Linköpings universitetet | Institutionen för ekonomisk och industriell utveckling Kandidatuppsats i Nationalekonomi, 15 hp Vårterminen 2021 | LIU-IEI-FIL-G-21/02417–SE

# Decentraliserat portföljval

Kryptotillgångar som diversifiering vid portföljoptimering

## Decentralized portfolioselection

Crypto assets as diversification in portfolio-optimization

Marcus Jämte Philip Rettig

Handledare: Bo Sjö



## Sammanfattning

Kryptomarknaden och decentraliserad finans har under det senaste året med sin höga avkastning dragit till sig mycket uppmärksamhet. Decentraliserade tillgångar blir alltmer attraktiva för investerare och i denna uppsats är undersöks kryptotillgångars egenskaper som hedge eller diversifiering i en portfölj. Hög avkastning och hög risk går allt som oftast hand i hand och i denna uppsats använder vi dynamisk villkorlig korrelation (DCC-GARCH), regressionsmodeller samt analys av portföljers prestation över tid för att undersöka ifall de två största kryptotillgångarna, Bitcoin och Ethereum indikeras vara bra alternativ för en investerare att diversifiera sin portfölj med.

Undersökningen av korrelationen för Bitcoin och Ethereum gentemot de vanliga tillgångarna (S&P500, guld, olja, inflation) visade på en stabil men svag (0.00-0.19) till mycket svag (0.20-0.40) positiv korrelation över tid. Korrelation inbördes mellan Bitcoin och Ethereum visades vara stark.

Resultatet ur regressionen innehållandes Bitcoin, S&P500, Olja och Guld visade på att det existerar ett långsiktigt jämviktsförhållande mellan variablerna, däremot påträffas inget sådant när Ethereum tar Bitcoins plats som beroendevariabel.

Portföljernas som undersöktes förändrade fördelningen mellan tillgångarna varje månad med restriktionen att nå de bästa sharpekvoten, utan att ha mindre än 2%, eller mer än 40% av någon tillgång. Resultatet visade att portföljerna som innehöll kryptotillgångarna hade en högre sharpekvot, samt även en högre överavkastning till en likvärdig risk gentemot de andra tillgångarna samt att sharpekvoten och överavkastningen ökade vid diversifiering inom kryptotlillgångar, men att risken var relativt oförändrad.

Resultaten indikerar att kryptotillgångar fungerar bra som diversifiering, dock så finns det inget som pekar på att de skulle agera som hedge emot de undersökta tillgångarna. Nämnvärt är även att korrelationerna mellan kryptotillgångar och de traditionella tillgångar som undersöktes har varit stabil över den undersökta tidsperioden.

# Förord

Först och främst vill vi rikta ett stort tack till vår handledare Bo Sjö som bidragit med ovärderlig kunskap och väglett oss under resans gång. Vi vill även uttrycka vår tacksamhet till de opponenter som tagit sig tiden stötta arbetet genom att komma med värdefulla synpunkter och konstruktiv kritik.

Philip Rettig & Marcus Jämte

# Innehåll

1	Inti	roduktion								
	1.1	Bakgrund								
	1.2	Frågeställning								
	1.3	Syfte								
	1.4	Avgränsning								
	1.5	Målgrupp och kunskapsbidrag								
2	Kry	ptovalutor								
	2.1	Bakgrund								
	2.2	Hur fungerar kryptovalutor								
	2.3	Skillnader mellan Bitcoin och Ethereum								
	2.4	Användning av Bitcoin och Ethereum								
3	$\operatorname{Tid}$	igare forskning								
	3.1	Bitcoin som diversifiering								
	3.2	Bitcoin som en hedge, trygg hamn och diversifiering								
	3.3	Vad driver Bitcoins volatilitet								
	3.4	Portföljoptimering med kryptotillgångar under omegamåttet								
	3.5	Hur kryptovalutor påverkas av centralbankers								
		räntebesked								
4	Teo	retiska utgångspunkter								
	4.1	Modern portföljvalsteori								
		4.1.1 Risk								
		4.1.2 Sharpekvot								
		4.1.3 CAPM								
		4.1.4 Portföljoptimering								
5	Me									
	5.1	Ansats								
	5.2	Undersökta tillgångar								
		5.2.1 Bitcoin och Ethereum								
		5.2.2 S&P500								
		5.2.3 Guld								
		5.2.4 Google Trends								
		5.2.5 Olja								
		5.2.6 Inflation								
	5.3	Datainsamling								
	5.4	S .								
	5.5	Tillvägagångssätt								
	5.6	Ordinary-Least Squares								
	5.7	DCC_CARCH								

6	$\operatorname{Res}$	ultat	14
	6.1	Deskriptiv statistik	14
	6.2	Korrelationskoefficienter	16
		6.2.1 Korrelationsmatris över absoluta värden	16
		6.2.2 Korrelationsmatris över första differensen av logarimtera-	
		de värden	16
		6.2.3 Parvis dynamisk villkorlig korrelation	17
	6.3	Regression	21
		6.3.1 Bitcoin	22
		6.3.2 Ethereum	22
		6.3.3 Test av långsiktigt jämviktsförhållande	23
	6.4	Portföljval	24
7	Slut	tsats	28
8	Efte	erord	30

## 1 Introduktion

Den globala kryptomarknadens börsvärde präglas av osäkerhet, volatilitet och hög avkastning. Priset på den ledande tillgången Bitcoin har varit över 62000\$ och under 35000\$, Coinmarketcap (2021). Det totala börsvärdet för kryptovalutor är var stundtals under april 2021 över 2 biljoner dollar, vilket motsvarar börsvärdet för Apple, världens för närvarande största företag, Yahoo-finance (2021). Det råder delade meningar om huruvida Bitcoin är en tillgång eller en valuta. David Kuo Chuen (2015) skriver i boken Handbook of digital currency: Bitcoin, innovation, financial instruments, and big data att pengar definieras av ekonomer med tre attribut: det fungerar som ett utbytesmedel, det är en räkenskapsenhet och det är värdelagrande. Chuen menar att Bitcoin möter de första två av de tre kriterierna i och med att ett ökande antal aktörer accepterar Bitcoin som betalningmedel. Bitcoin används dock småskaligt och Chuen (2015) menar att de som accepterar Bitcoin som utbytesmedel möter även säkerhetsutmaningar och långa transaktionstider. Idag har Bitcoin accepterats av ett flertal företag, bland annat Tesla (2021) och Paypal (2021), vilket är en tydlig indikation på att bolag och kunder ser ett framtida värde för tillgångarna. Krypto ser ut att vara här för att stanna.

## 1.1 Bakgrund

Pengar och betalningar fyller en viktig funktion i samhällsekonomin och Riksbanken har i uppdrag att se till att det går att göra betalningar säkert och effektivt", Sveriges-riksbank (2021). Idag använder i stort sätt varje stor ekonomi använder fiatpengar, där det underliggande värdet garanteras av att regeringar ökar penningmängden i en kontrollerad takt. Risken med fiat pengar är att de i och med inflationen tappar värde med tiden, Chuen (2015).

Idag växer allt mer innovativa betalningsmetoder fram och många utav dem är byggda på digitala plattformar. Paypal, Apple Pay och Google Wallet är några exempel på digitala betalningsmetoder som utvecklats de senaste åren. Den gemensamma nämnaren för dessa är att de baseras på fiatpengar. Kryptovalutor däremot, är decentraliserade, vilket innebär att de ej kontrolleras av en riksbank eller regering, Chuen (2015).

I och med decentraliserade tillgångars tillväxt de senaste åren överväger investerare kryptotillgångar som ett alternativ i portföljen. Deniz & Teker (2020) poängterar att kryptotillgångar bör studeras i relation till andra tillgångar hellre än att utvärderas ensamma. I artikeln undersöker han korrelationen mellan kryptotillgångar och ädelmetaller, och finner att det på kortsikt finns en relation mellan Bitcoin och guld.

## 1.2 Frågeställning

Olika parametrar att undersöka när man ska genomföra en investering är delvis vad som driver tillgångens värde, men också hur tillgångar beter sig gentemot andra tillgängliga investeringsalternativ. Syftet med frågeställningarna är att undersöka det finns några indikatorer på att kryptotillgångarnas kurser skulle röra sig inverterat (hedge) eller icke-korrelerat (diversifierat) gentemot traditionella tillgångar och därmed vara ett bra alternativ för att diversifiera bort risk som föreligger på marknaderna för traditionella tillgångar.

- Hur korrelerar kryptovalutorna Bitcoin och Ethereum med andra marknader och tillgångar?
- Kan kryptovalutorna Bitcoin och Ethereum användas som hedge eller diversifiering i en modern divesifierad portfölj?

#### 1.3 Syfte

Uppsatsens fokus ligger på att undersöka om kryptovalutor, specifikt Bitcoin och Ethereum fungerar bra som hedge eller diversifiering i en portföl genom att jämföra hur kryptovalutor korrelerar med olika intressanta faktorer över tid, om det finns långsiktiga samband mellan kryptovalutor och andra makroekonomiska variabler och sedan genom att kolla på kombinationen av den historiska avkastningen och risken, med en optimerad fördelning, över en viss tidsperiod för portföljer innehållandes tillgångarna.

#### 1.4 Avgränsning

Det finns idag otroligt många kryptovalutor och nya uppkommer dagligen. Vi har valt att avgränsa oss till Bitcoin och Ethereum då dessa tillsammans står för majoriteten av kryptovalutornas aggregerade market cap. Vi kommer även att avgränsa oss till tidsperioden 2015-08-03 - 2021-03-01 för regressionen och utredningen av korrelation, och 2015-08-03 - 2021-05-07 för portföljanalysen. Denna avgränsning har delvis satts för att lokalisera långtgående trender, men även för att Ethereum data endast kan spåras till augusti 2015. Vidare avgränsning har varit att variablerna som undersökts för korrelation begränsats till Bitcoins kurs, Ethereums kurs, google trends data för de båda kryptovalutorna, pris på oljeterminer, guldpris, SP500 och inflation. Vidare har 4 portföljer analyserats innehållande tillgångarna Bitcoin, Ethereum, SP500, guld och olja med olika allokeringar, av anledningen då dessa är vanliga tillgångar i en investerares portfölj.

## 1.5 Målgrupp och kunskapsbidrag

Förhoppningen är att uppsatsen skall lägga grund för vidare forskning. Uppsatsen bör vara av värde för den som har för avsikt att vidare utforska kryptotillgångar som investeringsalternativ.

## 2 Kryptovalutor

I detta kapitel ges en bakgrund om vad kryptovalutor är, hur de fungerar, samt i vilken utsträckning de användas. Då denna studie bara kommer behandla kryptovalutorna Ethereum och Bitcoin kommer dessa valutor ligga i fokus här.

## 2.1 Bakgrund

Enligt Coinmarketcap (2021) är Bitcoin och Ethereum idag de två största virtuella valutorna, även kallad kryptovalutor. Segendorf (2014) redogör hur kryptovalutor fungerar och samt deras funktion. En virtuell valuta är ett betalningsmedel för vilket en enhet av denna valuta motsvarar ett visst värde. Dess huvudsakliga syfte är att användas vid betalningar via internet, som till exempel hemsidor eller vid överföring av pengar. Användning av virtuella valutor i en transaktion kan ses som en överenskommelse mellan två parter. Detta är en stor skillnad mellan specifikt de virtuella valutorna och traditionella valutor, då de traditionella valutorna har lagstöd för att vara denna penningenhet som används i ett specifikt land.

Traditionella valutor är utgivna av en statlig organisation eller samfund av olika stater, till exempel svenska kronan av riksbanken eller euro av ECB. I fallet för kryptovalutan så kan utgivaren vara en privatperson eller ett företag. Utgivaren står inte under tillsyn av staten och därav står alltså inte heller den virtuella valutan under tillsyn av någon statlig myndighet. Virtuella valutor styrs dock av det regelverk och den tekniska grund som kryptovalutan baseras på, även kallat protokoll och blockkedja.

#### 2.2 Hur fungerar kryptovalutor

Vid utförande av en betalning med Bitcoin eller Ethereum så behöver båda parter i transaktionen rätt mjukvara. Denna mjukvara kallas för digital plånbok eller wallet. Vid en sådan transaktion skickas inte kryptovalutan från avsändaren till mottagaren, utan det sker som en debitering hos avsändarens wallet och en kreditering hos mottagerens wallet. Därav kan inte kryptovalutor ses som en form av digitala sedlar eller mynt som växlar händer.

Vid en transaktion mellan person A och person B så börjar B med att skicka sin publika nyckel, vilket kan ses som ett kontonummer till sin wallet, till person A. Därefter skriver person A:s wallet en betalningsintruktion på till exempel tio Bitcoins, och signerar denna med sin egen privata nyckel. Nu skickas den instruktion ut till nätverket för att verifieras. Vid verifiering så samlas alla betalningsinstruktioner som skapats sedan en kort tid tillbaka (block tid) i ett så kallat block. De som verifierar dessa betalningar utför nu en matematisk beräkning, där blocket läggs på en lång kedja av tidigare block kallat blockkedja. Denna matematiska beräkning kräver mycket datorkraft och de som utför denna kallas miners. Som belöning för denna beräkning får miners ett N an-

tal av kryptovalutan som skapas när verifieringen är klar plus en litet antal i transaktionsavgift.

#### 2.3 Skillnader mellan Bitcoin och Ethereum

De stora skillnadena mellan Bitcoin och Ethereum är att Bitcoin-nätverket bara kan användas för att flytta Bitcoin eller en liten mängd meddelanden medans Ethereum-nätverket även kan användas till att skicka smarta kontrakt samt även ett eget språk som kan användas som grund för att bygga nya decentraliserade appar. En annan skillnad är att kryptovalutorna har olika tid mellan varje verifiering av block samt olika mängd belöning för miners per block. I fallet för Bitcoin var belöningen per block (N) initialt 50, men halveras varje 210 000 block, vilket motsvara cirka fyra år. Det medför ett matematiskt gränsvärde (tak) på 21 miljoner Bitcoins. Enligt Bitinfocharts (2021) har Bitcoin i dagsläget en tid mellan varje nytt block på 11 minuter och 10 sekunder, och det skapas 6.25 Bitcoins per block (N=6.25), det vill säga 806.25 Bitcoins skapas varje dag. Ethereum hade initialt en belöning på 5 Ethereum per block, dock har Ethereum enligt Bitinfocharts (2021) en betydligt lägre blocktid på 13.5 sekunder. Idag så skapas det 2 Ethereum per block vilket motsvarar att det skapas 12 744 Ethereum per dag.

## 2.4 Användning av Bitcoin och Ethereum

Bitcoin är idag den största kryptovalutan med ett börsvärde på närmare en biljon amerikanska dollar och Ethereum är näst störst med ett börsvärde på 323 miljarder, Coinmarketcap (2021). Bitcoin och Ethereum är båda både decentraliserad vilket betyder att alla transaktioner verifieras av andra användare genom någon form av aktivitet och dubbelriktad vilket betyder den kan både köpas och säljas förklarar Segendorf (2014). Antal transaktioner uppgår till cirka 270 000 för Bitcoin och 1 540 000 per dag. Den totala mängden pengar som förflyttas per dag motsvarar i amerikanska dollar cirka 46 miljarder respektive 8 miljarder, Bitinfocharts (2021).

## 3 Tidigare forskning

I detta kapitel undersöks och sammanfattas tidigare studier där fokus har varit på hur olika kryptovalutor fungerar som diversifiering eller hedge.

#### 3.1 Bitcoin som diversifiering

Gleisner & Edström (2017) har i denna studie undersökt hur bra Bitcoin fungerar som en diversifiering. Författarna jämför Bitcoins korrelationskoefficient med traditionella tillgångar under tidsperioden 2011-08-18 till 2017-03-17. De traditionella tillgångar som undersöks är SEK, JPN, Euro, OMX30, MSCI Emerging, MSCI Europem, S&P 500, NIKKEI 225 Average, WTI, Gold. Under hela perioden som undersöks återfinns ingen stark korrelation mellan Bitcoin och övriga tillgångar.

## 3.2 Bitcoin som en hedge, trygg hamn och diversifiering

Bouri et al. (2017) undersöker hur Bitcoin kan används som hedge, trygg hamn eller diversifiering mot stora världsindex, obligationer, råvaror och valutor. Författarna beskriver skillnaden mellan en diversifiering, trygghamn och en hedge. Enligt Bouri et al. (2017) så är en tillgång en stark/svag hedge när den har en negativ/ingen korrelation med en annan tillgång. En diversifiering när korrelationen är positiv men svag. Slutligen en trygg hamn då den fungerar som hedge under perioder med hög stress på marknaden.

Bouri et al. (2017) börjar med att formatera deras prisdata till volatilitet, genom att beräkna första differensen mellan det logaritmerade priserna. Bouri et al. (2017) använder sedan en dynamisk villkorlig korrelations modell (DCC) parvis mellan Bitcoin och alla andra variabler för att beräkna hur bra hedge Bitcoin är gentemot dessa. Författarna utforskar detta på en daglig och veckolig basis.

Bouri et al. (2017) finner att på daglig basis fungerar Bitcoin som en bra hedge gentemot aktier inom japanska och stillahavsområde, samt råvaruindexet. De finner även att Bitcoin fungerar som en bra diversifiering gentemot amerikanska börsen. Bouri et al. (2017) analys på den veckoliga basisen finner att Bitcoin fungerar som en väldigt bra hedge för specifikt den kinesiska marknaden.

#### 3.3 Vad driver Bitcoins volatilitet

Bystrom & Krygier (2018) undersöker i sin artikel kopplingen mellan volatiliteten på marknad för Bitcoins och traditionella marknader som guld, valutor och börsen. Författarna kollar även på kopplingen mellan Bitcoin relaterad sökning på Google.

I metodavsnittet beskriver Bystrom & Krygier (2018) att de undersöker volatiliteten på en daglig, veckolig och måndadsvis basis. Författarna börjar med undersöka korrelationen mellan volatiliteten på undersökta variabler och Bitcoin. Därefter beräknas den första differensen på logaritmen av datan, vilket används för en OLS regression.

Bystrom & Krygier (2018) finner att majoritet av korrelations koefficienterna är signifikanta och positiva, dock relativt låga. Författarna förklarar att överlag korrelerar volatiliteten för bitcoin starkast med amerikanska valuta marknaden och guld marknaden. Av OLS regressionen finner Bystrom & Krygier (2018) att bitcoin fortfarande korrelerar starkast med amerikanska valuta marknaden dock inte längre med guld.

# 3.4 Portföljoptimering med kryptotillgångar under omegamåttet

Castro et al. (2020) utvecklar en portföljoptimerings-modell som baseras på omegamåttet för att jämföra avkastningen mellan kryptotillgångar med hänsyn till dess volatilitet. Författarna beskriver Omega-måttet som en mer omfattande variant av sharpe-kvoten, vilket framgår i artikelns metodkapitel. Optimeringen som används i artikeln sätter inte någon begränsning på hur allokeringen av tillgångarna i portföljen skall genomföras. Risken i modellen utgörs av en putoption för investeringens förväntade förlust, till skillnad från det traditionella måttet standardavvikelse.

Castro et al. (2020) finner att resultaten indikerar att investerare bör föredra att använda sig av traditionella tillgångar före kryptotillgångar, även fast kryptotillgångarnas förväntade avkastning var högre en de traditionellas. Castro et al. (2020) menar även att det ej fanns några tecken på att en portfölj bestående av endast krypto borde föredra någon särskild kryptotillgång.

# 3.5 Hur kryptovalutor påverkas av centralbankers räntebesked

Hegardt & Wieslander (2020) undersöker genom diverse OLS-Regressioner ifall den dagliga avkastningen på kryptotillgångarna Bitcoin, Ripple och Ethereum påverkas av räntebesked från Federal Reserve, Bank of England, ECB och bank of Japan. Resultatet indikerar att alla banker, utom Federal Reserve's påverkan var signifikanta, men att det finns andra faktorer som är större värdedrivare än ränteförändringar. Hegardt & Wieslander (2020) menar att resultatet av studien indikerar att kryptovalutorna går mot att vara oberoende av räntebeslut.

## 4 Teoretiska utgångspunkter

I det här kapitlet kommer vi att gå igenom de teoretiska utgångspunkter vi genomför undersökningen med grund i. Det kommer att inkluderar modern portföljvalstoeri samt fundamentala teorier inom finansiell ekonomi såsom CAPM och effektiva portföljfronten.

## 4.1 Modern portföljvalsteori

Modern portföljvalsteori introducerades 1952 av Harry Markowitz. Markowitz (1968) behandlar sambandet mellan avkastning och risk, och menar att det inte går att få en högre avkastning utan att ta en högre risk. Den totala risken i finansiella mått mäts i standardavvikelse ( $\sigma$ ) och är en kombination av systematisk och specifik risk. En aktie vars kurs är volatil möjliggör en högre avkastning, och har i och med sin högre standardavvikelse en högre risk.

#### 4.1.1 Risk

Risk är sannolikheten att en investering ökar eller minskar i värde och mäts generellt genom att studera investeringens historiska beteende. Modern portföljvalsteori säger att aktier besitter två olika typer av risk. Systematisk och specifik risk. Systematisk risk mäts för enskilda aktier av investerare som ett betavärde ( $\beta$ ) och är den risk som ej går att diversifiera bort, exempelvis lågkonjunktur, inflation, justerad styrränta eller andra makroekonomiska förändringar. Marknadsportföljens  $\beta$  är alltid 1 och representerar en portfölj av samtliga aktier som finns på marknaden, där den specifika risken diversifierats bort.

Den specifika risken är den unika risken för varje enskild aktie. Risken benämns även som företagsspecifik risk och osystematisk risk. Faktorer som påverkar den specifika risken kan exempelvis vara en oduglig VD, och dess  $\beta$  mäts i relation till marknadsportföljens  $\beta$  genom formeln:

$$\beta_i = \frac{Cov(r_m, r_i)}{\sigma_m^2} \tag{1}$$

där  $\beta_i$  är företaget i:s avkastning i relation till marknaden m dividerat med hur marknaden m svänger i förhållande till sitt medelvärde ( $\sigma_m^2$ ). Därav gäller det för enskilda aktier att  $\beta=1$  innebär en genomsnittlig risknivå. Ett  $\beta<1$  innebär att investeringen har en risknivå under genomsnittet och ett  $\beta>1$  innebär att risknivån ligger över genomsnittet. Således blir en investering med ett  $\beta=0$  oberoende marknadens risk. Ett  $\beta$  kan även vara negativt och i det fallet är investeringen negativt korrelerat med marknaden, vilket innebär att den förväntas ha en ökad avkastning när marknaden går ner.

#### 4.1.2 Sharpekvot

William Sharpe utvecklade Sharpekvoten 1966 som ett mått på överavkastning justerad efter investerarens önskade risk. En sharpekvot som är hög i relation till andra sharpekvoter indikerar att investeraren lyckats få en högre avkastning jämfört med risken investeraren tagit. Sharpekvoten beräknas genom att dividera avkastningen  $(r_p)$  - den riskfria räntan  $(r_f)$  med portföljens standardavvikelse  $(\sigma_p)$ :

$$Sharpekvot = \frac{r_p - r_f}{\sigma_p} \tag{2}$$

Med andra ord så mäter Sharpekvoten portföljens ökade avkastning som inkasserats till följd av ett mindre riskaversivt beteende. Rent matematiskt översätts det till hur många enheter avkastning investeraren får per ytterligare enhet risk som tas. I sharpekvoten inkluderas både den systematiska risken och den specifika risken.

#### 4.1.3 CAPM

Capital Asset Price Management (CAPM) associeras ofta med nationalekonomen och nobelpristagaren William Sharpe. Teorin går ut på att beskriva relationen mellan systematisk risk och förväntad avkastning. CAPM beskrivs matematiskt genom ekvationen

$$E(r_i) = r_f + \beta_i (E_{rm} - r_f) \tag{3}$$

där  $E(r_i)$  representerar företaget i:s förväntade avkastning,  $r_f$  är den riskfria räntan,  $\beta_i$  representerar företaget i:s beta-värde och  $E_{rm}$  den förväntade avkastningen för samtliga aktier på marknaden. I jämförelse med CAPM är det vanligt att investerare räknar ut ett alpha-värde ( $\alpha$ ). Detta värde är ett bra prestationsmått då det värderar portföljens faktiska avkastning i jämförelse med den avkastning investeraren borde uppnåt givet den tagna risken.

#### 4.1.4 Portföljoptimering

Investerare vill i regel nå så hög avkastning som möjligt givet riskbenägenheten. Markowitz (1968) utvecklade en teknik för detta som kallas den effektiva fronten. Den effektiva fronten visar linjen som representerar den högsta avkastningen givet hur riskaversiv investeraren är och används. I den moderna portföljvalsteorin påvisas inget sätt att reducera den systematiska risken. Det finns idag mängder av metoder för att förbättra en portföljs fördelning. Som tidigare nämnt kan den specifika risken diversifieras bort. Diversifiering sker genom att allokera om tillgångarna i portföljen. Hur tillgångarna bör fördelas baseras på vad investeraren vill uppnå och riskbenägenheten.

#### 5 Metod

#### 5.1 Ansats

Vi använder oss av en kvantitativ ansats då kvantitativ data passar bäst för undersökningen vi har valt att genomföra. Datan är nästan uteslutande strukturerad sekundärdata hämtade från diverse databaser tillgängliga för allmänheten.

## 5.2 Undersökta tillgångar

Har redogörs vilka tillgångar som valts att undersöks och varför just dessa kan ses som intressanta.

#### 5.2.1 Bitcoin och Ethereum

Dessa två tillgångar valdes då de är de mest använda samt största krytovalutorna, Coinmarketcap (2021). Priset på Bitcoin och Ethereum mäts i deras växelkurs gentemot amerikanska dollarn (USD).

#### 5.2.2 S&P500

 $\rm S\&P500$ är ett viktat index för de 500 största företagen på amerikanska börsen.  $\rm S\&P500$  valdes att undersöka då detta index speglar stora delar av aktiemarkanden.

#### 5.2.3 Guld

Guld ses som oftast för inverterare som den gyllene tillgången för att diversifieras sig gentemot börsen. Priset på guld mäts som i amerikanska dollar (USD) per troy ounce.

#### 5.2.4 Google Trends

För att få ett mått kring hur mycket intresse som finns för de valda kryptovalutrona valdes att använda trend data från google för sök orden Bitcoinöch "Ethereum". Denna data mäts som ett index där den mest frekventa veckoliga tidsperioden får index 100.

#### 5.2.5 Olja

Kryptovalutor kräver mycket energi för mining/validering och priset på olja kan ses som ett pris på energi, valdes olja. Olja kan även ses som en tillgång för att diversifiera en portfölj vilket ger olja ännu större intresse. Priset på olja mäts i amerikanska dollar (USD) per fat (barrel).

#### 5.2.6 Inflation

Kryptovalutor är decentraliserade vilket innebär att ingen stat kan kontrollera dessa, och därav inte dessa inflation. Att undersöka inflation var intressant då detta ger en bild ifall kryptovalutor användes för att undvika inflationshöjningar av tradiationella valutor, i detta fall den amerikanska dollarn (USD). Inflationen mäts i procent som den förväntade 10 åriga inflation baserat på den tioåriga amerikanska statslåneräntan.

#### 5.3 Datainsamling

Datainsamlingen sker genom hämtning av historisk data från google trends, FRED och yahoo finance. Alla beräkningar i undersökning genomförs på sekundär data, hämtad som tidsserier mellan 3/8-2015 - 1/3-2021. De makroekonomiska variablernas data hämtas in ifrån Yahoo Finance och Federal Reserve och index på antalet google sökningar kommer ifrån Google Trends. I och med att Google Trends enbart erbjuder veckolig data för ett långt tidsintervall används även veckolig data på de resterande variablerna. Efter nedladdning importeras variabeldatan till ett dataset som skapas och struktureras i Excel. I och med att Google Trends ger dessa värden beteckningen (< 1) justeras dessa till 0.5 för att undvika division med 0 vid eventuell variabeltransformation i regressionen.

DCC-GARCH genomförs på ett modifierat dataset där varje kolumn representerar den logaritmerade förändringen ( $\Delta log$ ) av variabeln i varje observation.

## 5.4 Tillvägagångssätt

Kryptovalutors volatilitet och oberäknelighet försämrar pålitligheten vid användning av traditionella metoder för att dra slutsatser om huruvida de är bra vid portföljdiversifiering. Metoderna som används i rapporten är multipel tidsserie regression, dynamisk villkorlig korrelation och prestationsanalys på portföljer innehållandes tillgångarna. Regressionsmodeller används till att se påverkan mellan olika variabler. Detta genomförs oftast med en beroende variabel (betecknas normalt Y) och hur den påverkas av en eller flera oberoende variabler (betecknas normalt  $x_1$  till  $x_k$ ). Syftet med regressionen är att studera hur stark relationen mellan den beroende variabeln Y och våra olika  $x_1$  är. Styrkan på relationen mäts med  $\beta$ .

Dynamisk villkorlig korrelation, även kallat DCC-GARCH är ett mer precist sätt att studera korrelation. Detta genererar framförallt indikatorer på hur kryptovalutorna beter sig vid perioder av kraftig volatilitet, i jämförelse med andra variabler. Prestationsanalysen genomförs som en simulering av 4 olika portföljer.

- En grundportfölj bestående av S&P500, guld & oljetermin.
- En grundportfölj + Bitcoin
- En grundportfölj + Ethereum

• En grund portfölj + både Bitcoin och Ethereum

Portföljernas fördelning justeras genom en optimeringalgoritm som söker efter fördelningen med den bästa sharpekvoten. Optimeringen uttrycks matematiskt genom

$$max\left(\frac{\sum_{n=1}^{N} W_i \mu_i - R_f}{\sum_i \sum_i W_i W_j \sigma_{ij}}\right) \tag{4}$$

Där vikterna W omfattas av:

$$\sum_{n=1}^{N} W_i = 1$$

$$0.02 < W_i < 0.40$$
(5)

Beräkningen genomförs under 10000 iterationer för att hitta justeringen portföljen med den bästa sharpekvoten. Den riskfria räntan  $R_f$  beräknas som medelvärdet på den amerikanska tioåriga statslåneräntan över den undersökta tidsperioden, vilket framgår till exakt 2%. Begränsningarna innebär att ingen tillgång i portföljen får understiga 2% av portföljens innehav, och ingen tillgång för överskrida 40%. Efter justeringen av fördelningen jämförs sharpekvot, alpha och betavärde från portföljerna, för att jämföra vilken skillnad kryptovalutorna gör i termer av risk och avkastning. Beräkningarna genomförs i programmeringsspråken R & Python.

#### 5.5 Regressionsmodell

Vi genomför regressionen över en viss tidsperiod och därmed blir det en tidsserieregression. Vi kommer att genomföra två regressioner. En med Bitcoins pris över tidsperioden som beroende variabel (Y) och en med Ethereums pris över tidsperioden som beroende variabel (Y). Regressionen uttrycks matematiskt genom följande ekvation

$$log(Y_{it}) = \alpha + \beta_1 x_t + \beta_2 x_t + \dots + \beta_k x_t + u_{it}$$
(6)

där  $log(Y_i)$  är beroende variabeln logaritmerad för att undvika felaktig funktionell form. Detta av anledningen att kryptovalutornas värde ökat exponentiellt under tidsperioden.  $\hat{\alpha}$  är konstanttermen. De olika  $\beta$  är koefficienterna för de förklarande variablerna  $x_1$  till  $x_k$ . Således blir  $\hat{u}_{it}$  residualen. Residualen innehåller den information som de förklarande variablerna (x) inte plockar upp. Regressionsmodellerna är två olika multipla tidsserie regressioner. En med Bitcoin som beroende variabel och en med Ethereum. De förklarande variablerna är GoTrend(B), GoTrend(E), guldpris, SP500 och pris på oljeterminer .

Residualerna skall vara normalfördelade för att förhindra att informationen från observationerna har en ojämn spridning. Variansen skall vara kontinuerlig över

alla observationer för att säkerställa att den är homoskedastistisk. Ett breuschpagan test kontrollerar detta. I och med att datan ifrån google trend och kryptovalutornas kurser troligtvis rör sig väldigt likt varandra kan kointegration råda, vilket innebär att signifikansnivån blir opålitlig.

#### 5.6 Ordinary-Least Squares

Regressionsmodellen är en Ordinary Least Squares-regression (OLS). OLS minimerar kvadratsumman av residualen i syfte att estimera modellens parametrar. Matematiskt delas operationen upp i två ekvationer

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i)}{\partial \beta} = 0 \tag{7}$$

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{\alpha} - \hat{\beta} X_i)}{\partial \alpha} = 0$$
 (8)

där variablerna deriveras med avseende på interceptet  $(\alpha)$  och estimatet  $(\beta)$  för att sedan sättas som =0. OLS minimerar avståndet mellan observationerna och regressionslinjen och på så vis skattas de olika oberoende variablernas påverkan på den beroende variabeln, vilket ger

$$\alpha = \hat{Y} - \beta \hat{X} \tag{9}$$

$$\beta = \frac{Cov(X,Y)}{Var(X)} \tag{10}$$

Som tidigare nämnt bygger regressionsmodeller på ett antal antaganden som måste vara uppfyllda för att estimationen skall bidra med någorlunda pålitlig information, i OLS kallas detta även för Gauss-Markov teoremet. Dessa antaganden är regressionsmodellen skall ha linjära parametrar, residualen skall följa en normalfördelning och ej ha någon autokorrelation, de oberoende variablerna skall ej vara korrelerade med residualen och det skall inte råda någon perfekt multikoliniaritet. Ifall residualen skulle vara autokorrelerad skulle residualen i den tidigare tidsperioden påverka residualen i nästa tidsperiod. Ett histogram av residualerna ger en indikation på residualens egenskaper. Det går även att genomföra ett Durbin-Watson test där nollhypotesen är att residualerna ej är autokorrelerade och alternativhypotesen är att residualerna är positivt eller negativt autokorrelerade.

#### 5.7 DCC-GARCH

Volatilitet estimeras enklast genom att räkna ut standardavvikelen av den logaritmerade avkastningen. Problemet med detta är att det blir ett statsikt värde. Akronymen GARCH står för Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, och är en mer precis metod för att estimera volatitlitet. Medelvärdesmodellen är en ARMA(0,0)-modell och variansmodellen är GARCH(1,1) Modellen är en generalisering av CCC-GARCH, en modell för villkorlig korrelation. Skillnaden på de två är att DCC-GARCH är dynamisk och låter korrelationsmatrisen vara beroende av tiden, Orskaug (2009). DCC-GARCH genomförs i två steg. Första steget är att för varje tidsserie n estimera den villkorliga volatiliteten  $\sigma_t^i$  genom en GARCH-model:

$$\sigma_t^i = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 \tag{11}$$

där  $\omega$  är den långsiktiga jämviktsvariansen,  $\alpha_1$  är påverkan av volatilitetschocker,  $\epsilon_{t-1}^2$  är volatiliteten under den förgående perioden,  $\beta_1$  är den förväntade påverkan av förra periodens volatilitets påverkan och  $\sigma_{t-1}^2$  är den estimerade volatiliteten i föregående tidsperiod. Låt därefter  $D_t$  vara en diagonalmatris med de villkorliga volatiliteter i eq.(11). De standardiserade residualerna blir då inversen av diagonalmatrisen multiplicerat med skillnaden mellan avkastning och den förväntade avkastningen:

$$v_t := D_t^{-1}(r_t - \mu) \tag{12}$$

Matrisen vi får ut av detta kallas för Bollershev's Constant Conditional Correlation och representerar den konstanta villkorliga korrelationen, Engle (2002). Andra steget är att låta korrelationsmatrisen vara beroende av tiden och genom detta fånga upp den dynamiska effekten. Den dynamiska villkorliga korrelationen blir då:

$$Q_t^{i,j} := \overline{R} + \alpha(v_{t-1}v'_{t-1} - \overline{R}) + (Qt_{-1} - \overline{R})$$

$$\tag{13}$$

Där  $\overline{R} = \frac{1}{T} \sum_{n=1}^{T} v_t v_t'$ . Det vill säga  $Q_t^{i,j}$  i (13) är alltså korrelationen mellan avkastningen  $r_t^i$  och  $r_t^j$  vid tiden t, Engle (2002). Detta genererar korrelation mellan två valda tillgångar under den givna tidsperioden. Ifall  $\alpha$  och  $\beta$  är statistiskt signifikanta förväntas de ha en stor påverkan på korrelationen. Detta är vanligt ifall de tidigare tidsperioderna innehåller mycket information den nuvarande tidsperioden.

## 6 Resultat

I detta kapitel presenteras resultaten av undersökningen. Den deskriptiva statistiken utgörs av tabeller. För att redovisa korrelation och regressionsanalysens estimat används även här tabeller. Slutligen används både en graf och en tabell för att visualisera värdeutvecklingen och prestationen av de olika portföljerna.

## 6.1 Deskriptiv statistik

I tabell 1 och 2 redogör vi den deskriptiva statistiken som beräknats för alla tillgångar under tidsperioden 2015-08-03 till 2021-03-01. Där går det att utläsa att 292 datapunkter används för prisdata respektive 291 för volatilitetsdata. Priserna varierar mycket sinsemellan med stor variation av medelvärde och standardavvikelse. Volatilitetsdatan däremot ligger centrerad kring noll, med relativt liknande standardavvikelse. Ur tabell 2 går det att tyda att variationen mellan datapunkterna är som störst för de krypto-relaterad variablerna (Bitcoin, Ethereum, GoTrend(B) och GoTrend(E)).

Tabell 1: Deskriptiv statistik över all data kopplat till undersökta variabler.

Statistic	N	Mean	St. Dev.	Min	Pctl(25)	Pctl(75)	Max
Bitcoin	292	6,893.981	8,167.000	228.169	877.587	9,283.282	57,539.940
Ethereum	292	266.395	327.751	0.518	12.756	342.328	1,935.601
S&P500	292	2,666.944	483.152	1,849.480	2,259.077	2,934.850	3,918.080
GoTrend(E)	292	14.620	20.902	0	3	16	100
GoTrend(B)	292	15.260	17.447	1	3	17	100
Gold	292	1,379.705	232.458	1,065.430	1,233.616	1,490.753	2,029.530
Inflation	292	1.746	0.273	0.660	1.570	1.950	2.210
Oil	292	50.772	10.980	16.940	44.275	58.158	74.340

Tabell 2: Deskriptiv statistik över alla första differenser av den logaritmerade datan ( $\Delta \log(data)$ ) kopplat till undersökta variabler.

Statistic	N	Mean	St. Dev.	Min	Pctl(25)	Pctl(75)	Max
$\Delta \log(Bitcoin)$	291	0.008	0.047	-0.177	-0.009	0.031	0.151
$\Delta \log(Ethereum)$	291	0.012	0.076	-0.205	-0.023	0.048	0.349
$\Delta \log(S\&P500)$	291	0.001	0.008	-0.052	-0.002	0.005	0.032
$\Delta \log(GoTrend(E))$	291	0.006	0.155	-1	-0.1	0.1	1
$\Delta \log(GoTrend(B))$	291	0.005	0.108	-0	-0.04	0.03	0
$\Delta \log(Gold)$	291	0.001	0.007	-0.033	-0.003	0.004	0.035
$\Delta \log(Inflation)$	291	0.0003	0.021	-0.166	-0.007	0.008	0.180
$\Delta \log(Oil)$	291	0.001	0.027	-0.151	-0.012	0.014	0.120

Tabell 3: ADF-test för icke-stationäritet

Variabel	t-Statistik	Kritiska t-värden på 1%-nivå	Kritiska t-värden på 5%-nivå	Slutsats
Grundnivå				
Bitcoin	3.458	-2.58	-1.95	Icke-stationär
Ethereum	1.594	-2.58	-1.95	Icke-stationär
GoTrend(B)	-2.0824	-2.58	-1.95	Stationär på 5%-nivå
GoTrend(E)	-2.1604	-2.58	-1.95	Stationär på 5%-nivå
Inflation	0.0839	-2.58	-1.95	Icke-stationär
Gold	1.5004	-2.58	-1.95	Icke-stationär
S&P500	1.4911	-2.58	-1.95	Icke-stationär
Oil	0.018	-2.58	-1.95	Icke-stationär
Första differensen				
Bitcoin	-10.643	-2.58	-1.95	Stationär
Ethereum	-9.853	-2.58	-1.95	Stationär
GoTrend(B)	-13.2261	-2.58	-1.95	Stationär
GoTrend(E)	-14.8577	-2.58	-1.95	Stationär
Inflation	-11.7464	-2.58	-1.95	Stationär
Gold	-10.8273	-2.58	-1.95	Stationär
S&P500	-10.2829	-2.58	-1.95	Stationär
Oil	-12.0622	-2.58	-1.95	Stationär

Inledningsvis testas de utvalda variablerna för stationäritet genom ett ADF-Test. Variablerna består av tidsserier med 292 observationer i Tabell 3 redovisas resultatet ur ADF-testet. t-statistiken jämförs med värdet på kritiska tvärden på 1% och 5%s nivå. Stationäritetstestet genomförs både på variablernas nivåvärden och på första differensen. Resultatet av tabell 3 visar att alla variablers nivåvärden är icke-stationära på 1%-nivån, och att alla utom GoTrend(B) och GoTrend(B) är icke-stationära på 5%-nivån. Vidare visar tabellen att alla variabler är stationära i första differensen.

#### 6.2Korrelationskoefficienter

I detta stycke redovisas resultatet för korrelationskoefficienterna mellan alla undersökta variabler samt korrelationskoefficienterna mellan första differensen av de logaritmerade värdet hos de undersökta variablerna. Den dynamiska villkorliga korrelationen mellan första differensen av de logaritmerade värdet på Bitcoin/Ethereum och de andra undersökta variablerna redovisas också här. Korrelationskoefficienternas värde beskrivs som mycket svag (0.00 - 0.19), svag (0.20 - 0.39), måttlig (0.40 - 0.59), stark (0.60 - 0.79) och mycket stark (0.80 - 0.79)1.0). Korrelationskoefficienterna beskrivs även som positiva eller negativa. En hedge är en tillgång som har en signifikant negativ korrelation gentemot en annan tillgång, medan en diversifiering är en tillgång som uppvisar en svag eller en mycket svag korrelation.

#### 6.2.1Korrelationsmatris över absoluta värden

Tabell 4 visar en korrelationsmatris av Pearson korrelationen mellan det absoluta värdet av alla undersökta variabler över hela den undersökta perioden. Signifikansen av de beräknade korrelationskoffecienterna kontrolleras även. Tabellen visar att korrelationen mellan priset på Bitcoin och Ethereum, S&P500, GoTrend(B) är mycket starka (positiv), med korrelationskoefficienter som överstiger (0.8). Tabellen visar också att Ethereum har lite svagare korrelation gentemot de flesta variabler än Bitcoin. Priset på både Bitcoin och Ethereum har en positiv korrelation gentemot samtliga variabler.

Tabell 4: Korrelationsmatris över alla undersökta variabler

Ritcoin Ethereum S&P500 GoTrend(E) GoTrend(B) Gold Inflation Oil

	DITCOIL	Ethereum	5&F 500	Gorrena(E)	Gorrena(D)	Gold	imiation	OII
Bitcoin	1.0***							
Ethereum	0.88***	1.0***						
S&P500	0.8***	0.64***	1.0***					
$\operatorname{GoTrend}(E)$	0.64***	0.78***	0.34***	1.0***				
$\operatorname{GoTrend}(B)$	0.84***	0.8***	0.61***	0.79***	1.0***			
Gold	0.67***	0.46***	0.82***	0.2***	0.44***	1.0***		
Inflation	0.28***	0.47***	0.25***	0.36***	0.3***	-0.2***	1.0***	
Oil	0.21***	0.37***	0.25***	0.22***	0.24***	-0.23***	0.82***	1.0***
Note:	*p<0.1;	**p<0.05; ***	*p<0.01					

#### 6.2.2Korrelationsmatris över första differensen av logarimterade värden

Tabell 5 visar en korrelationsmatris av Pearson korrelationen mellan första differensen av det logarimtmerade värdet för alla undersökta variabler. Signifikansen av de beräknade korrelationskoffecienterna kontrolleras även. Ur tabell 5 går det att avläsa att Bitcoin och Ethereum korrelerar måttligt med varandra (0.5). Bitcoin korrelerar mycket svagt med samtliga andra variabler. Samma sak gäller Ethereum med undantag för google trend data för just Ethereum.

Tabell 5: Korrelationsmatris över alla första differenser av den logaritmerade datan ( $\Delta \log(data)$ ) kopplat till undersökta variabler.

	$\Delta \log(Bitcoin)$	$\Delta \log(Ethereum)$	$\Delta \log(S\&P500)$	$\Delta \log(GoTrend(E))$	$\Delta \log(GoTrend(B))$	$\Delta \log(Gold)$	$\Delta \log(Inflation)$	$\Delta \log(Oil)$
$\Delta \log(Bitcoin)$	1.0***							
$\Delta \log(Ethereum)$	0.5***	1.0***						
$\Delta \log(S\&P500)$	0.07	0.02	1.0***					
$\Delta \log(GoTrend(E))$	0.09	0.28***	0.05	1.0***				
$\Delta \log(GoTrend(B))$	0.11*	-0.07	0.1*	0.38***	1.0***			
$\Delta \log(Gold)$	-0.01	0.04	0.18***	-0.01	0.0	1.0***		
$\Delta \log(Inflation)$	0.06	0.05	0.69***	-0.03	-0.01	0.24***	1.0***	
$\Delta \log(Oil)$	0.15**	0.08	0.26***	-0.07	-0.07	0.03	0.33***	1.0***
Note:	*p<0.1; **p<0.0	15: ***p<0.01						

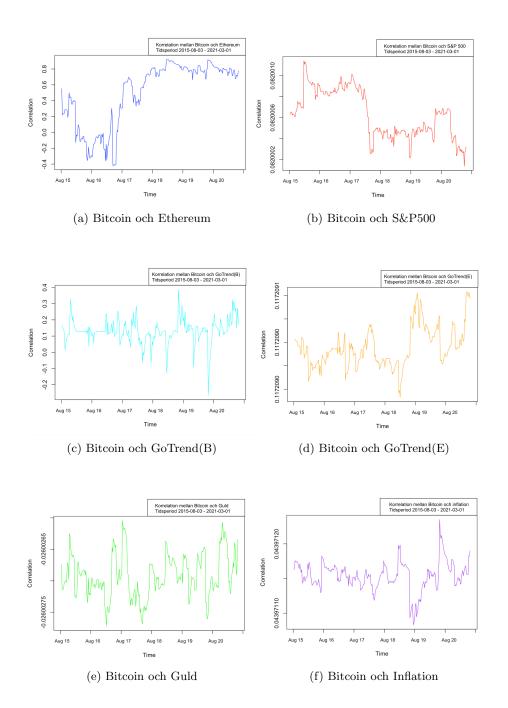
#### 6.2.3 Parvis dynamisk villkorlig korrelation

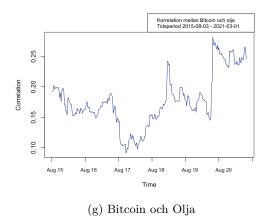
I Tabell 6 redogörs den dynamiska villkorliga korrelationen för första differensen av de logaritmerade Bitcoin och Ethereum priset gentemot de resterande variablerna. DCC modellen bygger på en ARMA(0,0) i en Garch(1,1). Likt tabell 5 finns en korrelation mellan Bitcoin och Ethereum, men i detta fall starkt positiv jämfört med tidigare måttligt. Övriga korrelationer tycks vara mycket svaga, med undantag för GoTrend(E) (0.278) gentemot Ethereum och olja gentemot både Bitcoin och Ethereum (0.246 och 0.200) som alla är svagt positiv.

Tabell 6: Dynamisk villkorlig korrelation (DCC) parvis mellan Bitcoin/Ethereum och övriga tillgångar

Variabel	$\Delta \log(Bitcoin)$	$\Delta \log(Ethereum)$
$\Delta \log(Bitcoin)$	1.0000000	0.7778742
$\Delta \log(Ethereum)$	0.7778742	1.0000000
$\Delta \log(S\&P500)$	0.08200032	-0.03330022
$\Delta \log(GoTrend(E))$	0.1172091	0.2757819
$\Delta \log(GoTrend(B))$	0.1724293	0.01093927
$\Delta \log(Gold)$	-0.02600263	0.02537107
$\Delta \log(Inflation)$	0.04397119	0.1002563
$\Delta \log(Oil)$	0.2458424	0.2007167

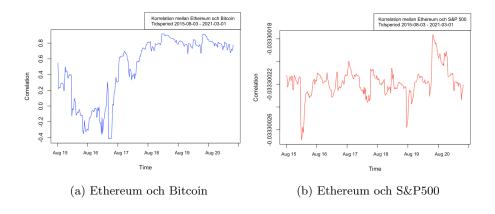
Den parvisa dynamiska villkorliga korrelationen över hela den undersökta perioden redovisas i nedan i figur 1 och figur 2. Detta för att se hur den parvisa DCC:n utvecklas över tiden.

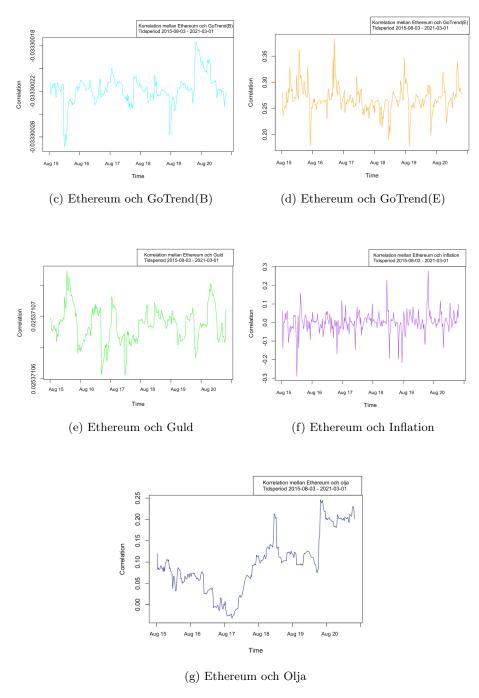




Figur 1: Den parvisa korrelation för Bitcoin och övriga variabler över den undersökta perioden.

I figur 1 avläses hur Bitcoins DCC förändras övertidsperioden. Figur 1a visar att korrelationen mellan Bitcoin och Ethereum under de senaste tre åren har varit stabilt stark positiv (ca 0.75). Under tidsperioden kring 2016 var dock korrelationen svagt negativ och i vissa fall måttligt negativ. Korrelationen i figur 1b, 1d, 1e samt 1f har alla varit stabilt mycket svaga under hela den undersökta tidsperioden. Korrelationen mellan Bitcoin och GoTrends(B) som visas i figur 1c har varierat mellan svagt positiv och svagt negativ, dock har korrelationen varit mycket svagt positiv under majoriteten av tidsperioden. Korrelationen mellan Bitcoin och olja har varit mycket svag positiv, däremot under de senaste fyra åren har korrelationen stadigt ökat till svagt positiv, som visas i figur 1g.





Figur 2: Den parvisa korrelation för Ethereum och övriga variabler över den undersökta perioden.

Figur 2a uppvisar samma resultat som Figur 1a och har diskuteras i stycket ovan. Korrelationerna för Ethereum i figur 2 uppvisar liknande resultat som för tidigare för Bitcoin. Korrelationerna som visas i figur 2b, 2c, 2e samt 2f har alla varit för majoriteten av tidsperioden stabilt mycket svaga. Korrelationen mellan Ethereum och Google trends datan för just Ethereum har varit svagt positiv som visas i Figur 2d. Sambandet mellan Ethereum och olja verkar vara likt det för Bitcoin och olja. Det vill säga att under tidigare år har korrelationen varit mycket svagt positiv men under senaste året ökat till svagt positiv vilket visas i figur 2g.

## 6.3 Regression

Resultatet av regressionen beskrivs i Tabell 7 och Tabell 8. Denna regression utförs med hjälp av OLS-metoden. I tabellerna utläses de oberoende variablernas påverkan på den beroende variabeln samt dess statistiska signifikans. Varje variabel:s  $\beta$  och standardavvikelse visas även i tabellerna.

Under raderna som redovisar  $\beta$ , signifikans och standardavvikelse redogörs antalet observationer och  $R^2$ .  $R^2$  härleds från residualen och är ett mått på den förklarade variansen i modellen, eller med andra ord den information en ny variabel som inte finns med i modellen hade kunnat plocka upp. Viktigt att ha i åtanke är att ett högt  $R^2$  inte nödvändigtvis behöver innebära att modellen är bra. Residualernas standaradfel och F-Statistiken redovisas i tabellens nedre del och under bifogas även en förklaring av P-värden.

I och med att variablerna är stationära och av samma integrationsordning I(1), se Tabell 3, kan man vidare undersöka om det förekommer kointegration på lång sikt, Engle & Yoo (1987). Enligt Engle & Yoo (1987) går det bara att undersöka kointergrationen på upp till fyra förklaringsvariabler. Google trends datan valdes bort då vi inte kan med säkerhet säga att integrationsordningen är I(1) för dessa. Genom empiriska test av signifikansnivåer på t-statistiken för olika modeller, valdes en modell för Bitcoin med tre förklaringsvariabler (S&P500, Guld och Olja). Inga signifikanta resultat hittades för Ethereum, därav valdes samma variabler här också.

#### 6.3.1 Bitcoin

Tabell 7 visar resultatet av regressionsanalysen med Bitcoin som beroende variabel. De oberoende variablerna är S&P500, guld och oljans prisutveckling. Alla variabler är logaritmerade och därmed multipliceras estimaten med 100 och mäts som en procentuell förändring. Tidsserien är utan laggar. Efter Tabell 7 redovisas regressionsekvationen i Ekvation 14.

Tabell 7: OLS regression för analys av kointegration för Bitcoin

Dependent variable:
$\log(\mathrm{Bitcoin})$
7.757***
(0.393)
-1.024**
(0.445)
0.139
(0.178)
-46.092***
(1.552)
292
0.875
0.873
0.487 (df = 288)
$669.621^{***} (df = 3; 288)$
*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.0

Den slutgiltiga ekvationen för modellen med Bitcoin som beroendevariabel följer nedan:

$$log(Bitcoin_t) = -46.092 + 7.757log(S\&P500_t) -1.024log(Gold_t) + 0.139log(Oil_t)$$
(14)

#### 6.3.2 Ethereum

Tabell 7 visar resultatet av regressionsanalysen med Ethereum som beroende variabel. Modellen analyserar samma variabler som modellen med Bitcoin i Tabell 6 och även här är tidsserierna som används i modellen utan laggar.

Tabell 8: OLS regression för analys av kointegration för Ethereum

	Dependent variable:
	$\log(\text{Ethereum})$
$\log(S\&P500)$	8.435***
- (	(0.891)
log(Gold)	0.319
	(1.009)
log(Oil)	1.555***
	(0.404)
Constant	-70.299***
	(3.520)
Observations	292
$\mathbb{R}^2$	0.702
Adjusted R <sup>2</sup>	0.699
Residual Std. Error	1.105 (df = 288)
F Statistic	$226.657^{***} (df = 3; 288)$
Note:	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

$$log(Ethereum_t) = -70.299 + 8.435log(S\&P500_t) -0.3194log(Gold_t) + 1.555log(Oil_t)$$
(15)

#### 6.3.3 Test av långsiktigt jämviktsförhållande

Här undersöks sedan om det finns ett långsiktigt jämviktsförhållande för de olika modellerna. Detta görs genom att testa utifall modellernas residualer är stationära och därav modellen, enligt Engle & Yoo (1987). Resultatet redovisas sedan i Tabell 9.

Tabell 9: ADF-test för kointegration hos residualerna

Modell	Bitcoin (n=4)	Ethereum (n=4)
t-Statistik	-3.8752	-2.5809
Kritiska värden på 1%-nivå	-4.6720	-4.6720
Kritiska värden på 5% nivå	-4.1261	-4.1261
Kritiska värden på 10% nivå	-3.8068	-3.8068
Slutsats	Kointegration	Kointegration
	råder på 10%-nivån	råder ej

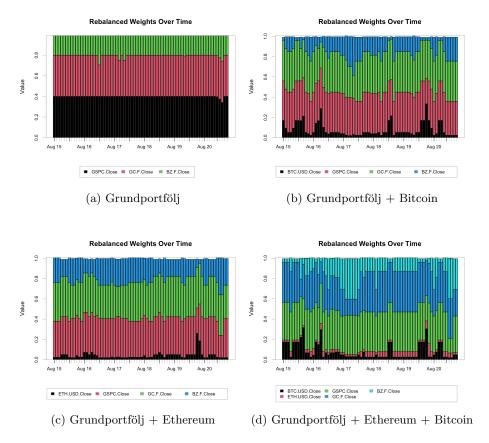
De kritiska värden för test av kointergration hos residualerna undersöks för långsiktig kointegration på 1%, 5% och 10%-nivån i en modell med fyra variabler (n = 4). De kritiska värdena vid kointegration hos residualserier är hämtade

ur Phillips & Ouliaris (1990) och visas Tabell 9. Tabell 9 visar att långsiktig kointegration råder på 10%-nivån i modellen med Bitcoin som beroendevariabel. Detta innebär att ett långsiktigt jämviktsförhållande mellan de icke-stationära tidsserierna existerar. Däremot finns inget långsiktigt jämviktsförhållande för Ethereum och dess beroende variabler.

Ur Ekvation 14, visar koefficienten framför S&P500 (7.757) att priset på Bitcoin och S&P500 på långsikt påverkar varandra positivt. Koefficienten för guld (-1.1024) visar på att priset på guld och priset på Bitcoin har ett långsiktigt förhållande tillvarandra som är negativt. Koefficienten kopplat till olja visar på ett förhållandevis litet men positivt långsiktigt förhållande mellan priset på olja och priset på Bitcoin.

#### 6.4 Portföljval

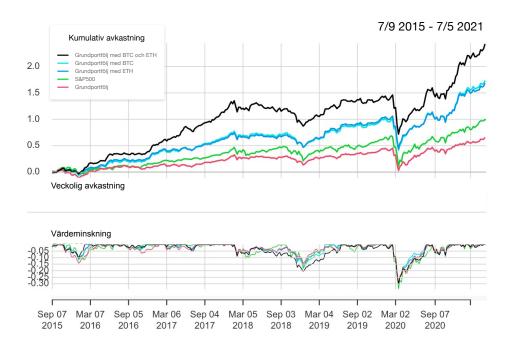
Som tidigare nämnt i metodavsnittet skapas fyra optimerade portföljer, samt en riktmärkesportfölj. Riktmärkesportföljen innehåller bara S&P500. Grundportföljen innehåller guld, olja och S&P500. De tre sista optimerade portföljerna innehåller samma sak som grundportfölj men även Bitcoin, Ethereum eller båda delar. Alla dessa portföljer jämförs sedan på med riktmärkesportföljen under perioden 2015-09-07 till 2021-05-07. Varje portfölj viktas om en gång per månad, där vikterna optimeras efter bäst sharpe-värde. Vikterna W begränsas enligt  $\sum_{n=1}^{N} W_i = 1$  samt  $0.02 \leq W_i \leq 0.40$ . Begränsningarna innebär att ingen tillgång i portföljen får understiga 2% av portföljens innehav, och ingen tillgång för överskrida 40%. Vikterna för de fyra olika portföljerna över perioden redovisas i figur 3



Figur 3: Alla undersökta portföljers vikter över den undersökta perioden.

I Figur 3 betecknas vikterna som GSPC.Close för S&P500, GC.F för guld, BZ.F.Close för olja, BTC-USD.Close för Bitcoin samt ETH-USD.Close för Ethereum. I grundportföljens vikter (Figur 3a) går det att tyda att för majoriteten av perioden maximeras positionerna i S&P500 och guld. Ur portföljerna med Bitcoin eller Ethereum (Figur 3b och 3c) går det att urskilja att portföljerna viktar om sig mellan kryptovaluta och olja medans de samtidigt (likt grundportföljen) försöker maximera innehavet i guld och S&P500. I grundportföljen med Bitcoin och Ethereum (Figur 3d) variera vikterna desto mer. Denna portfölj har en sammanlagd andel i Bitcoin och Ethereum som varierar mellan 10 upp till 40 procent.

Den riskfria räntan  $R_f$  beräknas som medelvärdet på den amerikanska tioåriga statslåneräntan över den undersökta tidsperioden, vilket framgår till exakt 2%. Den veckoliga kumulativa avkastningen och värdeminskningen redovisas sedan i figur 4.



Figur 4: Portföljernas avkastning och värdeminskning.

Från grafen i Figur 4 ser vi att grundportföljen har den lägsta kumulativa avkastningen på cirka 60%, medan båda portföljen innehållande kryptovalutor och grundportföljen har gett betydligt större avkastning på cirka 160%. Portföljen innehållande grundportföljen, Bitcoin och Ethereum har avkastat överlägset mest på cirka 250%. Om fokuset ligger på värdeminskning ser vi att alla portföljer har presterat likande, med största den värdeminskning på omkring minus 25-30%.

Då det kan vara svårt att tyda utifrån en graf hur väl en portfölj har presterat så används CAPM för att ta fram prestationsmåtten  $\alpha lpha$ -värde och  $\beta eta$ -värde, samt beräknas även sharpekvot. CAPM-modellen behöver en riktmärksportfölj vilket i detta fall var portföljen innehållande endast S&P500. Alla dessa prestationsmått beräknas med en riskfri ränta på 2%. Denna statistik redogörs sedan i tabell 10.

Tabell 10: Prestation utifrån modern portföljvalsteori

Portfölj	Sharpe(Rf = 2%)	$\alpha lpha$	$\beta eta$
S&P500	0.4969	0	1
Grundportfölj	0.5021	0.0233	0.6219
Grundportfölj med BTC	1.1098	0.1212	0.6118
Grundportfölj med ETH	1.1088	0.1240	0.6216
Grundportfölj med BTC och ETH	1.3497	0.1722	0.6235

Ur tabell 10 går det att avläsa att sharpekvoten för riktsmärksportföljen och grundportföljen är mycket liknande på cirka 0.5. Portföljerna med antingen Bitcoin eller Ethereum har även de väldigt liknande sharpekvot på cirka 1.11, däremot är detta mycket högre än de tidigare berorda portföljerna. Slutligen har den portföljen som består av grundportföljen, Bitcoin och Ethereum den bästa sharpekvoten på cirka 1.35, vilket är högsta av alla portföljer. De optimerade portföljerna verkar ligga på liknande risk nivå med ett  $\beta$ eta-värde omkring 0.62. Däremot finns en årlig överavkastning för grundportföljen ( $\alpha$ lpha) på 2.3%, för grundportföljen med Bitcoin eller Ethereum på cirka 12% och för portföljen innehållande allt på 17.2%.

## 7 Slutsats

Denna uppsats har syftat till att undersöka ifall kryptovalutor fungerar bra som diversifiering eller hedge i en portfölj, jämföra hur kryptovalutor korrelerar med olika intressanta faktorer över tid samt ifall det finns ett långsiktigt samband mellan kryptovalutor och andra markoekonomiska variabler. För att göra detta har veckolig data för inflation, Google Trends för Bitcoin och Ethereum, priset på kryptovalutorna Bitcoin och Ethereum, samt priset på vanliga tillgångar som S&P500, olja och guld undersökts med hjälp av ekonometrisk analys. De ekonometriska analyser som utförts är analys av korrelationskoffecienter, parvis dynamisk korrelation, långsiktig kointegration samt analys av optimerade portföljer. Den tidsperiod som undersökts är 2015-08-03 till 2021-03-01, samt 2015-09-07 till 2021-05-05 för portföljoptimeringen specifikt.

Att portföljen innehållandes kryptotillgångarna fick den högsta sharpekvoten pekar på att tillgångarna ger en hög avkastning gentemot risken som investeraren tagit, men behöver inte nödvändigtvis betyda att det är det bästa alternativet. Vi har precis kommit ur en period (t.om 7/5-2021) med en avkastning som saknar motstycke och Cheah & Fry (2015) framför att Bitcoin som tillgång i hög grad spekulativ och sårbar för bubblor, vilket indikerar att kursen kan vända ner minst lika snabbt som den ökat. Castro et al. (2020) redovisar exempelvis en alternativ metod för att beräkna risk, och fick därmed ett annorlunda resultat. Intressant är dock att utvärderingen av portföljernas prestation utifrån Markovitz portföljvalsteori gav att kryptoportföljernas  $\beta$ eta-värde i tabell 10 inte skiljde sig något nämnvärt gentemot portföljerna med traditionella tillgångar, risken var alltså ungefär densamma obereoende vilken av portföljerna som undersöktes. Utifrån kolumnen med  $\alpha$ lpha-värden i tabell 10 överavkastar samtliga kryptoportföljer S&P500 till samma risk. De portföljer som innehöll flera tillgångsslag, det vill säga var mer diversifierade, såg en ökad avkastning gentemot risk, vilket är i linje med Markovitz teorier.

De korrelationer som redovisas i resultat under Avsnitt 6.2.1 pekar på att de absoluta värden av priset för Bitcoin gentemot Ethereum, S&P500 samt GoTrend(B) var mycket starkt positivt korrelerade. Detta kan bero på att det finns en trend för den undersökta perioden, då majoriteten av den undersökta datan har en positiv trend över perioden. Därav är det mer intressant att kolla på hur korrelationen mellan första differensen av logaritmen för variablerna förändras över tiden.

Resultat för den parvisa korrelationen över tid återfinns i Avsnitt 6.2.3. Där visas att den parvisa korrelation för både Bitcoin och Ethereum gentemot traditionella tillgångar så som guld och S&P500 har varit väldigt konstant över hela tidsperioden, samt mycket svag. Detta tyder på att båda dessa kryptotillgångar kan fungera väldigt bra som en diversifiering gentemot just guld och S&P500, denna diversifering reducerar alltså den systematiska risken. Olja har däremot en svag korrelation gentemot Bitcoin och Ethereum vilket betyder att

den fungerar som en relativ bra som en diversifiering, dock så finns risken att investeraren måste vikta sina portföljer mellan kryptotillgångar och olja, vilket vi ser att de optimerade portföljerna gör. Däremot finns inga tecken på att kryptotillgångarna skulle vara negativt korrelerade med någon av de undersökta tillgångarna och därav en hedge.

Den parvisa korrelationen mellan Bitcoin och Ethereum har under senare år också den varit stabil, dock på gränsen mellan starkt och mycket starkt positiv (cirka 0.8). Detta kan förväntas då Bitcoin och Ethereum båda är kryptotillgångar. Då Bitcoin och Ethereum inte är perfekt korrelerade kan de användes samtidigt i en portfölj för att diversifiera bort den specifika risken, utan favör för någon av tillgångarna. Detta är intressant då det syns tydligt i resultatet av de olika grundportföljerna med kryptotillgångar.

Långsiktiga samband för de två kryptotillgångarna kopplade till andra makroekonomiska variabler visade sig vara mycket svaga. Endast ett långsiktigt samband för Bitcoin på 10%-nivå hittades. Detta samband var gentemot S&P500 positivt, litet men positivt för olja samt negativt gentemot guld.

Som tidigare nämnt i slutsatsen så kan kryptovalutor enligt Cheah & Fry (2015) vara en bubbla. Korrelationerna mellan priset kryptotillgångarna och Google Trend data visar på ett starkt och i vissa fall mycket starkt korrelation. Korrelationen kan tydas som att desto mer priset går upp desto mer söks på kryptotillgångarna eller vice versa, detta går dock inte att säga med säkerhet utan behöver undersökas närmare.

Vidare hade det varit intressant att undersöka flertal olika portföljer med andra tillgångar än de som undersöktes i denna uppsats tillsammans med kryptotillgångar. Det hade även varit intressant att utföra liknande studier på andra kryptotillgångar än Ethereum och Bitcoin för att se om dessa uppvisar liknande resultat. Att upprepa samma undersökning om några år hade även det varit nödvändigt då kryptosektorn fortfarande är relativt ung och därav kan eventuella nya samband upptäckas som inte existerar när denna uppsats skrevs. Denna uppsats ser vi även kunna vara en byggsten i vidare forskning på alternativa metoder att mäta risk på kryptotillgångar, såsom Castro et al. (2020).

## 8 Efterord

Vid starten av uppsatsen (2021-04-05) så var priset på Bitcoin ca 500 000 SEK, däremot i slutet (2021-06-10) hade priset på Bitcoin fallit till omkring 300 000 SEK. Detta ger en hint om hur volatila kryptovalutor kan vara. En portföljoptimering för den portfölj som innehöll både Bitcoin och Ethereum kördes igen i slutet. Resultatet visade på en marginell minskning i sharpekvoten från 1.3497 till ca 1.32, vilket var intresseväckande.

#### Referenser

- Bitinfocharts (2021), https://bitinfocharts.com.
- Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D. & Hagfors, L. I. (2017), 'On the hedge and safe haven properties of bitcoin: Is it really more than a diversifier?', Finance Research Letters **20**, 192–198.
- Bystrom, H. & Krygier, D. (2018), 'What drives bitcoin volatility?', Available at SSRN 3223368.
- Castro, J. G., Tito, E. A. H., Brandão, L. E. T. & Gomes, L. L. (2020), 'Crypto-assets portfolio optimization under the omega measure', *The Engineering Economist* **65**(2), 114–134.
- Cheah, E.-T. & Fry, J. (2015), 'Speculative bubbles in bitcoin markets? an empirical investigation into the fundamental value of bitcoin', *Economics letters* **130**, 32–36.
- Chuen, D. L. K. (2015), Handbook of digital currency: Bitcoin, innovation, financial instruments, and big data, Academic Press.
- Coinmarketcap (2021), https://coinmarketcap.com.
- Deniz, A. & Teker, D. (2020), 'Determinants of cryptocurrency market: An analysis for bitcoin, ethereum and ripple', *International Journal of Business and Social Science* **11**(11).
- Engle, R. (2002), 'Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models', *Journal of Business & Economic Statistics* **20**(3), 339–350.
- Engle, R. F. & Yoo, B. S. (1987), 'Forecasting and testing in co-integrated systems', *Journal of econometrics* **35**(1), 143–159.
- Gleisner, M. & Edström, K. (2017), 'Bitcoin som diversifiering: En kvantitativ studie som undersöker korrelationen mellan bitcoin och finansiella tillgångar'.
- Hegardt, J. & Wieslander, A. (2020), 'Hur kryptovalutor påverkas av centralbankers räntebesked-är kryptovalutamarknadens prisutveckling oberoende av globala penningpolitiska beslut?'.
- Markowitz, H. M. (1968), Portfolio selection, Yale university press.
- Orskaug, E. (2009), Multivariate dcc-garch model:-with various error distributions, Master's thesis, Institutt for matematiske fag.
- Paypal (2021), https://www.paypal.com/us/smarthelp/article/cryptocurrency-on-paypal-faq-faq4398.

Phillips, P. C. & Ouliaris, S. (1990), 'Asymptotic properties of residual based tests for cointegration', *Econometrica: journal of the Econometric Society* pp. 165–193.

Segendorf, B. (2014), 'Vad är bitcoin?', Penning-och valutapolitik .

Sveriges-riksbank (2021), https://www.riksbank.se/sv/betalningar-kontanter/.

Tesla (2021), https://www.tesla.com/support/bitcoin.

Yahoo-finance (2021), https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/.