

2022 해양수산업 전망모형

Marine and Fisheries Outlook Model 2022

권장한 · 장정인 · 신웅재 · 김정우

저자	권장한, 장정인, 신웅재, 김정우
내부연구진	연구책임자 권장한 한국해양수산개발원 경제전망·데이터연구실 전문연구원 공동연구원 장정인 한국해양수산개발원 경제전망·데이터연구실 연구위원 공동연구원 신웅재 한국해양수산개발원 경제전망·데이터연구실 연구원
외부연구진	연구책임자 김정우 강릉원주대학교 경제학과 교수 공동연구원 윤금비 강릉원주대학교 경제학과 학사과정 공동연구원 박성용 강릉원주대학교 경제학과 학사
연구기간	2022. 01. 01. ~ 2022. 12. 31.

보고서 집필내역

연구책임자	권장한 제1장 제1절, 제2절, 제3절 일부, 제2장 제1절 일부, 제2절, 제3장 제1절, 제4장 제1절, 제2절 일부, 제3절, 제5장 제1절 일부
내부연구진	신웅재 제4장 제2절 일부 장정인 제5장 제1절 일부
외부연구진	김정우 제1장 제3절 일부, 제2장 제3절, 제3장 제2절
산·학·연·정 연구자문위원	강인순 수산경제연구원 책임연구원 정영호 강원연구원 책임연구원

※ 순서는 산·학·연·정 순임

목차

01	서론_1	
	제1절 연구 배경 및 목적	1
	1. 연구 배경	1
	2. 연구 목적	3
	제2절 연구 내용과 방법	4
	1. 연구 내용	4
	2. 연구 방법	4
	제3절 전망체계 구축 사례 및 선행연구 검토	6
	1. 전망체계 구축 사례	6
	2. 선행연구 검토	12
	3. 시사점	13
02	해양수산업 부가가치 전망 방법론_15	
	제1절 해양수산업 데이터베이스 구축	15
	1. 해양수산업 전망 데이터베이스	15
	2. 데이터베이스 구축 자동화	18
	제2절 해양수산업 부가가치 전망을 위한 다모형 접근법	20
	1. 베이지안 벡터 자기회귀모형	21
	2. 머신러닝 기법	25
03	2023 해양수산업 전망_33	
	제1절 KMI-BVAR을 통한 부가가치 전망	33
	1. 전망 절차	33
	2. 전망 결과	43
	제2절 머신러닝기법 전망 결과	45
	1. 산업별 부가가치 전망	45

04	향후 추진 과제 _69	
	제1절 해양수산업 수정 전망	69
	제2절 해양수산업 구조모형 구축	71
	1. 구조모형 구축 사례	72
	2. 해양수산업 부문 적용 방안	80
	제3절 소결	81

05	결론 _83	
	제1절 연구 요약	83
	제2절 결론	85

참고문헌 _87

부록 _97

표 목차

〈표 1-1〉 주요기관의 우리나라 경제전망	2
〈표 1-2〉 에너지원별 전망 구조	10
〈표 2-1〉 전망 DB 구축을 위한 산업연관표 대분류	16
〈표 2-2〉 순자본 스톡 통합 코드	17
〈표 2-3〉 해양수산업 데이터베이스 구축 방식 비교	19
〈표 2-4〉 데이터베이스 구축 입력 및 출력 자료	20
〈표 3-1〉 베이지안 VAR 모형 구성	34
〈표 3-2〉 모형별 경제변수	36
〈표 3-3〉 수산업 모형 적정 시차 검정	37
〈표 3-4〉 수산업 모형 기초통계량	37
〈표 3-5〉 해운업 모형 적정 시차 검정	38
〈표 3-6〉 해운업 모형 기초통계량	38
〈표 3-7〉 항만업 모형 적정 시차 검정	39
〈표 3-8〉 항만업 모형 기초통계량	39
〈표 3-9〉 조선·제조·건설업 모형 적정 시차 검정	40
〈표 3-10〉 조선·제조·건설업 모형 기초통계량	40
〈표 3-11〉 기타 해양수산업 모형 적정 시차 검정	41
〈표 3-12〉 기타 해양수산업 모형 기초통계량	42
〈표 3-13〉 경제변수 출처 및 전망기관	42
〈표 3-14〉 2023 해양수산업 전망 결과	43
〈표 3-15〉 해운업 부가가치 전망치	48
〈표 3-16〉 해운업 부가가치 전망치 신뢰구간	49
〈표 3-17〉 해운업 부가가치 예측성능 비교	50
〈표 3-18〉 항만업 부가가치 전망치	52
〈표 3-19〉 항만업 부가가치 전망치 신뢰구간	53
〈표 3-20〉 항만업 부가가치 예측성능 비교	54
〈표 3-21〉 조선업 부가가치 전망치	55
〈표 3-22〉 조선업 부가가치 전망치 신뢰구간	56
〈표 3-23〉 조선업 부가가치 예측성능 비교	57
〈표 3-24〉 수산업 부가가치 전망치	59

〈표 3-25〉 수산업 부가가치 전망치 신뢰구간	60
〈표 3-26〉 수산업 부가가치 예측성능 비교	61
〈표 3-27〉 해양레저관광업 부가가치 전망치	62
〈표 3-28〉 해양레저관광업 부가가치 전망치 신뢰구간	63
〈표 3-29〉 해양레저관광업 부가가치 예측성능 비교	64
〈표 3-30〉 해수욕장 방문객 수 전망치	66
〈표 3-31〉 해수욕장 방문객 수 전망치 신뢰구간	67
〈표 3-32〉 해수욕장 방문객 수 예측성능 비교	67
〈표 4-1〉 수정 전망 추진 절차와 일정	71
〈표 4-2〉 KIET-DIMM 발전 과정	79
〈표 4-3〉 구조모형 구축 로드맵	81

그림 목차

〈그림 1-1〉 연구 내용	5
〈그림 1-2〉 한국은행 거시경제모형 체계	6
〈그림 2-1〉 유전 알고리즘	28
〈그림 2-2〉 부스팅(AdaBoost)	32
〈그림 3-1〉 베이지안 VAR 전망 절차	33
〈그림 3-2〉 해운수산업 실질 GDP 및 GDP 직접 기여율	45
〈그림 3-3〉 부가가치 전망 Flow chart	46
〈그림 3-4〉 해운업 부가가치 전망치 비교	47
〈그림 3-5〉 항만업 부가가치 전망치 비교	51
〈그림 3-6〉 조선업 부가가치 전망치 비교	55
〈그림 3-7〉 수산업 부가가치 전망치 비교	58
〈그림 3-8〉 해양레저관광업 부가가치 전망치 비교	62
〈그림 3-9〉 해수욕장 방문객 수 전망치 비교	65
〈그림 4-1〉 수정전망 개요	70
〈그림 4-2〉 한국은행 거시계량투입산출모형 주요 흐름도	76
〈그림 4-3〉 통합모형의 순환구조	78
〈그림 4-4〉 KIET-DIMM 기본구조	79
〈그림 4-5〉 KMI 전망 시스템(안)	82

01

서론

제1절 연구 배경 및 목적

1. 연구 배경

2022년은 기대와 우려가 공존한 한 해였다. 코로나19 팬데믹 시대를 상징하던 사회적 거리두기가 사실상 해제되면서 그동안 침체됐던 대면활동 재개에 대한 기대가 높아졌으나 코로나19 재확산, 우크라이나에 대한 러시아 침공으로 인한 국제 에너지가격 상승, 전 세계적인 인플레이션 확산과 이에 대응하기 위한 주요 중앙은행의 금리 인상은 세계 경제에 불확실성을 증대시키면서 길었던 코로나19 출구에 대한 기대와 우려를 공존케 하였다.

경제재개, 기저효과 등에 대한 기대로 IMF(International Monetary Fund)는 2022년 1월 세계 경제성장률은 4.4%로 전망하였으나 불확실성이 증대됨에 따라 같은 해 4월에는 3.6%로 0.8%p 하향조정하였고, 7월에는 3.2%로 1월 전망 대비 1.2%p 하향조정하였다.¹⁾ 우리나라 경제 또한 소비는 회복세를 보였으나 세계 경기침체 우려로 인해 수출이 대폭 감소하

1) IMF(2022), p.125.

였고, 이에 따라 2022년 무역수지는 1956년 통계청이 데이터를 집계를 시작한 이래 최악의 무역적자인 475억 달러를 기록하였다.²⁾

세계 경제 불확실성을 키운 일련의 사건들이 아직 진행 중이라는 점은 2023년 경제 전망을 더욱 어렵게 만드는 요인이다. IMF(2022)는 인플레이션 대응을 위한 주요국의 금리 인상과 이로 인한 글로벌 금융환경 악화, 러시아-우크라이나 전쟁 장기화 등으로 인해 2023년 세계 경제성장률을 2.7%로 전망하였으며, OECD(2022)는 2023년 세계 경제성장률이 2.2%에 그칠 것으로 전망한 바 있다. 글로벌 경기 둔화와 수출 부진으로 인해 우리나라 경제 역시 성장이 둔화될 것으로 예상되고 있다. 한국은행(2022)은 2023년 우리나라 경제성장률이 1.7% 성장할 것으로 내다봤으며 KDI(2022)는 1.8% 성장을 전망하였다. 2023년 우리나라는 내수 회복세에도 불구하고 경기 침체 우려에 따른 세계 수요 위축, 주요국의 금리 인상 등이 하방요인으로 작용하여 성장률이 1%대에 그칠 것으로 전망된다.³⁾

〈표 1-1〉 주요기관의 우리나라 경제전망

단위: %

구분	2021	2022(e)	2023(f)
IMF	4.1	2.6	2.0
한국은행	4.1	2.6	1.7
KDI	4.1	2.7	1.8
KIET	4.1	2.5	1.9

주: e는 잠정치이며 f는 전망치임
 자료: IMF(2022), p. 112; 한국은행(2022), p. 26; KDI(2022), p. 9; 산업연구원(2022), p. 11

이처럼 코로나19 방역조치 완화와 경기 침체에 대한 우려는 해양수산업에 구성하는 여러 산업에 다양한 영향을 줄 것으로 예상된다. 거리두기 해

2) CNBC(2023.1.31.)(검색일:2023.2.8.)
 3) 한국은행(2022), p. 1.

제로 인한 대면활동 확대는 서비스업 성격을 지닌 해양레저관광업 등에 긍정적인 요인으로 작용할 것으로 보이며, 경기 침체에 따른 교역량 감소, 해상운임 하락은 해운·항만업에 부정적인 영향을 줄 것으로 예상된다. 이에 따라, 2023년 해양수산업 성장률은 전년도에 이어 오름세를 이어갈 것이나 증가폭은 둔화될 것으로 전망되었다. 수출이 대폭 증가할 것으로 예상되는 조선업이 해양수산업 전반의 성장세를 견인할 것으로 예상되는 가운데 운임하락에 따른 해운업의 부진으로 인하여 해양수산업 성장률은 전년 대비 0.7%p 감소한 3.2% 성장할 것으로 전망되었다.

2. 연구 목적

본 연구는 2019년부터 수행해온 과제의 연속과제로서 해양수산업의 데이터베이스를 구축하고, 해양수산업의 데이터 여건과 산업적 특성을 고려한 전망모형 방법론을 고도화하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해, 본 연구는 2021년 구축한 해양수산업 데이터 베이스 자동화 프로그램의 효율을 향상시키고, KMI-BVAR(Bayesian Vector AutoRegressive)모형과 머신러닝기법을 개선하였다.

기존의 해양수산업 데이터베이스는 해양수산업 특수분류체계 상 대분류 기준으로만 자동화가 이루어졌는데, 세분화되고 다양한 주제에 대한 분석을 위해 해양수산업 특수분류 상 중분류, 국내 및 수입거래표 기준 데이터베이스를 구축하였다. 전망 방법론의 확대 측면에서 본 연구는 해양수산업 구성 산업별 특성을 반영한 변수 선정에 초점을 맞추어 KMI-BVAR 모형 개선을 수행하였으며, 머신러닝기법을 확대하여 전망에 대한 설명력을 높이고자 하였다. 또한, 해양수산업 장기예측을 위한 구조모형에 대한 검토를 수행함으로써 추후 연구에 대한 적용 가능성을 모색하였다.

제2절 연구 내용과 방법

1. 연구 내용

본 연구는 해양수산업 데이터베이스 자동화의 확장과 KMI-BVAR 및 머신러닝기법의 고도화를 목적으로 한다. 첫째, 해양수산 데이터베이스 자동화는 기존의 해양수산업 특수분류체계 상 대분류를 대상으로 작성되었던 자동화의 범위를 특수분류체계 상 소분류까지 그 범위를 확장하였다. 둘째, 2023 해양수산업 부가가치 전망은 KMI-BVAR 모형의 개선과 머신러닝기법의 확대 적용을 통해 이루어졌다. 구체적으로, 전문가 자문, 문헌조사 등을 통해 해양수산분야 특성에 맞는 변수를 구성하여 KMI-BVAR 모형을 개선하였으며, 머신러닝기법은 변수 선별, 전망치들의 예측조합법 및 앙상블 모형 등으로 전망 방법을 확장하여 현실설명력을 향상하고자 하였다.

2. 연구 방법

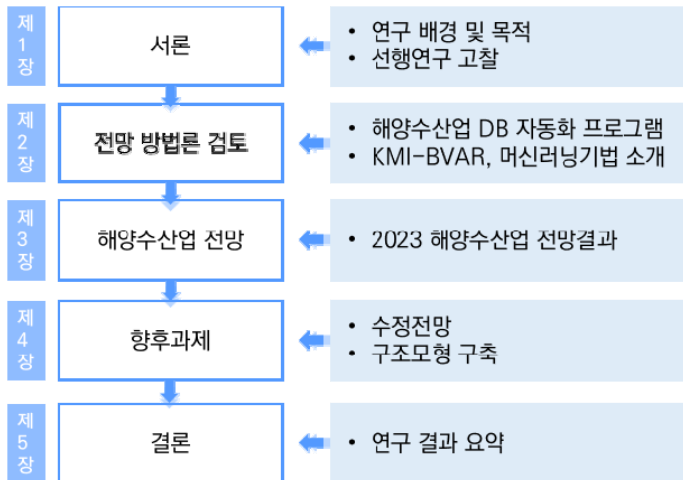
본 연구는 모두 5장으로 구성되었다. 제1장 서론에서는 연구 배경과 목적, 연구 내용 및 방법을 서술한다. 또한 한국은행, 에너지경제연구원 등 주요기관의 전망모형 구축 사례를 소개하고, 분석 대상 및 목적에 따른 기관별 전망체계의 특징을 살펴본다. 전망모형 구축 사례 외에도 해양수산분야에 계량경제모형과 머신러닝기법을 적용하여 전망을 수행한 연구를 고찰하여 해양수산분야 전망모형 구축에 필요한 시사점을 도출하였다.

제2장에서는 해양수산업 부가가치 전망 방법론을 검토하였다. 먼저 해양수산업 데이터베이스 자동화 프로그램 개발 과정을 제시하고, 계량경제모형인 KMI-BVAR과 머신러닝기법에 대한 방법론에 대해 논의하였다.

제3장에서는 제2장에서 구축된 전망모형을 바탕으로 2023 해양수산업 전망을 수행하였다. KMI-BVAR에 사용되는 변수의 설명력을 제고하기 위해 모형별 변수 구성을 개선하였으며, 독립변수가 종속변수보다 많은 해양수산업 모형의 특성을 반영한 머신러닝기법을 통해 2023 해양수산업 부가가치 전망 결과를 제시하였다.

제4장은 해양수산업 전망 결과의 신뢰도를 향상시키기 위한 향후 과제에 대해 논의하였다. 2023년 상반기 중 수정전망을 수행함으로써 2023년 경제여건을 반영한 전망치를 제시하고, 전망치에 대한 현실설명력을 향상하고자 하였다. 전망모형 구축의 향후 과제로 구조모형 개발에 대한 논의를 수행하였다. 한국은행의 거시계량투입산출모형(Macroeconometric Input-Output Model)을 소개하고 해양수산업에 적용 가능성을 모색하였다. 제5장 결론에서는 연구의 결과를 요약하고, 향후 과제 달성을 위한 로드맵을 제시하였다.

〈그림 1-1〉 연구 내용



자료: 저자 작성

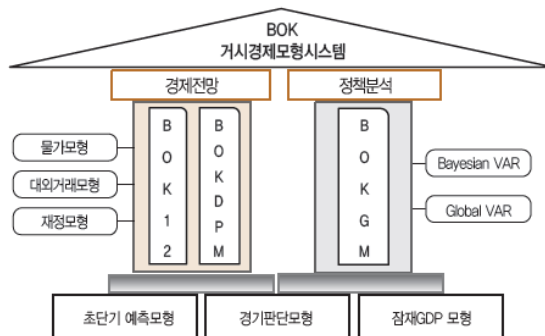
제3절 전망체계 구축 사례 및 선행연구 검토

1. 전망체계 구축 사례

1) 거시경제 전망 모형

한국은행은 경제전망의 정확도와 통화정책의 효율성 향상을 목적으로 다 모형 접근법(multi-model approach)을 사용하여 전망체계를 구축하고 있다. 경제 전망은 이론적 정합성과 현실설명력 사이에 상충(trade-off)관계 있는데, 이는 이론적 정합성이 높으면 현실설명력이 떨어지고, 이론적 정합성이 낮으면 현실설명력이 높음을 의미한다. 따라서 한국은행은 이러한 상충관계를 해소하고자 핵심모형을 이론적 정합성이 높은 모형으로 설정하면서 예측력이 높은 시계열 모형을 보조모형으로 활용하는 다모형 접근법을 채택하고 있다.⁴⁾

〈그림 1-2〉 한국은행 거시경제모형 체계



자료: 손민규, 김대용, 황상필(2013), p. 17.

4) 박양수(2011), p. 94.

(1) 대규모 연립방정식 모형

대규모 연립방정식 모형은 케인즈(Keynes)의 이론을 토대로한 구조방정식 체계로, 가격변동이 수반되지 않고 총수요에 의해 생산이 결정되는 IS-LM 분석에 기반하여 대규모 방정식 체계를 구축한다.⁵⁾ 대규모 연립방정식 모형은 경제의 구조적 변화나 경제 충격에 대한 설명력이 떨어지고, 미시적 기초(microfoundations)를 바탕으로 경제주체의 최적화가 모형에 반영되지 않기 때문에 이론적 정합성이 떨어진다는 단점이 있다.⁶⁾ 그러나 거시경제 현상과 그 흐름을 체계적으로 파악이 가능하고 장·단기 예측을 일관되게 수행할 수 있다는 장점이 있어 여러 기관에서는 동 모형을 적극적으로 활용하고 있다.⁷⁾

한국은행의 대규모 연립방정식 모형은 1970년대부터 개발·운용되고 있다. 약 5년 주기로 경제구조 변화 및 경제이론 발전을 반영하여 모형을 개선해 오고 있다. 연립방정식모형의 역사를 살펴보면, BOK04는 외환위기로 인한 경제구조 변화를 반영하였고, BOK12는 글로벌 금융위기 이후 경제여건 및 경제주체의 행태 변화 등을 모형에 접목하였다.⁸⁾ 가장 최근에 개선이 이루어진 BOK20은 2012년 이후 경제구조 및 경제변수 변화, 통화정책의 내생성, 인구구조 변화 등을 반영하여 개편이 이루어졌다.⁹⁾

BOK20은 2012년 이후 발전한 경제이론과 경제구조 변화 등을 반영하여 최종수요, 대외거래, 물가, 임금 및 고용, 금융 및 자산시장, 재정 부문 등 총 6개 부문으로 구성되었다. 이들 부문은 모두 37개의 행태방정식과 10개의 정의식, 47개의 내생변수와 18개의 외생변수로 구성되었다.

5) 위의 책, p. 104.

6) 박양수(2011), pp.104~105.

7) 박경훈·임현준·노경서(2020), p.17.

8) 손민규·김대용·황살필(2013), p.14.

9) 박경훈·임현준·노경서(2020), p.16.

경제구조 변화의 반영은 모형에서 표본기간을 확대하고 더미변수를 재설정하였으며 인구구조의 변화 대외교역 여건 변화 등을 반영하여 개선하였다. 테일러 준칙(Taylor's rule)을 모형에 설정함으로써 기준금리 결정과정을 내생화한 것이 특징이다. 또한 원/달러 환율을 내생변수로 포함시켜 소규모 개방경제에서 파급경로를 추적할 수 있도록 하였다. 마지막으로, 모형에 재정블록을 구축하여 재정부문을 개선하였다.¹⁰⁾

(2) DSGE 모형

대규모 연립방정식 모형은 장·단기 예측력이 우수하고, 정책모의실험을 적용하기 용이하다는 장점이 있으나 이론적 정합성이 떨어진다는 단점이 있다. DSGE(Dynamic Stochastic General Equilibrium) 모형은 미시적 기초에 기반하여 합리적 기대(rational expectation)와 동태적 최적화(dynamic optimization)를 구현함으로써 연립방정식 모형에 비해 높은 이론적 정합성을 지닌 것으로 평가받고 있다.¹¹⁾

한국은행은 2000년대 중반부터 DSGE 모형 개발에 착수하였으며 우리나라 DSGE 모형 개발에 선도적인 역할을 하고 있다. 한국은행의 대표적인 DSGE모형으로는 정책효과분석에 초점을 맞춘 BOKDSM과 경제전망에 중점을 둔 BOKDPM 등이 있다.

2) 에너지 전망모형

에너지경제연구원의 에너지 전망체계는 에너지 수요를 전망하는 것에 중점을 두고 단기, 중기 및 장기 전망모형을 운영하고 있다. 단기 전망의 시계는 1년에서 1.5년이며 연간 2회 전망을 수행하며, 중기 전망은 5년의 시

10) 위의 논문, pp. 18~20.

11) 위의 책, p.110.

계를 연간 1회 전망한다. 장기 전망은 연간 1회 수행하며 향후 20년 이상을 전망한다. 장기 전망의 결과는 에너지 기본계획, 전력수급 기본계획, 장기 천연가스 수급계획 등의 우리나라의 에너지 계획 수립의 기초자료로 활용된다.¹²⁾

(1) 단기 전망 모형

에너지경제연구원의 단기전망체계의 구조는 에너지원·부문별 수요를 개별모형을 통해 전망하는데, 에너지원은 석유, 석탄, 전력, 도시가스, 열에너지, 신재생에너지 및 기타로 구성되어 있으며, 부문은 산업, 수송, 가정, 상업, 공공부문으로 이루어져 있다. 단기 전망은 개별적인 에너지원별 및 부문별 전망하고 각각의 추정치를 합산한 최종에너지 수요를 추정한 후, 각 모형에서 전망한 최종 에너지수요 중 전환단계를 거쳐서 소비되는 에너지인 전력, 열에너지, 도시가스에 투입되는 에너지 수요를 산출하여 총(1차) 에너지수요를 전망한다.¹³⁾

최종에너지 수요는 ARDL(AutoRegressive Distributed Lag) 모형을 활용하여 전망한다. 단기 전망에서는 추정치의 안정성이 매우 중요하기 때문에 종속변수와 독립변수의 시차를 모형에 포함하여 추정하는 ARDL모형을 기본모형을 활용하였다. ARDL모형은 추정식에 단위근이 존재하거나 변수 간 공적분 관계가 있는 경우에도 추정결과가 유효하고, 모형의 구성과 적용이 비교적 간단하고 추정과정이 경제적이라는 장점이 있어 에너지 수요 전망의 기본모형으로 설정하고 사용되고 있다.¹⁴⁾

모형의 변수는 에너지원 및 부문별 특성을 고려하여 구성한다. 에너지 수요에 영향을 주는 경제변수로 국내총생산(GDP), 산업생산지수, 에너지

12) 에너지 수급전망 전문가 세미나(KEEI) 발표자료(2021.7.13.), p. 6.을 바탕으로 저자 정리

13) 나인강류지철(2000), p. 159

14)에너지경제연구원(2018), p.67

가격 등을 사용하며, 경제외적변수로는 기온, 냉난방도일과 같은 기상여건 등을 활용한다. 기온변수는 전망기간 과거 10년의 일평균기온을 가정해서 냉난방도일을 계산해서 사용한다.

단기전망모형은 에너지원과 부문의 특성을 반영하여 변수 구성을 변형하여 ARDL모형을 통해 추정한다. 예를 들어, 석유는 산업부문에서 6개의 석유제품(등유, 경유, 중유, LPG, 납사, 아스팔트), 수송부문에서 5개의 석유제품(휘발유, 경유, 중유, 항공유, LPG), 건물 부문에서 4개의 석유제품(등유, 경유, 중유, LPG)로 총 15개의 식을 추정한다.

〈표 1-2〉 에너지원별 전망 구조

에너지원	부문	추정식수
석유	산업, 수송, 건물	15
전력	산업, 수송, 가정, 상업	4
가스	산업, 가정, 상업, 수송, 공공	4
석탄	산업, 가정, 상업	5
열에너지 및 신재생·기타	산업, 가정, 상업, 수송, 공공	6
전환부문	발전, 열생산, 가스제조	LP(선형계획법)

자료: 에너지경제연구원(2018), p.67

전환부문 에너지 수요 전망은 전력, 열에너지, 도시가스 등 2차 에너지 수요를 추정하는 단계로 최종 에너지 수요 중 전환 단계를 거쳐서 소비되는 에너지 수요를 산출한다.¹⁵⁾ 전력 생산에 필요한 연료투입량은 자기 소비와 송배전 손실을 반영하여 총발전량을 산출하고, 선형계획법(linear programming)을 적용하여 원별 발전량을 전망한다. 원별 발전량 전망치에 발전효율을 적용하여 최종적인 연료투입량을 산출하는 과정을 거친다.¹⁶⁾ 마지막으로 총에너지는 전환부문의 소요에너지를 추정해서 최종에

15) 나인강·류지철(2000), p. 159

16) 에너지경제연구원(2018), p. 66

너지를 합해서 전망된다.

(2) 장기 전망모형

장기 국가 에너지 수요 및 에너지 부문 온실가스 배출 전망을 목적으로 에너지경제연구원은 장기 전망모형인 KEEI-EGMS 모형을 운영하고 있다. 동 모형은 부문별 모듈로 구성된 미시적·구조적 전망모형이다.

산업, 가정, 서비스, 수송 등 최종 소비 부문은 최종에너지를 소비하는 소비자로 구성되며, 전환 부문은 최종에너지인 석유, 석탄, 전력, 열에너지, 도시가스를 생산하는 데 투입되는 연료와 원료를 계산한다. 일차에너지 수요는 최종에너지 전환 순투입, 유통손실 등의 합계로 계산된다. 부문별 에너지 수요전망을 위해 경제성장률, 통계청의 인구수 및 가구 수 자료, 에너지경제연구원, EIA, IEA 등의 국제유가 자료, 산업연구원의 업종별 성장률 등을 다양한 기관의 자료를 사용한다.

3) 대외경제 전망모형

대외경제정책연구원은 전망의 목적에 따라서 다양한 모형을 활용하고 있다. 먼저 세계 경제전망은 IMF의 OGEM(Oxford Global Economic Model)을 활용한다. OGEM은 경제이론을 바탕으로 세계 각국의 주요 변수 간 선형관계를 가정한 모형이다. 대외경제정책연구원은 OGEM을 세계 경제전망의 기본모형으로 사용하고 있으며, 각 지역의 경제성장률 전망을 반영하여 수출입을 포함한 국민계정의 주요항목을 조정하여 전망한다.

시나리오분석은 IMF의 GIMF(Global Integrated Monetary and Fiscal)모형을 활용한다. GIMF는 DSGE를 기반으로 한 글로벌 모형으로 동 모형에 우리나라 상황이 반영된 시나리오를 적용하여 분석한다. 시나리

오는 연구 주제와 목적에 따라 벡터 자기회귀(Vector autoregressive)모형 등을 활용하여 개발된다. 한편, 대외 충격에 따른 산업별, 품목별 영향을 파악하기 위해서 CGE 모형 또한 사용하고 있다.¹⁷⁾

2. 선행연구 검토

해양수산분야 예측을 수행한 연구는 대부분 특정 분야 전망에 제한된 연구가 대부분이다. 해운·항만분야의 연구는 선원 고용, 물동량, 교통수요, 화물처리량에 대한 예측연구를 수행하였다. 분석 방법은 선형회귀분석에 집중되어 있으며, 전망 결과에 따른 정책 지원과 대응 방안을 주로 제시하였다. 박성진 외(2012)는 내항 상선 선원의 수요 전망을 예측하기 위해 내항 상선 선원의 수급 실태와 선박 척 수의 변화를 회귀분석으로 분석하였고, 오진호(2016)는 제주항과 서귀포항의 물동량을 예측하였다. 2005년에서 2015년의 물동량 데이터를 바탕으로 세부 품목의 물동량 예측을 위하여 비중 분석을 통해 세 가지 주요 품목에 대한 미래 물동량을 선형회귀분석을 통해 예측하였다. 분석 결과, 동식물성 생산품들은 지속적으로 물동량이 상승하고, 모래 및 유류 품목은 초반에는 하락세를 보이지만 2025년까지는 지속적으로 물동량이 상승할 것으로 예측되어 항만 인프라 개발을 시사하였다. Jugović et al.(2011)은 항만 교통수요 예측을 위해 시장 변화 및 상품 이동 경향을 반영한 회귀분석을 적용하여 Rijka항의 교통수요를 예측하였다.

조선업을 대상으로 한 연구는 조선기업의 부실 예측모형을 구축하여 기업의 부실에 영향을 주는 요인을 제시한 연구(배남규·최영문, 2020), 조선업 온실가스 감축 잠재량을 분석한 연구(백천현 외, 2014), 그리고 조선산

17) KMI-KIEP 업무 교류 협력 협의회 발표 자료(2021.6.24.). p.17.

업의 성장을 예측한 연구(Li, 2020) 등이 있다. Li.(2011)는 금리, 선박 가격, 조선소 규모, 철강 가격, 정부 정책 등의 변수로 구성된 회귀분석을 활용하여 중국 조선산업의 성장을 전망한 바 있다.

수산업은 굴, 멸치, 정어리와 같은 특정 어종의 생산량을 예측하였다. 남종오·노승국(2012)은 대한민국 천해양식 굴의 월별 생산량을 예측하기 위해 다중회귀분석과 시계열 모형을 적용하였고, 박해운·윤갑동(1996)은 멸치 어획량을 시계열 모형을 통해 전망하였다. Velarde et al.(2004)은 걸프만에 있는 태평양 정어리의 총어획량과 단위 작업당 어획량을 예측하기 위해 선형모형을 사용하였다.

해양레저관광은 해양관광 수요에 대한 예측이 주를 이루는데, 김길훈·고성효(2008)는 제주도 주요 권역별 해양관광 수요를 예측하였으며, 황경훈 외(2015)는 독도 관광 수요 예측연구를 수행한 바 있다.

3. 시사점

본 절에서는 주요 기관의 전망체계 운영사례와 해양수산업 전망 관련 선행연구를 고찰하였다. 주요 기관의 전망체계는 단일모형에 의존하기보단 예측 시계(forecast horizon), 분석 대상, 분석 목적에 따라 다양한 모형을 활용하는 것을 확인할 수 있었다. 한국은행의 거시경제 전망모형은 이론적 정합성과 현실설명력 간의 상충관계를 고려한 다모형 접근법을 활용한 것을 알 수 있었고, 에너지경제연구원은 예측 시계에 따라 단기와 장기 모형을 상호보완적으로 사용하고 있는 것을 확인할 수 있었다. 대외경제정책연구원에서 활용하고 있는 세계 경제 전망모형 역시 전망과 시나리오분석, 전망 대상에 따라 특화된 모형을 적용하여 전망을 수행하고 있음을 알 수 있었다.

해양수산분야 전망을 수행한 연구들은 분야 및 분석 목적에 따라 다양한 방법론을 적용한 것으로 나타났다. 해운·항만분야의 물동량, 수산분야의 특정 어종처럼 제한된 주제에 관한 연구가 대부분인 것을 알 수 있었다.

본 절의 검토가 해양수산업 전망모형 구축에 주는 시사점은 다음과 같다. 첫째, 예측 시계에 따라 다양한 전망모형을 개발하는 것이 해양수산업 전망의 현실설명력을 제고하는 데 도움이 될 것이다. 에너지 전망모형의 사례와 같이 시계열 모형 기반의 단기 전망모형과 구조모형 기반의 장기 모형을 병행하여 전망에 활용한다면 해양수산업 전망에 대한 현실설명력을 확보할 수 있다고 판단된다. 둘째, 계량경제모형인 시계열 모형과 머신러닝 기법을 병행하는 것이 단기 전망치의 현실설명력과 안정성을 확보할 수 있을 것으로 판단된다.

02

해양수산업 부가가치 전망 방법론

제1절 해양수산업 데이터베이스 구축

1. 해양수산업 전망 데이터베이스¹⁸⁾

해양수산업 전망 데이터베이스는 투입산출표(Input-Output table)를 바탕으로 국민계정의 부가가치 및 산출 데이터와 정합성이 담보되도록 작성하였다. 해양수산업 데이터베이스에 활용되는 한국은행 국민계정 자료는 최종수요(민간소비지출, 정부소비지출, 고정자본형성, 수출, 수입), 순생산 물세 등의 데이터가 활용되며 고용데이터는 산업연관표의 부속표인 고용표를 통해 취업자 수를 도출하였다. 자본 스톡은 국민계정의 순자본 스톡과 한국생산성본부의 실질자본 스톡을 바탕으로 작성하였다.

해양수산업 데이터베이스는 2005년부터 2019년까지 작성되었다. 산업연관표 중 실측표는 5년 단위로 부문분류가 조정되는데, 2015년 산업연관표의 부문분류를 기준으로 2005~2010년 부문 연계표와 2010~2015년

18) 본 연구는 권장한 외(2022)의 후속 연구이므로 연차별로 진행되는 연구 특성상 기존 구축된 데이터베이스를 유지하면서 수정·보완 및 자동화에 관한 내용을 수록하였다. 데이터베이스의 자료 출처, 작성 방법에 대한 보다 자세한 내용은 장정인 외(2020), 장정인 외(2021a), 권장한 외(2022)를 참고하기를 바란다.

부문연계표를 활용하여 해양수산분야 부문분류의 정합성을 확보하였다. 구체적으로, 2015년 33개 대분류를 기준으로 기타 제조업제품(C13)과 제조임가공 및 산업용 장비수리(C14)부문을 하나의 부문으로 통합했고, 기타서비스(S)와 기타(T)부문을 하나의 부문으로 통합했다. 따라서 총 31개 부문을 집계하였으며, 해양수산업은 해양수산업 특수분류 기준 대분류 9개에서 해운업과 항만업을 분리하여 총 10개 부문으로 분류하였다.

〈표 2-1〉 전망 DB 구축을 위한 산업연관표 대분류

코드	대분류 산업명	비고	코드	대분류 산업명	비고
1	해양자원 개발 및 건설	해양수산업	21	컴퓨터, 전자 및 광학기기	제조업
2	해운		22	전기장비	
3	항만		23	기계 및 장비	
4	선박 및 해양플랜트 건조수리		24	운송장비	
5	수산물 생산		25	기타 제조업 제품 및 제조임가공 및 산업용 장비수리(C13-C14통합)	
6	수산물 가공		26	전력, 가스 및 증기	전력, 가스·수도·폐기물처리업
7	수산물 유통		27	수도, 폐기물 및 재활용서비스	
8	해양수산 레저관광		28	건설	건설업
9	해양수산 기자재 제조		29	도소매 및 상품중개서비스	서비스업
10	해양수산 관련 서비스		30	운송서비스	
11	농림품	농림축산·광업	31	음식점 및 숙박서비스	
12	광산품		32	정보통신 및 방송 서비스	
13	음식료품		33	금융 및 보험 서비스	
14	섬유 및 가죽제품	제조업	34	부동산서비스	
15	목재 및 종이, 인쇄		35	전문, 과학 및 기술 서비스	
16	석탄 및 석유제품		36	사업지원 서비스	

코드	대분류 산업명	비고	코드	대분류 산업명	비고
17	화학제품	제조업	37	공공행정, 국방 및 사회보장	서비스업
18	비금속광물제품		38	교육서비스	
19	1차 금속제품		39	보건 및 사회복지서비스	
20	금속가공제품		40	예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스	
			41	기타서비스 및 기타 (S-T 통합)	

주:1) 해양수산업은 해양수산업 특수분류의 9대 대분류를 따르되, 해운항만업을 해운업과 항만업으로 구분하여 총 10개 부문으로 함

2) 한국은행 산업연관표(2015년 기준년도)의 대분류 산업 구분에 따르되 C13.기타제조업제품과 C14.제조업가공 및 산업용 장비수리 부문을 하나의 부분으로 통합(25)하였고, S.기타서비스와 T.기타부문을 하나의 부문(41)으로 통합하여 31개 부문으로 구분하여 작성함

3) 연속된 시계열 확보를 위해 기존의 해양수산업 중심의 산업연관표의 분류에서 일부 부문을 조정하여 31개 부문으로 활용함

자료: 장정인 외(2021a), p. 36 자료 일부 수정

한편 해양수산업 대분류별 자본 스톡은 한국은행의 순자본 스톡(31부문)과 한국생산성본부의 실질자본 스톡 자료를 통합하여 총 47개 부문으로 구성하였다.

〈표 2-2〉 순자본 스톡 통합 코드

코드	대분류 산업명	코드	대분류 산업명
1	농축산업 및 관련 서비스업	25	기타 운송장비 제조업
2	임업	26	기타 제조업 및 산업용 장비 수리업
3	어업	27	전기, 가스, 증기 및 공기조절 공급업
4	석탄, 원유 및 천연가스 채굴업	28	수도, 하수 및 폐기물 처리, 원료 재생업
5	금속광업	29	건설업
6	비금속광업	30	도소매업
7	음식료품 제조업	31	육상 운송업
8	담배 제조업	32	수상 운송업
9	섬유 및 가죽제품 제조업	33	항공 운송업
10	목재 및 목제품 제조업	34	창고 및 기타 운송관련 서비스업

코드	대분류 산업명	코드	대분류 산업명
11	펄프 및 종이제품 제조업	35	숙박 및 음식점업
12	인쇄 및 기록매체 복제업	36	정보통신업
13	코크스 및 석유정제품 제조업	37	금융업
14	화학물질 및 화학제품 제조업	38	보험업
15	의료용 물질 및 의약품 제조업	39	금융 및 보험 관련 서비스업
16	고무 및 플라스틱 제조업	40	부동산업
17	비금속광물제품 제조업	41	전문, 과학 및 기술관련 서비스업
18	1차금속 제조업	42	사업 지원 서비스업
19	금속가공제품 제조업	43	공공행정, 국방 및 사회보장
20	컴퓨터, 전자 및 광학기기 제조업	44	교육서비스업
21	전기장비 제조업	45	의료, 보건업 및 사회복지서비스업
22	기계 및 장비 제조업	46	예술, 스포츠 및 여가관련 서비스업
23	자동차 및 트레일러 제조업	47	기타 서비스업
24	선박 및 보트 건조업		

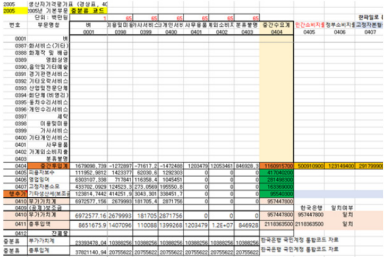
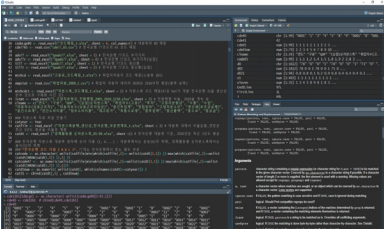
자료: 저자 작성

2. 데이터베이스 구축 자동화

2020년까지 해양수산업 데이터베이스는 엑셀(Excel)을 기반으로 이루어져 자료의 복사, 역행렬 계산 등에 큰 노력과 시간이 소요되었다. 이러한 문제점을 인식하여 2021년부터 통계 패키지 R을 기반으로 한 자동화 작업이 이루어졌으며 데이터베이스 구축 기간을 효율적으로 단축할 수 있었다.

2021년 연구에서는 해양수산업 특수분류상 대분류를 중심으로 데이터베이스 구축 자동화가 이루어졌다. 해양수산업 부가가치 전망과 관련한 보다 다양한 연구를 위하여, 본 연구에서는 특수분류상 중분류 데이터베이스, 투입산출표 상 국내 및 수입거래표 기준 데이터베이스, 과거 시점 데이터베이스 등이 추가되었다.

〈표 2-3〉 해양수산업 데이터베이스 구축 방식 비교

기존 엑셀 기반 방식	
	
R 프로그램 기반 방식	
	

자료 : 저자 작성

직전 연구에서 언급된 바와 같이 각 입력 자료들의 공표 시기가 상이하
여 최근 연도의 해양수산업 데이터베이스 구축 시 입력 자료들의 시점들은
상이할 수 있다. 우선, 본 연구에서는 직전 연구와 마찬가지로 데이터베이
스 구축 시점을 기준으로 최신의 입력 자료들을 사용하였다. 물론, 시점의
상이성에도 불구하고 최신의 자료를 반영하는 것이 과거 자료를 기준으로
입력 자료들의 시점을 일치하는 것보다 절대적으로 나은 방법은 아니다.
원칙적으로는, 특정 시점에서 입수할 수 있는 자료들을 토대로 연구진들의
자료 선별 과정이 필요하다고 볼 수 있다. 한편, 국민계정 항목들과 같이
중요성이 큰 자료들은 최신의 자료를 사용하는 것이 바람직하다고도 볼 수
있다.

〈표 2-4〉 데이터베이스 구축 입력 및 출력 자료

입력 자료	출력 자료	비고
투입산출표	해양수산업 특수분류상 대분류/중분류 데이터베이스	입력 파일 (출처: 한국은행, 총산 출 및 부가가치 자료는 한국은행 별도 요청)
국민계정(명목/실질) 항목		
총산출 및 부가가치 자료		
고용표		
전환행렬		
자본 스톡 자료	국산 및 수입 거래표 기준 데이터베 이스	한국은행, 생산성본부 등
코드 매핑 자료 (고용표, 자본 스톡, 기본부문 등)		KMI
해양수산업 비중 자료		해양수산업 통계조사 경제총조사 등 (KMI 취합)

자료 : 저자 작성

제2절 해양수산업 부가가치 전망을 위한 다모형 접근법 —

본 절에서는 해양수산업 부가가치를 전망하기 위한 다모형 접근법을 소개한다. 이를 위해 계량경제모형인 KMI-BVAR을 기술하고, 머신러닝 모형에서는 지난해에 비해 새롭게 추가된 기법들을 위주로 소개한다.

앞서 살펴보았듯이, 경제전망에서 이론적 정합성과 현실설명력 간에는 상충관계가 존재한다. 즉, 이론적 정합성에 중점을 둔 구조모형을 통한 전망은 데이터 부합성을 바탕으로 한 시계열 모형에 비해 현실설명력이 떨어지고, 시계열 모형의 전망 결과는 현실설명력은 우수하나 이론적 정합성이 상대적으로 부족하다는 문제가 있다. 이와 같은 상충관계를 고려하기 위해 한국은행, 에너지경제연구원을 비롯한 주요 전망기관은 다모형 접근법

(multi-model approach)을 활용하는데, 이는 이론적 정합성을 바탕으로 예측력을 일정 수준 이상으로 유지한 구조모형을 핵심 모형으로 사용되 예측 능력이 좋은 다양한 모형을 보조모형으로 활용하는 방법이다.¹⁹⁾ 다모형 접근법은 상호보완적으로 구조모형과 시계열 모형의 개발 및 운용을 통해 전망 결과를 도출함으로써 이론적 정합성과 현실설명력 간의 상충관계를 보완하는 것을 목적으로 한다.

KMI의 전망체계도 다모형 접근법을 바탕으로 구축되었다. 단기전망 모형은 예측력이 뛰어난 것으로 알려진 베이지안 VAR 모형과 머신러닝기법을 조합하여 구성하였다. 베이지안 VAR 모형은 다변량 시계열 자료 분석 모형으로 단기 예측에 높은 정확도를 지닌 것으로 알려져 있다. 또한 베이지안 VAR은 사전분포(prior distribution)에 대한 가정을 통해 과모수화(over-parameterized), 시계열 안정성(stationary) 등에 대한 제약으로부터 비교적 자유롭다는 장점이 있다. 한편 KMI는 단기 전망에 머신러닝기법을 적극적으로 활용해 왔으며, 이는 시계열 모형과 머신러닝기법의 상호보완적인 활용을 통해 단일 방법론에 대한 의존도를 낮추고 전망 결과에 대한 강건성을 확보하기 위함이다. 또한 구조모형에 대한 개발은 현재 진행 중이며 구조모형 개발에 대한 세부 내용은 제4장에 수록하였다.

1. 베이지안 벡터 자기회귀모형

1) 벡터 자기회귀모형

경제전망에서 여러 시계열 변수 간의 동적 상호관계(dynamic interrelationship)를 파악하여 예측하는 것은 매우 중요한 이슈라 할 수

19) 박양수(2011), p. 101.

있다.²⁰⁾ 단순회귀모형은 종속변수와 독립변수 간의 관계를 인과관계로 분석하는데, 시간에 따른 변수 간의 변동성을 반영하는 데 한계가 있다. Sims(1980)가 제안한 VAR(Vector AutoRegressive) 모형은 시계열 변수 사이의 동적 상관관계를 나타내는 모형이다. ARIMA와 같은 단변량(univariate) 모형을 다변량(multivariate)으로 확장하였다는 차별성을 지닌다. p차수 VAR 모형인 VAR(p) 모형은 다음과 같다.

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + Cx_t + u_t, \quad u_t \sim N(0, \Sigma) \quad [\text{식 2-1}]$$

위 식에서, p 는 시차를 의미한다. A 는 내생변수의 계수로, $K \times K$ 행렬이다. C 는 $K \times m$ 외생변수의 계수 행렬이다. u_t 는 교란항(error term)으로, $K \times K$ 공분산 행렬 Σ 를 지닌 $K \times 1$ 벡터를 의미한다.

VAR(p) 모형은 [식 4-2]와 같은 동반형(companion form)으로 나타낼 수 있다.

$$Y = XB + U \quad [\text{식 2-2}]$$

단,

$$Y = \begin{pmatrix} y'_1 \\ \vdots \\ y'_T \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} y'_{01} & \dots & y'_{1-p} x'_1 \\ \vdots & & \vdots \\ y'_{T-1} & \dots & y'_{T-p} x'_T \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} A'_1 \\ \vdots \\ A'_p \\ C' \end{pmatrix}, \quad U = \begin{pmatrix} u'_1 \\ \vdots \\ u'_T \end{pmatrix},$$

[식 2-2]에서 Y 는 $T \times k$ 행렬이며, X 는 $T \times (Kp + m)$ 행렬이다. B 는

20) 노태영·최태련(2016), p. 1857.

모든 계수의 행렬로, $(Kp+m) \times K$ 행렬이다. U 는 $T \times K$ 행렬이다.

B 와 Σ 의 최소제곱법(OLS: Ordinary Least Squares) 추정치는 다음과 같다.

$$\hat{B} = (X'X)^{-1}X'Y$$

$$\widehat{\Sigma}_{ols} = \hat{U}'\hat{U}/(T-Kp-m-1), \quad \hat{U} = Y - X\hat{B}$$

[식 2-2]를 벡터화(vectorize)하면 [식 2-3]을 얻을 수 있다.

$$y = X^* \beta + u \quad \text{[식 2-3]}$$

위 식에서, $y = \text{vec}(Y)$ 인 $KT \times 1$ 행렬이며, $X^* = I_K \otimes X$ 인 $KT \times K(Kp+m)$ 행렬이다.²¹⁾ $\beta = \text{vec}(B)$ 로 모든 계수의 $K(Kp+m) \times 1$ 벡터이다. 마지막으로, $u = \text{vec}(U)$ 인 $KT \times 1$ 교란벡터이며 $KT \times KT$ 공분산 행렬 $\Sigma^* = \Sigma \otimes I_T$ 을 지닌다.

2) 베이지안 VAR

일반적인 VAR 모형을 통해 [식 2-3]의 계수 행렬인 β 를 추정한다면 종속변수의 수와 시차에 따라 추정해야 할 모수가 기하급수적으로 증가한다. 이러한 과모수화 문제를 해결하기 위해 베이지안 VAR은 β 에 대한 알맞은 사전분포를 설정하여 VAR(p) 모형을 축소한다.²²⁾

21) \otimes 는 크로네커 곱(Kronecker product)이고 I_k 는 $K \times K$ 단위행렬이다.

22) 노태영·최태연(2016), p. 1858.

베이지안 VAR에 사용되는 대표적인 사전분포로 자연 공액 사전분포(natural conjugate priors), 확산 사전분포(diffuse priors), 그리고 미네소타 사전분포(Minnesota priors) 등이 있는데 본 연구에서는 미네소타 사전분포를 설정하였다. 미네소타 사전분포는 근사를 기반으로 하는 사전분포로서 공분산 행렬 Σ^* 는 OLS의 추정치를 사용하고 β 에 대한 사전분포만을 고려하는 방법이다. 이러한 특징으로 인해서 사후분포의 도출 과정이 단순하고 그 계산 시간이 빠르다는 장점이 있으나 Σ^* 에 대한 불확실성이 제대로 반영되지 못한다는 단점도 존재한다. β 에 대한 미네소타 사전분포는 다음과 같다.²³⁾

$$\beta \sim N(\beta_0, \Omega_0)$$

사전분포의 초모수(hyperparameter) β_0 와 Ω_0 의 선택은 모형의 독립변수 형태에 따라 달라지는데, 일반적으로 β_0 는 0 벡터로 Ω_0 는 대각행렬로 가정한다.

베이지안 VAR 모형은 일반적인 VAR 모형의 단점을 보완하고 다른 계량경제모형들에 비해 높은 예측력을 보이는 것으로 알려져 해운 물동량, 주택시장 등 다양한 분야의 예측모형으로 사용되고 있다.²⁴⁾

23) 노태영·최태련(2016), p. 1859.

24) 해운 물동량에 관한 연구(김현석·장명희 2014, 2015), 주택시장에 관한 연구(함종영·손재영 2016; 전해정 2019).

2. 머신러닝 기법

1) 자료의 개요 및 특성

본 연구에서 사용되는 데이터는 산업별로 산업별 부가가치(실질)를 종속 변수로 하며, 독립변수는 자본, 수출, 취업자 수 등의 투입산출표 항목, 세계 GDP, 회사채율 등의 거시경제변수 및 산업별 고유 변수들로 구성된다. 데이터의 관측치 개수는 총 17개(2005년~2021년)로 독립변수의 개수(산업별로 약 60여 개 내외)보다 적다. 이에 따라, 주어진 데이터를 사용하여 회귀분석 등을 시도하면 과소결정(Underdetermined) 문제에 귀착하게 되며 일반적인 계량경제모델로는 분석할 수 없는 문제가 발생한다. 이점이 해당 데이터를 분석하는 데 있어서 기존의 계량경제모델보다는 머신러닝 방법을 적용하는 것이 유리한 이유 중의 하나라고 볼 수 있다.

관측치 개수보다 독립변수의 개수가 큰 자료를 고차원 데이터(High dimensional data)라고 하는데, 현실 데이터들은 고차원 데이터인 경우가 많아 머신러닝기법을 적용할 때도 중요하게 다루어지는 부분이다. 고차원 데이터를 다루는 기본적인 방법은 종속변수에 대해 설명력이 높은 독립변수들만을 선별하는 방법(Feature selection)이다. 변수 선별 시, 기초적인 방법으로는 점차 변수 개수를 늘려가는 전진 선택법(Forward selection), 모든 변수를 포함한 상태에서 변수 개수를 줄여가는 후진 소거법(Backward elimination), 모든 변수를 포함한 상태에서 특정 통계치 이상/이하 변수를 추가/삭제하는 단계 선택법(Stepwise selection) 등이 있다. 이러한 방법들은 직관적인 방법들이지만 변수가 많은 경우에는 변수 순서 설정이 결과에 영향을 주거나 장시간이 소요되는 등의 문제가 발생할 수 있다. 이에 따라, 직전 연구에서와 마찬가지로 머신러닝기법을 적용한 새로운 변수 선택법을 활용하여 상기 문제들을 방지하고 효율적인 고차원

데이터 분석을 도모하고자 한다.

상기와 같이 변수들을 분석 전에 선별할 수도 있지만, 머신러닝 분석과정에서 독립변수들의 개수를 줄이는 효과를 가지는 머신러닝기법들도 있다. 데이터를 학습하면서 영향력이 적은 독립변수의 계수를 감소하거나 0에 가깝게 만들어 추정함수를 규칙성이 드러나는 매끈한 형태로 만든다는 뜻에서, 이를 정규화(Regularization)라고 한다. 이에 따라, 본 연구는 직전 연구에서 예측성능이 양호한 것으로 나타난 정규화 머신러닝기법을 선별하여 사용할 것이며, 불규칙한 데이터의 특성을 감안하여 관측치 간의 근접성을 기반으로 이루어지는 머신러닝기법도 사용할 것이다. 아울러, 본 연구에서는 고차원 데이터 특성을 감안하여 신경망 모형(Neural Network Model)도 분석방법으로 추가하였다.

고차원 데이터를 사용한 예측연구에서 발생할 수 있는 문제점은 예측값의 분산이 증가한다는 점이다. 일반적으로 관측치 개수가 많아질수록 예측값의 분산은 적어지는데, 관측치 개수는 독립변수 개수 대비 상대적인 것으로, 본 연구에서와 같이 관측치 개수가 독립변수 개수보다 상당히 적은 경우에는 예측치의 분산이 클 것이라고 예상을 할 수 있다. 예측치의 분산이 크다는 것은 예측 결과의 일관성이 저하될 수 있다는 점은 의미한다. 즉, 모든 예측 시점에서 예측력이 높은 머신러닝기법이 일관적으로 관찰되기보다는, 예측 시점별로 예측력이 높은 머신러닝기법이 상이할 것이라는 점이다. 이러한 문제를 완화하기 위하여 본 연구에서는 예측조합법(Forecast combination) 기법을 사용한다. 또한, 예측조합법과 유사한 머신러닝 분야의 앙상블(Ensemble) 모형도 도입하여 예측 결과의 안정성을 높이하고자 하였다.

2) 머신러닝 기법

(1) 변수 선별 기법

본 연구의 데이터와 같이 관측치 개수보다 독립변수 개수가 더 많은 고차원 데이터를 분석하기 위하여 변수 선별 기법이 유용하게 쓰일 수 있다. 본 연구에서는 교차분석을 사용한 재귀적특성제거(Recursive feature elimination)와 유전 알고리즘(Genetic algorithm)을 활용한 변수 선별 기법을 적용하고자 한다.

가. 교차분석을 사용한 재귀적 특성제거

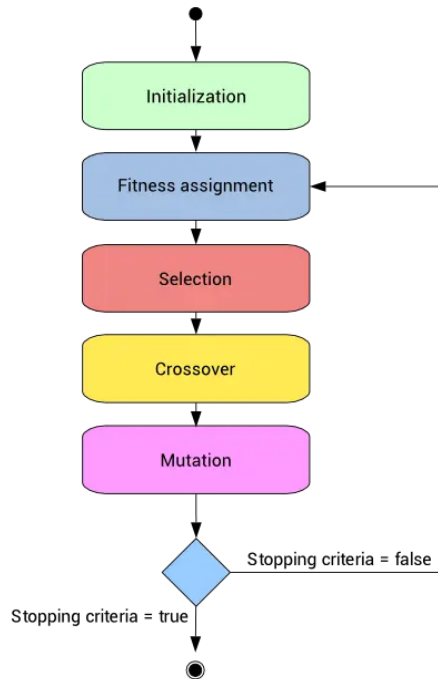
재귀적 특성제거(RFECV: Recursive Feature Elimination with Cross Validation)는 우선 모든 독립변수를 종속변수에 적합(fitting) 시킨 후, 가장 높은 종속변수 설명력을 보이는 시점까지 독립변수들을 제거해나가는 후진제거법(Backward selection) 방법 중 하나이다. 여기서 독립변수 개수의 설정이 중요하게 되는데, 교차분석을 통하여 보다 객관적으로 종속변수에 설명력이 높은 독립변수들을 선별하는 방법이 바로 RFECV이다. RFECV 적용 과정에서 데이터를 적합하는 머신러닝기법으로써 본 연구에서는 고차원 데이터의 특성을 고려하여 랜덤포레스트를 사용하였다. Chang et al.(2019)의 고혈압 합병증 예측, Misra and Yadav(2020)의 당뇨병 예측 등이 최근에 이루어진 RFECV 관련 연구이다.

나. 유전 알고리즘(Genetic algorithm)

유전 알고리즘은 진화론의 자연선택설에 기반하여 개발된 알고리즘이다. 자연선택설은 환경에 적응한 개체들만이 생존하여 후대를 이을 수 있는데, 이 적응의 과정에서 돌연변이가 중요한 요소로 작용한다고 알려져 있다.

머신러닝 분야에서는 이 돌연변이, 즉 확률적 요소를 감안한 유전 알고리즘이 개발되어 최적 머신러닝기법, 변수 선택 기법 등이 파생되어 왔다. 유전 알고리즘을 간단히 도식으로 나타내면 아래 그림과 같다.

〈그림 2-1〉 유전 알고리즘



자료: Neuraldesigner 홈페이지(2022.06.28.)

본 연구에서 유전 알고리즘이 활용되는 방식인 변수 선별을 중심으로 설명하면, Initialization 단계에서는 우선 주어진 변수 중에서 확률적으로 선택된 변수들의 집합들을 가지는 모델들을 설정한다. Fitness assignment 단계에서는 각 모델의 적합도를 기반으로 각 모델을 순위화한다. Selection 단계에서는 각 모델의 순위에 가중치를 부여하여 확률적으로 정

해진 개수의 모델들을 선택한다. Crossover 단계에서는 선택된 모델들을 재조합하여 Initialization 단계에서 생성된 모델들 개수와 동일한 새로운 모델들을 만들어 낸다. 즉, 이 단계에서는 Initialization 단계에서와 모델의 개수는 동일하나 새로운 변수들을 포함한 모델들이 생성되는 것이다. Mutation 단계에서는 각 모델에 속한 변수들의 포함 여부를 일정한 기준 (Mutation rate)에 따라 결정하여, 새로운 형태의 모델들을 다시 생성해낸다. 이후, 이 최종 모델들을 데이터에 적합 시키고 일정한 수준의 예측 정확성이 얻어질 시점까지 상기 과정을 반복하게 된다.

(2) 정규화 기법

고차원 데이터를 분석할 시 발생하는 문제점은 독립변수가 관측치 대비 많다는 점에 기인하므로, 독립변수의 영향력을 감소시키는 방식으로 문제점을 완화할 수 있다. 이 문제를 라그랑지안(Lagrangian) 형식을 사용하여 다룰 수 있는데, 라그랑지안 형식은 목적함수를 제약조건 하에서 최적화하는 형식을 취하고 있다. 본 연구에서는 직전 연구에서 양호한 예측성능을 나타냈던 LASSO 및 Elastic net을 사용하기로 한다.²⁵⁾

(3) 기타 머신러닝기법

본 연구에서는 k-평균 군집화(k-means clustering)와 주성분회귀, Bagging 기법, 베이지안 정규화 신경망(Bayesian Regularization Neural Network) 등을 적용하였다.²⁶⁾

k-평균 군집화는 각 군집에 포함된 개체들이 군집 중심까지의 거리를 최소화하도록 하는 군집의 개수를 정하는 알고리즘이다. 주성분분석

25) LASSO 및 Elastic net 기법에 대해서는 전년도 연구인 권장한 외(2022) pp. 62-67을 참고

26) 이들 기법에 대한 자세한 설명은 권장한 외(2022) pp. 69-74를 참고

(Principal component analysis)은 많은 변수를 선형 조합하여 적은 수의 변수(주성분)들로 환원시키고, 각 독립변수의 분산크기 및 직교성을 고려하여 다중공선성 문제를 완화하는 기법이다. Bagging은 부트스트랩 방법으로 주어진 자료를 복제하고 각각 복제된 샘플에 모델을 학습한 후 각 결과치를 통합하여 최종 결과치를 도출하는 기법이다. 본 연구에서 추정할 수는 고차원 데이터 분석에 많이 활용되는 MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines)를 사용하였다.

지난해와 달리 본 연구에서는 베이지안 정규화 신경망(Bayesian Regularization Neural Network) 기법을 새롭게 적용하였다. 컴퓨터 연산 능력의 발전으로 신경망 모형(Neural network model)은 머신러닝의 한 분야에서 현재는 딥러닝 분야로 독립적으로 발전하였다. 기본적으로 신경망 모형은 주어진 입력변수들을 다양한 방식으로 조합(데이터 분할, 가중합 등)하여 목표값을 최대한 정확하게 예측하는 것이다. 신경망 모형에는 데이터 분할, 각 변수에 대한 가중치 부여 방법, 데이터 학습 횟수 등 다양한 파라미터가 개입되므로 주어진 데이터를 활용하여 충분한 학습이 이루어지면 높은 예측력을 기대할 수 있다. 또한, 학습 과정에서 예측 오류를 줄이기 위한 역전파(Backpropagation) 과정을 통한 파라미터가 갱신되므로 과적합 문제를 완화시키는 장점이 있다.

(4) 예측조합법

본 연구에서 쓰인 관측치는 2005년부터 2021년까지 총 17개로 독립변수 개수보다 적다. 이에 따라 예측값의 분산이 클 수가 있다. 이러한 문제를 완화하기 위하여 우리는 다양한 예측기법들로부터 얻어진 예측값들을 조합하는 예측조합(Forecasting combination) 기법을 사용할 수 있다. 예측조합기법의 기본적인 수식은 [식 2-11]과 같다.

$$f_c = \sum_{i=1}^m \omega_i f_i \quad [\text{식 2-11}]$$

[식 2-11]에서 f_c 는 최종예측값, m 은 예측기법 개수, ω_i 는 각 예측기법의 예측값에 부여되는 가중치, f_i 는 각 예측기법의 예측값이다. 가중치 ω_i 를 어떻게 정하느냐에 다양한 예측조합 기법이 존재할 수 있다. 본 연구에서는 직전연구의 연구결과를 참고하여 2가지 방법을 사용하였다. 각 예측조합 기법에 동등하게 가중치를 부여하는 방법(Simple average), 각 예측기법의 예측값들의 오차분산(Mean squared error, MSE)에 반비례하도록 가중치를 부여하는 방법(Variance-based) 본 연구에서 사용된 예측조합법들이다.

$$\omega_i = 1/m \quad [\text{식 2-12}]$$

$$\omega_i \propto 1/\text{MSE}(f_i) \quad [\text{식 2-13}]$$

예측조합법은 경제학 특히 금융 분야에서 안정된 예측을 위하여 주로 적용되어왔는데, 항만 화물처리량 예측 및 선박 가격 예측 등의 해양수산업에서도 사용되었다.²⁷⁾

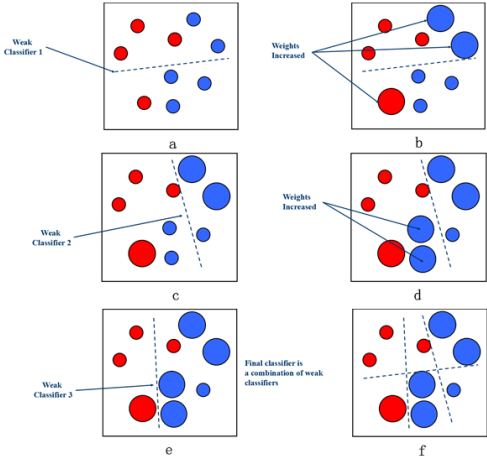
(5) 앙상블 모형

앙상블 학습은 여러 가지 머신러닝기법들을 사용하여 더 나은 예측값을 도출하는 것이다. 이러한 관점에서 앙상블 모형은 예측조합법과 유사하다고 볼 수 있으나, 머신러닝기법들을 조합하는 방식이 보다 다양한 편이다.

27) 항만 화물처리량 예측(Zhang et al., 2013), 선박 가격 예측(Gao et al., 2021)

본 연구에서는 앙상블 모형 중 하나인 부스팅(Boosting) 모형을 기반으로 개발된 GBM(Gradient Boosting Machine)을 사용한다. 부스팅 모형은 주어진 데이터에 어떠한 기법(Weak learner)을 적용한 후 오차가 발생한 관측치에 더 많은 가중치를 둔 새로운 데이터를 생성하고 다른 기법을 이 데이터에 적용하는 과정을 반복하는 것이다. 여기서 사용된 머신러닝기법들은 각 단계에서 얻어진 오차값을 기반으로 가중치가 부여되며 이 가중치를 적용한 머신러닝기법들의 가중평균이 바로 최종 기법(Strong learner)이 되는 것이다. GBM은 부스팅 모형 과정에서 기법들을 적용할 시 도출되는 오차를 다음 기법에 학습시켜 최종 기법을 도출하는 방법으로 2001년에 선보이게 되었다(Friedman, 2001). 본 연구에서는 예측조합법과 동일한 선상에서 GBM 모형을 다양한 머신러닝기법들에 적용하고자 한다.

〈그림 2-2〉 부스팅(AdaBoost)



자료: codeproject 홈페이지(2022.6.30)

03

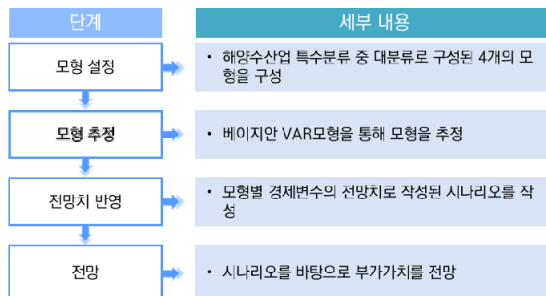
2023 해양수산업 전망

제1절 KMI-BVAR을 통한 부가가치 전망

1. 전망 절차

본 연구는 권장한 외(2022)의 후속 연구이므로 연차별로 진행되는 연구 특성상 기존에 개발된 KMI-BVAR 모형과 동일한 전망 방법을 유지하면서 모형별 구성 변수, 전망 결과에 대한 현실설명력의 향상에 초점을 맞추어 연구를 수행하였다.

〈그림 3-1〉 베이지안 VAR 전망 절차



자료: 권장한 외(2022), 〈그림 4-11〉, p. 78.

2023 해양수산업 부가가치 전망 절차는 1) 모형 설정, 2) 모형 추정, 3) 전망치 반영, 4) 전망의 과정을 거쳐 수행되었다. 모형 설정은 다양한 성격의 산업이 섞여 있는 해양수산업 특성을 반영하여 유사한 성격을 지닌 산업으로 모형을 구성하는 과정이다. 모형 추정은 전 단계에서 구성된 모형별 경제변수를 구성하여 BVAR 모형을 통해 변수 간 동태적 상호관계를 추정한다. 다음으로, 전망치 반영은 IMF, 한국은행 등 주요 기관의 경제변수에 대한 전망치를 모형에 반영하여 2023 경제 시나리오를 작성한다. 마지막으로 작성된 시나리오를 바탕으로 전망치를 시산하고, 전망치 현실설명력에 대한 전문가 자문을 통해 전망치를 수정하는 과정을 거친다.

1) 모형 설정

모형 설정 단계에서는 해양수산업 특수분류 중 대분류를 기준으로 하여 성격이 유사한 산업을 묶어 총 5개의 모형을 구성한다.

〈표 3-1〉 베이지안 VAR 모형 구성

모형	해양수산업 대분류
수산업	수산물 생산업, 수산물 가공업, 수산물 유통업
해운업	해운업
항만업	항만업
조선·제조·건설업	선박 및 해양플랜트 건조 수리업, 해양수산 기자재 제조업, 해양자원 개발 및 건설업
기타 해양수산업	해양수산 레저관광업, 해양수산 관련 서비스업

자료: 저자 작성

모형을 구성하는 세부 산업을 살펴보면, 수산업 모형은 수산물 생산업, 수산업 가공업, 수산업 유통업 3개의 대분류로 구성하였으며, 조선·제조·건설업은 선박 및 해양플랜트 건조 수리업(조선업), 해양수산 기자재 제조업, 해양자원 개발 및 건설업으로 구성되어 있다. 기타 해양수산업은 해양수산 레저관광업과 해양수산 관련 서비스업으로 모형 중 민간 소비와 연관이 큰 산업으로 구성하였다. 해운업과 항만업은 각각 산업에 대한 모형을 구성하였다.

2) 모형 추정

둘째, 첫 번째 단계에서 구성된 산업에 관련이 있을 것으로 판단되는 주요 경제변수를 설정한 후, 각 산업의 부가가치와 경제변수로 구성된 모형을 KMI-BVAR을 통해 추정한다. 모형별로 살펴보면, 수산물 모형은 수산물 생산업, 수산물 가공업, 수산물 유통업의 부가가치와 수산물 생산량, 수산물 수출액, 1인당 수산물 소비량을 변수로 추가하여 추정하였다. 해운업은 해운업 부가가치와 세계 GDP, 세계 건화물선 물동량을 변수로 사용하며, 우리나라 주요 해운·물류 기업 매출 증감률을 주요 변수로 활용하였다. 항만업은 항만업 부가가치, 우리나라 경제성장률, 국내 항만 총 물동량 증감률을 주요 변수로 사용했으며 조선·제조·건설업은 각 대분류의 부가가치와 조선업 수출액 증감률, 세계 경제성장률, 우리나라 수주량 증감률을 사용하였다. 마지막으로 기타 해양수산업은 부가가치와 우리나라 민간 소비, 제주도 방문객을 사용하여 전망하였다.

분석을 위해 모든 변수는 로그 수준 및 증감률로 변환한 후 추정하였다. 분석자료는 연간이며 분석 기간은 2004년부터 2020년이다. KMI-BVAR 모형은 [식 3-1]과 같다.

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p y_{t-i} + u_t \quad [\text{식 3-1}]$$

위 식에서, y 는 해양수산업 대분류의 부가가치와 모형별 경제변수로 구성된 벡터이다. c 는 상수이며, u 는 표준오차를 나타낸다. 모형별 추정 방법은 각 산업군의 특성을 고려한 변수를 구성하고, 적정 시차(optimal lag)를 선별한다. 베이저안 VAR 모형의 최적 시차는 시차별 모형을 추정한 후, 모형의 로그-한계우도함수를 계산하여 사후확률(posterior probability)이 가장 높은 시차를 최적 시차(p)로 설정한다.²⁸⁾

〈표 3-2〉 모형별 경제변수

모형	경제변수
수산업	수산물 생산량, 수산물 수출액, 1인당 수산물 소비량
해운업	세계 GDP, 해운 상장사 매출, 세계 건화물선 물동량
항만업	우리나라 GDP, 국내 항만 총 물동량
조선·제조·건설업	조선업 수출, 세계 GDP, 우리나라 수주량
기타 해양수산업	우리나라 민간 소비, 제주도 관광객

자료: 저자 작성

(1) 수산업 모형

수산업 모형은 수산물 생산업, 수산물 가공업, 수산물 유통업의 부가가치와 수산물 생산량, 수산물 수출액, 1인당 수산물 소비량 등으로 구성된 벡터를 구성하여 추정하였다. 시차별 모형을 추정한 결과, 적정 시차는 1로 나타났다.

28) StataCorp(2021), p. 27.

〈표 3-3〉 수산업 모형 적정 시차 검정

시차	로그-우도함수	사후확률
1	45.03	1.00
2	26.44	0.00
3	16.98	0.00
4	1.63	0.00

자료: 저자 작성

기초통계량을 살펴보면, 수산물 생산업의 성장률은 평균 0.74%로 나타났으며, 가공업은 4.10%, 유통업은 5.74%로 수산업은 분석 기간 동안 평균적으로 상승세였던 것을 확인할 수 있었다. 수산물 생산량, 1인당 수산물 소비량, 수산물 수출량 역시 모두 양의 평균을 지닌 것으로 나타났다. 한편, 수산업 관련 변수는 평균보다 큰 표준편차를 지닌 것으로 나타났는데, 이는 동 산업이 변동성이 큰 특성을 지닌 것으로 해석할 수 있다. 수산업 모형의 구성 변수 중 수산물 수출량의 변동성이 11.31%로 가장 높았으며, 1인당 수산물 소비량이 7.75%, 수산물 생산업의 부가가치 7.72% 순으로 높은 표준편차를 지닌 것을 확인할 수 있었다.

〈표 3-4〉 수산업 모형 기초통계량

단위: %

변수	평균	표준편차
수산물 생산업	0.74	7.72
수산물 가공업	4.10	5.97
수산물 유통업	5.74	6.40
수산물 생산량	2.29	5.23
수산물 소비량	2.56	7.75
수산물 수출량	5.47	11.31

자료: 저자 작성

(2) 해운·항만업 모형

해운·항만업은 해운업과 항만업을 분리하여 추정하였다. 해운업의 초국가적인 영업활동을 영위하는 한편, 항만업은 국내 항만에서 발생하는 부가 가치를 대상으로 하므로 해운업과 항만업을 각각 추정하였음을 밝힌다.

해운업 모형은 해운업 부가가치와 세계 건화물선 물동량, 해운기업 매출, 세계 경제성장률로 모형을 구성하였다. 수산업 모형과 마찬가지로 로그-한계우도함수를 시산하여 최적 시차를 설정하였다. 검정 결과, 최적 시차는 1로 나타났다.

〈표 3-5〉 해운업 모형 적정 시차 검정

시차	로그-우도함수	사후확률
1	-18.10	0.46
2	-17.95	0.15
3	-17.77	0.21
4	-16.98	0.18

자료: 저자 작성

해양수산업 대분류 중 기업 성과의 영향이 큰 해운업의 특성을 반영하여 주요 해운기업의 매출을 모형에 추가하였다. 분석에 사용된 기업은 유가증권 상장사 4개로 해당 기업의 매출액 정보를 활용하였다. 해운업 변수의 기초통계량을 살펴보면, 해운업 부가가치의 평균은 7.00%이고, 해운기업 매출은 평균적으로 15.15% 증가한 것으로 나타나 분석 기간 동안 해운업은 성장세를 기록한 것을 확인할 수 있었다.

〈표 3-6〉 해운업 모형 기초통계량

단위: %

변수	평균	표준편차
해운업	7.00	14.68

변수	평균	표준편차
세계 건화물선 물동량	3.67	4.00
해운기업 매출	15.15	28.62
세계 경제성장률	3.51	2.05

자료: 저자 작성

항만업 모형은 항만업 부가가치 성장률과 국내 항만물동량, 우리나라 경제성장률을 변수로 설정하였다. 적정 시차 검정 결과, 항만업 모형의 적정 시차는 2로 나타났다.

〈표 3-7〉 항만업 모형 적정 시차 검정

시차	로그-우도함수	사후확률
1	5.62	0.16
2	7.22	0.81
3	3.87	0.03
4	1.68	0.00

자료: 저자 작성

분석 기간 동안 항만업의 부가가치는 평균적으로 0.93% 증가하였으며, 국내 항만물동량은 2.66% 증가한 것으로 나타났다.

〈표 3-8〉 항만업 모형 기초통계량

단위: %

변수	평균	표준편차
항만업	0.93	19.39
국내 항만물동량	2.66	4.52
우리나라 경제성장률	2.45	2.23

자료: 저자 작성

(3) 조선·제조·건설업 모형

조선·제조·건설업 모형은 조선업, 해양수산 기자재 제조업, 해양자원 개발 및 건설업의 부가가치와 조선업 수출액, 세계 GDP, 우리나라 수주량으로 구성되어 있다. 해운업 모형과 마찬가지로 세계 경기에 영향을 받는 조선업 특성을 고려하여 변수를 구성하였다. 정적 시차 검정 결과, 시차 1의 사후확률이 0.57로 가장 높았으며, 시차 3은 0.36, 시차 2는 0.07로 나타났다. 결과에 따라 최적 시차를 1로 설정하여 추정하였음을 밝힌다.

〈표 3-9〉 조선·제조·건설업 모형 적정 시차 검정

시차	로그-우도함수	사후확률
1	-7.17	0.57
2	-9.31	0.07
3	-7.64	0.36
4	-14.06	0.00

자료: 저자 작성

조선·제조·건설업 모형의 기초통계량을 살펴보면, 조선업과 해양수산 기자재 제조업은 각각 분석 기간 평균 1.1%와 1.3% 성장한 한편, 해양자원 개발 및 건설은 -1.9%의 마이너스 성장을 기록한 것으로 나타났다. 분석 기간 동안 우리나라 수주량은 23.2%의 큰 폭의 성장세를 보여줬으며, 이에 따라 수출액도 평균적으로 7.3% 성장한 것을 확인할 수 있었다.

〈표 3-10〉 조선·제조·건설업 모형 기초통계량

단위: %

변수	평균	표준편차
조선업	1.1	16.2
해양수산 기자재 제조업	1.3	9.6
해양자원 개발 및 건설업	-1.9	13.7

변수	평균	표준편차
조선업 수출액	7.3	25.1
세계 GDP	3.5	2.1
우리나라 수주량	23.2	87.7

자료: 저자 작성

(4) 기타 해양수산업 모형

기타 해양수산업 모형은 해양수산 레저관광업과 해양수산 관련 서비스업으로 구성하였다. 동 모형에 포함된 해양수산업은 서비스업의 성격이 강하므로 민간 소비 및 관광 소비와 밀접한 관련이 있다. 따라서 모형의 변수로 민간 소비와 제주도 관광객 증감률을 사용하였다. 제주도 방문객 중 방문 목적이 레저스포츠인 경우를 해양레저관광의 대용 변수로 설정하였다. 모형의 적정 시차는 검정 결과를 토대로 2로 설정하였다.

〈표 3-11〉 기타 해양수산업 모형 적정 시차 검정

시차	로그-우도함수	사후확률
1	14.58	0.00
2	20.10	1.00
3	8.51	0.00
4	1.48	0.00

자료: 저자 작성

분석 기간 동안 해양수산 레저관광업은 평균적으로 0.38% 성장하였으며, 해양수산 관련 서비스업은 4.35%의 성장률을 보였다. 여가에 대한 선호가 증가하면서 제주도 방문객은 평균적으로 14.73% 증가한 것으로 나타났다.

〈표 3-12〉 기타 해양수산업 모형 기초통계량

단위: %

변수	평균	표준편차
해양수산 레저관광업	0.38	17.93
해양수산 관련 서비스업	4.35	7.12
제주도 방문객	14.73	34.31
민간 소비	3.27	1.72

자료: 저자 작성

3) 전망 시나리오 구성

전망 시나리오 구성 단계에서는 모형별 경제변수에 대한 주요 기관의 2023년 전망치를 취합하여 경제전망 시나리오를 구성한다. 경제전망 시나리오는 IMF, EIA(U.S. Energy Information Administration) 등 주요 기관의 2022년 3분기 기준 전망자료와 KMI의 수산업관측센터, 해운빅데이터센터, 항만수요예측센터 등 해양수산업 전망치를 적용하여 작성한다.

〈표 3-13〉 경제변수 출처 및 전망기관

변수	출처	전망기관
수산물 생산량	통계청	KMI
수산물 수출액	통계청	KMI
1인당 수산물 소비량	한국농촌경제연구원	KMI
세계 GDP	IMF	IMF
해운 상장사 매출	FnGuide	마켓 컨센서스
세계 건화물선 물동량	Clarksons	KMI
우리나라 GDP	한국은행	한국은행
국내 항만 총 물동량	Port-MIS	KMI
조선업 수출	산업통상자원부	산업연구원
우리나라 수주량	Clarksons	한국수출입은행
우리나라 민간 소비	한국은행	한국은행
제주도 관광객	제주관광공사	KMI

주: 해양수산업 대분류별 부가가치는 생략함

자료: 저자 작성

4) 전망 결과 의견수렴 및 수정

모형 설정, 모형 추정, 전망 시나리오 구성, 그리고 전망의 과정을 거치면 경제전망치가 도출된다. 경제전망치를 최종적으로 확정하기 전에 KMI 연구진, 해양수산업 담당자 등 전문가 의견수렴을 통해 산출된 전망치와 현실 간 괴리가 있는지 검증받는 단계를 거친다. 전망치의 현실설명력이 부족하다고 판단되는 경우, 변수 추가 및 삭제, 변수 구성 변경 등의 과정을 거쳐 전망치를 수정한다.

2. 전망 결과

전망 절차에 따라 추정된 2023년 해양수산업 부가가치 전망 결과는 다음과 같다. 전망 결과를 종합해보면, 2023년 해양수산업 실질 GDP는 전년도에 이어 성장세를 유지할 것으로 보이나 증가폭은 둔화될 것으로 보인다. 경기 침체 우려로 인해 운임이 큰 폭으로 하락할 것으로 예상되면서 해운업이 부진할 것으로 보이나 조선업 수출이 큰 폭으로 증가하여 해양수산업 성장을 견인할 것으로 예상되어 2023년 해양수산업 성장률은 전년 대비 0.7%p 감소한 3.2%가 될 것으로 전망되었다. 증가폭 둔화에도 해양수산업은 2020년 이후 3년 연속 플러스 성장을 기록할 것으로 보이며, 우리나라 실질 GDP 대비 해양수산업 실질 부가가치를 나타내는 GDP 기여율은 소폭 상승하여 2.5%를 기록할 것으로 나타났다.

〈표 3-14〉 2023 해양수산업 전망 결과

변수	2021	2022	2023
해양수산업	-	3.9%	3.2%
해양수산업(조선업제외)	-	3.7%	1.8%

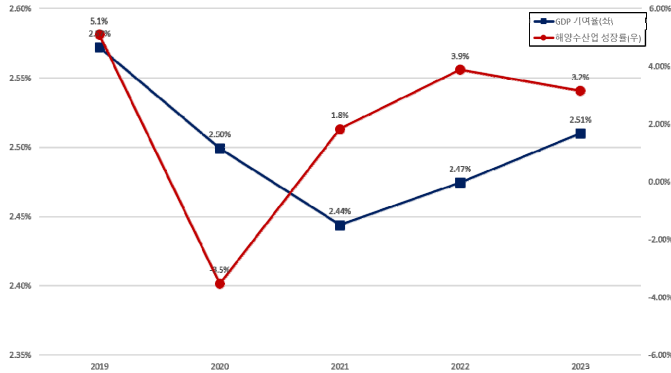
변수	2021	2022	2023
GDP 기여율	2.4%	2.5%	2.5%
해양자원개발및건설업	3.2%	3.6%	4.2%
해운업	8.2%	5.0%	-5.7%
항만업	-4.0%	-0.5%	0.7%
선박및해양플랜트건설조수리업	-4.2%	4.7%	7.8%
수산물생산업	2.3%	2.2%	2.3%
수산물가공업	1.9%	1.5%	1.2%
수산물유통업	-2.3%	-2.2%	-2.3%
해양수산물레저관광업	1.6%	2.7%	3.6%
해양수산물기자재제조업	-0.4%	1.1%	1.7%
해양수산물관련서비스업	5.9%	6.1%	6.4%

주: KMI-BVAR 전망 결과.

자료: 저자 작성

부문별로 살펴보면, 해양수산업 10대 대분류 중 조선업이 전년 대비 7.8%의 성장할 것으로 전망되었다. 2023년 신규 선박 발주량은 감소할 것으로 보이나 2023년에 고선가 시기에 계약한 물량의 인도가 본격화됨에 따라 부가가치 역시 성장할 것으로 예상된다. 해양레저관광업은 전년 대비 0.9%p 상승한 3.6%의 성장을 기록할 것으로 나타났다. 금리 인상 등이 민간 소비를 위축시킬 것이나 민간 소비의 성장세가 전망되고, 본격적인 해외여행 재개 등은 해양레저관광에 긍정적인 요인으로 작용할 것이다. 한편, 2020년 이후 탄탄한 성장세를 보이던 해운업은 2023년 운임하락이 예상되면서 -5.7%의 마이너스 성장을 기록할 것으로 예상된다. 경기둔화 우려로 인해 항만업은 전년과 비슷한 수준의 0.7%의 성장할 것으로 보인다.

〈그림 3-2〉 해운수산업 실질 GDP 및 GDP 직접 기여율



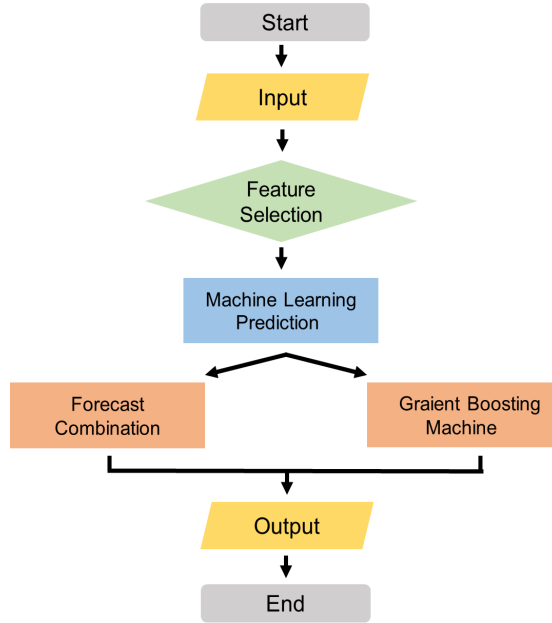
주: p는 잠정치, f는 전망치
자료: 저자 작성

제2절 머신러닝기법 전망 결과

1. 산업별 부가가치 전망

머신러닝기법은 해양수산업 수산업(어업), 해양레저관광업, 조선업, 해운업, 항만업 등 5대 부문에 대한 부가가치 전망을 수행하였다. 해양수산업분야에 머신러닝기법을 적용하기 위해 제2장에서 살펴보았던 다양한 머신러닝기법과 머신러닝기법의 전망치를 조합하는 예측조합법 및 앙상블 모형을 적용하였다.

〈그림 3-3〉 부가가치 전망 Flow chart



자료: 저자 작성

각 기법의 예측성능을 비교하기 위하여 예측오차의 평균절대비오차 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 사용하였다. MAPE의 수식은 다음과 같다.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - f_i|}{y_i} \quad [\text{식 4-1}]$$

여기서, N 은 데이터 개수, y_i 는 실제값, f_i 는 예측값임.

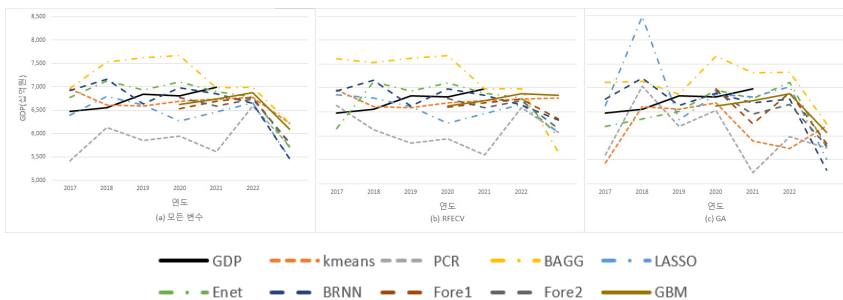
본 연구에서는 예측조합법 및 앙상블 모델을 사용하므로 예측기법들로 얻어진 전망치를 우선 확보해야만 한다. 즉, 예측을 위한 관측치 개수와 예

측조합법 및 앙상블 모형에 적용할 전망치 개수가 각각 필요하며, 본 연구에서 사용되는 자료의 관측치 개수가 적은 점을 고려하여 각 예측기법에 따른 전망치는 2017년부터, 예측조합법 및 앙상블 모형에 따른 전망치는 2020년부터 구하였다. 전망치는 2023년까지 제시하였으며 MAPE값은 마지막 관측치인 2021년까지의 데이터를 사용하여 산출하였다.

1) 해운업

해운업 부가가치 전망에 사용된 변수는 투입산출표 항목 및 거시경제변수 외에 운임, 유가 등의 해운업과 관련된 산업별 고유변수들로 구성된다. 우선 머신러닝기법들과 예측조합법 및 앙상블 모형을 사용한 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-4〉 해운업 부가가치 전망치 비교



주: kmeans(k-평균 군집화), BAGG(Bagging), Enet(Elastic net), BRNN(베이지안 정규화 신경망), Fore1(Simple 예측조합법), Fore2(Varianced-based 예측조합법), GBM(Gradient Boosting Machine)

자료: 저자 작성

상기 그림은 왼쪽에서부터 모든 독립변수, RFECV에 따라 선별된 독립변수, GA에 따라 선별된 독립변수를 시계열 상에서 나타내고 있다. 그래프마다 2017년부터 2021년까지 실제 해운업 부가가치가 나타나 있으며,

2022년과 2023년도는 각 예측기법에 따른 전망치가 나타나 있다. 예측조합법 및 앙상블 모형은 각 예측기법의 전망치들을 활용하여 얻어지므로 2020년부터 제시된다.

다음 표는 해운업 부가가치와 각 예측기법에 따른 전망치들을 나타내고 있다.

〈표 3-15〉 해운업 부가가치 전망치

(단위 : 십억 원)

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	6,477	6,959	5,416	6,963	6,391	6,775	6,918	-	-	-
2018	6,555	6,609	6,133	7,528	6,791	7,123	7,166	-	-	-
2019	6,838	6,591	5,854	7,620	6,608	6,935	6,634	-	-	-
2020	6,810	6,697	5,939	7,673	6,265	7,109	6,980	6,534	6,777	6,624
2021	6,986	6,734	5,610	6,979	6,466	6,896	6,852	6,694	6,589	6,734
2022	-	6,771	6,591	6,986	6,660	6,788	6,650	6,775	6,741	6,878
2023	-	6,222	5,736	6,218	5,472	5,702	5,465	5,781	5,803	6,097
RFECV 알고리즘										
2017	6,477	6,959	6,641	7,610	6,856	6,154	6,942	-	-	-
2018	6,555	6,609	6,133	7,528	6,791	7,123	7,166	-	-	-
2019	6,838	6,591	5,854	7,620	6,608	6,935	6,624	-	-	-
2020	6,810	6,697	5,939	7,673	6,265	7,109	6,980	6,599	6,777	6,624
2021	6,986	6,734	5,610	6,979	6,466	6,896	6,852	6,694	6,589	6,734
2022	-	6,771	6,591	6,986	6,660	6,788	6,650	6,775	6,741	6,878
2023	-	6,789	6,074	5,665	6,077	5,991	6,328	6,357	6,154	6,852
유전 알고리즘										
2017	6,477	5,433	5,602	7,119	6,632	6,204	6,768	-	-	-
2018	6,555	6,609	7,044	7,145	8,489	6,361	7,203	-	-	-
2019	6,838	6,555	6,194	6,867	6,329	6,515	6,631	-	-	-
2020	6,810	6,697	6,531	7,665	6,866	6,958	6,891	6,985	6,934	6,624
2021	6,986	5,896	5,241	7,320	6,815	6,779	6,690	6,260	6,457	6,734

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
2022	-	5,738	5,988	7,333	7,028	7,122	6,765	6,906	6,662	6,878
2023	-	6,209	5,755	6,251	5,511	5,760	5,297	5,839	5,797	6,079

주: 2021년 최소 예측오차 기법을 2022년 및 2023년에 적용한 전망치를 볼드체로 표시
자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간을 아래 표와 같이 나타내었다.

〈표 3-16〉 해운업 부가가치 전망치 신뢰구간

(단위 : 백만 원)

연도	평균	중위값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	6,744,460	6,770,669	[6,643,829, 6,845,092]	[6,623,184, 6,865,737]
2023	5,973,356	5,990,552	[5,850,199, 6,096,513]	[5,824,933, 6,121,779]

주: 신뢰구간은 Student-t 분포 사용
자료: 저자 작성

아래 표는 연도별 각 예측기법의 절대비오차(Absolute Percentage Error)와 MAPE를 보여주고 있다. MAPE 기준으로 모든 변수를 고려한 경우에서 해운업 부가가치를 잘 예측하는 머신러닝 예측기법은 kmeans으로 나타났다. kmeans 다음으로 높은 예측력을 나타낸 머신러닝 예측기법은 Enet이다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 Fore2가 해운업 부가가치를 가장 잘 예측하는 것으로 나타났다. Fore1의 경우는 예측성능이 Fore2와 GBM 대비 낮은 것으로 나타났는데 연도별로 예측력이 낮은 머신러닝 예측기법에도 동일한 가중치를 두기 때문으로 판단된다. 다음으로 RFECV를 활용한 경우에도 kmeans 기법이 가장 높은 예측성능을 보여주었다. 모든 변수의 경우와 마찬가지로 Enet도 높은 예측성능을 보여주었다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 Fore2가 높은 예측성능을 보여주고 있다.

GA에 따라 변수를 선택한 경우에는 Enet이 가장 높은 예측성능을 보여주었으며, 그 다음으로 BRNN이 높은 예측성능을 보여주었다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GBM이 가장 낮은 MAPE를 보여주었다. 모든 변수의 경우와 마찬가지로 Fore1의 예측력은 낮은 편으로 나타났다. 전체적으로, 머신러닝기법들 중에서는 GA에 따른 독립변수 선택 후 Enet을 사용하는 것이 가장 높은 예측성능을 나타내고, 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GBM이 높은 예측성능을 보여준다고 볼 수 있다.

〈표 3-17〉 해운업 부가가치 예측성능 비교

(단위 : %)

연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	7.434	16.394	7.504	1.337	4.6	6.8	-	-	-
2018	0.821	6.448	14.833	3.601	8.663	9.321	-	-	-
2019	3.614	14.39	11.426	3.373	1.414	2.98	-	-	-
2020	1.661	12.782	12.679	7.994	4.394	2.505	4.056	0.476	2.734
2021	3.603	19.7	0.1	7.443	1.291	1.927	4.181	5.677	3.603
MAPE	3.427	13.943	9.308	4.750	4.072	4.707	4.119	3.077	3.169
RFECV 알고리즘									
2017	7.434	2.531	17.48	5.839	5	7.169	-	-	-
2018	0.821	6.448	14.833	3.601	8.663	9.321	-	-	-
2019	3.614	14.39	11.426	3.373	1.414	3.14	-	-	-
2020	1.661	12.782	12.679	7.994	4.394	2.505	3.097	0.476	2.734
2021	3.603	19.7	0.1	7.443	1.291	1.927	4.181	5.677	3.603
MAPE	3.427	11.170	11.304	5.650	4.152	4.812	3.639	3.077	3.169
유전 알고리즘									
2017	16.117	13.521	9.908	2.384	4.228	4.483	-	-	-
2018	0.821	7.452	8.998	29.493	2.965	9.878	-	-	-
2019	4.139	9.424	0.42	7.442	4.728	3.026	-	-	-
2020	1.661	4.094	12.554	0.822	2.172	1.193	2.575	1.831	2.734

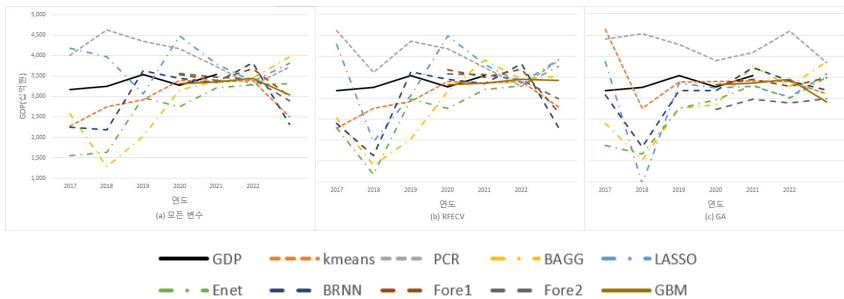
연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
2021	15.609	24.975	4.779	2.451	2.969	4.243	10.394	7.578	3.603
MAPE	7.669	11.893	7.332	8.518	3.412	4.565	6.485	4.705	3.169

주: 예측기법별 최소 MAPE를 볼드체로 표시
자료: 저자 작성

2) 항만업

항만업 부가가치 전망에 사용된 변수는 해운업과 동일하게 구성된다. 우선 머신러닝기법들과 예측조합법 및 앙상블 모형을 사용한 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-5〉 항만업 부가가치 전망치 비교



자료: 저자 작성

2017년부터 2021년까지 항만업 부가가치를 살펴보면 코로나 사태에 따라 부가가치가 다소 감소한 2020년을 제외하면 전반적으로 상승추세에 있는 것으로 보이며, 이는 국제 무역 회복세에 따른 해운업과 유사한 양상이라고 볼 수 있다.

〈표 3-18〉 항만업 부가가치 전망치

(단위 : 십억 원)

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	3,173	2,280	4,005	2,580	4,184	1,558	2,249	-	-	-
2018	3,249	2,753	4,623	1,280	3,976	1,638	2,187	-	-	-
2019	3,539	2,919	4,357	2,027	3,060	2,969	3,625	-	-	-
2020	3,272	3,394	4,170	3,160	4,481	2,749	3,448	3,542	3,567	3,320
2021	3,541	3,353	3,732	3,376	3,801	3,206	3,338	3,394	3,468	3,353
2022	-	3,395	3,276	3,441	3,360	3,294	3,821	3,681	3,431	3,451
2023	-	2,505	3,724	3,967	3,812	3,319	2,311	3,003	2,888	3,034
RFECV 알고리즘										
2017	3,173	2,280	4,607	2,520	4,274	2,295	2,393	-	-	-
2018	3,249	2,753	3,609	1,393	1,955	1,181	1,633	-	-	-
2019	3,539	2,919	4,357	2,027	3,060	2,969	3,625	-	-	-
2020	3,272	3,394	4,170	3,160	4,481	2,749	3,448	3,670	3,567	3,320
2021	3,541	3,353	3,732	3,906	3,801	3,206	3,338	3,495	3,556	3,353
2022	-	3,395	3,276	3,441	3,360	3,294	3,821	3,682	3,431	3,451
2023	-	2,798	3,898	3,518	3,919	3,754	2,311	2,663	2,981	3,425
유전 알고리즘										
2017	3,173	4,631	4,410	2,401	3,867	1,866	3,079	-	-	-
2018	3,249	2,753	4,537	1,527	959	1,661	1,832	-	-	-
2019	3,539	3,384	4,275	2,756	3,360	2,753	3,173	-	-	-
2020	3,272	3,394	3,897	2,849	3,235	2,962	3,177	3,312	2,723	3,320
2021	3,541	3,405	4,083	3,762	3,273	3,302	3,727	3,444	2,971	3,353
2022	-	3,395	4,592	3,273	3,019	3,002	3,410	3,285	2,880	3,451
2023	-	3,104	3,845	3,872	3,578	3,491	3,183	3,489	2,982	2,911

자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간은 아래 표와 같이 나타났다.

〈표 3-19〉 항만업 부가가치 전망치 신뢰구간

(단위 : 백만원)

연도	평균	중위값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	3,429,896	3,395,072	[3,326,463, 3,533,328]	[3,305,243, 3,554,548]
2023	3,269,842	3,319,483	[3,104,112, 3,435,573]	[3,070,112, 3,469,573]

자료: 저자 작성

연도별 각 예측기법의 절대비오차와 MAPE를 살펴보면, 2019년도까지는 각 예측기법은 그리 높은 예측성능을 보여주고 있지 않으나, 2020년 이후로는 예측기법들의 예측력이 다소 개선되는 것으로 보인다. 모든 변수를 고려한 경우에서 머신러닝기법 중에서는 kmeans가 가장 높은 예측성능을 보여주고 있으며, 그 다음으로는 BRNN이 높은 예측성능을 보여주고 있다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GBM이 가장 낮은 MAPE를 나타내었다. RFECV를 활용한 경우에도 kmeans가 가장 우수한 예측 성능을 보여주었다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GBM이 가장 예측성능이 높은 것으로 나타났다. GA에 따라 변수를 선택한 경우의 BRNN이 가장 우수한 예측성능을 보여주었다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GA에 따라 Fore1이 가장 낮은 MAPE를 보여주었다. 종합적으로 보면 항만업의 경우에는 GA에 따라 독립변수를 선택 후 BRNN 기법을 사용하는 것이 예측성능을 향상시킬 수 있는 방법이며, 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GA에 따라 Fore1을 사용하는 것이 가장 높은 예측성능을 보여준다고 볼 수 있다.

〈표 3-20〉 항만업 부가가치 예측성능 비교

(단위 : %)

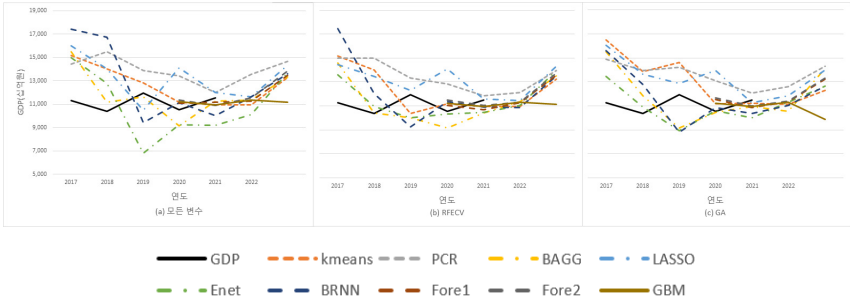
연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	28.162	26.208	18.683	31.853	50.887	29.126	-	-	-
2018	15.26	42.274	60.594	22.361	49.575	32.701	-	-	-
2019	17.523	23.135	42.73	13.537	16.109	2.43	-	-	-
2020	3.724	27.432	3.415	36.947	15.985	5.368	8.259	9.012	1.474
2021	5.294	5.384	4.67	7.345	9.444	5.736	4.138	2.069	5.294
MAPE	13.993	24.887	26.018	22.409	28.400	15.072	6.199	5.541	3.384
RFECV 알고리즘									
2017	28.162	45.178	20.581	34.675	27.671	24.6	-	-	-
2018	15.26	11.06	57.138	39.837	63.645	49.754	-	-	-
2019	17.523	23.135	42.73	13.537	16.109	2.43	-	-	-
2020	3.724	27.432	3.415	36.947	15.985	5.368	12.165	9.0117	1.474
2021	5.294	5.384	10.305	7.345	9.444	5.736	1.284	0.4268	5.294
MAPE	13.993	22.438	26.834	26.468	26.571	17.578	6.725	4.719	3.384
유전 알고리즘									
2017	45.941	38.98	24.328	21.866	41.183	2.97	-	-	-
2018	15.26	39.62	53.009	70.483	48.874	43.61	-	-	-
2019	4.378	20.81	22.13	5.061	22.199	10.32	-	-	-
2020	3.724	19.1	12.921	1.13	9.484	2.91	1.231	16.78	1.474
2021	3.824	15.32	6.237	7.573	6.746	5.24	2.73	16.1	5.294
MAPE	14.625	26.766	23.725	21.223	25.697	13.010	1.981	16.440	3.384

자료: 저자 작성

3) 조선업

조선업 부가가치 전망에 사용된 변수는 해운업 및 항만업과 동일하게 구성된다. 우선 머신러닝기법들과 예측조합법 및 앙상블 모형을 사용한 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-6〉 조선업 부가가치 전망치 비교



자료: 저자 작성

2017년부터 2021년까지 조선업 부가가치는 증감을 반복하는 것으로 나타났다. 그러므로 2020년도 하락한 조선업 부가가치는 코로나 사태뿐만 아니라, 경기변동에 영향이 어느 정도 있을 것으로 보인다. 한편, 대부분 예측기법에서 조선업의 부가가치는 향후 증대될 것으로 전망되었으며, 이것은 상기 언급한 해운업 및 항만업과 궤를 같이하는 부분이라고 볼 수 있다. 하지만, 선박 제조 부품의 수입 의존도가 높은 우리나라의 경우 부품 수급에 따라 국내 조선업 경기의 변동 여지는 있다.

〈표 3-21〉 조선업 부가가치 전망치

(단위 : 십억 원)

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	11,290	15,175	14,445	15,506	15,995	14,998	17,438	-	-	-
2018	10,377	14,020	15,480	11,186	13,996	12,789	16,739	-	-	-
2019	11,954	12,805	13,881	11,616	10,476	6,816	9,415	-	-	-
2020	10,539	11,165	13,403	9,149	14,090	9,218	11,127	11,064	11,359	11,207
2021	11,515	10,957	11,991	11,260	11,981	9,184	10,031	11,178	10,900	10,957
2022	-	10,946	13,577	11,364	11,613	10,106	11,636	11,269	11,540	11,336
2023	-	13,281	14,683	13,321	14,319	13,719	13,584	13,456	13,818	11,180

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
RFECV 알고리즘										
2017	11,290	15,175	14,975	14,605	14,437	13,618	17,469	-	-	-
2018	10,377	14,020	14,988	10,435	13,488	10,971	12,036	-	-	-
2019	11,954	10,377	13,345	10,015	12,326	10,025	9,242	-	-	-
2020	10,539	11,165	12,827	9,149	14,090	10,312	11,376	11,055	11,487	11,207
2021	11,515	10,957	11,834	10,444	11,574	10,457	10,928	10,687	11,032	10,957
2022	-	10,946	12,137	11,364	11,465	11,032	10,884	11,265	11,305	11,336
2023	-	13,243	13,955	13,506	14,307	13,945	13,532	13,565	13,748	11,128
유전 알고리즘										
2017	11,290	16,536	14,911	15,547	16,057	13,468	15,624	-	-	-
2018	10,377	13,880	13,954	11,854	13,655	10,896	12,781	-	-	-
2019	11,954	14,619	14,229	9,191	12,908	8,952	8,829	-	-	-
2020	10,539	11,165	13,095	10,461	13,943	10,610	10,861	11,555	11,689	11,207
2021	11,515	11,247	12,059	10,960	11,260	10,008	10,362	10,862	10,983	10,957
2022	-	11,135	12,607	10,560	11,839	11,312	11,032	11,370	11,414	11,336
2023	-	12,313	14,299	14,156	14,000	12,653	12,649	13,258	13,345	9,888

자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간은 아래 표와 같이 나타났다.

〈표 3-22〉 조선업 부가가치 전망치 신뢰구간

(단위 : 백만원)

연도	평균	중윗값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	11,397,279	11,336,221	[11,188,451, 11,606,107]	[11,145,609, 11,648,949]
2023	13,290,667	13,532,249	[12,934,438, 13,646,896]	[12,861,357, 13,719,978]

자료: 저자 작성

아래 표는 조선업 부가가치에 관한 각 예측기법의 절대비오차와 MAPE를 나타낸다. 모든 변수를 고려한 경우, 머신러닝기법 중에서는 BAGG가

가장 높은 예측성능을 보여주고 있다. 예측조합법 및 앙상블 모형 중에서는 Fore1이 조선업 부가가치를 가장 잘 전망하는 것으로 나타났다. 또한, 개별 머신러닝기법 대비 예측조합법 및 앙상블 모형들은 예측성능이 뛰어난 것으로 나타났다. RFECV를 활용한 경우에는 Enet 기법의 예측성능이 가장 우수한 것으로 나타났으며, 예측조합법 및 앙상블 모형 중에서는 GBM이 높은 예측성능을 보여주었다. GA에 따라 변수를 선택한 경우에서도 Enet과 GBM이 가장 높은 예측성능을 보였다. 종합하면, 조선업의 경우에는 RFECV에 따라 독립변수를 선택 후, Enet을 사용하는 것이 예측성능이 높으며, 예측조합법 및 앙상블 모형의 경우에는 모든 독립변수를 사용한 Fore1이 가장 높은 예측성능을 보였다.

〈표 3-23〉 조선업 부가가치 예측성능 비교

(단위 : %)

연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	34.408	27.945	37.335	41.67	32.842	54.451	-	-	-
2018	35.109	49.185	7.797	34.883	23.254	61.316	-	-	-
2019	7.118	16.113	2.829	12.37	42.984	21.2	-	-	-
2020	5.943	27.178	13.191	33.692	12.535	5.582	4.985	7.778	6.339
2021	4.851	4.127	2.22	4.041	20.249	12.89	2.928	5.340	4.851
MAPE	17.486	24.910	12.674	25.331	26.373	31.088	3.957	6.559	5.595
RFECV 알고리즘									
2017	34.408	32.639	29.36	27.869	20.618	54.721	-	-	-
2018	35.109	44.439	0.565	29.982	5.728	15.997	-	-	-
2019	13.199	11.634	16.221	3.111	16.137	22.7	-	-	-
2020	5.943	21.712	13.185	33.692	2.157	7.944	4.894	8.992	6.339
2021	4.851	2.769	9.304	0.508	9.192	5.1	7.197	4.195	4.851
MAPE	18.702	22.639	13.727	19.032	10.766	21.292	6.046	6.594	5.595
유전 알고리즘									
2017	46.463	32.07	37.706	42.219	19.287	38.382	-	-	-

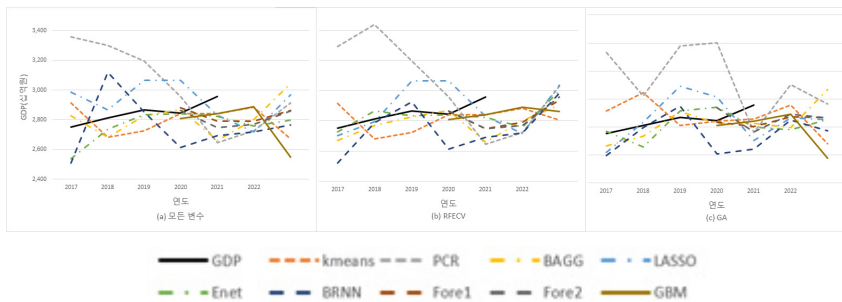
연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
2018	33.766	34.473	14.243	31.6	5.009	23.175	-	-	-
2019	22.289	19.029	23.116	7.975	25.115	26.1	-	-	-
2020	5.943	24.256	0.737	32.298	0.674	3.051	9.643	10.914	6.339
2021	2.332	4.723	4.826	2.215	13.09	10.015	5.672	4.626	4.851
MAPE	22.159	22.910	16.125	23.261	12.635	20.145	7.658	7.770	5.595

자료: 저자 작성

4) 수산업

수산업(수산물 생산업) 부가가치 전망에 사용된 변수는 투입산출표 항목 및 거시경제변수 외에 어가 수, 어가인구 등의 수산업과 관련된 산업별 고유 변수들로 구성된다. 머신러닝기법들과 예측조합법 및 앙상블 모형을 사용한 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-7〉 수산업 부가가치 전망치 비교



자료: 저자 작성

해산물 수요증대와 함께, 2017년부터 2021년까지 수산업 부가가치는 증가해온 것으로 보인다. 2020년 부가가치 감소분은 코로나 사태 영향으로 보이나, 감소분은 상대적으로 적은 편이다. 아울러, 대부분 예측기법에서 수산업 부가가치는 증가하는 것으로 전망되고 있다. 하지만, 환경오염,

남획 등의 문제는 수산업에 부정적인 영향을 미치는 요소로 수산업 부가가치의 지속적인 성장 전망은 불확실한 부분이 존재한다고 볼 수 있다.

〈표 3-24〉 수산업 부가가치 전망치

(단위 : 십억 원)

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	2,752	2,915	3,358	2,828	2,984	2,538	2,509	-	-	-
2018	2,812	2,681	3,301	2,681	2,865	2,736	3,118	-	-	-
2019	2,867	2,725	3,196	2,828	3,066	2,834	2,853	-	-	-
2020	2,846	2,840	2,957	2,869	3,066	2,840	2,614	2,882	2,864	2,810
2021	2,957	2,842	2,647	2,661	2,831	2,824	2,692	2,789	2,749	2,842
2022	-	2,885	2,725	2,802	2,717	2,758	2,719	2,792	2,768	2,890
2023	-	2,670	2,914	3,044	2,967	2,799	2,764	2,863	2,860	2,549
RFECV 알고리즘										
2017	2,752	2,915	3,291	2,669	2,701	2,727	2,520	-	-	-
2018	2,812	2,681	3,437	2,769	2,795	2,866	2,786	-	-	-
2019	2,867	2,725	3,196	2,828	3,066	2,834	2,926	-	-	-
2020	2,846	2,840	2,957	2,869	3,066	2,840	2,614	2,863	2,864	2,810
2021	2,957	2,842	2,647	2,661	2,831	2,824	2,692	2,748	2,749	2,842
2022	-	2,885	2,725	2,802	2,717	2,758	2,719	2,792	2,768	2,890
2023	-	2,804	3,030	2,905	3,038	2,996	2,982	2,936	2,959	2,862
유전 알고리즘										
2017	2,752	2,915	3,332	2,665	2,619	2,767	2,595	-	-	-
2018	2,812	3,046	3,023	2,735	2,835	2,659	2,797	-	-	-
2019	2,867	2,812	3,379	2,909	3,091	2,916	2,951	-	-	-
2020	2,846	2,840	3,401	2,827	3,014	2,940	2,607	2,835	2,938	2,810
2021	2,957	2,857	2,762	2,828	2,704	2,799	2,642	2,803	2,765	2,842
2022	-	2,957	3,101	2,796	2,863	2,779	2,849	2,872	2,891	2,890
2023	-	2,682	2,964	3,067	2,852	2,852	2,774	2,869	2,865	2,577

자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간은 아래 표와 같이 나타났다.

〈표 3-25〉 수산업 부가가치 전망치 신뢰구간

(단위 : 백만 원)

연도	평균	중위값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	2,818,915	2,796,362	[2,789,538, 2,848,293]	[2,783,511, 2,854,320]
2023	2,868,248	2,865,078	[2,823,674, 2,912,823]	[2,814,529, 2,921,967]

자료: 저자 작성

수산업 부가가치의 절대비오차와 MAPE는 아래 표와 같다. 모든 변수를 고려한 경우, 머신러닝기법 중에서는 Enet 기법이 가장 높은 예측성능을 보여주고 있다. 종속변수가 일정한 추세를 보이는 경우 Enet 등 선형모델을 기본적으로 사용하는 기법은 직전 연구에서도 예측성능이 높은 것으로 관찰되었다. 예측조합법 및 앙상블 모형 중에서는 GBM이 가장 높은 예측성능을 나타냈다. RFECV를 활용한 경우에도 Enet과 GBM의 예측성능이 높게 나타났다. GA에 따라 독립변수를 선택한 경우, 머신러닝기법에서는 BAGG 기법이 가장 예측력이 높으며, 예측조합법 및 앙상블 모형 중에서는 GBM이 높은 예측성능을 보여주었다. 종합적으로 머신러닝기법에서는 RFECV에 따라 선별된 독립변수들을 사용한 Enet가 예측성능이 높으며, 예측조합법 및 앙상블 모형 중에서는 GBM이 가장 높은 예측성능을 보이는 것으로 나타났다.

〈표 3-26〉 수산업 부가가치 예측성능 비교

(단위 : %)

연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	5.937	22.039	2.759	8.436	7.759	8.825	-	-	-
2018	4.656	17.396	4.653	1.882	2.687	10.882	-	-	-
2019	4.965	11.483	1.379	6.932	1.152	0.483	-	-	-
2020	0.232	3.907	0.807	7.737	0.226	8.167	1.257	0.6375	1.258
2021	3.9	10.48	10.009	4.275	4.506	8.981	5.698	7.025	3.9
MAPE	3.938	13.061	3.921	5.852	3.266	7.468	3.478	3.831	2.579
RFECV 알고리즘									
2017	5.937	19.586	3.023	1.838	0.892	8.436	-	-	-
2018	4.656	22.214	1.536	0.612	1.91	0.918	-	-	-
2019	4.965	11.483	1.379	6.932	1.152	2.04	-	-	-
2020	0.232	3.907	0.807	7.737	0.226	8.167	0.595	0.638	1.258
2021	3.9	10.48	10.009	4.275	4.506	8.981	7.061	7.025	3.9
MAPE	3.938	13.534	3.351	4.279	1.737	5.708	3.828	3.831	2.579
유전 알고리즘									
2017	5.937	21.079	3.142	4.819	0.532	5.711	-	-	-
2018	8.327	7.494	2.74	0.816	5.426	0.53	-	-	-
2019	1.921	17.853	1.470	7.801	1.721	2.921	-	-	-
2020	0.232	19.484	0.674	5.902	3.308	8.394	0.4	3.233	1.258
2021	3.397	6.59	4.38	8.57	5.357	10.646	5.208	6.49	3.9
MAPE	3.963	14.501	2.481	5.582	3.269	5.640	2.80	4.862	2.579

자료: 저자 작성

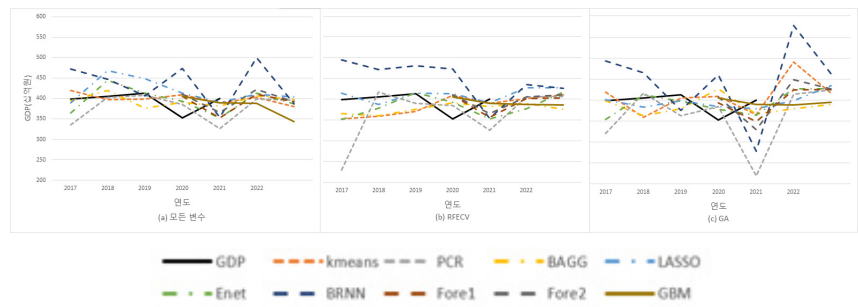
5) 해양관광레저관광업

(1) 부가가치 전망

해양레저관광업 부가가치 전망에 사용된 변수는 투입산출표 항목 및 거시경제변수 외에 크루즈 관광객 수, 연 강수량 등의 해양레저관광업과 관련된 산업별 고유 변수들로 구성된다. 머신러닝기법들과 예측조합법 및 앙

상블 모형을 사용한 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-8〉 해양레저관광업 부가가치 전망치 비교



자료: 저자 작성

해양레저관광업 부가가치는 2019년까지 증가세를 보였으나, 코로나 사태 여파로 2020년 큰 폭으로 감소하였다. 이에 따라, 대부분의 예측기법에서 해양레저관광업 부가가치는 큰 폭으로 증가하는 전망치는 나타내고 있지 않다.

〈표 3-27〉 해양레저관광업 부가가치 전망치

(단위 : 십억 원)

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	399	419	335	394	389	364	472	-	-	-
2018	405	397	402	420	468	445	447	-	-	-
2019	413	399	408	376	449	413	407	-	-	-
2020	352	409	385	391	413	393	473	405	411	405
2021	400	390	326	382	391	353	354	353	366	390
2022	-	402	398	407	411	413	500	411	422	388
2023	-	380	396	397	404	387	387	392	392	344
RFECV 알고리즘										
2017	399	352	230	366	414	351	495	-	-	-
2018	405	359	417	360	388	378	471	-	-	-

연도	GDP	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
2019	413	370	390	376	414	416	481	-	-	-
2020	352	409	385	391	413	393	473	409	411	405
2021	400	390	326	382	391	353	354	357	366	390
2022	-	402	405	390	428	377	435	401	406	388
2023	-	411	407	376	427	417	426	403	411	386
유전 알고리즘										
2017	399	419	321	398	401	354	493	-	-	-
2018	405	359	416	362	383	413	465	-	-	-
2019	413	405	363	379	399	397	376	-	-	-
2020	352	409	385	426	384	378	460	393	407	405
2021	400	365	219	366	379	364	278	349	329	390
2022	-	491	414	379	398	426	577	424	448	388
2023	-	417	424	389	434	427	462	425	426	394

자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간은 아래 표와 같이 나타났다.

〈표 3-28〉 해양레저관광업 부가가치 전망치 신뢰구간

(단위: 백만 원)

연도	평균	중위값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	419,575	406,511	[405,547, 433,602]	[402,670, 436,480]
2023	405,271	404,452	[397,657, 412,886]	[396,095, 414,448]

자료: 저자 작성

해양레저관광업 부가가치의 절대비오차와 MAPE는 아래 표와 같다. 모든 변수를 고려한 경우, 머신러닝기법 중에서는 kmeans 기법이 가장 높은 예측성능을 보여주고 있다. 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 GBM이 예측력이 높은 것으로 보인다. RFECV를 활용한 경우에는 LASSO의 예측

성능이 높게 나타났다. 상기와 마찬가지로 GBM이 가장 낮은 MAPE를 보여주었다. GA에 따라 독립변수를 선택한 경우 LASSO가 높은 예측성능을 나타내었고, GBM이 예측조합법과 앙상블 모형 중에서 우수한 예측성능을 보여주었다. 해양레저관광업의 경우 GA에 따라 LASSO를 적용하거나 GBM을 사용하는 것이 예측력을 높이는 방법이라고 볼 수 있다.

〈표 3-29〉 해양레저관광업 부가가치 예측성능 비교

(단위 : %)

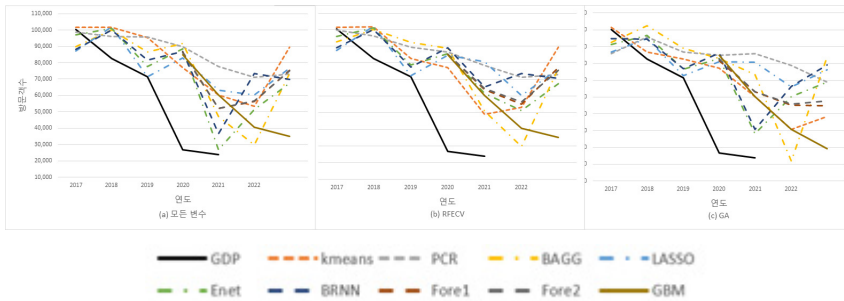
연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	5.24	15.961	1.053	2.468	8.5806	18.366	-	-	-
2018	1.973	0.611	3.756	15.616	10.032	10.592	-	-	-
2019	3.386	1.133	8.988	8.626	0.04	1.48	-	-	-
2020	16.121	9.446	11.073	17.3	11.479	34.248	14.891	16.611	15.15
2021	2.566	18.472	4.491	2.319	11.75	11.491	11.7	8.515	2.566
MAPE	5.857	9.125	5.872	9.266	8.376	15.235	13.296	12.563	8.858
RFECV 알고리즘									
2017	11.63	42.357	8.188	3.967	11.835	24.066	-	-	-
2018	11.286	3.152	11.037	4.127	6.669	16.326	-	-	-
2019	10.355	5.566	8.919	0.139	0.596	16.379	-	-	-
2020	16.121	9.446	11.073	17.300	11.479	34.248	16.227	16.611	15.15
2021	2.566	18.472	4.491	2.319	11.75	11.491	10.876	8.515	2.566
MAPE	10.392	15.799	8.742	5.570	8.466	20.502	13.552	12.563	8.858
유전 알고리즘									
2017	5.240	19.351	0.0434	0.591	11.096	23.581	-	-	-
2018	11.286	2.746	10.428	5.197	2.045	14.841	-	-	-
2019	2.091	12.054	8.3697	3.515	3.805	9.119	-	-	-
2020	16.121	9.247	20.904	9.037	7.37	30.723	11.676	15.567	15.15
2021	8.813	45.3	8.486	5.194	8.985	30.635	12.914	17.902	2.566
MAPE	8.712	17.740	9.646	4.707	6.660	21.780	12.295	16.735	8.858

자료: 저자 작성

(2) 해수욕장 방문객 수 전망

내수경기에서 중요한 관광분야에서 해수욕장 방문객 수는 중요한 지표이므로, 본 소절에서는 해양레저관광업 부가가치 외에 해수욕장 방문객 수를 전망해보고자 한다. 변수들은 해양레저관광업 부가가치 전망과 동일하며, 부가가치 대신에 해수욕장 방문객 수를 종속변수로 설정하여 분석을 실시하였다. 시계열 상 전망치들은 아래 그림과 같다.

〈그림 3-9〉 해수욕장 방문객 수 전망치 비교



자료: 저자 작성

해수욕장 방문객 수의 경우, 코로나 사태 여파가 여실히 드러나고 있는 것으로 보인다. 2019년부터 2021년까지 상당히 큰 감소폭을 보여, 해양레저관광업 부가가치와 유사한 경향을 보이는 것으로 나타난다. 반면에, 예측 기법들은 과거 데이터를 학습하므로 큰 감소폭은 보이지 않아, 그래프상에서 실제 해수욕장 방문객 수와 다소의 차이를 보이고 있다. 하지만, 코로나 사태가 회복국면에 들어서면서, 다른 외부 충격이 없는 한, 예측기법들은 예년 수준으로 해수욕장 방문객 수를 예측할 것으로 나타났다.

〈표 3-30〉 해수욕장 방문객 수 전망치

(단위 : 명)

연도	방문객수	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수										
2017	100,379	101,557	98,884	89,737	87,317	97,150	88,279	-	-	-
2018	82,750	101,829	96,173	100,099	101,976	101,008	100,118	-	-	-
2019	71,583	95,469	95,837	86,646	71,433	77,694	81,578	-	-	-
2020	26,800	77,167	89,929	91,978	82,873	88,384	86,853	86,686	86,197	84,904
2021	23,730	60,378	77,865	47,137	63,357	26,952	36,546	52,132	52,039	60,378
2022	-	53,240	71,292	29,639	60,434	51,270	73,584	56,327	56,577	40,704
2023	-	89,517	73,036	73,480	76,679	67,441	69,885	75,247	75,006	35,029
RFECV 알고리즘										
2017	100,379	101,557	99,681	92,563	87,527	96,109	89,276	-	-	-
2018	82,750	101,829	96,173	100,099	101,976	101,008	100,118	-	-	-
2019	71,583	82,750	89,600	92,324	72,224	78,676	77,632	-	-	-
2020	26,800	77,167	86,664	88,869	84,623	85,739	89,231	85,211	85,382	84,904
2021	23,730	49,192	78,432	51,053	80,723	61,804	65,711	64,095	64,486	60,378
2022	-	53,240	71,292	29,639	60,434	51,270	73,584	55,105	56,577	40,704
2023	-	89,574	73,057	76,581	76,701	67,518	70,617	77,223	75,675	35,105
유전 알고리즘										
2017	100,379	101,557	85,701	92,664	86,856	91,402	94,690	-	-	-
2018	82,750	86,692	95,763	102,351	94,863	96,593	94,614	-	-	-
2019	71,583	82,750	86,924	88,953	72,607	76,559	76,860	-	-	-
2020	26,800	77,167	84,774	82,851	81,024	82,978	86,320	81,688	82,519	84,904
2021	23,730	60,378	85,797	73,501	80,723	38,084	40,724	63,093	63,201	60,378
2022	-	40,704	78,675	22,017	66,031	60,172	66,253	55,207	55,642	40,704
2023	-	48,392	68,895	83,792	76,346	68,939	79,232	54,697	57,727	29,208

자료: 저자 작성

아울러, 상기 전망치들을 토대로 2022년 및 2023년의 전망치의 신뢰구간은 아래 표와 같이 나타났다.

〈표 3-31〉 해수욕장 방문객 수 전망치 신뢰구간

(단위 : 명)

연도	평균	중위값	90% 신뢰구간	95% 신뢰구간
2022	54,456	55,642	[49,751, 59,161]	[48,786, 60,126]
2023	68,318	73,057	[63,219, 73,418]	[62,173, 74,464]

자료: 저자 작성

해수욕장 방문객 수의 예측성능은 아래 표와 같다. 모든 변수를 고려한 경우, 머신러닝기법 중에서는 LASSO 기법이, 예측조합법과 앙상블 모형 중에서는 Fore2가 높은 예측력을 보인다. RFECV를 활용한 경우에는 kmeans의 예측성능이 높게 나타났으며, GBM이 가장 낮은 MAPE를 보여주었다. GA에 따라 독립변수를 선택한 경우 BRNN이 높은 예측성능을 보였으며, Fore1이 예측조합법과 앙상블 모형 중에서 가장 낮은 MAPE를 보여주었다. 해수욕장 방문객 수의 경우 모든 변수를 사용하고, LASSO나 Fore2를 적용하는 것이 정확한 전망치를 제공하는 것으로 보인다.

〈표 3-32〉 해수욕장 방문객 수 예측성능 비교

(단위 : %)

연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
모든 변수									
2017	1.183	1.489	10.601	13.013	3.217	12.05	-	-	-
2018	23.056	16.221	20.965	23.233	22.064	20.99	-	-	-
2019	33.368	33.882	21.042	0.2097	8.538	13.96	-	-	-
2020	187.935	235.557	243.202	209.228	229.792	224.08	223.454	221.632	216.81
2021	154.436	228.127	98.64	166.992	13.579	54.01	119.69	119.297	154.44
MAPE	79.996	103.055	78.890	82.535	55.438	65.018	171.572	170.465	185.625
RFECV 알고리즘									
2017	1.183	0.6958	7.787	12.803	4.254	11.061	-	-	-
2018	23.056	16.2206	20.965	23.233	22.064	20.988	-	-	-
2019	15.6	25.17	28.974	0.8952	9.909	8.45	-	-	-
2020	187.935	223.374	231.602	215.758	219.92	232.95	217.952	218.59	216.81

연도	kmeans	PCR	BAGG	LASSO	Enet	BRNN	Fore1	Fore2	GBM
2021	107.297	230.516	115.139	240.175	160.448	176.911	170.102	171.748	154.44
MAPE	67.014	99.195	80.893	98.573	83.319	90.072	194.028	195.169	185.625
유전 알고리즘									
2017	1.183	14.62	7.685	13.472	8.943	5.667	-	-	-
2018	4.764	15.73	23.687	14.638	16.729	14.337	-	-	-
2019	15.6	21.43	24.265	1.43	6.952	7.372	-	-	-
2020	187.935	216.32	209.145	202.328	209.619	222.089	204.81	207.91	216.806
2021	154.436	261.55	209.737	240.174	60.49	71.615	165.88	166.33	154.436
MAPE	72.784	105.930	94.904	94.408	60.547	64.216	185.345	187.120	185.621

자료: 저자 작성

04

향후 추진 과제

제1절 해양수산업 수정 전망

한국해양수산개발원(KMI)은 매년 3분기까지의 경제 상황을 바탕으로 다음 해 전망을 연 1회 수행해왔다. 그러나 최근 들어 증대된 대내외 불확실성과 급변한 경제 상황에 대한 해양수산업의 영향 진단과 최신의 정보가 반영된 전망에 대한 수요가 높아지고 있다. 이에 따라, KMI는 2023년부터 해양수산업 전망을 상반기와 하반기에 1회씩 연간 총 2회의 전망을 수행할 계획이다.²⁹⁾

상반기 수정 전망을 수행함으로써 전망시스템의 현실설명력을 제고하고, 시장 모니터링 체계를 강화하여 미래 경제 상황에 대한 사회적 공유를 통해 사회 전체의 자원배분 효율성을 높이는데 크게 이바지할 수 있을 것이다.

29) 22년 시범적으로 시행한 수정전망 결과를 부록에 수록함

〈그림 4-1〉 수정전망 개요



자료: 저자 작성

수정 전망은 다음과 같은 과정을 통해 이루어진다. 먼저 상반기 경제 상황 모니터링을 위해 해양수산분야 전문가, 연구진의 의견을 수렴하고 경제 상황이 전년 전망에 비해 어떻게 다른지 분석한다. 이러한 전문가 의견을 바탕으로 해양수산분야의 주요 지표에 대한 수정 전망을 수행한다. 추정된 새로운 전망치를 KMI-BVAR 모형에 적용하여 수정 전망 결과를 도출한다. 수정 전망 결과의 타당성을 검토하기 위해 해양수산개발원 연구진, 해양수산부 등 해양수산분야 전문가의 검토를 받는다. 전문가 의견을 수렴하여 예측치를 보다 현실적으로 만드는 과정을 수행한다. 전망치 수정은 상수항 조정, 모형 내 추세선 및 더미변수 설정 등을 활용한다.

〈표 4-1〉 수정 전망 추진 절차와 일정

절차	1월	2월	3월	4월	5월	6월
경제 상황 모니터링을 위한 해양수산분야 전문가 의견수렴						
해양수산 경제변수 수정 전망						
해양수산 부가가치 수정 전망						
전망치 전문가 검토 및 수정						
수정 전망 발표						

자료: 저자 작성

제2절 해양수산업 구조모형 구축

본 절에서는 KMI 전망시스템의 장기 전망모형을 구축하는 방안에 대하여 논의한다. 현재 1~2년 주기의 단기 전망을 확대하여 3~5년 주기의 중·장기 전망을 수행하기 위한 구조모형을 구축할 계획이다. 해양수산업 특성, 데이터 여건 등을 고려하였을 때, 해양수산분야 전망 구조와 유사한 한국은행의 거시계량투입산출모형과 산업연구원의 KIET 산업경제계량모형을 검토하고 해양수산분야에 대한 적용 가능성을 모색하였다.

두 모형은 거시경제와 산업 간의 유기적인 관계를 고려하여 거시경제 및 주요 지표가 연립방정식 시스템에서 내생적으로 추정됨으로써 거시경제와 산업부문을 통합하여 분석할 수 있다는 장점이 있다. 이러한 특성으로 인하여 주요 정책 및 통상환경 변화의 영향에 대한 시뮬레이션 분석이 용이하다는 점 또한 장점이다. 현재 개발된 시계열 모형과 머신러닝 기법과 구조모형을 상호보완적으로 운용함으로써 종합적이고 포괄적인 해양수산 전망이 가능할 것으로 기대할 수 있다.

1. 구조모형 구축 사례

1) 한국은행 거시계량투입산출모형

중앙은행은 경제전망 및 정책효과분석을 수행하며 한국은행은 다양한 형태의 모형을 구축하여 분석 목적에 따라 다르게 사용하는 다모형접근방식(multi-model approach)을 기반으로 경제예측 모형 시스템을 구축하여 활용하고 있다. 하지만 단기 및 중기 예측을 목적하고 지출 중심 구조를 기반으로 설계된 모형을 활용하는 경우 중장기 예측 및 산업구조 변화분석에 한계가 발생하게 된다. 또한 인구 고령화, 소득양극화 등 경제 및 사회구조 변화가 국내 생산 및 고용구조에 미치는 장기적 영향을 산업 구조적 측면에서 분석하기 위한 모형의 개발이 필요하다. 최종수요 구조 변화 및 특정 산업의 생산량 변화가 경제성장, 고용 등에 미치는 영향을 분석하기 위해 산업연관분석이 널리 사용되나 이를 위한 투입산출모형은 단기적이고 정태적이기 때문에 산업연관표 작성 연도에서 멀어질수록 미래 사건 발생에 따른 경제효과 예측오차가 확대되어 장기적 경제전망 및 정책효과 분석 활용이 제약된다는 한계점을 가진다. 이를 극복하기 위해 황상필 외(2005)는 투입산출계수가 시계에 따라 변화할 수 있도록 모형화하고 이를 수요측면에서 접근한 거시계량모형과 결합한 거시계량투입산출모형을 제시하였다.

구체적으로 투입산출모형을 경제전망에 사용하는 경우 발생하는 문제는 다음과 같다. 우선 산업연관표에서 최종수요와 총산출간 관계는 [식 4-1]로 표현된다.

$$AX + Y - M = X \quad \text{[식 4-1]}$$

[식 4-1]에서 최종수요, 총산출, 투입계수행렬, 수입은 각각 Y , X , A , M 으로 표현되며 이를 변형하면 다음과 같다.

$$X = (I - A)^{-1}(Y - M) \quad [\text{식 4-2}]$$

특정 연도의 투입구조를 이용하여 투입산출모형은 작성하는 경우 산업연관표가 작성된 이외의 기간에서 추정생산량과 실제 생산량 간 차이가 발생하게 되는데, 이는 산업연관표 작성 연도로부터 멀어질수록 중간재 투입구조와 같은 산업간 상호연관 관계가 변화하나 투입산출모형을 이러한 변화를 반영하지 못하기 때문이다.

$$Z_{t\pm j} = A_t X_{t\pm j} + Y_{t\pm j} - M_{t\pm j}, \quad j = 1, 2, \dots \quad [\text{식 4-3}]$$

[식 4-3]은 특정 연도(t)의 투입구조를 기준으로 하는 투입계수(A_t)를 사용하는 경우 해당 연도를 제외한 기간에서 추정생산량($Z_{t\pm j}$)과 실제 생산량($X_{t\pm j}$) 간 차이가 발생함을 보여준다. 또한 투입산출모형에서는 고용계수를 통해 최종수요 변화가 고용에 미치는 영향을 추정할 수 있지만 투입계수와 마찬가지로 특정 연도를 기준으로 측정되어 측정 시점에서 멀어짐에 따라 고용에 대한 예측력은 저하된다는 문제점을 공유하게 된다.

이렇게 기준연도 투입계수 및 고용계수 사용 시 발생하는 투입산출모형의 단점을 보완하기 위해 황상필 외(2005)는 Israilevich et al(1997)의 시간변동 투입산출모형을 활용하였다. 해당 모형은 기준연도 투입계수를 통해 계산한 추정생산량(Z)과 실제 생산량(X) 간 추세를 이용하여 다음과 같이 투입계수의 변동을 간접적으로 추정한다.

우선 [식 4-3]에서 기준연도 투입계수를 이용하여 산업별 추정생산량(z)을 구하여 산업별 실제 생산량(x)과의 비율을 산출하고 해당 비율의 장기 추세 변화를 [식 4-4]를 통해 추정한다.

$$\frac{x_{i,t}}{z_{i,t}} = \exp[\alpha_0 + \sum_{j=1}^J \alpha_z \ln(\frac{x_{i,t-j}}{z_{i,t-j}}) + \alpha_q q_{i,t}] \quad [\text{식 4-4}]$$

[식 4-4]에서 $x_{i,t}$, $z_{i,t}$ 는 각각 t 시점 산업 i 의 실제 생산량과 추정생산량을 나타내며 $q_{i,t}$ 는 설명변수를 나타낸다. 또한 [식 4-4]를 [식 4-5]로 확장하여 미래 산업별 추정생산량과 실제 생산량 간 관계를 확인할 수 있다.

$$x_{i,t+j} = z_{i,t+j} \exp[f_i() + \delta_i] \quad [\text{식 4-5}]$$

위 식에서 $f_i()$ 는 추정방정식, δ_i 는 오차항을 나타낸다. 따라서 산업 i 에서 미래 최종수요가 주어졌을 때 [식 4-3]을 이용하여 계산한 추정생산량을 [식 4-5]에 적용하여 투입계수의 추정 없이 미래 추정생산량($z_{i,t+j}$)에 대응되는 실제 생산량($x_{i,t+j}$)을 계산할 수 있다.

미래 고용량 역시 생산량과 유사한 방식으로 계산되는데, 우선 기존 고용계수를 사용하여 이에 부합하는 고용량을 계산한다. 이를 고용방정식 [식 4-6]에 적용하여 계산된 고용량과 실제 생산량 간 비율의 장기추세 변화를 추정할 수 있다.

$$\frac{x_{i,t}}{n_{i,t}} = \exp[\beta_0 + \sum_{j=1}^J \beta_z \ln(\frac{x_{i,t-j}}{n_{i,t-j}}) + \beta_q q_{i,t}] \quad [\text{식 4-6}]$$

생산량과 마찬가지로 [식 4-6]을 미래 시점 $t+j$ 에 대해 변형할 수 있으며 이는 [식 4-7]과 같다.

$$n_{i,t+j} = \frac{x_{i,t+j}}{\exp[g_i() + \epsilon_i]} \quad [\text{식 4-7}]$$

여기서 $g_i()$ 와 ϵ 은 각각 추정방정식과 오차항을 나타내며, [식 4-5]에서 계산된 산업 i 에서의 미래 실제 생산량($x_{i,t+j}$)을 대입하여 산업 i 의 미래 고용량을 추정할 수 있다.

미래 산업별 임금은 임금과 고용량 간 관계를 나타내는 소득방정식 [식 4-8]을 추정한 뒤 이를 변형한 [식 4-9]에 [식 4-7]에서 계산된 미래 고용량($n_{i,t+j}$)을 대입하여 추정할 수 있다.

$$\frac{w_{i,t}}{n_{i,t}} = \exp[\gamma_0 + \sum_{j=1}^J \gamma_z \ln(\frac{w_{i,t-j}}{n_{i,t-j}}) + \gamma_q q_{i,t}] \quad [\text{식 4-8}]$$

$$w_{i,t+j} = n_{i,t+j} \exp[h_i(\cdot) + \phi_i]$$

연간 거시계량투입산출모형은 시간변동투입산출모형 부문인 4개 블록과 수요 측면의 거시계량모형에 해당하는 최종수요블록 등 총 5개 블록으로 구성된다. 추정에 사용되는 외생변수는 중장기 전망 목적 특성을 반영하여 최소로 설정되며 세계교역물량, 세계수입단가, 총인구, 원화 및 엔화의 대미달러환율, 원유 및 국제원자재가격, 회사채수익률 등으로 구성된다.

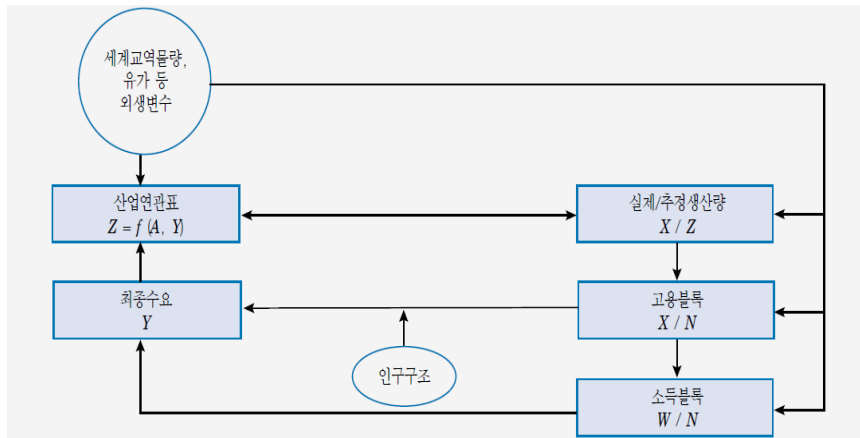
시간변동 투입산출모형 부문의 4개 블록은 추정생산량블록, 생산블록, 고용블록, 소득블록으로 구성된다. 추정생산량블록은 [식 4-3]을 추정하며 기준연도를 기준으로 생산자가격 투입산출표를 이용한 각 산업부문의 행태 방정식으로 구성된다. 생산블록은 [식 4-4]를 추정하며 추정생산량으로부터 실제생산량을 연결한다. 고용블록은 [식 4-6]을 추정하며 주어진 생산량에 대응하는 필요 고용량을 계산하는 블록이다. 마지막으로 소득블록은 [식 4-8]을 추정한 것으로 고용량을 총임금으로 연결한다.

최종수요블록은 소비, 설비 및 건설투자, 수출입 등으로 구성된다. 소비는 민간 소비와 정부 소비로 구성되며 민간 소비에서 각 재화의 1인당 소비는 1인당 소득 및 해당 재화의 상대가격의 함수이며 정부 소비는 GDP의 함수이다. 또한 설비 및 건설투자는 GDP와 실질금리에 의해 결정된다. 이때 각 부문의 추정에 사용되는 GDP는 소득블록에서 산출되는 산업별 임금의 전체 합으로 결정된다. 또한 소비자물가는 GDP, 원화의 대미환율, 수입

단가, 1인당 임금 등을 설명변수로 이용하여 추정된다. 수출입 부문 계산을 위한 수입물량은 GDP에서 국제원자재 및 원유가격을 차감하여 계산하며, 수출물량은 수출단가, 세계수입물가의 상대가격, 원화 및 엔화의 대미달러 환율, 세계교역물량을 설명변수로 이용하여 추정된다. 또한 수입단가는 원유가격과 국제원자재가격 변화에 따라 결정되며, 수출단가 계산을 위해 원화의 대미달러환율, 1인당 임금, 수입단가를 사용한다.

이를 통해 한국은행의 거시계량투입산출모형은 산업별 생산량, 고용량, 총소득 등이 결정되면 해당 변수들이 GDP, 인구요인 등을 통해 최종수요에 대한 방정식에 연결되도록 구성되었으며, 최종수요 부문은 산업별 추정 생산량 블록을 통해 생산블록 및 고용블록으로 다시 연결된다. 이러한 거시계량투입산출모형의 구성은 <그림 4-2>와 같다.

<그림 4-2> 한국은행 거시계량투입산출모형 주요 흐름도



자료: 황상필 외(2005), "한국은행 거시계량투입산출모형", p.35

2) KIET 산업경제계량모형

산업연구원은 세계 경제 위기의 상시화 및 장기화 경향에 대응을 위해 국내외 경제변수의 변동성을 반영하면서 거시경제와 산업부문 간 연계와 정합성이 담보되는 계량경제모형을 개발·운용해오고 있다. 우리나라의 거시경제에 대한 전망은 적극적으로 이루어지고 있으나 산업부문에 대한 전망은 극히 제한적으로 수행되고 있는데 산업연구원의 대표적인 산업·거시 계량모형인 KIET-DIMM(Dynamic Interindustry Macroeconomic Model)은 거시경제와 산업부문을 통합하여 분석하는 모형이다.³⁰⁾

KIET-DIMM은 한국의 경제 상황을 반영하기 위해 소규모 개방경제를 가정한다. 미시적 측면에서 왈라스의 일반균형에 근거한 산업별 수요와 공급의 균형을 유도하고, 거시적 측면에서 소득소비 승수원리, 필립스 곡선 등에 기초하여 총수요와 총공급의 균형으로 수렴하도록 모형이 설계되었다. 통계의 측면에서는 거시경제 변수인 총량 변수와 미시경제변수인 산업별 변수 간의 통계적 정합성을 유도하는 구조로 설계되었다.³¹⁾

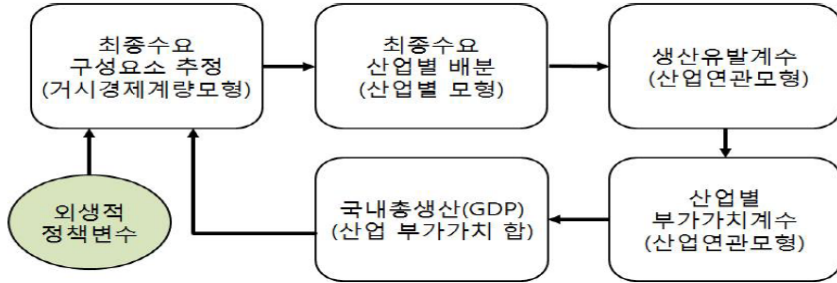
KIET-DIMM은 케인즈(Keynes) 모형과 투입산출모형이 결합된 형태로 “GDP → 최종수요 → 산업별 생산 → 부가가치 → GDP”의 순환구조를 지닌다. 이와 같은 순환구조를 통해 투입산출모형에서 외생적으로 취급하던 최종수요를 거시계량모형을 통해 산출함으로써 거시경제와 산업부문에 대한 상호 정합적인 예측치를 산출한다.³²⁾

30) KIET 산업·거시경제 단기 계량 전망모형 개발 연구 발표 자료, p. 1.을 바탕으로 저자 정리

31) KIET-DIMM의 DB 구축현황 발표 자료, p. 1.을 바탕으로 저자 정리

32) KIET 산업·거시경제 단기 계량 전망모형 개발 연구 발표 자료, p. 6.을 바탕으로 저자 정리

〈그림 4-3〉 통합모형의 순환구조

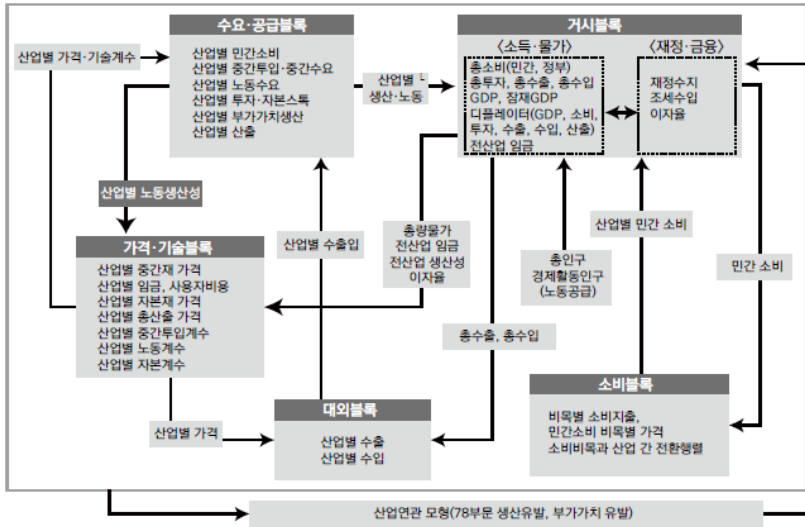


자료: KIET 산업-거시경제 단기 계량 전망모형 개발 연구 발표 자료, p. 6.

모형의 기본구조는 거시, 수요-공급, 가격-기술, 대외, 소비의 5개 하부 블록으로 구성되었으며 모형의 발전함에 따라 구성이 변하기도 한다. 기본적인 구조를 구성하는 블록의 주요 기능은 다음과 같다. 거시블록에서 주요 거시경제변수인 국내총생산, 총소득 및 총소비, 조세수입이 결정되며, 물가인 GDP디플레이터, 전산업 임금 및 실업률이 결정된다. 수요-공급 블록은 산업별 소비, 투자 등 최종수요와 함께 산업별 중간수요가 유도되어 총산출을 결정한다. 가격-기술 블록은 수요-공급 블록에서 유도된 산업별 노동생산성과 거시블록에서 결정된 전산업 임금을 매개로 산업별 임금, 자본재 가격, 중간투입재가격, 생산가격, 수출가격 등이 결정되며 산업별 중간투입계수, 자본계수, 노동계수가 유도된다. 대외블록은 소규모개방경제 하에서 외생적으로 주어지는 해외의 산업별 생산 및 가격, 산업별 수출가격 등이 주요 설명변수로 작용하여 산업별 수출과 수입이 결정된다. 대외블록에서 결정된 변수는 수요-공급 블록에서 최종수요를 산출하는데 이용된다.³³⁾

33) 이진면 외(2007), p. 74.

〈그림 4-4〉 KIET-DIMM 기본구조



자료: KIET-DIMM의 DB 구축현황 발표자료, p. 2.

산업연구원의 산업·거시계량모형은 1990년대 초에 KDI에서 개발한 다 부문모형을 시작으로 동 모형을 2000년대 초까지 활용하였다. 2007년에 산업부문 확대와 생산, 소비, 투자를 도입하면서 모형의 이름을 KIET-DIMM으로 명명하였다. 이후, 고령화 분석을 위한 인구가계 블록을 추가한 KIET-DIMM12을 개발하였으며 4차 산업혁명의 파급효과 분석을 주요 목적으로 한 KIET-DIMM18을 개발하였다.

〈표 4-2〉 KIET-DIMM 발전 과정

모형	분석 대상	내용	분석 시계
KIET-DIMM07 (KIET 산업·거시 계 량모형)	국민계정의 78개 산업 중 농 림어업을 1개의 산업으로 통 합하고, 기초통계가 부족한 서비스 부문을 대분류 산업으 로 통합한 39개 산업	<ul style="list-style-type: none"> 정책 시뮬레이션을 위해 기 존의 KDI 모형에 산업부문 확대, 생산, 소비, 투자를 도 입 	연간

모형	분석 대상	내용	분석 시계
KIET 단기 거시 · 산업 전망모형	KIET의 반기별 산업전망 분류인 10대 제조업을 포함한 17개 산업	<ul style="list-style-type: none"> • 국내외 경제변수의 단기적 영향을 살피기 위해 분기 데이터베이스를 구축 • 대외블록 확장 	분기
KIET-DIMM12	한국은행 국민계정 및 산업연관표의 분류기준에서 대분류 수준으로 통합한 78개 산업	<ul style="list-style-type: none"> • 고령화 분석을 위해 인구 · 가계 블록을 추가 • 소비블록 확장 	연간
KIET-DIMM18	KIET-DIMM12와 동일한 78개 산업	<ul style="list-style-type: none"> • 4차 산업혁명 파급효과 분석을 위해 시나리오를 다양화 	연간

자료: 장정인 외(2021a), p. 18

2. 해양수산업 부문 적용 방안

해양수산업 구조모형을 구축하기 위해서 거시경제 부문과 산업부문이 결합한 구조모형을 살펴보았다. 동 모형은 거시경제와 산업 간의 연계에 초점을 맞추어 분석하므로 해양수산업 구조모형의 방법론으로 적합하다고 판단된다. 또한 경제변수 간 일관된 논리를 적용하여 이론적 정합성이 뛰어나고 모형 내에서 국내외 경제변수와 변동성이 반영되면서 거시경제와 산업의 관계를 내생적으로 추정하므로 대내외 여건 변화에 따른 파급효과 분석에도 용이하다는 장점이 있다. 그러나 경제변수 간 이론적 정합성을 유지하기 때문에 실제 데이터와의 부합성은 다소 떨어진다는 단점도 존재하는데, 주요 기관은 이러한 문제를 예측력이 우수한 방법론의 모형을 상호·보완적으로 적용하는 다모형 접근법을 통해 해소하고 있다.

그동안 KMI의 전망모형은 이론적 정합성보다는 예측력에 강점을 지닌 시계열 모형과 머신러닝기법을 중심으로 개발이 이루어졌다. 해양수산업 경제전망을 위한 데이터베이스 구축이 시급했고, 연구 목적, 기간, 인력, 그리고 비용 등을 종합적으로 고려하였을 때, 예측력이 담보된 단기 모형

개발이 우선시 된다고 판단했기 때문이다. 그러나 대외경제 불확실성이 어느 때보다 증대되고 경제의 패러다임이 변화하는 상황에서 해양수산업 중·장기 전망에 대한 필요성이 강조되고 있다. 이러한 점을 고려하였을 때, 해양수산업경제에 대한 체계적이고 종합적인 전망을 위해서는 현재 운용하고 있는 단기 전망모형에 대한 고도화와 중·장기 전망모형 개발이 시급하다고 할 수 있다.

전망모형 개발연구는 구조모형 개발에 초점을 맞추어 이루어질 계획이다. 본 연구에서 소개한 모형 외에도 동태 연산가능 일반균형(Dynamic Computable General Equilibrium) 모형 등 다양한 구조모형 방법론을 검토하고 해양수산업에 적용 가능성을 모색할 것이다. 또한 해양수산업 특성을 고려한 구조모형을 시범 구축하고, 전문가 자문 등을 거쳐 모형을 고도화할 것이다.

〈표 4-3〉 구조모형 구축 로드맵

절차	1분기	2분기	3분기	4분기
구조모형 방법론 검토 및 해양수산업분야 적용 가능성 모색				
구조모형 시범 구축				
모형 고도화를 위한 전문가 자문				
모형 구축 방법론 고도화				

자료: 저자 작성

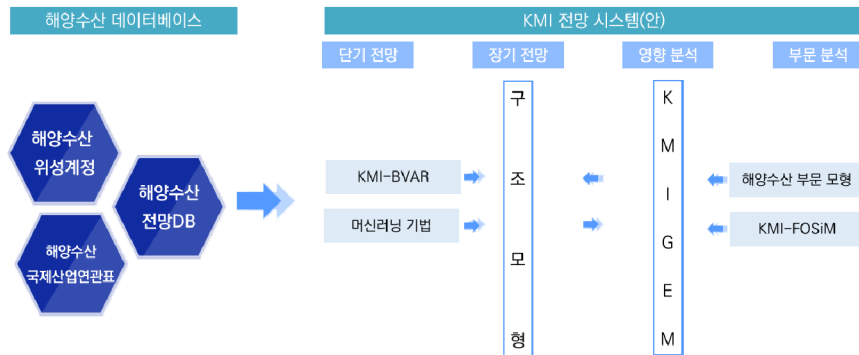
제3절 소결

본 장에서는 KMI 전망체계의 향후 과제에 대해 논의하였다. 대내외 불

확실성 증가와 경제 상황이 급변함에 따라 시의성이 확보된 전망의 필요성을 인식하고 전망을 연 1회에서 2회로 확대할 계획임을 밝혔다.

구조모형을 활용한 중·장기 전망을 수행함으로써 해양수산업 성장에 대한 장기적인 비전을 제공하고, 시뮬레이션을 활용해 정부의 정책 변화 또는 대외 충격이 해양수산업에 미치는 영향을 분석함으로써 분석 목적과 시나리오에 따라 유연한 모형 운용이 가능할 것이다. 현재 운용되고 있는 단기 전망모형인 시계열 모형, 머신러닝기법과 구조모형을 상호보완적으로 운용한다면 해양수산업경제에 대한 다각적이고 종합적인 분석이 가능할 것으로 기대된다.

〈그림 4-5〉 KMI 전망 시스템(안)



자료: 저자 작성

05

결론

제1절 연구 요약

본 연구는 해양수산업 데이터베이스 구축 자동화 과정을 개선하고 작성 범위를 확장하였으며, 해양수산업 전망을 위해 KMI-BVAR 모형과 머신러닝기법을 고도화하였다.

해양수산업 데이터베이스 자동화 프로그램 개발은 엑셀 기반으로 작성되던 해양수산업 데이터베이스 작성을 R 언어로 교체하여 데이터베이스 작성 시간을 효율적으로 단축했으며, 작성 범위를 해양수산업 대분류 기준에서 중분류까지 확장하였다. 또한 투입산출표 상 국내 및 수입거래표 기준 데이터베이스의 시계열을 연장하였다는 점도 본 연구의 의의라 할 수 있다.

2021년에 개발한 KMI-BVAR 모형을 고도화하여 전망을 수행하였다. 해양수산업 특성과 전망치의 현실설명력을 향상하기 위해 모형을 세분화하였으며, 모형별 변수 구성을 개편하였다. 특히 기업의 영향력이 큰 조선업과 해운업 모형 구성 변수로 금융시장의 마켓 컨센서스, 수출액 증가율을 사용하여 가용한 모든 데이터를 활용한 전망을 수행하였다. 전망 결과, 2023년에도 해양수산업은 성장세를 이어갈 것으로 예상되나 증가폭은 둔화될

것으로 전망되었다. 수출이 크게 증가할 것으로 전망되는 조선업이 해양수산업 성장을 견인할 것으로 보이나 운임하락에 따른 해운업 부진이 해양수산업 성장폭을 둔화시킬 것으로 전망되었다.

다음으로 머신러닝기법을 적용한 해양수산업 5대 부문 전망을 수행하였다. 머신러닝기법에 사용되는 데이터는 산업별 실질 부가가치를 종속변수로 하며, 독립변수는 자본, 수출, 취업자 수 등의 투입산출표 항목, 세계 GDP, 회사채율 등의 거시경제변수 및 산업별 고유 변수들로 구성되었다. 데이터 관측치는 2005년부터 2021년까지로 총 17개이나 독립변수의 개수는 이를 크게 상회하여 주어진 데이터는 관측치 개수보다 독립변수의 개수가 큰 고차원 데이터이므로, 다양한 머신러닝 방법을 적용하여 부가가치를 전망하였다. 우선, 다양한 변수 선택기법으로 독립변수를 선별 후, 머신러닝 예측기법을 적용하였다. 또한, 고차원 데이터의 경우 전망치의 분산이 클 수 있으므로 예측조합법과 앙상블 모형을 각 머신러닝 기법의 전망치에 적용하였다. 이에 따라, 2017년부터 2021년까지의 각 예측기법의 전망치로 절대비오차를 구하여 예측기법 간의 예측성능을 비교하였다. 아울러, 해양관광업의 주요 변수 중 하나인 해수욕장 방문객 수도 상기와 같은 방식으로 전망하였다.

개별 산업별로 우수한 예측성능을 보이는 변수 선별 방식, 머신러닝 예측기법 및 예측조합법 및 앙상블 모형 종류 등은 차이점을 보였다. 실제 부가가치의 시계열이 단조성을 다소 보일 때에는 선형모델인 LASSO, Enet 및 kmeans 등의 예측기법이 높은 예측성능을 보였으나, 이 기법들의 예측성능을 일반화하기는 어려운 것으로 보인다.

지금까지 논의를 종합하여 해양수산업 전망체계에 대한 두 가지 향후 과제를 제시하였다. 첫 번째 향후 과제는 해양수산업 수정 전망의 실행이다. 해양수산업을 둘러싼 대외여건의 불확실성이 증대되고, 해양수산경제 상황이 급변하는 만큼 연간 전망 횟수를 늘려 전망치에 대한 사회적 공유를 적

극적으로 활용하는 것이 시급하다고 판단하여 상반기에 추가적인 수정 전망을 수행하도록 하였다. 두 번째는 중·장기 전망을 위한 구조모형의 구축이다. 현재 해양수산업 전망은 단기 전망에 초점이 맞추어져 있으며, 이에 따라 활용 모형도 단기 예측력이 뛰어난 것으로 알려진 시계열 모형과 머신러닝기법을 활용하고 있다. 단기 모형과 함께 구조모형을 활용한 중·장기 모형을 활용한다면 해양수산업경제에 대한 종합적이고 포괄적인 전망체계를 구축할 수 있을 것으로 기대할 수 있다.

제2절 결론

본 연구의 결론은 다음과 같다. 첫째, 데이터베이스 자동화 프로그램을 작성함으로써 데이터베이스 작성 시간은 효율적으로 단축하고, 데이터베이스 작성 범위를 확대하여 해양수산업 경제에 대한 보다 구체적인 분석이 가능해졌다. 그럼에도 불구하고 데이터 시계열의 부족은 데이터 작성 시점을 확장해야 할 필요가 있음을 시사한다.

둘째, 해양수산업 부가가치 전망을 위해 전망모형 방법론을 개선·고도화하였다. 앞서 수행한 3번의 연구를 통해 해양수산업 특성과 데이터 여건에 적합한 전망 방법론을 구축하였으며, 본 연구에서는 전망 방법론과 사용 변수에 대한 고도화 작업을 중심으로 전망을 수행하였다.

부가가치 전망에서 한계점은 상대적으로 짧은 기간의 데이터로 부가가치를 전망한다는 점이다. 향후 더욱 정확한 해양수산업 부가가치 전망을 위해서는, 머신러닝 변수 선별 기법과 함께 해양수산업 내외부 환경변화를 고려한 관련 전문가의 독립변수 선별 작업도 함께 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

국내 문헌

- 구미령·유진은, 「집단내 상관계수 (ICC) 크기에 따른 별점회귀모형의 변수 선택 및 예측 성능 비교: TALIS 2018 자료의 교사협력 예측 변수 탐색」, 『아시아교육연구』, 제22권, 제1호, 2021, 31-59.
- 나인강·류지철(2000), 『에너지 수요분석 및 전망-2001년 수요전망과 정책이슈』, 에너지경제연구원
- 김길훈·고성효, 「제주도 해양관광 수요예측에 관한 연구」, 『산경논집』, 제23권, 제1호, 2008, 19-42.
- 김동현·한승재·정봉규·한승훈·이상봉, 「머신러닝을 이용한 기관 출력 예측 방법에 관한 연구」, 『해양환경안전학회지』, 제25권, 제7호, 2019, 851-857.
- 김두환·이강배, 「LSTM을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측」, 『한국항만경제학회지』, 제36권, 제2호, 2020, 53-62.
- 김윤영·박준용, 「혼합주기자료 VAR 모형을 이용한 경제성장률 예측」, 『금융경제연구』, 제268호, 2006.
- 김현석, 「VAR 모형과 Bayesian VAR 모형의 물동량 예측력 비교 연구」, 『해운물류연구』, 제31권 제2호, 2015, 449-466.
- 김현석·장명희, 「Bayesian VAR 를 이용한 해운경기, 환율 그리고 산업생산 간의 동태적 상관분석」, 『한국항만경제학회지』, 제30권, 제2호, 2014, 77-92.
- 남종오·노승국, 「시계열 모형을 이용한 굴 생산량 예측 가능성에 관한 연구」, 『한국해양수산개발원 수산업관측센터』, 제34권, 제2호, 2012, 185-195.

-
- 노태영·최태련, 「벡터자기회귀 모형 추정을 위한 베이지안 축소 방법론 비교 연구」, 『Journal of The Korean Data Analysis Society』, 제18권, 제4호, 2016, 1857-1870.
- 박경훈·임현준·노경서, 「한국은행 거시계량모형(BOK20) 구축결과」, 『조사통계월보』, 2020
- 박성진·배후석·신용준, 「연안해운 선원인력 수요예측에 관한 연구」, 『한국항해항만학회지』, 제36권, 제3호, 2012, 205-213.
- 박양수, 『경제전망의 실제』, 서울: 한티미디어, 2011.
- 박해훈·윤갑동, 「한국 멸치어업의 어획량 분석과 예측」, 『한국수산과학회지』, 제29권, 제2호, 1996, 143-149.
- 배남규·최영문, 「중소조선업계의 도산예측변수에 관한 연구」, 『국제회계연구』, 제94권, 2020, 1-24.
- 배성완·유정석, 「머신 러닝 방법과 시계열 분석 모형을 이용한 부동산 가격지수 예측」, 『주택연구』, 제26권 제1호, 2018, 107-133.
- 백천현·김후곤·김영진·정용주, 「상향식 모형을 이용한 국내 조선업의 온실가스 배출 분석」, 『경영과학』, 제31권, 제1호, 2014, 41-48.
- KIET 산업·거시경제 단기 계량전망모형 개발 연구 발표자료(2019. 5. 4.)
- KIET-DIMM의 DB 구축현황 발표자료(2020. 7. 29.)
- 손민규·김대용·황상필, 「한국은행 분기거시계량모형 (BOK12) 재정모형 구축결과」, 『조사통계월보』, 2013년 6월호, 한국은행, 2013.
- 에너지경제연구원, 『에너지수요전망 2018 겨울호』
- 에너지 수급전망 전문가 세미나(KEEI) 발표자료(2021.7.13.)
- 앵흐자리갈 운자야·박수호·황도현·정민지·김나경·윤홍주, 「GOCI 영상과 기계학습 기법을 이용한 *Cochlodinium polykrikoides* 적조 탐지 기법 연구」, 『한국전자통신학회논문지』, 제15권, 제6호, 2020, 1089-1098.
- 오진호, 「제주도 항만 물동량 예측: 주요 품목을 대상으로」, 『제주발전연구』, 제20호, 2016, 147-167.
- 이광남·정진호, 「어업용 먼세유류 사용량 예측에 관한 연구」, 『수산경영론집』, 제43권, 제1호, 2012, 49-61.
-

- 이상원·정인환, 「선박 신수요 예측을 위한 빅데이터 기반 인공지능 알고리즘을 활용한 플랫폼 개발」, 『한국인터넷방송통신학회 논문지』, 제19권, 제1호, 2019, 171-178.
- 이진면·김동석·김민수, 『다부문모형에 의한 산업구조 변화의 장기전망』, 한국개발연구원, 2001.
- 이진면·변창욱·최용재·김진웅·이상호, 『KIET 산업경제계량모형』, 산업연구원, 2007.
- 이진면·이용호·김재진·김바우·한정민, 『KIET 산업·거시경제 단기 계량전망모형 개발 연구』, 산업연구원, 2013.
- 이진면·이용호·김재진, 『4차 산업혁명과 우리 산업의 중장기 구조변화 전망』, 산업연구원, 2018.
- 장정인·권장한·정수빈, 『해양수산업 전망모형 개발 연구(II)』, 한국해양수산개발원, 2021a.
- 장정인·김태진·정수빈·박희대·고병욱·이현동·하태영, 『해양수산업 위성계정 기초연구(I)』, 한국해양수산개발원, 2020.
- 장정인·김태진·정수빈·김정우, 『해양수산업 전망모형 개발 연구(I)』, 한국해양수산개발원, 2020.
- 장정인·정수빈·박동욱·김태한, 『2020 해양수산업 분석 보고서 -2016~2017년 산업연관표 기준-』, 한국해양수산개발원, 2021b.
- 장정인·박동욱·권장한·정수빈·김주현·김태한·김성은·최일선·마창모·허수진·하현정·최건우·이기열·이수영, 『2022 해양수산 주요지표 전망』, 한국해양수산개발원, 2021c.
- 장정인·임병호·정인교·권장한·조정란·정수빈·김성아·최건우, 『해양수산업 부문 정책효과 분석을 위한 KMI-GEM 구축(2)』, 한국해양수산개발원, 2021d.
- 전해정, 「베이지안 패널 VAR 모형을 이용한 거시경제변수가 지역 주택가격에 미치는 영향」, 『인문사회 21』, 제10권, 제6호, 2019, 1349-1362.
- 정수빈·장정인·권장한·김성은·박동욱, 『해양수산업 분야 국제산업연관표 구축 기반 연구』, 한국해양수산개발원, 2021.
- 최필선·민인식, 「머신러닝 기법을 이용한 대졸자 취업예측 모형」, 『직업능력개발연구』, 제21권, 제1호, 2018, 31-54.
- 한국개발연구원, 『KDI 경제전망 - 2022 하반기』, 2022, KDI

한국은행, 『BOK경제전망보고서(22.11월)』, 2022, 한국은행

함종영·손재영, 「사전확률분포를 이용한 주택시장 예측모형 비교 연구: Bayesian VAR 모형을 중심으로」, 『부동산·도시연구』, 제8권, 제2호, 2016, 25-38.

황경후·김원표·정철, 「일변량 시계열 모형 비교를 통한 독도관광 수요예측」, 『관광레저연구』, 제27권, 제2호, 2015, 59-77.

황상필·박양수·최강욱, 「한국은행 거시계량투입산출모형」, 『조사통계월보』, 2006년 9월호, 한국은행, 2006.

KMI-KIEP 업무 교류협력 협의회 발표자료(2021.6.24.)

국외 문헌

- A. Jugović, S. Hess and T. Poletan Jugović, “Traffic Demand Forecasting for Port Services”, *Promet-Traffic & Transportation*, Vol. 23, No. 1, 2011, pp. 59-69.
- Agus Perdana Windarto, “Implementation of Data Mining on Rice Imports by Major Country of Origin Using Algorithm Using K-Means Clustering Method”, *International Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 1, No. 2, 2017, pp. 26-33.
- Altmann, A., Tološi, L., Sander, O. and Lengauer, T., “Permutation importance: a corrected feature importance measure”, *Bioinformatics*, Vol. 26, No. 10, 2010, pp. 1340-1347.
- Bair, E., Hastie, T., Paul, D. and Tibshirani, R., “Prediction by supervised principal components”, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 101, No. 473, 2006, pp. 119-137.
- Barreiro-Ures, D., Cao, R. and Francisco-Fernandez, M. “Bagging cross-validated bandwidth selection in nonparametric regression estimation with applications to large-sized samples”, *arXiv preprint arXiv:2105.04134*, 2021.
- Barshan, E., Ghodsi, A., Azimifar, Z. and Jahromi, M. Z., “Supervised principal component analysis: Visualization, classification and regression on subspaces and submanifolds”, *Pattern Recognition*, Vol. 44, No. 7, 2011, pp. 1357-1371.

- Breiman, L., "Random Forests", *Machine Learning*, Vol. 45, 2001, pp. 5-32.
- Breiman, Leo, "Bagging predictors", *Machine Learning*, Vol. 24, 1996, pp. 123-140.
- CHANG, M., XING, Y. Y., ZHANG, Q. Y., HAN, S. J., & Kim, M., "A CNN Image Classification Analysis for 'Clean-Coast Detector' as Tourism Service Distribution", *Journal of Distribution Science*, Vol. 18, No. 1, 2020, pp. 15-26.
- Chi Zhang, Lei Huang and Zhichao Zhao, "Research on combination forecast of port cargo throughput based on time series and causality analysis", *Journal of Industrial Engineering and Management*, Vol. 6, No. 1, 2013, pp. 124-134.
- Desmond Eseoghene Ighravwe and Christopher Osita Anyaeche, "A comparison of ARIMA and ANN techniques in predicting port productivity and berth effectiveness", *International Journal of Data and Network Science*, Vol. 3, No. 1, 2019, pp. 13-22.
- Ehab A. Kholief, Samy H. Darwish and M. Nashat Fors, "Detection of Steel Surface Defect Based on Machine Learning Using Deep Auto-encoder Network", *Industrial Engineering and Operations Management*, 2017, pp. 218-229.
- Enriqueta Velarde, Exequiel Ezcurra, Miguel A. Cisneros-Mata-Miguel, and F. Lavi, "Seabird Ecology, El Nino Anomalies, and Prediction Of Sardine Fisheries In The Gulf Of California", *Ecological Applications*, Vol. 14, No. 2, 2004, pp. 607-615.
- Fix, Evelyn and Hodges, Joseph L., "Discriminatory Analysis, Nonparametric Discrimination: Consistency Properties", *USAF School of Aviation Medicine*, 1951.
- Gang Xie, Yatong Qian and Shouyang Wang, "Forecasting Chinese cruise tourism demand with big data: An optimized machine learning approach", *Tourism Management*, Vol. 82, 2021.
- Gil Goncalves, Umberto Andriolo, Luis Pinto and Diogo Duarte, "Mapping marine litter with Unmanned Aerial Systems: A showcase comparison among manual image screening and machine learning techniques", *Marine Pollution Bulletin*, Vol. 155, 2020.
- Hastie, Trevor, Robert Tibshirani, and Jerome Friedman, "The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction", *Springer Science & Business Media*, 2009.

-
- Huang, N., Lu, G. and Xu, D., "A permutation importance-based feature selection method for short-term electricity load forecasting using random forest", *Energies*, Vol. 9, No. 10, 2016, pp. 767-790.
- Inigo Gomara, Belen Rodriguez-Fonseca, Elsa Mohino, Teresa Losada, Irene Polo and Marta Coll, "Skillful prediction of tropical Pacific fisheries provided by Atlantic Ninos", *Environmental Research Letters*, Vol. 16, No. 5, 2021.
- International Monetary Fund, *World Economic Outlook: October 2022*, IMF
- J. M. Bates and C. W. J. Granger, "The Combination of Forecasts", *Operational Research*, Vol. 20, No. 4, 1969, pp. 451-468.
- Jeremy Smith and Kenneth F. Wallis, "A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle", *OXFORD BULLETIN OF ECONOMICS AND STATISTICS*, Vol. 71, No. 3, 2009, pp. 331-355.
- Junhui Li, "An Econometric Analysis of Shipbuilding Market in China", Rotterdam: Erasmus University of Rotterdam, 2011.
- Laouafi, A., Mordjaoui, M., Haddad, S., Boukelia, T. E. and Ganouche, A., "Online electricity demand forecasting based on an effective forecast combination methodology", *Electric Power Systems Research*, Vol. 148, 2017, pp. 35-47.
- Li, J., Bian, C., Chen, D., Meng, X., Luo, H., Liang, H. and Shen, L., "Persistent Feature Analysis of Multimodal Brain Networks Using Generalized Fused Lasso for EMCI Identification", In *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2020, pp. 44-52.
- Lloyd, S. P., "Least squares quantization in PCM", Technical Report RR-5497, Bell Lab, 1957.
- Mahdi Panahi, Nitheshnirmal Sadhasivam, Hamid Reza Pourghasemi, Fatemeh Rezaie and Saro Lee, "Spatial prediction of groundwater potential mapping based on convolutional neural network (CNN) and support vector regression (SVR)", *Journal of Hydrology*, Vol. 588, 2020.
- Mengting Chen, Yufeng Luo, Yingying Shen, Zhenzhong Han and Yuanlai Cui, "Driving force analysis of irrigation water consumption using principal component regression analysis", *Agricultural Water Management*, Vol. 234, 2020.

- Misganaw Abebe, Yongwoo Shin, Yoojeong Noh, Sangbong Lee and Inwon Lee, "Machine Learning Approaches for Ship Speed Prediction towards Energy Efficient Shipping", *Applied Sciences*, Vol. 10, No. 7, 2020, pp. 2325-2342.
- P. Mohamed Shakeel, S. Baskar, V. R. Sarma Dhulipala and Mustafa Musa Jaber, "Cloud based framework for diagnosis of diabetes mellitus using K-means clustering", *Health Information Science and Systems*, Vol. 6, No. 1, 2018, pp. 1-7.
- Pearson, K., "On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space", *Philosophical Magazine Series 6*, Vol. 2, No. 11, 1901, pp. 559-572.
- Quan Quan, Zou Hao, Huang Xifeng and Lei Jingchun, "Research on water temperature prediction based on improved support vector regression", *Neural Computing and Applications*, 2020, pp. 1-10.
- Rew, J., Cho, Y. and Hwang, E., "A Robust Prediction Model for Species Distribution Using Bagging Ensembles with Deep Neural Networks", *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 8, 2021.
- Ruihua Lu, Osman Turan, Evangelos Boulougouris, Charlotte Banks and Atila Incek, "A semi-empirical ship operational performance prediction model for voyage optimization towards energy efficient shipping", *Ocean Engineering*, Vol. 110, 2015, pp. 18-28.
- Shang, H. L. and Haberman, S., "Model confidence sets and forecast combination: an application to age-specific mortality", *Genus*, Vol. 74, No. 1, 2018, pp. 1-23.
- Shigemizu, D., Akiyama, S., Asanomi, Y., Boroevich, K. A., Sharma, A., Tsunoda, T., Matsukuma, K., Ichikawa, M., Sudo, H., Takizawa, S., Sakurai, T., Ozaki, K., Ochiya, T. and Niida, S., "Risk prediction models for dementia constructed by supervised principal component analysis using miRNA expression data", *Communications biology*, Vol. 2, No. 1, 2019, pp. 1-8.
- StataCorp, L. P., *Stata base reference manual*, College Station: StataCorp LLC, 2021
- Tibshirani, R. J. and Taylor, J., "The solution path of the generalized lasso", *The annals of statistics*, Vol. 39, No. 3, 2011, pp. 1335-1371.
- Tibshirani, Robert, "Regression Shrinkage and Selection via the lasso", *Journal of*

-
- the Royal Statistical Society. Series B (methodological), Vol. 58, No. 1, 1996, pp. 267-288.
- V. N. Vapnik and A. Ya. Lerner, "Recognition of Patterns with help of Generalized Portraits", *Avtomatika i Telemekhanika*, Vol. 24, No. 6, 1963, pp. 774-780.
- Viyada Suriyakul Na Ayudhaya and Praew Ritthirungrat, "The econometric analysis of the factors affecting the revenue of Bangkok Port", *World Maritime University MS Thesis*, 2018.
- Waldmann, P., Meszaros, G., Gredler, B., Fuerst, C. and Solkner, J., "Evaluation of the lasso and the elastic net in genome-wide association studies.", *Frontiers in genetics*, Vol. 4, 2013.
- Wang Cai, Jianzhuang Wang, Longchao Cao, Gaoyang Mi, Leshi Shu, Qi Zhou and Ping Jiang, "Predicting the weld width from high-speed successive images of the weld zone using different machine learning algorithms during laser welding", *Mathematical Biosciences and Engineering*, Vol. 16, No. 5, 2019, pp. 5595-5612.
- Wang, J. and Zuo, R., "Assessing geochemical anomalies using geographically weighted lasso", *Applied Geochemistry*, Vol. 119, 2020.
- Wang, X., Benesty, J., Chen, J. and Cohen, I., "Beamforming with small-spacing microphone arrays using constrained/generalized lasso", *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 27, 2020, pp. 356-360.
- Weiss, C. E., Raviv, E. and Roetzer, G., "Forecast Combinations in R using the ForecastComb Package", *R Journal*, Vol. 10, No. 2, 2018, pp. 262-281.
- Wenchao Xing and Yilin Bei, "Medical Health Big Data Classification Based on KNN Classification Algorithm", *IEEE Access*, Vol. 8, 2019, pp. 28808-28819.
- Xianglong Luo, Danyang Li, Yu Yang and Shengrui Zhang, "Spatiotemporal Traffic Flow Prediction with KNN and LSTM", *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 2019, 2019, pp. 1-10.
- Yuqing Geng, Mukasar Maimaituerxun and Han Zhang, "Coupling Coordination of Water Governance and Tourism: Measurement and Prediction", *Discrete Dynamics in Nature and Society*, Vol. 2020, 2020, pp. 1-13.

- Zhihui Hu, Yongxin Jin, Qinyou Hu, Sukanta Sen, Tianrui Zhou and Mohd Tarmizi Osman, "Prediction of Fuel Consumption for Enroute Ship Based on Machine Learning", IEEE Access, Vol. 7, 2019, pp. 119497-119505.
- Zhe Song, Qinli Deng and Zhigang Ren, "Correlation and principal component regression analysis for studying air quality and meteorological elements in Wuhan, China", Environmental Progress & Sustainable Energy, Vol. 39, No. 1, 2019.
- Zou, Hui and Hastie, Trevor, "Regularization and Variable Selection via the Elastic Net", Journal of the Royal Statistical Society, Series B, Vol. 67, No. 2, 2005, pp. 301-320.

인터넷 자료

- CNBC(2023.1.31), South Korea posts the worst trade deficit in its history, <https://www.cnn.com/2023/02/01/south-korea-posts-the-worst-trade-deficit-in-its-history.html>(검색일: 2023.2.8.)

부 록

1. 2022 해양수산업 수정전망 자료

한국해양수산개발원, 2022년 해양수산업 경제성장률 3.7% 성장 전망

한국해양수산개발원(KMI, 원장 김종덕)은 2022년 해양수산업 실질부가가치가 전년대비 3.7% 성장할 것이라고 전망했다.

이는 2022년 초 전망인 3.2%에 비하여 0.5%p 상승한 수치이며, KMI는 사회적 거리두기 해제 등에 따른 민간 소비 증가와 2022년 상반기 해운업 호실적에 힘입어 우리나라 해양수산업경제가 성장할 것으로 예상했다.

해양수산업 경제성장률을 부문별로 살펴보면, 경기침체 우려와 운임 하락세에도 불구하고 운임이 코로나19 이전대비 높은 수준을 유지함에 따라 해운업이 전년대비 10.5% 성장할 것으로 전망되었다. 코로나19 완화로 해양수산업관련서비스업이 전년대비 6.2%, 해양수산업레저관광업이 2.6%

성장할 것으로 전망되었다. 반면 원자재가격 상승으로, 선박및해양플랜트 건조수리업은 1.2% 하락할 것으로 예상되었다. KMI는 유가, 인건비 등 경영비 상승으로 인해 수산물 생산량은 감소할 것으로 전망하였으나 환율 상승은 수산물 수출에 긍정적으로 작용할 것으로 예측했다. 반면 선박및 해양플랜트건조수리업은 호의적인 수주환경 조성과 양호한 수주실적이 부가가치에 반영되기엔 아직 이르다고 진단했다.

KMI의 전망은 한국은행의 산업연관표 데이터를 활용하여 작성한 해양 수산업 실질 부가가치를 바탕으로 IMF, EIA 등 주요 기관의 올 상반기 전망자료와 KMI의 수산업관측센터, 해운빅데이터센터, 항만수요예측센터 등의 해양수산업 관련 전망치를 적용한 결과이다.

장정인 경제전망-데이터연구실장은 “2022년 상반기 중국 봉쇄조치와 우크라이나 사태 등으로 인해 경제 여건에 불확실성이 증대되고 있으며, 이로 인해 해양수산업 경기 하방 압력이 가중되고 있는 상황이다. 앞으로 해양수산분야 경제상황에 대한 지속적인 모니터링을 통해 해양수산경제에 대한 전망을 수행할 계획이다”라고 밝혔다.

2022 해양수산 수정전망 (부가가치 실질성장률)

단위: %

대분류	2022(f)
해양수산업	3.7%
해양수산업(조선업제외)	5.0%
수산업	0.4%
해운업	10.5%
항만업	2.1%
선박및해양플랜트건조수리업	-1.2%

대분류	2022(f)
해양수산물가공제조업	2.6%
해양자원개발및건설업	1.2%
해양수산물레저관광업	2.6%
해양수산물관련서비스업	6.2%
해양수산물 부가가치 기여도	2.4%

주: f는 전망치

※ 본 결과는 KMI의 KMI-BVAR(Bayesian VAR) 모형을 적용함. KMI-BVAR은 수산업, 해운·항만업, 조선·제조·건설업, 기타 해양수산업 등 4가지 모형으로 구성됨. KMI 및 주요 기관의 '22년 상반기 주요지표 수정전망치를 반영하여 '22년 해양수산업 실질 부가가치 성장률을 전망함.

2. 머신러닝 기법 독립변수

분야	분야별 변수	공통 변수
해운업	컨테이너물동량, 건화물선물동량, SCFI, 상해.유럽.달러, 상해.미.서부.달러, 상해.싱가포르.달러, BDI.종합, BPI, 연료유가, LIBOR.Interest.Rates, USA.Interest.Rates, World.Seaborne.Trade, World.Seaborne.Container.Trade, 국적선사.톤수, World.Fleet.GT, GDP성장률, Weighted.Average.Earnings.All.Bulkers, CCFI.Composite.Index, Total.Contracting..GT, Total.Containership.Sales, Total.Containership.Sales.1, Total.Containership.Sales.2, Total.Containership.Sales.3 ※ 총 23개	(산업연관표) 취업자수, 상용근로자, 실질순자본소득, 투자, 수출, 수입, 상용근로자임금, 중간투입계, 영업잉여, 고정자본소모, 생산세, 중간수요계, 민간소비지출, 재고증가, 최종수요계, 총산출액, 총공급 ※ 총 17개
항만업		(거시경제변수) 총GDP, 1인당GDP, 회사채수익률, GDP디플레이터, 민간고정자본형성, 정부고정자본형성, 총고정자본형성, 재화와서비스의수출, 재화와서비스의수입, 총취업자수, 총상용근로자, 총저축률, 총순자본소득, 노동소득분배율, 노동소득분배율1, 노동소득분배율2, 평균교육기간, 다요소생산성, 총고정자본형성, 고정자본소모, 총인구, 1인당연간노동시간, 경제활동인구, 평균원화환율, 세계GDP, 세계물가 ※ 총 26개
조선업		
수산업	어획노력량, 면세유가격, 수산물총생산량, 수산물총생산액, 수산물평균가격, 수산물수출액, 수산물수입액, 어업부가가치, 어가수, 어가인구, 어가소득, 1인당수산물소비량 ※ 총 12개	
해양관광업	크루즈관광객, 해수욕장방문객, 연간강수일수, 연간열대야일수, 연간폭염일수, 연간황사일수, 도로길이, 고속도로길이, 연안여객선이용객, 동력수상레저기구, 세계관광객 ※ 총 11개	

일반사업 2022-01-03

2022 해양수산업 전망모형

인쇄 2022년 12월 29일

발행 2022년 12월 31일

발행인 김 중 덕

발행처 한국해양수산개발원

주 소 49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

연락처 051-797-4800 (FAX 051-797-4810)

등록 1984년 8월 6일 제313-1984-1호

조판·인쇄 애드원플러스 (070-4390-3850)

비매품

