

ERASMUS UNIVERSITEIT ROTTERDAM
ERASMUS SCHOOL OF ECONOMICS
Bachelorscriptie Economie & Bedrijfseconomie

De val van de Silicon Valley Bank en het effect daarvan op de cryptomarkt

Auteur: Martijn van Buuren
Studentnummer: 584112
Scriptiebegeleider: R. de Blik
Tweede lezer: S. Dom
Datum definitieve versie: 15 juli 2023

Het geschrevene in deze scriptie is de opvatting van de auteur en niet noodzakelijk die van de begeleider,
tweede beoordelaar, Erasmus School of Economics of Erasmus Universiteit Rotterdam.

SAMENVATTING

Op 10 maart vond er een bankrun plaats op de Silicon Valley Bank. In dit paper wordt het effect hiervan onderzocht voor vier verschillende markten, namelijk de cryptomarkt, aandelenmarkt, goudmarkt en oliemarkt. Dit is onderzocht door gebruik te maken van een event-studie. Hiervoor werd een OLS regressievergelijking opgesteld met een dummyvariabele om te testen voor een verschil in gemiddeld rendement tussen de periode voor en na de bankrun. Voor elke markt is er drie keer een model opgesteld voor 4, 7 en 34 handelsdagen na het event. Uit de resultaten kan geconcludeerd worden dat de cryptomarkt tot minstens 7 handelsdagen na de bankrun en goud tot minstens 4 handelsdagen na de bankrun een positief gemiddeld rendement heeft behaald ten opzichte van de periode voor de bankrun. Er is dus zowel een positief effect op de cryptomarkt als op de markt voor goud waargenomen.

Sleutelwoorden: Bankrun, Cryptomarkt, Event Studies.

JEL codes: G14

INHOUDSOPGAVE

SAMENVATTING	iii
INHOUDSOPGAVE.....	iv
LIJST VAN TABELLEN.....	v
LIJST VAN FIGUREN.....	vi
HOOFDSTUK 1 Inleiding	1
HOOFDSTUK 2 Theoretisch Kader	3
2.1 Risicofactoren cryptovaluta.....	3
2.1.1 Grootte van cryptovaluta's.....	3
2.1.2 Momentum.....	4
2.2 Bankrun: spillovereffect.....	4
2.2.1 Cryptomarkt.....	4
2.2.2 Andere markten	6
2.3 Korte termijn of structureel effect	6
Hoofdstuk 3 Data	8
Hoofdstuk 4 Methode.....	11
4.1 Lineaire regressie	11
4.2 Aannames model.....	12
Hoofdstuk 5 Resultaten & Discussie	15
Hoofdstuk 6 Conclusie	20
REFERENTIES	22

LIJST VAN TABELLEN

Tabel 3.1	Beschrijvende statistieken rendementen	7
Tabel 3.3	Correlatietabel rendementen	9
Tabel 5.1	Lineaire-regressieresultaten 34 handelsdagen na de bankrun	15
Tabel 5.2	Lineaire-regressieresultaten 7 handelsdagen na de bankrun	16
Tabel 5.3	Lineaire-regressieresultaten 4 handelsdagen na de bankrun	17

LIJST VAN FIGUREN

Figuur 3.2 Rendementen voor de 4 markten, 24-05-2022 tot 01-05-2023 8

HOOFDSTUK 1 Inleiding

Op 10 maart 2023 werd er 42 miljard dollar van de Silicon Valley Bank door beleggers opgenomen (Charlton, 2023). De oorzaak hiervan was dat de bank een verlies bekend had gemaakt van 1,8 miljard, wat leidde tot wantrouwen onder beleggers. Het verlies van 1,8 miljard dollar was te danken aan de sterke renteverhogingen, het falen van FTX, een bedrijf dat een cryptovaluta beheerde, de verwachte strengere regelgeving en het faillissement van Silvergate Capital (Nabarro & Gökhan, 2023). Deze gebeurtenis leidde tot verdere onrust in de bankensector. Een gevolg van de bankrups zou kunnen zijn dat het geld dat werd opgenomen door beleggers geherinvesteerd zou kunnen worden in verschillende markten, zoals de aandelenmarkt, de obligatiemarkt, de cryptomarkt, enzovoort. Voor dit onderzoek ligt de interesse specifiek bij de bankrun van de Silicon Valley Bank, die plaatsvond op 10 maart 2023. De vraag die wordt onderzocht luidt als volgt, wat is het effect van deze bankrun op de cryptomarkt?

Uit het paper van Lui, Tsyvinski en Wu (2022) is gebleken dat er drie risico factoren zijn die het verloop van de cryptomarkt kunnen verklaren. Dit zijn de marktrisicopremie, de grootte van de verschillende cryptovaluta's en momentum. De grootte van de cryptovaluta heeft invloed op de potentiële toekomstige rendementen (Li et al., 2019). Deze zijn groter voor kleinere cryptovaluta's, want deze hebben meer groeipotentie. Momentum houdt in dat assets die het in het verleden goed deden, het in de toekomst op korte termijn ook goed doen. Andersom geldt dit ook voor assets die het in het verleden slecht deden. Een mogelijke verklaring die hiervoor wordt gegeven is overreactie van beleggers. Beleggers die actief op de markt letten, reageren massaal in een korte periode op nieuwsberichten en prijsveranderingen, wat leidt tot momentum in de cryptomarkt. Dunbar & Owusu-Amoako (2022) vonden in hun paper dat het standaard asset-pricing model de rendementen voor individuele cryptovaluta's deels kon verklaren. Hierbij is het marktrisicopremie een verklarende factor. Beleggers die meer risico nemen worden gecompenseerd met een hogere marktrisicopremie. Deze factoren kunnen mogelijk een indicatie geven voor wat het effect van de bankrun van 10 maart 2023 zal zijn op de cryptomarkt.

Het verschil tussen dit paper en de bestaande literatuur is dat het effect van bankrups op de cryptomarkt nog niet goed onderzocht is. De reden hiervoor is dat er nog maar weinig tot geen grote bankrups hebben plaatsgevonden sinds het opkomen van de cryptovalutamarkt. Daarnaast bestaan cryptovaluta's nog maar kort en is er daardoor nog veel over te leren. Het is ook nog onduidelijk wat voor rol de cryptomarkt in de toekomst zal gaan spelen. Het lijkt erop dat deze zal blijven bestaan, gezien de totale waarde van de markt en het aantal beleggers en investeerders dat hier actief aan deelneemt. Er is nu een unieke kans om het effect van bankrups op de cryptomarkt te onderzoeken, aangezien het nog niet eerder heeft plaatsgevonden op deze schaal sinds het ontstaan van cryptovaluta. Dit geeft dan de mogelijkheid om te onderzoeken in hoeverre een bankrun de cryptomarkt beïnvloedt en of dit effect positief of negatief is. Een bankrun van redelijke omvang doet de geldhoeveelheid krimpen, wat leidt tot een daling van het

algemeen prijsniveau (Charlton, 2023). Dit is slecht voor de vermogensmarkten omdat de waarde van het vermogen daalt. Een bankrun van grote omvang kan ook voor een kettingreactie van omvallende banken leiden, wat een negatief effect zal hebben op de algemene economie (Aharony & Swary, 1996). Het effect op de cryptomarkt zou zowel positief als negatief kunnen zijn. Het is mogelijk dat mensen cryptovaluta's als alternatief zien om hun vermogen in te investeren in plaats van het op de bank te zetten, waardoor er juist in deze cryptovaluta's wordt geïnvesteerd. Momentum kan dan leiden tot positieve rendementen. Dit kan de waarde van cryptovaluta's doen stijgen. Naast de cryptomarkt kan de bankrun van 10 maart ook invloed hebben op andere markten. Het zou hier dus kunnen gaan om een spillover effect. Het is interessant om te onderzoeken of er een effect is te meten op de cryptomarkt en of dit effect verschilt van andere markten. De centrale vraag die hier naar voren komt is dan ook, wat is het effect van de bankrun van 10 maart 2023 op de cryptomarkt?

De data die gebruikt wordt voor dit paper is afkomstig van Finance.Yahoo.com en Coinmarketcap.com. Voor dit onderzoek is gebruik gemaakt van de dagelijkse data voor de periode 24 mei 2022 tot 28 april 2023. Ten eerste wordt het effect van de bankrun van 10 maart 2023 op de gehele cryptomarkt onderzocht met behulp van een evenement-studie. En ten tweede wordt er onderzocht wat het effect is geweest op andere markten, waaronder de aandelenmarkt, goudmarkt en oliemarkt. De data voor deze markten is afkomstig van indexen die deze markten volgen. Deze indexen hebben een vrijwel identiek verloop als de markt zelf. Het effect van de bankrun wordt gemeten in rendementen, die worden berekend als de verandering in de prijs van de indexen. De prijzen zijn gemeten in dollars. Vervolgens wordt met deze rendementen een regressie gedaan met een dummyvariabele die de periode voor en na de bankrun van 10 maart representeert. De laatste stap is testen op de significantie van de coëfficiënt van de dummyvariabele.

Ik verwacht dat er significant positieve rendementen zullen zijn op de cryptomarkt vanaf 10 maart, de datum van de bankrun op de Silicon Valley Bank. Een mogelijke verklaring hiervoor kan het herinvesteren van het vermogen zijn, dat tijdens de bankrun vrijgekomen is voor beleggers. Dit kan gevolgen hebben voor verschillende markten en kan dus ook de cryptomarkt beïnvloeden. Een deel van het vermogen dat opgenomen is door beleggers zal dus ook geleid kunnen hebben tot een schok in de vraag naar cryptovaluta op korte termijn, wat mogelijk versterkt kan zijn door momentum (Lui et al., 2022). Hierdoor zou de waarde van de meeste cryptovaluta kunnen zijn gestegen, wat een positief effect heeft op de gehele cryptomarkt. De structuur van het paper ziet er als volgt uit. Eerst wordt er ingegaan op de bestaande literatuur. Vervolgens worden de data en methode beschreven, die wordt toegepast om het effect te meten. Daarna worden de resultaten gepresenteerd en als laatste volgt de conclusie.

HOOFDSTUK 2 Theoretisch Kader

2.1 Risicofactoren cryptovaluta

Het ontstaan en de ontwikkeling van de cryptomarkt sinds 2009 heeft geleid tot steeds meer wetenschappelijke interesse voor deze nieuwe markt. Dit zorgt er dan ook voor dat de wetenschappelijke literatuur zich steeds verder uitbreidt en verfijnt. Nu er voor het eerst sinds het ontstaan van de cryptomarkt een bankrun heeft plaatsgevonden met een relatief grote omvang, wordt het interessant om te onderzoeken wat voor effect dit heeft gehad op de cryptomarkt. Dit leidt tot een aantal vragen. De eerste is, wat voor risicofactoren kunnen mogelijk een indicatie geven voor het effect van de bankrun op de cryptomarkt en zou dit kunnen verschillen van andere markten? Dunbar & Owusu-Amoako (2022) vonden in hun paper dat het standaard Capital Asset-Pricing Model (CAPM) de rendementen voor individuele cryptovaluta's deels kon verklaren. Beleggers die investeren in risicovollere cryptovaluta's worden gecompenseerd met een hogere marktrisicopremie, ten opzichte van cryptovaluta's met een lager risico. De CAPM wordt nog altijd als basis gebruikt om de prijzen van assets te verklaren en voorspellen en wordt op verschillende markten toegepast, waaronder ook de aandelenmarkt (Perold, 2004). Het model kan weliswaar uitgebreid worden met meerdere factoren om een nauwkeuriger beeld te vormen van de verklarende factoren van de asset prijzen. Het kan per markt verschillen welke factoren dit zijn. Lui, Tsyvinski en Wu (2022) hebben in hun paper onderzocht welke standaard risicofactoren de cryptomarkt kunnen voorspellen. Hiervoor hebben ze naar verschillende factoren gekeken uit de standaard asset-pricing literatuur, waarvan bekend was dat ze in andere markten de rendementen ook konden verklaren. Vervolgens hebben ze onderzocht in hoeverre deze factoren de rendementen op de cryptomarkt kunnen verklaren. Uiteindelijk hebben ze drie factoren gevonden die ook op de cryptomarkt toepasbaar zijn. Dit zijn de marktrisicopremie, de grootte van de cryptovaluta's en momentum.

2.1.1 Grootte van cryptovaluta's

Kleinere cryptovaluta's met een lagere marktkapitalisatie presteren in de toekomst over het algemeen beter dan cryptovaluta's met een hogere marktkapitalisatie (Lui et al., 2022). De verklaring die hiervoor wordt gegeven is dat grotere cryptovaluta's meer liquide zijn. Dit zorgt ervoor dat de prijs nauwkeuriger bepaald wordt door de markt. Ook leidt een grotere cryptovaluta tot meer zekerheid aangezien er meer mensen in handelen. Hierdoor is het risico lager, wat samengaat met een lagere risicopremie. Er is ook meer groeipotentie voor kleinere cryptovaluta's die zich nog niet volledig op de markt hebben ontwikkeld. Li et al. (2019) vonden hetzelfde effect in hun paper, voor de periode 2014 tot 2019. Zij vonden dat kleinere cryptovaluta's over het algemeen in de toekomst meer winst genereerden dan grotere cryptovaluta's. Zij geven ook een aantal verklaringen. Ten eerste zeggen ze dat de cryptomarkt veel kleine cryptovaluta's heeft die inefficiënt zijn. Dit houdt in dat de prijs niet overeenkomt met de

werkelijke waarde van deze cryptovaluta's. De oorzaak hiervan zou kunnen zijn dat deze cryptovaluta's minder liquide zijn. Er wordt minder in gehandeld, waardoor de prijs minder nauwkeurig wordt bepaald door de markt. Het kan daardoor zijn dat de cryptovaluta's zijn ondergewaardeerd. Ditzelfde effect wordt ook waargenomen op de aandelenmarkt en is dus niet markt-specifiek. Ik verwacht dat er positieve rendementen zijn behaald op de cryptomarkt na de bankrun, aangezien deze markt nog relatief nieuw is met mogelijk meer kleine cryptovaluta's met groeipotentie.

2.1.2 Momentum

Momentum heeft ook een verklarende functie voor de rendementen op de cryptomarkt. Voor het analyseren van momentum hebben Lui, Tsyvinski en Wu (2022) een strategie toegepast waarbij ze de stijgende cryptovaluta in een portfolio deden en de dalende cryptovaluta verkochten. Deze strategie bleek ook de rendementen op de cryptomarkt te kunnen verklaren en positieve rendementen te genereren. De verklaring hiervoor is dat er verwacht wordt dat cryptovaluta die het in het verleden goed hebben gedaan, het in de toekomst ook goed zullen doen. Het tegenovergestelde geldt voor cryptovaluta die het slecht deden in het verleden. Er zit ook verschil in de duur van momentum tussen goedlopende assets en assets die het slecht deden in het verleden (Chan et al., 1996). De momentum houdt in het algemeen veel langer aan voor assets die het in het verleden slecht deden.

De momentumfactor kan een indicatie geven voor het effect van een bankrun op de cryptomarkt. Beleggers en investeerders reageren sterker op nieuwe informatie, wat leidt tot overreactie op de markt op korte termijn. Mensen zien de prijzen van cryptovaluta mogelijk stijgen of dalen na de bankrun, doordat verwachtingen van investeerders veranderen. Dit leidt op korte termijn tot overreactie want de markt is op dat moment inefficiënt. De geobserveerde prijs wijkt dan af van de daadwerkelijke waarde, omdat niet alle informatie direct in de prijs wordt verwerkt. Als gevolg van de marktinefficiëntie zullen investeerders investeren in de cryptovaluta's die het op dat moment goed doen en verkopen de slechtlopende cryptovaluta's. Dit zal de prijsveranderingen en daarmee de rendementen doen versterken. Ik verwacht dus dat momentum de rendementen versterkt, waardoor er een significant effect te meten is voor de cryptomarkt.

2.2 Bankrun: spillovereffect

2.2.1 Cryptomarkt

Deze factoren die hiervoor genoemd zijn, zullen waarschijnlijk niet voldoende zijn om het verloop van de cryptomarkt te verklaren. Naast dat beleggers en investeerders reageren op momentum, zal de omvang van de bankrun ook bepalend zijn voor het effect op de cryptomarkt en op andere markten. Tijdens de bankrun werd er 42 miljard dollar opgenomen door beleggers (Charlton, 2023). Eén van de oorzaken van de bankrun was de oplopende rentes. Dit bracht de bank in problemen. Als oplossing om de bank

overeind te houden wilde de bank aandelen uitgeven. Dit leidde tot een verlies aan vertrouwen onder beleggers. Voorafgaand aan de bankrun op de Silicon Valley Bank was er nog een andere bank failliet gegaan, namelijk Silvergate Capital (Nabarro & Gökhan, 2023). Er zijn drie grote oorzaken voor het falen van Silvergate Capital, een grote financiële dienstverlener die voornamelijk actief was op de cryptomarkt. Ten eerste de sterke renteverhogingen. Dit leidde tot een kapitaalvlucht naar veiligere investeringen. Silvergate Capital zag daardoor een deel van hun vermogen verdwijnen. De tweede oorzaak was het falen van FTX, een bedrijf dat een cryptovaluta beheerde. Dit leidde tot wantrouwen onder beleggers voor de cryptomarkt. Nog een reden voor investeerders om uit de cryptomarkt te stappen. En als laatste wordt de nieuwe strengere regelgeving voor het beter reguleren van de cryptomarkt genoemd. Dit leidde tot het faillissement van Silvergate Capital.

Het falen van Silvergate Capital heeft een negatief effect gehad op de cryptomarkt in de dagen voor de bankrun op de Silicon Valley Bank. Dit is in lijn met wat Aharony & Swary (1996) hebben gevonden in hun paper. Zij vonden dat het failliet gaan van een grotere bank, ten opzichte van een kleinere bank de kans vergroot op een kettingreactie naar andere banken die als een gevolg ook failliet gaan. Iyer & Puri (2012) geven hier een verklaring voor in hun paper. Ze vonden dat als er meer mensen in een bepaald sociaal netwerk hun geld van een bank halen vanwege wantrouwen, dat dan andere mensen binnen dit netwerk ook eerder geneigd zijn om hun geld van de bank te halen. Daarnaast heeft de hoeveelheid geld dat mensen bezitten ook invloed op of ze het van de bank halen. Mensen met een groter deposito in een specifieke bank, zijn eerder geneigd hun geld van de bank te halen dan mensen met een lager deposito. Als laatste keren de mensen niet terug naar die bank wanneer het weer naar een financieel stabiele situatie terugkeert.

Het gevolg van het falen van beide banken, voornamelijk de Silicon Valley Bank, is een afname van de totale gelddhoeveelheid, wat een daling van het algemeen prijsniveau tot gevolg heeft (Calvo, 2012). Hieruit volgt de verwachting dat ook de prijzen van de cryptovaluta zouden moeten dalen door het verlies aan krediet. Mogelijk zou het op korte termijn beschikbaar komen van een grote hoeveelheid aan vermogen dit effect teniet kunnen doen en het tegenovergestelde effect kunnen hebben, mits dit vermogen deels wordt geïnvesteerd in de cryptomarkt. Dit zou dan leiden tot een positieve vraagschok voor cryptovaluta, wat samengaat met positieve verwachtingen voor de cryptomarkt. Er zou hier dus sprake kunnen zijn van een spillovereffect van het vrijgekomen vermogen. Gezien de omvang van de bankrun op de Silicon Valley Bank, zou dit een waarneembaar en significant effect kunnen zijn. Dit kan vervolgens leiden tot momentum op de markt, wat veroorzaakt wordt door overreactie van beleggers. Beleggers zien dat de cryptomarkt het goed doet en verwachten dus dat de markt nog verder zal stijgen. Ik verwacht daarom dat de bankrun op de Silicon Valley Bank een significant positief effect heeft gehad op de cryptomarkt. Om dit te testen doen we de volgende hypothese, het gemiddelde rendement voor de periode na 10 maart is groter dan het gemiddelde rendement voor de periode ervoor.

2.2.2 Andere markten

Aangezien er van een mogelijk spillover effect sprake kan zijn, is het ook interessant om te onderzoeken of er sprake is van een vergelijkbaar effect op andere markten. Het spillovereffect zou markt-specifiek kunnen zijn, of het zou voor elke markt kunnen gelden. Om dit te onderzoeken wordt er gekeken naar nog drie andere markten, namelijk aandelen, goud en olie. Tuysuz (2013) vond in zijn paper dat in tijden van crisis goud gezien wordt als veilige investering en dat goud minder risico heeft. Mensen kiezen er daarom voor om in onzekere economische tijden in goud te investeren. Ik verwacht dus dat de goudmarkt profiteert van de bankrun. Het gemiddeld rendement zal dan hoger zijn na de bankrun, ten opzichte van de periode daarvoor.

Olie is ook een interessante markt om het effect van de bankrun op de Silicon Valley Bank te onderzoeken. Tuysuz vond ook in zijn paper dat in tijden van crisis de oliemarkt negatief gecorreleerd is met de aandelenmarkt. De prijs van olie kan ook grote schokken ervaren door een verandering in het aanbod. Een voorbeeld hiervan is de oorlog in Oekraïne (Ozili, 2022). De oorlog zorgde voor belemmeringen in de aanvoer van producten vanuit Rusland door de sancties. Dit leidde tot prijsstijgingen van veel producten, waaronder olie. De vraag is in hoeverre de vraag naar olie de prijs kan beïnvloeden en of de negatieve correlatie die is gevonden door Tuysuz terug te zien is na de bankrun. Ik verwacht dat een spillovereffect mogelijk positieve rendementen genereren op zowel de cryptomarkt als de aandelenmarkt. Er is geen bewijs voor co-integratie tussen de cryptomarkt en de aandelenmarkt (Gil-Alana et al., 2020). Het wil dus niet zeggen dat als er een positief effect op de cryptomarkt wordt waargenomen, dat dit ook geldt voor de aandelenmarkt. Wanneer er een positief effect wordt waargenomen op de aandelenmarkt, zal dit een negatief effect kunnen hebben op de markt voor olie.

2.3 Korte termijn of structureel effect

Naast het onderzoeken of er een spillovereffect is van de bankrun, is het ook interessant om te onderzoeken of er een structureel effect is van de bankrun, of dat het alleen op korte termijn effect heeft gehad, mits er een effect wordt waargenomen. Er zit verschil in de markten, omdat de cryptomarkt voornamelijk afhankelijk is van de verwachtingen van beleggers, ofwel momentum. Er kunnen andere factoren van invloed zijn op de andere drie markten. Hierdoor kan het effect tussen de markten mogelijk verschillen op korte en lange termijn. Ik verwacht dat de rendementen vooral verklaard kunnen worden door momentum, wat een reactie zal zijn op de herinvesteringen van kapitaal en het herinvesteren van vermogen op korte termijn. Op de lange termijn kunnen de prijzen gemiddeld hoger zijn voor de markten die een positief effect hebben ervaren na de bankrun. Dit wil niet zeggen dat de rendementen structureel hoger zullen zijn. Deze zullen waarschijnlijk op de lange termijn terugkeren naar de trend van voor de bankrun. Ik verwacht dus dat op korte termijn hogere gemiddelde rendementen waargenomen worden en deze significant verschillen met de gemiddelde rendementen van voor de bankrun. Op lange termijn verwacht ik dat de verschillen insignificant zullen worden.

Hoofdstuk 3 Data

De data die wordt gebruikt is afkomstig van Finance.Yahoo.com en Coinmarketcap.com. Ze bevatten uitgebreide datasets voor vermogensmarkten waarin gehandeld wordt, zoals aandelen, obligaties, opties, futures, indexen, fondsen, cryptovaluta's enzovoort. Voor dit onderzoek wordt de periode 24 mei 2022 tot 1 mei 2023 genomen. Deze bestaat uit 200 handelsdagen voor de bankrun op de Silicon Valley Bank, tot aan 1 mei na de bankrun. Dit zijn in totaal 234 observaties. 200 voor 10 maart en 33 handelsdagen na 10 maart. Er wordt gebruik gemaakt van indexen die verschillende markten volgen om het effect van de bankrun te onderzoeken. Deze indexen hebben een relatief vergelijkbaar verloop ten opzichte van de markt zelf. Om het effect op de cryptomarkt te onderzoeken wordt er gebruik gemaakt van de CMC Crypto 200 Index van Solactien. Deze index volgt de 200 grootste cryptovaluta's. Naast de cryptomarkt is het ook interessant om het effect voor andere markten te onderzoeken. Zo kan er gekeken worden of dit effect voor andere markten hetzelfde is, of mogelijk afwijkt. Het zou kunnen dat het effect markt specifiek is. De andere markten die worden onderzocht zijn: de aandelenmarkt en oliemarkt. Voor de aandelenmarkt wordt er gekeken naar de S&P 500. De index die hiervoor gebruikt wordt is de SPDR S&P 500 ETF Trust (SPY). Deze volgt de aandelen van de 500 grootste bedrijven in de V.S.. Er wordt in dit onderzoek ook gekeken naar nog twee andere assets, namelijk olie en goud. Voor olie wordt iPath Pure Beta Crude Oil ETN (OIL) gebruikt. Dit is een exchange traded note die de markt voor olie volgt. Voor goud wordt SPDR Gold Shares (GLD) gebruikt. In tabel 3.1 zijn de beschrijvende statistieken te zien van de variabelen die worden gebruikt voor dit onderzoek. Deze zijn gerapporteerd met vier decimalen om een duidelijk beeld te krijgen van de data.

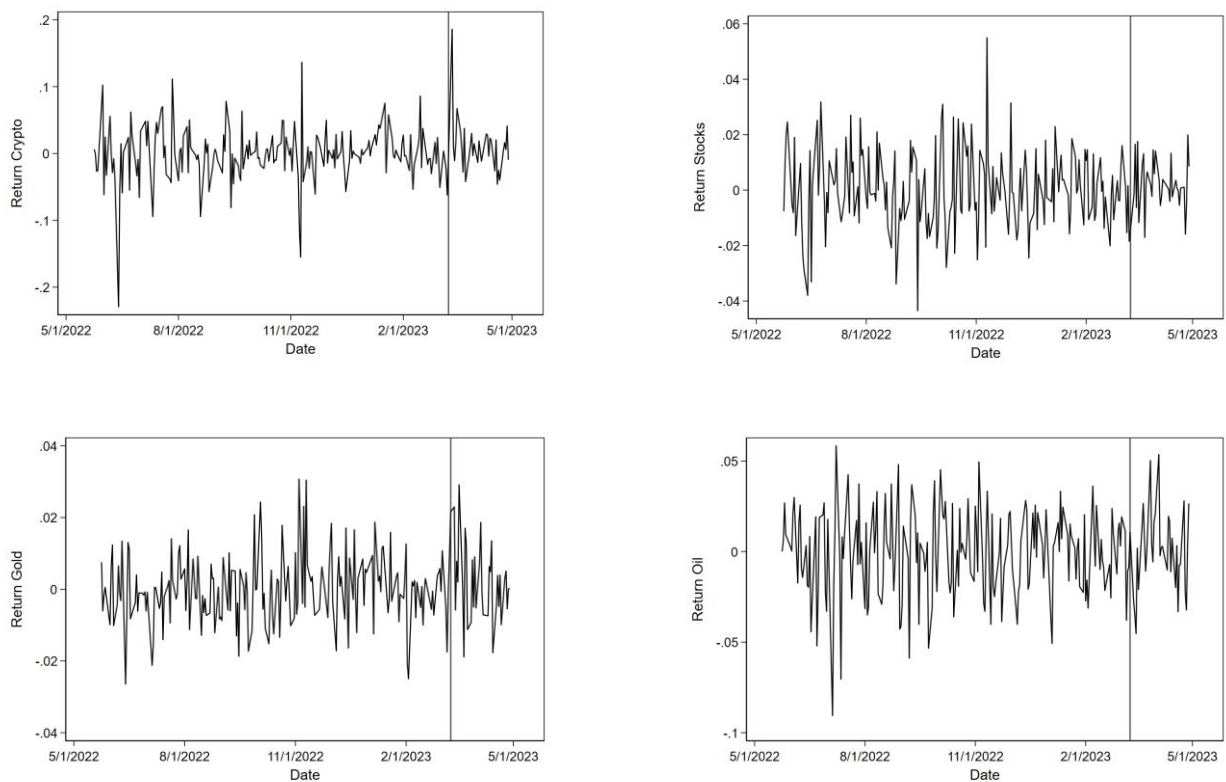
Tabel 3.1: Beschrijvende statistieken rendementen

Variable	Obs	Mean	Std. dev.	Min	Max
Crypto	234	0.0007	0.0404	-0.2291	0.1858
Stocks	234	0.0004	0.0137	-0.0435	0.0550
Gold	234	0.0003	0.0097	-0.0264	0.0307
Oil	234	-0.0005	0.0238	-0.0905	0.0584
Bankrun	234	0.1496	0.3574	0.0000	1.0000

In deze tabel staan de variabelen die de rendementen weergeven voor de verschillende markten, behalve voor de variabele *Bank run*. Deze variabele is een binaire dummyvariabele die de waarde 0 of 1 kan aannemen en representeert de periode tot en met 9 maart, of vanaf 10 maart.

Om een gevoel te krijgen voor de data zijn de rendementen in figuur 3.2 geplot. Hierin zijn de dagelijkse rendementen voor crypto, aandelen, goud en olie te zien. Deze zijn berekend als de prijsverandering in verhouding tot de dag ervoor. Er is te zien dat de data relatief gelijk verdeeld is rond een lineaire trend, die ongeveer rond de 0 ligt. De rendementen voor de cryptomarkt hebben echter relatief grotere waarden ten opzichte van de andere drie markten. Voor de cryptomarkt liggen de rendementen tussen 0.2 en -0.2,

terwijl de rendementen voor de andere markten ongeveer liggen tussen de 0.05 en -0.05, met uitzondering van een paar extreem negatieve rendementen op de oliemarkt die bijna de -0.1 bereikt. De extreme waardes hangen waarschijnlijk samen met events die een sterke invloed op die markt hadden. Dit kan zowel invloed hebben op één specifieke markt, of op de gehele economie. De interesse ligt voor dit onderzoek bij zo een evenement. Het is dus van belang dat deze waardes niet uit de data gefilterd worden. Deze extreme waardes zullen waarschijnlijk geen groot effect op het gemiddelde hebben, omdat deze rendementen zowel positief als negatief zijn. Daarnaast zijn er meer dan 200 observaties, wat de extreme waardes compenseert. Het is interessant om te zien dat de extreme waardes voor de cryptomarkt een stuk hoger liggen dan voor de andere markten, wat in tabel 3.1 te zien is. Dit zou mogelijk verklaard kunnen worden door de in verschillen karakteristieken tussen de 4 markten, die het verloop van de markt kunnen verklaren.



Figuur 3.2: Rendementen voor de 4 markten, 24-05-2022 tot 01-05-2023

De rendementen zijn gemeten als prijsverandering in procenten ten opzichte van de dag ervoor. Het is dagelijkse data, echter is het alleen gemeten op handelsdagen, waardoor weekenden en feestdagen niet meegenomen zijn. De verticale lijn geeft de event-datum aan.

In tabel 3.3 zijn de correlaties weergegeven tussen de rendementen van cryptovaluta's, aandelen, goud en olie. De correlaties zijn over het algemeen laag, behalve de correlatie tussen Crypto en Stocks met een correlatie van 0.5048. Dit kan gezien worden als een relatief sterke relatie. Gold heeft relatief zwakke correlaties. De hoogste waarde is 0.3084 voor de relatie met Stocks. Oil heeft de laagste correlaties met de andere 4 variabelen.

Tabel 3.3: Correlatietabel rendementen van verschillende markten

Variabele	1	2	3	4
1 Crypto	1			
2 Stocks	0.5048*	1		
3 Gold	0.2800*	0.3084*	1	
4 Oil	0.1415*	0.2262*	0.2143*	1

* $p < 0.05$

Hoofdstuk 4 Methode

4.1 Lineaire regressie

Ik ben geïnteresseerd in het effect van de bankrun op de Silicon Valley Bank. Dit kan onderzocht worden door gebruik te maken van een evenement-studie. Hiervoor wordt de lineaire regressie methode toegepast, zoals aangeraden door Binder (1998) in zijn paper over de event-study methodologie sinds 1969. Het effect wordt gemeten met behulp van de rendementen op verschillende markten. Aan de hand van de data voor de cryptomarkt, de aandelenmarkt en de oliemarkt worden de dagelijkse rendementen berekend. Hiervoor wordt de variabele `adjusted_close` genomen. Deze staat voor de aangepaste sluitingsprijs. Hierbij is rekening gehouden met aandelensplitsingen, dividenduitkeringen, enzovoort. Zo zijn de sluitingsprijzen in dezelfde waarden, om ervoor te zorgen dat ze met elkaar vergeleken kunnen worden voor verschillende markten en bedrijven. De volgende formule wordt gebruikt om de rendementen te berekenen:

$$R_{mt} = \frac{P_{mt}}{P_{mt-1}} - 1 \quad (1)$$

R_{mt} staat voor rendement op tijdstip t voor markt m en P_{mt} staat voor prijs op tijdstip t voor markt m , gemeten als aangepaste sluitingsprijs, ofwel `adjusted_close` in het Engels, in dollars. Deze rendementen worden vervolgens meegenomen in de regressieanalyses. Er wordt een regressievergelijking opgesteld waaraan een dummyvariabele wordt toegevoegd om te testen voor de periode voor en na de bankrun. De vorm is hiervan vergelijkbaar met het Constant Mean Return Model die besproken wordt in het paper van MacKinlay (1997). De aanname voor dit model is dat het rendement rond een constant gemiddelde ligt. Dit houdt in dat er over de tijd geen positieve of negatieve trend of drift is voor het gemiddelde rendement. Er wordt dus verwacht dat de rendementen steeds terugkeren naar hetzelfde gemiddelde. In figuur 3.2 is te zien dat het gemiddelde rendement voor de vier markten ongeveer rond de 0 ligt en hier steeds naar terugkeert. Met behulp van het Constant Mean Return Model wordt er een vergelijking opgesteld. Deze regressievergelijking ziet er als volgt uit:

$$R_{mt} = \alpha_m + \gamma_m D_t + u_{mt} \quad (2)$$

De variabele R_{mt} staat voor het gemiddelde marktrendement in dollars voor markt m gedurende periode t . Er zijn vier soorten markten die m aan kan nemen, de cryptomarkt, aandelenmarkt, goudmarkt en oliemarkt. De variabele α_m representeert de constante en is een schatting voor het gemiddelde rendement van alle observaties voor die markt. De dummyvariabele D_t is een binaire variabele die de waarde 0 of 1 aan kan nemen. 0 staat voor de periode tot en met 9 maart en bevat 200 handelsdagen. 1 staat voor de periode na de bankrun, ofwel vanaf 10 maart. Als laatste wordt de errorterm u_{mt} op tijdstip t voor markt i meegenomen in de regressievergelijking. De reden dat er een lineaire regressie wordt gedaan is dat het een makkelijke methode is om te testen of er een significant verschil zit tussen de twee periodes die worden onderzocht. Er wordt hier gekeken naar een verschil tussen de gemiddelde rendementen.

De regressievergelijking kan uitgebreid worden om de individuele assets erin te verwerken. De vergelijking komt er dan als volgt uit te zien:

$$R_{it} = \alpha_i + \beta_i R_{mt} + \gamma_i D_t + u_{it} \quad (3)$$

In deze vergelijking staat R_{it} voor het rendement van aandeel of cryptovaluta i op tijdstip t . De variabele α_i is de constante waarde voor asset i . R_{mt} staat voor het marktrendement op tijdstip t . D_t is een dummyvariabele die staat voor het evenement. Deze variabele kan de waarde 0 of 1 aannemen. Het neemt de waarde 1 aan gedurende het evenement en 0 voor de periode ervoor.

4.2 Aannames model

De lineaire regressie die wordt toegepast om het effect van de bankrun te testen is de ordinary least squares (OLS) regressie. Deze komt met 5 aannames, om ervoor te zorgen dat de methode de beste lineaire zuivere schatting geeft (Moore, et al., 2020). Het doel ervan is het kwadraat van de errortermen minimaliseren, zodat het de meest nauwkeurige schatting geeft. De lineaire regressie kent 5 aannames om ervoor te zorgen dat het de beste zuivere lineaire schatting geeft.

De eerste aanname is dat de relatie die onderzocht wordt lineair is. In figuur 3.2 is te zien dat de datapunten ongeveer een lineaire trend volgen. Er kan dus aangenomen worden dat de relatie die wordt onderzocht een lineair verband is. Er zijn daarentegen wel een aantal problemen met deze relatie, aangezien de datapunten met elkaar gecorreleerd zijn over de tijd. Dit komt doordat de data die gebruikt wordt een tijdreeks is. Er is hier dus mogelijk sprake van autocorrelatie of seriecorrelatie. De waarnemingen zijn dus niet onafhankelijk van elkaar.

De tweede aanname van de OLS regressie is dat er geen sprake mag zijn van endogeniteit tussen de schatters. Dit houdt in dat er geen correlatie mag zijn tussen de onafhankelijke variabelen en de errortermen. Dit wordt wiskundig met de volgende vergelijking weergegeven: $Cov(x_i, u_i) = 0$. Deze aanname kan niet getest worden. Als deze aanname geschonden wordt, dan is er sprake van omitted variable bias, ofwel OVB. Er bestaan dan relevante variabelen die niet zijn meegenomen in het model, wat leidt tot een correlatie tussen de errortermen en de onafhankelijke variabelen. Dit heeft weer invloed op de afhankelijke variabele. Het is onwaarschijnlijk dat de regressie die in dit paper wordt gedaan leidt aan OVB, aangezien de onafhankelijke variabele een dummyvariabele is die een periode in de tijd representeert. Het is onwaarschijnlijk dat er variabelen zijn die invloed kunnen hebben op de onafhankelijke variabele die wordt meegenomen in de regressie. Het zal hoogstwaarschijnlijk geen invloed hebben op de coëfficiënt van de dummyvariabele, wanneer er andere onafhankelijke variabelen worden toegevoegd aan het model om de afhankelijke variabele te voorspellen. Er kan dus aangenomen worden dat deze aanname geldt. Dat wil niet zeggen dat er geen relevante variabelen meer zijn om de rendementen te voorspellen. Het is alleen niet relevant voor het effect dat wordt getest.

De derde aanname heeft betrekking op de errortermen en bestaat uit drie delen. Ten eerste moeten de errortermen normaal zijn verdeeld. Ofwel de errortermen volgen een normale verdeling: $u \sim N(0, \sigma^2)$. Als er meer observaties zijn, is het aannemelijker dat de errortermen normaal verdeeld zijn. Als dit niet geldt, dan kan het zijn dat de uitkomsten van de F-testen en T-testen verkeerd zijn. Dit kan dan leiden tot verkeerde interpretaties van de resultaten. Deze aanname zal waarschijnlijk gelden voor de data in dit paper, wanneer de errortermen niet worden geplot over de tijd. Ten tweede moet de verwachte waarde van de errortermen 0 zijn, ofwel $E(u_i) = 0$. Als dit niet geldt, dan zal de regressielijn waarschijnlijk niet de beste zijn. In figuur 3.2 is te zien dat de meeste waardes een lineaire trend volgen. Het laatste is homoscedasticiteit van de errortermen. Dit houdt in dat de standaarddeviatie en variantie hetzelfde blijven voor de errortermen, ofwel $Var(u_i) = \sigma^2 < \infty$. Als de errortermen geen gelijke variantie hebben, dan kan het zijn dat voor bepaalde waardes de standaardafwijking groter wordt, waardoor de schattingen niet voor elke waarde even nauwkeurig zijn. Deze aanname kan getest worden met een Whitetest, die test of de varianties van de errortermen gelijk zijn. Als deze aanname geschonden is, dan kan gebruik gemaakt worden van robuuste standaardfouten om te corrigeren voor niet-constante varianties.

De vierde aanname is dat er geen sprake mag zijn van serie-correlatie. Dit houdt in dat de errortermen niet met elkaar gecorreleerd mogen zijn. Dit kan wiskundig worden weergegeven met behulp van de volgende vergelijking: $Cov(u_i, u_j) = 0$, waarbij $i \neq j$. Er is waarschijnlijk sprake van correlatie tussen de errortermen aangezien er gebruik wordt gemaakt van tijdreeksdata. Deze aanname wordt dus hoogstwaarschijnlijk geschonden. Een belangrijkere aanname voor de evenement-studie is of de tijdreeks stationair is of niet. Dit kan ik testen met behulp van de Augmented Dickey Fuller test. Deze test de nulhypothese dat er sprake is van een unit root. Als de P-waarde kleiner is dan 0.05, dan wordt deze hypothese verworpen en is er dus geen sprake van een unit root in de tijdreeks. De alternatieve hypothese is dat dat er sprake is van stationariteit. Er kan dan aangenomen worden dat de waardes zijn gegenereerd door een stationair proces.

De vijfde en laatste aanname heet multicollineariteit. Voor deze aanname mogen de onafhankelijke variabelen niet sterk met elkaar gecorreleerd zijn. Dit kan betekenen dat twee variabelen hetzelfde op elkaar reageren of door iets anders beide worden beïnvloed. Als beide variabelen dan meegenomen worden in het model, dan kan het zijn dat de geschatte coëfficiënten verkeerd worden berekend en dus een verkeerde waarde hebben. De p-waarde kan hierdoor ook verkeerd zijn, wat de significantie kan beïnvloeden. Dit kan makkelijk geobserveerd worden door de correlaties te bekijken tussen de verschillende variabelen. Als er een hoge correlatie van bijvoorbeeld 0.9 of hoger is, dan kun je je afvragen of er dan sprake is van multicollineariteit. Dit probleem is niet van belang voor de evenement-studie die wordt gedaan in dit paper, aangezien er maar één onafhankelijke variabele is meegenomen in

het model. Daarnaast zijn de correlaties die gerapporteerd zijn in tabel 3.2 relatief laag. De hoogste correlatie is 0.5048 tussen de cryptomarkt (Crypto) en aandelenmarkt (Stocks).

Hoofdstuk 5 Resultaten & Discussie

Er zijn een aantal modellen opgesteld om het effect van de bankrun op de Silicon Valley Bank te meten. Dit is gedaan voor vier verschillende markten: de cryptomarkt, de aandelenmarkt, goudmarkt en oliemarkt. De resultaten zijn te zien in tabellen 5.1, 5.2 en 5.3. Om te testen voor de duur van een mogelijk effect zijn er drie verschillende event-periodes gekozen, namelijk 34, 7 en 4 handelsdagen. Daarnaast is er voor elk model een Augmented Dickey Fuller test gedaan om de hypothese te testen voor een unit root. Als de P-waarde significant is, dan kan er geconcludeerd worden dat er geen sprake is van een unit root en dus zijn de waardes gegenereerd door een stationair proces. Voor elk model was de Augmented Dickey Fuller test P-waarde extreem significant met voor elk model een waarde van 0.000. Er is voldoende bewijs om te concluderen dat de geobserveerde waardes een stationair proces volgen. Daarnaast is er nog een White test gedaan voor elk model. Deze test voor heteroscedasticiteit van de errortermen. Als de variantie niet gelijk is voor alle errortermen, kan dit gevolgen hebben voor de validiteit van de P-waardes van de T-testen en F-testen. Voor model 2 in tabel 5.1 is de P-waarde van de White test significant met een waarde van 0.042. Hetzelfde geldt voor model 3 in tabel 5.2 met een P-waarde van 0.009. Om hiervoor te corrigeren is er gebruik gemaakt van robuuste standaardfouten. De rest van de modellen hadden een niet-significante P-waarde voor de White test met een 95%-significantieniveau. De bijgestelde R² is relatief laag voor de modellen. Dit komt doordat de modellen slecht zijn in het verklaren van de individuele rendementen voor de 4 markten voor elk tijdstip. Dit is niet erg voor de event-studie, omdat er wordt gekeken naar twee periodes waarin al deze observaties zijn meegenomen om het gemiddelde rendement te schatten. De modellen zijn bedoeld om te testen voor een verschil in rendementen voor deze periodes, voor en na de event-datum.

De modellen die getest zijn en waarvan de resultaten zijn gerapporteerd in tabellen 5.1, 5.2 en 5.3 bestaan uit twee variabelen. De afhankelijke variabele kan staan voor: Crypto, Stocks, Gold of Oil. Deze variabelen staan voor de rendementen op deze markten. De onafhankelijke variabele Bankrun is een binaire dummyvariabele die de waarde 1 aanneemt voor de periode na de bankrun en anders 0. Als laatste is er nog een constante waarde. De constante waarde is voor geen enkel model significant. Er is dus onvoldoende bewijs dat deze significant afwijkt van 0. De constante kan geïnterpreteerd worden als het gemiddelde rendement gedurende de gehele periode die is geobserveerd voor de indexen. Het Constant Mean Return Model lijkt een goed model te zijn voor het schatten van de rendementen (MacKinlay, 1997). Hierbij is het gemiddelde rond de 0 voor alle modellen. In figuur 3.2 is ook te zien dat de rendementen over de tijd steeds terugkeren naar dit gemiddelde. Tabel 5.1 laat zien dat geen enkele coëfficiënt significant is voor de variabele Bankrun. Hieruit kan geconcludeerd worden dat er te weinig bewijs is voor een waarneembaar effect in de 34 handelsdagen na het event.

Tabel 5.1 Lineaire regressieresultaten voor de rendementen van de 4 verschillende markten 34 handelsdagen na de bankrun

Variabele	(1) Crypto	(2) Stocks	(3) Gold	(4) Oil
Bankrun	0.0109 (0.0073)	0.0018 (0.0019)	0.0025 (0.0018)	0.0014 (0.0044)
Constante	-0.0009 (0.0029)	0.0001 (0.0009)	0.0000 (0.000687)	-0.0007 (0.0017)
Observaties	234	234	234	234
Bijgestelde R ²	0.005	-0.002	0.004	-0.004
P-waarde White	0.896	0.042**	0.227	0.616
P-waarde ADF	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***

Standaardfouten staan tussen haakjes; de variabele Bankrun is een dummyvariabele die de waarde 0 of 1 aan kan nemen; de variabelen Crypto, Stocks, Gold en Oil zijn de rendementen voor die markten, gemeten als verandering in de prijs ten opzichte van de handelsdag ervoor; White staat voor White test; ADF staat voor de Augmented Dickey Fuller test; voor model 2 zijn robuuste standaardfouten gebruikt; *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01

In tabel 5.2 is de coëfficiënt van de variabele Bankrun als enige significant positief met een waarde van 0.0381. De index voor de cryptomarkt heeft dus in een periode van 7 handelsdagen na de bankrun een positief rendement behaald van gemiddeld $-0,0009 + 0.0381 = 0.0372$. Er is dus in deze 7 handelsdagen een gemiddeld rendement behaald van 3.72%. Dit is hoger dan in de 200 handelsdagen voor de bankrun. Voor de andere drie modellen in de tabel is de coëfficiënt van de variabele Bankrun niet significant afwijkend van 0 en is er dus geen bewijs dat voor die markten de bankrun een positief effect heeft gehad op het gemiddelde rendement in de 7 handelsdagen na de event-datum.

Tabel 5.2 Lineaire regressieresultaten voor de rendementen van de 4 verschillende markten 7 handelsdagen na de bankrun

Variabele	(1) Crypto	(2) Stocks	(3) Gold	(4) Oil
Bankrun	0.0381** (0.0150)	0.0028 (0.0051)	0.0074 (0.0055)	-0.0088 (0.0087)
Constante	-0.0009 (0.0029)	0.0001 (0.0010)	0.0000 (0.0007)	-0.0007 (0.0017)
Observaties	207	207	207	207
Bijgestelde R ²	0.026	-0.003	0.017	0.000
P-waarde White	0.227	0.633	0.009***	0.946
P-waarde ADF	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***

Standaardfouten staan tussen haakjes; de variabele Bankrun is een dummyvariabele die de waarde 0 of 1 aan kan nemen; de variabelen Crypto, Stocks, Gold en Oil zijn de rendementen voor die markten, gemeten als verandering in de prijs ten opzichte van de handelsdag ervoor; White staat voor White test; DF staat voor de Augmented Dickey Fuller test; voor model 3 zijn robuuste standaardfouten gebruikt; *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01

In tabel 5.3 is te zien dat de variabele Bankrun voor model 1 en 3 een significant positieve coëfficiënt heeft voor een 95%-significantieniveau. De bijbehorende waardes zijn 0.0397 voor Crypto en 0.0097 voor Gold. De indexen voor de cryptomarkt en de goudmarkt hebben dus significant positieve rendementen gegenereerd in de vier handelsdagen na de bankrun. De coëfficiënt voor Oil heeft een negatieve waarde van -0.0184 die zwak significant is met een 90%-significantieniveau. Er is voor de variabele Bankrun in model 4 voor Oil dus te weinig bewijs dat de bankrun in de 4 handelsdagen na de event-datum een negatief gemiddeld rendement heeft gegenereerd. De coëfficiënt is niet significant afwijkend van 0. De constante waardes zijn ook in deze tabel voor de vier modellen niet significant.

Tabel 5.3 Lineaire regressieresultaten voor de rendementen van de 4 verschillende markten 4 handelsdagen na de bankrun

Variabele	(1) Crypto	(2) Stocks	(3) Gold	(4) Oil
Bankrun	0.0397** (0.0189)	0.0023 (0.0065)	0.0097** (0.0043)	-0.0184* (0.0109)
Constante	-0.0009 (0.0030)	0.0001 (0.0010)	0.0000 (0.0007)	-0.0007 (0.0017)
Observaties	204	204	204	204
Bijgestelde R ²	0.017	-0.004	0.020	0.009
P-waarde White	0,072*	0.778	0.592	0,786
P-waarde ADF	0.000***	0.000***	0.000***	0.000***

Standaardfouten staan tussen haakjes; de variabele Bankrun is een dummyvariabele die de waarde 0 of 1 aan kan nemen; de variabelen Crypto, Stocks, Gold en Oil zijn de rendementen voor die markten, gemeten als verandering in de prijs ten opzichte van de handelsdag ervoor; White staat voor White test; DF staat voor de Augmented Dickey Fuller test; *p < 0.1, **p < 0.05, ***p < 0.01

Volgens Tuysuz (2013) beleggen mensen in onzekere economische tijden in goud. Dit is terug te zien in de resultaten van tabel 5.3. Vier handelsdagen na de bankrun heeft goud een significant positieve coëfficiënt van 0.0097. Ofwel het gemiddelde rendement van de index voor goud is 0.97% in de vier handelsdagen na de bankrun ten opzichte van de periode voor de bankrun. In tabel 5.1 en 5.2 is deze coëfficiënt niet meer significant. Hieruit kunnen we concluderen dat het effect tot zeker 4 handelsdagen na de bankrun significant was, maar bij 7 handelsdagen na de bankrun niet meer. Uit de resultaten kan ook geconcludeerd worden dat er niet genoeg bewijs is dat de bankrun een significant negatief effect heeft gehad op de vier markten.

De resultaten van tabel 5.1, 5.2, en 5.3 zijn in lijn met de theorie van de momentumfactor die Lui, Tsyvinski en Wu (2020) hebben gevonden voor de cryptomarkt en de verklaring van overreactie. Er is te zien dat er op korte termijn, tot zeker 7 handelsdagen na de bankrun een positief significant effect te meten is voor de cryptomarkt. Het vrijgekomen vermogen tijdens de bankrun en het mogelijk herinvesteren daarvan zou kunnen hebben gezorgd voor momentum op de cryptomarkt. Vervolgens is dit versterkt door de verandering in verwachtingen van investeerders. Het effect zou ook deels verklaard kunnen worden door de risicofactor grootte, aangezien de cryptomarkt relatief nieuw is. Li et al. (2019) vonden dat kleinere cryptovaluta's hogere rendementen genereerden in de toekomst. Dit zou vervolgens versterkt kunnen zijn door momentum. Dit heeft waarschijnlijk een minder groot effect gehad op de aandelenmarkt, omdat de index daarvoor de S&P 500 volgt. Dit zijn de 500 grootste beursgenoteerde

bedrijven voor de aandelenmarkt in de V.S.. Hier is dus mogelijk sprake van minder groeipotentie, wat in lijn is met de niet-significante coëfficiënten voor de aandelenmarkt. Gezien het niet-significante effect voor de index van de S&P 500, kan er beredeneerd worden dat er op de markt voor olie ook geen significant effect te meten is. Dit kan verklaard worden door de negatieve correlatie tussen aandelen en olie tijdens economisch onstabiele periodes, die Tuysuz (2013) had gevonden in zijn paper.

Hoofdstuk 6 Conclusie

Ik heb het effect van de bankrun op de Silicon Valley Bank, die plaatsvond op 10 maart 2023, onderzocht op de cryptomarkt, aandelenmarkt, de goudmarkt en de oliemarkt. De cryptomarkt is nog relatief nieuw en is nog niet volledig ontwikkeld volgens Lui, Tsyvinski en Wu (2022). Hierdoor is er veel wetenschappelijke interesse in deze markt. Daarnaast is er ook nog veel onzeker, met betrekking tot deze markt. Dit levert een aantal vragen op. In hoeverre zijn de risicofactoren die rendementen verklaren in andere markten toepasbaar op de cryptomarkt? Is de markt efficiënt? Zijn de resultaten die zijn gevonden in recente papers in de toekomst nog steeds relevant? Dit paper breidt de huidige literatuur uit door de volgende vraag te beantwoorden, wat is het effect van de bankrun op de Silicon Valley Bank op de cryptomarkt?

Deze vraag wordt in dit paper op de volgende manier beantwoord. Eerst werd er gekeken welke factoren een verklarende rol spelen voor de rendementen op de cryptomarkt. Vervolgens werd er een mogelijke indicatie gegeven voor het effect van de bankrun op de vier verschillende markten. Aan de hand van deze kennis is een methode gekozen voor het testen van dit effect, namelijk de event-studie. Hiervoor werd gebruik gemaakt van de methode die beschreven is in het paper van Binder (1998). De eerste stap was het opstellen van een Ordinary Least Squares (OLS) regressievergelijking met een dummyvariabele om te testen voor een verschil in de gemiddelde rendementen in de periode voor en na de bankrun. Vervolgens zijn een aantal aannames gedaan voor het model om tot de beste zuivere lineaire schattingen te komen. De data werd geplotted om een gevoel te krijgen voor mogelijke schendingen van deze aannames. Sommige aannames kunnen niet getest worden. De overige aannames werden getest met behulp van een aantal statistische toetsen. De eerste toets die werd gedaan was de White test voor heteroscedasticiteit. De modellen die niet voldeden aan deze testen werden gecorrigeerd door gebruik te maken van robuuste standaardfouten. Doordat er gebruik werd gemaakt van tijdreeksdata werden een aantal standaard OLS aannames geschonden. Om toch tot betrouwbare resultaten te komen werd er een extra aanname gedaan, namelijk de aanname van stationariteit. Hiervoor werd de Augmented Dickey Fuller test uitgevoerd. Deze was voor geen enkel model significant, wat betekent dat er geen sprake is van een unit root. Dit houdt in dat de waardes door stationair proces zijn gegenereerd. Als laatste zijn de regressies uitgevoerd en zijn de resultaten voor het effect van de bankrun gerapporteerd in de resultatensectie.

Uit de resultaten bleek dat de bankrun niet hetzelfde effect had voor alle vier de markten. De bankrun had het meeste effect op de index voor de cryptomarkt. Hier was tot 7 handelsdagen na de bankrun een positief significant gemiddeld rendement te meten ten opzichte van de periode daarvoor. Dit is in lijn met de hypothese dat de bankrun een positief significant effect heeft gehad op de cryptomarkt. Voor goud was dit tot 4 handelsdagen na de bankrun een positief significant gemiddeld rendement ten opzichte van daarvoor. De aandelenmarkt en oliemarkt hadden beide geen significante coëfficiënten en dus is er niet

genoeg bewijs dat de bankrun een effect heeft gehad op deze twee markten. 34 handelsdagen na de bankrun was er geen significant effect meer te meten van de bankrun voor alle vier de markten.

Hieruit kan worden geleerd dat de cryptomarkt relatief sterk wordt beïnvloed door een bankrun van grote omvang ten opzichte van andere markten. Naast dat de cryptomarkt positieve rendementen heeft ervaren na de bankrun op de Silicon Valley Bank, is zichtbaar dat goud het ook goed heeft gedaan. De verklaring hiervoor is dat beleggers goud zien als veilige investering en dat veroorzaakt een kapitaalvlucht naar goud in economisch onzekere tijden (Tuysuz, 2013). Er is geen bewijs voor een significant effect van de bankrun op de aandelenmarkt en oliemarkt. Deze resultaten zijn interessant voor investeerders, want er is mogelijk een strategie toe te passen wanneer er een bankrun plaatsvindt, om rendement te behalen op de cryptomarkt. Alhoewel deze resultaten geen zekerheid geven voor hetzelfde effect voor vergelijkbare events in de toekomst.

De resultaten die zijn gevonden maken het interessant om de repliceerbaarheid van dit effect te testen voor vergelijkbare events. Alhoewel dit lastig kan zijn aangezien zo'n event niet vaak voorkomt. Een alternatief vervolgonderzoek zou kunnen testen voor een verschil in het effect van de bankrun voor de verschillende cryptovaluta's. Dit verschil kan mogelijk ontstaan door de grootte van cryptovaluta's, ofwel marktkapitalisatie en de marktrisicopremie (Lui et al., 2022). Ook zou dit onderzoek gerepliceerd kunnen worden met de daadwerkelijke data voor de markt in plaats van indexen. Daarnaast is het interessant om te onderzoeken in hoeverre de resultaten gerepliceerd kunnen worden met dezelfde methode of alternatieve methodes, voor vergelijkbare events of hetzelfde event. Investeerders zouden deze kennis kunnen gebruiken om nieuwe investeringsstrategieën te bedenken voor het behalen van rendementen op de cryptomarkt.

REFERENTIES

Aharony, J., & Swary, I. (1996). Additional evidence on the information-based contagion effects of bank failures. *Journal of Banking and Finance*, 20(1), 57–69. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)00116-2](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)00116-2)

Binder, J. J. (1998). The Event Study Methodology Since 1969. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 11(2), 111–137. <https://doi.org/10.1023/a:1008295500105>

Calvo, G. A. (2012). Financial crises and liquidity shocks a bank-run perspective. *European Economic Review*, 56(3), 317–326. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2011.12.005>

Chan, L. K., Jegadeesh, N., & Lakonishok, J. (1996). Momentum Strategies. *The Journal of Finance*, 51(5), 1681–1713. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1996.tb05222.x>

Charlton, E. (2023, March 20). What is a bank run? And why does confidence matter for a bank? *World Economic Forum*. Retrieved March 25, 2023, from <https://www.weforum.org/agenda/2023/03/bank-run-silicon-valley-panic/>

Dunbar, K., & Owusu-Amoako, J. (2022). Cryptocurrency returns under empirical asset pricing. *International Review of Financial Analysis*, 82, 102216. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2022.102216>

Gil-Alana, L. A., Abakah, E. J. A., & Rojo, M. J. C. (2020). Cryptocurrencies and stock market indices. Are they related? *Research in International Business and Finance*, 51, 101063. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2019.101063>

Iyer, R., & Puri, M. (2012). Understanding Bank Runs: The Importance of Depositor-Bank Relationships and Networks. *The American Economic Review*, 102(4), 1414–1445. <https://doi.org/10.1257/aer.102.4.1414>

Li, Y., Zhang, W., Xiong, X., & Wang, P. (2019). Does size matter in the cryptocurrency market? *Applied Economics Letters*, 27(14), 1141–1149. <https://doi.org/10.1080/13504851.2019.1673298>

Liu, Y., & Tsyvinski, A. (2020). Risks and Returns of Cryptocurrency. *Review of Financial Studies*, 34(6), 2689–2727. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhaa113>

Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2022). Common Risk Factors in Cryptocurrency. *Journal of Finance*, 77(2), 1133–1177. <https://doi.org/10.1111/jofi.13119>

MacKinlay, A. C. (1997). Recent Studies in Economics and Finance. *Journal of Economic Literature*, 35(1), 13–39. <https://www.jstor.org/stable/2729691>

Moore, D., McCabe, G., Craig, B., & Alwan, L. (2020). *The Practice of Statistics for Business and Economics* (5). WH Freeman.

Nabarro, M., & Gökhan, E. (2023, March 11). Onrust op de beurs door omvallende banken: dit is van belang. *Business Insider Nederland*. Retrieved March 25, 2023, from <https://www.businessinsider.nl/hogere-rentes-banken-vs-omvallen-gevolg-beurs-maart-2023/>

Ozili, P. K. (2022). Global Economic Consequence of Russian Invasion of Ukraine. *Social Science Research Network*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4064770>

Perold, A. F. (2004). The Capital Asset Pricing Model. *Journal of Economic Perspectives*, 18(3), 3–24. <https://doi.org/10.1257/0895330042162340>

Tuysuz, S. (2013). Conditional Correlations between Stock Index, Investment Grade Yield, High Yield and Commodities (Gold and Oil) during Stable and Crisis Periods. *International journal of economics and finance*, 5(9). <https://doi.org/10.5539/ijef.v5n9p28>