

## COVID-19 전후의 건화물선 시장의 연계성

정대성\*\* · 최기홍\*\*\*

### Connectedness of the dry bulk carrier market before and after COVID-19

Jung, Dae-Sung · Choi, Ki-Hong

#### Abstract

This study analyzed the connectivity of the dry bulk carrier market before and after COVID-19 to examine the impact of COVID-19 on the global shipping market. Using the Quantile Time Frequency Connectedness methodology, we analyzed the dynamic connectedness of major dry bulk indices: the Capesize Index (BCI), Supramax Index (BSI), Panamax Index (BPI), and Handysize Index (BHSI).

The results are as follows. First, the total spillover connectedness of the dry bulk carrier market increased during the entire period and in the short term after the outbreak of COVID-19, while it slightly decreased in the long term. Second, the roles among the indices changed according to market conditions, with COVID-19 causing the BPI to change from a net receiver to a net transmitter in the short term and the BSI in the long term, affecting net spillover connectedness. Third, it was observed that long-term connectivity tended to increase more than short-term connectedness under extreme conditions. Fourth, the phenomenon of strengthened connectedness under extreme market conditions was confirmed.

These results provide important insights into understanding short-term market shocks and long-term stability trends, demonstrating that the connectedness among dry bulk carrier markets strengthens in global crisis situations such as COVID-19. This provides a basis for assessing the resilience and vulnerability of the shipping market and offers useful information for investors and policymakers in crisis management and investment strategy formulation.

*Key words: Connectedness, COVID-19, Dry Bulk Carrier Market*

▷ 논문접수: 2024. 06. 07

▷ 심사완료: 2024. 06. 25.

▷ 게재확정: 2024. 06. 28.

\* 이 논문 또는 저서는 2021년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2021S1A5B5A16078258)

\*\* 광주대학교 경영학과 조교수, 제1저자, jungdaesung@gwangju.ac.kr

\*\*\* 부산대학교 경제통상연구원 전임연구원, 교신저자, stoltz@naver.com

## I. 서론

2023년 11월 세계 교역량의 약 80~85%가 해상을 통해 이루어지고 있다 (정대성, 최기홍, 2023). 이는 해운 산업이 글로벌 무역에서 핵심적인 역할을 하고 있음을 분명히 보여주는 지표이다. 해운 시장은 세계 경제에서 중추적 역할을 수행하며, 선박의 종류와 운송하는 상품에 따라 분류된다. 주요 분류로는 건화물 시장, 컨테이너 운송 시장, 탱커 시장이 있다. 건화물선 시장은 발틱 건화물 지수 (Baltic Dry Index, BDI)<sup>1)</sup>로 대표되며, 주요 건화물선 지수인 케이프 지수 (Baltic Capesize Index, BCI), 수프라막스 지수 (Baltic Supramax Index, BSI), 파나마 지수 (Baltic Panamax Index, BPI), 핸드사이즈지수 (Baltic Handysize Index, BHSI) 등은 전세계 경제시장의 주요 거래 동향을 반영한다.

국제무역위원회 (international trade council, ITC)에 따르면, 2024년 세계 무역량은 3.3% 증가할 것으로 예상되며, 세계 무역량의 증가와 국제 무역의 확대는 해운산업의 지속적인 성장을 촉진하고 있다. 특히 중국, 유럽, 미국과 같은 경제 대국들 사이에서 활발히 이루어지는 교역은 해운 산업의 중요성을 강조하고 있다. 해운산업에서 다양한 크기와 유형의 선박들이 동일한 화물을 위해 경쟁함으로써 다른 해운

시장간의 경쟁을 촉발한다 (Kavussanos 1996; Tsouknidis 2016). 그리고 시장 간의 정보는 연계성을 가지며, COVID-19 팬데믹과 같은 사건은 건화물선 시장 간 연계성에 심각한 영향을 미치기도 한다.

2020년에 발생한 COVID-19 팬데믹은 전 세계적으로 많은 산업에 광범위한 영향을 미쳤으며, 해운 산업 또한 예외는 아니다. 특히, 건화물선 시장은 세계 무역의 중요한 구성 요소로서, 경제의 건진성과 직결되어 있다. 해운 산업의 안정성은 국제 무역 흐름과 공급 체인의 연속성에 핵심적인 역할을 하므로, COVID-19 팬데믹 기간 동안의 제약과 물류 지연은 글로벌 경제에 심각한 문제를 발생시켰다. 중국의 경제 재개방과 COVID-19 팬데믹의 종식은 세계 경제에 긍정적인 영향을 미치며 세계 경제가 회복세에 있다. 그러나 높은 인플레이션과 금리, 지속되는 우크라이나 분쟁과 같은 글로벌 경제의 불안정성은 무역 성장과 해운산업에 대한 전망에 불확실성을 남기고 있다.

해운 운임의 변동성을 모델링하고 해운 시장 간의 변동성 전이에 관한 연구는 많은 학자들에 의해 이루어져 왔다. Kavussanos (1996, 1997, 2003)은 GARCH 계열 모형과 VAR, VECM 모형을 활용하여 해운 운임의 특성과 시장 간 변동성 전이를 분석하여 선박의 크기와 유형에 따른 운임 변동성의 차이가 시장 간에 어떻게 영향을 미치는지를 밝혀냈다. Kavussanos (1997)는 건화물선 시장과 탱커 시장에서 선박의 크기에 따른 시간 가변적 변동성을 실증적으로 보여주었다. 그리고 Alizadeh (2001)는 다양한 크기의 건화물선 시장 간에 일방향 전이 효과를 발견하였으며, Chen et al. (2010)는 운임 지수 간의 연계성 시간이 지남에 따라 변화한다고 주장하였다. Grammenos and Arkoulis (2002)는 해운산업, 특히 탱커 시장에 미치는 석유 가격과 같은 경제적 요인들의 영향을 분석한 결과 석유 가격의 변동성이 해운 시장의 운임률과 선박 가치에 중대한 영향을 미치며, 이러한 경제적 변동들이 해운 산업의 전반적인

1) 발틱건화물지수 (Baltic Dry Index, BDI)는 1999년 11월 1일부터 건화물 (dry cargo) 운임지수인 BFI (Baltic Freight Index)를 대체한 종합운임지수로 1985년 1월 4일을 1,000으로 산출하여 선박의 형태에 따라 발표하고 있다. 그리고 BDI는 선적량 기준으로 4가지 (BCI, BSI, BPI, BHSI)로 산출되는 지수를 가중평균한 지수이다. 케이프 지수 (Baltic Capesize Index, BCI)는 선적량 '18만톤급' 이상의 대형선박의 벌크캐리어 운임지수를 의미하며, 수에즈 운하 통과가 되지 않고 케이프 운하를 통과하기 때문에 케이프 지수라 부른다. 수프라막스 지수 (Baltic Supramax Index, BSI)는 선적량 '4만톤급' 벌크캐리어 지수를 의미한다. 파나마 지수 (Baltic Panamax Index, BPI)는 선적량 5만톤급 이상의 중형선박의 벌크캐리어 지수로 파나마 운하를 지날 수 있는 가장 큰 선박 규모이다. 핸드사이즈지수 (Baltic Handysize Index, BHSI)는 2.5~3만톤의 소형 선박으로 주로 곡물등을 운반하는데 사용된다.

경제적 안정성과 효율성에 중요한 영향을 미친다고 주장하였다.

또한, 화물 운임은 글로벌 실질 경제 활동의 선행 지표로 알려져 있다 (Kalouptsi 2014; Kilian and Zhou 2018). 이러한 중요성 때문에, 화물 운송 시장의 변동성 모델링과 화물 운임의 시계열 특성에 관한 연구는 큰 관심을 받아 왔다. 특히 Tsouknidis (2016)는 GARCH 모델을 사용하여 화물 운임의 변동성을 분석한 결과, 건화물선시장 및 탱커시장은 선박의 크기가 클수록 화물운임과 선박가격의 변동성이 긍정적으로 관련되어 있음을 보여주었으며, 반면 정기 용선 계약 기간과 화물 운임의 변동성 사이는 음 (-)의 관계가 있음을 밝혀 화물 운임의 변동성 패턴을 분석하였다.

Theodossiou et al. (2020)은 화물 운임의 변동성을 분석하여, 화물 운임이 미래에 높은 수익을 낼 수 있는 가능성을 발견하였다. 그리고 해운 시장의 투자자들이 장기적인 높은 이익을 위해 현재의 낮은 수익률을 감수할 준비가 되어 있음을 나타내며, 이는 해운 산업의 재무적 결정과 투자 전략에 중요한 시사점을 제공하고 있다. 그리고 Papapostolou et al. (2014)는 아시아와 G7 국가들의 경제적 충격이 해운 서비스 수요에 미치는 영향을 분석한 결과, 산업 생산의 감소와 경제 위기가 해운 운임과 선박 활용도에 부정적인 영향을 미치며, 경제적 충격이 국제 무역과 해운 수요에 큰 변동을 가져온다고 주장하였다. Michail and Melas (2020)는 Bayesian Vector Autoregressive 방법을 사용하여 해상 무역과 운임률 간의 관계를 분석한 결과, 해상 상품 무역량이 발틱 건화물 지수와 발틱 건화물 탱커 지수에 중요한 영향을 미치지만, 클린 탱커 지수에는 영향이 미미하다는 것을 밝혔다. 또한, 전염병으로 인한 글로벌 경제 위기가 해운 운임과 선박 가격의 연계성에 영향을 미친다고 주장하였다.

해운산업의 연계성에 대한 선행연구들은 해운 산업의 복잡성과 글로벌 경제와의 상호작용을 주로 분

석하고 있으며, 또한, 시장 참여자들이 운임 시장의 변동성을 효과적으로 관리하고, 다양한 운송 계약을 활용하여 포트폴리오를 최적화하는 방법론을 제시하고자 연구되어 졌다.

이러한 배경하에서 건화물선 시장 간의 연계성은 더욱 중요한 연구 주제로 부상하고 있으며, 특히, COVID-19 팬데믹과 같은 사건이 해운산업이 어떻게 영향을 받는가와 경제 회복 과정에서의 시장간의 연계성을 변화시키는가에 대한 이해는 중요한 주제로 부각되고 있다.

본 연구는 COVID-19 발생이 건화물선 시장간의 연계성에 미치는 영향을 분석한다. 이를 위해 해운 시장의 주요 지수 간의 상호 연계성을 측정하고, 이러한 연계성이 시장의 안정성과 투자 전략에 어떻게 영향을 미치는지를 분석한다. 연구결과는 해운 산업의 복원력 및 투자 전략 수립에 중요한 시사점을 제공하고자 한다.

주요 건화물선들은 COVID-19 팬데믹 기간 동안 겪은 변동성이 특히 두드러졌으며, 이는 경제적 충격과 불확실성의 증가를 의미하였다는 것을 의미하며 시장간의 연계성의 중요성이 부각되었다. 또한, 해운 시장에서 해운 회사와 투자자들은 다양한 건화물선 시장에 참여하여 전체 위험을 분산시킬 수 있다. 이를 위해서 주요 건화물선 시장 간의 동적 관계와 상호 의존성을 적절하게 설명하는 것이 중요하다.

그리고 시장 상황에 따른 주요 건화물선시장 간의 상호 의존성을 파악하기 위해서 본 연구에서는 Quantile time frequency connectedness 모형을 사용하여 분석한다.

본 연구는 기존 연구와 비교하여 두 가지의 차별성을 가지고 있다. 첫째, 본 연구는 시장 조건 (분위)에 따른 연계성을 분석하여 평균적인 시장 상황뿐만 아니라 극단적인 시장 상황에서도 시장 간 연계성을 파악한다. 이를 통해 해운 시장의 다양한 상황에서의 동적 특성을 종합적으로 이해할 수 있다. 둘째, 시간의 흐름에 따른 시장 연계성의 변화를 분석하여 경

제적 변화와 시장 동향이 시장들 간의 연계성에 미치는 영향을 구체적으로 파악한다. 이는 해운 시장의 동적인 특성을 보다 명확하게 이해하는 데 기여할 것이다.

따라서 본 연구는 해운 시장의 연계성을 종합적으로 분석함으로써 해운 회사와 투자자들이 시장의 복잡한 동적 특성을 이해하고, 전체적인 위험을 효과적으로 분산시킬 수 있도록 돕는 중요한 정보를 제공한다. 이러한 연구 결과는 해운 시장의 투자자, 정책 결정자, 그리고 기업들에게 유용한 통찰을 제공하여 보다 안정적이고 수익성 있는 투자를 실현할 수 있다.

제I장에 이어 제II장에서는 본 연구에서 사용된 분위수 연계성과 빈도 연계성을 통한 연구모형과 연구자료를 설명한다. 그리고 제III장에서는 Quantile time frequency connectedness 활용하여 건화물선 시장 간의 연계성에 대한 실증분석 결과를 제시한다. 그리고 마지막 제IV장에서는 본 연구의 결과와 시사점을 제시하고 본 연구의 한계점을 제시한다.

## II. 연구모형

### 1. 연구모형

Quantile time frequency connectedness 방법론은 특정 시점에서 발생하는 연계성을 다양한 빈도와 분위에서 분석할 수 있는 방법론으로, 본 연구에서는 이 방법을 통해 건화물선 시장의 연계성을 분석하였다. 먼저, 분위수 벡터 자기회귀 모형 (quantile vector autoregression, QVAR)을 사용하여 변수 간의 연계성을 분석한다. 분석 과정은 QVAR 모형으로 부터 시작한다. QVAR 과정은 다음과 같이 이동평균 (MA) 표현된다.

$$y_t = \mu(\tau) + \sum_j \psi_j(\tau) u_t(\tau) + u_t(\tau) = \mu(\tau) + \sum_{i=0}^{\infty} \Phi_i(\tau) u_{t-i} \quad (1)$$

위 식을 추정한 후 연계성 방법의 핵심인 일반화된 예측 오차 분산 분해 (generalized forecast error variance decomposition, GFEVD)를 계산한다. 이를 통해 특정 시장의 충격이 다른 시장에 미치는 영향을 측정할 수 있다. Koop et al. (1996) 및 Pesaran and Shin (1998)에 따르면, 예측 기간 H를 갖는 GFEVD는 다음과 같이 정의된다.

$$\theta_{ij}(H) = \frac{(\sum(\tau))_{jj}^{-1} \sum_{h=0}^H ((\Phi_h(\tau) \sum(\tau))_{ij})^2}{\sum_{h=0}^H (\Phi_h(\tau) \sum(\tau) \Phi_h'(\tau))_{ii}} \quad (2)$$

$$\tilde{\theta}_{ij}(H) = \frac{\theta_{ij}(H)}{\sum_{k=1}^N \theta_{ij}(H)} \quad (3)$$

위 식에서  $\theta_{ij}(H)$ 의 행은 합이 1이 되지 않으므로 행 합으로 정규화하여  $\tilde{\theta}_{ij}$ 가 되어야 한다. 정규화를 통해  $\sum_{i=1}^N \tilde{\theta}_{ij} = 1$ ,  $\sum_{i,j=1}^N \tilde{\theta}_{ij}(H) = N$ 의 항등식을 얻는다. 따라서 각 행 합은 한 시장  $i$ 의 충격이 자체와 다른 모든 시장  $j$ 에 어떤 영향을 미쳤는지를 나타내는 합과 같다. 다음 단계에서는 모든 연계성 값을 계산할 수 있다. 본 연구에서 다음과 같이 4개의 연계성 값을 얻을 수 있다.

“TO”방향 연계성 지수는 시장  $i$ 의 충격이 다른 모든 시장  $j$ 에 얼마나 전달되는지를 측정한다.

$$TO_i = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^N \tilde{\theta}_{ji}(\tau)}{\sum_{k=1}^N \tilde{\theta}_{ji}(\tau)} \times 100 \quad (4)$$

“FROM” 방향 연계성 지수는 시장  $i$ 가 다른 모든 시장  $j$ 의 충격으로부터 얼마나 많은 영향을 받는지를 측정한다.

$$FROM_i = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^N \tilde{\theta}_{ij}(\tau)}{\sum_{k=1}^N \tilde{\theta}_{ij}(\tau)} \times 100 \quad (5)$$

“NET” 방향 연계성 지수는 “TO” 연계성 지수와 “FROM” 연계성 지수의 차이를 말하며 다음과 같이 나타낸다.

$$NET_i(H) = TO_i(H) - FROM_i(H) \quad (6)$$

여기서  $NET_i(H) > 0$  ( $NET_i(H) < 0$ )은 충격의 순 전달자 (순 수신자)를 나타낸다. 네트워크 상호 연계성 정도를 측정하는 (전체) 총 연계성 지수 (TCI)는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$TCI_i(H) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \tilde{\theta}_{ji}(\tau)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \tilde{\theta}_{ji}(\tau)} \times 100 \quad (7)$$

즉, 이 지수는 한 시장에서 충격이 다른 모든 시장에 미치는 평균적인 영향을 보여준다. TCI 값이 높을수록 상호 연계성이 높다는 것을 말한다.

그리고 위의 방법과 유사하게 본 연구에서는 빈도폭에서 연계성을 분석한다. Chatziantoniou et al. (2022)를 따라 분산 분해의 스펙트럼 표현을 통해 시간 도메인 (time domain)의 연계성 지수를 다양한 빈도폭으로 분해한다. 먼저 빈도 응답함수  $\Phi(e^{-iw}) = \sum_{h=0}^{\infty} e^{-iwh} \Phi_h$ 를 고려한다. 여기서  $i = \sqrt{-1}$  이다. 빈도  $w$  에서의  $X_t$ 의 스펙트럼 밀도는  $QVMA(\infty)$ 의 푸리에 변환으로 정의될 수 있다.

$$S_X(w) = \sum_{h=0}^{\infty} E(X_t X'_{t-h}) e^{-iwh} = \Phi(e^{-iw}) \sum \Phi'(e^{+iwh}) \quad (8)$$

빈도 GFEVD는 스펙트럼 밀도와 GFEVD의 조합이다. 시간 영역에서와 같이 빈도 GFEVD를 정규화해야 하며, 이는 다음과 같이 공식화할 수 있다.

$$\tilde{\theta}_{ij}(w) = \frac{\theta_{ij}(w)}{\sum_{k=1}^N \theta_{ij}(w)} \quad (9)$$

여기서  $\tilde{\theta}_{ij}(w)$ 는 주어진 빈도 ( $w$ )에서 시장  $i$ 의 스펙트럼 부분이 시장  $j$ 의 충격으로 인해 발생했음을 측정한다. 이는 빈도 내 지표로 해석할 수 있다. 단일 빈도에서 연계성이 아닌 장단기 연계성을 추정하기 위해 특정 범위 내의 모든 빈도를 합해야 한다. 빈도폭  $[g = (c, d) : c, d \in (-\pi, \pi)]$ 에 대한 GFEVD는 다음과 같이 표현된다.

$$\tilde{\theta}_{ij}(g) = \int_c^d \tilde{\theta}_{ij}(w) gw \quad (10)$$

본 연구의 경우, 두 개의 빈도폭이 단기와 장기를 나타낸다. 단기 (1-5일)는 고빈도 폭인  $g_1 = (\pi/5, \pi)$ 로 나타내고, 장기 (5일 이상)는 저빈도 폭인  $g_2 = (0, \pi/5)$ 로 나타낸다.

동일한 방법을 적용하여 연계성 지수를 추정한다. 빈도폭  $g$  내에서의 총 연계성 지수,  $TCI_i(g)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$TCI_i(g) = \frac{\sum_{i=1, i \neq j}^N \tilde{\theta}_{ij}(g)}{\sum_{ij} \tilde{\theta}_{ij}(g)} \quad (11)$$

시장  $i$ 에서 다른 모든 시장  $j$ 로의 방향성 연계성 (FROM)은 다음과 같이 계산된다.

$$FROM_i(g) = \sum_{j=1, j \neq i} \tilde{\theta}_{ij}(g) \quad (12)$$

다른 모든 시장  $j$ 에서 시장  $i$ 로의 방향성 연계성 (TO)은 다음과 같이 계산된다.

$$TO_i(g) = \sum_{j=1, i \neq j} \tilde{\theta}_{ij}(g) \quad (13)$$

마지막으로 순 방향성 연계성은 다음과 같이 계산된다.

$$NET_i(g) = TO_i(g) - FROM_i(g) \quad (14)$$

이 분석방법은 시장 상태 (상승장과 하락장, 일반 시장 조건) 및 다양한 빈도에서 연계성의 크기가 어떻게 달라지는를 파악할 수 있다. 이러한 분석은 투자자와 정책 결정자에게 중요한 시사점을 제공하며, 특히 극단적인 시장 조건 하에서 해운 시장의 연계성 크기를 파악할 수 있다.

## 2. 연구자료

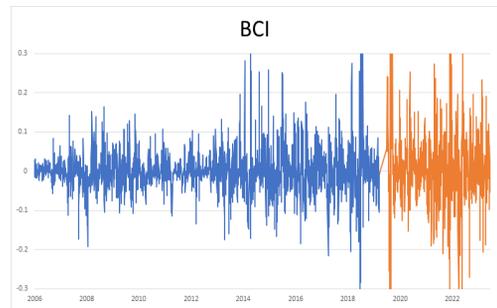
본 연구에서는 Baltic Exchange에서 발표하는 건화물선 시장 운임 지수의 일일 지수 자료를 사용하였다. 본 연구에서 사용되는 주요 건화물선 시장 운임 지수는 케이프 지수 (Baltic Capesize Index, BCI), 수프라막스 지수 (Baltic Supramax Index, BSI), 파나막스 지수 (Baltic Panamax Index, BPI), 핸디사이즈지수 (Baltic Handysize Index, BHSI)이다. 분석 기간은 2006년 10월부터 2024년 3월 15일까지이며, 모든 데이터는 Informax에서 수집하였다. 지수의 수익률은 일일 증가 지수 값의 로그차분으로 계산하였다.

건화물선 시장의 선형별 지수는 전 세계 해상을 통한 대부분의 화물 운송을 포괄한다. 언급된 지수들 중에서 BHSI가 가장 짧은 시계열 데이터를 보유하고 있기 때문에, 모든 선형별 지수의 데이터 사용 가능성을 보장하기 위해 BHSI의 기간에 맞추어 조정하였다.

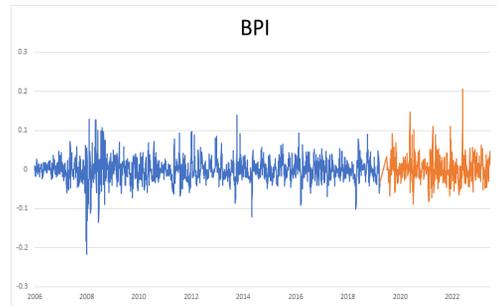
또한, 2019년 1월부터 3월까지 BCI는 음수 값을 기록하며 큰 변동성을 보여 일부 데이터를 제거하였다. 휴일, 누락된 값 및 비거래일 데이터를 필터링한 후 최종적으로 총 4283개의 관측치를 이용하였다.

그리고 COVID-19 기간을 구분한 기준은 중국 우산시 보건위원회에서 공식적으로 첫 보고한 날 (2019년 12월 13일)을 기준으로 하였다.

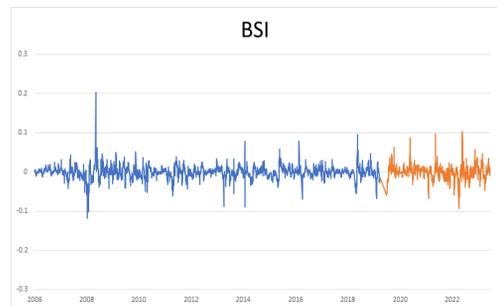
〈그림 1〉은 본 연구에서 사용된 건화물선 시장의 선형별 운임 지수 변화율을 보여준다. 파란색은 COVID-19 이전 (2006년 10월부터 2019년 12월까지)을 나타내고, 주황색은 COVID-19 이후 (2020년 4월부터 2024년 3월 15일까지)을 나타낸다.



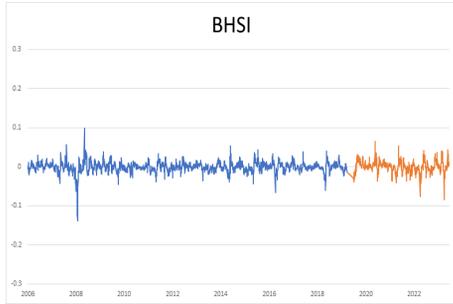
(a) BCI



(b) BPI



(c) BSI



(d) BHSI  
 <그림 1> 선형별 운임지수 추이

주: 사용자료는 2006년 10월부터 2024년 3월 15일의 선형별 운임 지수를 나타내며, 2019년 12월을 기준으로 구분하여 COVID-19 팬데믹 이전 (2006년 10월부터 2019년 12월까지)을 나타내고, 주황색은 COVID-19 기간 (2020년 4월부터 2024년 3월 15일까지)을 나타낸다.

<그림 1>에 따르면, 운임지수의 변화율은 선박의 크기에 직접적으로 의존하며, 큰 선박일수록 변동이

더 크다는 것을 알 수 있다.

<표 1>은 선형별 운임 지수 변화율의 기초통계량을 보여준다. Panel A는 COVID-19 팬데믹 이전을 panel B는 COVID-19 팬데믹 기간을 나타낸다. COVID-19 이전 (Panel A)과 이후 (Panel B) 모두에서, 평균과 중앙값은 거의 0에 가깝지만, COVID-19 팬데믹 기간에서 모든 지수의 최대값과 표준편차가 크게 증가하였다. 이는 지수들의 변동성이 팬데믹 이후 크게 증가했음을 의미한다. 왜도와 첨도 또한 COVID-19 이후에는 전반적으로 더 극단적인 값들을 나타내며, 특히 BCI와 BSI의 첨도는 크게 증가했다. Jarque-Bera 통계량의 p-value가 모두 0.0000으로 나타나, 모든 지수가 정규성을 따르지 않는다는 것을 확인할 수 있다. 전반적으로, COVID-19 이후 해운 시장의 변동성이 증가하고 분포가 더 비대칭적이며 극단적인 값들이 더 빈번하게 발생하는 경향을 보인다.

표 1. 기초통계량

	BCI	BPI	BSI	BHSI
Panel A: COVID-19 전				
평균	-0.0003	-0.0004	-0.0004	-0.0003
중앙값	-0.0020	-0.0008	0.0000	0.0000
최대값	0.7027	0.1389	0.2028	0.0981
최소값	-0.3260	-0.2162	-0.1166	-0.1377
표준편차	0.0513	0.0271	0.0162	0.0126
왜도	1.2976	-0.0891	0.2840	-1.0857
첨도	18.8641	7.8193	18.1207	15.8570
Jarque-Bera	35509.2000***	3195.9790***	31462.5300***	23363.3600***
Panel B: COVID-19 후				
평균	0.0030	0.0011	0.0009	0.0007
중앙값	-0.0019	-0.0004	0.0009	0.0011
최대값	1.2852	0.2064	0.1044	0.0654
최소값	-1.5541	-0.0877	-0.0927	-0.0842
표준편차	0.1275	0.0285	0.0185	0.0148
왜도	-1.6281	0.8923	0.3945	-0.3086
첨도	54.5834	7.1528	7.4126	6.3471
Jarque-Bera	109640.9000***	838.4908***	824.6858***	475.4238***

주 : J-B는 정규성을 검정하는 Jarque-Bera 통계량을 나타낸다. 은 1% 유의수준을 나타낸다.

### III. 실증분석 결과

우선, 특정 시점에 발생한 사건의 동적 영향을 고려하지 않고 전체 분석 기간에 해당하는 평균 중위수 결과를 <표 2>에 제시한다. 그리고 <표 2>는 시간 영역 값과 COVID-19 이전과 이후로 나누어 분석한 결과를 보여준다. 팔호 안의 숫자는 COVID-19 이후의 연계성 값을 나타내며, 팔호가 없는 숫자는 팬데믹 이전의 연계성을 나타낸다. 연계성은 다른 지수에 미치는 영향 ("TO")과 다른 지수로부터 받는 영향 ("FROM")으로 나누어 분석하였다. 기간별 연계성을 비교하기 위해서 전 기간은 Panel A에 제시하고, 1-5일 단기 연계성을 분석한 결과는 Panel B에 제시하며, 5일 이상 장기 연계성의 분석 결과는 Panel C에 제시하였다.

<표 2>의 전 기간의 BCI의 경우 시장에 19.39% 영향을 미치며, 11.87% 영향을 받아 충격의 순 전달자(7.51%)임을 알 수 있다. 보다 구체적으로 단기 순 유출효과는 -0.92%, 장기 순 유출효과는 8.44%로 나타나 충격의 장단기 역할이 변화되었음을 알 수 있다. BPI도 순 전달자(18.51%)로 나타났으나, 충격의 장단기에서는 순 수신자에서 순 전달자로 변화하였다.

BSI와 BHSI는 순 수신자(-1.25%, -24.77%)임을 알 수 있다. BSI는 장·단기에서 역할이 변화하지 않지만, BHSI는 장기에서 순 전달자에서 순 수신자로 변화했다는 것을 알 수 있다. 이렇게 장·단기에서 대형선박과 소형 선박의 역할 변화는 운송 효율성, 시장 수요, 운항 경로, 경제 상황, 환경 규제 및 기술 발전 등 다양한 요인에 기인한다고 볼 수 있다. 단기적으로 소형 선박은 수요 변화에 빠르게 대응하고, 다양한 항구 접근성 및 유연성으로 유리하다. 반면, 장기적으로 대형선박은 규모의 경제 실현, 장기 계약을 통한 안정적 수익 확보, 주요 항로 활용 등에서 이점을 가진다. 이러한 요인들이 복합적으로 작용하여 단기와 장기에서 선박의 역할 변화를 초래한다고 판단된다.

표 2. 평균 연계성 (COVID-19 전·후)

	BCI	BPI	BSI	BHSI
Panel A: 전 기간				
FROM	11.87 (24.26)	20.99 (21.41)	37.99 (39.55)	44.91 (50.52)
TO	19.39 (27.72)	39.50 (45.64)	36.74 (38.40)	20.14 (24.00)
NET	7.51 (3.45)	18.51 (24.22)	-1.25 (-1.16)	-24.77 (-26.52)
TCI	<b>28.94</b> <b>(33.94)</b>			
Panel B: 단기				
FROM	6.80 (14.41)	7.41 (11.43)	5.28 (11.95)	3.36 (5.86)
TO	5.87 (11.25)	7.31 (17.72)	5.14 (6.94)	4.52 (7.74)
NET	-0.92 (-3.16)	-0.10 (6.29)	-0.13 (-5.01)	1.16 (1.88)
TCI	<b>5.71</b> <b>(10.91)</b>			
Panel C: 장기				
FROM	5.08 (9.85)	13.58 (9.98)	32.72 (27.61)	41.55 (44.66)
TO	13.51 (16.46)	32.19 (27.92)	31.60 (31.46)	15.62 (16.26)
NET	8.44 (6.61)	18.61 (17.94)	-1.12 (3.86)	-25.93 (-28.40)
TCI	<b>23.23</b> <b>(23.03)</b>			

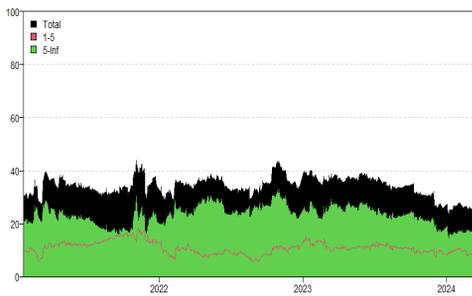
COVID 이전과 이후를 비교해 보면, 전체적으로 연계성이 증가했음을 알 수 있다. 특히 COVID-19 이후에 BPI와 BCI의 영향력이 더 커졌다. 특히 BPI는 순 수신자(-0.10%)에서 순 전달자(6.29%)로 바뀌었다. 또한 단기적으로는 COVID-19 이후 연계성이 더 크게 증가하였으나, 장기적으로는 연계성의 차이는 거의 없는 것으로 나타났다. COVID-19 이후 총 연계성이 확대된 이유는 글로벌 공급망의 혼란, 수요와 공급의 급격한 변화, 정책 변화 등으로 인한 해운 시장의 상호 연계성 증가에 기인한 것으로 볼

수 있다. 특히 단기 총 연계성의 증가는 COVID-19 기간 동안 발생한 단기적인 충격 (항구 폐쇄, 갑작스러운 수요 변화, 일시적인 물류 문제 등)과 이에 대한 빠른 반응 및 조정 때문인 것으로 판단된다. 반면, 장기적으로 TCI의 변화가 없는 이유는 해운 시장의 구조적 안정성, 장기 계약과 계획의 중요성, 그리고 시장의 점진적인 회복 과정 때문인 것으로 보여진다.

따라서 빈도 분석을 통해 총 TCI의 증가는 단기의 움직임보다 장기의 움직임에 의해 주로 주도되고 있음을 알 수 있다. 총 TCI의 움직임에 대한 설명력을 향상시키기 위해 총 TCI를 단기와 장기 TCI로 분해하는 것은 중요하다.



(a) COVID-19 전



(b) COVID-19 후

그림 2. 동적 총 연계성

〈그림 2〉는 COVID-19 전·후의 동적 총 연계성을 도시화하고 있으며, 전체 연계성 (검은색), 단기 연계성 (빨간색), 장기 연계성 (초록색)도 함께 표현하고 있다. COVID-19 전 (a)의 연계성은 2008년 정적으로 하락하는 추세를 보이고 있으며, COVID-19 후 (b) 기간은 대체적으로 높은 수준을 유지하며 2023년 이후 하락하는 추세를 보이고 있다. 단기 연계성이 장기 연계성보다 낮은 것으로 나타났다. 단기 연계성과 장기 연계성이 다르게 나타나는 이유는 시장 변동성 차이, 시간에 따른 정보 흡수, 경제 및 구조적 변화, 포트폴리오 및 투자 전략 차이로 인해 발생한다고 볼 수 있다. 단기적으로는 뉴스, 이벤트, 정책 변화 등으로 인해 시장이 빠르게 변동하므로 단기 연계성이 낮고 변동성이 크지만, 장기적으로는 시장이 이러한 단기적 충격을 흡수하고 균형을 찾아가면서 장기 연계성이 더 높아질 수 있다. 또한, 경제의 구조적 변화나 장기적인 정책 변화, 기술 발전 등의 요인들이 시간이 지남에 따라 시장 전반에 걸쳐 영향을 미치므로 장기 연계성은 상대적으로 높고 안정적으로 유지된다고 판단된다.

〈그림 3〉은 순 쌍별 방향 연계성의 네트워크 결과를 나타내고 있다. 순 쌍별 방향 연계성은 전 기간에서 수신자와 발신자의 역할이 일관성이 있게 나타나며, 단기와 장기의 쌍별 연계성이 변화하는 것이 관찰된다. 단기에서 COVID-19 이전에는 BPI의 역할이 제일 작지만 COVID-19 이후 발신자에서 수신자로 역할이 바뀌는 것으로 나타났다. 그리고 장기에서 BSI가 수신자에서 발신자로 중요성이 변경되고 있다는 것을 관찰할 수 있다. 전반적으로 큰 선박은 단기에는 영향을 받는 수신자 역할을 하지만 장기에는 전달자 역할을 하는 것으로 나타났다. 이는 기간에 따라 서로 간의 역할이 변할 수 있다는 것을 말한다.

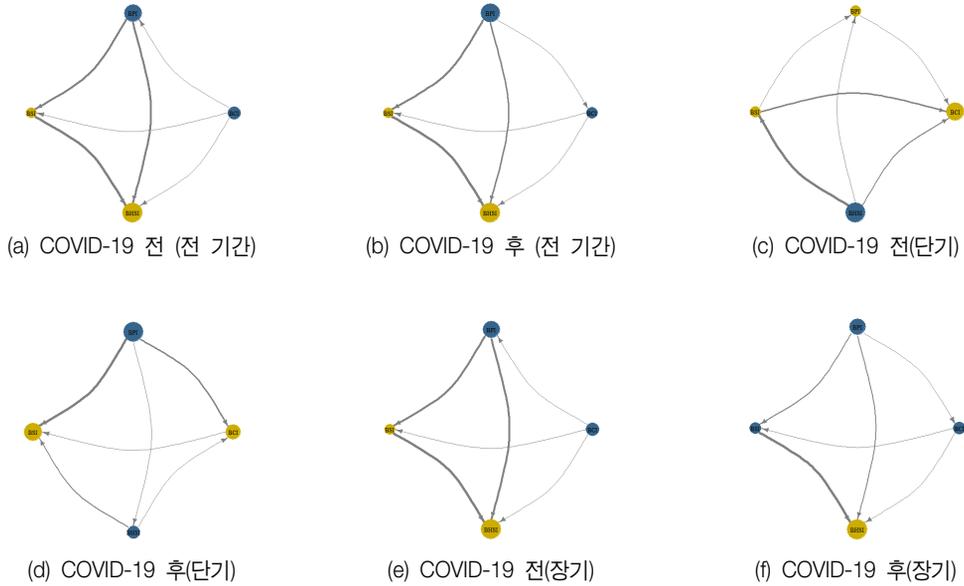


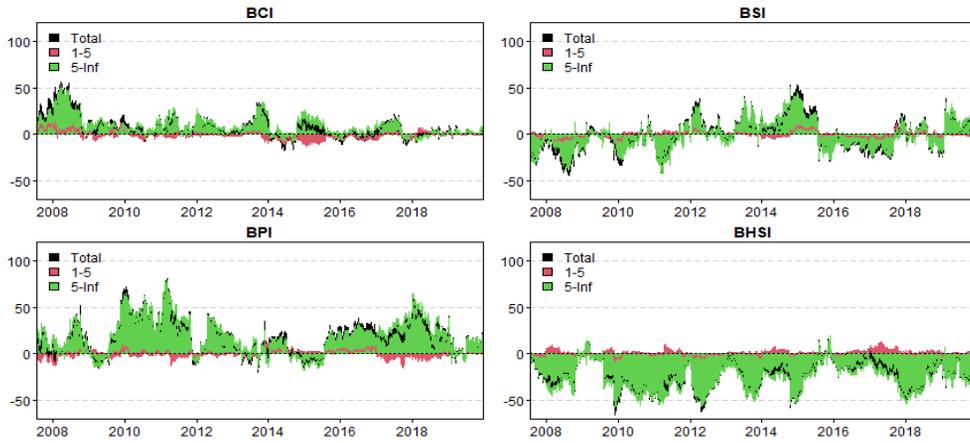
그림 3. 순 쌍별 방향 연계성

주 : 이 그림은 순 쌍별 방향 연계성을 보여주고 있으며 왼쪽 a, c, e는 COVID-19 이전의 쌍별 방향 연계성을 나타내고 있으며, b, d, f는 COVID-19 이후 쌍별 방향 연계성을 전 기간, 단기, 장기로 구분하여 제시하고 있다. 그리고 그림별 노드 위의 노드는 BPI를 나타내고, 시계방향으로 BCI, BHSI, BSI 순이다.

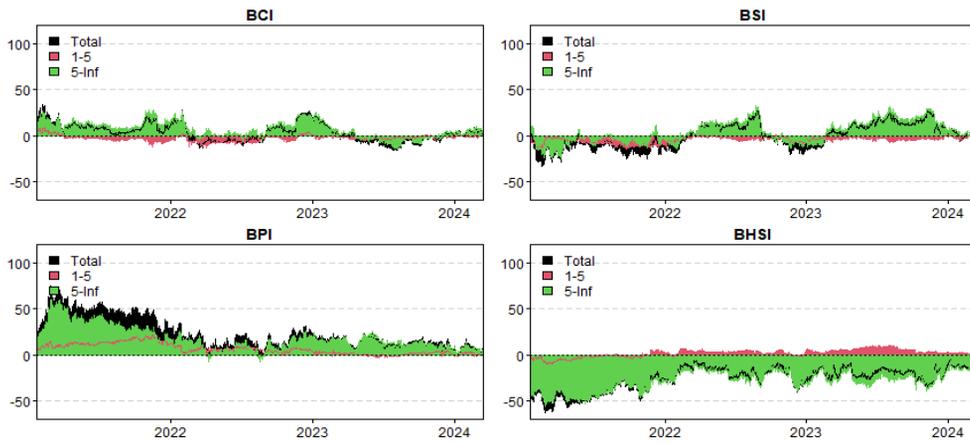
〈그림 4〉는 순 방향 연계성을 지수별로 각각 나타내고 있으며, COVID-19 이전과 이후로 구분하여 제시하였다.

Panel A COVID-19 전 결과부터 살펴보면, 대체적으로 전 기간 순전이값과 장기 순전이값은 유사한 패턴을 보이고 있으며 단기는 동일한 연계성을 보이지 않고 있다. BPI와 BCI가 전 기간 연계성과 장기 연계성에서 대체적으로 양 (+)의 순전이값을 가지는 반면, BHSI는 대체적으로 음 (-)의 순전이값을 가지는 것으로 나타났다. BSI는 음 (-)의 순전이값과 양 (+)의 순전이값이 번갈아 나타나고 있으며 2015년 가장 높은 양 (+)의 순전이값을 보인다. 즉, 전 기간 연계성과 장기 연계성에서는 BPI와 BCI가 발신자의

역할을 하는 것으로 볼 수 있으며, BHSI는 다른 지수에 주로 영향을 받는 수신자로 볼 수 있다. 그리고 BSI는 기간별로 수신자와 발신자의 역할을 교대로 나타나고 있다. 다음으로 COVID-19 후의 연계성 결과를 살펴보면, BPI와 BHSI의 순 전이효과가 강화되는 것을 확인할 수 있다. BPI의 경우 모든 순전이가 양 (+)의 값을 가지며 특히 COVID-19 발생 직후 최고점을 보이다 하락하는 추세를 보인다. 반면 BHSI는 단기 연계성을 제외한 장기 연계성과 Total 연계성이 일관성 있게 음 (-)의 값을 가진다. 그리고 단기 연계성은 양 (+)의 연계성을 가진다. 또 한가지 특징은 장기 연계성이 Total 연계성보다 더 낮은 값을 가지는 기간이 관찰된다. BCI와 BSI는 순전이효과가 교대로 나타난다.



(a) COVID-19 전



(b) COVID-19 후

그림 4. 순 방향 연계성

〈그림 5〉는 시간과 분위수에 따른 동적 총 연계성의 변화를 전 기간 연계성(a, b), 단기 연계성(c, d), 장기 연계성(e, f)으로 구분하여 제시하였다. 그림의 Y 축은 분위수를 나타내며, X 축은 시간을 나타낸다. 색상의 강도는 연계성의 강도를 나타낸다. 진한 빨간색은 높은 연계성을, 밝은 노란색 낮은 연계성을 의미한다.

전 기간 연계성이 단기 연계성과 장기 연계성보다 전반적으로 높은(짙은색) 연계성이 관찰되고 양 극단이 가장 높은(짙은색) 연계성을 보여준다. 그리고 전 기간 연계성은 2008년이 가장 높은(짙은색) 연계성을 보여주며 최근으로 올수록 낮은(옅은색) 연계성을 보여준다.

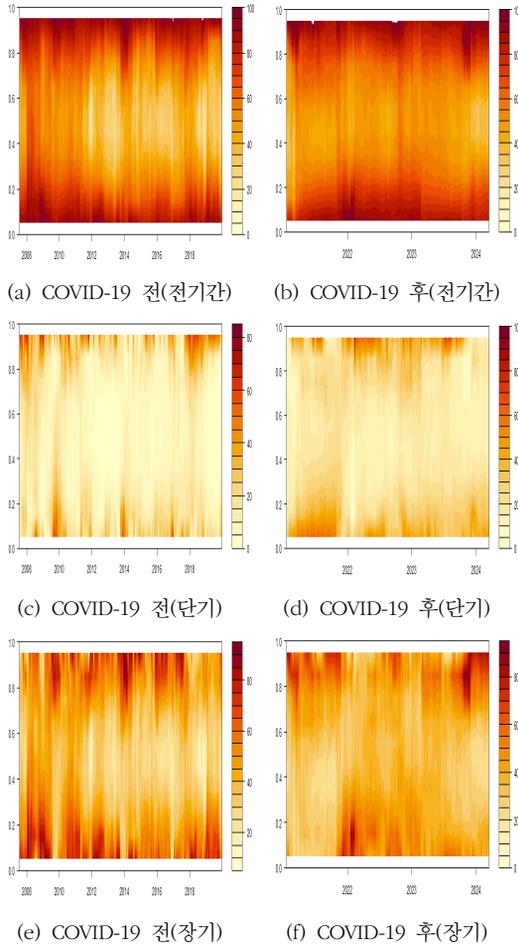


그림 5. 시간과 분위수에 따른 동적 총연계성

주: 이 그림은 시간(X축)과 분위수(Y축)로 동적 총 연계성을 보여주고 있다. 왼쪽 a, c, e는 COVID-19 이전의 연계성을 전체, 단기, 장기로 나타내고 있으며, b, d, f는 COVID-19 이후 연계성을 전체, 단기, 장기로 구분하여 제시하고 있다. 그리고 그림별로 맨 위의 노드는 BPI를 나타내고, 시계방향으로 BCI, BHSI, BSI 순이다.

단기 연계성은 장기 연계성 보다 낮은(열은색) 연계성을 보이고 있다. 즉, 장기적으로는 강한 연계성을 보이는 반면, 단기적으로는 연계성이 분위수에 상관없이 약하다는 것을 시사한다. COVID-19 전·후

를 비교해보면, COVID-19 이후 전반적으로 총 연계성이 강화되었음을 알 수 있다. 특히, 전 기간과 단기 연계성이 크게 증가하였으며, 이는 COVID-19 발생이 해운 시장에 영향을 준 것으로 볼 수 있다. 장기적으로는 연계성이 이전과 이후는 유사한 수준의 연계성을 유지되고 있다. COVID-19 충격이 단기적으로는 큰 영향을 미쳤지만, 장기적으로는 시장이 충격을 흡수하고 안정된 상태를 유지하려는 경향을 보여준다.

여기서부터는 시장의 극단적인 상황에서의 동적 연계성을 분석하기 위해서 분위수의 양극단의 값인 0.05와 0.95를 기준으로 연계성을 분석한다. 극단적인 불황 상황은 Lower 동적 연계성으로 0.05의 분위수 이하의 결과와 극단적인 호황 상황은 Upper 동적 연계성으로 0.95의 분위수 이상의 결과를 <표 3>에 제시하였다. 양극단적인 상황에서 평균 연계성(표 2)의 TCI에 비해서 전체, 단기, 장기의 모든 연계성이 증가하는 것으로 나타났다. 그리고 단기와 전체의 TCI 연계성은 극단적인 불황보다 극단적인 호황 상황에서 더 증가하는 것으로 나타났다. 반면, 장기의 TCI 연계성은 극단적인 호황보다 극단적인 불황 상황에서 더 증가하는 것으로 나타났다. 이는 호황기에는 상호 의존성이 높아져 연계성이 강화되는 반면, 불황기에는 상호 의존성이 약화되어 연계성이 낮아진다고 볼 수 있다. 극단적인 불황의 경우 NET의 값과 부호의 일관성을 찾아보기 힘들으나 단기의 BSI를 제외하고는 COVID-19 전후 동일한 NET의 부호를 가진다. 반면 극단적인 호황인 경우 전체의 BCI를 제외하고 일관성이 관찰된다.

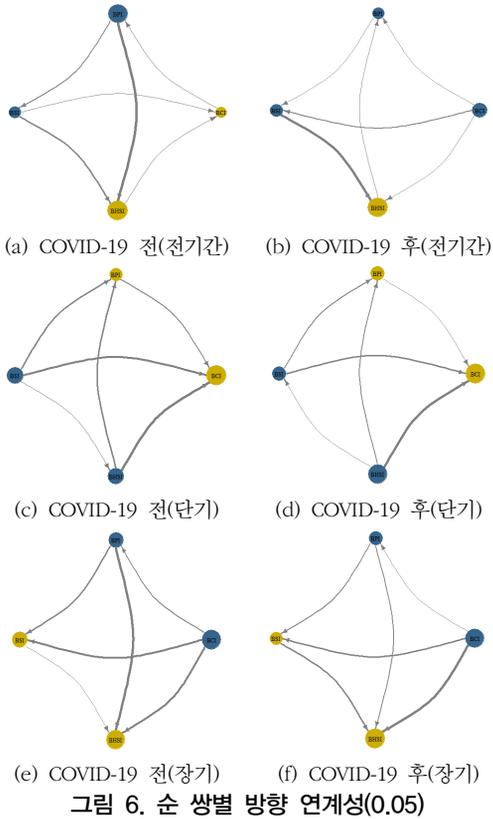
표 3. Lower and upper 동적 연계성 (COVID 전 · 후)

	BCI		BPI		BSI		BHSI	
	Lower	upper	Lower	upper	Lower	upper	Lower	upper
Panel A: 전 기간								
FROM	64.82 (63.67)	68.02 (68.54)	65.44 (65.41)	65.84 (67.55)	67.32 (68.13)	70.20 (66.15)	68.86 (67.69)	73.53 (72.76)
TO	64.36 (66.42)	65.73 (62.82)	69.84 (66.33)	77.55 (74.80)	68.22 (69.76)	72.71 (73.36)	64.02 (62.38)	61.59 (64.04)
NET	-0.46 (2.74)	-2.29 (-5.72)	4.40 (0.93)	11.71 (7.24)	0.90 (1.64)	2.51 (7.20)	-4.83 (-5.31)	-11.93 (-8.72)
TCI	<b>66.61</b> <b>(66.22)</b>	<b>69.39</b> <b>(68.75)</b>						
Panel B: 단기								
FROM	30.14 (46.97)	39.73 (36.68)	22.04 (40.19)	31.63 (34.48)	9.15 (26.00)	17.81 (33.70)	10.16 (15.59)	12.41 (19.60)
TO	14.84 (28.48)	19.18 (47.11)	17.89 (32.40)	24.06 (51.76)	19.24 (34.31)	30.49 (43.23)	19.51 (33.56)	27.85 (39.78)
NET	-15.30 (-18.49)	-20.55 (-8.22)	-4.14 (-7.79)	-7.57 (-0.39)	10.09 (8.31)	12.68 (-4.60)	9.35 (17.97)	15.44 (13.21)
TCI	<b>17.87</b> <b>(32.19)</b>	<b>25.40</b> <b>(31.11)</b>						
Panel C: 장기								
FROM	34.68 (16.71)	28.28 (31.87)	43.40 (25.21)	34.20 (33.08)	58.17 (42.13)	52.39 (32.46)	58.70 (52.10)	61.12 (53.16)
TO	49.52 (37.94)	46.55 (34.37)	51.94 (33.93)	53.49 (40.71)	48.98 (35.45)	42.21 (44.26)	44.51 (28.82)	33.75 (31.23)
NET	14.84 (21.23)	18.26 (2.50)	8.54 (8.72)	19.28 (7.63)	-9.19 (-6.67)	-10.18 (11.80)	-14.19 (-23.28)	-27.37 (-21.93)
TCI	<b>48.74</b> <b>(34.04)</b>	<b>44.00</b> <b>(37.64)</b>						

전체적으로, COVID-19 전·후를 결과에 따르면 각 지수 간의 연계성이 COVID-19 이후에 강화되었다. 특히, 단기 연계성은 COVID-19 이후 크게 증가하였으며, 이는 COVID-19 발생이 단기적인 충격을 통해 해운 시장에 강한 영향을 미쳤음을 의미한다. 장기 연계성에서도 COVID-19 이후 일부 지수에서 연계성이 증가했음 볼 수 있으며, 이는 장기적으로도 COVID-19의 영향이 지속되고 있음을 보여준다.

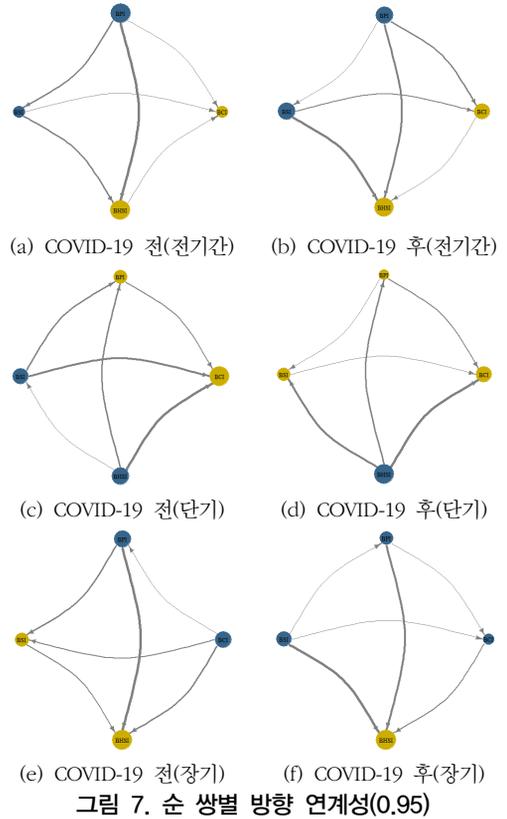
〈그림 6〉과 〈그림 7〉은 〈표 3〉의 연계성 정보를 바탕으로 극단적인 상황에서의 COVID-19 전·후 순쌍별 방향 연계성을 볼 수 있다. 〈그림 6〉의 극단적인 불황 상황(0.05)을 살펴보면, 전체에서 BPI와 BSI

는 COVID-19 전·후 전 기간과 장기에서 지속적으로 순 전달자 역할을 하고 있어, BPI와 BSI는 해운 시장의 주요 지수로서 다른 지수에 큰 영향을 미친다는 것을 의미한다. 반면, BHSI는 순 수신자의 역할을 한다. 그리고 COVID-19 전·후로 BCI의 역할이 수신자의 역할에서 전달자의 역할로 바뀌고 있어 COVID-19 이후 중요성이 증가한 것으로 볼 수 있다. 단기에서는 BHSI, BSI가 순 수신자로 중요하며, 장기에서는 BPI, BCI가 순 수신자로서의 역할을 일관성 있게 하고 있다. 〈그림 7〉의 극단적인 호황 상황(0.95)을 살펴보면, COVID-19 전·후로 전체와 단기에 시장 간 역할은 일관성을 보이고 있으나, 장기 순



주 : 이 그림은 극단적인 불황 상황(0.05)에서 순 쌍별 방향 연계성을 보여주고 있으며 왼쪽 a, c, e는 COVID-19 이전의 쌍별 방향 연계성을 나타내고 있으며, b, d, f는 COVID-19 이후 쌍별 방향 연계성을 전 기간, 단기, 장기로 구분하여 제시하고 있다. 그리고 그림별로 맨 위의 노드는 BPI를 나타내고, 시계방향으로 BCI, BHSI, BSI 순이다.

쌍별 방향 연계성에서 BSI가 수신자에서 COVID-19 이후 발신자의 역할을 하는 것으로 관찰된다. 극단적인 호황에서는 전체 BPI와 BSI가 일관성 있게 순 수신자 역할을 하고, 단기에서는 BHSI, BSI가 일관성 있게 순 수신자 역할을 한다. 그리고 장기에서는 BPI와 BCI가 일관성 있게 중요도를 보인다. 다만 장기에서 COVID-19 이후 BSI의 중요성이 증가하는 것으로 볼 수 있다.



주 : 이 그림은 극단적인 호황 상황(0.95)에서 순 쌍별 방향 연계성을 보여주고 있으며 왼쪽 a, c, e는 COVID-19 이전의 쌍별 방향 연계성을 나타내고 있으며, b, d, f는 COVID-19 이후 쌍별 방향 연계성을 전 기간, 단기, 장기로 구분하여 제시하고 있다. 그리고 그림별로 맨 위의 노드는 BPI를 나타내고, 시계방향으로 BCI, BHSI, BSI 순이다.

#### IV. 결론

본 연구는 COVID-19 이전과 이후의 건화물선 시장 연계성을 시장 상황을 고려하여 분석함으로써, COVID-19 발생이 글로벌 해운 산업에 미치는 영향을 건화물선 시장 연계성으로 살펴보았다. 연구에서 사용된 주요 건화물선 시장 운임 지수인 케이프 지수(BCI), 수프라막스 지수(BSI), 파나막스 지수(BPI), 핸디사이즈 지수(BHSI)의 동적 연계성을 Quantile

Time Frequency Connectedness 방법론을 사용하여 분석하였다.

BCI, BSI, BPI, BHSI의 동적 연계성을 분석한 결과는 다음과 같다. 첫째, 건화물선 시장의 총 전이 연계성은 COVID-19 발생 이후 전 기간과 단기적으로는 증가하는 것으로 나타났다. 반면, 장기에서는 총 전이 연계성이 약하게 감소하였다. 둘째, 지수 간의 역할이 시장 상황에 따라 변화하는 것을 확인하였다. 단기와 장기에서 COVID-19의 발생이 단기 BPI와 장기 BSI를 순 수신자에서 순 전달자로 변화하는 것으로 COVID-19 순 전이 연계성도 영향을 미치는 것으로 나타났다. 셋째, 장기가 단기보다 극단적인 상황에서 연계성이 증가하는 것이 관찰된다. 넷째, 극단적인 시장 상황에서 상호 연계성이 더욱 강화되는 것을 확인할 수 있었다.

해당 결과는 단기적인 시장 충격과 장기적인 안정성 추세를 이해함에 있어 중요한 시사점을 제공한다. 특히, COVID-19와 같은 전 세계적인 위기 상황에서 건화물선 시장 간의 연계성이 강화됨으로써, 위기 시에도 해운 시장의 복원력과 취약성을 평가할 수 있는 근거를 마련하였다. 또한, 본 연구의 결과는 해운 시장의 투자자들에게 단기적인 시장 충격에 대한 대응 전략을 제공하며, 정책 결정자들에게는 해운 시장의 안정성을 강화하기 위한 정책적 시사점을 제공한다.

이 연구는 해운 시장의 연계성에 대한 이해를 깊게 하고, 다양한 시장 상황에서 해운 산업의 동적 특성을 체계적으로 분석함으로써, 해운 산업의 복잡성과 글로벌 경제와의 상호작용을 더욱 명확히 파악할 수 있는 기반을 제공하였다. 앞으로의 연구에서는 이러한 연계성 분석을 확장하여 다른 산업 분야에도 적용함으로써, 시장 간 상호작용과 경제적 안정성을 높이는 데 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 하지만, 본 연구는 COVID-19 이후 발생한 미중 무역 갈등 악화, 러시아-우크라이나 전쟁, 중동 지역 사건 등의 영향을 고려하지 못한 한계가 존재합니다. 따라서 COVID-19이 해운 산업에 미친 순수한 영향을 명확

히 파악하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다고 생각한다.

## 참고문헌

- 김형호 · 성기덕 · 전준우 · 여기태 (2016), 해운선사 주가와 해상 운임지수의 영향관계 분석. *Journal of Digital Convergence*, 제14권 6호, 157-165.
- 서지영·서현원 (2010), KDI 경제정보센터.
- 최기홍, 김부권 (2022), 해상운임지수와 상품가격 사이의 동적 연계성 분석, *한국항만경제학회지*, 38 (2), 49-67.
- 최기홍 · 김동윤 (2019), 발틱운임지수가 한국 주가 변동성에 미치는 영향. *한국항만경제학회지*, 제35권 2호, 61-76.
- 황요평 · 오예은 · 박근식 (2022), 제철원료 운송시장의 변동성 전이 분석에 대한 연구, *무역학회지*, 제47권 4호, 215-231.
- Adrian, T., and Brunnermeier, M. K. (2016), CoVaR. *The American Economic Review*, 106 (7), 1705.
- Alizadeh, A. H., and Muradoglu, G. (2014), Stock market efficiency and international shipping-market information. *Journal of international financial markets, institutions and money*, 33, 445-461.
- Antonakakis, N., Chatziantoniou, I., & Gabauer, D. (2020), Refined measures of dynamic connectedness based on time-varying parameter vector autoregressions. *Journal of Risk and Financial Management*, 13 (4), 84.
- Bandyopadhyay, A., & Rajib, P. (2023). The asymmetric relationship between Baltic Dry Index and commodity spot prices: evidence from nonparametric causality-in-quantiles test. *Mineral Economics*, 36 (2), 217-237.
- Chatziantoniou, I., Abakah, E. J. A., Gabauer, D., & Tiwari, A. K. (2022). Quantile time-frequency price connectedness between green bond, green equity, sustainable investments and clean energy markets. *Journal of Cleaner Production*, 361, 132088.
- Chen, S., Meersman, H., & Van De Voorde, E. (2010). Dynamic interrelationships in returns and vola-

- ilities between Capesize and Panamax markets. *Maritime Economics & Logistics*, 12, 65-90.
- Giannarakis, G., Lemonakis, C., Sormas, A., and Georganakis, C. (2017), The effect of Baltic Dry Index, gold, oil and usa trade balance on dow jones sustainability index world. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 7 (5), 155.
- Grammenos, C. T., & Arkoulis, A. G. (2002). Macroeconomic factors and international shipping stock returns. *International journal of maritime economics*, 4, 81-99.
- Kalouptsidi, M. (2014). Detection and impact of industrial subsidies: The case of Chinese shipbuilding. *Review of Economic Studies*, 81 (2), 1111-1158.
- Kavussanos, M. G. (2003). Time varying risks among segments of the tanker freight markets. *Maritime Economics & Logistics*, 5, 227-250.
- 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. (1996). Comparisons of volatility in the dry-cargo ship sector: Spot versus time charters, and smaller versus larger vessels. *Journal of Transport economics and Policy*, 67-82.
- Kilian, L., & Zhou, X. (2018). Modeling fluctuations in the global demand for commodities. *Journal of International Money and Finance*, 88, 54-78.
- Koop, G., Pesaran, M. H., & Potter, S. M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of econometrics*, 74(1), 119-147.
- Liu, B. Y., Fan, Y., Ji, Q., & Hussain, N. (2022). High-dimensional CoVaR network connectedness for measuring conditional financial contagion and risk spillovers from oil markets to the G20 stock system. *Energy Economics*, 105, 105749.
- Michail, N. A., & Melas, K. D. (2020). Quantifying the relationship between seaborne trade and shipping freight rates: A Bayesian vector autoregressive approach. *Maritime Transport Research*, 1, 100001.
- Papapostolou, N. C., Nomikos, N. K., Poulialis, P. K., & Kyriakou, I. (2014). Investor sentiment for real assets: the case of dry bulk shipping market. *Review of Finance*, 18 (4), 1507-1539.
- Pesaran, H. H., & Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics letters*, 58(1), 17-29.
- Theodossiou, P., Tsouknidis, D., & Savva, C. (2020). Freight rates in downside and upside markets: pricing of own and spillover risks from other shipping segments. *Journal of the Royal Statistical Society Series A: Statistics in Society*, 183 (3), 1097-1119.
- Tsouknidis, D. A. (2016). Dynamic volatility spillovers across shipping freight markets. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 91, 90-111.
- Yang, J., Zhang, X., and Ge, Y. E. (2022), Measuring risk spillover effects on dry bulk shipping market: a value-at-risk approach. *Maritime Policy & Management*, 49 (4), 558-576.

## COVID-19 전후의 건화물선 시장의 연계성

정대성 · 최기홍

### 국문요약

본 연구는 COVID-19 이전과 이후의 건화물선 시장 연계성을 분석하여, COVID-19가 글로벌 해운 산업에 미친 영향을 살펴보았다. 주요 건화물선 시장 운임 지수인 케이프 지수(BCI), 수프라막스 지수(BSI), 파나마스 지수(BPI), 핸디사이즈 지수(BHSI)의 동적 연계성을 Quantile Time Frequency Connectedness 방법론을 사용하여 분석하였다.

분석 결과는 다음과 같다. 첫째, COVID-19 발생 이후 건화물선 시장의 총 전이 연계성은 전체 기간과 단기적으로 증가한 반면, 장기적으로는 약간 감소하였다. 둘째, 지수 간의 역할이 시장 상황에 따라 변화하였으며, COVID-19로 인해 단기 BPI와 장기 BSI가 순 수신자에서 순 전달자로 변하는 등 순 전이 연계성에 영향을 미쳤다. 셋째, 극단적인 상황에서 장기 연계성이 단기보다 더 증가하는 경향이 관찰되었다. 넷째, 극단적인 시장 상황에서 상호 연계성이 더욱 강화되는 현상을 확인할 수 있었다.

이러한 결과는 단기적인 시장 충격과 장기적인 안정성 추세를 이해하는 데 중요한 시사점을 제공하며, COVID-19와 같은 글로벌 위기 상황에서 건화물선 시장 간의 연계성이 강화됨을 보여준다. 이는 해운 시장의 복원력과 취약성을 평가할 수 있는 근거를 마련하고, 투자자와 정책 결정자에게 위기 관리와 투자 전략 수립에 유용한 정보를 제공한다.

주제어 : 연계성, COVID-19, 건화물선 시장