

Kandidatuppsats
Nationalekonomiska institutionen
2006-10-09



**EKONOMI
HÖGSKOLAN**
Lunds universitet

Ska olika VaR-modeller användas för olika tillgångstyper?

Handledare
Hans Byström

Författare
Peter Bengtsson

Sammanfattning

I takt med att handeln med finansiella tillgångar ökat har också intresset för att finna tillförlitliga metoder att bedöma risken ökat. Ett mått för att mäta risken för en tillgång eller för en portfölj av tillgångar är Value-at-Risk (VaR). VaR definieras som; den med viss sannolikhet förväntade förlusten från ogynnsamma marknadsrörelser över en definierad tidsperiod. Fördelen med VaR är att riskbedömningen bryts ner till ett enda mått som är ganska lätt att förstå. Det finns flera olika sätt att beräkna VaR och det har gjorts många undersökningar för att testa vilken modell som ger bäst resultat. I nästan alla tidigare undersökningar har man använt sig av ett aktieindex för att testa VaR-modellerna. Avkastningen och risken förknippad med den är dock olika för olika tillgångstyper. I den här uppsatsen försöker jag istället besvara frågan; Ska olika VaR-modeller användas för olika tillgångar?

Jag har valt tre olika sätt att beräkna VaR på. Equally weighted moving average (MA), Exponentially weighted moving average (RiskMetrics) och Historisk simulering. För samtliga modeller beräknas VaR på både 95- och 99-procents konfidensnivå. De tillgångar jag valt att testa modellerna på är guld, aktieindex, valutakurs och statsskuldsväxlar. Modellerna testas i ett första steg för att kontrollera att de är statistiskt korrekta och de som klarar det testas därefter i ett andra steg för att mäta storleken på förlusten.

Resultatet av beräkningarna är ganska skiftande. För guld visade det sig att endast MA gav ett acceptabelt resultat. När det gäller aktieindexet var det något överraskande den historiska simuleringen som klarade sig bäst i testerna. I tidigare undersökningar har RiskMetrics visat sig fungera bäst på aktieindex. För valutakursen var det olika modeller som klarade sig bäst på de olika konfidensnivåerna. För statsskuldsväxlarna blev resultatet så skiftande att det är svårt att dra några riktiga slutsatser. Det går ändå att konstatera att historisk simulering klarade sig bra också här. Slutsatsen jag drar från den här uppsatsen är att tillgångstypen spelar roll för valet av VaR-modell.

Innehållsförteckning

1. Inledning	4
1.1 Bakgrund	4
1.2 Problematisering	5
1.3 Syfte	6
1.4 Avgränsningar	6
2. Metod	6
2.1 Equally weighted moving average	6
2.2 Exponentially weighted moving average	7
2.3 Historisk simulering	8
2.4 Utvärdering av modeller	9
3. Analys	9
3.1 Guld	10
3.2 OMXS-30	12
3.3 Dollar/SEK	14
3.4 SSVX-3 mån	16
3.5 SSVX-12 mån	18
4. Slutsats	20

1. Inledning

1.1 Bakgrund

I takt med att handeln med finansiella tillgångar ökat har också intresset för att finna tillförlitliga metoder att bedöma risken ökat. Ett mått för att mäta risken för en tillgång eller för en portfölj av tillgångar är Value-at-Risk (VaR). VaR definieras som; ”den med viss sannolikhet förväntade förlusten från ogynnsamma marknadsrörelser över en definierad tidsperiod”.¹ Eller med andra ord; om det går dåligt, hur mycket kommer vi med en viss sannolikhet maximalt att förlora. VaR mäter alltså möjlig förlust under ”normala” rörelser på marknaden. Förluster större än VaR inträffar bara med en liten sannolikhet som är lika med 1 minus konfidensnivån.

Användandet av Value-at-Risk för att bedöma risken är en ganska ny metod. Den började användas först i slutet av 80-talet av en del stora finansiella institut.² I april 1995 föreslog ”The Basle Committee on Banking Supervision” att banker skulle använda VaR för att beräkna marknadsrisken³. Sedan dess har användandet ökat dramatiskt. Idag används VaR som en del i riskbedömningen hos de allra flesta stora företag.⁴

Fördelen med VaR är att man bryter ner riskbedömningen till ett enda mått som är lätt att förstå. Det finns dock flera olika sätt att räkna ut VaR och de olika tillvägagångssätten ger olika resultat.⁵ En annan nackdel är att VaR inte tar någon hänsyn till hur stor förlusten är. Det har gjorts flera undersökningar för att testa vilken modell för att beräkna VaR som ger bäst resultat och den kanske mest kända är gjord av Sarma et al.

¹ Söderlind s. 70, 2001

² Linsmeier och Pearson, 1996

³ Linsmeier och Pearson, 1996

⁴ Hendricks, 1996

⁵ Hendricks, 1996

1.2 Problematisering

De allra flesta undersökningarna om vilken VaR-modell som är att föredra har det gemensamt att de utgår från någon typ av aktieindex. Olika tillgångstyper har olika avkastningskurvor och risken förknippad med dem är olika⁶. Vad jag gör i den här uppsatsen är istället att jag testar om de olika modellerna för att beräkna VaR ger olika resultat för olika tillgångstyper. Vilken modell är bäst lämpad för vilken tillgång?

För att beräkna VaR måste man först bestämma avvecklingsperiod och konfidensnivå. Avvecklingsperiod är den tid som behövs för att avveckla tillgången och jag har för samtliga tillgångar valt en dag. Konfidensnivån väljs så att man bestämmer med vilken sannolikhet man vill kunna fastställa den maximala förlust som kan uppstå.⁷ I den här uppsatsen har jag valt konfidensnivåer på 95- och 99-procent. Anledningen till att jag har valt två olika konfidensnivåer är att resultatet kan skilja sig åt ganska mycket beroende på vilken nivå VaR är beräknat för.⁸

Det finns tre olika kategorier av metoder för att beräkna VaR⁹ och jag har valt en metod från varje kategori. De två första är varians-kovarians modeller. Equally weighted moving average (MA) ger samma vikt till alla observationer som används för att räkna ut standardavvikelsen medan Exponentially weighted moving average (RiskMetrics) ger större vikt åt senare observationer¹⁰. Den sista kategorin är Historisk simulering där man helt enkelt använder tidigare marknadsdata.¹¹ Jag kommer att beräkna VaR för fem olika typer av tillgångar. De tillgångar jag valt att testa är guld, aktieindex, statsskuldsväxlar med tre månaders och 12 månaders löptid samt valutakursen dollar/SEK.

⁶ Hendricks, 1996

⁷ Söderlind s. 77, 2001

⁸ Hendricks, 1996

⁹ Hendricks, 1996

¹⁰ Hendricks, 1996

¹¹ Söderlind s. 98, 2001

1.3 Syfte

Syftet med uppsatsen är att undersöka om olika VaR-modeller ger olika resultat för olika tillgångstyper. Detta görs med hjälp av tre olika VaR-modeller som alla testas på de fem typer av tillgångar som jag valt. Vid beräkningarna använder jag mig av konfidensnivåer på 95- och 99 procent. Modellerna testas i två steg för att avgöra vilken som fungerar bäst.

1.4 Avgränsningar

Undersökningen baseras på dagsdata från perioden 2001-01-01 till 2005-11-30. Detta ger totalt 1258 handelsdagar för varje tillgång.

2 Metod

I metodavsnittet kommer jag att beskriva hur jag gått tillväga för att beräkna VaR med de tre modellerna jag valt. Jag kommer också att förklara hur jag utvärderar VaR-modellerna för att ta reda på hur bra respektive modell är för varje tillgångstyp.

2.1 Equally weighted moving average (MA)

Med equally weighted moving average räknar man ut volatiliteten med hjälp av en bestämd mängd data, ett moving window¹². Den stora skillnaden mellan den här typen av modeller är tidsramen av bestämd mängd data.¹³ En del använder bara de senaste 50 dagarna under antagandet att bara väldigt ny data är relevant för att beräkna förändringar i tillgången¹⁴. Andra anser att det behövs mycket större mängd data för att beräkningarna ska bli exakta och använder istället upp till fem års data för sina estimat.

¹² Hendricks, 1996

¹³ Hendricks, 1996

¹⁴ Hendricks, 1996

Standardavvikelsen beräknas med följande formel:¹⁵

$$Q_t = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r_{t-i}^2}$$

Q_t = standardavvikelsen i början av dag t

M = antalet dagar som inkluderas i moving window

r = dagsavkastningen

Jag har valt att använda mig av moving window på 125-, 250- och 500 dagar. Som nämnts tidigare beräknas VaR för samtliga modeller för konfidensnivåer på 95- och 99-procent. Det innebär att standardavvikelserna multipliceras med 1,64 respektive 2,33 för att få fram ett mått på VaR.

2.2 Exponentially weighted moving average (RiskMetrics)

Till skillnad från equally weighted moving average ger Exponentially weighted moving average mycket mera vikt åt senare observationer¹⁶. Anledningen till detta är att man vill fånga in kortsiktiga rörelser i volatiliteten.¹⁷ Fördelen med att på detta sätt minska mängden data är att man ökar risken för mättningsfel.¹⁸ Värdet på Lambda (λ) avgör med vilken takt vikten minskar för observationer som blir mera avlägsna. Standardavvikelsen beräknas med följande formel:¹⁹

$$Q_t = \lambda Q_{t-1} + (1-\lambda)r_{t-1}$$

Q_t = Standardavvikelsen i början av dag t

r = dagsavkastningen

¹⁵ Jorion s. 186, 1997

¹⁶ Hendricks, 1996

¹⁷ Hendricks, 1996

¹⁸ Hendricks, 1996

¹⁹ Jorion, s. 193, 1997

Den typ av Exponentially weighted moving average som jag använder mig av kallas RiskMetrics och introducerades av JP Morgan 1994²⁰. Den var tänkt att bli en marknads standard och används idag flitigt av såväl banker som andra företag. Lambda måste vara mindre än ett och när det gäller dagsdata är 0,94 optimalt enligt JP Morgan.²¹ Jag har valt att använda mig av 500 observationer och Lambda på 0.91, 0.94 och 0.97 för att beräkna standardavvikelsen. Fönstret är alltså detsamma medans värdet på Lambda varierar. Standardavvikelsen multipliceras sedan med 1,64 och 2,33 för att få fram VaR för konfidensnivå på 95 procent och 99 procent.

2.3 Historisk Simulering

Historisk simulering liknar MA-modellen på så sätt att man använder en bestämd mängd historiska observationer²² och alla observationer ges också samma vikt. Men istället för att använda dessa observationer för att beräkna standardavvikelsen använder man de verkliga percentilerna av observationsperioden som VaR.²³ Om man till exempel har en observationsperiod på 500 dagar och ett konfidensintervall på 99 procent så är alltså den 99:e percentilen VaR²⁴. I fallet med 500 dagars observationsperiod blir det den sjätte största förlusten.

Fördelen med Historisk simulering som modell för att beräkna VaR är att den är lätt att använda och den är därför vanligt förekommande²⁵. Nackdelar är att den ger samma vikt till alla observationer och att den bara använder en typ av information. Valet av observationsperiod kan spela ganska stor roll för resultatet. En lång observationsperiod kan ge ett stabilare värde, men man riskerar då att ta med information som inte längre är aktuell²⁶. Jag använder mig av observationsperioder på 125, 250 och 500 dagar för att plocka ut VaR för konfidensnivåer på 95 procent och 99 procent.

²⁰ Linsmeier och Pearson, 1996

²¹ Hendricks, 1996

²² Hendricks, 1996

²³ Hendricks, 1996

²⁴ Hendricks, 1996

²⁵ Hendricks, 1996

²⁶ Sarma et al, 2001

2.4 Utvärdering av modeller

I ett första steg för att avgöra vilken modell som ger bäst resultat för respektive tillgång har jag helt enkelt testat om modellerna håller statistiskt. En modell på 95-procents nivån ska naturligtvis ge ett VaR som i genomsnitt inte överskrids mer än 5 procent av dagarna. Jag har satt ett gränsvärde på $\pm 0,5$ procent från den valda konfidensnivån och de modeller som hamnar inom intervallet anses ge ett tillräckligt bra resultat för att gå vidare till nästa steg.

De modeller som i det första testet ligger tillräckligt nära den valda konfidensnivån får alla anses ha fungerat på ett bra sätt. Det första testet säger dock inget om storleken på förlusten så i ett andra steg testar jag med en funktion utvecklad av Lopez hur stor den sammanlagda förlusten är de dagar förlusten överstiger VaR. Funktionen för att testa storleken på förlusten ser ut så här²⁷:

$(\text{förlusten}_t - \text{VaR}_{t-1})^2$ om $\text{VaR}_{t-1} < \text{förlusten}$

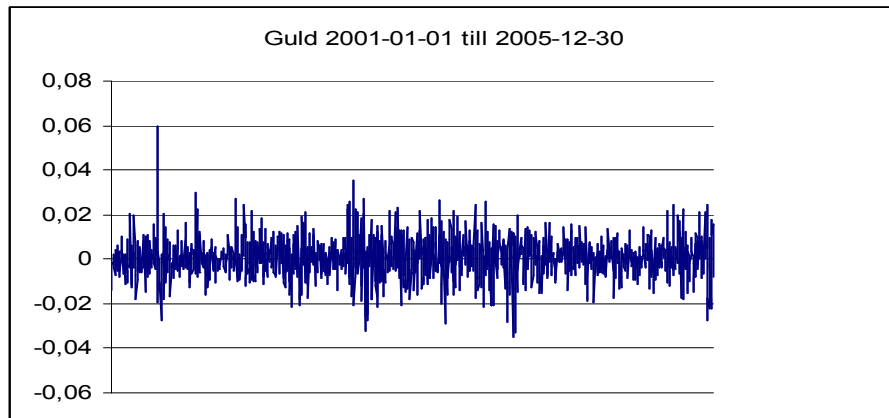
Den modell som uppvisar lägst förlust i Lopez funktion anses var den bästa för respektive tillgångstyp.

3 Analys

I analysavsnittet kommer jag att för varje tillgång ange hur de olika modellerna för att uppskatta VaR klarat sig i de båda testen. Som jag angav i metoddelen testas de först för att se om de ger resultat som är statistiskt korrekta och sedan beräknas storleken på förlusten för att få fram den bästa modellen. Endast de modeller som klarar det första testet går vidare till det andra. Jag kommer också att för varje tillgång visa ett diagram där man kan se den procentuella utvecklingen för dagsavkastningarna under perioden.

²⁷ Lopez s. 8, 1999

3.1 Guld



95-procents nivå

I tabellen nedan är utfallet för de olika modellerna presenterat. Procenten i tabellen anger alltså i hur stor utsträckning som den verkliga förlusten inte överstiger VaR. Ett värde under 95 procent betyder att VaR underskattar risken och att risken överskattas om värdet är över 95 procent. Som man kan utläsa i tabellen underskattar samtliga modeller utom MA 125 och MA 250 risken. I RiskMetrics fall ligger utfallet ganska långt från konfidensnivån så underskattningen är ganska stor.

Historisk Simulering 125d	94,4%
Historisk Simulering 250d	94,2%
Historisk Simulering 500d	94,0%
RiskMetrics Lambda 0,91	93,6%
RiskMetrics Lambda 0,94	93,9%
RiskMetrics Lambda 0,97	94,0%
MA 125d	95,7%
MA 250d	95,2%
MA 500d	94,3%

MA 250 är den modell som ligger närmast det på förhand tänkta värdet. Det är också den enda modell som ger ett resultat som ligger inom den gräns på $\pm 0,5$ procent som jag uppgav i metodavsnittet. Därför genomför jag inga ytterligare tester utan konstaterar att MA 250 är den bästa modellen för guld på den här konfidensnivån.

99-procents nivå

På 99 procents nivå visar det sig att samtliga modeller underskattar risken. Endast två uppvisar ett tillräckligt bra resultat för att testas vidare. MA 250 och MA 500 ligger inom det uppsatta gränsvärdet.

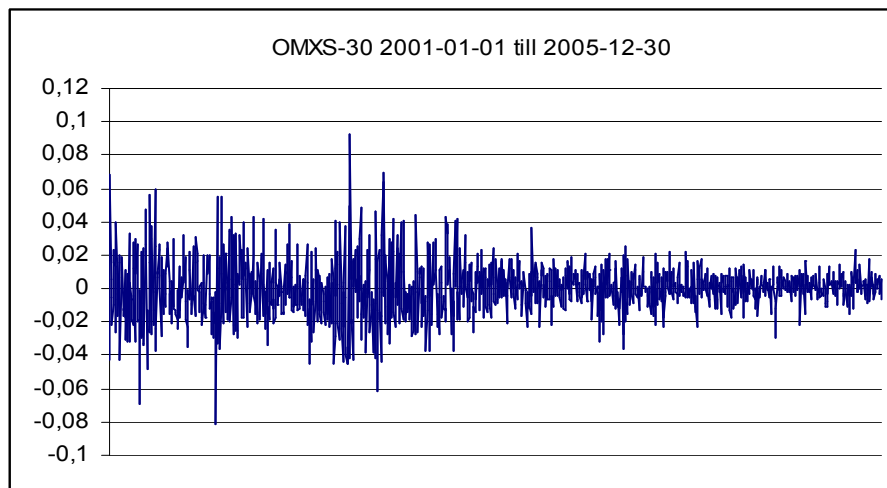
Historisk Simulering 125d	97,9%
Historisk simulering 250d	98,4%
Historisk simulering 500d	98,2%
RiskMetrics Lambda 0,91	98,1%
RiskMetrics Lambda 0,94	98,2%
RiskMetrics Lambda 0,97	98,2%
MA 125d	98,3%
MA 250d	98,5%
MA 500d	98,5%

Dessa modeller testas därför med Lopez funktion för att se vilken av de två som uppvisar lägst förlust.

MA 250d	0,00055
MA 500d	0,00056

Här visar det sig att skillnaden mellan de båda modellerna är väldigt liten. MA 250 har dock en något mindre sammanlagd förlust och visar sig därför vara den bästa modellen också på den här konfidensnivån. Modellen uppvisar därmed bäst egenskaper på båda nivåerna när det gäller guld.

3.2 OMXS-30



95-procents nivån

För aktieindexet kan man se att alla modellerna överskattar risken på den här konfidensnivån. Flera av dem dessutom ganska ordentligt. Allra sämst är RiskMetrics som oavsett vilket värde Lambda har ligger högt över det tänkta värdet på 95 procent. Endast HS 125 uppvisar ett bra resultat och kan därför utses till den bästa modellen. Ingen vidare testning behövs alltså på den här nivån.

Historisk simulering 125d	95,3%
Historisk simulering 250d	96,2%
Historisk simulering 500d	98,4%
RiskMetrics Lambda 0,91	97,8%
RiskMetrics Lambda 0,94	98,2%
RiskMetrics Lambda 0,97	98,8%
MA 125d	95,9%
MA 250d	96,4%
MA 500d	98,8%

99-procents nivå

På 99%-nivån uppvisar flera av modellerna ett bra resultat. RiskMetrics modellerna överskattar dock också här risken kraftigt. Ett par modeller ger ett VaR som är så högt att den verkliga förlusten nästan aldrig överstiger det beräknade estimatet.

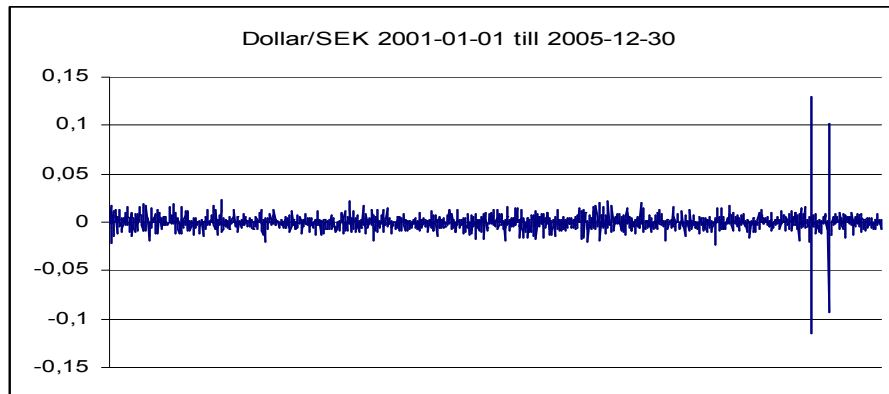
Historisk simulering 125d	98,9%
Historisk simulering 250d	99,0%
Historisk simulering 500d	100%
RiskMetrics Lambda 0,91	99,8%
RiskMetrics Lambda 0,94	99,8%
RiskMetrics Lambda 0,97	99,8%
MA 125d	98,8%
MA 250d	99,0%
MA 500d	100%

De fyra modeller som håller sig inom gränsvärdena testas med Lopez funktion för att få fram den med lägst förlust.

Historisk simulering 125d	0,00036
Historisk simulering 250d	0,00018
MA 125d	0,00042
MA 250d	0,00021

Med hjälp av funktionen för att beräkna förlusten kan man se att de olika modellerna uppvisar en ganska stor skillnad när det gäller storleken på förlusten. HS 250 och MA 250 är de två modeller med lägst förlust och allra bäst är HS 250. Precis som på 95 procent nivå så är det en av de Historiska simuleringarna som ger det bästa resultatet.

3.3 Dollar/SEK



95-procents nivå

På dagsförändringar för valutakursen dollar/SEK ligger VaR för samtliga HS- och MA-modeller inom de $\pm 0,5$ procent som krävs för vidare testning. För RiskMetrics är det endast modellen med lambda 0,97 som befinner sig tillräckligt nära konfidensnivån.

Historisk simulering 125d	94,8%
Historisk simulering 250d	94,9%
Historisk simulering 500d	95,0%
RiskMetrics Lambda 0,91	93,4%
RiskMetrics Lambda 0,94	94,2%
RiskMetrics Lambda 0,97	94,7%
MA 125d	95,1%
MA 250d	95%
MA 500d	95,3%

För valutakursen är det alltså hela sju modeller som testas vidare med Lopez funktion för att avgöra vilken som minimerar förlusten.

Historisk simulering 125d	0,0193
Historisk simulering 250d	0,0199
Historisk simulering 500d	0,0197
RiskMetrics Lambda 0,97	0,0189

MA 125d	0,0170
MA 250d	0,0180
MA 500d	0,0187

Skillnaden i förlust mellan modellerna är inte särskilt stor. Störst förlust ger de Historiska simuleringarna och minst MA-modellerna. I mitten befinner sig RiskMetrics med lambda 0,97. Allra lägst förlust på 95-procents nivån ger MA 125.

99-procents nivån

Samtliga modeller hamnar under konfidensnivån och underskattar därmed risken. RiskMetrics är den modell som underskattar risken mest och inte heller MA kommer riktigt nära de uppsatta gränsvärdena.

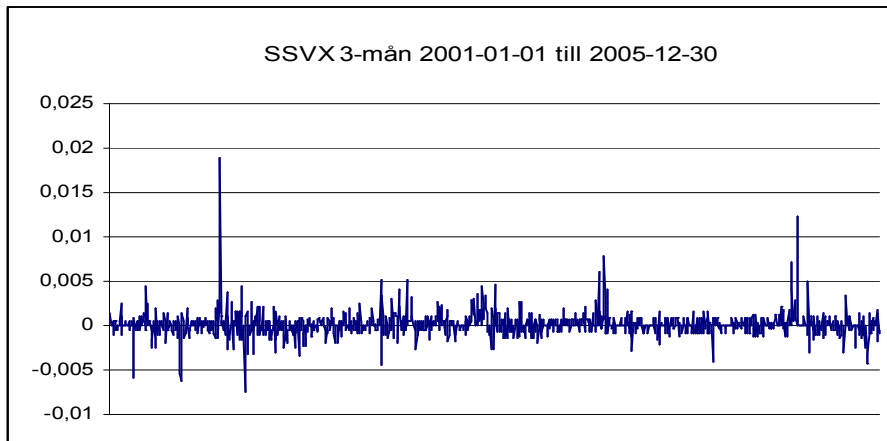
Historisk simulering 125d	98,5%
Historisk simulering 250d	98,6%
Historisk simulering 500d	98,7%
RiskMetrics Lambda 0,91	97,7%
RiskMetrics Lambda 0,94	97,9%
RiskMetrics Lambda 0,97	98,0%
MA 125d	98,0%
MA 250d	98,0%
MA 500d	98,1%

Även de historiska simuleringarna underskattar risken något. Alla tre ligger ändå tillräckligt nära 99% för att kvalificera sig för att testas med Lopez funktion.

Historisk simulering 125d	0,0153
Historisk simulering 250d	0,0154
Historisk simulering 500d	0,0160

Skillnaden i förlust mellan de tre historiska simuleringarna är ganska liten. Lägst förlust får HS 125 och den modellen får därför anses vara den bästa för valutakursen på den givna konfidensnivån.

3.4 SSVX- 3 mån



95-procents nivå

För tre månaders statsskuldsväxel är det ingen av modellerna som hamnar inom gränsvärdena på 95-procents nivån. Samtliga RiskMetrics och MA modeller överskattar risken kraftigt. Ett par av de historiska simuleringarna ger hyfsade resultat men inte tillräckligt nära konfidensnivån för att testas vidare.

Historisk simulering 125d	93,3%
Historisk simulering 250d	94,1%
Historisk simulering 500d	95,7%
RiskMetrics Lambda 0,91	98,0%
RiskMetrics Lambda 0,94	98,0%
RiskMetrics Lambda 0,97	98,2%
MA 125d	97,8%
MA 250d	97,8%
MA 500d	98,3%

99-procents nivå

På 99-procents nivå uppvisar modellerna ett betydligt bättre resultat än på den lägre konfidensnivån. Framförallt är det RiskMetrics som oavsett värde på lambda ger ett VaR som ligger väldigt nära 99 procent. Även MA och de historiska simuleringarna producerar ett VaR som ligger nära konfidensnivån.

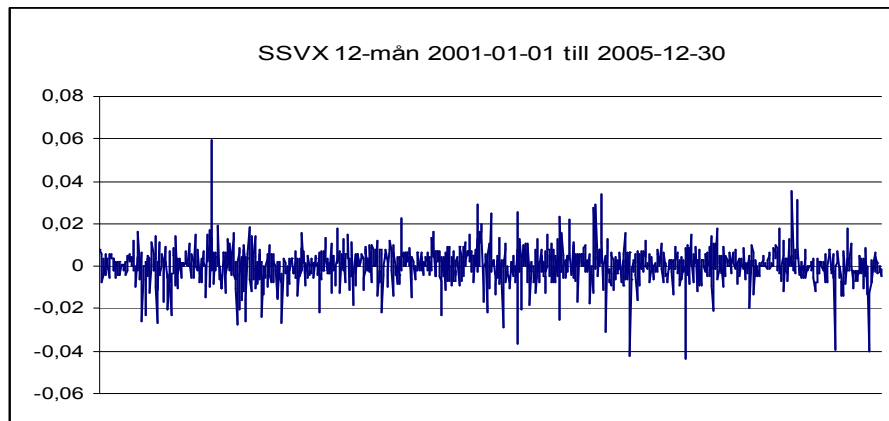
Historisk simulering 125d	97,9%
Historisk simulering 250d	98,5%
Historisk simulering 500d	98,8%
RiskMetrics Lambda 0,91	98,9%
RiskMetrics Lambda 0,94	99,1%
RiskMetrics Lambda 0,97	99,2%
MA 125d	99,6%
MA 250d	99,2%
MA 500d	99,2%

De sju modeller som ligger inom $\pm 0,5\%$ från konfidensnivån testas med hjälp av Lopez funktion.

Historisk simulering 250d	0,000020
Historisk simulering 500d	0,000018
RiskMetrics Lambda 0,91	0,000012
RiskMetrics Lambda 0,94	0,000011
RiskMetrics Lambda 0,97	0,0000098
MA 250d	0,0000065
MA 500d	0,0000080

Som man kan utläsa i tabellen är förlusten utöver VaR liten för samtliga modeller. Lägst är den för de båda MA modellerna och allra lägst för MA 250. Den är därför den bästa modellen för den här tillgångstypen på den här konfidensnivån.

3.5 SSVX-12 mån



95-procents nivå

Endast HS 250 håller sig inom gränsvärdena. Alla RiskMetrics och MA modeller överskattar risken ganska mycket. Då HS 250 är den enda modell som ligger inom $\pm 0,5\%$ från konfidensnivån behövs ingen vidare testning. Den konstateras därför vara den bästa för statskuldväxlar på den här nivån.

Historisk simulering 125d	94,1%
Historisk simulering 250d	95,1%
Historisk simulering 500d	95,6%
RiskMetrics Lambda 0,91	96,0%
RiskMetrics Lambda 0,94	96,1%
RiskMetrics Lambda 0,97	96,2%
MA 125d	96,1%
MA 250d	96,2%
MA 500d	96,6%

99-procents nivå

På den här nivån är det bara de historiska simuleringarna som ligger inom gränsvärdena. Övriga modeller underskattar risken i samtliga fall. Allra mest

underskattning uppvisar RiskMetrics modellerna som ligger en bra bit under 99 procent.

Historisk simulering 125d	98,5%
Historisk simulering 250d	98,9%
Historisk simulering 500d	98,8%
RiskMetrics Lambda 0,91	97,7%
RiskMetrics Lambda 0,94	97,9%
RiskMetrics Lambda 0,97	97,9%
MA 125d	98,2%
MA 250d	98,2%
MA 500d	98,2%

De tre historiska simuleringarna testas med Lopez funktionen för att få fram den modellen med minst förlust.

Historisk simulering 125d	0,0033
Historisk simulering 250d	0,0025
Historisk simulering 500d	0,0020

I tabellen ser man att den bästa modellen för den här konfidensnivån är HS 500.

4. Slutsats

Syftet med uppsatsen var att undersöka vilken VaR-modell som är bäst för de fem respektive tillgångstyper jag tagit med. När det gäller guld visade det sig att endast MA-modellerna gav ett acceptabelt resultat. De övriga modellerna underskattade risken kraftigt på både 95- och 99-procents nivån. För aktieindexet var det något överraskande den historiska simuleringen som klarade sig bäst i testerna. I tidigare undersökningar av exempelvis Sarma et al har RiskMetrics uppvisat bäst egenskaper på aktieindex medans historisk simulering klarat sig betydligt sämre. En anledning till det är förmodligen att vi använt oss av olika metoder för att testa tillförlitligheten hos modellerna. För valutakursen var det olika modeller som klarade sig bäst på de olika nivåerna. På 95-procents nivån gav MA 125 bäst värde på VaR och på 99-procents nivån var det istället HS 125. Noterbart är att RiskMetrics klarade sig dåligt på båda nivåerna och underskattade risken ganska mycket. För statsskuldsväxlarna gav VaR-modellerna väldigt olika resultat både för de två löptiderna och för de olika konfidensnivåerna. När det gäller tre månaders löptid var det ingen modell som hamnade inom gränsvärdet på 95-procents nivån. Närmast att kvalificera sig för vidare testning var ett par av de historiska simuleringarna. På 99-procents nivån var det bara två modeller som inte klarade att hamna inom gränsvärdet. Allra bäst var MA-modellerna. För 12 månaders löptid var det bara de historiska simuleringarna som lyckades producera ett VaR som låg tillräckligt nära de uppsatta gränserna.

För guld och aktieindexet visar alltså testerna ganska tydligt vilken VaR-modell som ger det bästa och mest tillförlitliga värdet. På valutakursen blev det olika resultat beroende på vilken konfidensnivå som användes. För statsskuldsväxlarna blev resultatet så skiftande att det är svårt att dra några riktiga slutsatser. Det går ändå att konstatera att historisk simulering klarade sig bra också här. Det kanske mest förvånande resultatet från testerna är att RiskMetrics med något undantag klarade sig väldigt dåligt. Jag aktar mig dock för att dra för stora slutsatser av det då det finns andra metoder att testa modellerna med. Eventuellt skulle också en längre observationsperiod ge stabilare värden. Ska olika VaR-modeller användas för olika

tillgångstyper? Slutsatsen jag drar från den här undersökningen är att tillgångstypen faktiskt spelar roll för valet av VaR-modell.

Källförteckning

Dowd, Kevin (1998), *Beyond Value at Risk: the new science of risk management*, John Wiley & Sons Ltd

Fallon, William (1996), *Calculating Value-at-Risk*, The Wharton School, University of Pennsylvania

Hendricks, Darryl (1996), *Evaluation of Value-at-Risk Models Using Historical Data*, Federal Reserve Bank of New York, *Economic policy Review* 2

Jorion, Philippe (1997), *Value at Risk: the new benchmark for managing financial risk*, Mc Graw-Hill 2nd ed

Linsmeier Thomas J, Pearson Neil D (1996), *Risk Measurement: An introduction to Value at Risk*, University of Illinois at Urbana-Champaign

Lopez, Jose A (1999), *Methods for evaluating Value-at-Risk estimates*, *Economic Review* Federal Reserve Bank of San Francisco, nr 2

Sarma Mandira, Thomas Susan, Shah Ajay (2001), *Selection of Value-at-Risk models*, *Journal of Forecasting*

Söderlind, Lars (2001), *Att mäta ränterisker*, SNS Förlag, Stockholm.