

건화물선 운임의 레버리지 효과 대한 확률 변동성 모형을 활용한 베이지안 추정*

김현석**

Stochastic Volatility Models Using Bayesian Estimation for the Leverage Effect of Dry-bulk Freight Rate

Kim, Hyun-Sok

Abstract

In this study, from January 2015 to April 2020, we propose a stochastic volatility model to capture the leverage effect on daily freight yields in the dry cargo market and analyze the freight yields. Estimation involving the Bayesian Markov Chain Monte Carlo method for the leverage effect based on the negative correlation that exists between returns and volatility in stochastic volatility analysis yields similar estimates, and the statistics indicates significant. That is, the results of the empirical analysis show that the degree of correlation between returns and volatility, and the magnitude and sign of fluctuations differ, which suggests that taking into account the leverage effect in the SV model improves the goodness of fit of the estimates. In addition to the statistical significance of the estimated model's leverage effect, the analysis by log predictive power score presents the estimated results with improved predictive power of the model considering the leveraged effect. These statistically significant empirical results show that the stochastic volatility model considering the leverage effect is important for freight rate risk modeling in the marine industry.

Key words: Risk, Stochastic Volatility, Forecast, Freight Rate

▷ 논문접수: 2022. 11. 27. ▷ 심사완료: 2022. 12. 26. ▷ 게재확정: 2022. 12. 27.

* 이 과제는 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음

** 부산대학교 경제학과 교수, 제1저자·교신저자, hyunsok.kim@pusan.ac.kr

I. 서론

해운시장은 2008 글로벌 금융위기와 코로나19 같은 질병에 의한 리스크를 경험하며 운송시장의 성장과 변동과정에서 불확실성이 높아지고 변동성은 확대되고 있다. 글로벌 물동량에 직접 연동되는 컨테이너 분야의 대표적 운집지수인 상하이컨테이너 운임지수(Shanghai Containerized Freight Index 이하 SCFI)는 2022년 1월 5107.6을 정점으로 최근 2022년 11월 7일 1579.1을 나타내고 있다. 지난 6월을 제외하고 21주 연속 하락상태에 있다. 이러한 추세에 대해 현재 세계 컨테이너 물동량의 1, 2위 기업들은 향후 시황에 대한 어두운 전망을 제시하며, 경기침체에 대비한 경영환경 변화의 필요성을 제기한다. 특히, 국내 해운 시장은 2008년 51조7843억의 매출 호황이후 2018년 글로벌 금위기까지 급격한 영업이익 하락을 경험했다. 이후 2021년 글로벌 공급망 문제를 겪었지만, 오히려 2021년 51조7971억으로 회복된듯한 매출규모를 나타낸다. 그러나, 코로나19라는 특수한 상황에서 예상과 달리 확장된 통화량에 의해 글로벌 경기가 급격하게 상승하며 컨테이너 운임지수는 역대 최고치를 기록하고 최근 2년간 국내 해운선사의 영업이익률은 29%의 유례없는 실적을 나타낸다. 이러한 운임변동을 2003년부터 2019년까지로 구분해서 살펴보면 국내 해운선사 영업이익률이 평균 3% 수준에 불과하다는 점이다. 따라서 최근 나타나는 높은 운임수익률은 이례적 상황으로 볼 수 있음을 지적한다(해양수산개발원 2022년 6월 동향분석).

최근 연구에서 기존의 운임지수를 해운경기를 나타내는 대표적인 지표로 활용하는 것은 우리가 금융시장에서 잘 알려진 주가지수와 마찬가지로 해운시장의 경우 해운 경기 지표로 운임(즉, 가격)지수가 대표하는 특징과 관련 있다. 따라서 기존 금융시장 분석에 고려하는 주가지수와 마찬가지로 운임지수를 금융시장에서 고려하는 지표와 동일하게 운임(가격)에 크게 의존하는 해운시장에 대한 리스크를 대표적

인 건화물선 지표를 활용하여 추정한다.

무엇보다 불확실성으로 정의되는 수익률 변동성은 투자 수익과 거래비용에 영향을 미치는 가장 핵심적인 요인이며 가격결정모형(asset pricing model)과 수익률 분포에 대한 분석을 통해 투자자의 위험 관리와 의사결정에 중요한 역할을 한다. 따라서 가격의 평균에 대한 효율적 추정과 변동성 분석은 중요한 의미를 갖지만, 이때 변동성이 관측요인이 아니라 다양한 모형화가 필요한 매우 중요한 부분이다. 특히, 기존의 자산가격 분포에서 군집현상을 설명하기 위한 확률변동성(stochastic volatility, 이하 SV) 모형을 확장하기 위한 시도는 변동성의 비대칭적 특징에 대한 분석으로 확장해왔다.

자산수익률과 변동성 관계에서 시장의 하락상황에서 수익률이 더 크게 하락하거나, 반대로 상승시에 더 상승하는 경향을 나타내는 레버리지 효과(leverage effect)를 비대칭성 분석으로 모형화한다. 즉, 시장의 부정적인 정보가 기업의 자산가치를 하락시키고 이는 궁극적으로 급격한 수익률 하락을 유도함으로써 기업의 위험을 더 증가시키는 것으로 정의한다. 이를 설명하기 위한 French et al(1987)의 변동성 피드백 효과는 긍정적인 정보보다 상대적으로 부정적인 뉴스에 의한 자산시장의 급격한 반응은 변동성 차이가 존재하게 할 수 있음을 의미한다. 이에 대한 실증분석은 자산시장에서 투자자의 상승과 하락기에 대한 행태(behavioral) 차이에 대한 분석을 확장하고 있다. 이후 정보와 변동성 간의 관계에 대한 Ross(1989)의 연구는 수익률 변동성의 비대칭성에 대한 연구로 확장해왔다.

두 차례의 아시아 외환위기와 글로벌 금융위기, 그리고 최근 코로나19 위기에서 경험한 바와 같이 세계 경제의 경기변동에서 물류 흐름 중심에 있는 해운산업은 경영진과 투자자 모두에게 분석을 통한 예측의 필요성을 제기한다. 2010년을 전후한 해운산업은 건화물선과 컨테이너 부문에서 모두 어려움을 겪은 사실에 대한 분석에서 경기변동과 운송 서비스

산업의 연관성을 확인하였으며, 특히 국제 운송시장에서 해운산업의 경기변동은 높은 변동성(volatile), 주기성(cyclical)과 수익 기간(periodic)의 특이성으로 요약한다(김현석·장명희 2014, 2020a, 2020b).

본 연구는 기존의 건화물선 시장의 운임리스크 분석을 다음 세 가지 측면의 기여를 목표로 한다. 첫째, SV 모형으로 운임수익률을 분석한다. SV모형을 사용한 분석으로 기존 GARCH 모형이 갖는 수익률과의 연관성에 근거한 조건부이분산 모형의 한계를 우회한다. 둘째, SV 모형을 통한 추정으로 수익률과 변동성 오차항 간의 상관성을 모형화함으로써 레버리지 효과를 분석한다. 마지막으로 추정된 모형으로부터 예측을 실시하고 SV 모형의 해운 리스크 분석에 대한 유의성을 검증한다.

이상의 논의에 대하여 본 연구는 운임지수에 대한 SV 모형으로 분석에 앞서 II장에서는 기존의 해운경기 및 선가에 대한 분석 및 실증적 연구의 흐름을 살펴보고 III장에서 본 연구에서 고려하는 SV 모형을 제시한다, IV장에서는 개별 모형에 대한 추정 결과를 제시하고, 예측 결과를 정리한다. 마지막 V장에서는 본 연구의 결과와 의의를 제시한다.

II. 선행연구

해운산업 경기변동의 직접적인 현황을 나타내는 대표적 건화물선 운임지수는 국제 운송시장에서 해운업의 경기변동 지표이자 운임으로부터 발생하는 수익률을 나타내는 포괄적 지표이다. 운임수익률과 연관된 시장 환경 분석을 위한 다양한 시도는 크게 운임 결정 요인 분석과 예측이라는 두 가지 방향으로 구분할 수 있다. 특히 운임을 결정하는 요인분석은 경기변동과 연관된 부분과 운임을 결정하는 경제적 요인들로 구성된 다양한 분석이 시도되었다. 반면 예측과 연관된 부분은 이러한 결정 요인을 분석에 포함하는 다변수(multivariate) 모형에 의존한 검정과 예측, 그리고 단일변수(univariate)의 행태에 의존한

분석으로 구분할 수 있다. 단일변수에 의존한 분석은 기존의 선형 모형으로부터 최근 연구에서 다양하게 확장하고 있는 비선형, 비대칭 분석으로 구분한다(김현석·장명희 2014a, 2014b, 2014c, 2020a, 2020b, 2022).

이상의 운임에 대한 분석은 운임수익률 변동에 대한 비대칭 분석에서 Black(1976)의 기업에 대한 시장의 나쁜 뉴스(bad news)가 기업의 자산 가치를 하락시키고 주식가격의 급격한 하락과 연결되어 자산 시장에서 가격하락에 대한 레버리지 효과를 더욱 확대시킨다는 사실에 주목한다. 이는 경기 하락과 같은 시장에 대한 좋지 못한 뉴스가 일반적인 상황과 경기 호황과 같은 낙관적 뉴스가 일반적인 상황으로 구분해보면 좋은 뉴스보다는 나쁜 뉴스에 대한 수익률 반응이 더 크게 작용하여 변동성이 각각의 상황에 따라 비대칭적으로 존재함에 주목한다. 특히, 시장에서 나타나는 경제 상황에 대한 뉴스나 정보에 의한 변동성의 반응에 대한 분석은 다양하게 시도되었으나, 해운시장의 운임수익률 변동성의 비대칭성을 포함하는 연구는 제한적이다. 따라서 이러한 정형화된 논의에 근거한 실증분석에서 비대칭성에 대한 경험적 특징 중 하나에 해당하는 운임수익률 변동성의 비대칭성에 대한 연구가 필요하다.

이상의 변동성에 대한 대표적인 실증분석 모형은 Engle(1982)의 ARCH(autoregressive conditional heteroskedasticity)와 이를 일반화한 Bollerslev(1986)의 GARCH(generalized ARCH)가 시계열의 두터운 꼬리를 나타내는 자산 수익률 분포의 특징과 수익률 변동성의 군집현상을 분석에 고려하는 유연한 모형으로 자산 가격의 변동성을 모형화하는데 다양하게 적용해왔다. 특히 자산의 레버리지 효과(leverage effect)로 정의하는 비대칭성(asymmetry)을 고려하기 위해 Nelson(1991)의 EGARCH (exponential GARCH), Glosten(1993)의 GJRARCH, Ding (1993)의 APARCH(asymmetric power ARCH)로 확장해왔으나, 이러한 ARCH 류의 분석은 과거 수익률 정보에

의존하는 한계를 갖는다.

반면, 자산시장 분석을 위해 최근까지 활발하게 사용하고 있는 확률 변동성(stochastic volatility, 이하 SV)모형은 이분산 과정에 오차항을 포함하고 수익률의 과거 정보와 상관관계를 갖지 않는다는 일반적인 모형을 다양한 변동성 모형으로 확장하고 있다. 특히, Poon and Granger(2003), 이은희(2020)의 KOSPI와 KOSDAQ 에 대한 분석에 의하면 예측력(out-of-sample forecast) 측면에서도 확률 변동성 모형이 ARCH 류의 분석보다 우월함을 갖는 것으로 나타난다.

따라서 본 연구는 운임수익률과 변동성의 레버리지 효과를 분석하기 위해 Harvey and Shephard (1996)가 제시한 수익률과 오차항간의 상관관계를 허용하는 SV 모형과 일반적인 SV 분석을 비교한다.

III. 분석모형

1. 단일변수(univariate) 모형

자산 S_t 의 가격을 독립적이며, 정규분포로 가정하는 수익률 r_t 은 식(1)과 같다.¹⁾

$$r_t = \frac{S_t - S_{t-1}}{S_{t-1}} \quad (1)$$

자산 가격의 수익률에 대한 확률변동성을 나타내는 식(2)의 Black and Scholes 모형으로부터 이자율과 수익률의 변동성에 대한 가정을 다양하게 확장해 왔다.

$$d \log S_t = \mu dt + \sqrt{v_t} dB_t^P \quad (2)$$

$$d \log v_t = \kappa(\gamma - \log v_t)dt + \tau dB_t^V \quad (3)$$

이때, 식(2)와 (3)의 모수 $(\mu, \kappa, \gamma, \tau)$ 는 변동성을 제어하며, 오차항 (B_t^P, B_t^V) 는 상관관계를 가질 수 있다.

2. SV(stochastic volatility) 모형

초기 Black and Sholes 모형에 대하여 현실에서 추출된 데이터는 이산 시간에서 측정하는 측면에서 차이가 존재한다. 따라서 변동성에 대한 비대칭성을 고려하지 않는 일반적인 확률 모형은 식(2)와 (3)을 오일러(Euler) 이산화하여 도출하면 식(4)와 (5)와 같다.

$$y_t = \exp\left\{\frac{x_t}{2}\right\}\epsilon_t \quad (4)$$

$$x_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t-1} + \tau \eta_t \quad (5)$$

이때, y_t 는 로그 수익률, $x_t = \log v_t$ 는 로그 분산, 오차항 $\eta_t \sim i.i.d.$ 를 각각 의미하며, $\mu = 0$, $\beta_0 = \kappa\gamma$, $\beta_1 = 1 - \kappa$ 단순한 확률모형을 나타낸다.

3. SVL(SV with leverage) 모형

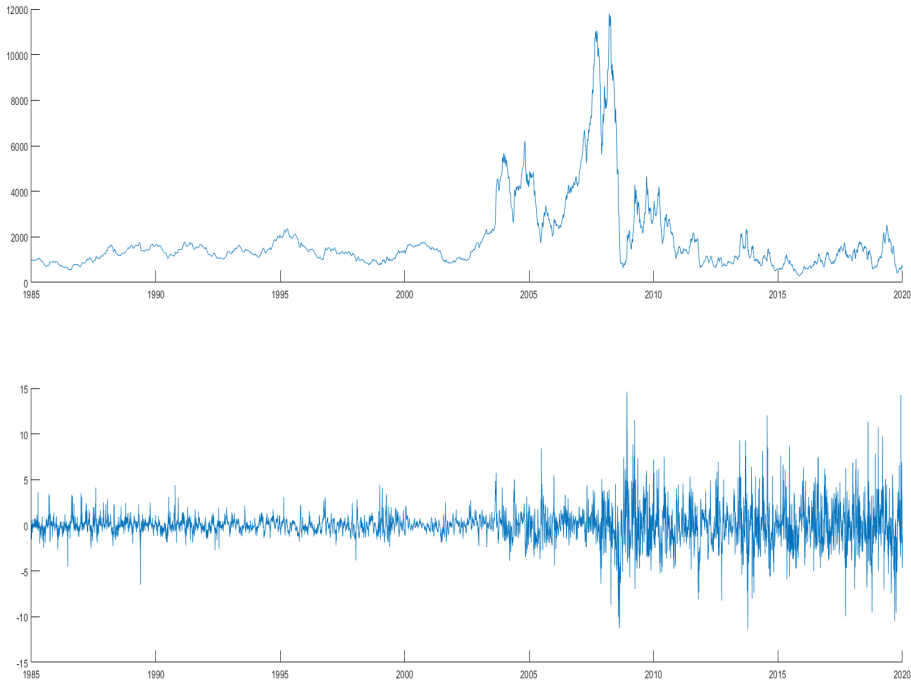
식(2)에 기초한 모형의 확장 중 하나는 자산 가격 변동성의 비대칭성을 포함하는 식(6)의 확률적 변동성(SVL) 모형이다. 이는 변동성의 비대칭성을 모형화하기 위해 평균방정식의 오차항과 변동성에 대한 분산방정식의 오차항 간의 상관관계를 허용한다. 이때, 분산방정식의 변동성 x_t 를 구체적으로 정의하면 식(6)과 같다.

$$x_t = \beta_0 + \beta_1 x_{t-1} + \phi u_t + \omega v_t \quad (6)$$

이때, $\phi = \tau\rho$, $\omega^2 = \tau^2(1 - \rho^2)$, $u_t \sim i.i.d.$, 그리고 $v_t \sim i.i.d.$ 를 각각 나타내며, 오차 ϵ_t 와 v_t 의 상관성을 나타내는 상수 ρ 가 $\rho < 0$ 은 경우, 수익률 y_t 에 대한 음의 충격이 더 큰 변동성 x_{t+h} 충격을 의미하는

1) $\log(1 + r_t) = \log(S_t - S_{t-1}) = \log(S_t) - \log(S_{t-1})$

그림 1. 1985년 1월 - 2020년 4월 일별 건화물선 운임지수와 수익률



반면, y_t 에 대한 양의 충격은 보다 작은 변동성 x_{t+h} 충격을 각각 나타낸다.

$$\epsilon_t = \sqrt{\lambda_t} z_t \tag{7}$$

$$\lambda_t \sim IG\left(\frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2}\right) \tag{8}$$

4. 베이지안 추정

정규분포를 가정하는 분석에서 수익률에 존재하는 이상치의 중요성을 설명하지 못하는 한계가 있다. 따라서 현실에 존재하는 다양한 이상치와 수익률 변동성을 분석에 포함하기 위해서는 이상치와 변동성의 특징을 고려하는 분포로 확장하는 것이 필요하다. 식 (4)의 ϵ_t 에 대한 두터운 꼬리 분포에 대한 변동성과 연관된 식을 포함한 추정을 위해 연속인 식(7)과 (8)의 혼합정규분포로 제시할 수 있다(Geweke, 1993, Jacquier, Polson 및 Rossi, 2004).

이때, $\epsilon_t \sim t_{\nu}(0,1)$ 의 자유도 ν 의 t 분포를 따른다. 오차항의 두터운 꼬리 분포를 갖는 확률변동성 모형은 다양한 침도를 수용할 수 있으며 극단적인 관측치나 이상치를 분석에 포함할 때 매우 중요하다. 이때 수익률 변동성의 이상치를 반영하기 위해 두 오차항에 대한 분포로 자유도가 ν 인 이변량 t 분포를 가정함으로써 두터운 꼬리 분포의 문제를 우회한다. 이에 대해 Meyer and Yu(2000)은 식(8)의 혼합정규분포를 가정할 때 이변량 t 분포를 제안하고 오차항을 효율적으로 추정함을 제시한다.

SV 모형 추정을 위해 이상의 혼합정규분포에 대한

여 베이지안 MCMC(Markov Chain Monte Carlo, 이하 MCMC)를 이용함에 있어서 비관측 요인과 모수의 사후 분포에 대하여 Gibbs 샘플링을 사용하고 Metropolis- Hastings(MH) 알고리즘을 사용한다. 즉, 본 연구는 SV 추정을 위해 편차정보기준을 사용하고, 모형의 모수가 참값 추정을 위해 MCMC를 이용하여 250,000 표본 추출하여 50,000개를 제외한다. 특히, 표본 간의 높은 상관을 방지하기 위해 연쇄(chain) 개수를 2로 설정하고 두 개의 사후 표본을 생성하여 20회마다 하나의 표본을 선택하여 10,000 개의 사후 표본을 추출한다.

사후분포를 보다 정확하게 추정하기 위해 사후분포의 시뮬레이션 정확도를 검토한다. 즉, MCMC의 수렴과 효율성을 평가하기 위해 본 연구는 Geweke(1992)의 수렴진단을 적용하였으며, 본 연구의 추정 결과는 이를 검토한 결과를 제시한다.

5. 예측력 비교

확률적 변동성 모델의 성능을 평가하기 위해 표본의 예측(out-of-sample forecast)을 비교한다. 수익률에 대한 밀도함수의 분위수로 변동성 모형의 예측력을 비교한다. 본 연구는 로그 예측 점수로 전체 예측 밀도를 사용하여 모델을 비교한다.

구체적으로 t 기까지 주어진 자료 $y_{1:t}$ 로부터 1기 앞선 y_{t+1} 을 로그 예측 우도 함수 $p(y_{t+1} | y_{1:t})$ 로부터 추정한다. 표본의 예측 y_{t+1} 에 대한 평가는 실제 관측치 y_{t+1}^0 과 비교한다. 기간 t_{0+1}, \dots, T 에 대한 로그 예측력 점수는 식(9)의 로그 예측 우도 함수의 합과 같다.

$$\sum_{t=t_0}^{T-1} \log p(y_{t+1} = y_{t+1}^0 | y_{1:t}) \quad (9)$$

이때, 로그 예측 점수가 클수록 예측 성능이 더 우수함을 나타냅니다. 본 연구의 예측력 평가는 2020년 1월부터 표본 종료일 4월 30일까지를 대상으로

한다.

IV. 실증분석 결과

1. 자료

본 연구의 실증분석은 대표적 건화물선 운임을 대상으로 금융위기 영향이 어느 정도 사라진 2015년 1월부터 최근 코로나 사태에 의한 리스크 영향이 존재하지 않는 2020년 4월까지의 Clarkson에서 제공하는 일별 자료를 사용하여 추정한다.

확률 변동성 모형으로 추정에 앞서 건화물선 시장에서 운임과 운임수익률의 전체적인 추이를 확인하기 위해 1985년 1월부터 2020년 4월 30일까지의 각각의 일별 운임 추이(〈그림 1〉의 상단)와 수익률(〈그림 1〉의 하단)을 살펴보면 〈그림 1〉과 같다. 이때, 운임수익률은 로그 차분하여 도출하였으며, 표본 평균을 제거한 수익률 자료이다. BDI 운임지수와 수익률 시간 경로를 〈그림 1〉에서 살펴보면 2008년 세계 금융위기 기간에 수익률 변동 폭이 매우 크고 변동성 군집 현상이 다른 기간보다 강하게 나타난다. 특히, 두드러진 특징은 2008년 금융위기 이후는 이전보다 수익률의 높은 변동이 지속적으로 나타난다.

2. BDI 운임수익률을 이용한 추정결과

〈그림 2〉는 2015년 1월부터 2020년 4월까지 일별 건화물선 운임수익률에 대한 SV와 SVL 모형에 대한 추정치를 각각 나타낸다. 2015년 상반기의 급격한 상승과 하락, 그리고 2018년 하반기 급격한 운임수익률 급등락의 명확한 차이를 제외하고 추정치에 대한 〈그림 2〉의 SV 모형과 레버리지 효과를 포함하는 SVL의 추정치에 대한 그림으로는 추정치 간의 차이를 발견하기 쉽지 않다.

그림 2. 2015년 1월 - 2020년 4월 일별 건화물선 운임수익률에 대한 SV와 SVL 추정치

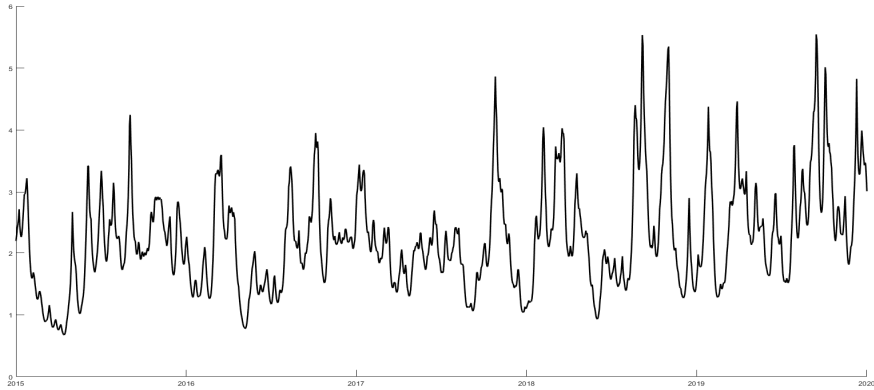


표 1. BDI 운임수익률 추정결과

	SV		SVL	
	mean	std	mean	std
β_0	-0.00	(0.07)	-0.03	(0.07)
β_1	1.38	(0.13)	1.36	(0.14)
ϕ	0.89	(0.02)	0.90	(0.03)
σ^2	0.19	(0.04)	0.17	(0.05)
ρ			-0.38	(0.11)

이상의 추정치 그림에 대하여 <표 1>은 BDI 운임 수익률을 이용한 SV와 SVL에 대한 베이지안 깁스 샘플(Gibbs sampling)로 추정 하여 번인(burn-in)을 제외한 추정 결과를 나타낸다.

SV와 SVL 각각의 모형에 대한 마코프체인 시뮬레이션이 수렴하는 속도는 모수의 종속성에 따라 차이가 존재할 수 있기 때문에 각각의 시뮬레이션을 SV는 100,000회를 실시하여 20,000회를 제외하였으며, SVL의 경우 250,000회를 시행하여 50,000회를 제외하고 추정한다. 각각의 평균(mean)과 표준오차(std)는 깁스 샘플링을 통해 추출된 샘플에서 번인을 제외한 샘플들의 사후 평균과 표준오차를 각각 의미한다. 이때, 사후분포의 시뮬레이션 정확도를 평가하기 위해 수렴진단(convergence diagnostic)을 적용하였으며, 모든 결과는 Geweke(1992)의 수렴진단을 적

용한 결과를 나타낸다.

SVL 모형의 비대칭성을 나타내는 두 오차항의 상관계수 ρ 는 -0.38로 Yu(2005)의 주식시장을 분석한 연구에서 제시된 바와 같이 운임시장의 수익률과 미래 변동성 간에는 강한 음의 상관관계가 존재함을 나타낸다. 운임수익률 변동성에 대한 추정 결과를 살펴보면 전기의 수익률이 0보다 작을 때, 로그 변동성의 평균을 나타내는 β_0 는 -0.0004 로 이에 대한 유의성은 90% 신뢰구간을 통해서 확인할 수 있다. 따라서 이러한 추정 결과는 운임이 하락하는 경우 미래의 변동성이 높아짐을 의미한다.

이러한 결과는 <그림 1>의 하단에 제시된 수익률에서 나타난 바와 같이 2008년 글로벌 금융위기 이후 급격한 운임하락을 경험하며 이후의 변동성이 2008년 이전보다 높게 나타난 것과 일치하는 결과다. 이는 다양한 확률 변동성 모형의 확장에서 레버리지 효과를 분석에서 고려하는 것이 적합한 분석임을 제시하는 실증분석 결과다.

표 2. 예측력 평가

	SV	SVL
log predictive score	-483.6	-460.9

〈표 2〉는 추정된 확률 변동성 모형에 대한 로그 예측력 점수를 나타낸다. 추정 결과 SVL 모형의 오차가 SV 보다 다소 작게 나타난 바와 같이 수익률과 변동성 오차 간의 상관성을 포함하여 레버리지 효과를 고려한 분석에서 예측력이 다소 향상됨을 나타낸다. 따라서 운임시장에서도 다수의 자산시장을 분석한 연구에서 제시하는 실증분석과 마찬가지로 하락기에 더 큰 하락이 나타나는 레버리지 효과를 포함하는 모형의 추정치로부터 도출된 모형의 예측력이 향상된 결과를 나타낸다.

V. 결론

본 연구가 고려하는 국제 운송시장의 운임은 높은 변동성, 주기성, 특별한 수익 기간의 특징을 나타낸다. 무엇보다 최근 높은 운임수익률에 대한 시장 불안정성 우려가 커짐에 따라 기존 연구에서 제시한 해운산업의 특징을 확률 변동성 모형으로 확장한 실증분석의 필요가 높아지고 있다.

특히, 시계열 자료에 존재하는 변동성 레버리지 효과(leverage effect)를 고려한 베이지안 확률변동성 모형을 운임수익률 자료에 적용하였다. 이를 위하여, 두 오차항이 이변량 정규분포를 따르는 SVL모형을 고려하였으며, 이를 확장한 모형을 실제 자료와 예측력 비교 분석을 실시하였다. 이러한 실증분석은 SVL 모형이 운임수익률을 고려하는 적절한 방법임을 실증분석으로 제시하였으며, 특히 건화물선 운임지수에 대하여 로그-변동성의 지속성이 매우 높은 것을 제시하고, 현재 수익률과 미래 변동성 사이에는 높은 음의 상관관계를 갖는 레버리지 효과(leverage effect)가 존재함을 확인하였다.

특히, 실증분석을 위해 건화물선 운임지표를 수익률 측면으로 분석을 확장하기 위해 기존의 자산 시장에서 고려하는 확률 변동성 모형으로 분석을 실시하였다. 이러한 접근은 다음 세 가지 측면의 학술적 논의를 확장하고자 한다. 첫째, 기존의 GARCH 모형

이 갖는 수익률과 분산의 연관에 근거한 조건부 이분산 모형이 갖는 실증분석의 한계를 우회하기 위해 SV 모형으로 확장한다. 둘째, 상승기와 하락기에 따른 레버리지 효과를 분석에 고려하기 위해 단일변수에 대한 분석에서 기존의 단순 SV 모형을 수익률과 변동성 오차항 간의 상관성 모형으로 분석한다. 마지막으로 이상의 확장된 모형으로 추정된 분석에 근거하여 예측력 비교를 실시하고 SV 모형과 레버리지 효과를 고려한 분석이 해운 리스크 추정에 보다 적합함을 제시한다. 특히, 시계열 분석에서 변동성 상관 문제를 베이지안 분석을 적용하는 과정에서 MCMC 추정으로 우회함으로써 정확성을 향상시키고자 한다.

추정결과 운임시장의 수익률과 미래 변동성 간에는 강한 음의 상관관계가 존재함을 확인하였으며, 이는 상승기와 하락기에 수익률의 급격한 변동성을 의미하는 레버리지 효과를 분석에 고려하는 것이 보다 적절함을 의미하는 실증분석 결과다. 이러한 추정모형에 대하여 단순 SV 모형과 레버리지 효과를 모형에 고려하는 SVL의 예측력 비교는 레버리지 효과를 고려한 모형의 예측력이 보다 향상된 결과를 나타낸다.

본 연구가 제시하는 이상의 실증분석은 해운경기 변동에서 해운경기에 대한 단일변수 모형에서 주로 고려하는 구조적 비선형성과 비대칭성 존재를 분석하는 연구와 동일한 맥락이다. 특히, 기존의 운임에 대한 비선형을 고려한 모형이 시계열 자료가 갖는 비선형, 비대칭성 문제가 경기변동의 구조적 영향을 크게 받는다면 본 연구는 이러한 영향이 운임 수익률의 확률적 변동성에 존재함을 나타내는 실증분석 결과다. 따라서 운임에 존재하는 리스크를 해운경기 변동성으로 분석하는 것이 보다 예측력 향상 측면에서 적절함을 의미한다. 본 연구가 제시하는 운임 변동성의 확률적 움직임에 근거한 분석은 시장의 불확실성을 확률 변동성 모형으로 확장할 수 있음을 확인하고, 레버리지 효과를 반영한 분석으로 확장할 경

우 예측력이 보다 향상될 수 있음을 제시하였다는 데 의의가 있다.

참고문헌

김명직 · 장국현(1996), KOSPI 지수의 확률변동성 측정방법, 선물연구, 제4권, 131-156.

김현석 · 장명희(2014a), 해운경기변동과 선박수요 · 공급 간의 비선형 장기균형관계 분석, 한국해운물류, 제30권 제2호, 381-399.

김현석 · 장명희(2014b), Bayesian VAR를 이용한 해운경기, 환율 그리고 산업생산 간의 동태적 상관분석, 한국항만경제학회지, 제30권 제2호, 77-92.

김현석 · 장명희(2014c), 운임수익과 선박가격 변동이 선박투자결정에 미치는 영향 -비선형 장기균형관계, 한국해운물류, 제30권 제4호, 859-877.

김현석 · 장명희(2020a), 고빈도 장기시계열을 활용한 해운산업의 경기변동 구조변화 분석, 한국해운물류, 제32권 제호, -.

김현석 · 장명희(2020b), 해운경기변동과 선박시장에 대한 다차원 혼합패널 인과성 분석, 한국항만경제학회지, 제32권 제호, -.

김현석(2022), 분위수 공격분 모형과 해운 경기변동 분석, 한국항만경제학회지, 제32권 제호, -.

이은희(2020), 다국면 확률변동성 모형을 이용한 한국 주식시장의 비대칭적 변동성에 관한 연구, Journal of Korean Economic Studies, 제38권 제4호, 5-63.

한국해양수산개발원(2022), KMI 동향분석, Vol.183.

Adland, R., Jia, H. and S. Strandenes(2006), Asset Bubbles in Shipping? An Analysis of Recent History in the Drybulk Market, Maritime Economics & Logistics, 8(3), 223-233.

Bollerslev, T.(1986), General autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics 31(3), 307-327.

Chiste, C., and G. V. Vuuren.(2014). Investigating the Cyclical Behavior of the Dry Bulk Shipping Market. Maritime Policy & Management 41 (1): 1-19. doi:10.1080/03088839.2013.780216.

Engle, R. F. and C. W. J. Granger (1987) "Co-Integration and Error-Correction: Representation, Estimation, and Testing." Econometrica, 55, 251-276.

Engle, R. F.(1982),"Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom inflation," Econometrica, 50(4), 987-1007.

Engle, R. F.(2004),"Risk and Volatility: Econometric Models and Financial Practice" American Economic Review, 94(3), 405-420.

Geweke, J.(1992), "Evaluating the Accuracy of Sampling-based Approaches to the Calculation of Posterior Moments," in J. M. Bernardo, J. P. Berger, A. P. Dawid, and A. F. M. Smith(Eds.), Bayesian Statistics, 4, Oxford University Press, Oxford, 169-193.

Harvey, A. C. and N. Shephard(1996), "The Estimation of an Asymmetric Stochastic Volatility Model for Asset Returns," Journal of Business & Economic Statistics, 14, 429-434.

Hawdon, D.(1978). Tanker freight rates in the short and long run. Applied Economics 10(3), 203-218.

Kalouptsidi, M.,(2014). Time to build and fluctuations in shipping. American Economic Review 104(2), 564-608.

Kavussanos, M. G.(1997). The dynamics of time-varying volatilities in different size second-hand ship prices of the dry-cargo sector. Applied Economics 29 (4), 433-443.

Kavussanos, M. G., and A. H. Alizadeh-M.(2001). Seasonality Patterns in Dry Back Shipping Spot and Time Charter Freight Rates. Transportation Research Part E 37 (6): 443-467.

Kavussanos, M.G., Alizadeh, A.H.(2002). Efficient pricing of ships in the dry bulk sector of the shipping industry. Maritime Policy & Management 29(3), 303-330.

Koekebakker, S., Adland, R.,(2004). Market Efficiency in the Second-hand Market for Bulk Ships. Maritime Economics and Logistics 6(1), 1-15.

Kou, Y., Liu, L., Luo, M.,(2014). Lead-lag relationship between new-building and second-hand ship prices. Maritime Policy & Management 41 (4), 303-327.

Meyer, R., Yu, J. (2000). BUGS for a Bayesian Analysis of Stochastic Volatility Models, Econometrics Journal, 3(2), 198-215.

Rau, P., Spinler, S.(2016). Investment into container shipping capacity: A real options approach in oligopolistic competition. Transportation Research

- Part E: Logistics and Transportation Review 93, 130-147.
- Stopford, M.,(2009). Maritime Economics, 3rd ed. Routledge, London.
- Strandenes, S. P.(1984). Price determination in the time charter and second hand markets. Center for Applied Research, Norwegian School of Economics and Business Administration, Working Paper MU, 6.
- Tsouknidis, D. A.(2016). Dynamic Volatility Spillovers across Shipping Freight Markets. Transportation Research Part E 91: 90-111.
- Tvedt, J.(2003). A New Perspective on Price Dynamics of the Dry Bulk Market. Maritime Policy & Management 30 (3): 221-230.
- Yu, J.(2005), "On Leverage in a Stochastic Volatility Model," Journal of Econometrics, 127, 165-178.
- Yu, J.(2012), "A Semiparametric Stochastic Volatility Model," Journal of Econometrics, 167, 473-482.

건화물선 운임의 레버리지 효과 대한 확률 변동성 모형을 활용한 베이지안 추정

김현석

국문요약

본 연구는 2015년 1월부터 2020년 4월까지 건화물선 시장의 일별 운임수익률에 대한 레버리지 효과를 포착하기 위한 확률 변동성(stochastic volatility) 모형을 제안하고 운임수익률을 분석한다. 확률 변동성 분석에서 수익률과 변동성 간에 존재하는 음의 상관관계에 기초한 레버리지 효과에 대한 Bayesian Markov Chain Monte Carlo 방법을 포함하는 추정은 건화물선 운임수익률은 레버리지 효과를 포함하는 추정이 일반적인 SV 모형에 기초한 분석보다 유사한 추정치를 나타내지만 레버리지 효과에 대한 상관성 추정에서 통계적으로 유의미함을 나타낸다. 즉, 실증분석 결과는 수익률과 변동성의 상관도, 변동의 크기와 부호에 따라 상이함을 나타내며, 이는 SV 모델이 레버리지 효과를 고려하는 것이 추정치의 적합도를 향상시킴을 나타낸다. 추정모형의 레버리지 효과에 대한 통계적 유의성에 추가적으로 로그 예측력 점수를 통한 분석은 레버리지 효과를 고려하는 모형의 예측력이 향상된 추정 결과를 제시한다. 이러한 실증분석 결과는 레버리지 효과를 포함하는 확률 변동성 모형이 해양 산업의 운임 리스크 모델링에 중요함을 통계적으로 제시하는 유의미한 실증분석 결과다.

주제어: 리스크, 확률변동성, 예측, 운임