일반연구 2023-04

비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(Ⅱ)

- 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로

A Study on the Advancement of the Non-container Port Throughput Forecasting Model(Ⅱ)

: Focusing on Oil, Steel, Sand, Wood and Grain

이화섭 · 최석우 · 신정훈 · 이수영 · 조성현 · 이기열

KMI 한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

일반연구 2023-04

비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(II)

- 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로

A Study on the Advancement of the Non-container Port Throughput Forecasting Model (II)
: Focusing on Oil, Steel, Sand, Wood and Grain

이화섭 · 최석우 · 신정훈 · 이수영 · 조성현 · 이기열

KMI 한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자	**이화섭, 최석우, 신정훈, 이수영, 조성현, 이기열**
내부연구진	연구책임자 이화섭 한국해양수산개발원 항만연구본부 전문연구원 공동연구원 최석우 한국해양수산개발원 항만연구본부 부연구위원 공동연구원 신정훈 한국해양수산개발원 항만연구본부 전문연구원 공동연구원 이수영 한국해양수산개발원 항만연구본부 전문연구원 공동연구원 조성현 한국해양수산개발원 항만연구본부 연구원 공동연구원 이기열 한국해양수산개발원 항만연구본부 연구위원

연구기간	2023. 1. 1. ~ 2023. 10. 31.

보고서 집필내역

연구책임자	이화섭 연구총괄, 제1장, 제2장, 제5장, 제8장 일부
내부연구진	최석우 제6장 신정훈 제3장 이수영 제7장 조성현 제4장 이기열 제8장 일부

산·학·연·정 연구자문위원	최승신 한국사료협회 소장 이진영 한국지질자원연구원 책임연구원 이재윤 산업연구원 연구위원 최동원 산업연구원 부연구위원 김기동 국립산림과학원 연구사

※순서는 산·학·연·정 순임

발간사

2023년은 러시아-우크라이나 전쟁, 글로벌 경기 둔화와 복합적인 요인으로 인한 국내 경기 침체 등으로 글로벌 공급망 위기가 최대 이슈로 떠오른 한 해입니다. 무역의존도가 높은 대한민국의 경우 글로벌 공급망의 입구와 같은 역할을 하는 항만은 매우 중요한 국가 기반 시설입니다. 따라서 항만개발 시기 및 규모를 결정하는 기준이 되는 항만물동량 예측의 정확도와 지속적인 개선의 필요성은 매우 중요합니다. 이러한 맥락에서 기존의 컨테이너 위주의 항만연구 분야에서 비컨테이너 물동량 예측력을 개선하기 위한 이번 연구는 연구 대상 선정 및 동기에서 높은 가치가 있습니다.

본 연구는 비컨테이너 항만물동량 예측모형의 실증분석을 통해 현 모형의 문제점을 진단하고, 예측 절차 개선 및 새로운 변수 발굴과 방법론 적용을 통해 예측모형을 재설계함으로써 예측정확도를 높이는 것이 목적입니다. 특히 유류, 철재, 모래, 목재 및 양곡 5개 주요 품목에 대한 예측모형 고도화를 중점적으로 다루고 있습니다. 이 연구는 항만 수요에 영향을 미칠 수 있는 다양한 대내외 환경변화 요인을 파악하고, 이를 모형에 적절하게 반영하기 위해 노력하였습니다. 공공 데이터 개방으로 다양한 데이터를 융합 및 활용하여 예측정확도를 높이기 위한 고도화된 통계 및 인공지능 기술의 적용이 이 연구의 핵심이라고 할 수 있습니다. 본 연구의 결과는 항만정책 및 운영의 의사결정에 기여하고, 신뢰도 높은 장기적 항만수요 예측 결과는 항만개발의 규모 및 방향 설정에 큰 도움이 될 것입니다. 이는 국내외 공급망이 급격하게 변화하는 상황에서 항만이 국가 물류 허브로서의 역할을 효과적으로 수행할 수 있게 하며, 항만 운영의 효율성을 높여 국가 경제에 기여할 수 있을 것으로 생각합니다.

본 연구의 책임자인 이화섭 전문연구원과 참여 연구진인 최석우 부연구위원, 신정훈 전문연구원, 이수영 전문연구원, 조성현 연구원 및 이기열 연구위원에게 감사의 말씀을 드립니다. 또한 연구의 방향성 설정 및 연구 품질 확보를 위해 많은 조언을 아끼지 않은 항만연구본부의 김근섭 본부장, 국립산림과학연구원의 김기동 연구사, 한국지질자원연구원의 이진영 책임연구원, 산업연구원의 이재윤 연구위원과 최동원 부연구위원, 한국사료협회의 최승신 소장에게 감사의 말씀을 전합니다.

마지막으로 연구 윤리를 위해 연구보고서를 면밀하게 감리해주신 김형근 박사님께도 감사의 말씀을 전합니다.

2023년 12월
한국해양수산개발원
원장 김 종 덕

목차

요약 _ i

Executive Summary _vii

01 서론 _1

제1절 연구의 배경 및 목적 1
1. 연구 배경 1
2. 연구 목적 4

제2절 연구의 내용 및 방법 6
1. 연구 내용 6
2. 연구 방법 7

제3절 선행연구 검토 10
1. 선행연구 검토 10
2. 선행연구와의 차별점 14

02 항만 수요예측 방법론 _17

제1절 수요예측 방법론 17
1. 회귀분석 17
2. 시계열분석 20
3. 기계학습 알고리즘 22
4. 변수 중요도 분석 24

제2절 검증 방법론 및 평가 지표 26
1. 검증 방법론 26
2. 평가 지표 28

제3절 소결 및 시사점 30

03 유류 물동량 예측모형 고도화 _33

제1절 국내외 유류산업 동향 33
1. 국내 유류산업 동향 33
2. 국외 유류산업 동향 35
3. 유류 물동량 관련 산업 요인분석 38

제2절 유류 물동량 예측모형 진단 39
1. 예측모형 개요 39
2. 예측방법론 41
3. 기존 예측모형의 특징 및 한계 51

제3절 유류 물동량 예측모형 개선 52
1. 석유 정제품 수급모형 개선 52
2. 가스류 배분 정확도 개선 62

04 철재 물동량 예측모형 고도화 _73

제1절 국내외 철재 산업 동향 73
1. 국내 철재 산업 동향 73
2. 국외 철재 산업 동향 75

제2절 철재 물동량 예측모형 진단 78
1. 예측모형 개요 78
2. 예측방법론 79
3. 기존 예측모형의 특징 및 한계 85

제3절 철재 물동량 예측모형 개선 86
1. 조선소 항만 수입 및 연안물동량 예측방법 개선 86
2. 철재 주요 변수 재선정 및 예측모형 고도화 95

05 모래 물동량 예측모형 고도화 _101

제1절 국내외 모래산업 동향 101

1. 국내 모래산업 동향 101
2. 국외 모래산업 동향 104

제2절 모래 물동량 예측모형 진단 108
1. 예측모형 개요 108
2. 예측방법론 109
3. 기존 예측모형의 특징 및 한계 112

제3절 모래 물동량 예측모형 개선 113
1. 채취량 기반 물동량 예측 113
2. 월단위 데이터 기반 물동량 예측 121

06 목재 물동량 예측모형 고도화 _123

제1절 국내외 목재산업 동향 123
1. 국내 목재산업 주요 동향 123
2. 국외 목재산업 동향 126

제2절 기존 목재 물동량 예측모형 진단 130
1. 예측모형 개요 130
2. 예측방법론 131
3. 기존 예측모형의 특징 및 한계 134

제3절 목재 물동량 예측모형 개선 136
1. 목재 컨테이너화율 예측정확도 개선 137
2. 목재 수요·공급 분석모형 개선 141

07 양곡 물동량 예측모형 고도화 _147

제1절 국내외 양곡산업 동향 147
1. 국내 양곡산업 주요 동향 147
2. 국외 양곡산업 주요 동향 151

제2절 양곡 물동량 예측모형 진단 155

1. 예측모형 개요 155
2. 예측방법론 156
3. 기존 예측모형의 특징 및 한계 159
제3절 양곡 물동량 예측모형 개선 160
1. 양곡 물동량 추정방법 개선 160
2. 주요 변수 선정 및 예측모형 고도화 164

08 결론 및 연구활용 _169
제1절 요약 및 결론 169
제2절 연구의 기여 및 활용 175

참고문헌 _179

부록 _187

표 목차

〈표 1-1〉 주요 선행연구 요약 ····· 13
〈표 1-2〉 연구 차별성 ····· 15
〈표 2-1〉 항만 수요예측 방법론 요약 ····· 31
〈표 3-1〉 국내 나프타 정제 기초유분 생산설비 현황 ····· 56
〈표 3-2〉 우리나라 나프타 수요 회귀분석 결과 요약 ····· 58
〈표 3-3〉 우리나라 나프타 내수 추정 회귀분석 결과 요약 ····· 58
〈표 3-4〉 우리나라 나프타 내수 생산량 회귀분석 결과 요약 ····· 59
〈표 3-5〉 석유 정제품 물동량 예측 고도화 결과 ····· 61
〈표 3-6〉 국내 LPG 수입업체 저장시설 현황 ····· 64
〈표 3-7〉 국내 LNG 저장시설 현황 및 전망 ····· 66
〈표 3-8〉 국내 2022년 가스류 수입물동량 및 가스 저장시설 현황 ····· 69
〈표 3-9〉 국내 LNG 저장시설 현황 및 전망 ····· 70
〈표 3-10〉 우리나라 가스류 도입시설과 가스류 물동량 회귀분석 결과 요약 ····· 70
〈표 3-11〉 4단계 B모형 추정 결과 ····· 71
〈표 4-1〉 국가별 조강 생산량 및 비중 ····· 76
〈표 4-2〉 2021년 국가별 철재 소비량 및 비중 ····· 78
〈표 4-3〉 철재 예측모형 주요 변수 및 기초통계량 ····· 90
〈표 4-4〉 선종별 후판 및 봉·형강 투입 원단위 ····· 90
〈표 4-5〉 철재 수입물동량 예측값 비교 ····· 93
〈표 4-6〉 철재 연안물동량 예측값 비교 ····· 93
〈표 4-7〉 철재 수입물동량 예측모형의 성능 비교 ····· 95
〈표 4-8〉 철재 연안물동량 예측모형의 성능 비교 ····· 95
〈표 4-9〉 주요 철강업체 입지 항만 철재 수입물동량 관련 독립변수 및 기초통계량 ·· 96
〈표 4-10〉 철재 수출물동량 관련 독립변수 및 기초통계량 ····· 97
〈표 4-11〉 주요 철강업체 입지 항만 수입물동량 예측값 비교 ····· 98
〈표 4-12〉 주요 수출항만 철재 수출물동량 예측값 비교 ····· 98
〈표 4-13〉 주요 철강업체 입지 항만 철재 수입물동량 모형의 성능 비교 ····· 99
〈표 4-14〉 주요 항만 철재 수출물동량 모형의 성능 비교 ····· 99
〈표 5-1〉 연도별 바다모래 공급 계획량과 비중 ····· 102
〈표 5-2〉 모래 채취의 긍정적·부정적 영향 ····· 106

〈표 5-3〉 허가/채취량과 인근 항만과의 상관분석 결과 ····· 117
〈표 5-4〉 국내 총 모래 물동량과 채취량의 회귀분석 결과 요약 ····· 117
〈표 5-5〉 인천항 모래 물동량과 채취량의 회귀분석 결과 요약 ····· 118
〈표 5-6〉 지역별 채취량과 인근 항만의 모래 물동량과의 회귀분석 결과 요약 ····· 118
〈표 5-7〉 허가량 및 채취량의 상관분석/회귀분석 결과 ····· 119
〈표 5-8〉 실제 채취량 대비 예측 채취량 MSPE 결과 ····· 119
〈표 5-9〉 실제 물동량 대비 물동량 예측치 MSPE 결과 ····· 120
〈표 5-10〉 기존 모형과 개선 모형의 물동량 예측치 MSPE 비교 ····· 120
〈표 5-11〉 과거 물동량 비중/ARIMA 모형 예측치 MSPE 비교 ····· 122
〈표 5-12〉 실제 물동량 대비 물동량 예측치 MSPE 결과 ····· 122
〈표 6-1〉 국가별 원목 생산 및 수출입(2021년 기준) ····· 128
〈표 6-2〉 국가별 합법목재 교역촉진제도 현황 ····· 129
〈표 6-3〉 목재 컨테이너화율 예측모형 변수 및 기초통계량 ····· 138
〈표 6-4〉 원목의 컨테이너화율 예측값 비교 ····· 139
〈표 6-5〉 기타목재의 컨테이너화율 예측값 비교 ····· 140
〈표 6-6〉 원목 컨테이너화율 예측모형의 성능 비교 ····· 140
〈표 6-7〉 기타목재 컨테이너화율 예측모형의 성능 비교 ····· 141
〈표 6-8〉 목재 수급분석모형 변수 및 기초통계량 ····· 142
〈표 6-9〉 목재 수급 주요 변수 ····· 143
〈표 6-10〉 원목의 수입량 예측값 비교 ····· 145
〈표 6-11〉 기타목재의 수입량 예측값 비교 ····· 145
〈표 6-12〉 원목 수급분석 모형의 성능 비교 ····· 146
〈표 6-13〉 기타목재 수급분석 모형의 성능 비교 ····· 146
〈표 7-1〉 전국 배합사료공장 시설 위치 및 생산능력 ····· 149
〈표 7-2〉 전국 제분공장 시설 위치 및 생산능력 ····· 150
〈표 7-3〉 양곡산업 연관 요인별 특징 ····· 151
〈표 7-4〉 세계 곡물 수급량 ····· 152
〈표 7-5〉 품목별 수급 동향 ····· 153
〈표 7-6〉 세계 곡물 선물가격 동향 ····· 153
〈표 7-7〉 2022년도 밀 수입단가(제분용) ····· 154

〈표 7-8〉 2022년도 옥수수 수입단가(사료용) ····· 154
〈표 7-9〉 사료용 곡물 도입량 추이 ····· 157
〈표 7-10〉 사료용 양곡 물동량 예측모형 변수 및 기초통계량 ····· 162
〈표 7-11〉 주요지표와 사료용 양곡 물동량 간 상관관계 분석 결과 ····· 162
〈표 7-12〉 사료용 양곡 물동량 예측모형 변수 및 기초통계량 ····· 164
〈표 7-13〉 1인당 육류소비량과 사료용 실적의 상관관계 분석 ····· 165
〈표 7-14〉 1인당 육류소비량과 사료용 양곡 물동량 회귀분석 결과 ····· 166
〈표 7-15〉 사료용 양곡 물동량의 예측값 비교 ····· 167
〈표 7-16〉 사료용 양곡 물동량 예측모형의 성능 비교 ····· 167
〈표 8-1〉 대상 품목별 모형개선 결과 요약 ····· 173

그림 목차

〈그림 1-1〉 연도별 물동량 및 연평균 증가율 변화 ····· 2
〈그림 1-2〉 단계별 연구 내용 및 방법 ····· 9
〈그림 2-1〉 의사결정나무와 랜덤 포레스트의 개념 ····· 23
〈그림 2-2〉 XGboost와 랜덤 포레스트 ····· 24
〈그림 2-3〉 훈련-테스트 분할검증 개념도 ····· 27
〈그림 2-4〉 k-fold 교차검증 개념도 ····· 28
〈그림 3-1〉 세계 3대 석유 소비지역 ····· 34
〈그림 3-2〉 세계 3대 유종의 월별 유가 변동 추이 ····· 35
〈그림 3-3〉 유류 물동량 예측 프로세스 ····· 40
〈그림 3-4〉 우리나라 정유공장 및 LNG터미널 위치 ····· 42
〈그림 3-5〉 우리나라 석유제품의 공급과 수요 비교 ····· 43
〈그림 3-6〉 우리나라 석유 정제품의 부문별 수요 및 재고량 전망 ····· 44
〈그림 3-7〉 우리나라 석유 정제품의 생산 전망 ····· 45
〈그림 3-8〉 우리나라 석유 정제품별 수입 추이 ····· 45
〈그림 3-9〉 우리나라 석유가스 수요 및 생산 전망 ····· 46
〈그림 3-10〉 우리나라 천연가스 수요 및 재고량 전망 ····· 48
〈그림 3-11〉 우리나라 석유 정제품별 수출 추이 ····· 49
〈그림 3-12〉 우리나라 석유제품별 수입 추이 ····· 54
〈그림 3-13〉 우리나라 나프타 수요(수입, 생산)와 공급(내수, 수출) ····· 55
〈그림 3-14〉 우리나라 나프타 수요 추세분석 결과 ····· 57
〈그림 3-15〉 우리나라 나프타 내수 추세분석 결과 ····· 58
〈그림 3-16〉 우리나라 나프타 생산량 추세 결과 ····· 59
〈그림 3-17〉 우리나라 나프타 수급분석 결과 ····· 60
〈그림 3-18〉 우리나라 나프타 수입 및 수출물동량 추정 결과 ····· 62
〈그림 3-19〉 E1의 LPG 유통망 구조 ····· 65
〈그림 3-20〉 한국가스공사의 천연가스 공급시설(2022년 말 기준) ····· 67
〈그림 4-1〉 국내 조강 생산량 추이 ····· 75
〈그림 4-2〉 국내 철강 물동량 추이 ····· 75
〈그림 4-3〉 세계 조강 생산량 추이 ····· 76
〈그림 4-4〉 세계 철강 소비량 추이 ····· 77

〈그림 4-5〉 철재 물동량 예측 프로세스 ····· 79
〈그림 4-6〉 철재 수입 및 연안물동량 추이(2000~2021년) ····· 94
〈그림 5-1〉 연도별 모래 물동량 추세 ····· 102
〈그림 5-2〉 바다모래 채취 가능 지역 ····· 103
〈그림 5-3〉 글로벌 모래 수출입 비중 ····· 105
〈그림 5-4〉 모래 물동량 예측 프로세스 ····· 108
〈그림 5-5〉 전국 바다모래 허가량/채취량 및 물동량 상관분석 결과 ····· 115
〈그림 5-6〉 전국 바다모래 허가량/채취량과 인천항 물동량 상관분석 결과 ····· 115
〈그림 5-7〉 인천지역 허가량/채취량과 인천항 물동량 상관분석 결과 ····· 116
〈그림 6-1〉 국내 목재 이용 현황 ····· 124
〈그림 6-2〉 기후대별, 국가별 산림자원 ····· 126
〈그림 6-3〉 지역별, 연도별 산림면적 순변화율(1990~2020년) ····· 127
〈그림 6-4〉 목재 물동량 예측 프로세스 ····· 131
〈그림 6-5〉 목재 컨테이너화율 추이(1994~2022년) ····· 135
〈그림 6-6〉 원목 및 기타목재 항만물동량 추이(1994~2022년) ····· 136
〈그림 7-1〉 연도별 1인당 연간 양곡 소비량(1982~2022년) ····· 148
〈그림 7-2〉 양곡 물동량 예측 프로세스 ····· 155
〈그림 7-3〉 변수 중요도 분석 ····· 163
〈그림 7-4〉 1인당 육류소비량과 사료용 실적 추이 ····· 165
〈그림 8-1〉 항만물동량 예측모형 고도화 결과 요약 ····· 174

약어 목록

- ANN(인공신경망): Artificial Neural Network
- ANOVA(분산분석): Analysis of Variance
- ARIMA(자기회귀누적이동평균): Autoregressive Integrated Moving Average
- BDI(발틱운임지수): Baltic Dry Index
- CART(분류회귀결정나무): Classification and Regression Tree
- CCS(탄소포집 및 저장): Carbon Capture and Storage
- CNG(압축천연가스): Compressed Natural Gas
- COP21(제21차 유연기수변화협약 당사국총회): The Twenty-first Session of the Conference of the Parties
- ECC(메탄올올레핀전환시설): Ethane Cracking Center
- GAIN(국제 골재 정보 네트워크): Global Aggregates Information Network
- GBM(경사부스팅머신): Gradient Boosting Machine
- GMM(일반화적률추정법): Generalized Method of Moment
- IPAT(인간소득기술영향): Impact, Population, Affluence, Technology
- IPCC(기후변화 정부간협의체): Intergovernmental Panel on Climate Change
- ISTANS(산업통계분석시스템): Industrial Statistics Analysis System
- LNG(액화천연가스): Liquefied Natural Gas
- LSTM(장단기 메모리): Long Short-Term Memory
- MAPE(평균절대비오차): Mean Absolute Percentage Error
- MSE(평균제곱오차): Mean Squared Error
- MSPE(평균제곱비오차): Mean Squared Percentage Error
- NCC(나프타분해시설): Naphtha Cracking Center
- OLS(최소자승법): Ordinary Least Squares
- OPEC+(석유수출국기구+): Organization of the Petroleum Exporting Countries Plus

- PCA(주성분분석): Principal Component Analysis
- PNG(파이프운송 천연가스): Pipeline Natural Gas
- Port-MIS(해운항만물류정보시스템): Port Management Information System
- RMSE(평균제곱근오차): Root Mean Squared Error
- RPS(신·재생에너지 공급의무화제도): Renewable Portfolio Standard
- SARIMA(계절형 자기회귀누적이동평균): Seasonal Autoregressive Moving Average
- SD(시스템 다이나믹스): System Dynamics
- TSMR(이원계절형 다중회귀): Two-way Seasonality Multiplied Regressive
- UNCED(유엔환경개발회의): United Nations Conference on Environment and Development
- UNEP(유엔환경계획): United Nations Environment Program
- USDA(미국 농무부): United States Department of Agriculture
- VAR(벡터자기회귀): Vector Autoregressive
- VECM(벡터오차수정모형): Vector Error Correction Model
- WTI(서부텍사스유): West Texas Intermediate
- Xgboost(익스트림 경사 부스팅): Extreme Gradient Boosting

요 약

비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(II)
- 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로

이화섭 · 최석우 · 신정훈 · 이수영 · 조성현 · 이기열

1. 연구의 배경 및 목적

- **항만물동량의 정확한 예측은 국가 재정 지출을 합리화하고 불필요한 투자를 방지할 수 있으며 항만 운영의 효율성을 높일 수 있음**
  - 항만개발은 대규모 자본, 인력 및 시간이 소요되는 사업으로 정부는 항만개발의 규모와 시기를 결정하기 위해 중장기 항만기본계획을 수립함
  - 이 과정에서 항만물동량 예측은 항만개발의 규모와 시기를 결정하는 매우 중요한 기준 역할을 함
- **항만물동량 예측정확도를 높이기 위해서는 항만 수요에 영향을 미칠 수 있는 대내외적 환경변화 요인을 고려한 모형 설계가 가장 중요함**
  - 기존 예측모형은 일부 경험에 의해 결정된 변수 및 방법론을 사용해 급격하게 변화하는 산업 동향 및 기술을 수용하지 못하는 단점이 있음
  - 따라서 주기적으로 항만 수요와 관련이 높은 요인 변수를 검증된 방법으로

발굴하고 예측력을 높일 수 있는 새로운 방법론 적용 및 검증이 필요함

- **본 연구의 목적은 기존 항만물동량 예측모형의 문제점을 진단하고, 새로운 변수 발굴 및 방법론 적용을 통해 예측정확도를 높이는 것임**
  - 러시아-우크라이나 전쟁 및 미·중 무역분쟁의 영향으로 물동량 변동성 및 예측 불확실성이 높아지고 있는 5개 품목(유류, 철재, 모래, 목재 및 양곡)을 연구 대상으로 선정함
  - 대상 품목의 산업 및 물동량 구조 특성을 고려한 변수 발굴, 예측 프로세스 개선 및 새로운 방법론 적용 및 검증을 통해 예측정확도를 높이고자 함
- **본 연구는 국정과제 11. '모든 데이터가 연결되는 세계 최고의 디지털 플랫폼 정부 구현'과 40. '세계를 선도하는 해상교통물류체계 구축'과 높은 연계성을 보임**
  - 공공데이터 활용 및 빅데이터 분석 기술이 발전함에 따라 관련 산업 및 국가통계 데이터를 대규모 수집하여 물동량 예측치에 영향을 미칠 수 있는 변수를 검토하고, 검증된 최신 인공지능 및 통계 기술을 적용하여 항만물류의 핵심 요소인 항만물동량 예측정확도를 개선함
  - 본 연구는 데이터를 기반으로 한 정책 지원 방법을 개선해 항만물류 산업의 경쟁력을 확보하기 위한 노력의 일환임

2. 연구의 방법

1) 선행연구

- **기존 항만물동량 예측모형 개선연구를 변수 발굴을 통한 개선과 방법론 적용을 통한 개선으로 구분해 심도 있게 검토함**
  - 대상품목 대비 많은 연구가 진행된 컨테이너 물동량 예측모형 개선연구를

포함해 연구의 다양성을 확보했으며 선행연구 분석을 통해 품목별 산업 특성이 포함된 변수와 적용 가능성을 검토함

- 기존 선행연구에서 예측모형 개선 목적(단기/중장기)에 맞게 적용된 방법론을 현재 모형의 문제점 및 개선 방향에 맞게 적용 가능한지 검토함

▪ **전통적인 수요예측 방법론과 검증 및 평가 지표에 대한 개념 및 특징을 분석해 방법론 개선 및 평가의 신뢰성을 확보함**

- 전통적인 회귀분석, 시계열분석 및 기계학습 알고리즘까지 폭넓은 선행연구 검토를 통해 방법론의 적용 타당성과 적합성을 확보함
- 훈련-테스트 분할검증, k-fold 교차검증 및 평가 지표의 개념 및 특성을 분석해 개선 결과 검증의 일관성 및 신뢰성을 확보함

2) 기존 예측모형 진단

▪ **대상품목 관련 산업의 동향, 산업구조 및 기존 모형의 한계점을 분석해 고도화 방향 및 방법에 대해 논의함**

- 기존 유류 모형은 석유 정제품 물동량 예측치가 석유화학산업의 특성을 반영하지 못하고 있으며 가스류 물동량의 하향식(Top-down) 배분 시 산업구조를 반영하지 못함
- 기존 철재 모형은 조선업 GDP가 주기가 있는 조선산업의 호황 및 불황기를 반영하지 못하며, 연구자의 직관으로 선택된 변수의 설명력을 확보하지 못하는 단점이 있음
- 기존 모래 모형은 물동량 예측을 위해 너무 많은 추정치를 사용하는 것과 모래의 입출항 분배 시 과거 물동량 발생 가중치를 사용해 단기 변동성이 고려되지 않는다는 한계점이 있음
- 기존 목재 모형은 주요 변수인 컨테이너화율 예측 시 강건성 확보 문제와 증가하는 산업의 변동성을 반영하지 못하는 한계점이 있음

- 기존 양곡 모형의 한계점은 국내외 양곡 산업의 변화를 민감하게 반영하지 못하는 것임

3) 예측모형 고도화

- **대상품목 전후방 산업구조 반영, 신규 변수 발굴 및 방법론 적용을 통해 대상품목의 특성에 맞는 고도화 방안을 제시함**
- 유류 고도화 모형은 석유 정제품과 석유화학산업 예측모형을 연계하고 가스류 배분 정확도를 높이기 위해 가스저장시설의 용량을 고려한 예측력 개선 방안을 제시함
- 철재 고도화 모형은 조선 철강재 투입량을 신규 변수로 발굴했으며 PCA(Principal component analysis)와 XGboost(Extreme gradient boosting) 적용 방안을 제시함
- 모래 고도화 모형은 상관관계 분석을 통해 전국 바다모래 채취량과 인근 항만의 물동량 간 상관관계를 밝혔으며 월단위 항만별 물동량을 활용한 ARIMA(Autoregressive moving average model)를 적용함
- 목재 고도화 모형은 컨테이너화율 예측을 위해 ARIMA를 적용, 목재 수급 분석 모형을 개선하기 위해 순열 중요도(Permutation importance)를 적용한 변수 발굴 및 XGboost 적용 가능성을 검토함
- 양곡 고도화 모형은 상관분석을 통해 주요 변수인 1인당 육류소비량을 발굴하고 회귀분석을 적용해 간단하고 즉각적으로 정책 지원에 활용 가능한 모형으로 개선방향을 설정함

3. 연구 결과

- **훈련-테스트 분할검증 및 k-fold 교차검증을 적용해 예측 결과의 신뢰**

도를 확보하고, RMSE(Root mean squared error) 및 MAPE(Mean absolute percentage error) 등의 평가 지표를 적용해 개선 결과의 직관성을 확보하고 편향성을 방지함

- 유류 고도화 모형은 석유 정제품 수입물동량 예측에서 기존 모형 대비 오차율이 6.3%p 감소했으며 가스류 수입 예측에서 실적치 대비 최대 오차율이 2.5%를 기록함
- 철재 고도화 모형은 조선업 입지 항만의 수입물동량 오차율이 기존 모형 대비 1.1%p 감소, 연안 물동량 예측 오차율이 1.8%p 감소함
- 모래 고도화 모형은 전국 모래 물동량 예측 시 기존 모형 대비 오차율이 59.1%p 감소했으며, 주요 모래 처리 항만인 인천항은 40.7%p, 평택·당진항은 126.3%p, 기타 항만(부산, 마산, 진해, 울산 및 목포항)은 108.7%p 감소함
- 목재 고도화 모형은 원목 물동량 예측 시 기존 모형 대비 오차율이 54.9%p 감소하고, 기타목재 예측 오차율이 61.2%p 감소했으며 원목 및 기타목재 수입 물동량 예측 오차율은 각각 27.2%p, 5.9%p 감소함
- 양곡 고도화 모형은 사료용 양곡 수입 물동량 예측 시 기존 모형 대비 오차율이 49.2%p 감소함

4. 기대효과

1) 정책적 기대효과

- **데이터 기반 항만정책 결정 지원을 통해 항만개발 정책의 정밀한 계획 및 실행이 가능함**

- 고도화된 비컨테이너 물동량 예측모형은 항만개발 시기 및 규모 산정에 정확한 데이터를 제공해 항만기본계획 및 수정계획 수립에 기여함

- 국가통계 및 산업 데이터의 통합 및 연계 체계 구축을 통해 항만수요 예측 오차율을 개선함으로써 항만정책의 정확성과 효율성을 제고함
- 다양한 출처의 데이터를 통합 관리할 수 있는 빅데이터 기반 항만 모니터링 및 예측시스템 구축을 통해 실시간 데이터 연계·통합·분석에 활용 가능함

2) 사회·경제적 기대효과

- **국가 경제 및 산업 동향을 반영한 신뢰성 높은 항만물동량 예측으로 항만 효율성 및 경제성 증가**
- 국내외 경제 및 산업 동향은 항만 물류 및 운영에 중대한 영향을 미치기 때문에 경제 구조 및 산업 동향을 적절하게 항만물동량 예측 시 반영하는 것이 매우 중요함
- 신뢰성이 높은 항만물동량 예측모형을 개발하고 이를 지속적으로 개선함으로써 항만개발 및 항만물류의 안정성을 확보할 수 있음
- 항만물동량 예측모형의 신뢰성을 높이기 위해서는 공신력 있는 국가통계 및 다양한 산업 데이터를 활용하여 예측치 오차를 감소시켜야 함
- 정확한 항만물동량 예측치는 공급망 리스크 발생 시 항만의 대응능력 및 운영 효율성을 증가시켜 궁극적으로 국가 경제성의 발전으로 이어짐

EXECUTIVE SUMMARY

A Study on the Advancement of the Non-container Port Throughput Forecasting Model (II)

: Focusing on Oil, Steel, Sand, Wood and Grain

Hwaseop Lee · Seokwoo Choi · Junghoon Shin · Su Young Lee · SeongHyun Cho · Kiyoul Lee

1. Background and Purpose

- Accurate prediction of port cargo volume rationalizes national fiscal spending, prevents unnecessary investments, and enhances the efficiency of port operations.
  - Port development is a capital, manpower, and time-intensive venture. To determine the scale and timing of port development, the government establishes medium-to-long-term port basic plans.
  - Within this process, the prediction of port cargo volume plays a crucial role in determining the scale and timing of port development.

- To enhance the accuracy of port cargo volume prediction, designing models considering internal and external environmental factors influencing port demand is crucial.
  - Existing prediction models utilize variables and methodologies determined by limited experiences and often fail to adapt to rapidly changing industry trends and technologies.
  - Hence, periodic verification of factors highly related to port demand and the application and validation of new methodologies capable of enhancing predictive power are necessary.
- The aim of this study is to diagnose the shortcomings of existing port cargo volume prediction models and improve predictive accuracy through the discovery of new variables and methodologies.
  - This study targets five items (oil, steel, sand, wood, and grains) experiencing increased volatility and prediction uncertainty due to the Russia-Ukraine conflict and the US-China trade disputes.
  - Through the discovery of variables considering the characteristics of the industries and cargo structures of the targeted items, improving prediction processes, and applying and validating new methodologies, the study aims to enhance predictive accuracy.
- This study exhibits high correlation with National Project No, 11: “Realization of the world's best digital platform where all data is connected” and No. 40: “Establishment of a world-leading maritime transportation logistics system.”

- With advancements in utilizing public data and big data analysis technology, the study involves the extensive collection of related industry and national statistical data. It aims to review variables influencing cargo volume predictions, apply validated state-of-the-art artificial intelligence and statistical technologies, and improve the accuracy of port cargo volume predictions, a core element of port logistics.
- This research aims to improve policy support methods based on data to secure the competitiveness of the port logistics industry.

2. Methodology

1) Previous research

▪ An in-depth review was conducted to distinguish between improvements in existing port cargo volume prediction models through variable discovery and those through methodological applications.

- This ensured diversity in the research, including studies focused on improving container cargo volume prediction models, which have seen extensive research in contrast to the target items. The analysis of previous research examined the inclusion of variables with industrial characteristics per item and their applicability.
- Reviewing the methodologies applied in previous research,

aligned with the goals of enhancing prediction models (short-term/mid-to long-term), aimed to assess their adaptability to address current model limitations and improvement directions.

- Analyzing the concepts and characteristics of traditional demand forecasting methodologies, as well as validation and evaluation metrics, ensured the reliability of methodology enhancement and evaluation.

- A comprehensive review of prior research encompassed traditional regression analysis, time-series analysis, and machine learning algorithms, securing the suitability and applicability of the methodologies.
- Analyzing the concepts and traits of training-testing split validation, k-fold cross-validation, and evaluation metrics ensured the consistency and reliability of the verification of improvement outcomes.

2) Diagnosis of existing prediction models

- Analyzing industry trends, industrial structure, and limitations of existing models related to the target items to discuss refinement directions and methodologies.

- The existing oil model doesn't reflect the characteristics of the petroleum chemical industry in predicting petroleum product volumes. Additionally, the top-down distribution of gas volume does not account for the industrial structure.

- The existing steel model fails to capture the cyclical nature of the shipbuilding industry's GDP, and it lacks explanatory power for intuitively selected variables.
- The existing sand model uses an excessive number of estimates for volume prediction and doesn't consider short-term fluctuations in sand's arrival and departure distributions.
- The existing wood model faces robustness issues in predicting the containerization rate, and it fails to reflect the increasing industry volatility.
- The existing grains model lacks sensitivity in reflecting changes in the domestic and international grains industry.

3) Advanced model development

- Proposing advanced strategies tailored to the characteristics of the target items by considering both upstream and downstream industrial structures, discovering new variables, and applying methodologies accordingly.
  - The enhanced model for oil incorporates forecasts for refined petroleum products and the spread of the petroleum industry, aiming to improve predictive accuracy by considering gas storage facility capacity for more precise gas distribution.
  - The advanced steel model introduced shipbuilding steel input as a new variable and suggested methodologies involving PCA (Principal Component Analysis) and XGBoost (Extreme Gradient Boosting).

- For the refined sand model, correlation analysis revealed a link between nationwide sea sand extraction and nearby port cargo volumes. ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) models were applied using monthly port-specific cargo volumes.
- In the advanced wood model, ARIMA was employed to predict containerization rates. Permutation importance was used for variable discovery to enhance the timber supply analysis model, and the potential application of XGBoost was explored.
- The refined grain model identified per capita meat consumption as a key variable through correlation analysis and applied regression analysis to create a model suitable for immediate policy support.

3. Result

▪ Through training-test split validation and k-fold cross-validation, ensuring reliability of the predictive outcomes, utilizing evaluation metrics such as RMSE (Root Mean Squared Error) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error) to secure interpretability of the improvement and prevent biases:

- The enhanced oil model reduced the error rate by 6.3%p in predicting imported refined petroleum and recorded a maximum error rate of 2.5% in gas import predictions, compared to actual figures.
- The refined steel model decreased the error rate by 1.1%p for

steel imports in shipbuilding hubs and reduced the coastal traffic volume prediction error rate by 1.8%p.

- The upgraded sand model notably decreased the error rate by 59.1%p for national sand volume forecasts, particularly reducing error rates at major sand-processing ports such as Incheon Port by 40.7%p, Pyeongtaek-Dangjin Port by 126.3%p, and other ports (Busan, Masan, Jinhae, Ulsan, and Mokpo Port) by 108.7%p.
- The advanced wood model significantly reduced the error rate by 54.9%p in predicting lumber volume and decreased the error rate for other timber forecasts by 61.2%p, showing a respective decrease in the error rate for lumber and other timber import volumes by 27.2%p and 5.9%p.
- The improved grain model achieved a remarkable 49.2%p decrease in error rates for feed grain import volume forecasts.

4. Expected Outcomes

1) Policy effects

- Through data-driven support for port policy decisions, precise planning and execution of port development policies become feasible.
- Enhanced non-container cargo volume prediction models contribute to the accuracy of data, aiding in the establishment and revision of port fundamental plans by providing accurate data for port development timing and scale determination.

- By integrating and correlating national statistics and industry data, it improves the accuracy of port demand predictions, consequently reviewing the accuracy and efficiency of port policies.
- Building a big data-based port monitoring and prediction system that integrates and analyzes real-time data from various sources enables comprehensive data linkage, integration, and analysis.

2) Social and economic effects

- **Reliable port cargo volume predictions that incorporate national economic and industrial trends lead to increased port efficiency and economic viability.**
- Domestic and international economic and industrial trends significantly impact port logistics and operations. Reflecting economic structures and industry trends appropriately in port cargo volume predictions is crucial.
- Developing highly reliable port cargo volume prediction models and continuously improving them secures stability in port development and logistics.
- To heighten the reliability of port cargo volume prediction models, leveraging credible national statistics and diverse industrial data is essential to reduce prediction errors.
- Accurate port cargo volume predictions enhance port responsiveness and operational efficiency in case of supply chain risks, ultimately contributing to national economic development.

01
서론

제1절 연구의 배경 및 목적

1. 연구 배경

2022년 우리나라 전체 항만물동량은 15억 5,107만 톤을 기록, 2021년 대비 2.0% 감소했으나 2013년 이후 연평균 1.5% 증가했다. 2022년 비컨테이너 물동량은 10억 4,835만 톤으로 전체 항만물동량 중 67.6%를 차지한다. 2022년 비컨테이너 물동량은 2021년 대비 0.3% 감소했으나 2013년 이후 연평균 0.9% 증가하고 있다.[1] 비컨테이너 물동량은 코로나19로 인해 글로벌 공급망 위기가 발생했던 2020년을 제외하면 매년 10억 톤 이상의 물동량을 유지하고 있으며 꾸준히 증가하고 있다.

2021년 대한민국 무역의존도는 69.6%이며 수출입 화물의 99.7%가 항만을 통해 운송된다는 점에서 항만은 국가 경제 성장에 기여하는 중요한 기반 시설이다.[2] 수출입 화물의 항만 의존도가 높은 우리나라는 적절한 시기에 충분한 항만시설을 갖추지 못하면 국가 경제에 큰 손실을 끼치게 될

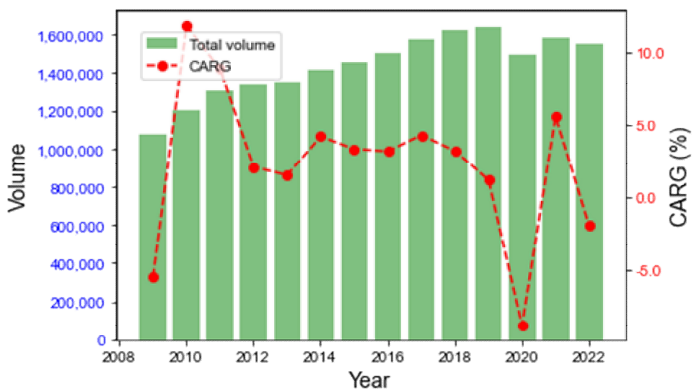
1) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)
2) 진익 외(2023), p. 111.

가능성이 있다. 따라서 국내외 정세에 따라 증감하는 항만물동량을 효과적으로 처리해 국가 경제 성장에 이바지하기 위해서는 적절한 항만시설 개발 시기와 규모 산정이 매우 중요하다.

〈그림 1-1〉 연도별 물동량 및 연평균 증가율 변화

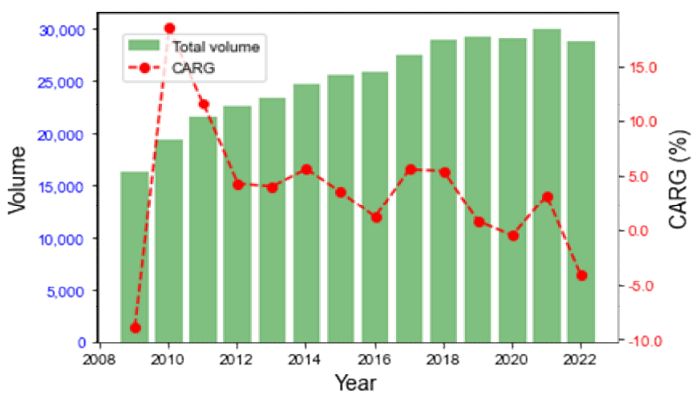
[총 물동량]

단위: 천 톤, %



[컨테이너 물동량]

단위: 천 TEU, %



자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

항만개발은 막대한 재정, 민간 자본, 노동력, 인프라 자원 및 많은 시간이 소요된다. 따라서 정부는 중장기 항만기본계획 수립을 통해 선제적으로 항만개발 규모 및 시기를 결정하여 체계적이고 효율적인 개발 및 운영 정책을 계획한다. 항만개발 규모 및 시기를 결정하는 요소는 항만 수요와 공급이며 항만물동량 예측은 장래의 항만 수요를 예측하는 것을 의미한다. 정확한 항만물동량 예측은 적절한 시기에 항만이 개발되도록 하여 항만 효율성을 증가시킨다. 또한 항만 인프라에 효율적으로 투자하게 함으로써 건전한 재정 지출을 지원하고 과잉 또는 과소 투자를 방지할 수 있다.

기존의 항만물동량 예측모형은 항만의 운영 및 개발 계획, 인프라 투자 결정에 매우 중요한 기준이 된다. 하지만 기존 예측모형은 일부 경험에 의해 결정된 변수들만을 고려하거나 단기적 동향 변화에 유연하게 대응하지 못하는 한계가 있다. 이로 인해 국가적 차원에서는 효율적인 항만 인프라 투자 방향을 설정하는 데 어려움을 겪을 수 있으며 개별 항만 차원에서는 항만 발전 전력 및 실현 가능성을 저해할 수 있다. 또한 산업적 측면으로 보면 부정확한 예측으로 인해 물류비용 증가, 항만 하역능력 부족 등 다양한 문제가 발생할 수 있다. 따라서 상기 명시한 한계점과 문제점을 개선하기 위해 광범위한 변수 검토, 단기 및 중장기 유연성 확보 및 예측정확도 개선을 위한 고도화 방안 도출이 반드시 필요한 실정이다.

항만물동량 예측정확도를 향상시키기 위해서는 항만 수요에 영향을 미칠 수 있는 대내외 환경변화 요인을 정확하게 파악하고 적절하게 모형에 반영할 수 있는 모형 설계가 가장 중요하다. 항만 수요는 관련 산업과 밀접한 연관관계가 있으며 빠르게 변화하는 산업 동향과 짧아지는 제품 수명주기로 인해 예측 불확실성이 높아지고 있다. 따라서 주기적으로 항만 수요와 관련이 높은 요인 변수를 발굴하고 검증하여 모형에 반영시켜야 한다. 한편 2013년 공공데이터 개방 이후 다양한 공공기관 및 산업계 데이터가 공유되고 융합되어 새로운 가치를 창출하고 있다. 데이터 활용에 대한 중요

성과 요구가 증가함에 따라 다양한 분야의 대량의 데이터를 적절하게 활용하여 예측정확도를 높일 수 있는 고도화된 통계 및 인공지능 기술 적용이 필요하다.

2. 연구 목적

본 연구의 목적은 항만물동량 예측모형에 대한 실증분석을 통해 현재 모형의 문제점을 진단하고 예측 절차 개선, 새로운 변수 발굴 및 방법론 적용을 통해 예측모형을 재설계함으로써 예측정확도를 높이는 것이다. 한국해양수산개발원의 항만수요예측센터는 매년 13개 주요 품목[3]과 컨테이너 물동량을 예측한다. 최근 코로나19의 종식, 러시아-우크라이나 전쟁 및 미·중 무역분쟁의 영향으로 물동량 변동성과 예측 불확실성이 가중되고 있는 품목 중 본 연구의 예산 및 기간을 고려해 유류, 철재, 모래, 목재 및 양곡 5개 품목을 연구 대상으로 선정했다.

유류의 경우 OPEC+(석유수출국기구+주요 산유국 협의체)가 2022년 10월 하루에 200만 배럴 감산, 2023년 4월 하루에 116만 배럴 추가 감산을 결정했다.[4] 국제적으로 중국의 리오프닝을 통해 원유가격이 급등할 위험성이 커졌으며, 석유제품 글로벌 수요 증가에 따라 2002년 이후 연평균 수출 증가량이 4.7%를 기록하고 있다. 철재는 중국의 철강 감산 정책 및 증치세 환급 폐지[5] 등에 따라 2022년 수입량이 전년 대비 8.5%(161만 톤) 감소했다. 2023년 국내 조선업의 호황으로 주요 전방산업의 회복세 등 수급 환경변화로 인해 예상치 못한 물동량 변동성이 발생하고 있다. 모래의 경우 바다모래 채취 규제 기조가 계속되고 지역 환경단체들의 거센 반

3) 양곡, 시멘트, 모래, 석탄, 철광석, 기타광석, 화학공업생산품, 목재, 고철, 철재, 자동차, 잡화, 유류
4) Reuters(2023.4.3., 검색일: 2023.12.4.)
5) 상품 유통과정에서 발생하는 부가가치액을 과세근거로 삼는 거래세

발로 채취 허가 구역을 지정받기가 어려운 상황이다. 그로 인해 2023년 7월 기준 전국 모래 물동량은 전년 대비 66.8% 감소했다. 목재는 수출입 컨테이너 수송 비중이 급증(2002년 14.9% → 2022년 51.3%)함에 따라 컨테이너화율 문제, 국내 에너지 산업의 친환경 정책으로 인한 수급 변동성이 발생하고 있으며, 양곡의 경우 러시아-우크라이나 전쟁과 전 세계적 기후변화로 인한 선물 및 현물 가격 급등, 식량안보 문제가 대두되고 있다.[6)]

이처럼 국내외 공급망이 급격하게 변화할 때 항만은 국가의 물류 허브로서 중요한 역할을 수행한다. 항만물동량을 정확하게 예측하여 공급망 위기에 대응하기 위한 항만 인프라를 적재적소에 투자함으로써 경제적 효과를 이룰 수 있다. 이를 통해 항만개발에 필요한 자본을 효과적으로 사용할 수 있고 불필요한 투자를 줄임으로써 국가 경제에 부담을 줄일 수 있다. 또한 정확한 항만물동량 예측은 항만의 운영 효율성을 높인다. 항만물동량 증감에 따라 항만당국은 필요한 인력, 장비 및 기타 지원 자원들의 배치를 효율적으로 할 수 있다. 이는 항만 운영비용을 줄일 수 있으며 항만 사용자에게 더 나은 서비스를 제공함으로써 경쟁력을 높일 수 있다.

본 연구는 국정과제 11. '모든 데이터가 연결되는 세계 최고의 디지털플랫폼 정부 구현'과 40. '세계를 선도하는 해상교통물류체계 구축'과 연계성이 깊다. 고도화된 항만물동량 예측모형은 품목과 관련된 산업 및 국가통계 데이터를 수집하여 물동량 예측치에 영향을 미칠 수 있는 변수를 선정, 데이터에 기반한 정밀한 예측결과를 도출하여 항만정책 및 운영을 위한 의사결정을 돕는다. 또한 신뢰도 높은 장기적 항만수요 예측결과는 스마트항만의 개발 규모 및 방향을 설정하는 데 활용되며, 글로벌 항만경쟁력 확보가 가능하다.

6) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

제2절 연구의 내용 및 방법

1. 연구 내용

본 연구는 8개 장으로 구성되어 있다. 제1장은 연구의 배경 및 필요성을 제시하고 연구의 목적을 제시한다. 연구 목적을 달성하기 위해 컨테이너를 포함한 대상 품목에 대해 예측모형 고도화 관련 선행연구를 조사하고 본 연구와의 차별점을 시사한다. 제2장은 항만물동량 예측 시 일반적으로 사용되거나 본 연구에서 새롭게 적용한 예측방법론, 변수 중요도 및 검증 방법론을 분석한다.

제3장부터 제7장은 대상 품목별 항만물동량 예측모형 고도화이다. 제3장은 유류, 제4장은 철재, 제5장은 모래, 제6장은 목재, 제7장은 양곡 물동량 예측모형 고도화로 구성된다. 각 장은 대상 품목 관련 국내외 동향, 기존 예측모형 진단 및 개선으로 구성된다. 각 장은 먼저 대상 품목별 국내외 산업 동향을 분석하고, 품목별 주요 연관 산업 및 산업구조를 분석한다. 그 후 기존 예측모형의 수입, 수출 및 연안물동량 예측방법에 대해 미처 고려하지 못했던 산업구조 및 특성을 적용하여 한계점을 진단한다. 마지막으로 예측모형 진단에서 도출한 한계점을 보완하기 위한 개선방안을 제시한다. 개선방안 도출에서는 다양한 항만 관련 데이터와 품목별 연관 산업 데이터를 활용하여 품목별 특성에 맞는 예측모형별 주요 변수를 발굴한다. 전통적인 통계 방법론과 고도화된 기계학습 알고리즘을 적용해 예측 프로세스를 개선한다. 개선된 모형의 우수성을 평가하기 위해 실제 물동량, 기존 예측모형과 개량된 예측모형 간의 예측정확도를 평가한다.

제8장은 결론 및 연구활용으로 대상 품목별 기존 모형의 한계와 개선 결과를 요약하고 연구 중에 도출된 한계점 및 추후 개선 방향에 대해 제시한다.

국내외 예측 전문가의 의견을 수렴하여 지속적으로 항만물동량 예측모형 개선과 고도화를 진행할 수 있는 체계를 구축하고 연구 결과의 활용성을 높이기 위한 방안을 제시한다.

2. 연구 방법

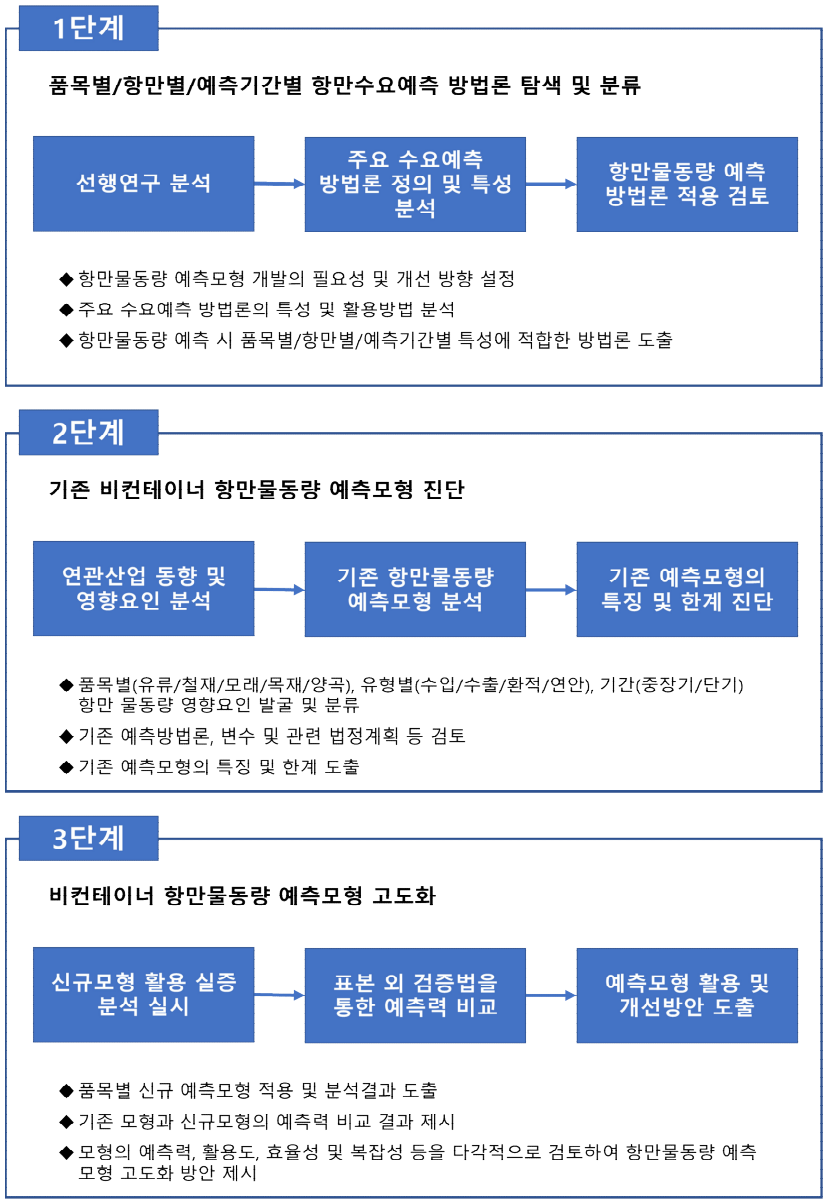
본 연구의 내용 및 방법은 〈그림 1-2〉에 나타나 있다. 1단계에서는 품목별, 항만별, 예측기간별로 적용 가능한 예측방법론을 도출한다. 선행연구를 통해 최근 연구에서 활용한 예측방법과 통계 방법론에 대한 분석을 진행한다. 각 예측 및 통계 방법론을 정의하고 특성을 도출하여 품목별(유류/철재/모래/목재/양곡), 항만별(품목 물동량 발생 항만), 유형별(수입/수출/연안입항/연안출항) 및 예측기간별(단기/중장기)로 적용 가능한 예측방법론이 어떤 것인지 선별한다. 그 과정에서 국내외 학술논문 및 보고서를 수집하여 분석하고 연구진들과의 브레인스토밍을 통해 물동량 예측 시 품목별, 항만별, 유형별 및 예측기간별 특성에 따라 차별화된 방법론을 도출한다.

2단계에서는 기존 항만물동량 예측모형의 연관 산업 동향 및 변수를 분석한다. 품목별 연관 산업의 수급 구조를 파악하고 산업 특성을 반영할 수 있는 특성화된 예측 프로세스를 제시한다. 항만물동량에 영향을 미치는 산업별 기존 변수를 조사하고 새로운 변수를 발굴한다. 기존 예측모형에서 미처 고려하지 못했거나 고려 중이지만 연관성이 낮은 변수에 대한 선별연구가 진행된다. 특히 수입, 수출 및 연안물동량의 유형과 항만 배후산업의 특성에 따른 품목별로 구분하여 변수를 발굴한다. 대상 품목의 전문가 집단을 활용하여 기존 모형에서 고려된 기존 변수와 신규 변수에 대한 타당성 분석을 의뢰하여 의견을 수렴한다.

3단계에서는 1단계에서 정의된 방법론, 2단계에서 정의된 예측모형의

한계점을 보완하여 신규 모형 활용에 대한 실증분석을 실시한다. 해당 품목과 예측모형에 대한 문제점을 도출하고 선별된 변수를 고려해 모형을 재설계한다. 선별된 변수, 전통적인 통계 방법론(회귀분석, 원단위법, 추세분석), 시계열분석(이동평균법: ARIMA, Auto-regressive integrated moving average) 및 고도화된 기계학습 기반 예측방법론(랜덤 포레스트. XGboost)을 결합해 예측 프로세스를 개선한다. 개선모형은 공신력 있는 공공 및 산업 데이터를 기반으로 하며 실제 항만개발 및 운영을 위한 예측치로 활용 가능한 모형으로 구현한다. 모형 구현은 R, Python, Excel 등의 통계 패키지를 활용한다. 실증분석을 통해 도출한 예측치는 교차검증법(훈련-테스트 분할검증, k-fold 교차검증)을 활용하여 신뢰도 높은 검증을 실시하며 RMSE(Root Mean Squared Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error) 및 MSPE(Mean Squared percentage error)로 오차분석을 위한 보편적 방법론을 적용하여 비교·검토한다. 마지막으로 최종 예측치는 품목별 수요예측 자문위원회를 통해 수정·보완한다.

〈그림 1-2〉 단계별 연구 내용 및 방법



자료: 저자 작성

제3절 선행연구 검토

1. 선행연구 검토

항만물동량 예측모형 개발과 관련이 깊은 선행연구는 주로 컨테이너 물동량을 대상으로 한다. 본 연구에서 검토하고자 하는 선행연구의 범위는 대상 품목 외에 컨테이너 예측모형을 포함하여 다양성을 확보한다. 또한 유형별(수입, 수출, 연안) 특성에 따른 예측모형 개선연구, 단기 혹은 시나리오 기반의 예측모형 개선 연구도 검토된다. 선행연구 검토는 산업 특성을 분석해 새로운 변수 발굴을 통한 예측모형 개선 및 새로운 방법론을 적용한 연구, 예측 대상의 특성에 맞는 방법론을 적용한 연구를 구분해서 분석한다. 검토된 선행연구 중 본문에 명시되지 않은 연구는 부록에 나타나 있다.

1) 변수 발굴을 통한 모형개선

Dragan et al.(2021)은 컨테이너 물동량 예측을 위해 54개 거시경제변수를 주성분 분석(PCA, Principal component analysis), 다변량 선형회귀분석(MLR, Multiple liner regression)과 몬테카를로(MC, Monte carlo) 시뮬레이션을 통해 산업 특성에 맞는 요인을 추출해 예측에 적용했다. Lam et al.(2004)은 홍콩항의 37개 물동량 관련 요인 중 MC를 통해 수출입 교역액, 인구, 전기 사용량, 건설·건축비 및 GDP 등을 주요 요인으로 선별했다. Huang et al.(2020)은 중국의 GDP, 거래국의 GDP, 지리적 지표, 육상운송 및 철도운성 물동량, 인구증가율을 통한 물동량의 흐름을 예측했다.

철재의 경우 Xuan & Yue(2016)는 철 생산량, 단위철 생산 시 소요되는 철재의 양을 기반으로 철재 수요량을 예측했으며 Hatayama et al.(2010)은 42개국의 철재 사용량, 재고량 및 경제성장률을 통해 장래 철 재고량을 2050년까지 장기 예측했다. 박성일 외(2012a)는 GDP, BDI(Baltic dry index), 환율 등의 요인을 경제지표, 제조업 발전 및 건설업 발전 지표로 구분해 인천항 철재 물동량 예측에 적용했다. Abdullahi et al.(2014)은 유류 수익률과 거래량 사이의 인과관계를 분석해 예측에 활용했다.

목재 물동량 예측을 위해 Kolo & Tzanova(2017)는 자연보호 법률, 목재 시장 지표 및 독일 원목 수출입 가격을 통한 물동량 예측 연구를 진행했다. 여기태 외(2013)는 GDP, 환율, BDI, 부동산 경기, 건축허가면적 및 건설수주액을 통해 인천항 원목 물동량을 예측했으며 원목 수급량은 부동산 요인보다 경제변화에 더 민감하게 반응한다고 주장했다.

양곡의 경우 DeVuyst et al.(2009)이 국가 간 수요 변화 추세, 운송 지연 비용 및 운송방식(육송, 철송 및 해송)에 따른 물동량 예측 연구를 진행했다. Gao et al.(2014)은 중국의 1인당 곡물 소비량, 도시와 농촌 지역의 소비량 비중, 곡종(옥수수, 밀, 쌀)별 소비량에 따른 곡물 수요를 예측했다. 모래의 경우는 Chung & Jeon(2021)이 수출입국가의 GDP와 인구를 활용해 항만별 모래 물동량을 2050년까지 예측했다.

2) 방법론 적용을 통한 모형개선

전찬영·송주미(2006)는 인공신경망(ANN, Artificial neural network)을 활용하여 단기 물동량을 예측했다. 하준수 외(2021a, b)는 CART(Classification and regression tree) 모형과 ARIMA를 적용해 단기 예측모형을 개발했다. 민경창·하헌구(2014)는 ARIMA와 SARIMA(Seasonal ARIMA) 모형 간의 컨테이너 물동량 예측 성능을 비교했다. 신창훈·정수현(2011)은 ARIMA와

ANN을 결합한 하이브리드 모형을 제시했으며 김두환·이강배(2020)는 SARIMA와 LSTM을 부산항 컨테이너 물동량 예측에 적용해 두 모형의 예측정확도를 비교했다. Gao et al.(2016)은 VAR(Vector autoregressive model), 모형 선택 방법(Model selection method) 및 정보 기반 기준(Information-based criteria) 등 10개의 모형을 적용해 우수한 모형 6개를 선정, 평균법으로 홍콩항과 선전항의 원별 컨테이너 물동량을 예측했다. Jiang et al.(2019)은 게임이론을 통해 배후단지를 공유하는 항만의 물동량 예측모형을 개발하고 실증·분석했다. Zhang et al.(2013)은 Gray 예측 모형과 로지스틱 성장 모형을 혼합한 모형을 제안했다.

김정은 외(2018)는 인천항 원목 물동량을 예측하기 위해서 ARIMA, 홀트-윈터스(Holt-Winters) 가법, 단순시계열모형과 본 연구에서 제시하는 TSMR(Two way seasonality multiplied regressive model)을 적용해 예측력을 비교했다. Kolo & Tzanova(2017)는 독일의 목재 수출입 물동량 예측을 위해 VECM(Vector error correction model) 모형을 적용했다. 박성일 외(2012a, 2012b), Chung & Jeon(2021) 및 여기태 외(2013)는 시스템 다이나믹스(SD, System dynamics)를 적용해 인천항의 철재, 양곡 및 목재 물동량을 예측했으며 북한 항만의 모래 물동량 예측에도 적용했다. Xuan & Yue(2016)는 IPAT(Impact, population, affluence, technology) 모형을 통해 철 생산량과 수요량을 예측했다. Abdullahi et al.(2014)은 유류 거래량 예측을 위해 GMM(Generalized method of moment)을 적용했으며 거래량과 수익률의 관계 정의를 위해 Granger 인과관계 접근법 및 임펄스 반응을 위한 분산분석(ANOVA, Analysis of variance)을 실시했다.

〈표 1-1〉 주요 선행연구 요약

구분	발굴 변수	방법론 적용
총 물동량 (컨테이너)	• GDP(수출입 국가) • 인구증가율 • 수출입교역액 • 건설·건축비 • 전기 사용량 • 지리적 지표 • 운송 비율(육송 및 철송 비중)	• ANN • CART • ARIMA • SARIMA • VAR • Gray 예측 모형 • 로지스틱 성장 모형
유류	• 유류 수익률 • 유류 거래량	• GMM • LSTM • Graph Convolution Network
철재	• BDI • 조강 생산량 • 철재 재고량 • 환율	• SD • IPAT • Particle swarm optimization • Gray 예측 모형
모래	-	• SD
목재	• 자연보호 법률 적용 • 목재 시장 지표 • 원목 수출입 가격 • 부동산 경기 • 건축허가면적 • 건설수주액	• ARIMA • 홀트-윈터스 가법 • 단순시계열 • TSMR • VECM • SD
양곡	• 국가별 수요 • 운송 지연 비용 • 운송 비율(육송 및 철송 비중) • 1인당 곡물 소비량 • 도시/농촌 소비량 비중 • 곡종별 소비량 • 수출입국가의 GDP	• ANN • SD • 공간 흐름 분석 • 최소자승법 • 단순시계열

자료: 저자 작성

2. 선행연구와의 차별점

항만물동량 예측모형 고도화 관련 선행연구는 컨테이너를 위주로 진행되었으며 비컨테이너 품목은 다양한 연구가 많이 진행되지 않은 상태로 다양한 변수와 방법론을 적용한 연구가 필요하다. 본 연구는 국내 31개 무역항을 대상으로 하며 대상 품목의 물동량이 발생하는 항만별·유형별(수입/수출/연안) 물동량을 모두 고려한다. 따라서 특정 항만 및 품목만을 고려한 기존 연구와는 연구 대상 및 범위에서 차별성을 가진다.

본 연구는 실제 활용 중인 항만물동량 예측모형에 대한 실증분석을 실시하고 문제점을 진단한 후 새로운 변수 및 방법론을 적용해 예측정확도를 개선하는 방향으로 진행된다. 대부분의 선행연구에서 예측모형에 특정 변수와 방법론의 적용 효과를 제시하는 것과 달리 본 연구는 현재 모형의 문제점 진단, 예측 프로세스 개선, 신규 변수 발굴 및 방법론 적용 등 다양한 유형의 문제해결 방안을 종합적으로 고려하여 개량된 모형을 제시한다는 측면에서 연구 방향성에 차별성을 가진다.

연구에 적용된 데이터와 예측 기간 측면에서도 차별성을 가진다. 본 연구는 1994년부터 집계된 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)의 31개 무역항 데이터를 사용하며, IHS markit, 한국은행 등 상대적으로 많은 시계열 데이터를 사용하여 2040년까지의 장기 예측을 목표로 한다. 기존 연구는 상대적으로 짧은 시계열 데이터를 활용하며 단기 예측 연구에 집중되어 있다.

마지막으로 연구의 해석 및 실용성에서 차별성을 가진다. 기존 연구와 본 연구는 예측모형의 오차율 평가를 통해 개선 정도를 개량하는 것은 동일하다. 하지만 본 연구는 모형의 해석력과 활용성 등을 다각적으로 고려해 개선방안을 제시한다. 기존 선행연구들이 예측력을 기반으로 기존 모형

의 예측력 개선에 그친 반면 본 연구는 정책적 활용성을 고려한 개선방안을 제시했다는 데에서 차별점을 가진다.

〈표 1-2〉 연구 차별성

구분	본 연구	기존 연구	참고문헌
연구 대상	• 국내 31개 무역항 중 물동량 발생 항만 • 유형별(수입/수출/연안) 물동량	• 특정 항만 • 총 물동량 위주	• 박성일 외(2012a, b) • Gao et al.(2016) • 김정은 외(2018) • Chung & Jeon(2021)
연구 방향성	• 모형 문제점 진단 • 산업구조 분석 • 신규 변수 발굴 • 고도화 방법론 적용	• 신규 변수 발굴 • 고도화 방법론 적용	• Lam et al.(2004) • Zhang et al.(2013) • Xuan & Yue(2016) • Huang et al.(2020)
활용 데이터 및 예측 기간	• 1994년 이후 물동량 • 장기간의 시계열 자료	• 상대적으로 단기간 시계열 자료 활용	• 전찬영·송주미(2006) • 김두환·이강배(2020) • 하준수 외(2021a, b)
해석 및 실용성	• 모형의 해석력 고려 • 정책 활용성 고려	• 평가 지표 개선 목표	• Jiang et al.(2019) • Dragan et al.(2021)

자료: 저자 작성

02
항만 수요예측 방법론

본 장은 항만 수요예측에 주로 사용되는 수요예측 및 평가검증 방법론을 소개한다. 수요예측 방법론은 통계적 회귀분석, 시계열분석, 기계학습 알고리즘 및 변수 중요도 분석으로 구성되며, 평가검증 방법론은 성능 평가 지표와 검증방법에 대해 설명한다. 본 장은 각 방법론의 특징 및 한계를 분석하고 방법론 적용을 위한 시사점을 도출한다.

제1절 수요예측 방법론

1. 회귀분석

1) 단순회귀분석

단순회귀분석은 수요예측 시 가장 많이 사용되는 방법론으로 Galton (1886)이 처음 제시했으며 다양한 연구자들에 의해 그 개념이 발전됐다. 단순회귀분석은 두 변수 사이의 인과관계를 모형화하는 통계적 방법론으로

서 하나의 독립변수와 하나의 종속변수 간의 선형관계를 설명하는 데 사용된다. 회귀분석의 목적은 두 변수 사이의 관계를 파악하고 종속변수의 값을 예측하는 데 사용되어 일반적으로 항만 수요예측 모형에 가장 많이 사용되는 방법론으로 단순회귀분석의 수식은 다음과 같다.

$$y = \alpha + \beta x + \epsilon \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 2\text{-}1]$$

여기서 y는 종속변수(예측하려는 값), x는 독립변수(예측을 위해 사용하는 변수), α는 y절편, β는 기울기(x의 변화량당 y의 변화량), ϵ는 오차항을 의미한다.

단순회귀분석은 선형성, 독립성, 동분산성, 정규성 및 오차의 독립성을 가정한다. 선형성이란 종속변수와 독립변수 사이의 관계가 선형을 띠는 것을 의미하며 독립성은 각각의 관측치가 독립적이라고 가정한다. 동분산성과 정규성은 오차항의 분산이 일정하며 정규분포를 따르는 것을 의미하고 오차항 간에는 자기상관성(autocorrelation)이 없음을 나타내는 것이 오차의 독립성이다.

단순회귀분석은 두 변수 간의 관계만을 고려하기 때문에 다수의 독립변수가 종속변수에 영향을 미칠 경우에는 다중회귀분석을 실시해야 한다. 또한 검정통계량 및 회귀계수의 유의성 검정을 통해 독립변수와 종속변수 간의 관계가 통계적으로 유의한지 판단해야 한다.

2) 다중회귀분석

다중회귀분석은 여러 독립변수들이 하나의 종속변수에 미치는 영향을 모형화하는 통계적 방법론이다. 항만 수요는 다양한 경제적·구조적 변수의

영향을 받기 때문에 단순회귀분석과 마찬가지로 항만 수요예측에 주로 사용된다. 다중회귀분석은 다수의 독립변수가 종속변수에 미치는 영향을 동시에 고려한다. 아래는 다중회귀분석의 일반식이다.

$$y = \alpha + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_n x_n + \epsilon \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-2]}$$

여기서 y는 종속변수(예측하려는 값), $x_1, x_2, ..., x_n$는 독립변수들(예측을 위해 사용하는 변수), α는 y절편, $\beta_1, \beta_2, ..., \beta_n$는 각각의 독립변수에 대한 기울기($x$의 변화량당 y의 변화량), ϵ는 오차항을 의미한다.

다중회귀분석은 단순회귀분석과 동일한 가정을 하지만 다중공선성 문제를 고려해야 한다. 다중공선성은 독립변수들 간 높은 상관관계가 있을 때 발생하는 문제로 독립변수들 간의 개별 영향력을 정확하게 구분하기 어렵게 된다. 다중공선성이 고려되지 않은 다중회귀분석 모형은 모형 안정성과 해석력이 떨어질 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 주요 변수 선택을 위한 변수 중요도를 분석한다.

3) 로그추세모형

로그추세모형은 시계열 데이터의 추세를 설명하기 위해 독립변수 및 종속변수에 로그 변환을 사용하는 회귀모형 중 하나이며 주로 지속적인 증가 또는 감소 패턴을 선형화하는 데 사용된다. 로그 변환은 데이터의 비선형을 선형화하는 데 주로 사용되며 이상치의 영향을 줄이고 모형 적합도를 증가시키기 위해 사용된다. 로그추세모형은 로그-선형, 선형-로그 및 로그-로그 모형으로 구분된다. 로그-선형 모형은 종속변수만 로그로 변환되는 모형으로 일반식은 [식 2-3]과 같다. 선형-로그와 로그-로그는 그 이름에서 알 수 있듯이 독립변수만 로그로 변환하는 모형과 종속변수와 독립변수

모두 로그 변환하는 모형이다. 그 일반식은 각각 [식 2-4]와 [식 2-5]에 나타나 있다.

$$y_t = \alpha + \beta ln(x_t - x_0) + \epsilon \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-3]}$$

$$\ln(y_t) = \alpha + \beta (x_t - x_0) + \epsilon \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-4]}$$

$$\ln(y_t) = \alpha + \beta ln(x_t - x_0) + \epsilon \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-5]}$$

여기서 y_t는 t기의 종속변수이며 x_t는 t기의 연도, x_0는 초기 연도, α는 α는 y_t절편이며 β은 회귀계수이다.

2. 시계열분석

1) 이동평균법

이동평균법은 주로 시계열분석에서 사용되는 기법이며 시계열 데이터의 잡음(noise)을 제거하거나 추세를 파악하는 데 사용된다. 이동평균법은 연속적인 데이터의 평균을 계산하여 그 결과로부터 나온 새로운 시계열 데이터를 생성하는 방법이다. 주어진 시점 t에서의 이동평균값은 해당 시점을 포함한 일정 개수의 과거 데이터의 평균으로 구할 수 있다. 아래 식은 이동평균법의 일반식이다.

$$MA_t = \frac{1}{k}\sum_{i=0}^{k-1} y_{t-i} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-6]}$$

여기서 MA_t는 t기 이동평균값이며 y_{t-i}는 $t-i$기의 값, k는 이동평균

기간이다. 이동평균법은 데이터의 변동성을 제거하여 시계열 데이터의 주요 추세를 더 명확하게 할 수 있지만 데이터의 평균을 취하기 때문에 추세의 전환을 빠르게 반영할 수 없다는 단점이 있다.

2) ARIMA

ARIMA는 자동회귀(AR, Autoregression), 차분(I, Integrated) 및 이동평균(MA, Moving Average)을 결합한 모형이다. AR은 시계열 값이 이전 관측치의 선형 조합으로 설명될 수 있다는 가정을 기반으로 한다. AR 모형의 수식은 아래와 같다.

$$\phi(B)Y_t = c + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + ... + \phi_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-7]}$$

여기서 Y_t는 t기 예측값, c는 상수, $\phi_1, \phi_2, ...$자동회귀 계수, p는 AR 모형의 차수(활용할 과거 관측치 개수), ϵ_t는 t기 오차항이다. AR 모형은 정상성(stationary)을 가진 시계열 데이터에만 적용 가능하기 때문에 비정상성(non-stationary)을 제거하기 위해 차분을 통해 정상성을 확보한다.

$$(1-B)^d Y_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-8]}$$

여기서 d는 차분의 차수, $(1-B)^d$는 Y_t의 d차 차분을 의미한다. 이동평균은 [식 2-9]로 표현될 수 있으며 이를 종합하면 ARIMA 모형의 일반식은 [식 2-10]과 같다.

$$\theta(B)\epsilon_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + ... + \theta_q \epsilon_{t-q} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-9]}$$

$$\phi_p(B)(1-B)^d y_t = \theta_q(B)e_t,\ e_t \sim i.i.d.(0,\sigma_e^2) \cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 2\text{-}10]$$

여기서 $\phi_p(B)$와 $\theta_q(B)$는 각각 $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 \cdots - \phi_p B^p$, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_1 B^2 \cdots - \theta_q B^q$이다. ARIMA 모형은 (p, d, q) 세 가지 매개변수로 구성되며 p는 AR의 차수, d는 차분의 차수, q는 이동평균의 차수를 나타낸다.

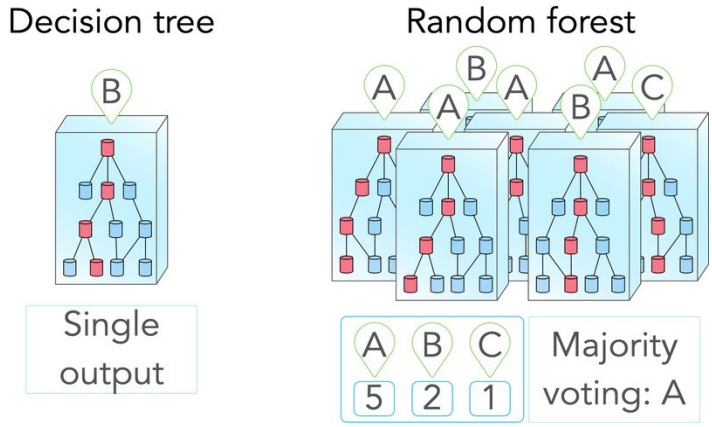
3. 기계학습 알고리즘

1) 랜덤 포레스트

랜덤 포레스트(Random Forest)는 분류 및 예측 문제에 주로 적용되는 의사결정나무를 사용한다. 의사결정나무는 트리구조를 사용하여 데이터를 분할하고 각 분기점에서 특정 규칙을 적용하여 분류 및 예측하는 방법론이다. 의사결정나무는 강력한 예측력을 가지는데 트리의 구조에 따라 과적합(overfitting)이 발생할 수 있다. Breiman(2001)은 의사결정나무의 과적합 문제를 해결하기 위해 다수의 의사결정나무를 학습시키고 각 나무의 예측 결과를 투표로 결정하는 앙상블 방법의 랜덤 포레스트를 제안했다. 〈그림 2-1〉은 의사결정나무와 랜덤 포레스트의 개념도이다.

랜덤 포레스트는 무작위로 의사결정나무와 학습 데이터를 선정해 모형의 다양성을 증가시키고 과적합이 감소되는 경향이 있다. 또한 분류, 회귀 및 변수 중요도 측정에 활용할 수 있어 다양한 문제에 적용 가능하다는 장점이 있다. 모형 설계에 따라 결측치를 처리할 수 있고 다수의 의사결정나무를 사용해 이상치에 대한 강건성을 확보할 수 있다는 특징이 있다.

〈그림 2-1〉 의사결정나무와 랜덤 포레스트의 개념

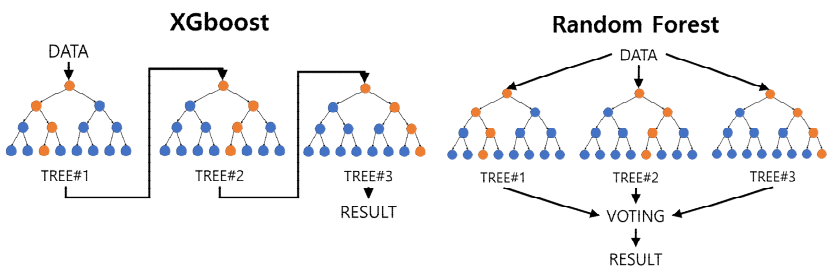


자료: Pickles, Stone, & Jacques(2020), p. 514.

2) XGboost

XGBoost(eXtreme Gradient Boosting)는 여러 약한 학습기의 예측을 결합하여 강력한 예측모형을 생성하는 앙상블 학습 방법이며, 모형에 학습기를 순차적·반복적으로 학습시키며 이전 모형의 잔차를 수정하는 방식이다. 학습기로는 일반적으로 의사결정나무 모형을 활용하며, 과적합을 방지하기 위해 정규화된 약한 의사결정나무를 사용한다. XGBoost는 트리 기반 알고리즘의 변수 간 결합 효과 포착, 앙상블 모형의 샘플링 프로세스 무작위성 등의 특성으로 다중공선성 문제를 완화할 수 있다고 알려져 있다(Chen and Guestrin, 2016). XGboost와 랜덤 포레스트 개념의 차이는 〈그림 2-2〉에 나타나 있다.

〈그림 2-2〉 XGboost와 랜덤 포레스트



자료: Medium(2019.10.9., 검색일: 2023.12.18.), 저자 재작성

4. 변수 중요도 분석

1) 상관분석

상관분석은 두 변수 간 선형관계의 방향성과 강도를 측정하는 통계적 방법론으로 주로 변수의 중요도를 측정하는 데 사용된다. 상관관계의 강도는 상관계수를 통해 표현되며 일반적으로 피어슨 상관계수(Pearson correlation)를 사용한다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_y - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_y - \bar{y})^2}} \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 2\text{-}11]$$

여기서 r은 피어슨 상관계수, x_i와 y_i는 각각 변수 X와 Y의 개별 관측치, $\bar{x}$와 $\bar{y}$는 각각 변수 X와 Y의 평균이다. 상관계수 r은 -1과 1 사이의 값을 가지며 1은 완벽한 양의 상관관계, -1은 완벽한 음의 상관관계, 0은 상관관계가 없음을 나타낸다.

2) 주성분 분석(PCA)

주성분 분석(PCA, Principal component analysis)은 복잡한 데이터를 분석하고 해석하는 데 사용되는 차원 축소 모형이다. 가능한 한 많은 정보를 유지하면서 변수의 개수를 줄이는 것을 목표로 하며, 기존 변수의 선형 조합으로 이루어진 주성분(Principal component)을 식별한다. 식별된 주성분끼리는 서로 독립적으로 상관관계가 없으며, 이에 따라 변수를 제거하지 않고도 다중공선성 문제를 효과적으로 해결할 수 있다.

PCA에서는 기존 p개 독립변수의 선형 조합으로 만들어진 $k(k \leq p)$개의 주성분으로 데이터를 압축한다. PCA의 프로세스를 설명하기 위해 먼저 t 시점, p개의 독립변수를 가진 시계열 행렬을 X라고 가정하고, X의 공분산 행렬을 Σ라고 가정한다. Σ의 고유벡터(eigenvector)와 고윳값(eigenvalue)을 각각 e_i와 λ_i(단, $i = 1, \cdots, p$, $\lambda_1 \geq \cdots \geq \lambda_p$)라고 나타낸다. 이때 첫 번째 주성분은 $e_1^T X$로 나타내며, 공분산 행렬 Σ의 가장 큰 분산을 설명하고 있어, 데이터 분포에 대한 가장 중요한 정보를 담고 있다고 할 수 있다. i번째 주성분을 $e_i^T X$라고 할 때 i값이 작을수록 더 많은 정보를 담고 있는 주성분이며, 각 주성분은 고유벡터의 성질에 따라 서로 독립적이다. p개의 주성분 중 더 작은 k개를 선택함으로써 효과적으로 데이터 차원을 축소할 수 있다.

3) 순열 중요도

순열 중요도(Permutation importance)는 기계학습 알고리즘에서 입력변수를 의미하는 특성(features)의 중요도를 측정하는 방법론 중 하나이다. 특히 랜덤 포레스트 및 XGboost 같은 복잡한 모형의 특성 중요도를 해석할 때 주로 사용된다. 본 연구에서는 용어의 통일성을 위해 특성을 변

수로 정의한다. 순열 중요도는 경험적 방식으로 변수 중요도를 측정한다. 먼저 기존 데이터로 학습된 모형으로 예측정확도를 평가한다. 그 후 특정 변수를 수정해 예측 결과에 미치는 영향을 평가한다. 기존 데이터를 활용한 예측 결과와 수정된 데이터를 활용한 예측 결과의 차이로 특성 중요도를 평가한다. 이런 과정을 반복하여 모든 변수에 대한 중요도를 측정할 수 있다.

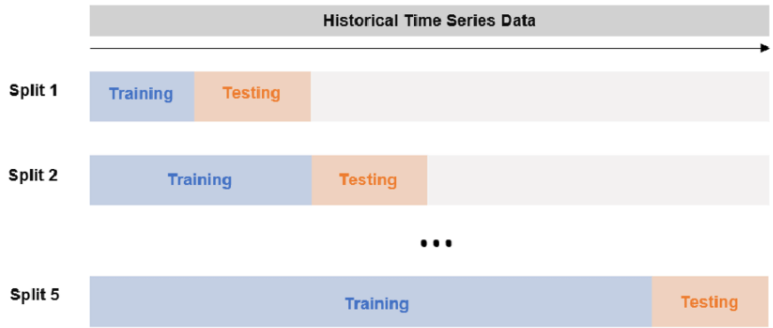
제2절 검증 방법론 및 평가 지표

1. 검증 방법론

1) 훈련-테스트 분할검증

훈련-테스트 분할검증(Train-Test Split)은 훈련과 검증 데이터를 나누는 방법으로 분할된 두 데이터 중 하나는 모형 훈련에 사용되고 다른 하나는 성능 검증에 사용된다. 〈그림 2-3〉은 훈련-테스트 분할검증의 개념도이다. 시계열 데이터 검증을 위해 과거 실적값을 5개로 분할(split)한 경우이다. 본 검증법은 과적합을 방지하고 모형의 일반화 성능을 평가하는데 주로 사용되며 계산과 구현이 간단하다는 장점이 있다. 하지만 데이터의 양이 적을 경우 중요한 패턴이나 특징을 나타내지 못한다는 단점이 있다.

〈그림 2-3〉 훈련-테스트 분할검증 개념도

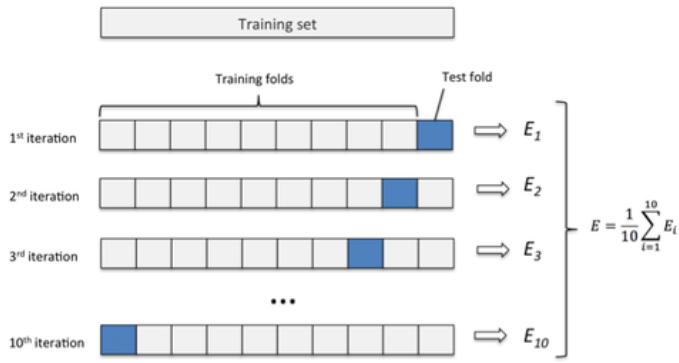


자료: Vien et al.(2021), p. 65.

2) k-fold 교차검증

k-fold 교차검증은 데이터를 k개의 동일한 크기를 가진 부분 집합(fold)으로 나누는 방법을 기반으로 한 교차검증 방법론이다. k-fold 교차검증법은 k번의 반복을 수행하는 동안 k개의 fold 중 하나를 검증 데이터로 사용하고 $k-1$개의 fold는 훈련 데이터로 사용한다. k-fold 교차검증은 모든 데이터가 훈련 및 검증에 사용되고 훈련과 검증 데이터가 분리되어 있어 과적합을 감소시킨다. 〈그림 2-4〉는 k-fold 교차검증법의 개념도이다. k-fold 교차검증법은 데이터가 적은 경우에도 적용 가능하다는 특징이 있다.

〈그림 2-4〉 k-fold 교차검증 개념도



자료: Dhindsa(2017), p. 52.

2. 평가 지표

1) RMSE

RMSE(Root Mean Squared Error)는 MSE(Mean Squared Error)의 제곱근 값으로 예측정확도를 평가하기 위해 주로 사용되는 지표이다. MSE는 회귀분석에서 주로 사용되는 잔차(residuals)의 제곱 평균값을 나타내는 평가 지표로서 실제 값과 모형의 예측값 간의 차이가 0 또는 그 이상의 값을 가지는 비음수로 나타난다. 0에 가까울수록 예측성능이 좋은 것으로 평가하며 오차를 제곱하기 때문에 오차가 클수록 더 많은 패널티를 받는 것이 특징이다. 따라서 MSE와 RMSE는 이상치에 민감하게 반응한다. 아래 식은 MSE(식 2-12)와 RMSE(식 2-13)를 나타낸다.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y_i})^2 \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-12]}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y_i})^2} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 2\text{-}13]$$

여기서 n은 데이터 수, y_i는 실제값, $\hat{y_i}$는 예측값이다.

2) MAPE

MAPE(Mean Absolute Percentage Error)는 실제값과 예측치의 상대적 오차를 측정하는 지표로 실제값과 예측치 간의 절대적인 오차 비율의 평균을 나타낸다. MAPE는 비음수 특성을 가지며 0에 가까울수록 성능이 좋다고 평가한다. MAPE의 결과는 백분율로 표현되어 해석이 쉽고 직관적이다. 예를 들어 MAPE가 10%라면 예측값이 실제값과 비교해 평균적으로 10%의 오차를 보인다는 것을 의미한다. 하지만 MAPE는 실제값이 0에 가까울수록 분모가 0에 가까워지므로 MAPE가 무한대로 증가할 수 있어 사용에 주의해야 한다.

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y_i}}{y_i}\right| \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 2\text{-}14]$$

여기서 n은 데이터 수, y_i는 실제값, $\hat{y_i}$는 예측값이다.

3) MSPE

MSPE(Mean Squared Percentage Error)는 실제값과 예측값 사이의 상대적 오차의 제곱평균을 나타내는 지표이다. MSPE는 MAPE와 마찬가지로 상대적 오차를 기반으로 하지만 오차를 제곱함으로써 더 큰 오차에 민

감하게 반응한다.

$$MSPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\frac{y_i - \hat{y_i}}{y_i}\right)^2 \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 2-15]}$$

여기서 n은 데이터 수, y_i는 실제값, $\hat{y_i}$는 예측값이다.

제3절 소결 및 시사점

항만 수요예측 방법론은 〈표 2-1〉에 요약되어 있다. 단순회귀분석, 다중회귀분석 및 로그추세분석과 같은 전통적 예측방법론은 설명력이 높고 데이터에 대한 기본적인 특성을 파악하는 데 매우 유용하다. 하지만 모형 적용 전에 활용하고자 하는 데이터에 대한 기본적인 가정에 대해 선제적으로 파악해야 하며 주요 변수 선정에 유의해야 한다. 시계열분석 방법은 순차적 데이터의 패턴, 계절성 및 추세를 고려한 복잡한 데이터를 분석하는 데 유용하지만 ARIMA의 차분(p, d, q) 선택이 모형 성능에 큰 영향을 미치는 것과 같이 최적 파라미터 설정이 중요하다. 랜덤 포레스트와 XGboost 같은 기계학습 알고리즘은 비선형 패턴을 포착하고 다양한 변수 간의 상호작용을 모형화하는 데 높은 성능을 보이나 결과에 대한 해석이 어려워 물동량 예측 시 적용 분야를 한정해야 한다. 하지만 다른 모형 대비 높은 예측 성능으로 단기 혹은 장기 물동량을 예측하기 위한 간접변수 예측과 같은 방법으로 간접적 활용이 가능할 것으로 판단된다. 따라서 항만물동량의 특성에 따라 적절한 예측방법론을 선택하는 것이 중요하다. 예를 들어 계절

성이 강조되거나 변동성이 강한 품목의 경우 ARIMA를 적용하거나 다양한 변수와의 상호작용에 의한 물동량 변화가 강하다고 판단되는 품목의 경우 기계학습 알고리즘을 적절히 사용할 수 있다.

변수 중요도 분석을 위해서는 상관분석, 주성분 분석 및 순열 중요도를 통해 주요 변수를 선택하고 불필요한 변수를 제거함으로써 모형의 성능과 해석력을 높일 수 있다. 변수에 대한 직관적인 해석이 필요한 경우 상관분석을 통해 변수 간 관계의 강도 및 방향성을 파악해야 적절한 변수를 선정할 수 있다. 주성분 분석과 순열 중요도는 항만물동량에 영향을 미칠 것이라고 예상되는 변수의 수가 많을 때 최대한 변수의 정보를 유지하면서 차원을 축소시켜 적용하거나 경험적 방법에 의해 도출된 신뢰도 높은 영향변수를 찾아야 할 때 적용 가능하다.

예측모형 고도화는 적절한 검증 전략과 정확한 성능 평가가 중요하다. 활용하고자 하는 데이터의 크기에 따라 훈련-테스트 분할검증 및 k-fold 교차검증을 적용하여 일반화 성능을 평가해 개선 결과에 대한 신뢰도를 확보해야 한다. 평가 지표 선정 시에는 개선 결과를 직관적으로 이해하기 쉽고 개선 정도가 명확하게 드러나는 지표를 선정할 필요가 있다.

〈표 2-1〉 항만 수요예측 방법론 요약

구분	방법론	특징
회귀분석	단순회귀분석	• 이해하기 쉽고 설명력이 높음 • 복잡한 상황에 적용이 제한적임
	다중회귀분석	• 다양한 변수의 고려가 가능 • 다중공선성 문제가 있음
	로그추세분석	• 비선형 데이터에 선형 모형을 적용 가능함 • 로그 변환된 데이터의 해석이 어려움
시계열분석	이동평균법	• 시계열 데이터의 잡음 감소 • 즉각적인 변동성 반영에 제한
	ARIMA	• 계절성, 추세 및 주기성을 포함한 복잡한 상황 분석 가능

구분	방법론	특징
		• 모형 파라미터 선택이 모형 성능에 많은 영향을 끼침
기계학습 알고리즘	랜덤 포레스트	• 변수 간 상호작용을 자동으로 포착하고 과적합에 강함 • 빅데이터에서 학습 시간이 오래 걸림
	XGboost	• 빠른 학습 속도와 높은 예측 성능 • 모형 파라미터 설정이 과적합에 영향을 끼침
변수 중요도 분석	상관분석	• 직관적이고 설명력이 높음 • 인과관계를 파악할 수 없음
	주성분 분석	• 주요 변수 정보를 보전하면서 고차원 데이터를 축소할 수 있음 • 주성분이 기존 변수의 직접적 의미를 포함하지 않을 수 있음
	순열 중요도	• 경험적 검증으로 변수의 영향력을 정량적으로 평가함 • 높은 상관관계를 가진 변수 간의 민감도가 높음
검증 방법론	훈련-테스트 분할 검증	• 직관적이고 간단함 • 일반화 성능을 보장하지 못함
	k-fold 교차검증	• 일반화 성능을 보장함 • 훈련-테스트 분할검증에 비해 계산비용이 큼
평가 지표	RMSE	• 큰 오차에 더 큰 가중치를 줌 • 이상치에 민감함
	MAPE	• 직관적으로 이해하기 쉬움 • 실제 값이 0에 적용하기 어려움
	MSPE	• 직관적으로 이해하기 쉬움 • 큰 오차에 더 민감하며 이상치에 민감함

자료: 저자 작성

03
유류 물동량 예측모형 고도화

제1절 국내외 유류산업 동향

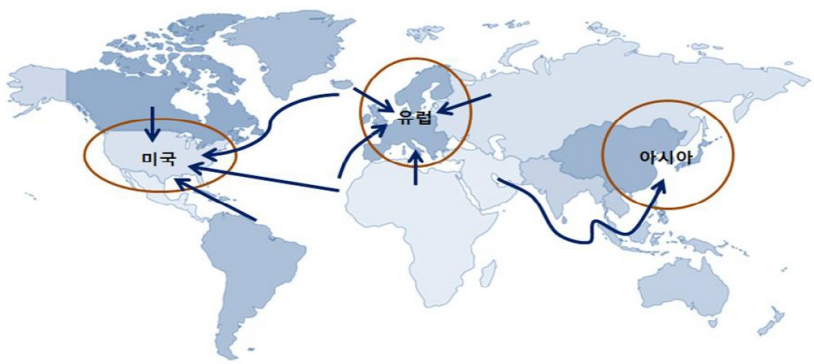
1. 국내 유류산업 동향

항만에서 유류는 해운항만통계의 품목분류 기준인 '원유', '석유 정제품', '석유가스 및 기타가스(이하 가스류)' 3개의 품목을 포함한다. 일반적으로 석유는 광의적 의미로 원유와 석유제품, 천연가스 등을 포함하며, 협의적 의미로는 석유제품을 의미한다.[7] 본 기준을 적용할 경우, 항만에서의 품목으로 구분하는 유류는 광의적 의미의 석유에 해당한다. 석유의 3대 주요 생산지역은 미국, 유럽, 중동이며, 주요 소비지역은 미국, 유럽, 아시아다.[8] 미국과 유럽은 생산지와 소비지가 어느 정도는 일치하여 수급이 비교적 근거리에서 이루어지고 있다. 또한 파이프라인 등을 통해 석유를 공급받고 있어 수송비용이 비교적 낮은 편이다. 반면 아시아는 주로 중동 석유를 도입하는데, 장거리는 유조선을 통해 해상으로 운송하기 때문에 상대적으로 높은 수송비용을 지불하고 있다. 우리나라는 수입 원유 전량을 유조

7) 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.)
8) 강문수·유광호(2022), p. 3.

선으로 수송하고 있으며 중동산 수입 비중이 높다.

〈그림 3-1〉 세계 3대 석유 소비지역

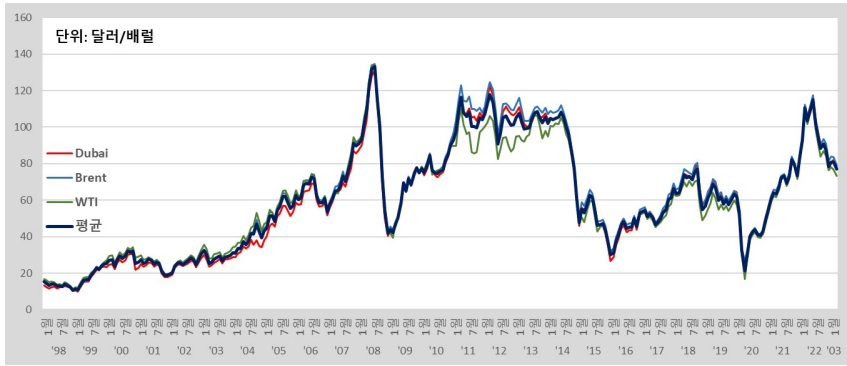


자료: 한국석유공사 페트로넷, 세계 3대 석유 소비지역(검색일: 2023.6.7.)

우리나라는 정유산업(정제능력 세계 5위) 및 석유화학산업(에틸렌 생산능력 세계 4위)이 발달하였으며, 유럽, 중국, 인도, 일본에 이은 세계 5대 석유 순수입국이다.[9] 동시에 수입한 석유보다 더 많은 양의 석유제품을 재수출하는 국가이기도 하다. 이처럼 많은 양의 석유를 수입하고, 상품화한 석유제품을 수출하기 때문에 국제시장과 유가 변동에 많은 영향을 받는다. 최근 정유업계는 석유정제산업뿐만 아니라 전방산업인 석유화학산업에 투자하는 등 유가에 크게 좌우되는 경영상의 위험을 줄이기 위해 사업의 다각화 및 분야 확대에 힘쓰고 있다. 아람코(ARAMCO)가 투자하고 있는 울산 S-OIL의 샤힌(Shaheen) 프로젝트를 비롯하여 GS칼텍스와 현대오일뱅크 등도 석유화학공장을 건설·확대하고 있다.[10]

9) 한국석유화학협회(검색일: 2023.12.4.)
10) 아람코코리아(검색일: 2023.12.4.)

〈그림 3-2〉 세계 3대 유종의 월별 유가 변동 추이



자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

원유나 석유제품 외, 최근 발전용 석탄 대신 많이 사용되는 천연가스도 액화하여 LNG 형태로 전량 선박을 이용해 해상으로 수입해오고 있어 러시아-우크라이나 전쟁과 같은 공급망 이슈 및 리스크가 발생할 경우 수급에도 위협이 발생할 수 있다. 다만, 이 같은 천연자원 부족 문제는 자원의 수입 의존도가 높은 우리나라의 많은 산업분야에서 공통적으로 겪는 문제이며, 공급처 다변화와 해외투자, 기술개발을 통한 효율 향상, 대체자원 개발 등으로 이에 대처하고 있다.

2. 국외 유류산업 동향

최근 유류와 관련된 국외 산업의 동향은 크게 두 가지로 구분할 수 있다. 먼저, 첫 번째 동향으로는 '기후 위기와 탄소중립'이다. 기후 위기의 일반적인 정의는 '인간의 활동에 의한 온실 효과 등의 인위적인 요인과 화산폭발, 성층권 에어로졸의 증가 등의 자연적 요인에 의한 효과를 포함하는 전체 자연의 평균 기후변동'이다. 또한 기후변화에 관한 정부 간 협의체인 IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)는 기후 위기에

대해 '장기간(수십 년 또는 그 이상) 지속되면서, 기후의 평균상태나 그 변동 속에서 통계적으로 의미 있는 변동'으로 정의하고 있으며, '인간 행위로 인한 것'이든 '자연적인 변동(variability)'이든 시간의 경과에 따른 기후의 변화를 포괄한다고 설명하고 있다.[11] 탄소중립은 이산화탄소 배출량만큼 이산화탄소를 흡수하는 대책을 통해 이산화탄소의 순배출량을 '0(제로)'으로 만든다는 넷제로(net zero) 개념이다.

2015년 12월 12일 파리에서 열린 제21차 유엔 기후변화협약 당사국총회(COP21)에서 195개 당사국이 파리기후변화협약을 채택했다. 협약에는 산업화 이전 수준에 대비하여 지구 평균온도가 2℃ 이상 상승하지 않도록 온실가스 배출량을 단계적으로 감축하는 내용을 담고 있다. 전 세계가 기후변화에 대한 위기의식을 느끼면서 EU 등 선진국을 중심으로 탄소중립(혹은 탈탄소화)을 목표로 세우고 에너지 전환에 노력하고 있다.[12]

석유는 탄화수소 혼합물로, 탄소(C)와 수소(H)가 주성분이다. 2021년 국제에너지기구(IEA)의 2050 넷제로 시나리오에 따르면 2050년 탄소중립을 달성하기 위해서는 단기적으로 현재보다 40%의 이산화탄소를 저감해야 하며 1차 에너지 공급을 7% 감축해야 한다. 또한 2050년까지 현재보다 석탄 90%, 석유 75%, 천연가스 55%를 각각 감축해야 한다. 따라서 장기적으로 유류를 직·간접적으로 사용하는 다양한 산업은 타 에너지원을 사용하는 공정으로 전환하거나 대체 수요를 확보해야 한다. 아니면, CCS(Carbon Capture and Storage)와 같은 탄소저감 기술개발을 통해 순배출량을 0으로 만드는 탄소중립을 실현해야 한다.[13]

두 번째 동향으로는 러시아의 우크라이나 침공에 따른 '공급망 혼란'이다. 러시아-우크라이나의 전쟁 장기화로 서방의 러시아 제재가 강화되면서

11) 한국환경연구원, 국가기후위기적응정보포털(검색일: 2023.7.1.)
12) 한국지질자원연구원, 지구를 지키는 온도 1.5℃(검색일: 2023.12.4.)
13) 이성규 외(2022), pp. 3-11.

공급망이 변경 및 재편되고 있다. 러시아는 원유 및 가스의 주 수요처인 유럽으로의 판로가 제한됨에 따라 가격을 크게 인하하였으며, 중국 및 인도 판매를 늘렸다. 반면 러시아를 통해 압축천연가스(CNG, Compressed Natural Gas)를 수입하던 유럽은 항만에 액화천연가스(LNG, Liquefied Natural Gas) 하역시설을 확충하고 선박을 통한 LNG 수입을 늘렸다. 유럽은 아시아 및 아프리카산 원유 수입을 늘렸으며, 아시아 등으로 수출되던 미국산 LNG는 유럽 등으로 분산시켰다. 이처럼 러-우 전쟁으로 촉발된 공급망 혼란은, 끊어진 공급망을 새로 연결하는 것뿐만 아니라 안전한 공급망을 구축하기 위한 노력으로 이어지면서 세계가 진영화, 블록화되고 있다.[14]

OPEC+는 서방이 러시아의 석유 판매를 제재한 것에 반발하여 원유를 증산하지 않겠다는 움직임을 보였으며 감산을 결정했다. 코로나19 팬데믹으로 풀린 유동성으로 높은 물가상승을 감내하며 기준금리를 올리던 글로벌 금융시장은 더 경색될 위기에 처하게 되었다. 유류는 석유정제(정유)산업, 석유화학산업, 전력(에너지)산업 등 다양한 산업과 연관되어 있으며, 각종 산업의 원료, 연료, 반제품, 제품 등으로 사용되기 때문에 유류 공급망에 차질이 발생하거나 유가 변동폭이 클 때, 시장에 미치는 파장이 크게 나타나기 때문이다.

앞서 살펴본 바와 같이 유류는 장기적인 기후 위기에 대응하기 위한 탄소중립 실현이라는 에너지 전환 패러다임의 흐름 속에 단기적으로는 공급망에 혼란이 오면서 공급망이 재편되는 중심에 있다.

14) 장영욱 외(2022), pp. 3-21.

3. 유류 물동량 관련 산업 요인분석

우리나라는 유류 공급을 사실상 수입에 전량 의존하고 있어 국외 동향 및 이슈가 국내에 직접적인 영향을 주고 있다. 유가는 유류 물동량뿐만 아니라 우리나라 산업 전반에 큰 영향을 주고 있어 매우 중요하나, 장기적인 유가를 예측하는 것은 불가능하다. 따라서 유류 물동량은 유류와 연관된 주요 산업과 거시경제적인 요소를 파악하여 추정하고 있다.

우리나라의 경우, 많은 산업용 기계와 운송장비의 연료로 석유제품이 사용되며, 석유화학산업의 원료로 사용되는 석유제품(나프타, 석유가스 등)의 양도 상당하다. 이처럼 많은 고정수요 때문에 현재처럼 석유가 주요 에너지원 혹은 원료로 사용된다면 수요는 전반적으로 우상향할 것으로 보인다. 그러나 장기적으로 탄소중립 추진에 따른 에너지 전환 영향을 반영할 필요가 있으며, 결국에는 지향하는 목표인 무탄소사회로 전환될 전망이다. 다만 전환되는 중간 과정에서 대체 연료로 어떤 연료를 사용하게 될지 그 여부나 전환속도, 전환율은 진행 상황에 따라 향후 변동이 있을 것으로 보인다.

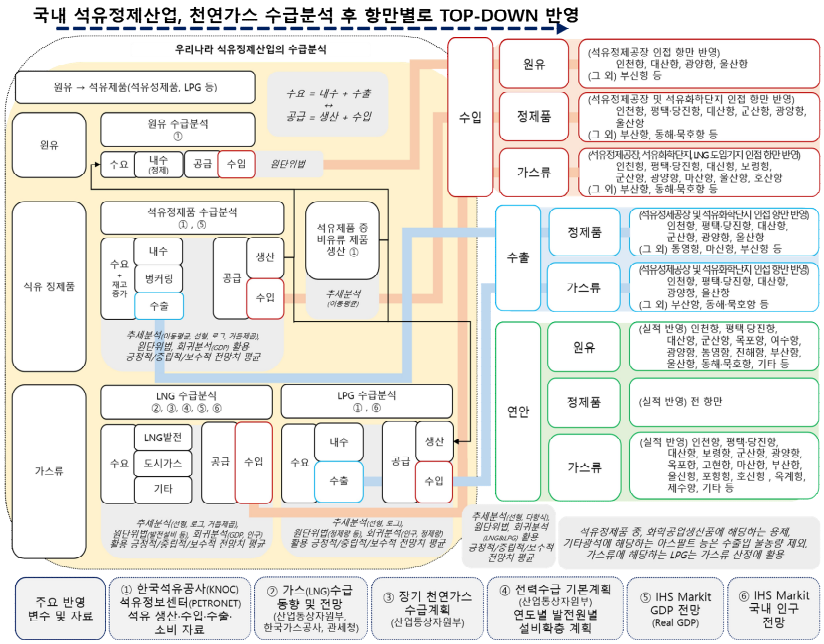
유류는 탄소중립으로 인한 에너지 패러다임 전환의 직접적인 영향을 받는 품목이므로 세계적인 추진 방향과 우리나라의 정책적 목표를 확인하고 구체화하여 물동량에 반영할 필요가 있다. 특히 에너지원으로 사용되는 유류의 경우, 타 에너지원인 석탄 등을 함께 고려한 예측이 필요할 것으로 보인다. 우리나라가 추진하는 에너지 계획을 검토하여 에너지믹스를 고려하고 암모니아, 수소 등 신규 발생 에너지원을 예측에 포함해 산업 구조적 측면을 고려한 예측모형 개선이 필요하다.

제2절 유류 물동량 예측모형 진단

1. 예측모형 개요

유류는 앞서 간단하게 설명한 바와 같이 3개의 세부 품목으로 구성되어 있으나 제품의 형태는 원료(원유), 중간재(벙커C유, 나프타, 석유가스 등), 제품(석유 정제품, 가스 등) 등 다양하게 분류되며, 수요처도 교통수단의 연료, 발전 연료, 석유화학산업 원료, 도시가스 등 다양하다. 이러한 이유로 유류는 수급에 있어서 상당히 복잡한 구조를 가진 품목이다. 하지만 모든 여건을 고려하여 예측모형을 구현하는 것은 불가능하며, 거시적인 물동량 흐름을 살피려는 본 예측의 목적과도 거리가 멀다. 따라서 모형 구축 시 주요 산업과 전반적인 수급을 고려하였으며, 수급분석 및 항만물동량 예측을 위한 전반적인 프로세스는 〈그림 3-3〉과 같다. 내륙에서의 수요를 위한 파이프라인 혹은 유조차 수송(내수)을 제외한 유류 수송(수출입)은 대부분 항만을 통해 이루어지기 때문에 전량 항만에서 발생하는 물동량으로 반영하였다.

〈그림 3-3〉 유류 물동량 예측 프로세스



자료: 한국해양수산개발원(2023), p. 135.

유류 항만물동량은 원유, 석유 정제품, 가스류 등 3개의 세부 품목을 각각 수입, 수출, 연안물동량으로 구분하여 예측한다. 국내 석유정제(정유)산업과 가스시장의 수급을 분석하여 상향식(Bottom-up)으로 우리나라 전체 수요를 산정한 다음 각 항만에서 처리되는 물동량을 하향식(Top-down)으로 분배하고 있다.

$$O = C + P + G \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-1]}$$

여기서 O는 유류 수요량이며, C는 원유, P는 석유 정제품 및 G는 가스 수요량이다.

원유의 경우, 석유 정제품으로 정제되어 사용되므로 석유 정제품의 공급 중 생산(정제) 수요를 반영하여 수입물동량을 예측하고 있으며 수출은 거의 발생하지 않아 예측에서 제외하고 있다. 석유 정제품의 경우, 수입한 원유를 정제하여 내수 및 수출에 사용하고 있으며 석유화학에 사용되는 나프타와 벙커C유 등 일부 품목은 추가로 수입하여 충당하고 있다. 가스의 경우, 원유채굴 및 정제과정에서 발생하는 석유가스와 천연가스로 구분되며 대부분 수입에 의존하나 석유가스는 원유정제를 통해 공급하고 있다. 기본적으로 수급모형은 품목별 수급분석 시 수요와 공급이 동일하다고 가정한다. 수요는 내수와 수출, 공급은 생산과 수입으로 나누어 분석하고, 생산에 대한 부족분은 수입하는 것으로 모델을 구성하였다.

$$D = S \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-2]}$$

$$D = DD + EX \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-3]}$$

$$S = P + IM \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-4]}$$

$$IM = DD + EX - P \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-5]}$$

여기서 D는 수요량, S는 공급량, DD는 내수량, EX는 수출량, P는 생산, IM은 수입량이다.

2. 예측방법론

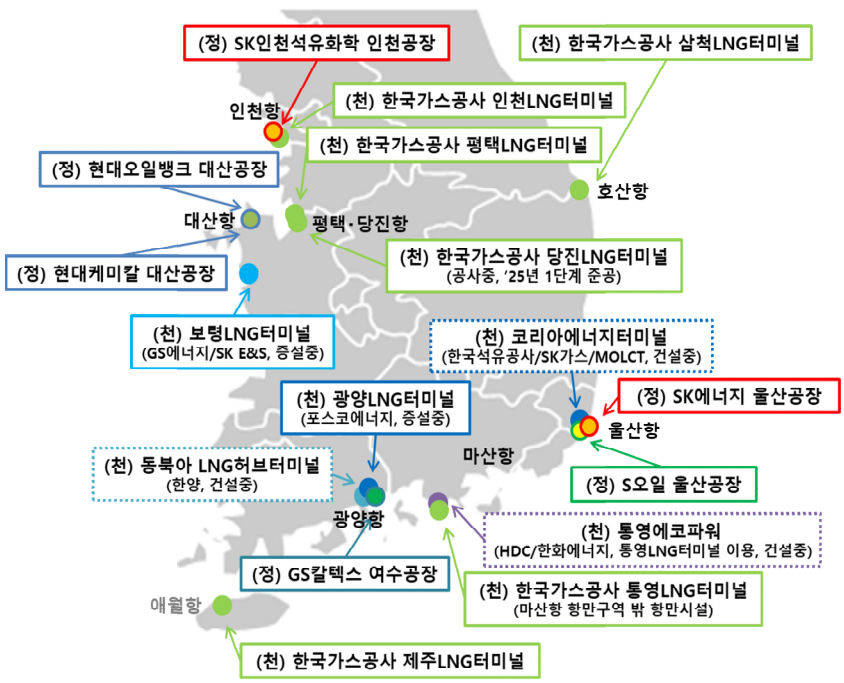
1) 수입물동량 예측

(1) 원유 수입물동량 예측

유류는 다양한 산업에서 필수적인 중요한 자원이다. 다만 원유는 그대로

사용할 수 없어 정제과정을 거쳐야 하며, 정유공장에서 가열을 통해 가스, 휘발유, 나프타, 등유, 경유, 중유 등으로 제품화하는 공정을 거쳐 석유제품이 된다. 따라서 원유의 수요처는 정유공장이라고 할 수 있다. 정유산업은 정제를 위한 대규모 설비가 필요한 장치산업으로 울산(SK에너지, S-OIL), 광양(GS칼텍스), 서산(현대오일뱅크), 인천(SK인천석유화학)에 위치하고 있다. 〈그림 3-4〉에 나타나 있듯이 원유는 전량 해운을 통한 수입에 의존하기 때문에 정제공장 인근 항만인 울산항, 여수·광양항, 대산항, 인천항을 통해 수입된다.

〈그림 3-4〉 우리나라 정유공장 및 LNG터미널 위치

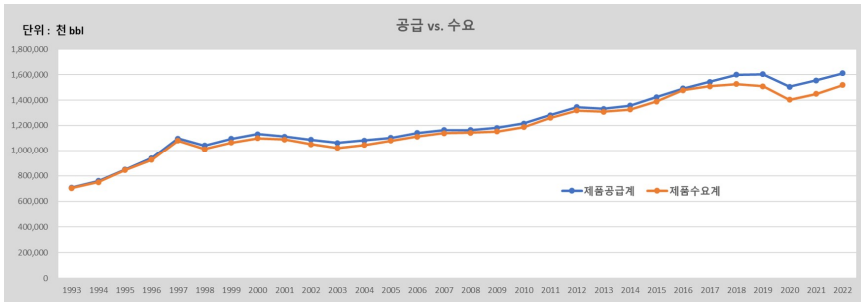


자료: 한국해양수산개발원(2023), p. 139.

수급분석 시 원유는 우리나라의 석유 정제품 중 석유제품의 수요를 먼저 예측하며, 석유제품 수요(내수, 벙커링, 수출)에 맞게 공급(생산 및 수입)이

이루어지는 것으로 가정한다. 〈그림 3-5〉에서 볼 수 있듯이 실제로 석유제품은 재고의 변동 외에는 대부분 수요에 맞게 공급이 이루어지고 있다.

〈그림 3-5〉 우리나라 석유제품의 공급과 수요 비교



자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

즉, 석유제품은 나프타 등 일부를 제외하고 대부분 생산을 통해 공급하기 때문에 석유제품 공급에 맞추어 원유 도입(수입)량을 추정하게 되며, 원유는 주로 정유공장이 위치한 지역의 4개 항만에서 대부분 수입되는 점을 고려하여 전체 수입량을 하향식으로 각 항만에 배분한다.

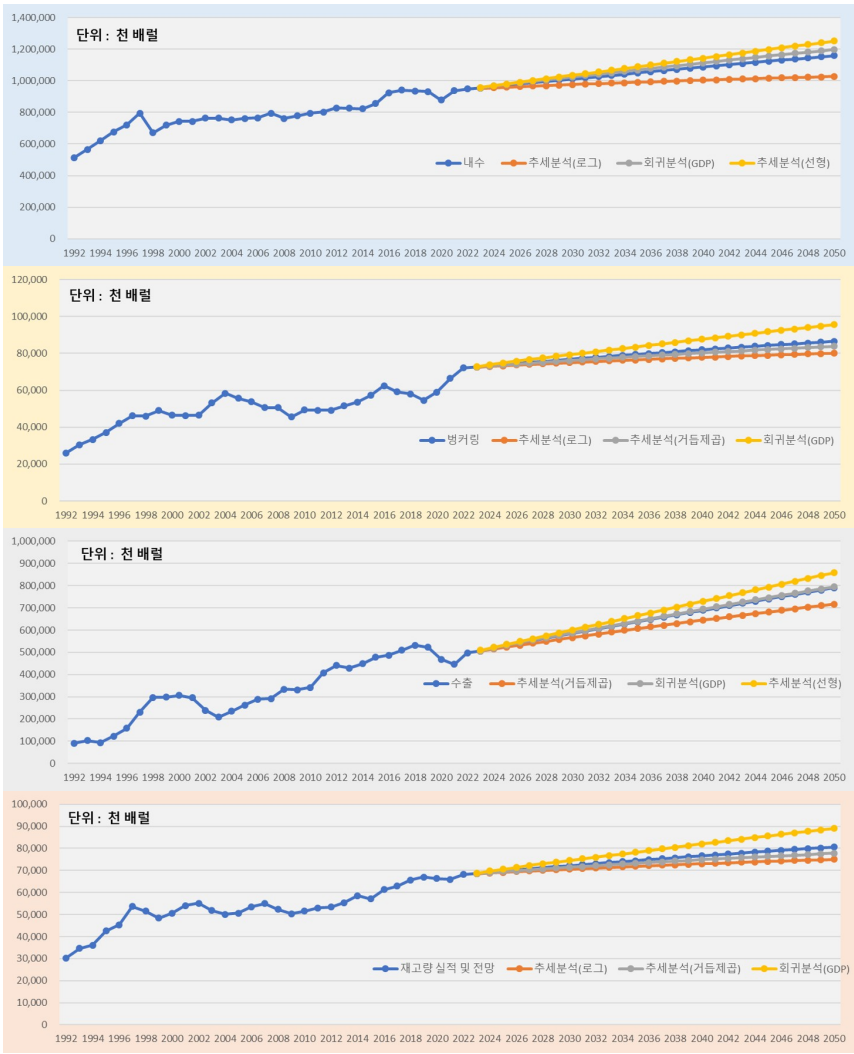
(2) 석유 정제품 수입물동량 예측

석유 정제품은 원유를 정제하여 제품화한 산출물(석유제품)이며, 휘발유, 등유, 경유, 중유, 나프타, 항공유, 윤활유 등 다양하다. 그 외에도 석유 정제품으로 분류되지 않는 용제(화학공업생산품)와 석유가스(가스류), 아스팔트(기타광석)도 포함된다.

우리나라는 정유산업 및 석유화학산업이 발달했으며 대부분의 석유 정제품은 원유를 정제하여 수요를 충당한다. 즉 수요 대부분을 자체 생산으로 충당하며 일부 나프타와 벙커C유 등은 수입을 통해 충당한다. 따라서 수요는 GDP를 변수로 하는 회귀분석과 추세분석을 사용하여 각각 예측하여 상

향식으로 집계했으며, 〈그림 3-6〉에 나타나 있듯이 재고의 증가추세를 반영한다.

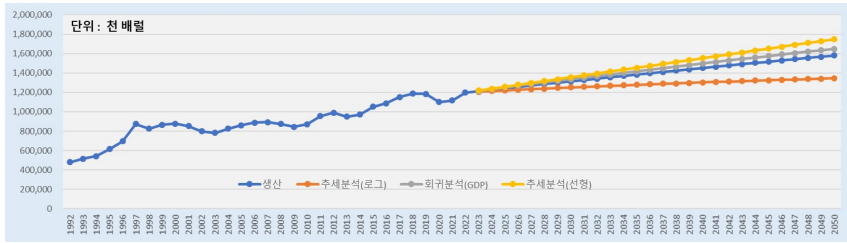
〈그림 3-6〉 우리나라 석유 정제품의 부문별 수요 및 재고량 전망



자료: 저자 작성

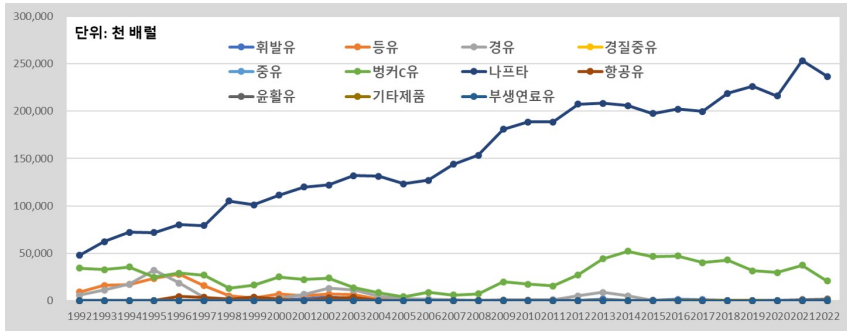
모형 설계 시 공급은 수요와 일치하는 것으로 가정하며, 공급은 생산과 수입으로 구성되기 때문에 수요에서 생산량을 제외하여 수입을 산출한다. 앞서 언급한 바와 같이 석유 정제품은 원유정제(생산)를 통해 수요 대부분을 자체 생산으로 충당하고 있으나, 석유화학산업에서 기초유분 생산을 위한 원료로 사용되는 나프타는 〈그림 3-8〉에서 볼 수 있듯이 수입량이 꾸준히 증가하고 있다. 최근 석유 정제품의 대부분은 나프타가 차지하고 있어 이 같은 특징을 고려했으며, 석유화학단지가 위치한 지역 항만 중심으로 전체 수입량을 하향식으로 각 항만에 배분한다.

〈그림 3-7〉 우리나라 석유 정제품의 생산 전망



자료: 저자 작성

〈그림 3-8〉 우리나라 석유 정제품별 수입 추이



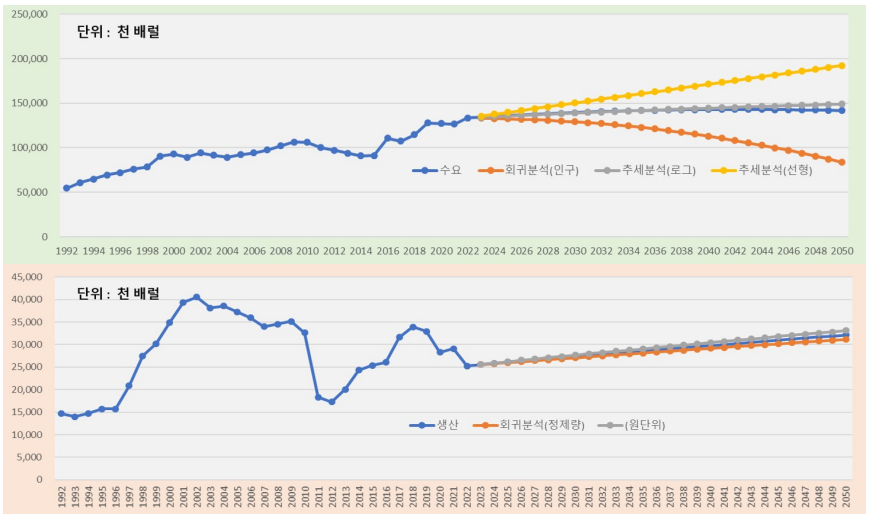
자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

(3) 가스 수입물동량 예측

가스는 크게 석유가스와 천연가스로 구분된다. 석유가스는 원유채굴 및 정제과정에서 발생하므로 석유제품에 해당되지만 해운항만통계 기준 분류 시 가스류로 구분하고 있다. 국내에서 원유를 정제하여 확보하는 석유가스는 수요 대비 낮은 수준이므로 정유사 및 석유화학사 외에도 LPG 수입사(주로 정유사 혹은 계열사)가 별도로 수입하고 있다. 석유가스는 프로페인(propane)과 뷰테인(butane), 천연가스는 메테인(methane)을 주성분으로 하고 특성 및 수요처가 상이하여 두 종의 가스는 각각 예측하여 상향식으로 산정한다.

석유가스는 국내 생산이 수요보다 적어 부족분을 수입하고 있으므로 인구를 변수로 하는 회귀분석과 추세분석을 활용하여 수요량을 예측한다. 또한 원유정제량을 변수로 하는 회귀분석과 원단위법을 이용하여 생산량을 전망하고 수요에서 생산을 제외하여 수입량을 예측한다.

〈그림 3-9〉 우리나라 석유가스 수요 및 생산 전망



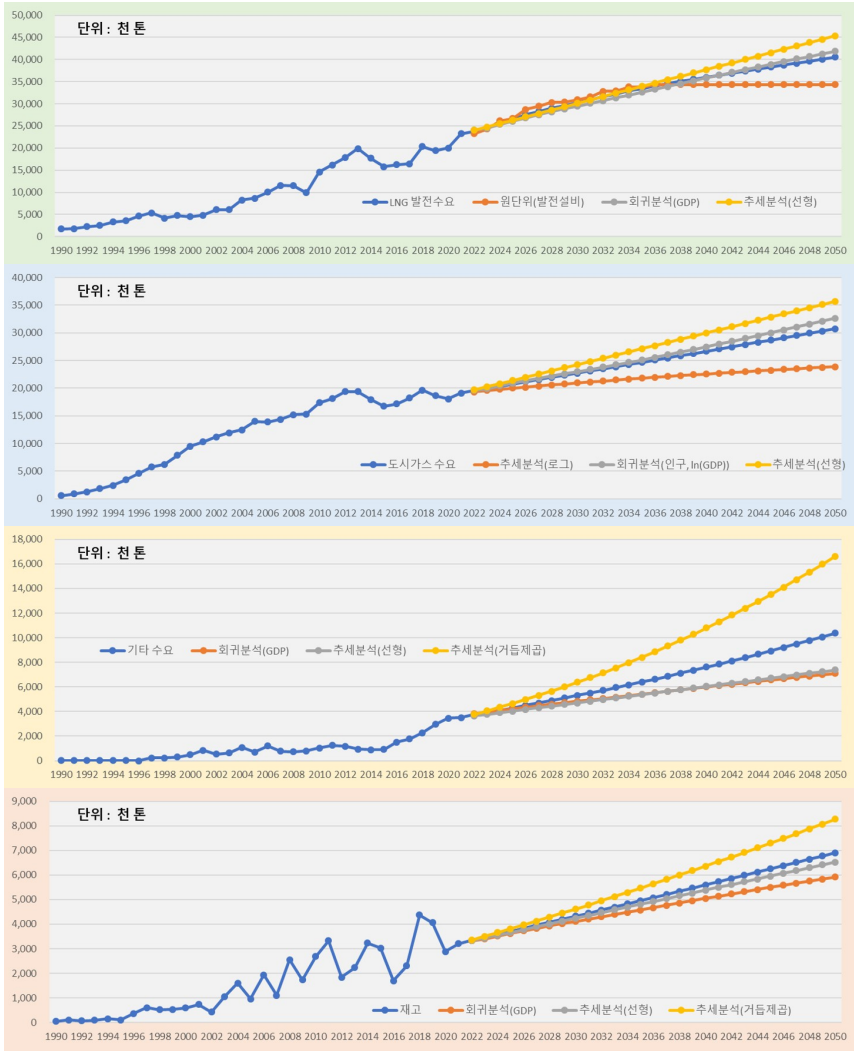
자료: 저자 작성

천연가스는 국내에서 일부 생산되나 그 양이 미미하므로 전량 수입하는 것으로 가정하여 예측하며, 주요 수요처인 LNG 발전소와 도시가스, 기타로 분류하여 수요를 전망하고 있다. LNG 발전설비 원단위와 GDP를 변수로 하는 회귀분석, 추세분석을 활용하여 LNG 발전 수요를 산정하고 인구를 변수로 하는 회귀분석과 추세분석을 활용하여 도시가스 수요를 산정한다. 기타 수요와 재고 변동은 GDP를 변수로 하는 회귀분석과 추세분석을 활용하였으며, 천연가스는 수요 전체를 수입으로 보고 전체 수입량을 산정하였다.

석유가스와 천연가스는 모두 액화하여 해상운송을 통해 수입하고 있다. LPG는 민간에서 다양하게 수입하고 있으나, LNG는 한국가스공사에서 주도적으로 수입하며 일부 민간에서 자사 LNG 물량을 자체 수입하고 있다. 따라서 천연가스는 대부분 한국가스공사의 LNG 터미널과 LNG 수입사의 민간 LNG 터미널을 통해 수입된다. 이러한 품목과 항만의 특징을 고려하여 우리나라 전체 수입량을 하향식으로 각 항만에 배분하였다.

최근 민간이 LNG를 수입하여 유통할 수 있는 길이 열리면서 공급 및 유통에 변화가 생길 것으로 보이나 아직 예측모형에 반영되지 않았다. 또한 민간에서 LNG 트레이딩 사업을 추진하고 있으나 발생 시점 및 규모에 대한 예측이 어려운 상황으로 이 같은 특성을 감안할 때, 현시점에서의 예측 반영은 적절하지 않다고 판단된다.

〈그림 3-10〉 우리나라 천연가스 수요 및 재고량 전망



자료: 저자 작성

2) 수출물동량 예측

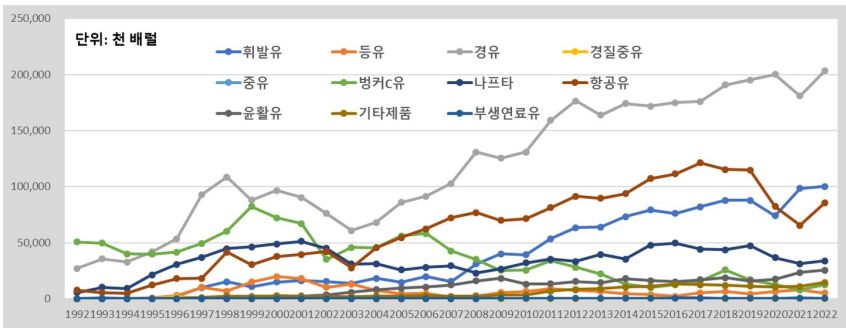
(1) 석유 정제품 수출물동량 예측

우리나라는 수입한 원유를 정제하여 고부가가치화한 제품을 수출하고 있으며, 특수한 경우를 제외하고는 원유 수출이 발생하지 않아 예측 시에도 원유 수출은 제외한다.

석유 정제품 수입 대부분이 나프타인 것에 반해 수출은 비교적 다양하게 구성되는데, 〈그림 3-11〉과 같이 전반적으로 경유와 항공유, 휘발유가 높은 비중을 차지한다. 우리나라는 정유산업 경쟁력을 기반으로 고부가가치 석유 정제품을 수출하고 있어 GDP를 변수로 하는 회귀분석과 추세분석을 사용하여 예측한다. 수입물동량 산정 시 석유 정제품의 부문별 수요를 활용하여 예측한다.

수출물동량은 주로 석유정제공장과 석유화학단지가 인접한 항만에서 이루어지므로 품목과 항만의 특징을 고려하여 우리나라 전체 수출량을 하향식으로 각 항만에 배분한다.

〈그림 3-11〉 우리나라 석유 정제품별 수출 추이



자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

(2) 가스 수출물동량 예측

가스는 수요 대비 국내 생산이 부족하고 공급의 대부분을 수입에 의존하고 있다. 또한 수출은 발생량이 많지 않고 편차가 크게 발생하고 있어 가스 수요에서 내수를 제외하여 수출물동량을 산정한다.

가스 수출물동량은 석유 정제품과 마찬가지로 주로 석유정제공장과 석유화학단지가 인접한 항만에서 이루어지므로 품목과 항만의 특징을 고려하여 우리나라 전체 수출량을 하향식으로 각 항만에 배분한다.

3) 연안물동량 예측

(1) 원유 연안물동량 예측

원유의 연안물동량은 주로 석유정제공장이 위치한 항만을 중심으로 발생하나, 연도별 편차가 크고 불규칙하게 발생하는 경우가 대부분이다. 또한 섬 지역을 제외한 내륙에서의 유류 수송은 주로 파이프라인을 이용하는 등 대체 운송수단이 존재하기 때문에 최근 12개월 실적 등 실적 기반의 추정치를 활용하여 장기예측치를 전망하고 있다.

(2) 석유 정제품 연안물동량 예측

석유 정제품 연안물동량은 원유 대비 규모가 훨씬 크고 주로 석유정제공장이 위치한 항만에서 출항 물동량이, 무역항 전체에서 입항 물동량이 발생하고 있다. 급유를 위한 선적 등 다양하게 발생하고 있으나 특정 산업과 상관관계를 갖기 어렵기 때문에 이동평균법을 적용하여 장기예측치를 전망한다.

(3) 가스 연안물동량 예측

통영에 위치한 한국가스공사 LNG터미널(마산항 항만구역 밖 항만시설)에서 제주 애월항에 위치한 LNG터미널로 제주 수요 천연가스가 수송되고 있다. 그 외에도 다양한 가스류 물동량이 발생하고 있으며 석유 정제품과 마찬가지로 특정 산업과 상관관계를 갖기 어렵기 때문에 이동평균법을 적용하여 장기예측치를 전망하고 있다.

3. 기존 예측모형의 특징 및 한계

유류와 연관된 산업인 석유정제산업과 석유화학산업은 우리나라의 발전을 함께해 온 주요한 산업으로서 산업을 통한 생산량 등 주요 지표와 GDP 등 국가의 거시경제지표가 매우 높은 상관관계를 보여왔다. 또한 산업의 원료 및 연료가 되는 원유와 나프타, 가스 수요 등은 항만을 통한 수입에 의존하기 때문에 항만의 수입물동량과 높은 상관관계를 보인다.

다만, 장기적으로는 전 세계적으로 추진되고 있는 에너지 전환 패러다임으로 인해 이 같은 상관관계가 점차 약해질 것으로 보인다. 탄소중립으로 전환되면서 탄소를 기반으로 한 에너지는 점차 저탄소와 무탄소로 대체될 것이다. 예를 들어, 기존 유류(원유, 석유 정제품, 가스류) 수요는 메탄올, 암모니아, 수소 등의 수요로 단계적으로 전환될 것으로 보인다. 따라서 유류 물동량은 감소할 것이며, 메탄올, 암모니아, 수소에 해당되는 화학공업 생산품의 수요는 증가할 것으로 판단된다.

석탄발전소의 LNG로의 연료전환 계획은 전력수급기본계획 시점에 맞춰 항만의 유류 물동량 예측에 반영했으나, 탄소중립 관련 계획은 아직 물동량 예측모형에 반영하지 못한 상황이다. 비록 글로벌 혹은 국가 차원의 탄

소중립 추진이 경제 상황과 유관 기술의 발전 속도 등 각종 외부 영향을 받을 것으로 보이나, 탄소중립 등 각종 에너지 정책에 발맞춘 항만물동량 전망치 산정은 중요할 것으로 보인다.

제3절 유류 물동량 예측모형 개선

우리나라는 비산유국이지만 정유산업의 경쟁력을 앞세워 정제한 석유를 수출하고 있다. 다만, 원유정제로 모든 석유제품 수요를 충족하지는 못해 일부 석유제품은 부족분을 수입하고 있다. 석유의 가치사슬과 물동량에 대한 이해를 위해서는 정유산업의 특징과 전방산업(downstream)인 석유화학산업의 특징을 파악하고 있어야 한다. 산업의 특징을 정확히 파악해야 화물의 흐름을 반영한 예측모형을 구축할 수 있기 때문이다.

본 절에서는 예측모형 고도화를 위해 유류 중 석유 정제품 예측모형을 석유화학산업의 예측모형과 연계하였으며, 일부 세부 품목의 하향식 물동량 배분 방식을 산업구조를 반영한 방식으로 개선하고자 한다. 다만, 에너지 연관 산업의 방대한 규모와 에너지 전환 계획의 잦은 변경으로 향후 에너지 전환에 대한 추가적인 자료 확보와 타 산업·품목과 연계한 일관성 있는 검토가 필요하다.

1. 석유 정제품 수급모형 개선

석유 정제품에는 다양한 종류의 석유가 포함된다. 대표적으로 휘발유, 등유, 경유, 경질중유(벙커A유), 중유(벙커B유), 중질중유(벙커C유), 나프타,

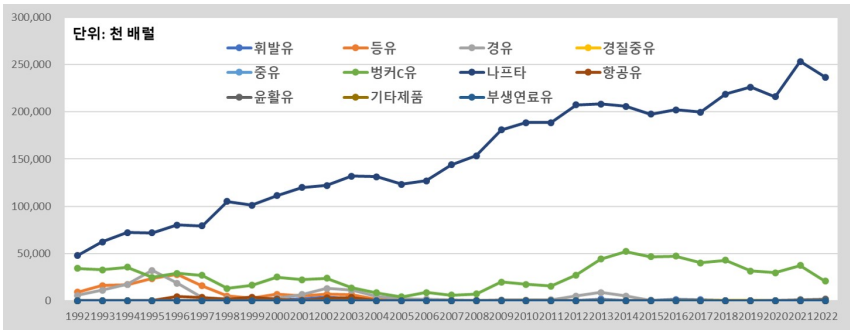
항공유, 윤활유가 있으며 그 외에도 원유를 정제하여 만든 각종 제품이 포함된다. 이러한 제품은 원유의 종류에 따라 생산되는 비중에 차이가 있으며, 정유업체는 그 비중에 따라 사업성이 높은 설비를 갖추고 있다. 우리나라는 중동 원유 수입 비중이 높아 그에 맞는 설비를 갖추고 있다. 두바이유(Dubai Oil)로 대표되는 중동 원유는 고유황 중질유로 저유황 경질유인 서부 텍사스유(WTI, West Texas Intermediate), 브렌트유(Brent Oil)와는 차이를 보이는데, 벙커C유와 같은 저품질 유종의 생산 비중이 높다. 다만, 유가와 수요에 따라 탄화수소 구조를 변경시켜 옥테인값을 높이는 개질(reforming)을 하여 부가가치를 높이기도 한다. 이러한 이유로 일부러 가격이 낮은 벙커C유를 수입하여 다시 정제하기도 한다. 즉, 벙커C유는 원유를 정제하는 제품이기도 하지만 필요에 따라 원료로도 사용되기도 한다. 시장 상황에 따라 선호 유종이 변동되기도 하는데, 러시아로부터 경유를 주로 수입해오던 유럽이 러-우 전쟁으로 경유 가격이 오르면서 경유 수율이 높은 아프리카산 원유 수요가 증가하기도 했다.[15)]

이러한 산업 특성으로 유종에 따른 장기 수급을 개별적으로 예측하는 것은 불가능하다. 또한 모든 유종과 유종별 수요처를 조사하여 수급을 분석하고 모형을 만드는 것은 모형의 고도화를 통해 예측의 신뢰성을 높이고자 하는 연구의 목적과 맞지 않다. 다만, 석유 정제품 중 나프타의 경우는 수급 예측의 개선 가능성이 있다. 나프타는 석유 정제품 수입의 대부분을 차지하고 있다. 그 이유로는 두 가지가 있다. 첫 번째, 우리나라는 석유화학 산업이 발달하였고 NCC(Naphtha Cracking Center) 공정을 통해 기초 유분을 생산하기 때문에 나프타 수요가 많기 때문이다. 두 번째, 우리나라는 주로 중동 원유를 수입하고 있어 저유황 경질유(WTI, 브렌트유) 대비 나프타의 수율이 낮아 공급량이 많지 않기 때문이다. 즉, 수요가 많으나 공급이 적어, 수요 측면에서는 NCC, 공급 측면에서는 중동 원유라는 여건

15) 박환일 외(2020), pp. 14-44.

때문에 수급 구조가 유지될 것으로 보인다.

〈그림 3-12〉 우리나라 석유제품별 수입 추이



자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

석유화학에서 원료가 되는 에틸렌 등 기초유분을 생산하는 방법에는 크게 NCC, ECC(Ethane Cracking Center), CTO(Coal to Olefin)가 있다. NCC는 나프타를 원료로 하여 에틸렌, 프로필렌, 부타디엔과 BTX(벤젠, 톨루엔, 자일렌)을 생산하는 방법이다. 비교적 균등한 포트폴리오를 가지고 있어 다양한 제품 생산에 활용 가능하나, 생산원가가 비싼 편이다. 우리나라를 포함하여 아시아 및 유럽에서 주로 사용되는 방식이다. ECC는 천연가스에서 에틸렌과 일부 프로필렌, 부타디엔 BTX 등을 생산하나 에틸렌 비중이 매우 높다. 주로 천연가스 생산량이 많은 중동과 미국에서 사용되며, 미국의 셰일가스 생산 증가로 높았던 가격이 하락했다. BTX는 석탄을 활용하여 에틸렌과 프로필렌을 생산하는 방식이며, 생산 단가는 저렴하지만 환경오염이 심하게 발생하고 주로 중국에서 사용된다.[16]

우리나라의 석유정제산업이 발달함에 따라 석유화학업계는 NCC 설비를 도입하여 기초유분을 생산하고 있다. 또한 최근에는 정유사들이 전방산업인 석유화학산업 투자를 늘리고 있어 장기적으로도 나프타 수요는 지속적

16) 송준걸(2016), pp. 54-63.

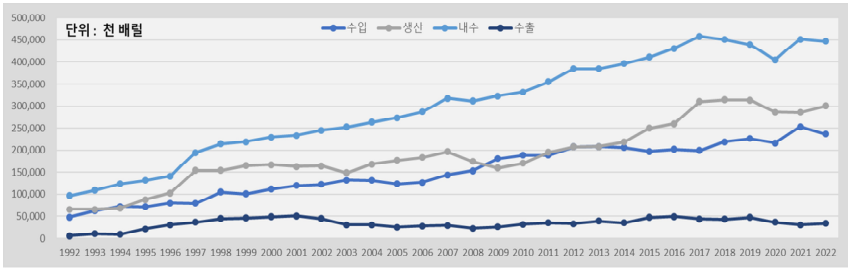
으로 증가할 전망이다. 공급 측면에서도 앞서 기술한 바와 같이 우리나라는 중동석유 수입 비중이 높으며, S-Oil의 경우 사우디아라비아 아람코(ARAMCO)의 자회사인 AOC가 대주주로 있어 원유 전량을 사우디아라비아로부터 수입하고 있으므로 이 같은 추세가 이어질 것으로 보인다.[17]

따라서 석유정제산업 중 나프타를 필요로 하는 석유화학산업의 수급분석을 통해 나프타 수요를 보다 고차원적으로 예측하고 수입모형을 고도화할 수 있을 것이다. 즉, 화학공업생산품에 해당되는 석유화학 산출물(제품)의 수급을 유류의 석유 정제품에 연계하는 모형개선 작업을 시도해 보았다.

1) 분석 데이터

유류예측을 위해 사용되는 석유 관련 통계 대부분은 석유정보 제공을 위해 한국석유공사가 운영하는 Petronet의 공식 통계를 활용하고 있다. 본 연구에서 개선을 위한 나프타의 생산, 수입, 내수, 수출 등의 수치도 Petronet의 국내 수급 통계를 활용하여 분석하였다.

〈그림 3-13〉 우리나라 나프타 수요(수입, 생산)와 공급(내수, 수출)



자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 재작성

17) The bell(2023.4.24., 검색일: 2023.12.4.)

〈표 3-1〉 국내 나프타 정제 기초유분 생산설비 현황

단위: 천 배럴

연도	내수	수출	수요 계	생산	수입	공급 계
1992	97,158	5,430	102,588	65,259	47,948	113,207
1993	108,577	10,328	118,905	65,480	62,414	127,894
1994	123,276	9,148	132,424	67,969	72,167	140,136
1995	131,474	21,337	152,811	88,319	71,837	160,156
1996	141,273	30,771	172,044	103,128	80,204	183,332
1997	194,918	36,942	231,860	154,319	79,326	233,645
1998	213,860	44,848	258,708	153,832	105,100	258,932
1999	218,908	46,218	265,126	164,447	101,119	265,566
2000	229,046	48,849	277,895	167,012	111,283	278,295
2001	233,293	51,228	284,521	162,670	119,738	282,408
2002	245,309	44,943	290,252	163,912	121,912	285,824
2003	252,417	30,970	283,387	148,923	131,981	280,904
2004	262,871	31,157	294,028	167,843	131,368	299,211
2005	273,250	25,793	299,043	176,369	123,292	299,661
2006	287,003	27,991	314,994	183,067	126,964	310,031
2007	316,858	29,423	346,281	196,755	143,766	340,521
2008	311,368	22,915	334,283	173,746	153,381	327,127
2009	322,622	26,569	349,191	159,064	180,840	339,904
2010	331,819	32,111	363,930	169,721	188,600	358,321
2011	355,192	35,386	390,578	195,101	188,507	383,608
2012	384,606	33,287	417,893	207,104	207,444	414,548
2013	384,248	39,552	423,800	207,645	208,297	415,942
2014	396,344	35,363	431,707	218,095	205,726	423,821
2015	410,809	47,839	458,648	249,936	197,617	447,553
2016	430,091	49,763	479,854	259,814	202,224	462,038
2017	458,350	44,194	502,544	309,868	199,632	509,500
2018	451,158	43,564	494,722	313,927	218,814	532,741
2019	438,614	47,382	485,996	313,163	226,088	539,251
2020	405,266	36,680	441,946	286,740	215,878	502,618
2021	451,807	31,203	483,010	285,600	253,313	538,913
2022	446,832	33,944	480,776	300,608	236,608	537,216

자료: 한국석유공사 페트로넷(검색일: 2023.5.24.), 저자 작성

2) 모형 설계

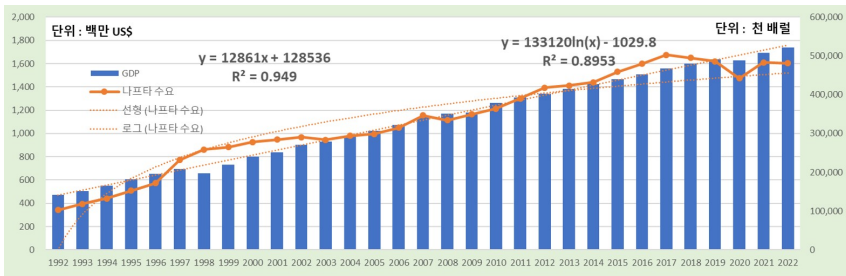
나프타는 석유화학산업에서 원료로 사용되고 있어 국내 수요가 많으며, 일부 수출을 제외하고는 높은 수요를 충당하기 위해 수입하고 있어 수출과 수입은 수급분석 결과를 통해 산정하였다. 전체 수요와 내수는 시계열 자료를 이용한 추세분석과 GDP를 변수로 하는 회귀분석, 생산은 추세분석과 원유정제량을 변수로 하는 회귀분석을 사용하였다. 최종 예측값은 두 가지의 추세분석과 회귀분석 결과를 평균하여 전반적인 추세를 유지하되 예측치의 급격한 변화를 완화하였다. 수요 추정 모형은 (Ⅲ-6)과 같은 식을 통해 산정되었다. 〈그림 3-14〉는 우리나라 나프타 수요에 대한 추세분석 결과이며, 〈표 3-2〉는 우리나라 나프타 수요 추정을 위한 회귀분석 결과의 요약이다.

$$Z_t^{ND} = \frac{1}{3}\left[\left(a_0 + a_1 X_t^{GDP}\right) + \left(b_0 + b_1 \ln\left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right) + \left(c_0 + c_1\left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right)\right]$$

..... [식 3-6]

여기서 Z_t^{ND}은 t기의 나프타 수요이며, X_t^{GDP}는 t기의 우리나라 GDP이다.

〈그림 3-14〉 우리나라 나프타 수요 추세분석 결과



자료: 저자 작성

〈표 3-2〉 우리나라 나프타 수요 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	다중 R^2	조정 R^2
상수	4,346.4	15,163.7	0.2	531.0***	0.9737	0.9464
GDP	296.9	12.8	23.0***			

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

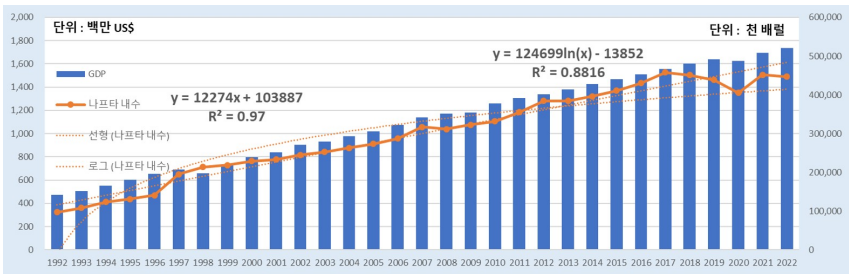
[식 3-7]은 나프타 내수 추정식이며, 〈그림 3-15〉는 나프타 내수의 추세분석 결과, 〈표 3-3〉은 나프타 내수 추정 회귀분석 결과이다.

$$Z_t^{NDD} = \frac{1}{3}\left[\left(d_0 + d_1 X_t^{GDP}\right) + \left(e_0 + e_1 \ln\left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right) + \left(f_0 + f_1 \left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right)\right]$$

..... [식 3-7]

여기서 Z_t^{NDD}은 t기의 나프타 내수이다.

〈그림 3-15〉 우리나라 나프타 내수 추세분석 결과



자료: 저자 작성

〈표 3-3〉 우리나라 나프타 내수 추정 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	다중 R^2	조정 R^2
상수	-14,990.8	10,633.8	-1.4	985.7***	0.9856	0.9704
GDP	283.7	9.0	31.3***			

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

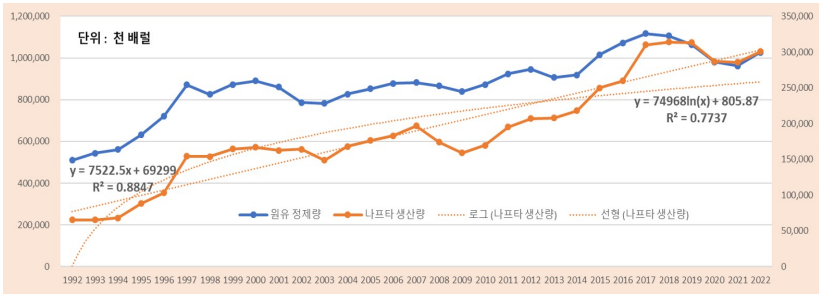
생산 추정은 다음과 같은 식을 통해 산정하였다.

$$Z_t^{NP} = \frac{1}{3}\left[\left(g_0 + g_1 X_t^{RCO}\right) + \left(h_0 + h_1 \ln\left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right) + \left(i_0 + i_1 \left(X_t^{Year} - X_0^{Year}\right)\right)\right]$$

..... [식 3-8]

여기서 Z_t^{NP}는 t기의 나프타 생산이며, X_t^{RCO}는 t기의 우리나라 원유 정제량이다.

〈그림 3-16〉 우리나라 나프타 생산량 추세 결과



자료: 저자 작성

〈표 3-4〉 우리나라 나프타 내수 생산량 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	다중 R^2	조정 R^2
상수	-199,142.0	27,209.2	-7.3	201.2***	0.9374	0.8746
원유정제량	0.4	0	14.5***			

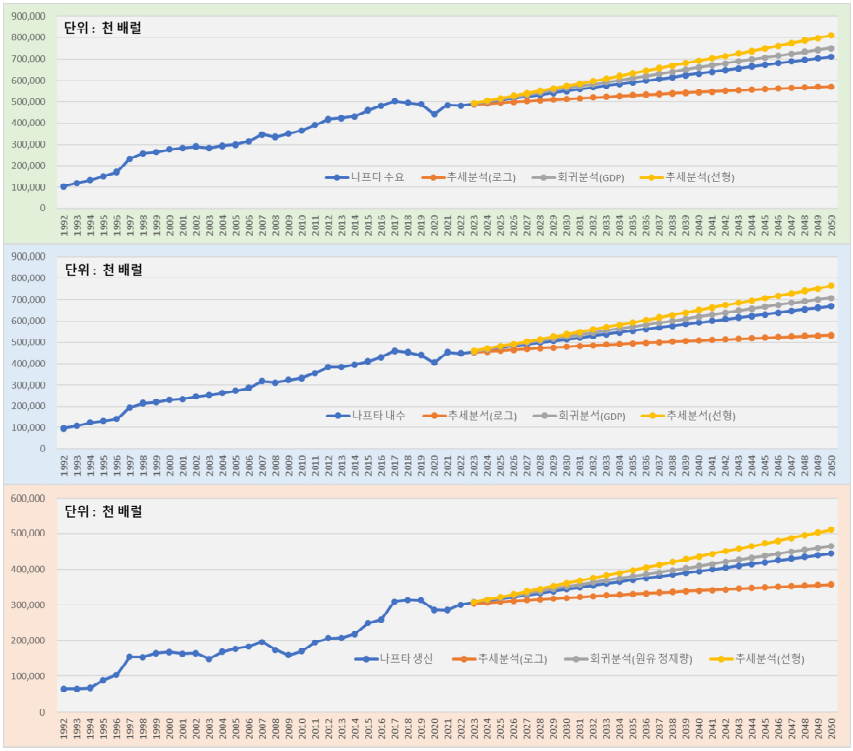
주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

3) 분석 결과 및 검증

예측 결과 나프타의 수요와 내수, 생산 모두 기존 실적과 비슷하되 소폭 완만한 증가세를 보일 것으로 예측되었다. 모형이 두 가지 추세와 회귀분

석으로 구성되어 있어 전반적인 추세를 유지하고 있으나, 최종 예측값은 회귀분석과 더 유사하게 나타난다. 이는 기존의 높은 증가세를 장래에도 반영하는 선형 추세와 급격하게 완화하는 로그 추세를 평균하여 완화하였기 때문이다. 또한 회귀식에 GDP와 원유정제량 전망치가 각각 수요와 내수, 생산의 간접적인 변수로 사용되어 전반적인 국가 경제와 산업의 성장 속도와 방향이 반영되어 있다.

〈그림 3-17〉 우리나라 나프타 수급분석 결과



자료: 저자 작성

나프타 전체 수요와 국내 수요(내수) 전망을 통해 수출 수요를 추정하고 생산 전망을 통해 수입 수요를 추정하였다. 수입과 수출 모두 기존의 추세

를 이어갈 것으로 보이며, 특히 수입은 지속적으로 증가하고 수출은 기존의 보합세를 이어갈 것으로 보인다.

예측결과는 수급모형으로 모형을 대폭 전환한 2022년 이전인 2020년 예측모형과 비교했다. 1992~2020년 데이터를 활용, 2021년과 2022년 석유정제품 수입 및 수출 예측치를 재산정한 다음, 2020년 예측한 석유정제품의 2021년 및 2022년 예측치와 실적치를 함께 비교하였다. 2021년은 수입의 경우 오차율 -6.8%에서 -0.5%로 6.3% 감소했다. 2022년은 러-우 전쟁 발발과 공급망 혼란으로 수입이 크게 감소하여 의미 있는 결과가 나오지 않았다. 다만, 수출의 경우 2021년 오차율이 5.4%에서 -0.8%로 감소, 2022년 오차율은 10.1%에서 3.7%로 감소하여 비교적 의미 있는 변화를 보였다.

〈표 3-5〉 석유 정제품 물동량 예측 고도화 결과

단위: 천 톤, %

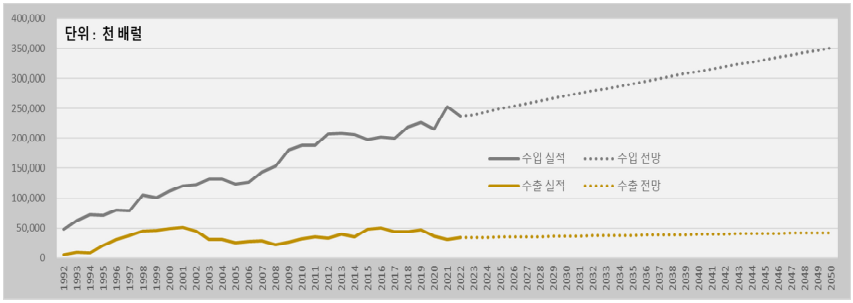
구분	수입 예측		수입 실적 (c)	차이		오차율	
	기존(a)	개선(b)		기존 (d=a-c)	개선 (d'=b-c)	d/c	d'/c
2021	59,404	63,429	63,741	-4,337	-311	-6.8	-0.5
2022	59,983	62,277	56,928	3,055	5,349	5.4	9.4
구분	수출 예측		수출 실적 (c)	차이		오차율	
	기존(a)	개선(b)		기존 (d=a-c)	개선 (d'=b-c)	d/c	d'/c
2021	92,390	86,344	97,151	5,240	-807	5.4	-0.8
2022	93,431	87,497	93,981	9,450	3,515	10.1	3.7

주: 원유로 신고된 수출 포함, 고도화 예측치는 나프타의 연도별 증가율을 석유 정제품에 적용
자료: 저자 작성

석유 정제품 수급모형은 유류 세부품목의 하나인 '석유 정제품'의 '수입'에 초점을 맞춰 예측모형을 고도화하였다. '석유 정제품'의 '수입' 대부분을

차지하는 '나프타'의 용도와 특성, 유관 산업 특징과 전망 등을 조사하고 모형을 구축하여 논리를 강화하였다. 예측 단계에서 사용된 분석은 상관계수를 통해 상관관계, 조정된 결정계수(Adj. R^2)를 통해 설명력, 유의한 F 검정통계량(p-value)을 통해 회귀식의 대립가설이 채택됨을 확인하였다. 향후 유류 예측 시, '석유 정제품' 수입과 수출에 본 예측방법을 적용하여 예측 논리를 강화할 수 있을 것으로 보인다. 다만, 예측한 나프타를 석유정제품으로 변환하는 과정은 앞서 오차율 비교 시 적용하였던 방법과 같이 '증가율'을 적용하는 방법 외에도 다른 적절한 방법을 모색해 볼 필요가 있다.

〈그림 3-18〉 우리나라 나프타 수입 및 수출물동량 추정 결과



자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

2. 가스류 배분 정확도 개선

앞서 언급한 바와 같이, 수급분석을 통해 유류 세부 품목인 '원유', '석유정제품', '가스류'의 우리나라 전체의 수요와 공급을 전망한다. 전망에는 '수입을 통한 공급'과 '수출 수요'가 포함되는데, 이를 통해 우리나라 전체의 수입, 수출, 연안 등 부문별로 각각 예측한다. 유류 전체 물동량은 세부 품목별 및 부문별 예측 결과를 상향식으로 합산하나, 합산한 전체 물동량은 다시 항만별로 세부 품목에 대해 수입·수출·연안으로 배분(하향식)하게 된다.

정유산업과 석유화학산업은 국가 기간산업(key industry)이자 장치산업(process industry)이므로 수요는 비교적 명확하다. 배후에 정유산업, 석유화학산업 등 관련 산업이 위치한 항만에서 수입·수출이 발생하기 때문이다. 따라서 산업의 변화와 산업 설비의 변동 등이 물동량을 배분하는 데 중요하게 작용한다. 즉, 산업구조의 변화에 따라 배분 비중이 변화할 것이 자명하므로 그 전망을 배분에도 반영해야 한다.

기존 유류 모델은 정유설비에 따른 원유의 하향식 비중은 반영되어 있었으나, 가스의 경우 항만별 최근 실적 비중이 적용된 경우가 많았다. 따라서 가스 도입 터미널과 인수기지 설비에 따른 가스류(석유가스, 천연가스) 수입 등을 전반적으로 고려한 배분모형을 고도화하고자 하였다.

1) 분석 데이터

가스와 관련된 자료는 석유가스의 경우 한국석유공사가 운영하는 Petronet, 천연가스의 경우 한국가스공사와 민간 천연가스 수입업체의 통계를 활용하였다.

(1) 석유가스 저장시설

석유가스는 탄소의 수가 1~4개인 화합물로 프로페인(C_3H_8)과 뷰테인(C_4H_{10})이 주성분이다. 석유가스 공급의 약 30~40% 정도는 정유사가 원유 정제를 통해 공급하고 있으며, 약 60~70%는 LPG 수입사가 중동·미국 등으로부터 수입하여 국내 수요처에 공급하고 있다. 따라서 원유를 정제하여 공급하는 정유사 시설은 고려하지 않고 액화 상태로 석유가스를 수입하여 공급하는 E1과 SK가스의 지역별 설비를 조사하였다.

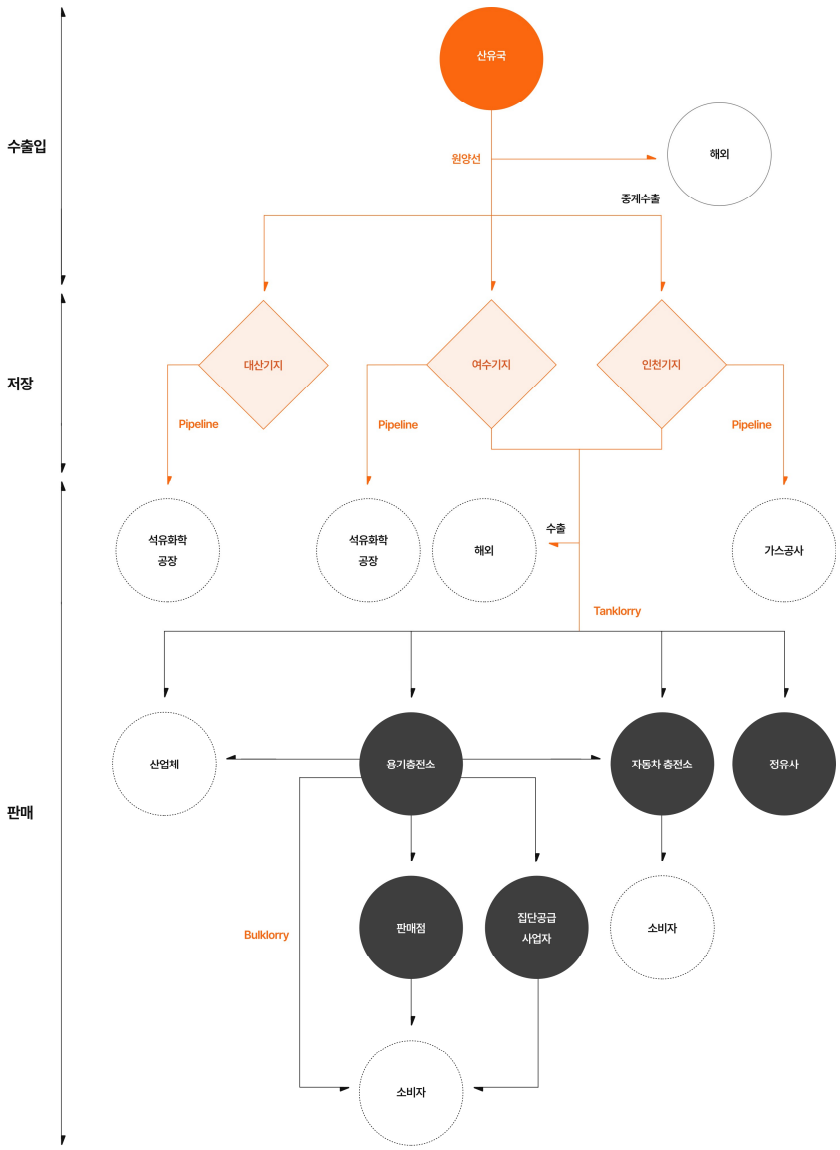
〈표 3-6〉 국내 LPG 수입업체 저장시설 현황

단위: 천 톤

구분	프로페인(C3H8)	뷰테인(C4H10)	계
인천기지	170	70	240
대산기지	40	34	74
여수기지	83	69	152
E1 계	293	173	466
평택기지	140	60	200
울산기지	140	130	270
SK가스 계	280	190	470
총 계	573	363	936

자료: SK가스, LPG 저장시설(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

〈그림 3-19〉 E1의 LPG 유통망 구조



자료: E1, LPG 유통구조(검색일: 2023.8.14.)

(2) 천연가스 저장시설

우리나라는 동해 가스전에서 천연가스를 생산했으나 2021년 말 생산이 종료되어 현재는 국내 수요의 전량을 수입한다. 천연가스는 수송방식에 따라 파이프를 통해 수송할 때 PNG(Pipe-line Natural Gas), 압축하여 수송할 때 CNG, 액화하여 수송할 때 LNG가 된다. 우리나라는 비교적 먼 거리에서 선박을 통해 수송하기 때문에 액화한 LNG로 수입한다. 수입한 LNG는 항만에 위치한 한국가스공사의 인수기지 또는 민간 LNG 터미널에서 하역하여 보관된다. 국내 유통 시 기화하여 전국에 매립된 배관망을 통해 송출한다. 천연가스 수요는 전국에서 발생하고 있지만 이 같은 보관·수송 특성으로 LNG 인수기지/터미널의 보관시설 규모가 천연가스 물동량과 연관이 깊다고 판단된다.

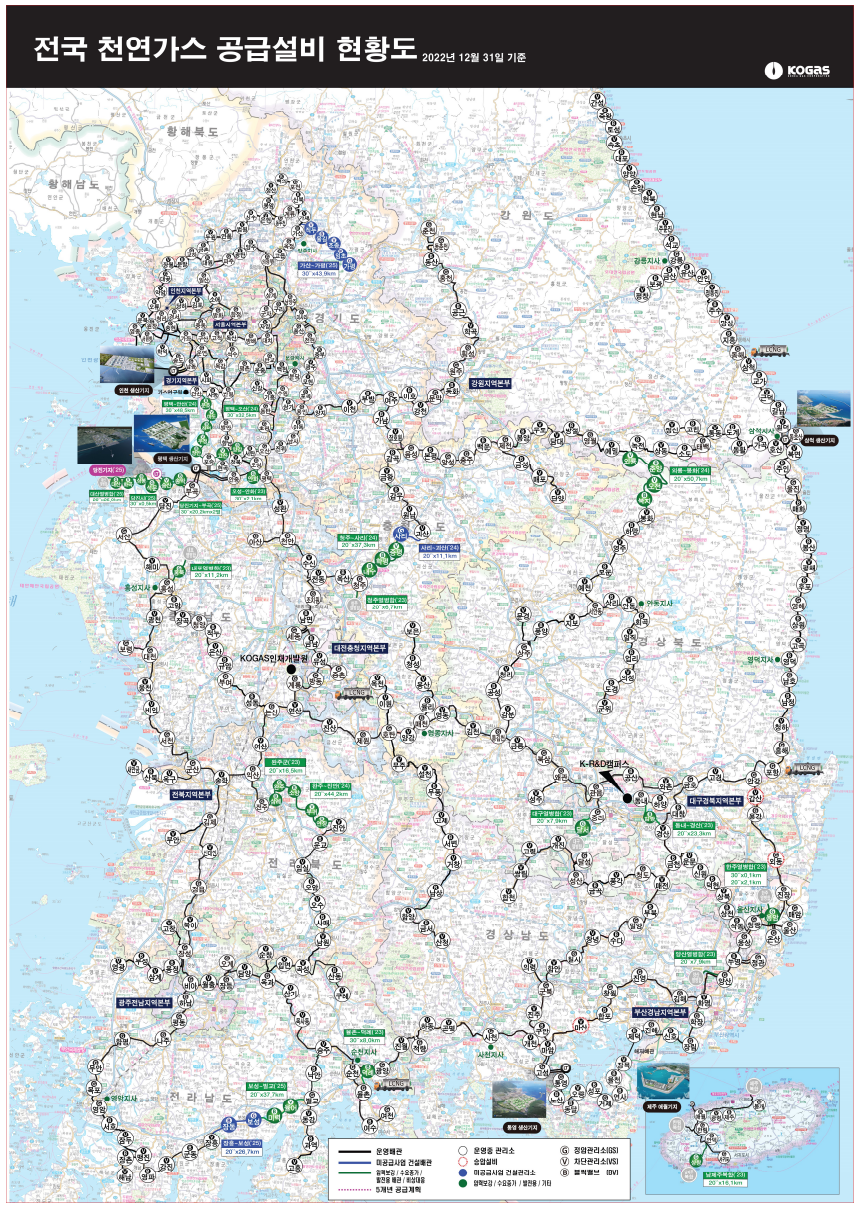
〈표 3-7〉 국내 LNG 저장시설 현황 및 전망

단위: 만 kl

구분		2022	2025	2030
	평택 1기지	336	336	336
	인천 2기지	348	348	348
	통영 3기지	262	262	262
	삼척 4기지	261	261	261
	당진 5기지(공사 중)	-	108	270
	제주기지	9	9	9
한국가스공사 계		1,216	1,324	1,486
	보령 LNG 터미널	120	140	140
	광양 포스코에너지	73	93	133
	여수 동북아 LNG 허브 터미널	-	80	80
	울산 KET	-	43	86
	통영 에코파워	-	20	20
민간 계		193	376	459
총 계		1,409	1,700	1,945

자료: 산업통상자원부(2023), pp. 18-20. 저자 재작성

〈그림 3-20〉 한국가스공사의 천연가스 공급시설(2022년 말 기준)



자료: 한국가스공사, 전국 천연가스 공급설비 현황도(검색일: 2023.7.23.)

2) 모형 설계

가스류는 전량 항만을 통해 수입되며 수출, 연안 대비 수입 비중이 매우 높은 품목이다. 따라서 본 연구에서 가스류 배분모형은 수입에 국한하여 설계하였다. 석유가스와 천연가스는 해운항만물류정보시스템의 품목분류에 맞춰 '가스류' 수입으로 분류하여 각각 배분하는 모형을 설정하였다.

가스저장시설을 갖춘 항만의 가스류 수입물동량을 산정하는 모형 구축을 위해 가스저장시설의 규모를 변수로 하는 단순회귀분석(A)을 사용하였으며, 식은 다음과 같다.

$$Z_t^{GI} = j_0 + j_1 X_t^{GT} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-9]}$$

여기서 Z_t^{GI}는 t기의 나프타 수입량이며, X_t^{GT}는 t기의 우리나라 항만에 위치한 가스저장설비 용량이다.

다만, 석유가스와 천연가스는 서로 용도와 특성이 상이하고 유통방식에도 차이가 있다. 따라서 LPG 저장시설과 LNG 저장시설을 각각의 변수로 설정하고 다중 회귀분석(B)을 활용하여 분석했으며, 식은 다음과 같다.

$$Z_t^{GI} = k_0 + k_1 X_t^{PGT} + k_2 X_t^{NGT} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 3-10]}$$

여기서 X_t^{PGT}와 X_t^{NGT}는 각각 t기의 우리나라 항만에 위치한 석유가스 저장설비와 천연가스 저장설비 용량이다.

〈표 3-8〉 국내 2022년 가스류 수입물동량 및 가스 저장시설 현황

단위: 천 톤

구분	가스류 수입물동량 (2022)	석유가스	천연가스	가스 계
인천	28,801	240	1,587	1,827
평택·당진	26,639	200	1,532	1,732
대산	1,928	74	-	74
보령	9,090	-	547	547
광양	7,504	152	333	485
마산	17,581	-	1,195	1,195
울산	4,476	270	-	270
호산	8,148	-	1,190	1,190
계	104,168	936	6,384	7,320

자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.); E1(검색일: 2023.8.14.); SK가스(검색일: 2023.12.4.); 한국가스공사(검색일: 2023.5.24.) 홈페이지 참고, 저자 재작성

3) 분석 결과 및 검증

수입 배분을 위해 저장시설을 갖춘 항만 전체를 대상으로 1단계로 설정하여 분석했으며, 결과값을 각 항만에 적용했을 때 오차가 크게 발생하는 항만을 제외하였다. 1단계 결과 호산항의 오차가 가장 크게 나타나 제외했으며, 2단계 결과 대산항이 가장 크게 나타나 각각 단계에서 제외하였다. 3단계 결과 울산항이 가장 크게 나타났으나, 울산항을 제외할 경우 4단계에서 5% 이내 오차에 들어오는 항만의 수가 줄어들어 오차율이 두 번째로 높은 보령항을 제외한 인천항, 평택·당진항, 광양항, 마산항, 울산항 등 5개 항만을 사용했다. 해당 항만에 대해 다중회귀모형인 4단계 B모형을 적용하여 분석한 결과 2022년의 오차율이 2.5% 이내로 나타났다.

〈표 3-9〉 국내 LNG 저장시설 현황 및 전망

구분	1단계	2단계	3단계	4단계
분석 대상 항만	인천, 평택·당진, 대산, 보령, 광양, 마산, 울산, 호산	인천, 평택·당진, 대산, 보령, 광양, 마산, 울산	인천, 평택·당진, 보령, 광양, 마산, 울산	인천, 평택·당진, 보령, 광양, 마산/ 인천, 평택·당진, 광양, 마산, 울산
회귀분석	단순(1-A) /다중(1-B)	단순(2-A) /다중(2-B)	단순(3-A) /다중(3-B)	단순(4-A) /다중(4-B)

자료: 산업통상자원부(2023), pp. 18-20, 저자 재작성

〈표 3-10〉 우리나라 가스류 도입시설과 가스류 물동량 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	다중 R^2	조정 R^2
상수	-889.5	355.8	-2.5	0.000***	0.9998	0.9993
석유가스 저장 설비 용량	20.3	1.3	14.7**			
천연가스 저장 설비 용량	15.4	0.2	76.5***			

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

예측 단계에서 사용된 분석은 상관계수를 통해 상관관계, Adj. R^2을 통해 설명력, 유의한 F 검정통계량(p-value)을 통해 회귀식의 대립가설이 채택됨을 확인하였다. 향후 수입 가스류 물동량을 항만에 배분하는 단계에서 일부 항만을 제외한 항만에서 석유가스와 천연가스의 저장시설 능력을 반영할 수 있을 것으로 보인다. 이 방법은 기존의 배분 방식 대비 논리적인 방법이며, 향후 시설 증설 등의 계획 반영도 가능할 것으로 보인다.

다만, 탄소중립으로 가기 위한 과정에서 LNG의 소비가 증가하고 민간수입이 늘어나면서 터미널별 도입비중이 변동될 가능성이 높아 지속적인 모니터링이 필요할 것으로 보인다. 또한 LNG 인수기지가 위치한 호산항의 실적이 설비 대비 낮은 원인과 LNG 기화송출 비용, 인수기지별 LNG 하역량 최적화 등과 관련된 추가 연구가 필요할 것으로 보인다.

〈표 3-11〉 4단계 B모형 추정 결과

단위: 천 톤, %

구분	가스류 수입물동량 (2022)(a)	다중회귀모형 추정값(b)	차이(c=b-a)	오차율(c/a)
인천	28,801	28,561	-240	-0.8
평택·당진	26,639	26,900	261	1.0
광양	7,504	7,345	-159	-2.1
마산	17,581	17,609	28	0.2
울산	4,476	4,586	109	2.4

자료: 해운물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

04
철재 물동량 예측모형 고도화

제1절 국내외 철재 산업 동향

1. 국내 철재 산업 동향

철재는 건설, 조선, 자동차, 기계, 가전 등 다양한 산업의 기초소재로 활용된다. 용도 및 형태에 따라 봉·형강류, 판재류, 강관류 등의 철강 제품이 존재하며 이를 통칭하여 철재라고 일컫는다. 일반적으로 봉·형강류에는 형강, 봉강, 철근, 선재 등이 있으며 대부분 건설 자재로 사용되고, 판재류는 중후판, 열연강판, 냉연강판 등이 있고 자동차와 선박 건조에 많이 활용된다. 강관류는 각종 파이프류를 의미하며 수도관, 송유관, 비닐하우스 등에 사용된다. 철재의 입·출하를 위해 항만을 활용하는 기업으로는 포스코, 현대제철, 동국제강, YK스틸, 한국철강, 세아베스틸, 환영철강, 대한제강, 두산에너빌리티 등 다양하며, 지역 및 공장마다 생산하는 제품 및 취급하는 철재의 종류에 차이가 있다는 특징이 있다.[18)]

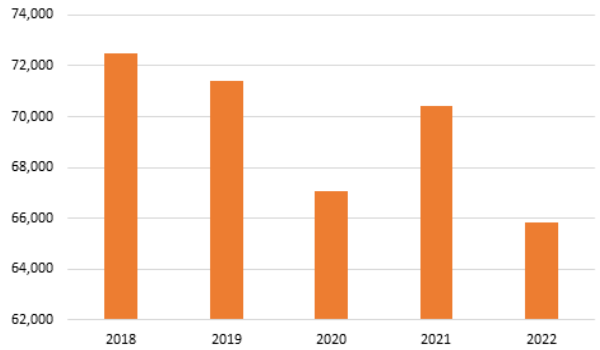
18) 한국철강협회(검색일: 2023.4.25.)

국내 철재 산업의 동향은 주로 전방 수요의 영향을 받는다. 최근 국내 및 글로벌 건설산업의 불황으로 봉·형강류의 철강 수요가 감소했으며, 가전 수요도 코로나19, 글로벌 금리 인상 등으로 인한 경제 침체 이후 부진하여 판재류 수출물동량에 음(-)의 영향을 미치고 있다. 2021년부터 본격적으로 국내 조선소가 컨테이너선과 LNG선을 대량 발주하면서 2023년부터는 후판 수요가 증가할 것으로 기대되고 있다. 자동차의 경우 반도체 수급 문제가 완화되면서 서서히 수요가 증가하고 있어 관련 철재 수입 증가에 긍정적인 신호를 보인다. 또한, 탄소중립 정책에 따른 친환경 대체 에너지 수요의 증가, 러시아-우크라이나 전쟁으로 인한 에너지 수급 불안 문제를 해소하기 위한 수요처 다각화는 천연가스, LNG, 수소 등을 운반하기 위한 에너지용 강관의 수출물동량을 증가시키고 있다.

한편 국내 주요 철강사의 조강 생산량과 철재 물동량은 서서히 감소하는 추세를 나타내고 있다. 2020년에는 코로나19 확산으로 인한 생산 차질 및 수요 감소, 2022년에는 태풍 힌남노의 영향으로 인한 포항철강산업단지 침수로 조강 생산량이 대폭 감소한 것이 이유이지만, 그 외에도 다양한 요소가 영향을 미쳤다. 먼저, 국내 제철 기업의 철재 저중량 고품질화 등 고부가가치 전환 기조로 인해 2017~2018년 이후 조강생산량 증가율 감소 및 전반적인 철재 중량 감소, 미국의 반덤핑 규제로 인한 수출물동량 감소, 중국 철강산업 구조조정으로 인한 수입량 감소 등이 있다.

〈그림 4-1〉 국내 조강 생산량 추이

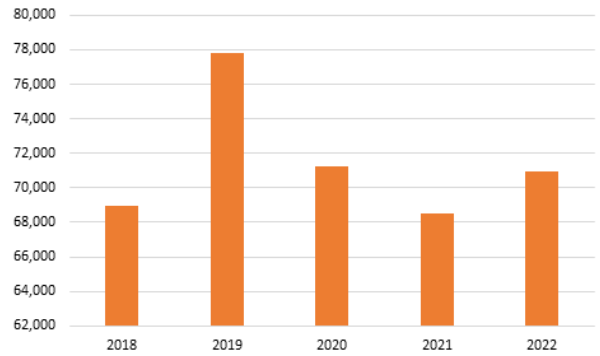
단위: 천 톤



자료: 한국철강협회(검색일: 2023.4.25.), 저자 재작성

〈그림 4-2〉 국내 철강 물동량 추이

단위: 천 톤



자료: 한국철강협회(검색일: 2023.4.25.), 저자 재작성

2. 국외 철재 산업 동향

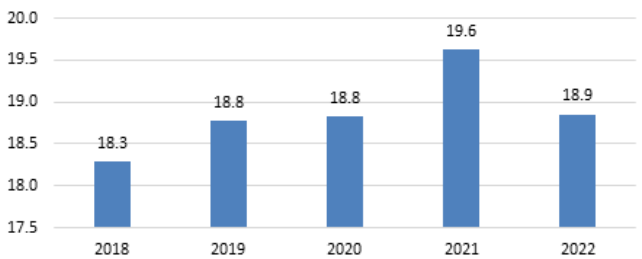
1) 세계 조강 생산량 추세 및 국가별 비중

2022년 세계 조강 생산량은 18억 8,503만 톤으로 2021년(19억 6,233

만 톤) 대비 3.9% 감소했으며 2018년 이후 연평균 0.8% 증가했다. 조강 생산량의 전반적인 추이는 2019년부터 안정적인 추세를 보였으나, 2021년에 급격한 증가세를 나타냈다. 2021년에는 코로나19의 기저효과로 전 세계 철강 전방산업의 수요가 증가하며 생산량이 전년 동기 대비 18.3% 증가한 미국과 함께 인도(17.8%), 일본(14.9%) 등 많은 국가의 조강 생산량이 증가했다. 최대 조강 생산국은 중국으로, 2022년 기준 전 세계 생산량의 54.0%를 생산했다. 대한민국은 세계 6위의 조강 생산국으로 2022년 6,586만 톤을 생산하였고, 이는 전 세계 생산량 중 3.5%에 해당한다.[19]

〈그림 4-3〉 세계 조강 생산량 추이

단위: 억 톤



자료: World steel association(2023), pp. 7-8, 저자 재작성

〈표 4-1〉 국가별 조강 생산량 및 비중

단위: 만 톤, %

순위	국가	생산량	비중
1	중국	101,796	54.0
2	인도	12,507	6.6
3	일본	8,924	4.7
4	미국	8,054	4.3
5	러시아	7,147	3.8
6	대한민국	6,586	3.5
7	독일	3,685	2.0

19) World steel association(2023), pp. 7-8.

순위	국가	생산량	비중
8	튀르키예	3,513	1.9
9	브라질	3,396	1.8
10	이란	3,059	1.6
-	그 외	29,836	15.8

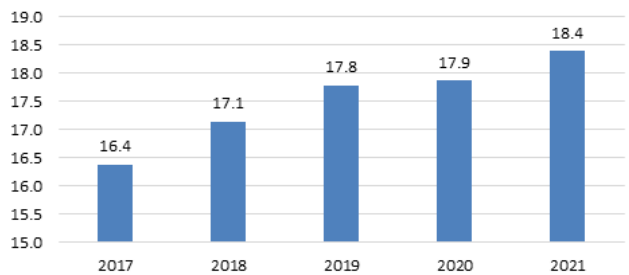
자료: World steel association(2023), pp. 7-8, 저자 재작성

2) 세계 철재 소비량 추세 및 국가별 비중

2021년 전 세계 철재 소비량은 18억 3,905만 톤으로, 전년 대비 2.9% 증가했으며 2017년 이후 연평균 2.9% 증가했다. 세계 철강 소비량 추세는 완만한 증가세를 나타내고 있으며, 포스코경영연구소(POSRI)의 전망에 따르면 세계 철강 소비량 증가율은 점차 감소하여 2050년 기준 23억 5천 톤을 기록할 것으로 나타났다.[20] 철재 소비가 가장 많은 국가는 중국으로 2021년 기준 9억 5,204만 톤을 소비하여 전 세계 소비량의 51.8% 비중을 차지했다. 대한민국의 경우 5위 철재 소비국으로, 전 세계 소비량의 3.0% 수준인 5,604만 톤을 사용했다.[21]

〈그림 4-4〉 세계 철강 소비량 추이

단위: 억 톤



자료: World steel association(2023), pp. 16-17, 저자 재작성

20) 포스코경영연구원(2019, 검색일: 2023.12.4.)
21) World steel association(2023), pp. 16-17.

〈표 4-2〉 2021년 국가별 철재 소비량 및 비중

단위: 만 톤, %

순위	국가	소비량	비중
1	중국	95,204	51.8
2	인도	10,623	5.8
3	미국	9,709	5.3
4	일본	5,741	3.1
5	대한민국	5,604	3.0
6	러시아	4,392	2.4
7	독일	3,534	1.9
8	튀르키예	3,338	1.8
9	이탈리아	2,662	1.4
10	브라질	2,634	1.4
-	그 외	40,464	22.0

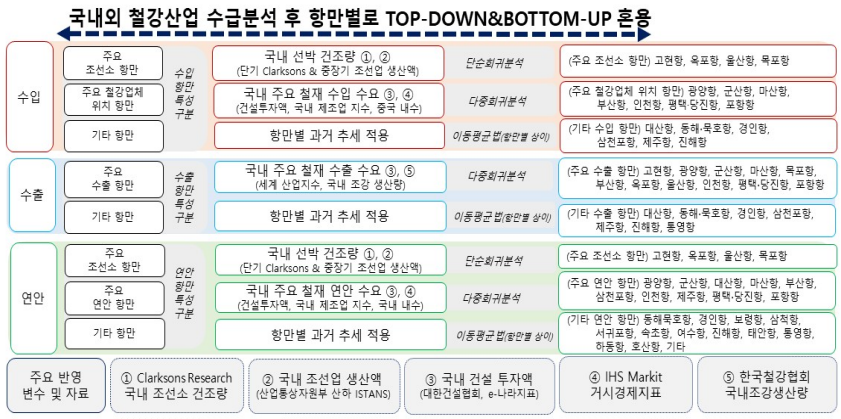
자료: World steel association(2023), pp. 16-17.

제2절 철재 물동량 예측모형 진단

1. 예측모형 개요

기존 철재 항만물동량 예측모형에서는 각 항만의 특성을 주요 조선소 입지 항만, 주요 철강업체 입지 항만 등으로 구분하여 수입, 수출, 연안별로 각각 예측한다. 특성이 뚜렷한 항만에 대해서는 하향식을 사용하는 반면, 설명변수가 명확하지 않거나 물동량 규모가 크지 않은 항만에 대해서는 과거 추세를 고려하여 상향식을 적용한다. 기존 철재 물동량 예측모형의 프로세스는 다음 〈그림 4-5〉와 같다.

〈그림 4-5〉 철재 물동량 예측 프로세스



자료: 한국해양수산개발원(2023). p. 97.

2. 예측방법론

1) 수입물동량

수입물동량은 주요 조선소 입지 항만, 주요 철강업체 입지 항만, 기타 항만으로 특성을 나누어 예측한다. 먼저 조선소 입지 항만으로는 울산항, 고현항, 옥포항, 목포항 등을 고려하며, 철강업체 입지 항만으로는 광양항, 군산항, 마산항, 부산항, 인천항, 평택·당진항, 포항항을 포함한다. 나머지 항만은 철재 항만 입출항의 일정한 수요·공급처가 명확하지 않아 기타 항만으로 구분한다. 각 유형의 수입물동량 전망 방법은 다음과 같다.

(1) 주요 조선소 입지 항만

조선소 항만의 수입물동량은 주로 선박을 건조하기 위한 후판 등의 판재류로 이루어져 있다. 이에 따라 해당 물동량을 설명하기 위한 변수로는 국

내 선박 건조량을 활용한다. 구체적으로는 전체 조선소 입지 항만의 중장기 수입물동량 전망치를 선박 건조량을 통해 설명하는 단일 회귀분석 모형을 활용하여 추정하며 해당 수식은 다음과 같다.

$$Y_t = a_0 + a_1 Z_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-1]}$$

여기서 Y_t는 조선소 항만의 t기 수입물동량, a_0와 a_1은 회귀계수, Z_t는 t기의 국내 선박 건조량이다.

한편 국내 선박 건조량은 2050년까지의 장기 전망치가 부재하여 국내 조선업 생산액을 변수로 한 회귀분석을 활용하여 추정한다. 또한 국내 조선업 생산액은 국내 GDP 중 최근 5년 조선업이 차지하는 비중을 통해 도출한다.

$$Z_t = r_0 + r_1 X_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-2]}$$

여기서 Z_t는 t기의 선박 건조량이며, X_t는 t기의 국내 조선업 생산액이다. r_0와 r_1은 회귀계수를 나타낸다.

이 과정을 통해 조선소 입지 항만의 총수입물동량을 예측한 후, 항만별로 배분하는 방식을 통해 조선소 입지 항만의 수입물동량을 추정한다.

(2) 주요 철강업체 입지 항만

철강업체 입지 항만의 경우 주요 중대형 철강업체가 위치한 항만으로, 해당 업체들은 철강재를 수입하여 직접 최종 소비지로 보내거나 가공을 거쳐 재판매한다. 주요 수입 철재는 건설용 강재나 판재류 등이 있으며, 건설

업과 제조업에서 주로 사용된다. 이에 따라 건설업의 설명변수로는 건설투자액을, 제조업의 설명변수로는 국내 제조업지수를 채택하여 모형에 반영한다. 더불어, 국내 철재 수입물동량에서 큰 비중을 차지하는 중국산 철재 물동량의 변화를 모형에 반영하기 위해 중국 내수를 추가 변수로 적용한다. 이 변수들을 바탕으로 다변량 회귀모형을 적용하며, 수식은 다음과 같다.

$$Y_t = b_0 + b_1 X_{1t} + b_2 X_{2t} + b_3 X_{3t} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-3]}$$

여기서 Y_t는 철강업체 입지 항만의 t기의 수입물동량, X_{1t}은 t기 건설투자액, X_{2t}은 t기 국내 제조업지수, X_{3t}은 t기 중국 내수이며, b_0, b_1, b_2, b_3은 회귀계수이다.

각 대표적인 변수 중 유의한 변수를 채택하여 최종 모형을 결정한 후 장래 수입물동량을 예측하며, 항만별 최근 수입물동량의 비중을 고려하여 배분한다.

(3) 기타 항만

대산항, 경인항, 삼천포항, 제주항, 진해항 등 나머지 항만의 경우 물동량 비중이 크지 않고 불규칙하여, 과거 추세를 적용한 이동평균법을 적용한다. 항만별로 상향식을 활용하며, 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$Y_{t+1} = (Y_t + Y_{t-1} + \cdots + Y_{t-n+1})/n \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-4]}$$

여기서 Y_t는 기타 수입 항만의 t기 수입물동량이며, n은 이동평균 기간을 나타낸다.

2) 수출물동량

(1) 주요 수출항만

수출물동량 예측은 주요 수출항만과 기타 항만으로 특성을 나누어 예측한다. 고현항, 광양항, 군산항, 마산항, 목포항, 부산항, 옥포항, 울산항, 인천항, 평택·당진항, 포항항이 주요 수출항만에 해당하며 나머지 항만은 기타 항만으로 구분한다. 철재 수출물동량은 글로벌 철강 경기에 영향을 받으며, 국내 조강생산량과 밀접한 관계가 있다. 이에 따라 세계 산업생산지수와 국내 조강생산량을 주요 변수로 한 다변량 회귀모형을 활용하여 예측한다.

$$Y_t = b_0 + b_1 X_t + b_2 Z_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-5]}$$

여기서 Y_t는 주요 수출항만의 t기 수출물동량, X_t는 t기의 세계 산업생산지수, Z_t는 t기의 국내 조강생산량이며, b_0, b_1, b_2은 회귀계수이다.

한편 국내 조강생산의 경우 장기예측치가 부재하여 국내 제조업과 건설업 GDP를 합친 값을 이용하여 전망하며, 다음과 같은 로그회귀분석을 적용한다.

$$\ln Z_t = r_0 + r_1 \ln X_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-6]}$$

여기서 Z_t는 t기의 국내 조강생산량, X_t는 t기의 국내 제조·건설업 GDP, r_0와 r_1는 회귀계수를 나타낸다. 해당 모형을 바탕으로 주요 수출항만의 물동량을 추정한 후, 이를 과거 실적치 비율을 활용하여 항만별로 분배한다.

(2) 기타 항만

나머지 항만의 경우 물동량이 많지 않으며 불규칙함에 따라, 기타 수입 항만과 같이 항만별 최근 추세를 반영한 이동평균법을 적용한다.

$$Y_{t+1} = (Y_t + Y_{t-1} + \cdots + Y_{t-n+1})/n \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-7]}$$

여기서 Y_t는 기타 수출항만의 t기 수출물동량이며, n은 이동평균 기간을 나타낸다.

3) 연안물동량

연안물동량은 크게 주요 조선소 입지 항만, 조선소 외 주요 연안 항만, 기타 항만으로 특성을 구분하여 예측한다. 주요 조선소 입지 항만에는 고현항, 목포항, 옥포항, 울산항 등이 포함되며, 광양항, 군산항, 마산항, 부산항, 삼천포항, 인천항, 제주항, 평택·당진항, 포항항은 조선소 외 주요 연안 항만, 나머지 항만은 기타 항만으로 구분한다. 유형별 수출물동량 전망 방법은 다음과 같다.

(1) 주요 조선소 입지 항만

조선소 항만의 연안물동량은 선박 건조에 필요한 판재류와 선박블록 물동량이 대부분을 차지한다. 따라서 국내 선박 건조량을 설명변수로 하는 단일 회귀분석을 통해 예측한다.

$$Y_t = b_0 + b_1 Z_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-8]}$$

여기서 Y_t는 조선소 입지 항만의 t기 연안물동량이며, Z_t는 t기의 국내 선박 건조량, b_0와 b_1은 회귀계수를 나타낸다.

국내 선박 건조량 추정치는 철재 조선소 입지 항만 수입물동량 예측방법과 동일한 방법으로 예측하며 식 또한 (Ⅳ-8)과 동일하다. 이를 통해 조선소 입지 항만의 총 연안물동량을 예측하고 항만별 최근 물동량 비중을 고려하여 배분하는 방법을 활용하여 전망한다.

(2) 조선소 외 주요 연안 항만

조선소 외 주요 연안 항만의 철재 연안물동량은 자동차, 건설, 제조업 등 다양한 산업에서 필요로 하는 철재를 국내 업체 간에 연안 해상운송을 통해 배송할 때 발생한다. 이에 따라 해당 물동량을 예측하기 위해서 철재 사용량 비중이 높은 건설업과 제조업의 산업 지표를 이용한다. 구체적으로는 수입물동량 예측방법의 주요 철강업체 입지 항만물동량 추정과 동일하게 건설투자액과 국내 제조업지수를 고려하며, 추가 변수로 국내 내수를 포함한다.

$$Y_t = b_0 + b_1 X_{1t} + b_2 X_{2t} + b_3 X_{3t} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-9]}$$

여기서 Y_t는 조선소 외 주요 연안 항만의 t기 연안물동량, X_{1t}은 t기 건설투자액, X_{2t}은 t기 제조업지수, X_{3t}은 t기 국내 내수를 나타내며, b_0, b_1, b_2, b_3은 회귀계수이다.

해당 항만들의 전체 물동량을 예측한 뒤, 항만별 최근 실적을 활용하여

분배한다.

(3) 기타 항만

기타 항만의 연안물동량은 앞선 수입, 수출 항목의 기타 항만물동량 예측방법과 동일하게 이동평균법을 활용하여 예측한다.

$$Y_{t+1} = (Y_t + Y_{t-1} + \cdots + Y_{t-n+1})/n \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-10]}$$

여기서 Y_t는 기타 연안 항만의 t기 수입물동량이며, n은 이동평균 기간을 나타낸다.

3. 기존 예측모형의 특징 및 한계

조선소 입지 항만의 수입물동량과 연안물동량에 대표적인 변수로 선박 건조량이 활용되고 있다. 주요 조선소 입지 항만에서 처리되고 있는 물동량은 수입물동량의 약 45%, 연안물동량의 약 50% 수준에 달한다.[22] 그러나 해당 변수의 중장기 추정이 GDP에 비례한 방식으로 이루어지기에 조선산업의 특성을 제대로 반영하지 못한다는 한계가 있다. 선박 건조량은 일반적인 경기뿐 아니라 글로벌 선복량 현황 및 선박 교체 수요에 따라 결정되어 주기성이 있음이 잘 알려져 있다. 따라서 완만하고 지속적인 증가세가 나타나는 GDP를 통해 선박 건조량을 예측하는 경우, 조선산업 호황기에는 과소 추정이, 불황기에는 과대 추정이 발생하기 쉽다.

또한 모형 측면에서는 수입, 수출, 연안물동량 예측에서 각각 세 가지 이

22) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

상의 다양한 변수가 활용되는 반면 변수 대부분이 연구자 임의로 설정되었고, 이에 따라 더 설명력이 우수한 변수가 존재하는지 등 파악이 충분히 이루어지지 않은 상황이다. 게다가 현재 적용되고 있는 다중회귀분석의 경우 데이터에 따라 다중공선성 등의 문제가 발생하여 변수 대부분이 유의하지 않게 도출되며, 사실상 대표적인 변수만이 단일 변수로 활용되는 등의 문제가 존재한다.

제3절 철재 물동량 예측모형 개선

기존 철재 항만물동량 예측모형의 한계점을 개선하기 위해 본 절에서 수행한 예측모형 고도화 방법은 크게 두 가지로 요약할 수 있다. 첫 번째로 선박 건조량 추정 방법을 개선하고자 한다. 먼저 선박 건조량의 단위에 대한 문제를 해결하고, 조선업 GDP 추정치를 통해 건조량을 예측했던 방법론을 조선산업의 특성을 고려한 방법으로 수정하고자 한다. 두 번째로는 철재 예측에 활용된 주요 변수를 재선정하고, 변수 간 다중공선성 문제를 해결하기 위해 기존의 다변량 회귀분석 대신 PCA, XGBoost 모형을 도입하여 비교해 보고자 한다.

1. 조선소 항만 수입 및 연안물동량 예측방법 개선

주요 조선소 항만 4곳(고현, 목포, 옥포, 울산)에서 처리되는 철재 수입 물동량은 전체 중 약 37.6%(2018~2022년 평균 기준)를 차지하며, 연안물동량의 경우에도 평균 37.4%의 높은 비중이 나타난다.[23] 이에 따라 기존

철재 예측모형에서는 조선소 처리 물량과 밀접하게 관련된 '선박 건조량' 변수를 활용하여 해당 항만의 철재 수입 및 연안물동량을 예측하고 있다.

선박 건조량과 관련된 데이터는 글로벌 해운업 및 조선업 전망기관인 Clarksons Research에서 제공하는 국내 선박 건조량을 이용하고 있다. 그러나 해당 기관에서는 국내 선박 건조량의 중장기 예측치를 제공하고 있지 않아, 기존 모형에서는 국내 선박 건조량 전망치를 도출하기 위해 '국내 조선업 생산액'을 종속변수로 둔 선형회귀분석을 도입한다. 그러나 국내 조선업 생산액에 대한 중장기 예측치도 부재하기에, 중장기 예측치가 존재하는 변수인 '국내 GDP' 중 조선업에 해당하는 비중을 계산하여, 해당 비중이 장래에도 지속될 것이라는 가정을 통해 중장기 조선업 생산액을 예측하는 프로세스를 시행하고 있다.

이와 같이 GDP 예측치를 이용해 조선업 생산액을, 조선업 생산액을 이용해 국내 선박 건조량을, 국내 선박 건조량을 이용해 조선소 항만의 철재 물동량을 예측하는 프로세스는 몇 가지 단점이 있다. 먼저, GDP는 지속적으로 성장하는 추세를 가지므로, 글로벌 선복량과 선박 교체 수요 등에 따라 시황에 큰 사이클이 존재하는 선박 건조량을 단독으로 예측하기에 적합하지 않다. 현재 조선산업은 오랜 불황에서 벗어나 장기호황기에 진입한 것으로 추정되지만, 장기적으로는 다시 하락 사이클에 진입할 가능성이 크다. Clarksons Research의 경우 세계 조선 건조량이 2034년을 고점으로 다시 하락할 것으로 예상하였다. 또한 기존 접근법에서는 한 모형의 설명변수를 다시 예측하기 위해 또 다른 설명변수를 반복적으로 예측한다. 이 과정에서 오차가 중첩되므로, 예측 과정의 절차를 보다 줄이는 방향이 바람직할 수 있다.

한편 정은미 외(2013)에서는 국내 선박 건조량과 철강 수요를 예측하기

23) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

위해 Clarksons Research의 세계 선종별 선박 건조량 중장기 예측치를 활용하는 방안을 도입하고 있다. 해당 자료에는 선종별 선박 건조량 전망치와 더불어, 우리나라의 선종별 건조량 점유율이 포함되어 있기에, 이를 활용하여 국내 선박 건조량의 장기 전망치를 추정할 수 있다. 또한 산업연구원(2013)은 조선업체 실태조사를 통해 각 선종에 투입되는 후판 및 봉·형강의 원단위를 추정하였으며, 최근 연구에서는 선종별 선박 건조 완료 시기와 철강재 투입의 시차를 감안하여 철강 수요를 예측하는 모형을 개발하였다.

이에 따라 본 절에서는 선행연구의 접근법을 참고하여 조선소 항만의 철재 수입 및 연안물동량을 예측하기 위해 '조선 철강재 투입량'이라는 새로운 변수를 개발·도입하고자 한다. Clarksons Research의 글로벌 선종별 선박 건조량 및 우리나라 점유율 데이터를 활용하여 국내 선박 건조량을 추정하고, 선종별 철강 투입량 원단위를 곱해 철강재 투입량을 도출하고자 한다. 더불어 선박 건조 완료와 철강재 투입 시점을 고려하여 조선 철강재 투입량을 추정하고자 한다. 평균적으로 선박 수주부터 인도까지 선박 건조 기간은 선종에 따라 1.5년에서 2년 정도가 소요된다.[24] 그러나 처음 약 6개월은 설계 기간으로 사용되며, 남은 기간을 반으로 나눴을 때 안벽작업이 진행되기 전까지인 전반부에 철강재 투입, 선박 블록 이동 등 거의 모든 철강 물동량이 발생한다. 이러한 시차를 반영하여 조선소 항만의 철재 물동량 예측치를 현실화하고자 한다.

마지막으로 선박 건조량의 단위로 총톤수(G/T)를 활용한다. 선박 크기를 나타내는 단위는 총톤수(G/T), 환산톤수(CGT), 재화중량톤수(DWT), 순톤수(N/T) 등 다양하다. 기존 예측방법에서는 국내 선박 건조량의 단위로 CGT를 활용하였다. CGT의 경우 가격이 높고 복잡한 설계를 가진 선박

24) 전은경·이상은·김봉주(2009), p. 7.

이 더 큰 값을 가진다. 그러나 선박의 가격이 반드시 철강재의 사용량과 비례하지는 않기에 선박 건조에 투입된 철강재의 양을 추정하기에는 바람직하지 않다. DWT는 적재할 수 있는 화물의 무게를 나타내며, 단순한 구조로 설계되어 더 많은 화물을 실을 수 있는 벌크선의 톤수가 더 복잡하고 많은 철강재가 투입된 선박보다 높을 수 있다. G/T는 선박의 용적을 나타내는 단위로 선체 외판으로 둘러싸인 총부피와 관련된다. 이에 따라 사용된 철강의 양을 추정하는 데 앞서 언급한 단위보다 더 적합하다고 할 수 있다. 한편 N/T도 선박의 용적과 관련된 단위로 철강재의 투입량을 파악하기 용이한 단위이지만 데이터 입수가 용이하지 않아, 본 절에서는 선박 건조량을 추정하는 단위로 G/T를 선택하였다.

1) 분석 데이터

분석에 활용한 데이터는 먼저 해양수산부 Port-MIS에서 제공하는 주요 조선소 항만 4곳(고현, 목포, 옥포, 울산)의 철재 수입 및 연안물동량이며, 1994년부터 2022년까지의 데이터가 존재한다. 국내 선박 건조량과 세계 선박 건조량은 Clarksons Research 자료를 활용했으며 1970~2022년의 시간적 범위를 가진다. 선종별 건조량과 우리나라 점유율의 경우 2013~2022년 자료만을 입수하였고, 해당 비율이 분석 범위 전체에 적용될 수 있다고 가정하였다. 기존 모형에서 활용된 데이터는 IHS Markit의 GDP와 ISTANS(산업통계분석시스템)의 조선업 생산액이다. GDP는 1980~2021년의 데이터가 존재하며, 조선업 생산액의 경우 2000~2021년 데이터만 제공된다. 기존 모형과 비교하기 위해 2000년부터 2021년까지 데이터를 분석에 활용했으며, 〈표 4-3〉은 주요 변수에 대한 기초통계량이다.

〈표 4-3〉 철재 예측모형 주요 변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
조선소 철재 수입물동량	십만 R/T	22	5.27	3.40
조선소 철재 연안물동량	십만 R/T	22	8.38	4.07
세계 선박 건조량	십만 G/T	22	61.99	20.19
국내 선박 건조량	십만 G/T	22	21.51	6.59
GDP	조 원	22	1,344.84	433.79
조선업 생산액	조 원	22	45.98	19.82

자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.); Clarksons Research(검색일: 2023.7.13.); IHS Markit(검색일: 2023.12.18.), 저자 재작성

Clarksons Research 자료 중 선종별 세계 선박 건조량과 선종별 우리나라 시장 점유율을 접목하면 2000~2021년 선종별 국내 건조량을 계산할 수 있다. 한편 같은 G/T의 선박이라도 선종에 따라 사용되는 철강의 양과 세부 철강 품목별 비율이 다르다. 구체적으로 탱커, 벌크선, 컨테이너선, LNG선의 경우 1G/T당 약 260~266kg의 철강재가 투입되는 반면, 드릴십, 부유식 원유생산 저장 하역 설비(FPSO) 등의 선종에는 1G/T당 350kg이 넘는 철재가 투입된다. 〈표 4-4〉는 산업연구원(2013)의 선종별 철강재 투입 원단위를 나타내며, 각 연도·선종별 국내 건조량과 원단위를 곱하여 연도별 철강재 투입량을 계산할 수 있다.

〈표 4-4〉 선종별 후판 및 봉·형강 투입 원단위

단위: kg/GT

선종	후판	봉·형강	합계
탱커	243	22	265
벌크선	240	21	261
컨테이너선	237	23	260
LNG	242	24	266
LPG	292	42	334
드릴십	325	28	353
FPSO	401	44	445
기타	235	23	258

자료: 정은미 외(2013), p. 157.

한편 선박의 건조와 철강재가 투입되는 시점에는 시간 차가 존재한다. 따라서 보다 정확한 연도별 철강재 투입량을 계산하기 위해서 투입 시기를 고려할 필요가 있다. 박유상(2019)에 따르면, 국내 선박의 선종별 평균 선박 건조 기간은 탱커 1.5년, 벌크선 1.6년, 컨테이너선 1.7년, LNG선 2.1년, LPG선 1.5년 수준이다. 이중 조선소 야드가 아직 가동되지 않는 설계 기간이 약 6개월을 차지한다.[25] LNG선을 제외한 탱커, 벌크선, 컨테이너선, LPG선 등 선종 대다수에서는 설계 기간을 제외한 나머지 건조 기간을 반으로 나눴을 때, 전반부에 철강재 투입량 대부분이 발생한다. 강재 적치, 강재 절단 등의 전반부 공정을 위해서 후판, 봉·형강 등의 구입이 지속적으로 발생하며, 선박 블록의 이동 및 조립 또한 전반부 공정에 포함된다. 후반부에는 주로 안벽에서 작업이 이루어지며, 철재 투입량의 발생 비중은 전반부와 비교해 매우 적다. 본 절에서는 1월부터 12월까지 국내 선박 건조량의 분포가 균일하고, 모든 선박의 설계 기간은 6개월이며, LNG선의 건조 기간은 2년, LNG선을 제외한 각 선박의 건조기간은 1년 6개월이라는 가정하에 철강재 투입량을 배분하였다.

2) 모형 설계

본 분석에서는 기존 '조선업 생산액' 변수와 새롭게 개발된 '조선 철강재 투입량' 변수를 비교하기 위한 모형으로 기존 모형과 같이 단순선형회귀모형을 적용하였다. 조선 철강재 투입량의 값 자체를 조선소 철재 물동량으로 직접 반영하지 않고 물동량을 설명하는 독립변수로 활용하는 이유는, 해당 투입량의 일부는 육상운송을 통해 공급되며 수입 및 연안물동량의 구분도 쉽지 않기 때문이다. 적용된 모형은 다음과 같다.

25) 박유상(2019), p. 40.

$$Y_t = a_0 + a_1 Z_t \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 4-11]}$$

여기서 Y_t는 조선소 항만의 t기 수입 또는 연안물동량이며, a_0와 a_1은 회귀계수, Z_t는 t기의 '조선업 생산액' 또는 '조선 철강재 투입량'이다.

각 모형의 10-Fold 교차검증을 위해 10개의 훈련용 데이터와 검증용 데이터를 생성하였다. 훈련용 데이터로부터 추정된 예측치는 실제값과 비교하여 RMSE와 MAPE를 계산하였으며, 이를 토대로 각 모형의 성능을 비교하였다.

3) 분석 결과 및 검증

조선 철강재 투입량을 변수로 활용한 모형과 조선업 생산액을 활용한 모형의 2013~2021년 기간 철재 수입, 연안물동량을 예측한 결과는 〈표 4-5〉, 〈표 4-6〉와 같다. 〈그림 4-6〉과 같이 2012년을 기점으로 조선산업의 사이클이 대호황으로 들어서면서, 두 모형 모두 전반적으로 수입 및 연안물동량을 과소평가한 것으로 나타났다. 그러나 조선 철강재 투입량 모형의 경우 조선업 생산액 모형에 비해 2017년 이후 점차 예측값이 개선되어 가는 모습이 나타났다.

〈표 4-5〉 철재 수입물동량 예측값 비교

단위: R/T

연도	실제값	조선 철강재 투입량 모형	조선업 생산액 모형
2012	9,449,844	2,662,928	2,689,953
2013	9,417,678	3,040,351	3,622,095
2014	9,792,966	3,432,890	4,273,768
2015	9,270,385	3,926,048	4,802,724
2016	9,552,698	4,230,260	4,734,612
2017	8,864,956	4,361,615	3,861,985
2018	7,369,103	4,592,874	3,666,187
2019	9,899,967	4,760,021	4,051,219
2020	8,568,138	4,869,311	4,319,083
2021	6,567,711	5,008,193	4,395,538

자료: 저자 작성

〈표 4-6〉 철재 연안물동량 예측값 비교

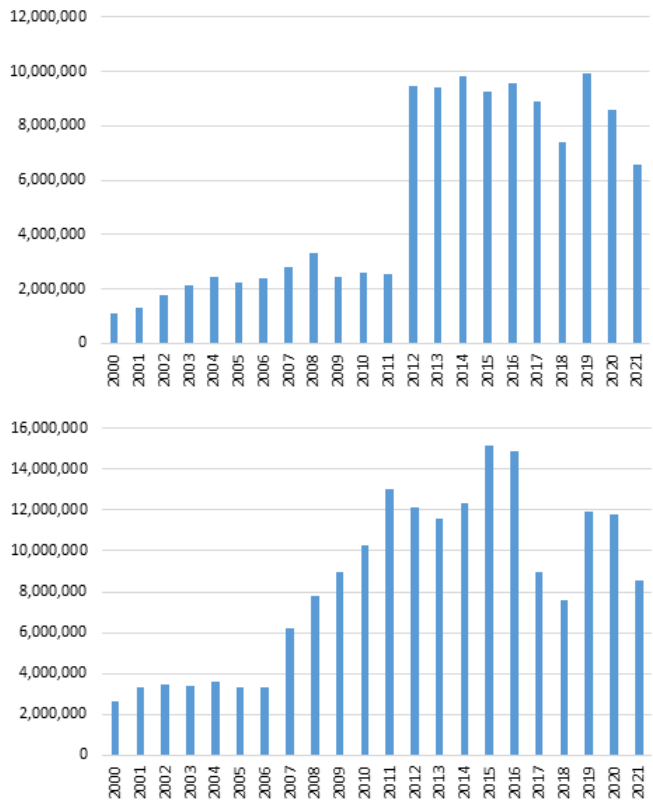
단위: R/T

연도	실제값	조선 철강재 투입량 모형	조선업 생산액 모형
2012	12,149,797	8,999,101	9,020,473
2013	11,582,402	7,143,660	9,254,998
2014	12,312,212	7,167,771	9,401,148
2015	15,133,721	7,713,821	9,595,444
2016	14,849,328	8,059,851	9,034,954
2017	8,982,556	7,889,259	6,828,151
2018	7,560,473	7,891,333	5,835,284
2019	11,955,229	7,938,282	6,255,470
2020	11,808,400	7,679,469	6,372,685
2021	8,527,905	7,747,339	6,217,459

자료: 저자 작성

〈그림 4-6〉 철재 수입 및 연안물동량 추이(2000~2021년)

단위: R/T



주: 위 그림은 철재 수입물동량, 아래 그림은 철재 연안물동량 추이를 나타냄
자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

〈표 4-7〉과 〈표 4-8〉은 10-fold 교차검증으로 RMSE와 MAPE를 통해 예측정확도를 산출한 결과이다. 먼저, 수입물동량은 조선 철강재 투입량 모형이 조선업 생산액 모형보다 RMSE 기준으로는 46,733, MAPE 기준 1.1%p 감소시켜 예측정확도가 소폭 향상되었다. 연안물동량의 경우, 조선 철강재 투입량 모형은 조선업 생산액 모형과 비교해 RMSE 기준으로는 24,790 높았으나, MAPE 기준으로는 1.8%p 감소시킨 것으로 나타났다.

〈표 4-7〉 철재 수입물동량 예측모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
조선 철강재 투입량 모형	4,786,895	52.5
조선업 생산액 모형	4,833,628	53.6

자료: 저자 작성

〈표 4-8〉 철재 연안물동량 예측모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
조선 철강재 투입량 모형	3,729,386	29.5
조선업 생산액 모형	3,704,596	31.3

자료: 저자 작성

각 학습용 데이터를 통해 1년 치 예측치를 비교한 성능 비교에서 두 모형은 큰 차이가 없는 것으로 보인다. 그러나 중장기 예측에 적용할 경우, 조선 철강재 투입량 모형은 점차 조선업 생산액 모형에 비해 예측력이 우수해질 것으로 기대된다. 20년 이상의 중장기 예측에서 조선업 생산액 모형은 완만하고 변동이 적은 GDP의 증가율을 활용해 장래 조선업 생산액을 예측하기에, 조선소 철재 물동량 예측치 또한 꾸준히 증가할 것으로 전망하게 된다. 그러나 선박 건조량은 호황과 불황이 반복되는 주기성을 가지기에 GDP를 통해 예측하기에 한계가 있다. 반면, 조선 철강재 투입량 모형의 경우, 장래 선복량 전망과 선박 교체 수요를 고려한 Clarksons Research의 전망치를 활용하여 이와 같은 점을 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 철재 주요 변수 재선정 및 예측모형 고도화

현재 주요 철강업체 입지 항만의 수입물동량 예측 변수로는 건설투자액, 제조업지수, 국내 내수가 설명변수로 활용되며, 주요 수출항만의 물동량 예

측모형에는 세계 제조업지수, 조강생산량, 중국 내수, 환율이 변수로 활용된다. 회귀모형에서 각 변수는 단일 변수로 투입되었을 때 유의하지만, 각 독립변수 간 높은 상관관계가 존재하여 기존 예측모형에서 다중회귀모형 활용 시 다중공선성이 높게 나타난 변수를 제거하는 방법을 통해 문제를 해결하고 있다. 그러나 이는 철재 물동량을 잘 설명하는 대표적인 산업 변수 중 일부를 제거하는 결과를 가져온다. 이에 따라 PCA, XGBoost와 같은 다변량 모형을 도입하여 해당 문제를 개선하고자 한다.

1) 분석 데이터

분석 데이터로는 해양수산부 Port-MIS에서 제공하는 철재 품목의 1994년부터 2022년까지의 수입, 수출물동량과 IHS-Markit에서 제공하는 관련 거시경제 변수, 한국철강협회의 조강생산량 자료를 활용하였다. 주요 철강업체 입지 수입항만으로는 광양항, 군산항, 마산항, 부산항, 인천항, 평택·당진항, 포항항을 채택하여, 배후단지 철재 수요산업의 특성이 다른 조선소 항만과 실적이 불규칙하고 물량이 적은 항만을 제외했다. 주요 수출항만은 비중이 작고 물동량 발생이 불규칙한 항만을 제외하고, 마산항, 목포항, 부산항, 옥포항, 울산항, 인천항, 평택·당진항, 포항항을 선택했다. 〈표 4-9〉와 〈표 4-10〉은 철재 예측모형에 활용한 변수의 기초통계량이다.

〈표 4-9〉 주요 철강업체 입지 항만 철재 수입물동량 관련 독립변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
국내 제조업 지수	(2015=1)	29	0.76	0.29
국내 내수	조 원	29	1286.38	343.07
국내 인구	백만 명	29	48.97	1.98
국내 건설 GDP	십억 달러	29	110.78	10.36
국내 제조 GDP	십억 달러	29	392.32	154.53

자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.); IHS Markit(검색일: 2023.12.18.); 한국철강협회(검색일: 2023.4.25.), 저자 재작성

〈표 4-10〉 철재 수출물동량 관련 독립변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
세계 제조업 지수	(2015=100)	29	87.6	15.3
중국 내수	십억 위안	29	38120.53	25730.42
국내 환율	원/달러	29	1100.72	145.14
국내 조강생산량	톤	29	55161.65	13070.94

자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.); IHS Markit(검색일: 2023.12.18.); 한국철강협회(검색일: 2023.4.25.), 저자 재작성

2) 모형 설계

주요 철강업체 입지 항만의 수입물동량과 수출물동량 예측을 위해 PCA 모형과 XGboost 모형을 적용한다. PCA는 복잡한 데이터를 분석하고 해석하는데 사용되는 차원 축소 모형으로 복합한 철강업체의 영향요인의 정보를 최대한 유지하면서 변수를 줄여 예측력을 증가시킬 수 있다. 또한 시계열 데이터의 비선형 패턴과 변동성에 빠르게 반응할 수 있는 XGboost를 적용해 예측력을 높이고자 한다.

3) 분석결과 및 검증

선형회귀모형, PCA 모형, XGBoost 모형을 통해 2013~2022년 주요 철강업체 입지 항만의 수입물동량과 주요 항만의 수출물동량을 예측한 결과는 〈표 4-11〉, 〈표 4-12〉와 같다. 수입물동량의 경우 실제값이 점차 낮아지는 추세를 보이는데, 이러한 변화에 XGBoost 모형은 빠르게 반응한 반면, PCA 모형과 선형회귀모형은 다소 느리게 반응한 것으로 나타났다. 한편 수출물동량은 모든 모형에서 완만한 감소 추세를 보이는 실제값의 변화를 잘 반영한 것으로 보인다.

〈표 4-11〉 주요 철강업체 입지 항만 수입물동량 예측값 비교

단위: R/T

연도	실제값	선형회귀모형	PCA 모형	XGBoost 모형
2013	22,492,943	26,534,240	27,200,882	20,837,488
2014	25,159,277	25,959,237	29,651,870	21,863,658
2015	18,959,824	25,727,910	30,399,682	22,561,926
2016	21,204,142	25,226,932	27,627,140	18,714,262
2017	18,132,463	25,307,464	27,435,303	19,952,176
2018	13,966,893	24,695,948	21,489,628	17,769,378
2019	15,031,711	23,451,525	15,772,626	13,893,476
2020	10,204,839	22,602,914	17,273,012	14,013,392
2021	12,505,356	22,391,684	14,998,185	9,746,284
2022	12,095,171	21,595,736	16,162,592	11,321,224

자료: 저자 작성

〈표 4-12〉 주요 수출항만 철재 수출물동량 예측값 비교

단위: R/T

연도	실제값	선형회귀모형	PCA 모형	XGBoost 모형
2013	25,660,647	24,385,432	25,387,435	27,467,168
2014	28,455,650	27,341,827	27,410,418	27,417,996
2015	28,646,119	26,673,180	28,215,601	28,325,104
2016	28,053,983	26,452,746	29,053,866	26,473,214
2017	27,983,083	27,957,292	29,921,422	28,607,344
2018	25,509,330	28,711,619	30,159,601	27,988,870
2019	25,879,189	27,739,446	28,839,907	25,551,020
2020	24,672,630	25,364,869	26,404,314	25,656,756
2021	23,674,374	26,975,749	26,657,849	25,554,690
2022	24,180,420	24,459,342	22,710,882	23,674,766

자료: 저자 작성

〈표 4-13〉과 〈표 4-14〉에서는 10-fold 교차검증을 통해 RMSE와 MAPE를 산정하여 예측정확도를 산출하였다. 수입물동량의 경우, XGBoost 모형이 선형회귀모형, PCA 모형과 비교해 MAPE 기준 각각 36.5%p, 20.0%p 낮은 오차를 보였다. 수출물동량의 MAPE는 XGBoost 모형이 선형회귀모형보다 1.4%p, PCA 모형보다 7.2%p 감소시켰음을 확인할 수 있었다. 또한, 조강생산량을 기준으로 한 단일선형회귀모형의 수출물동량 예측정확도가 5.9%로 상당히 낮은 것을 확인할 수 있었다. 주요 철강업체 입지 항만 수입물동량과 주요 항만 철재 수출물동량 모두 XGBoost 모형이 가장 우수한 것으로 확인되었다.

〈표 4-13〉 주요 철강업체 입지 항만 철재 수입물동량 모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
선형회귀모형	7,374,097	52.7
PCA 모형	5,825,830	36.2
XGboost 모형	2,514,506	16.2

자료: 저자 작성

〈표 4-14〉 주요 항만 철재 수출물동량 모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
선형회귀모형	1,532,409	5.9
PCA 모형	3,075,526	11.7
XGboost 모형	1,154,803	4.5

자료: 저자 작성

05
모래 물동량 예측모형 고도화

제1절 국내외 모래산업 동향

1. 국내 모래산업 동향

1) 국내 모래 수급 현황

2017년 국무조정실은 골재수급 안정화 대책으로 바다모래 축소 및 골재 수급 다변화를 통해 산림모래, 부순모래 확대, 해외 모래 수입 등 골재원의 다변화를 추진했다. 2022년까지 국내 총 골재공급 대비 바다모래 채취 비중을 일본과 영국과 같은 선진국 수준인 5%로 감축하는 것을 목표로 했다.[26] 목표를 달성하기 위해 신규 채석장 지정, 기존 채취장 허가 물량 확대를 통해 산림모래를 증산하고 공사 중 발생하는 암석을 골재 자원으로 적극 활용하여 부순모래의 활용을 증대시키고자 했다. 〈표 5-1〉은 국토교통부에서 발표하는 골재수급계획과 바다모래 공급량에 대한 비중이다. 2018년 바다모래 공급량은 전체 공급량 대비 9.1% 비중을 차지했으나 2023년은 5.3%로 감소했다. 2022년 바다모래 공급량은 2018년 2,120만㎥ 대비

26) 국무조정실(2017, 검색일: 2023.12.4.)

859만㎥ 감소한 1,261만㎥로 계획됐다. 바다모래 축소 및 골재 수급 다변화 정책에 따라 인해 2016년 6,350만 톤을 기록했던 전국 모래 물동량이 2017년 전년 대비 35% 감소, 2018년 51%, 2019년 56% 감소하면서 2020년에는 875만 톤을 기록했다.

〈표 5-1〉 연도별 바다모래 공급 계획량과 비중

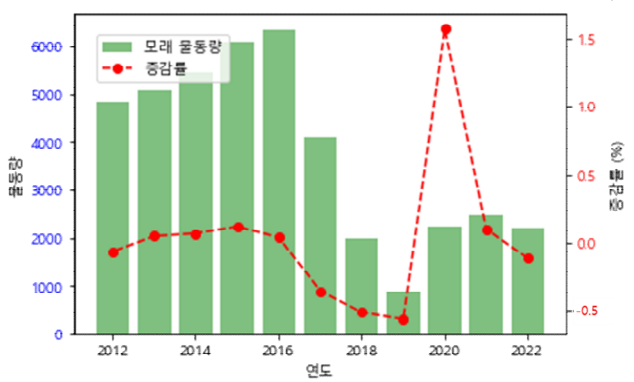
단위: 천㎥, %

변수	2018	2019	2020	2021	2022	2023
바다모래 공급 계획량	21,200	21,600	19,400	17,775	15,690	12,608
전체 공급 계획량	231,770	253,045	234,773	242,891	249,205	238,987
비중	9.1	8.5	8.3	7.3	6.3	5.3

자료: 국토교통부(2018~2023) 골재수급계획 자료, 저자 재작성

〈그림 5-1〉 연도별 모래 물동량 추세

단위: 천 톤, %



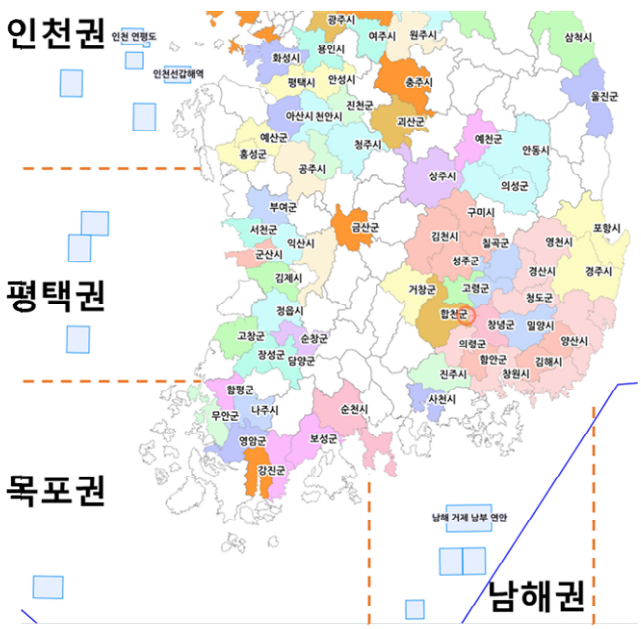
자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

2) 바다모래 채취 제한

〈그림 5-2〉에 나타나 있듯이 인천 인근 서해 연안 및 EEZ에서 채취한 바다모래는 인천항으로 반입되며 태안군 인근에서 채취한 모래는 평택·당

진항, 남해에서 채취한 모래는 진해항, 마산항 및 부산항으로 반입된다. 2022년 남해 EEZ 채취 허가 만료 이후 일부 강원권 모래가 남해권의 수급 불균형으로 인해 진해, 마산 및 부산항으로 반입되는 경우가 있으나 주로 서해 EEZ에서 모래를 채취해 공급하고 있다. 각 지역 골재 수요는 자체 공급을 원칙으로 하기 때문에 수급이 불안해질 경우 지역 간 운송비 등이 발생해 지역별 가격이 변동하게 된다. 2017년 바다모래 공급 축소 정책 이후 서울 수도권 모래 가격은 채취 제한 이전 1㎥당 1만 4천 원대에서 채취 제한 이후 2만 5천 원 선으로 형성되었다. 2016년 동남권의 경우 남해 EEZ 채취 불허로 채취 제한 이전 1㎥당 1만 3천 원이었던 모래 가격이 채취 제한 이후 3만 5천 원으로 급등했다.[27]

〈그림 5-2〉 바다모래 채취 가능 지역



자료: AGRIS 골재GIS시스템(검색일: 2023.4.5), 저자 재작성

27) 대한경제(2017.2.16., 검색일: 2023.8.6.)

바다모래는 매년 공급계획량이 줄어들고 있으며 규제강화, 채취 허가 지연 및 어민들의 반발로 인해 공급 비중이 지속적으로 감소하고 있다. 2022년 10월 인천 옹진군 굴업도 인근 모래 채취에 대한 허가가 만료되어 2022년 인천항 모래 물동량이 전년 대비 19.4% 감소했으며 2023년 7월 기준 전년 동기 대비 89.0% 감소를 기록 중이다. 이에 인천시는 옹진군 굴업도 인근 1,918만㎥의 바다모래 채취 예정지를 지정, 최종 채취 허가를 진행 중이지만 지역 환경단체의 반발이 심해 최종 채취 허가가 지연되고 있다.[28] 한국골재협회 인천지회는 2023년 인천지역 바다모래 공급계획을 544만㎥에서 2027년 643만㎥로 증가시키는 것을 제안했으나 2023년 7차 골재수급 기본계획에서 받아들여질지는 아직 미지수이다.

2. 국외 모래산업 동향

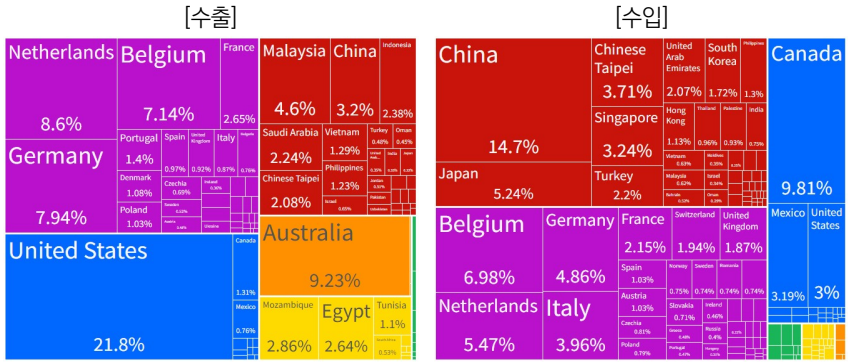
1) 세계 모래 수급 현황

국제 골재 정보 네트워크(GAIN, Global Aggregates Information Network)는 2021년 세계 모래 생산량을 443억 톤으로 추정했으며 이는 2020년 추정치인 422억 톤에서 4.9% 증가한 수치이다.[29] 세계 1위 모래 생산국인 중국은 매년 41억 톤의 모래를 생산한다. 모래 수요는 인구수와 밀접한 관계가 있으며 2050년까지 전 세계 인구가 약 100억 명에 달할 것으로 예상되고 전 세계 인구의 약 70%가 도시에 거주할 것으로 분석되기 때문에 모래의 수요는 향후 지속적으로 증가할 것이라는 예측이다. 지난 20년 동안의 급격한 도시화로 인해 전 세계 모래 사용량은 약 3배 증가했다. 〈그림 5-3〉은 2021년 국가별 모래 수출입 비중을 보여준다. 수출의

28) 인천뉴스(2023.3.17.)(검색일: 2023.8.6.)
29) Aggregates business(2021.12.8.)(검색일: 2023.12.4.)

경우 미국 21.8%, 호주 9.2% 및 네덜란드 8.6% 비중을 차지하며, 수입의 경우 중국 14.7%, 캐나다 9.8% 및 벨기에 7.0%를 차지한다. 2021년에 전 세계 수출은 2020년 대비 19.7% 증가했다.[30] 중국은 세계 최대 모래 생산국이자 수입국이다. 중국은 매년 전 세계 모래 생산량의 10% 수준을 생산하지만 중국의 수출 금지 정책으로 내수를 우선시하며 건축용 모래를 제외한 반도체용, 규사와 같은 특수 모래만 일부 수출한다. 또한 지금까지 중국 건축산업의 호조로 많은 건설용 모래가 소비되었기 때문에 수입량 또한 전 세계에서 가장 많은 것이 특징이다.

〈그림 5-3〉 글로벌 모래 수출입 비중



자료: The observatory of economic complexity(검색일: 2023.5.8.)

2) 생태계 보호를 위한 모래 채취 규제

최근 모래 채취의 환경적 영향에 대한 관심이 커지면서 세계 주요 국가는 모래 채굴 과정에 대한 사회적, 경제적 이득과 환경적 측면을 동시에 고려한 채취 시스템을 조성하고자 노력하고 있다. 유엔환경계획(UNEP, United Nations Environment Program)은 2019년 발간한 보고서에서 모래의 과잉 채취, 환경 파괴 및 규제 문제에 초점을 맞춰 지속가능한 모래

30) The observatory of economic complexity(검색일: 2023.5.8.)

채취 관리 및 모니터링의 필요성에 대해 강조했다.[31] 모래 채취 관리의 주요 쟁점은 모래 활용 효율성 촉진, 순환 골재 사용 지원, 거버넌스 강화 및 환경 파괴에 대한 인식 제고 등이 포함되었다. 관련 산업계와 지역 사회로부터 모래 채취에 대한 부정적인 인식을 줄이기 위해 대체재 발굴, 재활용 골재 및 지속가능한 채취 방안 채택의 중요성을 제시했다. Gavriletea (2017)는 바다 및 강 모래 채취에 대한 긍정적 영향과 부정적 영향을 평가했다(표 5-2 참고). 본 연구에서는 바다모래 채취의 환경적 영향이 매우 복합적이고 심각한 피해를 끼칠 가능성이 크며 복원이 불가능하다고 경고했다.

〈표 5-2〉 모래 채취의 긍정적·부정적 영향

구분	영역	주요 영향	결과
긍정	육지	사면 안정성(slope stability) 증가	식물과 사면 안정성의 상호 연결
		경관 개선	토양 습도 향상
		폐기물 처리	새로운 생태계 발달
	수질	새로운 저수지와 물공급 시스템 조성	수중/육상 생태계 지지
		소류사(bedload) 감소로 인한 안정적 채널 구축	동식물 서식지 상태 조절
	대기	먼지 제어	공기 오염 저하
부정	대기	대기 오염 농도 증가	인류 건강 위기
	생태계	서식지 상실	물고기 개체 수 변화, 잡초 증가
		서식지 물리적 교란	수생 생물군 해체, 동물 종 개체 수 변화
		식생 파괴	농지 및 방목지 축소
	수질	물 혼탁도	식물 광합성 감소, 양분 매개변수 변화, 수생 동물 섭식 활동 방해 등
		토양 및 연안 침식 증가	해수 침입, 인프라 시설 영향
		수질 악화	염분 증가, 수자원 영향, 수처리 비용 증가
		수질 오염	종 다양성 영향
		강바닥 침몰 및 변형	강 주변 우물 소실

31) United nations environment programme(2019), p. XI.

구분	영역	주요 영향	결과
		수문학적 영향	홍수 조절 및 해류 변화
	토양	토양 질 저하	비옥한 지역의 감소, 토양 구성성분 변화
		토양 침식	수로, 습지 및 호수 오염
	육지	경관 장해	극적인 풍경 변화, 삼림 벌채, 해수욕장 소실
		광산에서 유도되는 지진파	-
		구조 안정성	공공/사유 재산 피해

자료: Gavriletea(2017); 이언경·장정인·강무홍(2018), 저자 재작성

3) 수출 금지 추세

환경적 영향으로 인한 바다모래 채취 금지 기조와 더불어 주요 국가들은 국제법, 지역법 등을 통해 모래 수출 제한 정책을 펴고 있다. 예를 들어 싱가포르 간척사업을 위해 모래를 수출하던 인도네시아, 말레이시아 및 베트남은 해변과 강의 황폐화로 인해 2018년 싱가포르로 모래 수출을 전면 금지했다.[32] 이는 정치적 상황에 따라 발생했지만 2022년 8월 중국은 미국 하원의장 낸시 펠로시의 대만 방문에 따른 보복 조치로 대만에 대한 천연 모래 수출 금지 조치를 내렸다.[33] 또한 2018년 중국의 건설사업 호조 및 베트남의 대형 인프라 구축 사업으로 인해 전 세계의 모래 70%가 아시아 지역에서 사용되었으며, 그로 인해 전 세계 모래 수급 불균형이 일어나 중국, 베트남, 인도네시아, 캄보디아 등 주요 모래 생산국가의 내수 우선 정책으로 모래 수출을 금지하고 있다.[34]

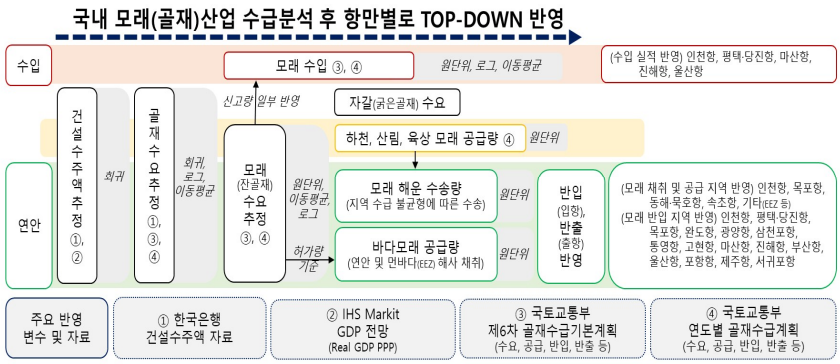
32) The Guardian(2018.5.2., 검색일: 2023.6.21.)
33) Bloomberg(2022.8.3., 검색일: 2023.6.21.)
34) 이언경·장정인·강무홍(2018), p. 47.

제2절 모래 물동량 예측모형 진단

1. 예측모형 개요

모래 물동량은 수입 및 연안물동량으로 구성되며 수출물동량은 지속적이지 않고 소량이기 때문에 예측모형에 반영하지 않는다. 이에 국내 모래(골재)산업의 수급분석을 통해 장래 물동량을 예측한 후 항만별로 배분하는 하향식을 적용한다. 2022년 기준 모래 물동량의 97%는 연안물동량이며 연안물동량의 경우 반입과 반출을 구분하여 예측한다.[35] 또한 바다모래 채취로 인한 공급량과 지역 간 모래 해운 수송량을 구분하여 예측한다. 모래 물동량 예측에 대한 전반적인 프로세스는 〈그림 5-4〉에 나타나 있다.

〈그림 5-4〉 모래 물동량 예측 프로세스



자료: 한국해양수산개발원(2023). p. 28.

35) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

2. 예측방법론

1) 수입물동량

2022년 기준 수입물동량은 전체 모래 물동량의 2.6%인 작은 비중을 차지하며 평택·당진항(30만 톤), 울산항(19만 톤), 마산항(3만 5천 톤), 부산항(3만 톤) 등에서 연안물동량과 비교해 소량 발생한다.[36] 또한 모래 수입량은 국내 모래 수요량과 상관관계가 높지 않아 최근 3년을 기준으로 지속적으로 수입물동량이 발생하는 항만을 한정하여 원단위 모형, 로그추세모형 및 이동평균모형을 혼합한 대상항만 전체의 수입물동량을 예측한 후 과거 물동량 발생 비중에 따라 배분한다. 모래 수입물동량 예측모형은 [식 5-1]에 나타나 있다.

$$Y_t = \frac{1}{3}(Y_t^{LTM} + Y_t^{unit} + Y_t^{SMA}) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 5-1]}$$

$$Y_t^{LTM} = a_0 + a_1 \ln(X_t - X_0 + 1) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 5-2]}$$

$$Y_t^{SMA} = \frac{1}{n} \sum_{i=t-n}^{t-1} Y_i \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 5-3]}$$

여기서 Y_t는 t기의 모래 수입물동량, Y_t^{LTM}는 로그추세모형의 수입물동량, a_0와 a_1은 계수, X_t는 t기의 연도, X_0는 초기 연도, Y_t^{unit}는 골재 수요에 따른 원단위 모형의 수입물동량, Y_t^{SMA} 는 t기의 이동평균 수입물동량, n은 이동평균 기간이다.

36) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)

2) 연안물동량

연안물동량 예측 프로세스는 모래 수요 추정, 모래 물동량 추정 및 연안 입출항 분배로 진행된다. 2022년 모래 연안물동량은 인천항(662만 톤), 부산항(122만 톤), 평택·당진항(71만 톤) 및 진해항(49만 톤) 등 다양한 항만에서 지속적으로 발생한다.[37] 연안물동량 예측은 바다모래 채취 후 반입하는 반입항, 산림 및 부순모래를 반출하는 반출항으로 정의하며 반입항과 반출항은 다시 공급항으로 정의한다. 모래 수요에 따라 반입이 발생하는 수요항으로 구분해 예측한다.

(1) 모래 수요 추정

모래 수요량 추정은 골재 수요에 기반한다. 골재 수요는 건설수주액 기반 회귀분석, 과거 골재 수요에 기반한 로그 추세모형 및 이동평균법을 적용해 세 가지 추정치의 평균을 사용한다. 먼저 주로 건설용으로 사용되는 모래 수요를 추정하기 위해 독립변수를 실질 GDP PPP로 설정한 단일 선형회귀분석으로 건설수주액을 추정한다. 추정된 건설수주액은 골재 수요 추정을 위한 회귀분석의 독립변수로 다시 사용된다. 건설수주액을 활용한 골재 수요 추정 외에도 과거 골재 수요에 대한 로그 추세모형과 이동평균법을 적용한 값의 평균치를 사용해 전국 골재 수요를 추정한다. 전국 모래 수요는 추정된 전국 골재 수요에 전국 모래의 수요 비중(제6차 골재수급기본계획 제시)인 48.0%를 반영하여 모래 수요를 산정한다.[38]

37) 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.)
38) 국토교통부(2016), p. 12.

$$Y_t^D = \left[\frac{(a_0 + a_1(Z_t^{con} + Z_{t-1}^{con})) + (\beta_0 + \beta_1 \ln(X_t - X_0)) + \left(\frac{1}{n} \sum_{i=t-n}^{t-1} Y_i^D \right)}{3} \right] \times 0.48$$

..... [식 5-4]

여기서 Y_t^D는 t기의 국내 모래 수요, Z_t^{con}는 t기의 국내 건설 총수주액, X_t는 t기의 연도, X_0는 초기 연도, a_0, a_1, β_0, β_1는 회귀계수, n은 이동평균 기간이다.

(2) 모래 물동량 추정

국내 모래 수요가 추정되면 과거 모래 수요 대비 바다모래 공급계획량 비중을 활용해 장래의 바다모래 공급계획량을 추정한다. 바다모래 공급계획량은 연안 및 EEZ에서 채취해 공급하고자 하는 바다모래 공급량으로서 실제 모래 물동량과는 차이가 있다. 따라서 과거 골재수급계획의 바다모래 공급계획량 대비 실제 모래 물동량 발생 비중을 적용해 장래의 모래 물동량을 산정한다. 예를 들어, 2022년의 바다모래 공급계획량은 1,569만㎥이며 실제 모래 공급 물동량은 1,159만 톤이다. 따라서 2022년 모래 공급계획량 대비 모래 공급 물동량 비율은 0.74%(1,159만 톤/1,569만㎥)이다.[39] 장래 모래 물동량은 현재의 모래 공급계획량 대비 모래 물동량 비중이 유지될 것을 가정하고 이 비율을 적용해 예측된다.

(3) 연안 입출항 분배

모래 연안물동량 발생 항만은 공급항과 수요항으로 구분된다. 공급항은 바다모래가 채취 후 반입되는 인천항, 목포항, 기타항과 산림 및 부순 모래

39) 국토교통부(2021), p. 21.

를 반출하는 동해·묵호항과 속초항이 포함된다. 수요항은 모래 수요에 따른 반입 물동량이 발생하는 부산항, 진해항, 마산항, 울산항 및 고현항이 포함된다. 모래 물동량은 연안물동량의 특성상 공급항에서 반출하는 연안 출하 물동량과 수요항에서 반입되는 연안 입하 물동량이 동일한 물량을 갖게 된다. 따라서 추정된 모래 물동량을 기반으로 공급항과 수요항은 과거 항만별 모래 물동량 발생 비중으로 분배한다.

3. 기존 예측모형의 특징 및 한계

기존 모래 예측모형은 건설수주액과 골재수급계획에 따른 국내 수요를 먼저 추정하고 수요에 따른 공급량 추정, 공급량에 따른 모래 물동량을 추정한다. 그 단계에서 선형회귀분석, 로그 추세모형, 원단위법의 평균을 적용, 보정을 통해 예측치 정확도를 높이고자 한다. 또한 모래 물동량 분배를 위해서는 공급항과 수요항을 구분해 과거 물동량 비중을 통해 장래의 발생 물동량을 예측한다.

본 모형은 두 가지 한계가 있다. 첫 번째는 모래 물동량 예측을 위한 많은 추정치 사용이다. 결과적으로 모래 물동량을 추정하기 위해 기존 모형은 건설수주액 추정 → 골재 수요 추정 → 모래 수요 추정 → 바다모래 공급량 추정 → 모래 물동량 예측으로 구성된다. 모래 물동량을 추정하기 위해 네 가지 추정치를 사용하게 되는데 이는 모형의 정확도를 낮추고 예측치 편차를 가중시킬 수 있는 위험이 있다. 두 번째는 입출항 분배 시 과거 물동량 발생 가중치 사용이다. 현재 모형은 공급항과 수요항 구분 없이 모두 과거 모래 물동량 발생 비중으로 분배한다. 하지만 모래 물동량은 변동성이 크며 수요항의 경우 모래 수급의 잦은 여건 변화로 건설수주액이나 GDP와 같은 거시경제 지표를 통해 그 변동성을 예측하기 어렵다. 따라서

본 모형은 많은 추정치 사용을 줄이고 단기 변동성을 고려한 예측모형으로 개선방향을 잡는다.

제3절 모래 물동량 예측모형 개선

기존 모래 항만물동량 예측모형은 골재수급계획을 바탕으로 모래 공급 물동량을 예측하고 모래 공급항과 수요항으로 구분해 분배하여 항만별 장래 모래 물동량을 예측한다. 본 절에서 제안하는 개선방안은 모래 공급량의 직접 예측 방안과 물동량 분배 구조 재정립이 핵심이다. 첫 번째 고도화 방안의 목표는 기존 모형이 모래 물동량 예측치를 도출함에 있어 다양한 추정치를 사용하게 되는데 이로 인한 모형의 복잡성과 예측치 변동 가능성을 낮추는 것이다. 두 번째 고도화 방안은 모래 공급항과 수요항의 물동량 분배 시 과거 물동량 발생 비중을 통해 분배하게 되는데 물동량 분배 정확도를 높이기 위해 항만의 역할을 재정의하고 데이터를 기반으로 한 물동량 분배 방법론을 설계하는 것이 목적이다. 본 절에서는 (1) 채취량 기반 물동량 예측과 (2) 월단위 데이터 기반 물동량 예측을 통해 모래 항만물동량 예측모형의 예측정확도를 개선하고자 한다.

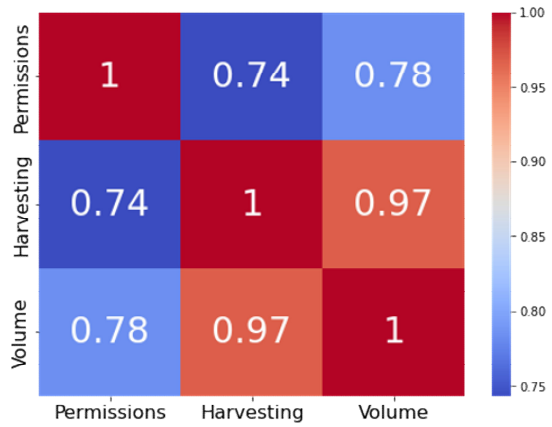
1. 채취량 기반 물동량 예측

채취량 기반 물동량 예측방법은 많은 추정치 사용에 따른 예측치의 분산 증가와 강건성 감소를 해결하기 위해 실제 모래 채취량을 기반으로 예측해 정확도를 개선하는 것(직접 예측)이 목표이다. 직접 예측을 위해 선정한 직

접 변수는 골재수급계획의 바다모래 채취 허가량(이하 허가량)과 실제 채취량(이하 채취량)이다. 허가량은 국토교통부의 중장기 목표에 따른 것이며 채취량은 채취 구역별 허가 현황이나 정치적, 환경적 외부 요인에 따라 변화하여 예측하기 어렵다. 하지만 채취 후 특정 항만에서 세척이 필요한 모래의 특성상 채취량과 물동량 간 밀접한 관계가 있을 것으로 예상해 허가량, 채취량 및 물동량에 대한 상관분석 및 회귀분석을 통해 상관 및 인과관계를 분석한다.

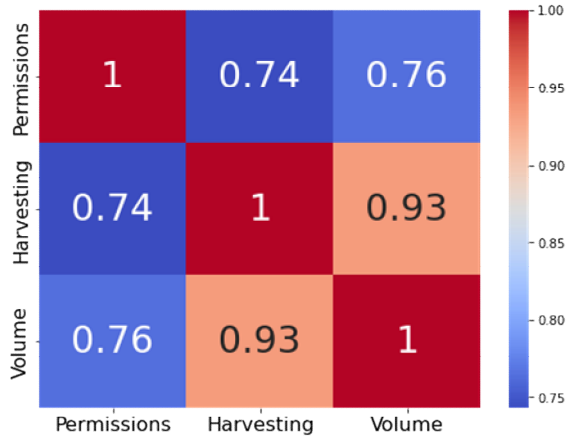
〈그림 5-5〉는 2005년부터 2022년까지의 전국 허가량, 채취량 및 모래 물동량과의 피어슨 상관분석 결과이다. 허가량(permissions)과 채취량(harvesting)과의 상관계수는 0.74, 물동량(volume)과의 상관계수는 0.78로 높은 양의 상관관계를 보인다. 채취량과 물동량의 상관계수는 0.97로 아주 높은 양의 상관관계를 보인다. 국내 모래 물동량 중 가장 큰 비중(2022년 기준 56.3%)을 차지하는 인천항 물동량은 전국 바다모래 허가량 및 채취량과의 상관계수가 각각 0.76과 0.93으로 강한 양의 상관관계를 보인다(그림 5-6 참고). 인천항 물동량과 인천지역 허가량 및 채취량과의 상관계수는 0.66 및 0.76으로 전국 바다모래 허가량 및 채취량보다 상관관계가 높지 않은 것으로 나타났다. 또한 인천지역의 허가량과 채취량의 상관계수는 0.39로 다소 낮은 양의 상관관계를 보인다. 하지만 인천지역 채취량과 물동량과의 관계는 0.76으로 강한 양의 상관관계를 보여 인천항 물동량 예측 시 전국 물동량 채취량과 인천지역 물동량 채취량을 동시에 고려할 필요가 있다.

〈그림 5-5〉 전국 바다모래 허가량/채취량 및 물동량 상관분석 결과



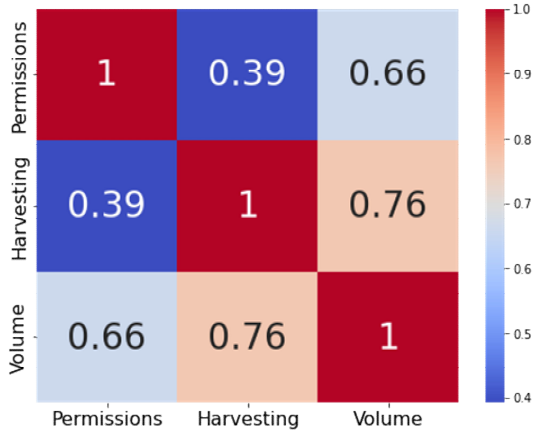
자료: 저자 작성

〈그림 5-6〉 전국 바다모래 허가량/채취량과 인천항 물동량 상관분석 결과



자료: 저자 작성

〈그림 5-7〉 인천지역 허가량/채취량과 인천항 물동량 상관분석 결과



자료: 저자 작성

〈표 5-3〉은 허가 및 채취지역과 인근 항만 모래 물동량과의 상관분석 결과를 정리해 놓은 것이다. 부산항의 물동량은 남해 EEZ 채취량과 보통의 양의 상관관계를 보였다. 울산, 진해 및 마산항은 남해 EEZ 채취량과 다소 높은 양의 상관관계를 보였으며 평택·당진항은 인천지역 허가량 및 채취량과 높은 양의 상관관계를 보였다. 목포 및 제주항은 서해 EEZ의 허가량과 낮은 양의 상관관계를 보였으나 채취량과는 보통의 양의 상관관계를 보였다. 따라서 전국 모래 물동량 및 항만별 물동량 예측 시 채취량을 활용하는 것이 가능할 것으로 판단된다.

〈표 5-3〉 허가/채취량과 인근 항만과의 상관분석 결과

항만명	허가/채취지역	허가량/채취량	허가량/물동량	채취량/물동량
인천	전국/인천	0.74/0.39	0.76/0.66	**0.93/0.76**
부산	남해EEZ	0.82	0.36	**0.65**
평택·당진	인천	0.39	0.88	**0.74**
울산	남해EEZ	0.82	0.73	**0.84**
진해	남해EEZ	0.82	0.83	**0.82**
마산	남해EEZ	0.82	0.89	**0.76**
목포/제주	서해EEZ	-0.17	0.15	**0.58**

자료: 저자 작성

본 연구에서는 채취량과 물동량의 인과관계를 파악하기 위해 회귀분석을 실시한다. 회귀분석 모형은 선형회귀분석 기법 중 하나인 최소자승법(OLS, Ordinary Least Squares)을 적용했으며 Python의 sklearn 패키지를 활용했다. 〈표 5-4〉는 현재 데이터 수집이 가능한 2011년부터 2021년까지 국내 바다모래 채취량과 전국 모래 물동량과의 회귀분석 결과이다. adj. R^2값에서 알 수 있듯이 국내 바다모래 채취량과 전국 모래 물동량은 높은 통계적 유의성이 나타나는 것을 알 수 있다.

〈표 5-4〉 국내 총 모래 물동량과 채취량의 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	adj. R^2
상수	1.37	0.29	3.69	13.68^{***}	0.930
채취량	1,692.01	327.29	11.55^{***}		

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

〈표 5-5〉는 인천항 모래 물동량과 전국 모래 채취량과의 회귀분석 결과이다. 인천항 모래 물동량 역시 전국 모래 채취량과 높은 인과관계가 있음을 알 수 있다.

〈표 5-5〉 인천항 모래 물동량과 채취량의 회귀분석 결과 요약

변수	계수	표준오차	t 검정	f 검정	adj. R^2
상수	3.78	1.23	3.08	61.96***	0.859
채취량	476.61	60.54	7.87***		

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

〈표 5-6〉은 국내 주요 항만의 모래 물동량과 채취량의 회귀분석 결과를 요약한 것이다. 지역별 채취량과 항만물동량이 높은 인과관계를 보인 항만은 인천항과 평택·당진항이다. 울산, 진해 및 마산항의 경우 남해 EEZ의 채취량과 통계적 유의성을 보였으나 현재 남해 EEZ는 채취 허가가 중단됐으며 과거 채취에 대한 실적도 충분하지 않아 이번 예측모형에서는 고려하지 않는다. 따라서 채취량을 근거로 한 물동량 예측은 전국, 인천항과 평택·당진항을 대상으로 한다.

〈표 5-6〉 지역별 채취량과 인근 항만의 모래 물동량과의 회귀분석 결과 요약

항만명	채취지역	t 검정	f 검정	adj. R^2
전국	**전국**	**11.55*** **	**13.68*** **	**0.930**
인천	**전국**	**7.87*** **	**61.96*** **	**0.859**
	인천	**3.55** **	**12.60** **	**0.537**
부산	남해 EEZ	1.84	3.40	0.286
평택·당진	**인천**	**3.26** **	**10.66** **	**0.491**
울산	남해 EEZ	3.44*	11.83*	0.644
진해	남해 EEZ	3.18*	10.14*	0.604
마산	남해 EEZ	2.59*	6.75*	0.489
목포/제주	서해 EEZ	2.04	4.16	0.260

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

채취량을 기반으로 한 물동량 예측을 위해서는 장래의 채취량에 대한 기초 정보가 필요하다. 따라서 국토교통부에서 공시하는 허가량과 실제 채취

량을 기반으로 장래 채취량을 예측한다. 2018년과 2019년은 바다모래 채취금지 기조에 따라 채취량이 없거나 급격하게 감소하여 결측치로 간주하고 제거했으며, 채취량은 2014년부터 2021년 데이터를 사용했다. 〈표 5-7〉은 국내와 인천지역 허가량 및 채취량에 대한 상관분석 및 회귀분석 결과의 요약이다. 전국과 인천 물동량 모두 통계적 유의성이 있으며 인천은 전국 대비 다소 낮은 설명력을 보였다.

〈표 5-7〉 허가량 및 채취량의 상관분석/회귀분석 결과

구분	상관계수	t 검정	f 검정	adj. R^2
전국	0.588	7.29**	55.24**	0.913
인천	0.827	2.94*	8.65*	0.605

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

〈표 5-8〉은 결측년도(2016~2017년)를 제외한 최근 5개년(2015~2021년)의 허가량을 기반으로 한 채취량 예측치와 실제 채취량을 비교한 MSPE 평가 결과이다. 예측 기간은 국토교통부에서 공표하는 골재수급 기본계획의 중장기 계획에 5년 단위의 허가량을 활용하기 위해 5년으로 설정했다. 전국의 실제 채취량 대비 예측 채취량 평가 결과는 5년 평균 11.87%의 오차율을 보였다. 인천의 경우 0.36%로 아주 낮은 오차율을 보여 허가량을 활용한 채취량 예측은 합당한 것으로 보인다. 하지만 모래 채취의 특성상 정책적, 환경적 요인을 고려해 채취 가능 여부를 판단한 후 적용 혹은 조정이 필요하다.

〈표 5-8〉 실제 채취량 대비 예측 채취량 MSPE 결과

단위: %

구분	2015	2016	2017	2020	2021	5년 평균
전국	9.69	10.94	14.05	19.01	5.66	11.87
인천	0.83	0.56	0.25	0.11	0.05	0.36

자료: 저자 작성

〈표 5-9〉는 예측 채취량을 활용한 전국, 인천항 및 평택·당진항의 물동량 예측치와 실제 물동량의 MSPE 비교 결과다. 전국 물동량의 경우 결측년도를 제외한 최근 5년의 평균 오차율이 1.29%로 아주 낮게 나타났다. 인천항의 경우 6.16%, 평택·당진항은 8.55%로 나타났다. 〈표 5-10〉은 기존 모형의 예측치와 실적치의 MSPE 값이다. 기존 모형과 비교하기 위해 2014년, 2015년, 2016년, 2019년 및 2020년의 예측모형을 활용했으며 예측치는 5년을 적용했다. 전국은 기존 모형 대비 59.09%의 오차율을 줄였으며, 인천항은 40.70%, 평택·당진항은 126.29%의 오차율을 줄였다.

〈표 5-9〉 실제 물동량 대비 물동량 예측치 MSPE 결과

단위: %

구분	2015	2016	2017	2020	2021	5년 평균
전국	2.17	1.80	1.89	0.56	0.01	1.29
인천	3.52	4.67	6.67	9.34	6.60	6.16
평택·당진	11.93	12.72	11.93	5.63	0.56	8.55

자료: 저자 작성

〈표 5-10〉 기존 모형과 개선 모형의 물동량 예측치 MSPE 비교

단위: %

구분	기존 모형	개선 모형	차이
전국	60.38	1.29	59.09
인천	102.30	61.6	40.70
평택·당진	134.84	8.55	126.29

자료: 저자 작성

2. 월단위 데이터 기반 물동량 예측

전국 모래 물동량과 물동량 비중이 높은 인천항과 평택·당진항은 허가량 및 채취량을 기반으로 한 직접 예측 방식을 통해 오차율을 줄였다. 그 외 부산항, 목포항, 울산항, 마산항 및 진해항은 모래 물동량 비중이 낮지만 꾸준히 물동량이 발생하고 있다. 기존 모형은 항만별 물동량을 예측하기 위해 전국 모래 물동량 대비 항만별 과거 n개년의 물동량 발생 비중을 통해 예측한다. 하지만 물동량의 변동성이 큰 모래의 특성상 물동량 비중은 빈번하게 변화하며 전국 모래 물동량 예측치가 변화하면 항만별 물동량 예측치도 크게 변화하여 예측정확도가 떨어지는 결과로 나타난다.

따라서 본 연구에서는 변동성이 큰 모래 물동량을 예측하기 위해 월단위 물동량을 활용한 ARIMA 모형을 적용해 단기 물동량을 예측한다. ARIMA 모형은 2013~2022년 10년의 월별 항만별 모래 물동량을 학습했다. 〈표 5-11〉은 기존 물동량 발생 비중을 통한 분배와 항만별 ARIMA 예측을 통한 결과의 MSPE 값의 비교이다. 기존 모형과 ARIMA 모형은 결측년도를 제거한 2015년에서 2021년까지 예측치를 비교했다. ARIMA 모형은 Python의 pmdarima 패키지를 활용했다. 부산항의 경우 ARIMA 모형이 과거 물동량 발생 비중 기반 물동량 분배 모형보다 오차율이 6.26% 증가했다. 하지만 마산, 울산 및 목포항은 기존 모형 대비 오차율이 크게 감소했으며 진해항의 경우 유사한 오차율을 보였다. 하지만 과거 물동량 발생 비중 대비 ARIMA 모형의 항만별 오차율의 편차가 낮아진 것으로 보인다. 연도별 오차율의 경우 ARIMA가 기존 모형 대비 108.72%의 오차율을 감소시켰다.

〈표 5-11〉 과거 물동량 비중/ARIMA 모형 예측치 MSPE 비교

단위: %

구분	부산	마산	진해	울산	목포
과거 물동량 발생 비중	19.06	264.32	38.36	48.91	342.32
ARIMA	25.32	40.57	38.16	37.52	27.83
차이	-6.26	223.75	0.2	11.39	314.49

자료: 저자 작성

〈표 5-12〉 실제 물동량 대비 물동량 예측치 MSPE 결과

단위: %

구분	2015	2016	2017	2020	2021	5년 평균
과거 물동량 발생 비중	17.61	20.85	13.17	520.58	140.77	142.60
ARIMA	18.44	55.44	33.81	32.28	29.42	33.88
차이	-0.83	-34.59	-20.64	488.3	111.35	108.72

자료: 저자 작성

06
목재 물동량 예측모형 고도화

제1절 국내외 목재산업 동향

1. 국내 목재산업 주요 동향

1) 국내 목재산업 현황[40)]

산림청의 『2021년 기준 목재이용실태조사 보고서』에 따르면 국내 목재산업의 규모는 판매량 2,911만m^3, 매출액 8조 1,075억 원, 종사자 수 1만 2,469명으로 파악된다. 판매량의 68.8%와 매출액의 61.7%를 수입유통업체가 차지하고 있어, 국내 목재산업의 수입 의존도를 파악할 수 있다.

또한 국내 목재 이용량은 2,867만m^3이며, 이 중 원목이 697.3만m^3(24.3%), 원목 외 원자재가 98.9만m^3(3.5%), 수입목재제품이 2,070.8m^3(72.2%)이다. 원목 이용량 중에서 국산 원목의 비중은 56.3%이며, 수입 원목은 43.7%를 차지하고 있다. 국내 목재 이용량 중 가장 큰 비중을 차지하는 수입목재제품에서는 펄프(727.1만m^3), 목재펠릿(530.8만m^3), 제재목(245.4만m^3), 파티클보드(138.2만m^3) 순으로 이용량이 많다.

40) 산림청(2022), pp. ⅰ-ⅹ.

목재제품의 국가별 수입물량을 살펴보면, 제재목은 칠레(21.0%), 러시아(19.0%), 라트비아로부터의 수입물량이 전체의 47.2%를 차지하고 있다. 목재펠릿은 베트남의 비중이 62.6%로 가장 높으며, 합판은 베트남과 인도네시아의 비중이 전체의 75.5%를 차지한다. 섬유판과 파티클보드는 태국의 비중이 각각 67.4%와 84.4%로 대부분을 차지하고 있다.

〈그림 6-1〉 국내 목재 이용 현황



자료: 산림청(2022), p. vi.

2) 국내 목재산업 동향 및 이슈

국내 목재자원은 꾸준히 추진한 산림녹화 정책으로 과거 대비 자원량이 큰 폭으로 증가하였으나, 목재생산 인프라 부족과 수입목재 중심의 산업구조 등으로 목재산업 활성화에 한계가 있다. 특히 글로벌 기후변화와 신재생에너지 보급 활성화로 목재의 중요성이 부각되고 있으나, 국내 목재이용량과 국산목재 자급률은 정체된 상태이다. 국내 목재 이용량은 2010년 2,761만m^3에서 2021년 2,867만m^3로 11년 동안 3.8% 증가했으며, 목재자급률도 2010년 13.5%에서 2022년 15.0%로 12년에 걸쳐 1.5%p 상승하는 데 그쳤다.

국내 목재산업은 원목수입에서 제품수입으로 산업구조가 전환되는 추세에 있다. 제재목은 2007년 이후 생산이 감소하는 추세에 있으며, 합판 및 보드류는 수입산 대비 가격경쟁력이 약화되고 건설경기 침체에 따라 생산이 감소하고 있다. 또한 IT 발달 및 휴대용 전자기기 보급 확대에 따라 인쇄 및 신문용지 수요가 감소하면서 국산 목재 이용 비중이 높은 펄프 및 제지 수요가 정체되고 있다. 반면에 신재생에너지 공급의무화(RPS) 제도 확대에 따라 미이용 산림바이오매스 수요가 급증하고 있으며, 이에 목재펠릿 및 목재칩 수입이 급증하고 있다.

한편 정부에서는 2019년에 '지속가능한 목재이용을 위한 목재의 새로운 가치 창출'을 비전으로 제2차 목재이용종합계획을 수립하였다. 지속가능한 목재생산과 목재산업 경쟁력 강화를 위해 5대 전략과 17개 과제를 제시하였으며, 이를 통해 2024년까지 국산목재 자급률 22.4%, 목재제품 판매량 940만m^3, 산림바이오매스 생산량 885만 톤, 국민 1인당 목재 이용량 1.0m^3 등의 구체적인 목표를 세웠다. 국내 목재산업 사업체의 대부분이 영세하고 종사자의 고령화 및 인력부족이 심화된 상황에서 신남방 FTA, RCEP 등 무역협정으로부터 국내 목재산업을 보호하고 가격경쟁력이 낮은

국산목재 시장을 고부가가치로 재편하기 위해 국가의 중추적 역할이 요구된다.[41]

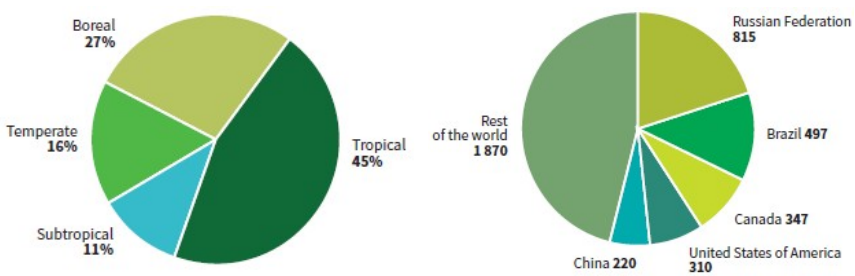
2. 국외 목재산업 동향

1) 세계 산림자원 변화

전 세계 산림면적은 40억 6천만ha로 전체 육지 면적의 31%를 차지하며, 이는 1인당 0.52ha에 해당한다. 다만 산림자원은 모두에게 공평하게 제공되지 않는다. 기후대별로는 열대 지역이 전체 산림(Tropical)면적의 45%를 차지하며, 아한대(Boreal), 온대(Temperate), 아열대(Subtropical) 지역이 뒤따른다. 국가별로는 러시아, 브라질, 캐나다, 미국, 중국 등 5개국이 전체 산림의 절반 이상(54%)을 차지한다.[42]

〈그림 6-2〉 기후대별, 국가별 산림자원

단위: %, 백만ha



자료: FAO(2020), p. XI.

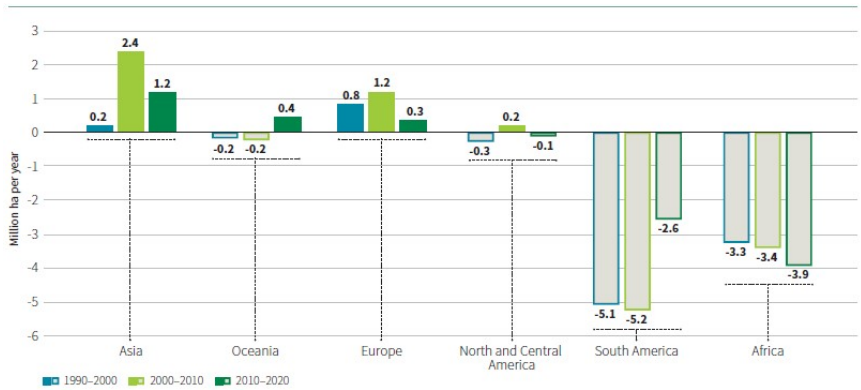
세계 산림면적은 1990년 이래로 1억 7,800만ha가 줄어들었으며, 산림면적 순손실이 지속되고 있다. 다만 산림 순손실 면적은 1990~2000년 기간

41) 산림청(2019), p. 22.
42) FAO(2020), p. XI.

연간 780만ha에서 2000~2010년에는 연간 520만ha, 2010~2020년에는 연간 470만ha로 감소하고 있다. 지역별로는 2010~2020년 기간 아프리카의 순손실 면적이 390만ha로 가장 컸으며, 계속 증가하는 추세에 있다. 한편 1990~2010년 기간 가장 순손실이 컸던 남미 지역은 2010~2020년 기간 들어 순손실 면적이 감소하였다.[43]

〈그림 6-3〉 지역별, 연도별 산림면적 순변화율(1990~2020년)

단위: 백만ha/년



자료: FAO(2020), p. XII.

2) 세계 목재 생산 및 수출입

목재는 용도에 따라 다양하게 구분된다. FAO의 기준에 따르면 연료용 목재, 산업용 원목, 제재목, 목재판넬, 목재팰릿, 목재펄프, 종이 및 종이보드 등으로 나뉜다. 일반적으로 선진국에서는 원목 및 제재목의 수요가 높으며, 개발도상국에서는 에너지에 쓰이는 연료재의 수요가 높다. 〈표 6-1〉은 2021년 기준 국가별 원목 생산량 및 수출입량이다. 미국이 4억 5,407만m^3로 가장 많은 원목을 생산하고 있으며, 그 뒤로 인도, 중국, 브라질, 러시아 순이다.

43) FAO(2020), pp. XI-XII.

〈표 6-1〉 국가별 원목 생산 및 수출입(2021년 기준)

단위: ㎥

순위	국가	생산량	수출량	수입량
1	미국	454,066,268	9,415,465	898,026
2	인도	349,576,215	7,771	4,816,135
3	중국	335,968,906	63,165,006	18,952
4	브라질	266,288,000	2,765,157	37,530
5	러시아	217,000,000	16,450,865	5,946
6	캐나다	142,451,775	7,354,656	4,373,382
7	인도네시아	125,453,482	41,324	20,835
8	에티오피아	118,574,509	12	0
9	콩고	93,541,135	225,704	2,103
10	독일	82,411,368	11,531,581	6,335,291
11	나이지리아	77,261,649	160,648	12,634
12	스웨덴	74,400,000	1,384,988	6,409,116
13	핀란드	66,713,896	1,154,535	6,441,563
14	칠레	59,795,118	218,050	80.44
15	베트남	57,335,420	25,332	2,522,887
16	가나	53,490,116	296,824	14,491
17	프랑스	52,914,206	4,546,655	1,182,851
18	우간다	50,405,927	350	134
19	멕시코	46,003,800	157,790	60,094
20	미얀마	43,501,000	22,000	0
99	대한민국	4,410,000	226	3,261,336

자료: FAOSTAT(검색일: 2023.4.17.)

3) 합법목재 교역촉진제도

1980년대부터 열대 산림 파괴 이슈가 쟁점화되면서 세계 각국은 지속가능한 산림자원을 위한 글로벌 협력 및 정책을 추진하였다. 1990년대에는 선진국을 중심으로 개도국의 무분별한 벌채를 방지하는 정책의 일환으로 지속가능한 산림에서 벌채된 목재만을 이용하는 정책을 시행하였다.

1992년 리우 유엔환경개발회의(UNCED, United Nations Conference on Environment and Development)에서는 산림 황폐화 방지를 위해 불법 벌채에 대한 국가 차원의 책임을 요구하였으며, 1998년 G8 버밍햄 정상회의에서는 불법 벌채 대처방안에 대한 논의와 근절을 위한 정책을 본격적으로 시행하였다. 2008년 미국이 「레이시 법(Lacey Act)」을 시행하였으며, 이어서 EU(2013년), 호주(2014년), 인도네시아(2016년), 일본(2017년)이 불법벌채 근절 정책을 시행하였다. 우리나라는 2018년 10월 세계에서 여섯 번째로 합법목재 교역촉진제도를 시행하였다.[44]

〈표 6-2〉 국가별 합법목재 교역촉진제도 현황

국가	시행시기	내용
미국	2008년	• 불법으로 벌채된 목재 및 목제품의 국내외 거래 및 유통 금지 • 원산지국, 수종, 수량, 가격 등의 정보를 포함한 목제품에 대한 수입신고서 제출 의무 부과
호주	2012년	• 불법 벌채 목재 및 목제품의 수입 금지 및 불법으로 벌채된 국내재의 가공 금지 • 불법 벌채 목재 수입의 위험성 감소를 위해 실사 시행 • 실사 결과는 세관 책임자에게 신고할 의무 부여 및 금지된 품목을 수입 및 가공할 경우 5년 이하의 징역 및 벌금 부과 • 불법벌채금지법 요건을 강제할 수 있는 종합적인 모니터링 및 조사권 구축
EU	2013년	• EU 시장에 불법 벌채 목재 및 목제품의 수입·유통 금지 • 목재 및 목제품은 합법적으로 인정되는 FLEGT 또는 CITES 등의 허가증이 없는 경우 수입업자가 실사 의무 이행 • 무역업체는 유럽 대상 수출업체 및 수출기록 보관 의무

자료: 한국임업진흥원(2019), pp. 3-10.

4) 가공목재 수출 장려 정책 추진

주요 원목 생산국들은 자국 내 경제활동을 촉진하고 부가가치를 증대하기 위해 원목을 직접적으로 수출하는 대신 각재, 합판 등 가공목재의 수출

44) 한국임업진흥원(2019), pp. 3-10.

을 장려하는 정책을 추진하고 있다. 인도네시아 등 일부 개도국에서는 1980년대에 제재목, 합판을 중심으로 목재가공 공업이 진전되었으며, 선진국의 투자가 유입되면서 다른 개도국에서도 목재가공 공업이 활발히 이루어지고 있다.[45] 불법 벌채 원목 수입 금지 정책과 함께 주요 원목 수출국의 수출 제한 정책이 지속되면서 원목의 교역 규모는 장기적으로 감소할 전망이다.

제2절 기존 목재 물동량 예측모형 진단

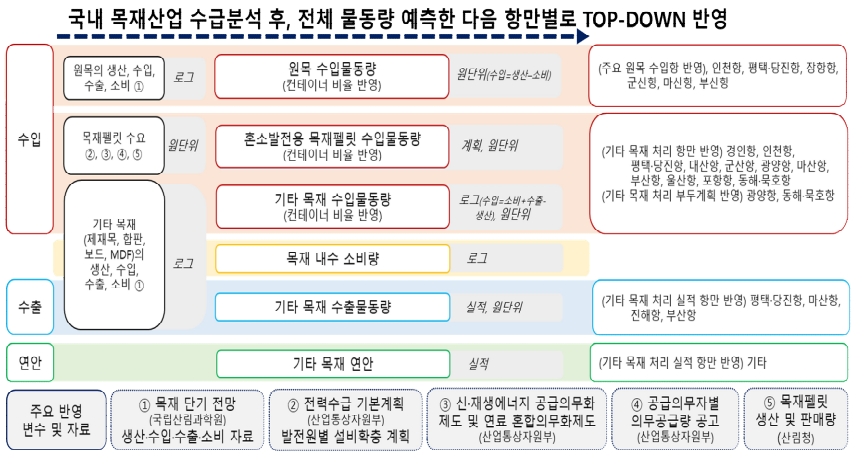
1. 예측모형 개요

목재 항만물동량은 수입, 수출, 연안물동량으로 구분된다. 수입물동량은 국내 수요 대비 공급 부족으로 발생하고 있으며, 이에 국내 목재산업의 수급분석을 통해 장래 물동량을 예측한 후 항만별로 물동량을 배분하는 하향식을 활용하고 있다. 반면 수출 및 연안물동량의 경우 항만별로 물동량을 예측한 후 합산하여 전체 물동량을 산출하는 상향식을 사용한다.

수입물동량 예측을 위한 수급분석은 '원목'과 '기타목재'로 구분하며, 국립산림과학원의 단기 전망자료를 참고하여 장기추세를 진단한다. 또한 기타목재 중 목재펠릿의 경우 신·재생에너지 의무사용량과 발전시설 규모 등 정부 정책을 반영하여 별도로 수요를 산정한다. 기존 목재 물동량 예측모형의 대략적인 프로세스는 다음의 〈그림 6-4〉에서 확인할 수 있다.

45) 이성연·주린원·정병헌(2002), pp. 27-35.

〈그림 6-4〉 목재 물동량 예측 프로세스



자료: 한국해양수산개발원(2023), p. 78.

2. 예측방법론

1) 수입물동량

목재의 수입물동량은 '원목'과 '기타목재'로 구분하고 각각 수급분석을 실시하여 장래 수입물동량을 전망한다. 이어서 우리나라 무역항 중 목재 수입물동량이 유의미한 수준으로 발생하는 인천항, 평택·당진항, 장항항, 군산항, 마산항, 부산항 등 6개 항만을 대상으로 항만별 물동량을 분배한다. '원목'과 '기타목재'의 수입물동량 전망 주요 프로세스는 다음과 같다.

(1) 원목 수입물동량

분석 자료는 연간 원목의 국내 생산과 소비의 실적치와 국립산림과학원의 향후 5년간 단기예측치를 결합하여 활용한다. 이어서 국내 생산량과 소비량에 대해 2050년까지의 장기 전망치를 로그 추세모형을 활용하여 각각

산출한다.

$$Z_t = b_0 + b_1 \ln(X_t - X_0) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 6\text{-}1]$$

여기서 Z_t는 t기의 원목 국내 생산량과 소비량이며, X_t는 t기의 연도, X_0는 초기 연도, β_0와 β_1은 회귀계수이다. 원목 소비량과 생산량의 차이를 해외 수입량으로 가정하고 수입량의 장기 전망치를 산출한 후 연도별 수입량 증가율을 원목의 수입물동량 실적치에 반영하여 총수입물동량(컨테이너 물동량 포함)을 전망한다.

비컨테이너 원목 수입물동량을 산정하기 위해 물동량 실적치를 기준으로 컨테이너화율을 산정하고, 로그 추세모형을 적용하여 컨테이너화율의 예측기간 전망치를 산출한다. 컨테이너화율 전망치를 앞서 산출한 총수입물동량에 반영하여 최종적으로 비컨테이너 원목 수입물동량의 전망치를 산정한다.

이어서 항만별 배분은 인천항, 평택·당진항, 장항항, 군산항, 마산항, 부산항 등 6개 항만을 대상으로 수입물동량의 항만별 비중을 단순이동평균법과 로그 추세모형으로 각각 추정한 후 추정치의 산술평균으로 항만별 비중을 예측한다.

$$P_{t+1} = \frac{1}{2}\left(a_0 + a_1 \ln(X_{t+1} - X_0) + \frac{1}{n}\sum_{i=t-n+1}^{t} P_i\right) \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 6\text{-}2]$$

여기서 P_{t+1}는 $t+1$기의 원목 수입물동량의 항만별 비중이며, X_{t+1}는 $t+1$기의 연도, X_0는 초기 연도, a_0와 a_1은 항만별 비중을 로그 추세모형으로 추정한 계수, n은 이동평균 기간이다. 추정한 항만별 비중을 수입물

동량 전망치에 반영하여 예측 기간 항만별 원목 수입물동량을 전망할 수 있다.

(2) 기타목재 수입물동량

'기타목재'는 화물품목 분류 기준으로 HS코드 44(4403 제외), 45, 46, 47로 시작하는 목재, 목탄, 코르크 등이 포함되며, 분석에 활용된 국립산림과학원 자료 기준으로는 제재목, 합판, 파티클보드, 섬유판(MDF) 등으로 구분된다. 기타목재의 수입물동량 전망은 앞서 제시한 원목의 수입물동량 전망 방법과 유사하다. 제재목, 합판, 파티클보드, 섬유판에 대해 각각 수급분석을 진행하고 합산한 후 컨테이너화율 적용 및 항만별 배분을 실시한다.

한편 '신·재생에너지 공급의무화제도(RPS, Renewable Portfolio Standard)' 시행으로 최근 급격히 수요가 증가한 목재펠릿에 대해서는 별도로 수요를 추정하여 반영한다. 목재펠릿 수요는 발전소별 수요량을 산정한 후 발전소 인근 하역항만의 수입물동량에 합산하며, 발전소별 연간 목재펠릿 수요량 산정식은 다음과 같다.

$$Y = W \times U \div E \times Yh \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식-(Ⅵ-3)$$

여기서 Y는 발전소별 연간 목재펠릿 수요량이며, W는 발전소별 연간 발전량(발전소 규모×가동시간), U는 발전소 가동률, E는 발전 효율, Yh는 단위전력당 목재펠릿 수요량이다. 다만 혼소발전의 경우 연간 발전량에 목재펠릿 비중을 반영하여 연간 목재펠릿을 통한 발전량을 별도로 산정한다.

2) 수출물동량

목재의 수출물동량은 일부 항만에서 간헐적으로 소량 발생하고 있으며, 가공된 제품은 주로 컨테이너를 통해 수출되고 있다. 특히 원목의 경우 예측에 유의미한 정도의 실적이 발생하지 않아 연간 전망에서 제외한다. 기타목재는 전년도 비컨테이너 물동량 실적을 기준으로 총수출물동량을 전망한 후 항만별 비중을 단순이동평균법으로 추정하고 이를 총수출물동량에 반영하여 항만별 수출물동량을 전망한다.

3) 연안물동량

목재의 연안물동량은 수입물동량 대비 규모가 작고, 각종 공사 등으로 일부 항만에서 물동량이 간헐적으로 발생하고 있어 특정한 추세를 나타내지 않는다. 이에 원목의 연안물동량은 전망에서 제외하며, 기타목재의 경우도 항만별 전망 없이 기타항으로 집계된 전년도 실적을 차용하여 예측 기간 연안물동량을 전망한다.

3. 기존 예측모형의 특징 및 한계

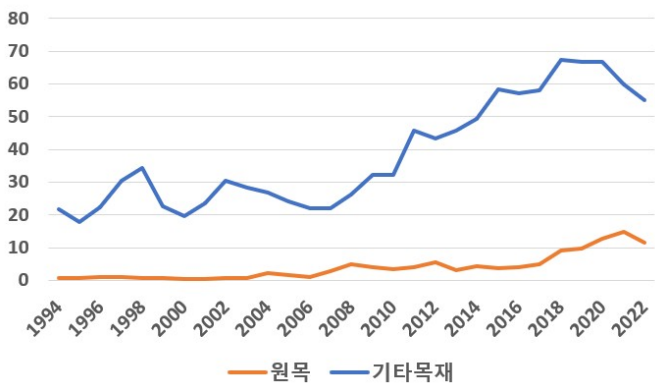
기존 목재 항만물동량 예측모형은 과거 실적 데이터만을 활용한 추세 분석에서 벗어나 목재의 세부품목별로 수요와 공급 추정치를 기반으로 수입물동량을 전망한 것이 특징이다. 특히 수급분석 시 국립산림과학원의 단기 예측치를 결합하여 향후 4~5년간의 시장 상황에 대해 보다 공신력을 갖춘 자료를 활용하였다.

한편 기존 예측모형의 성능을 개선하기 위한 방향은 다음과 같다. 먼저 수급분석을 통해 예측한 목재 수입량에서 비컨테이너 항만물동량을 추정하

기 위해서는 목재의 컨테이너화율 예측이 필요하다. 기존 모형에서는 로그추세모형을 활용하여 컨테이너화율을 예측한다. 로그추세모형은 중장기 예측에 있어서 안정적인 전망치를 제공하는 장점이 있으나, 투입한 모수값에 따라 모형의 강건성(robustness)이 떨어질 수 있다. 또한 목재는 타 품목에 비해 컨테이너화율이 상대적으로 높고 점차 증가하는 추세를 보이고 있어, 컨테이너화율 예측에 있어서 단일 모형을 통한 예측보다 여러 모형을 활용하여 비교·검토하는 단계가 필요할 것으로 판단된다.

〈그림 6-5〉 목재 컨테이너화율 추이(1994~2022년)

단위: %



자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

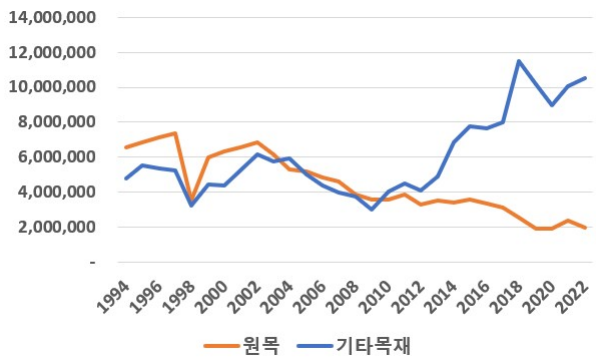
두 번째 개선 방향은 국내 목재 수급분석 모형의 고도화이다. 기존 모형에서는 원목과 기타목재에 대해 각각 국내 수요량과 공급량을 로그추세모형으로 예측한 후 그 차이를 수입량으로 가정하였다. 앞서 언급한 것과 같이 로그추세모형은 안정적인 추세를 전망하는 데 장점이 있으나, 변동성이 큰 경우 예측력이 떨어지는 단점이 있다.

〈그림 6-6〉을 보면 원목은 꾸준히 감소하는 추세를 보이는 반면, 기타목재의 경우 2010년대 이후 물동량이 급격히 증가하고 있으며 2016년 이후

부터는 변동성도 급격히 증가하고 있음을 확인할 수 있다. 또한 목재 항만물동량은 대부분 수입물동량이며, 수입은 다양한 외생변수의 영향을 크게 받는다. 이에 국내 목재 품목별 수요와 공급에 영향을 미칠 수 있는 다양한 변수를 발굴하고, 짧은 시계열 자료에도 다변량 분석이 가능한 기계학습 모형을 활용하면 모형의 예측력을 제고할 수 있을 것으로 기대된다.

〈그림 6-6〉 원목 및 기타목재 항만물동량 추이(1994~2022년)

단위: 톤



자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

제3절 목재 물동량 예측모형 개선

기존 목재 항만물동량 예측모형은 국내 목재산업 수급분석을 통해 수입량을 추정하고 별도로 예측한 컨테이너화율을 반영하여 연도별 비컨테이너 목재 항만물동량을 전망한다. 이에 컨테이너화율 예측정확도 개선 및 수급분석 모형의 정교화가 목재 항만물동량 예측모형 고도화의 핵심이라고 할 수 있다. 본 절에서는 (1) 목재 컨테이너화율 예측정확도 개선과 (2) 국내

목재 수급분석 모형 고도화를 통해 목재 항만물동량 예측모형의 정확도를 개선하고자 한다.

1. 목재 컨테이너화율 예측정확도 개선

목재의 컨테이너 수송 비중은 원목과 기타목재 간에 큰 차이를 보인다. 이에 기존 모형은 원목과 기타목재를 구분하여 각각 실적을 기반으로 컨테이너화율을 산출하고, 이를 로그추세모형으로 분석하여 예측 기간 원목과 기타목재 각각의 컨테이너화율을 예측한다. 로그추세모형은 장기적으로 안정적인 예측치를 제공한다는 장점이 있는 반면, 추정 시 활용한 데이터의 기간에 따라 예측치의 변동이 커질 수 있으며 상대적으로 다른 모형에 비해 오차율이 높다는 단점이 있다. 이에 본 분석에서는 시계열 자료의 추세분석에 많이 활용되는 단순이동평균법과 ARIMA 모형을 활용하여 목재 컨테이너화율의 예측정확도를 제고하고자 한다.

1) 분석 데이터

분석에 활용한 데이터는 해양수산부 Port-MIS에서 제공하는 원목 및 기타목재의 1994년부터 2022년까지 수입물동량(환적 물동량 제외)이다. 원목 및 기타목재 각각에 대해 전체 물동량에서 컨테이너 물동량이 차지하는 비중을 컨테이너화율로 산정하였다. 컨테이너화율의 추세적 변화에는 기술적 진보와 정책적 변화가 주요 요인으로 작용하였으며, 이를 정량적으로 측정하거나 보완적으로 활용 가능한 대리변수에는 제약이 많은 상황이다. 따라서 본 분석에서는 인과관계가 증명되지 않는 외부변수 활용을 지양하고 컨테이너화율 단일변수를 활용하여 예측기간 추세를 전망하였다. 〈표 6-3〉은 목재의 컨테이너화율 예측모형에 활용한 변수의 기초통계량이다.

〈표 6-3〉 목재 컨테이너화율 예측모형 변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
원목 컨테이너화율	%	29	4.03	3.99
기타목재 컨테이너화율	%	29	38.29	16.56

자료: 저자 작성

2) 모형 설계

본 분석에서는 기존 로그추세모형의 예측력을 비교·검증하기 위해 단순이동평균법과 ARIMA 모형을 활용하였다. 단순이동평균법은 시계열 자료의 최근 N시점 관측치를 산술평균하여 예측치를 산정하는 기법이다. 단순이동평균법의 일반적인 산식은 [식 6-4]와 같으며, 본 분석에서는 $N=5$를 적용하였다.

$$y_{t+1} = (y_t + y_{t-1} + \cdots + y_{t-N+1})/N \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 6-4]}$$

ARIMA 모형의 일반식은 다음의 식 (Ⅵ-5)와 같다. 모형 적용에 앞서 각 시계열 자료의 정상성을 검정하였으며, 시뮬레이션을 통해 MSE(Mean Squared Error)를 최소화하는 최적의 p, d, q를 선정하였다. 본 분석에서는 원목과 기타목재 각각에서 ARIMA(0, 1, 1) 모형이 최적으로 선정되었다.

$$\phi_p(B)(1-B)^d y_t = \theta_q(B)e_t,\ e_t \sim i.i.d.(0,\sigma_e^2) \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 6-5]}$$

여기서 $\phi_p(B)$와 $\theta_q(B)$는 각각 $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 \cdots - \phi_p B^p$, $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_1 B^2 \cdots - \theta_q B^q$이다.

10-Fold 교차검증을 위해 로그추세모형, ARIMA 모형, 단순이동평균모형 각각에 대해 10개의 훈련용 데이터와 검증용 데이터를 생성하였다. 각 훈련용 데이터로부터 추정된 예측치는 실제값과 비교하여 RMSE와 MAPE를 계산하였으며, 이를 토대로 세 모형의 성능을 비교하였다.

3) 분석결과 및 검증

세 가지 모형으로 2013~2022년 기간 원목 및 기타목재의 컨테이너화율을 예측한 결과는 다음의 〈표 6-4〉 및 〈표 6-5〉와 같다. 대부분 기간에서 로그추세모형은 컨테이너화율의 변화를 반영하지 못하는 결과를 보여줬으며, ARIMA 모형과 단순이동평균법은 상대적으로 실제값에 근사한 값을 보였다.

〈표 6-4〉 원목의 컨테이너화율 예측값 비교

단위: %

연도	실제값	로그추세모형	ARIMA 모형	단순이동평균모형
2013	3.10	0.66	6.19	4.49
2014	4.37	0.68	3.80	4.12
2015	3.70	0.68	4.16	4.17
2016	4.01	0.70	3.88	4.20
2017	4.84	0.71	3.96	4.16
2018	9.26	0.71	4.50	4.00
2019	9.92	0.61	8.50	5.24
2020	12.88	0.51	9.92	6.35
2021	14.94	0.37	12.98	8.18
2022	11.60	0.20	15.13	10.37

자료: 저자 작성

〈표 6-5〉 기타목재의 컨테이너화율 예측값 비교

단위: %

연도	실제값	로그추세모형	ARIMA 모형	단순이동평균모형
2013	45.82	23.12	42.92	35.93
2014	49.29	22.92	46.08	39.86
2015	58.24	22.68	49.65	43.29
2016	57.17	22.31	59.54	48.47
2017	58.01	22.03	56.90	50.78
2018	67.46	21.77	58.14	53.71
2019	66.63	21.37	68.78	58.03
2020	66.64	21.05	66.41	61.50
2021	59.85	20.78	66.67	63.18
2022	55.08	20.70	59.12	63.72

자료: 저자 작성

모형의 성능 평가는 〈표 6-6〉과 〈표 6-7〉으로부터 예측값과 실제값의 차이인 오차를 산출하고, 대표적인 예측정확도 측정 지표인 RMSE와 MAPE를 계산하였다. 이어서 k-Fold 교차검증을 활용하여 각 모형의 성능을 측정하였다. 〈표 6-4〉와 〈표 6-5〉는 원목과 기타목재의 컨테이너화율에 대해 10-fold 교차검증으로 예측정확도를 산출한 결과이다. ARIMA 모형과 단순이동평균모형의 RMSE와 MAPE가 기존 모형인 로그추세모형보다 작게 나타나 모형의 예측정확도가 향상되었다. 특히 MAPE에 따르면 ARIMA 모형이 기존 모형 대비 원목의 경우 오차율을 61.2%p, 기타목재의 경우 54.9%p 감소시킨 것으로 나타났다.

〈표 6-6〉 원목 컨테이너화율 예측모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
로그추세모형	7.2	89.1
ARIMA모형	1.9	27.9
단순이동평균모형	2.7	29.2

자료: 저자 작성

〈표 6-7〉 기타목재 컨테이너화율 예측모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
로그추세모형	36.5	61.9
ARIMA모형	4.0	7.0
단순이동평균모형	8.9	15.6

자료: 저자 작성

2. 목재 수요·공급 분석모형 개선

목재의 항만물동량은 수입물동량이 대부분이다. 매년 국내 목재 생산량을 초과한 수요가 해외로부터 목재 수입을 유도하고 있으며, 해외 목재 산지국의 정책 변화에 따라 원목의 수입량이 감소하고 기타목재의 수입량은 증가하는 추세에 있다. 기존 목재 수입물동량 예측모형은 국내 목재 수요와 공급을 분석하여 수입량을 전망하고 컨테이너로 수송되는 비율을 제외하여 비컨테이너 물동량을 추정한 후 항만별로 배분하는 하향식을 적용하고 있다. 이에 목재 물동량 전망에서 가장 선행되는 목재 수급분석이 전체적인 물동량 예측에서 가장 핵심적인 부분이며, 기존의 로그추세모형 외에 다양한 모형 적용을 통해 예측정확도를 향상시킬 수 있을 것으로 판단된다. 본 분석에서는 추세분석에서 많이 활용되는 단순이동평균법과 머신러닝 기법 중 하나인 XGboost 기법을 활용하여 목재 수급분석 모형의 예측정확도를 제고하고자 한다.

1) 분석 데이터

분석에 활용된 데이터는 산림청 임산물수출입통계에서 제공하는 원목 및 기타목재(제재목, 합판, 파티클보드, MDF)의 국내 소비량 및 생산량의 실적치이며, 추가로 국립산림과학원의 2022년 추정치와 2023~2027년 전망

치를 결합하여 시계열 자료를 생성하였다. 목재 수급자료 이외에 XGboost 기법 적용에 다양한 외생변수를 활용하였다.

IHS Markit에서는 인구·사회 및 경제 지표의 국가별 실적치 및 중장기 전망치를 제공하고 있으며, 여기에는 인구(전체 인구, 경제활동인구, 도시 지역 인구 등), GDP(실질 및 명목), 이자율(단기 및 장기), 실업률, 소비자 가격지수(CPI), 근로자 임금, 산업생산지수, 노동 생산성 등이 포함된다.

〈표 6-8〉 목재 수급분석모형 변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
소비자가격지수	2015년=100	14	85.63	16.02
인구수	백만 명	14	51.55	0.37
경제활동인구	백만 명	14	36.73	0.94
도시 인구 비중	%	14	81.53	0.11
임금	10억 달러	14	813.45	116.78
노동생산성	달러/명	14	61,447.74	4,121.00
단기 이자율	%	14	2.02	0.80
장기 이자율	%	14	2.42	0.76
실질 GDP	10억 달러	14	1,899.83	181.26
실업률	%	14	3.59	0.25
원유가격	원	14	88,572.61	26,438.53
산업생산지수	2015년=100	14	112.02	9.38
가처분소득	10억 달러	14	896.20	116.38
단위 노동비용 지수	2015년=100	14	107.26	5.46

자료: 저자 작성

본 연구에서는 이러한 다양한 지표들과 원목 및 기타목재의 수급자료 간에 상관관계를 분석하여 주요 요인변수를 선정하였으며, 선정된 변수를 XGboost 모형에 투입하여 모형의 예측력을 향상시키고자 하였다. 변수 선정에는 순열 중오됴 기법을 활용하여 변수 중요도를 기반으로 목재 수급

자료에 영향을 크게 미치는 요인을 선별하였다.

〈표 6-9〉 목재 수급 주요 변수

품목	구분	상위 3개 주요 변수		
원목	공급	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성
	수요	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성
제재목	공급	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성
	수요	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성
합판	공급	노동생산성	산업생산지수	실질GDP
	수요	소비자가격지수	실질GDP	경제활동인구
파티클보드	공급	경제활동인구	소비자가격지수	산업생산지수
	수요	경제활동인구	단기 이자율	원유가격
MDF	공급	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성
	수요	소비자가격지수	실질GDP	노동생산성

자료: 저자 작성

목재 유형별 변수 중요도에 일부 차이가 있었으나, 대체적으로 소비자가격지수, 실질 GDP, 노동생산성 등이 가장 중요한 변수로 나타났으며, 본 분석에서는 표본 수의 제약, 모형 해석의 용이성 등을 고려하여 이들 세 가지 변수를 외생변수로 선정하였다.

2) 모형 설계

본 분석에서는 기존 로그추세모형의 예측력을 비교·검증하기 위해 단순이동평균법과 XGboost 모형을 활용하였다. 단순이동평균법에는 $N=3$을 활용하였으며, XGboost 모형은 통계분석 소프트웨어 R(version 4.1.3)의 'xgboost' 패키지를 사용하였다. XGboost 모형은 앙상블과 회귀 트리를 기반으로 한 분류기법으로 그레디언트 부스팅(Gradient boosting) 알고리즘을 활용한다. 같은 알고리즘을 활용하는 GBM(Gradient Boosting

Machine) 기법과 비교하여 과적합을 방지하기 위해 변수의 정규화(regularized)를 활용한다는 측면에서 차이가 있으며, 일반적으로 수행 속도가 빠르고 정확도도 더 높은 결과를 보이는 것으로 알려져 있다.

본 분석에서는 XGboost 모형의 파라미터 중에서 나무의 최대 깊이를 나타내는 max.depth=3으로 설정하였으며, 최대반복횟수는 nrounds=10을 적용하였다. 또한 모형의 성능을 비교·검증하기 위해 10-Fold 교차검증을 활용하였다. 로그추세모형, 단순이동평균모형, XGboost 모형 각각에 대해 10개의 훈련용 데이터와 검증용 데이터를 생성하였으며, 각 훈련용 데이터로부터 추정된 예측치는 실제값과 비교하여 RMSE와 MAPE를 계산하였다. 기타목재의 경우 제재목, 합판, 파티클보드, MDF 등 네 가지 품목에 대해 각각 수요와 공급을 추정하였으며, 모형의 성능은 품목별 수입량을 합산한 값을 기준으로 평가하였다.

3) 분석결과 및 검증

세 가지 모형으로 2018~2027년 기간 원목 및 기타목재의 수입량을 예측한 결과는 다음의 〈표 6-10〉 및 〈표 6-11〉과 같다. 대부분 기간에서 로그추세모형은 수입량의 변화를 반영하지 못하는 결과를 보였으며, 단순이동평균법과 XGboost 모형은 상대적으로 실제값에 근사한 값을 보였다. 특히 XGboost 모형의 경우 훈련용 데이터의 기간이 늘어날수록 예측값이 실제값에 가까워지는 결과를 나타냈다.

〈표 6-10〉 원목의 수입량 예측값 비교

단위: 천m^3

연도	실제값	로그추세모형	단순이동평균모형	XGboost
2018	3,030	3,727	3,743	3,486
2019	2,616	3,692	3,493	2,941
2020	2,669	3,647	3,081	2,555
2021	3,033	3,607	2,771	2,640
2022	2,644	3,576	2,773	2,863
2023	2,635	3,550	2,782	2,615
2024	2,625	3,527	2,771	2,626
2025	2,615	3,506	2,634	2,611
2026	2,605	3,487	2,625	2,603
2027	2,596	3,469	2,615	2,586

자료: 저자 작성

〈표 6-11〉 기타목재의 수입량 예측값 비교

단위: 천m^3

연도	실제값	로그추세모형	단순이동평균모형	XGboost
2018	6,010	4,869	5,351	4,963
2019	5,281	4,965	5,717	5,464
2020	5,024	4,993	5,717	5,037
2021	5,291	5,013	5,408	4,879
2022	4,711	5,037	5,184	5,042
2023	4,652	5,054	5,006	4,633
2024	4,593	5,067	4,885	4,586
2025	4,549	5,076	4,653	4,558
2026	4,474	5,082	4,599	4,440
2027	4,414	5,087	4,539	4,382

자료: 저자 작성

k-Fold 교차검증을 활용한 모형의 성능 측정결과는 다음의 〈표 6-12〉와 〈표 6-13〉에 요약되어 있다. 단순이동평균모형과 XGboost 모형의

RMSE와 MAPE가 기존 모형인 로그추세모형보다 작게 나타나 모형의 예측정확도가 향상된 것으로 나타났다. MAPE를 기반으로 모형의 성능 개선 정도를 나타내면, 가장 예측력이 높은 것으로 나타난 XGboost 모형은 기존의 로그추세모형 대비 원목의 경우 오차율을 27.2%p, 기타목재의 경우 5.9%p 감소시킨 것으로 나타났다.

〈표 6-12〉 원목 수급분석 모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
로그추세모형	872.0	32.6
단순이동평균모형	274.2	9.9
XGboost	154.3	5.4

자료: 저자 작성

〈표 6-13〉 기타목재 수급분석 모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
로그추세모형	477.5	9.7
단순이동평균모형	337.7	6.7
XGboost	208.6	3.8

자료: 저자 작성

07
양곡 물동량 예측모형 고도화

제1절 국내외 양곡산업 동향

1. 국내 양곡산업 주요 동향

1) 국내 양곡 소비량[46)]

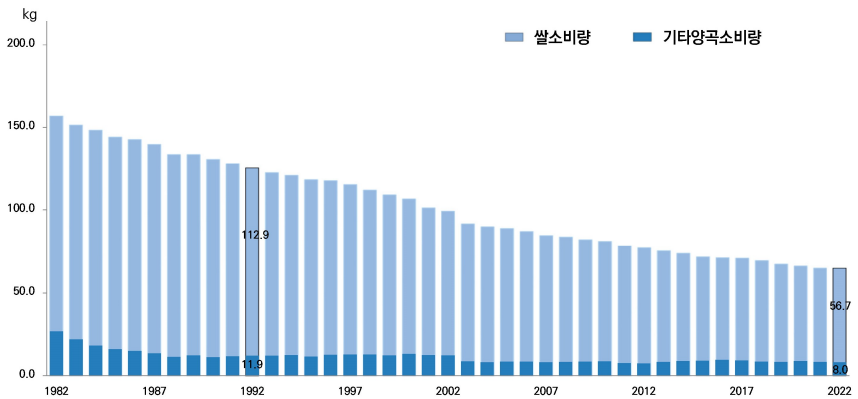
2022년 대한민국의 1인당 연간 양곡(쌀과 기타양곡 포함) 소비량은 64.7㎏으로 전년 대비 0.5% 감소했다. 쌀 소비량은 56.7㎏으로 전년 대비 0.4% 감소했으며 기타양곡 소비량은 8.0㎏으로 전년 대비 2.4% 감소했다. 1인당 연간 양곡 소비량은 1982년 이후 꾸준히 감소했으며 30년 전인 1992년 124.8㎏의 절반 수준이다. 2022년 식품 및 음료 제조 분야에서 쌀 사용량은 전년보다 1.7% 증가하여 69만 1,422톤을 기록했다. 이 중에서도 떡류 제조업은 26.8%, 기타 식사용 가공 및 조리식품 제조업은 20.9%, 주류 제조는 17.6%, 그리고 기타 곡물 가공품 제조업이 9.3%를 차지하며, 기타 곡물가공품 제조업이 사업체 부분에서 소비량의 약 74.5%를 차지한다. 1인당 연간 양곡 소비량은 개별 소비인 식사용에 치중되어 있으며 제조 분

46) 통계청(2023), pp. 1-2.

야는 가공용 및 사료용 양곡류로 구분되는 것이 특징이다.

〈그림 7-1〉 연도별 1인당 연간 양곡 소비량(1982~2022년)

단위: 톤



자료: 통계청(2023), p. 2.

2) 지역별 배합사료·제분공장 시설 위치 및 생산능력

밀, 소맥, 옥수수, 대두 등과 같은 양곡화물은 제분 및 배합사료 제조에 사용되기 때문에 국내 배합사료 및 제분공장의 생산능력 현황을 파악하였다. 국내 배합사료 공장은 사료협회 72개(22,493MT), 농협사료 28개(9,087MT), 기타 12개(693MT) 등 112개소로 전체 생산능력은 32,273MT/일이다. 배합사료 공장은 전북(21개)에 가장 많이 분포하고 있는 것으로 파악된다.

〈표 7-1〉 전국 배합사료공장 시설 위치 및 생산능력

단위: 개, MT/일

권역	사료협회		농협사료		기타		합계		비중 (%)	
	공장수	생산능력	공장수	생산능력	공장수	생산능력	공장수	생산능력	공장수	생산능력
강원	1	300	2	600	1	2	4	902	3.6	2.8
경기	8	3,214	6	2,014	3	111	17	5,339	15.2	16.5
경남	6	1,600	4	1,438	2	270	12	3,308	10.7	10.3
경북	5	2,290	2	750	-	-	7	3,040	6.3	9.4
대구	1	330	1	300	-	-	2	630	1.8	2.0
대전	1	480	-	-	-	-	1	480	0.9	1.5
부산	1	330	1	60	-	-	2	390	1.8	1.2
세종	-	-	-	-	1	100	1	100	0.9	0.3
울산	1	300	1	300	-	-	2	600	1.8	1.9
인천	9	3,980	-	-	-	-	9	3,980	8.0	12.3
전남	2	230	2	1,040	-	-	4	1,270	3.6	3.9
전북	17	4,939	3	1,195	1	80	21	6,214	18.8	19.3
제주	2	195	1	320	-	-	3	515	2.7	1.6
충남	10	2,671	4	620	3	100	17	3,391	15.2	10.5
충북	8	1,634	1	450	1	30	10	2,114	8.9	6.6
부산 배후 권역	16	5,045	10	3,168	2	270	28	8,483	25.0	26.3
합계	72	22,493	28	9,087	12	693	112	32,273	100	100

자료: 한국사료협회(2020), 사료편람(통계편), p. 160.

국내에는 대한제분㈜, 사조동아원㈜, 대선제분㈜, ㈜삼양사, CJ제일제당㈜, 삼화제분㈜, ㈜한탑 7개의 제분사가 존재하며, 공장은 전국에 10개가 분포되어 있다. 국내 제분공장의 연간 총 생산능력은 302만MT로 추정된다.

〈표 7-2〉 전국 제분공장 시설 위치 및 생산능력

단위: MT, %

구분	공장위치	용도	1일 생산능력	연간생산능력	
				생산능력	비중
대한제분	인천	제분	2,460	738,000	24.5
		premix	250	75,000	2.5
	부산	제분	530	159,000	5.3
사조동아원	당진	제분	486	145,800	4.8
	부산	제분	960	288,000	9.5
대선제분	아산	제분	600	180,000	6.0
삼양사	아산	제분	650	195,000	6.5
CJ제일제당	영등포	제분	1,865	559,500	18.5
	양산	제분	1,100	330,000	10.9
		premix	340	102,000	3.4
삼화제분	인천	제분	400	120,000	4.0
한탑	부산	제분	420	126,000	4.2
합계	-	-	-	3,018,300	100

자료: 제분협회(검색일: 2023.3.15.)

3) 양곡 물동량 관련 산업 요인분석

우리나라 항만의 양곡 물동량은 99% 이상이 수입물동량으로 국제 곡물 가격, 수입단가 등에 민감하게 영향을 받고 있다. 국제 곡물시장에서 곡물을 구입한 이후 국내 도입까지 약 3개월에서 6개월간 시차가 있는 것으로 파악된다. 이와 같이 항만물동량과 밀접한 가격은 세계 곡물시장에서 생산량, 소비량 변화에 따라 변동되고 있다. 또한 곡물 생산량은 주요 생산국이자 수출국의 기후에 따른 작황 상황에 따라 큰 폭의 변화를 가져오기도 한다. 이에 양곡산업 연관 요인을 다음과 같이 목록화하였다.

〈표 7-3〉 양곡산업 연관 요인별 특징

구분	양곡산업 연관 요인	특 징
1	수급동향	• 장래 수급전망에 따라 국제 곡물가격의 변동이 발생함. 차년과 차분기 전망치 데이터 입수 가능
2	양곡소비량(국내)	• 인구와 1인당 양곡소비량 변화에 따라 결정되는 요인으로 우리나라에 도입되는 양곡 물동량의 주요 소비자 변화를 파악할 수 있음 ▶ 현재 예측모형에 활용
3	수입단가	• 국내로 도입되는 양곡량과 시기에 영향을 주는 요인으로 주요 국별 품목별로 데이터 획득이 가능함 ▶ 과거 데이터를 바탕으로 중장기 전망 가능 여부 전문가와 협의 필요
4	현물/선물 가격	• 품목별/선물 가격은 지정학적 위기(러-우 전쟁)와 품목별 수급 전망, 주요 생산지 기상 여건 등에 따라 변동함
5	국제유가	• 에너지 수요와 곡물 수요 간 연계는 지속적으로 강화되고 있음. 에너지는 농업 생산 및 유통의 주요 투입재로서 유가가 상승하면 대체 에너지원인 바이오 에탄올이나 바이오 연료용 곡물(옥수수)의 수요를 증가시킴 ▶ 장기 전망치 데이터 획득이 어려움
6	해상운임	• 발틱운임지수(BDI): 곡물, 석탄, 철광석과 같은 원자재를 운반하는 벌크선 시황을 나타내는 지수로 전 세계 교역량을 평가하는 데 사용됨
7	기후	• 가장 전망하기 어려운 부문이지만 전 세계 곡물 생산량에 가장 큰 영향을 미치는 변수로 양곡 관련 전문 연구기관에서 주기적으로 모니터링 실시 ▶ 양곡 예측에는 직접적으로 활용하기 힘들 것으로 예측됨
8	제분/사료용 시설 능력	• 국내 수요(양곡소비량)와도 높은 연관성이 있지만 양곡 유통 특징상 국내 생산능력인 제분/사료용 시설과 높은 연관성이 예상됨

자료: 저자 작성

2. 국외 양곡산업 주요 동향

1) 세계 곡물 수급동향

세계 곡물 전체 생산량은 점점 증가하는 추세지만 2022/23 시즌에 일부 감소하였다. 2023년 1월 USDA 전망에 따르면 2022/23 전 세계 곡물 생

산량은 27억 3,100만 톤에 이를 것으로 예상된다. 소비량 또한 일부 감소하는 추세로 27억 5,200만 톤에 이를 것으로 추정되며, 재고율은 27.6%로 전망된다.

〈표 7-4〉 세계 곡물 수급량

단위: 백만톤, %

국가	2000/01	2010/11	2015/16	2019/20	2020/21	2021/22	2022/23
생산량	1,845	2,213	2,518	2,680	2,725	2,795	2,731
소비량	1,861	2,239	2,469	2,662	2,729	2,775	2,752
재고율	30.3	20.3	30.0	30.7	29.3	28.6	27.6

주: 2022/23은 전망치
자료: 한국농촌경제연구원, 해외곡물시장 동향 12권 제 1호, p. 12

2) 품목별 수급동향

2020년 이후 세계 밀 생산량은 소폭 상승하는 추세를 보인 반면 소비량은 감소한 것으로 나타났다. 30% 초중반을 유지하던 밀 재고율은 2019/20년엔 40.3%까지 증가하였으나 최근 다시 30% 중반을 유지하고 있다. 미국 농무부(USDA)는 2022/23년 밀 생산량은 7억 8,100만 톤, 소비량 7억 8,300만 톤, 재고율 34.3%에 이를 것으로 전망하였다.

2021/22년의 옥수수생산량은 전년 대비 7.6% 증가한 12억 1,500만 톤을 기록하였으나 2022/23년에는 -4.9% 감소하여 11억 5,600만 톤에 이를 것으로 전망되었다. 옥수수 소비량도 2022/23년에는 소폭(-1.6%) 감소할 것으로 예상되었다. 이에 2022/23년의 옥수수 재고율은 2021/22와 유사한 25%대를 기록 할 것으로 전망되었다.

2022/23년의 세계 대두 생산량은 전년 동기 대비 8.4% 증가한 3억 8,800만 톤에 이를 것으로 전망되었으며 소비량도 동기간 4.4% 증가한 3억 7,900만 톤을 기록할 것으로 예상되었다.

〈표 7-5〉 품목별 수급 동향

단위: 백만 톤, %

구분	국가	2000/01	2010/11	2015/16	2019/20	2020/21	2021/22	2022/23
밀	생산량	1,845	2,213	2,518	2,680	2,725	2,795	2,731
	소비량	1,861	2,239	2,469	2,662	2,729	2,775	2,752
	재고율	30.3	20.3	30.0	30.7	29.3	28.6	27.6
옥수수	생산량	1,845	2,213	2,518	2,680	2,725	2,795	2,731
	소비량	1,861	2,239	2,469	2,662	2,729	2,775	2,752
	재고율	30.3	20.3	30.0	30.7	29.3	28.6	27.6
대두	생산량	1,845	2,213	2,518	2,680	2,725	2,795	2,731
	소비량	1,861	2,239	2,469	2,662	2,729	2,775	2,752
	재고율	30.3	20.3	30.0	30.7	29.3	28.6	27.6

주: 2022/23은 전망치
자료: 한국농촌경제연구원, 해외곡물시장 동향 12권 제 1호, p. 12

3) 세계 곡물 선물/현물(FOB) 가격 동향

'23년 1월의 밀 선물가격은 전년 동월 대비 8.9% 하락하였으나 옥수수와 대두는 각각 동 기간 대비 10.5%, 7.4% 상승하였다. 남아메리카 지역의 가뭄 지속과 바이오 연료 수요증가로 대두와 옥수수의 선물가격 증가 추세는 지속될 것으로 예상되고 있다.

〈표 7-6〉 세계 곡물 선물가격 동향

단위: 달러/톤

구분	2020/21	2021/22	2022.01	2022.12	2023.01	전월 대비 (%)	전년 동월 대비(%)
밀	203	310	299	276	273	-1.2	-8.9
옥수수	207	257	238	256	263	2.5	10.5
대두	482	547	515	542	553	2.2	7.4

자료: 한국농촌경제연구원, 해외곡물시장 동향 202312권 제 1호, p. 8

4) 주요 곡물 국가별 수입단가 변화 추이

우리나라 제분용 밀 주요 수입국은 미국, 호주, 캐나다로 2022년도 밀의 수입단가는 전년 대비 49.4% 폭등한 평균 444달러/톤을 기록하였다. 이와 같은 밀 수입단가의 폭등 원인은 세계 밀주요 생산국이자 우리나라의 주요 수입국인 미국의 밀 생산량이 크게 감소한 데 따른 것으로 판단된다.

〈표 7-7〉 2022년도 밀 수입단가(제분용)

단위: 달러/톤

구분	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	평균
미국	446	440	474	459	464	458	496	488	524	510	448	532	478
호주	340	363	360	368	413	401	424	413	413	415	459	456	402
캐나다	-	477	444	1,089	467	-	478	-	551	-	535	430	559
전체	402	405	432	418	438	445	459	439	496	454	465	471	444

자료: 관세청, 한국무역통계진흥원(검색일: 2023.12.5.)

우리나라는 주로 브라질, 아르헨티나, 미국으로부터 사료용 옥수수를 수입해 오고 있다. 2022년도 우리라나의 옥수수 수입단가는 전년대비 약 30% 증가한 평균 359달러/톤을 기록하였다.

〈표 7-8〉 2022년도 옥수수 수입단가(사료용)

단위: 달러/톤

1월	1월	2월	3월	4월	5월	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	평균
브라질	333	325	323	321	322	322	-	-	387	360	322	336	305
아르헨티나	329	329	323	324	343	347	406	392	382	367	344	336	352
미국	356	360	370	340	357	391	403	400	393	456	-	396	352
합계	330	329	324	328	356	377	404	393	382	364	388	335	359

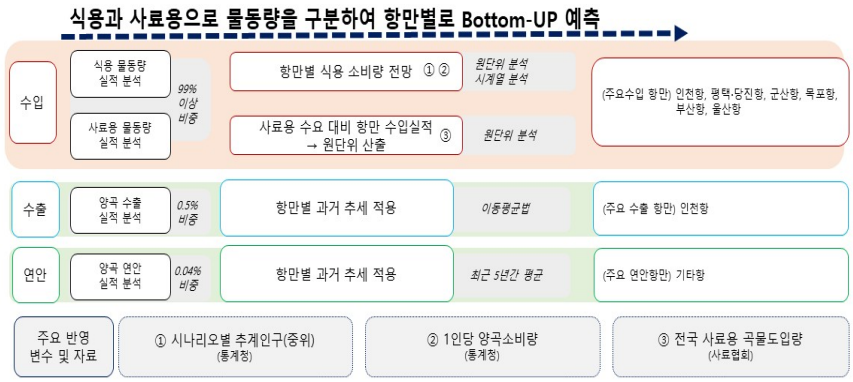
자료: 관세청, 한국무역통계진흥원(검색일: 2023.12.5.)

제2절 양곡 물동량 예측모형 진단

1. 예측모형 개요

양곡은 해운물류의 화물품목 분류 기준으로 HS코드 10으로 시작하는 곡물이 이에 해당한다. 하위품목으로는 밀, 호밀, 보리, 귀리, 옥수수, 쌀, 수수 등의 곡물로 분류된다. 양곡 물동량은 99.0% 이상이 수입물동량으로 양곡 전용부두와 싸이로 시설이 있는 항만(인천항, 군산항, 평택·당진항, 부산항, 울산항)에서 주로 처리된다. 그리고 식용과 사료용의 화주가 확연하게 구분되기 때문에 주요 수입항만별, 용도별로 구분하여 전망하고 있다. 식용 주요 변수로 1인당 양곡소비량을 전망에 활용하며, 사료용 장래 전망에는 업계 현황 반영을 위해 사료용 곡물도입량을 주요 변수로 활용하고 있으며, 식용과 사료용 모두 항만별·용도별 실적량 대비 원단위를 산정하고 있다.

〈그림 7-2〉 양곡 물동량 예측 프로세스



자료: 한국해양수산개발원(2023), p. 19.

2. 예측방법론

1) 수입물동량

양곡의 수입물동량 예측은 식용과 사료용으로 구분하여 각각 따로 예측한 후 합산하고 있다. 주요 수입항만(인천항, 군산항, 평택·당진항, 울산항, 부산항, 목포항 등)을 대상으로, 각 항만의 싸이로 운영사 실적자료를 기본자료로 활용하고 있다. 인천항과 평택·당진항은 화주와 배후권역의 일부가 경합상태에 있으므로 두 항만의 수입물동량을 합산하여 예측한 후 권역별 인구와 각 항만별 사료물동량 처리 비중에 따라 배분하고 있다.

식용 양곡 물동량은 인천항, 평택·당진항, 군산항, 울산항, 부산항을 대상으로 통계청에서 발표하는 1인당 연간 양곡 소비량을 활용하여 예측하고 있는데 우리나라 국민 1인당 연간 양곡 소비량은 2002년에 처음으로 100kg 아래로 떨어진 이후 지속 감소하여 2021년에는 65kg을 기록하였다.

식용 양곡 수입물동량 전망의 주요 프로세스는 다음과 같다. 우선 우리나라 1인당 연간 양곡 소비량과 인구수 및 식용 양곡 수입물동량 실적을 활용하여 원단위를 산정한다.

$$B_t = \frac{Y_t}{C_t \times P_t} \qquad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 7-1]}$$

여기서 B_t는 t기의 원단위이며, Y_t는 t기의 전국 식용 양곡 수입물동량 실적, C_t는 t기의 1인당 연간 양곡 소비량, P_t는 t기의 전국 인구수를 의미한다.

다음으로 국내 5대 양곡 주요 처리항만(인천항, 군산항, 평택·당진항, 울산항, 부산항)의 항만별 식용 양곡 물동량 소비인구를 산정하고 1인당 연간 양곡 소비량을 곱하여 항만별 식용 양곡 소비량을 추정한다.

$$Y_{i,t} = (P_t \times R_{i,t}) \times C_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 7\text{-}2]$$

여기서 $Y_{i,t}$는 i항만의 t기 식용 양곡 소비량이며, P_t는 t기의 전국 인구수, $R_{i,t}$는 i항만의 식용 양곡 물동량 처리 비중의 최근 3개년 평균값, C_t는 t기의 1인당 연간 양곡 소비량을 의미한다. 최종적으로 항만별 식용 양곡 소비량에 첫 번째 단계에서 산정한 원단위의 3년 평균값을 곱하여 장래 식용 양곡 수입물동량을 전망한다.

사료용 양곡 물동량은 배합사료 제조에 사용되는 사료용 곡물 도입량을 이용하여 예측하는데 2021년 기준 전국 사료용 곡물 도입량은 1,115만 톤으로 전년 대비 소폭(+0.9%) 상승하였다.

〈표 7-9〉 사료용 곡물 도입량 추이

연도	도입량	연도	도입량	연도	도입량	연도	도입량
2002	8,596	2007	8,329	2012	9,605	2017	9,242
2003	8,298	2008	7,904	2013	9,796	2018	9,562
2004	7,891	2009	8,563	2014	9,781	2019	10,210
2005	8,183	2010	9,133	2015	10,010	2020	11,045
2006	8,241	2011	8,372	2016	10,054	2021	11,146

자료: 한국사료협회 내부자료

사료용 양곡 수입물동량 전망의 주요 프로세스는 다음과 같다. 첫 번째 단계로 사료용 수입물동량 실적의 최근 3개년 평균값과 사료용 곡물도입량을 이용하여 원단위를 산정한다.

$$B_t = \frac{\overline{Y_t}}{Z_t} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 7-3]}$$

여기서 B_t는 t기의 원단위이며, $\overline{Y_t}$는 전국 사료용 양곡 수입물동량 실적의 최근 3개년 평균값, Z_t는 t기의 전국 사료용 곡물도입량을 의미한다.

두 번째 단계로 장래 사료용 곡물도입량을 단순이동평균법으로 전망하고 첫 번째 단계에서 산정한 원단위의 최근 3개년 평균값을 곱하여 연도별 전국 사료용 양곡 수입물동량을 예측한다.

$$Y_{t+1} = \overline{B_t} \times Z_{t+1} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 7-4]}$$

여기서 Y_{t+1}는 $t+1$기의 전국 사료용 양곡 수입물동량이며, $\overline{B_t}$는 원단위의 최근 3개년 평균값, Z_{t+1}는 $t+1$기의 전국 사료용 곡물도입량을 의미한다. 최종적으로 추정한 장래 전국 사료용 양곡 수입물동량에 사료용 양곡 수입 실적 항만별 비중의 최근 3개년 평균값을 곱하여 항만별 장래 사료용 양곡 수입물동량을 배분하고 있다.

2) 수출물동량

양곡의 수출은 주로 국내에서 소비하고 남은 잉여분으로 이루어지기 때문에 항만별 물동량 실적이 일정치 않은 것이 특징이다. 이에 전국에서 가장 많은 수출물동량을 처리하는 인천항과 최근 3년간 양곡 수출물동량 실적이 지속 발생하고 있는 군산항, 목포항, 울산항을 대상으로 단순이동평균법을 활용하여 장래 물동량을 전망하고 있다. 여기서 Y_t는 t기의 양곡 수출물동량이며, n은 이동평균 기간을 의미한다.

$$Y_{t+1} = (Y_t + Y_{t-1} + \cdots + Y_{t-n+1})/n \quad \cdots\cdots\cdots\cdots \text{ [식 7-5]}$$

3) 연안물동량

양곡 연안물동량은 일정한 추세 없이 산발적으로 실적이 발생하였으나 2015년 이후에는 군산항, 제주항, 기타항에서만 소량의 물동량이 처리되고 있다. 지난 20년 동안 상대적으로 꾸준히 물동량이 발생하고 있는 기타항만뿐 아니라 군산항과 제주항을 대상으로 단순이동평균법을 활용하여 장래 물동량을 전망하고 있다.

3. 기존 예측모형의 특징 및 한계

기존 양곡 물동량 장래전망은 수입물동량 전망 시 식용과 사료용으로 구분하여 각 용도별 물량을 대표할 수 있는 1인당 양곡소비량과 사료도입량을 변수로 선정하여 각각의 항만물동량 실적과 대비하여 원단위를 산정한다. 원단위 기법은 교통 수요예측, 상수도 수요량, 배후단지 수요 등 다양한 부문에서 활용되고 있는 기법이지만 양곡 물동량처럼 국제 여건에 민감하게 변화하는 품목의 장래 예측 시 변화된 국제 여건을 쉽게 반영하지 못하는 한계점이 있다. 이와 같은 한계를 극복하기 위해 품목별 곡물 수입단가, 국제 곡물 선물지수 등 국내 양곡 물동량 화주들이 양곡 도입량과 시기를 결정하는 데 보다 직접적인 변수를 활용하여 모형을 개선하고자 한다.

제3절 양곡 물동량 예측모형 개선

장래 양곡 물동량은 식용과 사료용으로 용도를 구분하여 추정한다. 식용 양곡 물동량 전망에는 1인당 양곡소비량과 인구 등이 설명변수로 활용되며 사료용 양곡 물동량 예측은 사료수입실적과 사료곡물도입량을 통해 도출된 원단위를 활용한다. 식습관 변화에 따른 육류소비량 증가와 수입단가 변동으로 우리나라 사료용 양곡 물동량은 최근 5년간 연평균 4.1% 증가하였다. 사료용 양곡 물동량 실적은 동 기간 양곡 물동량 증가율(2.7%)을 크게 상회하며 점유율도 꾸준히 증가(57.5% → 62.2%)하고 있어 양곡 물동량 내 중요도가 증가하였다. 이에 실적과 사료곡물도입량 간 산정된 원단위의 평균값을 활용하여 전망하는 기존 사료용 양곡 물동량 추정 방식을 면밀히 점검하고 모형을 개선하여 예측의 정확도를 제고하고자 한다.

본 절에서 수행한 사료용 양곡 물동량 예측모형 개선 방법은 다음과 같이 요약할 수 있다. 우선 기존 사료용 양곡 물동량 추정의 한계를 극복할 수 있는 모형과 신규 변수를 선정하였다. 다음으로 신규 모형을 활용하여 사료용 양곡 물동량을 예측하고 기존 원단위 이용 물동량 추정모형과 예측력을 비교·검증하였다.

1. 양곡 물동량 추정방법 개선

기존 사료용 양곡 물동량 추정방법은 원단위 기법을 적용한 수요 전망으로 적용변수가 간단하고 큰 패턴 변화가 없는 수요추정에 적합한 예측방법이지만 사료용 양곡 물동량 변동의 인과관계 파악이 쉽지 않다는 한계가 있다.

원단위를 적용한 기존 사료용 양곡 물동량 추정 모형을 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$B_t = \frac{\overline{Y_t}}{Z_t} \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots [식\ 7\text{-}6]$$

B_t는 t기의 원단위로 배합사료(Z_t)를 생산하는 데 수입되는 사료용 양곡 수입물동량 실적($\overline{Y_t}$)의 평균값을 적용해 장래 사료용 양곡 물동량을 예측한다.

최근 5년간 사료용 양곡 물동량 추정에 활용된 원단위는 0.96~0.99로 변동폭이 크지 않았으나 연간 배합사료 제조에 필요한 물량보다 많은 사료용 양곡 물량이 국내로 수입됨에 따라 최근 지속적으로 기존 사료용 양곡 물동량 예측치를 상회하는 실적을 기록하였다. 이에 본 연구에서는 사료용 양곡 물동량 변화의 원인이 되는 변수를 신규 발굴하고 인과관계 분석에 활용되는 회귀분석을 활용하여 사료용 양곡 물동량 예측정확도를 제고하고자 한다. 최근 대내외 여건이 급격하게 변함에 따라 외부 환경의 급격한 변화에 따른 물동량 변화를 추정할 필요성이 높아졌다. 이에 예측뿐 아니라 변수의 민감도 파악에 용이한 회귀분석 모형을 사료용 양곡 물동량 추정에 활용하고자 한다. 회귀분석 모형은 특정 변수 혹은 외부 환경의 변화에 대한 민감도 측정뿐 아니라 불확실성이 높은 상황을 고려한 시뮬레이션에도 활용 가능하다.

회귀분석 모델링의 첫 단계는 종속변수에 영향을 주는 독립변수의 결정이다. 이에 본 연구에서는 문헌연구와 전문가 자문을 통해 사료용 물동량에 영향을 미칠 것으로 예상되는 지표들을 선정하였다. 통계청과 한국석유공사, 농수산물무역정보에서 집계한 다양한 지표들의 기초 통계량은 다음

〈표 7-10〉과 같다. 물량의 99%가 수입물동량인 양곡 물동량의 특성에 따라 사료물동량 도입 단가에 영향을 미치는 요인(수입단가, 국제유가, BDI)과 물량을 소비하는 주체(인구수, 1인당 육류소비량)에 대한 지표로 구성되어 있다.

〈표 7-10〉 사료용 양곡 물동량 예측모형 변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
1인당 육류소비량	kg	23	42.1	9.1
인구수	백만 명	23	49.8	1.6
수입단가	달러/톤	23	216.2	75.7
국제유가	달러/배럴	23	63.1	28.0
BDI	포인트	23	1,329.4	615.2

자료: 저자 작성

본 연구에서는 〈표 7-10〉에서 언급한 지표들과 사료용 양곡 물동량 간 상관관계를 분석하여 주요 요인 변수를 선정하고, 이를 회귀모형에 투입하여 사료용 양곡 물동량 추정 정확도를 제고하고자 하였다. 지표들과 사료용 양곡 물동량 간 상관관계 분석 결과는 〈표 7-11〉과 같다. 우리나라 사료 물동량과 가장 상관관계가 높은 지표는 1인당 육류소비량으로 나타났으며 건화물 운임종합지수인 BDI가 가장 낮은 것으로 나타났다.

〈표 7-11〉 주요지표와 사료용 양곡 물동량 간 상관관계 분석 결과

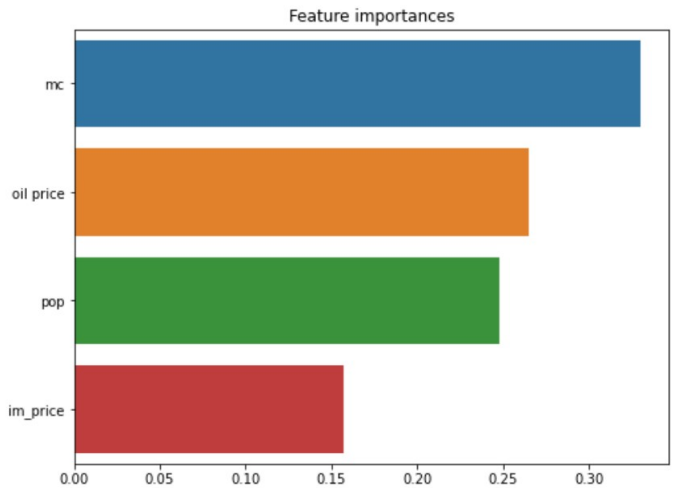
변수	1인당 육류소비량	인구수	수입단가	국제유가	BDI
사료용 양곡 물동량	0.9235	0.9336	0.6367	0.4859	0.4498

자료: 저자 작성

상관관계 분석은 변수가 일대일 상관성만 확인할 수 있기 때문에 실질적인 영향력과는 거리가 있을 수 있다. 상관관계 분석은 변수의 특성을 대략적으로 파악하는 예비 분석의 성격이 강하기 때문에 다섯 가지 주요 지표

중 파이슨을 활용한 랜덤 포레스트 모델을 통해 지표들의 중요도를 산정하였다. 머신러닝 알고리즘 중 하나인 랜덤 포레스트는 의사결정나무를 기반으로 한 앙상블 기법으로 일반화 오류가 적다는 특징이 있다. 각 지표별 중요도는 〈그림 7-3〉과 같다. 분석 결과 1인당 육류소비량(MC)이 사료용 양곡 물동량에 영향을 미치는 가장 중요한 변수로 판별되었으며, 수입단가(IM_Price)는 변수 중 중요도가 가장 낮은 것으로 분석되었다.

〈그림 7-3〉 변수 중요도 분석



자료: 저자 작성

양곡 물동량은 식용과 사료용(육류생산) 모두 사람이 직접 소비하는 화물이기 때문에 국내 인구가 소비하는 식용과 사료용 양곡 물량을 보다 잘 설명할 수 있는 변수 선정이 예측정확도 및 개선의 핵심이라고 할 수 있다. 이에 다음 장에서는 상기 분석한 변수 중요도를 바탕으로 회귀모형을 설계하여 기존 양곡 물동량 추정 모형을 개선하고 예측정확도를 개선하고자 한다.

2. 주요 변수 선정 및 예측모형 고도화

회귀분석을 활용하여 장래물동량을 추정할 경우 종속변수에 영향을 주는 독립변수들의 예측치가 필요하다. 이때 독립변수 예측치 확보는 변수를 선정하는 데 중요한 요인으로 작용한다. 사료용 양곡 물동량과 상관관계가 높은 지표 중 가장 중요한 변수로 분석된 1인당 육류소비량은 한국농촌경제연구원에서 매년 향후 10년간 예측치를 농업전망을 통해 발표하고 있다. 이에 1인당 육류 소비량이 사료용 양곡 물동량에 미치는 영향을 검증하기 위해 단순선형회귀모형을 활용하고자 한다. 선형 모형은 이해하기 쉽고 결과값의 분산이 가장 작다는 장점을 지니고 있다. 다음으로 본 연구에서 사료용 양곡 물동량 추정에 활용한 단순선형회귀모형에 사용된 1인당 육류소비량 데이터에 대해 살펴보고자 한다.

1) 분석 데이터

본 연구에서 사료용 양곡 물동량 예측모형에 투입한 변수는 1인당 육류소비량으로 통계청에서 제공하는 1995년부터 2021년까지 데이터를 분석에 활용하였다. 〈표 7-12〉는 사료용 양곡 예측모형에 활용된 변수 1인당 육류소비량의 기초통계량이다.

〈표 7-12〉 사료용 양곡 물동량 예측모형 변수 및 기초통계량

변수	단위	표본 수	평균	표준편차
1인당 육류소비량	kg	27	39.02	9.00

자료: 저자 작성

회귀모형 구축 시 모형에 사용되는 변수들 간의 인과관계를 정확히 구성하는 것이 매우 중요하며 상관관계 분석이 필수적으로 수반되어야 한다. 이에 신규 발굴한 독립변수인 1인당 육류소비량과 분석대상인 사료용 양곡

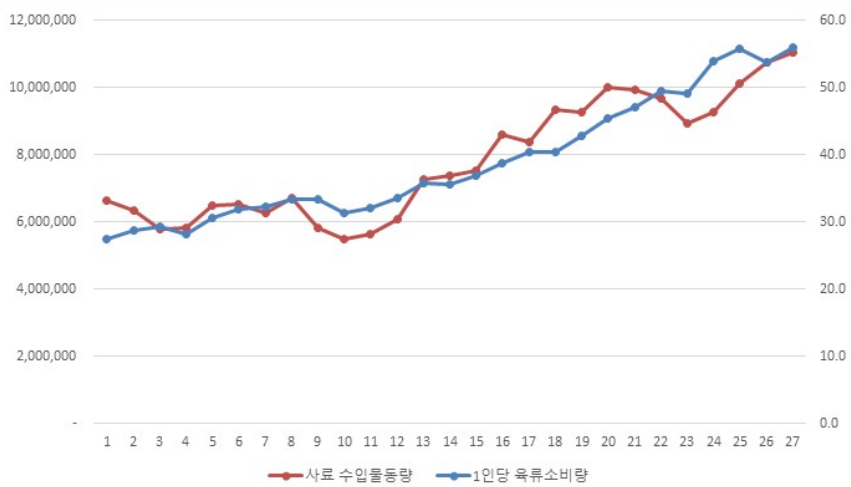
물동량 간 밀접한 정도를 파악하기 위해 상관관계 분석을 수행하였으며 결과는 〈표 7-13〉와 같다. 0.5~1 사이의 수치는 상관성이 높다고 해석되므로 1인당 양곡소비량과 사료용 양곡수입량은 양적 방향으로 함께 증가하는 경향이 강한 것으로 확인되며, 0.01 수준에서 상관관계가 유의한 것을 확인하였다.

〈표 7-13〉 1인당 육류소비량과 사료용 실적의 상관관계 분석

구분	1인당 육류소비량	사료용 양곡수입량
1인당 육류소비량	1	0.926**
사료용 양곡수입량	0.926**	1

자료: 저자 작성

〈그림 7-4〉 1인당 육류소비량과 사료용 실적 추이



자료: 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)(검색일: 2023.12.4.); 한국육류유통수출협회(검색일: 2023.12.4.), 저자 재작성

2) 모형 설계

회귀모형의 일반식은 [식 7-7]과 같다. 사료용 양곡 물동량은 육류 생산에 필요한 가축용 사료 제작에 소요되는 물동량으로 국내 육류 생산량과 밀접한 관계가 있다고 판단된다. 이에 1인당 양곡소비량을 독립 변수로 선정하여 사료용 양곡 수입물동량을 추정하는 모형을 설계하였다.

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 X_t + \epsilon_t \quad \cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \text{[식 7-7]}$$

Y_t는 t기의 사료용 양곡 물동량, X_t는 t기의 1인당 양곡소비량, ϵ_t는 오차항을 의미한다.

1인당 육류소비량과 사료용 양곡 물동량의 회귀분석 결과는 〈표 7-14〉와 같다. R^2은 독립변수가 종속변수를 얼마나 설명하는지 판단하는 수치로 이 결과표에서 R^2이 0.854이므로 약 85.4% 설명한다고 할 수 있다. 수정된 R제곱(adj. R^2)은 변수의 개수까지 고려하여 계산된 설명력으로서 다중회귀분석에서 좀 더 의미 있는 수치이기 때문에 본 연구결과에서는 R^2값만 제시하였다. p-value 값을 통해 본 모형은 유의수준 0.001 이하로 통계적으로 유의하다고 할 수 있다. 이와 같이 본 연구에서 사료용 양곡 물동량 추정을 위해 설계한 회귀모형과 각각의 회귀계수들이 유의한 것으로 확인되었다.

〈표 7-14〉 1인당 육류소비량과 사료용 양곡 물동량 회귀분석 결과

변수	계수	표준오차	t 검정	F 검정	R^2
상수	536.555	717.974	0.747	122.407***	0.854
1인당 육류소비량	184.693	16.693	11.064***		

주: *는 p-value 〈 .05, **는 p-value 〈 .01, ***는 p-value 〈 .001을 의미함
자료: 저자 작성

3) 분석결과 및 검증

두 가지 모형으로 2013~2022년 기간 사료용 양곡 물동량을 예측한 결과는 다음의 〈표 7-15〉와 같다. 대부분 기간에서 원단위 기법 모형보다 회귀모형 예측값이 상대적으로 실제 값과 근사하였다.

〈표 7-15〉 사료용 양곡 물동량의 예측값 비교

단위: 천 톤

연도	실제값	원단위법	회귀모형
2013	9,291	7,831	8,501
2014	10,013	8,033	8,970
2015	9,951	8,964	9,278
2016	9,665	9,285	9,709
2017	8,941	9,877	9,637
2018	9,263	9,932	10,501
2019	10,124	9,920	10,842
2020	10,771	9,913	10,465
2021	11,068	9,925	10,896
2022	10,893	9,923	11,310

자료: 저자 작성

모형의 성능 평가는 〈표 7-16〉의 예측 값과 실제 값의 차이인 오차를 산출하고, 대표적인 예측정확도 측정 지표인 RMSE와 MAPE를 계산하였다. 회귀모형의 RMSE와 MAPE가 기존 모형인 원단위법 모형보다 예측정확도가 향상되었으며 MAPE 기준 오차율이 49.2%p 향상되었다.

〈표 7-16〉 사료용 양곡 물동량 예측모형의 성능 비교

모형	RMSE	MAPE
원단위법모형	8.5012	86.4
회귀모형	1.8953	37.2

자료: 저자 작성

08
결론 및 연구활용

제1절 요약 및 결론

본 연구는 유류, 철재, 모래, 목재 및 양곡 물동량 예측모형의 한계점을 진단하고, 진단 결과를 바탕으로 산업구조 반영, 신규 변수 발굴 및 방법론 적용을 통해 예측모형 고도화 방안을 제시했다. 고도화된 예측모형은 기존 예측모형 대비 예측 오차가 개선되었으며 예측 프로세스 간소화 및 신규 영향요인을 발굴했다. 예측모형 고도화는 궁극적으로 장기 항만물동량 예측결과의 대내외적 신뢰도를 확보하여 최적 시기 및 규모의 항만 인프라 확보, 무분별한 항만개발 방지 및 SOC 투자의 효율성을 지원할 수 있다.

본 연구는 대상 품목과 밀접한 관련이 있는 주요 예측모형 개선연구를 분석해 주로 고려되는 변수와 방법론을 도출했다. 또한 기존 예측분석을 위해 활용되는 회귀분석, 시계열분석, 기계학습 알고리즘 및 변수 중요도 분석을 위한 주요 방법론을 알아보고, 개선 결과의 신뢰도 확보를 위한 검증 방법 및 평가 지표에 대해서 분석했다. 선행연구와 현행 모형에서 사용하는 변수 및 방법론 중에서 실용성을 확보할 수 있도록 개선 방향을 설정했으며 실증분석을 통해 모형개선 및 예측력 검정을 실시했다. 최종적으로

제안된 고도화 방안은 연구진의 브레인스토밍과 품목별 산업전문가 및 물류·통계 전문가 자문을 통해 수정·보완되었다.

본 연구는 총 8개 장으로 구성되었으며 1장은 본 연구의 배경 및 목적을 명시하고 전반적인 연구 개요와 선행연구 분석 결과를 제시했다. 제2장은 항만물동량 예측을 위해 주로 사용되는 분석방법론과 새롭게 시도하고자 했던 방법론에 대한 정의와 장단점에 대해 기술했다. 제3장부터 제7장까지는 각 대상 품목(유류, 철재, 모래, 목재 및 양곡)의 예측모형 고도화 방안을 제시했다. 각 장은 관련 산업 동향 분석, 예측모형 진단 및 예측모형 개선으로 구성했으며, 품목별 산업구조 및 특징을 분석한 결과를 바탕으로 모형을 개선하고 예측력을 검증했다.

유류 예측모형(제3장)은 수출입 구조가 복잡하고 관련 품목을 구성하는 세부 품목이 다양하다. 유류를 구성하는 원유, 석유 정제품 및 가스류는 국내 다양한 전·후방 산업과 밀접한 연관이 있으며, 특히 석유 정제품의 경우 화학공업생산품과 수급관계가 밀접하다. 따라서 본 연구에서는 석유 정제품의 주요 원료인 나프타의 수요를 'GDP'와 '원유정제량'을 변수로 한 회귀분석과 추세분석을 통해 예측, 결과적으로 석유 정제품의 수입물동량 예측 오차율을 6.3%p 감소시켰다. 또한 전국의 '가스 저장설비 용량'을 변수로 한 단순 및 다중회귀분석 모형으로 분석한 결과 인천, 평택·당진, 광양, 마산 및 울산항의 가스류 수입물동량 예측치의 오차율이 실적 대비 2.5% 이내로 나타났다.

철재(제4장)의 경우 조선업 입지 항만과 철강업 입지 항만으로 구분할 수 있다. 먼저 조선업 입지 항만의 철재 물동량을 예측하기 위한 GDP 기반의 '조선업 생산액'은 조선산업의 주기성을 잘 나타내지 못하며 선박 건조량 단위로 사용되던 CGT는 선박 가치가 포함되어 순수 철재량을 추정하는 데 적합하지 못했다. 본 연구에서는 '조선 철강재 투입량'을 변수로 하

는 회귀분석을 적용하고 선박 건조량 단위를 G/T로 변경하여 수입과 연안 물동량 오차율을 각각 1.1%p와 1.8%p 감소시켰다. 철강업 입지 항만의 변수 다수가 활용되고 있었으나 그 중요도에 대한 검토가 부족했다. 본 연구에서는 '주성분 분석'과 'XGboost' 모형을 활용하여 철강업 입지 항만의 수입과 수출물동량 예측치 오차율을 기존 모형 대비 최대 36.5%p와 1.4%p 감소시켰다.

모래(제5장) 예측모형은 많은 추정치 사용으로 예측치 변동성을 가중시키는 문제가 있었으며 공급망과 산업구조는 간단하지만 모래 채취 허가 및 실제 채취 시 현실적인 문제로 물동량 변동성이 크다는 문제가 있었다. 본 연구에서는 기존 예측모형의 많은 추정치 활용을 줄이기 위해 권역별 '허가량'과 '채취량'을 변수로 한 회귀모형으로 전국, 인천 및 평택·당진항의 예측치 오차율을 각각 기존 모형 대비 59.1%p, 40.7%p, 126.3%p를 감소시켰다. 또한 높은 변동성을 예측하기 위해서 월단위 물동량을 기반으로 한 'ARIMA' 모형으로 기존 모형 대비 108.7%p의 오차율을 감소시켰다.

목재(제6장) 예측모형에서 중요한 변수인 '컨테이너화율'을 추정하기 위한 기존 로그추세모형은 안정적인 전망치를 제공하는 장점이 있으나 모형 강건성이 떨어질 수 있는 문제가 있었다. 이에 원목 및 기타목재의 컨테이너화율에 대한 예측모형에 'ARIMA' 및 '단순이동평균법'을 적용하여 기존 모형 대비 예측치 오차율을 각각 최대 54.9%p, 61.2%p 감소시켰다. 또한 목재의 세부 품목(원목, 제재목, 합판 등)과 연관된 광범위한 변수에서 순열 중요도 기법으로 주요 변수(소비자가격지수, 실질 GDP, 노동생산성)를 선정하고 'XGboost' 모형을 적용해 기존 모형 대비 원목 물동량 예측치 오차율을 27.2%p, 기타목재는 5.9%p 감소시켰다.

마지막으로 양곡(제7장) 물동량은 식용과 사료용으로 구분되는데 사료용 양곡 수요가 급격히 증가하고 있고 양곡 물동량 비중도 꾸준히 증가하고

있다. 이에 기존 모형은 '사료수입실적'과 '사료곡물도입량'과의 원단위를 산정해 예측하는 방식을 사용했으나 최근 국민의 식습관 변화에 따른 육류 소비량 증가와 수입단가의 변동을 반영하지 못하는 문제점이 있었다. 이에 본 연구에서는 '1인당 육류소비량'과 사료용 양곡 수입물동량의 '상관관계'를 '랜덤 포레스트' 알고리즘으로 분석하고 '회귀분석'을 통해 기존 모형 대비 오차율을 49.2%p 감소시켰다.

본 연구의 고도화 모형의 결과는 〈그림 8-1〉에 요약되어 있다. 기존 모형과 고도화 모형의 활용변수, 예측방법론, 모형의 특징 및 장단점을 정리한 그림이다. 본 연구는 면밀한 산업구조 분석 및 기존 모형 검토를 통해 새로운 변수를 발굴하고 적합한 방법론을 선정하여 품목별 주요 항만 및 유형의 물동량 예측치 오차를 줄였다. 하지만 본 연구에서 제시된 개선방안과 예측결과를 정책 지원에 활용하기 위해서는 추가적인 분석이 필요하다. 먼저 발굴된 신규 변수에 대해 지속적인 확보가 가능한지 파악해야 한다. 그리고 장기적으로 개선모형의 예측 결과와 장래 실적치를 실증 비교하여 모형 도입의 타당성을 확보해야 한다. 또한 특정 이벤트 발생과 같은 변수 이상치가 발생했을 때 개선모형의 예측치에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 연구가 필요하다.

〈표 8-1〉 대상 품목별 모형개선 결과 요약

단위: %

대상 품목	물동량 유형		활용변수	적용 방법론	오차율 감소
유류	석유 정제품 수입		• GDP/원유정제량	• 회귀/추세분석 평균	6.3
	가스류 수입		• 석유/천연가스 저장설비 용량	• 단순/다중회귀분석	2.5*
철재	조선업 입지 항만	수입	• 조선 철강재 투입량	• 회귀분석	1.1
		연안			1.8
	철강업 입지 항만	수입	• 국내 제조업 지수/국내 내수/인구/건설 GDP/제조 GDP	• 주성분 분석 • XGboost	36.5
		수출	• 세계 제조업 지수/중국 내수/국내 환율/국내 조강생산량		1.4
모래	총	전국	• 바다모래 채취 허가량/실적치	• 상관분석 • 회귀분석	59.1
		인천			40.7
		평택·당진			126.3
		기타 항만	• 과거 물동량 실측치(월단위)	• ARIMA	108.7
목재	컨테이너 화율	원목	• 과거 컨테이너화율 자료	• 단순이동평균법 • ARIMA	54.9
		기타목재			61.2
	수입	원목	• 소비자가격지수/실질 GDP 노동생산성	• Permutation importance • XGboost	27.2
		기타목재			5.9
양곡	사료용 양곡 수입		• 1인당 육류소비량	• 랜덤 포레스트 • 회귀분석	49.2

주: *예측모형의 최대 오차율로 오차율 감소를 의미하지 않음
자료: 저자 작성

〈그림 8-1〉 항만물동량 예측모형 고도화 결과 요약



자료: 저자 작성

제2절 연구의 기여 및 활용

항만물동량 예측은 항만의 효율적인 개발 및 운영에 있어 중추적인 역할을 한다. 특히 국내 총 물동량 중 67.6%(2022년 기준)는 비컨테이너 물동량이다. 하지만 높은 물동량 비중에도 불구하고 대다수의 기존 연구들은 컨테이너 물동량 예측에 초점을 맞추고 있어 비컨테이너 물동량 예측 및 예측모형 개선에 대한 연구는 상대적으로 부족한 실정이다. 이러한 맥락에서 본 연구는 비컨테이너 물동량 예측모형의 고도화를 목적으로 했으며 항만산업에서 중요한 품목을 우선적으로 하여 예측정확도 향상에 기여했다.

본 연구는 대상 품목별 예측모형의 한계점을 진단하고, 그 결과를 바탕으로 새로운 변수를 발굴하고, 적합한 방법론 적용을 통해 예측모형을 고도화했다. 그 결과 기존 예측모형 대비 예측 오차를 줄이고 예측 신뢰도를 제고했다. 고도화된 예측모형은 예측 프로세스를 간소화했으며 신규 영향요인을 발굴하고 실제 항만 수요예측 업무에서 활용도를 고려했다. 이를 통해 장기적인 항만물동량 예측 업무에 실질적으로 적용 가능한 예측모형이 개발됐다. 또한 고도화된 예측모형의 활용 변수, 방법론 및 예측 결과에 대해 품목별 산업 및 통계모형 전문가의 자문을 받아 연구의 방향성 및 과정을 보완했으며, 이를 통해 연구의 신뢰성과 실용성을 확보했다.

한국해양수산개발원의 항만수요예측센터는 지난 2010년부터 '항만개발 시기 및 규모 산정에 대한 조사·연구기관'으로 선정되어 지속적으로 국내외 항만물동량 및 동향을 모니터링하고 국내 항만물동량 예측업무를 수행하고 있다. 항만수요예측센터의 예측결과는 10년 주기로 수립되는 항만기본계획 및 항만수정계획 등의 정책 지원을 위한 중요한 자료로 사용되어 항만개발 및 투자와 직접적인 관련성이 높으므로 그 중요성이 높다. 고도화된 비컨테이너 예측모형은 국내외 경제 및 산업 동향을 반영하는 영향요

인을 활용하고, 낮은 오차율을 가진 신규 방법론을 적용하여 예측치 신뢰도를 제고했다. 또한 활용성을 고려한 예측 프로세스 개선을 통해 실질적인 적용이 가능하다. 따라서 항만정책의 근본이 되는 항만수요 예측치 개선으로 국가 항만정책의 정확성과 효율성을 높일 것으로 기대된다.

항만 예측모형의 정확성과 효율성을 높이려면 최신의 산업 데이터에 접근하고 이를 빠르게 분석하는 것이 중요하다. 현재의 데이터 접근 및 활용 방식은 다양한 출처와 형식으로 분산되어 있어 데이터 통합 및 연계에 어려움이 있다. 연속적으로 업데이트되는 데이터를 신속하게 통합하고 분석할 수 있는 체계가 구축되면 예측모형의 신속성과 정확성을 크게 향상시킬 수 있다. 산업 데이터는 예측모형의 핵심 연료로 작용한다. 산업 데이터의 통합 및 연계 체계를 구축함으로써 예측모형의 신속성과 정확성을 동시에 향상시킬 수 있다. 이를 통해 국가 항만정책 결정 과정에서 더욱 타당하고 신속한 분석 및 결정을 내릴 수 있게 된다.

항만수요예측센터는 2021년부터 '빅데이터 기반 지능형 항만 모니터링 및 수요예측 시스템'을 구축하고 있다. 본 시스템을 기반으로 다양한 출처의 데이터를 통합하여 관리할 수 있는 중앙 플랫폼을 구축해야 한다. 본 플랫폼은 데이터의 표준, 정제 및 연계를 지원하며 정합성 테스트 및 전처리를 지원할 수 있다. 하지만 본 시스템은 해양수산부의 해운항만물류정보시스템(Port-MIS)과의 직접 연계를 추진하고 있으며 데이터 연계 추진 방식은 일정 주기(일 단위)가 있는 배치(batch)형 연계 방식이다. 신속한 항만 모니터링 및 예측모형 반영을 위해서는 고빈도(high frequency) 데이터 연계를 통한 실시간 데이터 통합이 중요하다.

마지막으로 통합된 데이터의 보안 및 개인정보 보호를 위한 체계를 구축해야 하며, 데이터의 품질 및 일관성을 유지하기 위한 데이터 수집·관리 프로세스를 정립해야 한다. 또한 한국무역통계 정보포털(Trass)과의 데이

터 연계를 통해 항만물동량과 국내 수출입 통계 간의 정합성 확보 및 신규 모니터링 지표 개발이 필요하다.

항만물동량 예측은 해당 지역의 경제 상황, 물류 흐름, 그리고 전반적인 국가 정책의 방향성에 큰 영향을 미친다. 예측모형의 지속적인 고도화는 항만개발 정책을 더욱 정밀하게 계획하고 실행하는 데 필수적이다. 이를 위해서는 먼저 연구 및 개발 투자 확대가 필요하다. 예측모형의 정확성을 향상시키기 위한 항만물동량 관련 연구 및 개발에 지속적인 투자가 필요하다. 기존의 모형 외에도 다양한 기술과 방법론을 도입하여 예측정확도를 높여야 한다. 그리고 예측 결과와 실제 물동량 간의 차이를 분석하는 피드백 시스템을 구축해야 한다. 이를 통해 모형의 오차를 지속적으로 개선하고, 더욱 신뢰성 있는 예측을 제공할 수 있다. 마지막으로 미처 고려하지 못했던 외부 데이터(기상, 환경 및 인문학 통계 등)를 활용하여 보다 복잡한 환경에서도 예측모형이 효과적으로 작동할 수 있게 구축하는 연구가 필요하다.

항만의 물동량 예측모형의 지속적인 고도화는 항만개발 정책의 성공 여부에 큰 영향을 미친다. 예측의 정확성을 높이기 위한 지속적인 노력은 국가의 항만정책을 데이터 기반으로 더욱 타당하고 효과적으로 추진하는 데 크게 기여할 수 있다.

참고문헌

국내 문헌

강문수·유광호(2022), 에너지 안보 위협에 따른 중동의 부상과 시사점, 오늘의 세계경제, 20(22), 대외경제정책연구원.

국립산림과학원(2022), 산림·임업 전망 발표대회.

국토교통부(2016), 제6차(2019~2023) 골재수급 기본계획.

_____(2021), 2022년도 골재수급계획.

_____, (2018~2023) 골재수급계획.

김두환·이강배(2020), LSTM 을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측, 한국항만경제학회지, 36(2), pp. 53-62.

김정은 외(2018), 유류화물 항만물동량 예측모형 개발 연구, 한국항만경제학회지, 34(1), pp. 81-98.

민경창·하헌구(2014), SARIMA 모형을 이용한 우리나라 컨테이너 물동량 예측, 대한교통학회지, 32(6), pp. 65-82.

박성일 외(2012a), System Dynamics를 활용한 인천항 철재화물 물동량 예측에 관한 연구, 한국항만경제학회지, 28(2), pp. 75-93.

_____(2012b), System Dynamics를 이용한 인천항 양곡화물 물동량 예측에 관한 연구. 한국항해항만학회지, 한국항해항만학회, 36(6), pp. 521-526.

박유상(2019), 한국 조선산업의 적정생산능력 검토, 산은조사월보, 2019년 7월(제764호).

박환일 외(2020), 전략자원의 글로벌 Tech-knowledge 패권 경쟁과 한국의 경쟁력

확보, 대외경제정책연구원.

산림청(2019), 제2차 목재이용종합계획.

_____(2022), 2021년 기준 목재이용실태조사 보고서.

산업통상자원부(2023), 제15차 장기 천연가스 수급계획(2023~2036).

송준걸(2016), NCC와 ECC의 수익성에 따른 석유화학산업 시장 전망, C&IP Chemical Deputy.

신창훈·정수현(2011), 항만물동량 예측력 제고를 위한 ARIMA 및 인공신경망모형들의 비교 연구, 한국항해항만학회지, 35(1), pp. 83-91.

여기태 외(2013), SD를 활용한 인천항 원목 물동량 예측에 관한 연구. 물류학회지, 23(1), pp. 107-122.

이성규 외(2022), 세계 에너지시장 인사이트, 에너지경제연구원.

이성연·주린원·정병헌(2002), 세계의 산림자원과 목재무역, 임업연구원.

이언경·장정인·강무홍(2018), 건설용 모래 공급사슬관리 (SCM) 방안-바다모래 가치재산정을 중심으로, 한국해양수산개발원.

장영욱 외(2022), 유럽의 에너지 위기 동향 및 전망, 오늘의 세계경제, 22(23), 대외경제정책연구원.

전은경·이상은·김봉주(2009), 조선산업의 현황과 정책 과제, 국회입법조사처.

전찬영·송주미(2006), 데이터 마이닝 기법을 이용한 항만물동량 예측 활용방안 연구, 한국해양수산개발원.

정은미 외(2013), 철강수요구조의 변화와 시사점 -기초소재산업의 구조고도화 방안 모색을 위한 연구-, 산업연구원.

진익 외(2023), 2023년 경제 현안 분석, 국회예산정책처.

통계청(2023), 2022년 양곡소비량조사 결과.

하준수 외(2021a), Datamining 기법을 활용한 단기 항만 물동량 예측, 한국항만경제학회지, 37(3), pp. 1-17.

_____(2021b), 시계열 분석 기반 신뢰구간 추정을 활용한 항만물동량 이상감지 방안, 한국항만경제학회지, 37(1), pp. 179-196.

한국농촌경제연구원(2023), 해외곡물시장동향, 12권 1호.

한국임업진흥원(2019), 해외 산림투자 정보, 특별호(2).

한국사료협회(2020), 사료편람(통계편)

한국해양수산개발원(2023), 2022년 품목별 항만물동량 예측보고서.

국외 문헌

Abba Abdullahi, S., Kouhy, R., & Muhammad, Z.(2014), Trading volume and return relationship in the crude oil futures markets, Studies in Economics and Finance, 31(4), pp. 426-438.

Breiman, L.(2001), Random forests. Machine learning, 45, pp. 5-32.

Chen, T. & Guestrin, C.(2016. 8), Xgboost: A scalable tree boosting system, In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining, pp. 785-794.

Chung, T. W. & Jeon, J. W.(2021), System dynamics-based prediction of North Korean port volumes, The Asian Journal of Shipping and Logistics, 37(4), pp. 337-344.

DeVuyst, E., Wilson, W. W., & Dahl, B.(2009), Longer-term forecasting and risks in spatial optimization models: The world grain trade, Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 45(3), pp. 472-485.

Dhindsa, J. (2017), Generalized Methods for User-Centered Brain-Computer Interfacing (Doctoral dissertation, McMaster University).

Dragan, D., Keshavarzsaleh, A., Intihar, M., Popović, V., & Kramberger, T.(2021), Throughput forecasting of different types of cargo in the adriatic seaport Koper, Maritime Policy & Management, 48(1), pp. 19-45.

FAO(2020), Global Forest Resources Assessment 2020: Main report. Rome.

Galton, F.(1886), Regression towards mediocrity in hereditary stature, The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland, 15, pp. 246-263.

Gao, M., Luo, Q., Liu, Y., & Mi, J.(2014. 8), Grain consumption forecasting in China for 2030 and 2050: volume and varieties, In 2014 The Third International Conference on Agro-Geoinformatics, IEEE, pp. 1-6.

Gao, Y., Luo, M. & Zou, G.(2016), Forecasting with model selection or model averagi ng: A case study for monthly container port throughput, Transportmetrica A: Transport Science, 12(4), pp. 366-384.

Gavriletea, M. D.(2017), Environmental impacts of sand exploitation. Analysis of sand market, Sustainability, 9(7).

Hatayama, H., Daigo, I., Matsuno, Y., & Adachi, Y.(2010), Outlook of the world steel cycle based on the stock and flow dynamics, Environmental science & techn ology, 44(16), pp. 6457-6463.

Huang, R., Nie, T., Zhu, Y., & Du, S.(2020), Forecasting trade potential between Chin a and the five central Asian countries: under the background of belt and road initiative, Computational Economics, 55, pp. 1233-1247.

Jiang, L., Wang, J., Jiang, H., & Feng, X.(2019), Prediction model of port throughput based on game theory and multimedia Bayesian regression, Multimedia Too ls and Applications, 78(4), pp. 4397-4416.

Kolo, H. & Tzanova, P.(2017), Forecasting the German forest products trade: A vecto r error correction model, Journal of Forest Economics, 26, pp. 30-45.

Lam, W. H., Ng, P. L., Seabrooke, W., & Hui, E. C.(2004), Forecasts and reliability analysis of port cargo throughput in Hong Kong, Journal of Urban Planning and Development, 130(3), pp. 133-144.

Pickles, J. C., Stone, T. J., & Jacques, T. S.(2020), Methylation-based algorithms for diagnosis: experience from neuro-oncology, The Journal of Pathology, 250 (5), pp. 510-517.

United nations environment programme(2019), Sand and sustainability:Finding ne w solution for environmental governance of global sand resources.

Vien, B. S., Wong, L., Kuen, T., Rose, L. F., & Chiu, W. K. (2021), A machine learning approach for anaerobic reactor performance prediction using long short-t erm memory recurrent neural network. Struct. Health Monit. 8apwshm, 18, pp. 61-70.

World steel association(2023), World steel in figures 2023.

Xuan, Y. & Yue, Q.(2016), Forecast of steel demand and the availability of depreciated steel scrap in China, Resources, Conservation and Recycling, 109, pp. 1-12.

Zhang, C., Huang, L., & Zhao, Z.(2013), Research on combination forecast of port cargo throughput based on time series and causality analysis, Journal of Industrial Engineering and Management, 6(1), pp. 124-134.

인터넷 자료

Aggregates business(2021.12.8.), Growing global aggregates sustainably, https://www.aggbusiness.com/feature/growing-global-aggregates-sustainably(검색일: 2023.12.4.)

AGRIS 골재GIS시스템, https://www.agris.go.kr/webgis_agris/(검색일: 2023.4.5.)

Bloomberg(2022.8.3.), China Hits Taiwan With Trade Curbs Amid Tensions Over Pelosi, https://www.bloomberg.com/news/articles/2022-08-03/china-halts-natural-sand-exports-to-taiwan-after-pelosi-visit-l6cv09k3(검색일: 2023.6.21.)

Clarksons Research, https://sin.clarksons.net/(검색일: 2023.7.13.)

E1, LPG 유통구조, https://www.e1.co.kr/ko/business/lpg/information(검색일: 2023.8.14.)

FAOSTAT, https://www.fao.org/faostat/en/#home(검색일: 2023.4.17.)

IHS Markit, https://my.ihsmarkit.com/(검색일: 2023.12.18)

Medium(2019.10.9.), https://ranasinghiitkgp.medium.com/mathematics-behind-random-forest-and-xgboost-ea8596657275(검색일: 2023.12.18)

Reuters(2023.4.3.), OPEC+ announces surprise oil output cuts, https://www.reuters.com/business/energy/sarabia-other-opec-producers-announce-voluntary-oil-output-cuts-2023-04-02/#:~:text=,barrels%20per%20day%2C%20in(검색일: 2023.12.4.)

SK가스, LPG 저장시설, https://skgas.co.kr/Business/Lpg_Storage.html(검색일: 2023.12.4.)

The bell(2023.4.24.), 변화하는 위상, 아람코에게 에쓰오일은, https://www.thebell.co.kr/free/content/ArticleView.asp?key=202304201621566480106185&lcode=00(검색일: 2023.12.4.)

The Guardian(2018.5.2.), Cities from the sea: the true cost of reclaimed land, https://www.theguardian.com/cities/2018/may/02/cities-from-the-sea-the-true-cost-of-reclaimed-land-asia-malaysia-penang-dubai(검색일: 2023.6.21.)

The observatory of economic complexity, Visualization, https://oec.world/en/visualize/tree_map/hs92/export/tur/all/show/2021(검색일: 2023.5.8.)

국무조정실(2017), 제22회 국정현안점검조정회의, https://www.opm.go.kr/flexer/view.do?ftype=hwp&attachNo=78281(검색일: 2023.12.4.)

관세청, 한국무역통계진흥원, https://www.bandtrass.or.kr/index.do(검색일: 2023.12.5.)

대한경제(2017.2.16.), 남해EEZ 모래채취 중단…멈춰선 동남권 건설현장, https://www.dnews.co.kr/(검색일: 2023.8.6.)

산림청, 임산물수출입통계, https://www.forest.go.kr/kfsweb/kfi/kfs/cms/cmsView.do?cmsId=FC_003000&mn=NKFS_04_05_03(검색일: 2023.12.18)

아람코코리아, https://korea.aramco.com/ko-kr/news-media/news/2022/aramco-affiliate-s-oil-to-build-one-of-the-worlds-largest-petrochemical-crackers-in-south-korea(검색일: 2023.12.4.)

인천뉴스(2023.3.17.), 인천시, 굴업·덕적해역 1918만 ㎡ 바다골재 채취예정지 지정, https://www.incheonin.com/news/articleView.html?idxno=94308(검색일: 2023.8.6.)

제분협회, http://www.kofmia.org/main.jsp(검색일: 2023.3.15.)

포스코경영연구원(2019), 2020년 세계 철강수요 전망 -세계철강협회 단기전망(SRO)을 중심으로-, https://www.posri.re.kr/ko/mobile/view/R16088(검색일: 2023.12.4.)

한국가스공사, 전국 천연가스 공급설비 현황도, http://www.kogas.or.kr/site/koGa

s/1060103010000(검색일: 2023.7.23.)

한국석유공사 페트로넷, https://www.petronet.co.kr/(검색일: 2023.5.24.)

한국석유공사 페트로넷, 세계 3대 석유 소비지역, https://www.petronet.co.kr/(검색일: 2023.6.7.)

한국석유화학협회, https://www.kpia.or.kr/petrochemical-industry/petrochemical-industry-status/phase(검색일: 2023.12.4.)

한국육류유통수출협회, http://www.kmta.or.kr/kr/data/stats_spend.php(검색일: 2023.12.4.)

한국지질자원연구원, 지구를 지키는 온도 1.5℃, https://www.kigam.re.kr/gallery.es?mid=a10206100000&bid=0007&b_list=8&act=view&list_no=2843&nPage=4&vlist_no_npage=0&keyField=&keyWord=&orderby=(검색일: 2023.12.4.)

한국철강협회, https://www.kosa.or.kr/(검색일: 2023.4.25.)

해운항만물류정보시스템(Port-MIS), https://new.portmis.go.kr/(검색일: 2023.12.4.)

한국환경연구원, 국가기후위기적응정보포털, https://kaccc.kei.re.kr/portal/(검색일: 2023.7.1.)

부 록

1. 선행연구 요약

구분	저자	연구방법	주요 내용
1	연구명: 데이터 마이닝 기법을 이용한 항만물동량 예측 활용방안 연구 연구자(년도): 전찬영 외(2006) 연구목적: 인공신경망모형을 활용한 단기 품목별 항만물동량 예측	• 국내외 문헌자료 분석 • 인공신경망 (Artificial Neural Network) 모형 • 몬테카를로 시뮬레이션	-데이터마이닝 기법 고찰 -주요 물동량 추세 변화 분석 및 설명변수 설정 -품목별 예측의 적합도 비교 분석 -몬테카를로 시뮬레이션 분석
2	연구명: Datamining 기법을 활용한 단기 항만 물동량 예측 연구자(년도): 하준수 외(2021) 연구목적: 데이터마이닝 기법을 활용한 단기 물동량 예측 모형 제시	• 국내외 선행연구 분석 • CART(Classification and Regression Tree) 모형 • ARIMA 모형	-ARIMA 및 CART 모형을 활용한 two stage 단기 물동량 예측 모형 개발 -실증분석 및 예측 정확도 분석
3	연구명: 산업연관분석을 활용한 수출입 항만물동량 유발효과의 계산 연구자(년도): 이민규 외(2014) 연구목적: 산업연관분석 방법을 이용하여 국내 항만의 수출입 항만물동량 유발효과를 분석	• 산업연관분석	-산업연관표와 SPIDC 화물 품목 매칭을 통해 28개 산업부문 재분류 -수출입 항만물동량 유발효과 분석
4	연구명: 인공신경망모형의 항만물동량 예측 적용에 관한 연구 연구자(년도): 전찬영 외(2007) 연구목적: 인공신경망모형을 활용한 단기 품목별 항만물동량 예측	• 국내외 문헌자료 분석 • 인공신경망 모형 • 몬테카를로 시뮬레	-데이터마이닝기법 고찰 -주요 물동량 추세 변화 분석 및 설명변수 설정 -품목별 예측의 적합도 비교 분석

구분	저자	연구방법	주요 내용
		이션	-몬테카를로 시뮬레이션 분석
5	연구명: SARIMA 모형을 이용한 우리나라 컨테이너 물동량 예측 연구자(년도): 민경창·하헌구(2014) 연구목적: 분기별 항만컨테이너 물동량 자료를 활용하여 단기 수요를 예측	• SARIMA(Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average)모형	-분기별 항만 컨테이너 물동량 예측 -ARIMA 모형과 SARIMA 모형 간 예측 결과 비교
6	연구명: 시계열 분석 기반 신뢰구간 추정을 활용한 항만물동량 이상감지 방안 연구자(년도): 하준수 외(2021) 연구목적: 수요예측치의 신뢰구간 추정을 활용한 항만물동량 이상감지 방안 제안	• 항만수요예측 관련 선행연구 검토 • ARIMA 모형	-일별, 부두별 물동량 자료를 활용한 단기 물동량 예측 -예측치를 토대로 부두 장치율 관리 방안 제시
7	연구명: 항만물동량 예측력 제고를 위한 ARIMA 및 인공신경망모형들의 비교 연구 연구자(년도): 신창훈·정수현(2011) 연구목적: ARIMA 모형과 인공신경망모형을 결합한 하이브리드모형을 활용하여 컨테이너 물동량 예측	• 국내외 문헌자료 분석 • 하이브리드모형(ARIMA&인공신경망) • 실증분석	-ARIMA 모형, 인공신경망 모형, 하이브리드모형 간 컨테이너 물동량 예측치 비교 분석
8	연구명: LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측 연구자: 김두환·이강배(2020) 연구목적: 부산항 컨테이너물동량 예측을 위해 SARIMA와 LSTM 모형의 예측정확도 비교	• SARIMA과 LSTM 모형 적용 및 비교 • RMSE와 MAPE를 활용해 예측 정확도 검증	-SARIMA와 LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측 -부산항의 14년간 월별 물동량 데이터 활용, 단기(24개월) 물동량 예측 -SARIMA와 LSTM의 물동량 예측 결과를 비교 분석, LSTM의 예측력 검증
9	연구명: 해상물동량의 추정과 예측 연구자(년도): 모수원·김창법(2003) 연구목적: 시뮬레이션을 이용하여 2007년까지의 해상물동량 예측치를 도출하여 항만시설에 대한 투자 확대가 시급함을 보임	• 회귀분석 • 분산분해 • 충격반응함수 • ARIMA	-모형의 정상성 검정, 정수차분 문제점 해결 -모형 구성 변수들이 출하량과 입하량에 미치는 영향 분석 -ARIMA 모형과 구조적 모형간 예측력 비교 실시 후,

구분	저자	연구방법	주요 내용
			예측치 도출
10	연구명: 울산항의 액체화물 클러스터 구축방안에 관한 실증연구 연구자(년도): 이충배 외(2011) 연구목적: 오일허브를 추구하기 위해 현재 울산항의 액체화물 클러스터 구축수준을 종합적으로 진단하여 구축전략을 제시하고자 함	• 문헌연구 • 사례조사 • SWOT 분석 • 설문조사	-클러스터 결정요인 및 항만 클러스터와 관련 클러스터 간의 관계 조사 -선진 액체화물 클러스터 사례 및 울산항 액체화물 클러스터 현황 조사 -연구모형 설계 및 13가지 가설 설정을 통한 실증분석 수행(125회수) -분석결과 및 시사점 도출
11	연구명: 울산항의 유류화물 물동량 예측에 관한 연구 연구자(년도): 김정은 외(2017) 연구목적: 울산항을 둘러싼 지역의 물류환경 변화를 반영한 물동량 예측	• 문헌연구 • 시계열분석 • 회귀분석	-물동량 추정 연구 조사 -세 가지 시나리오 설정을 통한 분석(회귀, 지수 등) -기존 건설계획과 예측치 비교를 통한 결론 도출
12	연구명: 유류화물 항만물동량 예측모형 개발 연구 연구자(년도): 김정은 외(2018) 연구목적: 인천항 원목 물동량과 관련 요인 도출 및 물동량 예측	• 문헌연구 • 시계열분석 • 회귀분석 • TSMR	-물동량 추정 연구 조사 -기존의 ARIMA, 윈터스 가법, 단순계절모형과 새롭게 제시하는 TSMR과 비교 -예측모형 적합도 판단을 위한 오차분석(MAPE, RMSE, MAD, TS) 실시
13	연구명: System dynamics를 활용한 인천항 철재화물 물동량 예측에 관한 연구 연구자(년도): 박성일 외(2012) 연구목적: 인천항 철재 물동량에 영향을 미치는 주요 변수 선정 및 물동량 예측	• 시스템다이내믹스(SD)의 Casual loop, Stock-flow diagram 모델링 • GDP, BDI(Baltic Dry Index), 환율 등의 요인 정의 및 요인별 물동량 영향 분석 • 시나리오에 따른 시뮬레이션 분석 • MAPE를 통한 비교 검증	-정의된 변수를 경제지표, 제조업 발전, 건설업 발전 그룹으로 구분해 분석 -2001~2009년의 데이터를 활용해 2020년까지의 물동량 예측 -변수 그룹 간 변동에 따른 물동량 변화 확인 -제조업 발전 지표가 가장 큰 영향을 줌
14	연구명: System dynamics-based prediction of	• SD의 Casual loop,	-품목별(모래 외 7개 품목) 물동량 예측을 위해 대한민

구분	저자	연구방법	주요 내용
	North Korean port volumes 연구자(년도): Chung & Jeon(2021) 연구목적: 남북한 관계 개선에 따른 북한 항만의 건화물 물동량 예측	Stock-flow diagram 모델링 • GDP, 인구를 활용하여 북한의 나진항, 청진항, 남포항 및 대천항 등의 품목별 예측 • 인터뷰를 통한 예측 물동량 분배	국 및 베트남 GDP 사용 -2050년까지의 항만별/품목별 물동량 예측치 도출 -북한의 남포, 청진, 대천항과의 물동량 발생 대비를 위한 협력 체계 구축 필요성 제시
15	연구명: SD를 활용한 인천항 원목 물동량 예측에 관한 연구 연구자(년도): 여기태 외(2013) 연구목적: 인천항 원목 물동량의 관련 요인 도출 및 물동량 예측	• SD의 Casual loop, Stock-flow diagram 모델링 • 시뮬레이션 및 민감도 분석 • MAPE를 통한 비교 검증	-2001~2015년의 GDP, 환율, BDI, 부동산 경기, 허가면적 및 건설수주액 등 변수 정의 -변수와 물동량 간의 인과관계 및 민감도 분석 실시 -국내외 원목 수급량은 부동산요인보다 경제변화의 영향이 큼
16	연구명: Systen Dynamics를 이용한 인천항 양곡화물 물동량 예측에 관한 연구 연구자(년도): 박성일 외(2012) 연구목적: 인천항 장래 물동량 전망	• 시스템다이내믹스의 인과지도, stock-flow diagram 활용 • 민감도 분석	-2001~2007년 GDP, GRDP, BDI, 환율을 변수로 활용함 -SD를 활용하여 2020년 인천항 양곡 물동량을 320만톤으로 전망함 -예측모형의 타당성 향상을 위해 양곡물동량에 영향을 주는 요인들에 대한 민감도 분석 실시
17	연구명: Throughput forecasting of different types of cargo in the adriatic seaport Koper 연구자(년도): Dragan et al.(2021) 연구목적: 품목별 항만물동량 예측모형 개발	• 선행연구 분석 • Dynamic Factor Analysis-ARIMAX • Principal component analysis • Multiple linear regression • Monte Carlo simulation	-54개의 거시경제변수를 PCA, MLR, MC를 활용해 압축하고, DFA를 활용해 동적 요인을 추출, 다양한 모수 값을 대입한 ARIMAX 모형을 통해 품목별 물동량 예측 -2001~2017년 분기 데이터를 이용해 각 모형의 통계적 비교 검증

구분	저자	연구방법	주요 내용
18	연구명: Forecasting seasonal container throughput at international ports using SARIMA models 연구자(년도): Farhan & Ong(2018) 연구목적: 계절성을 반영한 컨테이너 항만물동량 월별 단기 예측모형 개발	• 선행연구 분석 • SARIMA • DF-GLS test	-세계 주요 20개 항만에 대해 계절성을 반영한 월별 물동량 예측모형 개발 -1999~2007년 월별 데이터를 이용해 각 모형의 통계적 비교 검증
19	연구명: Forecasting with model selection or model averaging: a case study for monthly container port throughput 연구자(년도): Gao et al.(2016) 연구목적: 다양한 예측모형의 선택방법 및 평균화 기법을 비교하여 가장 우수한 모형 선택 기준 파악	• Structural change VAR model • Model selection methods • Information-based criteria • Hannan-Quinn criterion • Mallows' Cp criterion • CV criterion • Model averaging methods • Information-based MA • Asymptotically optimal MA • -Adaptive MA	-홍콩항과 선전항의 1999~2014년 월별 컨테이너 물동량 데이터를 바탕으로 SC- VAR(m) 모형을 통해 예측 -6개의 모형 선택 기법과 6개의 모형 평균화 기법을 적용하여 가장 우수한 기법 확인
20	연구명: Prediction model of port throughput based on game theory and multimedia Bayesian regression 연구자(년도): Jiang et al.(2019) 연구목적: 게임이론을 통해 배후단지가 겹치는 항만의 물동량 예측모형을 개발하고 실증분석을 통해 검증함	• 선행연구 분석 • Game theory • Multimedia theory • Bayesian regression • Simulation analysis	-확률예측이론과 도로 임피던스 함수를 도입해 베이지안 회귀모형을 개발 -중국 연안항만의 1997~2017년 품목별 물동량을 이용해 실증

구분	저자	연구방법	주요 내용
21	연구명: Forecasts and reliability analysis of port cargo throughput in Hong Kong 연구자(년도): Lam et al.(2004) 연구목적: 품목별 항만물동량 예측 모형 개발	• 선행연구 분석 • Neural networks model • Regression analysis • Monte Carlo method	-1983~2000년 홍콩항의 37개 물동량 데이터를 통해 2002~2011년 물동량을 예측 -수출입 물동량(금액), 인구, 전기 사용량, 건설·건축비, GDP 등의 설명변수를 사용하여 NN 적용
22	연구명: A novel hybrid decomposition-ensemble model based on VMD and HGWO for container throughput forecasting 연구자(년도): Niu et al.(2018) 연구목적: 컨테이너 물동량 예측방법론 안정성 및 정확도 향상	• 선행연구 분석 • Variational mode decompostion • Support vector regression • Hybridizing grey wolf optimization • Hybrid decompostion-ensemble model • ARIMA	-VMD 알고리즘을 적용해 컨테이너 물동량 시계열 데이터를 요소별로 분류한 후, 주기가 긴 시계열 데이터는 ARIMA, 주기가 빠른 시계열 데이터는 SVR을 통해 예측 -최종 결과는 앙상블 모형을 적용하여 도출
23	연구명: Research on combination forecast of port cargo throughput based on time series and causality analysis 연구자(년도): Zhang et al.(2013) 연구목적: 화물 물동량 시계열 예측방법론 개발	• 선행연구 분석 • Combined model • Logistic growth curve model • Gray forecast model	-Gray 모형과 logistic 모형을 혼합하여 예측모형 개발
24	연구명: Regional Collaborative Forecast of Cargo Throughput in China's Circum-Bohai-Sea Region Based on LSTM Model 연구자(년도): Cui et al.(2022) 연구목적: LSTM을 활용한 화물 처리량 예측	• 항만 수요예측 관련 선행연구 분석 • 기계학습 관련 모형 소개 • LSTM 모형 설계 및 적용 • 실제 데이터를 활용한 실험	-톈진, 다롄 및 당산항의 월별 비컨테이너 물동량 항만별 및 통합 예측 -MAPE, RMSE 및 MAE를 기준으로 한 교차검증법 실시

구분	저자	연구방법	주요 내용
25	연구명: Grain consumption forecasting in China for 2030 and 2050: Volume and varieties 연구자(년도): Gao et al.(2014) 연구목적: 인프라 개발을 위한 중국 곡물 소비 전망	• 시계열분석법을 통해 2030년과 2050년에 중국의 곡물 소비에 영향을 미치는 주요 매개변수 추정 • 패널 데이터를 이용하여 중국 사료 곡물장기 수요 함수를 추정	-중국의 1인당 곡물 소비량 전망 -도시와 농촌 지역의 곡물 소비량을 구분하여 전망 -곡종(옥수수, 밀, 쌀)별 수요량 전망 -가공식품의 곡물 소비량 예측
26	연구명: Prediction of China's Grain Consumption from the Perspective of Sustainable Development—Based on GM(1,1) Model 연구자(년도): Xiaoyun Zhang et al.(2022) 연구목적: 지속가능한 곡물 공급 시스템 구축을 위해 중장기 중국 곡물 소비량 전망	• 선행연구 분석 • 최소자승법	-2030년까지 중국 곡물 소비량 전망 -식용과 사료용뿐 아니라 산업용 등 다섯 가지 종류로 구분하여 장래 전망
27	연구명: Outlook of the World Steel Cycle Based on the Stock and Flow dynamics 연구자(년도): Hatayama et al.(2010) 연구목적: 철 재고량 분석을 통한 세계 철 수요량 예측	• 선행연구 분석 • Dynamic MFA	-42개국의 철 사용량 및 재고량을 분석 -2005년까지 철 재고량과 경제성장률을 통해 국가별 장래 철 재고량을 예측 -재고량을 활용해 2050년까지 장래 철 수요 예측
28	연구명: Forecast of steel demand and the availability of depreciated steel scrap in China 연구자(년도): Xuan & Yue(2016) 연구목적: 중국 내 철 수요 예측 및 가용성 파악	• 선행연구 분석 • IPAT 모형	-IPAT 모형을 통해 철 생산량, 단위 철 생산당 소요되는 철재의 양, 철재 수요량을 예측
29	연구명: Trading volume and return relationship in the crude oil futures markets 연구자(년도): Abdullahi et al.(2014) 연구목적: WTI(West Texas	• 선행연구 분석 • GMM(Generalized method of moment)	-수익률과 거래량 사이의 인과관계 조사 -Granger 인과관계 접근법 및 임펄스 반응을 위한 분산분석 -선물시장에서 수익률과 거

구분	저자	연구방법	주요 내용
	Intermediate) 및 브렌트유 시장의 거래량과 수익률의 관계 정의		래량의 관계 도출
30	연구명: Long Short-Term Memory and Graph Convolution Network for Forecasting the Crude Oil Traffic Flow 연구자(년도): Ouyang et al.(2022) 연구목적: 원유의 물동량 흐름을 예측하기 위한 LSTM 기반 그래프 컨볼루션 네트워크 시스템 제안	• 선행연구 분석 • LSTM • 그래프 컨볼루션 네트워크(Graph Convolution Network)	-해양 네트워크 구조와 원유 물동량 흐름 변화를 파악하기 위한 경제, 에너지 및 지정학적 관계 파악 -해상 원유 운송 네트워크 구조 도출 -딥러닝 신경망 설계 및 원유 운송 예측
31	연구명: Forecasting Trade Potential between China and the Five Central Asian Countries: Under the Background of Belt and Road Initiative 연구자(년도): Huang et al.(2020) 연구목적: 중국의 미래 수출 성장 잠재력을 예측하기 위해 국제 무역의 중력 모델 적용	• 선행연구 분석 • 중력 모델(Gravity model) • 중국 GDP, 거래국 GDP, 지리적 특성, 육상 및 철송 물동량, 인구증가율 변수 적용	-2010~2017년 패널데이터를 활용한 임의효과모형에 다중회귀분석 실시 -주요 설명변수의 유의성 검증 -중국과 중앙아시아 5개국의 물동량 흐름 예측
32	연구명: Forecasting the German forest products trade: A vector error correction model 연구자(년도): Kolo & Tzanova(2017) 연구목적: 독일의 목재 수출입 물동량 예측	• 독일의 목재 생산 관련 변수 연구 • Vector error correction model (VECM)	-목재 생산을 위한 설명 변수 선정 -자연보호 법률, 시장 상황 등 기타 대외변수 선정 -독일 원목 수출입 가격 및 물동량 예측모형(시계열 방식) 제시
33	연구명: Longer-term forecasting and risks in spatial optimization models: The world grain trade 연구자(년도): DeVuyst et al.(2009) 연구목적: 공간 최적화 모델에서 곡물 공급망과 관련된 위험을 정량화하는 방법론 제시	• 국제 곡물 생산의 특징 정의 • 무역 흐름 및 운송 방식에 대한 선행연구 • 국제 항만 및 지역 간 선적 할당	-국가 간 수요 변화, 지연 비용 및 곡물 수급 특성 정의 -육상, 철도 운송 및 해송 물동량 특성 정의 -공간 흐름 분석을 통한 집중 무역 위치 선별 및 장기 예측실시
34	연구명: Long-Term Forecasting of World Grain Trade and U.S. Gulf Exports	• 세계 곡물 무역 발생 및 변화에 대한 선행연구 실시	-세계 곡물 무역 및 수출입 증가량 예측 -대륙별, 국가별, 세부 품목

구분	저자	연구방법	주요 내용
	연구자(년도): Wilson et al.(2005) 연구목적: 2025년까지 세계 곡물 무역 및 개별 항구에서의 선적 예측	• 장기 경쟁 균형을 기반으로 한 최적화 모형 적용	별 수출입 물동량 예측
35	연구명: Forecasting futures trading volume using neural networks 연구자(년도): Kaastra et al.(1995) 연구목적: 물동량 예측을 위한 인공신경망 적용의 기본 개념 및 적용 사례 제시	• 인공신경망 기본 개념 정의 • 품목별 물동량 예측을 위한 인공신경망 적용 방법 연구	-시계열 데이터 학습 및 예측을 위한 인공신경망의 구조 및 적용 방안 제시 -6개 양곡의 세부 품목(보리, 카놀라, 귀리 등) 물동량 예측을 위한 인공신경망 적용 사례 연구
36	연구명: Forecasting iron ore import and consumption of China using grey model optimized by particle swarm optimization algorithm 연구자(년도): Ma et al.(2013) 연구목적: 중국의 철재 물동량 예측을 위한 입자 군집 최적화 알고리즘 기반 예측 모델 제안	• 입자 군집 최적화 알고리즘 • 그레이 예측 모형 • 롤링 메커니즘	-1996~2011년 중국의 철재 수입 및 소비 추이를 분석 -입자 군집 최적화 알고리즘에 의해 최적화된 그레이 예측 모형을 적용하여 물동량 투영 -중국의 철재 수출입 물동량 예측

자료: 저자 작성

기본연구보고서 발간목록

2023

01	자율운항선박 운항을 위한 해상교통관제 대응방안 연구	박상원
02	인공지능(AI)을 활용한 무역규범의 해양수산분야 영향 분석 연구	임병호
03	공급망 안정화를 위한 항만의 대응방안 연구	이나영
04	연안재해 정보 활용 개선 방안 연구	김찬웅
05	항만의 생활물류 기능 활성화 방안 연구	최석우
06	마을어장 이용·관리 개선방안 연구	마창모
07	해양생태계 복원정책 개선방안 연구 - 사회·생태복원 중심으로 -	최석문
08	주민행태기반 해양정책 수용성 제고 설계 방안 연구	이슬기
09	항만연관산업 고도화 방안 연구	김세원
10	탄소배출권 거래제가 해운선사에 미치는 영향 분석 연구	조아현
11	물류 연계 효율화를 위한 스마트항만 구축방안 연구 - 항만물류 데이터 공유 플랫폼을 중심으로 -	서정용
12	어업분야 중대재해처벌법 대응방안 연구	고동훈
13	수산물의 디지털 수출 활성화 방안 연구	이상건
14	항만개발사업의 정책영향평가 연구	이수영
15	해운산업의 미래 변화 예측과 국내 대응 전략 연구	이호춘
16	어선현대화 촉진을 위한 금융제도 개선방안 연구	엄선희
17	연안도시의 쇠퇴와 대응방안 연구	강창우
18	해양범죄 실태 진단을 통한 대응체계 개선방안 연구	민영훈
19	민간기업의 해양환경분야 ESG 활성화 방안 연구	김지윤
20	식량안보를 고려한 수산물 수급관리 방안 연구	허수진
21	지방분권시대의 수산업·어촌분야 대응전략 연구	이호림
22	해운산업 고도화를 위한 선박투자 활성화 방안 연구	김한나
23	글로벌 공급망 리스크 대응 물류망 최적화 방안 연구 : 한국-북미 물류공급망 중심	이성우

2022년

01	선박투자 가치평가 및 위험관리 모형 연구	박성화
02	항만 컨테이너 반출입 예약시스템 가격결정 모형 연구	서정용
03	연안재해 대응을 위한 그린인프라 구축방안 연구	정지호
04	탄소중립이 해양수산업에 미치는 경제적 영향분석 연구	권장한
05	수산물 안전성 관리체계 개선방안 연구	조헌주
06	준해양사고 통보제도 개선방안 연구	박상원
07	MZ세대 소비트렌드를 반영한 해양관광 추진방안 연구	최일선
08	연근해 어종별 어획쿼터제도 도입방안 연구	심성현
09	행위자기반 해양공간계획 시뮬레이션 개발 연구	조성진
10	항만분야 탄소중립 관리체계 개선방안 연구	안승현
11	탄소중립 시대 양식산업 대응전략 연구 - 육상 어류양식을 중심으로 -	마창모
12	수산식품산업의 탄소중립 대응방안 연구 - 가공업을 중심으로 -	김지연
13	해양환경보건정책 도입방안 연구	박수진
14	포스트 코로나 시대의 컨테이너 해운산업 대응방안 연구 - 디지털 플랫폼을 중심으로 -	최건우
15	항만분야 공공갈등 관리방안 연구	김세원
16	글로벌 가치사슬 변화와 국제물류 분야 대응방안 연구 - 전기자동차 산업을 중심으로 -	권보배
17	항만개발제도 개선방안 연구	이수영
18	클러스터 혁신을 통한 선박관리업 발전방안 연구	허성례
19	수입수산물 예방적 관리체계 도입방안 연구 - IUU 수산물을 중심으로 -	안지은
20	양식수산물 유통 빅데이터 구축방안 연구	이기영
21	글로벌 혁신성장을 위한 신남방·신북방 정책 연구 - 신남방 지역 ICT산업 가치사슬 변화에 따른 물류 공급사슬 대응방안	최나영환

수시연구보고서 발간목록

2023년

01	양식어업 비과세 합리화 방안 연구	이정필
02	복합해양레저관광도시 개념정립 및 추진방안에 관한 연구	최일선
03	항만기술산업 육성을 위한 법제도 마련 연구	안승현
04	블루푸드테크 전문기관의 도입 필요성에 대한 연구	이동림
05	지방자치단체의 해양관할구역 설정 요인 연구	이혜영
06	양식장 내 어류 복지 기준 마련을 위한 연구	오서연
07	해양플라스틱 재활용산업 공급사슬 기반 조성 연구	이윤정
08	중소·중견 물류기업의 ESG경영 가이드라인 구축 연구	이재호
09	신항만건설사업의 민간투자 확대를 위한 제도개선 연구	김보경
10	해수욕장 이용객 집계·관리체계 개선방안 연구	이정아
11	유엔 플라스틱 협약의 주요쟁점 분석 및 대응방향 연구	박수진
12	어촌 활력 제고를 위한 제도 개선방안 연구	문지원
13	어선의 친환경에너지 전환방안 연구	고동훈

2022년

01	항만의 탄소중립 이행·관리 표준안 연구	안용성
02	매립지 소유권 분리 제도화의 이해관계 분석과 관리방안	윤성순
03	글로벌 공급망 리스크별 영향분석 및 대응방안 연구 - 에너지·곡물을 중심으로	조지성
04	대북제재 강화와 코로나 팬데믹 이후 북한 해양수산 이슈와 대응 방안	윤인주
05	남극환경보호의정서 제6부속서의 국내 이행을 위한 법제 정비방안 연구	박예나
06	해양바이오산업 육성을 위한 해양생명자원법 정비 방안 연구	좌미라
07	우리나라 수산종자 관리체계 개선방안 연구	조헌주
08	2050 신해양강국 미래비전 수립 연구	김민수

일반연구보고서 발간목록

2023년

01	해양수산업 조기경보지수 개발 - 컨테이너 해운시장을 중심으로	권장한
02	AIS 기반 글로벌 선박 배기가스 배출량 분석 연구(II) - 우리나라 주요 항만을 중심으로	강무홍
03	우리나라 수산식품 소비 활성화 방안 마련 연구	한기욱
04	비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(Ⅱ) - 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로	이화섭
05	대기행렬모형을 활용한 선박대기비용 절감 편익 산정 연구	조아현
06	항만개발사업 정책효과 세부항목별 효과산정 방법 연구	이종필
07	해양 지속가능성 평가체계 구축 연구	최희정
08	국내 해운기업의 ESG 경영 확산 방안 연구	황진회
09	해운 경기순환 분석 및 예측 연구	황수진
10	수산물 공급 안정을 위한 수입수산물 전략품목 관리 방안 연구	박혜진
11	항만산업 여성인력 확대방안 연구	이지원
12	선사공동행위의 규제 및 행동 변화에 따른 영향 분석과 정책방안 연구	류희영

2022년

01	건화물선 시장 비용분석을 통한 해운시장 위험관리지표체계 구축	류희영
02	해상운임 예측모형 고도화 연구(Ⅰ)	황수진
03	IMO 시장기반조치 도입이 국내 해운기업에 미치는 영향	김한나
04	연안지역발전지수(CoDI) 개발 연구	황재희
05	CGE 기반 국제통상환경 변화의 해양수산부문 파급효과 분석	임병호
06	글로벌 수산부문 이머징 이슈 분석 모델 개발 연구	한기욱
07	양식 수산물 중장기 수급전망모형 구축 연구 - 굴을 중심으로 -	김철현
08	Network DEA를 이용한 물류기업 경쟁력 비교 분석 연구	황선일
09	해양수산 사업체 성과 및 효율성 분석 연구	김주현
10	베이지안 방법을 이용한 양식 멍게 단수 추정방안 연구	천성훈
11	수입수산물과 국산 간의 대체관계 분석 연구 - 활·신선냉장품을 중심으로 -	박혜진
12	국내 컨테이너 해운기업의 디지털 전환 활성화 방안 연구	전서연
13	비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(Ⅰ) - 자동차, 석탄, 고철, 시멘트를 중심으로 -	최석우
14	해양수산 분야 미래 리스크 발굴 및 파급효과 분석 연구(Ⅱ)	김찬호
15	항만개발사업의 정책효과 적용방안 연구	이종필
16	국가 해양전략 기본구상 연구	정현욱
17	선박대기시간 예측모형 개발을 위한 방법론 연구	조아현
18	안전항만 구축을 위한 비용 산정 및 지원체계 마련을 위한 연구	최상균

일반연구 2023-04

비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(II)
- 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로

인 쇄 2023년 12월 29일

발 행 2023년 12월 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

조판·인쇄 ㈜디자인월드 (051-916-1533)

판매 및 보급: 정부간행물판매센터 Tel: 02-394-0337

정가 6,000원

비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(Ⅱ)

- 유류, 철재, 모래, 목재, 양곡을 중심으로

A Study on the Advancement of the Non-container Port Throughput Forecasting Model(Ⅱ)

: Focusing on Oil, Steel, Sand, Wood and Grain

KMI 한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

49111 부산광역시 영도구 해양로 301번길 26 (동삼동)
TEL. 051-797-4800 FAX. 051-797-4810

값 6,000원
93300

9 791168 661547
ISBN 979-11-6866-154-7