



ERASMUS UNIVERSITEIT ROTTERDAM

BACHELORSCHRIJF
FINANCIËLE ECONOMETRIE

Chasing Bulls and Fleeing Bears Cross-Countries

Auteur:
J.J. VAN OPDURP (295114)

Begeleider:
Dr. H.J.W.G. KOLE

17 juli 2009

Samenvatting

In dit artikel beschrijven we twee manieren om bull- en bearmarkten te voorspellen. We doen dit enerzijds door met een multinomiaal logit model voor elke maand opnieuw een voorspelling te doen voor de Amerikaanse S&P 500 Index en de Britse FTSE All Share Index vanaf 1981. Anderzijds gebruiken we binomiale logit modellen om voorspellingen te doen voor elke index apart. Het doel van dit onderzoek is het onderzoeken of een multinomiaal logit model met twee indexen beter presteert dan twee aparte binomiale logit modellen voor elke index. Als afhankelijke variabele definiëren we voor elke index een bull- of bearmarkt wanneer de index gestegen/gedaald is met een bepaald drempelpercentage ten opzichte van een lokaal minimum of maximum, respectievelijk. We gebruiken als onafhankelijke variabelen zowel macro-economische als financiële data. Bij het multinomiale model slagen we erin om, afhankelijk van het selectie criterium dat we hanteren, tot bijna 67% van de maanden juist te voorspellen. Een samenvoeging van twee losse binomiale logit modellen haalt hierbij een out-of-sample hitrate van 65%. Hierna gebruiken we onze voorspellingen om verschillende handelsmodellen op te zetten. Afhankelijk van onze voorspellingen beslissen we iedere maand opnieuw of we investeren in de Amerikaanse index, de Britse index, een korte termijn deposito of een combinatie hiervan. Hiermee haalt het multinomiale logit model maximaal een gemiddelde jaarrendement over 28 jaar en 2 maanden van ruim 7.35%, in tegenstelling tot de binomiale logit modellen, waarmee 6.73% behaald wordt.

Inhoudsopgave

1	Inleiding	1
2	Literatuur	4
3	Data	5
4	Methoden en Resultaten	7
4.1	Identificatie bull- en bearmarkten	7
4.2	Het voorspelmodel	11
4.2.1	Binomiaal logit	11
4.2.2	Multinomiaal logit	11
4.2.3	Modeleigenschappen (Binomiaal en Multinomiaal)	12
4.3	Evaluatie van de voorspellingen	18
4.3.1	Statistische kwaliteit	18
4.3.2	Economische kwaliteit	23
5	Conclusie	26

1 Inleiding

Het is natuurlijk altijd interessant en een uitdaging geweest voor veel onderzoekers om te proberen rendementen en/of bewegingen in de markt te voorspellen. Een zo hoog mogelijk rendement kan behaald worden door te kopen op een dieptepunt en te verkopen op een hoogtepunt.

Het voorspellen van rendementen op individuele aandelen is erg lastig. Omdat positieve en negatieve rendementen elkaar vaak afwisselen, kunnen bij het handelen op dagelijkse of wekelijkse basis de transactiekosten bij juiste voorspellingen behoorlijk oplopen. De winst die bij het juist voorspellen van deze rendementen behaald kan worden, wordt dan gedeeltelijk of zelfs volledig teniet gedaan door transactiekosten.

Hogerwerf *et al.* (2009) kozen voor een andere benadering. Zij onderzochten of bull- en bearmarkten, geïdentificeerd op basis van de Amerikaanse S&P 500 Index, te voorspellen zijn. Bij een bullmarkt nemen we een stijgende trend in de index waar, bij een bearmarkt een dalende trend. Daarbij concentreerden ze zich minder op de week- of dagrendementen van individuele aandelen. Door meer op de grote lijn te focussen, verkregen ze stabielere voorspellingen en lagere transactiekosten.

Uiteindelijk lukte het om 89% van de voorspelmaanden bull- en bearmarkten juist te voorspellen. Het voorspelmodel bleek het best te werken wanneer als selectiecriterium het Schwarz Informatie Criterium werd gebruikt, in tegenstelling tot het Akaike Selectie Criterium en selectie op basis van de in-sample hitrate.

Wanneer het opgezette model werd gebruikt om een handelsstrategie te ontwikkelen, bestaande uit het kopen van futures op de S&P 500 Index wanneer het model een bullmarkt voorspelt en hun aandeel hierin te verkopen en geld tegen risicovrije rente weg te zetten bij een voorspelde bearmarkt, bleek een uitbetaling van rond de 20 keer de ingelegde inzet mogelijk. Dit komt neer op een rendement van ruim 11% op jaarbasis. Het onderzoek van Hogerwerf *et al.* (2009) gaf een positief antwoord op de vraag of zij een handelsstrategie konden ontwikkelen, die significant meer opleverde dan een standaard buy-and-hold strategie.

Gekeken naar de resultaten van dit onderzoek rijst de vraag of de voorspelkracht van dit model nog verbeterd kan worden, door bijvoorbeeld meerdere landen op te nemen in één model. Door de steeds groeiende wereldhandel lijkt de samenhang tussen verschillende landen steeds groter te worden. Daarom heeft een verklarende variabele uit het ene land wellicht een significante invloed op de aandelenindex uit het andere land en zou op deze manier de voorspelkracht van één gezamenlijk model groter kunnen zijn ten opzichte van een apart model voor elke index.

Naast de voorspellingen van Hogerwerf *et al.* (2009) voor de S&P 500 Index willen we in dit onderzoek ook voorspellingen doen voor het Verenigd Koninkrijk. Hiervoor gebruiken we de Britse FTSE All Share Index, omdat deze index het verst teruggaat in de tijd. Een index van een emerging market zou een interessante toevoeging kunnen zijn, maar de meeste interessante variabelen uit deze landen hebben vaak maar weinig historie.

Naast het voorspellen van beide indexen afzonderlijk zijn we vooral geïnteresseerd in de onderlinge samenhang tussen deze twee markten. Waar de afhankelijke variabele in een model met één land twee staten kan aannemen (bull of bear), bestaat deze in een model met twee landen uit vier mogelijke staten (bear-bear, bear-bull, bull-bear en bull-bull). Met deze waarnemingen breiden we het binomiale logit model van Hogerwerf *et al.* (2009) uit naar een multinomiaal logit model.

Aan het einde van ons onderzoek zullen we antwoord proberen te geven op de volgende hoofdvraag:

Presteert een multinomiaal logit model met twee landen bij het voorspellen van bull- en bearmarkten beter dan twee aparte binomiale logit modellen voor elk land apart, statistisch en economisch gezien?

Het onderzoek valt uiteen in een aantal delen. In de eerste plaats moeten we bepalen welke waarnemingen bij bearmarkten en welke bij bullmarkten horen. Deze identificatie is van belang om juiste voorspellingen te kunnen doen. We zullen hier in eerste instantie dezelfde strategie toepassen als Hogerwerf *et al.* (2009), tenzij duidelijk wordt dat een andere strategie beter presteert.

In de tweede plaats moeten we bepalen welke variabelen we gebruiken voor het maken van voorspellingen. Hierbij moet gedacht worden aan zowel economische als financiële variabelen. Ook hier zullen we een gedeelte van de variabelen gebruiken als Hogerwerf *et al.* (2009), mits deze beschikbaar zijn voor de desbetreffende landen.

Een volgend punt is het opzetten van de voorspelmodellen. Net als Hogerwerf *et al.* (2009) stellen wij een binomiaal logit model op, waarmee we de eerstvolgende maand proberen te voorspellen. Dit doen we voor de Amerikaanse S&P 500 Index en voor de Britse FTSE All Share Index afzonderlijk. Vervolgens breiden wij dit model uit naar een multinomiaal logit model waarin deze twee indexen samen worden opgenomen. Elke maand wordt gekeken welke combinatie van variabelen het beste is om de komende maand te voorspellen. Het voorspellen van de eerstvolgende maand doen we vervolgens met de gevonden coëfficiëntschattingen uit onze regressie.

Vervolgens bepalen we de statistische kwaliteit van onze voorspellingen aan de hand van prediction-realization tabellen. De economische kwaliteit onderzoeken we aan de hand van een nog nader te noemen handelsstrategie.

Onze probleemstelling is dus op te delen in de volgende zes deelvragen:

1. Hoe identificeren we bull- en bear markten?
2. Met welke variabelen gaan we deze voor elke index proberen te voorspellen?
3. Hoe bouwen we het binomiale logit model?
4. Hoe bouwen we het multinomiale logit model?

5. Wat is de statistische en economische kwaliteit van de voorspellingen van elke index afzonderlijk?
6. Wat is de statistische en economische kwaliteit van de voorspellingen van de indexen samen in één model?

Uiteindelijk moeten deze zes stappen tot een antwoord op de onderzoeksvraag leiden. Het zal met name interessant zijn om te zien welke variabelen uit het ene land een significante invloed hebben op de aandelenindex uit het andere land en of dit ook daadwerkelijk een grotere voorspelkracht oplevert.

2 Literatuur

1. Hoe identificeren we bull- en bear markten?

Lunde & Timmermann (2004) stellen voor dat een aandelenmarkt switcht van een bull markt naar een bear markt en andersom als aandelenprijzen zijn gedaald/gestegen met een zeker percentage sinds hun vorige piek in de huidige staat, oftewel een bepaalde drempelwaarde die wordt aangehouden.

Onze identificatiemethode zal, net als die van Hogerwerf *et al.* (2009) sterk gerelateerd zijn aan de methode van Lunde & Timmermann (2004), aangezien deze het beste aansluit bij onze gedachtengang over het identificeren van bull en bear markten. Het is een relatief eenvoudige methode om bull en bear markten te identificeren.

2. Met welke variabelen gaan we deze voor elke index proberen te voorspellen?

Chen (2009) gebruikte in een soortgelijk onderzoek term spreads, groei in geldhoeveelheid (M1 en M2), inflatiepercentages, groei van productie, verandering in werkloosheid, verandering in wisselkoersen, verandering in de staatsschuld en federal funds rate. Term spreads en het inflatiepercentage bleken hierbij de beste verklarende kracht te hebben.

Hogerwerf *et al.* (2009) volgden Chen's gedachtengang, aangevuld met de dividend-payout ratio. Deze dataset was afkomstig van de de Federal Reserve of St. Louis. Wij willen deze variabelen ook als basis voor ons onderzoek gebruiken, maar er moet in ons geval wel gezocht worden naar een bron die (een deel van) deze variabelen voor beide landen beschikbaar heeft. Op deze manier weten we dat elke variabele voor beide landen op dezelfde manier is samengesteld.

3. Hoe bouwen we de voorspelmodellen?

Hogerwerf *et al.* (2009) werkten met een moving window van 240 maanden en keken voor elke maand welke regressoren in het model voor die maand opgenomen moesten worden. De keuze hing hierbij af van een aantal criteria, een methode die afgeleid is van die van Pesaran & Timmermann (1995).

Onze methode zal vergelijkbaar zijn met die van Hogerwerf *et al.* (2009), dit vanwege het succes wat hiermee behaald is. Omdat de afhankelijke variabele nu vier verschillende waarden kan aannemen in plaats van twee, zal nog moeten blijken of een sample van 240 maanden voldoende is.

4. Wat is de statistische en economische kwaliteit van de voorspelmodellen?

Als evaluatie willen we enerzijds de statistische kwaliteit van onze voorspellingen onderzoeken, met behulp van prediction-realization tabellen. Anderzijds kunnen we net als Pesaran & Timmermann (1995) en Hogerwerf *et al.* (2009) aan de hand van onze voorspellingen een handelsstrategie opzetten en de winstgevendheid hiervan bekijken. Hierbij zal het geld verspreid worden over de twee indexen.

3 Data

Allereerst moeten we een keuze maken voor de aandelenindexen waarvoor we de bull- en bearmarkten willen voorspellen. Voor de US kiezen we hierbij voor de S&P 500 Index, omdat deze vrij breed is en over het algemeen wordt beschouwd als de index die het meest betrouwbare beeld geeft van de ontwikkelingen op de aandelenmarkt. Het gemiddelde jaarlijks rendement over de periode 1963M12-2009M02 is 7.8%. Voor de UK kiezen we voor de FTSE All Share Index. De FTSE 100 Index is de meest gebruikte index in de UK, maar deze is pas in januari 1984 van start gegaan, waardoor de FTSE All Share Index met een startdatum van 10 april 1962 een betere optie is. Het gemiddelde jaarlijks rendement over de periode 1962M04-2009M02 is 8.4% (Bron: IMF International Financial Statistics).

Vervolgens moeten we bepalen welke economische variabelen mogelijk verklarende kracht hebben bij het voorspellen van aandelenkoersen. Hogerwerf *et al.* (2009) gebruikten hiervoor de volgende variabelen: Term spreads (het verschil tussen de 3-maands Treasury Bill Rate en de 10-jaars Treasury Constant Maturity Rate), inflatiepercentage, groei van de industriële productie, groei van de geldhoeveelheid (M1 en M2), werkloosheid, federal funds rate, procentuele verandering gewogen wisselkoersindex, groei van de staatsschuld (Federal Reserve of St. Louis) en jaarlijkse verandering dividend-payout ratio (Robert Shiller).

Aangezien we voor de UK dezelfde variabelen willen gebruiken, zou het totale aantal variabelen in het multinomiale model uitkomen op twintig. Dit aantal is echter te groot om met onze technische mogelijkheden binnen een acceptabele tijd een optimale oplossing te vinden. Daarom selecteren we zes variabelen die voor beide landen gebruikt zullen worden, wat een totaal van twaalf variabelen oplevert in het multinomiale model. De selectie vindt vooraf plaats op basis van beschikbaarheid voor beide landen en prestaties in het model van Chen (2009) en Hogerwerf *et al.* (2009). Wij willen dan voorspellingen doen met de volgende zes variabelen uit beide landen: Term spreads (het verschil tussen de lange termijn government bond yield en de treasury bill rate), inflatiepercentage, groei van de industriële productie, 3-maands treasury bill yield, procentuele verandering gewogen wisselkoersindex en jaarlijkse verandering dividend yield (Bron: IMF International Financial Statistics). We willen hiermee proberen voorspellingen te doen voor de tijdsperiode vanaf januari 1981 tot februari 2009, mits de benodigde dataset hiervoor beschikbaar is. Door het weglaten van variabelen ligt het in de lijn der verwachting dat de statistische en economische kwaliteit van onze modellen onder het niveau van Hogerwerf *et al.* (2009) zullen liggen. Door deze aanpassingen kunnen we echter wel een juiste vergelijking maken tussen het binomiale model en het multinomiale model, doordat in beide modellen gebruik zal worden gemaakt van dezelfde variabelen en selectiestrategieën.

We willen niet dat de variabelen die we gaan opnemen onderling sterk gecorreleerd zijn, omdat dit multicollineariteit kan veroorzaken. Dit betekent dat het effect van de afzonderlijke variabelen lastig te onderscheiden is. We proberen de variabelen zo te kiezen dat elk een unieke bijdrage aan het model levert. Zoals te zien in Tabel 1 zijn de correlaties tussen de meeste regressors vrij klein. De grootste correlatie is die tussen jaarlijkse verandering dividend yield van beide landen (0.85), maar geen correlatie is zo groot dat er een (zo goed als) één op één verband bestaat tussen enig paar variabelen.

Tabel 1: Correlogram

Jaarlijkse verandering dividend yield US	1	0.85	-0.01	-0.03	-0.1	0.02	0.27	0.06	-0.18	-0.02	0.01	0.12
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0.85	1	-0.03	-0.01	0	0	0.29	0.09	-0.15	-0.01	0	0.12
Verandering wisselkoersindex US	-0.01	-0.03	1	0.01	-0.19	-0.03	0.06	0.01	-0.09	0	0.14	0.01
Verandering wisselkoersindex UK	-0.03	-0.01	0.01	1	-0.04	0.01	0.13	0.08	-0.07	-0.08	0.09	0.09
Groei industriële productie US	-0.1	-0.19	-0.02	-0.04	1	0.52	-0.27	-0.27	-0.01	-0.07	-0.19	-0.19
Groei industriële productie UK	0.02	0	-0.19	0.03	0.52	1	-0.18	-0.16	0.07	0.06	0.03	0.05
Inflatiepercentage US	0.27	0.29	0.06	0.13	-0.27	-0.18	1	0.82	-0.45	0.16	0.67	0.67
Inflatiepercentage UK	0.06	0.09	0.01	0.08	-0.27	-0.16	0.82	1	-0.24	0.3	0.48	0.63
Term spreads US	-0.18	-0.15	-0.09	-0.07	-0.01	-0.45	-0.24	1	0.26	0.26	-0.48	-0.27
Term spreads UK	-0.02	-0.01	0	-0.08	0.17	0.06	0.3	0.26	1	0.26	-0.08	-0.26
3-Maands treasury bill yield US	0.01	0	0.14	0.09	0.03	0.03	0.48	0.48	-0.08	1	1	0.79
3-Maands treasury bill yield UK	0.12	0.12	0.01	0.09	-0.19	0.09	0.63	0.63	0.79	0.79	1	1

Noot: De tijdrange is 1963M12-2009M02.

4 Methoden en Resultaten

4.1 Identificatie bull- en bearmarkten

Voor identificatie van bull en bear markten gebruiken we de definitie van Lunde & Timmermann (2004). Namelijk "de aandelenmarkt switcht van een bull- naar een bearmarkt als de index van deze aandelenmarkt gedaald is met een bepaald percentage sinds hun vorige (locale) top in die bullmarkt" (en vice versa). Het voordeel van deze definitie is dat hij ruimte laat voor negatieve prijsbewegingen tijdens een bullmarkt en positieve tijdens een bearmarkt, zolang de totale beweging vanaf de vorige piek maar niet groter is dan het drempelpercentage. Hierdoor kunnen we lange termijn afhankelijkheden opvangen, in plaats van korte termijn ruis, waardoor tijdreeksen van aandelen vaak gedomineerd worden.

We kunnen verschillende drempelpercentages gebruiken hierin. Een percentage van 20% is gebruikelijk in de financiële wereld, groot genoeg om korte termijn dynamieken te negeren. Om te corrigeren voor de opwaartse drift van aandelenprijzen, nemen we voor het switchpercentage van bear- naar bullmarkten, λ_1 , een waarde groter of gelijk aan die voor het switchpercentage van bull- naar bearmarkten, λ_2 (Lunde & Timmermann, 2004). Hogerwerf *et al.* (2009) tonen aan dat (20,15) en (15,15) voor (λ_1, λ_2) bij de S&P 500 Index dezelfde identificatie opleveren. Hetzelfde geldt voor het (20,10) en (15,10) filter. Deze gelijkennis blijkt ook voor de FTSE All Share Index vrijwel geheel te kloppen.

In Figuur 1 zijn voor beide landen en voor verschillende drempelpercentages de bull- en bearmarkten aangegeven. Lagere percentages leveren meer bull- en bearmarkten op, wat logisch is omdat de switchdrempel lager is.

Dit is ook te zien in Tabel 2. In de US duurt de langste opgaande markt meer dan 7.5 jaar en vindt plaats tijdens de jaren negentig van de vorige eeuw. De langste recessie in de aandelenmarkt duurt ruim twee jaar en start eind 2000 met het barsten van de internet-zeepbel. In de UK duurt bij het 20-15 filter de langste opgaande markt zes jaar en vindt plaats in de jaren tachtig van de vorige eeuw. Deze bullmarkt wordt echter bij het 20-10 filter onderbroken door een kortdurende bearmarkt.

Wanneer we beide landen samenvoegen, krijgen we vier verschillende markten: bear-bear, bull-bear, bear-bull en bull-bull. Figuur 2 laat zien hoe deze markten over de tijdsperiode verdeeld zijn. Wat opvalt is dat er relatief weinig bear-bear, bear-bull en bull-bull maanden in deze tijdsperiode voorkomen. Wanneer we een moving window van 20 jaar zouden gebruiken, betekent dat dat onze sample soms heel weinig tot geen van deze waarnemingen zal bevatten. Elk van de vier markten moet echter minimaal één keer in onze sample voorkomen, omdat deze afhankelijke variabele anders geen variantie heeft. Bovendien leidt een te klein aantal observaties van een bepaalde markt in onze sample tot onjuiste coëfficiëntschattingen. Een expanding window lijkt de beste oplossing voor deze problemen.

Tabel 3 laat zien dat het samenvoegen van twee landen een logisch gevolg met zich meebrengt, namelijk dat de gemiddelde duur van een markt drastisch omlaag gaat. Ook

gezien dit feit lijkt een expanding window een betere optie dan een moving window, aangezien we nu vier verschillende markten moeten kunnen verklaren en voorspellen, in plaats van twee bij US en UK apart.

Twee landen waarvan de aandelenindexen minder gecorreleerd zijn, zou betekenen dat er meer bull-bear en bear-bull maanden zouden voorkomen in onze sample. In dit opzicht zou dat een betere optie zijn. Het doel van dit onderzoek is echter te onderzoeken of variabelen uit het ene land een significante invloed hebben op de aandelenindex uit het andere land. Twee landen waarvan de aandelenindexen minder met elkaar gecorreleerd zijn, zou betekenen dat de kracht van ons multinomiale model afneemt ten opzichte van twee losse binomiale modellen.

Tabel 2: Statistieken voor bull- en bearmarkt lengtes

	Filter	Bull					Bear				
		Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.	Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.
US	20-10	13	30.08	23	8	92	13	11.69	11	2	30
	20-15	9	45	30	23	118	9	15.33	17	2	30
UK	20-10	16	23.19	22	6	50	16	10.75	6.5	2	31
	20-15	14	27.71	23	6	72	14	11.07	6.5	2	31

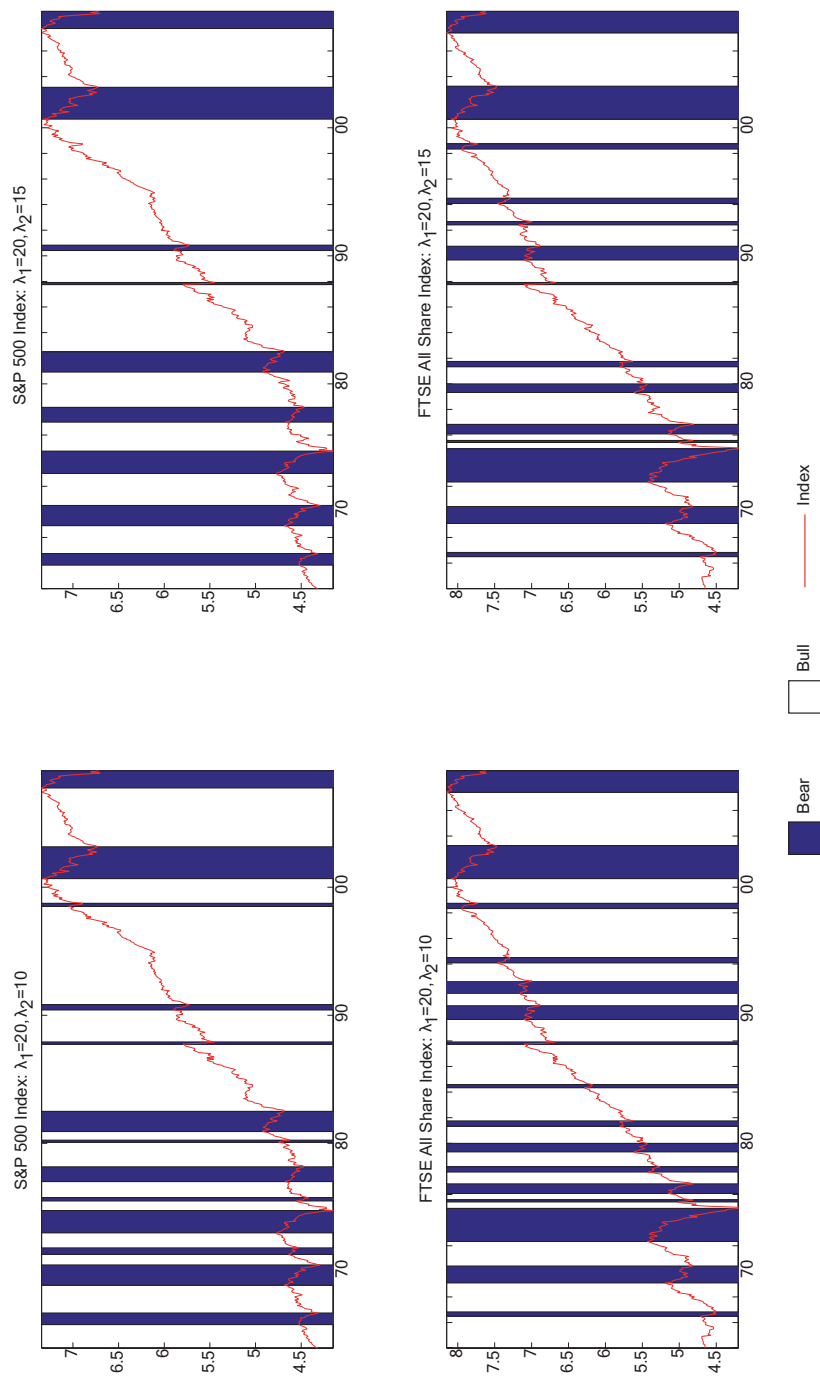
Noot: Aantal geeft het aantal onderscheiden bull- en bearmarkten aan. Gem., Min. en Max. zijn de gemiddelde, minimum en maximum lengtes, respectievelijk. De lengtes zijn gegeven in maanden. De tijdrange is 1963M12-2009M02.

Tabel 3: Statistieken voor bull- en bearmarkt lengtes US-UK

Filter	Bear-Bear					Bear-Bull				
	Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.	Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.
20-10	11	9.73	5	1	30	10	4.5	3.5	1	9
20-15	8	12.25	10.5	2	30	7	5.71	5	1	14
Filter	Bull-Bear					Bull-Bull				
	Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.	Aantal	Gem.	Mediaan	Min.	Max.
20-10	13	5	4	1	12	15	18.11	15.5	1	50
20-15	12	4.75	4.5	1	9	15	23.2	21	2	63

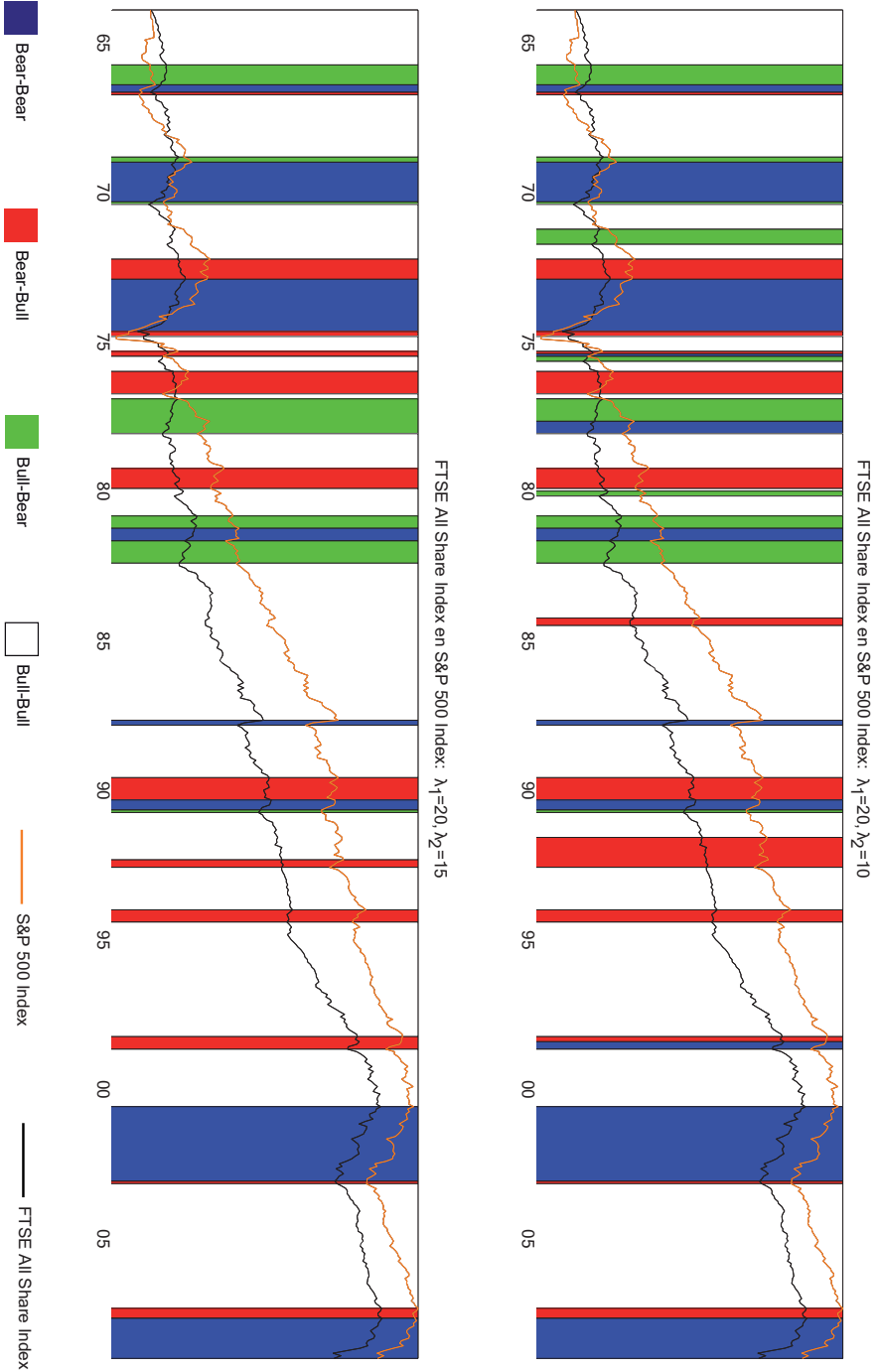
Noot: Aantal geeft het aantal onderscheiden markten aan. Gem., Min. en Max. zijn de gemiddelde, minimum en maximum lengtes, respectievelijk. De lengtes zijn gegeven in maanden. De tijdrange is 1963M12-2009M02.

Figuur 1: Bull- en bearmarkten gebaseerd op de S&P 500 Index en de FTSE All Share Index gebruikmakend van verschillende filters



Noot: De tijdrange is 1963M012-2009M03.

Figuur 2: Bear-Bear, Bear-Bull, Bull-Bear en Bull-Bull markten gebaseerd op de S&P 500 Index en de FTSE All Share Index gebruikmakend van verschillende filters



Noot: De tijdrange is 1963M012-2009M03.

4.2 Het voorspelmodel

4.2.1 Binomiaal logit

Na het toepassen van het identificatie-algoritme verkrijgen we voor beide landen apart een reeks met waarden

$$y_t = \begin{cases} 1 & \text{als markt op tijdstip } t \text{ in bull staat} \\ 0 & \text{als markt op tijdstip } t \text{ in bear staat} \end{cases}$$

Hiermee schatten we een binomiaal logit model:

$$P(y_t = 1) = P_t = \frac{\exp(\beta' \mathbf{x}_t)}{1 + \exp(\beta' \mathbf{x}_t)} \quad (1)$$

en

$$P(y_t = 0) = 1 - P_t = \frac{1}{1 + \exp(\beta' \mathbf{x}_t)} \quad (2)$$

De log-likelihood functie kan dan als volgt worden gedefinieerd:

$$\begin{aligned} \ln L &= \sum_{t=1}^n [y_t \ln P_t + (1 - y_t) \ln (1 - P_t)] \\ &= \sum_{t=1}^n \{y_t [\ln P_t - \ln (1 - P_t)] + \ln (1 - P_t)\} \\ &= \sum_{t=1}^n y_t \beta' \mathbf{x}_t - \sum_{t=1}^n \ln(1 + \exp(\beta' \mathbf{x}_t)) \end{aligned} \quad (3)$$

De log-likelihood-functie wordt vervolgens naar β gedifferentieerd om de Maximum-Likelihood-schatter voor β te verkrijgen.

4.2.2 Multinomiaal logit

Wanneer we de reeks van beide landen samenvoegen verkrijgen we de volgende reeks met waarden:

$$m_t = \begin{cases} 0 & \text{als beide markten op tijdstip } t \text{ in bear staan} \\ 1 & \text{als markt US op tijdstip } t \text{ in bear staat en UK in bull staat} \\ 2 & \text{als markt US op tijdstip } t \text{ in bull staat en UK in bear staat} \\ 3 & \text{als beide markten op tijdstip } t \text{ in bull staan} \end{cases}$$

Hiermee schatten we een multinomiaal logit model:

$$P(m_t = j) = \frac{\exp(\beta'_j \mathbf{x}_t)}{\sum_{k=0}^3 \exp(\beta'_k \mathbf{x}_t)}, \quad j = 0, 1, \dots, 3 \quad (4)$$

Om identificatie zeker te stellen voegen we de restrictie $\beta_0 = \mathbf{0}$ toe aan het model. Aangezien de som van deze kansen gelijk moet zijn aan 1, hebben we maar drie parameter vectors nodig om vier kansen te schatten.

$$P(m_t = j | \mathbf{x}_t) = \frac{\exp(\beta_j' \mathbf{x}_t)}{1 + \sum_{k=1}^3 \exp(\beta_k' \mathbf{x}_t)}, \quad j = 0, 1, \dots, 3, \beta_0 = \mathbf{0} \quad (5)$$

We kunnen dan de log-likelihood-functie afleiden door middel van het definiëren van, voor elke maand, $d_{tj} = 1$ als maand t zich in staat j bevindt, voor alle vier de staten. Voor elke maand t geldt uiteraard dat slechts één van de d_{jt} 's gelijk is aan 1.

De log-likelihood functie kan dan als volgt worden gedefinieerd:

$$\ln L = \sum_{t=1}^n \sum_{j=0}^3 d_{tj} \ln P(m_t = j), \quad (6)$$

met n het aantal maanden in de sample.

Voor elke j wordt dan de log-likelihood-functie naar β_j gedifferentieerd om de Maximum-Likelihood-schatter voor β_j te verkrijgen.

4.2.3 Modeleigenschappen (Binomiaal en Multinomiaal)

Een switch in de markt kan pas met terugwerkende kracht worden gedefinieerd wanneer het drempelpercentage wordt bereikt. Bij het begin van een daling in een bullmarkt of het begin van een stijging in een bearmarkt weten we dus nog niet of er werkelijk een switch gaat plaatsvinden. Om een *look-ahead bias* te voorkomen halen we elke keer de maanden die op het moment van de voorspelling nog onbekend waren uit onze sample. Wanneer bij het multinomiale model de identificatie van minimaal één maand onbekend is, wordt dus deze maand volledig weggelaten. We voorspellen telkens één maand vooruit, waarbij de eerste voorspelling voor januari 1981 zal zijn. De laatste maand die we zullen voorspellen is februari 2009.

We gebruiken een expanding window die begint met een sample van 20 jaar. Dit komt er in de praktijk op neer dat de eerste modelschatting gaat over de periode 1961M01-1980M12.

Net als Hogerwerf *et al.* (2009) willen we voor iedere maand een nieuw model opstellen. Zij gingen echter alle mogelijke combinaties van variabelen af. Met tien variabelen kwam dit neer op 2^{10} logit modellen voor iedere maand. Uit deze 2^{10} modellen wordt dan voor die maand het beste model gekozen, met bijbehorende verklarende variabelen. Aangezien ons multinomiale model uit twaalf variabelen bestaat, maken wij gebruik van een sneller algoritme, namelijk de bottom-up methode: eerst wordt gekeken welk model met een constante en één verklarende variabele het beste aan het gestelde criterium voldoet. Vervolgens wordt elke overgebleven variabele apart aan het model toegevoegd en wordt gekeken welk

model het beste is. Zo wordt elke keer beslist welke variabele wordt toegevoegd aan het model. Wanneer echter alle overgebleven variabelen geen verbetering overleveren, wordt het algoritme afgebroken en wordt de eerstvolgende maand voorspeld met het tot dan toe beste model. Voor modelselectie maken we gebruik van de Akaike en/of Schwarz Informatie Criteria. Deze zijn als volgt gedefinieerd:

$$AIC(p) = \log(s_p^2) + \frac{2p}{n}, \quad (7)$$

$$SIC(p) = \log(s_p^2) + \frac{p \log(n)}{n}, \quad (8)$$

waarbij p het aantal regressors is, s_p^2 de maximum likelihood schatter van de error variance in het model met p regressors en n het aantal waarnemingen. Omdat een aantal variabelen niet altijd over de hele sample beschikbaar is, corrigeren we de SIC en AIC door deze te delen door het aantal observaties. In beide gevallen wordt het model met de kleinste waarde gekozen.

Bij het binomiale model bestaan de voorspellingen uit een kans \hat{p}_t voor de staat van de markt $y_t = 1$, die we vervolgens transformeren naar een binaire waarde door te voorspellen dat $\hat{y}_t = 1$ als $\hat{p}_t \geq c$ en $\hat{y}_t = 0$ als $\hat{p}_t < c$. Hierbij gebruiken we voor c het percentage bullmarkten in de sample. Omdat deze sample varieert over de tijd, doet c dat ook.

Bij het multinomiale model bestaan de voorspelling uit de kansen \hat{p}_{jt} voor de staat van de markt $m_t = j$, die we vervolgens moeten transformeren naar een binaire waarde.

Hiervoor definiëren we:

$$\begin{aligned} P(\text{US Bull}) &= P(\text{US Bull, UK Bull}) + P(\text{US Bull, UK Bear}) \\ &= \hat{p}_{3t} + \hat{p}_{2t} \end{aligned} \quad (9)$$

en

$$\begin{aligned} P(\text{UK Bull}) &= P(\text{UK Bull, US Bull}) + P(\text{UK Bull, US Bear}) \\ &= \hat{p}_{3t} + \hat{p}_{1t} \end{aligned} \quad (10)$$

Vervolgens kijken we of $P(\text{US Bull}) > c_{\text{US}}$ en $P(\text{UK Bull}) > c_{\text{UK}}$, met c_{US} en c_{UK} respectievelijk het percentage US bullmaanden en het percentage UK bullmaanden in de sample. Aan de hand van deze uitkomsten bepalen we \hat{m}_t .

Tabel 4 toont voor beide landen, beide filters en beide selectiecriteria welk percentage van de voorspellingen elke variabele in het model wordt opgenomen. Meteen valt op dat de dividend yield, de wisselkoers en de 3-maands treasury bill yield voor beide landen nooit worden opgenomen in het model. Verder is opvallend dat de term spread in US altijd wordt opgenomen in het model, terwijl in UK dat nauwelijks het geval is. Bij de SIC-strategie wordt deze variable zelfs nooit opgenomen in het model. Voor het voorspellen van de Britse

index worden überhaupt gemiddeld minder variabelen in het model opgenomen dan bij de Amerikaanse index. Dit kan komen doordat dit kleine aantal variabelen de bull- en bear-markten goed kan verklaren, maar een andere mogelijk oorzaak is het gebrek aan goede variabelen voor het UK-model. De zes variabelen zijn immers geselecteerd op basis van de prestaties bij het voorspellen van de Amerikaanse index. Logisch is dat bij de SIC-strategie in beide landen gemiddeld minder variabelen worden opgenomen in het model dan bij de AIC-strategie, daar de SIC een zwaardere penalty legt op extra variabelen dan de AIC.

Om deze percentages te kunnen vergelijken met het multinomiale model voegen we de percentages van beide landen samen. In Tabel 5 zijn de percentages voor de samengevoegde binomiale logit modellen en voor het multinomiale logit model te zien, wanneer de variabelen geselecteerd worden op basis van de AIC-strategie. Tabel 6 toont deze percentages voor de SIC-strategie. In deze tabellen valt op dat voor beide selectiecriteria ook bij het multinomiale model de dividend yield, de wisselkoers en de 3-maands treasury bill yield voor beide landen nooit worden opgenomen in het model. Verder is opmerkelijk dat bij de twee samengevoegde binomiale logit modellen de term spread UK niet tot nauwelijks wordt opgenomen in het model, terwijl bij het multinomiale logit model deze variabele veel vaker in het model zit. Bij de AIC-strategie geldt dit zelfs voor alle maanden. Concluderend kunnen we stellen dat er wel degelijk variatie zit in de selectie van variabelen tussen beide modellen, maar dat het verschil in het gemiddeld aantal variabelen dat in het model opgenomen wordt klein is.

Tabel 4: *Binomiaal logit model* - Percentages van het aantal forecasts waarin elke variabele opgenomen werd in het model en het gemiddeld aantal opgenomen variabelen.

US AIC	20-10			20-15		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie US	66.67	65.64	65.68	100	75.08	75.74
Inflatiepercentage US	75	92.64	92.01	100	100	100
Term spreads US	100	100	100	100	100	100
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	2.42	2.58	2.58	3	2.75	2.76
US SIC	20-10			20-15		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie US	0	23.58	23.37	66.67	68.36	68.34
Inflatiepercentage US	0	42.09	41.72	66.67	68.36	68.34
Term spreads US	100	100	100	100	100	100
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	1	1.66	1.65	2.33	2.37	2.37
UK AIC	20-10			20-15		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie UK	83.33	34.97	36.69	100	72.34	73.08
Inflatiepercentage UK	100	100	100	88.89	97.57	97.34
Term spreads UK	0	2.45	2.37	0	17.33	16.86
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	1.83	1.37	1.39	1.89	1.87	1.87
UK SIC	20-10			20-15		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie UK	33.33	10.15	10.36	100	14.93	15.68
Inflatiepercentage UK	66.67	89.85	89.64	0	85.07	84.32
Term spreads UK	0	0	0	0	0	0
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	1	1	1	1	1	1

Tabel 5: *Modelselectie op basis van AIC* - Percentages van het aantal forecasts waarin elke variabele opgenomen werd in het model en het gemiddeld aantal opgenomen variabelen.

Samengevoegde binomiale logit modellen	20-10				20-15											
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal						
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Groei industriële productie US	66.67	66.67	65.64	65.64	65.68	100	100	75.08	75.08	75.74						
Groei industriële productie UK	83.33	34.97	83.33	34.97	36.69	100	72.34	100	72.34	73.08						
Inflatiepercentage US	75	75	92.64	92.64	92.01	100	100	100	100	100						
Inflatiepercentage UK	100	100	100	100	100	88.89	97.57	88.89	97.57	97.34						
Term spreads US	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100						
Term spreads UK	0	2.45	0	2.45	2.37	0	17.33	0	17.33	16.86						
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Gemiddeld aantal variabelen	4.25	3.79	4.42	3.96	3.97	4.89	4.87	4.64	4.62	4.63						
Multinomiaal logit model																
	Bear-Bear		Bear-Bull		20-10 Bull-Bear		Bull-Bull		Totaal		20-15 Bull-Bear		Bull-Bull		Totaal	
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie US	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Groei industriële productie UK	3.45	0	33.33	24.16	21.89	30.77	100	66.67	71.53	66.86						
Inflatiepercentage US	31.03	0	33.33	23.83	23.96	0	0	66.67	22.37	20.12						
Inflatiepercentage UK	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100						
Term spreads US	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100						
Term spreads UK	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100						
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0						
Gemiddeld aantal variabelen	4.34	4	4.67	4.48	4.46	4.31	5	5.33	4.94	4.87						

Tabel 6: *Modelselectie op basis van SIC* - Percentages van het aantal forecasts waarin elke variabele opgenomen werd in het model en het gemiddeld aantal opgenomen variabelen.

Samengevoegde Binaire logit modellen	20-10				20-15					
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie US	0	0	23.58	23.58	23.37	66.67	66.67	68.36	68.36	68.34
Groei industriële productie UK	33.33	10.15	33.33	10.15	10.36	100	14.93	100	100	15.68
Inflatiepercentage US	0	0	42.09	42.09	41.72	66.67	66.67	68.36	68.36	68.34
Inflatiepercentage UK	66.67	89.95	66.67	89.95	89.64	0	85.07	0	85.07	84.32
Term spreads US	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Term spreads UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	2	2	2.66	2.66	2.65	3.33	3.33	3.37	4.22	3.37
Multinomiaal logit model	20-10				20-15					
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Jaarlijkse verandering dividend yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Jaarlijkse verandering dividend yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Verandering wisselkoersindex UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Groei industriële productie US	15.38	55.56	33.33	75.26	67.46	100	100	50	97.82	97.63
Groei industriële productie UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Inflatiepercentage US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Inflatiepercentage UK	76.92	100	33.33	98.95	95.86	100	100	50	97.82	97.63
Term spreads US	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
Term spreads UK	20.51	11.11	0	42.86	39.05	13.79	0	50	13.45	13.91
3-Maands treasury bill yield US	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3-Maands treasury bill yield UK	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gemiddeld aantal variabelen	2.13	2.67	1.67	3.17	3.02	3.14	3	2.5	3.09	3.09

4.3 Evaluatie van de voorspellingen

4.3.1 Statistische kwaliteit

De voorspellingen kunnen in eerste instantie geëvalueerd worden op basis van de out-of-sample hitrate. Deze hitrate is het percentage correcte voorspellingen in de voorspelperiode.

Tabel 7 laat voor elk gebruikt criterium en identificatiefilter een evaluatie zien van onze voorspellingen voor de binomiale logit modellen. Hier is te zien dat bij de S&P 500 Index de voorspelkracht voor zowel het 20-15 als 20-10 filter het hoogst is bij de AIC als criterium (75.15% en 75.74%). Bij de FTSE All Share Index blijkt dit bij beide filters juist de SIC te zijn (70.41% en 73.96%).

Gekeken naar de identificatiefilters scoort in beide landen het 20-15 filter beter dan het 20-10 filter, voor zowel de SIC- als de AIC-strategie.

Gekeken naar de out-of-sample hitrates valt op dat het model een grotere voorspelkracht lijkt te hebben voor de Amerikaanse index dan voor de Britse index. Bij drie van de vier strategieën wordt bij de S&P 500 Index een beduidend hoger percentage behaald. Alleen bij de SIC-strategie met het 20-15 filter scoren beide landen nagenoeg gelijk.

Bij de praktische toepassing moet nog blijken welk model en welke strategie het meeste geld opleveren. Welke maanden goed en fout voorspeld worden gaan dan natuurlijk ook een rol spelen. Bovendien is het ook van belang of het een bullmarkt is of een bearmarkt die verkeerd voorspeld wordt. Een bearmarkt die als bull voorspeld is, is waarschijnlijk erger dan een bullmarkt die als bear voorspeld is.

Opvallend is dat, ondanks de wisselende resultaten tussen SIC en AIC, het verschil in bearmaanden die als bullmaand voorspeld zijn tussen deze criteria bij beide landen erg klein is. Bij de S&P 500 Index wordt de winst door de AIC-strategie vooral behaald doordat deze meer bullmaanden juist voorspelt en minder bullmaanden als bearmaand voorspelt. Bij de FTSE All Share Index wordt de winst op dezelfde fronten behaald, ditmaal echter door de SIC-strategie.

Om de resultaten van de binomiale logit modellen goed te kunnen vergelijken met die van het multinomiale logit model, voegen we wederom de binomiale modellen samen. De resultaten zijn weergegeven in Tabel 8 voor de AIC-strategie en in Tabel 9 voor de SIC-strategie.

Opvallend is dat de binomiale modellen voor beide filters en selectiecriteria nooit een bear-bear markt voorspellen. Het multinomiale model voorspelt deze markt wel met enige regelmaat, alhoewel een relatief hoog percentage hiervan foute voorspellingen zijn. Voor beide modellen geldt dat een bull-bear markt nergens juist wordt voorspeld. Ten opzichte van de bull-bull markten worden de andere drie markten relatief weinig voorspeld, waarbij de voorspellingen ook nog vaak foutief zijn. Dit heeft waarschijnlijk te maken met het kleine aantal observaties voor deze drie markten in de sample, ten opzichte van het aantal bull-bull observaties. Hierdoor is het model vaak niet in staat deze drie markten aan te zien komen, iets waar we voorafgaand aan dit onderzoek al voor vreesden.

Gekeken naar de totale percentages juiste voorspellingen kunnen we stellen dat we met het multinomiale model toch enigszins in staat zijn betere voorspellingen te maken dan wanneer we twee losse binomiale logit modellen samenvoegen. Bij drie van de vier strategieën ligt hier het percentage hoger, alhoewel de verschillen klein zijn. Een schokkende verbetering levert het helaas niet op. Aangezien bij het multinomiale model de verklarende variabelen in het ene land ook invloed kunnen hebben op de voorspellingen van de markt in het andere land, hadden we verwacht dat het verschil tussen beide modellen groter zou zijn. Een mogelijke verklaring kan liggen in het feit dat we elke keer de maanden die op het moment van de voorspelling nog onbekend waren uit onze sample halen. Wanneer bij het multinomiale model de identificatie van minimaal één maand onbekend is, wordt dus deze hele maand weggelaten. Bij twee losse binomiale logit modellen kan deze waarneming dus soms bij één van de twee landen wel toegevoegd worden aan de sample. Hierdoor is de sample van beide binomiale logit modellen altijd minstens zo groot als die van het multinomiale logit model.

Tabel 7: Evaluatie voorspellingen binomiale modellen US en UK

US AIC	20-10 Voorspeld			20-15 Voorspeld		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Bear	7	68	75	7	65	72
Bull	16	247	263	17	249	266
Totaal	23	315	338	24	314	338
Correct	7	247	254	7	249	256
% Correct	30.43	78.41	75.15	29.17	79.30	75.74
% Incorrect	69.57	21.59	24.85	70.83	20.70	24.26
US SIC	20-10 Voorspeld			20-15 Voorspeld		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Bear	8	67	75	6	66	72
Bull	26	237	263	23	243	266
Totaal	34	304	338	29	309	338
Correct	8	237	245	6	243	249
% Correct	23.53	77.96	72.49	20.69	78.64	73.67
% Incorrect	76.47	22.04	27.51	79.31	21.36	26.33
UK AIC	20-10 Voorspeld			20-15 Voorspeld		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Bear	1	96	97	0	85	85
Bull	11	230	241	9	244	253
Totaal	12	326	338	9	329	338
Correct	1	230	231	0	244	244
% Correct	8.33	70.55	68.34	0	74.16	72.19
% Incorrect	91.67	29.45	31.66	100	25.84	27.81
UK SIC	20-10 Voorspeld			20-15 Voorspeld		
	Bear	Bull	Totaal	Bear	Bull	Totaal
Bear	0	97	97	0	85	85
Bull	3	238	241	3	250	253
Totaal	3	335	338	3	335	338
Correct	0	238	238	0	250	250
% Correct	0	71.04	70.41	0	74.63	73.96
% Incorrect	100	28.96	29.59	100	25.37	26.04

Tabel 8: *Modelselectie op basis van AIC - Evaluatie van de voorspellingen.*

Samengevoegde binomiale modellen	20-10					20-15				
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Bear-Bear	0	4	1	56	61	0	4	0	54	58
Bear-Bull	0	3	4	7	14	0	3	3	8	14
Bull-Bear	0	0	0	36	36	0	1	0	26	27
Bull-Bull	0	16	7	204	227	0	16	6	217	239
Totaal	0	23	12	303	338	0	24	9	305	338
Correct	0	3	0	204	207	0	3	0	217	220
% Correct	0	13.04	0	67.33	61.24	0	12.5	0	71.15	65.09
% Incorrect	100	86.96	100	32.67	38.76	100	87.5	100	28.85	34.91
Multinomiale model	20-10					20-15				
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Bear-Bear	5	3	0	53	61	11	0	1	46	58
Bear-Bull	4	0	2	8	14	3	0	0	11	14
Bull-Bear	2	2	0	32	36	4	0	0	23	27
Bull-Bull	18	3	1	205	227	21	1	2	215	239
Totaal	29	8	3	298	338	39	1	3	295	338
Correct	5	0	0	205	210	11	0	0	215	226
% Correct	17.24	0	0	68.79	62.13	28.21	0	0	72.88	66.86
% Incorrect	82.76	100	100	31.21	37.87	71.79	100	100	27.12	33.14

Tabel 9: Modelselectie op basis van SIC - Evaluatie van de voorspellingen

Samengevoegde binomiale modellen	20-10 Voorspeld					20-15 Voorspeld				
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Bear-Bear	0	4	0	57	61	0	4	0	54	58
Bear-Bull	0	4	2	8	14	0	2	1	11	14
Bull-Bear	0	5	0	31	36	0	3	0	24	27
Bull-Bull	0	21	1	205	227	0	20	2	217	239
Totaal	0	34	3	301	338	0	29	3	306	338
Correct	0	4	0	205	209	0	2	0	217	219
% Correct	0	11.76	0	68.11	61.83	0	6.9	0	70.92	64.79
% Incorrect	100	88.24	100	31.89	38.17	100	93.1	100	29.08	35.21
Multinominale model	20-10 Voorspeld									
	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal	Bear-Bear	Bear-Bull	Bull-Bear	Bull-Bull	Totaal
Bear-Bear	8	4	0	49	61	13	0	1	44	58
Bear-Bull	4	1	0	9	14	4	0	1	9	14
Bull-Bear	6	0	0	30	36	8	1	0	18	27
Bull-Bull	21	4	3	199	227	33	0	2	204	239
Totaal	39	9	3	287	338	58	1	4	275	338
Correct	8	1	0	199	208	13	0	0	204	217
% Correct	20.51	11.11	0	69.34	61.54	22.41	0	0	74.18	64.20
% Incorrect	79.49	88.89	100	30.66	38.46	77.59	100	100	25.82	35.80

4.3.2 Economische kwaliteit

Doel van dit onderzoek is niet alleen het verschil in statistische kwaliteit tussen beide modellen te onderzoeken, maar ook het verschil in economische kwaliteit. Hiervoor hebben we de volgende handelsstrategie ontwikkeld:

- Bear-Bear voorspelling: Investeer het volledige saldo in een korte termijn deposito. Om wisselkoersrisico te vermijden nemen we aan dat het volledige bedrag in een Amerikaanse deposito wordt geïnvesteerd, waarbij we maandelijks de risicovrije rente r_f opstrijken.
- Bear-Bull voorspelling: Investeer het volledige saldo in de Britse FTSE All Share Index.
- Bull-Bear voorspelling: Investeer het volledige saldo in de Amerikaanse S&P 500 Index.
- Bull-Bull voorspelling: Het geld wordt als volgt over beide indexen verdeeld:

$$\text{S\&P 500 Index: } \frac{P(\text{US Bull})}{P(\text{US Bull})+P(\text{UK Bull})}$$

$$\text{FTSE All Share Index: } \frac{P(\text{UK Bull})}{P(\text{US Bull})+P(\text{UK Bull})}$$

We hebben deze strategie aangehouden voor beide filters op basis van de AIC- en SIC-strategie.

Bovendien is het interessant om te kijken naar het rendement wanneer we voor beide landen afzonderlijk handelen op basis van onze binomiale logit modellen. In beide landen wordt bij een bull-voorspelling geïnvesteerd in de index en bij een bear-voorspelling wordt het geld in een korte termijn deposito geïnvesteerd. Ook hier wordt om wisselkoersrisico te vermijden aangenomen dat bij een bear-voorspelling in UK het saldo in een Amerikaanse deposito wordt geïnvesteerd, waarbij we maandelijks de risicovrije rente r_f opstrijken. Na iedere maand wordt het totale saldo weer verdeeld over beide landen, zodat de verhouding tussen beide landen altijd fifty-fifty blijft.

De resultaten van de hiervoor genoemde handelsstrategieën zijn weergegeven in Tabel 10. Niet alleen staat het gemiddelde rendement in de tabellen, maar ook de volatiliteit, de Sharpe ratio (de afweging tussen rendement en risico) en het eindvermogen dat behaald zou zijn als men in 1981 één euro in de betreffende strategie zou hebben geïnvesteerd. Gekeken naar het eindvermogen scoren de modellen wisselend. De samengevoegde logit modellen en de losse logit modellen scoren bij de SIC beter, maar bij de AIC is dit het multinomiale logit model. Wel moet gezegd worden dat voor beide filters het multinomiale model op basis van de AIC veruit het hoogste eindvermogen weet te behalen. Deze strategie lijkt dus het beste te presteren. Bovendien is de volatiliteit bij het multinomiale model over het algemeen lager dan bij de andere modellen. Opvallend is dat het handelen in beide landen apart een hoger rendement oplevert dan wanneer we beide landen samenvoegen. Alleen bij de SIC-strategie en het 20-10 filter is het beter om beide binomiale modellen samen te voegen.

Tabel 10: Winstgevendheid

Filter		Losse binomiale logit modellen		Samengevoegde binomiale logit modellen		Multinomiaal logit model	
		20-10	20-15	20-10	20-15	20-10	20-15
AIC	Gemiddeld rendement (%)	7.01	6.72	6.36	6.43	6.88	7.35
	Volatiliteit (%)	4.129	4.186	4.343	4.320	4.168	4.130
	Sharpe ratio	0.255	0.253	0.257	0.256	0.256	0.262
	Eindvermogen	6.74	6.24	5.68	5.78	6.52	7.37
SIC	Gemiddeld rendement (%)	6.57	6.70	6.73	6.62	6.59	6.31
	Volatiliteit (%)	4.155	4.182	4.341	4.330	4.114	4.012
	Sharpe ratio	0.249	0.253	0.264	0.261	0.246	0.240
	Eindvermogen	6.00	6.21	6.26	6.08	6.03	5.60

Noot: Gemiddeld rendement staat voor het gemiddelde jaarlijkse cumulatieve rendement. Het eindvermogen is het bedrag dat een bepaalde strategie gegenereerd heeft aan het einde van 2009M02 als we in 1981M01 met een bedrag van 1 starten.

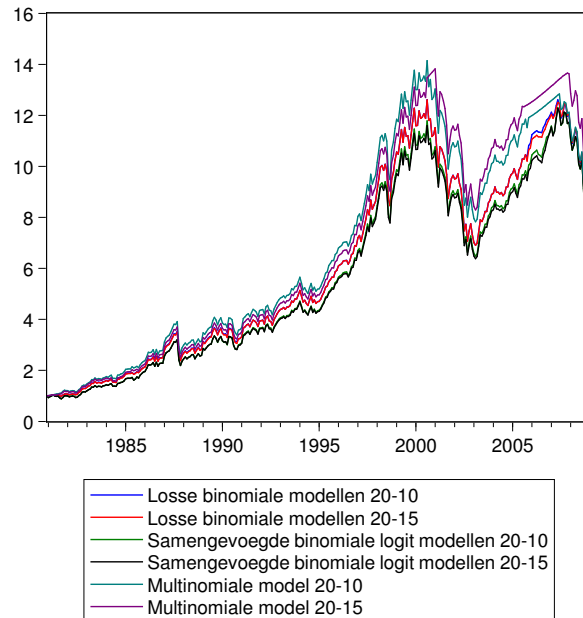
Als we Tabel 8 en 9 met Tabel 10 vergelijken, kunnen we het verband tussen correcte voorspellingen en uiteindelijke opbrengst onderzoeken. Over het algemeen leidt een hogere out-of-sample hitrate ook tot een hogere opbrengst. Voor de SIC-strategie geldt dat bij de samengevoegde binaire modellen de rendementen over het algemeen iets hoger zijn dan bij het multinomiale model, net als de out-of-sample hitrates. Voor de AIC-strategie komen deze tabellen ook overeen. Hier haalt het multinomiale model de hoogste out-of-sample hitrate en tevens het hoogste rendement.

Na de globale resultaten gezien te hebben, is het interessant te weten waardoor sommige strategieën beter scoren dan andere. In Figuur 3 en 4 staan de waardes van verschillende portfolio's voor respectievelijk de AIC- en SIC-strategie over de tijd weergegeven.

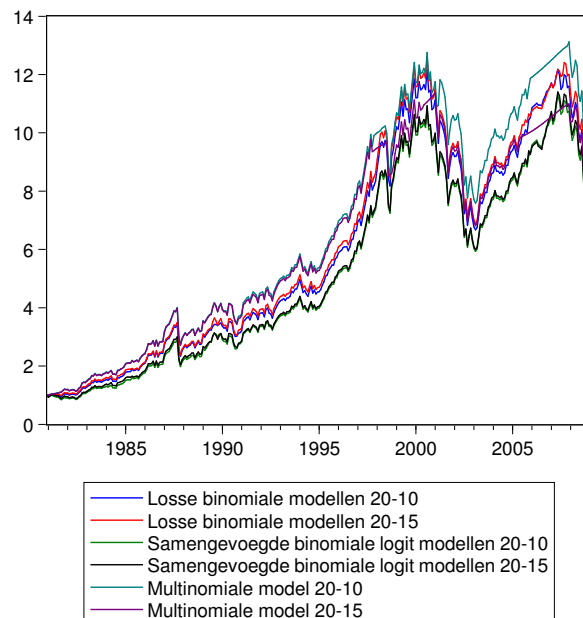
Voor de AIC-strategie (Figuur 3) geldt dat gedurende bijna de gehele tijdsperiode het multinomiale model het hoogste saldo heeft, voor beide filters. Tot eind jaren '90 ontlopen de strategieën elkaar echter bijzonder weinig. Vanaf 2003 zien we echter dat deze twee strategieën langzaam aan worden ingehaald door de overige strategieën, waarna in 2007, op het multinomiale model met het 20-15 filter na, bijna alle strategieën gelijk staan. Het multinomiale model met het 20-15 filter blijft uiteindelijk wel bovenaan staan na het voorspellen van de laatste maand.

Voor de SIC-strategie (Figuur 4) zien we dat de verschillen hier een stuk groter zijn dan bij de AIC-strategie, eigenlijk al vanaf het begin van de tijdsperiode. Tot 2007 lijkt de strategie met het multinomiale model met het 20-10 filter veruit het best te gaan scoren. De huidige kredietcrisis haalt alle rendementen echter zo sterk omlaag, dat de onderlinge verschillen relatief klein worden.

Figuur 3: Verloop van het vermogen van het multinomiale logit model voor beide strategieën en beide filters



Figuur 4: Verloop van het vermogen van het samengestelde logit model voor beide strategieën en beide filters



5 Conclusie

Doel van dit onderzoek was het opzetten van een voorspelmodel om aan de hand hiervan op- en neergaande markten voor twee landen tegelijk te voorspellen. Hieruit moest blijken of dit model een beter resultaat oplevert dan twee losse modellen voor beide landen apart.

Onze voorspellingen zijn gedaan met behulp van een multinomiaal logit model, welke we vergeleken hebben met twee losse binomiale logit modellen. Doordat bij het multinomiale model variabelen uit het ene land ook gebruikt werden bij het voorspellen van de markt in het andere land, lag het in de lijn der verwachting dat dit model het beste zou scoren.

Met het multinomiale logit model is het ons gelukt om bijna 67% van de voorspelmaanden juist te voorspellen, in tegenstelling tot een samenvoegd model op basis van twee losse binomiale logit modellen, waarbij dit maximaal 65% was. Alhoewel het multinomiale model een hoger percentage juiste voorspellingen behaalt, is het verschil met het andere model kleiner dan verwacht. Beide modellen bleken het best te werken wanneer we als selectie criterium het Akaike Informatie Criterium gebruikten met het 20-15 filter.

Wanneer we de door ons opgezette modellen gebruiken om een handelsstrategie te ontwikkelen, bleek bij het multinomiale model een uitbetaling van meer dan 7 keer de ingelegde inzet mogelijk. Dit komt neer op een rendement van 7.35% op jaarbasis. Twee andere handelsstrategieën, één waarbij we in US en UK afzonderlijk handelden en één waarbij we met de samengevoegde binomiale modellen op dezelfde manier handelden als het multinomiale model, leverden beiden een lager rendement op. Dit waren respectievelijk maximaal 7.01% en 6.73% op jaarbasis.

Uit ons onderzoek is gebleken dat er opvallende selecties van variabelen voorkwamen. Voor beide selectiecriteria en beide filters geldt dat de dividend yield, de wisselkoers en de 3-maands treasury bill yield voor beide landen nooit worden opgenomen in één van de modellen. Er zat wel degelijk variatie in de selectie van variabelen tussen beide modellen, maar het verschil in het gemiddeld aantal variabelen dat in het model opgenomen wordt was klein.

Als antwoord op onze hoofdvraag kunnen we concluderen dat een multinomiaal logit model met twee landen bij het voorspellen van bull- en bearmarkten beter presteert dan twee aparte binomiale logit modellen voor elk land apart, statistisch en economisch gezien. Het hoogste percentage juiste voorspellingen én het hoogste rendement op jaarbasis worden namelijk beiden door het multinomiale model gehaald. De verschillen met de binomiale modellen zijn echter een stuk kleiner dan verwacht. De oorzaak hiervan zou kunnen liggen in het feit dat de sample van beide binomiale logit modellen altijd minstens zo groot is als die van het multinomiale logit model. Wellicht zou een andere selectie van variabelen beter presteren, alhoewel in vorig onderzoek is gebleken dat deze in ieder geval voor de Amerikaanse index goed presteerde.

Verder onderzoek zou nog kunnen uitwijzen of de verschillen tussen één multinomiaal model en twee binomiale modellen groter wordt naarmate we meer variabelen toevoegen aan het model. Gekeken naar het onderzoek van Hogerwerf *et al.* (2009) verwachten we dat de prestaties voor beide modellen dan flink omhoog zullen gaan. Wellicht dat de verschillen tussen beide modellen dan ook groter worden.

Referenties

- S.-S. Chen (2009). Predicting the bear stock market: Macroeconomic variables as leading indicators. *Journal of Banking & Finance*, 33:211–223.
- J. Hogerwerf, J. Van Opdurp, T. Ovaa & M. Van Rooijen (2009). Chasing bulls, fleeing bears.
- A. Lunde & A. Timmermann (2004). Duration dependence in stock prices: An analysis of bull and bear markets. *Journal of Business & Economic Statistics*, 22(3):253–273.
- M. H. Pesaran & A. Timmermann (1995). Predictability of stock returns: Robustness and economic significance. *Journal of Finance*, 50(4):1201–1228.