

Faculteit Economie & Management
Studiegebied Handelswetenschappen en Bedrijfskunde
Opleiding Handelsingenieur

De reactie van financiële markten op nieuwsfeiten:

Een studie van de volatiliteit

Masterproef aangeboden door
Dries GILLIS
tot het behalen van de graad van
Master Handelsingenieur

Promotor: Filip VAN DEN BOSSCHE

Academiejaar 2010 – 2011



De reactie van financiële markten op nieuwsfeiten: Een studie van de volatiliteit

Dries Gillis, Prof dr. Filip Van den Bossche
Opleiding: Masteropleiding Handelsingenieur
Hogeschool-Universiteit Brussel, Stormstraat 2, 1000 Brussel
Academiejaar 2010-2011

Abstract

Het doel van onze studie is een betere kennis te verkrijgen over de volatiliteit van marktindices. Hiervoor onderzoeken we de dagelijkse returns van de BEL20-, AEX-, CAC40-, FTSE100- en S&P500-index voor de periode 2000-2009. De volatiliteit bestuderen we met behulp van vier soorten (G)ARCH-modellen, namelijk het ARCH-, GARCH-, GJR-GARCH en EGARCH-model. De belangrijkste bevinding is dat de volatiliteit van alle indices tijdsvariërend is en het hierdoor onvoldoende is enkel rekening te houden met de onconditionele variantie. Daarnaast hebben we duidelijke aanwijzingen gevonden voor het *leverage*-effect en weinig aanwijzingen voor het *day-of-the-week-effect*. Tot slot hebben we nagegaan in welke mate macro-economische nieuwsaankondigingen een invloed hebben op de return en volatiliteit van de BEL20-index. Hieruit zijn we te weten gekomen dat zowel de aankondigingen van het BBP, het consumentenvertrouwen en de renteveranderingen een invloed hebben op de volatiliteit van de BEL20-index. De aankondigingen van de CPI hebben daarentegen geen invloed op de volatiliteit van de BEL20-index.

Kernwoorden: nieuws, volatiliteit, GARCH, *leverage*-effect, *day-of-the-week-effect*, macro-economische nieuwsaankondigingen.

1 Inleiding

Financiële markten reageren op nieuwsfeiten. Volgens de efficiënte markthypothese van Fama (1970) reflecteren prijzen van een aandeel alle beschikbare informatie. Hierdoor zal de prijs van een aandeel wijzigen wanneer nieuwsfeiten gepubliceerd worden. Dit heeft bijgevolg een invloed op de aandelenreturns. Naast de invloed van nieuwsfeiten op de returns hebben nieuwsfeiten eveneens een invloed op de volatiliteit van de returns (Engle & Victor, 1993). Zo kan de publicatie van een bepaald nieuwsfeit zorgen voor grotere of kleinere fluctuaties van de aandelenreturns. Dit gegeven zullen we in ons artikel verder onderzoeken.

Het doel van onze studie is tweevoudig. Ten eerste willen we een zo goed mogelijke schatting vinden voor de volatiliteit van de BEL20-, AEX-, CAC40-, FTSE100- en S&P500-index. Bij deze schattingen zullen we nagaan of het bekende *leverage*-effect, dat voor het eerst door Black (1976) geformuleerd werd, aanwezig is in al onze marktindices. Dit *leverage*-effect houdt in dat de volatiliteit op de financiële markten na slecht nieuws groter is dan na goed nieuws. Daarnaast testen we eveneens of een *day-of-the-week-effect* bestaat op de financiële markten. Dit wil zeggen dat de gemiddelde return en de variantie van de returns niet voor elke dag gelijk zijn. Rogalski (1984) en Fama (1965) zijn twee grondleggers van deze theorie. Zij legden de nadruk op de returns en de volatiliteit van maandag en beschreven zo het maandag-effect. Ten tweede willen we de invloed nagaan van enkele zeer specifieke nieuwsaankondigingen op de return en de volatiliteit van de BEL20-index. Dit zullen we onderzoeken voor de aankondigingen van de Consumenten Prijs

Index (CPI), de renteveranderingen van de Europese Centrale Bank, publicaties van het consumentenvertrouwen en het Bruto Binnenlands Product (BBP).

De volatiliteit hangt onherroepelijk samen met de risico's die een belegger neemt. Over het algemeen kunnen we stellen dat wanneer de volatiliteit in de markt groot is, de beleggers ook veel risico nemen. De inzichten die we zullen krijgen over de volatiliteit van de marktindices zullen zorgen voor een betere kennis van de markt. Hierdoor zal het mogelijk worden betere beslissingen te nemen tijdens het beleggen. Vermits wij ons richten op marktindices zullen de resultaten van ons artikel belangrijk zijn voor beleggers met een gelijkaardige aandelenportefeuille als de marktindex of voor mensen die hun geld beleggen in indexfondsen. Het kennen van de volatiliteit van marktindices is eveneens belangrijk bij het bepalen van de prijs van derivaten van marktindices. De volatiliteit is namelijk een belangrijke input in de *Black-Scholes*-vergelijking (Black & Scholes, 1973).

De volatiliteit zullen we in ons onderzoek schatten met behulp van (G)ARCH-modellen. Deze modellen zijn amper 30 jaar oud, maar hebben hun plaats in de literatuur omtrent de financiële markten reeds verdiend. In het overzichtsartikel van Bollerslev, Chou en Kroner (1992) citeerde men reeds meer dan 200 auteurs die deze modellen gebruikten. Eén van deze auteurs is Engle, hij heeft voor zijn onderzoek naar deze modellen in het jaar 2003 de Nobelprijs Economie gekregen (Nobel Media AB).

Het vervolg van ons artikel is als volgt gestructureerd. In sectie 2 presenteren we een chronologisch overzicht van de belangrijkste evoluties binnen de familie van de (G)ARCH-modellen. We richten ons hier op de modellen die we later zullen schatten en verduidelijken hoe deze modellen juist werken. In sectie 3 geven we een schets van de reeds bestaande literatuur over de volatiliteit op financiële markten. De literatuur die gebruik maakt van (G)ARCH-modellen hebben we op het einde van deze sectie verwerkt in een samenvattende tabel. Vervolgens bespreken we in sectie 4 de data die we voor dit onderzoek gebruikt hebben. Nadien beschrijven we in sectie 5 de methodologie om daarna in sectie 6 de resultaten van onze studie weer te geven. In de discussie van sectie 7 vergelijken we onze bevindingen met deze van de bestaande literatuur. Tot slot geven we een algemene conclusie en enkele aanbevelingen voor verder onderzoek in sectie 8.

2 Belangrijkste evoluties van de (G)ARCH-modellen

Al de modellen binnen de familie van de (G)ARCH-modellen zijn gemaakt voor het voorspellen van de volatiliteit binnen een tijdreeks. Bij de meeste tijdreeksen verandert de volatiliteit doorheen de tijd. Zo komen vaak clusters voor van hogere en lagere volatiliteit.

2.1 Het ARCH(q)-model

Het ARCH-model van Engle (1982) of het *AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity* model onderzoekt de volatiliteit van een tijdreeks. In dit model is de volatiliteit geen constante, maar verandert deze doorheen de tijd en is deze afhankelijk van de vorige observaties. De variantie is dus met andere woorden conditioneel heteroskedastisch.

Het ARCH(1)-model wordt beschreven door de volgende vergelijkingen (Hill, Griffiths, & Lim, 2008):

$$y_t = \beta_0 + e_t \quad (1)$$

$$\text{met } e_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2, \quad \alpha_0 > 0, \quad 0 \leq \alpha_1 < 1. \quad (2)$$

Vergelijking 1 beschrijft het verloop van de variabele y_t . Deze wordt voorgesteld als een constante β_0 plus een random foutenterm e_t . Deze vergelijking noemen we de returnvergelijking van het

ARCH-model vermits deze de gemiddelde return voorstelt. De random foutenterm van y_t is conditioneel normaal verdeeld met een gemiddelde 0 en een variantie gelijk aan h_t . Conditioneel normaal verdeeld betekent dat men op elk moment t rekening houdt met alle informatie die beschikbaar is. De foutenterm is bijgevolg normaal verdeeld rekening houdend met de informatie van $t - 1$. Vergelijking 2 geeft de conditionele variantie h_t weer. Dit is een functie met een constante α_0 en één variabele, namelijk het kwadraat van de foutenterm van de vorige periode met parameter α_1 . Deze vergelijking noemen we de variantievergelijking van het ARCH(1)-model.

Het is mogelijk om het ARCH(1)-model uit te breiden tot een ARCH(q)-model. In deze meer algemene vorm van het ARCH-model zijn er q vertragingen van de gekwadraterde foutenterm en zijn er voor deze vertragingen $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q$ parameters. De variantievergelijking wordt bijgevolg (Hill, Griffiths, & Lim, 2008; Andersen, Davis, & Kreiß, 2009):

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2, \quad \alpha_0 > 0, \quad \alpha_i > 0 \text{ voor } i = 1, 2, \dots, q. \quad (3)$$

2.2 Het GARCH(p, q)-model

Het ARCH-model van Engle (1982) werd later door Bollerslev (1986) uitgebreid tot een GARCH-model ofwel een *Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity*-model. Dit model is eveneens conditioneel heteroskedastisch en autoregressief. Een GARCH-model is een *Generalized* ARCH-model. *Generalized* wijst op een meer algemene structuur van het ARCH-model. Deze structuur is flexibeler doordat men in de variantievergelijking q vertragingen van de gekwadraterde foutentermen toevoegt maar eveneens p vertragingen van de eigen variantie. Hierdoor kan men met behulp van het GARCH-model een groter vertragingseffect opnemen met minder variabelen.

Het GARCH(p, q)-model wordt beschreven door de volgende functies (Hill, Griffiths, & Lim, 2008; Wang, 2008):

$$y_t = \beta_0 + e_t \quad (4)$$

$$\text{met } e_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p} \text{ met } 0 \leq \sum \alpha_i + \sum \beta_i < 1. \quad (5)$$

Hierin zijn $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q$ de parameters van de gekwadraterde foutentermen en $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ de parameters van het autoregressieve gedeelte in de variantiefunctie.

2.3 De eerste asymmetrische modellen

Met het GARCH(p, q)-model kan men reeds op een goede manier de volatiliteit voorspellen met behulp van informatie over de gekwadraterde foutentermen en de vroegere variantie. De grootste tekortkoming van dit model is echter het ontbreken van de mogelijkheid tot asymmetrie. In de symmetrische modellen gebruikt men namelijk de gekwadraterde foutentermen en maakt het niet uit of de foutentermen positief of negatief zijn. De invloed van deze foutentermen op de volatiliteit is namelijk altijd hetzelfde en dit ondanks de vaststelling dat de volatiliteit na een negatieve foutenterm groter is dan na een positieve (Andersen, Davis, & Kreiß, 2009). In de volgende modellen kan de reactie na een negatieve foutenterm wel verschillend zijn van die na een positieve foutenterm. Daarom worden deze modellen asymmetrisch genoemd.

2.3.1 Het EGARCH-model

Het EGARCH-model of *Exponential GARCH*-model van Nelson (1991) is het allereerste model waar het effect van de vertraagde foutenterm verschillend is voor positieve en negatieve foutentermen. Daarnaast biedt het eveneens een oplossing voor twee andere nadelen van het GARCH-model. Zo is het bij het EGARCH niet meer noodzakelijk om restricties op te leggen aan de schattingen van de parameters. Daarnaast is het bij EGARCH-modellen gemakkelijker om de 'volharding' van schokken te evalueren. Met 'volharding' bedoelen we hoe lang een bepaalde schok invloed heeft op de

volatiliteit van de returns. Bij een GARCH-model wordt de volharding bepaald door de parameters $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q$ en $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$, terwijl dit bij een EGARCH-model enkel bepaald wordt door β_1 .

De variantievergelijking van het EGARCH-model van de eerste orde wordt als volgt geschreven (Gregoriou, 2009):

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(h_{t-1}) + \gamma \frac{e_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha_1 \left(\frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right). \quad (6)$$

In dit model is α_0 de constante, β_1 de parameter van het autoregressieve gedeelte en α_1 de parameter van het symmetrische effect op de foutenterm van de vorige observatie. De parameter γ zorgt ervoor dat een asymmetrisch effect mogelijk is. Zo zal wanneer de parameter γ negatief geschat wordt de variantie na een negatieve foutenterm groter zijn dan na een positieve foutenterm.

2.3.2 Het GJR-GARCH-model

Glosten, Jagannathan en Runkle (1993) hebben het GARCH-model aangepast zodat men op een eenvoudige wijze met een asymmetrische reactie rekening kan houden. Hun model wordt het GJR-GARCH-model genoemd, waarbij GJR verwijst naar de namen van de auteurs. Dit model lijkt sterk op het TGARCH-model of *Threshold*-GARCH-model van Zakoian (Gregoriou, 2009), zodat beide modellen in de literatuur vaak door elkaar gebruikt worden. De aanpassing van het GARCH-model bestaat uit het toevoegen van een dummyvariabele in de variantievergelijking voor het verklaren van het effect van e_{t-1}^2 . Deze dummy variabele d_t is gelijk aan één wanneer de foutenterm van de vorige periode negatief is, in het andere geval is deze gelijk aan nul.

De variantievergelijking van het GJR-GARCH-model kan als volgt beschreven worden (Hill, Griffiths, & Lim, 2008):

$$h = \delta + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} e_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} \quad (7)$$

$$d_t = \begin{cases} 1 & \text{als } e_t < 0 \\ 0 & \text{als } e_t \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

Het effect op de volatiliteit na een negatieve schok of slecht nieuws is nu $\alpha_1 + \gamma$ terwijl het effect na een positieve schok of goed nieuws gelijk is aan α_1 .

3. De reactie van aandelenreturn op nieuws

In deze sectie zullen we de belangrijkste literatuur aanhalen welke verschenen is over de volatiliteit op financiële markten. Eerst zullen we kijken naar wat er algemeen gezegd wordt over nieuwsfeiten en volatiliteit. Vervolgens bespreken we literatuur die gebruik maakt van symmetrische- en asymmetrische modellen. Daarna behandelen we de invloed van kalendereffecten om tot slot dieper in te gaan op enkele eventstudies. De literatuur die gebruik maakt van (G)ARCH-modellen wordt na dit deel weergegeven in een samenvattende tabel.

3.1 Nieuwsfeiten en volatiliteit

Volgens de efficiënte markthypothese geeft de prijs van een aandeel al de informatie weer die over dat aandeel beschikbaar is (Fama, 1970). Hierdoor zal een efficiënte markt nieuwe informatie op een snelle en efficiënte manier verwerken in de aandelenprijzen. Nieuwe informatie over een aandeel verklaart daardoor de return van dat aandeel en bijgevolg de returnvergelijking van een (G)ARCH-model. Vaak wordt gedacht dat in een efficiënte markt geen volatiliteit aanwezig is (Cuñado Eizaguirre, Gómez Biscarri, & de Gracia Hidalgo, 2004). Dit is echter een misvatting over de theorie van efficiënte markten, vermits in een efficiënte markt wel volatiliteit aanwezig is, maar de volatiliteit na een nieuwsfeit sneller verdwijnt dan in een inefficiënte markt.

Het is nagenoeg onmogelijk om voor elk nieuwsfeit na te gaan wat het effect ervan is op de volatiliteit van de aandelenreturns. Er zijn namelijk zoveel nieuwsfeiten die al dan niet gelijktijdig gepubliceerd worden en een invloed kunnen hebben op de volatiliteit van de aandelenreturns. Hierdoor richten vele studies zich op specifieke nieuwsfeiten. Zo gaat de studie van Louhichi (2008) na wat het effect is van winstaankondigingen van een bedrijf op de volatiliteit van de aandelenreturns van dat bedrijf. Nikkinen, Omran, Sahlström en Äijö (2006) onderzochten wat het effect is van geplande Amerikaanse macro-economische nieuwsaankondigingen op 35 verschillende aandelenmarkten. In een latere studie onderzochten zij wat de reactie was van de aandelenreturns op één zeer belangrijk nieuwsfeit, namelijk de aanslag op de WTC-gebouwen van 11 september 2001 (Nikkinen, Sahlström, Äijö, & Omran, 2008). In sectie 3.5 zullen we dieper ingaan op dergelijke eventstudies.

In tegenstelling tot de vorige onderzoekers benaderen Engle en Ng (1993) het effect van nieuws op de volatiliteit, zonder het kennen van specifieke nieuwsfeiten. Hiervoor kijken zij naar de onverwachte return ofwel de foutenterm uit de returnvergelijking van een (G)ARCH-model. De foutenterm uit de vorige periode wordt dus beschouwd als een maatgetal voor het collectieve nieuws. Dit is al het nieuws dat in deze periode beschikbaar werd en zorgt voor een onverwachte return. Indien de foutenterm e_t positief is, houdt dit een onverwachte positieve return in, wat de aankomst van goed nieuws suggereert. Bij een onverwachte negatieve return veronderstellen we aankondigingen van slecht nieuws. Na Engle en Ng (1993) hebben nog vele andere onderzoekers gebruik gemaakt van deze formulering voor nieuws. Enkele voorbeelden hiervan zijn Leevess (2007), Cruzille, Lepetit en Tarazi (2004) en Liu en Hung (2010).

3.2 Symmetrische studies over de volatiliteit

De symmetrische modellen verwerken op eenzelfde manier goed en slecht nieuws. Men houdt dus geen rekening met het teken van de onverwachte return, wat het collectieve nieuws voorstelt. Hierdoor is de stijging van de volatiliteit na slecht nieuws hetzelfde als na even belangrijk goed nieuws. Enkel de belangrijkheid van het nieuws heeft dus een invloed op de variantie. Belangrijke nieuwsfeiten worden gekenmerkt door een grotere positieve of negatieve onverwachte return.

De twee belangrijkste symmetrische modellen zijn het ARCH- en het GARCH-model. Bollerslev (1986) toonde aan dat het met behulp van GARCH-modellen mogelijk is om met minder parameters een betere overeenkomst te krijgen met de werkelijkheid dan met ARCH-modellen. De verklaring hiervoor is dat in de variantievergelijking van het GARCH-model eveneens een autoregressief deel zit. Dit zijn één of meerdere vertragingen van de variantie zelf. Deze bevindingen werden later door verschillende bronnen bevestigd. Akgiray (1989) testte bijvoorbeeld het ARCH(q)-model ten opzichte van het GARCH(p, q)-model en het *Exponential Weighted Moving Average*-model (EWMA). Hieruit besloot hij dat het GARCH(1,1)-model het beste is voor het modelleren van de volatiliteit van de verschillende indices van het *Center for Research in Security Prices* (CRSP). Walsh en Tsou (1998) vergeleken verschillende studies waarin men ARCH-, GARCH- en EWMA-modellen gebruikte voor het meten van de volatiliteit van aandelenreturns. Hieruit bleek dat het GARCH(1,1)-model over het algemeen de beste resultaten gaf. In periodes met snelle veranderingen van de volatiliteit moeten we hier wel een kanttekening bij maken, vermits het EWMA-model hier beter op inspeelt. Het EWMA-model met als gewicht voor de eerste observatie $(1 - \lambda)$ hebben we gedefinieerd in vergelijking 9 (Andersen, Davis, & Kreiß, 2009).

$$\sigma_{T+1,EWMA}^2 = (1 - \lambda) \sum_{i=0}^n \lambda^i e_{t-i}^2 \text{ met } 0 \leq \lambda \leq 1 \quad (9)$$

Naast de keuze van het soort (G)ARCH-model is het eveneens belangrijk om een goede keuze te maken omtrent de verdeling van de foutentermen. Dit kan een grote invloed hebben op de kwaliteit van het gekozen model. Bollerslev (1987) paste daarom in een latere studie zijn GARCH-model aan zodat de foutentermen niet meer normaal-, maar *t*-verdeeld zijn. Dit was volgens hem nodig vermits financiële tijdreeksen meestal *fat tails* bevatten. Deze aanpassing van zijn model was een duidelijke verbetering voor het voorspellen van de volatiliteit van wisselkoersen, maar veel

minder het geval bij het bestuderen van indices. Dit blijkt eveneens uit de resultaten van andere financiële studies. Zo zeggen Liu en Hung (2010) dat een GARCH(1,1)-model met normaal verdeelde foutentermen beter is dan wanneer de foutentermen een t -verdeling volgen. In het 'Handbook of Financial TimeSeries' toont men dan weer empirisch aan dat de t -verdeling beter is dan de normale verdeling voor het beschrijven van marktindices (Andersen, Davis, & Kreiß, 2009). Hieruit kunnen we enkel besluiten dat de literatuur geen eenzijdige keuze voorschrijft voor één van beide verdelingen.

3.3 Asymmetrisch effect van nieuwsfeiten op aandelenreturns

In de literatuur wordt vaak gesproken over de asymmetrische reactie van aandelenreturns op nieuwsfeiten. Dit effect werd voor het eerst omschreven door Black (1976) en houdt in dat de volatiliteit van aandelenreturns sterker stijgt na negatieve returns (slecht nieuws) dan na positieve returns (goed nieuws). Black noemde dit het *leverage*- of hefboomeffect en verklaarde dit doordat de *leverage* stijgt wanneer de aandelenprijs daalt. Een grotere *leverage* is hetzelfde als een grotere *debt-to-equity-ratio* en geeft de investeerders minder zekerheid, waardoor de volatiliteit stijgt (Knight & Satchell, 2007).

Black (1976) haalde in zijn onderzoek reeds aan dat het *leverage*-effect niet de enige verklaring kan zijn tussen de aandelenreturns en de volatiliteitveranderingen van de aandelenreturns. Een andere mogelijke verklaring is het volatiliteitfeedback-effect (Campbell & Hentschel, 1992). Dit effect houdt in dat wanneer de volatiliteit stijgt de investeerders een hogere verwachte return willen. Vermits deze hogere verwachte returns niet onmiddellijk aanwezig zijn, zullen de aandelenprijzen dalen bij hoge volatiliteit. Volgens Campbell en Hentschel is dit effect relatief klein, maar toch belangrijk in periodes met hoge volatiliteit. Dit model geeft ook een verklaring voor de negatieve correlatie tussen de huidige returns en de toekomstige volatiliteit. In de literatuur wordt meestal enkel over het *leverage*-effect gesproken, waarmee men de asymmetrie bedoelt tussen de returns en de volatiliteit. Men geeft nooit aan of dit *leverage*-effect verklaard kan worden door de bevindingen van Black (1976) of Campbell en Hentschel (1992). Bekaert en Wu (2000) toonden dit aan door de belangrijkste literatuur met betrekking tot de asymmetrische reactie van aandelenreturns samen te brengen.

Er zijn vele empirische studies die zich richten op het verklaren van de asymmetrie van de volatiliteit van aandelenreturns. Hiervoor is het noodzakelijk om modellen te gebruiken die deze asymmetrische effecten toelaten. De belangrijkste asymmetrische modellen zijn het EGARCH- en het GJR-GARCH-model. Daarnaast bestaan nog vele andere modellen die meestal op één van beide modellen gebaseerd zijn.

Uit bijna alle empirische studies die asymmetrische modellen vergelijken met symmetrische modellen wordt besloten dat asymmetrische effecten bestaan. Glosten et al. (1993) ontdekten deze asymmetrische effecten met behulp van GJR-GARCH-in-mean-modellen voor de CRSP-aandelenindex. In een studie over de BEL20-index bevestigde men met behulp van een GJR-GARCH(1,1)-model dat deze asymmetrische effecten ook in de returns van de BEL20-index aanwezig zijn (Sariannidis, Koskosas, Garefalakis, & Antoniadis, 2009). Dit model hield eveneens rekening met kalendereffecten en de invloed van de DAX30 (Duitse marktindex) op de BEL20-index. Engle en Ng (1993) toonden in hun werk waarin ze de *News Impact Curve* voorstelden dat zowel het GJR-GARCH- als het EGARCH-model beter waren dan al de andere geschatte modellen, waaronder eveneens enkele andere asymmetrische modellen, zoals het AGARCH-, VGARCH- en het NGARCH-model. Engle en Ng toonden bovendien aan dat voor de Japanse TOPIX-marktindex het GJR-GARCH-model beter is dan het EGARCH-model, door de *log-likelihoods* en de staarten van de kansverdelingen in beide modellen te vergelijken. In een recenter onderzoek van Liu en Hung (2010) werden de bevindingen van Engle en Ng bevestigd voor de S&P100-index. Door rekening te houden met asymmetrie in de modellen verbeteren volgens hen de schattingen van de volatiliteit significant. Net zoals bij Engle en Ng is hier het GJR-GARCH-model het beste model, onmiddellijk gevolgd door het EGARCH-model. Tot slot bekwamen Awartani en Corradi (2005) gelijkaardige resultaten voor de S&P500-index. Uit hun studie bleek duidelijk dat de asymmetrische GARCH-modellen de symmetrische GARCH-modellen overtreffen.

De meeste studies vinden dus bewijzen voor het asymmetrisch effect voor de volatiliteit van financiële tijdreeksen. Toch zijn de resultaten van sommige onderzoeken niet altijd even consistent. Zo vond Leeves (2007) geen significante asymmetrische effecten voor enkele Aziatische landen. Daarbij merkte hij wel op dat een opdeling van zijn tijdreeks in verschillende periodes toch een asymmetrisch effect oplevert voor de periode van de Aziatische crisis. Dit illustreert dat we niet zomaar mogen veronderstellen dat in elke periode voor elke tijdreeks van aandelenreturns asymmetrische effecten aanwezig zijn.

3.4 Invloed van kalendereffecten

Vaak wordt bij het onderzoeken van de volatiliteit van aandelenreturns rekening gehouden met één of meerdere kalendereffecten. Meestal wordt over het *day-of-the-week*-effect (DOW) of het maandeffect gesproken. Deze keuze is afhankelijk van de frequentie van de data.

Rogalski (1984) was één van de eersten die het DOW-effect onderzocht. Dit effect houdt volgens hem in dat de gemiddelde returns voor maandag negatief zijn, en wordt daardoor ook vaak het maandageffect genoemd. Rogalski vindt de oorzaak van dit fenomeen in het handelen dat gebeurt wanneer de beurzen gesloten zijn. Daarnaast ontdekte Fama (1965) naast een returneffect ook een variantie-effect. De variantie van de aandelenreturn tussen de sluitingsprijzen van vrijdag en maandag zou ongeveer 22% groter zijn dan de variantie tussen de sluitingsprijzen van al de andere opeenvolgende beursdagen.

De conclusies van Rogalski en Fama leidden ertoe dat andere studies met betrekking tot de volatiliteit van aandelen of marktindices ook rekening hielden met het DOW-effect. Hierbij denken we bijvoorbeeld aan de zeer belangrijke studie van Engle en Ng (1993) die in de returnvergelijking vijf dummyvariabelen en een constante opnam om een onderscheid te maken tussen de gemiddelde returns van de verschillende beursdagen. In de variantievergelijking voegden deze auteurs zes vertragingen toe van de foutentermen om zo autocorrelatie te vermijden. Engle en Ng hadden vijf dummyvariabelen in de returnvergelijking en zes vertragingen in de variantiefunctie nodig omdat de Japanse aandelenmarkt toen zes dagen op zeven open was.

Berument en Kiyamaz (2001) vergeleken een GARCH(1,1)-model met enkel dagdummy's in de returnvergelijking ten opzichte van een GARCH(1,1)-model met zowel dagdummy's in de return als in de variantievergelijking. Hieruit blijkt dat voor de S&P500-index een DOW-effect aanwezig is in de returnvergelijking en de variantievergelijking. De gemiddelde return is het laagst op maandag, wat overeenkomt met het maandageffect, en de hoogste volatiliteit wordt op vrijdag waargenomen. Het probleem van autocorrelatie bij het schatten van het DOW-effect lossen ze op door autoregressieve termen toe te voegen in de returnvergelijking. Kenourgios en Samitas (2008) onderzoeken op een gelijkaardige manier het DOW-effect voor de ASE-index. Zij zullen namelijk een GARCH-in-mean-model uitvoeren met dagdummy's in de returnvergelijking en een GARCH-in-mean model met zowel dagdummy's in de return- als in de variantievergelijking. Zij corrigeren eveneens voor autocorrelatie met behulp van autoregressieve termen in de returnvergelijking. Wat opvalt in deze studie is dat voor de periode 1995 tot 2000 er DOW-effecten worden vastgesteld in zowel de return- als de variantievergelijking, terwijl deze effecten veel minder uitgesproken zijn in de periode 2001 tot 2005.

De studie van Apolinario, Santana, Sales en Caro (2006) richt zich op de Europese marktindices, waaronder vier indices die ook in onze studie aan bod komen. Hieruit blijkt dat de CAC40 de enige marktindex is die een significant maandageffect heeft in de returnvergelijking en dat vervolgens alle indices enkele significante dageffecten vertonen in de variantiefunctie. Deze dageffecten uit de variantiefunctie verschillen wel van index tot index. Zo zijn voor de BEL20 de parameters voor donderdag en vrijdag significant, terwijl dit voor de FTSE100 enkel dinsdag is. Deze studie onderzoekt deze indices voor een andere periode dan in ons onderzoek, namelijk van 2 juli 1997 tot en met 22 maart 2004. Daarnaast kijkt men enkel naar de significantie van de dagdummy's in de returnvergelijking. Wanneer één dagdummy significant is zullen zij deze toevoegen terwijl wij ook zullen kijken naar de gezamenlijke invloed van alle dagdummy's op het model.

In sommige onderzoeken houdt men rekening met maandeffecten in plaats van dageffecten. Dit zijn studies die gebruik maken van maandelijkse data, zoals de studie van Glosten et al. (1993). Zij vonden dat de maanden januari en oktober een grote invloed hebben op de conditionele volatiliteit. De maand januari konden ze verklaren doordat in deze maand veel jaarverslagen worden vrijgegeven. Een goede verklaring voor de maand oktober hadden ze niet. Net zoals bij het DOW-effect worden de maandeffecten toegevoegd met behulp van dummyvariabelen. In verschillende wetenschappelijke artikelen onderzoekt men het januari-effect. Dit houdt in dat de aandelen in januari een hogere return zouden hebben dan tijdens de andere maanden (Pearce, 1996). Bij het testen van de Turkse ISE100-marktindex kon men het januari-effect echter niet bevestigen. Voor deze marktindex zou men eerder kunnen spreken over een februari-effect, vermits de volatiliteit en de returns hoger waren voor de maand februari (Gregoriou, 2009).

Tot slot hebben we nog een laatste kalendereffect dat soms opgenomen wordt in GARCH-modellen voor het verklaren van de volatiliteit van aandelenreturns, namelijk het *holiday*-effect. Dit effect wordt in de studie van Fama (1965) samen met het maandageffect behandeld. In verschillende andere wetenschappelijke artikelen beschouwt men dit als een apart effect. Zo hebben Kim en In (2002) aangetoond dat dagen waarop de beurs gesloten is een positieve invloed hebben op de conditionele variantie van de volgende dag waarop de beurs wel open is.

3.5 Eventstudies

Naast studies die de volatiliteit van de financiële markten op een algemene manier beschrijven, zijn er eveneens studies die zich richten op zeer specifieke events. Deze studies kan men op basis van de frequentie opdelen in twee grote groepen. De eerste groep zijn de studies die kijken naar de invloed van specifieke nieuwsfeiten op de dagelijkse, wekelijkse of maandelijkse returns. Tot de tweede groep behoren de studies die gebruik maken van *intraday*-data. Dit betekent dat men gebruik maakt van returns binnen een dag, bijvoorbeeld de returns om de vijf minuten. Bij dit soort studies ligt de nadruk eerder op de duurtijd van de verhoogde volatiliteit en de snelheid waarmee een nieuwsfeit opgenomen wordt door de markt. Wij zullen ons voornamelijk concentreren op de eerste groep van eventstudies.

Kim en In (2002) onderzochten de reactie van financiële markten op macro-economische nieuwsaankondigingen. Dit deden ze door het invoegen van dummyvariabelen in een GARCH-model. Een dummyvariabele kan enkel de waarde 0 of 1 aannemen. Deze dummyvariabelen waren 1 op de dagen met nieuwsaankondigingen en 0 op alle andere dagen. Zij hadden dummyvariabelen voor aankondigingen van de CPI, het BBP en werkloosheidscijfers van zowel binnenlands Australisch nieuws als Amerikaans nieuws. Hieruit blijkt dat enkel de aankondigingen in verband met het BBP een invloed hebben op de onzekerheid en bijgevolg voor een hogere volatiliteit van de aandelenreturns zorgen. Het maakte weinig uit of deze aankondigingen gericht waren op de Amerikaanse of binnenlandse markt. In de studie van Nikkinen et al. (2006) onderzocht men het effect op de volatiliteit van tien verschillende soorten macro-economische nieuwsaankondigingen uit de Verenigde Staten. Dit hebben ze getest met behulp van een GARCH(1,1)-model voor zeven verschillende regio's. Deze studie voegt niet zoals de meeste studies dummyvariabelen toe in de return- en variantievergelijking. In deze studie schat men eerst een GARCH(1,1)-model. De procentuele verschillen van de bekomen conditionele variantie probeert men nadien te schatten met behulp van een OLS waarin men dummyvariabelen toevoegt die gelijk zijn aan 1 op de dag van publicatie en 0 anders. Hieruit blijkt dat voor verschillende indicatoren de volatiliteit groter was de dag na rapporteren. Dit wijst op de onzekerheid waarmee de markt te maken heeft na het bekendmaken van bijvoorbeeld de werkloosheidscijfers of het BBP.

Nikkinen et al. (2006) en Kim en In (2002) hielden enkel rekening met de dag van publicatie van macro-economische nieuwsaankondigingen. Dit is volgens Kim, McKenzie en Faff (2004) onvoldoende. Daarom vergeleken zij een model waarin men enkel rekening houdt met de dag van publicatie, zoals bij Kim en In (2002), met een model waarin men ook rekening houdt met de nieuwswaarde van de aankondiging. Men zal nu per soort macro-economische nieuwsaankondiging twee dummyvariabelen nodig hebben in de return- en variantievergelijking: één dummyvariabele voor goed nieuws en één dummyvariabele voor slecht nieuws. Dit onderscheid maakt men in deze

studie door het vergelijken van de actuele waarden met de verwachte waarden van de nieuwsaankondigingen. De verwachte waarde van elke aankondiging werd op voorhand gepubliceerd door *Money Market Services*. Uit deze studie trok men de conclusie dat door rekening te houden met de nieuwscomponent van een aankondiging het model significant verbetert. Deze benadering voor het opdelen van nieuwsaankondigingen in goed en slecht nieuws wordt door Åijö (2008) genuanceerd. Zo is volgens hem een onverwacht lage werkloosheidsgraad niet altijd goed nieuws. Dit kan namelijk een negatieve invloed hebben op de aandelenreturns door de vrees voor een stijgende rentevoet. In zijn studie kijkt hij of de aandelenreturns positief of negatief zijn na de publicatie van een nieuwsaankondiging. Op basis hiervan deelt hij de nieuwsfeiten op in goed en slecht nieuws.

Naast de vele studies die macro-economische nieuwsaankondigingen onderzoeken, bestaan er nog vele andere studies binnen deze eerste groep van eventstudies. Hierbij denken we aan Nikkinen et al. (2008) die onderzochten wat het effect was van de terroristische aanslagen van 11 september 2001 op de volatiliteit van de aandelenreturns. Hieruit bleek dat met uitzondering van het Midden-Oosten en Noord-Afrika, alle landen op een uniforme manier reageerden. In de meeste landen zorgde dit nieuwsfeit voor een sterke daling van aandelenprijzen en voor een grote stijging van de volatiliteit. In een andere studie kijkt men dan weer naar de invloed van politieke beslissingen op de volatiliteit van aandelenreturns (Beaulieu, Cosset, & Essaddam, 2005). De beslissingen en aankondigingen die te maken hebben met een mogelijke splitsing van Québec uit Canada bleken een significante invloed te hebben op de volatiliteit van de aandelenreturns. Deze verschillende evenstudies tonen aan dat we tijdreeksen van aandelenreturns voor verschillende soorten van nieuwsfeiten kunnen testen.

Tot de tweede groep van eventstudies, die gebruik maakt van *intraday* data, behoort zeker de studie van Hanousek, Kocenda en Kutan (2009). Zij bestudeerden de invloed van Amerikaanse- en binnenlandse macro-economische nieuwsaankondigingen op de Tsjechische, Hongaarse en Poolse markt. Een andere studie is bijvoorbeeld deze van Kalev, Liu, Pham en Jarnecic (2004) waarin men nagaat wat de invloed is van publieke informatie op de volatiliteit van de Australische aandelenmarkt. Vermits we in onze studie geen gebruik maken van *intraday*-data zullen we niet dieper ingaan op deze groep van eventstudies.

3.6 literatuurmatrix

Tabel 1: Literatuurmatrix met artikels die gebruik maken van (G)ARCH-modellen

Auteur en jaar	Onderzochte modellen	Extra kenmerken	Data (frequentie) periode	Beste model
<u>Studies met nieuwe soorten van (G)ARCH-modellen</u>				
Engle (1982)	OLS en ARCH	-	Inflatie V.K. (kwartaal) 1958.2-1977.2	ARCH(4)
Bollerslev (1986)	ARCH en GARCH	-	Inflatie V.S. (kwartaal) 1948.2-1983.4	GARCH(1,1)
Nelson (1991)	Exponential-ARCH	-	CRSP value-weighted market index (dag) juli 1962-december 1987	Exponential ARCH
Glosten et al. (1993)	GARCH-M, GJR-GARCH-M en de ln's van deze modellen.	Risk free rate, januari- en oktober-effect	CRSP value-weighted market index (maand) april 1951-december 1989	Log(GJR-GARCH-M) met risk free rate, januari- en oktober-effect
<u>Andere studies met (G)ARCH-modellen</u>				
Akgiray (1989)	ARCH, GARCH en EWMA	-	CRSP value- en equally-weighted market index (dag) 1963-1986	GARCH(1,1)
Walsh en Tsou (1998)	Naïve approach, Improved Extreme value method, ARCH/GARCH en EWMA	-	Drie Australische marktindices (uur/dag/week) 1993-1995	GARCH(1,1) en EWMA
Bollerslev (1987)	ARCH en GARCH	N- en t-verdeling	Verschillende wisselkoersen en marktindices (dag) maart 1980-januari 1985	Wisselkoersen: t-GARCH(1,1) Marktindices: N-GARCH(1,1)
Liu en Hung (2010)	GARCH, GJR-GARCH en EGARCH	N-, t-, HT en SGT-verdeling	S&P100-index (dag) oktober 1997-september 2003	GJR-GARCH
Sariannidis et al. (2009)	GJR-GARCH	DOW-effect, invloed DAX, Nikkei, Dow Jones en oprichting euronext	BEL20-index (dag) april 1991-april 2008	GJR-GARCH(1,1) met alle effecten
Engle en Ng (1993)	GARCH, GJR-GARCH, EGARCH, AGARCH, VGARCH en NGARCH	DOW-effect	Japanese TOPIX index (dag) 1980-1988	GJR-GARCH
Awartani en Corradi (2005)	GARCH, GRJ-GARCH, EGARCH, QGARCH, TGARCH, AGARCH, IGARCH, Risk metrics en AB-GARCH	-	S&P500-index (dag) januari 1990-september 2001	Asymmetrische GARCH-modellen

Leeves (2007)	GARCH, GJR-GARCH, NGARCH, AGARCH en rolling regression GARCH-models	-	Jakarta Stock Exchange Index (dag) april 1990–december 1999	Rolling regression GARCH-models
Berument en Kiyamaz (2001)	GARCH en modified GARCH	DOW-effect	S&P500-index (dag) januari 1973-oktober 1977	Modified GARCH(1,1) met DOW-effect in Return- en variantievergelijking
Kenourgios en Samitas (2008)	GARCH-in-mean	DOW-effect	Verschillende ASE-indices (dag) 1995-2000	GARCH-in-mean met DOW-effect in Return- en variantievergelijking
Apolinario et al. (2006)	GARCH en GJR-GARCH	DOW-effect	Verschillende Europese marktindices (dag) juli 1997–maart 2004	GARCH en GJR-GARCH met DOW-effect in variantievergelijking
Kim en In (2002)	GJR-GARCH	Invloed van VS, VK en Japan, het holiday-effect, het effect van macro-economisch nieuws en de invloed van de futures markt op de aandelenmarkt en omgekeerd	ASX All Ordinaries index, SFE Share Price Index (dag) juli 1991-december 2000	GJR-GARCH met verschillende effecten
Nikkinnen et al. (2006)	GARCH	Macro-economische nieuwsaankondigingen (VS)	35 verschillende landen (dag) juli 1995-maart 2002	GARCH met verschillende nieuwsaankondigingen afhankelijk van regio
Kim, McKenzie en Faff (2004)	GARCH	DOW-effect, positieve/negatieve macro-economische nieuwsaankondigingen	DJ-index, wisselkoers JPY/USD en DEM/USD en obligatiemarkt (dag) 1986-1998	GARCH(1,1) met onderscheid goed en slecht nieuws
Äijö (2008)	GARCH	Positieve/negatieve macro-economische nieuwsaankondigingen	FTSE100-optie index (dag) 1995-2001	GARCH(1,1)
Nikkinnen et al. (2008)	GARCH	Aanslagen 11 september	53 verschillende landen (dag) maart 2001 – maart 2002	GARCH(1,1) met effect aanslagen 11 september
Beaulieu et al. (2002)	GJR-GARCH	Risk free rate, politiek nieuws, maandag-effect	Aandelen van 102 bedrijven met hoofdzetel in Québec (dag) januari 1997–december 1996	GJR-GARCH met significante effecten van politiek nieuws

4 Data

4.1 Korte voorstelling van de indices

In ons onderzoek richten we ons op vier belangrijke marktindices uit Europa, namelijk de BEL20-, AEX-, CAC40- en FTSE100-index en één index uit de Verenigde Staten, namelijk de S&P500-index. De belangrijkste eigenschappen en verschillen tussen deze indices worden weergegeven in Tabel 2.

Tabel 2: Overzicht van de marktindices

	BEL20	AEX	CAC40	FTSE100	S&P500
Volledige naam	Belgium 20 Index	Amsterdam Exchange Index	Cotation Assistée en Continu 40	Financial Times Stock Exchange 100 Index	Standard & Poor's 500 Index
Land	België	Nederland	Frankrijk	V.K.	V.S.
Max. aantal aandelen	20	25	40	100	500
Selectie	Free float	Meest verhandeld	Free float	Markt-kapitalisatie	Markt-kapitalisatie en free float
Index design	Prijs index	Prijs index	Prijs index	Prijs index	Prijs index
Gewicht	Free float	Free float	Free float	Free float	Free Float
Herziening	Jaarlijks	Jaarlijks	Elk kwartaal	Elk kwartaal	Elk kwartaal

(NYSE Euronext, 2005, 2010a, 2010b; FTSE, 2010; S&P, 2010)

Hieronder verklaren we enkele belangrijke begrippen die noodzakelijk zijn om Tabel 2 te begrijpen.

- **Maximum aantal aandelen:** Dit geeft het aantal aandelen weer dat maximum kan opgenomen worden in de index. Het is wel mogelijk dat minder aandelen opgenomen worden doordat te weinig aandelen aan de normen van de marktindex voldoen.
- **Selectie:** Hier worden de criteria weergegeven die aan de basis liggen van het al dan niet opnemen van een aandeel in een index. Vaak zijn er extra gedetailleerde criteria die hier niet vermeld staan.
Marktkapitalisatie: Dit zijn alle uitstaande aandelen van een bedrijf vermenigvuldigd met de waarde van het aandeel.
Free float: Dit is het percentage van de vrij verhandelbare aandelen van een bedrijf. Indien de selectie van de index gebeurt op basis van de *free float* zal men de marktkapitalisatie van het bedrijf vermenigvuldigen met de *free float*-factor. Hierdoor houdt men enkel rekening met de vrij verhandelbare aandelen. Voorbeelden van aandelen waarmee men geen rekening houdt zijn: aandelen in het bezit van de familie, CEO, ...
- **Index design:** Dit geeft aan wat wel en niet opgenomen wordt bij het berekenen van het niveau van de index. Er zijn twee soorten index-designs mogelijk, namelijk een prijsindex en een returnindex. Bij een prijsindex wordt geen rekening gehouden met de uitbetaalde dividenden, terwijl men bij een returnindex hiermee wel rekening houdt.
- **Gewicht:** De belangrijkheid en bijgevolg het gewicht dat wordt toegekend aan een aandeel in een marktindex wordt bepaald op basis van het *free float*-criterium. Bij het wegen van een bedrijf in de marktindex is het mogelijk dat men rekening houdt met specifieke intervallen van de *free float*. Zo kan men het *free float*-percentage van de aandelen van een bedrijf afronden naar 5% intervallen zoals bij de BEL20-index of naar zeer specifieke intervallen zoals bij de FTSE100-index.
- **Herziening:** Een index moet op regelmatige basis geherbalanceerd worden. Dit is nodig omdat anders de index na enige tijd zal afwijken van zijn initiële doel. Het initiële doel van een marktindex is de markt op een zo goed mogelijke manier volgen.

4.2 Dataset

We maken gebruik van tijdreeksen met de dagelijkse sluitingsprijzen van marktindices voor een periode van tien jaar. Al deze tijdreeksen starten op 1 januari 2000 en eindigen op 31 december

2009. De data van de BEL20-index hebben we opgehaald van de site van Euronext¹, deze van de andere indices komen van de website Yahoo Finance². Deze bronnen beschouwen we als zeer betrouwbaar vermits andere soortgelijke wetenschappelijke studies hier ook gebruik van maken. Liu en Hung (2010) bijvoorbeeld maakten gebruik van de dagelijkse eindprijzen van de S&P500 index voor het modelleren van verschillende GARCH-modellen. Zij haalden hun data hiervoor van Yahoo Finance.

Voordat we onze indices kunnen bestuderen moeten we de dagelijkse eindprijzen transformeren zodat we de dagelijkse returns bekomen. Net zoals in de studie van Akgiray (1989) maken we hiervoor gebruik van de *continuously compounded* returns. Deze vinden we met behulp van de volgende formule:

$$r_t = 100 \times \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) = 100 \times (\ln(P_t) - \ln(P_{t-1})) = 100 \times (p_t - p_{t-1}). \quad (10)$$

Hierin is r_t de *continuously compounded* return, P_t de dagelijkse eindprijs van de index en p_t het natuurlijk logaritme van P_t .

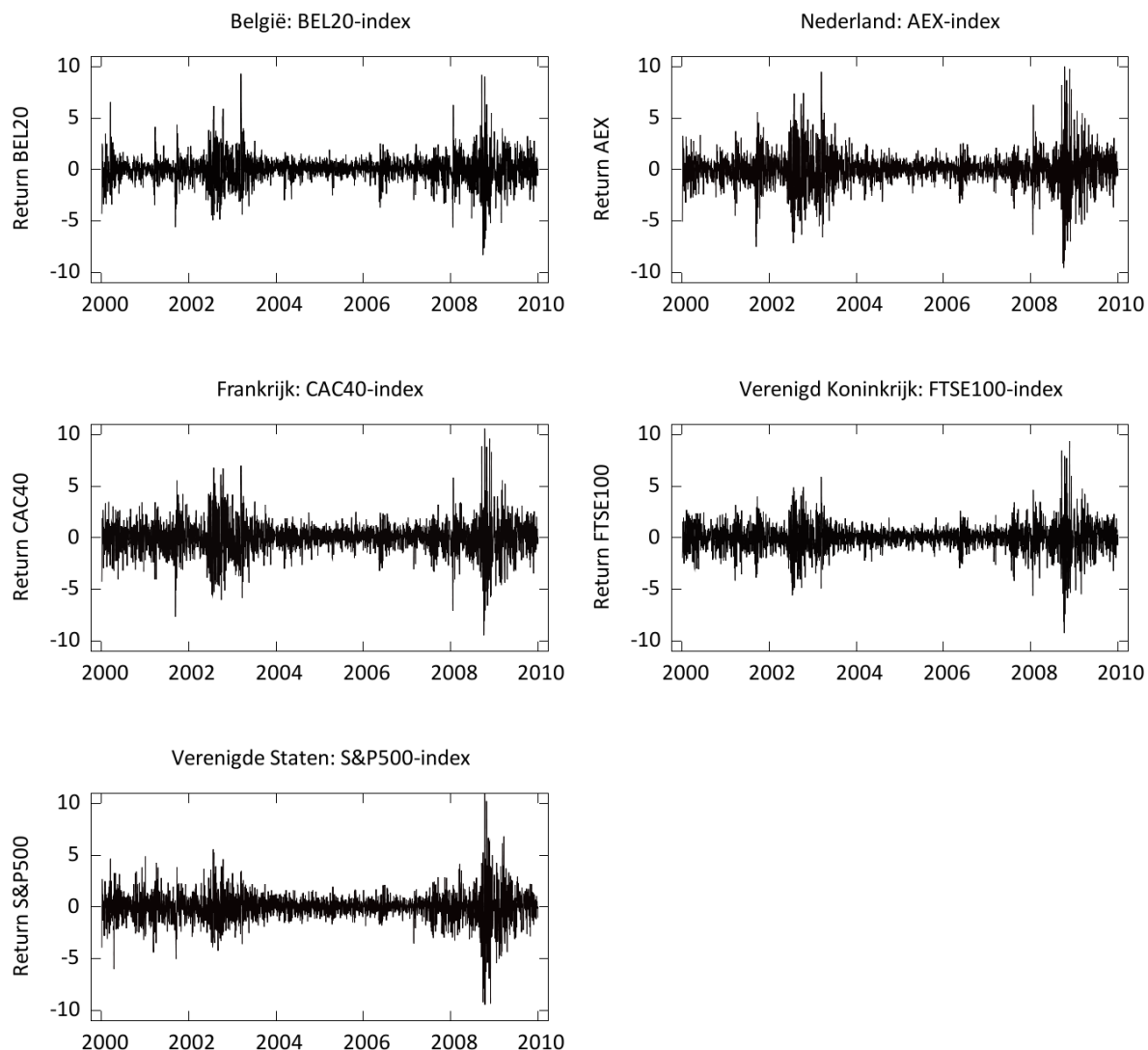
4.3 Verkenning van de data

Figuur 1 geeft de tijdreeks van de returns weer van onze vijf marktindices. Bij elke marktindex zien we een duidelijke aanwezigheid van tijdsvariërende volatiliteit en *volatility clustering*. Dit wil zeggen dat grote veranderingen in de returns gevolgd worden door grote veranderingen en kleine veranderingen door kleine. Dit kan afgeleid worden uit de grafieken vermits de tijdreeksen niet overall even "breed" lijken (Knight & Satchell, 2007). In de jaren 2002 en 2008 zien we een opmerkelijk grotere volatiliteit. Deze jaren worden beschouwd als economisch slechtere periodes. Zo spreekt men over de *economic downturn* van 2002 en de kredietcrisis van 2008.

Wat opvalt in Figuur 1 is dat de clusters met hoge volatiliteit van de returns voor onze vijf marktindices min of meer gelijktijdig plaatsvinden. Hierdoor kunnen we een soort van transmissie van volatiliteit tussen de verschillende marktindices veronderstellen. Deze transmissie van volatiliteit werd reeds veelvuldig onderzocht. Kearny (2000) bewees dat de volatiliteit van verschillende indices afhankelijk is van elkaar. Zo nemen Europese indices in sterke mate de volatiliteit van de Japanse en Amerikaanse indices over. Koulakiotis, Dasilas en Papasyriopoulos (2009) toonden aan dat er soortgelijke effecten bestaan tussen verschillende Europese indices.

¹ <http://www.euronext.com/>

² <http://finance.yahoo.com/>



Figuur 1 Evolutes van de return van de marktindices

In Tabel 3 geven we enkele beschrijvende statistieken weer van de *continuously compounded* returns voor elke marktindex.

Tabel 3: Beschrijvende statistieken over de returns van de marktindices

	BEL20	AEX	CAC40	FTSE100	S&P500
Observaties	2551	2552	2552	2525	2514
Gemiddelde	-0,0108	-0,0274	-0,0160	-0,0082	-0,0106
Mediaan	0,0315	0,0368	0,0192	0,0305	0,0472
Minimum	-8,3193	-9,5903	-9,4715	-9,2646	-9,4695
Maximum	9,3340	10,0280	10,5950	9,3842	10,9570
Variantie	1,8493	2,7075	2,4885	1,7979	1,9621
Skewness	0,0020	-0,0523	0,0265	-0,1054	-0,1037
Ex. Kurtosis	6,1717	5,7208	4,9410	6,0989	7,6440

Het verschil in het aantal observaties wordt verklaard door een verschillend aantal feestdagen op de verschillende beurzen. Daarnaast kan men ook beslissen om het handelen op de beurs tijdelijk stop te zetten vanwege een zeer ingrijpend feit. De terroristische aanslagen van 11 september 2001 is hiervan een voorbeeld. De Amerikaanse beurs bleef toen gedurende vier dagen gesloten.

Het gemiddelde en de mediaan geven beide aan dat de return schommelt rond nul voor al onze marktindices.

De variantie schommelt voor de vijf indices rond 2. Dit is een eerste maatstaf voor de volatiliteit van de aandelenreturns en zal in de rest van deze studie de onconditionele variantie genoemd worden. Dit is de onconditionele variantie vermits deze niet tijdsvariërend en niet afhankelijk is van eerdere observaties. Eén van de doelen van onze studie is betere waarden te vinden voor de variantie door deze wel tijdsvariërend en afhankelijk te maken van eerdere observaties. In dat geval spreken we van de conditionele variantie. Deze is, in tegenstelling tot de onconditionele variantie, geen constante.

Voor ons onderzoek zijn de *skewness* en de *excess kurtosis* de belangrijkste statistieken uit Tabel 3. Deze geven aan waarom de onconditionele variantie geen goede methode is voor het beschrijven van de volatiliteit. De *skewness* geeft de scheefheid weer van de Return distributie (Knight & Satchell, 2007). Bij een normale verdeling is deze gelijk aan nul. Hieruit kunnen we besluiten dat de distributie van de aandelenreturns van de BEL20 niet echt scheef verdeeld is. De andere indices zijn licht positief of negatief scheef. De *excess kurtosis* is bij een normale verdeling gelijk aan 3. Dit geeft de dikte van de staarten weer. Vermits de *excess kurtosis* bij al onze indices groter is dan drie kunnen we besluiten dat we hier te maken hebben met *fat tails* of dikke staarten. Dit is eigen aan financiële tijdreeksen.

4.4 Andere data

4.4.1 Kalendereffecten

In onze studie zullen we de invloed testen van kalendereffecten op de volatiliteit. Hiervoor hebben we voor elke observatie van de returns de bijhorende weekdag nodig. Via een formule in Excel hebben we voor elke weekdag een dummyvariabele gemaakt die één wordt wanneer het over de desbetreffende weekdag gaat.

Daarnaast zullen we eveneens rekening houden met een *holiday*-effect. Hiervoor voeren we een dummyvariabele toe die de waarde 1 heeft wanneer er in periode $t - 1$ geen observatie was. Deze dummyvariabele wordt dus 1 wanneer de weekdag voordien de beurs gesloten was. Vermits we enkel rekening houden met weekdagen heeft deze dummyvariabele op maandag enkel de waarde 1 als de vrijdag voordien de beurs gesloten was.

4.4.2 Macro-economische nieuwsaankondigingen

In het laatste deel van ons onderzoek gaan we na wat de invloed is van vier macro-economische nieuwsaankondigingen op de return- en variantievergelijking van ons model. Dit testen we enkel voor de BEL20-index. De macro-economische nieuwsaankondigingen waarvoor we ons model testen zijn de maandelijkse aankondigingen van de consumenten prijs index (CPI), de maandelijkse aankondigingen van het consumentenvertrouwen, de kwartaalaankondigingen met de gegevens van het Bruto Binnenlands Product (BBP) en de dagen waarop de Europese Centrale Bank (ECB) de rente wijzigt.

De gegevens van deze macro-economische nieuwsaankondigingen hebben we opgehaald van Belgostat³. Via deze website publiceert de Nationale Bank van België (NBB) haar statistieken. De exacte publicatiedatums van de CPI en het BBP werden bezorgd door de Datashop van de NBB. De exacte publicatiedatum voor het consumentenvertrouwen kon Datashop ons niet geven. Zij hebben ons wel bevestigd dat deze datum altijd de 18^{de}, 19^{de} of 20^{ste} van de maand is. Voor het consumentenvertrouwen heeft de dummyvariabele bijgevolg minimaal één en maximaal drie maal per maand een waarde gelijk aan 1.

³ <http://www.nbb.be/belgostat/>

5 Methodologie

De sectie methodologie bestaat uit drie grote delen. In het eerste deel beschrijven we de methodologie van enkele voorbereidende testen. In het tweede deel geven we de methodologie voor het opstellen van de algemene modellen. Hier beschrijven we eveneens hoe we onze tijdreeksen zullen testen op *leverage*- en kalendereffecten. In het derde deel presenteren we de methodologie voor het deel waar we dieper ingaan op de volatiliteit van de BEL20-index.

5.1 Voorbereidende tests

5.1.1 Controle van stationariteit

Voor enkele analyses die we later zullen uitvoeren is het noodzakelijk dat onze tijdreeksen stationair zijn. Dit gaan we na met behulp van een *Augmented Dickey Fuller*-test (ADF). Deze test zullen we uitvoeren voor een model met een constante, maar zonder trend. In deze test stelt de nulhypothese dat er *unit root* aanwezig is. Dit wil zeggen dat de tijdreeks niet stationair is. In de voor ons optimale oplossing zullen we bijgevolg de nulhypothese voor alle indices moeten verwerpen. Vergelijking 11 is de testvergelijking van de ADF-test (Hill, Griffiths, & Lim, 2008).

$$\Delta y_t = \alpha + \gamma y_{t-1} + \sum_{s=1}^m a_s \Delta y_{t-s} + v_t. \quad (11)$$

De tijdreeks van de aandelenreturns wordt voorgesteld door y_t , de parameters zijn α, γ en a_s en v_t is de random foutenterm. De verschillende hypothesen zijn:

$$H_0: \gamma = 0 \text{ ofwel unit root}$$

$$H_1: \gamma < 0 \text{ ofwel geen unit root.}$$

5.1.2 Testen op aanwezigheid van ARCH-effecten

Net zoals in de studie van Koulakiotis, Dasilas en Papasyriopoulos (2009) zullen we, alvorens ARCH- en GARCH-modellen te schatten, eerst nagaan of ARCH-effecten aanwezig zijn in onze tijdreeksen. De plots met de returns in Figuur 1 en de beschrijvende statistieken uit Tabel 3 geven reeds een eerste indicatie van deze aanwezigheid, maar in dit deel maken we gebruik van een *Lagrange Multiplier*-test om de aanwezigheid van ARCH(1)-effecten na te gaan (Hill, Griffiths, & Lim, 2008).

Dit doen we door het schatten van de returnvergelijking ten opzichte van een constante in vergelijking 12. Het kwadraat van de random foutenterm die we dan bekomen proberen we vervolgens te schatten met behulp van een *Ordinary Least Square* in vergelijking 13 (Adkins, 2010).

$$r_t = \beta_0 + e_t \quad (12)$$

$$\hat{e}_t^2 = \gamma_0 + \gamma_1 \hat{e}_{t-1}^2 + v_t. \quad (13)$$

In de returnvergelijking is β_0 de constante en e_t de random foutenterm. In de testvergelijking is γ_0 de constante, γ_1 de parameter van de eerste gekwadrateerde vertraagde foutenterm en v_t een random foutenterm voor deze vergelijking. De verschillende hypothesen zijn dan:

$$H_0: \gamma_1 = 0 \text{ (geen ARCH(1)-effect)}$$

$$H_1: \gamma_1 \neq 0 \text{ (wel ARCH(1)-effect).}$$

De testvergelijking testen we met behulp van de *Lagrange Multiplier*-teststatistiek. Deze teststatistiek is $(T - q)R^2$ en wordt getest ten opzichte van een $\chi_{(1)}^2$ kritische waarde. Hier is T het aantal observaties, q het aantal vertragingen van \hat{e}_t^2 en is R^2 de determinatiecoëfficiënt van de

testvergelijking. Indien een ARCH(1)-effect aanwezig is zal deze vergelijking een hoge R^2 hebben en zullen we de nulhypothese moeten verwerpen.

5.1.3 Testen op kalendereffecten in de returnvergelijking

In onze studie zullen we acht verschillende modellen schatten, waarvan de eerste vier modellen de modellen zijn zonder kalendereffecten en de volgende vier, dezelfde modellen zijn, maar met kalendereffecten. Voor de modellen met kalendereffecten maken we een verschil tussen twee soorten effecten, namelijk de kalendereffecten in de returnvergelijking en de effecten in de variantievergelijking. Met de effecten in de returnvergelijking zullen we enkel rekening houden indien deze gezamenlijk significant zijn. Daarom zullen we deze eerst schatten met behulp van een *Ordinary Least Square* (OLS) ten opzichte van vier dagdummy's, voor maandag tot en met donderdag, en een constante. Een dagdummy heeft de waarde 1 als het die specifieke weekday is en anders de waarde 0. Daarnaast houden we net zoals in de studie van Apolinario, Santana, Sales en Caro (2006) rekening met vijf autoregressieve vertragingen om zo autocorrelatie te vermijden. De OLS die we zullen schatten ziet er als volgt uit:

$$r_t = \beta_0 + \mu_1 D_1 + \mu_2 D_2 + \mu_3 D_3 + \mu_4 D_4 + \sum_{j=1}^5 \omega_j r_{t-j} + \varepsilon_t. \quad (14)$$

De variabelen D_1 tot en met D_4 zijn de dagdummy's die respectievelijk maandag tot en met donderdag voorstellen. De parameters μ_1 tot μ_4 beschrijven de intercepten voor de verschillende weekdays. Het intercept voor maandag is namelijk $\beta_0 + \mu_1$ terwijl dit voor vrijdag enkel β_0 is. De parameters ω_1 tot ω_5 geven de invloed van de eerste vijf vertragingen van de returns weer en ε_t is de foutterm van deze OLS. Indien de dagdummy's niet gezamenlijk significant zijn zullen we in onze verschillende GARCH-modellen geen dageffecten in de returnvergelijking toevoegen. Deze gezamenlijke significantie testen we met behulp van de volgende F -test (Hill, Griffiths, & Lim, 2008):

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 = 0$$

$$H_1: \text{Minstens één } \mu_i \neq 0 \text{ voor } i = 1, \dots, 4$$

$$F = \frac{(SSE_R - SSE_U)/J}{SSE_U/(N - K)} \sim F_{(J, N-K)}. \quad (15)$$

Hier is SSE de *Sum of Squared Errors* van ofwel het *restricted* model (R) ofwel het *unrestricted* model (U). J is het aantal restricties dat we opleggen en is bij deze OLS gelijk aan 4. Het aantal vrijheidsgraden van de noemer is gelijk aan $(N-K)$ waar N het aantal observaties is en K het aantal te schatten parameters van het *unrestricted* model.

5.2 De algemene modellen

In ons onderzoek voeren we voor elke index vier verschillende modellen uit. Deze modellen zijn gebaseerd op de ARCH-, GARCH-, GJR-GARCH- en EGARCH-modellen en zullen we bestuderen met en zonder kalendereffecten.

Al de modellen worden geschat door het maximaliseren van de normale *log-likelihood*-functie. Het maximaliseren van deze *log-likelihood*-functie is een iteratief proces waarin de startwaarden van de parameters zo gekozen worden dat de *likelihood* gemaximaliseerd wordt. Deze *log-likelihood*functie wordt geschreven als volgt (Andersen, Davis, & Kreiß, 2009):

$$\log L = -\frac{T}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \log(h_t) - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \frac{e_t^2}{h_t}. \quad (16)$$

In deze vergelijking staat L voor de *loglikelihood* en T voor het aantal observaties van de tijdreeks.

Al de (G)ARCH-modellen bestaan zowel uit een return- als een variantievergelijking. De vorm van de returnvergelijking is voor de eerste vier modellen zonder kalendereffecten gelijkaardig. We schatten deze namelijk altijd ten opzichte van een constante en enkele autoregressieve parameters en veronderstellen dat de foutentermen conditioneel normaal verdeeld zijn. In de returnvergelijking starten we altijd met vijf autoregressieve parameters om zo de autocorrelatie van de foutentermen weg te werken. Vervolgens gaan we telkens een autoregressieve parameter verwijderen indien deze niet significant is op het 95% betrouwbaarheidsniveau. Na het schatten van al de modellen voor een bepaalde index beslissen we hoeveel autoregressieve parameters we zullen toevoegen voor die bepaalde index. De returnvergelijking wordt voorgesteld door de volgende vergelijking (Hill, Griffiths, & Lim, 2008):

$$r_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^5 \omega_j r_{t-j} + e_t \quad (17)$$

met $e_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t)$.

In vergelijking 17 is ω_j de parameter van de autoregressieve component in de returnvergelijking.

De variantievergelijkingen van de modellen zonder kalendereffecten worden hieronder weergegeven. Model 1 en 2 zijn de symmetrische modellen zonder kalendereffecten.

Model 1: ARCH(q)-model

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2. \quad (18)$$

Model 2: GARCH(p,q)-model

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p}. \quad (19)$$

Model 3 en 4 zijn de asymmetrisch modellen. Hierbij beperken we ons tot een asymmetrisch effect van de eerste orde.

Model 3: GJR-GARCH(p,q)-model

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \gamma d_{t-1} e_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p}. \quad (20)$$

Model 4: EGARCH(1,1)-model

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \beta_1 \ln(h_{t-1}) + \gamma \frac{e_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha_1 \left(\frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right). \quad (21)$$

In de modellen met kalendereffecten passen we zowel de return- als de variantievergelijking aan. In de returnvergelijking zullen we verschillende dagdummy's toevoegen indien uit de F -test van vergelijking 15 blijkt dat deze gezamenlijk significant zijn. Daarnaast houden we net zoals in de modellen zonder kalendereffecten rekening met maximaal vijf autoregressieve vertragingen in de returnvergelijking. De returnvergelijking ziet er nu als volgt uit (Apolinario, Santana, Sales, & Caro, 2006):

$$r_t = \beta_0 + \left[\sum_{i=1}^4 \mu_i D_i \right] + \sum_{j=1}^5 \omega_j r_{t-j} + e_t \quad (22)$$

met $e_t | I_{t-1} \sim N(0, h_t)$.

De parameter μ_i geeft de verschillende intercepten weer voor de verschillende weekdays in de returnvergelijking.

In de variatievergelijkingen van de modellen met kalendereffecten zullen we voor de verschillende dagen een verschillend intercept schatten. Daarom zullen we telkens de parameters α_{0i} schatten voor vier dagdummy's, namelijk D_1 tot en met D_4 , respectievelijk maandag tot en met donderdag. Daarnaast gaan we eveneens testen of een extra sluitingsdag van de beurs een invloed heeft op de volatiliteit. Dit testen we door het invoeren van de dummyvariabele *holiday* (HOL) met de te schatten parameter ϑ . Deze modellen optimaliseren we op een zelfde manier als de eerste vier modellen.

Model 5: ARCH(q)-model met kalendereffecten

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_{0i} D_i + \vartheta HOL + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2. \quad (23)$$

Model 6: GARCH(p,q)-model met kalendereffecten

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_{0i} D_i + \vartheta HOL + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p}. \quad (24)$$

Model 7: GJR-GARCH(p,q)-model met kalendereffecten

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_{0i} D_i + \vartheta HOL + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \alpha_2 e_{t-2}^2 + \dots + \alpha_q e_{t-q}^2 + \gamma d_{t-1} e_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \beta_2 h_{t-2} + \dots + \beta_p h_{t-p}. \quad (25)$$

Model 8: EGARCH(1,1)-model met kalendereffecten

$$\ln(h_t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^4 \alpha_{0i} D_i + \vartheta HOL + \beta_1 \ln(h_{t-1}) + \gamma \frac{e_{t-1}}{\sqrt{h_{t-1}}} + \alpha_1 \left(\frac{|e_{t-1}|}{\sqrt{h_{t-1}}} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right). \quad (26)$$

In al de modellen met kalendereffecten is het maximaal aantal vertragingen dat we toevoegen van h_t en e_t^2 gelijk aan het aantal vertragingen van de modellen zonder kalendereffecten. Dit maakt het eenvoudiger om beide soorten modellen met elkaar te vergelijken.

De optimalisatie van al onze modellen is afhankelijk van de startwaarden die men neemt voor de verschillende parameters. Voor de modellen die we uitvoeren met de ingebouwde functies van Gretl (model 1-2) hebben we geen invloed op de gekozen startwaarden. Voor de andere modellen (model 3-8), zullen we als startwaarden voor de returnvergelijking de schattingen uit een gelijkaardige OLS nemen. Voor de startwaarden van de variantievergelijking nemen we voor het intercept de onconditionele variantie van de tijdreeks en voor alle andere parameters een lage waarde, namelijk 0,05 (Brooks, Burke, & Persaud, 2001). Bij elke toevoeging van een extra vertraging in de variantievergelijking of verwijdering van een autoregressieve parameter in de returnvergelijking, werken we verder met de waarden van het vorige model. Als initiële waarde voor de conditionele variantie h_t , nemen we de onconditionele variantie van de aandelenreturns.

In deze modellen zullen we extra vertragingen van e_t^2 en h_t blijven opnemen zolang hun parameters significant zijn en het *Akaike*-informatie criterium blijft dalen. Het *Akaike*-informatie criterium is een goede norm vermits het zowel rekening houdt met de verbetering van de fit, als met de toename van de complexiteit van het model bij het toevoegen van een extra vertraging. Het *Akaike*-informatie-criterium kan als volgt geschreven worden (Fan & Yao, 2003):

$$AIC = -2 \log L + 2p. \quad (27)$$

In vergelijking 27 is $\log L$ de gemaximaliseerde *log-likelihood* en p het aantal te schatten parameters.

5.3 De volatiliteit van de BEL20-index

In het tweede deel van ons onderzoek gaan we dieper in op het verband tussen de volatiliteit en nieuwsfeiten voor de BEL20-index. Dit verband geven we grafisch weer met behulp van *News Impact Curves* (NIC). Daarna bestuderen we wat de invloed is van enkele zeer specifieke macro-economische nieuwsaankondigingen op de conditionele volatiliteit.

Een NIC geeft visueel het verband weer tussen de nieuwsfeiten van $t - 1$ en de volatiliteit van de periode t (Engle & Victor, 1993). Al het nieuws van voor de periode $t - 1$ houden we constant. Vermits nieuwsfeiten een onverwachte invloed hebben op de return, veronderstellen we bij een positieve e_t de aankomst van goed nieuws en bij een negatieve e_t de aankomst van slecht nieuws. De grootte van $|e_t|$ zegt bovendien iets over de belangrijkheid van het nieuws. De impact van belangrijk onverwacht nieuws op de volatiliteit van de returns is waarschijnlijk groter dan de impact van minder belangrijk en minder verrassend nieuws.

De x-as voor de grafieken van de NIC toont e_{t-1} , het "nieuws" van de periode $t - 1$. De volatiliteit h_t wordt weergegeven op de y-as. De vergelijkingen voor de drie NIC die we tekenen worden weergegeven in Tabel 4. Deze vergelijkingen zijn dezelfde als die welke Engle en Ng (1993) en Leeves (2007) gebruikten. In Tabel 4 is h_t de conditionele variantie van periode t , σ^2 de onconditionele variantie van de gehele tijdreeks, en e_{t-1} de onverwachte return van periode $t - 1$. De ander parameters uit deze tabel hebben we reeds geschat en zijn dezelfde als in de vergelijkingen 19 tot en met 21.

Tabel 4: News Impact Curves

Model	News Impact Curves
GARCH(1,1)	$h_t = A + \alpha_1 e_{t-1}^2$ met $A = \alpha_0 + \beta_1 \sigma^2$
GJR-GARCH(1,1)	$h_t = A + \alpha_1 e_{t-1}^2$ voor $e_{t-1} > 0$ of $h_t = A + (\alpha_1 + \gamma) e_{t-1}^2$ voor $e_{t-1} < 0$ met $A = \alpha_0 + \beta_1 \sigma^2$
EGARCH(1,1)	voor $e_{t-1} > 0$: $h_t = A \cdot \exp\left[\frac{\gamma + \alpha_1}{\sigma} \cdot e_{t-1}\right]$ voor $e_{t-1} < 0$: $h_t = A \cdot \exp\left[\frac{\gamma - \alpha_1}{\sigma} \cdot e_{t-1}\right]$ met $A = \sigma^2 \beta_1 \cdot \exp(\alpha_0 - \alpha_1 \sqrt{2/\pi})$

Na het tekenen van de NIC gaan we na wat de invloed is van enkele zeer specifieke macro-economische nieuwsaankondigingen op de return- en variantievergelijking. De aankondigingen die we zullen testen zijn deze van de Consumenten Prijs Index (CPI), het consumentenvertrouwen (CV) en het Bruto Binnenlands Product (BBP). Daarnaast gaan we eveneens na wat de invloed is van de dag waarop de rente (REN) van de ECB verandert.

Een verschil met de vorige modellen is dat we de modellen nu zullen uitvoeren met behulp van een loopfunctie. Dit wil zeggen dat we elk model telkens 20 keren laten schatten met andere startwaarden voor de parameters uit de variantievergelijking. De initiële waarden voor de returnvergelijking halen we nog steeds uit een gelijkaardige OLS. Het werken met de loopfunctie heeft als voordeel dat de kans dat onze uitkomst slechts een lokaal optimum bereikt, in plaats van een globaal optimum, veel kleiner is.

We zullen nu twee nieuwe modellen schatten. In het eerste model zullen we kijken naar de invloed van macro-economische nieuwsaankondigingen op de return- en variantievergelijking. Dit zullen we testen door te werken met dummyvariabelen die 1 worden op de dag van publicatie van een nieuwsaankondiging. In het tweede model zullen we eveneens rekening houden met de inhoud van de nieuwsaankondigingen. Dit doen we door een onderscheid te maken tussen nieuwsaankondigingen die gaan over een stijging of daling van de macro-economische indicatoren. Dit zorgt bijgevolg voor een verdubbeling van het aantal macro-economische dummyvariabelen van de CPI, het BBP en de renteveranderingen. Voor het CV krijgen we drie nieuwe

dummyvariabelen vermits deze variabele regelmatig constant blijft. Gelijkaardige modellen werden uitgevoerd door Kim, McKenzie en Faff (2004) met dit verschil dat zij deze opdeling in goed en slecht nieuws maakten door middel van het vergelijken van de actuele waarde met de verwachte waarde.

In de eerste methode voegen we extra dummyvariabelen toe, in de return- en variantievergelijking van het uiteindelijke beste (G)ARCH model uit de sectie algemene modellen. Model 9 zal bijgevolg in de return- en variantievergelijking deze extra variabelen schatten:

$$r_t = \dots + \mu_{CPI}CPI + \mu_{CV}CV + \mu_{BBP}BBP + \mu_{REN}REN \quad (28)$$

$$h_t = \dots + \delta_{CPI}CPI + \delta_{CV}CV + \delta_{BBP}BBP + \delta_{REN}REN. \quad (29)$$

CPI, CV, BBP en REN zijn de dummyvariabelen voor onze macro economische aankondigingen. De parameters μ en δ geven respectievelijk de verandering van het intercept weer in de return- en variantievergelijking.

In model 10 zullen we andere parameters schatten voor een stijging of daling van het CPI, CV, BBP en REN. De variabelen en parameters die horen bij een stijging van de cijfers duiden we aan met een +, deze die horen bij een daling met een -. Bij het CV geven we met een = teken aan wat de dummyvariabelen en parameters zijn wanneer het CV constant blijft. De extra variabelen in de return- en variantievergelijking worden bijgevolg:

$$r_t = \dots + \mu_{CPI}^+CPI^+ + \mu_{CV}^+CV^+ + \mu_{BBP}^+BBP^+ + \mu_{REN}^+REN^+ + \mu_{CPI}^-CPI^- + \mu_{CV}^-CV^- + \mu_{BBP}^-BBP^- + \mu_{REN}^-REN^- + \mu_{CV}^=CV^= \quad (30)$$

$$h_t = \dots + \delta_{CPI}^+CPI^+ + \delta_{CV}^+CV^+ + \delta_{BBP}^+BBP^+ + \delta_{REN}^+REN^+ + \delta_{CPI}^-CPI^- + \delta_{CV}^-CV^- + \delta_{BBP}^-BBP^- + \delta_{REN}^-REN^- + \delta_{CV}^=CV^= \quad (31)$$

De invloed van de macro-economische nieuwsaankondigingen zullen we evalueren op basis van de significantie van de parameters.

6 Resultaten

De resultaten van deze studie hebben we bekomen met behulp van het *open source*-softwareprogramma Gretl. Dit programma werd door Yalta en Yalta (2010) vergeleken met vier betalende econometrische software varianten. Uit deze vergelijking bleek dat wanneer er fouten worden gevonden in Gretl, deze fouten veel sneller opgelost worden dan in gelijkaardige *closed source*-softwarevarianten. Daarom bevelen deze onderzoekers het gebruik van Gretl aan vermits de transparantie van het programma zorgt voor een goede betrouwbaarheid van de resultaten.

6.1 Voorbereidende tests

6.1.1 Controle van stationariteit

In Tabel 5 geven we de belangrijkste resultaten weer van de uitgevoerde ADF-testen. Hier geven we de waarden van γ en τ . Op basis hiervan kunnen we een uitspraak doen over de nulhypothese door de τ -waarde te vergelijken met de kritische τ_c -waarde die voor ons -2,86 is (Hill, Griffiths, & Lim, 2008).

Tabel 5: ADF-test voor controle stationariteit

	BEL20	AEX	CAC40	FTSE100	S&P500
γ	-1,016	-1,150	-1,247	-1,261	-1,145
τ	-21,848	-22,671	-23,393	-23,036	-30,413

Vermits overal de τ -waarden duidelijk kleiner zijn dan de kritische τ_c -waarde verwerpen we voor al de indices de nulhypothese van niet-stationariteit en kunnen we aannemen dat al onze tijdreeksen stationair zijn, zoals gewenst. Dit is een logisch resultaat vermits we de *continuously compounded* returns onderzoeken en dit in feite het logaritmisch eerste verschil is van de aandelenprijzen. Het nemen van het eerste verschil wordt vaak toegepast voor het stationair maken van tijdreeksen.

6.1.2 Testen op aanwezigheid van ARCH-effecten

De resultaten van onze tests voor de aanwezigheid van een ARCH(1)-effect worden weergegeven in Tabel 6.

Tabel 6: Testen op aanwezigheid ARCH(1)-effect

	BEL20	AEX	CAC40	FTSE100	S&P500
$(T - q)R^2$	244,273	119,522	99,687	139,345	95,137
p-waarde	4,60E-55	8,05E-28	1,78E-23	3,70E-32	1,78E-22

De hoge waarde voor $(T - q)R^2$ en de lage p-waarden vertellen ons dat de tijdreeksen minstens een ARCH(1)-effect bevatten. We kunnen dus besluiten dat het zinvol is om ARCH- en GARCH-effecten te modelleren op deze tijdreeksen.

6.1.3 De invloed van kalendereffecten op de returnvergelijking

Bij het bestuderen van de resultaten van de OLS zien we dat slechts één dagdummy een significante parameterschatting heeft op het 95% betrouwbaarheidsniveau. Deze parameter is μ_3 voor de FTSE100-index. Hieruit zouden we kunnen afleiden dat de gemiddelde return van de Londense beurs op woensdag lager is dan op andere dagen. Ondanks dit significant effect van μ_3 voor de FTSE100-index vinden we voor geen enkele marktindex een globaal dageffect. Bij de *F*-test van *joint significance* kunnen we namelijk de nulhypothese niet verwerpen. Deze nulhypothese zegt dat er over het algemeen geen dageffecten aanwezig zijn.

Tabel 7: Invloed van kalendereffecten op de returnvergelijking (p-waarden tussen haakjes)

	BEL20	AEX	CAC40	FTSE100	S&P500
β_0	0,01662 (0,782)	0,03002 (0,679)	0,01657 (0,812)	0,06249 (0,288)	-0,06863 (0,268)
μ_1	-0,06097 (0,474)	-0,10486 (0,308)	-0,05980 (0,545)	-0,08534 (0,314)	0,03459 (0,698)
μ_2	-0,04495 (0,595)	-0,01801 (0,860)	-0,01445 (0,883)	-0,02860 (0,730)	0,09478 (0,277)
μ_3	-0,00920 (0,913)	-0,14933 (0,143)	-0,10264 (0,294)	-0,17744 (0,032)	0,04276 (0,623)
μ_4	-0,01482 (0,861)	-0,02316 (0,821)	0,01039 (0,916)	-0,06458 (0,435)	0,10699 (0,222)
ω_1	0,07982 (0,000)	-0,01625 (0,412)	-0,04760 (0,016)	-0,06431 (0,001)	-0,09187 (0,000)
ω_2	-0,00884 (0,656)	-0,00220 (0,911)	-0,04591 (0,020)	-0,05840 (0,003)	-0,08661 (0,000)
ω_3	-0,06574 (0,001)	-0,08755 (0,000)	-0,07380 (0,000)	-0,10080 (0,000)	0,03271 (0,104)
ω_4	0,06060 (0,002)	0,07250 (0,000)	0,05158 (0,009)	0,08651 (0,000)	-0,01297 (0,518)
ω_5	-0,03667 (0,064)	-0,07162 (0,000)	-0,07209 (0,000)	-0,05618 (0,005)	-0,02419 (0,226)
<i>F</i> -test	0,18510 (0,946)	0,80428 (0,522)	0,46579 (0,761)	1,34976 (0,249)	0,51389 (0,726)

Dit heeft als gevolg dat we in geen enkel GARCH-model zullen rekening houden met dageffecten in de returnvergelijking. De returnvergelijking voor de modellen met kalendereffecten wordt bijgevolg vergelijking 32 in plaats van vergelijking 22.

$$r_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^5 \omega_j r_{t-j} + e_t. \quad (32)$$

In tegenstelling tot de parameters van de dagdummy's zien we wel significante parameterschattingen voor de autoregressieve variabelen. Wat hierbij opvalt is dat de parameterschatting van de eerste vertraging van de BEL20-index positief is terwijl deze voor al de andere indices negatief of niet significant is.

6.2 Resultaten algemene modellen

6.2.1 Resultaten van de verschillende (G)ARCH-modellen

In dit deel van ons onderzoek bespreken we Tabel 8 tot en met 12. Deze tabellen geven de resultaten weer van de verschillende (G)ARCH-modellen. De parameterschattingen boven de horizontale lijn in deze tabellen gelden telkens voor de returnvergelijking van het model. De parameterschattingen onder de horizontale lijn zijn voor de variantievergelijking. Een gelijkaardige opdeling hebben we gemaakt op basis van het al dan niet aanwezig zijn van kalendereffecten. Zo zijn de modellen links van de verticale lijn, de modellen zonder kalendereffecten en deze rechts van de verticale lijn, de modellen met kalendereffecten.

Een eerste belangrijke keuze die we gemaakt hebben, is deze van het aantal autoregressieve parameters in de returnvergelijking. Deze parameters zijn noodzakelijk om de autocorrelatie van de foutentermen weg te werken. Bij al onze indices kunnen we hiermee nooit het volledige probleem van autocorrelatie oplossen. Hiervoor zou het noodzakelijk zijn om over te stappen naar (G)ARCH-modellen met een ARMA-structuur in de returnvergelijking, waar ARMA staat voor *AutoRegressive Moving Average*. Dit zullen we echter niet doen, vermits we voornamelijk geïnteresseerd zijn in de variantievergelijking. Bovendien valt het op dat door het toevoegen of verwijderen van een autoregressieve parameter in de returnvergelijking, de parameterschattingen van de variantievergelijking weinig veranderen. Om de grootste problemen van autocorrelatie van de foutentermen te vermijden, voegen we daarom voor de BEL20- en S&P500-index één autoregressieve parameter toe en voor de AEX-, CAC40 en FTSE100-index drie autoregressieve parameters.

Bij de symmetrische modellen die we bestuderen valt het op dat voor al onze indices GARCH-modellen duidelijk beter zijn dan ARCH-modellen. De GARCH-modellen hebben telkens met minder parameters een betere fit dan de ARCH-modellen. Dit kunnen we zien aan het lager *Akaike*-criterium van de GARCH-modellen. Dit geldt zowel voor de modellen met als zonder kalendereffecten in de variantievergelijking. De structuur van het uiteindelijke ARCH-model is dezelfde voor al onze indices, uitgezonderd de AEX-index, namelijk zeven autoregressieve parameters in de variantievergelijking. Bij de AEX-index is de zevende autoregressieve parameter niet meer significant en bekomen we als uiteindelijke model een ARCH(6)-model. Voor al de ARCH-modellen moeten we wel de bemerking maken dat het in Gretl onmogelijk is om meer dan zeven autoregressieve parameters in de variantievergelijking op te nemen. Bij de GARCH-modellen heeft de BEL20-index een andere structuur. Het uiteindelijke GARCH-model voor deze index is een GARCH(1,1)-model. De andere indices bekomen als uiteindelijke model een GARCH(1,2)-model.

Tabel 8: Resultaten BEL20-index (p-waarden tussen haakjes)

	Model 1 ARCH	Model 2 GARCH	Model 3 GJR	Model 4 EGARCH	Model 5 ARCH	Model 6 GARCH	Model 7 GJR	Model 8 EGARCH
β_0	0,07773 (0,000)	0,06826 (0,000)	0,03040 (0,075)	0,02831 (0,079)	0,07981 (0,000)	0,07144 (0,000)	0,03182 (0,064)	0,02774 (0,085)
ω_1	0,03705 (0,079)	0,03585 (0,088)	0,04240 (0,035)	0,04155 (0,040)	0,03048 (0,148)	0,03566 (0,083)	0,04227 (0,036)	0,04350 (0,032)
α_0	0,20958 (0,000)	0,01996 (0,000)	0,02027 (0,000)	0,00153 (0,621)	0,20167 (0,000)	0,00190 (0,965)	-0,00634 (0,886)	-0,10515 (0,127)
α_{01}					-0,01081 (0,803)	-0,00617 (0,928)	-0,00054 (0,994)	0,24183 (0,035)
α_{02}					0,02134 (0,594)	0,07077 (0,199)	0,08558 (0,131)	0,02700 (0,787)
α_{03}					-0,04974 (0,253)	-0,07556 (0,158)	-0,03735 (0,498)	0,08070 (0,397)
α_{04}					0,05780 (0,283)	0,09721 (0,193)	0,07962 (0,293)	0,17255 (0,140)
ϑ					0,42249 (0,155)	0,04284 (0,454)	0,09664 (0,117)	0,16612 (0,037)
α_1	0,14905 (0,000)	0,13982 (0,000)	0,02625 (0,009)	0,18991 (0,000)	0,15794 (0,000)	0,14173 (0,000)	0,02603 (0,013)	0,19068 (0,000)
α_2	0,16352 (0,000)				0,15820 (0,000)			
α_3	0,11894 (0,000)				0,11419 (0,000)			
α_4	0,15410 (0,000)				0,15977 (0,000)			
α_5	0,13908 (0,000)				0,13463 (0,000)			
α_6	0,13142 (0,000)				0,12890 (0,000)			
α_7	0,07418 (0,003)				0,07153 (0,001)			
β_1		0,85195 (0,000)	0,87756 (0,000)	0,97619 (0,000)		0,85057 (0,000)	0,87510 (0,000)	0,97543 (0,000)
γ			0,15984 (0,000)	-0,12000 (0,000)			0,16481 (0,000)	-0,12376 (0,000)
Akaike	7492,74	7428,09	7347,78	7352,94	7459,69	7430,33	7351,37	7356,80

Voor elke index zijn de asymmetrische modellen beter dan de symmetrische modellen. Het Akaike-criterium van de asymmetrische modellen is altijd lager dan dat van de symmetrische modellen. Dit toont aan dat er duidelijk sprake is van asymmetrie. De coëfficiënt γ die zowel bij het GJR-GARCH- als het EGARCH-model de asymmetrische component is, heeft telkens het verwachte teken. Deze is namelijk voor het GJR-GARCH-model positief en voor het EGARCH-model negatief. Dit wil zeggen dat er een hogere volatiliteit is na een negatieve foutenterm of slecht nieuws, dan na een positieve foutenterm of goed nieuws. De coëfficiënt γ is voor elk model eveneens significant op het 99% betrouwbaarheidsniveau.

Het aantal vertragingen van het GJR-GARCH-model van e_t^2 en h_t is altijd gelijk aan het aantal vertragingen van deze variabelen bij het GARCH-model. Zo is het uiteindelijke GJR-GARCH-model van de BEL20-index een GJR-GARCH(1,1) en dat van al de andere indices een GJR-GARCH(1,2)-model. Het al dan niet rekening houden met asymmetrie van de eerste orde heeft bijgevolg weinig invloed op het aantal vertragingen welke we moeten toevoegen van e_t^2 en h_t . Voor het EGARCH-model hebben we enkel het meest gebruikte model geschat, namelijk het EGARCH(1,1)-model. Bij het vergelijken van beide asymmetrische modellen, zien we slechts een zeer klein verschil in kwaliteit. Het beste asymmetrische model verschilt naargelang de index waarop we het toepassen.

Bij de BEL20-, AEX- en S&P500-index is het GJR-GARCH-model beter dan het EGARCH-model. Bij de CAC40- en FTSE100-index is het omgekeerde waar.

Tabel 9: Resultaten AEX-index (*p*-waarden tussen haakjes)

	Model 1 ARCH	Model 2 GARCH	Model 3 GJR	Model 4 EGARCH	Model 5 ARCH	Model 6 GARCH	Model 7 GJR	Model 8 EGARCH
β_0	0,03376 (0,085)	0,04529 (0,021)	-0,00023 (0,991)	0,00334 (0,860)	0,02525 (0,214)	0,04312 (0,046)	0,00069 (0,972)	0,00254 (0,893)
ω_1	-0,00027 (0,989)	-0,01232 (0,531)	-0,01474 (0,448)	-0,01311 (0,544)	-0,00311 (0,873)	-0,01145 (0,579)	-0,01525 (0,432)	-0,01308 (0,546)
ω_2	0,03044 (0,146)	0,01830 (0,383)	0,02811 (0,172)	0,03250 (0,107)	0,02831 (0,172)	0,01779 (0,423)	0,02804 (0,178)	0,02696 (0,186)
ω_3	-0,05967 (0,005)	-0,04484 (0,028)	-0,04167 (0,033)	-0,02942 (0,132)	-0,05752 (0,003)	-0,04561 (0,025)	-0,04214 (0,031)	-0,02820 (0,150)
α_0	0,32891 (0,000)	0,02353 (0,000)	0,01884 (0,000)	0,00386 (0,155)	0,27825 (0,000)	-0,02452 (0,721)	0,04493 (0,440)	-0,11660 (0,114)
α_{01}					0,21407 (0,003)	0,07823 (0,491)	-0,09287 (0,349)	0,33743 (0,006)
α_{02}					-0,02412 (0,720)	0,00953 (0,915)	-0,00182 (0,982)	-0,11745 (0,275)
α_{03}					0,03440 (0,657)	0,08509 (0,337)	-0,01938 (0,808)	0,21250 (0,041)
α_{04}					0,10706 (0,167)	0,06885 (0,549)	-0,02423 (0,806)	0,16606 (0,188)
ϑ					1,48384 (0,012)	0,07436 (0,541)	0,04949 (0,546)	0,11836 (0,122)
α_1	0,04073 (0,041)	0,03335 (0,079)	-0,07928 (0,000)	0,11312 (0,000)	0,03931 (0,026)	0,03231 (0,054)	-0,08124 (0,000)	0,11247 (0,000)
α_2	0,17441 (0,000)	0,09342 (0,000)	0,06409 (0,000)		0,16385 (0,000)	0,09298 (0,000)	0,06482 (0,000)	
α_3	0,20352 (0,000)				0,18825 (0,000)			
α_4	0,14296 (0,000)				0,14248 (0,000)			
α_5	0,18056 (0,000)				0,17448 (0,000)			
α_6	0,16519 (0,000)				0,16093 (0,000)			
β_1		0,86422 (0,000)	0,91634 (0,000)	0,98598 (0,000)		0,86431 (0,000)	0,91697 (0,000)	0,98536 (0,000)
γ			0,17099 (0,000)	-0,12511 (0,000)			0,17316 (0,000)	-0,12261 (0,000)
Akaike	8439,76	8331,63	8197,34	8212,02	8402,30	8338,07	8204,89	8208,16

Kalendereffecten zijn bij de vijf indices eerder niet dan wel aanwezig. De uiteindelijk bekomen modellen met kalendereffecten hebben altijd dezelfde vorm als het gelijkaardige model zonder kalendereffecten. Hiermee bedoelen we dat voor elk soort model een gelijkaardig aantal vertragingen van e_t^2 en h_t wordt opgenomen. Enkel voor de ARCH-modellen is het opnemen van kalendereffecten altijd een goede zaak. Zo is het Akaike-criterium van de ARCH-modellen met kalendereffecten altijd lager dan dit van de modellen zonder kalendereffecten. Dit is bijzonder vermits we enkel voor de AEX- en S&P500-index significante coëfficiënten bekomen voor de dagdummy's.

Wanneer we index per index bekijken of er al dan niet kalendereffecten aanwezig zijn dan kunnen we voor de CAC40- en FTSE100-index besluiten dat er zeker geen kalendereffecten aanwezig zijn. Beide indices hebben namelijk nooit een significante dagdummy in de variantievergelijking. Bij de

BEL20-index hebben we enkel significante coëfficiënten bij de dagdummy's in het EGARCH-model, namelijk voor de maandag- en *holiday*-dummy. Het *Akaike* criterium van dit EGARCH-model is wel hoger dan van het EGARCH-model zonder kalendereffecten. Daardoor besluiten we eveneens dat er bij de BEL-index geen kalendereffecten aanwezig zijn.

Tabel 10: Resultaten CAC40-index (p-waarden tussen haakjes)

	Model 1 ARCH	Model 2 GARCH	Model 3 GJR	Model 4 EGARCH	Model 5 ARCH	Model 6 GARCH	Model 7 GJR	Model 8 EGARCH
β_0	0,05556 (0,007)	0,05590 (0,008)	0,01283 (0,555)	0,00878 (0,671)	0,05137 (0,018)	0,05559 (0,014)	0,01247 (0,570)	0,00960 (0,643)
ω_1	-0,04880 (0,012)	-0,05385 (0,005)	-0,05177 (0,008)	-0,05276 (0,017)	-0,05194 (0,009)	-0,05580 (0,007)	-0,05228 (0,009)	-0,05379 (0,015)
ω_2	-0,04012 (0,057)	-0,03283 (0,115)	-0,02026 (0,311)	-0,01455 (0,468)	-0,04127 (0,048)	-0,03373 (0,119)	-0,02037 (0,312)	-0,01845 (0,359)
ω_3	-0,05432 (0,007)	-0,05354 (0,008)	-0,04876 (0,015)	-0,04363 (0,028)	-0,05412 (0,005)	-0,05490 (0,007)	-0,04971 (0,013)	-0,04357 (0,029)
α_0	0,34679 (0,000)	0,02274 (0,000)	0,01975 (0,000)	0,00589 (0,029)	0,36186 (0,000)	0,09080 (0,244)	0,10620 (0,152)	-0,04219 (0,573)
α_{01}					0,04192 (0,634)	-0,12119 (0,350)	-0,20082 (0,111)	0,14165 (0,240)
α_{02}					-0,09021 (0,198)	-0,11495 (0,248)	-0,07323 (0,446)	-0,08527 (0,405)
α_{03}					-0,03903 (0,666)	-0,07208 (0,473)	-0,08810 (0,353)	0,09035 (0,388)
α_{04}					0,03628 (0,685)	-0,03465 (0,787)	-0,07603 (0,529)	0,09071 (0,493)
ϑ					0,48663 (0,234)	0,00517 (0,964)	-0,00949 (0,919)	0,06212 (0,432)
α_1	0,02289 (0,259)	0,01005 (0,543)	-0,04575 (0,000)	0,10781 (0,000)	0,01912 (0,259)	0,01074 (0,474)	-0,04399 (0,000)	0,10837 (0,000)
α_2	0,17163 (0,000)	0,09904 (0,000)	0,04483 (0,001)		0,16891 (0,000)	0,09638 (0,000)	0,04280 (0,001)	
α_3	0,17485 (0,000)				0,17346 (0,000)			
α_4	0,15728 (0,000)				0,15792 (0,000)			
α_5	0,16900 (0,000)				0,16937 (0,000)			
α_6	0,13808 (0,000)				0,13490 (0,000)			
α_7	0,07292 (0,000)				0,07160 (0,000)			
β_1		0,88239 (0,000)	0,91782 (0,000)	0,98455 (0,000)		0,88430 (0,000)	0,91907 (0,000)	0,98435 (0,000)
γ			0,13964 (0,000)	-0,11281 (0,000)			0,13915 (0,000)	-0,11224 (0,000)
Akaike	8587,48	8492,28	8402,24	8390,75	8564,82	8497,82	8408,37	8396,81

Bij de AEX- en S&P500-index zien we dat het toevoegen van kalendereffecten niet enkel bij het ARCH-model voor betere *Akaike*-waarden zorgt. Bovendien hebben beide indices ook enkele significante parameterschattingen van de dagdummy's. Voor de AEX-index is dit in het ARCH-model zowel de maandag- als de holiday-dummy. In het EGARCH-model zijn zowel de coëfficiënten van de maandag- als de woensdag-dummy significant. Het EGARCH-model met kalendereffecten is beter dan het EGARCH-model zonder kalendereffecten. Hierdoor zouden we kunnen veronderstellen dat het bij de AEX-index noodzakelijk is om rekening te houden met kalendereffecten. Toch is volgens het *Akaike*-criterium het GRJ-GARCH-model zonder kalendereffecten nog steeds beter dan

het EGARCH-model met kalendereffecten. Dit bewijst dan weer dat de kalendereffecten niet zo'n grote invloed zullen spelen op de fit van het model. De S&P500-index is de enige index waarbij we kunnen zeggen dat kalendereffecten de modellen verbeteren. De modellen met kalendereffecten, uitgezonderd het EGARCH-model hebben hier allemaal een lager *Akaike*-criterium dan de modellen zonder kalendereffecten. Bij het ARCH- en GARCH-model is dit te wijten aan significante parameterschattingen voor de dinsdag- en *holiday*-dummy. Bij het GJR-GARCH- en EGARCH-model is enkel de *holiday*-dummy significant. We spreken hier dus niet van een significant DOW-effect, maar eerder van een *holiday*-effect. Het GJR-GARCH-model met kalendereffecten is door dit effect beter dan al de modellen zonder kalendereffecten.

Tabel 11: Resultaten FTSE100-index (p-waarden tussen haakjes)

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7	Model 8
	ARCH	GARCH	GJR	EGARCH	ARCH	GARCH	GJR	EGARCH
β_0	0,05126 (0,002)	0,04058 (0,016)	0,00658 (0,710)	0,00394 (0,819)	0,04830 (0,004)	0,03933 (0,028)	0,00496 (0,783)	0,00351 (0,841)
ω_1	-0,07745 (0,000)	-0,07938 (0,000)	-0,06667 (0,001)	-0,06458 (0,002)	-0,07667 (0,000)	-0,07986 (0,000)	-0,06790 (0,001)	-0,06712 (0,002)
ω_2	-0,04019 (0,057)	-0,03303 (0,118)	-0,02331 (0,264)	-0,01603 (0,428)	-0,03851 (0,057)	-0,03328 (0,123)	-0,02331 (0,269)	-0,01877 (0,355)
ω_3	-0,05526 (0,006)	-0,04652 (0,025)	-0,04065 (0,042)	-0,03985 (0,045)	-0,05571 (0,004)	-0,04792 (0,021)	-0,04224 (0,037)	-0,04395 (0,029)
α_0	0,20578 (0,000)	0,01327 (0,001)	0,01668 (0,000)	0,00020 (0,930)	0,18727 (0,000)	0,02200 (0,615)	0,04083 (0,357)	0,02138 (0,763)
α_{01}					0,04883 (0,369)	-0,01396 (0,857)	-0,08368 (0,252)	0,03553 (0,757)
α_{02}					-0,02883 (0,526)	-0,03759 (0,563)	-0,02879 (0,650)	-0,15430 (0,147)
α_{03}					0,03846 (0,492)	0,04185 (0,514)	-0,01160 (0,848)	0,08199 (0,423)
α_{04}					0,02890 (0,533)	-0,04047 (0,597)	-0,00577 (0,939)	-0,07618 (0,547)
ϑ					0,20924 (0,248)	0,03582 (0,581)	0,00818 (0,893)	0,09601 (0,224)
α_1	0,05629 (0,004)	0,05851 (0,003)	-0,07039 (0,000)	0,10811 (0,000)	0,05917 (0,002)	0,05816 (0,002)	-0,06512 (0,000)	0,11080 (0,000)
α_2	0,14010 (0,000)	0,05911 (0,020)	0,07121 (0,000)		0,13854 (0,000)	0,05890 (0,007)	0,06606 (0,000)	
α_3	0,17125 (0,000)				0,16851 (0,000)			
α_4	0,14360 (0,000)				0,14412 (0,000)			
α_5	0,17899 (0,000)				0,17648 (0,000)			
α_6	0,16535 (0,000)				0,16197 (0,000)			
α_7	0,07727 (0,002)				0,07629 (0,000)			
β_1		0,87698 (0,000)	0,90629 (0,000)	0,98643 (0,000)		0,87767 (0,000)	0,90674 (0,000)	0,98647 (0,000)
γ			0,15329 (0,000)	-0,10925 (0,000)			0,15377 (0,000)	-0,10724 (0,000)
Akaike	7471,60	7399,97	7309,05	7308,87	7450,40	7405,85	7315,00	7314,02

De modellen die de beste schattingen voor de conditionele variantie geven zijn voor de BEL20-index het GJR-GARCH(1,1)-model en voor de AEX-index het GJR-GARCH(1,2)-model. De CAC40- en FTSE100- index bekomen als beste model het EGARCH(1,1)-model. De S&P500-index is de

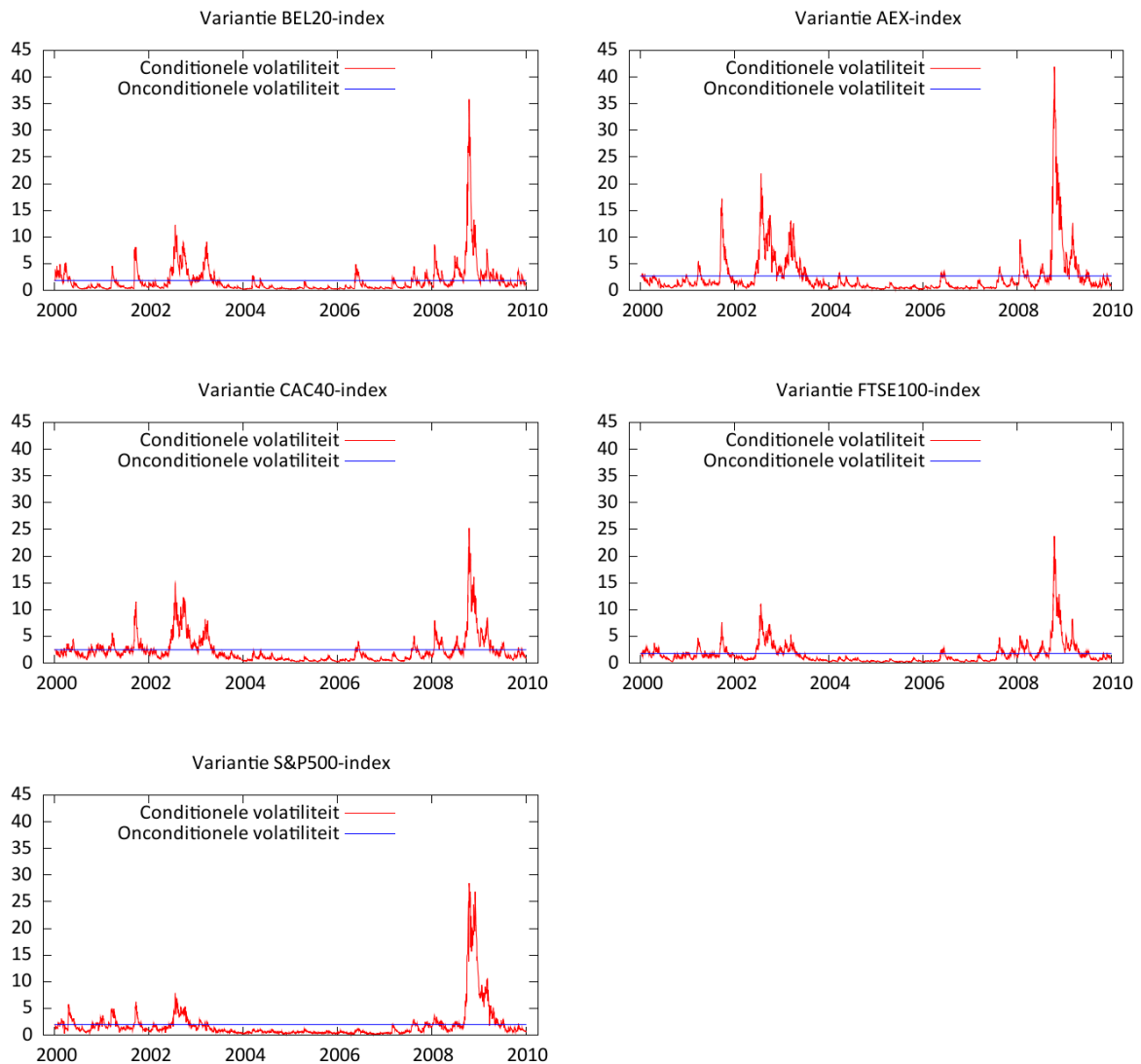
enige index die als beste model, een model bekommt met kalendereffecten, namelijk het GJR-GARCH(1,2)-model.

Tabel 12: Resultaten S&P500-index (p-waarden tussen haakjes)

	Model 1 ARCH	Model 2 GARCH	Model 3 GJR	Model 4 EGARCH	Model 5 ARCH	Model 6 GARCH	Model 7 GJR	Model 8 EGARCH
β_0	0,03268 (0,070)	0,03312 (0,062)	-0,00489 (0,787)	0,00418 (0,809)	0,03124 (0,097)	0,03442 (0,062)	0,00026 (0,988)	0,00324 (0,855)
ω_1	-0,07029 (0,000)	-0,07261 (0,000)	-0,06620 (0,000)	-0,06668 (0,003)	-0,07147 (0,000)	-0,06823 (0,001)	-0,06426 (0,001)	-0,06491 (0,004)
α_0	0,31196 (0,000)	0,01397 (0,000)	0,01266 (0,000)	0,00178 (0,445)	0,28277 (0,000)	0,00598 (0,889)	0,02915 (0,394)	0,02175 (0,690)
α_{01}					0,00159 (0,977)	-0,07857 (0,266)	-0,08182 (0,140)	-0,04501 (0,591)
α_{02}					0,09044 (0,060)	0,14597 (0,020)	0,06655 (0,244)	0,08849 (0,340)
α_{03}					-0,00229 (0,966)	-0,09313 (0,123)	-0,06920 (0,208)	-0,12618 (0,166)
α_{04}					-0,00224 (0,969)	0,01967 (0,775)	-0,02930 (0,605)	-0,03880 (0,675)
ϑ					0,31338 (0,089)	0,12809 (0,009)	0,07725 (0,064)	0,12037 (0,048)
α_1	0,03542 (0,033)	0,00435 (0,787)	-0,08266 (0,000)	0,08947 (0,000)	0,03932 (0,000)	0,01047 (0,416)	-0,08351 (0,000)	0,09184 (0,000)
α_2	0,14522 (0,000)	0,08649 (0,000)	0,06644 (0,000)		0,14528 (0,000)	0,07892 (0,000)	0,06873 (0,000)	
α_3	0,14775 (0,000)				0,14403 (0,000)			
α_4	0,14634 (0,000)				0,15050 (0,000)			
α_5	0,15160 (0,000)				0,15162 (0,000)			
α_6	0,09441 (0,000)				0,09348 (0,000)			
α_7	0,11279 (0,000)				0,10816 (0,000)			
β_1		0,90072 (0,000)	0,93075 (0,000)	0,98636 (0,000)		0,90529 (0,000)	0,93466 (0,000)	0,98677 (0,000)
γ			0,14903 (0,000)	-0,11606 (0,000)			0,14193 (0,000)	-0,11431 (0,000)
Akaike	7668,84	7550,55	7430,92	7451,13	7645,08	7537,93	7426,77	7451,99

6.2.6 De conditionele en onconditionele variantie

In Figuur 2 hebben we de twee soorten van variantie weergegeven in een grafiek. De rechte blauwe lijn is de onconditionele variantie. Deze variantie is constant voor de gehele periode. De variërende rode lijn is de conditionele variantie. Deze variantie is afhankelijk van de vorige observaties en is deze van het beste (G)ARCH-model uit de sectie algemene modellen. De onconditionele variantie van de BEL20-index werd gevonden door middel van een GJR-GARCH(1,1)-model, deze van de AEX-index met behulp van een GJR-GARCH(1,2)-model. De onconditionele variantie van de CAC40- en FTSE100-index is het resultaat van een EGARCH(1,1)-model en deze van de S&P500-index van een GJR-GARCH(1,2)-model met kalendereffecten.



Figuur 2 Varianties van de verschillende marktindices

De grafieken van de verschillende indices uit Figuur 2 zijn gelijkaardig, ondanks het feit dat deze afkomstig zijn van vier verschillende soorten modellen. Het valt het op dat voor elke index de conditionele variantie bijna nooit gelijk is aan de onconditionele variantie. Het is eenvoudig om periodes te onderscheiden waar de conditionele variantie lager is dan de onconditionele variantie en omgekeerd. De periode tussen 2004 en 2007 is een periode met lagere variantie. In de periode tussen 2008 en 2010 zien we duidelijk het omgekeerde. In deze periode wordt de variantie onderschat indien we gebruik zouden maken van een constante. Het volgende citaat van Lo, Campbell en MacKinley verwoorden duidelijk onze bevindingen:

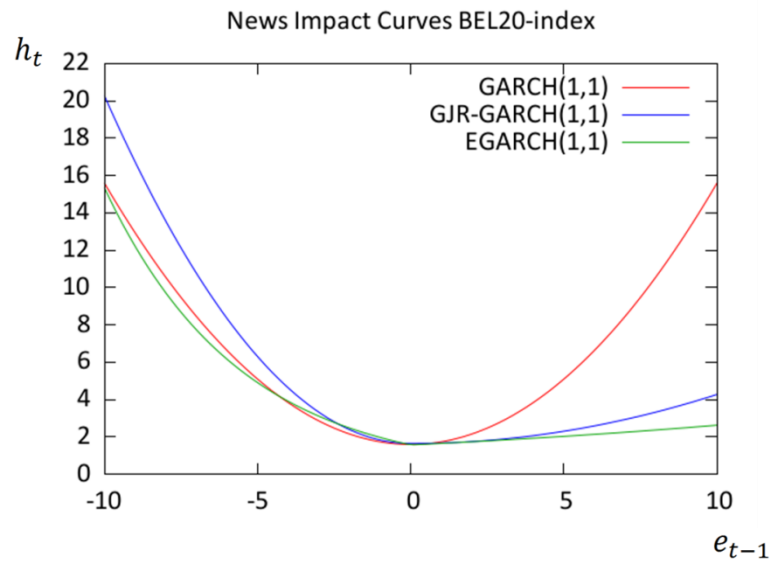
"It is, however both logically inconsistent and statistically inefficient to use volatility measures that are based on the assumption of constant volatility over some period when the resulting series moves through time." (Campbell, Lo, & MacKinlay, 1997, p. 481)

6.3 De volatiliteit van de BEL20-index

6.3.1 De News Impact Curves

In Figuur 3 hebben we de *News Impact Curves* voor de BEL20-index grafisch voorgesteld. Hier hebben we de x-as laten variëren van -10 tot +10 zodat we voor alle mogelijke schokken een

indicatie krijgen van de volatiliteit van de volgende dag. In de door ons onderzochte periode was e_{t-1} maximaal +9,41 en zijn bijgevolg deze grenzen zeker voldoende.

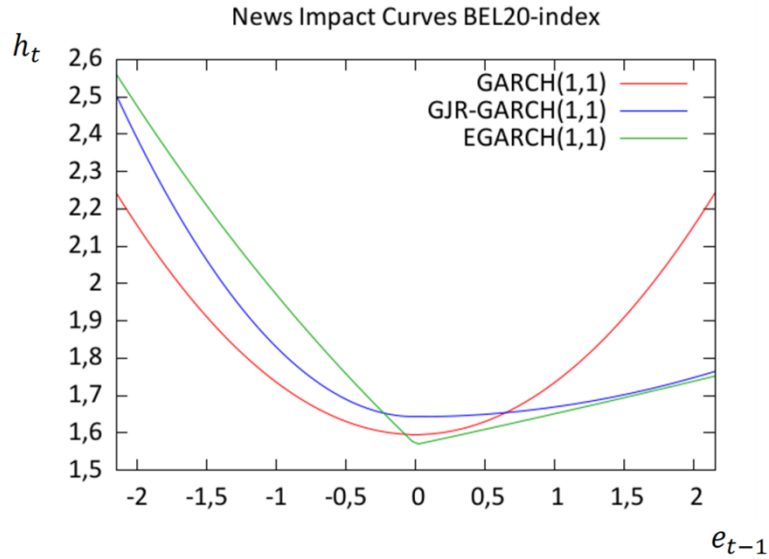


Figuur 3 News Impact Curves met grenzen [-10;+10]

De enige symmetrische *News Impact Curve* is deze van het GARCH(1,1)-model. De curven van het GJR-GARCH(1,1)- en EGARCH(1,1)-model zijn asymmetrisch. Deze curven zijn namelijk voor slecht nieuws steiler dan voor goed nieuws. De laagste volatiliteit, ofwel het minimum van de drie curven is telkens wanneer in de vorige periode geen onverwacht nieuws was, dus bij $e_{t-1} = 0$. Dit wil zeggen dat volgens deze modellen de variantie het laagst is wanneer er geen nieuwsschok was in de vorige periode.

Het model met de beste fit is volgens *Akaike*-criterium het GJR-GARCH(1,1)-model. Deze curve geeft voor grote negatieve schokken de grootste variantie en voor grote positieve schokken ligt deze curve tussen het GARCH(1,1)- en het EGARCH(1,1)-model. Het is logisch dat het GARCH(1,1)-model bij grote positieve schokken een grotere variantie geeft dan het GJR-GARCH(1,1)-model en bij grote negatieve schokken een kleinere variantie. Dit is te wijten aan het ontbreken van asymmetrie.

Het nadeel van Figuur 3 is dat we geen duidelijk beeld krijgen van de meest voorkomende schokken. Daarom geven we in Figuur 4 enkel het deel weer met de 90% vaakst voorkomende schokken. Dit wil zeggen dat we enkel het deel tekenen waar e_{t-1} zich bevindt tussen -2,15 en +2,15.



Figuur 4 News Impact Curves met grenzen [-2,15;+2,15]

Wanneer we deze grafiek bestuderen is het veel geloofwaardiger dat de onconditionele variantie van de BEL20-index gelijk is aan 1,85.

Ten opzichte van Figuur 3 trekken we uit Figuur 4 andere conclusies. Zo geeft de EGARCH(1,1)-curve grotere varianties dan de GJR-GARCH(1,1)-curve voor bijna alle negatieve nieuwsschokken en kleinere varianties voor bijna alle positieve nieuwsschokken. Het verschil tussen de EGARCH(1,1)- en GJR-GARCH(1,1)-curve voor de positieve schokken groter dan 1% is te verwaarlozen.

6.3.2 De impact van macro-economische aankondigingen

Het beste model uit de sectie algemene modellen voor de BEL20-index is het GJR-GARCH(1,1)-model. Met dit model zullen we in deze sectie verder werken voor het schatten van de invloed van macro-economische nieuwsaankondigingen op de variantie. Vermits de CPI zowel in model 9 als model 10 geen significante parameterschattingen bekommt, hebben we ervoor gekozen om deze nieuwsaankondiging uit ons model te laten. De return- en variantievergelijking van model 9 worden bijgevolg:

$$r_t = \beta_0 + \omega_1 r_{t-1} + \mu_{CV} CV + \mu_{BBP} BBP + \mu_{REN} REN + e_t \quad (33)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} e_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \delta_{CV} CV + \delta_{BBP} BBP + \delta_{REN} REN. \quad (34)$$

Voor model 10 bekommen we de volgende return- en variantievergelijking:

$$r_t = \beta_0 + \omega_1 r_{t-1} + \mu_{CV}^+ CV^+ + \mu_{BBP}^+ BBP^+ + \mu_{REN}^+ REN^+ + \mu_{CV}^- CV^- + \mu_{BBP}^- BBP^- + \mu_{REN}^- REN^- + \mu_{CV}^= CV^= + e_t \quad (35)$$

$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1 e_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} e_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \delta_{CV}^+ CV^+ + \delta_{BBP}^+ BBP^+ + \delta_{REN}^+ REN^+ + \delta_{CV}^- CV^- + \delta_{BBP}^- BBP^- + \delta_{REN}^- REN^- + \delta_{CV}^= CV^=. \quad (36)$$

De modellen die we hebben geschat met verschillende startwaarden voor de parameters in de variantievergelijking hebben allemaal zeer gelijkaardige waarden voor de verschillende coëfficiënten en het *Akaike*-criterium. De coëfficiënten voor model 9 en 10 met het laagste *Akaike*-criterium hebben we weergegeven in Tabel 13.

Tabel 13: Resultaten GJR-GARCH(1,1)-modellen BEL20-index met nieuwsaankondigingen (p-waarden tussen haakjes)

Model 9				Model 10			
Return		Variantie		Return		Variantie	
β_0	0,03276 (0,069)	α_0	0,02660 (0,000)	β_0	0,03197 (0,076)	α_0	0,02884 (0,000)
ω_1	0,03931 (0,051)	δ_{CV}	-0,04492 (0,064)	ω_1	0,03684 (0,071)	δ_{CV}^+	-0,07808 (0,005)
μ_{CV}	-0,01455 (0,770)	δ_{BBP}	-0,13653 (0,019)	μ_{CV}^+	0,04163 (0,574)	δ_{CV}^-	-0,04059 (0,178)
μ_{BBP}	0,10653 (0,382)	δ_{REN}	-0,04835 (0,520)	μ_{CV}^-	-0,09751 (0,194)	$\delta_{CV}^{\bar{}}$	-0,06034 (0,213)
μ_{REN}	-0,09797 (0,591)	α_1	0,02963 (0,005)	$\mu_{CV}^{\bar{}}$	0,10458 (0,385)	δ_{BBP}^+	-0,16719 (0,001)
		β_1	0,87754 (0,000)	μ_{BBP}^+	0,12788 (0,273)	δ_{BBP}^-	0,57604 (0,172)
		γ	0,15375 (0,000)	μ_{BBP}^-	0,07994 (0,914)	δ_{REN}^+	-0,12503 (0,036)
				μ_{REN}^+	-0,02474 (0,894)	δ_{REN}^-	0,59738 (0,090)
				μ_{REN}^-	-0,30552 (0,504)	α_1	0,02201 (0,030)
						β_1	0,88072 (0,000)
						γ	0,15388 (0,000)

Het toevoegen van dummyvariabelen voor nieuwsaankondigingen heeft weinig invloed op de coëfficiënten $\beta_0, \omega_1, \alpha_1, \beta_1$ en γ . Deze coëfficiënten hebben gelijkaardige waarden in model 3, 9 en 10. Model 3 hebben we geschat in de sectie algemene modellen waarin we geen rekening hielden met macro-economische nieuwsaankondigingen.

In Tabel 13 valt het eveneens op dat de parameterschattingen voor de dummyvariabelen in de returnvergelijking nooit significant zijn. Dit houdt in dat de aankondigingen voor het CV of het BBP en de renteveranderingen geen significante invloed hebben op de return.

In de variantievergelijking zijn er voor model 9 significante parameterschattingen voor de dummyvariabelen die 1 worden op de dag van een nieuwsaankondiging. De coëfficiënt δ_{CV} is significant op 90% betrouwbaarheidsniveau en δ_{BBP} is significant op het 95% betrouwbaarheidsniveau. Beide coëfficiënten zijn negatief en hieruit leiden we af dat een aankondiging van het consumentenvertrouwen of het BBP de conditionele volatiliteit verlaagt. De parameter voor de renteverandering is niet significant.

In model 10 hebben we eveneens gekeken naar de inhoud van de nieuwsaankondigingen. Zo hebben we de dummyvariabelen opgedeeld in stijgen, dalen of hetzelfde blijven van de nieuwsvariabele. Hierdoor veranderen duidelijk de parameterschattingen voor de dummyvariabelen. De significante parameters op het 95% betrouwbaarheidsniveau voor model 12 zijn $\delta_{CV}^+, \delta_{BBP}^+$ en δ_{REN}^+ . Op het 90% betrouwbaarheidsniveau is ook δ_{REN}^- significant. Een stijging van het CV of BBP kan ondubbelzinnig geïnterpreteerd worden als goed nieuws. Dit goede nieuws zorgt in beide gevallen voor een significante daling van de conditionele volatiliteit.

Een renteverandering is moeilijker te interpreteren als goed of slecht nieuws. Een rentestijging wordt namelijk doorgevoerd om de inflatie af te remmen en de groei te beperken. Dit wordt dus gedaan in tijden van hoog conjunctuur. Wanneer de ECB zijn rente verhoogt zouden we dit kunnen interpreteren als goed nieuws vermits het dan goed gaat met de economie en de vooruitzichten gunstig zijn. Toch kan dit eveneens geïnterpreteerd worden als slecht nieuws vermits een stijging

van de rente ervoor zorgt dat veel mensen kiezen om hun geld te beleggen aan een vaste rentevoet (Funke & Matsuda, 2006). Bij de BEL20-index zien we een grotere volatiliteit na een verhoging van de rente en een kleinere volatiliteit na een afname van de rente. Hieruit zouden we kunnen afleiden dat een daling van de rente door de markt gepercipieerd wordt als goed nieuws.

De invloed van macro-economische nieuwsfeiten op de volatiliteit hebben we eveneens getest volgens de methode van Nikkinen et al. (2006). Vermits we voor deze methode weinig significante resultaten vonden gaan we hier niet verder op in. De interpretatie van de resultaten gevonden met deze methode is ook anders dan deze van de vorige methode. Zo gaat men hier na in welke mate de publicatie van een nieuwsfeit een invloed heeft op de schatting van de volatiliteit voor de volgende dag. Het enige significante resultaat dat we via deze methode vonden is dat de publicatie van een stijging van de CPI, zorgt voor een grotere schatting van de volatiliteit voor de volgende dag. Dit resultaat was significant op het 95% betrouwbaarheidsniveau.

Tot slot hebben we nagekeken wat de invloed is van macro-economische nieuwsaankondigingen uit de Verenigde Staten, op de volatiliteit van de returns van de BEL20-index. Dit deden we met gelijkaardige modellen als model 9 en 10 voor de publicatie van de Amerikaanse CPI, BBP en wekloosheidssituatie. Vermits we hier eveneens weinig significante resultaten vonden hebben we besloten om ook hier niet dieper op in te gaan. Zo was de enige significante dummyvariabele op het 95% betrouwbaarheidsniveau de dummyvariabele voor een stijging van het BBP in de returnvergelijking. Een Amerikaanse aankondiging waaruit blijkt dat het BBP in de VS stijgt zou bijgevolg zorgen voor een hogere return van de BEL20-index.

7 Discussie

7.1 Algemene modellen

Het beste symmetrische model is voor elke marktindex een GARCH-model. Voor de BEL20-index is dit een GARCH(1,1)-model. Bij de vier andere indices was het verschil in *Akaike*-criterium tussen het GARCH(1,1)- en het GARCH(1,2)- model zeer klein, maar was het GARCH(1,2)-model licht beter. Bijna alle onderzoekers die ARCH-modellen met GARCH-modellen vergeleken vonden gelijkaardige resultaten (Bollerslev, 1986; Akgiray, 1989; Walsh & Tsou, 1998).

De asymmetrische modellen zijn in ons onderzoek duidelijk beter dan de symmetrische modellen. Zo vonden we bewijs dat de variantie na slecht nieuws groter is dan na goed nieuws. Het *leverage*- of hefboomeffect is bijgevolg duidelijk aanwezig, net zoals in de studies van Engle en Ng (1993), Awartani en Corradi (2005) en Liu en Hung (2010). Dit *leverage* effect werd eveneens duidelijk bij het bestuderen van de NIC van de BEL20-index. Zo zijn de curven van het GJR-GARCH- en EGARCH-model asymmetrisch terwijl de curve van het GARCH-model symmetrisch is.

Kalendereffecten zijn in onze studie over het algemeen niet aanwezig. Dit is tegenstrijdig met de oudere literatuur of de literatuur waarin men oudere tijdreeksen onderzoekt. Daarin vindt men meestal significante maandag- of DOW-effecten (Fama, 1965; Rogalski, 1984; Berument & Kiyamaz, 2001). Kenourgios en Samitas (2008) onderzoeken de Griekse ASE-marktindex. Zij bewezen dat in de periode van 1995 tot en met 2000 duidelijk kalendereffecten aanwezig waren, maar dat deze in de periode van 2001 tot en met 2005 verzwakt zijn. Hun conclusie is dat kalendereffecten geleidelijk aan het verdwijnen zijn. Voor de ASE-index kan dit het gevolg zijn van de ontwikkeling van de Griekse markt en de institutionele hervormingen.

In de recentere literatuur zijn kalendereffecten veel minder uitgesproken aanwezig, net zoals in de gelijkaardige studie van Apollinario et al. (2006). In de returnvergelijking vonden zij voor onze indices geen significante DOW-effecten, uitgezonderd het maandag-effect bij de CAC40-index. Dit effect hebben wij voor de CAC40-index niet vastgesteld. Dit kunnen we verklaren doordat de periode waarin wij deze index onderzoeken verschillend is van de periode van Apollinario et al.. Bij de FTSE100-index waarvoor wij in de returnvergelijking de enige significante dagdummy vonden, is er volgens deze studie dan weer geen DOW-effect. In de variantievergelijking vinden Apollinario et

al. voor elke Europese index enkele significante dagdummy's. Een algemeen kalendereffect voor de verschillende indices konden zij niet waarnemen. In onze studie vinden wij regelmatig significante dagdummy's in de variantievergelijking, maar kunnen we eveneens geen algemeen patroon vaststellen voor de verschillende indices. Ondanks enkele significante dagdummy's, beweren wij zelfs dat er over het algemeen geen kalendereffecten aanwezig zijn. Deze bewering staven we met het feit dat de modellen met dagdummy's nooit een lager *Akaike*-criterium hebben dan de modellen zonder deze dummy's. Verschillende recentere studies bekomen een gelijkaardige conclusie en tonen aan dat geen kalendereffecten aanwezig zijn in de return- (Kohers, Kohers, Kohers, & Pandey, 2004; Marquering, Nisser, & Valla, 2006) of variantievergelijking (Hau, 2010).

Tot slot zien we dat het DOW-effect modelafhankelijk is. In onze studie valt het namelijk op dat in sommige modellen significante dagdummy's zijn terwijl deze dummy's in de andere modellen van deze index dan weer niet significant zijn. Een voorbeeld hiervan is de S&P500-index. Deze index heeft in het ARCH- en GARCH-model een significante dagdummy voor dinsdag op het 90% betrouwbaarheidsniveau. Bij de asymmetrische modellen is dit dinsdag-effect dan weer niet aanwezig. Bij de S&P500-index zouden we dit kunnen verklaren doordat we nu corrigeren voor asymmetrie. Bij de AEX-index is het veel moeilijker om een verklaring te vinden. De AEX-index heeft in het ARCH model namelijk significante dagdummy's voor het maandag- en holiday-effect en in het EGARCH-model voor een maandag- en woensdag-effect. Daarnaast heeft de AEX-index nooit significante kalendereffecten in de variantievergelijking. Charles (2010) en Hau (2010) beweren net zoals wij dat de invloed van kalendereffecten modelafhankelijk is. In tegenstelling tot wat Charles beweert kan het al dan niet rekening houden met asymmetrie wel een invloed hebben op de kalendereffecten. Dit bewijzen onze resultaten van de S&P500-index.

7.2 Invloed van macro-economische nieuwsaankondigingen

Er zijn weinig studies die onderzoeken hoe de volatiliteit van de BEL20-index verandert bij een macro-economische nieuwsaankondiging. Wanneer men wel rekening houdt met de BEL20-index behoort deze tot een groep van andere marktindices en onderzoekt men de reactie op Amerikaanse nieuwsaankondigingen. Hierbij denken we aan de studie van Nikkinen et al. (2006), waar de BEL20-index behoorde tot een groep van zeven Europese marktindices. Voor deze indices blijkt dat er een hogere volatiliteit is de dag na aankondigingen van de *National Association of Purchasing Management* die gaan over de industrie, en een lagere volatiliteit de dag na aankondigingen over de detailhandel.

Enkel rekening houden met de dag van publicatie van een macro-economische nieuwsaankondiging is onvoldoende voor de BEL20-index. Deze bewering maken we vermits de coëfficiënten van model 9 en 10 sterk verschillend zijn. De resultaten van model 9 impliceren dat de volatiliteit altijd daalt op de dag van publicatie van het consumentenvertrouwen of het BBP. Deze conclusie willen wij echter niet maken, vermits we door het schatten van andere parameters voor een stijging of daling van het BBP sterk verschillende coëfficiënten verkrijgen. Bovendien krijgen we na het opdelen van de nieuwsaankondiging ook significante resultaten voor de renteveranderingen van de ECB. Sommige studies maken geen opdeling in goed en slecht nieuws en vinden net zoals ons significante resultaten. Kim en In (2002) vonden zo dat de volatiliteit van de Australische markt op de dag van publicatie van het Amerikaanse- of Australische BBP hoger is. Dit is volgens hen te wijten aan de onzekerheid die hiermee gepaard gaat. Op de Belgische markt zou op de dag van publicatie van het BBP de volatiliteit juist lager zijn. In tegenstelling tot Kim en In beweren Kim, McKenzie en Faff (2003) dat het wel belangrijk is om rekening te houden met de nieuwscomponent van de aankondiging. Dit is noodzakelijk vermits de volatiliteit van de markt anders kan zijn bij positief of negatief nieuws. Na het bestuderen van onze resultaten ondersteunen wij de mening van Kim, McKenzie en Faff.

Wanneer we rekening houden met de nieuwscomponent van de aankondigingen nemen we asymmetrie waar. Zo zijn de returns van de BEL20-index minder volatiel bij aankondigingen die gaan over een stijging van het BBP of consumentenvertrouwen. Minder volatiliteit van de returns bij goed nieuws is gelijkaardig aan het *leverage*-effect, dat stelt dat de volatiliteit na goed nieuws lager is dan na slecht nieuws. Dit *leverage*-effect van de macro-economische

nieuwsaankondigingen werd ook gevonden door Åijö (2008) voor opties van de FTSE100-index. Kim, McKenzie en Faff (2003) vinden daarentegen geen bewijs van het *leverage*-effect voor de *Dow Jones*-index de dag van macro-economische nieuwsaankondigingen.

Tot slot zijn er studies die beweren dat Amerikaanse macro-economische aankondigingen een grote invloed hebben op de volatiliteit van andere financiële markten. Enkele voorbeelden hiervan zijn de studies van Kim en In (2002), Åijö (2008) en Nikkinen et al. (2006). De studie van Nikkinen en Sahlstörn (2004) gaat hier zelfs nog verder in door te beweren dat Europese nieuwsaankondigingen onbelangrijk lijken in vergelijking met Amerikaanse. In onze studie waarin we de invloed hebben getest van drie Amerikaanse macro-economische aankondigingen op de volatiliteit van de BEL20-index zien we andere resultaten. Zo hebben de aankondigingen over het Amerikaanse BBP, CPI of werkloosheidssituatie geen invloed op de volatiliteit van de BEL20-index. Dit terwijl sommige gelijkaardige Belgische macro-economische aankondigingen wel een invloed hebben.

8 Conclusie

De conclusie van ons onderzoek is viervoudig. Eerst en vooral hebben we geconstateerd dat de volatiliteit van de verschillende indices tijdsafhankelijk is. Gebruik maken van de onconditionele volatiliteit geeft bijgevolg onder- of overschattingen van de variantie. Er zijn namelijk duidelijk clusters waar te nemen van zeer hoge en zeer lage volatiliteit van de returns van de marktindices. Ten tweede zien we dat het *leverage*-effect duidelijk aanwezig is bij elke marktindex. Dit wil zeggen dat de volatiliteit na slecht nieuws groter is dan na goed nieuws. Het gebruik maken van asymmetrische modellen voor het schatten van de volatiliteit is daarom aangeraden. Ten derde besluiten we dat het *day-of-the-week*-effect over het algemeen niet aanwezig is bij de verschillende indices. De dag van de week heeft weinig of geen invloed op de return en variantie van een marktindex. Het *holiday*-effect is wel sterk aanwezig bij de S&P500-index. Tot slot kunnen we stellen dat enkel rekening houden met de dag van publicatie van een macro-economische nieuwsaankondiging onvoldoende is in studies omtrent de volatiliteit. De nieuwswaarde van de aankondiging kan bij goed nieuws namelijk een andere invloed hebben op de volatiliteit dan bij slecht nieuws. Zo zorgt de publicatie van een stijging van het BBP of consumentenvertrouwen voor een minder volatiele index. Een rentestijging van de ECB zorgt voor een daling van de volatiliteit, terwijl een rentedaling zorgt voor een stijging van de volatiliteit. De publicaties van de CPI hebben geen invloed op de volatiliteit van de BEL20-index.

Vermits we grote verschillen in de conditionele volatiliteit van onze tijdreeks zien, zouden we in een volgend onderzoek de tijdreeks kunnen opdelen in verschillende periodes. Het is namelijk zeer waarschijnlijk dat de periodes met een hoge volatiliteit sterk verschillende parameters hebben ten opzichte van de periodes met een lagere volatiliteit. Een andere mogelijkheid is om gebruik te maken van *rolling regression parameters*. Dit wil zeggen dat de parameters van de return- en variantievergelijking tijdsvariërend zouden worden (Leeves, 2007).

Een andere suggestie voor verder onderzoek is de opdeling in goed en slecht nieuws van macro-economische nieuwsaankondigingen te baseren op de verwachtingen van deze aankondigingen. Hierdoor zouden we op een betere manier rekening houden met de verrassingscomponent van een nieuwsaankondiging en zou dit betere resultaten kunnen opleveren (Kim, McKenzie, & Faff, 2004).

Acknowledgements

Graag bedank ik mijn promotor, Filip Van den Bossche, voor al de hulp die ik gekregen heb en de vele tijd die hij voor mij heeft vrijgemaakt. Daarnaast ook een woord van dank voor mijn familie, kotgenoten en vrienden voor al het geduld dat deze hebben gehad tijdens het volledige schrijfproces.

Bibliografie

- Adkins, C. L. (2010). *Using gretl for principles of econometrics, 3rd edition*. Oklahoma: Free Software Foundation.
- Äijö, J. (2008). Impact of US and UK macroeconomic news announcements on the return distribution implied by FTSE-100 index options. *International Review of Financial Analysis* , 17(2), 242-258.
- Akgiray, V. (1989). Conditional heteroscedasticity in time series of stock returns: Evidence and forecasts. *The Journal of Business* , 62(1), 55-80.
- Andersen, T. G., Davis, R. A., & Kreiß, J.-P. (2009). *Handbook of financial time series*. Berlin: Springer-Verlag.
- Apolinario, R. M., Santana, O. M., Sales, L. J., & Caro, A. R. (2006). Day of the week effect on European stock markets. *Finance and Economics* , 2(2), 53-70.
- Awartani, B. M., & Corradi, V. (2005). Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: The role of asymmetries. *International Journal of Forecasting* , 21(1), 167-183.
- Beaulieu, M.-C., Cosset, J.-C., & Essaddam, N. (2005). The impact of political risk on the volatility of stock returns: The case of Canada. *Journal of International Business Studies* , 36(6), 701-718.
- Bekaert, G., & Wu, G. (2000). Asymmetric volatility and risk in equity markets. *Review of Financial Studies* , 13(1), 1-42.
- Berument, H., & Kiyamaz, H. (2001). The day of the week effect on stock market volatility. *Journal of Economics and Finance* , 25(2), 181-193.
- Black, F. (1976). Studies in stock price volatility changes. Proceedings of the 1976 Business Section. *American Statistical Association* , 177-181.
- Black, F., & Scholes, M. (1973). The pricing of options and corporate liabilities. *The Journal of Political Economy* , 81(3), 637-654.
- Bollerslev, T. (1987). A conditionally heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return. *The Review of Economics and Statistics* , 69(3), 542-547.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics* , 31(3), 307-327.
- Bollerslev, T., Chou, R. Y., & Kroner, K. F. (1992). ARCH modelling in finance: A review of the theory and empirical evidence. *Journal of Econometrics* , 52(1-2), 5-59.
- Brooks, C., Burke, S. P., & Persaud, G. (2001). Benchmarks and the accuracy of GARCH model estimation. *International Journal of Forecasting* , 17(1), 45-56.
- Campbell, J. Y., & Hentschel, L. (1992). No news is good news: An asymmetric model of changing volatility in stock returns. *Journal of Financial Economics* , 31(3), 281-318.
- Campbell, J. Y., Lo, A. W., & MacKinlay, C. A. (1997). *The econometrics of financial markets*. NJ: Princeton University Press.
- Charles, A. (2010). The day-of-the-week effects on the volatility: The role of the asymmetry. *European Journal of Operational Research* , 202(1), 143-152.

- Crouzille, C., Lepetit, L., & Tarazi, A. (2004). Bank stock volatility, news and asymmetric information in banking: An empirical investigation. *Journal of Multinational Financial Management*, 14(4-5), 443-461.
- Cuñado Eizaguirre, J., Gómez Biscarri, J., & de Gracia Hidalgo, F. P. (2004). Structural changes in volatility and stock market development: Evidence for Spain. *Journal of Banking & Finance*, 28(7), 1745-1773.
- Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of the United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1008.
- Engle, R. F., & Victor, K. N. (1993). Measuring and testing the impact of news on volatility. *The Journal of Finance*, 48(5), 1749-1778.
- Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417.
- Fama, E. F. (1965). The behavior of stock-market prices. *The Journal of Business*, 38(1), 34-105.
- Fan, J., & Yao, Q. (2003). *Nonlinear time series: Nonparametric and parametric methods*. NY: Springer.
- FTSE. (2010). *Ground rules for the management of the UK series of the FTSE actuaries share indices*. Opgehaald van http://www.ftse.com/Indices/UK_Indices/Downloads/FTSE_UK_Index_Series_Index_Rules.pdf.
- Funke, N., & Matsuda, A. (2006). Macroeconomic news and stock returns in the United States and Germany. *German Economic Review*, 7(2), 189-210.
- Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(1), 1779-1801.
- Gregoriou, N. G. (2009). *Stock market volatility*. NY: CRC Press.
- Hanousek, J., Kocenda, E., & Kutan, A. M. (2009). The reaction of asset prices to macroeconomic announcements in new EU markets: Evidence from intraday data. *Journal of Financial Stability*, 5(2), 199-219.
- Hau, L. L. (2010). Day-of-the-week effects in different stock markets: New evidence on model-dependency in testing seasonalities in stock returns. *Depcon working paper series*, 1-20 Opgehaald van: http://depocenwp.org/upload/pubs/LeLongHau/Day-Of-The-Week%20in%20Different%20Stock%20Markets_DEPOCENWP.pdf.
- Hill, C. R., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2008). *Principles of econometrics* (3th ed.). John Wiley & Sons.
- Kalev, P. S., Liu, W.-M., Pham, P. K., & Jarnecic, E. (2004). Public information arrival and volatility of intraday stock returns. *Journal of Banking & Finance*, 28(6), 1441-1467.
- Kearney, C. (2000). The determination and international transmission of stock market volatility. *Global Finance Journal*, 11(1-2), 31-52.
- Kenourgios, D., & Samitas, A. (2008). The day of the week effect patterns on stock market return and volatility: Evidence for the Athens stock exchange. *International Research Journal of Finance and Economics*, 15(1), 78-89.
- Kim, S., & In, F. (2002). The influence of foreign stock markets and macroeconomic news announcements on Australian financial markets. *Pacific-Basin Finance Journal*, 10(5), 571-582.

- Kim, S.-J., McKenzie, M. D., & Faff, R. W. (2004). Macroeconomic news announcements and the role of expectations: Evidence for US bond, stock and foreign exchange markets. *Journal of Multinational Financial Management*, 14(3), 217-232.
- Knight, J., & Satchell, S. (2007). *Forecasting volatility in the financial markets* (3th ed.). Burlington: Elsevier Finance.
- Kohers, G., Kohers, N., Kohers, V., & Pandey, V. (2004). The disappearing day-of-the-week effect in the world's largest equity markets. *Applied Economics Letters*, 11(3), 167-171.
- Koulakiotis, A., Dasilas, A., & Papasyriopoulos, N. (2009). Volatility and error transmission spillover effects: Evidence from three European financial regions. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 49(3), 858-869.
- Leeves, G. (2007). Asymmetric volatility of stock returns during the Asian crisis: Evidence from Indonesia. *International Review of Economics & Finance*, 16(2), 272-286.
- Liu, H.-C., & Hung, J.-C. (2010). Forecasting S&P-100 stock index volatility: The role of volatility asymmetry and distributional assumption in GARCH models. *Expert Systems with Applications*, 37(7), 4928-4934.
- Louhichi, W. (2008). Adjustment of stock prices to earnings announcements: Evidence from Euronext Paris. *Review of Accounting and Finance*, 7(1), 102-115.
- Marquering, W., Nisser, J., & Valla, T. (2006). Disappearing anomalies: a dynamic analysis of the persistence of anomalies. *Applied Financial Economics*, 16(4), 291-302.
- Nelson, D. B. (1991). Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach. *Econometrica*, 59(2), 347-370.
- Nikkinen, J., Sahlström, P., Äijö, J., & Mohammed, O. (2006). Global stock market reactions to scheduled U.S. macroeconomic news announcements. *Global Finance Journal*, 17(1), 92-104.
- Nikkinen, J., Sahlström, P., Äijö, J., & Omran, M. M. (2008). Stock returns and volatility following the September 11 attacks: Evidence from 53 equity markets. *International Review of Financial Analysis*, 17(1), 27-46.
- Nikkinen, J., & Sahlström, P. (2004). Scheduled domestic and US macroeconomic news and stock valuation in Europe. *Journal of Multinational Financial Management*, 14(3), 201-215.
- Nobel Media AB. (n.d.). Retrieved 3 28, 2011, from Nobelprize.org : http://nobelprize.org/nobel_prizes/economics/laureates/2003/public.html
- NYSE Euronext. (2005). *Guide to Euronext's French market indices*. Opgehaald van <http://www.euronext.com/fic/000/010/751/107515.pdf>.
- NYSE Euronext. (2010a). *Rules for the AEX®, AMX® and ASX®*. Opgehaald van <http://www.euronext.com/fic/000/061/130/611309.pdf>.
- NYSE Euronext. (2010b). *Rules for the BEL20 index*. Opgehaald van <http://www.euronext.com/fic/000/058/500/585007.pdf>.
- Pearce, D. K. (1996). The robustness of calendar anomalies in daily stock returns. *Journal of Economics and Finance*, 20(3), 69-80.
- Rogalski, R. J. (1984). New findings regarding day-of-the-week returns over trading and non-trading periods: A note. *The Journal of Finance*, 39(5), 1603-1614.

S&P. (2010). *S&P U.S. indices*. Opgehaald van http://www2.standardandpoors.com/spf/pdf/index/SP_US_Indices_Methodology_Web.pdf.

Sariannidis, N., Koskosas, I., Garefalakis, A., & Antoniadis, I. (2009). Volatility of stock returns: The case of the Belgian stock exchange. *International Journal of Business Forecasting and Marketing Intelligence*, 1(2), 111-121.

Walsh, D. M., & Tsou, Y.-G. G. (1998). Forecasting index volatility: Sampling interval and non-trading effects. *Applied Financial Economics*, 8(5), 477-485.

Wang, P. (2008). *Financial Econometrics* (2nd ed.). London: Routledge.

Yalta, T. A., & Yalta, Y. A. (2010). Should economists use open source software for doing research? *Computational Economics*, 35(4), 371-394.