliga estimerade koefficienter presenteras i bilaga 1.

Tabell 12: Asymmetrisk volatilitet

Sektor	λ	e^λ	$1 - e^\lambda$
Dagligvaruhandel	-0,126883 ***	0,881	11,9%
Energi	-0,07071 ***	0,932	6,8%
Energiinfrastruktur	-0,035652 ***	0,965	3,5%
Fastighetsbolag	-0,09326 ***	0,911	8,9%
Finans	-0,156416 ***	0,855	14,5%
Högteknologi	-0,11081 ***	0,895	10,5%
Industri	-0,133921 ***	0,875	12,5%
Läkemedel	-0,147197 ***	0,863	13,7%
Råvarubolag	-0,11361 ***	0,893	10,7%
Sällanköpsvaror	-0,10495 ***	0,900	10,0%
Telekom	-0,068865 ***	0,933	6,7%

* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans och *** representerar 1% signifikans

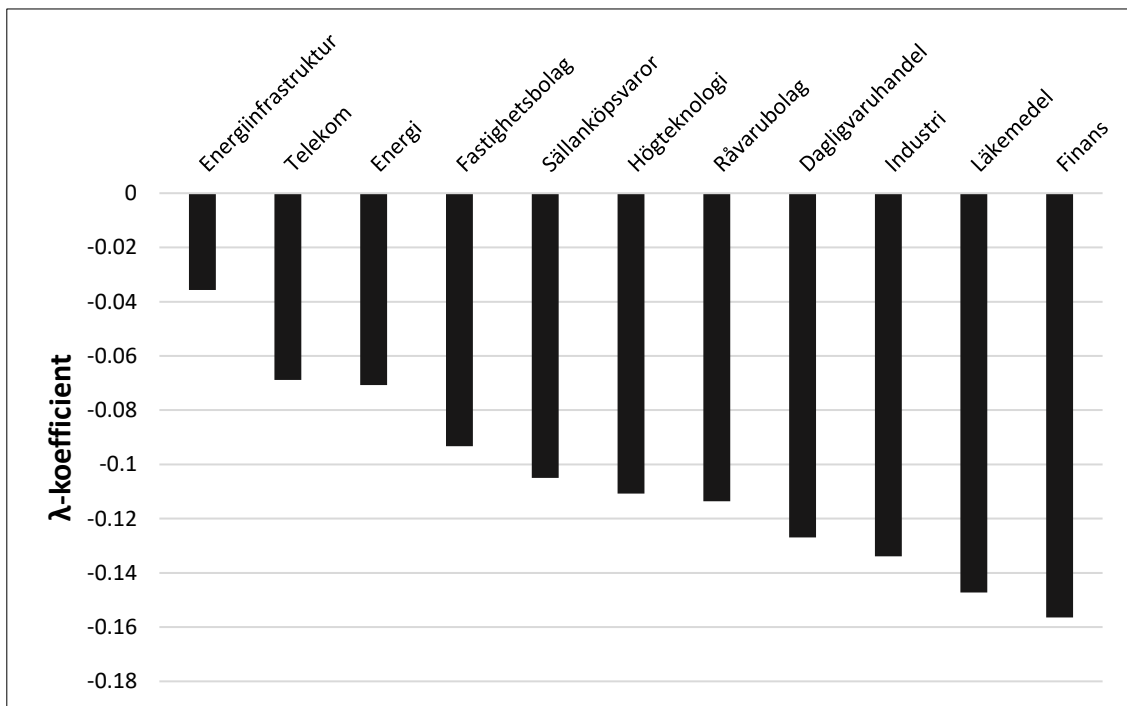
Fetmarkerat i tabell 12 visas λ -koefficienten som visar den asymmetriska effekten i samtliga elva sektorindex. För att enklare tolka resultatet använder vi finanssektorns asymmetriska koefficient som exempel. Finanssektorn λ -koefficient på -0,156 kan tolkas enklare i exponentiella termer ($\lambda = e^{-0,156} = 0,855$). Detta innebär att en positiv chock eller positiva nyheter leder till en, i snitt, 14,5% lägre volatilitet än om chocken skulle varit negativ och därav den negativa λ -koefficienten. Det går att utläsa från tabell 12 att samtliga index påvisar ett negativt samband mellan laggande avkastning och volatilitet på en signifikansnivå på 1%.

I tabell 12 visas tolkningen av samtliga elva sektorindex. Kolumnen $1 - e^\lambda$ visar hur mycket mindre en positiv marknadschock påverkar volatiliteten jämfört med en lika stor negativ marknadschock. Finanssektorn uppvisade högst asymmetrisk effekt med -14,5% och energiinfrastruktur uppvisade lägst asymmetrisk effekt med -3,5%.

Sektorn för högteknologi visar i tabell 12 att positiva nyheter påverkar volatiliteten med 10,5% mindre jämfört med negativa nyheter. Sällanköpsvaror visar en liknande asymmetrisk effekt om 10%.

Energiinfrastruktur, läkemedel och dagligvaruhandel är de sektorer som räknas som defensiva och uppvisar en asymmetrisk effekt om -3,5%, -13,7% respektive -11,9%. Läkemedel uppvisade därmed den näst högsta asymmetriska effekten av samtliga index.

Energi, fastighetsbolags- och telekomsektorn är de sektorer förutom energiinfrastruktur som visade en asymmetrisk effekt under 10%.

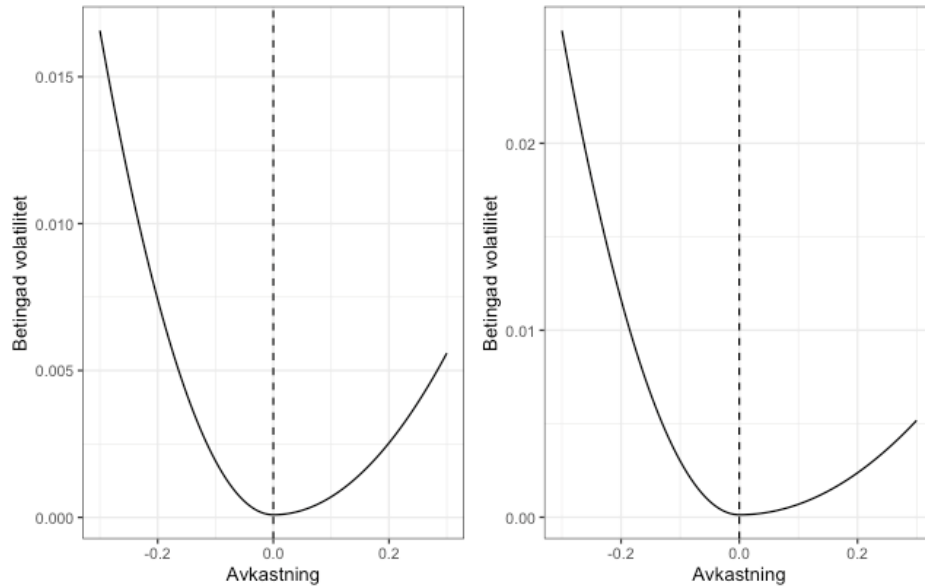


Figur 3: λ -koefficient av samtliga sektorindex i stigande ordning

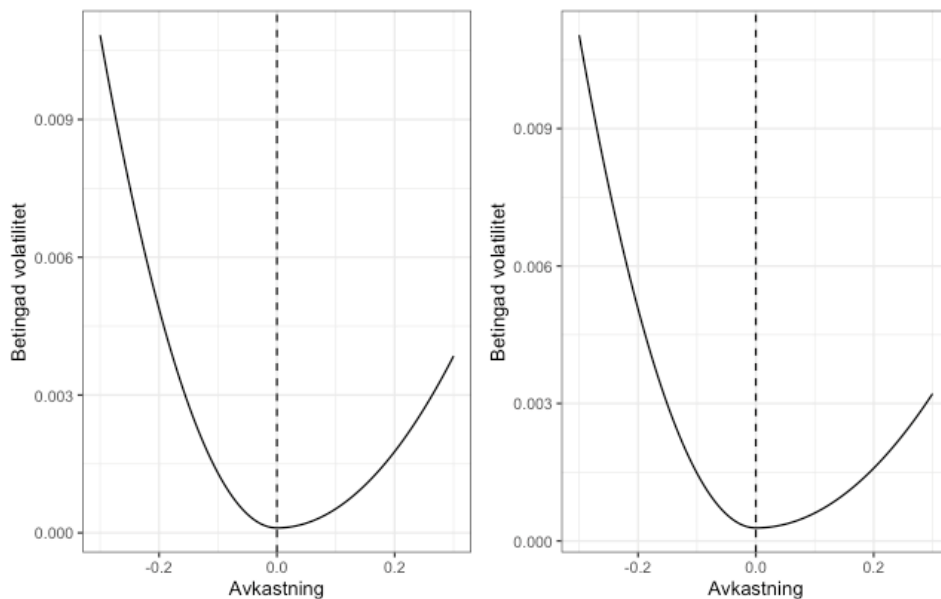
I Figur 3 ses en visualisering av resultatet av λ -koefficienterna från tabell 12 där samtliga resultat blev negativa. Noterbart är att den finansiella sektorn visade högst asymmetrisk effekt tätt följt av läkemedel, industri och dagligvaruhandel. Även värt att notera är att energi samt energiinfrastruktur visade de lägsta resultaten och därmed påvisar minst asymmetrisk effekt.

4.3.2. Nyhetspåverkankurva (NIC)

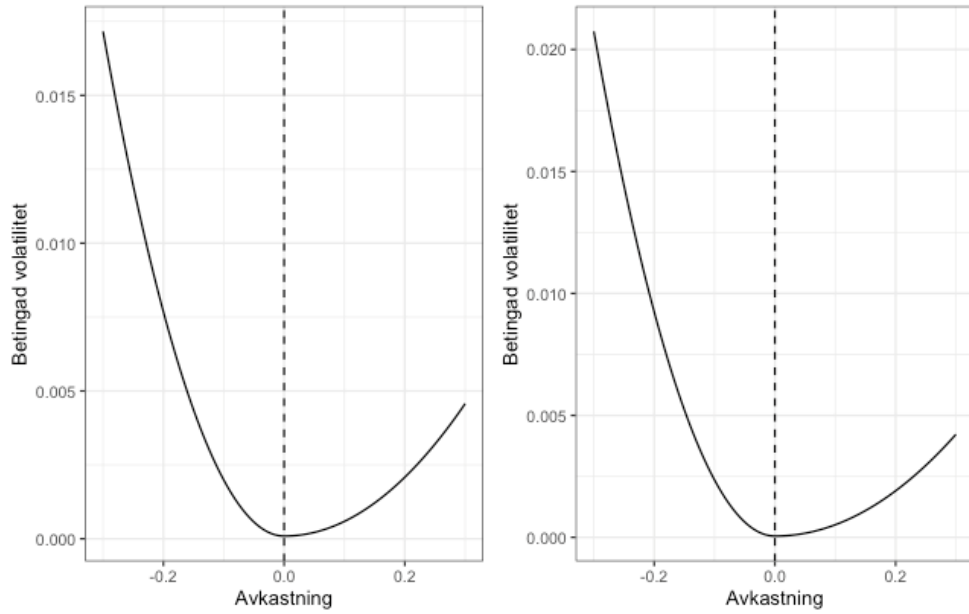
För att vidare analysera den asymmetrisk volatiliteten inom de olika sektorerna har NIC grafer genomförts för samtliga sektorindex. NIC kurvorna är en visuell representation som visar hur asymmetrin uppstår i de olika sektorerna som resultatet i tabell 12 visat.



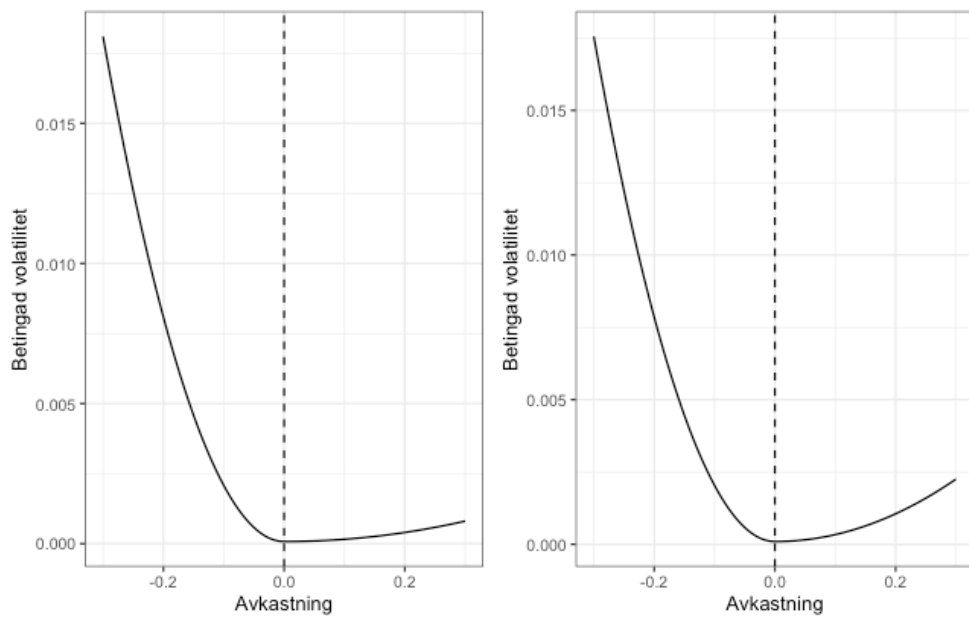
Figur 4: NIC - Fastighetsbolagssektorn och finanssektorn



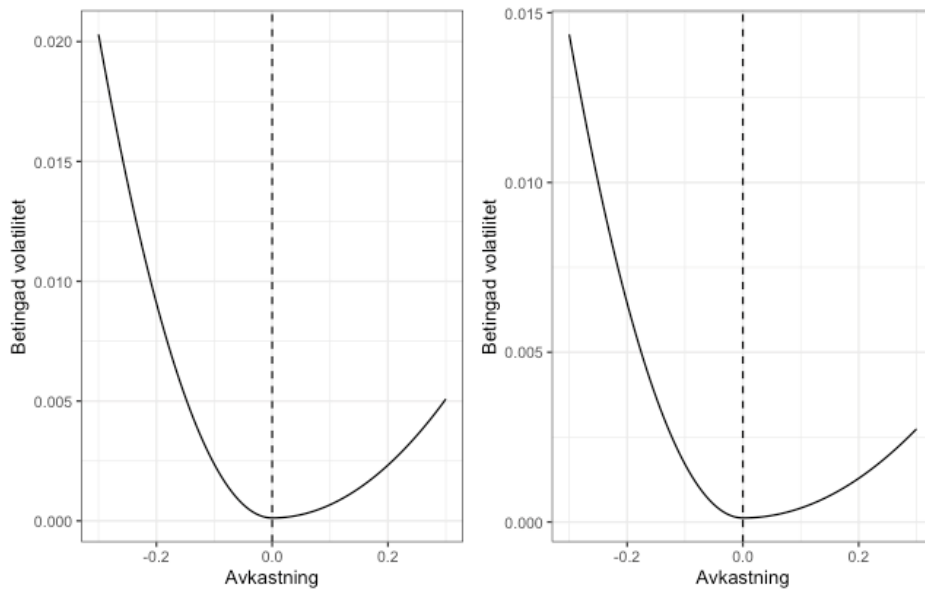
Figur 5: NIC - Telekom och energi



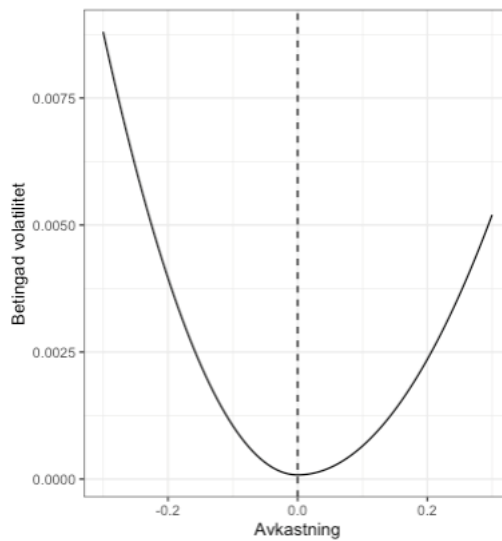
Figur 6: NIC - Sällanköpsvaror och dagligvaruhandel



Figur 7: NIC – Läkemedel och industri



Figur 8: NIC – Högteknologi och råvarubolagssektorn



Figur 9: NIC – Energiinfrastruktur

Från samtliga sektors NIC kan vi visuellt bekräfta resultatet att det förekommer en negativ asymmetrisk volatilitet där negativa marknadschocker påverkar volatiliteten mer än vid positiva marknadschocker. Vi kan dock se att olika sektorer visar olika resultat. Läkemedel och industri i figur 7 utmärker sig från övriga sektorer på så sätt att vid en positiv avkastning påverkas volatiliteten noterbart mindre. När avkastningen är negativ syns en mycket brant lutning och när avkastningen går över till att vara positiv ser vi att

lutningen nästintill blir horisontell. Eftersom finanssektorn var den sektor med högst asymmetrisk effekt fanns det fog att tro att lutningen vid en positiv avkastning för finanssektorn skulle ha lägst lutning, men så var inte fallet. Det är även av intresse att studera figur 9 som visar NIC för energiinfrastruktur eftersom det visuellt går att avläsa att även lutningen vid en positiv avkastning är relativt brant och går i linje med att det var sektorn som uppvisat lägst asymmetrisk effekt. Lutningen på figur 9 ser därav mest symmetrisk ut.

5. Analys

I tabell 12 kan vi avläsa resultatet av λ -koefficienterna för respektive sektorindex. Samtliga index visar ett negativt asymmetriskt samband mellan laggande avkastning och volatilitet, vilket går i linje med tidigare forskning (Black, 1976; French, Schwert & Stambaugh, 1987; Bekaert & Wu, 2000) som visar att laggande avkastning och volatilitet har en negativ korrelation inom aktiemarknaden. Ahmed och Alhadab (2020) fann symmetrisk volatilitet i högteknologiska sektorn där positiva och negativa nyheter påverkade volatilitet lika mycket. Detta skiljer sig från denna studiens resultat som visade signifikant asymmetrisk volatilitet i den högteknologiska branschen. Anledningen till de skilda resultaten kan bero på tidsperioden i den data som analyserats. Ahmed och Alhadab (2020) studerade den asymmetriska volatiliteten på den amerikanska aktiemarknaden mellan åren 1995 till 2015. Denna studie har analyserat den asymmetriska volatiliteten åren 2012-2022. Den studerade tidsperioden kan vara en faktor till den diskrepans i resultaten mellan Ahmed och Alhadabs (2020) studie och denna studie. Talpsepp och Rieger (2010) finner ett samband mellan ökat privat kapitalinflöde med ökad negativ asymmetrisk volatilitet. Därför kan de skilda resultaten bero på det ökade privata kapitalinflödet till den högteknologiska sektorn sedan 2018 (Manjoo, 2022). En annan anledning till de skilda resultaten inom den högteknologiska sektorn kan vara estimeringsmetoden. Ahmed och Alhadab (2020) använde sig utav GJR-GARCH modellen, vilken inte fångar extremvärden på samma sätt som E-GARCH.

Leverage effect (Black, 1976) och *positive volatility feedback* (French, Schwert & Stambaugh, 1987) är utformade på så viss att de skulle ge liknande asymmetriska effekter över samtliga sektorer om inga andra förklarande faktorer för asymmetrisk volatilitet förelåg. Negativ asymmetrisk volatilitet är en effektivitet i marknaden om den uppstår på grund av *leverage effect* och- eller *positive volatility feedback* enligt Wu (2001). Eftersom den asymmetriska volatiliteten varierar mellan de olika sektorerna bör det rimligtvis finnas fler faktorer som påverkar λ -koefficienterna utöver de två klassiska teorierna *leverage effect* och *positive volatility feedback*. Anledningen till att olika sektorer uppvisar olika grad av asymmetrisk volatilitet kan bero på ett flertal orsaker. Talpsepp och Rieger (2010) fann i sin studie att en ökad andel privata investerare i ett bolag ökar den asymmetriska volatiliteten med negativ λ -koefficient. Manjoo (2022) har påvisat att mycket av det privata kapitalet som strömmat in i aktiemarknaden de senaste åren varit

till den högteknologiska sektorn och ger därmed fog att tro att den högteknologiska sektorn skulle sticka ut bland resultaten. Den högteknologiska sektorn har visat den största prisuppgången i denna studies insamlade data med 407% (tabell 3). Trots detta särskiljer sig inte den högteknologiska sektorn alls från övriga sektorer avseende asymmetrisk volatilitet. Denna upptäckt kan gå i linje med Avramov, Chordia och Goyal (2004) som förklarar den asymmetriska effekten med den psykologiska biasen *herding* (Nofsinger, 2017). I den högteknologiska sektorn skulle detta innebära att vid en prisuppgång, kommer informerade investerare (*contrarians*) dominera säljorderarna vilket sänker volatiliteten nästkommande dag, därav en lägre asymmetrisk effekt.

I linje med *loss aversion* teorin (Kahneman & Tversky, 1979), skulle de oinformerade investerarna i Avramov, Chordia och Goyals (2004) studie kunna förklaras av den psykologiska biasen som leder till att oinformerade investerare säljer sitt innehav för att minimera fortsatta förluster (figur 1). Teorin säger att investerare upplever större smärta av en förlust än lycka vid en lika stor vinst. När investerare ökar sin försäljning av sitt innehav kommer volymen att öka. Det kan finnas fog för att genom *loss aversion* teorin kunna förklara negativ asymmetrisk effekt och går därför emot *dispositionseffekten* (Shefrin & Statman, 2000). *Loss aversion* verkar vara den del av beteendefinans som kan förklara resultaten i denna studie. Eftersom *dispositionseffekten* i stället hade skapat ett läge där det påvisades positiv asymmetrisk effekt.

Eftersom investerare lider av olika psykologiska bias (Nofsinger, 2017) är det troligt att olika typer av investerare dras till olika sektorer inom aktiemarknaden. I MPT (Markowitz, 1952) och CAPM (Treynor, 1961; Litner, 1965; Mossin, 1966) anpassas investerarnas riskpreferenser efter riskaversionsnivå. I MPT väljer investerare portfölj på effektiva fronten efter riskaversionsnivå. Det är därför troligt att riskaversiva investerare söker sig till defensiva sektorer vid val av investeringar. Energiinfrastruktur, som tillhörde de defensiva sektorerna, påvisade lägst asymmetrisk effekt om -3,5%. Det är därför föga förvånande att energiinfrastruktur var den sektorn som hade den mest symmetriska NIC-kurvan (Figur 9) vid en visuell observation. Det är intressant att de två övriga sektorerna som räknas som defensiva, läkemedel och dagligvaruhandel, visade en asymmetrisk effekt om -13,7% respektive -11,9% vilket innebär en andra respektive fjärde plats av samtliga sektorerna. Det kan föreligga en förklaring till att energiinfrastruktur påvisar den lägsta asymmetriska effekten. En sådan förklaring hade kunnat vara de höga trösklarna

och monopolliknande marknadsläget för dessa bolag (sektion 2.7.3.). På grund av den låga risken för energiinfrastruktursektorn tror vi att investerare känner sig säkrare trots tillfällig negativ avkastning eller negativ marknadschock. Från resultaten visas stor spridning på λ -koefficienterna för de defensiva sektorerna och det går inte att identifiera en trend för de defensiva sektorerna.

De två sektorer med högst årlig volatilitet (tabell 3) är energi och finans. Deras respektive λ -koefficienter har hög spridning och därför kan inget samband noteras utifrån resultatet i studien. Exempelvis visade energisektorn en årlig volatilitet om 28% och en asymmetrisk effekt om -6,8%, vilket innebär nionde högst av samtliga elva sektorer i studiens resultat av asymmetriska effekter. Finans hade en årlig volatilitet om 22% och en asymmetrisk effekt om -14,5%, vilket innebär sektorn med högst uppmätt asymmetrisk effekt i studiens resultat. Kahneman och Tversky (1979) delar upp investerare i riskaversiva och risktåliga. MPT delar upp riskaversionsnivå utifrån volatilitet och CAPM med hjälp av β -värdet. Dessa uppdelningar av riskpreferenser ger fog att tro att olika karaktärsdrag hos investerare kan lida av liknande psykologiska bias beroende på investerartyp. Vi kan dock utifrån resultaten inte notera att riskaversionsnivå har något samband med asymmetrisk volatilitet men kan inte utesluta den möjligheten utifrån våra resultat. β -värdet (ekvation 6) ska i CAPM mäta den osystematiska risken som en tillgång är exponerad mot. β -värde är beräknat på ett symmetrisk vis och kommer inte fånga de asymmetriska effekterna. För att illustrera med hjälp av ett exempel kan vi presentera två exempelbolag. Bolag A ökar dubbelt så mycket som marknaden vid en prisuppgång och sjunker lika mycket som marknaden vid en prisnedgång. Bolag B ökar lika mycket som marknaden vid en prisuppgång och sjunker dubbelt så mycket som marknaden vid en prisnedgång. Dessa två bolag kommer att ha samma β -värde trots att bolag A har lägre systematisk risk. CAPM antar en symmetrisk systematisk risk vilket inte speglar verkligheten givet resultaten i denna studie som påvisar negativ asymmetrisk effekt över samtliga sektorer. Skulle CAPM användas som avkastningskrav skulle det innebära i *positive volatility feedback* att även en prisuppgång skulle leda till ökat avkastningskrav trots att prisuppgången inte skapar en lika stor volatilitet som vid en prisnedgång i linje med resultaten in denna studie. Vi kan inte dra några statistiska samband mellan β -värde och asymmetrisk volatilitet baserat på resultaten men det observerade hade varit intressant att vidare undersöka.

Utifrån det samband Wu (2001) presenterade mellan *positive volatility feedback* och *leverage effect* kan en förklaring till volatilitetskluster ges utifrån ett perspektiv av asymmetrisk volatilitet. När den förväntade volatiliteten leder till en ökad finansiell hävstång som i sin tur leder till en ytterligare prisnedgång (sektion 2.6.3.) skulle ett kluster kunna uppstå eftersom detta kommer leda till en ännu högre förväntad volatilitet. Samtliga tidsserier visade signifikant GARCH effekt (bilaga 1) och därmed uppstår volatilitetskluster i tidsserierna till 1% signifikansnivå. Intressant var att finans var den sektorn med högst asymmetrisk effekt och visade även näst högst volatilitetskluster. Dagligvaruhandel och läkemedel var sektorer som också uppvisade hög asymmetrisk effekt och visade även tillsammans med finans högst volatilitetskluster. Detta samband kan indikera på att ihärdigheten i volatiliteten påverkar asymmetrisk volatilitet.

En intressant observation från korrelationsmatrisen (tabell 7) är att de tre mycket starka uppmätta korrelationerna även visar en hög grad av asymmetrisk volatilitet relativt de andra sektorerna (tabell 12). Industri, råvarubolag och finans visade en mycket stark uppmätt korrelation med varandra med en korrelation mellan 0,82 och 0,88. Trots den mycket höga korrelationen och att dessa tre sektorer uppvisar en hög asymmetrisk effekt relativt de andra studerade sektorerna uppvisar råvarubolag och finans en skillnad på sin asymmetriska effekt om 27%. Detta kan indikera att högt korrelerade tillgångar inte nödvändigtvis uppvisar liknande asymmetrisk volatilitet.

De observerade skillnader i den asymmetriska volatiliteten som kan ses i figur 3 samt i NIC (figur 4 – 9) visar på stor utbredning av resultaten. NIC kurvan för energiinfrastruktur visat tydligt hur sektorn resulterade i lägst asymmetrisk effekt i figur 3. De tre sektorer som resulterade i högst asymmetrisk effekt (finans, läkemedel och industri) visade mest asymmetriska kurvor med minst lutning på dess kurvor vid positiv avkastning. Intressant att notera är att volatiliteten i de flesta sektorer efterföljande en negativ nyhet var relativt lika. Det som skilde sektorerna mest åt var lutningen vid positiv avkastning där den positiva lutningen inte ser ut att kunna förklaras av den negativa. Vidare hade det varit intressant att studera optionspriser och volatilitetssmil i samtliga sektorer för att se om och i sådana fall hur marknaden prisar in denna skillnad.

6. Slutsatser och vidare forskning

Huvudsyftet med uppsatsen var att undersöka om det förekommer asymmetrisk volatilitet inom olika sektorer på aktiemarknaden samt eventuell omfattning. Ett delsyfte var att därefter bedöma om det förekommer likheter eller skillnader mellan olika sektorer inom aktiemarknaden. Genom resultaten, framtagna med den metod som beskrivs i sektion 3, har vi kunnat presentera de likheter och skillnader som påvisas inom aktiemarknadens olika sektorer avseende asymmetrisk volatilitet. Därav anser vi att syftet för denna uppsats har uppnåtts. Med hjälp av resultaten har vi kunnat observera och analysera intressanta likheter och skillnader mellan olika sektorer i aktiemarknaden som vi hoppas kan komma att ligga till grund för vidare forskning.

Resultaten från studien visar på att fenomenet asymmetrisk volatilitet uppvisas i samtliga sektorer inom amerikanska aktiemarknaden. När tidserierna analyserades framkom det att samtliga sektorer uppvisade negativa λ -koefficienter. Detta styrker de flertalet studier som påvisat att negativ korrelation mellan laggande avkastning och volatilitet samt asymmetrisk effekt inom aktiemarknaden på snitt förekommer (Black, 1976; Christie, 1982; French, Schwert & Stambaugh, 1987; Schwert, 1989; Bekaert & Wu, 2000; Avramov, Chordia & Goyal, 2004).

Intressant var att total avkastning under tidsperioden inte verkar ha något samband med styrkan i den asymmetriska effekten. En annan intressant observation från resultaten var att årlig volatilitet för tidsperioden inte verkar ha något samband med den asymmetriska volatiliteten under samma tidsperiod. En tredje intressant observation var att sektorerna som räknas som defensiva hade en stor spridning i asymmetrisk volatilitet där läkemedel var den sektorn som uppvisade näst högst asymmetrisk volatilitet av samtliga sektorer. Energiinfrastruktur var den sektorn som uppvisade lägst asymmetrisk volatilitet och kan bero på den låga risken i denna sektorn. En fjärde intressant observation var att två högt korrelerade tillgångars avkastningar inte nödvändigtvis innebär att de har liknande grad av asymmetrisk volatilitet.

Wu (2001) visar att både *leverage effect* och *positive volatility feedback* kan simultant skapa asymmetrisk volatilitet. På grund av de spridda resultaten tror vi att det föreligger fler orsaker till asymmetrisk volatilitet än de två klassiska teorierna (*leverage effect* och *positive volatility feedback*). Beteendefinans kan vara en sådan orsak. Olika investerare som lider av diverse psykologiska bias kan ha olika närvaro i olika sektorer. Genom

resultaten och NIC kurvorna kan vi visuellt observera skillnader i hur olika sektorer reagerar vid positiva såväl som negativa nyheter. Det finns fog att tro att *loss aversion* teorin kan vara en bidragande faktor till uppkomsten av asymmetrisk volatilitet. Avramov, Chordia och Goyal (2004) samt Talpsepp och Rieger (2010) visade att oinformerade investerare (irrationella) påverkar asymmetrisk volatilitet på grund av psykologiska bias som inte påvisas i lika stor grad hos institutionella investerare. Asymmetrisk volatilitet som inte uppkommer på grund av *leverage effect* och *positive volatility feedback* kan ses som en ineffektivitet i marknaden om det inte föreligger andra bidragande orsaker såsom bolagsspecifika eller sektorspecifika faktorer.

Våra resultat visar att sådana faktorer skulle kunna föreligga och vi hoppas att denna studie ska kunna ligga till grund för vidare forskning för att undersöka varför potentiella skillnader uppkommer. Multivariatanalys på bolagsspecifika samt sektorspecifika faktorer som påverkar den asymmetriska volatiliteten hade varit av intresse att studera vidare för att undersöka om det föreligger statistiska samband. Som nämnts i analysen hade det även varit av intresse att studera hur en tillgångs asymmetrisk volatilitet inkorporeras i dess options volatilitetssmil.

Litteraturförteckning

Ahmed, M. S. & Alhadab, M., 2020. Momentum, asymmetric volatility and idiosyncratic risk-momentum relation: Does technology-sector matter?. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, Volym 78, pp. 355-371.

Alberg, D. & Shalit, H., 2008. Estimating stock market volatility using asymmetric GARCH models. *Applied Financial Economics*, 18(15), pp. 1201-1208.

Ardia, D., Bluteau, K., Boudt, K. & Leopoldo, C., 2018. Forecasting risk with Markov-switching GARCH models: A large-scale performance study. *International Journal of Forecasting*, 34(4), pp. 733-747.

Avramov, D., Chordia, T. & Goyal, A., 2004. The Impacts of Trades in Daily Volatility. *Review of Financial Studies*, Volym 19, p. 1241-1277.

Bae, J., Kim, C.-J. & Charles R., N., 2007. Why are stock returns and volatility negatively correlated?. *Journal of Empirical Finance*, 14(1), pp. 41-58.

Baur, D. & Dimpfl, T., 2018. Asymmetric volatility in cryptocurrencies. *Economics Letters*, Volym 173, pp. 148-151.

Bekaert, G. & Wu, G., 2000. Asymmetric Volatility and Risk in Equity Markets. *The Review of Financial Studies*, 13(1), pp. 1-42.

Black, F., 1976. Studies of Stock Price Volatility Changes. *Proceedings of the Business and Economics Section of the American Statistical Association*, pp. 177-181.

Black, F. & Scholes, M., 1973. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. *The Journal of Political Economy*, 81(3), pp. 637-654.

Bollerslev, T., 1986. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), pp. 307-327.

Brooks, C., 2008. *Introductory Econometrics for Finance*. New York: Cambridge University Press.

Bryman, A. & Bell, E., 2017. *Företagsekonomiska forskningsmetoder*. 3 red. u.o.: Liber.

Campbell, J. Y. & Hentschel, L., 1992. No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns. *Journal of Financial Economics*, 31(3), pp. 281-318.

Chen, J., 2020. *Investopedia*. [Online] Available at: www.investopedia.com [Använd 12 05 2022].

Christensen, B. & Prabhala, N., 1998. The relation between implied and realized volatility. *Journal of Financial Economics*, 50(2), pp. 125-150.

- Christie, A., 1982. The stochastic behavior of common stock variances: value, leverage, and interest rate effects. *Journal of Financial Economics*, Volym 10, pp. 407-432.
- Cleff, T., 2019. *Applied Statistics and Multivariate Data Analysis for Business and Economics*. Pforzheim, Baden-Württemberg, Tyskland: Springer Nature Switzerland AG.
- Cont, R., 2007. *Volatility Clustering in Financial Markets: Empirical Facts and Agent-Based Models*. Berlin: Springer, Berlin, Heidelberg.
- Damodaran, A., 2012. *Investment Valuation Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset*. 3 red. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Davis, M., 2021. *Investopedia.com*. [Online]
Available at: <https://www.investopedia.com/financial-edge/0712/the-8-most-volatile-sectors.aspx>
[Använd 20 02 2022].
- Derman, E., Kani, I. & Zou, J., 1996. The Local Volatility Surface: Unlocking the Information in Index Option Prices. *Financial Analyst Journal*, 52(4), pp. 25-36.
- Donaldson, S. J. o.a., 2021. *Global equity investing: The benefits of diversification and sizing your allocation*, u.o.: Vanguard Research.
- Dupire, B., 1994. Pricing with a smile. *Risk Magazine*, 7(1), pp. 18-20.
- Engle, R. F., 1982. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 50(4), pp. 987-1007.
- Engle, R. F. & Patton, A. J., 2007. What good is a volatility model?. i: J. Knight & S. Satchell, red. *Quantitative Finance, Forecasting Volatility in the Financial Markets*. u.o.: Butterworth-Heinemann, pp. 47-63.
- Engle, R. & Ng, V., 1993. Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. *The journal of finance*, 48(5), pp. 1749-1778.
- Fama, E. F., 1963. Mandelbrot and the Stable Paretian Hypothesis. *The Journal of Business*, 36(4), pp. 420-429.
- Fama, E. F., 1970. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), pp. 383-417.
- Fernandez, P., 2015. CAPM: An Absurd Model. *Business Valuation Review*, 34(1), pp. 4-23.
- French, K. R., Schwert, G. W. & Stambaugh, R. F., 1987. Expected stock returns and volatility. *Journal of Financial Economics*, 19(1), pp. 3-29.

- Ghysels, R. E., Santa-Clara, P. & Valkanov, R., 2005. There is a risk-return trade-off after all. *Journal of Financial Economics*, 76(3), pp. 509-548.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R. & Runkle, D. E., 1993. On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), pp. 1779-1801.
- Hens, T., 2009. The leverage effect without leverage. *Finance Research Letters*, 6(2), pp. 83-94.
- Heston, S., 1993. A Closed-Form Solution for Options with Stochastic Volatility with Applications to Bond and Currency Options. *The Review of Financial Studies*, 6(2), pp. 327-343.
- Hibbert, A. M., Daigler, R. T. & Dupoyet, B., 2008. A behavioral explanation for the negative asymmetric return–volatility relation. *Journal of Banking & Finance*, 32(10), pp. 2254-2266.
- Horpestad, J. B., Lyócsa, S., Molnár, P. & Olsen, T. B., 2019. Asymmetric volatility in equity markets around the world. *The North American Journal of Economics and Finance*, Volym 48, pp. 540-554.
- Hull, J., 2012. *Options, Futures, and Other Derivatives*. Boston: Prentice Hall.
- Hurst, S. R. & Platen, E., 1997. The Marginal Distributions of Returns and Volatility. *Institute of Mathematical Statistics*, Volym 31, pp. 301-314.
- Håkansson, A., 2013. *Portal of Research Methods and Methodologies for Research Projects and Degree Projects*, u.o.: The Royal Institute of Technology, KTH, pp.1-7.
- Jayasuriya, S., 2005. Stock market liberalization and volatility in the presence of favorable market characteristics and institutions. *Emerging Markets Review*, 6(2), pp. 170-191.
- Kahneman, D. & Tversky, A., 1979. Prospect Theory, An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*, 47(2), pp. 263-292.
- Karmakar, M., 2007. Asymmetric Volatility and Risk-return Relationship in the Indian Stock Market. *South Asia Economic Journal*, 8(1), pp. 99-116.
- Kenton, W., 2022. *Investopedia*. [Online] Available at: <https://www.investopedia.com/terms/a/assymetricvolatility.asp> [Använd 24 05 2022].
- Litner, 1965. Security Prices, Risk, and Maximal Gains From Diversification. *The Journal of Finance*, 20(4), pp. 587-615.
- Liu, H.-C. & Hung, J.-C., 2010. Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models. *Expert Systems with Applications*, 7(37), pp. 4928-4934.

LiU, u.d. *Liu.se.* [Online]
Available at: <https://liu.se/artikel/publicera-strategiskt>
[Använd 14 05 2022].

Manjoo, F., 2022. *nytimes.com.* [Online]
Available at: <https://www.nytimes.com/2022/02/16/opinion/big-tech-stock-market.html>
[Använd 02 03 2022].

Marathe, R. R. & Ryan, S. M., 2005. On The Validity of The Geometric Brownian Motion Assumption. *The Engineering Economist*, 50(2), pp. 159-192.

Markowitz, H., 1952. Portfolio Selection. *The Journal of Finance*, 7(1), pp. 77-91.

Mensi, W. o.a., 2021. Asymmetric volatility connectedness among U.S. stock sectors. *The North American Journal of Economics and Finance*, Volym 56.

Moreano, G., 2022. *Bankrate.* [Online]
Available at: <https://www.bankrate.com/investing/what-are-consumer-discretionary-stocks/>
[Använd 12 05 2022].

Mossin, J., 1966. Equilibrium in a Capital Asset Market. *Econometrica*, 34(4), pp. 768-783.

MSCI & S&P Global, 2018. *spglobal.* [Online]
Available at: https://www.spglobal.com/marketintelligence/en/documents/112727-gics-mapbook_2018_v3_letter_digitalspreads.pdf
[Använd 24 05 2022].

MSCI, u.d. *MSCI.* [Online]
Available at: [msci.com](https://www.msci.com)
[Använd 23 05 2022].

Nelson, D. B., 1991. Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach. *Econometrica*, 59(2), pp. 347-370.

Nofsinger, J. R., 2017. *The Psychology of Investing*. 6 red. Pennsylvania State University: Prentice Hall.

Perković, A., 2011. RESEARCH OF BETA AS ADEQUATE RISK MEASURE-IS BETA STILL ALIVE?. *Croatian Operational Research Review*, 2(1).

Rachev, S. T. o.a., 2006. *Financial Econometrics: From basics to Advanced modeling techniques*. 1 red. u.o.:Wiley.

Rienecker, L. & Jørgensen, P., 2017. *Att skriva en bra uppsats*. 4 red. u.o.:Liber AB.

Royal, J., 2022. *Bankrate.* [Online]
Available at: <https://www.bankrate.com/investing/stock-market-sectors-guide/>
[Använd 12 05 2022].

- Savva, C. & Theodossiou, P., 2018. The Risk and Return Conundrum Explained: International Evidence. *Journal of Financial Econometrics*, 16(3), p. 486–521.
- Schwert, W., 1989. Why does stock market volatility change over time?. *Journal of Finance*, Volym 44, pp. 1115-1153.
- Sharpe, W., 1964. CAPITAL ASSET PRICES: A THEORY OF MARKET EQUILIBRIUM UNDER CONDITIONS OF RISK. *The Journal of Finance*, 19(3), pp. 425-442.
- Shefrin, H. & Statman, M., 2000. Behavioral Portfolio Theory. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 35(2), pp. 127-151.
- Sohlberg, P. & Sohlberg, B.-M., 2019. *Kunskapens former: vetenskapsteori, forskningsmetod och forskningsetik*. 4 red. u.o.:Liber.
- Stock, J. H. & Watson, M. W., 2015. *Introduction to econometrics (3rd updated edition)*. 3 red. u.o.:Pearson Education.
- Talpsepp, T. & Rieger, M., 2010. Explaining asymmetric volatility around the world. *Journal of Empirical Finance*, 17(5), pp. 938-956.
- Treynor, J. L., 1961. *Toward a Theory of Market Value of Risky Assets*. u.o.:Unpublished manuscript. Subsequently, published as Chapter 2 of Korajczyk (1999).
- Trottier, D.-A. & Ardia, D., 2016. Moments of standardized Fernandez–Steel skewed distributions: Applications to the estimation of GARCH-type models. *Finance Research Letters*, Volym 18, pp. 311-316.
- Tsai, I. & Chen, M., 2009. The asymmetric volatility of house prices in the UK. *Property Management*, 27(2), pp. 80-90.
- Van Horne, J. C. & Parker, G. G., 1967. The Random-Walk Theory: An Empirical Test. *Financial Analysts Journal*, 23(6), pp. 87-92.
- Vetenskapsrådet, 2002. *Forskningsetiska principer inom humanistisk-samhällsvetenskaplig forskning*. Stockholm: Vetenskapsrådet.
- Wang, J. & Yang, M., 2009. Asymmetric volatility in the foreign exchange markets. *Journal of International Financial Markets*, 19(4), pp. 597-615.
- Wu, G., 2001. The determinants of asymmetric volatility. *The review of financial studies*, 14(3), pp. 837-859.
- Xu, X. & Taylor, S., 2009. The Term Structure of Volatility Implied by Foreign Exchange Options. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 29(1), pp. 57-74.

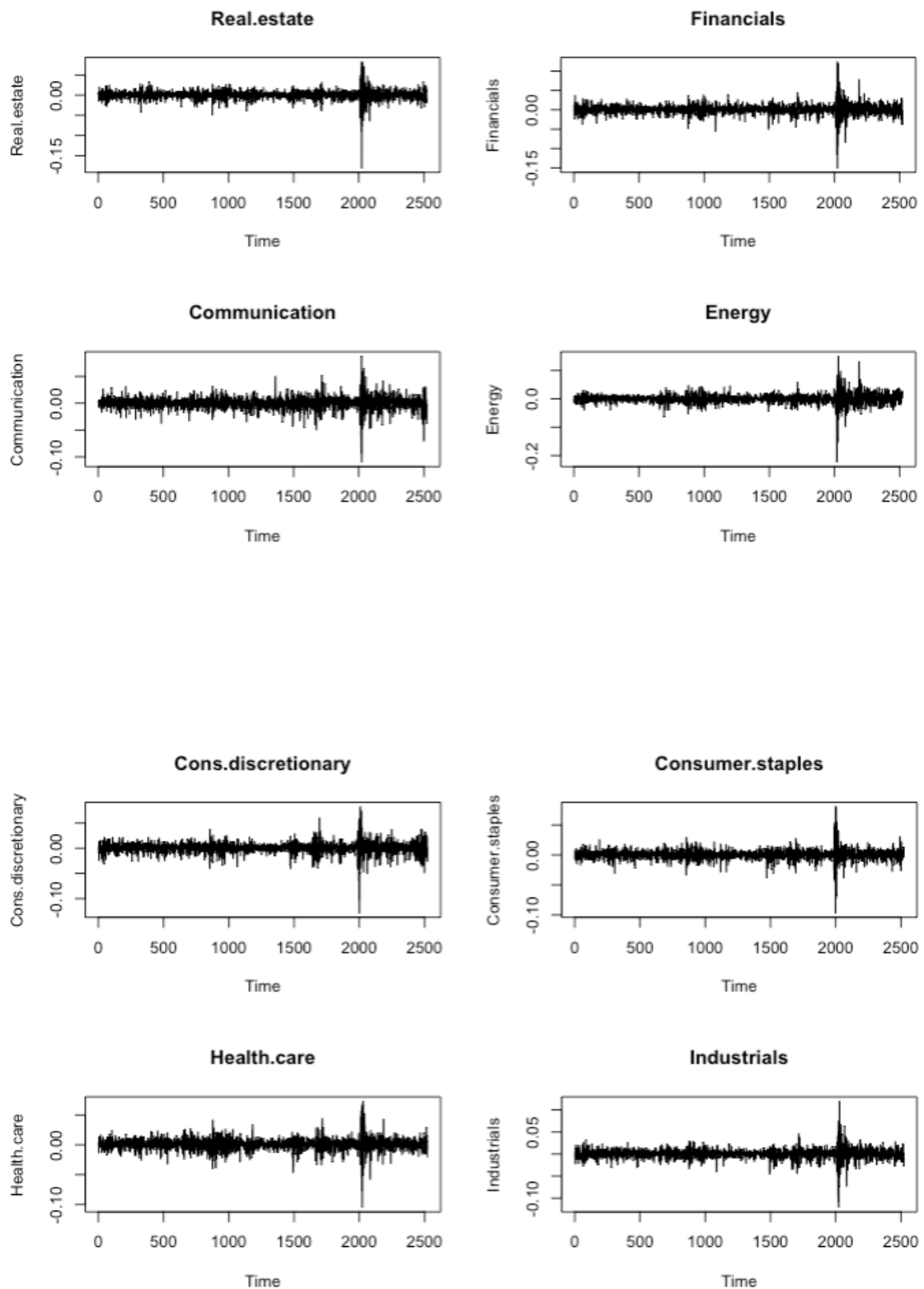
Bilagor

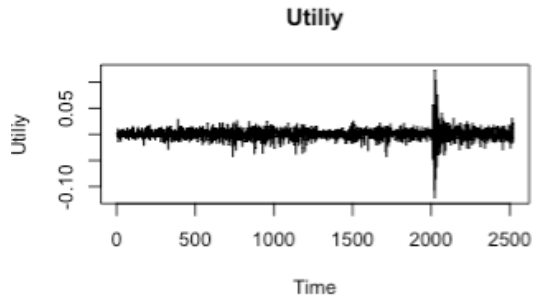
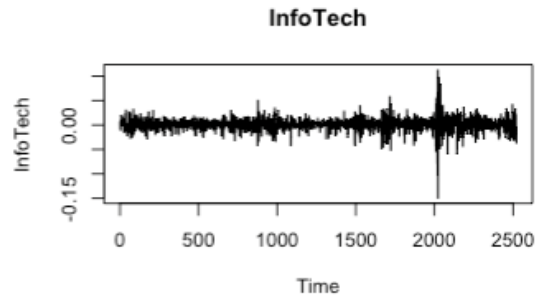
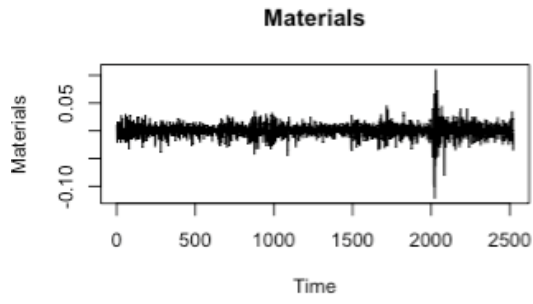
Bilaga 1: Resultat E-GARCH

Sektor	ω	α	λ	β
Dagligvaruhandel	-0,592088 ***	0,231928 ***	-0,126883 ***	0,938916 ***
Energi	-0,10146 ***	0,1616 ***	-0,07071 ***	0,98759 ***
Energiinfrastruktur	-0,22988 ***	0,174524 ***	-0,035652 ***	0,974954 ***
Fastighetsbolag	-0,351355 ***	0,209937 ***	-0,09326 ***	0,961595 ***
Finans	-0,529957 ***	0,251533 ***	-0,156416 ***	0,940533 ***
Högteknologi	-0,44945 ***	0,22523 ***	-0,11081 ***	0,94914 ***
Industri	-0,337281 ***	0,164303 ***	-0,133921 ***	0,962888 ***
Läkemedel	-0,491103 ***	0,185576 ***	-0,147197 ***	0,947588 ***
Råvarubolag	-0,204166 ***	0,131635 ***	-0,11361 ***	0,977209 ***
Sällanköpsvaror	-0,35448 ***	0,21388 ***	-0,10495 ***	0,9613 ***
Telekom	-0,329032 ***	0,171154 ***	-0,068865 ***	0,962898 ***

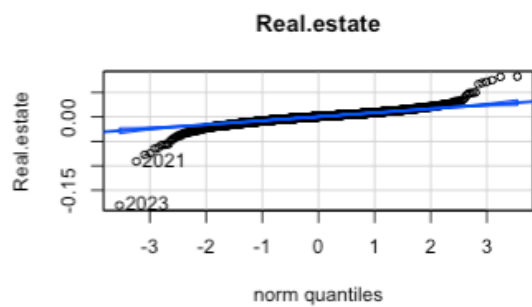
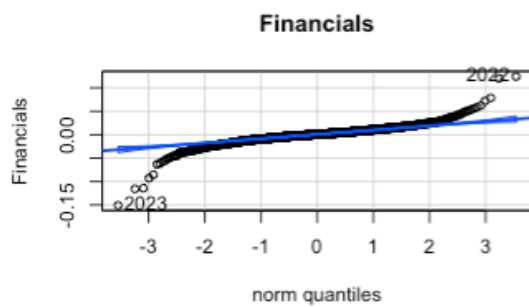
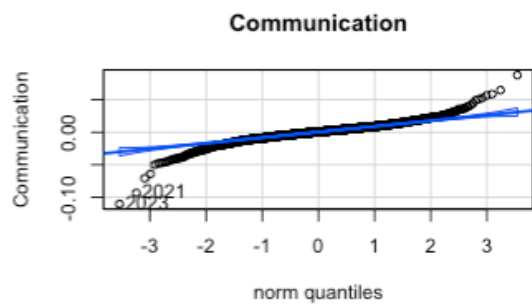
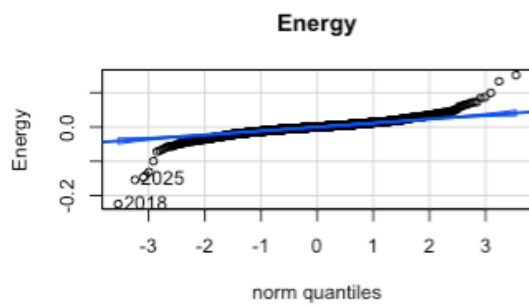
* representerar 10% signifikans, ** representerar 5% signifikans och *** representerar 1% signifikans

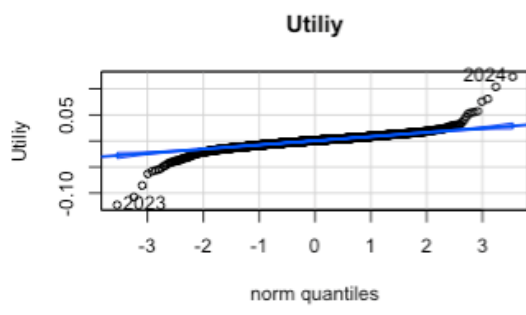
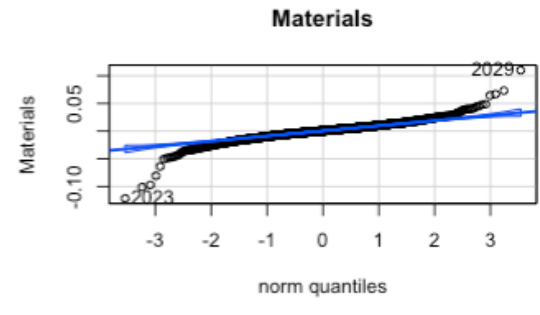
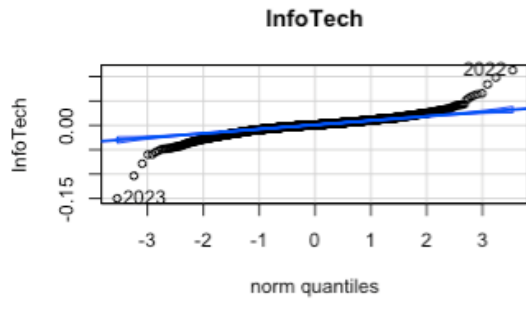
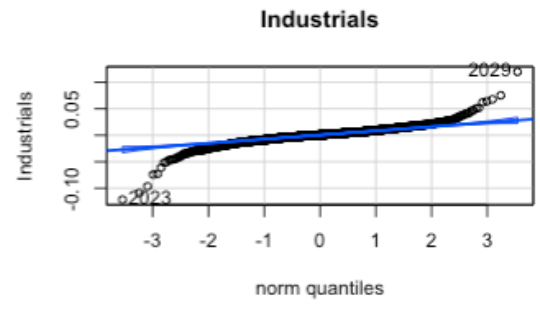
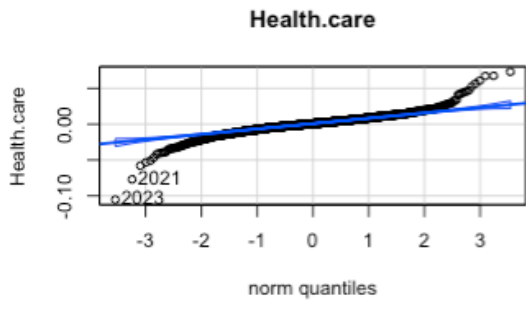
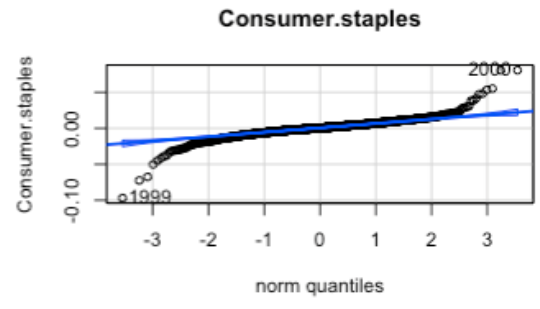
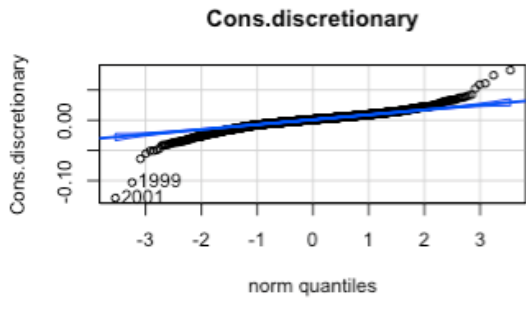
Bilaga 2: Volatilitetskluster





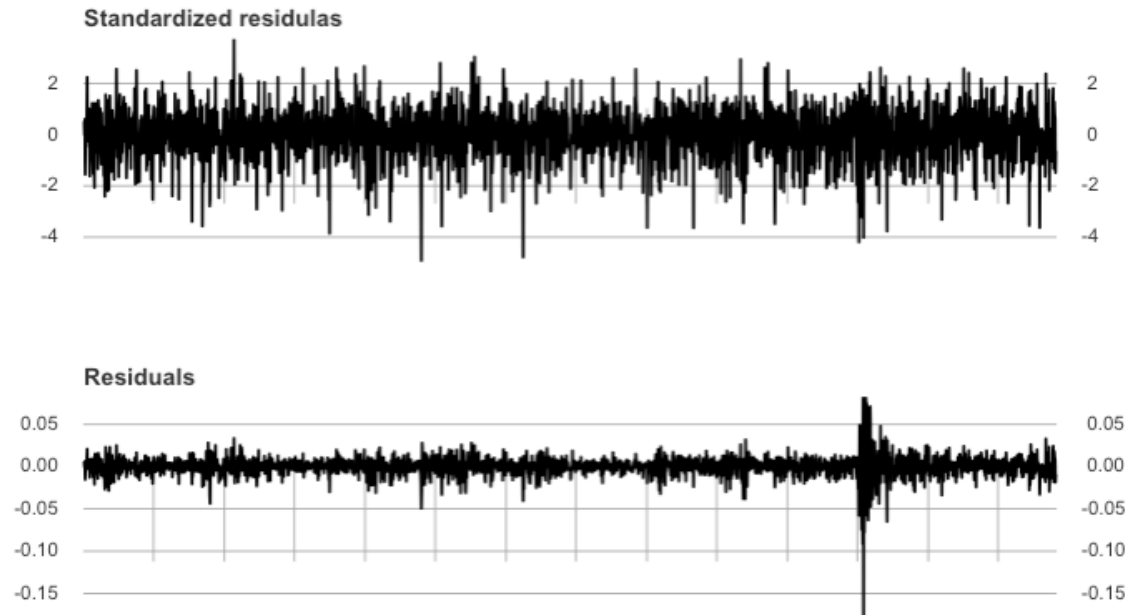
Bilaga 3: Q-Q Plot



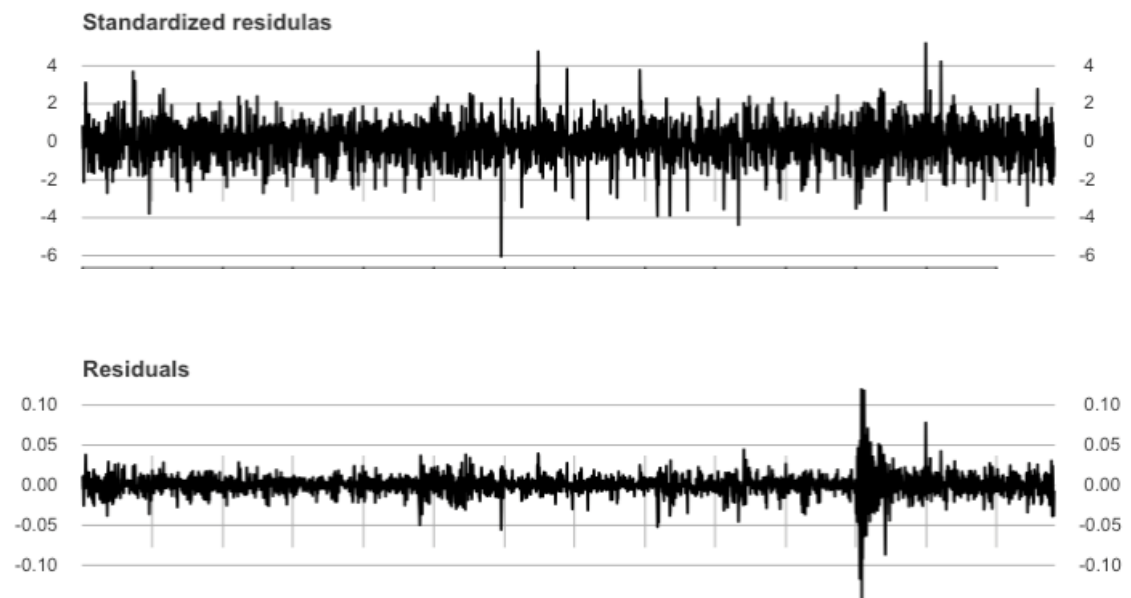


Bilaga 4: Residualer

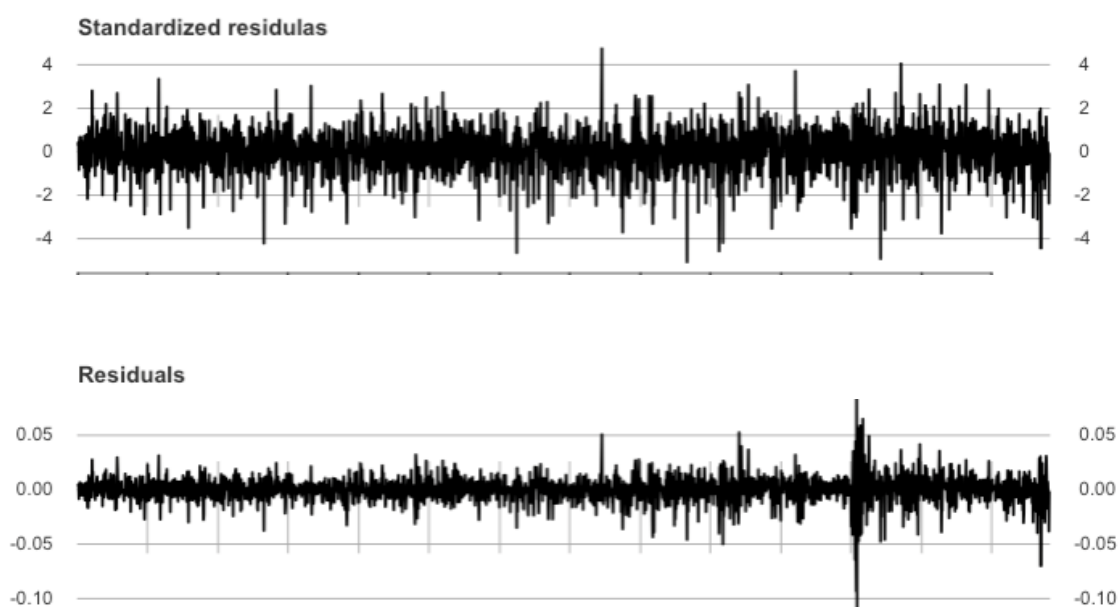
Fastighetsbolag



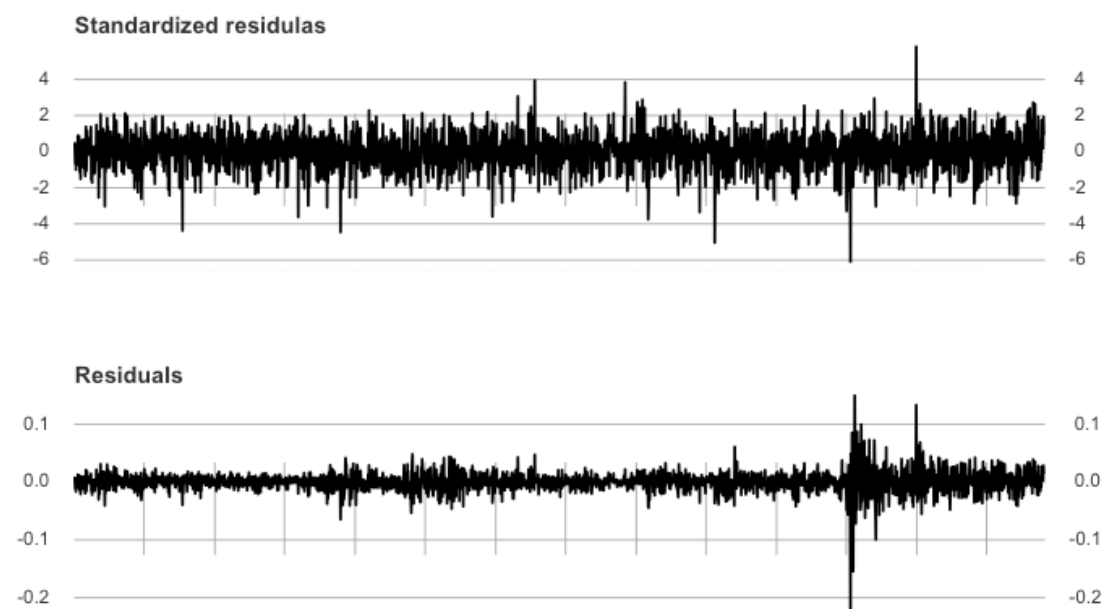
Finans



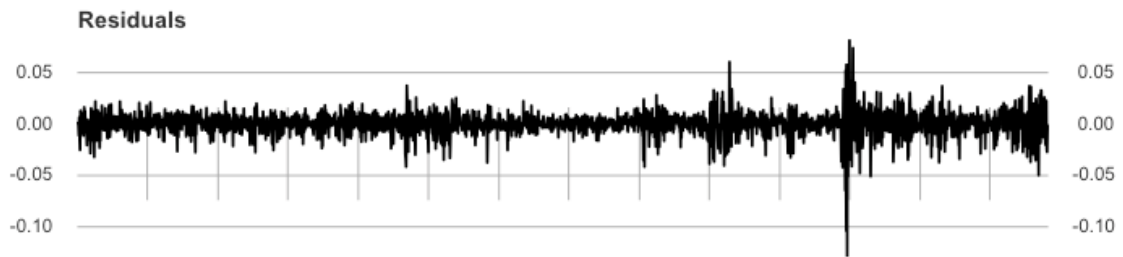
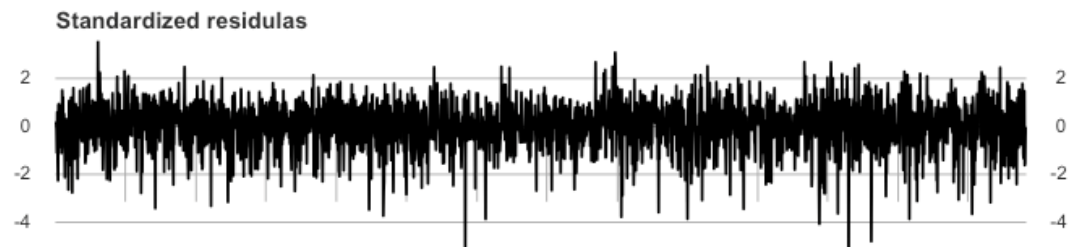
Telekom



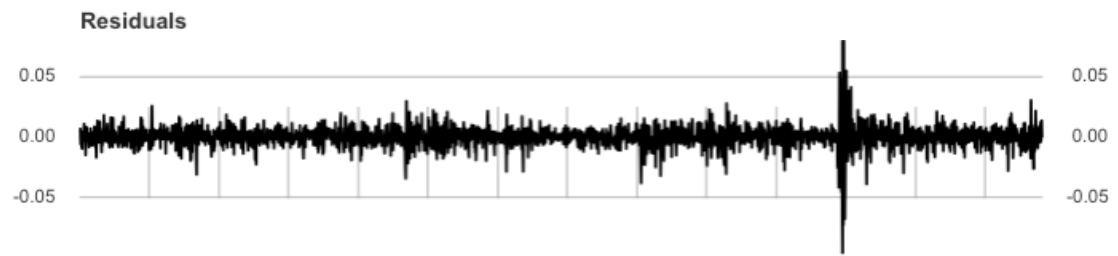
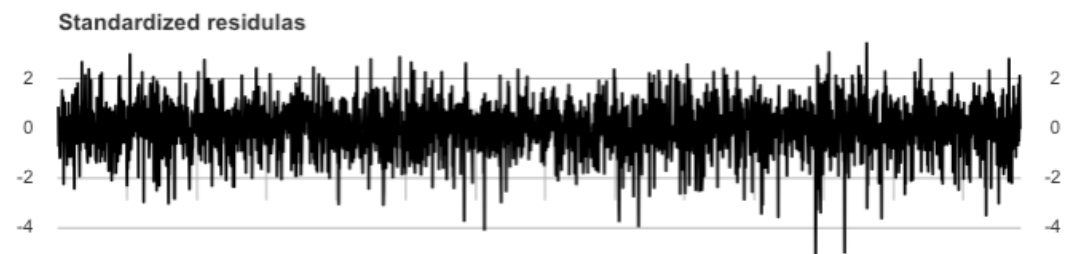
Energi



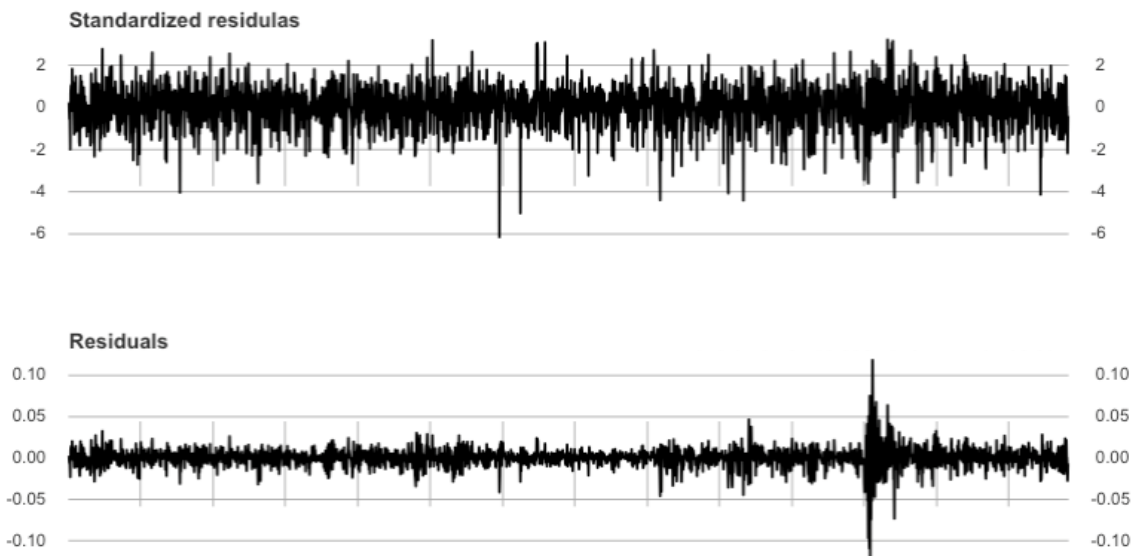
Sällanköpsvaror



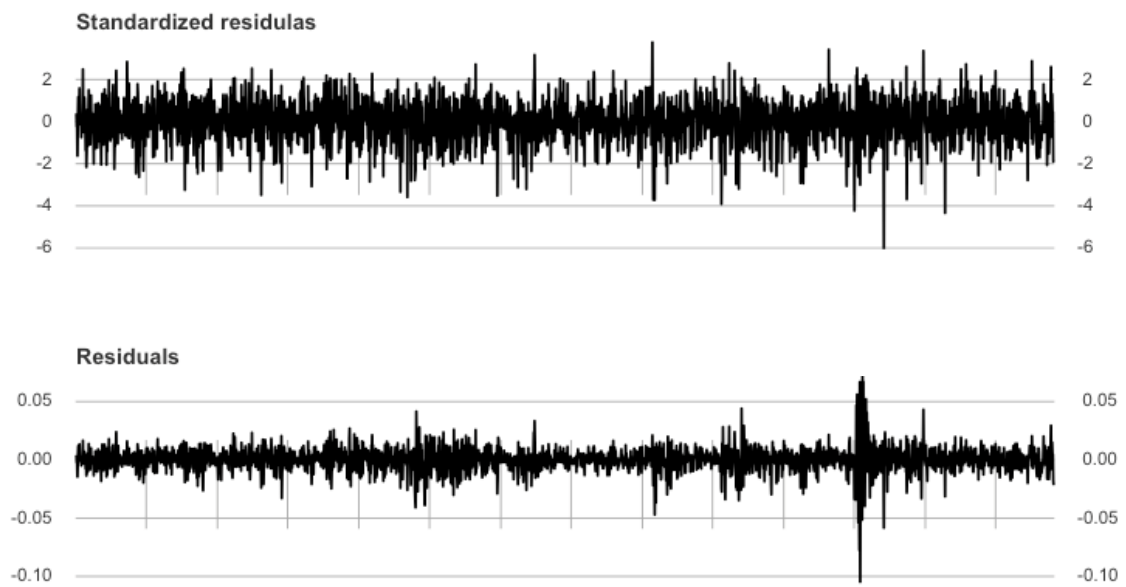
Dagligvaruhandel



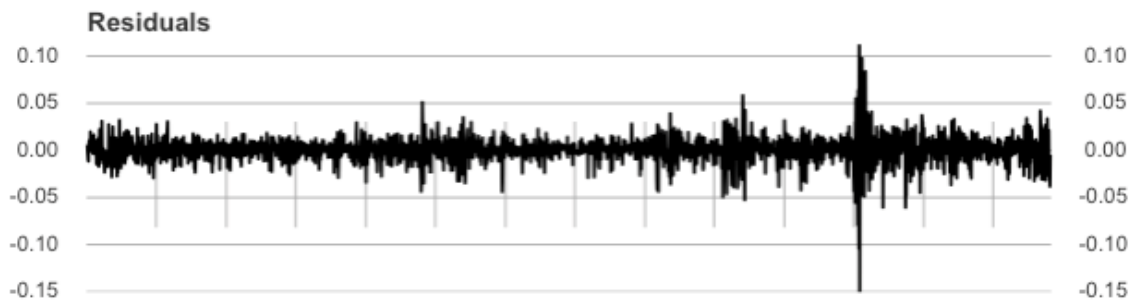
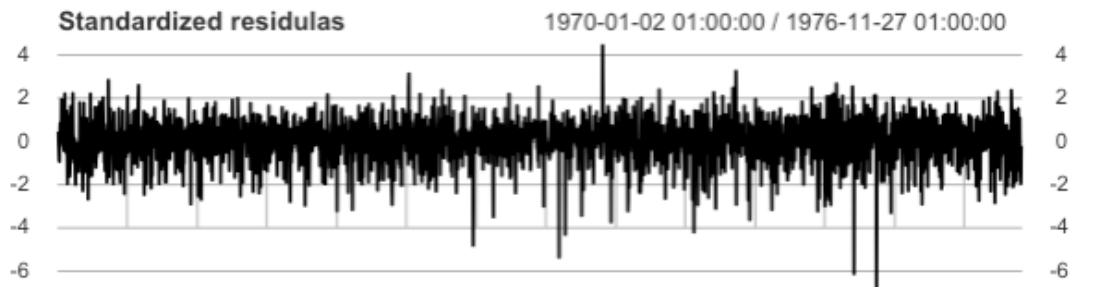
Läkemedel



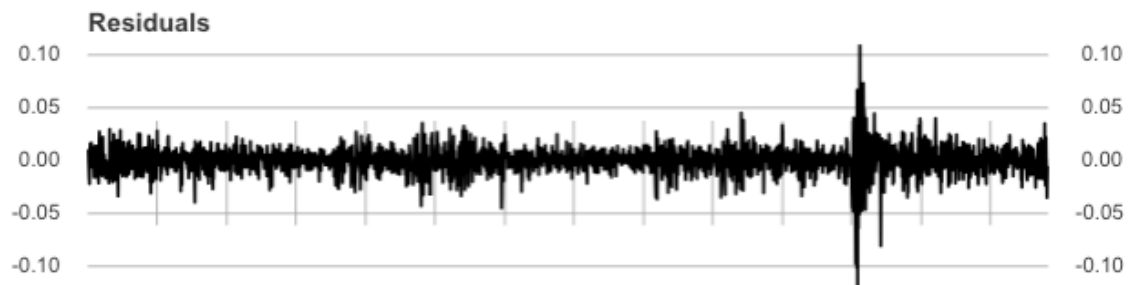
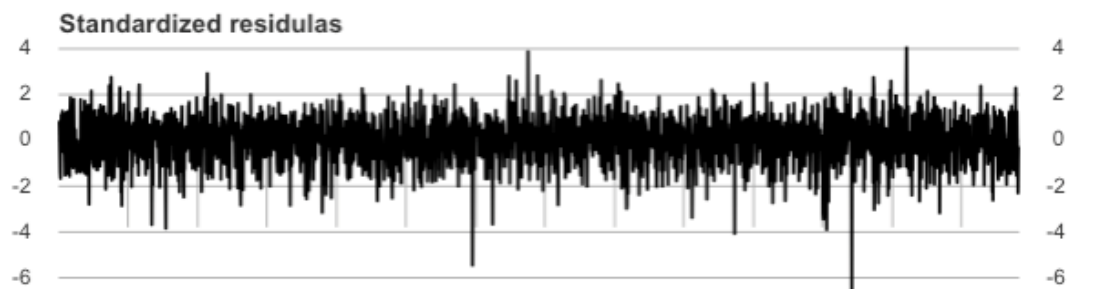
Industri



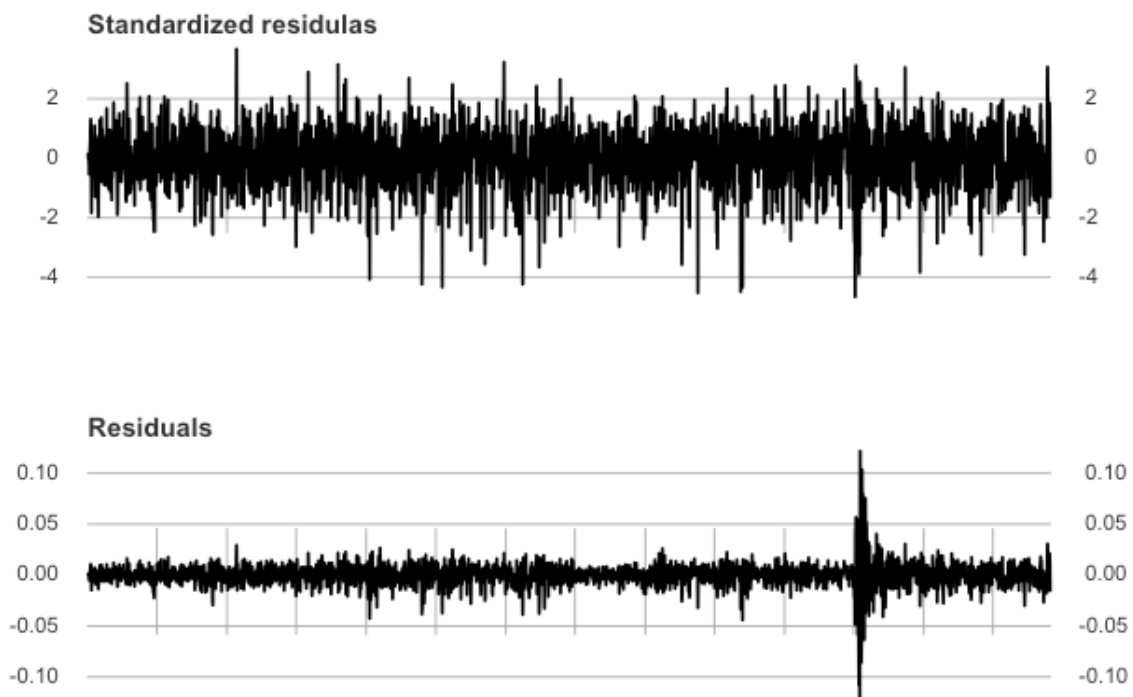
Högteknologi



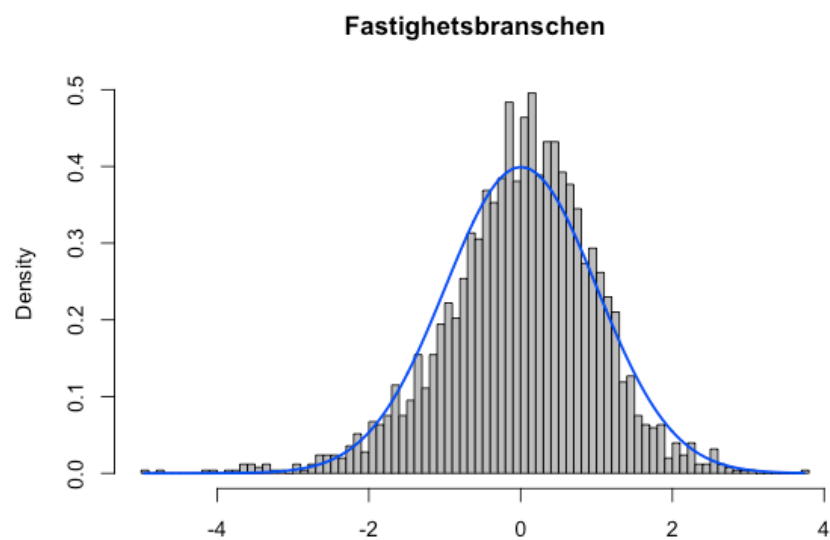
Råvarubolag



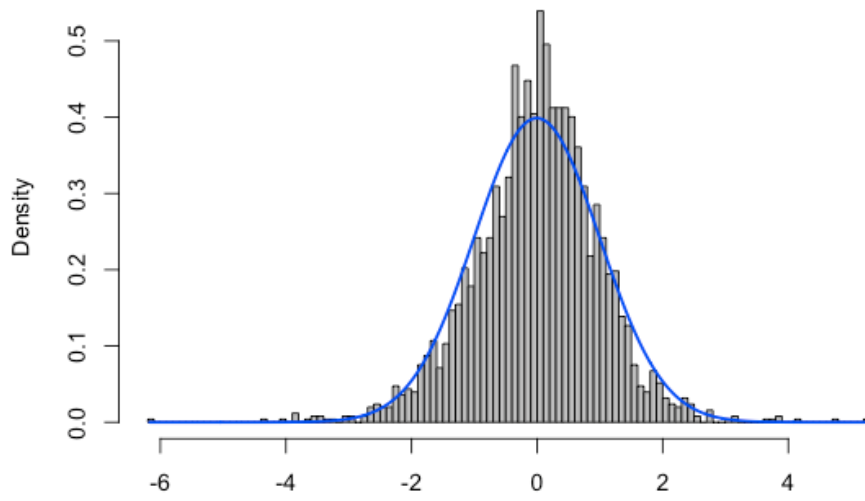
Energiinfrastruktur



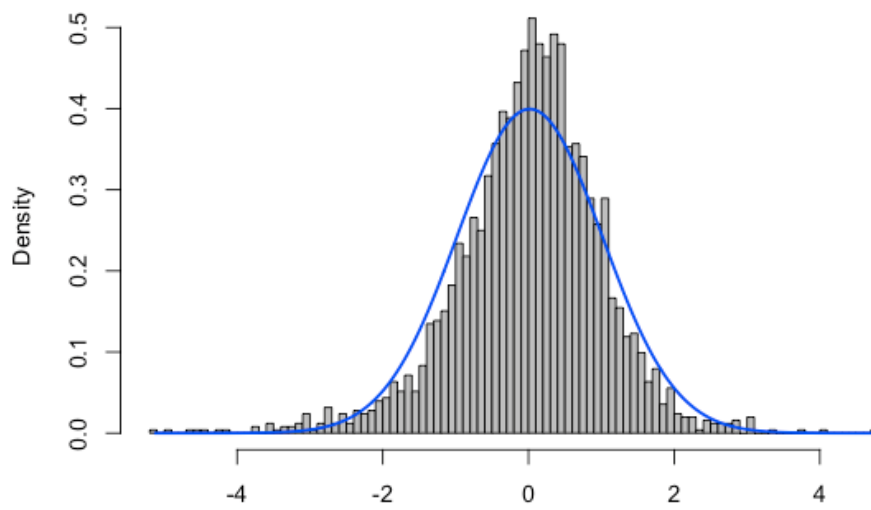
Bilaga 5: Histogram med standardiserade residualer med normalkurva över



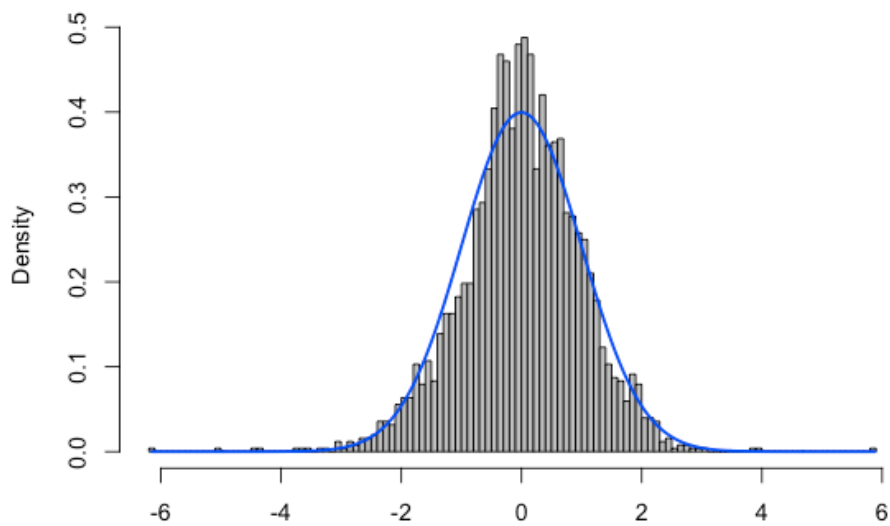
Finansbranschen



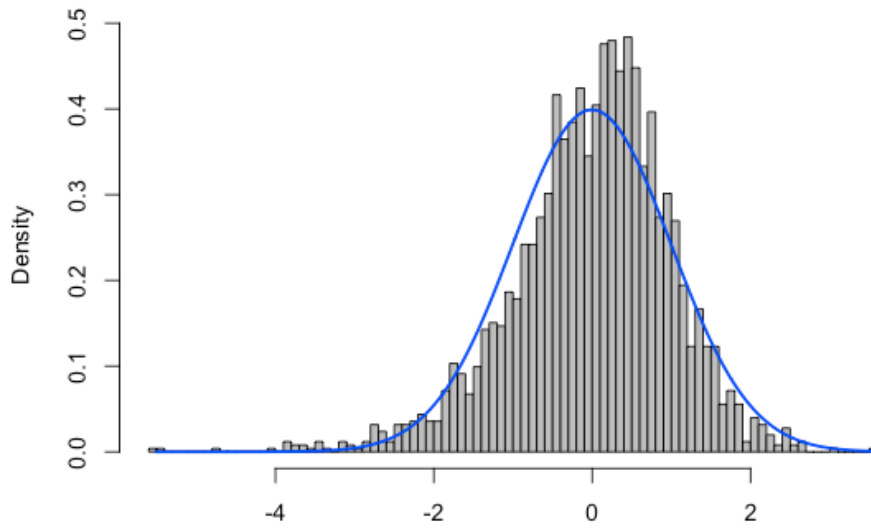
Telekom



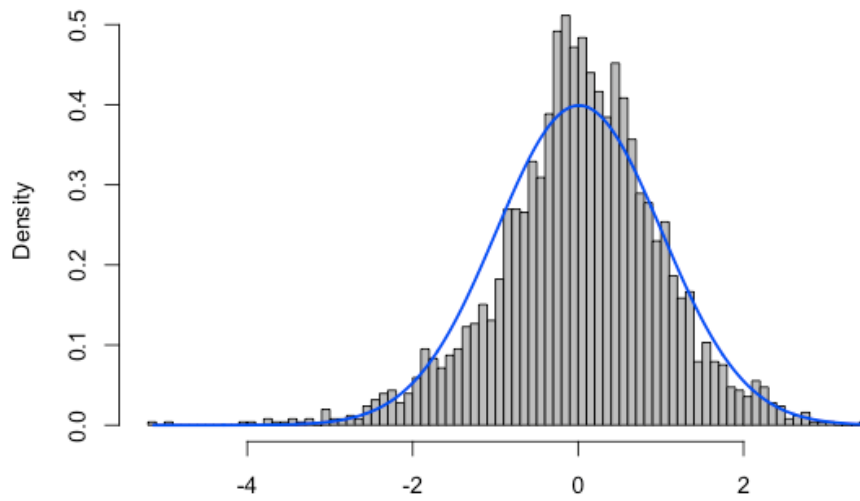
Energi



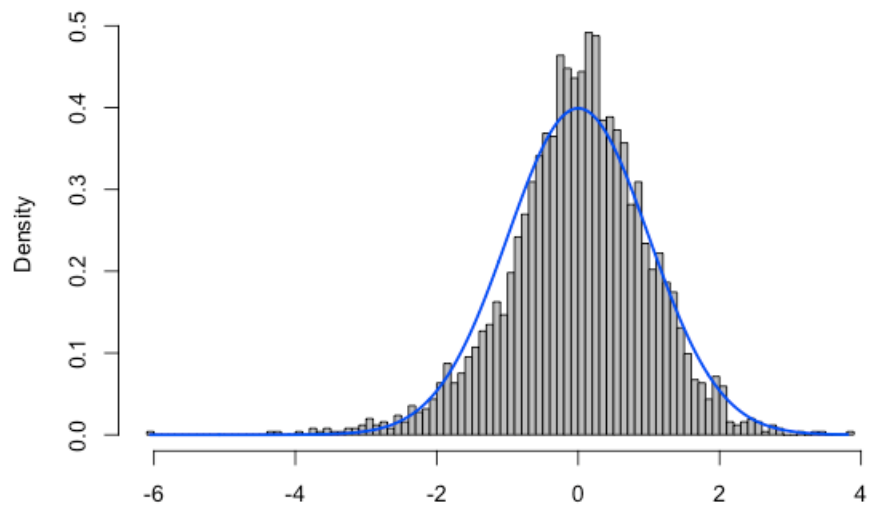
Sällanköpsvaror



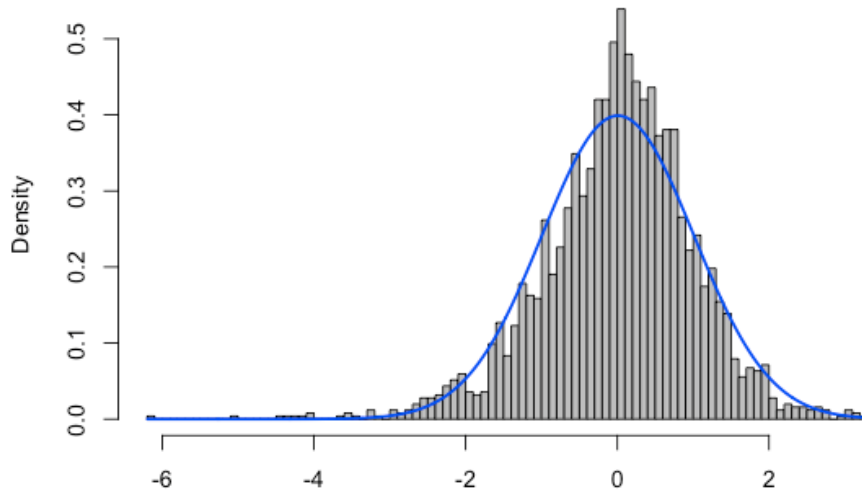
Dagligvaruhandel



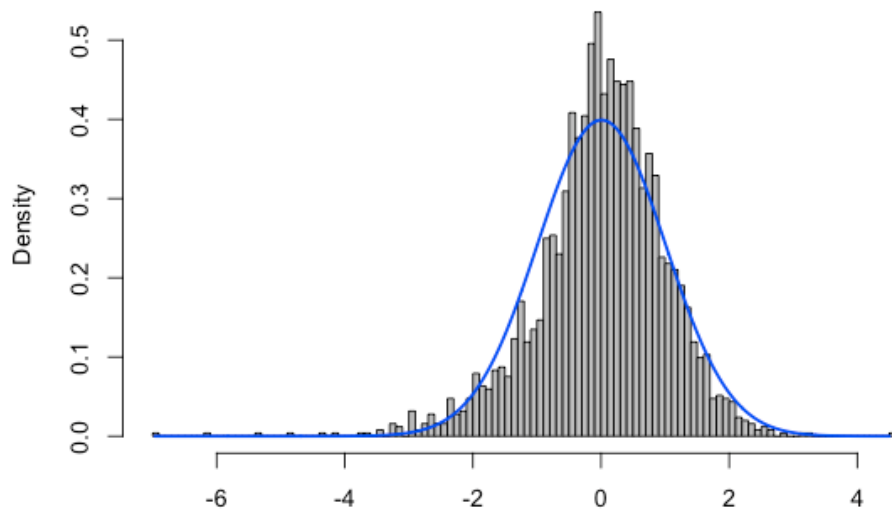
Läkemedelsbranschen



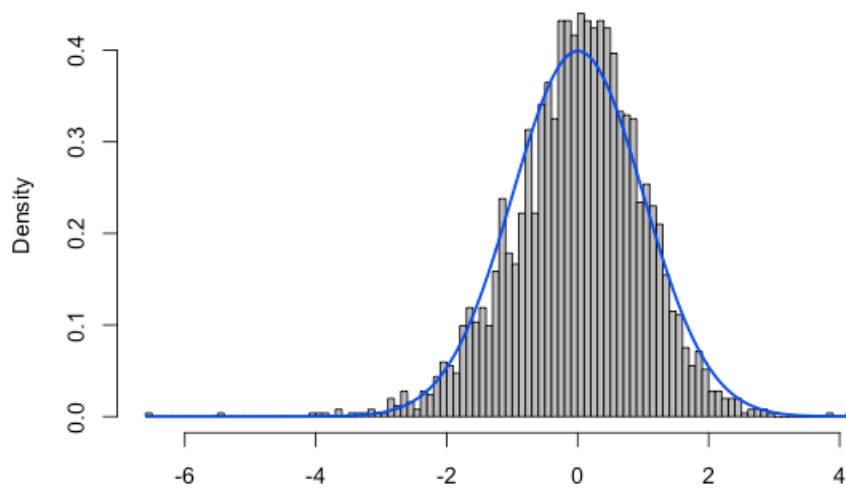
Industri



Högteknologi



Råvarubolag



Energiinfrastruktur

