

# 시계열 요소분해법을 활용한 발틱건화물운임지수(BDI) 예측\*

김형준(주저자)

영남대학교 경영학과 교수  
([hkim@yu.ac.kr](mailto:hkim@yu.ac.kr))

류두진(교신저자)

성균관대학교 경제학과 교수  
([sharpiin@skku.edu](mailto:sharpiin@skku.edu))

조 훈(공저자)

KAIST 경영대학 교수  
([hooncho@kaist.ac.kr](mailto:hooncho@kaist.ac.kr))

.....

해상운임지수는 선박을 이용하여 원자재·상품 등을 해상으로 운송하는 데 드는 비용의 등락을 나타내는 지표로, 해운시장의 동향을 파악할 뿐 아니라 글로벌 실물경제를 진단하고 예측하는 주요 지표로 사용된다. 따라서 선박금융업무를 수행하는 기관뿐만 아니라 글로벌 실물경제의 상황과 동향을 파악해야 하는 금융기관은 이러한 해상운임시장의 분석·전망 역량을 강화할 필요가 있다. 본 연구는 대표적인 해상운임지수 가운데 하나인 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)를 대상으로 시계열 요소분해법을 이용하여 1·2·3개월의 단기예측을 시행하고 그 예측력을 검증하였다. 모형의 예측력 검증을 위하여 본 연구에서 제시한 예측방법을 세분화한 과거 데이터에 적용하여 모형의 예측값과 실제값을 비교하는 사후 검증(back-testing)을 실시하였다. RMSFE(root mean square forecast error)를 사용하여 예측오류를 계산한 결과, BDI가 무작위로 움직이므로 예측이 불가능하다는 임의보행(random walk) 모형의 틀에 비하여, 본 연구의 예측모형의 성과가 더욱 우수한 것으로 나타났다. 본 연구의 결과는 해상운임지수가 계절변동의 영향을 받으며 과거 추세가 유지되는 특성이 있어 이를 통해 유의미한 수준의 단기예측을 시행할 수 있음을 시사한다. 이러한 해상운임지수의 시계열적 특성을 활용하면 정량적 방법으로 단기 시장전망을 제공할 수 있다.

주제어: ARIMA, BDI, Hodrick-Prescott filter, 시계열 요소분해법, 해상운임지수

## 1. 서론

해상운임지수는 선박을 이용하여 원자재·상품 등을 해상으로 운송하는 데 소요되는 비용의 등락을 나타내는 지표로, 해운시장 동향의 파악과 글로벌 실물경제의 진단 및 예측에 활용되는 주요 지표이다. 해상운임지수는 다수의 해운시장 참여자에 의한 수요와 공급의 법칙에 의해 결정되므로, 임의 조작이 어렵고 실시간으로 확인할 수 있는 세계경제지표가

운데 하나이다. 이러한 해상운임지수는 글로벌 경제 상황에 관한 대표적인 선행지표이며, 환율 및 금리 등과 함께 세계 경제의 상황과 동향을 진단하고 경기변동을 전망하는 데 사용되는 주요 지표 중 하나이다. 해상운임지수의 상승은 해운회사의 수익 증가를 수반하고 선박의 수요와 발주량을 증가시킬 뿐만 아니라, 조선 및 철강산업의 실적을 호전시키는 등 국내 실물경제에도 상당한 영향을 미친다. 따라서 선박금융업무를 수행하는 기관뿐만 아니라, 글로벌 실물경제 동향을 파악하여야 하는 관련 기관은 이러

최초투고일: 2019. 2. 1      게재확정일: 2019. 3. 18

\* 본 논문은 김형준 교수가 한국자산관리공사에서 실시한 “해상운임지수의 시계열적 특성에 관한 연구(2018)”를 보완 및 확장하여 작성되었습니다. 본 연구에 대하여 유익한 조언과 도움을 주신 한국자산관리공사 장성수 부장님, 김원대 소장님, 조기환 팀장님, 김종수 팀장님, 성균관대 유진영 대학원생께 감사드립니다. 본 논문의 내용 및 주장은 한국자산관리공사의 공식견해와는 무관한 저자들의 개인적인 견해를 밝혀둡니다.

한 해상운임시장의 분석 및 전망 역량을 강화할 필요가 있다. 특히 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)는 철광석과 석탄 등 원자재의 해상 운송비용을 측정하는 것으로, 원자재에 대한 거시적 수요를 보여주는 대표적인 해상운임지수이다. 경기확장국면에서는 제품 생산이 증가하고 인프라(infrastructure) 구축에 대한 수요가 늘어나면서 원자재 수요가 증가하는 반면, 경기축소국면에서는 초과 재고가 발생하고 인프라 구축이 지연 및 중단되며 원자재 수요가 감소하기 때문에 해상운임지수는 경기선행지표로 활용된다. BDI는 건화물과 관련된 주요 항로의 운임을 가중평균하여 계산되는데, 이러한 항로들은 해운산업의 대표적인 파생금융상품인 해상운임선도거래(forward freight agreement)의 기초자산이기도 하다. 해양금융시장에서는 해운산업의 변동성을 헤지(hedge)하기 위하여 주요 단일 항로(single route) 혹은 묶음 항로(basket of routes)에 대한 선도거래가 이루어지고 있다.<sup>1)</sup> 그러나 현재 우리나라의 국적선사는 해상운임선도거래를 거의 활용하고 있지 않다. 이는 거래 대부분이 장외금융시장(over-the-counter market)에서 이루어지며 위험요소가 과도하다는 인식 때문이기도 하지만, 무엇보다 해상운임선도거래를 활용하기 위해서는 향후 시장전망에 대한 자체적인 예측 역량이 필요하기 때문이다.<sup>2)</sup>

본 연구는 시계열 요소분해법을 사용하여 대표적인 해상운임지수인 BDI의 시계열적 특성을 이해하고, 이를 토대로 1~3개월 예측을 시행하는 방법을 제시하고자 한다. 또한, 임의보행(random walk)

을 가정하였을 때보다 본 모형에서 제시하는 예측력이 더욱 우수함을 정량적으로 입증함으로써, 해운지수의 단기 전망치를 필요로 하는 관련 기관에서 해당 방법론을 활용할 수 있는 통계적 근거를 제시한다. 본 연구에서 제시하는 단기 전망은 과거 해상운임지수의 시계열 특성에 근거한 정량적 분석으로, 시장의 수요와 공급에 따라 전망하는 정성적 분석과 비교하여, 분석을 시행하는 주체의 주관이 개입할 여지가 적다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장은 해상운임지수의 예측과 관련된 국내외 선행연구를 소개한다. 제3장은 연구에 사용한 자료와 예측방법론에 관하여 설명한다. 제4장에서는 예측의 결과를 살펴보고 모형의 예측력 유무를 확인하며, 마지막으로 제5장에서는 본 연구의 결론을 제시한다.

## II. 선행연구

해상운임지수의 시계열 예측을 위하여 다양한 연구가 시행되었다. 기존의 연구에서는 고전적인 계량 및 시계열 모형인 ARIMA(autoregressive integrated moving average), VAR(vector autoregression), VECM(vector error correction model) 등의 모형이 주로 사용되었으며, 최근에는 기계학습(machine learning) 방법론을 사용한 해상운임지수의 예측도 시도되고 있다. Kavussanos and Visvikis(2006)는 해상운임시장의 위험관리를 위한 파생상품에 대

1) 윤원철(2007)은 실증분석을 통해 해상운임 선도가격(Baltic Forward Assessment; BFA)을 활용하면 해상운임의 변동에 따른 리스크(risk)를 적절히 관리할 수 있음을 보였다.

2) 현재 국내에서는 한국자산관리공사의 캡코선박펀드를 통해 금융위기 상황에서 국적선사의 중고선박을 인수하여 유동성을 공급하는 매각후임차(sale and lease back) 형태의 선박금융이 시행되고 있다. 또한, 지난 2018년 7월 한국해양보증보험주식회사와 한국선박해양주식회사가 통합한 해양진흥공사가 출범하여 선주사업과 신조선 투자 등의 선박금융업무를 수행하고 있다.

하여 각각의 종류와 발전상을 소개하고, 관련 연구를 해운파생상품의 활용, 예측 성과, 가격 결정, 위험관리 기능 등으로 정리하였다. Kavussanos and Nomikos(2003)는 BFI(Baltic Freight Index)와 BIFFEX(Baltic International Freight Futures Exchange) 선물계약 자료를 사용하여, 선물 가격이 현물 가격보다 시장의 새로운 정보를 빠르게 반영하며, VECM 모형이 VAR, ARIMA, 그리고 임의보행 모형보다 예측력이 높다고 주장하였다. Batchelor, Alizadeh, and Visvikis(2007)는 BPI(Baltic Panamax Index)<sup>3)</sup>에 포함된 운송구간들의 현물수익(spot rate)과 선도수익(forward rate)을 분석하여, 내표본 추정에는 VECM을 이용하였을 때 더 높은 적합도를 가지지만, 외표본 예측의 경우 ARIMA 및 VAR 모형이 더 높은 예측력을 나타내는 것을 확인하였다. Jing, Marlow, and Hui(2008)는 BCI(Baltic Capesize Index),<sup>4)</sup> BPI, JEHSI(J.E. Hyde Shipping Index)<sup>5)</sup>를 사용하여 건화물 해상 운임 변동성을 GARCH(generalized autoregressive conditional heteroskedasticity) 모형으로 분석하고, 선박 크기에 따라 시장의 외부 충격이 미치는 영향의 크기가 다르다는 것을 확인하였다. Ko(2010)는 건화물 해운시장에서 cape, panamax, handymax 선종의 현물 spot과 함께 6개월·1년·3년 용선료를 혼합국면(mixed-regime) 모형으로 분석하고, 해운시장 공급곡선에 이원양상(bimodality)이 존재하는 것을 확인하였다. Chen, Meersman, and van de Voorde(2012)는 발틱운임지수의 1개월

변동성을 시장심리(market sentiment)를 나타내는 요소로 해석하고, 이를 예측모형에 활용하면 예측 성과를 높이는 데 기여한다고 주장하였다. Zeng, Qu, Ng, and Zhao(2016)는 BDI 예측을 위하여 EMD(empirical mode decomposition)와 ANN(artificial neural networks)을 사용한 방법론을 개발하였다. EMD 방법론을 사용하여 해운지수를 8가지 IMF(intrinsic mode functions)와 장기추세(long-term trend)로 분해한 결과, VAR 모형보다 우수한 예측성적을 나타낸다고 주장하였다. Papailias, Thomakos, and Liu(2017)는 해상운임시장에 3년에서 5년 사이의 경기순환이 존재하며 이러한 순환이 매우 안정적임을 발견하였다.

국내에서는 주식시장 및 주가지수와 관련된 다양한 시계열 분석 연구(김가람 외 2인, 2018; 류두진 외 2인, 2018; 이경준 외 2인, 2017; 임병권·박순홍, 2017)가 진행된 것에 비해, 해양금융 및 해상운임지수와 관련된 연구는 비교적 제한적이다. 모수원(2010)은 해상운임지수를 ARIMA 모형으로 예측하고자 하였으나 임의보행모형보다 부정확한 예측을 나타내는 한계를 확인하였다. 다만 모수원(2013)의 연구는 ARIMA를 이용한 결과가 임의보행모형보다 예측오류가 적다는 것을 보이고, BDI가 임의보행을 하지 않고 ARIMA를 활용한 예측이 가능하다고 주장했다. 김현석·장명희(2014)는 베이지안 VAR(Bayesian vector autoregression) 모형을 이용하여 BDI와 외환시장, 산업생산지수 간의 동태적 상관관계를 분석하였다. 모수원·이광배(2014)

3) BPI(Baltic Panamax Index)는 발틱해운거래소(Baltic Exchange)에서 발표하는 해상운임지수 가운데 하나로, 건화물을 운반하는 벌크선 가운데 6만~8만톤급을 지칭하는 파나마스(Panamax) 운임을 측정하는 지수이다(출처: 발틱해운거래소).  
 4) BCI(Baltic Capesize Index)는 발틱해운거래소에서 발표하는 해상운임지수 가운데 하나로, 건화물을 운반하는 벌크선 가운데 8만톤급 이상을 지칭하는 케이프사이즈(capesize) 운임을 측정하는 지수이다(출처: 발틱해운거래소).  
 5) JEHSI(J.E. Hyde Shipping Index)는 해운중개사 J.E. Hyde에서 발표하는 건화물 운임지수이다(출처: Jing, Marlow, and Hui(2008)).

는 BDI의 변동성을 GARCH, AGARCH, GJR-GARCH, EGARCH 모형과 같은 다양한 GARCH 계열 모형으로 설명하고, 나쁜 뉴스가 좋은 뉴스보다 BDI 변동성을 확대하지 않으며 BDI의 변동성 분석은 GARCH계열 모형을 활용하는 것이 합리적이라고 설명했다. 원양연·김청열(2017)은 세계컨테이너물동량과 세계컨테이너선복량을 이용하여 세계컨테이너선복량기준지수(World Containership capacity Standards Index: WCSI)를 개발하고, WCSI를 이용하면 해운회사들이 물동량 대비 적절한 선복량을 산출할 수 있다고 주장하였다. 김현석(2018)은 원자재 가격변동과 건화물운임 간의 동태적 상관관계를 분석하고 이들 간의 선형의 장기균형관계가 성립하지 않음을 보였다. 임상섭·윤희성(2018)은 순환신경망 모형을 이용하여 벌크 운임지수를 예측하고, 인공신경망 모델이 기존의 고전적인 계량분석모형보다 우수한 예측 성과를 나타낸다고 밝혔다.

### III. 연구자료 및 방법론

#### 3.1 연구자료

BDI는 영국 런던의 발틱해운거래소에서 발표하는 건화물운임지수로, 해운시장의 동향을 파악하고 장래 운임변동을 전망하는 데 사용되는 대표적인 지수이다. 1999년 11월 1일부터 일간 자료로 발표하고 있으며, 1985년 1월 첫날의 건화물운임 수준을 기준

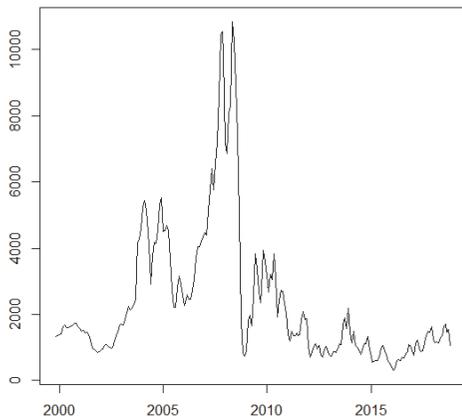
(1,000)으로 석탄·광석·곡물 등을 벌크선으로 운송하는 운임을 나타낸다. <그림 1>에서는 BDI의 시계열변화와 로그변환 시계열을 그래프로 나타낸다. BDI는 2018년 10월을 기준으로 1,490 수준이며 평균 2,378, 표준편차 2,096이다. BDI 값의 상승은 해상 물동량의 증가와 이에 따른 해상운임 증가를 의미하며, BDI 값의 상승을 동반한 경기의 호전은 유동성 증가로 인한 자산가격의 거품(bubble) 상황이 아님을 시사하므로 중요한 실물경기지표 가운데 하나로 사용된다. BDI는 건화물 운임을 대표하는 전 세계 26개 항로를 선정한 후, 각 항로의 중요도에 따라 가중치를 부여하고 운임의 평균을 계산하는 방법으로 생성된다. 건화물선은 적재 무게에 따라 5만 2천톤급의 수프라막스(supramax), 6만~8만톤급의 파나막스(panamax), 8만톤급 이상의 케이프사이즈(capesize) 등으로 구분하는데, BDI는 수프라막스 10개 항로, 파나막스 4개 항로, 케이프사이즈 12개 항로의 운임으로 구성된다. BDI를 구성하는 주요 항로 가운데 파나막스 3개 항로와 케이프사이즈 4개 항로는 해운산업의 파생금융상품인 해상운임선도거래의 기초자산으로도 활용된다. 해상운임선도거래는 해운시장의 변동성을 헤지하기 위한 목적으로, 사전에 정해진 화물의 양이나 선박 종류에 따라 건화물이나 유조선 항로에 대하여 계약당사자 간에 장래 특정시점의 운임 혹은 운송료를 결제하는 거래를 말한다(김우호 외 3인, 2011). 이때 발틱해운거래소에서 산정한 항로별 운임을 기초자산으로 사용한다.<sup>6)</sup>

본 연구에서는 1999년 11월부터 2018년 10월까지 발표된 월별 BDI 평균값을 사용하였다. <표 1>은

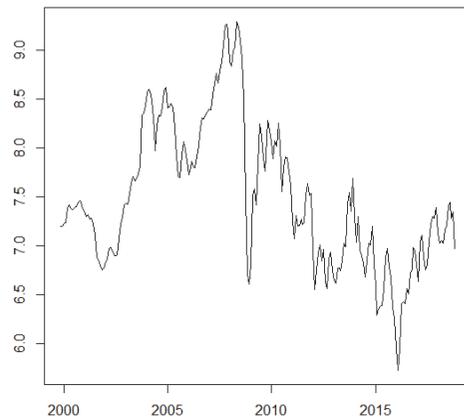
6) 발틱해운거래소에서는 Settlement Archive 서비스를 통해 해상운임선도거래의 가격정보를 제공하고 있다. 그러나 해상운임선도거래는 특정 항로별 선도거래가 이루어지고 있으며, 따라서 BDI와 같이 전체 건화물운임시장에 대한 해상운임정보를 나타내지 못하는 한계가 있다.

본 그림은 발틱해운거래소에서 발표하는 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index: BDI)의 시계열을 나타낸 그래프이다. BDI는 1999년 11월 1일부터 일간 자료로 발표하고 있으며, 1985년 1월 4일 건화물운임 수준을 기준(1,000)으로 석탄·광석·곡물 등을 벌크선으로 운송하는 운임을 나타낸다. BDI 산출에는 전 세계 주요 항로 26개의 해상운임이 사용된다. Panel A는 BDI 원시계열 자료를 나타내며, Panel B는 BDI 로그변환 시계열을 나타낸다. 가로축은 연도를 나타내며, 세로축은 각각 BDI 원시계열 지수값과 로그변환 지수값을 나타낸다. 본 논문은 블룸버그(Bloomberg)에서 제공하는 일별 BDI 자료를 월평균으로 가공하여 사용하였다.

Panel A. BDI 원시계열



Panel B. BDI 로그변환 시계열



자료: Bloomberg 재가공

〈그림 1〉 BDI 시계열 자료

〈표 1〉 BDI 기술통계량

본 표는 연구에서 사용한 BDI 자료의 기술통계량을 나타낸다. BDI는 1999년 11월부터 2018년 10월까지 관찰되었으며, 월별 평균값을 사용하였다. BDI는 1985년 1월 4일 건화물운임 수준을 기준(1,000)으로 석탄·광석·곡물 등을 벌크선으로 운송하는 운임을 나타내며, BDI 값의 산출에는 전 세계 주요 항로 26개의 해상운임이 사용된다.

기술통계량	값
관측 시작	1999년 11월
관측 종료	2018년 10월
평균	2,378
표준편차	2,091
최솟값	307 ('16.02)
최댓값	10,844 ('08.05)

본 연구에서 사용한 BDI 자료의 기술통계량을 나타낸다. 월평균 BDI는 평균 2,378, 표준편차 2,091이며 최솟값은 2016년 2월에 기록된 307, 최댓값은 2008년 5월에 기록된 10,844이다.

### 3.2 연구방법론

시계열 요소분해법은 원시계열자료( $Y_t$ )를 추세 성분( $T_t$ , trend component), 순환변동성분( $C_t$ , cycle component),<sup>7)</sup> 계절변동성분( $S_t$ , seasonal component), 그리고 불규칙변동성분( $I_t$ , irregular component)으로 분해하는 시계열분석방법론이다.

7) 추세성분과 순환변동성분을 합쳐 추세순환성분( $TC_t$ , trend-cycle component)으로 나타내는 때도 있다.

구성성분을 결합하는 방법에 따라 가법모형(additive model)과 승법모형(multiplicative model)으로 나눌 수 있다. 가법모형은 (식 1)과 같이 모든 구성성분을 더하여 원시계열자료를 계산하고, 승법모형은 (식 2)와 같이 모든 구성성분을 곱하여 원시계열 자료를 계산한다.

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t \quad (\text{식 1})$$

$$Y_t = T_t \times C_t \times S_t \times I_t \quad (\text{식 2})$$

본 연구에서는 로그변환된 해상운임지수로부터 추세순환성분과 계절변동성분을 분해하고, 이를 바탕으로 단기예측을 시행하여 전망치를 제시하는 승법모형을 사용하였다. BDI의 원시계열과 로그변환 시계열은 Augmented Dickey-Fuller Test를 실행하였을 때 불안정한 시계열로 나타나므로,<sup>8)</sup> 시계열 요소분해법을 통해 안정적인 시계열로 변환하였다. 먼저 추세순환성분 추출을 통해 추정된 최근 추세가 예측기간 동안 유지된다고 가정하고, 계절변동성분을 계산하여 매년 반복되는 해상운임시장의 계절성을 분해한다. 마지막으로 추세순환성분과 계절변동성분으로 설명되지 않는 부분을 불규칙변동성분으로 정의하고, 이에 대해 ARIMA 방법을 이용하여 향후 예측치를 계산하였다. 이러한 방법으로 구한 각 구성성분의 예측치를 사용하여 최종적으로 해상운임지수의 1~3개월 단기 전망치를 도출하였다.

〈그림 2〉는 BDI에서 추세순환성분을 추출하기 위하여 HP 필터(Hodrick-Prescott filter) 방법론을

사용한 결과를 나타낸다.<sup>9)</sup> 해운시장에는 기술 발달과 정치 변화 등에 의한 장기경기순환요인과, 시장 참여자의 과열 및 냉각에 의한 단기경기순환요인이 혼재되어 있다. 일반적으로 해운시장의 장기경기순환요인은 약 60년, 단기경기순환요인은 약 5~10년간 지속하는 것으로 알려져 있다(Stopford, 2013). HP 필터는 시계열 관측치  $\{x_t\}_{t=1}^T$ 가 주어졌을 때 (식 3)과 같은 수식의 제곱합을 최소화하는  $\{\tau_t\}_{t=1}^T$ 을 계산하는 추세순환성분 추출 방법론이다(김명직·장국현, 2002). HP 필터로 추출한 추세순환성분은 사전에 정의한 평활화모수(smoothing parameter)  $\lambda$ 에 따라 결정된다.  $\lambda$  값이 클수록 평활화(smoothing) 정도가 증가하며,  $\lambda$  값이 작을수록 원시계열 자료에 가까워진다. HP 필터를 사용하여 장기추세를 추출하는 경우 일반적으로 분기별 자료는  $\lambda = 1600$ , 월별 자료는  $\lambda = 14400$ 을 사용하지만, 원시계열자료의 특성에 따라 추세순환성분을 적절하게 설명할 수 있는 모수 선택이 필요하다.

$$\min_{\{\tau_t\}_{t=1}^T} \left[ \sum_{t=1}^T (x_t - \tau_t)^2 + \lambda \sum_{t=2}^{T-1} \{(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})\}^2 \right] \quad (\text{식 3})$$

계절변동은 1년마다 반복되는 변동을 의미하며, 자연적·사회적 요인에 의해 발생한다. 따라서 일반적으로 경제지표는 계절변동요인을 조정한 계절조정통계를 사용한다. 해상운임시장 또한 해상운송 수요의 계절변동에 따라 1년 중 특정 시기마다 운임 변

8) lag = 6에서 Augmented Dickey-Fuller Test를 실시한 결과, BDI 원시계열은 -2.5977(p-value=0.3249), 로그변환 시계열은 -2.3362(p-value=0.4347)와 같이 불안정한 시계열 가설을 기각하지 못하였다.

9) 추세순환성분을 추출하는 방법으로는 중심이동평균법(centered moving average) 등 보다 단순한 방법론도 많이 사용되고 있다. 그러나 해당 방법론은 최근 관측치에 결측값이 발생하므로, 향후 1~3개월의 단기 전망치를 계산하고자 하는 본 연구의 목적에는 부합하지 않는다.

본 그림은 1999년 11월부터 2018년 10월까지 관측된 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index: BDI)의 로그변환 시계열로부터 HP 필터(Hodrick-Prescott filter) 방법론을 사용하여 추세순환성분을 추출한 결과를 나타낸 그래프이다. 붉은색 그래프는 BDI 원시계열자료를 나타내며, 보라색·파란색·녹색 그래프는 HP 필터의 평활화모수( $\lambda$ )를 각각  $\lambda = 400$ ,  $\lambda = 1600$ ,  $\lambda = 14400$ 로 적용하여 계산한 결과이다. 가로축은 연도를 나타내며, 세로축은 BDI 로그변환 지수값을 나타낸다.



〈그림 2〉 HP 필터를 사용한 BDI 추세순환성분 추출결과

동이 나타난다. 예를 들어, 곡물을 수확하는 9월 말에서 10월에는 곡물수송수요가 증가하며, 겨울철에는 연료재고를 확보하기 위한 수송수요가 증가하는 등 해상운임지수에도 계절변동요인이 존재한다. 본 연구에서는 해상운임지수의 계절조정을 실시하기 위하여 원시계열자료로부터 추세순환성분을 추출한 후 단순평균법을 사용하였다(〈그림 3〉). 단순평균법은 추세순환성분을 제거한 시계열자료의 월별 평균을 구하여 계절변동성분을 계산하는 방법론이다.

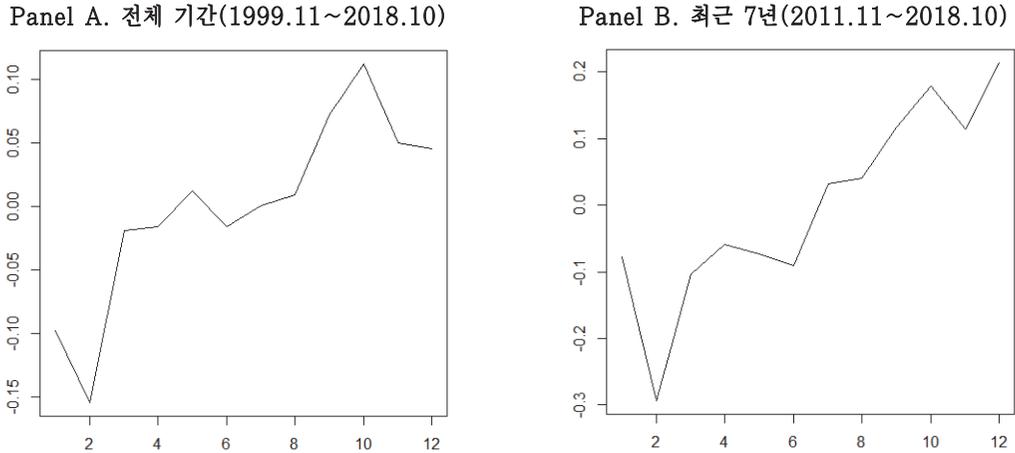
불규칙변동성분은 해상운임시장의 시계열 변화 가운데 추세순환성분과 계절변동성분으로 설명되지 않는 나머지로 정의하였다. Augmented Dickey-Fuller Test를 실시하여 불규칙변동성분 시계열의 안정성

검증을 실시한 후, ARIMA 방법론을 적용하여 불규칙변동성분의 예측값과 신뢰구간을 추정하였다. 〈그림 4〉는 1999년 11월부터 2018년 10월까지 관측된 전체 BDI 로그변환 시계열자료에 대하여 시계열 요소분해를 실시한 결과를 나타낸다.

#### IV. 분석 결과

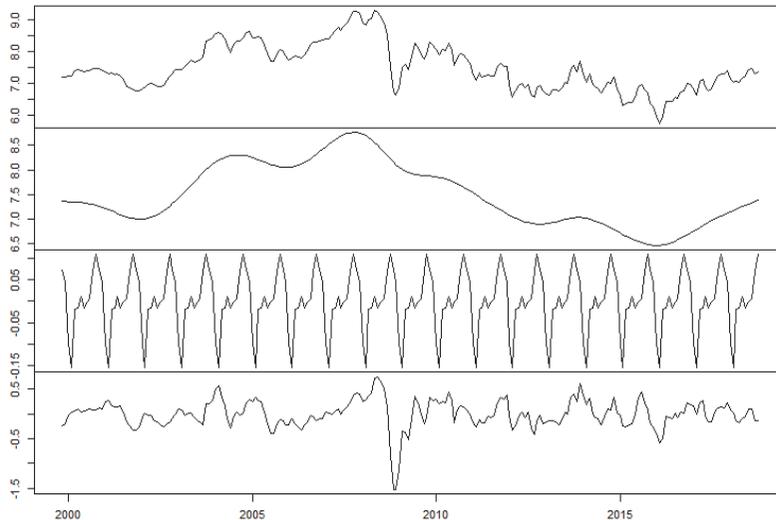
본 연구에서는 BDI의 최근 5년간 추세순환성분과 계절변동성분이 향후 3개월 동안 유사하게 유지될 것이라고 가정하고, 60개월 시계열 자료를 사용하

본 그림은 1999년 11월부터 2018년 10월까지 관측된 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)의 로그변환 시계열로부터 HP필터( $\lambda = 1600$ ) 방법으로 추세순환성분을 추출한 후, 단순평균법으로 계절변동성분을 계산한 결과를 나타낸 그래프이다. Panel A는 전체 기간인 1999년 11월부터 2018년 10월까지를 대상으로 계산하였으며, Panel B는 2011년 11월부터 2018년 10월까지를 대상으로 계산하였다. 그래프의 가로축은 1월부터 12월까지를 나타내며, 세로축은 계절변동성분의 크기를 나타낸다.



〈그림 3〉 BDI 연간 계절변동성분

본 그림은 1999년 11월부터 2018년 10월까지 관측된 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)의 로그변환 시계열자료로부터 HP 필터( $\lambda = 1600$ ) 방법으로 추세순환성분을 추출한 후, 단순평균법으로 계절변동성분을 계산하고 그 나머지를 불규칙변동성분으로 나타낸 그래프이다. 각 그래프는 상단부터 BDI 로그변환 시계열자료, 추세순환성분, 계절변동성분, 불규칙변동성분을 나타낸다. 가로축은 연도를 나타내며, 세로축은 각 성분의 크기를 나타낸다.



〈그림 4〉 BDI 관측치의 시계열 요소분해법 적용 결과 (1999.11~2018.10)

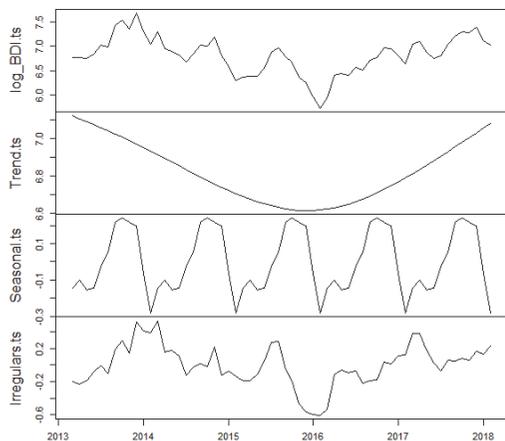
여 향후 1·2·3 개월 전방예측을 실시하였다.<sup>10)</sup> 실제 예측에는 BDI에 로그함수를 적용한  $\log(\text{BDI})$ 를 사용하였으며, 추세순환성분 추출을 위한 HP 필터 과정에서는 해운시장의 중장기 트렌드를 반영하는 평활화모수로  $\lambda = 14400$ ,  $\lambda = 1600$ ,  $\lambda = 400$ 을 사용하여 각각의 예측력을 비교하였다. 추세순환성분을 추출한 후에는 최근 12개월의 추세순환성분을 사용하여 선형외삽법(linear extrapolation)으로 장기 추세 예측을 실시하였다. 계절변동성분은 단순평균법으로 계산하였으며, 불규칙변동성분은 ARIMA 방

법론으로 예측을 실시하였다. <그림 5>는 2013년 5월부터 2018년 4월까지 관측된 자료를 바탕으로 본 연구에서 사용한 방법론을 적용한 예측 과정을 설명한다. 그리고 <그림 6>에서는 본 연구의 방법론을 활용한 예측치를 제시하고 이를 실제 BDI와 비교하였다. 이를 위해 로그값으로 계산된 예측값을 지수함수를 이용하여 복구하였다. 이러한 방법으로 계산된 1·2·3 개월 전방예측값은 실제관측값의 움직임에 상당 부분 설명하는 것으로 나타났다.<sup>11)</sup>

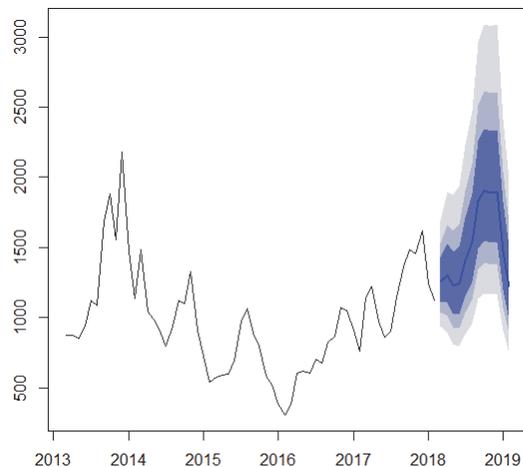
본 연구에서 제시한 예측모형의 예측력을 검증하

본 그림은 2013년 5월부터 2018년 4월까지 관측된 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)에 시계열 요소분해법을 실시한 후, 이를 바탕으로 추정된 예측신뢰구간을 나타낸 그래프이다. Panel A는 BDI 로그변환 시계열자료로부터 HP 필터( $\lambda = 1600$ ) 방법을 사용하여 추세순환성분을 추출한 후, 단순평균법으로 계절변동성분을 계산하고 그 나머지를 불규칙변동성분으로 나타낸 그래프이다. Panel B는 선형외삽법으로 추정된 추세순환성분에 계절변동성분을 더하고, ARIMA로 추정된 불규칙변동성분을 더하여 계산한 향후 12개월의 BDI 전망치를 나타낸다. 회색, 하늘색, 파란색 영역은 각각 60%, 80%, 95% 예측신뢰구간을 의미한다. 가로축은 연도를 나타내며, 세로축은 각 성분의 크기를 나타낸다.

Panel A. 60개월 시계열 분해 결과



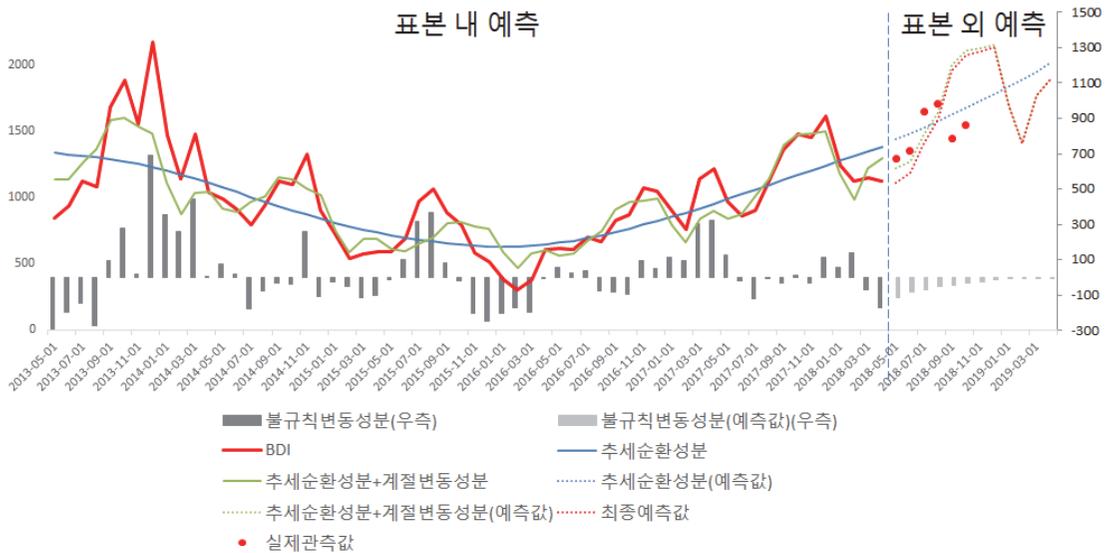
Panel B. ARIMA 활용한 예측신뢰구간



<그림 5> 2013년 5월부터 2018년 4월까지의 BDI 자료를 활용한 전방예측 과정

10) 해운관련산업 현황판단을 위하여 1·2·3개월의 단기 전망이 필요하며, 사업계획수립을 위하여 6·12개월의 중장기 전망이 필요하다. 이는 실무자 의견을 반영하였다. 이 가운데 본 연구에서는 단일시계열을 활용한 1·2·3개월의 단기 전망 방법론을 제시하였다.  
 11) <그림 6>에서 2018년 5월부터 2018년 10월까지 실제 관측된 BDI 월별 평균값은 1293, 1352, 1650, 1710, 1447, 1545이며, 본 연구에서 제시한 예측값은 1111, 1190, 1408, 1596, 1957, 2078이다.

본 그림은 2013년 5월부터 2018년 4월까지 관측된 발틱건화물운임지수(Baltic Dry Index; BDI)에 시계열 요소분해법을 실시한 후, 이를 바탕으로 전망치를 추정하는 일련의 과정을 나타낸 그래프이다. BDI 로그변환 시계열자료로부터 HP 필터( $\lambda=1600$ ) 방법을 사용하여 추세순환성분을 추출한 후, 단순평균법으로 계절변동성분을 계산하고 그 나머지를 불규칙변동성분으로 나타내었다. 이후 선형외삽법으로 추정된 추세순환성분에 계절변동성분을 더하고, ARIMA로 추정된 불규칙변동성분을 더하여 로그 예측치를 계산하였다. 마지막으로, 계산된 예측치에 지수함수를 적용하여 향후 12개월의 BDI 전망치를 표시하였다. 가로축은 날짜를 나타내며, 세로축은 각 성분의 크기를 나타낸다. 붉은색 점은 2018년 5월부터 2018년 10월까지 실제 관측된 BDI 값을 나타낸다.



〈그림 6〉 2013년 5월부터 2018년 4월까지의 BDI 자료를 활용한 전방예측 결과 예시

기 위하여 과거 실제값과 비교하는 사후검증(back-testing)을 실시하였다. 사후검증은 과거 데이터의 표본구간을 세분화하여 모형의 예측값과 실제값을 비교함으로써 모형의 예측력을 검증하는 방법으로, 예측모형의 예측력을 정량적으로 비교하기 위하여 실시한다. 이를 위하여 1999년 11월부터 2018년 7월까지 225개월의 관측값을 〈그림 7〉과 같은 방법으로 60개월씩 166개의 구간으로 나누었다(〈표 2〉). 그리고 각 구간마다 1·2·3 개월 전방예측을 실시하였으며, 예측력 평가를 위하여 166개의 전방예측

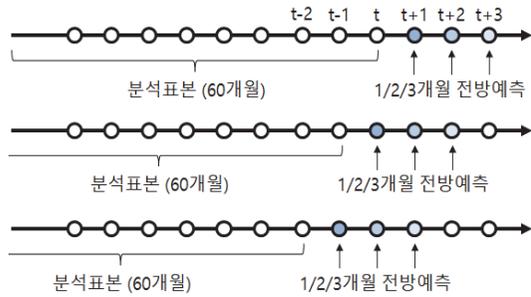
값과 실제관측치를 비교하여 (식 4)와 같이 RMSFE (root mean square forecast error)를 계산하였다.<sup>12)</sup> 또한, 해상운임지수는 임의보행하기 때문에 예측이 불가능한 것인지 검증하기 위하여 임의보행모형의 예측실적을 함께 도출하여 벤치마크로 사용하였다.

$$RMSFE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\theta_t - \hat{\theta}_t)^2}{T}}$$

( $\theta_t$ : 실제값,  $\hat{\theta}_t$ : 예측값) (식 4)

12) 2018년 10월까지의 자료를 사용하였으므로 166개 구간에 대하여 1·2·3개월 예측을 각각 시행하고 이를 실제값과 비교하였다.

본 그림은 논문에서 제시하는 예측모형의 사후검증을 실시하기 위한 시계열 표본구간을 추출하는 방법을 나타낸 모식도이다. 사후검증은 과거 데이터의 표본구간을 세분화하여 모형의 예측값과 실제값을 비교함으로써 모형의 예측력을 검증하는 방법으로, 모형의 예측력을 정량적으로 검증할 수 있다.



〈그림 7〉 시계열 표본 추출 방법

〈표 2〉 표본 구간

본 표는 논문에서 제시하는 예측모형의 사후검증을 실시하기 위한 시계열 표본구간을 추출하는 방법을 나타내었다. 전체 표본 구간은 1999년 11월부터 2018년 10월까지이며, 본 논문은 최대 3개월 예측을 실시하므로 2018년 7월까지의 자료를 사후검증에 사용하였다. 제1구간은 관측이 시작된 1999년 11월부터 2004년 10월까지의 60개월이며, 이후 1개월씩 이동하여 2018년 7월까지 총 166개 구간으로 구분하였다.

구간명	표본구간
제1구간	1999년 11월 ~ 2004년 10월
제2구간	1999년 12월 ~ 2004년 11월
...	...
제165구간	2013년 7월 ~ 2018년 6월
제166구간	2013년 8월 ~ 2018년 7월

표본 구간을 달리하여 예측값과 실제관측값을 비교하는 사후검증을 통해 예측력을 검증한 결과, 〈표

3)과 같이 추세순환성분 추출을 위한 HP 필터 평활화모수를  $\lambda = 1600$ 로 설정하였을 때 최근 3년간 모형의 예측치가 벤치마크로 사용한 임의보행모형보다 우수한 것으로 나타났다. 또한, 2014년의 1개월 전방예측을 제외하면 2013년부터 2017년까지 5년간 모형의 단기예측이 임의보행모형을 사용하는 벤치마크보다 우수한 예측력을 나타냈다. 이는 본 논문에서 제시한 방법이 실제 BDI 단기예측에 유의미한 정보를 주는 것을 의미한다. 특히 평활화모수  $\lambda = 1600$ 은 관련 전문가 의견 청취 과정에서 BDI의 장기추세를 가장 적절하게 설명하는 것으로 평가된 값이며, 이 값이 단기전방에서도 가장 우수한 예측력을 보였다는 점은 주목할 만하다.

시계열 요소분해법을 활용한 예측 결과는 최근 12개월간 관찰된 추세순환성분과 5년간 반복된 계절변동성분이 향후 3개월간 유지되며, 이러한 특징을 활용하면 유의미한 수준의 예측을 실시할 수 있다는 것을 의미한다. 기업의 가치를 의미하는 다우존스산업평균지수(Dow Jones Industrial Average Index) · 코스피(Korea Composite Stock Price Index) 등의 종합주가지수와는 달리, 해상운임지수가 이러한 시계열적 특징을 가지는 이유는 지수의 대상이 저장할 수 없는 서비스의 가격이라는 점 때문이다. 또한, 김우호 외 3인(2011)이 지적한 바와 같이, 해운산업은 자본집약적 특징을 가지고 있어 단기적으로 공급의 가격탄력성이 매우 낮다는 점도 이러한 현상을 나타내는 원인으로 지목될 수 있다. 해상운임선도거래 등 해상운임지수를 기초자산으로 하는 파생상품이 이와 유사한 특징을 지닐 것으로 단정할 수는 없겠으나,<sup>13)</sup> 연구 결과에서 제시된 해상운임지수의 시계열적 특성에 비추어 볼 때 임의보행가설에

13) 김서경·박성호(2011)는 국내 주식시장에서 현물지수와 선물지수의 모델링 강도를 비교하여 선물지수보다 현물지수에서 모델링이 상대적으로 강하게 나타나는 것을 보이고, 이 현상을 차익거래자의 행동으로 설명하였다.

〈표 3〉 BDI 예측모형을 사용한 1,2,3 개월 전방예측 RMSFE

본 표는 논문에서 제시하는 예측모형의 예측력을 사후검증을 통해 검증한 결과를 나타내었다. RMSFE(root mean square forecast error)는 모형의 예측값과 실제값의 차이를 계산한 지표로, 값이 작을수록 모형의 예측력이 우수하다는 것을 의미한다. 벤치마크로는 임의보행모형(random walk)을 사용했으며, 이는 과거자료를 이용한 해상운임지수의 예측이 불가능하다는 것을 의미한다. 벤치마크보다 예측모형의 RMSFE가 작은 경우를 볼드체와 음영을 통해 표시하였다. Panel A 는 HP 필터(Hodrick-Prescott filter)의 평활화수로서  $\lambda=14400$ 를 사용한 결과를 나타내며, Panel B 와 Panel C 는 각각  $\lambda=1600$  및  $\lambda=400$ 을 사용한 결과를 나타낸다.

Panel A. $\lambda=14400$						
시작 시점	1개월 전방예측 RMSFE		2개월 전방예측 RMSFE		3개월 전방예측 RMSFE	
	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형
2010	240.48	268.61	330.03	364.22	382.71	401.59
2011	235.18	253.76	313.08	333.59	351.07	371.56
2012	221.46	255.69	294.37	330.45	349.09	385.54
2013	206.14	<b>198.27</b>	289.52	<b>245.08</b>	331.88	<b>284.50</b>
2014	160.51	185.48	246.76	254.19	298.37	<b>296.45</b>
2015	165.97	180.28	246.08	<b>241.33</b>	290.95	<b>287.81</b>
2016	191.25	209.78	282.96	<b>269.02</b>	329.40	<b>310.83</b>
2017	198.74	<b>183.71</b>	273.24	<b>216.46</b>	336.80	<b>210.68</b>

Panel B. $\lambda=1600$						
시작 시점	1개월 전방예측 RMSFE		2개월 전방예측 RMSFE		3개월 전방예측 RMSFE	
	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형
2010	240.48	246.82	330.03	357.37	382.71	415.74
2011	235.18	224.97	313.08	316.88	351.07	369.03
2012	221.46	225.24	294.37	317.71	349.09	387.18
2013	206.14	<b>188.92</b>	289.52	<b>266.47</b>	331.88	<b>320.98</b>
2014	160.51	168.75	246.76	<b>229.62</b>	298.37	<b>271.73</b>
2015	165.97	<b>160.60</b>	246.08	<b>214.35</b>	290.95	<b>263.40</b>
2016	191.25	<b>174.52</b>	282.96	<b>214.39</b>	329.40	<b>251.64</b>
2017	198.74	<b>183.22</b>	273.24	<b>209.95</b>	336.80	<b>289.34</b>

Panel C. $\lambda=400$						
시작 시점	1개월 전방예측 RMSFE		2개월 전방예측 RMSFE		3개월 전방예측 RMSFE	
	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형	임의보행	예측모형
2010	240.48	248.50	330.03	357.13	382.71	421.38
2011	235.18	<b>223.94</b>	313.08	321.86	351.07	382.35
2012	221.46	223.16	294.37	324.74	349.09	401.29
2013	206.14	206.48	289.52	305.14	331.88	369.16
2014	160.51	185.89	246.76	247.92	298.37	<b>277.27</b>
2015	165.97	176.51	246.08	<b>226.16</b>	290.95	<b>263.30</b>
2016	191.25	<b>188.24</b>	282.96	<b>226.29</b>	329.40	<b>248.72</b>
2017	198.74	<b>198.08</b>	273.24	<b>235.55</b>	336.80	<b>289.41</b>

기반을 둔 금융시장의 일반적인 파생상품 가치평가 및 리스크관리 방법을 그대로 적용할 수는 없을 것으로 예상된다.

## V. 결론 및 시사점

본 연구는 주요 해상운임지수인 BDI를 시계열 요소분해법을 활용하여 분해하고, 향후 1·2·3개월의 BDI 예측을 실시하였다. BDI 시계열자료를 시계열 요소분해법을 사용하여 추세순환성분, 계절변동성분, 불규칙변동성분으로 분해하고, 각 구성성분의 예측치를 계산한 후 이를 다시 결합하는 방식으로 BDI 전망치를 도출하였다. 추세순환성분 추출을 위하여 HP 필터를 사용하였으며, 선형외삽법을 사용하여 향후 추세를 전망하였다. 또한, 계절변동성분 계산에는 단순평균법을, 불규칙변동성분 예측에는 ARIMA 방법론을 사용하였다. 모형의 예측력 검증을 위하여 본 연구에서 제시한 예측방법을 표본 구간을 세분화한 과거 데이터에 적용하여 예측값과 실제값을 비교하는 사후검증을 실시하였다. RMSFE를 사용하여 예측오류를 계산한 결과, BDI가 무작위로 움직이므로 예측 불가능하다는 임의보행모형에 비하여 본 연구의 예측모형이 더욱 우수한 것으로 나타났다. 이러한 결과는 시계열 요소분해법을 통해 BDI 시계열자료의 각 성분을 예측하였을 때, 모형에서 제시하는 1·2·3개월의 전망예측값이 실제 BDI를 전망하는 데 유의미한 정보를 주는 것으로 평가할 수 있다.

본 연구의 결과는 해상운임지수가 계절변동의 영향을 받으며 과거 추세가 유지되는 특성이 있어 이를 통해 유의미한 수준의 단기예측을 실시할 수 있

음을 시사한다. 이러한 해상운임지수의 시계열적 특성을 활용하면 정량적 방법으로 단기 시장전망을 제공할 수 있다. 현재 우리나라의 국적선사는 해운시장의 변동성 해지를 위한 해상운임선도거래를 거의 활용하고 있지 않지만, 해상운임지수의 정량적 예측방법론이 발달할수록 자체적인 예측 역량을 토대로 한 해양금융 파생상품의 활용도가 높아질 것이다. 국내 기업의 위기 극복을 위해서는 환경감지 역량(sensing capability) 강화가 필수적이며(허문구, 2018), 본 연구의 결과는 해운시장의 추세변화를 정량적으로 감지하는 데 활용될 수 있다. 특히 BDI를 구성하는 주요 항로는 해운산업의 파생금융상품인 해상운임선도거래의 기초자산이므로, 본 연구에서 제시하는 해상운임지수 예측방법론은 다른 항로와 선종에도 적용 가능할 것으로 기대된다.

다만 연구에서 제시한 예측모형은 해운시장의 수급조건이 지금과 같이 유지될 때 BDI의 단기적 움직임을 예측하며, 장기적인 전망을 실시하는 것에는 적합하지 않다는 한계가 있다. 특히 수급조건을 변화시키는 주요 사건이 발생하는 경우, 오차가 발생한 후 이를 반영하여 모형을 수정하는 후행적 예측모형이라는 점에 유의하여야 한다. 예를 들어, 2018년 11월 중 美-中 무역갈등이 심화됨에 따라 교역량이 감소할 것으로 전망되자 BDI는 이를 즉각 반영하여 본 연구의 예측모형에서 제시한 95% 신뢰구간 이하로 하락하였다. 따라서 6개월 혹은 12개월 이상의 예측을 위해서는 해운시장의 수급조건 변화를 고려한 별도의 모형이 필요하다. BDI 지수라는 단일시계열을 이용하여 해운시장을 예측하는 것은 방법론적 간결성으로 인해 실무 적용이 용이하다는 장점이 있으나, 시장의 추세에 예상하지 못했던 충격을 가져오는 요소를 반영하지 못하는 한계를 내포한다. 이러한 부분을 극복하기 위하여 관련 전문지의

텍스트 마이닝(text mining) 방법을 사용한 감성분석(sentiment analysis) 등을 이용하여 시장의 움직임 예측하는 새로운 설명변수를 찾는 노력이 수반될 필요가 있다. 후속연구에서는 방법론과 설명변수 등의 지속적인 개선과 예측모형 간의 비교를 통해 해운지수 전망 기간 및 정확도를 높이는 데 주력해야 한다.

## 참고문헌

- 김가람 · 류두진 · 양희진 (2018), “투자심리지수의 대응변수와 유용성: 개별기업 주식수익률에 미치는 영향을 바탕으로,” **경영학연구**, 47(5), 1231-1260.
- 김명직 · 장국현 (2002), 『금융시계열분석』 제2판, 경문사.
- 김서경 · 박성호 (2011), “현물지수와 선물지수에 대한 상대적 모멘텀강도 분석,” **금융연구**, 25(1), 1-23.
- 김우호 · 김태일 · 고병욱 · 채수담 (2011), “세계 해상운임 선물거래(FFA) 시장의 국부창출방안 연구,” **한국해양수산개발원**, 1-168.
- 김현석 (2018), “원자재가격과 건화물선 운임지수의 비대칭구조 분석,” **한국항만경제학회지**, 34(4), 181-190.
- 김현석 · 장명희 (2014), “Bayesian VAR를 이용한 해운경기, 환율 그리고 산업생산 간의 동태적 상관분석,” **한국항만경제학회지**, 30(2), 77-92.
- 류두진 · 류두원 · 양희진 (2018), “개별기업의 특성을 반영한 투자자 심리지수와 주식수익률,” **재무연구**, 31(1), 1-38.
- 모수원 (2010), “ARIMA 모형을 이용한 2011년 BDI의 예측,” **한국항만경제학회지**, 26(4), 207-218.
- 모수원 (2013), “해운경기의 예측: 2013년,” **한국항만경제학회지**, 29(1), 67-76.
- 모수원 · 이광배 (2014), “BDI의 변동성 추정: 레버리지 GARCH 모형을 중심으로,” **한국항만경제학회지**, 30(3), 1-14.
- 원양연 · 김청열 (2017), ““세계컨테이너선보량기준지수” 개발에 관한 연구,” **한국항만경제학회지**, 33(1), 11-30.
- 윤원철 (2007), “海上運賃 先渡價格의 헤징效果 比較,” **해양정책연구**, 22(1), 157-176.
- 이경준 · 김현식 · 조훈 (2017), “국내 주식시장에서 발생액 및 투자 이상현상과 수익률 횡단면변동성에 대한 실증 연구,” **한국증권학회지**, 46(5), 1121-1155.
- 임병권 · 박순홍 (2017), “주식수익률의 동조화와 투자자별 거래형태: KOSPI 200 지수편입 사건을 중심으로,” **경영학연구**, 46(3), 847-871.
- 임상섭 · 윤희성 (2018), “순환신경망 모델을 활용한 벌크 운임지수 예측,” **해양비즈니스**, 40, 159-180.
- 허문구 (2018), “한국기업의 경쟁력 강화 방안: 동적 역량 관점,” **Korea Business Review**, 22(2), 155-175.
- Batchelor, R., A. Alizadeh and I. Visvikis (2007), “Forecasting spot and forward prices in the international freight market,” *International Journal of Forecasting* 23(1), 101-114.
- Chen, S., H. Meersman and E. van de Voorde (2012), “Forecasting spot rates at main routes in the dry bulk market,” *Maritime Economics & Logistics* 14(4), 498-537.
- Jing, L., P.B. Marlow and W. Hui (2008), “An analysis of freight rate volatility in dry bulk shipping markets,” *Maritime Policy & Management* 35(3), 237-251.
- Kavussanos, M.G. and N.K. Nomikos (2003), “Price Discovery, Casualty and Forecasting in the Freight Futures Market,” *Review of Derivatives Research* 6(3), 203-230.
- Kavussanos, M.G. and I.D. Visvikis (2006), “Shipping freight derivatives: a survey of recent evidence,” *Maritime Policy & Management* 33(3), 233-255.
- Ko, B. (2010), “A Mixed-Regime Model for Dry

- Bulk Freight Market," *Asian Journal of Shipping and Logistics* 26(2), 185-204.
- Papailias, F., D.D. Thomakos and J. Liu (2017), "The Baltic Dry Index: cyclicalities, forecasting and hedging strategies," *Empirical Economics* 52(1), 255-282.
- Stopford, M. (2013), *Maritime Economics*, Routledge.
- Zeng, Q., C. Qu, A.K.Y. Ng and X. Zhao (2016), "A new approach for Baltic Dry Index forecasting based on empirical mode decomposition and neural networks," *Maritime Economics & Logistics* 18(2), 192-210.

## Short-term Forecasts of the Baltic Dry Index (BDI) Using Time-series Factor Decomposition

Hyeongjun Kim\* · Doojin Ryu\*\* · Hoon Cho\*\*\*

### Abstract

The shipping freight rate index is an indicator of fluctuations in the cost of shipping raw materials and commodities. It is used to diagnose and predict changes in the global real economy and in the shipping market. Thus, both financial institutions and the shipping industry need to strengthen their capacity to forecast and analyze the index. In this study, we conduct a short-term forecast of the Baltic Dry Index, a representative maritime freight rate index, using the time-series factor decomposition method. To verify our model's predictive power, we apply the prediction method presented in this study to past data with different sample intervals and perform a backtest to compare the predicted values with actual observations. The root mean square forecast error of the backtest shows that our prediction model outperforms the random walk model. The results suggest that it is possible to conduct a significant short-term forecast of the shipping freight rate index because it involves a short-term trend and seasonality. These time-series characteristics of the shipping freight rate can be used to quantitatively provide short-term market forecasts.

Key words: Autoregressive Integrated Moving Average, Baltic Dry Index, Hodrick-Prescott Filter, Maritime Freight Index, Time-series Factor Decomposition

---

\* Assistant professor, Department of Business Administration, Yeungnam University, First Author

\*\* Tenured professor, Department of Economics, Sungkyunkwan University, Corresponding Author

\*\*\* Tenured professor, Graduate School of Finance, Korea Advanced Institute of Science and Technology, Co-Author

- 저자 김형준은 KAIST 경영대학에서 학사, 석사 및 박사를 취득하였다. 한국주택금융공사 연구위원과 한국자산관리공사 수석연구원을 거쳐, 현재 영남대 경영학과 조교수로 재직 중이다. 주요연구분야는 신용위험, 자산시장, 부동산금융, 가치평가 등이다.
- 저자 류두진은 서울대 전기공학부를 졸업하고 KAIST 경영대에서 Finance를 전공하여 박사학위를 취득하였다. 국민연금공단 연구위원, 한국외대 국제경영학과 교수, 중앙대 경제학부 교수를 거쳐, 현재 성균관대 경제학과 정년보장 교수로 재직 중이며, 스포츠과학대학 교수를 겸직하고 있다. SSCI 학술지인 Emerging Markets Review와 Investment Analysts Journal의 Editor이다. 자본시장, 시장미시구조, 파생금융상품, 행태재무, 부동산금융, CSR, 핀테크, 금융빅데이터 등을 연구한다.
- 저자 조훈은 서울대학교 경영대학 및 대학원 경영학과를 졸업하였으며, 미국 University of Wisconsin-Madison에서 박사학위를 취득하였다. 현재 KAIST 경영대학 정년보장 교수로 재직 중이다. 주요 연구분야는 신용위험, 부동산금융, 자산시장 등이다.