

換危險管理를 위한
變動性推定模型의 適正性 評價

2003년

西江大學校 大學院
經營學科 財務管理
李 成 福

換危險管理를 위한
變動性推定模型의 適正性 評價

指導教授 鞠 燦 杓

이 論文을 經營學碩士 學位論文으로 提出함

2004年 7月 日

西江大學校 大學院
經營學科 財務管理
李 成 福

論 文 認 准 書

李成福의 經營學碩士 學位論文으로 認准함

2004年 7月 日

主審 黃 國 在 ①

副審 鞠 燦 杓 ①

副審 李 君 熙 ①

감 사 의 글

새로운 시작이라는 설레임으로 시작한 대학원, 이제는 어느덧 2년도 넘는 세월이 지나 졸업을 앞두고 있습니다. 그리고 지금 또 다른 시작을 해야한다는 두려움과 아쉬움만 남는 것 같습니다.

먼저 지금까지 저를 이 세상에 있게 해주시고 항상 든든한 후원을 해주신 부모님 그리고 동생부부와 나를 닮은 조카 귀여운 태호에게 감사드립니다. 또한 항상 부족한 저를 지도해 주시고 관심을 가져주신 국찬표 교수님과 이 논문이 나오기까지 많은 조언을 해주신 황국제 교수님과 이군희 교수님께 진심으로 감사를 드립니다.

대학원에서 항상 부족한 저를 이끌어주었던 선배님들과 동기들 그리고 후배님들에게도 감사의 마음을 전합니다. 먼저 항상 옆에서 나를 지켜주는 민정이에게 고맙다는 말을 하고 싶습니다. 그리고 논문학기로서 같이 고생한 성훈이형, 영화, 조교실에서 고생하는 진호형, 유진, 상욱, 정우와 1년 동안 같이 고생했던 MBA조교실의 지영누나, 세아, 재휘씨, 상환씨, 편하게 복사할 수 있도록 배려해준 현숙, 항상 투덜대면서도 많은 것을 알려주었던 호선이형, 논문을 위해 세미실을 제공해준 숙희, 걱정이 많지만 언제나 귀여운 후배 은서, 그 외에 도움을 주신 많은 분들께 고맙다는 말씀을 드리고 싶습니다.

저는 이제 새로운 세상에 나서려고 합니다. 그곳에서 힘들고 어려운 일에 부딪힐 때마다 대학원에서의 소중한 생활은 저에게 큰 힘이 되어줄 것이라고 믿습니다. 그리고 저를 아껴주는 분들에게 부끄럽지 않은 사람이 되기 위해 열심히 노력하겠습니다.

<목 차>

제 1 장 서 론	1
제 1 절 연구목적	1
제 2 절 연구방법 및 구성	3
제 2 장 선행연구	5
제 1 절 국외연구	5
제 2 절 국내연구	7
제 3 장 시장위험의 측정 및 관리	10
제 1 절 시장위험의 측정	10
(1) 전통적인 시장위험 측정	10
(2) 새로운 시장위험 측정	15
제 2 절 VaR를 이용한 규제	24
(1) 규제의 필요성	24
(2) 신 바젤협약	27

제 3 절 변동성 추정모형	29
(1) SMA	29
(2) EWMA	30
(3) GARCH	31
(4) EGARCH	36
제 4 절 사후검증	38
(1) BIS 기준	38
(2) Kupiec 모델	39
제 4 장 연구자료의 선정과 연구방법	42
제 1 절 자료의 선정	42
제 2 절 연구방법	44
(1) 기술통계분석	44
(2) 연구모형의 선택	47
(가) 자기상관분석	47
(나) 단위근 검정	49
(다) 이분산성 검정	52
(라) 비대칭성 분석	53

(3) 시계열모형의 모수추정	55
(가) GARCH(1,1)	55
(나) EGARCH(1,1)	56
제 5 장 실증연구	59
제 1 절 변동성 추정모형의 비교	59
제 2 절 모형의 적정성 평가	62
(1) 예측오차에 기초한 적정성 평가	62
(가) 예측의 정교성	62
(나) Mean Relative Bias	65
(2) 실패율에 기초한 적정성 평가	68
(가) 모형의 실패율(Portion of Failure : PF)	68
(나) BIS 접근방법	69
(다) Kupiec 모델	71
제 6 장 결론 및 연구의 한계	75
<참고문헌>	78

<표 목 차>

<표 3-1> VaR 접근방법의 비교	23
<표 3-2> 사후검증결과에 의한 구역 분류와 안전승수조정법	3
<표 3-3> Kupiec 모형검증	40
<표 4-1> 연구자료의 표본기간	43
<표 4-2> 기술통계분석	44
<표 4-3> 원/달러 환율 및 원/엔 환율의 자기상관분석	48
<표 4-4> 단위근 검정결과	51
<표 4-5> ARCH-LM 검정결과	52
<표 4-6> 원/달러 환율과 원/엔 환율의 교차상관분석	54
<표 4-7> GARCH(1,1)의 추정결과	56
<표 4-8> EGARCH(1,1)의 추정결과	57
<표 5-1> 각 모형의 초과일수	61
<표 5-2> 각 모형의 예측치 비교결과	64
<표 5-3> 각 모형의 Mean Relative Bias	66
<표 5-4> 각 모형의 실패율	69
<표 5-5> 원/달러 환율과 원/엔 환율의 BIS접근방법	70
<표 5-6> Kupiec 모델의 비기각역	72
<표 5-7> Kupiec 모델에 의한 모형의 채택여부	73

<그림 목차>

<그림 3-1> 금융기관 이익의 비선형성	26
<그림 3-2> 신 바젤협약안의 개요	28
<그림 4-1> 환율의 변화 추세	42
<그림 4-2> 원/달러 환율과 원/엔 환율 변화율	46
<그림 5-1> SMA모형으로 추정된 변동성	59
<그림 5-2> EWMA모형으로 추정된 변동성	60
<그림 5-3> GARCH모형으로 추정된 변동성	60
<그림 5-4> EGARCH모형으로 추정된 변동성	60

ABSTRACT

The evaluation of models of volatility estimator
for currency risk management

Lee, Seong Bok

Major in Finance

Department of Business Administration

Graduate School of Sogang University

As the financial market is becoming integrated over the world, the Korean financial market is more exposed to the outside impact than before and the impact is noticeable. After the IMF financial crisis in foreign exchange shortfalls, the importance of controlling market risk factors has never been greater, as a result of increases in risk factors in the financial market.

Using VaR model, which is one of the popular risk management tools used by financial institutes, this research will show the validity evaluation of estimating foreign exchange volatility in US dollar and Japanese yen .

Many literatures were used to compare EWMA and SMA, which is used pervasively in practice, or GARCH model. However, this study is to compare with and evaluate SMA, EWMA and GARCH(1,1) and EGARCH(1,1), through estimating errors and frequency of failures.

The followings are general behaviors of WON/USD and WON/YEN exchange rates found in the research.

First, those rates showed fat-tail distributions, different from the normal distribution, revealed by the descriptive statistics. Second, I discovered volatility clustering in time series which provides the reason to use the GARCH model, which considers conditional heteroskedasticity. Third, I found out that the time series was stationary through the unit root test, which is necessary for the empirical test of the selected model. Fourth I noticed the effect of ARCH resulting from testing Heteroskedasticity with ARCH-LM test. Also, I ensured that there was a validity of using GARCH (1,1) model. Fifth, I confirmed that there was a leverage effect by cross correlation test, which is the asymmetric test that results in the property of EGARCH(1,1).

With these information, I estimated the parameter of GARCH(1,1) and EGARCH(1,1), the volatility with SMA and EWMA models in back-testing periods. The followings are the results of evaluating each model's forecasted volatility with SMA, EWMA, GARCH(1,1) and EGARCH(1,1).

First, I found that the lowest value of WON/USD and WON/YEN exchange rate exists in all of RMSE, MAE, MAPE and RSE indicators. This shows that EWMA is the elaborate forecaster among those models. However, it was the lowest value in MRB indicator. Therefore, EWMA is the most delicate among four models; regardless of that it was undervalued VaR in comparison with other models.

Second, based on the portion of failure, EGARCH is the most superior to other models using PF and Kupiec's model. Also, EGARCH was in green zone, where it is in the WON/USD below the lower bound and WON/USD above the upper and below the lower bound. Although EGARCH model is in the yellow zone, which is in WON/USD above the upper bound, it gives the lowest multiplier. Finally, EGARCH model is said to be more proper than other models.

Choosing the forecasting model of volatility depends on the subjective judgments of each financial institution because of the trade-off between stability and profitability. As we know that VaR is normally used to estimate the market risks, we would get useful information if we forecast the time, when the volatility is rapidly increased as the IMF financial crisis

According to this study, EWMA is the best model in estimating volatility in normal market .But, considering the abnormal market, I conclude that EGARCH model is the best model because it reflects volatility clustering, the leverage effect by asymmetry and the unexpected jump-risk in foreign exchange time series.

국 문 초 록

환위험관리를 위한 변동성추정모형의 적정성평가

전 세계적으로 금융시장이 국제화됨에 따라 국내의 금융시장은 과거에 비해 외부의 충격요인에 많이 노출되어 있으며, 그로 인한 영향 역시 만만치 않다. 또한 외환위기 이후 금융시장에서 위험요인이 증가하고 이에 따른 변동성의 증대는 위험관리의 중요성이 부각되고 있다.

따라서 본 연구는 최근에 국내 금융기관의 관심의 대상이 되고 있는 위험관리 기법 중의 하나인 VaR모형을 이용하여 환위험관리를 위한 원/달러 환율과 원/엔 환율을 대상으로 변동성의 추정모형들의 적정성을 평가해 보고자 한다.

기존의 논문에서 변동성추정에 대한 연구는 실무적으로 많이 사용하는 SMA모형과 EWMA모형을 비교하거나 GARCH류의 모형을 비교하는 연구가 일반적이었다. 그러나 본 연구에서는 SMA모형과 EWMA모형 그리고 GARCH류 모형 중 GARCH(1,1)모형과 EGARCH(1,1)모형을 예측오차와 실패율을 통해서 비교 평가하는데 그 목적이 있다.

우선 연구대상이 되는 원/달러 환율과 원/엔 환율의 특성을 살펴보았다.

첫째, 기술통계분석을 통해 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 정규분포가 아닌 뾰족하고 꼬리가 두꺼운(fat-tail)분포를 보이고 있다는 것을 확인할 수 있었다.

둘째, 자기상관분석을 통해서 일반적으로 나타나는 시계열의 변동성 집중현상을

확인하였다. 변동성 집중현상은 조건부 이분산성이 모형에 반영되는 GRACH 모형을 이용할 수 있는 근거를 제공한다. 셋째, ADF검정과 PP검정을 통해 단위근 검정을 실시하였다. 그 결과 1차 차분한 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 시계열적으로 안정적임을 알 수 있었다. 넷째, ARCH-LM 검정을 통해 이분산성을 검정한 결과 ARCH효과가 효과가 존재한다는 것을 알 수 있으며, 또한 GARCH(1,1)모형의 사용에 대한 타당성을 확보하였다. 다섯째, 교차상관분석을 통한 비대칭성 검정으로 레버리지 효과가 있다는 것을 확인하였으며, 그 결과 EGARCH(1,1)모형의 사용에 대한 타당성을 확보하였다.

이러한 시계열에 관한 정보를 가지고 GARCH(1,1)모형과 EGARCH(1,1)모형의 모수를 추정하였고, SMA모형과 EWMA모형과 함께 사후검증기간동안의 변동성을 추정하였다.

본 연구의 SMA모형, EWMA모형과 위의 결과를 통해 타당성을 확보한 GARCH(1,1)모형, EGARCH(1,1)모형을 통해서 추정한 변동성에 대한 각 모형들의 평가 결과는 다음과 같다.

첫째, 예측오차에 기초해서 각 모형들을 평가한 결과 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 RMSE, MAE, MAPE, RSE지표에서 모두 가장 낮은 값을 보여주고 있다. 이것은 EWMA모형이 가장 정교한 예측을 하고 있다는 것을 보여준다. 하지만 MRB지표에서는 가장 낮은 값을 보여주고 있다. 따라서 EWMA모형은 정교한 예측력을 보이는 반면 예측된 VaR값은 다른 모형에 비해 과소평가하고 있다.

둘째, 실패율을 기초해서 각 모형들을 평가한 결과 실패율과 Kupiec 모델에서 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 EGARCH모형이 가장 우월한 모습을 보여주고 있다. 또한 BIS 접근방법에서는 EGARCH모형이 원/달러 환율 하한선과 원/엔 환율 모두에서 안정구역에 속해 있으며, 원/달러 환율 상한선에서는 경계구

역에 속해 있으나 가장 낮은 승수를 부과하고 있다. 따라서 EGARCH모형이 다른 모형들에 비해 적절하다고 판단할 수 있다.

변동성추정모형의 선택은 금융기관의 안정성과 수익성이라는 교호관계 (trade-off)로 인해 각각의 금융기관의 주관적인 판단에 달려 있다. 그러나 현재 금융기관에서 VaR모형이 일반적인 시장위험 측정의 표준으로 사용되고 있는 현 시점에서 볼때, VaR 예측치가 변동성이 급격히 커지는 외환위기와 같은 시점을 잘 예측할 수 있다면 VaR를 통해 위험관리를 하는 경우 매우 유용한 정보를 얻을 수 있다. 따라서 본 연구의 결과를 통해서 알 수 있는 것처럼 정상적인 시장에서는 예측력이 가장 좋은 EWMA모형이 적절할 수 있다. 하지만 비정상적인 상황을 고려해 볼때, 변동성의 집중현상, 비대칭성에 의한 레버리지 효과, 환율 시계열에서 나타나는 예상치 못한 점프위험등 환율 시계열의 특성을 고려한다면 EGARCH모형이 적절하다고 판단할 수 있다.

제 1 장 서 론

제 1 절 연구 배경 및 목적

1997년 가을에서 1998년 봄으로 이어지는 기간에는 한국금융사에서 오랫동안 논란과 분석의 대상이 될 이른바 IMF 구제금융까지 이어진 외환위기를 겪으면서 금융기관과 기업들의 외환에 대한 위험관리 결핍능력이 지적되었다. 이에 따라 구제금융이 실현되는 과정에서 IMF를 비롯한 외국 관련기관들은 특히 국내은행들의 위험관리능력에 대해 심각한 우려를 표명하면서, 국제결제은행(Bank of International Settlement: BIS)기준을 중심으로 은행자신의 건전성을 제고시킬 것을 강력히 촉구하였다.

우리나라는 1992년 7월에 제정된 「금융기관 경영지도에 관한 규정」에 의해 BIS기준을 원칙적으로 수용하기로 하였고, 1996년 9월 한국은행이 BIS 정회원 국가로 가입하면서 이의 실행이 예정되어 있던중 1997년 말경 외환위기를 맞아 은행건전성 기준으로 BIS안을 전격 수용하게 된 것이다.

환위험 관리의 필요성은 1970년대 초 브레튼우즈(Bretton Woods)체제의 붕괴로 고정환율제도에서 변동환율제도로 이행됨에 따라 주요국의 환율의 변동폭이 확대되면서 나타났다고 볼 수 있다. 특히, 우리나라에서의 환위험관리의 필요성이 더욱 더 절실하며 그 이유는 다음과 같다.

첫째, 환율변동으로 인한 매출액(또는 영업이익)의 불확실성은 기업에 대한 신용평가와 주식시장에서의 기업가치 평가에 부정적 영향을 미친다. 기업의

매출액이 환율변동에 따라 불안정하게 움직이는 경우에 해당 기업의 신용등급 및 주시가격이 하락할 가능성이 크고, 또한 기업의 안정적 성장을 저해하는 요인으로 작용한다.

둘째, 금융거래가 국제화되고 우리나라의 대외거래 규모가 확대됨에 따라 환위험에 노출이 심각하게 되어, 이는 환차손 규모의 급증으로 기업 및 금융기관의 건전성에 위협을 가할 정도까지 이르게 되었다. 특히 기업입장에서 보면 수출과 해외차입금이 환율변동으로 인한 위험이 증대되고 있다는 점은 이론의 여지가 없다고 하겠다.

셋째, 환율의 변화는 점프위험이 높다. 점프위험은 주가나 이자율등에서도 관찰되는 현상이지만, 환율의 경우 변동환율제도로 변경된 이후 환율의 변화율이 3배이상 증가하면서 점프현상이 빈번이 일어나게 되었다. 따라서 위험관리의 관점에서는 환율이 연구대상이 되는 것은 당연한 것이다.

이러한 환위험을 과학적으로 관리하기 위한 방안으로 최근 주목받고 있는 것이 VaR기법이다. 이것은 환율을 비롯한 금융자산 가격변동으로 발생할 수 있는 미래의 잠재적손실액을 확률적으로 예측하여 신뢰구간내에서 추정하는 기법이다.

환율의 변동성은 일정한 것이 아니라 시간에 따라 변화하므로 환율변화율의 확률분포도 변하게 된다. 따라서 환위험관리에 VaR기법을 적용하기 위해서는 지속적으로 변화하는 환율의 변동성을 적절하게 예측하는 것이 가장 중요한 일이다. 또한 VaR값 추정에 있어 보유금융자산의 성격에 따라 보유기간과 신뢰수준을 설정하여 계산하는 것이 필요한데 BIS에서는 99%신뢰수준에서의 10일 VaR를 기준으로 하고 있다.

시계열 자료의 변동성을 추정하는 모형은 크게 두가지로 나누어 볼수 있다.

하나는 과거의 역사적 변동성을 바탕으로 실제로 손쉽게 간편하게 사용할 수 있는 단순이동평균법(단순이동평균법(Simple Moving Average : SMA)과 지수적가중이동평균법(Exponential Weighted Moving Average : EWMA)등과 같은 실무적인 모형이다. 또 다른 하나는 시계열 자료의 변동이 시간에 따라서 일정한 것이 아니라 시간에 따른 가변구조를 가진 것으로 알려져 있는데 이것은 조건부 이분산을 갖는다고 하며, 이러한 조건부 이분산성을 고려한 계량분석모형인 GARCH류 모형이다.

본 연구에서는 실제 금융기간에서 일반적으로 변동성 추정 모형으로 사용되고 있는 SMA모형및 EWMA모형과 환율과 같은 시계열자료의 특성인 변동성 집중현상과 조건부 이분산성등을 고려한 GARCH류 모형을 통해 변동성을 추정해 보고자 한다. GARCH류 모형은 금융시계열 자료에서 일반적으로 사용되는 GARCH(1,1)모형과 수익률의 레버리지효과에 의해 나타나는 변동성의 비대칭성을 반영한 EGARCH(1,1)모형을 사용할 것이다. 또한 각 모형들을 따라 추정된 변동성과 추정된 변동성을 통해 예측한 VaR값을 사후검증해 봄으로서 변동성을 추정모형등을 비교·평가해보고자 한다.

제 2 절 연구방법 및 구성

본 논문에서는 IMF 금융위기 이후 확대된 환율변동성을 추정하는 모형들의 적정성을 사후검증해보고자 한다. 제1장에서는 본 논문의 연구배경과 연구목적을 기술하고 있다. 제2장에서는 국외 및 국내의 관련 연구에 대한 선행연구를 서술하고, 제3장에서는 시장위험을 관리하는 기법과 변동성을 추정하는 모형을 알아보고, 이에 대한 사후검증방법을 대해 알아보고자 한다. 제4장에서

는 환율데이터의 특성을 기술통계분석과 시계열 분석을 통해 알아보고 GARCH류 모형의 모수를 추정할 것이다. 제5장에서는 SMA, EWMA, GARCH, EGARCH의 추정된 변동성을 비교해 보고, 예측오차와 실패율에 기초로 적정성을 평가해보고자 한다. 제6장에서 본 논문의 결론과 연구의 한계점에 대해 기술 할 것이다.

제 2 장 선행연구

제 1 절 국외연구

Kupiec(1995)¹⁾은 VaR 모형의 사후검증을 위해 최초의 모형실패, 모형실패 비율, 역사적 시뮬레이션 등 세 가지 방법을 사용하여 신뢰할 만한 모형의 검증이 이루어 질 수 있는지를 분석하였다. 최초모형실패란 계산된 VaR를 초과하는 실제손실이 발생하기까지 모형의 시작시점에서 얼마나 걸리는지를 알아보기 위한 것이고, 모형실패비율은 주어진 표본에서 예측한 VaR를 초과하는 손실이 발생하는 비율을 살펴보는 것이다. 또한 역사적 시뮬레이션은 예측에 사용된 포트폴리오의 구성이 변화하지 않을 경우의 실제손익을 예측된 VaR와 사후적으로 비교하는 것이다. Kupiec에 의하면 최초의 모형실패나 모형실패비율과 같이 실제손익과 VaR를 비교하는 경우 1년 이상의 데이터를 사용하더라도 신뢰할 만한 검증결과를 얻지 못했으며, 역사적 시뮬레이션을 이용한 경우 10년분의 일별 VaR계산 자료조차 신뢰할 만한 결과를 얻어내지 못했다.

Hendricks (1996)²⁾는 8개의 통화로 구성된 1000개의 가상 포트폴리오에 대해서 이동평균법과 역사적 방법 등을 이용하여 95%, 99% 신뢰수준의 VaR를 계산하고, 상대적 평균오차 등 9개의 평가 범주를 기준으로 모형의 정확성을 비교하

1) Kupiec. P., "Technique for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models", Journal of Derivatives Winter, p73-84,1995.

2) Hendricks, D., "Evaluation of Value at Risk Model using Historical Data", Economic Policy Review, Federal Reserve Bank of New York, April,p39-70, 1996.

였다. 또, 이 논문에서는 수익률의 분포가 정규 분포가 아니고 극단적인 수치가 많이 발생하는 분포(fat - tail)의 형태를 띠고 있으며 변동성은 과거의 변동성에 의해서 영향을 받는다고 지적하였다.

Engel과 Gizycki(1999)³⁾는 4개의 VaR모형 즉, 분산-공분산모형, 역사적 시뮬레이션, 몬테카를로 시뮬레이션, EVT (Extreme Value Estimation)모형을 사용하여 이 모형들의 위험예측 성과를 측정·비교하였다. 성과를 측정하는 데 있어서 모형의 보수성(conservatism), 정확성과 효율성의 측면에서 비교하였다. 실증분석 결과는 95%의 신뢰구간에서는 시간에 따른 분산의 변동성 집중(clustering) 현상을 반영한 역사적 시뮬레이션 모형과 다변량(multivariate) GARCH모형 중 일정상관관계(Constant - correlation) GARCH와 직교(orthogonal) GARCH 모형이 실증분석에 사용한 방법 중 가장 정확한 위험 예측치를 제공하였다. 반면 99% 신뢰구간에서 다변량 GARCH모형 중 BEKK모형은 정확성 측면에서는 좋지 못한 결과를 보여 주었다. 효율성 측면에서 일정상관관계 GARCH와 BEKK 모형은 시간 변동에 따른 손익분포를 가장 잘 추적하였다. 그러나 특정 모형이 모든 경우에 있어서는 특별히 우월한 성과를 보이지는 않았다. 그러나 전반적으로 4종류의 모형 중에서 역사적 시뮬레이션 모형과 EVT 모형의 위험예측력이 다소 높다고 평가하였다.

3) Engel, J. and M.Gizycki., "Conservation, Accuracy and Efficiency:Comparing Value at Risk Models", Australian PrudentialPrudential Regulation Authority, February, 1999.

제 2 절 국내연구

명건식·임윤식·최종환(1999)⁴⁾은 금융자산의 시장위험을 측정, 관리할 수 있는 내부모델로서 KOSPI 200 선물지수를 대상으로 역사적 시뮬레이션 접근법, 분산-공분산 접근법, 몬테카를로 접근법을 통한 VaR의 계산과 실제거래 위험과의 차이를 비교, 검토함으로써 위험관리 방법으로서의 사후적 효과성을 검증하고자 하였다. 이를 위해 1996년 5월 3일부터 1998년 9월 10일까지의 KOSPI 200 선물지수의 최근월물 만기 3개월 일별 증가를 대상으로 보유기간은 1일, 신뢰수준은 95%와 99%, 그리고 Position은 전일 증가를 기준으로 매수와 매도를 가정하여 손익을 계산하였다.

KOSPI 200 선물지수의 위험관리수단으로서 95%와 99%의 신뢰수준 하에서 상기의 방법으로 측정한 결과 BIS에서 제시하는 모델의 정확성 영역구분에서 황색 또는 적색영역에 해당되는 결과를 보이고 있다. 이는 위험관리 수단으로서 VaR기법의 남용은 이에 관한 통일적 방법이나 기준이 제시되고 있지 않은 국내의 상황에서 정확성이 검증되지 않은 방법으로 시장위험을 관리하는 즉, 또 다른 위험을 야기할 수 있는 가능성을 내포하고 있음을 암시하고 있다.

이준행(2000)⁵⁾은 국내 주식시장에서 여러 가지 방법에 의해 측정된 VaR 추정치들을 비교하고 이에 대한 백테스트를 행하여 각 측정방법의 적정성을

4) 명건식, 임윤수, 최종환, “Value at Risk의 사후검증에 관한 연구-KOSPI 200선물지수를 중심으로”, 충남대학교 경영대학부설 경영경제연구소 Vol15 NO. 1, pp13-32, 1999.

5) 이준행, “VaR 측정치의 백테스트와 VaR모형의 적정성 평가”, 선물연구 Vol 8 NO. 1, pp81-16, 2000.

평가하고자 하였다.

백테스트 결과에 따르면 측정된 VaR 수치들은 대부분 위험을 과소평가 하는 것으로 나타났다. 특히 분포에 대한 가정이 필요 없다는 장점으로 해서 선호되고 있는 역사적 시뮬레이션에 의한 추정치들이 위험을 과소평가 하는 정도가 심한 것으로 나타나 이용에 주의를 요하는 것으로 나타났다. 또한 VaR 측정시에 1년 이상의 자료를 이용하는 것은 우리 주식시장의 상황에서 바람직하지 못하다는 사실도 발견했다. 우리 주식시장의 위험을 측정하는 모형으로 가장 유용한 것은 EWMA방식에서 $\lambda=0.94$ 와 $\lambda=0.97$ 모형인 것으로 나타났다. 특히 $\lambda=0.94$ 모형의 경우에는, IMF 전이나 후로 나누어진 기간에도 안정적인 결과를 보여 가장 바람직한 모형으로 나타났다. 또한 모형의 적정성 검증에서 검정력을 높이기 위해서는 제 1종 오류의 가능성을 높여서라도 모형의 분별력을 높이는 것이 부적절한 모형을 인정하는 오류를 줄일 수 있음을 보여주는 것으로 나타났다.

최생림 · 형남원(2003)⁶⁾은 여러 유형의 GARCH 모형을 예측력의 관점에서 비교 분석하였다. 금융기관에서 많이 사용하는 기술적 방법도 추가적으로 비교하였다. 단기보다는 중장기 예측력이 관심의 대상일 경우, 다양한 원인에 의해 나타날 수 있는 변동성의 지속성이 고려되는 모형이 상대적으로 우위를 가질 것이라는 것이 여러 기존 연구로부터 유추되는 예상이었다.

그 대상은 원/달 환율의 변동성 예측을 실증적으로 분석하였으며, 그 결과 사전적인 예상과 어느 정도 부합되는 결론을 도출할 수 있었다. 단기에서는 기존의 연구결과와 같이 EWMA방식이 GARCH류의 시계열 모형에 의한 예측

6) 최생림, 형남원, “환율변동성 추정모형의 실증분석”, 국제경영학회 Vol 14 NO.1 ,p95-109, 2003.

보다 상대적으로 우월함을 확인하였다. 그러나 1개월 이상의 장기예측에서는 EWMA방식의 우월성이 급격히 사라지고, GARCH류의 시계열 모형, 특히 그 중에서도 장기기억을 고려하여 FIGARCH모형의 예측력이 탁월한 것으로 나타났다. 분석의 대상이 외환위기 이후의 시기임에도 불구하고 여전히 장기기억 효과는 뚜렷한 것으로 나타났다.

제 3 장 시장위험의 측정과 관리

금융기관의 위험관리방법은 현재까지도 많이 사용하고 있는 전통적인 리스크 측정방법인 자산부채관리 (Asset Liability Management:ALM)기법과 최근에 많은 논의가 되고 있는 VaR 기법과 RAROC기법으로 나눌 수 있다.

따라서 여기에서 전통적인 시장위험 측정방법인 자산부채관리기법과 새로운 방법으로 떠오르고 있는 VaR기법과 RAROC기법을 간단하게 살펴보고, 또한 ALM기법과 VaR기법의 특징적인 성격을 비교해 보고자 한다.

제 1 절 시장위험의 측정

(1) 전통적인 시장위험의 측정

금융기관의 전통적인 위험관리기법은 자산부채관리(Asset Liability Management: ALM)기법이다. 자산부채관리기법은 은행의 자산/부채에 대한 관리가 상호연관 없이 이루어지던 기존의 관행에서 벗어나, 이들 간의 유기적인 상호관계에 대한 분석을 통해 이를 종합적으로 관리하자는 문제의식에서 출발한다. 자산부채관리기법에서 위험을 측정하는 방식은 만기갭(Maturity Gap)분석, 듀레이션갭(Duration Gap)분석 등이 있는데, 관리대상이 되는 금융상품에 따라 그 적용기법이 달라질 수 있다.

전통적인 ALM기법들은 주로 금리위험에 대한 관리를 위해 개발되었으나, 약간의 변형을 통해 환율위험 및 주가위험의 관리에도 사용할 수 있다. 하지

만 아직까지 국내 금융기관들의 위험관리에 대한 전반적인 수준에 크게 미흡한 실정이며, 선도는행들조차 만기갭이나 듀레이션갭을 이용한 금리위험관리에 주로 초점을 두고 있으며, VaR모형에 기반한 방식으로 전체 시장위험과 신용위험에 대한 측정 및 관리까지는 나아가지 못하고 있는 실정이다.

ALM기법에서 주로 이용하고 있는 금리위험 측정기법은 다음과 같이 구분할 수 있다.

(가) 만기갭 분석

만기갭(Maturity Gap) 분석기법을 설명하기 전에 이에 기초가 되는 갭분석에 대해 알아보자.

갭분석 또는 자금갭(Fund Gap)분석은 금융기관의 금리위험에 대한 노출 정도를 측정할 수 있는 가장 간단한 분석기법으로 일정한 대상기간을 설정하여 자산 및 부채의 약정된 만기와는 상관없이 대상 기간 중에 만기가 도래하거나 금리변경여부를 파악하여 이에 따라 금리민감자산(Rate Sensitive Asset: RSA) 및 금리민감부채(Rate Sensitive Liability: RSL)로 분류하여 그 차액을 산출하는 방법이다.

즉, 갭분석은 자산과 부채를 금리가 변경되는 시점에 따라 분류하고, 정해진 기간 내에 금리변화가 발생하는 자산·부채를 금리민감자산/부채로, 금리변화가 없는 자산/부채를 금리비민감자산/부채로 구분하여, 향후에 예상되는 금리변동에 따른 순이자소득(Net Interest Income: NII)의 증감을 분석하려는 것이다.

이러한 갭분석은 매우 간단하고 적용하기 쉽지만 금리민감부분과 비민감부

분으로 구분하기 위해서는 일정기간을 가정해야 하는데, 이 기간 동안 만기가 여러 번 돌아오는 자산/부채와 한번만 돌아오는 자산/부채의 차이를 구별할 수 없다는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 제안된 방법이 일정기간을 여러 기간으로 나누어 개 조정기간을 상대적으로 세분화한 후 각 구간의 갭은 물론 전체기간의 갭을 구하여 금리위험을 측정하는 만기갭 분석이다. 각 구간별 갭과 구간별 금리예측을 통해 일정기간 동안의 순이자소득의 변화는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Delta NII = (GAP_1 \times \Delta r_1) + (GAP_2 \times \Delta r_2) + \dots \quad (3.1)$$

GAP_i : i 구간의 갭

Δr_i : i 구간의 금리변동

(나) 듀레이션갭 분석

자금갭 또는 만기갭 분석기법은 금리변동에 따른 금융기관의 순이자소득변동을 비교적 간편하게 산출할 수 있다는 장점이 있으나, 순자산가치의 변동효과를 정확하게 반영하지 못한다는 문제점을 가지고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 금리의 한계변화가 자산/부채의 순현재가치에 미치는 영향을 듀레이션이라는 개념을 사용하여 측정하는 기법을 듀레이션갭분석이다.

듀레이션은 현금흐름의 평균만기로서 만기뿐 아니라 이전에 발생하는 모든 현금흐름까지 고려하는 개념으로 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\text{듀레이션 (D)} = \sum_{t=1}^T t \frac{C_t / (1+r)^t}{P} \quad (3.2)$$

여기서 C_t 는 t 기의 현금흐름, r 은 수익률, P 는 채권의 현재가격을 나타낸다.

듀레이션은 수익률의 변동에 대응되는 채권가격의 변화정도를 나타내는 지표로서, 수익률변동에 대해 민감하게 반응하는 채권가격의 변화를 쉽게 파악할 수 있다.

이러한 듀레이션으로 순자산가치의 변동을 측정하기 위해서는 먼저 듀레이션갭을 산출해야 한다. 듀레이션갭은 다음과 같다.

$$\text{듀레이션갭 (DG)} = DA - (\text{Liability/Asset})DL \quad (3.3)$$

여기서 DA 는 자산의 듀레이션, DL 은 부채의 듀레이션을 나타낸다.

이렇게 산출된 듀레이션갭을 이용하여 금리변동에 대한 순자산가치의 변화를 측정할 수 있다. 이러한 듀레이션 갭분석은 기본적으로 금리변동과 채권가격 간의 선형관계를 가정하고 있으나, 실제로는 볼록한 비선형관계를 가지고 있는 것으로 알려져 있다. 따라서 금리의 변동폭이 클 경우 듀레이션에 대한 채권가격의 변동추정은 상당한 오차를 발생한다. 이러한 듀레이션갭 분석의 단점을 보완하기 위해서는 볼록성의 개념이 추가적으로 필요하다.

(다) 유동성위험관리

가장 좁은 의미의 ALM은 금리위험을 관리하는 것이다. 이제 ALM의 범위를 조금 확대하면 유동성위험을 ALM의 관리대상으로 포함시킬 수 있다. 유동성위험이란 운용과 조달기간이 불일치하거나 예기치 않은 자금의 유출 등으로 유동성부족이 발생하여 보통 때보다 현저히 높은 금리를 지불하고도 조달이 어려운 경우가 발생할 가능성이 있다.

유동성위험을 측정하는 가장 대표적인 모형은 유동성갭(Liquidity Gap)을 분석하는 것이다. 이것은 만기에 따라 자산과 부채를 분류하여 유동성 위험을 측정하는 방법으로서, 모든 자산을 유동성 자산과 비유동성자산으로 구분하고, 또한 모든 부채를 안정성부채와 변동성부채로 구분하여 유동성자산에서 변동성부채를 차감하여 순유동자산을 구하는데 이것이 유동성갭이다.

$$\text{유동성갭(순유동자산)} = \text{유동성자산금액} - \text{변동성부채금액} \quad (3.4)$$

예를 들어 유동성갭이 음의 숫자를 가지면 이는 현금화할 수 있는 자산이 만기가 돌아오는 부채나 예금을 충당하지 못하는 것으로 유동성갭 지표는 언제 이러한 상황이 발생할 수 있는지를 알 수 있도록 도와준다. 물론 이를 정확히 알기 위해서는 대차대조표 각 항목을 구분 할 수 있는 적절한 기준이 있어야 한다.

유동성갭 이외에도 유동성자산 비율, 단기유동성 비율, 유동성자산 대 원화 자산 비율, 예대율을 사용하여 유동성위험을 관리할 수 있다.

(2) 새로운 시장위험 측정(Value at Risk)

전통적인 방식의 시장위험 측정은 금융환경의 급격한 변화에 따라 그 한계를 보여주고 있다. 점점 더 확대되고 있는 금융자산의 유동성과 가격변동성은 발생주의 회계에 기초한 위험관리방식에서 벗어나 시가주의의 새로운 위험관리방식에 대한 요구를 불러일으켰다.

이러한 금융 환경 속에서 시장위험을 측정하고 개별자산이나 포트폴리오의 위험-수익률 관계를 더 잘 파악할 수 있고, 포지션 대한 적시의 정보와 함께 각 포지션의 예상되는 손실가능성을 제공하는 위험관리방법으로서 VaR(Value at Risk)개념이 새롭게 도입 되었다.

(가) VaR의 의미

VaR(Value at Risk)는 주어진 신뢰수준 내에서 목표기간에 걸쳐 발생할 수 있는 최대손실금액이라고 정의할 수 있다. 예를 들어 10일 동안 95%의 확률로 발생할 가능성이 있는 최대손실금액(10-day VaR)이 5억이라고 한다면, 향후 10일 동안 정상적인 시장 여건 하에서 5억 원 이상의 손실을 볼 가능성이 5%라는 것을 의미한다. 이렇게 견고한 통계적 이론에 근거한 VaR는 사용자에게 시장위험을 요약된 하나의 측정치로 제공해 주고 있다. 또한 이 수치는 시장이 불리하게 움직일 가능성뿐만 아니라 시장위험에의 노출규모를 요약한 것이다. 또 다른 중요한 사실은 VaR가 은행이 궁극적으로 관심 있어 하는 금액으로 위험을 측정한다는 것이다. 일단 VaR가 계산되면 경영자와 관리자는 계산된 VaR가 의미하는 위험수준을 적절히 결정하게 된다. 만일 위험이

적절하지 않으면 VaR를 계산하는 과정을 이용하여 어떤 분야에서 위험을 감소시킬 것인가를 결정해야 한다.

이런 이유에서 감독기관과 금융 산업은 VaR 기법의 사용을 권장하고 있다.

(나) VaR의 계산

VaR를 계산하는 방법에는 수익률의 실제분포를 이용하는 방법과 수익률이 정규분포를 따른다고 가정하고 이를 이용하는 방법이 있다. VaR를 계산하는 방법을 구체적으로 설명하면 다음과 같다.

1) 실제분포를 이용한 VaR의 측정 : 비모수적 접근법

포트폴리오의 VaR의 계산하기 위해서 W_0 를 초기투자액으로, R 을 투자수익률이라고 가정하자. 그러면 목표기간 말에 포트폴리오의 가치는 $W=W_0(1+R)$ 이 된다. 또한 R 의 기대수익률과 변동성을 각각 μ 와 σ 로 정의하고, 주어진 신뢰수준 c 하에서 포트폴리오의 최소가치를 $W^*=W_0(1+R^*)$ 라고 정의하자. 그러면 평균에 대한 상대적 소실금액기준으로 계산된 VaR(평균)은 다음과 같이 정의된다.

$$VaR(\text{평균}) = E(w) - W^* = -W_0(R^* - 1) \quad (3.5)$$

위 (3.5)식에서 보듯이 VaR를 구하는 것은 최소가치 W^* 와 최저수익률

(cutoff rate) R^* 를 구하는 것이 된다.

가장 일반적인 형태의 VaR는 미래 포트폴리오 가치의 확률분포 $f(w)$ 로부터 계산된다. VaR를 계산하기 위해서는 주어진 신뢰수준 C 하에서 가능한 최저 가치 W^* 를 찾아야 한다. 여기서 이 가치를 능가할 확률은 C 이다.

$$C = \int_{W^*}^{\infty} f(w) dw \quad (3.6)$$

혹은, 그 가치가 W^* 보다 낮을 확률 $p = P(w \leq W^*)$ 는 $1 - C$ 가 된다.

$$1 - C = \int_{-\infty}^{W^*} f(w) dw = P(w \leq W^*) = p \quad (3.7)$$

다시 말하면, $-\infty$ 에서 W^* 까지의 영역이 발생확률은 $p = 1 - C$ 가 된다. W^* 의 수치를 분포의 키타일(Quantile)이라 부른다. 이 방법은 분포가 연속적이거나 이산적이거나, 꼬리가 얇거나 두껍거나에 관계없이 어떤 분포에서도 사용될 수 있다.

2) 정규분포를 이용한 VaR의 측정 : 모수접근법

만약 수익률 분포가 정규분포를 따른다고 가정하면, VaR는 매우 간단하게 계산된다. 이 경우에 VaR는 신뢰수준을 반영한 승수와 포트폴리오의 표준편차를 사용하여 직접 구할 수 있다. 이 방법은 실제분포상의 값 대신 모수의 표준편차를 이용하므로 모수추정법이라 불린다.

이 방법을 사용하여 VaR를 계산하기 위해서는 우선 일반분포 $f(w)$ 를 ε 의 평균이 0이고, 표준편차가 1인 표준정규분포 $\Phi(\varepsilon)$ 로 바꾸어야 한다. 여기서 W^* 값을 최저수익률 R^* 와 연계시켜 구하면 $W^* = W_0(1+R^*)$ 가 된다. 일반적으로 R^* 는 음(-)의 값을 가지며, $-|R^*|$ 로 바꾸어 쓸 수 있다. 또한 R^* 를 표준정규분포를 표준화시키면 다음과 같다.

$$-\mathbb{R} = \frac{-|R^*| - 1}{\frac{1}{\sigma}} \quad (\mathbb{R} > 0) \quad (3.8)$$

위 (3.8)식을 다음과 같이 바꾸어 쓸 수 있다.

$$1 - C = \int_{-\infty}^{W^*} f(w) dw = \int_{-\infty}^{-|R^*|} f(r) dr = \int_{-\infty}^{-\mathbb{R}} \mathbb{C}(\varepsilon) d\varepsilon \quad (3.9)$$

즉, VaR를 측정하는 일이 \mathbb{R} 값을 추정하는 것으로 요약된다. \mathbb{R} 의 왼쪽의 확률은 $1 - C$ 이다.

표준정규분포 변수로부터 VaR를 계산하기 위해서 먼저 수직 축에서 원하는

신뢰수준(예를 들어 5%를 선택하면, $\alpha=1.65$)을 선택해야 한다. 식 (3.5)을 R^* 에 대하여 정리하면 다음과 같다.

$$R^* = -\frac{\sigma}{\mu} + 1 \quad (3.9)$$

모수 μ 와 σ 가 1년을 기준으로 계산된 수치라고 가정하고 시간간격(Δt)을 고려하면 식 (3.5)은 다음과 같이 정리된다.

$$VaR(\text{평균}) = W_0 (R^* - 1) = W_0 \frac{\sigma}{\mu} \sqrt{\Delta t} \quad (3.10)$$

이는 VaR가 분포의 표준편차와 신뢰수준의 조정요소를 곱해서 구할 수 있음을 의미한다.

정규분포는 많은 경험적 분포를 적절히 대표하기 때문에 이용하기 용이하다. 특히, 표본의 수가 많거나 잘 분산된 포트폴리오의 경우 실제와 가까운 분포를 나타낸다. 그러나 옵션을 많이 포함하고 있는 포트폴리오나 적은 종류의 재무위험에 노출된 경우, 정규분포는 실제분포를 대신하기 어렵다.

(다) VaR의 측정모형

일반적으로 VaR를 측정하는 모형으로는 부분가치평가법으로 분산-공분산 모형(Variance-Covariance model)을 이용하는 방법과 완전가치평가법으로 역사적 시뮬레이션(Historical simulation), 몬테카를로 시뮬레이션(Monte

Carlo simulation), 스트레스 검증(Stress testing)등을 이용하는 방법이 있다.

1) 분산-공분산기법(델타-노말 방식)

분산-공분산은 정규분포를 가정하여 VaR를 계산하는 기법이다. 즉, 분산-공분산기법에서는 시장요인의 변동이 정규분포를 이룬다고 가정하여 VaR를 계산하는 방법이다. 이 기법에서는 먼저 일일정산 포트폴리오의 손익분포를 결정한다. 일단 포트폴리오의 손익분포를 구한 후, VaR를 계산하는데 정규분포의 특징이 이용된다. 또한 시장요인이 과거 변동률의 표준편차만큼 변동한다고 가정하고 각 위험요인에 대한 포트폴리오의 민감도를 이용하여 포트폴리오 전체의 가격 변동을 예측한다. 시장위험요인이 여러 개 존재할 경우에는 시장요인간의 상관관계를 고려해야 한다. 결국 분산-공분산은 포트폴리오 가치변화의 표준편차를 계산하는 것이 가장 중요한 절차가 된다. 분산-공분산 기법을 이용하여 VaR를 산출하는 방법은 다음과 같다.

$$VaR = \alpha \cdot \sigma \cdot \sqrt{t} \quad (3.11)$$

α : 신뢰구간

t : 포트폴리오의 보유기간

σ : 포트폴리오의 가치변동의 표준편차

2) 역사적 시뮬레이션

역사적 시뮬레이션은 과거의 일정기간 동안의 위험요인의 변동이 향후에도

나타날것으로 가정하여 보유 포트폴리오의 가치 변동분을 계산함으로써 VaR를 계산하는 방법이다. 즉, 과거 일정 기간동안 m 개의 위험요인의 변동에 대한 T 개의 자료를 가지고 있다면, 이들로부터 T 개의 가상 포트폴리오를 얻을 수 있다.

$$P_t = \sum_{\tau=1}^N w_0 \cdot A_{\tau}(f_1 + \phi f_{1,\tau}, \dots, f_m + \phi f_{m,\tau}) \quad (3.12)$$

$$\tau=1,2,3,\dots$$

따라서 가상 포트폴리오의 가치변동 $\Delta P_t = P_t - P_0$ 가 되며, 이 분포로부터 VaR를 계산할 수 있다. 이 방법은 과거의 실제 표본들의 분포를 도출하여 실행하므로 과거의 축적된 자료의 비선형성, 비정규성이 그대로 반영되는 장점이 있다. 그러나 과거 상황이 현재 그대로 적용된다는 전제가 필요하고 선정된 표본기간에 민감한 문제점을 가지고 있다.

예를 들어 주식포트폴리오의 VaR를 계산해 보자. 과거 100일 동안의 일별 수익률 자료와 주가자료를 이용하여 현재포트폴리오의 가치를 평가하면, 100개의 다른 포트폴리오의 가치를 얻을 있다. 여기서 99%의 신뢰수준에서 1일 VaR를 구하면, VaR는 50개의 가치 중 첫 번째 큰 손실로 측정된다.

3) 몬테카를로 시뮬레이션

몬테카를로 시뮬레이션도 위험요인의 변동에 대한 과거자료를 사용하여 역사적 시뮬레이션과 동일한 방법으로 VaR를 계산한다. 다만 역사적 시뮬레이

선과 달리 위험요인의 변동을 과거 자료가 아닌 시뮬레이션으로 도출한다. 다시 말하면, 역사적 시뮬레이션이 역사적 사실로부터 위험을 측정하는 반면, 몬테카를로 시뮬레이션은 확률적 시뮬레이션을 통해 시간변화과정을 모의 실험한다. 몬테카를로 시뮬레이션은 과거자료를 통해 각 변수들의 변동성과 상관관계를 바탕으로 가상의 확률분포를 가정하고 VaR를 측정하는 방법이다.

이 방법은 가정된 시나리오에 의해서 결과를 얻어낼 수 있으므로 가장유통성이 있고, 진보적인 방법으로 알려져 있다. 그러나 시장가격의 형성과정이 복잡하므로 성능이 우수한 전산환경이 요구되며, 각 상품에 적절한 모형을 정하고 시나리오를 구성하는데 많은 지적 능력이 요구된다.

4) 스트레스검증

스트레스검증은 위기분석으로도 불리며, 주요 변수들의 큰 변동이 포트폴리오에 어떠한 효과를 미치는가를 시뮬레이션을 통해 분석하는 방법이다. 즉 포트폴리오의 변동 가능한 가치를 추정하기 위해 주관적으로 시나리오를 구성하는 검증방법이다. 이 방법은 과거에 일어나지 않은 예외적인 상황까지 고려할 수 있어서, G-30은 민감도 분석(Sensitivity analysis)을 보완적으로 사용하도록 권장하고 있다. 그러나 시나리오를 구성할 때 주관적인 판단의 오류를 범할 수 있으며, 상관관계를 제대로 고려할 수 없는 등 크고 복잡한 포트폴리오에는 적합하지 않다는 단점을 갖고 있는 방법이기도 하다.

<표 3-1> VaR 접근방법의 비교

	델타-노말	역사적 시뮬레이션	몬테카를로 시뮬레이션	위기분석
포지션 가치평가방법 비선형자산	선형(부분) N	완전 Y	완전 Y	완전 Y
분포 과거분포 시간가변성 내재변동성	정규분포 Y 가능	실제분포 N N	모든 분포 Y Y	주관적 주관적 가능
시장 비정규분포 극단적사건고려 상관관계이용	N 약간 Y	Y 약간 Y	Y Y Y	Y Y N
실행 모형위험 회피 계산의 용이성 의사소통용이성	약간 Y 쉬움	Y 약간 쉬움	N N 어려움	N 약간 좋음
주요문제점	비선형성과 극단적인 사건을 고려하지 못함	시간가변성·극단적인 사건을 고려하지 못함	모형위험	예측의 부정확성, 상관계수를 고려하기 어려움

* Philippe Jorion, Value At Risk(2000)

제 2 절 VaR를 이용한 규제

영국 베어링사, 독일의 메탈게젤쉐프트사, 미국의 오렌지 카운티, 일본의 다이와 은행 등 위험관리에 실패함으로써 엄청난 손실을 입은 금융기관들의 사례로부터 교훈을 얻은 금융기관들이 VaR를 이용하여 위험을 관리해야 할 필요성을 느꼈을 뿐만 아니라, 금융기관도 VaR를 이용하여 안정되고 건전한 금융시스템을 구축할 필요를 느끼게 되었다. 금융기관들이 파생상품을 보다 많이 이용하고, 금융시장이 보다 국제화되고 단일시장화됨에 따라 한 금융기관의 부도가 글로벌 금융시스템의 붕괴를 야기시킬 수도 있게 되었다. 이러한 점에서 볼 때 금융기관들에 대한 적절한 규제를 전체 금융시스템을 건설화 하는데 매우 중요한 과제가 되고 있다.

(1) 규제의 필요성

(가) 파급효과(Externalities)

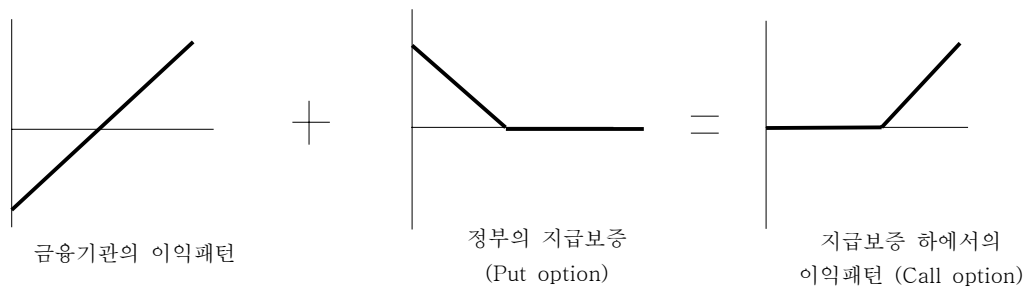
파급효과(Externalities)는 한 금융기관들의 실패가 다른 금융기관에 파급적으로 영향을 미치는 현상을 말한다. 즉, 어떤 금융기관이 높은 기대수익률을 기대하고 매우 높은 위험을 기꺼이 감수한다고 하면 그 금융기관에게 발생할 수 있는 최악의 상황은 부도로 인해 주주들의 투자금액을 회수하지 못하는 것이다. 주주들이 투자한 금액을 모두 회수하지 못하더라도 기대수익이 높으면 주주들은 금융기관이 과도한 위험을 취하는 것을 막지 못할 것이다. 그러나 이러한 금융기관이 실패한다면 파급효과로 인해 또 다른 금융기관에 영향을 미치는 도미노현상이 일어

날 수 있으며, 이것은 전체 금융시장에 큰 혼란을 야기시킬 수 있다.

이러한 이유 때문에 각국의 중앙은행은 모든 금융기관에게 일정한 조건을 준수하도록 규제하고 있다. 이 조건은 일반적으로 투자은행보다는 상업은행에서 보다 엄격하게 규제하고 있다. 이것은 문제가 발행하는 경우 중앙은행은 투자은행보다 상업은행을 더 우선적으로 규제해야 하기 때문이다.

(나) 이익의 비선형성

금융기관이 잘못되어 파산할 경우, 정부가 구제(bail-out)해 줄 것이라는 것을 미리 안다면 금융기관은 의도적으로 소유하는 자산의 변동성을 가능한 증가시키고자 할 것이다. 즉, 금융기관은 자산에 대해 콜옵션을 소유하고 있는 것이다. 또한 정부의 보증은 도덕적 해이로 모사되는 여러 문제점을 야기한다. 예금자들은 정부가 보증하면 은행을 감시할 유인을 덜 갖게 되고 또한 위험이 크더라도 높은 금리를 보장하는 금융기관을 선호하게 된다. 즉, 정부가 금융기관의 예금을 보증한다는 것은 정부가 은행에게 풋옵션을 발행하는 것과 동일하다. 이것은 높은 위험을 통해 높은 이익이 발행하면 그 이익은 금융기관의 몫이고, 반대로 실패하여 손실이 발생하면 금융기관은 풋옵션을 행사하여 손실을 정부에게 떠넘리게 된다. 결과적으로 금융기관은 콜옵션의 이득패턴을 소유하게 된다. 따라서 이러한 금융기관의 이익 패턴은 비선형적으로 나타난다.



<그림 3-1> 금융기관 이익의 비선형성

(다) VaR를 이용한 규제

정부의 감독기관은 금융기관의 비선형성을 VaR를 이용해서 해결할 수 있다. 규제의 논리는 위험을 취하는 모든 금융기관을 규제하는 것이 아니라, 헤지(hedge)하지 않고 과도한 위험을 취하는 금융기관들로 하여금 많은 자본금을 보유하도록 규제하는 것이다. 최소자본요구량(minimum capital requirement)을 VaR와 연계하여 요구하면, 금융기관이 과도한 위험을 무작정 취하는 것을 방지할 수 있을 뿐만 아니라 앞에서 설명한 도덕적 해이의 문제점도 어느 정도 해결할 수 있다.

금융기관을 무조건 규제하는 것은 금융기관의 경쟁력을 감소시키고 비효율성만을 증대시키게 된다. 규제의 목적은 모든 금융기관을 어떤 틀에 묶어 두기 위한 것이 아니다. 그 대신 규제의 목적은 과도한 위험을 무작정 노출되어 높은 수익률만을 추구하고 위험을 전혀 고려하지 않아 파산의 가능성을 높이고 이로 인해 금융시스템의 불안전을 야기할 수 있는 무모한 은행을 규제하는데 있다.

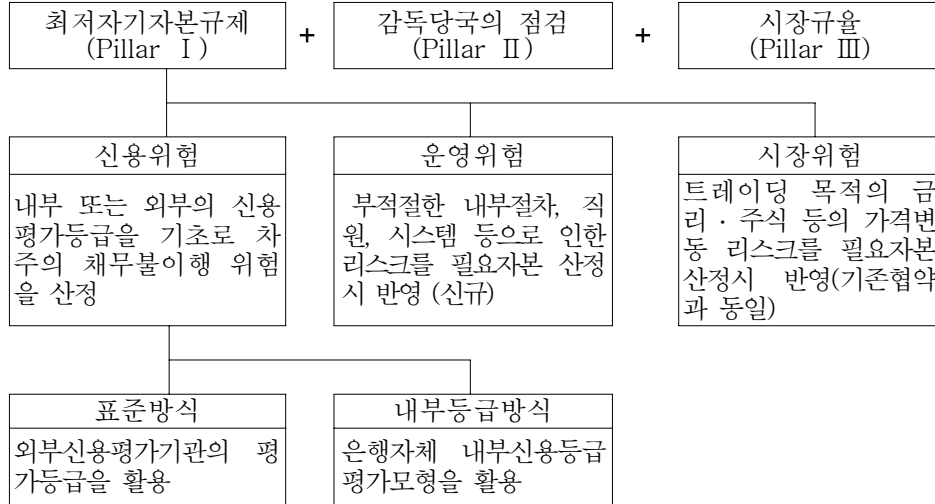
(2) 신 바젤협약⁷⁾

국제결제은행(BIS)의 바젤은행감독위원회는 BIS자기자본규제제도의 리스크 민감도를 높이고 개별 은행의 리스크 측정 시 재량권을 부여하는 것을 내용으로 하는 신 바젤 자기자본협약 초안을 1999년 6월 발표하였다. 이후 바젤위원회는 2003년 하반기에 신 협약안을 최종적으로 확정된 후 2007년부터 바젤위원회 회원국의 주요은행을 대상으로 시행할 예정이다.

신 협약안은 모두 3개 부문(Pillars)으로 구성되어 있다. 먼저 최저자기자본 규제(Pillar I)는 기존의 시장위험과 신용위험에 운영위험을 추가로 감안하여 산정한 위험가중자산의 8% 이상을 자기자본으로 적립하도록 규정하고 있다. 특히, 신용위험은 은행의 위험 관리수준에 따라 표준방식 또는 내부등급방식을 선택적으로 적용할 수 있는데 현행협약에 비해 차주의 신용도를 훨씬 더 세분하고 있다. 다음으로 감독당국의 점검(Pillar II)은 은행의 자본적정성과 위험관리체계를 감독당국이 점검·평가하고 필요시 적절한 조치를 취하도록 요구하고 있으며, 시장규율(Pillar III)을 통해 은행의 리스크 수준과 자본적정성에 관한 정보를 시장에 공시하도록 의무화하고 있다.

7) “신 바젤자기자본협약 도입이 국내 은행산업에 미치는 영향과 대응방향”, 금융시스템리뷰 제 9호, 한국은행.

<그림 3-2> 신 바젤협약안의 개요



제 3 절 변동성 추정모형

(1) 단순이동평균법 (SMA 모형)

일정기간동안의 이동구간(Moving window)을 설정하고 그 기간동안의 단순이동평균치를 구하여 변동성을 추정하는 방법으로서 단순이동평균법(Simple Moving Average Model: SMA)이 있다. 단순이동평균법에서는 이동기간에 포함된 과거수익률은 동일한 가중치(Weight)를 갖는다. 예를 들어, 대표적인 이동기간은 20거래일(약 1개월)또는 60거래일(약3개월)이다. 이동기간을 T일로 하였을 때 단순이동평균법에 의한 변동성은 다음과 같이 추정된다.

$$\sigma^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T r^2_{t-i} \quad (3.13)$$

σ^2 : 변동성 추정치, r^2_{t-i} : 기초자산의 제곱

단순이동평균법은 계산하기에는 편리하다는 장점을 갖고 있다. 그러나 이 방법에서는 과거수익률이 모두 동일한 비중을 가지므로 최근의 자료가 오래된 자료보다 더 많은 정보를 내포하고 있다는 점을 무시되고 있다. 일반적으로 시계열 자료의 변동성은 군집현상을 보이고 있다. 변동성이 군집현상을 보이고 있다는 것은 변동성이 예측 가능한 패턴을 갖고 움직인다는 것을 의미하며, 이는 위험을 효율적으로 관리하는데 매우 중요한 역할을 한다. 변동성의 군집현상은 최근의 과거 자료가 오래된 과거 자료보다 변동성을 추정하는 데 보다 중요하다는 것을 의미한다. 따라서 단순이동평균법은 변동성의 시간가변성을 반영하지 못하는 문제점

이 있다.

(2) 지수적가중이동평균법 (EWMA 모형)

일반적인 시장상황에서 변동성의 시간가변성을 반영하여 감안해 주는 대표적인 모형은 리스크메트릭스에서 변동성을 구할 때 사용하는 지수적가중이동평균법 (EWMA)이다. EWMA방법은 오래된 자료일수록 그것의 가중치를 지수적으로 감소시키는 방법이다. EWMA모형에 의하면, t시점에서의 추정치는 전기에 계산한 추정치와 최근 수익률의 제곱을 가중 평균하여 계산되는데, 이때 가중치는 λ 와 $(1-\lambda)$ 를 사용한다. EWMA 모형은 다음과 같이 나타낸다.

$$\hat{\sigma}_t^2 = \lambda \hat{\sigma}_{t-1}^2 + (1 - \lambda) r_t^2 \quad (3.14)$$

$\hat{\sigma}_{t-1}^2$: 전기에 추정된 분산

r_t^2 : 최근수익률의 제곱

식 (3.14)에서 λ 는 충격소멸계수(decay factor)이며, $0 < \lambda < 1$ 으로 제한된다. EWMA은 GARCH의 특수한 경우이다. λ 는 r_t^2 에 대한 $\hat{\sigma}_t^2$ 의 민감도를 결정하게 된다. 따라서 λ 는 예측오차를 최소화 하는 값이며, 사용기준은 식(3.15)에서와 같이 RMSE(Root Mean Square Error)를 최소로 하는 λ 로 정한다⁸⁾.

8) J.P Morgan Bank. Risk Metrics Technical Manual. New York. J.P Morgan Bank, 1995, P.84

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (r_{t+1}^2 - \hat{\sigma}_{(t+1|t)}^2(\lambda))} \quad (3.15)$$

여기서 $\hat{\sigma}_{(t+1|t)}^2(\lambda)$ 는 선택된 λ 를 이용하여 $t+1$ 일에 EWMA 모형으로 추정된 분산을 의미한다. EWMA 모형으로 구할 때 사용하는 λ 는 동일해야 일관성이 유지된다. λ 가 지속적으로 동일하지 않은 경우 상관계수가 1보다 클 수 있어 통계적으로 문제가 있을 수 있다. λ 는 통계학적으로 방법을 활용해서 최적치를 선택하는데 국가별로 그리고 수익률시리즈별로 최적 λ 가 상이하다. 리스크메트릭스에서는 모든 일별 자료에서는 $\lambda=0.94$ 를, 모든 월별 자료에는 $\lambda=0.97$ 을 사용하고 있어, 일별 자료와 월별 자료 간에 일관성(consistency)이 결여되어 있다.

(3) GARCH

정교한 계량경제학적 기법을 사용하여 분산을 추정하는 대표적인 모형은 Engle⁹⁾의 ARCH 모형과 ARCH모형을 일반화한 Bollerslev¹⁰⁾의 GARCH모형이다. GARCH 모형은 ARCH모형을 일반적화시킨 것으로서 경제주체의 최적화 행동의 결과로서 금융자산의 기대수익률과 위험이 일정한 관계를 가진다고 보아 수익률과 위험간의 선형관계를 설정하면서, 동시에 위험의 시간변동 특성을 명시적으로 고려하고 있다. 위험간의 선형관계는 재무이론의 평균-분산 효율성(mean-variance efficiency)에 일치하며 따라서 CAPM과도 맞는다.

9) Engle, R.F.. 1982. "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation.", *Econometrica*. 50: 987-1008.

10) Bollerslev, T., "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics* 31, 307-327, 1986

이때 현재 주어진 정보를 이용하여 금융자산 수익률을 예측함에 있어서 발생하는 오차의 위험을 따로 추정할 필요가 있는데, GARCH모형은 시간변동위험과 정보집합간에 일정한 모수적 관계를 가정함으로써 문제를 해결하려고 한 시도로 볼 수 있다.

일반적으로 많이 쓰이는 GARCH(p,q) 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^p \beta_i \sigma_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q a_j \varepsilon_{t-j}^2 \quad (3.16)$$

단, $w > 0$, $\beta_i > 0 (i=1,2,3,\dots,p)$, $a_j > 0 (j=1,2,3,\dots,q)$

이 모형은 ARCH를 포함하는 일반적인 모형으로서 GARCH(p,q)모형이라고 부른다. GARCH모형에서도 변동성이 양의 값을 갖도록 하기 위해서 모수들에 비음 제약조건을 부과하였다.

가장 단순하면서 일반적으로 많이 쓰이는 GARCH(1,1)모형을 살펴보자.

$$\sigma_t^2 = w + \beta \sigma_{t-1}^2 + a \varepsilon_{t-1}^2 \quad (3.17)$$

식 (3.17)에서 t대신 t-1을 대입하면 다음의 식(3.18)이 성립한다.

$$\sigma_{t-1}^2 = w + \beta \sigma_{t-2}^2 + a \varepsilon_{t-2}^2 \quad (3.18)$$

식 (3.17)와 (3.18)을 통해서 다음의 식(3.19)을 얻을 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \sigma_{t-2}^2 + \beta (\varepsilon_{t-2}^2 + \sigma_{t-2}^2) \quad (3.19)$$

이러한 과정을 반복해서 적용하면 다음과 같은 식(3.20)을 얻는다.

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{1-\alpha-\beta} + \sum_{j=1}^{\infty} (\alpha+\beta)^{j-1} \varepsilon_{t-j}^2 \quad (3.20)$$

즉, GARCH(1,1)모형은 ARCH(∞)이다. 따라서 실제로 데이터셋을 분석할 때, 높은 차수의 ARCH모형 대신에 낮은 차수들의 GARCH모형을 사용하는 것이 좋은 경우가 많다.

금융시계열의 변동성은 일단 증가(감소)하게 되면, 그 후 잠시 동안 변동성이 높은(낮은) 상태가 지속된다. GARCH모형은 이러한 변동성 충격의 지속성을 나타낸다. GARCH(1,1)모형에서 변동성에 대한 충격의 조속성은 $\alpha + \beta$ 에 의해서 구할 수 있다. 변동성 σ_t^2 는 ε_t^2 의 예측값, 즉 조건부 기대값 $E_{t-1}(\varepsilon_t^2)$ 이다. 예측오차는 다음과 같이 정의한다.

$$\varepsilon_t = \varepsilon_t^2 - E_{t-1}(\varepsilon_t^2) \quad (3.21)$$

따라서 다음과 같은 식(3.22)이 성립한다.

$$\varepsilon_t^2 = \sigma_t^2 + \varepsilon_t \quad (3.22)$$

식(3.22)에서 t대신 t-1을 대입하면 식(3.17)에 대입하면 다음의 식과 같을 얻을

수 있다.

$$\sigma_t^2 = w + (\alpha + \beta)\sigma_{t-1}^2 + \epsilon'_{t-1} \quad (3.23)$$

즉, σ_t^2 의 AR(1)모형을 만족한다.

이번에는 σ_t^2 을 short-term variance(h_t)와 long-term variance($\frac{w}{1-\alpha-\beta}$)의 합으로 정의하자. 식(3.24)와 같이 나타낼수 있다.

$$\sigma_t^2 = h_t + \frac{w}{1-\alpha-\beta} \quad (3.24)$$

이때, 식(3.24)에 대입하여 풀어내면 식(3.25)이 성립한다.

$$h_t = (\alpha + \beta)h_{t-1} + \epsilon'_{t-1} \quad (3.25)$$

만일 t=0시점 이후 변동성에 충격이 없다고($\epsilon_t=0, h_0=1$)가정하면, 다음의 식 (3.26)이 성립한다.

$$h_t = (\alpha + \beta)^t, \quad (t = 1, 2, 3 \dots) \quad (3.26)$$

따라서 만일 $|\alpha + \beta| < 1$ 이면, 다음의 식 (3.27)이 성립한다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} h_t = 0 \quad (3.27)$$

즉, 식(3.28)으로 표현할 수 있다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\sigma}_t^2 = \frac{W}{1 - \alpha - \beta} \quad (3.28)$$

따라서, h_t 의 0에 수렴하는 속도는 $|a+\beta|$ 의 크기로 잴 수 있다. 만일 $|a+\beta|$ 가 1에 가까우면, 변동성의 충격은 오랜 기간동안 지속하게 된다. GARCH(1,1)모형을 주가지수나 환율 등의 금융시계열 분석에 적용하면 $a+\beta$ 의 추정값은 1에 가까운 값이 된다. 따라서 이러한 시계열 자료에서는 한번 일어난 충격은 오랜 기간을 지속한다.

그러나 $a+\beta$ 의 추정값이 1에 가까운 것은, 변동성의 충격에 높은 지속성이 있어서가 아니라, 표본기간 내에 변동성의 구조적 변화가 있어서, 무조건부 분산의 값이 변동성으로 옮겨졌기 때문이라는 의견도 있다.

GARCH모형은 변동성의 군집을 체계적으로 보여주고 있는 금융시장의 시계열 분석에서 주류를 차지하고 있다. 수많은 논문이 GARCH모형을 주가지료 (French-Schwert, Stambaugh, 1987)¹¹⁾, 이자율자료 (Engle-Lilien-Robins, 1987)¹²⁾, 환율자료 (Hsieh, 1988¹³⁾ 또는 Giovannini-Jorion, 1989¹⁴⁾)에 적용하였다. 또한 수리경제학자들은 다양한 GARCH 변형모형을 만들어 냈으나, 대부

11) French, K. R., Schwert, G. W., and F. S. Robert, "Expected Stock Returns and Volatility", Journal of Financial Economics 19, no.1, 1987

12) Engle, R. F., Lilien, D.M. and R. P. Robins, " Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model", Econometrica, v55, no 2, 391-407, 1987

13) David A. Hsieh, "Statistical Properties of Daily Foreign Exchange Rates: 1974-1983," Journal of International Economics, 24, 129-145, 1988

14) Giovannini, A. and Philippe Jorion, "The Time Variation of Risk and Return in the Foreign Exchange and Stock Markets", Journal of Finance 44, 307-325, 1989

분의 변형모형들은 원래의 GARCH모형을 약간 개선한 것이다.

(4) EGARCH¹⁵⁾

GARCH모형은 오차항의 평균 0을 중심으로 대칭적이어서 긍정적인 정보와 부정적인 정보에 대해서 똑같은 크기의 변화만을 반영한다. Black(1976)¹⁶⁾과 Christie(1982)¹⁷⁾는 동일한 양의 긍정적인 정보와 부정적인 정보에 대한 주가의 반응에 비대칭성이 존재한다고 주장하였다. 만일 이러한 비대칭성이 존재한다면 동일한 규모의 가격변동에 있어서 가격을 하락시키는 정보가 가격을 상승시키는 정보보다 더 큰 영향이 있다. 이러한 경우에 GARCH모형은 긍정적인 정보에 대한 가격변동을 과대추정하고 부정적인 정보에 대한 가격변동을 과소추정하는 경향을 갖는다. 여러 실증분석에서 기대수익의 변화량과 변동성의 변화량은 음의 상관관계를 갖는다는 것이 알려졌다. 그러나 GARCH모형은 수익의 변화량의 크기만을 반영할 뿐, 그 크기가 양인지 음인지를 반영하지 못한다. Nelson(1991)은 변동성을 종속변수로 하지 않고 그 대신 그 대수값을 종속변수로 하는 다음과 같은 EGARCH모형을 제안하였다.

$$r_t = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1} + \sigma_t \varepsilon_t \quad (3.29)$$

$$\ln \frac{\sigma_t^2}{\sigma_{t-1}^2} = \omega + \beta \ln \frac{\sigma_{t-1}^2}{\sigma_{t-2}^2} + g(\varepsilon_{t-1}), \quad \varepsilon_t \equiv \varepsilon_t / \sigma_t \quad (3.30)$$

15) Nelson, D. B. , "Conditional heteroskedasticity in asset return : A New approach,"
Econometrica, 59, p347-370, 1991.

16) Black, F., Studies of stock price volatility changes, Proceedings of the 1976
meetings of the American Statistical Association, Business and Economics Statistics
Section (American Statistical Association, Washington, DC) 177-181, 1976

17) Christie, A., "The stochastic behavior of common stock variances" Journal of
Financial Economics 10, 407-432, 1982

$$\begin{aligned}
g(\varepsilon_t) &= w\varepsilon_t + \omega (|\varepsilon_t| - E(\varepsilon_t)) \\
&= w\varepsilon_t + \omega (|\varepsilon_t| - \sqrt{\frac{2}{\lambda}}) \quad (3.31)
\end{aligned}$$

단, $\omega, \lambda, w, \omega, \lambda$ 는 파라미터이다. $E(\varepsilon_t) = \sqrt{2/\lambda}$ 는 정규분포를 가정하는 경우에 성립한다. 식 (3.30)와 (3.31)은 상수항을 하나로 묶어 다음과 같이 표현하기도 한다.

$$\ln \sigma_t^2 = \omega_0 + \lambda \ln \sigma_{t-1}^2 + \omega (|\varepsilon_{t-1}| - w_0 \varepsilon_{t-1}) \quad (3.32)$$

$g(\varepsilon_t)$ 는 ε_t 의 크기와 부호에 의하여 영향을 받는다. w 가 음의 값을 갖는 경우 현재 시점에서 수익률이 큰폭으로 하락하면 다음기의 수익률변동성은 크게 된다. 특히, $\varepsilon_{t-1} < 0$ 이면, $\partial \ln \sigma_t^2 / \partial \varepsilon_{t-1} = w - \omega$ 이고 $\varepsilon_{t-1} > 0$ 이면 $\partial \ln \sigma_t^2 / \partial \varepsilon_{t-1} = w + \omega$ 가 되어 EGARCH모형의 변동성은 충격의 부호에 따라 비대칭적으로 반응하게 된다. 따라서 귀무가설 $H_0: w=0$ 을 검정함으로써 비대칭적 효과의 존재를 확인할 수 있게 된다.

EGARCH모형에서는 파라미터에 대한 제약조건 없이도 조건부 분산은 항상 양의 값을 갖는다. $|\lambda| < 1$ 이면, $\ln \sigma_t^2$ 과정은 안정적인 과정이 되고 선형 ARCH 모형들과는 달리 원계열 제곱과정의 자기상관계수가 부호를 바뀌는 사이클 형태를 보일 수도 있다.

제 4 절 사후검증

VaR를 계산하는 모형이 개발되면 일정기간 동안 자료를 축적하여 그 모형의 정확성을 검증하는 절차가 필요하다. 이 과정을 사후검증(Backtesting)이라고 부른다. 사후검증의 기본논리는 VaR의 수치와 포트폴리오의 실제가치 변화를 비교하여 VaR 모형이 위험을 과대 또는 과소평가하는지 판단하는 것이다.

(1) BIS 기준

바젤위원회는 VaR의 정확성을 검증하는 수단으로 사후검증을 추천하는데, 검증결과 은행의 내부모형에 문제가 있는 것으로 판단되면(즉, 위험을 잘못 예측하면), 승수(safety multiplicative factor)에 벌점이 추가된다. 사후검증은 보통 1일 보유기간과 99% 신뢰구간을 기준으로 250일 동안 추정된 VaR와 실제의 이익/손실을 매일 비교하여 실제의 이익과 손실이 VaR를 초과하는 횟수를 기초로 이루어진다. BIS는 VaR를 초과하는 일수에 따라 3개의 구역(zone)으로 구분하고 이에 따라 안전승수를 조정한다.¹⁸⁾

안전구역(Green zone)은 250일의 검증기간 중에서 VaR를 초과하는 횟수가 4회 이내인 경우로 현재 사용 중인 VaR모형이 정확하다는 것을 의미한다. 위험구역(Red zone)은 VaR를 초과하는 횟수가 10회 이상인 경우로 현재 사용 중인

18) Basle capital accord의 수정안에 의하면 시장위험요구자본(Market Requirement Capital)은 다음과 같이 설정한다.

$$MRC = \text{Max} \left[s_{m,t} * \frac{1}{60} \sum_{i=1}^{60} VaR_{m,t-i}(10,1), VaR_{m,t}(10,1) \right]$$

이때, $s_{m,t}$ 는 감독기관이 결정하는 승수요인이며, $VaR_{m,t}(10,1)$ 은 1% 유의수준 하에서의 10일간의 VaR를 뜻한다.

VaR모형이 실제의 위험을 매우 과소평가하고 있음을 의미한다. 위험구역 내에 있으면 모형의 수정이 요구되며, 모형의 부정확성에 대한 별점을 안전승수는 최대치가 4가 부과된다. 그리고 경계구역(Yellow zone)은 VaR를 초과하는 횟수가 5~9회인 경우로, 이 구역 내에 있으면 VaR모형에 문제가 있다고 단언하기는 어려우나 문제의 가능성이 잠재적으로 존재하므로 주의 깊게 관찰이 요구된다.

<표 3-2> 사후검증 결과에 의한 구역 분류와 안전승수 조정방법

예외 발생횟수	안전승수	구역
0	3.00	안정구역(Green zone)
1		
2		
3		
4		
5	3.40	경계구역(Yellow zone)
6	3.50	
7	3.65	
8	3.75	
9	3.85	
10이상	4.00	위험구역(Red zone)

(2) Kupiec 모델

쿠피엑(Kupiec)은 VaR모형의 정확성을 검증하는 간단한 방법을 제시하였다. T를 검증에 사용된 관찰치의 수로, 그리고 N을 손실이 VaR를 초과하는 횟수로 정의하자. N이 너무 작거나 크면 VaR모형의 정확성이 기각된다. 쿠피엑은 검증을

위한 채택역(non rejection region)은 로그우도비율(Log-likelihood ratio)의 분포로부터 정의된다.

$$-2\ln[(1-p)^{T-N}p^N] + 2\ln[(1-(N/T)^{T-N}(N/T)^N] \quad (3.21)$$

이 값은 p가 진정한 확률이라는 귀무가설 하에서 1의 자유도를 갖는 카이제곱 분포를 따른다.

<표 3-3> Kupiec모형검증 : 채택역(95% 신뢰수준에서의 실패횟수)

확률수준 p	채택역에 속하는 실패횟수(N)		
	T=255	T=510	T=1000
0.01	$N < 7$	$1 < N < 11$	$4 < N < 17$
0.025	$2 < N < 12$	$6 < N < 21$	$15 < N < 36$
0.05	$6 < N < 21$	$16 < N < 36$	$37 < N < 65$
0.075	$11 < N < 28$	$27 < N < 51$	$59 < N < 92$
0.1	$16 < N < 36$	$38 < N < 65$	$81 < N < 120$

* N은 5% 유의수준에서 p가 옳다는 귀무가설을 기각할 수 없는 실패횟수(총 T중 에서)를 말한다.

** Jorion, Value at Risk(1997)

예를 들어, 1년 자료(T=255,p=0.05)의 경우 VaR를 초과하는 횟수 $N=pT=5\% \times 255=13$ 번 기대된다. 그러나 감독기관으로 N이 $[6 < N < 21]$ 의 신뢰 구간에서 포함되는 한 귀무가설을 기각할 수 없다. N이 21이상이면 VaR모형이 큰 손실의 발생확률을 과소평가하고 있음을 의미하고, N이 6이하이면 VaR모형이 지나치게 보수적임을 의미한다.

또한 채택역의 구간을 N/T의 비율로 나타내면, 표본크기가 증가함에 따라 구간이 작아지는 것을 알 수 있다. 예를들어, $p=0.05$, $T=255$ 일 때 채택역의 구간은 $[6/255=0.024, 21/255=0.082]$ 에서 $p=0.05$, $T=1000$ 일 때 $[37/1000=0.037,$

65/1000=0.65]로 작아진다. 이는 표본이 클수록 틀린 귀무가설을 보다 쉽게 기각할 수 있음을 보여준다.

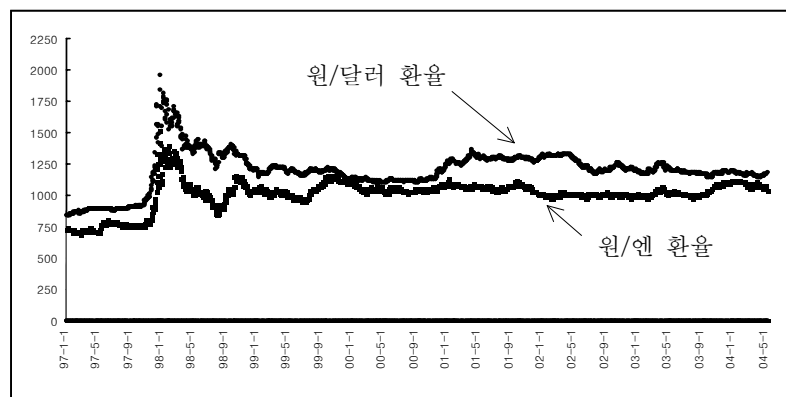
한편, 우려할 만한 사실은 p 의 값이 작을수록 모형을 검증하기가 더 어렵게 된다는 것이다. 예를 들어, $p=0.01$, $T=255$ 하에서 95% 채택역은 $[n<7]$ 이다. 그러므로 N 이 비정상적으로 작은지 또는 모형이 위험을 체계적으로 과대평가하고 있는지를 확인할 수 있는 방법이 없다. 직관적으로 p 의 값 매우 작다는 것은 이러한 일이 드물게 일어남을 의미하므로 체계적인 편의를 파악하는 것은 점점 더 어렵게 된다. 이는 은행들이 왜 높은 수준의 p 를 선호하는지를(예를 들면, $p=5\%$ 수준 또는 신뢰수준 $c=95\%$)설명해준다. 다시 말해서, p 의 수준이 높아질수록 모형을 검증하는데 필요한 실패횟수를 충분히 관찰할 수 있기 때문이다. 일단 VaR가 계산되면 VaR에 승수를 곱하여 최소요구자본이 계산된다.

제 4 장 연구자료의 선정과 연구방법

제 1 절 자료의 선정

IMF이후 자유변동환율제도가 도입되고 금융시장개방과 함께 외국 자본의 이동이 활발하게 이루어지면서 한국의 금융시장이 국제금융시장의 직접적인 영향권에 들어가게 되었다. 이러한 환경에서 국내 주식시장 및 원화환율이 해외주식시장 및 외환시장의 움직임에 매우 민감하게 반응하는 상황에 이르렀으며, 특히 환율의 변동성은 과거에 비해 크게 증가하였다. 특히, IMF 직후 우리나라의 환율 변동폭은 과거와는 비교가 안 될 정도였다. 이렇게 큰 폭의 변화를 보이던 환율은 IMF를 지나 1999년에 들어서면서 점점 안정적인 모습을 보여주고 있다. 따라서 여기에서 IMF 외환위기에서 벗어나 안정적인 변화폭을 보여주고 있는 1999년 이후의 자료를 대상으로 하고자 한다. <그림 4.1>은 1997년부터 2004년 5월10일까지 원/달러 환율과 원/엔 환율의 변화모습을 보여주고 있다.

<그림 4-1> 환율의 변화 추세



본 연구에서 사용할 환율자료는 한국은행의 경제통계시스템에서 제공하는 일별 환율자료를 사용하였다. 사용된 환율은 원/달러 환율과 원/엔 환율을 대상으로 하였으며, 표본기간은 1999년 1월 2일부터 2004년 4월30일까지의 자료를 사용하였다.

GARCH모형과 EGARCH모형의 모수추정은 1999년 1월 2일부터 2003년 4월 30일까지의 환율자료를 통해서 실시할 예정이며, 2003년 5월1일부터 2004년 4월 30일까지의 환율자료를 대상으로 적정성평가를 할 것이다.

<표 4-1> 연구자료의 표본기간

	원/달러 환율	원/엔 환율	표본
전체 자료	1999.1.1 ~ 2004.5.10	1999.1.1 ~ 2004.5.10	1321
모형추정 기간	1999.1.1 ~ 2003.4.30	1999.1.1 ~ 2003.4.30	1071
사후검증 기간	2003.5.1 ~ 2004.5.10	2003.5.1 ~ 2004.5.10	250

제 2 절 연구방법

(1) 기술통계분석

여기에서 원/달러 환율과 원/엔 환율에 대한 기술통계분석을 통해 연구대상이 되는 시계열자료의 특성을 살펴보고자 한다. 기술통계량에 사용한 자료는 표본의 전체기간을 대상으로 하였다. 기술통계량분석은 원/달러 환율과 원/엔 환율의 분포가 모습을 알아보기 위한 것이다. 따라서 자료가 정규분포를 따르는지에 대한 지표로서 왜도(Skewness), 첨도(Kurtosis), Jarque-Bera 검정 통계량을 중심으로 살펴보고자 한다.

다음의 <표4-2>는 원/달러 환율과 원/엔 환율의 기술통계분석 결과를 나타내고 있다.

<표 4-2> 기술통계분석

	원/달러 환율	원/엔 환율
평균	-0.001506	0.000359
중앙값	0.000000	-0.023626
최대값	1.913773	2.839107
최소값	-2.848656	-4.579915
표준편차	0.385603	0.679725
왜도	0.051474	-0.133885
첨도	7.678540	6.092522
Jarque-Bera (P-value)	1440.794 (0.000000)	633.9287 (0.000000)
표본크기	1321	1321

기술통계분석을 통해서 변수들의 특성을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 원/달러 환율과 원/엔 환율이 정규분포의 형태를 따르는지 여부는 분포의 비대칭성을 나타내는 왜도(Skewness)¹⁹⁾와 뾰족한 정도를 나타내는 첨도(Kurtosis)²⁰⁾을 통해서 파악할 수 있다. 왜도의 경우 음(-)의 값을 갖는 경우 왼쪽으로 편향되어 나타나는 비대칭 분포를 갖고, 양(+)의 값을 가질 경우 오른쪽으로 편향되어 나타나는 비대칭 분포를 갖는 것으로 알려져 있다. 본 연구에서 원/달러 환율의 경우 (+)값을 갖는 것으로 보아 오른쪽으로 편향되어있는 분포를 보여주고 있다. 반면, 원/엔 환율의 경우 (-)값으로 왼쪽으로 편향되어있는 분포를 가지고 있다고 할 수 있다. 첨도는 정규분포의 경우 3의 값을 갖는다. 따라서 첨도가 3이상 경우 꼬리가 두껍고(fat tail), 관찰 값이 중심에 많이 모여 있는 첨예분포(leptokurtic distribution)를 갖는 것으로 알려져 있다. 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 3이상의 값을 갖고 있기 때문에 두 변수가 꼬리가 두꺼운 첨예분포를 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

왜도와 첨도를 동시에 고려하는 결합 검정 방법인 Jarque-Bera 검정 통계량²¹⁾을 통해 정규분포라는 귀무가설을 검증하였다. Jarque-Bera 통계량은 자유도가 2를 갖는 $\chi^2(2)$ 분포를 따른다. 이때 $\chi^2(2)$ 분포가 99%의 신뢰수준에서의 임계치가 9.21로서 Jarque-Bera통계치 > $\chi^2(2)=9.21$ 이면 정규분포를

19) 왜도(skewness)는 다음과 같은 수식을 통해서 표현할 수 있다.

$$s = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{\hat{\sigma}} \right)^3$$

20) 첨도(Kurtosis)는 다음과 같은 수식을 통해서 표현할 수 있다

$$k = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \left(\frac{Y_i - \bar{Y}}{\hat{\sigma}} \right)^4$$

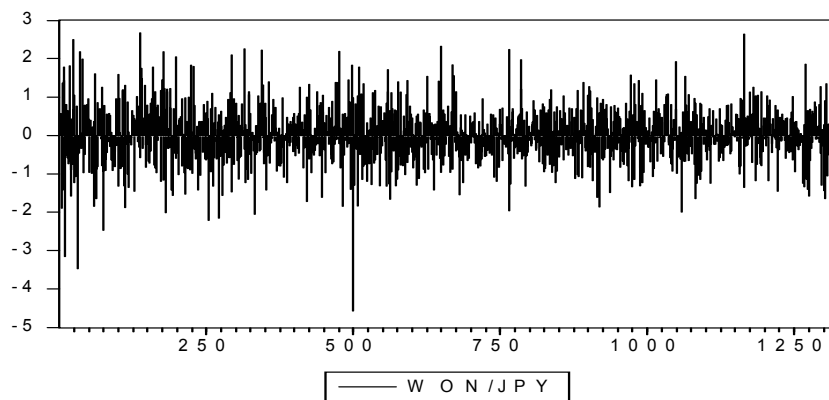
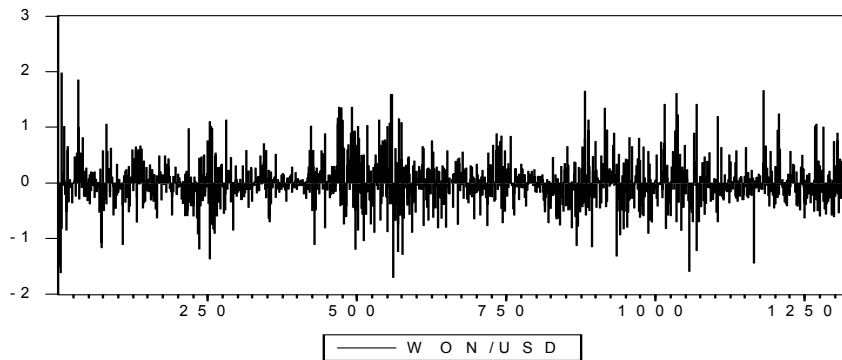
21) Jarque-Bera 통계치는 다음과 같이 표현 할 수 있다.

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

(단, N은 관측값, S는 왜도, K는 첨도, k는 시리즈 생성에 이용되는 계측계수의 수를 의미)

갖는다는 귀무가설을 기각하게 된다. 따라서 원/달러 환율과 원/엔 환율은 모두 99%의 신뢰수준하에서 임계치 9.21보다 크기 때문에 정규분포를 하지 않는다는 결론을 내릴 수 있다.

<그림 4-2> 원/달러 환율과 원/엔 환율 변화율



(2) 연구모형의 선택

환율의 시계열자료는 주식수익률, 이자율 시계열과 함께 금융자본시장에서 가장 많이 언급되는 연구대상중의 하나이다. 특히 매일 관측되는 일별 환율 시계열은 단위근을 가지므로 통상적으로 대수차분하여 변화율의 형태로 사용하게 된다. 변화율 형태의 일별 환율시계열은 일반적으로 정규분포하지 않고 꼬리가 두꺼운 첨예분포를 따르게 되며 이에따라서 GARCH형태의 모형들은 단일변량 환율시계열의 이분산성을 모형화하게 된다.

따라서 여기에서는 본 연구에서 사용되는 환율시계열에 자기상관분석을 통해 GARCH모형의 적용가능성을 검토해보고 단위근검정을 통해 시계열자료의 안정성을 확인할 것이다. 또한 이분산성 검정을 통해 GARCH(1,1)모형 적합성과 함께 시계열자료의 레버리지효과로 인한 비대칭성 분석하여 EGARCH(1,1)모형 적합성을 살펴볼 것이다.

(가) 자기상관분석

자기상관분석은 시계열자료의 충격 지속성을 반영하는 척도인 자기상관계수를 이용하여 시계열 자료의 특성인 변동성의 집중현상(volatility clustering)이 나타나는지를 판단하고자 하는 것이다. 따라서 자기상관분석은 GARCH모형의 적용가능성을 검토해보고자 사용하는 것이다. 시계열 자료의 자기상관검정은 LB(Ljung-Box) Q-통계량²²⁾을 이용하였다. 이 통계량은 시계열 자료로부터 얻

22) Ljung-Box Q-통계량은 다음과 같이 표현할 수 있다.

어진 여러 시차의 상관계수를 누적하여 동시에 검정하는 방법으로 모든 시차에 있어서 자기상관계수가 0이라는 귀무가설을 검정하는 것이다.

<표4-3> 원/달러 환율 및 원/엔 환율의 자기상관분석

원/달러 환율					원/엔 환율				
시차	AC	PAC	Q-Stat	Prob	시차	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.073	0.073	8.4962***	0.004	1	-0.141	-0.141	31.354***	0.000
2	0.010	0.004	8.6483**	0.013	2	-0.077	-0.098	40.672***	0.000
3	0.014	0.013	8.9655**	0.030	3	0.016	-0.010	41.073***	0.000
4	0.030	0.028	10.420**	0.034	4	-0.022	-0.029	41.819***	0.000
5	0.063	0.059	16.639***	0.005	5	0.022	0.015	42.585***	0.000
6	0.033	0.024	18.392***	0.005	6	0.050	0.053	46.601***	0.000

원/달러 환율의 제곱					원/엔 환율의 제곱				
시차	AC	PAC	Q-Stat	Prob	시차	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.223	0.223	78.351***	0.000	1	0.060	0.060	5.6812**	0.017
2	0.113	0.067	98.553***	0.000	2	0.029	0.026	7.0561**	0.029
3	0.081	0.045	108.82***	0.000	3	0.003	0.000	7.0705*	0.070
4	0.033	0.000	110.56***	0.000	4	0.084	0.084	18.301***	0.001
5	0.123	0.112	134.42***	0.000	5	0.039	0.029	20.666***	0.001
6	0.206	0.165	201.64***	0.000	6	0.027	0.019	21.808***	0.001

1) ***, **, *는 1%,5%,10% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 뜻함

2) Q-Stat는 Ljung-Box Q-통계량을 나타냄

$$LB(p) = T \cdot (T+2) \sum_{k=1}^p \frac{\rho_k^2}{T-k} \quad (\text{단, } \rho_k \text{는 } k \text{시차의 자기상관계수, } T \text{는 관측치의 수})$$

LB(p)는 p개의 자기상관계수가 동시에 0이라는 귀무가설 하에서 자유도가 p인 $\chi^2(p)$ 분포를 따른다.

<표 4-3>은 원/달러 환율과 원/엔 환율 자체의 LB Q-통계량 값과 제공에 대한 LB Q-통계량을 나타내고 있다. 표에서 보는 것과 같이 원/달러 환율과 원/엔 환율 및 원/달러 환율의 제공과 원/엔 환율의 제공에 대한 LB Q-통계량이 자기상관계수가 0이라는 귀무가설을 기각하고 있는 것을 보여주고 있다. 따라서 원/달러 환율과 원/엔 환율 및 원/달러 환율의 제공과 원/엔 환율의 제공은 자기상관이 존재함을 확인 할 수 있다.

또한 <표 4-3>에서 자기상관계수(AC)와 편자기상관계수(PAC)의 경우 원/달러 환율의 제공은 모든 시차에서 양의 값을 갖고 있으며, 통계적으로 유의적인 값을 보이고 있으며, 원/엔 환율의 제공의 경우에서 마찬가지로 대부분 양의 값을 갖고 나타나고, 통계적으로 유의적인 값을 보이고 있다. 이것은 원/달러 환율과 원/엔 환율이 변동성 집중(volatility clustering)현상을 나타낸다고 할 수 있다. 따라서 자기상관분석에서 변동성 집중현상을 확인함으로써 본 연구에서 GARCH 모형을 적용하는 것이 적합하다고 판단할 수 있다.

(나) 단위근 검정

단위근 검정(unit root test)이란 시계열자료의 안정성에 대한 검정하는 방법이다. 대부분의 단위근을 갖는 가운데 시계열자료가 안정성을 갖기 위해 몇 단계의 차분이 이루어져야 하는지 혹은 1차 차분으로 안정성을 가질 수 있는가에 대해 규명되어야 한다.

다음의 식(4.1)을 통해서 단위근에 대해 설명해 보면 다음과 같다.

$$Y_t = \frac{1}{2} Y_{t-1} + \dot{A}_t \quad (4.1)$$

여기에서 v_t 는 확률적 오차항으로 평균이 0이고 분산이 σ^2 으로 일정하며, 자기상관이 없는 것으로 가정되고, 흔히 백색잡음 오차항(white noise error term)²³⁾이라고 한다. $\rho=1$ 인 경우 불안정한 시계열로서 확률변수 Y_t 는 단위근을 가졌다고 말한다. 단위근을 갖는 시계열을 확률보행(random walk)시계열이라고도 한다.

$\rho=1$ 이라는 귀무가설하에서 계산된 t -통계량은 $T(\tau)$ 통계량이며, 흔히 τ 검정점을 Dickey-Fuller 검정이라 부른다. T 통계치의 절대값이 DF임계치보다 크면, 주어진 시계열이 불안정적이라는 가설을 기각하게 된다. 즉, $\rho=1$ 이라는 가설이 기각된다면, 시계열은 안정적이라는 것이다.

단위근 검정의 단순 DF검정법은 오차항이 백색잡음인 경우에 한하여 유효하기 때문에, 계열상관 뿐만 아니라 이분산을 조정하기 위하여 DF검정법의 t -통계량을 조정한 Phillips-Person 검정법을 이용할 수 있다. 또한 오차항이 자기상관을 가질 경우 ADF(Augmented Dickey-Fuller)검정법을 통해 파악할 수 있다.

따라서 여기에서 ADF검정법과 PP검정법을 통해 단위근의 존재여부를 검정하고자 한다.

23) Box-Jenkins가 제시한 시계열의 약안정성 조건으로서 오차항에 대한 기본적인 가정을 말한다. 즉, 오차항이 시간의 변화에 관계없이 평균이 0이고, 분산이 일정하며 시점이 다른 오차항간에는 서로 독립이라는 것을 나타낸다.

<표 4-4> 단위근 검정결과

ADF 단위근 검정	상수항만 고려한 경우				상수항과 추세를 고려한 경우			
	Test Statistic	Critical value			Test statistic	Critical value		
	ADF	1%	5%	10%	ADF	1%	5%	10%
원/달러	-36.79322	-3.434288	-2.863166	-2.567684	-36.78605	-3.963870	-3.412660	-3.128298
원/엔	-33.05919	-3.434291	-2.863168	-2.567684	-33.05083	-3.963873	-3.412662	-3.128299

PP 단위근 검정	상수항만 고려한 경우				상수항과 추세를 고려한 경우			
	Test Statistic	Critical value			Test statistic	Critical value		
	PP	1%	5%	10%	PP	1%	5%	10%
원/달러	-37.10857	-3.434288	-2.863166	-2.567684	-37.09713	-3.963870	-3.412660	-3.128298
원/엔	-46.29823	-3.434288	-2.863166	-2.567684	-46.28542	-3.963870	-3.412660	-3.128298

<표4-4>에서의 단위근검정의 결과²⁴⁾을 살펴보면 원/달러 환율, 원/엔 환율 자료의 ADF검정과 PP검정에서의 검정통계량이 유의수준 1%, 5%, 10% 의 임계치보다 훨씬 더 작은 값을 보여주고 있다. 이러한 결과는 원/달러 환율과 원/엔 환율의 시계열자료 모두에서 단위근이 하나 존재한다는 귀무가설을 기각하고 있는 것이다. 즉, 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 단위근을 가지고 있지 않으며, 시계열은 안정적이라고 말할 수 있다. 따라서 이 후의 시계열 분석에 사용될 환율의 변화율 자료가 안정적이기 때문에 GARCH모형을 사용하는데 적절하기 때문에 변화율을 차분하지 않고 그대로 사용하는 것이 적합하다

24) ADF 검정은 시계열에 존재하는 자기상관을 제어하는 방법으로 검정식의 우변에 시차를 준 차분부분을 추가하는 방법을 사용하기 때문에 적절한 정보기준(information criterion)을 이용하여 적정시차를 선택해 주어야 한다. 본 논문에서는 AIC(Akaike Information criterion) 및 SIC(schwarz Information Criterion)을 최소화하는 시차를 적정시차로 선택하였다. 모든기간에서 적정시차는 4로 선정하였다.

(다) 이분산성 검정

일반적인 회귀분석에서 오차항의 분산은 시간이 변하여도 일정하다는 등분산성(homoskedasticity)을 가정하고 하고 있다. 그러나 오차항의 분산이 시간이 변함에 따라 일정하지 않다면, 이것을 이분산성(heteroskedasticity)이라고 하며, 이분산성이 존재할 경우 OLS(Ordinary Least Square)에 의해 서 추정된 추정치는 비효율적이라고 말 할 수 있다.

이러한 이분산성을 검정하고 ARCH(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity)효과가 존재하는가를 검증하기 위해서 일반적으로 OLS오차항의 ARCH-LM검정을 통해 알아볼 수 있다.

<표 4-5> ARCH-LM 검정결과

시 차 (lag)	원/달러 환율		원/엔 환율	
	Coefficient	P-값	Coefficient	P-값
1	0.069795	0.0232	0.052589	0.0367
2	-0.011255	0.7161	0.029007	0.2495
3	0.022636	0.4637	0.013548	0.5903

ARCH-LM검정을 Test하는데 있어서 귀무가설은 “잔차들이 p개의 지연시차를 동시에 고려할 때 ARCH효과가 없다 ” 이다. 따라서 <표 4-6>에서 보여지는 것처럼 원/달러 환율의 경우 지연시차 1 에서 5%유의수준으로 ARCH효과가 있으며, 원/엔 환율 역시 지연시차 1 에서 5%유의수준으로 ARCH효과 있는 것으로 나왔다.

이 결과 원/달러 환율과 원/엔 환율은 이분산성이 존재하므로 ARCH모형을 사용하는 것이 적절하고, 특히 지연시차 1 에서 ARCH 효과가 존재하고 있기 때문에 GARCH(p,q)모형 중에서 GARCH(1.1) 모형을 사용하는 것이 적절하다고 판단된다.

(라) 비대칭성 분석

일반적인 GARCH모형은 현재수익률의 잔차항의 ‘제공’이 미래 수익률의 변동성에 영향을 미치게 되어 있어 조건부변동성에 대한 충격이 양(+)인지 음(-)인지에 관계없이 대칭적인 효과를 나타낸다. 하지만 실제 시장에서 시장의 참가자들은 시장이 기대이상의 음(-)의 충격이 있을 때 같은 크기의 양(+)의 충격에 비하여 훨씬 더 민감한 반응을 보이게 되어 그 변동성은 더 큰 영향을 미치게 된다. 이러한 비대칭적 정보 효과를 반영하기 위해 Nelson(1991)이 제안한 것이 비대칭성을 고려한 EGARCH모형이다.

시계열 자료의 비대칭성은 표준화 잔차의 제곱(ϵ_t^2)와 지연된 표준화 잔차(ϵ_{t-k})²⁵⁾사이의 교차상관분석(cross correlation)를 통해 알아볼 수 있다. 만약 교차상관계수가 0 이라면 GARCH모형과 같은 대칭성을 가진다고 할수 있지만, 지연 교차상관이 음(-)이라면 비대칭성을 가지기 때문에 EGARCH모형을 사용하는 것이 적합하다.

²⁵⁾표준화 잔차(ϵ_t)는 오차항을 표준편차로 나누어서 구한다. 즉, $\epsilon_t = \frac{2}{\sqrt{4}} \epsilon_t$ 로 표현할 수 있다.

<표 4-6> 원/달러 환율과 원/엔 환율의 교차상관분석

시차 (lag)	원/달러 환율	원/엔 환율
0	0.1063	-0.0447
1	-0.0128	-0.0634
2	-0.0262	0.0193
3	-0.0032	0.0571

<표 4-6>에서 보듯이 지연 교차상관분석에서 원/달러 환율의 경우 모든 지연 차수에서 음(-)의 값을 가지고 있으며, 원/엔 환율의 경우 지연차수 2와 3을 제외한 지연차수1에서 음(-)의 값을 가지고 있다. 따라서 원/달러 환율의 경우는 모든 차수에서 비대칭성을 확인할 수 있는 반면, 원/엔 환율에서 지연차수 1차에서 비대칭성을 확인할 수 있다. 따라서 EGARCH(p,q)모형 중에서 EGARCH(1.1)모형을 사용하는 것이 적합하다고 판단할 수 있다.

(3) 시계열모형의 모수추정

지금까지는 원/달러 환율과 원/엔 환율의 시계열자료에 대한 자기상관분석, 단위근검정, 이분산성검정, 비대칭성 분석을 통하여 GARCH(1,1)과 EGARCH(1,1)모형을 사용하는 것이 적합하는 것을 확인하였다. 따라서 여기에서는 위 결과를 토대로 본 연구에서 사용하고자 하는 GARCH(1,1)과 EGARCH(1,1)모형의 모수를 추정해 보고자 한다.

(가) GARCH(1.1)

ARCH(p)모형을 실증분석에서 사용할 경우, 모형을 적합도를 높이기 위해 긴 시차를 필요로 하는 경우가 발생하고 이것은 많은 모수의 추정을 요구하는 경우가 많아 모수절약의 원칙(principle of parsimony)과 이분산성 검증결과 1개의 시차에서 ARCH효과가 나타났기 때문에 GARCH(1.1)모형을 사용하고자 한다.

GARCH(1.1)의 추정모형은 다음과 같다.

$$\varepsilon_t | \mathcal{A}_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (4.2)$$

$$y_t = C + \hat{A}y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4.3)$$

$$h_t = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \hat{\alpha}_2 h_{t-1} \quad (4.4)$$

<표 4-7> GARCH(1.1)의 추정 결과

모수 변수	α_0	α_1	β_1	Log likelihood
원/달러 환율	0.002946***	0.119521***	0.873430***	-543.2334
원/엔 환율	0.009867***	0.016781***	0.963351***	-1186.376

1) ***, **, *는 1%,5%,10% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 뜻함

<표 4-7>에서 추정된 모수의 값을 보면 모두 1%의 유의수준에서 각 계수가 0이라는 귀무가설을 기각하고 있으므로, 각 계수들의 값이 유의적이라고 말할 수 있다. 또한, GARCH(1.1)모형의 지속계수 $\lambda = \alpha_1 + \beta_1$ 는 현재의 변동성이 미래에 어떤 속도로 소멸되어 갈 것인가를 측정하는 계수로 $\lambda < 1$ 일 때 GARCH 모형이 안정적이라고 할 수 있다. 그리고 λ 값이 1에 가까울수록 상대적으로 과거의 변동성이 현재의 변동성에 강하게 영향을 준다고 말할 수 있다. 따라서 원/달러 환율에 비해 원/엔 환율의 λ 값이 크므로 원/엔 환율이 상대적으로 원/달러 환율보다 과거 변동성에 영향을 받는다고 분수 있다.

(나) EGARCH(1,1)

GARCH 모형의 비음제약 조건을 종종 위반하는 경우를 해결하기 위해서 Nelsen(1991)은 조건부 이분산항에 로그함수를 취함으로써 제약을 완화하였다.

이 모형은 시장에서 기대 밖의 부(-)의 충격이 있는 경우 정(+)충격에 비해 변동성에 훨씬 더 큰 영향을 미치는 비대칭적인 정보효과인 “레버리지 효과 (leverage effect)를 고려한 모형이다.

EGARCH(1,1) 추정모형은 다음과 같다.

$$z_t | A_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (4.5)$$

$$y_t = C + \beta y_{t-1} + z_t \quad (4.6)$$

$$\ln \frac{z_t^2}{h_t} = \alpha + \beta \ln \frac{z_{t-1}^2}{h_{t-1}} + g(\varepsilon_{t-1}), \varepsilon_t \equiv z_t / \sqrt{h_t} \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} g(\varepsilon_t) &= \omega \varepsilon_t + \theta (|\varepsilon_t| - E|\varepsilon_t|) \\ &= \omega \varepsilon_t + \theta (|\varepsilon_t| - \sqrt{\frac{2}{\pi}}) \end{aligned} \quad (4.8)$$

위의 분산식을 정리하면 다음과 같다.

$$\ln \frac{z_t^2}{h_t} = \alpha + \theta \sqrt{\frac{2}{\pi}} + \beta \ln \frac{z_{t-1}^2}{h_{t-1}} + \omega \varepsilon_{t-1} \quad (4.9)$$

$$\ln \frac{z_t^2}{h_t} = \alpha + \theta \sqrt{\frac{2}{\pi}} + \beta \ln \frac{z_{t-1}^2}{h_{t-1}} + \omega \varepsilon_{t-1} \quad (4.10)$$

여기서 $-1 < \omega < 0$ 인 경우 예외치 못한 부(-)의 효과가 다음기의 수익률의 변동성을 크게 하는 레버리지 효과가 있다고 판단 할 수 있다.

<표 4-8> EGARCH(1,1)의 추정결과

모수 변수	α	β	γ	ω	Log likelihood
원/달러 환율	-0.400484***	0.921433***	0.341717***	-0.045453***	-536.5278
원/엔 환율	0.006768***	0.992004***	0.043044***	-0.017849***	-1173.239

주) ***, **, *는 1%,5%,10% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 뜻함

EGARCH 모형의 안정성 조건은 $|\beta| < 1$ 이다. 본 모형의 추정결과는 모두가 이 조건을 만족하고 있어 모형의 안정성을 확보하였다고 할 수 있다.

EGARCH(1,1)모형의 사용은 레버리지 효과의 확인에 있다고 볼 수 있다. 레버리지 효과는 $-1 < \omega < 0$ 사이에 있을 때 존재한다고 하였다. 따라서 모형의 추정 결과 원/달러 환율과 원/엔 환율이 $-1 < \omega < 0$ 사이에 있는 것을 확인할 수 있으며, 따라서 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 레버리지 효과가 있는 것으로 확인할 수 있다.

한편 EGARCH모형은 GARCH모형과는 달리 분산 방정식의 설명변수 z_t 가 이용되지 않고, 이를 조건부 표준편차로 나누어 표준화한 잔차 ε_t 가 이용된다. 따라서 ε_t 와 z_t 는 서로 독립이므로 EGARCH모형에서는 오차항의 충격에 대한 지속성은 GARCH 모형에서 $\rho = (\alpha_1 + \beta_1)$ 가 아니라 β_1 가 된다.

<표 4-8>에서 보면 β_1 값이 원/엔 환율에서 더 크게 나타나는 것을 볼 수 있는데 이것은 원/달러 환율에 비해 원/엔 환율이 변동성의 추격이 더 길게 지속된다는 것을 보여준다. 이것은 현재의 조건부 분산(변동성)에 대한 충격의 효과가 사라지는데 상당한 시간이 소요될 것이라고 추정할 수 있다.

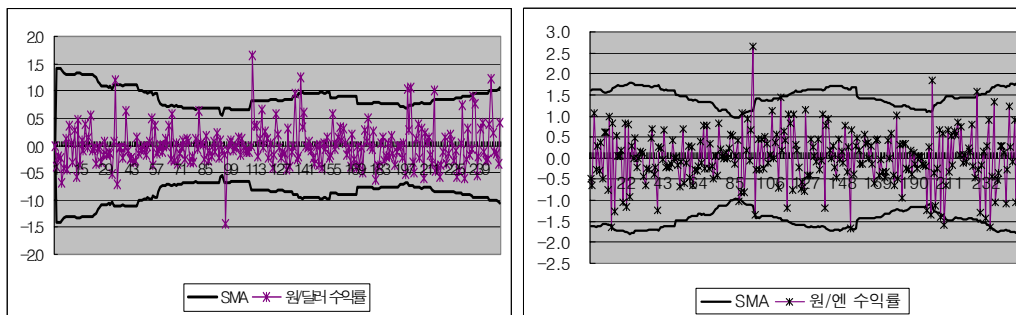
제 5 장 실증연구

제 1 절 변동성 추정 모형의 비교

여기에서는 위에서 시계열 자료의 특성을 고려하여 추정한 GARCH 모형 및 EGARCH 모형과 단순이동평균(Simple Moving Average : SMA)모형 및 지수적 가중이동평균(Exponentially Weight Moving Average : EWMA)모형을 통해 변동성을 추정해보고 추정기간 동안의 실제 원/달러 환율과 원/엔 환율 시계열 자료를 이용하여 추정된 변동성을 비교해 보고자 한다. 또한 현물환에 대하여 매입포지션과 매도포지션을 가정하고 99%의 신뢰수준²⁶⁾에서 상한선(upper band)과 하한선(lower band)을 설정하였다.

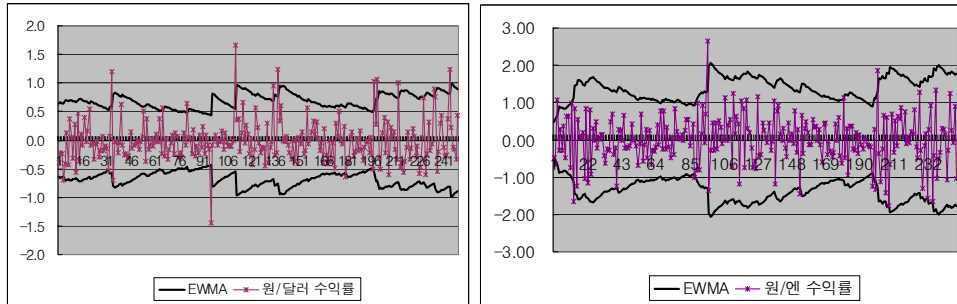
다음의 그림은 추정한 변동성과 실제 원/달러 환율과 원/엔 환율 시계열자료를 나타내고 있다.

<그림5-1> SMA모형으로 추정한 변동성

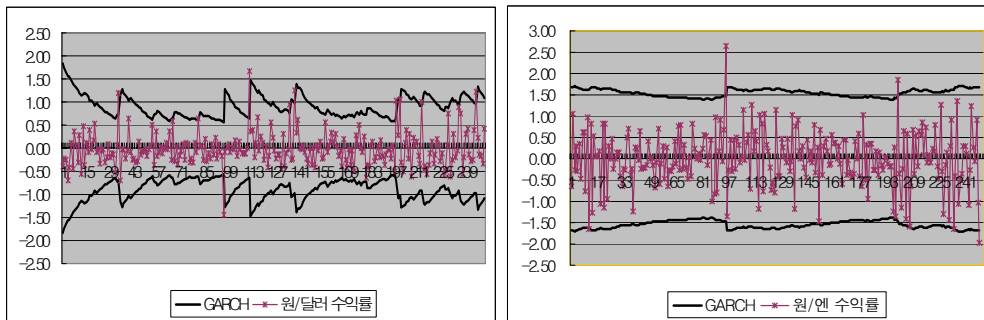


26) 99%의 신뢰수준은 상한선의 경우는 $+2.33\sigma$ 를 나타내고, 하한선은 -2.33σ 를 나타낸다. 이것은 BIS기에서 99%신뢰수준의 VaR를 요구하고 있기 때문이다. 또한 2.33의 사용은 상한선, 하한선에 대해서 각각 단측검증한다고 가정하고 있기 때문이다. 여기에서 σ 는 각 모형을 통해 추정된 σ 이다.

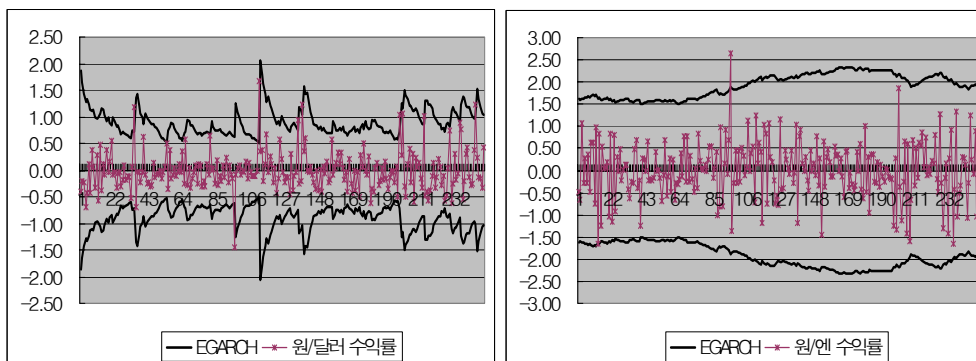
<그림 5-2> EWMA모형으로 추정한 변동성



<그림5-3>GARCH모형으로 추정한 변동성



<그림 5-4> EGARCH모형으로 추정한 변동성



<그림 5-1>~<그림 5-2>에서 보면 원/달러 환율보다 원/엔 환율 변화의 폭이

더 크다는 것을 확인할 수 있다. 또한 원/달러 환율의 경우 변화율이 상승하였을 경우 변화폭이 더 큰 반면, 원/엔 환율의 경우 변화율이 하락하였을 때의 변화폭이 더 크다는 것을 볼 수 있다. 이것은 EGARCH모형의 추정에서 알 수 있듯이 원/엔 환율이 레버리지 효과를 갖고 있다고 볼 수 있다. 특히, 190번째 이후의 자료에서 뚜렷하게 발견할 수 있다. 따라서 이러한 수익률의 변화 형태가 모형의 적정성을 검증하는데 있어서 원/달러 환율과 원/엔 환율에서 다른 양상을 보일 것으로 예상할 수 있다.

<표 5-1>은 각 모형에서 99%의 신뢰수준을 초과하는 일수를 나타내고 있다.

<표 5-1> 각 모형의 초과일수

구분		SMA	EWMA	GARCH	EGARCH
원/달러 환율	상한선	8	9	9	7
	하한선	1	1	1	1
원/엔 환율	상한선	5	4	2	1
	하한선	8	8	5	1

<표 5-1>의 결과를 살펴보면 원/달러 환율의 경우 각 모형들 사이에 큰 차이를 보고 있지 않으나, 원/엔 환율의 경우 초과일수가 각 모형별로 차이를 보이고 있으며, 초과일수가 적은 모형은 EGARCH, GARCH가 적었으며, SMA,EWMA모형은 비슷한 수준으로 관찰 되었다.

제 2 절 변동성모형의 적정성 평가

지금까지는 실제 원/달러 환율과 원/엔 환율 시계열 자료를 통해서 추정된 변동성의 형태를 살펴보았다. 여기에서는 각각의 변동성 추정모형이 어느 정도의 적정성을 가지고 있는지 예측오차에 기초한 적정성 평가와 실패율에 기초한 적정성 평가로 나누어서 분석해 보고자 한다.

(1) 예측오차에 기초한 적정성 평가

예측오차에 기초한 적정성 평가는 모형을 통해서 추정한 변동성과 실제의 변동성을 비교하여 이 추정된 변동성이 얼마나 정확한지를 파악하는 절대적인 예측의 정교성 검정과 다른 모형들을 통해 추정한 VaR값과 특정한 모형이 추정한 VaR값이 얼마나 상대적으로 차이가 나는지를 파악하는 상대적인 예측의 정교성 검정으로 나누어서 파악할 것이다.

(가) 예측의 정교성

예측의 정교성은 예측치가 실제치에 얼마나 근접해 있는가를 나타내는 것으로서, 이를 나타내는 지표는 일반적으로 RMSE(Root of Mean Squared Error)와 MAE(Mean Absolute Error)가 많이 이용되고 있는데 본 연구에서

는 RMSE 및 MAE지표와 함께 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)와 RSE(Root of Squared Error)를 이용하고자 한다. 이 지표들 중 RMSE, MAE, MAPE지표는 예측된 변동성과 실제변동성을 비교하는 지표이며, RSE 지표는 예측된 변동성을 바탕으로 한 VaR값과 실제 P/L을 비교하는 지표이다. 이들 지표는 모두 일반적으로 사용되는 예측의 정교성을 평가하는 지표로서 그 값이 작을수록 예측이 정교하다고 판단할 수 있다.

본 연구에서 사용하는 지표를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\text{Root of Mean Squared Error} = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2} \quad (5.1)$$

$$\text{Mean Absolute Error} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\hat{y}_t - y_t| \quad (5.2)$$

$$\text{Mean Absolute Percentage Error} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \quad (5.3)$$

$$\text{Root of Squared Error} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|X_i| - V_i)^2} \quad (5.4)$$

(단, \hat{y}_t 는 예측치, X_i 는 1일의 실제 P/L, V_i 은 1일 VaR를 나타냄)

<표 5-2>각 모형의 예측치 비교 결과

구분	원/달러 환율			
	RMSE	MAE	MAPE	RSE
SMA	0.2902	0.2323	3.2672	0.7099
EWMA	0.2771	0.2149	2.8833	0.6303
GARCH	0.3000	0.2404	3.1506	0.7438
EGARCH	0.3012	0.2410	3.1384	0.7488

구분	원/엔 환율			
	RMSE	MAE	MAPE	RSE
SMA	0.1941	0.3656	7.3244	1.0759
EWMA	0.1848	0.3550	6.4282	1.0189
GARCH	0.2002	0.3795	7.3879	1.1287
EGARCH	0.2924	0.4722	8.9738	1.5149

<표 5-2>는 4가지 지표에 대한 분석 결과는 다음과 같다. 원/달러 환율의 경우 4가지 지표 모두에서 EWMA모형이 가장 정교한 예측을 보여주고 있다. 또한 RMSE,MAE,RSE지표에서는 EGARCH모형이 가장 정교성이 떨어지고, MAPE지표에서는 SMA모형이 가장 정교성이 떨어지고 있는 것을 볼 수 있다. 그리고 GARCH모형, SMA모형 순으로 모형이 정교성이 떨어진다고 판단할 수 있다. 따라서 원/달러 환율의 경우 EWMA가 가장 정교한 모형이며, EGARCH모형이 가장 정교성이 떨어지는 모형이라고 판단할 수 있다.

원/엔 환율의 경우 원/달러 환율의 경우에서처럼 모든 지표에서 EWMA모형이 가장 정교한 예측을 보여주었으며, EGARCH모형 역시 모든 지표에서 가장 정교성이 떨어지는 모습을 볼 수 있다. 다음으로 GARCH모형, SMA모형 순으

로 정교성이 떨어지는 것으로 나타났다. 따라서 분석 결과, 4가지 지표를 가지고 판단했을 때, 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 EWMA모형이 가장 정교한 예측모형이며, EGARCH모형이 가장 정교하지 못한 모형이라고 판단할 수 있다. 또한, 전체적으로 볼때, 실무적인 모형인 SMA모형과 EWMA모형이 계량모형인 EGARCH모형, GARCH모형보다는 보다 정교한 모형이라고 할 수 있다.

(나) Mean Relative Bias

이 지표는 각 모형을 통해 측정된 VaR 수치에 비하여 특정모형의 VaR수치가 상대적으로 얼마나 큰지 작은지를 판단할 수 있다. 이 지표는 4단계의 계산과정을 통해서 다음과 같이 산출된다.

첫째, 각 모형에 의해 매 시점에서의 VaR측정치를 구한다. $VaR_{m,t}$

둘째, 매 시점의 각 모형의 VaR 평균값을 구한다.

$$\overline{VaR}_t = \sum_{m=1}^n VaR_{m,t}/n$$

셋째, Daily Relative Bias(DRB)를 구한다.

$$DRB_{m,t} = \frac{VaR_{m,t} - \overline{VaR}_t}{\overline{VaR}_t} \times 100$$

넷째, DRB의 시계열 자료의 평균하여 MRB를 얻는다.

$$MRB_m = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T DRB_{m,t}$$

만약 어떤 모형의 MRB 수치가 0에 가까울 수록 이 모형은 VaR수가 평균값에 근사한다고 볼 수 있다.

<표5-3>에서는 이러한 과정을 걸쳐 계산된 각모형의 Mean Relative Bias 를 보여주고 있다.

<표 5-3> 각 모형의 Mean Relative Bias

	SMA	EWMA	GARCH	EGARCH
원/달러 환율	-0.2146	-0.2827	-0.2074	0.7046
원/엔 환율	-0.0902	-0.1981	0.0212	0.2671

<표 5-3>의 결과를 보면 원/달러 환율의 경우 EGARCH모형으로 평균보다 높은 추정치로 추정되었으며, GARCH, SMA, EWMA모형 순으로 낮은 추정치를 보여주고 있다. 원/엔 환율의 경우 원/달러 환율의 결과와 같이 EGARCH모형에서 가장 높은 추정치를 보여주었으며, 그 다음으로는 GARCH,SMA,EWMA모형 순으로 작은 추정치를 보여 주고 있다. 따라서 분석결과 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 EGARCH모형이 가장 높은 추정치를 보여주는 반면, EWMA모형이 가장 낮은 추정치를 보여주고 있다. 이것은 EGARCH모형이 상대적으로 다른 모

형에 비해 위험을 과대평가하고, EWMA모형은 위험을 과소평가하고 있다고 판단할 수 있다.

예측오차에 기초해서 각 모형들의 적정성을 평가한 결과 EWMA모형이 가장 정교한 예측을 하는 것에 비해 상대적으로 위험을 과소평가하는 경향이 있는 반면, EGARCH모형은 예측의 정교성이 가장 떨어지지만 위험을 과대평가하는 모습을 볼 수 있다. 전체적으로 4가지 모형을 비교해 볼 때, 실무적인 모형들이 예측의 정교성이 좋고 위험을 과소평가하는 모습을 보이는 반면, 시계열 계량모형들은 예측의 정교성이 떨어지고 위험을 과대평가하고 있다고 판단할 수 있다.

(2) 실패율에 기초한 적정성 평가

모형의 실패율에 기초한 적정성 평가는 추정된 변동성을 기초로 하여 구한 99%신뢰수준의 범위를 초과하는 날을 추정된 변동성의 예측이 실패했다고 판단하고, 초과한 횟수가 얼마나 되는지를 기준으로 보는 것이다. 모형의 실패율에 기초한 적정성 평가는 감독기관의 입장에서 모형의 적정성을 평가하는 것이라고 볼 수 있다.

여기에서는 초과일수가 전체 검증기간에서 차지하는 비율이 어느 정도인지를 파악하는 모형의 실패율과 바젤위원회에서 제시하고 있는 BIS 접근방법 그리고 실패율을 기초로 하여 모형의 적정성을 평가하는 Kupiec 모델을 사용하고자 한다.

(가) 모형의 실패율(Portion of Failure : PF)²⁷⁾

이 지표는 실제 수익률이 추정한 99%의 신뢰수준의 변동성 범위를 초과하는 경우가 얼마나 되는지를 알아보는 것으로 초과일수를 전체의 추정기간으로 나누어서 구한다.

<표 5-4>는 <표 5-1>에 나타난 초과일수를 기초로 하여 각 모형의 실패율을 보여주고 있다.

27) 모형의 실패율은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$PF = \frac{N}{T} \quad (\text{단, } N \text{은 추정치의 초과일수, } T \text{는 총 검증기간})$$

<표 5-4>각 모형의 실패율

		SMA	EWMA	GARCH	EGARCH
원/달러 환율	상한선	0.032	0.036	0.036	0.028
	하한선	0.004	0.004	0.004	0.004
원/엔 환율	상한선	0.020	0.016	0.008	0.004
	하한선	0.032	0.032	0.020	0.004

<표 5-4>에서 나타난 각 모형의 PF 결과를 살펴보면 다음과 같다. 원/달러 환율에 있어서 하한선을 초과하는 경우에는 모든 모형이 같은 실패율을 보여주고 있는 반면에, 상한선을 초과하는 경우에는 4가지 모형 중 EGARCH모형이 실패율이 가장 작고, EWMA모형과 GARCH모형이 가장 큰 실패율을 보여주고 있다. 하지만 원/달러 환율에 있어서 실패율의 편차는 크게 나타나고 않고 있다. 원/엔 환율은 원/달러 환율보다 모형별 실패율이 뚜렷한 차이를 보이고 있다. 역시 EGARCH이 모형이 가장 작은 실패율을 보이고 있으며, 다음으로 GARCH모형, EWMA모형, SMA모형의 순으로 실패율을 보이고 있다. 따라서 실패율을 통해 알아본 결과는 다른 모형에 비해 EGARCH모형이 가장 우월한 모형이라고 판단할 수 있다.

(나) BIS 접근방법

BIS 접근방법에 의한 사후검증은 보통 1일 보유기간과 99% 신뢰구간을 기준으로 250일 동안 추정된 VaR와 실제의 이익/손실을 매일 비교하여 실제의 이익

과 손실이 VaR를 초과하는 횟수를 기초로 이루어진다.

금융기관의 입장에서 바젤의 사후검증 기준을 충족한 모형이라면 그러한 기준을 충족하는 여러 모형 중에서 요구자본량이 적은 모형을 선호할 것이다. 왜냐하면, BIS 자기자본비율 산정시 분모인 총위험 가중자산은 시장위험에 대한 요구자본량 12.5(최저 자기자본비율 8%의 역수)를 곱하여 위험가중자산에 포함시키기 때문에, 동일한 현실 하에서 동일한 조건이라면, 요구자본량이 적게 계산될수록 금융기관의 BIS기준 자기자본비율은 높아지기 때문이다.

결국, 사후검증결과가 추가승수를 결정하고 이것이 요구자본량에 영향을 준다. <표 5-5>는 원/달러 환율과 원/엔 환율을 BIS 접근방법을 통하여 살펴본 결과를 제시하고 있다.

<표 5-5> 원/달러 환율과 원/엔 환율의 BIS 접근 방법²⁸⁾

구역	원/달러 환율		원/엔 환율	
	상한선	하한선	상한선	하한선
안정구역		SMA EWMA GARCH EGARCH	EGARCH GARCH EWMA	EGARCH
경계구역	EGARCH SMA EWMA GARCH		SMA	GARCH SMA EWMA
위험구역				

28) 경계구역안의 모형들은 승수를 가장 적게 부과하는 모형 순으로 정렬하였다. 단, 안정구역과 위험구역은 모두 똑같은 승수를 부과한다..

<표 5-5>의 결과를 보면 원/달러 환율은 양(+)의 변화율에서 모두 경계구역에 포함되는 반면, 하한선의 경우는 모두 안정구역에 속해 있는 것을 확인할 수 있다. 이것은 검증기간에 원/달러 환율이 양(+)의 변화율이 음(-)의 변화율에 비해서 상대적으로 더 큰 변화폭을 가지고 있다고 판단할 수 있다. 원/달러 환율이 상한선을 초과하는 경우 각 모형들에 따라 부과되는 승수가 똑같이 때문에 어느 모형이 우월하다고 판단할 수 없다. 그러나 원/엔 환율의 경우에는 음(-)의 변화율에 경우 EGARCH모형만이 안정구역에 속하는 것을 확인할 수 있으며, 양(+)의 변화율에 대해서는 EGARCH모형, GARCH모형, EWMA모형이 안정구역에 속하고 SMA모형만 위험구역에 속하고 있다. 이러한 결과는 원/엔 환율이 레버리지 효과를 나타내고 있기 때문에 이러한 레버리지 효과를 반영한 EGARCH모형이 가장 우월한 모형이라고 할 수 있다. 따라서 원/달러 환율의 경우에는 특별히 우월한 모형은 찾아 볼 수 없었으나, 원/달 엔 환율의 경우에는 EGARCH모형이 가장 우월한 모형으로 판단할 수 있으며, 그 다음으로 GARCH모형, EWMA모형 SMA모형 순이라고 판단할 수 있다.

(다) Kupiec 모델

VaR모형의 정확성을 검증하는 가장 간단한 방법은 주어진 표본에서 예측한 VaR을 초과하는 손실이 발생하는 비율이 실패율(Failure rate)을 조사하는 것이다. 총 T일 동안 왼쪽 꼬리의 1% 수준($p=1-c$)에서 VaR를 계산한다고 가정할 때 실제손실이 VaR를 초과하는 일수인 N을 계산하는 방법이다. 이 때 $p^*=0.01$ 이라

는 귀무가설 하에서 N이 너무 작든지 혹은 너무 큰지를 검증하게 된다.

Kupiec 은 VaR를 초과하는 손실이 발생하는 사건이 독립적인 이항확률분포를 따른다고 가정하고 이항분포 예측치에 대한 평가방법을 제시하였다. 이것은 “주어진 기간동안에 손실이 VaR를 초과할 일수인 N이 발생할 확률이 ρ^* %와 같다”라는 귀무가설에 대해서 실제의 손실이 이 분포로부터 추출된 것과 어느 정도 다른지 통계학적으로 검증하는 것이다. 이를 통해서 모형별 VaR산출의 정확도에 대한 평가를 가능하게 한다.

VaR모형의 검증을 위해서 Kupiec은 우도비율(Likelihood ratio : LR)을 사용하여 모형의 채택역을 제안하였다.

$$LR = -2 \ln [(1 - \rho^*)^{T-N} (\rho^*)^N] + 2 \ln [(1 - (N/T))^{T-N} (N/T)^N]$$

단, ρ^* 는 귀무가설하의 실패확률, T는 관측일, N은 예외치 발생일 수

귀무가설은 “주어진 기간동안에 손실이 VaR을 초과할 일수인 N이 발생할 확률이 ρ^* %와 같다.”이며, LR 통계량은 자유도가 1인 $\chi^2(1)$ 분포를 갖는다.

<표 5-6> Kupiec 모형의 비기각역³⁰⁾

확률수준 ρ^*	T=250	T=500
0.01	$N < 7.6$	$0.5 < N < 11.8$
0.05	$4.8 < N < 22.3$	$13.4 < N < 38.5$
0.1	$13.7 < N < 38.1$	$33.6 < N < 68.2$

29) 1%의 유의수준에서의 임계치는 6.63, 5%의 유의 수준에서의 임계치는 3.84이다

30) 여기에서 ρ^* 는 VaR 계산시의 ρ 와는 관련이 없다. ρ^* 는 귀무가설에서의 실패확률이며, ρ 는 모형의 정확성을 기각하는 신뢰수준이며, 현재까지는 모형을 검증시 최적 신뢰수준이 얼마인지에 대한 기준은 없다.

감독기관은 상기 비기각역 범위에 존재할 경우에는 해당 유의수준하에서 모델이 잘못되었다고 판단할 수 없다.

본 연구에서 사용된 관측치는 250개이므로 1%의 유의수준하에서 예외치가 7.6개미만이면, 모형이 잘못되었다고 기각할 수 없다. 비기각역 범위내 수준에서 예외치의 숫자가 관찰 되었을 때 모형을 채택할 수 있다고 판단할 수 있다.

<표 5-7> Kupiec 모델에 의한 모형의 채택여부

		SMA	EWMA	GARCH	EGARCH
원/달러 환율	상한선	기각	기각	기각	채택
	하한선	채택	채택	채택	채택
원/엔 환율	상한선	채택	채택	채택	채택
	하한선	기각	기각	채택	채택

<표 5-7>의 결과를 살펴보면 원/달러 환율의 경우 양(+)변화율이 99%신뢰수준의 상한선을 초과하는 경우에 EGARCH모형을 제외하고 모두 기각되고 있는 반면, 음(-)의 변화율이 99%의 신뢰수준의 하한선을 초과하는 경우에는 모두 채택하는 결과를 보여주고 있다. 원/엔 환율의 경우 양(+)의 변화율이 99%신뢰수준을 초과하는 경우에는 4가지 모형 모두 채택이 되고 있으며, 원/엔 환율의 음(-)의 변화율이 99%신뢰수준을 초과하는 경우에는 EGARCH모형과 GARCH모형만 채택되고 있다. 따라서 원/달러 환율의 경우에는 EGARCH모형이 가장 우월한 모형이라고 말할 수 있다. 반면에 원/엔 환율의 경우에는 4가지 모형중에서 EGARCH모형과 GARCH모형이 모두 채택되고 있으므로 다른 모형에 비해 두 모형이 우월하다고 판단할 수 있다. 전체적으로 볼 때, 원/달러 환율과 원/엔 환율

에서 모두 채택되고 있는 EGARCH모형이 가장 적정하다고 판단할 수 있다.

그러므로 실패율을 기초한 적정성평가에서는 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 EGARCH모형이 모든 지표에서 가장 우월한 결과를 나타내고 있으며, 그 다음으로는 GARCH모형이고, EWMA모형, SMA모형순으로 나타내고 있다. 전체적으로 볼 때, EGARCH모형이 가장 적정한 모형이라고 판단할 수 있다.

제 6 장 결론 및 연구의 한계점

전 세계적으로 자본시장이 개방화되고 국제화됨에 따라 국내의 자본시장은 과거에 비해 외부의 충격요인에 많이 노출되어 있으며, 그로 인한 영향 역시 만만치 않다. 또한 외환위기 이후 금융시장에서 위험요인이 증가하고 이에 따른 변동성의 증대는 위험관리의 중요성을 부각시키고 있다.

국내금융기관의 외국투자가 확대되고, 국내금융시장으로의 외국인 투자가 점점 더 활발해지면서 큰 규모의 자금이동이 일어나고 있다. 그리고 금융기관들이나 기업들의 외환차입이 점점 더 늘어나는 추세에 있다. 그렇기 때문에 금융기관이나 기업은 항상 환율의 변화에 민감하게 반응할 수밖에 없으며 이를 적절히 관리해야 할 필요가 있다. 환율의 변화는 주식이나 채권은 다른 금융상품에 비해 변동성의 점프현상이 많이 발생하고 있는 것이 사실이다. 이것은 상대적으로 예기치 못한 변화가 심하다는 것을 의미하며, 이러한 변화에 대해 적절히 대비할 때 그로 인한 손실을 최대한 줄일 수 있다. 따라서 위험관리면에서 이러한 특징은 금융기관으로 하여금 환율의 변동에 따른 위험관리의 필요성을 부각시키는 것이다.

따라서 본 연구는 최근에 국내 금융기관의 관심의 대상이 되고 있는 위험관리 기법 중의 하나인 VaR모형을 이용하여 환위험관리를 위한 원/달러 환율과 원/엔 환율을 대상으로 변동성의 추정모형들의 적정성을 평가하였다.

기존의 논문에서 변동성추정에 대한 연구는 실무적으로 많이 사용하는 SMA모형과 EWMA모형을 비교하거나 GARCH류의 모형을 비교하는 연구가 일반적이었다. 그러나 본 연구에서는 SMA모형과 EWMA모형 그리고 GARCH류 모형 중 GARCH(1,1)모형과 EGARCH(1,1)모형을 함께 비교해 보고 적절한 모형을 평가하는데 목적이 있다.

본 연구의 결과는 다음과 같다. 기술통계분석을 통해 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 정규분포가 아닌 뾰족하고 꼬리가 두꺼운(fat-tail)분포를 보이고 있다는 것을 확인할 수 있었다.

또한, 자기상관분석, 단위근 검정, 이분산성 검정, 비대칭성 검정을 통해서 GARCH(1,1)모형과 EGARCH(1,1)모형을 적용하는 것에 대한 타당성을 확인하였다. 그리고 GARCH(1,1)모형과 EGARCH(1,1)모형의 모수를 추정하여 사후검증기간동안의 변동성을 추정하였다..

본 연구의 SMA모형, EWMA모형, GARCH(1,1)모형, EGARCH(1,1)모형을 통해 추정한 변동성에 대한 각 모형들의 평가 결과는 다음과 같다.

첫째, 예측오차에 기초해서 각 모형들을 평가한 결과 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두 RMSE, MAE, MAPE, RSE지표에서 모두 가장 낮은 값을 보여주고 있다. 이것은 EWMA모형이 가장 정교한 예측을 하고 있다는 것을 보여준다. 하지만 MRB지표에서는 가장 낮은 값을 보여주고 있다. 이것은 예측된 VaR값이 다른 모형들과 비교했을 때 가장 낮다는 것을 의미한다. 따라서 EWMA모형은 정교한 예측력을 보이는 반면 예측된 VaR값은 다른 모형에 비해 과소평가하고 있다.

둘째, 실패율을 기초해서 각 모형들을 평가한 결과 실패율에서 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 EGARCH모형이 가장 낮은 값을 보여주고 있으며, Kupiec 모델에서 역시 EGARCH모형이 원/달러 환율과 원/엔 환율 모두에서 채택되고 있다. 또한 BIS 접근방법에서는 EGARCH모형이 원/달러 환율 하한선과 원/엔 환율 모두에서 안정구역에 속해 있으며, 원/달러 환율 상한선에서는 경계구역에 속해 있으나 가장 낮은 승수를 부과하고 있다. 따라서 EGARCH모형이 다른 모형들에 비해 우월하다고 판단할 수 있다.

VaR모형이 일반적인 시장위험 측정의 표준으로 사용되고 있는 현시점에서 볼

때, VaR 예측치가 변동성이 급격히 커지는 외환위기와 같은 시점을 잘 예측할 수 있다면 VaR를 통해 위험관리를 하는 경우 매우 유용한 정보를 얻을 수 있다. 따라서 본 연구의 결과를 통해서 알 수 있는 것처럼 정상적인 시장에서는 예측력이 가장 좋은 EWMA모형이 적절할 수 있으나, 변동성의 집중현상, 비대칭성에 의한 레버리지 효과, 환율 시계열에서 일반적으로 나타나는 점프위험 등 환율 시계열의 특성을 고려한다면 환위험관리를 위한 보다 적절한 모형은 EGARCH모형이 적절하다고 판단할 수 있다.

본 논문의 한계점과 앞으로의 연구과제는 다음과 같다. 첫째, 본 연구가 원/달러 환율과 원/엔 환율만을 연구대상으로 했다는 점이다. 따라서 원/달러 환율과 원/엔 환율뿐만 아니라 다른 외환수익률을 대상으로 한 연구가 필요하고 더 나아가 주식, 채권, 선물, 옵션 및 기타상품도 포함시켜 보다 다양한 상품에 대한 연구가 필요하다.

둘째, VaR모형을 분산-공분산 접근법에 기초하여 분석하였다. 그러나 역사적 시뮬레이션이나 몬테카를로 시뮬레이션 모형 등 다양한 고려하여 비교함으로써 우월한 모형을 판단해보는 것이 필요하다.

셋째, 본 연구에서 다루어 진 것은 시장위험만을 대상으로 하였다. 그러나 신바젤협약에서 BIS 비율 산정시에는 시장위험과 함께 신용위험과 운영위험을 모두 고려하여 산출하도록 되어있다. 따라서 신용위험과 운영위험을 포함하여 시장위험·신용위험·운영위험 간의 상관관계 등을 고려하여 종합적인 위험관리에 대한 연구가 기대된다.

그러므로 앞에서 제시한 본 논문의 한계점과 연구과제는 향후 좀더 깊은 연구가 필요한 부분이므로 이러한 향후에 더욱 발전된 연구가 이루어져야 할 것이다.

참고 문헌

<국내 문헌>

국찬표, 구본열, “현대재무론”, 비봉출판사, 2001

김명직, 장국현, “금융시계열 분석”, 경문사, 2002

김철중, 윤평식, “금융기관 시장위험관리”, 한국금융연수원, 2000

명건식, 임운수, 최종환, “ Value at Risk의 사후검증에 관한 연구-KOSPI 200선
물지수를 중심으로”, 충남대학교 경영대학부설 경영경제연구소 Vol 15
NO. 1, 1999

오세경, 김진호, 이건호, “위험관리론”, 경문사, 1999

이준행, “VaR 측정치의 백테스트와 VaR모형의 적정성 평가”, 선물연구 Vol8
NO. 1, 2000

최생림,형남원, “환율변동성 추정모형의 실증분석”, 국제경영학회 Vol 14 NO.1
2003

홍동수, 김용선, “신 바젤자기자본협약 도입이 국내 은행산업에 미치는 영향
과 대응방향”, 한국은행, 금융시스템리뷰 제9호, 2003

<국외 문헌>

- Black, F., Studies of stock price volatility changes, *Proceedings of the 1976 meetings of the American Statistical Association, Business and Economics Statistics Section* (American Statistical Association, Washington, DC) 177-181, 1976
- Bollersley, T., "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics* 31, 307-327, 1986
- Christie, A., "The stochastic behavior of common stock variances" *Journal of Financial Economics* 10, 407~432, 1982
- Crouhy. M., G. Dan. and M. Robert., "Risk management", *McGarw-Hill*, 2001
- David A. Hsieh, "Statistical Properties of Daily Foreign Exchange Rates: 1974-1983," *Journal of International Economics*, 24, 129-145, 1988
- Engle, R.F., "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation.", *Econometrica*. 50, 987-1008, 1982
- Engel, J. and M. Gizycki., "Conservation, Accuracy and Efficiency: Comparing Value at Risk Models", *Australian Prdential Regulation Authroity*, February, 1999

- Engle, R. F., Lilien, D.M. and R. P. Robins, " Estimating Time Varying Risk Premia in the Term Structure: The ARCH-M Model", *Econometrica*, 55, no 2, 391-407, 1987
- French, K. R., Schwert, G. W., and F. S. Robert, "Expected Stock Returns and Volatility", *Journal of Financial Economics* 19, no.1, 1987
- Giovannini, A. and Philippe Jorion, "The Time Variation of Risk and Return in the Foreign Exchange and Stock Markets", *Journal of Finance* 44, 307-325, 1989
- Hendricks. D., "Evaluation of Value at Risk Model using Historical Data", Federal Reserve Bank of New York, *EconomicPolicy Review*, April, 1996
- John Hull. "Options, futures & other derivatives" 5th Edition, *Prentice Hall*, 2003
- J.P Morgan Bank, "Risk Metrics Technical Manual", New York. J.P Morgan Bank, 1995
- Kupiec, P., "Technique for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models", *Journal of Derivatives* Winter, 1995
- Nelson, D. B. (1991), "Conditional heteroskedasticity in asset return : A New approach," *Econometrica*, 59, p347-370
- Philippe Jorion, "Value at Risk", 2rd Edition, McGraw-Hill, 2000
- The New Basel Capital Accord, Basel Committee on Banking Supervision, January 2001