

VAR과 VECM 모형을 이용한 해운시장 분석*

Analysis of Shipping Markets Using VAR and VECM Models

고 병 옥** Byoung-Wook Ko

목 차	
I. 서 론	V. 결 론
II. 선행연구 검토	참고문헌
III. 데이터 및 모형	Abstract
IV. 실증분석 결과	

국문초록

본 연구는 VAR 및 VECM 모형을 활용해 컨테이너선, 건화물선, VLCC(유조선) 해운시장의 물동량(수요), 선박량(공급), 운임(가격)의 동태적 특성을 분석한다. 이를 통해 시장 참여자들이 실제 업무에서 인지한 시장 특성을 통계적 패턴으로 이해할 수 있을 것으로 기대된다. 세 가지 해운시장 모두에서 나타나는 통계적 패턴은 다음과 같다: 1) 그란저 인과성 분석 결과, 전기에 선박량이 증가하면 다음기에는 운임이 하락한다. 2) 충격-반응 분석 결과, 물동량 충격은 운임을 상승시키고, 선박량 충격은 운임을 하락시킨다. 3) 물동량 충격, 선박량 충격, 운임 충격 중에서 운임 충격이 압도적으로 큰 것으로 나타났다. 4) 조정결정계수($adjR^2$)의 비교 결과, 선박량이 해운시장의 자체 변수(물동량, 선박량, 운임)에 의해 가장 잘 설명된다. 5) 공적분 벡터의 추정 결과, 물동량 증가는 운임을 상승시키고, 선박량 증가는 운임을 하락시킨다. 6) 교정 계수 추정 결과, 전기에 운임이 장기 균형보다 높으면 다음기에 하락 압력이 존재한다.

<주제어> 벡터자기회귀모형(VAR Model), 벡터오차교정모형(VECM), 해운시장, 충격-반응 분석, 예측오차 분산분해, 공적분 관계, 교정 계수

* 본 논문은 고병옥 et al.(2020)의 수요-공급-운임 분석 부문을 보완·수정한 것이다.

** 한국해양수산개발원 연구위원, E-mail: valiance@kmi.re.kr

I. 서론

국제무역의 약 80%가 해상운송을 통해 이루어지고 있다(톤 기준, UNCTAD, 2017). 아울러 우리나라 수출입 제품의 99.7%가 해운을 통해 수송되고 있다. 이같이 막대한 비중을 차지하는 해운의 특성에 대한 이해는 수출입 화주 기업의 물류비 절감과 서비스 확보에 큰 도움이 된다. 나아가 이러한 해운 서비스를 제공하는 해운기업 또한 수익과 시장변동위험 관리를 위해서는 해운의 특성을 깊이 이해할 필요가 있다.

글로벌 해운시장의 규모가 큰 만큼 시장의 다양한 변수의 움직임 또한 복잡성을 지닌다. 컨테이너선의 공산품, 건화물선의 주요 원자재, 유조선 시장의 원유 등 운송화물에 따라 별개의 해운시장이 존재한다. 이들 해운시장의 수요자인 화주와 공급자인 선사사의 분포도 크게 달라, 시장 구조적 차별성도 있다. 또한 해운시장은 국제무역과 세계 경기에 따라 물동량이 매 시기 달라지지만, 선박량은 특정 기간에는 거의 정해져 있다고 볼 수 있다. 즉 수요는 유동적인 데 비해, 공급은 경직적이다. 나아가 해운기업들이 선박에 대한 투자 결정을 하더라도, 실제로 선박을 인도받아 운송에 투입하기까지는 시간지연(time lag)이 발생한다. 즉 신조 발주 후 조선소에서 실제로 선박을 건조하는데 통상적으로 2, 3년 정도의 시간이 필요하다. 이 같은 해운시장의 수요(물동량), 공급(선박량), 가격(운임) 등의 주요 변수는 나름의 동태적 특성을 나타낸다.

한편, Sims (1980)는 거시경제 변수들의 복잡한 동태적 움직임을 분석하는 방법론으로 벡터자기회귀모형(Vector AutoRegressive Model, 이하 VAR 모형)을 제안했다. 이러한 VAR 모형은 경제의 다양한 분야에서 광범위하게 사용되고 있다. 나아가 VAR 모형의 확대된 모형으로서 벡터오차교정모형(Vector Error Correction Model, 이하 VECM 모형)이 1980년대에 나타나 VAR 모형과 함께 광범위하게 활용되고 있다. 본 논문에서는 이 같은 VAR 모형과 VECM 모형을 대표적 해운시장인 컨테이너선, 건화물선, VLCC(유조선) 해운 시장에 적용해 각 해운시장의 동태적 특성을 분석하고, 아울러 이들 시장 간의 특성을 비교했다. 이를 통해 시장 참여자들이 실제 업무에서 인지한 시장 특성을 통계적 패턴으로 이해할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문은 5개 장으로 구성된다. 2장에서는 선행연구를 간략히 검토하고, 3장에서는 사용된 데이터와 VAR 및 VECM 모형에 대해 설명한다. 4장은 실증분석 결과와 함께 경제학적 해석을 제시한다. 5장에서는 연구를 요약하고 향후 연구과제를 제안한다.

II. 선행연구 검토

1. 계량경제학의 일반적 선행연구

본 논문의 실증분석 모형인 VAR 모형과 VECM 모형은 1980년대를 전후해 개발되었다. 1970년대 당시에는 거시경제학계에서 동태적 연립방정식 모형(Dynamic Simultaneous Equations Model, 이하 DSEM)이 광범위하게 사용되고 있었지만, 이 모형의 신뢰성에 심각한 의문이 제기되었다(Kilian and Lütkepohl, 2017, p.172). Lucas (1976)는 DSEM이 전제하고 있는 가정, 즉 모형의 추정결과가 정책변수에 영향을 받지 않는다는 가정이 성립하지 않을 수 있음을 설득력 있게 제시했다. 그리고 Sims (1980)는 DSEM이 수많은 식별 가정을 하고 있지만, 이러한 가정이 엄밀한 근거를 가지고 있지 못하다는 점을 비판했다.

이러한 DSEM의 방법론적 문제에 대응해 경제학계에서는 대안을 모색하게 되었고, Sims (1980)는 VAR 모형을 사용할 것을 설득력 있게 제안했다. VAR 모형을 활용한 20여 년의 광범위한 연구결과에 기반해 Stock and Watson (2001)은 VAR 모형이 거시경제학 분야에서 자료 설명, 예측, 구조적 추론, 정책 분석 등에서 통합적이고 신뢰할 만한 접근법을 제시한다고 평가하고 있다. 이의 연장선 상에서 본 연구에서는 VAR 모형을 해운시장에 적용해 자료 설명, 구조적 추론에 있어 VAR 모형이 경제이론적 예측과 부합하는 결과를 산출하는 지를 분석하고자 한다. 해운시장의 특성상 정책 분석의 적용 가능성은 낮기 때문에 연구주제로서 제외되지만, 예측 과제에서 VAR 모형의 특성을 분석하는 것은 향후 연구과제로서 남겨둔다.

한편, VAR 모형은 내생변수들 간의 동태적 상호작용을 분석하는데 강점이 있지만, 이들 내생변수 간에 장기적으로 성립하는 관계를 모형에 반영하지 못하는 한계가 있다. 이러한 변수 간의 장기적 관계, 즉 공적분 관계(co-integration relationship)를 모형에 반영하는 방법론으로 VECM 모형이 제안되었다. Granger (1981)에서 처음으로 제안된 이후, Engle and Granger (1987)에 의해 VECM 모형의 추정 방법론 등이 명확히 정립되었다. 이후 Johansen (1995)이 최우추정법에 기반해 VECM 모형의 특성을 통합적으로 제시하면서 학계와 연구계에서 VECM 모형이 광범위하게 활용되어 왔다. Engle and Granger (1987)의 공적분 검정 방법은 공적분 관계에서 계산되는 잔차의 정보를 이용(residual-based test)하는 반면, Johansen (1995)은 완전정보 최우 검정법(full-information maximum likelihood test)을 이용한다.

2. 해운시장에 적용된 선행연구

해운시장 연구에 VAR 및 VECM 모형을 적용한 사례는 매우 많다. 특히 해운시장에서는 화물의 해상운임, 운임 파생상품의 현재 평가치, 선박의 용선료 등의 가격변수가 긴밀히 연

계되어 움직인다. 또한 이들 가격변수는 물동량, 선박량 등의 수급변수와 서로 영향을 주고 받기 때문에 VAR 및 VECM 모형 등의 다변량 시계열 모형을 이용한 연구가 많이 이루어졌다.

먼저, 본 논문에서 사용한 물동량-선박량-운임의 VAR 모형은 임종관·김우호·고병욱(2010)에서 건화물선 시장에, VAR 및 VECM 모형은 고병욱·김대진(2019)에서 컨테이너선 시장에 적용된 바가 있다. 해외 연구 중에서도 Michail and Melas (2020)은 베이지안 VAR 모형을 건화물선과 유조선 해운시장에 적용했다. 이외에도 고병욱·안영균(2018)은 화학제품 운반선 운임에 영향을 미치는 요인을 분석하기 위해 VECM 모형을 활용했다. 주목되는 것은 Engle and Granger (1987)에서 제안된 잔차기반 검정법(residual-based test)을 활용하는 것에 추가하여 오차항에 대한 교정계수가 오차가 양수일 때(즉 호황일 때)와 음수일 때(즉 불황일 때)를 구분해 계수를 추정했다는 것이다. 이들 연구자는 후속 연구에서 안영균·고병욱(2018a)은 건화물선 해운시장, 안영균·고병욱(2018b)은 VLCC 해운시장, 안영균·고병욱(2018c)은 컨테이너선 해운시장을 분석하고, 이러한 호황/불황을 구분하는 VECM 모형의 유효성을 보여주고 있다.

한편, 화물의 해상운임과 이들 해상운임의 지표를 기초 거래자산으로 활용하는 파생상품의 현재 평가치에 대한 연구가 다수 발표되었다. 파생상품 시장에서 잘 알려진 바와 같이, 해운시장에서도 파생상품의 현재 평가치가 기초 거래자산의 미래 실현값을 평균적으로 불편성을 지니고 예측한다는 불편성 가설(unbiasedness hypothesis of futures price)의 검정 결과를 제시한 Kavussanos and Nomikos (1999) 연구가 있다. 또한 해운시장에서는 실제 선박을 사용한 거래가 이루어지는 실물시장(physical market)과 운임지표를 대상으로 서류상의 파생상품이 거래되는 서류시장(paper market)의 동태적 특성이 다르다는 사실을 보여주는 Kavussanos and Nomikos (2003) 연구도 있다. 이외에도 현물 해상운임, 운임 파생상품의 현재 평가치, 선박 용선료를 이용한 VECM 모형 분석이 Zhang, Zeng and Zhao (2014) 연구에 의해 수행되었다.

이와 같은 선행연구와 달리 본 연구는 컨테이너선, 건화물선, VLCC 세 개 해운시장을 VAR 및 VECM 모형을 통해 동시에 분석하고 이를 비교한다는 의미에서 차별성을 지닌다. 이를 통해 개별적인 시장의 동태적 특성을 이해할 수 있을 뿐 아니라, 이들 시장 간의 차이 점도 파악할 수 있다는 점에서 본 연구의 의의가 있다.

Ⅲ. 데이터 및 모형

1. 데이터

본 논문에서 분석하는 시장은 컨테이너선, 건화물선, VLCC 해운시장이다. 컨테이너선의

경우, 세계 해상 컨테이너 물동량(톤), 컨테이너 선박량(DWT), 일일 수익으로 표시된 컨테이너선 운임 수익률(달러/일)을 사용했다. 건화물선의 경우, 세계 건화물선 물동량(톤), 건화물선 선박량(DWT), 볼틱건화물운임지수(BDI)를 사용했다. VLCC의 경우, 세계 해상 원유 물동량(톤-마일), VLCC 선박량(DWT), VLCC 일일 운임 수익률(달러/일)을 사용했다. 물동량은 유량(flow) 변수로서 당해 년도의 물동량을 모두 합한 것이고, 선박량은 저장(stock) 변수로서 당해 년도 말의 선박량을 집계한 것이며, 운임은 연간 평균치를 사용했다.

〈표 1〉 Explanation of Cargo, Fleet, and Freight Rate Variables

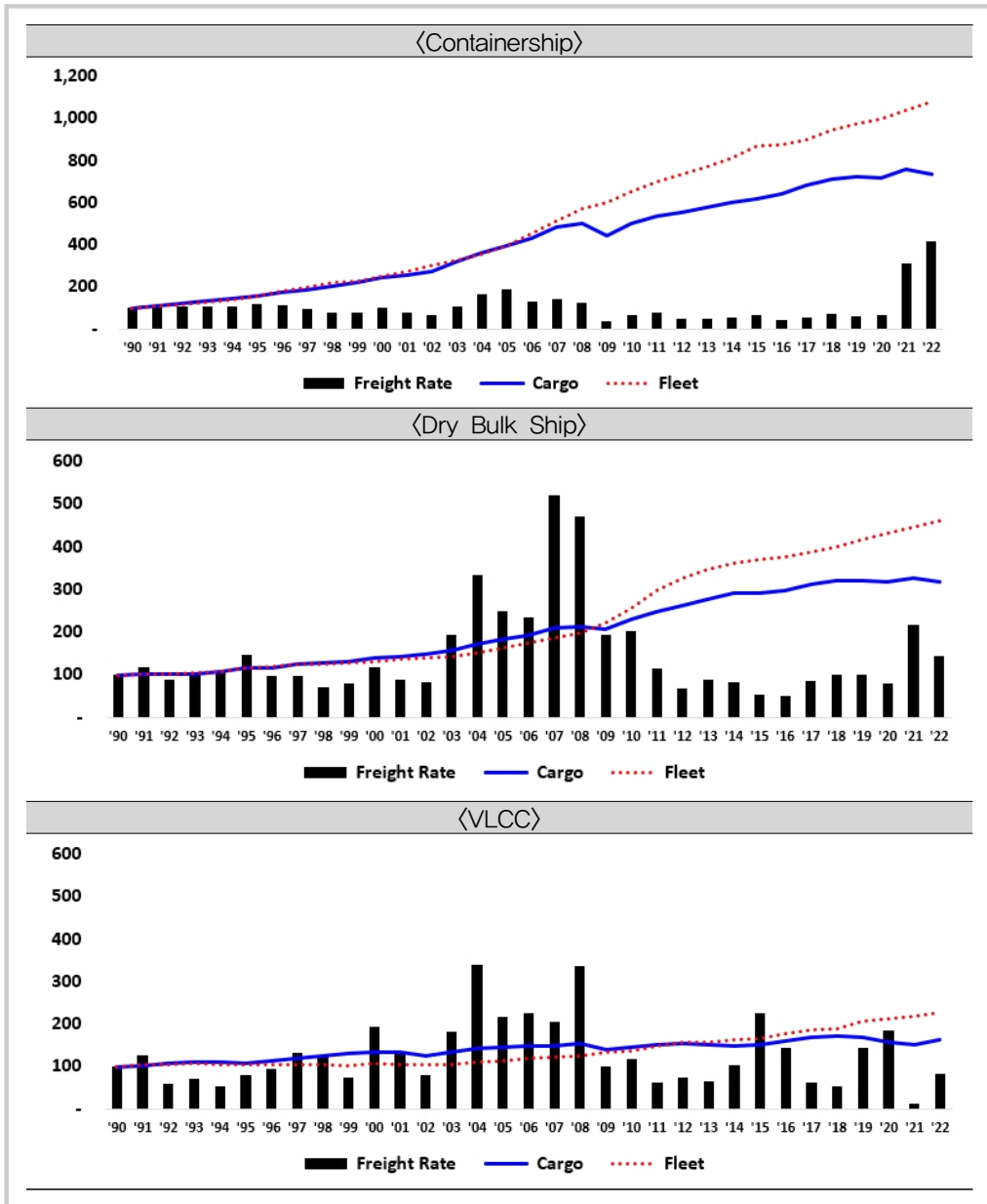
—	Cargo	Fleet	Freight Rate
Containership	World Seaborne Container Trade (unit: ton)	Total Containerships Fleet Development (unit: DWT)	Clarksons Average Containership Earnings - Historical Charter Market Basket (unit: \$/day)
Dry Bulk Ship	World Seaborne Dry Bulk Trade (unit: ton)	Total Bulkcarrier Fleet Development (unit: DWT)	Baltic Dry Index (BDI) (unit: index)
VLCC	World Seaborne Crude Oil Trade (unit: ton-mile)	VLCC Fleet Development (unit: DWT)	Average VLCC Long Run Historical Earnings (unit: \$/day)
Sample Period	1990-2022 (33 years)		

자료: Clarksons

〈그림 1〉은 선종별 세 변수의 추이를 보여준다. 1990년의 관측치를 100으로 두고 환산한 것이기 때문에 1990년에 대비한 변수들의 추이를 쉽게 볼 수 있다. 물동량이 가장 크게 증가한 선종은 컨테이너선이고, 두 번째가 건화물선이다. 세 가지 선종 모두에서 1990년 대비 물동량의 증가세보다 선박량의 증가세가 컸던 것을 확인할 수 있다. 그러한 차이가 뚜렷이 나타나기 시작한 기점이 글로벌 금융위기가 발생한 2008년 전후라는 점이 주목된다.¹⁾

1) 컨테이너선과 건화물선 물동량이 톤-마일이 아닌 톤 단위로 측정된 것이기 때문에 본 논문에서 사용한 물동량 변수가 실제 운송수요를 반영하는데 한계가 있는 것이 사실이다. 그럼에도 불구하고, 2008년 이후 세 선종 모두에서 보이는 물동량과 선박량 간의 괴리는 추가적인 연구/분석이 필요한 주제로 보인다.

〈그림 1〉 Trends of Variables



주: The value of 1990 is set to be 100.

자료: Clarksons

아래 〈표 2〉는 각 변수의 로그값을 1차 차분한 변수의 기술 통계(descriptive statistics)를 보여준다. 앞의 〈Fig. 1〉에서 물동량 변수와 선박량 변수는 추세적으로 증가해 왔기 때문에 로그값을 1차 차분한 변수, 즉 변화율은 평균적으로 양수로 나타난다. 성장세가 큰 순

서대로, 컨테이너선, 건화물선, 유조선의 순서대로 절대값이 크다. 한편, 운임의 경우 최근에 매우 높은 수준을 보인 컨테이너선의 경우 평균값이 0.044로 높게 나왔고, 건화물선과 유조선은 그 절대값이 0.01 내외를 보이며 장기적으로 성장세가 있다고 보기 어려운 것으로 나타났다.

〈표 2〉 Descriptive Statistics of 1st-Differenced Log Variables

	–	Cargo	Fleet	Freight Rate
Container	Mean	0,062	0,074	0,044
	Standard deviation	0,052	0,034	0,427
	Maximum	0,146	0,139	1,532
	Minimum	-0,120	0,006	-1,173
Dry Bulk Ship	Mean	0,036	0,048	0,011
	Standard deviation	0,034	0,036	0,431
	Maximum	0,114	0,158	1,015
	Minimum	-0,032	-0,002	-0,893
VLCC	Mean	0,015	0,026	-0,006
	Standard deviation	0,041	0,028	0,819
	Maximum	0,077	0,083	2,004
	Minimum	-0,085	-0,031	-2,804

2. VAR 및 VECM 모형

VAR 모형은 다음과 같은 하나의 SURE 모형(Seemingly Uncorrelated Regression Equation Model)으로 표현할 수 있다.

$$\Delta Y_t = C + \sum_{i=1}^p \Phi_i \Delta Y_{t-i} + U_t, \quad \text{식1)}$$

$$\text{여기서 } \Delta Y_t \equiv \begin{pmatrix} \Delta \ln \text{Cargo}_t \\ \Delta \ln \text{Fleet}_t \\ \Delta \ln \text{FR}_t \end{pmatrix}, C \equiv \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix}, \Phi_i \equiv \begin{pmatrix} \phi_{11}^i & \phi_{12}^i & \phi_{13}^i \\ \phi_{21}^i & \phi_{22}^i & \phi_{23}^i \\ \phi_{31}^i & \phi_{32}^i & \phi_{33}^i \end{pmatrix},$$

$$U_t \equiv \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{pmatrix} \sim i.i.d. \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \Omega \equiv \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_3^2 \end{pmatrix} \right].$$

식1)과 같이 표현된 모형에서 충격항(u_{1t}, u_{2t}, u_{3t})이 종속 변수($\ln \text{Cargo}_t, \ln \text{Fleet}_t, \ln \text{FR}_t$)

에 미치는 영향²⁾을 분석하기가 어렵다. 이같이 충격-반응 분석이 곤란한 것은 충격항 간에 서로 상관관계가 있기 때문이다. 따라서 충격-반응 분석을 위해 충격항이 서로 상관관계를 가지지 않는 모형을 검토해 도출할 필요가 있다. 본 논문에서는 축차형(recursive) VAR 모형이라고 불리는 아래와 같은 구조적 충격항을 가정한다.

$$U_t = B^{-1} E_t, \quad \text{식2)}$$

$$\text{여기서 } B^{-1} \equiv \begin{pmatrix} b_{11}^{-1} & 0 & 0 \\ b_{21}^{-1} & b_{22}^{-1} & 0 \\ b_{31}^{-1} & b_{32}^{-1} & b_{33}^{-1} \end{pmatrix} \left(B \equiv \begin{pmatrix} b_{11} & 0 & 0 \\ b_{11} & b_{22} & 0 \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{pmatrix} \right), E_t \equiv \begin{pmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{pmatrix} \sim i.i.d. \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \right].$$

VECM 모형은 통상적으로 1차 차분된 변수로 구성된 VAR 모형에서 1차 차분 전(前)의 수준(level) 변수들 간의 장기적 관계에서 발생하는 오차(error)에 대한 정보까지 반영하는 모형으로 알려져 있다. 전형적인 VECM 모형은 아래 식3)과 같이 표현된다.

$$\Delta Y_t = C + \alpha \beta' Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \Phi_i \Delta Y_{t-i} + U_t, \quad \text{식3)}$$

$$\text{여기서 } Y_t \equiv \begin{pmatrix} \ln Cargot \\ \ln Fleet_t \\ \ln FR_t \end{pmatrix}, C \equiv \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{pmatrix}, \alpha \equiv \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{pmatrix}, \beta \equiv \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{pmatrix}, \Phi_i \equiv \begin{pmatrix} \phi_{11}^i & \phi_{12}^i & \phi_{13}^i \\ \phi_{21}^i & \phi_{22}^i & \phi_{23}^i \\ \phi_{31}^i & \phi_{32}^i & \phi_{33}^i \end{pmatrix},$$

$$U_t \equiv \begin{pmatrix} u_{1t} \\ u_{2t} \\ u_{3t} \end{pmatrix} \sim i.i.d. \left[\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_3^2 \end{pmatrix} \right].$$

IV. 실증분석 결과

1. 변수의 안정성 검정

실증분석하는 변수가 불안정(non-stationary)하면, 그 변수를 사용한 모형의 추정 모수들의 통계적 분포가 전통적으로 알려진 분포를 따르지 않는 것으로 알려져 있다. 즉 불안정한 변수를 활용한 실증분석의 신뢰성에 문제가 발생한다. 따라서 각 변수의 안정성 여부를 먼저 검토해야 한다.³⁾ 아래 <표 3>은 본 논문에서 사용하는 각 선종별 변수들의 log 레벨(수준)

2) 계량경제학에서 이 같은 충격에 따른 반응을 분석하는 것을 충격-반응 분석(impulse-response analysis)이라고 한다.

3) 여기서는 불안정성 검정의 대표적 방법인 단위근 검정을 통해 변수들의 안정성 여부를 검토한다.

과 log 1차 차분한 경우의 단위근 검정 결과를 보여주고 있다. 전체적으로 log 레벨에서 단위근을 가지는 것으로 보이는데, 컨테이너선의 선박량, 건화물선의 선박량 변수를 제외하고는 유의수준 1%에서 log 1차 차분하면 단위근이 없는 것으로 나타난다. 예외적인 두 경우(컨테이너선 및 건화물선 선박량)에서도 log 레벨에 비해 log 1차 차분한 경우에 p-값이 현격히 낮아지고 있어, 본 논문에서 사용하는 모든 변수는 log 레벨에서는 불안정성을 보이고, log 1차 차분을 통해 안정성을 확보할 수 있는 것으로 생각할 수 있다.

〈표 3〉 Results of Unit Root Tests

-		t-value	p-value	
Containership	Cargo	log level	-0,072	0,993
		first log difference	-4,060	0,003
	Fleet	log level	-0,107	0,992
		first log difference	-2,137	0,232
	Freight Rate	log level	-1,534	0,503
		first log difference	-5,413	0,000
Dry Bulk Ship	Cargo	log level	-0,533	0,976
		first log difference	-4,471	0,001
	Fleet	log level	-2,776	0,215
		first log difference	-2,678	0,089
	Freight Rate	log level	-3,113	0,037
		first log difference	-2,751	0,007
VLCC	Cargo	log level	-3,159	0,111
		first log difference	-4,979	0,000
	Fleet	log level	-0,992	0,931
		first log difference	-4,068	0,003
	Freight Rate	log level	-4,227	0,002
		first log difference	-6,712	0,000

주: 1) The t-statistic refers to the Augmented Dickey-Fuller test statistic. Refer to Dickey and Fuller (1979, 1981).

2) For cargo and fleet variables, it is assumed that log level has a linear trend and a constant and first log difference has a constant. For freight rate, it is assumed that log level has a constant and first log difference does not have either of linear trend or constant.

3) The p-value implies MacKinnon's (1996) one-sided p-value.

한편, log 1차 차분한 변수를 활용해 VAR 및 VECM 모형을 구축한 경우에 이 같은 다변량 모형의 안정성(stability)을 검토할 필요가 있다. 아래 〈표 4〉에서 보는 바와 같이, VAR(1) 모형의 특성 AR 다항식의 근의 절댓값이 모든 경우에 있어 1보다 작게 나타났다. 따라서 본 논문에서 분석하는 VAR 및 VECM 모형은 안정적이라고 판단된다.

〈표 4〉 Modulus of Characteristic Polynomial of VAR(1) Model
: Stability Test of VAR Model

—	Modulus-1	Modulus-2	Modulus-3
Containership	0.901	0.208	0.208
Dry Bulk Ship	0.705	0.530	0.233
VLCC	0.467	0.313	0.130

2. VAR 모형 분석 결과

VAR 모형의 여러 가지 분석을 수행하기에 앞서 과거 값들이 어느 수준에서 현재 값들에 영향을 미치는지를 결정해야 한다. 즉 앞서 식(1)에서 표기한 시차 개수 p 를 결정해야 한다. 본 연구에서는 AIC(Akaike's Information Criterion)와 SIC(Schwarz Information Criterion)를 활용해 최적 시차 개수를 결정했다. 아래 〈표 5〉에서 보는 바와 같이, 컨테이너선은 최적 시차 개수가 1로 나타났다. 건화물은 AIC와 SIC가 서로 다른 결과를 보여주지만, 필요한 설명변수를 누락하면 추정치에 편의(bias)가 생기는 반면에, 불필요한 변수를 추가할 경우 편의는 없이 효율성만 떨어지기 때문에 시차 개수를 2로 결정했다. VLCC는 시차 개수가 2로 나타났다.

〈표 5〉 Optimal Lag Selection of First Log Differenced VAR Model

구분		number of lag = 1	number of lag = 2
Containership	AIC	-7.485	-7.044
	SIC	-6.930	-6.063
Dry Bulk Ship	AIC	-8.381	-8.540
	SIC	-7.826	-7.559
VLCC	AIC	-5.183	-5.847
	SIC	-4.628	-4.866

주: The smaller values of AIC and SIC are more optimal.

아래 〈표 6〉은 그란저 인과성 검정(Granger causality test) 결과를 보여주고 있다. 여기서는 p -값이 0.1 이하인 경우만 해석을 제시하고자 한다. 세 가지 선종 모두에서 동일하게 나타나는 패턴은 선박량이 운임을 그란저 인과(Granger Cause)한다는 것이다. 즉 전기에 선박량이 증가하면 그 다음기에 운임은 하락하는 압력을 받는다는 것이다. 이는 전통적인 시

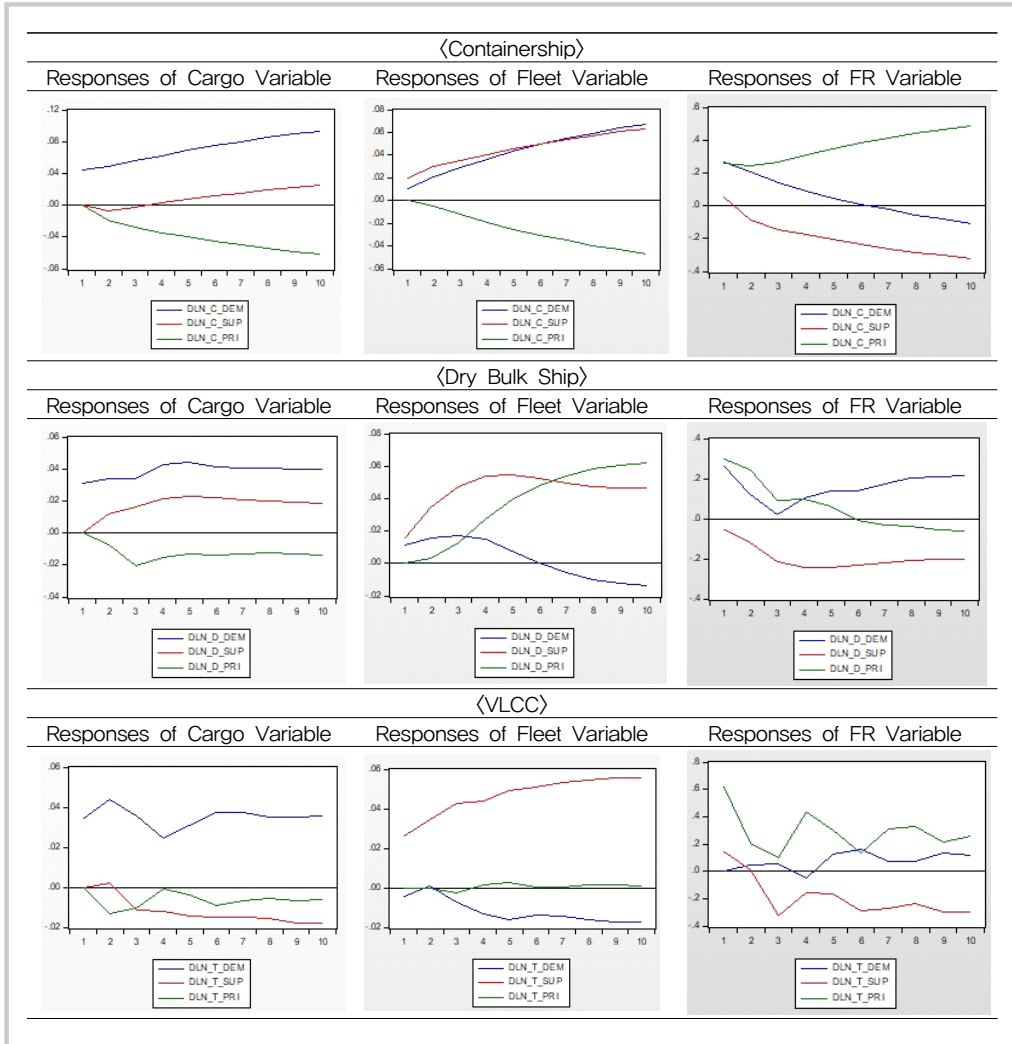
장의 수요-공급 모형에서 예측되는 것으로 공급증가가 가격하락으로 이어진다는 것을 보여준다. 그리고 건화물선과 유조선에서 물동량 변수가 선박량 변수를 그란저 인과하는 것으로 나타났다. 건화물선의 경우는 수요가 증가하면 공급이 그에 반응해 늘어난다는 것을 보여준다. 이는 해운시장에서 물동량이 증가하면 선사들이 기(既)발주된 선박을 조기에 인도받고, 해체도 줄이는 행태로 설명이 가능하다. 반면, 유조선은 그와 반대되는 방향으로 그란저 인과성을 보였다(〈그림 2〉의 충격반응 분석 참조). 한편, 컨테이너선과 건화물선 두 경우에서 전기에 운임이 오르면 다음기에 물동량이 감소하는 경향이 있는 것으로 나타났다(〈그림 2〉의 충격반응 분석 참조).

〈표 6〉 Results of Granger-Causality Test (p-value)

—			Dependent Variable		
			Cargo	Fleet	Freight Rate
Containership	Independent Variable	Cargo	-	0.223	0.169
		Fleet	0.557	-	0.006
		Freight Rate	0.006	0.701	-
Dry Bulk Ship		Cargo	-	0.059	0.148
		Fleet	0.295	-	0.018
		Freight Rate	0.076	0.419	-
VLCC		Cargo	-	0.036	0.898
		Fleet	0.111	-	0.010
		Freight Rate	0.290	0.941	-

아래 〈그림 2〉는 구조적 충격항(e_{1t}, e_{2t}, e_{3t})이 변수 ($\ln Cargo_t, \ln Fleet_{2t}, \ln FR_t$)에 미치는 영향, 즉 충격-반응을 보여주고 있다. 세 가지 선종 모두에서 물동량은 물동량 충격 e_{1t} 에 의해 가장 큰 영향을 받는 것이 나타난다. 선박량 충격(e_{2t})과 운임 충격(e_{3t})이 물동량에 미치는 영향은 일관되게 나타나지 않는다. 한편, 선박량은 선박량 충격(e_{2t})이 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타난다. 컨테이너선의 경우에는 물동량 충격 e_{1t} 이 선박량에 큰 영향을 미치는 것으로 나타나고, 건화물선의 경우에는 운임 충격(e_{3t})이 선박량에 큰 영향을 미치는 것으로 나타난다. 마지막으로 운임의 경우, 물동량 충격은 약하지만 세 가지 선종 모두에서 운임에 긍정적인(+) 영향을 미치는 것으로 나타나고, 선박량 충격은 운임에 부정적인(-) 영향을 미치는 것으로 나타난다.

〈그림 2〉 Accumulated Response of Variables to Structural Shocks



주: 1) FR means freight rate.
 2) Blue line indicates cargo shock, red line indicates fleet shock, and green line indicates freight rate shock.

아래 〈그림. 3〉은 구조적 충격항(e_{1t}, e_{2t}, e_{3t})이 변수 ($\ln Cargo_t, \ln Fleet_t, \ln FR_t$)의 예측 오차에 기여하는 분산 분해(forecast error variance decomposition)를 보여주고 있다. 세 가지 선종 모두에서 물동량의 예측 오차는 거의 대부분이 물동량 충격 e_{1t} 에 기인하는 것으로 나타난다. 선박량의 예측 오차는 선박량 충격(e_{2t})의 기여가 큰 모습을 보이는 가운데, 컨테이너선의 경우 물동량 충격의 기여도 큰 것으로 나타난다. 한편, 운임의 예측 오차는 세 가지 선종 모두 운임 충격(e_{3t}) 자체의 기여가 크게 나타나는 가운데, 컨테이너선과 건

화물선의 경우 물동량 충격(e_{1t})의 기여도 큰 것으로 나타난다. 따라서 컨테이너선과 건화물선의 운임을 예측하기 위해서는 가장 외생적인(exogenous) 물동량 변수의 예측 정확도를 확보하는 방안을 마련할 필요가 있다.

〈그림 3〉 Forecast Error Variance Decomposition of Variables due to Structural Shocks



주: 1) VD means forecast error variance decomposition.
 2) Blue bar indicates cargo shock, red bar indicates fleet shock, and green bar indicates freight rate shock.

아래 〈표 7〉은 각 해운시장의 구조적 충격항(e_{1t} , e_{2t} , e_{3t})의 표준편차의 크기를 보여준다. 세 가지 선종 모두에서 운임 충격이 압도적으로 큰 충격의 크기를 보여주고 있다. 앞의 분석에서 운임 충격을 현재 기간의 물동량과 선박량 변수에 영향을 미치지 않는 충격으로 가정된 바가 있기 때문에, 이러한 〈표 7〉의 실증분석 결과는 현재 기간에 운임에만 미치는 구조적 충격의 불확실성이 매우 크다는 것을 보여주는 것으로 해석된다.

〈표 7〉 Sizes of Structural Shocks

구분	Cargo Shock		Fleet Shock		Freight Rate Shock (A)	
	s.e.	% to A	s.e.	% to A	s.e.	% to A
Containership	0.0022	2.89%	0.0005	0.62%	0.0762	100%
Dry Bulk Ship	0.0010	1.09%	0.0002	0.28%	0.0892	100%
VLCC	0.0012	0.31%	0.0007	0.18%	0.3840	100%

주: s.e. means standard deviation.

아래 〈표 8〉은 각 선종에 대해 물동량, 선박량, 운임 회귀식의 조정 결정계수 $adjR^2$ 를 보여주고 있다. 대체로 VAR 모형이 종속변수의 설명에 있어 설명력, 즉 모형 적합도가 크다고 볼 수는 없다. 다만, 컨테이너선과 건화물선의 경우, 선박량 회귀식에서 조정 결정계수 $adjR^2$ 이 각각 0.50과 0.70으로 나타나 다른 종속변수에 비해 크게 나타났다. 이는 선박량이 물동량, 선박량, 운임 등의 경제/시장 시스템 내의 자체 변수에 의해 설명되는 부분이 크다는 것을 의미하며, 이는 선박량의 경우 시스템 내의 변수에 의해 일정 부분 예측이 가능하다는 의미도 지닌다.

〈표 8〉 Comparison of $adjR^2$

구분	Cargo Regression	Fleet Regression	Freight Rate Regression
Containership	0.19	0.50	0.15
Dry Bulk Ship	0.14	0.70	0.17
VLCC	0.27	0.15	0.41

3. VECM 모형 분석 결과

앞서 설명한 바와 같이, 다변량 시계열 분석에서 각 변수들의 수준(레벨, level) 값들이 장기적인 관계를 가지는 경우에 이를 활용해 VECM 모형을 구축할 수 있다. 아래 〈표 9〉는 각 선종별 변수 간의 공적분 검정 결과를 보여주고 있다. 컨테이너선의 경우, 유의수준 36%에서 공적분 관계가 없다는 귀무가설과 공적분 관계가 최대 1개 있다는 귀무가설을 기각하고 유의수준 25%에서 공적분 관계가 최대 2개라는 귀무가설을 기각하는 것으로 나타났다. 한편, 건화물선의 경우에는 유의수준 1%에서 공적분 관계가 없다는 귀무가설과 공적분 관계가 최대 1개 있다는 귀무가설을 기각하고, 유의수준 10%에서 공적분 관계가 최대 2개 있다는 귀무가설을 기각하는 것으로 나타났다. 유조선의 경우는 유의수준 1%에서 공적분 관계가 없다는 귀무가설과 공적분 관계가 최대 1개 있다는 귀무가설을 기각하고 유의수준 26%에서 공적분 관계가 최대 2개라는 귀무가설을 기각하는 것으로 나타났다. 따라서 컨테이너선은 공적분 관계가 최대 1개 있는 것으로 판단되고, 건화물선과 VLCC는 공적분 관계가 최대 2개 있는 것으로 판단된다. 본 논문에서는 이 같은 검정 결과에도 불구하고, 세 가지 선종에 일

률적으로 공적분 관계가 1개 있는 것으로 받아들이고,⁴⁾ 한 가지의 공적분 관계, 즉 하나의 공적분 벡터를 추정하고자 한다.

〈표 9〉 Results of Cointegration Test

-		Null Hypothesis		
		No Cointegration	No. of Cointegration is at most 1	No. of Cointegration is at most 2
Containership	trace-statistic	31.659	13.038	5.241
	p-value	0.114	0.360	0.258
Dry Bulk Ship	trace-statistic	48.286	24.800	7.385
	p-value	0.001	0.011	0.107
VLCC	trace-statistic	53.993	25.423	5.198
	p-value	0.000	0.008	0.262

주: 1) For the explanation of the trace statistic, refer to Johansen (1995).

2) The p-value means MacKinnon, Haug and Michells (1999) one-sided p-value.

아래 〈표 10〉은 오차항(z_{t-1})을 정의하는 공적분 벡터의 추정 결과를 보여준다. 통상적인 시장의 수요-공급-가격 이론에 부합하게 세 가지 선종 모두에서 물동량이 증가하면 운임은 상승하고, 선박량이 증가하면 운임은 하락하는 것으로 나타났다. 아울러 이러한 추정결과의 통계적 유의성도 매우 높게 나타났다.

〈표 10〉 Estimation of Cointegrating Vector

$R_t = a_0 + a_1 C_t + a_2 F_t + z_t \quad \text{즉} \quad z_t = R_t - a_0 - a_1 C_t - a_2 F_t$ where R_t is log of freight rate,, C_t is log of cargo, F_t is log of fleet.			
〈Containership〉			
-	a_0	a_1	a_2
Estimate	-86.34	44.54	-41.32
Standard error	28.28	11.36	10.10
p-value	0.001	0.000	0.000
〈Dry Bulk Ship〉			
-	a_0	a_1	a_2
Estimate	-8.03	6.10	-5.52
Standard error	3.54	1.01	0.79
p-value	0.012	0.000	0.000
〈VLCC〉			
-	a_0	a_1	a_2
Estimate	-5.65	3.18	-2.56
Standard error	4.74	0.67	0.41
p-value	0.029	0.000	0.000

4) 공적분 관계의 개수를 보다 엄밀히 분석하고, VECM 모형을 보다 심도깊게 연구하는 것은 후속과제로 남겨둔다.

아래 <표 11>은 전기의 오차에 대한 교정 계수를 보여준다. 이론적으로는 물동량(수요)은 전기에 운임이 균형보다 높으면 감소(-)해야 하는데, VLCC의 경우 반대되는 부호가 추정되었다. 선박량은 전기에 운임이 균형보다 높으면 증가(+)해야 하는데, 컨테이너선과 건화물선에서 반대되는 부호가 추정되었다. 가장 중요한 회귀식일 수 있는 운임의 경우에는, 세 가지 선종 모두에서 전기에 운임이 균형보다 높으면 다음기에 운임이 하락(-)하는 것으로 나타났다.

<표 11> Estimation of Adjustment Coefficient

-		Cargo	Fleet	Freight Rate
Containership	Estimate	-0.007	-0.006	-0.072
	Standard error	0.033	0.001	0.033
	p-value	0.917	0.000	0.015
Dry Bulk Ship	추정치	-0.063	-0.028	-0.519
	표준오차	0.011	0.009	0.1888
	p-값	0.000	0.000	0.003
VLCC	추정치	0.011	0.024	-1.274
	표준오차	0.021	0.014	0.295
	p-값	0.302	0.044	0.000

4. 세 가지 해운시장의 유사성과 차별성

이와 같은 VAR과 VECM 모형의 분석을 통해 본 논문에서는 세 가지 해운시장의 다음과 같은 유사성을 도출했다. 첫째, 해당 기간에 물동량의 증가는 운임의 상승, 선박량의 증가는 운임의 하락 압력으로 작용한다(VECM 모형의 공적분 벡터 추정 결과). 둘째, 전기의 선박량 증가는 운임의 하락 압력으로 작용한다(VAR 모형의 그란저 인과성 분석과 충격-반응 분석). 셋째, 전기의 운임이 장기 균형 수준보다 높으면(또는 낮으면), 다음기의 운임은 하락(또는 상승) 압력을 받는다(VECM 모형의 교정계수 추정 결과). 넷째, 선박량 변수는 조정결정계수($adjR^2$) 값이 가장 크다는 사실에서 물동량, 선박량, 운임 등의 내생변수로 가장 잘 설명되어지는 변수이다.

한편, 세 가지 해운시장의 차별성 또한 도출된다. 첫째, 건화물선은 전기의 물동량 증가가 다음기의 선박량 증가에 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 유조선은 오히려 물동량 증가가 선박량 감소로 이어지는 패턴을 보였다. 나아가 컨테이너선과 건화물선은 전기에 운임이 오르면 다음기에 물동량이 감소하는 패턴을 보였다. 둘째, 유조선과는 달리, 컨테이너선과 건화물선의 운임변동의 불확실성은 물동량의 변동성에 크게 의존하는 것으로 나타났다. 이는 컨테이너선과 건화물선의 운임 예측의 정확성을 높이기 위해서는 물동량 예측의 정확도를 제고해야 함을 의미한다.

V. 결론

지금까지 본 논문은 VAR 및 VECM 모형을 활용해 컨테이너선, 건화물선, VLCC(유조선) 해운시장의 물동량(수요), 선박량(공급), 운임(가격) 변수의 동태적 특성을 분석했다. 먼저 그란저 인과성 분석에 따르면, 전기에 선박량이 증가하면 다음기에 운임이 하락하는 것을 알 수 있었다. 그리고 건화물선 해운시장에서는 전기에 물동량이 증가하면 다음기에 선박량이 증가하는 것으로 나타났다. 이는 선사들이 물동량이 증가하면 이미 발주된 선박의 인도(delivery)를 서두르거나 폐선을 줄이는 행태로 이해된다. 한편, 컨테이너선 및 건화물선 해운시장에서는 전기에 운임이 오르면 다음기에 물동량이 감소하는 것으로 나타났다.

VAR 모형의 충격-반응 분석에 따르면, 세 가지 해운시장 모두에서 물동량 충격은 운임을 상승시키고, 선박량 충격은 운임을 하락시키는 것으로 나타났다. 예측오차 분산분해 분석에 따르면, 컨테이너선 및 건화물선 해운시장에서 운임의 예측 정확도를 높이기 위해서는 물동량 예측 정보를 개선하는 것이 필요함을 알 수 있었다. 한편, VAR 시스템에서 계수로 측정되는 내생적 요소보다 충격항의 분산이라는 외생적 불확실성의 크기를 살펴보면, 운임 충격이 물동량 및 선박량 충격보다 압도적으로 큰 것을 알 수 있었다. 나아가 조정결정계수($adjR^2$)의 비교를 통해, 선박량이 물동량, 선박량, 운임 등의 VAR 모형 내의 변수에 의해 가장 잘 설명되는 것으로 나타나 선사들의 선박량 조절이 해운시장 자체 변수로 가장 잘 설명된다고 평가할 수 있다.

한편, VECM 모형의 장기적 관계, 즉 공적분 벡터의 추정을 통해 세 가지 해운시장 모두에서 물동량이 증가하면 운임이 상승하고, 선박량이 증가하면 운임이 하락하는 것을 통계적으로 확인할 수 있었다. 마지막으로 VECM 모형의 교정 계수 추정을 통해 전기에 운임이 장기균형보다 상승하면, 다음기에는 운임이 하락하는 시장의 자동조정기제(automatic adjustment mechanism)가 통계적으로 유의함을 알 수 있었다.

이 같은 연구결과에도 불구하고, 본 논문에서 다루지 못한 중요한 연구주제가 남아 있다. 먼저 고병욱·안영균(2018) 등에서는 운임에 영향을 미치는 연료류 가격과 거시경제 여건을 나타내는 금리가 공적분 관계 분석에 반영되었는데, 이 같은 설명변수를 추가하는 다변량 시계열 분석이 추가로 요구된다. 이 같은 분석을 위한 가장 직접적인 방법은 외생변수를 추가한 VAR-X 또는 VECM-X 모형을 분석하는 것이다. 다음으로 이 같은 중요한 설명변수를 포함한 후에 VAR 및 VECM 모형의 모수(parameter)를 추정하는 다른 접근법을 적용해 볼 수 있다. 부호 제약(sign restriction)을 통한 방법이나, 시간에 따라 계수가 변한다는 가정 등을 활용할 수 있을 것이다. 아울러 본 논문에서는 다루지 않았지만, VAR 및 VECM 모형의 예측 정확도를 분석하는 것도 매우 중요한 미래 연구주제이다.

참고문헌

- Ahn, Young-gyun and Byoung-Wook Ko (2018a),, “An Analysis of Factors Affecting the Freight Rates of Global Dry Bulk Shipping Market”, *Korea International Commerce Review*, 33(4), 211-224.
- Ahn, Young-gyun and Byoung-Wook Ko (2018b),, “A Study on Key Factors Affecting VLCC Freight Rates”, *Journal of Shipping and Logistics*, 34(4), 545-563.
- Ahn, Young-gyun and Byoung-Wook Ko (2018c),, “Analysis of Factors Affecting on the Freight Rate of Container Carriers”, *Korea Trade Review*, 43(5), 159-177.
- Dickey, D. and W. A. Fuller (1979), “Distribution of the Estimates for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, *Journal of the American Statistical Association*, 74, 427-431.
- Dickey, D. and W. A. Fuller (1981) “The Likelihood Ratio statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root”, *Econometrica*, 49, 1057-1072.
- Engle, R. F. and C. W. J. Granger (1987), “Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing”, *Econometrica*, 55(2), 251-276.
- Granger, C. W. J. (1981), “Some Properties of Time Series Data and Their Use in Econometric Model Specification”, *Journal of Econometrics*, 16(1), 121-130.
- Johansen, S. (1995), *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Auto-Regressive Models*, Oxford University Press.
- Kavussanos, M. G., N. K. Nomikos (1999), “The Forward Pricing Function of the Shipping Freight Futures Market”, *The Journal of Futures Market*, 19(3), 353-376.
- Kavussanos, M. G., N. K. Nomikos (2003), “Price Dsccovery, Causality and Forecasting in the Freight Futures Market”, *Review of Derivatives Research*, 6, 203-230.
- Kilian, L. and H. Lütkepohl (2017), *Structural Vector Autoregressive Analysis*, Cambridge University Press.
- Ko, Byoung-Wook and Dae-Jin Kim (2019), “Analysis of Container Shipping Market Using Multivariate Time Series Models”, *Journal of Korea Port Economic Association*, 35(3), 61-72.
- Ko, Byoung-Wook and Young-gyun Ahn (2018), “A Study on Key Factors

- Affecting Global Chemical Carrier Freight Rates”, *Journal of Shipping and Logistics*, 34(2), 251-269.
- Ko, B.-W., G.-W. Choi, Y.-G. Ahn, S.-J. Hwang, and B.-J. Kim (2020), *Forecasting Shipping Markets Using Time Series Analysis*, Korea Maritime Institute.
- Lucas, R. E. J. (1976), “Econometric Policy Evaluation: A Critique”, *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 1, 19-46.
- Mackinnon, J.G. (1996), “Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests”, *Journal of Applied Econometrics*, 11, 601-618.
- MacKinnon, J.G., A. A.Haug and L. Michells (1999). “Numerical Distribution Function of Likelihood Ratio Tests for Cointegration”, *Journal of Applied Econometrics* 14, 563-577.
- 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.
- Rim, Jong-kwan, Woo-ho Kim and Byoung-Wook Ko (2010), “An Empirical Analysis of the Dry Bulk Market Using a Recursive VAR Model”, *Journal of Shipping and Logistics*, 26(1), 17-35.
- Sims, C. A. (1980), “Macroeconomics and Reality”, *Econometrica*, 48(1), 1-48.
- Stock, J. H. and M. W. Watson (2001), “Vector Autoregressions”, *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 101-115.
- UNCTAD (2017). *Review of Maritime Transport 2017*, United Nations Publication.

Analysis of Shipping Markets Using VAR and VECM Models

Byoung-Wook Ko

Abstract

This study analyzes the dynamic characteristics of cargo volume (demand), ship fleet (supply), and freight rate (price) of container, dry bulk, and tanker shipping markets by using the VAR and VECM models. This analysis is expected to enhance the statistical understanding of market dynamics, which is perceived by the actual experiences of market participants. The common statistical patterns, which are all shown in the three shipping markets, are as follows: 1) The Granger-causality test reveals that the past increase of fleet variable induces the present decrease of freight rate variable. 2) The impulse-response analysis shows that cargo shock increases the freight rate but fleet shock decreases the freight rate. 3) Among the three cargo, fleet, and freight rate shocks, the freight rate shock is overwhelmingly largest. 4) The comparison of $adjR^2$ reveals that the fleet variable is most explained by the endogenous variables, i.e., cargo, fleet, and freight rate in each of shipping markets. 5) The estimation of co-integrating vectors shows that the increase of cargo increases the freight rate but the increase of fleet decreases the freight rate. 6) The estimation of adjustment speed demonstrates that the past-period positive deviation from the long-run equilibrium freight rate induces the decrease of present freight rate.

〈Key Words〉 Vector Autoregression Model, Vector Error Correction Model, Shipping Market, Impulse-Response Analysis, Forecast Error Variance Decomposition, Co-integration Relationship, Adjustment Coefficient