일반연구 2022-02

해상운임 예측모형 고도화 연구(Ⅰ)

A Study on the Advancement
of Ocean Freight Rate Forecasting Models (Ⅰ)

황수진 · 최건우 · 윤재웅 · 류희영 · 김병주

KMI 한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자	**황수진, 최건우, 윤재웅, 류희영, 김병주**
내부연구진	연구책임자 황수진 한국해양수산개발원 해운연구본부 전문연구원 공동연구원 최건우 한국해양수산개발원 해운연구본부 부연구위원 공동연구원 윤재웅 한국해양수산개발원 해운연구본부 부연구위원 공동연구원 류희영 한국해양수산개발원 해운연구본부 연구원 공동연구원 김병주 한국해양수산개발원 해운연구본부 연구원

연구기간	2022. 5. 1. ~ 2022. 12. 31.

보고서 집필내역

연구책임자	황수진 연구총괄, 제1장~제3장
내부연구진	최건우 제4장 윤재웅 제1장 일부 류희영 제3장 일부 김병주 제2장 일부

발간사

해운시장의 변동성이 코로나19, 지정학적 위험, 이상기후 현상 등으로 공급망 차질, 수급불균형이 발생하면서 확대되고 있다. 코로나19로 원자재에 대한 실물 자산 확보와 중국의 공격적인 경기 부양정책 시행에 따라 철강 원재료 중 하나인 철광석에 대한 수요가 이례적인 수준으로 증가해, 중국 당국이 국가발전개혁위원회(NDRC: National Development and Reform Commission)와 철광석 가격 안정화를 위한 집중 단속을 단행한 바 있다. 한파, 폭염과 같은 이상기후 현상의 발생은 유럽, 중국, 인도 등이 심각한 전력난을 겪게 했으며, 탈탄소를 주장하던 국가에서조차 석탄에 대한 수요가 증가하는 모습이 나타났다.

이처럼 주요 원자재에 관한 관심이 그 어느 때보다 커지고 있어 공급망 확보가 이슈화되고 있으며, 해상물동량의 수요 변화에 따른 해운시장의 변동성을 관찰하고 전망해야 한다는 필요성이 대두되고 있다. 이에 한국해양수산개발원 해운빅데이터연구센터가 특정 화물의 수요변화를 관찰할 수 있는 운임 전망 모형을 구축하였다. 나아가 전망의 대상 범위를 확장하여 유조선 시장에 대한 모형을 구축함으로써 전 선종, 선형, 항로별 운임을 관찰하고 전망할 수 있는 예측 시스템을 구축했다. 이러한 모형은 나날이 커지는 변동성과 불확실한 해운 환경 변화 속에 정부와 해운기업에 가치 있는 정보를 생산하고 제공할 것으로 기대된다.

끝으로 이 연구의 책임을 맡은 해운연구본부 황수진 전문연구원과 연구진의 노고에 깊은 감사를 표한다. 아울러 이 연구에 자문과 조언을 아끼지 않은 고병욱 본부장, 목포해양대학교 임남균 교수, 해양수산부 김한울 서기관께 깊은 감사를 드린다. 이 자리를 빌려 이 보고서가 출판되기까지 도움을 주신 모든 분께 감사드린다.

2022년 12월
한국해양수산개발원
원장 김 종 덕

목차

요약 _i

Executive Summary _ix

01 서론 _1

제1절 연구 배경 및 목적 1
1. 연구 배경 1
2. 연구 목적 3
3. 연구 내용 및 방법 3

제2절 선행연구 분석 5
1. 연구 현황 5
2. 기존 연구와 차별성 9

제3절 기존 보유 모형 10

02 건화물선 해상운임 예측모형 _15

제1절 연구 목적 및 범위 15
1. 연구 목적 15
2. 연구 범위 16

제2절 건화물선 해상운임 예측모형 구축 18
1. 이용 데이터 18
2. 이용 데이터의 통계적 특성 21
3. 변수선정 32

제3절 건화물선 해상운임 예측모형 구축 결과 53
1. DNN에 기반한 해상운임 예측모형 결과 53

03 유조선 해상운임 예측모형 구축 _59

제1절 연구 배경 및 목적 59
제2절 선행연구 검토 63
제3절 유조선 운임 예측모형 구축 67
1. 이용자료 67
2. Lasso와 Ridge를 이용한 변수 선택 69
3. 유조선 운임 예측모형의 구조 79
제4절 실증분석 83

04 결론 _91

제1절 결론 91
1. 규제선형모형을 활용한 변수 선정으로 예측 정확도 상승 91
2. FFA가격이 건화물 운임 예측에 중요 변수로 선별 92
3. 건화물선 세부항로 예측으로 고도화 92
4. 인공지능모형을 활용한 유조선 운임 예측모형 개발 92
제2절 시사점(정책제언) 93
1. 해운 산업 데이터 확보를 위한 생태계 마련 93
2. 해운시장 예측에 대한 지속적인 연구 필요 94
3. 데이터 한계를 보완할 방안 마련 95
4. 産-學-硏 공동연구 추진 96

참고문헌 _97

표 목차

〈표 1-1〉 선행연구 요약 ····· 6
〈표 1-2〉 모형의 구축 방법 및 대상 ····· 8
〈표 1-3〉 연구 목표 ····· 9
〈표 1-4〉 기존 모형의 개요 ····· 11
〈표 1-5〉 제안 모형 개요 ····· 12
〈표 2-1〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터 ····· 19
〈표 2-2〉 건화물선 운임 관련 변수 상세 ····· 20
〈표 2-3〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터 ····· 21
〈표 2-4〉 일별 시계열 데이터 기초통계치 ····· 23
〈표 2-5〉 주별 시계열 데이터의 기초통계치 ····· 26
〈표 2-6〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터 ····· 29
〈표 2-7〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수 ····· 36
〈표 2-8〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수 ····· 38
〈표 2-9〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수 ····· 40
〈표 2-10〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수 ····· 41
〈표 2-11〉 L1/L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수 선택 결과 ····· 42
〈표 2-12〉 L1/L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수 선택 결과 ····· 42
〈표 2-13〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수 ····· 44
〈표 2-14〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수 ····· 46
〈표 2-15〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수 ····· 48
〈표 2-16〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수 ····· 50
〈표 2-17〉 L1/L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수 선택 결과 ····· 51
〈표 2-18〉 L1/L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수 선택 결과 ····· 52
〈표 2-19〉 호주-중국 항로의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA) ···· 53
〈표 2-20〉 브라질-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA) ··· 54
〈표 2-21〉 호주-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ····· 55
〈표 2-22〉 브라질-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ··· 57
〈표 2-23〉 월간 단위 데이터 활용 모형의 성능지표 비교 ····· 58
〈표 3-1〉 선행연구 요약 ····· 65
〈표 3-2〉 유조선 모형구축에 이용 가능한 데이터 현황 ····· 68

〈표 3-3〉 유조선 운임 일별 데이터 설명(일간 데이터) ····· 69
〈표 3-4〉 유조선 운임 원시계열 데이터 기초통계치(일별 데이터) ····· 70
〈표 3-5〉 TDC3항로 변수 간 상관관계 ····· 71
〈표 3-6〉 TD3CE 운임 릿지 라쏘 최종 변수 선택 결과 ····· 71
〈표 3-7〉 TD3CE 운임 라쏘 회귀분석 결과 ····· 72
〈표 3-8〉 D3CE 운임 릿지 회귀분석 결과 ····· 73
〈표 3-9〉 유조선 모형구축에 사용 가능한 주간 데이터 현황 ····· 74
〈표 3-10〉 주간 데이터 기초통계 요약 ····· 75
〈표 3-11〉 TDC3항로 변수 간 상관관계 ····· 76
〈표 3-12〉 TD3CE 운임 릿지 라쏘 최종 변수 선택 결과 ····· 77
〈표 3-13〉 TD3CE 운임 라쏘 회귀분석 결과 ····· 78
〈표 3-14〉 TD3CE 운임 릿지 회귀분석 결과 ····· 79
〈표 3-15〉 유조선 주간 모형 입력변수 ····· 80
〈표 3-16〉 유조선 월간 모형 입력변수 ····· 82
〈표 3-17〉 차주 운임 예측모형의 성능 비교(모든 변수 사용) ····· 83
〈표 3-18〉 유조선 모형의 혼동행렬 ····· 84
〈표 3-19〉 FFA를 활용한 주간 운임 예측모형 성능 ····· 85
〈표 3-20〉 유조선 모형의 혼동행렬(FFA 근월물, 차월물) ····· 85
〈표 3-21〉 FFA를 활용한 주간 운임 예측모형 성능 ····· 86
〈표 3-22〉 유조선 모형의 혼동행렬(FFA 근월물, 브렌트유 런던, 유럽 현물가, WTI 현물, 선물가) ····· 86
〈표 3-23〉 4주 후 운임 예측모형의 성능 비교 ····· 87
〈표 3-24〉 4주 후 운임 유조선 모형의 혼동행렬 ····· 87
〈표 3-25〉 월간 모형의 성능 비교 ····· 88
〈표 3-26〉 유조선 모형의 혼동행렬 ····· 88
〈표 3-27〉 변수 조합별 차주 운임 예측모형의 성능 비교 결과 ····· 89

그림 목차

〈그림1-1〉 연구흐름도 ····· 4
〈그림 2-1〉 주요 철광석 수출입 항로 ····· 17
〈그림 2-2〉 세계 철광석 해상물동량 대비 주요국의 철광석 수출입 비율(2017-2021) ·· 17
〈그림 2-3〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(일별 데이터) ····· 24
〈그림 2-4〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(일별 데이터) ····· 25
〈그림 2-5〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(주간 데이터) ····· 27
〈그림 2-6〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(주간 데이터) ····· 28
〈그림 2-7〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(월간 데이터) ····· 30
〈그림 2-8〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(월간 데이터) ····· 31
〈그림 2-9〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 34
〈그림 2-10〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 35
〈그림 2-11〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 36
〈그림 2-12〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 37
〈그림 2-13〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 39
〈그림 2-14〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 39
〈그림 2-15〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 40
〈그림 2-16〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 41
〈그림 2-17〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 43
〈그림 2-18〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 44
〈그림 2-19〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 45
〈그림 2-20〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 46
〈그림 2-21〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 47
〈그림 2-22〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 48
〈그림 2-23〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 49
〈그림 2-24〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과 ····· 50
〈그림 2-25〉 호주-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA) ··· 53
〈그림 2-26〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA) ·· 54
〈그림 2-27〉 호주-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ····· 55
〈그림 2-28〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 기간에 따른 성능지표 비교
(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ····· 56

〈그림 2-29〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ····· 57
〈그림 2-30〉 호주-중국 항로 모형의 예측 기간에 따른 성능지표 비교
(철광석 석탄 현물, 선물 가격) ····· 58
〈그림 3-1〉 유조선 주요 항로 ····· 60
〈그림 3-2〉 중동-중국 항로 운임과 관련한 수급 데이터 생성 주기 비교(연간) ····· 62
〈그림 3-3〉 릿지와 라쏘를 활용한 최종 변수 조합 ····· 72
〈그림 3-4〉 라쏘를 활용한 변수의 영향력 ····· 73
〈그림 3-5〉 릿지를 활용한 변수의 영향력 ····· 74
〈그림 3-6〉 중동-중국 항로 운임과 변수 간 상관관계 ····· 77
〈그림 3-7〉 주간 모형 입력변수와 출력변수 구조 ····· 81
〈그림 4-1〉 KMI 인공지능 모형 개발 진행현황 ····· 95

요 약

해상운임 예측모형 고도화 연구(Ⅰ)

황수진 · 최건우 · 윤재웅 · 류희영 · 김병주

1. 연구 목적

- **해운시장은 대표적 경기순환 업종이며 관련 산업의 경쟁력 제고를 위한 과학적 경기예측이 필요함**
  - 우리나라는 1980년대 해운산업 합리화, 1990년대 말 외환위기에 따른 선박 자산 저가 매각, 2008년 글로벌 금융위기 이후 주요 선사의 구조조정 등의 어려움에 부딪힌 바 있음
  - 이러한 대규모 구조조정의 근본적 원인으로 과학적 경기예측 기능 부재가 지속해서 거론됨
- **이번 연구를 통해 모형 개발의 유지, 보수 및 확대를 통해 빅데이터 환경에서 컴퓨터의 연산기능을 활용한 객관적 해운시장 경기예측 역량을 강화하고 선사, 해운물류 기업 등의 경쟁력 제고에 기여하고자 함**
  - KMI 해운빅데이터연구센터는 2019년부터 해상운임 예측모형을 구축하고, 그 결과를 정부, 해운기업 등을 대상으로 한 서비스를 제공 중임
- **이번 연구를 통해 인공지능 모형을 확대하고(건화물선, 유조선), 원인변수를 다양화(시계열+해운 변수)하여 건화물선(2개 노선)과 유조선**

(1개 노선)에 대한 예측모형을 구축하고자 함

- 해상운임의 예측 범위를 항로별로 세분화함으로써 화물별 수요변화에 따른 해상운임 예측이 가능하도록 모형을 설계함
- 기존 모형은 전반적인 시황을 파악하는 데는 유용하나, 화물별 수요변화에 따른 운임의 변화를 파악하는 데 한계가 있음

〈표〉 개발 모형에 대한 개요

구분		2022년 (일반연구)
모형		유조선 모형 구축 및 건화물선 모형 고도화
베경		• 이번 연구를 통해 해운시장을 대표하는 선종의 예측모형 확보 가능 • 화물 수요변화에 따른 건화물선 및 유조선의 세부 항로별 운임 변동성이 확대되어 이에 대한 예측연구 필요성 대두 • 화물 수요변화에 대한 시장 심리가 반영된 화물 가격을 사용해 모형 구축에 있어 한계로 작용하던 데이터의 종류 및 크기 문제 개선
특징	모형 구축 목적	• 유조선 및 건화물선의 항로별 운임이 화물의 수요변화에 따라 동조화된다는 점에 착안 • 수급 데이터의 종류 및 크기의 한계를 해결하고자 화물 선물 및 현물 가격 활용
	입력 변수	• 운임, FFA, 용선료 • 화물의 선물, 현물가격 데이터 추가 • 데이터 전처리 과정에서 입력변수를 행의 개념에서 벡터의 개념으로 확대해 사용
	알고 리즘	• DNN, LSTM 도입
의의		• KMI 보유 모형 확대 • 화물의 수요변화가 반영된 세부 항로별 모형 개발
모형의 활용		• 주간지 및 분기 보고서에 결과 활용 • 모형의 서비스 실시 이전 모형 검증 및 시범 서비스 필요

자료: 저자 작성

2. 연구 방법 및 특징

1) 방법

- **(화물 수요 부분에서의 고빈도 데이터 활용) 화물의 가격 데이터를 운임 예측모형 구축에 활용해 기존 해운 데이터 크기 한계를 극복함**
  - 코로나19, 러시아의 우크라이나 침공사태에 따른 공급망 붕괴 우려가 시장에 확산하면서 화물 수요변화가 운임에 미치는 영향력이 커짐
  - 해상운임은 수급의 균형 변화에 따라 결정되나, 운임 데이터를 제외하고는 기존 수급 데이터는 생성 주기가 긴 저빈도 데이터임. 모형 구축에 활용하는 데에 한계로 작용함
  - 기존 화물 수요와 관련한 데이터의 크기 한계를 극복하기 위해 화물 수요 변화가 반영된 결과물인 화물 가격의 정보를 입력변수로 채택함
- **(규제 방법을 이용한 최적 변수 조합 선택) 릿지(Ridge), 라쏘(Lasso) 방법을 활용해 모형의 입력변수 조합을 결정함으로써 모형의 성능 향상을 도모함**
  - 모형의 가중치에 패널티를 부과하는 방식인 릿지, 라쏘 방법론을 적용해 입력변수의 조합을 선택함으로써 모형을 최적화함
- **(인공지능 알고리즘 활용) 네트워크 구조의 신경망 계열 인공지능 알고리즘에 기반한 운임 예측모형을 구축함**
  - 계량 방법론을 적용한 모형보다 사용 데이터의 정상성, 다중공선성 등 제약 조건이 적은 인공지능 알고리즘을 이용해 해운 데이터의 크기 문제를 해결함
- **(고빈도 데이터를 활용해 최적화하는 모형 설계) 입력변수의 데이터 형태를 다양화하여 고빈도 데이터의 활용도를 높임**

2) 특징

- **(건화물선, 유조선 항로별 예측모형 구축) 선종별 항로별 운임 예측모형에 원자재 수요에 따른 운임변화를 관찰한 정보를 활용할 수 있음**
  - 건화물선은 철광석, 석탄, 곡물, 보크사이트 등 다양한 화물을 운송하며, 주요 원자재 생산지와 수입지를 구분할 수 있는 항로를 통해 화물의 수요변화에 따른 운임변화가 예측 가능함
- **(원자재 현물과 선물 가격 모형 변수로 활용) 수요와 관련한 고빈도 데이터를 확보하여 모형의 예측성능을 향상하고, 원자재에 대한 시장의 수요변화를 관찰 가능하게 하여 모형의 활용도를 높임**
  - 수급을 고려한 기존 해상운임 예측모형 구축에는 해상물동량, 선복량 데이터가 주로 사용되며, 이들 데이터는 모형 구축 활용에 한계 요인으로 작용하는 생성 주기가 긴 저빈도 데이터임
  - 이와 같은 해운 데이터의 크기 문제를 해결하기 위해 원자재 현물과 선물가격을 시장의 화물 수요변화를 파악할 수 있는 변수로 활용함
  - 이를 통해 최근 논란이 있는 공급망 이슈에 따른 운임변화를 관찰하고 예측할 수 있는 모형을 개발함
- **(다차원 입력변수 활용) 고빈도 데이터 활용도를 높이기 위해 입력변수의 차원 형태를 다양화함**
  - 일반적으로 평균, 합계 등 방법을 이용해 고빈도 데이터를 저빈도로 변환해 모형 구축에 활용하는 것이 일반적이나, 이번 연구에서는 입력변수의 차원을 행렬, 벡터 등으로 변환해 고빈도 데이터를 활용한 모형을 구축함

3. 연구 결과

1) 요약

▪ **(건화물선 운임 예측모형 구축) 브라질/호주-중국 항로의 운임 예측모형을 구축함**

- 대다수의 건화물선 운임 예측모형 구축에 활용할 수 있는 운임을 제외한 수급 데이터는 생성 주기가 길어 활용하는 데에 한계가 있음
- 수요와 관련된 해상물동량은 월별 데이터의 크기가 가장 큰 고빈도 데이터였으며, 확보할 수 있는 데이터인 월별 해상물동량 데이터는 주요 원자재, 국가에 한정됨
- 이에 본 연구에서는 화물 수요에 대한 시장의 심리가 반영된 결과인 가격의 현물과 선물 데이터를 운임 모형구축에 활용함

〈표〉 건화물선 운임 예측모형 구축에 활용 가능한 해운 데이터

구분	데이터
일별	• 운임 데이터(브라질/호주-중국 항로 운임 • FFA 근월물, 차월물 • 철광석, 제철용원료탄 현물가, 선물가
주간	• 용선료(6개월, 1년, 5년) • 선가(신조선가, 중고선가)
월별	• 선대정보: 선복량, 인도량, 해체량 • 선속 • 철광석 해상물동량(수출: 호주, 브라질, 수입: 중국)
연간	• 전 세계 철광석 해상물동량 • 전 세계 원료탄 해상물동량

자료: 저자 작성

▪ **(규제 방법을 통한 변수선정) 릿지와 라쏘를 활용해 운임에 미치는 영향력이 큰 변수를 선정함**

- 운임에 미치는 영향이 가장 큰 변수는 FFA, 화물 가격임. 운임과 FFA는 양의 상관관계를 보이며, 화물 가격과도 양의 상관관계를 보임

▪ **화물 가격을 변수로 활용하도록 설계한 모형의 예측 정확도가 80% 후반에서 90% 중반 사이로 5주 후까지도 높은 수준을 보임**

- 브라질-중국 항로 운임의 정확도는 1주부터 5주 후까지 90%대를 보이며 안정적인 모형임을 보여 줌. 호주-중국 항로 운임도 1주부터 5주 후까지 80% 후반대의 예측 정확도를 보임

▪ **(유조선 운임 예측모형 구축) 중동-중국 항로의 운임 예측모형 구축**

- 유조선 운임 예측모형 구축에 활용할 수 있는 데이터의 종류와 생성 주기 및 변수별 특성을 파악함

〈표〉 유조선 운임 예측모형 구축에 활용 가능한 해운 데이터

구분	데이터
일별	• 운임 데이터(중동-중국 항로 운임 • FFA 근월물, 차월물 • 브렌트유, 오만유, WTI의 현물가, 선물가
주간	• 용선료(6개월, 1년, 5년) • 선가(신조선가, 중고선가) • 성약건수
월별	• 선대정보: 선복량, 인도량, 해체량, 계약량, 선복량 • 선속
연간	• 전 세계 원유 교역량 • 중동 원유 수출량

자료: 저자 작성

- **규제 방법을 통해 WTI와 FFA가 중동-중국 항로의 운임에 미치는 영향력이 큰 변수임을 확인함**
- **일별 변수를 이용해 운임을 예측하는 모형을 구축하기 위해 입력변수의 형태를 다차원으로 변환하여 활용함**
  - 입력변수 자체의 특성을 훼손하지 않기 위해 차원의 변환을 통해 원시계열을 최대한 활용할 수 있도록 모형에서의 입력 구조를 설계함
- **고빈도 데이터를 사용해 다차원 모형으로 설계한 모형은 1주에서 4주 후까지 90% 초반대의 높은 예측 정확도를 보임**
  - FFA와 화물 가격과 같은 고빈도 데이터의 차원을 변환하여 설계한 모형의 정확도가 90% 초반대로 높은 수준을 보임
  - FFA 근월물과 차월물만을 사용한 모형보다 화물의 현물과 선물가격을 활용한 모형이 더 높은 예측 정확도를 보임

2) 기대효과

- **(전 선종에 대한 운임 예측모형 구축) KMI 해운빅데이터연구센터가 자체적으로 해운시장을 대표하는 전 선종 모형을 확보하게 됨으로써 정부, 해운기업 등 관계자에게 정보를 제공할 수 있는 환경이 조성됨**
- **화물 수요변화에 따른 운임의 변화 관찰 및 예측이 가능해 짐에 따라 공급망 붕괴 이슈가 시장에 미치는 영향을 판단할 수 있는 중요 지표로서 활용할 수 있음**

EXECUTIVE SUMMARY

A Study on the Advancement of Ocean Freight Rate Forecasting Models (I)

Soo-Jin Hwang · Gun-WooChoi · Jae-Woong Yoon · Hee-Young Ryu · Byeong-Ju Kim

1. Purpose

- As the representative industry of business cycle, the shipping industry requires scientific business cycle forecasting to improve the competitiveness of related industries.
  - South Korea has been faced with many difficulties such as the rationalization of the shipping industry in the 1980s, the disposal of low-cost ship assets due to the foreign exchange crisis in the late 1990s, and the restructuring of major shipping companies since the 2008 global financial crisis.
  - The absence of a scientific business cycle forecasting function has constantly been brought out as the root cause of such large-scale restructuring.
- By maintaining, repairing, and expanding the model development, this study aims to come up with a plan for

improving the competitiveness of shipping companies as well as shipping and logistics companies, etc. through the objective business cycle forecasting of the shipping market based on computer's calculating function in the big data environment.

- Since 2019, the KMI Maritime Big Data Analysis Center has been establishing ocean freight rate forecasting models and working on related services for providing the forecasting results for the government, shipping companies, etc.

▪ This study intends to develop forecasting models for dry bulk carriers (2 routes) and oil tankers (1 route) by expanding artificial intelligence (AI) models (dry bulk carriers and oil tankers) and diversifying explanatory variables (time series + shipping variables).

- By subdividing the forecasting scope of ocean freight rates by sea route, models are designed to enable ocean freight rate forecasting depending on demand changes by cargo.
- The existing models have been useful for capturing the overall market status, while possessing limitations in identifying changes in freight rates resulting from demand changes by cargo.

〈Table〉 Overview of the development model

Classification		2022 (General Study)
Model		Constructionof a model for oil tankers and advancement of a model for dry bulk carriers
Background		• This study allows of securing forecasting models for representative types of the shipping market. • Since the volatility of freight rates of oil tankers and dry bulk carriers have been expanded per specific sea route depending on changing cargo demand, the necessity of relevant forecasting study has grown. • By utilizing cargo prices that reflect market sentiment resultingfrom changing cargo demand, this study overcame issues concerning data type and size which has been the limitation of the model development.
Features	Purpose of model development	• This idea was conceived from the fact that freight rates of oil tankers and dry bulk carriers per sea route are synchronized depending on changing cargo demand. • Futures and spot price of cargoeswere utilized to address the limitation posed by the type and size of supply and demand data.
	Input variables	• Freight rate, FFA, Charterage • The data of a cargo's futures and spot prices are added • In data pre-processing, input variables are expanded from the dimension of matrix to that of vector and utilized.
	Algorithms	• Introduction of DNN, LSTM
Significance		• The models that KMI have are expanded • Models reflecting demand changes of cargoes per specific sea route are developed.
Utilization of the model		• The results can be utilized in weekly and monthly reports • The model should be verified prior to service and pilot service is necessary.

Source: Prepared by the authors

2. Methodology and Features

1) Methodology

- (Using the high-frequency data of cargo demand) The cargo price data were used to develop freight rate forecasting models, overcoming the limitation posed by the size of existing shipping data.
  - As concerns about supply chain disruption caused by Covid-19 and Russian invasion of Ukraine are increasing across the market, changes in cargo demand have been increasingly affecting freight rates.
  - While ocean freight rates are determined by changes in the balance of supply and demand, existing supply and demand data, other than freight rate data, are low-frequency data with a long generation cycle, which became a limitation in utilizing such data for model development.
  - Information on cargo prices reflecting changes in cargo demand was adopted as input variables in order to overcome the limitation of data size pertaining to existing cargo demand.
- (Selecting the optimal combination of variables by using regulation methods) The performance of models was improved after the combination of input variables for models were determined by Ridge and Lasso methods.
  - Models were optimized by selecting the combination of input variables through Ridge and Lasso methods, which impose a

penalty on the weight of the model.

- (Using the AI algorithm) Based on the network-structured neural network-based AI algorithm, freight rate forecasting models were developed.
  - The size problem of the shipping data was solved through the AI algorithm which has fewer constraints such as the stationarity and multicollinearity of the used data than models with the quantitative methodology applied.
- (Designing models optimizing the utilization of high-frequency data) The utilization of high-frequency data was increased by diversifying the data type of input variables.

2) Features

- (Developing forecasting models by sea route of dry bulk carriers and oil tankers) Freight rate forecasting models by ship type and sea route are applicable for the observation and forecasting of changes in freight rates, depending on the demand of raw materials.
  - Dry bulk carriers transport a variety of cargoes such as iron ore, coal, grains, and bauxite, and it is possible to forecast changes in freight rates depending on changes in cargo demand through sea routes where major raw material producers and importers can be distinguished.
- (Using the spot and futures prices of raw materials as model

variables) The performance of forecasting models was improved by securing high-frequency data regarding the demand, and the utilization of models was increased by allowing to observe changes in raw material demand in the market.

- The data of maritime throughput and bottoms were mainly used to develop existing ocean freight rate forecasting models which considered the supply and demand. Such data were low-frequency data with a long generation cycle, which became a limitation in utilizing such data for model development.
- In order to solve the size problem of shipping data, the spot and futures prices of raw materials were used as variables to identify the changes in cargo demand in the market.
- Such work has led to the development of models through which changes in freight rates could be observed and forecasted, depending on recently controversial supply chain issues.

▪ (Utilizing multi-dimensional input variables) In order to increase the utilization of high-frequency data, the dimension type of input variables was diversified.

- In general, it is common to convert high-frequency data into low-frequency data by average and summation methods. However, this study developed a model which uses high-frequency data by converting the dimension of input variables into matrix and vector, etc.

3. Result

1) Summary

▪ (Establishing the freight rate forecasting model for dry bulk carriers) This study developed the freight rate forecasting model for Brazil/Australia-China route.

- The supply and demand data, excluding freight rates, which can be used to develop the freight rate forecasting model for most dry bulk carriers, have a long generation cycle, leading to a limitation to the use of such data.
- While the maritime throughput concerning demand was high-frequency data with the largest monthly data size, the monthly maritime throughput data, which can be available, were limited to major raw materials and countries.
- Accordingly, this study used the data of spot and futures prices reflecting the market sentiment on cargo demand to develop freight rate forecasting models.

〈Table〉 The freight rate forecasting model for dry bulk carriers

Classification	Data
Daily	• Freight rate data (freight rate for Brazil/Australia-China route) • FFA nearby month contracts, next month contracts • Sport and futures prices of iron ore and coking coal
Weekly	• Charterage (6month, 1year, 5years) • Ship price (newbuilding ship price, secondhand ship price)
Monthly	• Fleet information: bottoms, ship delivery volume, ship breaking volume • Ship speed

Classification	Data
	• Maritime throughput of iron ore (export: Australia, Brazil, Import: China)
Annual	• World's maritime throughput of iron ore • World's maritime throughput of coking coal

Source: Prepared by the authors

- (Selecting variables through regulation methods) Ridge and Lasso were used to select variables with a great influence on freight rates.
  - Variables with the greatest influence on freight rates were FFA and cargo prices. Freight rates have a positive correlation with FFA, but a negative correlation with cargo prices.
- The accuracy of forecasting models designed to use cargo prices as variables showed from the high 80% to the mid 90% ranges, maintaining a high level even after five weeks.
  - The accuracy of the freight rate forecasting model for the Brazil-China route demonstrated the 90% range from one week to even five weeks later. The freight rate forecasting model for the Australia-China route also had the accuracy of the high 80% range from one to five weeks later.
- (Developing the freight rate forecasting model for oil tankers) This study developed the freight rate forecasting model for the Middle East-China route.
  - This study identified data types, data generation cycles and characteristics by variables, which could be used for the development of the freight rate forecasting model for oil tankers.

〈Table〉 The freight rate forecasting model for oil tankers

Classification	Data
Daily	• Freight rate data (freight rate for the Middle East-China route) • FFA nearby month contracts, next month contracts • Spot and futures prices of Brent crude, Oman blend and WTI
Weekly	• Charterage (6month, 1year, 5years) • Ship price (newbuilding ship price, secondhand ship price) • Number of signed contracts
Monthly	• Fleet information: bottoms, ship delivery volume, ship breaking volume, contract volume • Ship speed
Annual	• World's trade volume of crude oil • Amount of crude oil exported by the Middle East

Source: Prepared by the authors

▪ WTI and FFA were identified as variables with a great influence on freight rates for the Middle East-China route through regulation methods.

▪ The type of input variables was converted into a multi-dimension type in order to develop the freight rate forecasting model for which daily variables were used.

- The input structure of the model was designed to make the most of the original time series through the conversion of dimension in order not to undermine the characteristics of input variables themselves.

▪ The multi-dimensional model designed with high-frequency data showed the high forecasting accuracy of the low 90% range from one to four weeks later.

- The model designed by converting the dimension of high-frequency data such as FFA and cargo prices showed the high accuracy level of the low 90% range.
- The forecasting model using the spot and futures prices of cargoes had a higher accuracy level than that of the model using FFA nearby month contracts and next month contracts only.

2) Expected benefits

- (Developing freight rate forecasting models for all ship types) As the KMI Maritime Big Data Analysis Center is able to secure its own models for all types of representative ships, it can foster the environment where information can be provided for interested parties such as the government and shipping companies.
- By allowing the observation and forecasting changes in freight rates according to changing cargo demand, forecasting models could be used as an important indicator to determine the impact of supply chain disruptions to the market.

01
서론

제1절 연구 배경 및 목적

1. 연구 배경

해운시장은 대표적 경기순환 업종으로 과학적 경기예측이 관련 산업의 경쟁력 제고를 위해 필요한 산업이다. 우리나라는 1980년대 해운산업 합리화, 1990년대 외환위기에 따른 선박 자산 저가 매각, 2008년 글로벌 금융위기 이후 주요 선사의 구조조정 등 어려움에 부딪힌 바 있다. 이러한 대규모 구조조정의 근본적 원인으로 과학적 경기예측 기능 부재가 지속해서 거론되어왔다.

최근에는 2020년 코로나19, 2022년 러시아의 우크라이나 침공사태 등 예상하지 못한 이슈로 해운시장 변동성이 확대되고 있으며, 특히 건화물선 시장은 부정기선이라는 시장의 구조적 특징으로 인해 컨테이너선, 유조선 시장보다 노출(Exposure) 크기가 커 이슈에 따라 변동성이 더욱 크게 나타나고 있다. 최근에는 공급망 붕괴 이슈가 불거지면서 해상화물 관련 정보에 필요성이 더욱 커지고 있다.

4차 산업혁명으로 해운시장의 데이터 및 컴퓨터 연산 능력의 혁명적 발전이 이루어지면서 빅데이터 및 인공지능 분석을 통한 해운 경기예측 필요성이 크게 대두되고 있다. 빅데이터 환경에서 컴퓨터 연산기능을 활용한 객관적 해운시장 경기예측 정보는 선사를 비롯해 해운물류 기업의 경쟁력 제고에 긴요하게 사용될 수 있을 것이다.

우리나라 해운산업은 역량 제한으로 인해 이 같은 급변하는 사업환경에서 자체적으로 객관적 데이터 기반의 해운산업 경기예측에 어려움이 있다. 이에 공공기관인 한국해양수산개발원(KMI: Korea Maritime Institute)이 빅데이터와 해운시장 경기예측 서비스를 시행하고 관련 업계에 정보 서비스를 제공할 필요가 있으며, 나아가 정기적 발간물, 세미나 등을 통해 업계의 시장 대응력 제고에 기여할 수 있다.

KMI는 2018년 3월 '해운빅데이터연구센터'를 설치하고 지속적인 연구개발을 통해 건화물선, 컨테이너선 해상운임 예측모형[1]을 구축하였다. 예를 들어, 2019년부터 해상운임을 예측을 위한 인공지능 모형[2]과 2020년 계량모형[3]을 개발하고 그 결과를 활용해 해운산업 관계자에게 예측 서비스를 제공 중이다.[4]

그러나 해운시장을 구성하는 유조선 시장의 경기를 예측하는 모형은 부재한 상황으로, 이에 이번 연구를 통해 유조선 모형을 구축함으로써 해운시장을 구성하는 대표 선종에 대한 경기예측이 가능하게 하였다. 또한 이번 연구에서는 원자재 수요변화에 따라 운임이 변화한다는 점에 주안점을 두고 화물의 정보를 활용한 건화물선, 유조선 해상운임 예측모형을 개발하고자 한다.

1) 이호춘 외(2022)
2) 윤희성 외(2019); 황수진 외(2020); 황수진 외(2021)
3) 고병욱 외(2020), 「시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구」, 한국해양수산개발원, pp.10
4) 한국해양수산개발원 홈페이지, https://www.kmi.re.kr/web/trebook/list.do?rbsIdx=142(검색일 : 2022년 8월 10일)

2. 연구 목적

본 연구의 목적은 기존 건화물선 인공지능 모형을 보강하고 유조선 모형을 추가 개발하는 것이다. 유조선 모형을 신규로 추가하면서 해운시장을 대표하는 컨테이너선[5], 건화물선[6], 유조선 모형을 구축하고자 한다. 이번 연구를 통해 개발되는 모형은 해상운임 예측 범위를 항로로 세분하여 화물의 수요변화에 따른 해상운임 예측이 가능하도록 화물별 현물 및 선물 가격을 활용했다는 특징을 갖는다. 화물 가격은 시장의 수요가 반영된 결과물이며, 가격과 재고량 변화에 따라 해상운임의 변동성이 결정되기 때문이다. 이에 따라 화물별 현물과 선물 가격을 사용해 원자재의 수요변화가 반영된 모형을 구축하고자 한다.

화물의 선물과 현물 가격을 활용해 모형을 구축한다는 의미는 운임 결정 논리인 수급 변화를 민감하게 반영하겠다는 의미이다. 기존 운임의 수급을 고려한 연구들은 변수로 선정한 데이터 생성 주기가 길어 모형이 학습하기에 데이터의 크기가 작다는 한계를 보여주었으며, 이러한 한계를 가격 변수를 이용해 해결해 보고자 한다.

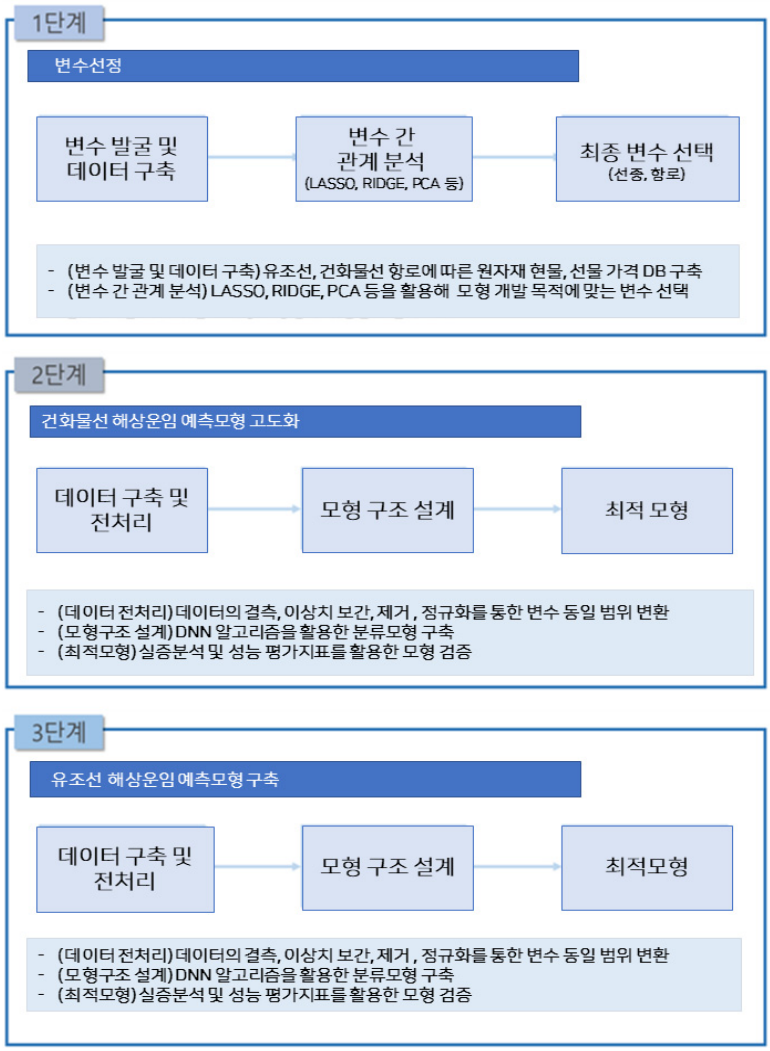
3. 연구 내용 및 방법

본 연구는 총 네 개의 장으로 구성되어있다. 서론을 통해 본 연구의 배경 및 목적, 수행 방법 등을 총괄하여 설명하였다. 이어지는 2장에서 건화물선 해상운임 예측모형 구축과 결과에 대해 자세히 다루고 이어지는 3장에서는

5) 2022년 협동 연구를 통해 구축
6) KMI 자체 연구 및 중점협력 연구를 통해 다양한 건화물선 예측모형 구축과 기존 모형의 유지보수 및 보강을 진행

유조선 해상운임 예측모형 구축에 관해 설명한다. 마지막 4장에서 모형의 개발에 따른 시사점을 제시하였다.

〈그림1-1〉 연구흐름도



자료: 저자 작성

제2절 선행연구 분석

1. 연구 현황

선행연구는 크게 데이터, 데이터 전처리, 모형 알고리즘의 측면에서 구분할 수 있다. 기존 연구를 데이터 측면에서 분석하면 BDI를 예측하는 연구가 주를 이루며, 운임, 용선료, 수급 외부 변수 데이터를 독립변수로 활용한다. 하지만 대부분의 연구가 운임의 자기상관을 이용하는 경우가 많았으며, 스팟운임 또는 운임지수를 입력변수로 활용하여 예측하는 연구가 주를 이루었다.

두 번째 연구의 흐름은 데이터 전처리 과정에 새로운 방법을 추가해 기계의 학습력을 높였다는 점이다. 이전에 데이터 전처리라 하면 결측값 제거, 변수 범위 정규화 정도가 일반적이었으나, 최근에는 입력변수의 특징을 파악할 수 있도록 새로운 방법론이 데이터 전처리 과정에 추가되고 있는 연구가 진행되고 있다. 인공지능 예측모형 구축에 ANN, DNN, SVM 알고리즘을 주로 활용했으며, 국내에서 RNN, LSTM 등 시계열 데이터 학습에 최적화된 구조로 알려진 알고리즘을 활용해 모형을 구축하는 것으로 나타났다.

1) 변수선정 연구

모형을 구축하기에 앞서 해운시장의 운임예측에 사용하는 변수에 관한 기존의 선행연구를 분석하고, 이를 정리하여 다음과 같이 표로 제시하였다. 기존의 연구를 살펴보면 부정기선 운임에 영향을 주는 요인을 수요, 공급, 주요 경제지표와 기타 요인과 같이 4가지로 분류할 수 있다. 수요의 변동요인은 해상물동량과 원자재 가격, 공급에서는 선복량, 인도량, 해체량, 중고

선가, 기타 외생요인은 유가와 운임선도거래가격, 주요 경제지표는 GDP, 주가지수, 원자재지수, 환율 등이 있다. 변동요인에 의해 영향을 받는 운임으로는 BDI, BCI, BPI, BSI, BHSI, 케이프선 용선료가 사용되었으며, 대부분의 연구자는 변동요인의 영향을 받는 종속변수로서 부정기선 운임에 BDI를 활용하였다.

기존 변수선택을 활용해 모형을 구축한 연구는 회귀모형 중심에 PCA, 차원 축소를 활용한 경우가 대다수이다. 다양한 변수를 활용한다고 하더라도 데이터 생성 주기가 길어 독립변수의 크기 자체가 작아진다는 한계가 있다. 따라서 해운 관련 데이터 생성 주기가 길다는 한계에 다양한 변수를 선정해 모형을 구축하는 연구보다는 계량, 인공지능 방법론을 도입해 운임 자체의 예측력을 높이고자 한 연구가 주를 이룬다.

〈표 1-1〉 선행연구 요약

연구자	연구 대상	종속변수	독립변수
이은숙(2008)	부정기선 운임률에 영향을 미치는 요인에 관한 연구	BDI	• 세계 철강 생산량 • 세계 철광석 해상물동량 • 세계 석탄 해상물동량 • 신조인도량 • 선박탈퇴량 • 중고선가 • 유가상승 • 운임선도거래
김창범(2008)	중국의 경제성장과 부정기 해운시장	BDI	• 선복량 • CIP(중국의 산업생산지수)
정근존·하영석(2010)	글로벌 금융위기가 BDI에 미치는 효과	BDI	• CIR(중국철강수입액) • EDR(3개월 만기 유로달러 금리) • USP(미국 산업주가지수)
채수담(2010)	부정기선 해운시장의 운임변동성에 영향을 미치는 요인	BDI	• 철광석 물동량 • 선복량 • FFA • 중국무역량

연구자	연구 대상	종속변수	독립변수
임종관·김우호·고병욱(2010)	벡터자기회귀모형을 이용한 건화물선 시장분석	BDI	• 건화물 선박량 • 운송량
이상민(2011)	해운위기에 따른 부정기선 해운시장의 운임변동성 영향요인	BDI	• 철광석 해상물동량 • 곡물 해상물동량 • 석탄 해상물동량 • 선복량 • 두바이유 • FFA • 미국, 중국, 일본 PMI • EU OECD 경기선행지표 • IMF 원자재 가격지수
정상국·김성기(2011)	국제유가의 변화가 건화물선 운임에 미치는 영향과 건화물선운임간의 상관관계	BDI, BCI, BPI	• 두바이유가
김창범(2011)	국제금융시장의 충격과 중국의 수입변동성이 건화물 해운시장에 미치는 영향	BDI, BCI, BPI	• 미국의 다우존스지수 • 엔/달러 환율
배성훈·박근식(2016)	부정기선 해운시장의 운임변동성 영향 요인	BDI, BCI, BPI, BSI, BHSI	• 철광석 물동량 • 석탄물동량 • 철광석 수입량(한국, 중국, 일본) • 석탄수출량(호주, 인도네시아) • 철광석 가격 • 석탄가격 • 선복량 • FFA • 유류가격 • 다우존스지수
안영균·이민규(2018)	케이프사이즈 용선료에 미치는 영향 요인	17만 DWT 케이프사이즈 스팟 연평균 용선료	• 케이프 사이즈 선복량 • MGO 가격 • 엔/달러 환율 • 세계 GDP 성장률 • 세계 철광석 물동량 • 세계 석탄 물동량

자료: 이은숙(2008); 김창범(2008); 정근존·하영석(2010); 채수담(2010); 임종관·김우호·고병욱(2010); 이상민(2011); 정상국·김성기(2011); 김창범(2011); 배성훈·박근식(2016); 안영균·이민규(2018) 내용을 바탕으로 저자 작성

2) 모형 구축 방법

해상운임 예측모형을 구축하는 다양한 연구의 구축 방법을 정리하면 〈표 1-2〉와 같다.

〈표 1-2〉 모형의 구축 방법 및 대상

기존 선행연구 요약	본연구
• 기존 연구는 시장의 대표성을 가지는 운임지수를 예측하여, 실용성이 떨어진다는 한계 존재 – 유조선 운임 예측모형은 주로 WS (World Scale)를 대상으로 함; 실제 WS는 달러/일로 환산할 때 기준이 매년 달라지므로 운임 예측에 활용하기에는 적합하지 않음. 인공지능을 도입해 운임지수를 예측했다는 연구적 의미만 존재함 – 건화물선 운임은 대표적인 건화물선 운임지수(BDI, Baltic Dry bulk Index)를 예측하는 연구가 주임 – 최근 들어 스팟운임을 예측하는 연구가 진행되고 있으나, 그 수가 적으며, 스팟운임 역시 케이프, 파나막스선과 같이 선종의 시황을 대표해 최근 불거지고 있는 화물 공급망 붕괴 불안에 따른 변화를 분석하기에는 한계가 존재함	• 대표 항로별 화물의 수요변화에 따른 운임의 변화를 분석하고 전망할 수 있는 유조선, 건화물선 항로별 운임 예측모형을 구축하고자 함 – 코로나19의 재확산, 러시아의 우크라이나 침공사태로 인해 발생하는 공급망 붕괴에 대한 불안감이 운임에 반영되는 상황임 – 유럽연합의 러시아산 석탄 수입 금지와 러시아의 천연가스 공급 중단 선언 등으로 원유 및 석탄 가격이 급등한 상황임 – 원자재에 대한 재고 비축 수요가 증가하고 있는 상황에 운임 또한 높은 수준을 기록 중임 – 다만, 건화물선은 대형선이 중소형선박보다 낮은 운임수준을 기록하는 등의 이례적인 상황이 연출됨 • 항로별 운임예측 모형을 구축함으로써 이 같은 상황에 대한 면밀한 분석을 하고자함 – 항로별 운임을 예측하는 모형은 운임의 변동성, 화물별 수요에 따른 운임의 변화를 파악할 수 있는 수치적 자료로 활용 가능함 • 유조선 운임 예측모형은 대표적 항로인 중동–아시아 항로의 운임을 대상으로 모형을 구축하고자 함 • 건화물선은 대표적 항로 철광석, 곡물 항로의 운임을 예측하는 모형을 구축하고자 함

자료: 저자 작성

〈표 1-3〉 연구 목표

기존 선행연구 요약	참고문헌	본연구
• (목표) 인공지능을 활용한 해상운임 예측모형 구축 • (연구대상) 건화물선과 유조선 중 하나의 시장을 대상으로 함 • (연구범위) 인공지능 도입에 의의를 둠 • (연구방법) 인공지능 알고리즘 활용한 모형구축했으며, 주로 ANN, DNN을 활용	• D V Lyridis(2004) • Lyridis 외(2004) • Jun Li 외 (2006) • Andre A P Santos 외 (2014) • Jianmin Bao 외(2016) • Shynkevich 외(2017) • Payman Eslami 외 (2017) • Bekir Sanhi 외 (2018) • Zaili Yang 외(2019)	• (목표) 인공지능을 활용한 건화물선과 유조선 항로별 해상운임 예측모형 구축 – 유조선과 건화물선 항로에 따른 원자재 현물, 선물 가격을 활용해 모형에 화물별 수요변화 반영 • (연구대상 확대) 건화물선(2개 노선), 유조선(1개 노선) • (연구범위) 변수 범위 확대: 화물의 선물, 현물 가격을 활용함 • (연구방법) 변수 선택 방법론을 이용해 수급요인을 고려한 모형 구축

자료: D V Lyridis(2004); Lyridis et al(2004) ; Jun Li et al (2006); Andre A P Santos et al (2014); Jianmin Bao et al(2016); Shynkevich et al(2017); Payman Eslami et al (2017); Bekir Sanhi et al (2018); Zaili Yang et al(2019) 내용을 바탕으로 저자 작성

2. 기존 연구와 차별성

첫째, 인공지능 기반 건화물선과 유조선 특정 항로의 운임을 예측하는 모형을 구축해 항로에 따른 원자재 수요변화를 반영한 결과를 도출할 수 있도록 한다는 점에서 기존 연구와 차별화된다.

최근 코로나19의 재확산, 러시아의 우크라이나 침공사태로 인해 발생하는 공급망 붕괴에 대한 불안감이 운임에 반영되고 있다. 또한 러시아의 천연가스 공급 중단 선언에 맞서 유럽연합이 러시아산 석탄 수입을 전면 중단하기로 했으며, 이러한 일련의 사건들로 인해 원유, 석탄 등 원자재 가격이 급등한 상황이다. 대표 항로별 화물의 수요변화에 따른 운임변화를 분석하고 전망할 수 있는 모형의 개발 필요성이 대두된다.

원자재에 대한 재고 비축 수요가 증가하고 있어 해상운임 또한 높은 수준을 기록하고 있다. 특히 건화물선은 대형선이 중·소형선박보다 높은 수준을 기록하는 것이 일반적이지만, 화물의 수요에 따라 중·소형선박이 대형선보다 높은 운임 수준을 기록하는 이례적인 상황이 발생하고 있다. 따라서 이번 연구를 통해 항로별 운임 예측모형을 구축하여 이 같은 상황에 대한 면밀한 분석이 가능할 것으로 기대된다.

둘째, 대표 항로별 화물의 수요변화에 따른 운임의 변화를 분석하고 전망할 수 있는 건화물선, 유조선 운임 예측모형을 구축하기 위해 기존 연구에서 활용사례를 거의 찾을 수 없는 원자재 가격과 선물 가격 변수를 모형의 입력변수로 이용하였다.

기존 연구는 시장의 대표성을 가지는 운임지수를 예측하여, 실용성이 떨어진다는 한계를 가진다. 유조선 운임 예측모형은 WS(World Scale)를, 건화물선 운임 예측모형은 BDI(Baltic Dry Index)를 종속변수로 사용한다. 최근 들어 스팟운임을 종속변수로 모형을 구축하는 연구도 진행되고 있으나, 그 수가 많지 않다. 또한 스팟운임 역시 케이프, 파나막스와 같이 선종의 시황을 대표할 뿐, 최근 불거지고 있는 화물 공급망 붕괴 불안에 따른 변화를 분석해 내기에는 그 활용에 한계가 있다.

제3절 기존 보유 모형

KMI 자체 연구를 통해 〈표 1-4〉에서 보는 바와 같이 다양한 모형을 구축하였으며, 기존의 연구와의 차별점이 무엇인지 〈표 1-5〉에서 보여준다.

〈표 1-4〉 기존 모형의 개요

구분		1차 연도 (2019년)	2차 연도 (2020년)	3차 연도 (2021년)
모형		DNN 활용 해상운임 예측모형 (분류)	LSTM 활용 해상운임 예측모형 (회귀)	DNN, LSTM, GRU등 복수 모형 구축 (분류)
배경		• "4차 산업혁명"이라는 용어 대두 • 4차 산업혁명 핵심기술로 '인공지능', '빅데이터' 방법론 등장 • "해운 분야"에 관련 연구방법론 도입의 필요성 제기	모형 확대 필요	• 다양한 모형 확보 필요 • 모형 예측 기간 확장을 통한 활용성 확대에 대한 시장 요구
		• 해운 분야에 다양한 인공지능 연구방법론을 도입 • 모형 구축을 위해 활용해야 하는 데이터의 종류 및 크기 문제 해결에 주안점을 둠 • 운임은 수급 균형의 변화에 따라 결정되나, 이와 관련한 수급 데이터를 모형 구축에 활용하기에 적합한 데이터는 크기가 작다는 한계가 있음		
특징	모형 구축 목적	• 해운 데이터의 변동성이 크다는 점에 착안 • '기술분석' 적용	• 해운 관련 데이터가 가진 시계열 특징에 주목 • '성분분해' 적용 • 시계열 데이터 처리에 적합한 구조를 가진 "LSTM" 활용	• '예측 기간 확장"에 주안점을 둠 • 해운 데이터의' 변동성'을 정량화
	사용 데이터	• 현물: 운임, 용선료 • 선물: FFA 가격		
	데이터 전처리	• 기술분석	• 기술분석 • (추가) 시계열 성분 분해	• 변동성 분석
	입력 변수	• 기술분석 결과	• 기술분석 결과 • 성분분해 (components of time series) 결과	• 변동성 추출 결과
	알고리즘	DNN(Deep Neural Network)	LSTM(Long-Short Term Memory)	DNN, LSTM, GRU
의의		• 해상운임 예측에 인공지능 방법론 적용	• 해운데이터의 시계열적 특성을 활용한 예측모형 개발	• 기존 모형 대비 예측력 향상 • 예측 기간 확장

구분	1차 연도 (2019년)	2차 연도 (2020년)	3차 연도 (2021년)
한계	• 단일 모형	• 기존 시계열 모형과 유사한 한계를 보임	• 복수모형 구축을 통해 단일 모형의 편향 발생 가능성을 보완 • 예측 기간 확장 • 'KMI 분기 보고서'에 예측 결과를 제공 예정
활용	• (2019년 1월~현재) 'KMI 주간시황포커스'에 모형 결과를 서비스	• (2020년 5월~현재) 인공지능, 시계열 모형 결과를 서비스	

자료: 저자 작성

〈표 1-5〉 제안 모형 개요

구분		모형 고도화 (2022년)
모형		유조선 모형 구축 및 건화물선 모형 고도화
배경		• 이번 연구를 통해 해운시장을 대표하는 선종의 예측모형 확보 가능 • 화물 수요변화에 따른 건화물선과 유조선 세부 항로별 운임 변동성이 확대되어 이에 대한 예측연구 필요성 대두 • 시장 심리가 반영된 화물 가격을 사용해 모형 구축에 있어 한계로 작용하던 데이터 종류 및 크기 문제 개선
특징	모형 구축 목적	• 유조선과 건화물선 항로별 운임이 화물의 수요변화에 따라 동조화된다는 점에 착안 • 수급 데이터 종류 및 크기 한계를 해결하고자 화물 가격 선물 및 현물 가격 활용
	입력 변수	• 운임, FFA, 용선료 • 화물의 선물, 현물 가격 데이터 추가 • 데이터 전처리 과정에서 입력변수를 행의 개념에서 벡터의 개념으로 확대해 사용
	알고리즘	• DNN, LSTM 도입
의의		• KMI 보유 모형 확대 • 화물의 수요변화가 반영된 세부 항로별 모형 개발
모형의 활용		• 주간지 및 분기 보고서에 결과 활용 • 모형 결과를 바탕으로 한 서비스 전 모형 검증 및 시범 서비스 필요

자료: 저자 작성

이번 모형 고도화 연구에서는 DNN과 LSTM 인공지능 알고리즘을 활용하여 예측모형을 구축하는 것을 목적으로 하며, 특히 유조선 모형을 추가로 구축함으로써 해운시장을 대표하는 컨테이너선, 건화물선, 유조선의 세 선종에 대한 예측 모형을 확보하여 앞서 언급한 주간지 등 정부, 해운업 종사자 등을 대상으로 예측 서비스를 제공하고자 한다.

또한 건화물선 예측모형은 최근 코로나19, 러시아의 우크라이나 침공사태 등으로 원자재에 대한 수요가 커지고 있는 가운데, 이러한 시장에서의 화물 가치 등 수요변화에 따른 건화물선의 항로별 운임 변동성 변화를 반영한 예측모형을 구축하고자 하였다. 하지만 운임의 수요라고 정의되는 해상물동량 데이터는 종류가 많지 않을 뿐만 아니라 저빈도 데이터가 많아 목적하는 정도의 모형 예측력을 확보하기 어려웠다. 이에 본 연구에서는 원자재에 대한 시장의 심리가 반영된 것으로 가정할 수 있는 화물의 가격 데이터 즉, 화물의 현물과 선물 가격 데이터를 입력변수로 활용해 기존 해상물동량 데이터가 가지고 있는 데이터 크기 등의 한계를 해결하고자 하였다.

02
건화물선 해상운임 예측모형

본 장에서는 건화물선의 특정 항로 운임을 예측하는 모형을 변수의 조합에 따라 구축하고 성능검증 지표에 따른 모형 간 비교를 통해 최적모형을 제시하였다.

제1절 연구 목적 및 범위

1. 연구 목적

본 장에서는 건화물선 예측 범위를 항로별로 세분화하여 화물별 수요변화에 따른 해상운임 예측이 가능한 모형을 구축하고자 한다. 이를 위해 운임에 영향을 미치는 변수를 발굴하고 다양한 변수 조합을 통해 인공지능 알고리즘을 이용한 예측모형을 구축한다. 또한 모형 간 비교를 통해 예측력과 신뢰성 높은 적합한 모형을 선택하였다.

KMI 해운빅데이터연구센터는 2019년부터 DNN, LSTM 등 인공지능 모형[7]과 VAR, VECM 등 계량모형[8]을 개발하고 유지 중이다. 모형 중 전

자는 인공지능 방법론을 해운 분야에 적용하고, 기술적 분석(Descriptive Analysis)을 데이터 전처리 과정에 도입해 생성 주기가 길다는 해운 데이터의 한계를 해결하고 해상운임모형의 예측력과 예측 기간을 확장한 바 있다. 이번 연구에서는 공급망 붕괴 이슈에 주안점을 두어 화물에 따른 항로별 운임을 예측하는 모형을 개발하고자 한다.

2. 연구 범위

5대 건화물 중 하나인 철광석을 운송하는 대표 항로 '브라질-중국'과 '호주-중국' 항로 운임을 예측하는 데에 적합한 변수 및 변수 간 조합을 바탕으로 예측력 높은 모형을 구축하고자 한다(〈그림 2-1〉). 철광석과 원료탄은 대형선에 속하는 케이프선으로 운송되며, 〈그림 2-2〉에서 보는 바와 같이 전 세계 철광석 중 80% 이상을 호주와 브라질에서 생산 및 수출하고 있다. 기존 모형은 건화물선 시장에 집중해 개발되었으며, 케이프선, 파나막스선, 수프라막스선 시장 등 세분된 건화물선 시장의 운임 예측 결과를 제시해, 시장참여자에게 활용 가치를 높였다.

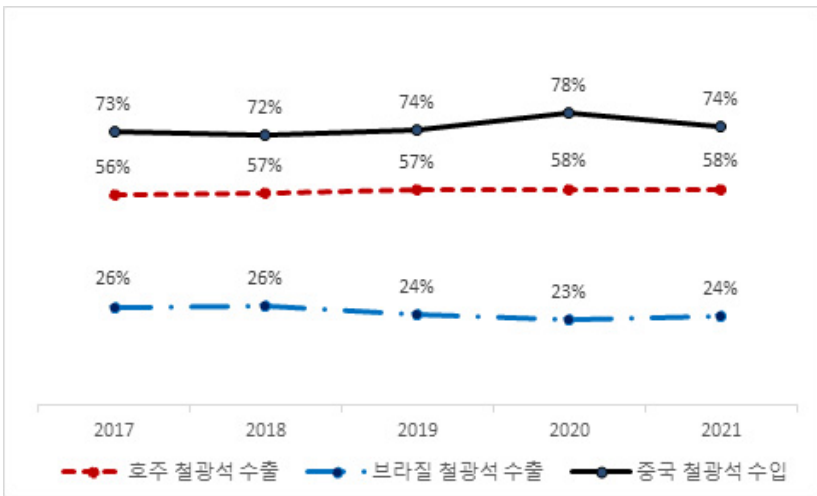
그러나 최근 코로나19, 러시아의 우크라이나 침공 등과 같은 예상외 사태가 발생해 공급망 붕괴에 대한 불안감이 시장으로 확산하고 있다. 또한 이상기후 현상으로 특정 항만에 폭우가 내리거나 코로나19로 인한 항만 노동력 부족 문제로 항만 지연이 나타나는 등의 이슈들이 세계 각지에서 발생하면서 일부 항로 운임이 이례적으로 상승하기도 했다. 하지만 현재의 운임 예측모형은 여러 항로 운임을 가중평균한 형태로 활용하기에 선형별 시장 상황판단에 대한 활용은 가능하나 세분된 시장 상태를 파악하기 어렵다.

7) 윤희성 외(2019); 황수진 외(2020); 황수진 외(2021)
8) 고병욱 외(2020)

〈그림 2-1〉 주요 철광석 수출입 항로

자료: Maritime South Studies Africa(검색일: 2022.8.10.)

〈그림 2-2〉 세계 철광석 해상물동량 대비 주요국의 철광석 수출입량 비율(2017-2021)



자료: 클락슨 데이터를 가공해 저자 재작성

제2절 건화물선 해상운임 예측모형 구축

1. 이용 데이터

이번 연구의 목적은 건화물선의 특정 항로의 운임과 화물 수요변화에 따른 관계를 이용해 화물에 대한 수요변화가 반영된 모형을 구축하고자 한다. 종속변수로 사용되는 변수는 건화물 대표 항로인 브라질-중국 항로 운임(C3), 서호주-중국 항로 운임(C5)이며, 각 운임은 톤당 달러 단위이다. 독립변수는 용선료, 운임의 파생상품 가격, 선가, 공급, 선속, 수요, 화물의 현물 및 파생의 상품 가격을 사용했다. 철광석 가격은 북중국(CFR) 현물 기준 철광석 62% Fe, 단위는 달러/톤, 철광석 선물은 DCE의 차월물이며, 단위는 RMB/ton이다. 제철용 원료탄은 동호주 항구(FOB) 현물이며 단위는 달러/톤, 원료탄 파생상품 가격은 DCE에서 발간하는 차월물 가격을 사용했으며, 데이터의 단위는 RMB/ton이다.

이번 연구에서 화물 가격 및 해당 화물의 파생상품 가격의 근월물과 차월물은 코리아피디에스를 통해 확보했으며[9], 운임과 FFA는 볼틱[10], 용선료, 선가, 공급, 선속, 수요 데이터는 클락슨[11]에서 제공하는 데이터를 사용하였다.

이들 변수를 정리하면 〈표 2-1〉과 같다. 여기에서 수급과 직접적인 관계가 있는 데이터를 변수로 선정하여 모형을 구축하는 데에는 생성 주기라는 한계 때문임을 보여주고 있다. 예를 들어 전 세계 철광석 해상물동량 데이터 생성 주기가 연간이라 표본 기간 2015년에서 2022년까지 8년 동안 관측되는 데이터는 7개에 불과하다.[12] 모형을 구축하기에 데이터의 크기가

9) PDS 코리아 (검색일: 2022.11.1.)
10) 볼틱(검색일: 2022.11.1.)
11) 클락슨(검색일: 2022.11.1.)
12) 2022년은 6월 30일까지 관측되기 때문에 연간자료는 2021년까지 활용이 가능하다.

작아 예측력이 낮은 모형이 구축될 가능성이 크다. 인공지능 모형을 구축할 때는 일반적으로 데이터를 학습데이터와 테스트 데이터로 구분하여 사용하는데, 실제 모형 구축에는 데이터 총 7개 중 5개를 사용하게 된다. 즉, 모형이 학습을 위해 사용하는 데이터 크기가 너무 작아 모형의 예측 정확도가 높기를 기대하기 어렵다.

〈표 2-1〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터

구분				일별	주간	월간	연간
운임	브라질-중국 항로			▨			
	호주-중국 항로			▨			
	6개월 용선료				▨		
	1년 용선료				▨		
	5년 용선료				▨		
운임 FFA 가격	TD3C FFA 근월물			▨			
	TD3C FFA 차월물			▨			
선가	신조선가				▨		
	중고선가				▨		
공급	선복량					▨	
	인도량					▨	
	해체량					▨	
선속						▨	
수요	철광석 해상 물동량	교역	전 세계				▨
		수출	호주			▨	
			브라질			▨	
		수입	중국			▨	
	원료탄 해상물동량						▨
화물 가격 (현물, 선물)	철광석 62% Fe, CFR China(TSI)			▨			
	제철용 원료탄(DCE)			▨			
	철광석 62% Fe, 북중국 CFR			▨			
	제철용 원료탄 (동호주 FOB)			▨			

주: 선가, 공급에서 선복량, 해체량, 인도량, 선속은 케이프선에 해당하는 데이터에 한함. 또한 해체 선령 데이터 시계열은 연속성이 결여됨. 관측치 90개 중 33개의 데이터만 존재함
자료: 클락슨, 볼틱 데이터 기준으로 정리하여 저자 작성

모형 구축에 사용하는 데이터에 대한 사항은 〈표 2-2〉와 같으며, 모든 변수의 표본 기간은 2015년 1월 5일부터 2022년 6월 30일까지이며, 연간으로는 2022년을 제외하고 7개, 월간은 90개, 일간은 1,710개의 관측치를 모형 구축에 활용하였다.

〈표 2-2〉 건화물선 운임 관련 변수 상세

구분			설명
운임 (선물, 현물)		브라질-중국 항로 운임 호주-중국 항로 운임	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
용선료		케이프선 6개월, 1년, 5년 용선료	• 주간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월
운임 FFA 가격		브라질-중국 근월물 호주-중국 근월물	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
		브라질-중국 차월물 호주-중국 차월물	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
선가		케이프선 신조선가 중고선가	• 주간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월
수요		철광석 해상물동량 원료탄 해상물동량	• 연간 • 표본 기간: 2015년 – 2022년 • 관측치: 22년 제외 7개
		호주 철광석 수출량 브라질 철광석 수출량 중국 철광석 수입량	• 월간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 총 90개
공급		케이프선 인도량 케이프선 해체량 케이프선 선복량	• 월간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 총 60개
화물가격	선물	철광석 62% Fe, CFR China(TSI)	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
		제철용 원료탄(DCE)	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개

구분			설명
	현물	철광석 62% Fe, 북중국 CFR	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
		제철용 원료탄(동호주 FOB)	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 1,710개
기타		선속	• 월간 • 표본 기간: 2015년 1월 – 2022년 6월 • 관측치: 총 60개

자료: 클락슨, 볼틱, PDS 코리아 데이터를 이용하여 저자 작성

2. 이용 데이터의 통계적 특성

이번 연구에서는 일별, 주간, 월간, 연간 시계열 데이터를 사용한다. 데이터 정보를 모형 구축에 반영하기 위해서 고빈도 데이터를 저빈도 데이터로 변환하여 데이터가 가지고 있는 고유 정보 손실을 최소화하고자 하였다. 즉 일별 데이터는 주간, 월간, 연간으로 변화해 사용하였으며, 그 결과는 다음과 같다. 각 데이터는 〈표 2-3〉과 같이 축약형으로 표시하였다.

〈표 2-3〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터

구분			표기
운임	브라질-중국 항로		bc
	호주-중국 항로		ac
	6개월 용선료		tc6m
	1년 용선료		tc1y
	5년 용선료		tc5y
운임 FFA 가격	FFA 근월물	브라질-중국	bc_f_n
		호주-중국	ac_f_n
	FFA	브라질-중국	bc_f_f

구분				표기
	차월물	호주-중국		ac_f_f
선가	신조선가			nprice
	중고선가			sprice
공급	선복량			fleet
	인도량			deli
	해체량			demol
선속				spd
수요	철광석 해상 물동량	교역	전 세계	wld
		수출	호주	aus
			브라질	brz
		수입	중국	cn
	원료탄 해상물동량			c_coal
화물 가격 (현물, 선물)	철광석 62% Fe, CFR China(TSI)			irn_price
	제철용 원료탄(DCE)			c_coal_price
	철광석 62% Fe, 북중국 CFR			irn_f_f
	제철용 원료탄(동호주 FOB)			c_coal_f_f

주: 선가, 공급에서 선복량, 해체량, 인도량, 선속은 케이프선에 해당하는 데이터에 한함
자료:클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

1) 일별 데이터

(1) 기초통계

일별 데이터는 브라질, 호주의 항로 운임과 각 항로 파생상품 가격, 화물 가격을 사용하여 모형을 구축할 수 있으며, 사용하는 데이터의 일별 통계량은 〈표 2-4〉와 같다.

〈표 2-4〉 일별 시계열 데이터 기초통계치

구분			평균	표준편차	최소	최대	왜도	첨도	쟈크베라
운임	bc		16.86722	7.040584	5.325	48.9	0.948022	1.100688	343.6675
	ac		7.357161	2.994321	2.847	22.855	1.200402	2.006548	699.9436
운임 FFA 가격	FFA 근월물	bc_f_n	16.93374	6.923543	5.583	41.125	0.923152	0.500267	261.4312
		ac_f_n	7.483847	2.888449	2.917	18.813	1.065981	0.902736	383.072
	FFA 차월물	bc_f_f	16.74943	6.672635	5.933	37.25	0.938049	0.428887	264.5745
		ac_f_f	7.463396	2.800818	3.083	17.125	1.032523	0.562132	327.2227
화물 가격 (현물, 선물)	irn_price		91.62518	40.18645	38.5	233.1	1.297266	1.203981	584.5964
	c_coal_price		183.5434	104.0189	72	662.75	1.78674	3.676315	1878.507
	irn_f_f		616.2529	212.6565	285	1315	0.938829	0.350362	260.5832
	c_coal_f_f		1325.642	582.3514	550	3781.5	1.330222	1.958864	780.21

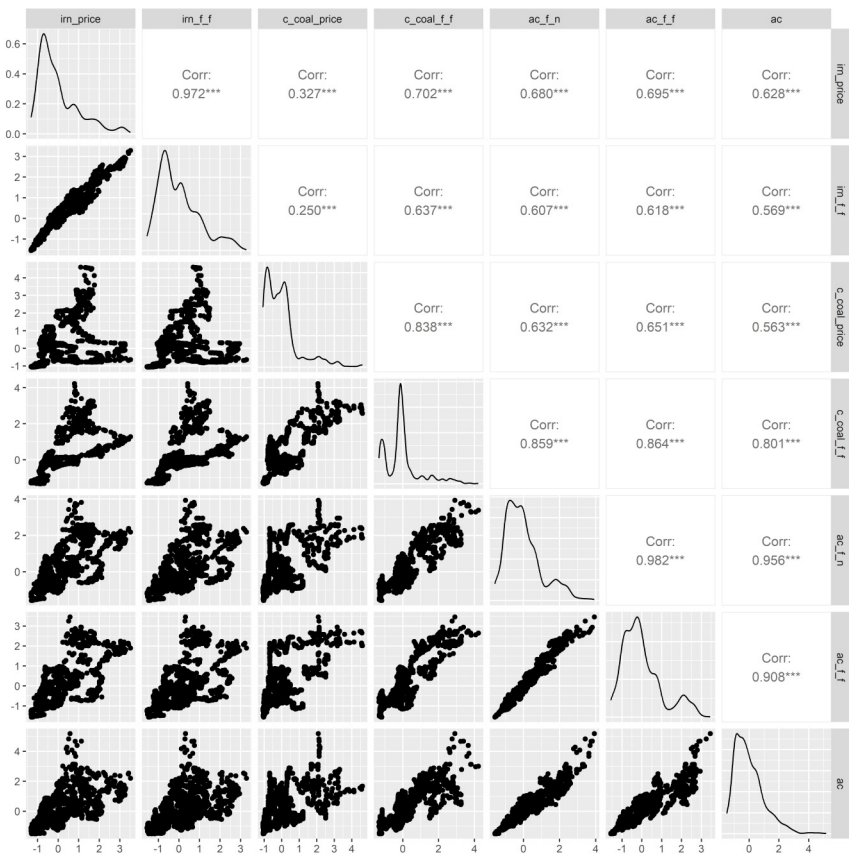
자료: 클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

2) 상관계수

가. 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수

호주-중국 항로 운임과 일별 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-3〉과 같다.

〈그림 2-3〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(일별 데이터)

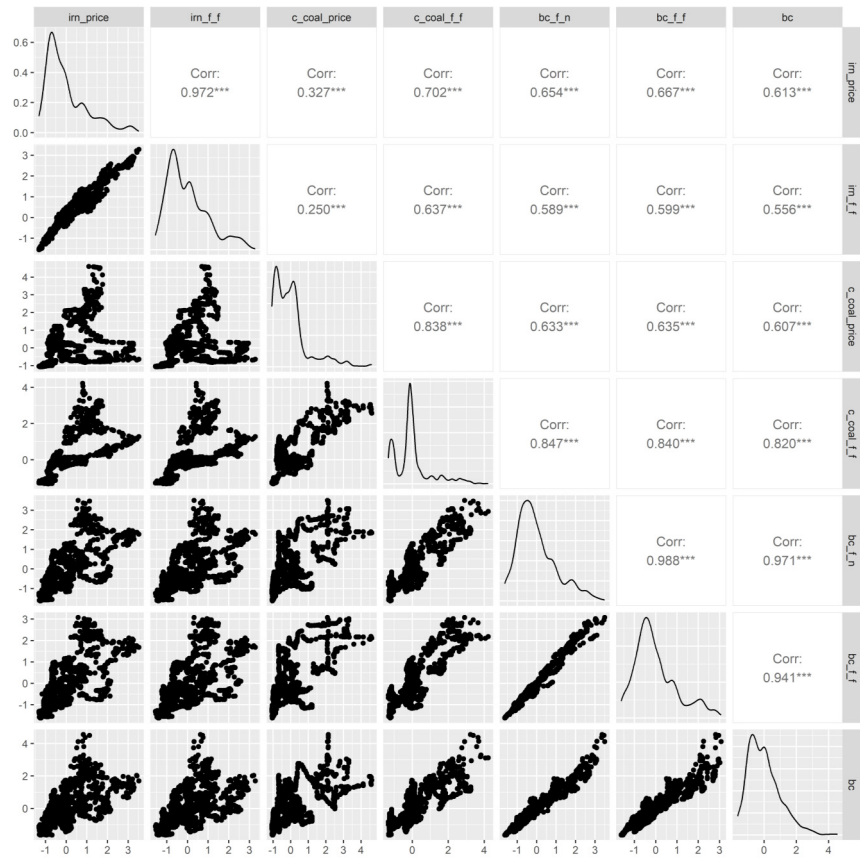


자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임과 변수간 상관계수

브라질-중국 항로 운임과 일별 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-4〉와 같다.

〈그림 2-4〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(일별 데이터)



자료: 저자 작성

2) 주간 데이터

주간 데이터는 기존의 일별 데이터에서 용선료와 선가가 포함된 데이터이며, 선가는 호주와 브라질 항로의 주요 선형으로 고려되는 케이프선을 기준으로 하였다. 이들 데이터의 통계적 특징을 정리하면 〈표 2-5〉와 같다.

〈표 2-5〉 주별 시계열 데이터의 기초통계치

구분			평균	표준편차	최소	최대	왜도	첨도	쟈크베라
운임	bc		16.80539	7.012564	5.4218	46.9816	0.940188	1.013639	73.76433
	ac		7.327965	2.988304	2.847	20.832	1.205792	1.952961	155.6343
	tc6m		18891.49	9663.606	4500	59000	0.956087	0.665331	66.11706
	tc1y		16722.64	6657.678	6025	40625	0.701116	0.12989	31.88415
	tc5y		15412.3	2951.428	9875	22500	0.044507	-0.30067	1.43346
운임 FFA 가격	FFA 근월물	bc_f_n	16.8811	6.923373	5.6864	39.4428	0.928624	0.473917	59.19149
		ac_f_n	7.458804	2.88751	2.9366	18.1654	1.069983	0.865058	85.94198
	FFA 차월물	bc_f_f	16.71962	6.673343	5.9744	36.1878	0.949718	0.444307	61.2818
		ac_f_f	7.450981	2.801932	3.0998	15.9325	1.041305	0.560397	74.91775
선가	nprice		49.11518	5.750769	41.75	64.5	0.871888	0.078152	48.92239
	sprice		31.79319	5.674178	23	46.5	0.509722	-0.27665	17.76764
화물 가격 (현물, 선물)	irn_price		91.63405	40.18246	38.78	226.075	1.28493	1.144961	127.6137
	c_coal_price		183.1705	103.3516	72.18	659.8	1.757854	3.50318	397.4504
	irn_f_f		616.0498	212.9617	288.4	1276.375	0.931551	0.310457	57.3962
	c_coal_f_f		1323.3	581.8908	564.5	3558.7	1.323643	1.883904	170.4663

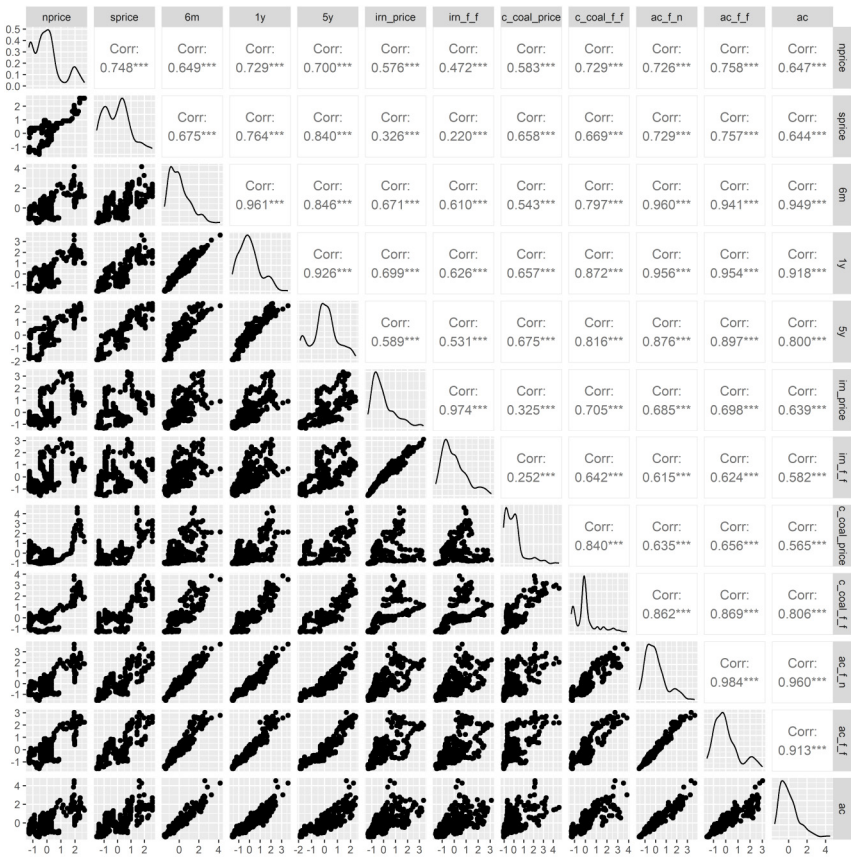
자료: 클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

(2) 상관계수

가. 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수

호주-중국 항로 운임과 주간 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-5〉와 같다.

〈그림 2-5〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(주간 데이터)



자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수

브라질-중국 항로 운임과 주간 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-6〉과 같다.

〈그림 2-6〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(주간 데이터)

자료: 저자 작성

3) 월간 데이터

월간 데이터는 기존의 일별, 주간 데이터에서 공급과 선속, 철광석 해상물동량이 포함된 데이터 셋이며, 이들 데이터의 통계적 특징을 정리하면 〈표 2-6〉과 같다.

〈표 2-6〉 생성 주기에 따른 건화물선 운임 관련 데이터

구분				평균	표준편차	최소	최대	왜도	첨도	쟈크베라
운임	bc			16.8727	6.868423	5.694088	36.11728	0.794101	0.285955	10.26796
	ac			7.367146	2.892378	2.93555	17.11905	0.998949	0.846878	18.74872
	tc6m			18942.97	9461.734	5062.5	45375	0.851265	0.144526	11.41459
	tc1y			16781.1	6605.495	6131.25	34687.5	0.639453	-0.16766	6.382875
	tc5y			15444.5	2941.322	9900	22050	0.000793	-0.42158	0.495
운임 FFA 가격	FFA 근월물	bc_f_n		16.94025	6.872725	5.98784	35.2044	0.856083	0.177917	11.60178
		ac_f_n		7.488302	2.856793	3.08541	15.05844	0.966897	0.368398	15.24236
	FFA 차월물	bc_f_f		16.75291	6.651056	6.35809	34.90461	0.9075	0.282324	13.25105
		ac_f_f		7.469137	2.790989	3.23774	14.80066	0.986974	0.320139	15.69545
선가	nprice			336.2935	23.62248	305.4757	381.0691	0.397578	-1.17536	7.275297
	sprice			672001.8	716672.4	0	3657132	1.60967	2.707087	70.35248
공급	fleet			1505600	789346.7	279740	3830617	0.903118	0.402743	13.51407
	deli			49.14944	5.795373	41.75	63.625	0.85674	-0.0085	11.39845
	demol			31.86125	5.674469	23.4	46.5	0.488238	-0.34126	3.994004
spd				11.27256	0.178889	10.91	11.68	-0.19647	-0.4878	1.295425
수요	철광석	수출	ac.iron	69335.36	5436.732	56776	81477	-0.16148	-0.41332	0.876677
			bc.iron	30195.44	4494.713	18656	39507	-0.49079	-0.41483	4.212631
		수입	cn	89108.48	8410.607	67941	112648.2	0.181541	0.134536	0.669372
	c_coal			91.52618	39.82036	39.725	215.3069	1.255628	1.011055	29.00671
화물 가격 (현물, 선물)	irn_price			184.8307	103.7814	73.27875	602.8375	1.653601	2.965422	78.45692
	c_coal_price			615.0564	210.2694	296.35	1178.581	0.90924	0.219382	13.1435
	irn_f_f			1330.924	583.7152	578.475	3070.765	1.233289	1.397749	31.99801
	c_coal_f_f									

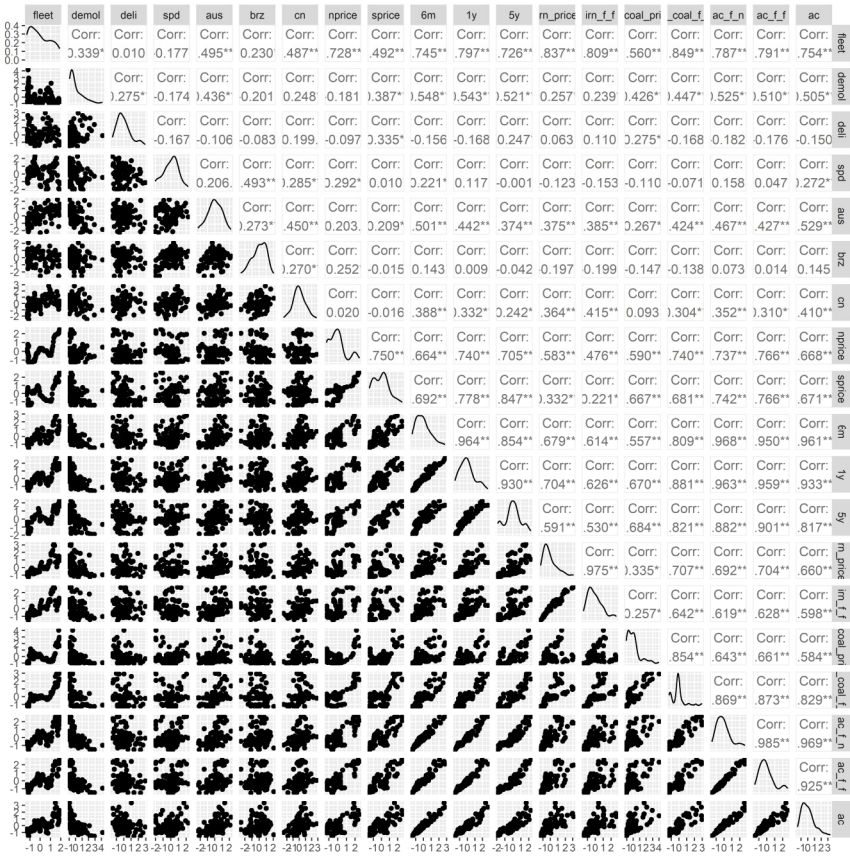
주: 선가, 공급에서 선복량, 해체량, 인도량, 선속은 케이프선에 해당하는 데이터에 한함. 해체 선령 데이터의 시계열은 연속성이 결여됨. 관측치 90개 중 33개의 데이터만 존재함
자료:클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

(2) 상관계수

가. 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수

호주-중국 항로 운임과 월간 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-7〉과 같다.

〈그림 2-7〉 호주-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(월간 데이터)

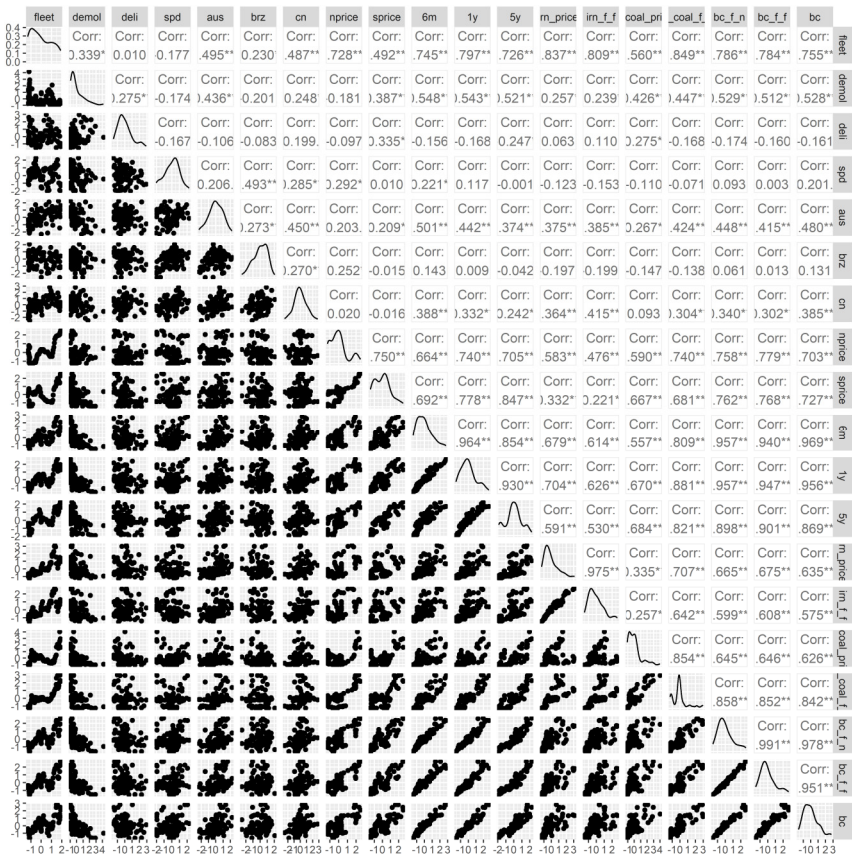


자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수

브라질-중국 항로 운임과 월간 데이터로 생성되는 독립변수와의 상관관계를 살펴보면 〈그림 2-8〉과 같다.

〈그림 2-8〉 브라질-중국 항로 운임과 변수 간 상관계수(월간 데이터)



자료: 저자 작성

3. 변수선정

본 연구에서는 기존 선행연구에서 모형구축에 활용된 변수와 해상물동량을 이용해 철광석 항로의 운임을 추정한다. 이외에도 화물의 선물, 현물가격 및 운임 선물가격, 연료 유가를 변수로 활용해 모형을 구축한다.

모형을 구축하는 과정에서 독립변수의 결정은 모형의 성능에 영향을 주는 중요한 단계이다. 독립변수의 수가 증가하면 증가할수록 모형의 복잡성(model complexity)도 증가하며 과대적합(over fitting)이 발생한다. 모형의 입력변수로 선택된 독립변수의 수가 너무 적으면 종속변수를 제대로 추정하지 못하는 과소적합(under fitting) 현상이 발생하기도 한다.

해상운임은 수요와 공급의 균형에 의해 결정되며, 케이프선 운임 또한 해상물동량과 선복량의 균형에 따라 변화한다. 5대 건화물로 불리는 철광석, 석탄, 보크사이트, 곡물과 인광석 중에 케이프선은 철광석과 석탄을 운송하는 데 주로 투입된다. 이러한 문헌 연구 분석 결과를 바탕으로 변수를 다양하게 고려한다고 하더라도 데이터를 구할 수 있느냐의 현실적 한계와 마주하게 된다. 데이터를 구했다고 하더라도 통계적으로 유의미하고, 정상성을 확보해야만 통계적, 계량적 방법론을 활용해 모형을 구축할 수 있다. 통계 분석에서 데이터 정규성을 가정해야 하므로 왜도와 첨도의 정규분포 가정에 부합하지 않는 값이 나왔을 때는 자연로그 값을 취해 분포를 고르게 해야 하는 등의 문제도 발생한다.

여기서는 릿지와 라쏘를 이용하였는데 변수를 선정하는 데에 있어 방법의 차이를 살펴보고자 한다. 먼저 일반 회귀식의 최적의 계수를 구하기 위해서 사용하는 손실함수의 계산 식은 아래와 같다. 일반적으로는 실제값과 모형의 추정치간의 차이의 합을 손실함수로 정의한다.

$$\mathrm{cost} = \sum \mathrm{e}_{\mathrm{i}}^{2}$$

$$e_i = y_i - \hat{y_i}$$

반면 릿지(Ridge)는 손실함수에 각 변수의 계수값을 제곱한 값의 총 합계에 α라는 패널티를 부여한 값을 곱한 뒤 오차의 총 합과 더한 값을 손실함수로 사용한다. 이를 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\mathrm{cost} = \sum \mathrm{e}_{\mathrm{i}}^{2} + \alpha \sum \mathrm{w}_{\mathrm{i}}^{2}$$

라쏘(Lasso)는 계수값에 절대값을 붙인 후 그 합에 패널티를 곱한 뒤, 오차의 총합을 구하는 방식으로 손실함수를 정의하며, 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\mathrm{cost} = \sum \mathrm{e}_{\mathrm{i}}^{2} + \alpha \sum |\mathrm{w}_{\mathrm{i}}|$$

여기서,

$cost$는 손실함수;
e_i는 i번째 오차;
α는 패널티;
w는 계수값이다.

라쏘와 릿지를 활용해 변수의 계수를 추정함으로써 중요도를 확인해 보고자 한다. 라쏘와 릿지 회귀분석 결과에서도 FFA 1개월물이 운임에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 이외에도 철광석 선물이 중요한 변수로 분석되었다. 반면 브라질, 호주 출발 중국향 항로 운임에 원료탄 현물과 선물 가격이 미치는 영향도가 낮은 것으로 나타났다.

1) 규제를 활용한 일별 데이터의 변수 선택 결과

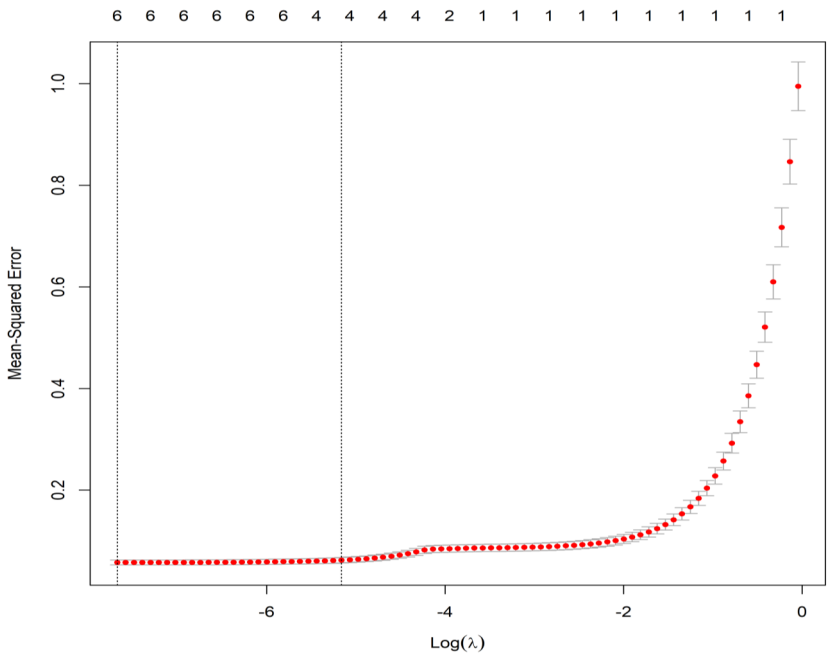
(1) L1 규제를 활용한 변수 선택 결과

L1규제는 종속변수에 미치는 영향력이 작다고 판단되는 변수를 제거해 모형이 일반성(Regularization)을 가지도록 하는 방법이다.

가. 호주-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-9〉는 L1 규제를 실시한 결과이며, 람다값에 로그를 씌운 결과값의 변화에 따른 MSE를 보여주고 있다. 총 6개의 변수 중에서 4개 이상의 변수를 조합하여 모형을 구축했을 때 예측성능이 좋아지는 것을 알 수 있다.

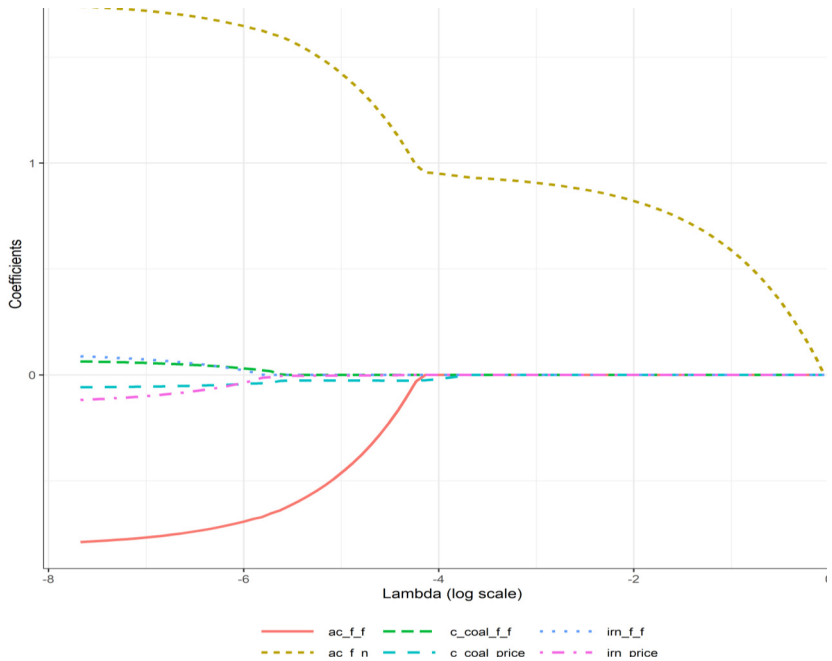
〈그림 2-9〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-10〉은 람다값의 변화에 따라 각 변수의 계수 추정치의 변화를 보여주고 있다. 호주-중국 항로 근월물 가격이 운임에 미치는 영향력이 가장 크다는 것을 확인할 수 있다.

〈그림 2-10〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-7〉은 L1 규제를 실시해 MSE가 가장 작은 람다 값의 변수별 계수 추정치를 보여주고 있다. 모든 변수를 사용했을 때 모형의 성능이 좋은 것으로 나타났다. 모든 변수를 조합하여 모형을 구축했을 때 설명력($\overline{R}^2$)이 94.24%로 5개의 변수를 사용했을 때(93.79%)보다 좋은 것으로 나타났다.

〈표 2-7〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수

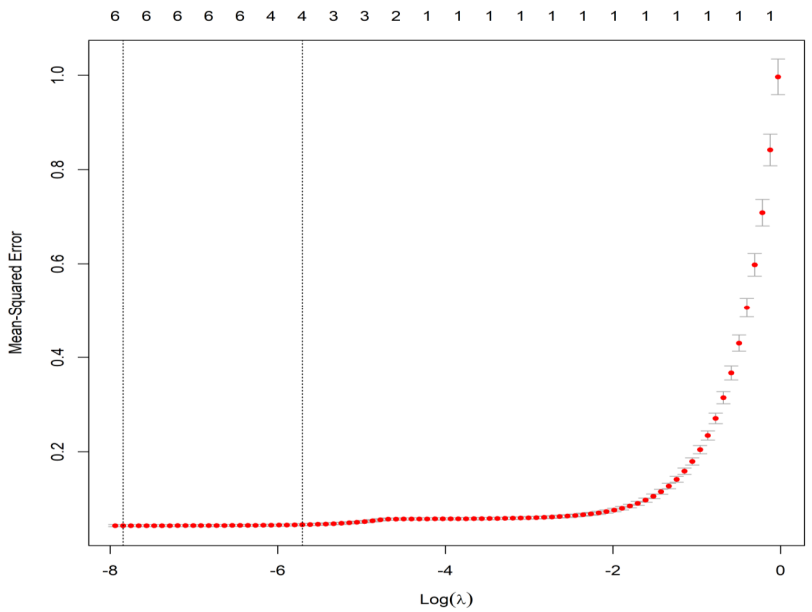
변수	람다(0.0004)	람다(0.0057)
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	-0.1178	-0.0035
철광석 선물 가격	0.0879	0.0000
원료탄 현물 가격	-0.0585	-0.0267
원료탄 선물 가격	0.0637	0.0000
호주-중국 항로 근월물	1.7390	1.4800
호주-중국 항로 차월물	-0.7885	-0.5196
$\overline{R}^2$	0.9424	0.9379

자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-11〉은 L1 규제를 실시해 브라질-중국 항로 운임의 변수를 선택한 결과이다. 변수가 4개 이상일 때 MSE값이 작아지는 것을 확인할 수 있다.

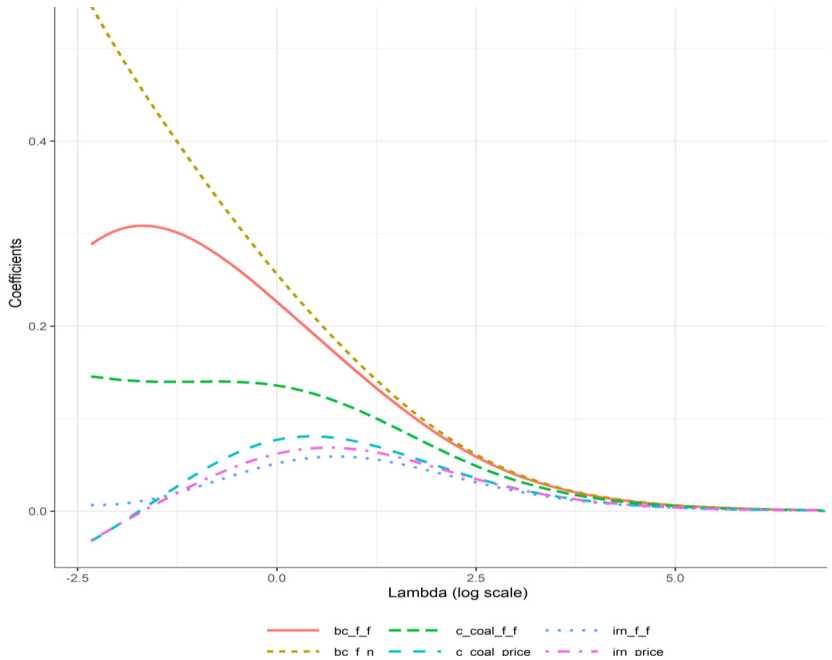
〈그림 2-11〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-12〉는 람다 값의 변화에 따른 각 변수의 계수 추정치를 보여주고 있다.

〈그림 2-12〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-8〉은 브라질-중국 항로의 변수 선택 결과를 보여준다. 람다값이 0에 근접하며, 모든 변수를 사용했을 때 모형의 설명력이 좋다는 결과를 보인다. 모형의 일반성을 확보하는 데 원료탄 현물과 선물 가격, 운임의 FFA 가격의 영향력이 큰 것을 확인할 수 있다. 모든 변수를 사용해 예측모형을 구축했을 때, 모형의 설명력이 95%대로 높은 것으로 나타났다.

〈표 2-8〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.0003)	람다(0.0033)
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	0.0400	0.0528
철광석 선물 가격	0.0330	0.0469
원료탄 현물 가격	0.0526	0.0563
원료탄 선물 가격	0.1400	0.0784
호주-중국 항로 근월물	0.3389	0.1040
호주-중국 항로 차월물	0.2777	0.0988
$\overline{R}^2$	0.9564	0.9504

자료: 저자 작성

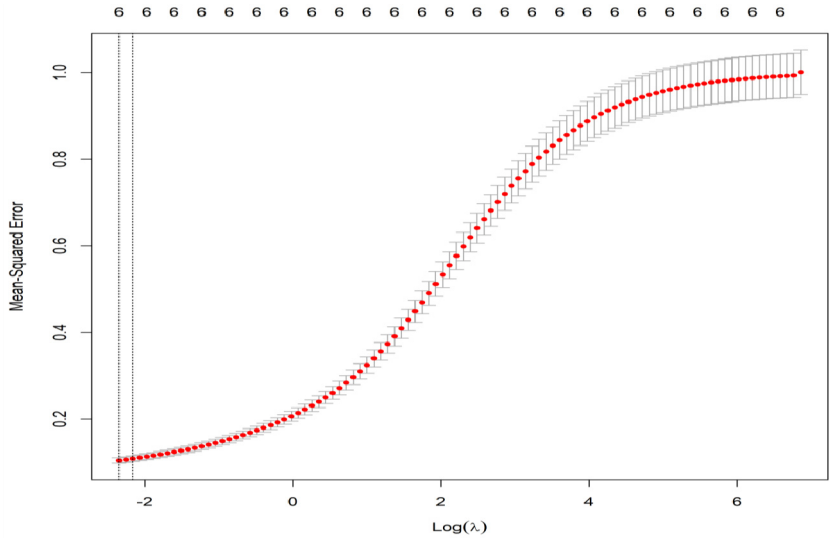
(2) L2 규제를 사용한 변수 선택 결과

L2 규제는 모든 변수에 대한 적절한 계수 값을 결정한다. 각 항로 운임에 따라 변수의 회귀계수 값 크기를 비교해 모형에 미치는 영향력을 확인해 보고자 하였다.

가. 호주-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

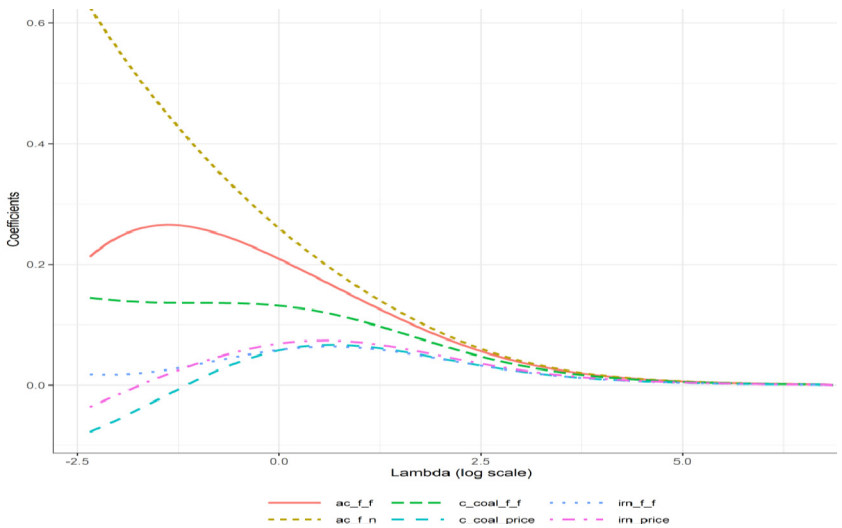
〈그림 2-13〉은 L2 규제를 시행했을 때 호주-중국 항로 운임 예측 모형을 구성하는 변수 6개의 계수에 주어지는 패널티, 즉 람다값이 작을수록 MSE의 크기도 작아짐을 확인할 수 있다. 〈그림 2-14〉에서는 람다값에 따른 계수의 크기를 확인할 수 있어, 어떤 변수의 영향력이 큰지 시각적으로 확인할 수 있다.

〈그림 2-13〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-14〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

MSE의 크기가 가장 작은 람다 값은 〈표 2-9〉에서 보여준다. 람다 값이 0.09562일 때 모형의 설명력이 89.55%로 람다값이 0.11518일 때보다 좋은 것으로 나타났다.

〈표 2-9〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수

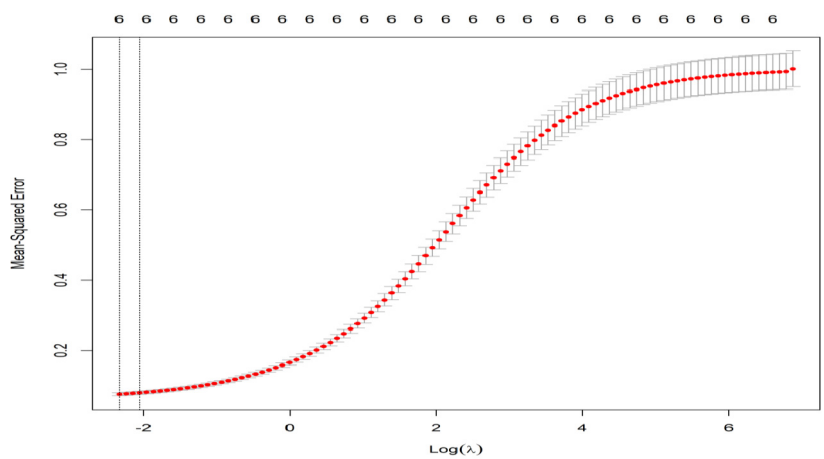
변수	람다(0.09562)	람다(0.11518)
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	-0.0363	-0.0252
철광석 선물 가격	0.0181	0.0173
원료탄 현물 가격	-0.0775	-0.0668
원료탄 선물 가격	0.1447	0.1421
호주-중국 항로 근월물	0.6261	0.5878
호주-중국 항로 차월물	0.2126	0.2318
$\overline{R}^2$	0.8955	0.8912

자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-15〉는 람다값이 작을수록 MSE값이 작다는 결과를 보여주고 있다.

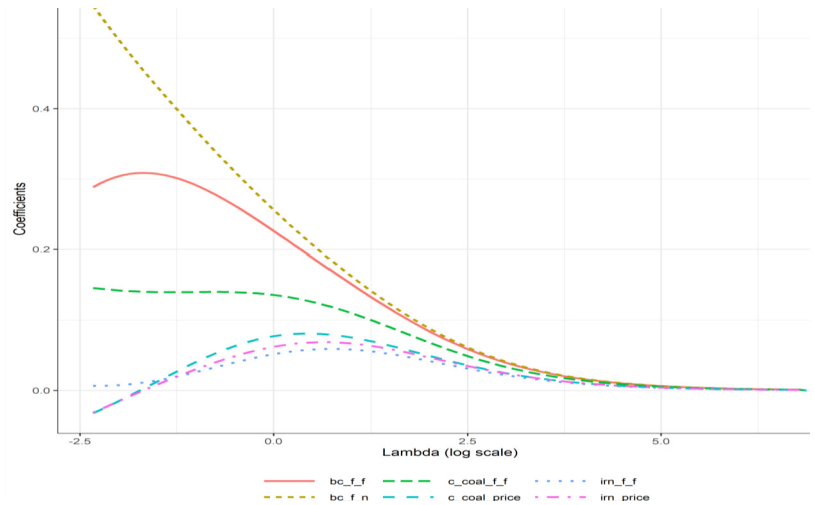
〈그림 2-15〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-16〉은 L2규제를 시행한 후 람다값의 변화에 따라 변화하는 계수의 추정치를 보여준다.

〈그림 2-16〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-10〉은 설명력이 좋은 모형을 구성하는 변수의 계수 추정치를 보여주고 있다.

〈표 2-10〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.09705)	람다(0.12829)
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	-0.0316	-0.0179
철광석 선물 가격	0.0064	0.0071
원료탄 현물 가격	-0.0323	-0.0181
원료탄 선물 가격	0.1457	0.1428
호주-중국 항로 근월물	0.5467	0.5054
호주-중국 항로 차월물	0.2882	0.3021
$\overline{R}^2$	0.9248	0.9207

자료: 저자 작성

(3) L1과 L2 회귀분석 결과 비교

〈표 2-11〉은 호주-중국 항로, 〈표 2-12〉는 브라질-중국 항로 운임에 영향력이 큰 변수를 살펴보기 위해 각 규제를 시행한 결과 중에 설명력이 가장 좋은 변수의 계수 추정치를 비교한 결과이다. FFA 가격이 운임에 가장 큰 영향력을 행사하며, 화물의 현물 가격은 운임과 음의 관계를 가지는 것으로 나타났다. 변수를 선택할 때 모형의 설명력을 높이기 위해서는, 즉 $\overline{R}^2$을 크게하기 위해서는 L1 규제를 선택하는 것이 적절한 것으로 판단된다.

〈표 2-11〉 L1/L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수 선택 결과

변수	L1	L2
람다	0.0004	0.0956
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	-0.1178	-0.0363
철광석 선물 가격	0.0879	0.0181
원료탄 현물 가격	-0.0585	-0.0775
원료탄 선물 가격	0.0637	0.1447
호주-중국 항로 근월물	1.7390	0.6261
호주-중국 항로 차월물	-0.7885	0.2126
$\overline{R}^2$	0.9424	0.8955

자료: 저자 작성

〈표 2-12〉 L1/L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수 선택 결과

변수	L1	L2
람다	0.0003	0.0970
상수항	0.0000	0.0000
철광석 현물 가격	0.0400	-0.0316
철광석 선물 가격	0.0330	0.0064
원료탄 현물 가격	0.0526	-0.0323
원료탄 선물 가격	0.1400	0.1457
호주-중국 항로 근월물	0.3389	0.5467
호주-중국 항로 차월물	0.2777	0.2882
$\overline{R}^2$	0.9564	0.9248

자료: 저자 작성

2) 규제를 활용한 주간 데이터의 변수 선택 결과

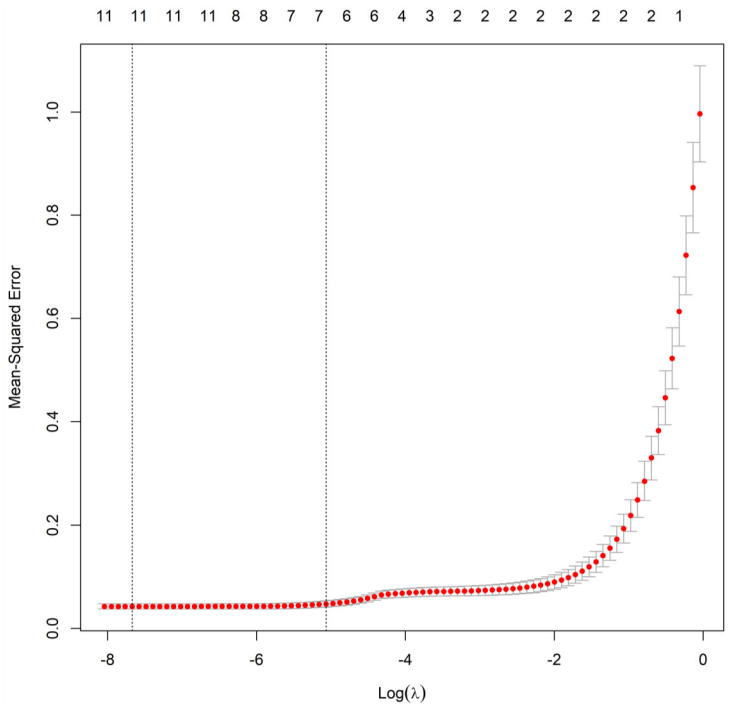
(1) L1 규제를 활용한 변수 선택 결과

주간 데이터를 변수로 하는 모형을 구축하기 위해 최적의 조합을 찾아보고자 L1 규제를 시행하였으며, 그 결과는 다음과 같다.

가. 호주-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-17〉은 L1 규제를 사용한 분석 결과에 따르면 모형의 변수로 사용할 수 있는 변수 총 11개 중 7개 이상을 선택했을 때 MSE 크기가 작아지는 것으로 나타났다.

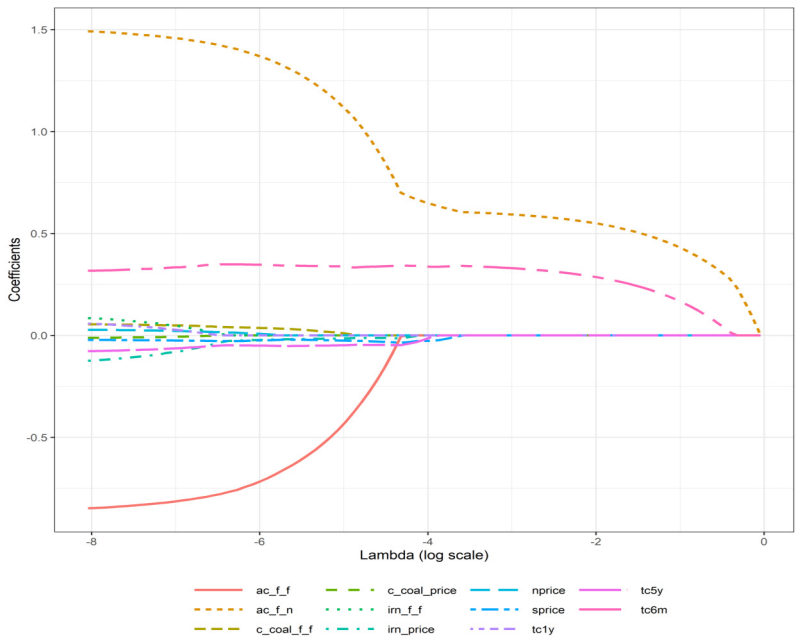
〈그림 2-17〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-18〉에서 보는 바와 같이 대다수 변수의 계수값이 0에 근접했다. FFA 근월물이 운임에 미치는 영향력이 가장 큰 것으로 나타난다.

〈그림 2-18〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-13〉에서 보는 것처럼 람다 값이 작을 때 설명력이 높은 것을 확인할 수 있다. 영향력이 작은 변수는 신조선가, 1년 용선료, 철광석 선물가, 원료탄 현물가이며, FFA근월물의 영향력이 가장 큰 것으로 나타났다.

〈표 2-13〉 L1 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.0004)	람다(0.0063)
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	0.0262	0.0000
중고선가	-0.0229	-0.0244
6개월 용선료	0.3215	0.3386

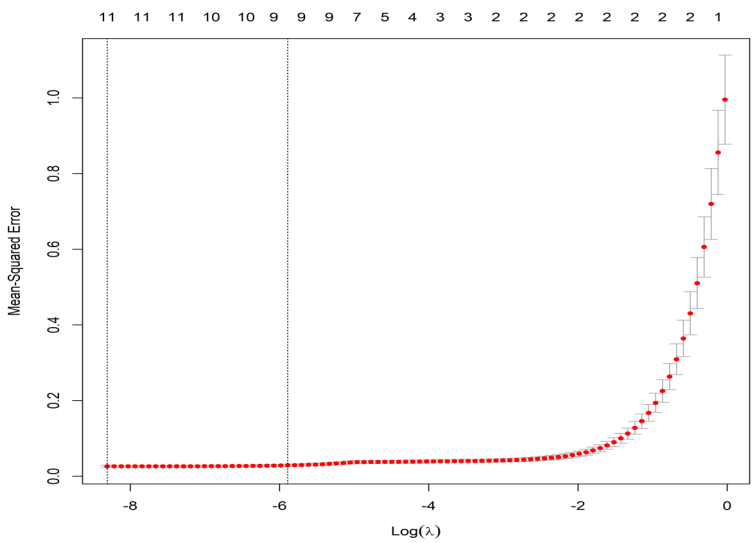
변수	람다(0.0004)	람다(0.0063)
1년 용선료	0.0503	0.0000
5년 용선료	-0.0738	-0.0487
철광석 현물가	-0.1131	-0.0149
철광석 선물가	0.0754	0.0000
원료탄 현물가	-0.0107	0.0000
원료탄 선물가	0.0532	0.0132
호주-중국 항로 근월물	1.4831	1.1435
호주-중국 항로 차월물	-0.8395	-0.4630
$\overline{R}^2$	0.9575	0.9527

자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-19〉에서 보는 바와 같이 독립변수 11개 중 9개 이상을 선택했을 때 MSE의 크기가 작아지는 것을 확인할 수 있다.

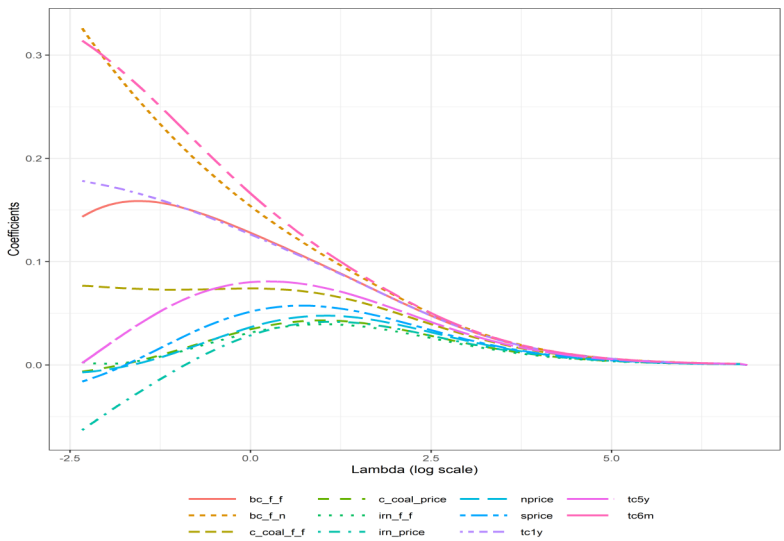
〈그림 2-19〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-20〉에서 보는 바와 같이 각 변수의 계수 추정치는 람다값과 함께 변함을 알 수 있다.

〈그림 2-20〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-14〉는 브라질-중국 항로 운임에 영향력이 가장 큰 변수는 FFA가격과 용선료이며, 화물 가격이 미치는 영향이 크지 않은 것으로 나타났다.

〈표 2-14〉 L1 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.0002)	람다(0.0027)
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	0.0042	0.0478
중고선가	0.0111	0.0565
6개월 용선료	0.2605	0.1107
1년 용선료	0.1631	0.0954
5년 용선료	0.0457	0.0748
철광석 현물가	-0.0202	0.0417
철광석 선물가	0.0057	0.0394

변수	람다(0.0002)	람다(0.0027)
원료탄 현물가	0.0066	0.0431
원료탄 선물가	0.0733	0.0685
호주-중국 항로 근월물	0.2445	0.1061
호누-중국 항로 차월물	0.1583	0.0961
$\overline{R}^2$	0.9735	0.9708

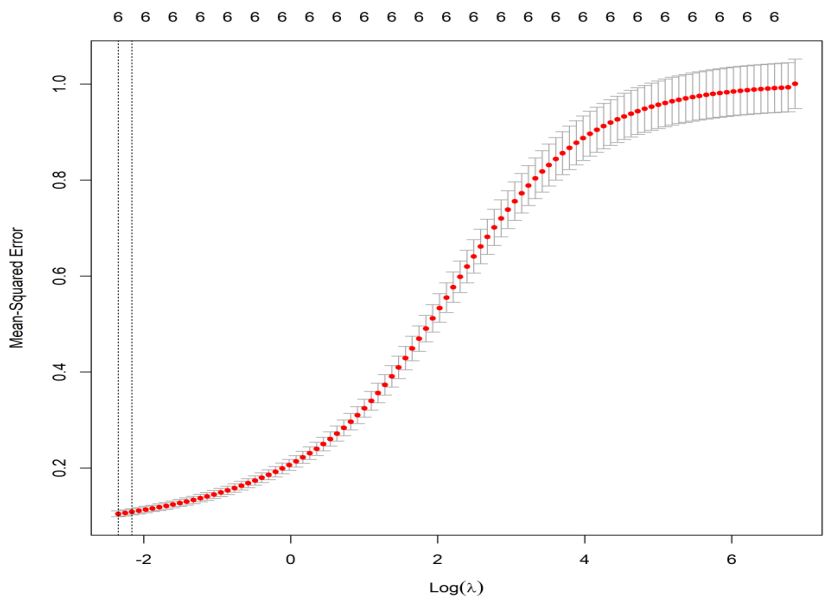
자료: 저자 작성

(2) L2 규제를 사용한 변수 선택 결과

가. 호주-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-21〉에서 보는 바와 같이 람다 값이 작아질수록 MSE의 크기가 작아졌다.

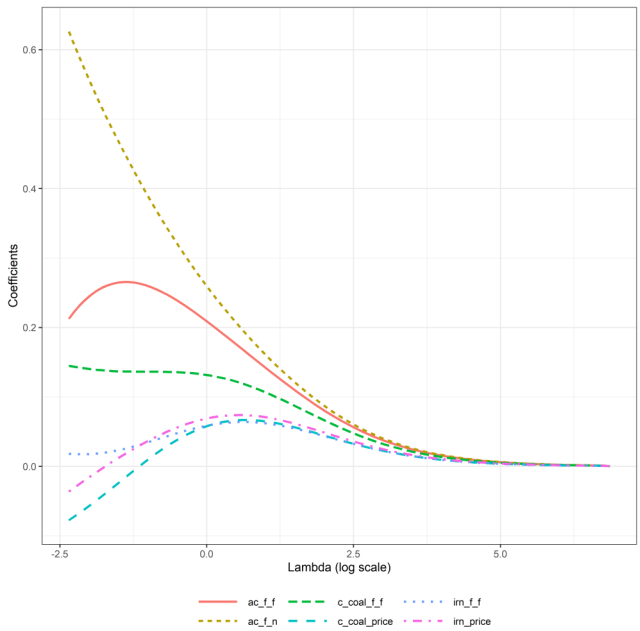
〈그림 2-21〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-22〉는 람다값의 변화에 따른 변수의 계추 추정치를 보여준다.

〈그림 2-22〉 L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-15〉는 설명력이 좋은 모형의 변수 조합 결과를 보여준다. 람다값이 6개월과 1년 용선료, FFA가격이 운임에 미치는 영향력이 컸다.

〈표 2-15〉 L2규제를 활용한 호주-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.0958)	람다(0.1390)
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	-0.0057	-0.0044
중고선가	-0.0434	-0.0356
6개월 용선료	0.3388	0.3177
1년 용선료	0.1621	0.1612
5년 용선료	-0.0579	-0.0345
철광석 현물가	-0.0450	-0.0286

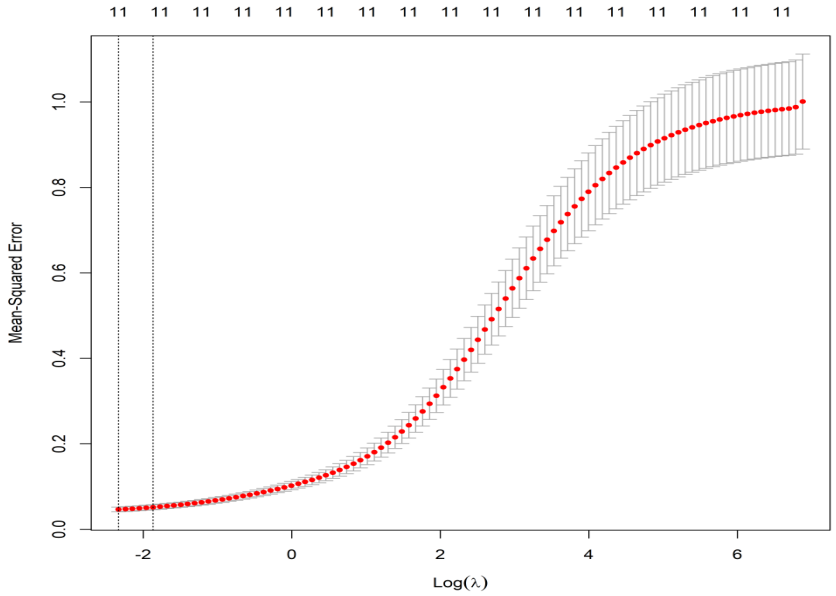
변수	람다(0.0958)	람다(0.1390)
철광석 선물가	-0.0012	0.0000
원료탄 현물가	-0.0380	-0.0305
원료탄 선물가	0.1025	0.0953
호주-중국 항로 근월물	0.4118	0.3580
호누-중국 항로 차월물	0.0839	0.1113
$\overline{R}^2$	0.9232	0.9167

자료: 저자 작성

나. 브라질-중국 항로 운임의 변수 선택 결과

〈그림 2-23〉은 브라질-중국 항로 운임 예측모형을 구축하기위해 앞서 실시한 L2분석의 결과를 보여주고 있다. 람다값이 작을수록 MSE값이 작아진다.

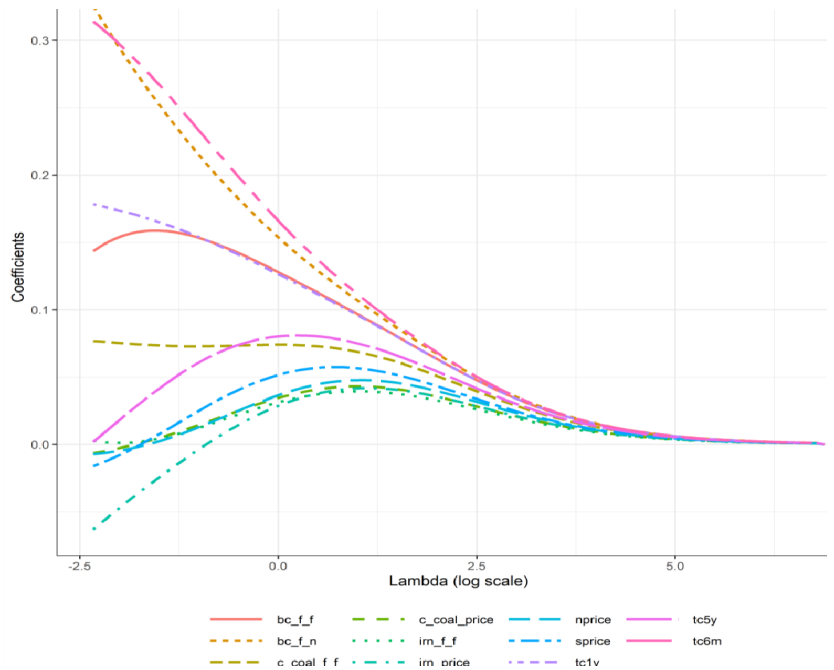
〈그림 2-23〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈그림 2-24〉는 람다값의 변화에 따른 변수별 계수 추정치를 보여준다. 신조선가, 중고선가, 5년 용선료 등 변수는 계수 추정치의 크기가 0에 가까운 것을 확인할 수 있다.

〈그림 2-24〉 L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 운임 변수 선택 결과



자료: 저자 작성

〈표 2-16〉은 MSE 추정치가 가장 작은 즉, 모형의 설명력이 좋은 변수별 계수 추정치를 보여준다. FFA 가격이 역시 가장 영향력이 큰 것으로 나타난다.

〈표 2-16〉 L2규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수의 계수

변수	람다(0.0971)	람다(0.1546)
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	-0.0071	-0.0030

변수	람다(0.0971)	람다(0.1546)
중고선가	-0.0160	-0.0041
6개월 용선료	0.3139	0.2896
1년 용선료	0.1783	0.1717
5년 용선료	0.0018	0.0246
철광석 현물가	-0.0631	-0.0409
철광석 선물가	0.0028	0.0014
원료탄 현물가	-0.0064	-0.0009
원료탄 선물가	0.0767	0.0747
호주-중국 항로 근월물	0.3260	0.2826
호누-중국 항로 차월물	0.1435	0.1566
$\overline{R}^2$	0.9537	0.9484

자료: 저자 작성

(3) 릿지와 라쏘 회귀분석 결과

〈표 2-17〉과 〈표 2-18〉은 각 항로 운임을 예측하는 모형을 구축하는 데 설명력이 가장 좋은 변수의 조합을 보여주고 있다. 각 항로 모두 L1 규제를 사용했을 때의 설명력이 높은 모형을 구축할 수 있음을 확인하였다.

〈표 2-17〉 L1/L2 규제를 활용한 호주-중국 항로 변수 선택 결과

변수	L1	L2
람다	0.0002	0.0958
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	0.0042	-0.0057
중고선가	0.0111	-0.0434
6개월 용선료	0.2605	0.3388
1년 용선료	0.1631	0.1621
5년 용선료	0.0457	-0.0579
철광석 현물가	-0.0202	-0.0450
철광석 선물가	0.0057	-0.0012
원료탄 현물가	0.0066	-0.0380

변수	L1	L2
원료탄 선물가	0.0733	0.1025
호주-중국 항로 근월물	0.2445	0.4118
호누-중국 항로 차월물	0.1583	0.0839
$\overline{R}^2$	0.9735	0.9232

자료: 저자 작성

〈표 2-18〉 L1/L2 규제를 활용한 브라질-중국 항로 변수 선택 결과

변수	L1	L2
람다	0.0002	0.0971
상수항	0.0000	0.0000
신조선가	0.0042	-0.0071
중고선가	0.0111	-0.0160
6개월 용선료	0.2605	0.3139
1년 용선료	0.1631	0.1783
5년 용선료	0.0457	0.0018
철광석 현물가	-0.0202	-0.0631
철광석 선물가	0.0057	0.0028
원료탄 현물가	0.0066	-0.0064
원료탄 선물가	0.0733	0.0767
호주-중국 항로 근월물	0.2445	0.3260
호누-중국 항로 차월물	0.1583	0.1435
$\overline{R}^2$	0.9735	0.9537

자료: 저자 작성

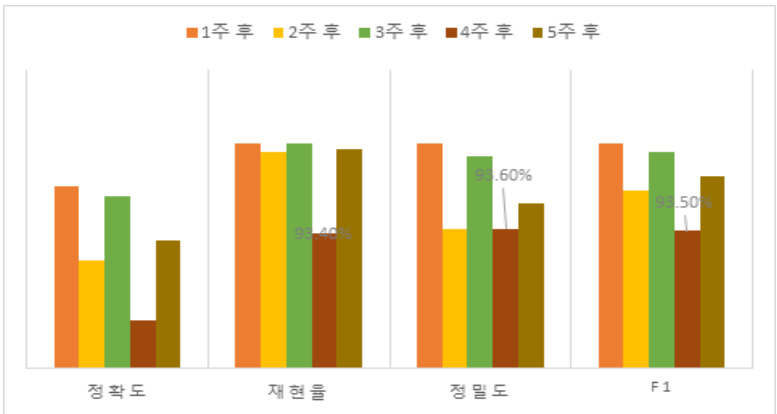
제3절 건화물선 해상운임 예측모형 예측 결과

1. DNN에 기반한 해상운임 예측모형 결과

철광석 현물, 선물과 호주, 브라질의 FFA 1개월물을 변수로 호주-중국 항로 운임을 예측한 결과 5주 후에도 예측력이 높은 것을 확인할 수 있다. 또한 재현율과 정밀도, F1도 모두 높은 수준을 보여, 모형이 운임 상승과 하락 모두를 맞출 확률이 높은 것을 확인하였다.

〈그림 2-25〉 호주-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA)

단위: %



자료: 저자 작성

〈표 2-19〉 호주-중국 항로의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA)

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
1주 후	95.3	97.0	97.0	97.0
2주 후	92.3	96.7	93.6	95.1
3주 후	94.9	97.0	96.5	96.7

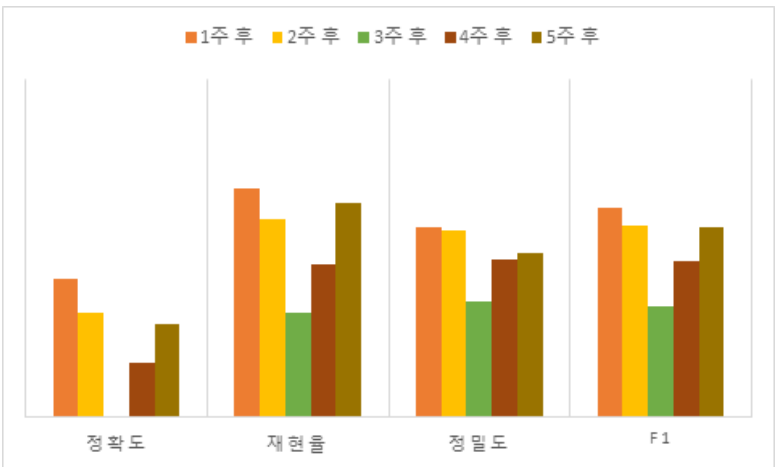
학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
4주 후	89.9	93.4	93.6	93.5
5주 후	93.1	96.8	94.6	95.7

주: 은닉층은 2개임
자료: 저자 작성

브라질-중국 항로 운임 예측에도 높은 예측력을 보이는 것을 확인하였다. 대부분 성능지표가 90%대를 보이며, 예측력이 안정적인 모형임을 확인하였다.

〈그림 2-26〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA)

단위: %



자료: 저자 작성

〈표 2-20〉 브라질-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격, FFA)

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
1주 후	92.9	96.1	94.7	95.4
2주 후	91.7	95.0	94.6	94.8

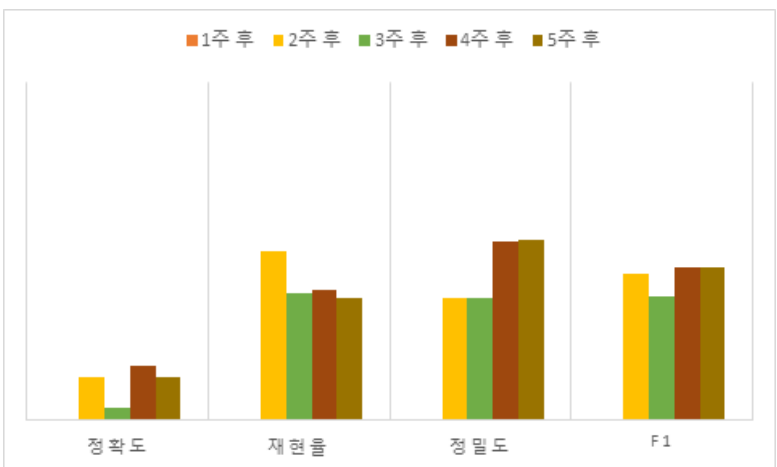
학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
3주 후	87.8	91.7	92.1	91.9
4주 후	89.9	93.4	93.6	93.5
5주 후	91.3	95.6	93.8	94.7

주: 은닉층은 2개임
자료: 저자 작성

모형의 예측력에 가장 큰 영향력을 미칠 것으로 예상되는 FFA가격을 제외하고 철광석과 원료탄 현물, 선물 가격 변수를 조합해 모형을 구축한 후, 예측 결과를 〈그림 2-27〉과 〈표 2-21〉에서 제시하였다.

〈그림 2-27〉 호주-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %



자료: 저자 작성

〈표 2-21〉 호주-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
1주 후	63.5	76.3	75.7	76.0

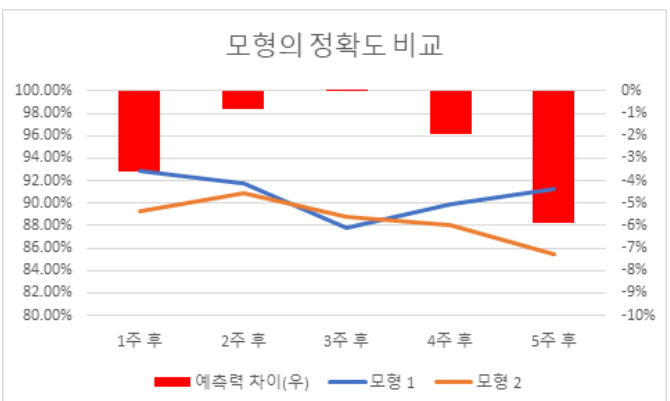
학습-테스트 비율 (70-30)	정확도	재현율	정밀도	F1
2주 후	89.5	94.0	92.3	93.2
3주 후	88.4	92.5	92.3	92.4
4주 후	89.9	92.6	94.3	93.4
5주 후	89.5	92.3	94.4	93.4

주: 은닉층은 2개임
자료: 저자 작성

모형 구축에 FFA 가격 포함 여부에 따라 최대 -31.8% 차이가 발생하였다〈그림 2-28〉.

〈그림 2-28〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 기간에 따른 성능지표 비교
(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %

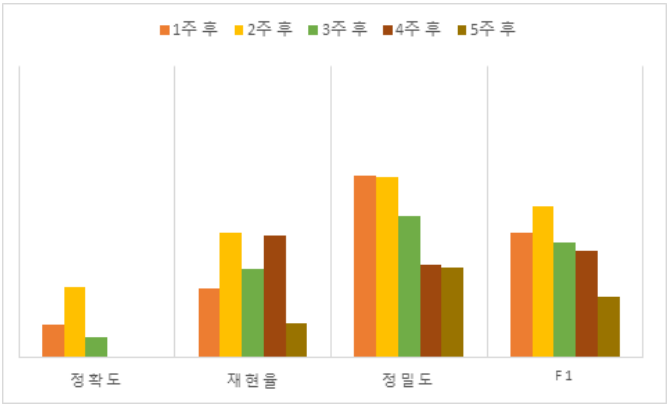


자료: 저자 작성

모형 예측력에 가장 큰 영향력을 미칠 것으로 예상되는 FFA 가격을 제외하고 철광석과 원료탄 현물, 선물 가격 변수를 조합해 모형을 구축한 후, 브라질-중국 항로 운임을 예측한 결과를 〈그림 2-29〉와 〈표 2-22〉에서 제하였다.

〈그림 2-29〉 브라질-중국 항로 모형의 예측 결과(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %



자료: 저자 작성

〈표 2-22〉 브라질-중국 항로 모형의 성능지표 비교(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %

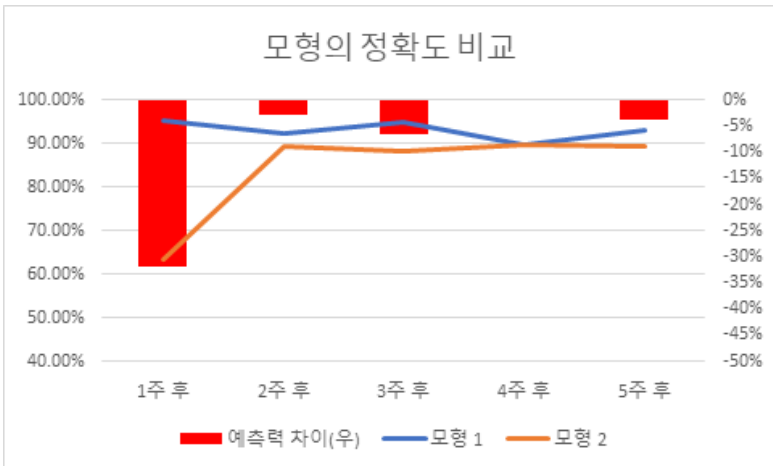
학습-테스트 비율 (70-30)	은닉층			
	2층(c5)			
	정확도	재현율	정밀도	F1
1주 후	89.3	90.8	95.5	93.1
2주 후	90.9	93.1	95.4	94.2
3주 후	88.8	91.6	93.8	92.7
4주 후	88.0	93.0	91.8	92.4
5주 후	85.4	89.4	91.7	90.5

자료: 저자 작성

〈그림 2-30〉을 통해 알 수 있듯이 모형 구축에 FFA 가격 포함 여부에 따라 최대 -31.8%p 차이가 발생하였다.

〈그림 2-30〉 호주-중국 항로 모형의 예측 기간에 따른 성능지표 비교
(철광석 석탄 현물, 선물 가격)

단위: %



자료: 저자 작성

월간 단위 데이터인 철광석 해상물동량과 연료유가를 사용해 모형을 구축한 후, 모형성능지표를 이용해 평가한 결과를 〈표 2-23〉에서 제시하였다.

〈표 2-23〉 월간 단위 데이터 활용 모형의 성능지표 비교

단위: %

	은닉층 개수 2, 학습-테스트 비율 (70-30)				
	정확도	재현율	정밀도	F1	변수 조합
모형1	57.7	62.5	66.7	64.5	호주, 브라질, 중국 철광석 해상물동량, 연료유가
모형2	53.8	58.3	50.0	53.8	호주, 브라질, 중국 해상물동량, 철광석 석탄 현물, 선물 가격
모형3	53.8	72.7	47.1	57.1	호주, 브라질, 중국 , 철광석, 원료탄 선물, 현물 가격, 연료유가

주: 은닉층 개수는 2개, 학습과 테스트 비율은 70%, 30%임
자료: 저자 작성

03
유조선 해상운임 예측모형 구축

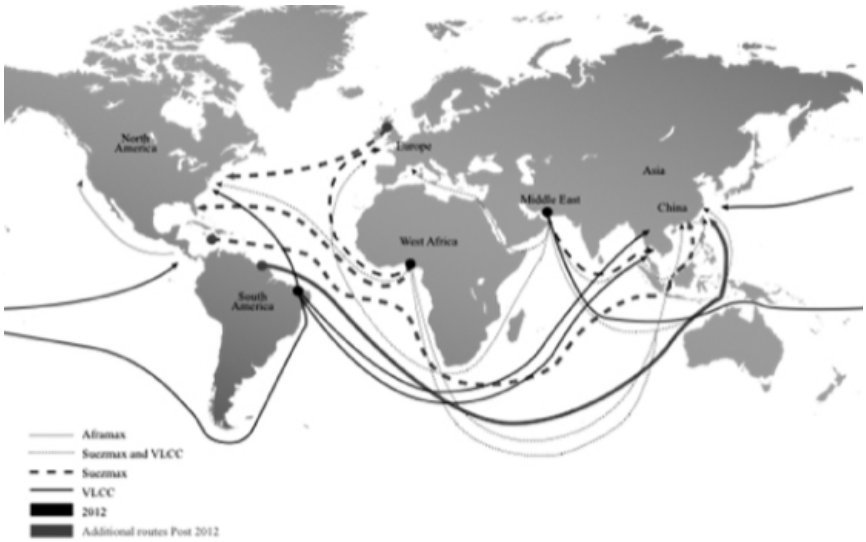
제1절 연구 배경 및 목적

유조선 운임 예측모형을 구축하는 것이 이번 연구의 주된 목적 중 하나이다. 본 장에서는 유조선의 대표 항로라고 할 수 있는 중동-중국 항로 운임을 예측하는 모형을 구축함으로써 유조선 시황 변화에 따른 정부, 해운기업 등 이해 관계자 의사결정에 기초 자료로 활용될 수 있도록 한다.

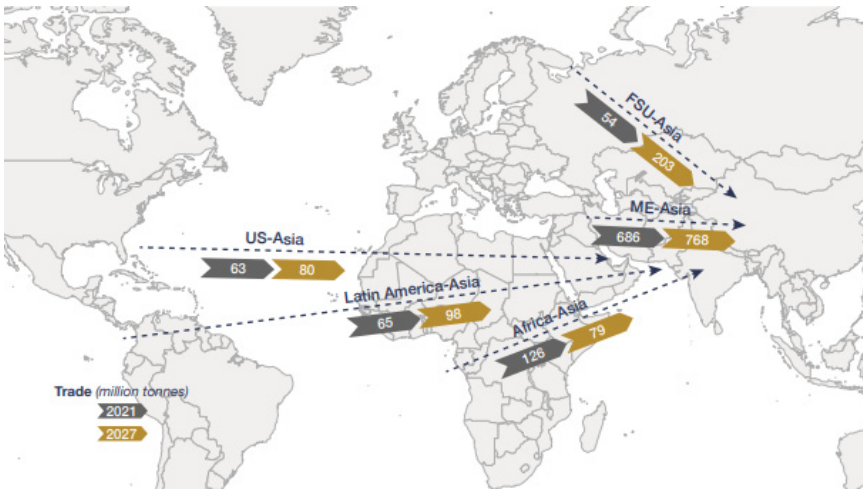
2022년 2월 러시아의 우크라이나 침공사태로 유조선 운임 예측모형 개발 필요성이 더욱 강조되고 있다. 〈그림 3-1〉에 나타나듯이 러시아는 사우디아라비아에 이어 세계 2위 원유 수출국이며, 세계 원유 수출의 14%[13]를 차지할 정도로, 원유 시장에서 중요한 수출국 중 하나이다. 하지만 이번 사태로 인해 세계 대부분 주요 국가들은 러시아를 제재하기 위해 러시아산 원유 수입을 줄이거나 중단하고 수입지를 다변화하려고 시도하고 있다. 이처럼 유럽이 러시아에 대한 경제 제재를 단행하면서 유럽과 남미 등에서 미국산 원유 수입을 늘리고 있어 미국산 원유 수출량은 사상 최고치를 기록했으며, 전문가들은 미국산 원유 수출 증가 현상이 상당 기간 계속된다고 전망한다.

13) 드류리 유조선 2분기 보고서 2021년 기준

〈그림 3-1〉 유조선 주요 항로



자료: United States Securities and Exchange Commission(검색일 : 2022.8.10.), https://www.sec.gov/Archives/edgar/data/1627482/000119312515056485/d836806df1a.htm



자료: Drewry(2022), Crude Tanker Forecaster Quarter2, p.29

이처럼 원유시장에 불확실성이 그 어느 때보다 확대되고 있으며, 유조선 부분에서도 모형을 구축하고 운용해야 할 필요성이 높아졌다. KMI 해운빅데이터연구센터는 2019년부터 DNN, LSTM 등 인공지능 알고리즘을 활용해 건화물선 선형별 운임을 예측하는 모형을 개발하고, 2020년에는 전통적 계량 방법론인 VAR(Vector Auto Regression), VECM 모형을 추가 구축하였다. 각 모형의 구축 과정은 연구 보고서를 통해 공식적으로 발표하였으며, 모형의 예측 결과는 매주 주간지를 통해 제공하고 있다.[14] 2022년에는 부산대학교, 산업연구원과 협동 연구를 통해 컨테이너 운임 예측모형을 구축하였다.[15] 이번 연구를 통해 유조선 운임 예측모형을 구축함으로써 해운시장을 대표하는 세 가지 선종의 운임 예측모형을 확보하게 되며, 이를 활용해 정부를 비롯한 선사, 화주 등에게 정보제공이 가능하게 된다.

이번 연구를 통해 개발하는 유조선 운임 모형은 운임이 수급 균형 변화에 따라 결정된다는 점에 착안해 화물의 가격 정보를 변수로 활용하여, 주요 원유 수출국의 공급 사정과 원유에 대한 수요변화에 따라 민감하게 반응할 수 있는 모형을 구축하고자 하였다. 화물 가격은 생성 주기가 짧고 시장의 수요에 따라 변화하기 때문에 해상물동량을 대신해 수요 부분에서 시장의 수요를 반영한 결과물로 해석할 수 있다. 따라서 화물 가격 데이터를 활용하여, 기존 수급 데이터가 가지고 있는 생성 주기의 한계를 보완하고자 하였다.

앞서 언급한 것처럼 운임은 수급의 균형 변화에 따라 결정되며, 운임의 방향성은 이러한 수급 데이터인 해상물동량과 선복량 데이터를 증감률로 변환한 뒤 그 결과를 활용해 결정한다. 이때 사용하는 해상물동량과 선복량 데이터는 첫째, 데이터의 종류가 많지 않으며, 둘째, 데이터의 생성 주기가 길다는 한계를 가지고 있다. 예를 들어 수급 데이터를 이용해 유조선

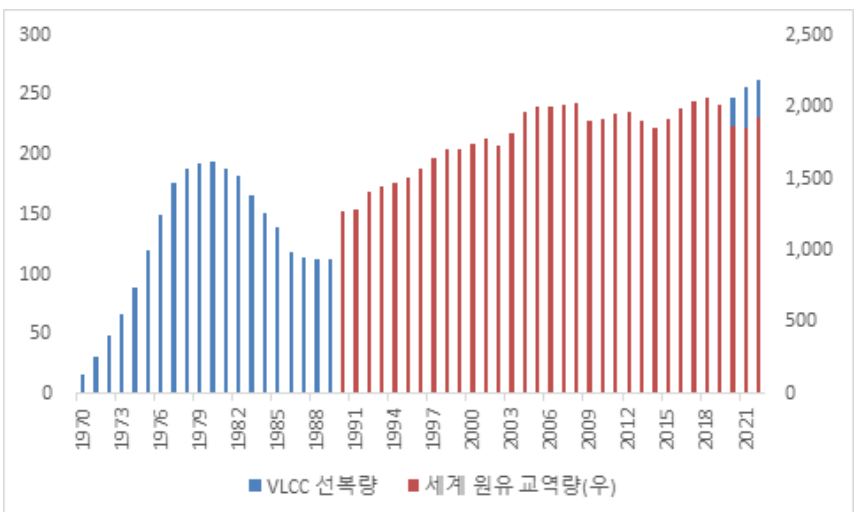
14) 윤희성 외(2019); 황수진 외(2020); 고병욱 외(2020); 황수진 외(2021)
15) 이호춘 외(2022)

운임 예측모형을 구축한다고 한다면, 운임 관련 데이터(일 단위로 생성되는 항로별 운임, 유조선운임지수, 항로별 FFA 등)를 제외하면 공급 부분에서는 월간 단위로 생성되는 선복량, 인도량, 해체량, 발주잔량, 계약량 등이 있으며, 수요에는 연간 단위로 생성되는 세계 원유 해상물동량, 중동 원유 수출량 등의 데이터가 있다.

〈그림 3-2〉와 같이 이들 데이터는 생성 시작점 또는 데이터 자체의 생성 시작 시점이 다른 경우가 많다. 중동-중국 항로 운임과 관련 있는 VLCC (Very Large Crude Oil Carrier)의 선복량 데이터는 1970년부터 생성되기 시작했으며, 세계 원유 교역량 데이터의 생성 시작 시기는 1990년이다 (〈그림 3-2〉). 두 데이터를 사용해 운임 예측모형을 개발한다고 가정하면 결국 1990년부터 2021년까지 총 32개 관측치를 사용하게 된다.[16]

〈그림 3-2〉 중동-중국 항로 운임과 관련한 수급 데이터 생성 주기 비교(연간)

단위: VLCC 선복량 백만 DWT, 세계 원유 교역량 백만 bpd



자료: 클락슨 데이터를 가공하여 저자 작성

16) 연간 데이터는 1월 1일부터 시작해 그 해 12월 31일까지의 영업일을 기준으로 하는데, 현재 시점에서 2022년 데이터는 생성 중으로 연간 데이터로 사용하기에 적합하지 않다.

물론 시장 자체의 변동성이 크지 않다면, 32개의 연간 데이터만으로도 일정 수준의 예측력이 확보된 모형을 구축할 수 있으나, 부정기 시장인 원유선 시장은 해운시장에서 변동성이 큰 시장의 하나로 분류되어 32개의 데이터를 사용해 모형을 구축하면 예측력이 낮을 가능성이 커진다. 고병욱(2020)[17]은 수급 데이터를 활용해 구축한 연간 운임 예측모형의 예측력이 운임, FFA, 용선료 등과 같은 가격 변수를 활용해 구축한 일일, 주간 모형에 비해 낮다고 언급하고 있다. 유조선 운임 예측모형은 VLCC 운임($/day)을 종속변수로 하고, 세계 원유 교역량(톤-마일), 선복량(DWT)을 수급 데이터로 사용하였다. 이때 연간 모형 구축에 사용한 데이터는 1990년부터 2019년까지 총 30개이며, 일일과 주간 모형에는 2016년부터 2019년까지 4년간 총 999개 데이터를 사용하였다.

제2절 선행연구 검토

Beenstock & Vergottis(1989)[18]는 외부 충격으로 인하여 유조선 시장의 반응을 분석하기 위해 운임, 용선, 중고선, 폐선 등 시장을 세분화한 모형을 구축하였다. 세부시장 변화를 파악하기 위하여 변수선정작업을 먼저 수행하고 특정 방법론(3SLS)[19]을 이용해 모형을 정립하였다. 유조선 시장을 예로 들면, 수요와 공급 변수를 이용하여 가설을 세운 후, 실증분석을 통해 모형을 구축하는 방식이다. 이를 통해 유조선 시장 계선률(λ)이 운임과 계선 비용에 반비례하고 운항비와 고정비에 비례한다고 추정했다.

17) 고병욱(2020), p.93; pp.23~24; p.71
18) Beenstock & Vergottis(1989), pp.265-280
19) Beenstock & Vergottis(1989), p.270

Lyridis et al.(2004)[20]는 선가, 연료유가, 원유에 대한 시장 수요, 선복량, 원유 생산량 및 가격, 용선료, 등 변수를 활용하여 인공신경망(ANN: Artificial Neural Networks) 모형을 활용해 VLCC 운임 예측모형을 연구하였다. 최대 12개월 후까지 시장에 대한 예측을 시도하였다. 이를 통해 모형의 예측 범위가 길어질수록 불안정한 결과를 도출한다는 결과를 보여준다.

Li et al.(2006)[21]은 ANN 기반 유조선 운임 예측모형을 개발하고 전통적인 시계열 모형인 ARMA 모형과 그 성능을 비교하였다. 시계열 모형은 단기 예측에는 좋은 성능을 보였으나, 예측 기간이 길어질수록 ANN기반 모형의 결과가 좋았다는 결론을 제시하였다.

김용호(2017)[22]는 유조선의 대표 운임지수인 WS, BDTI(Baltic Dirty Tanker Index)와 한국-일본 구간 일일 평균 운임을 변수로 하여 ARIMA, 추세, 시간인과모형을 구축하였다 그 결과 ARIMA와 시간인과모형의 성능이 가장 우수하다는 결과를 제시하였다.

임상섭·안영중(2022)[23]은 인공신경망 알고리즘을 활용한 LNG 운임 예측모형을 제시하였다. 2010년 12월부터 2022년 3월까지 총 136개의 월별 데이터를 이용했으며, 이 중 2021년 3월 이전 데이터를 ANN 알고리즘 모형을 구축하기 위한 학습데이터로 활용하였다. ARIMA(3,1,2)(1,0,0)를 비교 모형으로 제시해 모형 간 예측력을 평가하였다.

김동균·최정석(2021)[24]은 순환신경망 계열 알고리즘을 활용해 중국 컨테이너운임지수(CCFI: China Containerized Freight Index) 예측모형을

20) Lyridis *et al.*(2004)
21) Li *et al.*(1997)
22) 김용호(2017)
23) 임상섭·안영중(2022)
24) 김동균·최정석(2021)

제시하였다. 2003년 3월 14일부터 2021년 3월 14일까지 주간 단위 데이터 총 921개를 활용해 모형을 구축하고 검증하는데 사용하였다. LSTM, BiLSTM, GRU와 같은 순환신경망 계열 알고리즘으로 모형을 설계했으며, 각 알고리즘의 은닉층 수를 다르게 총 6개의 모형을 제시하였다.[25] 또한 ARIMA(5,1,2)를 비교 모형으로 제시하고, 모형 간 예측력을 평가하였다. 그 결과 RMSE 크기가 가장 작은 GRU1[26] 모형을 최적 모형으로 선정하였다.

임상섭·김석훈(2021)[27]은 인공신경망 알고리즘을 이용해 케미컬 탱커 운임을 예측하는 모형을 구축하였다. 데이터는 2008년 9월부터 2021년 3월까지 총 151개의 주간 단위 데이터를 이용했으며, 이 중 2019년 12월 이전 데이터 총 136개로 모형을 학습시켰다. 모형은 은닉층 1개의 ANN으로 설계하였으며, ARIMA(2,1,0)를 비교 모형으로 모형 간 예측력을 평가하고 그 결과를 제시하였다. 그 결과 ANN이 ARIMA 모형보다 탱커 운임 예측에 더 적합하다는 결론을 제시하였다.

〈표 3-1〉 선행연구 요약

구분	선행연구와의 차별성		
	연구 목적	연구 방법	주요 연구 내용
	• 과제명: Forecasting LNG Freight rate with Artificial Neural Networks • 연구자(년도): 임상섭·안영중(2022) • 연구 목적: 인공지능 알고리즘을 활용한 LNG 운임 예측 모형 구축	• ANN (주모형) • ARIMA(비교모형) • 모형 간 성능지표 비교 • 데이터 주기: 월간	• 단변량, 회귀모형 • ANN 알고리즘을 이용해 모형을 구축 • 입출력변수: LNG 16K운임 • 성능 검증지표는 RMSE, MAPE, Correlation, R-square 4가지를 사용 • ARIMA 모형을 구축 • 구축한 두 모형의 결과를 비교해 예측력을 평가

25) 모형 1: 은닉층 수 1개, 모형 2: 은닉층 수 2개
26) GRU 알고리즘을 사용했으며, 은닉층의 수가 1개인 구조를 가진 모형임
27) 임상섭·김석훈(2021)

구분	선행연구와의 차별성		
	연구 목적	연구 방법	주요 연구 내용
	• 과제명: 딥러닝 기법을 활용한 컨테이너선 운임 예측모형 • 연구자(년도): 김동균·최정석(2021) • 연구 목적: 딥러닝 알고리즘을 활용한 컨테이너선 운임 예측모형 구축	• 순환신경망 계열 알고리즘(주모형) – LSTM, BiLSTM, GRU • ARIMA(비교모형) • 모형 간 성능지표 비교 • 데이터 주기: 주간 • L2 norm	• 단변량, 회귀모형 • 순환신경망 계열 알고리즘을 이용해 모형을 구축 • 입출력변수: CCFI • 성능지표 : RMSE 1가지 • 성능지표를 사용해 모형 간 예측력 비교
	• 과제명: 인공신경망을 이용한 케미컬 탱커 운임 예측 • 연구자(년도): 임상섭·김석훈(2021) • 연구 목적: ANN 알고리즘을 이용한 케미컬 탱커 운임 예측모형 구축	• ANN • ARIMA • 모형 간 성능지표 비교 • 데이터 주기: 주간	• 단변량, 회귀모형 • ANN 알고리즘을 이용해 모형 구축 • 입출력변수: 특정 항로 운임(온산–휴스톤, 12K 케미컬 탱커) • 성능지표 RMSE, Correlation 2가지 • 성능지표를 사용해 모형 간 예측력 비교
	• 과제명: 케이프선 시장 운임의 결정요인 및 운임예측모형 분석 • 연구자(년도): 임상섭·윤희성(2018) • 연구 목적: 변수 선택법을 이용한 케이프선 운임 예측모형 개발	• 랜덤포레스트 • 단계적 회귀분석 • 변수 선정 후, 모형 간 성능지표 비교 • 데이터 주기: 월간	• 다변량, 회귀모형 • 랜덤포레스트, 단계적 회귀분석을 이용한 모형의 변수 선택 • 성능지표: MAE, RMSE, MAPE, COR 4가지 • 변수선택을 사용한 케이프선 운임 예측모형 구축

자료: 임상섭·안영중(2022); 김동균·최정석(2021); 임상섭·김석훈(2021); 임상섭·윤희성(2018) 내용을 바탕으로 저자 작성

제3절 유조선 운임 예측모형 구축

1. 이용자료

유조선 운임 예측모형을 구축하기 위해 사용된 변수는 〈표 3-2〉와 같으며, 각각 변수를 종속변수와 독립변수로 정리하면 아래와 같이 표현된다.

종속변수 y는 중동-중국 항로 운임(이하 "TD3C"라고 한다.), 독립변수 x_{ij}는 운임, 선가, 공급, 수요, 화물가격, 기타이다. 여기서 i는 운임, 선가, 공급, 수요, 화물가격, 기타이며, j는 이들의 구성 요소이다.

운임 = { 1년 용선료, 5년 용선료, FFA 근월물, TD3C FFA 차월물 }[28)]

선가 = { 신조선가, 중고선가 }

공급 = { 선복량, 인도량, 해체량, 계약량, 선복잔량 }

수요 = { 세계 원유 교역량, 중동 원유 수출량 }

화물 가격 = { 브렌트유 현물(런던), 브렌트유 현물(유럽), 브렌트유 선물, WTI 현물, WTI 선물, 오만유 현물 }

기타 = { 해체 선령, 평균 선령, 성약 건수, 선속 }

변수는 다시 데이터의 발생 빈도에 따라 일별, 주간, 월간, 연간별로 구분하였다. 예를 들어 중동-중국 항로 운임인 TD3C, 미국 서부 텍사스산 원유(WTI: West Texas Intermediate), 브렌트유(Brent) 데이터는 일별 데이터이므로 일별 데이터에, 용선료 데이터 최소 생성 주기가 주간 단위

28) 용선료는 VLCC급 원유선의 1년, 5년 용선료이며, FFA 가격은 중동-중국 항로인 TD3C의 근월물과 차월물임

이므로 주간에 표시하였다. 이처럼 데이터를 생성 주기 즉, 변수별로 데이터 빈도에 따라 구분하였으며, 2015년 1월 2일부터 2020년 6월 30일까지 데이터를 모형 구축에 사용하였다.

〈표 3-2〉 유조선 모형구축에 이용 가능한 데이터 현황

구분		일별	주간	월간	연간
운임	TD3C	▨			
	1년 용선료		▨		
	5년 용선료		▨		
선가	VLCC 신조선가		▨		
	VLCC 중고선가		▨		
공급	선복량			▨	
	인도량			▨	
	해체량			▨	
	계약량			▨	
	선복잔량			▨	
해체 선령[3]				▨	
평균 선령				▨	
성약건수[1]			▨		
선속[2]				▨	
수요	세계원유 교역량				▨
	중동 원유 수출량				▨
화물 가격 (현물, 선물)	브렌트유 현물가(런던)	▨			
	브렌트유 현물가(유럽)	▨			
	브렌트유 선물가	▨			
	오만유 현물가	▨			
	WTI 현물가	▨			
	WTI 선물가	▨			
운임 FFA 가격	TD3C FFA 근월물	▨			
	TD3C FFA 차월물	▨			

주: 1) 성약은 VLCC Single Voyage Fixtures 건수임
2) 선속은 2018년 2월부터 발표됨
3) 해체 선령 데이터의 시계열은 연속성이 결여됨. 관측치 90개 중 33개의 데이터만 존재함
자료:클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

2. Lasso와 Ridge를 이용한 변수 선택

모형의 과대 적합을 피하고자 사용하는 방법의 하나인 라쏘(Lasso)와 릿지(Ridge)를 이용하여 변수의 빈도별 데이터 조합을 구성해 보고자 한다. 각각 일별, 주간 데이터의 기초 통계와 상관관계를 살펴보고, 최종적으로 릿지와 라쏘를 이용해 모형의 입력변수로 사용할 변수를 조합하고자 한다.

1) 일별 데이터를 활용한 변수 선택

모형 구축을 위해 사용한 일별 데이터는 〈표 3-3〉과 같다. 운임과 화물 가격 데이터는 일별 즉, 데이터의 생성 주기가 짧은 고빈도 데이터이며, 2015년 1월 2일부터 2022년 6월 30일까지 총 1,877개의 관측치를 이용하여 모형의 통계적 특징을 분석 및 요약하고, 그 결과를 모형 구축에 활용하였다.

〈표 3-3〉 유조선 운임 일별 데이터 설명(일간데이터)

구분		설명
운임 (현물)	TDC3E (Middle East Gulf to China)	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월 -2022년 6월 • 관측치: 1,877개
화물 가격	브렌트유 선물, WTI 선물	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월-2022년 6월 • 관측치: 1,877개
	브렌트유(런던) 현물, 브렌트유(유럽) 현물, 오만유 현물, WTI 현물	• 일간 • 표본 기간: 2015년 1월- 2022년 6월 • 관측치: 1,877개

자료: 저자 작성

〈표 3-4〉는 일별 원시계열 데이터의 기초 통계치 결과이다. 왜도 값이 -2에서 2 사이의 값을 정상 범위 내에 있다고 판단하며, 운임을 제외하고

는 일정 범위 내의 왜도 값을 갖는 것으로 나타난다. 첨도 값을 살펴보았을 때도 중동-중국 항로의 첨도 값은 11.9로 일반적으로 정상 범위라고 판단하는 7보다 값이 큰 것으로 나타난다. 운임을 제외하고는 데이터 분포도가 일정 범위 이내임을 추정할 수 있다.

〈표 3-4〉 유조선 운임 원시계열 데이터 기초통계치(일별 데이터)

구분	평균	표준 편차	최소	최대	왜도	첨도	쟈크 베라	관측치
TD3C	30,541	36,269	-24,517	300,391	2.3	11.9	7,807.8	1,877
TD3C FFA (근월물)	29,443	27,600	-17,688	219,736	1.6	7.6	2,434.5	1,877
TD3C FFA (차월물)	28,244	23,357	-12,042	182,686	1.2	5.4	916.5	1,877
브렌트유 현물가 (런던)	61	17	19	128	1.0	4.8	531.4	1,877
브렌트유 현물가 (유럽)	60	18	9	133	1.0	5.1	634.8	1,877
브렌트유 선물가 (근월물)	61	17	21	124	0.9	4.4	391.3	1,877
오만유 현물가	59	17	18	126	0.8	4.4	367.2	1,877
WTI 현물가	56	17	10	124	1.2	5.5	907.5	1,877
WTI 선물가 (근월물)	56	17	12	124	1.2	5.5	908.1	1,877

주: 1) 기초통계 분석에는 영업일 기준 일별 데이터를 사용함
2) TD3C, TD3C FFA 근월물 및 차원물은 $/day, WTI(West Texas Intermediate, 서부 텍사스산 원유), 브렌트유 현물가 및 선물가는 $/bbl, 오만유 현물가는 $/bbl임
자료: 클락슨, 볼틱, Korea PDS 데이터를 가공해 저자 작성

〈표 3-5〉는 운임과 변수 간 상관관계를 분석한 결과이다. 운임은 운임 선물 가격과 강한 상관관계를 가지고 있는 것으로 나타났으며, 화물의 가격 변수와는 음의 관계를 보였다.

〈표 3-5〉 TDC3항로 변수 간 상관관계

변수	TD3C	FFA_nm	FFA_sm	BrentPL	BrentPE	BrentF	OmanP	WTIP	WTIF
(a)	1.00	-	-	-	-	-	-	-	-
(b)	0.94	1.00	-	-	-	-	-	-	-
(c)	0.87	0.94	1.00	-	-	-	-	-	-
(d)	-0.50	-0.54	-0.55	1.00	-	-	-	-	-
(e)	-0.51	-0.54	-0.56	1.00	1.00	-	-	-	-
(f)	-0.53	-0.55	-0.56	0.98	0.97	1.00	-	-	-
(g)	-0.51	-0.54	-0.55	1.00	0.99	0.97	1.00	-	-
(h)	-0.53	-0.56	-0.58	0.99	0.99	0.97	0.98	1.00	-
(I)	-0.53	-0.56	-0.58	0.99	0.99	0.97	0.98	1.00	1.00

주: TD3C는 중동-중국 항로 운임, FFA_nm은 TD3C FFA 근월물, FFA_sm은 TD3C FFA 차월물, BrentPL는 브렌트유 런던 현물가, BrentP는: 브렌트유 유럽 현물가, BrentF는 브렌트유 선물가 근월물, OmanP는 오만유 현물가, WTI는 WTI 현물가, WTIF는 WIT 선물가 근월물임
자료: 저자 작성

〈표 3-6〉은 릿지와 라쏘분석을 통해 최종 선택된 변수의 계수 추정치를 보여준다.

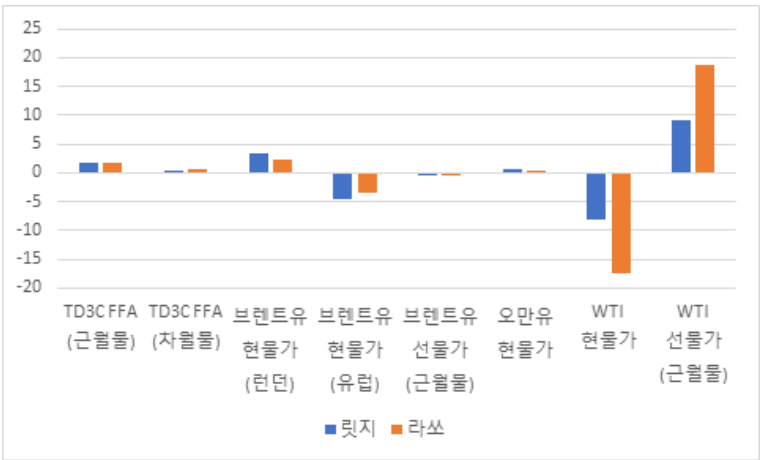
〈표 3-6〉 TD3CE 운임 릿지 라쏘 최종 변수 선택 결과

변수	릿지	라쏘
TD3C FFA(근월물)	1.594	1.634
TD3C FFA(차월물)	0.458	0.520
브렌트유 현물가(런던)	3.278	2.263
브렌트유 현물가(유럽)	-4.452	-3.454
브렌트유 선물가(근월물)	-0.510	-0.517
오만유 현물가	0.527	0.407
WTI 현물가	-8.181	-17.544
WTI 선물가(근월물)	9.166	18.723
$\overline{R}^2$	0.490	0.497

자료: 저자 작성

유조선 운임 예측모형은 화물 가격의 영향을 받는 것을 〈그림 3-3〉을 통해 확인할 수 있다. 운임과 현물 가격은 음의 관계를, 파생상품 가격은 양의 관계를 보여준다.

〈그림 3-3〉 릿지와 라쏘를 활용한 최종 변수 조합



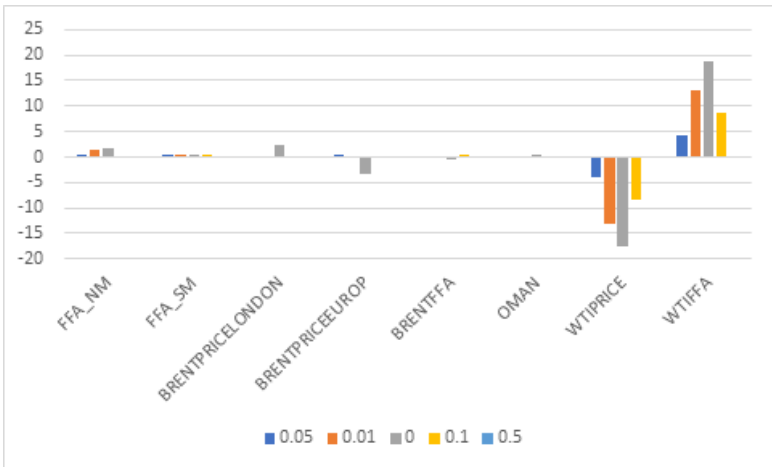
자료: 저자 작성

〈표 3-7〉 TD3CE 운임 라쏘 회귀분석 결과

변수	람다(λ)				
	0.05	0.01	0	0.1	0.5
TD3C FFA(근월물)	0.016	1.257	1.634	0.000	0.000
TD3C FFA(차월물)	0.000	0.167	0.520	0.098	0.000
브렌트유 현물가(런던)	0.000	0.000	2.263	-0.080	0.000
브렌트유 현물가(유럽)	0.001	-0.002	-3.454	-0.046	0.000
브렌트유 선물가(근월물)	-0.001	-0.011	-0.517	0.030	0.000
오만유 현물가	-0.002	-0.001	0.407	0.000	0.000
WTI 현물가	-3.810	-13.068	-17.544	-8.377	0.000
WTI 선물가(근월물)	4.131	12.995	18.723	8.793	0.000
$\overline{R}^2$	-0.099	0.432	0.497	-0.096	-0.171

자료: 저자 작성

〈그림 3-4〉 라쏘를 활용한 변수의 영향력



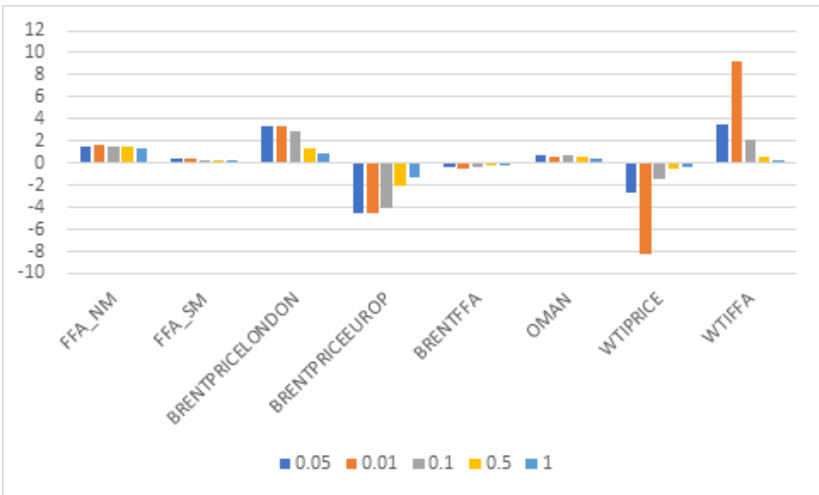
자료: 저자 작성

〈표 3-8〉 D3CE 운임 릿지 회귀분석 결과

변수	람다(λ)				
	0.05	0.01	0.1	0.5	1
TD3C FFA (근월물)	1.567	1.594	1.552	1.422	1.293
TD3C FFA (차월물)	0.379	0.458	0.333	0.268	0.313
브렌트유 현물가 (런던)	3.276	3.278	2.839	1.335	0.811
브렌트유 현물가 (유럽)	-4.502	-4.452	-4.056	-2.103	-1.307
브렌트유 선물가 (근월물)	-0.430	-0.510	-0.364	-0.175	-0.119
오만유 현물가	0.677	0.527	0.741	0.593	0.419
WTI 현물가	-2.680	-8.181	-1.507	-0.463	-0.319
WTI 선물가 (근월물)	3.447	9.166	2.118	0.543	0.232
$\overline{R}^2$	0.479	0.490	0.473	0.449	0.435

자료: 저자 작성

〈그림 3-5〉 릿지를 활용한 변수의 영향력



자료: 저자 작성

2) 주간 데이터를 활용한 변수 선택

유조선 모형 구축에 사용 가능한 데이터는 일별 데이터를 포함하여 총 14개의 데이터를 입력변수로 사용할 수 있다. 고빈도로 생성되는 일별 데이터를 저빈도 주간 데이터로 변환하여 모형구축에 활용하였다. 데이터는 2015년 1월 1주부터 2022년 6월 5주까지 총 386개의 관측치를 사용하였다.

〈표 3-9〉 유조선 모형구축에 사용 가능한 주간 데이터 현황

구분		일별	주간	월간	연간
운임	TD3C				
	1년 용선료				
	5년 용선료				
선가	VLCC 신조선가				
	VLCC 중고선가				
성약건수[1)]					

구분		일별	주간	월간	연간
화물 가격 (현물, 선물)	브렌트유 현물가(런던)				
	브렌트유 현물가(유럽)				
	브렌트유 선물가				
	오만유 현물가				
	WTI 현물가				
	WTI 선물가				
운임 FFA 가격	TD3C FFA 근월물				
	TD3C FFA 차월물				

자료: 클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

주간 데이터 기초 통계를 요약하면 〈표 3-10〉과 같다.

〈표 3-10〉 주간 데이터 기초통계 요약

구분	평균	표준편차	최소	최대	관측치
TD3C	33,088	35,094	-12,721	232,581	368
TD3C FFA(근월물)	31,273	27,110	-8,982	179,018	368
TD3C FFA(차월물)	29,731	22,558	-6,180	126,692	368
브렌트유 현물가(런던)	59	15	20	123	368
브렌트유 현물가(유럽)	58	16	15	129	368
브렌트유 선물가(근월물)	59	15	21	105	368
오만유 현물가	57	15	22	115	368
WTI 현물가	54	14	15	113	368
WTI 선물가(근월물)	54	14	16	113	368
1년 용선료	32,876	11,805	17,500	80,000	368
5년 용선료	30,586	5,225	25,250	45,000	368
신조선가	91	7	80	115	368
중고선가	70	7	60	84	368
성약수	46	14	21	95	368

주: 1) 기초통계 분석에는 영업일 기준 일별 데이터를 사용함
2) TD3C, TD3C FFA 근월물 및 차원물은 $/day, WTI(West Texas Intermediate, 서부 텍사스산 원유), 브렌트유 현물가 및 선물가는 $/bbl, 오만유 현물가는 $/bbl임
자료: 클락슨, 볼틱, Korea PDS 데이터를 가공해 저자 작성

주간 평균 운임과 입력 변수 간 상관계수를 분석하며 〈표 3-11〉과 같다.

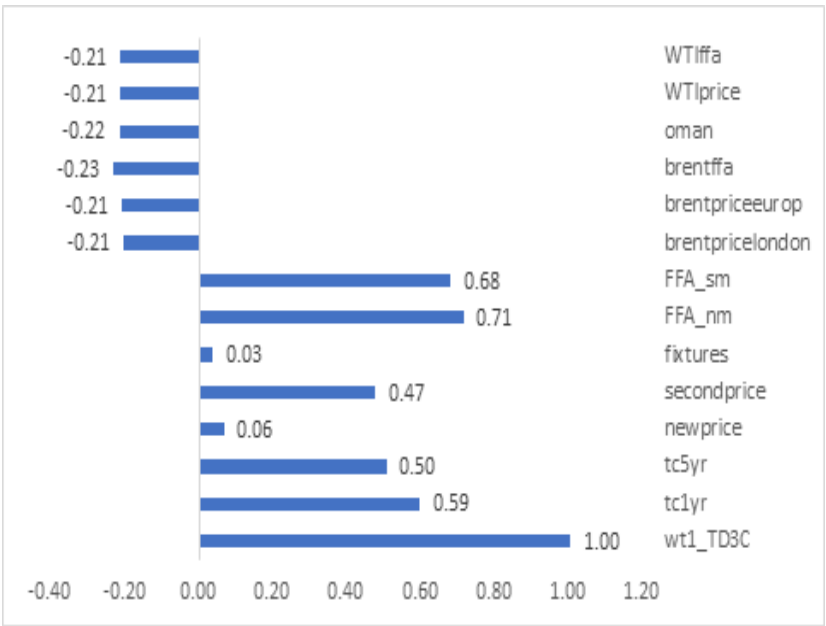
〈표 3-11〉 TDC3항로 변수 간 상관관계

변수	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)	(g)	(h)	(I)	(j)	(k)	(l)	(m)
(a)	1.00												
(b)	0.59	1.00											
(c)	0.50	0.78	1.00										
(d)	0.06	-0.12	0.01	1.00									
(e)	0.47	0.64	0.72	0.55	1.00								
(f)	0.03	-0.06	-0.29	0.01	-0.10	1.00							
(g)	0.71	0.86	0.64	-0.14	0.51	0.03	1.00						
(h)	0.68	0.89	0.70	-0.14	0.55	0.01	0.95	1.00					
(I)	-0.21	-0.62	-0.48	0.64	-0.04	0.20	-0.53	-0.55	1.00				
(j)	-0.21	-0.63	-0.48	0.63	-0.04	0.21	-0.54	-0.56	1.00	1.00			
(k)	-0.23	-0.63	-0.45	0.64	-0.04	0.18	-0.56	-0.56	0.97	0.97	1.00		
(l)	-0.22	-0.63	-0.49	0.63	-0.05	0.21	-0.54	-0.56	0.99	0.99	0.98	1.00	
(m)	-0.21	-0.65	-0.47	0.66	-0.05	0.14	-0.57	-0.58	0.98	0.98	0.97	0.98	1.00

자료: 저자 작성

〈그림 3-6〉에서 보는 바와 같이 운임을 중심으로 변수 간의 상관관계가 가장 높다고 나타난 변수는 FFA 선물가격으로 근월물(0.68)과 차월물(0.71)이 근소한 차이를 보이며, 운임과 높은 상관관계가 있음을 보여주었다. 또한 1년 용선료와 5년 용선료, 중고선가가 운임과 강한 양의 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 반면 운임과 화물 관련 가격 데이터는 음의 상관관계를 보여주고 있으며, 변수 간 상관관계가 높지는 않은 것으로 나타났다.

〈그림 3-6〉 중동-중국 항로 운임과 변수 간 상관관계



자료: 저자 작성

〈표 3-12〉는 릿지와 라쏘분석을 통해 최종 선택된 변수의 계수 추정치를 보여준다.

〈표 3-12〉 TD3CE 운임 릿지 라쏘 최종 변수 선택 결과

변수	릿지	라쏘
	λ(0.01)	λ(0.01)
TD3C FFA(근월물)	1.854	1.135
TD3C FFA(차월물)	-0.012	0.034
브렌트유 현물가(런던)	0.171	-0.002
브렌트유 현물가(유럽)	-1.966	0.000
브렌트유 선물가(근월물)	-0.978	-0.001
오만유 현물가	2.096	0.000
WTI 현물가	-2.705	-28.735

변수	릿지	라쏘
	λ(0.01)	λ(0.01)
WTI 선물가(근월물)	2.995	28.708
1년 용선료	-0.615	0.001
5년 용선료	0.180	0.147
신조선가	0.084	0.000
중고선가	0.145	0.062
성약	-0.080	0.003
$\overline{R}^2$	0.499	0.485

자료: 저자 작성

〈표 3-13〉은 라쏘 분석을 통해 최종 선택된 변수의 계수 추정치를 보여준다.

〈표 3-13〉 TD3CE 운임 라쏘 회귀분석 결과

변수	람다(λ)				
	0.05	0.01	0.1	0.5	1.0
TD3C FFA(근월물)	0.039	1.135	-0.001	0.000	0.000
TD3C FFA(차월물)	0.125	0.034	0.023	0.000	0.000
브렌트유 현물가(런던)	0.000	-0.002	0.000	0.000	0.000
브렌트유 현물가(유럽)	-0.022	0.000	0.001	0.000	0.000
브렌트유 선물가(근월물)	0.000	-0.001	0.000	0.000	0.000
오만유 현물가	0.024	0.000	0.000	0.000	0.000
WTI 현물가	-21.481	-28.735	-27.694	0.000	0.000
WTI 선물가(근월물)	21.766	28.708	28.231	0.000	0.000
1년 용선료	0.003	0.001	0.023	0.000	0.000
5년 용선료	0.178	0.147	0.034	0.000	0.000
신조선가	-0.027	0.000	-0.002	0.000	0.000
중고선가	0.044	0.062	0.026	0.000	0.000
성약	-0.008	0.003	-0.004	0.000	0.000
$\overline{R}^2$	0.095	0.485	-0.231	-0.176	-0.176

자료: 저자 작성

〈표 3-14〉는 릿지 회귀 분석 결과이다.

〈표 3-14〉 TD3CE 운임 릿지 회귀분석 결과

변수	람다(λ)				
	0.05	0.01	0.1	0.5	1.0
TD3C FFA(근월물)	1.778	1.854	1.676	1.207	0.951
TD3C FFA(차월물)	0.016	-0.012	0.069	0.286	0.355
브렌트유 현물가(런던)	0.004	0.171	-0.028	-0.002	-0.006
브렌트유 현물가(유럽)	-1.312	-1.966	-0.925	-0.283	-0.164
브렌트유 선물가(근월물)	-0.825	-0.978	-0.712	-0.409	-0.294
오만유 현물가	1.632	2.096	1.250	0.405	0.196
WTI 현물가	-0.607	-2.705	-0.339	-0.126	-0.091
WTI 선물가(근월물)	0.705	2.995	0.352	0.028	-0.011
1년 용선료	-0.607	-0.615	-0.580	-0.403	-0.262
5년 용선료	0.148	0.180	0.124	0.059	0.041
신조선가	0.113	0.084	0.125	0.142	0.138
중고선가	0.146	0.145	0.147	0.140	0.131
성약	-0.094	-0.080	-0.100	-0.106	-0.099
$\overline{R}^2$	0.491	0.499	0.487	0.468	0.456

자료: 저자 작성

3. 유조선 운임 예측모형의 구조

이번 연구에서는 유조선의 주간, 월간 모형을 구축하고자 한다. 모형구축에는 DNN과 LSTM으로 기본적인 네트워크 구조를 가지고 있는 신경망 계열의 인공지능 방법론을 사용한다.

DNN과 LSTM은 모두 2개의 은닉층을 가지며, 출력층의 활성화 함수는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하여 운임의 방향성에 대한 확률값이 산출하도록 하였다. 은닉층의 활성화 함수는 DNN에 Relu, LSTM에 tanh이 사용되었다. 분류 문제로 현재 시점 기준의 향후 운임의 방향성을 예측하는 모형이므로, 손실함수는 정확도(Accuracy)를 사용하였으며, 모든 모형의 학습, 테스트는 70%, 30% 비율로 진행하였다.

1) 주간 모형 입출력 구조

유조선의 주간 운임을 예측하는 모형의 구조는 아래와 같다. 종속변수는 TD3C의 일별 데이터를 영업일 기준 주간 평균으로 변환한 값을 사용한다. 독립변수는 〈표 3-15〉에서 보는 바와 같이, 일별 데이터만을 변수로 추출하여 사용하였다.

〈표 3-15〉 유조선 주간 모형 입력변수

구분		일별	주간	월간	연간
운임	TD3C				
	1년 용선료				
	5년 용선료				
화물 가격 (현물, 선물)	브렌트유 현물가(런던)				
	브렌트유 현물가(유럽)				
	브렌트유 선물가				
	오만유 현물가				
	WTI 현물가				
	WTI 선물가				
운임 FFA 가격	TD3C FFA 근월물				
	TD3C FFA 차월물				

자료: 클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

입력변수와 출력의 형태는 현재 시점 기준으로 5일 전까지의 데이터를 입력값으로 사용해 차주 주간 평균 운임의 방향성을 예측하도록 모형을 구성하였다. 이를 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$Y_{t+1} = [x_{ij}]^t$$

여기서,

Y_{t+1}은 t 시점 기준 1주 후 TD3C의 주간 평균 운임(단, 영업일 기준)

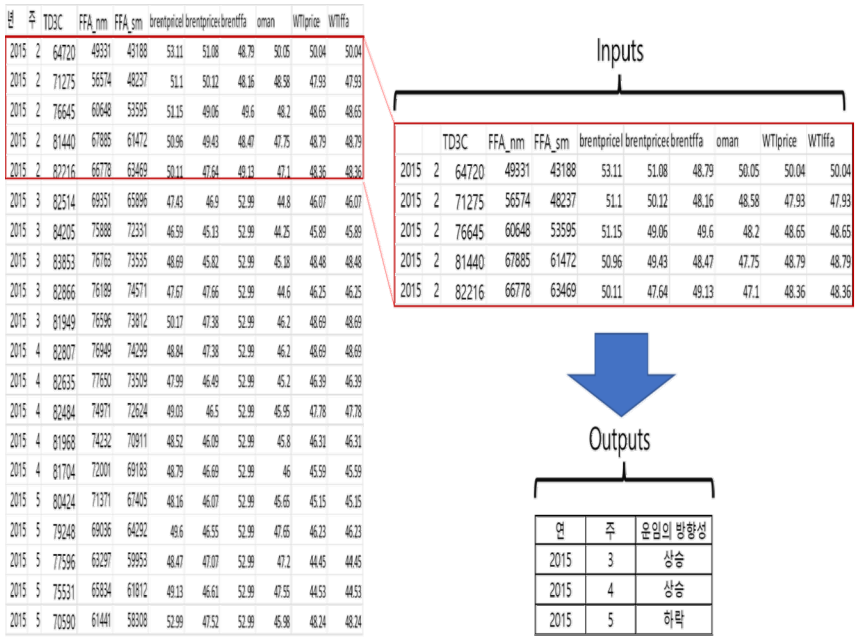
t의 단위는 주

x_{ij}는 t주차의 i 번째 일별 종속변수 j(i는 1, 2, 3, 4, 5)

j는 종속변수 FFA 근월물, 차월물, 브렌트유 현물, 선물, WTI 현물, 선물, 오만유 현물을 말한다(j는 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8).

예를 들어 〈그림 3-7〉에서 보는 것처럼, 2015년은 2주는 2015년 1월 5일부터 9일까지 총 5일로 구성되어 있다. 2주차를 구성하는 5일간의 일별 변수를 하나의 입력변수로 하고, 다음 주인 2015년 1월 3주차 주간평균 운임을 예측하도록 모형을 구축하였다.

〈그림 3-7〉 주간 모형 입력변수와 출력변수 구조



자료: 저자 작성

2) 월간 모형의 입출력 구조

유조선의 월간 운임을 예측하는 모형의 구조는 아래와 같다. 종속변수는 TD3C의 일별 데이터를 영업일 기준 월평균으로 변환한 값을 사용한다.

독립변수는 〈표 3-16〉에서 보는 바와 같이 종속변수를 제외하고 원 시계열의 일별 변수를 주간 평균으로 변환하여 사용해 용선료와 선가 정보를 모형의 입력변수로 추가하였다.

〈표 3-16〉 유조선 월간 모형 입력변수

구분		일별	주간	월간	연간
운임	TD3C	▨			
	1년 용선료		▨		
	5년 용선료		▨		
선가	VLCC 신조선가		▨		
	VLCC 중고선가		▨		
화물 가격 (현물, 선물)	브렌트유 현물가(런던)	▨			
	브렌트유 현물가(유럽)	▨			
	브렌트유 선물가	▨			
	오만유 현물가	▨			
	WTI 현물가	▨			
	WTI 선물가	▨			
운임 FFA 가격	TD3C FFA 근월물	▨			
	TD3C FFA 차월물	▨			

자료: 클락슨, 볼틱 데이터를 이용해 저자 작성

입력변수와 출력의 형태는 현재 시점 기준으로 실제 한 달을 구성하는 12개 변수별 주평균 운임의 4주~5주 전까지 벡터 형태 데이터를 입력해서 다음 달 평균 운임의 방향성을 예측하도록 하였다. 이를 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$Y_{t+1} = [x_{ij}]^t$$

여기서,

Y_{t+1}은 t 시점 기준 한 달 후 TD3C의 월평균 운임(단, 영업일 기준)

t의 단위는 월

x_{ij}는 t월의 i^{th}달 주별 종속변수 j(i는 1, 2, 3, 4, 5)

j는 종속변수를 말한다(j는 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12).

제4절 실증분석

본 절에서는 구축한 모형의 예측 성능을 평가하여 그 결과를 보여주고 있다. 모든 일별 변수를 사용하여 차주 운임을 예측한 결과는 〈표 3-17〉에서 보여주고 있다. 정확도는 DNN 모형이 92.9%, LSTM 모형이 95.2%로 모형의 예측력이 상당히 좋은 것으로 나타났다. 반면 정밀도, 재현율, F1의 전체적인 성능지표를 살펴보면, DNN보다 LSTM이 더 좋은 성능을 보이는 것으로 나타난다.

〈표 3-17〉 차주 운임 예측모형의 성능 비교(모든 변수 사용)

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	은닉층			
	2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형	75.6	73.8	92.9	74.7
LSTM 모형	87.7	78.0	95.2	82.6

자료: 저자 작성

정확도는 분류 문제에서 모형이 운임의 방향성을 정확히 예측했는지 여부를 판단하는 지표로 활용된다. 실제 운임이 상승일 때 모형이 상승한다고 예측했는지, 하락이라고 반대로 예측했는지 예측 정확도를 보다 면밀히 살펴보기 위해 〈표 3-18〉과 같이 혼동행렬로 표시해서 그 결과를 살펴보고자 한다.

정밀도는 모형 운임이 상승할 것으로 예측한 결과 중에서 실제 운임이 상승한 건에 대한 비율을 나타낸 지표이며, 재현율은 실제 운임이 상승한 경우 중에 모형도 운임이 상승한다고 예측해 그 결과가 일치한 비율을 말한다. 모든 변수를 입력변수로 사용해 모형을 구축했을 때 정밀도와 재현율 모두 LSTM 모형이 높은 것으로 나타났다.

〈표 3-18〉 유조선 모형의 혼동행렬

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	59	19	78
	하락	21	462	483
		80	481	

(a) DNN 모형 결과

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	64	9	73
	하락	18	470	488
		82	479	

(b) LSTM 모형 결과

자료: 저자 작성

〈표 3-19〉는 변수 선택에서 운임과 상관계수가 높고, 릿지와 라쏘 분석에서도 계수의 값이 가장 크게 나온 FFA의 근월물과 차월물만을 변수로 선택하여 DNN과 LSTM을 활용해 모형을 구축한 후 성능지표를 이용해 평가한 결과이다. DNN 모형 정확도가 92.9%, LSTM 모형 정확도가 92.2%로 성능의 차이가 크지 않은 것으로 나타났으나, F1 값을 기준으로 DNN 모형이 운임의 방향성을 더 안정적으로 예측하는 것으로 나타났다. 반면 실제 운임이 상승일 때 상승을 맞춘 비율은 LSTM 모형이 80.6%로 DNN 모형보다 높게 나타났다.

재현율을 기준으로 DNN 모형이 LSTM 모형보다 실제 운임이 상승한 경우에 상승할 것으로 예측할 확률이 높지만, LSTM 모형은 정밀도 기준으로 모형이 상승이라고 예측한 경우 중 실제 상승일 확률이 80.6%라는 의미이다.

〈표 3-19〉 FFA를 활용한 주간 운임 예측모형 성능

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	변수 조합(FFA 근월물, 차월물)			
	은닉층 2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형	76.3	72.5	92.9	74.4
LSTM 모형	80.6	61.0	92.2	69.4

자료: 저자 작성

〈표 3-20〉은 예측결과를 혼동행렬로 나타내었다. 이를 통해 실제 값의 상승, 하락 비율과 모형의 예측력을 자세히 살펴볼 수 있다.

〈표 3-20〉 유조선 모형의 혼동행렬(FFA 근월물, 차월물)

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	58	18	76
	하락	22	463	485
		80	481	

(a) DNN 모형 결과

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	50	12	62
	하락	32	467	499
		82	479	

(b) LSTM 모형 결과

자료: 저자 작성

FFA, 브렌트유 런던, 유럽 현물가, WTI 현물, 선물가를 활용해 구축한 모형의 차주 운임에 대한 예측 정확도를 평가하기 위해 〈표 3-21〉과 같이 성능지표로 표시하여 나타내었다. DNN 모형과 LSTM 모형의 정확도는 93%대로 큰 차이가 없으나, 정밀도에서 LSTM 모형이 DNN보다 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

〈표 3-21〉 FFA를 활용한 주간 운임 예측모형 성능

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	변수 조합 (FFA 근월물, 브렌트유 런던, 유럽 현물가, WTI 현물, 선물가)			
	은닉층 2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형	75.6	77.5	93.2	76.5
LSTM 모형	81.1	73.2	93.6	76.9

자료: 저자 작성

〈표 3-22〉는 모형의 예측성능을 자세히 살펴보기 위해 결과를 혼동행렬을 이용해 분류한 것이다.

〈표 3-22〉 유조선 모형의 혼동행렬
(FFA 근월물, 브렌트유 런던, 유럽 현물가, WTI 현물, 선물가)

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	62	20	82
	하락	18	461	479
		80	481	

(a) DNN 모형 결과

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	60	14	74
	하락	22	465	487
		82	479	

(b) LSTM 모형 결과

자료: 저자 작성

〈표 3-23〉은 4주 후의 운임 예측 모형을 비교하기 위해 성능지표 간의 비교한 결과이며, 〈표 3-24〉는 실제값과 예측치를 혼동행렬을 이용해 분류한 결과이다.

〈표 3-23〉 4주 후 운임 예측모형의 성능 비교

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	은닉층			
	2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형	42.9	27.3	84.4	33.3
LSTM 모형	69.9	63.8	90.9	66.7

자료: 저자 작성

〈표 3-24〉 4주 후 운임 유조선 모형의 혼동행렬

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	3	4	7
	하락	8	62	70
		11	66	

(a) DNN 모형 결과

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	51	22	73
	하락	29	459	488
		80	481	

(b) LSTM 모형 결과

자료: 저자 작성

〈표 3-25〉는 월간 모형의 성능 비교를 위해 결과값과 실제값을 이용해 성능지표를 표현했으며, 〈표 3-26〉을 통해 모형의 성능지표가 제대로 도출되지 못한 원인을 확인할 수 있었다. 월간 예측모형은 결과값의 상승과 하락 비율의 편차가 커, 상승에 대한 학습이 제대로 진행되지 않았음을 확인할 수 있었다. 이 결과를 통해 모형의 성능을 평가하는 데에 정확도를 비롯한 정밀도, 재현율, F1의 필요성과 혼동행렬로 표시해야하는 이유를 확인 할 수 있었다.

〈표 3-25〉 월간 모형의 성능 비교

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	은닉층			
	2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형	-	-	92.7	-
LSTM 모형	-	-	92.5	-

자료: 저자 작성

〈표 3-26〉 유조선 모형의 혼동행렬

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	0	0	0
	하락	8	102	110
		8	102	

(a) DNN 모형 결과

		실제		
		상승	하락	
분류	상승	0	0	0
	하락	6	103	109
		6	103	

(b) LSTM 모형 결과

자료: 저자 작성

〈표 3-27〉은 변수 조합과 알고리즘별 모형의 성능지표를 비교한 결과이다. 차주 운임을 예측할 때 정확도, 정밀도, 재현율, F1 모든 성능지표가 가장 높은 모형은 모든 일별 변수를 조합해 LSTM 알고리즘으로 구축한 모형으로 나타났다. 전반적으로 정확도는 90%를 상회하며 큰 차이를 보이지는 않았다.

모든 변수를 입력변수로 한 LSTM 모형의 성능이 가장 우수한 것으로 나타났으나, DNN에서는 모든 변수를 사용한 모형보다 운임의 FFA 가격과 화물의 가격을 입력변수로 조합하여 모형을 구축했을 때가 가장 성능이 좋은 것으로 나타났다.

〈표 3-27〉 변수 조합별 차주 운임 예측모형의 성능 비교 결과

단위: %

학습-테스트 비율 (70-30)	은닉층			
	2층			
	정밀도	재현율	정확도	F1
DNN 모형(모든변수)	75.6	73.8	92.9	74.7
DNN 모형(FFA 가격)	76.3	72.5	92.9	74.4
DNN 모형 (FFA 가격, 화물 가격)	75.6	77.5	93.2	76.5
LSTM 모형(모든 변수)	87.7	78.0	95.2	82.6
DNN 모형(FFA 가격)	80.6	61.0	92.2	69.4
LSTM 모형 (FFA 가격, 화물 가격)	81.1	73.2	93.6	76.9

자료: 저자 작성

04
결론

제1절 결론

1. 규제선형모형을 활용한 변수 선정으로 예측 정확도 상승

선행연구에서 제시된 건화물선 운임에 영향을 미치는 다양한 변수에 대해 규제선형모형을 이용해 검증했다. 이번 연구에서는 대표적인 규제 선형모형인 라쏘(Lasso), 릿지(Ridge)를 활용했다. 동 모형을 사용함에 따라 기존의 선형 예측 모형에 비해 모형의 과적합을 피할 수 있을 뿐만 아니라 예측 정확도도 상승했다. 주요 변수 선정 이후 DNN을 기반으로 예측을 진행한 결과 해상운임정확도가 매우 높은 것으로 나타났다. 과거 예측 기간이 1주~4주에 불과했지만, 이번 연구에서는 5주 후에도 운임 예측 정확도가 90%대를 유지할 정도로 신뢰도가 높았다. 또한 예측 정확도 외에도 정밀도와 부정 예측 정확도를 의미하는 재현율도 매우 높은 것으로 나타났다.

2. FFA가격이 건화물 운임 예측에 중요 변수로 선별

건화물선 운임에 영향력이 가장 클 것으로 예상되는 FFA 가격을 제외한 뒤 운임 정확도를 측정한 결과 최대 약 32% 차이가 발생했다. 특히 호주 FFA 1개월물의 가격은 규제선형모형에서도 건화물선 운임에 영향을 미치는 것으로 나타나 향후 건화물선 시장 연구에서도 활용 가능할 것으로 기대된다.

3. 건화물선 세부항로 예측으로 고도화

기존 운임 예측 연구는 주요 항로의 산술평균이나 운임지수를 이용해 진행되었으나 이번 연구에서는 우리나라와 가장 연관성이 높은 브라질, 호주 항로에 대한 운임 예측을 실시했다. 특히 우크라이나 사태로 인해 원자재 수요 구조가 변화하는 상황에서 국내 시장과 밀접하게 관련 있는 세부항로에 대한 운임예측을 시도했다는 점에서 의의를 갖는다. 세부항로에 대한 예측 이외에 기존에 건화물선 운임 예측에 사용하던 변수와 함께 원자재 가격에 대한 새로운 변수를 추가했다. 원자재 가격은 수요와 공급의 결과이기 때문에 특정 시장을 대표할 수 있는 변수로 활용할 수 있다. 다만 수요와 공급의 변수를 직접 사용할 경우 운임 정확도는 향상될 것으로 기대된다.

4. 인공지능모형을 활용한 유조선 운임 예측모형 개발

건화물선에 집중하여 진행된 운임 예측모형의 방법론을 유조선 운임 예측에 적용했다. 이번 연구에서는 우리나라와 직접적으로 관련 있는 TD3

(중동~중국)항로에 대한 예측을 진행했다. 유조선 운임 예측은 건화물선 운임에 사용되었던 운임 변수 이외에 시장지표의 대리변수인 신조/중고선가가 포함된 모형을 개발했다. 유조선 운임 예측모형은 처음으로 개발이 시도되어 DNN과 LSTM을 사용했으며 은닉층에서는 Relu와 tanh함수, 출력층에서는 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용해서 정확도를 상승시켰다. 두 개 모형의 성능 비교 결과 4주 후 운임의 정확도는 DNN은 84.4%, LSTM 모형은 90.9%로 나타났다.

제2절 시사점(정책제언)

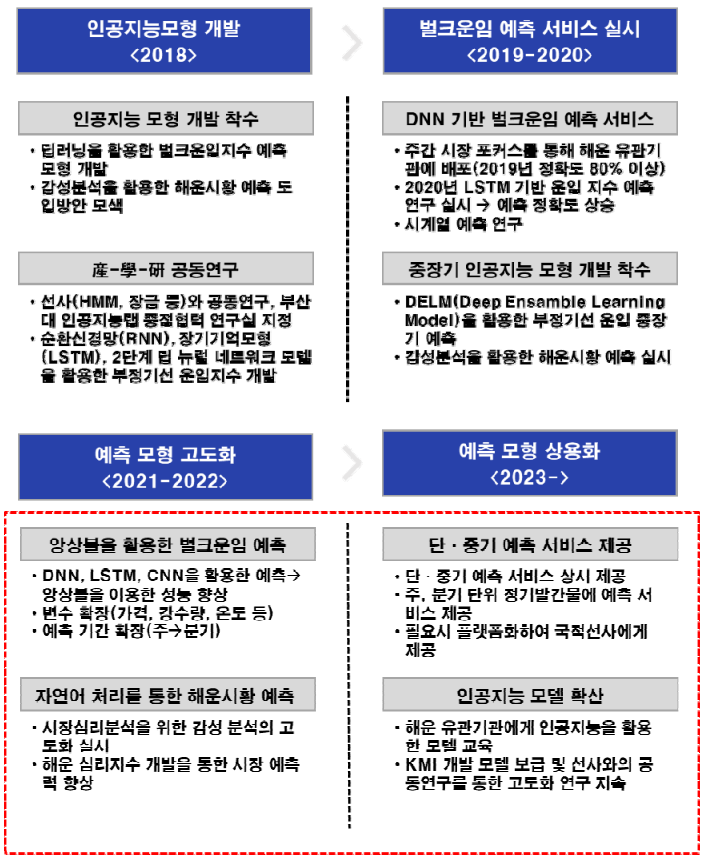
1. 해운 산업 데이터 확보를 위한 생태계 마련

인공지능 모형을 활용한 예측을 위해서는 자료 확보가 관건인데, 해운산업관련 빅데이터 수집을 위한 생태계 마련이 필요하다. 현재 해운시장 분석을 위해서는 자료의 대부분을 해외 기관에 의존하고 있어 국부 유출이 지속되고 있다. 해양수산부를 비롯해 공공기관은 「빅데이터 플랫폼 및 센터 구축사업」, 「해양수산정보 공동활용체계 구축사업」 등 다양한 사업 추진을 통해 자료를 수집·활용할 수 있는 생태계 마련을 위해 노력하고 있다. 하지만 해운 산업 분석을 위한 가용성은 부족한 것으로 판단되기 때문에 정보의 수집 및 공유를 활성화할 수 있는 정부의 인센티브 마련이 필요하다.

2. 해운시장 예측에 대한 지속적인 연구 필요

2020년 코로나 팬데믹 이후 항만 체선, 우크라이나 사태 등 해운 시장에 대한 불확실성이 지속되고 있다. 해운시장에 대한 공급망 충격이 빈번해짐에 따라 이에 대응하는 예측모형의 고도화도 필요하다. 따라서 시장에 대한 모니터링과 함께 전망을 위한 다양한 방법론 도입이 필요하다. 특히 2023년부터 적용되는 현존선에 대한 탄소배출 규제는 건화물선 운영에 직접적으로 영향을 미칠 것으로 예상되어 이를 반영할 수 있는 새로운 운임 예측모형 연구가 필요할 것으로 예상된다. 현재 해운시장에서 시황을 전망하고 발표하는 기관은 소수에 그치고 있어 안정적인 연구의 기반이 마련되어야 한다. 나아가 중소선사의 역량강화를 위한 시장 전망모형을 보급하는 것도 필요하다.

〈그림 4-1〉 KMI 인공지능 모형 개발 진행현황



자료: 저자 작성

3. 데이터 한계를 보완할 방안 마련

건화물선을 비롯해 해운시장 수급에 관한 변수들이 인공지능모형에 활용될 경우 예측 정확도가 향상될 개연성이 높다. 하지만 대부분의 자료가 월 또는 연도별로 생성되기 때문에 학습 기반인 인공지능 모형에 활용되기는 어렵다. 용선료, 해상운임, 원자재 등의 화물 현물/선물가 등 운임 및 가격

에 대한 자료인 일일 또는 주간으로 발표되지만 선복량, 교역량 등 자료 발행 주기는 최소 월간이기 때문에 이용에 한계가 있다. 따라서 이를 대신해 활용가능한 자금을 만들어 내는 연구가 필요하다. 예를 들어 실시간으로 자료 수집이 가능한 AIS를 활용한 주기적인 물동량 자료 추정 등의 연구를 통해 교역량에 대한 자료 추정이 가능할 것으로 예상된다.

4. 産-學-硏 공동연구 추진

코로나 팬데믹 이후에 건화물선 시장의 변동성은 상품시장이나 주식시장의 변동성을 크게 상회하기 때문에 예측 불확실성도 커지고 있다. 따라서 해운시장에 대한 이해가 필수적으로 동반되어야 하며 이를 해석하고 모형화하는 작업을 통해 높은 불확실성에 대응해 나갈 필요가 있다. 이와 같이 해운시장에 참여하는 선사의 시장에 대한 이해를 예측모형으로 구현하기 위해서는 연구기관과 학계의 노력이 뒤따라야 한다. 2019년 추진된 한국해양수산개발원의 산-학-연 공동연구 등과 같은 협력(공동)연구를 통해 기존 모형을 고도화할 수 있을 뿐만 아니라 선사와 화주의 위험관리에 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

국내 문헌

고병욱·최건우·안영균·황수진·김병주(2020), 시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구, 한국해양수산개발원, pp. 1-112.

김동균·최정석(2021), 딥러닝 기법을 활용한 컨테이너선 운임 예측 모형, 해양환경안전학회, 27(5), pp. 574-583.

김용호(2017), 중소형 탱커선 운임 예측에 관한 연구, 석사학위논문, pp. 1-61.

김창범(2008), 중국의 경제성장과 부정기 해운시장, 해운물류연구, 56, 한국해운물류학회, pp.1-12.

김창범(2011), 국제금융시장의 충격과 중국의 수입변동성이 건화물 해운시장에 미치는 영향, 한국항만경제학회지, 27(1), 한국항만경제학회, pp. 263-280.

윤희성·최건우·황수진·박동원(2019), 딥러닝 기반의 건화물선 시황예측 연구, 한국해양수산개발원, pp. 1-81.

이은숙(2008), 부정기선 운임율에 영향을 미치는 요인에 관한 연구(석사학위, 중앙대학교 글로벌인적자원개발대학원).

이호춘·최건우·황수진·류희영·김병주·이진면·김정현·이용호·배혜림·김도희·이상재(2022), 인공지능·빅데이터 기반의 컨테이너운임 예측모형 개발 및 산업 영향도 분석, 협동연구총서, 경제·인문사회연구회, pp. 1-138.

정근존·하영석(2010), 글로벌 금융위기가 BDI에 미치는 효과에 대한 실증분석, 26(1), 한국해운물류학회, pp.1-16.

채수담(2010), 부정기선 해운시장의 운임변동성에 영향을 미치는 요인에 관한 연구(석사학위, 중앙대학교 글로벌인적자원개발대학원).

임종관·김우호·고병욱(2010), 벡터자기회귀모형을 이용한 건화물선 시장분석, 해운물류연구, 26(1), 한국해운물류학회, pp.17-35.

이상민(2011), 해운위기에 따른 부정기선 해운시장의 운임변동성 영향요인 연구(석사학위, 중앙대학교 글로벌인적자원개발대학원).

정상국·김성기(2011), 국제유가의 변화가 건화물선 운임에 미치는 영향과 건화물선 운임간의 상관관계에 관한 연구, 한국항만경제학회지, 27(2), 한국항만경제학회, pp. 217-240.

배성훈·박근식(2016), 부정기선 해운시장의 운임변동성 영향 요인에 관한 연구, 물류학회지, 26(6), 한국물류학회, pp. 47-60.

안영균·이민규(2018), 케이프사이즈 용선료에 미치는 영향 요인분석, 무역학회지, 43(3), 한국무역학회, pp. 125-145.

임상섭·김석훈(2021), 인공신경망을 이용한 케미컬 탱커 운임 예측, 한국컴퓨터정보학회논문지, 26(4), pp. 113-118.

임상섭·안영중(2022), 「인공신경망을 활용한 LNG 운임예측」, 한국컴퓨터정보학회논문지, 27(7), pp. 187-194.

정상국·김성기(2011), 「국제유가의 변화가 건화물선 운임에 미치는 영향과 건화물선 운임간의 상관관계에 관한 연구」, 『한국항만경제학회지』, 27(2), pp. 217-240.

황수진·고병욱·최건우·안영균·김병주(2020), 「인공지능기반 해상운임예측 연구」, 한국해양수산개발원, pp. 1-66.

황수진·이호춘·최건우·김병주(2021), 「인공지능기반 해상운임예측 연구(3차년도)」, 한국해양수산개발원, pp. 1-122.

국외 문헌

Bao, J., L. Pan, & Y. Xie(2016), "A new BDI forecasting model based on support vector machine", *2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*, pp. 65-69.

Beenstock, M. & A. Vergottis(1989), "An econometric model of the world tanker market", *Journal of Transport Economics and Policy*, 23(3), pp. 263-280.

Eslami, P., et al(2017), "Predicting tanker freight rates using parsimonious variables and a hybrid artificial neural network with an adaptive genetic algorithm", *Maritime Economics & Logistics*, 19(3), pp. 538-550.

Han, Q., B. Yan, G. Ning & B. Yu(2014), "Forecasting dry bulk freight index with improved SVM", *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.

Li, J. & M. G. Parsons(1997), "Forecasting tanker freight rate using neural networks", Maritime Policy & Management, 24(1), pp. 9-30.

Luo, M., L. Fan, & L. Liu(2009), "An econometric analysis for container shipping market", *Maritime Policy & Management,* 36(6), pp. 507-523.

Shynkevich, Y., T. M. McGinnity, S. A. Coleman, A. Belatreche, & Y. Li(2017), "Forecasting price movements using technical indicators: Investigating the impact of varying input window length", *Neurocomputing*, 264, pp. 71-88.

Yang, Z. & E. E. Mehmed(2019), "Artificial neural networks in freight rate forecasting", *Maritime Economics & Logistics*, 21(3), pp. 390-414.

인터넷 자료

클락슨, https://sin.clarksons.net/(검색일: 2022.11.1.)

볼틱, https://www.balticexchange.com/content/balticexchange/consumer/en/my-baltic/dashboard.html(검색일: 2022.11.1.)

PDS 코리아, https://www.koreapds.com/mipds/kp_login/login.php?won_gb=4&log_f=1(검색일: 2022.11.1.)

한국해양수산개발원 홈페이지, https://www.kmi.re.kr/web/trebook/list.do?rbsIdx=142(검색일 : 2022년 8월 10일)

기본연구보고서 발간목록

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

2021년

01	시민참여형 해안돌봄 정책 도입방안 연구	정지호
02	해양 플라스틱 쓰레기가 선박 운항에 미치는 영향분석 연구	김보람
03	여성어업인 노동정책 방향 연구	홍혜수
04	순환경제 시스템을 활용한 어업폐기물의 자원화 방안 연구	고동훈
05	1conomy 시대, HMR 시장 확대에 따른 수산부문 대응전략 수립 연구	마창모
06	AIS 데이터 기반 해상교통 안전 평가모델 개발 연구	황선일
07	항만 에너지 관리시스템 도입을 위한 로드맵 구축 연구 - 부산항 신항 전기에너지 소비를 중심으로 -	김근섭
08	해양분야 리빙랩 활성화 방안 연구	좌미라
09	빅데이터의 연계·활용을 통한 선박의 배출량 산정체계 고도화 방안 연구	안용성
10	해양공간계획 집행체계 고도화 방안 연구	최희정
11	수산식품산업 푸드테크 환경분석 및 적용전략 연구	이상건
12	AIS데이터기반 해상물동량 추정 연구	황수진
13	항만부문 정책의사결정 지원 빅데이터 플랫폼 구축 방안 연구	이기열
14	항만 컨테이너 물류 프로세스 디지털화 모형 연구	서정용
15	해양수산 분야 국제산업연관표 구축기반 연구	정수빈
16	해양수산 과학기술 정책평가모형 연구 - 해양수산 R&D를 중심으로 -	전형모
17	글로벌 경제위기와 해운산업 대응체계 연구	박성화
18	항만산업 경기진단체계 구축 연구 - 경기동행지수 개발을 중심으로 -	김성아
19	전국 무역항 부두 분류 체계 개선방안 연구	이수영
20	IMO 규제기반 해사산업의 글로벌 지속발전방안 연구 - 新해사산업의 육성 및 지원을 위한 법제화 연구(5차년도) -	박한선
21	수소에너지 거점 구축을 위한 항만의 대응방안 연구	신수용

수시연구보고서 발간목록

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 활성화를 위한 해양수산생명자원 법령 정비 방안 연구	좌미라
07	우리나라 수산종자 관리체계 개선방안 연구	조헌주
08	2050 신해양강국 미래비전 수립 연구	김민수

2021년

01	해양환경산업 육성 방안 연구	한기원
02	선원의 인권 및 근로여건 향상을 위한 선원근로감독관 제도 개선 방안 연구	허성례
03	포스트 코로나 시대를 대비하는 지역 해양축제 활성화 연구	최일선
04	회복탄력성 개념을 적용한 항만 위기관리 시스템 구축 연구	김성기
05	중대재해처벌법 시행에 따른 항만에서의 대응방안 연구	최상균
06	크루즈산업 COVID-19 방역체계 구축방안 연구	황진회
07	한국형 선주사의 최적 운영방안 연구	고병욱
08	어촌형 생활서비스 전달체계 개선 연구	이호림
09	원양산업의 ESG 도입 기초 연구	윤미경
10	수상레저활동 관리체계 개선방안 연구	홍장원
11	연안지역 자연성 회복을 위한 정책 방향_간척지·담수호 중심으로	정지호
12	스마트항만 구축에 따른 탄소저감 효과 연구 - 동력전환을 중심으로 -	김가현

일반연구보고서 발간목록

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	동중국해 해양경계획정 방안 기초 연구	박영길
15	해양수산 분야 미래 리스크 발굴 및 파급효과 분석 연구(Ⅱ)	김찬호
16	항만개발사업의 정책효과 적용방안 연구	이종필
17	국가 해양전략 기본구상 연구	정현욱
18	선박대기시간 예측모형 개발을 위한 방법론 연구	조아현
19	안전항만 구축을 위한 비용 산정 및 지원체계 마련을 위한 연구	최상균

2021년

01	해양수산 정책영향평가를 위한 기초 연구	김주현
02	해양교육의 사회·경제적 가치 평가 연구	이슬기
03	해양수산업 경기진단체계 기초연구 - 해운업을 중심으로 -	권장한
04	선박 기술진보를 고려한 탄소 배출량 추정 연구	최건우
05	서포트벡터머신(SVM) 기법을 활용한 해운시황 예측 연구	김병주
06	크루즈 여객 수요 전망 모형 구축 연구	안승현
07	디지털 공급사슬 물류정보통합 구축전략 연구(Ⅲ)	서정용
08	수출용 전복의 유통경로 분석 연구	이정필
09	인공지능기반 해상운임 예측 연구(3차년도)	황수진
10	인공신경망모형을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구 - 김 양식을 중심으로 -	천성훈
11	해양수산분야 미래 리스크 발굴 및 파급효과 분석 연구	박광서

일반연구 2022-02

해상운임 예측모형 고도화 연구(Ⅰ)

인 쇄 2022년 12월 29일
발 행 2022년 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 크리커뮤니케이션 (02-2273-1775)

판매 및 보급: 정부간행물판매센터 Tel: 02-394-0337
정가 6,000원