



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

MIDAS Regression을 활용한 ICAPM 추정 및 실증비교분석

2015년 8월

서울대학교 대학원
사회과학대학 경제학부 경제학전공
석사과정 조두현

MIDAS Regression을 활용한 ICAPM추정 및 실증비교분석

지도교수 안동현

이 논문을 경제학 석사학위 논문으로 제출함

2015년 4월

서울대학교 대학원

사회과학대학 경제학부 경제학전공

석사과정 조두현

조두현의 석사학위논문을 인준함

2015년 6월

위 원 장 김재영 (인)

부 위 원 장 안동현 (인)

위 원 김소영 (인)

MIDAS Regression을 활용한 ICAPM추정 및 실증비교분석

서울대학교 대학원

경제학부

조두현

초 록

본 연구는 MIDAS (Mixed Data Sampling) Regression 을 통하여 KOSPI200 지수의 위험을 나타내는 조건부 분산과 초과수익률의 관계인 ICAPM 모형을 추정하여, 기타 시계열 모형의 추정 결과와 비교한 실증분석이다. MIDAS Regression 이란 기존의 회귀분석과 달리 설명변수와 종속변수의 빈도수가 다른 데이터를 기준으로 회귀분석을 실시하는 모형이다. 모형의 장점은 빈도수를 높여 모형의 모수에 대한 표준오차를 줄이며, 기존 모형보다 모집단에 대한 추정을 정확하게 실시할 수 있다는 장점이 있다.

본 연구에서 MIDAS Regression을 이용한 추정과 빈도수를 조정하지 않고, 오차항의 자기회귀를 고려한 모형인 GARCH-M, 동일한 모형에서 외부 충격의 비대칭성을 고려한 모형인 EGARCH, 그리고 비대칭성을 교차검증하기 위한 모형인 QGARCH를 통하여 한국 주식시장의 위험과 초과수익률 간의 관계를 실증분석 하였다. 분석결과 MIDAS Regression이 가지는 고유의 장점과 이론적 함의에도 불구하고 실제 추정 결과는 모형을 잘 설명하지 못하는 것으로 드러났는데, 이는 모형의 설정단계에서 내생성을 고려하지 않은 것이 원인으로 보인다. 반면 GARCH 계열의 추정은 모형이 가지는 함의를 비교적 잘 설명한다. 따라서 MIDAS Regression을 통한 위험성과 초과수익률의 관계에 대한 선행연구는 우연의 일치일 수 있다는 논점을 재확인 하여 준다.

주제어: ICAPM, MIDAS Regression

학번: 2013-20172

목 차

1. 서론	1
1.1 연구배경 및 목적	1
2. MIDAS 모형을 이용한 추정	5
2.1 모형의 함의	5
2.2 모형의 설정	5
2.3 데이터 설명 및 MIDAS Regression의 추정결과	7
2.4 MIDAS Regression의 평가 및 결론	10
3. 기타 시계열 모형을 이용한 추정	11
3.1 조건부 분산의 설정	12
3.2 GARCH-M을 이용한 추정	12
3.3 GARCH-M을 이용한 추정결과	13
3.4 EGARCH를 이용한 추정	14
3.5 EGARCH를 이용한 추정 결과	15
3.6 QGARCH를 이용한 추정 결과	16
4. 결론 및 연구의 한계점	17
5. 참고문헌	19

표 목차

<표 1> MIDAS Regression의 추정결과	8
<표 2> GARCH-M을 이용한 추정결과	13
<표 3> EGARCH 를 이용한 추정결과	7
<표 4> QGARCH 를 이용한 추정결과	10

그림 목차

<그림 1> 월별 초과수익률의 데이터 형태	7
<그림 2> 일일 수익률이 월별 초과수익률에 기여하는 시차 별 비중	8
<그림 3> 실현된 분산 대비 GARCH-M으로 예측한 분산	13
<그림 4> 실현된 분산 대비 EGARCH 로 예측한 분산	15
<그림 5> 실현된 분산 대비 QGARCH로 예측한 분산	16

1. 서론

1.1 연구배경 및 목적

Merton(1973)은 시점간 자원을 분배하는 효용극대화 조건을 통하여 자산의 초과수익률의 결정요인을 자산수익률의 변동성과, 비재화인 변동성에 대한 교환비율인 위험회피계수로 설명할 수 있다고 결론 지었다. 주식시장의 초과수익률은 위험회피계수와 조건부 분산의 크기에 의해 결정된다고 이론적 함의를 이끌어 내었으며, 이 관계는 이론적으로 양의 관계를 가질 것으로 기대되었다. 이러한 연구의 실증분석결과를 살펴보면, French et al(1987), Baillie and DeGennaro (1990)의 연구는 Merton(1973)의 ICAPM (Intertemporal Capital Asset Pricing Model) 모형을 실증분석하여 초과수익률의 기대값이 주가의 조건부 분산과 유의미하게 양의 관계를 가진다고 설명하였다. 반면 Nelson (1991)의 연구는 Dow Jones 인덱스를 통한 실증분석을 통해 초과수익률과 조건부 분산의 상관관계가 음의 상관관계를 나타낸다고 설명하였다. 거기에 더해 Glosten et al(1993)은 추정하는 방법론에 따라 양의 관계 혹은 음의 관계가 나온다고 하였다. Harvey(2001)의 연구는 Glosten et al(1993)의 연구의 연장선상에서 추정 모형과 방식, 데이터의 기간에 따라 초과수익률과 조건부 분산의 관계가 양의 관계 및 음의 관계 모두 도출될 수 있음을 보여주었다. 반면 윤상용(2014)은 국내 주식 시장의 변동성프리미엄과 주가수익률 간의 관계를 횡단면 분석을 하여 변동성 요인이 단기적으로 주가수익률을 예측할 수 있다고 결론 내렸고 그 방향성은 양의 상관관계를 가진다고 설명하였다.

반면 특정시차를 통해 인과관계를 분석한 시계열 연구들은 Whitelaw(1994)는 변동성과 초과수익률간의 시차를 통한 선 후행 관계를 도출하였으며, VAR (벡터 자기회귀모형)의 추정과 인과관계 검정을 통하여 조건부 변동성이 주가수익률을 선도한다고 결론지었다.

이필상(1996)은 Whitelaw(1994)의 연구에 더해 국내 주식시장의 변동성과 초과수익률 간의 시차관계를 추정한 결과 조건부 변동성이 시차를 두고 초과수익률에 영향을 미친다고 설명하였다.

$$E[R_{t+1}] = \mu + \gamma \text{Var}[R_{t+1}] \quad (1)$$

ICAPM의 추정과 관련된 모형, 또는 변동성과 주가의 초과수익률의 관계를 설명하는 선행연구들 모두에 있어 (1)식의 조건부 초과수익률인 μ 와 위험회피계수 γ 를 추정하는 방법론을 다루고 있다. 여기서 γ 는 경제내 구성원들의 위험회피계수를 의미하며 Merton(1973)의 ICAPM 모형은 자산의 초과수익률은 자산의 변동성과 위험회피계수로 결정된다고 설명하였다. 이는 위험과 수익의 정비례관계를 의미하며, 재무이론의 첫 번째 원칙 (the first fundamental law of finance)로 설명되는 법칙이다. 선행연구의 실증분석결과 일반적으로 양의 상관관계가 도출되는 관계가 아니며, 상황에 따라 다른 결과가 나타났으므로 일치된 결과를 찾기 어려웠다.

또한 거기에 더해 모형의 추정에 앞서 관측되지 않는 변수인 조건부 분산은 과거의 초과수익률에서 적절한 필터링을 거쳐 도출되어야 한다. Ghysel et al(2005)의 연구에 따르면 관측되지 않는 조건부 분산을 도출하는데 있어 MIDAS(Mixed Data Sampling)을 도입할 수 있다고 하였다. MIDAS란 서로 다른 빈도수를 가진 종속변수와 설명변수간의 관계를 추정하는 방법론이다. 통상적으로 설명변수의 빈도수가 종속변수의 빈도수보다 높으며, 예를 들자면 종속변수에서 빈도수가 잦아서 발생하는 Noise를 줄여줄 수 있는 장점과, 설명변수에서 빈도수의 증가 즉 표본의 개수를 늘려 표준오차를 최소화 할 수 있는 장점 모두를 취할 수 있다고 설명하였다. 이러한 데이터 측면에서의 특성과 더불어 Kalman filter와 같은 방법론의 단점인 과도한 모수추정 (overparameterization) 문제와 그로 인한 계산의 복잡성 문제들을 MIDAS 모형의 간결성으로 보완할 수 있다고 주장하였다. 실제로 Ghysels et al(2005)의 연구결과에서는 Dow Jones를 바탕으로 추정한 결과 2.41의 위험회피계수를 추정할 수 있었으며, GARCH계열의 시계열 모형들 보다 조건부 분산에 대한 예측능력이 우수하였다는 결론을 도출하였다.

반면 중국 및 동남아시아 주식시장을 바탕으로 MIDAS 추정을 한 실증연구인 Bin Li et al, (2011) 에서는 MIDAS regression의 계수들이 큰 유의성을 가지지 않는다고 설명하였다. 한국의 주식시장에서 변동성과 초과수익률간의 관계를 도출하는 데 있어 Ghysel et al(2005)의 설명처럼 MIDAS 추정방법이 장점을 가지고 있는지, 혹은 유의성이 떨어지는 결과를 도출하는지에 대하여 그 추정 결과를 비교하여 의미를 도출해 내고자 하는 것이 본 연구의 목적이다.

실제로 본 연구는 2001년 1월 3일부터 2014년 12월 31일까지, 최근 14년간의 월간, 일간 KOSPI200 지수를 기준으로 정하고 평균적인 1개월 영업일인 22일을 부분표본(subsample)로 정하여 Almon 다항시차모형을 통하여 필터링한 조건부 월별 분산과 초과수익률의 관계에 대한 추정결과 14.16 이라는 계수가 도출되었다. 다른 모형으로 추정된 계수들과 비교해 보았을 때 지나치게 큰 계수다. 이러한 이유가 발생한 원인은 결국 월별 분산을 필터링 하는 과정에서 부분표본의 특정 시점인 월 영업일 중 13~16번째 영업일만이 필터링 된 분산에 영향을 미친다는 추정 때문에 발생한 것으로 보인다. 또한 특정 4일간의 변동성이 1달동안의 초과수익률에 14.16 이라는 반응도로 초과수익률을 증가시킨다는 추정결과는 현실적으로 크게 설득력이 없다.

또한 이론적으로 필터링된 형태의 분산이 외생적으로 주어진 형태가 아니라 최우추정법을 통하여 확률변수의 분포를 미리 가정해 놓은 상태에서 가정한 분포에 내생적으로 끼워 맞춰지는 문제로 인하여 추정에 편의를 일으킬 가능성이 크다는 사실 또한 간과할 수 없기 때문이다.

설명변수의 분산을 모형 밖에서 결정되게 필터링 한 이후 GARCH-M, EGARCH, QGARCH와 같은 시계열 모형을 통하여 (1)식을 추정한 결과 GARCH-M(1,1)을 이용한 추정에서 γ 값은 2.13으로 추정되었다. EGARCH 는 변동성과 초과수익률의 관계에 양의 충격과 음의 충격이 서로 상이하게 반응하는 비 대칭성을 전제로 한 추정방식이며, QGARCH 또한 변동성의 비 대칭성을 설명하는 모형인데, EGARCH로

인한 추정을 다시 한번 더 교차 검증하는 목적으로 실시되었다.

EGARCH(1,1) 과 QGARCH(1,1)을 추정한 결과 비 대칭성을 나타내는 계수가 유의성이 떨어지게 도출되었다. 이는 한국 주식시장에서의 변동성과 초과수익률의 관계에서 변동성의 방향성에 의한 비 대칭성의 크기보다 변동성의 절대적인 크기가 초과수익률을 설명하는데 유의한 모형이라는 점을 시사한다.

결론적으로 MIDAS 모형을 통한 위험회피계수 추정의 선행연구 결과가 정말 이론적, 실증적으로 맞아떨어지는 결론을 도출한 것인지, 혹은 북미에서 우연의 결과로 도출된 것인지에 대한 함의를 살펴볼 필요성이 존재한다는 사실을 발견하였다.

2. MIDAS 모형을 이용한 추정

2.1 모형의 함의

다른 변수들보다 추가변수가 가지는 가장 두드러지는 특징은 주식시장을 일일 변동성의 Noise가 심한 특징을 갖는다. 이러한 Noise는 거시경제변수가 주식시장에 끼치는 요인 외에도, 개별 투자자들의 심리변화나, 정보의 유입으로 인한 시장의 변화 등이 모두 포함되어 있다. 이런 모든 변화들을 설명변수로 제어하지 않는 이상 일일 데이터를 이용한 모형의 추정은 모형의 설명력이 떨어질 수 있다는 단점을 내포한다. 이는 일일 변수를 데이터로 사용할 시 관측치가 늘어남으로써 가지는 표준오차의 감소 및 모집단의 추정에 유리한 장점을 상쇄시키는 단점으로 작용한다. 반면 월별 및 분기 데이터는 이러한 Noise 가 상대적으로 줄어들지만, 관측치의 숫자가 떨어짐으로서 발생하는 표준오차의 증가폭이 크다는 단점을 가지고 있다.

Ghysel, et al (2005) 의 연구에 따르자면, MIDAS Regression 을 통해 일일 데이터를 사용하는 장점과 월별 데이터를 사용하는 장점을 결합한 추정을 실시할 수 있다고 한다. 이는 일별 데이터를 적절한 함수꼴의 형태를 통해 월별 데이터에 영향을 미치는 비중을

도출 한 후, 특정한 분포를 가정하여 최우추정법을 실시하여 모수를 추정하는 2step regression 으로 도출될 수 있다고 결론을 도출하였다. 거기에 더해 부분표본(Subsample)이 종속변수에 끼치는 영향을 설명할 수 있다는 장점이 있다. 즉 1개월 내 주가의 조건부 분산이 매일마다 종속변수에 주는 영향이 동일한 비중이 아닌 자료의 형태와 특성을 고려하여 특정 시차의 일일 부분표본이 종속변수에 끼치는 영향을 세부화 하여 살펴볼 수 있다는 장점 또한 존재한다.

2.2 모형의 설정

위험과 수익의 상관관계를 나타내기 위하여 분산을 측정하는 방법이 정의되어야 한다. 하지만 모형의 특성상 주가수익의 분산이 사전적으로 관측되지 않기 때문에, 분산을 정의하기 위한 필터링이 필요하다. MIDAS Regression 에서는 다음과 같은 방식으로 분산을 먼저 추정하고, 추정한 분산을 바탕으로 위험회피 계수와 조건부 수익을 추정하는 2 step method를 거친다.

$$V_{t+1(MIDAS)} = 22 \sum_{d=0}^{\infty} \omega_d (r_t - d)^2 \quad (2)$$

$$\omega_d(\kappa_1, \kappa_2) = \frac{\exp\{\kappa_1 d + \kappa_2 d^2\}}{\sum_{i=0}^{\infty} \exp\{\kappa_1 i + \kappa_2 i^2\}} \quad (3)$$

(2) 식은 월별 분산을 도출해내는 과정이다. 이 식에서 r_t 는 일일 초과수익률이며, V_t 는 월간초과 수익률의 분산이다. 22가 의미하는 숫자는 월 평균 영업일 숫자이며, ω 는 일별 초과수익률의 분산이 월별 분산에 끼치는 비중을 의미한다. 월별 분산을 도출하는데 있어서 가장 최근의 일별 초과수익률의 분산이 월별 분산에 가장 큰 영향을 끼친다는 가정하에 (3)의 식으로 ω 를 추정한다.

(3) 식은 ω 를 추정하기 위한 함수형태이다. 지수함수형태로 구성한 이유는 첫 번째로

ω 의 비중이 양수로 결정되기 때문이다. 두 번째로 이 모형에서는 i 의 값은 22까지로 설정한다. 세 번째로, κ 의 값에 따라 다양한 함수 형태로 표현이 가능하며, 네 번째로는 ω 를 추정하는데 있어 κ_1 과 κ_2 두 개의 계수만을 추정하면 간단하게 적용될 수 있는 함축성이 있기 때문이다. 마지막으로 κ_2 의 값이 음수로 추정된다면, 가장 최근의 분산이 월별 분산에 가장 큰 영향을 미치는 꼴로 ω 의 값이 결정이 되기 때문이다. 이는 곧 시차가 멀어질수록 월별 분산에 작은 영향을 미치는 형태로 추정이 가능한 이점이 있다.

$$R_{t+1} \sim N(\mu + \gamma V_{t(MIDAS)}, V_{t+1(MIDAS)}) \quad (4)$$

$$E[R_{t+1}] = \mu + \gamma \text{Var}[R_{t+1}] \quad (5)$$

$$R_{t+1} = \mu + \gamma \text{Var}[R_{t+1}] + u_{t+1} \quad (6)$$

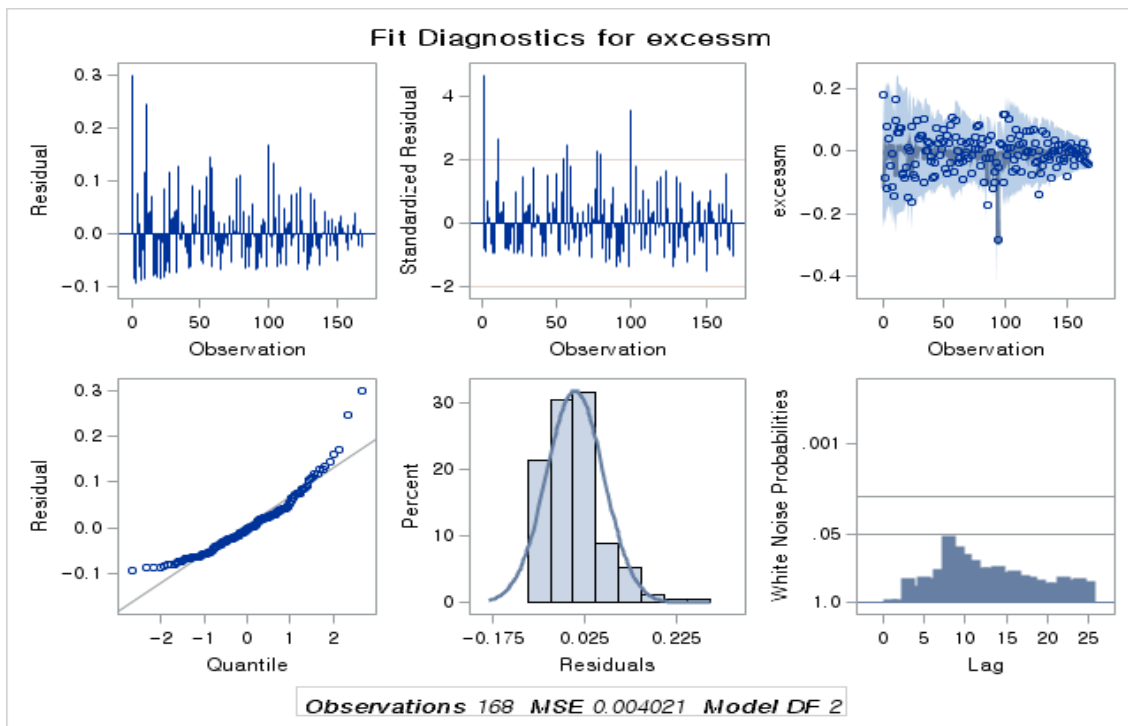
(2)와 (3)식을 바탕으로 κ_1 과 κ_2 를 추정하고 최종적으로 μ 와 γ 를 추정한다. 모형의 특성상 μ 는 변동성이 0임을 가정한 조건부 초과수익률이며, γ 는 경제주체들의 위험회피계수로 해석할 수 있다. 추정방식에서 가장 중요한 점은 (3)의 함수형태가 비선형 꼴이기 때문에, QMLE 방식으로 계수를 추정한다. 추정의 특성상 (6)식에서 나타나는 오차항의 분포가 정규분포를 따르며, 시간에 따라 Brownian Motion을 따르는 확률 과정을 따른다는 가정하에 MLE를 통해 계수들을 추정한다. (4)식은 (6)식의 오차항의 확률과정이 Brownian Motion을 따른다는 것을 의미한다.

2.3 데이터 설명 및 MIDAS Regression의 추정결과

한국은행 경제통계 시스템을 통하여 2001년 1월 3일부터 2014년 12월 31일까지의 일일 KOSPI 데이터와, 월별 KOSPI 데이터를 구했으며, 월별, 일별 수익률은 로그 차분하여 연속수익률을 도출하였다. 기간을 2001년 초기부터 설정한 이유는 외환위기

이후 급격한 자본유출을 막기 위한 IMF의 요구사항 중 하나인 금리인상으로 인하여 무위험 수익률이 크게 상승하였기 때문이다. 이는 시장 내에서 결정되는 요인이 아니며, 추가로 무위험 수익률의 상승과 맞물려 KOSPI200 지수는 폭락하는 역전현상이 일어났기 때문이다. 결과적으로 1998~2000년간의 지수는 일반적인 위험회피계수를 과도하게 추정할 가능성이 있다고 판단하였기 때문이다.

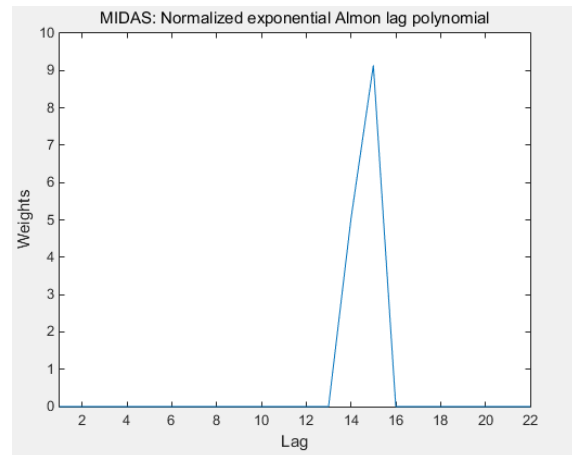
또한 초과수익률을 도출하기 위한 무 위험 수익률의 대용변수로서 CD91일물의 금리를 적용하였다. 우리나라의 경우 만기 6개월 미만의 국채시장이 활성화 되어 있지 않으며, 비교적 거래가 활발한 1년 만기 국채 금리를 사용할 경우에는 일반적으로 경제 내 유동성 선호현상과 그로 인해 발생하는 유동성 프리미엄으로 인하여 초과수익률이 과소 측정되는 단점이 있다. 또한 유동성 프리미엄을 분리해 내어 적용하기에 실증적인 방법이 마땅치 않다. 따라서 무위험 수익률의 대용변수로 사용할 변수로 CD91물이 가장 적절하다고 판단하였다.



<그림1> 월별 초과수익률의 데이터 형태

초과수익률의 일반적인 형태를 살펴보면 2000년대 초기 초과수익률과 2008년을 전후한 초과수익률의 편차가 크게 나타났다. 2000년대 초기의 IT 버블과 벤처사태, 카드사 대란으로 인한 주가의 변화폭이 첫 번째 원인이며, 2008년 전후로 한 초과수익률의 변동은 서브프라임 사태와, 유럽발 재정위기에 기인한 것으로 보인다.

	추정값	표준오차	t-통계량
μ	0.003	0.005	0.79
γ	14.16	5.23	2.73**
κ_1	2.19	1.27	1.72
κ_2	-7.53	4.37	-1.72



<표1> MIDAS Regression의 추정결과

(α 값 기준 * =0.05 **=0.01)

<그림2> 일일 초과수익률이 월별 분산에 기여하는 시차별 비중

추정결과를 해석하자면, μ 값은 0.003에, 계수의 유의성이 α 값 0.05 수준에서 귀무가설을 기각하지 못하는 값이다. 모형의 함의를 고려하자면, 초과수익률의 결정은 위험회피계수와 변동성의 곱으로 정의되며 따라서 μ 값은 변동성이 0 일때 나타나는 조건부 초과수익률이므로, 0으로 추정되거나, 귀무가설을 기각하지 못하는 형태로 나타나는 것이 모형을 가장 잘 설명해주는 결과값이다.

γ 값은 14.16 으로 나왔는데, 후술할 다른 모형으로 추정한 위험회피계수보다 훨씬 큰 값이 나왔다. 이러한 이유가 발생한 이유는 <그림2> 에서 도출 된 것처럼 13일 에서 16일 사이의 일일 분산이 월별 분산에 가장 큰 영향을 미치게 나타났기 때문이며, 따라서 통상적으로 1달의 기간 중 영업일 22일의 일일 분산이 전부 반영된 것이 아닌 13~16일 기간의 분산만이 반영된 결과이기 때문이다. 결국 1개월 중 특정 시일에 발생한 변동성이 14.16이라는 상당히 큰 수치로 초과수익률에 영향을 미친다는 것은

크게 설득력이 없는 추정결과로 보여진다. 또한 κ_1 과 κ_2 의 추정 값이 α 값 기준 0.05 수준에서 유의성이 없으므로 MIDAS 모형이 큰 설명력을 가지기 어렵다는 것으로 해석할 수 있다.

2.4 MIDAS Regression의 평가 및 결론

첫째, 이론적으로, MIDAS Regression이 적합하지 않은 원인을 분석하자면, 설명변수의 내생성에 근거한다.

$$V_{t+1(MIDAS)} = 22 \sum_{d=0}^{\infty} \omega_d (r_t - d)^2 \quad (7)$$

$$\omega_d(\kappa_1, \kappa_2) = \frac{\exp\{\kappa_1 d + \kappa_2 d^2\}}{\sum_{i=0}^{\infty} \exp\{\kappa_1 i + \kappa_2 i^2\}} \quad (8)$$

$$E[R_{t+1}] = \mu + \gamma Var[R_{t+1}] \quad (9)$$

(7)식의 좌변 $V_{t+1(MIDAS)}$ 는 (5)식의 추정에서 설명변수이다. 일반적인 추정에서 설명변수와 종속변수의 관계는 모형 내부에서 결정되는 것이 아닌, 모형 외부에서 결정된 변수를 바탕으로 그 관계를 추정한다. 하지만 (7)과 (8)식을 통하여 분산을 추정한 후에 (5) 식에서 식의 절편과 계수를 추정하는 과정에서 모형의 설명변수인 조건부 분산이 외생적으로 결정되는 것이 아닌, 모형의 틀에 맞게 인위적으로 도출된다는 단점이 있다. 이는 모형의 추정결과에서, 편의가 가해지는 결과로 도출 될 가능성이 있다.

둘째, 일일 변수의 조건부 분산이 월별 조건부 분산에 끼치는 계수의 문제이다. <그림2>에서 13~16일 사이의 일일 조건부 분산만이 월별 분산에 영향을 준다는 것은

현실적인 설명력이 떨어진다는 결론이 나타난다. 일반적으로, (5)식에서 의미하는 바는 현재시점의 변동성이 현재시점의 초과수익률에 영향을 미친다는 함의를 가진다. 하지만 이 모형의 추정결과 일일 데이터 기준으로 13일 ~ 16일 의 시차를 기준으로 월별 변동성이 영향을 받는다는 결론이 나타나는데, ICAPM의 모형과 함의하는 바가 크게 차이가 나며, 또한 그 외의 일일 데이터가 월별 조건부 분산을 결정하는데 있어 영향력이 거의 없다는 점은 현실적으로 큰 설명력을 갖기 힘들다. 거기에 더해 그에 따른 이론적 근거를 찾기도 힘들다. 결론적으로 MIDAS Regression을 통한 위험과 초과수익률에 관한 추정은 선행연구 (Ghysel, et al) 2005)와 달리 일반적인 모형으로 정립되기 힘들다는 결론이 도출된다.

3. 기타 시계열 모형을 이용한 추정

앞선 장의 추정방법과 방법론적으로 가장 구분되는 점은 모형의 설명변수인 조건부 분산을 결정하는 방법론이 2step Regression을 이용한 조건부 분산의 결정이 아닌, Whitelaw (1995)의 선행연구처럼 월별 조건부 분산을 도출하는데 있어 설명변수의 내생성을 제거한 방법을 사용하였다. 또한 MIDAS Regression에서 부분표본(Subsample)이 종속변수에 미치는 영향력을 살펴본 결과 부분표본을 비중을 고려하는 추정보다는 종속변수의 내생성을 없애는 것이 보다 모형의 추정에서 실질적으로 좋은 결과를 가져다 줄 것이라는 이론적인 근거를 바탕으로 조건부 분산을 설정하였다. 즉 모형에서 추정한 계수와 도출된 조건부 분산과의 연관성을 없앤 추정이 기타 시계열 모형을 이용한 추정이 MIDAS Regression과 가장 구분되는 점이다.

3.1 조건부 분산의 설정

$$V_{t+1} = \frac{1}{T} \sum_{d=0}^T (r_t - a)^2 \quad (10)$$

앞선 모형과 마찬가지로, r_t 는 일일 초과수익률이며, V_t 는 월별 분산이다. 동일한 방식으로 초과수익률의 기대 값은 0 이며 매일마다 발생하는 초과수익률은 이전 시기와

독립적으로 결정된다는 가정을 하여 (10)의 식으로 분산을 도출한다. 이는 크게 두 가지 의미를 가지고 있는데, 첫째는 설명변수로 나타나는 조건부 분산이 시차모형이 아닌 횡단면 분석이 된다는 의미이며, 두 번째는 분산의 도출에서 보다 계산이 간단해진다는 장점이 그 의미들이다. 결론적으로 기타 시계열 모형(주로 GARCH계열)로 추정된 모형이 MIDAS regression n으로 추정된 식과 다른점은 일일 조건부 분산이 월별 조건부 분산에 미치는 영향을 기간간 동일한 비중으로 산출한다는 방식이다. 여기서 T는 월별 영업일이다.

$$R_{t+1} \sim N(\mu + \gamma W_t, V_t) \quad (11)$$

$$E[R_{t+1}] = \mu + \gamma \mathcal{V}a[r_{t+1}] \quad (12)$$

식 (11)은 월별 초과수익률의 확률과정이 Brownian Motion을 따른다는 가정이며, 이를 바탕으로 최우추정법으로 식 (12)의 μ 와 γ 를 도출한다는 것이 3장에서 추정하는 모든 모형의 공통점이다.

3.2 GARCH-M을 이용한 추정

$$E[R_{t+1}] = \mu + \gamma \mathcal{V}ar[R_{t+1}] \quad (13)$$

$$R_{t+1} = \mu + \gamma W_{t+1} + \theta \sqrt{h_t} + u_{t+1} \quad (14)$$

$$u_t = \sqrt{h_t} v_t \quad (15)$$

$$h_t = \kappa + \delta_1 h_{t-1} + \alpha_1 u_{t-1} \quad (16)$$

가장먼저 식 (13)의 모형이 아닌 식 (14) 모형인 GARCH-M으로 추정된 이유는 해당 모형이 변동성과 초과수익률간의 관계를 나타내는데 있어 가장 선호되는 모형이기 때문이다. 여타 연구와는 달리 현재 추정하는 모형은 조건부 분산과 초과수익률과의 관계에 관한 모형이므로, 식 (14)에서의 변동성은 조건부 분산으로 설명하지 못하는

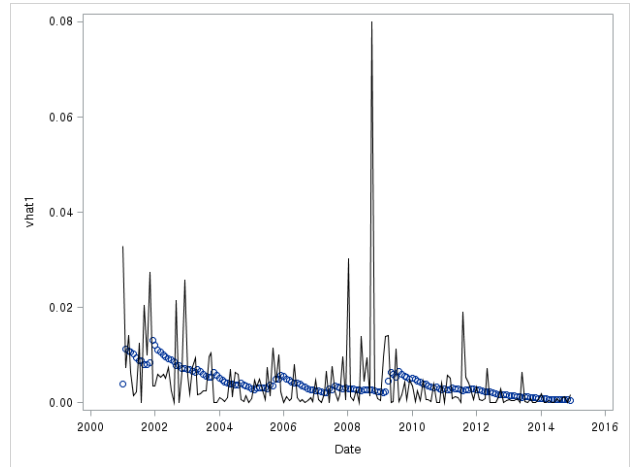
변동성이 초과수익에 끼치는 영향으로 해석할 수 있다. 또한 가장 중요한 이론적 함의는 θ 값이 통계적으로 유의하게 도출이 된다면 일반적인 GARCH(1,1)을 통한 추정 모형의 표기오차로 인하여 추정에 편의가 가해지기 때문이다.

또한 효율성(efficiency) 측면을 고려한다면 (14) 식을 추정하는데 있어, (15), (16) 식을 고려하여 추정하는 이유는 오차항의 자기상관관계를 고려하지 않을 시, 효율성(efficiency)을 만족시키는 추정량을 도출해내지 못하기 때문이다. 이를 바탕으로 추정한 계수의 유의성과 가설 기각영역의 신뢰성이 떨어지는 문제점이 발생하기 때문이다. (15)식은 오차항의 자기상관관계에 대한 ARCH 항과 GARCH 항의 시차를 의미한다. 시차는 LM(Lagrange Multiflier) Test 를 통하여 GARCH-M(1,1) 모형으로 결정하였고, 여타 모형들 또한 LM test 결과는 대동소이 하기에, GARCH(1,1)을 기반으로 추정하였다.

결론적으로 (14) 식에서 θ 값이 의미하는 바는 월별 초과수익률이 월별 초과수익률의 조건부 분산을 통해 설명되고 남은 과거의 변동성이 월별 초과수익률에 끼치는 영향을 의미한다. θ 값의 추정 결과 여부를 통하여, 과거의 변동성이 현재의 초과수익률에 미치는 영향과 그 유의성을 설명할 수 있다.

3.3 GARCH-M을 이용한 추정결과

	계수	표준오차	t통계량
μ	-0.0172	0.0137	0.2100
γ	2.1373	0.4336	4.93**
θ	0.5736	0.2737	2.1*
κ	0.000036	0.000086	0.41
α_1 (ARCH)	0.1843	0.0800	2.30*
δ_1 (GARCH)	0.8118	0.0818	9.93**



<표2> GARCH-M(1,1) 추정결과

<그림3> 실현된 분산(실선) 대비

GARCH-M(1,1)으로 예측한 분산(점)

먼저 μ 값의 추정 값은 -0.0172 이며, 통계적 유의성이 낮아 모형을 적합하게 설명한다. 이는 조건부 초과수익률의 의미가 위험이 전혀 없는 상황에서의 수익률이므로, 0으로 나타나는 것이 모형을 잘 설명할 수 있는 함의를 나타내기 때문이다. 위험회피계수인 γ 값은 2.13이며 α 값 기준 0.01 에서 유의하게 도출되었다. θ 값은 0.5736으로 도출되었으며, 이는 위험회피계수와 조건부 분산으로 설명된 초과수익률 이외에 설명되지 않은 부분의 변동성이 초과수익률에 미치는 영향을 의미한다. α 값 0.05 수준에서 유의하게 도출되었으며 변동성의 증가가 곧 초과수익률과 양의 값을 가지는 모형의 의도를 잘 설명한다.

결론적으로 GARCH-M의 추정결과는 조건부 분산은 동 기간 내에 초과수익률에 유의미하게 영향을 미치며, 조건부 분산으로 설명되지 않는 오차항은 시차를 두고 지속적으로 초과수익률에 영향을 미친다는 결론을 도출할 수 있다.

3.4 EGARCH를 이용한 추정

Tim Bollerslev(1996) 의 연구에 따르면, 주가지수의 변동성이 주식시장 수익률에 끼치는 영향을 구분할 때, 양의 충격과 음의 충격이 비대칭적임을 고려할 필요가 있다. 이러한 비 대칭성을 추정하기 위한 모형으로 EGARCH(1,1)의 모형을 사용하여 추정할 필요성이 존재하며, 만일 비 대칭성이 존재할 시, 이를 통제하지 않는 모형으로 추정한다면 추정의 불편성과 효율성 모두가 성립하지 않게 된다. 따라서 EGARCH(1,1) 모형으로 계수를 추정하였다.

$$R_{t+1} = \mu + \gamma W_{t+1} + u_{t+1} \quad (17)$$

$$\ln(h_t) = \kappa + \alpha_1 g(z_{t-1}) + \delta_1 \ln(h_{t-1}) \quad (18)$$

$$g(z_t) = \theta + \phi(|z_t| - E|z_t|) \quad (19)$$

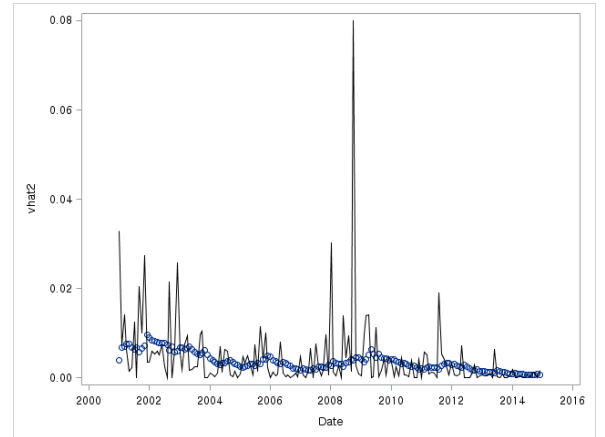
$$z_t = \frac{u_t}{\sqrt{h_t}} \quad (20)$$

(18)식에서 α_1 과 δ_1 은 앞선 모형과 마찬가지로, 오차항의 자기상관관계를 나타내는 계수들이며, (17)식의 ϕ 계수는 오차항의 자기상관관계에서 기대 값에서 벗어난 정도가 자기상관에 끼치는 영향을 나타낸 계수이며 이에 따라 θ 값과 δ_1 의 방향성과 추정된 계수의 유의성을 판단하여 비대칭적인 충격에 대한 분석을 할 수 있게 된다.

3.5 EGARCH를 이용한 추정 결과

	계수	표준오차	t통계량
μ	0.00734	0.005372	1.37
γ	1.6372	0.3940	4.16**
θ	-0.1727	0.2331	-0.74
κ	-0.1622	0.3217	-0.5
α_1 (EARCH)	0.2955	0.1463	2.02*
δ_1 (EGARCH)	0.9730	0.0599	17.39**

<표3>EGARCH(1,1) 추정결과



<그림4> 실현된 분산 대비,
예측된 분산 EGARCH(1,1)

μ 의 추정값은 α 값 0.05 수준에서 유의하지 않으며, 기존 추정치와 동일하게 모형의 함의에 맞게 추정되었다. 위험회피계수인 γ 값은 다소 낮은 1.63 으로 추정되었으며, α 값 0.01 수준에서 유의하다. 하지만 θ 값의 t통계량이 α 값 0.05 수준에서 귀무가설을 기각하기 어렵다. 즉 양의 충격과 음의 충격 사이에서의 비대칭성을 찾기 힘들다는 결론이 도출되었다. 충격의 방향성 보다는 충격의 절대적인 크기가 초과수익률을 결정하는데 유의미하다는 결론을 도출할 수 있다.

3.6 QGARCH를 이용한 추정 및 결과

충격에 대한 비 대칭성을 검정하기 위한 모형으로서 QGARCH를 교차검정하기 위한 수단으로 사용하였다.

$$R_{t+1} = \mu + \gamma \mathcal{N}_{t+1} + u_{t+1} \quad (21)$$

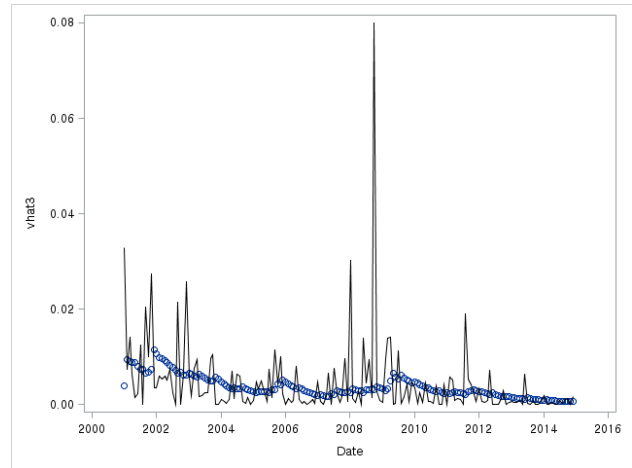
$$u_t = \sqrt{h_t} v_t \quad (22)$$

$$h_t = \kappa + \delta_1 h_{t-1} + \alpha_1 u_{t-1}^2 + \phi_1 u_{t-1} \quad (23)$$

(23)식 중 δ_1 과 α_1 은 오차항의 자기상관관계를 나타내는 계수이며, ϕ 값이 비대칭성을 나타내는 계수로서, 유의성에 따라 비 대칭성을 구분할 수 있게 된다.

	계수	표준오차	t통계량
μ	0.007419	0.005257	1.41
γ	1.5702	0.3567	4.40**
ϕ	0.003025	0.0147	0.21
κ	8.7516E-6	0.00104	0.008
δ_1 QARCH	0.1280	0.0624	2.05*
α_1 QGARCH	0.8693	0.0768	11.32**

<표4>QGARCH(1,1), 추정결과



<그림5> 실현된 분산 대비,
예측된 분산 QGARCH(1,1)

추정결과 μ 값과 γ 값의 계수와 유의성 정도는 위험과 초과수익률 관계를 합리적으로 설명할 수 있는 추정치로 도출되었다. 하지만 비 대칭계수 ϕ 값의 유의성이 크게 떨어진다. 이는 EGARCH(1,1)으로 추정한 비 대칭성 검정과 크게 다르지 않은 결과로 도출되었다. 즉 KOSPI200의 실증분석 결과 초과수익률과 변동성의 관계에서 변동성의 절대적 크기가 초과수익률에 영향을 미치지만, 그 방향성에 따른 비 대칭적 효과는 크게 드러나지 않는다고 결론지을 수 있다.

4. 결론 및 연구의 한계점

본 연구에서 KOSPI 200 시장을 바탕으로, ICAPM 모형의 주가지수의 조건부 분산과 초과수익률 사이의 관계를 설명하는 위험회피계수를 MIDAS regression 과 GARCH 계열 모형으로 추정하는 작업을 실시하였다. 결정적으로 MIDAS 방법을 사용하는데 있어 Dow Jones지수를 대상으로 실시한 선행연구(Ghysels et al, 2005)의 결과와 달리 위험과 초과수익률간의 관계를 유의미하게 이끌어내기 힘들었다. 또한 동일한 방법으로 동남아시아와 중국의 주가지수에 대한 추정을 실시한 연구(Bin Li et al, 2011)의 결과와 매우 유사하게 위험과 초과수익률간의 관계를 통계적으로 유의미하게 밝혀낼 수 없었다. 결론적으로 MIDAS regression의 경우 실증적으로는 추정결과가 표본 중 특정 기간의 변동성만이 초과수익률에 큰 영향을 미친다는 사실을 설명하기 힘들다. 또한 이론적으로 조건부 분산의 도출과정에서 설명변수가 내생적으로 결정될 수 있는 문제를 포함하고 있다. 따라서 결론적으로 빈도가 다른 데이터를 표본을 키우기 위한 목적으로 추정하는 방법인 MIDAS가 아닌 일반적인 시계열 모형을 통한 추정이 위험과 초과수익의 관계를 추정하는데 있어 이론적, 실증적으로 유의미하다 볼 수 있다.

한계점을 언급하자면, 위기기간과 평상시, 혹은 경기 호황기와 경기 후퇴기 사이의 위험회피성향이 동일하지 않을 것이라는 사실을 가정해 볼 수 있다. 서브프라임 사태 이후로 금융시장의 지속적인 연구들이 지적하는 바는 금융기관의 경기가 호황, 불황 일 때 다르게 형성된다는 연구가 있으며, 또한 중앙은행의 정책금리인하와 금융기관의 위험추구 확대 또한 지적되고 있다. 한가지 분명한 사실은 우리나라의 주식시장에서 일일 거래량을 살펴본다면 기관투자자의 거래량이 상당한 부분을 차지하며, 이를 바탕으로 경기확대, 후퇴 국면을 나누어 추정해 본다면 위험회피성향이 다르게 나올 수 있다는 점을 간과한 점이 연구에 있어 첫 번째 한계점임을 밝히고 싶다.

두 번째는 ICAPM모형의 특징상 다른 자산 시장을 고려해야 하는데, 이를 충분히 고려하지 못한 점이다. 일반적으로 자산시장에서 주식시장을 제외하더라도 채권시장과, 부동산 시장은 대체재의 성격을 가질 수 있으며, 그 공변성을 이용한 변동성의 추정도

가능할 것이다. 본 연구에서처럼 오로지 주식시장만을 고려한 추정 이외에 다른 자산 시장과의 대체관계를 고려한 연구를 실시한다면 보다 설명력이 높고 좋은 연구가 될 것이라는 점을 마지막으로 지적하고자 한다.

참고문헌

- 김세완. 경기변동을 고려한 주식수익률과 변동성 관계의 변화: 비대칭 GARCH 모델을 이용하여, 한국금융연구원 2009
- 이근영. 우리나라 금융시장의 변동성과 상관관계 분석, 경제학연구 제1권 3호 2002
- 이필상, 채준규. 주식수익률의 기대값과 변동성의 상관관계에 대한 연구 1996, 한국증권학회
- 윤상용, 박순홍, 기업변동성 프리미엄은 주식수익률을 예측하는가? 2014, 금융공학연구 제 13권 제 2호
- 장국현. 한국주식시장의 변동성 다이내믹스와 시간가변적 상관관계에 관한 연구 재무연구 제 12권 제 2호 1999
- Bin Li, Jen Je Su, Yanhui Wu, 2011, *Risk and Returns in the Asian Pacific Marktes The MIDAS Approach*, European Journall of Economics, Finance and Admisistrative Sciences
- Eric Ghysels, Pedro Santa-Clara, Rossen Valkanov. 2005 *There is a risk-return trade-off after all*. Journal of Financial Economics
- Eric Ghysels, Sinko. A, Vlananov.R 2006, *MIDAS Regression: Further Results and New Directions*, Econometric Reviews
- Eric Ghysels, 2009 *Matlab Toolbox for Mixed Sampling Frequency Data Analysis using MIDAS Regression Models*, Working paper
- French, K.R., Schwert, W., Stambaugh, R.F., 1987 *Expected Stock Returns and Volatility*. Journal of Financial Economics
- Glosten, L.R., Jagannathan, R., Runkle, D.E , 1993 *On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks*. Journal of Finance
- Harvey, C.R., 2001. *The specification of conditional expectations*. Journal of Empirical Finance
- Merton, R.C, 1973 *An Intertemporal Capital Asset Pricing Model*. Econometrica
- Merton, R.C., 1980. *On estimating the expectedreturn on the market: an exploratory investigation*. Journal of Financial Economics
- Nelson D.B., 1991 *Conditional Hetetoskedasticity in Asset Returns: A New Approach*. Econometrica
- Richard T. Baillie and Ramon P. DeGennaro, 1990 *Stock Returns and Volitility* Journal of Financial and Quantitative Analysis
- Whitelaw R. F. 1994, *Time Variation and Covariations in the Expectation and Volatility of Stock Market Returns*. Journal of Finance