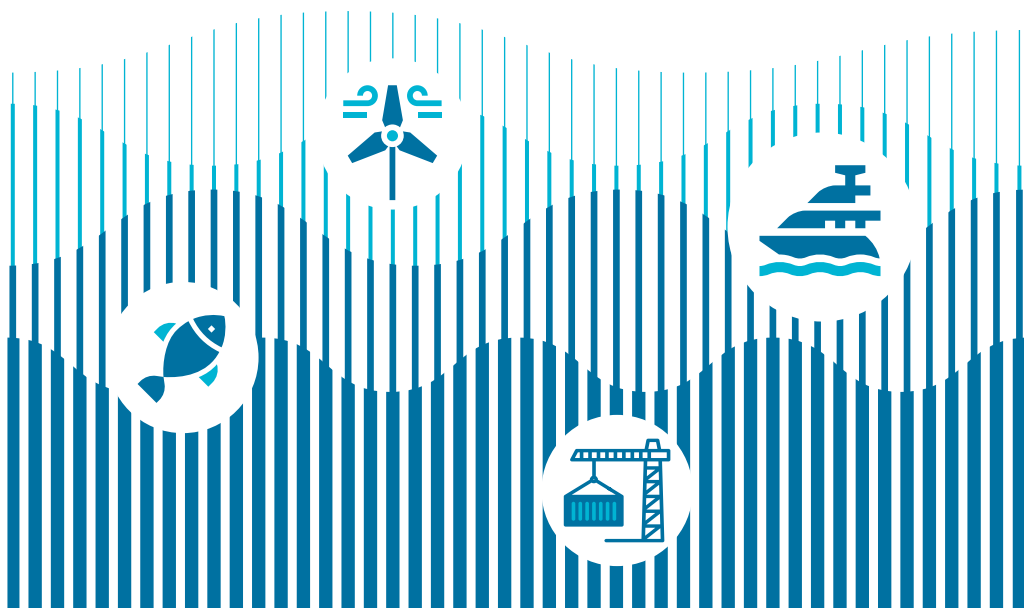


수산물 무역(수출입) 단기 전망모형 구축 연구

A Study on the Development of a Seafood Trade Outlook Model

한기욱 · 김명수 · 원은송



수산물 무역(수출입) 단기 전망모형 구축 연구

A Study on the Development of a Seafood Trade Outlook Model

한기욱 · 김명수 · 원은송



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

저자	한기욱, 김명수, 원은송
내부연구진	연구책임자 한기욱 한국해양수산개발원 수산정책사업본부 전문연구원
	공동연구원 김명수 한국해양수산개발원 수산정책사업본부 연구원
	공동연구원 원은송 한국해양수산개발원 수산정책사업본부 연구원

연구기간	2024. 1. 1. ~ 2024. 10. 31.
------	-----------------------------

보고서 집필내역

연구책임자	한기욱 연구총괄, 제1장 일부, 제3장 일부, 제4장, 제5장, 제6장
내부연구진	김명수 제2장
	원은송 제1장 일부, 제3장 일부

산·학·연·정 연구자문위원	서울대학교 농업자원경제학과 김관수 교수
	울산과학기술원(UNIST) 경영공학과 정근석 교수
	부산대학교 식품자원경제학과 김남훈 교수
	부경대학교 자원환경경제학과 김봉태 교수

※ 순서는 산·학·연·정 순임

발간사

글로벌 무역 환경의 높은 변동성과 다양한 요인들이 수산물 무역 시장에 미치는 영향은 국내 수산업에 중요한 과제이다. 특히 수산물은 다른 주요 식품군에 비해 무역 의존도가 높은 품목으로, 글로벌 시장의 변화에 민첩하게 대응할 수 있는 무역 전망 체계 구축의 필요성이 더욱 강조되고 있는 상황이다.

본 연구는 이러한 배경에서 출발하여 수산물 무역 단기 전망 모형을 개발하고, 이를 활용하여 글로벌 무역 환경의 변화에 효과적으로 대응할 수 있는 방안을 제시하고자 하였다. 특히 경제학적 접근과 딥러닝 기법을 결합하여 수산물 수출 및 수입에 영향을 미치는 주요 요인들을 분석하고, 김, 참치, 연어, 새우 등 주요 품목별 무역 전망을 수행하였다.

연구 과정에서는 경제학적 분석(SARIMAX)과 딥러닝(LSTM, GRU) 모형을 활용하여 단기 무역 전망의 정확도를 높이고, 이론적 근거와 실증적 데이터를 결합하여 정책적 활용 가능성을 강화하였다. 이를 통해 수산물 시장에서의 주요 변수들을 기반으로 보다 정교한 예측 자료를 제공함으로써, 정책 당국과 민간 기업이 수출·수입 전략을 수립하고 시장 경쟁력을 강화하는 데 기초 자료를 제시하고자 하였다.

결론적으로 본 연구는 글로벌 무역 환경의 변화에 민첩하게 대응하며, 수산물 무역의 지속 가능성과 경쟁력을 높이기 위한 실질적인 전략을 제공한다. 특히, 본 연구에서 제안된 무역 전망 모형은 정책과 산업적 활용 가능성을 동시에 고려한 새로운 접근으로, 국내 수산업의 경쟁력을 높이는 데 기여할 것으로 기대된다.

마지막으로 본 연구는 수산정책사업본부 해외시장분석센터의 한기욱 전문연구원이 연구 책임을 맡아 수행하였으며, 김명수 연구원, 원은송 연구원의 협력으로 진행되었다. 연구진의 헌신과 노력에 감사를 전하며, 연구의 발전을 위해 조언을 아끼지 않은 모든 자문위원들께 깊이 감사드린다. 본 연구가 한국 수산물 산업의 지속 가능한 성장을 위한 실질적인 기반이 되기를 기대한다.

2024년 12월
한국해양수산개발원
원장 김 종 덕

목차

요약_i

01

서론_1

제1절 연구 배경 및 목적	1
1. 연구 배경 및 필요성	1
2. 연구 목적	4
제2절 연구 내용 및 방법	5
1. 연구 내용	5
2. 연구 방법	8
제3절 선행연구 검토	16
1. 선행연구 검토	16
2. 선행연구와의 차별성	20

02

수산물 무역 구조 분석_23

제1절 분석 개요	23
1. 분석 개요	23
2. 분석 방법론	25
제2절 수산물 무역 동향 분석	27
1. 수산물 무역 동향 분석	27
2. 수산물 수출 동향 분석	29
3. 수산물 수입 동향 분석	37
제3절 수산물 무역 구조 분석	44
1. 가격 요인과 무역 구조 변화	44
2. 경제 요인과 무역 구조 변화	46
3. 환율 요인과 무역 구조 변화	48
4. 유가 요인과 무역 구조 변화	50
5. 생산 요인과 무역 구조 변화	51
제4절 소결	54

03	수산물 무역 데이터 분석_57	
	제1절 분석 개요	57
	1. 분석 개요	57
	2. 분석 방법론	61
	제2절 탐색적 데이터 분석	66
	1. 기초 통계 검토	66
	2. 이상치 검토	67
	제3절 시계열 안정화 프로세스	68
	1. 시계열 자료 검토	68
	2. 시계열 자료 안정화	78
	제4절 소결	81

04	수산물 무역 영향 변수 도출_83	
	제1절 수산물 무역 영향 변수 도출	83
	1. 분석 개요	83
	2. 분석 방법론	84
	제2절 수산물 수출 영향 변수 도출	88
	1. 전체 수산물	88
	2. 품목별 수산물	91
	제3절 수산물 수입 영향 변수 도출	93
	1. 전체 수산물	93
	2. 품목별 수산물	96
	제4절 소결	98

05	수산물 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검정_101	
	제1절 분석 개요	101
	1. 경제학 기반 전망	101
	2. 딥러닝 기반 전망	104
	제2절 경제학 기반 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검정	106
	1. 수산물 수출 단기 전망 모형	106
	2. 수산물 수입 단기 전망 모형	119
	제3절 딥러닝 기반 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검정	131
	1. 수산물 수출 단기 전망 모형	131
	2. 수산물 수입 단기 전망 모형	139
	제4절 소결	147

06	결론 및 정책 제언_153	
	제1절 요약 및 결론	153
	1. 요약 및 결론	153
	2. 기대 효과	155
	제2절 제언	158
	1. 모형 운영 방안	158
	2. 후속 연구 제언	164

참고문헌_167

부 록_173

표 목차

〈표 1-1〉 국정과제와 연구의 관련성	4
〈표 1-2〉 연구 내용	7
〈표 1-3〉 수산물 무역 전망 모형 구조	10
〈표 1-4〉 무역영향 요인 검토 관련 선행연구	17
〈표 1-5〉 경제학 기반 무역 전망 관련 선행연구	18
〈표 1-6〉 딥러닝 기반 무역 전망 관련 선행연구	19
〈표 1-7〉 선행연구와의 차별성	21
〈표 2-1〉 분석 구조 및 주요 변수 정리	24
〈표 2-2〉 우리나라 연도별 수출입액 및 무역수지	27
〈표 2-3〉 우리나라의 국가별 수산물 무역 동향	28
〈표 2-4〉 우리나라의 품목별 수산물 무역 동향	29
〈표 2-5〉 우리나라의 국가별 수산물 수출 동향	30
〈표 2-6〉 우리나라의 품목별 수산물 수출 동향	31
〈표 2-7〉 우리나라의 국가별 김 수출 동향	32
〈표 2-8〉 우리나라 김 세부 품목별 수출 동향	33
〈표 2-9〉 김 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과	33
〈표 2-10〉 김 품목별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과	34
〈표 2-11〉 우리나라의 국가별 참치 수출 동향	35
〈표 2-12〉 우리나라 참치 세부 품목별 수출 동향	36
〈표 2-13〉 참치 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과	36
〈표 2-14〉 참치 품목별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과	37
〈표 2-15〉 우리나라의 국가별 수산물 수입 동향	38
〈표 2-16〉 우리나라의 품목별 수산물 수입 동향	39
〈표 2-17〉 우리나라의 국가별 연어 수입 동향	40
〈표 2-18〉 우리나라 연어 제품 유형별 수입 동향	40
〈표 2-19〉 연어 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과	41
〈표 2-20〉 우리나라의 국가별 새우 수입 동향	42
〈표 2-21〉 우리나라 새우 제품 유형별 수입 동향	43
〈표 2-22〉 새우 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과	43
〈표 2-23〉 주요 요인별 수출입과의 상관관계	56

〈표 3-1〉 EDA 분석 개요	58
〈표 3-2〉 수산물 무역 전망 분석 자료	60
〈표 3-3〉 주요 품목별 무역 전망 분석 자료	61
〈표 3-4〉 Z-Score 개요	62
〈표 3-5〉 ADF 검정 개요	63
〈표 3-6〉 STL 분해 개요	64
〈표 3-7〉 ACF 검정 개요	65
〈표 3-8〉 주요 변수의 기초 통계량	66
〈표 3-9〉 주요 변수의 단위근 검정 결과	69
〈표 3-10〉 주요 변수의 추세	70
〈표 3-11〉 주요 변수의 추세 및 계절성	72
〈표 3-12〉 주요 변수의 자기상관성 검토	77
〈표 3-13〉 주요 변수의 단위근 검정 결과(로그차분)	79
〈표 3-14〉 주요 변수의 추세(로그차분)	80
〈표 3-15〉 수산물 무역 데이터 구조 분석 결과	82
〈표 4-1〉 전진 선택법 개요	85
〈표 4-2〉 후진 제거법 개요	86
〈표 4-3〉 랜덤 포레스트 회귀분석 개요	87
〈표 4-4〉 변수 선택법 결과(김 수출)	91
〈표 4-5〉 변수 선택법 결과(참치 수출)	92
〈표 4-6〉 변수 선택법 결과(연어 수입)	96
〈표 4-7〉 주요 변수의 추세(새우 수입)	97
〈표 4-8〉 수산물 무역 영향 변수 도출 결과	99
〈표 5-1〉 동적 회귀분석 개요	102
〈표 5-2〉 SARIMAX 분석 개요	103
〈표 5-3〉 딥러닝(LSTM, GRU) 개요	105
〈표 5-4〉 동적 회귀분석 결과(수산물 수출)	109
〈표 5-5〉 동적 회귀 전망의 성능 측정(수산물 수출)	112
〈표 5-6〉 동적 회귀분석 결과(김 수출)	114
〈표 5-7〉 동적 회귀분석 결과(참치 수출)	117

〈표 5-8〉 동적 회귀분석 결과(수산물 수입)	121
〈표 5-9〉 동적 회귀 전망의 성능 측정(수산물 수입)	124
〈표 5-10〉 동적 회귀분석 결과(연어 수입)	126
〈표 5-11〉 동적 회귀분석 결과(새우 수입)	129
〈표 5-12〉 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	133
〈표 5-13〉 수산물 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	134
〈표 5-14〉 김 수출 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	135
〈표 5-15〉 김 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	136
〈표 5-16〉 참치 수출 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	138
〈표 5-17〉 참치 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	139
〈표 5-18〉 수산물 수입 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	140
〈표 5-19〉 수산물 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	142
〈표 5-20〉 연어 수입 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	143
〈표 5-21〉 연어 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	144
〈표 5-22〉 새우 수입 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)	145
〈표 5-23〉 새우 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)	147
〈표 5-24〉 수산물 수출 단기 전망 모형 분석 결과 요약	148
〈표 5-25〉 수산물 수입 단기 전망 모형 분석 결과 요약	150
〈표 6-1〉 수산물 무역 전망 모형 운영 방안	158
〈표 6-2〉 수산물 무역 전망 모형 운영 절차	160
〈표 6-3〉 수산물 무역 전망 모형 유지 보수 방안	161
〈표 6-4〉 KMI 해외시장분석센터 주요 분석 및 전망 모형(이슈, 무역)	162
〈표 6-5〉 수산물 무역 전망 모형 및 글로벌 이슈 분석 모형 활용 방안	163

그림 목차

〈그림 1-1〉 데이터 분석 방법(Stationarity)	12
〈그림 1-2〉 변수 선택 방법(Best Subset Selection)	14
〈그림 1-3〉 무역 전망 방법(Dynamic regression, Deep learning)	15
〈그림 2-1〉 수산물 수출입액 및 무역수지 추이	28
〈그림 2-2〉 수산물 수출액 및 주요 이슈	31
〈그림 2-3〉 수산물 수입액 및 주요 이슈	38
〈그림 2-4〉 국제무역에서의 수출과 수입 결정	45
〈그림 2-5〉 무역량과 가격 요인 상관분석 결과	45
〈그림 2-6〉 경제개방과 경제성장 및 소득증대 구조	46
〈그림 2-7〉 수출량과 경제 요인 상관분석 결과	47
〈그림 2-8〉 수입량과 경제 요인 상관분석 결과	47
〈그림 2-9〉 환율의 변동 및 결정	48
〈그림 2-10〉 수출량과 환율 요인 상관분석 결과	49
〈그림 2-11〉 수입량과 환율 요인 상관분석 결과	49
〈그림 2-12〉 고유가의 경제 전반 파급 경로	50
〈그림 2-13〉 무역량과 유가 요인 상관분석 결과	51
〈그림 2-14〉 어업생산노력과 생산량, 어업의 공급곡선 및 수요곡선	53
〈그림 2-15〉 무역과 성장 요인 상관분석 결과	54
〈그림 4-1〉 전진 선택법 점수(수산물 수출)	88
〈그림 4-2〉 후진 제거법 점수(수산물 수출)	89
〈그림 4-3〉 변수 중요도(수산물 수출)	90
〈그림 4-4〉 변수 중요도 결과(김 수출)	91
〈그림 4-5〉 변수 중요도 결과(참치 수출)	92
〈그림 4-6〉 전진 선택법 점수(수산물 수입)	93
〈그림 4-7〉 후진 제거법 점수(수산물 수입)	94
〈그림 4-8〉 변수 중요도(수산물 수입)	95
〈그림 4-9〉 변수 중요도(연어 수입)	96
〈그림 4-10〉 변수 중요도(새우 수입)	97
〈그림 5-1〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(수산물 수출)	111
〈그림 5-2〉 동적 회귀 전망의 교차 검증(수산물 수출)	112

〈그림 5-3〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(김 수출)	115
〈그림 5-4〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(참치 수출)	118
〈그림 5-5〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(수산물 수입)	123
〈그림 5-6〉 동적 회귀 전망의 교차 검증(수산물 수입)	124
〈그림 5-7〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(연어 수입)	127
〈그림 5-8〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(새우 수입)	130
〈그림 5-9〉 수산물 수출 딥러닝 전망 결과(LSTM)	132
〈그림 5-10〉 수산물 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)	133
〈그림 5-11〉 김 수출 딥러닝 전망 결과(LSTM)	135
〈그림 5-12〉 김 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)	136
〈그림 5-13〉 참치 딥러닝 전망 결과(LSTM)	137
〈그림 5-14〉 참치 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)	138
〈그림 5-15〉 수산물 수입 딥러닝 전망 결과(LSTM)	140
〈그림 5-16〉 수산물 수입 딥러닝 전망 결과(GRU)	141
〈그림 5-17〉 연어 수입 딥러닝 전망 결과(LSTM)	143
〈그림 5-18〉 연어 수입 딥러닝 전망 결과(GRU)	144
〈그림 5-19〉 새우 수입 딥러닝 전망 결과(LSTM)	145
〈그림 5-20〉 새우 수입 딥러닝 전망 결과(GRU)	146

요 약

수산물 무역(수출입) 단기 전망모형 구축 연구

한기욱 · 김명수 · 원은송

1. 연구 배경 및 목적

1) 연구 배경

- 글로벌 무역 환경의 높은 변동성으로 국내 수산물 시장의 효과적인 수급 전략 수립이 중요해지고 있음

* 수산물은 다른 주요 식품군에 비해 무역 의존도가 높은 품목으로, 글로벌 무역 환경의 작은 변화도 국내 시장에 큰 영향을 미칠 수 있음(Natale et al., 2015)

- 경제, 환율, 생산 등 다양한 요인의 변동이 수산물 시장에 미치는 영향을 고려한 무역 전망은 정책 당국과 업계의 수출 및 수입 전략 수립에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있을 것으로 전망됨
- 특히 단기 대응도 산업 경쟁력에 영향을 미치는 현시점을 고려할 때, 단기 대응을 가능하게 해주는 모형 구축은 실무에 큰 도움이 될 것으로 예상됨

2) 국정과제 연계성

- 수산물 무역 단기 전망 모형의 구축은 정부의 국정 목표인 ‘민간이 끌고 정부가 미는 역동적 경제 성장’, ‘따뜻한 동행, 모두 행복한 사회 실현’과 연관되어 있음
 - (수출) 수출 목표 설정 및 시장 다변화 전략 수립에서 정부가 수출 확대를 위한 구체적인 정책을 지원하는 데 핵심 역할을 할 수 있음. 또한, 민간 기업들이 새로운 시장 진출 기회를 포착하고 수출 경쟁력을 강화하는 데 실질적인 도움을 줄 수 있음. 이는 경제 전반의 성장을 촉진하고 무역수지 개선에도 기여할 것임
 - (수입) 안정적인 물가 관리를 통해 국민의 식생활 안정을 도모할 수 있으며, 이는 국내 수산물 수급 불균형으로 인한 가격 변동성을 최소화하여 소비자 부담을 완화하는 데 기여할 것으로 기대됨
 - (경쟁력) 변화하는 무역 환경에 맞춰 적시에 대응 전략을 수립함으로써, 국내 수산물 기업들이 글로벌 시장에서 우위를 점할 수 있도록 지원할 수 있음. 이는 장기적으로 지속 가능한 성장과 고용 창출에도 긍정적 영향을 미칠 것으로 예상되며, 국가 경제의 안정성과 경쟁력을 강화하는 데 기여할 것임
- * KMI 스마트 연구 로드맵과 관련하여, 수산물 수급 정보 분석·제공 고도화와 직접적으로 연계되어 있음

3) 연구의 목적

- 본 연구는 글로벌 무역 환경의 불안정성을 고려한 효과적인 수산물 무역 단기 전망 모형을 구축하는 데 있음
- 단기 전망을 위한 세부 거시지표를 심도 있게 분석하고, 경제학적 분석과

답러닝을 포함한 다각적 접근으로 무역 전망을 수행함으로써, 무역 관련 의사결정을 지원하고자 함

- * 전체 수산물에 대한 무역 전망뿐만 아니라, 주요 품목별(김, 참치, 새우, 연어)로도 전망을 수행해 본 모형의 확장 가능성을 검토

2. 연구 방법

1) 학술적 방법

- (무역 구조 분석) 수산물 무역 동향을 살펴보고, 무역 영향 요인(determinants)에 대한 이론적 배경을 검토함
 - * 무역 영향 요인: 가격, 경제, 환율, 유가, 생산 요인에 대한 이론적 배경 검토
- (무역 데이터 분석) 주요 무역 영향 요인에 대한 탐색적 데이터 분석을 수행하고, 이후 분석을 위해 시계열 안정화 과정을 거침
 - * 탐색적 데이터 분석: EDA, Z 점수를 활용하여 이상치(outlier) 감지
 - ** 시계열 안정화 과정: ADF 검정, STL 분해, ACF 검정 등 수행
- (무역 영향 변수 도출) 주요 무역 영향 요인 중 한국 수산물 무역 전망에 적합할 것으로 예상되는 변수를 변수 선택법(Best Subset Selection)을 통해 도출함
 - * 전진 선택법(Forward Selection): 모형 성능을 향상하기 위해 변수를 점진적으로 추가
 - ** 후진 제거법(Backward Elimination): 모형의 비효율성을 제거하기 위해 변수를 하나씩 제거
 - *** 랜덤 포레스트 회귀(Random Forest Regressor): 전진 선택법, 후진 제거법을 랜덤 포레스트 회귀 모형으로 학습하여, 각 모형에서 중복적으로 중요하게 고려된 변수를 확인하고, 동시에 영향력을 파악

-
- (무역 전망 및 예측력 검증) 주요 모형을 활용하여 분석 및 전망을 수행하고, 이후 사후 검증(경제학 모형) 및 예측력 검증(딥러닝 모형)을 통해 모형의 신뢰성을 확보함

* 경제학 모형(Dynamic Regression): 주요 이슈 발생에 따른 수산물 무역 시장의 영향력을 계측

** 딥러닝 모형(LSTM, GRU): 수산물 무역 전망 수치를 산출

2) 정책화 방법

- (전문가 자문) 무역 전망 관련 전문가(학교 및 연구기관) 자문 등을 통해 모형 설정의 적합성 및 신뢰성을 검토함

* 경제학 모형(Dynamic Regression): 서울대학교, 울산과학기술원(UNIST), 부산대학교, 한국농촌경제연구원(KREI) 등 모형 전문가 등을 통해 모형 설정의 적합성 및 신뢰성을 검토

** 딥러닝 모형(LSTM, GRU): 울산과학기술원(UNIST), 서강대, 한밭대 등 딥러닝 전문가 등을 통해 모형 설정의 적합성 및 신뢰성을 검토

- (정책 협의회 개최) 수산물 무역 전망 모형의 운영과 관련하여 관계 부처(해양수산부 수출 가공진흥과, 통상협력과)와 협의할 예정임
- (논문 투고) 수산물 무역 전망 모형을 SCI 저널에 투고하여 해당 모형의 신뢰성을 검토 중임
- (성과보고회 개최) KMI 수산정책사업본부 성과보고회 등에서 본 모형을 소개하고, 지정 및 자유 토론 내용을 반영함

3. 연구 결과

1) 연구 결과 요약

- (무역 구조 분석) 우리나라 수산물 무역은 2000년 시장 개방 이후 꾸준히 증가했으나 금융위기, 천재지변, 정책적 노력, 질병(COVID-19) 등으로 변동을 겪고 있음
- (수출) 중국, 일본, 미국이 주요 대상이며 주로 김, 참치 등을 수출하고 있음
- (수입) 중국, 러시아, 베트남이 주요 대상이며 연어, 새우(새우살 포함) 등을 수입하고 있음
- (무역 시장 요인 검토) 글로벌 이슈가 수산물 무역에 영향을 미치고 있는 가운데, 무역 영향 요인에 따른 시장 분석을 위한 이론적 배경 및 상관관계를 검토함
- (가격 요인) 가격 요인은 비교우위에 입각하여 설명될 수 있으며, 우리나라 수산물 수출과 수출가격 간에는 음의 상관관계, 수입과 수입가격 간에는 양의 상관관계가 있는 것으로 조사됨
- (경제 요인) 경제 성장이 무역을 촉진한다는 이론적 근거와 함께, 실증적으로도 수산물 수출과 세계 경제 성장 및 소득 증대, 수입과 국내 가처분 소득 및 수산물 물가지수 상승 간에는 양의 상관관계가 나타남
- (환율 요인) 환율 변동은 제품의 가격 경쟁력에 영향을 미치는 것으로 알려져 있으며, 우리나라 수산물 수출은 원/엔, 원/달러 환율에, 수입은 원/달러 환율에 영향을 받는 것으로 분석됨
- (유가 요인) 유가는 일반적으로 무역 수요를 줄이는 요인으로 알려져 있으나, 우리나라 수산물 수출과 수입 모두에서 양의 상관관계를 보임. 단, 이에 대한 추가 실증 분석이 필요해 보임

-
- (생산 요인) 생산 요인은 품목 간 대체 관계 등에 따라 그 영향 정도가 크게 다를 수 있으며, 우리나라는 수산물 수출과 수입 모두에서 양의 상관 관계를 보임. 다만, 주요 수입 품목의 국내 생산 품목과의 경합 정도가 낮아 이에 대한 추가 분석이 요구됨
 - (무역 데이터 분석) 실증 분석에 앞서 무역(수출, 수입) 데이터를 비롯하여 가격, 경제, 환율, 유가, 생산 요인 등 주요 변수의 데이터 구조를 파악함
 - (탐색적 데이터 분석) 주요 변수별로 데이터 구조를 파악하고 Z-Score를 통해 이상치(outlier)를 도출함
 - * 2010년 참치(냉동 눈다랑어) 수출 실적이 잘못 집계된 것을 파악하여, 보간법을 통해 데이터를 수정 후 분석을 진행함
 - (시계열 안정화 과정) 가성회귀 문제 등을 방지하기 위해, 주요 시계열 데이터의 안정성 여부를 단위근 검정을 통해 파악하였으며, 대부분 변수에서 단위근이 발견되어 로그차분 형태의 데이터 안정화 과정을 거침
 - (무역 영향 변수 도출) 다양한 요인 중 적합한 변수를 도출하기 위해 변수 선택법(Best Subset Selection)을 활용하였으며, 수산물 수출 변수로는 수출가격, 환율(원/엔), 유가(브렌트유), 경제지표(세계 1인당 실질 GDP), 생산량이 결정됨. 수산물 수입 변수로는 수입가격, 환율(원/달러), 경제지표(국내 1인당 가처분 소득, 수산물 물가지수)가 결정됨
 - (수산물 수출) 전진 선택법(Forward Selection)과 후진 제거법(Backward Elimination) 두 모형에서 주요 변수로 선정된 것은 수출가격, 경제지표(1인당 GDP), 환율(원/달러), 생산 요인이며, 특히 수산물 생산량과 수출가격이 수출에 많은 영향을 미치는 것으로 분석됨. 이후 분석 과정을 종합적으로 고려하여 환율은 Backward Elimination을 통해 선택된 원/엔으로 최종결정하여 활용함¹⁾

- * (김) 김 수출가격, 경제지표(1인당 GDP), 환율(원/달러), 생산 요인이 주요 변수로 도출되었으며, 높은 글로벌 김 수요에 기인하여 생산이 주요 변수로 나타남
- ** (참치) 참치 수출가격, 경제지표(1인당 GDP), 환율(원/달러), 생산 요인이 주요 변수로 도출되었으며, 세계적으로 생산되고 있는 품목인 만큼, 가격과 생산이 주요 변수로 나타남
- (수산물 수입) Forward Selection과 Backward Elimination 두 모형에서 주요 변수로 선정된 것은 수입가격, 환율(원/달러), 경제지표(국내 1인당 가처분 소득, 수산물 물가지수)로 나타났으며, 특히 수산물 수입가격이 큰 영향을 미치는 것으로 분석됨
- * (연어) 연어 수입가격, 환율(원/달러), 경제지표(1인당 가처분 소득, 수산물 물가지수)가 주요 변수로 도출됨
- ** (새우) 새우 수입가격, 환율(원/달러), 경제지표(1인당 가처분 소득, 수산물 물가지수)가 주요 변수로 도출됨
- (무역 전망 모형 도출 및 예측력 검증) 경제학 모형과 딥러닝 모형 도출과 두 모형을 통합적으로 활용하는 방안을 제시함
- (수산물 수출) 변수 선택법을 통해 도출된 변수들을 Dynamic Regression (SARIMAX)을 통해 분석한 결과, 모든 변수의 방향이 이론적 배경에 부합하며 유의성도 확보됨. 사후 검증 및 예측력 검증 모두에서 높은 성과를 보였으며, 품목별로는 일부 차이를 보임. 딥러닝 모형(LSTM, GRU)을 적용해 교차 검증을 수행한 결과, 모형의 성과가 상당히 높게 나타나, 두 모형(경제학, 딥러닝) 모두 분석 목적을 고려하여 대표성 있는 모형으로서 운영 가능성을 확인할 수 있었음
- * (김) 세계적 인지도 향상에 따라 수출이 빠르게 늘고 있는 품목으로, 글로벌 수요를 대리하는 경제지표(1인당 GDP)의 영향을 가장 많이 받으며 환율, 김 수출가격, 김 생산량도 영향을 미치는 것으로 나타남. 단, 유가의 영향은 유의미하지 않은 것으로 나타남

1) 환율(원/달러)의 경우 이후 분석 과정을 종합적으로 고려하여 원/엔 환율로 결정하여 활용함

*** (참치) 세계적으로 생산되는 품목인 참치는 수출에서 가격이 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 그 외에 유가 등 요인도 영향을 미침

- (수산물 수입) 변수 선택법을 통해 도출된 변수들을 Dynamic Regression을 통해 분석한 결과, 모든 변수의 방향이 이론적 배경에 부합하며 유의성도 확보됨. 사후 검증 및 예측력 검증 모두에서 높은 성과를 보였으며, 품목별로는 일부 차이를 보임. 딥러닝 모형(LSTM, GRU)을 적용해 교차 검증을 수행한 결과, 모형의 성과가 상당히 높게 나타나, 두 모형(경제학, 딥러닝) 모두 분석 목적을 고려하여 대표성 있는 모형으로서 운영 가능성을 확인할 수 있었음

* (연어) 가격 관련 변수인 연어 수입가격과 환율이 연어 수입에 가장 큰 영향을 미침

*** (새우) 국내 소비자의 1인당 가처분 소득이 향상될 때 새우 수입이 늘어나는 것으로 나타났으며, 새우 수입가격과 환율도 영향을 미침

2) 정책화 방안

- (모형 운영 방안) 본 연구 모형을 지속적으로 운영관리하기 위해 ‘Sea Weather(국내 무역 전망 모형)’로 명명하고, 체계적인 관리 프로세스를 구축할 예정임
- (관리) 데이터 수집 및 전처리, 모형 학습 및 평가, 예측 및 결과 해석, 운영 및 유지 보수의 4단계 절차를 매해 분기별로 확인하고, 변경되는 부분은 모형에 반영할 수 있도록 유지 보수를 진행함
- (확장) 다양한 품목에 대한 무역 전망이 가능하도록 모형을 확장하고, 동시에 생산이 중요한 무역 결정 요인으로 작용하고 있는 만큼, 이에 영향을 미칠 수 있는 선행지표(기후 변화)를 신규 변수로서 고려할 예정임
- (연계) 본 모형은 이미 무역 추세와 관련한 변수들이 활용되고 있지만, 더 엄밀한 분석을 위해 Sea Watch 모형의 Sentimental 분석 결과를

Sea Weather 변수로 활용하는 방안 등을 검토하여 모형 간 연계성을 높이는 방안을 모색할 예정임

* (Sea Watch) 글로벌 80,000여 개 뉴스 소스를 지닌 News Api로부터 기사를 추출하여 Keyword Analysis, Sentimental Analysis, Word2vec Model, Dynamic Time Wrapping, Growth Model 등을 통해 세계 각지의 주요 이슈를 도출하는 모형²⁾

** (Sea Weather) 글로벌 이슈에 따른 우리나라 수산물 무역 영향 분석(Dynamic Regression) 및 전망치(Deep Learning) 도출 시 활용하는 모형

- (모형 활용 방안) 수산물 수출 전략 수립을 위한 기초 자료 제공 또는 월별 전망치 산출 등 정기적 지원 자료 작성은 물론, 이슈 발생에 따른 영향력 계측 및 전망 등 비정기적으로도 활용 가능할 것으로 전망됨
 - (정기적) (매년) 수산물 수출 전략 수립, (반기) 하반기 수산물 수출 대응, (월별) 수산물 수출 전망치 산출 자료 제공
 - (비정기적) 글로벌 이슈 발생에 따른 수산물 무역 시장 영향 분석

* 예: 환율 변동, COVID-19, 미·중 무역 갈등에 따른 무역 시장 영향 분석 등

2) 한기욱 외(2022a); Han et al.(2024)

모형 운영 방안(SEA Watch, SEA Weather)

글로벌
이슈

글로벌 수산물 이머징 이슈 분석 절차			
Step 1	Step 2	Step 3	Step 4
분석 대상 선정	이슈 분석	이머징 이슈 도출	주요 이머징 이슈 분석
연구 범위 [NEWS API] 대상 국가 : 미국, 일본, 중국, 호주 등 60개국 범위 : 일반 비즈니스, 건강, 과학, 스포츠, 기술, 연예 분석 대상 주요 관여별 상위 수산물 소비국 (+ 유류, 곡물 수출대상국) ① 북미(미국) : 중국, 일본, 한국 ② 유럽(독일, 프랑스, 스페인, 이탈리아) ③ 아시아(일본, 한국, 호주) ④ 기타 : 미국, 캐나다 분석 범위 (수출) ① 수산 식품(Seafood) : 소비 중심 ② 수산업(Fisheries) : 생산 중심 분석 범위 (수출) ① ECOM (Seafood snack) ② 참치(Tuna) ③ 연어(Salmon) ④ 전갱(Anchovy)	키워드 분석 ① 웹 OX 기사 및 웹로그 추출 ② 빈도 분석(Frequency Analysis) ③ 워드클라우드(Word cloud) ④ 연관어 분석(Wordsvec model) 주요 분석 절차(키워드 분석) 1. Data Source 선정 2. 검색 키워드 선정 3. 일부 문서 추출 및 처리 테스트 4. 문서 추출 5. 키워드 선정 6. 키워드 분석	이머징 이슈 분석 키워드 분석(검색어 빈도 분석) ① 시계열 유동화 분석(Dynamic time warping) ② 성장 커브 도출 분석(Growth curve model) 주요 분석 절차(이머징 이슈 분석) [분석 1] 주요 키워드 이머징 이슈 도출 [분석 2] 시계열 유동화 분석(Dynamic time warping) [분석 3] 성장 커브 도출 분석(Growth curve model) 키워드 분석 및 이머징 이슈 분석 결과도출 키워드 분석 : 빈도 분석, 워드클라우드 이머징 이슈 분석 : 시계열 유동화, 성장곡선	주요 이머징 이슈 소개 및 현황과 검토 분석 대상 : 주요 이머징 이슈 분석 범위 : 청문회, 주요 이머징 이슈 소개 및 현황과 검토(국내외) 주요 이머징 이슈 소개(국내외) 이머징 이슈 소개 : 2022년 2월 10일, 2022년 3월 10일

무역
전망

수산물 무역 전망모델 분석 절차			
Step 1	Step 2	Step 3	
탐색적 데이터 분석	시계열 안정화	변수 선택법	동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression)
탐색적 데이터 분석 ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 시계열 안정화 ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 변수 선택법 ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동	시계열 안정화 ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 변수 선택법 ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동	동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동 딥러닝 모델(LSTM, GRU) ① 주요 수산물 가격 변동 ② 수출입 실적 변동 ③ 경제성장률(GDP) 변동 ④ 환율 변동 ⑤ 주요 수산물 수출입 실적 변동	

모형 활용 방안		
구분	내용	활용
SEA Watch	글로벌 이슈 분석	1. (연간) 글로벌 수산물 소비 트렌드(KMI 해외시장 분석센터) 2. (월간) 글로벌 리포트 작성(KMI) * 글로벌 이슈 분석(해수부) 3. (주별) 원전 이슈 모니터링(KMI) 4. (비정기) 보고서 작성 등 활용
SEA Weather	무역 전망	1. (반기) 하반기 수산물 수출 대응 전략 수립(해수부 지원) 2. (월별) 수산물 수출 전망치 산출(해수부 지원) 3. (비정기) 이슈에 따른 영향력 분석(해수부 지원)

4. 기대 효과

1) 학술적 기대 효과

- (이론적 기여) 본 연구는 수산물 무역 시장에 대한 기존 연구를 확장하여, 경제적 변수와 딥러닝 모형을 결합한 새로운 무역 전망 모형을 제시함으로써 학술적으로 기여하고 있음. 이는 수산물 무역뿐만 아니라 다른 식품군이나 산업 분야 적용도 가능한 모형 개발의 토대를 마련할 수 있음
- (다학문적 연구 촉진) 경제학, 데이터 과학, 인공지능 등 다양한 학문 분야를 통합하여 무역 전망을 수행한 본 연구는 다학문적 접근의 중요성을 강조하며, 향후 관련 연구 분야에서의 협력과 연구 확장을 촉진할 것임. 특히, 딥러닝 모형과 경제학적 분석의 결합은 학계에서 새로운 연구 방향을 제시할 수 있음
- (데이터 활용 및 분석 기술 발전) 시계열 분석, 머신러닝, 딥러닝 등을

활용한 본 연구는 학문적으로 데이터 분석 방법론의 발전을 촉진할 것임. 특히, 수산물 무역과 같은 특정 산업 분야에서의 실증 분석을 통해 데이터 분석 기술의 실제 응용 가능성을 제시하며, 향후 연구자들이 유사한 분석 방법을 채택하는 데 참고자료로 활용될 수 있을 것으로 판단됨

2) 정책적 기대 효과

- (정책 결정 지원) 수산물 수출 전략 수립과 수입 관리에 있어 정확한 예측 데이터를 제공함으로써 정책의 타당성과 실행력을 향상시킬 수 있음
- (위기 대응 능력 강화) 글로벌 무역 환경의 급격한 변화에 신속히 대응할 수 있도록 지원하여, 수산물 시장의 안정성을 유지하고 위기 발생 시 적절한 대응 전략을 마련하는 데 도움을 주어 국가 차원의 식량 안보와 국민 식생활 안정에도 기여할 것임
- (정책 연계성 강화) 정부의 국정과제인 ‘민간이 끌고 정부가 미치는 역동적 경제 성장’ 및 ‘따뜻한 동행, 모두 행복한 사회 실현’과 직접적으로 연계되어 있으며, 이를 통해 정부의 중장기적 목표 달성에도 기여할 수 있음

3) 사회·경제적 기대 효과

- (수출 경쟁력 강화) 수산물 수출 시장에 대한 정확한 전망을 바탕으로 민간 기업들이 신속하게 대응할 수 있도록 지원하여 글로벌 시장에서의 경쟁력을 강화할 수 있음. 이는 새로운 시장 개척과 수출 다변화 전략 수립에 있어 중요한 역할을 하며, 결과적으로 국내 경제 성장에 기여할

것임

- (소비자 부담 완화) 수입 수산물의 가격 안정화를 도모하여 국민의 식생활 안정을 꾀할 수 있음. 특히, 수입 의존도가 높은 품목의 가격 변동성을 최소화함으로써 소비자의 경제적 부담을 줄이고 생활 수준을 향상하는 데 도움을 줄 것임
- (지속 가능한 성장) 수산물 무역 모형의 운영을 통해 장기적으로 수산업의 지속 가능한 성장을 지원할 수 있음. 이는 고용 창출과 지역 경제 활성화에도 긍정적인 영향을 미칠 것이며, 국내 수산업의 경쟁력을 높이는 데 중요한 역할을 할 것임

EXECUTIVE SUMMARY

A Study on the Development of a Seafood Trade Outlook Model

Ki uk Han · Myung su Kim · Eun song Won

1. Background and Purpose

1) Background

- Due to the high volatility in the global trade environment, establishing effective supply and demand strategies for the domestic seafood market has become increasingly important.
 - * Compared to other major food groups, seafood has a high dependency on trade, meaning even small changes in the global trade environment can have a significant impact on the domestic market (Natale et al., 2015).
- Trade forecasts that consider the effects of various factors such as economic conditions, exchange rates, and production on the seafood market are expected to serve as critical data for policymakers and the industry in developing export and import strategies.

-
- Considering the significance of timely responses in shaping industrial competitiveness, building a model that allows for short-term responses is anticipated to be highly beneficial for practical applications.

2) Relevance to National Projects

- Developing a short-term trade forecasting model for seafood is aligned with the government's national goals of "dynamic economic growth driven by the private sector and supported by the government" and "realizing a harmonious society where everyone is happy."
- (Exports) The government can play a key role in supporting specific policies to expand exports by setting export targets and formulating strategies for market diversification. This can practically help private companies seize opportunities in new markets and strengthen export competitiveness, promoting overall economic growth and contributing to a better trade balance.
- (Imports) Stable price management can ensure food security for citizens, helping to stabilize domestic seafood supply and demand and minimizing price volatility, thereby reducing the burden on consumers.
- (Competitiveness) Implementing timely adaptive strategies to address the evolving trade landscape can empower domestic seafood companies to secure a competitive edge in the global market. Such measures are expected to have positive long-term

impacts on sustainable growth and job creation, contributing to national economic stability and competitiveness.

* This initiative is directly related to the KMI (Korea Maritime Institute) Smart Research Roadmap, strengthening the evaluation and delivery of seafood supply and demand data.

3) Purpose

- This study aims to build an effective short-term forecasting model for seafood trade, considering the uncertainties of the global trade landscape.
- By conducting an in-depth analysis of specific macroeconomic indicators for short-term forecasting and using a multifaceted approach that includes economic analysis and deep learning, this study seeks to support trade-related decision-making.
- * In addition to providing trade forecasts for overall seafood, the study examines the forecasts by major categories (seaweed, tuna, shrimp, salmon) to explore the model's scalability.

2. Methodology

1) Academic methodology

- Trade Structure Analysis: Review seafood trade trends and examine the theoretical background of trade determinants.
- * Trade determinants: Theoretical background review on factors such as price, economy, exchange rates, oil prices, and production factors.

-
- Trade Data Analysis: Conduct exploratory data analysis on key trade determinants, followed by a process of time-series stabilization.
 - * Exploratory Data Analysis (EDA): Detect outliers using EDA and Z-scores.
 - ** Time-Series Stabilization: Perform ADF test, STL decomposition, ACF test, etc.
 - Extraction of Trade Impact Variables: Identify variables among the key trade determinants that are likely to be suitable for forecasting Korea's seafood trade using the Best Subset Selection method.
 - * Forward Selection: Gradually add variables to improve model performance.
 - ** Backward Elimination: Remove variables one by one to eliminate model inefficiencies.
 - *** Random Forest Regressor: Train the Forward Selection and Backward Elimination models with a Random Forest regression model to identify variables that are repeatedly significant across models, assessing their influence.
 - Trade Forecasting and Predictive Accuracy Testing: Perform analysis and forecasting using key models, followed by post-validation (economic model) and predictive accuracy testing (deep learning model) to ensure the model's reliability.
 - * Economic Model (Dynamic Regression): Measure the impact of major issues on the seafood trade market.

- ** Deep Learning Model (LSTM, GRU): Generate forecast figures for seafood trade.

2) Policy-making methods

- Expert Consultation: Review the suitability and reliability of the model through consultations with trade forecasting experts from universities and research institutions.
- * Economic Model (Dynamic Regression): Review the suitability and reliability of the model with experts from institutions such as Seoul National University, Ulsan National Institute of Science and Technology (UNIST), Pusan National University, and the Korea Rural Economic Institute (KREI).
- ** Deep Learning Model (LSTM, GRU): Review the suitability and reliability of the model with deep learning experts from institutions such as UNIST, Sogang University, and Hanbat National University.
- Policy Consultation Meetings: Plan to hold consultations with relevant government departments (Export and Processing Promotion Division, Trade Cooperation Division of the Ministry of Oceans and Fisheries) regarding the operation of the seafood trade forecasting model.
- Journal Submission: Submit the seafood trade forecasting model to an SCI journal and is currently under validation process.
- Performance Reporting Conference: Present the model at the KMI Fisheries Policy Project Division's performance reporting

conference, with feedback from both the designated and open discussions incorporated.

3. Result

1) Summary

- (Trade Structure Analysis) South Korea's seafood trade has steadily increased since the market opened in 2000 but has experienced fluctuations due to the financial crisis, natural disasters, policy efforts, and diseases (such as COVID-19).
- (Exports): The primary export destinations for South Korea include China, Japan, and the United States, with key export products including seaweed and tuna.
- (Imports): The major sources of import for South Korea's seafood include China, Russia, and Vietnam, with primary imports consisting of salmon and shrimp, including shrimp meat.
- (Examination of Trade Market Factors) Amid global issues affecting seafood trade, the theoretical background and correlations of trade determinants were reviewed for market analysis based on these factors.
- (Price Factor): Price factors can be explained through comparative advantage. South Korea's seafood exports show a negative correlation with export prices, while imports exhibit

a positive correlation with import prices.

- (Economic Factor): Economic growth theoretically drives trade, with empirical evidence demonstrating positive correlations between seafood exports and global economic growth or rising incomes, as well as between imports and increases in domestic disposable income and the seafood price index.
- (Exchange Rate Factor): Exchange rate fluctuations are known to affect product price competitiveness. South Korean seafood exports are influenced by the KRW/JPY and KRW/USD exchange rates, while imports are affected by the KRW/USD exchange rate.
- (Oil Price Factor): Oil prices are generally known to reduce trade demand, but there is a positive correlation with both seafood exports and imports in South Korea. However, further empirical analysis may be required to validate this relationship.
- (Production Factor): Production factors can have varying impacts depending on the degree of substitution between items. In South Korea, there is a positive correlation between seafood exports and imports, but the low competition between imported and domestically produced items suggests the need for additional analysis.
- (Trade Data Analysis) Prior to conducting empirical analysis, the data structure of key variables such as trade (exports, imports), price, economy, exchange rates, oil prices, and production factors was examined.
- (Exploratory Data Analysis): The data structure for each major

variable was analyzed, and outliers were identified using the Z-score.

- * It was found that the export figures for frozen bigeye tuna in 2010 were incorrectly recorded, so the data was corrected using interpolation before further analysis.
- (Time Series Stabilization Process): To prevent issues like spurious regression, the stationarity of major time series data was examined using unit root tests. Unit roots were found in most variables, so a data stabilization process involving log differencing was applied.
- (Derivation of Trade Impact Variables) To select appropriate variables among various factors, Best Subset Selection was used. For seafood exports, export price, exchange rate (KRW/JPY), oil price (Brent crude), economic indicator (global per capita real GDP), and production volume were identified as key variables. For seafood imports, import price, exchange rate (KRW/USD), economic indicators (domestic per capita disposable income, seafood price index) were determined as relevant variables.
- (Seafood Exports) In both the Forward Selection and Backward Elimination models, the key variables identified were export price, economic indicator (per capita GDP), exchange rate (KRW/USD), and production factors. Seafood production volume and export price, in particular, were found to have a significant impact on exports. After comprehensive consideration of the analysis process, the exchange rate was ultimately determined

to be KRW/JPY, selected through Backward Elimination.¹⁾

- * (Seaweed) Export price, economic indicator (per capita GDP), exchange rate (KRW/USD), and production factors were identified as key variables. Production was a particularly significant variable, driven by the high global demand for seaweed.
- ** (Tuna) Export price, economic indicator (per capita GDP), exchange rate (KRW/USD), and production factors were identified as major variables. Given that tuna is produced globally, price and production were found to be the most influential factors.
- (Seafood Imports) In both the Forward Selection and Backward Elimination models, import price, exchange rate (KRW/USD), and economic indicators (domestic per capita disposable income, seafood price index) were selected as major variables, with import price demonstrating the greatest influence.
- * (Salmon) Import price, exchange rate (KRW/USD), economic indicators (per capita disposable income, seafood price index) were identified as key variables.
- ** (Shrimp) Import price, exchange rate (KRW/USD), economic indicators (per capita disposable income, seafood price index) were identified as key variables.
- (Derivation of Trade Forecasting Model and Predictive Accuracy Testing) A combined approach using economic and deep learning models was proposed.
- (Seafood Exports) Analysis of variables selected through Best Subset Selection using Dynamic Regression (SARIMAX) showed

1) In the case of the exchange rate (KRW/USD), it was ultimately decided to use the KRW/JPY exchange rate based on a comprehensive review of the analysis process.

that all variables aligned with theoretical expectations and were statistically significant. Both post-validation and predictive accuracy tests demonstrated high performance, with slight variations observed by product. Cross-validation with deep learning models (LSTM, GRU) showed strong model performance, indicating that both models (economic and deep learning) are suitable as representative models for analysis.

* (Seaweed) A rapidly growing export item due to increased global awareness, seaweed exports were most influenced by economic indicators representing global demand (per capita GDP), as well as exchange rates, export price, and production volume. However, oil price was found to have an insignificant impact.

** (Tuna) As a globally produced item, tuna exports were most impacted by price, with other factors such as oil prices also contributing to its trade dynamics.

– (Seafood Imports) Analysis using Dynamic Regression of variables selected through Best Subset Selection confirmed that all variables aligned with theoretical expectations and were statistically significant. Both post-validation and predictive accuracy tests showed high performance, with some variations by product. Cross-validation using deep learning models (LSTM, GRU) demonstrated strong model performance, affirming the suitability of both economic and deep learning models for operational use in this analysis.

* (Salmon) Price-related variables, specifically salmon import price and exchange rate, were found to have the greatest impact on salmon imports.

** (Shrimp) Rising domestic per capita disposable income was identified

as a key driver of increased shrimp imports, alongside the influencing factors of import price and exchange rate.

2) Policy recommendations

- (Model Operation Plan) To continuously operate and manage this study's model, it will be named “Sea Weather (Domestic Trade Forecasting Model)” and a systematic management process will be established.
- (Management) A four-step procedure—data collection and preprocessing, model training and evaluation, prediction and result interpretation, and operation and maintenance—will be reviewed quarterly each year, and maintenance will be conducted to incorporate any changes into the model as needed.
- (Expansion) To enable trade forecasting for various products, the model will be expanded to include additional variables. Given the significance of production as a key trade determinant, leading indicators such as climate change will be incorporated as potential influencing factors.
- (Integration) Although this model already utilizes variables related to trade trends, further integration will be explored to enhance analysis. For example, the sentiment analysis results from the Sea Watch model could be used as variables in the Sea Weather model to improve inter-model connectivity.
- * (Sea Watch) A model that extracts articles from News API, which covers over 80,000 global news sources, to derive major global issues through Keyword Analysis, Sentiment Analysis, Word2vec Model,

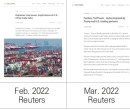
Dynamic Time Wrapping, and Growth Model (Han et al., 2022a, Han et al., 2024).²⁾

** (Sea Weather) A model utilized for analyzing the impact of global issues on Korea's seafood trade (Dynamic Regression) and deriving forecasts (Deep Learning).

- (Model Utilization Plan) This model can be regularly used to provide foundational data for formulating seafood export strategies and to produce monthly forecast data. It can be applied on an ad-hoc basis to assess the impact and forecast consequences of emerging issues.
 - (Regular) (Annually) Provide data for establishing seafood export strategies, (Semi-annually) provide data for responding to second-half seafood exports, (Monthly) produce seafood export forecasts.
 - (Irregular) Analyze the impact on the seafood trade market in response to global issues.
- * Example: Analysis of trade market impact due to exchange rate fluctuations, COVID-19, and U.S.-China trade tensions.

2) Han et al. (2022a); Han et al.(2024)

Model Operation Plan(SEA Watch, SEA Weather)

		Analysis Process of Global Fisheries Emerging Issues			
Global Issue		Step 1	Step 2	Step 3	Step 4
		Selection of analysis targets	Analysis of issues	Extraction of emerging issues	Analysis of major emerging issues
	Research scope	Research scope	Keyword analysis	Analysis of emerging issues	Introduction of major emerging issues and review of experts
	Scope	[NEWS API] Target nations: 60 countries including the US, Japan, China, Australia etc. Scope: General, business, health, science, sports, technology, entertainment	Analysis target East Asia (China, Japan, South Korea) Southeast Asia (Indonesia, Vietnam, Thailand) Europe (France, Spain, Italy) North America (The US, Canada)	Analysis target Keyword analysis results (monthly frequency analysis) Analysis method ① Dynamic time warping ② Growth curve model	Analysis target Major potential emerging issues
	Target nations	Analysis targets Top seafood consuming nations by major region (4 South Korea's export counterparts) ① Northeast Asia: China, Japan, South Korea ② Southeast Asia: Indonesia, Vietnam, Thailand ③ Europe: France, Spain, Italy ④ North America: The US, Canada	Analysis method ① Web DB (articles and blog) extraction ② Frequency analysis ③ Word cloud ④ Analysis of related words (Word2Vec model)	Analysis process [Major analysis process (emerging issues analysis)] [IDB] Utilizing the result of keyword analysis [Analysis 1] Dynamic Time Warping [Analysis 2] Growth curve model per major potential emerging issue	Analysis method Qualitative analysis: Introduction of major emerging issues and review of experts (domestic and foreign) Introduction of major emerging issues (example)  Feb. 2022 Reuters Mar. 2022 Reuters
	Analysis Scope (Fisheries)	① Seafood: Consumption based ② Fisheries: Production based	Analysis process [Analysis process (keyword analysis)] 1. Data Source selection 2. Search keyword selection 3. Document extraction and validity test 4. Document extraction 5. Pre-processing 6. keyword analysis	Keyword analysis Frequency analysis Word cloud Emerging issues analysis Dynamic time warping Growth model	
	Analysis Scope (Export)	① GMI, Seaweed snack ② Tuna ③ Oyster ④ Abalone			

		Analysis Procedure for Seafood Trade Forecasting Model			
Trade Forecast		Step 1	Step 2	Step 3	
		Exploratory Data Analysis	Variable Selection Method	Dynamic Regression Model	Deep Learning Model (LSTM, GRU)
	Exploratory Data Analysis	Exploratory Data Analysis Korean Seafood Trade Forecast ① Monthly Trade Data: Export/Import Volume, Export/Import Value ② Price Factors: Export/Import Price ③ Economic Factors: GDP, GNI, Economic Growth Rate, etc. ④ Exchange Rates: KRW/USD, KRW/JPY ⑤ Oil Prices: International Oil Prices ⑥ Production Factors: Domestic Seafood Production Volume	Analysis Target ① Price Factors: Export/Import Prices ② Economic Factors: GDP, GNI, Economic Growth Rate, etc. ③ Exchange Rates: KRW/USD, KRW/JPY ④ Oil Prices: International Oil Prices ⑤ Production Factors: Domestic Seafood Production Volume	Analysis Target Using Log-Differenced Data Dependent Variables: Export Volume, Import Volume Independent Variables: Price, Exchange Rate, Real GDP, etc.	Analysis Target Using Original Data Variables: Export Volume, Import Volume, Price, Exchange Rate, Real GDP, etc.
	Scope of Analysis	① Total Seafood Exports ② Major Export Items (Seaweed, Tuna) ③ Total Seafood Imports ④ Major Import Items (Shrimp, Salmon)	Analysis Method ① Variable Selection Method: Forward Selection, Backward Elimination ② Variable Importance Evaluation: Random Forest Regression Model	Scope of Analysis ① Exports: Total Seafood, Seaweed, Tuna ② Imports: Total Seafood, Shrimp, Salmon	Scope of Analysis ① Exports: Total Seafood, Seaweed, Tuna ② Imports: Total Seafood, Shrimp, Salmon
	Analysis Method	① Basic Statistical Review ② Z-score Review	Analysis Procedure Forward Selection → Backward Elimination → Variable Importance Visualization	Analysis Procedure Univariate Variable Selection Results → Select Independent Variables → Predictive Accuracy Test → Verify Model Explanatory Power and Fit → Review Variable Significance and Residuals	Analysis Procedure Use Variable Selection Results → Select Variables → Model Estimation → Predictive Accuracy Test (MAE, MSE, RMSE) → Model Diagnostics and Cross-Validation
	Analysis Results (Example)	Time Series Stabilization ① Assess Time Series Stationarity: ADF Test ② Examine Trend and Seasonality: STL Decomposition ③ Check Autocorrelation: ACF Test	Analysis Results (Example) Forward Selection Results Backward Elimination Results Variable Importance Visualization	Analysis Results (Example) Dynamic Regression Analysis Diagnostic Results Cross-Validation Results of Dynamic Regression Forecast	Analysis Results (Example) Forecast Results Using LSTM Forecast Results Using GRU

Model Utilization Plan		
Category	Content	Utilization
SEA Watch	Global Issue Analysis	1. (Annually) Global seafood consumption trends (KMI Overseas Market Analysis Center) 2. (Monthly) Global report creation (KMI) * Global issue analysis (Ministry of Oceans and Fisheries) 3. (Weekly) Nuclear power plant issue monitoring (KMI) 4. (Irregular) Report writing and other uses
SEA Weather	Trade Forecast	1. (Semi-annually) Development of a second-half seafood export strategy (supported by Ministry of Oceans and Fisheries) 2. (Monthly) Seafood export forecast calculation (supported by Ministry of Oceans and Fisheries) 3. (Irregular) Impact analysis based on issues (supported by Ministry of Oceans and Fisheries)

4. Expected Outcomes

1) Academic effects

- (Theoretical Contribution) This study contributes to academic research on the seafood trade market by presenting a new trade forecasting model that combines economic variables with deep learning models. This lays a foundation for developing models that can be applied not only to seafood trade but also to other food categories or industrial sectors.
- (Promotion of Multidisciplinary Research) By integrating fields such as economics, data science, and artificial intelligence to perform trade forecasting, this study underscores the

importance of multidisciplinary approaches and fosters collaboration and research advancement in related fields. In particular, the combination of deep learning models with economic analysis can introduce new research directions in academia.

- (Advancement of Data Utilization and Analysis Techniques) This study leverages time series analysis, machine learning, and deep learning to advance the academic development of data analysis methodologies. By conducting empirical analysis in a specific industry like seafood trade, it demonstrates the practical applicability of data analysis techniques, providing a reference for future researchers adopting similar analytical methods.

2) Policy effects

- (Support for Policy Decision-Making) By providing accurate forecast data for seafood export strategy development and import management, this study can improve the validity and effectiveness of policies.
- (Enhanced Crisis Response Capability) Supporting rapid response to sudden changes in the global trade environment helps maintain stability in the seafood market, providing a basis for appropriate response strategies during crises, thereby contributing to national food security and public

dietary stability.

- (Strengthened Policy Linkage) The study is directly linked to government goals such as “dynamic economic growth led by the private sector and supported by the government” and “realizing a harmonious society where everyone is happy,” contributing to the achievement of the government’s long-term objectives.

3) Social and economic effects

- (Enhanced Export Competitiveness) By providing accurate forecasts for the seafood export market, this study helps private companies respond quickly, strengthening their competitiveness in the global market. This capability is instrumental in identifying new market opportunities and formulating export diversification strategies, ultimately contributing to domestic economic growth.
- (Alleviation of Consumer Burden) Stabilizing the prices of imported seafood can enhance food security and reduce economic burdens on consumers by minimizing price volatility, most notably with highly import-dependent products, thus improving the standard of living.
- (Sustainable Growth) The operation of the seafood trade model will support the sustainable growth of the fisheries industry in the long term. This is expected to have positive

impacts on job creation and regional economic revitalization, playing an essential role in enhancing the competitiveness of the domestic fisheries industry.

01

서론

제1절 연구 배경 및 목적

1. 연구 배경 및 필요성

글로벌 무역 환경의 불확실성 증대로 국내 수산물 시장 변동성이 커지고 있으며, 이에 따라 안정적인 수급 대응 마련이 매우 중요해졌다. 이는 세계 경제의 불안정성과 빈번한 무역 규제로 수산물 시장이 예측하기 어려운 도전에 직면하고 있기 때문이다.

수산물은 다른 주요 식품군에 비해 무역 의존도가 높아, 글로벌 무역 환경의 작은 변화도 국내 시장에 큰 영향을 미칠 수 있다. Natale et al.(2015)에 따르면, 세계 수산물 생산량의 37%가 무역 시장으로 유통되고 있으며, 이는 육류(9.8%)와 낙농 제품(6.7%)에 비해 현저히 높은 비율이다. 또한, 세계 수산물 생산량의 77%가 무역 경쟁에 노출되어 있어, 국제 무역의 변동성은 국내 시장의 안정성에 직접적인 영향을 미친다.¹⁾

따라서 국내 수산물 시장의 효과적인 수급 대응을 위해서는 정밀한 무역

1) Natale et al.(2015), p. 98.

전망이 필수이다. 무역 전망은 환율 변동, 수요 변화, 국제 무역 정책 등 다양한 요인을 종합적으로 고려하고 있어 수출 및 수입 전략을 수립하는데 중요한 역할을 한다. 이를 통해 국내 수산물 시장은 보다 안정적이고 예측 가능한 환경에서 운영될 수 있으며, 궁극적으로 국내 생산자와 소비자의 후생을 높이는 데 기여할 수 있다.

특히 빠르게 성장하고 있는 글로벌 수산물 무역 시장은 최근 글로벌 소비 둔화 전망(Han et al., 2024)과 국가별 인구 및 경제 성장 둔화 가능성으로 그 성장세가 약화될 것으로 예상되고 있다(FAO, 2023). 이와 더불어, 글로벌 무역 환경에서 다양한 이슈가 산발적으로 발생하고 있는 현 시점에서는 중장기 전망(3년 이상)을 통한 계획도 중요하지만, 단기 전망(1~2년)을 통한 즉각적인 대응이 요구된다고 볼 수 있다. 단기 전망은 급변하는 시장 상황에 신속하게 대응할 수 있는 전략 수립을 가능하게 하며, 즉각적인 경쟁력 유지와 위험 관리에 필수적이기 때문이다.

수산물 무역 시장의 중요성에 따라, 기존의 주요 선행연구들은 가격(Tuu & Olsen, 2013), 환율(Hatab et al., 2010), 경제적 지표(Nguyen & Jolly, 2013), 유가(Below & Vézina, 2016), 생산 요인(Natale et al., 2015) 등을 중심으로 중력 모형(Natale et al., 2015; Straume et al., 2020; Yang et al., 2020; Wang et al., 2022a)과 공적분 모형(Banerjee et al., 1993; Nguyen & Jolly, 2013)을 활용하여 무역 결정 요인을 분석해왔다. 이러한 연구들은 시장별 주요 영향 변수를 이해하는데 도움을 주었으나, 분석에 사용된 모형을 활용해 전망이나 사후 검증까지 이어진 사례는 드물다. 이현동·하현정·허수진(2019)은 가격, 환율 등 주요 결정 요인을 중심으로 회귀식(OLS)을 활용해 연간 단위의 무역 전망치를 산출하고 있으나, 빠르게 변화하는 무역 환경 속에서 월간 단위의 즉각적 전략 수립 등을 위한 세부적이며 추세를 반영하는 적절한 모형을 통한 결과를 산출하는 데에는 한계가 있다. 이 외에도, 수산물 무역 전망과

관련하여 ARIMA, 지수평활법 등을 활용한 전망이 이루어지고 있으나, 외부 변수가 시장에 미치는 영향이 충분히 고려되지 못하고 있다(Vinay et al., 2016; Basu & Roy, 2023). 즉, 변동성이 높은 단기 무역 환경을 고려하기 위해서는 세부적인 거시지표 설정과 단기적 시장 변동(추세)을 반영할 수 있는 적절한 모형 활용 방안이 필요하다.

이에 본 연구는 글로벌 무역 환경의 불안정성을 고려하여 우리나라의 수산물 무역 단기 전망 모형을 개발하고자 한다. 특히, 경제학적 접근법과 딥러닝 접근법의 통합적 활용을 제안한다. 이러한 통합적 접근법은 각 접근법의 장점을 결합하여 전망의 정확도를 향상시킬 뿐만 아니라, 시장에서 요구하는 맞춤형 정보를 도출하는 데 중요한 역할을 할 수 있다.

정밀한 무역 전망은 국가적으로 안정적이고 지속 가능한 수산물 수급 체계를 구축하기 위한 중요한 기초 자료가 될 것이다. 이는 120대 국정과제²⁾ 가운데 ‘국민이 체감하는 강력한 경제 성장 기반 마련’ 및 ‘유연한 안전, 무역 환경 선도’와 관련될 뿐만 아니라, 국가적 목표 달성에도 기여할 수 있을 것으로 전망된다.

2) 대한민국 대통령실(검색일: 2024.2.23.)

〈표 1-1〉 국정과제와 연구의 관련성

국정과제 및 연구사업과의 관련성				
정부	[국정 목표]		⇒	[국정과제]
	·민간이 끌고 정부가 미는 역동적 경제 ·따뜻한 동행, 모두가 행복한 사회			·거시경제 안정과 대내외 리스크 관리 강화 ·풍요로운 어촌, 활기찬 해양
	사회 후생 증대(생산자 및 소비자)			물가 안정
KMI	[경영목표]	[중점추진사업]	⇒	[실천과제]
	·탄소중립 등 청색경제 연구확대	· 해양수산 디지털 친환경 연구 확대		·수산물 수급 정보 분석·제공 고도화
	[중장기 연구사업 추진방향]			[KMI 스마트 연구 로드맵]
	·청색경제 선도 기반 확충			·수산업·어촌의 지속가능 발전
	지속가능한 수산업 영위(수산업 경쟁력 향상)			

자료: 저자 작성

2. 연구 목적

본 연구의 목적은 글로벌 무역 환경의 불안정성을 고려한 효과적인 수산물 무역 단기 전망 모형 구축이다. 단기 전망을 위한 세부 거시지표를 심도 있게 분석하고, 경제학적 분석과 딥러닝과 같은 다각적 접근법을 통합하여 무역 전망을 수행함으로써, 무역 관련 의사결정을 지원하고자 한다. 이를 위해 전체 수산물에 대한 무역 전망은 물론, 주요 품목별(김, 참치, 새우, 연어)로도 전망을 수행함으로써 본 모형의 확장 가능성을 동시에 검토하고자 한다.

경제학 모형은 시장별 주요 변수에 대한 이해도를 높이고, 이슈 발생 시 그 영향력을 예측하는 데 유용하며, 딥러닝은 실질적인 전망치를 산출하는데 도움을 줄 수 있을 것으로 전망된다. 이를 위해 경제학 모형은 주요 변수의 영향력뿐만 아니라 추세를 함께 고려하여 단기적 전망에 적합한 동적 회귀분석 모형(Dynamic regression analysis model)의 활용(Hyndman

& Athanasopoulos, 2018)을 제안하며, 딥러닝 모형으로는 시계열 전망에 적합한 것으로 알려진 LSTM, GRU를 통해(Cavieses Núñez et al., 2018; Khiem et al., 2022; Zitti, 2023; Xie et al., 2024) 수산물 무역 전망에 대한 적용 가능성을 검토한다.

이를 통해 정부와 기업이 데이터에 기반한 의사결정을 내릴 수 있도록 지원하여, 높은 경제 성장을 위한 기반을 마련하고 유연한 무역 환경을 선도하는 데 기여하고자 한다. 결과적으로, 본 연구는 무역 의존도가 높은 수산물 시장의 글로벌 경쟁력을 강화하는 데 기여할 것으로 기대된다.

제2절 연구 내용 및 방법

1. 연구 내용

우리나라 수산물 무역 전망 모형 구축을 위해 수산물 전체는 물론, 주요 품목별 사례도 함께 고려하고자 하였다. 이때 주요 품목은 우리나라 수산물 수출 비중의 절반가량을 차지하는 상위 1, 2위 품목인 김, 참치, 수입 품목은 상위 1, 2위 품목인 연어, 새우로 하였다.

수산물 전체 및 주요 품목별 전망 모형 구축을 위한 연구 절차는 다음과 같다. 각 절차는 시장의 현재 상태와 미래 변화를 예측하기 위한 필수 단계들을 포함하며, 이는 전망 모형의 정확성과 실용성을 높이는 데 중요하다. 우선 무역 구조(①)에 대해 살피고, 이후 전망 모형(②, ③, ④) 구축을 위한 단계를 거친다.

-
- ① 무역 구조 분석: 우리나라의 수산물 무역 구조 및 동향을 조사하여 시장에 대한 이해도를 높이고, 주요 이슈가 무역 시장에 미치는 영향 등을 검토한다.
 - ② 분석 데이터 검토: 전망에 활용될 데이터는 가장 기본적인 요소로서, 데이터 구성과 함께 이를 전망에 즉시 활용할 수 있는 형태인지 검토한다. 시계열 데이터를 활용할 때는 비정상성(non-stationarity) 등을 확인하며, 가성 회귀(spurious regression) 등의 문제를 해소하기 위해 필요한 절차를 밟는다.
 - ③ 무역 영향 요인 검토(변수 선택): 다양한 무역 전망을 위한 변수 후보군 중에서 국내 수산물 무역 전망에 적합한 변수를 선택하는 과정을 거친다. 이 과정에서는 이론적 정합성을 고려하면서도 우리 시장에 적합한 변수를 찾는 데 중점을 둔다. 이는 모형의 과소적합(Underfitting) 및 과대적합(Overfitting) 문제를 해소하는 데 기여할 뿐만 아니라, 전망 성과를 높이는 데도 중요한 역할을 한다.
 - ④ 무역 전망 및 예측력 검토: 선택된 변수를 중심으로 무역 전망을 수행한다. 경제학적 접근과 딥러닝 접근을 모두 활용하여, 각 접근법의 장점을 결합해 결과를 도출한다. 특히, 모형의 신뢰성을 평가하기 위해 사후 검증(경제학적 접근)과 교차 검증(딥러닝 접근)을 거친다.

〈표 1-2〉 연구 내용

연구 흐름도

무역 구조	① (시장 이해) 무역 구조 분석(동향)
무역 구조 분석	수산물 무역 구조 및 동향은 어떻게 변화하고 있으며, 무역 시장에 영향을 미치는 요인은 무엇인가?
분석 개요	(동향) 수산물 무역 동향은 어떻게 이루어지고 있는가?
무역 동향 분석	(구조) 주요 이슈가 무역 시장에 영향을 미치는 배경은 무엇이며, 우리나라 수산물 무역 시장은 어떻게 변화되고 있는가?
무역 구조 분석	
↓ ↓	
무역 전망 1	② (데이터 분석) 데이터 분석
데이터 분석	수산물 무역 전망에 활용하는 데이터는 분석에 즉시 적용이 가능한가?
분석 개요	(데이터 분포) 데이터 분포, 미싱 데이터, 이상치 등은 없는가?
탐색적 데이터 분석	(시계열 가정) 회귀분석을 위한 기본 가정(이질성, 자기상관성 등)은 지켜지는가?
시계열 안정화 과정	
↓ ↓	
무역 전망 2	③ (변수 선택) 무역 영향 변수 도출
무역 영향 변수 도출	예측력 높은 수산물 무역 전망을 위해 어떠한 변수들을 선택해야 하는가?
분석 개요	(변수 대상) 무역 영향 변수 도출에 활용되는 변수 리스트에는 무엇이 있는가?
수출 영향 요인 분석	(변수 선택) 다양한 무역 영향 요인 중 전망에 효과적인 변수는 무엇인가?
수입 영향 요인 분석	
↓ ↓	
무역 전망 3	④ (분석 적용) 무역 전망 및 예측력 검토
전망 및 예측력 검토	주요 모형별 수산물 무역 전망 결과와 예측력은 어떠한가?
분석 개요	(분석 결과) 방법론별로 분석 결과에 어떠한 차이가 있는가?
수출 전망 및 예측력	(분석 검증) 방법론별로 분석 결과가 전망에 부합하는가?
수입 전망 및 예측력	

자료: 저자 작성

2. 연구 방법

1) 연구 추진 절차

우리나라 수산물 무역 전망 모형 구축을 위해서는 무역 시장에 대한 이해도 증진부터 전망 모형 구축까지 종합적·체계적 분석 절차가 필요하다. 이러한 과정은 수산물 무역의 구조적 특성과 시장 변동성에 대한 이해를 바탕으로, 효과적인 무역 전망 모형의 설계 및 구현에 도움을 줄 수 있다.

(1) 무역 구조 분석

수산물 무역 전망에 앞서 우선 수산물 무역 구조 분석을 수행한다. 무역 구조 분석은 수산물 무역에서 주요 변동 사항들을 파악하는 데 도움을 줄 수 있다.

- ① 무역 동향 분석: 수산물 무역 시장의 최신 동향을 파악한다. 이는 수산물의 수출 및 수입 시장에 대한 이해도를 제고하는 데 도움을 준다. 또한 커널밀도함수 추정을 통해 무역의 다변화 정도를 파악한다.
- ② 무역 구조 분석: 주요 무역 결정 요인들에 대한 이론적 검토와 더불어 국내 수산물 무역 시장에 미치는 영향력의 변화 등을 고찰한다.

(2) 무역 전망 모형 구축

본 연구의 목적인 무역 전망을 위한 과정으로서 세부적인 분석 절차를 거친다. 이를 위해 분석 데이터 검토, 최적 변수 선택, 전망 수행 및 예측력 검증 등의 단계가 필요하다.

- ① 분석 데이터 검토: 데이터 분포 및 이상치를 파악한 뒤, 시계열 정상성

확보를 위해 Augmented Dickey-Fuller(ADF) 검정과 Phillips-Perron (PP) 검정 등을 통한 단위근 검정을 통해 시계열의 정상성을 확인하고, 필요시 로그 변환, 차분, 로그차분 등을 통해 데이터를 정상 시계열로 변환한다.

- ② 최적 변수 선택: 변수 선택법(Best Subset Selection)을 이용하여 경제학적 이론과 선행연구에 근거하여 변수를 선별하고, 변수들의 최적 조합을 찾아낸다. 이 과정에서 랜덤 포레스트 회귀(Random Forest Regressor)를 활용하여 변수의 중요도도 함께 평가한다.
- ③ 무역 전망 및 예측력 검정: 동적 회귀와 딥러닝 모형(LSTM, GRU)을 통합적으로 활용하여 단기 무역 전망을 수행한다. 이 두 모형을 결합하여 실시간 데이터에 기반한, 변동성이 큰 수산물 시장에 대한 강건하고 정확한 전망을 제공할 수 있다.

(3) 무역 전망 모형 운용 방안

무역 전망을 운용하는 방안을 제시한다. 모형의 지속적인 업데이트와 유지 관리, 활용 분야의 확장, 구체적 활용 방안을 다룬다.

- ① 모형 유지 관리: 시장 동향, 경제 상황, 환경 변화 등 외부 요인의 변동에 따라 모형을 정기적으로 업데이트하는 계획을 수립하고, 현재 모형에 적용되는 품목군 외 수산물 품목군 추가 가능성을 검토한다.
- ② 모형 활용 방안: 모형의 결과를 정책 입안자, 투자자, 무역 담당자 등 다양한 이해관계자의 요구 사항을 파악하고, 그에 맞는 데이터 분석과 결과 제시 방식을 개발한다.

〈표 1-3〉 수산물 무역 전망 모형 구조

수산물 무역 전망 모델 구조(Sea Weather)			
STEP 1	탐색적 분석	탐색적 데이터 분석 분석 대상 한국 수산물 교역 전망 ① 월별 교역 데이터: 수출입량, 수출입액 ② 가격요인: 수출입가격 ③ 경제요인: GDP, GNI, 경제성장률 등 ④ 환율: 원/달러 환율, 원/엔화 환율 ⑤ 유가: 국제유가 ⑥ 생산요인: 국내 수산물 생산량 분석 범위 ① 전체 수산물 수출 ② 주요 품목 수출(김, 참치) ③ 전체 수산물 수입 ④ 주요 품목 수입(새우, 연어) 분석 방법 ① 기초 통계 검토 ② Z-score 검토	시계열 안정화 분석 방법 ① 시계열 정상성 판단: ADF 검정 ② 추세 및 계절성 검토: STL 분해 ③ 자기상관성 검토: ACF 검정 분석 절차 단위근 검정 → STL 분해, ACF 분석 → 데이터 정상성 확보(로그차분) 분석 결과 (예시) STL 분해 결과 ACF 분석 결과 데이터 안정화 결과
		분석 대상 ① 가격요인: 수출입가격 ② 경제요인: GDP, GNI, 경제성장률 등 ③ 환율: 원/달러 환율, 원/엔화 환율 ④ 유가: 국제유가 ⑤ 생산요인: 국내 수산물 생산량 분석 방법 ① 변수선택법 활용: 전진선택법, 후진제거법 ② 변수 중요도 평가: 랜덤포레스트, 회귀 모델 분석 절차 전진 선택법 → 후진 제거법 → 변수별 중요도 시각화	분석 결과 (예시) 전진선택법 결과 후진제거법 결과 변수 중요도 시각화 결과
STEP 3	동적 회귀 분석 모형	분석 대상 로그차분한 데이터 활용 • 종속변수: 수출량, 수입량 • 독립변수: 가격, 환율, 실질GDP 등 분석 범위 ① 수출: 전체 수산물, 김, 참치 ② 수입: 전체 수산물, 새우, 연어 분석 절차 변수선택법 결과 활용 → 독립변수 선정 → 모델 추정 예측력 검증 ← 변수 유의성 및 잔차 검토 ← 모델 설명력 및 적합도 검증	분석 결과 (예시) 동적 회귀 분석 결과 진단 동적 회귀 전망 교차 검증 결과
		분석 대상 원래 데이터 활용 • 변수: 수출량, 수입량, 가격, 환율, 실질 GDP 등 분석 범위 ① 수출: 전체 수산물, 김, 참치 ② 수입: 전체 수산물, 새우, 연어 분석 절차 변수선택법 결과 활용 → 변수 선정 → 모델 추정 예측력 검증 (MAE, MSE, RMSE) ← 모델 진단 및 교차 검증	분석 결과 (예시) ① LSTM ② GRU LSTM을 활용한 전망 결과 GRU를 활용한 전망 결과

자료: 저자 작성

2) 주요 연구 방법

본 연구는 수산물 무역 전망 모형 구축을 목표로 하는 만큼, 모형의 강건성과 신뢰성이 매우 중요하다. 이를 위한 전망 모형 구축을 위한 주요 연구 방법을 상세히 다룬다. 주요 연구 방법은 분석 데이터 검토와 분석 방법론으로 나뉘며, 분석 방법론은 다시 변수 선택법과 전망 방법으로 구분된다.

(1) 분석 데이터: 시계열 정상성 확보

수산물 무역 전망을 위해서는 데이터의 정상성 확보가 필수다. 비정상 시계열 데이터는 시간 경과에 따라 통계의 속성에 변동이 생길 수 있어, 예측의 일관성과 신뢰도에 영향을 미칠 수 있다. 이는 시계열의 평균이나 분산이 시간에 따라 변하는 비정상성에 기인하며, 잘못된 상관관계나 추정치를 낳는 가성회귀(spurious regression) 문제를 유발할 위험이 있다.

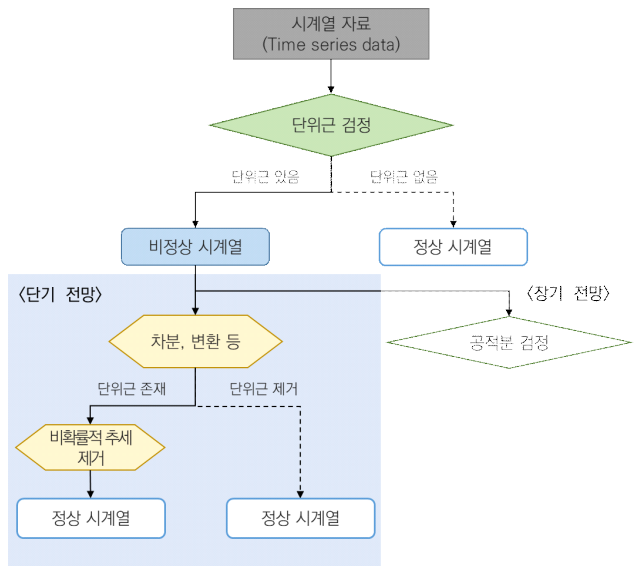
따라서 분석의 첫 단계로서, 시계열 데이터의 정상성 여부 진단이 중요하다. 이는 Augmented Dickey-Fuller(ADF) 검정, Phillips-Perron(PP) 검정과 같은 단위근 검정을 통해 수행한다. 이 검정들은 시계열 데이터 내에 단위근이 존재하는지를 테스트하며, 단위근의 존재는 데이터의 비정상성을 의미한다. 단위근이 발견되면, 비정상 시계열 데이터를 정상 시계열로 변환하는 절차가 필요하다. 이를 위해 로그 변환, 차분, 혹은 로그차분과 같은 방법을 적용할 수 있으며, 이 변환은 평균과 분산의 안정화를 목표로 한다.

정상화 과정을 거친 후에는 재검정을 통해 데이터가 정상 시계열의 조건을 충족하는지 확인한다. 이 과정으로 데이터가 시계열 분석에 적합한지 확실해지며, 분석 결과의 신뢰도를 높이는 중요한 단계가 된다.

결과적으로, 정상 시계열 데이터를 활용함으로써 모형은 시간의 경과에

따른 수산물 무역 전망에서 더욱 안정적이고 정확한 예측을 제공할 수 있게 된다. 이는 시장 변동이 심하고 불확실성이 높은 상황에서도 예측 모형이 강건한 성능을 유지하는 데 핵심적인 역할을 한다.

〈그림 1-1〉 데이터 분석 방법(Stationarity)



자료: 저자 작성

(2) 분석 방법론: 변수 선택 및 전망 방법론 결정

본 연구의 목표는 수산물 단기 무역 전망을 위한 모형 개발에 있다. 이를 위해 데이터의 특성을 정밀하게 분석하여 무역 전망에 가장 큰 영향을 미치는 변수들을 식별하고 조합하는 것이 중요하다. 이 과정에서 경제학적 접근법과 머신러닝 기법의 통합적 활용을 고려할 수 있다. 이러한 기법들은 변동성이 높은 수산물 시장의 데이터 구조와 복잡성을 포괄적으로 이해하고 모델링하는 데 기여할 수 있다.

가. 변수 선택

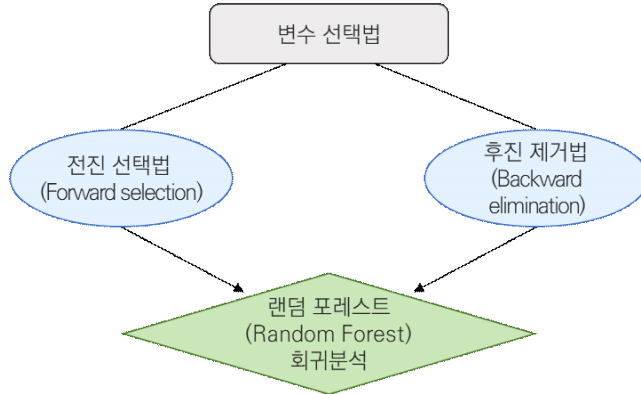
데이터 분석을 위한 준비가 완료되면, 다음으로 중요한 단계는 분석에 포함시킬 적절한 변수를 신중하게 선택하는 것이다. 이 과정에서는 무역 이론과 선행연구를 기반으로 변수를 선별하는 것이 일반적이다. 이론적 근거를 갖춘 변수들은 모형의 해석 가능성을 높이고, 실증 분석을 통해 변수들의 행동 패턴을 이론과 비교하면 신뢰도를 확보할 수 있다.

그러나 단순한 회귀 분석으로 변수들마다 독립된 효과를 분석한다면 변수들 간 최적 조합을 파악하는 데 한계가 있다. 이를 극복하기 위해, 본 연구에서는 변수 선택법(Best Subset Selection)을 채택한다. 여기에는 전진 선택법(Forward Selection)과 후진 제거법(Backward Elimination)이 포함되며, 이를 통해 변수의 통계적 중요성과 모형의 예측 성능을 극대화하는 변수 조합을 식별할 수 있다.

또한, 변수 선택 과정에서 보다 심층적인 분석을 위해 랜덤 포레스트 회귀(Random Forest Regressor)를 사용한 변수 중요도 분석을 수행한다. 이 기법은 각 변수가 종속 변수에 미치는 영향력을 비선형적 관점에서 평가하며, 모형의 예측력에 기여하는 정도를 정량화한다.

최종적으로 최적의 변수 조합을 선정함으로써, 모형은 시장의 다양한 변화에 견딜 수 있는 안정적 구조를 갖추게 된다. 이를 통해 변동성이 큰 수산물 시장처럼 불확실성이 높은 예측 상황에서도 모형의 신뢰성과 정확성이 크게 향상될 것으로 예상된다. 결론적으로, 이러한 체계적이고 면밀한 변수 선택 과정은 수산물 무역 전망 모형의 견고함을 높이고, 예측의 정밀도를 보장하는 데 필수적이다.

〈그림 1-2〉 변수 선택 방법(Best Subset Selection)



자료: 저자 작성

나. 전망 방법(Dynamic Regression, Deep Learning)

수산물 단기 무역 전망을 위해 경제학 모형과 딥러닝 모형을 통합적으로 활용하고자 한다. 이러한 다각적 접근은 두 모형이 각기 지닌 독특한 강점 때문에 필요하다. 경제학 기반 모형은 변수 간의 관계와 영향력을 명확히 설명하는 데 탁월하여, 정책 결정자나 연구자들이 시장을 구분하여 이해하기 쉽게 한다. 반면, 딥러닝 기반 모형은 대량의 데이터에서 복잡한 패턴을 학습하여, 추가적인 도메인 지식 없이도 뛰어난 예측 성능을 발휘한다. 이 두 방법을 결합함으로써, 각각의 한계를 보완하고 수산물 무역의 전망을 효과적으로 수행할 수 있다.

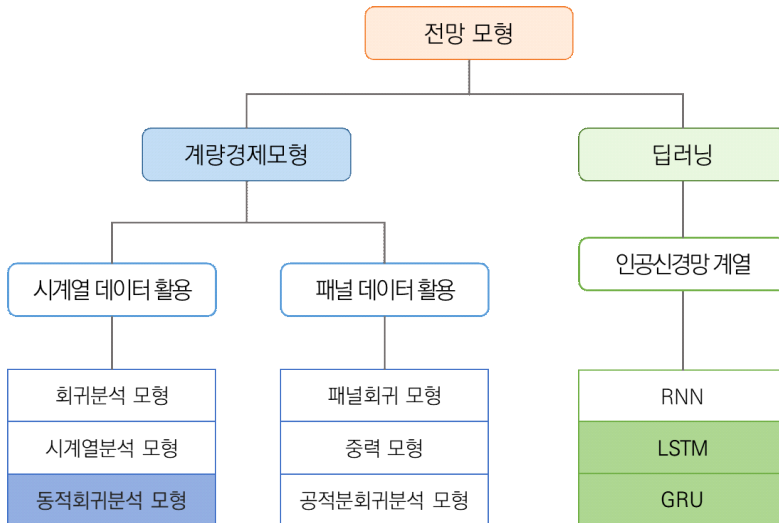
- ① 공통 특성: 동적 회귀와 딥러닝은 각각의 데이터 구조(시계열, 패널)에 따라 유연하게 적용될 수 있다. 또한, 단기 무역 전망의 필요성을 충족시키기 위해, 이 모형들은 실시간 데이터 반응성을 강조하며, 빠르게 변화하는 시장 상황을 예측하여 대응할 수 있게 해준다. 두 모형은 경제 환경의 변화나 외생적 충격을 모형 내에서 반영할 수 있는 능력을 지니고 있어, 현실 세계의 동적 예측에 강점을 지닌다.

② 경제학 모형의 특성: 동적 회귀 모형은 시장의 변화와 경제 변수들 간의 관계를 명확히 이해할 수 있도록 한다. 예를 들어, 변수 간 상호 작용과 인과관계를 정량적으로 파악할 수 있으며, 경제 이론에 기반한 모형으로서 정책 평가와 시나리오 분석에 유용한 기초 자료를 제공한다.

③ 딥러닝 모형의 특성: 딥러닝 모형, 특히 RNN(순환신경망)의 한 형태인 LSTM과 GRU는 시계열 데이터에서 시간에 따른 패턴과 장기 의존성을 학습하는 데 효과적이다. 이들은 복잡한 비선형 관계를 포착하며, 대규모 데이터 세트에서 자동으로 중요한 특성을 추출하는 능력이 뛰어나다.

이러한 점들을 종합하면, 다각적 접근법은 각각의 방법론이 가진 한계를 극복하고 시너지를 창출하여, 수산물 무역 시장의 단기 전망을 위한 보다 정확하고 신속한 결정을 가능하게 해줄 것으로 기대된다.

〈그림 1-3〉 무역 전망 방법(Dynamic regression, Deep learning)



자료: 저자 작성

이후 분석된 결과는 예측력 검정을 수행하며, 교차 검증(cross-validation)과 더불어 오차 지표(MAE, MSE, RMSE)를 계산하여 모형의 전망력을 평가한다.

제3절 선행연구 검토³⁾

1. 선행연구 검토

1) 무역 영향 요인 검토

수산물 무역 영향 요인으로는 수산물 가격, 환율, 경제지표(1인당 GDP 등), 유가, 생산량 등이 주로 다루어지고 있다. 각 변수는 분석 대상 국가나 품목에 따라 달리 사용되고 있다. 일부 경제학적 접근법을 따르는 연구에서는(예: 산업연구원) 다양한 변수 중 전망에 효과적인 변수를 추리기 위해 회귀식을 통한 변수 선정 과정을 거치기도 한다. 한편, 머신러닝 및 딥러닝을 활용하는 접근법에서는 과대적합 또는 과소적합 문제를 해소하기 위해 변수 선택법(Best Subset Selection), RF(Random Forest), KNN(K-Nearest Neighbor) 등 분류 알고리즘을 활용한다.

3) 주요 선행연구에 대한 세부 내용은 〈부록〉의 '선행연구 정리'를 참고 바람.

〈표 1-4〉 무역영향 요인 검토 관련 선행연구

구분	무역 영향 요인 검토		주요 결과
	특징	참고문헌	
경제학 기반	• 중력모형을 활용하여 김, 참 치의 수출 결정요인 분석	• 김은지·김봉태 (2020)	• 수출 영향 요인으로 GDP, 환율, FTA, 재외 한인 수 가 주요하게 작용
딥러닝 기반	• RF에 기반한 변수 선택법을 활용하여 한국 수출입에 대 한 설명변수 순위 도출, 최적 변수를 활용하여 수출입 증 가율 예측	• 장나원·한희준 (2022)	• 수출입 증가율 예측에 수 출입 금액, 물량, 물가지수 증가율이 주요 요인으로 작용

자료: 저자 작성

2) 경제학 기반 무역 전망

경제학 기반 무역 결정 요인은 중력 모형(gravity model) 또는 공적분 회귀분석(cointegration regression model)을 활용하여 분석된다. 중력 모형은 주로 장기 무역 예측에 유용하며 지리적 거리, 무역 협정의 형성 같은 시간에 불변하는 요인의 영향을 강조한다. 공적분 모형은 불안정한 시계열 데이터 간 일정한 안정적 선형 상관관계를 찾는 데 초점을 맞춘다. 만약 불안정한 시계열 변수 간에 공적분 관계가 존재한다면, 전통적인 계량 이론을 적용하여 분석할 수 있다. 공적분 관계가 존재할 경우, 불안정 시계열 변수들의 회귀분석에서 나타날 수 있는 가성 회귀(spurious regression) 문제를 해결할 수 있으며, 공적분 벡터의 불편 추정량은 일반적인 안정적 경우의 추정량보다 더 정확하게 회귀계수를 추정할 수 있다는 장점이 있다. 다만, 공적분 관계를 고려한 전망은 장기 균형관계를 반영하기 때문에 장기 전망에 유용하다.

〈표 1-5〉 경제학 기반 무역 전망 관련 선행연구

구분	무역 전망		주요 결과
	특징	참고문헌	
추세 전망	• 코로나 19 관련 수출 변동성 예측 모형 개발을 위해 ARIMA, 임의보행 모형 활용	• 송민기(2022)	• 일별 수출액, 유가 등의 요인이 수출 변동에 대한 주요 요인으로 작용
	• ARIMA, 퍼지 시계열 모형으로 대만 수출량 예측	• Wang(2011)	• 장기 예측에는 ARIMA가 우수하나 데이터 변동이 커지면 예측력 저하
중력 모형	• 중력모형으로 후쿠시마 원전 오염수 이슈에 따른 수산물 교역 영향 요인 분석	• Wang et al.(2022a)	• 지리적 거리, GDP, 소비자 인식 변화, 수출입 정책 등이 요인으로 도출
	• 중력모형을 활용하여 수산물 교역의 결정요인 분석	• Natale et al.(2015)	• 생산량, 인구, GDP, FTA, 지리적 거리 등이 무역 영향 요인으로 도출
	• 냉동어류 수출결정 요인 분석을 위해 중력모형 활용	• 김상구 외(2012)	• 주요 요인으로 FTA, 운송 거리, GDP, 인구 등이 도출
공적분 모형	• 공적분 검정 후 공적분 관계를 고려한 회귀분석(FMOLS)을 통해 수산물 수출입 영향 분석	• Elzaki(2024)	• 수산물 생산, 소비, 경제 성장과 수출입 간의 영향 파악
	• 쇠고기 수입 수요 예측을 위해 ARDL모형, ECM 모형을 활용	• Hadi et al.(2022)	• 수입 수요에 국내, 국제 시장의 상대가격 차이, GDP 성장률, 생산, 환율이 주는 영향 파악
	• 국내 제조업 수출 결정요인 분석 후 중장기 수출 전망을 위해 패널 공적분 모형 활용	• 홍성욱 외(2017)	• 수출 결정 요인으로 실질 환율, 실질GDP, 유가, FTA 등 도출 • 도출된 변수로 중장기 수출 전망 모형 도출

자료: 저자 작성

3) 딥러닝 기반 무역 전망

딥러닝 기반 무역 전망에서는 RNN 계열의 LSTM(Long Short-Term Memory)이 대표적인 접근법이다. LSTM은 RNN의 단기 기억 문제를 보

완한 모형으로, 필요한 정보를 선택하고 불필요한 정보를 삭제하여 효율성이 높은 구조를 보인다. 최근에는 GRU(Gated Recurrent Unit)도 활용되는데, GRU는 LSTM의 복잡한 구조를 단순화하여 매개변수를 줄이고 계산 속도를 높일 수 있다. 이외에도 Random Forest 등 앙상블 기반 머신러닝 모형이 무역 전망에 활용되기도 한다.

〈표 1-6〉 딥러닝 기반 무역 전망 관련 선행연구

구분	무역 전망		주요 결과
	특징	참고문헌	
머신러닝	• 세계 무역 예측을 위해 머신러닝, 딥러닝, 시계열 모형 개발, 모형 간 예측력 비교	• Yang et al.(2023)	• 주요 10개국 무역 전망 모델 구축 • 시계열 모형보다 머신러닝 및 딥러닝 모형의 예측력이 우수
	• 한국 수출입 증가율 예측을 위해 다양한 머신러닝 방법을 활용하여 예측력 평가	• 장나원·한희준(2022)	• 머신러닝 방법들 간의 예측 결과 평가 • 변수 선택법을 사용한 Random Forest 기반의 모형 예측력이 가장 우수
	• 코로나19 동안 세계 무역 단기 예측 모형 개선을 위해 다양한 머신러닝 방법을 적용	• Carton et al.(2020)	• 세계 무역 단기 예측력 개선을 위해 시계열 모형과 머신러닝 방법 간의 예측력 비교
딥러닝	• 김 수출 전망모델 구축을 위해 딥러닝 방법 중 LSTM, GRU, Random Forest 활용	• 한기욱 외(2022b)	• 과거 수출실적, 생산량, 환율, 유가, GDP 등으로 변수 구성 • 딥러닝 방법 간의 예측력 평가
	• 딥러닝 기법인 LSTM을 사용하여 수산물 수요 예측	• Fonseca Marques(2020)	• 기존 시계열 모형(ARIMA)과 예측 정확도 비교 • 과거 수요량을 사용한 LSTM 예측 정확도가 우수
	• 인공지능경망과 퍼지시스템 이론을 결합하여 수출수요 예측 모형 개발	• Jiang & Xiong(2020)	• 과거 수출량, 가격, 환율, GDP 등을 활용하여 발전된 인공신경망 모형 개발

자료: 저자 작성

2. 선행연구와의 차별성

본 연구의 목적은 종합적이고 체계적인 수산물 무역 전망 모형을 구성하는 데 있다. 우선 수산물 무역 전망 모형을 처음으로 구축하고자 시도한 사례라는 점에서 그 의의가 있다. 다음으로는 기존 다양한 연구 등에서 활용된 연구 접근법을 통합적으로 활용하거나, 단기성을 반영하기 위한 노력을 다양하게 수행했다는 점, 전망 모형의 예측력을 검증했다는 점에서 큰 차별성이 있다. 구체적으로는 다양한 변수 중 분석에 적합한 변수 조합을 찾기 위해 변수 선택 과정을 거치고, 단기 무역에 효과적인 전망 기법을 적용하였다는 점이다. 이러한 과정에서 경제학적 접근과 딥러닝 접근을 모두 고려하였다.

또한, 각 모형의 특징을 고려한 운용 방안을 제시한 점도 큰 차별성이다. 예를 들어, 경제학 기반 접근법은 특정 이슈 상황을 고려한 영향력을 계측하는 데 유용하며, 딥러닝 전망은 시의성 있는 전망치를 산출하는 데 효과적일 것으로는 점을 제시한다. 이 외에도 본 연구를 통해 개발된 틀은 향후 다른 품목의 전망은 물론, 타 분야(수요함수 추정 등) 등에도 접목이 가능한 다양한 활용 가능성이 높다는 점도 차별성으로 꼽을 수 있다.

〈표 1-7〉 선행연구와의 차별성

구분	선행연구와의 차별성		본 연구
	요약	참고문헌	
연구 목표	특정 국가 또는 품목 중심의 수출 결정 요인 분석 및 전망 수행	• 송민기(2022) • 한기욱 외(2021) • 홍성욱 외(2017) • Dai(2023) • Yang et al.(2023)	• 종합적·체계적 무역 전망 모형 구축
연구 대상	• 세계 농산물 수급 전망 • 세계 수산물 수출 결정 요인 • 우리나라 농축산물 수급 전망 • 우리나라 수산물 수급 전망	• Araujo Enciso et al.(2017) • Natale et al.(2015) • 서홍석 외(2020); 김태후 외(2022) • 이현동 외(2018, 2019, 2020)	• 우리나라 수산물 무역 전망 (무역 영향력 계측 및 전망)
연구 범위	• 중국 양식 부문 생산 및 수출 예측 • 우리나라 산업별 수출 전망 • 우리나라 냉동 어류 무역 전망 • 우리나라 주요 품목(김, 참치 등)별 수출 전망	• Zhang(2019) • 김은지·김봉태(2020) • 한기욱 외(2022b) • 홍성욱 외(2017) • 김상구 외(2012)	• 우리나라 수산물 무역 전망 • 주요 품목별 무역 전망 * 수출: 김, 참치 * 수입: 연어, 새우
연구 방법	〈영향 요인 분석〉 • 변수 선택법(Best Subset Selection) 〈경제학 기반 전망〉 • 무역 결정 요인 분석 및 전망 (중력 모형, 공적분 회귀 모형, 추세 모형) 〈머신러닝·딥러닝 기반 전망〉 • 무역 전망(SVR, RFR, LASSO, MLP, XGB 등의 머신러닝, LSTM, GRU, Random Forest 등의 딥러닝) 〈예측력 검증〉 • MAE, RMSE 등	• 류나현 외(2016) • Yang et al.(2020) • Wang & Lee(2012) • Mah et al.(2018) • 천성훈 외(2021) • Yang et al.(2023) • 한기욱 외(2022b)	• 무역 구조 파악 및 자료 분석 수행(Kdernel Density, Unitroot test) • 효과적 전망을 위한 변수 도출(Best Subset Selection) • 계량경제학 기반 전망: 동적회귀분석 (Dynamic Regression) • 딥러닝 기반 전망: 전망치 도출을 위한 모형 운영 (LSTM, GRU)

자료: 저자 작성

02

수산물 무역 구조 분석

제1절 분석 개요

본 절에서는 우리나라 수산물 무역 구조 분석과 관련한 분석 개요와 방법론을 검토한다. 이를 통해 본 연구에서 다루게 될 연구 범위는 물론, 시장 분석 접근법에 대한 이해도를 높일 수 있다.

1. 분석 개요

무역 전망의 예측력을 높이기 위한 모형 설계와 전망 결과에 대한 올바른 해석을 위해서는 무역 동향과 무역 구조 변화에 대한 이해가 필요하다. 이에 2000년부터 2023년까지의 국가별, 품목별 수출입 동향을 살펴봄으로써 주요 이슈에 따른 수출입 영향 및 무역 구조 변화를 살펴보고자 하였다. 품목은 수출입 금액 기준 상위 2개 품목의 무역 구조를 분석하고자 하였으며, 이에 따라 수출은 김, 참치, 수입은 연어, 새우를 선정하였다. 단, 새우는 새우살을 포함하여 분석을 진행하였다.

- ① 무역 동향 분석: 수산물 무역 동향 분석을 위해 무역액(수출액+수입

액) 자료를 활용하였으며 국가별, 품목별로 세분화하였다. 수산물 수출 동향 분석을 위해서는 국가별, 품목별, 김, 참치 수출액 자료를 활용하였다. 품목별 세부 수출 동향 분석을 위해 김은 조미김과 마른김, 참치는 냉동 피레트와 냉동 가다랑어로 세분화하였다. 수입 동향 분석을 위해서는 수입액 자료를 활용하였으며 국가별, 품목별, 연어, 새우로 세분화하였다. 주요 품목별 시장 구조 변화는 커널밀도합수 추정 기법을 활용하여 살펴보았다.

- ② 무역 구조 분석: 이전 선행연구 등에서 논의되었던 주요 영향 요인이 실제 무역 시장에 미친 영향을 살펴보기 위해 주요 요인별 수산물 무역 영향 요인을 살펴보았다. 이는 실증 분석에 앞서 현장에서 해당 요인의 변동이 어떠한 변동을 야기하고 있는지를 살피는 데 도움을 준다.

〈표 2-1〉 분석 구조 및 주요 변수 정리

구분		설명
무역 구조	국가별	국가별 무역액
	품목별	품목별 무역액
수출 구조	국가별	국가별 수출액
	품목별	품목별 수출액
	김	김 전체 국가별 수출액
		조미김 국가별 수출액
		마른김 국가별 수출액
	참치	참치 전체 국가별 수출액
		참치 냉동 피레트 수출액
		참치 냉동 가다랑어 수출액
수입 구조	국가별	국가별 수입액
	품목별	품목별 수입액
	연어	국가별 수입액
	새우	새우살을 포함한 국가별 수입액

자료: 저자 작성

2. 분석 방법론

시간의 흐름에 따른 국가별, 품목별 무역 동향 변화를 살펴보기 위해 비모수적 커널밀도함수 분석을 하였다. 확률 밀도 추정은 주어진 데이터로부터 변수가 가질 수 있는 모든 확률을 추정한다.

확률 밀도 추정은 모수 추정과 비모수 추정으로 구분되며, 모수 추정은 확률 변수가 특정 분포를 따른다고 가정하고 평균과 분산을 통해 모수를 도출한 후 분포를 추정하는 방법이다. 비모수 추정은 주어진 데이터에 의존하여 추정하는 방법으로 모수를 구하지 않고도 확률 밀도를 추정할 수 있으며 주로 히스토그램 방식과 커널 방식으로 사용된다. 그런데 히스토그램 방식은 연속적인 확률 밀도 함수를 만들어낼 수 없다. 이러한 문제점을 개선한 방법이 커널-밀도 추정이며 많이 활용되고 있다.

커널-밀도 추정(KDE: Kernel Density Estimation)은 주어진 데이터 집합의 확률 밀도 함수를 추정하는 비모수적 방법이다. 이 방법은 데이터 포인트마다 커널이라는 가중 함수를 적용하고 이들을 모두 합하여 연속적인 확률 밀도 함수를 형성한다. 확률 변수 벡터 X 가 특정값 x 를 가질 확률 밀도 함수는 아래 식(1)과 같으며, 여기서 n 은 관측치, h 는 대역폭, K 는 커널 함수를 나타낸다.

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \quad \dots\dots\dots [\text{식 2-1}]$$

또한, 요인별 상관관계 분석을 통해 수산물 무역 시장에서의 영향을 살펴보았으며, 피어슨 상관계수 분석을 활용하였다. 피어슨 상관계수는 두 변수 간의 상관관계를 -1과 +1 사이의 값으로 나타낼 수 있도록 계량화된 수치이다. +1에 가까울수록 양의 상관관계를, -1에 가까울수록 음의 상관

관계를 가진다고 볼 수 있으며, 0일 경우 상관관계가 없다는 의미이다. 피어슨 상관계수는 두 변수 X, Y의 공분산을 각 표준편차의 곱으로 나눈 것으로, 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$r_{XY} = \frac{\sum_i^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n-1} \dots\dots\dots [\text{식 2-2}]$$

$$\sqrt{\frac{\sum_i^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \cdot \sqrt{\frac{\sum_i^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n-1}}$$

$$= \frac{\sum_i^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_i^n (X_i - \bar{X})^2} \cdot \sqrt{\sum_i^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

이러한 분석을 통해 주요 요인이 수산물 무역 시장과 어떠한 상관관계를 가지는지를 확인하고, 나아가 수산물 무역 전망 시 요인별로 어떤 방향으로 무역에 영향을 미칠지 예상할 수 있다. 다만, 이러한 상관분석은 변수 간의 연관성 정도와 방향성을 나타낼 뿐이므로 실제 현상과의 인과관계를 설명할 수는 없다. 그러므로 본 연구에서는 상관분석을 통해 변수 간의 상관관계를 파악하고 계량경제모형, 덤러닝을 통해 실증 분석을 하였다.

제2절 수산물 무역 동향 분석

본 절에서는 우리나라 수산물 무역 동향 분석을 통해 시장의 변화와 국가별, 품목별 특징을 파악하고자 한다. 또한, 주요 이슈가 수산물 무역에 미치는 영향을 함께 검토한다.

1. 수산물 무역 동향 분석

우리나라 수산물 무역 규모는 지속적 증가 추세를 보이며 2000년 30억 달러에서 2023년 94억 달러로 연평균 5.1% 증가하였다. 수산물 무역은 글로벌 자유무역주의 확산 및 중국의 WTO 가입 등으로 성장세를 보이고 있으며, 우리나라 또한 2004년 한-칠레 FTA를 시작으로 세계 여러 국가와 자유무역협정을 체결하며 수산물 무역이 증가하고 있다.

〈표 2-2〉 우리나라 연도별 수출입액 및 무역수지

단위: 백만 달러

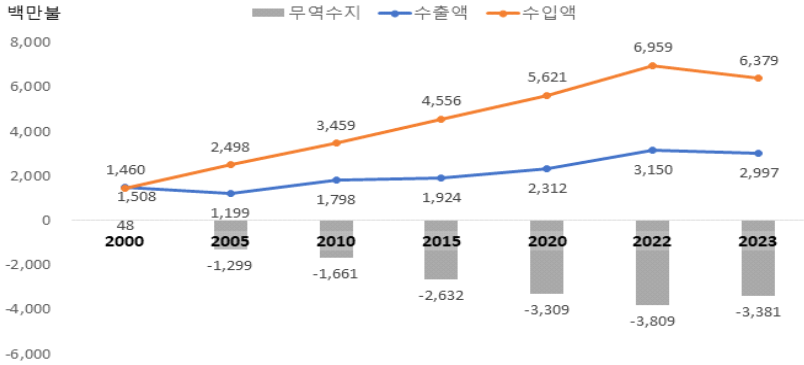
구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
무역액	2,968	3,697	5,257	6,480	7,933	10,109	9,376	100.0%
수출액	1,508	1,199	1,798	1,924	2,312	3,150	2,997	32.0%
수입액	1,460	2,498	3,459	4,556	5,621	6,959	6,379	68.0%
무역수지	48	-1,299	-1,661	-2,632	-3,309	-3,809	-3,381	-

주: 비중은 2023년 무역액 대비 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

주요 국가별 무역을 살펴보면 우리나라의 수산물 최대 무역대상국은 중국이며, 2023년 기준 무역액은 2,025백만 달러로 전체 수산물 무역액의 21.6%를 차지한다. 다음으로 러시아(12.4%), 베트남(11.3%), 일본(8.6%), 미국(7.0%) 순이며, 상위 5개국에 대한 무역이 전체 무역액의 60% 이상을 차지한다.

〈그림 2-1〉 수산물 수출입액 및 무역수지 추이



자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

〈표 2-3〉 우리나라의 국가별 수산물 무역 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	2,968	3,697	5,257	6,480	7,933	10,109	9,376	100.0%
중국	575	1,068	1,327	1,471	1,697	2,237	2,025	21.6%
러시아	129	282	501	717	963	1,474	1,162	12.4%
베트남	73	169	408	672	906	1,156	1,056	11.3%
일본	1,304	919	1,086	784	794	820	809	8.6%
미국	224	243	268	479	556	691	653	7.0%
노르웨이	21	30	98	222	432	615	577	6.1%
태국	90	183	228	312	325	354	406	4.3%
페루	11	24	42	108	204	229	241	2.6%
홍콩	22	30	84	87	160	182	185	2.0%
대만	49	77	118	137	132	191	184	2.0%

주: 품목 및 비중은 2023년 무역액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

품목별 무역을 살펴보면 우리나라 수산물 최대 무역 품목은 참치이며, 2023년 기준 889백만 달러로 전체 수산물 무역액의 9.5%를 차지한다. 다음으로 김(8.5%), 오징어(5.8%), 연어(5.6%), 명태(4.6%), 새우(4.1%) 순이다.

〈표 2-4〉 우리나라의 품목별 수산물 무역 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	2,968	3,697	5,257	6,480	7,933	10,109	9,376	100.0%
참치	319	275	464	657	742	919	889	9.5%
김	32	55	105	305	601	649	797	8.5%
오징어	133	166	205	260	497	445	544	5.8%
연어	32	44	75	225	368	669	527	5.6%
명태	113	286	446	419	422	861	431	4.6%
새우	81	173	227	336	374	466	389	4.1%
새우살	20	47	106	179	275	410	331	3.5%
게	7	40	52	154	345	301	290	3.1%
낙지	31	67	155	223	263	291	265	2.8%
소금	60	115	233	169	176	244	260	2.8%

주: 품목 및 비중은 2023년 무역액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

2. 수산물 수출 동향 분석

1) 전체

우리나라 수산물 수출의 경우 2000년 15억 달러에서 2023년 30억 달러로 연평균 2.9% 증가하였다. 주요 국가별 수출을 살펴보면 우리나라의 수산물 최대 수출대상국은 중국이며, 수출액은 2023년 기준 645백만 달러로 전체 수산물 수출액의 21.5%를 차지하였다. 다음으로 일본(21.3%), 미국(14.3%), 태국(8.4%), 베트남(8.1%) 순으로, 상위 5개국에 대한 수출이 전체 수출액의 74% 이상을 차지하였다.

〈표 2-5〉 우리나라의 국가별 수산물 수출 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	1,508	1,199	1,798	1,924	2,312	3,150	2,997	100.0%
중국	84	109	231	313	442	902	645	21.5%
일본	1,127	744	860	665	660	625	638	21.3%
미국	79	90	142	232	317	427	429	14.3%
태국	23	57	127	140	171	179	253	8.4%
베트남	1	5	32	89	151	215	241	8.1%
대만	18	13	22	35	58	70	74	2.5%
러시아	5	4	6	11	37	51	67	2.2%
인도네시아	7	6	9	15	31	72	64	2.1%
홍콩	13	9	28	53	60	69	55	1.8%
캐나다	13	9	15	28	36	42	50	1.7%

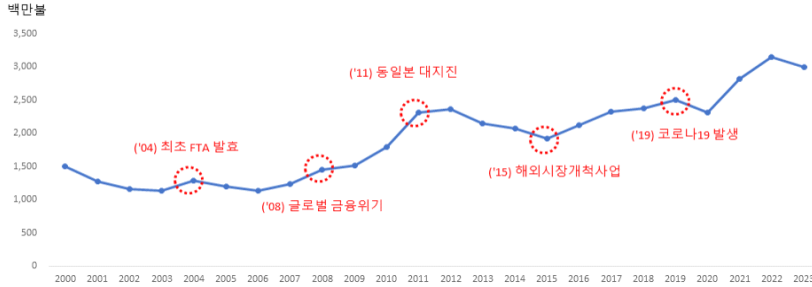
주: 품목 및 비중은 2023년 수출액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

우리나라 수산물 수출은 2000년 이후 자유무역주의 확산 등으로 증가세를 보였다. 2008년 글로벌 금융위기 영향에 따른 보호무역주의 확산, 수산물 수입 수요 감소 등의 영향으로 수산물 수출이 답보했지만, 2011년 동일본 대지진에 따른 일본, 중국 등의 한국산 수산물 수요 증가로 수출이 늘었다.

이후 감소세를 보이던 수산물 수출은 2015년 해외시장개척사업 등에 힘입어 다시 증가하였으나, 2019년 코로나19 발생에 의한 공급망 불확실성 증가로 감소하였다. 2021~2022년의 수산물 수출은 김의 글로벌 인지도 확산, 중국으로의 수입재 수출 증가 등의 영향으로 늘었으나, 2023년에는 글로벌 경기침체, 고유가 등으로 2022년 대비 감소하였다.

〈그림 2-2〉 수산물 수출액 및 주요 이슈



자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

품목별 수출을 살펴보면 우리나라 수산물 최대 무역 품목은 김으로, 2023년 기준 793백만 달러를 수출하며 역대 최고 실적을 기록하며 전체 수산물 수출액의 26.4%를 차지하였다. 다음으로 참치(18.8%), 고등어(3.7%), 굴(2.9%), 게(2.8%), 삼치(2.6%) 순으로, 김과 참치 상위 두 품목이 전체 수출의 약 45%를 차지하고 있다.

〈표 2-6〉 우리나라의 품목별 수산물 수출 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	1,508	1,199	1,798	1,924	2,312	3,150	2,997	100.0%
김	31	54	105	305	600	648	793	26.4%
참치	299	226	374	490	528	602	563	18.8%
고등어	26	13	27	26	36	69	110	3.7%
굴	130	61	66	96	71	80	86	2.9%
게	5	4	12	36	105	95	84	2.8%
삼치	12	21	55	45	35	59	78	2.6%
오징어	92	102	115	95	34	54	73	2.4%
이빨고기	0	7	29	43	31	90	69	2.3%
전복	0	9	37	39	52	65	59	2.0%
넙치	42	67	79	58	43	55	56	1.9%

주: 품목 및 비중은 2023년 수출액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

2) 품목별

(1) 김

김 수출의 경우 2000년 3억 달러에서 2023년 8억 달러로 연평균 14.5% 증가하였다. 주요 국가별 수출을 살펴보면 우리나라 최대 김 수출대상국은 미국이며, 수출액은 2023년 기준 170백만 달러로 전체 수산물 수출의 21.4%를 차지하였다. 다음으로 일본(18.1%), 중국(12.3%), 태국(8.4%), 러시아(7.2%) 순으로 상위 5개국에 대한 수출이 전체 수출액의 67% 이상을 차지하였다. 전체 수출 국가는 122개국이지만, 상위 5개국에 대한 높은 수출 집중도를 보인다.

〈표 2-7〉 우리나라의 국가별 김 수출 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	31	54	105	305	600	648	793	100.0%
미국	9	19	23	72	138	148	170	21.4%
일본	11	18	35	51	133	109	144	18.1%
중국	0	3	10	66	101	96	97	12.3%
태국	1	1	14	38	42	44	66	8.4%
러시아	0	1	2	4	31	41	57	7.2%
베트남	0	0	1	4	13	22	36	4.6%
대만	6	6	5	16	27	31	34	4.2%
캐나다	1	2	3	11	21	24	28	3.5%
인도네시아	0	0	0	4	8	18	26	3.2%
호주	0	1	2	6	13	18	19	2.4%

주: 국가 및 비중은 2023년 수출액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

세부 품목별로 보면 김은 조미김과 마른김 중심 수출 구조로, 2023년 기준 조미김은 293백만 달러(37.0%)를 수출하였으며, 마른김은 498백만 달러를 수출하여 전체 김 수출의 62.9%를 차지하였다.

〈표 2-8〉 우리나라 김 세부 품목별 수출 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	31	54	105	305	600	648	793	100.0%
조미김	17	16	32	80	174	213	293	37.0%
마른김	12	36	71	224	425	433	498	62.9%

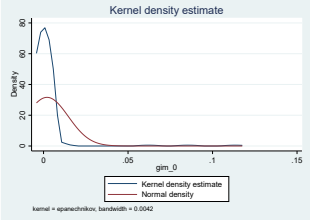
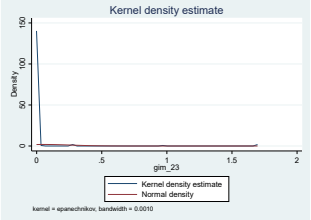
주: 1) 품목 및 비중은 2023년 수출액 기준

2) 조미김은 HSK 2008995010, 2106904010, 마른김은 1212211010 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

김의 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과, 2000년과 2023년 왜도와 첨도 모두 정규분포 수준보다 큰 것으로 나타났다. 다만, 2000년 대비 2023년 왜도 및 첨도가 줄어든 것은 국가별 분포의 편차가 줄었음을 의미하며, 이는 우리나라의 주요 수출 품목인 김의 수출국이 점차 다변화하고 있음을 보여준다.

〈표 2-9〉 김 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과

김 국가별 무역 시장		
구분	2000년	2023년
커널밀도함수 추정 결과		
관측치	150	150
평균	0.0020677	0.0528365
표준편차	0.0126112	0.2124946
왜도	7.303137	5.80564
첨도	57.4123	39.34885

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

조미김과 마른김의 커널밀도함수 추정 결과 왜도와 첨도 모두 정규분포 수준의 값은 아니었으나 두 품목 모두 2023년에는 200년 대비 왜도, 첨도의 수치가 낮아진 것을 확인할 수 있었다. 이는 김의 꾸준한 글로벌 인지도 상승과 주요국의 생산 부진에 따른 한국산 김 수입 수요 증가 등으로 시장이 다변화된 영향으로 판단된다.

〈표 2-10〉 김 품목별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과

구분	김(조미김)		김(마른김)	
	2000년	2023년	2000년	2023년
관측치	149	149	102	102
평균	0.0008052	0.0334557	0.001624	0.0287312
표준편차	0.0050911	0.1515254	0.0091934	0.1139298
왜도	8.748754	8.108163	6.54559	4.58235
첨도	84.19891	77.54403	46.82702	23.6195

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

(2) 참치

참치 수출의 경우 2000년 3.0억 달러에서 2023년 5.6억 달러로 연평균 2.3% 증가하였다. 주요 국가별 수출을 살펴보면 우리나라 최대 참치 수출 대상국은 태국이며, 수출액은 2023년 기준 151백만 달러로 전체 수산물 수출액의 26.8%를 차지하였다. 다음으로 일본(26.6%), 중국(9.7%), 베트남(8.8%), 프랑스(7.4%) 순으로 상위 5개국에 대한 수출이 전체 수출액의 79% 이상을 차지하였다. 전체 수출 국가는 72개국이지만, 김과 마찬가지로 상위 5개국에 대한 높은 수출 집중도를 보이고 있다.

〈표 2-11〉 우리나라의 국가별 참치 수출 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	299	226	374	490	528	602	563	100.0%
태국	10	43	94	88	105	97	151	26.8%
일본	281	169	166	189	178	195	150	26.6%
중국	1	2	13	20	40	32	54	9.7%
베트남	0	0	2	39	36	45	49	8.8%
프랑스	0	0	4	39	30	60	42	7.4%
이탈리아	1	0	20	21	30	43	31	5.5%
스페인	1	3	27	13	33	18	19	3.4%
미국	1	4	3	10	11	18	17	3.0%
필리핀	0	0	10	18	14	22	10	1.7%
인도네시아	0	0	0	1	1	20	8	1.3%

주: 국가 및 비중은 2023년 수출액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

세부 품목별 수출 동향은 〈표 2-12〉에 정리되어 있으며 이를 살펴보면 참치는 냉동 가다랑어와 냉동 피레트(참다랑어 이외) 중심 수출 구조로, 2023년 기준 냉동 가다랑어는 156백만 달러를 수출하여 전체 참치 수출의 27.7%를 차지하였다. 그리고 냉동 피레트(참다랑어 이외)는 180백만 달러가 수출되었으며 전체 참치 수출의 31.9%를 차지하는 것으로 나타났다.

참치의 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과〈표 2-13〉에 따르면, 2000년과 2023년 왜도와 첨도의 절대값이 모두 정규분포 수준보다 큰 것으로 나타났다. 다만, 2000년 대비 2023년 왜도 및 첨도가 줄어든 것은 국가별 분포의 편차가 줄었음을 의미하며 이는 우리나라의 주요 수출 품목인 김의 경우 수출국이 점차 다변화되고 있다는 것을 보여준다. 2000년대 대(對)일본 수출 의존도가 높았던 참치 수출에서는 원료용 냉동 제품 수출 확대 및 시장 개척 등의 노력으로 수출국이 점차 다변화되었다.

〈표 2-12〉 우리나라 참치 세부 품목별 수출 동향

단위: 백만 달러

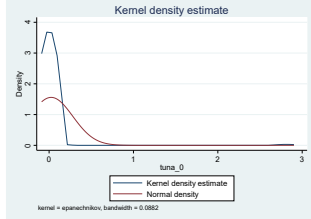
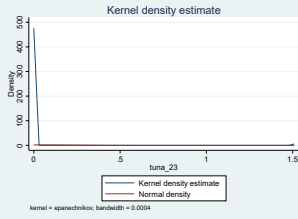
구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	299	226	374	490	528	602	563	100.0%
냉동 피레트 (참다랑어 이외)	0	0	0	188	184	233	180	31.9%
냉동 가다랑어	11	25	112	143	156	140	156	27.7%
냉동 황다랑어	78	58	107	66	87	83	91	16.2%
냉동 피레트 (참다랑어)	4	0	1	10	17	40	47	8.4%

주: 1) 품목 및 비중은 2023년 수출액 기준

2) 냉동 피레트(참다랑어 이외)는 HSK 0304879000, 냉동 가다랑어는 0303430000, 냉동 황다랑어는 0303420000, 냉동 피레트(참다랑어)는 0304295000, 0304871000 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

〈표 2-13〉 참치 국가별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과

참치 국가별 무역 시장		
구분	2000년	2023년
커널밀도함수 추정 결과		
관측치	121	121
평균	0.0246795	0.0465376
표준편차	0.2558737	0.2074647
왜도	10.84	6.073051
첨도	118.668	41.61042

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

참치는 원료용(냉동 가다랑어)과 소비용(냉동 피레트)으로 구분하여 살펴보고자 했다. 냉동 피레트와 냉동 가다랑어 모두 우측으로 긴 분포를 보였으며, 2023년 기준 냉동 가다랑어 왜도가 냉동 피레트보다 큰 것으로 나타났다. 이는 냉동 가다랑어의 국가별 분포 편차가 커진 것을 의미하며, 냉동 피레트 대비 수출이 특정국(태국) 중심으로 강화되고 있는 것으로 해석된다.

〈표 2-14〉 참치 품목별 수출 시장 커널밀도함수 추정 결과

구분	참치(냉동 피레트)		참치(냉동 가다랑어)	
	2000년	2023년	2000년	2023년
관측치	30	30	43	43
평균	0.0013001	0.0598862	0.0024827	0.0363385
표준편차	0.0070817	0.1613167	0.010778	0.185247
왜도	5.199228	3.533219	4.78506	6.133389
첨도	28.03287	15.24426	25.33535	39.3156

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

3. 수산물 수입 동향 분석

1) 전체

우리나라 수산물 수입의 경우 2000년 15억 달러에서 2023년 64억 달러로 연평균 6.3% 증가하였다. 주요 국가별 수입을 살펴보면 우리나라의 수산물 최대 수입대상국은 중국으로 전체 수산물 수입액의 21.6%를 차지하였다. 다음으로 러시아(17.2%), 베트남(12.8%), 노르웨이(9.0%) 순으로 상위 5개국에 대한 수출이 전체 수입액의 64% 이상을 차지하였다.

〈표 2-15〉 우리나라의 국가별 수산물 수입 동향

단위: 백만 달러

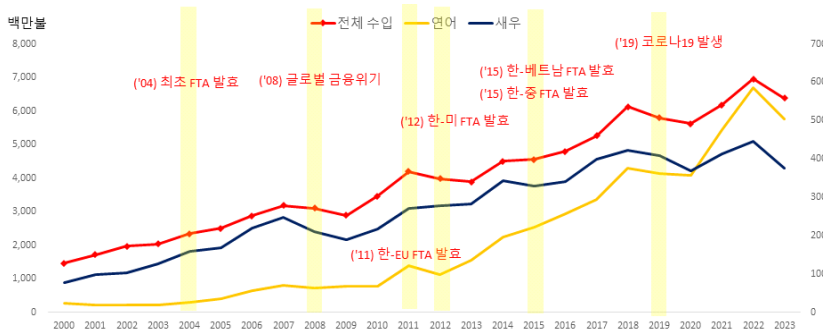
구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	1,460	2,498	3,459	4,556	5,621	6,959	6,379	100.0%
중국	491	959	1,096	1,158	1,254	1,336	1,380	21.6%
러시아	124	277	495	705	926	1,423	1,095	17.2%
베트남	72	165	376	583	755	940	814	12.8%
노르웨이	18	29	97	219	431	613	574	9.0%
페루	11	24	42	108	204	227	241	3.8%
미국	145	153	126	247	239	264	225	3.5%
칠레	24	57	77	146	149	176	175	2.7%
일본	177	175	226	119	134	195	171	2.7%
태국	68	125	101	172	154	174	153	2.4%
인도	11	21	49	69	103	125	140	2.2%

주: 품목 및 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

우리나라 수산물 수입은 2000년 이후 지속적으로 증가했으며 이는 FTA 체결국 증가 등 시장 개방 확대에 기인한 것으로 판단된다. 또한, 수입수산물에 대한 소비자들의 불안 심리 감소 및 소비 경험 축적, 상대국의 적극적인 시장 확대 노력 등으로 증가세가 이어지고 있다.

〈그림 2-3〉 수산물 수입액 및 주요 이슈



자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

품목별 수출을 살펴보면 우리나라 수산물 최대 무역 품목은 연어로 2023년 기준 505백만 달러를 수입하며 전체 수산물 수입액의 7.9%를 차지하였다. 다음으로 오징어(7.4%), 명태(5.9%), 새우(5.9%), 새우살(5.2%), 참치(5.1%) 순이었다.

〈표 2-16〉 우리나라의 품목별 수산물 수입 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	1,460	2,498	3,459	4,556	5,621	6,959	6,379	100.0%
연어	23	36	69	222	358	586	505	7.9%
오징어	40	64	90	165	463	391	471	7.4%
명태	107	278	416	405	408	601	377	5.9%
새우	78	167	217	330	369	446	376	5.9%
새우살	20	47	106	179	275	410	330	5.2%
참치	21	48	89	167	214	316	326	5.1%
낙지	31	67	154	222	262	290	265	4.1%
소금	57	110	225	158	165	233	247	3.9%
게	2	36	40	118	240	206	206	3.2%
대게	0	31	23	82	171	221	184	2.9%

주: 품목 및 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

2) 품목별

(1) 연어

연어 수입의 경우 2000년 2천만 달러에서 2023년 5억 달러로 연평균 13.7% 증가하였다. 주요 국가별 수입을 살펴보면 우리나라 최대 연어 수입국은 노르웨이로 전체 수산물 수출액의 81.5%를 차지하였다. 다음으로 칠레(12.9%), 러시아(2.9%) 순으로 노르웨이, 칠레 상위 2개국에 대한 수입이 전체 수입액의 94% 이상을 차지하였다.

〈표 2-17〉 우리나라의 국가별 연어 수입 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	23	36	69	222	358	586	505	100.0%
노르웨이	14	20	53	122	297	438	412	81.5%
칠레	1	9	14	68	46	61	65	12.9%
러시아	5	0	1	2	6	76	15	2.9%
미국	1	2	0	7	3	2	5	0.9%
호주	0	0	0	0	1	5	3	0.6%
영국	0	0	0	0	2	1	2	0.3%
뉴질랜드	0	0	1	0	1	0	1	0.3%
폴란드	0	0	0	0	1	1	1	0.1%
페로제도	0	0	0	0	0	0	1	0.1%
싱가포르	0	0	0	0	0	0	0	0.1%

주: 국가 및 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

제품 유형별 수입을 살펴보면 연어는 신선냉장과 냉동 중심의 수입 구조로 2023년 기준 신선냉장은 407백만 달러를 수입하며 전체 연어 수입의 80.6%, 냉동은 95백만 달러를 수입하며 전체 연어 수입의 18.8%를 차지하는 것으로 나타났다.

〈표 2-18〉 우리나라 연어 제품 유형별 수입 동향

단위: 백만 달러

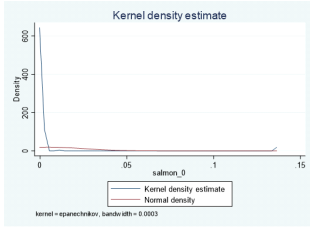
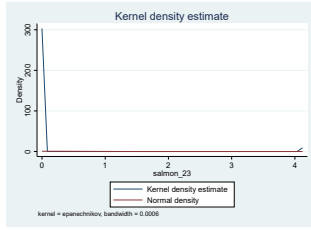
구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	23	36	69	222	358	586	505	100.0%
신선냉장	4	8	22	107	293	435	407	80.6%
냉동	17	24	46	93	62	150	95	18.8%
기타 조제	0	0	1	0	2	0	2	0.5%
훈제	1	1	1	1	1	1	1	0.2%

주: 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

연어의 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과, 2000년과 2023년 왜도와 첨도의 절대값 모두 정규분포 수준보다 큰 것으로 나타났다. 또한 2023년 왜도와 첨도 모두 2000년 대비 증가하였다. 2000년 이후 우리나라의 연어 소비와 수입은 지속적으로 증가하고 있는 가운데 칠레, 태국, 미국에서의 수입은 감소하고 있는 반면 대(對)노르웨이 연어 수입은 꾸준히 증가하고 있다.

〈표 2-19〉 연어 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과

연어 국가별 수입 시장		
구분	2000년	2023년
커널밀도함수 추정 결과		
관측치	49	49
평균	0.0047607	0.1031199
표준편차	0.0205282	0.5933922
왜도	5.71821	6.541374
첨도	36.11226	44.67603

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

(2) 새우

새우 수입은 2000년 8천만 달러에서 2023년 3억8천만 달러로 연평균 6.8% 증가하였다. 주요 국가별 수입을 살펴보면 우리나라 최대 새우 수입국은 베트남이며 전체 수산물 수출액의 41.7%를 차지하였다. 다음으로 태국(12.0%), 말레이시아(10.8%), 페루(10.3%), 에콰도르(7.7%) 순이었으며, 상위 5개국에 대한 수입이 전체 수입액의 82% 이상을 차지하였다. 특히, 2000년 전체 수입의 약 0.5%에 불과했던 베트남에서의 새우 수입은 2015년 한-베트남 FTA 발효 이후 큰 폭으로 증가한 것으로 판단된다.

〈표 2-20〉 우리나라의 국가별 새우 수입 동향

단위: 백만 달러

구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	78	167	217	330	369	446	376	100.0%
베트남	0	11	58	122	133	167	157	41.7%
태국	41	70	55	49	46	60	45	12.0%
말레이시아	1	1	39	19	37	41	41	10.8%
페루	0	0	0	3	37	48	39	10.3%
에콰도르	0	0	0	48	52	55	29	7.7%
중국	18	49	38	43	27	22	22	5.8%
아르헨티나	0	0	0	9	15	19	15	3.9%
러시아	1	1	0	3	2	14	9	2.4%
인도	3	2	0	13	3	2	4	1.0%
캐나다	2	4	2	2	2	4	3	0.9%

주: 국가 및 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

제품 유형별로 수입을 살펴보면 새우는 기타 조제와 냉동 중심의 수입 구조를 보인다. 2023년 기준 기타 조제는 189백만 달러를 수입하여 전체 새우 수입의 50.2%를 차지하였으며, 냉동은 158백만 달러를 수입하며 전체 새우 수입의 42.1%를 차지하는 것으로 나타났다.

〈표 2-21〉 우리나라 새우 제품 유형별 수입 동향

단위: 백만 달러

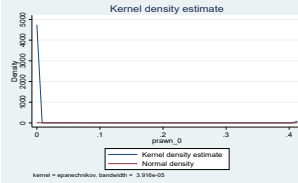
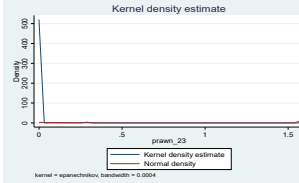
구분	2000년	2005년	2010년	2015년	2020년	2022년	2023년	비중
전체	78	167	217	330	369	446	376	100.0%
기타 조제	19	33	60	121	162	213	189	50.2%
냉동	41	68	128	170	171	204	158	42.1%
건조	7	17	16	18	19	19	19	5.1%
염장염수장	8	12	9	16	16	8	9	2.4%

주: 비중은 2023년 수입액 기준

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

새우의 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과, 2000년과 2023년 왜도는 각각 7.4, 7.0으로 모두 절대값 2보다 큰 것으로 나타났다. 첨도 또한 각각 61.8, 57.3으로 결과값이 3보다 큰 것으로 나타났다. 2023년 왜도와 첨도가 2000년 대비 감소하였으나 정규분포 수준에서 벗어나 있으며 이는 연어의 경우와 마찬가지로 새우 또한 특정 국가에 편중된 수입 구조로 되어 있음을 나타낸다.

〈표 2-22〉 새우 국가별 수입 시장 커널밀도함수 추정 결과

새우 국가별 수입 시장		
구분	2000년	2023년
커널밀도함수 추정 결과		
관측치	93	93
평균	0.0083419	0.0404211
표준편차	0.0471293	0.1802798
왜도	7.492308	6.980355
첨도	61.79466	57.34658

자료: 한국무역통계진흥원 수출입 통계 원자료를 바탕으로 저자 재가공

제3절 수산물 무역 구조 분석

본 절에서는 무역 이슈가 수산물 무역 시장에 미치는 영향을 체계적으로 분석하기 위해, 주요 무역 영향 요인을 이론적으로 검토하고 우리 시장과 실질적으로 어떠한 관련이 있는지를 파악한다. 이러한 과정은 이후 전망 등에 주요한 기초 근거자료로 활용 가능하다.

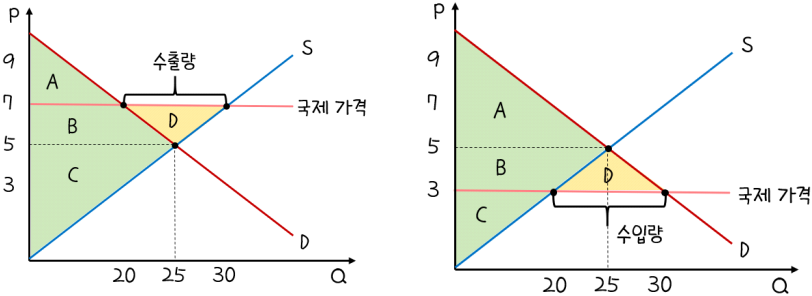
1. 가격 요인과 무역 구조 변화

1) 이론적 배경

무역은 세계 시장에서 자국의 경제적 이득을 얻기 위해 이루어진다. 국가 간 비교우위를 점하는 제품을 서로 수출함으로써 국가들은 무역을 통해 경제적 이익을 얻을 수 있다. 각 국가의 제품에 대한 비교우위와 무역을 통한 경제적 이득은 자국과 외국에서 판매하는 재화의 가격이 서로 다른 것에 기인하며, 여기서 가격은 무역 구조 변화를 설명하는 주요 요인 중 하나로 작용한다.

경제학적 접근으로 가격 요인과 무역 구조의 관계를 보면, 제품의 국내 가격이 국제 가격보다 낮다면 이 국가는 비교우위가 있으며 제품의 수출을 통해 이익을 얻을 수 있다. 반면, 국내 가격이 국제 가격보다 높다면 비교우위가 없어 다른 나라에서 제품을 수입하는 것이 이익이 된다.

〈그림 2-4〉 국제무역에서의 수출과 수입 결정

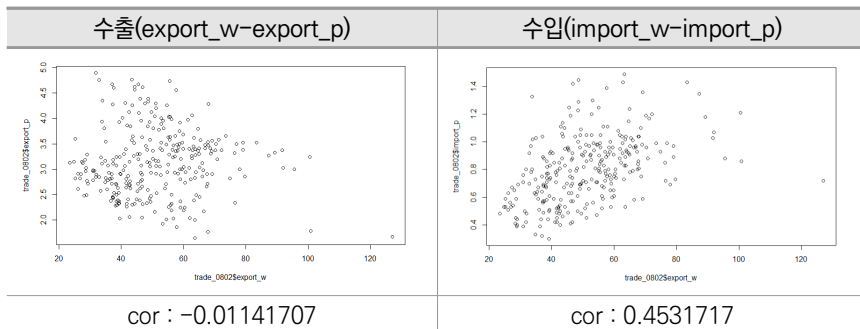


자료: 아차카 블로그, 국제무역과 관세, 무역 규제, <https://achaka.tistory.com/28>(검색일: 2020.12.8.)

2) 상관관계 분석

가격 요인이 무역 시장에 미치는 영향을 분석하기 위해 상관관계 분석을 하였다. 수출(export_w)과 수출가격(export_p)의 상관관계 계수(correlation coefficient)는 -0.01이었으며, 음(-)의 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다. 이는 제품의 수출가격이 상승하면 세계 시장에서 제품의 가격 경쟁력이 저하되어 수출이 감소하기 때문이다. 수입(import_w)과 수입가격(import_p)의 상관관계 계수는 0.45로 양(+)의 관계를 가지며, 비교적 높은 상관관계를 보였다.

〈그림 2-5〉 무역량과 가격 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

2. 경제 요인과 무역 구조 변화

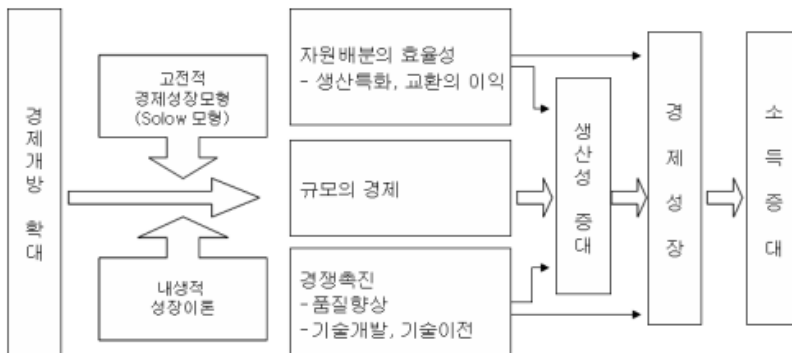
1) 이론적 배경

경제 요인과 무역은 상호 의존적 관계를 가지며 무역은 경제성장, 기술 혁신, 자원 배분의 효율성, 경제 안정성 등에 중요한 역할을 한다. 무역의 경제성장 촉진에 대해서는 이론적으로도 실증적으로도 오래전부터 연구가 이루어져 왔다.

무역은 세계적 수준에서 자원의 효율적배분을 촉진할 뿐만 아니라 자본재 수입을 통해 다른 국가의 기술 습득을 가능하게 하고, 다른 국가의 시장을 이용함에 따라 규모의 경제를 가능하게 하여 자국의 경제성장에 기여한다.⁴⁾

또한, Frankel and Romer(1999)에 따르면 경제의 성장과 무역의 개방은 서로 내생적 관계라고 주장하였다. 즉 무역이 한 나라의 경제적 성장에 영향을 주지만 경제성장 역시 해당 국가의 무역에 영향을 주는 상호 영향 관계로 분석했다.⁵⁾

〈그림 2-6〉 경제개방과 경제성장 및 소득증대 구조



자료: 김동현 외(2011), p. 32.

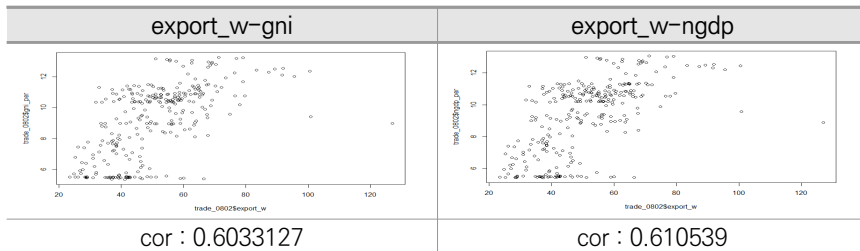
4) 김태기·박구승(2006), p. 32.

5) 백서인·송현석(2012), p. 7.

2) 상관관계 분석

경제 요인이 무역 시장에 미치는 영향을 분석하기 위해 상관관계 분석을 하였다. 경제 요인 변수로는 수출의 경우 1인당 국민총소득(gni_per), 1인당 명목 GDP(ngdp_per), 수입은 1인당 가처분소득(pgdi)과 물가지수(scp_i)를 활용하였다. 수출(export_w)과 1인당 국민총소득, 1인당 명목 GDP의 상관관계 계수는 각각 0.60, 0.61이었으며, 양(+)의 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다.

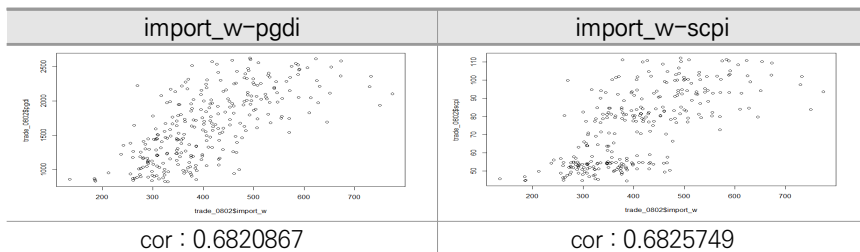
〈그림 2-7〉 수출량과 경제 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

수입량과 1인당 가처분소득(pgdi), 물가지수(scp_i)의 상관관계 계수는 0.68로 양(+)의 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다. 분석결과, 수출입 모두 경제 요인과 높은 상관관계를 보이고 있음을 확인했으며, 이는 무역과 경제 요인들이 상호 영향을 주어 성장한다는 이론적 배경에 부합하는 결과이다.

〈그림 2-8〉 수입량과 경제 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

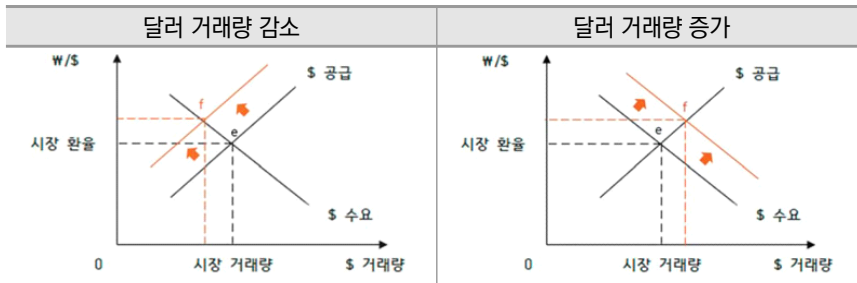
3. 환율 요인과 무역 구조 변화

1) 이론적 배경

환율 변동은 수출입에 중대한 영향을 미치며, 자국 통화 가치의 상승과 하락은 수출입 가격 경쟁력을 변화시켜 무역량에 영향을 준다. 환율은 양 국가 간 통화의 비율을 나타내며, 환율은 외환시장에서 국가 간 통화의 수요와 공급에 의해 결정된다.

아래 그래프에서 보는 바와 같이 세로축은 시장 환율을 나타내고 가로축은 달러의 거래량을 나타내는데, 환율이 하락(원화 가치 상승)하면 수출품의 가격은 상승하고 이로 인해 수출은 감소한다. 반면, 환율이 상승(원화 가치 하락)할 경우에는 수출품의 가격은 하락하여 국제 시장에서의 가격 경쟁력은 높아지고 이는 수출 증가로 이어진다.

〈그림 2-9〉 환율의 변동 및 결정



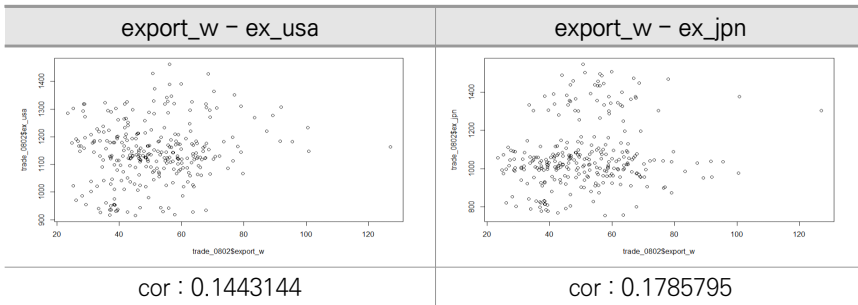
자료: 매일경제(2022.10.28.), 불붙은 '역환율 전쟁'...한국이 살아남으려면, <https://www.mk.co.kr/news/economy/10506261>

2) 상관관계 분석

상관관계 분석을 위한 환율 요인 변수로는 원/달러(ex_usa) 환율과 원/엔(ex_jpn) 환율을 고려하였다. 수출(export_w)과 변수 간의 상관관계 계

수는 각각 0.14, 0.18였으며, 모두 양(+)의 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다. 계수값은 0.1 수준으로 변수 간 상관관계는 비교적 약했으나, 부호는 양수를 보이며 방향성은 일치하는 것으로 분석되었다.

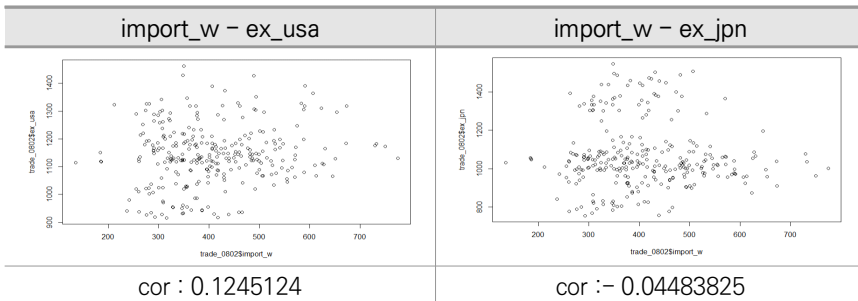
〈그림 2-10〉 수출량과 환율 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

수입(import_w)의 경우 원/달러(ex_usa) 환율과의 상관계수는 0.12였고, 원/엔(ex_jpn) 환율은 -0.04로 분석되었다. 원/달러(ex_usa) 환율의 경우 수출입 모두 비슷한 수준의 상관계수 값과 동일한 방향성을 보였으나, 원/엔(ex_jpn) 환율과 수입 간의 상관관계는 매우 적은 수준이며, 방향성 또한 음의 관계를 갖는 것으로 분석되었다. 이는 수산물 무역 대금 결제에서 수출은 통상 엔, 수입은 주로 달러를 활용하는 점에 기인한 것으로 해석된다.

〈그림 2-11〉 수입량과 환율 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

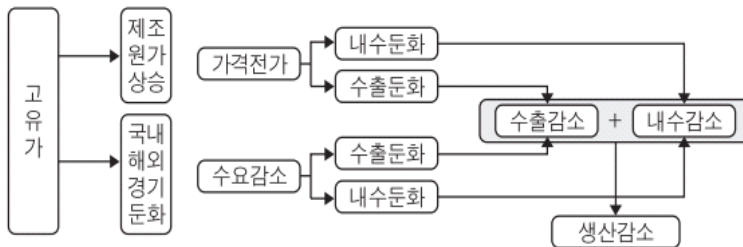
4. 유가 요인과 무역 구조 변화

1) 이론적 배경

유가의 변동은 세계 거시경제에 직간접적 영향을 미치며 이는 우리나라 무역 구조 변화에도 그렇다. 유가 상승은 세계 및 국내 경기둔화로 이어져 수출수요와 내수수요 모두의 감소를 야기한다. 특히 제품 생산원가 상승은 수출단가 상승으로 이어져 경쟁국에 비해 국내 수출에 부정적 영향을 줄 수 있다. 특히 원유를 전량 수입하는 우리나라의 경우 국제유가 상승은 곧 원유 수입액 증가로 이어지며, 이로 인한 제조원가 상승으로 우리나라 수출품의 가격 경쟁력은 저하될 수 있다(최호상, 2006, p.25-29).

다만, 수출기업들은 장기와 단기의 이윤극대화를 위해 전략적으로 수출 가격을 결정한다. 또한 대외 거시경제 환경 등도 수출가격 결정에 영향을 미친다. 따라서 비용 상승 또는 하락 요인을 수출가격에 전가하는 데 있어서 비대칭적 형태가 나타날 수 있다. 이는 국제유가 상승 시 수출 물가에 미치는 영향과 하락 시 미치는 영향이 서로 다를 수 있다는 것을 의미한다(홍성욱·김화년, 2016, p.663).

〈그림 2-12〉 고유가의 경제 전반 파급 경로

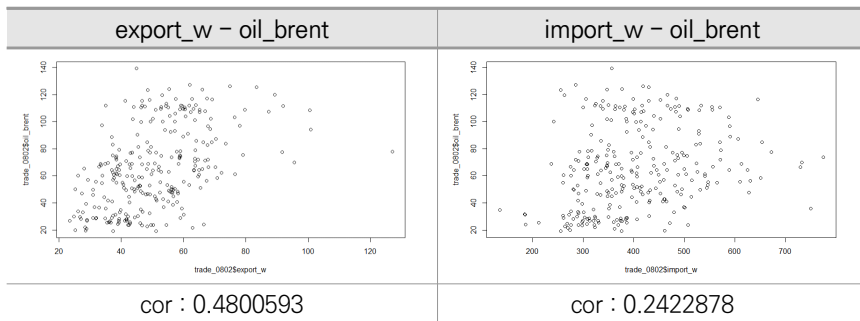


자료: 이경숙·민성환(2008), p. 4.

2) 상관관계 분석

상관관계 분석을 위한 유가 요인 변수로는 브렌트유(oil_brent) 가격을 고려하였다. 수출(export_w)과 변수 간의 상관계수는 0.48, 수입(import_w)과의 상관계수는 0.24였으며 모두 양(+)의 관계를 갖는 것으로 분석되었다. 계수값은 0.2~0.5 수준으로 중간 정도의 상관관계를 보였으며 방향성 또한 일치하는 것으로 분석되었다.

〈그림 2-13〉 무역량과 유가 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

5. 생산 요인과 무역 구조 변화

1) 이론적 배경⁶⁾

어업생산의 투입(input)과 산출(output) 간 관계를 미시경제학적 이론을 바탕으로 살펴보면 일반적으로 수산자원경제 분야에서는 어업생산량(Q)을 자원량(X)과 어획노력(E)의 함수 형태로 가정한다.

$$Q = f(X, E) \dots\dots\dots \text{[식 2-3]}$$

$$E = f(L, K) \dots\dots\dots \text{[식 2-4]}$$

6) 이현동·하현정·허수진(2019), pp.12-19; 이상고(2007), p.58.

그러나 자원량과 어획노력은 상호 독립적 대체관계가 아니라 상호 종속적인 관계를 갖는 것으로 분석된다. 장기적인 관점에서 자원량(X)이 어획노력(E)에 영향을 받는 함수관계가 성립됨에 따라 전통적 생산이론이 적용되지 않는 것으로 해석된다.

결국 어획노력을 일정하게 유지하는 경우에 어업 생산량은 자원량과 관계없이 어획노력에 의해 결정된다.

$$Q = f(X,E) = f(X(E),E) = f(E) \dots\dots\dots \text{[식 2-5]}$$

노동과 자본은 생산함수에서 생산요소로 투입되는데 여기서 자본은 stock의 개념이다. 즉, 어획노력이 투입됨에 따라 생산량은 증가하나 일정한 한계 지점에 도달한 이후에는 점차 감소하게 된다.

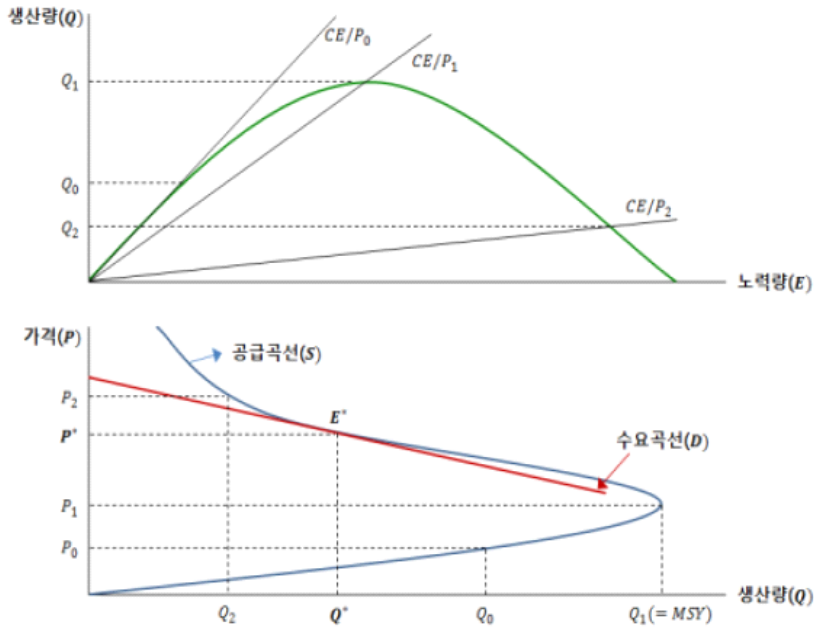
$$Y = AK^{\alpha}L^{\beta} \dots\dots\dots \text{[식 2-6]}$$

아래 <그림 2-14>와 같이 어획노력량이 증가함에 따라 생산량이 증가하지만 결국 Q1에 이르러 최대가 되며, 이후 생산량이 감소하는 관계를 보여주고 있다. 이때 주어진 가격수준인 P0, P1, P2에 따라 생산량과 어획노력량의 균형값은 달라지고 이를 통해 자유어업하에서의 공급곡선을 도출할 수 있다.

공급함수는 가격수준에 따라 우상향하는 형태를 보이다가 생산량(MSY:Maximum Sustainable Yield) 수준 Q1을 지나서 후방 굴절하는 독특한 형태를 보인다.

일반적 경제이론 관점에서 보면 어업생산에 있어서 수요곡선은 우하향하는 수요함수를 가진다. 즉 어업생산에 있어서 균형은 수요곡선과 공급곡선이 만나는 E*에서 이루어진다.

〈그림 2-14〉 어업생산노력과 생산량, 어업의 공급곡선 및 수요곡선



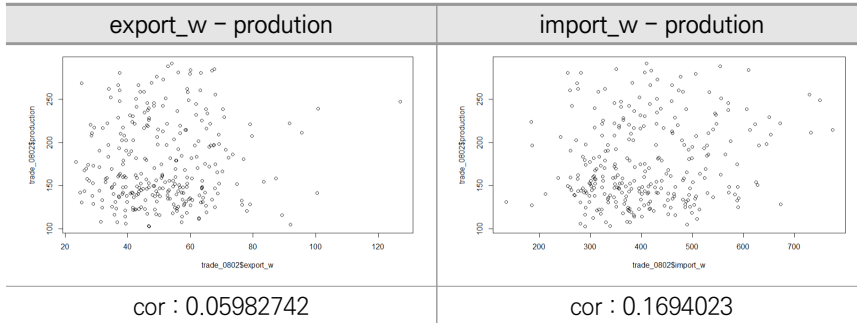
주: 자유어업의 생물경제적 균형은 총수입($TR(E)$)과 총비용($TC(E)$)이 일치하는 점에서 이루어짐. 상단 그림에서 초록색 포물선은 총수입을, 직선은 3가지 가격조건하에서의 총비용($TC=C \cdot E$)을 어획물의 가격(P)으로 나눈 생산량 단위당 비용을 의미함

자료: 이헌동·하현정·허수진(2019), p. 19.

2) 상관관계 분석

상관관계 분석을 위한 생산 요인 변수로는 바닷말류가 제외된 국내 수산물 생산량(production)을 활용하였다. 수출(export_w)과 변수 간의 상관계수는 0.06, 수입(import_w)과의 상관계수는 0.16으로 수출입 모두 양(+)의 상관관계를 갖는 것으로 분석되었다. 계수의 방향성은 일치하는 것으로 나타났으나, 계수값은 0.06~0.2 수준의 비교적 낮은 상관관계를 보이는 것으로 분석되었다.

〈그림 2-15〉 무역과 성장 요인 상관분석 결과



자료: 저자 작성

제4절 소결

본 장에서는 2000년부터 2023년까지의 데이터를 활용하여 수산물 무역의 구조적 변화와 동향을 분석하였다. 이는 국가별 및 품목별 수출입 구조의 변화를 체계적으로 이해하고, 무역 전망 모형 설계의 복잡성을 파악하는 데 도움이 되었다.

우선, 무역 구조 및 동향 분석을 통해 수산물 무역의 증가 추세와 주요 변화를 조명하였다. 특히 국가별 무역액의 변화와 품목별 수출입 동향을 분석함으로써 수산물 무역의 발전 양상을 파악하였다. 또한, 수출 및 수입 구조 분석을 통해 주요 무역 대상국과 수출입 품목을 식별하였으며, 글로벌 경제 이슈들이 수산물 시장에 미치는 복합적 영향을 확인하였다.

우리나라 수산물 무역 구조 및 동향 분석 결과, 수출은 중국, 일본, 미국을 중심으로 이뤄지고 있으며 주요 수출 품목은 김과 참치인 것으로 확인되었다. 수입의 경우 주요 수입국은 중국, 러시아, 베트남이었으며 주요 수입품목은 연어, 새우, 새우살로 파악되었다.

커널밀도함수 분석을 활용하여 시간이 지남에 따라 국가별 및 품목별 무역 구조가 어떻게 변화하는지 비모수적으로 평가하였다. 이를 통해 수산물 무역의 특징과 강점을 파악하고, 무역의 집중도 및 다변화 정도를 평가할 수 있었다. 이러한 분석은 무역 구조의 경제적, 정치적 요인에 대한 반응을 파악하는 중요한 지표로 활용될 수 있다.

또한, 글로벌 주요 이슈 및 대내외 여건 변화 등 주요 요인(가격, 경제, 환율, 유가, 생산)들이 수산물 무역에 미치는 영향을 분석하기 위해 이론적 배경 및 상관관계를 검토하였다.

가격 요인과 무역과의 상관관계는 비교우위에 입각하여 설명될 수 있으며, 우리나라 수산물 수출과 수출가격 간에는 음의 상관관계, 수입과 수입 가격 간에는 양의 상관관계가 있는 것으로 조사되었다.

경제요인의 경우 수산물 수출과 경제성장 및 소득 증대 간에는 양의 상관관계가 있고, 수입과 국내 가처분 소득 및 수산물 물가지수 상승 간에는 양의 상관관계가 있음을 확인하였다.

환율 요인은 원/엔, 원/달러 변수를 활용하여 상관관계를 분석하였으며, 우리나라 수산물 수출은 원/엔, 원/달러 환율에, 수입은 원/달러 환율에 영향을 받는 것으로 분석되었다.

유가 요인은 브렌트유 지수를 활용하여 분석하였으며, 우리나라 수산물 수출과 수입 모두 유가와 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 다만, 유가는 일반적으로 무역 수요를 줄이는 요인으로 알려져 있어 추가적인 실증 분석이 필요할 것으로 판단된다.

생산 요인의 경우 우리나라 수산물 수출과 수입 모두에서 양의 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 생산 요인은 품목 간 대체 관계 등에 따라 영향 정도가 크게 다를 수 있으며, 주요 수입 품목의 국내 생산 품목과의 경

합 정도가 낮아 추가 분석이 필요할 것으로 사료된다.

수출입에 대한 요인별 상관관계를 종합적으로 검토한 결과 수출은 경제 요인, 유가와 비교적 높은 상관관계를 갖는 것으로 분석되었고 수입은 가격 요인, 경제 요인, 유가와 높은 상관관계가 있는 것으로 분석되었다. 다만, 종속 변수에 대한 일부 요인들의 상관관계 방향성은 일반적인 경제학적 측면에서 볼 때 설명이 어려운 부분이 있어 이에 대해서는 추가적인 확인 및 실증 분석이 필요할 것으로 판단된다.

〈표 2-23〉 주요 요인별 수출입과의 상관관계

구분		설명
수출	가격 요인	수출가격 상승 => 음의 상관관계
	경제 요인	세계경제 성장 => 양의 상관관계
	환율 요인	원화 약세 => 양의 상관관계
	유가 요인	유가 상승 => 양의 상관관계 * 추가 확인 필요
	생산 요인	생산 증가 => 양의 상관관계
수입	가격 요인	수입가격 상승 => 음의 상관관계
	경제 요인	국내 소득 증가 => 양의 상관관계 국내 물가 상승 => 양의 상관관계
	환율 요인	원화 약세 => 음의 상관관계
	유가 요인	유가 상승 => 양의 상관관계 * 추가 확인 필요
	생산 요인	생산 증가 => 양의 상관관계 * 추가 확인 필요

자료: 저자 작성

본 장은 수산물 무역 전망 모형을 구축하기 전에 시장의 복잡성과 동태성을 이해하는 데 기여하며, 이를 바탕으로 미래 무역 전략을 수립하고 글로벌 무역 환경의 변화에 효과적으로 대응할 수 있는 전략적 접근 방안을 모색하는 데 기여할 것으로 판단된다.

03

수산물 무역 데이터 분석

제1절 분석 개요

본 절은 수산물 무역 전망에 활용될 주요 변수들의 범위와 구조를 살펴보는 단계로, 데이터 분석에 사용될 절차와 자료 목록을 다룬다. 특히 각 데이터의 구조를 상세히 검토하기 위해 활용될 분석 방법론을 소개하며, 이를 통해 각 변수가 지닌 특징을 이해할 수 있다. 또한, 해당 분석 자료들이 실증 분석에 바로 활용가능한 형태인지도 검토할 수 있다.

1. 분석 개요

탐색적 데이터 분석(EDA: Exploratory Data Analysis)은 데이터를 본격적으로 분석하기 전에 데이터의 구조를 이해하고 특징을 파악하는 절차이다. 이 과정은 수산물 무역 전망을 포함한 모든 데이터 기반 연구에서 핵심적인 역할을 하며 데이터의 구조, 패턴, 이상치, 그리고 주요 변수 간의 관계 등을 심도 있게 파악하여 데이터의 특성과 잠재적 문제점을 이해하는 데 도움을 준다. 특히 본 연구에서는 시계열 데이터를 사용하므로 그에 대한 안정성 확보가 중요하다. 따라서 본 장에서는 연구에 활용할 변수

의 기본 특성을 살피고, 각 변수의 데이터 구조와 시계열 가정의 적합성을 평가하였다.

1) 분석 절차

탐색적 데이터 분석(EDA)은 데이터의 특성을 이해하고, 시계열 분석을 위한 기초자료를 구성하는 데 있어 중요하다. 이 과정을 통해 데이터의 질과 분석의 적합성을 보장할 수 있으며, 이후 분석에서의 정확성과 신뢰성을 높이는 데 도움을 준다.

우선, 데이터 구조를 파악한다. 이는 각 데이터의 기본 성질은 물론, 이상치(outlier) 등을 식별하는 과정이다. Z점수(Z Score)를 이용하여 이상치를 탐지하고 그 처리 방법을 검토한다. 다음으로, 시계열 데이터의 안정성 여부를 확인한다. 이를 위해 ADF 검정(Augmented Dickey-Fuller Test)을 사용하여 단위근 존재 여부를 확인한다. 이는 시계열 데이터의 정상성 여부를 판단하는 과정이다. 이후, 추가로 STL 분해(Seasonal and Trend decomposition using Loess)를 수행한다. 이전 연구에서는 개별 데이터의 성질을 상세히 살펴본 경우가 드물었기 때문에, 본 연구는 후속 연구 수행 등을 위한 기초자료로 활용될 수 있도록 시계열의 구조적 속성을 파악한다. 또한, 자기상관성 검토를 위해 ACF(Autocorrelation Function) 분석을 사용한다. 이는 시계열 모델링에서 데이터 포인트 간의 독립성을 평가하는 데 있어 중요한 절차이다.

〈표 3-1〉 EDA 분석 개요

탐색적 데이터 분석	
① 데이터 분포	• 기초 통계 검토
② 이상치 파악	• Z 점수
시계열 안정화 프로세스	
① 시계열 정상성 판단	• ADF 검정
② 추세 및 계절성 검토	• STL 분해
③ 자기상관성 검토	• ACF 검정

자료: 저자 작성

2) 분석 자료

본 연구는 무역 단기 전망을 목표로 하는 만큼, 최신 월별 데이터(2000년 1월~2023년 12월)를 활용하고자 하였다. 주요 변수들은 이전 선행연구 등에서 논의되었던 요인을 중심으로 가격, 경제, 환율, 유가, 생산 요인으로 유형화하였다. 이와 같은 구분은 향후 주요 변수 간 중복사용(다중공선성 문제 등)에 따른 문제를 해소하는 데 도움을 줄 수 있다.

- ① 가격 요인: 수산물 무역 전망의 핵심 변수로 활용될 것으로 전망되는 수출 및 수입가격은 금액/물량으로 구성되어 있으며, 한국무역통계진흥원에서 제공하는 원자료를 KMI에서 가공(수산물 분류)하여 사용한다. 상대가격(가중평균)은 전체 수출입의 경우 어종을 기준으로, 품목별 수출입의 경우 제품유형을 기준으로 하여, 월별 수출입가격을 연간 수출입 금액에 따라 가중치를 부여하여 합산한 값을 사용하였다.
- ② 경제 요인: 경제성장률과 실질소득 등 경제 관련 변수는 세계은행(World Bank)과 국제통화기금(IMF)의 International Financial Statistics(IFS) 데이터를 바탕으로 한다. 연도별로 제공되는 GDP 및 GNI 데이터는 월별로 변환하여 사용했으며, 2023년 데이터는 현재 발표되지 않았기 때문에, 이전 연도의 세계 경제성장률을 추정치로 활용하였다. 추가로, 소비자물가지수와 1인당 가처분 소득은 한국은행 데이터를 기반으로 하고 있다.
- ③ 환율 요인: 주요 무역 환율로서 미국 달러 및 일본 엔화에 대한 원화 환율을 명목환율과 실질실효환율로 구분하여 분석에 포함하였다. 명목환율은 한국은행의 경제통계시스템을 이용했으며, 실질실효환율은 국제결제은행(BIS) 데이터를 활용하였다.
- ④ 국제 유가: 유가 데이터는 산업통계분석시스템에서 제공하는 데이터를 사용하였다. 유가의 변동은 수출입 환경 변화에도 영향을 미칠 것

으로 전망된다.

- ⑤ 생산 요인: 본 연구에서는 수산물 무역의 중요성을 고려하여 생산 요인을 추가하여 모형에 반영하고자 하였다. 해당 데이터는 통계청 데이터를 기반으로 하고 있다.

〈표 3-2〉 수산물 무역 전망 분석 자료

구분	변수명	설명	출처
수출	Export_w	수출량	한국무역통계진흥원
	Export_v	수출액	
수입	Import_w	수입량	
	Import_v	수입액	
수출입 가격	Export_p	수출가격	
	Export_rp	수출상대가격	
	Import_p	수입가격	
	Import_rp	수입상대가격	
경제	NGDP	명목GDP	World Bank
	RGDP	실질GDP(2015년 기준)	
	GNI	국민총소득(명목)	
	NGDP_per	1인당 명목GDP	
	RGDP_per	1인당 실질GDP	
	GNI_per	1인당 국민총소득(명목)	
	RGDP_Growth	경제성장률	IMF
	Seafood_CPI	수산물소비자물가지수	한국은행
환율	PGDI	1인당 가계총처분가능소득	통계청
	Ex_usa	원/달러 명목환율	한국은행
	Ex_jpn	원/엔 명목환율	
	Rex_usa	원/달러 실질실효환율	BIS
	Rex_jpn	원/엔 실질실효환율	
유가	Oil_dubai/brent/wti	유가 (두바이유, 브렌트유, 서부 텍사스 중질유)	산업통계분석시스템
생산	Production	수산물 생산량	통계청

자료: 저자 작성

본 연구는 수산물 무역 전체에 대한 전망뿐만 아니라, 주요 수출입 품목에 대한 예측까지 다룬다. 주요 수출 품목인 김, 참치, 연어, 주요 수입 품목인 연어, 새우에 대해서는 해당 품목에 해당되는 수출, 가격, 생산 자료를 활용하였다.

〈표 3-3〉 주요 품목별 무역 전망 분석 자료

구분	변수명	설명	출처
수출	Export_w	김, 참치, 연어, 새우 수출량	한국무역통계진흥원
	Export_v	김, 참치, 연어, 새우 수출액	
수출입 가격	Export_p	김, 참치, 연어, 새우 수출입 가격	
	Export_rp	김, 참치, 연어, 새우 상대수출입 가격	
생산	Production	김, 참치, 연어, 새우 생산량	통계청

자료: 저자 작성

2. 분석 방법론

1) 데이터 구조 검토

(1) 데이터 분포(Distribution)

데이터의 분포는 기초 통계 구조 검토는 물론 히스토그램, 박스 플롯 등을 활용하여 확인할 수 있다. 이러한 데이터 분포는 분석에 활용되는 데이터 구조에 문제가 없는지를 확인할 수 있게 하며, 각 변수의 구조를 이해하는데 도움을 준다.

(2) 이상치 파악(Z-Score)

본 연구와 같이 원자료를 활용하는 상황에서 이상치 검토는 큰 의미가 없을 수 있다. 이상치라고 판단되더라도, 그 결과 역시 사실에 근거한 자료

일 수 있기 때문이다. 그러나 본 연구에서는 각 데이터에 특이 포인트가 있는지를 확인하기 위해 Z점수(Z-Score)를 통해 이상치를 파악하였다.

〈표 3-4〉 Z-Score 개요

개념 및 분석 방법론
[개념] Z-Score는 데이터 포인트가 데이터 세트의 평균으로부터 얼마나 떨어져 있는지를 나타내는 통계적 측정을 의미한다.
[분석 방법론] Z-Score를 수식으로 나타내면 다음과 같다. $Z = \frac{(X - \mu)}{\sigma}$ 개별 데이터 포인트가 평균으로부터 얼마만큼 떨어져 있는지를 수치화한 것으로, 이는 이상치 식별에 유용하다. 일반적으로 ± 3의 Z 점수는 상위 또는 하위 약 0.3%에 위치함을 나타내며 이는 이상치로 판단한다.

자료: 저자 작성

2) 시계열 가정 검토

(1) 단위근 검정(ADF 검정)

시계열의 정상성을 확인하기 위해 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정을 수행한다. ADF 검정의 주요 목적은 시계열 데이터에 단위근(unit root)이 존재하는지를 판단하는 것이다. 단위근이 존재하는 시계열은 비정상적이며, 시간에 따라 평균이나 분산이 변할 수 있다. 이는 시계열이 무작위 걸음(random walk) 특성을 가질 수 있음을 의미하며, 이러한 경우 예측이 어려워진다.

〈표 3-5〉 ADF 검정 개요

개념 및 분석 절차

[개념]

ADF 검정은 시계열 데이터의 단위근(Unit root) 존재 여부를 판단하기 위한 방법이다.

[분석 절차]

- ① 시작 단계: 귀무가설과 대안가설을 설정한다.
 - 귀무가설(H_0): 시계열 데이터에 단위근이 존재한다.
 - 대안가설(H_1): 시계열 데이터에 단위근이 존재하지 않는다.
- ② 모형 설정: 단위근을 포함하는 AR(1) 모형을 설정한다. 이때, 모형은 데이터의 자기상관을 설명하기 위해 지연된 항들을 포함한다.
- ③ 단위근 존재 여부 판단: AR(1) 모형의 파라미터 추정 후 통계적 검정을 수행한다. 모형의 지연된 항의 계수가 -1에 가까운지를 확인하며 계산된 ADF 통계량을 임계값(Critical values)과 비교한다. 임계값은 주어진 유의수준에서 단위근의 존재 여부를 결정한다.
만약, ADF 통계량이 임계값보다 작거나 더 큰 음수라면, 귀무가설을 기각할 수 있으며, 이는 시계열 데이터가 정상성을 가질 가능성이 높다는 것을 의미한다.
- ④ 데이터 정상화: ADF 검정을 통해 시계열 데이터가 정상적이라고 판단되면, 다양한 시계열 예측 모형을 적용할 수 있다. 만약 시계열 데이터가 비정상적이라면, 차분(differencing)과 같은 방법으로 데이터를 정상화한 뒤 분석을 진행할 수 있다.

자료: 저자 작성

(2) 추세 및 계절성 검토(STL 분해)

STL 분해는 시계열 데이터를 계절성, 추세, 잔차로 분해하여 설명하는 방법이다. 단위근 검정이 해당 변수의 정상성을 확인하는 데 주력했다면, STL 분해는 데이터 구조를 다음과 같이 세분화해서 살필 수 있게 한다. 이렇게 STL 분해를 통해 얻은 정보는 데이터의 구성을 이해하고, 향후 예측 모형을 구축하거나 정책 결정을 하는 데 중요한 기초 데이터로 활용될 수 있다.

〈표 3-6〉 STL 분해 개요

개념 및 분석 방법론

[개념]

STL 분해는 시계열 데이터 구조를 추세, 계절성, 잔차로 세분화하여 설명할 수 있는 방법이다.

[분석 방법론]

- ① 추세(trend): 추세 그래프는 시간에 따른 데이터의 장기적 변화를 보여준다. 이는 계절적 변동이나 불규칙한 변동을 제외한 데이터의 평활화(smoothing)된 형태를 나타낸다. 추세선이 상승하면 장기적으로 해당 변수의 값이 증가하는 경향이 있음을 의미하고, 하락하면 감소하는 경향이 있음을 의미한다. 추세선이 평평하면 해당 기간 동안 변수가 안정적이거나 변화가 없음을 나타낸다.
- ② 계절성(seasonal): 계절성 그래프는 데이터의 반복적인 패턴을 보여준다. 예를 들어, 매년 같은 시기에 수치가 증가 및 감소, 또는 상승 및 하락한다면, 해당 시기만의 패턴이 있음을 파악할 수 있다.
- ③ 잔차(residual): 잔차는 원본 데이터에서 추세와 계절성을 제거한 나머지 부분이다. 이는 모형이 설명하지 못하는 데이터의 불규칙한 변동을 나타낸다. 잔차 그래프에서 큰 이상치나 패턴을 발견한다면, 모형이 데이터의 중요한 측면을 놓치고 있을 수 있음을 시사한다. 잔차가 무작위 분포를 보이고 큰 이상치가 없으면 모형이 데이터를 잘 설명하고 있다는 것을 의미한다.

자료: 저자 작성

(3) 자기상관성 검토(Autocorrelation)

‘자기상관성’이라는 용어는 시계열의 서로 다른 시점 간 상관관계를 의미한다. ACF는 시계열 분석에서 중요한 도구로, 주어진 시계열 데이터 세트 내에서 현재의 값과 과거의 값 사이의 선형 관계를 측정해준다. 자기상관성 검토는 중요한 의미를 띤다. 자기상관성이 높다는 것은 단순회귀 분석 모형이 예측 수행에 적합하지 않을 수 있음을 의미하기 때문이다. 또한, 이러한 결과는 본 연구에서와 같이 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 등 시계열 모형에 적용할 때 모형의 파라미터를 결정하는 데 활용될 수 있다.

〈표 3-7〉 ACF 검정 개요

개념 및 분석 방법론

[개념]

ACF는 시계열 데이터 세트 내에서 현재 값과 과거 값 사이의 선형 관계를 측정하는 도구로, 이를 통해 시계열 데이터의 자기상관 정도를 확인할 수 있다.

[분석 방법론]

ACF를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$ACF(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^T (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^T (Y_t - \bar{Y})^2}$$

ACF(k)는 시차 k에서의 자기상관 계수를 의미하며, Y_t 는 시점 t에서의 관측값이다. $\bar{Y}$ 는 관측 값들의 평균이며, T는 총 관측 횟수를 의미한다.

ACF의 값이 0에 가까우면, 시차 k에서의 두 시점 사이에 상관관계가 없음을 의미하고, ACF 값이 0보다 크면, 양의 자기상관이 있음을 나타낸다. 즉, 과거 값이 높으면 미래 값도 높을 경향이 있음을 의미한다. ACF의 값이 0보다 작으면, 음의 자기상관이 있음을 나타낸다. 이는 과거 값이 높으면 미래 값이 낮을 경향이 있음을 의미한다.

자료: 저자 작성

제2절 탐색적 데이터 분석

본 절은 수산물 무역 통계에 대한 기초 내용을 검토하고, 데이터에 잠재적 문제가 있는지 파악하는 단계로, 가장 필수적인 절차이다. 원자료에서 문제가 발생하면 전망이 효과적으로 이루어지기 어렵기 때문이다.

1. 기초 통계 검토

본 연구는 수산물 무역 전망과 관련하여 총 25개의 변수를 검토하였다. 본 절에서는 이들 중 수산물 무역에 영향을 미칠 것으로 예상되는 주요 18개 변수의 구조를 살펴보았다. 각 변수에 대한 기초 통계량은 아래 표를 참고할 수 있다. 월별 수산물 수출량(export_w)은 약 5만 1천 톤이며, 수산물 수출액(export_v)은 약 1억 6천만 달러 수준임을 알 수 있다. 월별 수산물 수입량(import_w)은 약 40만 8천 톤이며, 수산물 수입액(import_v)은 약 3억 3천만 달러 수준임을 알 수 있다.

〈표 3-8〉 주요 변수의 기초 통계량

구분	수산물 수출량 (export_w)	수산물 수출액 (export_v)	수출가격 (export_p)	수출 상대가격 (export_rp)	수산물 수입량 (import_w)	수산물 수입액 (import_v)
평균	51.17	160.22	3.13	8.92	408.52	332.62
표준편차	15.06	56.07	0.66	3.60	108.84	139.79
최소값	23.46	68.10	1.64	4.57	135.16	102.74
25%	39.67	110.63	2.70	5.97	327.09	218.55
50%	49.50	157.86	3.08	8.29	395.59	327.19
75%	60.00	203.96	3.50	11.72	481.58	438.59
최대값	126.98	325.34	4.90	30.44	774.30	690.50

구분	수입가격 (import_p)	수입 상대가격 (import_rp)	실질GDP (rgdp)	국민총소득 (gni)	1인당 실질GDP (rgdp_per)	1인당 국민총소득 (pgdi)
평균	0.80	53.64	68,068.95	66,887.40	6.38	1554.50
표준편차	0.24	84.34	13,217.17	20,854.48	3.09	467.56
최소값	0.30	2.47	46,514.99	32,949.19	2.05	821.25
25%	0.63	4.83	56,797.10	48,144.73	3.42	1157.33
50%	0.79	16.71	67,202.21	73,899.54	6.17	1529.65
75%	0.96	59.55	80,063.75	81,695.86	9.07	1914.84
최대값	1.49	447.24	92,694.50	103,919.79	11.91	2624.60
구분	수산물 소비자 물가지수 (scpi)	달러 환율 (ex_usa)	엔 환율 (ex_jpn)	두바이유가 (oil_dubai)	서부텍사스 중질유가 (oil_wti)	수산물 생산량 (production)
평균	74.48	1143.58	113.43	63.83	63.40	267.0
표준편차	20.10	106.82	22.02	28.88	25.77	94.58
최소값	44.68	915.86	71.39	17.88	18.84	114.30
25%	54.13	1087.22	97.03	39.58	44.4	193.91
50%	78.41	1136.60	108.01	62.89	61.46	253.22
75%	92.47	1196.67	132.09	83.56	82.14	331.85
최대값	112.13	1461.98	164.67	136.65	140.00	630.50

자료: 저자 작성

2. 이상치 검토

본 연구의 분석 데이터로는 모두 공신력 있는 데이터를 활용하였으나, 각 변수의 이상치는 전망에 왜곡된 결과를 야기할 수 있으므로 이상치 유무를 먼저 확인하였다. Z-Score를 활용하여 변수들의 이상치를 파악한 결과, 수출 물량(Export_w), 수출가격(Export_p, Export_RP), 수입 물량(Import_w), 생산(Production) 데이터에서 이상치가 확인되었다.

수산물 수출 물량의 경우 2010년 12월 물량(21만 2천 톤)이 유독 높은

것을 확인했는데, 이는 냉동 눈다랑어 수출 물량이 통관 과정에서 잘못 집계되었기 때문에 생긴 문제로 파악하였다. 따라서 2010년 12월 냉동 눈다랑어 수출 물량은 2010년 1월~11월의 평균 수출가격을 활용하여 재산출하였다. 그 결과 2010년 12월 우리나라 수산물 수출 물량은 기존 21만 2천 톤에서 12만 7천 톤으로 수정되었으며, 이에 따라 수출가격 역시 기존 3.48\$/kg에서 3.05\$/kg로 수정되었다.

수입 물량에서도 일부 이상치가 발견(11만 9천 톤)되었으나, 해당 자료의 수치는 실제 수입 실적으로 확인되어 원자료 그대로를 활용하기로 하였다. 또한, 수산물 생산량의 경우 해양환경의 높은 가변성을 고려하여 이상치가 나올 수 있다고 판단하였으며, Z-Score상 이상치가 발견되더라도 원자료 그대로를 분석에 활용하기로 하였다.

제3절 시계열 안정화 프로세스

본 절은 시계열 데이터를 다룰 때 주의할 점들을 확인하는 단계이다. 특히 시계열 데이터의 안정성이 고려되지 않은 상황에서 분석을 수행할 때 발생할 수 있는 문제를 줄이기 위해, 이 과정은 필수적이다.

1. 시계열 자료 검토

1) 단위근 검정

시계열 데이터의 정상성 여부를 판단하기 위해 주요 변수에 대해 ADF

검정을 수행하였다. ADF 검정의 경우 p-value가 0.05보다 작으면, 귀무가설(단위근이 있다)을 기각하고 해당 시계열 데이터가 정상성을 가진다고 결론을 짓게 된다. 분석 결과, 환율(ex_usa) 변수를 제외하고 모든 변수가 단위근을 지니고 있는 것으로 나타났다.

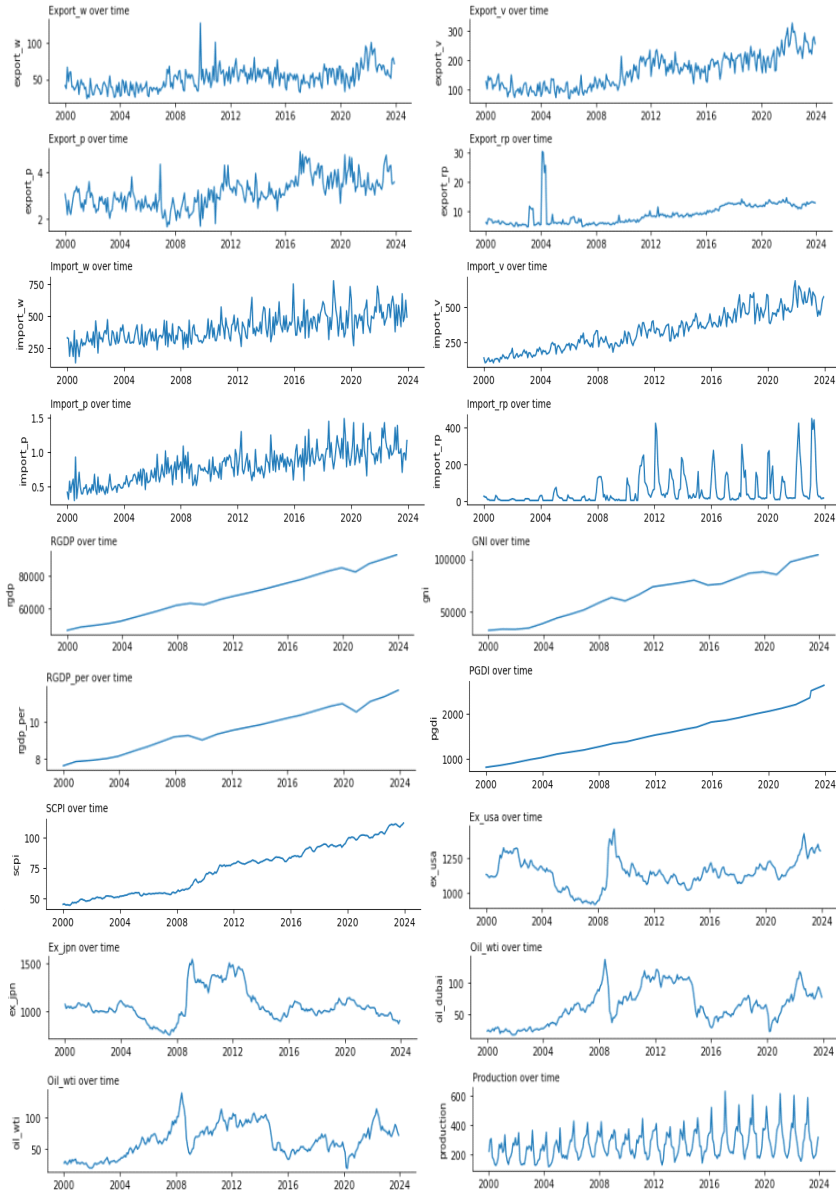
〈표 3-9〉 주요 변수의 단위근 검정 결과

구분	수산물 수출량 (export_w)	수산물 수출액 (export_v)	수출가격 (export_p)	수출 상대가격 (export_rp)	수산물 수입량 (import_w)	수산물 수입액 (import_v)
ADF Test	-1.78	-0.48	-0.94	-2.00	-1.31	-0.99
P-value	0.39	0.90	0.77	0.29	0.62	0.76
구분	수입가격 (import_p)	수입 상대가격 (import_rp)	실질GDP (rgdp)	국민총소득 (gni)	1인당 실질GDP (rgdp_per)	1인당 국민총소득 (pgdi)
ADF Test	-1.16	-2.16	0.72	-0.45	0.21	2.21
P-value	0.69	0.22	0.99	0.90	0.97	0.99
구분	수산물 소비자 물가지수 (scpi)	달러 환율 (ex_usa)	엔 환율 (ex_jpn)	두바이유가 (oil_dubai)	서부텍사스 중질유가 (oil_wti)	수산물 생산량 (production)
ADF Test	0.37	-2.92	-2.39	-2.63	-2.75	-1.48
P-value	0.98	0.04	0.15	0.09	0.07	0.54

자료: 저자 작성

그림을 통해서도 전반적인 지표들이 우상향하는 추세(trend)를 보이고 있음을 확인할 수 있다. 이와 같은 상황에서 해당 변수를 활용하여 회귀분석을 하면 가성회귀 문제(spurious bias)가 발생한다. 따라서 각 변수의 정상성 확보가 요구된다.

〈표 3-10〉 주요 변수의 추세



자료: 저자 작성

2) STL 분해

STL 분해는 시계열 데이터를 계절성(Seasonal), 추세(trend), 잔차(residual) 성분으로 분해한다. 이러한 분해를 통해 데이터의 시간에 따른 패턴과 비정상적 변동을 파악할 수 있다. 분석 결과는 일반적으로 세 가지 주요 그래프로 표시된다(trend, seasonal, residual). 분석 결과는 아래와 같다.

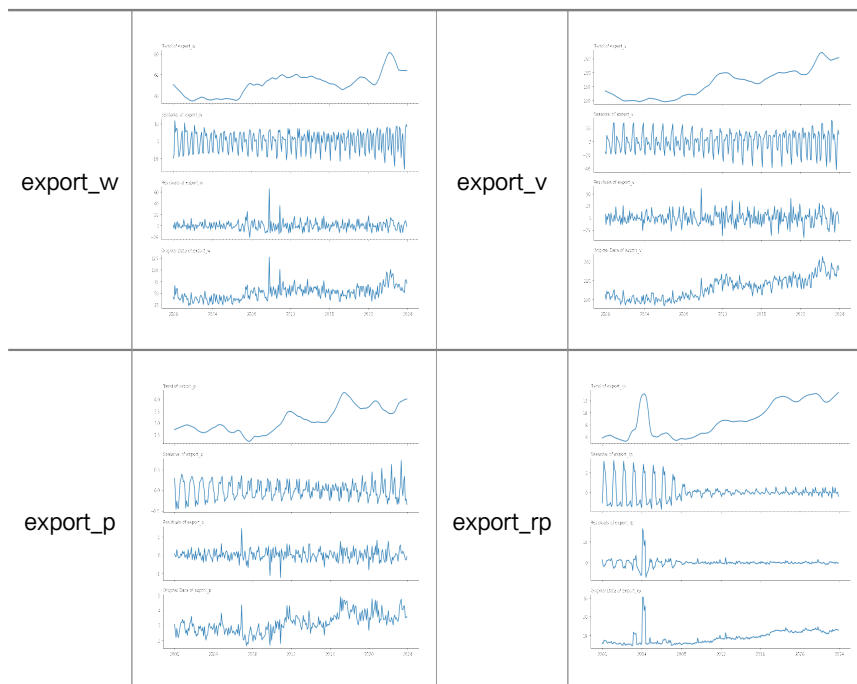
- ① 수산물 수출(export_w, export_v): 추세선은 장기적인 증가 경향을 나타내고 있으며, 계절성 성분은 명확한 주기적 패턴을 보여준다. 이는 수출량이 계절에 따라 변동될 수 있음을 의미한다. 잔차 그래프는 비교적 안정적이지만 그래프에서 일부 이상치가 발견된다.
- ② 수산물 수출가격(export_p, export_rp): 장기적으로 상승하는 경향을 보이며, 명확한 계절적 패턴이 존재한다. 잔차 부분에서 보이는 변동은 외부 요인에 의해 발생할 수 있다
- ③ 수산물 수입(Import_w, Import_v): 추세선은 장기적인 증가 경향을 나타내고 있으며, 계절적 패턴이 관찰된다.
- ④ 수산물 수입가격(import_p, import_rp): 상승 추세를 보이는 가운데, 높은 변동성을 보인다.
- ⑤ 경제성장 지표(rgdp, gni, rgdp_per, gdi, scpi): 변동성이 높지는 않지만 꾸준히 상승하는 추세를 보이고 있어, 경제성장이 일관되게 진행되고 있음을 보여준다. 계절성 요소는 덜 두드러지고 일부 주기적 변동이 존재하기도 하나 잔차는 비교적 안정적으로 나타난다.
- ⑥ 환율(ex_usa, ex_jpn): 추세를 불규칙하며 변동성이 크다. 계절성 패턴은 뚜렷하지 않지만 잔차는 불규칙한 변동을 나타낸다. 이는 환율

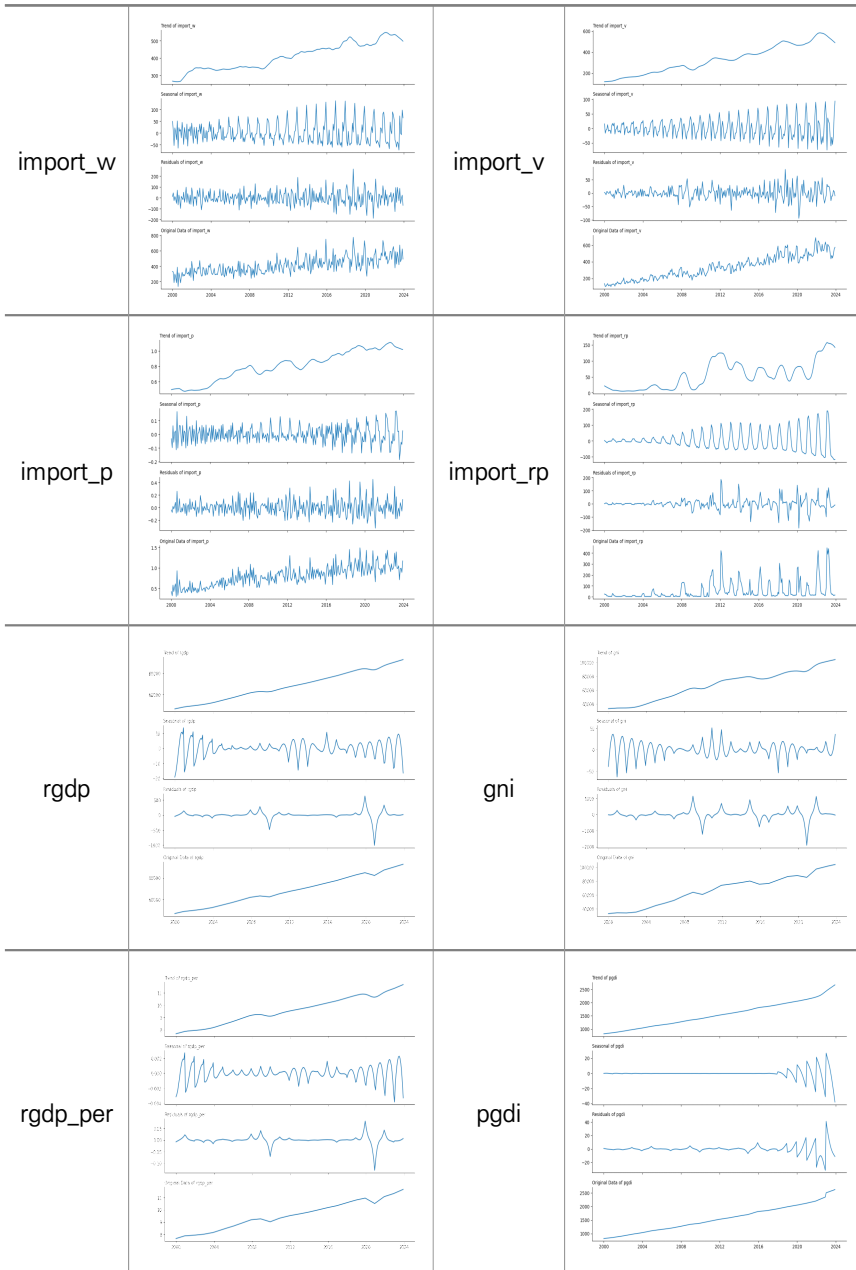
이 매우 변동적이고 예측하기 어려운 요소임을 시사한다.

⑦ 유가(oil_dubai, oil_wti): 추세는 때때로 상승하거나 하강하는 경향을 보이며, 계절성에서는 정기적인 패턴이 관찰된다. 잔차는 비교적 불규칙한 변동을 나타낸다. 이는 유가가 계절적 요인과 비정기적 요인 모두에 영향을 받을 수 있음을 시사한다.

⑧ 생산(production): 추세선은 상승하거나 안정적인 경향을 보이며, 계절성은 뚜렷하다. 이는 생산량이 계절에 크게 의존함을 시사한다. 잔차는 불규칙한 변동을 보인다.

〈표 3-11〉 주요 변수의 추세 및 계절성







자료: 저자 작성

3) ACF 분석

주요 시계열 변수들의 자기상관성을 검토하기 위해 자기상관 함수를 활용하였다. 자기상관성은 데이터의 이전 값이 이후 값에 얼마나 영향을 미치는지를 측정하는 것으로 ACF 분석에서는 신뢰구간(confidence interval)을 설정하여 계수의 통계적 유의성을 검토하며, 신뢰구간을 벗어나는 ACF 값은 통계적으로 유의하다고 간주한다. 이는 해당 시차에서의 자기상관성이 우연이 아니라 실제 데이터의 패턴을 반영한다는 의미이다.

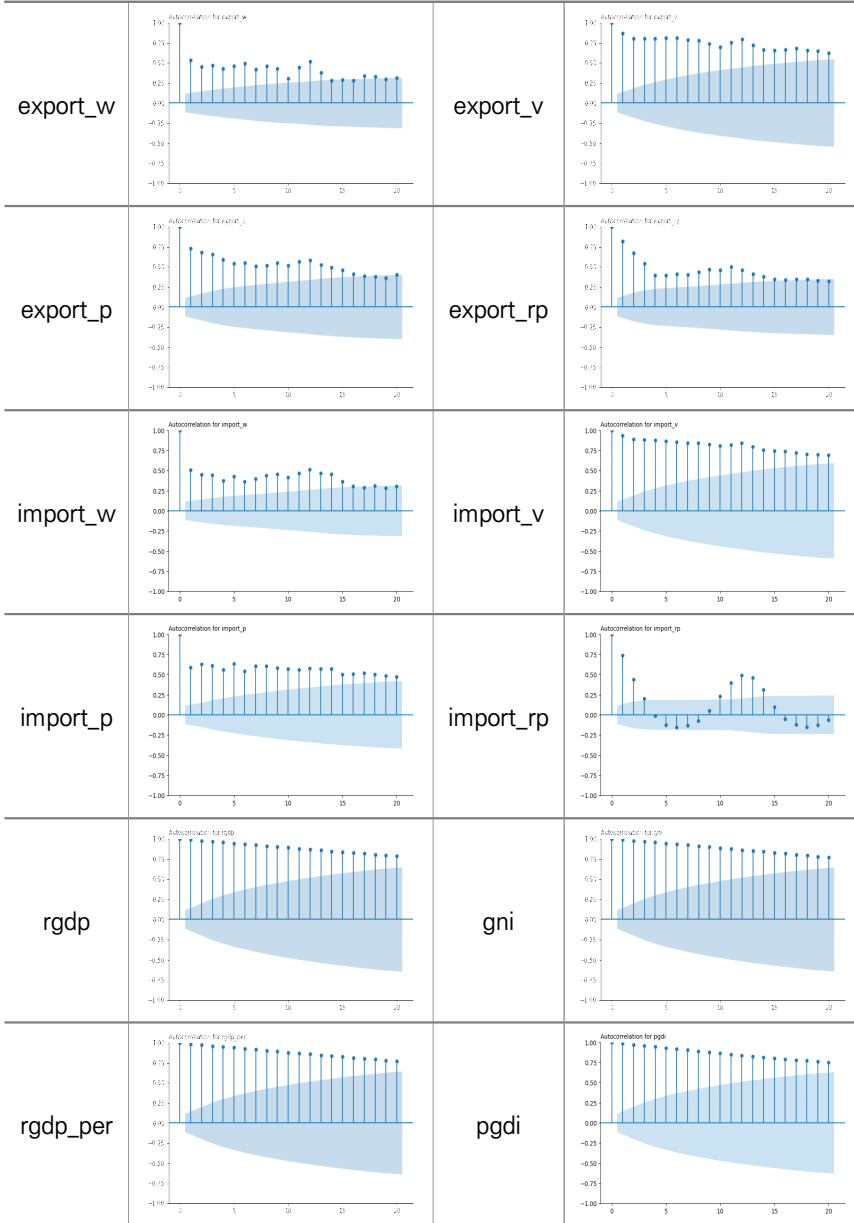
- ① 수산물 수출량(`export_w`, `export_v`): 초기 시차에서 상당히 높은 양의 자기상관성을 보이며, 이는 수출량 데이터가 시간에 따라 안정적인 패턴을 보인다는 것을 나타낸다. 그러나 시차가 증가함에 따라 상관 계수가 점차 감소하여 이들 변수가 장기적인 추세에 영향을 받을 수 있음을 시사한다.
- ② 수산물 수출가격(`export_p`, `export_rp`): 초기 시차에서 상대적으로 높은 양의 자기상관성을 보이지만, 수출량 변수보다는 덜 두드러진다. 이는 가격 결정에 다양한 요인이 작용할 수 있음을 의미한다.
- ③ 수산물 수입량(`Import_w`, `Import_v`): 초기 시차에서 상당히 높은 양의 자기상관성을 보이며, 이는 수입량 데이터가 시간에 따라 안정적인 패턴을 보인다는 것을 나타낸다. 시차가 증가함에 따라 상관 계수가 점차 감소하여 장기적인 추세에 영향을 받을 수 있음을 시사한다.
- ④ 수산물 수입가격(`import_p`, `import_rp`): 초기 시차에서 높은 양의 자기상관성을 보이며, 이후 감소한다.
- ⑤ 경제성장 지표(`rgdp`, `gni`, `rgdp_per`, `gdi`, `scpi`): 경제성장 관련 변수들은 초기 시차에서 높은 상관계수를 보이며, 이는 경제 데이터가 일정한 추세를 따르고 있음을 나타낸다. 시차에 따른 상관계수는 감

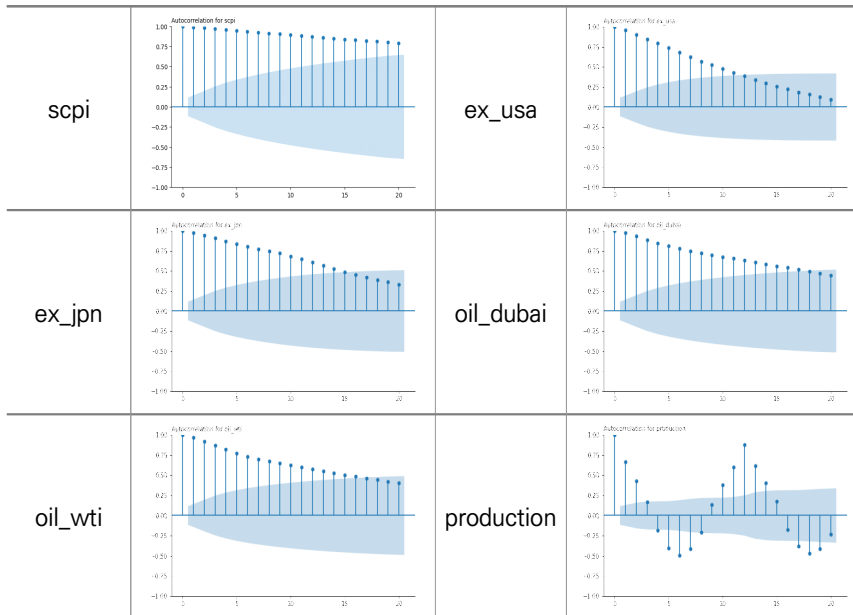
소 경향을 보이지만 비교적 높은 수준을 유지한다.

- ⑥ 환율(ex_usa, ex_jpn): 환율 변수들은 낮은 초기 상관계수를 보이며, 시차가 증가함에 따라 빠르게 감소하는 경향을 보인다. 이는 환율 변동성이 높고 예측이 어렵다는 점을 반영한다.
- ⑦ 유가(oil_dubai, oil_wti): 초기 시차에서 높은 상관계수를 보이며, 이는 과거 유가가 미래 유가에 큰 영향을 미친다는 것을 시사한다. 그러나 시차가 증가함에 따라 상관계수는 감소한다.
- ⑧ 생산(production): 수산물 생산 데이터의 ACF 결과는 초기에는 양의 상관계수를 보이다가 시차가 증가함에 따라 변동성이 증가하는 패턴을 보인다. 이는 생산 데이터가 계절성에 영향을 받으며, 명확한 추세보다는 계절적 요인에 더 크게 영향을 받는 것으로 해석된다.

ACF 분석 결과에서 다수의 시차에서 나타나는 자기상관성과 계절성은 단순 선형 회귀 모형으로는 충분히 설명할 수 없으며, 보다 정교한 모델링 접근이 필요함을 시사한다. 이러한 패턴을 효과적으로 다루기 위해서는 시간적 변화를 세부적으로 반영할 수 있는 동적 회귀 모형의 채택이 필요하다. 또한, 변동성이 크고 예측이 어려운 복잡한 데이터 구조를 학습하고 예측하는 데에는 딥러닝(deep learning) 기법이 유용할 수 있다.

〈표 3-12〉 주요 변수의 자기상관성 검토





자료: 저자 작성

2. 시계열 자료 안정화

수산물 무역 전망에 앞서 주요 변수들의 구조를 검토하였으며, 이를 통해 시계열 데이터의 정상성 확보가 필요함을 확인하였다. 주요 변수들의 정상성을 확보하기 위해 로그 변환, 차분, 로그차분 등의 변수 변환 과정을 거쳤다. 본 연구에서는 주요 변수에 대해 로그 변환, 차분, 로그차분의 세 가지 방법을 적용하여 시계열 가정의 충족 여부를 재검토하였다.

그 결과, 로그차분이 가장 효과적이었으며, 로그차분 시 모든 변수의 단위근이 사라지는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 로그차분 형태의 데이터는 데이터 변화를 비율로 표현하여 변동의 상대적 크기 비교를 용이하게 하고 변동성을 안정시키는 이점을 가진다. 로그차분 이후 모든 변수의 ADF 테스트 값이 큰 음수 값을 보였으며, p-value는 0.05 미만으로 나타났다.

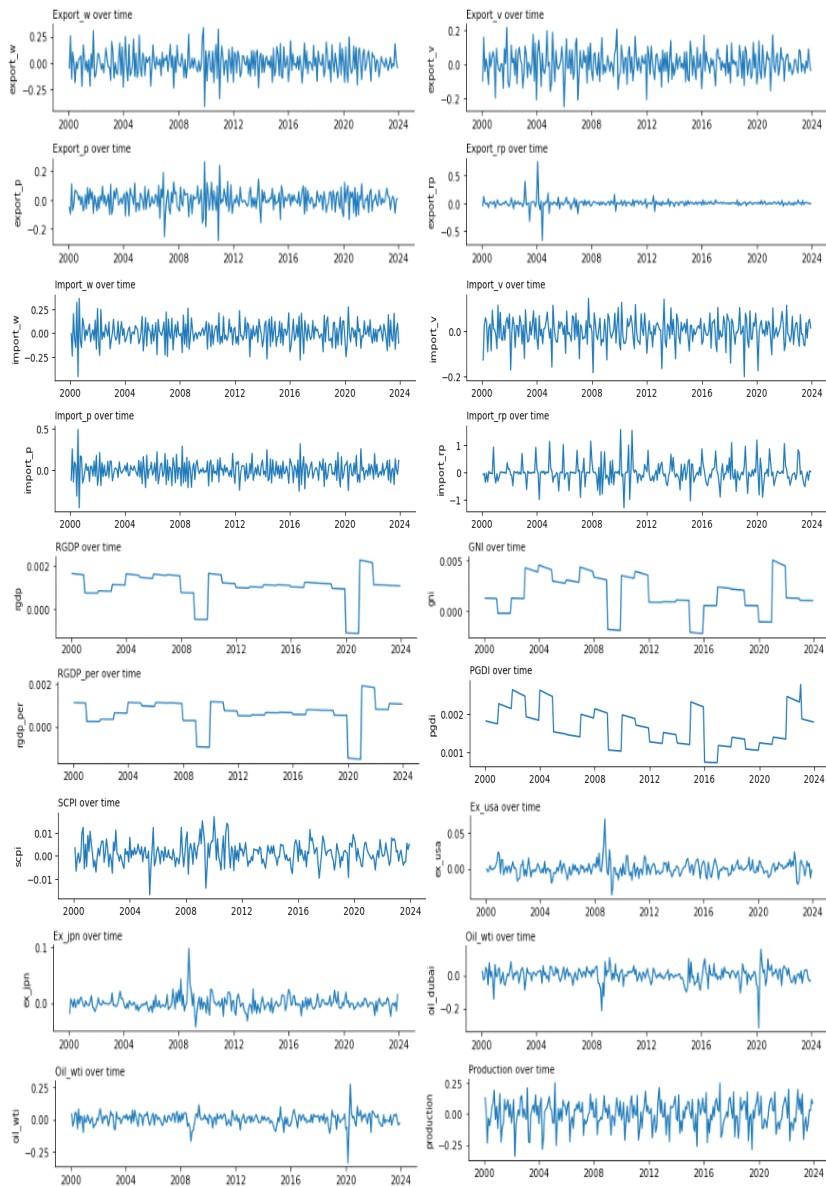
〈표 3-13〉 주요 변수의 단위근 검정 결과(로그차분)

구분	수산물 수출량 (export_w)	수산물 수출액 (export_v)	수출가격 (export_p)	수출상대가격 (export_rp)	수산물 수입량 (import_w)	수산물 수입액 (import_v)
ADF Test	-5.60	-4.04	-9.31	-7.10	-10.72	-4.63
P-value	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
구분	수입가격 (import_p)	수입상대가격 (import_rp)	실질GDP (rgdp)	국민총소득 (gni)	1인당 실질GDP (rgdp_per)	1인당 국민총소득 (pgdi)
ADF Test	-8.07	-5.58	-3.30	-3.08	-3.20	-2.30
P-value	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00
구분	수산물 소비자 물가지수 (scpi)	달러 환율 (ex_usa)	엔 환율 (ex_jpn)	두바이유가 (oil_dubai)	서부텍사스 중질유가 (oil_wti)	수산물 생산량 (production)
ADF Test	-3.39	-11.67	-5.74	-10.21	-12.17	-6.05
P-value	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

자료: 저자 작성

다만, 본 연구와 같이 데이터 구조를 변환하는 방법은 데이터가 지니고 있던 장기적 특성을 손실시킬 수 있다. 그럼에도 본 연구는 단기 전망에 중점을 두고 있으므로, 이러한 접근법이 적절하다고 판단된다. 로그차분 이후의 변수 추세는 아래 표를 통해 살펴볼 수 있으며, 전반적으로 주요 변수의 추세가 안정적인 구조를 보이고 있음을 확인할 수 있다.

〈표 3-14〉 주요 변수의 추세(로그차분)



자료: 저자 작성

제4절 소결

본 장에서는 수산물 무역에 대한 탐색적 데이터 분석(EDA: Exploratory Data Analysis)을 통해 데이터의 기본 구조, 이상치, 주요 변수의 특성 등을 심도 있게 분석하였다. 이러한 과정은 향후 수산물 무역 전망의 정확성을 높이는 데 있어 변수에 대한 이해도를 높이는 중요한 기초 자료를 제공한다.

우선, 데이터의 구조적 이해를 파악하였다. 수산물 무역 데이터의 복잡성과 다양성을 파악하여, 변수 간의 관계와 전반적인 데이터 분포를 명확히 이해할 수 있었다. 이는 데이터 분석의 첫 단계로서 중요한 역할을 했다.

다음으로, Z-Score를 활용한 이상치 검토를 통해 원자료상의 문제를 식별하고 수정하였다. 특히, 2010년 12월 참치 수출 물량의 비정상적 값을 발견하고, 이를 평균 수출가격에 기반하여 재산출하고 보정하였다. 이러한 이상치 처리 과정은 데이터의 신뢰성을 높이는 데 기여하였다.

시계열 데이터의 정상성 여부를 판단하기 위해 ADF 검정을 수행하였다. 대부분 변수에서 단위근이 존재함을 확인한 후 로그 변환, 차분, 로그차분 등의 변수 변환 과정을 통해 정상성을 확보하였다. 특히, 로그차분이 가장 효과적인 방법으로 확인되었으며, 이를 통해 모든 변수의 단위근이 사라지고 데이터의 변동성이 안정화되었다. ADF 테스트 결과 모든 변수의 p-value가 0.05 미만으로 나타나 정상성을 충족한다는 것을 확인하였다.

STL 분해를 통해 시계열 데이터를 계절성, 추세, 잔차로 분해하여 각 구성 요소를 명확히 파악하였다. 이를 통해 데이터의 시간에 따른 패턴과 비정상적 변동을 이해할 수 있었으며, 이러한 정보는 향후 예측 모형 구축 및 정책 결정에 중요한 기초 자료로 활용될 수 있다.

자기상관 함수(ACF) 분석을 통해 데이터 포인트 간의 시간적 연관성을 파악하였다. 초기 시차에서 높은 자기상관성을 보이는 변수들은 시간이 지남에 따라 상관계수가 감소하는 경향을 보였다. 이는 시계열 모델링에서 변수를 보다 정교하게 다룰 필요성을 시사하며, 동적 회귀모형이나 딥러닝 기법의 도입을 고려하게 한다.

마지막으로, 시계열 데이터의 구조적 특성을 분석한 결과, 데이터의 정상성을 확보하고 안정적인 분석을 위한 기초 자료를 마련하였다. 로그차분 형태로 변환된 데이터는 시계열 분석에 적합한 형태로 변환되었으며, 이는 향후 분석의 정확성과 신뢰성을 높이는 데 기여할 것이다.

〈표 3-15〉 수산물 무역 데이터 구조 분석 결과

구분	설명
탐색적 데이터 분석	수산물 수출 통계(2010년 냉동 눈다랑어) 이상 발견 => 보간법을 통한 데이터 수정으로 분석 진행
시계열 안정화	대부분 변수에서 단위근 발견 => (경제학) 로그차분 형태로 변수 변환 후 분석 진행 => (딥러닝) 데이터 정규화 이후 분석 진행

자료: 저자 작성

이상의 EDA 과정은 수산물 무역 데이터에 대한 검토를 통해 향후 모델링 및 전망에 있어 신뢰성 있는 기반을 마련하는 데 기여할 수 있다. 특히, 무역 데이터의 성질에 대한 기초 이해도를 증진시키고, 이후 연구에서도 각 변수가 지닌 성질을 고려한 변수 변환 및 분석 모형 설정 등에 있어 참고할 수 있는 기준 자료로 활용될 수 있다.

04

수산물 무역 영향 변수 도출

제1절 수산물 무역 영향 변수 도출

무역 전망을 위한 변수 선정은 매우 중요한 과정이다. 일반적으로 변수 선정은 앞서 2장 3절에서 논의한 것처럼 기존 선행연구의 결과에 기초하여 이루어진다. 그러나 이러한 접근만으로는 우리나라의 특정한 경제 환경과 상황을 반영하는 데 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 머신러닝 기법을 활용하여 다양한 데이터를 분석하고, 우리나라의 무역 전망에 가장 적합한 변수를 도출하는 과정을 거치고자 한다. 이를 통해 보다 정교하고 현실적인 전망이 가능해진다.

1. 분석 개요

변수 선택법(Subset Selection)은 데이터 세트 내에서 가장 유의미한 변수들만을 선별하는 과정으로, 모형의 복잡성을 줄이고 예측 성능을 향상시키는 데 중요한 역할을 한다. 이러한 과정은 이전 선행연구 등에서 논의되었던 변수들 중 우리나라 수산물 무역 상황에 맞는 변수를 선정하는 데 도

움을 준다.

본 연구에서는 전진 선택법(Forward Selection)과 후진 제거법(Backward Elimination)을 활용하여 수산물 무역 전망에 유용한 변수를 선별하고, 추가적으로 랜덤 포레스트(Random Forest) 회귀 모델을 사용하여 변수 중요도를 평가한다. 랜덤 포레스트로 각 트리에서 사용된 변수의 중요도를 계산하는데, 이러한 과정으로 전진 및 후진 제거법에 의해 선택된 변수를 비교할 수 있으며, 변수의 중요도를 파악하는 데에도 도움이 된다.

2. 분석 방법론

1) 전진 선택법(Forward Selection)

전진 선택법은 변수 선택 방법의 하나로, 모형의 성능을 향상시키기 위해 변수들을 점진적으로 추가하는 방법이다. 변수들을 하나씩 추가하면서 각 단계에서 모형의 성능을 평가한다.

〈표 4-1〉 전진 선택법 개요

분석 절차 및 방법론

[분석 절차]

- ① 시작 단계: 아무런 변수도 선택되지 않은 상태에서 출발한다. 모든 변수 후보군 중에서 가장 유의미한 변수 하나를 선택하여 모형에 추가한다.
- ② 변수 추가 단계: 현재 선택된 변수들과 후보 변수들을 모두 고려하여 모든 가능한 조합의 모형을 만든다. 각 모형을 평가하여 가장 적합한 변수를 선택한다. 새로운 변수를 선택하여 현재 모형에 추가한다. 이전 단계에서 선택된 변수들과 새로운 변수를 결합한 모형을 사용하여 반복한다.
- ③ 종료 단계(stopping criteria): 더 이상 유의미한 변수가 없거나, 지정된 기준에 도달하면 종료된다. 종료 기준은 보통 변수의 수나 모형의 성능을 기준으로 정한다.

[분석 방법론]

수식을 통해서는 다음과 같이 간단히 설명할 수 있다. 선형회귀 모형이 있다고 하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \epsilon$$

여기서 Y 는 종속 변수(수출량 등), X_i 는 독립 변수(수산물 가격, 환율, 경제 성장률 등), β_i 는 계수, ϵ 는 오차 항이다. 전진 선택법에서는 다음과 같은 기준으로 변수를 추가한다.

$$\text{선택된 변수} = \arg \min_{X_i \notin \text{모델}} \text{RSS}(X_i)$$

여기서 RSS(잔차 제곱 합)는 모형에 변수 X_i 가 추가될 때 감소하는 오류의 양을 측정한다. 각 단계에 남아 있는 변수들 중에서 RSS를 가장 많이 줄이는 변수를 선택하게 된다.

단, 해당 접근법은 큰 데이터 세트에 대해 효율적으로 변수를 축소하고 중요한 변수를 식별하는 데 유용하지만, 변수 간의 상호작용 등을 고려하지 않는 점에 유의해야 한다.

자료: 저자 작성

2) 후진 제거법(Backward Elimination)

후진 제거법은 모형에서 비효율적이거나 중요하지 않은 변수들을 제거함으로써 모형의 성능을 최적화하는 기법이다. 모형의 설명력을 유지하면서도 복잡성을 줄이는 데 효과적이다.

〈표 4-2〉 후진 제거법 개요

분석 절차 및 방법론
[분석 절차] ① 시작 단계: 모든 가능한 예측 변수를 포함한 모형으로 시작한다. ② 변수 추가 단계: 모형에서 가장 적게 기여하는 변수(즉, 모형의 성능에 가장 적은 영향을 주는 변수)를 제거한다. 모형의 성능이 더 이상 개선되지 않거나, 특정 수의 변수에 도달할 때까지 2~3단계를 반복한다. ③ 종료 단계(stopping criteria): 변수 제거 후 최종적으로 선택된 변수들만 포함하는 모형을 사용한다. [분석 방법론] 수식을 통해 다음과 같이 간단히 설명할 수 있다. 선형회귀 모형이 있다면 다음과 같이 표현할 수 있다. $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p + \epsilon$ 여기서 Y는 종속 변수(수출량 등), X_i는 독립 변수(수산물 가격, 환율, 경제 성장률 등), β_i는 계수, ϵ는 오차 항이다. 후진 제거법 과정은 다음과 같은 기준으로 변수를 제거한다. $\text{제거된 변수} = \arg \max_{X_i \in \text{모형}} p\text{-value}(X_i)$ 각 단계에서 모형에 포함된 변수 중에서 p-value가 가장 높은 변수(즉, 통계적으로 가장 중요하지 않은 변수)가 제거된다. 변수가 모형에서 제거되면, 남은 변수들로 모형이 재구성되고 성능이 다시 평가된다.

자료: 저자 작성

3) 변수 중요도(Random Forest Regressor)

본 연구에서는 효과적인 변수 선택을 위해 각 모형(전진 선택법, 후진 제거법)을 랜덤 포레스트 회귀 모형으로 훈련시키고, 각 변수의 중요도를 시각화하는 과정을 거쳤다. 이러한 과정은 각 모형에서 중요하게 다루어졌던 변수가 무엇인지, 그리고 해당 변수가 모형의 예측 성능에 어떠한 영향을 미치는지 파악하는 데 도움을 준다.

〈표 4-3〉 랜덤 포레스트 회귀분석 개요

분석 절차 및 방법론

[분석 절차]

- ① 시작 단계: 랜덤 포레스트 회귀 모형을 생성한다.
- ② 변수 개수 조정: 전진 선택법과 후진 제거법으로 선택된 변수들의 수를 같게 맞춘다. 이는 두 방법의 비교를 공정하게 하기 위함이다.
- ③ 모형 훈련: 전진 선택법에서 선택된 변수들(selected_features_forward)을 사용하여 모형을 훈련시키고, 각 변수의 중요도를 계산한다. 후진 제거법에서 선택된 변수들(selected_features_backward)을 사용하여 동일한 모형을 다시 훈련시키고, 이 변수들의 중요도를 계산한다.
- ④ 시각화: 두 변수 선택 방법에서 얻은 변수의 중요도를 막대 그래프로 시각화하여 비교한다. 이를 통해 어떤 변수들이 각 방법에 따라 모형에 더 큰 영향을 미치는지 직관적으로 확인할 수 있다.

[분석 방법론]

랜덤 포레스트의 각 트리는 데이터의 부트스트랩 샘플(랜덤으로 선택된 샘플)을 사용하여 학습된다. 각 트리에서 결정 노드(decision node)는 특정 변수 X_i 를 사용하여 데이터를 분할하고, 이 분할이 예측 오류를 감소시키는 정도에 따라 변수의 중요도가 계산된다.

변수 X_i 의 중요도는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Importance(X_i) = \sum_{t \in T} \Delta error(t, X_i)$$

여기서 T 는 랜덤 포레스트 모형의 모든 트리를 나타내고, t 는 개별 트리, $\Delta error(t, X_i)$ 는 X_i 를 사용하는 분할이 각 트리 t 의 오류 감소에 기여하는 정도를 의미한다. $\Delta error(t, X_i)$ 는 분할 전후의 오류 차이를 의미하며, 이는 일반적으로 Gini불순도(분류) 또는 MSE(회귀)의 감소로 측정된다.

자료: 저자 작성

제2절 수산물 수출 영향 변수 도출

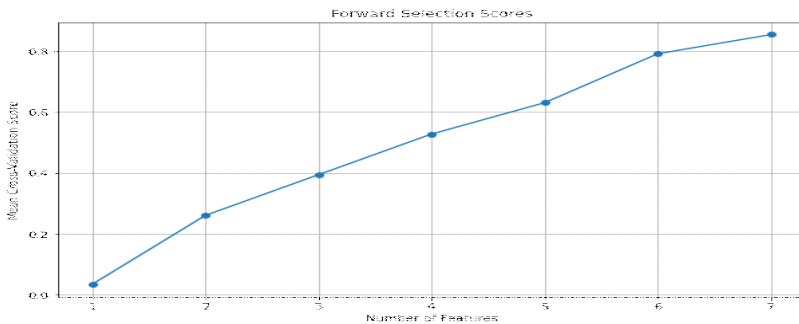
본 절에서는 수산물 수출과 관련하여 적정 변수를 도출하기 위해 머신러닝 기법을 적용한다. 이 과정은 이후 전망에 있어 중요한 변수가 무엇인지 파악하는 데 도움이 된다.

1. 전체 수산물

1) 전진 선택법

수산물 수출 전망을 위한 주요 변수를 선택하기 위해 우선 전진 선택법을 활용하였으며 선택할 수 있는 변수는 7개로 제한하였다. 전진 선택법 사용 결과, 변수의 수가 증가함에 따라 평균 교차 검증 점수가 지속적으로 향상되는 경향을 보였는데, 선택된 변수들이 모형 예측 성능 향상에 중요한 역할을 하고 있음을 알 수 있다. 선택된 변수는 수산물 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, gni), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent), 수산물 생산(production)으로 분석되었다.

〈그림 4-1〉 전진 선택법 점수(수산물 수출)

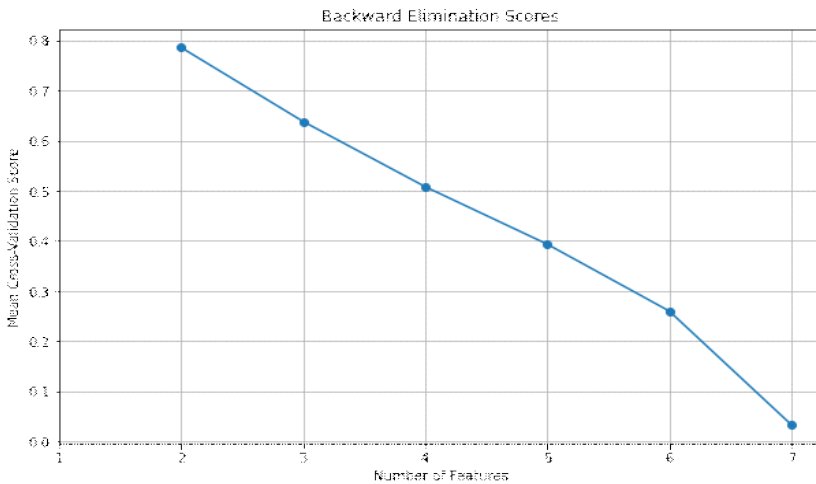


자료: 저자 작성

2) 후진 제거법

다음으로 후진 제거법을 활용하였다. 전진 선택법과 동일하게 최대 선택 변수는 7개로 제한하였다. 후진 제거법 결과를 살펴보면, 변수의 수가 감소함에 따라 모형의 평균 교차 검증 점수가 전반적으로 감소하는 경향을 보인다. 이는 후진 제거법을 통해 중요하지 않은 변수들을 제거함으로써 모형의 복잡도는 감소하지만, 동시에 모형의 예측 성능이 떨어진다는 것을 의미한다. 선택된 변수는 수산물 수출가격(`export_p`), 경제지표(`rgdp_per`, `ngdp_per`), 환율(`ex_usa`, `ex_jpn`), 유가(`oil_wti`), 수산물 생산(`production`)으로 분석되었다.

〈그림 4-2〉 후진 제거법 점수(수산물 수출)

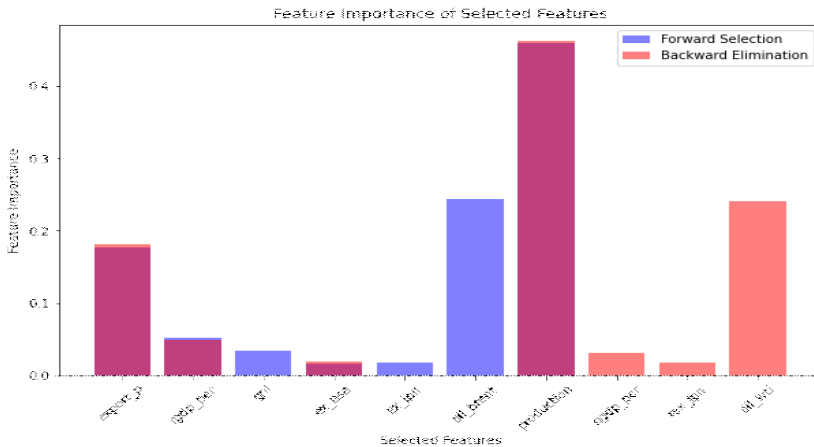


자료: 저자 작성

3) 변수 중요도

랜덤 포레스트 모델을 활용한 특성 중요도 그래프는 각 변수가 모델 예측에 미치는 상대적 중요도를 나타낸다. 이 중 공통적으로 주요 변수로 선정되었거나, 중요도가 높게 나타난 변수들을 눈여겨볼 필요가 있다. 전반적으로 수산물 생산 및 가격, 경제지표, 환율, 유가 관련 변수들이 고르게 선정된 것을 확인할 수 있다. 그러나 유가(oil_brent, oil_wti), 경제지표(rgdp_per, ngdp_per, gni), 환율(ex_usa, ex_jpn) 항목에서는 여러 변수가 선택된 경우가 있으므로, 요인별 변수의 중복성 문제 등을 해소하기 위해 실증 분석을 추가로 진행하고 경제 이론과의 일치성을 검토하였다. 이로써 최종 변수를 수산물 생산(production) 및 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per), 환율(ex_jpn), 유가(oil_brent)로 결정하였다.⁷⁾

〈그림 4-3〉 변수 중요도(수산물 수출)



자료: 저자 작성

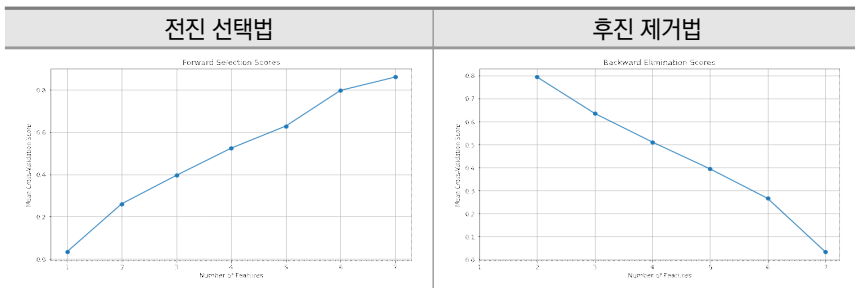
7) 다중공선성 분석(VIF) 결과, 유가(oil_wti: 7.8, oil_brent: 7.9), 경제지표(rgdp_per: 3.5, ngdp_per: 55.4, gni: 63.6), 환율(ex_usa: 1.7, ex_jpn: 1.8)로 나타나, 각 항목별 결정 요인 중 대표성 있는 변수를 분석 대상으로 고려함(이하 품목 분석 동일)

2. 품목별 수산물

1) 김

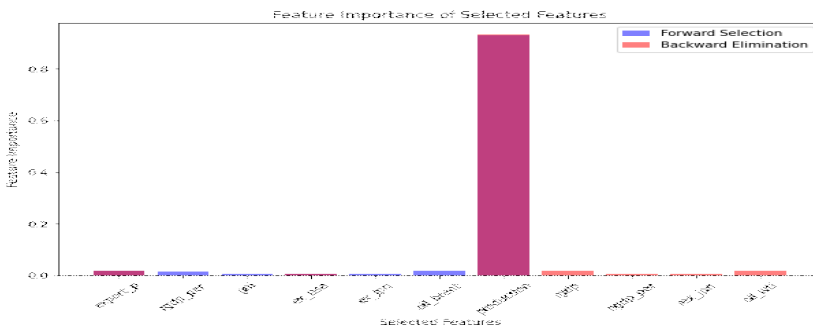
김 수출 전망을 위해 전진 선택법과 후진 제거법을 사용하여 적절한 변수를 선택하였다. 해당 방법을 통해 선택된 변수는 김 생산량(production), 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, rgdp, ngdp_per, gni), 환율(ex_usa, ex_jpn, rex_jpn), 유가(oil_brent, oil_wti)이다. 랜덤 포레스트를 활용한 특성 중요도 그래프에 의하면 김 생산량이 수출에 미치는 영향은 절대적인 것으로 나타났다. 높은 글로벌 김 수요로 생산량이 중요 수출 영향 변수로 고려되고 있음을 짐작할 수 있다.

〈표 4-4〉 변수 선택법 결과(김 수출)



자료: 저자 분석

〈그림 4-4〉 변수 중요도 결과(김 수출)

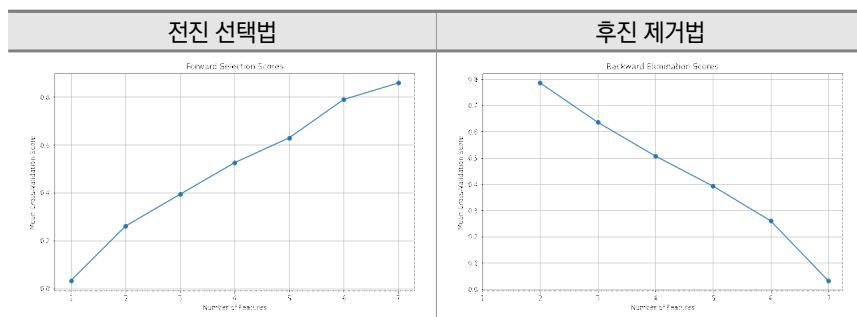


자료: 저자 작성

2) 참치

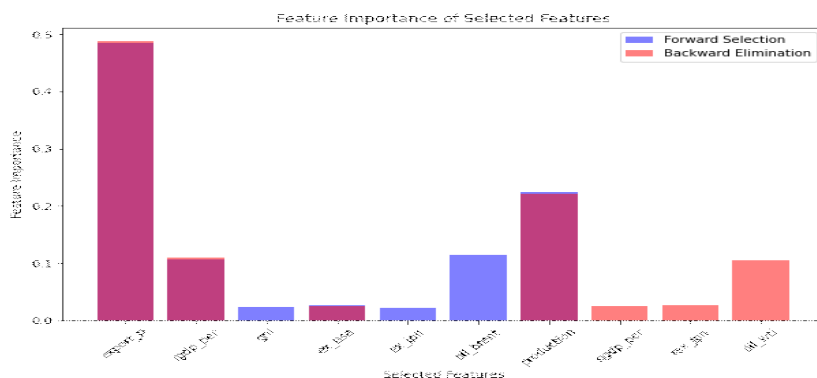
참치 수출 전망을 위한 변수 선택 결과는 다음과 같다. 참치 생산량(production)과 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, gni, ngdp_per), 환율(ex_usa, ex_jpn, rex_jpn), 유가(oil_brent, oil_wti)가 선택되었다. 참치의 경우 수출가격이 수출에 가장 높은 영향력을 미치는 것으로 나타났는데, 이는 글로벌 시장에서 어획되고 있는 참치 가격 경쟁력의 중요성을 나타내기도 한다.

〈표 4-5〉 변수 선택법 결과(참치 수출)



자료: 저자 분석

〈그림 4-5〉 변수 중요도 결과(참치 수출)



자료: 저자 작성

제3절 수산물 수입 영향 변수 도출

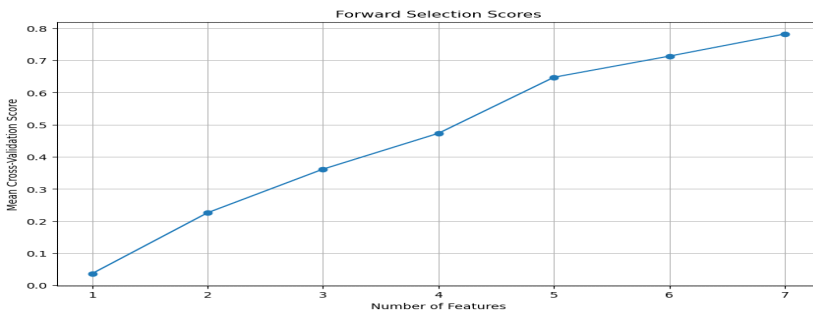
본 절에서는 수산물 수입과 관련하여 적정 변수를 도출하기 위해 머신러닝 기법을 적용한다. 이 과정은 이후 전망에 있어 중요한 변수가 무엇인지 파악하는 데 도움이 될 수 있다.

1. 전체 수산물

1) 전진 선택법

수산물 수입 전망을 위한 적절한 변수를 선택하기 위해 마찬가지로 전진 선택법을 활용하였다. 이때, 선택할 수 있는 변수는 동일하게 7개로 제한하였다. 전진 선택법 사용 결과, 변수의 수가 증가함에 따라 평균 교차 검증 점수가 증가하나, 증가 폭은 완화되는 추세를 보인다. 이는 추가 변수들이 모형을 향상시키는 데 점점 더 적은 기여를 하고 있음을 나타낸다. 선택된 변수는 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp, pgdi, scpi), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent)로 나타났다.

〈그림 4-6〉 전진 선택법 점수(수산물 수입)

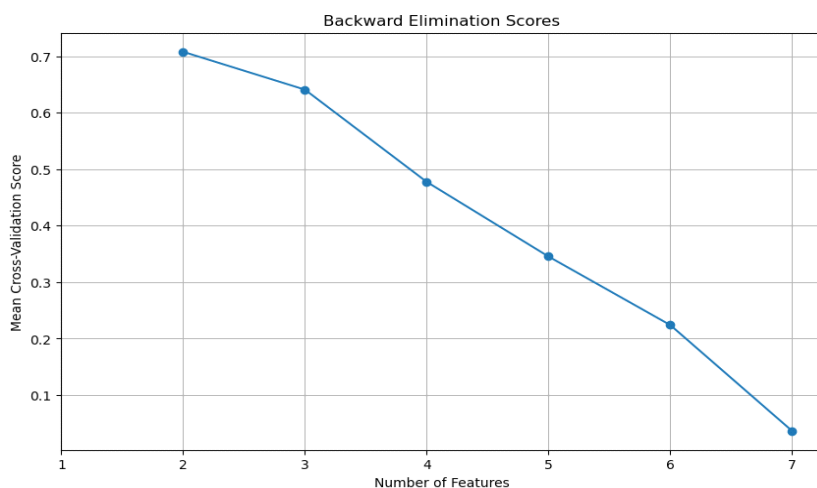


자료: 저자 작성

2) 후진 제거법

다음으로 후진 제거법을 활용하였다. 후진 제거법 결과를 살펴보면, 변수의 수가 감소함에 따라 모형의 평균 교차 검증 점수가 감소하는 경향을 보이는 것으로 나타났다. 선택된 변수는 다음과 같다. 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp_per, pgdi, scpi), 환율(rex_jpn, ex_usa), 유가(oil_wti)이다.

〈그림 4-7〉 후진 제거법 점수(수산물 수입)

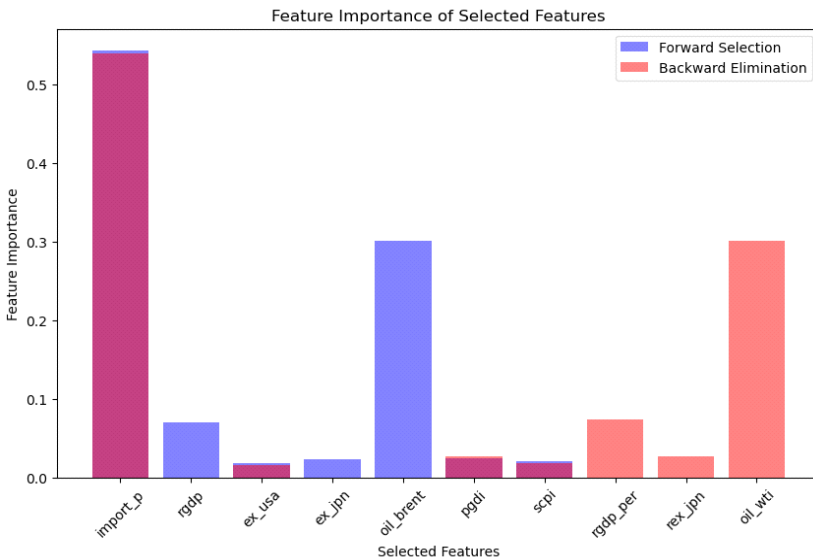


자료: 저자 작성

3) 변수 중요도

랜덤 포레스트 모형을 활용한 특성 중요도 그래프를 살펴보았다. 전진 선택법과 후진 제거법 모두에서 공통적으로 중요하게 고려된 변수는 수입 가격(import_p), 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)이다. 이외에 모형 별로 경제지표(rgdp, rgdp_per), 환율(ex_jpn), 유가(oil_brent, oil_wti)가 주요 변수로 고려되었으나, 앞선 수출 전망 모형에서 변수를 선택했던 것과 동일하게, 종합적인 검토를 통해 수입 전망을 위한 변수로 수입가격(import_p), 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)를 선택하였다.

〈그림 4-8〉 변수 중요도(수산물 수입)



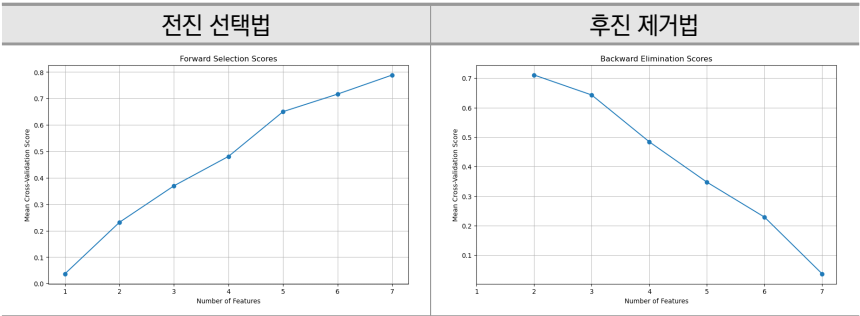
자료: 저자 작성

2. 품목별 수산물

1) 연어

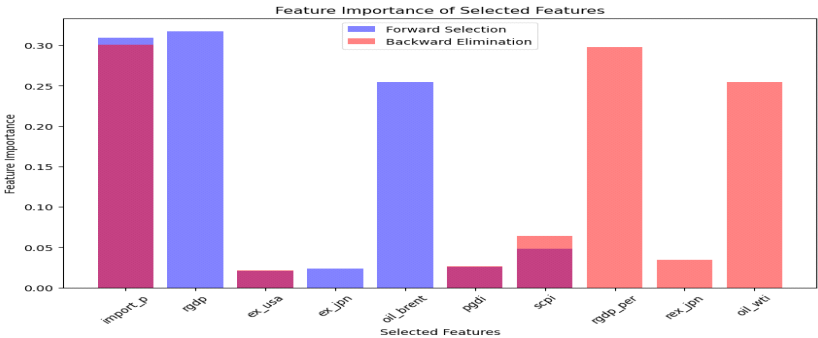
연어 수입 전망을 위한 변수 선택 결과는 다음과 같다. 연어 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp, rgdp_per, pgdi, scpi), 환율(ex_usa, ex_jpn, rex_jpn), 유가(oil_brent, oil_wti)가 선택되었다. 모형마다 공통적으로 선정된 지표를 중심으로 본 연구는 연어 수입가격(import_p), 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)를 주요 변수로 결정하였다.

〈표 4-6〉 변수 선택법 결과(연어 수입)



자료: 저자 분석

〈그림 4-9〉 변수 중요도(연어 수입)

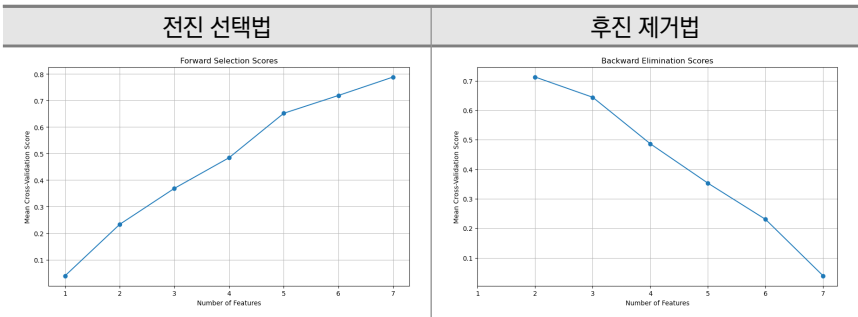


자료: 저자 작성

2) 새우

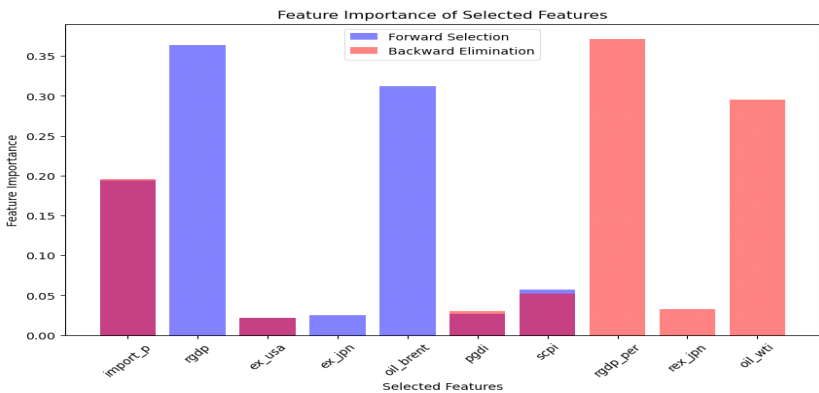
새우 수입 전망을 위한 변수 선택 결과는 다음과 같다. 새우 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp, rgdp_per, pgdi, scpi), 환율(ex_usa, ex_jpn, rex_jpn), 유가(oil_brent, oil_wti)가 선택되었다. 모형마다 공통적으로 선정된 지표를 중심에 두고 본 연구는 새우 수입가격(import_p), 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)를 주요 변수로 결정하였다.

〈표 4-7〉 주요 변수의 추세(새우 수입)



자료: 저자 분석

〈그림 4-10〉 변수 중요도(새우 수입)



자료: 저자 작성

제4절 소결

본 장에서는 수산물 무역 영향 변수 도출을 위해 전진 선택법, 후진 제거법, 그리고 랜덤 포레스트 회귀 모형을 활용하여 변수 중요도를 평가하였다. 이러한 절차는 수산물 무역 예측 모형의 복잡성을 줄이고 예측 성능을 향상시키는 데 기여한다.

수산물 수출의 경우, 전진 선택법을 통해 모형 성능을 개선한 결과, 수산물 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, gni), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent), 수산물 생산(production)이 중요한 변수로 나타났다. 반면, 후진 제거법은 모든 변수를 포함한 모형에서 시작하여 중요하지 않은 변수를 제거함으로써 모형의 복잡도를 줄였으나, 예측 성능이 다소 감소하는 경향을 보였다. 주요 변수로는 수산물 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, ngdp_per), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_wti), 수산물 생산(production)이 선택되었다. 랜덤 포레스트 회귀 모형을 통해 변수 중요도를 평가한 결과, 수산물 생산(production) 및 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per), 환율(ex_jpn), 유가(oil_brent)가 주요 수출 전망 변수로 결정되었다. 이러한 변수 선택은 주요 수출 품목인 김과 참치에도 동일하게 적용되었다.

수산물 수입의 경우, 전진 선택법을 통해 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp, pgdi, scpi), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent)가 중요한 변수로 나타났다. 후진 제거법을 사용한 결과, 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp_per, pgdi, scpi), 환율(rex_jpn, ex_usa), 유가(oil_wti)가 주요 변수로 결정되었다. 랜덤 포레스트 회귀 모형의 분석 결과를 종합하여 수입 전망 변수를 수입가격(import_p), 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)로 최종 결정하였다. 이러한 변수 선택은 주요 수입 품목인 연어와 새

우에도 동일하게 적용되었다.

〈표 4-8〉 수산물 무역 영향 변수 도출 결과

구분		설명
변수 선택법		전진 선택법, 후진 제거법 수행 => 공통적으로 선택된 변수를 분석 대상으로 결정
수출	전체	수출가격, 경제지표(세계 1인당 RGDP), 환율(원/엔), 유가, 수산물 생산
	김	김 수출가격, 경제지표(세계 1인당 RGDP), 환율(원/엔), 유가, 김 생산
	참치	참치 수출가격, 경제지표(세계 1인당 RGDP), 환율(원/엔), 유가, 참치 생산
수입	전체	수입가격, 경제지표(국내 1인당 가처분 소득, 수산물 물가), 환율
	연어	연어 수입가격, 경제지표(국내 1인당 가처분 소득, 수산물 물가), 환율
	새우	새우 수입가격, 경제지표(국내 1인당 가처분 소득, 수산물 물가), 환율

자료: 저자 작성

본 장의 분석 결과는 다음과 같은 함의를 갖는다. 첫째, 모형의 단순화 및 효율성을 높인다. 전진 선택법과 후진 제거법을 통한 변수 선택은 모형을 단순화하고 계산 효율성을 높이는 데 기여한다. 둘째, 중요한 변수들을 식별하는 데 도움이 된다. 높은 중요도를 보인 변수들에 대한 심층 분석을 통해 이 변수들이 수산물 무역에 미치는 구체적인 영향을 이해하고, 이를 바탕으로 더 효과적인 무역 전략을 수립할 수 있다. 셋째, 변화하는 시장 환경에 대응하기 위한 기초자료로 활용될 수 있다. 변수 선택 과정과 중요도 평가를 정기적으로 수행함으로써 변화하는 시장 환경에 대응하고 예측 모형의 정확도를 지속적으로 개선할 수 있다.

따라서 본 연구에서 변수 선택법은 수산물 무역 전망을 위한 중요한 과정으로서, 예측 모형의 성능을 향상시키고 실무적인 응용 가능성을 높이는 데 필수적인 역할을 한다.

05

수산물 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검증

제1절 분석 개요

본 절에서는 무역 단기 전망에 활용될 접근법을 살펴보고, 각 접근법의 특징에 대한 이해도를 높이고자 한다. 이후 각 모형의 활용과 관련된 연계성을 파악하는 데 도움이 될 수 있다.

1. 경제학 기반 전망

동적 회귀 모형은 시계열 데이터를 분석하고 예측하는 데 매우 유용한 모형이다. 이 모형은 과거 데이터를 이용해 현재와 미래의 변화를 예측하며, 데이터 간 관계를 더 정확히 파악하는 데 중점을 둔다. 또한 경제, 환경, 정책 등 외부 요인들이 데이터에 미치는 영향을 종합적으로 분석할 수 있다.

예를 들어, 수산물 무역량의 경우 과거의 거래량과 시장 조건이 현재와

미래의 무역 성과에 큰 영향을 미친다. 동적 회귀 모형은 과거 데이터를 현재의 예측 변수로 사용하여 시간의 흐름에 따른 변화를 명확히 이해하도록 돕는다. 경제지표나 환경 변화 같은 외부 요인들을 포함함으로써, 단순한 시간 경과 이상의 복잡한 관계를 모델링할 수 있다.

특히 경제 변화, 환율 변동, 국제 정세, 계절적 요인 등은 수산물 무역에 큰 영향을 미치는 중요한 외부 요인들이다. 동적 회귀 모형은 이러한 요인들을 통합하여 수산물 무역 시장의 단기 변동성을 예측할 수 있게 해준다. 이는 변동성이 크고 외부 조건에 민감한 수산물 무역 시장에서 매우 유용하다.

〈표 5-1〉 동적 회귀분석 개요

분석 절차 및 방법론

[분석 절차]

- ① 데이터 준비: 시계열 데이터를 수집하고, 필요한 경우 차분(differencing)을 통해 정상성을 확보한다.
- ② 변수 선택: 시차를 고려하여 독립 변수를 선택한다. 이 과정에서 ACF와 PACF(Partial Autocorrelation Function) 차트를 분석하여 적절한 시차를 결정할 수 있다.
- ③ 모형 추정: 최소 제곱법(Ordinary Least Squares)이나 최대 우도법(Maximum Likelihood Estimation)을 사용하여 모형 파라미터를 추정한다.
- ④ 모형 진단: 잔차 분석을 통해 모형의 적합성을 평가한다. 잔차가 백색 잡음(white noise)의 특성을 갖는지 확인한다.
- ⑤ 예측 및 해석: 모형을 사용하여 미래의 값을 예측하고, 계수의 해석을 통해 변수들의 영향력을 평가한다.

[분석 방법론]

수식으로 다음과 같이 설명할 수 있다.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{t-1} + \beta_2 X_{t-2} + \cdots + \beta_p X_{t-p} + \epsilon_t$$

Y_t 는 t시점의 종속 변수(수출량 등)이며, X_{t-k} 는 시점 t-k에서의 독립 변수(수산물 가격, 환율, 경제 성장률 등)이다. 이 변수는 시차 k를 가진다. 독립 변수 β_k 는 독립 변수 X_{t-k} 계수, ϵ_t 는 오차 항이며, 일반적으로 평균이 0인 확률 변수로 가정한다.

자료: 저자 작성

단, 본 연구에서는 동적 회귀분석에 한 단계 더 나아가 SARIMAX(Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average with Exogenous variables)를 활용하였다. SARIMA 모형은 동적 회귀모형이 단순히 시차를 고려한 회귀 분석이라면, SARIMAX는 계절성과 자기회귀(AR), 이동평균(MA) 요소를 통합하여 더 복잡한 시계열 패턴을 설명할 수 있는 모형이다. 이를 통해 외생 변수뿐만 아니라 계절적 요인과 시계열 내 상관관계까지 반영하여 예측의 정확도를 높일 수 있다.

〈표 5-2〉 SARIMAX 분석 개요

분석 절차 및 방법론

[분석 절차]

동적 회귀분석 모형과 유사한 절차를 통해 분석을 진행하나, SARIMAX 모형은 계절적 패턴을 반영할 수 있으며, 외생 변수가 추가된 형태로 자기회귀(AR)와 이동평균(MA) 요소를 포함하는 차별성이 있다.

[분석 방법론]

수식으로 다음과 같이 설명할 수 있다.

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \sum \beta_k X_{t-k} + \epsilon_t$$

Y_t 는 t시점의 종속 변수(수출량 등)이며, X_{t-k} 는 시점 t-k에서의 독립 변수(수산물 가격, 환율, 경제 성장률 등)이다. $\phi_1 \phi_2$ 는 자기회귀(AR) 계수, $\theta_1 \theta_2$ 는 이동평균(MA) 계수, 독립 변수 β_k 는 독립 변수 X_{t-k} 의 계수, ϵ_t 는 평균이 0인 오차 항이다.

SARIMAX 모형은 시차를 가진 독립 변수들이 종속 변수에 미치는 영향을 분석할 수 있게 된다.

자료: 저자 작성

2. 딥러닝 기반 전망

딥러닝(Deep Learning)은 다양한 분야에서 높은 예측력을 인정받는 접근법이다. 독립변수와 종속변수 간의 복잡한 비선형 관계를 학습할 수 있으며, 중요한 데이터 특성을 자동으로 식별하여 정확한 예측을 수행하는 능력을 갖추고 있다. 전통적인 경제학 모형인 동적 회귀 모형과 비교할 때, 딥러닝은 몇 가지 장점을 제공한다.

첫째, 딥러닝 모형은 데이터의 변화에 매우 유연하게 반응할 수 있다. 이는 지속적인 학습과 자동 조정 기능을 통해 시장의 다양한 변화에 효과적으로 대응할 수 있기 때문이다. 둘째, 딥러닝은 장기 의존성을 효과적으로 학습하여 더 정확한 예측이 가능하다. 셋째, 다양한 데이터 유형을 통합 처리할 수 있는 능력이 있다. 예를 들어, 동적 회귀 모형이 시계열 데이터의 안정성을 확보하기 위해 변수 차분을 필요로 하는 반면, 딥러닝은 원자료의 정규화만으로도 분석 가능하다.

본 연구에서는 이러한 딥러닝의 장점을 활용하기 위해 RNN 기반의 LSTM과 GRU를 사용한다. 이 두 모형은 정보를 장기간 보존할 수 있는 게이트 메커니즘을 통해 시간에 따른 데이터의 중요한 특성과 패턴을 학습한다. LSTM은 세 가지 주요 게이트(망각 게이트, 입력 게이트, 출력 게이트)를 통해 정보 흐름을 조절하며, 불필요한 정보는 배제하고 중요한 정보만 다음 시점으로 전달한다. GRU는 LSTM의 구조를 단순화하여 두 가지 게이트(업데이트 게이트와 리셋 게이트)만 사용한다. 이 게이트들은 계산 효율성을 높이면서도 LSTM과 유사한 성능을 제공한다.

〈표 5-3〉 딥러닝(LSTM, GRU) 개요

분석 절차 및 방법론

[분석 절차]

- ① 데이터 준비: 시계열 데이터를 수집하고, 결측치 처리, 이상치 등을 제거한다.
- ② 변수 선택: 무역에 영향을 미칠 수 있는 중요 변수를 선택하고, 데이터 정규화 및 표준화를 수행한다.
- ③ 모형 추정: 하이퍼파라미터 튜닝을 하는데 학습률, 배치 크기, 에포크 수 등을 조정한다.
- ④ 모형 진단: 시계열 데이터의 특성을 고려하여 시간 기반 교차 검증을 수행한다.
- ⑤ 모형 평가: MSE, RMSE, MAE 등의 지표를 사용하여 모형의 성능을 평가한다.

[분석 방법론]

- ① LSTM: 순환 신경망(RNN)의 변형으로, 시간에 따른 데이터의 장기 의존성을 효과적으로 학습하는 데 사용된다. 각 모형은 시계열 데이터에서 정보를 저장하고 필요에 따라 정보를 업데이트하는 구조이다.

=> 망각 게이트(forget gate): 이전 셀 상태 C_{t-1} 의 정보를 얼마나 유지할지 결정하는 게이트이다. 여기서 σ 는 시그모이드 활성화 함수를 나타내며, W_f 와 b_f 는 각각 가중치와 편향을 나타낸다.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

=> 입력 게이트(input gate): 입력 게이트는 새로운 정보를 셀 상태에 얼마나 추가할지 결정한다. 이때 C_t 는 새로운 후보 값이다.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

=> 셀 상태 업데이트: 이전 셀 상태와 새로운 정보를 결합하여 현재의 셀 상태를 업데이트한다.

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

=> 출력 게이트: 현재 셀 상태의 어떤 부분을 출력할지 결정하며, h_t 는 현재의 은닉 상태이다.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

- ② GRU: LSTM보다 단순한 구조로 망각 게이트를 합쳐 업데이트 게이트를 사용한다.

=> 업데이트 게이트(update gate)

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z)$$

=> 재설정 게이트(reset gate)

$$\Upsilon_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r)$$

=> 새로운 정보

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [\Upsilon_t * h_{t-1}, x_t] + b_h)$$

=> 최종 은닉 상태 업데이트

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$

자료: 저자 작성

제2절 경제학 기반 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검증 —

본 절에서는 경제학적 접근법을 통해 전망을 수행하고, 해당 모형의 예측력 검증까지 수행한다. 이를 통해 각 변수가 시장에 미치는 영향력을 이해할 수 있을 뿐만 아니라, 주요 품목별 시장의 차별성도 파악할 수 있다.

1. 수산물 수출 단기 전망 모형

1) 수산물 전체

(1) 분석 결과

동적 회귀 모형을 활용하여 수산물 수출 전망을 수행하였다. 분석에 사용된 변수는 경제 이론과 변수 선택법 분석 결과를 종합하여 수산물 수출 가격(ex_p), 일본 환율(ex_jpn), 유가(oil_brent), 경제지표($rgdp_per$)로 결정하였다.⁸⁾ 분석에 활용된 데이터의 로그차분 데이터로는 2000년 2월부터 2023년 12월까지의 자료가 사용되었다. 종속 변수(y)에 대한 관측치는 287개이다. 모형은 SARIMAX(2, 0, 2)로 설정되었다. 이는 계절적 요소가 없는 ARIMA 모형⁹⁾에 자기 회귀(AR) 항 2개, 차분(differencing) 항 0개(로그차분 자료 활용: 데이터의 정상성 가정), 이동평균(MA) 항 2개를 사용하였다.

8) 미국 환율(ex_usa)은 실증 분석에서 통계적 유의성이 확보되지 않아 일본 환율(ex_jpn)을 모형에 포함함

9) 계절적 요소를 고려하지 않은 이유는 수산물 전체로 보았을 때는 매월 일정한 수출이 이루어지고 있기 때문이다. 단 품목별로는 고려하여 분석함(김, 참치, 연어, 새우)

① 모형 설명력 및 적합도

- Log Likelihood: 모형의 로그 우도 값이 383.812로 높으며, 이는 모형이 관측된 데이터를 잘 설명하고 있음을 의미한다.
- AIC, BIC, HQIC: 이 세 가지 기준은 모형의 적합도와 복잡도를 동시에 고려한 수치이다. 여기서 모든 값이 상대적으로 낮아 모형이 데이터에 잘 적합되었고, 필요 이상으로 복잡하지 않음을 나타낸다.

② 전망 변수의 유의성

- 수산물 수출가격(export_p): p-값이 0.000으로, 수산물 수출에 매우 유의한 영향을 미친다는 것을 보여준다. 계수는 -1.1055로, 수출가격이 1% 상승할 때 수산물 수출은 약 1.11% 감소함을 의미한다.
- 환율(ex_jpn): p-값이 0.000으로, 역시 매우 유의하다. 계수는 0.5370으로, 환율이 1% 상승할 때 수산물 수출은 약 0.54% 증가한다.
- 유가(oil_brent): p-값이 0.001로, 유가 변동 역시 수산물 수출에 중요한 영향을 미친다. 계수는 -0.1664로, 유가가 1% 상승할 때 수산물 수출은 약 -0.17% 감소한다.
- 경제지표(rgdp_per): p-값이 0.060으로, 약간 높지만 0.10 이하에서 통계적으로 유의하다. 계수는 1.5513으로, 경제 성장률이 1% 증가할 때 수산물 수출은 약 1.55% 증가한다.
- 수산물 생산량(production): p-값이 0.012로, 통계적으로 유의하다. 계수는 0.0659로, 생산량이 1% 증가할 때 수산물 수출은 약 0.07% 증가한다.

③ 모형의 잔차 진단

- Ljung-Box Q: p-값이 0.90으로, 잔차에 유의미한 자기상관성이 없음을

나타낸다.

- Jarque-Bera Test: p-값이 0.48로, 잔차가 정규분포를 따르는 것으로 해석할 수 있다.
- Goldfeld-Quandt Test: p-값이 0.996으로, 이분산성이 없음을 나타낸다.

④ ARMA 항

- ar.L1, ar.L2: 자기회귀 항의 p-값은 각각 0.003, 0.000으로 매우 유의하다. 이는 자기회귀 항이 현재 시점의 값을 설명하는 데 유의미한 영향을 미친다는 것을 의미한다.
- ma.L1, ma.L2: 이동 평균 항의 p-값이 0.000으로 매우 유의하다. 이는 이동 평균 항이 잔차의 이전 값이 현재 시점의 값을 설명하는 데 유의미한 영향을 미친다는 것을 의미한다.
- ma.L2: 이동 평균 항의 p-값이 0.084로 약간 높지만, 0.10 이하에서 통계적으로 유의하다.

본 모형은 수산물 수출에 영향을 미치는 주요 변수들을 잘 설명하고 있으며, 통계적으로 안정적인 결과를 보여준다. 유의미한 예측 변수들과 함께 잔차의 자기상관성 부재, 정규성, 이분산성이 없음은 이 모형이 신뢰할 수 있는 예측을 제공하고 있음을 의미한다.

〈표 5-4〉 동적 회귀분석 결과(수산물 수출)

수산물 전체 수출			
Dep. variable	export_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(2, 0, 2)	Log Likelihood	383.812
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-747.625
Covariance Type	robust	BIC	-711.030
		HQIC	-732.958
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
export_p	-1.1055	-15.824	0.000
ex_jpn	0.5370	4.351	0.000
oil_brent	-0.1664	3.327	0.001
rgdp_per	1.5513	1.884	0.060
production	0.0659	2.504	0.012
ar.L1	0.5763	2.980	0.003
ar.L2	-0.3417	-4.830	0.000
ma.L1	-1.2017	-5.862	0.000
ma.L2	0.3280	1.726	0.084
sigma2	0.0040	11.278	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	0.01	Jarque-Bera Test	1.48
Prob(Q)	0.90	Prob(JB)	0.48
Goldfeld-Quandt Test	1.63		
Prob(BP)	0.99		

자료: 저자 분석

(2) 분석 진단

다음은 동적 회귀 모형의 진단 결과를 나타낸다. 진단 플롯들을 활용하였으며, 해당 플롯은 수산물 수출 데이터를 설명하는 데 사용된 모형의 잔차, 자기상관, 부분 자기상관 그리고 잔차의 분포를 시각화하였다.

① Time Series

- 첫 번째 그래프는 시계열 데이터를 나타낸다. 수산물 수출량에 대한 실제 시간 경과에 따른 변화를 보여주는데, 데이터는 시간에 따라 안정되어 보이며 뚜렷한 추세나 계절성이 보이지 않는다.

② Residuals

- 두 번째 그래프의 잔차는 모형에 의해 설명되지 않은 예러 항을 나타낸다. 이상적인 경우 잔차는 중앙선 주위에 무작위로 분포해야 한다. 그래프에서는 잔차가 시간에 따라 일정한 분산을 유지하며, 큰 이상치 없이 0 주위에 무작위로 분포하는 것을 확인할 수 있다.

③ Autocorrelation Function(ACF)

- 세 번째 그래프는 자기상관 함수(ACF)를 보여준다. 이는 시차(lag)에 따른 잔차의 상관관계를 나타낸다. 대부분의 상관계수가 신뢰 구간 안에 위치하며, 자기상관성은 크지 않다. 이는 모형이 잠재적인 시간적 구조를 잘 설명하고 있다는 것을 시사한다.

④ Partial Autocorrelation Function(PACF)

- 네 번째 그래프는 부분 자기상관 함수(Partial Autocorrelation Function, PACF)를 나타낸다. PACF는 다른 모든 시차의 영향을 제거한 상태에서의

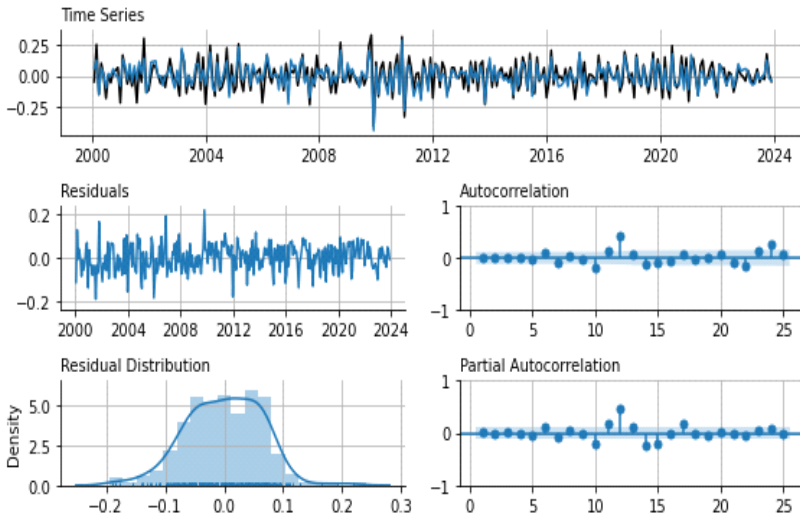
상관관계를 보여준다. 이 그래프도 대부분 지점이 신뢰 구간 내에 있어, 모형이 데이터의 주요 자기상관 구조를 포착하고 있음을 나타낸다.

⑤ Residual Distribution

- 다섯 번째 그래프는 잔차의 분포를 나타내며, 이상적으로는 표준 정규 분포를 따라야 한다. 히스토그램과 함께 제시된 커널-밀도 추정선이 정규 분포 곡선과 비슷한 형태를 띠는 것으로 미루어볼 때, 잔차가 정규성을 가지고 있음을 암시한다.

종합적으로, 해당 결과 역시 모형이 잘 적합되었고, 잔차가 시간에 따른 패턴이나 이분산성 없이 무작위로 분포하며, 정규성을 띠고 있다는 점을 나타낸다. 즉, 본 모형은 수산물 수출 관련 데이터 분석에 적합한 모형으로 인정할 수 있다는 것이다.

〈그림 5-1〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(수산물 수출)

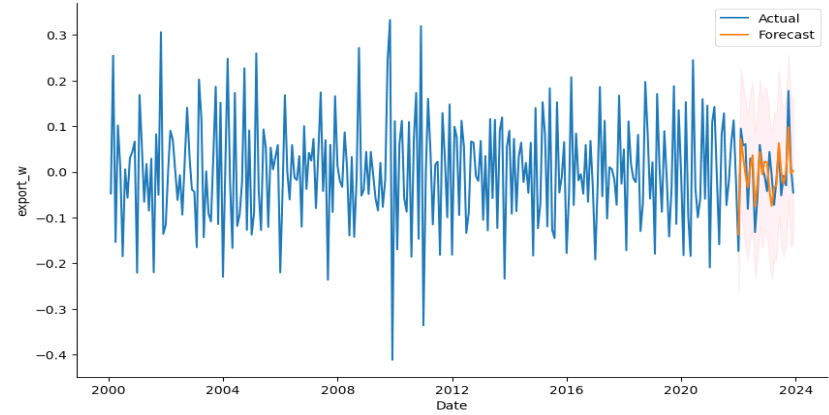


자료: 저자 작성

(3) 예측력 검정

본 모형의 적용 가능성을 확인할 수 있는 가장 좋은 방법은 예측력을 검정하는 것이다. 이에 본 연구에서는 2000년 2월~2021년 12월 데이터로 모형을 세우고, 2022년 1월~2023년 12월의 전망치와 실측치를 교차 검증하였다. 분석 결과 실측치와 전망치 간에 매우 높은 유사도를 보였다.

〈그림 5-2〉 동적 회귀 전망의 교차 검증(수산물 수출)



자료: 저자 작성

추가로 성능 측정을 하였다. MAE, MSE, RMSE 값들은 모두 낮게 나타나고 있어, 높은 예측력을 보이며, R-square 역시 0.6437로 높은 설명력을 보인다.

〈표 5-5〉 동적 회귀 전망의 성능 측정(수산물 수출)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0019
MSE	0.0376
RMSE	0.0434
R-squared	0.6437

자료: 저자 분석

2) 주요 품목별

(1) 김

김 수출을 예측하기 위해 김 수출가격(export_p), 일본 환율(ex_jpn), 유가(oil_brent), 경제 요인(1인당 실질 GDP, rgdp_per), 수산물 생산량(production)을 최종 변수로 선택하였다. 김 수출에 영향을 미칠 수 있는 계절적 패턴을 모델링하기 위해, auto_arima(python) 함수를 활용한 파라미터 탐색을 통해 SARIMAX(1, 0, 1)x(1, 0, 1, 12) 모형을 결정하였다. 비계절적 요소로는 AR(자기회귀) 항과 MA(이동평균) 항을 각각 하나씩 가지게 하며, 계절성 요소로는 12개월 주기의 AR과 MA 항을 각각 하나씩 포함하여 연간 패턴을 고려하게 하였다.

분석 결과, 주요 수출 결정 요인으로서 수출가격(export_p), 환율(ex_jpn), 경제 요인(rgdp_per), 생산 요인(production)이 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히 경제 요인(rgdp_per)은 김 수출에 큰 영향을 미치는 주요 요인으로 나타났는데, 이는 수요 요인(경제 요인)이 수출에 결정적인 역할을 하고 있음을 시사한다.

모형의 진단을 위한 여러 통계적 검정을 수행한 결과, Ljung-Box Test를 통해 모형 잔차 간에 유의미한 자기상관성이 없음을 확인하였다. 또한, Breusch-Pagan Test와 Goldfeld-Quandt Test를 통해 오차 항의 등분산성이 유지되고 있음을 확인할 수 있다. 그러나 Jarque-Bera Test의 결과, p-값이 0.01로 나타나 잔차들이 정규 분포를 따르지 않을 가능성이 있음을 나타낸다. 이는 모형이 일부 데이터의 특성을 완전히 포착하지 못했을 수 있음을 의미한다. 하지만, 모형은 주요 예측 변수들에 대해 신뢰성 높은 근거를 나타내고 있다.

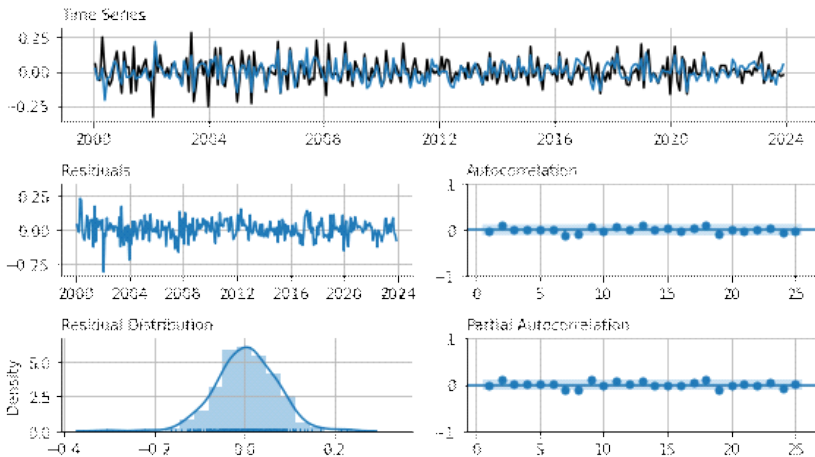
〈표 5-6〉 동적 회귀분석 결과(김 수출)

김 수출			
Dep. variable	export_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(1, 0, 1)x (1, 0, 1, 12)	Log Likelihood	369.954
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-719.909
Covariance Type	robust	BIC	-683.314
		HQIC	-705.242
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
export_p	-0.3091	0.115	0.007
ex_jpn	0.3562	0.144	0.013
oil_brent	-0.0016	0.044	0.971
rgdp_per	3.2749	1.118	0.003
production	0.0284	0.016	0.075
ar.L1	0.2762	0.074	0.000
ma.L1	-0.8980	0.035	0.000
ar. S.L 12	0.9348	0.030	0.000
ma. S. L 12	-0.6652	0.066	0.000
sigma2	0.0043	0.000	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	0.40	Jarque-Bera Test	25.28
Prob(Q)	0.53	Prob(JB)	0.01
Goldfeld-Quandt Test	0.50		
Prob(BP)	0.99		

자료: 저자 분석

다음으로 동적 회귀 모형의 진단 결과를 나타내었다. Time Series 플롯을 살펴보면, 관측된 시계열 데이터(검은색)와 모형으로부터 예측된 시계열 데이터(파란색) 두 선이 잘 겹쳐진 것을 확인할 수 있다. Residuals를 살펴보면 잔차가 시간에 따라 큰 경향성을 보이지 않고 안정적인 것을 확인할 수 있다. 이는 모형이 데이터의 패턴을 잘 포착하고 있음을 나타낸다. Residual Distribution에서는 잔차의 분포가 약간 왼쪽으로 치우친 모양을 보이는데, 전반적으로 종 모양의 정규 분포 형태를 따르는 것으로 보인다. 이러한 결과가 앞선 Jarque-Bera Test 결과에 영향을 미쳤을 수 있다. Autocorrelation과 Partial Autocorrelation 결과를 살펴보면 특별히 눈에 띄는 지연이 없는 것을 확인할 수 있다. 종합적으로 본 모형은 잔차 플롯들이 시계열 데이터를 잘 적합하고 있으며, 자기상관성이 없고, 분포가 대체로 정규성을 따르고 있어 타당한 예측을 할 수 있음을 의미한다.

〈그림 5-3〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(김 수출)



자료: 저자 작성

(2) 참치

참치 수출을 예측하기 위해 참치 수출가격(`export_p`), 일본 환율(`ex_jpn`), 유가(`oil_brent`), 1인당 실질 GDP(`rgdp_per`), 수산물 생산량(`production`)을 선택하였다.

분석 결과는 `auto_arima` 함수를 활용한 자동 파라미터 탐색을 통해 얻었으며, SARIMAX(0, 0, 1) 모형이 최적인 것으로 결정되었다. 이 모형은 비계절적 이동 평균(MA) 항 하나만 포함하여 참치 수출량의 시계열 데이터에 적합되었으며, 계절적 요소는 포함하지 않았다.

참치 수출가격(`export_p`)은 가장 높은 음의 수출 영향력을 보였으며(p-value 0.000), 이는 참치 가격 상승이 참치 수출량 감소로 이어질 수 있음을 시사한다. 반면, 일본 환율(`ex_jpn`)은 참치 수출에 통계적으로 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(p-value 0.578). 이는 참치 수출의 중요도가 과거에는 일본에 있었으나, 최근에는 다양한 국가로 다변화된 이유로 판단된다. 유가(`oil_brent`)는 유의미한 양의 영향을 미쳤으며(p-value 0.095), 수산물 생산량(`production`)은 참치 수출에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다(p-value 0.000). 경제 요인(`rgdp_per`)은 모형에서 높은 p-value(0.811)를 나타내어 참치 수출에 대한 그 영향이 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 나타났다.

모형의 진단을 위한 Ljung-Box Test 결과는 모형 잔차 사이에 유의미한 자기상관성이 없음을 나타내는데, 이는 모형이 적절하게 적합되었음을 의미한다(Prob(Q) 0.25). 또한, 오차항의 등분산성을 검정하는 Goldfeld-Quandt Test 결과에서도 잔차의 등분산성을 확인하였다(Prob(GQ) 0.99). 반면, Jarque-Bera Test는 p-value가 0.00으로 나타나 잔차가 정규 분포를 따르지 않을 가능성이 있지만 그럼에도 불구하고, 본 모형은 주요 예측 변수들에 대한 신뢰성 높은 근거를 제공하고 있다.

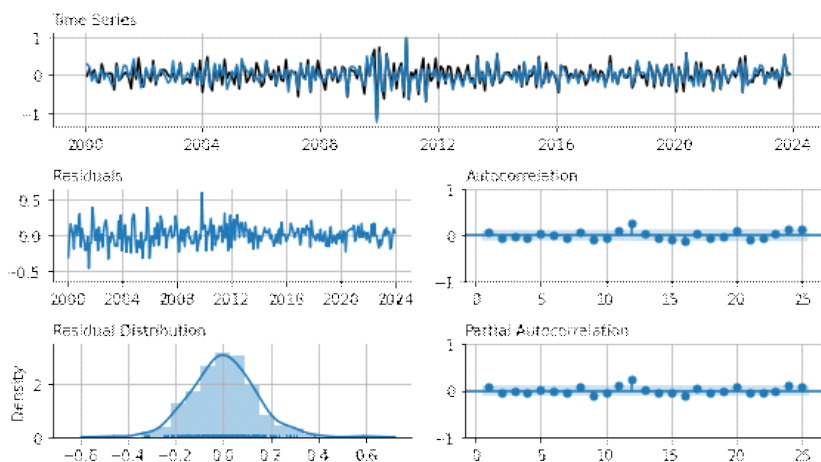
〈표 5-7〉 동적 회귀분석 결과(참치 수출)

참치 수출			
Dep. variable	export_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(0, 0, 1)	Log Likelihood	166.680
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-319.360
Covariance Type	robust	BIC	-293.744
		HQIC	-309.094
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
export_p	-1.1589	-0.086	0.000
ex_jpn	0.1271	0.228	0.578
oil_brent	-0.1416	0.085	0.095
rgdp_per	0.3529	1.479	0.811
production	0.3638	0.096	0.000
ma.L1	-0.8647	0.036	0.000
sigma2	0.0182	0.002	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	1.34	Jarque-Bera Test	21.26
Prob(Q)	0.25	Prob(JB)	0.00
Goldfeld-Quandt Test	0.25		
Prob(BP)	0.99		

자료: 저자 분석

동적 회귀 모형의 진단 결과에 따르면, Time Series 플롯에서 실제 데이터와 모형 예측이 밀접하게 일치해 모형이 시계열 데이터의 패턴을 잘 포착하고 있다. 잔차 플롯에서 잔차가 안정적으로 나타나고 있으며, 큰 경향성이나 계절성 패턴이 없어 모형의 적합성을 확인할 수 있다. Residual Distribution 플롯에서는 잔차가 대체로 정규 분포를 따르고 있으나 약간의 왜도가 있음을 보여준다. Autocorrelation과 Partial Autocorrelation 플롯은 잔차 사이에 자기상관성이 없음을 나타내어 모형이 데이터의 시간적 의존성을 적절히 포착하고 있음을 나타낸다. 전반적으로, 모형은 타당하고 신뢰할 수 있는 예측을 제공하고 있음을 시사하고 있다.

〈그림 5-4〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(참치 수출)



자료: 저자 작성

2. 수산물 수입 단기 전망 모형

1) 수산물 전체

(1) 분석 결과

동적 회귀 모형을 활용하여 수산물 수입 전망을 수행하였다. 분석에 사용된 변수는 경제 이론과 변수 선택법(Best Subset Selection) 분석 결과를 종합하여 수산물 수입가격(import_p), 미국 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)로 결정하였다. 분석에 사용된 데이터는 2000년 2월부터 2023년 12월까지의 자료이며, 종속 변수(y)에 대한 관측치는 287개이다. 모형은 SARIMAX(1, 0, 2)로 설정되었다. 이는 계절적 요소가 없는 ARIMA 모형으로, 자기 회귀(AR) 항 1개, 차분 항 0개(로그차분 자료 활용: 데이터의 정상성 가정), 이동 평균(MA) 항 2개를 사용하였다.

① 모형 설명력 및 적합도

- Log Likelihood: 모형의 로그 우도 값은 461.171로 높으며, 이는 관측된 데이터를 모형이 잘 설명하고 있음을 의미한다.
- AIC, BIC, HQIC: AIC는 -906.342, BIC는 -877.066, HQIC는 -894.609로 모두 낮은 값이며, 이는 모형이 데이터에 잘 적합되었고 필요 이상으로 복잡하지 않음을 나타낸다.

② 전망 변수의 유의성

- 수산물 수입가격(import_p): p-값이 0.000으로, 수산물 수입가격이 매우 유의한 영향을 미친다는 것을 보여준다. 계수는 -0.8762로, 수입가격이 1% 상승할 때 수산물 수입은 약 0.88% 감소함을 의미한다.
- 환율(ex_usa): p-값이 0.000으로, 환율이 수산물 수입에 매우 유의한

영향을 미친다는 것을 나타낸다. 계수는 -0.5815로, 환율이 1% 상승할 때 수산물 수입은 약 0.58% 감소한다.

- 가치분 소득(pgdi): p-값이 0.001로, 통계적으로 유의하다. 계수는 0.8400으로, 가치분 소득이 1% 증가할 때 수산물 수입은 약 0.84% 증가한다.
- 수산물 물가(scp1): p-값이 0.023로, 통계적으로 유의하다. 계수는 0.5893으로, 수산물 물가가 1% 상승할 때 수산물 수입은 약 0.59% 증가한다.

③ 모형의 잔차 진단

- Ljung-Box Q: p-값이 0.98로, 잔차에 유의미한 자기상관성이 없음을 나타낸다.
- Jarque-Bera Test: p-값이 0.53로, 잔차가 정규분포를 따르는 것으로 해석할 수 있다.
- Goldfeld-Quandt Test: p-값이 0.78로, 이분산성이 없음을 나타낸다.

④ ARMA 항

- ar.L1: 자기회귀 항의 p-값이 0.509로, 통계적으로 유의하지 않다. 이는 자기회귀 항이 현재 시점의 값을 설명하는 데 유의미한 영향을 미치지 않는다는 것을 의미한다.
- ma.L1, ma.L2: 이동 평균 항의 p-값이 각각 0.000으로 매우 유의하다. 이는 이동 평균 항이 잔차의 이전 값이 현재 시점의 값을 설명하는 데 유의미한 영향을 미친다는 것을 의미한다.

요약하자면, 본 모형은 수산물 수입에 영향을 미치는 주요 변수들을 잘 설명하고 있으며, 통계적으로 안정적인 결과를 보여준다. 유의미한 예측 변수와 함께 잔차의 자기상관성 부재, 정규성, 이분산성이 없음은 이 모형이 신뢰할 수 있는 예측을 제공하고 있음을 의미한다.

〈표 5-8〉 동적 회귀분석 결과(수산물 수입)

수산물 전체 수입			
Dep. variable	import_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(1, 0, 2)	Log Likelihood	461.171
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-906.342
Covariance Type	robust	BIC	-877.066
		HQIC	-894.609
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
import_p	-0.8762	0.030	0.000
ex_usa	-0.5815	0.126	0.000
pgdi	0.8400	0.247	0.001
scpi	0.5893	0.290	0.023
ar.L1	-0.0907	0.137	0.509
ma.L1	-0.4234	0.115	0.000
ma.L2	-0.4923	0.101	0.000
sigma2	0.0023	0.000	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	0.00	Jarque-Bera Test	1.28
Prob(Q)	0.98	Prob(JB)	0.53
Goldfeld-Quandt Test	0.78		
Prob(BP)	0.93		

자료: 저자 분석

(2) 분석 진단

다음은 동적 회귀 모형의 진단 결과를 나타낸다. 진단 플롯들을 활용하였으며, 해당 플롯은 수산물 수입 데이터를 설명하는 데 사용된 모형의 잔차, 자기상관, 부분 자기상관, 그리고 잔차의 분포를 시각화하였다.

① Time Series

- 첫 번째 그래프는 시계열 데이터를 나타내며, 2000년부터 2023년까지 시간 경과에 따른 수산물 수입량의 변화를 보여준다. 데이터는 모형에 의해 잘 설명되고 있으며, 뚜렷한 장기적 추세나 계절성이 없다. 이는 수산물 수입량이 비교적 일정한 범위 내에서 변동하고 있음을 의미하며, 모형이 수산물 수입량의 안정적인 패턴을 잘 포착하고 있음을 시사한다.

② Residuals

- 두 번째 그래프는 잔차를 나타낸다. 이는 모형에 의해 설명되지 않은 오차항을 의미한다. 이상적으로는 잔차가 중앙선 주위에 무작위로 분포해야 한다. 그래프에서는 잔차가 시간에 따라 일정한 분산을 유지하며, 큰 이상치 없이 0 주위에 무작위로 분포하는 것을 확인할 수 있다.

③ Autocorrelation Function(ACF)

- 세 번째 그래프는 자기상관 함수(ACF)를 보여준다. 대부분의 상관계수가 신뢰 구간 안에 위치하며, 큰 자기상관을 보이지 않는다. 이는 모형이 잠재적인 시간적 구조를 잘 설명하고 있다는 것을 시사한다.

④ Partial Autocorrelation Function(PACF)

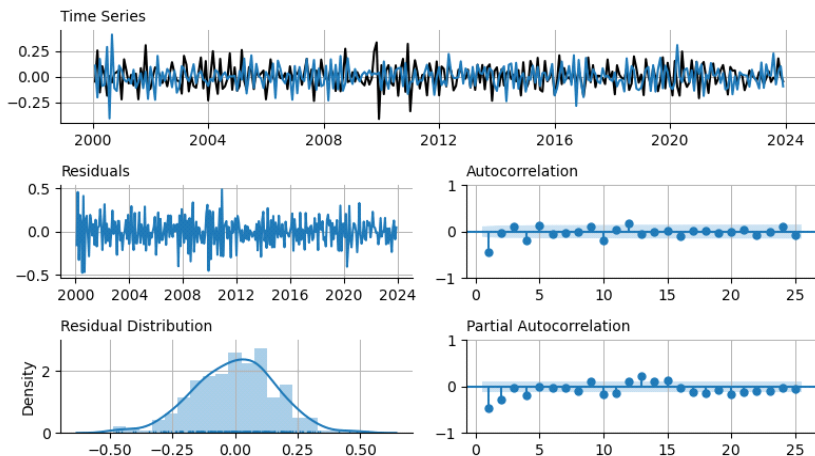
- 네 번째 그래프는 부분 자기상관 함수 (PACF)를 나타낸다. 대부분 지점이 신뢰 구간 내에 있어, 모형이 데이터의 주요 자기상관성 구조를 포착하고 있음을 나타낸다.

⑤ Residual Distribution

- 다섯 번째 그래프는 잔차의 분포를 나타낸다. 히스토그램과 커널-밀도 추정선이 정규분포 곡선과 비슷한 형태를 보이며, 이는 잔차가 정규성을 가지고 있음을 암시한다.

종합적으로, 모형이 잘 적합되었고 잔차가 시간에 따른 패턴이나 이분산성 없이 무작위로 분포하며, 정규성을 띠고 있음을 나타내고 있다. 즉, 본 모형이 수산물 수입 관련 데이터를 분석하는 데 적절하다고 인정할 수 있다.

〈그림 5-5〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(수산물 수입)

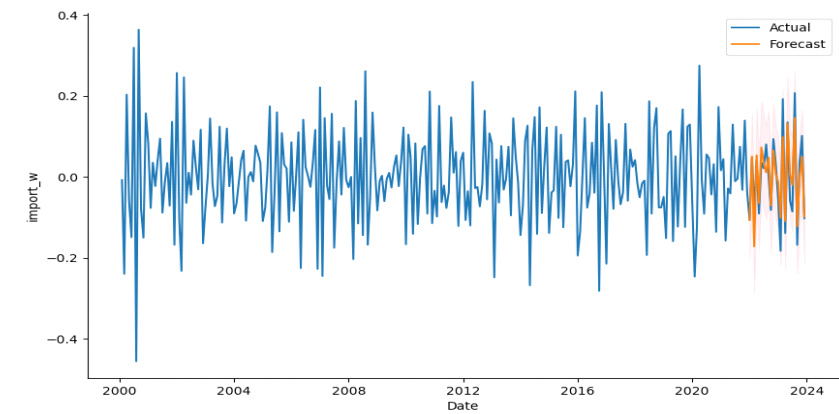


자료: 저자 작성

(3) 예측력 검정

수산물 수입 전망 모형의 예측력을 검정하기 위해 2000년 2월부터 2021년 12월까지의 데이터로 모형을 세우고, 2022년 1월부터 2023년 12월까지의 전망치와 실측치를 비교 분석하였다. 분석 결과, 실측치와 전망치 간에 매우 높은 유사도를 보이는 것을 확인했다.

〈그림 5-6〉 동적 회귀 전망의 교차 검증(수산물 수입)



자료: 저자 작성

모형의 예측 성능을 살펴본 결과 MAE, MSE, RMSE 값들이 모두 낮게 나타나, 높은 예측력을 보이고 있음을 확인할 수 있다. R-squared 값은 0.796으로 상당히 높은 설명력을 보이고 있다.

〈표 5-9〉 동적 회귀 전망의 성능 측정(수산물 수입)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0023
MSE	0.0393
RMSE	0.0479
R-squared	0.7958

자료: 저자 분석

2) 주요 품목별

(1) 연어

연어 수입을 예측하기 위해 연어 수입가격(import_p), 미국 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)를 활용하였다. 분석 결과는 auto_arima 함수를 사용한 자동 파라미터 탐색을 통해 SARIMAX(1, 0, 1)x(1, 0, [1, 2, 3], 12) 모형이 최적으로 선택되었다. 모형 설명력 및 적합도를 보면, Log Likelihood 값이 283.635로 높아 모형이 데이터를 잘 설명하고 있으며, AIC는 -545.271, BIC는 -505.016, HQIC는 -529.137로 모두 낮은 값이다. 이는 모형이 데이터에 잘 적합되었고 과도하게 복잡하지 않음을 나타낸다.

전망 변수의 유의성을 보면, 연어 수입가격(import_p)은 p-값이 0.000으로 매우 유의하며, 계수는 -1.4604로 수입가격이 1% 상승할 때 연어 수입은 약 1.46% 감소함을 의미한다. 환율(ex_usa)은 p-값이 0.002로 유의하며, 계수는 -1.5419로 환율이 1% 상승할 때 연어 수입은 약 1.54% 감소한다. 가처분 소득(pgdi)은 p-값이 0.138로 유의하지 않으며, 수산물 물가(scpi)는 p-값이 0.657로 유의하지 않다.

모형의 잔차 진단 결과, Ljung-Box Q 테스트의 p-값이 0.87로 잔차에 유의미한 자기상관성이 없음을 나타낸다. Jarque-Bera Test의 p-값이 0.68로 잔차가 정규분포를 따르며, Goldfeld-Quandt Test의 p-값이 0.35로 이분산성이 없음을 나타낸다.

ARMA 항의 유의성을 보면, ar.L1은 p-값이 0.946로 유의하지 않으며, ma.L1은 p-값이 0.000으로 매우 유의하다. 계절적 자기 회귀 항(ar.S.L12)과 계절적 이동 평균 항(ma.S.L12)은 모두 p-값이 0.000으로 매우 유의하다.

요약하면, 본 모형은 연어 수입에 영향을 미치는 주요 변수들을 잘 설명하고 있으며, 통계적으로 안정적인 결과를 보여준다. 유의미한 예측 변수들과 함께 잔차의 자기상관성 부재, 정규성, 이분산성 부재를 통해 이 모형이 신뢰할 수 있는 예측을 제공함을 의미한다.

〈표 5-10〉 동적 회귀분석 결과(연어 수입)

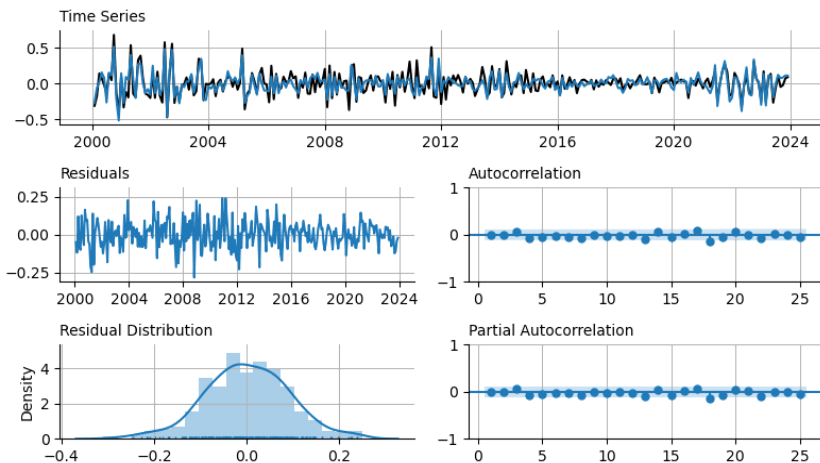
연어 수입			
Dep. variable	import_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(1, 0, 1)x(1,0,[1,2,3],12)	Log Likelihood	283.635
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-545.271
Covariance Type	robust	BIC	-505.016
		HQIC	-529.137
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
import_p	-1.4604	0.072	0.000
ex_usa	-1.5419	0.504	0.002
pgdi	2.8789	1.939	0.138
scpi	-0.5098	1.147	0.657
ar.L1	0.0074	0.111	0.946
ma.L1	-0.6147	0.092	0.000
ar.S.L12	0.7769	0.146	0.000
ma.S.L12	-0.6369	0.156	0.000
ma.S.L24	0.0162	0.073	0.824
ma.S.L36	0.0447	0.071	0.527
sigma2	0.0080	0.001	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	0.02	Jarque-Bera Test	0.78
Prob(Q)	0.87	Prob(JB)	0.68
Goldfeld-Quandt Test	0.35		
Prob(BP)	0.99		

자료: 저자 분석

동적 회귀 모형의 진단 결과를 보면, 여러 지표에서 모형의 적합성과 신뢰성을 확인할 수 있다. 먼저, Time Series 플롯에서는 실제 데이터와 모형 예측 값이 매우 밀접하게 일치하여, 모형이 시계열 데이터의 패턴을 잘 포착하고 있음을 알 수 있다. 잔차 플롯에서는 잔차가 시간에 따라 일정하고 안정적으로 분포되어 있으며, 큰 경향성이나 계절성 패턴을 보이지 않아 모형의 적합성을 다시 한번 확인할 수 있다.

잔차 분포 플롯을 보면, 잔차가 대체로 정규 분포를 따르고 있다. 이는 잔차의 정규성 가정이 대체로 만족되고 있음을 나타낸다. Autocorrelation과 Partial Autocorrelation 플롯에서는 대부분의 시차에서 잔차 사이에 유의한 자기상관성이 없음을 나타내어, 모형이 데이터의 시간적 의존성을 적절히 포착하고 있음을 시사한다. 이러한 결과들을 종합해보면, 모형은 전반적으로 타당하고 신뢰할 수 있는 예측을 제공하고 있음을 알 수 있다.

〈그림 5-7〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(언어 수입)



자료: 저자 작성

(2) 새우

새우 수입을 예측하기 위해 새우 수입가격(import_p), 미국 환율(ex_usa), 경제지표(pgdi, scpi)를 활용하였다. 분석 결과는 auto_arma 함수를 사용한 자동 파라미터 탐색을 통해 얻었으며, SARIMAX(2, 0, 2)x(2, 0, 2, 12) 모형이 최적으로 결정되었다. 모형 설명력 및 적합도를 보면, Log Likelihood 값이 425.856로 높아 모형이 관측된 데이터를 잘 설명하고 있으며, AIC는 -825.712, BIC는 -778.139, HQIC는 -806.645로 모두 낮은 값이다. 이는 모형이 데이터에 잘 적합되었고 필요 이상으로 복잡하지 않음을 나타낸다.

전망 변수의 유의성을 보면, 새우 수입가격(import_p)은 p-값이 0.000으로 매우 유의한 영향을 미친다. 계수는 -0.7750으로, 수입가격이 1% 상승할 때 새우 수입은 약 0.78% 감소함을 의미한다. 환율(ex_usa)은 p-값이 0.091로 유의하며, 계수는 -0.4794로 환율이 1% 상승할 때 새우 수입은 약 0.48% 감소한다. 가처분 소득(pgdi)은 p-값이 0.053으로 유의하며, 계수는 2.7389로 가처분 소득이 1% 증가할 때 새우 수입은 약 2.74% 증가한다. 수산물 물가(scpi)는 p-값이 0.425로 유의하지 않다.

모형의 잔차 진단 결과, Ljung-Box Q 테스트의 p-값이 0.65로 잔차에 유의미한 자기상관성이 없음을 나타낸다. Jarque-Bera Test의 p-값이 0.43로 잔차가 정규분포를 따르며, Goldfeld-Quandt Test의 p-값이 0.82로 이분산성이 없음을 나타낸다.

ARMA 항의 유의성을 보면, ar.L1은 p-값이 0.005로 통계적으로 유의하다. ar.L2는 p-값이 0.070으로 유의하지 않다. ma.L1은 p-값이 0.785로 유의하지 않으나, ma.L2는 p-값이 0.000으로 매우 유의하다. 계절적 자기 회귀 항(ar.S.L12)은 p-값이 0.081로 유의하며, ar.S.L24는 p-값이 0.000으로 매우 유의하다. 계절적 이동 평균 항(ma.S.L12)은 p-값이 0.658로 유의하지 않으나, ma.S.L24는 p-값이 0.000으로 매우 유의하다.

요약하자면, 본 모형은 새우 수입에 영향을 미치는 주요 변수들을 잘 설명하고 있으며, 통계적으로 안정적인 결과를 보여준다. 유의미한 예측 변수들과 함께 잔차의 자기상관성 부재, 정규성, 이분산성이 없음을 통해 이 모형이 신뢰할 수 있는 예측을 제공한다고 볼 수 있다.

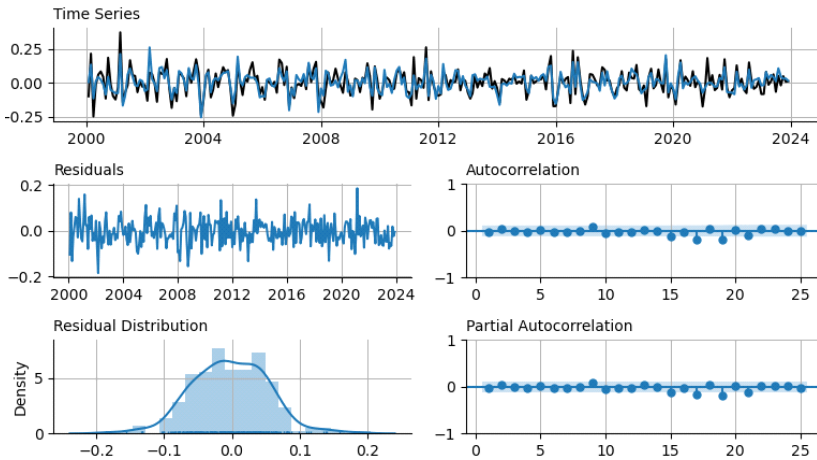
〈표 5-11〉 동적 회귀분석 결과(새우 수입)

새우 수입			
Dep. variable	import_w	No. Observations	287
Model	SARIMAX(2, 0, 2)x(2,0,2,12)	Log Likelihood	425.856
Sample	2000. 02 ~ 2023. 12	AIC	-825.712
Covariance Type	robust	BIC	-778.139
		HQIC	-806.645
모형 계수			
구분	coef	std err	P > [z]
import_p	-0.7750	0.071	0.000
ex_usa	-0.4794	0.283	0.091
pgdi	2.7389	1.938	0.053
scpi	-0.3796	0.476	0.425
ar.L1	-0.5043	0.181	0.005
ar.L2	0.2326	0.128	0.070
ma.L1	0.0437	0.160	0.785
ma.L2	-0.7078	0.147	0.000
ar.S.L12	0.3124	0.179	0.081
ar.S.L24	0.6124	0.161	0.000
ma.S.L12	0.0761	0.172	0.658
ma.S.L24	-0.6145	0.098	0.000
sigma2	0.0029	0.000	0.000
모형 진단			
Ljung-Box(L1) (Q)	0.21	Jarque-Bera Test	1.70
Prob(Q)	0.65	Prob(JB)	0.43
Goldfeld-Quandt Test	0.82		
Prob(BP)	0.88		

자료: 저자 분석

동적 회귀 모형의 진단 결과에 따르면, Time Series 플롯에서 실제 데이터와 모형 예측이 밀접하게 일치하여 모형이 시계열 데이터의 패턴을 잘 포착하고 있음을 보여준다. 잔차 플롯에서 잔차가 안정적으로 나타나고 있으며, 큰 경향성이나 계절성 패턴이 없어 모형의 적합성을 확인할 수 있다. Residual Distribution 플롯은 잔차가 대체로 정규 분포를 따르고 있으나 약간의 왜도가 있음을 보여준다. Autocorrelation과 Partial Autocorrelation 플롯은 잔차 사이에 자기상관성이 없음을 나타내어 모형이 데이터의 시간적 의존성을 적절히 포착하고 있음을 시사한다. 전반적으로, 모형이 타당하고 신뢰할 수 있는 예측을 제공하고 있음을 의미한다.

〈그림 5-8〉 동적 회귀분석 결과 진단 플롯(새우 수입)



자료: 저자 작성

제3절 딥러닝 기반 무역 단기 전망 모형 구축 및 예측력 검증 —

본 절에서는 딥러닝 접근법을 활용하여 전망을 수행하고, 해당 모형의 예측력을 확인한다. 이러한 과정으로 본 연구가 수행한 전망이 향후 신뢰성 높은 결과를 산출할 수 있을지를 평가할 수 있다.

1. 수산물 수출 단기 전망 모형

1) 수산물 전체

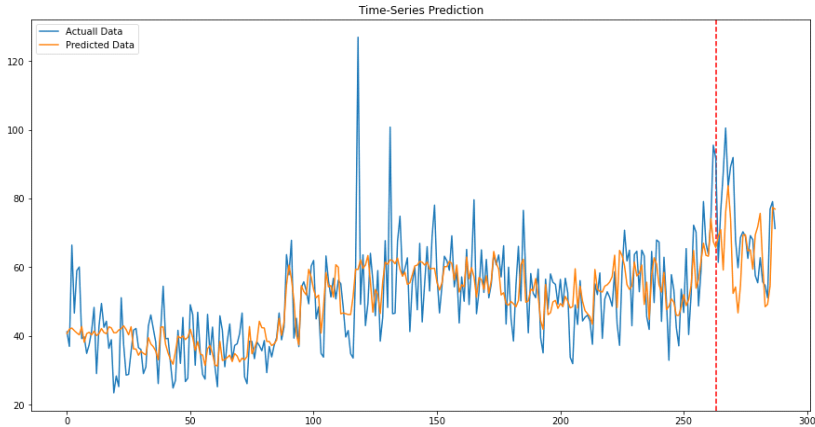
딥러닝 모형을 활용하여 수산물 수출 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 활용하였으며, 딥러닝에서는 변수를 로그 차분 형태가 아닌 원 데이터를 정규화하여 사용하였다. 이는 딥러닝 모형이 변화하는 무역 환경을 반영하여 보다 실질적인 수출 전망치를 제공하는 것을 목표로 하기 때문이다. 또한, 딥러닝 모형은 시계열 데이터의 정상성을 고려하지 않아도 내부의 가중치 분배를 통해 관련 문제를 해결할 수 있다.

(1) LSTM

LSTM 모형을 사용하여 전망을 수행하였다. 모형 구성을 위한 하이퍼파라미터 설정 값은 다음과 같다. 모형이 전체 데이터 세트를 통해 학습하는 num_epochs는 1,000번으로 설정하였으며, learning rate는 0.0001, hidden size는 5로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)를 시간의 흐름에 따라 나타낸다. 빨간색 점선은 학습 데이터와 예측 데이터의 경계를 의미한다. 2000년 1월부터 2021년 12월까지의 데이터를 학습하여, 2022년 1월부터 2023년 12월까지의 데이터를 예측하였다. 예

측 구간에서 실제 데이터와 예측 데이터가 대체로 유사한 패턴을 보이는 것을 확인할 수 있다.

〈그림 5-9〉 수산물 수출 딥러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음으로 몇 가지 예측력 검정 지표를 활용하여 전망 결과의 성능을 측정하였다.

- ① MAE(Mean Absolute Error): 평균 절대 오차는 실제값과 예측값 간 차이의 절대값 평균을 나타내며, 여기서 MAE는 0.0711로 예측이 평균적으로 실제값과 0.0711만큼 차이가 있음을 의미한다.
- ② MSE(Mean Squared Error): 평균 제곱 오차는 실제값과 예측값 간 차이의 제곱 평균을 나타낸다. MSE는 0.0097로 낮은 값을 보인다.
- ③ RMSE(Root Mean Squared Error): 평균 제곱근 오차는 MSE의 제곱근이며, 0.0986로 역시 낮은 값을 보인다.

종합적으로 보면, 제공된 성능 측정 지표들은 비교적 낮은 값을 보여주고 있어 LSTM 모형이 이 시계열 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-12〉 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)

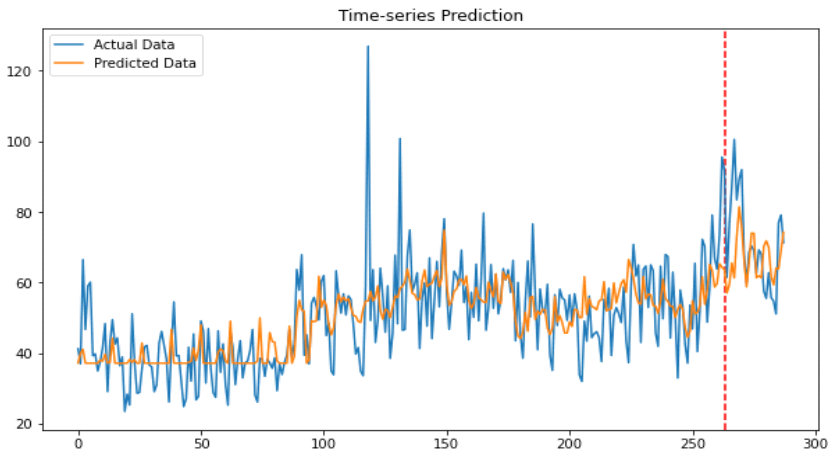
성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0711
MSE	0.0097
RMSE	0.0986

자료: 저자 분석

(2) GRU

GRU 모형을 사용하여 전망을 수행하였다. 모형이 전체 데이터 세트를 통해 학습하는 num_epochs는 1,000번으로 하였으며, learning rate는 0.001, hidden size는 3으로 설정하였다. 앞선 LSTM 결과와 동일하게 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)를 시간의 흐름에 따라 나타낸다. 결과에 차이는 있지만, 전반적인 패턴을 잘 포착하고 있는 것을 알 수 있다.

〈그림 5-10〉 수산물 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

다음으로 몇 가지 예측력 검증 지표를 활용하여 나타냈다.

- ① MAE(Mean Absolute Error): MAE는 0.0760로, 예측이 실제값과 평균적으로 0.0760만큼 차이가 있음을 나타낸다.
- ② MSE(Mean Squared Error): MSE는 0.0107로 낮은 값을 보인다.
- ③ RMSE(Root Mean Squared Error): RMSE는 MSE의 제곱근이며, 0.1033으로 역시 낮은 값을 보인다.

제공된 성능 측정 지표들은 비교적 낮은 값을 보여주고 있어, GRU 모형 역시 시계열 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-13〉 수산물 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0760
MSE	0.0107
RMSE	0.1033

자료: 저자 분석

2) 주요 품목별

(1) 김

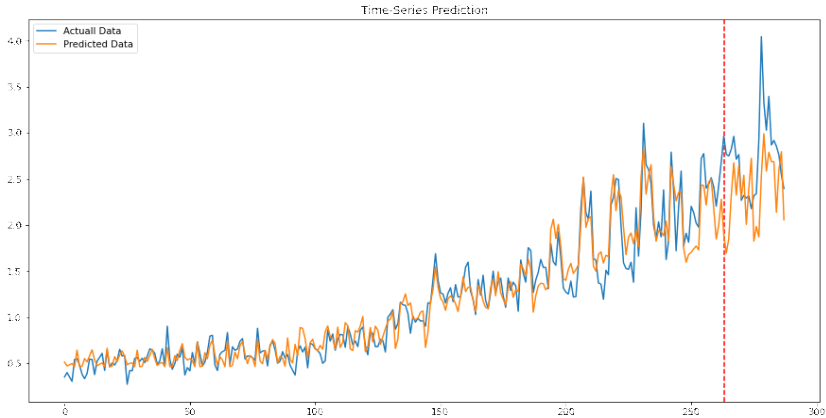
딥러닝 모형을 활용하여 김 수출 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 구성하였으며, 계절성을 추가로 고려하였다.

가. LSTM

LSTM 모형을 사용하여 전망을 수행하였다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.0001, hidden size 5로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하고 있다. 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘

포착하고 있음을 의미한다.

〈그림 5-11〉 김 수출 딥러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음은 성능 측정 결과이다. MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-14〉 김 수출 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0422
MSE	0.0041
RMSE	0.0642

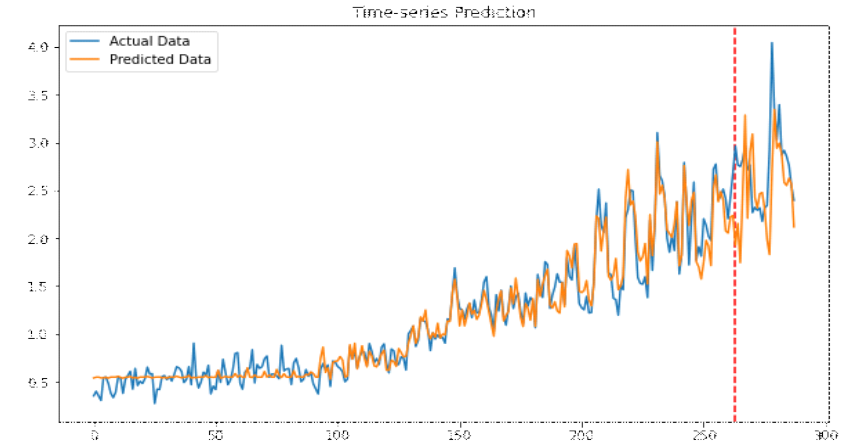
자료: 저자 분석

나. GRU

GRU 모형을 사용하여 전망을 수행하였다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.001, hidden size 3으로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제

데이터와 잘 일치하고 있다. 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다.

〈그림 5-12〉 김 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

성능 지표가 낮을수록 모형의 예측력이 높다고 평가할 수 있다. 성능 측정 결과를 보면 MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-15〉 김 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0337
MSE	0.0030
RMSE	0.0551

자료: 저자 분석

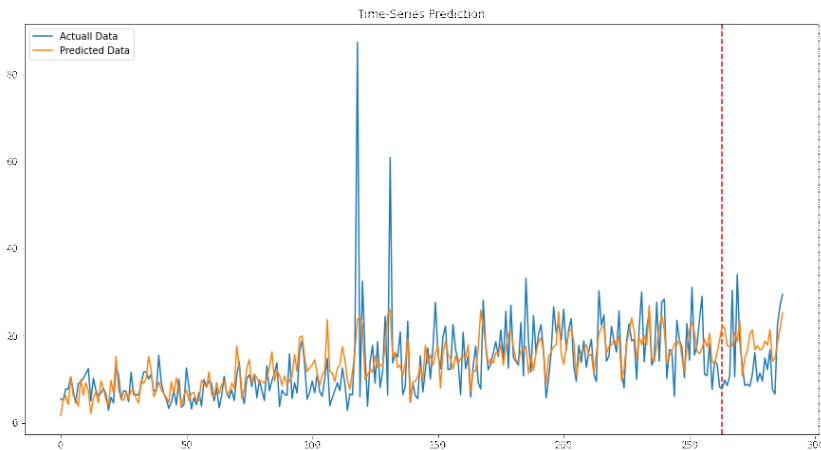
(2) 참치

딥러닝 모형을 활용하여 참치 수출 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 구성하였다.

가. LSTM

LSTM 모형을 사용한 결과이다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.0001, hidden size 5로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다.

〈그림 5-13〉 참치 딥러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음은 성능 측정 결과이다. 전망값이 실제값보다 다소 높게 평가되었으나, 추세는 잘 반영하고 있으며 MAE, MSE, RMSE 값들 역시 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-16〉 참치 수출 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)

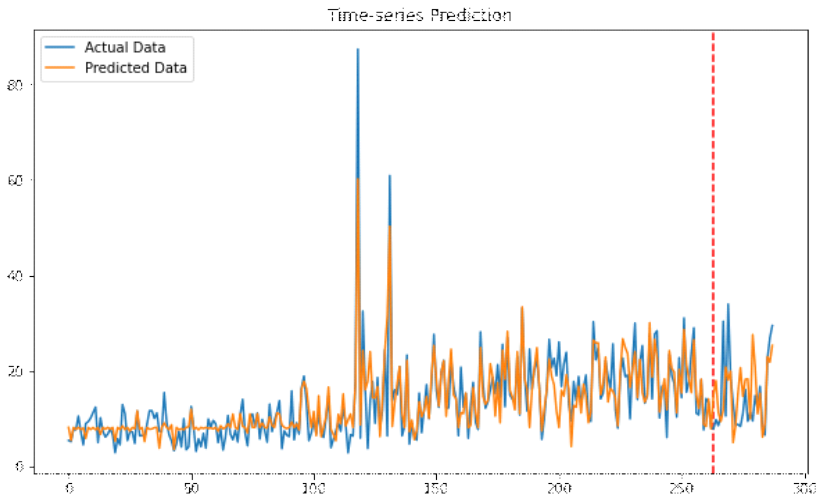
성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0499
MSE	0.0063
RMSE	0.0794

자료: 저자 분석

나. GRU

GRU 모형을 사용한 결과이다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.001, hidden size 3으로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다. 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하는 것으로 나타났다.

〈그림 5-14〉 참치 수출 딥러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

성능 지표가 낮을수록 모형의 예측력이 높다고 평가할 수 있다. 성능 측정 결과를 보면 MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-17〉 참치 수출 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0357
MSE	0.0031
RMSE	0.0558

자료: 저자 분석

2. 수산물 수입 단기 전망 모형

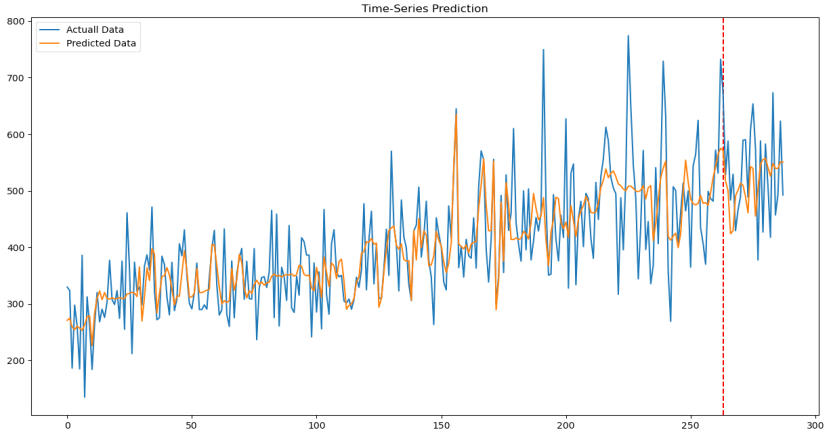
1) 수산물 전체

딥러닝 모형을 활용하여 수산물 수입 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 활용하였으며, 사용된 변수는 수산물 수입가격, 환율(원/달러), 국내 수산물 물가 지수, 국내 1인당 가처분 소득이다.

(1) LSTM

LSTM 모형을 사용한 결과는 다음과 같다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,500번, learning rate 0.01, hidden size 10으로 설정하였다. 전반적으로 실측치와 전망치 간 차이가 크지 않음을 알 수 있다.

〈그림 5-15〉 수산물 수입 딥러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음은 몇 가지 예측력 점정 지표를 활용하여 전망 결과에 대한 성능을 측정한 결과이다

- ① MAE(Mean Absolute Error): MAE는 0.0788로, 예측이 평균적으로 실제값과 0.0788만큼 차이가 있음을 나타낸다.
- ② MSE(Mean Squared Error): MSE는 0.0110으로 낮은 값을 보인다.
- ③ RMSE(Root Mean Squared Error): RMSE는 0.1050로 낮은 값을 보인다.

종합적으로, 제공된 성능 측정 지표들은 비교적 낮은 값을 보여주고 있어, LSTM 모형이 월별 전망을 잘 해내고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-18〉 수산물 수입 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)

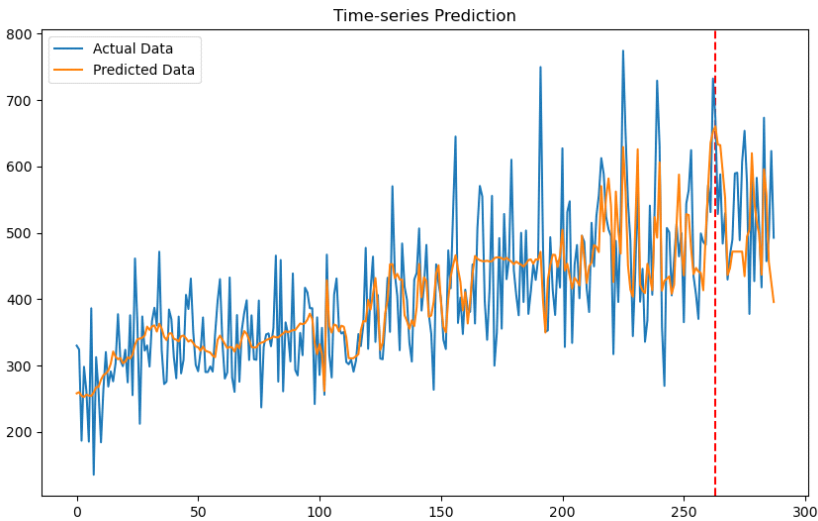
성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0788
MSE	0.0110
RMSE	0.1050

자료: 저자 분석

(2) GRU

GRU 모형을 사용하여 수산물 수입 전망을 수행하였다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.05, hidden size 5로 설정하였다. 일부 차이를 보이는 구간도 있으나 전반적인 수입 트렌드는 잘 포착하고 있음을 확인할 수 있다.

〈그림 5-16〉 수산물 수입 덤러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

다음은 예측력 검증 지표를 활용한 결과이다.

- ① MAE(Mean Absolute Error): MAE는 0.0848로, 예측이 실제값과 평균적으로 0.0848만큼 차이가 있음을 나타낸다.
- ② MSE(Mean Squared Error): MSE는 0.0119로 낮은 값을 보인다.
- ③ RMSE(Root Mean Squared Error): RMSE는 0.1089로 역시 낮은 값을 보인다.

제공된 성능 측정 지표들은 비교적 낮은 값을 보여주고 있어, GRU 모형 역시 수입 전망에 효과적으로 활용 가능하다는 것을 알 수 있다.

〈표 5-19〉 수산물 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0848
MSE	0.0119
RMSE	0.1089

자료: 저자 분석

2) 주요 품목별

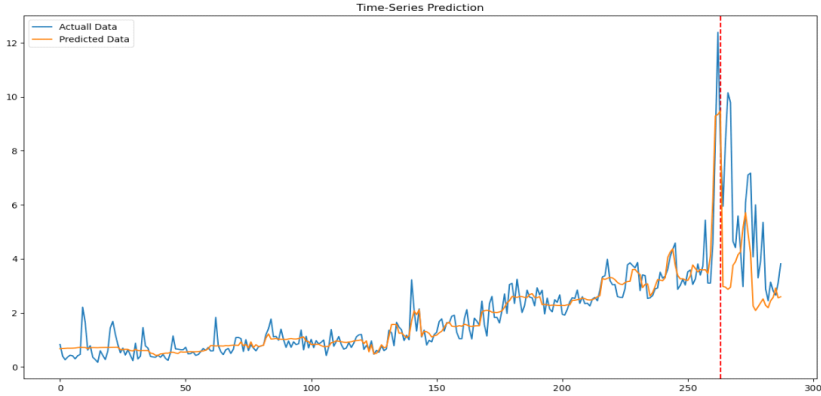
(1) 연어

딥러닝 모형을 활용하여 연어 수입 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 구성하였다. 단, 코로나19와 관련하여 중국에서 러시아산 수산물에 대해 2021년부터 2023년까지 제재를 가하면서, 한국을 경유하는 수입재수출이라는 무역 구조가 주요한 경로로 활용되었다. 이러한 정책적 변화에 따른 특성을 고려하기 위해 본 연구에서는 2021년 1월부터 2023년 12월까지 기간에는 더미 변수를 추가하여 활용하였다.

가. LSTM

LSTM 모형을 사용하여 연어 수입 전망을 수행하였다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.0005, hidden size 10으로 설정하였다. 실제 데이터(actual data)와 예측 데이터(predicted data)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다. 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하는 것으로 나타났다.

〈그림 5-17〉 연어 수입 딥러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음은 성능 측정 결과이다. MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-20〉 연어 수입 딥러닝 모형 성능 측정(LSTM)

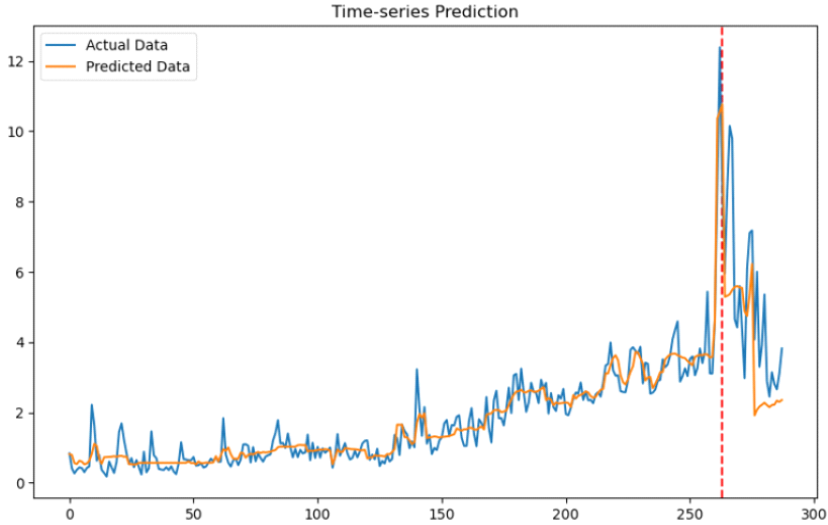
성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0348
MSE	0.0056
RMSE	0.0748

자료: 저자 분석

나. GRU

GRU 모형을 사용한 결과이다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.001, hidden size 5로 설정하였다. 실제 데이터(actual data)와 예측 데이터(predicted data)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다. 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하는 것으로 나타났다.

〈그림 5-18〉 연어 수입 딥러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

성능 지표가 낮을수록 모형의 예측력이 높다고 평가할 수 있다. 성능 측정 결과를 보면 MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-21〉 연어 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0328
MSE	0.0035
RMSE	0.0590

자료: 저자 분석

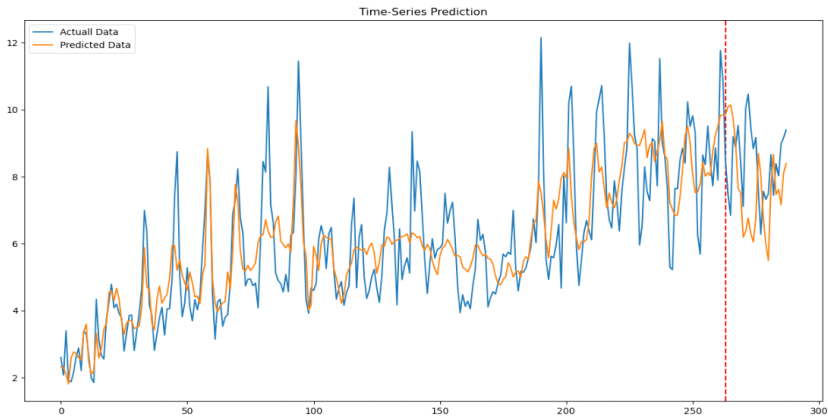
(2) 새우

딥러닝 모형을 활용하여 새우 수입 전망을 수행하였다. 변수는 이전 모형(동적 회귀 모형)과 동일하게 구성하였다.

가. LSTM

LSTM 모형을 사용하여 전망을 수행하였다. 모형 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.001, hidden size 10으로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모형이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다. 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하는 것으로 나타났다.

〈그림 5-19〉 새우 수입 덤러닝 전망 결과(LSTM)



자료: 저자 작성

다음은 성능 측정 결과이다. MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모형이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-22〉 새우 수입 덤러닝 모형 성능 측정(LSTM)

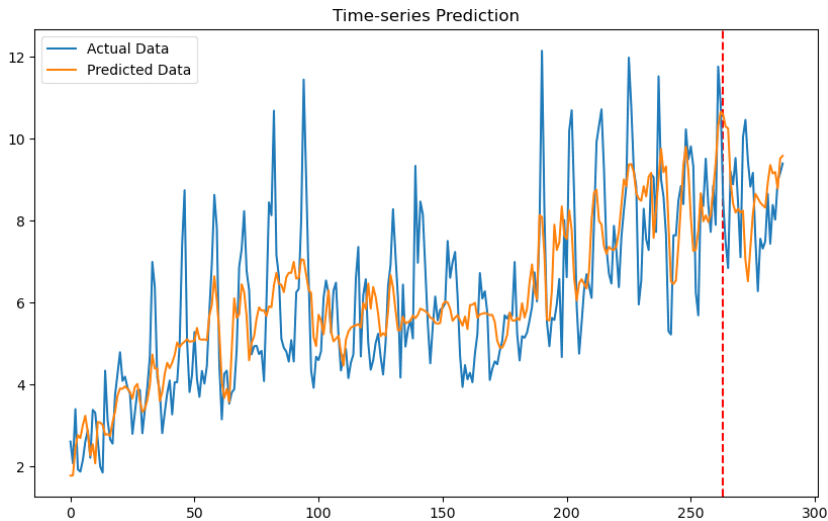
성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0923
MSE	0.0145
RMSE	0.1205

자료: 저자 분석

나. GRU

GRU 모델을 사용한 결과이다. 모델 학습을 위한 하이퍼파라미터는 num_epochs 1,000번, learning rate 0.001, hidden size 5로 설정하였다. 실제 데이터(파란색)와 예측 데이터(주황색)의 추세가 서로 비슷하게 움직이고 있으며, 이는 모델이 시계열 데이터의 주요 패턴을 잘 포착하고 있음을 의미한다. 붉은 점선 경계 이후의 예측 데이터도 실제 데이터와 잘 일치하는 것으로 나타났다.

〈그림 5-20〉 새우 수입 답러닝 전망 결과(GRU)



자료: 저자 작성

성능 지표가 낮을수록 모델의 예측력이 높다고 평가할 수 있다. 성능 측정 결과를 보면 MAE, MSE, RMSE 값들이 비교적 낮게 나타나 모델이 실제 데이터를 잘 예측하고 있음을 알 수 있다.

〈표 5-23〉 새우 수입 딥러닝 모형 성능 측정(GRU)

성능 측정 지표	결과값
MAE	0.0985
MSE	0.0164
RMSE	0.1279

자료: 저자 분석

제4절 소결

본 장에서는 수산물 무역의 단기 전망과 예측력 검증에 관한 분석을 진행하였다. 이를 위해 경제학 기반의 동적 회귀 모형과 딥러닝 기반의 LSTM 및 GRU 모형을 활용하여 수산물 전망을 수행하였다. 두 접근 모두 각 접근법이 지닌 범위 내에서 적합하게 모형이 설정되었을 뿐만 아니라, 높은 예측력을 보여주는 것을 확인할 수 있었다.

수산물 수출 전망과 관련하여 동적 회귀 모형은 모형 적합성(로그 우도, AIC, BIC)이 높았으며, 주요 수출 결정 요인 변수들(수출가격, 환율, 유가, 경제지표, 생산)이 수산물 수출에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 시계열, 잔차, 자기상관성 및 부분 자기상관성을 포함한 진단 플롯을 통해 모형이 데이터의 시간적 구조를 잘 포착하고 있음을 확인했으며, 잔차는 정규 분포를 따르고 이분산성이 없는 것으로 관찰되었다. 주요 수출 품목인 김과 참치의 전망에서도 높은 예측력을 보여, 향후 전망 품목을 확대하여 수행하여도 활용이 가능할 것으로 예상된다.

딥러닝 모형에서는 LSTM과 GRU 두 모형 모두 수산물 수출 예측에 효과적이었으며, 특히 LSTM 모형에서는 예측 데이터와 실제 데이터가 서로

유사한 패턴을 보여주었다. MAE, MSE, RMSE 지표 모두 낮게 나타나 예측 정확도가 높음을 확인할 수 있었다. GRU 모형은 계산 효율성이 높으면서도 유사한 성능을 제공하였는데, 특히 다양한 시계열 데이터에 유연하게 대응하는 점이 장점으로 부각되었다. 이러한 결과는 경제학적 접근과 딥러닝을 통합하여 시장을 보다 심층적으로 이해할 수 있는 기반을 마련하였다.

〈표 5-24〉 수산물 수출 단기 전망 모형 분석 결과 요약

구분	품목		결과
수산물 수출	경제학 기반 (Dynamic Regression)	전체	수산물 수출가격, 환율, 유가, 경제지표, 수산물 생산은 수산물 수출에 영향을 미치는 주요 요인임을 확인함 → 특히 세계 수입 수요와 수출가격이 크게 영향을 미치고 있음
		김	김 수출가격, 환율, 경제지표, 김 생산 변화는 김 수출에 직접적인 영향을 미치는 것으로 나타남 → 특히 세계적인 김에 대한 수입수요가 김 수출에 가장 큰 영향을 미치고 있음
		참치	참치 수출가격, 유가, 참치 생산이 수출에 영향을 미치는 것을 확인함 → 참치 생산과 수출가격이 주요한 결정요인으로 가격이 가장 중요한 시장임을 알 수 있음
	딥러닝 기반 (LSTM, GRU)	전체	수산물 수출가격, 환율, 유가, 경제지표, 수산물 생산량 변수를 중심으로 LSTM, GRU를 활용하여 전망을 수행한 결과 매우 높은 전망력을 보임 → 월별 변동까지 잘 포착하고 있어, 단기 전망 모델로서의 잠재력을 확인함
		김	김 수출가격, 환율, 유가, 경제지표, 김 생산량 변수를 중심으로 LSTM, GRU를 활용하여 전망을 수행한 결과 오차율이 상당히 낮은 높은 전망력을 보임
		참치	참치 수출가격, 환율, 유가, 경제지표, 참치 생산량 변수를 중심으로 LSTM, GRU를 활용하여 전망을 수행한 결과 오차율이 상당히 낮은 높은 전망력을 보임

자료: 저자 작성

수산물 수입 전망과 관련하여 동적 회귀 모형은 수산물 수입 예측에서도 높은 적합성과 설명력을 보였다. 주요 변수들(수입가격, 환율, 가치분 소득, 수산물 물가)은 수산물 수입에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 시계열 데이터의 안정성을 유지하면서도 잔차 분석을 통해 모형의 적합성을 확인할 수 있었으며, 예측 성능 검증에서도 높은 설명력을 보였다. 주요 수입 품목인 연어와 새우의 전망에서도 높은 예측력을 보여, 향후 전망 품목을 확대하여 수행하여도 무리가 없을 것으로 예상된다.

딥러닝 모형에서는 LSTM과 GRU 모형 모두 수산물 수입 예측에 효과적이었다. 특히, LSTM 모형은 예측 데이터와 실제 데이터 간의 유사한 패턴을 잘 포착하였으며, GRU 모형 역시 유사한 성능을 제공하면서도 계산 효율성이 높았다. 성능 지표(MAE, MSE, RMSE) 모두 낮게 나타나 예측 정확도가 높음을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 경제학적 접근과 딥러닝을 통합하여 수산물 수입 시장의 변동성을 보다 정확히 이해하고 대응할 수 있는 기반을 제공한다. 단, 수출 전망에 비해 수입 전망의 예측의 세밀함은 조금 떨어져, 추가적인 변수 선정에 대한 고민이 있으면, 현 모델에서 보다 더 개선이 가능할 것으로 전망된다.

〈표 5-25〉 수산물 수입 단기 전망 모형 분석 결과 요약

구분	품목		결과
수산물 수입	경제학 기반 (Dynamic Regression)	전체	수산물 수입가격, 환율, 경제지표(국내 가처분 소득, 국내 수산물 물가 지수)가 수산물 수입에 영향을 미치는 것을 확인함 → 다양한 국내 가격 관련 지표들이 수입에 큰 영향을 미치는 것을 알 수 있음
		연어	연어 수입가격, 환율이 수입에 주요한 영향을 미치는 것으로 나타남
		새우	새우 수입가격, 환율, 국내 가처분 소득이 수입에 영향을 미치는 것으로 나타남
	딥러닝 기반 (LSTM, GRU)	전체	수산물 수입가격, 환율, 경제지표(국내 가처분 소득, 국내 수산물 물가 지수)를 중심으로 LSTM, GRU를 활용하여 전망한 결과, 전반적인 수입 추세를 잘 전망하는 것으로 나타남 → 단, 수출 모형에 비해 월별 변동을 상세하게 전망하지 못해, 추가적인 변수 선정을 고려하면 효과적일 것으로 판단됨
		연어	연어 수입가격, 환율, 유가, 경제지표(국내 가처분 소득, 국내 수산물 물가지수) 변수를 중심으로 LSTM, GRU를 활용하여 전망을 수행한 결과 월별 차이가 일부 있으나 전반적인 추세는 잘 잡아내는 것으로 나타남
		새우	새우 수입가격, 환율, 유가, 경제지표(국내 가처분 소득, 국내 수산물 물가 지수) 변수를 중심으로 LSTM(gate 3개), GRU(gate 2개)를 활용하여 전망을 수행한 결과 월별 차이가 일부 있으나 전반적인 추세는 잘 잡아내는 것으로 나타남

자료: 저자 작성

이처럼 본 장의 분석 결과는 수산물 무역 전망을 위한 중요한 통찰을 제공하며, 기존의 경제학적 모형과 딥러닝 모형을 융합함으로써 보다 높은 예측력과 대응 가능성을 제시하였다. 특히, 기존의 중력모형 등 수출 및 수입 결정 요인 중심의 연구에서 벗어나, 동적 회귀 모형을 통해 추세를 반영한 현실성을 높이면서 시계열의 복잡성을 잘 포착할 수 있었다. 동시에, 딥러닝 기반의 LSTM과 GRU 모형은 데이터를 정규화하여 학습함으로써 비정상성을 고려하지 않으면서도 높은 예측력을 보여주어 차별성을 가진다. 특히, 딥러닝 모형은 시계열 데이터의 장기적 패턴을 더 정교하게 포착하고, 월별 변동성까지 반영할 수 있다는 점에서 경제학적 모형보다 개선된 성능을 보였다.

이러한 접근법의 기여는 정책 결정자와 무역 전문가들에게 실질적으로 유용한 단기 전망 도구를 제공함으로써, 예측 모형의 실무적 활용 가능성을 크게 높이는 데 있다. 또한, 기존 모형과 비교했을 때, 딥러닝 모형의 도입은 시계열 데이터의 변동성을 더 유연하게 반영하고 높은 예측 성능을 유지할 수 있는 도움을 주었다. 이를 통해 수산물 시장의 변화에 보다 정확하고 실질적으로 대응할 수 있는 전망이 가능해졌으며, 향후 더 다양한 변수와 데이터를 통합해 예측력을 더욱 강화할 수 있는 기틀을 마련했다는 점에서 기존 연구 대비 큰 발전을 이루었다.

06

결론 및 정책 제언

제1절 요약 및 결론

1. 요약 및 결론

본 연구는 글로벌 무역 환경의 변동성에 대응하고 국내 수산물 시장의 도전 과제를 해결하기 위해, 수산물 무역의 단기 전망 모형을 구축하고 그 예측력을 검증하는 것을 목표로 하였다. 이를 위해 경제학 기반의 동적 회귀 모형과 딥러닝 기반의 LSTM 및 GRU 모형을 활용하여 수산물 수출 및 수입 전망을 수행하였다. 이러한 모형들은 변화하는 시장 상황에서 정확하고 신뢰할 수 있는 예측을 제공하여, 정책 결정자와 무역 전문가들이 보다 효율적인 전략을 수립하는 데 기여한다.

연구는 세 가지 주요 단계로 나누어 진행되었다. 첫째, 변수 선택 및 중요도 평가를 통해 수산물 무역에 영향을 미치는 주요 변수를 식별하였다. 이를 위해 전진 선택법, 후진 제거법, 랜덤 포레스트 회귀 모형을 사용하여 변수 중요도를 평가하였다. 둘째, 동적 회귀 모형을 통해 수산물 수출 및 수입 데이터를 분석하였다. 이 모형은 과거 데이터를 활용하여 미래의 변

화를 예측하고 경제, 환경, 정책 등의 외부 요인을 통합적으로 분석할 수 있는 장점이 있다. 셋째, LSTM 및 GRU 딥러닝 모델을 사용하여 수출 및 수입 예측을 수행하였다. 딥러닝 모형은 데이터의 비선형 관계를 학습하고, 시계열 데이터의 장기 의존성을 효과적으로 반영하여 높은 예측력을 제공한다.

변수 선택 과정에서는 수출과 수입에 중요한 영향을 미치는 변수들이 도출되었다. 수출의 경우 수출가격(export_p), 경제지표(rgdp_per, gni), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent), 수산물 생산(production)이 주요 변수로 나타났고, 수입의 경우 수입가격(import_p), 경제지표(rgdp, pgdi, scpi), 환율(ex_usa, ex_jpn), 유가(oil_brent)가 중요한 변수로 확인되었다. 이 변수들은 각각의 모형에서 수산물 무역의 변동성을 예측하는데 중요한 역할을 하였다.

동적 회귀 모형은 수산물 수출 및 수입 데이터를 분석하는 데 있어 높은 적합성과 설명력을 보였다. 모형의 로그 우도(Log Likelihood) 값이 높았으며 AIC, BIC, HQIC 값이 낮아 모형의 적합성을 잘 나타냈다. 주요 변수들은 수산물 무역에 유의미한 영향을 미쳤으며, 잔차 분석에서도 자기상관성, 정규성, 이분산성 부재를 확인하였다.

딥러닝 예측에서는 LSTM과 GRU 모형 모두 높은 예측력을 보였다. 주요 성과 지표인 MAE, MSE, RMSE가 낮게 나타났으며, 이는 수산물 무역 부문에서 주요 벤치마크 결과로 활용될 가능성을 시사한다. 김의 경우 계절성을, 연어의 경우 무역 구조 변화를 고려하여 연도별 더미 변수를 추가함으로써 예측의 정확성을 높였다.

본 연구는 경제학적 모형과 딥러닝 모형의 통합적 접근을 통해 수산물 무역 전망에서 보다 정확하고 신뢰할 수 있는 예측을 제공하였다. 이를 통해 정책 결정자와 무역 전문가들이 효과적인 전략을 수립할 수 있도록 지

원하였다. 또한, 모형의 단순화와 계산 효율성을 높여 실무 적용 가능성을 증대시켰다. 향후 변화하는 시장 환경에 대응하기 위해 지속적인 변수 평가와 모형 개선이 필요하며, 이를 통해 수산물 무역의 안정성과 예측력을 더욱 향상시킬 수 있을 것이다.

2. 기대 효과

글로벌 무역 환경의 변동성에 대응하고 국내 수산물 시장의 도전 과제를 해결하기 위한 본 연구는 학술적, 정책적, 사회·경제적 등 다양한 부문에서 기대 효과를 지니고 있다.

1) 학술적 기대 효과

(1) 이론적 기여

수산물 무역 시장에 관한 기존 연구를 확장하여 경제적 변수와 딥러닝 모형을 적용한 새로운 무역 전망 모형을 제시함으로써 학술적 기여를 한다. 이 모형은 수산물 무역뿐만 아니라 다른 식품군이나 산업 분야에도 적용하여 모형 개발의 토대를 마련할 수 있다.

(2) 다학문적 연구 촉진

경제학, 데이터 과학, 인공지능 등 다양한 학문 분야를 통합하여 무역 전망을 수행한 본 연구는 다학문적 접근의 중요성을 강조하며, 향후 관련 연구 분야에서의 협력과 연구 확장을 촉진할 것이다. 특히, 딥러닝 모형과 경제학적 분석의 결합은 학계에 새로운 연구 방향을 제시하는 단초가 될 수 있다.

(3) 데이터 활용 및 분석 기술 발전

시계열 분석, 머신러닝, 딥러닝 등을 활용한 본 연구는 데이터 분석 방법론의 발전을 촉진한다. 특히, 수산물 무역과 같은 특정 산업 분야에서의 실증 분석을 통해 데이터 분석 기술의 실제 응용 가능성을 제시하며, 향후 연구자들이 유사한 분석 방법을 채택하는 데 있어 참고자료가 될 것으로 기대한다.

2) 정책적 기대 효과

(1) 단기적 정책 의사 결정력 증대

수산물 수출 전략 수립과 수입 관리에 있어 정확한 예측 데이터를 제공함으로써 정책의 타당성과 실행력을 향상시킬 수 있다. 이를 통해 수산물 산업의 지속 가능한 발전을 도모하고, 국가 경제에 기여할 것이다.

(2) 위기 수급 정책 대응력 강화

글로벌 무역 환경의 급격한 변화에 신속히 대응할 수 있도록 지원하여, 수산물 시장의 안정성을 유지하고 위기 발생 시 적절한 대응 전략을 마련하는 데 도움을 준다. 이를 통해 국가 차원의 식량 안보와 국민 식생활 안정에도 기여할 것으로 본다.

(3) 정책 연계성 강화

본 연구는 정부의 국정과제¹⁰⁾인 ‘민간이 끌고 정부가 미치는 역동적 경제성장’ 및 ‘따뜻한 동행, 모두 행복한 사회 실현’과 직접적으로 연계되며, 이를 통해 정부의 중장기적 목표 달성에도 기여할 것으로 본다.

10) 대한민국 대통령실(검색일: 2024.2.23.)

3) 사회·경제적 기대 효과

(1) 수출 경쟁력 강화

수산물 수출 시장에 대한 정확한 전망을 바탕으로 민간 기업이 신속히 대응할 수 있도록 지원하여 글로벌 시장 경쟁력을 강화할 수 있다. 이는 새로운 시장 개척과 수출 다변화 전략 수립에 중요한 역할을 하며, 결과적으로 국내 경제 성장에 기여할 것으로 본다.

(2) 소비자 부담 완화

수입 수산물의 가격 안정화를 도모하여 국민의 식생활 안정을 꾀할 수 있다. 특히, 수입 의존도가 높은 품목의 가격 변동성을 최소화함으로써 소비자의 경제적 부담을 줄이고 생활 수준을 향상시키는 데 도움을 줄 것이다.

(3) 지속 가능한 성장

수산물 무역 모형의 운영을 통해 장기적으로 수산업의 지속 가능한 성장을 지원할 수 있다. 이는 고용 창출과 지역 경제 활성화에도 긍정적 영향을 미칠 것이며, 국내 수산업의 경쟁력을 높이는 데 있어 중요한 역할을 할 것이다.

제2절 제언

1. 모형 운영 방안

1) 운영 방안

본 연구를 통해 구축된 2가지 모형은 다음과 같이 운영될 수 있다. 우선 경제학 기반 모형은 특정 이슈 발생 시, 해당 이슈가 시장에 미칠 영향력을 평가하는 데 활용하고, 딥러닝 모형은 실질 무역 전망치를 도출하는 데 활용한다. 경제학 기반 모형은 Within sample forecast를 중심으로 하고 있는 만큼, 현 시장 상황을 고려한 영향력 계측에 강점이 있을 것으로 전망되며, 딥러닝 기반 모형은 Out of sample forecast를 통해 전망치를 잘 도출 해주고 있는 것으로 나타난 만큼, 각 모형별 특징을 활용한다.

〈표 6-1〉 수산물 무역 전망 모형 운영 방안

구분	운영 방안
경제학 기반 (Dynamic Regression)	국내외 이슈 발생 => 해당 이슈의 영향력 계측 * 경기 및 환율, 생산 변동 등에 따른 무역 시장 영향 측정
딥러닝 기반 (LSTM, GRU)	월별 전망치를 산출하여, 수출 목표치 수립 및 수급 관리의 기초 자료로 활용

자료: 저자 작성

모형 운영 절차는 다음과 같다. 정기적인 데이터 수집 및 전처리, 모형 학습 및 평가, 예측 및 결과 해석, 그리고 운영 및 유지 보수 단계를 거쳐 운영될 수 있다.

우선, 데이터 수집 및 전처리 과정이 수행된다. 자동화된 데이터 수집 시스템을 구축하고, 정기적으로 데이터를 정제하여 최신 정보를 반영한다. 이를 위해 주요 데이터베이스를 모형과 연동하여 자동 업데이트가 가능한 시

시스템을 구축한다. 한 예로 Python 등을 활용하여 데이터 수집 자동화 스크립트를 구성하고, 정기적으로 데이터 구축이 될 수 있도록 구성한다.

다음으로, 모형 학습 및 평가가 이루어진다. 데이터베이스가 업데이트되면, 본 연구에서 활용한 모형을 통해 데이터를 학습시키고 모형의 안정성이 유지되는지 확인한다. 성능 지표를 통해 모형의 정확성을 평가하고, 필요에 따라 조정한다. 이 역시 앞서 구성된 Python DB와 본 연구를 통해 구축한 모형이 연동될 수 있도록 코드를 수정한다.

학습된 모형을 활용하여 전망을 수행하고, 실측치와의 차이를 분석한다. 또한, 이러한 전망의 원인을 분석하여 시장 내 변동 사항이 있는지 확인한다.

마지막으로, 해당 절차가 주기적으로 운영될 수 있도록 운영 및 유지 보수 방안을 마련하고, 이러한 체계가 지속적으로 유지될 수 있도록 체계화한다.

〈표 6-2〉 수산물 무역 전망 모형 운영 절차

수산물 무역 전망 모형 운영 방안			
구분		세부 단계	세부 활동
STEP 1	데이터 수집 및 전처리	데이터 수집	수출입 데이터, 경제지표, 환율, 유가 등 다양한 데이터 소스를 활용하여 데이터 수집
		데이터 정리	수집된 데이터를 정리하고, 결측치 처리 및 이상치 제거
		데이터 변환	데이터를 정규화 및 표준화하여 모형 학습에 적합한 형태로 변환
STEP 2	모형 학습 및 평가	데이터 입력	시계열 안정성(경제학 모형), 정규화(딥러닝)된 데이터 입력
		모형 학습	동적 회귀, LSTM, GRU 모형을 학습
		모형 평가	MAE, MSE, RMSE 등의 지표를 통해 모형 성능 평가
		예측 결과 검증	예측 결과와 실제 데이터를 비교하여 모형의 정확성 검증
STEP 3	예측 및 결과 해석	모형 입력	학습된 모형을 입력
		예측 수행	학습된 모형을 활용하여 단기 예측 수행
		결과 시각화	예측 결과를 시계열 그래프 등으로 시각화
		결과 해석	예측 결과를 바탕으로 요인 분석 및 정책적 시사점 도출
STEP 4	운영 및 유지 보수	데이터 업데이트	새로운 데이터를 주기적으로 수집하여 모형을 업데이트
		모형 재학습	최신 데이터를 반영하여 모형을 재학습
		성능 모니터링	지속적으로 모형 성능을 모니터링하고 필요시 재학습 수행
		시스템 유지 보수	데이터 수집, 전처리, 모형 학습 및 예측 과정에서 발생할 수 있는 오류 점검 및 수정

자료: 저자 작성

실질적인 운영을 위해서는 연간 유지 보수 일정을 구성하고 이를 실현하기 위해 노력한다. 이를 위해 무역 전망이 요구되는 주요 시점 등을 고려하여 데이터를 갱신하고, 중간 과정에서 모형의 예측력 검증 과정 등을 거쳐 지속가능한 모형 운영이 가능하도록 유지보수 한다. 아래 표는 월별 모형 유지 보수 방안을 나타낸다.

〈표 6-3〉 수산물 무역 전망 모형 유지 보수 방안

수산물 무역 전망 모형 유지 보수 방안		
월	구분	세부 활동
1	DB 관리	데이터 업데이트 및 백업
2	성능 모니터링	통계적 유의성 변화 확인(p-value), 예측력 검증(MAE, MSE, RMSE)
3	모형 성능 평가	1분기 데이터 기반 성능 평가 성능 저하 시 하이퍼파라미터 튜닝 및 변수 재선정
4	하반기 전망 준비	데이터 업데이트 및 백업
5	하반기 전망 성능 평가	통계적 유의성 변화 확인(p-value), 예측력 검증(MAE, MSE, RMSE)
6	하반기 전망 수행 및 계획	1분기 데이터 기반 성능 평가 성능 저하 시 하이퍼파라미터 튜닝 및 변수 재선정
7	DB 갱신	데이터 업데이트 및 백업
8	성능 모니터링	통계적 유의성 변화 확인(p-value), 예측력 검증(MAE, MSE, RMSE)
9	성능 평가	1분기 데이터 기반 성능 평가 성능 저하 시 하이퍼파라미터 튜닝 및 변수 재선정
10	차년도 전망 준비	차년도 전망을 위한 모형 재학습 및 개선 방안 도출
11	차년도 전망 성능 평가	차년도 전망 성능 평가 및 모델 안정화
12	차년도 전망 수행 및 계획	차년도 전망 수행 및 결과 도출

자료: 저자 작성

2) 활용 방안

본 연구를 통해 구축한 모형은 “SEA Weather”로 명명하며, KMI 해외 시장분석센터의 대표적인 무역 전망 모형으로 활용될 예정이다. “KMI 해외시장분석센터는 우리나라 수산물 수출업체의 경쟁력 강화를 목적으로 하며, 이를 위해 글로벌 수산시장 변화를 모니터링하고 수출 전략 수립을 지원”하고 있다. 글로벌 수산시장의 변화는 한기욱 외(2022a)가 구축한 “SEA Watch” 모형(글로벌 수산부문 이머징 이슈 분석 모형)을 활용해 분석하며, 무역 전망은 본 연구에서 개발한 “SEA Weather” 모형을 통해 과학적이고 체계적인 분석 결과를 도출할 것이다.

〈표 6-4〉 KMI 해외시장분석센터 주요 분석 및 전망 모형(이슈, 무역)

모형 운영 방안(SEA Watch, SEA Weather)

글로벌

이슈

무역

전망

글로벌 수산물 이머징 이슈 분석 절차				
Step 1 분석 대상 선정		Step 2 이슈 분석		Step 3 이머징 이슈 도출
연구 범위 [NEWS API] 해역 국가 : 미국, 일본, 중국, 호주 등 60개국 범위 : 일일 뉴스, 언론, 과학, 스포츠, 기술, 연예 분석 대상 주요 해양생물 자원 수산물 소비국 (4 개국에 국한함) ① 동아시아 : 중국, 일본, 한국 ② 북미 : 미국, 캐나다, 멕시코, 태국 ③ 유럽 : 프랑스, 스페인, 이탈리아 ④ 남아 : 브라, 케냐 분석 범위 (수출) ① 수산 시계열(Series) 소비 중심 ② 수산 시계열(Series) 생산 중심 분석 범위 (수출) ① ECOM (Seafood track) ② EKF (Tuna) ③ EKO (Crustacean) ④ EKA (Aquaculture)		키워드 분석 ① 동아시아 : 중국, 일본, 한국, 호주 등 ② 북미 : 미국, 캐나다, 멕시코, 태국 ③ 유럽 : 프랑스, 스페인, 이탈리아 ④ 남아 : 브라, 케냐 분석 범위 ① 동아시아 : 중국, 일본, 한국, 호주 등 ② 북미 : 미국, 캐나다, 멕시코, 태국 ③ 유럽 : 프랑스, 스페인, 이탈리아 ④ 남아 : 브라, 케냐 분석 범위 ① 동아시아 : 중국, 일본, 한국, 호주 등 ② 북미 : 미국, 캐나다, 멕시코, 태국 ③ 유럽 : 프랑스, 스페인, 이탈리아 ④ 남아 : 브라, 케냐		이머징 이슈 분석 키워드 분석 결과물(이슈 분석) ① 키워드 분석 결과물(이슈 분석) ② 키워드 분석 결과물(이슈 분석) ③ 키워드 분석 결과물(이슈 분석) ④ 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 주요 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석)
Step 4 주요 이머징 이슈 분석				
주요 이머징 이슈 주요 이머징 이슈 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 주요 이머징 이슈 주요 이머징 이슈 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석)		주요 이머징 이슈 주요 이머징 이슈 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 주요 이머징 이슈 주요 이머징 이슈 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석) 키워드 분석 결과물(이슈 분석)		

수산물 무역 전망모형 분석 절차						
Step 1 탐색적 데이터 분석		Step 2 변수 선택법	Step 3 동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression)			
탐색적 데이터 분석 ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 변수 선택법 ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석		변수 선택법 ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 변수 선택법 ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석	동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 동적 회귀분석 모델 (Dynamic Regression) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석			
Step 4 딥러닝 모델 (LSTM, GRU)						
딥러닝 모델 (LSTM, GRU) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 딥러닝 모델 (LSTM, GRU) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석		딥러닝 모델 (LSTM, GRU) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석 딥러닝 모델 (LSTM, GRU) ① 수산물 무역 데이터 분석 ② 수산물 무역 데이터 분석 ③ 수산물 무역 데이터 분석 ④ 수산물 무역 데이터 분석 ⑤ 수산물 무역 데이터 분석				

자료: 저자 작성

본 연구를 통해 구축한 SEA Weather 모형의 분석 결과는 다음과 같이 활용될 수 있다. 우선, 해양수산부에서 매년 수립하는 수산물 수출 전략을 위한 기초자료로 제공될 수 있다. 이 모형을 통한 전체, 국가별, 품목별 전망을 바탕으로 연간 수출 목표를 설정하고, 또한, 모형을 통한 분석으로 월별 목표 수출 달성을 위한 노력을 지원하게 된다. 또한, 반기별로 진행되는 글로벌 무역 환경 변화에 대응하는 수산물 수출 대응 전략 수립을 위한 근거자료로 활용될 수 있다. 더불어, 주기적으로 발간되는 월간 수출 동향의 선행지표로도 반영될 수 있다. 이외에도, 주기적으로 발생하는 무역 시장의 다양한 변화에 대한 전망과 분석을 제공하는 데에도 활용 가능하다.

〈표 6-5〉 수산물 무역 전망 모형 및 글로벌 이슈 분석 모형 활용 방안

수산물 무역 전망 모형 및 글로벌 이슈 분석 모형 활용 방안		
구분	목적	활용 계획
SEA WATCH (글로벌 이슈)	글로벌 수산부문 이머징 이슈 분석	• (연간) 글로벌 수산식품 소비 트렌드 (KMI 해외시장분석센터)
		• (월간) 글로벌 리포트 작성(KMI)
		• (월간) 글로벌 이슈 분석(해수부)
		• (주별) 원전 이슈 모니터링(KMI)
SEA WEATHER (무역 전망)	한국 수산물 무역 단기 전망	• (비정기) 보고서 작성 등 활용(KMI)
		• (연간) 수산물 수출 전략 수립(해수부 지원)
		• (반기) 상·하반기 수산물 수출 대응 전략 수립 (해수부 지원)
		• (월별) 월간 수산물 수출 동향 (KMI 해외시장분석센터)
		• (비정기) 이슈에 따른 영향력 분석(해수부 지원)

자료: 저자 작성

2. 후속 연구 제안

본 연구는 수산물 무역의 단기 전망을 위한 기초를 마련하였으며, 향후 다양한 후속 연구를 통해 더욱 정교하고 신뢰할 수 있는 예측 모형을 개발할 수 있다. 이를 통해 국내 수산물 시장의 안정성과 경쟁력을 강화하고, 글로벌 무역 환경 변화에 보다 효과적으로 대응할 수 있다.

- ① 다양한 품목별 전망: 본 연구에서는 주로 주요 수산물 품목에 대한 단기 전망을 수행하였으나, 향후 연구에서는 더 세분화된 품목별 분석이 필요하다. 이를 통해 특정 품목의 특성을 반영한 맞춤형 예측 모형을 개발할 수 있다. 이후에는 이러한 품목별 전망치가 전체 무역 전망치와 연계될 수 있도록 구성하는 노력을 수행한다.

* 예시: 참치, 연어, 김 외에도 새우, 오징어, 명태 등 다양한 수산물에 대한 세부 분석

- ② 기후 변화와 환경 요인의 영향 분석: 수산물 무역은 기후 변화와 환경 요인의 영향을 받는다. 후속 연구에서는 이러한 환경 요인들을 통합하여 예측 모형의 정확성을 높일 수 있는 방법을 탐구할 수 있다.

* 예시: 해수 온도, 염도, 해양 오염 등의 데이터 수집 및 통합 분석

- ③ 다양한 경제적 변수를 고려: 수산물 무역에 영향을 미치는 경제적 요인들은 매우 다양하다. 후속 연구에서는 다양한 경제적, 비경제적 요인을 고려하여 다변수 분석을 수행하고, 각 설명 변수가 지니고 있는 시차 변수 등을 고려하여 보다 정교한 예측 모형을 개발할 수 있다.

* 예시: 글로벌 경제 동향, 국가별 무역 정책 변화, 수입 규제 등

- ④ 머신러닝과 인공지능 기술의 고도화: 본 연구에서는 LSTM과 GRU

모형을 활용하였으나, 더 발전된 머신러닝과 인공지능 기술을 적용하여 예측 성능을 개선할 수 있는 방법을 모색할 필요가 있다.

* 예시: 강화 학습(Reinforcement Learning), 변형 신경망(Transformers) 등의 최신 기법 적용

- ⑤ 실시간 데이터 연동 및 자동화 시스템 구축: 수산물 무역 예측 모형을 실시간 데이터와 연동하여 자동화된 시스템을 구축하는 연구가 필요하다. 이를 통해 예측 결과를 실시간으로 제공하고, 정책 결정자와 무역 전문가들에게 즉각적인 대응을 지원할 수 있다.

* 예시: 실시간 데이터 피드와 연동된 대시보드 시스템 구축, 자동 알림 및 경고 시스템 개발

- ⑥ 예측 결과의 시각화 및 의사결정 지원: 예측 결과를 효과적으로 시각화하여 이해를 돕고 의사결정을 지원하는 도구를 개발할 필요가 있다.

* 예시: 인터랙티브 시각화 대시보드, 예측 결과에 기반한 전략 수립 지원

- ⑦ 다양한 시나리오 분석: 수산물 무역의 변동성에 대응하기 위해 다양한 시나리오를 고려하는 분석이 필요하다. 후속 연구에서는 다양한 시나리오별로 각 예측 결과 분석을 위한 연구를 수행할 수 있다.

* 예시: 경제 위기 시나리오, 자연 재해 시나리오, 정책 변화 시나리오 등

- ⑧ 다양한 분석 모형의 활용: 본 접근법은 수요함수 추정 등 다양한 분야에서도 활용이 가능할 것으로 전망되어, 타 부문 접목을 시도해볼 필요가 있다.

* 예시: 수산물 수요함수 추정 등

참고문헌

국내 문헌

- 김상구·이정운·김기수(2012), 중력모형을 이용한 우리나라 냉동 수산물의 무역형태 분석, 수산경영론집, 43(1), pp. 19-34.
- 김동현 외(2011), 한국 경제성장모델의 수립 및 개발도상국 적용방안에 대한 연구, 국회입법조사처.
- 김은지·김봉태(2020), 우리나라 김과 참치의 수출 결정요인 분석: 중력모형을 이용하여, 수산경영론집, 51(4), pp. 85-96.
- 김태기·박구승(2006), 무역의 다양성과 교역상대국이 자국의 경제성장에 미친 영향, 대외경제정책연구원.
- 김태후 외(2022), 확률적 농업정책분석 모형 개발 및 운용 2022, 한국농촌경제연구원.
- 류나현·김형석·강필성(2016), 다중선행회귀모형에서의 변수선택기법 평가, 대한산업공학회지, 42(5), pp. 314-326.
- 백서인·송현석(2012), 대외 무역 개방도가 한국의 경제 및 산업 성장에 미치는 영향에 관한 연구, 통계청 통계개발원.
- 서흥석·김충현·김준호(2020), 농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2020 운용·개발 연구, 한국농촌경제연구원.
- 송민기(2022), 수출 급변동 조기예측모형: 코로나19 사례를 중심으로, KIF 금융분석 보고서, 2(0), pp. 1-79.
- 이경숙·민성환(2008), 고유가의 산업별 영향 분석과 대응방안, 산업연구원, pp.3-24.
- 이상고(2007), 해양생물경제학, 부경대학교 출판부.

-
- 이현동 외(2018), 수산부문 전망모형「KMI-FOSiM」구축 연구(1/2) - 양식산업 전망모형 구축을 중심으로 -, 한국해양수산개발원.
- 이현동·하현정·허수진(2019), 수산부문 전망모형「KMI-FOSiM」구축 연구(2/2), 한국해양수산개발원.
- _____ (2020), 2020년 수산부문 전망모형「KMI-FOSiM」운용·개편 연구, 한국해양수산개발원.
- 장나원·한희준(2022), 머신러닝 방법을 활용한 한국의 수출입 증가율 예측 및 분석, 국제경제연구, 28(4), pp. 59-89.
- 천성훈 외(2021), 인공신경망모형을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구-김양식을 중심으로-, 한국해양수산개발원.
- 최호상(2006), 고유가가 국내경제에 미치는 영향, 석유와 에너지, 5(254), pp. 25-29.
- 한기욱 외(2021), 글로벌 수산물 수출 경쟁우위 결정요인 분석, 한국해양수산개발원.
- _____ (2022a), 글로벌 수산부문 이머징 이슈 분석 모델 개발 연구, 한국해양수산개발원.
- _____ (2022b), 딥러닝 활용 김 수출전망모형 구축, 한국해양수산개발원.
- 홍성욱·김화년(2016), 국제유가 변동이 수출물가에 미치는 비대칭적 영향, 한국산학기술학회논문지, 17(4), pp. 663-670.
- 홍성욱 외(2017), 국가별·경제권별 수출결정요인 분석을 통한 수출전망모형 구축 연구, 산업연구원.

국외 문헌

- Araujo Enciso, S., Pieralli, S. and Perez Dominguez, I., Partial Stochastic Analysis with the Aglink-Cosimo Model: A Methodological Overview, EUR 28863 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2017, ISBN 978-92-79-76019-8 (print), 978-92-79-76018-1 (pdf), doi:10.2760/450029 (print), 10.2760/680976 (online), JRC108837.
- Banerjee, A. et al.(1993). Co-integration, error correction, and the econometric ana

- lysis of non-stationary data. *The Economic Journal*, 106(439). <https://doi.org/10.1093/0198288107.001.0001>.
- Basu, S., & Roy, A.(2023), Application of Livelihood Vulnerability Index (LVI) in assessing urban slum households' vulnerability to climate change in the south-central region of Bangladesh,. -*Barishal University Journal of Social Sciences*, 4(1), pp.1-22.
- Below, D., & Vézina, P. L.(2016), The trade consequences of pricey oil, *IMF Economic Review*, 64(3), pp. 303-318.
- Carton, B. et al.(2020), Improving the Short-term Forecast of World Trade During the Covid-19 Pandemic Using Swift Data on Letters of Credit.
- Cavieses Núñez, R. A. et al.(2018), - Deep learning models for the prediction of small-scale fisheries catches: Finfish fishery in the region of "Bahía Magdalena-Almejas", *ICES Journal of Marine Science*, Volume 75, Issue 6, November-December 2018, Pages 2088-2096, <https://doi.org/10.1093/icesjms/fsy065>
- Dai, X.(2023),.-A method of forecasting trade export volume based on back-propagation neural network. *Neural Computing and Applications*, 35, pp. 8775-8784.
- Elzaki, R. M.(2024),.-Does fish production influence the GDP and food security in Gulf Cooperation Council countries? Evidence from the dynamic panel data analysis,. -*Aquaculture*, 578(15).
- Fonseca Marques, R. A.(2020), A comparison on statistical methods and long short term memory network forecasting the demand of fresh fish products, (Master's dissertation, Universidade do Porto).
- Hadi, S. N., & Chung, R. H.(2022), Estimation of demand for beef imports in Indonesia: An autoregressive distributed lag (ARDL) approach, *Agriculture*, 12(8), 1212,. - <https://doi.org/10.3390/agriculture12081212>
- Han, K. et al.(2022), What drives a country's fish consumption? Market growth phase and the causal relations among fish consumption, production and income growth,. - *Fisheries Research*, 254, <https://doi.org/10.1016/j.fishres.2022.106435>
- Hatab, A., Romstad, E., & Huo, X.(2010), Determinants of Egyptian agricultural exp

-
- orts: A gravity model approach. *Modern Economy*, 1(3), <https://doi.org/10.4236/me.2010.13015>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G.(2018)-, *Forecasting: Principles and practice*,.- OTexts.
- Jiang, X., & Xiong, Y.(2020)-, Forecast of export demand based on artificial neural network and fuzzy system theory,.- *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 39(2), pp. 1701-1709.
- Khiem, N. M. et al.(2022),.- A novel machine learning approach to predict the export price of seafood products based on competitive information: The case of the export of Vietnamese shrimp to the US market,.- *PLOS ONE*, 17(9), e0275290,.- <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275290>
- Mah, W. M., Ihwal, S., & Azizan, N. A.(2018),.- Forecasting fresh water and marine fish production in Malaysia using ARIMA and ARFIMA models,.- *Malaysian Journal of Computing*, 3(2), 81-92.
- Natale, F., Borrello, A., & Motova, A.(2015),.- Analysis of the determinants of international seafood trade using a gravity model,.- *Marine Policy*, 60, pp. 98-106.
- Nguyen, G., & Jolly, C.(2013),.- A cointegration analysis of seafood import demand in Caribbean countries. *Applied Economics*, 45, pp. 803-815,.- <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.613771>
- Hans-Martin Straume, James L. Anderson, Frank Asche and Ivar Gaasland(2020)-, *Delivering the goods: The determinants of Norwegian seafood exports*,.- *Marine Resource Economics*, 35(1), pp. 1-96.
- Tuu, H., & Olsen, S.(2013),.- Marketing barriers and export performance: A strategy categorization approach in the Vietnamese seafood industry,.- *Asian Journal of Business Research*, 3(1), pp. 1-22.
- Vinay, A. et al.(2016),.- Seafood export: Trends, forecast and market stability analysis,.- *Indian Journal of Ecology*, 43(Special Issue-2), pp. 793-796.
- Wang, J.(2011),.- A comparison study between fuzzy time series model and ARIMA model for forecasting Taiwan export. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 81(10), pp. 1231-1245.

- Wang, M. et al.(2022), Analyzing the impact of Fukushima nuclear wastewater discharge on seafood trade with gravity model, *Ocean & Coastal Management*, 230, <https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2022.106302>
- Wang, Z., & Lee, C.(2012), Estimating the import demand function for China, *Economic Modelling*, 29(6), pp. 2591-2596.
- Xie, M. et al.(2024), Deep learning-based fishing ground prediction using asymmetric spatiotemporal scales: A case study of *Ommastrephes bartramii*. *Fishes*, 9(2), <https://doi.org/10.3390/fishes9020064>
- Xu, J., & Hsu, Y.(2022), Analysis of agricultural exports based on deep learning and text mining, *The Journal of Supercomputing*, 78, pp. 10876-10892.
- Bixuan Yang, James L. Anderson, Frank Asche.(2020), Determinants of China's seafood trade patterns, *Marine Resource Economics*, 35, pp. 97-112.,- <https://doi.org/10.1086/708617>
- Cheng-Hong Yang, Cheng-Feng Lee, Po-Yin Chang.(2023), Export- and import-based economic models for predicting global trade using deep learning. *Expert Systems with Applications*, Volume 218, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119590>
- Zhang, J.(2019), Application of improved BP neural network based on e-commerce supply chain network data in the forecast of aquatic product export volume.,- *Cognitive Systems Research*, 57(C), pp. 228-235.
- Zitti, M.(2023), Forecasting salmon market volatility using long short-term memory (LSTM), *Aquaculture Economics & Management*, 28(1), pp. 143-175. <https://doi.org/10.1080/13657305.2023.2255346>

인터넷 자료

- BIS Data Portal, Effective exchange rates, https://data.bis.org/topics/EER/data/BIS,PDQ_I1_B,1.0?rows=REF_AREA&cols=TIME_PERIOD&settings=asc%7Cdesc%7Cname(검색일: 2024.2.7.)

IMF, Real GDP growth, https://www.imf.org/external/datamapper/NGDP_RPCH@WEO/OEMDC/ADVEC/WEOWORLD(검색일: 2024.4.11.)

World Bank, DataBank-World Development Indicators, <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>(검색일: 2024.4.11.)

대한민국 대통령실, 120대 국정과제, https://www.president.go.kr/affairs/gov_project(검색일: 2024.2.23.)

산업연구원, 산업통계분석시스템, https://www.istans.or.kr/kor/tblInfo/TblInfoList.html?vw_cd=MT_DTITLE(검색일: 2024.7.11.)

아차카(2020.12.8.), 국제무역과 관세, 무역 규제, 아차카 블로그, <https://achaka.tistory.com/28>(검색일: 2024.7.19.)

매일경제(2022.10.8.), “불붙은 ‘역환율 전쟁’...한국이 살아남으려면”, <https://www.mk.co.kr/news/economy/10506261>(검색일: 2024.7.19.)

통계청, 국가통계포털-국내통계, https://kosis.kr/statisticsList/statisticsListIndex.do?parentId=K2.1&vwcd=MT_ZTITLE&menuId=M_01_01&outLink=Y&entrType=#content-group(검색일: 2024.7.15.)

한국무역통계진흥원, 수출입실적, <https://www.bandtrass.or.kr/index.do>(검색일: 2024.7.16.)

한국은행, 한국은행 경제통계시스템, <https://ecos.bok.or.kr/#/SearchStat>(검색일: 2024.7.15.)

부 록

선행연구 정리

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
주요 선행 연구 (변수 선택 법)	1 머신러닝의 데이터 분류 성능 향상을 위한 변수 선택법 제안 (Jeong et al, 2022)	- 문헌조사 - 머신러닝(SVM, LR, DT, RF, KNN)	- 변수 선택법 제안, 변수 선택법 효 과성 분석 * (분석 내용) 기존의 방법과 연구 에서 제안한 변수 선택법을 적용 했을 때의 성능 평가 결과 비교
	2 시민 불안도 예측을 위한 모델 구축(Bakerman et al., 2022)	- 베이지안 변수선택 - 동적 로지스틱 회귀분석	- 예측 정확성 제고 및 불안요인 파 악을 위해 변수 선택법 활용, 남미 7개 국가의 시민 불안도 예측
	3 변수 선택법을 적용한 환율 예 측 모델 개발(Kim & Lee, 2020)	- 베이지안 변수선택 (BVS) - AR, RW, RWwD	- 캐나다, 일본, 영국의 대미환율 예 측에 변수 선택법 적용 * (분석 내용) 변수 선택법을 통해 표본 외 환율 예측력 향상 확인, BMA, OLS 등과 비교하여 모델 의 강건성 평가
	4 변수선택 방법에 대한 소개 (Guyon & Elisseeff, 2003)	- 문헌조사	- 선행연구를 바탕으로 변수선택 방법의 차이점, 한계, 사례 소개 * (분석 내용) 설명력 및 예측력 높 은 변수로 발생할 수 있는 문제 지 적, 데이터 특성에 따라 효율적인 변수 선택법 제안
	5 다중선형회귀분석에서의 변 수선택 방법 비교(류나현 외, 2016)	- 전진 선택법, 후방 소거법단계적 선 택법, Ridge 회귀, LASSO, Elastic net	- 다중선형회귀분석에 대한 일곱 가지 변수 선택법 분석 및 비교 * (분석 내용) 예측 정확도 및 모델 효율성 측면에서 평가하였으며 오 류 개선율, 변수 감소 비율을 기준으 로 비교

구 분		선행연구 현황		
		연구목적	연구방법	주요연구내용
	6	변수선택 기법 간 실증적 비교·분석 (이창희, 2008)	- Feature Selection - 로지스틱 회귀분석, 신경망 분석, 의사결정나무	- 변수선택 방법의 실증적 비교 * (분석 내용) 전화 통신회사 자료를 사용하여 변수선택 방법으로 선택된 중요변수들을 상호 비교

구 분		선행연구 현황		
		연구목적	연구방법	주요연구내용
주요 선행 연구 (계량 경제)	1	Does fish production influence the GDP and food security in Gulf Cooperation Council countries? Evidence from the dynamic panel data analysis(Elzaki, 2024)	- Cointegration Regression (FMOLS) * 상관분석, 단위근 검정, 공적분 검정	- GGC 국가 대상 어류 수급과 식량 안보 영향 분석 * (주요 변수) 수산물 생산량, 수출입량, GDP, 에너지 필요추정량 등 * (분석 내용) GGC 국가 대상 어류 생산, 수출입, GDP, 식량 안보 간 상관관계 분석을 위해 단위근 검정, 공적분 검정, 공적분 관계를 고려한 회귀분석 수행(FMOLS)
	2	Shrimp export competitiveness and its determinants: anovel dynamic ARDL simulations (Khan, Md. A. et al., 2022)	- ARDL 공적분 회귀분석	- ARDL 모형을 활용한 새우 수출경쟁력 영향 분석 * (주요 변수) 1인당 GDP, 새우 수출량, 새우 수출가격 등 * (분석 내용) ARDL 모형(자기 회귀 시차 분포모형) 활용 거시경제 및 정책 변수를 고려한 방글라데시 새우 수출경쟁력 영향 분석
	3	Estimation of Demand for Beef Imports in Indonesia: An Autoregressive Distributed Lag (ARDL) Approach(Sholih Nugroho Hadi et al., 2022)	- ARDL 공적분 회귀 분석(DOLS, FMOLS, CCR) * 단위근 검정, 공적분 검정	- 인도네시아 소고기 수입 수요 예측 모델 구축 * (주요 변수) 1인당 GDP, 소고기 생산량, 가격 지수, 환율 등 * (분석 내용) 소고기 수입 수요 예측을 위해 ARDL 모형과 ECM 모형 활용, 변수 간 단위근 검정, 공적분 검정 수행
	4	Analyzing the impact of Fukushima nuclear wastewater discharge on seafood trade with gravity model(Wang et al., 2022a)	- 중력모형	- 일본 오염수 이슈에 따른 수산물 교역 영향 분석 * (주요 변수) 국가 간 수출입량, 수출입액, 거리 등 * (분석 내용) 중력모형 활용 일본 오염수와 26개국 수산물 교역 영향 분석

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
5	Driving for of marine fisheires and seafood export of banglaesh: augmented gravity model approach(Fatema & Islam, 2020)	- 중력모형	- 방글라데시 수산물 수출 결정 요인 분석 * (주요 변수) 인구, 거리, GDP, GNI, 지역무역협정(RTA), HACCP 더미 * (분석 내용) 확장된 중력모형 활용 방글라데시 수산물 수출 결정요인 분석(중력모형 기본 더미 외 지역 무역협정 및 HACCP 더미변수 적용)
6	Determinants of China's Seafood Trade Patterns(Bixuan Yang et al., 2020)	- 중력모형	- 중국 수산물의 주요국 대상 수출 결정 요인 분석 * (주요 변수) GDP, 1인당 GDP, 국가 간 거리, 1인당 소비량, RTA(더미변수) * (분석 내용) 중력모형 활용 중국 수산물의 對유럽, 미국, 호주, 아프리카 수출 결정 요인 분석
7	세계무역기구의 세계 무역 모형 확장(Aguiar et al., 2019)	- GTAP 모형 - CGE 모형	- 세계 무역 전망 모형 확장 및 개선 * (주요 변수) GDP, 1인당 GDP, 생산량, 노동인구 증가 등 * (분석 내용) 기존의 GTAP 모형에 서 동적 CGE 모형으로 개선
8	말레이시아의 어류 생산 예측(Mah et al., 2018)	- 시계열 모형 (ARIMA, ARFIMA)	- 어류 생산량 시계열 데이터 구축 및 예측 * (주요 변수) 수산물 생산량 * (분석 내용) 생산량 전망 모델 구축 후 과거 데이터로 모델 검증
9	세계 농산물 전망 모형 소개(Araujo Enciso et al., 2017)	- 부분균형 모형	- 전망 모형 주요 특징, 재화 및 시장 별 모형 구성 소개 * (주요 변수) 수출입량, 수출입가격, 환율, 생산량, 생산자가격, GDP 등
10	국제 수산물 교역의 결정요인 분석(Natale et al., 2015)	- 중력모형	- 국제 수산물 교역 결정요인 및 영향 분석 * (주요 변수) 수산물 및 육류 수출 입액, GDP, 1인당 소득, 생산량, 소비량, 거리, 더미변수(RTA) * (분석 내용) 수산물과 육류의 교역 결정요인 비교, 수산물 품목별로 보존 및 처리 과정에 따라 분류 및 분석

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
11	중국의 수입수요함수 추정 및 영향 분석(Wang & Lee, 2012)	- ARDL 공적분 회귀 분석(DOLS, FMOLS, CCR) * 단위근 검정, 공적분 검정	- 수입수요모델 추정, 요인별 수입 영향 분석 * (주요 변수) 수입량, 생산자지수, 실질실효환율, VIX지수 * (분석 내용) 글로벌 리스크 인식에 대한 변수로 VIX 지수 사용, 변수 간 단위근 검정, 공적분 검정 수행, 수입량에 대한 탄력성 도출
12	시계열 모형을 활용한 대만 수출량 예측(Wang, 2011)	- Fuzzy 시계열 모형 - ARIMA * 예측력 평가기준: MSE	- 대만 수출량에 대한 시계열 모형 예측력 비교 * (주요 변수) 수출액 * (분석 내용) 퍼지 시계열 모형의 예측 능력 검토, 데이터 기간에 따른 시계열 모형 간 예측력 비교
13	수출 급변동 조기예측모형: 코로나19 사례를 중심으로 (송민기, 2022)	- Random walk - ARIMA	- 월별 수출물량, 수출금액 조기 예측 * (주요 변수) 국제유가, 수출금액, 수출물량 * (분석 내용) 적시성 높은 조기예측을 위해 일별 국제유가 및 수출금액의 속보치를 기반으로 예측모형 개발
14	농업부문 전망모형 개선(서홍석 외, 2020; 김태후 외, 2022)	- 동태 부분균형모형 - 연립방정식 체계	- KREI-KASMO(거시변수 전망, 농업 생산요소 전망, 재배업 전망, 축산업 전망, 농업총량 전망부문) 개선 * (주요 변수) 거시경제지표, 농업 생산요소 가격, 농가소득, 생산액, 재배면적, 사육·도축마릿수, 수출입 등 * (분석 내용) 모형 개선, 적합성 제고를 위한 가상 시나리오에 대한 시뮬레이션 수행, 확률적 모형 적용 및 개발 가능성 검토
15	수산물 수출 전망모형 구축 연구: 주요 3개국 수출 결정요인 분석(한기욱 외, 2021)	Cointegration Regression(FMOLS) * 상관분석, 계절성 조정, (X-12), 단위근 검정, 공적분 검정	- 주요 3개국(일, 중, 미) 대상 수출 결정 요인 분석 * (주요 변수) 1인당 실질 GDP, 수출가격, 상대가격 지수 산출, 환율, FTA 체결 유무 등 * (분석 내용) 주요 국가별 수출결정요인을 분석하기 위해 요인별(변수) 상관관계 분석, 시계열 안정화 노력)X-12, 단위근 검정, 공적분

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
			검정), 공적분 관계를 고려한 회귀 분석 수행(FMOLS)
16	수산업 부문 전망모형 구축 및 개편(이현동 외, 2018; 2019; 2020)	- 부분균형모형 - 연립방정식 체계	- KMI-FOSiM(어촌어가경제, 양식어업 및 어로어업 전망모형) 구축, 연계 및 고도화 * (주요 변수) 거시변수, 투입요소 가격, 수산물 가격, 어가경제, 수출입, 재고량 등 * (분석 내용) 품종 모형으로 세분화하였으며 구조 설계, 변수 설정 및 추정 시 경제학적 이론에 부합하도록 하여 전망모형 추정결과의 통계적 유의성, 예측력 등 향상
17	김과 참치의 수출 결정요인 분석(김은지·김봉태, 2020)	- 중력모형(PPML 적용)	- 김과 참치의 세부 품목별 수출 결정요인 분석 * (주요 변수) GDP, 재외국민수, 환율, 더미변수(FTA, WTO) * (분석 내용) 세부품목별 수출금액이 수출상대국 GDP, 재외국민수, 환율, FTA 체결, WTO 가입 등에 영향 받는지 추정
18	우리나라 수출의 중장기 전망 모형 개발, 국가별·경제권별 전망(홍성욱 외, 2017)	- 패널 공적분 모형(패널 FMOLS 활용) * 예측력 평가기준: MAPE, RMSPE	- 한국 제조업 부문의 수출 구조 변화 분석, 수출 영향 요인 파악 및 중장기 수출 전망모형 구축 * (주요 변수) 실질GDP, 상대가격, 명목환율, FTA 등 * (분석 내용) 수출결정요인 분석을 이용하여 수출함수 추정, 소득계수를 장기 전망모형에 활용, 벤치마크 모형(선형 모형)과의 예측력 비교 및 전망 모형의 강건성 검증
19	우리나라 수산물 수출의 결정요인 분석(양이석 외, 2017)	- 패널 공간중력모형 * 공간적 자기상관 검증	- 한국의 수산물 수출 상대국 상위 20개국 대상으로 수산물 수출 영향요인 분석 * (주요 변수) 수출액, GDP, 인구, 국가 간 거리, 생산량, 관세율, 비관세장벽 수, 더미변수(OECD, APEC, FTA) * (분석 내용) 공간적 종속성을 고려하여 패널 공간중력모형을 통해 수산물 수출 결정요인 분석

구 분		선행연구 현황		
		연구목적	연구방법	주요연구내용
	20	우리나라 냉동어류의 교역행태 및 특징 분석(김상구 외, 2012)	- 중력모형	- 중력모형을 활용하여 한국 냉동어류 교역 행태 분석 * (주요 변수) 수출입량, 거리(운임, 운송시간), 환율, 더미변수(FTA, WTO) * (분석 내용) 거리변수에 국가 간 운송시간과 운임을 활용하여 중력모형 분석
	21	제조업 대상 국별·산업별 수출입 함수 추정 및 결정요인 분석(변창욱 외, 2009)	- 동적 패널모형	- 약 20여 개 제조업 대상 수출입 함수 추정, 수출경쟁력 결정요인 분석 * (주요 변수) 수출입단가, 수출대상국 수입단가 및 소득, 국내물가 및 소득, 환율 등 * (분석 내용) 수출물량 및 단가, 수입물량에 대한 함수 추정, 소득·가격탄력성을 활용하여 수출경쟁력 결정요인 분석 및 정책적 시사점 도출

구 분		선행연구 현황		
		연구목적	연구방법	주요연구내용
주요 선행 연구 (머신 러닝· 딥러 닝)	1	세계 무역 예측 모형 개발(Yang et al., 2023)	- 하이브리드 딥러닝(MLP, Elastic net) - 머신러닝(SVR, RFR, LASSO, MLP, XGB) - 시계열 모형(ARIMA, ETS, TBATS) * 예측력 평가기준: MAPE, RMSE	- 주요 10개국의 무역 전망 모델 구축 및 시계열 모형과 비교 * (주요 변수) 수출입액, 산업 생산지수(생산량), 소비자물가지수, 수출입 단가 지수(수출입 가격) * (분석 내용) Box-Jenkins 방법으로 주요 매개변수 선정, 단위근 검정 및 공적분 검정을 수행하여 경제적 이론 검토, 시계열 모형과 예측력 비교
	2	Forecasting the price of salmon using machine learning algorithms(Halvorsen et al., 2023)	- ARIMA - RNN - LSTM	- 거시경제적 요인을 고려한 연어 가격 예측 * (주요 변수) 연어, 대구, 넙치 가격, CPI·TWI 지수 * (분석 내용) ARIMA, SARIMA, SARIMAX, LSTM 4가지 모델을 통한 연어 가격 예측
	3	중국 무역 특징 및 수출량 예측	- Neural	- 중국의 수출입 시장 구조 분석 및

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
	(Dai, 2023)	Network(BPNN)	수출량 예측 * (주요 변수) 수출량, 총생산, 고정 자산 투자, 외국자본 활용, 연말 저축예금 잔액, 환율 * (분석 내용) 중국의 수요 공급 함수 및 매개변수 추정, 이를 바탕으로 BPNN 모델 구축
4	An Aquatic Product Price Forecast Model Using VMD-IBES-LSTM Hybrid Approach(Junhao Wu et al., 2022)	- 하이브리드 모형 (VMD-IBES-LSTM) * 예측력 평가기준: MSE, MAPE, MAE, RMSE	- 중국 수산물 소비자가격 예측 모형 개발 * (주요 변수) 중국 수산물 소비자가격 * (분석 내용) 중국 수산물 소비자가격 예측, 하이브리드 모형 (VMD-IBES-LSTM)과 VMD- LSTM, SSA-LSTM 등 기존 모델과 비교
5	뉴스를 이용한 농업 수출량 예측(Xu & Hsu, 2022)	- 텍스트마이닝 (Word2 Vec, TF-IDF) - 딥러닝 (AETS-LSTM)	- 농업 수출량 예측 및 예측력 분석 * (주요 변수) 뉴스기사의 TH-IDF 점수에 따른 단어 Vector
6	코로나19 팬데믹 기간 중 세계 무역의 단기 예측 개선(Carton et al., 2020)	- Machine-learning Algorithms(LASSO, Ridge, Decision Tree, Support Vector, Bagging, Gradient Boost, Random Forest) * Diebold-Mariano test * 예측력 평가기준: RMSE	- 세계 무역 단기 예측 개선 * (주요 변수) 세계교역액, 구매자 관리지수(PMI), 원유가격, SWIFT trade messages * (분석 내용) 설명변수의 통계적 유의성 검토, AR모형과 머신러닝 기법 간의 예측력 평가, 국가별 수출입에 대해 우수성이 높은 모형 정리
7	수출전망 모델 구축(Jiang & Xiong, 2020)	- 인공지능망(ANN)	- 수출전망 모형 구축 * (분석 내용) 인공지능망과 퍼지시스템 이론을 결합한 수출수요 예측
8	딥러닝 기법을 활용한 수산물 수요 예측(Da Fonseca Marques, 2020)	- 시계열 모형 (ARIMA) - 딥러닝(LSTM)	- 전갱이, 도미, 농어 수요량 예측 * (주요 변수) 품목별 수요량 * (분석 내용) 기존의 시계열 모형과 예측 정확도 비교

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
9	Crop Yield Prediction Using Deep Reinforcement Learning Model for Sustainable Agrarian Applications(EI avarasan & Vincent, 2020)	- Deep Recurrent Q Network 모델 (RNN과 Reinforcement learning 통합 형태)	- 농작물이 자라나는 환경 데이터를 이용한 농산물 생산량 예측 * (주요 변수) 토양과 최종 생산물에 포함된 화학물질의 함량, 기 후, 날씨 정보 * (분석 내용) 농작물 환경 데이터 가공 처리를 통한 생산량 예측
10	중국의 철광석 수입수요 예측 (Wang et al., 2020)	- 결합 모델 (EMD-NARNN-ARIMA)	- 결합 모델로 중국의 철광석수입량 예측 * (주요 변수) 철광석 수입량 * (분석 내용) NARNN, SARIMA 와 예측 결과를 비교하여 결합모델의 우수성 검증
11	Forecasting Indonesia Exports using Hybrid Model ARIMA-LSTM(Dave et al., 2020)	- ARIMA - 딥러닝(LSTM)	- 거시경제변수 예측 목적의 딥러닝 기법 적용 가능성 검토 * (주요 변수) 환율, 수출액 * (분석 내용) 수출액 및 환율 예측
12	주요국의 수출입 예측 및 모형 간 비교 (Shen et al., 2021)	- 시계열 모형 (ARIMA, VAR/VECM) - 머신러닝(LR, AdaBoost, RFR, SVR, MLP) - 딥러닝(LSTM) * 예측력 평가기준: MAPE, RMSE	- 주요 10개국의 수출입 예측 및 모형 간의 결과 비교 * (주요 변수) 수출입액 * (분석 내용) 수출입 간의 양방향 인과관계 확인, 예측모델 예측력 평가
13	양식업 생산 및 수출 예측 모형 개선(Zhang, 2019)	- 인공신경망 (BPNN)	- 전자상거래 판매 데이터를 결합한 수산물 수출 예측 * (분석 내용) BP 신경망 개선 및 최적화를 통해 학습 효율성 향상, 전자상거래 데이터를 활용한 수산물 수출량 예측
14	Building Energy Consumption Prediction: An Extreme Deep Learning Approach (Li et al., 2017)	- 딥러닝(SAE; Stacked Auto Encoder) - 머신러닝 (Backward Propagation Neural Network, Support Vector	- 건물 내 소비되는 에너지소비 예측 * (주요 변수) 건물 에너지 소비량 * (분석 내용) 머신러닝 방법론 적용 및 비교를 통한 건물 내 에너지 소비량 예측

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
		Regression, the Generalized Radial Basis Function Neural Network, Multiple Linear Regression)	
15	농산물 수입액 예측 모형 비교 (Lee & Liu, 2014)	- 하이브리드 모형 (GM-GP)	- 농산물 수입액 예측 모형 및 평가 * (주요 변수) 각국의 농산물 수입액 * (분석 내용) 기존의 시계열 모형, (ARIMA) GM 모형과 비교, 대만, 미국의 수입액 시계열 데이터를 사용하여 예측력 검증
16	딥러닝을 활용한 김 수출 전망 모델 구축(한기욱 외, 2022b)	- 딥러닝(LSTM, GRU, Random Forest) * 예측력 평가기준: MAPE, RMSE	- 김 수출 전망모델 구축 및 예측력 평가 * (주요 변수) 수출량, 수출액, 수출 가격, 생산량, 환율, 유가, 1인당 GDP * (분석 내용) 세부 품목별·주요국별 수출 전망 결과 도출, 전망모형 간 예측력 비교
17	머신러닝 기법을 활용한 우리나라 수출입 증가율 예측 및 모형 간의 예측력 평가(장나원·한희준, 2022)	- AR, Ridge, LASSO, Adaptive Lasso, Elastic Net, Adaptive Elastic net, Target Factor, CSR(complete subset regression), Radom Forest, AdaLasso/RF, Neural Network, XgBoost, Boruta_selected_RF * 예측력 평가기준: MAPE, RMSE	- 총 13개의 시계열 모형 및 머신러닝 모형 간의 예측력 비교 및 평가 * (주요 변수) 거시경제 및 금융 변수(대외거래 지수, 국제상품가격, PPI, 환율, 국내 및 세계 경기 관련 변수 등) * (분석 내용) 시계열 모형 및 머신러닝 모형을 통해 수출입 증가율 예측 및 모형별 예측력 비교, 통계적 유의성 검정을 위해 Giacomini-White 검정, MCS 검정 사용
18	인공신경망을 이용한 김 양식 단수 전망 모형 구축(천성훈 외, 2021)	- 인공신경망(ANN) - 다중회귀모형	- 김 양식 단수 전망 모형 구축 * (주요 변수) 김 단수, 강수량, 풍속, 일조량, 수온, 산소량 등 * (분석 내용) 양식어장 환경을 고려한 단수 예측 모형 구축, 모형 간의 예측력 비교

구 분	선행연구 현황		
	연구목적	연구방법	주요연구내용
19	교역 패널데이터를 활용한 기계학습법 간의 설명력 비교(노재학·노재연, 2021)	- 패널 중력모형 - RE-EMtree, panelNNET	- 한국 패널 교역데이터를 바탕으로 기계 학습법 간의 설명력 비교 * (주요 변수) 수출액, GDP, 1인당 GDP, 국가 간 거리, 더미변수 * (분석 내용) 패널 중력모형 분석 시 발생하는 다중공선성, 내생성 등 문제에 대한 결과 분석, 기존의 분석방법과 기계학습법과의 모델 설명력 비교
20	딥러닝을 활용한 거시경제 및 금융 변수의 분석 및 예측(김수현, 2020)	- VAR 모델 - 딥러닝(양상블 학습) - 딥러닝(베이지안 딥러닝)	- 거시경제변수·금융 변수 예측 목적의 딥러닝 기법 적용 가능성 검토 * (주요 변수) 환율, 수출액 등 * (분석 내용) 수출액 및 환율 예측
21	인공지능기반 해상운임예측 연구(황수진 외, 2020)	- 딥러닝(LSTM) - 딥러닝(DNN) * 예측력 평가기준: RMSE	- 해운기업의 데이터 기반 영업전략 수립을 위한 인공지능기반 해상 운임예측모델 구축 * (주요 변수) 선형별 운임, 용선료, FFA 가격 등 * (분석 내용) 순환신경망 모델 구조 분석 및 구축을 통한 해상운임 예측
22	인공신경망을 활용한 고등어 위판 가격 예측 모델 구축(황강석 외, 2012)	- 인공신경망(ANN) - 계층형 네트워크 - 오차 역전파법	- 고등어 위판단가 예측 * (주요 변수) 위판량, 위판가격 * (분석 내용) 고등어 가격 변동성에 대해 인공신경망을 활용하여 예측 시도

기본연구보고서 발간목록

Ⅰ 2024년

01	섬·바다·강 연계 관광 네트워크 구축방안 연구	최일선
02	해양 스타트업 실패 자산화 방안 연구	좌미라
03	시민친화적 바닷가 공간 조성에 관한 연구	정지호
04	연안이용 관리 법제 정비방안 연구	최석문
05	특별관리해역 관리제도 재편 방안 연구	최수빈
06	해양관할구역 과세권한의 체계적 배분방안 연구	이혜영
07	어업인의 디지털 전환 수용성 제고방안 연구	오서연
08	수산물 무역(수출입) 단기 전망모형 구축 연구	한기욱
09	어촌소멸에 따른 사회경제적 영향분석과 대응전략 연구	이상규
10	어촌다움에 기반한 어촌공간관리 방안 연구	이승혜
11	파생상품을 이용한 해운선사의 위험관리에 관한 연구 - 운임선도거래(FFA)를 중심으로 -	김한나
12	내항상선 해양사고 경감방안 연구	허성례
13	항만재개발사업 공공성 강화 방안 연구	김세원
14	해외 항만터미널 확보 전략 연구	김근섭
15	항만 하역능력의 서비스 수준 개선 연구	이화섭
16	국내 무역항 거버넌스 체계 개편방안 연구	김근섭
17	선박의 원격운항을 위한 제도 개선방안 연구	박혜리
18	국제물류기업 육성을 위한 법제 개선방안 연구	최나영환
19	글로벌 공급망 리스크 대응 정책효과 분석 모형 개발 연구	강무홍
20	한-북미 무역구조 분석 및 물류공급망 변화 대응방안 연구	이성우

2023년

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

수시연구보고서 발간목록

Ⅰ 2024년

01	해양정보산업 진흥을 위한 제도 개선 방안 연구	김찬웅
02	한-아프리카 국제수산협력 체계 개선 연구	이채령
03	해양안보 MDA 체계 협력적 운용 방안 연구	민영훈
04	인천항 자유무역지역의 효과적 운영을 위한 전략 방안	한장협
05	해양문화자원을 활용한 연안도시활력 증진 방안 연구	이슬기
06	부산항 물동량 유치방안 연구	김은우
07	국제사회의 대북제재 동향과 우리의 대응:해양수산분야를 중심으로	채수란
08	국내 연안여객선 관광·이용 활성화 방안 연구	이정아
09	내수면어업 허가·신고 제도 개선방안 연구	최순
10	어업 선진화를 위한 어업관리체계 개편 방안 연구	심성현
11	글로벌 공급망 변동에 따른 해운물류 지원방안	황수진
12	연안 중소선사의 탄소중립 달성을 위한 친환경정책 지원방안	류희영
13	항만기술산업 활성화를 위한 법제도 정비 방안 연구	김보경
14	해양모태펀드 투자활성화 방안 연구	한기원
15	특별관리해역 내 공공하수처리시설의 방류수 수질기준 강화방안	장원근
16	중대재해처벌법 대응 양식장 안전성 개선 방안 연구	윤미경
17	국가관리연안항 발전전략 수립체계 연구	신정훈
18	글로벌 공급망 대응 해운항만물류 전문인력 양성 발전방안 연구	권보배
19	해양수산 국제개발협력 중장기 전략 연구	전혜은

Ⅰ 2023년

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

일반연구보고서 발간목록

Ⅰ 2024년

01	한-북극권 청색 경제 협력사업 추진 방안	김엄지
02	전환기 글로벌 해양환경규범의 대응력 강화 연구	박수진
03	해양 지속가능성 시범 평가 연구	최희정
04	Scope 3 기준 원양산업 탄소배출추정 및 대응방안 연구 - 원양저연승어업을 중심으로	조현주
05	수산물 공급망 관리 개선 방안 연구(한·태 무역을 중심으로)	한기욱
06	신통상규범 확대에 따른 수산분야 영향 및 대응방안	박혜진
07	탄소배출 규제 대응을 위한 컨테이너 선대 교체 수요 추정연구	최건우
08	연안항개발사업의 경제적 편익에 관한 연구	김성아
09	한국과 미동부 항만 간 녹색해운항로 구축방안 연구	김가현
10	비컨테이너 항만물동량 예측모형 고도화 방안 연구(Ⅲ) -철광석, 화학공업생산물, 기타광석, 잡화를 중심으로	이나영
11	접안 대기시간 감소에 따른 탄소집약도지수(CII) 변화 분석	김보람

Ⅰ 2023년

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

기본연구 2024-08

수산물 무역(수출입)
단기 전망모형 구축 연구

인쇄 2024년 12월 29일

발행 2024년 12월 31일

발행인 김 종 덕

발행처 한국해양수산개발원

주소 49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

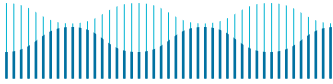
연락처 051-797-4800 (FAX 051-797-4810)

등록 1984년 8월 6일 제313-1984-1호

조판·인쇄 동아기획 (051-291-7605)

판매 및 보급: 정부간행물판매센터 Tel: 02-394-0337

정가 15,000원



수산물 무역(수출입) 단기 전망모형 구축 연구

A Study on the Development of a Seafood Trade Outlook Model



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

부산광역시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

TEL. 051-797-4800

FAX. 051-797-4810



9 791168 662391

ISBN 979-11-6866-239-1



값 15,000원