

# 인공신경망과 시계열 분석을 이용한 해상교통량 예측

유상록\* · 김중수\*\* · 정중식\*\*\* · 정재용\*\*\*†

\* 목포해양대학교 대학원, \*\* 한국해양대학교 기관시스템공학부, \*\*\* 목포해양대학교 국제해사수송과학부

## A Prediction of Marine Traffic Volume using Artificial Neural Network and Time Series Analysis

Sang-Lok Yoo\* · Jong-Su Kim\*\* · Jung-Sik Jeong\*\*\* · Jae-Yong Jeong\*\*\*†

\* Graduate school of Mokpo National Maritime University, Mokpo, 530-729, Korea

\*\* Division of Marine System Engineering, Korea Maritime and Ocean University, Busan, 606-791, Korea

\*\*\* Division of International Maritime Transportation Science, Mokpo National Maritime University, Mokpo, 530-729, Korea

**요 약 :** 본 연구는 기존의 회귀분석과는 달리 시계열 분석과 인공신경망 모델을 이용하여 장래 해상교통량을 예측하였다. 특히, 시계열 분석을 통한 예측값을 인공신경망 모형에 추가 입력변수로 적용하여 장래 해상교통량 예측을 제고하고자 하였다. 본 연구는 인천항의 1996년부터 2013년까지 월별 관측값을 대상으로 하였다. 모형의 예측력 검증을 위해 1996년부터 2012년까지 관측값을 대상으로 구축한 모형으로부터 2013년을 예측하여 실제 관측값과의 비교로 적합한 모형을 판별하였다. 인천항의 2015년 장래 해상교통량은 매월 평균 교통량보다 5월과 11월에 각 5.9%, 4.5% 많았으며, 1월과 8월은 매월 평균 교통량보다 각 8.6%, 4.7% 적은 것으로 예측되었다. 따라서 인천항은 계절에 따른 월별 교통량의 차이를 확인할 수 있다. 본 연구는 해상교통 현장관측 조사시 계절에 따른 교통량의 특성을 반영할 수 있는 기초 자료로 활용될 수 있다.

**핵심용어 :** 시계열 분석, 인공신경망, 장래 해상교통량, 예측, 계절, 입력변수, 인천항

**Abstract :** Unlike the existing regression analysis, this study anticipated future marine traffic volume using time series analysis and artificial neural network model. Especially, it tried to anticipate future marine traffic volume by applying predictive value through time series analysis on artificial neural network model as an additional input variable. This study used monthly observed values of Incheon port from 1996 to 2013. In order for the verification of the forecasting of the model, value for 2013 is anticipated from the built model with observed values from 1996 to 2012 and a proper model is decided by comparing with the actual observed values. Marine traffic volume of Incheon port showed more traffic than average for May and November by 5.9% and 4.5% respectively, and January and August showed less traffic than average by 8.6% and 4.7% in 2015. Thus, it is found that Incheon port has difference in monthly traffic volume according to the season. This study can be utilized as a basis to reflect the characteristics of traffic according to the season when investigating marine traffic field observation.

**Key Words :** Autoregressive integrated moving average, Artificial neural network, Future marine traffic volume, Prediction, Season, Input variable, Incheon port

### 1. 서론

미래의 해상교통량의 정확한 예측은 항만 설계를 위한 항로 폭 산정, 해상교통안전시설 계획과 운영관리에 필수적인 요소이다. 특히 해상교통안전진단제도에 따른 장래 해상교통혼잡도 평가를 위해 회귀분석 및 시계열 모형 등의 적절

한 모형을 활용하여 장래 교통량을 추정해야 하는 주요한 항목이다.

시계열 모형은 동일한 시간 간격으로 측정된 과거 수요 값들이 존재할 경우, 시간의 흐름에 나타난 시계열의 패턴을 파악하여 그 패턴이 미래에도 계속 적용되는 가정에서 예측하는 방법이다. 대표적으로 자기회귀통합이동평균(Autoregressive Integrated Moving Average Model, ARIMA) 모형과 지수평활법(Exponential Smoothing Method, ESM)이 이용되었다.

\* First Author : yoosangrok82@naver.com, 061-555-5496

† Corresponding Author : jjjong@mmu.ac.kr, 061-240-7175

또한, 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)은 높은 예측 성능을 갖는 모형으로 수학적으로 증명(Hornik, 1989; Funahashi, 1989)되었으며, 그 활용분야가 다양하다. 그 예로 폭풍해일 예측(Lee et al., 2005), 산사태 가능성 예측(Quan et al., 2011), 풍수해 예측(Choi, 2011)과 적조 발생 예측(Park et al. 2011)과 같은 자연 재해의 예측 분야와 선박 성능(Kang, 2012), 부유체 운동 예측(Kang et al., 2012)와 같이 조선 분야에서 적용되어 전통적인 통계 모형보다 미래 데이터를 예측하는 능력이 우수한 결과를 보이고 있다.

특히 ARIMA 모형과 ANN 모형을 결합한 ARIMA-ANN 모형을 이용하여 항만 물동량과 도로 교통량을 예측하여 단일 모형인 ARIMA 및 ANN 모형을 이용한 것 보다 높은 예측력을 보이는 것으로 나타났다(Jang et al., 2005; Shin et al., 2008; Shin and Jeong, 2011).

그동안 해상교통량을 예측하기 위해 일반적으로 과거 자료를 기반으로 선형모형, 대수모형, 지수모형 등과 같은 회귀분석을 적용하여 장래 교통량을 산출하였다(Kim et al., 2006; SK Gas, 2011). 본 연구는 인천항을 대상으로 시계열 분석에 의한 장래교통량을 산출하고, 그 출력값과 경제지표를 입력변수로 한 ANN 모형에 적용하여 해상교통량 예측을 제고하고, 월별 교통량 특성을 파악하고자 한다.

## 2. 시계열 모형과 ANN 모형

### 2.1 시계열 모형

#### 1) ARIMA 모형

Box et al.(2008)의 ARIMA 모형은 현 시점의 관측값이 과거 관측값들의 함수 형태로 나타낼 수 있다는 이론이다. ARIMA 모형은 식별, 추정, 진단, 예측 과정으로 이뤄진다.

모형의 식별단계에서는 시계열의 정상성을 확인하고, ARIMA(p, d, q) 모형을 구성하는 AR 요소인 p와 MA 요소인 q, 차분의 차수 d를 임시적으로 결정한다.

모형의 추정 단계에서는 식별 단계에서 선택한 모형의 모수를 추정한다. 모형의 식별에 의해서 선정된 모형에 대한 p개의 AR 모수  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ 와 q개의 MA 모수  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 의 값을 추정한다.

모형의 진단 단계에서는 추정한 모형이 관측된 시계열을 잘 적합시키는지 모형 진단을 통해서 검진한다. 모형 진단 방법으로는 잔차 분석을 하는데, 잔차들의 자기상관함수(Auto Correlation Function, ACF)와 편자기상관함수(Partial Auto Correlation Function, PACF)을 이용하여 진단한다.

모형의 식별, 추정과 진단과정이 완료되면 선택된 모형을 이용하여 마지막으로 예측을 실시한다. Fig. 1은 이를 도식화한 것이다.

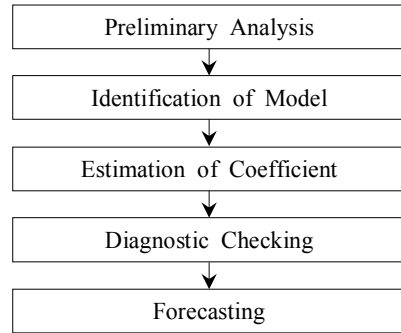


Fig. 1. Procedure of ARIMA model.

#### 2) ESM 모형

ESM은 각 관측값들에 다른 가중값을 부여하는 예측 방법이다. ESM은 과거의 자료로 거슬러 갈수록 지수적으로 감소할 것이라는 점을 착안하여, 먼 과거에 관측된 값들보다 최근에 가까운 관측값에 더 많은 가중을 부여한다. 각 관측값에 얼마만큼의 가중값을 다르게 부여하는 방법은 한 개 이상의 평활계수( $\alpha, \gamma, \delta, \phi$ )를 사용하여 시행한다. ESM은 이동평균법의 단점을 보완한 방법으로, 모형의 진단 및 예측과정은 ARIMA 모형과 동일하다.

### 2.2 ANN 모형

본 연구에 사용된 ANN 모형은 역전파(Backpropagation) 기법의 다층퍼셉트론(Multilayer Perceptron, MLP)을 적용하였으며, 블록도는 Fig. 2와 같다. ANN 모형은 입력층(Input layer)과 은닉층(hidden layer), 출력층(Output layer)으로 구성된다. 초기 임의의 연결 가중치로부터 출력값을 계산한 후, 실제 관측값과 비교하여 오차를 최소화하는 방향으로 각 입력에 연결된 가중치를 계속적으로 조정하며, 올바른 출력을 내기 위해 학습을 진행해 나간다.

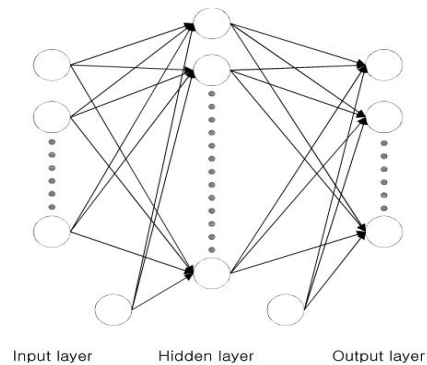


Fig. 2. Diagram of ANN.

### 3. 선행연구 고찰 및 연구방법

#### 3.1 선행연구

Gu et al.(2004)는 인천항의 연간 선박 입항실적을 기준으로 선형모형, 로그함수 및 지수함수에 의한 장래 해상교통량을 추정하였다. Kim et al.(2006)의 연구에서도 부산 감천항의 연간 선박 입항 척수를 토대로 선형, 로그, 로지스틱 등의 다수의 모형을 적합시킨 후 설명력이 높은 모형을 선정하여 교통량을 예측하였다. 이에 대해 Kim and Kim(2013)은 추세에 의한 회귀분석으로 교통량을 예측시 실제 교통량보다 약 72.9% 차이가 나므로, 항만 개발 및 확충에 따른 각 선석별 특성을 고려한 적정 선박 통항량 추정이 이뤄져야 한다고 시사하였다.

Ulsan Port Authority(2013)에서는 선석별로 최근 5년 중 선박 접안척수가 가장 많았던 연도의 1.5~2.5배를 적용하여 장래 해상교통량을 예측하였다. 이는 연구자의 주관적이고 정성적인 측면에서 이뤄진 추정으로, 보다 객관적이고 정량적인 방법이 요구되고 있다. Yoo et al.(2013)는 표준선박 및 환산계수를 적용하여 각 톤급별 입항척수를 환산교통량으로 산출한 후 시계열 분석으로 해상교통량 예측 방안을 제시하였다. 하지만, 각 톤급별 시계열 자료를 표준선박을 중심으로 일률적인 환산교통량으로 변환시 원자료에 대한 정보 손실 및 왜곡현상을 발생시킬 수 있는 문제가 예상될 수 있다.

한편, Kim et al.(2011)은 해상교통안전진단에 따른 72시간 이상의 현장관측 조사시 월 평균 교통량 미달 일자를 고려하지 못한 현장관측 수행의 문제점을 지적하며, 계절별 특성을 반영한 해상교통량 분석이 이뤄져야 하는 필요성을 제기하고 있다.

따라서 본 연구에서는 시계열 분석과 비선형 자료에 강인한 특성을 보이는 ANN 모형을 적용하여 해상교통량 예측력을 제고하고자 하였다. 또한 원자료의 정보 손실을 고려하여 환산교통량을 적용하는 대신 각 톤급별 시계열 자료를 활용하였으며, 계절별 해상교통 흐름의 특성을 파악하기 위해 월별로 해상교통량을 추정하고자 한다.

#### 3.2 연구방법

본 연구에서는 총 3가지의 예측모형들을 사용하였다. 첫 번째 예측 모형은 ESM과 ARIMA 모형을 이용한 시계열 분석 방법이다. 두 번째 모형은 인천항 해상교통량에 영향을 미칠 수 있는 경제지표(인천항 항만물동량, 환율, 국제유가 지수, 수입액, 수출액, 수입물가지수, 수출물가지수)를 입력 변수로 하여 구축한 ANN 모형이다. 세 번째 모형은 첫 번째 시계열 분석 모형의 출력값을 두 번째 모형의 입력변수로 추가하여 설계한 모형이다.

본 연구는 국내 항만 중 긴 역사를 지니고 있는 인천항을 중심으로 월별 입항척수를 수집하였다. 관측기간은 1996년

부터 2013년까지 각 톤급별 월별 관측치를 대상으로 하였다. 모형의 예측 검증을 위해 1996년부터 2012년까지 관측치로 모형을 설계한 후 2013년을 예측하여 실제 관측값과 비교하여 적합한 모형을 구축하였다. 구축한 모형으로 톤급별로 2015년의 월별 장래 해상교통량을 예측하여 계절별 교통흐름의 차이를 분석하였으며, 연구 수행절차는 Fig. 3과 같다.

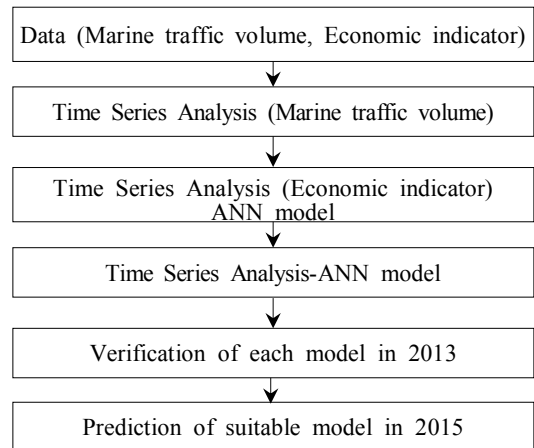


Fig. 3. Analysis procedure in this research.

### 4. 실증분석

#### 4.1 시계열 분석

##### 1) 시계열 분석 절차

시계열 자료는 추세와 계절성 존재 여부에 따라 적합한 최종모형을 선택하여 예측값을 산출한다. Fig. 4와 같이 시계열 분석을 수행하였다.

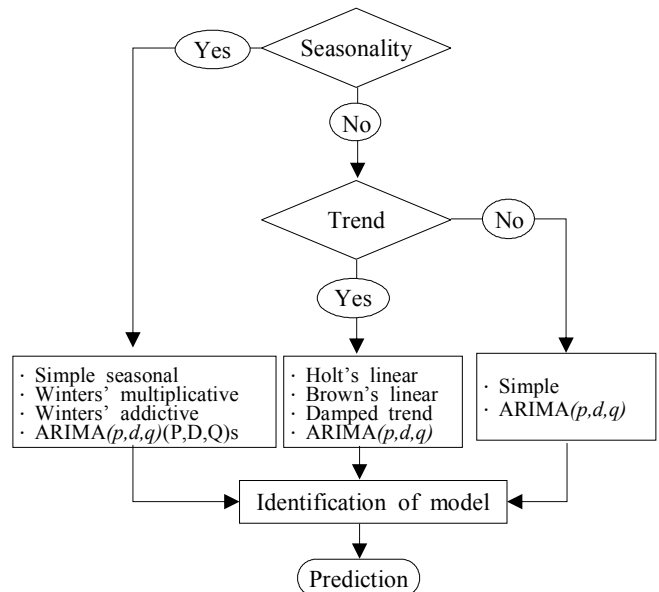


Fig. 4. Procedure of time series analysis.

2) 모형 식별

예측 모형의 객관적인 식별을 위해 Table 1과 같이 평균제곱오차의 제곱근(Root Mean Square Error, RMSE), 평균절대백분위오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE), 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE), 베이지안 정보척도(Baysian Information Criterion, BIC)의 모형 통계량 값을 이용하였다 (Akaike, 1978).

Table 1. Criterion of model

Criterion	Definition
RMSE	$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$
MAPE	$\frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left  \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right $
MAE	$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  y_i - \hat{y}_i $
BIC	$\ln(MSE) + m \frac{\ln(n)}{n}$ * MSE : $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$ * m : number of parameter

Table 2는 25K-30K(K : 1,000)톤 미만 선박을 사례로 ARIMA 모형과 ESM의 모형에서 추정된 예측치  $\hat{y}_i$ 와 관측치  $y_i$ 의 모형 통계량을 비교한 것이다. RMSE, MAPE, MAE, BIC 모형 통계량 값들을 비교한 결과, 윈터스 가법(Winters' Additive) 모형의 RMSE, MAPE, MAE, BIC가 ARIMA 모형보다 작으므로 Winters' Additive 모형이 적합한 것으로 식별할 수 있다.

Table 2. Model Statistics of GT 25K-30K

	ARIMA(0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	Winters' Additive
RMSE	4.798	4.550
MAPE	20.298	19.369
MAE	3.612	3.435
BIC	3.765	3.108

3) 모수의 추정 및 모형의 진단

Table 3은 25K-30K톤 미만 선박의 적합한 모형인 Winters' Addictive 모형의 모수값을 나타낸 것이다. 평활 모수( $\alpha, \gamma, \delta$ ) 값은 1에 가까울수록 최근 관측값들에 더 많은 가중값을 주며, 0에 가까울수록 모든 관측값들을 동등하게 취급하여 예측값을 얻는다는 의미로써, 이 시계열 자료는 변동의 폭이 유지되는 가법적인 계절성이 존재하는 것을 알 수 있다. 또한 추정된 이 모형이 통계적으로 적절한지 Fig. 5와 같이 잔차 ACF와 PAC를 검진한 결과, 각 시차마다 신뢰한계선내에 존재하여 잔차의 독립성이 만족되어 최종모형으로 판단할 수 있다.

Table 3. Model parameters of GT 25K-30K

Winters' Additive	Estimate	SE	t	sig.
Alpha(Level)	.165	.040	4.126	.000
Gamma(Trend)	.001	.024	.042	.967
Delta(Season)	.039	.024	1.632	.104

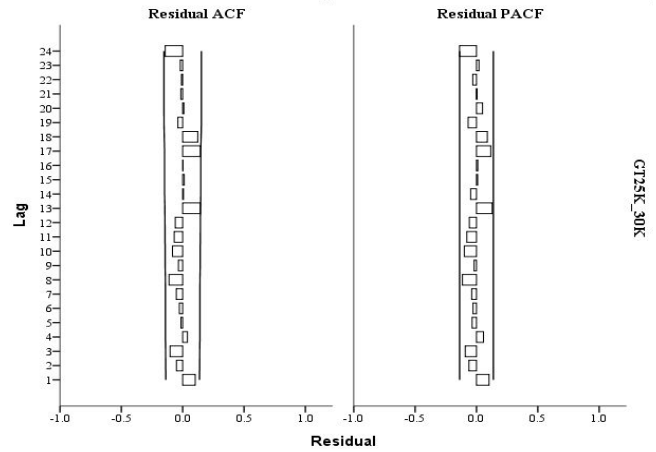


Fig. 5. Residual ACF and Residual PACF.

4) 시계열 분석을 통한 각 톤급별 적합 모형

Table 4는 각 톤급별 시계열 분석을 통한 적합한 모형을 나타낸 것이다. 100톤 미만 선박, 500-1K, 1K-3K, 20-25K톤은 윈터스 승법(Winters' Multiplicative) 모형이 적합하며, 25K-30K톤은 Winters' Additive 모형, 그리고 그 외 나머지 톤급은 단순계절(Simple Seasonal)모형이 적합하였다. 16개 각 톤급별 시계열 자료는 ARIMA 모형보다 ESM 모형이 적합하였으며, 공통적으로 계절적 특성을 지닌 자료임을 알 수 있다.

Table 4. Model of traffic volume by time series analysis

Gross tonnage	Model
Less than 100	Winters' Multiplicative
100-500	Simple Seasonal
500-1K	Winters' Multiplicative
1K-3K	Winters' Multiplicative
3K-5K	Simple Seasonal
5K-7K	Simple Seasonal
7K-10K	Simple Seasonal
10K-15K	Simple Seasonal
15K-20K	Simple Seasonal
20K-25K	Winters' Multiplicative
25K-30K	Winters' Additive
30K-50K	Simple Seasonal
50K-60K	Simple Seasonal
60K-75K	Simple Seasonal
75K-100K	Simple Seasonal
More than 100K	Simple Seasonal

4.2 ANN 모형 설계

1) 경제지표 예측

인천항 해상교통량에 영향을 미칠 수 있는 변수(환율, 인천항 항만물동량, 국제유가지수, 수출액, 수입액, 수출물가지수, 수입물가지수)들의 1996년부터 2013년까지의 월별 관측값으로부터 시계열 분석으로 장래 예측값을 추정한 후, ANN 모형의 입력변수로 사용하였다. 각 경제지표를 시계열 분석으로 Table 5와 같이 판별한 결과, 환율과 국제유가지수, 수출물가지수, 수입물가지수에서는 ARIMA 모형이 적합하였으며, 인천항 화물수송량과 수출액, 수입액은 ESM 모형이 적합한 것으로 나타났다. 각 경제지표 별 2015년까지의 장래 추정값을 판별한 모형으로 Fig. 6과 같이 예측하여 ANN 모형의 입력변수로 사용하였다.

Table 5. Model by time series analysis

Variables	Model
Exchange rate	ARIMA(0,1,1)
Incheon cargo volume	Simple Seasonal
Oil price index	ARIMA(1,1,0)
Export	Winters' Additive
Import	Winters' Additive
Export price index	ARIMA(2,1,0)
Import price index	ARIMA(0,1,1)

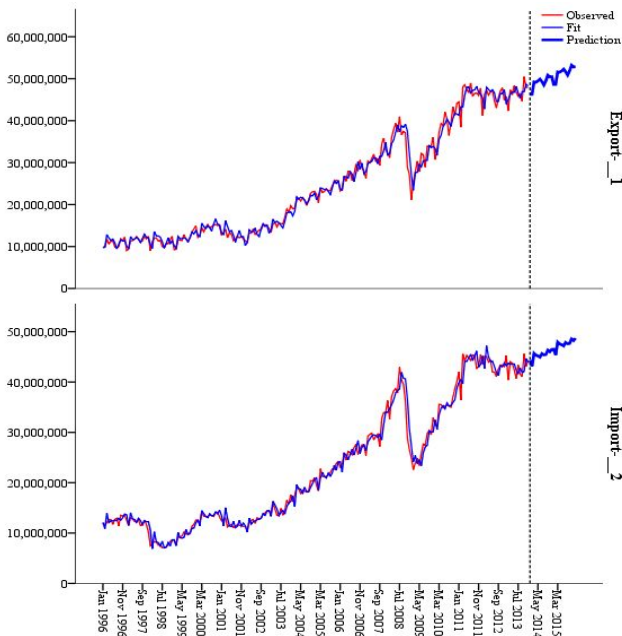


Fig. 6. Prediction of export and import by time series analysis.

2) ANN 모형

Fig. 7은 25K-30K톤 미만 선박을 사례로 ANN 모형의 블록도를 나타낸 것이며, 각 경제지표를 입력변수로 설정하고, 반복 시행착오를 거쳐 은닉층의 노드수는 4개로 모델링하였다. 출력값을 목표값과 비교한 후 오차가 가장 작아지는 방향으로 연결강도를 조정하여 최적의 연결강도의 ANN 모형을 구축한 후, 각 톤급별 장래 입항척수를 산출한다.

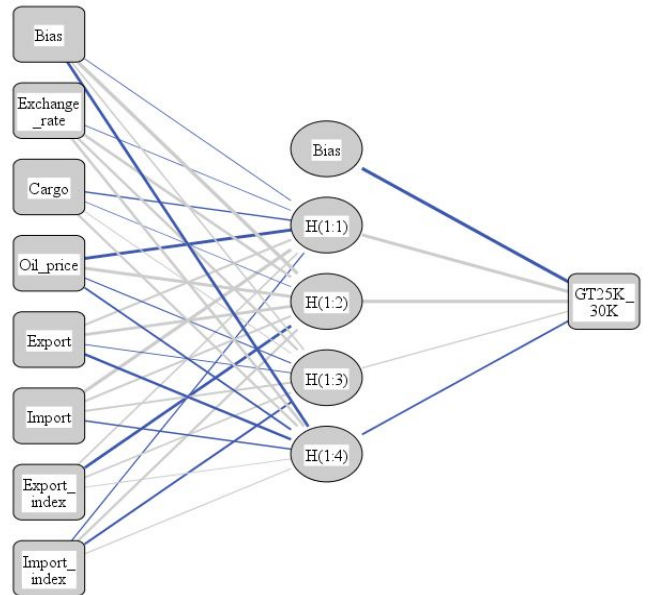


Fig. 7. Structure of ANN Model.

Table 6은 25K-30K톤 미만 선박의 ANN 모형을 통한 입력 변수들의 상대중요도를 나타낸 것이다. 수출액(22.5%), 수입액(21.7%), 환율(21.4%)이 상대적으로 중요하게 나타났으며, 인천항 화물수송량(3.3%), 국제유가지수(7.9%), 수입물가지수(9.9%)는 상대적으로 중요도가 낮은 것으로 나타났다.

Table 6. Relative significance of GT 25-30K

Input variables	Significance(%)
Exchange rate	21.4
Incheon cargo volume	3.3
Oil price index	7.9
Export	22.5
Import	21.7
Export price index	13.3
Import price index	9.9

Table 7은 각 톤급별로 구축한 ANN 모형의 가장 영향력 있는 입력변수 순으로 2개씩 나타낸 것이다. 100톤 미만의 선박에서는 수입액과 환율이 주요한 입력변수였던 반면, 15K-20K톤 미만 선박에서는 국제유가지수와 인천항 화물수송량이 주요한 입력변수로 나타나는 등 각 톤급별로 주요하게 작용하는 경제지표가 서로 다른 것을 알 수 있다.

Table 7. Significance variables by gross tonnage

Gross tonnage	Significance variables
Less than 100	Import, Exchange rate
100-500	Export price index, Exchange rate
500-1K	Export price index, Exchange rate
1K-3K	Exchange rate, Export price index
3K-5K	Export, Import price index
5K-7K	Export, Export price index
7K-10K	Export price index, Exchange rate
10K-15K	Export price index, Import price index
15K-20K	Oil price index, Incheon cargo volume
20K-25K	Export price index, Import price index
25K-30K	Export, Exchange rate
30K-50K	Exchange rate, Import price index
50K-60K	Incheon cargo volume, Import price index
60K-75K	Import price index, Exchange rate
75K-100K	Import, Incheon cargo volume
More than 100K	Incheon cargo volume, Exchange rate

### 4.3 ESM-ANN 모형 설계

4.1의 시계열 분석을 통한 각 톤급별 ESM 예측값을 4.2의 ANN 모형의 입력변수로 추가하여 ESM-ANN 모형을 학습하였다. Fig. 8은 25K-30K톤 미만 선박을 사례로 ESM-ANN 모형 구조를 나타낸 것이다. 은닉층의 노드수는 반복 시행착오를 거쳐 7개로 모델링한 후, 각 톤급별 장래 입항척수를 계산하였다. Table 8은 25K-30K톤 미만 선박의 ESM-ANN 모형을 통한 입력변수들의 상대중요도를 나타낸 것이다. 가장 큰 영향은 ESM 예측치(50.0%)이고, 수출물가지수(11.5%), 국제유가지수(10.9%), 그리고 수입액(9.7%)이 그 뒤를 잇는다. Table 9는 각 톤급별로 구축한 모형의 가장 영향력 있는 입력변수 순으로 2개씩 나타낸 것이다. 100톤 미만의 선박에서 가장 주요한 입력변수는 ESM 예측치와 수출액이며, 100K 이상의 선박에서는 ESM 예측치와 인천항 화물수송량으로 나타나 각 톤급별로 ESM 예측치가 미치는 영향력이 큰 것으로 나타났다.

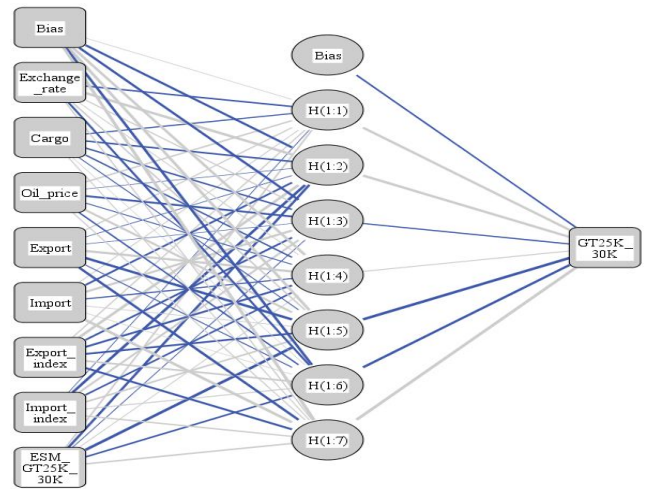


Fig. 8. Structure of ESM-ANN Model.

Table 8. Relative significance of input variables by ESM-ANN

Input variables	Significance(%)
Exchange rate	6.8
Incheon cargo volume	2.0
Oil price index	10.9
Export	6.0
Import	9.7
Export price index	11.5
Import price index	3.1
ESM prediction of GT 25K-30K	50.0

Table 9. Significance variables by gross tonnage

Gross tonnage	Significance variables
Less than 100	ESM, Export
100-500	ESM, Export price index
500-1K	ESM, Export price index
1K-3K	ESM, Import price index
3K-5K	ESM, Import price index
5K-7K	ESM, Exchange rate
7K-10K	ESM, Export
10K-15K	ESM, Incheon cargo volume
15K-20K	ESM, Import
20K-25K	ESM, Export price index
25K-30K	ESM, Export price index
30K-50K	ESM, Incheon cargo volume
50K-60K	ESM, Incheon cargo volume
60K-75K	ESM, Import
75K-100K	ESM, Import
More than 100K	ESM, Incheon cargo volume

### 5. 예측력 검증

관측값에 가장 근접한 모형의 예측력 우위를 결정하기 위해 1996-2012년의 관측값으로부터 구축한 각 모형의 2013년 예측값을 비교하였다. Table 10은 25K-30K톤 미만 선박을 사례로 2013년 실제 관측값과 각 모형으로 예측한 2013년 값을 비교한 것으로 ESM-ANN 모형 예측값이 나머지 ESM, ANN 모형보다 우위에 있음을 확인할 수 있다.

또한, 25K-30K톤 미만 선박의 모형 통계량을 Table 11과 같이 비교한 결과, BIC를 제외한 통계량에서 ESM-ANN 모형이 나은 것으로 나타났다. 따라서 모형 구축을 하는 궁극적인 목표가 정확도 있는 미래값을 예측하는 관점과 종합하여 ESM-ANN 모형이 최적합 것으로 판별할 수 있다.

Table 10. Observation & prediction of GT 25K-30K by model

Date	Observation	ESM	ANN	ESM-ANN
2013.1	62	66.6	<b>60.5</b>	64.2
2013.2	60	55.9	63.8	<b>58.3</b>
2013.3	66	64.3	60.6	<b>64.9</b>
2013.4	66	66.9	62.2	<b>66.3</b>
2013.5	70	65.6	64.8	<b>66.0</b>
2013.6	68	65.9	65.9	<b>67.1</b>
2013.7	69	<b>69.7</b>	63.7	68.0
2013.8	62	69.5	<b>62.6</b>	65.4
2013.9	68	<b>65.8</b>	62.7	64.7
2013.10	70	66.6	63.1	<b>67.1</b>
2013.11	63	67.4	<b>63.9</b>	67.7
2013.12	68	69.6	62.6	<b>67.8</b>

Table 11. Model Statistics

	ESM	ANN	ESM-ANN
RMSE	5.681	6.369	<b>5.383</b>
MAPE	10.272	11.617	<b>9.774</b>
MAE	4.419	4.885	<b>4.148</b>
BIC	<b>3.549</b>	3.977	3.740

Table 12는 각 톤급별 예측력 검증과 모형 통계량 비교를 거친 후 적합한 모형을 제시한 것이다. 100톤 미만 선박과 5K-7K, 7K-10K, 10K-15K, 20K-25K, 75K-100K톤에서는 ESM이 적합한 모형이며, 100-500톤, 1K-3K, 3K-5K, 15K-20K, 25K-30K, 30K-50K, 50K-60K, 60K-75K, 100K톤 이상에서는 ESM-ANN 모형이 적합한 반면, 500-1K톤에서는 ANN 모형이 적합한 것

으로 판별되었다. 특정 모형이 각 톤급별 모든 자료에 항상 우수한 결과를 보이지 않는 것으로 나타났다. 모든 시계열 자료에 가장 좋은 성과를 보일 것으로 예상했던 ESM-ANN 모형이 ESM, ANN 모형보다 항상 월등히 앞선 성과를 보이지 않았다.

Table 12. Suitable Model

Gross tonnage	Model
Less than 100	ESM
100-500	ESM-ANN
500-1K	ANN
1K-3K	ESM-ANN
3K-5K	ESM-ANN
5K-7K	ESM
7K-10K	ESM
10K-15K	ESM
15K-20K	ESM-ANN
20K-25K	ESM
25K-30K	ESM-ANN
30K-50K	ESM-ANN
50K-60K	ESM-ANN
60K-75K	ESM-ANN
75K-100K	ESM
More than 100K	ESM-ANN

### 6. 장래 교통량 예측

Fig. 9는 25-30K톤 미만 선박을 사례로 최적 모형인 ESM-ANN을 적용하여 장래 교통량을 예측한 것이다. 인천항의 25-30K톤 미만 선박은 계절적 반복 형태를 보이며 점진적 소폭 증가 추세를 보이는 것을 알 수 있다. 이와 같이 각 톤급별로 Table 12의 최적합 모형으로 예측을 실시하여 2015년의 장래 교통량을 Table 13과 같이 제시하였다. 매월 총 일수(28일, 30일, 31일)를 고려한 인천항의 2015년 장래 해상교통량은 5월(총 1461척, 47.1척/1일)과 11월(총1396척, 46.5척/1일)에 매월 평균 교통량(44.5척/1일)보다 각 5.9%, 4.5% 많았으며, 1월(총 1262척, 40.7척/1일)과 8월(총 1316척, 42.4척/1일)은 매월 평균 교통량 보다 각 8.6%, 4.7% 적은 것으로 예측되었다. 따라서 가장 교통량이 많은 5월과 가장 적은 1월간 14.5%의 교통량 차이를 보이며, 전반적으로 인천항은 계절에 따른 월별 교통량의 차이가 나타나는 것을 알 수 있다.

세부적으로 살펴보면, 100톤 미만의 선박 교통량은 5월(총 130척)이 1월(총 67척) 보다 약 2배 차이를 보이며, 100-500톤

미만의 선박 교통량은 5월(총 401척)이 1월(총 287척) 보다 약 1.4배 차이를 보였다. 500톤 미만의 소형선박은 5월(총 531척)과 1월(354척)간 1.5배 정도의 현저한 차이를 보인 반면, 10K~100K의 중·대형 각 톤급에서는 5월과 1월간 뚜렷한 교통량 차이는 보이지 않았다.

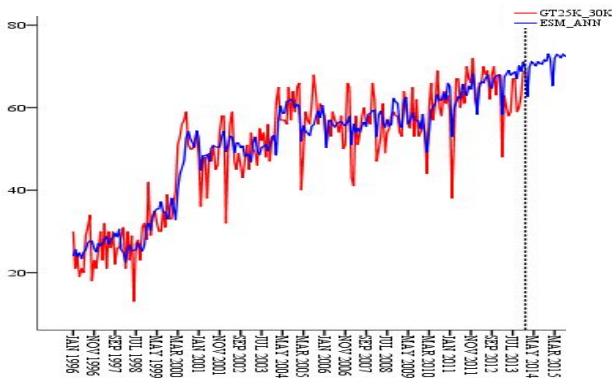


Fig. 9. Prediction of GT 25K-30K by ESM-ANN.

Table 13. Prediction of suitable model in 2015

Month GT	Jan	Feb.	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec	Sum
~100	67	70	106	114	130	125	115	108	104	111	100	94	1244
100-500K	287	284	364	357	401	357	340	311	320	372	389	379	4162
500-1K	12	17	11	13	13	15	15	16	16	13	13	12	165
1K-3K	219	225	211	216	215	216	221	224	220	209	205	200	2581
3K-5K	140	126	150	147	151	142	139	133	130	144	146	147	1694
5K-7K	111	102	120	118	123	121	115	112	113	119	122	119	1395
7K-10K	83	78	83	84	87	89	87	86	83	86	83	83	1012
10K-15K	60	53	62	60	64	59	62	62	58	59	59	64	723
15K-20K	96	86	100	96	98	94	95	94	92	96	97	100	1144
20K-25K	11	9	10	9	10	9	9	9	9	9	9	9	114
25K-30K	72	65	72	73	73	72	73	72	72	73	73	75	865
30K-50K	49	44	49	48	50	47	48	48	46	49	48	48	574
50K-60K	18	17	19	18	19	17	17	17	17	18	18	18	212
60K-75K	12	10	12	11	12	10	10	9	11	11	11	11	129
75K-100K	14	12	14	9	9	8	8	8	9	11	12	14	129
100K~	11	10	9	8	7	7	7	7	7	8	9	12	103
Total	1262	1207	1394	1381	1461	1389	1360	1316	1308	1389	1396	1385	16246
Average (1 day)	40.7	43.1	45.0	46.0	47.1	46.3	43.9	42.4	43.6	44.8	46.5	44.7	44.5

## 7. 결론

본 연구는 기존의 과거 자료의 추세를 단순히 반영한 회귀방식이 아닌 시계열 분석(ARIMA, ESM)과 ANN 모형, ESM-ANN 총 3가지 예측 모델을 구축하였다. 인천항을 대상으로 톤급별로 최적합 모형을 식별한 후, 장래 해상교통량을 예측하였다.

특히, 시계열 분석을 통한 예측값을 ANN 모형에 추가 입력변수로 활용하였으며, 해상교통량에 영향을 미칠 수 있는

경제지표는 환율, 인천항 항만물동량, 국제유가지수, 수출액, 수입액, 수출물가지수, 수입물가지수가 활용되어 해상상교통량의 예측력을 제고하고자 하였다.

모든 시계열 자료에 가장 좋은 성과를 보일 것으로 예상했던 ESM-ANN 모형이 ESM, ANN 모형보다 항상 월등히 앞선 성과를 보이지 않는 것으로 나타났으며, 각 톤급별 모든 시계열 자료는 계절에 따른 월별 교통량의 차이를 보이는 것으로 분석되었다. 인천항은 5월과 11월에 평균 교통량보다 입항척수가 많은 반면, 1월과 8월은 다른 달에 비해 적은 특성을 보였다.

본 연구결과는 항로 폭 설정과 같은 항만 설계 측면에 반영할 수 있을 것이고, 해상교통관계 측면에서는 교통량의 변화에 따른 능동적인 관계를 할 수 있을 것이다. 또한, 해상교통량 예측 결과는 전국 항만의 해상교통량 예측 추정과 해상교통안전진단에 따른 현장관측 조사시 계절에 따른 해상교통흐름의 특성을 반영할 수 있는 기초 자료로 활용될 수 있을 것이다.

각 톤급별 모든 시계열 자료에 특정 예측 모형이 항상 우수한 결과를 보이지 않는 것으로 나타나 자료의 특성에 따른 추가적인 분석이 요구된다. 또한, 인천항 이외 국내 무역항을 대상으로 모형을 확대 적용하여 현행 해상교통량 추정을 대체할 수 있는 일반화된 모형식 구축을 향후 연구에 진행하고자 한다. 한편, 인천항은 5월에 500톤 미만의 예부선 등 소형선박의 교통량이 1월에 비해 1.5배 많아 교통량과 계절별 해양사고와의 상호관련성을 밝히는 것도 의미있는 자료로 활용될 수 있을 것이다.

## References

- [1] Akaike, H.(1978), A Bayesian Analysis of the minimum AIC Procedure, Annals of the Institute of Mathematical Statistics, pp. 9-14.
- [2] Box, G. E. P., G. M. Jenkins and G. C. Reinsel(2008), Time Series Analysis: Forecasting and Control, A John Wiley and Sons Inc., pp. 79-86, pp. 103-113.
- [3] Choi, S. H(2011), Neural Network Model for Prediction of Damage Cost from Storm and Flood, Journal of KIISE : Software and Applications, Vol. 38, No.3, pp. 115-123.
- [4] Funahashi(1989), On the Approximate Realization of Continuous Mapping by Neural Networks, Neural Networks, Vol. 2, pp. 183-192.
- [5] Gu, J. Y., S. J. Kim, E. K. Jang and S. W. Kim(2004), A Study on the Opimal width of the Main Span in the 2nd Bridge of Incheon, Journal of Korean Navigation and Port



- Research, Vol. 28, No. 10, pp. 933-940.
- [6] Hornik, K.(1989), Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators, Neural Networks, Vol. 2, pp. 359-366.
- [7] Jang, S. C., S. M. Seok, J. S. Lee, S. W. Lee and B. H. Ahn(2005), Traffic-Flow Forecasting using ARIMA, Neural Network and Judgement Adjustment, Proceedings of The Korean Operations Research and Management Science Society Spring Conference, pp. 793-797.
- [8] Kang, M. S., Y. W. Kim and H. Jeong(2012), Prediction System of Floating Body Motion using Artificial Neural Networks, Joint Conference of the Korean Association of Ocean Science and Technology Societies, pp. 1041-1050.
- [9] Kang, S. W.(2012), A Study of Hull Form Design and Performance Prediction using Neural Networks, Proceedings of Korean Institute of Intelligent Systems Fall Conference, Vol. 22, No. 2, pp. 61-64.
- [10] Kim, J. H., S. G. Gug and M. C. Kim(2006), Estimation on the Future Traffic Volume and Analysis on Crossing Situation Risk for Gamcheon Harbor, Journal of Korean Navigation and Port Research, Vol. 30, No. 8, pp. 617-622.
- [11] Kim, J. G. and Y. D. Kim(2013), The Estimation of the Future Marine Traffic Volume at Expected Port which is an Additional Wharf Construction, Proceedings of the Korean Society of Marine Environment Fall Conference, pp. 224-225.
- [12] Kim, K. W., J. W. Jang and I. S. Cho(2011), A Study on Technique and Investigating Criterion for Improving Investigating Technique of Marine Traffic Volume, Proceedings of the Korean Society of Marine Environment Fall Conference, pp. 153-155.
- [13] Lee, D. W., H. M. Lee, J. W. Seo, S. H. Yoo and Y. H. Youn(2005), Storm Surge Prediction using Artificial Neural Network, Journal of Korean Meteorological Society, Vol. 41, No. 5, pp. 661-670.
- [14] Park, S., K. J. Kim, J. S. Lee and S. R. Lee(2011), Red Tide Prediction using Neural Network and SVM, The Institute of Electronics Engineers of Korea-Signal Processing, Vol. 48, No. 5, pp. 39-45.
- [15] Quan, H. C., B. G. Lee, C. S. Lee and J. W. Ko(2011), The Landslide Probability Analysis using Logistic Regression Analysis and Artificial Neural Network Methods in Jeju, Journal of the Korean Society for Geo-Spatial Information System, Vol. 19, No. 3, pp. 33-40.
- [16] Shin, C. H., J. S. Kang, S. N. Park and J. H. Lee(2008), A Study on the Forecast of Port Traffic using Hybrid ARIMA-Neural Network Model, Journal of Navigation and Port Research, Vol. 32, No. 1, pp. 81-88.
- [17] Shin, C. H. and S. H. Jeong(2011), A Study on Application of ARIMA and Neural Networks for Time Series Forecasting of Port Traffic, Journal of Navigation and Port Research, Vol. 35, No. 1, pp. 83-91.
- [18] SK Gas(2011), Maritime Traffic Safety Audit Report of SK 3 Wharf and SK Gas Wharf Expansion, Chapter 6, pp. 5-26.
- [19] Ulsan Port Authority(2013), Maritime Traffic Safety Audit Report of Construction at Namhwa Lighters Wharf in Ulsan Port, Chapter 4, pp. 18-22.
- [20] Yoo, S. R., Y. S. Park, J. S. Jeong, C. S. Kim and J. Y. Jeong(2013), A Forecast Method of Marine Traffic Volume through Time Series Analysis, Journal of the Korean Society of Marine Environment, Vol. 19, No. 6, pp. 612-620.

---

원고접수일 : 2013년 11월 04일

원고수정일 : 2014년 01월 27일 (1차)

2014년 02월 15일 (2차)

게재확정일 : 2014년 02월 25일