

H.D.-studiet i Finansiering

Hovedopgave - forår 2010

Opgaveløser: Christina Dyrbye Palle

Vejleder: Niels Henrik Lehde Pedersen

Opgave nr. 76

Risikostyring

Bloombergs VaR-applikation

1.0 Indledning	3
1.1 Problemformulering	5
1.2 Undersøgelsesspørgsmål	5
1.3 Metode og afgrænsning	5
1.4 Komposition	7
2.0 Hvad er den grundlæggende idé bag VaR?	8
Opsamling af kapitel 2	13
3.0 Holder Bloombergs VaR-applikations forudsætninger?	14
3.1 Forudsætninger.....	14
3.1 Præsentation af datagrundlaget	18
3.2 Datagrundlagets karakteristika og analyse af forudsætninger	19
3.2.1 Kan stationaritet genfindes i datagrundlaget?	19
3.2.2 Følger afkast normalfordelingen?.....	28
3.2.3 Er EMWA-modellens antagelse om konstant henfaldsfaktor rimelig?	38
3.2.4 Kan det uden problemer antages, ved historisk simulation, at den sande afkastfordeling vil være identisk med den historiske fordeling?	39
Opsamling af kapitel 3	39
4.0 Hvordan vurderes anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation?	41
Opsamling af kapitel 4	54
5.0 Konklusion	56
6.0 Litteraturliste	58
7.0 Bilag	60
Bilag 1	60
Bilag 2	62

1.0 Indledning

Hverken risiko eller økonomisk krise er nye begreber. De har dog fået ny opmærksomhed og dybde i forbindelse med den aktuelle krise, hvilket har inspireret mig til at vælge et emne indenfor 'risikostyring'.

Risici opstår fordi fremtiden er uvis. Valg og fravalg kombineret med en usikker fremtid genererer risici.

Risici er et væsentligt element for finansielle aktører (penge- og realkreditinstitutter, investerings- og fondsmæglerselskaber, pensions- og forsikringsselskaber).

Finansielle risici kommer i mange varianter og opstår i forbindelse med finansielle transaktioner. Det er derfor essentielt for aktørerne, at have en passende risikostyringspolitik. Nødvendigheden er vokset med udviklingen af de finansielle markeder og den øgede kompleksitet i den finansielle verden. Dette nødvendiggør funktionelle systemer der understøtter begrænsningen og kontrollen af risikoeksponering.

Finansielle aktører er typisk eksponeret overfor en række forskellige typer af risici:

Kreditrisiko som er defineret som risiko for tab, som følge af en modpart helt eller delvist misligholder sine betalingsforpligtigelser.

Likviditetsrisiko som er risikoen for tab, som følge af den finansielle institution ikke kan opfylde sine forpligtigelser eller ikke kan påbegynde nye forretninger med de normale likviditetsreserver eller kun ved finansiering med ekstraordinære store udgifter.

Operationel risiko som er risikoen for tab, som følge af menneskelige fejl, systemfejl, fejl som følge af utilstrækkelige interne procedure eller udefrakommende begivenheder.

Markedsrisiko som er den potentielle risiko for tab på et aktiv eller en portefølje som følge af ændringer i priserne på de finansielle markeder. Det er svært for finansielle aktører at undgå markedsrisiko og de tager da også ofte en vis mængde frivillig

markedsrisiko for at tjene penge. Det er dog vigtigt at holde markedsrisikoen på et passende niveau, for at kunne modstå ekstreme markedsforhold.

Den stigende opmærksomhed på risikostyring er understøttet af de såkaldte Basel II krav, som er en modernisering af reglerne om kapitaldækning. Ifølge Basel II skal de finansielle institutioner (penge- og realkreditinstitutter, investerings- og fondsmæglerselskaber), udover at kvantificere kredit-, operationel- og markedsrisiko, udvikle en intern model til at beregne solvensbehovet. Det overordnede formål med at udvikle en intern solvensbehovsmodel er at sikre overensstemmelse mellem risikoprofil, risikostyring og risikokapital. Der kan vælges mellem forskellige metoder til opgørelse af solvenskravet. Enten vælges en relativ simpel metode, eller også kan der med Finanstilsynets tilladelse vælges mere avancerede metoder. En sådan metode kunne for eksempel være Value-at-Risk (VaR).

I denne opgave vil jeg udelukkende beskæftige mig med markedsrisiko og måling heraf ved hjælp af VaR.

Det er vigtigt med gode datamodeller til måling af markedsrisiko, da der generelt ikke er basis for en intuitiv fornemmelse for alle de forskellige risikofaktorer.

Risikofaktorerne er ikke direkte sammenlignelige, da de ikke nødvendigvis måles på samme skala. VaR formår at samle alle risikokilder til ét samlet risikomål, ved at introducere sandsynligheder.

VaR har været en foretrukken model til måling af markedsrisiko, men i lyset af den aktuelle krise, er der sat kritiske øjne på VaR og dets status indenfor risikomåling.

Det amerikanske nyheds og markedsdatabureau Bloomberg er specialiseret i at servicere den finansielle industri og tilbyder bl.a. beregning af VaR. Bloombergs VaR-applikation er baseret på RiskMetrics, som blev præsenteret af J.P. Morgan i 1994.

I denne opgave ønsker jeg at analysere og vurdere anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation.

1.1 Problemformulering

Det er bredt anerkendt, at vi står midt i den slem økonomisk krise. Den præcise årsag til krisen kan diskuteres, men der er stor enighed om, at der er blevet taget stigende risici fra bankernes side. Risikoen er taget med VaR som sikkerhed for, at der var god kontrol, hvilket ikke har været tilfældet. Dette giver anledning til følgende problemformulering: *Kan finansielle aktører anvende Bloombergs VaR-applikation som et troværdigt risikoværktøj og kan nogle af Bloombergs VaR-modeller siges at være bedre end andre?*

1.2 Undersøgelsesspørgsmål

- Hvad er den grundlæggende idé bag VaR?
- Holder Bloombergs VaR-applikations forudsætninger?
- Hvordan vurderes anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation?

1.3 Metode og afgrænsning

Jeg vil i opgaven teste Bloombergs VaR-applikations forudsætninger, samt diskutere og påpege konsekvenserne af VaR-estimerne.

Opgaven vil dog ikke fortælle den fulde sandhed om Bloombergs VaR-applikation, da applikationen byder på funktioner for estimering af CVaR og stresstest, som opgaven afgrænser sig fra.

Validiteten af modellen vurderes ud fra statistiske test, økonomisk logik samt backtesting af fire danske aktieindeks. VaR-estimerne, der backtestes, er genereret på Bloomberg. En vurdering af modellerne forudsætter grundlæggende forståelse af teorien. Det er således forsøgt at beskrive og præsentere den nødvendige teori, hvorpå opgavens beregninger og resultater bygger.

Fokus ligger på måling af finansielle risici og mere konkret markedsrisici.

I den overordnede risikovurdering er det også vigtigt at undersøge for andre former for risici såsom kreditrisiko, likviditetsrisiko og operationel risiko. De forskellige

former for risici kan dog relativt let adskilles, hvorfor jeg i min opgave har valgt udelukkende at koncentrere mig om markedsrisici.

VaR-tankegangen benyttes ikke kun af finansielle aktører men også af ikke-finansielle virksomheder. Denne opgave afgrænser sig dog til, udelukkende at berøre finansielle aktørers virkeområde og måling af finansielle aktørers risici.

De finansielle markeder rummer mange forskellige finansielle aktiver. Her kan nævnes: aktier, obligationer, investeringsforeninger, valutaer, råvare - samt afledte produkter såsom: futures, optioner, swaps etc.

Alle disse instrumenter har uden tvivl deres berettigelse indenfor VaR, men opvejet med den tiltænkte arbejdsindsats, ville den informative merværdi af en inkorporering af dem alle, ikke være besværet værd. Selvom det kunne være interessant at undersøge modeller for dem alle, vil opgavens hovedfokus derfor afgrænses til aktier.

Opgaven afgrænser sig fra at anvende "reelle" porteføljer, men anvender danske aktieindeks som porteføljesubstitutter. De i opgaven anvendte porteføljer (indeks) tager alle udgangspunkt i en "køb og hold" strategi og der afgrænses således fra gebyrer, transaktionsomkostninger og lignende.

I den statistiske analyse af data begrænser opgaven sig til en univariat tidsserieanalyse, hvor tidsrækkerne betragtes isoleret. Dette medfører at eventuelle korrelationer mellem tidsrækkerne ikke undersøges. Alternativet er en multivariat analyse, hvor flere tidsrækker analyseres samlet, men fordi data i denne opgave består af enkelte tidsrækker og da emnet i hovedopgaven er en sammenligning og vurdering af forskellige VaR modeller, er analysen begrænset til det univariate tilfælde.

Af anvendte tilgange til beregning af VaR afgrænses for brugen af Monte Carlo simulation. I beregningen af VaR vil fokus i stedet ligge på Parametrisk VaR og Historisk simulation. Inddragelse af Monte Carlo simulation ville ikke kunne ske på bekostning af ønsket om en dybere analyse af Parametrisk VaR og Historisk simulation.

1.4 Komposition

Jeg vil kort gennemgå forløbet i opgaven og skabe overblik over opbygningen og hvordan de enkelte afsnit hænger sammen i relation til besvarelse af problemformuleringen.

Kapitel 2 definerer VaR begrebet og forklare hvad idéen med VaR er. Afsnittet danner udgangspunkt for den efterfølgende undersøgelse af Bloombergs VaR-applikation.

Kapitel 3 omhandler Bloombergs VaR-applikation og herunder forudsætninger, anvendt data og en vurdering og statistisk analyse af data.

Kapitel 4 indeholder backtest og validering af Bloombergs VaR-applikation.

.

2.0 Hvad er den grundlæggende idé bag VaR?

I 1980'erne begyndte finansielle aktører for alvor at udvikle interne systemer til måling og styring af finansielle risici. Udviklingsindsatsen kom som en reaktion på de mere volatile finansmarkeder og var et forsøg på at forudsige fremtidige hændelser på finansmarkederne.

VaR blev udviklet i 1994 af den amerikanske bank J. P. Morgan og er et risikomål med baggrund i porteføljeteorien, som indebærer at der tages hensyn til de individuelle aktivers risici udtrykt ved standardafvigelser samt de indbyrdes korrelationer. Modellen går under navnet RiskMetrics og det er netop denne model Bloombergs VaR-applikation bygger på.

VaR er et estimat for det finansielle tab, der med stor sandsynlighed ikke vil blive overskredet i løbet af en given tidshorisont ved normale markedsforhold. VaR kvantificerer således den finansielle risiko ved at angive, hvor galt det kan gå, når man ser bort fra de allerværste tilfælde.

VaR er defineret som: *det maksimale tab en portefølje med en given sandsynlighed kan risikere indenfor en given tidshorisont.* (Kilde: Dowd 2002, s. 19)

Ved beregning af VaR er der en række forhold, der skal overvejes. Det gælder specielt den tidshorisont, som VaR beregnes for og den ønskede sandsynlighed. Såvel større sandsynlighed som længere horisont vil lede til et højere estimat for VaR. Desuden vil resultatet afhænge af en række mere beregningstekniske forudsætninger, herunder estimationsmetode og estimationsperiode. (Kilde: Danmarks Nationalbank 2004)

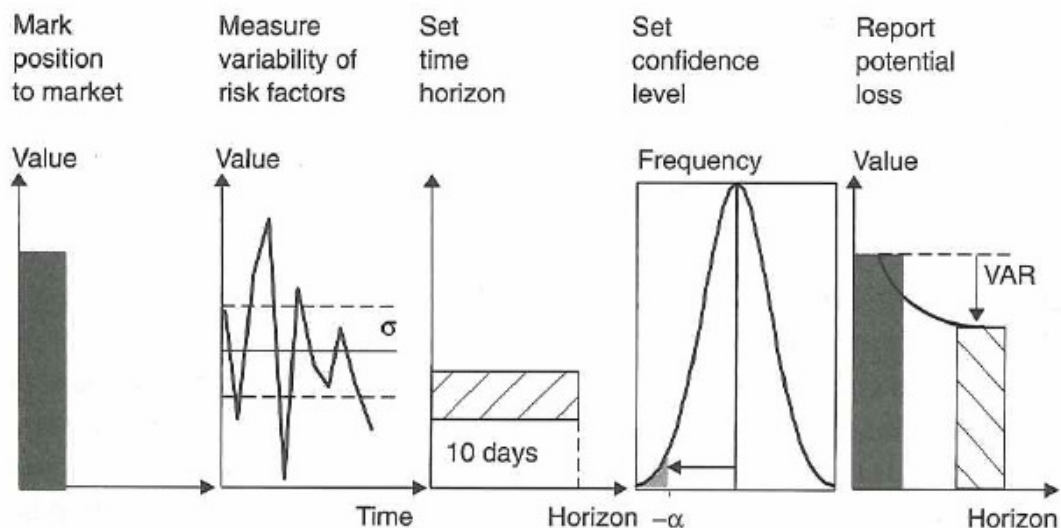
Der er ikke noget korrekt signifikansniveau, men som regel rapporteres VaR med en sandsynlighed på 95 %, 97,5 % eller 99 %. En sandsynlighed på 99 % taler for, at tab udover VaR-estimatet, kun kan forventes i meget sjældne tilfælde, mens en sandsynlighed på 95 % taler for, at overskridelser må forventes fra tid til anden.

Den anvendte tidshorisont bør afhænge af formålet med beregningen. For institutioner, der kan afvikle sine positioner i løbet af en dag, kan en horisont på én dag være relevant. For andre institutioner, der ikke har mulighed for at afvikle positioner så hurtigt, er det relevant med beregninger, hvor en længere horisont anvendes. (Kilde: Danmarks Nationalbank 2004)

I Kapitaldækningsbekendtgørelsen anbefales, at VaR beregnes dagligt med en tidshorisont på ti handelsdage, et 99 % signifikansniveau og minimum ét års historisk data. (Kilde: Kapitaldækningsbekendtgørelsen)

For fastholdt sandsynlighed og tidshorisont afhænger VaR af markedsvolatiliteten og af de finansielle positioner. Stor historisk volatilitet bidrager til et højt estimat for VaR. Det samme gør en forventning om tæt, positiv samvariation mellem de relevante markedspriser, idet det øger risikoen for, at flere fordringer taber værdi samtidigt. De finansielle positioner påvirker VaR-estimatet ved deres størrelse og deres sammensætning. En stor fordring bidrager alt andet lige til et højt estimat for VaR, men det kan modsvares af en stor forpligtigelse, hvis værdierne af de to positioner reagerer på samme måde overfor markedsudviklingen. (Kilde: Høyer 2002, s. 35-37)

Generelt vil beregningen af VaR tage udgangspunkt i en identifikation af, hvilke finansielle risikofaktorer, der påvirker aktørernes markedsrisiko. Når risikofaktorerne er identificerede, anslås deres forventede fordeling, herunder samvariation, for den valgte horisont. Markedsafkastenes sandsynlighedsfordeling er helt centralt i beregningen af VaR. På baggrund af denne fordeling og en model for risikofaktorerens indvirkning på den samlede portefølje, kan der opstilles en forventet fordeling for porteføljen, hvorefter VaR kan identificeres. I figur 1 illustreres fremgangsmåden:



Figur 1 – Kilde: Jorion 2006, s. 107.

Bestemmelsen af risikofaktorerne forventede fordeling kan ske på flere måder.

Grundlæggende er der tre tilgange til beregning af VaR.

Der skelnes mellem simulationsmetoder og analytiske metoder. Ved simulationsmetoderne dannes risikofaktorerne fordeling ud fra en række observationer for risikofaktorerne. Det kan enten være de faktiske historiske observationer (Historisk simulation), eller det kan være kunstigt fremkaldte observationer (Monte Carlo simulation). I den analytiske metode (Parametrisk VaR) antages risikofaktorerne at følge en statistisk fordelingsfunktion. Oftest anvendes normalfordelingen med parametre i form af spredning og korrelationer estimeret på historisk data. Bloombergs VaR-applikation (parametrisk) er baseret på antagelsen om, at data er normalfordelt. (Kilder: Bloomberg, Value at Risk Methodology, s. 14 og Høyer 2002, s. 38)

Ved *Parametrisk VaR* foretages en statistisk beregning af varianser og kovarianser i det anvendte datamateriale. Ved at gange med en konstant, som er afhængig af det valgte signifikansniveau, finder man det størst mulige procentvise negative afkast ved denne sandsynlighed. Dette er kun muligt, fordi markedsafkastene antages at være normalfordelte. VaR er da lig med det beregnede negative afkast ganget med porteføljens værdi.

Historisk simulation går ud på, at der på baggrund af en given observationsperiode, bestående af x antal daglige historiske afkast, beregnes et histogram, dvs. at fordelingen af x daglige historiske afkast bestemmes. Som det næste vælges et signifikansniveau, α , og VaR-estimatet aflæses da som det afkast der svarer til α % fraktilen. (Kilder: Hull 2009, s. 249-252 og Jorion 2006, s. 262-264)

Monte Carlo simulation er en mere fleksibel men også mere krævende form for simulation end den historiske og kan benyttes når mere simple metoder ikke er brugbare. Metoden er hensigtsmæssig i forbindelse med porteføljer indeholdende forskellige former for finansielle aktiver såsom futures, optioner, swaps samt andre afledte finansielle aktiver. Da denne opgave afgrænser sig fra Monte Carlo simulation, vil metoden ikke blive nærmere beskrevet. (Kilde: Jorion 2006, s. 265-269)

I figur 2 illustreres hvorledes den anvendte metode har betydning for resultatet af VaR.

Beregningerne er foretaget på Bloomberg og tager udgangspunkt i en fiktiv portefølje indeholdende både aktier, obligationer, statsobligationer og likvider.

The figure consists of two screenshots from the Bloomberg terminal, illustrating the impact of the methodology used for VaR calculation. Both screenshots show a portfolio named 'TEST' with a 95% confidence interval and a 1-day time horizon. The currency is DKK. The '1st Distr.' is set to 'Asset Type'.

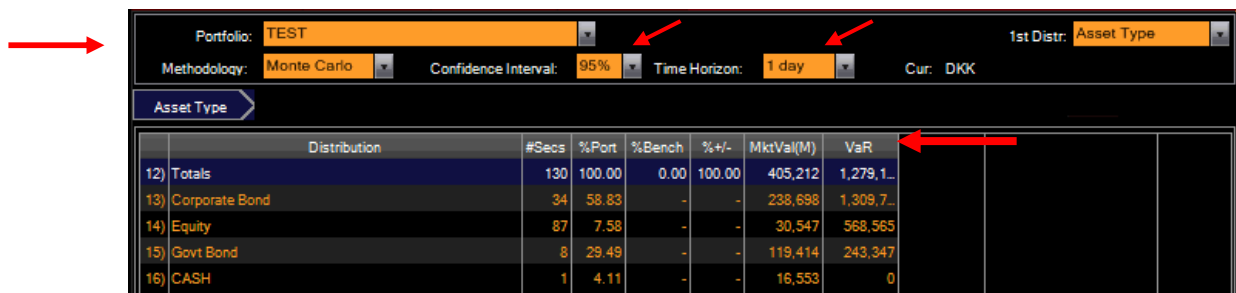
Top Screenshot (Parametric Methodology):

	Distribution	#Secs	%Port	%Bench	MktVal(M)	VaR
12)	Totals	131	100.00	0.00	405,212	1,369.9...
13)	Corporate Bond	35	58.83	-	238,698	1,375.6...
14)	Equity	87	7.58	-	30,547	584,901
15)	Govt Bond	8	29.49	-	119,414	240,247
16)	CASH	1	4.11	-	16,553	0

Bottom Screenshot (Historical 1Y Methodology):

	Distribution	#Secs	%Port	%Bench	%+/-	MktVal(M)	VaR
12)	Totals	130	100.00	0.00	100.00	405,212	2,727.3...
13)	Corporate Bond	34	58.83	-	-	238,698	2,650.7...
14)	Equity	87	7.58	-	-	30,547	1,039.3...
15)	Govt Bond	8	29.49	-	-	119,414	296,694
16)	CASH	1	4.11	-	-	16,553	0

Red arrows in the original image point to the 'Methodology' dropdown, the 'Confidence Interval', 'Time Horizon', and the 'VaR' column in both screenshots.



	Distribution	#Secs	%Port	%Bench	%+/-	MktVal(M)	VaR
12) Totals		130	100.00	0.00	100.00	405,212	1,279,1...
13) Corporate Bond		34	58.83	-	-	238,698	1,309,7...
14) Equity		87	7.58	-	-	30,547	568,565
15) Govt Bond		8	29.49	-	-	119,414	243,347
16) CASH		1	4.11	-	-	16,553	0

Figur 2 – Kilde: Bloomberg (med egen tilvirkning)

Figuren afspejler hvordan resultatet af VaR beregningen varierer alt efter hvilken metode der er anvendt.

Alle beregninger er foretaget med ens finansielle positioner (samlet markedsværdi = 405,212 mio.) samt fastholdt sandsynlighed (95%) og tidshorisont (1 dag). De tre VaR-estimer varierer derfor udelukkende fordi, at der er anvendt forskellige estimationsmetoder.

Alt efter metodevalg spænder VaR fra 1,279 mio. kr. til 2,727 mio. kr. (jf. figur 2). Afvigelsen på 1,448 mio. kr. påpeger at estimationsmetoden er særdeles afgørende for VaR-estimatets størrelse.

Kapitel 4 behandler hvordan man kan identificere, den mest anvendelige estimationsmetode, vha. backtest.

Yderligere bemærkes at summen af VaR-estimatet for de forskellige aktivklasser (Corporate Bonds, Equities, Government Bonds og Cash) ikke svarer til totalen.

Med den parametriske version som eksempel, ses at 1.375.600 kr.+584.901 kr.+240.247 kr.+16.553kr. $\neq$ 1.369.900 kr.. Summen er derimod lig 2.217.301 kr. Afvigelsen på 847.401 kr. skyldes aktivernes samvariation. Forskellen kaldes diversifikationsgevinsten og skyldes at der sjældent forekommer tab på alle risikofaktorerne samtidigt.

Da opgaven ikke tilstræber at udarbejde styringsmæssige tiltag, i form af optimal portefølje sammensætning, vil diversifikationsgevinsten ikke blive kommenteret yderligere.

VaR er en foretrukken metode til styring og håndtering af markedsrisici, da risikomålet udtrykker sig i form af kvantificerede størrelser.

Det er en fordel, at virksomhedernes ledelse, ejere og andre interessenter kan forholde sig til VaR, da risikoen måles i kroner og ører.

Den voksende interesse for kvantificering af de finansielle aktørers risiko, skal ses på baggrund af et ønske om en rationel kapitalanvendelse. Kvantificeringen af risikoen har desuden været fremmet af en række episoder med store tab hos store internationale virksomheder som følge af en uheldig markedsudvikling. Her tænkes blandt andet på krakket i Barings Bank, som delvist var foranledet af manglende markedsdisciplin. En medvirkende årsag til store tab har ofte været ledelsens manglende overblik over risici ved komplekse finansielle engagementer.

Opsamling af kapitel 2

VaR er traditionel porteføljeteori på nye flasker med fokus på "downside risk". VaR blev udviklet af banken J. P. Morgan under navnet RiskMetrics som er den model Bloombergs VaR-applikation bygger på. Den grundlæggende idé bag VaR er at måle det maksimale tab en portefølje med en given sandsynlighed kan risikere indenfor en given tidshorisont.

Den anvendte sandsynlighed og tidshorisont bør afhænge af formålet med beregningerne, men som standard anbefales at VaR beregnes dagligt med en tidshorisont på ti handelsdage, et 99 % signifikansniveau og minimum ét års historisk data.

Beregningen af VaR tager udgangspunkt i en identifikation af de relevante risikofaktorer, hvorpå der opstilles en forventet fordeling for den samlede portefølje. Der skelnes mellem den analytiske metode 'Parametisk VaR' og simulationsmetoderne 'Historisk simulation' og 'Monte Carlo simulation'. Ud fra beregninger genereret på Bloomberg, på en tilfældig portefølje, kan det konkluderes, at der er væsentlig forskel i output ved de tre forskellige tilgange. Endvidere kan det konkluderes at risikofaktorernes samvariation medfører, at VaR-estimatet for den samlede portefølje er mindre end VaR fordelt på de enkelte aktiver.

3.0 Holder Bloombergs VaR-applikations forudsætninger?

For at kunne vurdere VaR modellerne i kapitel 4, er det essentielt at få klarlagt de grundlæggende forudsætninger, modellerne bygger på. Første del af dette kapitel er derfor en gennemgang af de pågældende forudsætninger. Herefter præsenteres det, i analysen, anvendte datagrundlag og som det sidste foretages en statistisk analyse af hvorvidt forudsætningerne kan siges at være opfyldt.

3.1 Forudsætninger

Bloombergs VaR-applikation for parametrisk VaR bygger på forudsætninger for RiskMetrics-modellen.

Afkast antages at være normalfordelte og følger en random-walk model, dvs. afkast antages at være uafhængige. Der tages således udgangspunkt i et efficient marked, hvor prissætningen pr. definition først indtræder ved ny information på markedet (svag markedsefficiens – se nedenfor) (Kilder: Jorion 2006, s. 98 og Bloomberg Value at Risk Methodology).

Økonomer skelner mellem tre niveauer af markedsefficiens, hvor det bestemmende er den information der afspejles i priserne.

1) *Svag markedsefficiens*, hvor ingen aktør på markedet kan generere profitter større end markedsgennemsnittet ved hjælp af systemer baseret på historisk markedsinformation. Eksistensen af svag markedsefficiens medfører, at teknisk analyse af historiske priser ikke er anvendelig til profitoptimering og priserne følger en random-walk. (Kilde: Brealey m.fl. 2008, s. 358-359)

2) *Semi-stærk markedsefficiens*, hvor ingen aktør på markedet kan generere profitter større en markedsgennemsnittet ved hjælp systemer baseret på offentlig tilgængelig information såsom årsregnskaber, aviser, magasiner og lignende. Eksistensen af semi-stærk markedsefficiens medfører altså, at priserne straks tilpasses alt offentlig tilgængeligt information. (Kilde: Brealey m.fl. 2008, s. 358-359)

3) *Stærk markedsefficiens*, hvor ingen aktør på markedet kan generere profitter større end markedsgennemsnittet ved hjælp af nogen form for information. I et sådan marked ville man opleve heldige og uheldige investorer, men ingen investorer ville konsekvent kunne slå markedet. (Kilde: Brealey m.fl. 2008, 2008, s. 359)

Det er sandsynligt, at ny information kommer på en tilfældig måde, hvilket betyder, at hypotesen om svagt efficiente markeder i dag er sandsynlig.

Hvis historiske priser kunne anvendes til at forudsige fremtidige priser, ville investorerne let tjene penge. Men i konkurrencedygtige markeder vil sådanne fortjenester ikke vare ved. Når investorerne forsøger at udnytte information i historiske priser, vil priserne med det samme tilpasses indtil fortjenesten ved at studere de historiske priser forsvinder. Dette resulterer i at al information i historiske priser afspejler dagens priser. Mønstre i priserne vil ikke længere eksistere og ændringerne i priserne i én periode vil være uafhængige af ændringerne i den næste. Med andre ord vil priserne følge en random-walk. (Kilde: Brealey m.fl. 2008, s. 358-359).

En relateret forudsætning er at afkastene er stationære, dvs. at afkastene har konstant varians (homoskedasticitet) og er uafhængige af hinanden over tid (ingen autokorrelation). Desuden antages middelværdien er være lig med nul. (Kilde: Bloomberg, Value at Risk Methodology, s. 5-9)

VaR beregnes som:

$$VaR = V \times \alpha \times \sigma \times \sqrt{T},$$

hvor V er ændringen i porteføljens værdi, α er fraktilen for det valgte signifikansniveau, σ er volatiliteten udtrykt ved standardafvigelsen og T er tidshorisonten målt i handelsdage.

(Kilder: Bloomberg, Value at Risk Methodology, s. 12 og Hull 2009, s. 166)

Inden beregningen af VaR kan finde sted er det nødvendigt at omregne (mappe) positionerne i de enkelte papirer til standardpositioner. Mapping er en måde at opdele en portefølje af mange aktiver, på få risikofaktorer, for at minimere

beregningerne. Princippet for omregningen er, at den nye position skal have samme risiko som den gamle. Derefter beregnes et sæt af tal (varians/kovarians matrice) der beskriver relationen mellem risikofaktorerne. (Kilder: Bloomberg, Value at Risk Methodology og Jorion 2006, s. 248-249)

En varians/kovarians matrice har en række og en kolonne for hver risikofaktor. De 'ikke diagonale' elementer i matricen repræsenterer kovariansen mellem risikofaktorerne, mens det diagonale element svarer til variansen af den individuelle risikofaktor. Kovariansen eller korrelationen er et mål for relationen mellem to risikofaktorer, mens variansen eller volatiliteten er et mål for variationen i værdien af den enkelte risikofaktor. Bloombergs VaR-applikation bruger RiskMetrics-modellen til at beregne varians/kovarians-matricen. RiskMetrics-modellen er baseret på anbefalinger publiceret af RiskMetrics gruppen og anvender en eksponentielt vægtet glidende gennemsnit model også kaldet EWMA (Exponentially Weighted Moving Average).

EWMA anvendes for at imødekomme mulige problemer angående en given tidsseries volatilitet (se afsnit 3.2.1) og tager derfor udgangspunkt i en tidsbetinget volatilitetsestimering. Ved at anvende EWMA lægges der mere vægt på den senest observerede volatilitet og mindre vægt på de tidligere observerede.

Formlen for EWMA fremgår af afsnit 3.2.3.

De parametre, der anvendes til at beregne varians/kovarians-matricen inkluderer bl.a. (for VaR beregnet på dagsbasis):

- Henfaldsfaktor, $\lambda = 0,94$ (bestemmer, hvor hurtigt vægtningen af tidligere afkast-data falder)
- k værdi = 74 (antallet af historiske handelsdage, der bruges til estimatet).

Henfaldsfaktoren og k-værdien tjener samme formål. De skal bruges til at kontrollere følsomhed over for nyere begivenheder. I Praksis vil afkastet for de 74 seneste handelsdage indgå i den effektive estimering af de daglige historiske volatiliteter og kovarianser, hvor den sidste observation kun vil indgå med vægten 1,09% ($0,94^{(74-1)}$) af det pågældende afkast. (Kilde: Bloomberg, Value at Risk Methodology, s.4-5)

Historisk simulation

Bloomberg beregner også VaR ud fra historisk simulation.

Estimaterne er baseret på enten ét, to eller tre års historisk information for alle risikofaktorerne og beregnes ved at sammenligne dagens værdi med de historiske dage. Metoden bruges som en full-valuation metode, hvilket betyder at porteføljen bliver værdiansat ved at simulere forskellige scenarier for risikofaktorerne. Når VaR findes ved hjælp af historisk simulation, antages fremtiden at afspejle fortiden. Det antages derfor at afkastfordelingen vil være identisk med den historiske fordeling og at den faktiske fordeling af historiske afkast er et tilstrækkeligt godt estimat for den sande afkastfordeling til, at den kan danne baggrund for pålidelige VaR værdier. (Kilde: Bloomberg, Value at Risk Methodology, s. 7)

Da historisk simulation ikke indebærer parametreestimering, er den er mere lige til, i forhold til de parametriske modeller og eftersom historisk simulation ikke baseres på specifikke modeller, er der ingen modelrisiko forbundet med metoden.

Da historisk simulation baseres på reelle afkast, tillader metoden afkastfordelinger, der afviger fra normalfordelingen.

Det første skridt i historisk simulation er at identificere de risikofaktorer der har indflydelse på porteføljen. Informationer om bevægelserne i disse risikofaktorer opsamles derefter for eksempel for de seneste 701 dage. Dette bidrager med 700 scenarier for hvad der kan ske mellem i dag og i morgen. Består observationsperioden således af 701 daglige historiske afkast, er den daglige VaR værdi på et 99% signifikansniveau lig med det 7. største tab, da $1\% \text{ af } 700 = 7$, således at der ikke er mere end 1% sandsynlighed for at opleve et tab større end VaR. (Kilde: Hull 2009, s. 250)

Følgende forudsætninger analyseres og testes i afsnit 3.2.1, 3.2.2, 3.2.3 og 3.2.4:

- Kan stationaritet genfindes i datagrundlaget?
- Kan middelværdien siges at være lig med nul?
- Følger afkast normalfordelingen?
- Er EMWA-modellens antagelse om konstant henfaldsfaktor rimelig?
- Kan det uden problemer antages, ved historisk simulation, at den sande afkastfordeling vil være identisk med den historiske fordeling?

3.1 Præsentation af datagrundlaget

Datagrundlaget består af fire tidsserier af daglige afkast på danske aktieindeks. For at kunne analysere data, er kurserne for de fire indeks hentet fra Bloomberg. Der er tale om følgende fire indeks:

- OMXC20-indekset (01.01.2007 til 31.12.2009 = 748 observationer/kurser)
- CS25- indekset (Forbrugsgoder) (01.01.2007 til 31.12.2009 = 748 observationer/kurser)
- CS35-indekset (Sundhedspleje) (01.01.2007 til 31.12.2009 = 748 observationer/kurser)
- CS50-indekset (Telekommunikation) (01.01.2007 til 31.12.2009 = 748 observationer/kurser)

Ovenstående aktieindeks er valgt fordi de indeholder nogle af de toneangivende danske aktier på Københavns Fondsbørs.

I stedet for enkeltaktier er der anvendt aktieindeks, da indeks har den egenskab, at de imiterer en portefølje. For eksempel svarer afkastet på CS35-indekset, til afkastet af en portefølje bestående af sundhedsplejeaktierne på Københavns fondsbørs.

I bilag 1 findes en oversigt over hvilke aktier der indgår i henholdsvis OMXC20-, CS25-, CS35- og CS20-indekset.

Senere i opgaven valideres VaR for de fire indeks. VaR-estimerne genereres på Bloomberg, men da Bloomberg ikke tillader beregning af VaR for indeks, har opgaveskriver været nødsaget til, at konstruere en portefølje for hver af de fire indeks. Porteføljerne er dannet i fondssystemet Panda, som er ejet af PandaConnect A/S. Porteføljerne er efterfølgende indlæst på Bloomberg, hvor VaR beregningerne er foretaget, med 1.000 positioner i hver aktie. Da indeksene ikke indeholder lige mange aktier, er positionerne i hver portefølje (indeks), ikke lige store. Dette skal der tages højde for i den senere analyse.

Nominel beholdning i porteføljen bestående af aktier i OMXC20-indekset: $1.000 \cdot 20 = 20.000$ stk.
Nominel beholdning i porteføljen bestående af aktier i CS25-indekset: $1.000 \cdot 20 = 20.000$ stk.
Nominel beholdning i porteføljen bestående af aktier i CS35-indekset: $1.000 \cdot 17 = 17.000$ stk.
Nominel beholdning i porteføljen bestående af aktier i CS50-indekset: $1.000 \cdot 1 = 1.000$ stk.

3.2 Datagrundlagets karakteristika og analyse af forudsætninger

I dette afsnit belyses begrebet stationaritet og hvordan datagrundlaget kan transformeres, så at stationaritet opnås. I denne sammenhæng vurderes det om der forefindes heteroskedacitet og autokorrelation og der testes for om middelværdien kan siges at være lig med nul. Yderligere redegøres der kort for januareffekten i forbindelse med finansielle markedsafkast.

Det afgøres om normalfordelingsantagelsen holder og ulemper ved denne antagelse belyses, i forhold til beregningen af VaR. Som det sidste vurderes om EWMA-modellens antagelse, om en konstant henfaldsfaktor, er rimelig.

3.2.1 Kan stationaritet genfindes i datagrundlaget?

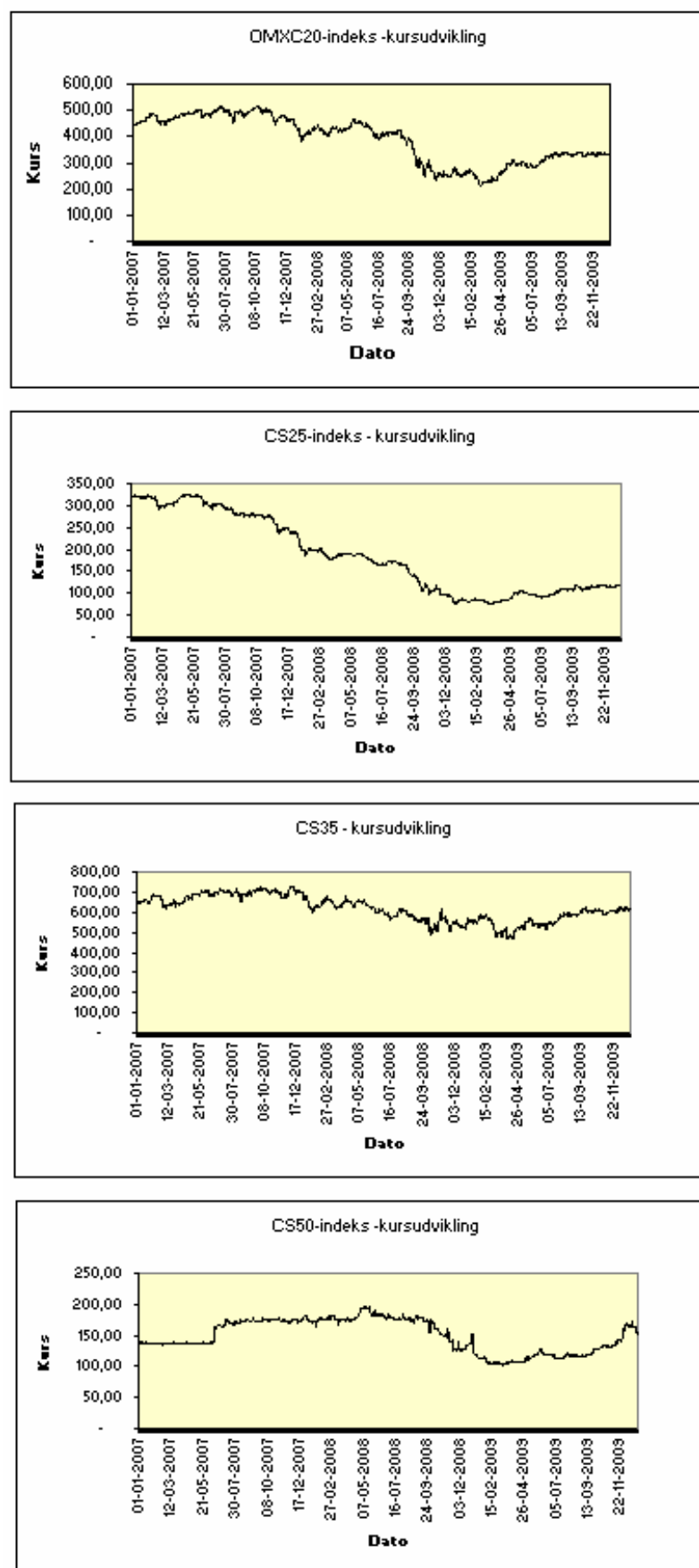
Begrebet stationaritet er vigtigt i forbindelse med analyse af tidsserier.

Når historiske observationer vedrørende en given tidsseries sandsynlighedsfordeling skal anvendes til forudsigelser, er det af betydning om tidsserien er stationær.

Stationaritet medfører nemlig, at sandsynlighedsfordelingen af fremtidige værdier, er den samme som sandsynlighedsfordelingen af nutidige og historiske værdier.

Stationaritet betyder, at en tidsserie ikke ændrer karakterer over tid. Mere formelt siges variablerne at være stationære hvis deres middelværdi og varians er ens over tid. Stationaritet er altså en struktur på tidsserien og betyder at middelværdien og variansen ikke må være tidsafhængige.

I figur 3 nedenfor ses at kurserne for de fire indeks ikke er stationære. Specielt OMXC20- samt CS25-indekset har en klar faldende tendens, hvilket illustrerer at middelværdien ikke er konstant over tid. Yderligere kan det observeres at udsvingene (variansen) i nogle perioder er større end i andre.



Figur 3 – Kilde: Egen tilvirkning

Transformation:

Ved at beregne det **absolutte afkast** kan en konstant middelværdi ofte opnås:

$$R_t^{Absolut} = P_t - P_{t-1}$$

Det absolutte afkast angives i danske kroner eller en anden valuta.

Ud fra det absolutte afkast kan det **aritmetiske afkast** beregnes som: (Kilde: Jorion 2006, s. 93)

$$R_t^{Aritmetisk} = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_{t-1}}$$

Det aritmetiske afkast kan fortolkes som det relative afkast i forhold til den foregående periode og det angives i procent eller procentpoint.

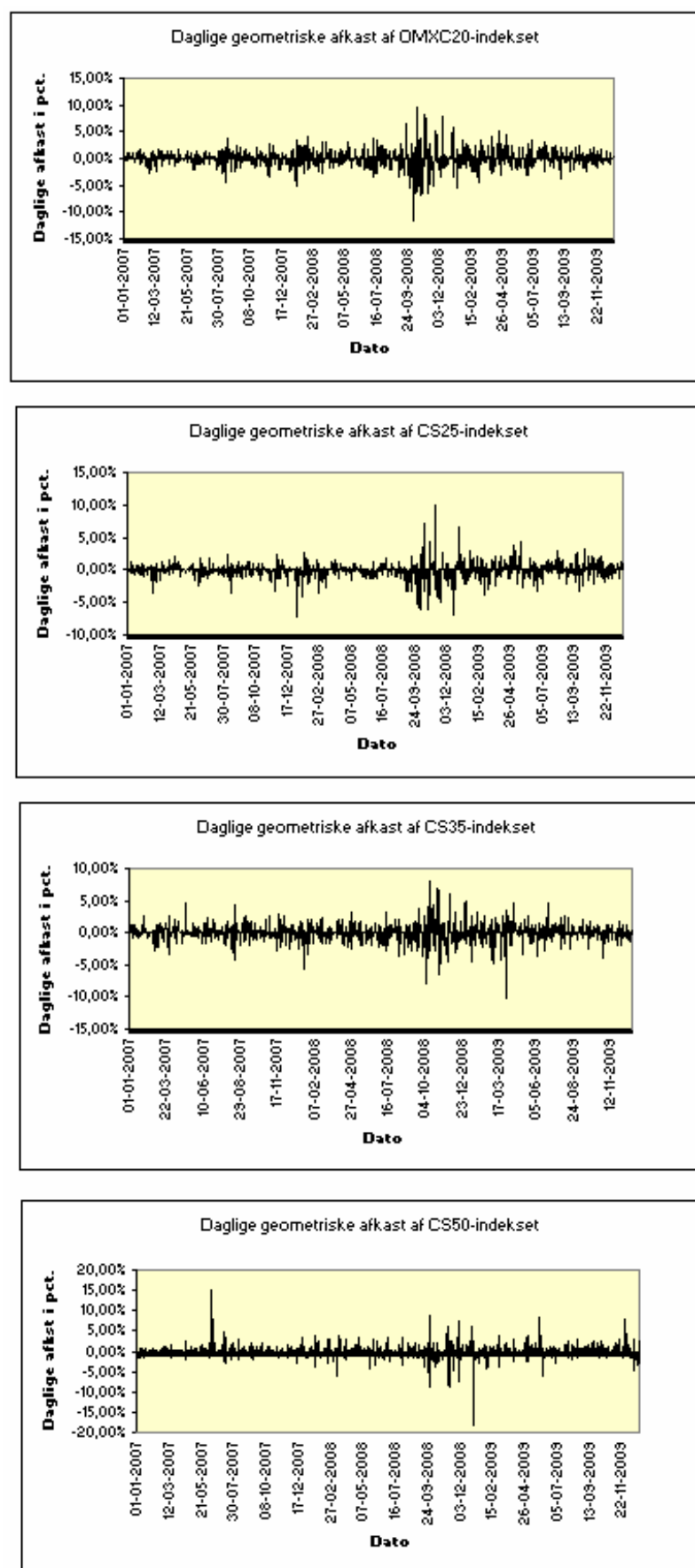
Aritmetiske afkast er fordelagtige i forbindelse med afkast af porteføljer, da det samlede afkast nemt beregnes som et vægtet gennemsnit af afkastet på de enkelte aktiver i porteføljen. Men selvom det umiddelbart virker naturligt at anvende aritmetiske afkast, har denne måde at beregne afkast på to ulemper. Først og fremmest er det aritmetiske afkast svært at fortolke og for det andet tillades negative priser/kurser. Det giver ikke mening i forbindelse med finansielle tidsrækker, da kursen aldrig bliver mindre end nul. (Kilde: Dowd 2002, s. 40).

I stedet kan det **geometriske afkast** mål anvendes: (Kilde: Jorion 2002, s. 93-94).

$$R_t^{Geometrisk} = LN\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$

Bloombergs VaR-applikation anvender det geometriske afkast på grund af dets fordelagtige statistiske egenskaber, at prisen ikke kan blive negativ.

Figur 4 nedenfor viser, at transformationen af kurserne til geometriske afkast har fjernet den faldende tendens, der sås i figur 3. Yderligere fremgår det af figuren, at transformationen har medført, at det gennemsnitlige geometriske afkast for alle de fire indeks kan siges at være tæt eller lig med nul.



Figur 4 – Kilde: Egen tilvirkning

Middelværdien og standardafvigelsen for de fire indeks ses i tabel 1:

	OMXC20	CS25	CS35	CS50
Middelværdi	-0,008%	-0,022%	-0,019%	-0,018%
Standardafvigelse	2,040%	0,750%	0,97%	0,83%

Tabel 1 – Kilde: Egen tilvirkning

Middelværdierne ønskes, for hvert indeks testet for, hvorvidt de er signifikant forskellige fra nul. Den anvendte test er en simpel t-test med en kritisk grænse på $\alpha = 1,645$.

Opstilling af hypotese:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_0 = 0$$

$$H_1 : \mu_1 \neq 0$$

Testobservator:

$$t_{(n-1)} = \frac{\mu_1 - \mu_0}{SD(\mu_1) / \sqrt{n}}$$

Hvor μ_1 er tidsseriens middelværdi, μ_0 er værdien der testes imod, SD er standardafvigelse og n er antallet af observationer. (Overø m.fl. 2005, s. 237)

Indeks	t-værdi	Kritisk værdi
OMXC20	-0,107	1,645
CS25	-0,802	1,645
CS35	-0,535	1,645
CS50	-0,593	1,645

Tabel 2 - Kilde: Egen tilvirkning

Ud fra tabel 2, ses at t-værdierne ikke overskrider den kritiske grænse og der er derfor ikke er signifikans for at middelværdien er forskellig fra nul, hvilket gælder for samtlige indeks. Dog forudsætter testen: homoskedasticitet, ingen autokorrelation og normalfordelte afkast, hvilket der endnu ikke er undersøgt for. Det simple t-test har dog har givet en indikation om, at datamaterialet opfylder stationaritetsbetingelsen om, at middelværdien skal være konstant over tid. Middelværdien kan siges at være lig med nul.

Når man ser på figur 4 er det tvivlsomt om den logaritmiske transformation også har medført, at variansen er konstant over tid (homoskedasticitet). Det ser ud som, at variansen svinger i perioder og volatiliteten ”klumper”, således at tendensen i én periode øger sandsynligheden for den samme tendens i den følgende periode (heteroskedasticitet). Identificeringen af heteroskedasticitet har den konsekvens, at variansen over tid ikke er konstant.

(Dog kan man diskutere om hovedparten af svingningerne at ligge i et mindre interval, hvorved de enkelte store udsving kan opfattes som udslag af tilfældigheder og på denne baggrund antage at datamaterialet approksimativt opfylder stationaritetsbetingelsen om homoskedasticitet).

Via en ARCH-LM test er det muligt at teste for heteroskedasticitet. ARCH er en forkortelse for Autoregressive Conditional Heteroskedasticity og blev introduceret af Robert F. Engle i 1982 (Kilder: Dowd 2002, s. 245 og Hull 2009, s. 175 samt Jorion 2006, s. 223).

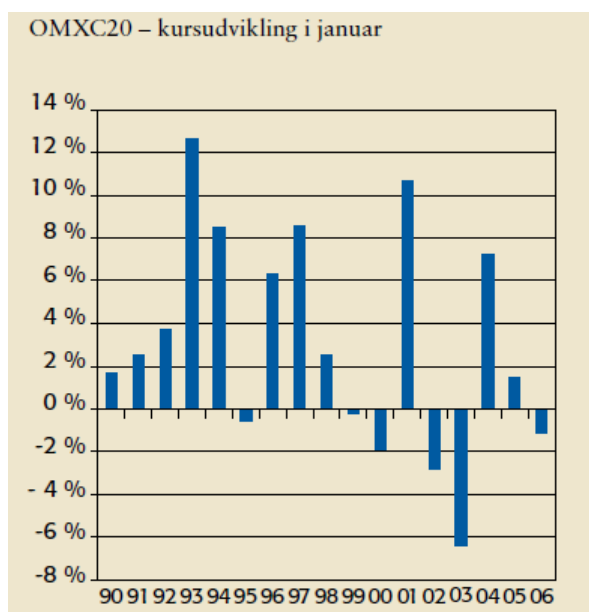
Det er også af betydning om afkastet for den enkelte tidsserie er uafhængigt over tid. Såfremt der ikke tages højde for evt. samvariation indenfor den pågældende tidsserie vil validiteten af VaR estimatet være nedsat.

Ud fra den efficiente markedshypotese vil al historisk information være irrelevant i forklaringen af den fremtidige markedspris. Det er kun den nuværende pris, der er relevant, da al information findes her. I henhold til ovenstående forventes autokorrelation ikke at være til stede i datagrundlaget. (Kilde: Hull 2009, s. 219) Autokorrelation kan desuden testes ved hjælp af Lung-Box test. (Kilde: Hull 2009, s. 194)

Test for heteroskedasticitet og autokorrelation er relevant i forhold til, om det endeligt kan afgøres, hvorvidt stationaritetbetingelserne for datagrundlaget er opfyldt. Testene udelades dog af hensyn til opgavens omfang.

Januareffekten

Januareffekten er en effekt der historisk set ofte har betydet, at aktier er steget i perioden omkring nytår (heteroskedasticitet). Især op gennem 90'erne var januareffekten en tilbagevendende begivenhed, mens de seneste år har vist et mere blandet billede. Dette illustreres i figur 5.



Figur 5 – Kilde: Smith 2006

Unormale høje eller lave afkast er ikke i overensstemmelse med teorien om efficiente markeder og det kan umiddelbart undre, at november/december ikke står stærkere som ideelle måneder for aktieinvesteringer. Hvis man vil komme januareffekten i forkøbet, burde november/december være et godt købstidspunkt. Af mulige forklaringer på, at januar kan vise sig at være en fornuftig aktiemåned, peges der ofte på følgende forhold:

- De institutionelle porteføljemanagere realiserer en del af de tabsgivende aktier mod årets slutning for at kunne modregne tabet i årets gevinster.
- Pensionsindbetalingerne skal placeres i værdipapirer. Danskerne indbetaler i december betydelige beløb på deres pensionsordninger. Det resulterer i en større likviditet, også i danske aktier, og det kan være med til at øge efterspørgslen efter danske aktier i januar.

- Det kan ikke udelukkes, at effekten med tiden er blevet så indarbejdet i markedet, at dens tilstedeværelse er blevet psykologisk betinget og noget nær selvopfyldende. (Kilder: Smith 2006 og Butler 1998, s. 194).

Nedenfor er kalendereffekterne for de 4 indeks opstillet. Tabellen viser det geometriske afkast fordelt pr. måned i perioden 01.01.2007-31.12.2009.

	OMXC20	CS25	CS35	CS50
jan-07	0,0343	(0,0034)	(0,0103)	(0,0198)
feb-07	(0,0221)	(0,0574)	(0,0194)	0,0095
mar-07	0,0362	0,0121	0,0138	(0,0071)
apr-07	0,0404	0,0678	0,0432	(0,0023)
maj-07	0,0387	(0,0152)	0,0659	(0,0047)
jun-07	(0,0297)	(0,0709)	(0,0127)	0,1971
jul-07	0,0330	(0,0016)	(0,0076)	0,0431
aug-07	0,0053	(0,0457)	(0,0070)	0,0019
sep-07	0,0073	(0,0019)	0,0451	0,0319
okt-07	(0,0008)	(0,0066)	(0,0209)	-
nov-07	(0,0575)	(0,1242)	(0,0170)	(0,0203)
dec-07	(0,0162)	(0,0296)	0,0047	0,0445
Middelværdi	0,0057	(0,0231)	0,0065	0,0228
jan-08	(0,1189)	(0,1637)	(0,1097)	(0,0318)
feb-08	0,0682	(0,0121)	0,0532	0,0054
mar-08	(0,0235)	(0,0641)	(0,0496)	(0,0357)
apr-08	(0,0039)	0,0336	0,0211	0,0737
maj-08	0,0754	(0,0021)	(0,0394)	(0,0201)
jun-08	(0,0747)	(0,0969)	(0,0511)	(0,0497)
jul-08	(0,0541)	0,0106	(0,0215)	(0,0070)
aug-08	0,0289	(0,0346)	(0,0197)	(0,0176)
sep-08	(0,1067)	(0,2136)	(0,0200)	(0,0712)
okt-08	(0,2523)	(0,1841)	0,0295	(0,1481)
nov-08	(0,0501)	(0,0893)	(0,0412)	(0,0652)
dec-08	(0,0582)	(0,1903)	(0,0294)	0,0838
Middelværdi	(0,0475)	(0,0839)	(0,0231)	(0,0236)
jan-09	(0,0150)	(0,0031)	0,0708	(0,2403)
feb-09	(0,0480)	(0,0039)	(0,0274)	(0,0486)
mar-09	(0,0373)	(0,0477)	(0,0731)	(0,0093)
apr-09	0,1659	0,0919	(0,0022)	0,0546
maj-09	0,1043	0,1233	0,0324	0,1054
jun-09	(0,0027)	(0,0730)	(0,0368)	(0,0802)
jul-09	0,0668	0,0395	0,0771	(0,0027)
aug-09	0,0906	0,1232	0,0217	(0,0299)
sep-09	(0,0010)	0,0308	0,0291	0,1111
okt-09	(0,0324)	0,0224	(0,0248)	0,0202
nov-09	0,0094	(0,0019)	0,0210	0,2180
dec-09	0,0118	0,0516	0,0151	(0,0062)
Middelværdi	0,0260	0,0294	0,0086	0,0077

Tabel 3 – Kilde: Egen tilvirkning

Det gennemsnitlige daglig afkast i januar måned er kun højere end i de øvrige måneder i følgende tilfælde:

	<i>Er Afkast i januar højere end gennemsnittet af de resterende måneder i året?</i>			
	OMXC20	CS25	CS35	CS50
jan-07	Ja	Ja	Nej	Nej
jan-08	Nej	Nej	Nej	Nej
jan-09	Nej	Nej	Ja	Nej

Tabel 4 – Kilde: Egen tilvirkning

Jf. ovenstående kan januareffekten ikke siges at være veldokumenteret i datamaterialet.

3.2.2 Følger afkast normalfordelingen?

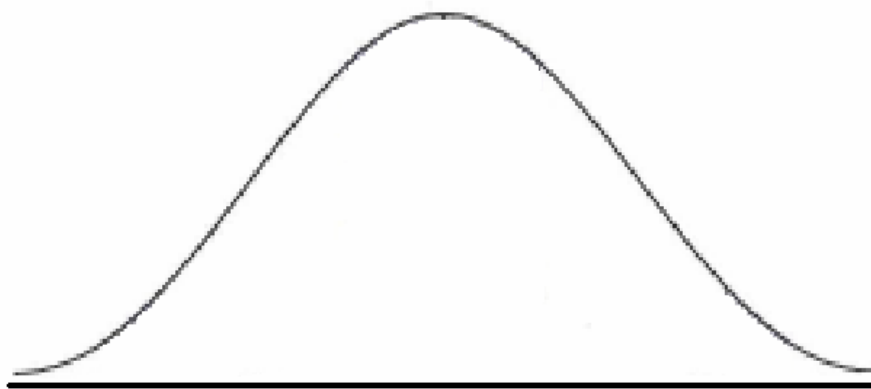
Anvendes parametriske VaR, skal afkastene være fordelt i overensstemmelse med en entydig statistisk fordeling, for at kunne aflæse en fraktilværdi. Som det kort blev beskrevet i kapitel 2 har den statistiske fordeling betydning for beregningen af VaR, fordi VaR svarer til en givet punktsandsynlighed i fordelingen. Der er en tradition for at antage, at finansielle afkast er normalfordelte. Denne antagelse er som sagt også gældende i Bloombergs VaR-applikation. (Kilde: Bloomberg, Value At Risk Methodology, s. 13).

Antagelsen om at data er normalfordelt, gøres i mange tilfælde fordi normalfordelingen har statistiske egenskaber, der gør den nem at arbejde med. Et pænt træk ved denne fordeling er, at man udelukkende ved hjælp af fordelings første to momenter, $N(\mu, \sigma^2)$, er i stand til at beskrive sandsynlighedsfordelingen, og i forbindelse med VaR gør anvendelsen af normalfordelingen det nemt at beregne VaR værdien.

Antagelsen om normalfordelte afkast kan, ved store datamængder, retfærdiggøres af den centrale grænseværdisætning, der siger, at en vilkårlig fordeling approksimativt nærmer sig normalfordelingen, når antallet af observationer øges.

Hvis fordelingen af en datamængde således har vist sig ikke at være normalfordelt, kan man ved at øge antallet af observationer opnå, at fordelingen af afkast konvergerer mod en normalfordeling. Styrken og nøjagtigheden af approksimationen til en normalfordeling vil således øges gradvist, når antallet af observationer øges. (Kilde: http://statmaster.sdu.dk/NetStat/Kap_3/afsnit3_4.htm og Lønborg 1993, s.157)

I figur 6 nedenfor illustreres normalfordelingen, som viser en symmetrisk klokkeformet kurve, med et skævhedsmål på 0 og en kurtosis-værdi på 3.



Figur 6 – Kilde: Egen tilvirkning.

Momenter

I det følgende afsnit vil jeg gennemgå, hvilke parametre (momenter), der kendetegner en normalfordeling: middelværdi, varians, skævhed og kurtosis.

Middelværdien eller forventningen er et mål for fordelings centrum og er defineret som:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

(Kilde: Overø m.fl. 2005, s. 50-51)

Variansen benyttes som et mål for spredningen, som er et udtryk for den gennemsnitlige afvigelse fra forventningen, altså hvor meget kursen svinger.

Variansen er defineret som:

$$\sigma^2 = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

(Kilde: Overø m.fl. 2005, s. 52)

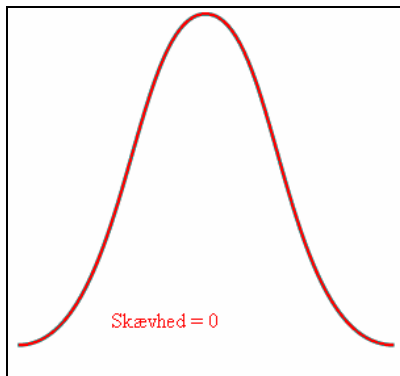
Standardafvigelsen, som også kaldes volatiliteten, er kvadratroden af variansen og er derfor defineret som:

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$$

(Kilde: Overø m.fl. 2005, s. 52)

Skævhed er et mål for graden af asymmetri af fordelingen.

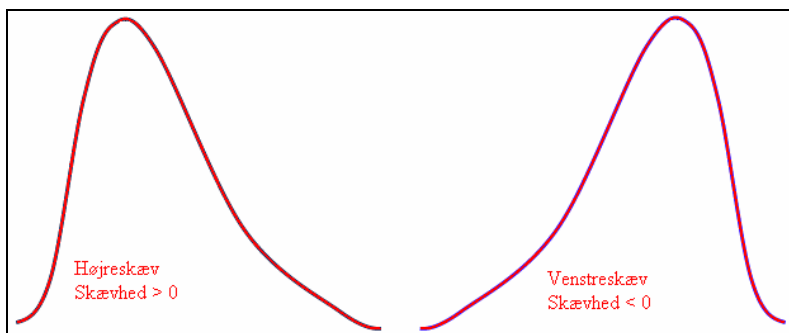
For normalfordelingen og andre symmetriske fordelinger gælder, at skævheden er fast defineret som værdien nul, da de netop er symmetriske omkring middelværdien og ikke udviser nogen former for skævhed. Se figur 7.



Figur 7 – Kilde: Egen tilvirkning.

I en højreskæv fordeling er den højre hale af fordelingen længere end den venstre hale (se fordelingen til venstre i figur 8). I en venstreskæv er den venstre hale længere end den højre hale (se fordelingen til højre i figur 8)

Da investorer normalt foretrækker positive afkast frem for negative, har de en præference for højreskævhed frem for venstreskævhed.



Figur 8 – Kilde: Egen tilvirkning.

Skævheden er defineret som:

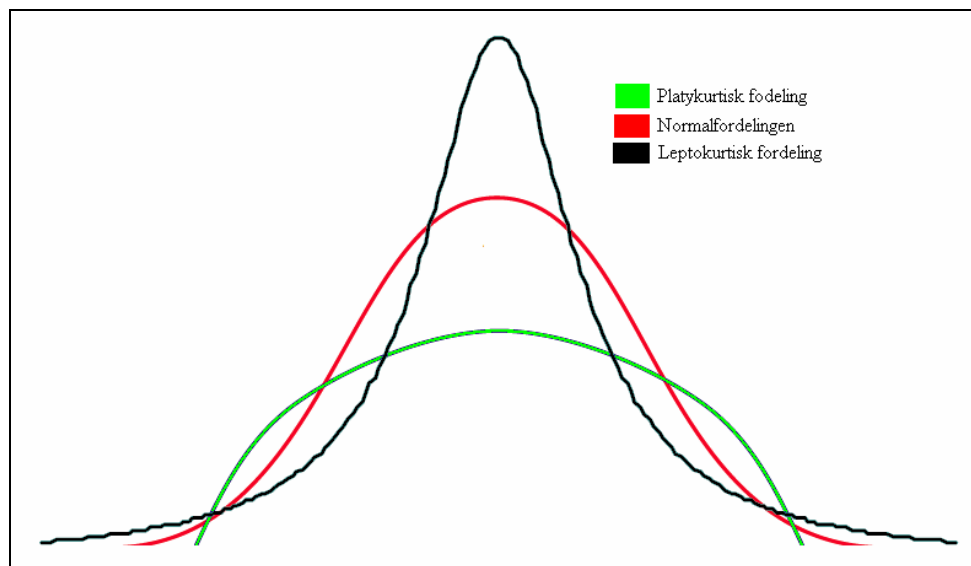
$$SKH = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(x_i - \mu)}{\sigma^2} \right)^3$$

(Kilde: Overø m.fl. 2005, s. 55)

Kurtosis beskriver, hvor stejl fordelings toppunkt er i forhold til fordelings haler. I normalfordeling er kurtosis lig med tre, men beregnes ofte som $\delta - 3$, så kurtosis lig nul svarer til, at data er normalfordelt.

Hvis der er meget vægt nær midten og i halerne, fås en slank og bred fordeling, der kaldes leptokurtisk. Denne har en positiv kurtosis værdi.

Er der omvendt meget vægt mellem middelværdien og halerne, er kurven platykurtisk, og kurtosis er negativ. Figuren nedenfor illustrerer leptokurtiske og platykurtiske fordelinger i forhold til normalfordelingen.



Figur 9 – Selvstændigt udarbejdet

I praksis vil et udpræget leptokurtisk datasæt have et histogram med få høje søjler i midten og mange lave søjler i en eller begge haler, mens et udpræget platykurtisk datasæt vil have mange næsten lige høje søjler, og kun enkelte lave søjler i siderne.

Kurtosis er defineret ved:

$$\delta = \frac{1}{(n-1)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{(x_i - \mu)}{\sigma} \right)^4$$

På Bloomberg beregnes kurtosis som $\delta - 3$, så kurtosis lig nul svarer til, at data er normalfordelt. Formlen for beregning af kurtosis er således givet ved (Kilde:

Bloomberg, VAR Distribution, s.6):

$$\left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

Nedenfor er de fire momenterne for samtlige indeks tabuleret. Beregningerne er genereret på Bloomberg.

OMXC20:

	Portfolio
Mean:	-7,334 (-0.008%)
Std Dev:	1,843,805 (2.04%)
Skewness:	0.2091231
Kurtosis:	3.8798956

Tabel 5 – Kilde: Bloomberg.

CS25:

	Portfolio
Mean:	-1,455 (-0.022%)
Std Dev:	50,136 (0.75%)
Skewness:	-0.0185287
Kurtosis:	4.9557723

Tabel 6 – Kilde: Bloomberg.

CS35:

	Portfolio
Mean:	-585 (-0.019%)
Std Dev:	30,352 (0.97%)
Skewness:	0.4024188
Kurtosis:	5.6754354

Tabel 7 – Kilde: Bloomberg.

CS50:

	Portfolio
Mean:	-880 (-0.018%)
Std Dev:	40,245 (0.83%)
Skewness:	-0.0898878
Kurtosis:	4.8447315

Tabel 8 – Kilde: Bloomberg.

Middelværdierne for de fire indeks, kan jf. afsnit 3.2.1 siges at være lig med nul.

Hvad angår spredningen har OMXC20-indekset en højere standardafvigelse end de øvrige indeks/sektorer. Det betyder, at afkastene i OMXC20-indekset er mere volatile og dermed mere risikable – end i de øvrige indeks/sektorer. CS25-indekset har den laveste standardafvigelse og er derfor den mindst risikable sektor af dem der indgår i analysen. CS35-indekset består af sundhedsaktier der i relativ lav grad er konjunkturfølsomme. Det gode langsigtede argument for stabilitet i sundhedsselskabernes indtjening er, at forbrugerne ikke pludselig holder op med at tage deres medicin. CS25-indekset består af aktier i forbrugsgode sektoren, der i relativ høj grad er konjunkturfølsomme og normalt rammes hårdt under lavkonjunktur. I lyset af finanskrisen kan man derfor undre sig over, at CS25-indekset har en lavere standardafvigelse end CS35-indekset. Dog skal man huske på, at det er aktieinvesteringer der er tale om og aktiekurserne kan altid både stige og falde.

Med hensyn til skævheden har OMXC20- og CS35-indekset højreskæve fordelinger, mens CS25- og CS50-indekset har venstreskæve fordelinger.

Fordelingens tendens til at være højreskæv skabes af, at der i fordelingsens afkast er flere positive observationer end negative. Det omvendte gælder selvfølgelig for de venstreskæve fordelinger.

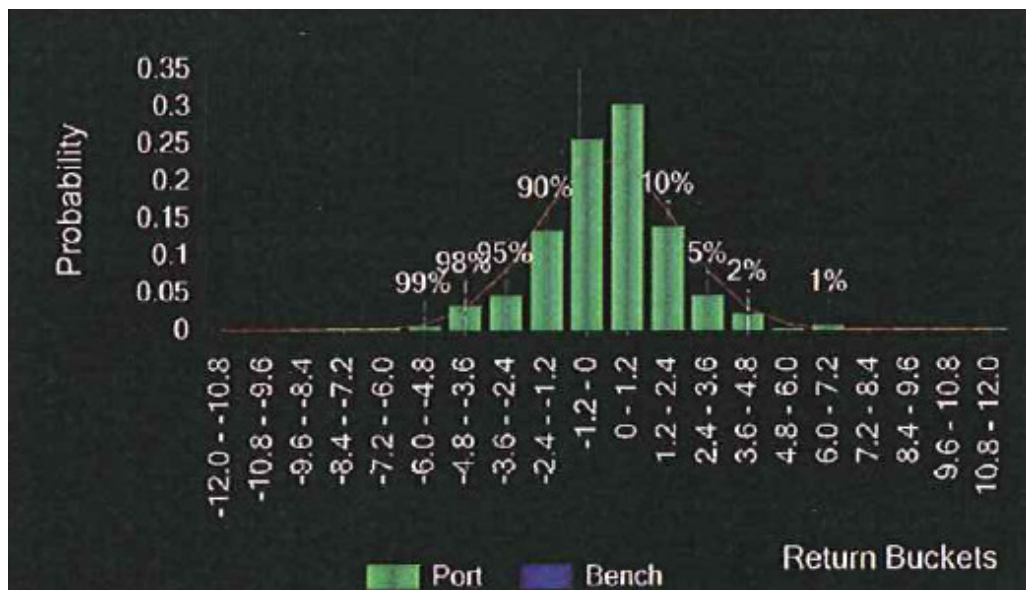
Skævheden i de fire indeks, venstre såvel som højre, er dog ikke markant da alle værdier ligger i intervallet: 0,2091 til -0,0899.

Samtlige indeks har en kurtosis over nul, hvilket betyder, at afkastfordelingen er leptokurtisk og dens haler er større end i normalfordelingen. (Kilde: Bloomberg, VAR Distribution).

Antagelsen om at de fire indeks har normalfordelte afkast vurderes nedenfor. Der er medtaget 748 observationer i perioden 01.01.2007 til 31.12.2009.

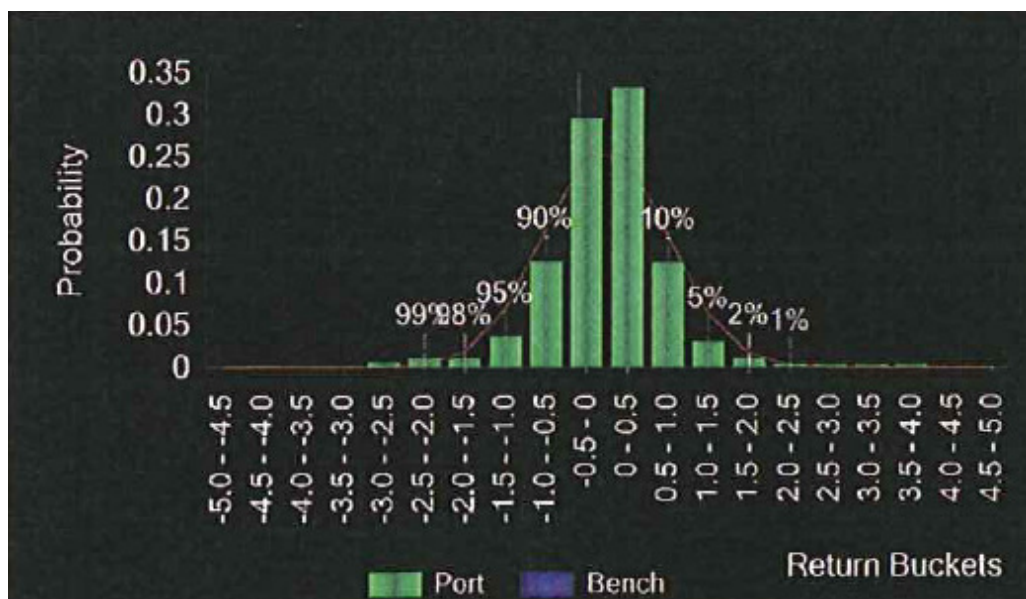
Vurderingen tager i første omgang udgangspunkt i grafer fremstillet på Bloomberg.

OMXC20



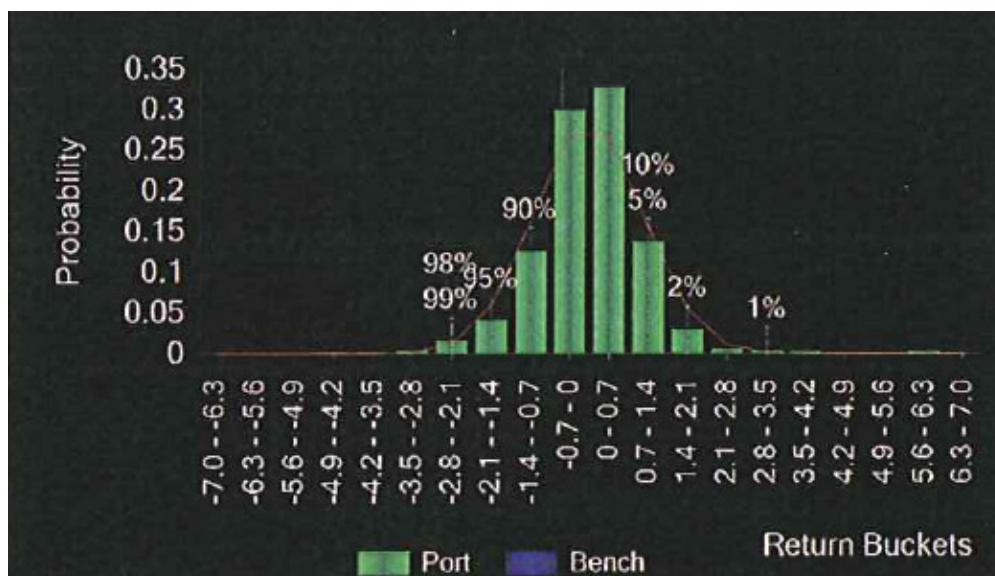
Figur 10 – Kilde: Bloomberg.

CS25



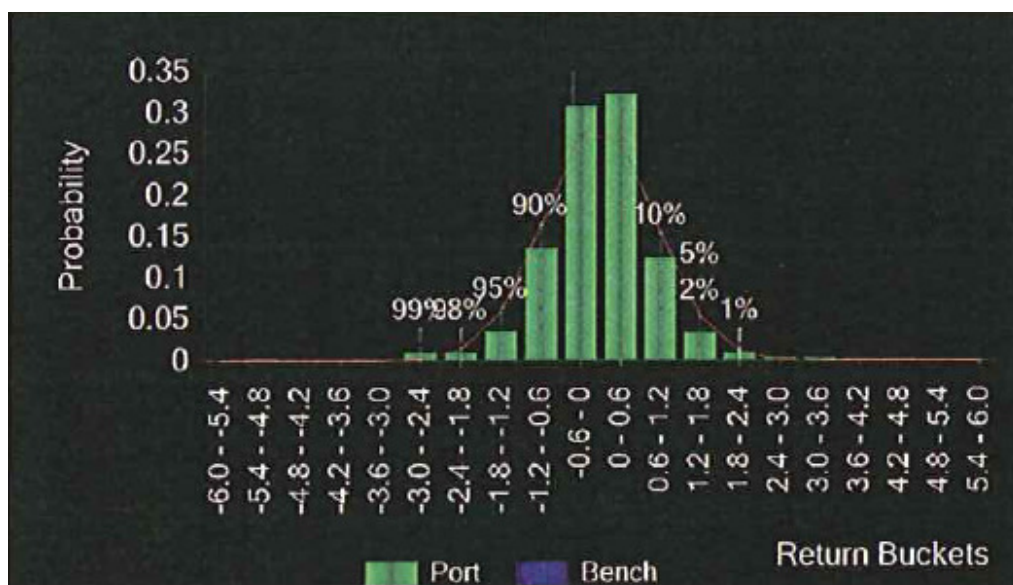
Figur 11- Kilde: Bloomberg.

CS35



Figur 12 – Kilde: Bloomberg.

CS50



Figur 13 – Kilde: Bloomberg.

Graferne viser indeksenes afkastfunktioner. Her er indeksenes procentvise afkast samlet i søjler. For eksempel er alle afkast mellem -1,2 og -0,6, for CS50, samlet i én søjle (se figur 13).

Højden af søjlerne svarer til forholdet mellem antallet af de afkast der er samlet i den enkelte søjle og antallet af dage i den valgte periode.

For at sammenligne de faktiske afkastfordelinger med normalfordelingen, er en normalfordelingskurve lagt ned over søjlediagrammerne. (Kilde: Bloomberg, VAR Distribution, s. 2)

I figur 10-13 observeres det at samtlige indeks har fede haler og der er mere sandsynlighedsmasse omkring midten af fordelingen. Det kan derfor tyde på at afkastene ikke er entydigt normalfordelte.

Et Jarque-Bera test, gør det muligt at be- eller afkræfte normalfordelingsantagelsen (Kilde: Jorion 2006, s. 97).

Opstilling af hypotese:

H_0 : Afkastene følger en normalfordeling

H_1 : Afkastene følger ikke en normalfordeling

Jarque-Bera test:

$$JB = \frac{N-k}{6} \left(S^2 + \frac{1}{4}(K-3)^2 \right) \sim X^2_{(2)}$$

Hvor N svarer til antallet af observationer, k er antallet af estimerede koefficienter, S er skævheden og K er kurtosis.

Teststørrelsen anvendes nedenfor for de fire aktieindeks.

Stikprøven er på 748 observationer i perioden 01.01.2007 til 31.12.2010.

Antallet af frihedsgrader er 2, hvilket svaret til en kritisk grænse på $X^2_{(2)} \approx 5,99$ ved et 95% signifikansniveau.

	JB	Kritisk værdi
OMXC20	473,35	5,99
CS25	763,43	5,99
CS35	488,05	5,99
CS50	730,57	5,99

Tabel 9 – Egen tilvirkning

Testobservatoren kan ud fra tabel 9 aflæses til at være 473,53 for OMXC20-indekset, 763,43 for CS25-indekset, 488,05 for CS35-indekset og 730,57 for CS50-indekset,

hvorfor H_0 afvises og H_1 accepteres for samtlige indeks. Ingen af indeksene kan derfor siges at følge en normalfordeling.

Da kurtosis for samtlige indeks er større end nul, gælder der overrepræsentation af ekstreme observationer i forhold til normalfordelingen for alle indeks. VaR beregninger der baseres på en antagelse om normalfordelte afkast, vil derfor undervurdere de ekstreme observationer der forekommer i halerne.

Ønsker man en statistisk fordeling, der i højere grad end normalfordelingen er i stand til at fange store tab, kan Students t-fordelingen være et bud. Denne fordeling har nemlig ”federe haler” end normalfordelingen. Students t-fordelingen beskrives ikke yderligere i denne opgave.

3.2.3 Er EWMA-modellens antagelse om konstant henfaldsfaktor rimelig?

EWMA anvendes for at imødekomme mulige problemer angående en given tidsseries volatilitet. Problemer som heteroskedasticitet og autokorrelation kan forsøges afhjulpet ved hjælp af EWMA, som er designet til at spore ændringer i volatiliteten.

EWMA anvender følgende formel for at spore volatiliteten:

$$\sigma_n^2 = \lambda \sigma_{n-1}^2 + (1 - \lambda) \mu_{n-1}^2$$

Som det ses bruges den forrige dags afkast samt volatilitet. Er der et stort spring i prisen på dag n-1, stiger μ_{n-1}^2 , hvilket medfører at estimatet af den nuværende volatilitet vil stige.

Henfaldsfaktoren, λ , regulerer, hvor følsom estimatet af daglige volatilitet er overfor den seneste daglige procentvise ændring.

Er henfaldsfaktoren høj reagerer estimerne af den daglige volatilitet altså relativt langsomt på ny information fra den daglige procentvise ændring. (Hull 2009, s. 187-188)

Bloombergs VaR-applikation anvender som sagt en EWMA model med $\lambda = 0,94$.

Der kan her sættes spørgsmålstegn ved antagelsen om at en konstant henfaldsfaktor til alle tider kan retfærdiggøres. Det er indlysende at anvendelsen af den samme henfaldsfaktor har den fordel, at beregningen af varians/kovarians-matricen bliver mere håndterbar. Dog vil en sådan mekanisk metode, have svært ved at tage højde for dynamikken, der til tider kan observeres i finansielle markedsafkast. Et sådan eksempel kunne for eksempel være i forbindelse med den aktuelle finanskrisen, hvor aktieafkastene faldt drastisk. Ved at anvende den samme henfaldsfaktor og fastholde den over tid, kan man altså risikere at begå estimationsfejl. Ved at gøre henfaldsfaktoren tidsafhængig kunne dette problem i et vist omfang undgås.

Det har dog i praksis vist sig, at en henfaldsfaktor på lige netop 0,94, estimerer variansen, så den ligger tæt op af den faktiske varians. (Hull 2009, s. 187-188)

3.2.4 Kan det uden problemer antages, ved historisk simulation, at den sande afkastfordeling vil være identisk med den historiske fordeling?

Historisk simulation forudsætter at historien repræsenterer den nærmeste fremtid, hvilket må siges at være en tvivlsom antagelse. Hvis der er store udsving i de historiske data, vil halerne måske være for fede og modellen vil overvurdere risikoen. Omvendt hvis der ikke er seriøse udsving i det historiske datagrundlag, vil halerne være for tynde og risikoen undervurderes.

Historisk simulation tager desuden ikke højde for permanente ændringer i de bagvedliggende risikofaktorer og VaR estimater beregnet ved hjælp af historisk simulation kan ikke forudsige sandsynlige hændelser, der ikke også forekom i det historiske datamateriale.

Længden af den historiske periode og dermed antallet af historiske afkast, har betydning for, hvor præcist VaR estimatet kan opfattes. Bloomberg anvender som sagt ét, to eller tre års historisk data som grundlag for estimatet. For et VaR-estimat på et 95% signifikansniveau og en historisk observationsperiode på 748 dage (svarende til tre år) burde der kun være 37 observationer mindre end VaR værdien. Forlænges den historiske estimationsperiode øges præcisionen af VaR estimatet alt andet lige. På den anden side øges sandsynligheden for at medtage irrelevante observationer ved en forøgelse af den historiske estimationsperiode. Er den historiske estimationsperiode for lang, kan det være svært at argumentere for, at markedssituationen i starten og slutningen af perioden er sammenlignelig.

Opsamling af kapitel 3

I dette kapitel er meget teori blevet gennemgået. Den følgende sammenfatning af hovedresultaterne fra de enkelte afsnit, vil udgøre argumentationen for, om Bloomborgs VaR-applikations forudsætninger, kan siges at være opfyldt for det anvendte datagrundlag. Analyser og test af forudsætningerne er fundet vigtige, da en metode aldrig er bedre, end de forudsætninger den bygger på.

Datamaterialet består af daglige procentvise geometriske afkast for fire indeks på Københavns Fondsbørs. Indeksene repræsenterer OMXC20-indekset samt tre forskellige sektorer: forbrugsgoder, sundhedspleje og telekommunikation.

Middelværdierne for de geometriske afkast blev testet og er ikke signifikant forskelligt fra nul, hvorfor fokus rettes mod det, af Bloomberg anvendte, tidsbetingede standardafvigelsesmål EWMA, der imødegår mulige problemer angående tidsseriernes volatilitet. Ved hjælp af grafer over udviklingen i det geometriske afkast blev det vurderet, at eksistensen af heteroskedasticitet, i et vist omfang, var til stede, hvilket retfærdiggør brugen af EWMA. Autokorrelation blev antaget på baggrund af teorien om forventningsdannelse.

På baggrund af en analyse af de første fire momenter: middelværdi, varians, skævhed og kurtosis, en grafisk illustration samt Jarque Bera testen, blev det vurderet om de fire tidsserier kan karakteriseres som værende tilnærmelsesvist normalfordelte. Normalfordelingsantagelsen blev for alle fire tidsserier afvist.

Det er primært en større sandsynlighedsmasse i den øvre og nedre del af fordelingen, der er årsag til afvisningen. Kurtosis blev for samtlige indeks identificeret til at være større end nul, hvorfor en overrepræsentation af ekstreme observationer gælder i forhold til normalfordelingen. Dette er ikke overraskende da analyseperioden (01.01.2007 til 31.12.2009) indeholder mange ekstreme observationer, med baggrund i 'finanskrisen', der for alvor brød ud i 2007. VaR-estimerer der baseres på en antagelse om normalfordelte afkast, vil undervurdere de ekstreme observationer der forekommer i halerne og vil formentlig ikke være i stand til at forudsige de store tab der er observeret under finanskrisen.

Med inkorporering af EWMA forsøges det at opnå en tilnærmet normalfordeling. Det kan her diskuteres om brugen af en konstant henfaldsfaktor er rimelig, hvilket umiddelbart ikke er tilfældet.

Bloomberg anvender også historisk simulation, en ikke-parametrisk metode til estimeringen af Value at Risk. Metoden går meget simpelt ud på at aflæse den fraktil, der svarer til det ønskede signifikansniveau for VaR-estimatet, i den historiske fordeling af markedsafkast. Historisk simulation er dog ikke uden problemer, da den sande afkastfordeling næppe kan siges at være identisk med den historiske fordeling. Observationsperiodens længde er desuden af væsentlig betydning for VaR-estimatet.

Alt i alt kan det konstateres, at forudsætningerne vedr. normalfordelingsantagelsen, estimeret volatilitet ved hjælp af EWMA samt historisk data der repræsenterer fremtiden, ikke er entydigt opfyldte.

4.0 Hvordan vurderes anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation?

Det er af stor interesse for finansielle aktører at vide hvor nøjagtig den anvendte VaR model er, ud fra et ønske om så god en kontrol med de finansielle risici som muligt. Efter at forudsætningerne for Bloombergs VaR-applikation er blevet gennemgået og analyseret, vil jeg i dette kapitel, vurdere validiteten af forskellige modeller. Dette gøres ved hjælp af daglige VaR-estimeret genereret på Bloomberg. VaR-estimeret kan opfattes som en forudsigelse af den efterfølgende dags negative afkast. Således kan VaR modellernes nøjagtighed afdækkes ved at sammenholde VaR-estimeret med de realiserede daglige markedsafkast. Dette kaldes for backtesting, fordi modellernes forudsigelsesegenskaber undersøges i en given historisk periode. Valideringen af Bloombergs VaR-applikation foretages ved hjælp af en sådan backtest, hvor modellerne vil blive vurderet ud fra antallet af overskridelser i en bestemt tidsperiode for et givent valgt signifikansniveau. Først vil resultaterne blive præsenteret grafisk, hvorefter de vil blive underlagt en statistisk performancetest. Testen bidrager til et mere velfunderet beslutningsgrundlag, i forhold til at kunne vurdere validiteten af de enkelte modeller. Formålet med kapitlet er således at evaluere de resultater Bloombergs VaR-applikation genererer og i denne sammenhæng forsøges følgende spørgsmål afdækket:

- Hvor gode er modellernes forudsigelsesegenskaber på forskellige signifikansniveauer?
- Hvilke modeller er mest nøjagtige for de enkelte indeks?

Resultaterne vil blive analyseret og modellernes nøjagtighed sammenlignes med hensyn til forudsigelse af (negative) afkast. Endvidere analyseres så vidt muligt

årsagerne til eventuelle unøjagtigheder. Endelig ønskes den mest nøjagtige VaR-model identificeret for hver af de fire indeks..

Vurderingen vil ske med baggrund i de fire aktieindeks OMXC20, CS25, CS35 og CS50.

Valg af tidshorisont

Tidshorisonten spiller en afgørende rolle i forbindelse med antallet af observationer.

Jo længere tidshorisonten er, og dermed jo større antal af observationer er, jo bedre er grundlaget for at validere den enkelte model. I denne opgave backtestes modellerne med følgende tidshorisont: 01.01.2007 til 31.12.2009.

Valg af signifikansniveau

Signifikansniveauet er af betydning, da jo højere niveauet sættes, jo mindre vil antallet af de forventede overskridelser være, hvorved backtesten alt andet lige vil blive udført på et smallere grundlag (Kilde: Jorion 2006, s. 142-143).

I denne opgave backtestes modellerne på baggrund af følgende anvendte signifikansniveauer: 95%, 97,5% og 99%.

Antallet af historisk handelsdage, der bruges til at generere VaR-estimatet, er som beskrevet i kapitel 3.

Følgende 12 modeller vurderes:

Metode	Antal historiske handelsdage, der bruges til estimatet	Signifikansniveau
Parametrisk	74 dage	95,00%
Parametrisk	74 dage	97,50%
Parametrisk	74 dage	99,00%
Historisk simulation	1 år	95,00%
Historisk simulation	1 år	97,50%
Historisk simulation	1 år	99,00%
Historisk simulation	2 år	95,00%
Historisk simulation	2 år	97,50%
Historisk simulation	2 år	99,00%
Historisk simulation	3 år	95,00%
Historisk simulation	3 år	97,50%
Historisk simulation	3 år	99,00%

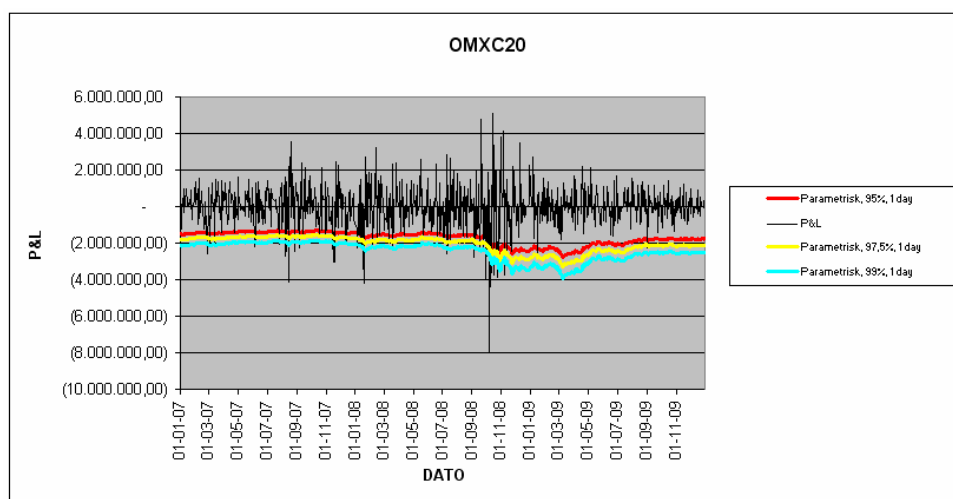
Tabel 10 – Kilde: Egen tilvirkning.”

Backtest:

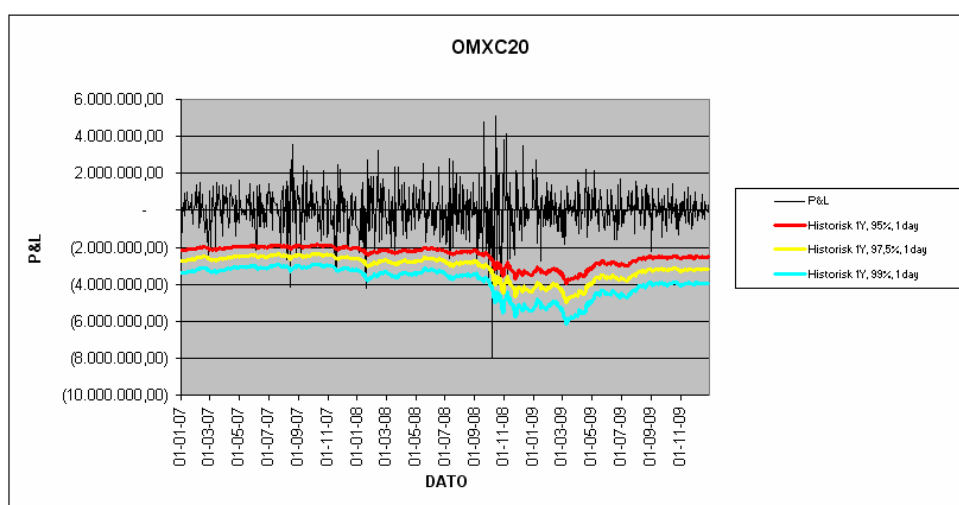
De opnåede resultater for backtest af Bloombergs VaR-applikation vil nu blive analyseret ud fra gennemgangen af OMXC20 som eksempel. Resultaterne fra de øvrige modeller vil senere i afsnittet blive præsenteret i en tabel, hvorefter de vil blive analyseret og gennemgået.

Nedenstående grafer viser udviklingen (Profit & Loss) i de daglige afkast for OMXC20-indekset. Samtidig vises de genererede VaR-estimer på dagsbasis for henholdsvis den parametriske metode, historisk simulation (1 år), historisk simulation (2 år) og historisk simulation (3 år).

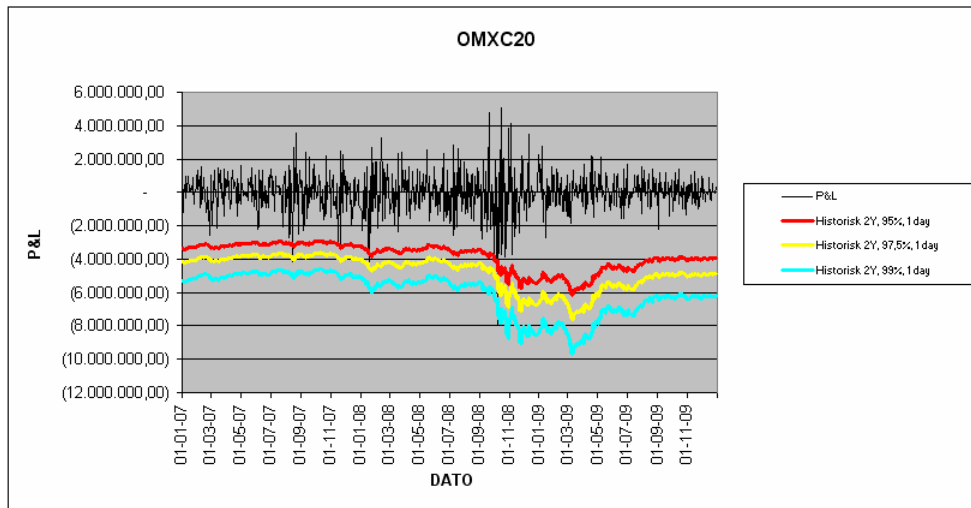
Graferne for CS25-, CS35- og CS50-indekset findes i bilag 2.



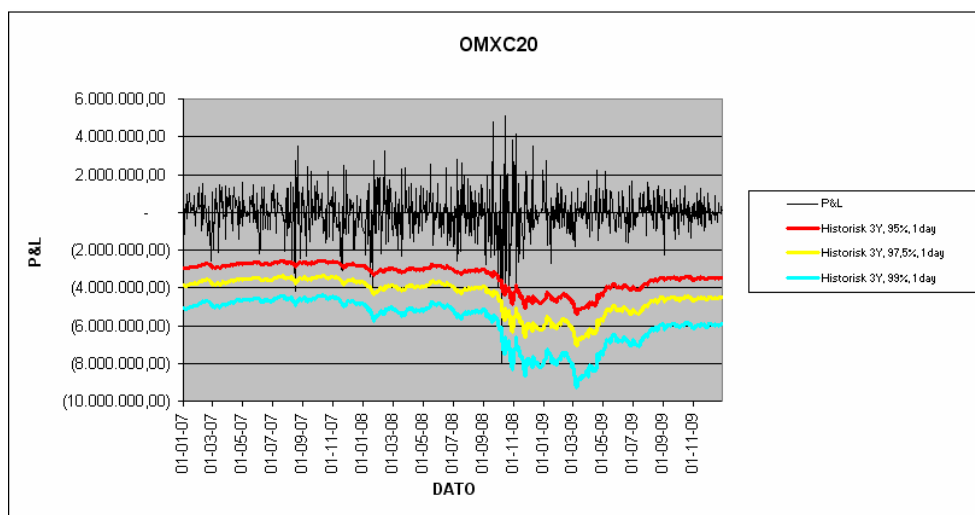
Figur 14 – Kilde: Egen tilvirkning.



Figur 15 – Kilde: Egen tilvirkning.



Figur 16- Kilde: Egen tilvirkning



Figur 17- Kilde: Egen tilvirkning

Anskues graferne ses det at VaR-modellerne nogenlunde tilpasser sig udviklingen i OMXC20-indekset. Parametrisk VaR ser ud til at undervurdere risikoen, mens historisk simulation overvurderer risikoen.

Det bemærkes yderligere at jo længere den historiske periode er, jo højere er det forventede negative afkast. Dette skyldes at jo længere den historiske periode er, jo flere ekstreme markedsbevægelser er der repræsenteret i datagrundlaget.

Tages der udgangspunkt i historisk simulation som eksempel (Historisk, 2 år, 95%) er der ud af 748 observationer, 22 overskridelser, hvilket svarer til 2,94%. Teoretisk set skulle antallet af overskridelser have været $37,4 \approx 37$ ved et 95% signifikansniveau, hvorfor det kan konkluderes at modellen overvurderer risikoen.

Resultaterne for de 12 modeller for alle fire indeks ses i tabel 11-14 nedenfor.

OMXC20				
Model	Forventet antal overskridelser	Faktisk antal overskridelser	Forventet antal overskridelser i %	Faktisk antal overskridelser i %
Parametrisk, 95%, 1 day	37,40	62,00	5,00%	8,29%
Parametrisk, 97,5%, 1 day	18,70	42,00	2,50%	5,61%
Parametrisk, 99%, 1 day	7,48	22,00	1,00%	2,94%
Historisk 1Y, 95%, 1 day	37,40	22,00	5,00%	2,94%
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	18,70	8,00	2,50%	1,07%
Historisk 1Y, 99%, 1 day	7,48	4,00	1,00%	0,53%
Historisk 2Y, 95%, 1 day	37,40	4,00	5,00%	0,53%
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	18,70	2,00	2,50%	0,27%
Historisk 2Y, 99%, 1 day	7,48	1,00	1,00%	0,13%
Historisk 3Y, 95%, 1 day	37,40	7,00	5,00%	0,94%
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	18,70	2,00	2,50%	0,27%
Historisk 3Y, 99%, 1 day	7,48	1,00	1,00%	0,13%

Tabel 11 – Kilde: Egen tilvirkning

CS25				
Model	Forventet antal overskridelser	Faktisk antal overskridelser	Forventet antal overskridelser i %	Faktisk antal overskridelser i %
Parametrisk, 95%, 1 day	37,40	76	5,00%	10,16%
Parametrisk, 97,5%, 1 day	18,70	65	2,50%	8,69%
Parametrisk, 99%, 1 day	7,48	41	1,00%	5,48%
Historisk 1Y, 95%, 1 day	37,40	34	5,00%	4,55%
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	18,70	24	2,50%	3,21%
Historisk 1Y, 99%, 1 day	7,48	18	1,00%	2,41%
Historisk 2Y, 95%, 1 day	37,40	18	5,00%	2,41%
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	18,70	5	2,50%	0,67%
Historisk 2Y, 99%, 1 day	7,48	3	1,00%	0,40%
Historisk 3Y, 95%, 1 day	37,40	20	5,00%	2,67%
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	18,70	5	2,50%	0,67%
Historisk 3Y, 99%, 1 day	7,48	4	1,00%	0,53%

Tabel 12 – Kilde: Egen tilvirkning

C\$35				
Model	Forventet antal overskridelser	Faktisk antal overskridelser	Forventet antal overskridelser i %	Faktisk antal overskridelser i %
Parametrisk, 95%, 1 day	37,40	174	5,00%	23%
Parametrisk, 97,5%, 1 day	18,70	151	2,50%	20%
Parametrisk, 99%, 1 day	7,48	123	1,00%	16%
Historisk 1Y, 95%, 1 day	37,40	123	5,00%	16%
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	18,70	116	2,50%	16%
Historisk 1Y, 99%, 1 day	7,48	88	1,00%	12%
Historisk 2Y, 95%, 1 day	37,40	66	5,00%	9%
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	18,70	33	2,50%	4%
Historisk 2Y, 99%, 1 day	7,48	20	1,00%	3%
Historisk 3Y, 95%, 1 day	37,40	81	5,00%	11%
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	18,70	50	2,50%	7%
Historisk 3Y, 99%, 1 day	7,48	22	1,00%	3%

Tabel 13 – Kilde: Egen tilvirkning

CS50				
Model	Forventet antal overskridelser	Faktisk antal overskridelser	Forventet antal overskridelser i %	Faktisk antal overskridelser i %
Parametrisk, 95%, 1 day	37,40	166	5,00%	22%
Parametrisk, 97,5%, 1 day	18,70	156	2,50%	21%
Parametrisk, 99%, 1 day	7,48	143	1,00%	19%
Historisk 1Y, 95%, 1 day	37,40	154	5,00%	21%
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	18,70	131	2,50%	18%
Historisk 1Y, 99%, 1 day	7,48	106	1,00%	14%
Historisk 2Y, 95%, 1 day	37,40	102	5,00%	14%
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	18,70	67	2,50%	9%
Historisk 2Y, 99%, 1 day	7,48	38	1,00%	5%
Historisk 3Y, 95%, 1 day	37,40	107	5,00%	14%
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	18,70	86	2,50%	11%
Historisk 3Y, 99%, 1 day	7,48	45	1,00%	6%

Tabel 14 – Kilde: Egen tilvirkning

Tabel 11 til 14 giver en udmærket indikation af de enkelte modellers validitet. For OMXC20- og CS25-indekset ses at de parametriske modeller generelt undervurderer risikoen, mens de historiske modeller overvurderer risikoen. De historiske simulations-modeller præsterer dog umiddelbart bedre end de parametriske, da en overvurdering af risikoen har mindre konsekvenser end en undervurdering.

For CS35- og CS50-indekset gælder det at samtlige modeller undervurderer risikoen.

På nuværende tidspunkt, kan det ikke entydigt konkluderes, at én model er bedre frem for de andre. Dog er det værd at bemærke at parametrisk VaR i langt de fleste tilfælde har flere overskridelser end de historiske simulations-modeller. De historiske simulations-modeller synes således at generere højere og mere passende VaR-estimer end de parametriske.

At dømme udelukkende ud fra tabellerne vil ikke være et tilpas solidt beslutningsgrundlag, for hvilke modeller der præstere bedst. Resultaterne vil derfor blive underlagt en statistisk evaluering, som omfatter Kupiecs test for andele, hvorefter de enkelte modeller i sidste ende kan accepteres eller forkastes.

Kupiecs test

Testen sørger overordnet for at måle, hvorvidt det faktiske antal overskridelser svarer til det valgte signifikansniveau. Testen tager udgangspunkt i binomialfordelingen, idet overskridelserne antages at følge en sådan. (Kilde: Hull 2009, s. 170)

På baggrund af denne sammenligning konstrueres en indikatorvariabel, der antager værdien "0", hvis VaR estimatet ikke overskrides, det vil sige $R_t^{Aritmetisk} \geq VaR$ og "1" såfremt der er tale om en overskridelse, det vil sige $R_t^{Aritmetisk} < VaR$.

Efterfølgende tælles antallet af overskridelser, og andelen af overskridelser beregnes i forhold til det samlede antal observationer.

Andelen af overskridelser kan opfattes som sandsynligheden for, at et VaR estimat overskrides, og derfor er det relevant at teste, hvorvidt den beregnede

overskridelsessandsynlighed afviger signifikant fra det signifikansniveau, som VaR-estimerne er baseret på.

Idet indikatorvariablen er konstrueret som en diskret binær variabel, der kun kan antage værdien 0 eller 1, kan overskridelser af VaR værdier opfattes som uafhængige træk fra en binomialfordeling med sandsynlighedsparameteren sat lig med det anvendte signifikansniveau, α .

En fuldkommen nøjagtig VaR model er således kendetegnet ved, at dens ubetingede nøjagtighed, der er givet ved:

$$\frac{m}{n} = \alpha = p$$

, hvor m er antallet af overskridelser og n svarer til det samlede antal observationer. Er der eksempelvis beregnet 200 VaR estimer på et 95% signifikansniveau, må antallet af overskridelser ikke være større end 10 ($200 \cdot 0,05 = 10$), for at modellen kan siges at være ubetinget nøjagtig.

Ønskes således hypotesen om at $\frac{m}{n} = \alpha = p$ testet overfor den alternative hypotese

om ulighed (det vil sige $\frac{m}{n} \neq \alpha \neq p$) anvendes Likelihood Ratio teststørrelsen

(LR^{UN}), der er givet ved:

$$-2 \ln[(1-p)^{n-m} p] + 2 \ln \left[\left(1 - \frac{m}{n}\right)^{n-m} \left(\frac{m}{n}\right)^m \right]$$

, hvor p er sandsynligheden for en overskridelse og m er det er det faktiske antal overskridelser der er observeret ud af n observationer. (Kilde: Hull 2009, s. 171)

Testen sørger for at acceptere eller forkaste nedenstående hypotese:

Opstilling af hypotese:

$$\begin{array}{l} H_0 : m \approx p \\ H_1 : m \neq p \end{array}$$

Ud fra ovenstående LR^{UN} -test beregnes Kupiec-værdierne af de 12 modeller for de fire indeks. De kritiske grænser fastsættes ud fra signifikansniveauet i de enkelte modeller.

OMXC20			
Model	LR^{UN}	Kritisk grænse	Accepteres H0?
Parametrisk, 95%, 1 day	3,79	3,84	Ja
Parametrisk, 97,5%, 1 day	4,70	5,02	Ja
Parametrisk, 99%, 1 day	4,33	6,63	Ja
Historisk 1Y, 95%, 1 day	2,79	3,84	Ja
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	2,82	5,02	Ja
Historisk 1Y, 99%, 1 day	1,40	6,63	Ja
Historisk 2Y, 95%, 1 day	7,10	3,84	Nej
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	4,98	5,02	Ja
Historisk 2Y, 99%, 1 day	3,00	6,63	Ja
Historisk 3Y, 95%, 1 day	6,21	3,84	Nej
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	4,98	5,02	Ja
Historisk 3Y, 99%, 1 day	3,00	6,63	Ja

Tabel 15 – Kilde: Egen tilvirkning.

CS25			
Model	LR^{UN}	Kritisk grænse	Accepteres H0?
Parametrisk, 95%, 1 day	5,72	3,84	Nej
Parametrisk, 97,5%, 1 day	8,51	5,02	Nej
Parametrisk, 99%, 1 day	8,60	6,63	Nej
Historisk 1Y, 95%, 1 day	0,58	3,84	Ja
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	1,19	5,02	Ja
Historisk 1Y, 99%, 1 day	3,27	6,63	Ja
Historisk 2Y, 95%, 1 day	3,61	3,84	Ja
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	3,80	5,02	Ja
Historisk 2Y, 99%, 1 day	1,87	6,63	Ja
Historisk 3Y, 95%, 1 day	3,19	3,84	Ja
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	3,80	5,02	Ja
Historisk 3Y, 99%, 1 day	1,40	6,63	Ja

Tabel 16 – Kilde: Egen tilvirkning.

CS35			
Model	LR^{UN}	Kritisk grænse	Accepteres H0?
Parametrisk, 95%, 1 day	17,03	3,84	Nej
Parametrisk, 97,5%, 1 day	19,79	5,02	Nej
Parametrisk, 99%, 1 day	21,84	6,63	Nej
Historisk 1Y, 95%, 1 day	11,51	3,84	Nej
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	15,57	5,02	Nej
Historisk 1Y, 99%, 1 day	16,79	6,63	Nej
Historisk 2Y, 95%, 1 day	4,35	3,84	Nej
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	3,03	5,02	Ja
Historisk 2Y, 99%, 1 day	3,81	6,63	Ja
Historisk 3Y, 95%, 1 day	6,38	3,84	Nej
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	6,09	5,02	Nej
Historisk 3Y, 99%, 1 day	4,33	6,63	Ja

Tabel 17 – Kilde: Egen tilvirkning.

CS50			
Model	LR^{UN}	Kritisk grænse	Accepteres H0?
Parametrisk, 95%, 1 day	16,20	3,84	Nej
Parametrisk, 97,5%, 1 day	20,37	5,02	Nej
Parametrisk, 99%, 1 day	21,84	6,63	Nej
Historisk 1Y, 95%, 1 day	14,93	3,84	Nej
Historisk 1Y, 97,5%, 1 day	17,43	5,02	Nej
Historisk 1Y, 99%, 1 day	19,46	6,63	Nej
Historisk 2Y, 95%, 1 day	9,03	3,84	Nej
Historisk 2Y, 97,5%, 1 day	8,81	5,02	Nej
Historisk 2Y, 99%, 1 day	13,57	6,63	Nej
Historisk 3Y, 95%, 1 day	9,63	3,84	Nej
Historisk 3Y, 97,5%, 1 day	11,59	5,02	Nej
Historisk 3Y, 99%, 1 day	9,40	6,63	Nej

Tabel 18 – Kilde: Egen tilvirkning.

Kupiecs må opfattes som en gennemsnitsbetragtning, idet antallet af overskridelser i hele perioden optælles uden nogen yderligere antagelser eller betingelser.

I tilfælde af skiftende volatilitet, er det relevant at teste, hvorvidt overskridelserne er uafhængige af hinanden. VaR-estimer, der ikke tager højde for skiftende volatilitet, kan nemlig godt være ubetinget nøjagtige og samtidig være betinget unøjagtige. Med andre ord kan antallet af overskridelser være tilstrækkeligt lavt til at VaR-modellen, ud fra Kupiecs test, opfattes som ubetinget nøjagtig, selvom den faktisk er betinget unøjagtig i den forstand, at den ikke tager højde for, at overskridelserne er afhængige

af hinanden og kommer i ”klumper”. Et sådan test er forestået af P. F. Christoffersen, men vil ikke blive nærmere gennemgået her. (Kilde: Hull 2009, s.171)

Baseret på tabel 15 for OMXC20-indekset synes modellerne at performe acceptabelt. Dog forkastes to modeller: historisk simulation (2år) og historisk simulation 3 (år) med et 95% signifikansniveau.

Anskues tabel 16 for CS25-indekset, ses at den parametriske metode er utilstrækkelig ved alle signifikansniveauer bedømt ud fra antallet af overskridelser. Bloombergs parametriske VaR-model er således ikke i stand til at tage højde for de fede haler, påvist i Jarque-Bera testet. Det samme gælder for CS35- og CS50-indekset.

Vurdering af VaR modellernes nøjagtighed på et 95% signifikansniveau:

På et 95% signifikansniveau er den mest ubetinget nøjagtige model for de fleste indeks (2 ud af 4) historisk simulation (1år). CS35- og CS50-indekset skiller sig ud. Her synes et 95% signifikansniveau ikke at estimere tilstrækkeligt valide VaR-estimer.

Vurdering af VaR modellernes nøjagtighed på et 97,5% signifikansniveau:

På et 97,5% signifikansniveau er konklusionen vedrørende den ubetingede nøjagtighed ikke så klar. For OMXC20-indekset er modellen der anvender historisk simulation (1år), den mest ubetinget nøjagtige. For CS25-indekset accepteres alle modellerne der anvender et 97,5 signifikansniveau bortset fra den model, der anvender den parametriske metode. Det kan heraf konkluderes at VaR-estimerne genereret ved hjælp af historiske simulations passer bedre end ved hjælp af den parametriske metode.

Med hensyn til CS35-indekset foretrækkes historisk simulation (2 år), mens CS50-indekset forkaster samtlige modeller.

Vurdering af VaR modellernes nøjagtighed på et 99% signifikansniveau:

På et 99% signifikansniveau er den mest ubetinget nøjagtige model for de fleste indeks (3 ud af 4) historisk simulation (2år). Det kan konstateres at denne model accepteres i alle de fire indeks bortset fra CS50-indekset som forkaster samtlige modeller.

Historisk simulation (2 år) erklæres jf. ovenstående til den mest nøjagtige.

Alt i alt ses at de parametriske modeller resulterer i dårligere ubetinget nøjagtige modeller end hvis historisk simulation anvendes. Dette tyder på at Bloombergs parametriske metode ikke i stand til at tage højde for eksistensen af fede haler påvist i afsnit 3.2.2.

Der er en tendens til, at historisk simulation (1år) er at foretrække, hvis et 95% signifikansniveau anvendes, mens modeller, der baseres på historisk simulation (2 år), er at foretrække, såfremt et 99% signifikansniveau anvendes.

Der kan argumenteres for, at anvendelsen af et 95% signifikansniveau simulerer normale markedsforhold, idet det daglige VaR estimat forventes overskredet én gang hver tyvende handelsdag, mens anvendelsen af et 99% signifikansniveau i højere grad simulerer sjældne hændelser.

I lyset af den nuværende finanskrisen som indgår i analyseperioden, er der set mange eksempler på ekstreme observationer, hvorfor det ikke overrasker, at anvendelsen af et 99% signifikansniveau, er det niveau der passer bedst.

Generel vurdering af VaR-modellernes anvendelighed:

Uanset hvilken metode der anvendes, er det svært at forudsige fremtiden, og især med en nøjagtighed på 95% til 99%. Der er for mange forudsætninger i beregningerne som er urealistiske, såsom den estimerede volatilitet og antagelsen om at fremtiden vil afspejle fortiden. Sandsynlighederne er vildledende, når VaR-estimatet bygger på forudsætninger der ikke bliver overholdt.

Opsamling af kapitel 4

Anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation er vurderet ud fra en backtest af hvorvidt andelen af overskridelser svarer til det valgte signifikansniveau.

Det kan konkluderes at valget af signifikansniveauet har betydning for hvilken VaR-model, der vurderes som den mest nøjagtige. Generelt synes modellernes forudsigelsesegenskaber at være middelmådige. Dette gælder specielt for parametrisk VaR hvor kun 3 ud af 12 accepteres. Anvendes den parametriske metode

er der en tendens til at undervurdere de finansielle risici, hvilket formentlig bunder i at normalfordelingsantagelsen ikke er opfyldt.

På et 95% signifikansniveau foretrækkes historisk simulation (1år), mens historisk simulation (2 år) er at foretrække på et 99% signifikansniveau.

For OMXC20 accepteres samtlige modeller bortset fra historisk simulation (2 år, 95%) og historisk simulation (3 år, 95%).

For CS25 accepteres alle modeller der anvender historisk simulation, mens den parametriske metode forkastes i samtlige tilfælde.

For CS35 accepteres kun tre ud af tolv modeller. Det drejer sig om: historisk simulation (2år, 97,5%), historisk simulation (2år, 99%) samt historisk simulation (3 år, 99%).

For CS50 forkastes alle de tolv modeller, som ikke har været i stand til at forudsige tilpas mange negative afkast. Det er dog vigtigt at huske, at denne portefølje (indeks) indeholder færre positioner end de andre porteføljer (indeks) og alle positionerne holdes i en enkelt aktie. En alternativ konklusion kunne derfor være, at Bloombergs VaR-applikation er bedre til at estimere VaR på større porteføljer end på mindre. Der er dog ikke testet for dette, hvorfor der ikke er noget egentligt hold i denne antagelse. Modellen der accepteres i langt de fleste tilfælde er historisk simulation (2 år, 99%), hvorfor denne udnævnes som den mest eksakte model i den pågældende analyseperiode. Det er dog tvivlsomt om nogen af modellerne er særlig præcise, da forudsætningerne ikke er opfyldt.

5.0 Konklusion

Opgaven forsøger at besvare om de finansielle aktører uden forbehold kan anvende Bloombergs VaR-applikation som et troværdigt risikoværktøj og om nogle af Bloombergs VaR-modeller kan siges at være bedre end andre.

I opgavens første del blev den grundlæggende idé bag VaR beskrevet. VaR er udviklet af banken J. P. Morgan under navnet RiskMetrics, og er den model Bloombergs VaR-applikation bygger på. VaR defineres som det maksimale tab en portefølje med en given sandsynlighed kan risikere indenfor en given tidshorisont. VaR anvendes af finansielle institutioner til at måle mængden af markedsrisiko, de er disponeret overfor.

I kapitel 2 blev meget teori gennemgået og forudsætningerne for Bloombergs VaR-applikation blev beskrevet og analyseret for fire danske aktieindeks, OMXC20, CS25, CS35 og CS50. Analyser og test af forudsætningerne blev fundet vigtige, da en metode aldrig er bedre, end de forudsætninger den bygger på.

For parametrisk VaR anvender Bloomberg et tidsbetinget standardafvigelsesmål i form af EWMA, der benyttes for at imødegå mulige problemer angående tidsseriernes volatilitet. Der blev konstateret tegn på, at alle tidsserierne var heteroskedastiske, hvilket retfærdiggør brugen af EWMA. EWMA anvendes for at få et approksimativt normalfordelt afkast. Det kan dog i denne sammenhæng diskuteres om brugen af en konstant henfaldsfaktor er rimelig.

På baggrund af en analyse af de første fire momenter: middelværdi, varians, skævhed og kurtosis, en grafisk illustration samt Jarque Bera testen, blev det vurderet at de fire tidsserier ikke kan karakteriseres som værende tilnærmelsesvist normalfordelte. Det er primært en større sandsynlighedsmasse i den øvre og nedre del af fordelingen, der er årsag til afvisningen. Kurtosis blev for samtlige indeks identificeret til at være større end nul, hvorfor en overrepræsentation af ekstreme observationer gælder i forhold til normalfordelingen. Dette er ikke forbavsende da analyseperioden indeholder mange ekstreme observationer som et resultat 'finanskrisen', der brød ud i 2007. Bloombergs parametriske VaR-model, har altså den svaghed, at den bygger på antagelsen om normalfordelingen. Når afkast ikke er normalfordelte estimeres risikoen forkert, ved at undervurdere de ekstreme observationer der forekommer i

halerne og modellen vil ikke være i stand til at forudsige de store tab der for eksempel blev observeret under finanskrisen.

Bloomberg tilbyder også historisk simulation til estimeringen af Value at Risk. Her dannes afkastfordelingen ud fra historisk data, for en given relevant periode. Da historisk simulation baseres på reelle afkast, tillader metoden afkastfordelinger, der afviger fra normalfordelingen. Således kan metoden tage højde for eventuelle ”fede haler” i datamaterialet. En relevant problemstilling ved denne metode, er valget af længden for perioden af historisk data. Jo længere perioden er, jo flere ekstreme markedsbevægelser vil der være repræsenteret i data og jo højere vurderes risikoen. Til gengæld vil en lang historisk periode reagere langsomt på ændret volatilitet eller korrelation, hvilket kan resultere i fejlestimering. Yderligere forudsætter metoden, at historisk data afspejler fremtiden, hvilket ikke er så sandsynligt og bestemt ikke under den nuværende finanskrisen. Disse to problemstillinger er helt centrale i diskussionen af VaR’s anvendelighed.

Anvendeligheden af Bloombergs VaR-applikation er vurderet i kapitel 4 ud fra en backtest af hvorvidt andelen af overskridelser svarer til det valgte signifikansniveau og det konkluderes at valget af signifikansniveauet har betydning for hvilken VaR-model, der vurderes som den mest nøjagtige. Modellen der accepteres i langt de fleste tilfælde er historisk simulation (2 år, 99%) og denne udnævnes derfor som den generelt mest præcise i den pågældende analyseperiode.

Generelt synes modellernes forudsigelsesegenskaber dog at være middelmådige, hvilket skyldes at forudsætningerne for modellerne ikke er opfyldt. VaR-modellerne har ikke fungeret tilstrækkeligt og har derfor ikke bidraget med et retvisende billede af risikoen. Det kan heraf konkluderes, at det er uhensigtsmæssigt at stole blindt på VaR og ikke bruge fornuft og andre subjektive holdninger og vurderinger, til at estimere risikoen. De finansielle aktører må således ikke træffe vigtige beslutninger udelukkende baseret på VaR, men kan anvende VaR-estimerne til at genkende trends og øget risiko. VaR kan således være medvirkende til at gøre aktørerne omstillingsparate overfor markedsændringer, som et skridt på vejen til at overleve fremtidens finansmarkeder. *”It is not the strongest species that survive, or the most intelligent, but the ones that are most responsive to change” – Charles Darwin.* Det er ikke nødvendigvis den stærkeste eller den mest intelligente der overlever, men den der bedst formår, at tilpasse sig de ændrede markedsvilkår.

6.0 Litteraturliste

- 1) Bloomberg - "Value at Risk Methodology"
Bloomberg, 2. udgave, 2010
- 2) Bloomberg - "VAR Distribution"
Bloomberg, 2009
- 3) Brealey, R. A. m.fl. - "Principless of Corporate Finance"
McGraw Hill, 2008
- 4) Butler, C. - "A Step-by-Step Guide to Understanding and Applying VAR"
Financial Times Pitman Publishing, 1998
- 5) Christensen, M. - "Aktie investering"
Jurist- og Økonomforbundets forlag, 2. udgave, 2003
- 6) Danmarks Nationalbank - "Finansiell styring i Danmarks Nationalbank"
København, 2004
- 7) Dowd, K. - "An introduction to market risk measurement"
John Wiley & Sons, United States of America, 2002
- 8) Harper, D. - "Introduction to Value at Risk (VAR) – Part 1"
Investopedia.com
Ukendt, 2004
- 9) Hull, J. C.- "Risk Management and Financial Institutions"
Prentice Hall, 2. udgave, 2009

- 10) Høyer, M. M.- ”Anvendelse af Value-at-Risk som mål for Nationalbankens markedsrisiko”.
Kvartalsoversigten 3. kvartal, 2002
- 11) Jorion, P. - “The New Benchmark for Managing Financial Risk”
McGraw Hill, 3. udgave, 2006
- 12) Lønborg, M. - “Grundbog i statistik”
Forlaget Lønborg Management, 2. udgave, 1993.
- 13) Overø, J. m.fl. - “Teoretisk statistic – en erhvervsøkonomisk tilgang”
Rylers, 3. udgave, 2005
- 14) Palle, C. - “Basel II – Nye kapitaldækningsregler – Måling af markedsrisiko”
København, 2009
- 15) Smith, H. - ”Januar-effekten på aktiemarkedet”
Investering
København, 2006
- 14) ”Kapitaldækningsbekendtgørelsen”
<https://www.retsinformation.dk/Forms/R0710.aspx?id=113517>
- 15) Bloomberg terminal

7.0 Bilag

Bilag 1 - Indeksindhold (Bloomberg)

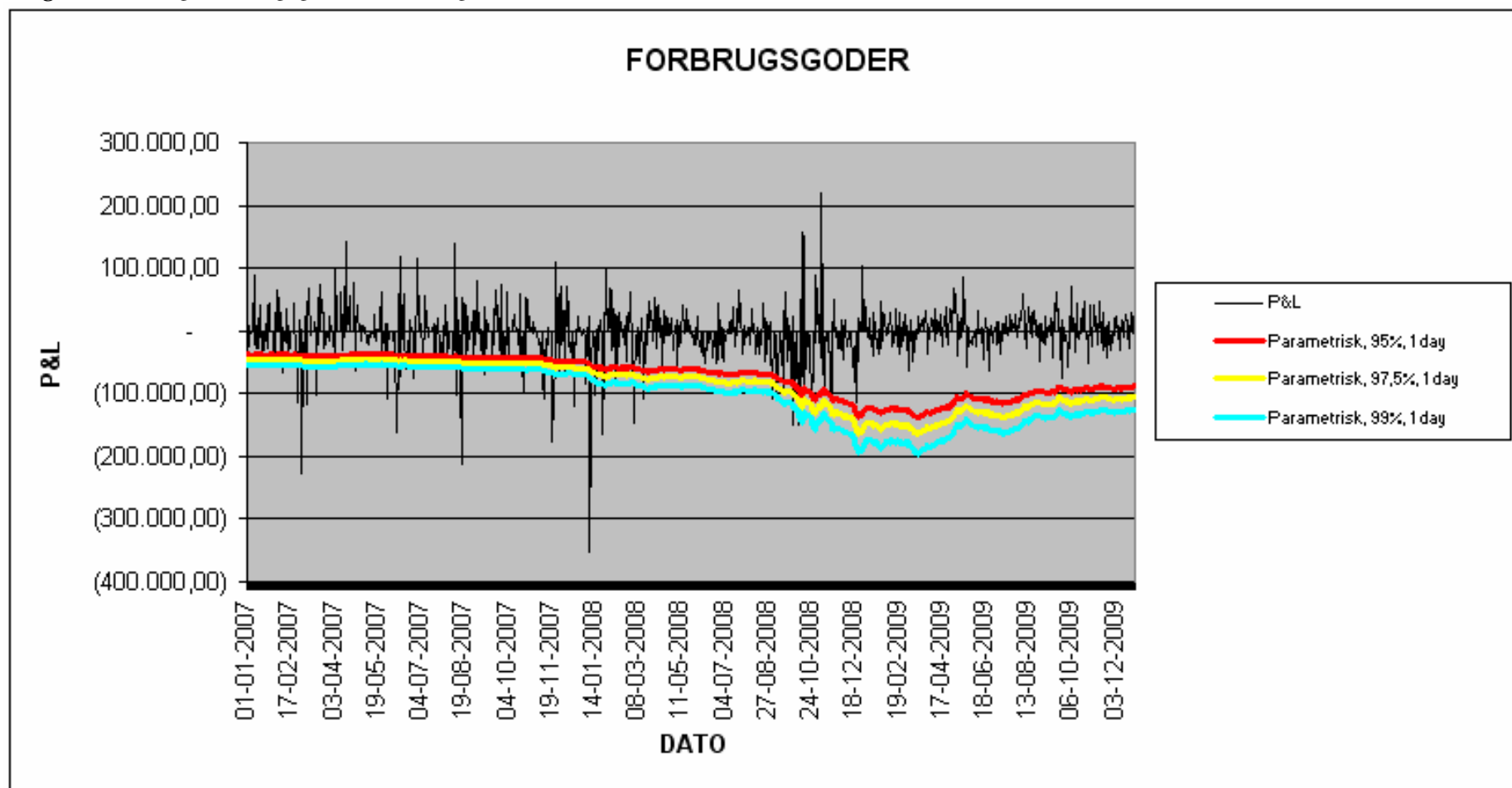
Page	Index DES
 OMX COPENHAGEN 20 INDEX	Page 3/ 3
Index Members	Index Members
1) A P MOLLER - MA (MAERSKB DC)	
2) A P MOLLER - MAE (MAERSKA DC)	
3) CARLSBERG-B (CARLB DC)	
4) D/S NORDEN (DNORD DC)	
5) DANISCO AS (DCO DC)	
6) DANSKE BANK A/S (DANSKE DC)	
7) DSV A/S (DSV DC)	
8) FLSMIDTH & CO (FLS DC)	
9) GENMAB A/S (GEN DC)	
10) H LUNDBECK A/S (LUN DC)	
11) JYSKE BANK-REG (JYSK DC)	
12) NKT HOLDING A/S (NKT DC)	
13) NORDEA BANK AB (NDA DC)	
14) NOVO NORDISK-B (NOVOB DC)	
15) NOVOZYMES-B SHS (NZYMB DC)	
16) SYDBANK (SYDB DC)	
17) TOPDANMARK A/S (TOP DC)	
18) TRYGVESTA AS (TRYG DC)	
19) VESTAS WIND SYST (VWS DC)	
20) WILLIAM DEMANT (WDH DC)	
Australia 61 2 9777 8600 Brazil 5511 3048 4500 Europe 44 20 7330 7500 Germany 49 69 9204 1210 Hong Kong 852 2977 6000 Japan 81 3 3201 8900 Singapore 65 6212 1000 U.S. 1 212 318 2000 Copyright 2010 Bloomberg Finance L.P. SN 712551 H266-852-0 09-Apr-2010 17:32:18	

VIBHK DC DKK	Mkt C32.50/34.00C	400x140	EquityDES
 CSE CS25 CONSMR DISCR IX	DELATED	Prev 34.50	Page 3/ 3
Index Members	Index Members		
1) AALBORG BOLDSPIL (AAB DC)			
2) AARHUS ELITE A/S (ELITEB DC)			
3) ANDERSEN & MAR-B (AMB DC)			
4) BANG & OLUFSEN (BO DC)			
5) BOCONCEPT HOLD-B (BOCONB DC)			
6) BRONDBY IF-B (BIFB DC)			
7) DANTAX AS-B (DANTB DC)			
8) EGETAEPPER (EGEB DC)			
9) GABRIEL HLDG (GABR DC)			
10) GYLDENDAL- A SHS (GYLDA DC)			
11) GYLDENDAL- B SHS (GYLDB DC)			
12) IC COMPANYS A/S (IC DC)			
13) LASTAS A/S-B SHS (LASTB DC)			
14) PARKEN SPORT & E (PARKEN DC)			
15) RELLA HOLDING (RELLA DC)			
16) SCANDINAVIAN BRA (SBS DC)			
17) SILEKBORG IF INV (SIFB DC)			
18) SONDAGSAVISEN AS (SOEN DC)			
19) TIVOLI A/S (TIV DC)			
20) VIBORG HANDBOLD (VIBHK DC)			
Australia 61 2 9777 8600 Brazil 5511 3048 4500 Europe 44 20 7330 7500 Germany 49 69 9204 1210 Hong Kong 852 2977 6000 Japan 81 3 3201 8900 Singapore 65 6212 1000 U.S. 1 212 318 2000 Copyright 2010 Bloomberg Finance L.P. SN 712551 H266-852-0 09-Apr-2010 15:50:00			

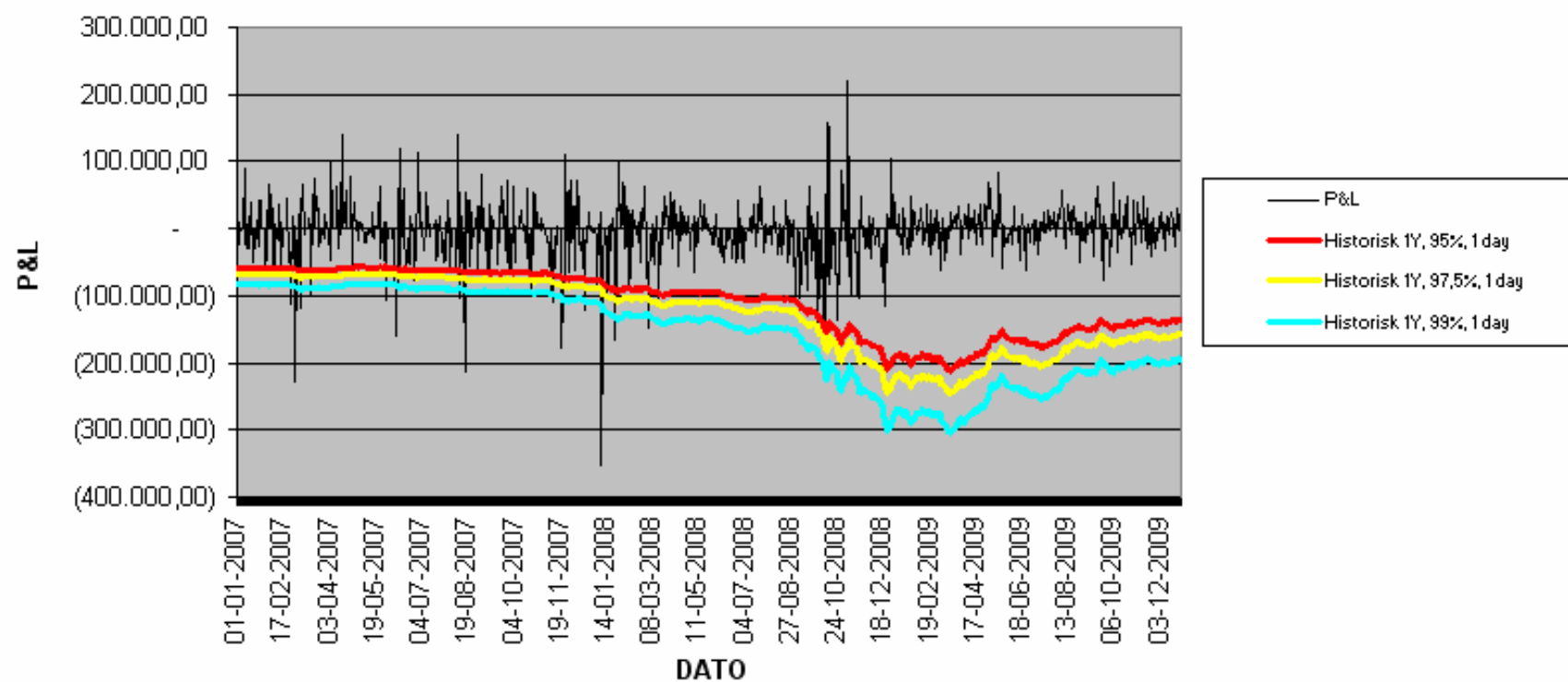
Page	Index DES	
 CSE CS35 HEALTH CARE PI	Page 3/ 3	
Index Members		Index Members
1) AFFITECH A/S	(AFFI	DC)
2) ALK-ABELLO A/S	(ALKB	DC)
3) AMBU A/S-B	(AMBUB	DC)
4) BAVARIAN NORDIC	(BAVA	DC)
5) BIOPORTO A/S	(BIOPOR	DC)
6) CHEMOMETEC A/S	(CHEMM	DC)
7) COLOPLAST-B	(COLOB	DC)
8) EXIQON A/S	(EXQ	DC)
9) GENMAB A/S	(GEN	DC)
10) GN STORE NORD	(GN	DC)
11) H LUNDBECK A/S	(LUN	DC)
12) LIFECYCLE PHARMA	(LCP	DC)
13) NEUROSEARCH AS	(NEUR	DC)
14) NOVO NORDISK-B	(NOVOB	DC)
15) OSSUR HF	(OSSR	DC)
16) TOPOTARGET A/S	(TOPO	DC)
17) WILLIAM DEMANT	(WDH	DC)
Australia 61 2 9777 8600 Brazil 5511 3048 4500 Europe 44 20 7330 7500 Germany 49 69 9204 1210 Hong Kong 852 2977 6000 Japan 81 3 3201 8900 Singapore 65 6212 1000 U.S. 1 212 318 2000 Copyright 2010 Bloomberg Finance L.P. SN 712551 H266-852-0 09-Apr-2010 17:20:07		

Page	Index DES	
 CSE CS50 TELECOM. SERV.	Page 3/ 3	
Index Members		Index Members
1) TDC A/S	(TDC	DC)
Australia 61 2 9777 8600 Brazil 5511 3048 4500 Europe 44 20 7330 7500 Germany 49 69 9204 1210 Hong Kong 852 2977 6000 Japan 81 3 3201 8900 Singapore 65 6212 1000 U.S. 1 212 318 2000 Copyright 2010 Bloomberg Finance L.P. SN 712551 H266-852-0 09-Apr-2010 17:18:21		

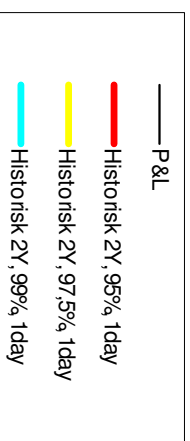
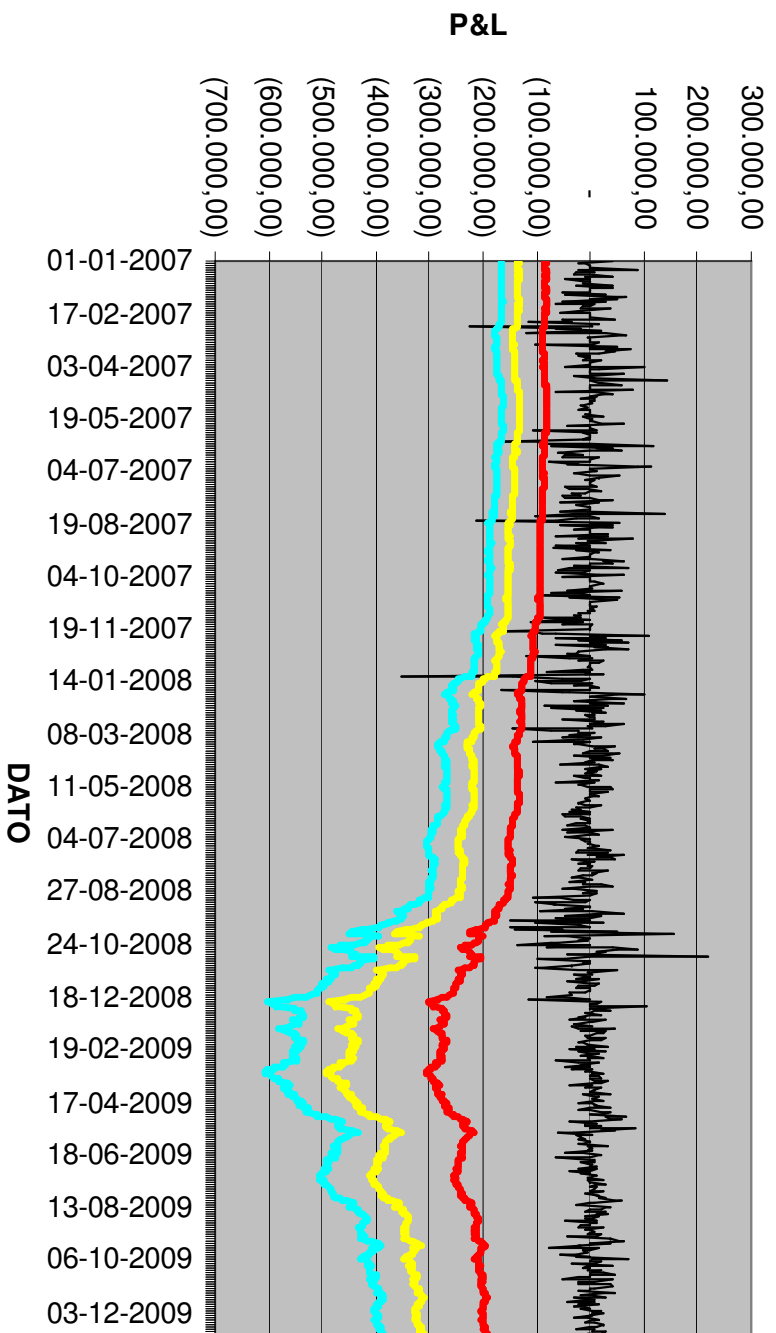
Bilag 2 - Udviklingen i de daglige afkast samt de genererede VaR estimater.



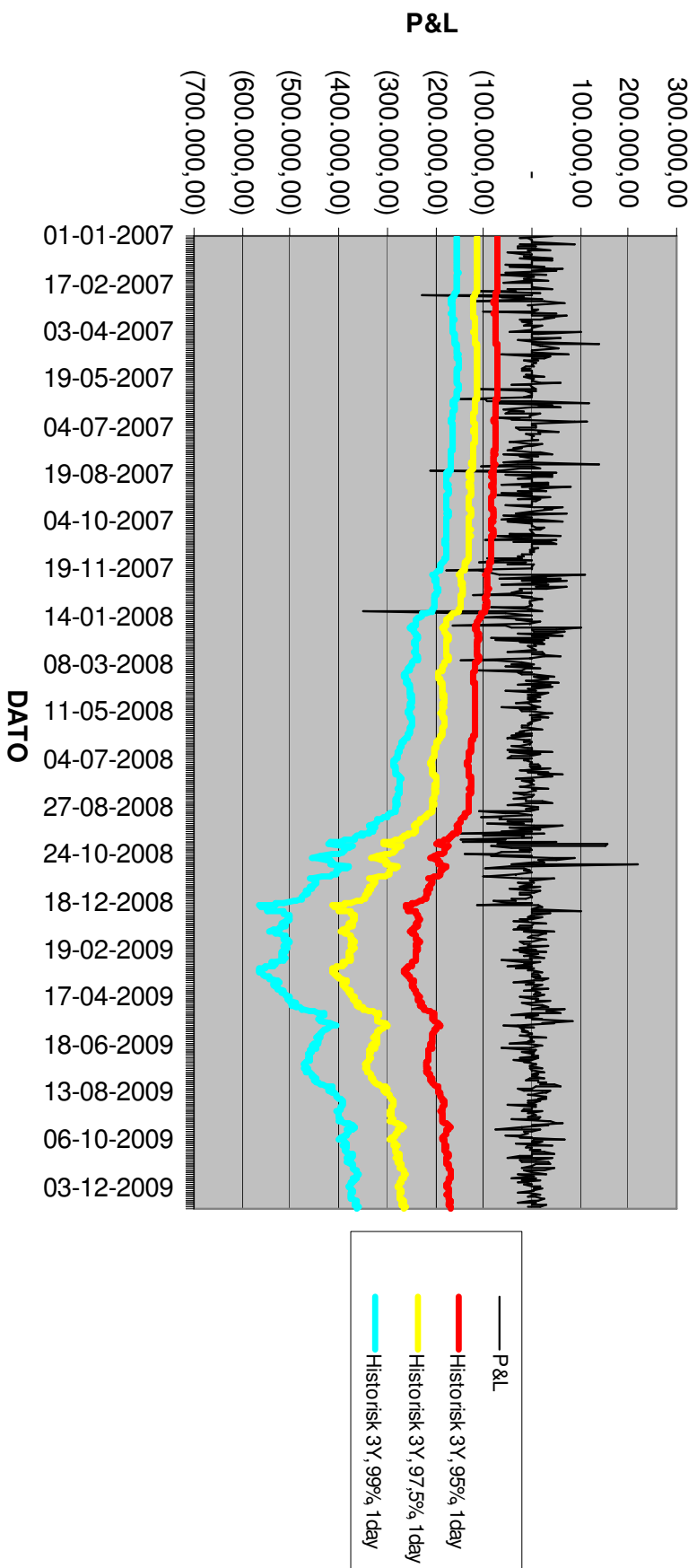
FORBRUGSGODER



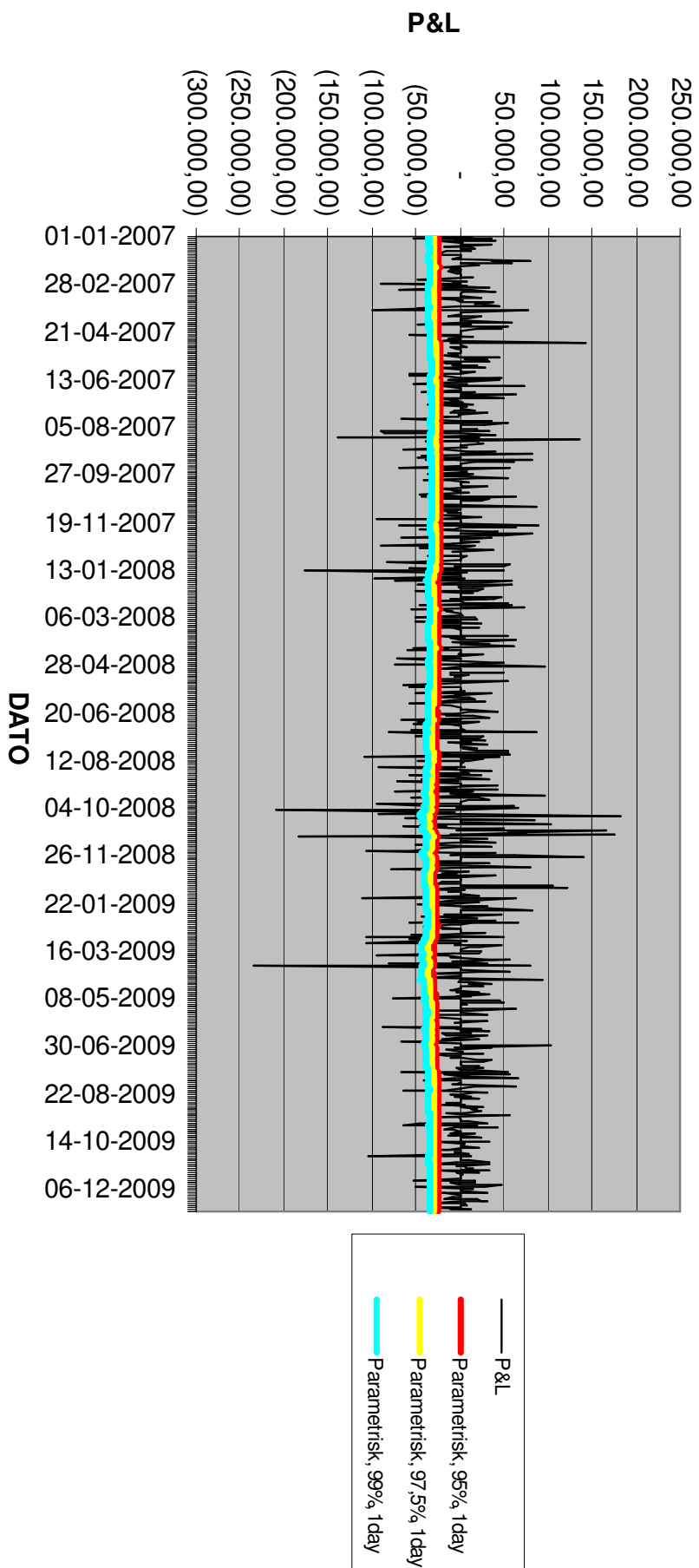
FORBRUGSGODER



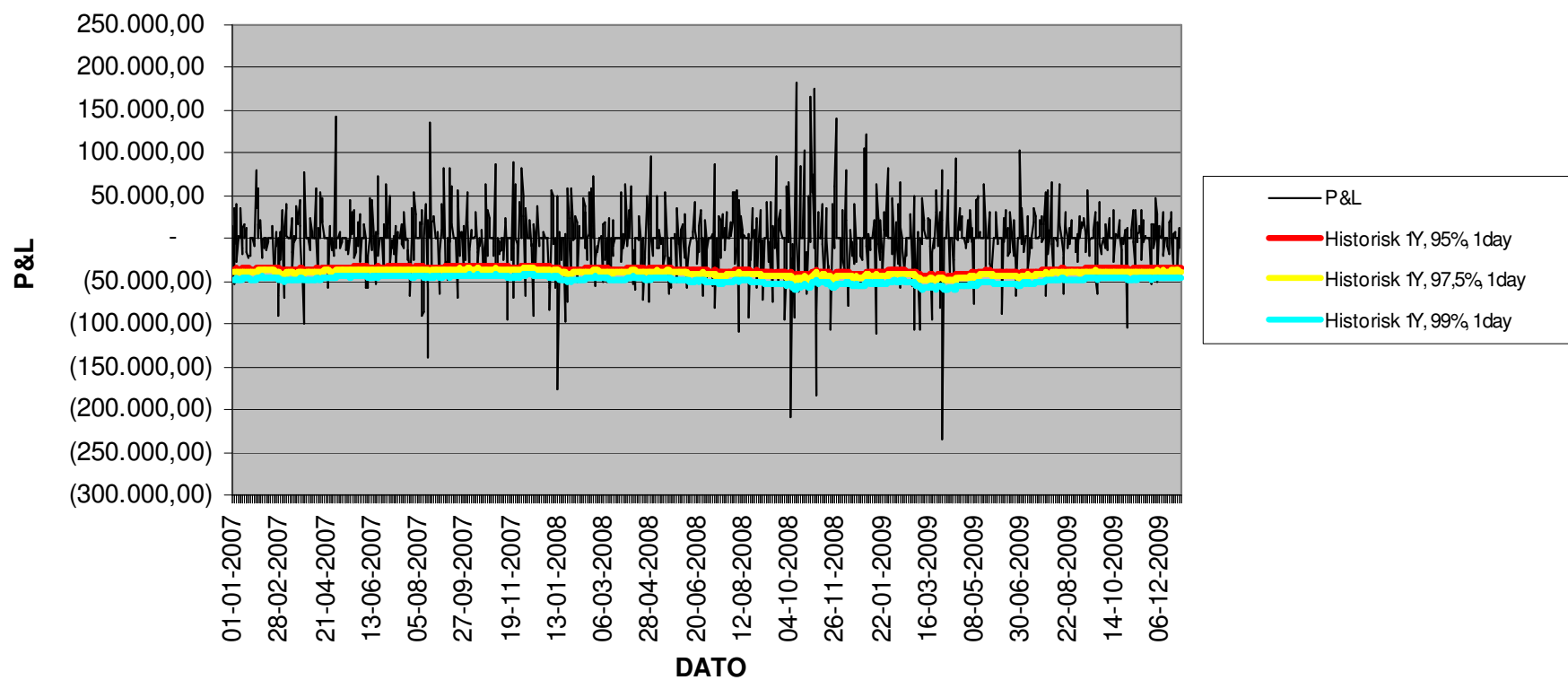
FORBRUGSGODER



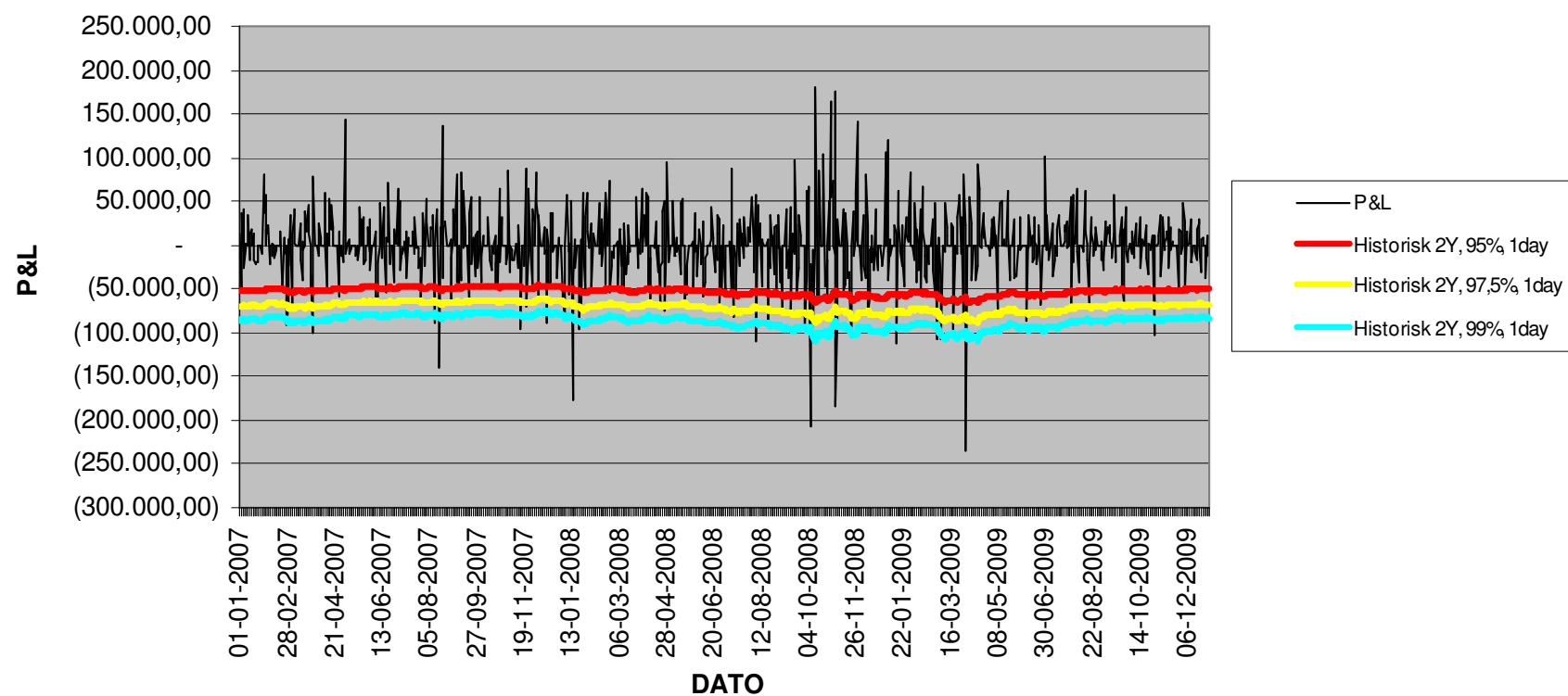
SUNDHEDSPLEJE



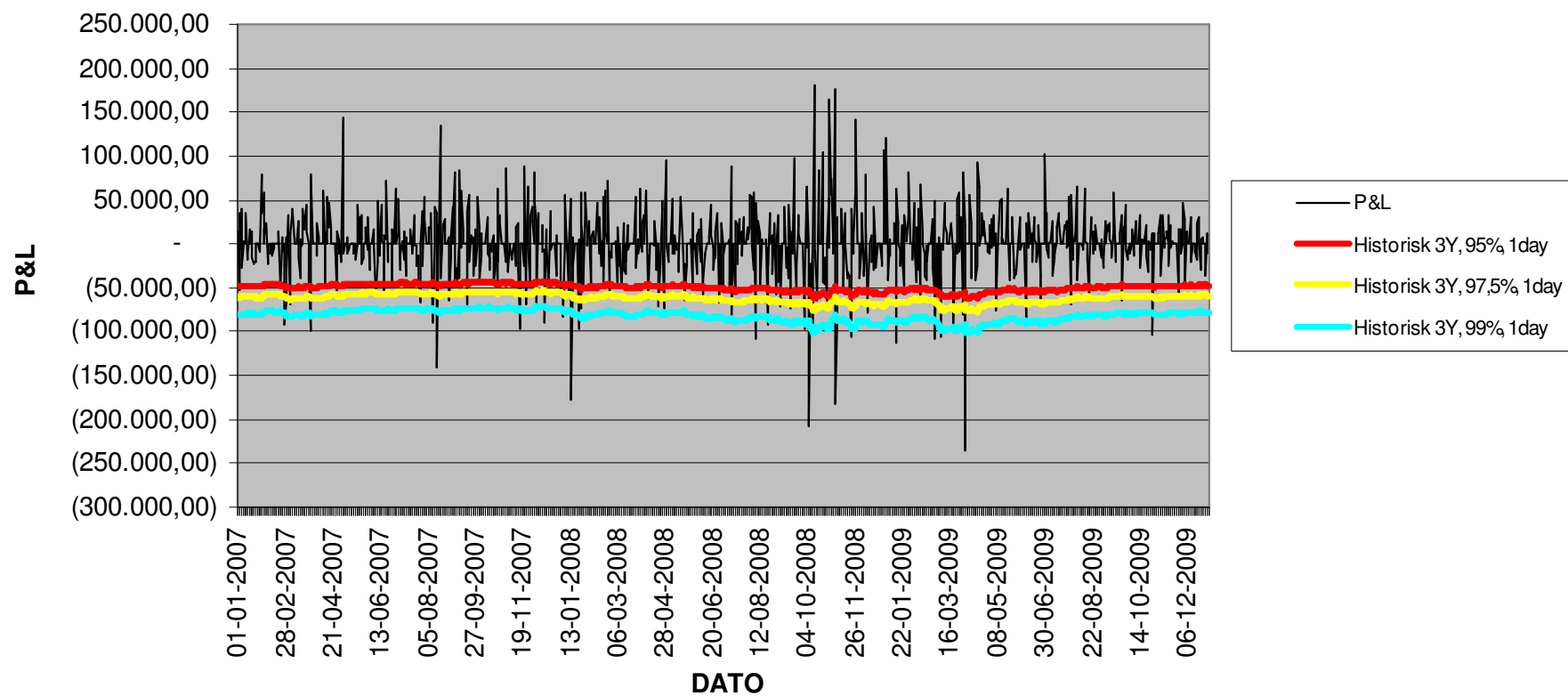
SUNDHEDSPLEJE



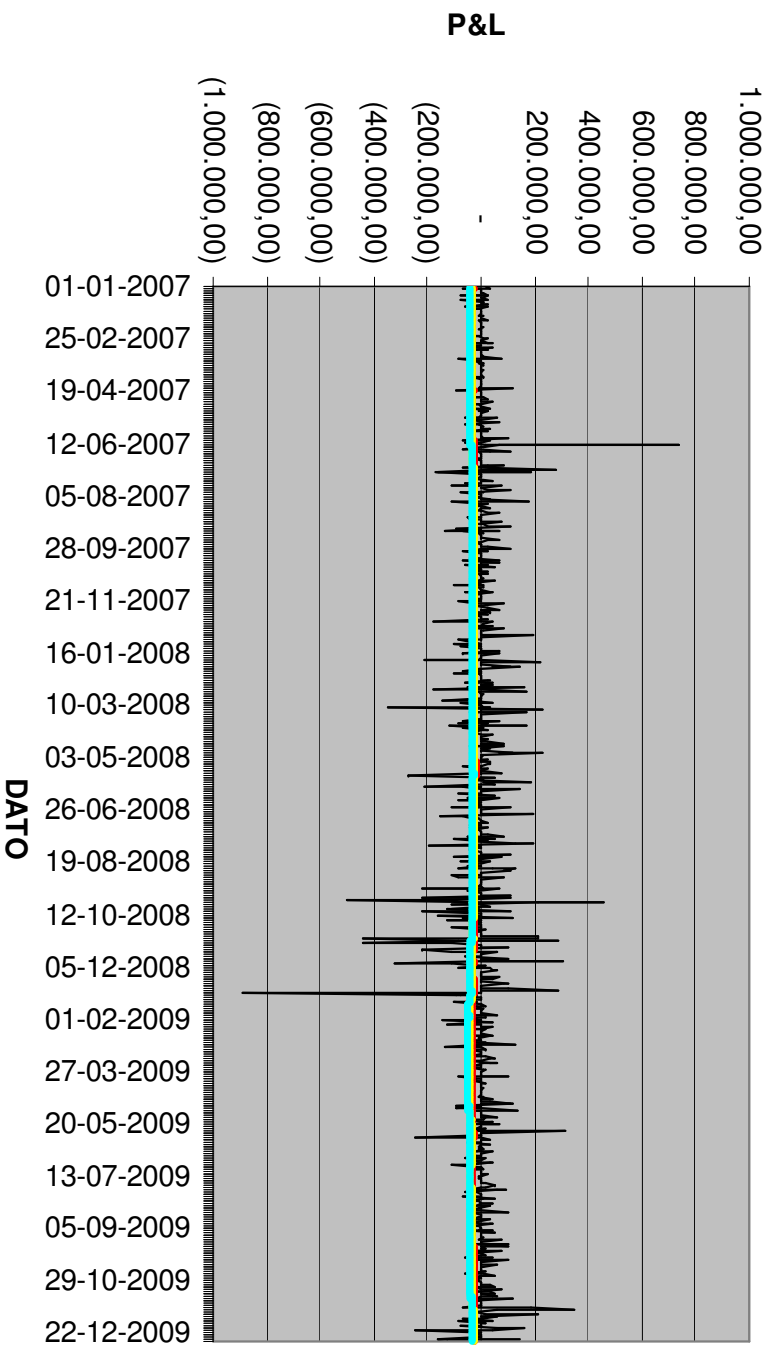
SUNDHEDSPLEJE



SUNDHEDSPLEJE

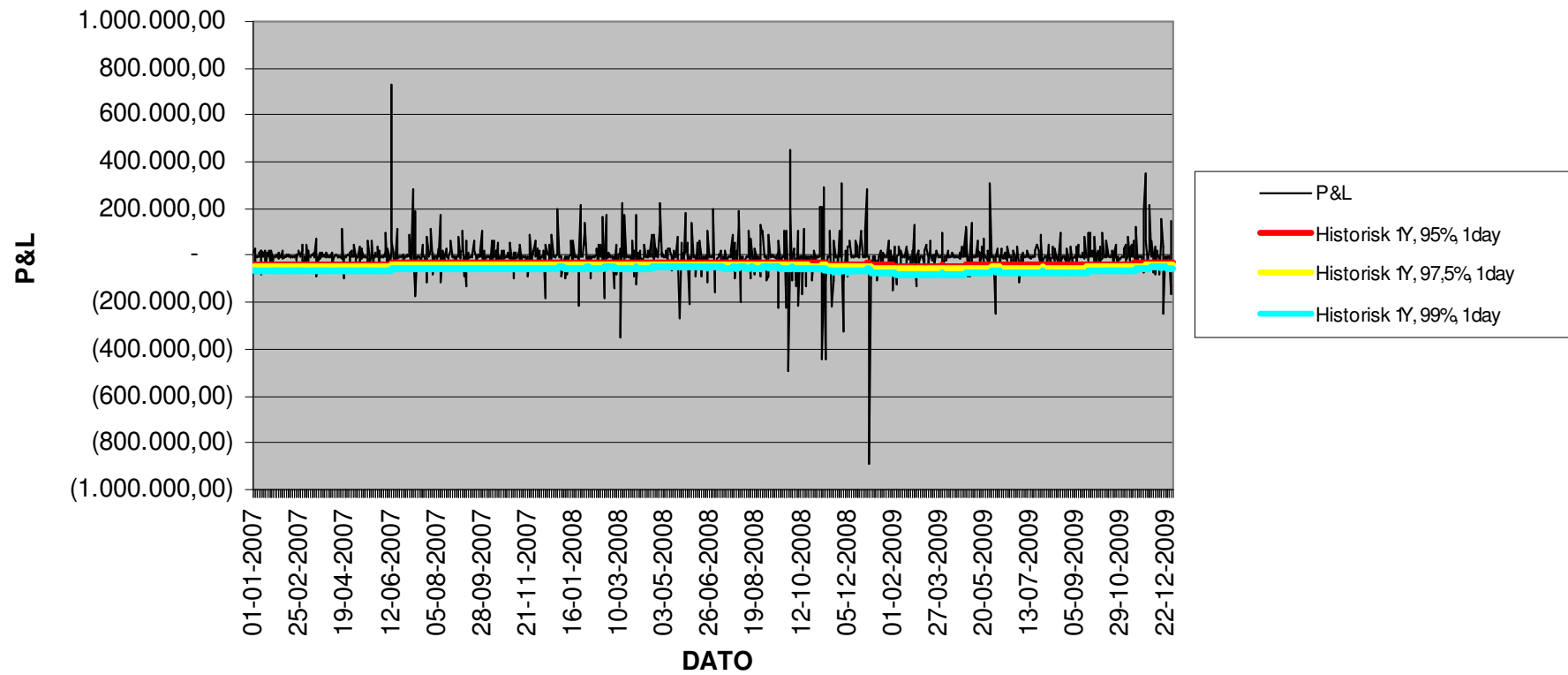


TELEKOMMUNIKATION

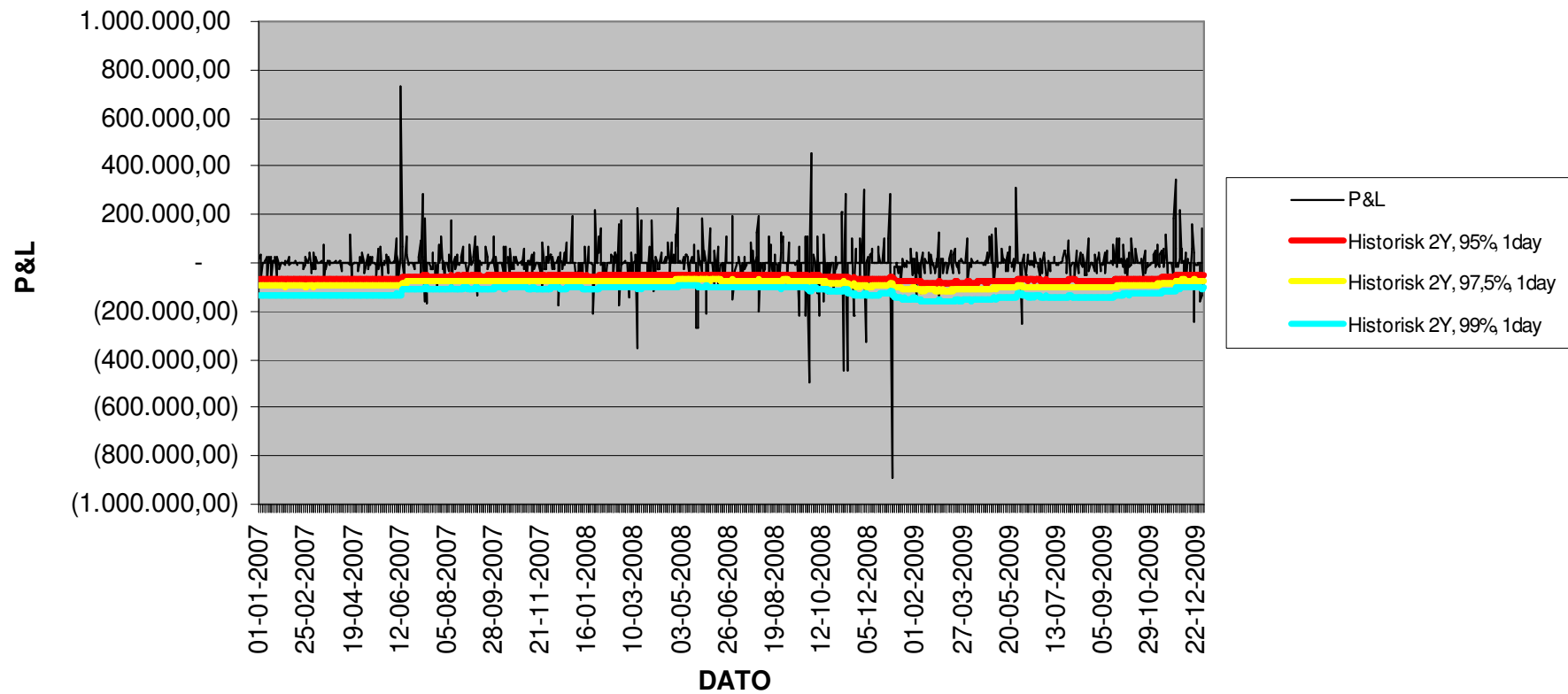


— P&L
— Parametrisk, 95% 1day
— Parametrisk, 97,5% 1day
— Parametrisk, 99% 1day

TELEKOMMUNIKATION



TELEKOMMUNIKATION



TELEKOMMUNIKATION

