Journal of the Korean Society of Marine Environment & Safety
Research Paper
Vol. 19, No. 6, pp. 612-620, December 31, 2013, ISSN 1229-3431(Print) / ISSN 2287-3341(Online) http://dx.doi.org/10.7837/kosomes.2013.19.6.612

시계열 분석을 통한 해상교통량 예측 방안

유상록* · 박영수** · 정중식*** · 김철승*** · 정재용***†
* 목포해양대학교 대학원, ** 한국해양대학교 교수, *** 목포해양대학교 교수

A Forecast Method of Marine Traffic Volume through Time Series Analysis

Sang-Rok Yoo* · Young-Soo Park** · Jung-Sik Jeong*** · Chul-Seong Kim*** · Jae-Yong Jeong***†
* Graduate school of Mokpo National Maritime University, Mokpo, 530-729, Korea
** Professor, Korea Maritime University, Busan, 606-791, Korea
*** Professor, Mokpo National Maritime University, Mokpo, 530-729, Korea

요 약 : 본 연구는 기존의 회귀분석과는 달리 금융, 경제, 무역 등 다양한 분야의 수요 예측에 널리 적용되고 있는 시계열 분석 방법을 시도하였다. 인천항의 1996년 1월부터 2013년 6월까지 입항 척수 자료를 바탕으로 정상성 검증, 모형의 식별, 모수의 추정, 진단 과정을 거쳐 장래 해상교통량을 예측하였다. 2014년 1월부터 2015년 12월까지 예측한 결과 2월달의 교통량이 다른 달 보다 적게 예측된 반면, 1월달의 교통량은 다른 달 보다 많을 것으로 나타났다. 또한 인천항은 지수평활법 보다 ARIMA 모형이 적합하며, 계절에 따라 월별 교통량의 차이를 보이는 것을 알 수 있다. 본 연구는 시계열 분석으로 장래 교통량을 월별로 예측하였다는 점에서 의의가 있다. 또한 기존의 회귀분석으로 예측한 장래 해상교통량보다 시계열 분석으로 예측한 장래 해상교통량이 더 적합한 모형인 것으로 판단된다.

핵심용어 : 시계열 분석, ARIMA 모형, 지수평활법, 장래 해상교통량 예측, 회귀분석

Abstract : *In this study, time series analysis was tried, which is widely applied to demand forecast of diverse fields such as finance, economy, trade, and so on, different from previous regression analysis. Future marine traffic volume was forecasted on the basis of data of the number of ships entering Incheon port from January 1996 to June 2013, through courses of stationarity verification, model identification, coefficient estimation, and diagnostic checking. As a result of prediction January 2014 to December 2015, February has less traffic volume than other months, but January has more traffic volume than other months. Also, it was found out that Incheon port was more proper to ARIMA model than exponential smoothing method and there was a difference of monthly traffic volume according to seasons. The study has a meaning in that future traffic volume was forecasted per month with time series model. Also, it is judged that forecast of future marine traffic volume through time series model will be the more suitable model than prediction of marine traffic volume with previous regression analysis.*

Key Words : *Time series analysis, ARIMA model, Exponential smoothing method, Forecast of future marine traffic volume, Regression analysis*

1. 서 론

미래의 해상교통량의 정확한 예측은 항만 설계를 위한 항로 폭 산정, 해상교통안전시설 계획과 운영관리에 필수적인 요소이다. 특히 해상교통안전진단제도에 따른 장래 해상교통혼잡도 평가를 위해서는, 회귀분석 등의 적절한 모델을 활용한 장래 교통량 추정이 주요한 항목이다.

그동안 교통량을 추정하기 위해 일반적으로 시계열 분석이 아닌 과거 자료를 기반으로 선형모형, 대수모형, 지수모형 등과 같은 회귀분석을 적용하여 장래 교통량을 산출하였다(Koo, 1997; Yeo et al., 1998; Kim et al., 2006).

시계열 모형은 예측을 목적으로 개발되어 금융, 경제, 무역 등과 같이 활용분야와 주제가 다양하여 장래 추정에 적용되고 있다(Park et al., 2012). 특히 항만 물동량, 해운경기 및 교통량의 추정을 위해 시계열 모형이 많이 이용되어 왔다.

항만 물동량 예측에 관해서는 부산 북항의 물동량을 컨테이너, 유류, 일반화물 3가지로 분류하여 시계열 모형 중 자기회귀통합이동평균(Auto Regressive Integrated Moving Average

* First Author : yoosangrok82@naver.com, 061-555-5496
† Corresponding Author : jyjong@mmu.ac.kr, 061-240-7175

Model, ARIMA) 모형과 지수평활법(Exponential Smoothing Method, ESM)을 이용하여 장래 물동량을 예측한 연구(Kim, 2008b)와 광양항의 컨테이너 물동량을 분석하여 경쟁 항만인 인천항·평택항의 물동량을 비교·분석한 결과도 있다(Mo, 2012). 또한 ARIMA 및 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 모형들을 비교·분석하여 항만 물동량 예측력을 제고하기 위해 ARIMA 모형과 ANN 모형을 결합한 하이브리드 ARIMA-ANN 모형을 제시하고 그에 대한 실증분석도 수행되었다(Shin et al., 2008; Shin and Jeong, 2011).

해운 경기 예측에 관한 연구로는 해운 경기를 대표하는 건화물선 종합 운임 지수(Baltic Dry Index, BDI) 자료를 ARIMA 모형을 이용하여 2011년과 2013년의 BDI를 예측하여 해운 업계가 침체에서 벗어나지 못할 것을 시사하였다(Mo, 2010; Mo, 2013).

교통량 예측에 관한 선행연구로는 시계열 모형으로 장래 물동량을 추정하여 국내 3대 주요 컨테이너 항만의 컨테이너 선박 교통량을 예측한 연구(Kim, 2007; Kim, 2008a)와 인천항의 교통량을 추정한 연구(Kim et al., 2007)가 진행되었다.

이와 같이 항만 물동량, 해운 경기 및 교통량을 예측하여 항만 활성화를 위한 물류 정책 등을 제시하기 위해 시계열 모형은 인기있는 방법이다.

본 연구는 물동량을 기반으로 교통량을 추정한 기존 연구 방법과는 달리 표준선박을 산출하여 L^2 환산계수를 적용하여 월별 L^2 환산교통량을 기반으로 예측하였다. 표준선박 길이는 항로, 정박지, 선석규모 설정 등에 활용되고 해상교통혼잡도와 해상교통류의 점유영역에 대한 Mesh설정, 안전이격거리 기준에도 이용되고 있다(Lee and Ahn, 2013). 또한 항만에는 크기가 다양한 선박들이 혼재되어 운항하며, 동일한 척수의 선박이 입항하더라도 그 크기 분포가 다르므로, 교통량을 추정하기 위해서 표준선박을 도입하여 L^2 환산교통량을 산출한 후 시계열 모형을 적용하였다. 예측 실험 데이터는 1996년 1월부터 2013년 6월까지 인천항 Port-MIS의 월별 톤급별 입항 척수 자료를 활용하였다.

본 연구는 인천항의 장래 해상 교통량을 좀 더 정확히 예측하여 항로 설계 및 해상교통관리(Vessel Traffic Services, VTS) 분야에 기초 자료를 제공하는데 의의가 있다.

2. 수요예측 및 시계열 모형

2.1. 수요예측 방법

수요예측 방법은 기존의 제한된 정보에 근거하여 수요예측 오차를 최소화할 수 있는 방법을 모색하는 것으로, 크게 정성적 방법과 정량적 방법으로 Table 1과 같이 구분할 수 있다. 정성적 방법은 과거 시장 자료가 없거나, 예측 대상이 아직 도입되지 않거나, 수리적으로 모형화가 불가능한 상황에서 사용된다. 이 경우 수요자의 선호 및 구매 의사를 직접 조사하는 시장 조사법과 관련 분야의 전문가들의 의견을 수집, 분석 및 종합 정리하여 예측하는 주관적 예측법이 있다. 특히 주관적 예측법 중 대표적으로 조직 내의 전문가들의 직관력을 이용한 의견 수집을 종합하는 과정을 반복하여 예측하는 델파이 방법이 많이 사용된다.

반면 정량적 방법은 과거 시장 자료를 근거로 통계 분석을 하여 미래의 수요 패턴을 예측하는 방법이다. 크게 시계열 모형, 인과모형 및 성장곡선 모형 등으로 구분할 수 있다. 시계열 분석이란 동일한 시간 간격으로 측정된 과거 수요 값들이 존재할 경우, 시간의 흐름에 나타난 시계열의 패턴을 파악하여 그 패턴이 미래에도 계속 적용되는 가정에서 예측하는 방법이다. 대표적으로 사용되는 모형으로 지수평활법과 ARIMA 모형이 있다.

지수평활법은 단순하고 직관적이고 시계열의 중·단기 예측에 유용한 방법이지만, 예측모형을 설정하기 위하여 독립변수의 변화에 따른 종속변수의 변화추세를 가정하여야 한다. 반면, ARIMA모형은 시계열 자료에 대한 모형식별, 모형의 적합성 점검 및 예측의 과정으로 이루어진다는 장점이 있다. 인과 분석은 관심 있는 수요에 영향을 주는 요인들을 파악 및 선택하여, 그들 간의 인과 관계를 규명함으로써 미래 수요 값을 산출하는 방법이다. 대표적인 분석으로는 회귀분석과 횡단면 분석 등이 있다.

마지막으로 누적 수요량의 궤적이 성장 곡선과 비슷하게 완만한 S자형 곡선으로 나타날 때, Bass 모형, 로지스틱 회귀모형, Gompertz 곡선 모형 등이 있으며, 이는 과거에 존재하지 않는 신제품 또는 서비스 수요를 예측할 때 유용하게 사용될 수 있으나 수요예측 기간이 길어질수록 현실적인 적용이 어려워진다는 특징이 있다.

Table 2. Demand forecasting methods

Demand forecasting methods		
Qualitative analysis	Marketing reaserch	
	Delphi method	
Quantitative analysis	Time series model	Moving averages
		Exponential smoothing
		ARIMA model
	Causality model	Regression analysis
		Cross-section analysis
	Growth model	Bass model
		Logistic model
		Gompertz model

2.2. ARIMA 모형

ARIMA 모형은 자기회귀(Auto Regression, AR) 모형과 이동평균(Moving Average, MA) 모형이 결합된 혼합 모형을 의미한다. 자기회귀모델은 시간에 따른 데이터 x(t)에 대해 매 순간의 데이터들끼리 상관관계가 있다고 가정하는 모델이다. 즉 현 시점의 관측값은 그들의 과거 관측값들의 함수 형태로 나타낼 수 있다는 가정 하에서 추정되었다(Stein and Shaman, 1989). MA 모형은 현 시점의 관측값이 백색잡음들의 선형결합 형태로 나타낼 수 있다는 가정 하에서 제안된 모형이다. 이러한 여러 모형들을 이용해서 현재의 확률적 시계열 모형을 완성하는 방법론을 정립했는데, 바로 Box et al.(2008)의 ARIMA 모형이다. 이는 다양한 분야에서 적용되어 시간영역에서 대표적인 시계열분석 방법론으로 자리를 잡았다.

Box et al.(2008)은 좋은 시계열 모형을 찾기 위해서 ARIMA 모형의 적합 절차를 제안하였다. 모형의 식별, 모형의 추정, 모형의 진단 과정을 거쳐 최종적으로 선택된 모형을 이용해서 예측하는 순서로 되어 있으며 Fig. 1은 이를 도식화한 것이다.

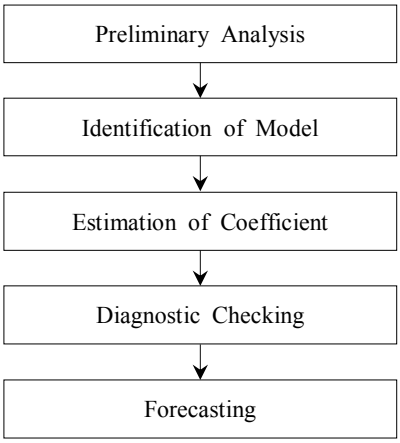

Fig. 1. Procedure of ARIMA model.

모형의 식별단계에서는 계열의 정상성을 확인하기 위해 원 자료의 시계열 도표, 자기상관함수(Auto Correlation Function, ACF), 편자기상관함수(Partial Auto Correlaton Function, PACF) 등을 통하여 시계열의 차분이나, 로그 변환 등을 판단하고 ARIMA(*p, d, q*) 모형을 구성하는 AR 요소인 *p*와 MA 요소인 *q,* 차분의 차수 *d*를 임시적으로 결정한다. 여기서 정상성이란 시계열을 주기로 나누었을 때, 각 주기에 해당하는 평균과 분산이 일정하다는 의미이다. 만일 시계열의 평균과 분산이 비정상적일 경우, 정상성을 만족시키기 위해서 각각 차분 및 변수 변환을 취해 준다. 식별 단계에서 고려한 모형은 임시적으로 선택한 것이며 최종 모형을 구축하기 위해서 다음 두 단계(추정, 모형 검진)을 거쳐야 한다.

모형의 추정 단계에서는 식별 단계에서 선택한 모형의 모수를 추정한다. 모형의 식별에 의해서 선정된 모형에 대한 p개의 AR 모수 $\phi_1, \phi_2, \cdots \phi_p$와 q개의 MA 모수 $\theta_1, \theta_2, \cdots \theta_q$의 값을 추정한다. 추정된 모수들의 정상성과 가역성을 점검하고, t-검증통계량의 절대값 크기를 통해서 유의성 여부를 판별한다. 추정된 모수가 유의하지 않을 경우, 다시 식별 단계로 돌아가서 또 다른 ARIMA 모형을 임시로 선별한다.

모형의 진단 단계에서는 추정된 모형이 관측된 시계열을 잘 적합시키고 있는지에 대하여 모형 진단을 통해서 검진하게 된다. 모형 진단 방법으로는 잔차 분석을 주로 이용한다. 즉 설정된 모형의 잔차가 백색잡음의 성질을 만족하고 있는지를 알아보는 단계인데 이를 진단하기 위해서 잔차들의 ACF와 PACF 값이 충분히 0에 가까운지를 확인해야 한다. 이때 기준은 잔차의 ACF와 PACF 모두 5% 유의 수준을 만족해야 하지만, 백색잡음 시계열이라고 할지라도 시차의 자기상관중에 1개 정도는 이 기준치를 초과할 수도 있다.

마지막으로 모형의 식별, 추정과 진단과정이 완료되면 선택된 모형을 이용하여 예측을 실시한다.

2.3. 지수평활법 모형

지수평활법은 각 관측값들에 다른 가중값을 부여하는 예측 방법이다. 매 시점에서 예측을 하며 예측 방정식과 이 방정식 내의 추정값들은 가장 최근의 관측값을 설명하기 위해 매 시점의 끝에서 최신화시킨다. 이러한 최신화 작업에서는 시간의 흐름에 따라 모수들 사이에 발생 가능한 변화를 고려하며, 이러한 변화들을 통해 모수들의 추정값들을 최신화시켰을 때 동일하지 않은 가중값들이 시계열 관측값에 적용된다. 따라서 지수평활법은 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 작업은 하나 이상의 평활계수를 사용하여 실행한다. 일반 평활계수(α), 추세 평활계수(γ), 계절 평활계수(ϕ), 감폭추세 평활계수(δ)가 각각 '0'에 가까운 값을 가지면, 추정값들은 고정되며 동일한 반면, 평활계수들이 '1'에 가까우면, 추정값들이 매우 유동적이며 수준, 추세, 계절성 및 진폭이 변하고 있다는 사실에 반응한다. 즉 지수평활법은 이동평균법의 단점을 보완한 방법으로, 모형의 진단 및 예측과정은 ARIMA 모형과 동일하다.

3. 해상교통량의 현황과 분석방법

본 연구에서 예측하고자 하는 대상항만은 선종이 다양하고 물동량이 많은 인천항을 선택하였다. 분석방법은 Fig. 2와 같이 인천항의 표준선박을 산정하여 L^2 환산계수를 적용한다. L^2 환산계수는 선박의 길이를 제곱한 것으로 선박이 차지하는 면적을 감안한 값이며, 항해중인 선박의 필요한 해역 면적은 L^2 에 비례한다. 톤급별 L^2 환산계수를 적용하여 월별 L^2 환산교통량 현황을 파악후 시계열 모형을 구축하여 장래 교통량을 예측하였다.

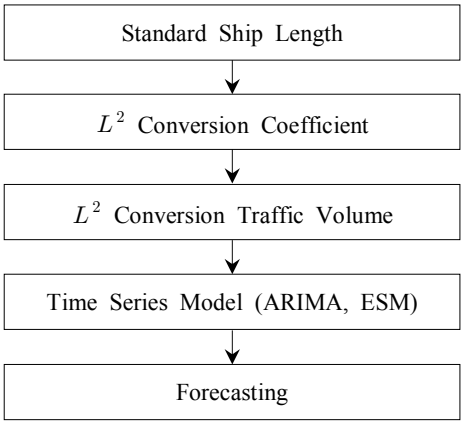

Fig. 2. Analysis procedure in this research.

3.1. 인천항 표준선박

선박의 크기를 대표하는 총톤수(GT)는 일반적으로 선박 길이(L)의 세제곱에 비례한다. 선박 길이와 총톤수와의 상관 함수를 제시한 연구(Fujii at al., 1981)에서는 자국항에 입출항하는 선박들의 제원을 조사하여 식(1)과 같은 근사식으로 나타내었다.

$$GT = \frac{L^3}{250} \qquad (1)$$

인천항에 최근 2012년 1월부터 2013년 6월까지 입항한 선박 척수와 총톤수를 Port-MIS 통계 자료로 톤급별 평균 톤수를 산출하고 근사식 (1)을 통해 톤급별 선박 길이를 Table 2와 같이 산출한 결과, 인천항의 최근 입항한 선박의 평균 길이는 131.0m로 추정할 수 있다.

Table 3. Number of ship according to tonnage

Tonnage	Number of ship	Total GT (t)	Average GT (t)	Average Length (m)
Statistic	26,187	235,473,572	8,992	131.0

3.2. 월별 L^2 환산교통량

Table 3은 톤급별 L^2 환산계수를 적용하여 2013년 6월달의 L^2 환산교통량을 산출한 과정을 나타낸 것으로 표준선박 131.0m을 기준으로 약 1,103척이 입항한 것을 알 수 있다. 이렇게 1996년 1월부터 2013년 6월까지 톤급별 월별 입항 척수 자료를 기반으로 인천항의 월별 L^2 환산교통량을 Fig. 3과 같이 나타내었다.

Table 4. L^2 conversion traffic volume

Tonnage	Number of ship	L^2 conversion coefficient	L^2 conversion traffic volume
Less than 100T	100	0.03	3.22
100~500T	524	0.10	53.36
500~1,000T	38	0.18	6.97
1,000~3,000T	186	0.37	68.80
3,000~5,000T	132	0.56	74.10
5,000~7,000T	121	0.73	87.99
7,000~10,000T	98	0.90	88.21
10,000~15,000T	47	1.20	56.21
15,000~20,000T	93	1.49	138.26
20,000~25,000T	11	1.75	19.30
25,000~30,000T	59	2.02	119.32
30,000~50,000T	55	2.56	140.70
50,000~60,000T	20	3.26	65.17
60,000~75,000T	13	3.60	46.84
75,000~100,000T	17	4.45	75.58
Mote than 100,000T	11	5.37	59.11
Total conversion traffic volume			1103.14

인천항의 월별 L^2 환산교통량을 살펴보면, 1997년 12월에 교통량이 급격하게 감소하였는데 이는 국제통화기금(International Monetary Fund, IMF)에 금융 구제를 요청하는 경제위기를 반영한 것으로 보이며, 그 후 2006년말 까지 점진적으로 교통량이 증가 추세임을 알 수 있다.

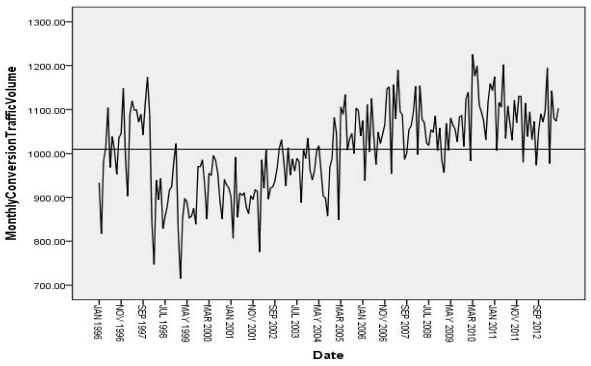

Fig. 3. Time plot of monthly L^2 conversion traffic volume.

4. 해상교통량의 예측

월별 L^2 환산교통량 자료를 바탕으로 ARIMA 모형과 지수평활법을 이용하여 인천항의 해상교통량을 예측하였다.

4.1. 정상성 검증

안정적인 시계열로 평가되기 위해서는 추세의 변화가 없고 분산이 일정해야 한다. Fig. 3의 원시계열 도표는 시간에 따라 평균이 일정하지 않은 비정상적(non-stationary) 자료이므로 비계절 차분을 실시하여 평균을 정상적(stationary)으로 만들 필요가 있다. Fig. 4는 비계절 1차 차분 후, 시계열이 정상 시계열로 변화되었음을 시각적으로 판단할 수 있다.

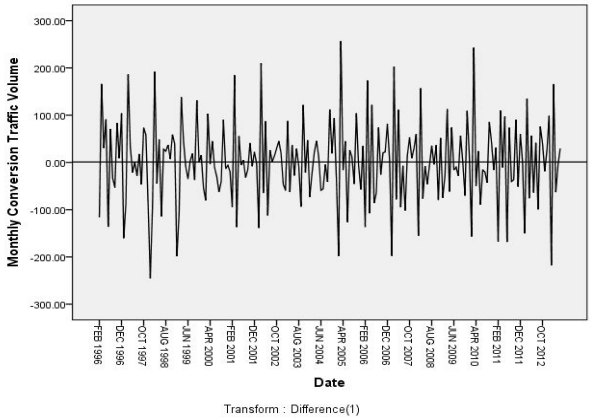

Fig. 4. Time plot of 1 difference.

Fig. 5는 원시계열 자료의 ACF를 나타낸 것이다. ACF의 계절 시차(12, 24 등)에서 스파이크가 튀어나와 있음을 발견할 수 있으며, 이는 계절적인 변동이 존재함을 암시한다.

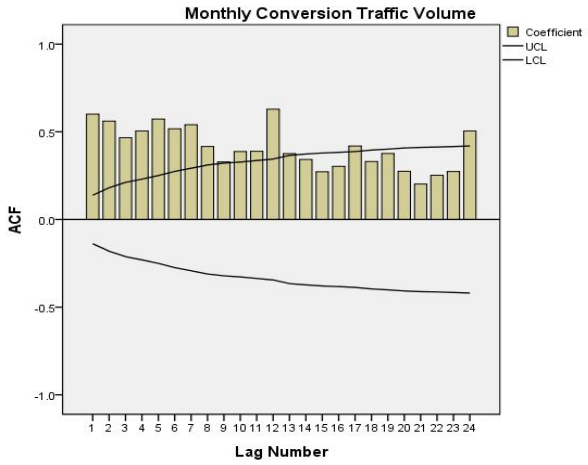

Fig. 5. ACF.

Fig. 6은 비계절적인 1차 차분 후 ACF를 나타낸 것이다. 계절 시차의 스파이크가 신뢰한계선 밖으로 튀어나와 계절성의 존재를 더 명확히 발견할 수 있다. 따라서 ARIMA(p,d,q) 모형에 계절적 요소를 추가시킨 ARIMA($p,1,q$)($P,1,Q$)$_{12}$ 모형과 지수평활법의 단순계절 모형을 고려할 수 있다.

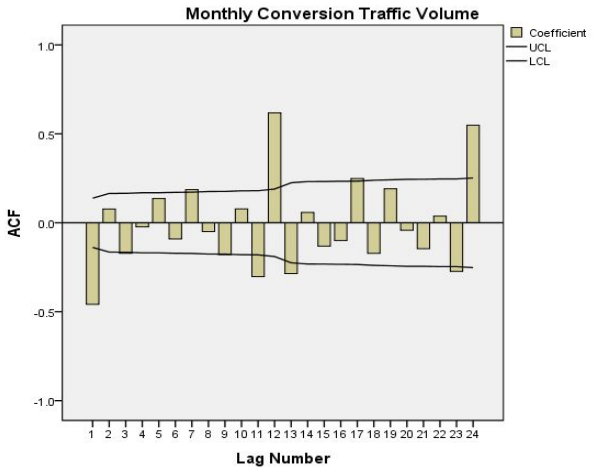

Fig. 6. ACF of 1 difference.

4.2. 모형의 식별

모형을 객관적으로 식별하기 위한 도구로서 베이지안 방법을 이용한 정규화된 베이지안 정보판단기준 (Normalized Bayesian Information Criterion, Normalized BIC)를 고려하는데 Table 4와 같이 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)$_{12}$ 모형이 가장 작은 것을 알 수 있다.

Table 5. ARIMA model Normalized BIC

Model	Normalized BIC
ARIMA(0,1,0)(0,1,1)$_{12}$	8.117
ARIMA(0,1,0)(1,1,0)$_{12}$	8.313
ARIMA(0,1,0)(1,1,1)$_{12}$	8.149
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)$_{12}$	8.296
ARIMA(0,1,1)(0,1,1)$_{12}$	7.945
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)$_{12}$	8.128
ARIMA(0,1,1)(1,1,1)$_{12}$	7.977
ARIMA(1,1,0)(0,1,0)$_{12}$	8.349
ARIMA(1,1,0)(0,1,1)$_{12}$	7.992
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)$_{12}$	8.168
ARIMA(1,1,0)(1,1,1)$_{12}$	8.024
ARIMA(1,1,1)(0,1,0)$_{12}$	8.328
ARIMA(1,1,1)(0,1,1)$_{12}$	7.976
ARIMA(1,1,1)(1,1,0)$_{12}$	8.160
ARIMA(1,1,1)(1,1,1)$_{12}$	8.008
Simple Seasonal Model	7.991

Table 5는 ARIMA 모형과 지수평활법의 모형 통계량을 비교한 것이다. 단순계절 모형의 정상 R제곱이 ARIMA 모형보다 크다. 또한 절대퍼센트오차의 최대값(Maximum Absolute Percentage Error, MaxAPE)과 절대오차의 최대값(Maximum Absolute Error, MaxAE)을 제외한 평균제곱오차의 제곱근(Root Mean Square Error, RMSE), 평균절대백분위오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE), 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE) 통계량 값들을 비교하면, 단순계절 모형이 ARIMA 모형보다 작은 것을 알 수 있다.

Table 6은 식별한 모형의 예측력을 알아보기 위해 인천항의 2012년 1월부터 2013년 6월까지 최근 관측값과 ARIMA 모형과 지수평활법을 통한 예측값 사이의 잔차 제곱합(Sum of squred rediduals, SSR)과 그 제곱근(Squared root of the SSR, $\sqrt{SSR}$)을 비교한 것이다. ARIMA 모형이 단순계절 모형 보다 $\sqrt{SSR}$ 값 이 작은 것을 알 수 있다.

Table 5의 모형 적합도의 관점에서 고려하면 단순계절 모형이 더 우위에 있고, Table 6의 예측력의 관점에서 보면 ARIMA 모형이 우위에 있다고 판단된다. 그러나 시계열 자료에 대한 모형 구축을 하는 궁극적인 목표가 정확도 있는 미래값을 예측한다는 관점에서 보면, 모형 적합도 보다는 예측력을 더욱 중요시할 수 있다. 따라서 인천항의 해상교통량 시계열 자료에 대한 최종 모형으로 ARIMA 모형을 식별할 수 있다.

Table 6. Model Statistics

	ARIMA$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ Model	Simple Seasonal Model
Generalized R-square	0.453	**0.548**
R-square	0.722	**0.765**
RMSE	51.716	**47.034**
MAPE	4.033	**3.540**
MAE	40.114	**29.075**
MaxAPE	**21.037**	35.336
MaxAE	**177.306**	245.048
Normalized BIC	7.945	**7.753**

4.3. 모수의 추정

Table 7은 인천항의 적합한 모형인 ARIMA 모형의 모수에 대한 추정값을 나타낸 것이다. 모수의 유의확률 값이 유의수준 5%보다 작고 t-검증통계량의 절대값이 2.0보다 크기 때문에 추정된 계수 모두가 통계적으로 '0' 이라는 귀무가설을 기각하게 되어 유의하다. 이동평균계수의 가역성 조건 ($|\widehat{\theta_1}|=0.511<1$, $|\widehat{\Theta_{12}}|=0.753<1$)도 만족한다.

Table 7. Comparison of observation & prediction at Incheon port

Date	Obser-vation	ARIMA$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ Model			Simple Seasonal Model		
		Predic-tion	Resi-dual	R-squrare	Predic-tion	Resi-dual	R-squrare
2012.1	1267.95	1123.52	6.64	44.04	1082.64	47.52	2257.79
2012.2	1105.22	992.60	-12.65	159.99	983.66	-3.71	13.76
2012.3	1265.29	1145.38	-30.70	942.74	1139.81	-25.13	631.72
2012.4	1180.45	1085.21	-46.33	2146.53	1088.26	-49.38	2438.45
2012.5	1244.00	1123.79	-28.66	821.38	1111.36	-16.23	263.40
2012.6	1180.05	1018.91	12.52	156.78	1038.76	-7.33	53.71
2012.7	1217.72	1034.58	38.23	1461.87	1033.91	38.90	1513.55
2012.8	1093.46	1034.86	-61.36	3765.07	1038.86	-65.36	4271.95
2012.9	1191.37	987.82	61.47	3778.75	989.42	59.87	3584.60
2012.10	1228.41	1082.13	8.23	67.65	1085.49	4.87	23.67
2012.11	1206.20	1066.52	4.99	24.86	1087.56	-16.05	257.75
2012.12	1218.31	1111.93	-15.71	246.94	1110.86	-14.64	214.45
2013.1	1322.20	1101.83	92.93	8636.13	1059.30	135.46	18349.63
2013.2	1078.87	1009.16	-32.19	1036.16	1004.28	-27.31	745.80
2013.3	1291.87	1146.40	-3.72	13.82	1148.63	-5.95	35.37
2013.4	1224.44	1091.87	-12.18	148.28	1106.67	-26.98	727.77
2013.5	1217.21	1145.92	-72.39	5240.92	1140.97	-67.44	4548.72
2013.6	1252.36	1026.35	76.79	5895.97	1042.77	60.37	3643.96
SSR				34587.87			43576.05
$\sqrt{SSR}$				**185.98**			208.75

Table 8. Model prarameters

ARIMA$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$		Estimate	SE	t	prob
Difference		1			
MA	Lag 1	0.511	0.062	8.211	0.000
Seasonal Difference		1			
MA Seasonal	Lag 1	0.753	0.061	12.297	0.000

4.4. 모형의 진단

자료 내에 확률적인 백색잡음 요소가 존재하므로 자료를 완벽하게 적합시키는 모형은 존재하지 않는 것은 당연하다. Fig. 7은 단순계절 모형의 잔차 ACF, PACF를 나타낸 것으로 22번째 시차의 자기상관계수를 제외하고는 신뢰한계선 내에 존재하는 것을 알 수 있다.

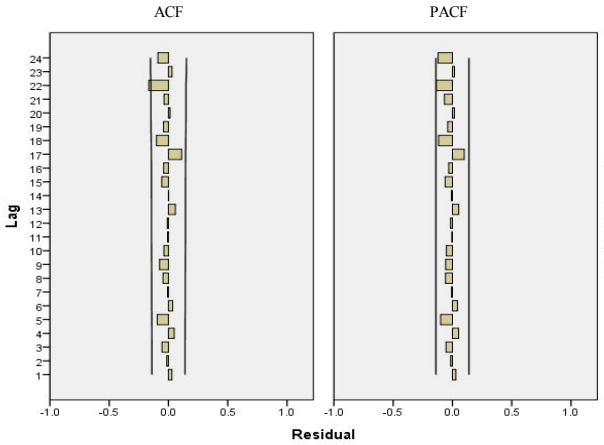

Fig. 7. ACF & PACF of residual.

Table 8에서 22시차의 잔차 자기상관계수에 대한 t-검증통계량의 절대값(2.48)이 실전적 경고수준 1.6보다 큰 것을 제외하고는 t-검증통계량의 절대값이 모든 시차에서 1.6보다 작고, Box-Ljung 통계량의 p값 모두가 유의수준 5%보다 매우 크게 나타나 추정된 모형은 백색잡음 모형의 성질을 만족시킨다고 할 수 있어 단순계절 모형을 최종 예측 모형으로 설정할 수 있다.

Table 9. ACF of residual

Lag Number	Estimate	SE	Box-Ljung Q-statistics		
			value	DF	prob
1	0.029	0.071	0.165	1	0.685
2	-0.014	0.071	0.206	2	0.902
3	-0.055	0.070	0.808	3	0.848
4	0.049	0.070	1.298	4	0.862
5	-0.095	0.070	3.126	5	0.681
6	0.036	0.070	3.394	6	0.758
7	-0.008	0.070	3.405	7	0.845
8	-0.046	0.069	3.841	8	0.871
9	-0.075	0.069	5.005	9	0.834
10	-0.038	0.069	5.305	10	0.870
11	-0.008	0.069	5.319	11	0.915
12	-0.010	0.069	5.340	12	0.946
13	0.058	0.069	6.069	13	0.944
14	0.002	0.068	6.069	14	0.965
15	-0.057	0.068	6.761	15	0.964
16	-0.041	0.068	7.122	16	0.971
17	0.112	0.068	9.852	17	0.910
18	-0.101	0.068	12.082	18	0.843
19	-0.041	0.067	12.462	19	0.865
20	0.014	0.067	12.503	20	0.898
21	-0.037	0.067	12.800	21	0.915
22	-0.166	0.067	19.002	22	0.645
23	0.030	0.067	19.203	23	0.689
24	-0.089	0.066	20.989	24	0.639

4.5. 해상교통량 예측

ARIMA 모형으로 구축한 예측값이 실제 관측값과 비교적 적합해 있는 것을 Fig. 8을 통해 살펴볼 수 있다.

2014년 1월부터 2015년 12월까지 인천항의 월별 환산교통량의 예측 결과는 계절적으로 반복되는 추세인 것을 알 수 있다. Table 9의 예측치를 살펴보면, 2월과 7월, 8월, 9월의 교통량이 다른 달에 비해 상대적으로 적게 예측된 반면, 1월, 3월, 5월, 12월의 교통량은 다른 달에 비해 상대적으로 많은 것으로 나타났다.

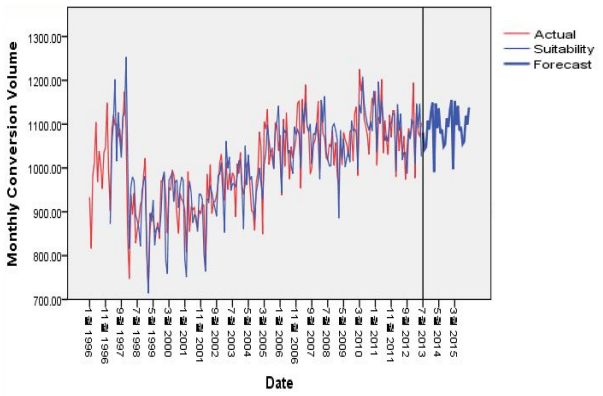

Fig. 8. Monthly forecasting of maritime traffic.

Table 10. Monthly forecasting of maritime traffic

(unit : number of ships/month)

Year/Month	Forecast value	95% UCL	95% LCL
2014/01	1148.86	1301.62	996.09
2014/02	991.07	1151.16	830.98
2014/03	1147.20	1314.29	980.10
2014/04	1091.95	1265.77	918.13
2014/05	1135.63	1315.92	955.34
2014/06	1079.54	1266.08	893.00
2014/07	1087.27	1287.23	887.30
2014/08	1048.89	1257.57	840.20
2014/09	1054.77	1271.82	837.71
2014/10	1113.29	1338.40	888.17
2014/11	1093.84	1326.74	860.95
2014/12	1132.31	1372.73	891.89
2015/01	1154.80	1402.53	907.08
2015/02	997.02	1251.83	742.20
2015/03	1153.15	1414.86	891.43
2015/04	1097.90	1366.33	829.46
2015/05	1141.58	1416.57	866.59
2015/06	1085.49	1366.88	804.10
2015/07	1093.21	1386.83	799.59
2015/08	1054.84	1357.04	752.64
2015/09	1060.72	1371.26	750.17
2015/10	1119.24	1437.91	800.56
2015/11	1099.79	1426.39	773.20
2015/12	1138.26	1472.59	803.93

4.6. 예측결과 요약

1996년 1월부터 2013년 6월까지 Port-MIS 통계 자료를 월별 L^2 환산교통량으로 산출한 후, 시계열 모형을 이용하여 분석하였다. 정상성 검증, 모형의 식별과 모수의 추정 및 모형의 진단 단계를 거쳐 인천항은 지수평활법의 단순계절 모형 보다 ARIMA$(0,1,1)(0,1,1)_{12}$ 모형이 더 적합한 모형임을 추정하였다.

2014년 1월부터 2015년 12월까지의 인천항의 환산교통량을 예측한 결과, 교통량이 가장 많을 것으로 예상되는 2015년 1월에는 1154.80(척/월), 교통량이 가장 적을 것으로 예상되는 2014년 2월에는 991.07(척/월)으로 나타났다. 인천항의 경우 계절에 따라 월별 교통량의 차이를 보이고 있는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

본 연구는 인기있는 시계열 방법으로 지수평활법과 ARIMA 모형을 적용하여 장래 해상교통량을 추정하기 위한 방법을 제시하였다.

물동량을 기반으로 교통량을 추정한 기존 연구방법과는 달리 표준선박을 산출하여 L^2 환산계수를 적용하여 월별 L^2 환산교통량을 시계열 모형으로 예측하였다. 표준선박 길이는 항로, 정박지, 선석규모 설정 등에 활용되고 해상교통혼잡도와 해상교통류의 점유영역에 대한 Mesh 설정, 안전이격거리 기준에도 이용되고 있다. 또한 항만에는 크기가 다양한 선박들이 혼재되어 운항하며, 동일한 척수의 선박이 입항하더라도 그 크기 분포가 다르므로, 교통량을 추정하기 위해서 표준선박을 도입하여 L^2 환산교통량을 산출하여 시계열 모형을 이용하여 예측하였다. 제시된 방법의 효과를 검증하기 위하여 국내 주요 무역항만 중의 하나인 인천항을 지정하여 해상교통량을 추정하였다. 그 결과로 인천항은 지수평활법 보다 ARIMA 모형이 좀 더 적합한 모형인 것으로 나타났으며, 계절에 따라 월별 교통량의 차이를 보이는 것을 알 수 있었다.

본 연구는 월별 환산교통량 자료를 시계열 모형에 적용하여 좀 더 정량적인 방법으로 장래 교통량을 월별로 예측하였다는 점에서 의의가 있다. 또한 과거 자료의 추세를 단순히 반영하여 회귀식으로 해상교통량을 추정한 것에 비하면, ARIMA 모형과 지수평활법은 장래 해상교통량을 좀 더 신뢰성있게 예측할 수 있는 것으로 보인다.

본 연구결과는 항로 폭 설정과 같은 항만 설계 측면에 반영할 수 있을 것이고, 해상교통관제 측면에서는 교통량의 변화에 능동적인 관제를 할 수 있을 것이다. 인천항의 해상교통량 예측 결과는 향후, 전국 무역항만의 교통량 예측 추정에 관한 기초 자료로 효과적으로 활용될 수 있을 것이다. 또한 연구 대상을 전국 무역항만으로 넓혀 ARIMA 모형과 지수평활법 중 어느 시계열 모형이 각 항만에 더 적합한지 향후 연구로 진행하고자 한다.

References

[1] 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.

[2] Fujii, Y., M. Tsutomu and H. Kiyosshi(1981), Marine Traffic Engineering, Haemoondang, pp. 12-13, p. 45.

[3] Kim, J. H., S. G. Gug and M. C. Kim(2006), Estimation on the Future Traffic Volumes and Analysis on Crossing Situation Risk for Gamcheon Harbor, Journal of Korea Navigation and Port Research, Vol. 30, No. 8, pp. 617-622.

[4] Kim, J. H., S. G. Gug and S. W. Kim(2007), Estimation on the Future Traffic Volumes and Analysis on Information Value of Tidal Current Singnal in Incheon, Journal of Korea Navigation and Port Research, Vol. 31, No. 6, pp. 456-462.

[5] Kim, J. H.(2007), The Estimation of Future Container Ship Traffic for Three Major Ports in Korea, Journal of Korean Navigation and Port Research, Vol. 31, No. 5, pp. 353-359.

[6] Kim, J. H.(2008a), The Forecast of the Cargo Transportation and Traffic Volume on Container in Gwangyang Port using Time Series Models, Journal of Navigation and Port Research, Vol. 32, No. 6, pp. 425-431.

[7] Kim, J. H.(2008b), The Forecast of the Cargo Transportation for the North Port in Busan using Time Series Models, Journal of Korea Port Economic Association, Vol. 24, No. 2, pp. 1-17.

[8] Koo, J. Y.(1997), Evaluation of Traffic Congestion in Channels within Harbour Limit, Journal of Port and Harbor Research, Vol. 11, No. 2, pp. 173-189.

[9] Lee, Y. S. and Y. J. Ahn(2013), A Study on the Standard Ship's Length of Domestic Trade Port, Journal of the Korean Society of Marine Environment & Safety, Vol. 19, No. 2, pp. 164-170.

[10] Mo, S. W.(2010), Forecasts of the 2011-BDI Using the ARIMA Type Models, Journal of Korea Port Economic Association, Vol. 26, No. 4, pp. 207-218.

[11] Mo, S. W.(2012), The Behavioral Analysis of the Trading Volumes of Gwangyang Port: Comparison with Incheon and Pyeongtaek-Dangjin Port, Journal of Korea Port Economic Association, Vol. 28, No. 3, pp. 111-125.

[12] Mo, S. W.(2013), A Forecast of Shipping Business during the Year of 2013, Journal of Korea Port Economic Association, Vol. 29, No. 1, pp. 67-76.

[13] Park, S. B., J. W. Kim, S. I. Jeon, C. U. Kim, E. J. Choi, C.

H. Lee and Y. S. Heo(2012), An Effective Demand Forecasting and Its Applications, Samsung Economic Research Institute, Reserch Report, pp. 24-26.

[14] Stein, R. and P. Shaman(1989), A Fixed Point Characterization for Bias of Auto-Regressive Estimators, The Analysis of Statistics, Vol. 17, No. 3, pp. 1275-1284.

[15] 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.

[16] 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.

[17] Yeo, G. T., H. G. Lee, S. M. Soak and C. Y. Lee(1998), A Simulation Study on the Marine Traffic Congestion in Pusan Port, Journal of Port and Harbor Research, Vol. 9, pp. 1-17.

원고접수일 : 2013년 08월 28일
원고수정일 : 2013년 10월 10일 (1차)
2013년 10월 30일 (2차)
게재확정일 : 2013년 12월 26일