

제철원료 운송시장의 변동성 전이 분석에 대한 연구* **

황요평
중앙대학교 무역물류학과 박사

오예은
중앙대학교 무역물류학과 석사과정

박근식
중앙대학교 국제물류학과 부교수

A Study on the Volatility Transition of Steel Raw Material Transport Market

Yo-Pyung Hwang^a, Ye-Eun Oh^b, Keun-Sik Park^c

^aDepartment of Trade and Logistics, Chung-Ang University, South Korea

^bDepartment of Trade and Logistics, Chung-Ang University, South Korea

^cDepartment of International Logistics, Chung-Ang University, South Korea

Received 03 August 2022, Revised 25 August 2022, Accepted 29 August 2022

Abstract

Analysis and forecasting of the Baltic Capsize Index (BCI) is important for managing an entity's losses and risks from the uncertainty and volatility of the fast-changing maritime transport market in the future. This study conducted volatility transition analysis through the GARCH model, using BCI which is highly related to steel raw materials. As for the data, 2,385 monthly data were used from March 1999 to March 2021. In this study, after basic statistical analysis, unit root and cointegration test, the GARCH, EGARCH, and DCC-GARCH models were used for volatility transition analysis. As the results of GARCH and EGARCH model, we confirmed that all variables had no autocorrelation between the standardized residuals for error terms and the square of residuals, that the variability of all variables at this time was likely to persist in the future, and that the variability of the time-series error term impact according to Iron ore trade (IoT). In addition, through the EGARCH model, the magnitude convenience of all variables except the Iron ore price (IOP) and Capesize bulk fleet (BCF) variables was greater than the positive value (+). As a result of analyzing the DCC-GARCH (1,1) model, partial linear combinations were confirmed over the entire period. Estimating the effect of variability transition on BCF and C5 with statistically significant linear combinations with BCI confirmed that the impact of BCF on BCI was greater than the impact of BCI itself.

Keywords: Steel raw materials, Volatility transition analysis, GARCH, EGARCH, DCC-GARCH

JEL Classifications: F10, N70

* This research was supported by the 4th Educational Training Program for the Shipping, Port and Logistics from the Ministry of Ocean and Fisheries.

** This paper is excerpted and revised version of Doctoral dissertation of Department of Trade & Logistics, Chung-Ang university by Yo-Pyung, Hwang.

^a First Author, E-mail: xeno1015@naver.com

^b Co-Author, E-mail: yeeun8398@cau.ac.kr

^c Corresponding Author, E-mail: pksik0371@cau.ac.kr

I. 서론

세계 경제발전에는 해상운송의 영향력이 큰 비중을 차지한다. 특히, 부정기선 시장은 화물의 운송수요가 발생하면 화물을 집화하여 운송하는 것으로 시작되어, 대부분 국가의 기간산업(key industry)에 활용되었으며, 글로벌 경제 발전을 위한 주요한 역할을 해오고 있다. 이러한 부정기선 시장은 다수의 선주가 화주의 화물을 운송하기 위해 경쟁하는 완전경쟁시장이라고 할 수 있다. 부정기선의 운임은 선적물, 선적량, 운항항로, 항만 조건, 운항 시기와 같은 다양한 환경요인들을 고려하고 있으며, 수요와 공급의 원칙이 적용되는 시장이기 때문에 선박 수요의 변화에 따라 운임의 변동성이 심한 특징을 가지고 있다.

부정기선 시장은 원유시장과 건화물 시장과 같이 두 개의 주요 해운시장으로 나누어 볼 수 있다. 선박의 운항항로에 따라 대서양 시장, 태평양 시장, Fronthaul(대서양~태평양), Backhaul(태평양~대서양), 인도양 시장 등으로 구분되며, 운송화물의 수요와 공급의 원칙에 따라 구역마다 다양한 특성의 시장이 존재하고 있다. 이와 같이 부정기선 해운산업은 다양한 특성의 시장 존재로 인해 높은 변동성과 국제성이 요구되고, 시장참여자들은 시황변화에 빠른 대응이 요구되며, 선박의 사용 가능성, 지속되는 시장변동(consequent fluctuations)에 관한 정보를 확보하고 있어야 한다. 또한, 다양한 운항항로와 운항 시기에 따른 같은 선적 예정인 화물의 가격 변동성에 관한 모니터링이 필요하다. 이 같은 이유로 부정기 시장참여자들은 정보의 수집, 판단, 그리고 운송정보 보급자로서의 역할을 하고 있으며, 정보교환을 통해 철강사, 선사, 중개인은 해운시장의 수요와 공급을 파악하고 있다. 즉, 정보의 연속적 흐름과 정보의 취급, 평가는 해운시장의 움직임과 추이를 판단하는데 필수적이다.

부정기선 시장은 세계 조강생산량, 철광석과 석탄의 물동량 변화, 정치상황, 경기요인, 계절요인 그리고 기후변화 등에 따라 지속적으로 변화하고 있다. 일반적으로 전 세계 해상물동량과 부정기선은 선박 공급량에 따라 그 관계

가 변화되지만, 실물경기의 갑작스러운 변화에 따른 시장 충격이 시장에 크게 반영되는 특징을 가지고 있다. 따라서, 주로 제철원료를 운송하는 부정기선 시장에서는 세계정치와 경제성과 같은 외부변화에 많은 영향을 미치기 때문에, 영향을 미치는 요인에 의한 제철원료 운송시장의 변동성 예측을 통해 제철원료 운송시장에서 안정적이면서도 경제적인 수급방안을 마련할 필요가 있다.

특히, 미래의 급격한 해상운송 시장의 불확실성 및 변동성으로부터 기업의 손실 및 위험을 관리하기 위해서 BCI(Baltic Capesize Index)에 대한 분석 및 예측은 매우 중요하다. 현재 철강기업 혹은 제철원료를 구매 및 판매에 관련된 다수의 시장참여자들은 제철원료 운송에서 대략 90% 정도를 차지하는 Capesize 선박시장의 변동성을 예측하고자 BCI 관련 지수를 원료 구매가격체계에 반영하고 있는 상황이다. 또한, BCI는 수송 수요에 의한 추가 선박확보, 수송계약을 위한 관리수단으로 사용하는 것과 같이 효율적인 원료수급을 위한 자료로 사용되고 있다. 국내 철강기업의 경우에는 제철원료의 대부분을 해외로부터 조달하고 있기 때문에 제철원료 가격 상승과 해상운송비의 증가와 같은 문제는 원가 경쟁력에 미치는 영향이 크기 때문에 중대한 사안으로 고려된다. 제철원료 및 해상운송 시장예측을 위하여 BCI는 2008년 전까지 세계 실물경제를 판단하기 위한 지표로서 유용하게 사용되어왔다. 과거에는 리만브라더스 사태나 금융위기로 인하여 제철원료 및 해상운송시장이 경기변동에 민감하게 반응하였으며, 최근에는 COVID19와 같은 질병 발생으로 인한 불확실성이 심화되어 변동성이 확대되고 있어 해운시장에 대한 예측이 갈수록 어려워지고 있다. 이처럼, BCI와 관련된 연구가 필요함에도 불구하고, 해상운송과 관련된 기존 선행연구를 살펴본 결과, BCI보다는 BDI를 변수로 선정한 연구들이 다수 존재하였으며, BDI에 영향을 미치는 요인이나 상관관계 분석모형을 기반으로 주로 분석되고 있었다.

이에 본 연구는 GARCH류 모형 및 DCC-GARCH모형을 통해 제철원료와 관련성이 높은 BCI를 활용하여 변동성 전이에 관한 연구를 실

시하였다. 특히 DCC-GARCH의 경우, 기존 GARCH류 모형에 비하여 모수의 수를 최소화 하면서 조건부 상관계수들을 모형화하여 추정 이 가능하다. 또한, 상관관계의 동태성을 고려한 상관계수 행렬을 제시하여 시간에 따라 움직이는 변동성의 특성을 다른 모형들에 비해 더 잘 반영한다는 장점(Choi Sung-Mi et al, 2009)을 지니고 있어, 본 연구분석에 활용하고자 하였다.

본 연구는 다음과 같은 순서대로 진행하였다. 첫째, 해상운송 시장 및 해상운임 지수와 관련된 변동성 전이에 대하여 이론적 고찰을 실시하였다. 둘째, 본 연구에서 시황분석을 위해 사용할 분석모형에 대하여 설계하고, 실증 분석에 사용된 데이터들의 특징을 살펴보고자기통계분석, 상관관계 및 자기상관관계 분석을 실시하였다. 셋째, 설계한 분석모형을 활용하여 단위근 검정, 공적분 검정을 먼저 실시한 후, 변동성 전이 분석을 위하여 GARCH, EGARCH, DCC-GARCH 모형을 활용하여 그 결과를 토대로 결론 및 시사점을 도출하였다.

Ⅲ. 선행연구

제철원료의 가격결정이나 투자에 대한 변동성 관리는 중요하다. 대부분의 금융시계열 자료의 변동성은 분포가 정규분포와 편향되어있는 특징을 갖고, 과도한 첨도를 보이고 있으며, 증가세가 일정 기간 지속되는 집중(volatility clustering) 현상이 있는 것으로 알려져 있다(박재곤, 이필상, 2009). 그러나 이와 같은 변동성 분석을 건화물 시장의 실증분석 도구로 사용한 사례는 많지 않았다. 또한, 대부분의 연구에서는 단변량 GARCH 분석을 통한 분석이 주를 이루었고, 다변량 GARCH 분석을 활용한 분석은 희귀한 상태이다. 따라서 본 연구는 해상운송 시장 및 해상운임 지수와 변동성 전이 간의 관계에 대한 분석을 선행연구에서 살펴보았다.

1. 해상운송 시장의 변동성 전이

Kim Chang-Beom(2016)은 OLS와 Ljung-Box,

LM 테스트를 포함한 GARCH 모형을 활용하여 환율 변동성, 글로벌 경제 활동 및 BDI 변동성이 국내 선적량의 화물 처리량에 미치는 영향을 검증하였다. 그 결과, BDI 변동성은 적재화물 처리량에 부정적인 영향을 미치지만, 환율 및 글로벌 경제 활동의 증가에는 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

Katris & Kavussanos(2021)는 ARIMA 및 GARCH 변형 모형을 활용하여 BDI의 시계열 예측 방법을 제시하였다. Diebold-Mariano 테스트는 시계열 및 Machine learning 방식이 비슷한 성능을 가지고 있음을 보여줬다. 그러나 선택된 모델의 예측 조합은 전반적으로 더 나은 예측 정확도로 이어질 수 있다. Bai 및 Perron 테스트는 시리즈의 중단점 감지를 통해 다양한 주기에 걸쳐 결과의 견고성을 확인하는데 사용되었다. 해당 연구는 기존에 시도하지 않았던 방법으로 BDI 예측에 장기기억형 시계열 모형에 적합한 ARFIMA (FARIMA) 모형과 MARS 모델을 처음으로 도입하여 예측분석을 진행하였다.

Liu et al.(2021)은 AR-SVR-GARCH 접근 방식으로 해운시장 지수에 대한 변동성을 예측하였다. 해당 연구는 기간을 두 개의 기간으로 분석에 사용하였다. 첫 번째 기간은 2001년부터 2008년까지이며, 두 번째 기간은 2012년부터 2019년까지의 BDI 지수를 활용하여 SVR-GARCH 모형의 예측에 연구의 중점을 두었다. 그 결과, SVR-GARCH모형과 SVR-GJR모형은 건화물선 시장, 원유 해운시장, 해운 주식 시장에서 변동성 예측성이 더 뛰어남을 확인하였다. 또한, 앞서 제안된 모델이 서로 다른 시장 간에 변동성의 전이가 있음을 시사하였다.

Lia, Weib and Wub(2017)에서는 거시 경제 및 금융 변수에 대한 데이터와 관련된 차등 빈도를 극복하는 데 사용되어 온 MIDAS 기법을 활용하여, GARCH-MIDAS-X 모델과 DCC-MIDAS-X 모델을 활용한 BDI와 중국 경기 순환 변동성과의 상관관계를 검증했다. 연구결과를 통해, 중국 거시 경제를 변수로 사용된 CSI300 index가 BDI의 장기기억 구성요소를 결정하는 중요한 요소임을 확인하였다.

Conrad, Custovic and Ghysels(2018)의 연

구에서도 GARCH-MIDAS 모델을 활용하여 BDI를 설명변수로 설정하고, S&P 500, Nikkei 225, 금 가격, 동 가격 등을 데이터화하여 장단기 암호화폐 변동성 구성요소를 분석하였다. 그 결과, 비트코인 변동성이 글로벌 경제 활동과 밀접하게 연관되어 있음을 보여줬으며, BDI가 장기적 비트코인 변동성과 밀접한 관련성이 있다고 주장하였다.

Ding, Zhang and Duygun(2019)은 유전 프로그래밍¹⁾ 접근 방식을 기반으로 하여 가격 변동성을 모델링하였다. 인공 지능 기술을 사용하여 상품 가격의 변동성을 모델링하는 방법을 보여주는 것으로, 더 구체적으로 연구자는 변동성을 예측하기 위해 유전자 프로그래밍을 사용하는 새로운 모델인 LIQ-GARCH를 소개했다. 해당 모델은 AI 기술을 접목한 GARCH 모형을 새롭게 제안하였으며, BDI 변동성의 추정 방법을 통해 기업이 최적의 위험 관리 전략 설계 및 가격 불확실성에 대비하는 것에 도움이 되고자 하였다.

Sun et al.(2020)에서는 GARCH-Copula-CoVaR 모형 접근법을 통해 해운시장에서 국제상품의 위험성 파급효과를 조사하였다. 석유 및 에너지 시장에서 해운시장으로의 위험성 전이효과와 해운시장의 하위부문 간의 상호작용에 관한 새로운 증거가 제시되었다. 또한, 상품 시장은 글로벌 및 중국 국내 해양 시장에 서로 다른 파급 효과를 발휘하는 것으로 나타났다.

Xin, Xue and Stanley(2018)에서는 BDI 예측을 위해 인공신경망과 GARCH 모형 간의 예측 정확도를 비교하였다. 일일 데이터를 사용할 때 GARCH 예측 모델이 ANN 기반 알고리즘보다 우수한 결과를 보였으며, 주간 및 월간 데이터를 예측할 때는 ANN 기반 알고리즘은 GARCH 모델 보다 높은 예측률을 보인다는 점을 발견하였다.

Mo Soo-Won and Lee Kwang-Bae(2014)의 연구에서는 대칭형 모형인 GARCH 모형과 비대칭 모형인 AGARCH모형, GJR모형, EGARCH 모형 도입을 통해 BDI의 변동성을 추정하였다.

변동성에 대한 뉴스의 비대칭 효과에 초점을 맞춰, 변동성 모형의 체계적인 비교를 통한 정보 제공을 위하여 연구를 실시하였으며, GARCH 모형이 운임의 조건부 분산을 설명하는 데 적합한 모형임을 검증하였다.

Choi Ki-Hong and Kim Dong-Yoon(2019)은 EGARCH 모형을 통해 한국 주식시장의 변동성에 대한 BDI 영향과 정보전이 효과의 존재 여부를 확인하고자 하였다. 업종지수 분석결과 서비스업, 금융업, 건설업, 전기전자업은 통계적으로 유의한 것으로 나타났으나 제조업과 화학업종에서는 유의하지 않았다. 특히 BDI의 변화는 건설업에 영향을 미치는 것으로 나타났다.

2. 해상운임 지수의 변동성 전이

Tsouknidis(2016)는 건화물 시장의 운임 수준 및 변동성과 시계열 plots가 극단적인 시간에 운임의 동적 움직임은 보인다는 특성을 살펴보고 해운 화물 시장 전반에 걸쳐 시간에 따라 변하는 큰 변동성 파급효과가 존재함을 확인하였다. 건화물 시장지수 5가지와 유조선 시장 2가지 지수를 각각 변수로 설정하고, 다변수 DCC-GARCH 모델을 통해 해운시장의 변동성 파급효과를 검증하였다. 검정을 통해 해운 운임의 변동성의 수준은 모두 선박의 크기에 직접적으로 자체 변동성에 의존하는 경향이 있으며, 대형 선박일수록 더 높은 비율을 나타낸다는 사실을 확인하였다. 특히, 기존의 연구들과는 다르게, 장기적 측면에서 BCI는 다른 건화물 지수에 주는 변동성 전이효과가 1% 수준인 반면, BSI는 36%의 변동성 전이효과가 있는 것으로 확인되었다. 이는 소형 건화물 시장의 변동성이 대형 건화물 시장으로 이전되는 성격이 있음을 시사하였고, BCI는 기타 선형의 건화물 시장과의 상호작용이 미미하다는 것을 주장하였다.

Fan, Xing and Yang(2014)은 GARCH 모델을 활용하여 BCI의 단기시황을 예측하였다. 먼저, 변동성 추정을 위해 BCI 자료의 수익률(Daily rate of return)을 산정하고, GARCH 모델을 통해 각 매개변수의 값을 추정한 변동성

1) 유전 프로그래밍(Genetic programming)은 유전 알고리즘의 확장된 형태 사용자가 원하는 작업을 수행하는 프로그램

함수에 가장 최근의 BCI 값을 산입하였다. 연구결과를 통해 GARCH 모델을 활용한 예측도가 실제 지수와 유사한 움직임을 보이는 것을 확인하였다.

Pourkermani(2012)에서는 해운시장의 영향 요인을 통한 예측분석비교를 위해 2000년부터 2010년까지의 시계열 자료를 이용하여 ARCH, GARCH, EGARCH, EJ-R 모델을 사용하였으며, 해당 기간은 RMSEF 값이 가장 낮은 EGARCH (1,2) 모델을 적용하여 분석하였다. 변동성 충격의 지속성을 측정된 결과, BCI는 자기 변동성에 대한 장기기억특성이 다른 건화물 시장들보다 가장 높게 분석되었다. 또한, BCI와 S&P500 지수가 포함된 실증자료 분석을 통해 건화물 시장의 변동성 과급효과가 유조선 시장보다 높음을 시사하였다.

Argyropoulos & Panopoulou(2018)의 연구는 GARCH 분석을 통한 선형간의 예측 결합 접근법을 통해 운임시장의 리스크(VaR)를 측정하였다. 연구를 통해 AR-GARCH(1,1)-t 검정과 AR-EGARCH(1,1)-t 검정이 더 정확한 추정치를 생성하는 결과를 보였으며, 파라메트릭(GARCH-type)의 우수성과 GARCH 모델과 하이브리드 모델의 선형 결합의 우수함을 검증하였다.

Sahoo(2018)은 GARCH 모델과 함께 VAR 모델을 사용하여 변동성의 추정과 화물 시장 모두에서 상품과 화물 시장 간의 선형 지연 관계를 조사하였다. 무엇보다 기존에는 다중 요인 모델을 BEKK-DCC-GARCH 모델을 통해 증명하였고, 상품 및 화물 시장을 포함한 거시 경제 요인을 조사하는 방법으로 사용하였다. BCI 포함한 건화물 운송시장과 화물 시장 전반에 걸친 동태적 변동성을 분석하였다. 운임가격보다 시차의 간격이 큰 설탕 가격을 제외한 철광석, 석탄 가격을 포함한 대다수의 상품 가격은 건화물 시장을 선행하고 있었고, 건화물 운임시장의 변동성이 상품 가격에 미치는 영향은 상대적으로 낮은 것으로 확인되었다. 또한, 화물 선물시장의 변화가 건화물 운임시장에 대한 수요를 유도하는 것으로 보았으며, 이러한 변동성의 과급효과의 존재와 글로벌 금융 위기와 위기 이후에 더욱 심화된 것으로 확인하였다.

Drobtetz, Ritcher and Wambach(2012)에서

는 GARCH 등의 모델 분석을 통해 건화물 및 탱커 화물시장의 시변 변동성의 역학을 연구하였다. 오차항의 fat-tail을 포착하기 위해 정규 분포뿐만 아니라 t-분포도 가정하면 운임의 조건부 변동성을 파악할 수 있다고 보았다. 이를 통해 정규분포보다 t-분포의 가정이 더 적합하다는 것과 거시경제적 요인은 조건부 평균 방정식보다는 조건부 분산 방정식에 통합되어야 한다고 주장하였다. 건화물 시장에서는 비대칭 효과가 없는 것으로 보이지만, 이러한 효과는 유조선 시장에서 강하게 나타남을 확인하였다.

Kim Chang-Beom(2011)은 단위근 검정과 공적분 검정, VAR 모델과 GARCH 분석을 통해 금융시장의 충격과 수입 변동성이 부정기 시장에 미치는 영향을 분석했다. BCI의 변동성을 고려한 충격반응을 확인하기 위해 GARCH 모형을 통하여 도출한 다우존스지수(Dow Jones Industrial average)의 변동성과 중국의 수입 변동성이 BCI를 포함한 건화물 지수에 미치는 영향을 살펴보았다. 적정 lag는 BDI는 2, BCI와 BPI는 1로 판단하였으며, GARCH 모형을 적용해 산출된 공식을 통해 주가와 환율이 BCI 지수에 주는 영향을 분석한 결과, 환율 충격은 운임에 부(-)의 반응을, 주가 충격은 정(+)의 관계가 있는 것으로 확인하였다. 이를 통해 GARCH 모델을 통한 시계열 기법의 시장간의 누적충격 반응을 측정할 수 있다는 유용성을 강조하였다.

Choi Ki-Hong and Kim Dong-Yoon(2018)의 연구에서는 VAR, GARCH 및 DCC 모델을 이용하여 발틱운임지수와 원유시장 간의 상호 관련성을 검증하였다. 그 결과, 원유가격 변동률과 변동성은 BDI 변동률에 영향을 미치고 BDI 변동성은 원유가격의 변동성 및 변동률에 영향을 미치는 것을 발견하였다. 유가와 BDI의 상관관계는 확인되었으나 상관관계가 낮았으며, 이는 전 세계적으로 천연가스 수요가 증가하고 재생에너지 수요가 감소함에 따라 원유의존도가 낮아졌기 때문으로 추정하였다.

Ⅲ. 분석 모형

1. 변동성 전이 분석과 GARCH 모형

Engle and Bollerslev(1986)가 제시한 GARCH 모형은 ARCH 모형을 추정할 경우 발생하는 긴 시차와 이로 인한 추정 모수의 수의 증가라는 문제를 해결하기 위해 개발된 모형이다. GARCH 모형은 기본적으로 AR(p) 모형이 가역조건을 만족하게 되면, MA 모형으로 전환될 수 있는 것과 긴 시차를 지닌 AR 모형 또는 MA 모형보다는 상대적으로 간단한 시차를 지니는 ARMA 모형이 선호되는 것과 같은 원리로 오차항이 지닌 AR 속성을 적용한 것이다.²⁾ ARCH모형을 일반화하여 시차연산 ARMA(p,q) 모형 나타내면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_t^2 = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \delta_{t-i}^2$$

$$= c + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \epsilon_{t-p}^2 + \beta_1 \delta_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \delta_{t-q}^2$$

$$= c + \alpha_1 (B)\epsilon_t^2 + \beta_q (B)\delta_t^2$$

ARCH 모형을 자기회귀 모형으로 나타냈을 때와 같이, σ_t^2 는 비음조건을 충족시켜야 하며, 현실적으로 가장 보편적으로 사용되고 있는 GARCH (1,1) 모형을 살펴보면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\sigma_t^2 = \frac{\alpha_0}{1 - \delta_1}$$

$$+ \alpha_1 (\epsilon_{t-1}^2 + \delta_1 \epsilon_{t-2}^2 + \delta_1^2 \epsilon_{t-3}^2 + \delta_1^3 \epsilon_{t-4}^2 + \dots)$$

GARCH 모형에서 현시점에서의 분산은 모든 과거의 오차승에 따라 달라진다. GARCH(1,1) 모형은 ARCH 모형(∞)으로 나타

낼 수 있으며, 이는 상대적으로 적은 모수와 회귀계수를 사용함에도 유용한 시계열 분석을 가능하게 한다. 현실의 시계열 자료들의 변동성은 매우 지속적(persistence)으로 나타나는 경향을 보이며, 이는 GARCH(1,1) 모형을 통해 모형을 명확화할 수 있는 것으로 알려져 있다.³⁾

2. EGARCH 모형

EGARCH 모형은 Nelson(1991)이 제안한 모형으로서 비대칭 변동성 충격을 검정하기 위해 EGARCH 모형을 다음과 같이 표현하였다.

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^m [(\alpha_i \epsilon_{t-i} + \gamma_i (|\epsilon_{t-i}| - E|\epsilon_{t-i}|))] + \sum_{j=1}^n \beta_j \log(\sigma_{t-j}^2)$$

EGARCH 모형은 후행된 수익률과 동시에 발생하는 변동성 간의 GARCH형 모형과 DCC-GARCH 모형을 사용한 변수간의 레버리지(Leverage) 효과 및 비대칭적인 변동성 전이에 부(-)의 연관성을 가진 레버리지효과를 확인할 수 있다. 이는 ‘ $\gamma < 0$ ’의 가설에 의해 검증되며, $\gamma \neq 0$ 일 경우에는 변동성 충격이 비대칭을 나타낸다. 조건부 분산을 지수화하여 계수가 부(-)의 값을 가지고 있더라도, 정(+))의 값을 가지는 EGARCH 모형을 활용하여 BCI와 변수들 간의 변동성 영향의 비대칭성을 분석한다.

3. DCC-GARCH 모형

Engle(2001)에서 제안한 DCC-GARCH 모형 분석은 변수 간의 동태적 조건부 상관관계를 추정하기 위해서 사용된다. DCC-GARCH 모형은 시간가변적 조건부 공분산행렬을 설명할 수

2) 이종원(2016). 전개서, p.851.

3) 김명직, 장국현(2000). 「금융시계열분석」, 경문사, p.142.

있는 모형으로서 한 변수에 가해지는 변동성 충격이 다른 변수에 영향을 주는 변동성 전이 효과와 변수간의 상관관계를 판단한다. DCC-GARCH 모형의 일반적인 산정식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$r_t = \mu_t + \epsilon_t, \epsilon_t \mid \Psi_{t-1} \sim N(0, H_t)$$

(r_t : $N \times 1$ 수익률 벡터, Ψ_{t-1} : $t-1$ 기까지의 정보집합, H_t : 조건부공분산행렬 (conditional covariance matrix))

$$H_t = D_t R_t D_t$$

$$h_{i,t} = \omega + \sum_{p=1}^P \alpha_{ip} \gamma_{ip-p}^2 + \sum_{q=1}^{Q_i} \beta_{iq} h_{it-q}$$

(D_t : 조건부 분산의 $N \times N$ 대각행렬, $h_{i,t}$: t 시점의 개별지수에 대한 조건부 분산)

DCC GARCH 모형에서 공분산행렬에 대해 추정하고자 할 때, 단변량 GARCH 모형을 통해 시간에 따라 변하는 표준편차의 조건부 상관행렬은 각각 따로 계산할 수 있으며, 상관계수 행렬은 분산의 추정된 값에 제곱근을 취하여 분석한다.

$$R_t = (\text{diag} Q_t)^{-1/2} Q_t \text{diag}(Q_t)^{-1/2}$$

$$Q_t = (1 - \alpha - \beta) \bar{Q} + \alpha u_{t-1} u'_{t-1} + \beta Q_{t-1}$$

$$q_{ij,t} = (1 - \alpha - \beta) \bar{p}_{ij} + \alpha u_{t-1} u'_{t-1} + \beta q_{ij,t-1}$$

$$p_{ij,t} = q_{ij,t} / \sqrt{q_{ij,t} q_{jj,t}}$$

R_t 는 시간 변동 조건부상관 (time-varying conditional correlation)을 포함하는 행렬이며, Q_t 는 $N \times N$ 대칭적 양정부호 행렬이고, \bar{Q} 는 u_t 의 비조건부 분산행렬을 나타낸다. $p_{ij,t}$ 는 잔차들 간의 비조건부 상관관계를 의미하며, α 와 β 는 양정부호와 안정성을 위한 α 와 β 는 양수이어야 하며, 양수의 값을 갖기 위해서는 $\alpha + \beta < 1$ 의 조건을 만족시켜야 한다. β 는 변동성의 충격효과가 사라지는

평균회귀 속도를 의미하며, $\alpha + \beta$ 는 상관관계의 지속성을 의미한다. 또한 α 와 β 는 현재의 동태적 조건부 상관관계에 과거에 표준화되었던 충격과 동태적인 조건부 상관계수가 영향을 미치는 효과에 대하여 파악할 때 사용하는 모수에 해당한다.

DCC-GARCH(1,1) 모형을 추정하기 위해서는 2단계의 로그-우도(Log-likelihood) 함수를 사용하여 최대화하는 모수의 추정이 필요하다. 다음은 변동성과 상관계수의 최적값을 찾기 위한 산정식이다.

$$L_t(\theta, \phi) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^t = 1 T [n \log(2\pi) + 2 \log |Dt| + \log |R| + ut' R^{-1} ut]$$

이와 같이, 본 연구는 GARCH류 모형 (GARCH, EGARCH) 및 DCC-GARCH 모형을 활용하여 제철원료를 포함한 설명변수들이 BCI 간의 변동성 전이 효과를 살펴보고자 하였다.

IV. 실증분석

1. 기술통계 분석

본 연구의 데이터 기간은 1999년 3월~2021년 3월이며, 2,385개의 월별자료가 데이터로 활용되었다. 전체 연구기간에 대한 기술통계량 분석의 결과는 <Table 1>과 같이 확인되었다. 또한, 본 연구는 변동성의 구조적 변화가 발생하였던 세 가지 시점을 Period 1~3까지 기간으로 나누어 분석하였다. Period 1은 리만브라더스 사태로 금융위기 발생을 중심으로 2008년 8월 전/후 기간으로 구분하여 Period 2는 해운시장이 선박공급 과잉문제로 인하여 시장침체가 본격화된 시기였던 2010년을 포함한 2008년 9월~2019년 12월, 마지막으로 Period 3 기간은 COVID19의 영향을 받은 2020년 1월~2021년 3월의 기간으로 구분하였다.

모든 변수의 수익률의 첨도는 Period 1~3가

Table 1. Descriptive Statistical Analysis

		Entire Period (March, 1999 ~ March, 2021)								
VR	MP	BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
I n d e x	Samples	265	265	265	265	265	265	265	265	265
	Minimum	-243.05	62828	22391.62	10464	27.59	39.8	77.76	5.25	2.87
	Maximum	16808.1	169200	128103.2	26903	200	329	363.88	101.11	40.35
	Median	2157.77	116124	71530	17936	72.3	123.07	175.89	18.57	7.75
	Average	3167.15	112235.4	71691.11	17588.88	83.58	132.9	202.47	22.47	9.61
R e t u r n	Coef.	0.13	0	0.01	0.01	0.01	0.02	0	0.03	0.03
	SD	0.36	0.04	0.1	0.12	0.1	0.13	0.01	0.18	0.18
	Skewness	0.61	0.53	-0.09	0.14	-0.57	2.42	1.14	-0.53	-0.37
	Kurtosis	7.49	0.63	-0.05	1.86	5.58	28.76	1.6	4.71	2.35
	J-Berra	639.58	17.10	0.3921	40.35	364.68	9511.5	87.35	263.2	68.72
	p-value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Notes: VR= Variable, MP = Measurement parameter, BCF = Capesize Bulk Fleet(million, tonnage), C3 = Brazil~Far East fares(U\$/Ton), C5 = Australia~Far East fares(U\$/Ton), BCI = Capesize index, CCP = Coal price(U\$/Ton), CCT = Coal trade(Thousand Ton), CSP = World crude steel production(Thousand Ton), IOP = Iron ore price(U\$/Ton), IOT = Iron ore trade(Thousand Ton)

Table 2. ADF(Augmented Dickey-Fuller) Test for Unit Root

Division	t-statistic	p-value	Theory
BCI	-3.0299	0.142	accepted
IOP	-1.6578	0.720	accepted
CCP	2.7927	0.242	accepted
BCF	-2.7384	0.265	accepted
C3	-2.6698	0.294	accepted
C5	-3.0884	0.118	accepted
CSP	-6.5359	0.01**	rejected
IOT	-11.188	0.01**	rejected
CCT	-8.9718	0.01**	rejected

Notes: VR= Variable, MP = Measurement parameter, BCF = Capesize Bulk Fleet(million, tonnage), C3 = Brazil~Far East fares(U\$/Ton), C5 = Australia~Far East fares(U\$/Ton), BCI = Capesize index, CCP = Coal price(U\$/Ton), CCT = Coal trade(Thousand Ton), CSP = World crude steel production(Thousand Ton), IOP = Iron ore price(U\$/Ton), IOT = Iron ore trade(Thousand Ton)

지 침도가 3보다 작은 평탄분포(platycurtic)를 나타낸 것으로 확인되었으나, 원료탄 가격(CCP)의 경우에는 Period 1에서 가장 높은 4.46으로 침도가 3보다 큰 첨예분포한다는 것을 확인하였다. 이와 같이 나타난 이유는 석탄의 가격체계가 기존의 Benchmark 체계에서 Index 중심으로 변화한 것에 의한 것으로 판단

된다. 전체 기간에서는 IOP, CCP, C3가 두꺼운 꼬리 및 높은 침도를 지닌 왜도 값을 가지는 첨예분포를 보였다. 이와 같은 분석을 통해 예측 불가능한 변동성 충격에 대해 부(-)의 하방 리스크가 강하게 존재하며, 저점일 때는 변동성이 정(+)의 관계를 나타냄을 확인할 수 있다.

Table 3. Unit Root Test for Log Return

Division	t-test	p-value	Theory
BCI	-8.9668	0.000	rejected
CSP	-6.5776	0.000	rejected
IOT	-10.29	0.000	rejected
CCT	-7.235	0.000	rejected
IOP	-7.235	0.000	rejected
CCP	-7.235	0.000	rejected
BCF	-2.1131	0.000	rejected
C3	-8.2817	0.000	rejected
C5	-7.8861	0.000	rejected

Notes: BCI = Capesize index, CSP = World crude steel production(Thousand Ton), IOT = Iron ore trade(Thousand Ton), CCT = Coal Trade(Thousand Ton), IOP = Iron ore price(U\$/Ton), CCP = Coal price(U\$/Ton), BCF = Capesize Bulk Fleet(million, tonnage), C3 = Brazil~Far East fares(U\$/Ton), C5 = Australia~Far East fares(U\$/Ton)

Table 4. Johansen Cointegration Test

No. of CE(s)	None *	At most 1 *	At most 2 *	At most 3	At most 4	At most 5	At most 6
Eigenvalue	0.294	0.217	0.167	0.116	0.094	0.068	0.033
Trace-Statistic	90.952	63.946	47.816	32.254	25.798	18.446	8.747
Prob.**	0	0.002	0.034	0.289	0.333	0.458	0.852

Table 5. AIC & SIC Test

Lag	LogL	LR	AIC	SC	HQ
0	-13006.460	NA	102.484	102.609	102.534
1	-12761.920	469.823	101.196	102.450 *	101.701 *
2	-12672.890	164.752	101.133 *	103.514	102.091
3	-12606.030	118.972	101.244	104.754	102.656
4	-12523.950	140.243	101.236	105.873	103.102
5	-12432.430	149.896	101.153	106.919	103.472
6	-12359.540	114.211	101.217	108.111	103.990
7	-12289.700	104.496	101.305	109.326	104.532
8	-12216.030	104.992 *	101.362	110.512	105.043

2. 단위근 및 공적분 검정

본 연구는 시계열 데이터의 정상성을 알아보기 위해 BCI와 8개의 변수에 대하여 ADF (Augmented Dickey Fuller) 분석을 실시하였으며, 그 결과는 <Table 2>와 같다.

ADF 검정 결과, CSP, IOT, CCT를 제외한 나머지 변수의 유의확률이 0.05보다 높은 것으로 확인되어 불안정한 시계열로 나타났다. 또

한, 모든 변수의 수준 단위 검정에서 모든 변수에 단위근이 존재하는 것으로 확인되었다. 자기상관계수의 시차 1에서 높은 수치를 보인 것을 토대로 1차분을 실시한 결과, 모든 시계열 데이터에서 안정성이 확인되었다(<Table 3> 참고).

또한, 본 연구는 아래의 <Table 4>와 같이 요한슨 공적분 검정을 실시하여 Trace 통계량과 및 Maximum Eigenvalue값이 유사한 수준이고, Maximum Eigenvalue의 결과값에서 최

Table 6. The Results of GARCH Model Analysis

Parameter		BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
μ	Coef.	0.0070	0.0060	0.0080	0.0020	0.0060	0.0090	0.0030	0.0240	0.0070
	P	-0.7200	0.3510	0.0000	0.0220	0.4910	0.6170	0.7250	0.0730	0.6250
ω	Coef.	0.0020	0.0010	0.0000	0.0010	0.0020	0.0000	0.0000	0.0070	0.0040
	P	-0.3060	0.7410	0.2220	0.1550	0.0220	0.2430	0.9990	0.0120	0.3140
α	Coef.	0.1510	0.3020	0.0000	0.0950	0.6750	0.0000	0.0090	0.5740	0.2180
	P	-0.1400	0.5860	1.0000	0.8390	0.1150	1.0000	0.9920	0.0220	0.3000
β	Coef.	0.8180	0.0000	0.9990	0.8390	0.2830	0.9990	0.9890	0.2430	0.6700
	P	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.1070	0.0000	0.2320	0.0660	0.0170
Persistence		0.9690	0.3020	0.9990	0.9340	0.9580	0.9990	0.9980	0.8170	0.8880
Ljung-Box		0.6167	0.1685	0.7730	4.0620	0.0153	0.0912	1.9280	0.0005	0.0129
Q-test		0.4323	0.6815	0.3793	0.0439	0.0164	0.7627	0.1650	0.9820	0.9094
AIC		-0.4440	-3.6460	-2.1620	-1.9180	-2.3290	-1.0640	-7.9830	-0.9720	-0.7320
BIC		-0.3290	-3.5320	-2.0470	-1.8030	-2.2140	-0.9490	-7.8680	-0.8570	-0.6170
HQIC		-0.3970	-3.6000	-2.1150	-1.8710	-2.2820	-1.0180	-7.9360	-0.9250	-0.6850

Note: Volatility persistence is calculated as $\alpha + \beta$ for GARCH

소 3개의 공적분이 존재하는 것으로 확인하였다. 추가적으로 AIC 및 SC를 실시하여 적절한 시차를 선정하였다. AIC 기준에서는 2차가 적합한 것으로 나타났으며, SC에서는 1차가 적합한 것으로 확인되었다. 이를 통해, AIC와 SC가 동일한 시차가 아니므로 AIC의 과대식별 문제 가능성을 열어두고 SC 정보를 토대로 1시차를 선택하였다(Table 5) 참고.

3. GARCH 모형 분석

단변량 GARCH 분석에는 최적 모수로 강건한 표준오차(robust standard error)를 갖는 모수들을 채택하였다. 모형추정 후에는 잔차 항에 자기 상관이 존재하는 지에 대한 여부를 확인하기 위해서 Ljung & Box(1978)이 제안한 Q-통계량을 사용하였다.

이때 표본으로부터 구한 통계량이 이론적 임계치보다 높을 경우에는 자기상관이 없다는 귀무가설이 기각된다.⁴⁾ Ljung-Box의 Q-통계량

검정결과에서 표준화 잔차시계열이 자기상관이 없다는 귀무가설은 모든 변수들의 분산방정식 잔차제곱의 통계량에 대한 유의확률이 5% 수준보다 크기 때문에 귀무가설을 기각할 수 없다.

(Table 6)의 GARCH(1,1) 모형에서 꼬리가 두꺼운 침예분포임을 고려할 때 분산방정식의 모수 ω , α , β 가 모두 정(+)이고, 특히 α 의 경우 비음 조건을 만족해야 한다.

분석결과를 통해 9개의 모든 변수의 변동성 지속성(persistence)은 $\lambda = \alpha + \beta < 1$ 로 나타났으며, 이는 변동성 지속성을 의미하는 λ 가 1보다 작으며, 1에 가까운 값을 가짐으로 현재의 변동성이 미래에도 지속될 가능성이 높으며, 철광석 물동량(IOT)에 따른 시계열 오차항 충격에 의한 변동성 지속성이 변수들 가운데 가장 크다는 것을 알 수 있다.

4. EGARCH 모형 분석

EGARCH(1,1) 모형은 변동성 충격에 대한 부호효과 및 규모효과를 확인할 수 있다.

4) 김명직, 장국현(2000). 「금융시계열분석」, 경문사, p.89.

Table 7. The Results of EGARCH Model Analysis

Parameter		BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
μ	Coef.	0.009	-0.001	0.006	-0.017	0.006	0.008	0.004	0.011	0.010
	P	0.000	0.154	0.000	0.001	0.322	0.039	0.000	0.253	0.456
ω	Coef.	-0.076	-0.491	-4.878	-1.343	-1.450	-0.506	-0.942	-1.004	-0.463
	P	0.368	0.000	0.000	0.287	0.059	0.000	0.000	0.126	0.764
α	Coef.	-0.096	-0.352	0.038	-0.370	-0.054	0.380	0.124	-0.223	-0.034
	P	0.290	0.000	0.421	0.003	0.607	0.001	0.000	0.074	0.882
β	Coef.	0.956	0.919	-0.039	0.689	0.691	0.885	0.915	0.721	0.862
	P	0.000	0.000	0.875	0.014	0.000	0.000	0.000	0.000	0.053
γ	Coef.	0.323	-0.008	0.707	0.223	0.595	-0.117	0.224	0.365	0.238
	P	0.000***	0.865	0.000***	0.424	0.002**	0.138	0.003**	0.032	0.391
Persistence		0.956	0.919	-0.039	0.689	0.691	0.885	0.915	0.721	0.862
Ljung-Box		0.378	-3.462	-1.815	-1.554	-2.113	-1.278	-7.901	-0.806	-0.636
		0.446	-3.394	-1.746	-1.486	-2.045	-1.210	-7.833	-0.738	-0.568
AIC		0.405	-3.435	-1.787	-1.527	-2.086	-1.251	-7.874	-0.778	-0.608
BIC		0.077	19.190	0.034	1.913	0.902	0.013	0.363	0.059	1.031
HQIC		0.781	0.081	0.853	0.167	0.898	0.909	0.547	0.808	0.310

Note: Volatility persistence is calculated as β for EGARCH

(Table 7)은 긍정적인 충격을 나타내는 정(+)의 부호와 부정적인 충격을 나타내는 부(-)의 부호에 따른 비대칭 효과(asymmetric effect)를 고려한 모형으로, 분산 방정식의 모수 ω , α , β , γ 는 모두 유의수준1% 에서 유의한 값으로 나왔다. 앞서 분석한 (Table 6)의 GARCH 모형은 현재의 변동성과 미래 변동성 간의 부(-)의 관계를 고려하지 않는다. 일반적으로GARCH (1,1)모형은 현 시점의 변동성의 잔차항 제곱은 미래의 수익률 변동성에 대해 영향을 미치고, 조건부 변동성에 대한 충격이 부(-) 또는 정(+)에 관계없이 항상 대칭적인 효과를 갖는다. 그러나 현실 세계에서는 정(+)의 충격보다는 부(-)의 충격이 변동성에 더욱 큰 영향을 미치게 되는 비대칭적 정보효과인 레버리지 효과를 나타낸다.

이에 따라 Nelson(1991)에서 제안한 EGARCH 모형은 후행된 수익률과 동시에 발생하는 변동성 간 GARCH형 모형과 DCC-GARCH 모형을 이용한 변수간의 레버리지 효과와 비대칭적 변동

성 전이에 부(-)의 연관성인 레버리지 효과를 확인할 수 있다. 이는 ‘ $\gamma < 0$ ’의 가설에 의해 검증되고, ‘ $\gamma \neq 0$ ’ 일 경우에는 변동성 충격이 비대칭으로 나타난다. 본 연구의 분석결과에서는 BCI, IOT, IOP, BCF의 분산방정식의 모수가 유의수준 1%에서 통계적으로 유의하였고, $\gamma > 0$ 이므로 레버리지효과가 없는 것으로 확인되었다. 다만 $\gamma \neq 0$ 이고 β 가 정(+)의 값을 가지는 것에서 알 수 있듯이, 오차항 충격의 크기가 큰 경우에는 조건부 분산이 증가하게 되며 충격이 비대칭적으로 나타남을 알 수 있다.

모형의 적합도가 높으면, 해당 모형에 대한 분산 방정식 잔차제곱의 합이 다른 모형에서의 잔차제곱 합보다 작다고 할 수 있다. 분석결과에서 모수들의 모형 적합도는 GARCH, EGARCH 순으로 나타났다. 또한, 변수들의 비대칭성과 레버리지효과는 비선형 비대칭 분산을 구별하는 EGARCH 모형에 의하여 검증가능하며, (Table 9)에서처럼 변동성에 대한 부(-)의 충격과 정(+)의 충격에 의하여 모형에 따라 각각

Table 8. GARCH Model Asymmetry Test

		BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
Sign bias test	t-stat	0.6522	0.4919	0.8322	0.1499	0.6751	0.1487	0.3052	0.6899	1.5425
	Prob.	0.5153	0.6235	0.6850	0.8810	0.5006	0.8820	0.1937	0.4913	0.1250
Negative (-) sign bias	t-stat	1.0537	1.7492	0.8540	0.1726	0.0049	0.2818	0.0376	0.3587	0.6911
	Prob.	0.2937	0.08223*	0.8059	0.2428	0.9961	0.7784	0.9700	0.7203	0.4906
Positive (+) sign bias	t-stat	0.3003	1.8543	0.4788	0.0734	0.5647	0.1666	0.8875	0.1474	0.5007
	Prob.	0.7644	0.06558*	0.4194	0.9416	0.5731	0.8679	0.0609*	0.8830	0.6173
Joint effect	t-stat	1.2033	1.3383	0.9095	0.0747	0.5334	0.1935	0.7058	0.5550	2.5670
	Prob.	0.7522	0.01003**	0.8622	0.3803	0.9115	0.9786	0.2950	0.9067	0.4633

Table 9. EGARCH Model Asymmetry Test

		BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
Sign bias test	t-stat	0.1220	4.0468	0.8810	0.1413	1.2776	0.0478	0.7753	1.4382	0.2521
	Prob.	0.9030	0.000***	0.8877	0.8877	0.2025	5 0.9619	0.4389	0.1516	0.8011
Negative (-) sign bias	t-stat	0.7535	6.7226	0.2428	0.6588	0.3533	0.0709	1.9136	1.4147	1.0074
	Prob.	0.4519	0.000***	0.5106	0.5106	0.7242	0 0.9435	0.0567*	0.1584	0.3147
Positive sign bias	t-stat	0.4163	0.4971	0.9416	0.5132	1.0517	0.0002	0.3399	0.2151	0.4920
	Prob.	0.6775	0.6196	0.6083	0.6083	0.2939	9 0.9998	0.7342	0.8299	0.6231
Joint effect	t-stat	1.5455	5.4450	0.3803	0.6998	1.7412	0.0068	4.0408	2.9219	1.2569
	Prob.	0.6718	0.000***	0.8733	0.8733	0.6278	0.9999	0.2571	0.4038	0.7394

두 변수의 조건부 변동성에 대한 충격 정도를 확인할 수 있다. 그러나 변수간의 변동성에 대한 충격 크기를 비교하여 실질적 변동성에 대한 비대칭적인 효과를 분석한 결과에 따르면, EGARCH 모형의 경우에는 정(+)의 충격이 부(-)의 충격보다 변동성에 비대칭적 충격을 더 크게 주는 것으로 나타났다.

5. GARCH 및 EGARCH 모형의 비대칭성 검정

변동성의 비대칭 검정에 대한 결과는 <Table 8>, <Table 9>와 같다. 부호편의 검정(sign

bias test) 통계량이 GARCH와 EGARCH 모형 모두 정(+)이며, CSP의 경우에만 유의미한 것으로 나타났다. 또한 규모편의(size bias) 검정 통계를 통해 GARCH 모형은 IOP와 BCF를 제외한 모두 모수들이 정(+)의 규모편의 통계량이 부(-)의 통계값보다 더 큰 것으로 확인되고, EGARCH 모형에서도 IOP와 BCF 변수를 제외한 모든 부(-)의 규모편의가 정(+)의 값보다 크고, CSP는 부호편의와 결합효과에서는 유의함을 알 수 있었으나, 정(+)의 규모 편이에 유의하지 않아, 앞서 살펴본 단변량 GARCH 모형과 동일하게 레버리지 효과는 없는 것으로 나타났다.

Table 10. The Estimation Results of DCC-GARCH Model Volatility

Parameter	μ	$\Gamma(1)$	ω	α_1	β_1	μ	$\Gamma(2)$	ω	α_1	β_1	DCC α_1	DCC β_1
Variable		BCI				CSP				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.004	0.999	0.000	0.000	0.999	0.000	0.897
$\rho(\lambda t)$	0.476		0.250	0.001	0.000	0.112		0.001	1.000	0.000	1.000	0.001
Variable		BCI				IOT				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.006	0.999	0.000	0.000	0.999	0.999	0.922
$\rho(\lambda t)$	0.477		0.253	0.000	0.000	0.346		0.000	1.000	0.000	0.645	0.000
Variable		BCI				CCT				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.002	0.413	0.008	0.293	0.120	0.000	0.926
$\rho(\lambda t)$	0.476		0.250	0.001	0.000	0.771		0.010	0.002	0.608	0.997	0.000
Variable		BCI				IOP				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.006	0.877	0.002	0.416	0.460	0.009	0.925
$\rho(\lambda t)$	0.476		0.250	0.001	0.000	0.278		0.146	0.056	0.005	0.601	0.000
Variable		BCI				CCP				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.005	0.987	0.000	0.000	0.987	0.160	0.677
$\rho(\lambda t)$	0.477		0.252	0.001	0.000	0.952		0.957	1.000	0.071	0.015	0.000
Variable		BCI				BCF				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.004	0.955	0.000	0.207	0.748	0.175	0.000
$\rho(\lambda t)$	0.475		0.251	0.001	0.000	0.000		0.484	0.000	0.000	0.009	1.000
Variable		BCI				C3				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.018	0.653	0.011	0.366	0.287	0.071	0.826
$\rho(\lambda t)$	0.481		0.267	0.002	0.000	0.052		0.326	0.108	0.585	0.080	0.000
Variable		BCI				C5				DCC-GARCH(1,1)		
EP	0.010	0.999	0.002	0.174	0.825	0.009	0.902	0.003	0.098	0.804	0.129	0.823
$\rho(\lambda t)$	0.481		0.252	0.001	0.000	0.397		0.281	0.114	0.000	0.001	0.000

Note: EP = Estimated parameters

6. DCC-GARCH 모형 분석

BCI와 변수들이 시계열 오차항의 충격에 반응하는 시변 조건부상관관계에 대해 확인하기 위해 DCC-GARCH(1,1) 모형에 대한 분석을 실시하였다. 분석방법은 Engel(2001)에서 확장된 2단계 추정방법인 평균분산 정규분포를 사용하였고, 대각행렬 이외의 값이 0이 아닌, 변동성의 전이효과를 허용하는 식을 통해 조건부 분산을 추정한 후, 조건부 상관계수를 산출하여 변수간의 변동성에 대한 시변 상관관계 정도를 확인했다.

즉, 2단계에 걸친 모수의 변동성을 추정한 결과 BCI와 변수들은 모두 ARCH항 α_1 이 통계

적으로 유의미한 변수로 석탄 물동량(CCT), 케이프 선복량(BCF), C5로 분석되었으며, GARCH항의 β 값의 통계적 유의미한 시계열 변수는 조강생산량(CSP), 철광석 물동량(IOT), 철광석 가격(IOP), 케이프 선복량(BCF) 그리고 C5로 나타났다.

변수의 변동성 지속성인 $\Gamma(1) = \alpha_1 + \beta_1 = 0.999 < 1$ 은 모든 변수들이 1에 근사한 것으로 보아 현재 시점의 높은 변동성이 미래에도 지속될 가능성이 크다고 볼 수 있으며, 변동성의 지속성은 조강생산량(CSP), 철광석물동량(IOT), 케이프선복량(BCF), 석탄 가격(CCP), C5, 철광석 가격(IOP) 그리고 C3 순으로 나타났다.

Table 11. DCC-GARCH(1,1) Model Estimation of BCI and BCF

VR	Parameter	Period 1			Period 2			Period 3		
		EP	t-value	p(> t)	EP	t-value	p(> t)	EP	t-value	p(> t)
BCI	μ	0.0214	1.7090	0.0875	-0.0170	-0.4882	0.6254	0.0214	1.7090	0.0875
	ω	0.0001	0.1272	0.8988	0.0071	0.9917	0.3213	0.0001	0.1272	0.8988
	α_1	0.0000	0.0000	1.0000	0.0716	1.2992	0.1939	0.0000	0.0000	1.0000
	β_1	0.9990	306.2236	0.0000	0.8921	21.1180	0.0000	0.9990	306.2236	0.0000
	$\Gamma(1)$		0.9990			0.9637			0.9990	
BCF	μ	0.0051	13.3780	0.0000	0.0031	8.9569	0.0000	0.0051	13.3780	0.0000
	ω	0.0000	0.0270	0.9785	0.0000	0.3312	0.7405	0.0000	0.0270	0.9785
	α_1	0.0000	0.0165	0.9868	0.2838	2.4682	0.0136	0.0000	0.0165	0.9868
	β_1	0.9989	913.8007	0.0000	0.6937	7.2030	0.0000	0.9989	913.8007	0.0000
	$\Gamma(2)$		0.9990			0.9775			0.9990	
DCC - GARCH (1,1)	DCC α_1	0.2576	2.3318	0.0197	0.0000	0.0004	0.9997	0.2576	2.3318	0.0197
	DCC β_1	0.0327	0.0671	0.9465	0.9291	6.7170	0.0000	0.0327	0.0671	0.9465
	AIC		-9.0712			-6.5974			-9.0712	
	BIC		-8.8057			-6.3618			-8.8057	
	HIQ		-8.9634			-6.5016			-8.9634	

Note: EP = Estimated parameters

한편, 결합모형의 경우에는 GARCH 모형의 $DCC\beta_1$ 값이 통계적으로 유의미한 변수조합은 BCI와 조강생산량 등 7가지 조합으로 분석되었으나, $DCC\alpha_1$ 값이 통계적으로 유의미한 변수조합은 BCI와 케이프선복량(BCF)과 BCI와 C5 조합에서만 나타났다.

금융위기가 발생한 기간과 COVID19 전/후, 그리고 리만브라더스 사태가 연구결과에 미치는 영향을 더욱 정확하게 분석하기 위해, 분석기간을 2008년 이전과 이후, 2020년 이전과 이후로 구분하였고, ARCH 모형에서 BCI와 통계적 유의성이 검증된 케이프선복량(BCF)과 C5를 대상으로 변동성 전이효과를 살펴보았다.

BCI와 BCF는 모두 ARCH항 α_1 이 통계적 유의미함이 Period 1에서 Period 3까지 발견되지 않았으나, 두 변수들의 GARCH항 모형인 β_1 는

모든 기간에서 유의미하게 나타났다. 또한, Period 2 기간에는 선형결합 모형 $DCC\beta_1$ 에서 통계적으로 유의미한 결과를 보였으며, 변동성 추정치는 BCI는 0.9291로 분석되고, BCF의 $\alpha_1=0.6937$ 값이 BCI의 α_1 값(=0.0716)보다 더 크게 나타나, 오차항의 충격이 조건부 분산에 미치는 영향이 더 크고, Γ 값으로 볼 때 케이프선복량(BCF)의 변동성 지속성이 더 크다는 것을 확인할 수 있다. 이는 케이프선박이 건조된 이후, 최소 20년 이상의 내용연수와 운항가능한 기간을 고려할 때, 케이프선복량이 BCI에 미치는 변동성 전이효과가 크다는 점을 시사한다.

BCI와 C5 간의 DCC-GARCH 분석을 통한 모형의 추정결과를 살펴보면, GARCH항 모형의 β_1 에서는 모든 기간에서 유의미하게 나타났으며, 선형 결합모형인 $DDC\beta_1$ 에서도 전체기

Table 12. DCC-GARCH(1,1) Model Estimation of BCI and C5

VR	Parameter	Period 1			Period 2			Period 3		
BCI	μ	0.0214	1.7580	0.0787	-0.0170	-0.5047	0.6138	0.0214	1.7580	0.0787
	ω	0.0001	0.1283	0.8979	0.0071	0.9924	0.3210	0.0001	0.1283	0.8979
	α_1	0.0000	0.0000	1.0000	0.0716	1.3022	0.1929	0.0000	0.0000	1.0000
	β_1	0.9990	307.9551	0.0000	0.8921	20.7428	0.0000	0.9990	307.9551	0.0000
	$\Gamma(1)$		0.9990			0.9637			0.9990	
C5	μ	0.0231	2.1960	0.0281	-0.0048	-0.3062	0.7595	0.0231	2.1960	0.0281
	ω	0.0000	0.1059	0.9157	0.0035	0.9234	0.3558	0.0000	0.1059	0.9157
	α_1	0.0000	0.0000	1.0000	0.0789	1.2204	0.2223	0.0000	0.0000	1.0000
	β_1	0.9990	270.1205	0.0000	0.7813	4.0824	0.0000	0.9990	270.1205	0.0000
	$\Gamma(2)$		0.9990			0.8602			0.9990	
DCC - GARCH (1,1)	DCC α_1	0.0000	0.0982	0.9218	0.0756	5.8482	0.0000	0.0000	0.0982	0.9218
	DCC β_1	0.9248	9.4357	0.0000	0.9097	46.2500	0.0000	0.9248	9.4357	0.0000
	AIC		-4.5841			-1.1089			-4.5841	
	BIC		-4.3186			-0.8733			-4.3186	
	Hannan-Quinn		-4.4764			-10.1315			-4.4764	

간(Period 1~Period 3)을 통해 통계적으로 유의미한 것으로 확인되었다. 반면, 20년간의 전체기간을 분석한 결과를 통해 확인한 DCC α_1 의 유의미한 선형결합은 금융위기와 COVID19가 발생한 이후의 기간을 제외한 Period 2에서만 확인되었다.

이는 COVID19 확산으로 인한 2020년 1분기 중국 경제활동 침체로 인한 중국의 호주산 철광석 수요가 감소로 인한 것으로 보이며, 같은 해 2020년 2월 기준으로 BCI가 역사상 최초로 Minus(-) 지수를 기록한 이상 현상 등으로 설명될 수 있다. 즉, 금융위기와 외부 충격은 변수간의 변동성 측정에 부정적인 영향을 미친다는 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 연구는 미래의 급격한 해상운송 시장의 불확실성 및 변동성으로부터 기업의 손실 및

위험 관리하기 위해서 BCI(Baltic Capesize Index)에 대한 분석 및 예측은 매우 중요함을 인지하고 GARCH 모형을 활용하여 제철원료와 관련한 변수들 및 BCI의 변동성 전이 분석을 실시하였다. 본 연구는 첫째, 기초통계량 분석, 둘째, 단위근 및 공적분 검정, 셋째, 단변량 GARCH류 모형 분석, 그리고 넷째, DCC-GARCH 모형 분석 등 네 가지로 나누어 진행되었으며 그 결과는 각각 다음과 같다.

첫째, 기초통계량 분석결과를 살펴보면, 전체기간과 Period 1~ Period 3까지의 세 기간에 대하여 정규분포를 가각하는 것으로 확인되었다. 또한, 전체기간에서는 BCI, IOP, CCP, C3 이 모두 첨예분포를 보였다. 갑작스럽게 변동성 충격이 가해지게 되면, 강한 부(-)의 하방리스크가 존재하고, 안정적으로 저점일 경우에는 변동성이 정(+)의 상관관계로 나타난다는 것을 확인하였다. 이는 제철원료의 기존 벤치마크(Benchmark) 가격에서 Index 가격으로의 가격 체계가 변경되는 것에 따라 원료가격이 상승하고

CFR 기준의 가격조건으로 책정되는 제철원료 운송시장의 변동이 원인인 것으로 판단된다.

둘째, 시계열의 정상성을 판단하기 위한 ADF 검정결과를 통해 제철원료 물동량(IOT, CCT)과 조강생산량은 안정적인 시계열로 나타났다. 그 외의 설명변수들이 귀무가설을 기각하지 못하여 1차 차분을 통해 안정화되었다. 또한, 두 변수에 대한 요한슨 공적분 검정을 통해 공적분 관계가 있는 것을 확인하였다.

셋째, 모형 적합성 및 조건부 분산의 변동성 행태를 살펴본 GARCH, EGARCH 모형 분석을 통해 산출된 모수 값에서 변동성 충격의 크기, 변동성 지속성, 방향성 및 비대칭성을 알아보았다. 그 결과, 모든 변수들은 오차항에 대한 표준화 잔차 및 잔차제곱에 대하여 자기상관이 없음을 확인하였고, 모든 변수들의 변동성 지속성(persistence)은 현재 시점의 변동성이 향후에도 지속될 가능성이 높으며, 철광석 물동량(IOT)에 따른 시계열 오차항 충격에 의한 변동성 지속성이 변수들 가운데 가장 크다는 것을 알 수 있다. 추가적으로 EGARCH 모형을 통해 철광석 가격(IOP)과 케이프선복량(BCF) 변수를 제외한 모든 변수의 부(-)의 규모편의가 정(+)의 값보다 크게 나타났다. 조강생산량(CSP)은 부호편의와 결합효과에서는 유의함을 알 수 있었으나, 정(+)의 규모 편의의 유의하지

않아, 레버리지효과가 없음을 확인하였다.

마지막으로 동태적 시간 변화에 따른 상호관계를 확인하기 위하여 DCC-GARCH(1,1) 모형을 분석하였다. 그 결과, 전체기간을 분석한 결과에서 부분적 선형결합이 확인되었다. BCI와 통계적으로 유의적인 선형결합이 확인된 케이프선복량(BCF)과 C5를 대상으로 변동성 전이효과를 추정한 결과, 케이프선복량(BCF)이 BCI에 미치는 충격이 BCI 자체 충격보다 크다는 것을 확인하였다. 이는 케이프선박이 건조된 이후, 최소 20년간의 선박내용연수를 고려할 때, BCI에 미치는 변동성 전이효과가 크다는 점을 확인하였다.

본 연구에서는 BCI가 처음으로 고시되었던 1999년 3월부터 COVID19의 영향을 반영하여 2021년 3월까지의 제철원료 시장과 BCI의 상호관련성 및 변동성 분석을 실시하였다. 그러나, 산업이 고도화되고 그 구조도 최근 시대에는 급격히 변화되고 있기 때문에, BCI 지수의 변동성 예측만을 통한 세계 경제의 파급효과를 정확하게 가능하는 것은 현시점에서는 한계가 있다. 따라서, 상호 밀접한 관련성을 지니는 제철원료, 해상운송, 그리고 철강 시장의 다양한 영향요인과의 관련성을 확인하여 더욱 효과적이고 정확한 시장 변동성을 예측하기 위한 지속적인 후속연구가 필요하다.

References

- Argyropoulos, C., & E. Panopoulou (2018), "Measuring the Market Risk of Freight Rates: A Forecast Combination Approach", *Journal of Forecasting*, 37(2), 201-224.
- Choi, Ki-Hong, Dong-Yoon Kim (2019), "The Effect of Baltic Dry Index on the Korean Stock Price Volatility", *Journal of Korea Port Economic Association*, 35(2), 61-75.
- Choi, Ki-Hong, Dong-Yoon Kim (2018), "Relationship between Baltic Dry Index and Crude Oil Market", *Journal of Korea Port Economic Association*, 34(4), 125-139.
- Choi, Sung-Mi, Seon-Young Hong, Mun-Seon Choi, Jin-Ah Park, Jee-Seon Baek, and Sun-Young Hwang (2009), "Analysis of Multivariate-GARCH via DCC Modeling", *The Korean Journal of Applied Statistics*, 22(5), 995-1005.
- Conrad, C, A. Custovic, and E. Ghysels (2018), "Long-and Short-term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis", *Journal of Risk and Financial Management*, 11(2), 1-12.

- Ding, S., Y. Zhang, and M. Duygun (2019), "Modeling Price Volatility based on a Genetic Programming Approach", *British journal of management*, 30(2), 328-340.
- Drobetz, W., T. Richter and M. Wambach (2012), "Dynamics of Time-varying Volatility in the Dry Bulk and Tanker Freight Markets", *Applied Financial Economics*, 22(16), 1367-1384.
- Engle, R. F. and K. Sheppard (2001), "Theoretical and Empirical Properties of Dynamic Conditional Correlation Multivariate GARCH", *NBER Working Papers*(No. 8554), 2001, 4-18.
- Engle, R. F. and T. Bollerslev (1986), "Modelling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- Fan, Y. H., Y. W. Xing and H. L. Yang (2014), "Prediction of Baltic Capesize Freight Index Based on GARCH Model", *Applied Mechanics and Materials*, 488, 1494-1497.
- Katris, C. & M. G. Kavussanos (2021), "Time Series Forecasting Methods for the Baltic Dry Index", *Journal of Forecasting*, 40(8), 1540-1565.
- Kim, Chang-Beom (2016), "Impact of Exchange Rate Movements, Global Economic Activity, and the BDI Volatility on Loaded Port Cargo Throughput in South Korea", *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 32(4), 243-248.
- Kim, Chang-Beom (2011), "The Effects of International Finance Market Shocks and Chinese Import Volatility on the Dry Bulk Shipping Market", *Journal of Korea Port Economic Association*, 27(1), 263-280.
- Liu, J., Z. Li, H. Sun, L. Yu and W. Gao (2021), "Volatility Forecasting for the Shipping Market Indexes: An AR-SVR-GARCH Approach", *Maritime Policy & Management*, 1-18.
- Lia, S., L. Weib, and H. Wub (2017), "Stock Market and the Baltic Dry Index: Volatilities and Correlations in China's Business Cycle", Available from <https://www.efmaefm.org/>
- Ljung, G. M. and G. E. Box (1978), "On a Measure of Lack of Fit in Time Series Models", *Biometrika*, 65(2), 297-303.
- Mo, Soo-Won, Kwang-Bae Lee (2014), "Estimation of BDI Volatility: Leverage GARCH Models", *Journal of Korea Port Economic Association*, 30(3), 1-14.
- Nelson, D. B. (1991), "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 59(2), 347-370.
- Park, Jae-Gon, Phil-Sang Lee (2009), "Forecasting Stock Return Volatility by Employing the Long-memory Property", *Journal of Money & Finance*, 23(4), 33-62.
- Pourkermani, K. (2012), *Essays on the Econometric Modelling and Forecasting of Shipping Market Variable* (Doctoral Dissertation), England, UK: Newcastle University.
- Sahoo, S. R. (2018), *Essays on Derivatives and Risk Management on Freight and Commodity: An Attempt to Anticipate and Hedge the Market Volatilities*, (Doctoral Dissertation), England, UK: University of Reading.
- Sun, X., C. Liu, J. Wang and J. Li (2020), "Assessing the Extreme Risk Spillovers of International Commodities on Maritime Markets: A GARCH-Copula-CoVaR Approach", *International Review of Financial Analysis*, 68, 101453.
- Tsouknidis, D. A. (2016), "Dynamic Volatility Spillovers across Shipping Freight Markets", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 91, 90-111.
- Xin, Z., T. Xue, and H. E. Stanley (2018), "Comparison of Econometric Models and Artificial Neural Networks Algorithms for the Prediction of Baltic Dry Index", *IEEE Access* 7, 1647-1657.
- Zhang, X., M. Y. Chen, M. G. Wang, Y. E. Ge and H. E. Stanley (2019), "A Novel Hybrid Approach to Baltic Dry Index Forecasting Based on a Combined Dynamic Fluctuation Network and Artificial Intelligence Method", *Applied Mathematics and Computation*, 361, 499-516.