

정기선사의 컨테이너 재고 수요예측모델 구축에 대한 연구

진준우* · 정길수** · 공정민*** · 여기태****

Establishing a Demand Forecast Model for Container Inventory in Liner Shipping Companies

Jun-woo Jeon · Kil-su Jung · Jeong-min Gong · Gi-tae Yeo

Abstract

This study attempts to establish a precise forecast model for the container inventory demand of shipping companies through forecasts based on equipment type/size, ports, and weekly system dynamics. The forecast subjects were Shanghai and Yantian Ports. Only dry containers (20, 40) and high cubes (40) were used as the subject container inventory in this study due to their large demand and valid data computation. The simulation period was from 2011 to 2017 and weekly data were used, applying the actual data frequency among shipping companies.

The results of the model accuracy test obtained through an application of Mean Absolute Percentage Error (MAPE) verified that the forecast model for dry 40' demand, dry 40' high cube demand, dry 20' supply, dry 40' supply, and dry 40' high cube supply in Shanghai Port provided an accurate prediction, with $0\% \leq \text{MAPE} \leq 10\%$. The forecast model for supply and demand in Shanghai Port was otherwise verified to have relatively high prediction power, with $10\% \leq \text{MAPE} \leq 20\%$.

The forecast model for dry 40' high cube demand and dry 20' supply in Yantian Port was accurate, with $0\% \leq \text{MAPE} \leq 10\%$. The forecast model for supply and demand in Yantian Port was generally verified to have relatively high prediction power, with $10\% \leq \text{MAPE} \leq 20\%$. The forecast model in this study also had relatively high accuracy when compared with the actual data managed in shipping companies.

Key words: System Dynamics, Demand forecasting, shipping company, Container, simulation

▷ 논문접수: 2016. 08. 15. ▷ 심사완료: 2016. 12. 21. ▷ 게재확정: 2016. 12. 26.

* 인천대학교 동북아물류대학원 박사과정, 제1저자, jwjeon0329@gmail.com

** 인천대학교 동북아물류대학원 석사과정, 제2저자, kilsujung114@daum.net

*** 인천대학교 동북아물류대학원 석사과정, 제3저자, jmg2203@naver.com

**** 인천대학교 동북아물류대학원 교수, 교신저자, ktyeo@inu.ac.kr

I. 서론

국가 간 무역에서 컨테이너를 이용한 화물의 수출입 물량은 불균형이 발생하기 쉽다. 이로 인하여 화물을 적입하지 못하고 비어 있는 상태로 컨테이너(이하 Empty 컨테이너라 칭함)가 이송되고 있다.

컨테이너 수출입 물량의 불균형은 평균 49% (2014년 기준, Seabury data 기준)로 이는 컨테이너 두 개 중 1개는 다시 Empty 컨테이너로 이송된다는 의미이며, 전체 컨테이너 물동량으로 계산하면 1800만 TEU에 달한다.

컨테이너 1 TEU를 이송하는데 평균적으로 약 270불의 비용이 소요된다고 가정하면 컨테이너 시장에서 Empty 컨테이너를 이송하는데 발생하는 전체 비용은 약 49억불에 이른다. 선박연료비, 항만비용과 같이 인위적인 비용 관리에 한계가 있는 항목과 달리 Empty 컨테이너 이송비용은 관리 가능한 비용이다. 이러한 이유 때문에 비용감소를 위하여 선사의 관심이 집중되는 항목이다.

수출입 물량 불균형으로 2014년도 Empty 컨테이너 이송이 필요한 물량은 1800만 TEU로서 2012년도 발생량 1600만 TEU 대비하여 12.5% 증가하였다. 국가 간 수출입물량 불균형 현상은 심화 되고 있으며, 이러한 불균형은 국가 간 무역량의 성장과 더불어 지속적으로 증가하는 경향을 보이고 있다.

이와 같이 세계 무역은 수출국과 수입국간의 무역(수출입물량) 불균형이 상존한다. 이러한 무역 불균형은 컨테이너 선박회사에서 필요한 컨테이너 box에 대한 지역별 불균형을 야기하고, 이로 인하여 Empty 컨테이너의 이송에 따른 비용을 발생시킨다.

컨테이너 선박회사는 비용을 최소화 하고 수익을 극대화하기 위하여 Empty 컨테이너 이송비용을 최소화하기를 원하며, 이를 위하여 컨테이너 수요예측을 수행하고 있다. 수요예측의 정확도는 Empty 컨테이너가 잉여되는 지역에서 부족한 지역으로 정확한 물량을 이송하는데 중요한 역할을

하게 된다.

하지만 수요예측이 잘못되었을 경우에는 Empty 컨테이너를 다른 수요지역으로 이송지를 변경함에 따른 비용이 추가적으로 발생하게 된다. 또한 Empty 컨테이너가 부족한 지역 의 급박한 수요에 대응하기 위해 Empty 컨테이너를 이송해야 하는 불필요한 비용이 발생하게 된다.

이처럼 불필요한 이송에 따른 직접적인 비용 증가요인 외에도 부정확한 예측치에 따라 Empty 컨테이너 수요의 변동에 대응하기 위하여 안전재고(Safety stock)가 증가하게 되고 이는 궁극적으로 전체 재고량 증가와 추가 자본소요 또는 금융비용을 초래하게 된다. 따라서 Empty 컨테이너의 수요예측은 비용과 관련하여 중요한 요소로 인식되고 있다.

이에 따라 컨테이너 선박회사는 과거 실적의 평균 또는 지역의 컨테이너 인벤토리 담당자의 입력 자료 활용 등 회사별로 독자적으로 수요를 예측하는 방법을 사용하여 왔으나 정확도를 높이는 데는 한계가 있었다.

수요예측의 정확도를 높이기 어려운 이유로는 컨테이너 인벤토리 잉여지역에서 수요지역까지 선박으로 이송하는 기간이 길어 장기예측을 하여야 하고, 컨테이너 타입, 사이즈, 항만을 구분하여 주간단위의 예측이 실질적으로 Empty 컨테이너 이송에 사용할 수 있도록 세부적이어야 하기 때문이다.

본 연구의 목적은 시스템 다이내믹스를 활용해 장비타입/사이즈별 예측, 항만별 예측, 주간 데이터를 통한 예측을 통해 보다 정교한 예측모델을 구축하는데 있다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 수요예측 선행 연구를 수행하여 연구의 차별성을 제시하고 3장에서는 연구 방법론을 설명한다. 4장에서는 예측모델의 검증을 수행하고 5장에서는 결론 및 시사점을 제시한다.

II. 선행연구

기존연구에서는 다양한 방법을 사용하여 물동량 예측결과를 제시하고 있다. 정량적인 기법을 사용한 해상물동량 예측과 관련 선행연구를 살펴보면 다음과 같다. 신창훈·강정식·박수남·이지훈(2008)은 신경망(ANN) 모형과 선형·비선형 모형에 유리한 ARIMA모형, 그리고 두 방법을 결합한 하이브리드 ARIMA-ANN 모델을 통해 국내 주요 항만의 물동량을 예측했다. 분석결과 모형의 적합도는 하이브리드 모형이, 예측정확도는 ANN 모형이 가장 높은 것으로 나타났다. 저자는 하이브리드 모형이 타 예측모델에 비해 예측 정확도가 떨어졌으나, 높은 모델 적합도로 인해 변동이 일정한 자료의 예측에는 유용할 것으로 전망했다. 이재득(2013)은 부산항 컨테이너 물동량을 승법계절 ARIMA 모형을 통해 예측했다. 2013년부터 2020년까지 월별 추정결과 부산항의 컨테이너 물동량은 지속적으로 증가하는 것으로 나타났다. 민경창·하헌구(2014)는 SARIMA 모형을 통해 국내 전체 항만의 분기별 컨테이너 물동량을 예측했다. 2011년부터 2013년까지 실제 물동량과 예측 물동량의 비교 결과 SARIMA 모형이 기존에 많이 활용되던 ARIMA 모형에 비해 상대적으로 높은 예측 정확도를 보였다. 손용정·김현덕(2012)은 의사결정나무분석에 독립변수로 생산자 물가지수, 소비자 물가지수, 수출물량지수 등을 산정해 컨테이너 수출입 물동량을 예측했다. 정현재·여기태·유홍성·고용기(2012)는 시스템 다이내믹스를 이용해 인천항 T'컨테이너 터미널의 컨테이너 물동량을 예측 모델을 개발했다. 모델의 분석 결과 T'터미널의 물동량이 2015년까지 지속적으로 증가하며, 이로 인해 생산성이 증가하지만 터미널 시설의 점유도 증가로 인해 항만 서비스가 악화 될 것으로 예측했다. 노승혁·김철민·김기태(2011)은 항만 물동량에 영향을 미치는 배후지, 기항지 물동량의 정량적 분석을 통

해 개별항만의 컨테이너 물동량 예측모델을 개발했다. 분석결과 배후지와 기항지 물동량이 항만 전체 물동량을 예측하는데 유효한 회귀모형 식으로 설명이 가능한 것으로 나타났다. 조진행·김재진(2010)은 동해항과 속초항의 컨테이너 물동량을 예측하고 분석했다. 연구결과 강원도 컨테이너 항만정책으로 10만원/FEU의 인센티브를 제공하는 것이 바람직하며, 물동량 예측결과 2020년 컨테이너 물동량이 354,217TEU 까지 증가 할 것으로 나타났다. 고용기·김은지·김태호·신정용(2008)은 인천항의 개별항만 수출 물동량을 화물 품목별 특성에 따른 계량모형을 활용하여 예측했다. 분석결과 인천항의 수출 적컨테이너 물동량은 2011년 803,906TEU, 2015년 947,282TEU, 2020년 1,127,828TEU에 이를 것으로 나타났다. 김정훈(2008)은 시계열 모형을 활용, 부산 북항의 물동량을 화물의 특성별로 컨테이너, 유류, 일반화물로 구분하여 예측했다. 분석결과 2011년과 2015년의 물동량은 각각 22,900만톤 과 24,654만톤으로 예상됐다. 이는 컨테이너 물동량의 증가로 인한 전체 물동량 증가로 해석됐다. Xuan, W. U., and Lie Wang(2010)은 회귀분석모델을 활용하여 중국 철도 컨테이너 물동량 예측모델을 분석했다. 연구결과 하나의 모델이 아닌 예측모델 간 결합을 통해 더 정확한 예측 모델을 구축 할 수 있는 것으로 분석됐다. Chen, S. H., Chen, J. N.(2010)은 26년간의 대만 주요항만의 월별 물동량 데이터를 활용하여 SARIMA와 유전자 프로그래밍(Genetic programming), 분해분석(Decomposition Approach) 모형을 통해 예측했다. 각 모델간 정확도 비교 결과 유전자 프로그래밍 기법이 가장 정확도가 높은 것으로 나타났다. Lättilä, L., Hilmola, O. P.(2012)는 고급예측 기법과 시스템 다이내믹스를 통해 핀란드 항만개발을 연구했다. 시스템 다이내믹스의 몬테카를로 모델과 회귀모형과 ARIMA 모형을 결합하여 예측모형을 개발하였다. Fung, K. F.(2001)는 동남아시아 주요항만의 컨테이너

처리량을 예측했다. 벡터 오타 수정모형을 통해 분석한 결과 홍콩항만공사(PDB)의 예측값보다 높은 성장률일 보였으며, 이에 따른 새로운 터미널 개발을 제안했다. 그 외 수요예측과 관련된 기존 연구는 철도와 도로 물동량에 관한 연구가 주를 이루었으며, 개별항만이 아닌 국가단위의 컨테이너 수요예측에 관한 연구나 컨테이너 제조업체의 컨테이너 수요량 예측에 관한 연구가 다수를 이루었다. 본 연구는 시스템 다이내믹스를 활용해 장비 타입/사이즈 별 예측과 항만별 예측, 주간 데이터를 이용한 예측을 통해 보다 정교한 예측모델을 구축하며, 선사에서 실제로 사용가능한 모델을 개발하는 것에 선행연구와 차별성이 있다.

III. 연구 모형

1. 시스템 다이내믹스

시스템 다이내믹스는 Jay W. Forrester에 의해 1956년 Industrial Dynamics란 이름으로 처음 개발되었다. 시스템 다이내믹스는 산업 시스템의 형태를 연구하는 방식으로 정책과 의사결정, 시간지연 등이 상호 연결되어 시스템에 어떻게 영향을 주는가를 분석하는 방법이다(Forester, 1961). 시스템 다이내믹스는 시스템의 상태나 의사결정과정의 행위기반이 되는 변수인 Stock 변수와 시간에 흐름에 따라 Stock 변수에 영향을 끼치는 변수인 Flow 변수로 구성되며 각 변수 간 상호작용에 대해 시스템의 전개과정과 피드백의 구조로 설명한다.

장기적 정책이나 예측분석에 적합한 방법론인 시스템 다이내믹스는 사회 전반적 피드백 구조를 바탕으로 정성적·정량적 분석을 통해 예측을 실시한다.

2. Bass diffusion model

베이스론은 1969년 Frank Bass에 의해 개발되

어 주로 마케팅 분야에서 신제품 수요예측과 기술적 예측에 활용되었다. 신제품을 사용하고 있는 혁신자와 혁신자를 보고 제품을 구입하는 잠재적 사용자인 모방자가 서로 어떻게 상호작용을 하는지에 대한 분석을 통해 시장의 수요를 예측하는데 목적을 두고 있는 베이스론은 다음과 같은 식으로 표현 할 수 있다.

$$f(t) = [p + \frac{q}{N}N(t)][1 - F(t)]x(t) \quad (식1)$$

$f(t)$: 시간 t에 혁신채택률의 변화속도
p	: 혁신 계수 혹은 외적 영향
q	: 모방 계수 혹은 내적 영향
N	: 시장규모
$N(t)$: 시점t에 제품을 채택한 소비자의 수
$F(t)$: t시점 까지 혁신을 채택할 누적 확률
$x(t)$: 가격과 다른 변수의 변화율 함수

IV. 실증 분석

1. 분석 데이터 및 시뮬레이션 기간

본 연구의 대상은 중국지역에서 가장 물동량이 많으며 수출되는 물품의 특성이 다양한 북중국과 남중국의 대표적인 항만인 상하이항과 옌타이항을 선택하였다. 컨테이너 인벤토리 종류는 가장 일반적으로 사용하고 수요가 많으며 유효한 데이터가 산출될 수 있는 Dry 컨테이너로 한정하였다. 컨테이너 사이즈는 일반적으로 가장 많이 사용되는 Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40' 컨테이너를 대상으로 하였다. 본 연구에서 컨테이너 인벤토리는 컨테이너 재고수량을 의미한다.

컨테이너 수요는 항만에서 수출화물을 위해 화주가 항만에서 실제 반출한 컨테이너 숫자를 사용하였으며, 공급은 해당 항만으로 화물을 수입하고 나서 화주가 항만에 Empty 상태로 반환한 컨테이너 숫자를 사용하였다. 화물의 수출·입 과정에서 컨테이너에 적입하기 위해, 혹은 적입된 화물을

내린 후 공 컨테이너를 야적장으로 옮기는 과정이 필요하다. 이러한 공 컨테이너의 이동량은 야적장에서 관리하는 데이터로써 선사에서 컨테이너의 수요 및 공급을 관리하는 유일한 수단으로 활용중이기 때문에 Empty 상태로 반환한 컨테이너 숫자를 사용했다.

분석에 사용된 데이터는 A선사의 실제 물동량으로 하였다. 시뮬레이션 기간은 2011년-2017년이며, 선사에서 실제 예측하는 단위인 Weekly 데이터를 활용하였다.

2. 인과지도

상하이 수요 물동량 예측을 위해 연결된 변수는 Demand Shanghai NS x(seasonal effect 존재하지 않음), 52주의 Demand Shanghai Seasonal effect, DS Korea rate of economic growth effect, DS China rate of economic growth effect이다. Demand Shanghai NS x는 상하이 물동량 증가와 상하이 수요 물동량의 초기값으로 구성되며, Demand Shanghai Seasonal effect는 Weekly(52 주)와 각 주에 대한 가중치 Demand Shanghai seasonal effect xx로 계산된다. DS China rate of economic growth effect China rate of economic growth dmn1(표준화값)과 p DS China rate of economic

growth coeff로 계산했으며, DS Korea rate of economic growth effect는 Korea rate of economic growth dmn1(표준화값)과 p DS Korea rate of economic growth coeff로 계산하였다. 이와 같은 수순으로 상하이 공급 예측모델, 안티안 수요 예측모델, 안티안 공급 예측모델을 구축하였다.

3. Stock-Flow 다이어그램

H선사의 상하이항과 안티안항의 공급과 수요를 예측하기 위해 수정 Bass 모형을 활용하였다. 일반적인 Bass 모델은 신제품을 다루기 위하여 혁신 계수를 활용하지만 이미 가동 중인 항만은 신제품 개념으로 보기 어렵기 때문이다.

$$C = \int_0^t (P - C) * C / P * p * q1 * q2 * S \quad (식2)$$

- C : 물동량
- P : 잠재물동량
- p : 모방계수
- q1 : 한국경제영향
- q2 : 중국경제영향
- S : seasonality

각 예측모델의 파라미터는 모방계수, 잠재물동량, seasonality이며 최적화 값은 Vensim의 calibra-

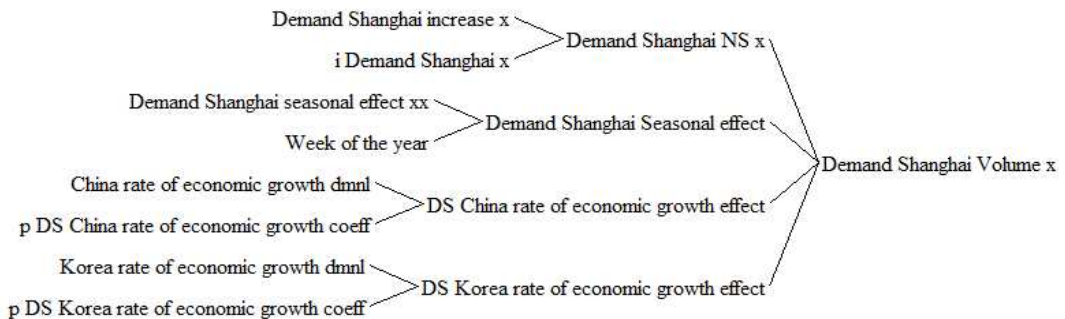


그림 1. 상하이 수요 예측모델 인과지도

tion 기능을 이용해 계산하였다. 그림 4의 한국 경제영향과 중국 경제영향이 각 예측모델에 영향을 미치는 정도를 구하기 위해 먼저 초기값으로 각 경제 변수를 나누어 표준화를 시키고 영향 정도는

calibration을 이용해 최적화 값을 계산하였다.

위의 식을 활용한 Stock-Flow 다이어그램은 그림 2~그림 4와 같다.

물동량 변수는 Demand Shanghai Volume x ,

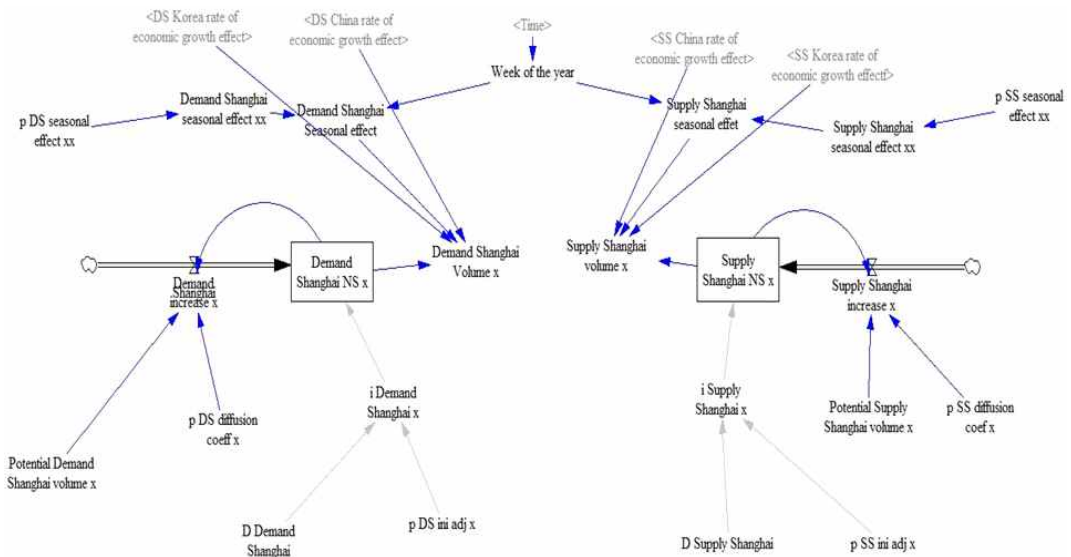


그림 2. Stock flow diagram-Shanghai

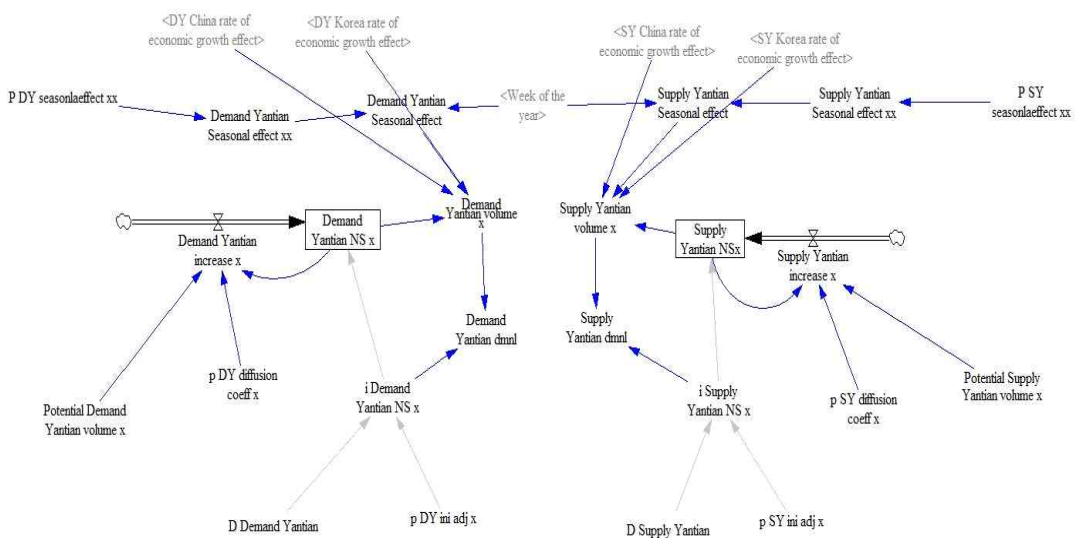


그림 3. Stock flow diagram-yantian

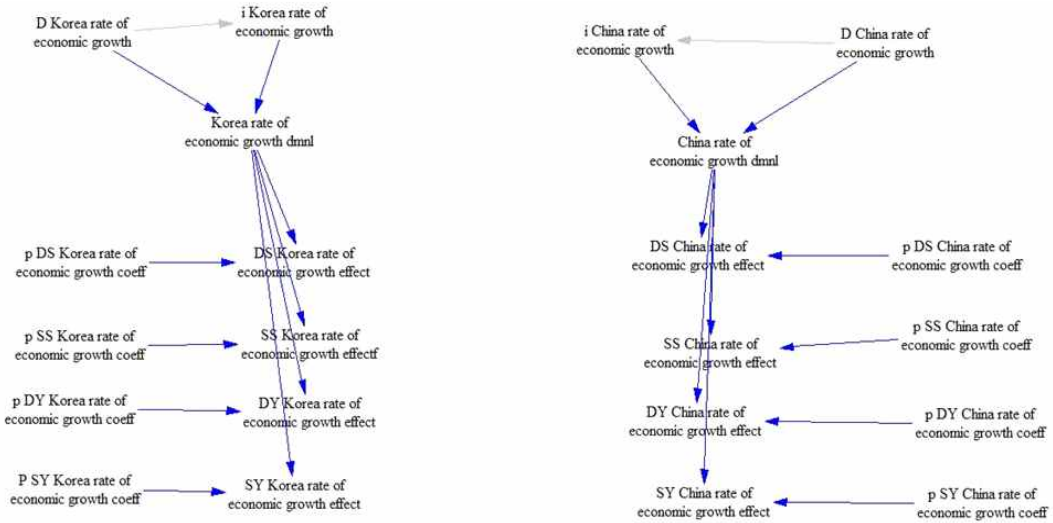


그림 4. Stock flow diagram-diagram-economic effect

Supply Shanghai volume x, Demand yantian volume x, Supply yantian volume x이며, 잠재 물동량 변수는 Potential Demand Shanghai volume x, Potential Supply Shanghai volume x, Potential Demand yantian volume x, Potential Supply yantian volume x다. 또한 모방 계수는 p DS diffusion coeff x, p SS diffusion coeff x, p DY diffusion coeff x, p SY diffusion coeff x 이며, 한국 경제영향 변수와 중국경제 영향 변수는 DS China rate of economic growth effect, DS Korea rate of economic growth effect, SS China rate of economic growth effect, SS Korea rate of economic growth effect, DY China rate of economic growth effect, DY Korea rate of economic growth effect, SY China rate of economic growth effect, SY Korea rate of economic growth effect이다. 마지막으로 seasonality 변수는 Demand Shanghai Seasonal effect, Supply Shanghai seasonal effect, Demand yantian Seasonal effect, Supply yantian Seasonal effect이다.

4. 모델 검증 및 예측결과

위 Stock-Flow 다이어그램을 통한 시뮬레이션 결과와 실제 데이터를 비교하여 모델의 정확도를 검증하였다. 이를 위해 절대비율평균오차(MAPE : Mean Absolute Percentage Error)를 적용하였다 (Lewis, 1982).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right| \times 100 \quad (식3)$$

- 0% ≤ MAPE < 10% 매우 정확한 예측
- 10% ≤ MAPE < 20% 비교적 정확한 예측
- 20% ≤ MAPE < 50% 매우 합리적인 예측
- 50% < MAPE 부정확한 예측

먼저, 상하이 수요 예측모델 Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40'의 MAPE 값은 각 13%, 8%, 4%로 나타났다. Dry 40', Dry High cube 40'는 0% ≤ MAPE < 10%에 속해 매우 정확한 예측모델이며, Dry 20'는 10% ≤ MAPE < 20%에 속해 비교적 정확한 예측모델로 판단된다.

표 1. 상하이 수요 예측 모델과 실제 데이터 비교

(단위: TEU)

Time	실제 데이터			예측 모델		
	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C
0	1084	1063	1285	1353	1064	1285
1	1329	1329	1588	1902	1461	1588
2	1559	1527	1759	1922	1698	1759
3	1765	1682	2160	1744	1635	2160
4	365	377	350	1252	376	350
5	424	500	453	660	851	453

255	1557	1087	2120	1549	1131	2120
256	1478	1077	2263	1545	1105	2263
257	1280	1111	2248	1369	1075	2248
258	1433	1136	2033	1355	1110	2033
259	1542	1229	2468	1511	1263	2468

주: Time 0=2011년 1월 첫째 주, Time259= 2015년 마지막 주, ----: 중략

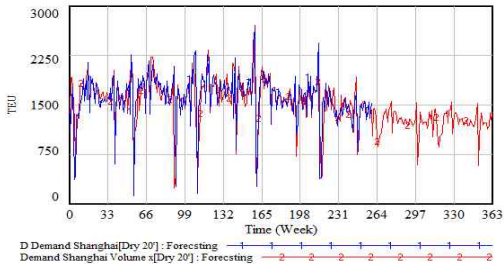


그림 5. 모델검증-상하이 Dry 20' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

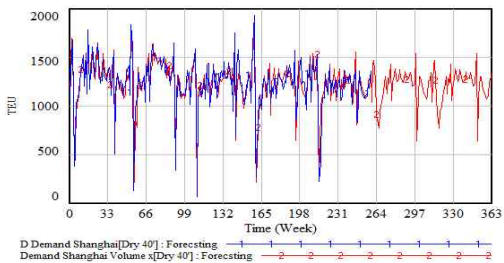


그림 6. 모델검증-상하이 Dry 40' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

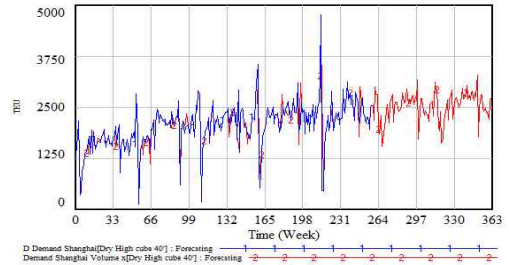


그림 7. 모델검증-상하이 Dry High cube 40' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

상하이 공급 예측모델 Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40'의 MAPE 값은 각 9%, 6%, 9%로 나타났다. 시뮬레이션 결과가 모두 $0\% \leq MAPE < 10\%$ 에 속해 매우 정확한 예측모델로 판단할 수 있다.

표 2. 상하이 공급 예측 모델과 실제 데이터 비교

(단위: TEU)

Time	실제 데이터			예측 모델		
	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C
0	253	465	738	253	465	738
1	327	484	739	327	484	739
2	362	610	746	362	610	746
3	449	612	728	414	417	728
4	190	249	445	494	314	506
5	132	216	277	132	194	239

255	611	299	915	646	299	1119
256	558	382	885	829	400	885
257	619	425	1157	619	432	1157
258	653	403	887	653	403	887
259	557	345	839	557	345	917

주: Time 0=2011년 1월 첫째 주, Time259= 2015년 마지막 주, ----: 중략

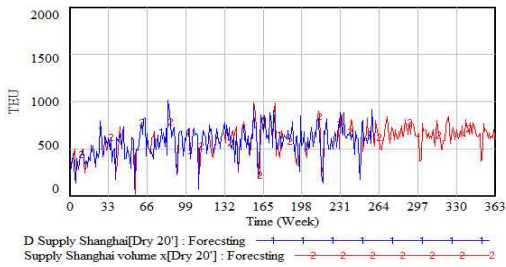


그림 8. 모델검증-상하이 Dry 20' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시물레이션 값

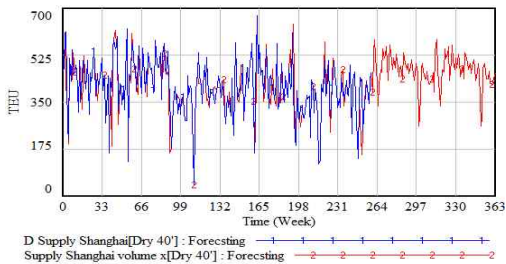


그림 9. 모델검증-상하이 Dry 40' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시물레이션 값

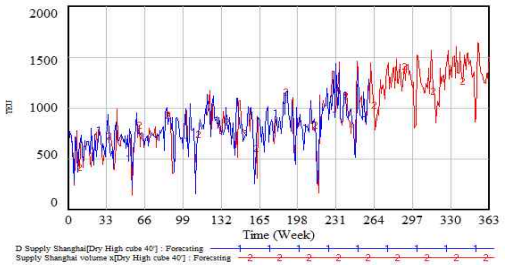


그림 10. 모델검증-상하이 Dry High cube 40' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시물레이션 값

안티안 수요 예측모델 Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40'의 MAPE 값은 각 13%, 13%, 8%로 나타났다. Dry High cube 40'의 경우 $0\% \leq \text{MAPE} < 10\%$ 에 속해 매우 정확한 예측모델로 나타났다으며, Dry 20', Dry 40'의 경우 $10\% \leq \text{MAPE} < 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측모델로 평가할 수 있다.

표 3. 안티안 수요예측 모델과 실제 데이터 비교

(단위: TEU)

Time	실제 데이터			예측 모델		
	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C
0	554	1014	1767	554	1014	1767
1	651	1163	2022	879	1163	2022
2	783	1337	2368	1030	1337	2368
3	1228	1571	2958	1208	1627	2549
4	66	136	260	66	1316	1981
5	156	187	418	156	187	123
255	529	627	2000	529	710	2000
256	578	650	1798	578	650	1798
257	430	681	1774	430	681	1774
258	432	684	1688	432	684	1688
259	517	730	1949	517	730	1949

주: Time 0=2011년 1월 첫째 주, Time259= 2015년 마지막 주, ----: 중략

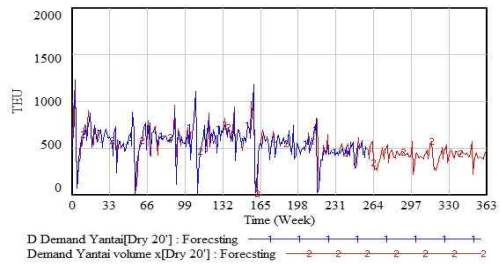


그림 11. 모델검증-안티안 Dry 20' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시물레이션 값

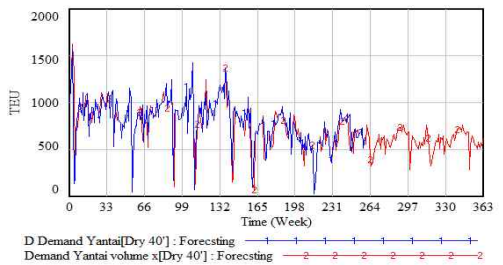


그림 12. 모델검증-안티안 Dry 40' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시물레이션 값

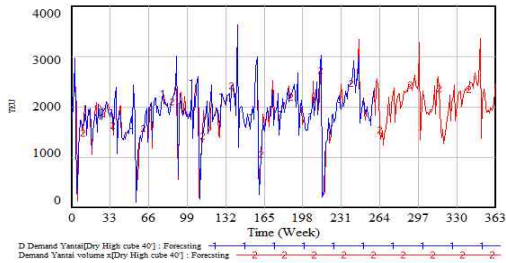


그림 13. 모델검증-안티안 Dry High cube 40' 수요

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

안티안 공급 예측모델 Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40'의 MAPE 값은 각 8%, 12%, 11%로 나타났다. Dry 20'의 경우 $0\% \leq MAPE < 10\%$ 에 속해 매우 정확한 예측모델로 판단할 수 있으며, Dry 40', Dry High cube 40'의 경우 $10\% \leq MAPE < 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측모델로 분석되었다.

표 4. 안티안 공급 예측 모델과 실제 데이터 비교

(단위: TEU)

Time	실제 데이터			예측 모델		
	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C	Dry 20'	Dry 40'	40' H/C
0	178	209	296	178	209	296
1	199	207	441	199	207	441
2	225	247	405	225	247	405
3	329	396	470	329	367	470
4	151	231	144	151	231	241
5	92	165	237	109	158	106
255	389	202	565	389	202	565
256	393	149	495	393	144	495
257	500	158	433	500	122	433
258	629	138	582	693	158	582
259	474	208	685	722	208	685

주: Time 0=2011년 1월 첫째 주, Time259= 2015년 마지막 주, ----: 중략

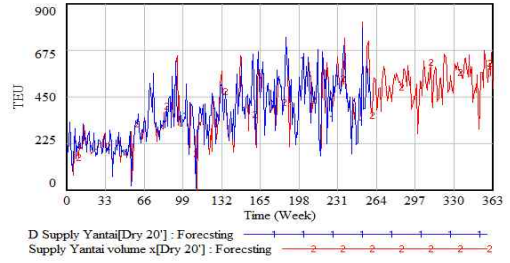


그림 14. 모델검증-안티안 Dry 20' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

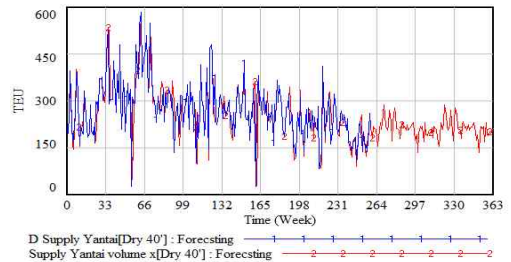


그림 15. 모델검증-안티안 Dry 40' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

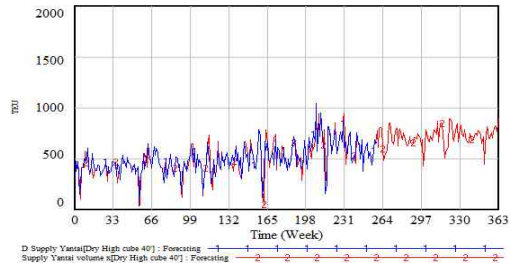


그림 16. 모델검증-안티안 High cube 40' 공급

주) 1: 실제 데이터, 2: 시뮬레이션 값

상기 예측모델을 A선사의 예측오차와 비교분석한 결과는 표 5 및 표 6과 같다. 선사의 수요예측 정확도는 사전에 예측된 수요 데이터와 실제 발생한 수요 데이터의 비교로 이루어지며, 수요를 만족시키기 위하여 예측데이터를 기반으로 인벤토리 공급이 이루어진다. 따라서 본 연구의 수요 모델과 선사의 수요모델의 예측 정확도를 비교하였다.

H 선사의 실제 오차율은 예측 데이터를 실제 발생된 데이터와 비교하여 측정하며, 영업목적과 운영목적 두 가지의 예측데이터의 절대백분율 오차를 계산하여 산출한 값이다.

선사의 예측오차 비교 분석결과, SD 예측 오차율은 상하이 Dry 20' 수요 예측모델을 제외하고, 선사의 운영팀과 영업팀의 예측모델보다 정확한 것으로 나타났다.

표 5. 상하이 수요 예측 비교

컨테이너 size	SD 예측 오차율	선사 운영팀 예측 오차율	예측 오차율 차이	선사 영업팀 예측 오차율	예측 오차율 차이
20 foot	13%	11%	2%	21%	-8%
40 foot	8%	13%	-5%	18%	-10%
40 H/C	4%	14%	-10%	18%	-14%

표 6. 안티안 수요 예측 비교

컨테이너 size	SD 예측 오차율	선사 운영팀 예측 오차율	예측 오차율 차이	선사 영업팀 예측 오차율	예측 오차율 차이
20 foot	13%	17%	-4%	28%	-15%
40 foot	13%	31%	-18%	21%	-8%
40 H/C	8%	16%	-8%	22%	-14%

V. 결론

본 연구는 시스템 다이내믹스를 이용해 A선사의 컨테이너 인벤토리를 예측하였다. 장비/타입, 사이즈, 항만을 구분하였으며, 선사에서 실제 예측하는 단위인 주간 데이터를 활용했다. 시물레이션 기간은 2011년-2017년이다. 대상항만은 상하이항과 안티안항이며, 컨테이너 인벤토리는 Dry 컨테이너로 선정했다. 컨테이너 사이즈는 Dry 20', Dry 40' 표준 컨테이너와 Dry High cube 40' 컨테이너로 선

정하였다.

Stock-Flow 다이어그램의 정확도를 검증하기 위해 절대비율 평균오차(MAPE)를 적용했으며 그 결과, 상하이 Dry 40' 수요, 상하이 Dry High cube 40' 수요, 상하이 Dry 20' 공급, 상하이 Dry 40' 공급, 상하이 Dry High cube 40' 공급 예측 모델은 $0\% \leq MAPE \leq 10\%$ 에 속하는 매우 정확한 예측 모델로 검증되었다. 그 외의 상하이 수요·공급 예측 모델은 $10\% \leq MAPE \leq 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측 모델로 검증되었다.

안티안 Dry High cube 40' 수요, Dry 20' 공급 예측 모델은 $0\% \leq MAPE \leq 10\%$ 에 속해 매우 정확한 예측 모델이며, 그 외의 안티안 수요·공급 예측 모델은 $10\% \leq MAPE \leq 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측 모델로 검증되었다. 또한, 본 연구의 예측 모델은 실제 선사에서 관리중인 데이터와 비교해도 높은 정확도를 갖는 것으로 나타났다.

이러한 정확도 높은 예측모델은 다음과 같은 선사측면의 시사점을 갖는다. 선사의 인벤토리 공급을 위한 데이터의 정확도를 높일 수 있는 하나의 참조자료로 지역 수요예측 담당자 및 본부의 인벤토리 컨트롤 담당자가 참고자료로 유용하게 활용 가능하다. 예측 모델의 정확도가 높을수록 선박에 선적되어서 항만별 배분하는 물량을 보다 정확하게 배정 가능하며, 근본적으로 항만에 공급되는 컨테이너를 선박별로 선적하는 계획수립에도 반영이 가능하다. 또한, 한 선박에서 항만별 양하되는 컨테이너 물량의 정확도는 항만비용 및 항만별로 양하되는 물량의 조정에 따라 발생하는 항만 조정 비용을 절감할 수 있다.

선박별로 선적되는 컨테이너 물량에 대한 계획 및 조정은 선박의 도착시간에 따라 항만에 공급하는 물량에 영향을 미치며, 이는 항만에서 필요한 인벤토리를 적절한 시기에 공급할 수 있는 가능성을 높일 수 있으므로 전체 컨테이너의 인벤토리를 줄일 수 있다. 정확도 증대에 따라 실제수요와 예

측치와의 차이에 따라 추가로 공급해야 하는 컨테이너 인벤토리(Safety stock)를 줄일 수 있어 전체 보유하는 인벤토리 숫자를 줄일 수 있다. 근본적으로 수요예측의 정확도 증가를 통하여 금융비용 및 컨테이너 임대비용 절감과 더불어 컨테이너가 움직이는데 발생하는 항만비용을 절감 할 수 있다.

본 연구는 시스템 다이내믹스를 활용해 장비타입/사이즈별(Dry 20', Dry 40', Dry High cube 40' 컨테이너), 항만별(상하이항, 안티안항)로 정교한 예측모델을 구축했다는 점에서 의의가 있다. 하지만 물동량에 영향을 미치는 영향변수에 한국경제성장률과 중국경제 성장률만을 고려한 한계점과 제한적인 영향변수를 활용하여 민감도 분석을 실시하지 못한 한계점이 존재한다. 향후 연구에서는 이러한 변수 외에 세계 경제 성장률, 각국의 GDP와 같은 다양한 변수를 고려한 예측모델이 필요하다.

참고문헌

- 고용기 · 김은지 · 신전용 · 김태호(2008), “인천항의 수출적컨테이너화물 물동량 추정에 관한 연구”, 『한국항만경제학회지』, 제24집 제3호, 57-77.
- 김정훈(2008), “시계열 모형을 이용한 부산 북항의 물동량 예측”, 『한국항만경제학회지』, 제24집 제2호, 1-17.
- 노승혁 · 김철민 · 김기태(2011), “지향지-배후지 개념을 활용한 컨테이너 물동량 예측 모형에 대한 실증연구”, 『국제상학』, 제26권 제2호, 49-71.
- 민경창 · 하현구(2014), “SARIMA 모형을 이용한 우리나라 항만 컨테이너 물동량 예측”, 『대한교통학회지』, 제32권 제6호, 600-614.
- 손용정 · 김현덕(2012), “의사결정나무분석을 이용한 컨테이너 수출입 물동량 예측”, 『한국항만경제학회지』, 제28집 제4호, 193-207.
- 신창훈 · 강정식 · 박수남 · 이지훈(2008), “하이브리드 ARIMA-신경망 모델을 통한 컨테이너물동량 예측에 관한연구”, 『한국항해항만학회지』, 제32권 제1호, 81-88.
- 이민규(2013), “항만별 수출입 공컨테이너 물동량 예측”, 『계간 해양수산』, 제3권 제4호, 44-60.
- 이재득(2013), “승법계절 ARIMA 모형에 의한 부산항 컨테이너 물동량 추정과 예측”, 『한국항만경제학회지』, 제29집 제3호, 1-23.
- 정현재 · 여기태 · 유홍성 · 고용기(2012), “컨테이너터미널의 물동량 예측 및 생산성 분석에 관한 연구 - 인천항 터미널을 중심으로”, 『한국무역학회지』, 제37권 제5호, 53-70.
- 조행진 · 김재진(2010), “동해항 및 속초항의 컨테이너물동량 예측에 관한 연구”, 『한국항만경제학회지』, 제26집 제1호, 83-104.
- Chen, S. H., Chen, J. N.(2010), “Forecasting 컨테이너 throughputs at ports using genetic programming,” *Expert Systems with Applications*, Vol. 37 No.3, 2054-2058.
- Forrester, J.(1961), *Industrial Dynamics*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Fung, K. F.(2001), “Competition between the ports of Hong Kong and Singapore: a structural vector error correction model to forecast the demand for Container handling services,” *Maritime Policy & Management*, Vol.28 No.1, 3-22.
- Lättilä, L., Hilmola, O. P.(2012), “Forecasting long-term demand of largest Finnish sea ports,” *International Journal of Applied Management Science*, Vol.4 No.1, 52-79.
- Lewis, C. D.(1982). *Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting*, Butterworth-Heinemann.
- Xuan, W. U., Lie, W.(2010), “Application of combined forecast model on the forecast of railway 컨테이너 traffic volume,” *Railway Transport and Economy*, Vol.10, 030.
- www.seaburygroup.com/

정기선사의 컨테이너 재고 수요예측모델 구축에 대한 연구

전준우 · 정길수 · 공정민 · 여기태

국문요약

본 연구는 System Dynamics를 이용하여 선사 컨테이너 인벤토리의 수요를 장비 Type/size별 예측, Port별 예측, Weekly 예측을 통해 보다 정교한 예측모델을 구축하는 것을 연구의 목적으로 하였다. 예측은 중국의 상하이항과 안티안항을 대상으로 하였다. 컨테이너 인벤토리는 수요가 많고 유효한 데이터를 산출할 수 있는 Dry 컨테이너 20', 40', High cube 40'으로 한정하였다. 시물레이션 기간은 2011년-2017년이며, 선사에서 실제 예측하는 단위인 Weekly 데이터를 활용하였다.

모델의 정확도 검증을 위해 절대비율 평균오차(MAPE)를 적용한 결과 상하이 Dry 40' 수요, 상하이 Dry High cube 40' 수요, 상하이 Dry 20' 공급, 상하이 Dry 40' 공급, 상하이 Dry High cube 40' 공급 예측 모델은 $0\% \leq \text{MAPE} \leq 10\%$ 에 속하는 매우 정확한 예측 모델로 검증되었다. 그 외의 상하이 수요·공급 예측 모델은 $10\% \leq \text{MAPE} \leq 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측 모델로 검증되었다.

안티안 Dry High cube 40' 수요, Dry 20' 공급 예측 모델은 $0\% \leq \text{MAPE} \leq 10\%$ 에 속해 매우 정확한 예측 모델이며, 그 외의 안티안 수요·공급 예측 모델은 $10\% \leq \text{MAPE} \leq 20\%$ 에 속해 비교적 정확한 예측 모델로 검증되었다. 본 연구의 예측 모델은 실제 선사에서 관리중인 데이터와 비교해도 높은 정확도를 갖는 것으로 나타났다. 본 연구에서 제시된 모델은 지역 수요예측 담당자 및 본부의 인벤토리 컨트롤 담당자가 참고자료로 유용하게 사용 가능하다.

주제어: System Dynamics, 수요 예측, 해운선사, 컨테이너, 시물레이션