Journal of Korea Port Economic Association
Vol.37, No.1, 2021, pp.179-196.
https://doi.org/10.38121/kpea.2021.03.37.1.179

시계열 분석 기반 신뢰구간 추정을 활용한 항만 물동량 이상감지 방안

하준수* · 나준호** · 조광휘*** · 하헌구****

Port Volume Anomaly Detection Using Confidence Interval Estimation Based on Time Series Analysis

Ha, Jun-Su · Na, Joon-Ho · Cho Kwang-Hee · Ha, Hun-Koo

Abstract

Port congestion rate at Busan Port has increased for three years. Port congestion causes container reconditioning, which increases the dockyard labor's work intensity and ship owner's waiting time. If congestion is prolonged, it can cause a drop in port service levels. Therefore, this study proposed an anomaly detection method using ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) model with the daily volume data from 2013 to 2020. Most of the research that predicts port volume is mainly focusing on long-term forecasting. Furthermore, studies suggesting methods to utilize demand forecasting in terms of port operations are hard to find. Therefore, this study proposes a way to use daily demand forecasting for port anomaly detection to solve the congestion problem at Busan port.

Key words: Anomaly Detection, Demand Forecasting, Busan Port, Container Cargo Volume, ARIMA model, Confidence Interval Estimation

▷ 논문접수: 2021. 03. 02. ▷ 심사완료: 2021. 03. 29. ▷ 게재확정: 2021. 03. 29.

* 인하대학교 물류전문대학원 석사과정, 제1저자, hajunsu93@gmail.com
** 한국교통연구원 부연구위원, 공동저자, njh5020@koti.re.kr
*** 인하대학교 물류전문대학원 박사과정, 공동저자, jgh2065@naver.com
**** 인하대학교 물류전문대학원 교수, 교신저자, hkha@inha.ac.kr

Ⅰ. 서 론

부산항 컨테이너 부두 장치율은 지난 3년 동안 지속적으로 상승하였다. 2017년 연평균 72.1%를 기록한 컨테이너 부두 장치율은 2020년 78.4% 까지 꾸준히 상승하였다.[1] 부두 장치율 상승은 항만 운영 전반에 악영향을 미친다. 장치율이 상승하면 야드(Yard)에서 하부에 위치한 컨테이너를 다시 옮기는 재조작이 증가하여 추가적인 운영 비용이 발생할 뿐만 아니라 화물 기사 및 부두 노동자의 대기시간이 늘어나 노동 강도가 높아진다. 또한, 재조작 작업이 원활하게 진행되지 않을 경우 선주의 대기 시간이 길어져 항만의 서비스 질 하락을 야기할 수 있다.

부두 장치율이 상승하는 이유는 크게 2가지로 구분할 수 있다. 첫째는 대외적인 원인이다. 항만은 국가의 가장 큰 수출입 관문이기 때문에 대외적인 교역 환경에 변화가 생길 경우 물동량이 영향을 받아 부두 장치율이 상승할 수 있다. 2020년 9월 코로나 사태의 장기화와 중국 춘절의 영향으로 부산항 부두 장치율이 한 때 90% 까지 크게 증가했던 것을 예시로 들 수 있다. 둘째는 항만 시설 및 인력의 부족이다. 부두 장치율이 정상적인 수준을 유지하기 위해서는 선적과 하역이 원활하게 진행되어야한다. 원활한 선적과 하역을 위해서는 갠트리 크레인(Gantry crane), 선석과 같은 고정시설과 검수사, 신호수, 일용직 노동자 등 관련 노동 인력이 충분히 확보되어야 한다. 충분한 시설과 인력이 확보되지 않을 경우 선적 및 하역이 지연되어 부두 장치율이 상승할 수 있다.

충분한 시설을 확보하기 위해서는 항만 시설 확장을 위한 투자가 필요하다. 하지만 항만 시설 확장은 많은 비용과 긴 시간이 필요한 장기적인 해결책이므로 단기적인 해결책 역시 필요하다. 반면에 인력은 시설과 달리 비교적 신속한 확충이 가능하다. 따라서 긴급 인력 투입, 부두 간 인력 재배치 등 노동 인력을 활용한 해결책은 부두 장치율 상승에 대응하기 위한 단기적인 해결책으로 고려될 수 있다.

단기적인 해결책을 실행하기 위해서는 항만 물동량 이상감지가 선행되어야 한다. 물동량이 정상 수준보다 떨어지는지, 반대로 정상 수준을 초과하는지에 대한 이상감지가 선행되어야 단기조치를 통해 부두 장치율 상승에 대응할 수 있다. 따라서 본 연구는 일단위 수요예측의 신뢰구간을 활용한 항만 물동량 이상감지 방안을 제안하였다. 제안한 방안에서 이상감지는 실측 물동량이 관리선을 연속적으로 이탈하는 경우를 의미한다. 관리선은 예측 물동량의 신뢰구간을 활용하여 도출한 상·하한선을 이용하여 도출하였다. 예측 방법론은 ARIMA(Auto Regressive Moving Average) 모형을 사용하였으며 부산항 9개 부두별 2841일 동안의 과거 물동량 데이터를 활용하여 모형을 추정하였다.

그동안 국내외에서는 원활한 해상운송을 위해 항만 수요예측에 관련된 다양한 연구가 진행되었다. 그중에서도 특히 장기 수요예측에 대한 연구가 활발하였다. 항만 시설 투자에 긴 시간과 많은 비용이 소모된다는 점을 고려했을 때 장기적인 관점에서의 수요예측은 항만의 중장기적 운영을 위해 반드시 필요하다. 하지만 부두 장치율 관리 등 항만의 단기 운영 효율성 측면에서는 단기 수요예측 역시 장기 수요예측 만큼이나 중요하다. 따라서 본 연구에서는 단기 수요예측을 진행하고 그 예측치에 기반한 항만 물동량 이상감지 방안을 제안하여 항만의 단기 운영 효율성 증대에 기여하는 것을 목표로 하였다.

1) 해양수산부, '최근 3년간 우리나라 주요 항만 부두 별 장치율 현황' 참고

II. 선행 연구

지금까지 항만 수요예측에 대한 다양한 연구가 진행되었으며 그중에서도 장기적인 관점에서의 연구가 특히 활발히 진행되었다. 예측을 위한 방법론으로는 Box-Jenkins 방법론인 ARIMA 모형, ARIMA 모형에 계절차분을 더한 승법 계절 ARIMA 모형 등 통계학에 기반한 모형들이 많이 사용되었다. 비교적 최근에는 ANN(Artificial Neural Network), Random Forest, LSTM(Long Short Term Memory) 등 머신러닝 기반의 방법론도 많이 활용되고 있다.

김두환, 이강배(2020)는 LSTM 모형과 승법 계절 ARIMA 모형을 활용하여 부산항 컨테이너 물동량을 예측하였다. 데이터로는 부산항 월별 컨테이너 물동량 자료(180개월)을 사용하였고 제시한 LSTM 모형과 승법계절 ARIMA 모형을 통해 2년치 물동량을 예측하였다. 최종적으로 두 모형의 예측력을 비교하여 LSTM 모형이 승법 계절 ARIMA 모형보다 항만 물동량 예측에 적합함을 보였다.

민경창, 하헌구(2014)는 승법 계절 ARIMA 모형을 활용하여 국내 전체 항만 컨테이너 물동량을 예측하였다. 예측에는 총 84분기의 데이터가 이용되었으며, 제시한 모형을 통해 미래 물동량을 분기 단위로 예측하였다. 이를 통해 비교적 단기인 분기 예측 시 승법 계절 ARIMA 모형이 적합하다고 주장하였다.

김종길 외(2011)의 연구에서는 ARIMA 모형과 SD(System Dynamics) 모형으로 항만 컨테이너 물동량을 예측하였다. 데이터로는 우리나라 항만의 물동량 자료(252개월)을 사용하였고 추정된 ARIMA 모형과 SD 모형으로 미래 10년치 물동량을 추정하였다. 최종적으로 추정 결과에 기반하여 SD 기법이 항만 물동량 예측에 더 적합한 방법이라고 주장하였다.

Chen et al.(2010)은 승법 계절 ARIMA 모형과 분해분석법(Decomposition Approach), 유전자 프로그래밍 기법(Genetic programming) 을 활용하여 대만 주요 항만들의 물동량을 예측하였다. 데이터로는 월별 물동량 자료(312개월)을 활용하였으며 미래 1년 기간에 대한 예측을 진행하였다. 최종적으로 분석 결과 비교를 통해 세가지 모형 중 유전자 프로그래밍 기법이 항만 월별 물동량 예측에 가장 적합한 방법이라고 주장하였다.

손용정(2009)은 승법 계절 ARIMA 모형을 활용하여 우리나라 항만과 중국항만간 교역량 변화를 예측하였다. 데이터로는 우리나라 대 중국 항만 교역량 자료(87개월)을 사용하였고 추정된 모형을 바탕으로 향후 교역량(27개월)을 예측하여 향후 주요 항만들의 교역량 증가세가 둔화될 것이라고 예측하였다.

김정훈(2008)은 부산 북항의 물동량을 특성에 따라 컨테이너, 유류, 일반화물 3가지로 구분하여 시계열 분석에 기반한 예측을 진행하였다. 분석에는 부산항 전체, 감천항, 신항으로 분류된 물동량 자료(84개월)를 사용하였고 추정된 모형을 바탕으로 컨테이너, 유류, 일반화물별 향후 물동량(12개월)을 예측하였다.

선행연구들은 대부분 항만의 물동량 예측 자체에 초점을 맞춰왔으며 그마저도 거시적 관점에서의 장기수요예측에 초점을 맞춰왔다. 비교적 최근에 들어 반기, 분기 단위의 단기 수요예측이 진행되었지만 아직까지 일 단위 수요예측을 진행한 연구는 찾아보기 어렵다. 이에 본 연구에서는 부산항 9개 부두별, 일별 데이터(2013년 ~2020년)를 활용하여 단기 수요 예측을 진행하였다. 또한, 단순히 예측에서 그치지 않고 수요예측치를 활용한 물동량 이상감지 방안을 제시하여 단기적 관점에서의 효율적인 항만 운영에 기여하는 것을 목표로 하였다.

Ⅲ. 연구 모형

1. ARIMA 모형

ARIMA(Auto regressive Integrated Moving Average) 모형은 대표적인 Box-Jenkins 방법론으로 과거 시계열 관측값과 오차를 기반으로 현재의 시계열 관측값을 설명하는 ARMA(Auto regressive Moving Average) 모형을 일반화한 모형이라고 할 수 있다. ARIMA 모형에서 종속변수는 독립변수에 의해 설명되는 것이 아니라 자신의 과거 관측값 및 확률적 오차항에 의해 설명된다. 그러므로 ARIMA 모형은 시계열 자료의 확률적 특성에 기반한 시계열 예측 방법론으로 볼 수 있다.

ARIMA(p,d,q) 모형은 (식 1)과 같다.

$$W_t = \varnothing_1 W_{t-1} + \cdots + \varnothing_t W_{t-p} \text{-----(식1)} \\ + \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \cdots - \theta_q \epsilon_{t-q}$$

W_t: 원 시계열자료

t: 시간을 나타내는 연산자

$\epsilon : N(0,\sigma^2)$을 따르는 오차항, 백색잡음

$p : AR(Auto-regressive)$항의 차수

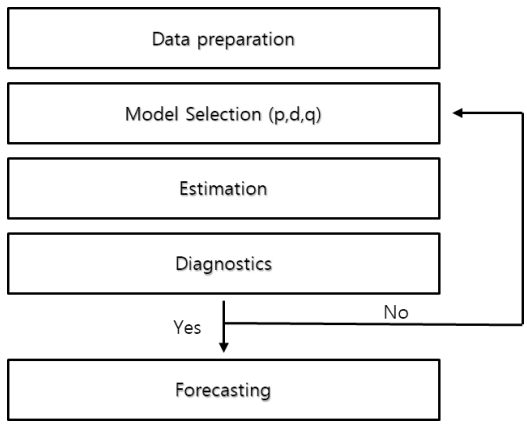
$q : MA(Moving-average)$항의 차수

시계열 자료를 ARIMA 모형에 적용하기 위해서는 시계열 자료가 안정성(Stationarity) 조건을 반드시 만족해야 한다. Box-Jenkins 방법론은 시계열 자료가 안정적일 경우에만 적용시킬 수 있는데, 이러한 조건을 시계열 자료의 '안정성 조건'이라고 한다. 시계열 자료가 안정적이지 않을 경우에는 시계열의 평균과 분산 값이 시점에 따라 변화하기 때문에 유효한 예측값을 얻을 수 없다.

시계열 자료가 안정적이지 않을 경우 유효한 예측값을 얻기 어려울 뿐만 아니라, 추정해야 하는 모수가 늘어나 추정 자체에 어려움이 생긴다. 시계열 자료가 안정적일 경우에는 평균과 분산 값이 일정하므로 추정할 모수가 2개로 줄어들어 추정이 수월해진다. 그러므로 시계열 자료를 ARIMA 기법에 적용하기에 앞서 반드시 안정성 여부를 확인하는 것은 필수적이며 만약 시계열 자료가 안정적이지 않다면 차분(Difference)의 과정을 통해 자료를 안정적으로 변환시킨 후 모형에 적용해야 한다.

ARIMA 기법을 통해 미래 수요를 예측하기 위해서는 (그림1)에 나타낸 바와 같이 5단계 과정을 거쳐야 한다. 구체적으로 데이터 준비(Data preparation), 모형선택(Model Selection), 추정(Estimation), 진단(Diagnostics)의 과정을 거쳐야 마지막 단계인 예측(Forecasting)을 실행할 수 있다.

그림 1. ARIMA 모형 순서도



1단계인 데이터준비(Data preparation) 단계에서는 앞서 설명한 바와 같이 시계열 자료가 안정성 조건을 만족하도록 차분의 과정을 통해 자료를 안정화시킨다. 차분은 시계열 자료의 추세를 제거하기 위한 방법으로 추세의 차수와 동일한 차수의 차분을 실시하여 추세를 제거할 수 있다. 이 단계에서 ARIMA(p,d,q) 모형 가운데 'd'의 값을 결정하게 된다.

차분 방법은 (식 2)과 같다.

$$d=1\text{인경우}, \triangle Y_{t=} Y_t - Y_{t-1}$$
$$d=2\text{인경우}, \triangle^2 Y_t = \triangle Y_t - \triangle Y_{t-1} \text{----(식 2)}$$

모형 선택(Model Selection) 단계에서는 시계열 자료의 상관도표(Correlogram)를 통해 확인 가능한 자기상관함수(Autocorrelation Function; ACF), 편자기상관함수(Partial Autocorrelation Function; PACF)를 이용하여 나머지 'p'(AR의 차수)와 'q'(MA의 차수)로 가능한 값들을 추정한다.

추정(Estimation) 단계에서는 'p',' d', 'q'의 값이 정해지면서 결정되는 AR, MA 각 항에 대한 모수를 추정하게 된다. 각 항에 대한 모수를 추정하는 대표적인 추정법으로는 최대우도추정법(Maximum Likelihood Estimation Method), 최소제곱추정법(Least Squares Estimation Method), 적률추정법(Method of Moment Estimation), 비선형추정법(Nonlinear Estimation Method) 등이 있으며 최대우도추정법과 최소제곱추정법이 일반적으로 많이 사용된다.

다음으로는 추정한 모형군들의 정보기준(Information Criteria; IC)을 이용하여 앞서 추정한 'p',' d', 'q'의 값들 중에 가장 적절한 차수를 선택한다. 정보기준은 모형의 잔차 크기가 작을수록 모형의 설명력이 뛰어나다는 점을 이용한 선택 기준으로 값이 작을수록 활용 가능한 정보의 양이 많음을 의미한다. 대표적인 정보기준으로는 AIC(Akaike information Criteria), BSC(Bayes – Schwartz Criteria)가 있다.

다음단계인 진단(Diagnostics) 단계에서는 추정된 모형에 대한 통계적 진단을 시행한다. 앞서 추정 단계가 모형 추정에 필요한 세부적인 요소들에 대한 통계적인 검정이라면, 본 단계에서는 앞서 추정된 모형이 전체적인 관점에서 통계적으로 유의한지 여부와 예측모형으로 적절한지 여부를 판단한다.

추정된 모형에 대한 진단은 잔차분석(Residual Analysis)을 통해 이루어지는데 이는 추정된 모형의 오차항이 백색잡음인지 확인하는 절차이다. 정보기준을 만족하는 모형이라도 오차항이 백색잡음이 아닐 경우 적합하지 않은 모형으로 판단된다. 만약 모형이 진단 절차를 통과하지 못할 경우 다시 처음 단계로 돌아가 모형을 추정해야 한다. 모형이 적합한 것으로 나타난다면 다음 단계인 예측단계로 넘어가 추정된 모형을 예측 모형으로써 사용할 수 있다. 이와 같은 4단계를 거쳐야만 마지막 단계인 예측(Forecasting) 단계로 넘어갈 수 있다. 마지막으로 예측 단계에서는 최종적으로 선택된 모형을 활용하여 미래 수요를 예측하게 된다.

예측된 수요는 목적에 따라 다양한 분야에 활용될 수 있다. 수요예측 결과는 기업이나 국가 등 경제활동 주체의 의사결정에 중요한 지표로 사용할 수 있다. 또한, 실측치와의 비교를 통해 모형의 예측력을 검증할 수 있고, 이를 기반으로 더 발전된 예측 모형을 개발하는데도 활용할 수 있다. 이외에도 수요예측치를 다양한 분야에 적용하여 현실의 문제를 해결할 수 있다. 본 연구도 마찬가지로 부산항의 일 단위 물동량을 예측하고 예측치를 활용한 물동량 이상감지 방안을 제안하여 부산항의 장치율 상승이라는 현실의 문제를 해결하는 것을 목표로 하였다.

2. 신뢰구간 추정을 활용한 이상감지 방안

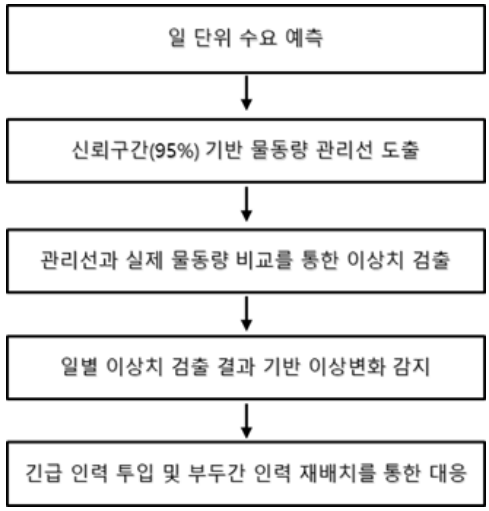
앞서 언급한대로 5단계의 모형 추정 단계를 거치면 시계열 자료에 적합한 예측 모형을 결정할 수 있으며 결정된 모형을 통해 미래 수요에 대한 예측치를 얻을 수 있다. 이때 예측치는 정의된 신뢰구간 범위 안에서 결정된다. 신뢰구간은 주어진 x값에 대한 평균값의 구간 추정치를 의미한다. 본 연구에서는 예측치에 대한 신뢰구간 내에서 최소값과 최대값을 예측치의 하한선과 상한선으로 간주하고, 이를 벗어나는 데이터를 이상치로 정의하였다. 사

회과학 연구에서는 신뢰구간 95%를 일반적으로 선택한다. 이에 따라 본 연구에서도 95% 신뢰구간을 채택하여 이상치를 검출하는데 활용하였다.

일별 물동량 예측치의 신뢰구간을 통해 검출한 이상치는 항만 물동량의 이상 징후를 감지하는 중요한 지표로 활용할 수 있다. 물동량 관리선을 벗어나는 이상치를 일 단위로 관측 할 경우 장기적인 이상변화를 조기에 감지할 수 있다. 이상치가 검출되었다는 것은 항만 물동량이 정상적인 수준에서 벗어났음을 의미한다. 물동량의 상한선을 초과하는 상방 이탈이 장기간 지속 될 경우 물동량 처리가 지연되어 부두 장치율 상승을 유발한다. 일 단위 이상치 관측을 통해 이상변화를 관리한다면 이상변화를 초기에 감지하여 장기화되는 것을 방지할 수 있다. 또한, 상방 이탈이 예상되는 부두에 긴급 인력을 투입하는 등 신속한 조치를 통해 장치율 상승에 대비할 수 있을 것이다.

부산항은 10개 부두로 구성된다. 상·하역에 투입되는 부두 작업 노동자는 하나의 부두에서만 작업하지 않고 필요에 따라 다른 부두로 이동하며 업무를 수행한다. 따라서 각 부두별로이상치를 관리하고 이상변화를 감지한다면 긴급 인력 투입 외에도 상방 이탈이 예상되는 부두와 하방 이탈이 예상되는 부두간 인력 재배치를 통해 부산항 부두 장치율 상승 문제를 해결하여 효율적인 항만 운영에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

그림 2. 부두별 이상감지 활용 방안



IV. 실증분석 및 결과

본 연구에서는 부산항 전체의 물동량 예측치와 부산항 9개 부두별 물동량 예측치를 활용하여 실증분석을 진행하였다. 실증분석에 사용된 데이터는 부산항 전체 컨테이너 물동량 데이터와 9개 부두별 컨테이너 물동량 데이터 2종류이다. 구체적으로 9개 부두는 자성대 부두, 신선대 부두, 감만 부두, 신감만 부두, 신항 1~5 부두의 데이터를 사용하였다. 데이터는 일별 데이터를 사용하였으며 구체적인 기간으로는 2013년 1월 1일부터 2020년 10월 12일까지 총 2841일의 시계열 데이터를 사용하였다. 이 중 2013년 1월 1일부터 2020년 8월 31일까지 총 2799일 동안의 데이터를 예측 모형 추정을 위해 사용하였다. 추정된 모형을 통해 미래 42일의 물동량을 예측하였고 실측치와 비교를 통해 물동량 이상감지를 진행하였다.

1. 부산항 전체 컨테이너 물동량 예측

방법론 설명에서 언급한 바와 같이 ARIMA 모형을 적용하기 위해서는 시계열 자료가 안정성 조건을 만족해야만 한다. (그림 3)은 부산항 일별 물동량의 원시계열 그래프이다. 그래프를 보면 전체 기간에 걸쳐 점차 증가하는 추세(Trend)를 확인할 수 있다. 증감 추세가 있을 경우 정확한 분석이 어렵기 때문에 추세를 제거해야만 한다. 따라서 추세를 제거하기 위해 1계 분기 차분을 진행하였다. (그림 4)는 1계 분기 차분을 적용한 부산항 일별 물동량 시계열 그래프이다. 그래프를 확인해보면 원시계열에서 확인되었던 증가 추세가 사라지고 임의의 t(시간)에 대하여 평균이 일정한 것을 확인할 수 있다.

그래프로 시계열의 안정성을 확인한 후에는 통계적으로 시계열이 안정적인지 확인하는 절차가 필요하다. 통계적으로 시계열 자료의 안정성 여부를 확인하기 위한 방법으로는 상관도표 분석과 단위근 검정(Unit root test)이 대표적인 방법이다. 단위근 검정 방법으로는 디키-풀러(Dickey Fuller) 검정이 주로 사용된다. 이에따라 본 연구에서도 안정화 과정을 거친 시계열 자료가 통계적으로 안정성 조건을 만족하는지 확인하기 위한 절차로 상관도표 분석과 디키-풀러 검증을 시행하였다.

(표 1)은 1계 분기 차분을 시행한 시계열 자료의 상관도표 분석 결과이다. 결과를 보면 자기상관계수(ACF)가 1차(-0.204)부터 15차(0.008)까지 모두 0에 가까운 값을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 이

그림 3. 부산항 물동량 원시계열 그래프

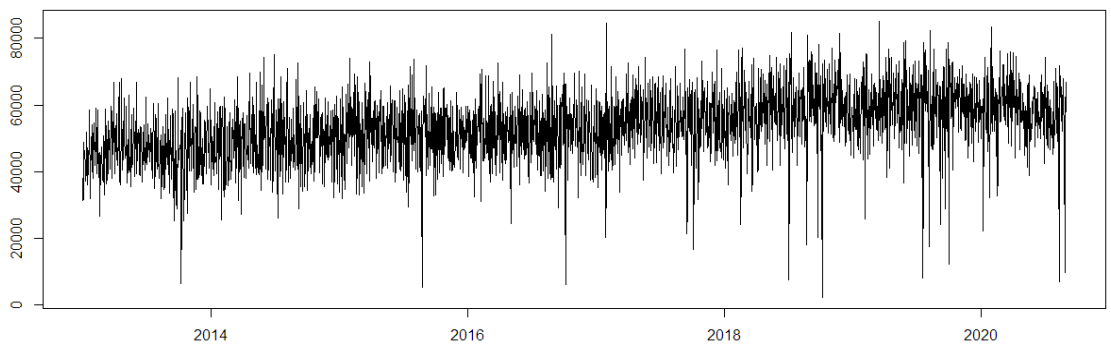
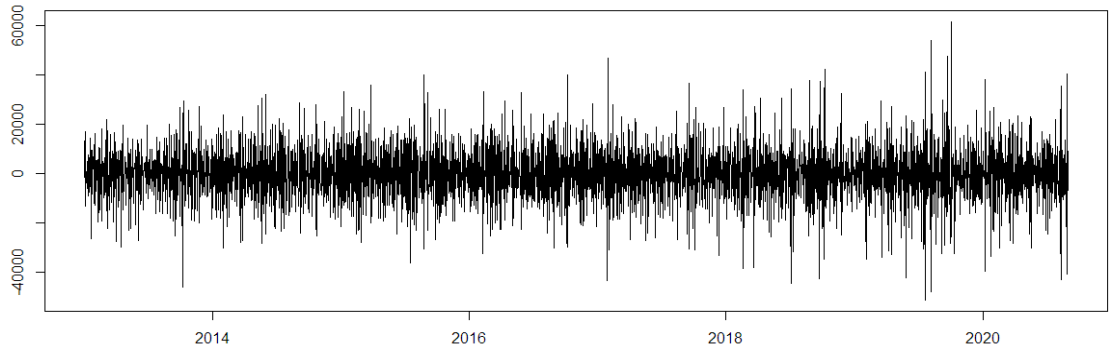


그림 4. 안정화된 부산항 물동량 시계열 그래프



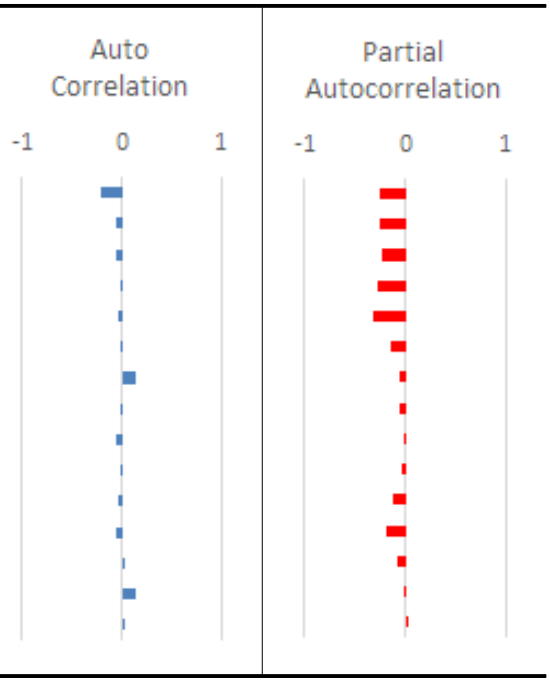
는 시계열 자료가 납득할만한 수준에서 자기상관을 가진다는 의미로 해석할 수 있다. 따라서 1계 차분을 진행한 시계열 자료가 안정성 조건을 만족한다고 판단할 수 있다. 다음으로는 1계 분기 차분을 진행한 시계열 자료에 대한 디키-풀러 검정을 시행하였다. 검정 결과 P-Value 가 0.01로 도출되어 '시계열 자료가 불안정적이다.'라는 귀무가설을 기각하는 것을 확인할 수 있다.

ARIMA(p,d,q) 모형의 최종 형태는 각 항의 차수인 'p', 'd', 'q' 의 값에 따라 결정된다. 그러므로 적합한 ARIMA 모형을 추정한다는 것은 적합한 차분 횟수와 AR 차수, MA 차수를 추정하는 과정과 동일하다고 볼 수 있다. 앞서 안정성 검정 과정을 통해 1계 분기 차분된 시계열 자료가 안정성 조건을 만족함을 확인하였다. 그러므로 차분 횟수를 의미하는 'd' 값은 '1' 임을 알 수 있다. 다음으로는 AR 항의 차수인 'p'와 MA 항의 차수인 'q'를 추정해야 한다.

AR 항의 차수인 'p'와 MA 항의 차수인 'q' 는 시계열 자료의 AC(Autocorrelation)와 PAC(Partial-Autocorrelation)를 통해 결정할 수 있다. (표 1)에 나타난 1계 차분된 시계열 자료의 AC는 2차(-0.204)부터 0에 가까운 값을 가지므로 AR 항의 차수인 'p'는 2 이하의 값을 가진다고 추정할 수 있다. MA 항의 차수인 'q' 는 PAC를 통해 확인할 수 있다. (표 1) 에서PAC는 6차(-0.135)에 절단되는 형태를 보인다. 따라서 'q' 는 5 이하의 값을 가진다고 추정할 수 있다. 이렇게 추정한 값들과 더불어 '추정 모형의 설명력이 아무리 우수하다고 하더라도 AR 항과 MA 항의 차수 값이 너무 클 경우, 모형의 실용성 및 활용성이 떨어지기 때문에 모형은 가능한 최대한 간결해야 한다.'는 간결성의 원칙을 감안하여 'p'와 'q'의 범위를 아래와 같이 정의할 수 있다.

표 1. 안정화 시계열 상관도표 분석 결과

Lag	AC	PAC
1	-0.204	-0.262
2	-0.055	-0.257
3	-0.066	-0.23
4	-0.003	-0.27
5	-0.037	-0.31
6	-0.004	-0.135
7	0.145	-0.056
8	-0.001	-0.058
9	-0.053	-0.022
10	-0.012	-0.04
11	-0.035	-0.129
12	-0.051	-0.192
13	0.011	-0.081
14	0.134	-0.023
15	0.008	0.001



정의된 'p', 'q'의 범위는 아래 (식 3)과 같다.

$$p: 0 \le p \le 2$$
$$q: 0 \le q \le 5 \quad \text{---------- (식 3)}$$

위의 (식 3)을 만족하는 ARIMA 모형은 총 18개가 존재한다. 18개의 후보 모형들은 모두 수요 예측에 활용할 수 있는 모형이지만 모형별로 담고 있는 정보의 양이 다르다. 18개의 모형 중 가장 많은 정보를 담고 있는 모형을 선택해야만 가장 정확한 예측을 할 수 있다. 앞서 언급한대로 후보 모형들을 평가하는 기준은 정보기준(Information criteria)을 활용한다. 정보기준은 모형의 잔차 크기가 작을수록 모형의 설명력이 뛰어나다는 점을 이용한 선택 기준으로 그 값이 작을수록 활용 가능한 정보의 양이 많다는 것을 의미한다. 일반적으로 가장 많이 사용되는 정보기준은 AIC(Akaike information Criteria)와 BIC(Bayesian Information Criterion)가 있다.

AIC 와 BIC의 추정식은 (식 4)과 같다.

$$AIC = -2 \times \ln(likelihood) + 2 \times k$$
$$BIC = -2 \times \ln(likelihood) + \ln(N) \times k \quad \text{- (식 4)}$$

k: 모수의 수
N: 관측 수

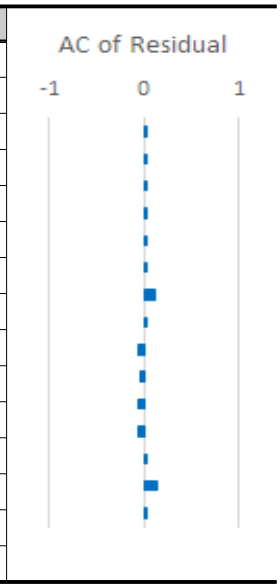
위 추정식을 보면 AIC나 BIC 값을 최소화한다는 것은 우도(likelihood)를 최대화하며 동시에 변수 'k'의 수가 가장 적다는 것을 의미한다는 것을 알 수 있다. 여기서 'k' 는 모형의 추정된 변수의 개수를 의미하며 해당 모형의 변수 개수에 따른 패널티(penalty)를 주기 위해 사용된다. 일반적으로 변수의 개수가 늘어나면 모형의 적합도 면에서 유리하게 된다. 그러므로 이를 상쇄시키기 위하여 불필요한 변수가 증가할수록 AIC, BIC 값은 커지게 된다. 본 연구에서는 정보기준으로 AIC 를 고려하였다. 그 결과 18개의 모형 중 AIC 값이 가장 낮은 ARIMA(5,1,1) 모형이 최종적으로 부산항 물동량 예측을 위한 모형으로 선정되었다.

최종적으로 선정된 모형의 정보기준이 가장 낮다고 해서 바로 예측에 사용할 수 있는 것은 아니다. 앞서 언급한대로 모형이 진단(Diagnostics) 단계를 통과하지 못하면 식별 단계로 돌아가 다시 모형을 추정해야 한다. 진단 단계에서는 추정된 모형에 대한 통계적 진단을 시행하게 되는데 이는 추정된 모형이 전체적인 관점에서 통계적으로 유의한지 여부와 예측모형으로 적절한지 여부를 판단하는 것을 의미한다.

추정된 모형에 대한 진단은 잔차분석(Residual Analysis)을 통해 이루어진다. 추정된 모형에 대한 잔차분석은 추정된 모형의 잔차항이 자기상관(Autocorrelation)을 갖는지 여부를 확인하는 것을 의미한다. 잔차항이 자기상관을 가진다는 것은 추정된 모형이 충분한 설명력을 가지지 못한다는 것을 의미한다. 만약 잔차항에 자기상관이 존재한다면 해당 모형은 진단 단계를 통과하지 못하게 되며 앞서 언급한대로 식별단계로 돌아가서 다시 예측모형을 추정해야만 한다. 잔차분석을 통한 ARIMA(5,1,1) 모형에 대한 진단 결과는 아래 (표 2)와 같다.

표 2. 진단 결과

Lag	AC
1	0.002
2	0.015
3	0.022
4	0.025
5	0.008
6	0.007
7	0.127
8	0.01
9	-0.06
10	-0.044
11	-0.061
12	-0.058
13	0.024
14	0.13
15	0.023

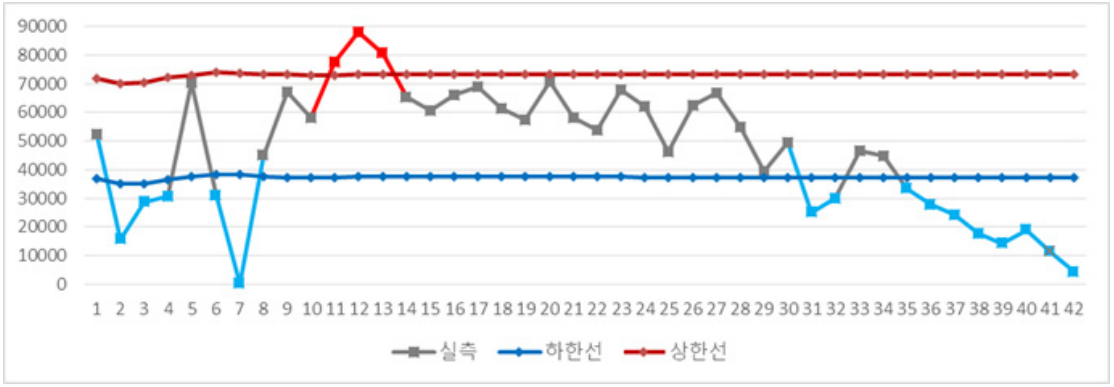


(표 2)에서 시차에 따른 잔차항을 살펴보면잔차항들 사이에 자기상관이 존재하지 않는 것을 확인할 수 있다. 그러므로 ARIMA(5,1,1) 모형을 최종적으로 예측모형으로 활용하는데 통계적으로 문제가 없다고 판단할 수 있다. 최종적으로 활용할 모형을 선정하였으므로 다음 단계에서는 마지막 절차인 예측을 진행한다. 앞서 언급한대로 본 연구에서는 부산항 컨테이너 물동량 2013년 1월부터 2020년 8월까지의 2841일치 자료를 최종 추정 모형에 대입하여 2020년 9월 1일부터 2020년 10월 12일까지 총 42일치 부산항 전체 컨테이너 물동량을 예측하고 예측치의 신뢰구간을 활용하여 상·하한선을 도출하였다. 예측결과와 해당 기간에 대한 실제 물동량, 상·하한 수치는 (표 3)과 같다. 예측 물동량과 실제 물동량을 비교한 결과 2020년 9월 1일 부터 10월 12일 사이에 18번의 이상치가 발생하였다. 그 중 실제 물동량이 예측 상한선을 초과한 상한 이탈이 총 3번 발생하였고 실측치가 예측 하한선에 못 미친 하한 이탈은 총 15번 발생하였다.

표 3. 2020년 9월 부산항 물동량 예측치

날짜	실측	하한선	상한선
2020-09-01	52286	36833	71751
2020-09-02	15690	34976	70047
2020-09-03	28610	35121	70255
2020-09-04	30662	36638	72037
2020-09-05	70265	37453	72946
2020-09-06	31033	38379	73887
2020-09-07	170	38193	73756
2020-09-08	44898	37759	73400
2020-09-09	67103	37393	73082
2020-09-10	58216	37278	72983
2020-09-11	77481	37308	73018
2020-09-12	87839	37417	73130
2020-09-13	80572	37493	73213
2020-09-14	65196	37511	73242
2020-09-15	60753	37487	73230
2020-09-16	65921	37453	73209
2020-09-17	68754	37428	73197
2020-09-18	61227	37419	73199
2020-09-19	57553	37419	73210
2020-09-20	70675	37421	73222
2020-09-21	58107	37420	73231
2020-09-22	53656	37415	73237
2020-09-23	67967	37408	73241
2020-09-24	61978	37400	73245
2020-09-25	46262	37394	73249
2020-09-26	62429	37389	73255
2020-09-27	66767	37384	73261
2020-09-28	54713	37379	73267
2020-09-29	39510	37373	73272
2020-09-30	49386	37368	73278
2020-10-01	25094	37362	73283
2020-10-02	29886	37357	73289
2020-10-03	46610	37351	73294
2020-10-04	44837	37346	73299
2020-10-05	33333	37340	73305
2020-10-06	27776	37335	73310
2020-10-07	24085	37329	73316
2020-10-08	17622	37324	73321
2020-10-09	14174	37319	73327
2020-10-10	19004	37313	73332
2020-10-11	11438	37308	73338
2020-10-12	4318	37302	73343

그림 5. 부산항 이상감지 결과



분석 결과 이상 감지를 진행한 기간동안 감지된 18번의 이탈 중 3차례가 3일 이상 연속적으로 관리선을 이탈하는 연속 발생으로 기록되었다. 이중 2번은 연속적인 하방이탈이었고, 1번은 연속적인 상방이탈이었다. 앞서 언급한대로 연속적으로 물동량이 관리선을 벗어날 경우 물동량에 비정상적인 이상 흐름이 감지되었다고 해석할 수 있다. 예측일 기준 +2일부터 +4일(9월 2일 ~ 9월 4일),+35일부터 +42일(10월 5일 ~ 10월 12일) 사이에 연속적으로 발생한 하방이탈은 부산항으로 들어오는 일 물동량이 비정상적으로 감소하였음을 의미한다. 마찬가지로 예측일 기준 +11일부터 +13일(9월 11일 ~9월 13일) 사이에 발생한 상방이탈은 부산항 일 물동량이 비정상적으로 증가하였음을 의미한다.

연속적인 하방이탈과 상방이탈은 모두 항만 물동량이 비정상적인 양상을 보임을 의미한다. 하방이탈은 장기적인 물동량 둔화의 신호로 해석될 수 있다. 제시한 이상감지 방안을 활용하여 하방 이탈을 관리할 경우 항만 운영 주체는 물동량 둔화에 대한 리스크를 효율적으로 관리할 수 있을 것으로 판단된다. 상방이탈은 하방이탈보다 더 큰 문제를 야기한다. 상방 이탈이 발생할 경우 단기적으로 각 부두의 장치율이 상승한다. 높은 수준의 부두 장치율이 장기간 유지될 경우 항만의 서비스 수준이 하락하여 항만의 경쟁력에 악영향을 미치게 된다. 앞서 언급한대로 부두 장치율 상승에 대응하기 위한 방법으로는 항만 시설 확장과 추가 인력 투입을 고려할 수 있다. 그 중 추가 인력 투입은 단기간에 효과를 볼 수 있는 방법이다. 처음으로 상방이탈이 발생한 +11일(9월 11일)에 선적·하역을 위한 추가 인력을 투입했다면 이후 이틀간 연속으로 발생한 상방이탈로 인한 부두 장치율 상승에 효과적으로 대응할 수 있었을 것으로 판단된다.

2. 부산항 부두별 컨테이너 물동량 예측

본 연구에서는 부산항 전체 물동량에 대한 예측과 더불어 9개 부두별 물동량 예측을 진행하였다. 부두별로 이상 감지를 진행할 경우 더 세밀한 관리가 가능할 것으로 판단된다. 또한, 부두 장치율 상승을 방지하기 위한 추가 인력 투입과 더불어 동일 기간 상방이탈과 하방이탈이 발생한 부두간 인력 재배치를 통해 더욱 효과적인 관리가 가능할 것으로 판단된다.

부산항은 총 10개 부두로 구성된다. 그중 물동량이 매우 적은 우암부두를 제외한 9개 부두를 대상으로 이상 감지를 진행하였다. 앞서 진행한 부산항 전체에 대한 이상감지와 마찬가지로 부두별 예측에도 동일한 기간(2841일)의 데이터를 사용하였

다. 각 부두별 물동량 예측을 위해서 ARIMA 모형을 사용했으며, 최적의 모형을 추정하기 위해 앞서 언급한 ARIMA 모형의 추정을 위한 5단계를 거쳤다. 각 부두별 데이터의 특성을 반영하여 최종적으로 결정된 9개 부두별 최적의 예측 모형은 아래 (표 4)와 같다.

표 4. 잔차분석 결과

부두	예측 모형
자성대	ARIMA(5,1,1)
신선대	ARIMA(5,1,1)
감만	ARIMA(5,1,4)
신감만	ARIMA(4,1,3)
신항 1	ARIMA(5,1,1)
신항 2	ARIMA(5,1,2)
신항 3	ARIMA(4,1,3)
신항 4	ARIMA(5,1,3)
신항 5	ARIMA(5,1,0)

예측 모형을 결정한 후 앞서 부산항에 적용한 이상감지 방식을 동일하게 부두별로 적용하였다. 우선 결정된 모형을 바탕으로 부두별로 미래 42일에 대한 물동량 예측을 수행하였다. 예측된 물동량은 아래 (표 3)과 같다. 다음으로는 예측된 물동량의 95% 신뢰구간을 활용하여 9개 부두별로 물동량 관리선을 도출하였다. 마지막으로 부두별 일단위 실측 물동량을 상·하한선으로 구성된 관리선과 비교하여 부두별 이상감지를 진행하였다. 이상감지 결과는 아래 (그림 3)과 같다.

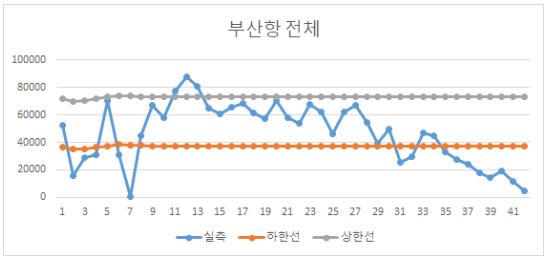
부두별 이상감지 결과를 살펴보면 전체적으로 부산항 전체 물동량과 유사한 물동량 증감 추세를 보였지만 일부 기간에서 부두별로 상이한 결과가 나타났다. 예측일 기준 +10일부터 +13일(9월 10일 – 13일) 사이의 이상감지 결과를 살펴보면 9개 부두 중 자성대 부두에서만 4일 연속 상방이탈이 발생하였음을 확인할 수 있다. 다른 7개 부두에서는 모두 연속적인 상방이탈이 발생하지 않았고 대부분 관리선 아래의 정상적인 물동량이 발생한 것으로 나타났다. 그중에서도 신항 2, 신항 4, 신항 5 부두에서는 해당 기간의 실측 물동량이 하한선에 가까운 낮은 값을 기록하였다. 이 결과를 통해 두 부두가 해당 기간 동안에 다른 부두에 비해 상대적으로 여유로운 선적과 하역이 가능했을 것으로 판단할 수 있다. 자성대 부두에서 상방이탈이 최초로 발생한 +11일(9월 11일)에 상대적으로 물동량이 여유로웠던 세 부두의 일부 인력을 차출하여 상방 이탈이 발생한 두 부두에 배치하였다면 이후 두 부두에서 이틀 연속 발생한 상방이탈로 지연에 효과적으로 대응할 수 있었을 것으로 판단된다. 또한 부산항의 전체적인 운영 관점에서의 효율성 향상에도 도움이 될 수 있었을 것으로 판단된다.

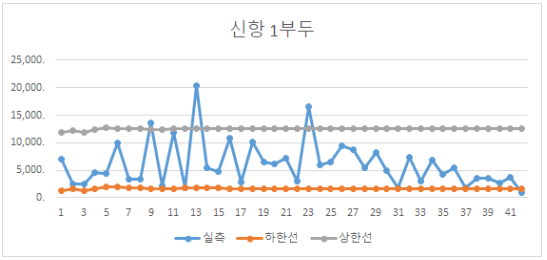
연속적인 하방이탈과 상방이탈은 모두 부두 물동량이 비정상적인 추세를 보임을 의미한다. 특히 상방이탈이 발생할 경우에는 부두 장치율 이 상승하며 장기화될 경우 항만 서비스 수준에 악영향을 미친다. 제안한 이상감지 방안을 적용할 경우 항만 운영주체는 객관적인 데이터를 기반으로 이상감지를 할 수 있으며 이를 기반으로 부두 장치율 상승에 효과적으로 대응할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구에서는 장치율 상승에 대응하기 위한 방법으로 이상감지에 기반한 추가 인력 투입을 고려하였다. 추가 인력 확보는 항만 운영주체의 상황에 맞게 수급하되 부두별 이상감지에서 제안한 바와 같이 비교적 여력이 있는 부두의 인력을 차출하여 상방이탈이 감지된 부두에 일시적으로 투입하는 방법도 고려할 수 있을 것으로 판단된다.

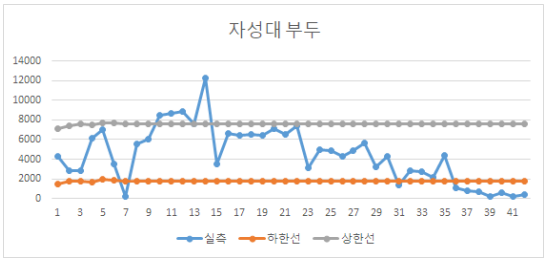
표 5. 부산항 부두별 물동량 예측치

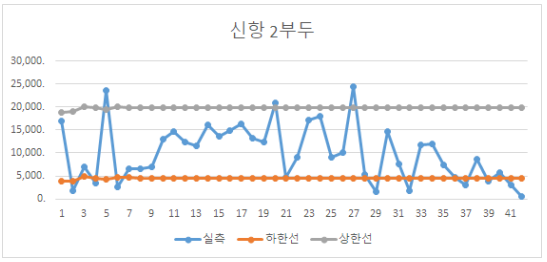
날짜	자성대	신선대	감만	신감만	신항1	신항2	신항3	신항4	신항5
09-01	4273	5431	4377	2625	6597	11348	7848	4131	6796
09-02	4553	5475	3574	2608	6853	11531	7688	3976	5897
09-03	4678	6131	2931	2763	6536	12522	7492	4583	6013
09-04	4577	6406	4145	2881	7010	12199	7620	5392	6230
09-05	4844	6945	4335	2851	7340	11891	7450	6124	5718
09-06	4775	6482	3480	2856	7300	12386	7511	5736	5559
09-07	4675	6268	3820	2815	7212	12259	7550	5379	5636
09-08	4655	6140	4519	2815	7135	12204	7563	4981	5671
09-09	4669	6137	3784	2812	7067	12224	7552	4881	5753
09-10	4656	6174	3342	2818	7073	12224	7559	5043	5777
09-11	4682	6306	4221	2821	7110	12192	7546	5289	5756
09-12	4699	6343	4284	2821	7135	12213	7543	5409	5735
09-13	4694	6330	3425	2821	7144	12216	7544	5401	5722
09-14	4686	6298	3756	2820	7140	12216	7547	5292	5721
09-15	4684	6271	4454	2820	7129	12216	7547	5189	5728
09-16	4680	6253	3820	2820	7122	12217	7548	5155	5733
09-17	4681	6261	3408	2820	7121	12214	7548	5188	5735
09-18	4683	6275	4203	2820	7124	12214	7547	5245	5734
09-19	4685	6285	4260	2820	7127	12214	7547	5283	5732
09-20	4685	6287	3460	2820	7128	12215	7547	5285	5731
09-21	4685	6284	3755	2820	7128	12215	7547	5261	5731
09-22	4684	6279	4408	2820	7127	12215	7547	5234	5732
09-23	4684	6276	3835	2820	7126	12215	7547	5223	5732
09-24	4684	6275	3447	2820	7126	12215	7547	5228	5732
09-25	4684	6277	4175	2820	7126	12215	7547	5242	5732
09-26	4684	6279	4237	2820	7126	12215	7547	5253	5732
09-27	4684	6280	3499	2820	7127	12215	7547	5255	5732
09-28	4684	6280	3760	2820	7127	12215	7547	5250	5732
09-29	4684	6279	4367	2820	7127	12215	7547	5243	5732
09-30	4684	6278	3847	2820	7127	12215	7547	5239	5732
10-01	4684	6278	3481	2820	7126	12215	7547	5240	5732
10-02	4684	6278	4148	2820	7126	12215	7547	5243	5732
10-03	4684	6278	4215	2820	7127	12215	7547	5246	5732
10-04	4684	6279	3535	2820	7127	12215	7547	5247	5732
10-05	4684	6279	3766	2820	7127	12215	7547	5246	5732
10-06	4684	6279	4329	2820	7127	12215	7547	5244	5732
10-07	4684	6279	3858	2820	7127	12215	7547	5243	5732
10-08	4684	6279	3513	2820	7127	12215	7547	5243	5732
10-09	4684	6279	4124	2820	7127	12215	7547	5244	5732
10-10	4684	6279	4195	2820	7127	12215	7547	5245	5732
10-11	4684	6279	3567	2820	7127	12215	7547	5245	5732
10-12	4684	6279	3771	2820	7127	12215	7547	5245	5732

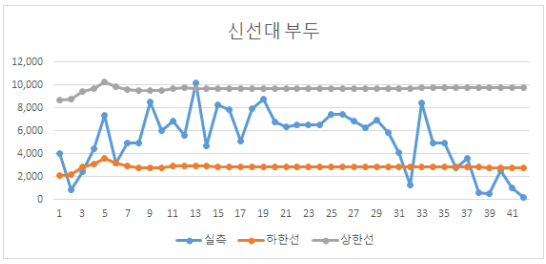
그림 6. 부두별 이상 감지 결과

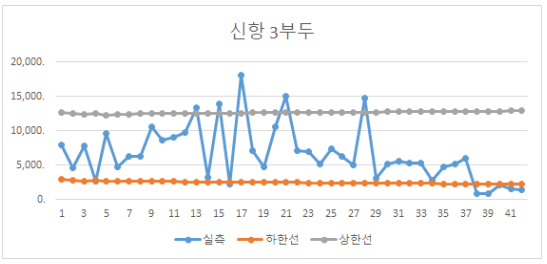


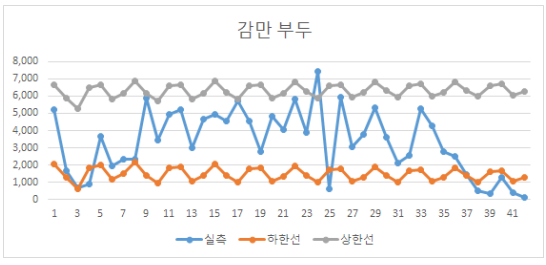


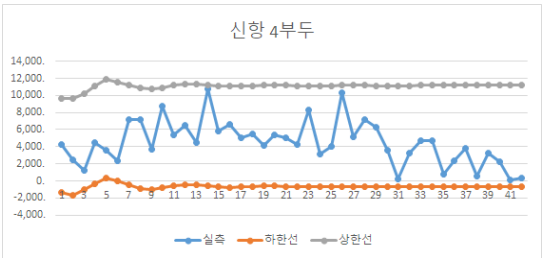


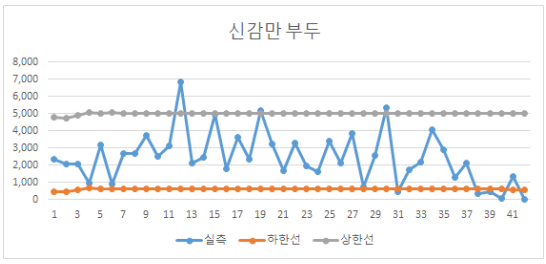


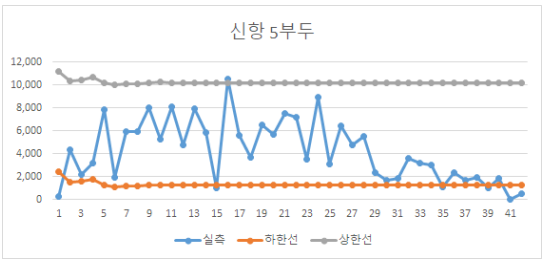












Ⅴ. 결 론

부산항 부두 장치율은 2017년부터 지속적으로 상승하였다. 정상적인 부두 장치율이 60% 대임을 고려하면 2020년 78.4%를 기록한 부두 장치율은 상당히 위험한 수준이라고 판단할 수 있다. 부두 장치율 상승은 필연적으로 컨테이너 재조작을 야기하며 이러한 재조작 증가는 부두 노동자의 근무 강도와 화주의 대기 시간을 증가시켜 항만 서비스 수준을 하락 시킨다. 본 연구는 부두 장치율 상승에 대한 단기적인 해결책으로 시계열 분석을 활용한 이상감지 방안과 이를 활용한 추가 입력 투입 및 재배치를 제안하였다. 제안한 이상감지 방안은 다음과 같다. 첫째, 과거 시계열 데이터를 활용하여 부두별로 일 단위 물동량 예측을 진행한다. 둘째, 부두별 예측치의 신뢰구간을 활용하여 상·하한선으로 구성된 물동량 관리선을 도출한다. 셋째, 일 단위 실측치를 관리선과 비교하여 상방 이탈 및 하방 이탈을 감지한다. 넷째, 이상감지 결과를 바탕으로 이탈이 발생한 부두에 대한 긴급 인력 충원 및 부두별 인력 재배치를 통해 원활한 상·하역이 진행되도록 지원한다.

본 연구에서는 실증분석을 위하여 부산항의 8년치(2013년~2020년), 2841일 동안의 일별 물동량 자료를 활용하여 부산항 전체에 대한 이상감지와 9개 부두별 이상감지를 진행하였다. 예측 모형은 Box-Jenkins 방법론의 대표적인 모형인 ARIMA 모형을 사용하였다. 최적의 예측모형을 추정하기 위해 데이터별로 적합한 차분 차수, AR 차수, MA 차수를 도출하여 부산항 및 부산항 9개 부두에 적합한 모형을 추정하였다. 또한, 선정한 모형을 활용하여 미래 42일에 대한 일별 물동량 예측을 진행하였고 예측치를 활용하여 물동량 관리선을 도출한 후 실측치와 비교하는 이상감지를 진행하였다.

실증분석을 위해 9개 부두별 이상감지를 진행한 결과 동일한 기간동안 일부 부두에서는 상방이탈이 발생한 반면 일부 부두에서는 하한선에 가까운 수준의 물동량을 기록하는 등 부두별로 유의미한 차이를 확인할 수 있었다. 구체적으로 2020년 9월 10일부터 13일 사이에 자성대 부두에서는 연속적인 상방이탈이 발생하였지만 신항 2, 신항 3, 신항 5 부두에서는 하한선에 가까운 낮은 물동량만이 기록되었다. 이는 자성대 부두에서 4일 연속으로 상방이탈이 발생하는 동안 신항 부두에서는 상대적으로 여유로운 선적과 하역이 가능했음을 의미한다. 본 연구에서 제시한 이상감지 방안을 적용한다면 자성대 부두의 상방이탈 시점을 사전에 감지할 수 있었을 것으로 판단된다. 또한, 비교적 여유가 있는 신항 2, 신항 3 ,신항 5 부두의 노동 인력을 자성대 부두로 재배치하여 4일 연속으로 발생한 상방이탈에 선제적으로 대응하여 부산항 적체율 상승을 방지할 수 있었을 것으로 판단된다.

그동안 국내외에서는 원활한 해상운송을 위해 항만 수요예측에 관련된 연구가 활발히 진행되었다. 하지만 대부분의 연구는 장기적인 관점에서의 물동량 예측에 초점을 맞추었으며 단기적인 예측이나 예측결과의 활용 방법에 대한 연구는 찾아보기 어렵다. 본 연구는 지금까지 많이 다루어지지 않은 일 단위 수요예측을 부산항과 부산항의 9개 부두를 대상으로 진행하였다. 또한, 예측 결과를 활용하여 부두 장치율 관리에 활용할 수 있는 이상감지 방안을 제안하였으며 실제 부산항 일별 물동량 데이터를 바탕으로 실증분석을 진행하여 제시한 이상감지 방안의 실효성을 보였다.

본 연구에서 제안한 이상감지 방안을 활용할 경우 항만 운영 주체는 비정상적인 물동량 추세를 조기에 인지할 수 있다. 또한, 이상감지를 부두별로 진행할 경우 물동량이 증가하는 부두와 감소하는 부두간 인력 재배치를 통해 부두 장치율을 관리하여 효율적인 항만 운영이 가능할 것으로 기대된다. 또한, 이상감지 결과치를 장기적으로 수집하여 분석할 경우 지속적으로 상방이탈이 발생하는 부두에는

상비인력을 충원하고 반대로 지속적인 하방이탈이 발생하는 부두에는 상비인력을 줄이는 등의 인력 배치를 통해 중장기적인 운영효율화에도 기여할 수 있을 것으로 기대된다. 부산항의 경우 항만의 일용직 인력을 항운 일용 관리회사가 통합 관리하므로 이상감지 결과에 따른 부두별 인력 재배치 및 상비인력 조절등의 조치가 현실적으로 충분히 실현 가능할 것으로 판단된다. 다만, 더욱 효율적인 인력 재배치를 위해서는 자원 분배 이론에 기반한 자원 분배 방법에 대한 연구가 추가적으로 필요할 것으로 판단된다.

본 연구에서 제안한 이상감지 방안에서 가장 중요한 부분은 물동량 예측의 정확도이다. 예측의 정확도가 떨어질 경우 이상감지 결과의 신뢰도가 자체가 떨어질 수 있기 때문이다. 본 연구는 대표적인 예측 방법론인 ARIMA 모형을 사용하여 과거 시계열의 특성에 기반한 물동량 예측을 진행하였다. ARIMA 모형 외에도 머신러닝 기반의 RNN, Random Forest 등 다양한 예측 모형을 적절히 사용할 경우 예측 정확도를 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대되며 이를 통해 더 정확한 이상감지가 가능할 것으로 판단된다. 따라서 향후 본 연구를 기반으로 다양한 예측 모형을 적용하여 더욱 정확한 이상감지 방안에 관한 연구를 진행할 필요가 있다고 판단된다.

참고문헌

김두환 · 이강배(2020), LSTM 을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측, 한국항만경제학회지, 제 36집 제2호, 53-62.

김창범(2015), 개입 승법계절 ARIMA와 인공신경망모형을 이용한 해상운송 물동량의 예측, 한국항만경제학회지, 제31집 제1호, 69-84.

김종길 · 박지영 · 왕영 · 박성일 · 여기태(2011), Study on forecasting container volume of port using SD and ARIMA(2011), 한국항해항만학회지 제35집 제4호, 343-349.

김정훈(2008), 시계열 모형을 이용한 부산 북항의 물동량 예측, 한국항만경제학회지, 제24집 제2호, 1-17.

김정훈(2008), 전국 컨테이너 항만물동량에 관한 예측, 해운물류연구, 제59집, 175-194.

김창범(2007), 해상운송의 물동량 예측과 항만물류정책, 한국항만경제학회지, 제23집 제1호, 149-162.

고용기 · 김은지 · 신정용 · 김태호(2008), 인천항의 수출 적 컨테이너화물 물동량 추정에 관한 연구, 한국항만경제학회지, 제24집 제3호, 57-77.

민경창 · 하헌구(2020), Datamining 기법을 활용한 일별 항공화물 수요 예측, 대한교통학회지, 제38집 제3호, 190-207.

민경창 · 하헌구(2014), SARIMA 모형을 이용한 우리나라 항만 컨테이너 물동량 예측, 대한교통학회지, 제32집 제6호, 600-614.

민경창 · 전영인 · 하헌구(2013),계절성 ARIMA 모형을 이용한 항공화물 수요 예측: 인천국제공항발 유럽항공노선을 중심으로, 대한교통학회지, 제31집 제3호, 3-18.

모수원(2003), 해상물동량과 항만의 처리능력, 한국항만경제학회지, 제19집 제2호, 55-67.

박성일 · 정현재 · 전준우 · 여기태(2012), System Dynamics를 활용한 인천항 철재화물 물동량 예측에 관한 연구, 한국항만경제학회지, 제28집 제2호, 75-93.

손용정(2009), 항만경쟁력 제고를 위한 항만교역량 예측, 한국항만경제학회지, 제25집 제1호, 1-14.

손용정 · 김현덕(2012), 의사결정나무분석을 이용한 컨테이너 수출입 물동량 예측, 한국항만경제학회지, 제28집 제4호, 193-207.

이충배 · 노진호(2018), 우리나라와 동아시아 항만간의 수출 컨테이너 물동량 추이 분석, 한국항만경제학회지, 제34집 제2호, 97-113.

여기태 · 정현재(2011), SD 기법에 의한 한 · 중 · 일 환적 물동량 변화량 추정에 관한 연구, 한국항만경제학회지, 제27집, 제4호, 165-185.

최봉호(2007), 국내 주요항만별 항만물동량과 산업성장의 인과관계, 한국항만경제학회지, 제23집 제4호, 159-175.

최봉호 · 김상춘(2010), 부산항, 광양항, 인천항의 물동량간 인과관계 분석, 한국항만경제학회지 제26집 제1호, 61-82.

Chan, H. K., Xu, S., and Qi, X. (2019), A comparison of time series methods for forecasting container throughput, International Journal of Logistics Research and Applications, 22(3), 294-303.

Chen, S. H., & Chen, J. N. (2010). Forecasting container throughputs at ports using genetic programming. Expert Systems with Applications, 37(3), 2054-2058.

Diaz, R., Talley, W., and Tulpule, M.(2011), Forecasting empty container volumes, The Asian Journal of Shipping and Logistics, 27(2), 217-236.

Farhan, J., and Ong, G. P.(2018), Forecasting seasonal container throughput at international ports using SARIMA models, Maritime Economics & Logistics, 20(1), 131-148.

Patcha, A., & Park, J. M(2007), An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends, Computer networks, 51(12), 3448-3470.

Patcha, A., & Park, J. M(2007), An overview of anomaly detection techniques: Existing solutions and latest technological trends, Computer networks, 51(12), 3448-3470.

Rashed, Y., Meersman, H., Van de Voorde, E., and Vanelslander, T.(2017), Short-term forecast of container throughout: an ARIMA-intervention model for the port of Antwerp, Maritime Economics & Logistics, 19(4), 749-764.

Rahmawati, D., & Sarno, R.(2019), Anomaly detection using control flow pattern and fuzzy regression in port container handling, Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences.

Schulze, P. M., and Prinz, A.(2009), Forecasting container transshipment in Germany, Applied Economics, 41(22), 2809-2815.

Xiao, Y., Xiao, J., and Wang, S.(2012), A hybrid forecasting model for non-stationary time series: An application to container throughput prediction, International Journal of Knowledge and Systems Science, 3(2), 67-82.

Yu, Qin, Lyu Jibin, and Lirui Jiang(2016), An improved ARIMA-based traffic anomaly detection algorithm for wireless sensor networks, International Journal of Distributed Sensor Networks, 12(1), 9653230.

Yip, T. L. (2008), Port traffic risks–A study of accidents in Hong Kong waters, Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 44(5), 921-931.

시계열 분석 기반 신뢰구간 추정을 활용한 항만 물동량 이상감지 방안

하준수 · 나준호 · 조광휘 · 하헌구

국문요약

부산항의 부두 장치율은 지난 3년동안 지속적으로 상승하였다. 부두 장치율 상승은 컨테이너 재조작을 야기하여 부두 노동자의 업무 강도를 증가시킨다. 또한, 장치율 상승이 장기화될 경우 선주의 대기시간을 증가시켜 항만의 서비스 수준이 하락할 수 있다. 이에 본 연구는 부두 장치율 상승 문제를 해결하기 위한 방안으로 수요예측치의 신뢰구간 추정을 활용한 항만 물동량 이상감지 방안을 제안하였다. 수요예측 방법론은 ARIMA 모형을 사용하였으며 실증 분석을 위해 사용된 자료는 2013년 1월 1일부터 2020년 10월 12일까지 총 2841일 동안의 부산항 전체 일별 물동량 자료 및 9개 부두의 일별 물동량 자료이다. 기존에 항만 물동량을 예측하는 대부분의 연구는 주로 장기 예측에 초점을 맞추었다. 일별, 부두별 부산항 물동량 자료를 활용하여 단기 물동량을 예측하고 예측치를 기반으로 부두 장치율 관리 방안을 제시한 본 연구는 충분한 가치가 있다고 판단된다.

주제어: 물동량 이상 감지, 수요 예측, 부산항, 항만 컨테이너 물동량, ARIMA, 신뢰구간 추정