Erasmus Universiteit Rotterdam

Erasmus School of Economics

Bachelor scriptie in quantitative finance

Econometrie en Operationele Research

Ontvangen van een premie voor het nemen van extreem risico

Auteur: Odette Roest

Studentnummer: 481080

Supervisor: J.A. Oorschot

Tweede beoordelaar: H.J.W.G. Kole

5 Juli 2020

Abstract

Deze paper onderzoekt of er voor het investeren in portfolios met een hoog lower tail dependecy risk of extreme downside liquidity risk een premie wordt ontvangen. Bij het sorteren op een eigenschap en vervolgens op het risico zien we echter dat we geen significante resultaten krijgen om dit te concluderen. Zo kijken we naar de bivariate sorteermethode met beta, downside beta, cokurtosis en coskewness bij het lower tail dependency risk. Bij het extreme downside liquidity risk kijken we naar beta, downside beta en het lower tail dependency risk. Tot slot kijken we of de premie constant is over de tijd. Dit blijkt niet het geval te zijn als we een periode van crisis vergelijken met een periode na de crisis. [1]

[1]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.

Contents

1 Introductie

De Nederlandse markt is heel beweeglijk. Niemand kan de toekomst voorspellen, komen er periodes met hoge of juist periodes met lage conjunctuur aan? Dit zijn vragen waar investeerders constant mee bezig zijn tijdens het maken van beleggingsbeslissingen. Zij vragen zich af of ze risico moeten nemen en wat de kans is dat het fout of juist goed gaat. Iedere investeerder heeft een ander risico patroon, de een wil helemaal geen risico nemen (risico-avers) terwijl de ander het niet erg vind om risico te lopen (risico-zoekend). Over het algemeen zijn investeerders meer risico-avers dan risico-zoekend (Holt and Laury (2002)). Als investeerders weten dat ze gecompenseerd worden voor het risico dat ze lopen, zullen ze makkelijker een risico nemen dan wanneer er geen compensatie is (Amato (2005)). Wij gaan in deze paper onderzoeken of investeerders een premie krijgen als ze crash gevoelige aandelen hebben en of ze dit ook krijgen als ze slecht liquide aandelen hebben. In het eerste deel van deze paper zullen we vooral kijken naar de methode van Chabi-Yo, Ruenzi, and Weigert (2018), die ook kijken naar het krijgen van een premie bij crash gevoelige aandelen. In het tweede deel kijken we of de premie ook wordt verkregen bij minder liquide aandelen aan de hand van de methode van Ruenzi, Ungeheuer, and Weigert (2020).

De crash gevoeligheid bekijken we door naar de lower tail dependency (LTD), ook wel linker staart afhankelijkheid, met de markt te kijken. Voor de liquiditeit zullen we kijken naar de extreme downside liquidity (EDL). Dit doen we door middel van copulas en de extreme waarde theorie. We gaan dit onderzoek doen op basis van Chabi-Yo et al. (2018) die als eerst kwamen met het gebruik van flexibele convexe copulas bij LTD. Hierop gaan we verder en gebruiken we verschillende papers om het model te kunnen uitbreiden. Zo gebruiken we Ruenzi et al. (2020) om te kijken of extreme downside liquidity risk een premie geeft.
Dit onderzoek is vooral interessant voor de investeerders die risico-avers zijn maar toch veel willen verdienen en vervolgens risico zouden willen nemen als ze weten dat ze gecompenseerd zullen worden.

Er zijn al veel papers waar ze naar de premie kijken van aandelen maar vaak houden ze geen rekening met de dikkere staarten van de verdeling, zoals bijvoorbeeld in Chen, Joslin, and Ni (2014). Chabi-Yo et al. (2018) houden wel rekening met de dikkere staarten van de CDF en dit doen ze door middel van copula combinaties. Ze kijken naar de crash gevoeligheid door lower tail dependency te gebruiken tussen de return van een aandeel en de return van de markt. De belangrijkste aanname die nodig is voor het gebruik van de op copulas gebaseerde LTD coëfficiënten, is dat de eerste vier afgeleiden van de nutsfunctie van het totale welzijn van de investeerders een alternerend teken hebben (Chabi-Yo et al. (2018)).

$$u' < 0 \; investeerders \; zijn \; niet \; verzadigd \qquad u'' > 0 \; investeerders \; zijn \; risico - avers$$
$$u''' < 0 \; absolute \; risico - aversie \; is \; dalend \qquad u'''' > 0 \; investeerders \; houden \; niet \; van \; kurtosis$$

Naast het kijken naar de crash gevoeligheid van de aandelen en het risico wat hierbij komt kijken, zien we in de literatuur dat investeerders zich ook zorgen zouden moeten maken over de systematische component van liquiditeitsrisico. Wij gaan kijken of dit risico ook een premie geeft in de cross-section van returns. Dit doen we wederom aan de hand van copulas en hierbij maken we gebruik van drie componenten:

- EDL_1 risk, de linker staart zo clusteren op basis van de markt liquiditeit en de individuele liquiditeit van het aandeel.
- EDL_2 risk, de linker staart van de bivariate verdeling clusteren tussen de individuele return van het aandeel en de markt liquiditeit.
- EDL_3 risk, de linker staart van de bivariate verdeling clusteren tussen de individuele liquiditeit van het aandeel en de returns van de markt.

De reden dat wij gebruik maken van copulas is dat de meeste empirische theorieën voor het prijzen van aandelen vaak gefocust zijn op risico factoren gebaseerd op de lineaire correlatie coëfficiënten. Echter zijn deze modellen niet in staat om de afhankelijkheid structuur van de staarten te beschrijven met alleen de lineaire correlatie. Chabi-Yo et al. (2018) beschrijven de tail dependency in de lower tail als:

$$P_l(q) = Pr[X_1 < F^{-}_{X_1}1(q)|X_2 < F^{-}_{X_2}1(q)] \tag{1}$$

waar X_1 staat voor de return van het individuele aandeel en X_2 staat voor de return van de markt. Met $F^{-1}_{X_i}$ voor i = 1,2 voor de marginale cumulatieve verdeling van X_1 en X_2 respectievelijk. X_1 en X_2 zijn asymptotisch onafhankelijk (afhankelijk) in de lower tail als $P_l(q)$ een limiet heeft dat gelijk (niet gelijk) is aan nul als q naar nul gaat vanaf rechts. Dus we definiëren LTD als: $LTD \equiv \lim_{q \to 0^+} P_l(q)$

Deze beschrijving van de LTD gebruiken we ook voor de EDL. Bij de EDL_1 staat X_1 voor de liquiditeit van de aandelen en X_2 voor de liquiditeit van de markt. Bij de EDL_2 staat de X_1 en X_2 voor de return van de aandelen en de liquiditeit van de markt respectievelijk. Voor EDL_3 nemen we de individuele liquiditeit van de aandelen voor X_1 en voor X_2 nemen we de returns van de markt.

Chabi-Yo et al. (2018) beschrijven dat investeerders vaak na een crash dit nog goed in hun geheugen hebben en zich daardoor meer risico-avers zullen opstellen omdat ze bang zijn dat het nog een keer zal gebeuren. Dit zal het kopen van portfolios met een hoog LTD of EDL risk verminderen. Om te onderzoeken of de premie die investeerders ontvangen voor het behouden van portfolios met een groot risico gelijk is over de tijd zullen we kijken naar de crisis van 2008 tot en met 2011. Het focussen op dit event wordt gemotiveerd door studies van de empirische optie prijsing (Bates (2003)). We kijken naar de crisis voor het LTD risk en voor het EDL risk, met als voornaamste reden het onderzoeken of het krijgen van premie constant is over de tijd.

Onze resultaten tonen aan dat er geen significante aanwijzing is om er vanuit te gaan dat er een premie ontvangen wordt. Zo zien we bij het sorteren op LTD risk dat er maar in enkele gevallen een premie wordt ontvangen voor een portfolio met een sterk LTD risk. Ook zien we dat er geen premie wordt verwacht als we sorteren op de verschillende EDL risks. Tot slot kijken we of de premie constant is over de tijd, maar ook dit is niet het geval, de premie is vaak in de crisis periode hoger dan in de periode na de crisis.

In Sectie 2 zal er een literatuur analyse gedaan worden, in de derde sectie geven we informatie van de data. Dan in de Sectie 4 geven we de methodes weer en waarom we deze gekozen hebben. In Sectie 5 zijn de resultaten te lezen en tot slot geven we een conclusie.

2 Literatuur

Deze paper is gerelateerd aan bestaande literatuur. We gebruiken vooral de papers van Chabi-Yo et al. (2018) en Ruenzi et al. (2020). Chabi-Yo et al. (2018) tonen aan dat investeerders zeker wel een premie krijgen als ze crash gevoelige aandelen hebben van de NYSE, AMEX en NASDAQ. Dit tonen zij aan met behulp van convexe copula combinaties, zij zijn de eerste die deze methode gebruiken. Wel is er al vaker gekeken naar het ontvangen van risico premie, bijvoorbeeld in Rietz (1988) die onderzoek doet naar de risico premie puzzel. Hij houdt er in zijn model ook rekening mee dat er een kans is op een markt crash maar hij maakt geen gebruik van copulas. Karolyi and Stulz (2003) onderzoeken of de risico premie afhangt van de covariantie maar ook dit doen zij niet door middel van copulas. Er zijn ook papers die kijken naar de tijdreeks relatie tussen staart risico en totale return van de aandelen op de markt (Canova and Ito (1991), Harvey and Siddique (2000)). We zien dus dat er al veel onderzoek wordt gedaan naar risico premie maar dat er nog niet gekeken is naar specifiek de staarten van de verdeling door middel van copula combinaties.

Er is in de literatuur ook al veel onderzoek gedaan naar downside risk en risico-aversie. In Roy (1952) beschrijft hij dat investeerders liever geen risico nemen. Er zijn er maar weinig papers die zich druk maken om crash aversie, de meeste papers kijken naar risico-aversie. Als je alleen naar de risico-aversie kijkt, wordt er geen rekening gehouden met de extreme staart gebeurtenissen wat bij een crash wel van belang is. Daarom is het goed wat ze doen in Chabi-Yo et al. (2018) en wat wij ook doen, waar er juist gericht wordt gekeken naar de extreme gebeurtenissen in de staarten. Er zijn wel papers waar ze ook naar de crash aversie kijken zoals in Bates (2008), waar ze kijken hoe de crash aversie in evenwicht is wanneer er een crash plaatsvindt. Maar er is dus geen literatuur te vinden waar ze zich voornamelijk focussen op een crash en de premie die voor het crash risico ontvangen zou kunnen worden.

Naast dat we in deze paper kijken naar het crash risk en de premie kijken we ook naar het liquiditeitsrisico en die premie. Dit doen we aan de hand van de paper van Ruenzi et al. (2020). Zij bekijken de liquiditeit en de returns samen in een model en bepalen aan de hand hiervan of er een premie wordt ontvangen voor het behouden van portfolios met een sterk liquiditeitsrisico. Zij zijn hierop gekomen door de literatuur van het downside return risk en liquiditeitsrisico samen te voegen en zo komen zij op het concept van extreme downside liquidity risk, wat een erg belangrijk ontdekking is geweest in de literatuur. Zij zijn de eerste in de literatuur die deze combinatie samenvoegen en daarbij gebruik maken van copula combinaties samen met de extreme waarde theorie met deze variabelen. Echter zijn er veel onderzoeken gedaan of systematische liquiditeitsrisico een geprijsde factor is (Cao and Illing (2010)), zij concluderen dat een combinatie van liquiditeitsregulering en kredietverstrekkers de investeringuitbetaling kunnen maximaliseren. Een ander voorbeeld is Acharya and Pedersen (2005), waar ze zoeken naar een evenwicht model waar de return afhangt van zijn verwachte liquiditeit en zijn covariantie, van zijn eigen return en liquiditeit met de markt return, wat ze ook daadwerkelijk vinden.

Zoals we zien in Chabi-Yo et al. (2018) en veel andere literatuur (Nikoloulopoulos, Joe, and Li (2012), Salvadori (2004)) worden copulas vooral gebruikt om de return van een individueel aandeel te bekijken met de return van de markt. Omdat wij dus niet alleen kijken naar de return met de markt return maar ook naar de liquiditeit van de aandelen zoals ze beschrijven in Ruenzi et al. (2020) is dit een toevoeging aan de literatuur, we kijken in een andere dimensie naar het liquiditeitsrisico.

Daarnaast zien we ook dat een crisis een belangrijke rol kan spelen in het gebruik van copulas. Horta, Lagoa, and Martins (2016) gebruiken copula modellen om te kijken waarom de crisis in 2008 zo lang bleef bestaan. Wij gebruiken echter de crisis als punt om te kijken of de premie voor crash en liquiditeitsrisico constant is over tijd, of dat dit verschilt met een periode van crisis in vergelijking met een periode zonder crisis.

3 Data

De data set die we gebruiken voor deze thesis is gebaseerd op de aandelen die verhandeld worden in de AEX. We gebruiken 17 aandelen (WKL,VPK, UNA, URW, RDSA, REN, RAND, PHIA, KPN, INGA, HEIA, DSM, ASML, MT, AKZA, AGN en AALB) met dagelijkse returns in een periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019. Om de aandelen te kunnen vergelijken, nemen we aan dat de dagelijkse return beschikbaar is voor elk van deze aandelen en dat ook het euro volume per dag van elk aandeel beschikbaar is. Alle dagen waarvan voor 1 van de aandelen geen return beschikbaar is op die specifieke dag halen we uit de data set, dit zodat we alle aandelen kunnen vergelijken met precies dezelfde dagen. De reden dat er geen data beschikbaar is, dit kan komen doordat er op deze dag niet is gehandeld in dit aandeel of omdat de beurs gesloten werd. Bijvoorbeeld op 28 april 2006 toen de AEX zo erg was gedaald dat ze de beurs gesloten hebben (Novem (2006)). Net als 11 en 12 augustus 2011, waar de beurs wederom helemaal was ingestort en 2 dagen werd gesloten.

De AEX beschrijft de koers van de 25 aandelen met de grootste marktkapitalisatie op de Amsterdamse effecten beurs, de AEX is het gewogen gemiddelde van al deze koersen. Wij gebruiken echter maar 17 aandelen van deze 25 uit de AEX. Dit komt doordat er een aantal aandelen zijn die nog niet lang op de beurs staan en dus nog geen data beschikbaar hadden in de sample periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019. Een goed voorbeeld van zo'n aandeel is take away, die pas sinds een jaar op de Amsterdamse effecten beurs wordt verhandeld. Maar ook hebben we Prosus eruit gehaald omdat de data die hiervoor beschikbaar was, liep van 11 september 2019 tot en met 31 december 2019, dit valt maar voor een deel in onze data set en wordt dus niet gebruikt.

De data is verkregen van het financieel dagblad (FD (n.d.)). In Tabel 1 zien we de statistieken van de aandelen en hun returns. Het gemiddelde van de dagelijkse returns van ieder aandeel ligt rond de nul. MT heeft het hoogste gemiddelde van alle aandelen en is gelijk aan $7.414 \cdot 10^{-4}$, RDSA heeft het kleinste gemiddelde wat gelijk is aan $-8.129 \cdot 10^{-5}$. De AEX heeft zelf ook een erg klein gemiddelde, nog kleiner dan alle aandelen apart maar dit zou kunnen komen doordat er een aantal aandelen niet zijn meegenomen. Bovendien zien hebben de aandelen en de AEX allemaal een erg hoge kurtosis en een skweness van rond de nul. Dit wijst erop dat de aandelen en de markt niet normaal verdeeld zullen zijn maar juist dikkere staarten zullen hebben. Dit is geen uitzonderlijk resultaat want in de literatuur word al vaak beschreven dat aandelen returns niet normaal verdeeld zijn (Officer (1972)).

Table 1: Statistieken van de returns van de markt en de 17 individuele aandelen in de periode van 1-aug-2005 tot en met 31-dec-2019 gebaseerd op dagelijkse data.

	AEX	WKL	VPK	UNA	URW	RDSA	REN	RAND	PHIA
# Obs	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657
Gemiddelde	-6.101E-06	-3.813E-04	-3.462E-04	-3.122E-04	-1.199E-04	-8.129E-05	-4.058E-04	6.841E-05	-1.257E-04
Volatiliteit	1.268E-02	1.392E-02	1.714E-02	1.401E-02	1.609E-02	1.456E-02	1.402E-02	2.245E-02	1.760E-02
Sharpe ratio	-4.811E-04	-2.739E-02	-2.020E-02	-2.228E-02	-7.454E-03	-5.583E-03	-2.895E-02	3.047E-03	-7.142E-03
Skewness	4.484E-01	2.435E-01	5.517E-01	4.207E-02	7.959E-02	1.268E-01	6.976E-01	6.933E-01	2.103E-01
Kurtosis	9.219	3.464	9.900	4.829	2.339	7.565	9.216	7.025	4.422

	KPN	INGA	HEIA	DSM	ASML	MT	AKZA	AGN	AALB
# Obs	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657	3657
Gemiddelde	5.160E-05	-3.192E-04	-3.230E-04	-3.141E-04	-6.074E-04	7.414E-04	-2.072E-04	5.322E-04	-2.125E-04
Volatiliteit	1.706E-02	4.368E-02	1.371E-02	1.671E-02	2.011E-02	2.969E-02	1.746E-02	2.748E-02	2.042E-02
Sharpe ratio	3.025E-03	-7.308E-03	-2.356E-02	-1.880E-02	-3.021E-02	2.497E-02	-1.187E-02	1.937E-02	-1.041E-02
Skewnes	5.056E-01	-1.865E+01	1.034E-01	8.897E-01	1.931E-01	4.429E-01	-1.997E-02	5.740E-01	9.929E-02
Kurtosis	1.413E+01	6.573E+02	4.568	9.399	1.287E+01	5.241	8.319	1.575E+01	5.442

4 Methodologie

In deze paper gaan we kijken of investeerders gecompenseerd worden als zij investeren in portfolios met een sterk lower tail dependency risk. Dit doen we op dezelfde manier als Chabi-Yo et al. (2018) die dit al eerder onderzochten met de aandelen van de AMEX, NASDAQ en de NYSE. Vervolgens gaan we kijken of er een premie verkregen wordt als je investeert in portfolios met een groot extreme downside liquidity risk. Tot slot kijken we of deze premie constant is over de tijd.

4.1 Lower tail dependency

Om als eerst de lower tail dependency (LTD) te bepalen wordt er gebruik gemaakt van copulas en de extreme waarde theorie. Copulas beschrijven de afhankelijkheids structuur tussen kansvariabelen. Om een copula te gebruiken bepalen we eerst de marginale verdeling van de kansvariabelen. Dit doen we op dezelfde manier als Chabi-Yo et al. (2018) doen. Zij doen dit door de marginale verdeling van het individuele aandeel F_i en van de markt F_m te bepalen aan de hand van de returns van het individuele aandelen r_i en de return van de markt r_m.

$$\hat{F}_i(x) = \frac{1}{n+1}\sum_{k=1}^{n} \mathbb{1}_{r_{i,k} \leq x}, \qquad \hat{F}_m(x) = \frac{1}{n+1}\sum_{k=1}^{n} \mathbb{1}_{r_{m,k} \leq x} \tag{2}$$

Vervolgens schatten we de parameters van de verschillenden copulas om de coëfficiënten van de lower tail dependency te bepalen. Echter, accepteren de meeste modellen het niet om de linker en rechter staart met verschillenden copulas in hetzelfde model te bepalen. Hiervoor gebruiken ze in Chabi-Yo et al. (2018) een flexibel model wat er als volgt uit ziet.

$$C(u_1, u_2; \Theta) = w_1 \cdot C_{LTD}(u_1, u_2; \theta_1) + w_2 \cdot C_{NTD}(u_1, u_2; \theta_2) + (1 - w_1 - w_2) \cdot C_{UTD}(u_1, u_2; \theta_3) \tag{3}$$

Waar C_{LTD} staat voor de copula die de lower tail dependency beschrijft, C_{NTD} voor de copula die geen tail dependency beschrijft en C_{UTD} voor de copula die de upper tail dependency (UTD) beschrijft. Voor elk van deze copulas (C_{UTD}, C_{NTD} en C_{UTD} gebruiken we 4 soorten die deze eigenschap hebben. Zo gebruiken we voor de LTD de clayton-(1), de Rotated Gumbel(2), de Rotated Joe- (3) en de Rotated Galambos-copula (4) en voor de NTD gebruiken we de Gaus- (A), de Frank (B), de FGM- (C) en de plackett-copula (D). Tot slot gebruiken we voor de UTD de volgende copulas: de Gumbel- (I), de Joe- (II), de Galambos- (III) en de Rotated Clayton-copula (IV). Er zijn dus 4 x 4 x 4 = 64 mogelijke combinaties voor Vergelijking 3. Volgens Embrechts, Lindskog, and McNeil (2001) is een lineaire combinatie van copulas ook een copula, dus in Vergelijking 3 bepalen we wederom een copula functie. De waarde van deze copula bepalen we voor elke dag, gebaseerd op de dagelijkse data van 12 maanden ervoor voor alle 64 copula combinaties.

Na het bepalen van de marginale verdeling gaan we de set van copula parameters Θ_j schatten. Waarbij voor elke convexe copula combinatie (64 opties) 5 parameters geschat moeten worden, θ_i voor i = 1, 2, 3, w_1 en w_2, wat we doen voor elke maand gebaseerd op de dagelijkse data van 12 maanden ervoor. We bepalen deze parameter set met behulp van de Canonical maximum likelihood zoals in Chabi-Yo et al. (2018).

$$\hat{\Theta}_j = argmax_{\Theta_j} L_j(\Theta_j) \qquad met \qquad L_j(\Theta_j) = \sum_{k=1}^{n} log(c_j(\hat{F}_{i,r_{i,k}}, \hat{F}_{m,r_{m,k}}; \Theta_j)) \tag{4}$$

Waar L_j staat voor de log-likelihood functie en $c_j(\cdot, \cdot; \Theta_j)$ voor de copula verdeling met $j = 1, 2, ..., 64$, dit is de afgeleide van Vergelijking 3. Dit doen we voor elke maand gebaseerd op de dagelijkse data van 12 maanden ervoor. We hebben dus voor elke copula en voor iedere maand een Θ_j gebaseerd op de 12 maanden ervoor.

Om de juiste copula te gebruiken maken we gebruik van de Integrated Anderson-Darling afstand ($D_{j,IAD}$). Dit doen we voor iedere maand en voor elk aandeel. Met de Integrated Anderson-Darling afstand kijken we naar de afstand tussen de parametrische copula ($C_j(\cdot, \cdot; \hat{\Theta}_j)$ en de empirische copula ($\hat{C}_{(n)}$). Voor de empirische copula verdeling gebruiken we wederom dezelfde manier als in Chabi-Yo et al. (2018). Namelijk, eerst zetten we de returns op volgorde van laag naar hoog en vervolgens geven we ze een ranking van $R_{i,k} = 1, ..., n$ en $R_{m,k} = 1, ..., n$, met n het aantal dagelijkse observaties in periode k. $R_{i,k} = 1$ staat voor de kleinste return voor het aandeel in periode k en $R_{m,k} = n$ staat voor de grootste return in periode k van de markt. De empirische copula geven we als volgt weer.

$$\hat{C}_{(n)}\left(\frac{t_i}{n}, \frac{t_m}{n}\right) = \frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n} \mathbb{1}_{R_{i,k} \leq t_i} \cdot \mathbb{1}_{R_{m,k} \leq t_m} \tag{5}$$

waar $t_i = 1, ..., n$ en $t_m = 1, ..., n$ met n het aantal beschikbare dagelijkse observaties in periode k. De Integrated Anderson-Darling afstand bereken we door middel van

$$D_{j,IAD} = \sum_{t_i=1}^{n}\sum_{t_m=1}^{n} \frac{\left(\hat{C}_{(n)}\left(\frac{t_i}{n}, \frac{t_m}{n}\right) - C_j\left(\frac{t_i}{n}, \frac{t_m}{n}; \hat{\Theta}_j\right)\right)^2}{C_j\left(\frac{t_i}{n}, \frac{t_m}{n}; \hat{\Theta}_j\right) \cdot \left(1 - C_j\left(\frac{t_i}{n}, \frac{t_m}{n}; \hat{\Theta}_j\right)\right)} \tag{6}$$

Dit doen we voor elke maand en elk aandeel zodat we vervolgens kunnen kijken welke copula combinatie deze afstand minimaliseert. We moeten kijken welke copula deze afstand minimaliseert zodat we met deze copula de coëfficiënten van de LTD kunnen bepalen op basis van de geschatte parameters Θ_j van de de gekozen copula combinatie $C^*(\cdot, \cdot; \Theta^*)$. Dus we hebben voor iedere maand voor elk aandeel de beste copula, waar beste staat voor de copula die de $D_{j,IAD}$ minimaliseert.

Met de copula die het meest de Integrated Anderson-Darling afstand minimaliseert bepalen we de coëfficiënten van de LTD met behulp van de verkregen Θ^* van de geselecteerde copula $C^*(\cdot, \cdot; \Theta^*)$. Om tot slot de LTD te berekenen gebruiken we de coëfficiënten verkregen uit de Canonical maximum likelihood in Vergelijking 3. De LTD wordt berekend voor elke maand en voor elk aandeel. We hebben na deze berekening dus een LTD matrix voor alle aandelen en voor elke maand. dus op maand-bedrijf level. De LTD berekenen we als volgt

$LTD = w_1^* \cdot LTD(\theta_1^*)$.

Om te zien of LTD invloed heeft op cross-section van toekomstige returns van aandelen kijken we naar de bivariate sorteermethode. De returns kunnen gedreven worden door verschillen in beta (β), downside beta (β^{-1}), of verschillen gebaseerd op andere karakteristieken. Hierom kijken we naar een sorteermethode waar je op twee manieren sorteert. We sorteren op LTD en op beta, downside beta, coskewness (coskew) of cokurtosis (cokurt).

$$\beta = \frac{Cov(r_i, r_m)}{Var(r_m)} \qquad \beta^{-1} = \frac{Cov(r_i, r_m | r_m < \mu_m)}{(r_m | r_m < \mu_m)}$$

$$Coskew = \frac{E[(r_i - \mu_i)(r_m - \mu_m)^2]}{\sqrt{Var(r_i)}Var(r_m)} \qquad Cokurt = \frac{E[(r_i - \mu_i)(r_m - \mu_m)^3]}{\sqrt{Var(r_i)}Var(r_m)^{\frac{3}{2}}}$$

We gebruiken deze eigenschappen omdat deze volgens Chabi-Yo et al. (2018) het sterkst gecorreleerd zijn met LTD. Eerst zullen we de aandelen verdelen in 3 portfolios gebaseerd op een van de bovengenoemde eigenschappen daarna zullen we binnen deze 3 portfolios ook nog sorteren op 3 portfolios op basis van de LTD waarde. Het kan zijn dat de LTD gedreven wordt door deze eigenschappen, daarom zullen we kijken naar de verschillen tussen de portfolios met sterk LTD risk en zwak LTD risk.

4.2 Extreme downside liquidity risk (EDL)

Na het kijken naar de LTD gaan we ook kijken of investeerders gecompenseerd worden voor liquiditeitsrisico. Dit voegen we samen met de returns van de aandelen net als in Ruenzi et al. (2020). We combineren de asymmetrische liquiditeit op de financiële markt met de investeerders crisis aversie en we introduceren extreme downside liquidity (EDL). We volgen dezelfde methode als in Chabi-Yo et al. (2018) om zo de extreme risico's te kunnen opnemen maar nu gebruiken we het met liquiditeit.

Bij de liquiditeit zullen we niet naar alle 64 copula combinaties kijken maar naar de 8 meest gekozen uit de LTD analyse, dit doen we uit tijdsoverweging. Bij de liquiditeit hebben we 3 componenten waar we naar kijken, zoals genoemd in Sectie 1. We zullen elke component apart analyseren, dus we kijken naar de liquiditeit van alle aandelen samen met de liquiditeit van de markt en we kijken naar de returns van de aandelen met de liquiditeit van de markt en als laatst kijken we naar de liquiditeit van de aandelen en de returns van de markt. Hierbij maken we gebruik van copulas en de extreme waarde theorie. Om de liquiditeit te berekenen maken we gebruik van het Amihud Illiquidity Ratio (Ruenzi et al. (2020)). Hiervoor gebruiken we de dagelijkse data van de returns en het volume van alle aandelen. We bepalen de maandelijkse liquiditeiten door naar de dagelijkse data van een periode te kijken van 12 maanden ervoor. De illiquiditiet van aandeel i in maand t, met een tijdsperiode van 12 maanden, geven we als volgt weer:

$$illiq_t^i = \frac{1}{12} \sum_{d=1}^{12} \frac{|r_{td}^i|}{V_{td}^i} \tag{7}$$

waar r_{td}^i en V_{td}^i zijn de return en het euro volume in miljoenen op dag d in tijdsperiode t van aandeel i. We hebben dus voor de dertiende maand pas liquiditeit omdat we het baseren op de dagelijkse data van de 12 maanden ervoor. We gebruiken deze manier voor het bepalen van de illiquiditeit omdat de returns invloed kunnen hebben op de liquiditeit (Amihud (2002)). Er zitten twee nadelen aan deze methode. De eerste is dat de illiquiditeit hele hoge waardes kan bereiken voor aandelen die een laag handelvolume hebben en ten tweede maakt inflatie van dollar volume de illiquiditeit variabele non-stationair. Maar om dit op te lossen kunnen we de illiquiditeit normaliseren door middel van:

$$c_t^i = min(0.25 + 0.30 \cdot illiq_t^i, 30) \tag{8}$$

met een minimale waarde van 0.25 en maximaal 30 procent. Door het maximum op 30 procent te leggen worden de resultaten niet gedreven door extreem onrealistische uitschieters van illiquiditeit. Tot slot maken we van de illiquiditeit de liquiditeit door $d_t^i = -c_t^i$. We zullen ons gaan focussen op een innovatie van de genormaliseerde liquiditeitsmeting wanneer we de EDL risks meten. Dit doen we omdat er vaak veel autocorrelatie in de eerste paar vertragingen zit en dat lossen we hiermee op:

$$l_t^i = d_t^i - E_{t-1}(d_t^i) \tag{9}$$

Om $E_{t-1}(d_t^i)$ te berekenen gebruiken we een AR(p) model over de liquiditeit tijdreeks van aandeel i.

$$E_{t-1}(d_t^i) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot d_{t-1}^i + ... + \alpha_n \cdot d_{t-n}^i \tag{10}$$

We bepalen p aan de hand van de correlatie tabellen van de aandelen en de markt en kijken vervolgens welke p het meeste voorkomt. Wij gebruiken p = 1 omdat de meeste aandelen dit aangeven in de correlatie tabel. Hierdoor verliezen we wel nog 1 maand aan data omdat we pas voor de tweede maand het AR(1)-model kunnen toepassen.

Vervolgens gebruiken we dezelfde techniek als in Chabi-Yo et al. (2018) om de EDL risks te bepalen. Dus eerst zullen we van de liquiditeit de empirische verdeling zoeken. Dan gaan we de copula parameters schatten en kijken naar de Integrated Anderson-Darling afstand. Ook voor de liquiditeit kiezen we de copula combinatie die deze afstand minimaliseert. Met deze copula combinatie berekenen we met de geschatte parameters de EDL waardes, deze hebben we wederom weer op maand-bedrijf level.

Bij het bivariate sorteren zullen we nu kijken naar de bijbehorende beta, de bijbehorende downside beta en de LTD voor elk EDL scenario, zoals in Ruenzi et al. (2020).

$$\beta_{L1} = \frac{Cov(l_i, l_m)}{var(r_m - l_m)} \qquad \beta_{L1}^{-1} = \frac{Cov(l_i, l_m | l_m < \mu_{l_m})}{Var(r_m - l_m | l_m < \mu_{l_m})} \tag{11}$$

$$\beta_{L2} = \frac{Cov(r_i, l_m)}{var(r_m - l_m)} \qquad \beta_{L2}^{-1} = \frac{Cov(r_i, l_m | l_m < \mu_{l_m})}{Var(r_m - l_m | l_m < \mu_{l_m})} \tag{12}$$

$$\beta_{L3} = \frac{Cov(l_i, r_m)}{var(r_m - l_m)} \qquad \beta_{L3}^{-1} = \frac{Cov(l_i, r_m | r_m < \mu_{r_m})}{Var(r_m - l_m | r_m < \mu_{r_m})} \tag{13}$$

Met deze resultaten zullen we wederom een conclusie trekken of we kunnen zeggen dat het EDL risk gedreven wordt door een van deze eigenschappen. We kijken hier niet naar de cokurtosis en de coskewness omdat deze volgens Ruenzi et al. (2020) niet sterk gecorreleerd zijn met de EDL. Wel kijken we naar LTD want deze is wel sterk gecorreleerd met de EDL volgens Ruenzi et al. (2020). De reden dat we naar de downside beta kijken is omdat EDL zich al focust op de variatie in de linker staart tussen returns en liquiditeiten, de EDL focust zich echter meer op de extreme events.

4.3 Crisis en premie

Tot slot zullen we kijken of het krijgen van een premie voor LTD of EDL risk constant is over tijd, of dat hier juist significante verschillen inzitten. Hiervoor kijken we naar 2 subsamples, de eerste subsample is de periode van midden 2006 tot en met december 2011. Dit is de periode die een crisis bevat, namelijk de crisis in 2008 tot en met 2011. Dit volgt ook uit de data waar we zien dat er voor 2011 een aantal pieken zijn en het daarna redelijk gelijk loopt. De tweede sample is van januari 2012 tot en met december 2019, dit is de periode na de crisis. Nadat we de sample hebben opgesplitst verdelen we de sample in 3 portfolios op basis van LTD of EDL. Vervolgens doen we een CAPM-regressie (Vergelijking 14) en kijken we naar de verschillen in returns tussen de portfolios en naar de verschilen in alpha tussen de sterke en zwakkere portfolios. Natuurlijk kijken we ook of er een significant verschil zit tussen deze twee periodes en of de ontvangen premie constant is over de tijd.

$$return_{aandeel} = \alpha + \beta(return_{markt}) \tag{14}$$

5 Resultaten

5.1 Lower tail dependecy en bivariate sorteermethode

Voor het eerste deel van deze thesis gaan we Chabi-Yo et al. (2018) repliceren. We kijken of je een premie krijgt voor het behouden van aandelen met een sterk lower tail dependency risk. Eerst hebben we alle copula waardes bepaald en hiermee gaan we bepalen welke copula combinatie de Integrated Anderson-Darling afstand het meest minimaliseert. Dit hebben we weergegeven in Tabel 2 waar we de percentages weergeven van hoe vaak de copulas de afstand tussen de empirische en berekende copula minimaliseren. In deze tabel is dikgedrukt weergegeven welke copula het meest de Integrated Anderson Darling afstand minimaliseert. Dit is de Clayton-Gauss-Rotated-Clayton (1-A-IV) copula. Deze wordt in bijna 15% van de gevallen gekozen als copula die de afstand minimaliseert. We zullen deze dan ook gebruiken om de LTD waardes te bepalen en vervolgens te sorteren. Dit is anders dan in Chabi-Yo et al. (2018) waar ze voor elke maand de copula kiezen die de afstand minimaliseert, maar wij doen het zo uit tijdsoverweging. Ook zien we dat veel copulas helemaal in geen een geval de Integrated Anderson-Darling afstand minimaliseren, dit zou verklaard kunnen worden doordat wij veel copula combinaties hebben getest maar een beperkte data set hebben.

Table 2: Frequentie van het aantal keer dat een copula gekozen wordt in het minimaliseren van de Integrated Anderson-Darling afstand in de periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019. Waarde in de tabel zijn in procenten.

Copula	Percentage	Copula	Percentage	Copula	Percentage	Copula	Percentage
1-A-I	0.0307	2-A-I	0.0303	3-A-I	0.0369	4-A-I	0.0164
1-A-II	0.0526	2-A-II	0.0274	3-A-II	0.0351	4-A-II	0.0230
1-A-III	0.0186	2-A-III	0.0384	3-A-III	0.0501	4-A-III	0.0358
1-A-IV	**0.1491**	2-A-IV	0.1217	3-A-IV	0.1392	4-A-IV	0.1187
1-B-I	0.0000	2-B-I	0.0000	3-B-I	0.0000	4-B-I	0.0000
1-B-II	0.0000	2-B-II	0.0000	3-B-II	0.0000	4-B-II	0.0000
1-B-III	0.0142	2-B-III	0.0000	3-B-III	0.0000	4-B-III	0.0000
1-B-IV	0.0000	2-B-IV	0.0000	3-B-IV	0.0000	4-B-IV	0.0000
1-C-I	0.0037	2-C-I	0.0058	3-C-I	0.0047	4-C-I	0.0015
1-C-II	0.0040	2-C-II	0.0055	3-C-II	0.0066	4-C-II	0.0033
1-C-III	0.0044	2-C-III	0.0037	3-C-III	0.0047	4-C-III	0.0044
1-C-IV	0.0051	2-C-IV	0.0044	3-C-IV	0.0000	4-C-IV	0.0000
1-D-I	0.0000	2-D-I	0.0000	3-D-I	0.0000	4-D-I	0.0000
1-D-II	0.0000	2-D-II	0.0000	3-D-II	0.0000	4-D-II	0.0000
1-D-III	0.0000	2-D-III	0.0000	3-D-III	0.0000	4-D-III	0.0000
1-D-IV	0.0000	2-D-IV	0.0000	3-D-IV	0.0000	4-D-IV	0.0000

Na het bepalen van de LTD waardes gaan we kijken of je daadwerkelijk een compensatie krijgt voor het behouden van portfolios met een sterke LTD risk. We doen dit door te kijken naar de bivariate sorteermethode zoals beschreven in Sectie 4. Hier sorteren we de returns eerst op in 3 portfolios gebaseerd op de waardes van deze eigenschappen: beta, downside beta, coskewness en cokurtosis, wat al risico's opzich zijn. Vervolgens verdelen we deze 3 portfolios op basis van LTD waardes weer in, in 3 portfolios. In de Tabellen 3,4,5 en 6 zijn de resultaten van de verwachte maandelijkse portfolio returns weergegeven voor elke eigenschap apart.

Tabel 3 geeft de returns van β x LTD weer. Dus eerst gesorteerd op de waarde van beta en vervolgens op LTD waarden. In deze tabel zien we dat voor een lagere beta er een negatief verschil is tussen de sterke en zwakke LTD portfolios. Dit geeft aan dat er geen compensatie wordt ontvangen voor het investeren in portfolios met veel LTD risk. Echter is het gemiddelde van alle sterke - zwakke LTD portfolios gelijk aan 0.0114 met een significantie level van 10%, dit lijdt weer tot de conclusie dat er wel een compensatie is voor het investeren in portfolios met een groot LTD risk.

In Tabel 4 kijken we naar de downside beta (β^{-1}) x LTD sortering. Voor de downside beta zien we een gemiddelde return per maand voor de zwakke LTD van -0.2105 en voor een sterke LTD op -0.1122.

Table 3: Bivariate soteermethode met beta en LTD. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β	2	3 Sterke β	Gemiddelde
1 Zwakke LTD	0.1374	-0.2310	-0.5334	-0.2090
2	-0.1075	-0.1229	-0.3399	-0.1901
3 Sterke LTD	-0.1611	-0.2946	-0.1371	-0.1976
Sterk - Zwak	-0.2985 (1.0579)*	-0.0637 (1.000)*	0.3963 (1.0060)*	0.0114 (0.0045)*

Hieruit volgt dat we verwachten dat je met een portfolio met een groot LTD risk een hogere return zal worden ontvangen dan met een portfolio met een laag LTD risk. De verschillen tussen de sterke en lage LTD portfolios, weergegeven in de onderste rij van de tabel, zijn gemiddelde 0.0983. Dit betekent dat een investeerder met een portfolio met sterk LTD risk gecompenseerd zal worden voor het behouden van deze portfolio. Echter zien we dat bij de middelste kolom van de downside beta dat er geen premie ontvangen zal worden omdat hier verwacht wordt dat je return van een portfolio met veel LTD risk minder return zal ontvangen dan een portfolio met een portfolio met weinig LTD risk. Er is dus geen sterk bewijs dat er altijd een premie ontvangen wordt.

Voor de coskewness zijn de resultaten weergegeven in Tabel 5. In Chabi-Yo et al. (2018) zeggen ze dat lage

Table 4: Bivariate soteermethode met downside beta en LTD. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β^{-1}	2	3 Sterke β^{-1}	Gemiddelde
1 Zwakke LTD	-0.2034	-0.0054	-0.4228	-0.2105
2	-0.1289	-0.1360	-0.4067	-0.2239
3 Sterke LTD	-0.0989	-0.1242	-0.1136	-0.1122
Sterk - Zwak	0.1045 (1.0579)*	-0.1188 (1.0000)*	0.3092 (1.0057)*	0.0983 (-1.0579)*

coskewness vaak samen gaat met hogere verwachte returns. In Tabel 5 zien we dat dit niet van toepassing is. Wel is bij de lage coskewness het verschil tussen een portfolio met sterke LTD en een portfolio met zwakke LTD, het grootst. Het verschil is 0.6783 en er is een gemiddeld verschil van 0.1777 significant met een significantie level van 10%, dit zou betekenen dat je voor het behouden van een portfolio met sterk LTD risk hogere returns verwacht dan portfolios met laag LTD risk. Wederom is hier geen volledig bewijs van omdat er voor de middelste coskewness, in de tweede portfolio, minder return wordt verkregen bij het behouden van portfolios met een groot LTD risk.

Ook zeggen Chabi-Yo et al. (2018) dat er voor een sterkere cokurtosis een hogere return wordt verwacht. In Tabel 6 zien we dat dit bij ons ook het geval is als we kijken naar de verschillen tussen sterke en zwakke LTD portfolios. Bij een sterke cokurtosis verwachten we dat je 0.2142 procent meer zou krijgen voor een portfolio met sterk LTD risk dan een portfolio met laag LTD risk, significant met een significantie level van 10%. Bij een zwakke cokurtosis zien we dat dit verschil negatief is (-0.0969), ook significant met een significantie level van 10%. Dit loopt echter wel op als we naar een sterke cokurtosis gaan. Er is geen volledig bewijs om te zeggen dat er een premie wordt ontvangen voor het behouden van portfolios met een sterk LTD risk.

Table 5: Bivariate soteermethode met coskewness en LTD. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke coskewness	2	3 Sterke coskewness	Gemiddelde
1 Zwakke LTD	-0.6117	-0.1845	-0.5304	-0.3192
2	-0.1112	-0.1481	-0.0994	-0.0454
3 Sterke LTD	0.0666	-0.0596	-0.4314	-0.1415
Sterk - Zwak	0.6783 (1.0000)*	-0.2442 (1.0000)*	0.0991 (1.0000)*	0.1777 (0.0714)*

Table 6: Bivariate soteermethode met cokurtosis en LTD. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2005 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke cokurtosis	2	3 Sterke cokurtosis	Gemiddelde
Zwakke LTD 1	-0.0668	-0.1672	-0.4084	-0.2142
2	-0.0570	-0.0284	-0.4137	-0.1283
Sterke LTD 3	-0.1637	-0.1971	-0.1942	-0.1850
Sterk - Zwak	-0.0969 (1.0000)*	-0.0299 (1.0000)*	0.2142 (1.0003)*	-0.0850 (0.0342)*

5.2 Extreme downside liquidity risk

Nu gaan we de liquiditeit van de aandelen vergelijken met de liquiditeit van de markt. We kijken naar de 8 meest gekozen copulas uit Tabel 2. Met deze copulas gaan we de liquiditeiten bekijken en wederom kiezen we de copula die de Integrated Anderson-Darling afstand het meest minimaliseert. Deze resultaten zijn weergegeven in Tabel 7. Het dikgedrukte getal, 0.1912, is de copula die het meest deze afstand minimaliseert, dit is de Clayton(1)-Gauss(A)-Gumbel(II) copula. We zullen deze combinatie gebruiken om de EDL_1 te bepalen door middel van de bijbehorende functie voor Clayton copula, dit is $2^{-1/\theta}$ waar theta staat voor de theta die elke maand geschat is. We hebben dus een EDL_1 matrix op maand-bedrijf level.

Table 7: Frequentie van het aantal keer dat een copula gekozen wordt in het minimaliseren van de Integrated Anderson-Darling afstand in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019. Waarde in de tabel zijn in procenten.

Copula	1-A-II	1-A-IV	2-A-III	2-A-IV	3-A-1	3-A-III	3-A-IV	4-A-IV
Procent	**0.1912**	0.1570	0.0563	0.1154	0.1074	0.0790	0.1063	0.1875

Bij het verdelen in verschillende portfolios en in verschillende eigenschappen kijken we allereerst naar de β_{L1} en de EDL_1. Eerst sorteren we de aandelen in 3 portfolios aan de hand van de $beta_{L1}$ en vervolgens verdelen we deze portfolios ook weer in, in 3 portfolios, zodat we 3 x 3 = 9 portfolios hebben, weergegeven in Tabel 8. In deze tabel zien we dat de zwakke β_{L1} en de middelste β_{L1} portfolios de meeste returns verwachten bij de portfolios met zwak EDL_1 risk. Het gemiddelde van de portfolios met zwak EDL_1 risk is voor de twee zwakste groepen gelijk aan 0.0173 en 0.0449. Hier voor verwachten ze dan ook nog een positieve gemiddelde return. Voor de portfolio met een sterk EDL_1 risk verwachten ze gemiddeld een negatieve return van -0.0395, dit betekent dat je geen compensatie zou krijgen voor het behouden van portfolios met een sterk EDL_1 risk. We zien dat in de onderst rij van de tabel de sterk - zwak waardes in de twee zwakste gevallen negatief zijn, dit betekent dat er voor een portfolio met minder EDL_1 risk meer return wordt verwacht en er dus geen premie wordt verwacht. In de portfolios met een sterke beta zien we echter een porsitief verschil maar deze is niet significant. We kunnen dus concluderen dat als we naar de $beta_{L1}$ kijken er geen premie verkregen wordt als er wordt geïnvesteerd in een portfolio met een sterk EDL_1 risk.

In Tabel 9 zien we de bivariate sortering van de downside beta behorend bij EDL_1 en EDL_1. De onderste rij van de tabel geeft het verschil tussen de portfolio met een sterk EDL risk en een portfolio met een minder sterk EDL risk behorend bij de hoogte van β_{L1}^{-1}. We zien in de twee sterkste downside beta portfolios dat de portfolios met een hoger EDL_1 risk een hogere return verwachten dan een portfolio met een laag EDL_1 risk. Het gemiddelde van de verschillen is gelijk aan 0.1278 met een t-statistiek gelijk aan 5.8835, wat niet significant is. Omdat er geen constante resultaten zijn, dat niet voor elke downside beta de portfolio met een sterk EDL_1 risk een hogere return verwacht, kunnen we niet zeggen dat portfolios met en hoog EDL_1 risk een premie ontvangen.

Table 8: Bivariate soteermethode met beta en EDL_1. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L1}	2	3 Sterke β_{L1}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_1	0.2572	0.2544	-0.4598	0.0173
2	0.4360	0.1939	-0.4953	0.0449
3 Sterke EDL_1	0.2031	0.0789	-0.4003	-0.0395
Sterk - Zwak	-0.0541 (5.4035)	-0.1756 (7.6983)	0.0595 (7.2096)	-0.0568 (3.5634)*

Table 9: Bivariate soteermethode met downside beta en EDL_1. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L1}^{-1}	2	3 Sterke β_{L1}^{-1}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_1	-0.1173	0.0457	-0.0324	-0.03466
2	0.0118	0.1827	-0.0018	0.0643
3 Sterke EDL_1	-0.2159	0.1727	0.0748	0.0105
Sterk - Zwak	-0.0986 (9.7257)	0.1270 (10.7709)	0.1072 (3.2516)	0.1278 (5.8835)

Tot slot kijken we voor EDL_1 ook nog naar wat er gebeurt als we een bivariate sortering zouden doen met LTD en EDL_1, weergegeven in Tabel 10. Voor de twee portfolios met het zwakste LTD risk wordt er een hogere return verwacht voor portfolios met een sterk EDL_1 risk als dit vergeleken wordt met de portfolios met een zwak EDL_1 risk. Het gemiddelde van deze verschillen over alle portfolios is gelijk aan 0.0136, dit is positief en significant op een 1% significantie level. Over het algemeen wordt een investeerder dus gecompenseerd voor het behouden van portfolios met een sterk EDL_1 risk, mits we sorteren op LTD risk.

Voor het tweede scenario van de liquiditeit kijken we naar het clusteren van de returns van de aande-

Table 10: Bivariate soteermethode met LTD en EDL_1. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke LTD	2	3 Sterke LTD	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_1	-0.1477	0.0218	0.0092	-0.0389
2	0.1091	-0.0024	0.0871	0.0646
3 Sterke EDL_1	-0.0277	0.1059	-0.1542	-0.0253
Sterk - Zwak	0.1200 (2.9078)	0.0841 (2.9863)	-0.1634 $(1.000)^{*}$	0.0136 $(-1.000)^{*}$

len en de liquiditeit van de markt in de linker staart. In Tabel 11 zijn de resultaten weergegeven van hoe vaak de Integrated Anderson-Darling afstand geminimaliseerd wordt door de 8 copulas. Het dikgedrukte getal laat zien dat de de Rotated-Galambos(4)-Gauss(A)-Rotated-Clayton(IV) copula het meest (24% van de keren) deze afstand minimaliseert. Met deze copula zullen we de EDL_2 berekenen op maand-bedrijf level.

Table 11: Frequentie van het aantal keer dat een copula gekozen wordt in het minimaliseren van de Integrated Anderson-Darling afstand in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019. Waarde in de tabel zijn in procenten.

Copula	1-A-II	1-A-IV	2-A-III	2-A-IV	3-A-I	3-A-III	3-A-IV	4-A-IV
Percentage	0.1371	0.1375	0.1088	0.0768	0.0963	0.1188	0.0779	**0.2467**

Na het berekenen van de EDL_2 op maand-bedrijf level gaan we verder met het sorteren op eigenschappen van de EDL_2 zoals de bijbehorende beta (β_{L2}) en downside beta (β_{L2}^{-1}), weergegeven in Vergelijking (12). Ook sorteren we nog met de bivariate sorteermethode op LTD en EDL_2. In Tabel 12 zien we de resultaten van de bivariate sortering van β_{L2} en EDL_2. Wat opvalt is dat in de meest uiterste gevallen van de β_{L2} de portfolios met een sterk EDL_2 risk een hogere verwachte return hebben dan de portfolios met een zwak EDL_2 risk. Het gemiddelde van de portfolios met een zwakke EDL_2, -0.3011, ligt ook lager dan die bij een portfolio met een sterke EDL_2, die ligt op -0.1488. Echter zijn deze resultaten niet significant op een 1% level dus is er geen significante aanwijzing dat er een hogere hogere return verwacht wordt bij de portfolios met meer EDL_2 risico.

Table 12: Bivariate soteermethode met beta en EDL_2. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L2}	2	3 Sterke β_{L2}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_2	-0.1680	-0.5799	-0.1555	-0.3011
2	-0.1785	-0.6710	0.0555	-0.2647
3 Sterke EDL_2	-0.0341	-0.6538	0.2416	-0.1488
Sterk - Zwak	0.1339 (7.1659)	-0.0739 (7.7098)	0.3971 (6.4768)	0.1523 (8.1095)

Nadat we naar de beta hebben gekeken kijken we nu naar de downside beta van EDL_2, omdat we ook bij EDL te maken hebben met extreme uitschieters en naar de linker kant kijken. Deze resultaten zijn weergegeven in Tabel 13. In deze tabel zien we bijna hetzelfde als bij de beta x EDL_2 sortering. Er zijn 2 situaties voor de downside beta waarin en meer return wordt verwacht bij de portfolio met een sterk EDL_2 risk. Het verschil tussen het gemiddelde van een portfolio met een sterk EDL_2 risk en een zwak risico is gelijk aan 0.0071, echter is dit niet significant bij een significantie level van 1%. Dus kunnen we concluderen dat er geen significante aanwijzing is dat er een premie wordt ontvangen.

Table 13: Bivariate soteermethode met downside beta en EDL_2. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L2}^{-1}	2	3 Sterke β_{L2}^{-1}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_2	0.0069	-0.0079	-0.1211	-0.0407
2	0.0464	-0.0540	-0.0881	-0.0319
3 Sterke EDL_2	-0.0489	0.1353	-0.0651	0.0071
Sterk - Zwak	-0.0558 (4.9766)	0.1432 (2.3864)*	0.0560 (7.0683)	0.0478 (9.5622)

Tot slot kijken we bij het EDL_2 risk nog naar een andere bivariate sortering, namelijk die met de LTD. Deze resultaten zijn weergegeven in Tabel 14. Wat meteen opvalt is dat er in de onderste rij bij het verschil tussen de sterke en zwakke EDL_2 portfolios, twee van de drie resultaten positief zijn. Dit betekent dat er in twee van de drie gevallen van LTD risk een hogere return wordt verwacht bij het behouden van een portfolio met een sterk EDL_2 risk. Deze resultaten zijn significant op een 10% significantie level. Hieruit volgt dat er over het algemeen een premie wordt ontvangen voor het behouden van een portfolio met een hoog EDL_2 risk.

Het laatste liquiditeitsrisico is het risico tussen de liquiditeit van de aandelen en de returns van de markt.

Table 14: Bivariate soteermethode met LTD en EDL_2. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke LTD	2	3 Sterke LTD	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_2	0.0866	-0.0487	-0.0892	-0.0171
2	-0.0687	0.0303	-0.0445	-0.0267
3 Sterke EDL_2	-0.0842	0.0089	0.0758	0.0002
Sterk - Zwak	-0.1708 (-0.8507)*	0.0576 (1.3102)*	0.165 (1.0000)*	0.0173 (1.0000)*

We kijken eerst welke copula combinatie het meest de Integrated Anderson-Darling afstand minimaliseert, dit is weergegeven in Tabel 15. We zien dat net als bij EDL_2 ook hier de Rotated-Galambos(4)-Gauss(A)-Rotated-Clayton(IV) copula het meest deze afstand minimaliseert, in 20% van de gevallen. Dus in deze situatie gebruiken wij ook deze copula om de waardes van de EDL_3 te berekenen voor elke maand en voor elk aandeel. Nadat we dit berekend hebben gaan we door naar het sorteren op basis van de $beta_3$, $downside\ beta_3$ en de LTD. Deze resultaten geven we weer in de Tabellen 16, 17 en 18.

In Tabel 16 zien we de sortering eerst op de beta en vervolgens op het EDL_3 risk. In deze situatie is voor elke β_{L3} de verwachte return van de portfolios met een sterk EDL_3 risk hoger dan die van de portfolios met een laag EDL_3 risk. De gemiddelde verwachte return voor een portfolio met een sterk EDL_3 risk is

Table 15: Frequentie van het aantal keer dat een copula gekozen wordt in het minimaliseren van de Integrated Anderson-Darling afstand in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019. Waarde in de tabel zijn in procenten.

Copula	1-A-II	1-A-IV	2-A-III	2-A-IV	3-A-I	3-A-III	3-A-IV	4-A-IV
Percentage	0.1522	0.1099	0.0588	0.0647	0.1110	0.1710	0.1261	**0.2063**

gelijk aan -0.2010. Voor een portfolio met een zwak EDL_3 risk is dit lager en ligt op -0.2623. Het verschil tussen een portfolio met een sterk EDL_3 risk en een zwak risico zien we in de onderste rij van de Tabel en is op volgorde van zwakke beta naar sterke beta gelijk aan 0.0896, 0.0844 en 0.0097. Het gemiddelde hiervan is gelijk aan 0.0613, hieruit kunnen we concluderen dat er een premie wordt ontvangen wanneer er geinvesteerd wordt in portfolios met een hoog EDL_3 risk, dit is echter geen significant bewijs.

Het verband met de downside beta wordt weergegeven in Tabel 17. Deze tabel geeft hetzelfde weer als bij de sortering op EDL_2 x beta, de uiterste portfolios geven een positief verschil tussen sterk en zwak en de middelste portfolio een negatief verschil. Dit betekent dat er niet in alle gevallen een compensatie wordt verwacht voor het behouden van portfolios met een sterk EDL_3 risk. Bovendien zijn deze resultaten niet significant.

Table 16: Bivariate soteermethode met beta en EDL_3. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L3}	2	3 Sterke β_{L3}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_3	-0.5527	-0.3603	0.1263	-0.2623
2	-0.3071	-0.1294	-0.0479	-0.1615
3 Sterke EDL_3	-0.4631	-0.2759	0.1360	-0.2010
Sterk - Zwak	0.0896 (7.9479)	0.0844 (8.6960)	0.0097 (6.7168)	0.0613 (9.1072)

Table 17: Bivariate soteermethode met downside beta en EDL_3. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke β_{L3}^{-1}	2	3 Sterke β_{L3}^{-1}	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_3	-0.4811	0.5471	-0.1414	-0.0251
2	-0.2652	0.3883	-0.1045	0.0062
3 Sterke EDL_3	-0.3180	0.3323	0.2173	0.0772
Sterk - Zwak	0.1631 (7.2644)	-0.2149 (9.9629)	0.3587 (7.0286)	0.1023 (9.3831)

Als laatst sorteren we op het LTD risk en op het EDL_3 risk. Deze resultaten kunnen worden teruggevonden in Tabel 18. De portfolios met een sterk EDL_3 risk ontvangen maar in een van de drie gevallen van LTD risk een hogere return dan de portfolios met een zwak EDL_3 risk. Het verschil tussen een portfolio met een sterk EDL_3 risk en een portfolio met een zwak EDL_3 risk is van zwak LTD risk naar sterk LTD risk gelijk aan -0.0578, 0.0349 en -0.1468. De uiterste twee gevallen zijn significant op een significantie level van tenminste 1%. Het gemiddelde van al deze verschillen is -0.0566 en is significant op een 10% level. Omdat het gemiddelde van deze verschillen negatief en significant is kunnen we concluderen dat er geen premie ontvangen wordt voor het investeren in portfolios met een sterk EDL_3 risk.

Table 18: Bivariate soteermethode met LTD en EDL_3. Voor elke portfolio worden de returns weergegeven in de periode van 1 augustus 2006 tot en met 31 december 2019, met tussen haakjes de t-statistiek met *,**,*** als significantie level met 10, 5 en 1 procent respectievelijk

	1 Zwakke LTD	2	3 Sterke LTD	Gemiddelde
1 Zwakke EDL_3	-0.0597	-0.1449	0.08713	-0.0392
2	0.1110	0.2670	-0.0853	0.0985
3 Sterke EDL_3	-0.1175	-0.1100	-0.0597	-0.0958
Sterk - Zwak	-0.0578 (1.9900)***	0.0349 (4.1004)	-0.1468 (1.0000)*	-0.0566 (1.0000)*

5.3 Crisis en premie

Tot slot kijken we of een crisis invloed heeft op de compensatie van een portfolio met een groot LTD of EDL risk. We kijken naar 2 periodes, de eerste van aug 2006 (voor LTD) en sep 2006 (voor EDL) tot en met december 2011. De tweede loopt van januari 2012 tot en met december 2019.

In Tabel 19 zien we een duidelijk verschil tussen de returns in de eerste periodes en de returns in de tweede periode. Het verschil tussen de returns van de portfolios met een sterk LTD risk en zwak LTD risk zijn in de eerste periode gelijk aan 0.2402 en in de tweede periode zijn deze 0.0480, het verschil hier tussen is 0.1924. Als we vervolgens naar de alphas in het CAPM-model kijken zien we dat deze in de eerste periode ook significant hoger zijn in vergelijking met de tweede periode, met een significantie level van 10%. Het verschil in alpha tussen de eerste en de tweede periode is gelijk aan 0.1800. We zien dat de markt vooral na de crisis, in de tweede periode, is ingestort en dat er verwacht wordt dat de returns hier lager zullen zijn. Wel zien we in beide situaties dat er voor een portfolio met een sterk LTD risk een hogere return wordt verwacht dan voor een portfolio met een laag LTD risk maar deze premie is dus niet constant over de tijd.

Table 19: De LTD data gesorteerd op twee periodes, tijdens en na de crisis. De getallen zijn in procenten met tussen haakjes de T-statistieken met *,**,*** de significantie level met 10, 5 en 1 % respectievelijk.

	aug 2006 - dec 2011		jan 2012 - dec 2019	
	return	alpha	return	alpha
1 Zwakke LTD	0.0165	-0.6827	-0.4738	-0.0241
2	0.2538	-0.5510	-0.3677	-0.0373
3 Sterke LTD	0.2569	-0.5272	-0.4258	-0.0486
Sterk - Zwak	0.2404	0.1555 (1.3410)*	0.0480	-0.0245 (0.4631)*
Verschil in periodes			0.1924	0.1800 (0.0723)*

Ook kijken we of de compensatie voor extreme liquidity in de staarten constant is over de tijd. In Tabel 20 zien we een soortgelijk resultaat als in Tabel 19, voor een portfolio met een groot risico wordt een hogere return verwacht dan met een portfolio met een klein EDL risk. Bovendien zien we ook weer dat er tijdens de crisis periode een hogere return wordt verwacht in vergelijking met de periode na de crisis. In de eerste periode zijn de verwachte returns voor de verschillende portfolios gelijk aan $0.2026, 0.1528en0.2557$ op volgorde van zwakke naar sterke EDL portfolios. Voor de periode na de crisis is dit echter $0.0026, 0.0019, 0.0010$ voor de portfolios van zwak EDL risk naar sterk EDL risk oplopend. De alpha van de eerste periode is significant lager dan de alpha in de tweede periode, met een significantie level van 10%. We zien wederom dat de premie niet constant is over tijd en dat er tijdens de crisis een hogere premie verwacht wordt dan voor de periode erna.

Table 20: De EDL_1 data gesorteerd op twee periodes, tijdens en na de crisis. De getallen zijn in procenten met tussen haakjes de T-statistieken met *,**,*** de significantie level met 10, 5 en 1 % respectievelijk.

	sep 2006 - dec 2011		jan 2012 - dec 2019	
	return	alpha	return	alpha
1 zwakke EDL_1	0.2026	-0.4124	0.0026	0.0030
2	0.1528	-0.5346	0.0019	0.0016
3 Sterke EDL_1	0.2557	-0.5417	0.0010	0.0008
Sterk - Zwak	0.0531	-0.1293 (0.3046)*	-0.0016	-0.0022 (-1.8760)**
Verschil tussen periodes			0.0547	-0.1271 (0.0519)*

In Tabel 21 zien we de invloed van de crisis op de returns van de portfolios gesorteerd op EDL_2. Deze resultaten zijn vergelijkbaar met die van Tabel 19. De returns voor de portfolios met een sterk EDL risk zijn hoger in de eerste periode en de alpha is ook hoger in de eerste periode dan in de tweede periode. In de eerste periode, de periode van de crisis, zien we een return van 0.2387 voor de portfolios met een sterk EDL risk en een return van -0.1860 voor portfolios met een zwak EDL risk. Het verschil is 0.4697 en hieruit volgt dat er verwacht wordt dat er met een portfolio met een sterk EDL risk een hogere return verkregen zal worden. In de tweede periode, de periode na de crisis zien we dat het verschil tussen de return van de portfolio met sterk EDL risk en zwak EDL risk gelijk is aan nul, hier verwachten we geen premie voor het behouden van een portfolio met een sterk risico. Het verschil tussen de alpha is gelijk aan 0.3733, dit is significant met een significantie level van 1%. We kunnen dus hetzelfde concluderen als hierboven, de premie die ontvangen wordt is niet constant over de tijd.

Ook voor het laatste scenario van liquiditeit kijken we naar het effect van de crisis op de returns als we de aandelen verdelen in portfolios aan de hand van de sterkte van het EDL_3 risk. Ook hier zien we dat er in de eerste periode een hogere return wordt verwacht dan in de tweede periode, namelijk in de eerste periode een return van 0.2529 voor de portfolio met het sterk EDL risk en voor de tweede periode 0.0027 voor dezelfde portfolio. Het verschil tussen deze twee periodes is als we kijken naar de return gelijk aan 0.1096. Het verschil tussen de alpha's is gelijk aan 0.1578 met significantie level van 10%. Wederom zien we dat er een significante aanwijzing is dat de premie die verkregen wordt voor het behouden van portfolios met een sterk EDL risk niet constant is over de tijd.

6 Conclusie

In deze paper onderzoeken we of er een premie wordt ontvangen voor het investeren in portfolios met een sterk risico in de linker staarten op basis van de returns en de liquiditeit. Bovendien onderzoeken we of deze

Table 21: De EDL_2 data gesorteerd op twee periodes, tijdens en na de crisis. De getallen zijn in procenten met tussen haakjes de T-statistieken met *,**,*** de significantie level met 10, 5 en 1 % respectievelijk.

	sep 2006 - dec 2011		jan 2012 - dec 2019	
	Return	Alpha	Return	Alpha
1 Zwakke EDL_2	-0.1860	-0.7972	0.0001	0.0001
2	0.5855	-0.2142	0.0001	0.0001
3 Sterke EDL_2	0.2837	-0.4239	0.0001	0.0001
Sterk - Zwak	0.4697	0.3733 (2.6091)***	0.0000	0.0000 (1.3537)*
Verschil in periodes			0.4697	0.3733 (0.1501)*

Table 22: De EDL_3 data gesorteerd op twee periodes, tijdens en na de crisis. De getallen zijn in procenten met tussen haakjes de T-statistieken met *,**,*** de significantie level met 10, 5 en 1 % respectievelijk.

	sep 2006 - dec 2011		jan 2012 - dec 2019	
	Return	Alpha	Return	Alpha
1 Zwakke EDL_3	0.1428	-0.5270	0.0022	0.0017
2	0.2279	-0.6043	0.0022	0.0018
3 Sterke EDL_3	0.2529	-0.3691	0.0027	0.0025
Sterk - Zwak	0.1101	0.1579 (0.6804)*	0.0005	0.0008 (0.5105)*
Verschil in periodes			0.1096	0.1578 (0.1663)*

premie constant is als we te maken hebben met een crisis periode. Als we kijken naar de bivariate sorteermethode zien we dat er geen significant bewijs is dat er een premie ontvangen zal worden voor het behouden van portfolios met een groot risico (LTD of EDL). In een enkel geval wordt er wel een hogere return verwacht voor het behouden van een portfolio met een groot risico in vergelijking met de portfolios met een laag risico, zoals bijvoorbeeld bij EDL_3 x beta. Dit is tegenstrijdig met de resultaten van Chabi-Yo et al. (2018), waar er wel een premie ontvangen wordt voor de portfolios met een hoog risico. Dit zou kunnen komen doordat wij niet zo een grote data set gebruiken als zij.

Met de crisis periode zien we een duidelijk resultaat. Voor elke sortering zien we dat er voor een portfolio met een groot risico een hogere return wordt verwacht in beide periodes, dus de eerste en tweede periode. Bovendien zien we dat het verschil tussen een portfolio met een sterk risico en een portfolio met een zwak risico in de eerste periode hoger ligt dan in de tweede periode. We kunnen hieruit concluderen dat er dus tijdens de crisis meer return wordt verwacht en dat het behouden van een portfolio met een hoog LTD of EDL risico een premie oplevert. Maar het belangrijkste is dat deze premie dus niet constant is over de tijd. Dit is wel in overeenkomst met de resultaten van Ruenzi et al. (2020), waar de premies ook niet constant waren over de tijd.

Interessant voor vervolg onderzoek is om te kijken of er naast de bivariate soteermethode een andere methode is die niet alleen naar de non-lineaire impact kijkt en of er dan wel een significante aanwijzing is dat er een premie wordt ontvangen. Daarnaast is het nog interessant om te kijken of met een grotere data set wel een significant resultaat ontstaat.

References

Acharya, V. V., & Pedersen, L. H. (2005). Asset pricing with liquidity risk. *Journal of financial Economics*, *77*(2), 375–410.

Amato, J. D. (2005). Risk aversion and risk premia in the cds market. *BIS Quarterly Review, December*.

Amihud, Y. (2002). Illiquidity and stock returns: cross-section and time-series effects. *Journal of financial markets*, *5*(1), 31–56.

Bates, D. S. (2003). Empirical option pricing: A retrospection. *Journal of Econometrics*, *116*(1-2), 387–404.

Bates, D. S. (2008). The market for crash risk. *Journal of Economic Dynamics and Control*, *32*(7), 2291–2321.

Canova, F., & Ito, T. (1991). The time-series properties of the risk premium in the yen/dollar exchange market. *Journal of Applied Econometrics*, *6*(2), 125–142.

Cao, J., & Illing, G. (2010). Regulation of systemic liquidity risk. *Financial Markets and Portfolio Management*, *24*(1), 31–48.

Chabi-Yo, F., Ruenzi, S., & Weigert, F. (2018). Crash sensitivity and the cross section of expected stock returns. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, *53*(3), 1059–1100.

Chen, H., Joslin, S., & Ni, S. (2014). Demand for crash insurance, intermediary constraints, and stock return predictability. In *Afa 2013 san diego meetings paper.*

Embrechts, P., Lindskog, F., & McNeil, A. (2001). Modelling dependence with copulas. *Rapport technique, Département de mathématiques, Institut Fédéral de Technologie de Zurich, Zurich*, *14*.

FD. (n.d.). *AEX hoofdfondsen - real-time koersen Amsterdam | Het Financieele Dagblad.* Retrieved 08-05-2020, from https://beurs.fd.nl/aandelen/amsterdam/aex/historie

Harvey, C. R., & Siddique, A. (2000). Time-varying conditional skewness and the market risk premium. *Research in Banking and Finance*, *1*(1), 27–60.

Holt, C. A., & Laury, S. K. (2002). Risk aversion and incentive effects. *American economic review*, *92*(5), 1644–1655.

Horta, P., Lagoa, S., & Martins, L. (2016). Unveiling investor-induced channels of financial contagion in the 2008 financial crisis using copulas. *Quantitative Finance*, *16*(4), 625–637.

Karolyi, G. A., & Stulz, R. M. (2003). Are financial assets priced locally or globally? *Handbook of the Economics of Finance*, *1*, 975–1020.

Nikoloulopoulos, A. K., Joe, H., & Li, H. (2012). Vine copulas with asymmetric tail dependence and applications to financial return data. *Computational Statistics & Data Analysis*, *56*(11), 3659–3673.

Novem, B. (2006, apr). *Aex zakt een procent tot onder 470-puntengrens.* Retrieved 07-05-2020, from https://www.trouw.nl/nieuws/aex-zakt-een-procent-tot-onder-470-puntengrens~b0f6fafb/

Officer, R. R. (1972). The distribution of stock returns. *Journal of the american statistical association*, *67*(340), 807–812.

Rietz, T. A. (1988). The equity risk premium a solution. *Journal of monetary Economics*, *22*(1), 117–131.

Roy, A. D. (1952). Safety first and the holding of assets. *Econometrica: Journal of the econometric society*, 431–449.

Ruenzi, S., Ungeheuer, M., & Weigert, F. (2020). Joint extreme events in equity returns and liquidity and their cross-sectional pricing implications. *Journal of Banking & Finance*, 105809.

Salvadori, G. (2004). Bivariate return periods via 2-copulas. *Statistical Methodology*, *1*(1-2), 129–144.