

## 제철원료 관련 요인과 BCI 간의 정보전이 효과에 관한 연구\*

황요평

중앙대학교 무역물류학과 박사

오예은

중앙대학교 무역물류학과 석사과정

박근식

중앙대학교 국제물류학과 조교수

## A Study on the Spillover Effect of Information between Factors Related to Steel Materials and BCI

Yo-Pyung Hwang<sup>a</sup>, Ye-Eun Oh<sup>b</sup>, Keun-Sik Park<sup>c</sup>

<sup>a</sup>Department of Trade and Logistics, Chung-Ang University, South Korea

<sup>b</sup>Department of Trade and Logistics, Chung-Ang University, South Korea

<sup>c</sup>Department of International Logistics, Chung-Ang University, South Korea

Received 31 March 2022, Revised 21 April 2022 Accepted 26 April 2022

### Abstract

The Baltic Capesize Index (BCI), which is used as an indicator for marine transportation of steel raw materials, is one of the key economic indexes for managing the risk of loss due to rapid market fluctuations when steel companies establish business strategies and procuring plans for raw materials. Still, the conditions of supply and demand of steel raw materials has been extremely affected by volatility shocks from drastic events like the financial crisis such as the Lehman Brothers incident and changes in the external environment such as COVID-19. And, especially since the 2008 financial crisis, endeavors to predict the market conditions of the steel raw material is becoming more and more arduous for the deepening uncertainty and increased volatility of BCI, which has been used as a leading indicator of the real economy. This study investigates the correlation between the steel raw material market and the marine transportation market by estimating the spillover effect of information between markets. The vector error correction model (VECM) was used to analyze information transfer based on the correlation between the BCI and crude steel production, capesize fleet supply, raw material price, and cargo volume.

**Keywords:** Steel raw materials, Spillover effect of information, BCI, VAR

**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.

<sup>a</sup> First Author, E-mail: xeno1015@naver.com

<sup>b</sup> Co-Author, E-mail: yeeun8398@cau.ac.kr

<sup>c</sup> Corresponding Author, E-mail: pksik0371@cau.ac.kr

© 2022 The Korea Trade Research Institute. All rights reserved.

## I. 서론

제철원료의 수급전략은 철강기업의 미래를 좌우하는 의사결정의 핵심이다. 그러나 시장환경이 급격하게 변화하고 경쟁이 갈수록 심화되는 최근 경영환경에서 기업의 성장과 성과창출을 위한 의사결정 및 경영전략 수립은 결코 단순한 문제가 아니다. 특히, 제조원가 중에서 높은 비중을 차지하는 주원료의 구매가격 상승과 운송비 증가는 철강사의 글로벌 경쟁력 저하로 이어질 수 있는 위험 요인이 될 수 있다.

철강기업의 원료수급 과정을 살펴보면, 먼저 현시점의 시황분석을 통한 전략방향을 도출하고, 세부적인 실행전략과 기간별 목표 수립을 통해 전략방향을 수립한다. 이때 최우선으로 고려되는 것은 기업이 직면한 내부 및 외부의 환경분석으로, 내부능력 분석을 통해 기업이 가진 강점과 약점을 파악하고, 외부 환경분석에 따른 수급전략의 위험을 판단하는 것에 중점을 두고 있다. 이때 판매수익의 30~70%를 해외 원료공급사와 해운선사에게 지출하기 때문에 외부 환경의 정확한 판단을 통해 제철원료의 구매가격을 낮추고, 경쟁력 있는 운송계약을 확보하여 기업활동의 효율성을 높이며, 수급관리 개선을 통해 조직 전체의 성과 개선으로 이어질 수 있다. 즉, 제조활동에 필요한 주원료를 적기에 조달하여 기업의 수익성을 향상시키는 것이 원료수급의 본질이라 할 수 있다. 또한, 원료구매 비용의 절감은 수익관리의 일환으로서 기업의 안정적 발전에 필요한 원가달성 목표 결정 및 생산원가 절감을 통해 기업의 수익성 향상에 직결된 문제이다. 그러므로, 매출 확대를 하는 것보다 원료비가 포함된 구매비 절감을 통한 수익성 향상 효과가 더욱 크다고 할 수 있다. 원료수급의 성과가 높으면 운영비용 절감, 투자와 자산 수익률 개선, 그리고 재무제표에 대한 긍정적 영향 등 정량화할 수 있는 많은 혜택을 가져온다. 전략적 목표 달성에 대한 기여로 볼 때 철강기업의 원료구매 부서의 성과는 철강기업의 성공에 있어 핵심적인 요소로 볼 수 있다.

최근에는 제철원료 운송시장의 불확실성과 높은 변동성으로 인해 안정적이고, 경제적인

수급방안을 마련하는 것이 필요하다. 특히, 제철원료의 대부분을 해외로부터 조달하고 있는 국내 철강기업의 경우에 제철원료 가격 상승과 해상운송비의 증가는 원가 경쟁력에 미치는 영향이 대단히 중대한 사안이다. 과거 금융위기와 리만브라더(Lehmann) 사태를 통해 제철원료와 운송시장은 경기변동에 모두 민감하게 반응했으며, 2008년 이전까지 세계 실물경제를 판단하는 유용한 지표로 사용되어 온 BCI는 최근 COVID-19 확산이 장기화함에 따라 불확실성 심화와 변동성 확대로 시장예측을 더욱 어렵게 만들고 있다. 따라서, 제철원료 해상운송의 인디케이터(indicator)로 활용되는 BCI(Baltic Capesize Index)를 분석하고, 예측하는 것은 미래 급격한 시장 변동성으로부터 기업의 손실 위험 관리를 위해 매우 중요하다. 현재 철강기업의 수급 담당자나 제철원료를 구매하고 판매하는 다수의 시장참여자들은 제철원료 운송의 약 90% 이상을 차지하는 케이프선박 시장의 변동성을 예측하기 위해 BCI를 구성하고 있는 운송항로의 지수를 원료의 구매가격 체계에 반영하고 있으며, 수송 수요에 의한 추가 선박확보와 보유하고 있는 수송계약의 관리 수단으로 사용하여 BCI를 효율적인 원료수급 포트폴리오를 결정하는데 사용하고 있다. 그러나, 현재까지 다수의 기존 문헌들에서는 단편적으로 BDI(Baltic Dry Index)를 종속변수로 선정하고 있으며, 이와 관련된 영향요인을 발굴하거나, 상관관계 분석모형 기반의 분석정보만을 제공하고 있다.

따라서, 본 연구는 제철원료와 연관성이 높은 BCI(Baltic Capesize Index)를 활용한 연구가 필요한 상태라고 판단하여, VAR(Vector Auto Regression Model) 또는 VECM(Vector Error Correction Model)을 통해 BCI와 제철원료 지표간의 상호관련성에 의한 정보전이를 살펴봄으로써 기존 연구와의 차별성을 두고자 하였다. 현재 국내·외 연구에서는 BCI와 현물시장의 정보전이 관계를 설명하기 위한 연구모형으로 변수들의 인과관계와 충격에 대한 반응, 그리고 예측오차 분산에 대한 분해를 통한 상관관계의 변화를 양적 특성으로 VAR 모형을 활용하여 밝히고 있으므로 본 연구에서도 선행

적 상호관계를 분석하는 것에 중점을 두고 VAR 모형을 통해 정보전이 효과에 대한 분석을 실시하고자 하였다.

본 연구의 다음과 같은 순서로 진행되었다. 첫째, 해상운송 시장 및 해상운임 지수의 정보전이에 대한 선행연구를 살펴보았다. 둘째, 시황분석을 위해 현장실무에서 주로 활용되는 지표들을 설명변수로 선정하여 분석모형을 설계하였다. 셋째, 분석모형을 토대로 단위근 검정, 공적분 검정, Granger 인과관계 분석, 그리고 VAR(VECM)모형을 활용하여 정보전이에 대한 실증분석을 진행하고 결론을 제시하였다.

### III. 선행연구

해운시장에 관한 연구는 크게 해운지수의 상관요인 분석에 관한 연구가 주를 이룬다. 그러나 해상운송 시장과 해운지수의 정보전이에 관한 연구는 미흡한 실정이다. 특히 제철원료 해상운송에 가장 높은 비중을 차지하고 있는 해운지수인 BCI를 이용한 시계열 분석 연구들은 실무자들의 주요 관심사였으나, 실제 연구된 사례를 찾는 것은 다소 부족한 실정이다. 따라서 해운 시황지수 가운데, 철광석과 원료탄을 주로 운송하는 BCI와 영향을 주는 변수들의 정보전이 효과를 찾아보고, 본 연구에 활용 가능한 변수와 연구모형을 추출하기 위해 다음과 같이 해상운송 시장 및 해상운임 지수의 정보전이와 관련된 선행된 연구를 살펴보았다.

#### 1. 해상운송 시장의 정보전이

AÇIK and BaŞer (2021b)는 이자율이 건화물 운임시장에 미치는 영향을 Granger 인과관계 분석을 통해 확인하였다. 주요변수로서 연방기금 금리를 독립변수로 사용하였으며, 1995년부터 2020년까지 302개의 월별 관측치로 구성된 데이터 세트를 사용하여, 1992년, 2003년, 2010년, 2013년으로 구분하여 BDI와의 관계를 분석한 결과, 전체 표본에서는 유의미한 관계가 존재하지 않고, 특정 기간에만 존재하는 것

을 확인하였다. 연구를 통해 선박운임의 상승은 선박 발주량의 증가로 이어지지만, 금리의 상승은 해운운임에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. 이는 막대한 자본이 필요한 해운분야의 특성을 재차 확인할 수 있었으며, 낮은 금리로 선박을 발주할 수 있는 여력을 확보한 선주들의 신조선 발주량과 중고선박 매매에 금리의 변동이 영향을 미치는 요인으로 작용하는 것을 시사하였다.

Sartorius, Sartorius, and Zuccollo (2018)는 단위근 검정, Granger 인과관계 분석, VAR(VECM) 모형을 통해 첫째, 건화물 운임지수에 영향을 주는 요인으로 GDP, 곡물 생산량, 세계 에너지 수요 지표를 통해 발견하고자 하였으며, 둘째, 건화물 운임지수가 남아프리카 공화국의 국가 경제 활동에 어떠한 영향을 미쳤는가에 대한 질문을 기반으로 1985년부터 2016년까지의 자료를 연구하였다. 해당 연구에서는 2008년에 있었던 금융위기가 건화물 시장의 펀더멘탈을 변경하게 되는 주요한 전환점이라는 것을 인식하고, 분석 기간을 금융위기 이전과 이후로 구분하여 진행되었다. 연구결과, 1985년에서 2008년 7월까지의 건화물 지수가 남아공 경제지수(ALSI)에 선행지표로서 영향 주고, 2008년 8월 이후부터는 전 세계운송능력 수준 증가와 수요 감소로 인해 부(-)의 상관관계를 보인 것으로 나타났다. 또한, 연구결과를 통해 경제지표, 선박수요와 공급, 투기와 유가변동 등의 위험을 포함하는 시장 특성, 그리고 글로벌 원자재 시장의 변화가 운임시장을 결정하는 근본적인 요인임을 확인하였다.

Bildirici, Kay i kç i and Onat (2015)에서는 주요 경제 정책 지표로서의 건화물 운임지수와 미국 경제성장을 보여주는 GDP간의 상관관계를 알아보기 위해 MS-VAR (Markov Switching VAR method<sup>1)</sup>) 모델 분석을 진행하였다. 이 연구는 분석 기간을 경기침체, 안정세, 상승세로 구분하여 분석하였으며, 구간별로 경기침체는

1) Hamilton (1989) proposed a simple nonlinear framework for modeling economic time series with a permanent component and a cyclical component as an alternative to a stationary linear autoregressive model.

3.13년, 안정세 2.55년, 그리고 상승세는 2.55년 지속되는 경향을 보였다. 경기 침체기 이후와 경제 성장기에는 생산과 투자가 증가함에 따라 원자재 수요가 증가하고 그에 따른 운송량 증가, 경기 침체기에는 원자재 수요의 감소로 인한 선박 잉여현상을 주요 원인으로 분석하였으며, 해당 연구를 통해 건화물 운임지수는 경기지표가 상승세를 나타내는 기간에 가장 긍정적인 영향을 가져온다는 주기적 상관성(cyclical component)을 확인하였다.

Chen, Meersman and Voorde (2012)에서는 Capesize, Panamax, Handymax의 주요 운항 항로별 Spot운임<sup>2)</sup>간의 상관관계를 ARIMA, ARIMAX, VAR 및 VRX와 같은 시계열 모델을 사용하여 분석하였고, 이를 토대로 도출한 예측모델을 통해 단기 시황을 예측하고자 하였다. 데이터의 기간은 1990년 1월부터 2009년 6월까지와 2003년 1월부터 2009년 6월까지로 구분하고, 2009년 7월부터 2010년 12월까지를 예측검증 기간으로 설정하였다. 연구자가 도출한 예측모델의 결과를 기반으로 운항 항로별 수요와 공급의 변화가 빠르게 다른 선형의 Spot 시장으로 확산될 수 있다는 것을 시사하였고, 이를 통해 특정 선형의 운임지수를 살펴보기 위해서는 기타 선형의 운임지수와 함께 사용하는 경우보다 정확한 예측력을 향상시킬 수 있음을 시사하였다. 또한, 단변량에 포함된 단순 정보를 사용하는 것이 아닌 모든 경로에 대한 운임 정보가 서로 부분적 상관관계를 가지고 있었으며, 이를 통해 연구자는 선주와 용선자 등 모든 시장 참가자들은 서로 다른 지역에서 일어나는 개별 선박시장의 운임변화에 무관심해서는 안된다는 것을 강조하였다.

Simon Koller(2020)는 Bulk-Iron-model과 Tanker-Oil-model로 양분화되는 대표적인 부정기 시장에 관한 데이터 세트를 만들어서 분석하였다. 두 가지 모형은 모두 달러환율, Libor 금리, 중고선가격, 선박공급량을 변수로 선정하였으며, 개별적으로 Bulk-Iron-model에서는 철광석 가격, 일당수익력, 미국 달러환율,

Libor 금리, 중고 벌크선 가격, 호주 철광석 수출량, 선박공급량 등을 변수로 선정하였으며, Tanker-Oil-model에서는 BDTI, Brent 유가, 탱커 수익력, 중고 탱커선, 미국 원유수입량, 탱커 선박공급량을 설명변수로 포함시켰다. 또한, ARIMA와 VAR 모델을 이용하여 운임지수의 다중 시계열 분석을 시행하여 VAR 모델 예측이 탱커 운임지수(BDTI) 예측에서 ARIMA 모델보다 우수한 반면, 벌크 운임지수(BDI)는 예측 평균 제곱 오차를 계산할 때 단순 ARIMA에 의해서 예측이 잘된다는 결과를 보여줬다.

Tsioumas et al. (2017)에서는 벌크 화물 시장에 대한 새로운 접근 방식의 하나로 소비자의 구매력, 유동성 및 산업 활동으로 구분하고, 독립변수로 세계 산업 생산량, 제조 및 무역 재고량, 소비자 신용잔액, 미국 연방기금 이자율, Brent 유가, 유로/달러 환율, 위안/달러 환율과 같이 DBECI<sup>3)</sup>의 8개 변수와 건화물 지수 간의 상관관계를 파악하고, VAR 모델을 통해 기존 ARIMA 대비 우수한 예측력을 보여주는 것을 확인하였다. 또한, DBECI에 포함된 독립변수가 건화물 시장예측의 정확도를 향상시킨다는 것을 시사하였다.

Gu, Dong and Chen (2020)에서는 국제 해운시장과 중국 해운시장과의 관계를 VAR 모델을 이용해 분석하였다. 분석에 사용된 변수로는 BDI, FFA, 그리고 TSI<sup>4)</sup>의 주간 단위의 지수를 사용하였고, VAR 분석에 앞서 Schwarz Information Criterion (SIC)에 따른 변수간의 적정시차를 2로 설정하였다. VAR모형의 결과는 BDI 자체의 시차적 변화 외에도 FFA 시장의 움직임과 국제유가의 영향을 받는 것으로 나타났다. 한편 TSI는 상대적으로 국제 해운시장에 낮은 영향력을 행사하는 것으로 나타났으며, 이는 주로 중국의 지역적 특징에 더 많은 영향을 받고 있다는 사실을 유추하였다.

Gu, Chen and Gu (2021)의 연구는 요인분석과 VAR분석을 통해 중국 운임시장에 영향을 미치는 요인들과 국제적 영향을 조사하였다. 연료비, 금융시장, 대형 상품 가격 등 통제 변수

2) 주요항로 구분 : TA- trans-atlantic, TP-Trans-Pacific, BH- Backhaul, FH-Fronhaul

3) Dry Bulk Economic Climate Index (DBECI)

4) 덴진항운지수(TSI · Tianjin Shipping Index)

가 중국 및 국제 해운시장에 대한 설명 능력을 갖추고 있는 것으로 나타났다. BDI와 TBI<sup>5)</sup>간의 상관관계를 분석하였으며, 주요 변수로 중국 탄산항의 철광석 가격, 텐진항의 석탄가격과 곡물가격, 양쯔강 인근의 비철금속 가격을 독립변수로 한 연구결과에서는 두 해운시장 사이에는 상호적인 영향이 있는데, 중국 시장은 국제시장의 움직임에 더 민감하게 반응하고 있다는 사실을 발견하였다.

Bae Sung-Hoon and Park Keun-Sik (2019)은 VAR 모형을 이용해 BDI와 해상물동량의 인과성을 검증하였다. 해당 연구는 BDI 및 BCI, BPI, BSI, BHSI를 종속변수로 하고, 주요변수로 철광석 물동량과 가격, 벌크선복량 등의 다중회귀분석을 실시하였다. 또한, BDI와 중국 PMI 지수, 중국대두수입량, 철광석과 석탄 가격, 석탄 물동량 간의 상관관계를 살펴보았다. 시차에 따라 다르긴 하지만, VAR 분석결과 BDI와 마이너 물동량 간의 상호 영향을 주고 있다는 사실과 BDI와 원료탄의 관계도 일방 영향이 있음을 확인하였으며, 상기 2가지의 변수들은 제외한 변수들은 각 화물별 특징에 따른 변동이 건화물 지수의 움직임에 직접적인 유의한 영향이 없음을 발견하였다.

Ahn Young-Gyun and Lee Min-Kyu (2018) 벌크선 가운데 Handymax, Panamax의 활용도가 낮아지고 있고, 상대적으로 활용도가 높아지고 있는 Capesize의 용선료를 종속변수로 한 VECM 분석을 실시하였다. 설명변수로는 석탄 물동량, Capesize 선복량, 유가, 환율, 세계 GDP, 철광석 물동량을 설명변수로 선정하고, 각각의 설명변수가 벌크선 용선료에 기여 정도를 계량적으로 추정하였다. 상관관계를 실시한 결과, 독립변수 6개 모두 Capesize 용선료에 대해 유의미한 영향을 주는 것으로 나타났다. 또한, Capesize 선복량이 1% 증가할 때, 용선료는 0.08% 감소, 철광석과 석탄 물동량 1% 증가시 각각 0.11%, 0.09% 증가하는 것으로 나타났다. 철광석 물동량, 석탄 물동량, Capesize 선복량 순으로 용선료에 높은 영향을 미치는 것으로

분석되었으며, 이는 건설 자재 수요 확대 등으로 인한 철광석을 수입량 증가에 기인한 것으로 판단하였다.

Lee Sung-Yhun and Ahn Ki-Myung (2018)은 2005년부터 2017년까지 월별 BDI를 활용하여 ARIMA 모델과 VECM을 통해 2018년 8월까지를 지수변화를 예측하였다. 연구결과, 금융 위기충격이 건화물 지수에 매우 강한 영향을 준다는 것을 VECM 분석을 통해 검증하였으며, 선박 선복량은 BDI에 부(-)의 영향을 주고, Libor 금리는 BDI에 부(-)의 영향을 주는 것을 검증하였다.

Gu, Chen and Lien (2019) 경험적 모델로 발틱건화물운임지수와 철광석 스팟시장 간의 변동성과 상호작용을 분석하였다. BDI와 철광석 시장 사이에 상당한 파급 상호작용이 발견되었다. 또한, 철광석 시장에서 평균 회귀 움직임을 감지하여 시장가격 책정의 특정 비효율성을 나타냄을 알 수 있었다.

## 2. 해상운임 지수의 정보전이

BCI와 관련된 연구들은 보다 운송루트 및 운송화물의 특성에 초점을 맞춘 연구들이 활발하게 진행되고 있었으며, Capesize 선박의 경우에는 FFA 선도거래시장과 SPOT 용선시장 간의 lead-lag 관계를 확인하려는 시도가 있었고, 예측도구의 하나로 TC를 활용할 수 있는 지에 대한 연구를 확인할 수 있었다. 또한 기간에 따라 상반된 연구결과를 가져오는 경우도 있었는데, 이는 선택된 실증자료의 모수가 적을 경우에 발생할 수 있는 이슈로도 판단된다.

Zhang and Zeng (2015)에서는 Capesize, Panamax, Suparamax으로 건화물 시장의 현물 SPOT시장과 선도거래(FFA)시장의 정기용선료와의 관계를 구분하고, 선형 간의 관계를 VECM을 통해 검증하였다. 해당 연구에서는 BCI의 C8, C9, C10, 그리고 C11으로 구성된 4T/C<sup>6)</sup> 정기용선료의 6개월, 1년, 3년 기간자료

5) 북부국제벌크선 운임지수(TBI · Tianjin Bulk Freight Index)

6) BCI C8\_03: 172,000mt Gibraltar/Hamburg trans-Atlantic round voyage  
BCI C9\_03: 172,000mt Continent/Mediterranean trip Far East

를 사용하였다. 연구결과를 통해 Capesize 용선료는 Spot용선료와 기간별 정기용선료간의 양방향 lead-lag 관계가 있는 것으로 분석되었으며, 연구자는 정기용선시장이 FFA시장과 유사한 건화물 시장가격 예측의 대체적 기능을 할 수 있다는 사실을 시사하였다.

한편, Yin, Luo and Fan (2017)은 월별 Capesize C77) 구간의 용선료와 Panamax 4T/C8) 용선료간의 관계를 분석하였다. 사용된 변수로는 석탄 물동량, 철광석 물동량, 유가, TSI, Capesize와 Panamax 선복량을 사용하였다. VAR 분석에 앞서 진행된 Johansen 공적분 검정에서 선택된 최적의 시차는 각각 Capesize lag 2, Panamax Lag 3을 사용하여 진행되었고, 충격반응함수 분석을 통해 현물시장 운임의 충격이 시장참여자들의 투기적 성격을 갖는 FFA 시장보다는 적음을 검증하였다. 또한, Capesize C7의 현물 시장운임 변화는 즉각적으로 FFA에 영향을 미치는 반면, FFA 운임가격의 변화는 현물시장에 미치는 영향이 상대적으로 적음을 확인할 수 있었다. 그러나, Taib & Mohtar (2018)의 연구에서는 FFA가 TC보다 현물 Spot 가격예측에 우수한 것으로 나타났다. 연구자는 BCI, FFA, 그리고 TC를 가지고 상관관계에 관한 연구를 VECM과 OLS를 사용하였는데, 해당 연구에 사용된 기간은 2006년 1월부터 2009년 6월까지, 특정기간으로 세분화된 자료를 사용했다는 특징이 있었다.

Chung Sang-kuck and Kim Seong-Ki (2011)는 BCI와 국제원유 간의 상관관계를 연구하였다. 해운시장을 선형에 따라 BDI, BCI, 그리고 BPI의 운임지수를 사용하였으며, 국제유가는 Dubai 유가를 기준으로 연구하였다. 분석 기간은 2000년 1월부터 2011년 2월까지의 월별자료를 사용하였으며, VAR 모형 추정을 통해 1개월 전의 유가변동은 현시점의 가격변동으로 이어지나, 2개월 이상의 유가변동은 현재의 BCI에 영향을 미치지 않음을 확인하였으며, 국제

유가의 변화가 BCI에 미치는 효과는 lag 1의 경우, 통계적으로 정(+)의 관계를 갖는 것으로 나타났다으며, 국제유가와 BCI 간에는 유의수준에서 상호 인과관계가 존재한다는 사실을 확인할 수 있었다. 또한, BPI 충격에 의한 케이프사이즈 반응은 비교적 적고, 3개월 동안 약하게 증가하다가 그 이후에는 효과가 사라지는 것을 확인하였다.

Açık and Başer (2020)에서는 2000년 1월부터 2019년 6월까지의 Capesize의 항로별 운임지수(C2, C5, C17)<sup>9)</sup>와 철광석, 석탄, 곡물 가격을 독립변수로 사용하였다. 인과관계 검정을 통해 Capesize의 항로별 운임은 철광석 가격과 석탄 가격에 유의미하지 않은 것으로 나왔으나, 철광석 가격과 석탄 가격은 C2, C3, C17 구간에서 통계적으로 모두 유의미한 결과를 주는 것을 발견하였다. 이어서 AÇIK and Başer (2021a)에서는 Panamax, Handymax 시장과 Capesize 항로별 운임지수와 철광석, 석탄, 밀의 가격 등의 화물시장간의 상품가격간의 상관관계를 분석하였고, 도출된 결과를 통해 선종과 상품 유형에 따라 상호작용이 다를 수 있으며, 변동성 과급과 위험 이전은 상품 가격에서 운임으로 이동하는 것으로 나타났다.

Tsioumas and Papadimitriou (2018)는 Granger 상관관계 분석과 충격반응 분석을 통해 건화물 시장과 상품시장 가격 사이의 동적관계를 연구했다. 상품시장 가격으로는 호주 석탄 가격, 호주 철광석 가격, 그리고 미국 밀 가격을 사용하였고, 건화물 지수로는 BCI와 BPI를 변수로 선정하였다. 해당 연구를 통해 철광석과 석탄 가격은 BCI와 양방향의 상호유의적인 관계가 있음을 확인했다. 또한, 충격반응 분석을 통해 호주 석탄 가격이 급등한 후 BCI가 일정 기간 상승세를 보여줬으며, 이는 강한 석탄 수요로 인한 석탄 수출량 증가는 BCI의 운임 상승에 영향을 준다는 것을 시사하였다.

BCI C10\_03:172,000mt Nopac round voyage

BCI C11\_03: 172,000mt China/Japan trip Mediterranean/Continent

7) BCI C7: Bolivar/Rotterdam 150,000mt

8) P1A\_03, P2A\_03, P3A\_03, P4\_03

9) BCI C2: Tubarao/Rotterdam 160,000 long tons

BCI C3: Tubarao/Qingdao, 160,000 or 170,000mt

BCI C17: Saldanha Bay-Qingdao, 170,000mt

### III. 분석모형

본 연구에서는 다음과 같은 절차로 분석이 진행되었다. 첫째, BCI 등 9개 변수 사이의 정보 관련성을 규명하기 위한 것으로 표본의 특성을 파악하기 위해서 기초통계량 분석을 실시하였다. 기초통계량 분석에서는 평균, 표준편차, 왜도, 첨도와 함께 Jarque-Berra 검정을 통해 정규성 여부를 파악하고, 특히 자기상관관계 분석을 통해 각 표본자료의 자기의존성을 검정하고 정보이전 효과에 대한 정보를 확인한다.

둘째, 시계열자료의 안정성(stationarity) 여부를 검정하기 위해 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정법을 통해 단위근의 존재여부를 검정하였다. 또한, 개별 표본자료가 불안정한 추세를 보이지만 시계열 사이에 장기적 선형관계가 유지되는 지를 파악하기 위해 Johansen 공적분 검정(cointegration test)을 실시하였다. 각 시계열이 불안정한 추세를 보이고 장기적 선형관계를 보이지 않는 경우에는 시계열 자료의 차분을 통해 안정화시킨 다음 VAR 모형을 통해 정보 전이에 관한 실증분석을 수행한다. 만약 공적분이 존재하는 경우에는 오차항을 고려한 VECM(벡터오차수정모형)을 통해 원시계열 자료의 차분으로 인한 정보의 손실을 최소화한다.

셋째, 변수들 가운데 원인변수와 결과변수의 인과관계에 대하여 확인하기 위해 Granger 인과관계 검정을 수행하였다. Granger 인과관계 분석은 변수들간의 인과성 검정에서 주로 사용되는 F 통계량 분석의 종류로서, X라는 변수에 대해 알기 위하여 Y의 과거값도 함께 사용하는 것이 더 높은 정확성을 나타낸다고 간주한다. 본 연구는 제철원료와 운송시장 간에는 선도하거나, 후행하는 변수들의 인과방향이 존재하는 것으로 보고, 시차분포 모형인 Granger 인과관계 검정을 통해 불투명한 함수관계에 관한 정보전이와 방향에 관한 관련성을 분석하였다. Granger 인과관계 검정을 통한 BCI와 철광석 가격(IOT)을 대칭적으로 관계를 회귀방정식으로 나타내면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$BCI_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i BCI_{t-1} + \sum_{j=1}^n \beta_j IOT_{t-1} + \epsilon_{1t}$$

$$IOT_t = \sum_{i=1}^m \lambda_i IOT_{t-1} + \sum_{j=1}^m \delta_j BCI_{t-1} + \epsilon_{2t}$$

넷째, 백터자기회귀모형(VAR)을 이용하여 정보전이 효과를 추정하였다. 충격반응 함수를 활용하여 한 시계열에 특정한 충격이 발생할 경우, 다른 변수들에 미치는 영향을 측정 및 분석하였다. 또한, 다수의 변수가 충격을 받을 경우, 변수들의 상대적으로 중요도를 확인하기 위하여 예측오차 분산분해 검정을 수행하였다. 예측오차 분산분해 검정은 각 변수의 중요성에 따라 VECM 내의 각 변수의 오차를 일정비율로 분할하는 방법이다. 충격반응함수는 아래의 식과 같은 VAR 모형 체계의 이동평균함수로 산정된다.

$$X_t = [I - B(L)]^{-1} \epsilon_t = M(L) \epsilon_t$$

$$= M_0 \epsilon_t + M_1 \epsilon_{t-1} + M_2 \epsilon_{t-2} + M_3 \epsilon_{t-3} + \dots$$

이와 같이, 본 연구는 VAR 모형을 이용하여 충격반응함수와 예측오차 분산분해 분석을 통해 제철원료를 포함한 설명변수들이 BCI에 미치는 정보전이 효과를 분석하였으며, 개별 설명변수들이 BCI에 갖는 기여도를 판단하였다.

## IV. 실증분석

### 1. 데이터 및 기술통계량 분석

본 연구는 1999년 3월부터 2021년 3월까지의 총 2,385개의 월별자료를 분석에 사용하였다. 전체적인 연구기간에 변수들의 분포를 나타내는 기술통계량 분석결과는 <Table 1>과 같다. 또한, 선행연구를 통해 세 가지 시점에서 변동성의 구조적 변화가 있었다고 판단되었기 때문에, 경제상황 하에서 리만브라더스 사태로 인한 충격으로 발생하였던 금융위기 시점을 중심으로 2008년 8월 이전과 이후의 기간을 Period 1, 다시 2008년 9월 이후부터 2019년 12월까지를 Period 2, Covid-19가 시장경제에 영

**Table 1.** The Results of Descriptive Statistical Analysis(Entire Period)

		The entire period (1999. 03 ~ 2021. 03)								
VR	MP	BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
	Samples	265	265	265	265	265	265	265	265	265
I n d e x	Min	-243.05	62828	22391.62	10464	27.59	39.8	77.76	5.25	2.87
	Max	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	17.101	0.39209	40.346	364.68	9511.5	87.353	263.2	68.721
	(pvalue)	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

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

향을 주기 시작한 2020년 1월부터 2021년 3월 까지 period 3의 하위 기간으로 구분하였다. 2008년은 미국발 서브프라임 금융위기 발생시점으로 구분하고, 2010년부터 해운시장은 선박 공급 과잉문제로 인한 시장침체가 본격화되었던 시기이다.

Period 1~3을 살펴보면, 원변수를 수익률(return)로 조정한 BCI의 변동계수의 합은 금융위기와 선박공급과잉 현상이 심화된 Period 2에서 부(-)의 변동성을 나타냈으며, 케이프선복량(BCF)은 빠르게 상승했다가 최고점을 맞이한 이후에는 천천히 느린 속도로 하락하는 것을 볼 수 있다. 반면, C3와 C5의 경우, 강한 부(-)의 변동성 충격으로 인한 하방 리스크 증가가 바로 나타나지 않고 급속하게 하락했다가 완만한 상승세를 나타냈다. 특이점은 COVID-19가 시작된 Period 3의 BCI의 변동성은 Period 2 국면의 -25.12%에서 8.97%까지 대폭 증가한 것을 알 수 있다. 또한, 제철산업의 주(主)원료인 철광석(IOP)과 연료탄(CCP)의 가격 평균은 각각 Period 2의 저점인 US\$39.6/mt과 US\$74.46/mt에 비해 Period 3의 고점인 US\$169.6/mt

US\$159.31/mt으로 철광석은 약 4.28배, 연료탄은 2.14배 가량 크게 상승한 것으로 나타나, 글로벌 금융위기 이후 제철원료의 가격이 크게 상승한 것으로 나타났다. 조강생산량(CSP), 철광석(IOT)과 원료탄(CCT)의 물동량 그리고 케이프사이즈(BCF)의 변동성 분포를 볼 때 Period 2의 왜도가 다른 Period 1과 Period 3에 비해 작은 것을 보아, 변동성 충격이 있었던 시기의 분포가 그렇지 않은 시기에 비해 정규분포 모수에 비교적 근사한 것으로 나타났다. 이는 금융위기 이후의 경제위기 속에서도 제철원료의 생산량과 물동량은 지속적인 해상운송 수요를 가져온 것으로 풀이되며, 금융위기로 인한 변동성 충격에도 불구하고 케이프선복량의 지속적인 증가세가 이어진 것으로 보인다.

한편 모든 변수들의 수익률의 첨도는 Period 1~3까지 첨도가 3보다 작은 평탄분포(platycurtic)를 나타냈으나, 오직 원료탄 가격(CCP)만이 가장 높은 4.46으로 Period 1에서 첨도가 3보다 큰 첨예분포(leptocurtic)한다는 것을 알 수 발견할 수 있었는데, 이는 석탄 가격체계가 기존의 Benchmark 체계에서 Index

**Table 2.** The Results of Descriptive Statistical Analysis(Period 1)

		Period 1. (1999. 03 ~ 2008. 08)								
VR	MP	BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
I n d e x	Samples	114	114	114	114	114	114	114	114	114
	Min	868.86	62828	22391.62	10949.2	27.59	39.8	77.76	5.25	2.87
	Max	16808.1	119994	66063	19260	200	300	138.13	101.11	40.35
	Median	3086.39	81757.02	35444.04	13642.02	31.95	48.2	93.09	21.83	8.7
	Average	4532.7	85363.4	39497.97	13925.56	59.54	84.81	99.57	27.29	11.98
R e t u r n	Coef.	6.86	7.8	12.07	33.13	4.69	7.59	0.78	5.38	7.05
	SD	0.15	0.04	0.1	0.1	0.07	0.13	0	0.12	0.14
	Skewness	1.41	0.47	0.51	0.68	1.75	2.21	0.62	1.42	1.35
	Kurtosis	1.49	-1.11	-0.99	0.23	1.96	4.46	-0.95	1.46	1.33
	J-Berra (pvalue)	19.336 0.0000	16.585 0.0000	0.1721 0.0000	0.1463 0.0000	730.37 0.0000	13516 0.0000	2.743 0.0000	11.758 0.0000	36.101 0.0000

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

**Table 3.** The Results of Descriptive Statistical Analysis(Period 2)

		Period 2. (2008. 09 ~ 2019. 12)								
VR	MP	BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
I n d e x	Samples	137	137	137	137	137	137	137	137	137
	Min	187.1	82060	49325	10464	39.6	74.46	139.76	5.65	2.93
	Max	7225.91	163069.2	125999	26903	187.18	329	348.11	49.4	18.65
	Median	1875.95	132036	97279	20732	88.8	160.29	299.47	18.72	7.63
	Average	2189.99	130267.1	93894.62	20454.13	99.61	173.92	272.29	19.2	7.92
R e t u r n	Coef.	-25.12	19.33	24.84	186.89	1687.72	-26.77	1.03	-26.4	-29.33
	SD	0.41	0.05	0.1	0.13	0.1	0.14	0.01	0.2	0.2
	Skewness	1.26	-0.68	-0.37	-1	0.52	0.58	-0.87	0.94	1.11
	Kurtosis	2.12	0.53	-0.86	1.58	-0.91	-0.43	-0.62	1.97	2.13
	J-Berra (pvalue)	17.309 0.0000	5.7223 0.0000	1.1118 0.0000	17.265 0.0000	27.047 0.0000	981.14 0.0000	21.805 0.0000	114.21 0.0000	20.686 0.0000

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

중심으로 변화한 것에 기인하고 있는 것으로 보인다. 전체 기간에서는 철광석 가격(IOP), 원료탄 가격(CCP), 그리고 C3가 두꺼운 꼬리를 가진 왜도 값과 높은 첨도 값을 가지고 있어 첨

예분포를 보였고, 이 분석결과를 통하여 예기치 못한 변동성 충격에 대하여 강한 부(-)의 하방 리스크가 존재하며, 저점일 경우에는 변동성이 정(+)의 관계를 나타낸다는 것을 알 수 있다.

**Table 4.** The Results of Descriptive Statistical Analysis(Period 3)

		Period 3. (2020.1월 ~ 2021.3월)								
VR	MP	BCI	CSP	IOT	CCT	IOP	CCP	BCF	C3	C5
I n d e x	Samples	15	15	15	15	15	15	15	15	15
	Min	-243.05	136899.6	102732.5	18045	84.7	101.4	348.11	7.99	4.14
	Max	3024.22	169200	128103.2	22134	169.6	159.31	363.88	19.29	8.95
	Median	1588.48	155603.6	116926.8	19254	119.8	121.51	356.6	16.31	7.16
	Average	1550.07	154377.6	116257.8	19494.63	120.65	124.8	356.55	15.34	6.88
R e t u r n	Coef.	8.97	6.92	13.04	-7.02	1.99	-7.29	0.95	34.49	10.76
	SD	0.85	0.06	0.08	0.08	0.08	0.13	0	0.27	0.23
	Skewness	-0.37	-0.22	-0.09	0.6	0.46	0.55	-0.13	-0.69	-0.49
	Kurtosis	-1.32	-0.73	-1.28	-0.58	-1.38	-1.21	-1.33	-0.85	-1.17
	J-Berra (pvalue)	4.5911	0.095392	0.96022	0.42867	0.62811	0.49883	0.56928	3.3365	2.3019
		0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

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

**Table 5.** Augmented Dickey-Fuller(ADF) Test for Unit Root

Division	t-test	p-value	Theory
BCI	-3.0299	0.1422	accepted
CSP	-6.5359	0.01**	rejected
IOT	-11.188	0.01**	rejected
CCT	-8.9718	0.01**	rejected
IOP	-1.6578	0.7201	accepted
CCP	2.7927	0.242	accepted
BCF	-2.7384	0.2649	accepted
C3	-2.6698	0.2938	accepted
C5	-3.0884	0.1175	accepted

## 2. 단위근 검정

단위근 검정 방법인 ADF(Augmented Dickey Fuller) 검정은 시계열 데이터의 정상성을 알아 보기 위한 검정 방법이다. 단위근 검정은 불안정 시계열에 대해 확률적 추세를 검정하며, 비정상성을 확인할 수 있다. 확률적 추세가 존재하는 경우에는 차분을 수행하여 정상성을 만족하도록 한다. 반면, 비정상 시계열데이터는 시점별 평균과 분산이 상이하거나, 계절성과 같

은 추세를 나타내는 특징을 가진다. 또한 단위근 검정의 귀무가설은 ‘단위근이 존재한다’이다. 추정계수 값이 통계적 유의수준에서 기각되면 귀무가설이 기각되어 시계열이 불안정한 추세를 갖는다는 것을 의미한다. BCI와 8개의 변수의 단위근 검정 결과는 <Table 5>와 같이 나타났다.

분석에 적용된 9가지의 시계열 데이터에 대한 단위근 검정 결과 CSP, IOT, CCT를 제외한 나머지 변수에서 p value가 0.05<sup>10)</sup> 보다 높아,

**Table 6.** 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

**Table 7.** Johansen Cointegration Test

No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace-Statistic	Prob.**
None *	0.294	90.952	0.000
At most 1 *	0.217	63.946	0.002
At most 2 *	0.167	47.816	0.034
At most 3	0.116	32.254	0.289
At most 4	0.094	25.798	0.333
At most 5	0.068	18.446	0.458
At most 6	0.033	8.747	0.852
At most 7	0.027	7.226	0.463
At most 8	0.000	0.021	0.885

귀무가설을 채택하는 불안정한 시계열로 나타났다. 모든 변수의 수준 단위 검정결과를 살펴보면, 모든 변수가 단위근이 존재하는 것으로 나타났고 변수 간에는 불안정 시계열이라고 볼 수 있다. 따라서 자기상관계수의 lag 1차에서 높은 수치를 보여 1차분을 실시하였다. 원시계열 변수를 차분하여 분석한 결과, 모든 시계열 데이터의 안정성을 확보한 것으로 분석되었다. 아래의 <Table 6>은 1차분에 대한 단위근 검증 결과이다. 모든 변수의 p value는 0.05 미만이므로 대립가설을 기각하므로 안정성을 가진 정상적인 시계열로 나타났다.

### 3. 공적분 검정

차분을 하게 되면 정상적인 시계열이 나온다. 그러나, 기존 통계의 장기적 특성을 배제한 모형을 만들게 되기 때문에 두 변수 간의 장기적 정보가 손실된다. 이에 따라 장기적인 균형 오차를 보이는 공적분이 존재하는 지 확인하기 위해 Johansen 공적분을 검정하였다.

공적분 검정 결과를 통해 Trace 통계량과 Maximum Eigenvalue의 결과가 서로 유사한 수준으로 나오고 있고, Maximum Eigenvalue의 결과값을 토대로 최소 3개의 공적분이 존재하는 것으로 분석되었다.

VAR 모형의 적용을 위해서는 적정시차의 선정이 중요하며, 너무 작은 시차를 적용을 하게

10) \*95% 수준하에서 단위근 검정을 통해 평균이 비정상적이라는 귀무가설 기각

**Table 8.** 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

**Table 9.** The Granger Causality Test Results

Division	F-통계량	Prob.		
BCI ⇔ CSP	BCI → CSP	2.3115	0.0767	.
	CSP → BCI	3.0046	0.0513	.
BCI ⇔ IOT	BCI → IOT	13.094	0.0003567	***
	IOT → BCI	0.6182	0.4325	
BCI ⇔ CCT	BCI → CCT	4.4928	0.01209	*
	CCT → BCI	1.0795	0.3413	
BCI ⇔ IOP	BCI → IOP	0.5252	0.5921	
	IOP → BCI	4.6767	0.01013	*
BCI ⇔ CCP	BCI → CCP	1.6399	0.1807	
	CCP → BCI	0.6395	0.5903	
BCI ⇔ BCF	BCI → BCF	3.9127	0.0212	*
	BCF → BCI	2.3993	0.09283	.
BCI ⇔ C3	BCI → C3	2.3601	0.09648	.
	C3 → BCI	2.693	0.06961	.
BCI ⇔ C5	BCI → C5	1.5108	0.2227	
	C5 → BCI	6.2059	0.002337	**

Notes: \*\*\*p<0.001, \*\*p<0.01, \*p<0.05, .p<0.1, 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)

된다면 모형의 동태적인 관계들을 충분히 반영하지 못할 수 있으며, 반대로 지나치게 많은 시차를 적용할 경우, 과다추정으로 자료의 손실을 가져오게 된다. 정적시차를 판별을 하기 위하여 정보기준 AIC(Alkaike information criterion)와 SC(Schwartz information criterion)를 통하여 적정시차를 선택하였다. 정보기준 검정의 결과

는 <Table 8>과 같이 도출되었다. AIC를 기준으로 2차가 적합한 것으로 나타나지만, SC의 기준은 시차 1이 적합한 것으로 나타났다. 따라서, AIC와 SC가 동일한 시차를 나타내지 않는다면 AIC의 단점인 과대식별 가능성을 고려하여, SC 정보기준에 의한 시차1을 선택한다.<sup>11)</sup>

**Table 9.** The Granger Causality Test Results

Division	F-통계량	Prob.	
BCI ⇔ CSP	BCI → CSP	2.3115	0.0767 .
	CSP → BCI	3.0046	0.0513 .
BCI ⇔ IOT	BCI → IOT	13.094	0.0003567 ***
	IOT → BCI	0.6182	0.4325
BCI ⇔ CCT	BCI → CCT	4.4928	0.01209 *
	CCT → BCI	1.0795	0.3413
BCI ⇔ IOP	BCI → IOP	0.5252	0.5921
	IOP → BCI	4.6767	0.01013 *
BCI ⇔ CCP	BCI → CCP	1.6399	0.1807
	CCP → BCI	0.6395	0.5903
BCI ⇔ BCF	BCI → BCF	3.9127	0.0212 *
	BCF → BCI	2.3993	0.09283 .
BCI ⇔ C3	BCI → C3	2.3601	0.09648 .
	C3 → BCI	2.693	0.06961 .
BCI ⇔ C5	BCI → C5	1.5108	0.2227
	C5 → BCI	6.2059	0.002337 **

Notes: \*\*\*p<0.001, \*\*p<0.01, \*p<0.05, .p<0.1, 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)

#### 4.그랜저(Granger) 인과관계 분석

본 연구는 시계열 변수 사이에 인과관계가 존재하는 지 확인하고자 Granger 인과관계를 실시하였다. 검정 방법을 통해 한 변수가 다른 변수를 예측하는 데 있어서 영향을 주지 않는다는 귀무가설을 확인하기 위함이다.

검정을 통하여 이전 시차의 독립변수들이 종속변수를 예측하는 것에서 통계적으로 유의미하다는 것을 확인하고, 앞서 AIC와 SC 검정을 통한 시차 1을 적용하였다. 또한, 변수 사이의 Granger 인과관계가 존재하지 않는다는 귀무가설로 F-value를 사용하여 판별한 결과, BCI는 조강생산량(CSP)과 케이프선복량(BCF)과 양방향의 인과관계가 존재하였고, 철광석 가격

(IOP)과 C3, C5는 BCI에 영향을 미치는 선행변수로서 영향력을 검증할 수 있었다. 반면, BCI는 제철원료 물동량(IOT,CCT)과 C3의 선행변수로서 영향력을 미침을 확인할 수 있다.

#### 5. 벡터 오차수정 모형(VECM) 분석

앞서 Johansen 검정을 통해 시계열에 공적분이 존재하고, 장기균형관계가 있으므로 오차수정 모형을 벡터자기회귀 모형으로 확장시켜 벡터오차수정모형(VECM)을 적용하였다. 단기적 관계가 장기적인 균형 관계에서 벗어나게 될 때, 오차수정항의 값은 커지게 된다. 이는 불균형 오차로 인식이 되므로 오차수정계수에 의하여 아래의 공적분식과 같이 조절된다.

$$BCI = 231.5431 - 1.91132CCP + 0.020635CCT - 0.000352CSP + 7.478346IOP - 0.02719IOT + 10.97175BCF - 14.2099C3 - 384.766C5$$

11) AIC와 SC는 변수의 시차를 증가시키고, 이에 대한 Penalty를 비울적으로 부과하게 됨으로 자유도 손실을 막기 위해서는 SC를 선택한다.

**Table 10.** VECM Analysis results

Parameter		Output
CCP	CCP_SA(-1)	-1.91132
	SE	-0.89758
	t-test	[-2.12942]
CCT	CCT_SA(-1)	0.020635
	SE	-0.03062
	t-test	[ 0.67387]
CSP	CSP_SA(-1)	-0.00352
	SE	-0.00865
	t-test	[-0.40682]
IOP	IOP_SA(-1)	7.487346
	SE	-1.7492
	t-test	[ 4.28045]
IOT	IOT_SA(-1)	-0.02719
	SE	-0.0089
	t-test	[-3.05295]
BCF	BCF_SA(-1)	10.97175
	SE	-3.01689
	t-test	[ 3.63678]
C3	C3_SA(-1)	-14.2099
	SE	-27.8263
	t-test	[-0.51066]
C5	C5_SA(-1)	-384.766
	SE	-67.0602
	t-test	[-5.73761]
constant		231.5431

**Table 11.** VECM Analysis results

Error Correction	CoIntEq1	SE	T-test
D(BCI_SA)	-0.760	0.129	[-5.915]
D(CCP_SA)	0.006	0.004	[ 1.572]
D(CCT_SA)	-0.511	0.217	[-2.352]
D(CSP_SA)	-1.933	0.603	[-3.200]
D(IOP_SA)	-0.003	0.001	[-2.504]
D(IOT_SA)	-0.216	0.752	[-0.286]
D(BCF_SA)	-0.004	0.001	[-4.004]
D(C3_SA)	-0.002	0.0005	[-2.585]
D(C5_SA)	-0.0001	0.0003	[-1.762]

**Table 12.** The Results of Impulse Response Analysis

Period	CCP	CCT	CSP	IOP	IOT	BCF	C3	C5
1	0	0	0	0	0	0	0	0
SE	0	0	0	0	0	0	0	0
2	-129.57	-90.7081	-51.6288	242.8284	5.407134	-106.781	249.5848	70.83104
SE	-2936.31	-3166.5	-2809.05	-3677.06	-2069.02	-2725.95	-2668.78	-2109.54
3	-112.201	-90.3988	-50.5843	310.6231	-0.03134	-187.373	323.302	212.8912
SE	-4737.55	-4378.08	-3920.63	-7290.27	-2445.33	-4435.19	-4736.3	-3512.74
4	-88.4454	-98.1081	-44.4765	294.1215	9.300323	-219.54	382.4311	270.56
SE	-5362.17	-5148.27	-4603.09	-9287.44	-3206.17	-5398.95	-6366.78	-5226.42
5	-72.6562	-93.9121	-39.1867	261.0189	8.560524	-228.775	391.8002	307.837
SE	-5322.71	-5034.21	-4571.39	-9784.41	-3163.26	-5519.13	-6737.75	-5740.33
6	-63.9226	-93.7333	-36.884	236.9633	11.39798	-222.642	393.1458	310.7132
SE	-5028.04	-4780.62	-4361.58	-9770.06	-3102.03	-5267.14	-6474	-5565.53
7	-62.2641	-92.5499	-36.0221	224.8141	11.23293	-219.304	388.344	310.5113
SE	-4794.17	-4574.8	-4185.01	-9544.49	-2964.81	-5020.03	-6103.82	-5142.61
8	-62.1044	-92.3473	-36.1265	220.8245	11.52284	-215.491	385.7345	306.6726
SE	-4657.51	-4483.28	-4101.85	-9345.93	-2923.5	-4876.4	-5871.63	-4855.28
9	-62.8071	-92.334	-36.2265	220.3439	11.42223	-214.53	383.9655	304.8219
SE	-4619.59	-4459.1	-4076.33	-9210.82	-2895.46	-4823.87	-5766.31	-4710.2
10	-63.276	-92.3157	-36.4322	221.0055	11.36093	-214	383.5176	303.73
SE	-4617.7	-4463.1	-4078.77	-9152.15	-2899.77	-4815.44	-5748.36	-4682.04

장기 균형에서 벗어나는 경우, 다시 장기 균형으로 회귀하기 위한 오차 상관성을 살펴보면 다음의 <Table 11>과 같다. T-test 값의 유의성이 BCI보다 높게 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 이는 장기균형으로 회귀하기 위해서는 BCI의 변화에 의한 자체 변화가 다른 변수에 의해 더 많은 영향을 받고 있다는 관계를 확인할 수 있다.

1) 충격반응 분석

여러 변수들의 충격이 발생하면 BCI의 반응을 분석한 충격반응 분석은 <Table 12>와 같이 나타났다. BCI는 철광석 가격(IOP)과 C3의 충격에 대해 단기와 장기에서 정(+ )의 반응을 보인다. 그러나 철광석 가격(IOP)의 신뢰구간의 상한과 하한은 모두 정(+ )의 구간에 있으므로

유의하다고 볼 수 있으나, C3의 경우 하한이 부(-)의 구간에 있어 유의하지 않은 반응을 나타냈다. 반면, 석탄 물동량(CCT)를 포함한 기타 설명변수들은 1시차에 충격을 가하면 급격하게 10시차까지 부(-)의 반응을 보이며, 정(+ )과 부(-)의 충격이 BCI에 미치는 영향을 고려하면 부(-)의 충격 시나리오의 영향이 큰 것으로 나타났다.

2) 예측오차 분산분해 분석

BCI에 더 많은 영향을 미치는 충격요인을 찾아보기 위한 예측오차 분산분해 분석의 결과는 <Table 13>과 같이 나타났다. BCI의 자체충격과 상대변수의 분산분해를 살펴보면, BCI 자체 충격은 시차 10까지 최대 67.31%를 설명하고 있으며, 상대적으로 가장 많은 영향력을 가지

**Table 13.** The Results of Forecast Error Variance Decomposition Analysis

lag	S.E.	BCI	CCP	CCT	CSP	IOP	IOT	BCF	C3	C5
1	840.59	100	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2	1332.83	90.690	0.945	0.463	0.150	3.319	0.002	0.642	3.507	0.282
3	1701.49	83.760	1.015	0.566	0.180	5.370	0.001	1.607	5.762	1.739
4	1977.90	78.431	0.951	0.665	0.184	6.185	0.003	2.421	8.003	3.158
5	2203.50	74.703	0.875	0.718	0.180	6.386	0.004	3.028	9.609	4.496
6	2396.86	72.159	0.811	0.759	0.176	6.375	0.006	3.422	10.812	5.480
7	2571.77	70.378	0.763	0.789	0.172	6.302	0.007	3.700	11.671	6.218
8	2734.14	69.085	0.726	0.812	0.170	6.228	0.008	3.895	12.317	6.760
9	2887.43	68.097	0.699	0.831	0.168	6.166	0.008	4.044	12.812	7.175
10	3033.21	67.308	0.677	0.845	0.167	6.119	0.009	4.162	13.209	7.505

는 변수는 C3와 철광석 가격(IOP)이 다른 상대 변수에 비해 높은 것을 알 수 있다. 그러나 시차 4(중기)까지 급격히 늘어나다 시차 10(장기)에서는 점차 차이가 줄어들고 있다. 반면, 원료탄 가격(CCP)은 장기로 갈수록 그 영향력이 줄어드는 모습을 나타냈다.

## VI. 결론

본 연구는 해운 시황지수 가운데, 철광석과 원료탄을 추적하는 BCI와 이에 영향을 주는 변수들간의 정보전이 효과를 알아보고자 하였다. 이에 대한 결과를 요약하자면 다음과 같다. 첫째, 기초통계량의 경우 정규성에 대한 Jarque-Berra 검정 통계량 분석결과는 Period 1에서 Period 3까지, 세 가지 기간과 전체 기간에 대해 정규분포를 기각하는 것으로 나타났다. 또한, 전체 기간에서는 BCI, 철광석 가격(IOP), 원료탄(CCP), 그리고 C3(브라질~중국운임)이 모두 높은 첨도와 두꺼운 꼬리를 가진 왜도 값을 가진 것으로 나타나 첨예분포를 보였고, 갑작스러운 변동성 충격이 있을 때 강한 부(-)의 하방위험이 존재하며, 안정적이고 저점일 때는 변동성이 정(+ )의 관계가 나타낸다는 것을 알 수 있다. 그 주된 원인은 이론적 배경에서 전술한 바와 같이 제철원료의 기존 Benchmark 가격 중심에서 Index 가격으로의 가격체계 변경

에 따른 원료가격 상승과 CFR 기준 가격조건으로 책정되는 제철원료 운송시장의 변동이 원인으로 보인다.

시계열의 정상성(stationarity)을 판단하는 ADF 단위근검정 결과에서 조강생산량(CSP), 제철원료 물동량(IOT, CCT)의 경우 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하여 안정 시계열로 나타났다으나, 나머지 설명변수들의 경우 귀무가설을 기각할 수 없어 1차 차분함으로써 안정화되는 것으로 나타났다. 또한, 두 변수에 대한 Johansen 공적분검정 결과에서 공적분이 없다는 귀무가설을 기각하지 못해 공적분 관계가 있는 것으로 나타났다.

둘째, BCI와 변수들간의 인과관계를 알아보기 위해 실시한 그랜저 인과관계(Granger causality) 검정결과는 BCI는 조강생산량(CSP), 케이프선 북량(BCF)과 상호 양방향의 인과관계가 존재하였고, 철광석 가격(IOP)과 C3, C5는 BCI에 영향을 미치는 선행변수로서 영향력을 검증할 수 있었다. 반면, BCI는 제철원료 물동량(IOT,CCT)과 C3의 선행변수로서 영향력을 미침을 확인할 수 있다. Johansen 공적분검정을 통해 장기추세가 있는 공적분 관계가 확인되어 실시한 VECM 모형을 통해 충격반응 분석과 예측오차 분산분해 분석을 통해 BCI는 상한과 하한이 모두 정(+ )의 구간에 위치한 철광석 가격이 BCI와 단기 및 장기에 있어 모두 유의미한 상관관계가 있는 것으로 나타났으며, 예측오차

분산분해 분석을 통해 BCI의 자체충격이 10기 까지 가장 높았고, C3와 철광석 가격(IOP)이 다른 변수에 비해 상대적으로 가장 큰 영향력을 미치는 것을 확인하였다.

따라서, 본 연구는 제철원료와 가장 밀접한 관련이 있는 BCI와 선행연구를 통해 상관관계가 확인된 주요변수들을 사용하여, 시장 간의 상관성을 더욱 세밀하게 관찰하고, 정확성을 향상시켰다는 점에서 기존연구와 차별성이 있다. 또한, BCI가 고시된 시점부터 현재까지의 실증자료를 표본에 사용하여, 금융위기의 이전과 이후, 그리고 COVID-19의 발생 이전과 이후로 구분하여, 외부 충격에 대한 내생변수들 간의 동태적 조건부 상관관계와 변동성의 특징을 확인하는 것에 의의가 있다. 마지막으로, BCI

에 가장 밀접한 관련성을 갖는 시장원리에 입각한 공급 측면의 Capesize 선복량과 수요 측면의 제철원료의 가격 및 물동량, 나아가 기존 연구에서는 찾아보기 힘든 철강시장의 조강생산량을 설명변수로 선정하여 연구를 진행하였다는 차별성을 가지고 있으며, 운송구간별로는 철광석과 석탄의 물동량이 가장 많은 브라질과 호주의 운송항로 지표인 C5, C3 지표를 추가하여, 지수간의 영향력을 판단하였다는 것에 의의가 있다. 향후 후속 연구에서는 단변량 GARCH 모형 및 다변량 DCC-GARCH 모형을 활용하여 변동성 전이를 추가적으로 분석하여 본 연구에서 더 발전된 연구결과를 도출할 수 있을 것으로 기대한다.

## References

- Açık, A. & S. Ö. BaŞer (2020), "Risk and Volatility Spillover Between Commodity and Freight Markets: An Application on Capesize Freight Market", *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*.
- Açık, A. & S. Ö. BaŞer (2021a), "Agent Based Interaction of Commodity Price and Freight Market. Business & Management Studies", *An International Journal*, 9(1), 56-75.
- Açık, A. & S. Ö. BaŞer (2021b), "Interaction between Commodity Prices and Freight Rates: Content Analysis of the Dry Bulk Market Reports", *İzmir Sosyal Bilimler Dergisi*.
- Açık, A., E. Baran Kasapoğlu and İ. Ayaz (2021), "Information Flow between Revenue and Stock Exchanges: An Empirical Research on Liner Shipping Companies", *Journal of Sustainable Development of Transport and Logistics*, 6(1), 81-89.
- Ahn, Young-Gyun, Min-Kyu Lee (2018), "Factor Analysis Affecting on the Charterage of Capesize Bulk Carriers", *Korea Trade Review*, 43(3), 125-145.
- Bae, Sung-Hoon., Gun-Woo Lee, & Park, Keun-Sik (2021), "A Baltic Dry Index Prediction Using Deep Learning Models", *Journal of Korea Trade*, 25(4), 17-36.
- Bae, Sung-Hoon, Keun-Sik Park (2019), "Analysis of Causality of Baltic Drybulk Index (BDI) And Maritime Trade Volum", *Korea Trade Review*, 44(2), 127-141.
- Batchelor, R. A., A. H. Alizadeh & I. D. Visvikis (2005), "The Relation between Bid-ask Spreads and Price Volatility in Forward Markets. Derivatives Use", *Trading & Regulation*, 11(2), 105-125.
- Batchelor, R., A. Alizadeh, & I. Visvikis (2007), "Forecasting Spot and Forward Prices in the International Freight Market", *International Journal of Forecasting*, 23(1), 101-114.
- Batrinca, G. & G. Cojanu (2013), "The Dynamics of the Dry Bulk Sub-Markets. Descrierea CIP/Description of CIP-Biblioteca Națională a României Conferința Internațională Educație și Creativitate pentru o Societate Bazată pe Cunoaștere-ȘTIINȚE ECONOMICE", 16.

- Bildirici, M. E., F. Kayıkçı & I. Ş. Onat (2015), "Baltic Dry Index as a Major Economic Policy Indicator: the Relationship with Economic Growth", *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 210, 416-424.
- Chen, F., K. Tian, X. Ding, Y. Miao & C. Lu (2016), "Finite-size Effect and the Components of Multifractality in Transport Economics Volatility Based on Multifractal Detrending Moving Average Method", *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 462, 1058-1066.
- Chen, J. & M. G. Abdullah (2019), "Research and Analysis of International Shipping Market Freight Index. In CICTP 2019", 34-42.
- Chen, S., H. Meersman & E. v. d. Voorde (2012), "Forecasting Spot Rates at Main Routes in the Dry Bulk Market", *Maritime Economics & Logistics*, 14(4), 498-537.
- Chou, C. C. and K. S. Lin (2018), "A Fuzzy Neural Network Combined with Technical Indicators and Its Application to Baltic Dry Index Forecasting", *Journal of Marine Engineering & Technology*, 18(2), 82-91.
- Chung, Sang-Kuck, Seong-Ki Kim (2011), "A Study on the Effect of Changes in Oil Price on Dry Bulk Freight Rates and Interrelations between Dry Bulk Freight Rates", *Journal of Korea Port Economic Association*, 27(2), 217-240.
- Dai, S., F. Chen, Y. Zeng and X. Zeng (2016), "Scaling Behavior of Bulk Freight Rate Volatility before and after Noise Reduction", *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 21(6), 655-661.
- Dave, E., A. Leonardo, M. Jeanice and N. Hanafiah (2021), "Fore-casting Indonesia Exports Using a Hybrid Model ARIMA- LSTM", *Procedia Computer Science*, 179, 480-487.
- Dbouk, W. and I. Jamali (2018), "Predicting Daily Oil Prices: Linear and Non-linear Models". *Research in International Business and Finance*, 46, 149- 165.
- 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.
- Ding, X., S. Dai, F. Chen, Y. Miao, K. Tian, Y. Zeng, H. Xu and C. Qin (2017), "Long Memory and Scaling Behavior Study of Bulk Freight Rate Volatility with Structural Breaks", *Transportation Letters*, 10(6), 343-353.
- 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. (1982), "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 987-1007.
- Engle, R. F. and T. Bollerslev (1986), "Modelling the Persistence of Conditional Variances", *Econometric Reviews*, 5(1), 1-50.
- 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.
- 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.
- Goulas, L., & G. Skiadopoulos (2012), "Are Freight Futures Markets Efficient? Evidence from IMAREX", *International Journal of Forecasting*, 28(3), 644-659.
- Gu, Yimiao, Xiaoxu Dong, and Zhenxi Chen (2020) "The Relation between the International and China Shipping Markets", *Research in Transportation Business & Management*, 100427.
- Gu, Yimiao, Zhenxi Chen, and Qingyang Gu (2021), "Determinants and International Influences of the Chinese Freight Market", *Empirical Economics*, 1-18.

- Gu, Yimiao, Zhenxi Chen & D. Lien (2019), "Baltic Dry Index and Iron Ore Spot Market: Dynamics and Interactions", *Applied Economics*, 51(35), 3855-3863.
- Guan, F., Z. Peng, K. Wang, X. Song & J. Gao (2016), "Multi-Step Hybrid Prediction Model of Baltic Supermax Index Based on Support Vector Machine", *Neural Network World*, 26(3), 219-232.
- Ha, J. Y. & Y. Shin (2021), "Lead-lag Relationship between the Shipping Freight Rate and Agricultural Commodity Import Price in Korea", *Journal of Navigation and Port Research*, 45(2), 69-74.
- Hsiao, Y.J., H.C. Chou and C.C. Wu (2013), "Return lead-lag and Volatility Ttransmission in Shipping Freight Markets", *Maritime Policy & Management*, 41(7), 697-714.
- Jeon, Bong-Gil, Jin-Ho Oh, Keun-Sik Park (2020), "A Study of Correlation Between China Iron Ore Import, Steel Export Activity and Dry Bulk Index: Focus on Capesize C5/C10/C14 and Supramax S2/S3", *Journal of Korea Port Economic Association*, 36(3), 115-136.
- Jeon, J., E. Gulay and O. Duru (2021), "Spectral Analysis of the Dry Bulk Shipping Market by Utilizing the System Dynamics Approach", *Maritime Business Review*, 1-16.
- Kamal, I. M., Hye-Rim Bae, Sung-Hyun Sim, Hye-Mee Kim, Do-Hee Kim, Yu-Lim Choi, & Hee-Sung Yun (2019), "Forecasting High-Dimensional Multivariate Regression of Baltic Dry Index (BDI) using Deep Neural Networks (DNN)", *ICIC Express Lett*, 13, 427-434.
- Katris, C. & M. G. Kavussanos (2021), "Time Series Forecasting Methods for the Baltic Dry Index", *Journal of Forecasting*, 40(8), 1540-1565.
- Kavussanos, M. G. & N. K. Nomikos (2000), "Constant vs. Time- varying Hedge Ratios and Hedging Efficiency in the BIFFEX market", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 36(4), 229-248.
- Kavussanos, M. G. & I. D. Visvikis (2004), "Market Interactions in Returns and Volatilities between Spot and Forward Shipping Freight Markets", *Journal of Banking & Finance*, 28(8), 2015- 2049.
- Kavussanos, M. G. & I. D. Visvikis (2011), "Shipping Freight Derivatives: A Survey of Recent Evidence", *Maritime Policy & Management*, 33(3), 233-255.
- Kavussanos, M. G., I. D. Visvikis and R. A. Batchelor (2004), "Over-the-counter forward Contracts and Spot Price Volatility in Shipping", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 40(4), 273-296.
- Kavussanos, M. G., I. D. Visvikis & D. N. Dimitrakopoulos (2014), "Economic Spillovers between Related Derivatives Markets: The Case of Commodity and Freight Markets", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 68, 79-102.
- Kavussanos, M. G., I. D. Visvikis and D. Menachof (2004), "The Unbiasedness Hypothesis in the Freight Forward Market: Evidence from Cointegration Tests", *Review of Derivatives Research*, 7(3), 241-266.
- 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 (2018), "Leverage Effect of HRCI Volatility and the Volatility Impact on Korean Export Container Volume before and after the Global Financial Crisis: Application of ARIMA-EGARCH and GIRF", *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 34(3), 227-233.
- Kim, Hyeong-Jun, Doo-Jin Ryu and Hoon Cho. (2019), "Short-term Forecasts of the Baltic Dry Index (bdi) Using Time-series Factor Decomposition", *Korean Management Review*, 48(3), 715-731.

- Ko, Byoung-Wook (2011), "Dynamics of Dry Bulk Freight Market: Through the Lens of a Common Stochastic Trend Model", *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 27(3), 387-404.
- Ko, Byoung-Wook (2018), "Dynamic Patterns of Dry Bulk Freight Spot Rates through the Lens of a Time-varying Coefficient Model", *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 118, 319-330.
- Korinek, J. & P. Sourdin (2009), "Maritime Transport Costs and Their Impact on Trade", *Organization for Economic Co-operation and Development TAD/TC/WP*, 7.
- Lee, Sung-Yhun and Ki-Myung Ahn (2018), "Study on the Forecasting and Effecting Factor of BDI by VECM", *Journal of Korean Navigation and Port Research*, 42(6), 546-554.
- Li, J., J. Hao, Q. Feng, X. Sun & M. Liu (2021), "Optimal Selection of Heterogeneous Ensemble Strategies of Time Series Forecasting with Multi-objective Programming", *Expert Systems with Applications*, 166.
- Lim, Sang-Seop, Seok-Hun Kim, & Dae-Won Kim (2021), "Analysis of Baltic Dry Bulk Index with EMD-based ANN", In Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference *Korean Society of Computer Information*, 329-330.
- Lin, A. J., H. Y. Chang & J. L. Hsiao (2019), "Does the Baltic Dry Index Drive Volatility Spillovers in the Commodities, Currency, or Stock Markets?", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 127, 265-283.
- Lin, Y. J. & C. C. Wang (2014), "The Dynamic Analysis of Baltic Exchange Dry Index", *International Mathematical Forum*, 9, 803-823.
- Makridakis, S., A. Merikas, A. Merika, M. G. Tsionas & M. Izzeldin (2019), "A Novel Forecasting Model for the Baltic Dry Index Utilizing Optimal Squeezing", *Journal of Forecasting*, 39(1), 56-68.
- Michail, N. A. and K. D. Melas (2020), "Quantifying the Relationship between Seaborne Trade and Shipping Freight Rates: A Bayesian Vector Autoregressive Approach", *Maritime Transport Research*, 1, 100001.
- Moutzouris, I. C. & N. K. Nomikos (2019), "The Formation of Forward Freight Agreement Rates in Dry Bulk Shipping: Spot Rates, Risk Premia, and Heterogeneous Expectations", *Journal of Futures Markets*, 39(8), 1008- 1031.
- Munim, Z. H. & H. J. Schramm (2016), "Forecasting Container Shipping Freight Rates for the Far East - Northern Europe Trade Lane", *Maritime Economics & Logistics*, 19(1), 106-125.
- Munim, Z. H. & H. J. Schramm (2020), "Forecasting Container Freight Rates for Major Trade Routes: a Comparison of Artificial Neural Networks and Conventional Models", *Maritime Economics & Logistics*, 23(2), 310-327.
- Nelson, D. B. (1991), "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach", *Econometrica*, 59(2), 347-370.
- Nomikos, N. K. & K. Doctor (2013), "Economic Significance of Market Timing Rules in the Forward Freight Agreement Markets", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 52, 77-93.
- Papailias, F., D. D. Thomakos & J. Liu (2017), "The Baltic Dry Index: Cyclicalities, Forecasting and Hedging Strategies", *Empirical Economics*, 52(1), 255-282.
- Pelagidis, T. & I. Karaoulanis (2021), "Capesize Markets Behavior: Explaining Volatility and Expectations", *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 37(1), 82-90.

- Pimic, M., M. Joksimovic, A. Muhovic and N. Radivojevic (2021), "Examining the Impact of Movements of the Commodity Price on the Value of the Baltic Dry Index during Covid19 Pandemic", *Asian Journal of Economics and Empirical Research*, 8(2), 67-72.
- Pourkermani, K. (2012), *Essays on the Econometric Modelling and Forecasting of Shipping Market Variables*, Doctoral dissertation, Newcastle University.
- RAJU, T. B. (2019), "Understanding Relationships between Charter Rates and Ship Building Prices in Liquefied Natural Gas Shipping Markets", *Editorial Board*.
- 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, University of Reading.
- Sartorius, Kurt, Benn Sartorius, and Dino Zuccollo (2018), "Does the Baltic Dry Index predict economic activity in South Africa? A review from 1985 to 2016", *South African Journal of Economic and Management Sciences*, 21(1), 1-9.
- Syriopoulos, T., M. Tsatsaronis & I. Karamanos (2020), "Support Vector Machine Algorithms: An Application to Ship Price Forecasting", *Computational Economics*, 57(1), 55-87.
- Taib, C. M. I. C., & Z. I. Mohtar (2018), "Forecasting Spot Freight Rates Using Vector Error Correction Model in the Dry Bulk Market", *Malaysian Journal of Mathematical Sciences*, 12(2), 235-253.
- Tsioumas, V. & S. Papadimitriou (2018), "The Dynamic Relationship between Freight Markets and Commodity Prices Revealed", *Maritime Economics & Logistics*, 20(2), 267-279.
- Tsioumas, V., S. Papadimitriou, Y. Smirlis & S. Z. Zahran (2017), "A Novel Approach to Forecasting the Bulk Freight Market", *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, 33(1), 33-41.
- Tsouknidis, D. A. (2016), "Dynamic Volatility Spillovers across Shipping Freight Markets", *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 91, 90-111.
- Uyar, K., Ü. İlhan and A. İlhan (2016), "Long Term Dry Cargo Freight Rates Forecasting by Using Recurrent Fuzzy Neural Networks", *Procedia Computer Science*, 102, 642-647.
- Visvikis, I. D. (2002), *An Econometric Analysis of the Forward Freight Market*, Doctoral dissertation, City University London.
- Yang, Z. & E. E. Mehmed (2019), "Artificial Neural Networks in Freight Rate Forecasting", *Maritime Economics & Logistics*, 21(3), 390-414.
- Yildiz, B., & U. Bucak (2018), "Determinants of Freight Rates: A Study on the Baltic Dry Index", *İstanbul Gelişim Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 4(2), 17-32.
- Yin, J., M. Luo & L. Fan (2016), "Dynamics and Interactions between Spot and Forward Freight in the Dry Bulk Shipping Market", *Maritime Policy & Management*, 44(2), 271-288.
- Yin, J., M. Luo & L. Fan (2017), "Dynamics and Interactions between Spot and Forward Freight in the Dry Bulk Shipping Market", *Maritime Policy & Management*, 44(2), 271-288.
- Yu, C. K. W., T. L. Yip & S. K. Choy (2019), "Optimal Portfolio Choice for Ship Leasing Investments", *Maritime Policy & Management*, 46(7), 884- 900.
- Zeng, Q. & C. Qu (2014), "An Approach for Baltic Dry Index Analysis Based on Empirical Mode Decomposition", *Maritime Policy & Management*, 41(3), 224-240.
- Zeng, Q., C. Qu, A. K. Y. Ng & X. Zhao (2015), "A New Approach for Baltic Dry Index Forecasting Based on Empirical Mode Decomposition and Neural Networks", *Maritime Economics & Logistics*, 18(2), 192-210.
- Zhang, H. & Q. Zeng (2015), "A Study of the Relationships between the Time Charter and Spot Freight

- Rates”, *Applied Economics*, 47(9), 955-965.
- Zhang, J., Q. Zeng, & X. Zhao (2014). “Forecasting Spot Freight Rates Based on Forward Freight Agreement and Time Charter Contract”, *Applied Economics*, 1-10.
- 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.
- Zhang, X., T. Xue and H. Eugene Stanley (2019), “Comparison of Econometric Models and Artificial Neural Networks Algorithms for the Prediction of Baltic Dry Index”, *IEEE*, 7, 1647-1657.