

컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구

A Study on the Advancement of the Container Port Throughput
Forecasting Model

이나영·이기열



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자	이나영, 이기열
내부연구진	연구책임자 이나영 한국해양수산개발원 항만연구본부 전문연구원 공동연구원 이기열 한국해양수산개발원 항만연구본부 연구위원
연구기간	2022. 01. 01. ~ 2022. 10. 31.
보고서 집필내역	
연구책임자	이나영 연구 총괄
내부연구진	이기열 감리

목차

01

서론_1

제1절 연구의 배경 및 목적	1
1. 연구의 배경 및 필요성	1
2. 연구 목적	3
제2절 선행연구 검토	3
1. 선행연구	3
2. 선행연구와 차별성	9
제3절 연구의 내용 및 방법	10
1. 연구 내용	10
2. 연구 방법	11

02

국내외 컨테이너 동향_13

제1절 컨테이너 개요	13
1. 컨테이너 개념 및 종류	13
2. 컨테이너 운송 절차	15
3. 컨테이너 운송 특징	17
제2절 국내외 컨테이너 동향	20
1. 세계 컨테이너 항만물동량 현황	20
2. 주요 컨테이너 항만물동량 현황	22
3. 국내 컨테이너 항만물동량 현황	24
4. 국내외 컨테이너 주요 이슈	27
제3절 국내 컨테이너 항만물동량 특징	32
1. 적·공 컨테이너 물동량 특징	32
2. 수출입 컨테이너 물동량 특징	34
3. 환적 컨테이너 물동량 특징	36
4. 연안 컨테이너 물동량 특징	40

03

현행 컨테이너 항만물동량 예측모형 검토 _43

제1절 수출입 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점	43
1. 수출입 적컨테이너 예측모형	44
2. 수출입 공컨테이너 예측모형	45
3. 수출입 컨테이너 예측모형 한계점	45
제2절 환적 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점	46
1. 주요 환적 항만 예측모형	46
2. 그 외 환적 항만 예측모형	47
3. 환적 컨테이너 예측모형 한계점	48
제3절 연안 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점	48
1. 연안 컨테이너 항만물동량 예측모형	48
2. 연안 컨테이너 예측모형 한계점	49

04

컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 _51

제1절 수요예측기법 검토	51
1. 시계열 분석 : Box-Jenkins 방법	53
2. 인과형 분석 : 회귀분석	57
3. 시계열·인과형 혼합 모형	58
제2절 신규 컨테이너 예측모형 고도화	62
1. 수출입 컨테이너 물동량 예측모형 고도화	62
2. 환적 컨테이너 물동량 예측모형 고도화	77
3. 연안 컨테이너 물동량 예측모형 고도화	89
4. 총 컨테이너 물동량 예측결과	90

05

결론 및 시사점 _93

제1절 요약 및 결론	93
제2절 한계점 및 시사점	95

참고문헌_97

표 목차

〈표 1-1〉 컨테이너 물동량 예측관련 선행연구	6
〈표 2-1〉 컨테이너 규격(드라이 컨테이너 기준)	14
〈표 2-2〉 전 세계 컨테이너 항만물동량 추이	21
〈표 2-3〉 컨테이너 항만 Top 30(2021년 기준)	23
〈표 2-4〉 국내 항만별 컨테이너 물동량 추이	25
〈표 2-5〉 국가별 컨테이너 물동량 추이	26
〈표 2-6〉 국내 적·공 컨테이너 물동량	33
〈표 2-7〉 수출입 국가별 컨테이너 물동량	35
〈표 2-8〉 거시경제지표와 수출입 적컨 물동량 간 상관관계 분석(2000~2021)	36
〈표 2-9〉 국가별 환적 물동량 현황	37
〈표 2-10〉 거시경제지표와 환적 물동량 간 상관관계 분석(2006~2021)	39
〈표 2-11〉 거시경제지표와 연안 물동량 간 상관관계 분석(2000~2021)	41
〈표 4-1〉 자기상관과 부분자기상관 모형 식별 기준	55
〈표 4-2〉 수출입 적컨테이너 예측 변수의 기초통계량	63
〈표 4-3〉 1차 차분된 수출입 적컨테이너 단위근 검정 결과	64
〈표 4-4〉 수출입 적컨테이너 ARIMA 모형 AIC 및 SC	65
〈표 4-5〉 수출입 적컨테이너 모형 진단	66
〈표 4-6〉 수출입 적컨테이너 다중회귀분석 결과	67
〈표 4-7〉 수출 적컨테이너 다중회귀분석 결과	67
〈표 4-8〉 수출 적컨테이너 다중공선성 결과(LM test)	68
〈표 4-9〉 수출입 적컨테이너 단순회귀분석 결과	68
〈표 4-10〉 수출입 설명변수의 단위근 검정결과	69
〈표 4-11〉 수출입 적컨테이너 물동량과 변수들간의 공적분 검정결과	70
〈표 4-12〉 VAR 모형의 적정시차 결정	71
〈표 4-13〉 수출 적컨테이너 VAR(1) 모형 결과	72
〈표 4-14〉 수입 적컨테이너 VAR(1) 모형 결과	73
〈표 4-15〉 수출입 적컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교	74
〈표 4-16〉 수출입 컨테이너 최종 예측치	75
〈표 4-17〉 주요 항만별 수출입 컨테이너 최종 예측치	76
〈표 4-18〉 환적 컨테이너 예측 변수의 기초통계량(2006~2021)	78

〈표 4-19〉 환적 항만의 단위근 검정결과	79
〈표 4-20〉 환적 항만 ARIMA 모형 AIC 및 SC	80
〈표 4-21〉 환적 항만 ARIMA 모형 진단	80
〈표 4-22〉 부산항 환적 컨테이너 단계적 회귀 결과	81
〈표 4-23〉 부산항 환적 컨테이너 최종 회귀 결과	82
〈표 4-24〉 광양항 환적 컨테이너 최종 회귀 결과	83
〈표 4-25〉 환적 설명변수의 단위근 검정결과	84
〈표 4-26〉 환적 VAR 모형의 적정시차 결정	85
〈표 4-27〉 부산항 환적 컨테이너 VAR(2) 모형 결과	86
〈표 4-28〉 광양항 환적 컨테이너 VAR(1) 모형 결과	87
〈표 4-29〉 부산항 환적 컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교	88
〈표 4-30〉 광양항 환적 컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교	89
〈표 4-31〉 이동평균법에 따른 연안 컨테이너 물동량 예측 정확도 비교	90
〈표 4-32〉 부산항과 광양항 총 컨테이너 물동량 예측 정확도 비교	91

그림 목차

〈그림 2-1〉 컨테이너 종류	15
〈그림 2-2〉 FCL 화물 이동경로	16
〈그림 2-3〉 컨테이너 운송 종류	19
〈그림 2-4〉 전 세계 컨테이너 항만물동량 증가율과 경제성장률 추이	21
〈그림 2-5〉 국내 컨테이너 항만물동량 추이(2006~2021)	24
〈그림 2-6〉 전 세계 컨테이너선 항만 체선 지수	28
〈그림 2-7〉 상하이항 컨테이너선 대기 척수	29
〈그림 2-8〉 월별 중국 컨테이너 교역량	30
〈그림 2-9〉 월별 러시아 컨테이너 교역량	31
〈그림 2-10〉 對중국 공 컨테이너 물동량	33
〈그림 2-11〉 국내 환적 컨테이너 물동량 및 부산항 비중	38
〈그림 2-12〉 항만별 연안 컨테이너 물동량(2010~2021)	41
〈그림 3-1〉 수출입 컨테이너 물동량 예측 프로세스	43
〈그림 3-2〉 수출입 적컨테이너 물동량과 국내 GDP 상관관계	44
〈그림 3-3〉 환적 컨테이너 물동량 예측 프로세스	46
〈그림 4-1〉 수요예측기법	52
〈그림 4-2〉 Box-Jenkins 절차	53
〈그림 4-3〉 수출입 적컨테이너 시계열 그래프	63
〈그림 4-4〉 수출입 적컨테이너 ACF와 PACF	65

01

서론

제1절 연구의 배경 및 목적

1. 연구의 배경 및 필요성

국내 컨테이너 항만물동량은 최근 10년간(2011~2021) 국내 총 항만물동량의 증가세를 견인하는 품목으로 국내 항만물동량에서 중요성이 높아지고 있다. 지난 10년간 컨테이너 물동량은 연평균 3.2% 증가하였으며 비컨테이너 물동량은 같은 기간 0.9% 증가세에 머물렀다. 특히 환적 컨테이너 물동량의 경우 지난 10년간 연평균 4.5%의 높은 성장세를 기록하고 있으며 전체 컨테이너 물동량에서 차지하는 비중 역시 매년 지속적으로 증가하여 2021년 기준 42.3%로 연간 최대치를 기록했다.

컨테이너 물동량의 중요성이 높아짐과 동시에 컨테이너 항만물동량 예측에 대한 고도화 필요성도 제기되고 있다. 장래 컨테이너 항만물동량을 기반으로 시설의 투자계획 및 운영계획 등이 수립됨에 따라 정확한 항만물동량 예측은 효율적인 예산 운용을 위해 매우 중요한 일이다. 항만수요예측센터는 합리적인 항만기본계획 및 시행계획 수립을 위해 중장기 물동량 예

측 업무를 전담하는 부서로 매년 국내 항만물동량 수요변화를 모니터링하여 품목별·항만별 중장기 물동량을 전망하고 있다.

컨테이너 예측모형의 경우 지난 10년간 매년 한계점 등을 보완하여 예측모형을 수정해왔지만 큰 틀안에서는 국내외 경제성장률을 주요 변수로 하는 회귀분석모형을 채택하여 물동량을 전망하고 있다. 수출입 물동량과 환적 물동량을 구분하여 전망하고 있으며 수출입 물동량의 경우 국내 GDP를 주요 변수로 하여 지역별총생산액(GRDP)을 이용하여 항만별 하향식(Top-Down) 방법을 적용한다. 환적 물동량의 경우 국내 주요 환적 교역 대상국인 중국, 미국, 일본의 GDP 변수를 이용하여 항만별 상향식(Bottom-up) 방법을 적용하고 있다. 그러나 해당 예측 방법에 주요 변수로 활용되는 국내의 GDP의 경우 장기 예측치를 제공하는 특정 단일 기관의 전망치를 활용하고 있어 해당 기관의 경제지표 오차가 컨테이너 물동량 오차로 직결되고 있다. 또한 수출입 경우 항만별 배분을 위해 GRDP 변수를 이용하는데 해당 변수 역시 장기 예측치가 부재하여 내부적으로 자체 예측하여 사용하는 한계점이 있다. 한편 최근 국내외 경제 변동성이 확대되고 항만의 구조적인 변화 등으로 컨테이너 물동량과 국내외 경제성장률간의 상관관계가 낮아지고 있다. 지난 10년간(2011~2021) 세계 GDP와 컨테이너 물동량간의 상관관계는 99% 이상을 기록하였으나 최근 5년간은 94%로 다소 낮아졌다. 특히 환적 컨테이너 물동량의 경우 변동요인의 복잡성과 다양성으로 인해 경제성장률과의 상관관계는 95%에서 88%로 상대적으로 더 큰 폭으로 감소했다. 이 같은 현상을 단편적으로 보여주는 예로 지난 2020년의 경우 코로나19로 전 세계 국가들의 경제성장률이 감소세를 기록하였으나 국내 컨테이너 환적 물동량은 전년 대비 1.7% 증가세를 기록한 바 있다. 이에 기존의 컨테이너 예측모형을 검토하고 급변하는 국내외 항만물류시장을 반영할 수 있는 추가 변수 발굴 및 예측모형 고도화 필요성이 대두됐다.

2. 연구 목적

본 연구는 위와 같은 필요성 대두에 따라 컨테이너 물동량과 높은 관련성을 나타내는 경제지표 및 관련 정책 등 추가 변수 발굴을 통해 단일 지표의 의존성을 탈피하고 추가적인 방법론 검토 등을 통해 컨테이너 항만물동량 예측모형을 고도화하여 예측 정확도를 향상하고자 하는 것이 목적이다. 물론 경제성장률이 컨테이너 물동량을 예측함에 있어 여전히 주요한 변수임에는 틀림없는 사실이나 그 외 컨테이너 물동량에 영향을 주는 추가 경제변수 등을 반영할 수 있는 모형을 구축하고자 한다. 이와 더불어 지난 10년간 컨테이너 유형별(수입, 수출, 환적) 물동량의 특징 변화 등을 검토하여 이를 적절하게 반영할 수 있는 모형을 적용하고자 한다. 또한 기존 수출입 컨테이너 물동량의 경우는 하향식 방법, 환적 물동량의 경우는 상향식 방법을 적용하고 있는데 유형별 물동량 특징을 고려하여 해당 방법이 적절한지 검토하고자 한다. 이를 통해 궁극적으로 컨테이너 항만물동량 예측치의 신뢰성을 제고시켜 항만시설 투자 및 운영 계획 수립을 위한 효율적인 예산 운용을 도모하고자 한다.

제2절 선행연구 검토

1. 선행연구

컨테이너 물동량 수요예측에 대한 선행연구는 다양하게 진행되어왔다. 선행연구는 대부분 여러 가지 방법론을 적용하여 컨테이너 물동량을 예측하고 연구에서 채택한 방법론의 예측력이 높음을 보여주는 방법으로 진행

된다. 다양한 방법론을 적용한 선행연구가 중에서 대표적인 국내 선행연구로는 이재득(2013)은 여러 가지 SARIMA 모형을 활용하여 부산항의 컨테이너 물동량을 예측하였으며 단순한 ARIMA 모형보다는 승법 ARIMA(1,0,1)×(1,0,1)¹² 모형을 적용하는 것이 예측력이 높다고 밝혔다. 신창훈 외(2011)는 국내 컨테이너 물동량 예측을 위해 인공신경망(ANN) 모형과 하이브리드 모형(ARIMA-ANN)을 활용하여 대표적인 시계열 분석 모형인 ARIMA 모형과의 예측성가를 비교했다. ANN 모형 중에서 가장 대표적인 MLP(Multi Layer Perceptron) 모형의 시간패턴 인식 한계점을 보완하기 위해 시간지연 네트워크(TDNN, Time Delayed Neural Network)를 사용하여 예측을 진행하였으며 ANN모형과 하이브리드 모형이 ARIMA모형 보다 예측 성과가 뛰어나다고 나타났으나 분석기간이 짧은 점을 들어 일반화된 결론을 도출 하는데는 한계가 있다고 밝혔다. 김두환 외(2020)는 딥러닝 모형인 LSTM(Long Short Term Memory)을 적용하여 부산항의 컨테이너 물동량을 예측하였으며 대표적인 시계열 예측모형인 SARIMA와의 모형 성능을 비교를 통해 LSTM 모형의 예측 정확도가 높다는 것을 확인했다. 다만, 해당 연구에서는 컨테이너 물동량에 영향을 미치는 다양한 외생변수를 포함하지 않은 것이 한계점으로 나타난다. 송상근 외(2014)는 부산항 환적 물동량 예측을 위해 시스템 다이내믹스(SD) 기법을 활용하였으며 보다 정확한 예측을 위해 중국항만의 경쟁력을 주요 변수로 고려하여 연구를 진행했다. 한계점으로는 시스템 다이내믹스의 경우 모든 변수를 고려할 수 있으나 변수에 가정과 조건이 부여되어야 하므로 분석상의 한계를 지니고 있어 현실에 부합되는 조건을 지속적으로 개발 및 검증할 필요가 있다고 밝혔다. 여기태 외(2011)에서도 SD 기법을 활용하여 한·중·일 환적물동량을 예측하는 연구를 수행했다. 한중일 주요 환적항만의 경쟁력 요인으로 시장규모 및 접근성, 정치적 안정성, 지원 인프라, 노동력 등 4가지를 주요 외생변수로 선정하여 해당 경쟁력 요인이 환적물

동량에 미치는 영향력 파악을 통해 한·중·일 장래 환적물동량을 산정했다. 다만, 해당 연구에서 중국과 일본의 환적 컨테이너 물동량의 데이터 확보 어려움으로 총 컨테이너 처리량 중 환적화물 처리량 비중으로 산정한 값을 활용했다는 점과 항만 비용의 경우도 정확한 정보확보가 어려운 점을 한계점으로 나타냈다. 이 외 환적 물동량을 예측하는 국내 연구로 이병철 외(2011)는 동북아시아 항만의 환적 물동량 유치를 위한 경쟁상황을 집단 게임모형의 하나인 L-V모형에 적용하여 환적 물동량 예측 가능성을 검토했다. 이를 통해 동북아시아 환적항만의 경쟁관계를 반영하여 물동량을 예측할 수 있었으나 별도의 거시경제 지표, 환적 물동량 선택 요인 변수 등이 직접적으로 반영되지 않아 한계점이 있다고 밝혔다. 하준수 외(2021)는 데이터 마이닝 기법을 활용하여 일별 컨테이너 물동량 예측을 진행했다. 데이터 마이닝 기법 중 CART(Classification And Regression Tree) 모형을 활용하였으며 대표적인 시계열 모형인 ARIMA 모형과의 예측 정확도 비교를 통해 단기인 일별 수요예측의 경우 CART 모형의 예측 정확도가 높음을 확인했다. 조진행 외(2010)는 계량적인 수요예측 방법론에 중점을 두기보다는 국내 내륙 컨테이너 OD 자료를 활용하여 환동해권 거점항만인 동해항과 속초항의 물동량을 시나리오별로 전망하여 두 항만의 미래 정책 방향성에 대해 제언했다. 다른 국내 논문과는 다르게 국내 내륙 컨테이너 OD 자료를 활용한 점이 차별화됐다고 할 수 있다.

대표적인 국외 선행연구로는 Cheng-Hong Yang 외(2020)가 CNN(Convolutional Neural Network) 모형과 LSTM 모형을 결합한 CNN-LSTM 혼합 모형을 활용하여 대만의 컨테이너 물동량을 예측했다. 예측 결과 CNN과 LSTM 모델에 비해 향상된 예측 성능을 보여주었다. MARKO INTIHAR 외(2017)는 컨테이너 물동량 예측에 사용되는 변수 선정을 위해 동적 요인 분석(Dynamic Factor Analysis)을 활용하여 외부 거시경제지표를 도출한 후 파생된 요인을 바탕으로

ARIMMAX(Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous Model) 모형을 적용하여 쿠팡의 컨테이너 물동량을 예측 했다. 분석 결과 거시경제변수를 고려하여 예측을 진행했을때 보다 정확한 예측 결과를 나타냈다. Syafi'i 외(2005)는 인도네시아 컨테이너 물동량 예측을 위해 VECM(Vector Error Correction Model)을 적용하였으며 주요 변수로 인도네시아 GDP, 인구, 수출입 금액 등을 사용했다. Chen He 외(2021)는 자료의 특성이 불명확하고 자료가 제한 된 경우 미래를 예측하기 위해 사용되는 GM(Grey Model)과 BP(Back Propagation) 뉴런 네트워크 결합모형을 적용하여 텐진-허베이 항만 그룹의 컨테이너 물동량을 예측했다. 각각 단일 모형과 결합모형을 적용하여 모형 적합성을 검토한 결과 결합 모형의 예측력이 높음을 확인했다.

〈표 1-1〉 컨테이너 물동량 예측관련 선행연구

구분	연구목적	연구방법	주요 연구내용
1	- 과제명: 승법계절 ARIMA 모형에 의한 부산항 컨테이너 물동량 추정과 예측 - 연구자(년도) : 이재득(2013) - 연구목적: 부산항 월별 물동량을 승법계절 ARIMA 모형을 활용하여 예측	- 문헌연구 - 대표적인 시계열 모형 및 승법계절 ARIMA 모형 분석 - 실증분석	- 승법계절 ARIMA 모형 검토 - 부산항의 1992~2011년 월별물동량 데이터를 활용하여 실증분석 - 대표적인 시계열 모형과 승법 ARIMA 모형의 예측 정확도 비교
2	- 과제명: 항만물동량 예측력 제고를 위한 ARIMA 및 인공지능경망모형들의 비교연구 - 연구자(년도): 신창훈 외 (2011) - 연구목적: 국내 컨테이너 항만 물동량 예측에 있어 대표적인 비선형모형인 인공지능경망과 ARIMA 모형, 하이브리드 모형을 적용하여 예측력 비교	- 문헌연구 - 인공지능경망(ANN), ARIMA 모형 분석 - 실증분석	- 인공지능경망(ANN)과 ARIMA 모형에 대한 고찰 - ANN-ARIMA 모형을 결합한 하이브리드 모형 분석 - 부산항과 인천항의 1991~2000년 월별 수출입 데이터를 활용한 실증분석 3개의 예측 모형의 결과비교를 통해 하이브리드 모형의 높은 예측성과 도출

구분	연구목적	연구방법	주요 연구내용
3	- 과제명: LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측 - 연구자(년도): 김두환 외 (2020) - 연구목적: 딥러닝 모델 중 LSTM를 적용하여 부산항의 컨테이너 물동량 예측	- 문헌연구 - LSTM 모형 분석 - 실증분석	- 기존 시계열 모형의 적용의 한계점 분석 - LSTM 모형 검토 - 부산항 2004~2018년 월별 컨테이너 데이터를 활용하여 실증분석 - LSTM 모형과 SARIMA 모형의 성능 결과 비교
4	- 과제명: 시스템 다이내믹스를 이용한 부산항 환적물동량 예측 모델에 관한 연구 - 연구자(년도): 송상근 외 (2014) - 연구목적: 부산항 환적화물에 정확한 예측을 위해 중국항만의 경쟁력을 주요변수로 한 모델 수립	- 문헌연구 - 시스템 다이내믹스 모형 분석 - 중국항만의 현황 분석 - 실증분석	- 시스템 다이내믹스 모형 검토 - 중국항만의 컨테이너 물동량, 투자규모, 시설 규모 등 중국항만 경쟁력 변수 고찰 - 중국항만 경쟁력 변수를 포함하여 SD 모형을 통한 부산항 환적 물동량 예측 및 변수 변동에 따른 영향 분석 검토
5	- 과제명 : 동북아시아 환적물동량 예측모델 연구 - 연구자(년도) : 이병철 외 (2011) - 연구목적 : 동북아 지역 항만의 환적 물동량 예측	- 문헌연구 - L-V(Lokta-Volterra) 모형 검토 - 실증분석	- 동북아시아 환적물동량 유지 상황을 대표적인 경쟁모델인 L-V 모형에 적용 - 동북아시아 주요 국가인 한국, 일본, 중국 주요 항만의 환적물동량 예측
6	- 과제명 : SD 기법에 의한 한·중·일 환적물동량 변화량 추정 에 관한 연구 - 연구자(년도) : 여기태 외 (2011) - 연구목적 : 한·중·일 환적물동량 예측	- 문헌연구 - SD 기법 개념 정립 및 모델 구축 - 실증분석	- 주요 환적항만의 경쟁력 요인 4가지 도출 - 경쟁력 요인을 고려한 SD 인과지도 작성을 통해 한·중·일 경쟁력 지수 변화에 대한 환적 물동량 예측
7	- 과제명: Datamining 기법을 활용한 단기 항만 물동량 예측 - 연구자(년도): 하준수 외 (2021) - 연구목적: 데이터 마이닝 기법을 적용하여 일별 컨테이너 물동량 예측	- 문헌연구 - 데이터마이닝 기법인 CART 모형 검토 - 실증분석	- CART 모형 검토 - 주별·일별 예측 두 가지 단계로 구성하여 예측 시행 1단계 설명변수로 주요국 주별 노동일수를 사용하여 ARIMA 모형으로 주별 예측 진행 2단계는 1단계에서 도출한 주별 예측치에 주요국 공휴일, 주요국 행사기간을 설명변수로 CART 모형을 적용하여 최종 일별 예측치 도출

구 번	연구목적	연구방법	주요 연구내용
8	• 과제명: 동해항 및 속초항의 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구 • 연구자(년도): 조진행 외 (2010) • 연구목적: 환동해권 거점항만인 동해항과 속초항의 컨테이너 물동량 예측	• 문헌연구 • 국제컨테이너 물동량 O/D 조사 검토 • 실증분석	• 수출입 컨테이너화물의 국내 내륙-항만별 O/D자료 검토 • O/D 자료를 토대로 항로별 컨테이너화물 추정 • 항만간 이용화물 전환 가능성을 분석하여 시나리오별 항만물동량 분석
9	• 과제명: Forecasting the demand of container throughput in indonesia • 연구자(년도): Syafi'i 외 (2005) • 연구목적: VECM 모형을 적용하여 인도네시아 컨테이너 물동량 예측	• 문헌연구 • VECM 모형 검토 • 실증분석	• VECM 모형 분석 • 모형의 변수로 인도네시아 컨테이너 물동량, GDP, 인구, 수출입금액 변수 적용 • 1982~2002년 인도네시아 컨테이너 물동량 데이터를 활용하여 VECM 모형을 적용하여 실증분석 진행
10	• 과제명: Forecasting the Demand for Container Throughput Using a Mixed-Precision Neural Architecture Based on CNN-LSTM • 연구자(년도): Cheng-Hong Yang 외(2020) • 연구목적: CNN-LSTM 모형을 결합한 혼합신경망 모형을 활용하여 컨테이너 물동량 예측	• 문헌연구 • convolutional neural network (CNN) 모형 및 long short-term memory (LSTM) 모형 검토 • 실증분석	• CNN과 LSTM 모형 분석 • CNN-LSTM을 혼합한 신경망모형 분석 • 대만의 5개 항만의 2001~2019년 월별데이터를 활용한 실증분석 • 기존 딥러닝 모형인 adaptive boosting, random forest regression, and support vector regression 과 혼합신경망 모형 성능 비교
11	• 과제명: CONTAINER THROUGHPUT FORECASTING USING DYNAMIC FACTOR ANALYSIS AND ARIMAX MODEL • 연구자(년도): MARKO INTIHAR 외(2017) • 연구목적: 동적 요인 분석 (dynamic factor analysis)과 ARIMAX 방법을 적용한 컨테이너 물동량 예측	• 문헌연구 • 동적요인분석과 ARIMAX 모형 검토 • 실증분석	• 동적요인분석을 통해 컨테이너 물동량에 영향을 미치는 외부 거시경제지표 도출 • 파생된 요인을 바탕으로 서로 다른 차수의 ARIMAX 모델군 생성 • 쿠파항의 실제 데이터를 활용하여 실증분석 진행 및 거시경제지표 유무에 따른 예측치 정확도 검증 (2020년)

구분	연구목적	연구방법	주요 연구내용
12	• 과제명: Container Throughput Forecasting of Tianjin-Hebei Port Group Based on Grey Combination Model • 연구자(년도): Chen He 외 (2021) • 연구목적: GM(Grey Model) 과 BP 뉴런 네트워크 결합모형을 적용한 텐진-허베이 항만 그룹의 컨테이너 물동량 예측	• 문헌연구 • GM 및 BP(Back Propagation) neural network 모형 검토 • 실증분석	• GST(Grey System Theory) 및 BP 뉴런 네트워크 모형 검토 • GM-BP 결합 모형 검토 • 단일 모형 및 결합모형을 적용하여 2021~2025년까지 텐진-허베이 항만 그룹의 컨테이너 처리량 예측

자료: 저자 작성

2. 선행연구와 차별성

국내의 선행연구의 공통적인 목표는 최근 수요예측 기법인 인공신경망, LSTM, CNN, GM 등을 활용하여 전통적인 수요예측 모형과의 예측력 비교를 통해 딥러닝 및 결합 모형의 예측력이 뛰어남을 보여주고자 했다. 이를 위해 연구 대상은 특정 항만 혹은 국가로 한정하였으며 수출입, 환적, 연안 등의 상세한 구분 없이 대부분 총 물동량을 기준으로 예측됐다. 또한 연구의 시간적 범위는 일별, 월별, 최대 5년 등 단기간 예측이 주를 이뤘다. 이는 최근 수요예측 기법으로 주목받고 있는 딥러닝 및 머신 러닝 기반의 모형이 단기 예측에 정확도가 높기 때문이다. 또한 항만물동량의 시계열 자료 축적된 기간이 길지 않아 장기 예측에 충분한 자료 확보가 어려운 점 등도 원인 중 하나일 수 있다.

본 연구의 목적은 장래 항만시설의 투자계획 및 운영계획 수립 등을 위해 국내 중장기 항만물동량 예측 정확도 향상을 기반으로 하기 때문에 최대 20년의 장기 예측을 목표로 한다. 따라서 선행연구와의 차별성은 장기

예측에 적합한 수요예측 방법론을 기반으로 진행될 예정이며 선행연구 대부분이 예측 기법에 중점을 뒀다면 본 연구는 컨테이너 시장 전반에 대한 동향 및 특징 분석을 통해 최근 시장 현황을 반영할 수 있는 변수 선택을 통해 해당 변수의 적절성 여부를 함께 검토할 예정이다. 이를 위해 문헌 검토뿐만 아니라 컨테이너 현장 전문가들의 자문 등을 통해 주요 변수를 고려할 예정이다. 또한 연구 대상은 국내 30개 무역항의 유형별(수출입/환적) 특징을 고려하여 최소 3개의 개별 모형을 구축하는 것을 목적으로 한다. 유형별 물동량에서 연안을 제외하는 이유는 총 컨테이너 물동량에서 차지하는 비중이 미미하고 통계적 변수와 모형의 문제보다는 통계 신고 자체로 인한 실적 변동이 크게 나타나기 때문에 본 연구에서는 연안 물동량 모형의 고도화를 위한 모형 구축보다는 기존 예측모형의 한계점에서 보완할 수 있는 추가적인 검토만 진행할 예정이다.

제3절 연구의 내용 및 방법

1. 연구 내용

본 연구는 총 5장으로 구성되어 있다. 1장에서는 국내 항만물동량에서 컨테이너 물동량의 중요성이 높아짐에 따른 예측 고도화 필요성에 대해 기술하였으며 선행연구 검토 등을 통해 본 연구에서 연계가 필요한 부분과 차별성을 구분하여 작성했다. 2장에서는 국내외 컨테이너 동향에 대해 제시했다. 컨테이너에 대한 전반적인 개요에서 시작하여 국내외 주요 컨테이너 항만의 컨테이너 물동량 현황에 대해 기술하였으며 최근 국내외 컨테이너 항만물동량에 영향을 미친 주요 이슈에 대해서도 살펴보았다. 또한 국내

컨테이너 물동량을 적·공 컨테이너, 수출입, 환적, 연안으로 구분하여 각 유형별 컨테이너 물동량이 발생하는 원인과 주요 특징 등을 분석하여 향후 예측 모형을 구축함에 있어 고려할 사항들을 기술했다. 3장에서는 기존 컨테이너 항만물동량 예측 방법을 검토를 통해 한계점 등을 살펴봄으로써 향후 보완할 사항들을 기술했다. 4장에서는 컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화를 위해 선행연구 검토를 통한 중장기 예측에 적합한 예측기법에 대해 기술하고 2장과 3장에서 살펴본 국내 컨테이너 물동량의 특징 및 예측 한계점 등을 보완할 수 있는 방법을 적용하여 유형별 물동량을 예측했다. 이후 유형별 예측 모형에 대한 성능평가를 통해 기존 예측모형과 신규 예측모형의 예측력을 비교·검증 했다. 마지막 5장에서는 결론 및 시사점을 제시했다.

2. 연구 방법

본 연구는 컨테이너 물동량 예측모형 고도화에 대한 학술적 기초연구에 해당됨에 따라 국내외 컨테이너 물동량 예측 관련 수요예측기법에 대한 문헌연구 및 컨테이너 물동량 특징 분석을 통한 영향요인 검토 등 실증분석이 주요 연구추진 방법에 해당한다.

문헌자료는 컨테이너 물동량 분석 및 예측과 관련된 기관 등에서 발간하는 보고서 및 언론 기사, 학술논문 등을 망라하여 검토했다. 기관들의 보고서를 통해서는 국내외 컨테이너 물동량 현황 및 특징 분석 등을 통해 어떤 영향요인을 고려하면 적합한지에 대해 검토를 진행했다. 국내외 학술논문 등에서는 컨테이너 물동량을 예측하기 위해 어떤 방법론 등을 사용하고 있으며 해당 방법론의 장점 및 한계점 등을 파악하는 목적으로 검토를 진행했다.

문헌연구과 더불어 매년 수행된 항만수요예측센터 자문위원회 검토 의견 등을 토대로 유형별 컨테이너 물동량에 영향을 미치는 영향요인을 발굴한 이후 해당 변수를 신뢰성 있게 집계 및 전망하는 기관이 있는지 즉, 향후 해당 변수를 지속적으로 적용할 수 있는지에 대한 검토를 통해 최종 영향요인을 결정했다. 이후 주요 수요예측기법 중 컨테이너 물동량 특징 등을 반영할 수 있는 모형을 선별하여 기존 모형과 신규 모형 적용한 예측 및 예측력 검증 등 실증분석을 진행했다. 실증분석은 e-views 통계 패키지를 활용하였으며 최종적으로 선별된 모형 및 예측 결과 등은 향후에도 항만수요예측센터 수요검토자문위원회 등을 거쳐 최종 수정·보완 적용할 예정이다.

02

국내외 컨테이너 동향

제1절 컨테이너 개요

1. 컨테이너 개념 및 종류

컨테이너란 화물운송에 사용되는 규격화, 표준화되어 있는 선적용기로 화물을 안전하고 신속하게 운송 가능하게 한다. 컨테이너는 소유형태, 재질, 용도, 규격 등에 따라 분류가 다양하나 크게 용도와 규격에 따라 구분하고 있다.¹⁾ 컨테이너 규격은 길이로 구분하는데 국제표준화기구(ISO) 기준에 따라 크게 20ft, 40ft, 40ft high cube, 45ft로 구분되며 이 중 20ft와 40ft가 세계 컨테이너 대부분을 차지하고 있다. 20ft 컨테이너란 길이가 20ft인 컨테이너를 말하며 컨테이너 적재량을 나타내는 TEU (Twenty-feet Equivalent Unit)는 20ft 컨테이너 한 개를 의미한다. 그리고 모든 ISO 표준 컨테이너는 폭이 8ft로 동일하다.

1) 한국무역협회, https://www.kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_5.do(검색일 : 2022.06.07.)

〈표 2-1〉 컨테이너 규격(드라이 컨테이너 기준)

구분		20ft	40ft	40ft HC	45ft
내부치수(mm)	길이	5,899	12,034	12,034	13,555
	폭	2,348	2,348	2,348	2,348
	높이	2,390	2,390	2,695	2,695
개구부치수(mm)	폭	2,336	2,336	2,336	2,336
	높이	2,278	2,278	2,583	2,583
내부용적(CBM)		33.1	67.5	76.1	85.7
중량(kg)	자체중량	2,290	3,890	4,150	4,880
	최대적재중량	21,710	26,590	26,330	25,600
	총 중량	24,000	30,480	30,480	30,480

주 : 컨테이너 제작 공정에 따라 수치에 일부 차이가 있으나 ISO 인증 기준에 허용되는 오차이며 최대 중량은 선사마다 다를 수 있음

자료: 선경해운, <http://www.skmoving.com/new/customer/customer04.php>(검색일 : 2022.06.07)

용도에 따라서는 드라이(Dry) 컨테이너, 냉동·냉장(Reefer) 컨테이너, 오픈탑(Open-Top) 컨테이너, 플랫랙(Flat Rack) 컨테이너, 탱크(Tank) 컨테이너 등이 있다. 드라이 컨테이너는 일반적으로 온도조절이 필요 없는 일반잡화 수송에 가장 많이 사용되는 일반 컨테이너를 말한다. 리퍼 컨테이너는 냉동화물 및 과일, 채소 등 온도조절이 필요한 화물을 수송하기 위한 컨테이너로 온도조절을 전원 플러그가 부착되어 있다. 오픈탑 컨테이너의 경우 컨테이너 지붕이 개방된 형태로 일반 컨테이너에 적입이 불가능한 기계류, 강제품, 판유리 등 중량화물 수송에 적합한 컨테이너이다. 오픈탑의 경우 컨테이너 상부에서 화물을 하역하는 특징을 가지고 있다. 플랫랙 컨테이너는 컨테이너의 측면과 천장을 제거한 모양으로 양쪽 벽까지도 착탈이 가능하여 기계류, 목재류, 강재류 화물을 지게차로 하역 가능하다. 탱크 컨테이너는 유류, 화학약품 등 액체화물 및 위험물을 운송하기 위해 제작됐다.

〈그림 2-1〉 컨테이너 종류



자료: 그린오션해운, http://www.greenoceanship.com/default/bbs_list3.php?code=data(검색일 : 2022.06.07.)

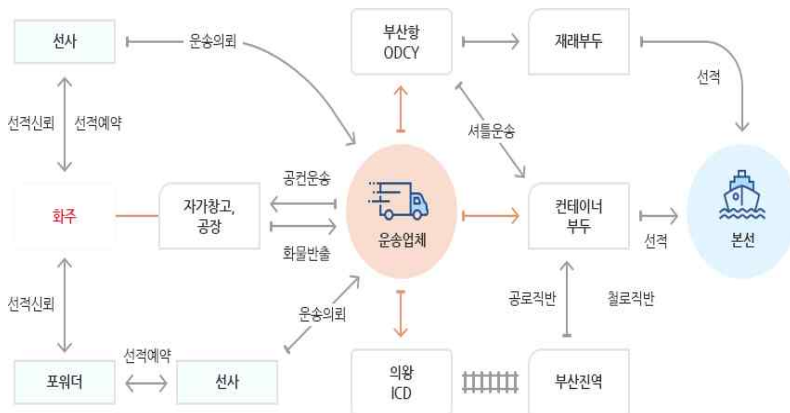
2. 컨테이너 운송 절차²⁾

컨테이너 운송절차는 크게 수출화물 절차와 수입화물 절차로 구분되어진다. 먼저 수출화물 절차에 대해서 살펴보면 크게 ① 선박수배, ② 선적예약, ③ 선적(Bbooking), ④ 선하증권(B/L) 수령, ⑤ 선적 통지 순으로 이루어진다. 선박수배는 Shipping Schedule을 선사 및 대리점을 통해 확인한 후 선박을 수배하게 된다. 이때 Shipping Schedule에서 선박 출항예정시간(ETD, Estimated Time of Departure)과 선박 도착예정시간(ETA, Estimated Time of Arrival). 화물수취 마감시간(Closing Time)

2) 한국무역협회 내용을 바탕으로 정리, https://kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_1_1.do

등을 주의깊게 확인 후 선박을 수배 해야한다. 선박수배 이후 화주는 선사 및 포워더의 소정약식인 선적의뢰서(SI, Shipping Instructions)를 발송하여 선적을 예약하게 된다. 선적 예약 이후 실제 선적 당일 수출 컨테이너 화물을 선적항의 CY 또는 터미널 마감시간 전 반입을 완료해야한다. 선적작업이 완료되면 화주는 선사로부터 선하증권을 수령하고 선하증권에 문제가 없다면 수출업자가는 수입업자에게 선적통지를 하고 선하증권 사본을 송부해야 한다.

〈그림 2-2〉 FCL 화물 이동경로



자료: 한국무역협회, https://kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_1_1.do(2022.06.09 검색)

다음으로 컨테이너 수입화물 절차는 ① 선적정보입수, ② 선하증권 원본 입수, ③ 화물도착 통보, ④ 선박 입항 및 하선, ⑤ 화물의 장치 및 보세운송, ⑥ 수입통관, ⑦ 화물인도지시서 수령 및 화물 수취, ⑧ 공경테이너 반송 순으로 이루어진다.

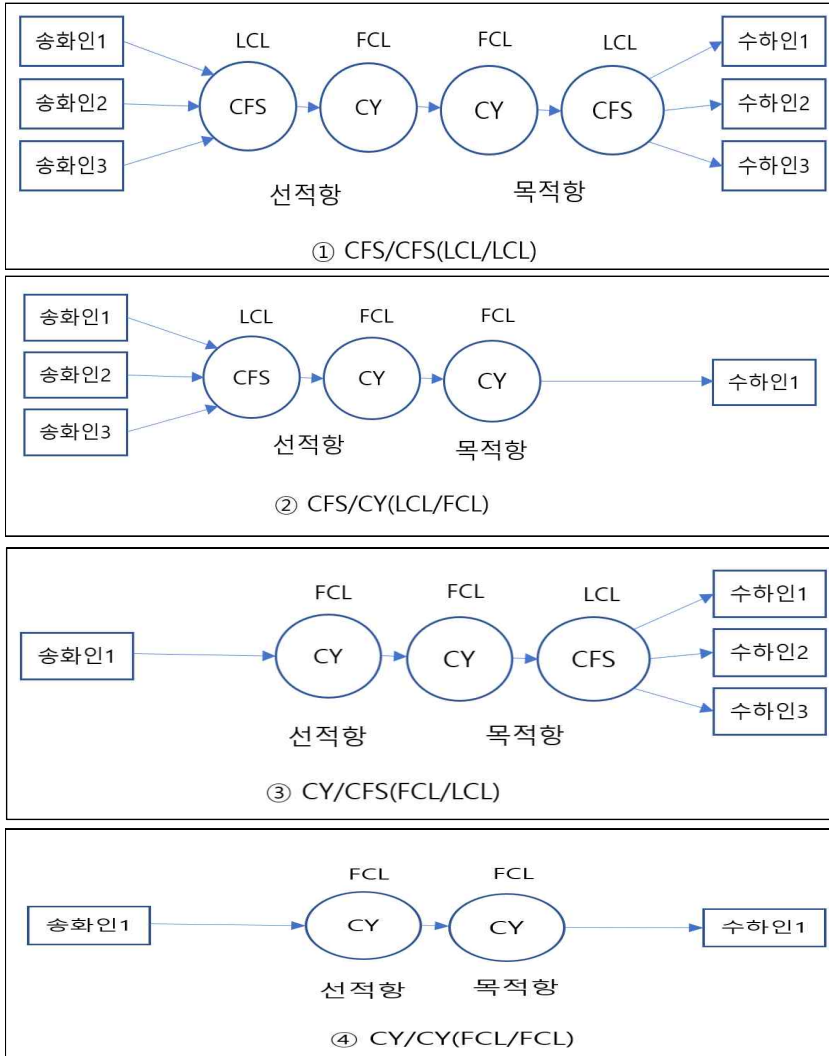
3. 컨테이너 운송 특징

컨테이너 운송의 장점으로는 크게 3가지가 있다. 첫째, 신속성이 있다. 세계적으로 표준화된 컨테이너 사용으로 하역 과정이 기계화되면서 신속한 적재 및 양하 작업이 가능하게 됐다. 또한 화물의 보관, 하역, 운송 단계마다 화물 관련 서류가 간소화되면서 화물 처리 시간이 단축되었다. 두 번째 장점으로는 경제성이 있다. 컨테이너 자체가 상품의 외장 역할을 하기 때문에 포장비 절감 효과 및 창고 역할을 수행하여 별도의 창고료가 발생하지 않는다. 또한 컨테이너의 빠른 회전율 및 기계 하역 등으로 저렴한 운임과 하역료가 특징이다. 마지막으로 컨테이너 운송의 장점으로는 안전성이 있다. 모든 화물이 밀폐된 컨테이너를 통해 운반되기 때문에 파손이나 분실 등에 위험이 적은 편이다. 한편, 컨테이너 운송의 단점으로는 첫째 컨테이너 처리를 위한 전용 시설(야드, CFS 등) 및 하역 장비에 거대한 자본 투자가 필요하다. 두 번째로는 컨테이너 안에 적재 할 수 있는 화물이 한정되어 있다는 점과 공컨테이너의 회수문제에 따른 재고관리의 어려움이 존재한다.

컨테이너 운송 방식은 수출지의 송화인과 수입지의 수하인의 관계에 따라 4가지로 구분되어 진다. 첫째 CFS/CFS(LCL/LCL : Pier to Pier) 형태는 선적항의 CFS(Container Freight Station)에서 목적항의 CFS까지 화물을 운송하는 형태로 운송인이 여러 수출자들로부터 소량화물인 LCL(Less than Container Load) 화물들을 집하하여 해당 화물을 목적지 별로 분류한 후 한 컨테이너에 혼재 운송하여 목적항에서 여러 수하인에게 인도하는 운송하기 때문에 LCL/LCL 운송이라고도 불린다. 송하인과 수하인이 다수로 구성되는 것이 특징이다. 둘째, CFS/CY(LCL/FCL : Pier to Door)로 운송인이 다수의 수출자로부터 LCL 화물을 선적항의 CFS에서 집하하여 컨테이너에 반입한 후 최종 목적지인 수하인의 공장 또는 창고까

지 화물을 운송하는 형태이다. 일반적으로 한 명의 수입업자가 여러 사람의 송하인으로부터 소량 화물을 인수하여 자기 창고까지 운송하고자 하는 경우 이용되며 우리나라에 가장 많이 보급된 운송 형태이다. 셋째, CY/CFS(FCL/LCL : Door to Pier)는 선적항에서 수출업자가 FCL(Full Container Load) 컨테이너 운송하여 수입항의 CFS에서 화물을 내려 각각의 수하인에게 인수하도록 하는 방법으로 한 명의 송하인이 여러 수하인에게 일시에 화물을 운송하고자 할 때 많이 사용하는 방법이다. 마지막으로 CY/CY(FCL/FCL : Door to Door)는 송하인의 창고에서 수하인의 창고까지 FLC 화물을 개폐없이 그대로 수송하는 방법으로 컨테이너 수송의 3대 장점인 신속성, 경제성, 안정성을 최대한 충족시키는 수송 방식이다.

〈그림 2-3〉 컨테이너 운송 종류



자료: www.Forwarder.kr, 저자 재작성

제2절 국내외 컨테이너 동향

1. 세계 컨테이너 항만물동량 현황

전 세계 컨테이너 항만물동량은 2022년 8억 5,450만 TEU로 2020년 코로나19로 감소했던 물동량이 회복되면서 전년 대비 6.5% 증가했다. 총 물동량 중 수출입 컨테이너 항만물동량은 전년 대비 5.9% 증가한 6억 3,960만 TEU이며 환적 항만물동량은 같은 기간 8.2% 증가한 2억 1,490만 TEU를 기록했다. 전 세계 컨테이너 항만물동량은 지난 2008년 금융위기 직후와 코로나19가 발생한 2020년을 제외하면 지난 20년간 꾸준히 증가세를 기록했다. 특히 환적 물동량의 경우 코로나19에도 불구하고 코로나 이전과 유사한 수준을 기록했으며 2021년 처음으로 2억 TEU를 넘어섰다.

한편, 전 세계 컨테이너 항만물동량과 세계 경제성장률 추이를 살펴보면 경제성장률과 전 세계 컨테이너 항만물동량은 비슷한 추이를 나타내고 있는 것으로 보인다. 지난 20년간 세계 경제성장률이 1% 증가하면 컨테이너 항만물동량은 약 2.4% 증가하는 것으로 나타났으나 최근 10년간은 해당 탄력성 수치가 1.4로 감소하여 과거만큼 세계 경제성장률과 컨테이너 물동량 간의 상관성이 낮아졌음을 알 수 있다. 이는 전 세계 컨테이너 물동량이 성숙기 단계에 들어갔으며 물동량에 영향을 미치는 요인이 복잡하고 다양해지고 있음을 나타낸다고 할 수 있다.

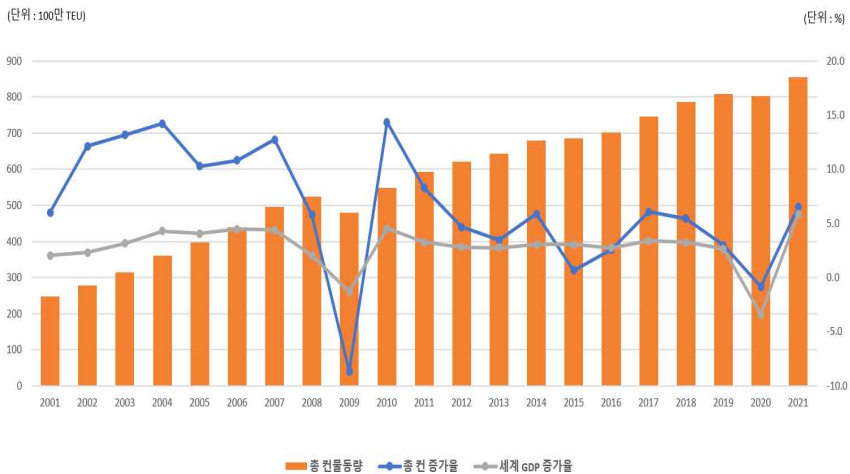
〈표 2-2〉 전 세계 컨테이너 항만물동량 추이

단위 : 100만 TEU

연도	총 물동량	수출입 물동량	환적 물동량	연도	총 물동량	수출입 물동량	환적 물동량
2000	234.1	179.6	Total	2011	593.2	437.3	155.9
2001	248.2	189.6	54.5	2012	620.9	452	168.9
2002	278.3	210.9	58.6	2013	642.3	468.2	174.1
2003	315.0	238.1	67.4	2014	680.1	490.3	189.8
2004	359.8	268.8	76.9	2015	684.7	502.7	182.0
2005	396.8	298.4	91.0	2016	702.4	518.4	184.0
2006	439.7	328.4	98.4	2017	745.2	552.4	192.9
2007	495.7	365.6	111.3	2018	785.7	587.3	198.4
2008	524.4	382.6	130.1	2019	809.1	610.6	198.6
2009	479.1	352.5	141.8	2020	802.3	603.7	198.6
2010	547.9	403.7	126.6	2021	854.5	639.6	214.9

자료: Drewry, Container Forecaster 분기별 보고서, 저자 정리

〈그림 2-4〉 전 세계 컨테이너 항만물동량 증가율과 경제성장률 추이



자료: 컨테이너 물동량(Drewry), GDP(IHS社, 2022.5.17.일 검색 기준)

2. 주요 컨테이너 항만물동량 현황

전 세계에서 컨테이너를 가장 많이 처리하고 있는 항만은 중국의 상하이항으로 2021년 기준 4,703만TEU를 처리하여 11년 연속 1위 자리를 고수하고 있다. 2021년의 경우 코로나19 완화에 따른 소비 폭증에 따라 상위 30개 항만 중 3개 항만을 제외하고 모두 전년 대비 증가세를 기록했다. 상위 10위 항만의 경우 대부분 지난해와 순위가 유사하나 LA/LB항이 지난해 10위에서 1계단 상승한 9위를 기록하였으며 홍콩항은 1계단 하락한 10위를 기록했다. 미국의 서부와 동부의 대표적인 컨테이너 항만인 LA/LB항과 뉴욕/뉴저지항은 2021년 두 자릿 수 이상 높은 증가세를 기록하면서 역대 최대 물량을 기록했다.

중국 항만 역시 물동량 증가세가 두드러지고 있다. 상위 10위 항만 중 광저우항(+4.1%), 홍콩항(2.6%)을 제외하면 전년 대비 평균 7% 이상 증가세를 기록했다. 특히 칭다오항의 경우 2009년 이후 꾸준히 높은 증가세를 유지하면서 2020년 부산항을 제치고 6위 자리를 차지했다. 부산항과의 물동량 격차는 2020년 약 18만TEU에서 2021년 100만 TEU로 점차 확대되고 있어 부산항의 순위 탈환은 당분간 어려울 것으로 보인다.

그 외 인도의 문드라항의 경우 코로나에도 불구하고 2년 연속 두 자릿수 이상 높은 증가세를 유지하여 2020년 30위권 안으로 진입하였으며 2021년에도 1계단 상승한 25위를 기록했다. 반면 앤트워프항(-0.1%), 피레우스항(-2.2%), 잉커우항(-8.5%)은 수요 회복에 따른 컨테이너 물동량 급증에도 전년 대비 감소세를 기록했다.

〈표 2-3〉 컨테이너 항만 Top 30(2021년 기준)

단위 : 천TEU

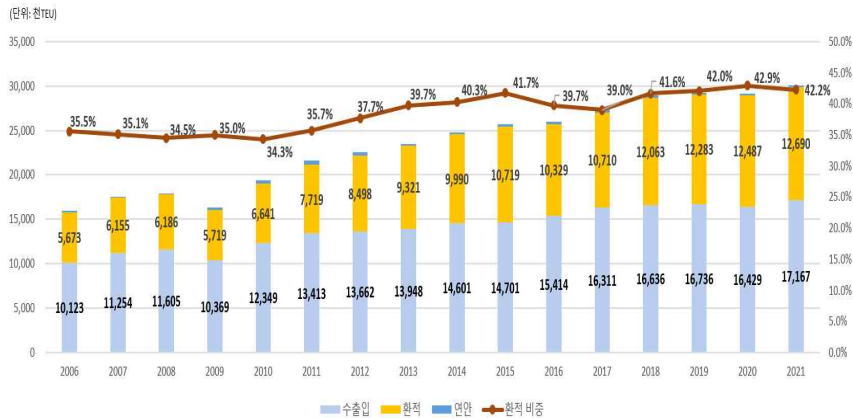
순위	항만명	국가	2021	2020	2019
1	Shanghai	중국	47,025	43,501	43,303
2	Singapore	싱가포르	37,468	36,871	37,196
3	Ningbo-Zhoushan	중국	31,080	28,734	27,535
4	Shenzhen	중국	28,760	26,553	25,772
5	Guangzhou	중국	24,180	23,192	23,236
6	Qingdao	중국	23,700	22,005	21,010
7	Busan	대한민국	22,690	21,824	21,992
8	Tianjin	중국	20,260	18,356	17,301
9	Los Angeles/Long Beach	미국	20,062	17,327	16,970
10	Hong Kong	중국	17,788	17,327	18,303
11	Rotterdam	네덜란드	15,300	14,349	14,811
12	Dubai/Jebel Ali	아랍에미리트	13,700	13,485	14,111
13	Port Klang	말레이시아	13,700	13,244	13,581
14	Xiamen	중국	12,030	11,410	11,122
15	Antwerp	벨기에	12,020	12,031	11,860
16	Tanjung Pelepas	말레이시아	11,200	9,846	9,077
17	Kaohsiung	대만	9,864	9,622	10,429
18	New York/Newark	미국	8,986	7,586	7,471
19	Hamburg	독일	8,720	8,578	9,282
20	Laem Chabang	태국	8,523	7,546	7,981
21	Ho Chi Minh City	베트남	7,950	7,864	6,848
22	Colombo	스리랑카	7,249	6,855	7,228
23	Tanger Med	모로코	7,174	5,771	4,802
24	Jakarta(Tanjung Priok)	인도네시아	6,750	6,205	6,802
25	Mundra	인도	6,665	5,657	4,733
26	Nhava Sheva(Jawaharlal Nehru)	인도	5,632	4,475	5,101
27	Valencia	스페인	5,614	5,428	5,440
28	Savannah	미국	5,613	4,682	4,599
29	Piraeus	그리스	5,320	5,437	5,648
30	Yingkou	중국	5,220	5,663	5,480

자료: Alphaliner Monthly Monitor(Feb, 2022)

3. 국내 컨테이너 항만물동량 현황

국내 컨테이너 물동량은 지난 2010년부터 코로나19가 발생한 2020년을 제외하고 전년 대비 증가세를 꾸준히 이어왔으며 2021년에는 처음으로 3,000만TEU를 돌파했다. 지난 11년간 수출입 컨테이너 물동량은 연평균 1.9% 증가한데 반해 환적 물동량은 같은 기간 연평균 6.1% 증가세를 기록하면서 국내 컨테이너 항만물동량의 증가세를 견인했다. 국내 컨테이너 물동량에서 환적 컨테이너 물동량이 차지하는 비중은 2020년 42.9%로 역대 최대치를 기록한 이후 2021년에는 0.7%p 하락한 42.2%를 기록했다. 최근 6년간(2015~2021) 환적 물동량의 연평균 증가세는 2.9%로 다소 둔화되었지만 수출입 물동량 증가세인 0.2% 대비 여전히 높은 수준을 유지하고 있다.

〈그림 2-5〉 국내 컨테이너 항만물동량 추이(2006~2021)



자료: 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

국내 컨테이너 물동량의 75.6%(2021년 기준)는 부산항에서 처리되고 있으며 그 외 인천항, 광양항, 평택·당진항, 울산항 순으로 나타난다. 인천항의 경우 2015년부터 광양항을 제치고 국내 컨테이너 2위 처리항만으로 올라섰으며 코로나19로 인한 비대면 수요 증가에 따라 전자상거래 물량이 증가하면서 최근 6년간 연평균 증가율은 5.9%로 높은 수준을 기록했다. 반면 같은 기간 광양항의 컨테이너 물동량은 연평균 1.5% 감소세를 기록했으며 이는 지난 2020년 SM상선과 현대상선이 각각 글로벌 해운동맹인 2M, THE Alliance에 가입하면서 기존 광양항을 이용하던 두 선사의 물량이 일부 이탈한 것이 원인으로 파악되고 있다.

〈표 2-4〉 국내 항만별 컨테이너 물동량 추이

단위 : 천TEU

항만	2010	2016	2017	2018	2019	2020	2021
부산	14,194	19,456	20,493	21,663	21,992	21,824	22,706
인천	1,903	2,680	3,048	3,121	3,092	3,272	3,354
광양	2,088	2,250	2,233	2,408	2,378	2,159	2,125
평택·당진	447	623	643	690	725	793	936
울산	336	423	466	490	517	536	457
그 외	402	574	584	598	521	518	461

자료: 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

국내 컨테이너의 국가별 교역 물동량은 상위 10위권 국가들이 최근 5년간 74.5% 비중을 차지하고 있으며 그 외 국가들의 비중은 2% 미만으로 미미한 편이다. 중국이 지난 5년간 평균 31.9%로 가장 큰 비중을 차지하고 있으며 그 뒤를 이어 미국과 일본 순으로 나타난다. 중·미·일 세 국가의 비중은 국내 전체 컨테이너 교역량의 55.9%로 절반 이상을 차지하고 있다. 그러나 최근 일본과의 컨테이너 교역량은 감소하는 추세로 2021년 기준 10.5% 비중으로 2010년 이후 최저 비중을 기록했다. 반면 물동량 증가세

가 두드러진 국가는 러시아로 지난 5년간 연평균 12.4% 두 자릿수 이상 증가세를 기록했다. 이는 코로나로 인한 중국 국경의 일시적인 폐쇄 영향으로 러시아와 중국 간 환적 컨테이너 물동량이 증가한 것이 원인으로 보인다.

〈표 2-5〉 국가별 컨테이너 물동량 추이

단위 : 만TEU, %

순위 (’21)	국가	2017	2018	2019	2020	2021	증가율 (’17~’21)	비중 (’21)
1	중국	833	872	908	973	996	3.6	33.4
2	미국	334	372	363	352	360	1.5	12.1
3	일본	321	342	352	325	314	-0.4	10.5
4	베트남	112	122	126	128	129	3.0	4.3
5	대한민국	80	100	98	113	113	7.1	3.8
6	러시아	55	63	67	73	99	12.4	3.3
7	캐나다	71	77	71	73	78	1.9	2.6
8	멕시코	57	57	61	54	63	2.3	2.1
9	대만	53	54	53	55	57	1.6	1.9
10	인도네시아	51	55	54	51	55	1.7	1.9
세계 합계		2,702	2,870	2,902	2,892	2,986	2.0	100.0
중·미·일 비중		55.1	55.3	56.0	57.1	55.9	-	-

자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

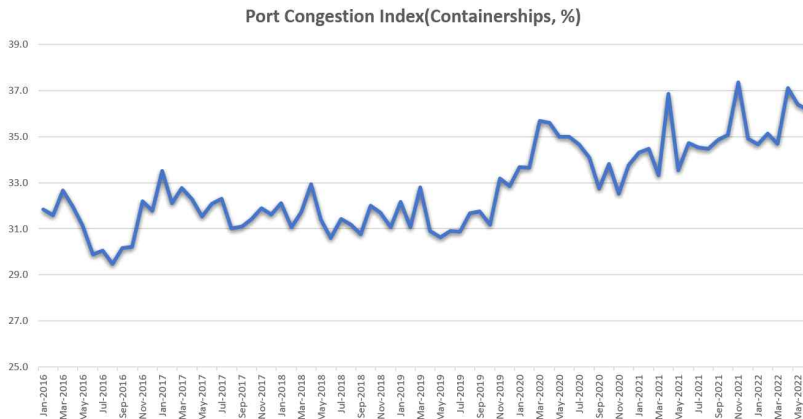
4. 국내외 컨테이너 주요 이슈

2021~2022년은 코로나 영향세의 둔화로 컨테이너 시장의 회복세를 기대하였으나 예상치 못한 대내외 이슈 발생으로 컨테이너 시장에 다시 한번 충격을 가하고 있다. 2021년은 코로나 팬데믹의 완화로 시장의 회복세를 기대했지만 예상 대비 단기간에 급격한 수요 증가로 인해 항만의 적체 등 글로벌 공급망이 붕괴 되었으며 완전한 회복을 하기도 전에 2022년 러시아의 우크라이나 침공, 중국의 제로 코로나 정책 등으로 인한 상하이시 봉쇄 등이 연이어 발생하면서 시장의 충격을 미쳤다. 아래에 이러한 대표적인 이슈가 컨테이너 시장에 어떤 영향을 미쳤는지 자세히 살펴보고자 한다.

1) 코로나 팬데믹

2020년 초에 발생한 코로나 팬데믹은 지금까지 겪어보지 못한 위기를 초래했으며 이로 인해 국내외 컨테이너 항만물동량에 큰 영향을 미쳤다. 코로나 확산 시기인 2020년에는 전 세계적으로 항만 교역량이 감소하였으며 2021년 이후 완화된 코로나로 인한 수요 폭증으로 물류대란이 발생했다. 글로벌 선사들은 코로나로 인해 줄어든 수요로 선박량을 감축하였으며 항만 인력도 감축되면서 일시적으로 폭증한 물량을 운송할 선박 및 인력 부족이 겹쳐 주요 컨테이너 항만의 적체가 심화 됐다. 2021년 전 세계 컨테이너선의 항만 체선 지수는 34.9%로 코로나 발생 전인 2019년 31.7% 대비 3.2p% 증가했다.

〈그림 2-6〉 전 세계 컨테이너선 항만 체선 지수



자료 : Clarkson Research(2022.06.30. 검색)

주 : 7일 이동평균 기준

이로 인해 국내 컨테이너 물동량도 코로나 발생 연도인 2020년의 경우 전년 대비 0.4% 하락세를 기록하였으며 이는 글로벌 금융위기인 2009년 이후 처음으로 전년 대비 감소세를 기록한 것이다. 2021년에는 코로나 영향을 다소 회복하면서 물동량이 전년 대비 3.2% 증가했다.

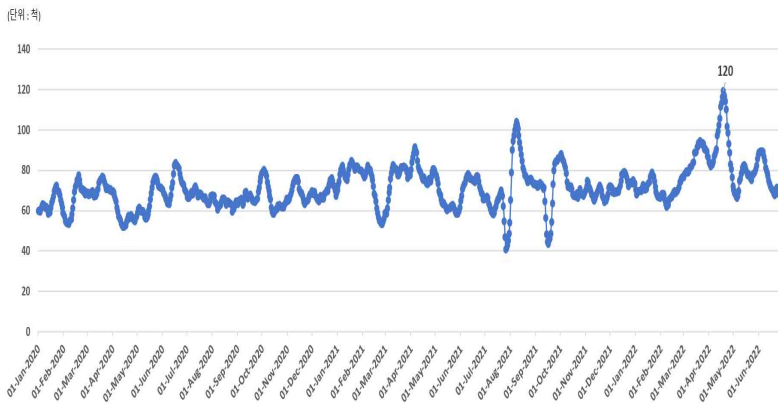
2) 상하이시 봉쇄³⁾

한편, 2022년 코로나 영향이 다소 완화되는 듯하였으나 중국 최대 경제 도시인 상하이에서 코로나 확진자가 발생함에 따라 도시 전체가 봉쇄되면서 컨테이너 시장에 다시 한번 충격을 가했다. 중국은 지난 3월 28일을 기점으로 약 8일간 황푸강을 기준으로 푸동(3.28~4.1)과 푸시(4.1~4.5) 지역을 단계적으로 봉쇄하고자 했다. 봉쇄 기간 동안 공항, 철도, 국제 여객 및 화물 운송은 정상 운영하되 봉쇄 지역 내 지하철, 대중교통, 택시 등은

3) 한국해양수산개발원, 동향분석 제140호, 「부산항, 상하이시 봉쇄 장기화에 대비해야」 일부 내용 참고

운영을 금지했다. 상하이항 역시 봉쇄 조치 기간 내 24시간 운영체제를 유지하며 직원 주거지 봉쇄에 따른 인력 부족 등을 대비하여 자체숙소를 운영 중이라 밝혔다. 그러나 봉쇄에도 불구하고 확산세가 진정되지 않아 봉쇄 기간이 연장되었으며 해당 기한은 약 두달 간 지속되어 6월 1일을 기점으로 봉쇄가 해제 됐다. 당초 예상한 봉쇄기한인 8일을 훌쩍 넘어서면서 상하이시 봉쇄 영향이 글로벌 물류대란으로 이어지게 됐다. 도시 봉쇄로 공장 가동이 중단 되고 철저한 검역조치 등으로 인해 화물 트럭 기사들의 상하이시 진입을 꺼리면서 항만 운영이 24시간 가동됨에도 불구하고 상하이항 컨테이너 야적장에 화물이 쌓이면서 컨테이너선 대기 척수가 급증했다. 봉쇄 영향이 확대된 4월에는 최대 120척의 컨테이너선이 대기를 한 것으로 나타났다.

〈그림 2-7〉 상하이항 컨테이너선 대기 척수



자료 : Clarkson Research(2022.06.30. 검색)

상하이시 봉쇄로 인해 국내 컨테이너 물동량 역시 감소세를 기록했다. 2022년 4월 기준 전국 컨테이너 물동량은 전년 동월 대비 7.1% 감소하였으며 중국 교역량은 같은 기간 15.2% 감소했다. 5월 들어서는 봉쇄 영향이 점차 해소되었으나 여전히 누적 대비 물량은 전년 대비 4.8% 감소세를 기록했다.

〈그림 2-8〉 월별 중국 컨테이너 교역량



자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

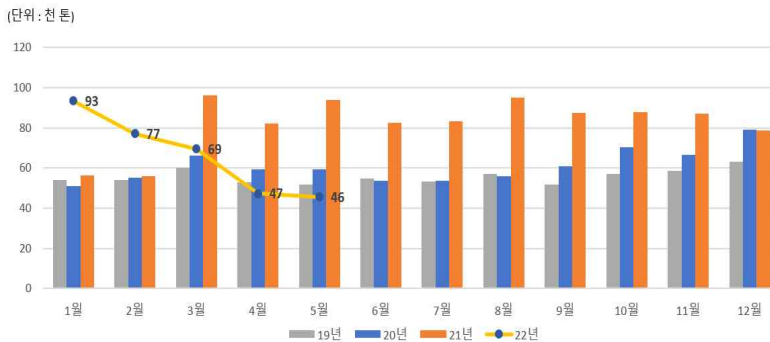
3) 러시아의 우크라이나 침공

지난 2월 24일, 러시아의 우크라이나 침공으로 전쟁이 발발하였으며 지금까지도 여전히 지속 중이다. 전쟁으로 인해 선사들의 러시아 입항거부 및 일부 흑해 항만이 봉쇄되면서 인근 항만의 선박 대기 현상이 발생하고 있다. 주요 선사들은 인도적 공급을 제외한 러시아 노선 서비스를 사실상 중단하였으며 우크라이나의 주요 항만인 마리우폴, 헤르손, 오데사, 미콜라이우 등이 러시아군이 장악하면서 사실상 봉쇄 조치가 들어갔다. 이로 인해 약 200척 이상의 선박이 흑해 및 아조프 해협 인근에서 대기를 하고 있는 것으로 파악됐다.⁴⁾ 이로 인해 유럽항로의 항만 적체가 심화되고 있으

며 전 세계 컨테이너 선단의 약 2%가 유럽 주요 항만인 함부르크항, 로테르담항, 앤트워프항에서 정박을 하고 있는 것으로 파악됐다.⁵⁾

러시아와 우크라이나 전쟁으로 인해 러시아와의 컨테이너 교역량은 2022년 5월 누적 기준 13.4% 감소했다. 지속된 전쟁으로 2월 이후 전월 대비 감소 추세를 이어가고 있으며 5월에는 5만 TEU 이하로 하락하여 전년 대비 약 50% 이상 물동량이 감소했다. 전쟁의 지속으로 이같은 추세가 지속된다면 러시아 교역물량의 감소세로 올해 국내 컨테이너 물동량은 약 30만TEU 감소할 것으로 예상된다.

〈그림 2-9〉 월별 러시아 컨테이너 교역량



자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

4) Lloyd's List(2022.3.10.)

5) IfW Kiel, Kiel Trade Indicator(2022.06.21.)

제3절 국내 컨테이너 항만물동량 특징

컨테이너 항만물동량은 적·공 컨테이너, 수출입, 환적, 연안 물동량에 따라 발생 원인 등이 다르기 때문에 이러한 특징 등을 고려한 물동량 예측이 필요하다. 따라서 해당 절에서는 국내 컨테이너 항만물동량의 유형별(적·공, 수출입, 환적, 연안 등) 특징에 대해서 살펴보려고 한다.

1. 적·공 컨테이너 물동량 특징

컨테이너는 크게 적 컨테이너와 공 컨테이너로 구분되는데 적 컨테이너는 컨테이너 용기 안에 화물이 적재되어 있는 경우를 말하며 공 컨테이너는 빈 컨테이너 용기를 뜻한다. 이를 다시 말하면 적 컨테이너는 상품의 직접교역으로 인해 발생하며 공 컨테이너는 적 컨테이너의 회수 및 반출에 의해 발생한다. 따라서 공 컨테이너는 적 컨테이너에 영향을 받을 수 밖에 없는 구조이다. 이와 같은 특징을 통해 적 컨테이너와 공 컨테이너를 예측함에 있어 설명변수를 달리 고려할 필요가 있다.

국내 항만의 공 컨테이너 비중은 최근 5년 평균 18.8%(544만 TEU)를 차지하고 있으며 연평균 0.9% 감소세를 기록하고 있다. 공 컨테이너를 수출입을 구분해서 살펴보면 수입 공 컨테이너가 최근 5년 46.7%, 수출 공 컨테이너가 38.5% 비중을 차지하고 있으며 수출 공컨테이너의 증가세가 높아지고 있는 추세이다. 이는 중국발 수출 물동량이 증가하면서 중국 내에서 공 컨테이너 부족 현상이 발생함에 따라 국내 항만이 중국으로 공 컨테이너를 수출하는 물량이 증가한 것이 주요 원인으로 보인다. 이러한 점을 토대로 공컨테이너의 수출입 구분에 따른 최근 추세 등도 반영된 물동량 예측 방법을 고려할 필요가 있다.

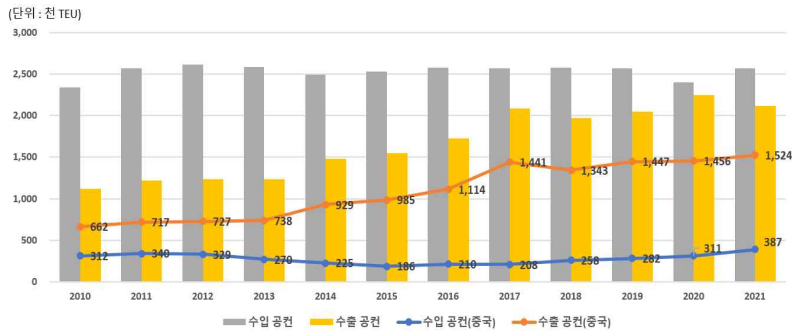
〈표 2-6〉 국내 적공 컨테이너 물동량

단위 : 천TEU

연도	합계			수입			수출		
	계	적	공	계	적	공	계	적	공
2010	19,369	15,388	3,981	6,159	3,820	2,339	6,191	5,074	1,117
2011	21,611	17,139	4,472	6,755	4,182	2,573	6,658	5,441	1,217
2012	22,550	18,083	4,467	6,825	4,205	2,620	6,837	5,603	1,234
2013	23,469	19,088	4,381	6,937	4,354	2,583	7,011	5,775	1,235
2014	24,798	20,132	4,666	7,268	4,776	2,493	7,333	5,853	1,480
2015	25,681	20,834	4,846	7,380	4,850	2,530	7,321	5,769	1,552
2016	26,005	21,080	4,925	7,694	5,117	2,578	7,720	5,994	1,726
2017	27,468	22,107	5,361	8,083	5,510	2,574	8,228	6,143	2,085
2018	28,970	23,567	5,403	8,315	5,734	2,581	8,321	6,347	1,975
2019	29,226	23,573	5,653	8,368	5,798	2,570	8,368	6,323	2,045
2020	29,101	23,469	5,632	8,139	5,736	2,403	8,290	6,042	2,248
2021	30,038	24,875	5,163	8,598	6,031	2,567	8,570	6,454	2,115

자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

〈그림 2-10〉 對중국 공 컨테이너 물동량



자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

2. 수출입 컨테이너 물동량 특징

컨테이너의 수출입 물동량은 교역 국가 간 직접 교역으로 발생함에 따라 국내 경제 상황과 더불어 해당 국가의 경제 상황에 따라서 변화하는 특징을 지닌다. 과거 2010년에 국내 항만과 수출입 교역하는 국가는 총 162개국이었으며 2021년 기준으로는 8개국이 늘어난 170개국과 교역이 발생하고 있다. 특히 베트남, 대만 등 신흥국의 경제성장이 높아지면서 해당 국가와의 교역량이 늘어난 것이 특징이다. 그러나 지난 10년간 교역 국가 등이 소폭 증가하긴 했지만 여전히 중·미·일과의 수출입 교역량 비중이 평균 51% 수준으로 높게 나타나고 있다. 특히 중국과의 수출입 물동량 비중은 지난 2010년 28.9%에서 2021년 34.5%로 5.7%p 증가하여 중국에 대한 교역 의존도가 높아지고 있는 추세이다.

〈표 2-7〉 수출입 국가별 컨테이너 물동량

단위 : 천TEU

순위 (‘21)	국가	2010	2017	2018	2019	2020	2021
1	중국	3,565	5,082	5,122	5,404	5,254	5,928
2	미국	1,469	1,729	1,797	1,795	1,592	1,930
3	일본	1,372	1,596	1,626	1,672	1,406	1,409
4	베트남	350	873	958	1,008	949	1,059
5	대한민국	296	485	556	593	671	747
6	대만	236	397	400	373	346	415
7	러시아	329	265	322	341	270	408
8	인도	280	382	396	402	293	367
9	말레이시아	230	373	423	386	346	358
10	태국	222	361	379	373	326	355
11	인도네시아	244	316	347	351	290	340
12	홍콩	428	356	299	282	259	301
13	멕시코	135	323	296	305	210	282
14	캐나다	158	263	267	249	230	270
15	호주	197	248	246	225	225	260
16	독일	247	313	311	294	216	225
17	네덜란드	181	167	168	173	150	190
18	싱가포르	244	202	197	197	163	188
19	필리핀	131	187	181	165	140	159
20	아랍에미리트연합	259	193	191	168	124	128
전체		12,349	16,311	16,636	16,736	16,429	17,167
중·미·일 비중(%)		51.9	51.5	51.4	53.0	50.2	54.0

자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.27.검색)

컨테이너 수출입 적진 물동량과 국가의 경제성장을 나타내는 대표적인 거시경제 지표인 국내총생산(GDP), 산업생산지수(PI, Production Index), 금리, 환율 등과의 상관관계 분석 결과 환율은 수출입 적컨테이너 물동량과 직접적인 관계가 없는 것으로 나타났다. 반면 그 외 GDP, PI, 금

리 등은 수출입 물동량과 높은 상관성을 나타냈으며 금리의 경우 음의 상관관계를 나타내고 있다. 특히 GDP와 PI의 경우 환적 물동량보다는 수출입 물동량과 더 높은 상관성을 나타냈다.

〈표 2-8〉 거시경제지표와 수출입 적컨 물동량 간 상관관계 분석(2000~2021)

단위 : 천TEU

구분	수출입(적) 물동량	환적 물동량	세계 GDP	국내 GDP	세계 PI	국내 PI	국내 금리	국내 환율
수출입(적) 물동량	1.00							
환적 물동량	0.98	1.00						
세계 GDP	0.91	0.85	1.00					
국내 GDP	1.00	0.98	0.91	1.00				
세계 PI	0.98	0.97	0.89	0.98	1.00			
국내 PI	0.98	0.95	0.94	0.98	0.95	1.00		
국내 금리	-0.92	-0.96	-0.77	-0.92	-0.88	-0.89	1.00	
국내 환율	-0.15	-0.10	-0.23	-0.09	-0.23	-0.16	0.03	1.00

자료 : 통합 PORT-MIS, IHS Markit(2022.07.27.검색)

3. 환적 컨테이너 물동량 특징

환적 물동량은 수출입 물동량과 달리 국가 간 직접 교역에서 발생하는 것이 아니라 타 국가에서 발생하여 경유하는 화물로 일부 상이한 특징을 지니고 있다. 환적 물동량이 발생하는 이유로는 첫째, 화물의 도착지까지 직항로가 없는 경우, 둘째, 직항로가 있더라도 선박 운항 일정 등에 따라 시간과 비용이 달라지기 때문에 환적이 발생할 수 있다. 또한 선박의 대형화로 모선은 소수의 중심항만에 기항하고 중소형항만은 피더서비스로 연결하면서 환적이 발생하는 경우도 있다. 이렇듯 환적 물동량은 항로 네트워크

크, 항만의 입지조건, 항만 서비스 등 다양한 요인에 따라 발생하고 있다.

국내 환적 물동량 2021년 기준 1,269만TEU로 지난 10년간 연평균 6.7% 증가하였으며 수출입 물동량과 유사하게 중·미·일의 환적 물동량 비중이 지난 10년간 평균 59.4%로 높게 나타나고 있다. 특히 중국의 경우 지난 2021년 31.8% 비중으로 역대 최대 비중을 기록했다. 그 외 러시아 환적 물동량이 코로나19 영향으로 증가하였으며 멕시코 및 칠레 등 남미 국가와의 환적 물동량도 지난 10년간 높은 증가세를 나타냈다.

〈표 2-9〉 국가별 환적 물동량 현황

단위 : 천TEU

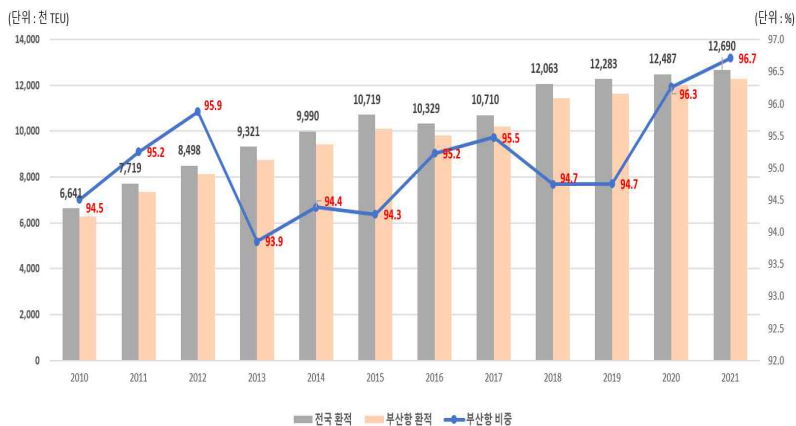
순위 (21)	국가	2010	2017	2018	2019	2020	2021
1	중국	1,901	3,248	3,599	3,680	3,676	4,032
2	일본	1,085	1,612	1,794	1,853	1,605	1,733
3	미국	1,034	1,613	1,918	1,836	1,640	1,668
4	러시아	219	285	308	328	400	578
5	캐나다	198	452	504	458	440	515
6	대한민국	212	319	448	382	354	387
7	멕시코	143	244	271	300	283	353
8	칠레	89	236	262	232	235	320
9	베트남	116	244	264	250	222	234
10	인도네시아	114	192	198	190	179	214
총 계		6,641	10,710	12,063	12,283	12,487	12,690

자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.27.검색)

부산항이 국내 환적 물동량의 96.7%로 큰 비중을 차지하고 있다. 2021년 기준 부산항의 컨테이너 정기노선 수는 279개로 다양한 항로를 보유하고 있으며 그 외 광양항은 24개, 인천항은 14개의 정기노선을 운항 중에 있다. UNCTAD에서 발표하는 항만 연결성지수 역시 부산항은 전 세계 4

위(119.5)로 글로벌 경쟁력이 높게 나타나고 있다. 이러한 높은 경쟁력으로 인해 부산항은 환적 물동량 기준 싱가포르항 다음으로 전 세계 제2의 환적항만으로 환적 경쟁력이 높은 항만이며 지난 10년간 전국 증가율보다 높은 연평균 6.9% 성장세를 기록했다. 이렇듯 환적 물동량의 경우 국외 항만과 환적 물동량 유치 위한 경쟁 등이 치열하고 이러한 경쟁력 확보 등으로 인해 물량 유치 가능성이 높아지기 때문에 환적 경쟁력을 적절하게 반영할 수 있는 변수를 예측변수로 고려할 필요가 있다.

〈그림 2-11〉 국내 환적 컨테이너 물동량 및 부산항 비중



자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

환적 컨테이너 물동량의 특징 분석을 통해 환적 물동량과 국내외 거시경제 지표와의 상관관계를 분석함에 있어 중·미·일의 거시 경제지표를 추가하여 살펴봤으면 결과는 〈표2-10〉과 같다. 환적 물동량의 경우 대부분의 거시 경제지표와 높은 상관성이 나타나며 GDP 기준으로 살펴보면 환적물동량과 중·미일· GDP, 세계 GDP, 국내 GDP와의 상관성은 평균 0.98로 비슷한 수준을 나타내고 있다. 세계 산업 생산지수의 경우에는 중·미·일 PI가 세계 P 보다 소폭 높은 값을 기록하였으며 한국 항만의 연결성 지수와도

높은 상관관계를 나타내고 있다. 이를 통해 환적 물동량의 경우 세계 전체 거시경제지표보다는 중·미·일 거시경제지표와 연관성이 좀 더 높다고 판단할 수 있다.

〈표 2-10〉 거시경제지표와 환적 물동량 간 상관관계 분석(2006~2021)

구분	환적 물동량	중·미·일 GDP	국내 GDP	세계 GDP	중·미· 일 PI	국내 PI	세계 PI	항만 연결성
환적 물동량	1.00							
중·미·일 GDP	0.98	1.00						
국내 GDP	0.98	0.99	1.00					
세계 GDP	0.98	1.00	0.99	1.00				
중·미·일 PI	0.97	0.97	0.96	0.97	1.00			
국내 PI	0.92	0.91	0.95	0.92	0.89	1.00		
세계 PI	0.96	0.96	0.95	0.97	1.00	0.88	1.00	
항만 연결성	0.97	0.97	0.99	0.97	0.92	0.97	0.91	1.00

자료 : 통합 PORT-MIS, IHS Markit(2022.07.27.검색), UNCTAD(2022.07.27.검색)

4. 연안 컨테이너 물동량 특징

국내 컨테이너 연안 물동량은 총 컨테이너 물동량의 약 0.6%(‘21년 기준)로 매우 적은 비중을 차지하고 있다. 지난 2010년 정부의 연안운송 활성화 정책으로 수출입 화물의 피더션 운반을 확대하여 연안 운송 비중을 확대하고자 하였으나 이후 운영수지 확보를 위한 물동량 창출 여건 부족 등으로 선사들의 경영난이 지속되면서 대부분의 연안운송 서비스가 중단되었다. 현재는 대부분 제주~내륙 간 연안 물동량만이 발생하고 있다. 제주를 오가는 선박은 대부분 카페리선으로 사람과 차량(화물)의 동시 수송이 가능하다. 그러나 이때 차량의 경우 컨테이너를 실은 화물 트럭을 자동차로 신고하는 경우와 컨테이너 화물로 신고하는 등 화물 신고의 불명확성 등으로 연안 물동량의 변동성이 높게 나타나는 편이다. 연안 컨테이너 물동량이 발생하는 주요 항만은 목포항, 완도항, 제주항, 서귀포항 등으로 제주와의 카페리 노선을 운항 중인 항만에서 대부분 발생하고 있다. 2014년부터 일부 통계집계 대상이 확대되면서 차도선 및 카페리 물량이 포함되면서 연안 물동량이 증가하였고 2020년 이후에는 코로나19 영향으로 제주 노선이 일부 중단되면서 물동량도 함께 감소했다. 이렇듯 연안 물동량은 물량이 적고 변동성이 크며 일부 제주 항로를 운항 중인 항만에서만 발생함에 따라 이러한 특징 등을 고려하여 예측이 진행되어야 한다.

〈그림 2-12〉 항만별 연안 컨테이너 물동량(2010~2021)



자료 : 통합PORT-MIS(2022.07.13.검색)

연안 컨테이너 물동량의 특징 분석을 통해 연안 물동량과 상관성이 높을 것 같은 제주의 연안여객 통계를 포함하여 국내 거시경제지표와의 상관관계를 분석한 결과는 〈표 2-11〉과 같다. 연안 물동량은 모든 변수에 대해 상관관계가 낮게 나타났는데 제주 연안여객통계의 경우에도 화물을 함께 실을 수 있는 차도선 및 카페리보다는 여객선 통계 비중이 높게 잡혀있어 상관성이 높게 나타나지 않은 것으로 판단된다.

〈표 2-11〉 거시경제지표와 연안 물동량 간 상관관계 분석(2000~2021)

구분	연안 물동량	제주연안여객	국내 GDP	국내 PI
연안 물동량	1.00			
제주연안여객	0.33	1.00		
국내 GDP	0.08	0.89	1.00	
국내 PI	0.28	0.87	0.95	1.00

자료 : 통합 PORT-MIS, IHS Markit(2022.07.27.검색), 해양수산부 해양수산통계연보(2022.07.27. 검색)

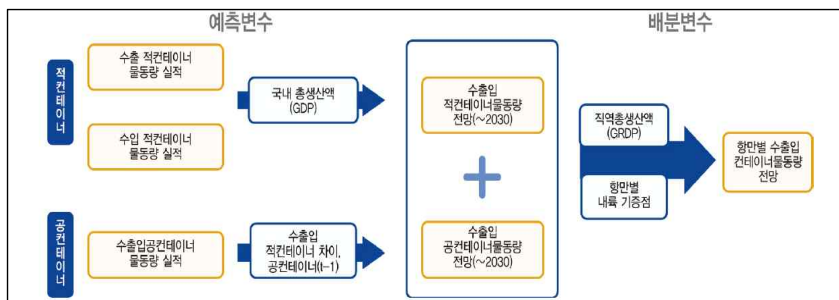
03

현행 컨테이너 항만물동량 예측모형 검토⁶⁾

제1절 수출입 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점 —

현행 수출입 컨테이너 항만물동량은 크게 적컨테이너와 공컨테이너를 구분하여 예측을 진행하고 있다. 전국 적컨테이너와 공컨테이너 수출입 물동량을 전망한 후 Top-down 방식을 적용하여 항만별로 배분하는 방식을 적용하고 있다.

〈그림 3-1〉 수출입 컨테이너 물동량 예측 프로세스



자료 : KMI, 2020년 품목별 항만물동량 예측보고서

6) 해당 장은 ‘2020년 품목별 항만물동량 예측보고서(KMI)’을 요약한 내용임

1. 수출입 적컨테이너 예측모형

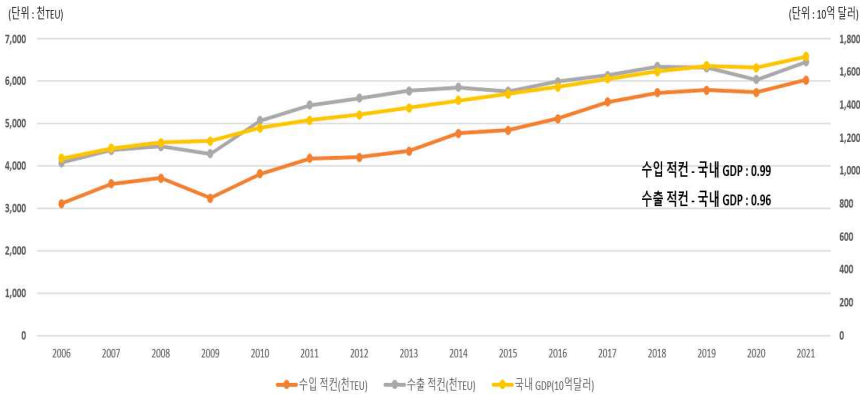
수출입 적컨테이너 물동량은 국가 간 직접 교역에서 발생하는 만큼 GDP와 높은 상관성을 나타낸다. 특히 우리나라는 GDP에서 수출입 교역액이 차지하는 비중(무역의존도)이 높은 편으로 국내 수출입 적컨테이너 물동량과 국내 GDP는 매우 높은 상관성을 보이고 있다. 국내 GDP와 수입 적컨테이너와의 상관관계는 0.99, 수출 적컨테이너는 0.96으로 나타난다. 따라서 수출입 적컨테이너는 국내 GDP를 활용한 단일 회귀분석 모형인 식 (1)과 (2)를 적용하여 국내 수출입 적컨테이너 물동량을 전망한다. 이후 최근 5개년 처리실적 비중을 고려하여 최종 항만별 수출입 적컨테이너 물동량을 예측한다.

$$\ln(Im_Full\ Con)_t = \alpha_1 + \beta_1 \ln(\text{국내 GDP})_t, \dots\dots\dots (3-1)$$

$$\ln(Ex_Full\ Con)_t = \alpha_2 + \beta_2 \ln(\text{국내 GDP})_t, \dots\dots\dots (3-2)$$

$Im_Full\ Con$ = 수입 적컨테이너, $Ex_Full\ Con$ = 수출 적컨테이너
 t = 연도, 국내 GDP = 국내총생산

〈그림 3-2〉 수출입 적컨테이너 물동량과 국내 GDP 상관관계



자료 : 통합 PORT-MIS, IHS(2022.07.13.검색)

2. 수출입 공컨테이너 예측모형

공컨테이너는 수출입 화물의 불균형에 의해 컨테이너의 회수 및 반출 과정에서 발생한다. 이 같은 발생 이유로 인해 수출 공컨테이너는 수입 적컨테이너와 전년도 수출 공컨테이너를 설명변수로 예측하며 수입 공컨테이너는 수출 적컨테이너와 전년도 수입 공컨테이너를 설명변수로 하는 회귀모형을 적용하여 전망하여 식은 (3), (4)와 같다.

$$\ln(Im_Empty\ Con)_t = \alpha_1 + \beta_1 \ln(Ex_Full\ Con)_t + \gamma_1 \ln(Im_Empty\ Con)_{t-1} \dots (3-3)$$

$$\ln(Ex_Empty\ Con)_t = \alpha_2 + \beta_2 \ln(Im_Full\ Con)_t + \gamma_2 \ln(Ex_Empty\ Con)_{t-1} \dots (3-4)$$

$Im_Full\ Con$ = 수입 적컨테이너, $Im_Empty\ Con$ = 수입 공컨테이너

$Ex_Full\ Con$ = 수출 적컨테이너, $Ex_Empty\ Con$ = 수출 공컨테이너

t = 연도

위의 식을 이용하여 전국 수출입 공컨테이너를 전망한 후 최근 5년간 실적 비중을 토대로 항만별 수출입 공컨테이너 예측치를 산정한다.

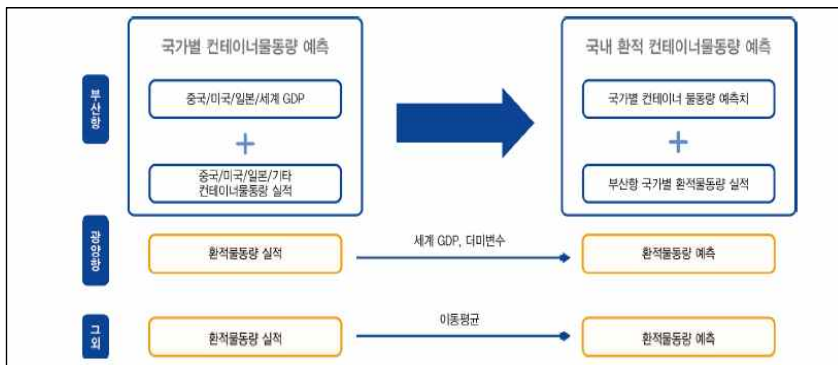
3. 수출입 컨테이너 예측모형 한계점

수출입 적컨테이너 물동량이 국내 GDP와 높은 상관성을 나타내고 대표 설명변수인 것은 의심의 여지가 없으나 최근 국내 교역 국가가 다양해지고 수출입 물동량이 양 국가 간 직접 교역으로 발생하는 만큼 교역국의 경제 상황 등도 반영될 수 있는 추가 변수가 고려한 필요한 시점으로 판단된다. 경제 변수들간의 다중공선성 문제 등을 해결할 수 있는 방안 등을 통해 거시경제 변수들의 추가 반영을 도모할 필요성이 있으며 모형의 다양화를 통해 모형의 정확도를 높일 필요가 있다.

제2절 환적 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점

환적 컨테이너 물동량 예측은 수출입과 달리 부산항이 전체 환적 물동량의 약 96%를 차지하고 있음에 따라 Bottom-Up 방식을 적용하여 항만별로 예측 후 국내 총 환적 물동량을 산정한다. 특히 주요 환적 항만과 그 외 항만으로 구분하여 예측 방법을 달리 적용한다.

〈그림 3-3〉 환적 컨테이너 물동량 예측 프로세스



자료 : KMI, 2020년 품목별 항만물동량 예측보고서

1. 주요 환적 항만 예측모형

국내 환적물동량의 약 96%는 부산항에서 처리되고 있으며 그 뒤를 이어 광양항이 약 3%를 처리하고 있고 그 외 항만은 1% 미만의 매우 작은 비중을 차지하고 있다. 따라서 주요 환적 항만은 부산항과 광양항으로 한정하여 예측을 진행한다. 부산항 환적 물동량의 약 60%가 중·미·일간의 발생함에 따라 환적 주요 교역 대상국을 중국, 미국, 일본, 기타(중·미·일 제외 국가)로 구분하여 해당 국가와의 환적 물동량을 경제지표인 GDP를 이용하여

회귀모형인 식 (5)와 같이 적용하여 예측 후 합산한다.

$$\ln(Trans_Bu)_{j,t} = \alpha_1 + \beta_1 \ln(GDP)_{j,t} \dots\dots\dots (3-5)$$

$Trans_Bu_j$ = 부산항과 j 국가간 환적 컨테이너 물동량

GDP_j = j 국가의 국내총생산

j = 중국, 미국, 일본, 기타, t = 연도

광양항의 경우 부산항 다음으로 환적 물동량을 많이 처리하는 항만이나 부산항 대비 물량이 적은 편으로 개별 국가와의 환적 물동량을 예측하는 방식보다는 세계 GDP를 이용한 단일 회귀모형인 식(6)을 적용하여 예측한다.

$$\ln(Trans_Gw)_t = \alpha_1 + \beta_1 \ln(\text{세계 } GDP)_t \dots\dots\dots (3-6)$$

$Trans_Gw$ = 광양항 환적 컨테이너 물동량

t = 연도

2. 그 외 환적 항만 예측모형

부산항과 광양항을 제외한 인천항, 평택·당진항 등은 환적 물동량 비중이 작고 변동성이 높음에 따라 항만별 과거 추세를 고려한 이동평균법인 식 (6)을 적용하여 전망한다.

$$Trans_etc_{j,t+1} = \frac{Trans_etc_{j,n} + Trans_etc_{j,n+1} + \dots + Trans_etc_{j,n-m+1}}{m} \dots\dots (3-7)$$

$Trans_etc_{j,t+1}$ = $(t+1)$ 시점의 j 항 환적 컨테이너 물동량

t = 연도, m = 특정 기간

3. 환적 컨테이너 예측모형 한계점

환적 물동량은 글로벌 선사의 운영전략, 항만의 입지 및 인프라, 환적 요율 등 다양한 요인에 영향을 받는다. 이 같이 다양한 요인에 의해발생하는 환적 물동량을 개별 국가의 GDP만을 고려하여 전망하는 것에는 분명 한계점이 존재한다. 원인이 다양한 만큼 고려할 변수들이 많겠지만 변수 집계 여부 및 반영이 어려운 변수들이 많아 환적 물동량 예측변수를 선정하는 것은 어려운 일이지만 GDP와 함께 고려할 수 있는 추가 변수 발굴이 필요한 시점이다. 또한 항만별로 Bottom-up 방식을 고려하고 있지만 주요 환적항만인 광양항의 경우도 세계 GDP를 단일 변수로 하고 있어 광양항 환적 항만물동량 예측모형의 고도화가 필요한 시점이라 판단된다.

제3절 연안 컨테이너 항만물동량 예측모형 및 한계점 —

1. 연안 컨테이너 항만물동량 예측모형

연안 컨테이너 물동량의 비중은 최근 5년간 총 컨테이너 물동량의 약 1% 수준으로 일부 항만인 인천, 목포, 완도, 제주, 서귀포항 등에서 발생하고 있다. 연안 컨테이너 물동량의 대부분은 소형 컨테이너선이나 카페리선을 통해 제주와 내륙간을 오가는 물량이다. 물량이 작고 발생 변동이 불확실함에 따라 연안 컨테이너 물동량은 실적이 발생하는 항만에 대해 이동평균법인 식(7)을 적용하여 전망하고 있다.

$$Coast_{j,t+1} = \frac{Coast_{j,n} + Coast_{j,n+1} + \dots + Coast_{j,n-m+1}}{m} \dots\dots\dots (3-9)$$

$Coast_{j,t+1}$ = (t+1) 시점의 j항 환적 컨테이너 물동량
t = 연도, m = 특정 기간

2. 연안 컨테이너 예측모형 한계점

연안 컨테이너 물동량의 경우 비중이 적고 카페리 화물 신고 불명확성 등으로 인해 변동성이 높아 예측에 어려움이 크다. 이로 인해 항만별로 이동평균법을 적용하는데 이때 연구자가 설정하는 특정 연도 지정에 따라 예측치가 영향을 크게 받는 구조이며 장기로 갈수록 예측치 변동이 거의 없는 특징을 지닌다. 따라서 예측오차를 최대한 줄이기 위해 이동평균법의 연도를 지정함에 있어 자의적인 판단이 아닌 통계적 판단 기준을 통해 설정하여 비교해야 할 것이다. 이와 같이 연안 컨테이너 물동량의 경우 추가적으로 고려할만한 변수 및 방법론 적용보다는 기존 방법론을 적용함에 있어 이동평균법의 기간을 설정함에 있어 통계적 판단 기준(RMSE 등)을 적용하는 것으로 본 연구에서는 한계점을 보완하는 것으로 한다.

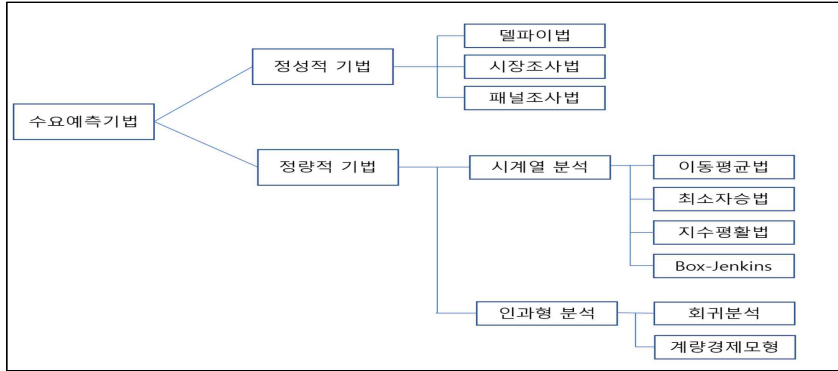
04

컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화

제1절 수요예측기법 검토

수요예측 기법은 크게 정성적 예측기법과 정량적 예측기법으로 구분되어 진다. 정성적 예측기법은 예측 수행자 혹은 관련 전문가들의 경험이나 견해와 같은 주관적인 요소에 따라 미래를 예측을 하는 기법으로 대표적인 방법으로는 델파이법, 시장조사법, 패널조사법 등이 존재한다. 반면 정량적 예측기법은 과거의 객관적인 자료를 바탕으로 미래를 예측하는 기법으로 정량적 예측 기법은 크게 시계열 분석과 인과형 분석으로 구분된다. 시계열 분석은 과거부터 현재까지 시간에 흐름에 따라 기록된 데이터의 추세나 경향을 분석하여 예측을 하는 기법으로 대표적인 방법으로는 이동평균법, 최소자승법, 지수평활법, 박스-제킨스(Box-Jenkins) 모형 등이 있다. 인과형 예측기법은 예측 대상에 영향을 주는 주요 요인들을 파악하고 이들과 예측 대상간의 인과관계를 파악함으로써 미래를 예측하는 기법이다. 대표적인 인과형 예측기법으로는 단일(다중)회귀분석 계량경제모형 등이 있다.

〈그림 4-1〉 수요예측기법



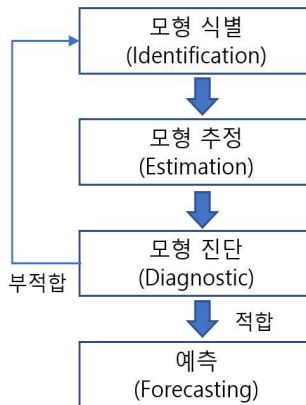
자료 : 저자 작성

본 연구에서 최종 선정된 모형은 정량적 분석 기법에서 가장 대표적으로 활용되고 있는 기법 중 앞서 고찰한 컨테이너 물동량 선행연구 및 컨테이너 물동량 특징, 예측 데이터의 형태를 고려하여 총 3가지 방법론을 토대로 모형 성능을 비교하고자 한다. 3가지 방법론은 시계열 분석의 Box-Jenkins 모형, 인과형 분석의 회귀분석 모형, 그리고 시계열과 인과형 특징을 결합한 벡터자기회귀모형(VAR, Vector Auto Regression)이다.

1. 시계열 분석 : Box-Jenkins 방법

Box-Jenkins 모형은 자동회귀이동평균(ARMA) 또는 자동회귀누적이동평균(ARIMA) 모형을 적용하여 시계열 과거값에 대한 최적의 시계열 모형을 찾는 방법으로 모형 구축 절차는 1) 모형식별, 2) 모형 추정, 3) 모형 진단, 4) 예측으로 이루어진다.

〈그림 4-2〉 Box-Jenkins 절차



자료 : 저자 작성

1) 모형식별

모형식별이란 정상성을 만족하는 시계열 자료의 자기상관함수(ACF, Auto Correlation Function)와 부분자기상관함수(PACF, Partial Auto Correlation Function)를 토대로 모형(AR, MA, ARMA 등)과 모형의 차수(p , d , q)를 결정하는 단계이다. 이때 p 는 AR의 차수, d 는 차분 횟수, q 는 MA의 차수를 나타낸다. 모형은 자기상관함수와 부분자기상관함수의 이론적 특징을 토대로 결정하며 차수는 여러 가지 정보 판단기준인 아카이

케 정보판단기준(AIC, Akaike Information Criterion), 슈바르츠-베이 지안 정보판단기준(SBC, Schwarz-Bayesian Infomation Criterion)을 토대로 절약의 원칙에 따라 가장 낮은 차수값을 선택한다.

자기상관함수(ACF)는 시계열 데이터의 자기상관성을 파악하기 위한 함수로 시계열 데이터 $Z_t, Z_{t-1}, \dots, Z_1$ 가 있을 때 자기상관함수 ρ_k 는 식(1)과 같이 정의된다.

$$\rho_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t-k})}{\sqrt{V(Z_t)} \sqrt{V(Z_{t-k})}} \dots\dots\dots (4-1)$$

부분자기상관함수(PACF)는 t와 t-k 사이의 다른 영향력을 배제한 즉, 의 영향력을 제거한 Z_t 와 Z_{t-k} 사이의 순수한 선형관계 정도를 나타내는 함수로 부분자기상관함수 ϕ_k 는 식(2)와 같이 정의된다.

$$\phi_k = Corr(Z_k, Z_{t+k} | Z_{t+1}, \dots, Z_{t+k-1}) \dots\dots\dots (4-2)$$

정상성을 만족하는 시계열 데이터의 ACF와 PACF를 도출하여 해당 그래프의 패턴을 보고 모형과 차수를 선택할 수 있다.

〈표 4-1〉 자기상관과 부분자기상관 모형 식별 기준

모형	자기상관(ACF)	부분자기상관(PACF)
AR(1)	지수적 또는 진동하면서 감소	차수 1에서 절단(차수 2 이상에서 0)
AR(2)	지수적 또는 진동하면서 감소	차수 2에서 절단(차수 3 이상에서 0)
AR(p)	지수적 또는 진동하면서 감소	차수 p에서 절단(차수 p+1 이상에서 0)
MA(1)	차수 1에서 절단(차수 2 이상에서 0)	지수적 또는 진동하면서 감소
MA(2)	차수 2에서 절단(차수 3 이상에서 0)	지수적 또는 진동하면서 감소
MA(q)	차수 q에서 절단(차수 q+1 이상에서 0)	지수적 또는 진동하면서 감소
ARMA(1,1)	차수 1부터 지수적으로 감소	차수 1부터 지수적으로 감소
ARMA(2,2)	차수 2부터 지수적으로 감소	차수 2부터 지수적으로 감소
ARMA(p,q)	차수 q부터 지수적으로 감소	차수 p부터 지수적으로 감소

자료 : 통계청 통계교육원, 2016 시계열분석

이때 그래프의 패턴만으로는 특정 차수를 결정하기가 어려운 경우에는 적절한 모형 선택기준인 AIC와 SBC를 통해 해당 기준값이 가장 작은 값을 가지는 모형을 선택할 수 있다.

$$AIC = -\log \hat{\sigma}_a^2 + 2(p+q), SBC = n \log \hat{\sigma}_a^2 + (p+q) \log n \dots\dots\dots (4-3)$$

$\hat{\sigma}_a^2$: σ_a^2 의 최대우도추정량, $(p+q)$: 설정된 모형의 모수의 수, n : 시계열 관측값 수

2) 모형추정

모형추정 단계에서는 모형식별을 통해 선정된 모형의 모수(parameter)을 결정하는 단계이다. 식별된 모형에서 p 개의 자기회귀 모수 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ 와 q 개의 이동평균 모수 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 을 가장 효율적으로 추정하기 위한 대표적인 추정방법으로는 조건부 최소제곱추정법, 비조건부 최소제곱추정법, 최대우도추정법 등이 있다.

최소제곱추정법은 오차의 제곱합이 최소가 되도록 추정하는 방법이며 최대우도추정법은 우도함수가 최대가 되도록 추정하는 방법이다. 다만, 최대우도추정법에서는 우도함수를 구하기 위해 확률분포에 대한 가정이 필요하다.

3) 모형진단

모형진단은 모형추정 단계에서 확정된 모형이 적합한지 판단하는 절차로 모형이 적합하다며 모형의 오차항은 서로 독립이어야 한다. 오차항이 독립인지를 확인하는 방법으로 잔차를 통해 확인할 수 있다. 첫째 잔차의 시계열 그림이 0을 중심으로 랜덤하게 나타난다면 해당 모형의 오차항은 서로 독립임을 의미한다. 둘째, 잔차의 자기상관의 t-검정을 통해 잔차의 자기상관함수가 백색잡음의 자기상관 형태와 유사한지 검정할 수 있다. 즉, 잔차의 표본자기상관함수의 기댓값이 0이라는 귀무가설 $H_0: \hat{\rho}_k(e) = 0$ 에 대한 가설검정을 통해 귀무가설을 채택하는 경우 모형이 적합하다고 판단한다. 마지막으로 잔차를 활용한 모형진단 검정방법으로는 융-박스(Ljung-Box) 검정방법이 있으며 이때 귀무가설은 k차까지 잔차의 자기상관함수들이 모두 0이라는 귀무가설을 통해 가설검정을 진행한다. 귀무가설이 채택되면 해당 모형을 최종 모형을 선정하고 귀무가설이 기각된다면 모형이 부적합하다는 의미로 모형식별 단계로 돌아가 모형 구축 절차를 다시 진행하게 된다.

4) 예측

모형진단 단계에서 해당 모형이 적합하다고 판단되면 추정된 모형을 통해서 예측을 진행하게 된다. 일반적으로 예측오차 제곱의 기댓값을 최소화하는 최소 평균제곱오차(MMSE, Minimum mean square error)를 사용하며 새로운 관측값이 추가될 때마다 이를 예측값과 비교하여 해당 모형의 안정성 여부를 지속적으로 검토할 필요가 있다.

2. 인과형 분석 : 회귀분석

인과형 분석 방법 중 가장 대표적인 회귀분석은 독립변수와 종속변수간의 관계를 모형으로 도출하여 해당 모형을 이용하여 종속변수를 예측하는 분석 기법이다. 회귀분석은 독립변수의 개수(단순, 다중), 종속변수의 개수(단변량, 다변량), 모델의 차수(선형, 비선형) 등에 따라 다양하게 구분된다. 본 연구에서는 종속변수가 연속형인 경우 일반적으로 가장 많이 사용되는 선형회귀 모형에 대해서 살펴본다.

선형 회귀분석은 대표적인 회귀분석 모형으로 종속변수와 독립변수의 선형 상관관계를 이용하여 예측을 하는 기법으로 선형 회귀 모수는 최소제곱법을 이용하여 추정한다. 종속변수(y), p 차원의 설명변수 벡터 $\tilde{x}_i \in R^p$ 가 n 개 있을 때 설명변수가 종속변수에 영향을 미친다는 수식을 표현하면 식 (4-4)와 같다. ϵ_i 는 오차항으로 설명변수로는 도저히 예측할 수 없는 부분으로 다음과 식의 설명변수가 주어지면 f 라는 함수 관계를 통해 오차 범위 내에서 종속변수를 설명할 수 있다는 의미이다. 이때, 함수 f 의 모수들은 최소제곱법을 이용하여 추정하게 된다.

$$y_i = f(\tilde{x}_i) + \epsilon_i, i = 1, \dots, n., \tilde{x}_i \in R^p \dots\dots\dots (4-4)$$

선형 회귀모형 모수 추정 시 4가지 기본가정인 선형성, 독립성, 등분산성, 정규성을 만족해야 좋은 모델을 생성할 수 있다. 선형성 가정은 가장 중요한 기본 가정으로 앞서 말한 종속변수와 설명변수 간에 선형성이 만족하는 것을 의미한다. 독립성이란 설명변수가 2개 이상인 다중 선형 회귀에서 필요한 가정으로 설명변수 간에 상관관계가 없어야 한다는 의미이다. 등분산성 가정은 분산이 같다는 의미로 잔차가 특별한 패턴없이 고르게 분

포됨을 의미한다. 정규성 가정은 잔차가 정규성을 만족하는지 즉, 잔차가 정규분포를 나타내고 있어야 한다. 선형 회귀는 계수들의 해석이 간단하고 통계적 유의성을 쉽게 검정할 수 있어 장점이 있지만 위와 같은 가정이 위반되면 좋은 모델을 도출할 수 없는 단점이 있다.

3. 시계열·인과형 혼합 모형

1) 벡터자기회귀모형(VAR, Vector Autoregressive Regression)

전통적 회귀모형의 가정 중 하나는 설명변수의 영향이 시간이 지나더라도 일정하는 것을 전제로 하고 있어 구조적 변화가 급속하게 진행되게 되는 경우 이를 적절하게 반영하지 못하는 단점이 존재한다. 이러한 단점을 보완하기 위한 방법으로 시계열분석인 ARIMA 모형이 있으나 단변량 분석이라는 한계점이 존재한다(통계청, 1997). VAR모형은 단변량 자기회귀모형을 다변량 자기회귀모형으로 확장시킨 모형으로 모형에 포함된 시계열 변수들간의 동태적 관계를 분석할 수 있다. 즉, 어떤 변수가 외생변수인지 내생변수인지 판단하기가 어려운 경우 모형에 포함된 모든 변수를 내생변수로 간주하여 변수들간의 관계를 추정하게 된다. 이를 식으로 정의하면 K 개의 다변량 정상시계열로 구성된 Y_t 가 p 시차의 자기회귀과정을 따르는 VAR(p) 모형이라고 할 때 Y_t 는 식(4-5)과 같이 정의할 수 있다.

$$Y_t = C + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \epsilon_t \dots\dots\dots (4-5)$$

$Y_t = (Y_{1t}, Y_{2t}, \dots, Y_{Kt})$, $C = (K \times 1)$ 상수 벡터,
 A_t 는 $(K \times K)$ 시차 회귀계수 행렬, $\epsilon_t = (K \times 1)$ 백색잡음 오차항

VAR 모형의 장점으로는 앞서 기술한 변수의 외생성, 내생성을 판단할 필요가 없는 점과 더불어 고전적 최소자승법을 적용하기 때문에 추정이 용이하다는 장점도 존재한다. 한편 VAR 모형의 단점으로는 자유도 상실이 많을 수 있다. 즉 관측치의 수가 많지 않을 때 추정이 불가하거나 유의성 검정 부실 문제가 발생할 수 있다. 한편 VAR 모형 분석의 기본적인 분석절차는 크게 시계열 데이터의 안정성(단위근) 검정, 차수 결정, 모형의 추정 및 진단 등 3단계로 이루어지며 단계별 분석방법 등에 살펴보면 다음과 같다.

(1) 시계열 데이터 안정성(단위근 검정)

VAR 모형을 적용하기에 앞서 해당 시계열 데이터는 안정성을 가지고 있어야 한다. 시계열 자료가 안정적이라는 의미는 데이터의 평균과 분산이 시간의 흐름에 따라 일정한 패턴으로 가지고 변하지 않는다는 의미이다. 이를 확인하기 위해서 우선적으로는 데이터의 시계열 그래프를 통해 시각적으로 판단한다. 그래프를 통해 확인했을 때 불안정 시계열로 보이면 해당 시계열을 안정적으로 만들기 위해 차분(difference)을 하거나 로그 변환 등을 진행할 수 있다. 대부분의 경제통계 시계열은 한 번의 차분으로 안정적인 시계열 데이터로 변환이 가능하다. 그래프를 통한 시각적 판단에서 그래프가 안정적인 시계열로 보이는 경우에는 통계적 검증기법을 사용하여 최종 판단한다. 시계열 데이터가 안정적인지 확인해주는 기법은 단위근 검정이라고 하며 대표적인 단위근 검정 방법에는 디키-풀러(DF, Dickey-Fuller) 검정이 있다. DF 검정은 상수항이 없고 시간적 추세도 없는 경우, 상수항은 있고 시간적 추세가 없는 경우, 상수항과 시간적 추세가 모두 있는 경우 등 세 가지 함수식을 이용하게 된다. 적합한 함수식을 선택하여 검정통계량을 도출하여 해당 값이 임계치보다 작으면 해당 시계열은 안정적이라고 평가하게 된다.

(2) 차수 결정

안정적인 시계열 자료가 준비되면 본격적인 VAR 모형 적용에 앞서 모형의 차수(p)를 결정해야한다. VAR 모형의 차수를 결정하는 검정통계량은 AIC(Akaike Information Criteria), SC(Schwartz Bayesian Criteria), LL(Log Likelihood), FPE(Final Prediction Error) 등이 있으며 개별 차수에 대해 적절 여부를 표시해서 알려준다. 물론 모든 검정통계량이 같은 차수를 적절하다고 판단하지 않는 경우도 존재하기 때문에 최대한 많은 검정통계량 값이 적절하다고 판단하는 차수로 결정하면 차수 결정영역의 자의적인 단점을 일부 해소할 수 있을 것으로 판단된다.

(3) 모형의 추정 및 진단

시차가 결정되면 해당 시차를 적용한 VAR 모형을 추정하게 되고 이때 변수의 수(k)와 시차의 수(p)에 따라 kp^2 개의 파라미터 추정치가 구해진다. 추정 이후 해당 모형이 적절하게 설정되는지 여부는 오차항과 관련된 다양한 진단을 통해 확인할 수 있다.

우선적으로 잔차의 자기상관여부를 검정 해야한다. 잔차의 자기상관이 존재하는 경우 추정된 파라미터에 문제가 있을 수 있기 때문이다. 이를 검정하기 위한 대표적인 통계량으로는 더빈-왓슨(Durbin-Watson) 통계량과 융-박스(Ljung-Box) 통계량이 존재한다. 더빈-왓슨 통계량의 경우 잔차의 양의 상관관계가 강하면 0에 가까운 값을 가지며 음의 상관관계를 가지면 4, 계열 상관이 없는 경우 2에 가까운 값을 가진다. 다만 더빈-왓슨 통계량은 시차가 1인 경우의 상관여부만을 판단할 수 있기 때문에 시차가 2이상인 경우에는 융-박스의 Q통계량을 사용하여 검정할 수 있다.

다음으로 잔차의 정규성 여부를 진단해야 하는데 이때 VAR모형의 추정치는 최소자승법을 적용하여 추정되는데 해당 방법은 오차항이 정규 분포

를 하지 않더라도 점근적으로 정규분포를 한다고 가정하고 추정하게 된다. 따라서 추정된 모형의 정규성 여부를 판단하기 위해 대표적으로 자크-베라(Jarque-Bera) 검정통계량 값을 사용하게 된다. 해당 통계량 값은 항상 양의 값을 가지고 있으며 결과값이 0에서 멀리 떨어져 있을수록 정규분포에 적합하지 않는다고 판단한다.

2) 벡터오차수정모형(VECM, Vector Error Correction Model)

앞서 살펴본 VAR 모형 적용 단계의 첫 번째 단계인 시계열 안정화 단계에서 불안정한 시계열 자료를 안정화 시키기 위해 차분을 많이 사용한다고 설명했다. 하지만 데이터를 차분하게 되면 변수간의 장기적인 관계에 대한 정보를 상실하게 되는 단점이 있다. 이때 변수들이 불안정 데이터라 할지라도 변수간의 공적분(cointegration) 관계가 존재한다면 불안정한 시계열 자료를 사용하더라도 모형의 합리성을 가질 수 있다. 여기서 공적분이란 두 변수 X와 Y가 유사한 확률적 추세를 가지고 있어 서로 멀리 벗어날 수 없다는 의미로 이들 관계를 회귀모형으로 추정하더라도 불안정한 시계열의 선형결합이 안정적으로 된다는 것이다. 이를 통해 변수 간의 공적분 관계가 존재한다면 차분을 통한 VAR 모형 적합보다는 VECM 모형 적합을 통해 변수 간의 장기적인 관계 정보를 활용하는 것이 낫다. 즉 VECM 모형은 VAR 모형의 특별한 형태로 적용 방법도 앞서 기술한 VAR 모형 절차와 비슷하다. 다만 두 모형의 차이는 두 변수의 공적분 관계 포함 여부가 다르다고 할 수 있겠다.

제2절 신규 컨테이너 예측모형 고도화

1. 수출입 컨테이너 물동량 예측모형 고도화

1) 변수 수집 및 예측 기간 설정

수출입 컨테이너 물동량 예측모형을 적용하기에 앞서 2장 3절에 살펴본 컨테이너 수출입 물동량 특징을 토대로 우선적으로 수출입 물동량은 적컨테이너와 공컨테이너를 구분하여 예측이 필요하다. 본 연구에서는 공컨테이너 예측은 기존의 예측 방법을 그대로 적용하고 적컨테이너 예측 방법의 고도화를 통해 공컨테이너 변수에 활용되는 적컨테이너 예측 신뢰도를 높임으로써 두 가지 물동량의 예측 정확도를 모두 향상시키고자 한다.

수출입 적컨테이너 물동량을 예측하기 위해 해당 물동량에 영향을 미치는 주요 거시경제 변수는 2장 3절의 표<2-8>을 통해 산출된 국내 GDP, 국내 PI, 국내 금리를 활용하였으며 해당 거시경제 변수는 IHS Markit을 통해 집계됐다. IHS Markit은 140개국 50,000명의 고객들을 보유한 글로벌 정보 및 분석 기관으로 에너지, 화학, 자동차 등 다양한 산업분야에서 수집된 정보를 통해 세계 경제 지표 등을 집계 및 전망한다. 또한 선정된 변수는 해당 기관에서 장기 전망치를 제공함에 따라 향후 지속적으로 활용이 가능한 변수들이다. 본 예측의 시간적 범위는 2000~2021년까지이며 수출입 적컨테이너 예측을 위한 주요 변수들의 기초 통계량은 표<4-2>와 같다.

한편, 앞서 살펴본 회귀분석의 경우는 기존 모형의 예측방법과 동일함에 따라 회귀분석은 기존모형에서 추가된 변수를 적용 및 보완한 경우로 보고 총 세 가지 모형에 대해 모형의 예측력을 비교하고자 한다.

〈표 4-2〉 수출입 적컨테이너 예측 변수의 기초통계량

변수	단위	평균	표준편차	최소값	최대값
국내 GDP	100만 달러	1,398	197	1,075	1,693
국내 PI	2015년=100	96.2	12.5	72.0	114.3
국내 금리	%	3.1	1.4	1.2	5.4

자료 : IHS Markit(2022.07.19. 검색)

2) 모형

(1) 시계열 모형(ARIMA)

ARIMA 모형을 적용하기에 앞서 수출 적컨테이너 물동량(full_export)과 수입적컨테이너 물동량(full_import) 시계열 그래프를 통해 추세를 살펴보면 〈그림 4-3〉와 같이 시간이 지날수록 증가하는 추세를 가지고 있다. 안정적인 시계열 자료로 변환하기 위해 1차 차분을 진행한 후 디키-풀러(DF, Dickey-Fuller) 단위근 검정을 시행하여 시계열 자료의 안정성을 확인한 결과 표〈4-5〉와 같다. 두 변수 모두 1차 차분한 이후 유의수준 5% 하에서 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하게 되어 1차 차분한 수출 적컨테이너 시계열 데이터(df_full_export)와 1차 차분된 수입 적컨테이너 시계열 데이터(df_full_import)는 안정적인 시계열 자료로 판단할 수 있다.

〈그림 4-3〉 수출입 적컨테이너 시계열 그래프



자료 : 저자 작성

〈표 4-3〉 1차 차분된 수출입 적컨테이너 단위군 검정 결과

Variable	DF test statistics	Prob.	Variable	DF test statistics	Prob.
dfull_export	-4.53433	0.0021	dfull_import	-5.82564	0.0002

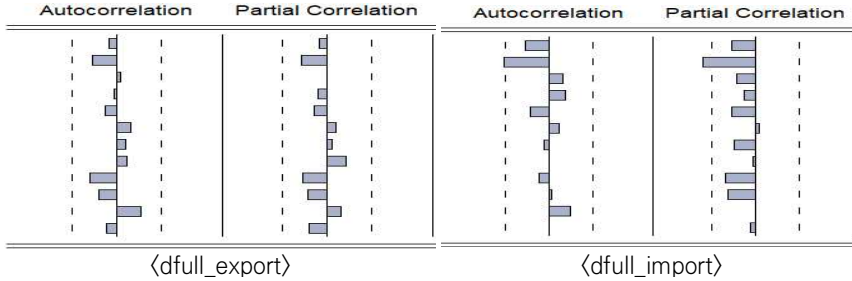
자료 : 저자 작성

안정된 시계열 자료를 토대로 모형의 차수를 결정하기 위해 안정된 시계열 자료의 자기상관함수와 부분자기상관함수인 〈그림 4-3〉만으로는 시차를 결정하기 어려워 최대 시차를 2시차로 한정하여 모형 선택 기준인 AIC와 SC 기준을 통해 결정하기로 한다. 〈표 4-6〉의 결과를 살펴보면 수출 적컨테이너에 대해서는 ARIMA(0,1,2) 모형에서 AIC와 SC 값이 가장 작은 값을 나타냈으며 수입 적컨테이너 모형에 대해서는 ARIMA(2,1,1) 모형에서 AIC와 SC 값이 가장 작게 나타남을 확인할 수 있다. 차수가 결정된 모형에 대해서는 오차항의 독립성 여부를 확인하여 최종 모형 결정 여부를 선택해야 한다. 모형 적합 후 잔차의 독립성 여부를 살펴보기 위해 용-박스 검정의 Q-통계량 값을 확인한 결과는 〈표 4-7〉과 같으며 두 모형에 대해 모두 유의수준 5%하에서 잔차가 모두 0이라는 귀무가설을 기각하지 못하므로 잔차의 독립성을 만족한다. 이에 최종 수출입 적컨테이너의 예측모형은 각각 ARIMA(0,1,2), ARIMA(2,1,1)으로 결정하며 수식은 (4-6)과 (4-7)과 같다.

$$\Delta full_export_t = 173.40 - 0.093\epsilon_{t-1} - 0.3049\epsilon_{t-2} + \epsilon_t, \\ \text{where } \Delta full_export_t = full_export_t - full_export_{t-1} \dots\dots\dots (4-6)$$

$$\Delta full_import_t = 207.46 + 0.1406\Delta full_import_{t-1} - 0.4302\Delta full_import_{t-2} \\ - 0.1\epsilon_{t-1} + \epsilon_t, \\ \text{where } \Delta full_import_t = full_import_t - full_import_{t-1} \dots\dots\dots (4-7)$$

〈그림 4-4〉 수출입 적컨테이너 ACF와 PACF



자료 : 저자 작성

〈표 4-4〉 수출입 적컨테이너 ARIMA 모형 AIC 및 SC

Model	full_export		full_import	
	AIC	SC	AIC	SC
ARIMA(1,1,0)	13.95	14.10	13.95	14.10
ARIMA(1,1,1)	13.97	14.17	13.56	13.76
ARIMA(0,1,1)	13.95	14.09	13.49	13.64
ARIMA(2,1,0)	13.88	14.03	13.69	13.84
ARIMA(2,1,1)	13.97	14.17	13.40	13.60
ARIMA(2,1,2)	13.97	14.17	13.78	13.98
ARIMA(0,1,2)	13.88	14.03	13.73	13.88
ARIMA(1,1,2)	13.97	14.17	13.57	13.76

자료 : 저자 작성

〈표 4-5〉 수출입 적컨테이너 모형 진단

Lag	ARIMA(0,1,2)		ARIMA(2,1,1)	
	Q-Stat	Prob	Q-Stat	Prob
1	0.2139	-	0.6932	-
2	0.2199	0.639	0.71	-
3	0.2224	0.895	0.7229	0.395
4	0.2538	0.968	0.8435	0.656
5	0.2583	0.992	2.0109	0.57
6	0.4479	0.994	2.2305	0.693
7	1.0714	0.983	3.1185	0.682
8	1.304	0.988	5.4193	0.491
9	2.5369	0.96	6.1702	0.52
10	4.9662	0.837	6.2701	0.617
11	10.683	0.383	9.3822	0.403
12	10.977	0.445	11.069	0.352

자료 : 저자 작성

(2) 회귀분석

기존 수출입 적컨테이너 물동량을 예측하는 모형은 국내 GDP(korea_gdp)를 활용한 단순회귀분석 모형이었다. 본 연구에서는 앞서 살펴본 수출입 적컨테이너 물동량에 영향을 주는 추가요인인 〈표 4-2〉의 세 가지 설명변수 모두 활용하여 다중회귀분석을 진행했다. 세 가지 변수를 모두 활용한 결과는 〈표 4-6〉과 같으며 수출 적컨테이너의 경우 국내 금리가 유의수준 5%하에서 유의하지 않는 변수로 나타났으며 수입 적컨테이너 경우 국내 PI(korea_pi)와 국내 금리(korea_rate)가 유의하지 않는 변수로 나타났다.

〈표 4-6〉 수출입 적컨테이너 다중회귀분석 결과

Dependent Variable	Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.
full_export	c	-254.389	216.736	-1.174	0.256
	korea_gdp	1.840	0.737	2.497	0.023
	korea_pi	33.697	8.833	3.815	0.001
	korea_rate	-1.270	1.171	-1.084	0.293
full_import	c	-2144.315	201.720	-10.630	0.000
	korea_gdp	5.345	0.686	7.792	0.000
	korea_pi	-7.603	8.221	-0.925	0.367
	korea_rate	0.281	1.090	0.258	0.799

자료 : 저자 작성

우선 수출 적컨테이너에 대해서는 국내 금리변수를 제외한 국내 GDP, 국내 PI 변수를 활용하여 회귀분석을 재 실시하였으며 결과는 〈표 4-7〉과 같다. 결정계수(R^2) 값이 0.989로 높게 나타났으며 모든 설명변수에 대해서 유의수준 5% 하에서 유의하게 나타났으며 F-통계량 역시 모형의 유의성을 만족했다.

〈표 4-7〉 수출 적컨테이너 다중회귀분석 결과

Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.
c	-83.323	149.308	-0.558	0.583
korea_gdp	1.268	0.517	2.451	0.024
korea_pi	39.832	6.815	5.845	0.000
R-squared	0.989	Adjusted R-squared		0.987
S.E. of regression	135.876	Sum squared resid		350783.600
F-statistic	816.786	Prob(F-statistic)		0.000

자료 : 저자 작성

이후 변수들간의 다중공선성을 확인하기 위해 LM 검정을 시행한 결과

〈표 4-8〉와 같이 카이제곱 통계량 값이 0.005로 매우 낮게 나오에 따라 국내 GDP와 국내 PI 간의 높은 상관관계가 존재하는 것을 확인했다.

〈표 4-8〉 수출 적컨테이너 다중공선성 결과(LM test)

F-statistics	Prob.F(1,18)	Obs*R-squared	Prob. Chi-Square(1)
10.06624	0.0053	7.890523	0.005

자료 : 저자 작성

이를 통해 수출 적컨테이너에서는 두 변수 중 설명력이 더 높게 나타는 국내 PI를 단일 변수로 하는 회귀분석을 최종 모형으로 고려하고 수입 적 컨테이너에서는 국내 GDP를 단일 변수로 하는 회귀분석 모형을 적용하였으며 결과는 〈표 4-9〉와 같다.

〈표 4-9〉 수출입 적컨테이너 단순회귀분석 결과

Dependent Variable	Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.	Prob(F)
full_export	c	126.615	136.761	0.926	0.366	0.000
	korea_pi	56.185	1.557	36.078	0.000	
full_import	c	-2103.886	127.102	-16.553	0.000	0.000
	korea_gdp	4.805	0.098	48.953	0.000	

자료 : 저자 작성

최종적으로 수출 적컨테이너 회귀모형과 수입 적컨테이너 회귀모형 수식은 (4-8), (4-9)와 같다.

$$full_export = 126.615 + 56.185 \times korea_pi \dots\dots\dots (4-8)$$

$$full_import = -2103.886 + 4.805 \times korea_gdp \dots\dots\dots (4-9)$$

(3) 벡터자기회귀모형(VAR)

수출입 적컨테이너 물동량을 예측하기 위해 VAR모형을 적용하기 위해서는 개별 변수들의 단위근 검정이 필요하다. 앞서 ARIMA 분석을 통해 수출입 적컨테이너 물동량에서는 단위근이 존재함을 확인하여 1차 차분이 필요하다는 사실을 확인했다. 추가적인 변수로 채택된 국내 GDP, 국내 PI에 대해서 단위근 검정을 실시한 결과 <4-8>과 같이 모두 단위근이 존재하는 것으로 나타났다. 1차 차분한 이후 단위근 검정을 재실시한 결과 유의수준 10%하에서 단위근이 존재하지 않는 것으로 나타남에 따라 1차 차분한 자료를 적용하기로 한다.

〈표 4-10〉 수출입 설명변수의 단위근 검정결과

Variable	DF test stat.	Prob.	Variable	DF test stat.	Prob.
korea_gdp	-1.5681	0.4787	korea_pi	-1.22601	0.6429
d(korea_gdp)	-4.78173	0.0014	d(korea_pi)	-2.75	0.0927

자료 : 저자 작성

앞서 VAR 모형에 적용되는 개별 변수들이 모두 단위근을 가지고 있음을 확인했다. 이때 수출입 적컨테이너 물동량과 변수들간에 장기적인 균형관계 즉, 공적분 관계가 있는지 검정을 통해 공적분 관계가 존재한다면 VAR 모형이 아닌 VECM 모형을 적용하기로 한다. 수출입 적컨테이너와 해당 변수들 사이의 공적분 관계를 위해 Johansen 공적분 검정 결과는 <표 4-9>와 같으며 수출입 적컨테이너 모두 공적분 관계가 존재하지 않는 것으로 나타났다. 이를 고려하여 차분된 안정된 시계열 자료를 토대로 VAR 모형을 적용하기로 한다.

〈표 4-11〉 수출입 적컨테이너 물동량과 변수들간의 공적분 검정결과

Variable	Hypothesized No.of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	Critical Value(0.05)	Prob.
full_export	None	0.50702	14.14573	21.13162	0.353
	At most 1	0.191067	4.240789	14.2646	0.833
	At most 2	0.118686	2.526819	3.841465	0.112
	Max-eigenvalue test indicates no cointegration at the 0.05 level				
full_import	None	0.614346	19.05628	21.13162	0.095
	At most 1	0.291781	6.900028	14.2646	0.501
	At most 2*	0.264993	6.157511	3.841465	0.013
	Max-eigenvalue test indicates no cointegration at the 0.05 level				

자료 : 저자 작성

우선 수입출 적컨테이너 물동량에 대해 적절한 VAR 모형의 시차를 결정하기 위해 무제약 VAR 모형을 통해 적정시차를 결정한 결과는 〈표 4-2〉와 같다. 어떤 기준을 선택할지는 연구자의 자의에 따라 다르겠지만 통상 시차를 많이 포함시키면 오차항의 계열상관 문제가 발생할 수 있기 때문에 모형 기준만 다른 시차를 나타낼시 작은 시차를 선택하기로 한다. 이를 통해 수출입 적컨테이너 모두 시차1를 적정 시차로 두고 모형을 추정하기로 한다.

〈표 4-12〉 VAR 모형의 적정시차 결정

Variable	Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC
full_ export	0	-212.911	NA	21596465*	26.40126	26.54830
	1	-208.082	7.385346	36226694	25.89198	26.48013*
	2	-199.882	9.646832	45277040	25.98612	27.01539
	3	-189.275	8.735278	53961838	25.79705*	27.26743
	4	-181.514	3.652336	1.59E+08	25.94279	27.85428
full_ import	0	-220.533	NA	52945852	26.298	26.44504*
	1	-209.182	17.36031*	41232677*	26.02142*	26.60957
	2	-202.586	7.760443	62232276	26.3042	27.33346
	3	-196.649	4.888941	1.28E+08	26.6646	28.13498
	4	-187.377	4.363218	3.17E+08	26.63262	28.54411

자료 : 저자 작성

수출입 적컨테이너 물동량을 예측하기 위해 최종 VAR(1) 모형을 적용한 결과는 〈표 4-13〉, 〈표 4-14〉와 같다. 두 모형 모두 모형의 적합성을 확인하기 위해 융-박스 검정의 Q-통계량 값을 확인한 결과는 두 모형에 대해 모두 유의수준 5%하에서 잔차가 모두 0이라는 귀무가설을 기각하지 못하므로 잔차의 독립성을 만족한다. 이에 해당 모형을 최종 모형을 선택하였으며 수식은 (4-10), (4-11)과 같다.

$$\Delta full_export_t = -0.1562 \times \Delta full_export_{t-1} - 7.3382 \times \Delta korea_gdp_{t-1} + 46.7014 \times \Delta korea_pi_{t-1} + 371.1527 \quad \dots\dots\dots (4-10)$$

$$\Delta full_import_t = -0.57633 \times \Delta full_import_{t-1} + 2.5742 \Delta korea_gdp_{t-1} + 17.6989 \times \Delta korea_pi_{t-1} + 163.9386 \quad \dots\dots\dots (4-11)$$

〈표 4-13〉 수출 적컨테이너 VAR(1) 모형 결과

	DFULL_EXPORT	DKOREA_GDP	DKOREA_PI
DFULL_EXPORT(-1)	-0.1562	-0.0252	-0.0067
	(0.49207)	(0.04302)	(0.00626)
	[-0.31754]	[-0.58621]	[-1.07474]
DKOREA_GDP(-1)	-7.3383	-0.5071	-0.1077
	(4.42589)	(0.38696)	(0.05635)
	[-1.65804]	[-1.31035]	[-1.91058]
DKOREA_PI(-1)	46.7015	3.4747	0.9582
	(31.4778)	(2.75212)	(0.40075)
	[1.48363]	[1.26254]	[2.39115]
C	371.1543	57.6848	5.9391
	(149.392)	(13.0614)	(1.90192)
	[2.48444]	[4.41643]	[3.12267]
R-squared	0.2178	0.1859	0.3577
Adj. R-squared	0.0711	0.0333	0.2373
F-statistic	1.4846	1.2180	2.9705
Akaike AIC	13.8508	8.9770	5.1234
Schwarz SC	14.0500	9.1761	5.3225

자료 : 저자 작성

주 : Standard errors in () & t-statistics in []

〈표 4-14〉 수입 적컨테이너 VAR(1) 모형 결과

	DFULL_IMPORT	DKOREA_GDP	DKOREA_PI
DFULL_IMPORT(-1)	-0.57633	-0.0255	-0.01203
	-0.44248	-0.03657	-0.00465
	[-1.30249]	[-0.69724]	[-2.58569]
DKOREA_GDP(-1)	2.574216	-0.39087	-0.0307
	-5.6525	-0.46718	-0.05941
	[0.45541]	[-0.83666]	[-0.51667]
DKOREA_PI(-1)	17.69892	2.675965	0.803259
	-25.0605	-2.07126	-0.26341
	[0.70625]	[1.29195]	[3.04941]
C	163.9386	56.26632	4.528279
	-163.916	-13.5477	-1.72295
	[1.00014]	[4.15319]	[2.62821]
R-squared	0.514311	0.114533	0.192948
Adj. R-squared	0.423245	-0.05149	0.041625
F-statistic	5.647634	0.689854	1.275077
Akaike AIC	4.843943	13.95458	8.968303
Schwarz SC	5.043089	14.15372	9.167449

자료 : 저자 작성

주 : Standard errors in () & t-statistics in []

3) 분석결과 및 검증

앞서 살펴본 세 가지 예측 기법에 따라 2005~2021년까지 예측한 결과 값은 <표 4-15> 와 같다. 추정된 모형의 예측정확도를 비교하기 위해 본 연구에서는 평균 제곱근 오차(RMSE)을 지표 값으로 사용하기로 한다. 수입 적컨테이너 모형에서는 세 가지 예측모형 모두 실제 값과 대비하여 과소 추정되는 경향이 높았으며 수출 적컨테이너에서는 ARIMA 모형에서는 과소 추정되는 경향이 높게 나타났다. 결론적으로 수입 적컨테이너의 경우 국내 GDP를 활용한 단순회귀분석 모형에서 가장 정확도가 높게 나타났으며 수출 적컨테이너에서는 VAR 모형이 가장 낮은 RMSE 값을 가지면서 높은 정확도를 나타낸 것으로 확인한다. 수출 적컨테이너의 경우 기존 단일 변수를 활용한 단순 선형회귀모형의 단점을 보완한 VAR 모형을 적용할 수 있을 것으로 보이나 수입 적컨테이너의 경우 기존 모형이 우수한 것으로 나타났다.

<표 4-15> 수출입 적컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교

(단위 : 천 TEU)

구분	수입 실적	회귀	ARIMA	VAR	구분	수출 실적	회귀	ARIMA	VAR
2005	2,808	2,804	2,812	2,712	2005	3,938	3,887	3,625	3,984
2010	3,820	3,957	3,874	3,770	2010	5,074	4,902	4,494	5,032
2015	4,850	4,940	4,908	4,830	2015	5,769	5,767	5,363	5,768
2016	5,117	5,147	5,115	5,042	2016	5,994	5,950	5,537	5,886
2017	5,510	5,376	5,323	5,254	2017	6,143	6,151	5,711	5,995
2018	5,734	5,594	5,531	5,465	2018	6,347	6,343	5,884	6,097
2019	5,798	5,767	5,738	5,677	2019	6,323	6,495	6,058	6,191
2020	5,736	5,711	5,946	5,889	2020	6,042	6,446	6,232	6,278
2021	6,031	6,035	6,153	6,101	2021	6,454	6,731	6,406	6,358
RMSE		135.4	178.4	208.5	RMSE		221.7	476.1	216.3

자료 : 저자 작성

4) 주요 항만 수출입 컨테이너 물동량 예측

가장 정확도 높은 모형을 통해 예측된 수출입 적컨테이너 물동량 예측치를 통해 전국 수출입 공컨테이너를 예측한 결과를 통해 전국 수출입 컨테이너 물동량을 예측한 결과는 <표 4-16>과 같다. 공컨테이너 물동량의 경우는 기존 모형인 제3장 제1절에 표기된 식(3-3), (3-4)을 적용하여 도출된 결과이다.

<표 4-16> 수출입 컨테이너 최종 예측치

(단위 : 천 TEU)

구분	수출 적컨	수출 공컨	수출 컨	수입 적컨	수입 공컨	수입 컨
2005	3,625	741	4,366	2,804	1,886	4,690
2010	4,494	1,152	5,646	3,957	2,187	6,144
2015	5,363	1,617	6,980	4,940	2,494	7,433
2016	5,537	1,722	7,259	5,147	2,562	7,709
2017	5,711	1,892	7,603	5,376	2,611	7,988
2018	5,884	2,055	7,939	5,594	2,666	8,260
2019	6,058	2,048	8,106	5,767	2,661	8,427
2020	6,232	2,045	8,277	5,711	2,583	8,293
2021	6,406	2,192	8,598	6,035	2,662	8,696

자료 : 저자 작성

최종 도출된 전국 수출입 물동량을 항만별로 배분하기 위해 기존 모형에서는 최근 실적 비중을 고려하여 배분하고 있다. 항만별 배분을 위해 실적 비중 외 항만 O/D, 항만 하역능력 등을 배분 기준으로 고려할 수 있으나 두 가지 배분 기준이 가지는 한계점 등이 존재하여 기존 모형에서의 실적 비중을 고려한 경우가 정확도가 높게 나타나고 있다. 우선 항만 O/D의 경우 내륙지역과 무역항 간 내륙기종점 통행량 조사를 위한 목적으로 게이트 조사자료를 기반으로 관세청 자료, 운송사 자료, 터미널 자료 등 다양한 자

료를 활용하여 전수화 작업을 하고 있으나 관세청 자료의 경우 실제 목적지가 아닌 화주 기업 본사로 신고함에 따라 최종목적지 정보의 오차 발생 가능성이 높다. 또한 5년 단위로 수행됨에 따라 매년 수행되는 항만물동량 전망에 반영하기에는 최근 변화된 물류 환경 등을 제대로 반영하지 못하는 문제점이 있다. 하역능력 역시 매년 환경 변화에 따라 하역능력이 지속 상승됨에도 불구하고 5년마다 산정되고 같은 한계점을 나타낸다. 이를 통해 현재로서는 최근 실적 비중을 토대로 항만별 배분을 하는 것이 가장 적합한 방법으로 사료됨에 따라 항만별 수출입 물동량을 예측하기 위해 실적 비중을 고려하기로 한다. 본 연구에서는 우선적으로 주요 컨테이너 항만인 부산항, 광양항, 인천항에 대해서만 수출입 컨테이너 물동량을 예측하기로 하며 이때 실적 비중은 예측 시점 기준 최근 3개년 평균 비중을 적용했으며 결과는 <표 4-17>와 같다.

〈표 4-17〉 주요 항만별 수출입 컨테이너 최종 예측치

(단위 : 천 TEU)

구분	수입			수출		
	부산	광양	인천	부산	광양	인천
2010	4,012	817	916	3,664	755	797
2015	4,738	946	1,172	4,481	895	992
2016	4,905	939	1,264	4,630	901	1,080
2017	5,046	952	1,358	4,802	923	1,192
2018	5,194	936	1,468	4,987	920	1,313
2019	5,234	927	1,569	5,037	915	1,412
2020	5,141	880	1,567	5,124	913	1,474
2021	5,311	926	1,673	5,242	952	1,569

자료 : 저자 작성

2. 환적 컨테이너 물동량 예측모형 고도화

환적 물동량은 부산항, 광양항, 인천항에서 대다수 발생하고 있으며 특히 부산항의 경우 총 환적 물동량에서 차지하는 비중이 약 97%로 매우 크다고 할 수 있다. 이를 통해 환적 컨테이너 물동량의 경우 Top-down 방식이 아닌 Bottom-up 방식을 적용하여 개별 항만에서 어떤 특징을 나타내는 환적 물동량이 발생하는지 살펴보고 전망할 필요가 있다. 따라서 환적 컨테이너 물동량의 경우 부산항, 광양항에 대해서 예측 모형을 달리 적용하여 비교할 예정이다. 인천항의 경우 총 환적 물동량의 약 0.4% 비중을 차지함에 따라 개별 예측 모형 고도화에서 제외하여 진행했다.

1) 변수 수집 및 예측 기간 설정

환적 물동량 예측모형을 적용하기에 앞서 2장 3절에서 살펴본 환적 컨테이너 물동량과 주요 요인간의 상관관계를 나타내는 <표 2-10>을 토대로 세계 GDP·PI 보다는 중·미·일 GDP·PI를 주요 변수로 채택했다. 다만 환적 물동량의 경우 항만별로 영향변수의 정도가 서로 상이할 수 있어 중·미·일에 대해 개별 GDP·PI로도 구분하여 변수를 수집했다. 또한 한국의 항만연결성 수치도 개별 항만으로 따로 구분하여 발표하고 있음에 따라 항만별 예측에 있어 항만별 개별 연결성 지수를 주요 요인으로 고려하기로 한다. 다만 연결성 지수는 UNCTAD에서 2006년부터 집계를 하고 있음에 따라 예측의 시간적 범위는 2006~2021년으로 하며 환적 컨테이너 예측을 위한 주요 변수들의 기초 통계량은 <표 4-16>과 같다.

〈표 4-18〉 환적 컨테이너 예측 변수의 기초통계량(2006~2021)

변수	단위	평균	표준편차	최소값	최대값
중국 GDP (china_gdp)	100만 달러	10045.82	3381.538	4941.817	15653.5
미국 GDP (us_gdp)	100만 달러	17777.79	1475.438	15950.95	20338.56
일본 GDP (japan_gdp)	100만 달러	32190.7	142.4014	4053.494	4579.647
중·미·일 GDP (ch_us_jp_gdp)	100만 달러	32190.7	4940.742	25264.5	40426.95
중국 PI (china_pi)	2015년=100	88.58177	33.52384	36.80191	143.2226
미국 PI (us_pi)	2015년=100	97.35773	4.296875	86.09765	102.3126
일본 PI (japan_pi)	2015년=100	101.6286	7.522655	88.14167	116.5917
중·미·일 PI (ch_us_jp_pi)	2015년=100	287.5681	32.93733	228.8244	337.9964
부산항 연결성 지수 (bu_connect)	2006년=100	99.38274	14.45465	77.37745	119.4595
광양항 연결성 지수 (gw_connect)	2006년=100	22.76737	8.526352	12.31714	39.17127

자료 : IHS Markit(2022.07.19. 검색), UNCTAD(2022.07.19. 검색)

2) 모형 적용

(1) 시계열 모형(ARIMA)

수출입 컨테이너 예측을 통해 ARIMA 모형의 적용 절차에 대해 기술했기 때문에 본 환적 예측에서는 과정에 대한 설명은 생략하고 결과값을 위주로 살펴보고자 한다. 우선적으로 개별 항만에 대한 단위근 검정 결과 부산항 환적 물동량 시계열 자료(bu_ts)와 광양항 환적 물동량 시계열 자료(gw_ts)에 모두 단위근이 존재하는 것으로 나타남에 따라 1차 차분을 통해

단위근을 제거하여 안정적인 시계열 자료로 변환을 해주었다.

〈표 4-19〉 환적 항만의 단위근 검정결과

Variable	DF test statistics	Prob.	Variable	DF test statistics	Prob.
bu_ts	-0.33345	0.898	dbu_ts	-3.51425	0.0255
gw_ts	-1.81634	0.359	dgw_ts	-3.81817	0.014

자료 : 저자 작성

ARIMA 모형의 차수를 결정하기 위해 최대 시차를 2시차로 한정하여 모형 선택 기준인 AIC와 SC 기준을 통해 결정하기로 한다. 〈표 4-20〉의 결과를 살펴보면 부산항 환적 물동량에 대해서는 ARIMA(0,1,2) 모형에서 AIC와 SC값이 가장 작게 나타났으며 광양항 환적 물동량에 대해서는 ARIMA(2,1,0) 모형이 가장 적합한 것으로 나타났다. 이들 두 모형에 대한 전차 독립성 여부를 살펴본 결과 〈표 4-21〉에서 두 모형 모두 유의수준 5% 하에서 귀무가설을 기각하지 못하므로 잔차의 독립성을 만족한다고 할 수 있다. 이에 최종 부산항 환적 물동량의 예측모형은 ARIMA(0,1,2), 광양항 환적 물동량 예측모형은 ARIMA(2,1,0)으로 결정하며 수식은 (4-12), (4-13)과 같다.

〈표 4-20〉 환적 항만 ARIMA 모형 AIC 및 SC

Model	dbu_ts		dgw_ts	
	AIC	SC	AIC	SC
ARIMA(1,1,0)	15.45	15.59	12.45	12.60
ARIMA(1,1,1)	15.43	15.62	12.47	12.66
ARIMA(0,1,1)	15.43	15.57	12.45	12.59
ARIMA(2,1,0)	15.27	15.41	12.41	12.55
ARIMA(2,1,1)	15.39	15.58	12.52	12.71
ARIMA(2,1,2)	15.18	15.37	12.50	12.69
ARIMA(0,1,2)	15.05	15.19	12.42	12.56
ARIMA(1,1,2)	15.18	15.37	12.54	12.73

자료 : 저자 작성

$$\Delta bu_ts_t = 503.88 - 0.1238 \times \epsilon_{t-1} - 0.8761 \times \epsilon_{t-2} + \epsilon_t \dots\dots\dots (4-12)$$

$$\Delta gw_ts_t = -2.2640 - 0.0704 \times \Delta gw_ts_{t-1} - 0.2719 \times \Delta gw_ts_{t-2} + \epsilon_t \dots\dots\dots (4-13)$$

〈표 4-21〉 환적 항만 ARIMA 모형 진단

Lag	ARIMA(0,1,2)		ARIMA(2,1,0)	
	Q-Stat	Prob	Q-Stat	Prob
1	0.0055	-	0.2582	-
2	0.0057	0.940	0.2839	0.594
3	0.1149	0.944	0.7892	0.674
4	0.6663	0.881	0.9956	0.802
5	0.802	0.938	1.2246	0.874
6	1.5742	0.904	3.1776	0.673
7	1.5755	0.954	4.182	0.652
8	1.9509	0.963	5.2157	0.634
9	6.2691	0.617	5.3874	0.715
10	6.3157	0.708	5.4296	0.795
11	6.6043	0.762	5.5936	0.848
12	8.0522	0.709	5.5938	0.899

자료 : 저자 작성

(2) 회귀분석

환적 물동량의 회귀분석 모형을 구축하기에 앞서 부산항과 광양항 환적 물동량 개별 종속변수에 대해 설명변수의 수가 너무 많기 때문에 단계적 회귀분석(stepwise regression)을 적용하여 여러개의 설명변수 중 가장 적합한 설명변수를 채택하여 모형을 구축하기로 한다. 이때 단계적 회귀분석 중 변수를 하나씩 더해서 회귀모형의 적합성을 평가하는 전진 선택(forward stepwise selection) 기법을 적용했다.

부산항 환적 물동량에 대해 전진 선택 회귀모형을 적용한 결과는 표<표 4-22>와 같다. 총 9개의 설명변수 중 4개가 탈락하였으며 5개가 최종 모델에 적용됐다.

〈표 4-22〉 부산항 환적 컨테이너 단계적 회귀 결과

Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.
C	848.473	3842.123	0.221	0.830
CHINA_GDP	2.810	0.965	2.911	0.016
US_PI	182.459	38.369	4.755	0.001
BU_CONNECT	53.549	22.627	2.367	0.040
CH_US_JP_GDP	-1.149	0.396	-2.901	0.016
CHINA_PI	-72.862	49.837	-1.462	0.174
R-squared	0.996		Adjusted R-squared	0.994
S.E. of regression	190.118		Sum squared resid	361448.900
F-statistic	517.864		Prob(F-statistic)	0.000

자료 : 저자 작성

최종 모델에 적용된 개별 변수의 유의성을 검토한 결과 중국 PI의 경우 유의수준 5% 하에서 유의하지 않아 최종 모델에서 제거하였으며 중국 GDP와 중·미·일 GDP는 변수 중복성이 존재하기 때문에 설명력이 더 높게 나타나는 중·미·일 GDP를 최종 변수로 선택하였다. 그러나 미국 PI, 중·미·일 GDP, 부산항 연결성 지수를 모두 고려하게 되면 다중공선성 문제가 발생함을 LM test을 통해 확인했다. 세 변수의 가능한 조합을 통해 중·미·일 GDP와 부산항 연결성 지수를 설명변수로 고려했을 때 결정계수값이 가장 높게 나타남에 따라 최종적으로 부산항 환적 물동량 회귀모형은 중·미·일 GDP, 부산항 연결성 지수로 구성된 다중회귀모형으로 모형 적합 결과는 <표 4-21>, 최종 수식은 (4-14)와 같다. 부산항의 경우 환적 물동량의 약 60%가 중·미·일에서 발생함에 따라 해당 국가의 GDP 영향을 크게 받는 것으로 보인다.

<표 4-23> 부산항 환적 컨테이너 최종 회귀 결과

Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.
C	-7932.83	655.0214	-12.1108	0.0000
CH_US_JP_GDP	0.287142	0.079604	3.60715	0.0032
BU_CONNECT	74.64271	27.21305	2.742901	0.0168
R-squared	0.981718		Adjusted R-squared	0.978905
S.E. of regression	363.4918		Sum squared resid	1717642
F-statistic	349.0389		Prob(F-statistic)	0.0000

자료 : 저자 작성

$$bu_ts = -7932.83 + 0.2871 \times ch_us_jp_gdp + 74.64271 \times bu_connect \dots\dots (4-14)$$

광양항에 대해서도 부산항과 마찬가지로 절차를 거쳐 단계적 회귀분석을 통해 우선 선정된 변수들을 추출하고 변수들의 중복성 등을 고려하여 최종 회귀모형을 선정했다. 광양항의 단계적 회귀분석 결과 총 9개의 설명변수 중 5가지인 일본 GDP, 일본 PI, 미국 PI, 중·미·일 PI, 광양항 항만연결성이 최종 선택됐다. 변수가 많으면 오히려 과대적합(overfitting) 문제가 발생할 수 있으므로 일본과 미국 PI를 개별로 설명변수로 고려하기보다는 중·미·일 PI를 고려하였으며 최종 변수간 다중공선성 문제를 제거한 광양항 환적물동량 회귀모형 적합 결과는 <표 4-22>, 최종 수식은 (4-15)와 같다. 광양항의 경우 일본과의 환적 물동량이 차지하는 비중이 높진 않지만 지난 10년간 연평균 8.6% 성장하는 등 증가추세를 보임에 따라 일본 GDP의 영향을 상대적으로 크게 받는 것으로 판단된다.

<표 4-24> 광양항 환적 컨테이너 최종 회귀 결과

Variable	Coefficient	Std.Error	t-Statistics	Prob.
C	-1552.67	845.9028	-1.83552	0.0894
JAPAN_GDP	0.432019	0.215072	2.008713	0.0658
GW_CONNECT	1.700313	2.6799	0.634469	0.5368
R-squared	0.500662		Adjusted R-squared	0.423841
S.E. of regression	82.29051		Sum squared resid	88032.47
F-statistic	6.517241		Prob(F-statistic)	0.010954

자료 : 저자 작성

$$gw_ts = -1552.67 + 0.4320 \times japan_gdp + 1.7003 \times gw_connect \dots (4-15)$$

(3) 벡터자기회귀모형(VAR)

VAR 모형을 적용하기 위해 종속 및 설명변수의 단위근 검정 실시가 필요하다. 이때 VAR 모형에 투입되는 설명변수는 회귀분석에서 최종 선택된 변수만을 고려하기로 한다. 앞서 시계열분석에서 부산항과 광양항 환적물 동량 자료는 단위근이 존재함을 확인했다. 추가적으로 설명변수인 중·미·일 GDP, 일본 GDP, 부산항 연결성 지수, 광양항 연결성 지수에 대해 단위근 검정 결과 <표 4-23>과 같이 유의수준 5%하에서 모두 단위근이 존재하였으며 1차 차분을 하면 모두 단위근이 제거된 것을 확인할 수 있다.

<표 4-25> 환적 설명변수의 단위근 검정결과

Variable	DF test stat.	Prob.	Variable	DF test stat.	Prob.
ch_us_jp_gdp	0.874055	0.9914	d(ch_us_jp_gdp)	-4.592803	0.0035
japan_gdp	-1.460212	0.5252	d(japan_gdp)	-4.198013	0.0071
bu_connect	-0.844513	0.7741	d(bu_connect)	-5.931842	0.0004
gw_connect	-1.177148	0.6548	d(gw_connect)	-3.30877	0.0347

자료 : 저자 작성

VAR 모형의 적절한 시차를 결정하게 위해 무제약 VAR 모형을 통해 적정시차를 결정한 결과는 <표 4-24>와 같다. SC 기준을 활용하여 부산항 환적은 시차2, 광양항 환적은 시차1을 적정시차로 두고 모형을 추정하기로 한다.

〈표 4-26〉 환적 VAR 모형의 적정시차 결정

Variable	Lag	LogL	LR	FPE	AIC	SC
bu_ts	0	-165.6587	NA*	37310101*	25.94749	26.07787*
	1	-157.6604	11.0745	46260026	26.10161	26.6231
	2	-146.9468	9.889483	48910062	25.83798*	26.75059
gw_ts	0	-230.1662	NA*	5.20e+10*	36.02556*	36.19939*
	1	-221.9329	10.1332	2.03E+11	37.22045	38.0896
	2	-203.5292	11.32535	4.27E+11	36.85065	38.41513

자료 : 저자 작성

부산항 환적 물동량을 예측하기 위해 최종 VAR(2) 모형을 적용한 결과는 〈표 4-25〉과 같으며 수식은 (4-16)과 같다. 광양항 환적 물동량 예측 모형인 VAR(1) 모형의 적용 결과는 〈표 4-26〉과 같으며 수식은 (4-17)과 같다. 두 모형의 대한 적합성을 검정한 결과 유의수준 10%하에서 모두 적합성을 나타냈으므로 이에 해당 모형의 결과를 통해 향후 예측을 진행하기로 한다.

$$\begin{aligned}\Delta bu_{ts_t} = & 0.1249 \times \Delta bu_{ts_{t-1}} - 0.4675 \times \Delta bu_{ts_{t-2}} + 0.18819 \times \Delta ch_{us_jp_gdp_{t-1}} \\ & - 0.6204 \times \Delta ch_{us_jp_gdp_{t-2}} + 23.1609 \times \Delta bu_{connect_{t-1}} \\ & + 26.9733 \times \Delta bu_{connect_{t-2}} + 596.1937 \dots\dots\dots (4-16)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\Delta gw_{ts_t} = & -0.1907 \times \Delta gw_{ts_{t-1}} + 0.3039 \times \Delta japan_gdp_{t-1} \\ & + 10.4631 \times \Delta gw_{connect_{t-1}} \dots\dots\dots (4-17)\end{aligned}$$

〈표 4-27〉 부산항 환적 컨테이너 VAR(2) 모형 결과

Variable	DBU_TS	DCH_US_JP_GDP	DBU_CONNECT
DBU_TS(-1)	0.012492	0.560686	0.00312
	-0.40621	-0.44333	-0.00185
	[0.03075]	[1.26470]	[1.68802]
DBU_TS(-2)	-0.467558	-1.372284	0.001786
	-0.5785	-0.63137	-0.00263
	[-0.80822]	[-2.17349]	[0.67847]
DCH_US_JP_GDP(-1)	0.188196	-0.494134	0.0001
	-0.34565	-0.37724	-0.00157
	[0.54447]	[-1.30988]	[0.06368]
DCH_US_JP_GDP(-2)	-0.184118	0.974749	-0.00636
	-0.62049	-0.6772	-0.00282
	[-0.29673]	[1.43938]	[-2.25245]
DBU_CONNECT(-1)	23.16094	54.3116	-0.604977
	-63.21	-68.9868	-0.28765
	[0.36641]	[0.78728]	[-2.10320]
DBU_CONNECT(-2)	26.97335	97.34309	-0.308159
	-62.3038	-67.9977	-0.28352
	[0.43293]	[1.43156]	[-1.08690]
C	596.1937	455.7133	9.78708
	-703.467	-767.757	-3.20122
	[0.84751]	[0.59356]	[3.05730]
R-squared	0.609743	0.759007	0.30108
Adj. R-squared	0.219487	0.518013	-0.39784
F-statistic	1.562416	3.149493	0.430779
Akaike AIC	16.00874	5.048858	15.83384
Schwarz SC	16.31294	5.353061	16.13804

자료 : 저자 작성

주 : Standard errors in () & t-statistics in []

〈표 4-28〉 광양항 환적 컨테이너 VAR(1) 모형 결과

Variable	DGW_TS	DJAPAN_GDP	DGW_CONNEC
DGW_TS(-1)	-0.190769	-0.131909	0.006803
	-0.30334	-0.33651	-0.01064
	[-0.62889]	[-0.39199]	[0.63928]
DJAPAN_GDP(-1)	0.303911	-0.066048	0.009584
	-0.30001	-0.33282	-0.01052
	[1.01299]	[-0.19845]	[0.91057]
DGW_CONNECT(-1)	10.46319	10.96473	0.070103
	-8.79871	-9.76087	-0.30867
	[1.18917]	[1.12333]	[0.22711]
C	-22.77054	-16.84066	1.759272
	-34.0355	-37.7574	-1.19401
	[-0.66902]	[-0.44602]	[1.47342]
R-squared	0.4282	0.1923	0.16279
Adj. R-squared	0.1741	-0.1667	-0.2093
F-statistic	1.6852	0.5357	0.4375
Akaike AIC	5.475157	12.50553	12.73173
Schwarz SC	5.703392	12.73377	12.95996

자료 : 저자 작성

주 : Standard errors in () & t-statistics in []

3) 분석결과 및 검증

부산항 환적물동량에 대한 기존 모형과 세 가지 예측 기법의 예측결과를 〈표 4-27〉과 같다. 추정된 모형의 정확도를 비교하기 위해 RMSE를 검토한 결과 회귀모형에서 가장 좋은 예측력을 나타냈다. ARIMA 모형의 경우 실제값 대비 과소 추정되는 경우가 있었으며 VAR 모형의 경우 이론적 제약 없이 이용가능한 장점이 있으나 관측치의 수가 많지 않은 경우 예측력이 떨어진다는 단점이 존재하는데 항만연결성 지수가 2006년부터 집계됨에 따라 관측치의 수가 줄어들면서 예측력이 다소 낮게 나타나는 것으로

파악된다. 부산항 환적 물동량 예측모형의 경우 기존 모형에서 항만 연결성 지수를 추가적으로 고려하면서 변수의 다양화를 도모함과 동시에 예측 정확도를 개선했다.

〈표 4-29〉 부산항 환적 컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교

(단위 : 천 TEU)

구분	부산 실적	기존	회귀	ARIMA	VAR
2008	5,808	6,070	5,783	5,808	5,808
2010	6,276	6,685	6,428	6,126	6,827
2015	10,105	9,440	9,795	9,224	9,552
2016	9,836	9,982	10,230	9,726	10,069
2017	10,225	10,633	10,532	10,227	10,681
2018	11,429	11,343	11,173	10,729	11,073
2019	11,638	11,959	11,713	11,231	11,731
2020	12,020	11,673	11,786	11,732	12,043
2021	12,273	12,841	12,594	12,234	12,875
RMSE		439.8	339.6	425.1	397.1

자료 : 저자 작성

광양항 환적 물동량에서도 회귀모형의 RMSE값이 가장 적게 나타난 것으로 확인됐다. 기존 광양항 회귀모형에서는 세계 GDP를 활용한 단순회귀모형을 적용하였는데 본 연구에서 수정·보완한 단계적 회귀분석을 고려하여 다수의 설명변수를 통해 가장 최적의 설명력을 나타내는 회귀모형을 구축했다. 즉 광양항 환적 물동량은 기존 세계GDP 보다는 중미일의 세계 산업지수와 광양항 항만연결성 지수를 고려했을 때 예측 정확도가 개선되는 것으로 나타났다.

〈표 4-30〉 광양항 환적 컨테이너 예측값 비교 및 정확도 비교

(단위 : 천 TEU)

구분	광양 실적	기존	회귀	ARIMA	VAR
2008	322	367	366	314	338
2010	314	378	334	340	325
2015	577	437	473	319	318
2016	443	449	488	316	317
2017	442	464	515	314	316
2018	586	479	530	311	315
2019	580	492	525	308	314
2020	371	475	439	305	312
2021	331	503	468	303	311
RMSE		94.0	73.1	155.6	154.5

자료 : 저자 작성

3. 연안 컨테이너 물동량 예측모형 고도화

연안 컨테이너 물동량의 경우 3장 제3절 기존 연안 컨테이너 예측모형의 한계점 검토에서 추가적인 변수 및 모형의 다양화를 고려하기보다는 기존 모형에 적용되는 이동평균법을 적용함에 있어 연도 지정을 통계적 판단기준에 따라 설정함으로써 한계점을 보완하고자 했다. 연안 컨테이너 물동량 예측 대상 항만은 인천항, 목포항, 완도항, 제주항, 서귀포항으로 한정하며 이외 항만에서는 연안 물동량이 극소량으로 불규칙하게 발생함에 따라 예측 대상 항만에서 제외한다. 이동평균법을 적용함에 있어 연도(n)을 최장 10년부터 최소 3년까지 지정하여 각 항만에 대해 연도 설정에 따라 RMSE값이 가장 낮은 값을 나타내는 연도를 최종 이동평균법의 연도로 지정하여 예측을 진행하였으며 결과는 〈표 4-31〉과 같다. 최종 결과를 보면 인천항의 경우는 5개년 이동평균법을 적용했을 때 가장 정확도가 높았으며 그 외 항만에서는 3개년 이동평균법을 적용했을 때 가장 정확도가 높게 나타났다.

〈표 4-31〉 이동평균법에 따른 연안 컨테이너 물동량 예측 정확도 비교

(단위 : 천 TEU)

구분	연도	인천	목포	완도	제주	서귀포
n=10	2010	24,731	69,515	11,804	21,121	11,803
	2015	31,592	76,816	17,557	29,045	17,656
	2020	26,434	100,853	29,052	43,330	29,243
	2021	22,880	101,998	30,036	43,786	30,277
	RMSE	18,838	29,074	11,203	15,007	11,187
n=5	2010	24,731	69,515	11,804	21,121	11,803
	2015	37,082	82,656	22,160	35,385	22,339
	2020	15,786	119,049	35,944	51,276	36,147
	2021	15,591	108,411	35,328	47,462	35,655
	RMSE	18,426	27,645	8,845	12,387	8,690
n=3	2010	22,068	70,295	10,992	24,725	11,005
	2015	30,925	89,358	23,733	38,840	23,849
	2020	19,962	114,367	36,463	49,626	36,825
	2021	7,788	96,417	33,360	44,729	33,725
	RMSE	18,871	23,563	7,206	10,252	7,042

자료 : 저자 작성

4. 총 컨테이너 물동량 예측결과

유형별 컨테이너 물동량 예측모형을 고도화함에 따라 총 컨테이너 물동량의 정확도를 비교해보고자 한다. 환적 컨테이너 예측모형 고도화 대상항이었던 부산항과 광양항에 대해 개선된 컨테이너 예측모형을 적용하여 총 컨테이너 물동량을 예측하고 이를 실제값과 비교하여 두 항만의 총 컨테이너 물동량 예측치의 정확도가 향상됐는지 최종 점검하고자 한다. 두 항만 모두 연안 컨테이너 물동량은 발생하지 않아 수출입과 환적 물동량에 대해서만 기존 모형과 개선 모형을 통해 예측치를 도출하였으며 이를 통해 해당 항만의 총 컨테이너 물동량 전망치를 산정한 결과는 〈표 4-32〉과 같다.

두 항만 모두 개선된 모형에서 RMSE값이 낮게 나타남에 따라 예측 정확도가 향상됐다고 결론내릴 수 있다.

〈표 4-32〉 부산항과 광양항 총 컨테이너 물동량 예측 정확도 비교

(단위 : 천 TEU)

구분	부산항			광양항		
	실제	기존모형	개선 모형	실제	기존모형	개선 모형
2010	14,194	14,534	14,105	2,088	2,004	1,906
2015	19,469	18,868	19,014	2,327	2,330	2,315
2016	19,456	19,676	19,765	2,250	2,341	2,328
2017	20,493	20,708	20,379	2,233	2,392	2,390
2018	21,663	21,700	21,354	2,408	2,388	2,385
2019	21,992	22,464	21,985	2,378	2,383	2,367
2020	21,824	21,885	22,050	2,159	2,291	2,231
2021	22,706	23,593	23,147	2,125	2,417	2,346
RMSE		519.2	452.0	RMSE	117.2	104.7

자료 : 저자 작성

05

결론 및 시사점

제1절 요약 및 결론

본 연구는 매년 항만수요예측센터에서 수행하는 컨테이너 항만물동량 예측의 고도화를 위해 변수 및 모형의 다양화를 통해 예측력을 제고시키는 것을 목적으로 한다. 이를 통해 궁극적으로는 항만시설의 투자계획 및 운영계획 수립을 위한 효율적인 예산 운용을 도모하고자 한다. 이를 위해 본 연구 제1장에서는 컨테이너 예측과 관련된 선행연구 검토를 통해 수요예측 방법론 등을 검토하였으며 제2장에서는 최근 국내외 컨테이너 물동량 동향과 국내 컨테이너 물동량의 항만별·유형별 특징 분석을 진행했다. 분석된 특징 등을 토대로 예측모형 고도화를 위해 어떤 변수들을 추가적으로 고려하면 좋을지 사전 검토를 진행했다. 제3장에서는 기존 컨테이너 예측모형에 대한 검토 및 한계점 등을 분석했다. 제4장에서는 수요검토기법에 대한 전반적인 검토와 더불어 제2장과 제3장에서 살펴본 특징 및 한계점 등을 반영하여 실증분석을 진행했다. 실증분석 결과 수입 적컨테이너 예측모형에서는 기존 모형에서 적용된 국내 GDP를 단일 변수로 하는 경우 예측 정확도가 가장 높게 나타났다. 추가적인 변수들을 고려해봤지만 국내 GDP와 다중공선성 문제 등이 발생하면서 결과적으로는 국내 GDP가 단일로 들어

가는 경우가 가장 정확도가 높게 나타났다. 반면 수출 적컨테이너의 경우는 VAR 모형을 적용했을 때 기존 모형 대비 예측력이 향상된 것을 확인할 수 있었다. 수출 적컨테이너의 VAR 예측에는 국내 GDP뿐만 아니라 국내 산업생산지수 포함되었으며 두 가지 변수를 모두 활용하여 VAR 모형을 예측하는 경우 기존 단일회귀모형보다는 예측력이 높게 나타났다. 이를 통해 수출 적컨테이너의 경우 모형 예측모형의 성능 개선이 이뤄졌다고 할 수 있다. 환적의 경우 환적 물동량 특징을 고려하여 항만별 Bottom-up 예측 방법을 적용하였으며 부산항과 광양항 환적물동량 예측모형에 대한 개선 연구를 진행했다. 부산항과 광양항 모두 공통적으로 VAR 모형에 대한 예측 정확도가 낮게 나타났는데 이는 환적 물동량 예측에 추가적으로 반영된 항만 연결성 지수가 2006년부터 집계됨에 따라 예측에 사용되는 관측수가 줄어든게 하나의 원인으로 판단된다. 부산항 환적 물동량 예측 모형의 경우 기존에는 중·미·일 GDP만을 고려하여 예측하였는데 부산항 연결성 지수를 포함한 다중회귀모형의 정확도가 더 높게 나타남에 따라 모형의 다양화는 이루지 못했지만 변수의 다양화를 도모할 수 있었다. 광양항 환적 물동량 예측모형의 경우도 설명변수를 수정 및 추가한 회귀모형에서 가장 높은 정확도를 나타냈다. 광양항의 경우 기존 세계 GDP를 활용하여 예측함에 따라 다소 과대추정되는 경향이 있었는데 중·미·일 세계산업지수와 광양항 항만연결성 지수로 설명변수를 수정하면서 기존 모형 대비 정확도 개선이 이루어졌다. 그럼에도 광양항 환적물동량의 경우 2020년 선사의 이탈 등으로 물량이 급격히 감소하면서 회귀모형에서도 오차율이 다소 높게 나타남에 따라 매년 지속적으로 예측모형에 대한 점검이 이뤄져야 할 필요가 있다.

제2절 한계점 및 시사점

본 연구를 통해 수출 적컨테이너 물동량 예측모형과 부산항·광양항 환적 물동량 예측모형의 개선을 이뤄졌지만 한계점 등은 존재한다. 본 연구에서는 수요예측에 가장 많이 활용되는 회귀분석, 시계열분석, 회귀와 시계열을 결합한 모형 등 크게 세 가지 방법을 구분하였으며 그에 따른 세부 예측방법을 적용했다. 그러나 회귀분석 및 시계열이라 할지라도 릿지회귀, 라쏘회귀, SARIMA 등 세부 방법론이 다양함에 따라 다른 방법론을 적용했을 때 정확도가 더 높아 질 수 있다. 그러나 현실적으로 모든 방법론과 변수들을 적용하기에는 많은 제약이 있기 때문에 본 연구에서는 가장 대표적으로 쓰이는 방법론을 검토 및 적용했다. 또한 신규 모형의 예측 정확도가 소폭 증가했다고 하더라도 바로 적용하기보다는 전문가들의 추가적인 검토 등 수정 및 보완 작업이 진행될 필요가 있으며 예측 프로세스를 체계화하여 지속적으로 모형 재검토가 필요할 것으로 보인다. 이와 더불어 개선된 환적 예측모형의 경우 각 개별 항만의 연결성 지수가 주요 변수로 고려되는데 물동량 예측을 위해 해당 지수 역시 전망 자료가 필요하나 현재 UNTAD에서는 전망치를 제공하고 있지 않다. 향후 연결성 지수를 적절하게 전망할 수 있는 모형 구축에 대해서도 고민이 필요하다. 마지막으로 본 연구는 중장기 연도별 예측치를 산정하기 위한 모형 개선 작업에 중점을 두었기 때문에 연도별 데이터를 활용했는데 이를 통해 예측을 위한 관측치의 수가 다소 부족한 점도 한계점으로 나타난다. 이를 개선하기 위해서는 통계적 모형 기법인 정량적인 예측 외 전문가들의 자문 등 정성적인 예측 기법을 다양한 측면에서 반영할 수 있는 방안 등이 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

국내 문헌

- 김두환 외(2020), 「LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측」, 『한국항만경제학회지』, 36(2), pp. 53-62.
- 신창훈 외(2011), 「항만물동량 예측력 제고를 위한 ARIMA 및 인공신경망모형들의 비교연구」, 『한국항만경제학회지』, 35(1), pp. 83-91.
- 여기태 외(2011), 「SD기법에 의한 한·중·일 환적물동량 변화량 추정에 관한 연구」, 『한국항만경제학회지』, 27(4), pp. 165-185.
- 이재득(2013), 「승법계절 ARIMA 모형에 의한 부산항 컨테이너 물동량 추정과 예측」, 『한국항만경제학회지』, 29(3), pp. 1-23.
- 이병철 외(2011), 「동북아시아 환적물동량 예측모델 연구」, 『대한산업공학회지』, 37(4), pp. 297-303.
- 송상근 외(2014), 「시스템 다이내믹스를 이용한 부산항 환적물동량 예측모델에 관한 연구」, 『한국항해항만학회 추계학술대회』, pp. 175-177.
- 조진행 외(2010), 「동해항 및 속초항의 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구」, 『한국항만경제학회지』, 26(1), pp.83-104.
- 하준수 외(2021), 「Datamining 기법을 활용한 단기 항만 물동량 예측」, 『한국항만경제학회지』, 37(3), pp. 1-17.
- 한국해양수산개발원(2020), 「2020년 품목별 항만물동량 예측보고서」

국외 문헌

-
- Marko Intihar & Tomaž Kramberger & Dejan Dragan(2017), “Container Throughput Forecasting Using Dynamic Factor Analysis and ARIMAX Model”, *Promet-Traffic & Transportation*, 29(5), pp.529-542.
- Chen He & Huipo Wang(2021), “Container Throughput Forecasting of Tianjin-Hebei Port Group Based on Grey Combination Model”, *Journal of Mathematics*, 2021, pp.1-9.
- Cheng-Hong Yang & Po-Yin Chang(2020), “Forecasting the Demand for Container Throughput Using a Mixed-Precision Neural Architecture Based on CNN-LSTM”, *Mathematics*
- Marko Intihar & Tomaž Kramberger & Dejan Dragan(2017), “Container Throughput Forecasting Using Dynamic Factor Analysis and ARIMAX Model”, *Promet-Traffic & Transportation*, 29(5), pp.529-542.
- Syafi'i & Katsuhiko Kuroda & Mikio Takebayashi(2005), “Forecasting the demand of container throughput in indonesia”, *Memoirs of Construction Engineering Research Institute*, 47.

인터넷 자료

- 그린오션해운, http://www.greenoceanship.com/default/bbs_list3.php?code=data(검색일 : 2022.06.07.)
- 선경해운, <http://www.skmoving.com/new/customer/customer04.php>(검색일 : 2022.06.07)
- 통합PORT-MIS, <https://new.portmis.go.kr/portmis/websquare/websquare.jsp?w2xPath=/portmis/w2/main/intro.xml>(2022.07.13. 검색)
- 포워드케이알, www.Forwarder.kr(2022.06.09. 검색)
- 한국무역협회, https://www.kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_5.do(검색일 : 2022.06.07.)

한국무역협회, https://kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_1_1.do(검색일 : 2022.06.07.)

한국무역협회, https://kita.net/mberJobSport/shippers/trnsBusiManual/transportMnl_1_1.do(2022.06.09. 검색)

해양수산부, 해양수산물통계연보(2003~2021), <https://www.mof.go.kr/statPortal/bbs/publication/list.do>

Alphaliner, Monthly Monitor(2022, Feb)

Clarkson Research, <https://www.clarksons.net/n/#/portal>(2022.06.30. 검색)

Drewry, Container Forecaster(2014 Q1~2022 Q2)

IHS Makit, <https://connect.ihsmarkit.com/home>(검색일 : 2022.05.17.)

일반사업 2022-19-01

컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구

인 쇄 2022년 10월 29일

발 행 2022년 10월 31일

발 행 인 김 종 덕

발 행 처 한국해양수산개발원

주 소 49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

연 락 처 051-797-4800 (FAX 051-797-4810)

등 록 1984년 8월 6일 제313-1984-1호

비매품

