

SIFI-AFTALENS EFFEKTER PÅ DEN DANSKE ØKONOMI

En analyse af effekterne af øgede kapitalkrav på dansk
BNP

SPECIALE
CAND.OECON
2. JUNI 2014

Titelblad

SIFI-aftalens effekter på den danske økonomi

En analyse af effekterne af øgede kapitalkrav på dansk BNP

Afleveringsdato: 2. juni 2014

Vejleder: Lasse Bork

Antal sider i alt:

Antal anslag:

Udarbejdet af:

20092764 Ida Bech Askehave _____

20092763 Anja Poulsen _____

Abstract

Following the financial crisis in 2008/2009 increasing focus has been placed on prudential regulation of the financial sector, in particular the regulation of systemic risk, as systemic risk is considered one of the main reasons for the contagion of the financial crisis. In Denmark, the ‘SIFI agreement’ was passed by the Danish government, Venstre, Dansk Folkeparti, Liberal Alliance and Det Konservative Folkeparti in October 2013. This agreement dictates the regulation of the Danish SIFI institutions. In spite of the approval of the agreement, not much research has been made to assess the effects of the agreement on the Danish economy.

For that reason, the purpose of this thesis is to estimate the costs as well as discuss possible benefits of the SIFI agreement. By doing so, the thesis contributes to the clarification of the impact of financial regulation in Denmark and to the discussion of regulation of systemic risk. The primary focus of the thesis is on the increased capital requirements. The cost of the agreement is assumed to be a rise in the lending rates of the Danish financial institutions, which will increase the spread between the lending rates and CIBOR. Thus, the effect of the agreement is estimated as a response in GDP to a shock in the spread. This is estimated with a Vector Error Correction Model, which is estimated with Johansen’s ML procedure. The variables included in the model are GDP, lending, CIBOR and the spread. They are found to be non-stationary with 1 cointegration relation.

We find that the agreement will have a significant negative impact on the Danish economy in 5 quarters following a shock to the spread. However, these costs are assumed to be offset by the benefit of a more stable financial sector, including a reduction in the probability of future financial crises.

We conclude that the SIFI agreement is an improvement of the regulation of systemic risk and serve as a stabilization of the Danish financial sector.

Indholdsfortegnelse

Liste over figurer	vii
Liste over tabeller.....	vii
Anvendt notation i afhandlingen	viii
1 Indledning	1
1.1 Problemformulering.....	3
1.2 Relateret litteratur	5
2 Økonometrisk metode	8
2.1 Vektor Autoregressive modeller	8
2.2 Vektor fejlkorrktionsmodeller.....	10
2.3 Stationaritet og trends	11
2.4 Kointegration	16
2.5 Specifikation og estimering af VEC modeller	20
2.5.1 Bestemmelse af lagordenen	20
2.5.2 Bestemmelse af kointegrationsorden.....	20
2.5.3 Estimering af VEC modeller	21
2.6 Modeltjek.....	25
2.6.1 Seriel korrelation	25
2.6.2 Normalitet.....	28
2.6.3 Homoskedasticitet	29
2.7 Granger kausalitet.....	30
2.8 Impuls-respons analyse.....	31
2.9 Forecast Error Variance Decomposition.....	36
3 Definitionsafsnit.....	38
3.1 Systemisk risiko i banksektoren	38
3.1.1 Banker	39
3.1.2 Interbankmarkedet.....	40
3.1.3 Systemisk risiko.....	41

3.2	Regulering af systemisk risiko.....	45
3.3	SIFI-aftalen.....	48
3.4	Kausaliteten mellem højere kapitalkrav og øget rentespænd.....	52
4	Empirisk analyse af omkostninger ved SIFI-aftalen.....	56
4.1	Beskrivelse af datasættet.....	57
4.1.1	Test for stationaritet og trends.....	59
4.2	En VEC model for omkostningerne ved SIFI-aftalen.....	62
4.2.1	Specifikation af modellen.....	63
4.2.2	Estimering af VEC modellen.....	70
4.2.3	Impuls-respons analyse	75
4.2.4	Forecast error variance decomposition.....	79
4.3	Opsamling på analysen	81
5	Diskussion af SIFI-aftalen	82
5.1	Fordele ved SIFI-aftalen	82
5.2	Kritikpunkter til SIFI-aftalen	84
5.3	Samlet vurdering af SIFI-aftalen	85
6	Kritik af afhandlingens resultater.....	88
7	Konklusion	91
8	Litteraturliste.....	94
	Bilag A.....	99
	Bilag B	103

Liste over figurer

Figur 1.1: Udvikling i BNP fra 1994 til 2013 (Datastream)	1
Figur 4.1: Grafiske plots af tidsserierne	59
Figur 4.2: Kointegrationsrelation nr. 1 $\beta_1 y_t$	72
Figur 4.3: Kointegrationsrelation nr. 1 $\beta_1 R_1 t$	72
Figur 4.4: Kointegrationsrelation nr. 2 $\beta_2 y_t$	73
Figur 4.5: Kointegrationsrelation nr. 2 $\beta_2 R_2 t$	74
Figur 4.6: Ortogonal impuls-respons. Effekt på reelt BNP, chok til det reale rentespænd.	78

Liste over tabeller

Tabel 1.1: Oversigt over litteratur	7
Tabel 2.1: Oversigt over model, hypotese og teststatistik (Enders, 2004, s. 181).....	13
Tabel 3.1: Oversigt over ekstra kapitalkrav til de danske SIFI'er.....	50
Tabel 3.2: Oversigt over artikler	55
Tabel 4.1: Teststørrelser og kritiske værdier for real BNP	60
Tabel 4.2: Teststørrelser og kritiske værdier for reale udlån.....	60
Tabel 4.3: Teststørrelser og kritiske værdier for real CIBOR.....	60
Tabel 4.4: Teststørrelser og kritiske værdier for reelt rentespænd.....	60
Tabel 4.5: ADF test for differensede tidsserier og p-værdier.....	61
Tabel 4.6: Korrelationstest mellem BNP og variablene samt p-værdier.....	61
Tabel 4.7: Informationskriterier for VAR modellen med trend	63
Tabel 4.8: Informationskriterier for VAR modellen med konstant.....	63
Tabel 4.9: Informationskriterier uden konstant eller trend.....	63
Tabel 4.10: Resultater af tests for model check for en VAR(1) og en VAR(2)	64
Tabel 4.11: Informationskriterier for VAR(1) og VAR(2)	64
Tabel 4.12: Granger kausalitetstest	65
Tabel 4.13: Johansen trace tests blandt variablene i de bivariate modeller.....	66
Tabel 4.14: Johansen trace test for kointegrationsorden i tre forskellige modeller.....	68
Tabel 4.15: Maksimum egenværdi test for kointegrationsorden i tre forskellige modeller	69
Tabel 4.16: Augmented Dickey-Fuller test på cointegrationsrelation nr. 1	73
Tabel 4.17: Augmented Dickey-Fuller test på cointegrationsrelation nr. 1	74
Tabel 4.18: Modeltjek for modellen med reale variable	76
Tabel 4.19: Granger kausalitetstest	77
Tabel 4.20: Forecast error variance decompositions af real BNP.	80
Tabel A.1: Parameterestimater for en VAR(2) med en konstant	99
Tabel A.2: Parameterestimater for VECM(1) med konstant i kointegrationsrelationen	100
Tabel A.3: Parameterestimater for VECM(1) med trend i kointegrationsrelationen	101
Tabel A.4: Koefficientmatrix af laggede endogene variable.....	102

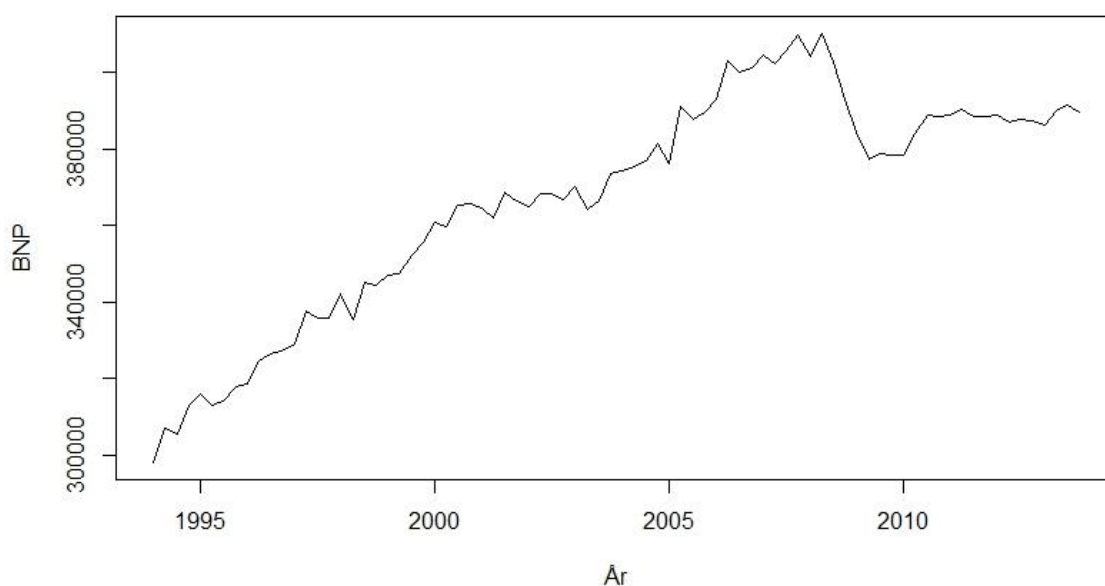
Anvendt notation i afhandlingen

T	Stikprøvestørrelse
K	Antallet af variable i VAR/VEC model
p	Antallet af lags i VAR/VEC mode
A	Koefficientmatrice i VAR
ε_t	Vektor med fejllid
i, j, k	Indeksering af variable
σ^2	Fejlledenes varians
Φ	Koefficienter i MA koefficientmatricen
μ	Fejlledets middelværdi
L	Lag operatoren
z	Rødder
λ	Egenverdier
Det	Determinanten
α	Drift i tidsserie
β	Trend i tidsserie
ϕ	Parameter der tester for unit root i tidsserier
ρ	Parameter der tester for unit root i differensede tidsserier
Π	Koefficientmatrice i VEC model
α	Tilpasningskoefficienter i koefficientmatricen, Π
β'	Kointegrationsmatrice
$rk(\Pi) = r$	Koefficientmatricens rang
y_t	Vektor med afhængige variable
$\Pi_{y_{t-1}}$	Langsigtede parametre i VEC model
Γ_j	Kortsigtede parametre i VEC model
μ_0	Deterministisk komponent i VEC
S	Kovariansmatricer til udregning af ML-estimatoren
V	Matrice der indeholder egenvektorerne
I	Identitetsmatricen
$\hat{U}_t, \hat{V}_t$	Vektor med fejllid, anvendes til at udregne kovariansmatricerne S i forbindelse med ML estimatoren
Q_h	Portmanteau teststørrelse
$\hat{C}_j$	Summen af serielle kovarianser
B	Koefficienter i Breusch-Godfrey test
u_t	Fejllid i Breusch-Godfrey test og fremskrivningsfejlen
s, n	Tidsindeks
P	Nedre triangulære matrix, anvendes til Cholesky dekomposition
$\hat{\Omega}$	Kovariansmatrice til udregning af LM-teststørrelsen
Σ_ε	Kovariansmatrice i Cholesky dekomposition
Ψ	En matrice med impuls-respons koefficienter
$\psi_{ij,t}$	Det (i, j) 'te element i Ψ
h	Fremskrivningsperioder
$\sigma_k^2(h)$	Den k 'th fremskrivningsfejls varians
$\omega_{kj}(h)$	Andelen af fremskrivningsfejls varians, som variabel j kan forklare af variabel k med h fremskrivningsperioder

1 Indledning

Den finansielle krise i 2008/2009 fik omfattende konsekvenser for den finansielle såvel som den reale sektor i Danmark. Konsekvenserne for den reale økonomi fremgår af figur 1, som illustrerer udviklingen i sæsonkorrigeret BNP fra 1994-2013 i mio. kroner. Af figuren fremgår det tydeligt, at der i perioden fra 2008 og frem til 2009 var et markant fald i BNP. Dette lød på 31,9 mia. kroner.

Figur 1.1: Udvikling i BNP fra 1994 til 2013 (Datastream)



Det store tab i BNP som konsekvens af den finansielle krise, giver anledning til at undersøge, hvilke faktorer, der har forårsaget krisen og ikke mindst, hvilke regulativer

der er blevet indført politisk for at minimere sandsynligheden for fremtidige kriser såvel som omfanget af dem. Dette er udgangspunktet for denne afhandling.

Den finansielle krise anses at være et resultat af flere forskellige faktorer i økonomien, se eksempelvis Bhaduri (2009) og McKibbin & Stoeckel (2009) for en gennemgang af forskellige årsager til den finansielle krise. En af de faktorer, som anses at være en afgørende faktor den finansielle krises omfang, er systemisk risiko. Systemisk risiko opstår som følge af den tætte relation mellem banker. Af denne årsag vil det have omfattende konsekvenser for andre banker, hvis en bank går konkurs. Dette vil ikke kun have konsekvenser for den finansielle sektor, det vil ligeledes have store konsekvenser for den reale økonomi. Af denne årsag vil staten i nogle tilfælde ikke tillade, at en bank går konkurs. En af problemstillingerne relateret til systemisk risiko er således, at de finansielle institutioner bliver ”too big to fail”, hvilket indebærer, at de er for store til at staten vil lade dem gå konkurs. Dette skyldes, at deres konkurs vil få omfattende negative konsekvenser for samfundsøkonomien. Denne implicitte garanti fra staten giver anledning til moral hazard, dvs. de finansielle institutioner påtager sig mere risiko, end hvad der samfundsøkonomisk set er optimalt.

Da systemisk risiko har været afgørende for udviklingen og spredningen af den finansielle krise, er der bred enighed blandt akademikere og politikere om, at finansiell regulering skal inddrage et makroprudentielt perspektiv for at reducere tilstedeværelsen af systemisk risiko i den finansielle sektor (Hanson et al., 2011, s. 3). Hvor de tidligere regulativer, Basel I og II, udelukkende fokuserer på mikroprudentiel regulering, hvor der er fokus på at begrænse de enkelte institutioners risiko isoleret set, indeholder Basel III i højere grad et makroprudentielt element. Der er således internationalt set opmærksomhed på at minimere omfanget af systemisk risiko og ikke blot idiosynkratisk risiko knyttet til den enkelte finansielle institution.

I Danmark har der ligeledes været opmærksomhed på de såkaldte systemisk vigtige finansielle institutter (SIFI'er), og i efteråret 2013 blev der indgået en aftale mellem regeringen og Venstre, Dansk Folkeparti, Liberal Alliance og Det Konservative Folkeparti om regulering af SIFI'er (SIFI-aftalen) på baggrund af Basel III kravene. Denne aftale definerer strammere regulering af de finansielle institutioner i Danmark, herunder også de systemisk vigtige finansielle institutioner.

1.1 Problemformulering

På trods af, at SIFI-aftalen er vedtaget politisk, er der kun foretaget få empiriske undersøgelser af, hvilke effekter SIFI-aftalen vil få på den danske økonomi, eksempelvis Stenbæk (2010). Vi vil i denne afhandling derfor undersøge, hvilke realøkonomiske effekter SIFI-aftalen har på den danske økonomi og diskutere, hvorvidt regulativerne i SIFI-aftalen kan minimere systemisk risiko. Der er i afhandlingen fokus på den del af SIFI-aftalen, som vedrører øgede kapitalkrav til de finansielle institutioner. Afhandlingens problemformulering er derfor:

*Hvilken effekt har de øgede kapitalkrav,
formuleret i SIFI-aftalen, på dansk BNP?*

Problemformuleringen besvares ved en empirisk analyse af de omkostninger SIFI-aftalen påfører den danske økonomi samt en teoretisk diskussion af fordelene ved SIFI-aftalen og en vurdering af de samlede effekter af SIFI-aftalen.

Afhandlingen er geografisk afgrænset til Danmark og der fokuseres på institutioner karakteriseret som SIFI institutter (Danske Bank, Jyske Bank, Nordea, Sydbank, DLR Kredit, Nykredit & BRF Kredit), dvs. der lægges vægt på de krav i SIFI-aftalen, som gælder for disse institutioner. Perioden der undersøges er fra 1995:Q4 til 2007:Q4. Denne afgrænsning er bestemt af det data vi har til rådighed og ønsket om at undgå perioden omkring den finansielle krise i 2008.

Konsekvenserne af strengere kapitalkrav estimeres ved hjælp af en vektor fejlkorrektionsmodel (Vector Error Correction Model, VEC model), hvor variablene real BNP, reale udlån til ikke-finansielle virksomheder, kortsigtet real interbankrente og realt rentespænd anvendes. Real BNP og reale udlån anvendes i logform. Fejlkorrektionsmodeller muliggør, at flere variable indgår endogent i modellen, hvilket tillader interaktioner mellem variablene. VEC modellen anvendes til at estimere effekten på real BNP som følge af et chok i det reale rentespænd.

Det data vi har til rådighed tillader os ikke at estimere relationen mellem højere kapitalkrav og øgede rentespænd. Dette led i kausalitetskæden baseres derfor på antagelsen om, at de højere kapitalkrav vil føre til stigende udlånsrenter, samt estimerer fra tidligere undersøgelser, som estimerer denne effekt. Argumentationen for denne antagelse gennemgås i afsnit 3.4 ”Kausalitet mellem højere kapitalkrav og øget rentespænd”. Den beskrevne kausalitet fra øgede kapitalkrav til højere udlånsrenter følger argumentationen i King (2010), hvilken beskriver Bank of International Settlement’s afbildning af kausaliteten i relation til Basel III. Da SIFI-aftalen i høj grad

tager udgangspunkt i Basel III findes det relevant at følge denne argumentation. Omkostningerne ved de strengere kapitalkrave formuleret i SIFI-aftalen antages at være højere udlånsrenter, hvilket vil reducere BNP. Dette undersøges ved at betragte implementeringen af SIFI-aftalen som et chok til ligevægten mellem variablene, i form af en stigning i udlånsrenten, hvilket kommer til udtryk som en stigning i rentespændet. VEC modellen anvendes således som redskab til at undersøge, hvordan BNP reagerer på en stigning i rentespændet.

Afhandlingen er struktureret således; resten af dette afsnit 1 beskriver litteratur som er relateret til afhandlingens problemformulering. Dette afsnit har til formål at give et overblik over tidligere undersøgelser således vi kan sammenligne vores resultater med andre undersøgelser.

Afsnit 2 beskriver den økonometriske metode vi anvender, hvilket indebærer en gennemgang af VAR og VEC modeller. Herudover beskrives de indledende tests som laves på det anvendte datamateriale således modellen kan estimeres og specificeres. Slutteligt beskrives impuls-respons analyse samt forecast variance error decomposition. Afsnit 2 har således til formål at udlede og beskrive den anvendte model samt de indledende tests der ligger bag den endelige model, der anvendes i analysen.

Afsnit 3 udgør afhandlingens definitionsafsnit. Definitionsafsnittet indeholder med en beskrivelse af systemisk risiko i banksektoren. Dette indledes med en beskrivelse af banker, interbankmarkedet og systemisk risiko. Herudover indeholder afsnit 3 en beskrivelse af, hvordan systemisk risiko kan reguleres. Dette afsnit har således til formål at beskrive banker og systemisk risiko teoretisk, for at illustrere at en høj grad af systemisk risiko i banksektoren kan være problematisk samt hvordan dette problem kan minimeres ved regulering. Ydermere indeholder afsnit 3 en beskrivelse af SIFI-aftalen samt en beskrivelse af kausaliteten mellem højere kapitalkrav og øget rentespænd. Dette afsnit indeholder argumentationen for, at øgede kapitalkrav fører til et øget rentespænd, da vi ikke har tilstrækkeligt data til at kunne estimere dette selv.

Afsnit 4 består af afhandlingens empiriske analyse. Dette afsnit indledes med en beskrivelse af det anvendte data. Herefter laves indledende tests for at undersøge, hvilke egenskaber det anvendte data har. Dernæst estimeres omkostningerne ved SIFI-aftalen ved at estimere modellen og lave impuls-respons analyse.

Afsnit 5 består af en diskussion af de samlede effekter af SIFI-aftalen ud fra de empiriske resultater og kravene i SIFI-aftalen. Vi diskuterer derfor fordele og ulemper ved SIFI-aftalen samt hvorvidt SIFI-aftalen imødekommer ønsket om makroprudentiel regulering. I afsnit 6 forholder vi os kritisk overfor den anvendte metode i afhandlingen.

Afhandlingen afsluttes med en konklusion baseret på afhandlingens analyse og diskussion, hvori problemformuleringen besvares.

1.2 Relateret litteratur

I følgende afsnit gennemgås litteratur, som er relateret til afhandlingens problemformulering. Afsnittet beskriver effekten på samfundsøkonomien, som følge af højere kapitalkrav i bankerne.

Der findes i litteraturen en række forskellige tilgange til, hvordan effekterne af strengere kapitalkrav på samfundsøkonomien estimeres. Tættest relateret til denne afhandling er Stenbæk (2010), Yan et al. (2012) og Gambacorta (2011) som estimerer effekterne af strengere kapitalkrav på hhv. den danske, den britiske og den amerikanske økonomi. Stenbæk (2010) tager udgangspunkt i SIFI-aftalen mens Yan et al. (2012) og Gambacorta (2011) tager udgangspunkt i Basel III.

Stenbæk (2010) analyserer effekten af strengere kapitalkrav i Danmark ved hjælp af paneldata. Det konkluderes, at bankernes udlån vil falde med 5,25 %. Dette fald vil føre til et tab i produktionen, hvormed BNP og beskæftigelse vil falde. Det vurderes, at den finansielle stabilitet vil forstærkes som resultat af de strengere kapitalkrav, hvorfor der også er positive effekter af den øgede regulering. Dog estimeres nettoeffekten at være et permanent tab i BNP.

I Yan et al. (2012) og Gambacorta (2011) anvendes en vektor fejlkorrektionsmodel til at estimere de langsigtede økonomiske effekter, hvilket er en vurdering af fordelene og ulemperne ved at indføre de strengere krav. Fordelene antages at være en reduktion af sandsynligheden for fremtidige kriser og af de relaterede omkostninger. Omkostningerne antages at være stigninger i bankernes udlånsrenter, idet det antages, at bankerne vil kompenseres for de øgede omkostninger de får ved at holde mere kapital, hvilket medfører lavere investeringsniveau og dermed lavere output.

Gambacorta (2011) anvender følgende variable; BNP, kortsigtet realrente, rentespænd, udlån, ROE, Likviditet-to-deposit ratio, TIER 1/RWA samt offentligt forbrug og udgifter. Analysen undersøger de langsigtede effekter på renter, udlån, BNP og ROE. Perioden er fra 1994:Q1 til 2008:Q3. Gambacorta (2011) konkluderer, at effekten på den langsigtede steady state output er negativ og estimeres til at være 0,1 % fald i niveauet af steady state output for hver 1 procentpoint stigning i kapitalkravet.

Yan et al. (2012) anvender et datasæt bestående af observationer på 12 banker fra Storbritannien i perioden 1997:Q1 til 2010:Q2. Det vurderes, at højere kapital- og likviditetskrav kun i begrænset omfang reducerer output, men øger profitabiliteten i banksektoren på langt sigt. Det vurderes derfor, at Basel III medfører signifikante positive langsigtede nettoeffekter på den britiske økonomi.

Både Yan et al. (2012) og Gambacorta (2011) er således enige om, at de øgede kapitalkrav vil have en negativ effekt på hhv. den amerikanske og den britiske økonomi, de negative effekter vil dog blive opvejet af mere stabilitet i økonomien, hvorfor nettoeffekterne af skærpede kapitalkrav vil være positive.

Omkostningerne ved indførelsen af kapitalkravene er ligeledes estimeret i Bank of International Settlement 2010 (BIS). Omkostningerne måles ved hjælp af en dynamisk stokastisk ligevægtsmodel (DSGE), som kalibreres. Effekterne på økonomisk performance måles ved at måle tabet i steady state output som en procentuel afvigelse fra en baseline output, samt ved at måle tabet i velfærd målt ved tab i forbrug. Undersøgelsen viser, at en forhøjelse af kapitalkravet på 1 procentpoint giver et tab i output på 0,09 % i forhold til baseline. De øgede krav vurderes ligeledes at reducere volatiliteten i output; en 1 procentpoints stigning i kapitalkravet reducerer outputtets standardafvigelse med 1 %.

I Basel Committee on Banking Supervision (BCBS) (2010) estimeres ligeledes de langsigtede effekter af Basel III. Til forskel fra de tidligere nævnte artikler skelnes der i BCBS (2010) mellem midlertidige og permanente effekter på output og fordelene ved en reduktion i sandsynligheden for en krise estimeres ligeledes. Reduceres sandsynligheden for bankkriser med 1 procentpoint vil fordelene svare til 0,6 % af output, såfremt effekterne af krisen er permanente. I tilfældet hvor effekterne er midlertidige, vurderes fordelene at have et omfang svarende til 0,2 % af output.

Samme metode anvendes i Van den Heuvel (2008), som undersøger velfærdsomkostningerne ved øgede kapitalkrav. Van den Heuvel anvender en generel ligevægtsmodel til sin analyse og konkluderer, at kapitalkravene pålægger samfundet store omkostninger, fordi de fører til permanente tab i forbrug på ca. 1 % ved en ændring i kapitalkrav på 0,1 %. Dog påpeger Van den Heuvel, at øgede kapitalkrav imidlertid kan ses som værende fordele for samfundet, da de reducerer moral hazard problemet. Disse positive effekter estimeres dog til at være mindre end omkostningerne, hvorfor Van Den Heuvel konkluderer, at kapitalkravene er for høje.

Omkostningerne ved indførelsen af kapitalkravene i Basel III ses således at være relativt konsistente på tværs af forskellige metoder til at måle dem.

Nedenstående tabel 1.1 viser et overblik over de nævnte artikler.

Tabel 1.1: Oversigt over litteratur

Artikel	Periode	Område	Model	Variable	Resultat
Gambacorta, 2011	1994Q1-2008Q3	USA	VEC model	BNP	Basel III vil have negative, men begrænsede, effekter på steady state output på langt sigt, men større effekter for en banks ROE. De negative effekter er dog mindre end de positive effekter.
Yan et al., 2012	1997Q1-2010Q2	UK	VEC model	BNP	Indførelsen af Basel III vil reducere output, men øge den finansielle stabilitet i den britiske økonomi
BIS, 2010	1993-2007	13 OECD lande	DSGE model	BNP	Forhøjelse af kapitalkrav på 1 procent point medfører tab i BNP på 0,09 %
Van den Heuvel, 2008	1993-2004	USA	DSGE model	Forbrug	Forhøjelse af kapitalkrav på 0,1 % vil medføre tab i forbrug på 1 %
Stenbæk, 2010	2005-2008	Danmark	Panel-data-analyse	BNP	Strengere kapitalkrav medfører et fald i udlån på 5,25 %, hvilket indebærer et permanent fald i BNP.

2 Økonometrisk metode

Dette afsnit indeholder en kort beskrivelse af den anvendte metode til analysen, hvilket er en VEC model. VEC modeller uddybes løbende i de efterfølgende teoretiske afsnit. Da VEC modeller udledes fra VAR modeller introduceres denne modeltype kort indledningsvist, hvorefter VEC modeller beskrives. Herefter gennemgås stationaritet og kointegration samt tests herfor. Disse begreber gennemgås, da de er afgørende for valget mellem hhv. VAR og VECM modeller. Afsnittet efterfølges af en beskrivelse af, hvordan modellerne specificeres og estimeres og der gennemgås en række tests som anvendes til tjek af modellerne. Disse tests anvendes til at vurdere modellernes evne til at beskrive det underliggende data. Afslutningsvist beskrives impuls-respons analyse og forecast error variance decomposition, da disse anvendes i den empiriske analyse.

2.1 Vektor Autoregressive modeller

VAR modeller blev første gang beskrevet af Sims (1980), som introducerede VAR modeller som alternativ til klassiske makroøkonomiske modeller. Sims kritiserede datidens makroøkonomiske modeller for at mangle et teoretisk grundlag, hvormed de ikke var i stand til at levere en specificeret model. Derudover blev makromodellerne kritiseret af Sims for deres behandling af variable som eksogene, hvorfor Sims introducerede VAR modeller, hvor variablene kan være endogene (Lütkepohl, 2013, s. 139).

VAR modeller er en udvidelse af de univariate autoregressive (AR) modeller. VAR modeller generaliserer AR modellerne ved at indeholde flere variable, som alle i

udgangspunktet er endogene. Der findes forskellige typer af VAR modeller. De mest simple modeller er VAR modeller på reduceret form. Her opstilles ligningssystemet sådan at variablene forklares med sine egne og andre variables laggede værdier, som ovenfor. Derudover findes VAR modeller på strukturel form (SVAR). Disse indeholder restriktioner af forskellig art og der kan optræde eksogene variable. Restriktionerne indføres typisk på baggrund af økonomisk teori (Lütkepohl, 2013, s. 143). I følgende afsnit gennemgås VAR modeller på reduceret form.

En VAR model er en lineær model, som består af K ligninger med K variable, hvor variablene regresseres på egne og de andre $(K - 1)$ variables laggede værdier. Antallet af lags angives med p , dvs. en VAR(p) model har p lags. En VAR(1) model med to variable ($K = 2$) skrives som:

$$\begin{aligned}y_{1t} &= A_{11}y_{1t-1} + A_{12}y_{2t-1} + \varepsilon_{1t} \\y_{2t} &= A_{21}y_{1t-1} + A_{22}y_{2t-1} + \varepsilon_{2t}\end{aligned}$$

Dette ligningssystem kan omskrives til vektorform:

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \end{pmatrix}$$

$$y_t = A_1 y_{t-1} + u_t$$

y_t er en 2×1 vektor med de endogene variable, A_1 er en 2×2 matrice, som indeholder estimerne, ε_t er en 2×1 vektor med fejlld. Fejlledet antages at være en hvid støj med kovariansmatricen $E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2t}') = \Sigma_\varepsilon$, dvs. $\varepsilon_t \sim N(0, \Sigma_\varepsilon)$ (Lütkepohl, 2013, s. 142).

Fejlledets kovariansmatrice indeholder effekterne mellem y_{1t} og y_{2t} og er udtrykt ved:

$$\Sigma_\varepsilon = E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2t}') = \begin{pmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 \end{pmatrix}$$

Kovariansmatricen er som udgangspunkt fuld, dvs. ε_{1t} er korreleret med ε_{2t} , hvilket indebærer at y_{1t} og y_{2t} er korreleret.

En VAR(p) model har p lags og med K variable kan modellen udtrykkes ved:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Hvor parametrene har samme indhold som i VAR modellen med to variable. Vektorerne er dog $K \times 1$ vektorer og koefficientmatricerne er $K \times K$.

$$y_t = \begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \\ \vdots \\ y_{Kt} \end{pmatrix}, A = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1K} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{K1} & \phi_{K2} & \dots & \phi_{KK} \end{pmatrix}, \varepsilon_t = \begin{pmatrix} \varepsilon_{1t} \\ \varepsilon_{2t} \\ \vdots \\ \varepsilon_{Kt} \end{pmatrix}$$

VAR modeller er således anvendelige til at estimere relationer mellem flere tidsserier. Anvendelsen af VAR modeller er dog betinget af, at tidsserierne er stationære samt ikke kointegrerer, hvilket ikke altid er tilfældet. I dette tilfælde er en VEC model mere anvendelig, hvorfor denne beskrives i det følgende afsnit.

2.2 Vektor fejlkorrektionsmodeller

Fejlkorrektionsmodeller kan anvendes til at beskrive en langsigtet ligevægt mellem en række variable og hvordan disse variable tilpasses denne ligevægt på kort sigt. Ændringerne i variablene afhænger derfor i disse modeller af, hvor langt variablene er fra deres langsigtede ligevægt.

VEC modeller udledes fra VAR modeller, her tages udgangspunkt i udtrykket for en VAR(p):

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

VEC modellen udledes ved at trække y_{t-1} fra på begge sider og omarrangere variablene. Dette giver en VEC($p - 1$):

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Hvor:

$$\begin{aligned} \Pi &= -(I_K - A_1 - \dots - A_p) \\ \Gamma_i &= -(A_{i+1} + \dots + A_p) \end{aligned}$$

For $i = 1, \dots, p - 1$. Π indeholder langsigtede parametre mens Γ_i indeholder kortsigtede parametre. I modellen kan der således både estimeres en langsigtet ligevægt mellem variablene og variablenes kortsigtede tilpasninger til denne ligevægt. Fejleddet ε_t er en $K \times 1$ vektor som antages at være IID (Pfaff, 2008, s. 79).

I modsætning til VAR modellen indeholder VEC modellen både stationære og ikke-stationære tidsserier. Dette ses ud fra de led, der indgår i modellen. Leddene, som

indeholder de differensede tidsserier, Δy_{t-1} , er stationære $I(0)$, mens leddene, som indeholder y_{t-1} ikke er differensede og dermed ikke stationære, $I(1)$.

Da koefficientmatricen med de langsigtede parametre ikke er stationær, må eventuelle kointegrationsrelationer, som er stationære, være indeholdt i leddet Πy_{t-1} , således dette led bliver stationært. Dette skyldes, at en stationær variabel ikke kan være lig en ikke-stationær variabel. Skal Δy_t være stationær må Πy_{t-1} således også være det. Kointegration uddybes i afsnit 2.4.

En VEC model forbinder således den langsigtede ligevægt mellem variablene med de kortsigtede parametre, som beskriver hvordan variablene tilpasses ligevægten, når de ikke er i ligevægt.

Da stationaritet og kointegration er af stor betydning for valget mellem VAR og VEC modeller beskrives disse begreber i de følgende afsnit.

2.3 Stationaritet og trends

Som nævnt afhænger valget mellem VAR og VEC modellerne af, hvorvidt tidsserier er stationære og om de kointegrerer. I følgende afsnit gennemgås begrebet stationaritet og hvordan det testes om en tidsserie er stationær. Stationaritet afhænger af, om tidsserierne indeholder stokastiske eller deterministiske trends. Disse gennemgås ligeledes i følgende afsnit.

En stationær VAR(p) proces er karakteriseret ved at have konstante statistiske egenskaber over tid, dvs. vektorerne for gennemsnittet og kovariansmatricen er konstante og autokovariansmatricen kun afhænger af det k 'te lag og ikke tiden t :

$$E[y_t] = \mu$$

$$var(y_t) = E[(y_t - E[y_t])(y_t - E[y_t])'] = \Sigma$$

$$cov(y_t, y_{t-k}) = \Gamma$$

For at bestemme om en VAR model er stationær tages udgangspunkt i en VAR(p) model, som gennemgås ovenfor:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Ved anvendelse af lag operatoren, L , som er defineret ved:

$$Ly_t = y_{t-1}$$

$$L^p y_t = y_{t-p}$$

Hvor L^p angiver, at y_t skal lagges p perioder, kan VAR(p) modellen omskrives til et autoregressivt matrixpolynomium:

$$A(L) = I_K - A_1 L - A_2 L^2 - \dots - A_p L^p$$

Stationaritetsbetingelsen for en VAR(p) model kan udtrykkes ved hjælp af det karakteristiske polynomium, hvor der gælder at:

$$\det A(z) = \det(I_K - A_1 z - A_2 z^2 - \dots - A_p z^p) \neq 0 \text{ for } |z| \leq 1$$

En VAR(p) proces er således stationær, hvis den ikke har rødder, z , i og indenfor enhedscirklen. Stationaritet kræver således at alle rødderne i det autoregressive polynomium skal ligge udenfor enhedscirklen, dvs. $|z| > 1$. Rødderne til polynomiet findes ved at beregne determinanten af ligningen for en VAR(p) model og sætte denne ligning lig 0:

$$\det A(z) = \det(I_K - A_1 z - A_1 z^2 - \dots - A_p z^p) = 0$$

Hvis $\det A(z) = 0$ for $|z| = 1$ har processen en unit root og tidsserien er således ikke stationær. Dette indebærer, at nogle eller alle variablene i ligningssystemet er integrerede og der er mulighed for at variablene kan være kointegrerede. Dette betyder, at kovariansmatricen er singulær og den kan derfor ikke inverteres. Hvis determinanten derimod er forskellig fra 0 vil tidsserien være stationær og kovariansmatricen vil være non-singulær, hvormed den kan inverteres. Stationaritet kræver således at $K \times K$ matricen $A(1)$ er invertibel (Verbeek, 2004, s. 323). Dette har betydning for, om der findes en MA-repræsentation, hvilket er afgørende i forbindelse med impuls-respons analyse. Dette gennemgås nærmere i afsnit 2.8.

Stationaritet kan alternativt undersøges ved hjælp af egenverdierne, λ . Egenverdierne er de værdier for en matrix A , som opfylder:

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

For at modellen er stationær skal alle egenverdier i det karakteristiske polynomium ligge indenfor enhedscirklen. Dette svarer til, at løsningen til $\det(A - \lambda I) = 0$ skal overholde $|\lambda| < 1$. For at en proces er stationær skal egenverdierne således være mindre end 1, hvorfor egenverdierne er de inverse af rødderne (Heij et. al, 2004, s. 658).

Stationaritet i tidsserier testes ved Augmented Dickey Fuller test. Denne test tester hvorvidt, der er en unit root, drift og trend i den autoregressive model. Dickey Fuller testen tager udgangspunkt i nedenstående ligning:

$$y_t = \alpha + \beta t + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Hvis $\phi = 1$ vil der være en unit root og tidsserien vil ikke være stationær. Fratrækkes y_{t-1} på begge sider af lighedstegnet, kan ligningen omskrives til:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Hvorned det er den differenserede tidsserie der testes. Her angiver $\rho = \phi - 1$ og det undersøges om $\rho = 0$. Hypoteserne for unit root og stationaritet er derfor:

$$H_0: \rho = 0 \quad (\text{Unit root – tidsserien er ikke stationær})$$

$$H_1: \rho < 0 \quad (\text{Ikke unit root – tidsserien er stationær})$$

H_0 -hypotesen angiver, at $\rho = 0$ og derfor at $\phi = 1$. Der er således unit root i tidsserien og tidsserien er ikke stationær. Hvis H_0 -hypotesen kan afvises, er $\rho < 0$ og $\phi \neq 1$ og der vil således ikke være unit root i tidsserien og tidsserien vil være stationær. Hvis H_0 -hypotesen ikke kan afvises kan der efterfølgende testes for, hvorvidt der er to unit roots. Dette gøres ved at opstille hypoteser hvor nulhypotesen angiver, at der er en unit root i første differensen af den oprindelige tidsserie og alternativhypotesen er, at der ikke er en unit root.

For at undersøge, hvorvidt en drift og trend skal inkluderes i modellen er det imidlertid relevant at betragte disse parametre også. Dickey og Fuller (1979) undersøger tre forskellige regressionsligninger, som kan anvendes til at teste for både unit root, drift og trend. Disse modeller fremgår af nedenstående tabel 2.1 og bliver beskrevet kort efterfølgende.

Tabel 2.1: Oversigt over model, hypotese og teststatistik (Enders, 2004, s. 181)

Model	Tester for	H_0 -Hypotese	Teststørrelser
$\Delta y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$	Random walk	$\rho = 0$	τ
$\Delta y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$	Random walk med drift	$\rho = 0$ $\alpha = \rho = 0$	τ_α ϕ_1
$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$	Random walk med drift og trend	$\rho = 0$ $\beta = \rho = 0$ $\alpha = \beta = \rho = 0$	τ_β ϕ_3 ϕ_2

Den simpleste form for en stokastisk trend er en random walk, som kan udtrykkes ved:

$$y_t = \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Hvor den differensede model er givet ved:

$$\Delta y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

I denne model vil værdien på tidspunkt t , y_t , være lig værdien i forrige periode y_{t-1} plus et stokastisk, ikke-systematisk led (hvid støj), hvormed trenden ikke kan forudsiges, da sandsynligheden for, at $y_t < y_{t-1}$ er lige så stor som sandsynligheden for, at $y_t > y_{t-1}$ (Heij et. al, 2004, s. 579). En random walk er således ikke stationær, men skal differenses d gange for at blive stationær. Dette kaldes også at tidsserien er integreret af orden d , $I(d)$. Tidsserien er således differensstationær. I tilfældet hvor en serie differenses mistes en observation pr. gang serien differenses. Dette kan være en ulempe, hvis stikprøven er lille.

Hvis en drift-komponent tilføjes modellerne, tilføjes en konstant for at forudsige den næste periodes værdi. Tilføjelsen af en drift-komponent indebærer, at tidsserien vil være stigende eller faldende, denne tidsserie er derfor heller ikke stationær. En random walk med drift kan udtrykkes ved:

$$y_t = \alpha + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Og den differensede er givet ved:

$$\Delta y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Har en tidsserie derimod en deterministisk trend, vil tidsserien vende tilbage til dens trend på langt sigt, hvormed innovationschoks (fejllid) ikke vil have en effekt på langt sigt samt at variansen er konstant (Heij et. al, 2004, s. 592). Tidsserien kaldes deterministisk, da middelværdien af tidsserien stiger med β for hvert tidsinterval, t (Heij et. al, 2004, s. 587). En tidsserie med en deterministisk trend er ikke stationær, da den i dette tilfælde har en trend og middelværdien vil variere over tid (Heij et. al, 2004, s. 578). En deterministisk trend med drift kan udtrykkes ved:

$$y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$$

En tidsserie med en deterministisk trend kaldes også trend stationær (Patterson, 2000, s. 225) og hvis trenden fjernes, vil modellen være stationær, dvs. βt fratrækkes y_t . Da tidsserien ikke skal differenses for at være stationær, mistes ingen observationer.

Kombineres de ovenstående modeller, fås en random walk med en drift og en deterministisk trend, hvilken således udtrykkes ved:

$$y_t = \alpha + \beta t + \phi y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Hvor den differensede er givet ved:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Ud fra denne model kan det testes om en tidsserie har unit root, drift og trend.

Forskellen mellem de tre typer modeller er inklusionen af drift og trend, mens de alle som udgangspunkt indeholder en unit root. Parameteren ρ anvendes til test for unit root, parameteren α anvendes til test for drift og parameteren β anvendes til test for trend i tidsserien. Som det fremgår af tabel 2.1 opstilles forskellige hypoteser og der anvendes forskellige teststørrelser alt efter hvilke modeller der testes for. I det følgende gennemgås testen, der tager udgangspunkt i en random walk med trend og drift. De to modeller random walk og random walk med drift er specialtilfælde af modellen med trend og drift, hvorfor disse ikke gennemgås.

Hvis tidsserien er $I(1)$ er tidsserien differensstationær og har en stokastisk trend. Hvis tidsserien er $I(0)$ er tidsserien stationær og har evt. en deterministisk trend. ϕ_3 -teststatistikken tester for trends ved en F-test. H_0 -hypotesen angiver at $\rho = 0$ og $\beta = 0$, dvs. modellen er ikke stationær og har ingen deterministisk trend:

$$H_0: (\alpha, \rho, \beta) = (\alpha, 0, 0)$$

Hvis H_0 -hypotesen afvises, kan en af følgende 3 alternativhypoteser være gældende:

$$H_{a1}: (\alpha, \rho, \beta) = (\alpha, \rho, \beta)$$

$$H_{a2}: (\alpha, \rho, \beta) = (\alpha, 0, \beta)$$

$$H_{a3}: (\alpha, \rho, \beta) = (\alpha, \rho, 0)$$

H_{a1} angiver, at der ingen unit root er, men at tidsserien har en deterministisk trend. Tidsserien er således trend stationær. H_{a2} angiver at der er en unit root og en deterministisk trend. Tidsserien er således en random walk med drift og deterministisk trend. H_{a3} angiver at der hverken er unit root eller deterministisk trend. Tidsserien er således en random walk med drift (Patterson, 2000, s. 233).

Hvis ϕ_3 -teststørrelsen er lavere end den kritiske værdi kan H_0 -hypotesen ikke afvises og hypotesen om, at modellen er en random walk med drift, accepteres (Patterson, 2000,

s. 234). Hvis teststørrelsen derimod er højere end den kritiske værdi, kan H_0 -hypotesen afvises og en af de tre alternativhypoteser er gældende. For at teste for unit root anvendes τ_β -teststørrelsen og de kritiske værdier følger en Dickey-Fuller fordeling. De kritiske værdier påvirkes af β , hvorfor disse er forskellige fra de to andre (Patterson, 2000, s. 235). Hvis teststørrelsen er mindre end de kritiske værdier kan H_0 -hypotesen ikke afvises, dvs. tidsserien er ikke-stationær. Hvis teststørrelsen derimod er højere end de kritiske værdier kan H_0 -hypotesen afvises, dvs. tidsserien er stationær. For at undersøge, hvorvidt, der er drift, anvendes ϕ_2 -teststatistikken, som tester for $\alpha = \beta = \rho = 0$. Hvis denne ikke kan afvises, vil modellen ikke have en drift, og hvis den kan afvises vil modellen have en drift.

2.4 Kointegration

I forrige afsnit blev det vist, at tidsserier både kan indeholde deterministiske og stokastiske trends. Et andet tilfælde af interesse er tilfældet, hvor tidsserierne har en fælles trend, hvilket indikerer, at tidsserierne muligvis kointegrerer.

Kointegration mellem to eller flere variable indikerer, at ikke stationære variable, f.eks. $I(1)$ variable, har en fælles trend som er stationær, dvs. $I(0)$. Dvs. et sæt af variable, som ikke er stationære er kointegrerede, hvis der findes en lineær sammenhæng mellem dem, som er stationær (Lütkepohl, 2004, s. 89). Kointegration kan således betragtes som en generalisering af stationaritetsbegrebet fra det univariate tilfælde til det multivariate tilfælde (Cochrane, 2005, s. 122).

Et ligningssystem med K variable kan have op til $K - 1$ uafhængige relationer som er stationære. Hvis der findes K uafhængige lineære relationer blandt de K variable må alle K variable være stationære. De uafhængige lineære relationer udtrykkes i kointegrationsvektorer, β , som dermed er udtryk for en langsigtet ligevægt mellem variablene (Verbeek, 2004, s. 324). Kointegrationsvektoren, β har den egenskab, at $\beta'Y_t$ er stationær selvom Y_t i sig selv ikke er stationær. Begrebet kointegration tillader derfor en analyse af stationære relationer mellem ikke-stationære variable (Pfaff, 2008, s. 75).

Kointegrationsrangen angiver antallet af kointegrationer i koefficientmatrice Π . Hvis $r(\Pi) = r$, så kan Π udtrykkes som et produkt af $K \times r$ matricerne; α og β med $r(\alpha) = r(\beta) = r$, dvs. $\Pi = \alpha\beta'$. Der er således r lineære uafhængige kointegrerede relationer i y_t (Lütkepohl, 2004, s. 89). Rangen af Π bliver derfor ofte refereret til som kointegrationsrangen, hvor β er kointegrationsmatricen og således indeholder de

kointegrationer der måtte være, mens α er tilpasningsmatricen, som indeholder forskellige vægte der tilhører de individuelle kointegrationer i β .

I tilfældet, hvor et sæt af variable er kointegrerede, eksisterer der en fejlkorrektionsrepræsentation af det anvendte datamateriale. Dette er Granger Repræsentationsteoremet, hvilket forbinder kointegrerede variable med fejlkorrektionsmodellen. Fejlkorrektionsmodellen anvendes således til at beskrive, hvordan ikke-stationære variable udvikles på kort sigt i overensstemmelse med deres langsigtede, stationære relationer (Verbeek, 2004, s. 318).

Kointegration mellem modellens variable kan testes ved Johansens trace test, som tester rangen af koefficientmatricen Π . Ved at kende rangen af Π kendes antallet af kointegrationsvektorer (β'), som herefter kan estimeres. At teste for kointegration kan betragtes som en test for en langsigtet ligevægt mellem de variable, der er indeholdt i y_t .

Testen udføres ved at beregne likelihood-ratio trace teststørrelsen:

$$\begin{aligned}\text{trace}(r|K) &= -2 \ln[LR(r|K)] \\ &= -T \sum_{i=r+1}^K \ln(1 - \lambda_i)\end{aligned}$$

λ_i er de estimerede egenverdier, som anvendes i ordnet rækkefølge: $1 > \lambda_1 > \lambda_2 \dots > \lambda_K > 0$. Trace teststørrelse anvendes til at vurdere hypotesen $r(\Pi) = r_0$ mod alternativhypotesen $r(\Pi) > r_0$, hvilket gøres ved en sammenligning af teststørrelsen og en kritisk værdi. Først testes hypotesen $r_0 = 0$ mod hypotesen at $r_0 > 0$. Er teststørrelsen større end den kritisk værdi afvises H_0 -hypotesen og det konkluderes, at der mindst er 1 kointegrationsrelation mellem variablene i y_t . Testen fortsættes derfor ved at teste hypotese $r_0 = 1$ mod alternativhypotesen at $r_0 > 1$. Er teststørrelsen for denne test ligeledes større end den kritiske værdi fortsættes testen for højere r . Er teststørrelsen derimod mindre end den kritiske værdi kan hypotesen ikke afvises; det anvendte datamateriale er i overensstemmelse med hypotesen, at $r_0 = 1$ og det accepteres, at der er 1 kointegrationsrelation blandt variablene (Patterson, 2000, s. 620).

Hvis trace teststørrelsen er mindre end den kritiske værdi, er egenværdien tæt på 0. I dette tilfælde er de resterende $r - K$ egenverdier ikke signifikante, hvorfor der højst kan være r kointegrationsrelationer. Matricens rang er derfor lig antallet af egenverdier som er signifikant forskellig fra 0 og $K - r$ er lig antallet af egenverdier som er tæt på 0 (Heij et. al, 2004, s. 670).

En alternativ udformning af testen er maximum eigenvalue testen, som tester hypotesen $r = r_0$ mod alternativhypotesen $r = r_0 + 1$.

$$-2 \ln(Q; r|r+1) = -T \ln(1 - \hat{\lambda}_{r_0+1})$$

LR teststørrelsen for begge tests følger ikke en sædvanlig χ^2 fordeling, da variablene i vektoren y_t tillades at have stokastiske trends og dermed ikke er stationære. Fordelingen afhænger af antallet af variable i modellen, koefficientmatricens rang og eventuelle antagelser om deterministiske trends i modellen. Der udføres derfor forskellige LR tests afhængigt af, hvilke antagelser der gøres om den deterministiske trend. De kritiske værdier afhænger ligeledes af antallet af stokastiske trends (Heij et. al, 2004, s. 671).

Deterministiske trends i en kointegreret VAR model kan både optræde i de enkelte tidsserier og i kointegrationsrelationen, dvs. ligevægten og det er derfor vigtigt at skelne mellem, hvilke deterministiske komponenter, der tilhører data og hvilke, der tilhører ligevægten. Når to variable har fælles stokastiske eller deterministiske trends kan der findes en lineær kombination, som kan udligne disse trends, det er dog ikke sikkert, at trenden vil blive udlignet. Af denne årsag kan det være nødvendigt at tillade trends eller konstanter i kointegrationsrelationen.

Her gennemgås tre forskellige tests med forskellige antagelser om deterministiske trends i modellen; 1) ingen deterministiske komponenter, 2) konstant begrænset til kointegrationsrelationen og 3) trend begrænset til kointegrationsrelationen samt ubegrænset konstant i data. I Johansen (1995) defineres yderligere 2 modeller med forskellige antagelser om deterministiske komponenter (ubegrænset konstant og ubegrænset trend) i VAR systemet. R kan dog kun håndtere de tre af tilfældene, hvorfor kun disse tre findes relevante at gennemgå her.

Der tages udgangspunkt i en model hvor den deterministiske (μ_t) og den stokastiske del af modellen (x_t) er adskilt:

$$y_t = \mu_t + x_t$$

Hvor den stokastiske del (x_t) følger en VEC model:

$$\begin{aligned} \Delta x_t &= \alpha \beta' x_{t-1} + \Gamma_1 \Delta x_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta x_{t-p+1} + \varepsilon_t \\ &= \Pi x_{t-1} + \Gamma_1 \Delta x_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta x_{t-p+1} + \varepsilon_t \end{aligned}$$

I det første tilfælde er der ingen deterministisk komponent ($\mu_t = 0$), i det næste tilfælde indeholder modellen en begrænset konstant ($\mu_t = \mu_0 = \alpha\rho_0$) og i det tredje tilfælde indeholder modellen en begrænset trend ($\mu_t = \mu_0 + \alpha\rho_1 t$).

I det første tilfælde er der ingen konstant i data, dvs. $\mu_t = 0$. I dette tilfælde er tidsserierne i Y_t $I(1)$ ($E[\Delta y_t] = 0$) uden deterministiske komponenter og kointegrationsrelationen har middelværdi 0 ($E[\beta' y_t] = 0$). Testen foretages da på baggrund af VEC modellen:

$$\Delta y_t = \alpha\beta'y_{t-1} + \Gamma_1\Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1}\Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Da der i denne model ikke er noget skæringspunkt, er restriktionen kun opfyldt, hvis tidsserierne i modellen har startværdier lig 0. Af denne årsag anvendes denne restriktion sjældent.

I det andet tilfælde tilføjes en konstant deterministisk komponent, som ikke er begrænset $\mu_t = \mu_0 = \alpha\rho_0$. I dette tilfælde er tidsserierne i Y_t $I(1)$ uden drift og kointegrationsrelationen har en middelværdi forskellig fra 0, ρ_0 . Med udgangspunkt modeludtrykket $y_t = \mu_t + x_t$, indebærer denne restriktion, at den stationære del (x_t) af modellen (y_t) kan udtrykkes ved: $x_t = y_t - \mu_0$, således at $\Delta y_t = \Delta x_t$. Testen foretages da på baggrund af VEC modellen:

$$\Delta y_t = \alpha(\beta'y_{t-1} + \rho_0) + \Gamma_1\Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1}\Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

I denne model der er derfor tilføjet et skæringspunkt til kointegrationsrelationen. Dette indebærer, at gennemsnittet i ligevægten er forskelligt fra nul (Lütkepohl, 2005, s. 257).

I det tredje tilfælde tilføjes en lineær trend til gennemsnittet, som ikke er begrænset; $\mu_t = \mu_0 + \alpha\rho_1 t$. Dette indebærer, at den stokastiske del af modellen udtrykkes ved $x_t = \mu_0 + \alpha\rho_1 t$, således at $\Delta y_t = \Delta x_t - \mu_1$. Testen foretages da på baggrund af VEC modellen:

$$\Delta y_t = \mu_0 + \alpha(\beta'y_{t-1} + \rho_1 t) + \Gamma_1\Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1}\Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

I dette tilfælde optræder en lineær trend i kointegrationsrelationen og der er en ubegrænset konstant i modellen. Dvs. i dette tilfælde udlignes den deterministiske komponent ikke i kointegrationsrelationen og der skal derfor tages højde for den. I dette tilfælde er tidsserierne i y_t er $I(1)$ med drift μ_0 og kointegrationsrelationen ($\beta'y_t$) har en lineær trend $\rho_1 t$, hvilket indebærer, at $E[\Delta y_t] \neq 0$. Denne test anvendes, hvis data

viser en klar trend. Dette svarer til, at en tidsserie har en konstant vækstrate, hvormed tidsserien i niveau har en trend.

2.5 Specifikation og estimering af VEC modeller

I dette afsnit beskrives det, hvordan VEC modeller specificeres og estimeres. Dette indebærer indledningsvist en gennemgang af, hvordan lagordenen bestemmes ved hjælp af informationskriterier. Dernæst beskrives det, hvordan VEC modellen estimeres ved at bestemme kointegrationsordenen samt hvordan modellens koefficienter estimeres ved hjælp af Johansens maximum likelihood estimator.

2.5.1 Bestemmelse af lagordenen

En VEC model specificeres ved at bestemme antallet af lags og eventuelt indføre restriktioner på modellens parametre. VEC modellens lagorden bestemmes ligesom VAR model lagordenen, ved at anvende informationskriterier, f.eks. Akaike's informationskriterium (AIC) eller Schwarz' informationskriterium (SC) (Lütkepohl, 2013, s. 148).

$$AIC(p) = \log \det(\hat{\Sigma}_p) + \frac{2}{T} pK^2$$

$$SC(p) = \log \det(\hat{\Sigma}_p) + \frac{\log T}{T} pK^2$$

$\hat{\Sigma}_p = T^{-1} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t \varepsilon_t'$ er estimatoren for OLS residualernes kovariansmatrice og pK^2 er antallet af parametre i modellen med K variable og p lags. Modellens orden, dvs. antallet af lags, bestemmes ved at minimere informationskriterierne over mulige antal af lags, $p = 0, \dots, p_{max}$.

2.5.2 Bestemmelse af kointegrationsorden

Når antallet af lags er bestemt skal koefficientmatricens rang, dvs. antallet af kointegrationsrelationer, bestemmes, da rangen er af stor betydning for, hvilken model der skal anvendes til at estimere forskellige tidsserier. Dette gøres ved at teste for kointegration, hvilket blev gennemgået i afsnit 2.4.1. Resultatet af kointegrationstesten kan inddeles i tre tilfælde, som er af betydning for, hvilken model der skal estimeres. I

det første tilfælde har matricen fuld rang, dvs. $r(\Pi) = K$. I dette tilfælde indeholder ingen af variablene en stokastisk trend, hvilket indebærer, at alle variablene er stationære. I dette tilfælde kan en VAR model estimeres. I det andet tilfælde er $r(\Pi) = 0$. I dette tilfælde er der ingen kointegrationsvektorer i modellen, som derimod indeholder K stokastiske trend. Dette indebærer, at Δy_t er stationær, hvormed der kan anvendes en VAR model som formuleres i førstedifferenser. I det tredje tilfælde har matricen reduceret rang, dvs. $r(\Pi) = r$ hvor $0 < r < K - 1$. I dette tilfælde er variablene kointegrerede og modellen har r $I(0)$ kointegrationsvektorer og $(K - r)$ fælles stokastiske $I(1)$ trends.

Når koefficientmatricen har reduceret rang estimeres en VEC model med restriktionen at $r(\Pi) = r$.

2.5.3 Estimering af VEC modeller

I dette afsnit gennemgås Johansens maximum likelihood metoden til at estimere en VEC model. Denne metode vil blive brugt til at opstille en VEC model i analysen i afhandlingens afsnit 4. Vi gennemgår i følgende afsnit centrale dele af udledningen af ML estimatoren. For en udførlig udledning henvises til Johansen (1995).

Som det netop er blevet gennemgået er koefficientmatricens rang af betydning for, hvordan VEC modellen estimeres. Hvis $r = 0$ er Δy_t stationær, hvorfor der kan estimeres en VAR model med de differensede variable. Er $r = K$ er y_t stationær og der anvendes en VAR model i niveauer. Hvis der derimod gælder, at $0 < r < K$, anvendes en VEC model, som estimeres ved Johansen maximum likelihood med restriktionen $r(\Pi) = r$, hvor koefficientmatricen udtrykkes ved at $\Pi = \alpha\beta'$.

Estimering af VEC modellen indebærer derfor estimering af de to $K \times r$ matricer; α og β . β indeholder kointegrationsvektorerne og α indeholder tilpasningskoefficienter, som beskriver hvor hurtigt de enkelte variable tilpasses ligevægten i tilfældet ligningssystemet ikke er i ligevægt.

Udledningen af estimatoren består af to trin. I de første antages det, at β er kendt. Denne midlertidige værdi af β anvendes til at estimere α , hvilket gøres ved at regressere de differensede tidsserier ΔY_t på kointegrationsrelationen $\beta'y_{t-1}$:

$$\Delta Y_t = \alpha\beta'y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Estimatoren for α bliver da:

$$\hat{\alpha}(\beta) = \hat{S}_{01} \hat{\beta} (\hat{\beta}' \hat{S}_{11} \hat{\beta})^{-1}$$

Herved fås et udtryk for α som afhænger af β , hvilket kan anvendes i ovenstående regression, således denne funktion kun er en funktion af β . Estimatet for α er en midlertidig værdi.

Maximum likelihood estimatoren for β findes ved først at løse egenværdi problemet:

$$\det(\lambda S_{11} - S_{10} S_{00}^{-1} S_{01}) = 0$$

Hvor S værdierne er kovariansmatricer:

$$S_{00} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{U}_t \hat{U}_t'$$

$$S_{01} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{U}_t \hat{V}_t'$$

$$S_{11} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{V}_t \hat{V}_t'$$

Disse værdier er defineret ud fra regressioner, hvor de differensede variable (ΔY_t) regresseres på variablene i niveauer (Y_{t-1}), som er defineret ved:

$$\begin{aligned} \Delta Y_t &= \hat{\Gamma}_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \hat{\Gamma}_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} \hat{U}_t \\ Y_t &= \hat{\Phi}_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \hat{\Phi}_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} \hat{V}_t \end{aligned}$$

Løsningen til egenværdi problemet er egenværdierne λ_i som er ordnet i rækkefølgen $\lambda_1 > \lambda_2 \dots > \lambda_k$ med tilhørende egenvektorer, $\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_r$ som opfylder:

$$\lambda_i S_{11} \hat{v}_i = S_{10} S_{00}^{-1} S_{01}$$

For $i = 1, \dots, n$ og hvor matricen V indeholder egenvektorerne $\hat{V} = [\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_n]$. V er normaliseret således:

$$\hat{V}' S_{11} \hat{V} = I$$

β gives da ved de første r egenvektorer:

$$\hat{\beta}_{mle} = (\hat{v}_1, \hat{v}_2, \dots, \hat{v}_r)$$

Estimatoren for β findes således ved at løse et egen værdi problem og estimatet af β for r kointegrationsvektorer er givet ved $K \times r$ matricen, som svarer til de største r egen værdier. Dvs. har ligningssystemet 1 kointegrationsrelation er β en $K \times 1$ vektor og er den egenvektor, der svarer til den største egen værdi.

Givet estimatet for β kan α nu estimeres ved OLS:

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_{c,mle} &= -\hat{S}_{01}\hat{\beta}(\hat{\beta}'\hat{S}_{11}\hat{\beta})^{-1} \\ &= -\hat{S}_{01}\hat{\beta}' \\ &= (\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_r)\end{aligned}$$

Hvor $\hat{v}_i = C'^{-1}e_i$ og e_i er egenvektorer (Johansen, 1988, s. 235).

Når både α og β er estimeret kan koefficientmatricen udtrykkes ved:

$$\begin{aligned}\Pi &= \alpha\beta' \\ \hat{\Pi} &= -\hat{S}_{01}\hat{\beta}(\hat{\beta}'\hat{S}_{11}\hat{\beta})^{-1}\hat{\beta}' = -\hat{S}_{01}\hat{\beta}\hat{\beta}'\end{aligned}$$

Og kovariansmatricen for fejlleddet ε_t er givet ved:

$$\hat{\Sigma} = -\hat{S}_{00} - \hat{S}_{01}\hat{\beta}\hat{\beta}'\hat{S}_{10} = \hat{S}_{00} - \hat{\alpha}\hat{\alpha}'$$

Den maksimerede værdi fra likelihood funktionen baseret på r kointegrationsrelationer er givet ved:

$$L_{max}^{-\frac{2}{T}}(H) = |S_{00}| \prod_{j=1}^r (1 - \hat{\lambda}_j)$$

Hvor H er hypotesen, at koefficientmatricens rang er r . Som det fremgår, afhænger estimatet af α af valget af β , mens koefficientmatricen, kovariansmatricen og den maksimerede likelihood ikke afhænger af valget af β (Johansen, 1988, s. 235-236).

Kvadratoden af egen værdierne er de såkaldte canonical korrelationskoefficienter til vektorerne ΔY_t og Y_{t-1} . Dvs. egen værdierne kan forstås som et mål for korrelationen mellem de ikke-stationære variable indeholdt i vektoren Y_{t-1} og de stationære variable indeholdt i vektoren ΔY_t . De r lineære relationer i β svarer derfor til de r største egen værdier, hvilket er de lineære kombinationer af Y_{t-1} som har den største korrelation med ΔY_t . Antallet af stokastiske trends i modellen $K - r$ er lig antallet af korrelationer mellem Y_{t-1} og ΔY_t som er lig 0. Er vektorerne ΔY_t og Y_{t-1} ikke korrelerede er der derfor ikke kointegration i modellen og egen værdierne er ikke signifikant forskellig fra 0 (Heij et. al, 2004, s. 670).

Estimatorerne for β og α er ikke unikke. Dette skyldes at $\Pi = (AC^{-1})(BC')' = AB'$ for hver invertibel $r \times r$ matrix C . Dette indebærer, de r kointegrationsrelationer heller ikke er unikke. Estimeringen baseres derfor på en normalisering af egenværdierne. Denne normalisering er dog ikke baseret på økonomisk teori, hvorfor estimatorne af β og α ikke er konsistente. Dette vil de kun være i tilfældet hvor der indføres identificerende restriktioner på β og α . Ved anvendelse af denne normalisering kan parametrene gives en økonomisk fortolkning. Uden disse identificerende restriktioner er kun produktet af β og α estimeret konsistent, dvs. koefficientmatricen $\Pi = \alpha\beta'$ er estimeret konsistent (Lütkepohl, 2004, s. 98). For at estimere β og α unikt anvendes normalisering. En ofte anvendt normalisering er at normalisere én af rækkerne i β til 1, hvilket gøres ved at betragte første række i kointegrationsmatricen som en identitetsmatrice: $\beta' = [I_r \ \beta_{K-r}']$ (Lütkepohl, 2004, s. 98). For at estimere $\hat{\beta}_{mle}$ unikt anvendes derfor normalisering. Når β er estimeret ved normalisering, $\hat{\beta}_{c,mle}$ kan $\hat{\alpha}_{c,mle}$ efterfølgende estimeres ud fra den reducerede rang regression $R_{0t} = \alpha\beta'R_{Kt} + \varepsilon_t$.

Når estimeringen foregår ved normaliseringen $\beta' = [I_r \ \beta_{K-r}']$ bliver $\beta = (1, -\beta_2, \dots, -\beta_n)'$ således kointegrationsrelationen kan udtrykkes som:

$$\beta'Y_t = y_{1t} - \beta_2y_{2t} - \dots - \beta_ny_{nt}$$

Eller tilsvarende:

$$y_{1t} = \beta_2y_{2t} + \dots + \beta_ny_{nt} + \varepsilon_t$$

Hvor kointegrationsresidualet ε_t er stationært, dvs. $\varepsilon_t \sim I(0)$. Kointegrationsresidualet indeholder stokastiske afvigelser fra den langsigtede ligevægt. På langt sigt er dette lig nul, da kointegrationsrelationen er stationær, hvorfor ovenstående udtryk kan betragtes som en langsigtet ligevægt mellem variablerne. At kointegrationsrelationen $\Pi'Y_{t-1}$ er stationær kan ses ved, at Y_t er $I(1)$ og ΔY_t derfor er $I(0)$. Hvis ΔY_t skal være $I(0)$ i modeludtrykket, må $\Pi'Y_{t-1}$ også være $I(0)$, da en stationær variabel ikke kan være lig en ikke-stationær variabel. Hvis der eksisterer kointegrationsrelationer må de derfor være indeholdt i $\Pi'Y_{t-1}$.

Som illustration af estimering af en VEC model opstilles en VEC model med to variable $Y_t = (y_{1t}, y_{2t})'$ som begge indeholder en unit root og dermed en stokastisk trend:

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

I tilfældet hvor y_{1t} og y_{2t} kointegrerer, har koefficientmatricen reduceret rank $rk(\Pi) = 1$. Der eksisterer derfor en vektor $\beta' = (\beta_1, \beta_2)'$ som indebærer, at:

$$\beta'Y_t = \beta_1 y_{1t} + \beta_2 y_{2t} \sim I(0)$$

Da $rk(\Pi) = 1$ har kointegrationsvektoren dimensionen $K \times 1$ og udgøres af den største egen værdi. For at identificere α og β unikt anvendes normaliseringen $\beta_1 = 1$ og $\beta_2 = -\theta$. Hermed udtrykkes kointegrationsrelationen ved $\beta'Y_t = y_{1t} - \beta_2 y_{2t}$, hvilket indebærer, at den langsigtede ligevægt mellem y_{1t} og y_{2t} kan udtrykkes ved $y_{1t} = \beta_2 y_{2t} + \varepsilon_t$.

I koefficientmatricen kan den anden kolonne udtrykkes som funktion af den første kolonne:

$$\Pi = \begin{pmatrix} \alpha_1 & -\theta\alpha_1 \\ \alpha_2 & -\theta\alpha_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{pmatrix} (1 \quad -\theta) = \alpha\beta'$$

Hvor $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2)'$ og $\beta' = (1, -\theta)$. I dette tilfælde bliver VEC modellen:

$$\begin{aligned} \Delta y_t &= \alpha_1 (y_{t-1} - \theta x_{t-1}) + \varepsilon_{1t} \\ \Delta x_t &= \alpha_2 (y_{t-1} - \theta x_{t-1}) + \varepsilon_{2t} \end{aligned}$$

Hvilken også udtrykkes kan ved $\Delta Y_t = \alpha\beta'Y_{t-1} + \varepsilon_t$. Leddet $(y_{t-1} - \theta x_{t-1})$ er stationært i det tilfælde at variablene er kointegrerede. Leddet $y_t - \theta x_t$ er kointegrationsrelationen og $y_t = \theta x_t$ er den langsigtede ligevægt mellem variablene. α_1 og α_2 er tilpasningskoefficienterne, som beskriver, hvordan variablene tilpasser sig ligevægten i tilfælde hvor systemet ikke er i ligevægt (Heij et. al, 2004, s. 668).

2.6 Modeltjek

Følgende afsnit er en gennemgang af tests der anvendes til at teste VAR og VEC modelleres residualer. Dette gøres for at kunne vurdere, om modellerne er anvendelige til at repræsentere data. Afsnittet indeholder en gennemgang af test for seriel korrelation, normalitet og heteroskedasticitet.

2.6.1 Seriel korrelation

Seriel korrelation indebærer at fejlleddene er korrelerede med hinanden, dvs. at der er observationer i modellen således fejlleddene ε_i og ε_j for $i \neq j$ har en korrelation, der er forskellig fra nul. I dette tilfælde vil kovariansmatricen ikke være diagonal (Heij et. al, 2004, s. 354). Seriel korrelation kan bl.a. skyldes, at modellen mangler nogle

systematiske faktorer, som påvirker den afhængige variabel, hvorfor en forklarende variabel mangler i modellen. Derudover kan det skyldes, at modellen ikke er lineær, hvorfor der er en funktionel misspecifikation. Desuden kan det skyldes, at laggede værdier af den afhængige eller uafhængige variabel skal inkluderes som forklarende variabel.

Hvis der er seriel korrelation til stede i modellen vil estimerne være biased og der skal laves justeringer i modellen således residualerne ikke længere er serielt korreleret.

Seriel korrelation i residualerne i VAR modeller kan testes ved Portmanteau test og Breusch Godfrey LM-test.

I Portmanteau testen opstilles H_0 -hypotesen, at alle serielle kovarianser i residualerne er lig 0, hvormed der ikke er seriel korrelation i fejleddene. Alternativhypotesen er, at mindst én seriel kovarians er forskellig fra 0 og der dermed er seriel korrelation i fejleddene:

$$H_0: E(\varepsilon_t, \varepsilon'_{t-i}) = 0$$

$$H_A: E(\varepsilon_t, \varepsilon'_{t-i}) \neq 0$$

Portmanteau teststørrelsen tager således udgangspunkt i de serielle kovarianser:

$$\hat{C}_j = T^{-1} \sum_{t=j+1}^T \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}'_{t-j}$$

Hvor $\hat{\varepsilon}_t$ er de estimerede residualer, justeret for middelværdien. Portmanteau teststørrelsen er udtrykt ved:

$$Q_h = T \sum_{j=1}^h \text{tr}(\hat{C}_j' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_j \hat{C}_0^{-1})$$

Hvor den justerede udgave af Portmanteau teststørrelsen er givet ved:

$$Q_h^* = T^2 \sum_{j=1}^h \frac{1}{T-j} \text{tr}(\hat{C}_j' \hat{C}_0^{-1} \hat{C}_j \hat{C}_0^{-1})$$

Begge teststørrelser har de samme asymptotiske egenskaber og følger en χ^2 fordeling (Lütkepohl, 2013, s. 150). Portmanteau testen anbefales ikke for VAR modeller i niveauer, hvor kointegrationsrangen er ukendt. Desuden har den justerede Portmanteau test bedre egenskaber end den almindelige Portmanteau test i en lille stikprøve.

Portmanteau testen anvendes ofte, når der testes for højere ordens seriel korrelation, mens Breusch-Godfrey er velegnet til at teste for seriel korrelation af lavere orden. (Lütkepohl, 2013, s. 150).

Breusch-Godfrey tester om residualerne i modellen; $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-s}$ påvirker residualen ε_t ud fra ligningen:

$$\varepsilon_t = B_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + B_s \varepsilon_{t-s} + u_t$$

Hvor ε_t angiver hvid støj. H_0 -hypotesen tester således om koefficienterne $B_1, \dots, B_s$ er lig 0 mod alternativhypotesen, at koefficienterne er forskellige fra 0:

$$H_0: B_1 = \dots = B_s = 0$$

$$H_A: B_1 \neq 0 \text{ eller } \dots \text{ eller } B_s \neq 0$$

Hypoteserne vurderes ved at opstille en hjælpe-ligning ud fra en VAR model:

$$\hat{\varepsilon}_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + B_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \dots + B_s \hat{\varepsilon}_{t-s} + u_t$$

Eller en tilsvarende VEC model:

$$\varepsilon_t = \alpha \hat{\beta}' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + B_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} + \dots + B_s \hat{\varepsilon}_{t-s} + u_t$$

Hvis blot én af koefficienterne ($B_1, \dots, B_s$) er forskellige fra 0, vil der være seriel korrelation tilstede i modellen, og H_0 -hypotesen afvises.

LM -teststørrelsen er givet ved nedenstående udtryk. Teststørrelsen er χ^2 fordelt med hK^2 frihedsgrader

$$LM_h = T[K - \text{tr}(\tilde{\Sigma}_u \tilde{\Sigma}_R^{-1})] \sim \chi^2(hK^2)$$

Hvor $\tilde{\Sigma}_u$ og $\tilde{\Sigma}_R$ er estimatorer for residual kovariansmatricer. $\tilde{\Sigma}_u$ er estimatoren for kovariansmatricen fra hjælpe-ligningen:

$$\tilde{\Sigma}_u = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t \hat{u}_t'$$

Og $\tilde{\Sigma}_R$ er en estimator for en reestimeret kovariansmatrice, hvor de laggede værdier af fejlleddene $\hat{\varepsilon}_{t-i}$ ($i = 1, \dots, s$) ikke indgår som en del af modellen, restriktionerne $B_1 = \dots = B_s = 0$ er indsat, og de resulterende residualer er $\hat{u}_t^R$:

$$\tilde{\Sigma}_R = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{u}_t^R \hat{u}_t^{R'}$$

Breusch-Godfrey er anvendelig for VAR modeller i niveauer med ukendt kointegrationsrang og for modeller med lav orden af seriel korrelation. Breusch-Godfrey testen er desuden velegnet i både stationære og ikke-stationære ligningssystemer.

2.6.2 Normalitet

Normalitet indebærer, at fejlleddene i modellen er normalfordelte. I forbindelse med VAR modeller er antagelsen om normalitet dog ikke en forudsætning for validiteten af mange statistiske procedurer relateret til VAR modeller. Hvis normalitetsantagelsen ikke er opfyldt, vil dette dog medføre, at modellen har nogle svagheder, så som ikke-linearitet, af denne årsag er det relevant at teste for normalitet (Lütkepohl, 2013, s. 150).

Med udgangspunkt i ligningen for en VAR(p) model:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Betyder normalitet at den forventede middelværdi er nul, at variansen er σ^2 og at kovariansen er lig 0 for alle $i \neq j$:

$$E[\varepsilon_i] = 0$$

$$E[\varepsilon_i]^2 = \sigma^2$$

$$E[\varepsilon_i \varepsilon_j] = 0$$

For at teste for normalitet i fejlleddene kan Jarque-Bera testen anvendes. I tilfældet med VAR modeller udregnes teststørrelsen ud fra residualerne, som standardiseres ved anvendelse af Cholesky dekomposition af kovariansmatricen for de centrerede residualer (Pfaff, 2008, s. 31). Rækkefølgen af variablene udgør således en væsentlig faktor for teststørrelsen.

Teststørrelsen tager udgangspunkt i residualernes skævhed (s_3^2) og kurtosis (s_4^2), dvs. de tredje og fjerde momenter, og det undersøges om disse er i overensstemmelse med normalfordelingen. Teststørrelsen udtrykkes ved:

$$JB = s_3^2 + s_4^2$$

Hvor:

$$s_3^2 = T\mathbf{b}_1'\mathbf{b}_1/6$$

$$s_4^2 = T(\mathbf{b}_2 - 3_K)'(\mathbf{b}_2 - 3_K)/24$$

Her angiver $\mathbf{b}_1$ og $\mathbf{b}_2$ de tredje og fjerde ikke-centrerede momentvektorer af de standardiserede residualer $\hat{\varepsilon}_t^s = \tilde{P}^-(\hat{\varepsilon}_t - \bar{\hat{\varepsilon}}_t)$, som standardiseret med Cholesky dekompositionen af residualernes kovariansmatrice. Her er $\tilde{P}$ den nedre triangulære matrix med en positiv diagonal, således $\tilde{P}\tilde{P}' = \tilde{\Sigma}_\varepsilon$. Vektorerne $\mathbf{b}_1$ og $\mathbf{b}_2$ er givet ved:

$$\mathbf{b}_1 = (\mathbf{b}_{11}, \dots, \mathbf{b}_{1K})' \text{ med } \mathbf{b}_{1K} = T^{-1} \sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_{kt}^s)^3$$

$$\mathbf{b}_2 = (\mathbf{b}_{21}, \dots, \mathbf{b}_{2K})' \text{ med } \mathbf{b}_{2K} = T^{-1} \sum_{t=1}^T (\hat{\varepsilon}_{kt}^s)^4$$

Og vektoren 3_K er givet ved:

$$3_K = (3, \dots, 3)'$$

JB -teststørrelsen er $\chi^2(2K)$ -fordelt, mens skævheden, s_3^2 , og kurtosis, s_4^2 , er $\chi^2(K)$ -fordelt.

H_0 -hypotesen er, at fejlleddene er normalfordelte og alternativhypotesen er, at fejlleddene ikke er normalfordelte (Pfaff, 2008, s. 122). Teststørrelsen udregner afvigelsen fra normalfordelingen. Ved store værdier af JB -teststørrelsen afvises således hypotesen om normalfordelte fejllid (Heij et. al, 2004, s. 387).

2.6.3 Homoskedasticitet

Der testes ligeledes, om fejlleddene i modellerne er homoskedastiske. Homoskedasticitet indebærer, at fejlleddene har samme konstante varians, i modsætningen til heteroskedasticitet, der angiver, at fejlleddene ikke har samme konstante varians, men at der derimod er nogle fejllid, som indeholder mere information end andre. Dette betyder, at diagonalen i kovariansmatricen har forskellige værdier.

I forbindelse med VAR modeller kan meget af analysen imidlertid udføres selvom der betinget heteroskedasticitet. Dette skyldes, at VAR modeller repræsenterer en betinget middelværdi af de variable, der indgår i modellen. Det er dog stadig relevant at teste for tilstedeværelsen af heteroskedasticitet i data, da det giver en bedre forståelse for de

egenskaber det underlæggende data har samt for at forbedre logiske konklusioner (Lütkepohl, 2013, s. 151).

For at teste for homoskedasticitet anvendes en ARCH (Autoregressive Conditional Heteroscedasticity) LM-test, som tager udgangspunkt i en multivariat regressionsmodel:

$$\text{vech}(\hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t') = \beta_0 + B_1 \text{vech}(\hat{\varepsilon}_{t-1} \hat{\varepsilon}_{t-1}') + \dots + B_q \text{vech}(\hat{\varepsilon}_{t-q} \hat{\varepsilon}_{t-q}') + u_t$$

Hvor vech er en operator for symmetriske matricer, som stabler kolonnerne fra hoveddiagonalen og ned. β_0 er $1/2K(K+1)$ -dimensional og B_j 'erne er $(1/2K(K+1) \times 1/2K(K+1))$ koefficientmatricer, for $j = 1, \dots, q$. Der vil ikke være ARCH effekter i residualerne (heteroskedasticitet) hvis alle B_j -matricerne er 0, dvs. H_0 -hypotesen antager homoskedasticitet. Derfor testes heteroskedasticitet ved at opstille følgende hypoteser:

$$H_0: B_1 = \dots = B_q = 0$$

$$H_A: B_1 \neq 0 \text{ eller } \dots \text{ eller } B_q \neq 0$$

Den multivariate LM-teststørrelsen er givet ved:

$$MARCH_{LM}(q) = \frac{1}{2}TK(K+1)R_m^2$$

Hvor:

$$R_m^2 = 1 - \frac{2}{K(K+1)} \text{tr}(\hat{\Omega} \hat{\Omega}_0^{-1})$$

Her angiver $\hat{\Omega}$ residual kovariansmatricen og $1/2 K(K+1)$ -dimensionel regressionsmodel. $\hat{\Omega}_0$ er den tilsvarende matrix, når $q = 0$. Teststørrelsen følger en $\chi^2(qK^2(K+1)^2/4)$ -fordeling. Hvis teststørrelsen er højere end den kritiske værdi afvises H_0 -hypotesen om homoskedasticitet, og det antages, at der er heteroskedasticitet tilstede i residualerne (Lütkepohl, 2004, s. 131).

2.7 Granger kausalitet

Et nyttigt begreb til at undersøge relationer mellem variable er Granger kausalitet, formuleret i Granger (1969). En variabel y_{2t} er Granger kausal for en variabel y_{1t} , hvis y_{2t} hjælper til at forudsige y_{1t} , givet laggede værdier af y_{2t} . Forudsigelsen af y_{1t} udtrykkes ved $y_{1,t+h|\Omega_t}$, hvor Ω_t er et informationssæt, som indeholder al relevant

information om y_{1t} . Givet denne definition er y_{2t} ikke Granger kausal for y_{1t} hvis følgende gælder:

$$y_{1,t+h|\Omega_t} = y_{1,t+h|\Omega_t \setminus (y_{2,s}|s \leq t)}$$

Dvs. hvis forecastet af y_{1t} ikke forbedres ved at inkludere information om tidligere værdier af y_{2t} for tidspunkt $s \leq t$ i informationssættet Ω_t .

Dette ses i en VAR(p) model ved at undersøge modellens koefficienter:

$$\begin{pmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{pmatrix} \alpha_{11,i} & \alpha_{12,i} \\ \alpha_{21,i} & \alpha_{22,i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{1t-i} \\ y_{2t-i} \end{pmatrix} + \varepsilon_i$$

Hvis ikke y_{2t} er Granger kausal for y_{1t} vil $\alpha_{12,i} = 0$. Tilsvarende for en VEC($p-1$) model

$$\begin{pmatrix} \Delta y_{1t} \\ \Delta y_{2t} \end{pmatrix} = \alpha \beta' \begin{pmatrix} y_{1t-1} \\ y_{2t-1} \end{pmatrix} + \sum_{i=1}^{p-1} \begin{pmatrix} \gamma_{11,i} & \gamma_{12,i} \\ \gamma_{21,i} & \gamma_{22,i} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta y_{1t-1} \\ \Delta y_{2t-1} \end{pmatrix} + \varepsilon_i$$

Svarer non-kausalitet mellem y_{2t} og y_{1t} til, at $\gamma_{12,i} = 0$, dvs. koefficientmatricen vil være nedre triangulær. Hvis y_{1t} ikke er Granger kausal for y_{2t} og y_{2t} ikke er Granger kausal for y_{1t} vil koefficientmatricen være diagonal.

Granger kausalitet undersøges ved at anvende Granger kausalitetstesten. Da kausalitetstesten er en test af, om nogle af modellens koefficienter er lig 0, kan standardtests (χ^2 og F tests) for nulcoeffienter anvendes. H_0 -hypotesen er, at de sidste p laggede værdier af variabelen y_{2t} ikke hjælper til forudsigelsen af y_{1t} , dvs. at y_{2t} ikke er Granger kausal for y_{1t} .

2.8 Impuls-respons analyse

Impuls-respons analyse anvendes ofte i forbindelse med VAR analyser, da koefficienterne i disse modeller kan være svære at fortolke på grund af modellernes reducerede form (Lütkepohl & Poskitt, 1991, s. 487). En impuls-respons funktion anvendes til at måle effekten på én variabel, som følge af et chok til en anden variabel. Dette gøres ved at undersøge fejlleddene mellem de to variable, da det netop er gennem fejlleddene at choks kommer til udtryk.

Som beskrevet i afsnittet om VAR modeller, indeholder fejlleddets kovariansmatrice effekterne mellem y_{1t} og y_{2t} :

$$\Sigma_{\varepsilon} = E(\varepsilon_{1t}\varepsilon_{2t}') = \begin{pmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12}^2 \\ \sigma_{21}^2 & \sigma_{22}^2 \end{pmatrix}$$

Impuls-respons analysen tager derfor udgangspunkt i denne. Impuls-respons analyse måler den forventede effekt af et chok på tidspunkt t til systemet på tidspunkt $t + n$, givet at der ikke forekommer andre choks (Koop et al., 1996, s. 122). Impuls-respons funktioner tager således udgangspunkt i at sammenligne to tidspunkter, t og $t + n$. Her opstilles to scenarier, hvor der i det ene antages, at der ikke forekommer nogle choks mellem tidspunkt t og $t + n$ (benchmark), mens der i det andet antages, at der forekommer et chok på tidspunkt t (Koop et al., 1996, s. 122). Effekterne kan både være midlertidige og permanente, dette afgøres af, om variablene i modeller er stationære.

For en stationær VAR model tager impuls-respons analyse udgangspunkt i en MA-repræsentation, da en MA-repræsentation er anvendelig til at analysere effekter af choks på de variable, der er indeholdt i modellen.

En stationær VAR(p) model:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

Kan udtrykkes ved en Wold MA-repræsentation ved:

$$y_t = \Phi_0 \varepsilon_t + \Phi_1 \varepsilon_{t-1} + \Phi_2 \varepsilon_{t-2} + \dots$$

Det er således fejlleddene fra VAR-modellen, der indgår i MA-repræsentationen. Koefficientmatricerne Φ_i indeholder effekten mellem fejlleddene for variablene og betegnes impuls-respons funktionen. Φ_0 er identitetsmatricen ($\Phi_0 = I_K$) og de resterende matricer ($\Phi_1, \dots, \Phi_p$) udtrykkes ved:

$$\Phi_s = \sum_{j=1}^s \Phi_{s-j} A_j$$

Disse udledes ud fra en VAR model i niveauer. A_j er koefficientmatricer i VAR(p) modellen, $A_j = 0$ for $j > p$. $\varphi_{ik,n}$ er det ik 'te element af Φ_n som beskriver effekten på variablen y_i som følge af én enheds impuls i variablen y_k , for n perioder siden (Lütkepohl & Reimers, 1992, s. 55).

Da VAR(p) modellen her er stationær, vil effekten på y_i være midlertidig og der er således ingen langsigtede effekter som følge af chokket til variablen y_k (Breitung et al.,

2004, s. 192). Dette ses fra MA-repræsentationen; Ændringer i y_{it} måles ved fejlløddet ε_{it} . Da modellen er stationær vil effekten af chokket forsvinde over tid, dvs. $\Phi_s \rightarrow 0$ når $s \rightarrow \infty$. Effekterne fra impulsen kan derfor betragtes som midlertidig (Breitung et al., 2004, s. 166).

Wold MA-repræsentation gælder dog ikke for ikke-stationære og kointegrerede processer (Breitung et al., 2004, s. 167). I dette tilfælde anvendes i stedet Beveridge-Nelson dekomposition, som netop kan anvendes til at skelne mellem midlertidige og permanente effekter ved at skelne mellem deterministiske og stokastiske trends.

For kointegrerede systemer vil koefficientmatricen $\Pi := -(I_K - A_1 - \dots - A_p)$ være singulær, hvilket betyder, at den ikke har en MA-repræsentation, dvs. den er ikke invertibel. Hvis y_t er genereret fra den reducerede form af en VEC model:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Har y_t følgende multivariate Beveridge-Nelson dekomposition, som anvendes til at inddele y_t i en stationær og ikke-stationær del (Lütkepohl, 2005, s. 252):

$$y_t = \Xi \sum_{i=1}^t \varepsilon_i + \Xi^*(L) \varepsilon_t + y_0^*$$

Hvor:

$$\Xi = \beta_{\perp} \left[\alpha'_{\perp} \left(I_K - \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \right) \beta_{\perp} \right]^{-1} \alpha'_{\perp}$$

Og $\Xi^*(L) \varepsilon_t = \sum_{j=0}^{\infty} \Xi_j^* \varepsilon_{t-j}$ er en lag operator med et uendelig ordens polynomium med koefficientmatricer Ξ_j^* som går mod 0 for $j \rightarrow \infty$, da dette led antages at være stationært. y_0^* angiver værdierne for starttidspunkt $t = 1$. Ξ angiver en fælles trend som driver variablene i y_t . Ξ indeholder derfor de langsigtede effekter som følge af et chok til systemet og er ikke stationært, $I(1)$. Ξ_j^* indeholder de midlertidige (kortsigtede) effekter, og er således stationær, $I(0)$ (Breitung et al., 2004, s. 168).

Matricen Ξ har reduceret rang, r , hvilket er lig kointegrationsordenen i systemet. Der vil derfor være r $I(0)$ komponenter (choks med midlertidige effekter) og $K - r$ $I(1)$ komponenter (choks med permanente effekter). De permanente effekter skyldes, at systemet ikke er stationært, hvorfor det i dette tilfælde ikke gælder, at effekterne forsvinder over tid, dvs. der gælder ikke, at $\Phi_s \rightarrow 0$ når $s \rightarrow \infty$, som i det stationære

tilfælde. Med udgangspunkt i Beveridge-Nelson dekomposition af y_t kan impuls-respons effekter undersøges.

Der findes to typer af impuls-respons analyser; ortogonale og kumulative analyser. Den ortogonale impuls-respons analyse anvendes til at måle effekten på én variable som følge af en enheds stigning i en anden variabel, under antagelsen at alle andre variable holdes konstant. Ved ortogonalisering kan effekterne derfor ses isoleret fra ændringer i andre variable og der tages ikke højde for de eventuelle relationer der måtte være mellem variablene (Breitung et al., 2004, s. 161). Ortogonalisering sikres ved at anvende Cholesky dekompositionen af kovariansmatricen Σ_ε således kovariansmatricen er diagonal. De ortogonale effekter er defineret ved:

$$\Psi_n = (\theta_{ik,n}) = \Phi_n P$$

Hvor:

$$\Phi_n = (\varphi_{ik,n}) = \sum_{j=1}^n \Phi_{n-j} A_j$$

Og P er den nedre triangulære Cholesky dekomposition af kovariansmatrice Σ_ε :

$$\Sigma_\varepsilon = B_0^{-1} \Sigma_u (B_0^{-1})' = B_0^{-1} (B_0^{-1})' = PP'$$

$\theta_{ik,n}$ er effekten i variabelen i som følge af en impuls i variabelen k , n perioder siden. I dette tilfælde er ændring på én enhed en ændring af størrelsen én standardafvigelse (Lütkepohl & Reimers, 1992, s. 54). De ortogonale impuls-responser er således givet ved MA-repræsentationen.

Anvendelsen af Cholesky dekomposition indebærer $K(K+1)/2$ frie parametre på variablene, hvilket indebærer, at kovariansmatricens koefficienter over diagonalen sættes lig 0:

$$\Sigma_\varepsilon = PP' = \begin{pmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{21} & \beta_{22} & 0 & 0 \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} & 0 \\ \beta_{41} & \beta_{42} & \beta_{43} & \beta_{44} \end{pmatrix}$$

I en model med eksempelvis 4 variable er der således $K(K+1)/2 = 10$ frie parametre, hvilket indebærer, at kun chokket fra den første variabel i ligningssystemet y_{1t} vil påvirke de tre andre variable. Variabelen y_{2t} vil ikke påvirke y_{1t} men derimod de to efterfølgende variable. Variabel y_{3t} vil påvirke variabel y_{4t} , mens y_{4t} kun vil påvirke sig selv. Denne opstilling kaldes et Wold causal chain system (Breitung et al., 2004, s.

162-163). Da Cholesky dekompositionen har en rekursiv struktur indebærer det en bestemt kausalitet mellem variablene og rækkefølgen af variablene er derfor af betydning i impuls-respons analysen. Som udgangspunkt placeres variablene efter faldende eksogenitet, således de mest eksogene variable er placeret først i ligningssystemet, således kausaliteten mellem variablene er i overensstemmelse med kovariansmatricens nul-restriktioner. Rækkefølgen i modellen kan testes ved at afprøve forskellige rekursive ortogonaliteter og tjekke robusthed af resultaterne ift. rækkefølgen i modellen. Det bemærkes dog, at kun rækkefølgen af efterfølgende variable er afgørende, og at rækkefølgen af de foregående variable er af mindre betydning, jf. Christiano, Eichenbaum, & Evans (1999).

Hvis der er seriel korrelation i fejlleddene kan dette indikere, at et chok i en variabel er relateret med et chok i en anden variabel. Ved at isolere et chok i et tilfælde hvor der er seriel korrelation kan således give en forvrænget illustration af, hvordan de faktiske relationer mellem variablene er (Lütkepohl, 2005, s. 57). Hvis fejlleddene derfor er korreleret, skal der tages højde for korrelationen i modellen (Breitung et al., 2004, s. 161). Dette kan gøres ved at undersøge de kumulative effekter. En kumulativ impuls-respons analyse består i, at effekterne af et chok i en variabel k på variabel i akkumuleres over tid. Disse choks er således summen af effekterne fra én variabel som følge af en enheds stigning i en anden variabel (Breitung et al., 2004, s. 166):

$$\Phi = \sum_{n=0}^{\infty} \Phi_n = (I_K - A_1 - \dots - A_p)^{-1}$$

Ortogonal impuls-respons anvendes, hvis de underlæggende choks er ikke forekommer isoleret, men derimod er korreleret med komponenterne i innovationsprocessen, dvs. off-diagonalen i kovariansmatricen Σ_u er forskellige fra 0 (Pfaff, 2008, s. 39).

Impuls-respons funktioner beregnes på baggrund af de estimerede koefficienter fra den model der estimeres. Impuls-respons funktionerne kan derfor være behæftet med en vis usikkerhed. Af denne årsag beregnes ofte konfidensintervaller (Enders, 2004, s. 277). I beregningen af konfidensintervaller anvendes bootstrapping. Da funktionen i R anvender 'standard percentile interval'. Dette konfidensinterval er givet ved:

$$CI_s = [s_{\gamma/2}^*, s_{(1-\gamma)/2}^*]$$

Hvor $s_{\gamma/2}^*$ og $s_{(1-\gamma)/2}^*$ er $\gamma/2$ og $(1-\gamma)/2$ kvantilerne for fordelingen af impuls-respons koefficienterne $\hat{\Phi}^*$ (Breitung et al., 2004, s. 177).

2.9 Forecast Error Variance Decomposition

Forecast error variance decomposition (FEVD) er en anden metode der anvendes til at undersøge effekter af choks i VAR og VEC modeller. FEVD tager udgangspunkt i den ortogonale impuls-respons koefficientmatrice, ψ_n . FEVD tillader en analyse af, hvor meget variabel j bidrager til en h -step fremskrivningsfejlens varians af variabel k , dvs. hvor meget bidrager de enkelte variable i ligningssystemet til fremskrivningsfejlens varians.

Fremskrivningsfejlen i en VAR model med h fremskrivningsperioder er givet ved:

$$y_{T+h} - y_{T+h|T} = \varepsilon_{T+h} + \Phi_1 \varepsilon_{T+h-1} + \dots + \Phi_{h-1} \varepsilon_{T+1}$$

Dette kan udtrykkes som:

$$y_{T+h} - y_{T+h|T} = \Psi_0 \varepsilon_{T+h} + \Psi_1 \varepsilon_{T+h-1} + \dots + \Psi_{h-1} \varepsilon_{T+1}$$

Fremskrivningsfejlen for den k 'te variabel er udtrykt ved

$$y_{k,T+h} - y_{k,T+h|T} = \sum_{j=0}^{h-1} (\Psi_{k1,n} \varepsilon_{1,T+h-n} + \dots + \Psi_{kK,n} \varepsilon_{K,T+h-n})$$

Ved at anvende, at $\Sigma_\varepsilon = I_K$, kan fremskrivningsfejlens varians skrives som:

$$\begin{aligned} \sigma_k^2(h) &= \sum_{j=0}^{h-1} (\psi_{k1,j}^2 + \dots + \psi_{kK,j}^2) \\ &= \sum_{j=1}^K (\psi_{kj,0}^2 + \dots + \psi_{kj,h-1}^2) \end{aligned}$$

Her angiver $\psi_{nm,j}$ det (n, m) 'te led af ψ_j . Denne ligning udtrykker bidraget af det j 'te chok til fremskrivningsfejlens varians i variabel k med h fremskrivningsperioder (Lütkepohl, 2013, s. 157).

Ved at dividere de ortogonale impuls-responser $(\psi_{k0}^2 + \dots + \psi_{kj,h-1}^2)$ med forecast error variansen, $\sigma_k^2(h)$, fås forecast error variance dekompositionerne i procent.

$$\omega_{kj}(h) = \frac{(\psi_{kj,0}^2 + \dots + \psi_{kj,h-1}^2)}{\sigma_k^2(h)}$$

Disse procenter angiver hvor meget variabel j er med til at forklare forecast error variansen i variabel k med h fremskrivningsperioder (Breitung et al., 2004, s. 180).

3 Definitionsafsnit

Følgende afsnit indeholder redegørelser for de forskellige begreber, som anvendes i afhandlingen. Dette indebærer en gennemgang af systemisk risiko i banksektoren, herunder en gennemgang af bankers aktiviteter og interbankmarkedet, en definition af systemisk risiko samt hvordan systemisk risiko kommer til udtryk i banksektoren. Hernæst følger en gennemgang af, hvordan systemisk risiko kan reguleres samt en gennemgang af SIFI-aftalen, som indeholder de tiltag, der i en dansk kontekst, er blevet vedtaget omkring regulering af systemisk risiko. Slutteligt argumenteres der for, hvorfor de øgede kapitalkrav antages at resultere i et højere rentespænd og der henvises til artikler, der har estimeret effekten af højere kapitalkrav på rentespænd. Denne antagelse ligger til grund for den senere analyse, hvor det estimeres hvilken effekt SIFI-aftalen vil have på den danske økonomi, i kraft af et chok til rentespændet.

3.1 Systemisk risiko i banksektoren

Dette definitionsafsnit indeholder en beskrivelse af systemisk risiko i banksektoren. Afsnittet indledes med en introduktion om bankers aktiviteter og interbankmarkedet, for at kortlægge interaktioner mellem banker og påvise hvordan systemisk risiko opstår i den finansielle sektor.

3.1.1 Banker

Banker muliggør, at midler fra husholdninger og institutioner, som har kapitaloverskud kan overføres til husholdninger og institutioner, der har kapitalunderskud. Kapitaloverskuddet indsættes på en indlånskonto i banken, hvormed indskyderne opnår en rente. Dette kapitaloverskud bliver overført til husholdninger eller institutioner, som har kapitalunderskud ved at stille forskellige lånemuligheder til rådighed mod en rentebetaling (Madura, 2012, s. 11). På denne måde opnår husholdninger og institutioner finansiering til investeringer. For at banken opnår profit ved at formidle midler fra overskudskapital til underskudskapital skal indlånsrenten være lavere end udlånsrenten. Bankernes aktiviteter kan illustreres ved deres balance. En banks balance udgøres af aktiver, passiver og kapital. Summen af passiverne og kapital udgør aktiverne;

$$\text{Aktiver} = \text{Passiver} + \text{Kapital}$$

Aktiverne udgøres af reserver, obligationer og værdipapirer, udlån samt fysisk kapital og er således bankens anvendelse af passiverne. Det er renterne genereret på aktiverne, som udgør bankens profitter. Banken kræver derfor en rente på dets aktivside, som er højere end den rente banken selv betaler på dens passiv side (Mishkin, 2007, s. 219). Reserverne angiver den beholdning af kontanter og valuta, som banken fysisk holder. Reserverne genererer ingen rente, men er bankens mest likvide middel, og justeres alt efter de hævnings/udbetalinger banken laver i løbet af en dag. Grunden til at banken holder reserver skyldes lovgivningskrav. Derudover holder en bank også en andel af dens indlån på konto i Nationalbanken samt i andre banker, som genererer en marginal rente (Mishkin, 2007, s. 222). Derudover holder banken obligationer og værdipapirer, hvilket udgør en del af bankens indtjeningsmuligheder. Udlån udgør den primære del af bankens profitter. Lån er typisk mindre likvide end andre aktiver, da de ikke kan omdannes til kontanter indtil lånet udløber. Derudover er der højere risiko for konkurs, hvorfor banken tjener den højeste rente på denne type af aktiver (Mishkin, 2007, s. 223). Fysisk kapital angiver bankens bygninger, computere og andet udstyr, som er nødvendig for at holde driften af banken i gang.

Passiverne udgør indlån, gæld og kapital, hvilket således tilsammen udgør bankens finansiering af aktiverne (Mishkin, 2007, s. 219). Indlån udgør de beløb, som husholdninger og virksomheder har stående i banken som en alm. bankkonto eller opsparingskonto. På en alm. bankkonto kan det indsatte beløb hæves med det samme. Denne type passiv er således billig finansiering for banken, da kunden ikke kræver en høj rente på denne likvide type konto (Mishkin, 2007, s. 220). En opsparingskonto kan

derimod være bundet i en vis periode, hvorfor denne kontotype er mindre likvid, hvorfor kunderne kræver en højere rente som funktion af bindingsperioden. Langsigtet gæld er derfor dyrere for banken end kortsigtet gæld. Gæld udgør lån fra Nationalbanken og andre banker og virksomheder. Generelt låner en bank kortsigtet men udlåner langsigtet, hvormed langsigtede lån ofte finansieres med kortsigtede indlån. Dette medfører, at der kan være uoverensstemmelse med balancen, hvormed bankerne låner af hinanden på det såkaldte interbankmarked for at få balancen til at gå op på daglig basis (Mishkin, 2007, s. 221).

Kapital udgør nettoformuen, som er differensen mellem aktiver og passiver. Ny kapital rejses ved at udstede nye aktier eller ved at overføre bankens resultat. Kapital udgør en buffer mod et fald i værdien af aktiverne, hvilket i værste fald vil kunne resultere i insolvens, dvs. passiverne er højere end aktiverne. Dette kan tvinge banker i likvidering, hvormed bankens aktiver til at imødekomme forpligtelser (Mishkin, 2007, s. 222).

For at en bank er profitabel, skal indkomsten fra et udlån være lig med eller større end de omkostninger, instituttet har ved at finansiere udlånet. Udlånet finansieres hovedsageligt af gæld, men også af egenkapital, som er dyrere end gæld. Banken kan selv sætte udlånsrenten og vil som udgangspunkt forøge denne rente, hvis låneomkostningerne stiger, hvilket eksempelvis kan ske, hvis en større andel af finansieringen flyttes til egenkapital frem for fremmedkapital. Det er bl.a. selskabsbeskatningen, samt eksplicit og implicit statsstøtte, som gør det relativt billigere for institutionerne at finansiere sig med fremmedkapital (Jensen, 2013, s. 6).

Bankerne har en kapitalstruktur, som adskiller banker fra andre virksomheder (Schüler, 2002, s. 146). Banker har eksempelvis en høj gældsætningsgrad, hvilket betyder, at banker har et lavt forhold mellem kapital og aktiver. Dette implicerer, at der kun er en begrænset margin til tab, idet banker er sårbare overfor store kontante udbetalinger, da bankerne ikke nødvendigvis kan indfri hævningerne med de passiver de har (Schüler, 2002, s. 146).

3.1.2 Interbankmarkedet

Banker er forbundet med hinanden via interbankmarkedet, hvor de har direkte pengemæssige eksponeringer. Interbankmarkedet fungerer således, at banker låner kortsigtet til hinanden, typisk lån, der kun varer indtil næste dag med det formål at dække eventuel uligevægt af forpligtelser og reservekrav. En bank med mangel på likviditet låner således af en bank med overskud af likviditet (Iori et al., 2006, s. 526).

Interbankmarkedet udgør således en form for sikkerhedsnet for banker, men i tilfælde af konkurser vil de individuelle bankers eksponeringer med hinanden også medføre, at en låntagerbanks konkurs påvirker andre långiverbankers balancer og reservebeholdninger til låntagerbanken.

Lånemulighederne på interbankmarkedet medfører således et trade-off mellem bankernes indbyrdes forsikring til hinanden i form af tilgængeligheden af likviditet og systemisk risiko i forhold til den overordnede finansielle stabilitet (Iori et al., 2006, s. 526).

På grund af bankernes indbyrdes afhængighed gennem interbankmarkedet, er banksektoren således særligt sårbar overfor tilstedeværelsen af systemisk risiko samt spredningen af systemisk risiko fra institution til institution i banksektoren.

3.1.3 Systemisk risiko

Dette afsnit omhandler systemisk risiko. Afsnittet har til formål at redegøre for forskellige definitioner af systemisk risiko, da dette begreb er et af de centrale begreber i afhandlingen. Indledningsvist redegøres for usystematisk og systematisk risiko, da dette er to meget anvendte risikobegreber i den finansielle sektor i relation til at vurdere aktivers risiko ved CAPM modellen. Gennemgangen af disse begreber anvendes som sammenligningsgrundlag for systemisk risiko. Efter en beskrivelse af systemisk risiko gennemgås det, hvordan systemisk risiko optræder i banksektoren.

Usystematisk risiko (alpha-faktoren i CAPM modellen) er en type risiko, der knytter sig til en specifik virksomhed. Usystematisk risiko kaldes også for idiosynkratisk risiko, der indikerer sandsynligheden for, at den enkelte finansielle institution oplever en hændelse, som har en negativ effekt på den finansielle institution, uafhængigt af, om andre institutioner udsættes for samme hændelse (Andersen, 2004, s. 12). Usystematisk risiko kan elimineres ved at holde en diversificeret portefølje, dvs. der holdes aktiver indenfor forskellige sektorer i økonomien, som reagerer forskelligt på choks i økonomien.

Systematisk risiko (beta-faktoren i CAPM modellen) er, i modsætning hertil, en markedsrisiko, som påvirker flere institutioner på samme tid. Markedsrisiko opstår i forbindelse med ændringer i makrovariable, så som renter, inflation, valutakurser, aktiepriser og obligationskurser. Systematisk risiko kan ikke elimineres ved at holde en diversificeret portefølje, da denne form for risiko netop er kendetegnet ved, at den påvirker flere finansielle institutioner på samme tid. Der ligger således i dette begreb, at

nogle systematiske faktorer i økonomien ikke kan diversificeres væk (Hillier et al., 2008, s. 183).

Da usystematisk risiko kan diversificeres væk, vil en investor kræve et højere afkast for at holde en portefølje med systematisk risiko end en portefølje med usystematisk risiko (Hull, 2012, s. 8).

Systemisk risiko adskiller sig fra de ovennævnte typer af risiko ved at være en form for risiko, der opstår endogent i økonomien og kobles sammen med systemet som helhed. Der findes ikke nogen entydig definition på systemisk risiko, se eksempelvis Summer (2003), Schuler (2002) og Kaufman & Scott (2003) for en gennemgang af forskellige definitioner, her nævnes blot nogle få definitioner. Acharya (2009) definerer systemisk risiko, som den type risiko, der opstår i forbindelse med endogen korrelation mellem bankers aktivers afkast. En finansiel krise er således systemisk, hvis mange banker går konkurs på samme tid, eller hvis en banks konkurs spreder sig til andre banker, som ligeledes går konkurs. Schuler (2002) definerer systemisk risiko som risikoen eller sandsynligheden for nedbrud i et system som helhed, i modsætningen til nedbrud i enkeltdele af et system. Tilstedeværelsen af systemisk risiko kan således bevirke, at en negativ hændelse i en given bank medfører en stigning i sandsynligheden for, at den går konkurs, hvilket vil generere negative eksternaliteter for hele den finansielle sektor. Peterson (2012) definerer systemisk risiko som værende årsag til en systemisk hændelse, som består i flere konkurser af enten markeder eller aktivklasser, som finder sted på samme tid. Helt specifikt defineres en systemisk risikohændelse, som en hændelse hvor tre eller flere ud af fem aktivklasser går konkurs på samme dag eller tre lande, som simultant går konkurs. Peterson påpeger endvidere, at systemiske hændelser forekommer oftere i dag end tidligere, idet markederne er blevet mere komplekse, selvjusterende og indbyrdes afhængige. Kaufman & Scott (2003) definerer ligesom Schuler (2002) systemisk risiko som værende risikoen eller sandsynligheden for konkurser i systemet som helhed i modsætningen til konkurser i enkelte dele eller komponenter. De påpeger, at systemisk risiko forekommer, når der er korrelation mellem flere eller alle parter i den finansielle sektor. Systemisk risiko i banksektoren er således til stede, når der er høj korrelation og når bankkonkurser forekommer simultant.

På trods af en manglende konsensus om en entydig definition, synes der at være bred enighed om, at systemisk risiko afspejler en endogen form for risiko, der er til stede i det finansielle system og som påvirker, at flere finansielle institutioner går konkurs på samme tid. På denne måde minder systemisk risiko om systematisk risiko. Forskellen ligger i, hvordan chokket til økonomien defineres. I forbindelse med systematisk risiko er chokket eksogent, mens det i forbindelse med systemisk risiko er endogent.

Systemisk risiko kan kanalisere sig til banksektoren på forskellige måder. Ifølge Schüler (2002) kan systemisk risiko forekomme på bankmarkedet ved et makrochok eller via det tætte samspil mellem banker via interbankmarkedet. Et makrochok identificeres som konjunkturedgang, rente- eller valutachok eller aktiemarkedskrak, hvilke kan medføre simultane negative effekter for adskillige banker, hvormed systemisk risiko opstår. Som nævnt minimerer bankernes tætte samspil hyppigheden af bankkraks gennem den gensidige forsikring bankerne har på interbankmarkedet, i kraft af muligheden for at få den nødvendige likviditet. Dog bidrager de stærke relationer mellem bankerne til øget systemisk risiko, hvormed negative økonomiske konsekvenser i en bank kan sprede sig til andre banker (Schüler, 2002, s. 147). Denne spredning af konkurser på bankmarkedet kan analyseres ud fra 2 kanaler; informations- og eksponeringskanalen.

Informationskanalen refererer til muligheden for, at dårlige nyheder omkring en bank kan få store økonomiske problemer for banken. En central del af informationskanalen er derfor, at indskydere og andre parter har imperfekt information omkring, hvilken type af chok der rammer banken, f.eks. hvorvidt chokket er idiosynkratisk eller systemisk, og de reale eksponeringer til andre banker (Schüler, 2002, s. 147). De er således ikke klare over, hvorvidt chokket er et, der forholdsvist nemt kan diversificeres væk, eller om hele sektoren kan risikeres at blive ramt. Dårlige nyheder om en bank kan således betyde, at flere indlånere vil hæve deres indskud på samme tid, hvilket medfører bank run. Dette kan medføre store økonomiske problemer for bankerne, idet banker typisk kun holder en lille andel af deres indlån som reserver, hvormed banker er særlig følsomme overfor store kontante udbetalinger eller andre bankers misligholdelse af deres gæld til banken. Et chok kan således få store økonomiske konsekvenser, hvilket kan føre til, at adskillige banker går konkurs, gennem interbankmarkedet.

Eksponeringskanalen er et udtryk for de reale eksponeringer på interbankmarkedet. Problemer med insolvens i en bank kan udløse en kædereaktion af økonomiske choks til andre banker, der har finansielle eksponeringer i banken, hvormed disse banker ligeledes går konkurs (Schwarcz, 2008, s. 199). Systemisk risiko kan således trigge et kollaps i hele det finansielle system. Spredningen af økonomiske chok på systemet som helhed kan både være direkte og indirekte. De direkte spredninger består i, at en banks konkurs har effekter som direkte påvirker dens kreditorer, mens de indirekte effekter afspejler korrelerede eksponeringer til ikke-finansielle sektorer og finansielle markeder, hvormed negative konsekvenser spredes i systemet som helhed. De indirekte spredninger svækker således det finansielle system, og fører til ustabile tilstande, hvormed det finansielle system som helhed er letpåvirkelig af yderligere simultane bankkonkurser (Schüler, 2002, s. 148). Fordi banker har eksponeringer i andre banker

anses de for at være mere følsomme overfor konkurser, hvorfor den finansielle sektor betragtes som værende mere sårbar overfor spredning af risiko end andre industrier (Schüler, 2002, s. 146).

Det finansielle system kan ofte tolerere konkurser af banker isoleret set, men simultane konkurser i banksektoren, kan realøkonomien ikke absorbere uden, at det får samfundsøkonomiske konsekvenser. De beslutninger banker træffer på individniveau kan således være omkostningsfulde for systemet som helhed (Beale et al., 2011, s. 12.647). En høj grad af systemisk risiko i økonomien, kan indebære, at det finansielle system bliver ustabil. Der er således et trade-off mellem gensidig forsikring på interbankmarkedet og systemisk risiko i forhold til den overordnede stabilitet af systemet (Iori et al., 2006, s. 526).

”Too-big-to-fail” er et begreb, som relateres til systemisk risiko, da der er nogle finansielle institutioner, der er så store, at deres konkurs vil få store økonomiske konsekvenser for hele realøkonomien. Af denne årsag har bankerne en forventning om at blive hjulpet af staten i tilfælde af konkurs. Hermed opstår et moral hazard problem; bankerne påtager sig mere risiko end der ud fra et samfundsøkonomisk perspektiv er optimalt

Derudover knyttes begrebet ”Too-interconnected-to-fail” også til systemisk risiko, da de finansielle institutioner er så tæt knyttet til hinanden, at de ikke vil være upåvirket af en anden banks konkurs (Markose et al., 2012). Dette skyldes eksempelvis det stigende brug af komplekse finansielle derivater.

Systemisk risiko har endvidere givet anledning til begrebet ”too many too fail”, som har indflydelse på små bankernes incitamenter til at reagere simultant. Dette er således modsat ”too big too fail”, som påvirker store bankers incitamenter til at påtage sig store risici. ”Too many too fail” problemet indebærer, at staten finder det optimalt at hjælpe små banker, hvis antallet af konkurser er store, i modsætningen til hvis antallet af konkurser er lille, og bankerne kan opkøbes af de overlevende banker. Denne ”too many too fail” implicitte garanti fra staten tilskynder, at små banker agerer simultant, hvilket øger den systemiske risiko. Igen er dette et udtryk for moral hazard, da bankerne agerer simultant for at øge sandsynligheden for at blive hjulpet i tilfælde af konkurs (Acharya & Yorulmazer, 2007). Eksempelvis finansierer banker investeringer i de samme industrier eller satser på samme risici. ”Too many to fail” garantien fokuserer på de valg som bankerne som helhed træffer i modsætningen til ”too big too fail” garantien som fokuserer på de valg, som den individuelle bank træffer.

Hvis en bank går konkurs og bliver opkøbt af en anden bank, vil der ikke forekomme velfærdsomkostninger, hvorimod der ved likvidering eller bailout, vil blive pålagt samfundet store velfærdsomkostninger. En bank bliver hjulpet af staten, hvis omkostningerne ved at indskyde kapital er mindre end misallokeringen af omkostningerne ved likvidering af aktiverne. Derudover vil statens hjælp også være meget omkostningstung, fordi staten påtager sig alternativomkostninger ved ikke at modtage overskud som følge af banksalg eller likvidering. Derfor er der interesse i at implementere regulering, som minimerer korrelationen mellem bankers investeringer. Dette gøres for at kunne minimere sandsynligheden for, at flere banker går konkurs på samme tid og dermed undgå store tab for samfundsøkonomien.

Systemisk risiko er således en vigtig faktor at tage højde for i udformningen af politiske regulativer på grund af de omkostninger finansielle kriser har for den reale økonomi. Herudover må internaliseringen af systemisk risiko ske gennem regulering, da de finansielle institutioner ikke har incitament til selv at internalisere risikoen. Dette skyldes, at institutionerne ikke bliver kompenseret for at påtage sig risikoen, idet de på de finansielle markeder kun kompenseret for systematisk risiko (beta komponent).

3.2 Regulering af systemisk risiko

Finansielle kriser pålægger samfundsøkonomien omfattende omkostninger, grundet spillet mellem den finansielle sektor og den reale sektor. Det er således vigtigt fra et samfundsmæssigt synspunkt at begrænse risikoen for perioder med finansiell ustabilitet. En vigtig forudsætning for dette er, at den finansielle sektor er modstandsdygtig overfor konjunkturudsving. Derudover skal der tages højde for systemiske risici i den finansielle sektor som helhed, som ikke nødvendigvis er åbenbare i de enkelte institutioner. I følgende afsnit gennemgås det, hvordan den finansielle sektor kan reguleres. Dette har til formål at danne fundamentet for den senere diskussion af de tiltag SIFI-aftalen indeholder. Afsnittet indledes med en kort beskrivelse af formålet med regulering generelt samt en beskrivelse af mikro- og makroprudentiel regulering. Dette efterfølges af en gennemgang af, hvad der kendetegner reguleringen af systemisk risiko og hvordan kapitalkrav kan være medvirkende til at reducere systemisk risiko i banksektoren. Afsnittet fokuserer på kapitalkrav som regulering, da denne form for regulering er omdrejningspunktet for afhandlingen.

Formålet med regulering af den finansielle sektor er at reducere sandsynligheden for finansielle kriser, da disse fører til realøkonomiske kriser, som kan være meget omkostningsfulde for samfundet gennem store tab i output og beskæftigelse (Stenbæk,

2010, s. 13). Minimering af sandsynligheden for fremtidige kriser kan opnås ved at øge den finansielle stabilitet, således det finansielle system som helhed er så robust, at eventuelle problemer i dele af sektoren ikke spreder sig og hindrer det finansielle system i at fungere som effektiv formidler af kapital og finansielle tjenesteydelser.

Regulering af den finansielle sektor gøres ved at imødekomme markedsfejl. Som det fremgik af afsnit 3.1.3 om systemisk risiko, er moral hazard en markedsfejl, der ofte ses i banksektoren i forbindelse med systemisk risiko. Fordi bankernes aktiver er finansieret med indskud, er den risiko, der er forbundet med investeringen af bankens aktiver, uafhængig af bankens afkast. Dette giver bankerne incitament til at påtage sig mere risiko, end hvad der fra et samfundsøkonomisk perspektiv er optimalt. Bankerne har således incitament til at investere sine aktiver i risikofyldte aktiver, som potentielt giver et højt afkast. Dette incitament skyldes, at der eksisterer forsikring af bankindskud, hvilket reducerer risikoen for bankruns, men som dog ligeledes giver bankerne et incitament til at påtage sig mere risiko end de ville have gjort i tilfældet uden forsikring af indskud. Dette skyldes, at bankerne ved, at tabet bæres af indskyderne og skattebetalerne i tilfældet hvor investeringen af aktiverne ikke giver det forventede afkast (Hanson et al., 2011, s. 4). Desuden er forsikringen af indskud medvirkende til, at indskydere ikke har incitament til at overvåge bankernes aktiviteter og hvilken risiko, der er forbundet med disse aktiviteter.

En måde hvorpå systemisk risiko kan reguleres, er ved at indføre kapitalkrav. Ved at indføre kapitalkrav kræves det, at bankerne ikke kun er finansieret med indskud, men også med egenkapital. På denne måde internaliseres bankernes incitament til at påtage sig for meget risiko, idet banken nu selv vil bære en større del af tabet, i tilfældet af, at den risikofyldte investering ikke giver det forventede afkast. At banken selv skal bære en større del af et eventuelt tab er med til at minimere moral hazard problemet (Hanson et al., 2011, s. 4).

Indførelsen af kapitalkrav er et eksempel på mikroprudentiel regulering. I mikroprudentiel regulering fokuseres på at begrænse finansiell ustabilitet i de enkelte finansielle institutioner. Der fokuseres derfor på at indføre krav på institutionsniveau, således de individuelle institutioner kan håndtere de risici, der er til stede i den finansielle sektor. Reguleringen vil på denne måde kunne sikre forbrugerbeskyttelse, dvs. investorer og indskydere, ved at minimere de risici, der eksisterer i den pågældende bank.

I mikroprudentiel regulering behandles risiko som en eksogen størrelse, hvorfor det antages, at de enkelte finansielle institutioner kan anvende diversificering som sikring mod risici. Korrelation og gensidige eksponeringer i andre banker er således irrelevante,

og der fokuseres derfor ikke på de hændelser der kan forekomme uden for den enkelte finansielle institution (Borio, 2003, s. 2). Siden mikroprudentiel regulering forsøger at begrænse risikoen i den enkelte institution uanset de systemiske konsekvenser. Risikoen ved mikroprudentiel regulering er, at markeds kræfterne kan risikeres at blive undertrykt, hvormed ressourcer misallokeres og mulighederne for vækst elimineres (Borio, 2003, s. 5). En meget streng regulering kan således ende med at underminere formålet med regulering og derimod resultere i finansiell ustabilitet, hvormed moral hazard problemet opstår.

Mikroprudentiel regulering fokuserer således mest på den usystematiske, idiosynkratiske risiko og det antages, at stabiliteten i den finansielle sektor som helhed, er afhængig af stabiliteten i de enkelte finansielle institutioner. Mikroprudentiel regulering fokuserer derfor på den eksogene risiko de enkelte banker har, hvormed der således ikke tages højde for endogen risiko. Mikroprudentiel regulering ignorerer således den systemiske vigtighed af de individuelle institutioners størrelse, gældsætningsgrad samt i hvilket omfang bankerne er forbundet. Risiko i den finansielle sektor er dog mere end blot en aggregering af de individuelle bankers risikoeksponering. Denne afhænger også af endogene risici, som opstår i forbindelse med bankernes kollektive adfærd (Persaud, 2009, s. 2). Det er derfor vigtigt at der indføres et makroprudentielt perspektiv på regulering, for at implementere en politik, der ligeledes tager højde for det systemiske aspekt. I modsætning til mikroprudentiel regulering har makroprudentiel regulering fokus på netop dette og fokuserer på stabiliteten i den finansielle sektor som helhed. Her lægges vægt på, at aggregeret risiko er en endogen faktor, som opstår som følge af de enkelte institutioners adfærd og regulativerne har fokus på de samfundsøkonomiske omkostninger, der er forbundet med de systemiske effekter som optræder, når flere finansielle institutioner oplever samme økonomiske choks (Hanson et al., 2011, s. 3). Der er således fokus på de korrelationer og eksponeringer, som bankerne indbyrdes har og der fokuseres ligeledes på den systemiske risiko.

I perioden efter den finansielle krise har der været en bred enighed blandt politikere og akademikere om, at den økonomiske politik skal have et mere makroprudentielt perspektiv (Hanson et al., 2011, s. 3). Målet med makroprudentiel regulering skal således bestå i at begrænse uro i det økonomiske system ved at stille stabile finansielle ydelser til rådighed og på den måde undgå store udsving i output relateret til ustabilitet på de finansielle markeder (Davis & Karim, 2010, s. 3). I modsætningen til mikroprudentiel regulering pålægger makroprudentiel regulering samfundet omkostninger i form af reduceret tilgængelighed til kredit til nogle husholdninger og

virksomheder. Dette skal dog ses i sammenhæng med de omkostninger der socialt set undgås ved at opnå et mere stabilt finansielt system.

Selvom systemisk risiko i høj grad har at gøre med, at banksektoren som helhed, skal kunne modstå choks, så består banksektoren som helhed, af de enkelte banker. Reguleringen er således nødt til også at have et mikroprudentielt indhold, således den enkelte bank er solvent.

3.3 SIFI-aftalen

Det stigende fokus på systemisk risiko ses også i en dansk sammenhæng, hvor der siden den finansielle krise i 2008/2009 har været øget fokus på at styrke reguleringen af systemisk vigtige finansielle institutter (SIFI'er). Dette resulterede i, at der i oktober 2013 blev indgået en aftale mellem Regeringen (Socialdemokraterne, Radikale Venstre og Socialistisk Folkeparti) og Venstre, Dansk Folkeparti, Liberal Alliance og Det Konservative Folkeparti omkring regulering af systemisk vigtige finansielle institutter, SIFI-aftalen. SIFI-aftalen indeholder dels lovgivning, som gælder alle penge- og realkreditinstitutter og dels lovgivning, som gælder regulering af systemisk vigtige finansielle institutter. Ligeledes indeholder aftalen konkrete kvantitative krav til penge- og realkreditinstitutterne såvel som skærpede muligheder for overvågning af institutterne. Dette afsnit indeholder en beskrivelse af de tiltag, som indførelsen af SIFI-aftalen medfører. Det primære fokus er på de kapitalkrav der gælder for SIFI'erne, der nævnes dog også en række andre regulativer.

Indledningsvist redegøres der kort for, hvordan SIFI'er identificeres og hvilke danske institutter, der karakteriseres som SIFI'er. Hernæst gennemgås de skærpede krav der bliver pålagt SIFI-institutterne, som følge af SIFI-aftalen.

Identifikationen af et SIFI institut sker på baggrund af følgende tre kriterier:

1. Balancens størrelse svarer til mere end 6,5 % af dansk BNP
2. Udlån udgør mere end 5 % af sektorens samlede udlån
3. Indlån udgør mere end 5 % af sektorens samlede indlån

Et institut bliver karakteriseret som et SIFI, hvis instituttet overskrider én af grænserne i to sammenhængende år (Regeringen, 2013, s. 4). På baggrund af disse kriterier bliver Danske Bank, Nykredit, Nordea Bank Danmark, Jyske Bank, BRF Kredit, Sydbank og DLR Kredit karakteriseret som SIFI'er i juni 2014 (Regeringen, 2013, s. 4). Karakteriseringen foretages af Finanstilsynet.

Skærperne i kapitalkrav i SIFI-aftalen er baseret på de krav, der er fastsat i Basel III og indført med Kapitalkravsdirektivet (CRD4) i marts 2013. Med CRD4 blev det indført, at alle penge- og realkreditinstitutter skal have en basiskapital på minimum 8 % af de risikovægtede poster, hvilket er uændret i forhold til gældende lovgivning inden SIFI-aftalen blev vedtaget (Babic, 2011, s. 4). Basiskapital er sammensat af egentlig kernekapital, hybrid kernekapital og supplerende kapital, som hver især har forskellige evner til at absorbere tab. Den egentlige kernekapital skal udgøre mindst 4,5 % af de risikovægtede poster, hvilket er over dobbelt så meget, som minimumkravet inden SIFI-aftalen på 2 %. Den egentlige kernekapital er den kapitaltype, der har den største evne til at absorbere tab, hvorfor netop denne type kapital vurderes at være af højst kvalitet. Den egentlige kernekapital er således den type kapital, der først skal dække tab i tilfælde af konkurs (Babic, 2011, s. 146). I egentlig kernekapital indgår indbetalt aktie-, garant- og andelskapital fra aktionærer, garanter og andelshavere samt bankens overførte overskud (Babic, 2011, s. 9). Kernekapital består af egentlig kernekapital og hybrid kernekapital og skal udgøre mindst 6 % af de risikovægtede poster, hvilket er 2 procentpoint højere end minimumskravet inden SIFI-aftalen. Hybrid kernekapital er et lån, som den finansielle institution har optaget på særlige vilkår. Ifølge Basel III skal dette lån have ubegrænset løbetid, betaling af afdrag og renten skal kunne bortfalde og kapital skal kunne konverteres til aktiekapital eller nedskrives. Denne type af kapital er den der anvendes efter egentlig kernekapital før andre typer lån i forbindelse med konkurs (Babic, 2011, s. 146).

Supplerende kapital er ligeledes et lån, som den finansielle institution har optaget. Denne type lån har dog en fast løbetid, og der stilles ikke krav til bortfald af renter og afdrag. Denne type kapital er således den type kapital, der anvendes når de to andre kapitaltyper er anvendt.

De danske SIFI-institutioner bliver endvidere pålagt at skulle overholde et kapitalkrav, som udgør 1-3 % af de risikovægtede poster. Kapitalkravet skal udgøres af egentlig kernekapital, hvorfor det således er kapital af højeste kvalitet, der skal anvendes. Kapitalkravets størrelse varierer afhængigt af det enkelte instituts systemiskhed, hvilket beregnes ved et simpelt gennemsnit af instituttets score på de tre ovenfor nævnte identifikationskriterier (Udvalget om Systemisk Vigtige Finansielle Institutter i Danmark, 2013, s. 58). Instituttets mål for systemiskhed omsættes i en kvantitativ skala til instituttets kapitalkrav. De forskellige SIFI'ers kapitalkrav fremgår af nedenstående tabel 3.1 (Udvalget om Systemisk Vigtige Finansielle Institutter i Danmark, 2013, s. 61). Jo mere systemisk et institut er, jo højere er instituttets kapitalkrav. Som det

fremgår af tabellen er Danske Bank det mest systemiske institut, hvorfor Danske Bank har det største kapitalkrav.

Tabel 3.1: Oversigt over ekstra kapitalkrav til de danske SIFI'er

Systemiskhed	Kapitalkrav	Institut (systemiskhed i parentes)
≤ 5	1,0	DLR Kredit (1,9) BRF Kredit (3,0) og Sydbank (3,1)
5-15	1,5	Jyske Bank (5,1)
15-25	2,0	Nordea (16,8) og Nykredit (18,8)
25-35	2,5	
35-40	3,0	Danske Bank (37,5)

Med indgåelsen af SIFI-aftalen skal de danske SIFI'er således samlet set opfylde kapitalkrav på 11,5-13,5 % af de risikovægtede poster (Regeringen, 2013, s. 5).

Kapitalkravene er defineret som en andel af institutionens risikovægtede poster. Risikovægtede poster angiver den risiko bankerne har på deres aktivside, dvs. de udlån bankerne har, og således den kreditrisiko de er eksponeret for. Udlånene tildeles en risikovægt afhængigt af, hvor risikofyldte udlånene er. Til beregningen af de risikovægtede poster anvender SIFI-institutterne Internal Rating Based (IRB) metoden, mens mindre finansielle institutioner anvender den såkaldte standardmetode. Opgørelsen af risikovægtede poster har til formål at sikre, at de finansielle institutioner har en kapitalbeholdning, der er tilstrækkelig til at kunne overkomme uventede tab. Ved anvendelse af IRB-metoden til opgørelse af institutionernes kreditrisiko, estimerer institutionerne selv de forventede tab, de forventer at have, hvis låntagere misligholder deres forpligtelser. Ved anvendelse af standardmetoden skelnes mellem overordnede udlåns kategorier, hvor hver udlåns kategori er tildelt en specifik risikovægt i lovgivningen. Anvendelse af standardmetoden til opgørelse af risikovægte er således en mere grov opgørelse af risikovægte end IRB-metoden, og bankernes kendskab til de udlån de udsteder samt deres skøn for misligholdelse, indgår ikke i beregningerne af risikovægtene. Generelt indebærer anvendelse af IRB-metoden typisk lavere risikovægte end standardmetoden.

Udover de strengere kapitalkrav, styrkes kvaliteten til kapitalen også. Dette gøres i form af en række kriterier, som de forskellige typer af kapital skal overholde. Eksempelvis skal en større del af kapitalgrundlaget udgøres af egentlig kernekapital. De nuværende krav angiver, at pengeinstitutter skal have minimum 4 % kernekapital, hvoraf op til halvdelen kan udgøres af hybrid lånekapital, mens den resterende del udgøres af

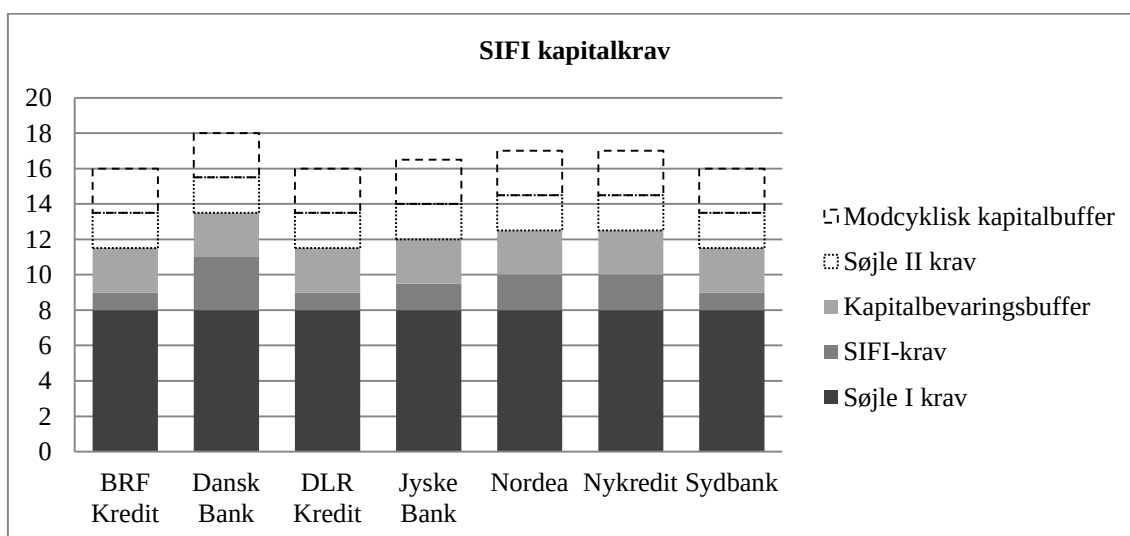
egentlig kernekapital. Som nævnt, vil der med indførelsen af SIFI-aftalen blive krævet, at institutionerne skal holde 6 % kernekapital, hvoraf minimum 4,5 % skal være egentlig kernekapital.

Kernekapitalen skal primært bestå af aktiekapital og reserver og al hybrid kernekapital skal kunne nedskrives eller konverteres til aktiekapital i tilfælde af en forudbestemt begivenhed indtræffer (Babic, 2011, s. 4). At styrke kvaliteten af kapital samt forhøje kapitalkravene vil medføre, at basiskapitalens evne til at absorbere tab vil øges (Babic, 2011, s. 147).

Udover at indføre kvantitative og kvalitative kapitalkrav indføres ydermere en kapitalbevaringsbuffer, som skal udgøre 2,5 % af de risikovægtede poster og en modcyklisk kapitalbuffer på op til 2,5 % af de risikovægtede poster. Kapitalbevaringsbufferen og den modcykliske buffer skal bestå af egentlig kernekapital (Babic, 2011, s. 147). Den modcykliske kapitalbuffer kan aktiveres af de nationale myndigheder, hvis der forekommer overnormal udlånsvækst i økonomien. Den modcykliske kapitalbuffer vil således være stigende i perioder med høj økonomisk aktivitet, mens den er faldende i perioder med lav økonomisk vækst. Dette vil således pålægge de finansielle institutioner et ekstra kapitalkrav på 2,5 %.

Figur 3.2 nedenfor illustrer de samlede kapitalkrav til de danske SIFI-institutter. De samlede krav er på 11,5-13,5 for hvert af institutterne. Dog tilføjes der muligvis et Søjle II solvenskrav såvel som der er mulighed for at aktivere en modcyklisk kapitalbuffer på op til 2,5 %.

Figur 3.1: Samlet kapitalkrav til de danske SIFI-institutter. Regeringen (2013).



Udover de skærpede kvantitative krav til de danske SIFI'er, indeholder SIFI-aftalen en række regulativer af kvalitativ karakter. Dette indebærer muligheden for at begrænse institutternes bonus, udbytter og renter på hybridkapital, likviditetskrav samt styrket tilsyn med SIFI'er, krav om god selskabsledelse, og implementering af afviklingsplaner (Regeringen, 2013, s. 7-8). Alle disse tiltag indføres for at reducere risikoen for, at et SIFI-institut bliver nødlidende. Derudover har kravene også til hensigt at være medvirkende til, at SIFI-institutioner ikke bliver uhensigtsmæssige store og komplekse (Udvalget om Systemisk Vigtige Finansielle Institutioner i Danmark, 2013, s. 49).

3.4 Kausaliteten mellem højere kapitalkrav og øget rentespænd

I dette afsnit gennemgås det, hvordan højere kapitalkrav kan føre til et øget rentespænd, da dette er en afgørende antagelse for analysen. I argumentationen for, at øgede kapitalkrav medfører et højere rentespænd, følger vi argumentationen i King (2010), som beskriver Bank of International Settlement's kortlægning af kausaliteten i relation til Basel III. Da SIFI-aftalen i høj grad tager udgangspunkt i Basel III findes det relevant at følge denne argumentation. Udgangspunktet for kausaliteten er en regnskabsmæssig tilgang og der argumenteres med ændringer i bankens kapitalstruktur, når effekten af de øgede kapitalkrav kortlægges. Til sidst i afsnittet gennemgås en række artikler, som har estimeret effekten af øgede kapitalkrav på udlånsrenter.

Hvorvidt ændringen i kapitalstrukturen vil have betydning for bankens udlån blev første gang beskrevet af Modigliani & Miller (1958), som konkluderede, at virksomheders finansiering er uafhængig af virksomhedens kapitalstruktur. Dette skyldes, at en stigning i andelen af egenkapital (som er dyrere end gæld) antages at blive modsvaret af et fald i omkostningerne pr. enhed gæld og egenkapital. Da risikoen for insolvens nu er mindre, kræver investorerne en lavere risikopræmie. Implementeringen af højere kapitalkrav vil derfor ikke have effekt på udlånsrenter ud fra denne tankegang. Modigliani-Miller teoremet gælder dog kun under restriktive antagelser, såsom ingen skatter, symmetrisk information, rationel risikobaseret prisfastsættelse, dvs. at investorer er i stand til at prisfastsætte aktiver i overensstemmelse med deres risiko (Admati et al., 2011, s. 18).

Ophæves disse antagelser kan ændringen i kapitalstrukturen have en betydning på bankernes udlånsrenter. Dette gælder eksempelvis i tilfældet, hvor der indføres skatter. Dette skyldes, at den skattemæssige håndtering af egenkapital og gæld er forskellig, da

rentebetalinger på gæld er fradragsberettiget, hvilket dividender på egenkapital ikke er. Af denne årsag er gæld mere fordelagtigt for bankerne at anvende (Kashyap, 2010, s. 8).

Det kan ligeledes diskuteres, om der er omkostninger forbundet med bankernes udstedelse af ny egenkapital. Eksempelvis diskuterer Majluf & Myers (1984) asymmetrisk information blandt investorer og hvorvidt dette medfører øget omkostninger ved udstedelse af egenkapital. Dette skyldes, at udstedelse af egenkapital kan sende et signal om, at virksomheden er overvurderet, hvorfor investorer vil tilskrive den nye egenkapital en mindre værdi. Dette i modsætningen til, hvis der optages gæld til finansiering af investeringer, hvilket Majluf & Myers (1984) påpeger, vil signalere at virksomhedens ledelse vurderer, at virksomheden er undervurderet. Udstedelse af egenkapital kan derfor medføre et fald i aktiepriserne, hvilket vil være omkostningsfuldt for virksomheden.

En række artikler diskuterer da også, hvorvidt Modigliani-Miller teoremet gælder, se eksempelvis Kashyap et al. (2010) og Admati et al. (2011). For en diskussion af, om og om teoremet gælder for banker se Miller (1995).

I King (2010) er argumentationen, at den samlede ændring i kapitalstrukturen kan medføre en stigning i kapitalomkostningerne. Et kapitalkrav angiver, hvor meget kapital en bank skal holde i forhold til sine risikovægtede aktiver. Implementeringen af SIFI-aftalen indebærer, at bankerne skal holde mere egenkapital relativt til de risikovægtede aktiver, hvormed bankernes kapitalstruktur ændres. Ændringen sker først og fremmest på passivside, hvor andelen af egenkapital øges. For ikke at ændre den totale mængde aktiver, antages det, at bankerne reducerer gældsinstrumenterne på passivside tilsvarende. Hvilke gældsinstrumenter der bliver reduceret, antages banken at bestemme på baggrund af de omkostninger, der er forbundet med de forskellige typer af passiver; indskud, kortsigtet gæld og langsigtet gæld. Som det blev gennemgået i afsnit 3.1.1 er kortsigtet gæld mere likvid end langsigtet gæld og giver derfor investoren mere sikkerhed end langsigtet gæld, hvorfor kortsigtet gæld er billigere for bankerne at holde (Kashyap, 2010, s. 5). Af denne årsag antages den langsigtede form for gæld at blive reduceret først (King, 2010, s. 9). Banken antages derfor at have relativ mindre langsigtet gæld, når de skal imødekomme de øgede kapitalkrav. Da passivside nu indeholder mere og dyrere egenkapital end før og tilsvarende færre gældsinstrumenter, er kapitalstrukturen ændret. Ændringen i kapitalstrukturen medfører dog ligeledes en stigning i nettoindkomsten, da renteomkostningerne er faldet. Stigningen i nettoindkomsten antages dog ikke at kunne modsvare stigningen i aktiekapitalen, hvorfor egenkapitalens forrentning (ROE) forventes at falde (King, 2010, s. 9). Faldet i

ROE kan undgås, hvis banken hæver udlånsrenterne således nettoindkomsten svarer til stigningen i kapitalomkostningerne (King, 2010, s. 10). Argumentationen i King (2010) er således, at implementeringen af det højere kapitalkrav vil medføre, at bankerne vil hæve udlånsrenten for at undgå et fald i ROE.

En række artikler har estimeret den forventede stigning i rentespændet mellem indlåns- og udlånsrenter som følge af højere kapitalkrav. King (2010) tager udgangspunkt i Basel III og estimerer effekten på rentespændet som følge af en stigning i kapitalkravet på 1 procentpoint. Han estimerer effekten ved at konstruere en repræsentativ bank baseret på 6844 banker fra 13 OECD lande i perioden 1993-2007. Han finder, at en stigning i kapitalkravet på 1 procentpoint medfører en stigning i udlånsrenten på 15 basispoint og at denne sammenhæng er lineær. Dette estimat er betinget af antagelsen om, at ROE og gældsomkostninger fastholdes, hvilket ikke nødvendigvis er tilfældet. King (2010) estimerer derfor ligeledes effekten i tilfældet, hvor disse tillades at falde. I tilfældet hvor ROE og gældsomkostninger tillades at falde med 10 basispoint er effekten af en stigning i kapitalkravet på 1 procentpoint en stigning i rentespændet på 13 basispoint.

Effekten af Basel III er ligeledes estimeret i Elliot (2009), som finder, at rentespændet vil stige med 39 basispoint, hvis kapitalkravet hæves fra 6 % til 8 %, såfremt ROE fastholdes på 15 %. Den forventede stigning i rentespændet reduceres dog til 9 basispoint, hvis ROE tillades at falde til 14,5 %, passivernes omkostninger falder med 10 basispoint, reserven i tilfælde af dårlige lån er lavere og operative omkostninger reduceres. Af disse artikler fremgår det dermed, at rentespændet forventes at stige uanset om ROE fastholdes.

Der er ligeledes lavet en række artikler, som estimerer effekten under forskellige antagelser om, hvilken type af gæld der reduceres. Kashyap et al. (2010) tager udgangspunkt i Modigliani-Miller teoremet og kalibrerer effekten af højere kapitalkrav i 2 forskellige scenarier, som begge bryder med antagelserne i Modigliani-Miller teoremet. De to scenarier adskiller sig ved antagelsen om hvilken type af gældsinstrumenter, der reduceres for at imødekomme kapitalkravet. I de første scenarier antages det, at langsigtede gældsinstrumenter reduceres og i det andet tilfælde antages det, at kortsigtet gæld reduceres. I begge scenarier påvises det, at forøgelsen af kapitalkravet vil have en effekt på udlånsrenterne, dog en begrænset effekt på hhv. 2,5 og 3,5 basispoint stigning pr. 1 procentpoints stigning i kapitalkravet (Kashyap, 2010, s. 17-18). Kashyap et al. (2010) viser således, at antagelsen om en stigning i udlånsrente er uafhængig af antagelsen om, hvordan bankerne reducerer passivsiden.

Effekten er ligeledes estimeret på tværs af forskellige banker. Engler et al. (2007) har estimeret hvordan øgede kapitalkrav påvirker hhv. lavt og højt kapitaliserede bankers udlånsbeslutninger. Effekten estimeres på baggrund af et datasæt, som indeholder kvartalsvise observationer på 760 banker fra første kvartal i 1997 til fjerde kvartal i 2003. Engler et al. (2007) finder, at bankerne reagerer forskelligt, afhængigt af deres kapitalisering; lavt kapitaliserede banker reagerer restriktivt, mens højt kapitaliserede banker reagerer ekspansivt. De konkluderer således, at banker med mere kapital er mindre tilbøjelige til at reducere deres udlån i tilfældet af en pengepolitisk stramning, hvilket argumenterer for indførelsen af højere kapitalkrav.

Nedenstående tabel 3.2 er en oversigt, over de forskellige artikler, som estimerer hvilken effekt øget kapitalkrav har på rentespændet.

Tabel 3.2: Oversigt over artikler

Studie	Marked	Periode	Antagelser	Effekt
King (2010)	13 OECD lande	1993-2007	ROE konstant	15 bps
			Gældsomkostninger konstant	
Kashyap et al. (2010)	USA	1976-2008	Egenkapital erstatter langsigtet gæld	2,5 bps
			Egenkapital erstatter kortsigtet gæld	3,5 bps.
Elliot (2010)	USA	-	ROE fastholdes på 15 %	39 bps

På baggrund af denne gennemgang findes kausaliteten mellem øgede kapitalkrav og øget rentespænd en plausibel antagelse som grundlag for analysen.

4 Empirisk analyse af omkostninger ved SIFI-aftalen

I dette afsnit vurderes effekterne på den danske økonomi, som følge af de skærpede kapitalkrav til de danske SIFI'er beskrevet i SIFI-aftalen. Dette gøres ved anvendelse af en vektor fejlkorrktionsmodel, hvor variablene real BNP, reale udlån til ikke-finansielle virksomheder, kortsigtet realrente og real rentespænd anvendes. BNP og udlån anvendes i log form. I analysen estimeres de realøkonomiske effekter på BNP som følge af et rentechok. Modellen er estimeret med programmet R, bilag b indeholder de anvendte koder.

Den empiriske analyse indledes med en beskrivelse af det anvendte datamateriale. Dernæst følger en behandling af datamaterialet, herunder beskrivende statistik samt tests for stationaritet og trends. Herefter estimeres omkostningerne ved SIFI-aftalen empirisk i en VEC model. Dette indebærer specifikation af modellen i form af at bestemme lagordenen og kointegrationsordnen. Herefter opstilles modellen og der kommenteres på modellens koefficienter og gives en fortolkning af kointegrationsrelationen. Dette efterfølges af en impuls-respons analyse og en forecast error variance dekomposition.

Vi finder, at ligningssystemet har 1 kointegrationsrelation og estimerer derfor en VEC model med denne restriktion. Ved anvendelse af denne model findes en negativ sammenhæng mellem rentespændet og BNP og det vurderes, at en stigning i kapitalkravene derfor vil have en negativ effekt på BNP. Dette understøttes af impuls-respons analysen, hvor den negative effekt er signifikant i de første 5 kvartaler.

4.1 Beskrivelse af datasættet

For at estimere effekterne på BNP som følge af de øgede kapitalkrav til SIFI institutterne anvendes følgende variable; BNP, bankudlån til ikke-finansielle virksomheder, inflation, CIBOR (Copenhagen Interbank Offered Rate) og bankernes gennemsnitlige udlånsrente. Variablene i datasættet er fra perioden 1995:Q4 – 2007:Q4 og er enten opgjort pr. kvartal eller opgjort på månedsbasis, hvorefter de er omregnet til kvartalsbasis. Dette giver os 49 observationer på hver af variablene. Alle variablene er reale størrelser, for at tage højde for inflation.

BNP og bankudlån er angivet i mio. danske kroner, er opgjort pr. kvartal i perioden 1995:Q4 til 2007:Q4 og er hentet fra Datastream. Inflation og CIBOR er hentet fra Statistikbanken og er begge opgjort pr. måned og derfor omdannet til kvartalsdata. De kvartalsvise data er udregnet ved at tage gennemsnittet af de tre måneder, der indgår i det pågældende kvartal. CIBOR er en 3-måneders rente. Bankernes gennemsnitlige udlånsrente er hentet fra Nationalbanken. Da der i 2002 blev indført en ny opgørelsesmetode til opgørelsen af pengeinstitutternes gennemsnitlige ind- og udlånsrenter på baggrund af forordning fra Den Europæiske Centralbank, er bankernes gennemsnitlige udlånsrente hentet fra tre forskellige kilder fra Nationalbanken. Udlånsrenterne fra 1995:Q4 til 2001:Q4 er fra tabellen ”Pengeinstitutternes gennemsnitlige udlåns- og indlånsrenter” fra publikationen ”Finansiell statistik, 2. kvartal 2003” (Danmarks Nationalbank, 2003a). Udlånsrenterne fra perioden 2002:Q1 til 2002:Q4 er fra tabellen ”Pengeinstitutterne udestående udlån fordelt på sektor” fra bilaget til ”Rentestatistik for penge- og realkreditinstitutter, november 2003” (Danmarks Nationalbank, 2003b). Disse rentesatser gælder for ikke-finansielle selskaber dvs. selskaber, hvis hovedaktivitet ikke findes indenfor de finansielle brancher. Udlånsrenterne i perioden 2003:Q1 til 2007:Q4 er hentet fra Nationalbankens statistikbank. Disse satser er ligeledes gældende for ikke-finansielle selskaber.

Inflationen anvendes ikke direkte som variabel i modellen, men anvendes til at udregne variablene i reale termer. Inflation, udlånsrenten og CIBOR anvendes således til at udregne den reale interbankrente:

$$\text{real CIBOR} = \text{CIBOR} - \text{inflation}$$

Og bankernes reale rentespænd beregnes ved:

$$\text{real rentespænd} = ([\text{Udlånsrente} - \text{Inflation}] - [\text{CIBOR} - \text{Inflation}])$$

For at reducere heteroskedasticitet tages logaritmen til real BNP og reale bankudlån. Variablene er valgt, fordi de alle antages at påvirke BNP. Følgende afsnit argumenterer for sammenhængen mellem variablene og BNP.

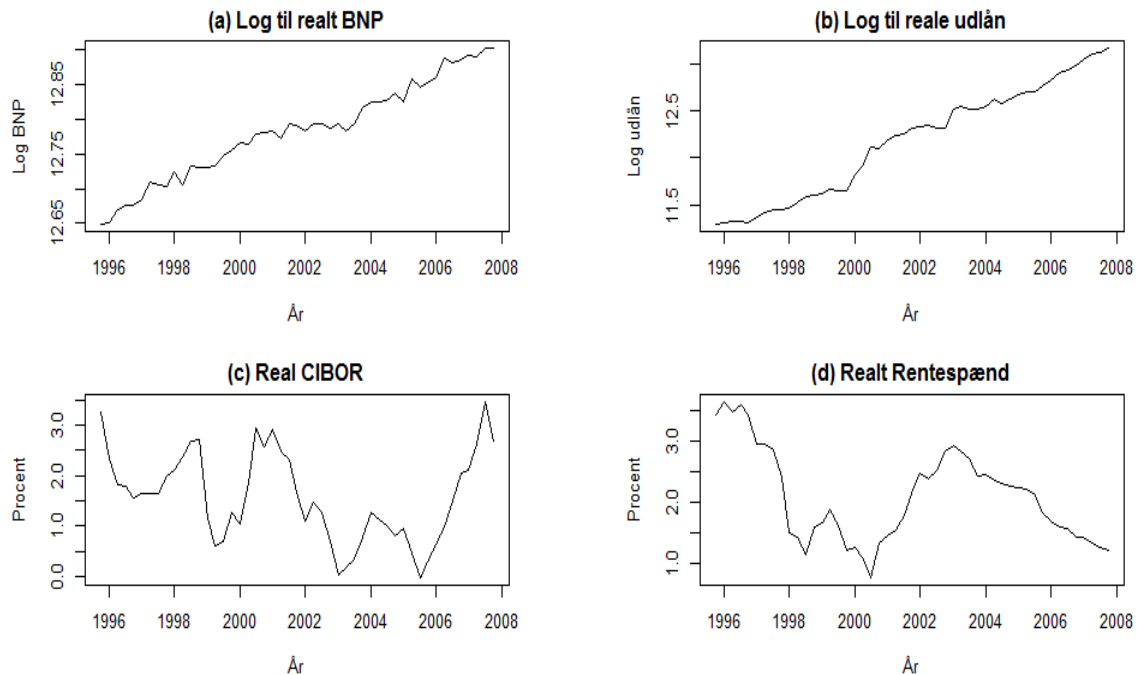
CIBOR udtrykker den rentesats, til hvilken banker kan låne likviditet af hinanden med en løbetid fra 1 uge og op til 12 måneder (Finansrådet, 2012, s. 3). CIBOR udgør et benchmark for bankernes indbyrdes afregning, hvor rentebetalinger på en række finansielle kontrakter (herunder derivater) og transaktioner fastsættes ud fra CIBOR (Finansrådet, 2012, s. 7). CIBOR anvendes ligeledes som referencerente uden for interbankmarkedet, hvor et låns rentebetalinger fastsættes ud fra CIBOR plus et rentetillæg (Finansrådet, 2012, s. 11). CIBOR antages således at påvirke BNP, da en høj CIBOR er lig med høje finansieringsomkostninger, både for banker, erhvervskunder og husholdninger, hvilket således påvirker den økonomiske aktivitet og således BNP.

Derudover antages der at være sammenhæng mellem rentespænd og BNP. Rentespændet angiver differensen mellem bankernes udlånsrente og bankernes omkostninger på passivside, dvs. interbankrenten (King, 2010, s. 1). Med antagelse om imperfekt substitution mellem udlån og andre typer af finansiering, vil en stigning i bankers udlånsrenter få rentespændet til at stige, og medføre fald i efterspørgselen efter lån, hvilket vil betyde et fald i den økonomiske aktivitet og derfor BNP (Yan et al., 2012, s. 78). Årsagen til, at vi har valgt at anvende rentespændet i stedet for blot udlånsrenten er, at en stigning i rentespændet angiver, at udlånsrenten stiger mere end de omkostninger bankerne har i form af interbankrenten.

Reale banklån er ligeledes valgt som variabel, da efterspørgselen antages at være høj i perioder med høj økonomisk aktivitet, hvor antallet af profitable projekter er stort, hvilket genererer højere efterspørgsel efter finansiering til investeringer, hvilket øger BNP (Yan et al., 2012, s. 78).

I det følgende beskrives de anvendte variable og der udføres økonometriske tests for stationaritet og trends.

Indledningsvist laves plots over de fire tidsserier for at få et indtryk af, hvordan tidsserierne forløber, disse fremgår af figur 4.1.

Figur 4.1: Grafiske plots af tidsserierne

Som det fremgår af figur (a) har BNP været stødt stigende i hele perioden. Det samme gælder for figur (b), som illustrerer bankernes udlån. Figur (c) illustrerer udviklingen af CIBOR i reale termer og det ses at denne har været relativt fluktuerende. Figur (d) viser udviklingen af rentespændet mellem bankernes udlånsrente og CIBOR. Det fremgår af figuren, at rentespændet har været fluktuerende, men faldende i perioden op til krisen. Ud fra disse plots ser det ikke ud til, at de fire serier er stationære. Log til real BNP og log til reale udlån indeholder muligvis deterministiske trends, idet de ser ud til at fluktuere omkring gennemsnit forskelligt fra nul, mens CIBOR og rentespændet ikke synes at følge nogen klar trend.

Hvorvidt tidsserierne er stationære, har drift eller trend testes med en Augmented Dickey-Fuller test i det efterfølgende afsnit.

4.1.1 Test for stationaritet og trends

De 4 forskellige tidsserier testes for stationaritet ved en Augmented Dickey-Fuller test, som tester for unit roots, drift og trend. Da BNP og udlån synes at indeholde deterministiske komponenter, tester vi i disse serier om de indeholder en drift eller en trend. I testene tages derfor udgangspunkt i en random walk med drift og trend:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

CIBOR og rentespændet synes ikke at indeholde deterministiske komponenter, hvorfor vi i disse serier blot tester, om de er stationære. Her tages derfor blot udgangspunkt i en random walk.

$$\Delta y_t = \rho y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Nedenstående 4 tabeller viser de 4 variables teststørrelser samt de kritiske værdier ved et signifikansniveau på 5 %. Resultaterne er fra Augmented Dickey-Fuller tests udført i R med 2 lags.

Tabel 4.1: Teststørrelser og kritiske værdier for real BNP

H_0 -hypotese	Teststatistik	Teststørrelse	Kritisk værdi
$\rho = 0$	τ_β	-2,2398	-3,50
$\beta = \rho = 0$	ϕ_3	2,6359	6,73
$\alpha = \beta = \rho = 0$	ϕ_2	9,7677	5,13

Tabel 4.2: Teststørrelser og kritiske værdier for reale udlån

H_0 -hypotese	Teststatistik	Teststørrelse	Kritisk værdi
$\rho = 0$	τ_β	-2,3357	-3,50
$\beta = \rho = 0$	ϕ_2	6,6200	5,13
$\alpha = \beta = \rho = 0$	ϕ_3	2,7942	6,73

Tabel 4.3: Teststørrelser og kritiske værdier for real CIBOR

H_0 -hypotese	Teststatistik	Teststørrelse	Kritisk værdi
$\rho = 0$	τ	-0,9149	-1,95

Tabel 4.4: Teststørrelser og kritiske værdier for realt rentespænd

H_0 -hypotese	Teststatistik	Teststørrelse	Kritisk værdi
$\rho = 0$	τ	-1,5330	-1,95

Som det fremgår af tabel 4.1 og tabel 4.2, som indeholder Augmented Dickey-Fuller tests for BNP og udlån, kan teststørrelsen ϕ_2 afvises, mens τ_β og ϕ_3 ikke kan afvises. Det antages derfor, at tidsserierne BNP og udlån er random walks med drifts. Da tidsserierne er angivet i niveauer synes den ikke-stationære karakter af serierne at være en plausibel karakteristik af serierne, da disse tidsserier antages at være stigende som funktion af tid.

Som det fremgår af tabel 4.3 og tabel 4.4, som indeholder Augmented Dickey-Fuller tests for CIBOR og rentespændet, kan τ -teststørrelsen ikke afvises, hvorfor disse serier indeholder en unit root og derfor er random walks. At disse to tidsserier ikke er stationære er en smule overraskende, da renteserier typisk er stationære. Dette kan formentlig forklares med stikprøvens relativt lille størrelse.

Da det ikke kan afvises, at serierne ikke er stationære, men derimod har en unit root, differenses tidsserierne for at tjekke, hvorvidt serierne er $I(1)$ eller $I(2)$. Nedenstående tabel 4.5 viser p-værdierne for en Augmented Dickey-Fuller test udført i R på de differensede tidsserier.

Tabel 4.5: ADF test for differensede tidsserier og p-værdier

Differensede tidsserier	p-værdi
$\Delta \log \text{ real BNP}$	<0,001
$\Delta \log \text{ reale udlån}$	<0,001
$\Delta \text{ real CIBOR}$	<0,001
$\Delta \text{ realt rentespænd}$	<0,001

Som det fremgår af tabel 4.5, kan H_0 -hypotesen, at $\rho = 0$, dvs. at de differensede tidsserier har en unit root, afvises. Tidsserierne er således alle stationære efter de er blevet differenset én gang, hvorfor de er $I(1)$.

For at undersøge sammenhængen mellem de BNP og de tre variable, laves korrelationstest. Resultaterne af disse fremgår af nedenstående tabel 4.6.

Tabel 4.6: Korrelationstest mellem BNP og variablene samt p-værdier

	BNP	p-værdi
Udlån	0,9729	<0,0001
CIBOR	-0,1850	0,2032
Rentespænd	-0,5072	0,00020

Af tabel 4.6 fremgår korrelationerne mellem real BNP og reale udlån, real BNP og den reale CIBOR samt real BNP og det reale rentespænd. Som det fremgår af tabellen er der høj positiv korrelation mellem BNP og udlån og relationen er signifikant. Korrelationerne mellem BNP og CIBOR samt BNP og rentespændet er negative.

Korrelationen mellem BNP og CIBOR er ikke signifikant, mens korrelationen mellem BNP og rentespændet er signifikant. Da CIBOR ikke har en signifikant korrelation med BNP kunne denne variabel udelukkes fra modellen. Vi vælger dog at beholde variablen, da vi dermed kan kontrollere for den, da det antages at niveauet af CIBOR har en betydning for niveauet af BNP. Da der er signifikante korrelationer mellem hhv. BNP og udlån og BNP og rentespændet er der mulighed for, at variablene kointegrerer.

4.2 En VEC model for omkostningerne ved SIFI-aftalen

I dette afsnit opstilles en VEC model, som anvendes til at undersøge, hvilke effekter de øgede kapitalkrav til SIFI'erne vil have på dansk BNP. Som det er blevet beskrevet tidligere kan vi på grund af datamangel ikke estimere effekten af de øgede kapitalkrav direkte. I stedet estimeres effekten af en stigning i rentespændet på BNP, da det antages, at de øgede kapitalkrav vil medføre stigende udlånsrenter og dermed et større rentespænd. Argumenterne herfor blev gennemgået i afsnit 3.4.

I foregående afsnit fandt vi, at variablene ikke er stationære, men derimod integrerede af orden 1, $I(1)$. Dette kunne være et argument for at differense tidsserierne, hvormed de bliver stationære og derefter bruge en VAR model med differensede variable til analysen. Anvendelsen af VAR modellen er imidlertid problematisk, hvis variablene er kointegrerede, da en VAR model estimeret med differensede variable ikke vil indeholde fejlkorrigeringsleddet (Heij et. al, 2004, s. 667). Differenserede serierne vil vi desuden miste variablenes niveauer og vi vil ikke kunne estimere det eventuelle tab i BNP, som følge af en stigning i kapitalkravene. Ved anvendelse af VAR modellen vil vi således ikke analysere effekten af kapitalkravet på BNP niveauet, men i stedet analysere effekten på væksten i BNP. Vi vælger derfor at estimere en VEC model, hvilket tillader os at anvende variablene i både niveauer og i differenset form.

Vi estimerer derfor en VEC model for sammenhængen mellem variablene real BNP, reale udlån til ikke-finansielle virksomheder, real CIBOR og det reale rentespænd mellem CIBOR renten og bankernes gennemsnitlige udlånsrente. Indledningsvist specificeres modellen og der foretages kointegrationstests. Efterfølgende estimeres VEC modellen med Johansen ML med kointegrationsrangen som restriktion. Slutteligt udføres impuls-respons analyse og der konkluderes på, hvilken effekt en stigning i rentespændet vil have på BNP.

Udgangspunktet for analysen er en VEC model som beskrevet i afsnit 2.2, hvor der er inkluderet en konstant, da real BNP og reale udlån indeholder drift (μ):

$$\Delta y_t = \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} \Pi y_{t-1} + \mu + \varepsilon_t$$

4.2.1 Specifikation af modellen

I dette afsnit bestemmes, hvilken lag orden VAR modellen skal have, da denne information skal bruges til at bestemme VEC modellens kointegrationsorden i det efterfølgende afsnit. Modellens lagorden bestemmes ved hjælp af informationskriterier, som fremgår af nedenstående tabeller. Informationskriterierne er lavet for forskellige typer af VAR modeller (med konstant, med trend og uden konstant eller trend) for at kunne sammenligne resultaterne.

Tabel 4.7: Informationskriterier for VAR modellen med trend

Lags	1	2	3	4
AIC	-0,1934	-0,1955	-0,1935	-0,1914
SC	-0,1853	-0,1811	-0,1726	-0,1641

Tabel 4.8: Informationskriterier for VAR modellen med konstant

Lags	1	2	3	4
AIC	-0,1940	-0,1960	-0,1936	-0,1908
SC	-0,1860	-0,1861	-0,1728	-0,1635

Tabel 4.9: Informationskriterier uden konstant eller trend

Lags	1	2	3	4
AIC	-0,1916	-0,1932	-0,1915	-0,1887
SC	-0,1852	-0,1803	-0,1722	-0,1630

Som det fremgår af tabellerne giver informationskriterierne ikke samme lagorden. AIC, giver en lagorden på 2 mens SC giver en lagorden på 1. For at vælge mellem de to lagordener udføres hernæst en række tests for modeltjek for både en VAR(1) og en VAR(2), for at undersøge, hvilken model til repræsenterer data bedst. Da informationskriterierne er lavest for modellen med en konstant, tages udgangspunkt i denne model. Dette er desuden i overensstemmelse med de inkluderede tidsserier, da både log realt BNP og log reale udlån indeholder en drift.

De forskellige tests anvendes til at teste for de antagelser, der ligger til grund for modellen, dvs. antagelserne at residualerne i gennemsnit er 0, de er hvid støj, som ikke er serielt korrelerede og normalfordelte. Resultaterne af disse tests fremgår af nedenstående tabel 4.10.

Tabel 4.10: Resultater af tests for model check for en VAR(1) og en VAR(2)

	Portmanteau asymptotisk	Portmanteau justeret	Breusch Godfrey	Jarque-Bera	ARCH
VAR(1)	0,48	0,06	0,49	>0,000	0,33
VAR(2)	0,51	0,15	0,57	>0,000	0,30

Seriel korrelation i residualerne testes med en multivariat Portmanteau test, både asymptotisk og justeret samt Breusch Godfrey testen. I alle testene bliver det afvist, at der er seriel korrelation i residualerne, dette gælder for begge VAR modeller. At der ikke er seriel korrelation tilstede i fejlleddene er en antagelse, der skal være opfyldt for at kunne foretage impuls-respons analysen, da en antagelse her er, at fejlleddene skal være hvid støj.

Normalitetstesten udføres med en multivariat Jarque-Bera test. Resultaterne fra Jarque-Bera testen viser i begge modeller, at H_0 -hypotesen kan afvises, dvs. residualerne i modellerne er ikke normalfordelte. At normalitetsantagelsen ikke er opfyldt er imidlertid ikke så betydningsfuld for konklusionerne i impuls-respons analysen, da ML estimatoren ikke er så følsom overfor denne antagelse jf. Johansen (1995).

ARCH-testen anvendes til at teste for heteroskedasticitet i fejlleddene. Som det fremgår af tabellen, er p-værdierne meget høje for begge modeller og H_0 -hypotesen, at der er homoskedasticitet i fejlleddene, kan derfor ikke afvises.

På baggrund af disse tests ses ingen mærkbar forskel mellem VAR(1) og VAR(2) modellerne. Afslutningsvis vurderes de to modeller derfor ud fra informationskriterierne, som fremgår af nedenstående tabel 4.11.

Tabel 4.11: Informationskriterier for VAR(1) og VAR(2)

	AIC	SC	Log likelihood
VAR(1)	-394	-356	217
VAR(2)	-389	-323	320

Af tabellen fremgår, at AIC og SC informationskriterierne vælger en VAR(1) model, dog er der ikke markant forskel i AIC mellem VAR(1) og VAR(2). Log likelihood informationskriteriet vælger, at den bedste model er en VAR(2), hvor der er markant forskel i informationskriterierne for de to modeller. På baggrund af de udførte tests og informationskriterierne tager vi udgangspunkt i en VAR(2) med en konstant til estimering af VEC modellen. VAR(2) modellen er estimeret i tabel A.1, som fremgår af Bilag A. Som det fremgår af tabellen er konstanten signifikant i to af de fire tilfælde, hvorfor vi vælger at beholde konstanten i modellen.

Inden modellen estimeres, tjekkes for kausalitet mellem variablene ved Granger kausalitetstesten. Her er H_0 -hypotesen, at variabelen y_{1t} ikke er Granger kausal for de resterende variable y_{2t} , y_{3t} og y_{4t} , dvs. at laggede værdier af y_{1t} ikke kan hjælpe til forudsigelsen af y_{2t} , y_{3t} og y_{4t} . Resultaterne af Granger kausalitetstesten fremgår af nedenstående tabel 4.12.

Tabel 4.12: Granger kausalitetstest

Kausalitetshypotese	Teststørrelse	Fordeling	P-værdi
$\overset{Gr}{BNP} \rightarrow$ udlån, CIBOR rentespænd	5,21	F(4,120)	<0,00
$\overset{Gr}{Udlån} \rightarrow$ BNP, CIBOR, rentespænd	4,86	F(4,120)	<0,00
$\overset{Gr}{CIBOR} \rightarrow$ BNP, udlån, rentespænd	1,43	F(6,152)	0,36
$\overset{Gr}{Rentspænd} \rightarrow$ BNP, udlån, CIBOR	1,93	F(4,120)	0,41

Som det fremgår af p-værdierne i ovenstående tabel, kan det i to tilfælde (BNP og udlån) afvises, at variablene ikke er Granger kausale, hvorfor det antages, at BNP og udlån er Granger kausal for de resterende variable. Det kan imidlertid ikke afvises, at rentespændet og CIBOR ikke er Granger kausale for de resterende variable.

Laggede værdier af BNP kan således hjælpe med at forudsige udlånsniveauet, CIBOR og rentespændet og laggede værdier af udlån kan hjælpe med at forudsige BNP, CIBOR og rentespændet. Det kan således konkluderes, at laggede værdier af CIBOR ikke har nogen betydning for nuværende BNP, udlån og rentespænd og ligeledes at laggede værdier af rentespændet ikke har nogen forklaringskraft på nuværende BNP, udlån og CIBOR.

Kointegration

For at bestemme rangen på koefficientmatricen Π udføres kointegrationstests. Dette gøres, da matricens rang, r , bestemmer antallet af kointegrationsvektorer.

Inden der udføres en kointegrationstest for hele ligningssystemet, udføres kointegrationstests for kombinationer af de inkluderede variable. Dette gøres for at bestemme rækkefølgen af variablene i ligningssystemet, da denne er af afgørende betydning for normaliseringen i estimeringen af β , hvor koefficienten på den første variabel i ligningssystemet vil blive normaliseret til 1. Hermed bliver $\beta = (1, -\beta_2, -\beta_3, -\beta_4)'$ således kointegrationsrelationen kan udtrykkes som:

$$\beta'Y_t = y_{1t} - \beta_2 y_{2t} - \beta_3 y_{3t} - \beta_4 y_{4t}$$

Eller tilsvarende:

$$y_{1t} = \beta_2 y_{2t} + \beta_3 y_{3t} + \beta_4 y_{4t} + \varepsilon_t$$

Her er det derfor afgørende, at den første variabel i ligningssystemet indgår i kointegrationsrelationen mellem variablene (Lütkepohl, 2004, s. 98).

Inden kointegrationstesten kan udføres for de bivariate modeller skal lagordenen bestemmes i hver af de bivariate modeller. Dette gøres ved at opstille VAR modeller for hver af modellerne og anvende informationskriterier til at bestemme lagordenen (Lütkepohl, 2004, s. 152). Kointegrationstesten er lavet med antagelsen, at kointegrationsrelationen absorberer konstantleddet fra datagenereringsprocessen. Resultatet af disse tests fremgår af nedenstående tabel 4.13, alle tests er Johansen trace tests.

Tabel 4.13: Johansen trace tests blandt variablene i de bivariate modeller.

Bivariat model	ECT	Lags	H_0 -hypotese	H_A -hypotese	Test-størrelse	Kritisk værdi 5 %	Kointegrationsrang
BNP og udlån	Konstant	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	39,95 9,23	19,96 9,24	1
BNP og CIBOR	Konstant	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	34,80 7,18	17,85 7,52	1
BNP og rentespænd	Konstant	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	28,06 3,90	19,96 9,24	1
Udlån og rentespænd	Konstant	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	27,26 6,20	19,96 9,24	1
Udlån og CIBOR	Konstant	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	26,42 7,78	19,24 9,24	1
CIBOR og rentespænd	None	2	$r = 0$ $r \leq 1$	$r > 0$ $r > 1$	16,16 6,96	17,95 8,18	0

Som det fremgår af tabellen, er der kointegration i alle delmodellerne på nær modellen med CIBOR og rentespændet. Det forventes derfor, at det 4-dimensionelle ligningssystem vil have en kointegrationsrang på mindst 1. Da vi på baggrund af de bivariate kointegrationstests ved, at BNP kointegrerer med både udlån, CIBOR og rentespændet forventes det, at BNP indgår i kointegrationsrelationen i de 4-dimensionelle ligningssystem og den kan derfor anvendes som den første variabel i ligningssystemet (Lütkepohl, 2004, s. 155). Ligningssystemet opstilles derfor med rækkefølgen:

$$y_t: [\text{BNP}, \text{Udlån}, \text{CIBOR}, \text{Rentespænd}]'$$

Variablene indgår nu i det 4-dimensionelle ligningssystem i denne orden. På dette datasæt udføres nu kointegrationstest på hele ligningssystemet. Trace testen er udført med udgangspunkt i en VAR(2) model, som indeholder en konstant. Dette indebærer tre forskellige hypoteser om kointegrationsrelationen, da der er mulighed for, at konstanten bliver absorberet i kointegrationsrelationen. Vi tester derfor for kointegration i tre forskellige modeller.

I den første model er der ingen konstant i kointegrationsrelationen, dvs. $\mu_t = 0$ og der tages udgangspunkt i modellen:

$$\Delta y_t = \alpha \beta' y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

I den anden model inkluderes en konstant i kointegrationsrelationen, hvormed $\mu_t = \mu_0 = \alpha \rho_0$. Udgangspunktet for trace testen i dette tilfælde er derfor modellen:

$$\Delta y_t = \alpha (\beta' y_t + \rho_0) + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + u_t$$

I den tredje model tilføjes en lineær trend til kointegrationsrelationen, $\mu_t = \mu_0 + \alpha \rho_1 t$. Testen foretages da på baggrund af:

$$\Delta y_t = \mu_0 + \alpha (\beta' y_{t-1} + \rho_1 t) + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \Gamma_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Kointegrationsrelationen ($\beta' Y_t$) har en lineær trend $\rho_1 t$.

Da vi har inkluderet 4 variable i modellen er koefficientmatricen Π en 4×4 matrice og vi tester derfor om matricens rang er 0, 1, 2, 3 eller 4. Da de 4 variable ikke alle er stationære udelukkes det, at matricen har fuld rang, dvs. 4. Ligeledes udelukkes det, at variablene alle følger en random walk, hvorfor også tilfældet med $r(\Pi) = 0$ udelukkes. Hypotesen er derfor, at matricen har reduceret rang på enten 1, 2 eller 3. Resultaterne af trace testen i de tre forskellige modeller fremgår af tabel 4.14.

Tabel 4.14: Johansen trace test for kointegrationsorden i tre forskellige modeller

	H_0 -hypotese	H_A -hypotese	Egenverdier	Test-størrelse	Kritisk værdi 5 %
Ingen konstant eller trend i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,389024	45,96	48,28
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,214744	22,80	31,52
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,159878	11,44	17,95
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,066849	3,25	8,18
Konstant i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,627779	85,87	53,12
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,370230	39,42	34,91
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,209104	17,69	19,96
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,132151	6,66	9,24
Trend i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,461493	67,02	62,99
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,387539	37,93	42,44
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,165648	14,88	25,32
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,126805	6,37	12,25

Som det fremgår af tabellen, viser de forskellige modeller et forskelligt antal kointegrationsrelationer. Først testes det for alle modellerne, om koefficientmatricen har $r(\Pi) = 0$ mod alternativhypotesen $r(\Pi) > 0$. For modellen uden konstant eller trend, kan H_0 -hypotesen ikke afvises, da teststørrelsen på 45,96 er mindre end den kritiske værdi på 48,28 ved et signifikansniveau på 5 %. Der er således ingen kointegration i denne model. For modellerne med konstant og trend i kointegrationsrelationen er teststørrelserne på hhv. 85,87 og 67,02 større end de kritiske værdier på hhv. 53,12 og 62,99. Det kan således afvises, at kointegrationsrelationen har $r(\Pi) = 0$ i disse modeller. Det kan derfor konkluderes, at den første (og største) egenværdi er signifikant forskellig fra 0 i begge modeller og at der må være mindst én kointegrationsrelation i disse modeller.

I modellerne med antagelse om hhv. en konstant og en trend i kointegrationsrelationen testes efterfølgende hypotesen $r(\Pi) \leq 1$ mod alternativhypotesen $r(\Pi) > 1$. Denne test kan afvises for modellen, hvor kointegrationsrelationen antages indeholde en konstant, da trace teststørrelsen 39,42 er større end den kritiske værdi 34,91. Hypotesen kan dog ikke afvises for modellen, hvor kointegrationsrelationen antages at indeholde en trend, da trace teststørrelsen på 37,93 er mindre end den kritiske værdi på 42,44 ved signifikansniveau på 5 % og i denne model accepteres det derfor, at der er 1 kointegrationsrelation. I modellen hvor kointegrationsrelationen antages at indeholde en konstant tester vi til sidst hypotesen $r(\Pi) \leq 2$ mod alternativhypotesen $r(\Pi) > 2$. Denne hypotese kan ikke afvises, da trace teststørrelsen for egenværdi nr. 3 er 17,69, hvilket er mindre end den kritiske værdi, som er 19,96 med et signifikansniveau på 5 %.

Den tredje egen værdi er således ikke signifikant forskellig fra 0 og vi kan ikke afvise hypotesen, at der kun er 2 kointegrationsrelationer i systemet, og testen stoppes.

Da trace testen giver forskellige resultater udføres ligeledes en maksimum egen værdi test. Resultatet af denne test for de tre modeller fremgår af nedenstående tabel 4.15. Her ses samme billede; de forskellige modeller angiver et forskelligt antal kointegrationsrelationer, hhv. 0 og 1 kointegrationsrelation.

Tabel 4.15: Maksimum egen værdi test for kointegrationsorden i tre forskellige modeller

	H_0 -hypotese	H_A -hypotese	Egen værdier	Test-størrelse	Kritisk værdi 5 %
Ingen konstant eller trend i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,389024	23,16	27,14
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,214744	11,36	21,07
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,159878	8,19	14,90
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,066849	3,25	8,18
Konstant i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,627779	46,45	28,14
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,370230	21,73	22,00
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,209104	11,03	15,67
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,132151	6,66	9,24
Trend i CI	$r = 0$	$r > 0$	0,461493	29,09	31,46
	$r \leq 1$	$r > 1$	0,387539	23,04	25,54
	$r \leq 2$	$r > 2$	0,165648	8,51	18,96
	$r \leq 3$	$r > 3$	0,126805	6,37	12,25

For at vælge mellem modellerne undersøges teststørrelserne og de kritiske værdier nærmere. Her ses en tendens til, at teststørrelserne for modellerne, som angiver 1 kointegrationsrelation er relativt mere forskellige fra de respektive kritiske værdier, end for de andre modeller. Vi vælger derfor at rette os efter disse modeller og det konkluderes, at koefficientmatricen har reduceret rang, $r = 1$ og at variablene er kointegrerede med 1 kointegrationsrelation og 3 fælles stokastiske trends, hvorfor der er én langsigtet ligevægt mellem variablene.

Vi estimerer derfor i det efterfølgende afsnit VEC modellen med den restriktion, at koefficientmatricen har rang lig 1.

4.2.2 Estimering af VEC modellen

Baseret på de ovenstående tests estimerer vi en VEC(1) model baseret på en VAR(2) model med en konstant samt med 1 kointegrationsrelation, og som indeholder 4 variable. Modellen estimeres ved Johansen ML som beskrevet i afsnit 2.5.3. Da vores data indeholder en drift tages der udgangspunkt i modeller, hvor denne drift er inkluderet. Med en drift i data er der to modeller, der kan tages udgangspunkt i:

$$\Delta y_t = \alpha(\beta'y_{t-1} + \rho_0) + \Gamma_1\Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta y_t = \mu_0 + \alpha(\beta'y_{t-1} + \rho_1 t) + \Gamma_1\Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

I den første model er driften absorberet i kointegrationsrelationen som et skæringspunkt (ρ_0) og tidsserien har derfor ingen drift. I den første model er driften således begrænset til kointegrationsrelationen og kun denne indeholder den deterministiske komponent. I den anden model har tidsserierne en drift (μ_0) og kointegrationsrelationen har en lineær trend ($\rho_1 t$).

I det følgende estimerer vi begge modeller, for dernæst at vurdere, hvilke model der bedst beskriver datasættet. De estimerede modeller fremgår af tabel A.2 og tabel A.3 i bilag A. Som det fremgår af tabellerne, indeholder modellerne 1 kointegrationsrelation, et skæringspunkt, ét lag af variablene i niveauer (loggdg(t-1), loglen(t-1), realcibor(t-1) og realspread(t-1)) og et lag af de differensede variable (D_loggdg(t-1), D_loglen(t-1), D_realcibor(t-1) og D_realspread(t-1)).

Tabel A.2 indeholder parameterestimater for modellen med en konstant i kointegrationsrelationen. Af tabellen fremgår det, at AIC er -909 og at modellen har 5 koefficienter der er signifikante med et signifikansniveau på 10 %.

Tabel A.3 indeholder parameterestimater for modellen med en drift i data og en trend i kointegrationsrelationen. Af tabellen fremgår det, at AIC er -924,7074 og at modellen har 4 koefficienter, der er signifikante med et signifikansniveau 10 %.

Ved en vurdering af informationskriterierne er modellen med en trend i kointegrationsrelationen den bedste model, mens modellen med en konstant i kointegrationsrelationen 5 signifikante parameterestimater mod 4 signifikante parameterestimater i modellen med en trend. Der er således ikke mærkbar forskel på de to modeller. Af denne årsag vælges den mindst komplicerede model; modellen med en konstant i kointegrationsrelationen.

I nedenstående modeludtryk er VEC modellen med en konstant med de pågældende koefficienter opstillet. I det første udtryk ses α og β' direkte af ligningen, mens disse i det andet udtryk er de ganget sammen til koefficientmatricen Π .

$$\Delta y_t = \alpha(\beta'y_{t-1} + \rho_0) + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\begin{pmatrix} \Delta BNP_t \\ \Delta udl\ddot{a}n_t \\ \Delta CIBOR_t \\ \Delta sp\ddot{a}nd_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,13 \\ 0,67 \\ -0,52 \\ -2,42 \end{pmatrix} \left[\begin{pmatrix} 1 & -0,14 & -0,01 & 0,02 & -11,09 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} BNP_t - 1,49 \\ udl\ddot{a}n_t - 7,41 \\ CIBOR_t + 5,82 \\ sp\ddot{a}nd_t + 26,87 \end{pmatrix} \right] \\ + \begin{pmatrix} -0,60 & -0,01 & 0,01 & -0,05 \\ -1,01 & 0,13 & 0,03 & 0,02 \\ -6,86 & 1,43 & 0,05 & -0,74 \\ 9,25 & 0,90 & -0,05 & 0,27 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta BNP_{t-1} \\ \Delta udl\ddot{a}n_{t-1} \\ \Delta CIBOR_{t-1} \\ \Delta sp\ddot{a}nd_{t-1} \end{pmatrix}$$

β -vektoren angiver den kointegrationsvektor, som h rer til den st rste egenv rdi, dvs. den langsigtede ligev gt mellem variablene, og α er en vektor med tilpasningskoefficienter, hvilken beskriver, hvordan variablene i modellen tilpasses til ligev gten i tilf ldet, hvor modellen ikke er i ligev gt (Heij et. al, 2004, s. 668).

Kointegrationsrelationen, estimeret ved ML og med normalisering, kan derfor udtrykkes ved:

$$\beta_1 y_t: BNP - 0,14 udl\ddot{a}n - 0,01 CIBOR + 0,02 rentesp\ddot{a}nd - 11,09$$

Eller:

$$BNP = 0,14 udl\ddot{a}n + 0,01 CIBOR - 0,02 rentesp\ddot{a}nd + 11,09$$

Denne ligning er s ledes kointegrationsrelationen mellem variablene og udtrykker den langsigtede ligev gt mellem variablene. β -koefficienterne angiver, hvordan variablene p  kort sigt tilpasser sig den langsigtede ligev gt. Som det fremg r af ligningen, vil en stigning i rentesp ndet have en negativ effekt p  BNP, mens en stigning i udl n og CIBOR vil have en positiv effekt p  BNP. Da b de BNP og udl n er anvendt i logform, er koefficienten et udtryk for en langsigtet elasticitet mellem de to variable. Som det fremg r af ligningen er elasticiteten mellem BNP og udl n 0,14, hvormed en 1 % stigning i udl n giver en stigning i BNP p  0,14 %. Dette er mindre end resultater i andre artikler, eksempelvis f r Yan et al. (2012) at elasticiteten mellem BNP og udl n er 3,21 og Gambacorta (2011) f r at elasticiteten er 1,3.

Af kointegrationsrelationen ses ligeledes, at semi-elasticiteten mellem BNP og rentesp ndet er 0,02, dvs. en  ndring p  1 procentpoint i rentesp ndet giver en  ndring i BNP p  0,02 %. Dette er ogs  en smule lavere end i Yan et al. (2012), som f r en semi-elasticitet p  -0,84.

Som det fremg r af tabel A.2 i bilag A, er tilpasningskoefficienterne af forskellig st rrelsesorden. Det ses s ledes, at det reale rentesp nd er den variabel, der hurtigst tilpasses ligev gten (-2,42) mens reale udl n og CIBOR tilpasses relativt langsomt

(hhv. 0,67 og -0,52). Realt BNP er den variabel, der tilpasses langsomst til ligevægten, med en tilpasningskoefficient på 0,13.

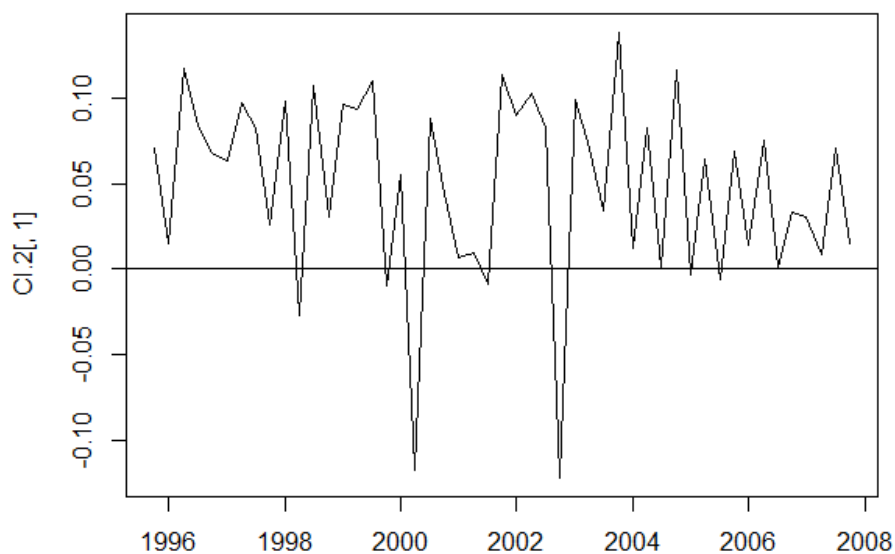
Med 4 variable og 1 kointegrationsrelation har vi, som tidligere nævnt, 1 stationær relation, $I(0)$, og 3 fælles stokastiske trends, $I(1)$, som ikke er stationære.

Vi undersøger i følgende afsnit, hvorvidt kointegrationsrelationen er stationær. Nedenstående figur 4.6 illustrerer kointegrationsrelationen $\beta_1 y_t$, som illustrer afvigelserne fra ligevægten, som funktion af de kortsigtede effekter. Figur 4.7 viser derimod $\beta_1 R_{1t}$, som angiver, hvordan variablene tilpasses ligevægten, korregeret for de kortsigtede effekter.

Figur 4.2: Kointegrationsrelation nr. 1 $\beta_1 y_t$



Figur 4.3: Kointegrationsrelation nr. 1 $\beta_1 R_{1t}$



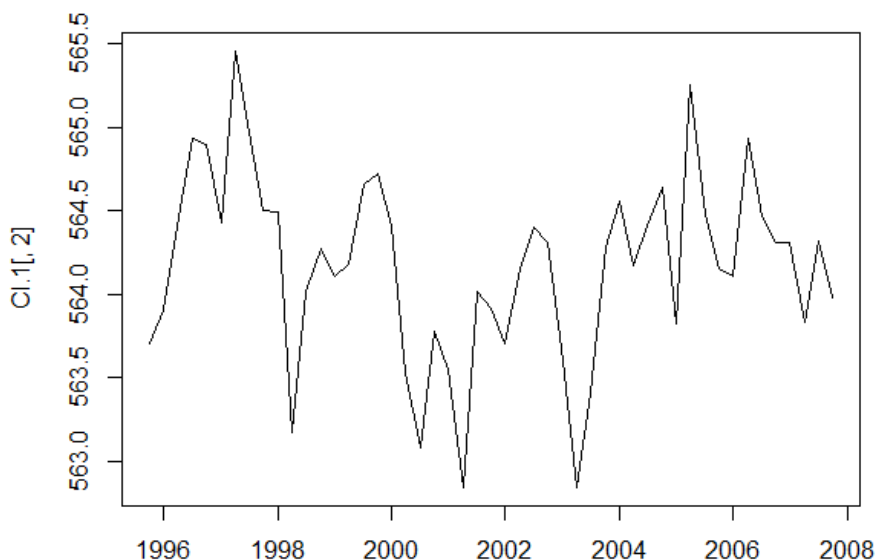
Ud fra figurerne kunne det tyde på, at kointegrationsrelationen er stationær. Om kointegrationsrelationen er stationær testes ved en Augmented Dickey-Fuller test. Resultatet af denne fremgår af nedenstående tabel 4.16. Som det fremgår, er kointegrationsrelationen stationær.

Tabel 4.16: Augmented Dickey-Fuller test på cointegrationsrelation nr. 1

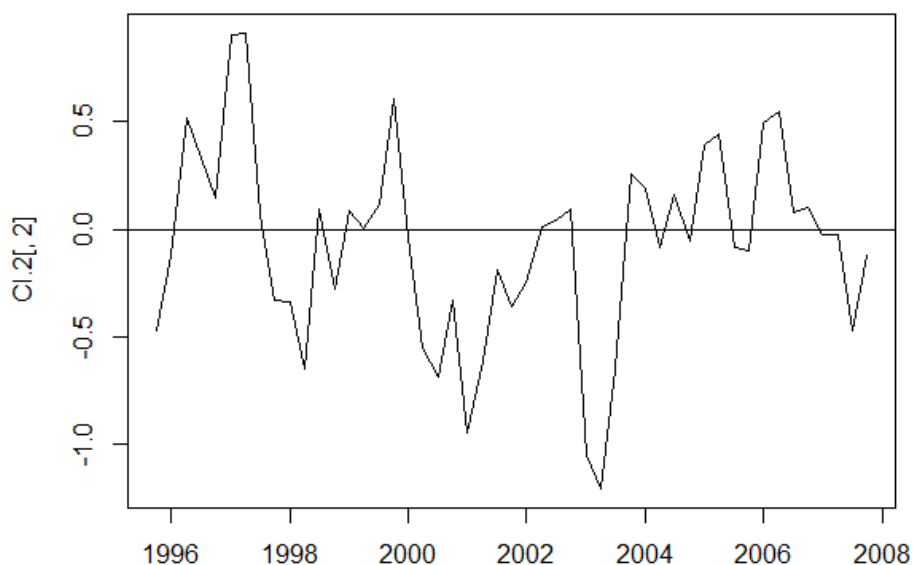
	Teststørrelse	Kritisk værdi	P-værdi
CI.1, $\beta_1 y_t$	-3,47	-1,95	0,05
CI.1, $\beta_1 R_{1t}$	-4,56	-1,95	0,01

Da der i Johansens tracetest og maksimum egen værdi testene fandtes bevis for to kointegrationsrelationer i modellen, hvor kointegrationsrelationen indeholder en trend. Det undersøges derfor ligeledes, om denne kointegrationsrelation er stationær. Plottet af kointegrationsrelation nr. 2 fremgår af nedenstående figur 4.4, som viser $\beta_1 y_t$, hvilket angiver afvigelserne fra ligevægten, som funktion af de kortsigtede effekter. Figur 4.5 viser $\beta_1 R_{1t}$, som illustrerer, hvordan variablene tilpasses ligevægten, korrigeret for de kortsigtede effekter.

Figur 4.4: Kointegrationsrelation nr. 2 $\beta_2 y_t$



Figur 4.5: Kointegrationsrelation nr. 2 $\beta_2 R_{2t}$



For at undersøge, om kointegrationsrelation nr. 2 er stationær udføres ligeledes en Augmented Dickey Fuller test. Resultatet af denne test fremgår af nedenstående tabel 4.17. Her ses, at kointegrationsrelation nr. 2 ikke er stationær. Dette stemmer således overens med vores beslutning om kun at medtage én kointegrationsrelation i modellen.

Tabel 4.17: Augmented Dickey-Fuller test på cointegrationsrelation nr. 1

	Teststørrelse	Kritisk værdi	P-værdi
CI.1, $\beta_1 y_t$	-2,74	-1,95	0,28
CI.1, $\beta_1 R_{1t}$	-2,80	-1,95	0,25

Da vi har anvendt normalisering i estimering af VEC modellen, kan kointegrationsrelationen gives en økonomisk fortolkning. I det følgende diskuterer vi mulige fortolkninger.

En fortolkning er at betragte kointegrationsrelationen som udtryk for bankernes fastsættelse af rentespændet. Freixas & Rochet (1997) viser, at banker fastsætter udlånsrenten ud fra eksogene omkostninger, som eksempelvis interbankrenten, og andre omkostninger, så som kapitalkrav samt en konstant mark-up. En stigning i interbankrenten vil få rentespændet til at falde, såfremt udlånsrenten fastholdes på samme niveau. I tilfældet af en stigning i kapitalkravet, vil rentespændet øges, idet det antages, at bankerne vil hæve udlånsrenten, som reaktion mod, at kapitalkravet øges. Af denne årsag vil rentespændet øges. Der antages således at være en langsigtet relation af fastsættelse af rentespændet og BNP.

En anden mulighed er at fortolke kointegrationsrelationen som et udtryk for efterspørgsel efter lån. Efterspørgslen efter lån er en positiv funktion af BNP, idet det antages at en høj BNP vil føre til øget efterspørgsel efter investeringer og dermed lån. Omvendt er efterspørgslen efter lån en negativ funktion af rentespændet, da et øget rentespænd betyder højere udlånsrenter og således højere finansieringsomkostninger, hvilket har en negativ effekt på efterspørgslen efter lån. Der antages således at være en langsigtet relation mellem efterspørgslen efter lån, rentespændet og BNP.

En tredje mulighed er, at fortolke kointegrationsrelationen som en CC kurve (commodities og credit), som foreslået af Bernanke & Blinder (1988). Dette er en IS kurve, som er udvidet til at tage højde for kreditmarkedet, men som ikke antager perfekt substitution mellem lån og obligationer (Bernanke & Blinder, 1988, s. 436). I modsætningen til IS-kurven påvirkes CC kurven af ændringer i pengepolitik og ved choks på kreditmarkedet. Derudover antager CC kurven endvidere, at vareefterspørgslen påvirkes af lånerenten.

Denne kointegrationsrelation og langsigtet sammenhæng mellem variablene anvendes som fortolkning af kointegrationsrelationen i vores VEC model. Her kan en ændring i kapitalkravet udtrykkes som et negativt chok på kreditmarkedet. Givet imperfekt substitution mellem banklån og andre former for lån, vil dette øge udlånsrenterne og dermed få rentespændet til at stige. Dette vil medføre at udbuddet af lån vil falde, hvormed investering, efterspørgsel og BNP ligeledes vil falde (Yan et al., 2012, s. 78).

4.2.3 Impuls-respons analyse

I forrige afsnit opstillede vi en VEC model for relationen mellem log real BNP, log reale udlån, real CIBOR og realt rentespænd. Vi analyserede relationerne mellem variablene ved at undersøge modellens koefficienter og fortolkede kointegrationsrelationen som en CC kurve, som udtrykker sammenhængen mellem BNP og renter.

I afhandlingen er i at undersøge, hvordan den danske økonomi reagerer på en stigning i kapitalkravet. Dette gør vi ved at identificere de øgede kapitalkrav, som et chok til økonomien i form af en stigning i rentespændet, og måle effekten af dette chok på dansk realt BNP. Som vi har argumenteret for i afsnit 3.4 er en stigning i udlånsrenterne en plausibel konsekvens af de øgede kapitalkrav, da dette er måde hvorpå bankerne kan overvælte de ekstra omkostninger til kunderne.

For at undersøge effekten på BNP som følge af et chok til rentespændet udføres en impuls-respons analyse. Denne metode tillader os at estimere effekten af et chok til

rentespændet isoleret fra eventuelle effekter fra modellens resterende variable. Dette sikres ved at anvende ortogonaliseret impuls-respons, hvor en Cholesky dekomposition af kovariansmatricen er anvendt. På denne måde sikres det, at fejlleddene ikke er korrelerede.

Impuls-respons analysen foretages på et datasæt bestående af de oprindelige reale serier, dvs. modellen i denne analyse indeholder ingen variable i log form. Derfor laves modeltjek på modellen uden variable i log-form, da der ikke må være seriel korrelation tilstede i modellen, hvis der udføres impuls-respons analyse. Nedenstående tabel 4.18 angiver resultaterne for disse tests.

Tabel 4.18: Modeltjek for modellen med reale variable

	Portmanteau asymptotisk	Portmanteau justeret	Breusch Godfrey	Jarque-Bera	ARCH
VAR(2) real	0,53	0,23	0,57	< 0,000	0,40

Testene viser, at H_0 -hypotesen, at der ikke er seriel korrelation i fejlleddene, ikke kan afvises, hvilket således indebærer at impuls-respons analyse kan anvendes. H_0 -hypotesen, at der er normalitet kan imidlertid ikke afvises, hvilket dog ikke komplicerer impuls-respons analysen. H_0 -hypotesen, at der er homoskedasticitet kan heller ikke afvises. Forudsætningerne for at anvende impuls-respons er således opfyldt.

Impuls-respons analysen baseres på en VAR model i niveauer, da variable i niveauer er nemmere at fortolke. Indledningsvist transformeres VEC modellen

$$\Delta y_t = \Pi y_{t-1} + \Gamma_1 \Delta y_{t-1} + \mu + \varepsilon_t$$

til VAR i niveauer. Impuls-respons analysen baseres derfor på den følgende fire-dimensionelle VAR(2) model:

$$y_t = A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \varepsilon_t$$

Hvor:

$$A_1 = \Pi + I_K + \Gamma_1$$

$$A_2 = -\Gamma_{p-1} = -\Gamma_1$$

Estimaterne for VAR(2) modellen i niveauer fremgår af tabel A.4 i bilag A.

For at vurdere hvilken orden variablene skal stå i, udføres endnu en Granger kausalitetstest. I nedenstående tabel 4.19 fremgår resultaterne af Granger kausalitetstest.

Tabel 4.19: Granger kausalitetstest

Kausalitetshypotese	Teststørrelse	Fordeling	P-værdi
$\text{BNP} \xrightarrow{Gr} \text{udlån, CIBOR rentespænd}$	5,21	F(6,152)	12,65
$\text{Udlån} \xrightarrow{Gr} \text{BNP, CIBOR, rentespænd}$	4,86	F(6,152)	0,00
$\text{CIBOR} \xrightarrow{Gr} \text{BNP, udlån, rentespænd}$	1,43	F(6,152)	0,00
$\text{Rentespænd} \xrightarrow{Gr} \text{BNP, udlån, CIBOR}$	1,93	F(6,152)	0,01

For udlån, CIBOR og rentespændet kan det afvises, at variablene ikke er Granger kausale for de andre variable. Vi kan derfor antage, at disse tre variable kan anvendes til at forudsige reelt BNP. På samme vis kan det ikke afvises, at reelt BNP ikke er Granger kausal for reale udlån, den reale CIBOR rente og det reale rentespænd. Af denne årsag findes det relevant at bruge en orden på variablene i impuls-respons analysen, hvor real BNP indgår som den sidste variabel. Dette vil indebære, at de første tre variable tillades at have en effekt på reelt BNP, mens reelt BNP ikke tillades at have en effekt på de tre variable. Koefficienterne i matricens fjerde kolonne er således 0 for de tre første rækker, i overensstemmelse med Cholesky dekompositionen.

Ved anvendelse af Cholesky dekomposition af kovarians matricen har vi $K(K + 1)/2 = 10$ frie parametre, hvilket ses af nedenstående udtryk for kovariansmatricen. Herved er alle parametrene unikt identificeret.

$$\Sigma = PP' = \begin{pmatrix} \beta_{11} & 0 & 0 & 0 \\ \beta_{21} & \beta_{22} & 0 & 0 \\ \beta_{31} & \beta_{32} & \beta_{33} & 0 \\ \beta_{41} & \beta_{42} & \beta_{43} & \beta_{44} \end{pmatrix}$$

Som variablene er opstillet i den ovenstående impuls-respons analyse har variablene følgende påvirkning på hinanden:

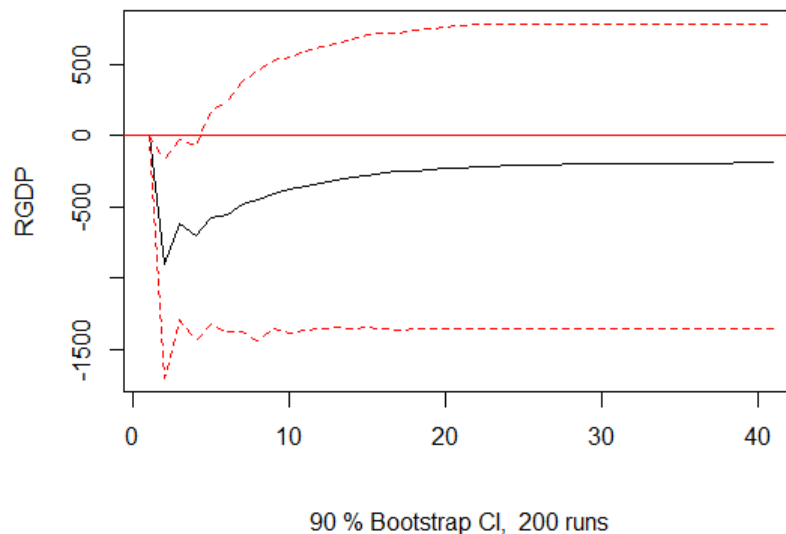
$$\begin{pmatrix} \varepsilon_{spænd,t} \\ \varepsilon_{CIBOR,t} \\ \varepsilon_{udlån,t} \\ \varepsilon_{BNP,t} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 & 0 \\ b & c & 0 & 0 \\ d & e & f & 0 \\ g & h & i & j \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{spænd,t} \\ u_{CIBOR,t} \\ u_{udlån,t} \\ u_{BNP,t} \end{pmatrix}$$

Her repræsenterer $a, b, \dots, j$ vægte for hvordan de strukturelle choks (u_t) påvirker de reducerede choks (ε_t). Hver række i matricen kan betragtes som en ligning, dvs.:

$$\begin{aligned}\varepsilon_{spænd,t} &= au_{spænd,t} \\ \varepsilon_{CIBOR,t} &= bu_{spænd,t} + cu_{CIBOR,t} \\ \varepsilon_{udlån,t} &= du_{spænd,t} + eu_{CIBOR,t} + fu_{udlån,t} \\ \varepsilon_{BNP,t} &= gu_{spænd,t} + hu_{CIBOR,t} + iu_{udlån,t} + ju_{BNP,t}\end{aligned}$$

Af ligningerne fremgår det, at den første variabel (rentespændet) kun påvirkes af choks fra variabelen selv, mens variabel nr. 2 (CIBOR) påvirkes af choks fra sig selv samt den første variabel. Ligeledes påvirkes variabel nr. 3 (udlån) af choks fra de to foregående variable, mens variabel nr. 4 (BNP) påvirkes af choks fra alle variablene. Af denne årsag er variablenes orden af betydning for impuls-respons analysen. Det bemærkes dog, at ordenen på de foregående variable ikke er af betydning, jf. Christiano, Eichenbaum, & Evans (1999). Da vi kun er interesserede i effekten på BNP som følge af et chok til rentespændet, er variablenes orden før BNP ikke vigtig, dvs. når BNP indgår i systemet som variabel nr. 4 har ordenen af de 3 andre variable ikke betydning for, hvordan BNP reagerer på en impuls til rentespændet.

Figur 4.6: Ortogonal impuls-respons. Effekt på realt BNP, chok til det reale rentespænd.



Af figur 4.6 fremgår det, at effekten af en impuls i rentespændet af størrelsesordenen én standardafvigelse vil have en signifikant negativ effekt på realt BNP de første 5 kvartaler. Herefter aftager den negative effekt, men den forbliver dog negativ. Effekten af rentespændet er således permanent, hvilket er i overensstemmelse med, at modellens variable ikke er stationære. Efter de første 5 kvartaler er den negative effekt dog ikke

signifikant forskellig fra nul og validiteten af impuls-respons funktionen er derfor tvivlsom.

Til at vurdere impuls-respons funktionens signifikans anvendes 'standard percentile interval' til bootstrapping af konfidensintervaller. Standard intervallerne er 90 % konfidensintervaller og er baseret på 200 bootstrap gentagelser. Impuls-respons analysen er undersøgt i en periode på 40 kvartaler. Nedenstående figurer illustrerer ortogonal impuls-respons analyse udført i R.

Såfremt de øgede kapitalkrav vil resultere i et højere rentespænd, kan vi på baggrund af impuls-respons analysen konkludere, at SIFI-aftalen vil have en signifikant negativ effekt på niveauet af realt BNP i de første 5 kvartaler. Effekten synes at være permanent negativ, hvilket er i overensstemmelse med, at modellen variable ikke er stationære. Effekten er dog ikke signifikant efter 5 kvartaler og det er derfor usikkert, om dette gælder.

Det kan diskuteres, om en permanent negativ effekt er plausibel. Analysen her tager udgangspunkt i realt BNP målt i niveau. Såfremt vækstraten i BNP forbliver den samme, synes antagelsen om en permanent negativ effekt plausibel, da BNP niveauet da vil fortsat vil vokse med en konstant vækstrate, dog på en lavere vækststi. Såfremt vækstraten i BNP stiger i perioden efter chokket, vil effekten formentlig ikke være permanent, da BNP niveauet da vil indhente en del af det tabte, som følge af den højere vækstrate. Ligeledes kan der argumenteres imod den permanente effekt i kraft af, at variablene er målt i reale størrelser.

4.2.4 Forecast error variance decomposition

I følgende afsnit gennemgås resultater fra forecast error variances decompositions på BNP for 40 forecast perioder udført i R. Da vores data er baseret på kvartalsdata er det således 10 år, der er fremskrevet. Forecast error variance decompositions er en metode, der ligesom impuls-respons analysen, benyttes til at undersøge effekten af et chok på modellens variable. Vi kan med forecast error varians dekompositionen undersøge, hvor meget et chok til hver af de fire variable bidrager til forecast error variansen på real BNP. Nedenstående tabel 4.20 viser forecast error variances decompositions for real BNP for 10 år.

Tabel 4.20: Forecast error variance decompositions af real BNP.

Perioder	Realt rentespænd	Real CIBOR	Reale udlån	Real BNP
4	0,03936	0,19192	0,10280	0,66591
8	0,01487	0,46009	0,35653	0,16851
12	0,01914	0,47544	0,42605	0,07937
16	0,02442	0,46572	0,44702	0,06284
20	0,02819	0,45654	0,45554	0,05974
24	0,03080	0,44967	0,45977	0,05977
28	0,03266	0,44463	0,46217	0,06055
32	0,03402	0,44087	0,46366	0,06145
36	0,03505	0,43803	0,46465	0,06227
40	0,03583	0,43583	0,46536	0,06298

Som det fremgår af tabellen, er et chok til real BNP det, der bedst forklarer forecast error variansen i realt BNP i de første 4 perioder (66 %), hvilket indikerer, at realt BNP er en eksogen variabel. Over tid reduceres effekten dog fra chokket i BNP som forklaring af forecast fejlens varians og allerede efter 12 perioder forklarer et chok til realt BNP kun ca. 8 % af forecast fejlens varians. I stedet ses det, at reale udlån og den reale CIBOR rente har stigende påvirkning på BNP. Efter 8 perioder forklarer den reale CIBOR rente 46 % af variansen i forecast fejlen for BNP, mens reale udlån forklarer 36 %. Dette indikerer, at realt BNP er en endogen variabel. Rentespændet har en relativt lav effekt på realt BNP, som er aftagende over tid. Et chok til rentespændet har størst forklaringskraft i de første 4 perioder (ca. 4 %). Den lave forklaringskraft synes at kunne forklare resultatet fra impuls-respons analysen, hvor effekten på realt BNP som følge af en impulse til rentespændet kun er signifikant i de første 5 kvartaler.

Både reale udlån og den reale CIBOR rente forklarer ca. 50 % af forecast fejlens varians efter 40 perioder, dvs. 10 år. Det ses desuden at denne konklusion nås allerede efter 12 perioder.

Dette stiller spørgsmålstegn ved, om et chok til rentespændet har en permanent negativ effekt på realt BNP, hvilket impuls-respons analysen synes at indikere. Den permanente negative effekt var dog ikke signifikant.

4.3 Opsamling på analysen

I dette afsnit har vi opstillet en VEC model, som blev anvendt til at estimere effekterne på den danske økonomi, som følge af de skærpede kapitalkrav til de danske SIFI'er beskrevet i SIFI-aftalen. Effekten blev estimeret som et chok til rentespændet, i form af højere udlånsrenter, hvilket antages at være en konsekvens af at indføre højere kapitalkrav.

Vi fandt, at ligningssystemet med de fire variable BNP, udlån, CIBOR renten og rentespændet mellem CIBOR og bankernes gennemsnitlige udlånsrente, har 1 kointegrationsrelation og estimerede derfor VEC modellen med denne restriktion. VEC modellen blev estimeret med Johansen ML. Ved anvendelse af denne model fandt vi en negativ sammenhæng mellem rentespændet og BNP og det vurderes derfor, at en stigning i kapitalkravene vil have en negativ effekt på BNP. Dette understøttes af impuls-respons analysen, hvor den negative effekt er signifikant i de første 5 kvartaler. Det konkluderes derfor, at SIFI-aftalen vil have negative effekter på den danske økonomi.

I det følgende afsnit diskuterer vi, hvilke positive effekter aftalen kan forventes at have på den danske økonomi.

5 Diskussion af SIFI-aftalen

Analysen har hidtil omhandlet de økonomiske omkostninger de øgede kapitalkrav i SIFI-aftalen forventes at have på den danske økonomi. Dette blev estimeret i forrige afsnit ved hjælp af en VEC model. Her fandt vi en negativ relation mellem en stigning i rentespændet og BNP og det fremgik af impuls-respons analysen, at de øgede kapitalkrav vil have signifikante negative effekter på BNP i de første fem kvartaler efter et chok til rentespændet. I følgende afsnit vil vi diskutere nogle fordele ved SIFI-aftalen og hvorvidt disse fordele kan opveje de økonomiske omkostninger SIFI-aftalen forventes at have på den danske økonomi. Det diskuteres endvidere, om SIFI-aftalen imødekommer ønsket om øget makroprudentiel regulering med henblik på reducere af systemisk risiko i økonomien.

Først gennemgås fordelene ved SIFI-aftalen og dernæst følger en række kritikpunkter. Slutteligt gives en samlet vurdering af SIFI-aftalen og det diskuteres, om implementeringen af SIFI-aftalens regulativer reducerer systemisk risiko i den danske økonomi.

5.1 Fordele ved SIFI-aftalen

SIFI-aftalen vurderes at have en række fordele for den danske økonomi i kraft af reduceret sandsynlighed for fremtidige kriser, mindre omfang af finansielle kriser, samt en reducere af moral hazard i banksektoren. Med disse fordele kan der argumenteres for, at de højere kapitalkrav vil medføre en mere stabil finansiell sektor med færre og

mindre omfattende finansielle kriser. De nævnte fordele gennemgås i det følgende afsnit.

Ved at indføre højere kapitalkrav, kan sandsynligheden for fremtidige finansielle kriser reduceres, således sandsynligheden for fremtidige tab i BNP bliver mindre. Dette vurderes at være en fordel ved de øgede kapitalkrav formuleret i SIFI-aftalen. Årsagen til den reducerede sandsynlighed for fremtidige kriser er, at banksektoren vil være mere robust over for konjunkturudsving. Dette skyldes, at bankerne har mere kapital, der kan absorbere tab, idet kapitalkravene hæves, og at kvaliteten til kapitalen skærpes.

En række artikler har estimeret hvor meget sandsynligheden for finansielle krise reduceres, som følge af højere kapitalkrav. Dette er eksempelvis gjort i Yan et al. (2012), som beregner fordelene ved at indføre kapitalkravene, som den reducerede sandsynlighed for fremtidige kriser ganget med de omkostninger en enkeltstående krise medfører. Det estimeres af Yan et al. (2012), at en stigning i kapitalkravet til 12 % vil medføre et fald i sandsynligheden for en fremtidig krise med 4,996 %, hvilket vil have en positiv effekt på BNP på langt sigt.

En anden fordel ved strengere kapitalkrav er, at omfanget i tilfælde af en finansiell krise vil være reduceret. Dette forklares ved, at indførelsen af kapitalkravene medfører både mere og bedre kapital, idet andelen af egentlig kernekapital er steget, hvilken er den type af kapital, der er af højest kvalitet. Dette gør bankerne mere modstandsdygtige overfor krisesituationer, således de ikke vil være nær så følsomme overfor kriser i andre banker.

Ved indførelse af højere kapitalkrav kan moral hazard problemet ligeledes reduceres. Som det fremgår af afsnit 3.1.3 det er en problemstilling, der ses i banksektoren, da bankerne har incitament til at påtage sig store risici, på grund af den høje fortjeneste forbundet hermed. Hvis investeringerne ikke giver den forventede fortjeneste, vil dette blot gå ud over indlånerne og skattebetalerne, som følge af forsikring af indskud. Moral hazard problemet kan reduceres med indførelsen af de højere kapitalkrav, da bankerne pålægges at skulle holde mere egenkapital. Jo mere egenkapital en bank skal holde, jo mere risiko skal banken selv påtage sig. Dette giver derfor banken incitament til at reducere risikofyldte investeringer, da banken bærer en større del af tabet i tilfælde af konkurs (Mishkin, 2007, s. 284).

Givet, at bankerne ikke allerede lever op til kvalitetskrav, kan kapitalkravene få en betydning for sammensætningen af SIFI-institutionernes portefølje. Dette skyldes, at kvaliteten af de aktiver, institutionerne skal anvende til at opfylde kapitalkravene, er steget. De højere kapitalkrav, samt forbedringen af kapitalens kvalitet, kan medføre, at institutionerne vurderes at være mindre risikofyldte, hvorfor indskydere kræver lavere rente, hvilket fører til billigere finansiering på bankernes passivside. En fordel ved kapitalkravene kan derfor være, at SIFI-institutionerne kan opnå billigere finansiering. Dette overstiger muligvis de forholdsvis begrænsede ulemper der er ved at være karakteriseret som en systemisk vigtig institution. Det kan således diskuteres, om SIFI-institutionerne bliver kompenseret for de højere kapitalkrav ved at opnå billigere finansiering.

5.2 Kritikpunkter til SIFI-aftalen

Der kan ligeledes listes en række kritikpunkter til SIFI-aftalen. Disse omfatter størrelsen af kapitalkravene til SIFI-institutterne og en diskussion af institutternes metode til at opgøre de risikovægtede aktiver; IRB-metoden. Opgørelsen af de risikovægtede poster er af stor betydning for implementeringen af kapitalkravene, da denne er afgørende for, hvor meget kapital, institutionerne reelt set skal holde for at leve op til kapitalkravet. De nævnte kritikpunkter gennemgås i det følgende.

Med indførelsen af Basel II fik store banker, herunder SIFI-institutterne, mulighed for at anvende IRB-metoden til at opgøre deres risikovægtede aktiver, mens andre mindre institutioner typisk anvender den såkaldte standardmetode. Ved brug af IRB-metoden anvendes typisk lavere risikovægte for udlån end ved brug af standardmetoden, da opgørelsen beror på en intern vurdering af kreditrisikoen ved de enkelte aktiver institutterne holder. På grund af den opgørelsesmetode SIFI-institutionerne anvender til at opgøre, stilles der derfor spørgsmålstejn ved, om de krav SIFI-institutterne reelt bliver pålagt, er høje nok. Det er dog vanskeligt at vurdere, om SIFI-institutionerne reelt set pålægges strengere krav end de mindre institutioner, da de to opgørelsesmetoder er meget forskellige. Såfremt kapitalkravene til SIFI'erne reelt set er mindre end kravene til de mindre penge- og realkreditinstitutioner, er det usikkert, om systemisk risiko bliver reduceret ved indførelsen af kravene, da der netop i aftalen er at ønske om at tildele kapitalkrav relativt til institutionernes bidrag til systemisk risiko i den finansielle sektor. Der kan desuden argumenteres for, at SIFI'erne har incitament til at rapportere for lave sandsynligheder for misligholdelser af lånene, da dette vil give lavere risikovægte, hvormed de skal holde mindre kapital. Dette kan svække tilliden til det

finansielle system. De 6 SIFI'er i Danmark udgør ca. 85 % af sektoren målt ved udlån og de anvender alle IRB-metoden til opgørelse af risikovægtene ved deres krediteksponeringer (Kraka, 2013, s. 5). Da SIFI'erne udgør så stor en del af den finansielle sektor i Danmark, er deres troværdighed en stor betydning for stabiliteten i den samlede finansielle sektor. IRB-metoden kan desuden kritiseres for, at beregningen af risikovægtene ikke tager højde for det store samspil mellem finansielle institutioner, hvormed de overordnede risici i den finansielle sektor ikke medregnes. Det kan dog ligeledes diskuteres om standardmetoden giver et troværdigt billede af de anvendte risikovægte og låntagernes reelle kreditværdighed, da der i denne metode blot skelnes mellem overordnede udlåns kategorier og dermed ikke en vurdering af de enkelte låntageres kreditværdighed.

Da SIFI-institutionernes opfyldelse af kapitalkravet er betinget af aktivernes risikovægte, vil den krævede mængde kapital ændres, hvis risikovægtene ændres. Dette forventes risikovægtene at gøre i løbet af en konjunkturcyklus, da risikovægtene bygger på en vurdering af risikoen for default, som forventes at stige i løbet af en lavkonjunktur og falde i løbet af en højkonjunktur. Kapitalkravene antages derfor at være procykliske og kan derfor forstærke en konjunktur, hvilket antages at øge tilstedeværelsen af systemisk risiko. Her er der dog i aftalen indbygget en modcyklisk kapitalbuffer, som afhænger af konjunktoren.

5.3 Samlet vurdering af SIFI-aftalen

Efter en gennemgang af fordele og kritikpunkter ved SIFI-aftalen gives nu en samlet vurdering af aftalen, herunder om SIFI-aftalen imødekommer ønsket om mere makroprudentiel regulering og reducere af systemisk risiko.

Det vurderes, at nettoeffekterne af SIFI-aftalen på langt sigt vil være positive, da fordelene forventes at opveje omkostningerne. Det vurderes derfor, at tabet i BNP på kort sigt opvejes af større stabilitet i den finansielle sektor på langt sigt, i kraft lavere sandsynlighed for fremtidige kriser. Det kan dog diskuteres, om aftalen er tilstrækkelig til at reducere systemisk risiko.

I vurderingen af, om kapitalkravene er tilstrækkelige til at reducere systemisk risiko i den finansielle sektor, er der to hensyn at tage; først, hvor meget kapital skal den finansielle sektor holde samlet set og dernæst, hvordan skal denne mængde kapital fordeles på de enkelte institutioner. I tildelingen af kapitalkravene skal der både tages højde for systematisk og idiosynkratisk risiko såvel som systemisk risiko.

Den samlede mængde kapital den finansielle sektor skal holde udgøres af summen af kapitalkravene til institutionerne. Givet de kritikpunkter, der nævnes i forbindelse med anvendelsen af IRB-metoden, kan det diskuteres, om denne samlede mængde kapital reelt set bliver den mængde, der var tiltænkt. Såfremt den reelle mængde kapital er mindre, kan effekten af SIFI-aftalen være mindre end forventet, og dermed ikke tilstrækkelig til at reducere mængden af systemisk risiko.

Som nævnt i afsnit 3.1.3 opstår systemisk risiko endogen i den finansielle sektor ud fra de investeringer bankerne laver. I investeringerne bliver de finansielle institutioner kompenseret for at påtage sig systematisk risiko (beta-faktoren i CAPM modellen), der er dog ingen kompensation for at påtage sig systemisk risiko, hvorfor systemisk risiko må internaliseres gennem regulering, hvis institutionerne skal tage højde for denne type af risiko. For at internalisere de eksternaliteter, den enkelte institution pålægger den finansielle sektor, skal kapitalkravet derfor fordeles afhængigt af institutionens bidrag til den samlede mængde systemisk risiko i den finansielle sektor. Det er derfor en kvalitet ved SIFI-aftalen, at kapitalkravene tildeles institutionerne ud fra deres "systemiskhed". Dette skyldes, at der hermed er taget højde for det bidrag, den enkelte institution har til den samlede endogene risiko i allokeringen af den samlede mængde kapital, den finansielle sektor skal holde.

Der bliver imidlertid stillet spørgsmålstejn ved, om SIFI-institutionerne reelt set bliver mere solide end de mindre institutioner ved indførelsen af de strengere kapitalkrav, da det er tvivlsomt, som det fremgår af afsnit 5.2, om de reelle kapitalkrav er højere for SIFI-institutterne end mindre penge- og realkreditinstitutioner. Dette skyldes som nævnt anvendelsen i IRB-metoden til at opgøre de risikovægtede poster. De lavere risikovægte blandt SIFI-institutterne kan dog både være et udtryk for en mere lempelig opgørelsesmetode, eller at SIFI-institutionerne blot har mere kreditværdige låntagere.

Som det fremgår af ovenstående kan der både argumenteres for og imod, at strengere kapitalkrav formuleret i SIFI-aftalen fører til den ønskede effekt på systemisk risiko. Dog ses et øget fokus på makroprudentiel regulering, da der fokuseres på de systemisk vigtige institutioner.

Givet at SIFI-aftalen vurderes at have en positiv effekt på den danske økonomi, og at der stilles spørgsmålstejn ved, om de reelle kapitalkrav til de danske SIFI'er er for lave, kunne der argumenteres for en yderligere stigning i kapitalkravene. Det skal dog understreges, at en for streng regulering af den finansielle sektor kan indebære øget anvendelse af skyggebanksystemet, hvilket vil betyde at den finansielle stabilitet reduceres og at de positive effekter af SIFI-aftalen dermed er mindre. Hvis bankernes

kapitalkrav eksempelvis øges i en periode med i forvejen lav økonomisk aktivitet, kan dette have en yderligere negativ påvirkning på investeringsomfanget, da færre vil låne til en højere udlånsrente. Der skal således være en balance mellem regulering og reducere af systemisk risiko for at undgå, at de finansielle institutioner har incitament til at operere på skyggebankmarkedet. Nettoeffekterne af kapitalkrav er derfor en aftagende funktion af øget regulering, hvilket afspejler et trade-off mellem regulering og vækst.

Det bemærkes desuden, at de danske kapitalkrav er gennemsnitlige i forhold til de krav der indføres i andre EU-lande, og en stigning i kravene kan derfor have betydning for de danske bankers konkurrenceevne, som vil blive forringet. Med de nuværende niveauer af kapitalkrav kan de danske banker udbyde lån til erhverv og privatkunder på konkurrencedygtige vilkår, hvilket er med til understøtte vækst og beskæftigelse.

Den samlede vurdering af SIFI-aftalen er derfor, at den samlede effekt af SIFI-aftalen på den danske økonomi er positiv. Omkostningerne ved aftalen er høje på kort sigt, mens fordelene vil være størst på langt sigt. Dette skyldes, at det først er på langt sigt, at effekterne af den lavere sandsynlighed for fremtidige krise kommer til udtryk, hvorimod effekten af de højere kapitalkrav, som udtrykkes i stigende rentespænd i form af stigende udlånsrenter mærkes umiddelbart efter indførelsen.

Denne konklusion er i modstrid med tidligere undersøgelser fra Danmark. Stenbæk (2013) estimerer de økonomiske omkostninger ved øget kapitalkrav i Danmark. Stenbæk (2013) konkluderer, at danske banker, ved at øge deres kapitalbeholdning med 3 procentpoint, vil reducere deres udlånsbeholdning med 5,25 % indenfor 5 år. Dette betyder, at de permanente fordele er mindre end de permanente omkostninger ved indførelse af øget kapitalkrav, hvorfor nettoeffekten af en strammere regulering er et permanent tab i BNP på både kort og mellemlangt sigt.

6 Kritik af afhandlingens resultater

I dette afsnit forholder vi os kritisk overfor den metode vi har anvendt til at undersøge effekterne af kapitalkravene i SIFI-aftalen. Dette indebærer først og fremmest en kritik af den økonometriske metode, som er forbundet med en række kritikpunkter.

Den anvendte VEC model er på reduceret form, hvilket er en metode der typisk kritiseres for at være ateoretisk, sammenlignet med eksempelvis modeller på strukturel form, hvor modeller udledes fra økonomisk teori. Den reducerede form er således ikke baseret på nogen økonomisk teori, men derimod blot en beskrivelse af det anvendte datasæt. Som argumenteret i Cooley & LeRoy (1985) bliver modellen da blot en beskrivelse af fortiden og det kan diskuteres, om modellen er anvendelig til forecasting. Argumentet i Cooley & LeRoy (1985) bygger i høj grad på diskussion af, hvorvidt det er muligt at afdække kausale relationer mellem variable i en VAR model uden et teoretisk grundlag.

Dette er relateret til Lucas kritikken, jf. Lucas (1976), som stiller spørgsmålstejn ved, om det er muligt, at estimere effekter af ændringer i den førte økonomiske politik på baggrund af historisk data. Dette skyldes, at historiske observationer er betingede af den gældende økonomiske politik. Af denne årsag vil hele modellens struktur ændres som følge af en ændring i den økonomiske politik. Historiske data vil således ikke kunne anvendes til at vurdere fremtidige ændringer, hvor den økonomiske politik er en anden.

Dernæst er der flere steder i afhandlingen anvendt Cholesky dekomposition, hvilket indebærer en bestemt rekursiv struktur på datasættet. Variablenes rækkefølge kan ikke bestemmes statistisk, men beror i stedet på en vurdering af variablenes endogenitet. Af denne årsag bliver valget af variablenes orden arbitrær. Dette gælder særligt for impuls-

respons analysen. Den rekursive struktur kunne undgås. Den rekursive struktur kan undgås, såfremt et alternativt sæt af identificerende restriktioner anvendes.

En anden problemstilling vedrørende impuls-respons analysen er valget af variable. Først og fremmest kunne vi have valgt andre variable, f.eks. investering og offentlige udgifter, eller givet et andet chok til systemet, da vi anvender et chok til rentespændet som proxy for en stigning i kapitalkravet. Det kan diskuteres om vi med et chok til rentespændet estimerer den effekt vi ønsker og om dette er en korrekt antagelse. Dette er dog i overensstemmelse med fremgangsmåden i relateret litteratur.

Dernæst indebærer valget af variable, at alle udeladte variable findes i fejlleddet. Skulle der være vigtige variable i fejlleddet er der en vis sandsynlighed for, at de er korrelerede med variablene i modellen, hvilket indebærer en bias i modellens estimerer fra de udelukkede variable. Derudover estimerer vi effekterne af SIFI-aftalen ved hjælp af meget få økonomiske variable, og der kan stilles spørgsmålstejn ved, om en fire-dimensionel VEC model kan indfange den kompleksitet den danske realøkonomi indeholder. Desuden kan der stilles spørgsmålstejn til datasættets størrelse. Vi så eksempelvis, at vores renteserier ikke er stationære. Det har dog ikke været muligt at finde dataserier af længere længde.

På grund af mangel på data, har vi i afhandlingen ikke haft mulighed for at estimere den direkte effekt af de øgede kapitalkrav. Analysen afhænger derfor i høj grad af antagelsen, at de øgede kapitalkrav vil medføre højere udlånsrenter. Bankernes mulighed for at hæve udlånsrenterne afhænger af graden af konkurrence i den danske banksektoren, tilgængeligheden af kredit gennem private kapitalmarkeder og låneefterspørgselens elasticitet. Såfremt disse faktorer forhindrer bankerne i at hæve udlånsrenterne, så stigningen i udlånsrenterne svarer til de omkostninger, der er forbundet med de øgede kapitalkrav, kan de estimerede omkostninger ved SIFI-aftalen målt i denne afhandling, betragtes som en øvre grænse, hvor alle omkostninger forbundet med de højere kapitalkrav overføres til bankernes kunder. Overføres kun dele eller slet ingen af omkostningerne, vil omkostningerne ved indførelsen af SIFI-aftalen givetvis være lavere.

I afhandlingen har vi kun fokuseret på den del af aftalen, som indeholder øgede kapitalkrav til de systemisk vigtige finansielle institutioner. Aftalen indeholder en lang række andre initiativer, som også medvirker til at minimere systemisk risiko, muligvis bedre end kapitalkravene. Det har dog ikke været muligt at estimere effekterne af disse tiltag, hvorfor afhandlingen er afgrænset til estimering af kapitalkravenes påvirkning på

BNP. Dette skyldes tilgængeligheden af data, hvilket har været en begrænset faktor for, at estimere effekterne af disse tiltag også.

7 Konklusion

På grund af den rolle systemisk risiko har haft i forbindelse med spredningen af den finansielle krise i 2008/2009, fandt vi det interessant at undersøge, hvilke politiske tiltag, der er blevet indført for at reducere denne type af risiko i en dansk kontekst og ikke mindst, hvilke effekter dette vil have på den danske økonomi. Vi har i denne afhandling derfor belyst problemstillingen;

*Hvilken effekt har de øgede kapitalkrav,
formuleret i SIFI-aftalen, på dansk BNP?*

På trods af, at SIFI-aftalen er vedtaget politisk, er der kun foretaget få empiriske undersøgelser af, hvilke effekter kapitalkravene i SIFI-aftalen vil få på den danske økonomi. Afhandlingens bidrag er således en empirisk analyse af de omkostninger, de øgede kapitalkrav påfører den danske økonomi, såvel som diskussion af kapitalkrav som regulering af systemisk risiko. Systemisk risiko defineres i denne afhandling som en endogen risiko, der opstår som følge af relationer mellem banker. Systemisk risiko betragtes således som en negativ eksternalitet, som de finansielle institutioners tætte relationer pålægger resten af økonomien og tilstedeværelsen af systemisk risiko bidrager til, at problemer i den finansielle sektor spredes.

Omkostningerne ved de øgede kapitalkrav blev i afhandlingens analyse vurderet ud fra et samfundsøkonomisk perspektiv, i form af omkostningerne i realt BNP. Omkostningerne blev estimeret ved at opstille en VEC model for variablene real BNP, reale udlån, real CIBOR og det reale rentespænd. Denne type af model blev estimeret på baggrund af bevis for 1 kointegrationsrelation mellem variablene. VEC modellen blev derfor estimeret ved Johansen's maximum likelihood metode med restriktionen, at

koefficientmatricen har rang lig 1. Det vurderes, at kointegrationsrelationen er udtryk for en CC-kurve for sammenhængen mellem rentespænd, investeringer og output. Af denne relation har rentespændet en negativ effekt på realt BNP, hvilket stemmer overens med den estimerede model. Ud fra VEC modellen kan vi således konkludere, at de øgede kapitalkrav i SIFI-aftalen vil have en negativ effekt på realt BNP. Dette er dog betinget af antagelsen om, at de øgede kapitalkrav vil resultere i en stigning i udlånsrenten og at dette vil få rentespændet til at stige. Argumentation herfor blev gennemgået i afhandlingen og der blev henvist til artikler, der estimerer denne relation.

For at undersøge effekten af de øgede kapitalkrav nærmere udførte vi en impuls-respons analyse. Her blev det påvist, at SIFI-aftalen vil have signifikante negative effekter på realt BNP i de første 5 kvartaler efter et chok til det reale rentespænd.

Efter en empirisk analyse af omkostningerne ved SIFI-aftalen blev de positive effekter vurderet. Disse vurderes at være reduceret sandsynlighed for og mindre omfang af fremtidige finansielle kriser, da de finansielle institutioner kræves at have mere samt bedre kapital til at absorbere tab. Herudover antages det, at de øgede kapitalkrav vil reducere omfanget af moral hazard i den finansielle sektor. Det vurderes, at disse faktorer vil føre til en mere stabil finansiell sektor, hvilket anses som en gevinst for samfundsøkonomien. Det kan dog diskuteres, om systemisk risiko bliver reduceret som følge implementeringen af SIFI-aftalen. Her lægges især vægt på, at kapitalkravene reelt set ikke er højere for de SIFI-institutterne end for de mindre finansielle institutioner, givet SIFI-institutternes anvendes af IRB-metoden til opgørelsen af de risikovægtede aktiver. Det kan derfor diskuteres, om den samlede stigning i kapital er allokeret korrekt blandt de finansielle institutioner. Samlet set skal de finansielle institutioner dog holde en større mængde kapital, hvormed systemisk risiko antages at være reduceret. Det skal desuden nævnes, at der i denne afhandling kun er fokuseret på den del af SIFI-aftalen, som vedrører en stigning i kapitalkravene. Der findes således andre tiltag i SIFI-aftalen, som muligvis er mere anvendelige til at minimere systemisk risiko. Tilgængeligheden af data har dog været en begrænsende faktor for, hvilke tiltag i SIFI-aftalen det har været muligt at estimere omkostningerne ved.

Afhandlingens resultater er underlagt en række kritikpunkter, hvilke først og fremmest er relaterede til den økonometriske metode. Den anvendte VEC model er på reduceret form og der gøres derfor brug af Cholesky dekomposition. Herudover består modellen kun af 4 variable og der kan stilles spørgsmål ved, om disse er tilstrækkelige til at beskrive den kompleksitet, den danske økonomi indeholder. Desuden er det anvendte

datasæt af begrænset størrelse, det har dog ikke været muligt at indsamle yderligere observationer på de anvendte tidsserier.

På baggrund af estimeringen af de økonomiske omkostninger af SIFI-aftalen og en diskussion af fordele ved aftalen, vurderes det, at SIFI-aftalen pålægger den danske realøkonomi en betydelig omkostning. Dette skyldes stigningen i udlånsrenter, hvilket vil medføre et fald i udlån, hvormed den økonomiske aktivitet falder. Denne effekt er dog kortvarig sammenholdt med de positive gevinster SIFI-aftalen vil medføre, i kraft af bankernes forbedrede evne til at absorbere tab, hvormed de samfundsøkonomiske omkostninger ved eventuelle fremtidige kriser reduceres. Det vurderes derfor, den samlede effekt af SIFI-aftalen vil være positiv på langt sigt og systemisk risiko bliver reduceret i den finansielle sektor som helhed. Det kan dog diskuteres, om de ekstra kapitalkrav hjælper særligt til at reducere systemisk risiko i SIFI-institutterne.

8 Litteraturliste

- Acharya, V. V. (2009). A theory of systemic risk and design of prudential bank regulation. *Journal of Financial Stability*, Vol. 5 , s. 224-255.
- Acharya, V. V., & Yorulmazer, T. (2007). Too many to fail—An analysis of time-inconsistency in bank policies. *Journal of Financial Intermediation*, Vol. 16 , s. 1-31.
- Admati, A. R., DeMarzo, P. M., Hellwig, M. F., & Pfleiderer, P. (2011). *Fallacies, Irrelevant Facts, and Myths in the Discussion of Capital Regulation: Why Bank Equity is Not Expensive*.
- Andersen, T. (2004). *Velfærdssamfund - Økonomiske Aspekter*. Velfærdskommissionen.
- Babic, B. (2011). Status på Basel III - Likviditet og kapital. *Kvartalsoversigt - 1. kvartal 2011 - Del 1* , s. 141-154.
- BCBS (Basel Committee on Banking Supervision). (2010). *An assessment of the long-term economic impact of stronger capital and liquidity requirements*. Basel, Switzerland: Bank for International Settlements.
- Beale, N., Rand, D. G., Battey, H., Croxson, K., May, R. M., & Nowak, M. A. (August 2011). Individual versus systemic risk and the Regulator's Dilemma. *proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol. 108, No. 31 , s. 12647-12652.
- Bernanke, B. S., & Blinder, A. S. (Maj 1988). Credit, Money, and Aggregate Demand. *The American Economic Review*, Vol. 78, No. 2 , s. 435-439.
- Bhaduri, A. (Marts 2009). Understanding the Financial Crisis. *Economic and Political Weekly*, Vol. 44, No. 13, *Global Economic & Financial Crisis* , s. 123-125.
- Borio, C. (2003). Towards a macroprudential framework for financial supervision and regulation? *BIS Working Papers No 128* .
- Breitung, J., Brüggermann, R., & Lütkepohl, H. (2004). Structural Vector Autoregressive Modeling and Impulse Responses. I B. FORFATTER, *Applied Time Series Econometrics* (s. 159-196). Cambridge University Press.
- Christiano, L. J., Eichenbaum, M., & Evans, C. L. (1999). Monetary Policy Shocks: What Have We Learned and to What End? I T. & Woodford, *Handbook of Monetary Economics*.
- Cochrane, J. H. (2005). *Time Series for Macroeconomics and Finance*. Chicago.

- Cooley, T. F., & LeRoy, S. F. (1985). Atheoretical Macroeconometrics - A Critique. *Journal of Monetary Economics*, Vol. 16 , s. 283-308.
- Danmarks Nationalbank. (2003a). *Finansiel Statistik, 2. kvartal 2003*. Danmarks Nationalbank.
- Danmarks Nationalbank. (2003b). *Rentestatistik for penge- og realkreditinstitutter*. Danmarks Nationalbank.
- Davis, E. P., & Karim, D. (Februar 2010). Macroprudential Regulation - The Missing Policy Pillar. *National Institute Economic Review*, No 211 , s. 3-16.
- Dickey, D., & Fuller, W. A. (June 1979). Distribution og the Estimates for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 74 , s. 427-431.
- Elliott, D. J. (2009). *Quantifying the Effects on Lending of Increased Capital Requirements*. The Brookings Institution.
- Enders, W. (2004). *Applied Econometric Time Series*. John Wiley & Sons, Inc.
- Engler, P., Jokipii, T., Merkl, C., Kaltwasser, P. R., & Vinhas de Souza, L. (2007). The effect of capital requirement regulation on the transmission of monetary policy: Evidence from Austria. *Empirica* , s. 411-425.
- Finansrådet. (2012). *Redegørelse om CIBOR*.
- Freixas, X., & Rochet, J. (1997). *Microeconomics of banking, Vol. 1*. The MIT Press.
- Gambacorta, L. (2011). Do Bank Capital and Liquidity Affect Real Economic Activity in the Long Run? A VECM Analysis for the US. *Economic Notes by Banca Monte dei Paschi di Siena SpA*, Vol. 40, no. 3 , s. 75-91.
- Granger, C. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica* , s. 424-438.
- Hanson, S. G., Kashyap, A. K., & Stein, J. C. (Winter 2011). A Macroprudential Approach to Financial Regulation. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 25, 1 , s. 3-28.
- Heij et. al. (2004). *Econometric Methods with Application in Business and Economics*. Oxford University Press.
- Hillier, D., Grinblatt, M., & Titman, S. (2008). *Financial Markets and Corporate Strategy*. McGraw-Hill Higher Education.
- Hull, J. C. (2012). *Risk Management and Financial Institutions*. John Wiley & Sons, Inc.

- Iori, G., Jafarey, S., & Padilla, F. G. (2006). Systemic Risk on the Interbank Market. *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 61 , s. 525-542.
- Jensen, L. (2013). *Økonomiske Effekter af Basel III*. KRAKA finans-Finanskrisekommissionens sekretariat.
- Johansen, S. (1988). Statistical Analysis of Cointegration Vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control* , s. 231-254.
- Johansen, S. (1995). The Vector Autoregressive Model. I S. Johansen, *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford Scholarship Online.
- Kashyap, e. a. (2010). *An Analysis of the Impact of Substantially Heightened Capital Requirements*.
- Kaufman, G. G., & Scott, K. E. (Winter 2003). What Is Systemic Risk, and Do Bank Regulators Retard or Contribute to It? *The Independent Review*, v. VII, n. 3 , s. 371-391.
- King, M. R. (2010). *Mapping Capital and Liquidity Requirements to Bank Lending Spreads*. Bank for International Settlement.
- Koop, G., Pesaran, M. H., & Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics* 74 , s. 119-147.
- Kraka. (2013). *SIFI-kapitalkrav og risikovægtede aktiver - Er SIFI-kravene baseret på et for løst grundlag*. Finanskrisekommissionen.
- Lucas, R. (1976). Econometric Policy Evaluation: A Critique. I K. Brunner, & A. Meltzer, *The Phillips Curve and Labor Markets* (s. 19-46). New York: American Elsevier: Carnegie-Rochester Conference Series on Public .
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer-Verlag.
- Lütkepohl, H. (2004). Vector Autoregressive and Vector Error Correction Models. I H. Lütkepohl, M. Kraetzig, & P. C. Phillips, *Applied Time Series Econometrics* (s. 86-145). West Nyack, NY, USA: Cambridge University Press.
- Lütkepohl, H. (2013). Vector autoregressive models. I N. Hashimzade, & M. A. Thornton, *Handbook of research methods and applications in empirical macroeconomics* (s. 139-164). Edward Elgar Publishing.
- Lütkepohl, H., & Poskitt, D. (December 1991). Estimating Orthogonal Impulse Responses via Vector Autoregressive Models. *Econometric Theory*, Vol. 7, No. 4 , s. 487-496.

Lütkepohl, H., & Reimers, H.-E. (1992). Impulse Response Analysis in Cointegrated Systems. *Journal of Economic Dynamics and Control* , s. 53-78.

Madura, J. (2012). *Financial Institutions & Markets*. 10th Edition: South-Western, Cengage Learning.

Majluf, N. S., & Myers, S. C. (1984). Corporate Financing and Investment Decisions when Firms have Information that Investors do not have. *Journal of Financial Economics*, Vol. 13 , s. 187-221.

Markose, S., Giansante, S., & Shaghali, A. R. (2012). "Too Interconnected to Fail" Financial Network of US CDS Market: Typological Fragility and Systemic Risk. *Journal of Economic Behavior & Organization* , s. 627-646.

McKibbin, W. J., & Stoeckel, A. (2009). Modelling the global financial crisis. *Oxford Review of Economic Policy*, Vol. 25, 4 , s. 581-607.

Miller, M. H. (1995). Do the M & M propositions apply to banks? *Journal of Banking and Finance* , s. 483-489.

Mishkin, F. S. (2007). *Money, Banking, and Financial Markets*. Pearson Education, Inc.

Modigliani, F., & Miller, M. H. (June 1958). The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment. *The American Economic Review*, Vol. 48, No. 3 , s. 261-297.

Patterson, K. (2000). *An Introduction to Applied Econometrics: A Time Series Approach*. Palgrave.

Persaud, A. (2009). *Macro-Prudential Regulation*. The World Bank Group.

Peterson, S. (2012). *Investment Theory and Risk Management*. 1. edition: Wiley Finance.

Pfaff. (2008). *Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R*.

Regeringen, V. D. (2013). *Aftale om regulering af systemisk vigtige finansielle institutter (SIFI) samt krav til alle banker og realkreditinstitutter om mere og bedre kapital samt højere kapitalkrav*. København: Regeringen, Venstre, Dansk Folkeparti, Liberal Alliance og Det Konservative Folkeparti.

Schüler, M. (Summer - Autumn 2002). The Threat of Systemic Risk in European Banking. *Quarterly Journal of Business and Economics*, Vol. 41, No. 3/4 , s. 145-165.

Schwarcz, S. L. (2008). Systemic Risk. *The Georgetown Law Journal* , s. 193-249.

Stenbæk, N. S. (2010). *Konsekvenser af ny regulering*. Finansrådet.

Summer, M. (2003). Banking Regulation and Systemic Risk. *Open economies review*, Vol. 14 , s. 43-70.

Udvalget om Systemisk Vigtige Finansielle Institutter i Danmark. (2013). *Systemisk vigtige finansielle institutter i Danmark - Identifikation, krav og krisehåndtering*. København: Udvalget om Systemisk Vigtige Finansielle Institutter i Danmark.

Van den Heuvel, S. J. (2008). The welfare cost of bank capital requirements. *Journal of Monetary Economics*, vol. 55 , s. 298-320.

Verbeek, M. (2004). *A Guide to Modern Econometrics*. 2nd Edition: John Wiley & Sons, Ltd.

Yan, M., Hall, M. J., & Turner, P. (Juli 2012). A cost–benefit analysis of Basel III: Some evidence from the UK. *International Review of Financial Analysis*, Vol 25 , s. 73-82.

Bilag A

Tabel A.1: Parameterestimer for en VAR(2) med en konstant

Ligning	Parameter	Estimat	Standardfejl	t-værdi	P-værdi	Variabel
loggdp	CONST1	4.59496	1.79266	2.56	0.0145	1
	AR1_1_1	0.23390	0.15024	1.56	0.1278	loggdp(t-1)
	AR1_1_2	-0.01786	0.03043	-0.59	0.5608	loglen(t-1)
	AR1_1_3	0.00418	0.00370	1.13	0.2658	realcibor(t-1)
	AR1_1_4	-0.01102	0.00794	-1.39	0.1731	realspread(t-1)
	AR2_1_1	0.37278	0.14701	2.54	0.0155	loggdp(t-2)
	AR2_1_2	0.05569	0.03181	1.75	0.0880	loglen(t-2)
	AR2_1_3	-0.00771	0.00405	-1.90	0.0646	realcibor(t-2)
loglen	AR2_1_4	0.00473	0.00726	0.65	0.5185	realspread(t-2)
	CONST2	-14.64191	9.25834	-1.58	0.1221	1
	AR1_2_1	-0.01281	0.77590	-0.02	0.9869	loggdp(t-1)
	AR1_2_2	0.89667	0.15717	5.71	0.0001	loglen(t-1)
	AR1_2_3	-0.00003	0.01910	-0.00	0.9989	realcibor(t-1)
	AR1_2_4	0.00898	0.04098	0.22	0.8277	realspread(t-1)
	AR2_2_1	1.31014	0.75926	1.73	0.0926	loggdp(t-2)
	AR2_2_2	-0.05064	0.16426	-0.31	0.7596	loglen(t-2)
realcibor	AR2_2_3	-0.00877	0.02092	-0.42	0.6775	realcibor(t-2)
	AR2_2_4	-0.01323	0.03748	-0.35	0.7260	realspread(t-2)
	CONST3	-6.50155	86.54943	-0.08	0.9405	1
	AR1_3_1	-5.33077	7.25332	-0.73	0.4669	loggdp(t-1)
	AR1_3_2	1.31761	1.46924	0.90	0.3755	loglen(t-1)
	AR1_3_3	0.93716	0.17859	5.25	0.0001	realcibor(t-1)
	AR1_3_4	-0.64204	0.38313	-1.68	0.1020	realspread(t-1)
	AR2_3_1	5.96851	7.09778	0.84	0.4057	loggdp(t-2)
realspread	AR2_3_2	-1.41233	1.53559	-0.92	0.3635	loglen(t-2)
	AR2_3_3	-0.15599	0.19556	-0.80	0.4300	realcibor(t-2)
	AR2_3_4	0.54213	0.35037	1.55	0.1301	realspread(t-2)
	CONST4	100.26696	39.52186	2.54	0.0154	1
	AR1_4_1	2.64702	3.31215	0.80	0.4292	loggdp(t-1)
	AR1_4_2	0.86120	0.67091	1.28	0.2070	loglen(t-1)
	AR1_4_3	-0.07192	0.08155	-0.88	0.3834	realcibor(t-1)
	AR1_4_4	0.95078	0.17495	5.43	0.0001	realspread(t-1)
	AR2_4_1	-11.45390	3.24112	-3.53	0.0011	loggdp(t-2)
	AR2_4_2	0.17251	0.70121	0.25	0.8070	loglen(t-2)
	AR2_4_3	0.14047	0.08930	1.57	0.1240	realcibor(t-2)
	AR2_4_4	-0.17918	0.15999	-1.12	0.2698	realspread(t-2)

Tabel A.2: Parameterestimer for VECM(1) med konstant i kointegrationsrelationen

		Variabel	β-estimer	α-estimer		
		BNP	1,00000	0,13394		
		Udlån	-0,13547	0,66821		
		CIBOR	-0,01209	-0,52449		
		Rentespænd	0,01859	-2,42226		
		1	-11,09433			

Ligning	Parameter	Estimat	Standardfejl	t-værdi	P-værdi	Variabel
D_loggdp	CONST1	-1.48594	0.33433			1, EC
	AR1_1_1	0.13394	0.03014			loggdp(t-1)
	AR1_1_2	-0.01814	0.00408			loglen(t-1)
	AR1_1_3	-0.00162	0.00036			realcibor(t-1)
	AR1_1_4	0.00249	0.00056			realspread(t-1)
	AR2_1_1	-0.60088	0.13412	-4.48	0.0001	D_loggdp(t-1)
	AR2_1_2	-0.00973	0.02728	-0.36	0.7235	D_loglen(t-1)
	AR2_1_3	0.00634	0.00351	1.81	0.0784	D_realcibor(t-1)
D_loglen	AR2_1_4	-0.00516	0.00678	-0.76	0.4519	D_realspread(t-1)
	CONST2	-7.41336	1.62813			1, EC
	AR1_2_1	0.66821	0.14675			loggdp(t-1)
	AR1_2_2	-0.09052	0.01988			loglen(t-1)
	AR1_2_3	-0.00808	0.00177			realcibor(t-1)
	AR1_2_4	0.01242	0.00273			realspread(t-1)
	AR2_2_1	-1.01427	0.65314	-1.55	0.1287	D_loggdp(t-1)
	AR2_2_2	0.12862	0.13286	0.97	0.3391	D_loglen(t-1)
D_realcibor	AR2_2_3	0.02630	0.01708	1.54	0.1318	D_realcibor(t-1)
	AR2_2_4	0.02101	0.03303	0.64	0.5285	D_realspread(t-1)
	CONST3	5.81891	15.12357			1, EC
	AR1_3_1	-0.52449	1.36318			loggdp(t-1)
	AR1_3_2	0.07105	0.18467			loglen(t-1)
	AR1_3_3	0.00634	0.01648			realcibor(t-1)
	AR1_3_4	-0.00975	0.02534			realspread(t-1)
	AR2_3_1	-6.86335	6.06696	-1.13	0.2650	D_loggdp(t-1)
D_realspread	AR2_3_2	1.42939	1.23416	1.16	0.2540	D_loglen(t-1)
	AR2_3_3	0.04718	0.15865	0.30	0.7678	D_realcibor(t-1)
	AR2_3_4	-0.74341	0.30683	-2.42	0.0203	D_realspread(t-1)
	CONST4	26.87336	7.16768			1, EC
	AR1_4_1	-2.42226	0.64607			loggdp(t-1)
	AR1_4_2	0.32815	0.08752			loglen(t-1)
	AR1_4_3	0.02928	0.00781			realcibor(t-1)
	AR1_4_4	-0.04502	0.01201			realspread(t-1)
	AR2_4_1	9.24674	2.87538	3.22	0.0027	D_loggdp(t-1)
	AR2_4_2	0.89759	0.58492	1.53	0.1332	D_loglen(t-1)
	AR2_4_3	-0.05437	0.07519	-0.72	0.4740	D_realcibor(t-1)
	AR2_4_4	0.27030	0.14542	1.86	0.0708	D_realspread(t-1)

Tabel A.3: Parameterestimer for VECM(1) med trend i kointegrationsrelationen

Variabel	β -estimer	α -estimer
BNP	1,00000	-0,56509
Udlån	0,07987	0,16849
CIBOR	-0,00457	11,56081
Rentespænd	0,00088	7,77830
Trend	-0,00784	

Ligning	Parameter	Estimat	Standardfejl	t-værdi	p-værdi	Variabel
D_loggdp	CONST1	7.67063	1.94021	3.95	0.0003	1
	LTREND1	0.00443	0.00112			t, EC
	AR1_1_1	-0.56509	0.14311			loggdp(t-1)
	AR1_1_2	-0.04513	0.01143			loglen(t-1)
	AR1_1_3	0.00258	0.00065			realcibor(t-1)
	AR1_1_4	-0.00050	0.00013			realspread(t-1)
	AR2_1_1	-0.28721	0.13016	-2.21	0.0336	D_loggdp(t-1)
	AR2_1_2	0.01092	0.02718	0.40	0.6902	D_loglen(t-1)
D_loglen	AR2_1_3	0.00756	0.00297	2.54	0.0153	D_realcibor(t-1)
	AR2_1_4	0.00353	0.00647	0.55	0.5881	D_realspread(t-1)
	CONST2	-2.24264	11.44458	-0.20	0.8457	1
	LTREND2	-0.00132	0.00662			t, EC
	AR1_2_1	0.16849	0.84414			loggdp(t-1)
	AR1_2_2	0.01346	0.06742			loglen(t-1)
	AR1_2_3	-0.00077	0.00386			realcibor(t-1)
	AR1_2_4	0.00015	0.00074			realspread(t-1)
D_realcibor	AR2_2_1	-0.83391	0.76778	-1.09	0.2844	D_loggdp(t-1)
	AR2_2_2	0.03394	0.16031	0.21	0.8335	D_loglen(t-1)
	AR2_2_3	0.00920	0.01752	0.53	0.6026	D_realcibor(t-1)
	AR2_2_4	-0.00624	0.03816	-0.16	0.8711	D_realspread(t-1)
	CONST3	-156.79604	102.06169	-1.54	0.1330	1
	LTREND3	-0.09060	0.05900			t, EC
	AR1_3_1	11.56081	7.52794			loggdp(t-1)
	AR1_3_2	0.92337	0.60126			loglen(t-1)
D_realspread	AR1_3_3	-0.05286	0.03442			realcibor(t-1)
	AR1_3_4	0.01015	0.00661			realspread(t-1)
	AR2_3_1	-12.29727	6.84699	-1.80	0.0807	D_loggdp(t-1)
	AR2_3_2	0.78814	1.42965	0.55	0.5848	D_loglen(t-1)
	AR2_3_3	-0.03189	0.15625	-0.20	0.8394	D_realcibor(t-1)
	AR2_3_4	-0.99995	0.34028	-2.94	0.0056	D_realspread(t-1)
	CONST4	-105.56382	51.20378	-2.06	0.0463	1
	LTREND4	-0.06096	0.02960			t, EC
	AR1_4_1	7.77830	3.77672			loggdp(t-1)
	AR1_4_2	0.62126	0.30165			loglen(t-1)
	AR1_4_3	-0.03557	0.01727			realcibor(t-1)
	AR1_4_4	0.00683	0.00332			realspread(t-1)
	AR2_4_1	3.63573	3.43510	1.06	0.2967	D_loggdp(t-1)
	AR2_4_2	0.19456	0.71725	0.27	0.7877	D_loglen(t-1)
	AR2_4_3	-0.04141	0.07839	-0.53	0.6005	D_realcibor(t-1)
	AR2_4_4	0.18436	0.17072	1.08	0.2872	D_realspread(t-1)

Tabel A.4: Koefficientmatrix af laggede endogene variable

A1	BNP_{t-1}	Udlån_{t-1}	CIBOR_{t-1}	Rentespænd_{t-1}
BNP_t	0,2463412	-0,089777	1378,805	-1195,6636201
Udlån_t	-0,6562282	1,258216	2803,474	7040,4283999
CIBOR_t	-0,00003	0,000004	1,07535	-0,6889752
Rentespænd_t	0,00003	0,000003	0,02838715	1,3077439

A2	BNP_{t-2}	Udlån_{t-2}	CIBOR_{t-2}	Rentespænd_{t-2}
BNP_t	0,3374786	0,1639743	-3928,121	-1880,903
Udlån_t	-0,1387404	-0,1164875	-7673,062	-12.917,15
CIBOR_t	0,00002	-0,000004	-0,09354155	0,6670513
Rentespænd_t	-0,00001	-0,000005	0,04921391	-0,2140933

Bilag B

Dette bilag indeholder de R koder, der er anvendt i afhandlingen.

```
#Installerer anvendte pakker
install.packages("vars")
install.packages("urca")
install.packages("tseries")
install.packages("forecast")
install.packages("tsDyn")
library("vars")
library("urca")
library("tseries")
library("zoo")
library("fUnitRoots")
library("lmtest")
library("forecast")
library("tsDyn")

#LAVER TIDSSERIER
RealGDP <- ts(Data$Realoutput, start=c(1995,4), end=c(2007,4),
frequency =4)
RealLen <- ts(Data$Reallending, start=c(1995,4), end=c(2007,4),
frequency =4)
Realcibor <- ts(Data$Real.interbankrente, start=c(1995,4), end=c(2007,4),
frequency =4)
Rentespread <- ts(Data$Rentespread, start=c(1995,4), end=c(2007,4),
frequency =4)
lr <- ts(Data2$Lendingrate, start=c(1995,4), end=c(2007,4), frequency =4)
inf <- ts(Data2$Inflation, start=c(1995,4), end=c(2007,4), frequency =4)

#### DATA ####

# GDP og lending anvendes i log form, spreadet laves realt
GDP<-(RealGDP)
logGDP<-log(GDP)
len<-(RealLen)
logLen <- log(len)
reallr<-(lr-inf)
realspread<-(reallr-Realcibor)

### PLOTS ####

#Plotter BNP & Rentespænd
ts.plot(growthrate,Lendingrate,main = "Vækstrate i BNP og
Udlånsrente",xlab="År", ylab="Vækstrate")

#Grafer med BNP & Rentespænd
par(mar = c(5,5,2,5))
plot(ts(logGDP), col="blue",ylab="Log real BNP")
par(new = T)
plot(ts(realspread), col = "red", axes = F, xlab = NA, ylab = NA)
axis(side = 4)
mtext(side = 4, line = 3, "Realt rentespænd")
legend("topleft",col=c("blue","red"),lty=1,legend=c("Log real BNP","Real
rentespænd"))

#Grafer med BNP & CIBOR
```

Bilag B

```
par(mar = c(5,5,2,5))
plot(ts(logGDP), col="blue",ylab="Log real BNP")
par(new = T)
plot(ts(Realcibor), col = "red", axes = F, xlab = NA, ylab = NA)
axis(side = 4)
mtext(side = 4, line = 3, "Real CIBOR")
legend("topleft",col=c("blue","red"),lty=1,legend=c("Log real BNP","Real
CIBOR"))

#Grafer med BNP & Udlån
par(mar = c(5,5,2,5))
plot(ts(logGDP), col="blue",ylab="Log real BNP")
par(new = T)
plot(ts(RealLen), col="red", axes = F, xlab = NA, ylab = NA)
axis(side = 4)
mtext(side = 4, line = 3, "Udlån")
legend("topleft",col=c("blue","red"),lty=1,legend=c("Log real BNP","Reale
udlån"))

#Oversigt over alle tidsserier
par(mfrow=c(2,2))
plot.ts(logGDP, main="(a) Log til realt BNP",xlab="År", ylab="Log BNP")
plot.ts(logLen, main="(b) Log til reale udlån",xlab="År", ylab="Log
udlån")
plot.ts(Realcibor, main="(c) Real CIBOR",xlab="År", ylab="Procent")
plot.ts(realspread, main="(d) Realt Rentespænd",xlab="År", ylab="Procent")

#### KORRELATIONSTEST ####
cor.test(logGDP,logLen)
cor.test(logGDP,Realcibor)
cor.test(logGDP,realspread)

#### AUGMENTED DICKEY FULLER TEST-FULLER-TEST ####

# Tjekker for unit root, trends og drift
summary(ur.df(logGDP, type = c("trend"), lags = 2))
summary(ur.df(logGDP, type = c("drift"), lags = 2))
summary(ur.df(logGDP, type = c("none"), lags = 2))

summary(ur.df(logLen,type=c("trend"), lags=2))
summary(ur.df(logLen,type=c("drift"), lags=2))
summary(ur.df(logLen,type=c("none"), lags=2))

summary(ur.df(Realcibor,type=c("trend"), lags=2))
summary(ur.df(Realcibor,type=c("drift"), lags=2))
summary(ur.df(Realcibor,type=c("none"), lags=2))

summary(ur.df(realspread,type=c("trend"), lags=2))
summary(ur.df(realspread,type=c("drift"), lags=2))
summary(ur.df(realspread,type=c("none"), lags=2))

#### DIFFERENSEDE SERIER ####
dGDP <- diff(logGDP)
dLen<-diff(logLen)
dCibor<-diff(Realcibor)
drealspread<-diff(realspread)

# Tjekker for unit root, trends og drift i de differensede serier
adfTest(dGDP)
```



```

adfTest(dLen)
adfTest(dCibor)
adfTest(drealspread)

#Laver plots af de differensede serier
par(mfrow=c(2,2))
plot.ts(dGDP, main="(a) Differenset BNP",xlab="År", ylab="Ændring i BNP")
plot.ts(dLen, main="(b) Differenset udlån",xlab="År", ylab="Ændring i
udlån")
plot.ts(drealspread, main="(C) Differenset rentespænd",xlab="År",
ylab="Ændring i rentespænd")

#### LAG ORDER ####

#Lag ordenen skal kendes før cointegrationstest kan udføres
#Lag-order selection, sammenligning af modeller
VARselect(data,lag.max=4, type="trend")
VARselect(data,lag.max=4, type="const")
VARselect(data,lag.max=4, type="none")

#### VAR MODELLER ####

#Plot giver daigram of fit end residuals for de enkelte variable. Alle
diagnostic tests kan plottes
var1.const <- VAR(data, p=1, type="const")
var2.const <- VAR(data, p=2, type="const")

#### DIAGNOSTICS ####

#Multivariate Portmanteau - asymptotic
serial.test(var1.const, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
serial.test(var2.const, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")

#Multivariate Portmanteau - adjusted
serial.test(var1.const, lags.pt=8, type="PT.adjusted")
serial.test(var2.const, lags.pt=8, type="PT.adjusted")

# BG test for autokorrelation i residualer
serial.test(var1.const, lags.bg=12, type="BG")
serial.test(var2.const, lags.bg=12, type="BG")

#Multivariate Jaarque-Bera test + skewnwss and kurtosis for residuals in
var(p)
normality.test(var1.const, multivariate.only=TRUE)
normality.test(var2.const, multivariate.only=TRUE)

#ARCH test
arch.test(var1.const, lags.multi=4)
arch.test(var2.const, lags.multi=4)

##MODEL SELECTION

#Der er en konstant i data, derfor vælges mellem const og trend: const
logLik(var1.const)
logLik(var2.const)

#Schwarz bayesian criterion
BIC(var1.const)
BIC(var2.const)

```

```
#AIC
AIC(var1.const)
AIC(var2.const)

#### GRANGER CAUSALITY TEST ####

#Granger Causality test på log data
causality(var2.const, cause="logGDP")
causality(var2.const, cause="logLen")
causality(var2.const, cause="Realcibor")
causality(var2.const, cause="realspread")

#### COINTEGRATIONSTESTS AF SUBSETS ####

#Trace tests for subsets af variable
#variable: RealGDP,dLenV,dRealcibor,dRentspread
gdplen <- cbind(logGDP,logLen)
VARselect(na.omit(gdplen),lag.max=4, type="const")
vecm.gdplen <- (ca.jo(gdplen, type=c("trace"), ecdet=c("const"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdplen)
vecm.gdplen.none <- (ca.jo(gdplen, type=c("trace"), ecdet=c("none"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdplen.none)

gdpcibor <- cbind(logGDP,Realcibor)
VARselect(na.omit(gdpcibor),lag.max=4, type="const")
vecm.gdpcibor <- (ca.jo(gdpcibor, type=c("trace"), ecdet=c("const"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdpcibor)
vecm.gdpcibor.none <- (ca.jo(gdpcibor, type=c("trace"), ecdet=c("none"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdpcibor.none)

gdpspread <- cbind(logGDP,realspread)
VARselect(na.omit(gdpspread),lag.max=4, type="const")
vecm.gdpspread <- (ca.jo(gdpspread, type=c("trace"), ecdet=c("const"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdpspread)
vecm.gdpspread.none <- (ca.jo(gdpspread, type=c("trace"), ecdet=c("none"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.gdpspread.none)

lencibor <- cbind(logLen,Realcibor)
VARselect(na.omit(lencibor),lag.max=4, type="const")
vecm.lencibor <- (ca.jo(lencibor, type=c("trace"), ecdet=c("const"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.lencibor)
vecm.lencibor.none <- (ca.jo(lencibor, type=c("trace"), ecdet=c("none"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.lencibor.none)

lenspread <- cbind(logLen,realspread)
VARselect(na.omit(lenspread),lag.max=4, type="const")
vecm.lenspread <- (ca.jo(lenspread, type=c("trace"), ecdet=c("const"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.lenspread)
vecm.lenspread.none <- (ca.jo(lenspread, type=c("trace"), ecdet=c("none"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
```

```

summary(vecm.lenspread.none)

ciborspread <- cbind(Realcibor,realspread)
VARselect(na.omit(ciborspread),lag.max=4, type="const")
vecm.ciborspread <- (ca.jo(ciborspread, type=c("trace"), ecdet=c("none"),
K=2, season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.ciborspread)

#### COINTEGRATIONS TESTS ####

##MAXIMUM EIGENVALUE TEST

#Eigenvalue test, const
vecm.eigen.const <- (ca.jo(data, type=c("eigen"), ecdet=c("const"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.eigen.const)
# r=1

#Eigenvalue test, none
vecm.eigen.none <- (ca.jo(data, type=c("eigen"), ecdet=c("none"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.eigen.none)
# r=1

#Eigenvalue test, trend
vecm.eigen.trend <- (ca.jo(data, type=c("eigen"), ecdet=c("trend"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.eigen.trend)
# r=0

##JOHANSEN TRACE TEST

# Constant
vecm.const <- (ca.jo(data, type=c("trace"), ecdet=c("const"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.const)
vecm.const@cval
vecm.const@lambda
# r=2

# Trend
vecm.trend <- (ca.jo(data, type=c("trace"), ecdet=c("trend"), K=2,
season=4, spec="longrun"))
summary(vecm.trend)
alphaols(vecm.trend)
plotres(vecm.trend)
show(vecm.trend)
# r=1

# None
vecm.none <- (ca.jo(data, type=c("trace"), ecdet=c("none"), K=2, season=4,
spec="longrun"))
summary(vecm.none)
vecm.none@cval
AIC(vecm.none)
vecm.none@lambda
# r=1

```

```
#### GRAFISKE COINTEGRATIONSRELATIONER ####

beta.vecm.const <- vecm.const@V
beta.vecm.const[,2]<-beta.vecm.const[,2]/beta.vecm.const[4,2]
beta.vecm.const[,3]<-beta.vecm.const[,3]/beta.vecm.const[4,3]
alpha.const <- vecm.const@PI%%solve(t(beta.vecm.const))
beta1.const <- cbind(beta.vecm.const[,1:2],vecm.const@V[,3:5])
CI.1 <- ts(vecm.const@x%%beta1.const[-c(5),],
start=c(1995,4),end=c(2007,4),frequency=4)
CI.2 <- ts(vecm.const@RK%%beta1.const,
start=c(1995,4),end=c(2007,4),frequency=4)

par(mfrow=c(2,1))
plot(CI.1[,1],main="Cointegrationsrelation, Beta*yt (const)")
plot(CI.2[,1],main="Korrigeret cointegrationsrelation, Beta*RK (const)")
abline(h=0, v=0)

par(mfrow=c(2,1))
plot(CI.1[,2],main="Cointegrationsrelation 2, Beta*yt (const)")
plot(CI.2[,2],main="Korrigeret cointegrationsrelation 2, Beta*RK (const)")
abline(h=0, v=0)

adf.test(ci.1.const[,1])
adf.test(ci.2.const[,1])
adf.test(ci.1.const[,2])
adf.test(ci.2.const[,2])

#### MODELLER ####

#Const
vecmr1.const <- cajorls(vecm.const, r=1)
summary(vecmr2.const$rlm)
vecmr2.const$rlm
vecmr2.const$beta

#### tsDyn package ####

#VEC MODELLER MED R=1

VECM1.const.c <-
VECM(data,1,r=1,include=c("const"),estim=c("ML"),LRinclude=c("const"))
VECM1.const.t <-
VECM(data,1,r=1,include=c("const"),estim=c("ML"),LRinclude=c("trend"))

AIC(VECM1.const.c)
AIC(VECM1.const.t)

#### IMPULSE RESPONSE ANALYSIS ####

##DATA TIL IMPULSE RESPONSE
datairf <- cbind(Realcibor,realspread, RLEN, RGDP)

##VAR MODEL TIL IMPULSE RESPONSE
var2.const.real <- VAR(datairf, p=2, type="const")

# Diagnostics, model til impulse response
serial.test(var2.const.real, lags.pt=12, type="PT.asymptotic")
serial.test(var2.const.real, lags.pt=8, type="PT.adjusted")
```

```

serial.test(var2.const.real, lags.bg=12, type="BG")
normality.test(var2.const.real, multivariate.only=TRUE)
arch.test(var2.const.real, lags.multi=4)

#Granger Causality test realt data
datarealvar <- cbind(RGDP, RLEN, Realcibor, realspread)
var2.const.real <- VAR(datarealvar, p=2, type="const")

causality(var2.const.real, cause="RGDP")
causality(var2.const.real, cause="RLEN")
causality(var2.const.real, cause="Realcibor")
causality(var2.const.real, cause="realspread")

#VECM r=1 på real datasæt
VECM1real.const.t <-
VECM(datairf,1,r=1,include=c("const"),estim=c("ML"),LRinclude=c("trend"))
VECM1real.const.c <-
VECM(datairf,1,r=1,include=c("const"),estim=c("ML"),LRinclude=c("const"))

AIC(VECM1real.const.t)
AIC(VECM1real.const.c)

plot(irf(VECM1real.const.t, impulse="realspread", response="RGDP",
n.ahead=40, boot=TRUE, ci=0.90, runs=200), main="Const.t")
plot(irf(VECM1real.const.c, impulse="realspread", response="RGDP",
n.ahead=40, boot=TRUE, ci=0.90, runs=200), main="const.c")

#### FEVD ####

fevd(VECM1real.const.c, n.ahead=40)

```