

파나막스 중고선가치 추정모델 연구

임상섭* · 이기환** · 양혁준*** · † 윤희성

*,**한국해양대학교 해운경영학부, ***부산연구원 부산공공투자관리센터, † 한국해양수산개발원 해운빅데이터연구센터

Panamax Second-hand Vessel Valuation Model

Sang-Seop Lim* · Ki-Hwan Lee** · Huck-Jun Yang*** · † Hee-Sung Yun

*,**Division of Shipping Management, Korea Maritime and Ocean University, Busan 49112, Korea

***Busan Development Institute, Busan 47210, Korea

† Centre for Shipping Big Data Analytics, Korea Maritime Institute, Busan 49111, Korea

요 약 : 중고선은 신조선과 달리 시장참여자에게 즉각적인 시장 진출입 기회를 제공하기 때문에 해운산업에서 중요한 시장이라 할 수 있다. 중고선 거래 시 정확한 선가 추정은 향후 장기적인 자본비용의 부담과 직접적인 관련이 있기 때문에 투자 의사결정에서 상당히 중요한 요소가 된다. 기존의 중고선시장과 관련된 연구들은 시장의 효율성검증에 치우쳐 있어 정확한 중고선가 추정을 위한 연구는 부족한 실정이다. 본 연구에서는 중고선박 가치추정에 전통적인 계량모델보다 기존연구에서 시도되지 않았던 인공신경망모델을 새롭게 제안하였다. 문헌연구를 통해 중고선 가격에 영향을 미치는 6개 요인(운임, 신조선가격, 총 선복대비 발주량, 해체선 가격, 선령, 사이즈)을 선정하였고, 데이터는 2016년 1월부터 2018년 12월까지 Clarkson에 보고된 파나막스 중고선의 실거래 기록 366건을 이용하였다. 변수선정을 위하여 상관분석과 단계적 회귀분석 실시한 결과 최종적으로 운임, 선령, 사이즈 3개의 변수가 채택되었다. 모델의 설계는 10분할 교차검증으로 인공신경망모델의 파라미터들을 추정하여 진행되었다. 인공신경망 모델의 중고선 가치추정치를 단순 단계적 회귀모형과 비교한 결과 인공신경망모델의 성능이 우수함을 확인하였다. 이 연구는 중고선 선가추정에 미치는 요인들에 대한 통계적인 검증, 성능개선을 위한 기계학습기반의 인공신경망 모델 활용이라는 측면에서 차별적 의미가 있다. 또한 정확한 선가 추정이 요구되는 실무에서 통계적인 합리성과 결과의 정확성이 동시에 만족되는 과학적 모델을 제시하여 실무적으로도 도움이 될 것으로 기대한다.

핵심용어 : 파나막스 중고선가, 인공신경망, 단계적 회귀분석

Abstract : The second-hand ship market provides immediate access to the freight market for shipping investors. When introducing second-hand vessels, the precise estimate of the price is crucial to the decision-making process because it directly affects the burden of capital cost to investors in the future. Previous studies on the second-hand market have mainly focused on the market efficiency. The number of papers on the estimation of second-hand vessel values is very limited. This study proposes an artificial neural network model that has not been attempted in previous studies. Six factors, freight, new-building price, orderbook, scrap price, age and vessel size, that affect the second-hand ship price were identified through literature review. The employed data is 366 real trading records of Panamax second-hand vessels reported to Clarkson between January 2016 and December 2018. Statistical filtering was carried out through correlation analysis and stepwise regression analysis, and three parameters, which are freight, age and size, were selected. Ten-fold cross validation was used to estimate the hyper-parameters of the artificial neural network model. The result of this study confirmed that the performance of the artificial neural network model is better than that of simple stepwise regression analysis. The application of the statistical verification process and artificial neural network model differentiates this paper from others. In addition, it is expected that a scientific model that satisfies both statistical rationality and accuracy of the results will make a contribution to real-life practices.

Key words : Panamax Second-hand Ship Price, Artificial Neural Networks, Stepwise Regression

1. 서 론

해운시장은 크게 운임시장, 신조선시장, 중고선시장, 해체시장 등 4개 시장으로 구분된다. (Stopford 2009) Tsolaklis et al. (2003)는 중고선시장이 해운시장에서 경제적으로 비중이 있는

역할을 하는 시장이라고 언급한 바 있는데 이는 해운시장 참여자에게 있어 선박투자가 중요한 의사결정임을 반영하는 것이다. 특히, 중고선시장은 선주나 투자자에게 선박을 거래할 수 있는 기회를 제공하며 즉시적인 운임시장 진출입을 가능하게 하기 때문에 4개 시장 중 운임시장과 함께 가장 활발한 시장으로 볼 수 있다. 따라서 대부분의 해운거래는 이 두 개의

† Corresponding author : 정희원, heesung@kmi.re.kr

* 정희원, llimsangseop@kmou.ac.kr

** 정희원, khlee@kmou.ac.kr

*** 정희원, hjenjoy@bdi.re.kr

시장과 관련성이 많은데 이는 심한 변동성을 지닌 해운시장에서 시장참여자가 정교한 투자전략을 통해 수익을 실현할 수 있는 기회를 가질 수 있기 때문이다.

한편, 해운 기업의 주요 수익의 원천은 운임수익과 선박매각차익으로 구분된다. 선주나 투자자가 보유한 선박의 가치를 추정할 경우 가장 중요하게 고려해야 할 사항은 미래 현금흐름과 연관된 운임 추정과 선박의 매각 시점의 잔존가치추정임을 직관적으로 알 수 있다. (Beenstock, 1985)

중고선 시장은 선박(carrying capacity)거래에서 가장 활발한 시장이며 해운시장에서 경제적 역할이 크기 때문에 운임시장과 더불어 많은 관심을 받아왔다. 하지만 대부분의 기존 연구에서는 중고선 시장의 경제모델을 제시하기보다 시계열 방법론을 이용하여 중고선시장의 선종별로 가격행태들의 연관성을 분석하여 Fama(1970)가 제시한 효율적 시장가설(efficient market hypothesis, EMH)을 검증하였다.

Hale and Vanangs(1992)는 요한슨 공적분 분석을 이용하여 건화물선 시장에 대해 효율적 시장 가설을 검증하였는데 30,000dwt, 70,000dwt, 120,000dwt 벌크선 중고선가의 공적분(co-integration) 유무와 그랜저인과성(Granger causality)을 분석하였다. Glen(1997)은 탱커선 시장과 건화물선 시장의 중고선 가격의 행태를 분석하였는데 Hale and Vanangs(1992)의 연구를 탱커선까지 확장하였다. 공적분관계의 존재가 시장의 비효율성을 의미하는 것이 아니라 장기적인 관점에서 시계열의 확률적인(stochastic)특성으로 선가를 예측하기 어렵기 때문에 시장이 효율적일 수 있다는 의견을 제시하였다. 이 두 연구결과로는 효율적시장가설이 성립하는지 명확하게 규명되지 않았다.

Kavussanos and Alizadeh(2002)는 Campbell and Schiller(1987)의 벡터자기회귀모형(vector auto-regressive model, VAR)과 GARCH-M을 이용하였으며 아주 특징적인 선종을 제외하고 중고선시장이 효율적이지 않음을 보였다. Adland and Koekebakker(2004)의 경우, 가격은 모든 정보를 포함하고 있다는 가정을 근거로 기술적 분석(technical analysis)을 이용하여 추출한 변수들로 예측을 시도하였는데, 추출된 변수들로 거래전략을 구성하여 Buy and Hold 전략으로 얻은 시장수익률을 초과하는지 여부를 실증분석하였다. 그들은 거래비용(transaction cost)과 시장 비유동성(illiquidity)을 포함하여 분석하였는데 이들은 시장의 효율성검정에서 고려되어야 할 중요한 변수들이다. 검증결과 거래비용만 고려할 경우에는 탱커시장은 효율적이고 벌크시장은 비효율적이었으며, 거래비용과 비유동성을 고려할 경우에는 파나막스 건화물 시장만 비효율적이었다. Sodal et al.(2009)은 Beenstock(1985)의 연구처럼 탱커시장과 건화물시장이 공적분관계가 있다면 두 시장의 운임이 장기적으로 유사한 행태를 보일 것이나 두 운임이 일시적으로 차이가 발생하면 OBO선박을 이용한 거래전략으로 수익기회를 창출할 수 있다는 아이디어를 제시하였다.

위와 같이 기존 연구들에서는 계량모델을 이용하여 중고선시장의 효율성을 입증하려는 시도가 많았다. 한편 더욱 체계

적으로 경제적 수급요인을 이용하여 중고선 시장을 분석하려는 노력도 있었다. Tsolakis et al.(2003)의 경우 중고선에 대한 수요요인으로 운임, 중고선가, 신조선가 그리고 자본비용으로 LIBOR금리를 선정하여 수요함수를 구성하였고, 공급요인으로 총선복량 대비 신조선발주량 비율, 중고선가를 선정해 공급함수를 구성하여 수요공급의 균형관계로부터 중고선가함수를 도출하였다. 하지만, 중고선가 예측에 선령을 반영하지 않은 것은 아쉬운 부분으로 지적된다. (Pruyn et al. 2011)

Adland and Koekebakker(2007)는 중고선 시장에서의 비유동성과 내재적인 특성으로 신뢰성이 확보된 시계열을 생성하기 어려운 구조라고 지적하였다. 중고선시장은 브로커를 통해서 거래하는 관행이 있으며 선가 추정에서 이들의 경험과 노하우에 지나치게 의존하기 때문에 브로커편의(brokers' bias)나 추정오류가 개입될 수밖에 없는 구조적인 특성이 있다. 그들의 연구에서는 실제 거래된 Handymax 선형의 중고선 데이터에서 가격결정에 영향을 미치는 요인으로 사이즈(DWT), 정기용선운임, 선령을 선정하였으며 비모수 다변량 분석으로 중고선 가격을 추정하는 모델을 제시하였다.

지금까지 중고선 시장과 관련한 선행연구들을 살펴본 결과 크게 두 가지 시사점을 얻을 수 있다. 첫째, 계량분석을 통한 중고선시장의 효율성에 대한 검증은 기간과 방법론, 그리고 선형별로 결과에 차이가 존재하며, 운임과 선가의 내재적인 특성으로 명확하게 효율성 여부를 판단할 수 없다. 이는 중고선 시장에서 비효율성의 존재가능성도 있기 때문에 중고선시장에서 임의의 거래전략을 통해 이익을 실현할 수 있음을 의미한다. 둘째, 중고선가에 영향을 미치는 요인은 선박의 상태, 수요와 공급측면을 통합적으로 고려해야 된다. Tsolakis et al.(2003)의 경우처럼 수급요인만으로 모델링을 한 연구가 있는 반면 Adland and Koekebakker(2007)와 같이 선박의 상태와 시장요인만을 고려한 연구들이 있었다. 마지막으로 이전의 연구에서는 계량모델을 이용하여 분석함으로써 시장의 효율성 분석을 하였다는 점에서 학문적 기여도는 높으나 실무적으로 활용하기 용이하지 못한 단점이 있었다.

본 연구에서는 기존 연구들에서 제시한 중고선가에 영향을 미치는 요인들을 고려하여 실거래 데이터를 이용한 중고선 가격 추정 모델을 제시하고자 한다. Kohn(2008)의 연구는 선박의 상태를 고려할 수 있는 선장의 개수, 설비범프용량, 서비스 선속, 및 마력을 도입하고 추가적으로 건조국가, 선급, 엔진종류, 코팅, 선체외관 등을 더미변수로하여 분석하였는데 이는 브로커들이 실무현장에서 사용하는 방법과 유사하다. 하지만 데이터의 이용가능성 측면에서 위와 같은 변수들을 얻기란 쉽지 않다. 또한 변수가 많아지는 만큼 모델의 복잡성으로 인해 분석에 상당한 시간이 소요되며 결과해석도 모호할 수 있고 과적합(overfitting)이 발생하여 분석모형 자체의 신뢰성을 떨어뜨릴 수 있다. 이를 감안하면 모형설계에서 가장 노력을 많이 기울여야 할 부분이 변수선택(variable selection)에 관한 작업이다. (Cai et al. 2018)

중고선가 추정을 위한 모델링을 위해 문헌연구들을 통해서 식별한 다양한 변수들을 모델링에 모두 투입하지 않고 단계적으로 투입하여 모델링에 기여도 높은 변수들을 선별할 수 있는 단계적 회귀분석(stepwise regression)을 시행하였다. 다중 변수들간의 상관성이 높을 경우 다중공선성(multi-collinearity)의 문제가 발생하므로 상관분석을 동시에 시행하여 변수선택에 신중을 기하였다. 또한 본 연구에서는 인공신경망 모델을 도입하여 중고선 가치추정모델을 새롭게 제시하고자 한다. 인공신경망 모형은 기본 회귀분석에서 독립변수와 종속변수 사이에 은닉층이 추가된 모형으로 구조적으로 유사한 측면이 있다. 따라서 두 모형을 비교함으로써 인공신경망이 중고선 가치 평가에 더 적합함을 보이려고 한다. 특히 데이터들의 시계열 특성과 시장의 기대치(market expectation) 같은 통계적인 가정에서 자유로운 인공신경망 모델의 장점이 있다. 운임시장 연구의 경우 인공신경망의 예측성능이 검증되었으나 중고선가 연구에 있어 적용된 사례가 없으므로 본 연구의 학문적인 기여도가 높을 것으로 기대된다. (Li and Parsons 1997; Lyridis et al. 2004; Yun et al. 2016; Lim and Yun 2018) 이와 더불어 선박의 내재적인 요인과 시장의 수급 요인을 동시에 반영하는 모형을 설계하여 기존의 연구와 차별성을 두었다.

선박의 확보에 있어 신조선 발주나 중고선박 도입에는 대규모 자금이 필요하며, 이 중의 대부분은 은행으로부터 받은 담보대출로서 향후 원리금상환에 따른 상당한 금융비용이 발생하게 된다. 따라서 세밀하고 정확한 선가 추정이 되지 않을 경우 선박 인도 후 부담하게 될 자본비용의 여파는 해운기업의 생존에 큰 영향을 미칠 수 있다. Stopford(2009)는 선박운항에서 자본비용이 전체비용의 약 40%를 차지한다고 밝혔다. 자본비용이 선박의 감가상각과 이자상황으로 인한 것임을 고려할 때, 중고선박의 정확한 가치평가는 기업의 수익성과 직결된다. 따라서 본 연구에서는 실거래 데이터를 기반으로 중고선 가격 추정의 정확도를 높여 실무적인 활용성을 높이고자 한다.

2. 데이터 및 모델링

2.1 데이터

본 연구는 파나마스 중고선시장을 대상으로 하였는데 Fig. 1의 Clarkson 자료에 의하면 파나마스 선박은 전체 벌크선대 11,362척중 2,574척으로 약 23%이다. DWT기준으로 842백만 dwt중 207백만dwt로 약 24%로서 상당히 비중이 큰 시장으로 볼 수 있다.

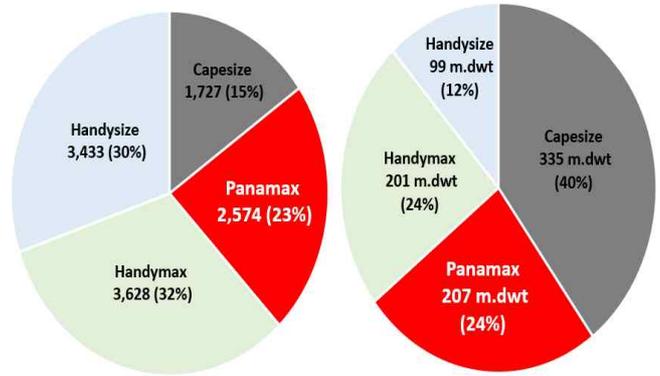


Fig. 1 Ratio of the number and deadweight of Panamax in bulk shipping

Source : Clarkson Research(2019.01.25.)

Yun(2018)에 따르면 Fig. 2와 같이 건화물선의 경우 선종과 화물간에 밀접한 연관성이 있는데 주요 원자재 중 철광석의 경우 Capesize 선박이 투입되며, 석탄의 경우 Capesize와 Panamax, 곡물수송의 경우 Panamax, 기타 원자재는 Handymax이하의 선박이 사용된다.

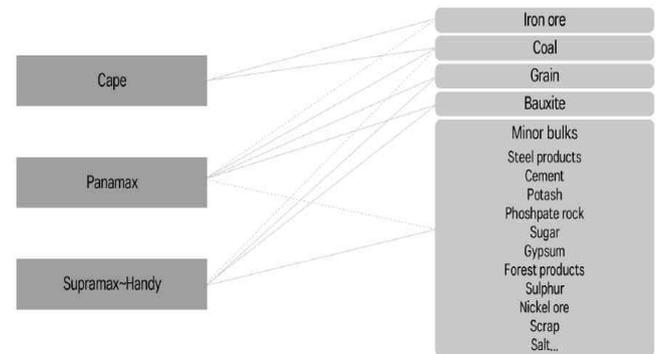


Fig. 2 Match between ship size and cargo

Source : Yun(2018)'s presentation at KMI 36th Seminar

변수선정에 있어 파나마스 선박과 연관성이 높은 화물 중 인도네시아 석탄 수출량만 월별데이터를 구할 수 있었다. Clarkson 자료에 따르면 인도네시아의 연료탄 수출량은 전세계의 약 37%를 차지하고 있어 파나마스 시장의 수요변수로 작용할 수 있지만 1년 정기용선 운임과 상관계수가 0.6에 달해 변수에서 제외하였다.

중고선 가격 추정에 영향을 미치는 요인으로는 Table 1과 같이 기존 문헌들의 연구결과를 토대로 변수를 선정하였다.

Table 1 Description of factors

Factors	Description	Research
Demand	Time Charter rate (TC1yr)	Beenstock(1985) Tsolakis et al.(2003) Adland and Koekebakker(2007)
	Newbuilding Price (New)	Tsolakis et al.(2003) Thalassinos and Politis(2014)
Supply	Orderbook/ Fleet ratio (ORFL)	Tsolakis et al.(2003) Thalassinos and Politis(2014)
	Scrap value (Scrap)	Thalassinos and Politis(2014)
Ship Condition	Age	Adland and Koekebakker(2007)
	Size	

해운경기의 주기를 살펴보면 수요적인 측면에서 세계경기가 상승국면에 진입하면 해상운송의 수요가 증가된다. 수요의 증가는 운임 상승을 부추기게 되고 운임 시장에 즉시 투입될 수 있는 중고선의 가치를 상승시켜 공급시장을 자극하게 된다.

상관계수 추정과 단계적 회귀모형을 이용하여 기존연구의 검토로 선정된 변수들 중 일부를 제외시켜 모델을 단순화하였다. 다음 단계에서는 필터링된 변수와 인공신경망모형을 이용하여 중고선가치를 추정하였다. 추정결과를 도출한 후 모델의 성능개선을 확인하기 위해서 단계적 회귀분석을 벤치마크모델로 비교하였다. 본 논문에서 사용한 데이터는 Clarkson의 Shipping Intelligence Networks에서 보고된 2016년 1월부터 2018년 12월까지 총 3년간 424건의 파나막스 중고선 거래실적이다. 이 중 중고선 가격이 제시되지 않은 결측치 58건을 제외하고 366건을 대상으로 분석하였다. 인공신경망과 단계적 회귀모형에서 성능개선을 위해 식 (1)과 같이 데이터를 Min-Max 정규화(normalization)하였다. (Li and Parsons 1997)

$$\hat{y}_t = \frac{(y_t - y_{\min})}{(y_{\max} - y_{\min})} \quad (1)$$

2.2 단계적 회귀분석(Stepwise Regression)

모형설계에서 여러 변수를 고려하는 경우에는 단계적 선택 회귀 모델이 적합하다. (Shepperd and MacDonell 2012; Silhavy et al. 2017) 다중회귀모형은 다음 식 (2)와 같다.

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

종속변수와 독립변수의 관계를 나타내는 베타는 다음 식

(3)과 같이 의사역행렬(pseudo inverse)로 추정한다.

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (3)$$

회귀분석에서 단계적 변수선택 방법은 여러 변수 중 오차가 최소가 되는 변수 집합을 찾아내는 방법이다. 변수선택에 있어서는 전후진선택이 결합된 단계적 선택(stepwise selection) 알고리즘을 이용하였다.

2.3 인공신경망(Artificial Neural Networks)

인공신경망 모델은 인간의 학습하는 과정을 모방하여 신경계의 신호전달을 수리적으로 설계한 모형이다. 인공신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되며, 3개 층 사이의 연결가중치를 조정하는 방법으로 모델의 정확성을 높이는 방법론이며 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{Y} = w_0 + \sum_{j=1}^q w_j g(w_{oj} + \sum_{i=1}^p w_{ij} X_i) + \varepsilon_t \quad (4)$$

w_n 는 층간의 연결가중치를 나타내며 p 는 입력층 노드 수, q 는 은닉층 노드 수를 나타낸다. 식 (4)에서 $g(\cdot)$ 는 은닉층 노드의 활성화함수로 가장 널리 활용되는 로지스틱함수를 사용하였다. 기존의 인공신경망 연구에서 대부분 1개의 은닉층으로도 만족할만한 수준의 예측성능을 보여 (Cybenko 1989; Zhang et al., 1998) 이 연구에서도 1개의 은닉층을 사용하였다. 본 연구의 인공신경망 구조는 Fig. 3과 같다.

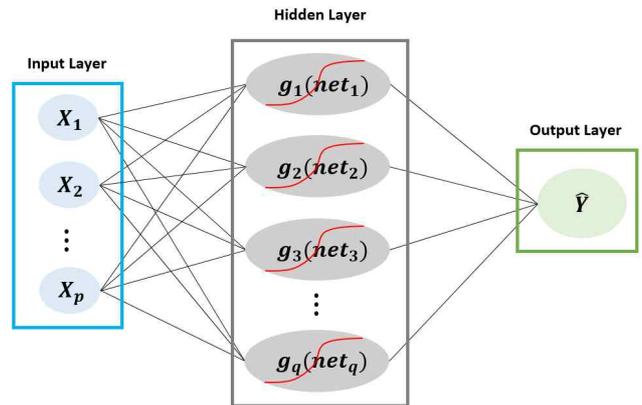


Fig. 3 Structure of artificial neural networks

통계적 검증으로 선정된 변수들을 이용하여 인공신경망으로 추정한 결과와 단계적 회귀모형으로 추정한 결과를 비교하여 모델성능의 개선이 있는지를 확인하였다. 기존의 연구에서

다양한 성능기준이 제시되었지만 우열한 성능평가기준에 대한 일치된 결론이 없었다. Zhang et al.(1998)과 Paliwal and Kumar (2009)의 연구에 의하면 RMSE, MAE, MAPE, COR가 대표적인 성능평가기준으로 받아들여지며 이를 정리하면 Table 2와 같다. RMSE는 큰 오차에 민감하며 이에 비해 MAE는 큰 오차에 덜 민감하다. MAPE는 예측오차와 실측값의 비율이며 실측값이 0일 경우 값을 도출할 수 없다. COR는 예측치와 실측값의 상관관계수이다. MAE, RMSE, MAPE는 수치가 낮을수록, COR는 1에 가까울수록 예측력이 높다고 해석한다.

Table 2 Performance measurements

Type	Equation	Type	Equation
MAE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i - \hat{Y}_i $	MAPE	$100 \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i}$
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}$	COR	$\frac{Cov(Y, \hat{Y})}{\sigma_Y \sigma_{\hat{Y}}}$

3. 실증분석 결과

3.1 변수선정 및 파라미터 추정

문헌연구에서 사전적으로 검증된 변수들과의 상관성을 분석하였다. 독립변수들간의 상관관계가 높을 경우 다중공선성으로 인하여 모델결과의 신뢰성을 확보하기가 어렵다. Fig. 4를 보면 독립변수 중 정기용선운임(TC1yr)은 신조선가격(New), 전체선복대비 발주량(ORFL), 해체가격(Scrap)과 상당히 높은 상관성을 보여주는 것을 보여준다. 다중공선성 진단 결과에서도 VIF값이 정기용선운임(TC1yr)은 21.07, 해체가격(Scrap) 15.77, 신조선가(New) 4.62, 전체선복대비 발주량(ORFL) 4.58 이었고 선령과 사이즈는 2 미만이었다.



Fig. 4 Correlation matrix between variables

전체데이터 모델링을 위한 학습샘플과 예측평가를 위한 검증샘플을 8:2비율로 구분하였으며 학습샘플을 이용하여 10분할 교차검증과 단계적 변수조합을 시행하여 모델설계를 위한 최적 파라미터를 추정하였고, 그 결과는 Fig. 5와 같다. 단계적 회귀분석에서 변수가 3개일 때 오차가 가장 작은 모형을 알 수 있다.

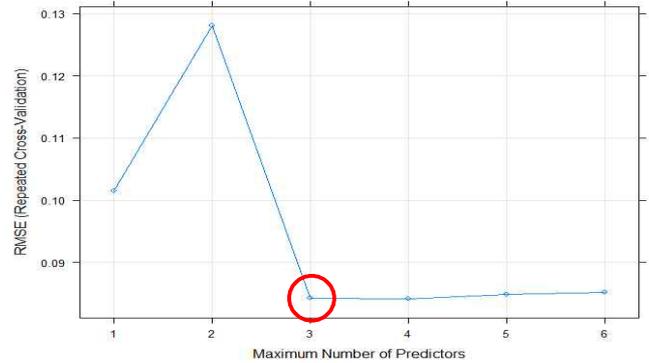


Fig. 5 Optimal number of variables

Fig. 6은 변수의 중요도순위이다. 중고선가에 가장 영향을 많이 미치는 요인으로 선령(Age), 크기(Size), 운임(TC1yr)이 선정되었는데 이는 Adland and Koekebakker(2007)의 연구와 일치한다. VIF값은 2 미만(TC1yr: 1.0, Size: 1.4, Age: 1.4)으로 모델의 다중공선성문제는 해결되었다.

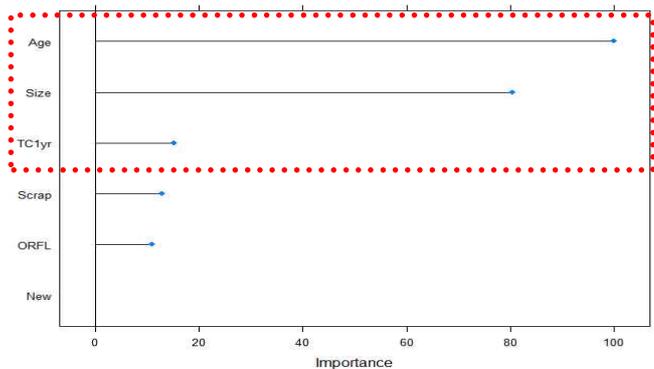


Fig. 6 Ranks of importance in variables

통계적인 근거인 상관계수와 단계적 회귀분석에서 추정된 변수를 동등하게 채택하여 인공신경망 모델성능을 추정하였다. 인공신경망의 경우 추정해야 될 파라미터가 단계적 회귀 모형보다 복잡하다. 10분할 교차검증을 통해서 은닉층 노드수 3개, 과적합방지를 위한 가중치 감소값(weight decay) 0.001을 얻었다.

3.3 모델성능평가 비교

통계적 검증을 통해 중고선가 추정 시 가장 고려되어야 할 변수는 선령(Age), 크기(Size), 운임(TC1yr)이 선정되었으며 단계적 회귀모델과 인공신경망이 추정한 중고선가를 실측치와 비교하여 모델의 성능을 평가하였다. Table 3의 결과를 보면 모든 기준에서 인공신경망의 결과가 단순 단계적 회귀모델보다 우월함을 알 수 있다.

Table 3 Model performances

Criterion	Artificial Neural Networks	Stepwise Regression
MAE	1.342	1.574
RMSE	1.927	2.111
MAPE	0.161	0.197
COR	94.37	92.98

4. 결 론

중고선시장은 즉각적인 선박거래를 통해 선주와 투자자에게 운임시장에 진출입할 기회를 제공한다. 정확한 중고선 가치 평가에 따른 합리적 투자를 통해 선박도입에 따른 자본비용 부담을 경감시킬 수 있다. 자본비가 포함된 선박의 원가수준은 해운불황을 겪고 있는 해운투자자들의 생존과 직결되기 때문에 결코 가볍게 다루어질 수 없는 부분이다.

본 연구에서는 파나마스 중고선 가격 추정을 위해 인공신경망을 적용하였으며, 기존의 통계모델인 단계적 회귀모형과 성능을 비교하였다. 문헌연구를 통해 기존의 연구에서 제시한 중고선박가치에 영향을 미치는 요인들을 파악하였고 이를 통해 변수를 선정하였다. 중고선박에 대한 수요요인으로 정기용선운임, 신조선가격을 선정하였고 공급요인으로 총선복량대비 발주량비율, 선박해체가격을 정하였고 선박의 상태를 나타내는 선령과 사이즈를 주요변수로 선정하였다.

인공신경망을 이용하여 중고선박의 가치를 추정함에 있어 통계적 근거를 보완하여 모델의 정확도를 높였다. 변수들 간의 상관계수를 파악한 결과 운임과 신조선가격, 총선복량대비 발주량비율, 선박해체가격간에 높은 상관성을 보였다. 이는 독립변수들 간의 다중공선성 진단에서도 나타났다. 단계적 회귀모형을 통해 독립변수 중 가장 중요한 요인인 운임, 선령, 사이즈 등 3개의 조합일 때 모형오차가 최소가 되었으며 다중공선성 문제도 해결되었다. 선정된 독립변수 3개로 인공신경망 모델의 최적 파라미터를 추정하였고 최적모델을 구축하여 추정한 결과 단계적 회귀모형에 비해 성능이 우수함을 알 수 있었다.

본 연구를 통해 중고선 거래실무에 통계적 근거를 기반으

로 새로운 과학적 의사결정모형을 제시함으로써 의사결정의 질을 높일 수 있을 것으로 기대된다. 이 연구에서는 파나마스 중고선시장만을 대상으로 하였으나 향후 연구과제로 다른 선종으로 확대하여 모델의 일반성을 검증하는 추가 연구가 필요할 것이다.

References

- [1] Adland, R. and Koekebakker, S.(2004), "Market Efficiency in the Second-hand Market for Bulk Ships". Maritime Economics and Logistics, Vol. 6, No. 1, pp. 1-15.
- [2] Adland, R. and Koekebakker, S.(2007), "Ship Valuation Using Cross-Sectional Sales Data : A Multivariate Non-Parametric Approach", Maritime Economics and Logistics, Vol. 9, pp. 105-118.
- [3] Beenstock, M.(1985), "A theory of ship prices", Maritime Policy and Management, Vol. 12, No. 3, pp. 215-225.
- [4] Cai, J. et al.(2018), 'Feature selection in machine learning: A new perspective', Neurocomputing, Vol. 300, pp. 70-79.
- [5] Campbell, J. Y. and Shiller, R. J.(1987), "Cointegration and Tests of Present Value Models", Journal of Political Economy, Vol. 95, No. 5, pp. 1062-1088.
- [6] Cybenko, G.(1989), "Approximation by superpositions of a sigmoidal function", Mathematics of Control, Signals, and Systems, Vol. 2, No. 4, pp. 303-314.
- [7] Fama, E. F.(1970), "Efficient Capital Markets-A Review of Theory and Empirical Work", Journal of Finance, Vol. 25, No. 2, pp. 383-417.
- [8] Glen, D. R.(1997), "The market for second-hand ships: Further results on efficiency using cointegration analysis", Maritime Policy and Management, Vol. 24, No. 3, pp. 245-260.
- [9] Hale, C. and Vanags, A.(1992), "The market for second-hand ships: Some results on efficiency using cointegration", Maritime Policy and Management, Vol. 19, No. 1, pp. 31-39.
- [10] Kavussanos, M. G. and Alizadeh, A. H.(2002), "Efficient pricing of ships in the dry bulk sector of the shipping industry", Maritime Economics and Logistics, Vol. 29, No. 3, pp. 303-330.
- [11] Kohn, S.(2008), "Generalized Additive Models in the Context of Shipping Economics". Thesis, Department of Economics, University of Leicester.
- [12] Li, J. and Parsons, M. G.(1997), "Forecasting tanker freight rate using neural networks", Maritime Policy and Management, Vol. 24, No. 1, pp. 9-30.

- [13] Lim, S. and Yun, H.(2018), “Supramax Bulk Carrier Market Forecasting with Technical Indicators and Neural Networks”, *Journal of Navigation and Port Research*, Vol. 42, No. 5, pp. 341-346.
- [14] Lyridis, D. et al.(2004), “Forecasting Tanker Market Using Artificial Neural Networks”, *Maritime Economics and Logistics*, Vol. 6, pp. 93-108.
- [15] Paliwal, M. and Kumar, U. A.(2009), “Neural networks and statistical techniques: A review of applications”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, No. 1, pp. 2-17.
- [16] Pruyne, J. F. J., et al.(2011), “Second hand vessel value estimation in maritime economics : A review of the past 20 years and the proposal of an elementary method”, *Maritime Economics and Logistics*, Vol. 13, No. 2, pp. 213-236.
- [17] Shepperd, M. and MacDonell, S.(2012), “Evaluating prediction systems in software project estimation”, *Information and Software Technology*, Vol. 54, No. 8, pp. 820-827.
- [18] Silhavy, R. et al.(2017), “Analysis and selection of a regression model for the Use Case Points method using a stepwise approach”, *Journal of Systems and Software*, Vol. 125, pp. 1-14.
- [19] Sødal, S. et al.(2009), “Value based trading of real assets in shipping under stochastic freight rates”, *Applied Economics*, Vol. 41, No. 22, pp. 2793-2807.
- [20] Stopford, M.(2009), “*Maritime Economics*”. Routledge.
- [21] Thalassinos, E. I. and Politis, E. D.(2014), “Valuation Model for a Second-hand Vessel : Econometric Analysis of the Dry Bulk Sector”, *Journal of Global Business and Technology*, Vol. 10, No. 1, pp. 1-17.
- [22] Tsolakis, S. D. et al.(2003), “Econometric Modelling of Second-hand Ship Prices”, *Maritime Economics and Logistics*, Vol. 5, pp. 347-377.
- [23] Yun, H.(2016), “Trading Strategies in Bulk Shipping : the Application of Artificial Neural Networks”, *Journal of Navigation and Port Research*, Vol. 40, No. 5, pp. 337-343.
- [24] Zhang, G. et al.(1998), “Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 14, No. 1, pp. 35-62.

Received 25 January 2019

Revised 27 February 2019

Accepted 28 February 2019