

시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구

Forecasting Shipping Markets Using Time Series Analysis

고병욱 • 최건우 • 안영균 • 황수진 • 김병주

2020. 12.



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자

고병욱, 최건우, 안영균, 황수진, 김병주

연구진

연구책임자 고병욱 한국해양수산개발원 해운·물류연구본부 부연구위원
공동연구원 최건우 한국해양수산개발원 해운·물류연구본부 전문연구원
공동연구원 안영균 한국해양수산개발원 해운·물류연구본부 전문연구원
공동연구원 황수진 한국해양수산개발원 해운·물류연구본부 전문연구원
공동연구원 김병주 한국해양수산개발원 해운·물류연구본부 연구원

연구기간

2020. 1. 1 ~ 2020. 10. 31

보고서 집필내역

연구책임자

고병욱 연구총괄, 제1장~6장

내부연구진

최건우 제1장~제6장 일부
안영균 제1장~제6장 일부
황수진 제1장~제6장 일부
김병주 제1장~제6장 일부

산·학·연·정 연구자문위원

이민규 부경대학교 기술경영학과 교수
강규호 고려대학교 경제학과 교수
김한울 해양수산부 해운정책과 사무관

※ 순서는 산·학·연·정 순임

발간사

글로벌 무역의 80%(중량 기준) 이상이 해운을 통해 수송되고 있다. 삼면이 바다이고 북한과 대치하고 있는 사실상의 섬나라인 우리나라는 수출입 물동량의 99.7%가 해운서비스에 의존하고 있다. 이 같은 해운 산업은 경제적 변영의 필수적인 산업으로 평가된다.

특히 소규모 개방경제인 우리나라에서 해운산업의 중요성은 아무리 강조해도 지나침이 없다. 그러나 업계의 경영능력 부족과 정책판단의 오류로 우리는 2016년에 한진해운사태라는 국제물류 대란을 겪는 아픔이 있었다. 이에 정부는 2018년 해운재건 5개년 계획을 발표하고 적극적으로 해운산업 발전을 위한 노력을 기울이고 있다.

해운산업이 발전하기 위해서는 글로벌 경기변동과 해운기업의 전략적 판단 변화로 끊임없이 변동하는 해운시장의 가격변수(운임, 선가, 용선료 등)에 대한 합리적 예측과 대응이 필요하다. 특히 화주에게 운송서비스를 제공하는 선사에게는 전문 서비스기업으로서 이러한 역할을 확보하는 것이 해운시장에서 생존하기 위해 절대적으로 요구되는 사항이다. 이러한 필요성에도 불구하고, 우리나라 업계와 학계에서는 정량적 방법론에 기초한 해운시장의 분석과 예측이 활발히 이루어지고 있지 못한 것이 현실이다.

이 같은 과학적 해운시장 분석과 예측을 위해 한국해양수산개발원에

서는 다양한 방법론을 적용해 연구를 수행해 왔다. 본 연구는 이 같은 맥락 속에서 수행된 시계열 분석을 통한 해운시장 분석과 예측에 대한 연구 성과물을 2020년을 기준으로 포괄적으로 정리했다는 점에서 의미가 있다. 시계열 분석기법은 거시경제학과 금융시장 연구 등에서 광범위하게 사용되어 왔고, 또한 영국 런던 등을 중심으로 하는 유럽계 해운경제학자들이 글로벌 학계에 지속적으로 연구결과를 발표하고 있는 방법론이다. 이번 연구를 통해 새롭게 구축된 시계열 방법론을 적용해 해운시장의 동태적 특성을 파악하고 예측에 활용한 것은 우리나라 업계에 경쟁우위를 제공할 것으로 기대된다.

이 연구는 한국해양수산개발원의 고병욱 부연구위원이 연구책임을 맡고, 최건우 전문연구원, 안영균 전문연구원, 황수진 전문연구원, 김병주 연구원이 참여하여 수행했다. 필자들은 연구 및 보고서 작성에 많은 조언을 준 본 원의 김종덕 연구부원장과 김태일 본부장, 이민규 부경대학교 교수, 강규호 고려대학교 교수, 김한울 해양수산부 사무관계 깊은 감사를 드린다. 또한 필자들은 보고서가 출판되도록 행정지원을 수행한 서우승 사무원에게도 감사를 드린다. 아울러 위에서 언급하지 못했지만 이 연구보고서가 출판되기까지 많은 도움을 주신 모든 분들께 이 자리를 빌려 심심한 감사를 드린다.

2020년 12월
한국해양수산개발원
원장 장 영 태

목차

보고서 사용법	i
---------	---

용어표	ii
-----	----

요 약	v
-----	---

Executive Summary	xiii
-------------------	------

제 1장 서론	1
---------	---

제1절 연구의 배경 및 필요성	1
------------------	---

1. 연구의 배경	1
-----------	---

2. 연구의 필요성	3
------------	---

제2절 연구의 목적	4
------------	---

제3절 연구 방법	5
-----------	---

제4절 선행연구 검토	7
-------------	---

1. 계량경제학 문헌	7
-------------	---

2. 해운경제학 문헌	9
-------------	---

제 2장 해운시장의 특성과 주요 변수	17
----------------------	----

제1절 주요 선종별 해운시장의 특성	17
---------------------	----

1. 해운시장의 수요, 공급 및 운임	17
----------------------	----

2. 선종별 해운시장	18
-------------	----

제2절 주요 선종별 해운시장의 변수	22
---------------------	----

1. 연간 수급 자료	22
-------------	----

2. 일일 운임 자료	23
-------------	----

3. 주간 용선료 자료	25
--------------	----

제3절 해운시장 변수의 정보 집계 방법	25
-----------------------	----

제 3장 시계열 분석의 기초 개념과 모형 27

제1절 시계열 분석의 기초 개념	27
1. 확률과정, 앙상블 그리고 시계열 자료	27
2. 안정성과 에르고드성	29
제2절 단변량 모형	32
1. 자기회귀과정(AR process)	32
2. 이동평균과정(MA process)	33
3. 월드분해정리 및 충격반응 분석	33
4. 단위근 확률 과정	34
제3절 다변량 모형과 추정방법	37
1. 벡터자기상관모형(VAR 모형)	37
2. 벡터오차수정모형(VECM 모형)과 공적분	38
3. 다변량 모형의 추정방법	40
제4절 상태공간 모형과 추정방법	41
1. 상태공간모형	41
2. 상태공간모형의 추정방법: 칼만 필터	44

제 4장 시계열 모형을 통한 해운시장 분석 47

제1절 수요-공급-운임의 동태적 특성 분석	48
1. 자료 설명 및 특성	48
2. 단위근 검증	50
3. 공적분 검증	52
4. 그랜저 인과검증	52
5. VAR 모형 분석	54
6. VECM 모형 분석	59
제2절 선물-운임-용선료의 동태적 특성 분석	61
1. 자료 설명 및 특성	61
2. 단위근 검증	63
3. VAR 모형 분석	66
제3절 공통 확률적 추세 모형을 활용한 오차 교정 분석	71
1. 자료 설명	71

2. 공통 확률적 추세 모형 분석: 일일 자료	72
3. 공통 확률적 추세 모형 분석: 주간 자료	75

제 5장 시계열 모형을 통한 운임 예측 79

제1절 수요-공급-운임 모형을 활용한 연간 운임 예측	79
1. 평균 제곱근 오차 분석	79
2. VAR 모형의 예측 정확도 평가	80
제2절 선물-운임-용선료 모형을 활용한 주간 운임 예측	86
제3절 공통 확률적 추세 모형을 활용한 일간 운임 예측	90

제 6장 결론 93

제1절 연구의 시사점	93
제2절 미래 연구과제	95
제3절 활용방안과 미래 추진과제	96

참고문헌 99

부 록 105

표목차

〈표 1-1〉 선행연구 분류와 차별성	16
〈표 2-1〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 변수 설명	23
〈표 2-2〉 건화물선 및 유조선 운임자료의 설명	24
〈표 2-3〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 변수 설명	25
〈표 2-4〉 해운시장별 및 시간별 해운시장 변수 집계 구조	26
〈표 3-1〉 칼만 필터의 용어 설명	44
〈표 4-1〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 변수 설명	48
〈표 4-2〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임의 단위근 검정 결과	51
〈표 4-3〉 공적분 검증	52
〈표 4-4〉 그랜저 인과검증: p-값(컨테이너선)	53
〈표 4-5〉 그랜저 인과검증: p-값(건화물선)	53
〈표 4-6〉 그랜저 인과검증: p-값(유조선)	53
〈표 4-7〉 해운시장의 충격 크기 비교	55
〈표 4-8〉 선종별/변수별 모형 적합도 비교(조정 결정계수 비교)	56
〈표 4-9〉 공적분 벡터의 추정	59
〈표 4-10〉 오차교정 계수 추정	60
〈표 4-11〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 변수 설명	61
〈표 4-12〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 간의 상관관계	62
〈표 4-13〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의 단위근 검정 결과	63
〈표 4-14〉 파나마맥스선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의	65
〈표 4-15〉 건화물선 시장의 구조적 충격의 크기 비교	70
〈표 4-16〉 선종별/변수별 모형 적합도 비교(조정 결정계수 비교)	70
〈표 4-17〉 건화물선 및 유조선 운임자료의 설명	71
〈표 4-18〉 공통 확률적 추세 모형의 추정 결과(일일 자료)	72
〈표 4-19〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과 (일일 자료, 표본내 예측)	74
〈표 4-20〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과 (일일 자료, 표본외 예측)	75
〈표 4-21〉 공통 확률적 추세 모형의 추정 결과(주간 자료)	76

〈표 4-22〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과 (주간 자료, 표본내 예측)	76
〈표 4-23〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과 (주간 자료, 표본외 예측)	77
〈표 5-1〉 수요-공급-운임 VAR 모형의 운임 예측 정확도 비교	80
〈표 5-2〉 수요-공급-운임 VECM 모형의 운임 예측 정확도 비교	80
〈표 5-3〉 VAR 모형을 이용한 컨테이너선 운임의 표본외 예측 정확도 추이	81
〈표 5-4〉 VAR 모형을 이용한 건화물선 운임의 표본외 예측 정확도 추이	82
〈표 5-5〉 VAR 모형을 이용한 VLCC 운임의 표본외 예측 정확도 추이	83
〈표 5-6〉 단순 VAR과 조건부 VAR 예측 정확도 비교	84
〈표 5-7〉 수요-공급-운임 모형을 활용한 운임 방향 예측 결과	86
〈표 5-8〉 FFA-현물-용선료 VAR과 FFA-현물 VAR의 예측 정확도 비교	86
〈표 5-9〉 VAR과 VAR B-N 방법 간의 예측 정확도 비교	88
〈표 5-10〉 VAR 모형의 신호에 근거한 운임 방향 예측 결과	89
〈표 5-11〉 확률적 추세 모형의 표본외 예측 정확도(RMSE) 비교	90
〈표 5-12〉 확률적 추세 모형의 예측 오차율 절대값 평균	90
〈표 5-13〉 확률적 추세 모형의 운임 방향 예측 결과	91
〈표 6-1〉 미래 추진과제	97
〈표 A-1〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과 (일일 자료, 표본내 예측)	106
〈표 A-2〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과 (일일 자료, 표본외 예측)	107
〈표 A-3〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과 (주간 자료, 표본내 예측)	108
〈표 A-4〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과 (주간 자료, 표본외 예측)	109
〈표 A-5〉 VECM 모형을 이용한 컨테이너선 운임의 표본외 예측 정확도 추이	110
〈표 A-6〉 VECM 모형을 이용한 건화물선 운임의 표본외 예측 정확도 추이	111
〈표 A-7〉 VECM 모형을 이용한 VLCC 운임의 표본외 예측 정확도 추이	112

그림 목차

〈그림 1-1〉 단기현물운임과 기대운임	11
〈그림 2-1〉 해운시장의 운임 결정	18
〈그림 2-2〉 선종별 물동량 규모(2018년)	19
〈그림 2-3〉 선종별 선박량 규모(2020년)	19
〈그림 2-4〉 컨테이너선 시장의 주요 항로	20
〈그림 2-5〉 건화물선 시장의 주요 항로	21
〈그림 2-6〉 유조선 시장의 주요 항로	22
〈그림 3-1〉 케이프 5TC 운임	28
〈그림 3-2〉 시계열 자료의 기본 개념	29
〈그림 3-3〉 케이프 5TC 운임의 변화율	29
〈그림 3-4〉 칼만 필터의 추정 순서도	45
〈그림 4-1〉 컨테이너선 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)	49
〈그림 4-2〉 건화물선 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)	49
〈그림 4-3〉 VLCC 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)	50
〈그림 4-4〉 컨테이너선 운임의 각 충격에 대한 반응분석	56
〈그림 4-5〉 선종별 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 충격에 대한 축적된 반응 ..	57
〈그림 4-6〉 선종별 해운시장의 물동량, 선박량, 운임의 예측오차 분산분해	58
〈그림 4-7〉 파나마식선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 추이	62
〈그림 4-8〉 파나마식선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의 로그차분값 추이 ..	65
〈그림 4-9〉 케이프식선 현물운임의 각 충격에 대한 반응분석	67
〈그림 4-10〉 건화물선 시장의 FFA가격, 현물운임, 용선료의 구조적 충격에 대한 축적된 반응	68
〈그림 4-11〉 건화물선 시장의 FFA가격, 현물운임, 용선료의 예측오차 분산분해 ..	69
〈그림 5-1〉 VAR 모형을 이용한 컨테이너선 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	81
〈그림 5-2〉 VAR 모형을 이용한 건화물선 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	82
〈그림 5-3〉 VAR 모형을 이용한 VLCC 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	83
〈그림 5-4〉 케이프식선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)	87

〈그림 5-5〉 파나막스선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)	87
〈그림 5-6〉 수프라막스선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)	88
〈그림 6-1〉 한국해양수산개발원 주간 운임 예측 사례	96
〈그림 A-1〉 VECM 모형을 이용한 컨테이너선 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	110
〈그림 A-2〉 VECM 모형을 이용한 건화물선 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	111
〈그림 A-3〉 VECM 모형을 이용한 VLCC 운임 상한 및 하한 예측 (90% 신뢰구간)	112

약어 목록

※ 알파벳 순

UNCTAD(유엔 무역 개발 회의): United Nations Conference on Trade and Development

LCH(런던 청산소): London Clearing House

BDI(볼틱 건화물선 지표): Baltic Dry Index

FBX(프레이트스 볼틱 컨테이너 운임지수): Freightos Baltic Index

TC(정기 용선): Time Charter

iid(상호 독립적이고 동일하게 분포되는 것): independently and identically distributed

MA(이동 평균): Moving Average

AR(자기 회귀): Auto Regression

SURE Model(SURE 모형): Seemingly UnRelated Equations Model

OLS(최소자승법): Ordinary Least Squares

MLE(최우추정법): Maximum Likelihood Estimation

ADF: Augmented Dickey Fuller

$adjR^2$ (조정결정계수): Adjusted Determination Coefficient

VLCC(초대형 원유운반선): Very Large Crude Oil Carrier

WS(월드 스케일): World Scale

RMSE(평균 제곱근 오차): Root Mean Squared Error

[보고서 사용법]

본 보고서는 해운시장의 분석과 예측에 계량경제학 분석방법론인 시계열 분석기법을 적용한 것이다. 보고서 독자는 해운시장에 대해서 전문지식이 있으나 계량경제학 지식이 부족할 수 있고(업계 종사자), 또는 계량경제학 지식은 풍부하나 해운시장에 대한 지식이 부족할 수도 있다(연구자). 여기서 연구진은 전자의 경우에 해당하는 해운업계 관계자분들이 보고서를 읽을 수 있도록 집필하였다. 반면, 시계열 분석기법에 익숙한 독자는 제3장을 생략하고 보고서를 읽으면 큰 무리가 없을 것이다.

해운업계 종사자분들은 처음부터 차근차근 읽어 나가면 이해가 될 수 있도록 최대한 쉽게 풀어 설명했다. 아이슈타인은 연필과 연습장을 가지고 공부하지 않으면 과학적 내용을 이해하기 어렵다고 말한 것으로 알려져 있다. KMI 연구진은 업계 종사자분들도 연습장에 필요한 수식과 개념을 기록하면서 본 보고서를 읽으면 이해가 될 수 있도록 설명하고자 노력했다. 만약, 그렇게 노력했는데도 이해가 되지 않는 부분이 있다면, 그것은 오직 보고서 집필을 맡은 연구자들의 잘못으로 생각된다. 이러한 우려에 대비하고자 KMI는 내년에 업계 종사자들이 쉽게 시계열 분석기법을 읽힐 수 있도록 세미나 개최와 동영상 교육자료 제공을 적극 추진할 것임을 밝혀둔다.

본 보고서가 우리나라 해운업계의 시장분석 역량제고에 기여할 수 있기를 바란다. 언제라도 보고서 내용에 대한 문의사항이 있는 경우, KMI 연구진에게 연락해 주시길 희망하며, 사용법의 마지막으로 갈음한다.

[용어표]

한글	영어	의미
〈해운분야 용어〉		
가격발견 기능	price discovery function	실제 현물시장의 미래 가격을 관련 선물시장의 가격이 미리 예측하는 역할을 지칭
볼틱해운 선물거래소	BIFFEX	Baltic International Freight Futures Exchange의 약자
수출입 업체, 화주	shippers	해상운송이 필요한 화물의 소유자 또는 운송의뢰인
용선료	time-charter rate	선박을 일정기간 빌리면서 지불하는 비용(금액)
운임선도 계약	FFA	Forward Freight Agreement, 미래 해상운임 변동위험을 헷지(hedge, 회피)하고자 만들어진 해상운임 선도거래
운임선물	freight futures	과거에는 BIFFEX 선물이 있었으나 현재는 없어졌고, 지금은 운임선도계약(FFA)을 의미
운임선물 가격	freight futures price	FFA 가격(과거에는 BIFFEX 선물가격)에 대한 평가치. 볼틱해운거래소에서 FFA 거래 브로커들을 통해 일일 단위로 청산가격이 발표되고 있음. 이를 BFA(Baltic Forward Assessment)라고함
운임파생 상품	freight derivative	해상운송을 기초자산(underlying asset)으로 하여 거래되고 있는 선물거래, 옵션거래 등을 의미
무(無)차익 거래 조건	cost-of-carry no-arbitrage condition	선물거래가 이루어지는 현물자산을 구매 후 보관해서 선물의 인도일까지 가져가 선물과 현물가격 차이에서 재정거래 이익을 추구하는 과정에서 선물과 현물간의 가격차이가 사라지는 조건
재화중량 톤수	DWT	선박이 적재할 수 있는 화물의 양을 물리적 톤(metric ton)으로 나타낸 것
청산	clearing	거래소가 매일 마다 선도(또는 선물) 거래를 청산가격에 기초해 정산하는 것
해운기업, 선사	shipping firms	화물을 해상운송하는 기업
현물운임	spot freight rate	실제 운송계약에서 결정된 운송서비스 비용(가격). 하루당 비용(달러/일) 또는 톤당 비용(달러/톤)으로 표시

한글	영어	의미
〈계량경제학분야 용어〉		
(공분산) 안정성	covariance-stationarity	확률변수가 시기에 관계없이 평균, 분산, 공분산이 일정하게 유지되는 경우, 이들 확률변수는 공분산 안정적이라고 함
고전적 입장, 빈도주의 입장	classical (or frequentist) framework	계량경제학에서 모형의 모수(parameters)가 알려지지 않은 특정 상수로 취급되는 경우, 이들 접근법을 고전적(또는 빈도주의) 입장이라고 함
공변량	covariate	어떤 확률변수와 일정한 관계를 지니는 확률변수
공적분 관계	cointegrating relationship	불안정한 확률변수 간에 장기간에 걸쳐 일정한 관계가 성립하여 두 변수간의 오차가 안정적으로 변하는 경우, 이들 확률변수 간에 공적분 관계가 있다고 함
공통 확률적 추세 모형	common stochastic trend model	확률변수들이 어떤 확률적 추세(stochastic trend)를 공통적으로 가지고 있는 계량경제학 모형
베버리지-넬슨 분해	Beveridge-Nelson decomposition	Beveridge와 Nelson이 개발한 기법으로 불안정한 시계열을 장기적 기대치(확률적 추세)와 일시적 변동치로 나누는 기법
베이저안 입장	bayesian framework	계량경제학에서 모형의 모수(parameters)가 확률변수로 취급되는 경우, 이들 접근법을 베이저안 입장이라고 함
벡터오차 수정모형	VECM (Vector Error Correction Model)	확률변수들의 묶음(벡터)에서 변수 간에 공적분 관계가 있는 경우, 공적분 관계의 오차항과 벡터구성 변수의 과거변수로서 현재 벡터구성 변수를 설명하는 모형
벡터자기 회귀모형	VAR (Vector Auto-Regression)	확률변수들의 묶음(벡터)의 현재 값들이 벡터구성 변수의 과거값으로 설명되는 모형
불편추정량	unbiased estimator	어떤 값을 추정하는 공식(추정량)이 평균적으로 어떤 값을 정확히 맞추는 경우, 이 추정량을 불편추정량이라고 함
상태공간 모형	state-space model	특정 시점의 경제상황을 상태변수로 상정하고 이들 상태변수가 변화하는 전이방정식과 상태변수에 의존하는 측정방정식으로 이루어진 계량경제학 모형
시계열	time series	어떤 자료값들이 시간 순서로 나타난 경우, 이들 자료값들을 시계열 자료라고 함

한글	영어	의미
월드분해 정리	Wold decomposition theorem	안정적인 시계열 자료는 무한대의 이동평균의 합으로 표현이 가능하다는 수학 정리
임의보행	random walk	이번 기의 값은 과거 직전 기간의 값과 확률충격으로 설명되어져, 해당 확률변수의 모습이 술에 취한 사람의 걸음걸이에 비유되는 경우의 확률변수를 임의보행한다고 함
자기회귀 이동평균	ARMA	AutoRegressive Moving Average의 약자. 자기회귀 또는 이동평균 모형으로 대표적으로 안정적인 시계열 모형
자기회귀누적 이동평균	ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average의 약자. 특정 확률변수의 값을 한 번 차분하면 ARMA모형이 되는 경우를 ARIMA 모형이라고 함
장기균형	long-run equilibrium	확률변수 간에 성립하는 장기적 관계로서 벡터오차수정 모형에서는 공적분 관계라고 부름
장기균형에서 이탈한 오차항	error terms deviated from long-run equilibrium	확률변수들 간의 장기적 균형에서 이탈한 오차항. VECM 모형에서 확률변수들은 이 오차항에 반응하여 균형으로 수렴하는 반응을 보임. 이러한 균형으로 수렴하는 반응을 측정하는 것이 조정계수(adjustment coefficient)임
적률	moment	통상적으로 적률은 확률변수의 분포의 모양에 관련된 정보를 담고 있는데, 평균은 1차 적률, 분산은 2차 적률로 간주할 수 있음
확률적 추세로부터 이탈한 오차	error terms deviated from stochastic trend	불안정한 시계열 확률변수에서 (불안정한 추세로부터 영향을 받은) 확률적 추세로부터 각 확률변수들이 이탈한 오차

요약

시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구

1. 연구의 목적

- ▶ 본 연구는 시계열 분석 방법을 해운시장의 다양한 변수에 적용하여 해운시장의 동태적 특성을 분석하고자 했음
- ▶ 나아가 해운시장 특성 분석에 설명력을 지니는 시계열 모형을 미래 운임예측에 활용하고자 했음
- ▶ 이 같은 분석과 예측은 해운기업(2019년 기준, 매출 32조 원)과 화주(2018년 기준, 수출입 1,254조 원)에게 운임수익(해운기업)과 운임비용(화주)의 과학적 관리역량을 강화하는데 기여함
- ▶ 나아가 본 연구는 해운시장 분석 및 예측의 고도화 작업을 가능케 하는 기반을 조성하는데 큰 기여를 할 수 있음
- ▶ 실제로 본 연구는 연구진들이 2019년과 2020년에 우리나라 해운기업을 대상으로 진행한 '해운시장 예측 세미나'의 평가에서 세미나

참석자들이 요구하여 추진되었던 바, 업계의 자율적 분석역량 강화에 기여할 것으로 기대됨

2. 연구의 방법 및 특징

1) 연구의 방법

- ▶ 본 연구는 해운시장을 주기적으로 모니터링하는 연구자의 관찰 경험을 활용하여 실증분석 모형을 구축하고 입수가능한 데이터에 이를 적용하여 현실 적합도를 검증하는 방법으로 수행되었음
- ▶ 특히 글로벌 해운경제학의 최신 연구 동향을 반영했으며, 실제 해운 기업과 화주들이 중요하게 생각하는 시장변수를 분석하고 예측하여 종합적이고 실용적인 연구결과를 도출했다는 점에서, 기존에 학계 중심의 연구와는 큰 차별성을 지닌다고 평가됨

2) 연구의 특징

- ▶ 이를 위해 본 연구는 선행연구 검토와 통계 분석으로 나누어 진행되었음
- ▶ 첫째, 선행 연구 검토는 해외 학술지에 발표된 논문을 중심으로 이루어졌음. 특히 해운시장에서는 1985년 운임선물거래가 도입되면서 운임선물가격과 현물운임 간의 동태적 관계를 연구하는 데 있어 다변량 모형, 특히 VAR(Vector AutoRegression) 모형과 VECM(Vector Error Correction Model) 모형을 적용하여 연구가 이루어졌음
- ▶ 둘째, 통계 분석은 일일, 주간, 연간 자료를 이용해 이루어졌음. 선행연구에서 활발히 활용된 바가 있는 VAR 모형과 VECM 모형, 그

리고 새로운 시도로서 상태공간모형(State-Space Model)을 구축하고, 실제 자료에 이들 모형을 적용하여 해운시장의 동태적 특성을 분석하고 운임 예측에 활용했음

- ▶ 일일 및 주간 자료로는 물동량과 선박량, 즉 수급변수를 정확히 측정하기 어려워 자료를 구하기가 상대적으로 용이한 건화물선과 유조선의 운임, 용선료 등의 가격변수를 사용했으며, 연간 자료로는 컨테이너선, 건화물선, 유조선 모두 수급변수와 가격변수를 사용했음
- ▶ 특히 미래운임예측에 있어 최근까지 학계에서 주목하지 않던 용선료 자료를 주간 운임 분석 및 예측에 체계적으로 반영한 것은 선행연구와 큰 차별성을 지님
- ▶ 그리고 [보고서 사용법]에서 밝힌 바와 같이, 본 연구의 보고서는 학술적 엄밀성을 유지하면서도, 해운시장에 관심이 있는 일반 독자들도 충분히 이해할 수 있도록 최대한 쉽게 풀어 설명하고자 했음

3. 연구 결과

1) 연구 결과 요약

〈연간 모형〉

- ▶ 해운시장의 연간(yearly) 수요(물동량), 공급(선박량), 가격(연간 평균 운임) 세 변수를 VAR 모형과 VECM 모형에 적용했음
- ▶ 실증분석 결과에 따르면, 운임은 물동량이 증가하면 상승하고 선박량이 증가하면 하락하는 시장 수급 메커니즘이 통계적으로 유의하게 나타났음. 그리고 유조선 시장을 제외한 컨테이너선과 건화물선

해운시장에서는 미래 운임예측에 있어 물동량 변수의 불확실성이 가장 큰 불확실성 요소로 나타났음

- ▶ 이 연간 변수 모형을 활용해 1년 앞의 운임을 예측하는 경우, VAR 모형에 Beveridge-Nelson 분해 기법을 적용하는 것이 미래 운임 변동 방향을 가장 정확하게 예측하는 것으로 나타났음

〈주간 모형〉

- ▶ 해운시장의 주간(weekly) 현물운임, FFA가격, 용선료 세 변수를 VAR 모형에 적용했음
- ▶ 실증분석 결과에 따르면, 해운시장에 장기적으로 영향을 미치는 장기충격이 현물운임, FFA가격, 용선료에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났음. 특히 FFA가격이 VAR 모형을 통해 정확하게 예측하기 어려운 것으로 알려져 있었는데, 이러한 예측 어려움은 장기충격이 FFA 가격변동의 중요 요인이기 때문인 것으로 분석됨
- ▶ 이 주간 세 변수 모형을 활용해 1주 앞의 운임을 예측하는 경우, 현물운임과 FFA가격만을 이용하는 두 변수 모형보다 예측 정확도가 상승하는 것으로 나타났음. 특히 VAR 모형의 세 가지 신호에 근거한 운임 예측의 경우, 세 가지 신호가 모두 같은 방향을 예측할 경우 예측 성공률이 80% 이상으로 나타났음

〈일일 모형〉

- ▶ 해운시장의 일일(daily) 항로별 운임을 공통 확률적 추세 모형(common stochastic trend model)에 적용하여 분석을 수행했음
- ▶ VECM 모형에서는 공변량(covariate)과의 장기균형에서 이탈한 오차항(error term)이 관심 변수의 균형으로의 회귀를 이끌었지만, 공

통 확률적 추세 모형에서는 시장의 확률적 추세로부터 이탈한 오차항이 관심 변수를 균형으로 회귀시키는 것으로 나타났음

- ▶ 이러한 오차항을 설명 변수로 간주하여 일일 운임을 예측하는 경우, 다수의 선종과 선형의 해운시장에서 75% 이상의 정확도를 가지고 운임방향을 예측하는 것으로 나타났음

2) 정책대안 제시내용 및 정책화 활동

- ▶ 본 연구의 공식적 추진에 앞서, KMI 연구진은 2019년과 2020년에 우리나라 해운기업을 대상으로 ‘해운시장 예측 세미나’를 두 차례에 걸쳐 진행했음. 이 세미나에서 시계열 분석방법을 활용한 해운시장 분석 및 예측의 활용 필요성이 확인되었고, 이를 기초로 본 연구가 추진되게 되었음
- ▶ 본 연구를 통해 검증된 주간 운임 예측 모형을 이용해 한국해양수산개발원은 2020년 5월부터 주간 운임 예측 서비스를 제공하고 있음
- ▶ 연간 운임 예측 모형의 경우, 본 연구의 종료일 이후인 2020년 11월 한국해양수산개발원 연간 운임 전망 세미나에서 업계 관계자들에게 서비스를 제공할 예정임
- ▶ 일일 운임 예측 모형의 경우, 2021년부터 한국해양수산개발원에서 일일 운임 예측 서비스를 제공하는 사업을 추진할 계획임
- ▶ 또한 본 보고서에서 분석된 수급 모형에 기초한 다변량 분석 기법은 코로나19에 따른 해운시장 수요 감소와 그에 따른 영향분석의 이론적 가이드로서 역할했음

3) 정책적 기여 등 기대효과

- ▶ 해운기업 및 화주의 미래 운임 예측 정확도 제고를 통해 시장변동위험에 효과적으로 대응하는 데 기여할 것으로 기대됨
- ▶ 예를 들어, 해운기업 입장에서 이번 주가 지난 주에 비해 운임이 상승할지 하락할지 예측할 수 있는 정보는 주중 선박의 운영전략에 매우 중요한 역할을 할 수 있음. 또한 내년도 운임이 전년도 대비 상승할지 하락할지를 예측하는 것은 연간 해운기업 전략수립에 매우 긴요한 정보가 됨. 따라서 본 보고서에서 제시한 이들 예측모형의 특성과 예측정확도는 향후 우리 해운기업과 화주의 시장대응전략 마련에 매우 중요한 가이드(지침)가 될 것으로 기대됨
- ▶ 아울러 본 연구의 주요 내용을 국제 학술지에 발표하여 우리나라 해운경제학계의 연구성과를 글로벌 학계와 공유할 계획임. 본 보고서의 다변량 모형(VAR 모형과 VECM 모형)은 학계에서 이미 다양한 자료에 적용하여 유용한 통계적 정보를 도출하는데 사용되어 왔음. 그러나 본 연구에서는 이러한 다변량 모형과 함께 상태공간모형을 일일, 주간, 연간 자료에 체계적으로 적용하고 그 유용성을 분석과 예측 측면에서 검증했다는 점에서 의의가 있음. 연구진의 선행연구 검토에 따르면, 본 보고서에서 도출해 낸 일일, 주간, 연간 모형의 분석결과가 아직은 글로벌 학계에 보고되지 않은 내용이 다수 있기 때문에, 본 보고서의 국제 학계에서의 발표는 학계의 지식발전에 기여할 수 있을 것으로 사료됨
- ▶ 특히 본 연구가 우리나라 해운시장 분석과 예측 업무의 과학화와 학계의 후속연구 활성화에 기여할 수 있을 것으로 기대됨. 예를 들어, 국제학계에서 다양하게 제시되고 있는 계량모형 기반의 '신호접근

을 통한 해운시장전략'(trading strategy based on signaling)을 우리나라 업계에서 도입하고 적극적으로 사용하는데 본 보고서가 기여할 수 있을 것으로 기대됨

Forecasting Shipping Markets Using Time Series Analysis

Byoung-Wook Ko · Gun-Woo Choi · Young-Gyun Ahn
Soo-Jin Hwang · Byeong-Ju Kim

1. Purpose

- ▶ This study analyzes dynamic characteristics of the shipping markets by applying time series models to a variety of variables in the shipping markets.
- ▶ Furthermore, this study forecasts future freight rates based on the estimated time series models which have the explanatory power of analyzing features surrounding the shipping markets.
- ▶ These analysis and forecasting will enhance the competency of scientific management of shipping revenues (for shipping firms) or shipping costs (for shippers).
- ▶ In addition, this study will be an important trigger for the more advanced research for shipping market analysis and forecast.
- ▶ Actually, because this study was requested by the participants

of the 'shipping market seminars' which had been held in 2019 and 2020, respectively, the present research output will enhance their analytical skills on the shipping markets.

2. Methodology and Feature

1) Methodology

- ▶ Taking advantage of the researcher's experience of regularly monitoring the shipping markets, this study established several empirical analysis models, applying available data sets to verify the researchers' subjective insights for the shipping markets.
- ▶ Especially, this study reviews the recent research trends and provides a comprehensive research output on analyzing and forecasting shipping market variables. So, this study will contribute to the literature of global shipping market research.

2) Feature

- ▶ To achieve the purpose, this study was conducted in two parts; one by reviewing preceding studies and the other by statistical analysis.
- ▶ First, a review of preceding studies was carried out focusing on papers published in international academic journals. Since BIFFEX (Baltic International Freight Futures Exchange) was first introduced in 1985, a number of studies have been carried out by applying multivariate models, specifically the VAR (Vector

Auto Regression) model and the VECM (Vector Error Correction Model) to analyze the dynamic relationships between futures freight prices and spot freight rates.

- ▶ Second, statistical analysis was carried out based on daily, weekly and yearly data. This study established the VAR model, the VECM model and State-Space Model which have been actively utilized in preceding studies, applying these models to real data in order to analyze the dynamic features of the shipping markets as well as to predict freight rates.
- ▶ As the daily and weekly dataset, this study utilizes the spot rates, FFA prices, and time-charter rates in the dry and wet bulk shipping markets and, as the yearly dataset, it uses the cargo volume, fleet, and freight rate variables.
- ▶ In particular, it should be noted that this study incorporates the information embedded in time-charter rates, which has rarely been utilized in the previous literature.
- ▶ Further, the researchers of this study endeavor to write a report that is easy for the market players to understand the technical contents.

3. Result

1) Summary

〈Yearly model〉

- ▶ Three variables of the shipping markets were applied to the VAR and VECM models, which included yearly-based demand (cargo volume), supply (amount of vessels) and price (yearly average freight rates).
- ▶ According to the result of the empirical analysis, there was statistical significance in the market mechanism of demand and supply in which freight rates were increased by the impulse of cargo volume, while there was a decrease from the impulse of the amount of vessels. Moreover, the impulse of cargo traffic was found to be the most uncertain factor in the container market and the dry bulk shipping market, excluding the oil tanker market in predicting future freight rates.
- ▶ When utilizing this model with yearly variables, it was shown that the Beveridge-Nelson decomposition method of the VAR model provides the most accurate prediction for the direction of future freight rates.

〈Weekly model〉

- ▶ Three variables were applied to the VAR model including weekly spot freight rates, FFA prices and time charter rates.
- ▶ The result of the empirical analysis showed that a long-term

shock on the shipping market will have the largest impact on spot freight rates, FFA price and time charter rate. In particular, it has been known that FFA price is difficult to predict through the VAR model. Such difficulty comes from the fact that long-term shock is the most important factor of the FFA price.

- ▶ When predicting freight rates a week ahead utilizing these three weekly variables, the accuracy of prediction increased compared to the predictions made by the models with two variables including spot freight rates and FFA prices. In particular, in the case of predicting freight rates with three variables using the VAR model, if the three variables projected the same direction, the prediction accuracy turned out to be higher than 80%.

〈Daily model〉

- ▶ The analysis was conducted by applying daily freight rates of representative shipping routes to a common stochastic trend model.
- ▶ In the VECM model, there is an error term, which deviates from the long-run relationship among the covariates and pulls the relevant variable into the long-run equilibrium. However, in the common stochastic trend model, the error term, that deviates from the stochastic trend, drives the dependent variable towards the long-run equilibrium.
- ▶ In the case of predicting daily freight rates by considering the error term as an explanatory variable, the direction of freight rates can be predicted with a higher than 75% accuracy rate in the shipping markets with a variety of types and sizes of vessels.

2) Policy suggestions and relevant activities

- ▶ KMI held the ‘shipping market seminars’ in 2019 and 2020, respectively. The participants of these seminars requested this kind of research, which analyses and forecasts shipping markets.
- ▶ Using the weekly prediction model of freight rates verified by this study, Korea Maritime Institute has been providing a weekly service for forecasting the rates since May of 2020.
- ▶ KMI plans to provide a forecasting service based on the yearly prediction model after the end date of this study on November of 2020, targeting relevant officials participating in the annual outlook seminar for forecasting freight rates.
- ▶ In regards to the daily freight rate prediction model, KMI plans to implement a project for forecasting freight rates on a daily basis starting from 2021.
- ▶ Further, the multivariate econometric models of this study played a tentative role for predicting the shipping markets in the COVID-19 crisis.

3) Expected benefits including policy contribution

- ▶ This study contributes to the effective responses against volatile market risks by enhancing the accuracy of forecasting future freight rates for shipping companies as well as shippers.
- ▶ For example, the information on the price movement direction of next week can be an essential element in the chartering

decisions of ship owners and charterers. In addition, the information on the next year can be important for the design of annual management strategy. Therefore, this study will be a kind of guidebook for designing market strategies.

- ▶ The result of this study will be shared with the international academic communities by publishing its major contents in international academic journals. This study suggests a comprehensive material for the analysis and forecasting of shipping markets in daily, weekly, and yearly contexts. Further, according to the literature review, the large part of its contents has not been studied in the global academic communities. So, its researchers expect that this study will advance the knowledge on the shipping markets.
- ▶ In particular, this study will contribute to the scientific management of shipping and shipper companies and also may trigger some subsequent research efforts. For example, the so-called 'trading strategy based on the signaling from econometric models' may be employed by the shipping firms, which will use this study.

제 1 장

서론

제1절 연구의 배경 및 필요성

1. 연구의 배경

해운서비스는 글로벌 사회가 경제적 번영을 이루는 데 필수적인 물류서비스이다. UNCTAD(2017)¹⁾가 추정한 바에 따르면, 글로벌 무역 중에서 해운을 통해 운송되는 제품이 물리적 기준으로 80%, 가격 기준으로 70% 이상을 차지한다. 특히 컨테이너선은 공산품, 건화물 선은 철광석, 석탄, 곡물 등의 원자재, 유조선은 원유 및 석유제품의 운송에 있어 결정적 역할을 하고 있다.

나아가 해운산업은 우리나라 수출입 물류서비스를 제공하는 기간 산업이다. 한국선주협회(2020)²⁾에 따르면, 2019년 기준으로 우리나라

1) UNCTAD(2017), p. x.

2) 한국선주협회(2020), p. 55.

라 외항선사의 매출액은 약 32조 원에 이른다. 또한 2018년 기준 우리나라 수출입 규모는 1,254조 원에 달했다. 한편, 2016년 8월 30일에 한진해운이 법정관리를 신청하면서 글로벌 물류대란이 야기되었고, 우리나라 수출입 화주들의 어려움이 발생했다. 정부는 한진해운 파산(2017년 2월 17일)으로 악화된 수출입 물류경쟁력과 해운산업 경쟁력을 회복하기 위해 다각적인 노력을 기울이고 있다. 예를 들어, 정부 100대 국정과제에 ‘해운·조선 상생을 통한 해운강국 건설’을 포함하고, 2018년 4월에는 ‘해운재건 5개년 계획’을 발표했다. 이의 연장선에서 2018년 7월에는 한국해양진흥공사를 설립하여 해운기업에 대한 전문적인 금융지원을 시행하고 있다.

해운기업이 활동하는 글로벌 해운시장은 수요, 공급 상황이 변하면서 운임, 선가 등이 변동하는 특성을 지니고 있다. 이러한 운임, 선가 등의 높은 변동성은 서비스 공급자인 선사의 수익관리뿐 아니라, 화주의 운송비용 관리에도 큰 도전과제를 던져주고 있다. 선사와 화주는 시장변동위험에 대응하기 위해 운임을 고정시킨 장기운송계약 또는 정기용선계약을 맺거나, 운임지수를 이용한 운임파생상품을 활용하고 있다.

이 같은 운임변동 회피 전략이 있음에도 불구하고, 미래의 운임을 예측하는 일은 여전히 필수적인 사업 활동으로 의미를 지닌다. 예를 들어, 내년에 평균적인 운임과 선가 수준이 어느 정도일지를 예측하는 것은 사업계획을 미리 작성하는 데 없어서는 안 될 요소이다. 그리고 일일, 주간 등의 단위로 미래 운임이 상승할지 하락할지는 선사의 전략수립에 매우 중요한 고려요인이 된다. 반대로, 화주기업의 입장에서 이 같은 시장변동의 방향성에 대한 정보는 운송비용을 관리함에 있어 매우 중요한 역할을 한다.

이 같은 배경에서 본 연구는 해운시장의 동태적 움직임을 시계열 방법론을 통해 분석한다. 나아가 시계열 분석을 통해 일일, 주간, 연간 단위로 운임을 예측하는 모형을 제시하고자 한다.

2. 연구의 필요성

글로벌 학계에서는 해운시장에 대한 시계열 분석을 다루는 많은 연구가 진행되어 왔다. 국내에서도 대학과 연구소를 중심으로 특정 모형에 기반한 시계열 방법을 해운시장에 적용한 사례가 학술지 논문(예: 김현석·장명희, 2014, 2015)으로 다수 소개되고 있다. 그러나 시계열 분석 기법의 전반적 소개와 일일, 주간, 연간 단위에 적합한 모형과 그의 분석결과 및 해석이 종합적으로 제시되고 있지 못하다.

또한 한국해양수산개발원은 2019년과 2020년에 해운업계 종사자들을 대상으로 ‘해운시장 예측 세미나’를 진행했는데, 업계에서는 시계열 분석기법을 통한 해운시장 분석과 예측에 대한 역량강화에 대한 연구소의 지원을 요청한 바가 있다.

이 같은 배경에서 본 연구에서는 시계열 분석기법의 일반적 설명과 함께 해운시장의 데이터 여건에 맞추어 적합한 시계열 방법론을 제시한다. 나아가 시계열 모형에 기반하여 해운시장의 동태적 특성을 분석하고 추정된 모형에 기반한 미래 운임예측 방법을 제시한다.

제2절 연구의 목적

본 연구는 시계열 분석 방법을 해운시장의 다양한 변수에 적용하여 해운시장의 동태적 특성을 파악하고, 이를 미래 운임예측에 활용하고자 한다. 이를 위해 다음과 같이 크게 세 가지의 연구 목적을 설정했다.

첫째, 해운시장의 동태적 특성 분석에 유용한 시계열 분석 방법론에 대한 개략적인 설명을 제공하고자 한다. 이를 위해 기초 개념을 제시하고, 나아가 단변량 모형 및 다변량 모형을 소개한다. 둘째, 보다 심층적인 모형 구조를 설명하고 이 모형을 해운시장의 데이터에 적용한 동태적 분석결과를 제시하고자 한다. 셋째, 해운시장의 동태적 특성에 부합하는 실증분석 모형에 기초하여 미래 해운시장의 운임 예측방법을 도출하고 제안한다.

이러한 실증분석 연구는 해운기업과 화주기업 모두에게 유용한 정보가 될 것으로 기대된다. 월간 단위로는 건화물선과 유조선 시장에서 운임파생상품이 기능하고 있기 때문에 운임파생상품의 가격예시 기능으로 특별히 운임예측모형에 대한 필요성이 크지 않다. 그러나 일일, 주간 운임예측에는 그에 상응하는 운임파생상품이 없어 운임예측모형에 대한 니즈가 많고, 연간 운임예측에서도 운임파생상품의 예측오차가 커서 운임예측모형이 필요하다. 본 연구에서 제시되는 해운시장 분석 모형과 그로부터 나오는 운임예측기법은 이러한 선사와 화주의 필요에 실질적인 대안적 방법론으로서 기능할 것으로 기대된다.

예를 들어, 선사 입장에서 이번 주가 지난 주에 비해 운임이 상승할지 하락할지 예측할 수 있는 정보는 주중 선박의 운영전략에 매우

중요한 역할을 할 수 있다. 또한 내년도 평균 운임이 전년도 대비 상승할지 하락할지를 예측하는 것은 연간 선사 및 화주의 사업 전략수립에 매우 긴요한 정보가 된다. 특히 코로나19로 인해 물동량 변동성이 커진 상황에서, 물동량 변화에 대한 시나리오에 기초해 해당 시나리오별 연간 운임수준을 예측하는 데에도 본 연구 모형의 활용이 가능하다.

위와 같은 연구목적과 기대효과를 배경으로 본 보고서에서는 해운시장 분석 및 예측 고도화를 위한 미래 추진과제를 결론에서 제시한다.

따라서 본 연구는 학술적으로 검증된 유용성이 큰 시계열 분석기법을 해운시장의 다양한 변수에 적합하게 적용하여 학술적으로 다양한 후속연구를 촉발할 것으로 기대된다. 그리고 해운업계 종사자들은 보다 과학적인 정량적 방법론을 통해 미래 해운시장의 변동을 예측하는데 도움을 받을 것으로 기대된다.

제3절 연구 방법

본 연구는 해운시장을 주기적으로 모니터링하는 연구자의 관찰 경험을 활용하여 실증분석 모형을 구축하고 입수가 가능한 데이터에 이를 적용하여 현실 적합도를 검증하는 방법으로 수행한다. 보고서에 기재한 내용은 주로 기존의 연구문헌 검토와 통계 분석을 적용한 실증분석 결과이다. 구체적으로 이러한 연구 방법을 설명하면 다음과 같다.

먼저 연구문헌 검토는 주로 해운관련 해외 학술지에 발표된 논문을 중심으로 이루어졌다. 1985년 BIFFEX(Baltic International Freight Futures EXchange) 운임선물이 도입되면서 해운시장에서 현물운임

과 선물가격 간의 관계가 지속적으로 연구되어 왔다. 즉 해운서비스가 저장이 불가능하기 때문에 물리적 상품과는 달리 현물가격과 선물가격이 같이 움직일 필요성이 선형적으로 존재하지 않지만, 해운운임의 미래 가격에 대한 시장의 기대치가 선물가격에 반영되는 특성으로 인해 현물가격과 선물가격의 장기적 관계가 있는지가 검증되어 왔다. 이러한 연구에서 계량경제학에서 활용되고 있는 다변량 모형, 특히 VAR(Vector Auto-Regression) 모형과 VECM(Vector Error Correction Model) 모형이 적용되었다. 본 연구에서는 VAR 모형과 VECM 모형에 대한 고전적 논문과 단행본을 소개하고, 해운시장에 이들 모형이 적용된 연구문헌을 중심으로 선행연구를 검토한다.

다음으로 해운시장에서 사용되고 있는 일일, 주간, 연간 자료를 이용한 실증분석 연구를 수행한다. 선행연구에서 활발히 사용되고 있는 VAR 모형과 VECM 모형, 그리고 상태공간모형(State-Space Model)을 구축하고, 실제 자료에 이들 모형을 적용하여 해운시장의 동태적 특성에 대한 통계적 분석을 수행한다. 이들 실증분석 연구는 고전적 입장(Classical framework)에서 해석된다. 다만, 반복적 실험(repeated experiments)이 불가능한 상황에서 고전적 입장이 가지는 약점을 극복할 수 있는 베이지안 입장(Bayesian framework)에 따른 실증연구는 후속 연구과제로 남겨둔다.

제4절 선행연구 검토

1. 계량경제학 문헌

계량경제학에서 광범위하게 사용되고 있는 벡터자기상관모형(Vector Autoregression Model, 이하 VAR 모형)은 1980년 Sims(1980)에 의해 강력한 설득력을 지니고 경제학계에 알려지게 되었다. Sims(1980) 이전에는 계량경제학계에서 신뢰하기 어려운 식별가정(incredible identification assumptions)에 근거한 대규모 연립 방정식 모형이 사용되고 있었다. 2020년 현재에도 이 같은 대규모 연립방정식 모형이 여전히 사용되고 있는 것으로 알려지고 있지만, Sims(1980)의 VAR 모형 사용에 대한 강력한 학술적 옹호 이후에 경제학자들은 VAR 모형을 광범위한 경제학 연구에 활용해 오고 있다. 달리 설명하면, 대규모 계량경제학 연립방정식 모형이 광범위한 변수들 간의 관계를 선형적으로 가정했는데 반해, 상대적으로 적은 변수를 다루는 VAR 모형은 이러한 변수 간의 관계를 설명함에 있어 선형적 가정을 하지 않고, 분석자료의 특성이 그대로 들어나도록 접근했다고 평가할 수 있다. 특히 Stock and Watson(2001)은 거시계량경제학에서 VAR 모형이 자료 설명, 예측, 구조적 추론, 정책 분석 등의 영역에서 큰 성과를 보이고 있다고 평가했다.

Sims(1980) 이후에 VAR 모형은 변수 간의 장기적 관계를 포함하는 벡터오차수정모형(Vector Error Correction Model, 이하 VECM 모형)³⁾ 또는 공적분된 VAR 모형(Cointegrated VAR)⁴⁾으로 확장되어 발

3) Engle and Granger(1987).

4) Juselius(2006).

전해 오고 있다. 다수의 VAR 모형과 VECM 모형에 대한 교과서가 소개되고 있지만, Hamilton(1994)과 Lütkepohl(2005)은 포괄적인 내용을 담고 있어 참고할 가치가 있다.

한편, 본 연구에서는 강한 지속성을 지니는 시계열 자료를 분석하기 때문에, 이러한 시계열 자료를 장기적 부분(permanent component)과 단기적 또는 일시적 부분(transitory component)로 구분하는 데 유효한 하나의 대안적 방법으로 소위 Beveridge-Nelson 분해방법(Beveridge-Nelson Decomposition, 이하 B-N 분해방법)을 사용하고자 한다. 이렇게 장기적 부분과 단기적 부분을 구분하는 아이디어는 만약 시계열 자료가 단기적 부분에 의해 설명되는 비중이 클 경우, 예측가능성이 커진다는 사실에 주목할 가치가 있다. 즉 평균으로 수렴하는 특성이 있는 단기적 부분이 큰 비중을 차지하는 시계열 자료는 수렴하는 특성으로 인해 미래 변동방향의 예측가능성이 커지는 것이다. 이러한 B-N 분해방법은 Beveridge and Nelson(1981)에서 처음으로 제시되었다. Morley(2002)⁵⁾은 B-N 분해방법을 적분된 자료(integrated data), 즉 강한 지속성을 지니는 자료를 장기적 부분과 일시적 부분으로 분해하는 데 매우 유용한 방법으로 평가하고 있다.

최초로 B-N 분해방법을 제시한 Nelson 교수는 GDP 자료의 변동이 주로 장기적 충격에 의해 야기되기 때문에 GDP의 예측이 어렵다고 인정하고 있다.⁶⁾ 즉 장기적 부분은 자료에 가해진 확률적 충격이 오랜 기간 동안 지속되는 특성이 있어 확률적 모형을 통해 이 부분을 예측하기는 어려운데, GDP 변동의 많은 부분이 바로 이 장기적 충격에 기인하기 때문에 GDP 예측이 어렵다는 설명이다. GDP 변동이 예

5) Morley(2002), p. 123.

6) Nelson(2008), p. 205.

측이 어렵다고 하여, B-N 분해방법이 해운시장의 변수를 예측하는데 동일하게 예측 불가능성을 의미할 사전적 제약은 없다. 즉, 앞서 설명한 바와 같이, 해운시장 변수들의 변동성이 단기적 부분에 기인하는 것이 클 경우, B-N 분해방법은 해운시장에서 예측방법론으로서 유용하게 사용될 수 있는 것이다. 따라서 본 연구에서는 B-N 분해방법을 해운시장에 적용하여 현물운임의 예측에 적용했으며, 보고서 본문에서 보는 바와 같이, 연간 다변량 모형에서 B-N 분해방법의 유용성이 있는 것으로 나타난다.

2. 해운경제학 문헌

1) 해운시장의 현물운임, 용선료, FFA가격의 이해

여기서는 해운경제학에서의 계량경제학 분석방법에 대한 설명에 앞서 간략히 중요 연구대상인 현물운임, 용선료, FFA가격에 대한 간단한 설명을 제공한다.

해운시장에서는 특정 시점에 특정 구간을 운항하는 1항차에 해당하는 단기 현물운송시장이 형성되어 있다. 예를 들어, 건화물선의 경우 호주 철광석을 중국 제철소 운송하기 위해 15만 톤 선박을 단기 현물운송시장에서 빌릴 수 있다. 유조선은 중동 원유를 우리나라 울산 정유공장에 운송하기 위해 20만 톤 선박을 단기 현물운송시장에서 구할 수 있다.

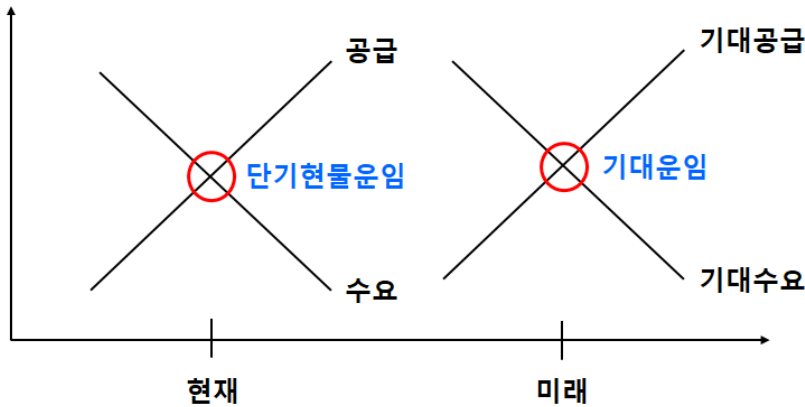
또한 여러 항차에 해당하는 6개월, 1년 등의 정기용선시장 또한 운영되고 있다. 이러한 정기용선시장의 용선료는 미래의 여러 항차에 걸쳐 발생할 단기 현물운임의 기대치를 반영하여 결정된다고 볼 수

있다. 예를 들어, 1년에 6회에 걸쳐 호주 철광석을 중국 제철소로 운송해야 하는 경우, 단기 현물운송시장에서 6 차례에 걸쳐 계약하지 않고, 1년 정기용선시장에서 선박을 구해 운송에 투입할 수 있다.

건화물선과 유조선 시장에서는 1개월, 2개월, 1분기 후 등의 미래 월간, 분기 단위의 운임에 대한 운임선물거래가 운임선도거래(Forward Freight Agreement, 이하 FFA 거래) 형태로 이루어지고 있다. 예를 들어, 1개월 후에 화물을 어떤 항만에서 내려놓고, 새로운 화물수요를 찾아야 하는 선사의 경우 미래 운임이 떨어질 우려를 해소하고자 1개월 전에 미리 운임을 확정하고 싶어 한다. 이때 FFA 시장에서 가서 FFA 계약을 팔 수가 있다. 한편, 시장에 도입될 초기에는 선물거래처럼 청산(clearing)을 하지 않는 선도거래인 FFA 거래는, 2008년 글로벌 금융위기에 따른 FFA 거래 부도가 폭증하면서 FFA 거래도 LCH (London Clearing House) 등의 거래소에서 청산하는 방식으로 관리되고 있다. 즉 청산은 만기일에 갑작스러운 거래상대방의 부도를 미리 예방하는 효과가 있다. 이러한 청산에 사용되는 FFA가격을 BFA(Baltic Forward Assessment)라고 한다. 이러한 BFA, 즉 FFA가격 또한 미래 단기 현물운임의 기대를 반영하여 결정되는 것이다.

이를 그림으로 설명한 것이 아래 그림이다. 그림에서 보는 바와 같이 현재의 선박 수요와 공급에 의해 단기현물운임이 결정된다. 정기용선료는 단기현물운임과 용선기간에 해당하는 (미래 기대공급과 기대수요에 의해 결정되는) 기대운임의 합이 된다. FFA가격은 해당 시점의 미래 기대공급과 기대수요에 의해 결정된다.

〈그림 1-1〉 단기현물운임과 기대운임



2) 해운경제학 문헌의 검토

앞서 설명한 바와 같이, 단기 운송시장과 용선시장, 그리고 FFA 시장은 단기 현물운임과 그의 기대치를 매개로 밀접하게 연관되어 있다. 따라서 이들 변수, 즉 현물 운임, 기간 용선료(용선시장에서의 선박 임차료), FFA가격을 대상으로 벡터자기회귀모형(VAR 모형)과 벡터 오차수정모형(VECM 모형)을 적용한 다수의 연구논문이 국제 학술지에 발표되어 왔다. 특히 VECM 모형은 검토되는 변수 간의 장기적 관계가 존재한다는 전제 조건을 가지고 있기 때문에 해운시장 분석에서 많이 사용되어 왔다. 예를 들어, FFA가격과 미래 현물운임의 실현치가 1:1 대응을 하는 것을 통계적으로 검증하는 내용의 연구 등이 이루어졌다(가격발전기능의 검증). 여기서는 VAR 모형의 확장된 형태로서 VECM 모형에 초점을 맞추어 기존 연구문헌을 검토하고자 한다.

먼저 해운시장의 FFA 시장에 대한 포괄적 설명서로서 Kavussanos and Visvikis(2006)와 Alizadeh and Nomikos(2009)가 있다. 또한 Kavussanos

and Visvikis(2016)는 최근의 논의를 포함하여 압축적으로 FFA 시장에 대한 설명을 제공한다. 여기서는 크게 4 가지 주제에 관해 FFA 시장(또는 BIFFEX 운임선물 시장)에 대한 연구문헌을 검토한다.

첫째, FFA가격의 현물운임에 대한 가격발견기능(price discovery function)을 검토한 연구가 꾸준히 이어지고 있다. 다른 표현으로는, FFA가격이 미래 현물운임의 불편추정량으로 기능한다는 가설(unbiasedness hypothesis)이 검증되어 왔다. 대표적인 연구로는 Kavussanos and Nomikos(1999), Haigh(2000), Kavussanos, Visvikis, and Menachof (2004) 등이 있다. 특히 FFA가격의 현물운임에 대한 가격발견기능이 관심을 받은 것은 다른 원자재 선물시장 등과 달리 FFA 시장에서는 물리적 실체(physical goods)가 거래되지 않아 재고를 쌓고 이자비용과 보관비용을 지불하면서 미래 선물계약의 인도시점까지 가져갈 수 있는 상품이 없어 선물가격이 현재의 현물가격과 연계될 구조가 부재하다는 특성(無차익거래조건의 不在)이 있기 때문이다. 따라서 FFA가격이 현물운임과 관련되는 것은 FFA 시장의 참여자가 미래 현물운임이 어느 수준에서 형성될 것인지에 대한 기대를 가지고 있다는 사실밖에 없다. 따라서 FFA가격이 미래 해운시장의 수급여건을 고려해 합리적으로 형성된다는 전제조건에만 의존해 FFA가격이 통계적으로 미래 현물운임과 관련이 있는지를 검증해 볼 수 있다. 바로 이러한 맥락에서 FFA가격의 현물운임 가격발견기능이 검증되었다. 연구결과에 따르면, 1개월 또는 2개월 FFA가격이 평균적으로 미래 운임을 예견하는 것으로 나타났다. 구체적으로는 VECM 모형에서 FFA가격과 미래 현물운임 간에 일대일(一對一) 공적분 관계가 성립하는 것을 검증하는 연구가 다수를 이루었다.

둘째, FFA 시장이 현물운임시장보다 동일한 충격에 빨리 반응한다

는 소위 ‘현물시장 대 선물시장의 비대칭성(asymmetry between spot and FFA markets)’ 가설이 다수의 연구에 의해 검증되었다. 이들 연구에서는 VAR 모형 또는 VECM 모형에서 도출되는 충격반응분석(impulse-response analysis)이 사용되었다. 즉 ‘현물시장 대 선물시장의 비대칭성’ 가설에 따르면, 동일한 충격에 대해 현물운임은 시차를 두고 단계적으로 반응을 보이고, 선물운임은 즉시 반응을 보일 것으로 예측되었다. 연구결과에 따르면, 실제로 FFA가격은 충격이 발생하면 즉각적으로 반응하는 데 비해, 현물운임은 일정 기간 동안 상대적으로 천천히 반응하는 것으로 나타났다. 즉 ‘현물시장 대 선물시장의 비대칭성’가설이 입증된 것이다. 또한 이러한 비대칭성 현상과 관련해 현물운임의 과민반응(overshooting) 현상이 부각되었다. 이는 Zannetos (1966)에 의해 ‘탄력적 기대 가설(elastic expectations hypothesis)’로 제기된 내용으로, 예를 들어 미래 운임이 상승할 것이라는 기대가 형성되면 선주는 현재 해운시장에서 선박을 철수하여 미래 시장에 투입할 인센티브가 생기고, 화주(용선인)는 거꾸로 더욱 서둘러서 선박을 확보하려고 하기 때문에 현물운임이 시장균형수준보다 높게 형성된다는 것이다. 이러한 가설은 선행연구들에 의해 실증적으로 확인되는 사례가 다수 있다. 그러나 본 연구에서는 이러한 현상이 나타나지 않는다.

셋째, VECM 모형의 예측 정확도가 기존 선행 연구에서 중요하게 검토되었다. Kavussanos and Nomikos(2003)는 VECM 모형이 VAR, ARIMA, 임의보행 모형 등의 대안적 모형보다 예측 정확도가 높다는 사실을 보여 주었다. Zhang *et al.*(2014)은 현물운임-FFA가격-용선료로 이루어진 3개 변수의 VECM 모형이 현물운임-FFA가격으로 이루어진 2개 변수의 VECM 모형보다 예측 정확도가 높다는 사실을 통

계적으로 검증했다. 한편, Kavussanos and Nomikos(1999)는 월간 BIFFEX 선물운임이 VECM 모형에서 도출되는 예측치보다 뛰어난 예측 정확도를 보여주고 있다는 사실을 보여주면서, 앞서 언급한 FFA 가격의 현물운임에 대한 가격발견기능을 강조했다.

넷째, Kavussanos and Visvikis(2004) 등에서는 FFA가격 등의 운임 선물 시계열 자료의 구축에 있어 구조적 문제를 해결하는 방안에 대해서 논의하고 있다. 여기서 구조적 문제는 미래 FFA가격이 만기가 가까워지면서 기초자산(underlying asset)이 바뀌는 현상을 말한다. 예를 들어, 1월말에 가까이 다가가면서 1개월 만기-FFA가격이 '2월 FFA가격'에서 '3월 FFA가격'으로 바뀌기 때문에 시계열상에 구조적 도약(structural jump)이 발생하는 문제가 있다는 것이다. FFA가격의 시계열 자료 구축방법 중에 흥미로운 한 방법은 '가상의 지속적 FFA 시계열 자료(artificial perpetual futures)'를 만드는 것이다. 이는 특정 시점의 1개월 만기-FFA가격과 2개월 만기-FFA가격을 가중평균해서 인위적으로 FFA 시계열 자료를 만드는 방법이다. 이외에도 더미변수(dummy variable)를 사용해서 이러한 문제를 해소하는 방안도 소개되고 있다. 이러한 FFA가격의 시계열 자료 구축 문제를 수용 가능한 방법으로 해소한 기존 연구가 없는 것으로 판단되어, 본 연구에서는 VECM 모형을 사용하지 못하고 VAR 모형에 국한하여 시계열 분석과 예측을 수행했다. 수용 가능한 FFA가격 시계열 분석 방법을 설계하는 것은 후속 연구과제로 남긴다.

한편, 국내 학술지에도 해운시장에 시계열 모형을 적용한 다수의 선행연구가 있으며, 여기서는 간략히 이들 연구결과를 소개하고자 한다.

Jeon(1999)은 유조선 운임예측 모형에 12년간의 12 종류의 월간 변수를 적용하여 연구를 했다. Jeon(1999)의 운임예측 모형은 VARMAX

(Vector -Autoregressive Moving-Average with Exogenous)으로 본 연구에서 사용한 VAR 모형에 외생변수를 반영한 것이다.

임종관·김우호·고병욱(2010)은 본 연구의 연간 VAR 모형과 동일한 방법으로 건화물선에 국한해 실증분석을 수행하고 있다. 김현석·장명희(2014)는 BDI(볼틱건화물선 지표, Baltic Dry Index)와 환율, 산업생산 간의 관계, 김현석·장명희(2015)는 BDI와 물동량과 환율 간의 관계를 분석함에 있어 Bayesian VAR 모형이 고전적(classical or frequentist) VAR 모형에 비해 예측력이 뛰어남을 보이고 있다. 김명희·이기환·김지영(2014)은 벌크선 운임과 중고선 가격 간의 동태적 관계를 VAR 모형을 이용해 분석하고 있다.

고병욱·김대진(2019)은 본 연구의 연간 VAR 모형과 VECM 모형과 동일한 방법으로 컨테이너선 시장의 동태적 관계를 분석하고 있다. 고병욱·안영균(2018)은 화학제품 운반선, 안영균·고병욱(2018a)은 건화물선 시장, 안영균·고병욱(2018b)은 초대형 원유운반선 시장, 안영균·고병욱(2018c)은 컨테이너선 시장에 VECM 모형의 오차항에 시변계수를 가정하여 실증분석을 하고 있다.

이 같은 국내외 선행연구에 대해 본 연구가 갖는 차별성은 해운시장에서 입수가능한 일일, 주간, 연간 자료에 적합한 시계열 모형을 제시하고 종합적인 해석을 제공하고 있다는 점이다. 나아가 이러한 실증분석에 기초해 미래 운임예측 방법론도 제시했다는 점에서 선행연구와 차별성을 지니는 것으로 이해된다. 나아가 본 연구는 이러한 시간적 차원과 선종별로 구분되는 종류의 차원에서 상위 계층으로 집계해 가는 후속연구의 촉발을 가능케 하는 의미에서 학술적 및 실용적 가치가 크다.

〈표 1-1〉 선행연구 분류와 차별성

설명	문헌
계량경제학	
① VAR 모형	Sims(1980), Stock and Watson(2001)
② VECM 모형	Engle and Granger(1987), Juselius(2006)
③ VAR 모형과 VECM 모형 교과서	Hamilton(1994), Lütkepohl(2005)
④ B-N 분해	Beveridge and Nelson(1981), Morley(2002)
해운경제학	
① FFA 관련 소개	Kavussanos and Visvikis(2006), Alizadeh and Nomikos(2009), Kavussanos and Visvikis(2016)
② 운임선물의 가격발견기능	Kavussanos and Nomikos(1999), Haigh(2000), Kavussanos, Visvikis, and Menachof (2004)
③ ‘현물시장 대 선물시장의 비대칭성’	Kavussanos and Nomikos(2003), Zannetos (1966)
④ VECM 모형의 예측 정확도	Kavussanos and Nomikos(2003), Zhang et al.(2014), Kavussanos and Nomikos(1999)
⑤ FA가격의 시계열 자료 구축방법	Kavussanos and Visvikis(2004)
⑥ 국내 문헌	Jeon(1999), 임종관·김우호·고병욱(2010), 김현석·장명희(2014, 2015), 김명희·이기환·김지영(2014), 고병욱·김대진(2019), 고병욱·안영균(2018), 안영균·고병욱(2018a, b, c)
본 연구의 차별성	
해운시장 변수의 특성에 적합한 시계열 모형을 제시하고 종합적인 해석을 제공 나아가 이러한 실증분석에 기초해 미래 운임예측 방법론도 제시 시간적 차원과 선종별로 구분되는 종류의 차원에서 상위 계층으로 집계해 가는 후속연구의 촉발을 가능케 하는 의미에서 학술적 및 실용적 가치가 큼	

제 2 장

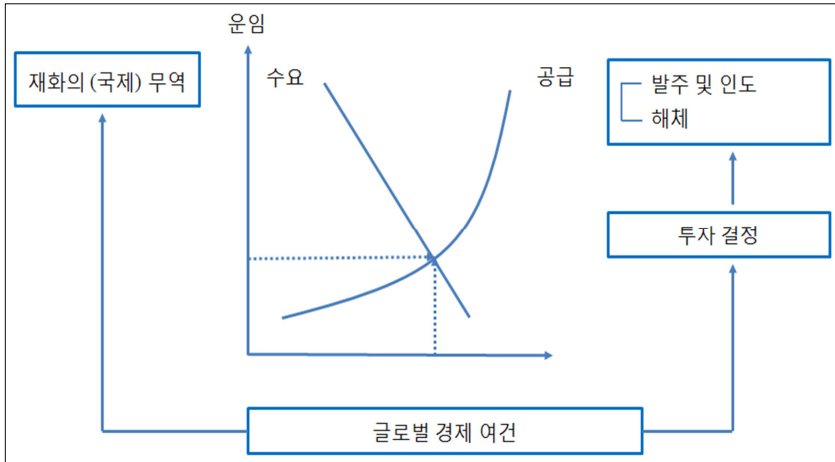
해운시장의 특성과 주요 변수

제1절 주요 선종별 해운시장의 특성

1. 해운시장의 수요, 공급 및 운임

해운시장도 다른 시장과 동일하게 수요와 공급에 의해 운임(가격)이 결정되는 구조를 지닌다. 아래 그림에서 보는 바와 같이, 글로벌 경제 여건이 수요와 공급에 영향을 미친다. 글로벌 경기가 좋을 때는 재화의 국제 무역이 증가하게 되고 이는 해상운송수요가 늘어나는 것을 의미한다. 또한 글로벌 경기가 좋으면, 선박에 대한 수요가 늘어날 것으로 기대하여 선박발주가 증가하고, 노후선에 대한 해체가 줄어들어 선박공급, 즉 해상운송서비스의 공급은 확대된다. 이러한 방식으로 해상운송서비스에 대한 수요와 공급이 주어지면, 이들 수급 여건에 대응해 가격(운임)이 결정되는 것이다.

〈그림 2-1〉 해운시장의 운임 결정



자료: 저자 작성

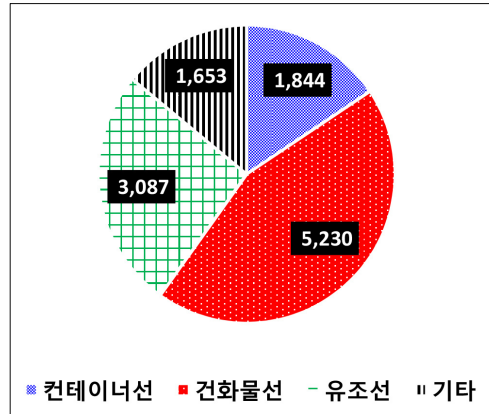
2. 선종별 해운시장

해운시장은 운송하는 화물에 따라 선박의 특성이 달라진다. 전통적으로 해운시장은 선종을 크게 세 가지로 구분한다. 첫째, 주로 공산품을 컨테이너 박스에 담아 운송하는 컨테이너선 시장이 있다. 둘째, 철광석, 석탄, 곡물 등을 덩어리(bulk)로 운송하는 건화물선 시장이 있다. 셋째, 원유나 석유제품 등의 액체화물을 운송하는 유조선 시장이 있다.

아래 그림은 선종별 물동량 규모를 보여주고 있다. 건화물선이 52억 톤으로 가장 많은 비중을 차지하고, 그 다음으로 유조선, 컨테이너선이 순위를 이어가고 있다.

〈그림 2-2〉 선종별 물동량 규모(2018년)

단위: 백만 톤

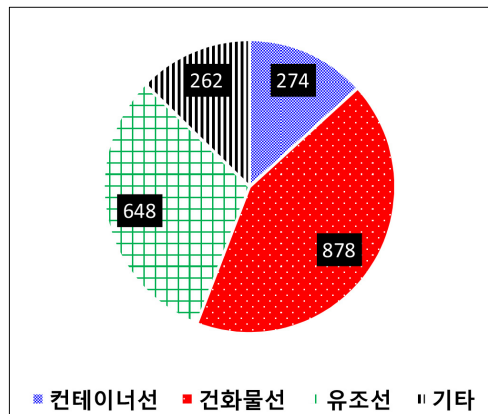


자료: Clarksons(2020), p. 113의 자료를 토대로 저자 작성

아래 그림은 선종별 선박량 규모를 보여주고 있다. 선박량 규모도 수요(물동량)에 상응하여 건화물선이 가장 많고, 그 뒤를 이어 유조선과 컨테이너선이 많은 선박량을 보여주고 있다.

〈그림 2-3〉 선종별 선박량 규모(2020년)

단위: 백만 DWT



주 : DWT는 재화중량톤수로 선박이 실을 수 있는 화물의 무게를 의미
 자료: Clarksons(2020), p. 119의 자료를 토대로 저자 작성

1) 컨테이너선 시장

아래 그림은 컨테이너선 시장의 주요 항로를 보여주고 있다. 우리나라, 중국, 일본 등의 동북아시아에서 미국 등의 북미로 가는 태평양 항로, 동북아시아에서 유럽으로 가는 동북아-유럽 항로, 그림에는 표시가 되어 있지 않지만, 북미에서 유럽으로 가는 대서양 항로가 주요 동서 기간항로로 구분된다. 그 이외에도 북미/유럽과 남미/아프리카를 잇는 남북항로도 있고, 아시아, 유럽 등의 지역 내 항로도 있다.

〈그림 2-4〉 컨테이너선 시장의 주요 항로



자료: Google 이미지 검색(검색일: 2018. 9. 1)

2) 건화물선 시장

아래 그림은 건화물선 시장의 주요 항로를 보여주고 있다. 호주의 철광석과 석탄을 우리나라, 중국, 일본으로 운송하는 항로(태평양 항로)의 화물이 가장 많다. 다음으로 브라질의 철광석을 중국, 우리나라, 일본 등으로 운송하는 대서양-동북아(Front Haul) 항로도 물동량이 많다. 이외에도 북미, 남미의 곡물을 유럽과 아시아로 운송하는

항로, 남아프리카의 광물 자원을 유럽과 아시아로 운송하는 항로 등이 있다.

〈그림 2-5〉 건화물선 시장의 주요 항로

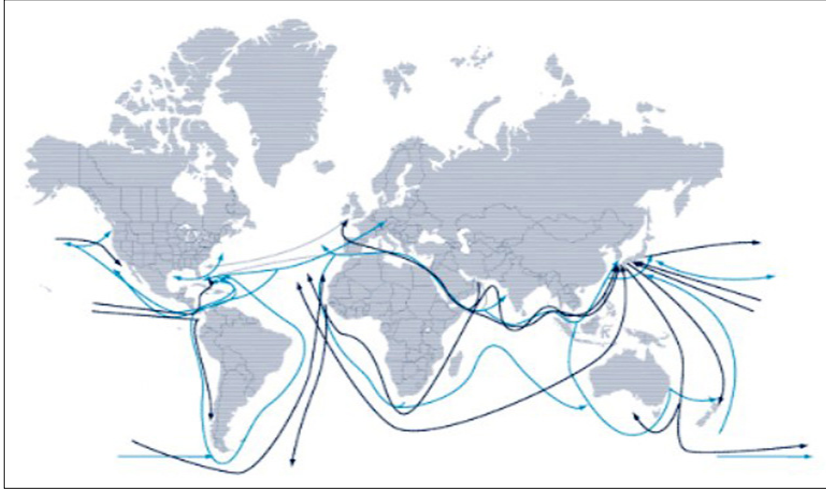


자료: Google 이미지 검색(검색일: 2018. 9. 1)

3) 유조선 시장

아래 그림은 유조선 시장의 주요 항로를 보여주고 있다. 중동 산유국에서 동아시아, 유럽, 미국 등으로 원유를 운송하는 항로가 있다. 그리고 베네수엘라, 북해 등의 원유 생산지에서 주요 소비국으로 향하는 항로가 있다.

〈그림 2-6〉 유조선 시장의 주요 항로



자료: 인터넷 그림 자료: Google 이미지 검색(검색일: 2018. 9. 1)

제2절 주요 선종별 해운시장의 변수

1. 연간 수급 자료

해운에 대한 정보를 전문적으로 제공하는 Clarkson社는 인터넷 서비스를 통해 컨테이너선, 건화물선, 유조선 등 다양한 선종별로 수요(물동량), 공급(선박량) 등의 자료를 엑셀 파일 형태로 받을 수 있도록 하고 있다. 본 연구의 연간 수급 자료에 기반한 실증 연구는 이 같은 Clarkson의 자료를 활용한 것이다.

컨테이너선의 경우, 세계 해상 컨테이너 물동량(톤), 컨테이너 선박량(TEU), 일일 수익으로 표시된 컨테이너선 운임 수익률(달러/일)의 연간 평균을 사용했다. 건화물선의 경우, 세계 건화물선 물동량(톤),

건화물선 선박량(DWT), 볼틱건화물운임지수(BDI)의 연간 평균을 사용했다. 유조선의 경우, 세계 해상 원유 물동량(톤-마일), VLCC 선박량(DWT), VLCC 일일 운임 수익률(달러/일)의 연간 평균을 사용했다.

〈표 2-1〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 변수 설명

구분	물동량	선박량	운임
컨테이너선	World Seaborne Container Trade (unit: ton)	Total Containerships Fleet Development (unit: TEU)	Clarksons Average Containership Earnings - Historical Charter Market Basket (unit: \$/day)
건화물선	World Seaborne Dry Bulk Trade (unit: ton)	Total Bulkcarrier Fleet Development (unit: DWT)	Baltic Dry Index (BDI) (unit: index)
VLCC	World Seaborne Crude Oil Trade (unit: ton-mile)	VLCC Fleet Development (unit: DWT)	Average VLCC Long Run Historical Earnings (unit: \$/day)

주: 컨테이너선, 건화물선, 유조선 모두의 표본기간은 1990년~2019년, 관측수는 30개

자료: 저자 작성

2. 일일 운임 자료

볼틱해운거래소(Baltic Exchange)는 글로벌 해운중개업체로부터 건화물선과 유조선의 주요 항로에 대해 매일 단기 현물운임에 대한 시장 평가치를 받아 운임지표를 발표하고 있다. 예를 들어, 다수의 해운중개업체로부터 특정 항로의 당일 운임 대푯값을 받아, 이를 평균해서 단기 현물운임지표로서 발표하고 있다. 2020년부터는 컨테이너선에 대해서도 Freightos社와 협력하여 FBX(Freightos Baltic Index)라는 일일 운임지표를 발표하고 있다.

아래 표에서 보는 바와 같이, 유조선의 경우에는 VLCC, Suezmax,

Aframax 등의 선박에 대해 중동-중국 항로의 일일 운임지표를 발표하고 있다. 건화물선의 경우에는 Capesize, Panamax 등의 선박에 대해 태평양 항로, 대서양 항로, 대서양-태평양 항로의 일일 운임지표를 발표하고 있다.

〈표 2-2〉 건화물선 및 유조선 운임자료의 설명

순번	명칭	선박 크기	불틱 명칭	단위	항로
1	TV1	VLCC, 270k	BDTI TD3C	WS	Middle East Gulf - China
2	TV2	VLCC, 280k	BDTI TD1	WS	Middle East Gulf - US Gulf
3	TS1	Suezmax, 135k	BDTI TD6	WS	Black Sea/Mediterranean
4	TS2	Suezmax, 130k	BDTI TD20	WS	West Africa - Continent
5	TA1	Aframax, 80k	BDTI TD8	WS	Kuwait - Singapore
6	TA2	Aframax, 80k	BDTI TD14	WS	SE Asia - EC Australia
7	TA3	Aframax, 80k	BDTI TD7	WS	North Sea - Continent
8	TA4	Aframax, 70k	BDTI TD9	WS	Caribbean - US Gulf
9	DC1	Capesize, 180k	BCI C10_14	\$/day	Trans-Pacific
10	DC2	Capesize, 180k	BCI C9_14	\$/day	Front Haul
11	DC3	Capesize, 180k	BCI C8_14	\$/day	Trans-Atlantic
12	DC4	Capesize, 180k	BCI C14	\$/day	China-Brazil Round
13	DP1	Panamax, 74k	BPI P3A_03	\$/day	Trans-Pacific
14	DP2	Panamax, 74k	BPI P2A_03	\$/day	Front Haul
15	DP3	Panamax, 74k	BPI P1A_03	\$/day	Trans-Atlantic

주: 표본기간은 2016년부터 2019년 4년간 총 999개의 관측치가 사용
자료: 저자 작성

불틱해운거래소는 이 같은 일일 현물운임 이외에도 건화물선과 유조선 시장에서 미래 운임변동을 회피하는 데 사용되는 운임선물거래(FFA)에 대한 평가치도 매일 발표하고 있다. BFA(Baltic Forward Assessment)라고 불리는 이러한 FFA가격은 LCH 등의 청산소가 FFA 계약의 일일 청산(clearing)에 사용하고 있다.

3. 주간 용선료 자료

Clarksons社は 건화물선 및 유조선 등의 선박에 대해 주간 용선료 자료를 제공하고 있다. 통상 6개월, 1년, 3년 등의 정기용선료에 대한 Clarkson의 자체 평가치를 서비스하는 것으로 알려져 있다. 예를 들어, 앞서 설명한 일일 운임지표와 선형(선박 크기)가 동일하거나 유사한 아래의 케이프, 파나막스, 수프라막스 선박에 대해 6개월 용선료를 주간 단위로 산출해서 발표하고 있다.

〈표 2-3〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 변수 설명

구분	현물 운임	FFA 가격	용선료	표본기간	관측수
케이프	5TC	익월물	6-month TC for 180,000 DWT	2014. 7. 4~ 2019. 12. 27	283
파나 막스	4TC	익월물	6-month TC for 75,000 DWT	2011. 1. 7~ 2019. 12. 27	462
수프라 막스	10TC	익월물	6-month TC for 58,000 DWT	2016. 10. 28~ 2019. 12. 27	164

자료: 저자 작성

제3절 해운시장 변수의 정보 집계 방법

아래 표는 해운시장별 및 시간별로 해운시장 변수의 집계 구조를 보여주고 있다. ○ 표시가 되어 있는 부분이 본 연구에서 검토한 자료의 위치가 된다.

컨테이너선 시장의 경우, 아직까지는 일일 단위로 항로별로 운임이 발표되고 있지는 않다. 다만, FBX(Freightos와 볼틱해운거래소 합작 컨테이너선 운임지수)가 2020년부터 일일 단위로 발표되고 있다. 한편, 본 연구에서는 주간 단위 분석으로 발표되는 용선료와 일일 현

물운임과 선물운임의 주간 평균치를 이용해 주간 분석을 실시했다. 다음으로 컨테이너선, 건화물선, 유조선에 대해 연간 물동량, 선박량, 연간 운임 평균을 활용해 분석했다.

〈표 2-4〉 해운시장별 및 시간별 해운시장 변수 집계 구조

← ← ← 해운시장별 집계				시간별 집계 → → →				
				일일	주간	월간	분기	연간
해 운 시 장	컨테이너선 시장	아시아-북미		-	-	-	-	○
		아시아-유럽		-	-	-	-	
		인트라 아시아		-	-	-		
		기타		-	-	-	-	
	건화물선 시장	케이프	항로1	○	○	-	-	○
			항로2	○				
		파나막스	항로1	○	○	-	-	
			항로2	○				
		수프라막스	항로1	-	○	-	-	
			항로2	-				
		기타	항로1	-	-	-	-	
			항로2	-				
	유조선 시장	VLCC	항로1	○	-	-	-	○
			항로2	○				
		수에즈막스	항로1	○	-	-	-	
			항로2	○				
		아프라막스	항로1	○	-	-	-	
			항로2	○				
		기타	항로1	-	-	-	-	
			항로2	-				

자료: 저자 작성

제 3 장

시계열 분석의 기초 개념과 모형

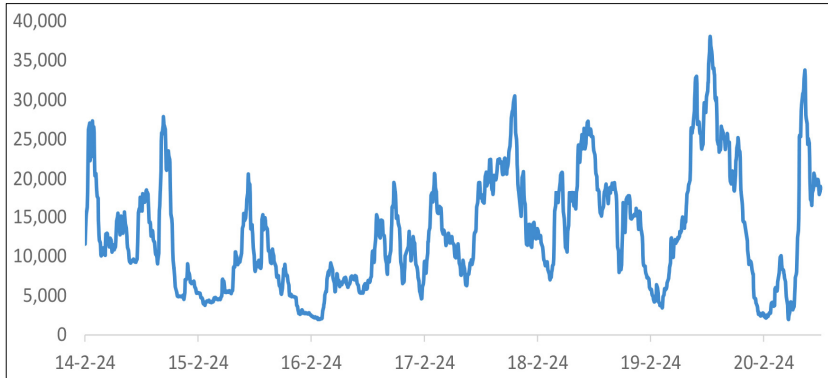
제1절 시계열 분석의 기초 개념

1. 확률과정, 앙상블 그리고 시계열 자료

아래 그림과 같은 케이프 건화물선 시장의 운임자료(그림 3-1)를 검토해 보도록 한다. 예를 들어 운임은 2014년 4월에 11,593 달러/일, 2015년 3월에 3,793 달러/일, 2019년 9월에 38,012 달러/일을 각각 기록하였다. 매 기간마다 각 운임 값들은 관련된 확률변수 Y_t 에 의해 생성된 것으로 간주할 수 있다. 즉 관찰되는 시계열 자료는 $\{Y_1, \dots, Y_T\}$ 라는 하나의 확률과정(확률변수 Y_t 를 시간 순서로 나열한 것)에서 특정하게 실현된 값으로 해석될 수 있다.

〈그림 3-1〉 케이프 5TC 운임

단위: 달러/일

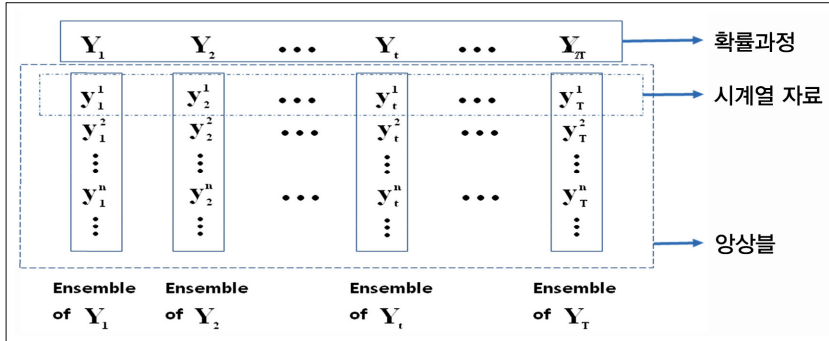


주: 케이프 5TC 운임은 볼틱해운거래스에서 케이프 건화물선 주요 5개 항로의 운임지표를 가중평균한 값
자료: 볼틱해운거래스; 저자 작성

이 같은 개념과 관련하여 아래 그림은 개략적 설명을 제공해 준다. 풀어서 설명하면, 확률과정은 시간 순서에 따라 배열된 일련의 확률 변수이다(여기서는 $\{Y_1, \dots, Y_T\}$ 로 표기한다). 양상블이란 이러한 특정 확률과정에서 실현될 수 있는, 즉 나타날 수 있는 모든 값들의 모음이다. 그 중에서 시계열 자료란 실현된 특정한 값들로서 $\{y_1^1, y_2^1, \dots, y_t^1, \dots, y_T^1\}$ 으로 나타낼 수 있다. 통상적인 상황에서 우리는 특정한 시계열 자료만을 확보하게 된다. 즉 횡단면 자료(특정 시점에 다수의 관측 단위를 관찰하여 얻은 값들. 예를 들어, 언론에서 보도되는 여론조사가 이에 해당)와는 달리, 관련된 실험을 반복하거나 표본조사를 확대하는 방법을 통해 시계열 자료를 확대할 수는 없다.⁷⁾

7) 소위 '타임머신'이 있으면, 우리는 확률과정에 대한 통계적 추론을 위해 보다 많은 시계열 자료를 확보할 수 있을 것이다.

〈그림 3-2〉 시계열 자료의 기본 개념

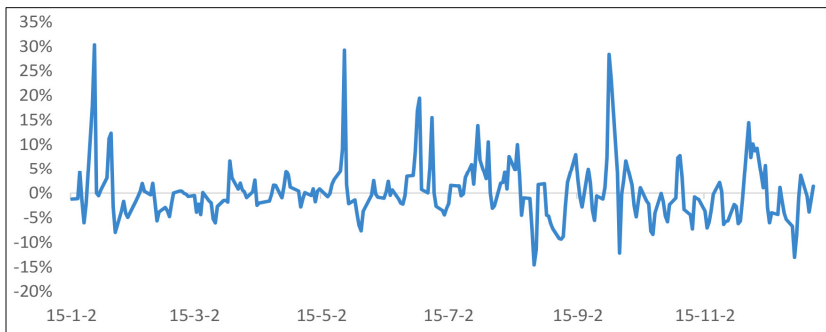


자료: 김창진(2002), p. 163

2. 안정성과 에르고드성

시계열 자료만을 활용하는 경우, 시계열 자료로부터 정보를 도출하기 위해서는 해당 확률과정에 대해 일정한 가정을 부가해야 한다. 예를 들어, 앞서 살펴본 케이프 운임의 변화율을 나타내는 아래 그림을 검토해 보자.

〈그림 3-3〉 케이프 5TC 운임의 변화율



주: 1) 볼틱해운거래소에서 발표하는 케이프 선형의 일일 5TC 변화율을 나타냄

2) 케이프 5TC 운임은 볼틱해운거래소에서 케이프 건화물선 주요 5개 항로의 운임지표를 가중평균한 값

자료: 볼틱해운거래소; 저자 작성

여러 기간별로 운임 변화율의 동태적 패턴이 다르게 보임에도 불구하고, 이들 변화율의 평균이 0%라고 추측할 수 있다. 이 같은 운임 변화율의 평균에 대한 추론은 보다 엄밀한 의미에서 확률과정의 에르고드성에 기반하여 이루어진다.

에르고드성을 정의하기에 앞서, 우선 다음과 같은 가정을 하자:

가정 1: $E[Y_t] = \mu, \forall t$.

즉 모든 기간에서 확률변수 Y_t 의 평균이 동일하다는 가정이다.

가정 2: $Var[Y_t] = \sigma^2, \forall t$.

즉 모든 기간에서 확률변수 Y_t 의 분산이 동일하다는 가정이다.

가정 3: $Cov[Y_t] = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = \gamma_k, \forall t$.

즉 모든 기간에서 확률변수 Y_t 의 Y_{t+k} 간의 공분산이 동일하다는 가정이다.

위의 세 가지 가정이 성립하면 확률과정 Y_t 는 공분산안정적(covariance-stationary) 또는 약안정적(weakly stationary)이라고 한다. 즉 하나의 확률과정의 평균 및 분산이 시간이 변화함에 따라 일정하고 서로 다른 기간에 대한 공분산이 실제로 측정되는 시간간격에는 의존하지 않고 오로지 두 시간의 간격크기 자체에만 의존하는 경우 해당 확률과정은 안정적이라고 한다.

이제 에르고드성을 정의하기 위해 다음과 같이 시계열 자료의 시간 평균을 정의하자:

$$\bar{y} \equiv (1/T) \sum_{t=1}^T y_t^1. \quad \dots [\text{식 3-1}]$$

[식 3-1]이 T 가 무한대로 갈수록($T \rightarrow \infty$) Y_t 의 평균 $E[Y_t]$ 에 수렴하면⁸⁾ 공분산안정적인 Y_t 가 평균에 대해 에르고드성을 가진다고 말한다. 즉 $\bar{y} = E[Y_t]$ 일 때 에르고드성을 가진다고 한다. 예를 들어, 아래에서 살펴볼 AR(1) 및 MA(1) 과정들은 모두 공분산안정적이고 평균에 대해 에르고드성을 가진다.⁹⁾

따라서 <그림 3-3>에서 보는 바와 같이, 운임변화율을 만들어 내는 확률과정의 평균에 대해 에르고드성을 지니고 표본크기가 충분히 크다면, 우리는 운임변화율의 평균은 0%이라고 결론을 내릴 수 있는 것이다.

이상과 같이 시계열 자료의 안정성 가정을 중요하게 다룬 이유는 고전적 입장에서 안정성이 수용되지 못하는 경우에는 시계열 자료가 샘플이 커지면서 일정 값으로 수렴하지 못하면서, 샘플에서 계산되는 다양한 통계적 추정량이 통상적인 확률분포를 가지지 못하기 때문이다. 즉 시계열 자료가 불안정적인 경우에는 추정량 등의 통계량을 이용한 통계적 추론에 유의해야 한다. 후술하는 것처럼, 단위근을 가지는 불안정한 시계열 자료의 경우, t -값이라고 알려진 통계량이 전통적 분포를 따르지 않기 때문에 별도의 통계표에 의해 통계적 추론이 이루어진다.

8) 이는 표본크기가 충분히 커지면 시계열 자료의 시간 평균이 양상불 평균 μ 와 같아짐을 의미한다.

9) 에르고드성은 공분산안정성의 충분조건이지만, 공분산안정성은 에르고드성의 충분조건이 되지 않는다는 사실에 유의할 필요가 있다. 따라서 공분산안정성은 에르고드성의 필요조건이 되는 것이다.

제2절 단변량 모형

1. 자기회귀과정(AR process)

1기 전의 자신의 값에만 의존하는 다음과 같은 1차 자기회귀과정을 생각해보자:

$$y_t = c + \phi \times y_{t-1} + \epsilon_t, \quad \dots \text{ [식 3-2]}$$

단, $|\phi| < 1$ 이고

$\{\epsilon_t\}$ 는 백색잡음. 즉 $E[\epsilon_t] = 0$, $E[\epsilon_t^2] = \sigma^2$,

$t \neq \tau$ 에 대해 $E[\epsilon_t \epsilon_\tau] = 0$.¹⁰⁾

$|\phi| < 1$ 를 만족하는 경우 위의 1차 자기회귀과정은 공분산안정적이고 평균에 대해 에르고드성을 가진다는 것을 증명할 수 있다. 이 같이 안정성을 지니는 이유는 과거 값이 미치는 영향을 나타내는 ϕ 의 절대값이 1보다 작기 때문에 시간이 지날수록 과거 값의 영향이 사라지기 때문이다. 그리고 백색잡음은 평균이 0이고 일정한 분산을 지니면서 서로 다른 백색잡음 간에는 상관관계가 없다는 특징을 지닌다.

한편, (1기전에서 p 기 전까지의 자신의 값들에 의존하는) AR(p)로 표현되는 일반화된 p 차 자기회귀과정 다음과 같다:

$$y_t = c + \phi \times y_{t-1} + \dots + \phi_p \times y_{t-p} + \epsilon_t. \quad \dots \text{ [식 3-3]}$$

10) 표기를 단순화하기 위해, 본 보고서에서는 별도의 표기가 없는 경우 ϵ_t 는 정규분포를 지니는 백색잡음으로 가정된다. 이는 $\sim iidN(0, \sigma^2)$ 로 표시되는데, '상호독립적이고 평균이 0이고 분산은 σ^2 인 정규분포에서 동일하게 분포되는 것'(independently and identically distributed from Normal distribution)으로 이해할 수 있다.

2. 이동평균과정(MA process)

다음과 같은 백색잡음의 평균에 의존하는 1차 이동평균과정을 생각해보자:

$$y_t = \mu + \epsilon_t + \theta \times \epsilon_{t-1}. \quad \dots [\text{식 3-4}]$$

θ 값의 크기와 상관없이 이동평균과정 또한 공분산안정적임을 증명할 수 있다. 아울러 ϵ_t 가 백색잡음이면 1차 이동평균과정은 모든 적률(moment)에 대해 에르고드성을 지닌다.¹¹⁾

3. 월드분해정리 및 충격반응 분석

월드분해정리(Wold decomposition theorem)는 모든 공분산안정적인 과정은 다음과 같은 형태를 가질 수 있음을 보여준다:

$$y_t = \mu + \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j \times \epsilon_{t-j}, \quad \dots [\text{식 3-5}]$$

$$\text{단, } \sum_{j=0}^{\infty} \psi_j^2 < \infty \text{ 이고 } \psi_0 = 1.$$

월드분해정리에 의해 안정적인 AR(p)는 MA 확률과정으로 전환이 가능하다. 즉 공분산안정성이 가지는 특징에 기초하여, 우리는 충격반응 분석을 수행할 수 있다. 예를 들어, 백색잡음 ϵ_t 에서 충격이 1만큼 발생했을 때 Y_{t+j} 가 얼마만큼 변할 것인가? 이 같이 백색잡음

11) 모든 적률(moments)에 대한 엄밀한 정의를 소개하지 않고, 단순히 1차 적률은 평균, 2차 적률은 분산을 의미한다고 말할 수 있다. 이와 비슷하게 보다 높은 적률에 대해서 정의를 내릴 수 있다.

ϵ_t 의 충격에 대한 Y_{t+j} 의 반응이 바로 ψ_j 로 측정이 된다. 그 이유는 다음과 같은 미분을 통해 이해된다:

$$\frac{\partial y_{t+j}}{\partial \epsilon_t} = \frac{\partial y_t}{\partial \epsilon_{t-j}} = \psi_j.$$

4. 단위근 확률 과정

지금까지 안정적 (확률) 과정의 특징에 대해 살펴보았다. 그러나 현실에서는 많은 시계열 자료가 불안정성을 지니는 것으로 보여진다. 여기서 ‘불안정적’이란 위에서 정의된 안정성이 없다는 의미이다. 다른 표현으로 얘기하면, 불안정적 시계열은 시간에 따라 변화하는 평균을 지녔거나, 시간에 따라 변화하는 분산을 가졌거나, 두 가지 모두에 해당되기도 한다.

잘 알려진 불안정적 확률과정 중 하나가 임의보행 모형이다.¹²⁾ 표류항(drift)이 없는 임의보행과정은 다음과 같은 형태를 지닌다:

$$y_t = y_{t-1} + \epsilon_t. \quad \dots \text{ [식 3-6]}$$

이와는 비교되어, 표류항¹³⁾이 있는 임의보행과정은 다음과 같은 형태를 지닌다:

$$y_t = \mu + y_{t-1} + \epsilon_t. \quad \dots \text{ [식 3-7]}$$

12) ‘임의보행’이라는 용어는 술취한 사람의 걸음걸이와 비교된다. 술취한 사람이 술집을 나선 이후 t 시간 이후에 그가 움직이는 보폭은 ϵ_t 에 의해 결정이 되고, 그는 계속해서 이 같은 임의보행을 반복하고 결국에는 그 술집으로부터 계속해서 표류하듯이 멀어져 갈 것이다. 이 같은 임의보행과정은 주식가격에 대해서도 동일하게 적용될 수 있다. 즉 오늘 주식가격은 어제의 주식가격에 오늘 임의보행한 크기만큼 변한 것과 동일하다는 것이다(Gujarati(2003), p. 798).

13) [식 3-7]에서 μ 가 표류항이다.

여기서 표류향이 있는 경우, y_t 는 매 기간마다 μ 만큼 커지는 특징이 있다.

이와 같은 임의보행과정이 전형적인 단위근¹⁴⁾ 확률 과정이다. 여기서 우리는 임의보행모형을 'I(1)'으로 표기하고 1차 적분되어 있다고 말할 수 있다.¹⁵⁾ 유사하게 확률과정이 두 번의 차분을 통해 안정성을 가질 수 있다면 이는 '2차 적분되어 있다'고 말한다. 일반적으로 어떤 확률과정이 d번을 차분해야 안정성을 가질 수 있다면, 해당 시계열자료는 'd차 적분되어 있다'고 말한다. 이 같이 d차 적분되어 있는 확률과정 y_t 는 $y_t \sim I(d)$ 로 표현한다.

표류향이 있는 임의보행과정과 관련하여, '차분 안정적 과정(DSP, Difference-Stationary Process)'과 '확정추세제거 안정적 과정(TSP, deTrend-Stationary Process)'을 구분할 필요가 있다. 위의 [식 3-7]은 다음과 같이 표현할 수 있다:

$$y_t - y_{t-1} = \Delta y_t = \mu + \epsilon_t. \quad \cdots [\text{식 3-8}]$$

y_t 는 $\mu > 0$ 이면 상승하는(positive) 추세, $\mu < 0$ 이면 하락하는(negative) 추세를 보이게 된다. 이러한 추세를 확률적 추세라고 부른다. [식 3-8]에 따라 정의된 y_t 의 불안정성은 1차 차분하게 되면 없어지는 바, 이를 차분 안정적 과정이라고 한다.

14) $y_t = y_{t-1} + \epsilon_t$ 에서 $y_t - y_{t-1} = (1 - L)y_t = \epsilon_t$ (여기서 L 은 시차 연산자(lag operator)임)이 도출된다. 단위근이라는 용어는 시차 연산자의 다항식의 근(또는 해)을 지칭한다. 즉 $(1 - L) = 0$ 에서 $L=1$ 인데, 여기서 단위근이라는 용어가 나온 것이다(Gujarati(2003), p. 802).

15) 여기서 '적분'이라는 표현은 미적분학과 비유되면서 나오는 용어이다. 도함수를 구하면서 적분을 풀 수 있는 것(undo an integral)처럼, 우리는 차분을 통해 시계열 자료의 불안정성을 적합하게 풀 수 있는 경우 해당 불안정적 시계열 자료가 적분되어 있다고 말할 수 있는 것이다(Diebold(2007), p. 289).

반면에, 다음과 같은 확정적 추세 모형을 고려해 보자:

$$y_t = \beta_1 + \beta_2 \times t + \epsilon_t. \quad \dots [\text{식 3-9}]$$

이와 같이 정의된 확률과정은 확정추세제거 안정적 과정이라고 부른다. y_t 의 평균이 $\beta_1 + \beta_2 \times t$ (이는 상수가 아님)임에도 불구하고, 분산은 $E[\epsilon_t^2]$ 으로 항상 일정하다. 한편, β_1 과 β_2 의 값을 알 수 있으면 평균이 정확하게 예측가능하다는 사실을 주목할 필요가 있다. 즉 y_t 에서 그 평균을 빼고 남는 항, ϵ_t 는 안정적이다. 이 같은 특징에 따라 추세제거 안정적이라는 용어를 사용하는 것이다.

‘차분 안정적 과정(DSP)’과 ‘확정추세제거 안정적 과정(TSP)’을 구분하여 설명하는 이유는 ‘차분 안정적 과정’이 ‘확정추세제거 안정적 과정’으로 보이는 경우가 많기 때문이다. 특히 표류향이 있는 ‘차분 안정적 과정’인 경우, 예를 들어, GDP 또는 해상물동량 등의 시계열 자료의 경우 시간추세에 따라 변수 값이 증가하면서 뚜렷한 추세를 보이게 되는데, 이 경우 확정(시간)추세를 제거하더라도 남은 잔차항이 여전히 안정적 시계열이 되지 않는 것이 문제이다. 즉 ‘차분 안정적 과정’의 경우에는 잔차항이 안정적으로 만들어지기 위해서는 확정적 추세 제거만으로는 부족하다는 것이다. 따라서 ‘확정추세제거 안정적 과정’이 아닌 ‘차분 안정적 과정’ 변수를 차분(빼기)을 해야 안정적 잔차항을 얻을 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이 같은 배경에서 불안정적 시계열 자료를 차분하여 안정적 자료를 확보한다.

제3절 다변량 모형과 추정방법

1. 벡터자기상관모형(VAR 모형)

다음과 같은 2차원-2차 자기회귀(확률) 과정, 즉 2개의 확률변수가 1기와 2기 전의 자신의 값에 의존하는 확률과정, $(x_{1t} \ x_{2t})$ 을 고려해 보자:

$$x_{1t} = \pi_{11,1} \times x_{1,t-1} + \pi_{12,1} \times x_{2,t-1} + \pi_{11,2} \times x_{1,t-2} + \pi_{12,2} \times x_{2,t-2} + c_1 + \epsilon_{1t},$$

... [식 3-10]

$$x_{2t} = \pi_{21,1} \times x_{1,t-1} + \pi_{22,1} \times x_{2,t-1} + \pi_{21,2} \times x_{1,t-2} + \pi_{22,2} \times x_{2,t-2} + c_2 + \epsilon_{2t}.$$

... [식 3-11]

위의 두 식은 다음과 같은 행렬 형태로 표현될 수 있다:

$$x_t = \Pi_1 x_{t-1} + \Pi_2 x_{t-2} + C + \epsilon_t, \quad \dots [\text{식 3-12}]$$

단, $x_t = \begin{bmatrix} x_{1t} \\ x_{2t} \end{bmatrix}$, $\Pi_p = \begin{bmatrix} \pi_{11,p} & \pi_{12,p} \\ \pi_{21,p} & \pi_{22,p} \end{bmatrix}$ (여기서 $p = 1$ 또는 2),

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \end{bmatrix}, \text{ 그리고 } \epsilon_t = \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \end{bmatrix}.$$

위와 같은 모형을 벡터자기회귀 모형(VAR)이라고 부른다. 이 모형 또한 p 차 벡터자기회귀모형 VAR(p)로 일반화시킬 수 있다.

예를 들어, 4장에서는 주로 3개 변수가 1기전의 자신들의 값에 의존하는 모형을 분석하고 있다. 이 경우에는 3차원-3차 자기회귀 확률과정이라고 한다.

2. 벡터오차수정모형(VECM 모형)과 공적분

[식 3-12]로부터, 다음과 같은 방정식을 유도할 수 있다:

$$\begin{aligned}
 x_t - x_{t-1} &= (\Pi_1 - I)x_{t-1} + \Pi_2 x_{t-2} + C + \epsilon_t \\
 &= (\Pi_1 + \Pi_2 - I)x_{t-1} - \Pi_2(x_{t-1} - x_{t-2}) + C + \epsilon_t \\
 &= \Pi x_{t-1} - \Pi_2(x_{t-1} - x_{t-2}) + C + \epsilon_t, \quad \dots [\text{식 3-13}]
 \end{aligned}$$

단, $\Pi = \Pi_1 + \Pi_2 - I$.

[식 3-13]에서 시사하는 바와 같이, 우리는 VAR(p) 모형을 다음과 같은 벡터오차수정모형(VECM)으로 표현할 수 있다¹⁶⁾:

$$\Delta x_t = \Pi x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta x_{t-i} + C + \epsilon_t, \quad \dots [\text{식 3-14}]$$

단, $\Pi = \sum_{i=1}^p \Pi_i - I$ 그리고 $\Gamma_i = - \sum_{j=i+1}^p \Pi_j$.

지금까지 우리는 벡터자기회귀모형의 안정성 문제에 대해서는 논의하지 않았다. 단변량 사례와 유사하게 벡터자기회귀(확률) 과정에도 불안정성을 지니는 경우가 많다. 예를 들어 다음과 같은 확률 과정들을 고려해 보자:

16) Engle and Granger(1987) 및 Johansen(1988)은 이 같은 벡터오차수정모형 방법론을 다루고 있다.

$$x_{1t} = \mu_t + \epsilon_{1t}, \quad \dots [\text{식 3-15}]$$

$$x_{2t} = \mu_t + \epsilon_{2t}, \quad \dots [\text{식 3-16}]$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \epsilon_{3t}. \quad \dots [\text{식 3-17}]$$

여기서 확률변수 μ_t 는 불안정한 확률과정을 나타낸다.

따라서 위와 같이 정의된 $(x_{1t} x_{2t})'$ 는 안정적이지 않다. 즉 μ_t 가 표류향이 없는 임의보행을 하기 때문에 x_{it} (여기서 $i = 1$ 또는 2)는 안정적이지 않다. 한편, 단변량사례와 같이, 앞의 벡터를 1차 차분하면 안정적인 벡터를 얻을 수 있다. 아울러 μ_t 가 x_{1t} 와 x_{2t} 의 공통확률추세로서 기능한다. 따라서 x_{1t} 와 x_{2t} 는 장기적인 연관 관계(long-run relationship)를 가지게 된다. 단순히 설명하면, 이 같은 장기적 관계에 대한 정보가 [식 3-14]의 II 행렬에 포함되어 있다. 선행연구에서는 변수 간에 장기적 관계가 존재하는 변수들이 공적분 관계(cointegrating relationship)에 있다고 설명한다.¹⁷⁾

$II = \alpha\beta'$ ¹⁸⁾으로 가정하면 식 (3-14)를 다음과 같이 변경하여 표현할 수 있다:

$$\Delta x_t = \alpha\beta' x_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta x_{t-i} + C + \epsilon_t. \quad \dots [\text{식 3-18}]$$

x_t 가 2차원이면, 첫 번째 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다:

17) Watson(1994)에 따르면, I(1)의 공적분 모형은 다음과 같은 네 가지 방법으로 표현이 가능하다:

1) 벡터오차수정모형, 2) 이동평균모형, 3) 공통추세모형, 그리고 4) 삼각행렬 표현방법.

18) Johansen(1995), p. 49에 이 같은 $\alpha\beta'$ 이 존재하기 위한 조건이 제시되어 있다.

$$\Delta x_{1t} = \alpha_1 \times (x_{1t-1} + \beta_2 \times x_{2t-1}) + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_{1,i} \Delta x_{t-i} + c_1 + \epsilon_{1t}.$$

... [식 3-19]

벡터 $(1 \ \beta_2)$ 는 두 변수 간의 장기적 관계를 나타내는 공적분 벡터(cointegrating vector)라고 부른다. 모수 α_1 은 Δx_{1t} 가 장기적 균형에서 이탈한 오차 $(x_{1t-1} + \beta_2 \times x_{2t-1})$ 에 대해 조정되는 속도를 규정한다(govern). 한편, 공적분 벡터가 하나만 있는 것은 아니다. 즉 어떤 0이 아닌 k 에 대해, $(k \ k\beta_2)$ 또한 공적분 벡터가 될 수 있다. 따라서 일정한 표준화가 요구된다. 여기서는 $k=1$ 로 두어 표준화했다.

예를 들어, [식 3-15]~[식 3-17]로 구성된 모형에서 다음과 같은 (확률) 과정을 고려해 보자:

$$z_t \equiv x_{1t} - x_{2t} = \epsilon_{1t} - \epsilon_{2t}. \quad \dots \text{[식 3-20]}$$

이 경우, 변수들 간의 장기적 관계를 나타내는 공적분 벡터는 $(1 \ -1)$ 이다. 장기적 균형관계로부터 떨어진 오차는 z_t 이다.

요약하면, $x_t \sim I(1)$ 라고 주어진 경우, 변수들 간에 장기적 관계가 있다면(여기서 장기적 관계는 β 로 표현된다.), $\beta' x_t \sim I(0)$ 이다.

3. 다변량 모형의 추정방법

다변량 모형인 VAR 모형과 VECM 모형은 SURE 모형(Seemingly UnRelated Equations Model)에서 설명변수가 동일한 경우에 해당되어, 최소자승법(OLS: Ordinary Least Squares)을 사용할 경우 일관

된 추정치(consistent estimates)를 도출할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 VAR 모형과 VECM 모형의 추정에는 최소자승법을 사용했다.

그 이외에 충격반응분석(impulse-response analysis), 예측오차 분산분해(forecast error variance decomposition)는 앞서 설명한 모형들의 방정식에서 도출되는 계산식을 통해 계산할 수 있다.

제4절 상태공간 모형과 추정방법

1. 상태공간모형

상태공간모형을 공식적으로(formally) 이해하기 전에 직관적 설명을 통해 상태공간모형의 필요성과 의의를 설명하고자 한다.

실제로 관측되지는 않지만, ‘관측되는 변수’의 기저에서 이 변수를 결정하는 변수를 상태변수라고 한다. 관측하는 계량경제학자는 이들 상태변수의 동태적 구조를 가정하고 주어진 데이터를 통해 매 기간 마다 상태변수를 추정할 수 있다. 예를 들어, 실제 GDP 통계에서 경제의 잠재적 성장추세를 추정할 때 사용되는 잠재 GDP를 상태변수라고 하고 실제 GDP를 관측변수라고 생각할 수 있다. 또는 시변계수(time-varying coefficient) 모형에서 시변계수의 동태적 구조를 가정하고 시변계수를 상태변수로 간주하여 분석할 수도 있다.

본 연구에서는 해운시장에서 관측되는 불안정한 운임자료가 관측변수가 되고, 이들 운임자료의 기저에 확률적 추세(stochastic

trend)가 있다고 가정하고 분석하는 사례를 살펴볼 것이다.

상태공간모형(state-space model)을 엄밀히 설명하면 아래와 같이 측정 방정식(measurement equation)과 전이 방정식(transition equation, 또는 상태 방정식, state equation)으로 구성된 모형으로 간주할 수 있다.

[측정 방정식]

$$y_t = H_t \beta_t + A X_{t-1} + E_t \quad \cdots [\text{식 3-21}]$$

[전이 방정식 또는 상태 방정식]

$$\beta_t = \mu + F \beta_{t-1} + \Gamma C_{t-1} + V_t \quad \cdots [\text{식 3-22}]$$

여기서 y_t 는 t 시점에 관찰 가능한 변수로 구성된 $n \times 1$ 벡터

β_t 는 관찰할 수 없는 상태변수로 구성된 $k \times 1$ 벡터

H_t 는 y_t 와 β_t 를 연결해 주는 $n \times k$ 행렬

X_{t-1} 는 관찰 가능한 변수로 구성된 $r \times 1$ 벡터

A 는 y_t 와 X_{t-1} 를 연결해 주는 $n \times r$ 행렬

μ 는 상수로 구성된 $k \times 1$ 벡터

F 는 β_t 의 동태적 구조를 결정짓는 $k \times k$ 행렬

C_{t-1} 은 관찰 가능한 변수로 구성된 $p \times 1$

Γ 는 β_t 와 C_{t-1} 을 연결해 주는 $k \times p$ 행렬

E_t 와 V_t 는 서로 독립인 오차항

앞서 설명한 바와 같이, 본 연구에서 상태공간모형을 활용하는 이유는 명시적으로 측정되지 않는 선박의 항로별 공통 추세를 도출하기 위해서이다. 예를 들어, 건화물선의 파나막스 항로들의 경우 크게 세 가지 항로를 생각해 볼 수 있다. 태평양 항로, 대서양 항로, 태평양-대서양 횡단 항로가 그것이다. 이때 수급 균형이 태평양 항로에서 선박이 부족하면, 대서양 항로에서 선박이 태평양 항로로 이동할 유인이 생긴다. 반대의 경우도 마찬가지이다. 이러한 특성은 이들 세 항로가 공통적으로 움직이는 경향을 나타낼 것임을 시사한다. 바로 이 같은 공통분모(공통 확률추세로 가정된다)와 항로별 이질적 부분을 구분해 내기 위해 상태공간모형을 사용하는 것이다.

2. 상태공간모형의 추정방법: 칼만 필터

먼저 상태공간모형을 추정하는 순서도를 살펴보기에 앞서 용어를 다음과 같이 정의한다.

〈표 3-1〉 칼만 필터의 용어 설명

표기법과 정의	설명
I	정보 집합
$\beta_{t t-1} = E[\beta_t I_{t-1}]$	t-1기까지의 정보에 기초한 β_t 의 기대값
$P_{t t-1} = E[(\beta_t - \beta_{t t-1})(\beta_t - \beta_{t t-1})']$	t-1기까지의 정보에 기초한 β_t 의 분산-공분산
$\beta_{t t} = E[\beta_t I_t]$	t기까지의 정보에 기초한 β_t 의 기대값
$P_{t t} = E[(\beta_t - \beta_{t t})(\beta_t - \beta_{t t})']$	t기까지의 정보에 기초한 β_t 의 분산-공분산
$y_{t t-1} = E[y_t I_{t-1}]$	t-1기까지의 정보에 기초한 y_t 의 기대값
$\eta_{t t-1} = y_t - y_{t t-1}$	예측 오차
$f_{t t-1} = E[\eta_{t t-1}^2]$	예측 오차의 분산-공분산

자료: Kim and Nelson(1999), p. 22

위와 같은 표기법에 기초해 칼만 필터(Kalman filter)는 다음과 같은 순서도(algorithm)에 기초해 최우추정법(MLE: Maximum Likelihood Estimation)을 통해 추정된다. 여기서는 칼만 필터를 구성하는 예측(prediction)과 업데이트(update) 두 단계에 대해 간략히 살펴본다.

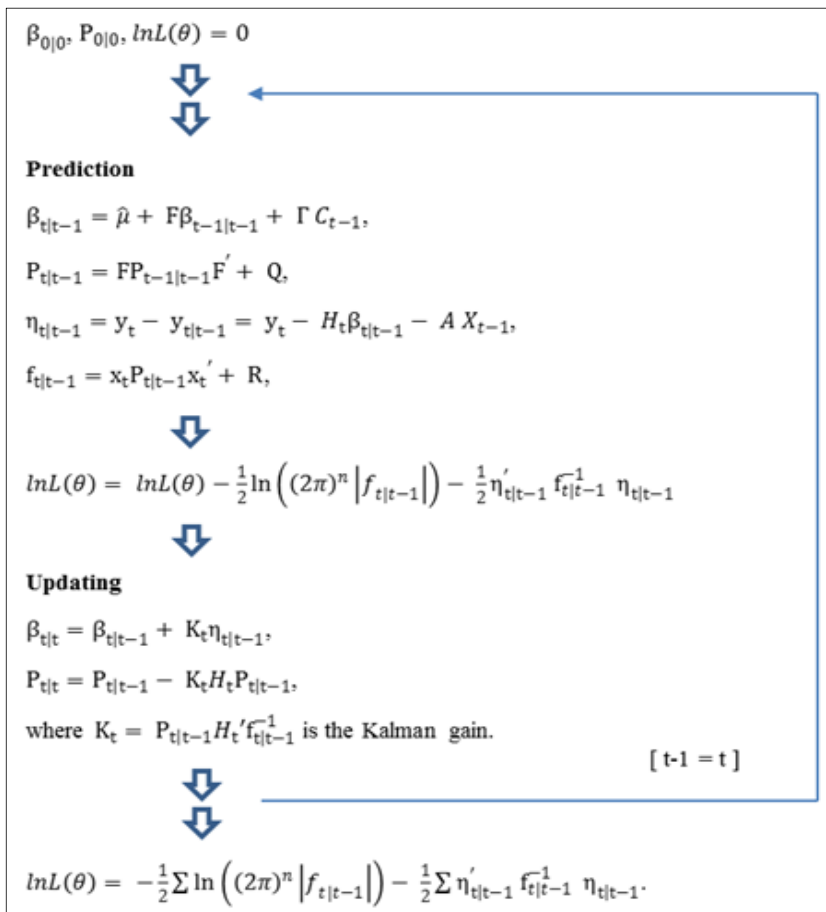
먼저 t-1기까지의 정보를 이용해 $\beta_{t|t-1}$ 와 $P_{t|t-1}$ 를 예측한다. $\beta_{t|t-1}$ 에 따라 $y_{t|t-1}$ 를 예측하게 되면 $\eta_{t|t-1}$ 라는 예측오차가 발생한다. 예측오차 $\eta_{t|t-1}$ 를 이용해 최우추정법을 적용할 수 있는 우도함수가 정의된다.

다음으로 t기에 새롭게 관측하게 된 정보, y_t (즉 $\eta_{t|t-1}$)를 이용해

$\beta_{t|t-1}$ 와 $P_{t|t-1}$ 를 업데이트 해 $\beta_{t|t}$ 와 $P_{t|t}$ 를 구한다.

여기서 상태공간모형의 주요 모수(parameters)는 앞서 계산된 우도함수를 최대화하는 값으로 추정한다.¹⁹⁾

〈그림 3-4〉 칼만 필터의 추정 순서도



자료: Kim and Nelson(1999), pp. 19-37의 내용을 기초로 저자 작성

19) Kim and Nelson(1999), pp. 19-37.

제 4 장

시계열 모형을 통한 해운시장 분석

본 연구에서는 해운시장의 주요 변수에 로그값을 취해 분석했다. 그 이유는 다음과 같다. 먼저 변수들 간의 관계가 로그값을 취할 경우 탄성치(어떤 변수가 1% 증가했을 때, 다른 변수가 몇 % 변화했는지를 측정한 값)로 측정이 가능하다. 둘째, 로그값의 변화, 즉 로그값을 앞 시기의 값에서 뒤 시기의 값을 뺀 경우, 변화율이 나온다. 이 또한 변수들 간의 관계가 탄성치로 나오게 한다. 통상 경제적 관계를 탄성치로 측정할 경우 변수들의 단위와는 무관하게 그 관계를 측정할 수 있을 뿐 아니라, 관계들의 안정성이 제고되는 효과가 있는 것으로 알려져 있다.

제1절 수요-공급-운임의 동태적 특성 분석

1. 자료 설명 및 특성

여기서는 컨테이너선, 건화물선, 유조선의 수요(물동량), 공급(선박량), 가격(운임)의 연간 자료를 VAR 모형과 VECM 모형에 적용해 선종별 해운시장의 동태적 특성을 분석한다.

우선 본 절에서 사용된 자료는 다음과 같다. 컨테이너선의 경우, 세계 해상 컨테이너 물동량(톤), 컨테이너 선박량(TEU), 일일 수익으로 표시된 컨테이너선 운임 수익률(달러/일)의 연간 평균을 사용했다. 건화물선의 경우, 세계 건화물선 물동량(톤), 건화물선 선박량(DWT), 볼틱건화물운임지수(BDI)의 연간 평균을 사용했다. 유조선의 경우, 세계 해상 원유 물동량(톤-마일), VLCC 선박량(DWT), VLCC 일일 운임 수익률(달러/일)의 연간 평균을 사용했다.

〈표 4-1〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 변수 설명

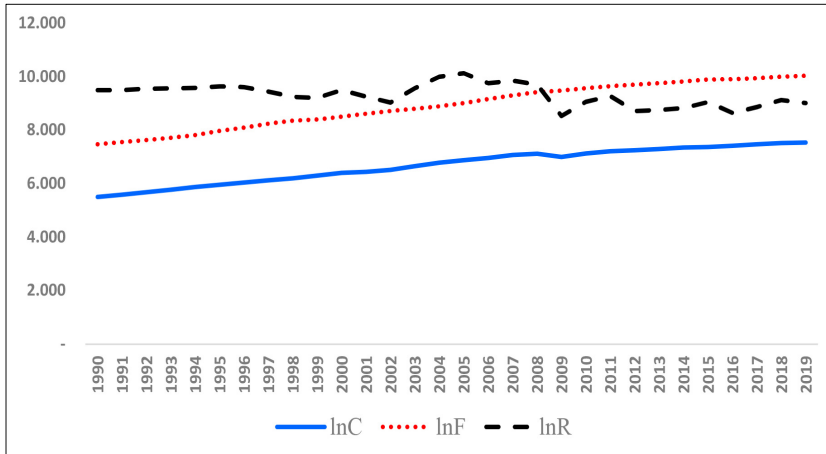
구분	물동량	선박량	운임
컨테이너선	World Seaborne Container Trade (unit: ton)	Total Containerships Fleet Development (unit: TEU)	Clarksons Average Containership Earnings - Historical Charter Market Basket (unit: \$/day)
건화물선	World Seaborne Dry Bulk Trade (unit: ton)	Total Bulkcarrier Fleet Development (unit: DWT)	Baltic Dry Index (BDI) (unit: index)
VLCC	World Seaborne Crude Oil Trade (unit: ton-mile)	VLCC Fleet Development (unit: DWT)	Average VLCC Long Run Historical Earnings (unit: \$/day)

주: 컨테이너선, 건화물선, 유조선 모두의 표본기간은 1990년~2019년, 관측수는 30개

자료: 저자 작성

위 표의 수급 및 운임 자료에 자연로그값을 취해 그래프로 나타내면 다음 그림들과 같다.

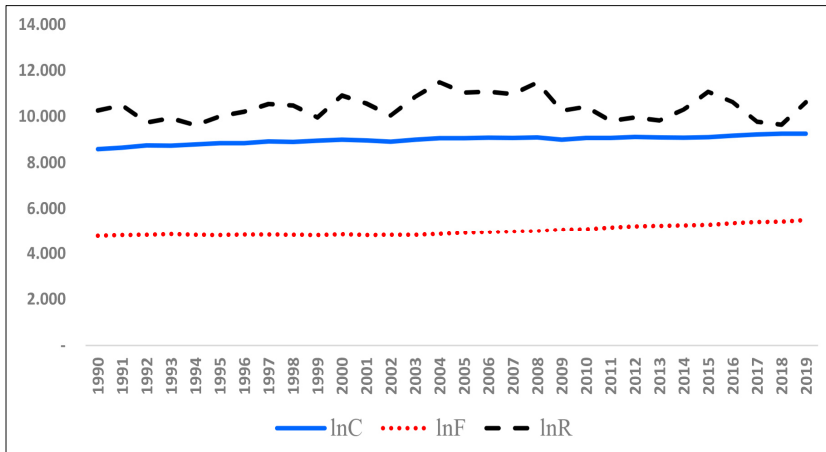
〈그림 4-1〉 컨테이너선 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)



주: lnC는 물동량의 자연로그값, lnF는 선박량의 자연로그값, lnR은 운임의 자연로그값

자료: Clarksons(검색일: 2020. 5. 1)

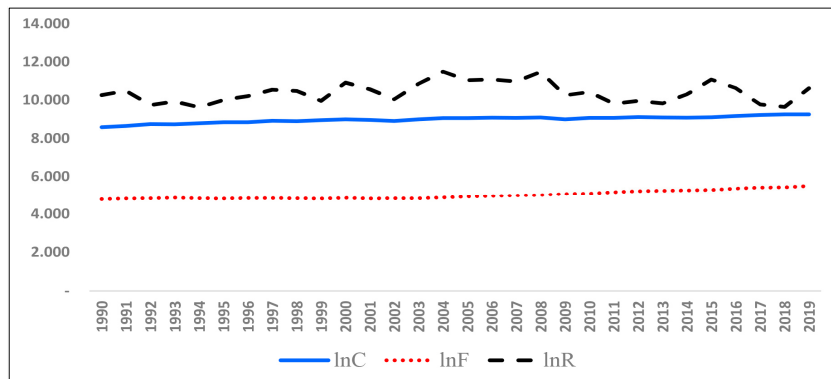
〈그림 4-2〉 건화물선 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)



주: lnC는 물동량의 자연로그값, lnF는 선박량의 자연로그값, lnR은 운임의 자연로그값

자료: Clarksons(검색일: 2020. 5. 1)

〈그림 4-3〉 VLCC 시장의 물동량, 선박량, 운임 추이(로그값)



주: lnC는 물동량의 자연로그값, lnF는 선박량의 자연로그값, lnR은 운임의 자연로그값

자료: Clarksons(검색일: 2020. 5. 1)

2. 단위근 검증

앞서 3장에서 설명한 바와 같이, 단위근이 있는 시계열 자료는 불안정적이다. 따라서 이러한 불안정성이 우려되는 시계열 자료는 통상적으로 단위근의 유무(有無)를 검증하여, 단위근 있다는 귀무가설을 기각하지 못할 경우 차분(빼기)을 하여 안정적 시계열을 만들게 된다. 왜냐하면, 불안정적 시계열의 경우에는 통상적으로 통계적 추론에 필요한 통계량들이 전통적인 분포를 보이지 않을 우려가 있기 때문이다. 한편, 단위근이 있다는 귀무가설 하에서는 t-값이 전통적 분포를 따르지 않기 때문에, ADF 검증통계량의 분포를 이용하게 된다.

아래 표는 선종별 수급 및 운임 변수에 대한 단위근 검증 결과이다. 로그값에서는 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하기가 어려운 반면, 로그차분값에서는 단위근이 있다는 귀무가설을 기각할 p-값이 작아지는 경향을 보인다. 이러한 패턴에 근거해 본 절의 실증분석에서는 로그차분값을 이용한다.

〈표 4-2〉 해운시장의 물동량, 선박량, 운임의 단위근 검정 결과

컨테이너선	로그값	물동량	t-값	-2.49
			p-값	0.12
		선박량	t-값	-2.25
			p-값	0.19
		운임	t-값	-2.31
			p-값	0.17
	로그차분값	물동량	t-값	-4.41
			p-값	0.00***
		선박량	t-값	-2.17
			p-값	0.22
		운임	t-값	-5.81
			p-값	0.00***
건화물선	로그값	물동량	t-값	-0.02
			p-값	0.94
		선박량	t-값	-0.10
			p-값	0.93
		운임	t-값	-2.23
			p-값	0.19
	로그차분값	물동량	t-값	-4.95
			p-값	0.00***
		선박량	t-값	-2.63
			p-값	0.09*
		운임	t-값	-2.17
			p-값	0.21
VLCC	로그값	물동량	t-값	-2.01
			p-값	0.27
		선박량	t-값	3.02
			p-값	1.00
		운임	t-값	-3.13
			p-값	0.03**
	로그차분값	물동량	t-값	-5.82
			p-값	0.00***
		선박량	t-값	-3.47
			p-값	0.01**
		운임	t-값	-6.22
			p-값	0.00***

주: 1) *, **, *** 각각 10%, 5%, 1% 유의수준을 나타냄

2) t-통계량은 ADF 검증 통계량을 의미함(Dickey and Fuller, 1979, 1981)

3) 로그값과 로그차분값의 검증에서 모두 상수항을 가지고 있다고 가정

4) p-값은 MacKinnon(1996)의 단측(one-sided) p-값

자료: 저자 작성

3. 공적분 검증

아래 표는 각 선종별 수요, 공급 및 운임의 로그값의 공적분 검증 결과를 보여준다. 검증결과에 따르면, 모든 선종에서 각 변수들 간의 공적분 관계가 최소 1개 이상 있다는 통계적 추론을 할 수 있다. 마지막 열의 ‘공적분 벡터’는 자료에서 나타나는 공적분 관계를 [(운임) (물동량) (선박량) (상수)] 벡터의 순서로 추정했을 때 추정치를 보여준다. 통상적인 시장에서와 같이, 각 선종별 해운시장에서도 운임은 물동량이 증가하면 상승하고, 선박량이 증가하면 하락한다는 것을 알 수 있다.

〈표 4-3〉 공적분 검증

구분	공적분 관계가 없음		많으면 공적분 관계가 1개 있음		공적분 벡터
	Trace statistics	p-value	Trace statistics	p-value	
컨테이너선	40.06	0.01	21.63	0.03	[(1) (-2.31) (1.79) (-9.12)]
건화물선	43.73	0.00	22.64	0.02	[(1) (-4.67) (4.19) (4.88)]
VLCC	48.89	0.00	27.88	0.00	[(1) (-4.77) (2.92) (18.00)]

주: 0.01 이하 수는 생략

자료: 저자 작성

4. 그랜저 인과검증

아래 표는 컨테이너선의 그랜저 인과검증(Granger causality test) 결과를 보여주고 있다. 먼저 물동량은 20% 유의수준에서 선박량에 영향을 미친다고 통계적으로 추론할 수 있다.²⁰⁾ 특히 선박량의 경우

20) 통상적인 5% 유의수준에 비해 매우 높은 유의수준이지만, 〈표 4-4〉의 다른 경우에 비해 유의수준이 상대적으로 낮다는 의미에서 20% 유의수준을 언급한다.

는 유의수준 5%에서 운임에 영향을 미친다고 통계적으로 추론할 수 있다. 특이한 사실은 운임이 7% 유의수준에서 물동량에 영향을 미친다는 실증분석 결과이다.

〈표 4-4〉 그랜저 인과검증: p-값(컨테이너선)

설명변수	종속변수		
	물동량	선박량	운임
물동량	-	0.19	0.50
선박량	0.99	-	0.05
운임	0.07	0.97	-

자료: 저자 작성

건화물선에서 주목되는 부분은 물동량이 6% 유의수준에서 선박량에 영향을 미친다는 사실이고, 특히 선박량은 3% 유의수준에서 운임에 영향을 미친다는 통계적 추론이 가능하다.

〈표 4-5〉 그랜저 인과검증: p-값(건화물선)

설명변수	종속변수		
	물동량	선박량	운임
물동량	-	0.06	0.12
선박량	0.07	-	0.03
운임	0.32	0.99	-

자료: 저자 작성

유조선은 유의수준이 다소 높지만, 선박량이 운임에 영향을 미친다고 통계적으로 추론할 수 있는 것으로 나타났다.

〈표 4-6〉 그랜저 인과검증: p-값(유조선)

설명변수	종속변수		
	물동량	선박량	운임
물동량	-	0.27	0.66
선박량	0.63	-	0.11
운임	0.32	0.88	-

자료: 저자 작성

전체적으로 모든 선종에서 선박량이 운임에 영향을 미친다고 통계적으로 추론할 수 있다. 그리고 물동량이 선박량에도 유의수준은 다소 높지만 영향을 미친다고 통계적으로 추론된다. 따라서 물동량이 증가하면 선사들의 선박투자가 확대되고, 선박의 발주에서 인도되는 시점까지의 시차(2년 내외)를 두고 운임이 선박량 확대에 따라 하락하는 압력이 발생한다고 해석할 수 있다.

5. VAR 모형 분석

본 절의 실증분석에 사용된 VAR 모형은 다음과 같이 구성되어 있다.

$$\Delta y_t = C + \Phi \Delta y_{t-1} + e_t, \quad \dots \text{ [식 4-1]}$$

$$\text{단, } y_t = \begin{bmatrix} \ln \text{물동량}_t \\ \ln \text{선박량}_t \\ \ln \text{운임}_t \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ c_3 \end{bmatrix}, \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{bmatrix}, \quad e_t = \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix}.$$

$$\text{여기서 } \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11}^{-1} & 0 & 0 \\ b_{21}^{-1} & b_{22}^{-1} & 0 \\ b_{31}^{-1} & b_{32}^{-1} & b_{33}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \\ \epsilon_{3t} \end{bmatrix} \text{ 그리고 } \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \\ \epsilon_{3t} \end{bmatrix} \sim iidN \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right).$$

위의 식의 구조를 간단히 설명하고자 한다. 위의 식에서 구조적 충격은 ϵ_{1t} , ϵ_{2t} , ϵ_{3t} 이다. ϵ_{1t} 는 물동량 충격, ϵ_{2t} 는 선박량 충격, ϵ_{3t} 는 운임충격이고, 이들 충격들 간에는 상관관계가 없다. 이들 구조적 충

$$\text{격이 } \begin{bmatrix} b_{11}^{-1} & 0 & 0 \\ b_{21}^{-1} & b_{22}^{-1} & 0 \\ b_{31}^{-1} & b_{32}^{-1} & b_{33}^{-1} \end{bmatrix} \text{와 곱해져서 } \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix} \text{라는 새로운 충격 벡터가 만들}$$

어진다. 그리고 새롭게 만들어진 충격들이 매 기간 Δy_t 에 영향을 미치는 구조를 지니고 있다.

VAR 모형에서 각 선종별 구조적 충격의 크기를 비교하면 아래 표와 같다. 여기서 최적시차는 과거의 관성이 1년 동안 영향을 미친다고 가정했다.²¹⁾ 세 가지의 구조적 충격(ϵ_{1t} , ϵ_{2t} , ϵ_{3t}) 모두에서 VLCC 해운시장에서 변동성이 가장 큰 것으로 나타났다. 즉 VLCC 해운시장은 수요, 공급, 운임이라는 해운시장의 내생적 변수에 의해 설명되기보다 VAR 모형 밖의 다른 요인에 의해 영향을 가장 많이 받는다. 한편, 컨테이너선 해운시장에서 운임 충격은 물동량 충격의 약 3.7배이지만, 건화물선 해운시장은 8.2배, VLCC 해운시장은 11배에 달하는 것으로 나타났다.

마지막으로 세 가지 선종 모두에서 선박량 충격이 가장 작은 것으로 나타났다. 이는 선박량이 물동량과 운임의 변화에 반응해서 해운산업 내부적으로 이들 변수(물동량, 운임)의 움직임에 맞춰 결정된다는 사실을 보여준다. 즉 선박량 변수가 VAR 모형 내에서 가장 잘 설명된다.

〈표 4-7〉 해운시장의 충격 크기 비교

구분	컨테이너선		건화물선		VLCC	
	표준오차	% to A	표준오차	% to A	표준오차	% to A
물동량 충격(A)	0.04870	100%	0.03180	100%	0.04496	100%
선박량 충격	0.02542	52%	0.01875	59%	0.02942	65%
운임 충격	0.18271	375%	0.26193	824%	0.52934	1,177%

자료: 저자 작성

앞서 설명한 바와 같이, 선박량 변수가 모형 내에서 가장 잘 설명된다는 사실은 조정결정계수($adjR^2$)의 비교를 통해서도 확인된다. 아래 표에서 보는 바와 같이, 컨테이너선, 건화물선의 경우 선박량 회귀식의 조정결정계수가 다른 회귀식에 비해 상당히 크다는 것을 알 수 있다.

21) 실제 VAR 추정에 따른 정보기준에 따르면 경우에 따라 다소 차이는 있지만, 1년 시차를 최적 시차로 제시하는 경우가 다수이다.

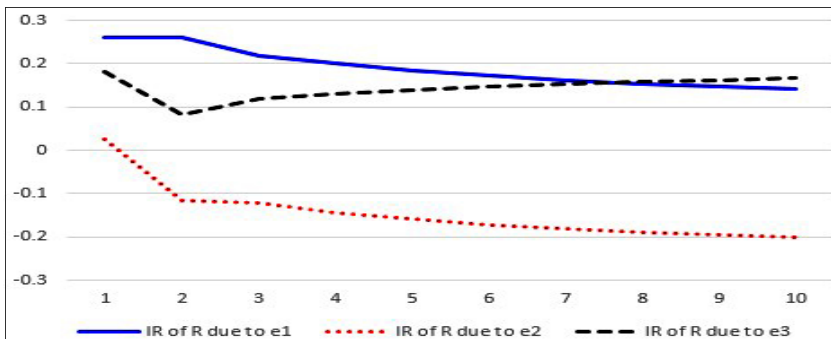
〈표 4-8〉 선종별/변수별 모형 적합도 비교(조정 결정계수 비교)

구분	조정 결정계수($adjR^2$)		
	물동량 회귀식	선박량 회귀식	운임 회귀식
컨테이너선	0.039	0.454	0.167
건화물선	0.009	0.709	0.070
VLCC	-0.060	0.008	0.049

자료: 저자 작성

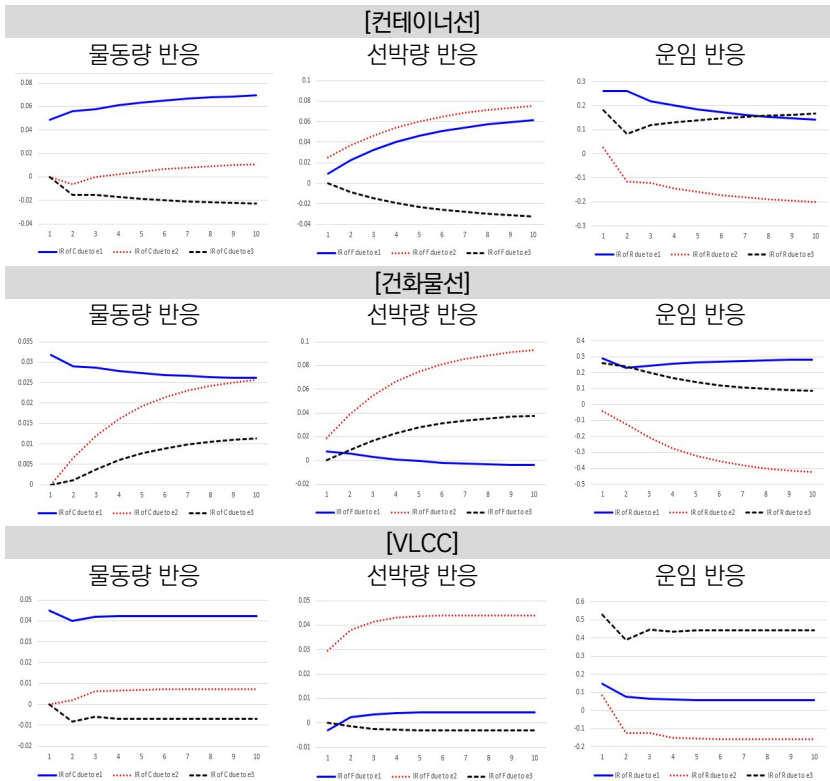
해운시장의 주요 선종별 수급 및 운임자료를 이용한 VAR 모형의 충격-반응 분석은 다음 그림에 정리되어 있다. 예를 들어, 그림 4-4에 보는 바와 같이, 컨테이너선 운임은 물동량이 증가하는 충격에는 상승하고, 선박량이 증가하는 충격에는 하락하는 패턴을 나타내고 있다. 이런 패턴은 다른 두 선종에서도 동일하게 나타난다. 다만, 물동량이 선박량에 미치는 영향은 2008년 글로벌 금융위기 이후 물동량의 증가세는 둔화된 데 비해, 위기 이전에 대량 발주된 선박이 시장에 투입되면서 이론적으로 예측하는 물동량 증가에 따른 선박량 증가 현상은 충격-반응 분석에서는 뚜렷이 나타나지 않는다.

〈그림 4-4〉 컨테이너선 운임의 각 충격에 대한 반응분석



주: 파란색은 물동량 충격에 대한 반응, 빨간색은 선박량 충격에 대한 반응, 검은색은 운임 충격에 대한 반응
 자료: 저자 작성

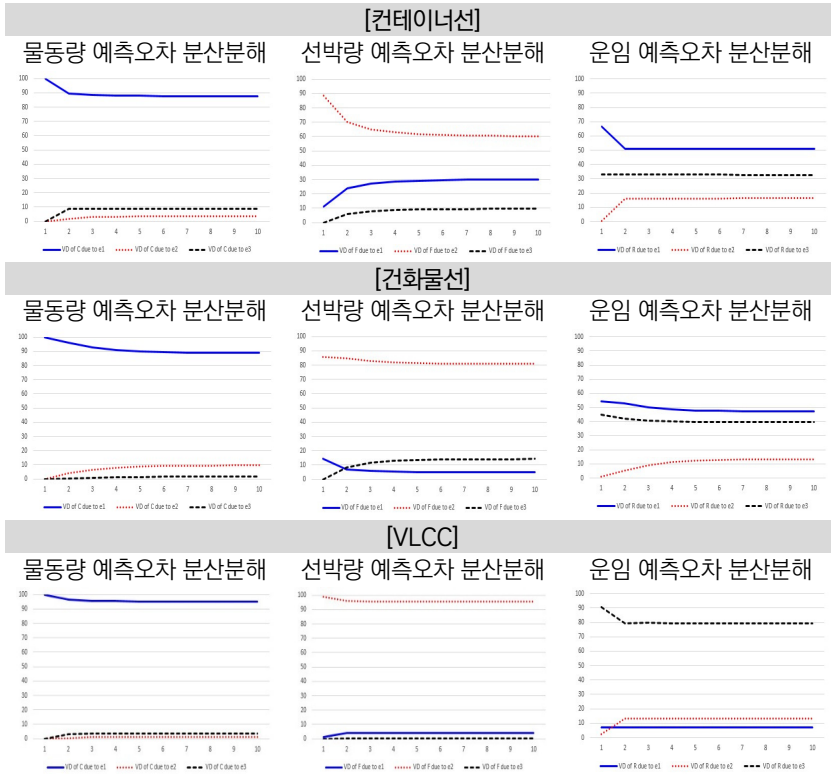
〈그림 4-5〉 선종별 해운시장의 물동량, 선박량, 운임 충격에 대한 축적된 반응



주: 파란색은 물동량 충격에 대한 반응, 빨간색은 선박량 충격에 대한 반응, 검은색은 운임 충격에 대한 반응
 자료: 저자 작성

VAR 모형의 예측오차 분산분해 분석은 다음 그림에 정리되어 있다. 먼저, 물동량의 예측에 있어 물동량 충격이 가장 중요한 불확실성 요인으로 나타난다. 선박량의 예측에서도 선박량 충격이 기여하는 불확실성이 가장 크다. 한편, 운임예측에 있어서는 컨테이너선과 건화물선에서는 물동량 충격이 불확실성의 가장 중요한 원인이지만, VLCC에서는 운임충격 자체가 가장 중요한 변동요인이 되었다. 이러한 결과는 앞서 살펴본 충격-반응 분석과 일치하는 사실이다.

〈그림 4-6〉 선종별 해운시장의 물동량, 선박량, 운임의 예측오차 분산분해



주: 파란색은 물동량 충격에서 기인하는 예측오차의 비중, 빨간색은 선박량 충격에 기인하는 예측오차의 비중, 검은색은 운임 충격에 기인하는 예측오차의 비중

자료: 저자 작성

6. VECM 모형 분석

아래 표는 ' $\ln \text{운임}_t = c + \beta_1 \ln \text{물동량}_t + \beta_2 \ln \text{선박량}_t$ '의 장기적 관계, 즉 공적분 관계를 추정한 결과를 보여준다. 세 가지 선종 모두에서 운임은 물동량이 증가하면 상승하고, 선박량이 확대되면 하락하는 것으로 나타났다. 또한 이러한 경향은 통계적으로 매우 유의미하다.

〈표 4-9〉 공적분 벡터의 추정

$R_t = c + \beta_1 C_t + \beta_2 F_t + z_t$ 여기서 R_t 는 운임의 로그값, C_t 는 물동량의 로그값, F_t 는 선박량의 로그값			
컨테이너선			
	c	β_1	β_2
추정치	-9.12	2.31	-1.79
표준오차	0.75	0.87	0.69
p-값	0.00	0.01	0.01
건화물선			
	c	β_1	β_2
추정치	4.88	4.67	-4.19
표준오차	2.71	0.77	0.60
p-값	0.04	0.00	0.00
VLCC			
	c	β_1	β_2
추정치	18.00	4.77	-2.92
표준오차	5.57	0.82	0.60
p-값	0.00	0.00	0.00

자료: 저자 작성

위의 표에서 공적분 벡터가 추정이 되면, 오차항으로 z_t 가 계산된다. 이 z_t 변수를 VECM 모형에 넣어 각 변수에 대한 식을 쓰면 다음과 같다.

$$\Delta x_{k,t} = \alpha_k \times z_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_{1,i} \Delta x_{t-i} + c_k + \epsilon_{kt}$$

아래 표는 계산된 z_{t-1} 에 각 변수가 반응하는 계수 α_k ($k=1, 2, 3$)를 나타낸다. 컨테이너선의 경우, z_{t-1} 가 커지면, 즉 운임이 장기균형보다 높아지면 선박량은 증가하고 운임은 하락하는 현상을 보인다. 이는 VECM 모형이 균형으로 끌려가는 특성이다.

건화물선은 z_{t-1} 가 커지면, 즉 운임이 장기균형보다 높아지면 물동량이 줄어들고, 운임이 하락해 균형을 찾아가는 모습을 나타낸다. 유조선은 물동량 및 선박량의 반응계수(오차교정 계수)가 통계적으로 유의미하지 않고, 운임의 반응계수만 유의미하게 오차항에 반대로 움직이는 것으로 나타났다. 즉 장기균형보다 운임이 높아지면, 운임이 하락 압력을 받는 패턴을 보이고 있다.

〈표 4-10〉 오차교정 계수 추정

VECM model			
	컨테이너선	건화물선	VLCC
물동량 로그값	0.003 (0.05)	-0.08 (0.01)	0.02 (0.02)
선박량 로그값	0.04 (0.02)	-0.01 (0.01)	-0.0005 (0.01)
운임 로그값	-0.57 (0.33)	-0.83 (0.23)	-0.79 (0.23)

주: ()안의 값은 p-값

자료: 저자 작성

제2절 선물-운임-용선료의 동태적 특성 분석

1. 자료 설명 및 특성

여기서는 건화물선 시장의 선형별(선박의 크기별) 세부시장에서 현물운임, FFA가격, 용선료 간의 동태적 특성을 주간 자료를 활용한 VAR 모형을 적용해 분석한다.

우선 본 절에서 사용된 자료는 다음과 같다. 현물운임은 대상 표준 선형(크기별 선박)에 대해 볼틱해운거래소가 일일단위로 발표하는 운임을 주간 평균한 것이다. FFA가격은 같은 표준 선박에 대해 볼틱해운거래소가 일일단위로 발표하는 1개월 만기-FFA가격, 즉 BFA를 주간 평균한 것이다. 용선료는 표준 선박과 가장 유사한 선형에 대한 Clarksons社의 6개월 용선료 자료를 사용했다.

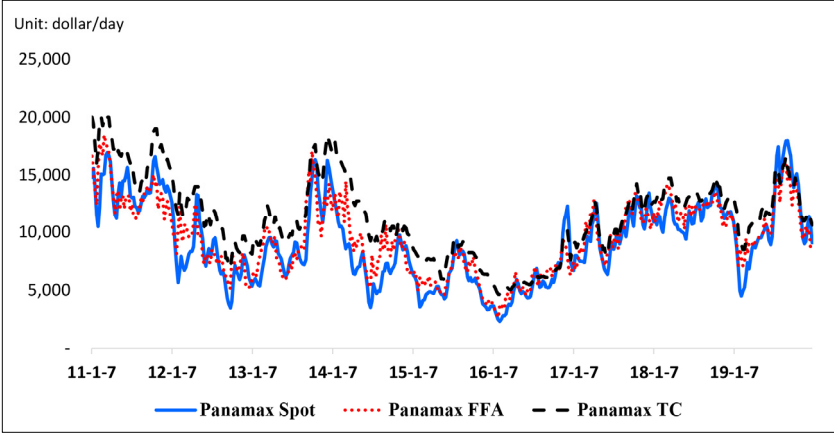
〈표 4-11〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 변수 설명

구분	현물 운임	FFA 가격	용선료	표본기간	관측수
케이프	5TC	익월물	6-month TC for 180,000 DWT	2014. 7. 4~ 2019. 12. 27	283
파나 maks	4TC	익월물	6-month TC for 75,000 DWT	2011. 1. 7~ 2019. 12. 27	462
수프라 maks	10TC	익월물	6-month TC for 58,000 DWT	2016. 10. 28~ 2019. 12. 27	164

자료: 저자 작성

아래 그림은 세 가지 선형의 대표 선형으로 파나막스선의 현물운임, FFA가격, 용선료 추이를 보여주고 있다. 그림에서 보는 바와 같이, 세 가지 변수가 모두 밀접히 연관되어 움직인다는 것을 알 수 있다.

〈그림 4-7〉 파나막스선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 추이



주: 파란색은 파나막스선의 단기현물운임, 빨간색은 FFA가격, 검은색은 용선료
 자료: Clarksons; 저자 작성

세 가지 선형의 현물운임, FFA가격, 용선료 간의 상관관계는 다음과 표와 같다. 세 가지 선형 모두에서 0.9 내외의 높은 상관관계가 관찰된다.

〈표 4-12〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료 간의 상관관계

구분	케이프			파나막스			수프라막스		
	현물	FFA	용선료	현물	FFA	용선료	현물	FFA	용선료
현물	1	-	-	1	-	-	1	-	-
FFA	0.85	1	-	0.90	1	-	0.87	1	-
용선료	0.85	0.95	1	0.89	0.92	1	0.89	0.93	1

자료: 저자 작성

뒤에 나오는 실증분석 결과에서 살펴보겠지만, 위의 그림과 표에서 나타나는 세 변수 간의 높은 상관관계는 주로 이들 해운시장에 발생하는 장기충격에 기인하는 것으로 해석된다.

2. 단위근 검증

앞에서 설명한 바와 같이, 단위근이 있는 시계열 자료는 불안정적이기 때문에 차분(빼기)을 하여 안정적 시계열을 만들게 된다. 왜냐하면, 불안정적 시계열의 경우에는 통상적으로 통계적 추론에 필요한 통계량들이 전통적인 분포를 보이지 않을 우려가 있기 때문이다.

아래 표는 선형별 세 변수에 대한 단위근 검증 결과이다. 로그값에서는 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하기가 어려운 반면, 로그차분값에서는 단위근이 있다는 귀무가설을 기각할 p-값이 작아지는 경향을 보인다. 이러한 패턴에 근거해 본 절의 실증분석에서는 로그차분값을 사용한다.

〈표 4-13〉 건화물선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의 단위근 검정 결과

케이프	로그값	현물운임	t-value	-2.72
			p-value	0.07*
		FFA가격	t-value	-2.50
			p-value	0.11
		용선료	t-value	-2.38
			p-value	0.14
	로그차분값	현물운임	t-value	-11.06
			p-value	0.00***
		FFA가격	t-value	-1.92
			p-value	0.05**
		용선료	t-value	-13.80
			p-value	0.00***

파나막스	로그값	현물운임	t-value	-3.06
			p-value	0.03**
		FFA가격	t-value	-2.50
			p-value	0.11
		용선료	t-value	-2.71
			p-value	0.07*
	로그차분값	현물운임	t-value	-11.45
			p-value	0.00***
		FFA가격	t-value	-19.36
			p-value	0.00***
		용선료	t-value	-15.91
			p-value	0.00***
수프라막스	로그값	현물운임	t-value	-3.06
			p-value	0.03**
		FFA가격	t-value	-2.59
			p-value	0.09*
		용선료	t-value	-2.50
			p-value	0.11
	로그차분값	현물운임	t-value	-6.14
			p-value	0.00***
		FFA가격	t-value	-10.53
			p-value	0.00***
		용선료	t-value	-9.51
			p-value	0.00***

주: 1) *, **, *** 각각 10%, 5%, 1% 유의수준을 나타냄

2) t-통계량은 ADF 검증 통계량을 의미함(Dickey and Fuller, 1979, 1981)

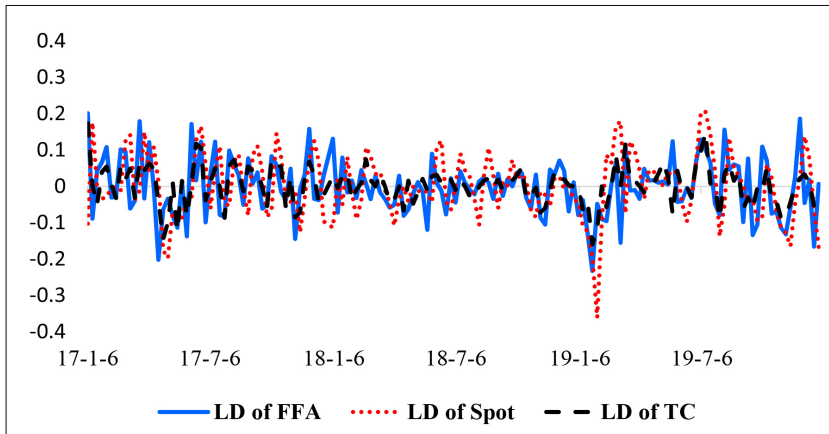
3) 로그값과 로그차분값의 검증에서 모두 상수항을 가지고 있다고 가정

4) p-값은 MacKinnon(1996)의 단측(one-sided) p-값

자료: 저자 작성

아래 그림은 파나막스선의 세 변수의 로그차분값의 추이를 보여준다. 전체적으로 0을 평균으로 두고 등락을 보이고 있다.

〈그림 4-8〉 파나막스선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의 로그차분값 추이



주: 파란색은 파나막스선의 단기현물운임, 빨간색은 FFA가격, 검은색은 용선료
자료: 저자 작성

아래 표는 각 선형별 세 변수의 로그차분값의 상관관계를 정리한 것이다. 원자료에 비해 상관관계수 값이 작아졌지만, 여전히 양(+)의 상관관계를 보이고 있다.

〈표 4-14〉 파나막스선 시장의 현물운임, FFA가격, 용선료의 로그차분값 간의 상관관계

구분	케이프			파나막스			수프라막스		
	현물	FFA	용선료	현물	FFA	용선료	현물	FFA	용선료
현물	1	-	-	1	-	-	1	-	-
FFA	0.19	1	-	0.25	1	-	0.34	1	-
용선료	0.57	0.26	1	0.65	0.54	1	0.59	0.53	1

자료: 저자 작성

3. VAR 모형 분석

본 절의 실증분석에 사용된 VAR 모형은 다음과 같이 구성되어 있다.

$$\Delta y_t = \Phi \Delta y_{t-1} + e_t, \quad \dots \text{ [식 4-2]}$$

$$\text{단, } y_t = \begin{bmatrix} \ln FFA \text{ 가격}_t \\ \ln \text{현물윤임}_t \\ \ln \text{용선료}_t \end{bmatrix}, \quad \Phi = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{bmatrix}, \quad e_t = \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix}.$$

$$\text{여기서 } \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11}^{-1} & 0 & 0 \\ b_{21}^{-1} & b_{22}^{-1} & 0 \\ b_{31}^{-1} & b_{32}^{-1} & b_{33}^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \\ \epsilon_{3t} \end{bmatrix} \text{ 그리고 } \begin{bmatrix} \epsilon_{1t} \\ \epsilon_{2t} \\ \epsilon_{3t} \end{bmatrix} \sim iidN \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right).$$

위의 식의 구조를 간단히 설명하고자 한다. 위의 식에서 구조적 충격은 ϵ_{1t} , ϵ_{2t} , ϵ_{3t} 이다. ϵ_{1t} 는 모든 변수에 영향을 미치는 장기 충격, ϵ_{2t} 는 FFA가격에는 영향을 미치지 못하는 계절적 충격, ϵ_{3t} 는 용선료에만 영향을 미치는 용선료 충격이고, 이들 충격들 간에는 상관관계

가 없다. 이들 구조적 충격이 $\begin{bmatrix} b_{11}^{-1} & 0 & 0 \\ b_{21}^{-1} & b_{22}^{-1} & 0 \\ b_{31}^{-1} & b_{32}^{-1} & b_{33}^{-1} \end{bmatrix}$ 와 곱해져서 $\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \end{bmatrix}$ 라는

새로운 충격 벡터가 만들어진다. 그리고 새롭게 만들어진 충격들이 매 기간 Δy_t 에 영향을 미치는 구조를 지니고 있다.

[식 4-2]로 표현된 VAR 모형에서 도출되는 충격-반응 분석결과는 다음 그림들로 나타난다.

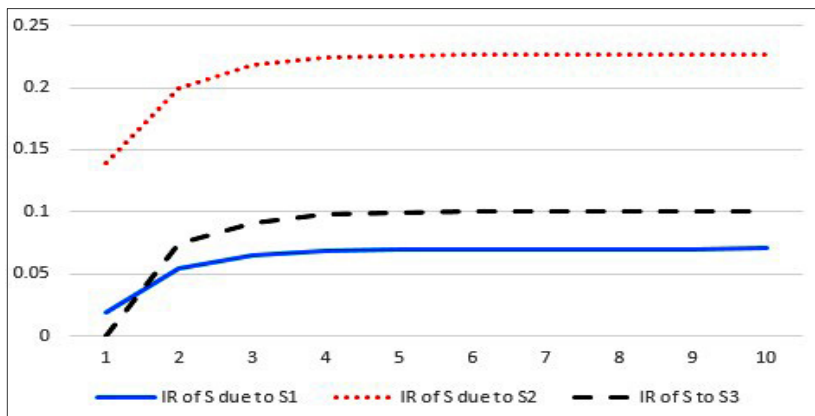
이들 실증분석 결과에 대해 다음과 같은 해석들이 가능하다.

첫째, 첫 번째 열에 있는 세 가지의 FFA가격의 장기충격에 대한 반응(파란색 선)은 충격에 대해 즉각적으로 반응한다. 그에 반해, 두 번

째 및 세 번째 열에 있는 현물운임과 용선료의 장기충격에 대한 반응은 2 기간에 걸쳐 단계적으로 반응한다. 이는 선행연구에서 '현물시장 대 선물시장의 비대칭성' 현상으로 알려진 것과 동일한 패턴이다. 다만, 선행연구들에서 관찰되는 운임의 이상 급등(overshooting, 과민반응)은 본 연구에서는 나타나지 않았다.

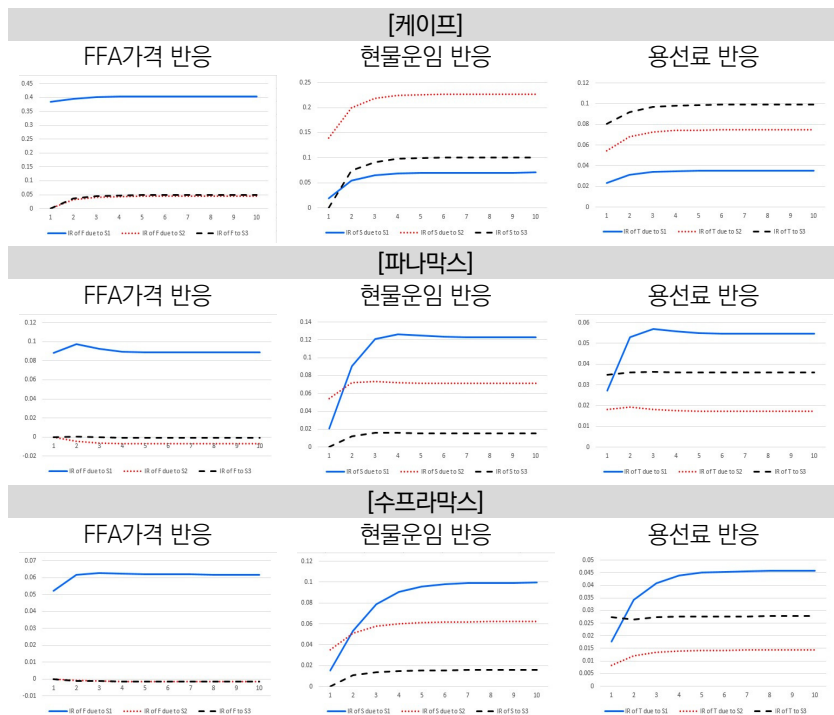
둘째, 총 9가지의 경우에 있어 장기충격은 7가지 경우에서 가장 큰 영향을 미치는 충격으로 나타난다. 이는 건화물선 시장에서 각 변수간의 높은 상관성이 이 장기충격에 의한 것임을 시사하는 것이다. 셋째, 파나막스와 수프라막스의 충격-반응 패턴이 유사한 반면, 케이프는 이들과 다른 모습을 보인다. 넷째, 케이프의 현물운임과 용선료의 경우, 장기충격보다는 각 시장에 맞는 계절적 충격(빨간 점선)과 용선료 충격(검은 점선)에 크게 영향을 받는 것으로 나타났다.

〈그림 4-9〉 케이프선 현물운임의 각 충격에 대한 반응분석



주: 파란색은 장기 충격에 대한 반응, 빨간색은 계절적 충격에 대한 반응, 검은색은 용선료 충격에 대한 반응
자료: 저자 작성

〈그림 4-10〉 건화물선 시장의 FFA가격, 현물운임, 용선료의 구조적 충격에 대한 축적된 반응



주: 파란색은 장기 충격에 대한 반응, 빨간색은 계절적 충격에 대한 반응, 검은색은 용선료 충격에 대한 반응
 자료: 저자 작성

[식 4-2]로 표현된 VAR 모형에서 도출되는 예측오차 분산분해 분석결과는 다음 그림들로 나타난다. 이들 실증분석 결과에 대해 다음과 같은 해석들이 가능하다.

첫째, FFA가격의 예측오차의 대부분은 장기충격에 기인한다. 선행연구에서 나타나는 FFA가격의 예측 불가능성은 장기충격이 FFA에 미치는 영향에 의한 것으로 추정된다.

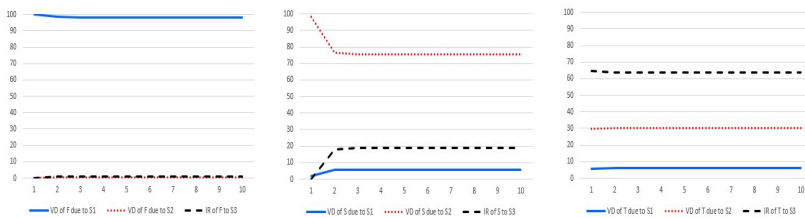
둘째, 파나막스와 수프라막스의 경우, 현물운임과 용선료 예측오

차에서도 장기충격이 거의 절반의 정도로 기여하고 있다. 반면에, 케이프의 예측오차의 경우에는 앞서 충격-반응 분석에서 나타난 바와 같이, 현물운임은 단기충격, 용선료는 용선료 충격이 큰 비중을 차지하고 있다.

〈그림 4-11〉 건화물선 시장의 FFA가격, 현물운임, 용선료의 예측오차 분산분해

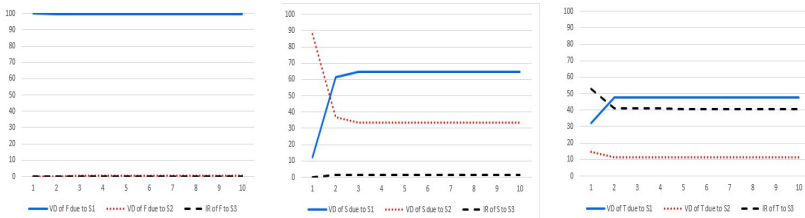
[케이프]

FFA가격 예측오차 분산분해 현물운임 예측오차 분산분해 용선료 예측오차 분산분해



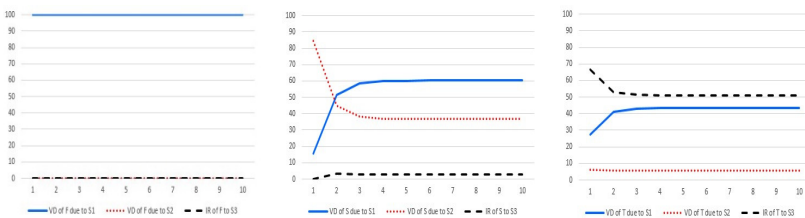
[파나마맥스]

FFA가격 예측오차 분산분해 현물운임 예측오차 분산분해 용선료 예측오차 분산분해



[수프라맥스]

FFA가격 예측오차 분산분해 현물운임 예측오차 분산분해 용선료 예측오차 분산분해



주: 파란색은 장기 충격에서 기인하는 예측오차의 비중, 빨간색은 계절적 충격에서 기인하는 예측오차의 비중, 검은색은 용선료 충격에서 기인하는 예측오차의 비중

자료: 저자 작성

VAR 모형에서 각 선형별 구조적 충격의 크기를 비교하면 아래 표와 같다. 세 가지 선형 모두에서 장기충격이 가장 큰 것으로 나타났다. 다음으로 계절적 충격이 크고, 2기후 충격(용선료 충격)이 크기가 가장 작았다. 특히 케이프의 경우 장기충격의 크기가 파나마스와 수프라막스에 비해 큰 것으로 나타났다.

〈표 4-15〉 건화물선 시장의 구조적 충격의 크기 비교

구분	케이프		파나마스		수프라막스	
	표준오차	% to A	표준오차	% to A	표준오차	% to A
장기충격(A)	0.38351	100%	0.08803	100%	0.05206	100%
계절적 충격	0.13918	36%	0.05413	61%	0.03493	67%
2기후 충격	0.08037	21%	0.03479	40%	0.02757	53%

자료: 저자 작성

이 같은 동태적 특성은 아래의 표에서 보는 바와 같이 FFA가격을 설명하는 회귀식에서 조정결정계수가 가장 낮게 나타나는 이유가 된다. 즉 FFA가격은 예측오차 분석에 따르면 장기충격이 압도적인 변동요인으로 나타났는데, 이 장기충격이 각 선형에서 가장 큰 불확실성 요인이었기 때문에 FFA가격의 설명 방정식의 적합도, 즉 조정 결정계수가 가장 낮게 나오는 것이다.

〈표 4-16〉 선종별/변수별 모형 적합도 비교(조정 결정계수 비교)

구분	조정 결정계수($adjR^2$)		
	FFA 회귀식	현물운임 회귀식	용선료 회귀식
케이프선	0.010	0.360	0.034
파나마스선	0.001	0.656	0.228
수프라막스선	0.020	0.647	0.222

자료: 저자 작성

제3절 공통 확률적 추세 모형을 활용한 오차 교정 분석

1. 자료 설명

유조선과 건화물선 시장의 각 항로별 일일 현물운임 자료를 공통 확률적 추세 모형(common stochastic trend model)에 적용해 두 시장의 동태적 특성을 분석한다. 본 절에서 사용된 자료는 다음과 같다.

유조선의 경우에는 VLCC, Suezmax, Aframax 등의 선박에 대해 중동-중국 항로의 일일 운임지표를 발표하고 있다. 건화물선의 경우에는 Capesize, Panamax 등의 선박에 대해 태평양 항로, 대서양 항로, 대서양-태평양 항로의 일일 운임지표를 발표하고 있다.

〈표 4-17〉 건화물선 및 유조선 운임자료의 설명

순번	명칭	선박 크기	볼틱 명칭	단위	항로
1	TV1	VLCC, 270k	BDTI TD3C	WS	Middle East Gulf - China
2	TV2	VLCC, 280k	BDTI TD1	WS	Middle East Gulf - US Gulf
3	TS1	Suezmax, 135k	BDTI TD6	WS	Black Sea/Mediterranean
4	TS2	Suezmax, 130k	BDTI TD20	WS	West Africa - Continent
5	TA1	Aframax, 80k	BDTI TD8	WS	Kuwait - Singapore
6	TA2	Aframax, 80k	BDTI TD14	WS	SE Asia - EC Australia
7	TA3	Aframax, 80k	BDTI TD7	WS	North Sea - Continent
8	TA4	Aframax, 70k	BDTI TD9	WS	Caribbean - US Gulf
9	DC1	Capesize, 180k	BCI C10_14	\$/day	Trans-Pacific
10	DC2	Capesize, 180k	BCI C9_14	\$/day	Front Haul
11	DC3	Capesize, 180k	BCI C8_14	\$/day	Trans-Atlantic
12	DC4	Capesize, 180k	BCI C14	\$/day	China-Brazil Round
13	DP1	Panamax, 74k	BPI P3A_03	\$/day	Trans-Pacific
14	DP2	Panamax, 74k	BPI P2A_03	\$/day	Front Haul
15	DP3	Panamax, 74k	BPI P1A_03	\$/day	Trans-Atlantic

주: 1) 표본기간은 2016년부터 2019년 4년간 총 999개의 관측치가 사용

2) WS는 World Scale의 약자이며, 유조선의 수익성을 나타내는 지수로서 기준치는 100

자료: 저자 작성

2. 공통 확률적 추세 모형 분석: 일일 자료

본 절에서 사용된 공통 확률적 추세 모형은 다음과 같다.

$$y_{i,t} = \gamma_i \times x_{i,t} + z_{i,t} \quad \dots \text{ [식 4-3]}$$

$$x_{i,t} = x_{i,t-1} + v_t \quad \dots \text{ [식 4-4]}$$

여기서 $y_{i,t}$ 는 t시점의 i 항로의 현물운임의 로그값

$$z_{i,t} \sim iidN(0, \sigma_{z_i}^2) \text{ 와 } v_t \sim iidN(0, 1)$$

[식 4-3]은 각 운임이 $x_{i,t}$ 와 $z_{i,t}$ 에 의해 결정됨을 보여준다. 그리고 [식 4-4]는 $x_{i,t}$ 가 표류향이 없는 단위근 확률과정임을 나타낸다.

[식 4-3]과 [식 4-4]를 각 선종별 선형별 일일 현물운임 자료에 적용하여 추정된 결과는 다음 표와 같다. 유조선(VLCC, 수에즈막스, 아프리카막스)이 건화물선(케이프, 파나마스)에 비해 $x_{i,t}$ 로부터 받는 영향이 조금 더 큰 것을 볼 수 있다.

〈표 4-18〉 공통 확률적 추세 모형의 추정 결과(일일 자료)

구분-	VLCC	수에즈막스	아프라막스	케이프	파나마스
γ_1	0.082	0.086	0.083	0.136	0.116
γ_2	0.068	0.082	0.082	0.146	0.124
γ_3	-	-	0.083	0.137	0.117
γ_4	-	-	0.084	0.137	-
$\sigma_{z_1}^2$	0.000	0.000	0.030	0.029	0.022
$\sigma_{z_2}^2$	0.027	0.010	0.029	0.039	0.000
$\sigma_{z_3}^2$	-	-	0.000	0.074	0.062
$\sigma_{z_4}^2$	-	-	0.058	0.000	-

자료: 저자 작성

위와 같이 추정된 모수를 이용해 각 선종별 선형별로 $z_{i,t}$ 를 계산할 수 있다. 이렇게 도출된 $z_{i,t}$ 는 다음 기의 현물운임의 예측에 사용될 수 있다. 즉 $z_{i,t}$ 는 정의상, 추세를 벗어난 일시적 오차항으로 $z_{i,t}$ 가 양수(+)이면 다음 기에 현물운임은 하락 압력이 있다고 해석할 수 있다. 이러한 추론에 기초해 다음과 같은 오차교정모형을 추정했다.

$$\Delta y_{i,t} = \phi_i \times \Delta y_{i,t-1} + \alpha_i \times z_{i,t-1} + e_t \quad \cdots [\text{식 4-5}]$$

아래 표는 [식 4-5]를 이용한 표본내 추정결과이다. 표본내 추정은 실제 의사결정환경과는 다르게, 의사결정 시에 표본자료 전체가 주어졌다고 가정하는 것으로서, 후술하는 표본외 의사결정환경의 분석에 앞서 모형의 적합도를 살펴보기 위해 검토한다.

VECM 모형과 유사하게, 모든 α_i 가 음수(-) 값을 나타냈고 통계적 유의성도 높은 것으로 나타났다. 즉 전기에 확률적 추세에서 벗어난 만큼, 이번 기에 균형으로 돌아가려는 압력이 있음을 확인할 수 있다.

한편, 파나마스의 경우 $adjR^2$ 값이 0.7을 넘어서고 있어 모형의 적합도도 낮지 않은 것으로 판단된다.

〈표 4-19〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과
(일일 자료, 표본내 예측)

구분		ϕ_i		α_i		$adjR^2$
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.83	36.38	-24,630.10	-32.21	0.69
	TV2	0.46	14.24	-0.02	-2.73	0.22
수에즈 맥스	TS1	0.48	16.30	-524,998.23	-14.52	0.36
	TS2	0.42	12.47	-0.05	-3.30	0.17
아프라 맥스	TA1	0.54	17.57	-0.02	-4.49	0.32
	TA2	0.56	19.10	-0.03	-5.95	0.37
	TA3	0.60	18.27	-207.67	-17.12	0.36
	TA4	0.39	11.77	-0.04	-5.37	0.18
케이프	DC1	0.53	16.51	-0.08	-4.58	0.27
	DC2	0.62	21.30	-0.01	-0.74	0.38
	DC3	0.60	20.87	-0.04	-5.01	0.38
	DC4	0.64	22.24	-36.61	-9.54	0.41
파나 맥스	DP1	0.90	53.67	-0.01	-4.68	0.79
	DP2	0.86	44.80	-0.18	-0.01	0.73
	DP3	0.86	44.30	-0.01	-4.65	0.72

주: 1) 추정 표본은 2016~2019년, 예측기간은 2017~2019년

2) 표본내 예측은 실제 의사결정환경과는 달리 예측시점에 분석에 사용된 전체 표본이 주어진 것으로 가정
자료: 저자 작성

아래 표는 표본외 추정결과이다. 표본내 추정과는 달리, 표본외 추정은 실제 의사결정환경과 동일한 조건에서 예측이 수행된다. 즉 예측시점까지 입수된 자료만을 가지고 예측을 하는 것이다.

파나맥스의 두 항로를 제외한 모든 α_i 가 음수(-) 값을 나타냈다. 즉 전기에 확률적 추세에서 벗어난 만큼, 이번 기에 균형으로 돌아가려는 압력이 있음을 확인할 수 있다.

〈표 4-20〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과
(일일 자료, 표본외 예측)

구분		ϕ_i		α_i		$adjR^2$
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.50	15.84	-220.40	-0.38	0.25
	TV2	0.46	14.31	-0.01	-1.72	0.22
수에즈 맥스	TS1	0.41	12.40	-0.03	-3.25	0.19
	TS2	0.40	11.95	-179.26	-0.73	0.16
아프라 맥스	TA1	0.55	17.91	-1.79	-1.19	0.30
	TA2	0.58	19.56	-0.04	-3.81	0.35
	TA3	0.36	10.41	-0.03	-3.05	0.13
	TA4	0.39	11.87	-0.03	-3.92	0.16
케이프	DC1	0.53	16.45	-0.07	-4.36	0.26
	DC2	0.62	21.26	-0.01	-0.84	0.38
	DC3	0.60	20.92	-0.04	-4.83	0.38
	DC4	0.59	18.97	-57.04	-0.59	0.34
파나 맥스	DP1	0.90	52.67	0.00	0.17	0.79
	DP2	0.87	44.84	0.00	1.98	0.73
	DP3	0.84	43.21	-0.02	-3.28	0.72

주: 1) 추정 표본은 2016~2019년, 예측기간은 2017~2019년

2) 표본외 예측은 실제 의사결정환경과는 같이 예측시점에 입수 가능한 자료만을 사용해 예측
자료: 저자 작성

3. 공통 확률적 추세 모형 분석: 주간 자료

[식 4-3]과 [식 4-4]를 각 선종별 선형별 주간 현물운임 자료에 적용하여 추정된 결과는 다음 표와 같다. 추정된 계수값이 일일 자료의 경우보다 큰 것으로 나타났다. 전체적으로 각 운임이 $x_{i,t}$ 로부터 받는 영향이 2배 내외 정도 커지는 것으로 나타났다.

〈표 4-21〉 공통 확률적 추세 모형의 추정 결과(주간 자료)

구분	VLCC	수에즈막스	아프라막스	케이프	파나막스
γ_1	0.186	0.179	0.170	0.254	0.235
γ_2	0.155	0.172	0.169	0.273	0.251
γ_3	-	-	0.170	0.254	0.237
γ_4	-	-	0.173	0.254	-
$\sigma_{z_1}^2$	0.000	0.000	0.002	0.023	0.021
$\sigma_{z_2}^2$	0.028	0.009	0.002	0.033	0.000
$\sigma_{z_3}^2$	-	-	0.024	0.078	0.067
$\sigma_{z_4}^2$	-	-	0.054	0.000	-

자료: 저자 작성

아래 표는 주간 자료를 적용한 표본내 추정결과이다. 모든 α_i 가 음수(-) 값을 나타냈고 통계적 유의성도 높은 것을 나타냈다. 다만, 일일자료의 경우보다 $adjR^2$ 가 낮아졌다.

〈표 4-22〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과
(주간 자료, 표본내 예측)

구분		ϕ_i		α_i		$adjR^2$
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.54	7.22	-882.77	-7.35	0.31
	TV2	0.34	4.54	-0.13	-2.23	0.13
수에즈 막스	TS1	0.40	5.59	-11,212.58	-3.34	0.21
	TS2	0.36	4.39	-0.29	-2.79	0.11
아프라 막스	TA1	0.35	4.51	-0.16	-0.93	0.11
	TA2	0.34	4.73	-0.77	-5.09	0.22
	TA3	0.41	4.85	-0.29	-4.21	0.15
	TA4	0.30	3.81	-0.18	-3.98	0.12
케이프	DC1	0.32	3.90	-0.43	-3.48	0.10
	DC2	0.31	4.08	-0.02	-0.35	0.09
	DC3	0.35	5.03	-0.28	-4.71	0.22
	DC4	0.38	5.15	-256.79	-4.23	0.18
파나 막스	DP1	0.53	7.28	-0.18	-3.46	0.26
	DP2	0.45	6.05	-21.91	-0.07	0.19
	DP3	0.53	7.37	-0.19	-3.96	0.27

주: 1) 추정 표본은 2016~2019년, 예측기간은 2017~2019년

2) 표본내 예측은 실제 의사결정환경과는 달리 예측시점에 분석에 사용된 전체 표본이 주어진 것으로 가정

자료: 저자 작성

아래 표는 주간 자료를 적용한 표본외 추정결과이다. 여기서는 케이프를 제외한 다른 모든 선종과 선형에서 α_i 값이 기대와 달리 양수(+)로 추정되는 경우가 나타난다. $adjR^2$ 도 일일 자료보다 낮은 것을 확인할 수 있다.

〈표 4-23〉 공통 확률적 추세 모형의 오차를 이용한 오차교정모형 추정결과
(주간 자료, 표본외 예측)

구분		ϕ_i		α_i		$adjR^2$
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.29	3.78	0.03	0.84	0.08
	TV2	0.34	4.40	4.79	0.22	0.10
수에즈 막스	TS1	0.41	5.52	0.15	0.70	0.16
	TS2	0.35	4.40	-0.27	-2.14	0.09
아프라 막스	TA1	0.34	4.22	165.61	0.28	0.10
	TA2	0.32	4.33	-0.26	-3.14	0.14
	TA3	0.36	4.41	-0.21	-3.65	0.12
	TA4	0.29	3.66	-0.16	-3.77	0.12
케이프	DC1	0.32	3.82	-0.40	-3.28	0.09
	DC2	0.31	3.82	-0.02	-0.47	0.09
	DC3	0.36	5.08	-0.27	-4.55	0.21
	DC4	0.30	3.99	-93.15	-0.11	0.08
파나 막스	DP1	0.51	6.77	-10.63	-1.87	0.22
	DP2	0.45	6.14	0.01	0.40	0.19
	DP3	0.49	6.85	-0.12	-2.95	0.24

주: 1) 추정 표본은 2016~2019년, 예측기간은 2017~2019년

2) 표본외 예측은 실제 의사결정환경과는 같이 예측시점에 입수 가능한 자료만을 사용해 예측

자료: 저자 작성

공통적 확률 추세모형에 적용된 아이디어와 동일하게 각 운임이 변수 간의 장기적 관계, 즉 공적분 관계에서 이탈한 것에서 다시 균형으로 수렴하는 모형을 검토할 수 있다. 즉 VECM 모형을 적용할 수 있다. VECM 모형에 대한 분석결과는 본 보고서의 부록에서 제시했으며, 통계적 규칙성과 예측 정확도 측면에서 공통적 확률 추세모형에 비해 낮은 성과(performance)를 보인다.

제 5 장

시계열 모형을 통한 운임 예측

여기서는 실제 의사결정환경과 동일하게 예측 시점에는 전체 표본 자료가 아닌 당시 시점까지만의 자료만 활용가능하다고 가정했다. 즉 표본외 예측 정확도만을 검토한다.

제1절 수요-공급-운임 모형을 활용한 연간 운임 예측

1. 평균 제곱근 오차 분석

아래 2개 표는 2010년부터 2019년까지 10년간의 예측 정확도를 평균 제곱근 오차(RMSE: Root Mean Squared Error)를 이용해 보여주고 있다. RMSE 계산식은 다음과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e_t^2}, \text{ 여기서 } e_t^2 \text{는 예측오차의 제곱}$$

장기 균형에 대한 정보를 담은 VECM 모형보다 VAR 모형이 예측 정확도가 높은 것으로 나타났다.

〈표 5-1〉 수요-공급-운임 VAR 모형의 운임 예측 정확도 비교

구분	컨테이너선	건화물선	유조선
RMSE	0.694786	0.393361	0.578721

자료: 저자 작성

〈표 5-2〉 수요-공급-운임 VECM 모형의 운임 예측 정확도 비교

구분	컨테이너선	건화물선	유조선
RMSE	0.77368	0.399138	0.668513

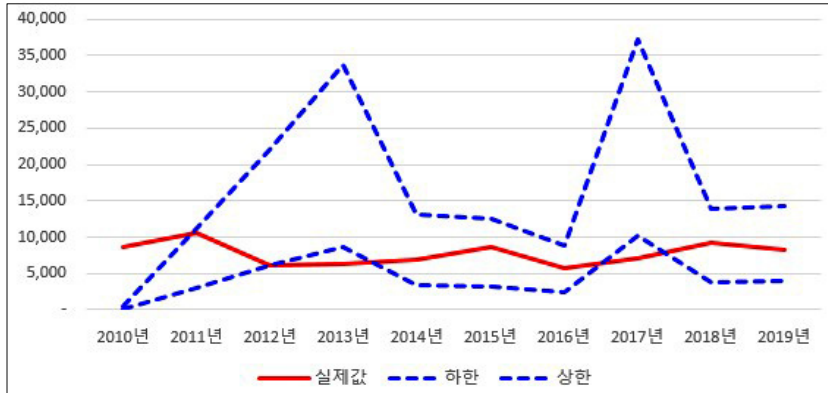
자료: 저자 작성

2. VAR 모형의 예측 정확도 평가

아래 3개 그림은 VAR 모형을 이용한 선종별 운임 예측치의 상한과 하한을 실제값과 비교하여 보여주고 있다. 3개 표는 오차율(오차/실제값)을 나타내고 있다. 이들 정보에서 크게 3가지의 패턴이 보여진다.

첫째, 로그값을 이용한 추정모형의 특성으로 상한 구간이 하한 구간에 비해 더 크다. 나아가 해운시장은 운임이 상승할수록 변동폭이 커지는 특성을 보이는 것 또한 염두에 둘 필요가 있다. 둘째, 상한과 하한의 폭이 정보로서의 가치를 낮출 정도로 넓은 것을 볼 수 있다. 따라서 상대적으로 폭이 적은 하한 정보를 예측 작업에 활용하는 게 더 적절할 것으로 판단된다. 셋째, 오차율의 절대값을 평균하여 도출한 오차율 절대값 평균이 25~45%로 매우 크다.

〈그림 5-1〉 VAR 모형을 이용한 컨테이너선 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



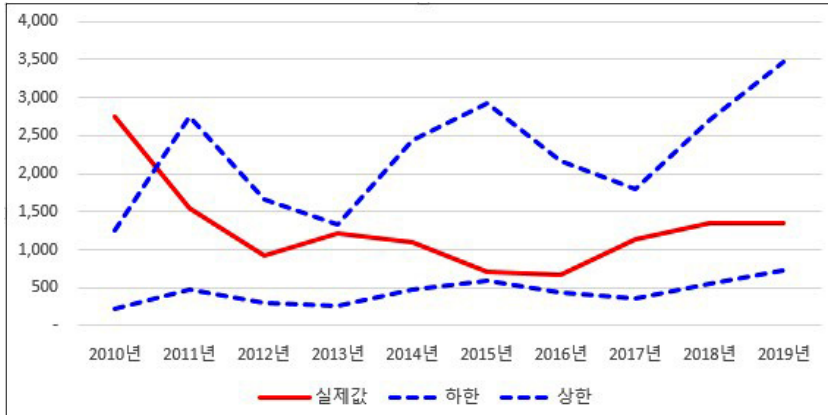
자료: 저자 작성

〈표 5-3〉 VAR 모형을 이용한 컨테이너선 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	8,659	1,237	7,422	86%
2011년	10,663	7,116	3,547	33%
2012년	6,121	11,091	-4,970	-81%
2013년	6,332	10,215	-3,883	-61%
2014년	6,805	6,450	354	5%
2015년	8,571	6,618	1,953	23%
2016년	5,678	6,263	-584	-10%
2017년	7,091	10,522	-3,431	-48%
2018년	9,171	7,190	1,981	22%
2019년	8,215	8,303	-87	-1%
오차율 절대값 평균				37.1%

자료: 저자 작성

〈그림 5-2〉 VAR 모델을 이용한 건화물선 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



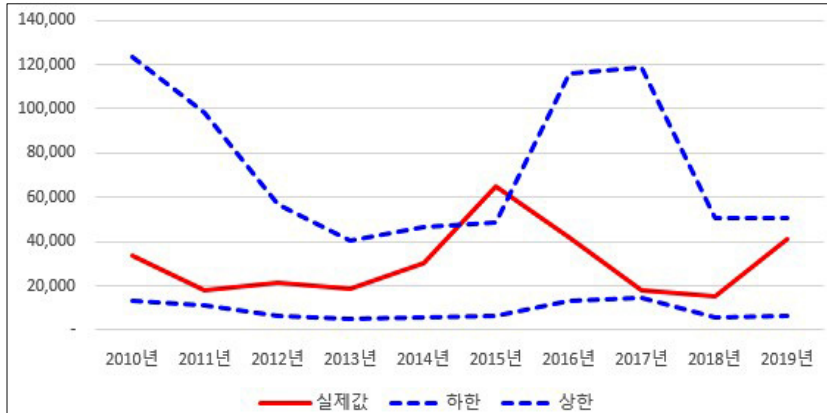
자료: 저자 작성

〈표 5-4〉 VAR 모델을 이용한 건화물선 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	2,758	1,172	1,586	58%
2011년	1,549	1,780	-231	-15%
2012년	920	1,053	-133	-14%
2013년	1,206	732	473	39%
2014년	1,105	1,135	-30	-3%
2015년	718	1,202	-484	-67%
2016년	673	832	-159	-24%
2017년	1,145	738	407	36%
2018년	1,353	1,181	171	13%
2019년	1,353	1,465	-113	-8%
오차율 절대값 평균				27.6%

자료: 저자 작성

〈그림 5-3〉 VAR 모형을 이용한 VLCC 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



자료: 저자 작성

〈표 5-5〉 VAR 모형을 이용한 VLCC 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	33,797	33,960	-163	0%
2011년	18,263	33,628	-15,365	-84%
2012년	21,187	18,751	2,436	11%
2013년	18,621	17,395	1,225	7%
2014년	30,015	17,688	12,327	41%
2015년	64,846	22,971	41,875	65%
2016년	41,488	50,515	-9,027	-22%
2017년	17,794	41,399	-23,606	-133%
2018년	15,561	17,592	-2,031	-13%
2019년	41,364	16,601	24,762	60%
오차율 절대값 평균				43.6%

자료: 저자 작성

단순 VAR 모형의 예측 오차가 큰 것을 완화하고자 재귀적(recursive) VAR 모형에서 시사하는 바와 같이 가장 내생적인 운임 회귀식에 같은 기간의(current period) 물동량과 선박량 자료가 주어진 것을 가정한 ‘조건부 VAR 모형’의 예측 정확도를 비교했다. 이러한 조건 VAR 모형의 예측을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y_{3,t}^F = \phi_{31,0}\Delta y_{1,t} + \phi_{32,0}\Delta y_{2,t} + \phi_{31,1}\Delta y_{1,t-1} + \phi_{32,1}\Delta y_{2,t-1} + \phi_{33,1}\Delta y_{3,t-1}$$

즉 단순 VAR 모형에서는 예측치 $y_{3,t}^F$ 의 계산에 $\Delta y_{1,t-1}$, $\Delta y_{2,t-1}$, $\Delta y_{3,t-1}$ 만이 활용되었는데, 조건부 VAR 모형에서는 여기에 $\Delta y_{1,t}$, $\Delta y_{2,t}$ 가 추가되었다.

아래 표에서 보는 바와 같이, 컨테이너선과 건화물선에서는 조건부 VAR 모형이 예측 정확도를 높이는 것으로 나타났다.

〈표 5-6〉 단순 VAR과 조건부 VAR 예측 정확도 비교

구분		컨테이너선	건화물선	VLCC
RMSE	단순 VAR	0.69478	0.39336	0.57872
	조건부 VAR	0.42232	0.31149	0.65843
오차율 절대값 평균	단순 VAR	37.1%	27.6%	43.6%
	조건부 VAR	26.8%	24.6%	62%

주: 오차율 절대값 평균은 (+), (-) 부호를 가지는 오차율을 모두 절대값을 취해 (+)로 만들고 평균을 구한 것으로서 오차 크기를 나타냄

자료: 저자 작성

여기서는 제4장 제1절에서 사용한 VAR 모형과 VECM 모형, 그리고 이들 다변량 모형의 B-N 분해방법을 이용해 연간 운임을 2010년부터 2019년까지 10년간을 예측했다.

아래 표는 이들 네 가지 예측방법을 통해 1년 후 연간 평균 운임의 방향을 예측한 결과를 정리한 것이다. VAR 모형과 VECM 모형에서의 예측치 계산방법은 앞서 설명한 수식에 따랐다. B-N 분해방법은

아래와 같은 계산식을 통해 단기적 (또는 일시적) 부분을 계산했으며, 단기적으로 음수(-)가 나오면 이를 교정하기 위해 다음 기에는 운임이 상승할 압력이 커져 예측방향이 양수(+)라고 판단했다.

$$Transitory_{BN} = y_{3,t} - Potential_{BN}$$

여기서

$$\begin{aligned} Potential_{BN} &\equiv y_{3,t} + \lim_{J \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^J E[\Delta y_{3,t+j} | I_t] \\ &= y_{3,t} + E[\Delta y_{3,t+1} | I_t] + E[\Delta y_{3,t+2} | I_t] + \dots, \end{aligned}$$

즉 $Potential_{BN}$ 은 정의(定意)에 따라 $y_{3,t}$ 가 t 기 이후에 새로운 충격이 없다면 장기적으로 도달하게 되는 값이다. 즉 $y_{3,t}$ 변수의 장기적 예측치로서 해석이 가능하다.

위의 식에서 $\lim_{J \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^J E[\Delta y_{3,t+j} | I_t]$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$\lim_{J \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^J E[\Delta y_{3,t+j} | I_t] = f_{31}^* \Delta y_{1,t} + f_{32}^* \Delta y_{2,t} + f_{33}^* \Delta y_{3,t},$$

$$\text{여기서 } \begin{bmatrix} f_{11}^* & f_{12}^* & f_{13}^* \\ f_{21}^* & f_{22}^* & f_{23}^* \\ f_{31}^* & f_{32}^* & f_{33}^* \end{bmatrix} \equiv \Phi(I - \Phi)^{-1} \text{ 단, } \Phi \equiv \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} \\ \phi_{31} & \phi_{32} & \phi_{33} \end{bmatrix}.$$

컨테이너선의 경우 VAR 모형의 B-N 분해방법이 정확도가 가장 높았고, 건화물선은 VAR 모형이 1위, VAR 모형의 B-N 분해방법이 2위를 나타냈다. 유조선은 VAR 모형의 B-N 분해방법이 90% 정확도를 보였다. 따라서 세 가지 선종에서 VAR 모형의 B-N 분해방법이 미래 운임 방향을 예측하는 방법으로 가장 우수하다고 평가할 수 있다.

〈표 5-7〉 수요-공급-운임 모형을 활용한 운임 방향 예측 결과

구분		컨테이너선	건화물선	VLCC
VAR 모형	일치	6	6	8
	%	60%	60%	80%
VECM 모형	일치	4	5	7
	%	40%	50%	70%
VAR 모형의 B-N 분해방법	일치	7	6	9
	%	70%	60%	90%
VECM 모형의 B-N 분해방법	Right	5	3	7
	%	50%	30%	70%
전체 경우의 수		10	10	10

자료: 저자 작성

제2절 선물-운임-용선료 모형을 활용한 주간 운임 예측

아래 표는 [식 4-2]를 이용해 건화물선의 세 가지 선형의 주간 운임을 예측한 경우(케이프와 파나마스는 2018년, 2019년 2년간의 104개 예측에 대해, 수프라막스는 2019년 52개 예측에 대해 분석)의 예측 정확도를 평균 제공근 오차(RMSE)를 이용해 보여주고 있다. 기존 문헌에서 광범위하게 사용된 FFA-현물운임으로 구성된 2변수 VAR 모형에 비해 FFA-현물운임-용선료로 구성된 3변수 VAR 모형이 전 선형에 걸쳐 보다 우수한 예측 정확도를 보여주고 있다. 특히 케이프선의 경우 개선율이 21%에 달했다.

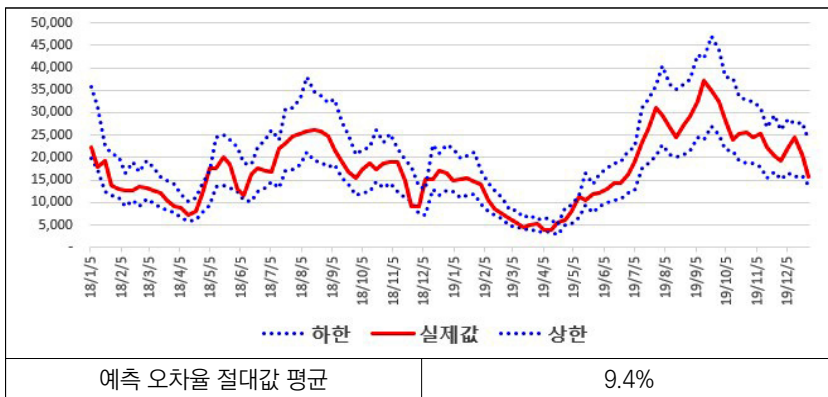
〈표 5-8〉 FFA-현물-용선료 VAR과 FFA-현물 VAR의 예측 정확도 비교

구분	케이프	파나마스	수프라막스
FFA-현물-용선료 VAR(A)	0.11953	0.05356	0.05380
FFA-현물 VAR(B)	0.15149	0.05511	0.05502
개선율((A-B)/B)	-21%	-3%	-2%

자료: 저자 작성

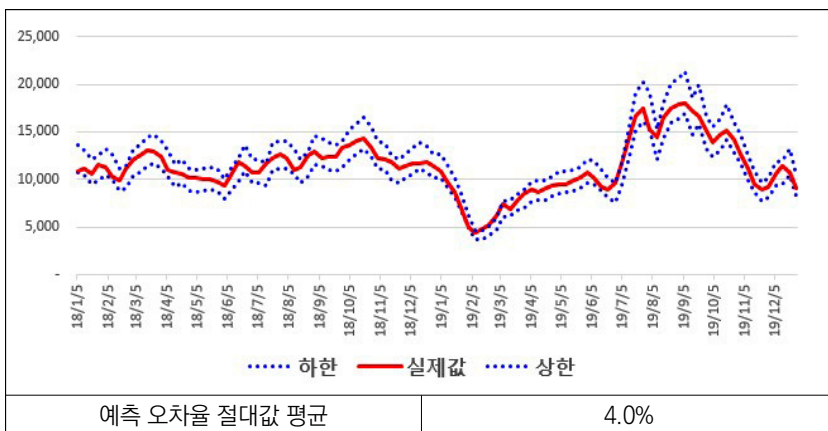
아래 3개 그림에서는 VAR 모형을 이용한 건화물선 선형별 현물운임 예측치의 상한과 하한, 그리고 예측 오차율 절대값 평균을 볼 수 있다. 앞서 살펴본 연간 모형의 운임 예측에 비해 상한과 하한의 폭이 작고, 오차도 작은 것을 알 수 있다. 따라서 예측 정보로서 가치가 크다고 판단된다.

〈그림 5-4〉 케이프선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)



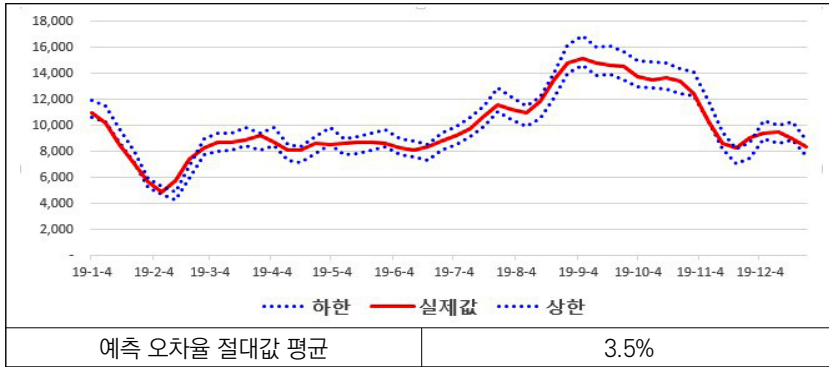
자료: 저자 작성

〈그림 5-5〉 파나마스선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)



자료: 저자 작성

〈그림 5-6〉 수프라막스선 현물운임 표본외 예측(90% 신뢰구간)



자료: 저자 작성

아래 표는 각 선형별 미래 운임 방향을 예측한 정확도를 보여주고 있다(계산방법은 앞의 연간모형의 사례 참조). 수프라막스를 제외하고 3변수 VAR 모형이 2변수 VAR 모형보다 예측 정확도가 높은 것을 확인할 수 있다.

한편, 3변수 VAR과 2변수 VAR 모형의 B-N 분해방법이 거의 동일한 예측 방향을 보여주고 있는 것으로 나타났다.

〈표 5-9〉 VAR과 VAR B-N 방법 간의 예측 정확도 비교

구분		케이프	파나막스	수프라막스
FFA-현물 VAR(A)	일치	70	87	42
	%	67.3%	83.7%	80.8%
FFA-현물-용선료 VAR(B)	일치	76	90	38
	%	73.1%	86.5%	73.1%
FFA-현물-용선료 VAR의 B-N 분해방법(C)	일치	78	86	39
	%	75.0%	82.7%	75.0%
B & C	동일	100	98	51
	%	96.2%	94.2%	98.1%
Total		104	104	52

자료: 저자 작성

한편 [식 4-1]에서 현물운임의 예측 방정식만을 표시하면 다음 식과 같다.

$$\Delta x_{\text{현물},t}^F = \phi_{21} \times \Delta x_{\text{FFA},t-1} + \phi_{22} \times \Delta x_{\text{현물},t-1} + \phi_{23} \times \Delta x_{\text{용선료},t-1}$$

… [식 5-1]

[식 5-1]에 기초한 현물운임의 예측에는 지난 주의 (FFA가격, 현물운임, 용선료)가 제공하는 미래 변동 방향에 대한 신호가 있다고 해석할 수 있다. 이들 세 가지의 예측 신호와 종합적으로 나타난 신호, 즉 $\Delta x_{\text{현물},t}^F$ 의 부호가 일치하는지를 비교하여 이번 주의 운임변동을 예측해 볼 수 있다.

아래 표는 이 같은 VAR 모형의 신호에 근거한 운임 방향 예측 정확도를 보여주고 있다. 파나막스의 경우, 세 가지 신호가 모두 일치하는 경우 94% 정확도를 나타내 매우 유용한 예측 정보로서 활용할 수 있다고 판단된다. 케이프와 수프라막스도 세 가지 신호가 모두 일치할 경우 80% 이상의 정확도를 보여 상당히 유용한 예측 정보로 활용할 수 있다고 판단된다.

〈표 5-10〉 VAR 모형의 신호에 근거한 운임 방향 예측 결과

구분		케이프	파나막스	수프라막스
$\Delta x_{\text{현물},t}^F$ 와 세 가지 신호가 모두 일치하는 경우	총 개수(A)	53	50	27
	일치(B)	43	47	24
	B/A	81%	94%	89%
$\Delta x_{\text{현물},t}^F$ 와 두 가지 신호가 일치하는 경우	총 개수(A)	41	40	17
	일치(B)	29	33	9
	B/A	71%	83%	53%
$\Delta x_{\text{현물},t}^F$ 와 한 가지 신호가 일치하는 경우	총 개수(A)	10	14	8
	일치(B)	4	10	5
	B/A	40%	71%	63%

자료: 저자 작성

제3절 공통 확률적 추세 모형을 활용한 일간 운임 예측

아래 2개 표는 평균 제곱근 오차(RMSE)와 오차율 절대값 평균을 지표로 하여 확률적 추세 모형의 일간 운임 예측의 정확도를 보여준다. 예측대상 기간은 2019년 1년으로 일일 자료는 총 250개이다. 앞서 살펴본 주간 현물운임 예측에 비해 오차가 훨씬 적은 것을 확인할 수 있다. 오차율 절대값 평균의 경우, TS2를 제외하고는 오차율이 3% 이내이다. 따라서 일간 운임 예측 정보로서 가치가 크다고 판단된다.

〈표 5-11〉 확률적 추세 모형의 표본외 예측 정확도(RMSE) 비교

TV1	TV2	-	-
0.06005	0.06084	-	-
TS1	TS2	-	-
0.03672	0.05026	-	-
TA1	TA2	TA3	TA4
0.023931	0.019711	0.055152	0.043911
DC1	DC2	DC3	DC4
0.06586	0.05040	0.05007	0.04026
DP1	DP2	DP3	-
0.01292	0.01041	0.02304	-

자료: 저자 작성

〈표 5-12〉 확률적 추세 모형의 예측 오차율 절대값 평균

TV1	TV2	-	-
2.7%	2.4%	-	-
TS1	TS2	-	-
1.7%	3.1%	-	-
TA1	TA2	TA3	TA4
1.2%	1.0%	2.5%	2.8%
DC1	DC2	DC3	DC4
4.7%	2.7%	3.0%	2.9%
DP1	DP2	DP3	-
0.9%	0.7%	1.5%	-

자료: 저자 작성

아래 표는 확률적 추세 모형의 운임 방향 예측의 정확도를 보여주고 있다. 건화물선의 파나마스의 경우(DP 계열), 90% 내외의 높은 정확도를 나타냈다. 그리고 유조선의 VLCC(TV 계열), 수에즈막스(TS 계열), 건화물선의 케이프(DC 계열)는 75% 내외의 정확도를 보여주어, 4개 예측 중 3개는 방향을 정확히 예측하는 것으로 나타났다.

〈표 5-13〉 확률적 추세 모형의 운임 방향 예측 결과

구분	TV1	TV2	-	-
Right(A)	196	198	-	-
A/B	78%	79%	-	-
구분	TS1	TS2	-	-
Right(A)	190	184	-	-
A/B	76%	74%	-	-
구분	TA1	TA2	TA3	TA4
Right(A)	187	164	156	138
A/B	75%	66%	62%	55%
구분	DC1	DC2	DC3	DC4
Right(A)	175	197	189	184
A/B	70%	79%	76%	74%
구분	DP1	DP2	DP3	-
Right(A)	230	230	217	-
A/B	92%	92%	87%	-
Number of Total Cases(B)				250

자료: 저자 작성

제 6 장

결론

제1절 연구의 시사점

본 연구는 시계열 분석 방법을 해운시장에 적용하여 주요 변수 간의 동태적 특성을 도출하고, 미래 운임예측의 정확도를 분석했다. 분석결과에 따르면, 해운시장의 많은 부문에서 시계열 분석이 경제이론의 기대치와 부합하는 실증적 패턴을 보이고 있다는 것을 확인했다. 또한 이러한 실증분석의 수리적 모형이 일일, 주간, 연간 순으로 높은 예측 정확도를 보이는 것 또한 확인했다.

좀 더 구체적으로 분석결과와 시사점을 살펴보면 다음과 같다.

먼저, 수급 자료가 활용이 가능한 연간 모형의 경우 물동량(수요)가 증가하면 운임이 상승하고, 선박량(공급)이 증가하면 운임이 하락하는 패턴이 세 개 선종 모두에서 나타나는 것을 확인했다. 예측과 관련해서는 연간 모형은 해운시장의 높은 변동성으로 예측수치(forecast value)의 정확성은 주간 및 일일 모형에 비해 크게 떨어지는 것으로

나왔다. 그러나 운임 변동의 방향성 예측에서는 본 연구에서 해운경제학에 최초로 도입한 B-N 분해기법이 유의미한 성과를 보이는 것으로 판단된다.

둘째, 현물운임과 FFA가격 뿐 아니라, 정기 용선료까지 자료 입수가 가능한 주간 모형의 경우에는 기존 학계에서 정기 용선료를 활용해 오지 못했다는 측면에서 본 연구의 차별성이 부각된다. 나아가 이러한 연구결과를 실제 해운기업과 화주의 운임변동 관리에 적용하여 시장위험관리 역량을 강화할 수 있을 것으로 기대된다. 특히 주목되는 것은 금융시장 연구와 해운경제학에서 익히 알려진 사실인 선물가격의 예측 불가능성이 본 연구를 통해 그 이유가 통계적으로 밝혀졌다는 사실이다. 본 연구에 따르면, FFA가격의 예측 불가능성은 FFA가격 변동의 대부분을 차지하는 장기적 충격이 해운시장에서 충격의 크기(여기서는 분산으로 측정)가 가장 컸기 때문에 나타나는 것으로 분석되었다.

셋째, 수급 자료와 정기 용선료 자료가 없는 일일 운임의 경우에는 전통적인 다변량 모형인 VECM의 한계를 넘어서는 공통 확률적 추세모형을 통해 균형으로의 수렴(또는 회귀) 현상이 통계적으로 유의미하다는 것을 확인했다. 나아가 표본외 예측의 상황에서도 공통 확률적 추세모형의 방법론이 예측성과 향상에 기여함을 통계적으로 검증하는데 성공했다.

그러나 <표 2-4>에서 지적했듯이, 본 연구에서 검토한 해운시장 부문은 전체에서 일부에 그치고 있다. 따라서 이번 연구에서 검토하지 못한 영역에서도 실증분석과 예측 서비스가 가능하도록 후속 연구를 추진할 필요가 있다.

제2절 미래 연구과제

미래 연구과제로서 크게 4가지를 제안하고자 한다.

첫째, 본 연구에서 연간, 주간, 일일 운임의 예측 정확도를 평가했는데, 모든 경우에 있어 상당한 예측오차, 즉 불확실성이 나타났다. 그러나 본 연구에서는 이러한 불확실성이 어디에서 나오는지 검토하지 않았다. 향후에는 이러한 불확실성의 원천이 어디인지를 확인하고, 확인된 불확실성을 감소시키는 방향의 연구가 필요하다.

둘째, 본 연구는 계량경제학의 고전적 방법론(classical approach)에 기반하여 수행되었다. 그러나 사회과학의 자료(data)는 반복실험이 어렵고, 표본의 크기를 충분히 크게 하는 것 또한 어렵기 때문에 고전적 해석(interpretation)의 적용이 통계적 추론에서 다소 혼란을 야기하는 문제가 있다. 따라서 베이지안 방법론(bayesian approach)을 적용하여 통계적 추론의 내적 일관성을 제고하고 혼란의 여지를 줄이는 것 또한 미래 연구과제가 될 수 있다. 나아가 베이지안 방법론의 하나인 확률적 변수 탐색 모형(SSVS: Stochastic Search Variable Selection) 등의 예측 정확도 제고에 기여하는 것으로 알려진 대안적 모형의 활용(예 : 고병욱 외, 2018) 또한 중요한 미래 연구방향이 될 것이다.

셋째, Abouarghoub, Nomikos, and Petropoulos(2018)와 같이 해운시장의 위계적 구조를 반영하여 원시 자료인 세부 선박별, 그리고 세부 시간별 자료로부터 시작하여 상위 계층의 자료를 추정해 나가는 방법을 개발하는 것 또한 의미있는 미래 연구과제가 될 수 있을 것이다.

넷째, 시계열 분석을 보완할 대안적 방법론의 연구가 필요하다. 즉 본 연구에서 활용한 시계열 모형의 예측 정확도를 대안적 접근법인 인공지능 모형(기계학습, 머신러닝, Machine Learning) 등과 비교하는 것이 매우 유용한 정보를 제공할 것으로 기대된다. 하지만, 일간, 주간, 연간 등에 사용되는 인공지능 모형 등이 아직은 개발 중에 있어 본 연구에서는 활용되지 못했다. 이 과제는 미래 연구과제로 남겨둔다.

제3절 활용방안과 미래 추진과제

높은 예측 정확도를 보이는 시계열 분석 결과는 해운기업과 화주 기업 모두에게 미래 운임 변동에 대한 중요한 정보로서 평가를 받을 것으로 기대된다. 예를 들어, 한국해양수산개발원에서는 다음과 같은 주간 운임변동 예측정보를 제공하고 있다.

〈그림 6-1〉 한국해양수산개발원 주간 운임 예측 사례



금주(20.10.26 ~ 20.10.30) 건화물선 선형별 평균 운임 예측

구분	케이프선(5TC)	파나막스선(4TC)	수프라막스선
 인공지능 모형	하락 기대	하락 유력	상승 유력
 시계열 모형	하락 기대	혼조세	하락 기대

주-1) '상승(하락) 유력'은 90% 이상 상승(하락) 확률, '상승(하락) 기대'는 65%-90% 상승(하락) 확률, '혼조세'는 상승(하락) 확률이 50% 내외
 주-2) 수프라막스선은 인공지능 모형에 6TC, 시계열 모형에 10TC 사용. 인공지능 모형이 6TC를 사용하는 이유는 비교적 최근에 발표되는 10TC에는 인공지능 모형의 운영을 위해 필요한 데이터가 부족하기 때문

자료: 한국해양수산개발원 이메일 서비스, 2020.10.26.에 수신

이와 유사하게 본 연구에서 도출된 일일 예측 모형과 자료를 통해 매일 마다 건화물선과 유조선의 항로별 운임 변동 예측 서비스를 제공할 수 있을 것이다. 그리고 본 연구에서 도출된 VAR 모형을 통해 다음연도 운임 예측도 가능할 것으로 기대된다.

이러한 연구 수행 및 예측 서비스 제공 이외에도 연구결과 공유를 위한 노력도 필요하다. 본 연구의 필요성을 제기한 2019년, 2020년에 개최된 업계 종사자 대상의 ‘해운시장 예측 세미나’와 같은 분석기법 확산 노력이 필요하다. 동시에 세미나에 직접 참석하지 않더라도 이러한 지식과 정보를 얻을 수 있도록 정보통신기술의 도움을 받아 온라인 강의 동영상 제공도 추진할 필요가 있다.

끝으로 앞의 2절에서 언급한 향후 연구과제도 지속적으로 추진해 분석기법 고도화를 도모해야 한다. 이러한 추진과제를 정리하면 다음과 같다.

〈표 6-1〉 미래 추진과제

구분	내용
지식 확산	온/오프라인 세미나(1년 2회)
	강의 동영상 서비스(지속)
연구	시계열 기법 고도화
	머신러닝, 빅데이터 분석

자료: 저자 작성

참고문헌

〈국내 문헌〉

고병욱·김대진, 「다변량 시계열 모형을 이용한 컨테이너선 시장 분석」, 『한국항만 경제학회지』, 제35집 제3호, 2019.

김창진, 『계량경제학 강의 노트』, 2002.

한국선주협회, 『2019 해운연보』, 2020.

한국해양수산개발원, 한국해양수산개발원 이메일 서비스, 2020.10.26.에 수신

〈국외 문헌〉

Diebold, F. X., *Elements of Forecasting*, Thomson South-Western, 2007.

Gujarati, D. N., *Basic Econometrics*, McGraw-Hill, 2003.

Kim, C., and C. Nelson, *State-Space Models with Regime Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications*. The MIT Press, 1999.

Morley, J. C., "A state-space approach to calculating the Beveridge-Nelson decomposition", *Economics Letters*, 75, 2002, pp. 123-127.

Nelson, C. R., "The Beveridge-Nelson decomposition in retrospect and prospect", *Journal of Econometrics*, 146, 2008, pp. 202-206.

UNCTAD, *Review of Maritime Transport 2017*, United Nations Publication, 2017.

〈관련 자료 목록〉

고병욱·안영균, 「글로벌 화학제품 운반선 운임에 영향을 미치는 주요 요인에 관한 연구」, 『해운물류연구』, 제99호, 2018, pp. 251-269.

- 고병욱·윤희성·김은수·최건우(2018), 『컨테이너 해상물동량 예측 모형 연구』, 한국해양수산개발원, 2018.
- 김명희·이기환·김지영, 「벌크선 운임과 중고선가의 인과성 분석」, 『해운물류연구』, 제30권 제3호, 2014, pp. 637-654.
- 김현석·장명희, 「VAR 모형과 Bayesian VAR 모형의 물동량 예측력 비교 연구」, 『해운물류연구』, 제31권 제2호, 2015, pp. 449-466.
- 김현석·장명희, 「Bayesian VAR를 이용한 해운경기, 환율 그리고 산업생산 간의 동태적 상관분석」, 『한국항만경제학회지』, 제30집 제2호, 2014, pp. 77-92.
- Jeon, Chan-Young, 「VARMAX modeling for forecast of tanker freight rates」, 『한국해운학회지』, 제28호, 1999, pp. 171-195.
- 안영균·고병욱, 「세계 건화물선 시장의 운임 결정요인 분석」, 『국제상학』, 제33권 제4호, 2018a, pp. 211-224.
- 안영균·고병욱, 「초대형 원유운반선 운임에 영향을 미치는 주요 요인에 관한 연구」, 『해운물류연구』, 제101호, 2018b, pp. 545-563.
- 안영균·고병욱, 「컨테이너 운임에 미치는 영향요인 분석」, 『무역학회지』, 제43권 제5호, 2018c, pp. 159-177.
- 임종관·김우호·고병욱, 「벡터자기상관 모형을 이용한 건화물선 시장 분석」, 『해운물류연구』, 제64호, 2010, pp. 17-35.
- Abouarghoub, W., N. K. Nomikos, and F. Petropoulos, “On reconciling macro and micro engery transport forecasts for strategic decision making in the tanker industry”, *Transportation Research Part E*, 113, 2018, pp. 225-238.
- Alizadeh, A. H. and N. K. Nomikos, *Shipping Derivatives and Risk Management*, Palgrave Macmillan, 2009.
- Beveridge, S. and C. R. Nelson, “A new approach to decomposition of economic time series into permanent and transitory components with particular attention to measurement of the ‘business cycle’”, *Journal of Monetary Economics*, 7, 1981, pp. 151-174.
- Dickey, D. and W. A. Fuller, “The likelihood ratio statistics for autoregressive time

- series with a unit root", *Econometrica*, 49, 1981, pp. 1057-1072.
- Dickey, D. and W. A. Fuller, "Distribution of the estimates for autoregressive time series with a unit root", *Journal of the American Statistical Association*, 74, 1979, pp. 427-431.
- Engle, R. F. and C. W. J. Granger, "Co-integration and error correction: Representation, Estimation, and Testing", *Econometrica*, 55(2), 1987, pp. 251-276.
- Haigh, M. S., "Cointegration, unbiased expectations and forecasting in the BIFFEX freight futures market", *Journal of Futures Markets*, 20, 2000, pp. 545-571.
- Hamilton, J. D., *Time Series Analysis*, Princeton University Press, 1994.
- Johansen, S., *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*, Oxford University Press.
- Johansen, S., "Statistical Analysis of Cointegration Vectors", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12, 1988, pp. 231-254.
- Juselius, K. (2006). *The Cointegrated VAR Model*, Oxford University Press, 2006.
- Kavussanos, M. G. and N. K. Nomikos, "Price discovery, causality and forecasting in the freight futures market", *Review of Derivatives Research*, 6, 2003, pp. 203-230.
- Kavussanos, M. G. and N. K. Nomikos, "The forward pricing function of the shipping freight futures market", *The Journal of Futures Markets*, 19(3), 1999, pp. 353-376.
- Kavussanos, M. G. and I. D. Visvikis, "Maritime business freight risk management", in (eds.) Kavussanos, M. G. and I. D. Visvikis, *The International Handbook of Shipping Finance*, Palgrave Macmillan, 2016.
- Kavussanos, M.G. and I. D. Visvikis, *Derivatives and Risk Management in Shipping*, Witherbys Publishing & Seamanship International, 2006.
- Kavussanos, M.G. and I. D. Visvikis, "Market interactions in returns and volatilities between spot and forward shipping freight markets", *Journal of Banking & Finance*, 28, 2004, pp. 2015-2049.

- Kavussanos, M.G., I. D. Visvikis and D. Menachof, "The unbiasedness hypothesis in the freight forward market: Evidence from cointegration Tests", *Review of Derivatives Research*, 7, 2004, pp. 241-266.
- Lütkepohl, H., *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer, 2005.
- Mackinnon, J.G., "Numerical distribution functions for unit root and cointegration tests", *Journal of Applied Econometrics*, 11, 1996, pp. 601-618.
- Sims, C. A., "Macroeconomics and reality", *Econometrica*, 48(1), 1980, pp. 1-48.
- Stock, J. H. and M. W. Watson, "Vector autoregressions", *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 2001, pp. 101-115.
- Watson, M. W., "Vector Autoregressions and Cointegration", (eds.) Engle, R. F. and D. L. McFadden, *Handbook of Econometrics*, Vol. IV, Elsevier Science, 1994, pp. 2843-2915.
- Zannetos, Z. S., *The Theory of Oil Tankership Rates*, MIT Press, 1966.
- Zhang, J., Q. C. Zeng and X. F. Zhao, "Forecasting spot freight rates based on forward freight agreement and time charter contract", *Applied Economics*, 46(29), 2014, pp. 3639-3648.

〈인터넷 자료〉

볼틱해운거래소, balticexchange.com

부록

A1. VECM 모형을 활용한 오차 교정 분석

여기서는 제4장 제3절에서 살펴본 공통 확률적 추세 모형과 비교하여 VECM 모형을 활용한 오차 교정 분석의 실증분석결과를 소개한다.

아래 표들에서 보는 바와 같이, VLCC, 케이프, 파나막스의 경우에 α_i 가 양수(+)로 추정된다. 따라서 공통 확률적 추세 모형에 비해 모형의 현실 적합성이 약하다고 판단된다.

〈표 A-1〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과
(일일 자료, 표본내 예측)

		ϕ_i		α_i		adjR ²
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.50	15.72	0.02	1.24	0.25
	TV2	0.46	14.24	-0.04	-2.69	0.22
수에즈 막스	TS1	0.41	12.42	-0.07	-3.18	0.19
	TS2	0.42	12.46	-0.10	-3.30	0.17
아프라 막스	TA1	0.55	17.94	-0.02	-2.73	0.30
	TA2	0.57	19.30	-0.05	-5.65	0.36
	TA3	0.37	10.46	-0.04	-3.14	0.13
	TA4	0.39	11.94	-0.05	-4.56	0.17
케이프	DC1	0.52	16.22	-0.06	-3.61	0.26
	DC2	0.62	21.65	0.01	1.29	0.38
	DC3	0.60	20.87	-0.05	-4.82	0.38
	DC4	0.58	19.49	0.01	0.35	0.34
파나 막스	DP1	0.90	52.81	-0.01	-1.59	0.79
	DP2	0.87	45.30	0.01	2.91	0.74
	DP3	0.85	44.17	-0.02	-4.30	0.72

주: 추정 표본은 2016년~2019년, 예측기간은 2017년~2019년

자료: 저자 작성

〈표 A-2〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과
(일일 자료, 표본외 예측)

		ϕ_i		α_i		adjR ²
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.50	15.80	0.01	0.73	0.25
	TV2	0.46	14.30	-0.02	-1.71	0.22
수에즈 맥스	TS1	0.41	12.40	-0.07	-3.26	0.19
	TS2	0.42	12.40	-0.09	-3.06	0.17
아프라 맥스	TA1	0.55	17.95	-0.02	-2.66	0.30
	TA2	0.57	19.32	-0.05	-5.60	0.36
	TA3	0.37	10.42	-0.04	-3.00	0.13
	TA4	0.40	11.93	-0.05	-4.41	0.17
케이프	DC1	0.52	16.18	-0.06	-3.46	0.26
	DC2	0.62	21.61	0.01	1.11	0.38
	DC3	0.60	20.92	-0.05	-4.65	0.38
	DC4	0.58	19.50	0.01	0.36	0.34
파나 맥스	DP1	0.90	52.79	-0.01	-1.49	0.79
	DP2	0.87	45.06	0.01	2.60	0.73
	DP3	0.85	44.13	-0.02	-4.17	0.72

주: 추정 표본은 2016년~2019년, 예측기간은 2017년~2019년

자료: 저자 작성

〈표 A-3〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과
(주간 자료, 표본내 예측)

		ϕ_i		α_i		adjR ²
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.29	3.72	0.15	1.41	0.09
	TV2	0.34	4.54	-0.23	-2.22	0.13
수에즈 맥스	TS1	0.41	5.39	-0.02	-0.11	0.16
	TS2	0.35	4.39	-0.57	-2.79	0.11
아프라 맥스	TA1	0.35	4.56	-0.13	-2.32	0.13
	TA2	0.30	4.28	-0.36	-5.31	0.23
	TA3	0.40	4.64	-0.35	-3.79	0.13
	TA4	0.30	3.84	-0.28	-4.42	0.14
케이프	DC1	0.28	3.35	-0.28	-2.34	0.06
	DC2	0.33	4.39	0.07	1.31	0.10
	DC3	0.36	5.06	-0.36	-4.64	0.21
	DC4	0.29	3.86	0.12	0.81	0.09
파나 맥스	DP1	0.48	6.52	-0.07	-1.11	0.21
	DP2	0.50	6.70	0.13	2.44	0.22
	DP3	0.51	7.15	-0.25	-3.63	0.26

주: 추정 표본은 2016년~2019년, 예측기간은 2017년~2019년

자료: 저자 작성

〈표 A-4〉 공적분 벡터 추정에 기반한 오차교정모형 추정결과
(주간 자료, 표본외 예측)

		ϕ_i		α_i		adjR ²
		추정치	t-값	추정치	t-값	
VLCC	TV1	0.29	3.78	0.07	0.82	0.08
	TV2	0.34	4.54	-0.11	-1.29	0.11
수에즈 맥스	TS1	0.41	5.36	-0.04	-0.24	0.16
	TS2	0.35	4.29	-0.51	-2.53	0.10
아프라 맥스	TA1	0.35	4.57	-0.13	-2.26	0.13
	TA2	0.30	4.29	-0.36	-5.28	0.23
	TA3	0.38	4.48	-0.32	-3.56	0.12
	TA4	0.30	3.82	-0.27	-4.28	0.14
케이프	DC1	0.27	3.30	-0.26	-2.20	0.06
	DC2	0.33	4.37	0.06	1.13	0.10
	DC3	0.36	5.10	-0.35	-4.47	0.21
	DC4	0.29	3.86	0.12	0.82	0.09
파나 맥스	DP1	0.48	6.51	-0.06	-0.97	0.21
	DP2	0.50	6.57	0.11	2.10	0.21
	DP3	0.51	7.13	-0.24	-3.47	0.25

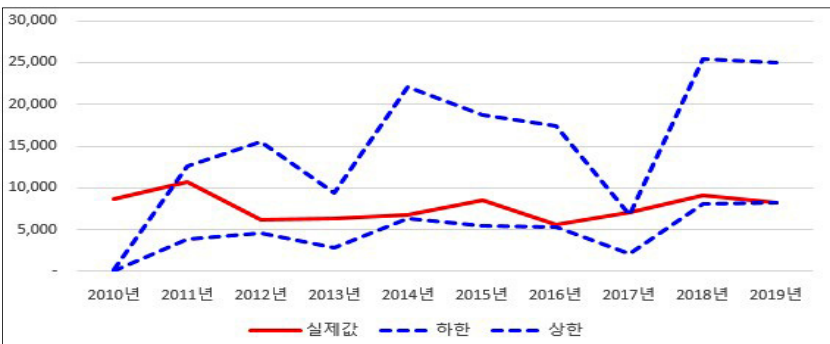
주: 추정 표본은 2016년~2019년, 예측기간은 2017년~2019년

자료: 저자 작성

A2. VECM 모형을 이용한 선종별 연간 운임 예측 정확도

여기서는 주요 선종별 운임을 VECM 모형을 이용해 예측한 경우의 정확도를 보여주고 있다.

〈그림 A-1〉 VECM 모형을 이용한 컨테이너선 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



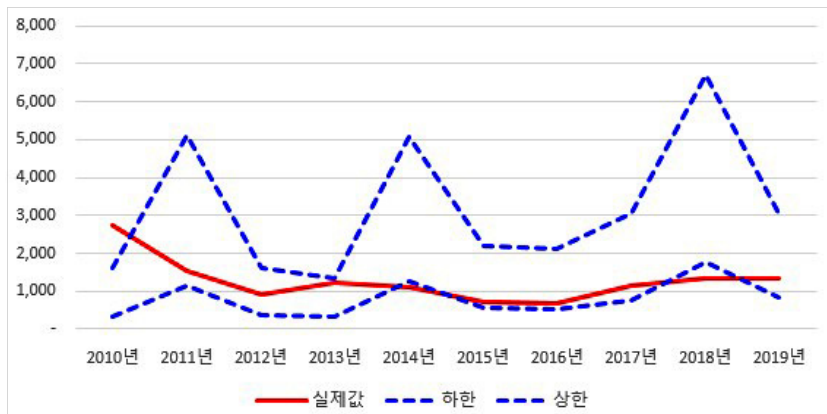
자료: 저자 작성

〈표 A-5〉 VECM 모형을 이용한 컨테이너선 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	8,659	905	7,754	90%
2011년	10,663	7,758	2,905	27%
2012년	6,121	9,458	-3,337	-55%
2013년	6,332	5,588	744	12%
2014년	6,805	8,666	-1,861	-27%
2015년	8,571	8,295	276	3%
2016년	5,678	9,069	-3,391	-60%
2017년	7,091	4,642	2,449	35%
2018년	9,171	10,077	-907	-10%
2019년	8,215	11,458	-3,243	-39%
오차율 절대값 평균				35.7%

자료: 저자 작성

〈그림 A-2〉 VECM 모형을 이용한 건화물선 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



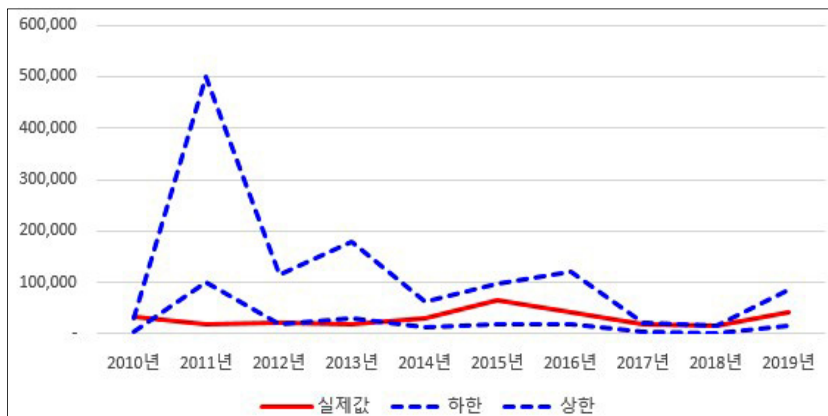
자료: 저자 작성

〈표 A-6〉 VECM 모형을 이용한 건화물선 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	2,758	1,379	1,379	50%
2011년	1,549	2,577	-1,028	-66%
2012년	920	1,086	-166	-18%
2013년	1,206	777	429	36%
2014년	1,105	1,745	-640	-58%
2015년	718	1,105	-387	-54%
2016년	673	872	-199	-30%
2017년	1,145	1,011	134	12%
2018년	1,353	1,988	-635	-47%
2019년	1,353	1,470	-117	-9%
오차율 절대값 평균				37.9%

자료: 저자 작성

〈그림 A-3〉 VECM 모형을 이용한 VLCC 운임 상한 및 하한 예측(90% 신뢰구간)



자료: 저자 작성

〈표 A-7〉 VECM 모형을 이용한 VLCC 운임의 표본외 예측 정확도 추이

구분	실제값	예측치	오차	오차율
2010년	33,797	18,202	15,594	46%
2011년	18,263	87,355	-69,092	-378%
2012년	21,187	28,884	-7,696	-36%
2013년	18,621	39,902	-21,281	-114%
2014년	30,015	22,676	7,339	24%
2015년	64,846	36,038	28,808	44%
2016년	41,488	56,061	-14,572	-35%
2017년	17,794	19,167	-1,374	-8%
2018년	15,561	11,086	4,474	29%
2019년	41,364	23,392	17,972	43%
오차율 절대값 평균				75.9%

자료: 저자 작성

기본연구보고서 발간목록

2020년

01	해양수산업의 지역 간 연관구조 분석	장정인
02	해양수산 분야 기술 대외의존도 분석연구 - 스마트항만을 중심으로 -	전형모
03	지역 해양수산 오픈 플랫폼 구축방안 연구	최지연
04	갯벌 거버넌스 개선방안에 관한 연구	육근형
05	해양환경정책의 능동적 추진을 위한 자원체계 개선 방안 연구	박수진
06	항만 대기환경 관리 표준 및 평가모형 연구	안용성
07	해양수산분야 사회문제해결형 R&D 기반 구축 연구	좌미라
08	해양 유입 하천쓰레기 관리체계 개선방안	이윤정
09	수산물 품질·안전관리 제도 개선방안 연구	이현동
10	국제법 변화에 대응한 어선원 안전 및 권리 제고방안 연구	한덕훈
11	스마트 양식 클러스터 추진 방안 수립 연구	이상철
12	해양포유류 보호에 관한 수산업 대응 방안 연구	정명화
13	수산물 수급통계 개선 방안 연구	김수현
14	IMO 온실가스 규제 대응 정책방향 연구	박한선
15	퇴직전문가 활용을 통한 해운업 경쟁력 강화방안 연구	안영균
16	글로벌 선사들의 물류통합화 전략에 대한 국적선사의 대응방안	전형진
17	내항여객운송항로 정책 발전방안 연구	김태일
18	블록체인 기술기반 식품콜드체인 체계 구축 연구	조지성
19	항만자동화 도입 관련 노무 갈등 해소 방안 연구	김찬호
20	스마트항만과 스마트도시 연계 발전 방안 연구	이연경
21	항만의 회복탄력성 측정 모형 구축에 관한 연구	김성기
22	IMO 규제기반 해사산업의 글로벌 지속발전방안 연구 -新해사산업의경제적파급효과분석연구(4차년도)-	박한선
23	국내 항만연계 산업의 가치사슬 및 공급사슬 연계성 강화방안 - 자동차 산업을 중심으로	신수용

2019년

01	한반도 평화 체제 수립 대비 접경수역 연구	최지현
02	수산부문 전망모형 「KMI-FOSiM」 구축 연구(2차년도)	이현동
03	4차 산업혁명 시대의 스마트 어촌 구축방안 연구	박상우
04	해양수산분야 예견적 위험분석 기반구축 연구	최석우
05	재해대응 및 환경보전을 위한 연안토지 매수 이행방안 연구	윤성순
06	선박 대기오염물질 배출저감 기술의 평가·인증체계 구축 및 활용방안 연구	안용성
07	해양레저관광서비스 산업 육성방안 연구	최일선
08	주요국의 나고야의정서 이행체계 강화에 대응한 해양유전자원정책 개선 연구	박수진
09	하천·해양 수질의 연계·통합 관리 체계 연구	장원근
10	총허용어획량(TAC) 기반 수산자원관리 강화 방안 연구	이정삼
11	우리나라 수산업·어촌의 공익적 기능에 관한 연구	류정곤
12	우리나라 원양산업의 사회적 책임 실천 강화를 위한 정책연구	정명화
13	수산업 노동시장 구조 분석과 노동정책 변화에 따른 대응 연구	한광석
14	우리나라 정기선 해운정책 개선 방안 연구	김태일
15	국내외 해운금융 비교를 통한 국내 해운금융 역량강화 방안 연구	전형진
16	해상 사이버 보안체계 강화방안 연구	박한선
17	해운 기업 비즈니스 모델과 경쟁우위 분석 연구	윤희성
18	국내 항만산업이 지역경제에 미치는 영향 분석	하태영
19	동북아 공동배출규제해역 지정 필요성 및 추진방안 연구	이기열
20	수출기업의 글로벌 공급사슬협력 수준 분석과 물류정책 방안 연구 - 화주~물류기업 협력을 중심으로 -	김은수
21	신선식품 수출입 증대를 위한 우리나라 항만물류 개선 방안	신수용
22	환동해권 물류 및 지역개발 비즈니스 모델 제안과 협력방안	박한선
23	IMO 규제기반 해사산업의 글로벌 지속발전방안 연구 - 우리나라 新해사산업의 경쟁력 분석에 관한 연구 -	최나영환

수시연구보고서 발간목록

2020년

01	포스트 코로나 19 해양수산 분야 정책방안	박광서
02	생분해성 어구 사용 활성화 방안 연구	심성현
03	해양법 전문인력 양성 방안 연구	박영길
04	무인도서 해양주권 강화와 이용 활성화를 위한 제도 개선방안	정지호
05	지역 해양수산 재정분권 대응방향	황재희
06	데이터 3법 개정에 따른 항만·물류 데이터 활용도 제고 방안	이기열
07	양식 활어 유통 효율화 방안 연구	마창모
08	해양레저관광사업 추진을 위한 제도정비 방안	홍장원
09	해양바이오기업의 규제 정비 방안 연구	최석문
10	비상체제 시 선원의 안전을 위한 선박-항만-항공 이동경로 구축방안	이혜진

2019년

01	일본의 수산물 수입 구조 분석과 對일본 수출 전략 연구	임경희
02	선박부착생물에 대한 선제적 대응을 위한 정책방향 연구	박수진
03	수산물 위생안전을 위한 저온유통체계 구축방안 연구	장홍석
04	전국 사업체조사 마이크로데이터를 활용한 어촌지역 고용통계 (2016, 2017)	한광석

일반연구보고서 발간목록

2020년

01	지역 해양관광 경쟁력 지수 체계화 연구	최일선
02	AIS 기반 글로벌 선박 배기가스 배출량 분석 연구	강무홍
03	김 중기 수급전망모형 「Gim-MFoS」 구축 연구	허수진

04	중앙 북극 공해 비규제어업방지협정 이행방안 연구	김민수
05	동해 평화관광구역 조성 방안 연구	윤인주
06	디지털 공급사슬 물류정보통합 구축전략 연구(II) - 일반 수출입 컨테이너 정보교환방식 중심 -	이연경
07	스트레스 테스트를 통한 우리나라 해운·조선 기업의 안정성 분석	박성화
08	인공지능기반 해상운임예측 연구	황수진
09	국제물류주산업 실태분석 및 경쟁력 제고 방향 연구	최나영환
10	디지털화에 따른 개별 직업의 대체 가능성 추정 연구	박희대
11	시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구	고병욱
12	해양수산분야 글로벌 경제효과 분석모형(KMI-GEM) 시범 구축 연구	임병호
13	해운항만물류 인력양성사업 관리운영 제도 개선 방안 연구	이자연

2019년

01	양식수산물의 경영비 조사체계 구축에 관한 연구	백은영
02	딥러닝 기반의 건화물선 시황예측 연구	윤희성
03	해운-조선산업 관계분석 연구 - 컨테이너 신조발주량 예측 -	최건우
04	디지털 공급사슬 물류정보통합 구축전략 연구(Ⅰ) - 디지털 공급사슬 생태계 정보통합지도 구축 중심 -	최상희
05	시민 건강증진을 위한 해안관리 방향	정지호
06	우리나라 주요 국제여객항 운영체계 개선방안 연구 : 운영, 시설, 제도를 중심으로	이경한
07	북한 서해 해양관광 활성화 방안	윤인주
08	EU의 수산물 소비 특성 및 수출 전략(프랑스, 스페인을 중심으로)	김지연
09	해양수산 위성계정 기초연구(Ⅰ)	장정인
10	우리나라 해운·물류기업의 중국 자유무역시범구 활용방안 연구	김형근
11	지역 해양수산 혁신성장체계 구축 연구	최지연
12	도미니카공화국 뱀장어 양식사업 타당성 조사	마창모
13	강원도 어촌 신활력 제고방안(2차년도) - 어촌 활성화 거버넌스 구축과 신활력 사업구상 -	박상우

일반연구 2020-11

시계열 분석을 통한 해운시장 분석 및 예측 연구

2020년 12월 29일 인쇄

2020년 12월 31일 발행

발 행 인 | 장 영 태

발 행 처 | 한국해양수산개발원

49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

연 락 처 | 051-797-4800 (FAX 051-797-4810)

등 록 | 1984년 08월 06일 제313-1984-1호

조판·인쇄 | 더크리홍보(주) (02-737-5377)

판매 및 보급: 정부간행물판매센터 Tel : 02-394-0337

정가 6,000원