

해양수산업 전망모형 개발 연구(I)

A Study on the Development
of Marine and Fisheries Outlook Model(1)

2020. 03.

장정인 | 김태진 | 정수빈 | 김정우



한국해양수산개발원
KOREA MARITIME INSTITUTE

연구진	장정인 한국해양수산개발원 경제산업통계분석실 부연구위원 김태진 한국해양수산개발원 경제산업통계분석실 전문연구원 정수빈 한국해양수산개발원 경제산업통계분석실 전문연구원 김정우 한국해양수산개발원 경제산업통계분석실 전문연구원
------------	--

보고서 집필 내역	
연구책임자	장정인 제1장, 제4장 제4절, 제5장

연구진	김태진 제2장 제1절, 제2절 일부, 제3절, 제4장 제1절, 제2절 정수빈 제3장 김정우 제2장 제2절 일부, 제4장 제3절
------------	--

산·학·연·정 연구자문위원	이용호 산업연구원 전문연구원 김재진 산업연구원 전문연구원
-----------------------	------------------------------------

※ 순서는 산·학·연·정 순임

목차

❖ 요약 · i

제 1 장 서론 · 1

제1절 연구 필요성 및 목적	1
1. 연구 배경 및 필요성	1
2. 연구 목적	3
제2절 연구 내용 및 방법	4
1. 연구 범위 및 주요 내용	4
2. 연구 방법	5

제 2 장 국내외 선행연구 검토 · 7

제1절 경제전망 방법론 개괄	7
제2절 국내외 선행연구 검토	9
1. 계량경제모형 선행연구	9
2. 머신러닝기법 선행연구	20
제3절 선행연구의 시사점	28

제 3 장 해양수산업 전망을 위한 데이터베이스 구축 · 31

제1절 산업 분류 및 활용 통계	31
1. 산업 분류	31
2. DB구축관련 활용 통계	32
제2절 DB 구축 결과	36

	1. 해양수산업 중심의 산업연관표	37
	2. 자본스톡	43
	3. 산업별 투자	44

제 4 장	2020 해양수산업 전망 · 45	
	제1절 개요	45
	제2절 생산함수 접근에 의한 전망	46
	1. 부가가치생산함수 모형	46
	2. 부가가치생산함수 접근에 의한 전망 결과	50
	제3절 머신러닝 접근에 의한 전망	52
	1. 머신러닝 분석 모형	52
	2. 머신러닝 분석에 따른 전망 결과	58
	제4절 분석 결과 종합	63

제 5 장	향후 추진 체계 · 65	
	제1절 해양수산 전망체계 구상(안)	65
	제2절 향후 추진 과제	68

❖	참고문헌 · 69
----------	------------------

❖	부록 · 75	
	1. 머신러닝 기법 사용 변수	76

표 목차

❖	
〈표 1-1〉	국내 타 기관 및 부처 전망모형 구축 현황 2
〈표 1-2〉	연구의 주요 내용 4
〈표 2-1〉	국내외 주요 거시계량모형 11
〈표 2-2〉	국내외 주요 산업·거시계량모형 16
〈표 2-3〉	일반균형모형의 유형별 비교 19
〈표 2-4〉	머신러닝기법 선행연구 24
〈표 3-1〉	산업연관표 현황(2005~2017) 34
〈표 3-2〉	국민계정 통계 35
〈표 3-3〉	거시-산업모형의 주요 DB구성 37
〈표 3-4〉	산업연관표 시계열 연속성 확보 38
〈표 3-5〉	해양수산업 중심 산업연관표 대분류 39
〈표 3-6〉	해양수산업 중심 산업연관표(경상표) 구축 단계도 41
〈표 3-7〉	자본스톡 부문 분류(47부문) 43
〈표 4-1〉	변수의 정의 및 자료 출처 46
〈표 4-2〉	연도별 변수 평균 47
〈표 4-3〉	부문 분류 48
〈표 4-4〉	부가가치생산함수 추정 결과 49
〈표 4-5〉	생산함수 접근법에 의한 산업별 2020 부가가치 예측결과 51
〈표 4-6〉	MAPE 비교 61
〈표 4-7〉	머신러닝 기법에 의한 산업별 2020 부가가치 예측결과 62
〈표 4-8〉	산업별 부가가치 전망결과 64
〈표 5-1〉	해양수산업 전망모형 구축 단계(안) 68

그림 목차

❖	
〈그림 2-1〉 한국은행 거시경제모형 체계	12
〈그림 2-2〉 NABO 분기거시계량모형의 체계	13
〈그림 2-3〉 한국은행 거시경제토입산출모형의 주요 흐름도	17
〈그림 2-4〉 KIET-DIMM18의 구조	18
〈그림 2-5〉 머신러닝을 활용한 선형회귀	22
〈그림 2-6〉 모델 복잡도와 예측오류	26
〈그림 4-1〉 k-최근접 이웃법	53
〈그림 4-2〉 k-평균 군집화	54
〈그림 4-3〉 주성분분석	55
〈그림 4-4〉 LASSO	55
〈그림 4-5〉 신경망 모형	56
〈그림 4-6〉 예측조합 기법을 통한 예측값 도출	57
〈그림 4-7〉 머신러닝 기법을 통한 산업별 부가가치 예측결과 비교	59
〈그림 4-8〉 해양수산업의 실질 GDP 및 GDP 직접기여율 전망	63
〈그림 5-1〉 해양수산업 전망모형 구축 추진체계(안)	66
〈그림 5-2〉 해양수산업 전망모형 구축 단계(안)	67

해양수산업 전망모형 개발 연구(I)

1. 연구의 목적

- ▶ 본 연구는 해양수산업 전망모형을 개발하여 해양수산업의 미래 추이와 성장 가능성을 전망함으로써 도달 가능한 해양수산업 발전 목표 수립에 기여하고자 함

2. 연구의 방법 및 특징

1) 연구 방법

- ▶ 해양수산업 전망을 위한 시계열 해양수산 데이터베이스를 구축하고, 계량경제모형과 머신러닝분석기법을 시범적으로 운용함
- ▶ 전문가 의견수렴을 통하여 거시-산업 전망모형 구상안을 도출함

2) 연구의 특징

- ▶ 거시-산업 계량경제 분석 방법론과 빅데이터 기반 방법론의 종합적 운용을 통하여 해양수산업 예측력을 강화함

3. 연구 결과

- ▶ 2019년 해양수산업의 실질 GDP는 49.08조 원으로 추정되었고, 2020년에는 전년에 비해 약 1.17% 증가한 49.65조 원에 이를 것으로 전망됨
- ▶ 국민경제에서 해양수산업의 GDP가 차지하는 비율 즉, 해양수산업의 GDP 직접기여율은 0.03%p 감소하는 추세를 보이면서, 2020년에는 직접기여율 2.63%에 머물 것으로 전망됨
 - 이는 해양수산업의 경제 성장의 속도가 우리나라 국민경제 전체의 성장 속도에 미치지 못한다는 것을 시사함
 - 따라서 이러한 감소추세를 극복하기 위해서는 해양수산업의 성장을 위한 혁신적인 전략수립이 시급함
- ▶ 본 연구에서 해양수산업의 GDP 전망치는 생산함수 접근법에 의해 도출되었으며, 추후 대외경제 블록, 거시블록 등과의 상호작용에 의해 GDP 전망치가 도출되는 형태로 전망모형의 고도화를 이루고자 함

제 1 장

서론

제1절 연구 필요성 및 목적

1. 연구 배경 및 필요성

우리는 지금 세계적 무역 분쟁, 유가변동, 환경규제 등 대내외 환경이 급변하는 시대에 살고 있다. 또한 세계적인 저성장기조에 대한 우려와 함께 각국의 대응이 시급한 시점이다. 세계는 건강한 해양을 기반으로 한 경제성장 가능성에 관심을 돌리기 시작했으며, 그 첫 단계로 해양경제활동의 측정과 전망의 고도화에 주목하고 있다. 경제협력개발기구(OECD, 2016)“Ocean Economy in 2030”에 따르면, 세계 해양수산업 부가가치는 약 1.5조 달러(2010년 기준)¹⁾로, 세계 총

1) 이는 해양경제(ocean economy)의 규모가 해양수산업(ocean industry)규모와 해양생태계(marine ecosystem services)의 가치로 구성된다고 보고, 해양수산업의 부가가치만을 고려했을 때의 크기이며, 무형의 해양 생태계 가치 및 비시장 가치까지 포함한다면 해양 경제전체 규모와 가치는 더 클 것으로 예상

부가가치 2.5% 수준이며, 2030년에는 약 두배로 성장할 것으로 전망하고 있다. OECD는 최근 지속가능한 해양경제를 위한 혁신 방안의 하나로 ‘해양경제의 측정을 통한 데이터 기반의 해양정책 의사결정’을 꼽았으며, 그 중 해양기반 산업의 측정과 전망을 첫 단계로 보고 있다.²⁾ 즉, 대외 의존도가 높은 우리나라의 경우에는 대내외 불확실성 증가에 따른 해양수산 분야의 효율적 정책 대응이 필요하다. 그럼에도 불구하고, 1차 산업에서 3차 산업까지 다양한 산업을 포함하는 해양수산업의 과거-현재 진단은 물론 미래성장 가능성 전망에 대한 과학적 분석 수단이 턱없이 부족한 실정이다. 국내 거시 및 산업전망 모형이나 농업 및 수산업 등의 특정 산업 전망모형을 제외하고는 해양수산업을 종합적으로 다루는 모형은 전무하다.

〈표 1-1〉 국내 타 기관 및 부처 전망모형 구축 현황

기관	모형	주요 전망 변수	통계 자료	비고
한국은행 (일반균형모형)	DSGE, BOK12모형 등 다모형 접근	단기·중기·장기의 GDP, 물가, 임금, 취업자 수 등 전망	BOK12 : 52분기 자료 구축	중분류 (대분류) 수준 분석 가능
산업연구원 (일반균형모형)	DIMM18 (거시-산업 계량모형)	장기의 경제성장률, 민간소비, 총투자, 총수출입 등 전망	1995-2017년 자료 구축	
한국농촌경제 연구원 (부분균형모형)	KASMO (농업부문 특화 모형)	단기·중기의 생산액, 부가가치, 재배면적, 1인당 소비량 등 전망	2007 모형 : 1984-2006년 자료 구축 매년 갱신 사업 수행	소분류 수준 분석 가능 품목별 통계자료 획득이 전제
한국해양수산 개발원 (부분균형모형)	FOSiM (수산업 특화 모형)	단기·중기의 어업 및 양식업 총산출, 부가가치, 어가인구 등 전망	1980-2017년 자료 구축 통계 자료 갱신 수행	

자료: 각 기관 보고서 참고.

*DSGE: Dynamic Stochastic General Equilibrium, DIMM: Dynamic Interindustry Macroeconometric Model, KASMO: Korea Agricultural Simulation Model.

2) OECD, 2019, Rethinking Innovation for a Sustainable Ocean Economy, p.17.

데이터 기반의 과학적 분석 수단 중 가장 대표적인 것이 바로 산업 전망모형이다. 전망모형은 대내외 경제 환경 변화에 따른 해양수산업의 영향을 파악하고, 먼 미래와 가까운 미래에 대한 예측을 통하여 해양수산 정책 목표 수립에 기여할 수 있다. 해양수산업의 미래를 내다보고 최적의 정책수단을 선택하여 국가경제 성장기반으로 자리매김 하기 위해서는 전망모형 구축이 선결되어야 할 필요가 있다.

2. 연구 목적

본 연구의 목적은 해양수산업 전망모형을 개발하여 해양수산업의 미래 추이와 성장 가능성을 전망함으로써 도달 가능한 해양수산업 발전 목표 수립에 기여하는 것이다.

이 연구의 궁극적인 성과물로 해양수산업 부문별 실질 부가가치 예측치를 도출하고자 한다. 이를 위해 첫째, 해양수산업 전망을 위한 데이터베이스를 구축하고, 둘째, 거시-산업 계량경제 분석 방법론과 빅데이터 기반 방법론을 운용하여 해양수산업 예측력을 강화하고자 한다.

제2절 연구 내용 및 방법

1. 연구 범위 및 주요 내용

본 연구는 해양수산업 전망모형 구축을 위한 기초연구로써, 국내외 전망모형에 관한 선행연구를 검토하여 해양수산부문 전망에 적합한 모형 체계를 구상하고, 2020년의 해양수산업 전망을 시범적으로 시행했다. 제3장에서는 해양수산업 전망을 위한 데이터베이스를 구축 방법 및 구축 결과에 대해서 서술하였고, 제4장에서는 현재 경제상황의 불확실성 정도를 고려했을 때 가장 적절하다고 판단되는 계량경제모형과 머신러닝기법을 선택하여 2020년 해양수산업 부가가치를 전망했다. 제5장에서는 향후 연구에서 구체화될 해양수산업 전망체계 구상(안)을 제시하고 추진과제를 서술한다.

〈표 1-2〉 연구의 주요 내용

구분	연구 내용
제1장 서론	제1절. 연구 필요성 및 목적 제2절. 연구 내용 및 방법
제2장 국내외 선행연구 검토	제1절. 경제전망 방법론 제2절. 국내외 선행연구 검토 제3절. 선행연구의 시사점
제3장 해양수산업 전망을 위한 데이터베이스 구축	제1절. 기본체계 및 산업분류 제2절. 데이터베이스 구축 결과
제4장 2020년 해양수산업 전망	제1절. 해양수산업 전망모형 개요 제2절. 2020 해양수산업 전망 결과
제5장 향후 추진 체계	제1절. 해양수산 전망체계 구상(안) 제2절. 향후 추진 과제

자료: 저자 작성

2. 연구 방법

본 연구에서는 체계적인 연구 수행을 위해서 다음과 같은 단계로 추진되었다. 광범위한 문헌연구를 통하여 국내외 전망모형의 활용 사례들을 찾아 모형운용의 상이한 목적과 성과물을 검토하였다. 이를 통하여 해양수산부문에 가장 적절한 전망체계에 대한 밑그림을 그리고, 올해 적용가능한 시범적용 모형을 선정하였다.

그 다음으로는 해양수산부문 전망체계 구축을 고려하여 기반이 되는 데이터베이스를 구축했다. 각종 국내외 거시통계와 산업통계, 산업연관분석표 등을 활용하였고, 해양수산업 전망을 위한 형태로 데이터를 변환하는 과정을 거쳤다. 이 과정에서 수차례의 연구진 워크숍을 개최하여 데이터베이스의 오류를 최소화하고 데이터와 현실경제의 부합성을 검토했다.

제4장의 2020년 해양수산업 전망을 위해서는 e-views와 R프로그래밍을 통하여 시범분석을 수행했다. 또한 전망모형 전문가 자문과 의견수렴을 통하여 해양수산 전망체계 구상안을 도출했으며, 향후 추진과제를 도출했다.

제 2 장

국내외 선행연구 검토

제1절 경제전망 방법론 개괄

경제전망(Economic Forecasting)은 미래의 경제변동을 예측하고, GDP(gross domestic product), 물가, 임금, 고용 등 주요 경제 변수에 대한 전망치를 제시하는 것을 의미한다.³⁾ 이러한 경제전망은 가계, 기업, 정부 등 경제주체의 의사결정에 기준 자료가 될 수 있다는 점에서 그 중요성을 지닌다. 특히, 최근 우리나라와 세계 경제는 그 불확실성이 높아지고 있어 경제전망의 중요성이 더욱 강조되는 동시에 경제의 불확실성에 의한 전망치의 오차도 커질 수 있는 상황에 직면해 있다.

경제변수에 대한 전망치는 단순 외삽법(simple extrapolation), 전문가 판단(expert judgment), 설문조사(surveys), 시계열모형(time-series models), 계량경제시스템(econometric systems) 등 다양한 방법을

3) 위키피디아 홈페이지(2020. 2. 3).

통해 도출할 수 있다(Clements and Hendry, 2002).⁴⁾ 이 중 계량경제 및 시계열모형은 경제전망의 주된 수단이 되며, 모형에 의해 도출된 전망치는 전문가 판단과 지표(indicators)에 의해 수정될 수 있다.⁵⁾ 즉, 계량경제적 접근에 더하여 전망치와 실제값의 예측오차를 줄이기 위한 조정과정으로써 상수항 및 오차항의 조정, 경험이나 주관적 판단을 반영할 필요가 있는 것이다.⁶⁾

한편, 최근 분류 및 예측 영역에서 유망한 결과를 보여주는 지능형 방법론 중 하나가 바로 머신러닝(machine learning)이다(Bunker and Thabtah, 2019).⁷⁾ 머신러닝은 크게 지도학습(supervised learning), 비지도학습(unsupervised learning), 그리고 강화학습(reinforcement learning)으로 구분된다.⁸⁾ 지도학습은 주어진 데이터와 레이블을 이용해서 값을 예측하는 학습 방법이고, 비지도학습은 데이터 자체에서 유용한 패턴을 찾아내는 학습 방법이며, 강화학습은 에이전트가 환경과의 상호작용을 통해 얻는 이득을 최대화하도록 하는 학습 방법이다.⁹⁾ 이어서 머신러닝의 여러 방법들 중 중요한 방법론 중 하나인 딥러닝(deep learning)은 신경망(neural network)에 기반하고 있다. 이러한 머신러닝은 다양한 분석 기법을 포괄하고, 음성인식, 날씨 예측, 가격 예측 등 여러 분야에서 활용되고 있다.

계량경제모형은 경제이론에 입각하여 모형을 검증하는 목적을 지니며, 머신러닝은 데이터를 학습하여 예측하는데 목적을 두고 있다. 즉, 전통적 계량경제모형은 종속변수와 설명변수의 인과관계를 분석

4) Clements and Hendry(2002), p. 3.

5) 위의 책, p. 5.

6) 이진면 외(2013), pp. 31~32.

7) Bunker and Thabtah(2019), p. 27.

8) 김승연·정용주(2017), p. 39.

9) 위의 책, p. 40.

하는 것을 목적으로 둔 반면에, 머신러닝 기법은 종속변수의 예측값과 실제 관측값의 차이를 줄이는 것에 목적을 두고 있다.¹⁰⁾ 이에 다음 절에서 계량경제모형과 머신러닝에 대한 이해를 제고하기 위해 각각의 접근에 대한 국내외 주요 선행연구를 검토한다.

제2절 국내외 선행연구 검토

1. 계량경제모형 선행연구¹¹⁾

경제전망에 활용될 수 있는 다양한 계량경제모형이 존재하지만, 경제 변수들 간의 상호의존관계를 고려한 계량경제모형은 크게 거시계량경제모형(macro econometric models)과 일반균형모형(general equilibrium models)으로 구분할 수 있다.

1) 거시계량경제모형

거시계량경제모형은 거시경제이론에 기초하여 경제의 순환적, 동태적 입장에서 정책의 변화가 물가, 성장률, 국제수지 등의 집계변수(aggregate variables)에 주는 영향을 추정 및 예측할 목적으로 개발되었다.

먼저 해외 거시계량경제모형에 관해 살펴보았다. 1960~70년대에 개발되어 온 고전적 거시계량경제모형 연립방정식체계로 설정되어 단기전망에 이용되었다. 대표적으로 개별 국가를 대상으로 하는

10) 최밀선·민인식(2018), p. 33.

11) 주로 이진면 외(2007), pp. 25~45 및 이진면 외(2013), pp. 30~39의 내용을 요약·정리하였으며, 최근의 자료에 관해서는 별도의 참고자료에 근거하여 정리하였다.

Klein-Interwar 모형, Klein-Goldberger 모형, NIF Treasury 모형 등이 있고, 다국가를 대상으로 하는 Data Resource Inc(DRI)와 Wharton 모형 등이 있다. 1980년대 이후 등장한 현대 거시계량경제모형은 상세한 거시경제학의 이론에 기초하며, 장기 전망에도 부합되는 특성을 지닌다. 개별방정식의 추정에는 패널분석, 최소자승법 등 다양한 방법을 활용한다. 이런 유형의 거시계량경제모형은 국제기구나 경제연구소 등에서 개발하여 활용하였다. 대표적인 다국가 모형으로 경제협력개발기구(OECD)의 INTERLINK 모형, 국제통화기금(IMF)의 Multimod 모형¹²⁾ 등이 있다. 이어서 2000년대에 들어서 거시경제학에서 각광받고 있는 모형인 동태확률일반균형모형(DSGE: Dynamic Stochastic General Equilibrium models)이 개발되고 있다. 동태확률일반균형모형은 경제주체의 합리적 기대를 반영한 것이며, 모형의 확장시 추정할 모수의 수가 급격히 증가하여 해를 도출하기 어려울 수 있다. 대표적으로 IMF의 GEM(Global Economy Model), 미국 연방준비은행(FRB: Federal Reserve Bank)의 FRB/US 모형과 Estimated Dynamic Optimization(EDO) 모형¹³⁾ 등이 있다.

다음으로 국내 거시계량경제모형은 국책연구소, 민간연구소, 그리고 대학 등을 중심으로 개발되어 왔다. 이에 본 연구에서는 주요 기관을 중심으로 최근 국내에서 개발되어 활용되고 있는 거시경제계량모형을 중심으로 논의한다.

12) OECD의 INTERLINK 모형은 현재 활용하고 있지 않고 있다. IMF의 Multimod 모형은 현재 Mark III 버전으로 개발되어 이용되고 있다(IMF 홈페이지, 2020. 2. 3).

13) 연방준비제도이사회 홈페이지(2020. 2. 3).

〈표 2-1〉 국내외 주요 거시계량모형

구분	모형
해외	· OECD INTERLINK 모형 · IMF Multimod 모형 및 GEM 모형 · 미국 FRB의 FRB/US 모형 및 EDO 모형
국내	· KDI 거시계량모형 · 한국은행 BOK12 모형, BOKDPM 모형, BOKGM 모형 · NABO 분기거시계량모형 및 DSGE 모형

자료: 저자 작성

한국개발연구원(KDI)은 1970년대부터 여러 차례에 걸쳐 거시계량 경제모형을 구축했다. 한국개발연구원에서 2000년대 이후에 수행된 대표적인 연구로 신석하(2005)와 이한규(2013)의 연구를 들 수 있다. 신석하(2005)는 연립방정식체계에서 총공급, 총수요, 국제수지, 노동, 물가, 금융의 6개 부문에 대한 50여개의 행태식 및 정의식으로 구성된 중규모의 모형을 수립하였다.¹⁴⁾ 이한규(2013)는 연립방정식 체계의 거시경제모형이 지닌 한계를 보완할 수 있는 모형인 KDI-DSGE 모형을 구축하였고, 동 모형은 소규모 개방경제모형에 해당한다.¹⁵⁾ 이한규(2013)의 모형은 해외부문과 관련된 모든 변수는 독립적인 확률과정을 따르는 외생변수로 가정하였고, 모형 내 마찰요인은 명목가격의 경직성만을 고려하였다.¹⁶⁾

한국은행(BOK)은 우리나라의 중앙은행으로서 정부, 기업, 투자자 등이 적절한 경제적 선택을 할 수 있도록 경제동향 및 전망 관련 정보를 제공하고 있으며, 그에 따라 다양한 형태의 분석모형을 구축하고 있다. 다음의 그림에서 보듯이 한국은행은 다모형접근방식(multi-model approach)을 도입하고 있다. 즉, DSGE 이론에 근거하여 개발

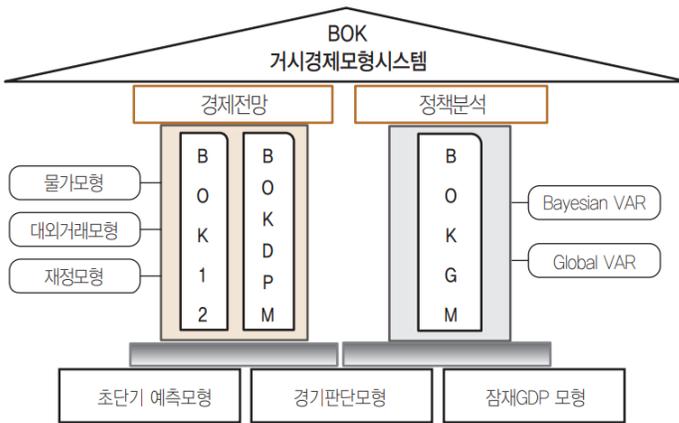
14) 신석하(2005), p. 8.

15) 이한규(2013), pp. 14.

16) 위의 책, pp. 14~15.

된 BOKDPM(BOK Dynamic Projection Model), BOKGM(BOK Global Model)을 구축하였고, 이와 상호보완을 이룰 수 있는 전통적인 연립방정식체계에 기초한 분시계량경제모형인 BOK12를 개발하여 활용하고 있다.¹⁷⁾ 또한, 필요에 따라서 단순 시계열 분석 모형 및 벡터자기회귀(VAR: Vector Autoregressive)모형도 이용한다.

〈그림 2-1〉 한국은행 거시경제모형 체계



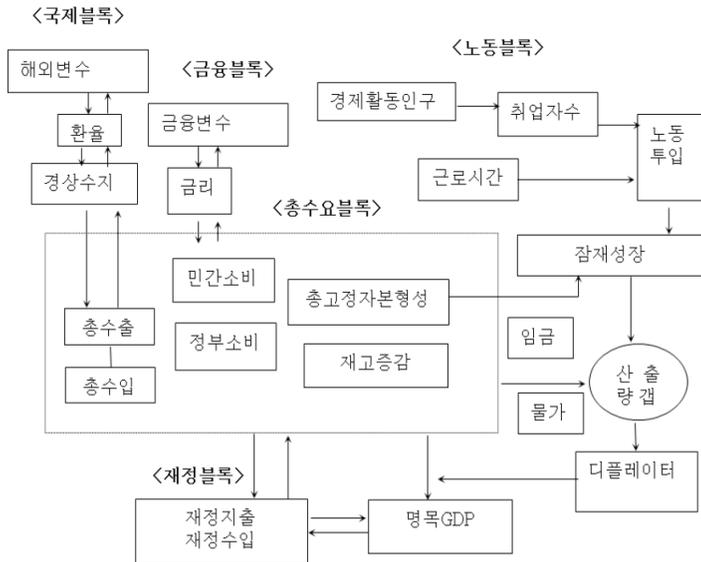
자료: 손민규 외(2013), p. 17. 〈그림 2〉 인용

국회예산정책처(NABO: National Assembly Budget Office)는 우리나라의 재정지출, 인구구조 변화, 경제정책의 변화 등이 경제에 주는 영향을 분석하기 위한 다양한 거시계량경제모형을 구축했다. 성명기(2008)는 총공급, 총수요, 재정, 금융, 노동, 물가, 대외 등 7개 부문으로 구성된 연립방정식 구조의 연간거시재정모형을 구축하였고, 인구구조 변화가 우리나라 경제성장률과 재정에 미치는 효과를 분석하였다.¹⁸⁾ 김혜선(2014)은 재정정책 분석을 중심으로 한 소규모개방경제

17) 손민규 외(2013), pp. 16~17.

의 DSGE 모형을 구축하였다. DSGE는 구조적 모수 값들을 직접 추정하거나 널리 통용되는 고정된 상수 값을 대입할 수 있고, 어떠한 방식으로 모형을 설계하는가에 따라 분석 결과에 차이가 난다. 이에 김혜선(2014)은 베이시언 추정기법을 도입하여 DSGE를 구축한 것이 특징적이다.¹⁹⁾ 한편, 김혜선(2012)은 총수요, 국제수지, 물가, 금융, 노동, 총공급 등 5개 부문으로 구성된 NABO 분기 거시계량경제 모형을 구축하였고, 동 모형은 45개의 행태식과 25개의 정의식으로 구성된 중규모의 연립방정식체계의 모형이다. NABO 분기 거시계량경제 모형에서 정책변수들과 대외여건 및 해외 가격 변동 등은 외생적으로 처리되어 모형에 반영되고 있다.

〈그림 2-2〉 NABO 분기거시계량모형의 체계



자료: 김혜선(2012), p. 11의 〈그림 1〉 인용

18) 성명기(2008), p. 47.

19) 김혜선(2014), pp. 5-6.

2) 일반균형모형

일반균형모형(General Equilibrium Models)은 모형 내 균형해를 도출하는 방식과 모수의 추정 여부에 따라 전통적인 산업연관모형, 산업·거시계량모형(Interindustry Macroeconomic Models), 그리고 연산가능일반균형모형(CGE: Computable General Equilibrium Models)으로 구분할 수 있다.

산업연관모형은 한 국민경제 내 각 산업간 거래관계를 나타내는 산업연관표(input-output tables)의 작성으로부터 시작된다. 산업연관모형은 가계, 기업, 정부, 해외 등의 경제주체들의 최종수요를 충족시키기 위해 필요한 전산업의 산출량을 분석하는 일종의 일반균형모형이다. 산업연관표에 의한 분석은 몇 가지 가정을 기초로 이루어진다. 즉, 산업연관분석은 결합생산이 존재하지 않으며, 각 상품에 대하여 하나의 생산방법(기술)이 존재하고, 규모의 경제가 존재하지 않는다는 정태적 모형에 기초한다.²⁰⁾ 이에 고정된 투입계수의 가정을 극복하기 위해서 투자를 내생화하는 동태화 또는 투입계수의 동학화 등을 통해 동태적 산업연관모형에 의한 분석으로 발전하고 있다.

산업연관모형은 작성되는 산업연관표에 따라서 지역산업연관모형, 일국가 산업연관모형(single-country input-output models), 국가간 산업연관모형(inter-country input-output models) 등으로 구분되며, 지역개발, 국제분업, 교통·물류, 해양경제, 환경 및 에너지 등 다양한 분야에 활용되고 있다.

20) 한국은행(2014), p. 49.

산업·거시계량모형은 전통적인 산업연관모형이 발전한 것으로 산업 부문과 거시경제 부문을 연계한 모형을 말한다. 산업·거시계량모형은 산업 부문과 거시경제 부문의 연계 방식에 따라서 하향식 접근, 상향식 접근, 그리고 혼합식 접근으로 나눌 수 있다. 먼저 하향식 산업·거시계량모형은 거시경제계량모형에 정태적 산업연관모형을 결합한 형태이며, 거시경제의 변화를 산업부문에 축차적으로 배분하는 모형을 의미한다. 이 경우 변수간 상호작용은 거시경제 부문에서 작용하기 때문에 산업부문간 인과관계나 동태적 변화를 파악하기 어렵다. 이어서 상향식 산업·거시계량모형은 산업부문 및 거시경제부문의 상호작용을 함께 고려하는 모형이다. 이런 모형에서 총수요와 총생산을 일치하며, 산업수준에서 투자의 동태적 변화를 모형에 반영할 수 있다. 그러나 상향식 접근에 의한 모형을 구축하기 위해서는 방대한 통계자료와 세분화된 산업분류에 따라 수많은 모수를 추정해야 하는 단점을 지닌다. 그리고 혼합식 산업·거시계량모형은 모형의 구축에서 상향식 모형과 하향식 모형을 혼합하여 구성한 모형을 의미한다.

해외의 대표적인 산업·거시계량모형으로 영국 캠브리지(Cambridge) 대학의 MDM(Multisectoral Dynamic Model), 미국 매릴랜드(Maryland) 대학의 INFORUM(INter-industry FORecasting at the University of Maryland) 모형 및 LIFT(Long-term Interindustry Forecasting Tool) 모형, 독일 경제구조연구소(Institute of Economic Structures Research)의 INFORGE(INterindustry FORecasting GErmany) 모형 등이 있다.

〈표 2-2〉 국내외 주요 산업·거시계량모형

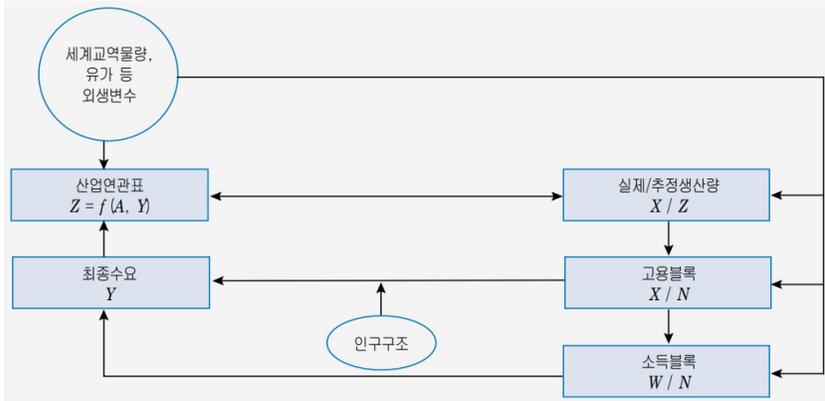
구분	모형
해외	<ul style="list-style-type: none"> · 영국 캠브리지 대학의 MDM 모형 · 미국 매릴랜드 대학의 INFORUM 모형, LIFT 모형 · 독일 경제구조연구소의 INFORGE 모형
국내	<ul style="list-style-type: none"> · KDI 다부문 모형 · 한국은행 거시계량투입산출모형 · 산업연구원 KIET-DIMM 모형

자료: 저자 작성

국내의 산업·거시계량모형은 국책연구소를 중심으로 발전되어 왔으며, 대표적으로 한국개발연구원(KDI)의 다부문 모형, 한국은행(BOK)의 거시계량투입산출모형, 산업연구원(KIET)의 산업·거시계량 모형 등이 존재한다. KDI의 다부문 모형은 박준경·김정호(1990)와 김정호·박준경(1992)의 연구를 거쳐 이진면 외(2001)의 연구에서 기준 연도 개편과 방정식의 재추정에 의한 수정작업이 이루어졌다. 이진면 외(2001)는 다부문 모형을 가격·기술 모형, 수요·공급 모형, 총량 모형 등 3개의 하위 모형으로 설계하고, 모형 내 24개의 산업분류를 반영한 상향식 접근에 의한 모형을 구축하였다.

이어서 황상필 외(2006)는 한국은행의 다모형 접근에 의한 모형 구축의 일환으로 거시경제 부문과 투입산출 모형을 연계한 거시계량투입산출모형을 개발하였다. 동 모형은 한국은행의 거시경제모형과 보완적으로 활용할 목적으로 구축되었다. 즉, 거시계량투입산출모형을 통해 중장기적인 최종수요를 전망하고, 그 최종수요를 충족시킬 수 있는 산업부문별 총산출액과 고용량을 예측하는 데 목적이 있다. 모형은 연간자료에 기초하여 추정생산량 블록, 생산 블록, 고용 블록, 소득 블록, 최종수요 블록 등 5개 블록, 28개 산업분류체계로 설계되었다.

〈그림 2-3〉 한국은행 거시경제토입산출모형의 주요 흐름도

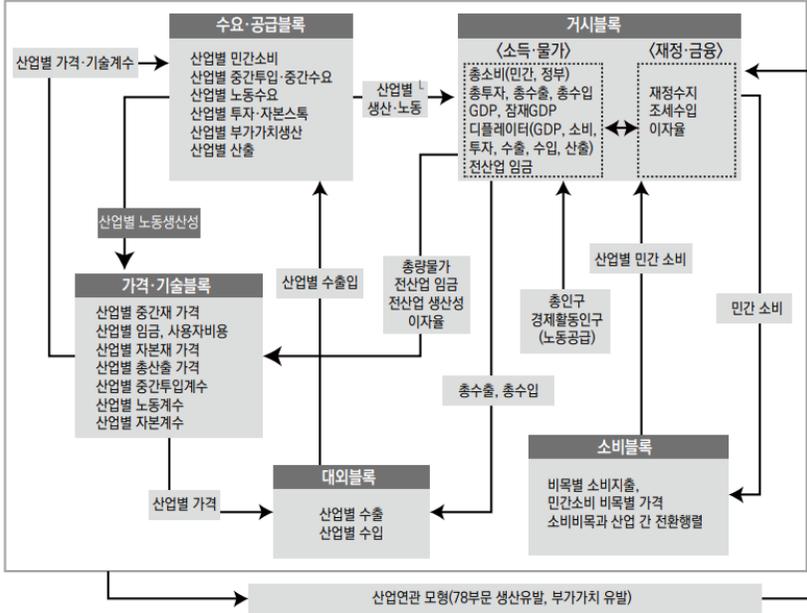


자료: 황상필 외(2006), p. 35의 〈그림 7〉 인용

그리고 산업연구원의 산업·거시계량모형은 다수의 연구진에 의해 구축되고 발전되어 왔는데, 대규모 산업·거시계량 모형은 이진면 외(2007)에 의해 구축되었다. 이진면 외(2007)는 산업 부문과 거시경제 부문을 혼합적(상향식 접근 및 하향식 접근을 혼합) 방식에 의해 연계한 KIET-DIMM07(Dynamic Interindustry Macroeconometric Model 2007) 모형을 개발하였다.

KIET-DIMM07 모형은 39개 산업분류체계에 기초하여 총량 블록, 대외 블록, 기술·가격 블록, 수요·공급 블록 등 4개의 블록이 상호 영향을 주도록 설계되어 있다. 동 모형은 국내외 경제변수의 정책 시뮬레이션 및 경제 전망이 가능하도록 설계되었다. KEIT-DIMM 모형은 지속적으로 수정 및 보완이 이루어져 왔으며, 현재는 KIET-DIMM18로 발전하였다(이진면 외, 2018). KIET-DIMM18은 대외 블록, 기술·가격 블록, 수요·공급 블록, 거시 블록, 소비 블록 등 5개 블록으로 설계되었고, 경제는 총 78개 산업으로 분류된다.

〈그림 2-4〉 KIET-DIMM18의 구조



자료: 이진면 외(2018), p. 66의 〈그림 3-1〉 인용

이어서 CGE 모형은 거시경제 및 미시경제이론에 기초한 다부문 모형이다. CGE 모형 내 경제주체들은 미시경제의 소비자 및 생산자 이론에 기초한 최적화 개념에 의해 분석되며, 경제 전체의 행위는 거시경제이론에 기초하여 설명된다. 이러한 CGE 모형은 국제무역 분야, 환경 및 에너지 분야, 조세 정책 분야, 관광 분야, 해운·항만 분야 등 다양한 분야에 활용되고 있다. CGE 모형은 복잡한 산업간 연관관계를 모두 감안하여 장기적인 파급효과 분석 결과를 도출하기 용이한 반면에 거시경제변수간 인과관계가 불명확하며, 정책변수의 파급경로의 파악 및 거시경제의 전망이 어려운 한계를 지닌다.²¹⁾

21) 이우성 외(2012), p. 36.

해외에서 개발된 대표적인 CGE 모형은 미국의 퍼듀(Purdue) 대학의 GTAP(Global Trade Analysis Project) 모형, 세계은행(World Bank)의 LINKAGE 모형, 호주의 ORANI 모형, 미국의 USITC(United States International Trade Commission) CGE 모형 등이 있다. 이렇게 개발된 모형들은 다양한 연구 목적에 활용되고 있다.

국내에서 개발된 CGE 모형은 매우 다양하며, 크게 정태적 모형과 동태적 모형으로 구분하여 정리한다. 먼저 정태적 CGE 모형으로 환율변동의 영향을 분석한 손양훈·신동천(1997), 법인세 인하의 경제적 효과를 분석한 이인실 외(202), 자유무역협정(FTA: Free Trade Agreement)의 효과를 분석한 이창수 외(2005), 해운·항만 정책의 효과를 분석한 이민규 외(2013) 등의 연구가 있다. 이어서 동태적 CGE 모형으로 한·일 FTA의 자본축적효과를 분석한 박순찬(2002), 대체에너지 도입의 효과를 분석한 문영석·조경엽(2005), 환경정책의 파급효과를 분석한 강성원 외(2012), 홍수피해의 경제적 파급효과를 분석한 정기호·황성윤(2014) 등의 연구가 있다.

〈표 2-3〉 일반균형모형의 유형별 비교

구분	산업연관모형	산업·거시모형	CGE 모형
이론적 가정	<ul style="list-style-type: none"> · 고전적 완전고용 · 평균소비성향 · 레온티에프 생산함수 	<ul style="list-style-type: none"> · 불안전고용을 허용 · 소비함수의 동태화 및 한계소비성향 · 효용극대화의 소비지출 · 본원적 투입(노동, 자본)은 다양한 생산함수 적용 	<ul style="list-style-type: none"> · 불안전고용을 허용 · 효용극대화 소비지출 및 국내재와 수입재의 대체 · 본원적 투입(노동, 자본)은 다양한 생산함수 적용

구분	산업연관모형	산업·거시모형	CGE 모형
특징	<ul style="list-style-type: none"> · 정태적 선형모형 · 비최적화 수요모형 · 특정 연도 한 해의 투입계수 이용 (일반적으로 고정 투입계수 가정) 	<ul style="list-style-type: none"> · 동태적 비선형모형 · 단기수급불균형, 장기수급 균형모형 · 비최적화모형 · 데이터와 파라미터 간 정합성 · 시계열 통계 이용 	<ul style="list-style-type: none"> · 정태 또는 동태적 비선형함수 · 데이터와 파라미터 간 정합성 · 산업별 수급균형 모형 · 최적화 모형 · 거시경제 균형은 특정 연도의 시장청산 조건에 의해 충족
활용 범위	<ul style="list-style-type: none"> · 최종수요충격에 의한 경제적 파급 효과 분석 	<ul style="list-style-type: none"> · 수요충격, 정책변화 등에 의한 파급효과 분석 · 중장기 산업 및 거시 전망 	<ul style="list-style-type: none"> · 수요충격, 정책변화 등에 의한 파급효과 분석

자료: 이진면 외(2007), p. 29의 <표 II-1>의 내용을 수정하여 작성

2. 머신러닝기법 선행연구

1) 머신러닝기법 개요

머신러닝은 기본적으로 통계학에서 발전된 분야이다. 이에 따라, 머신러닝의 역사를 1700년대 베이즈 정리부터 설명하는²²⁾ 경우도 있다. 하지만, 컴퓨터를 활용한 튜링(Turing)의 머신 러닝이나 최초의 신경망 모형이 제안된 1950년대가 본격적인 머신러닝의 시발점이라고 보는 것이 현대의 머신러닝 기법들과의 연속성을 고려했을 때 적합하다고 볼 수 있다.

많은 머신러닝 기법이 데이터에 숨겨진 일정한 패턴을 찾는다는 점에서 데이터 마이닝과도 밀접한 연관이 있다. 데이터 내에 존재하는 일정한 패턴을 찾아내어 데이터를 적절하게 분류하고, 분류된 결

22) 위키피디아 홈페이지(2020.2.3)

과를 활용하여 예측을 하는 일련의 과정들이 데이터 마이닝이며 이러한 특성은 머신러닝 기법들의 기본적인 목적이라고 볼 수 있다.

대부분의 머신러닝 기법의 용도는 분류(Classify)라고 할 수 있다. 즉, 어떠한 데이터가 주어지면 특정한 목적에 맞게 데이터를 가장 정확하게 분류하는 것이다. 예를 들어, 100명의 사람의 키와 몸무게 데이터가 주어지고 이 두 가지 데이터만을 가지고 남성인지 여성인지를 구분하는 과정과 같다.

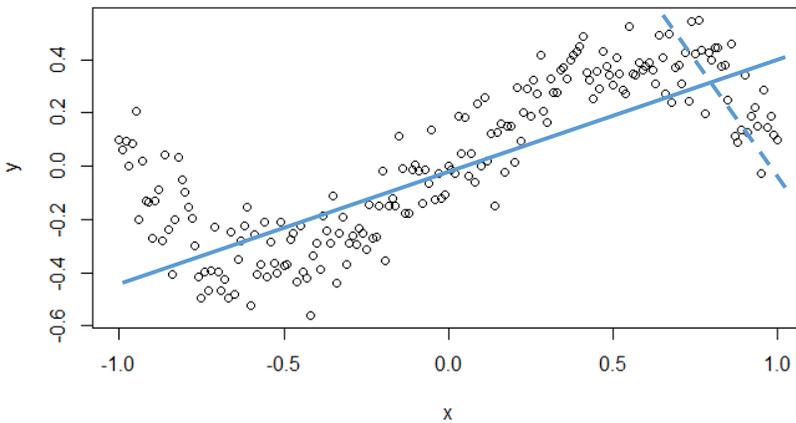
머신러닝에서 정확한 분류는 실험오류(Test error)를 최소화하는 방향으로 이루어진다. 여기서 실험오류란 전체 데이터를 적절한 비율(6:4, 7:3 등)로 구분한 후 구분된 데이터의 첫 번째 그룹에서 머신러닝 기법을 적용하여 얻어진 분류기준을 두 번째 그룹에 적용했을 시 얻어지는 오류값을 말한다. 상기 예시를 통하여 살펴보면, 100명의 데이터를 70명과 30명으로 나누고 70명의 첫 번째 그룹에서 키가 170cm, 몸무게가 60kg 이상인 사람을 남자로 분류하는 것이 가장 오류가 적다고 얻어지면 이 기준을 두 번째 그룹에 적용하여 얻어지는 오류 값이 실험 오류이다. 이러한 머신러닝 기법에서의 분류기법은 예측성능을 기준으로 도출되므로 일반적인 시계열 데이터를 사용한 예측 연구에서도 활용될 수 있다. 즉, 주어진 시계열 데이터를 적절하게 구분하여 실험 오류를 최소화하는 시계열 모델 또는 파라미터값을 찾아내는 것이다.

이와 같이, 머신러닝에서의 분류는 순수하게 데이터 내에서만 이루어지는 과정이다. 즉, 계량경제모델이나 여타 이론에 기반한 모델과 같이 변수들 간의 관계를 연역적으로 도출하여 모델을 설정하고 이 모델을 사용하여 미래값을 예측하는 것과는 다른 접근법이다. 이에 따라, 특정 모델을 가정하는 연구는 주어진 데이터가 특정 모델을

통하여 설명될 수 있다는 가설에 기반을 두고 모델의 적정성을 통계적 검증하거나 도출된 파라미터를 사용하여 예측을 수행하는 절차로 수행되지만, 머신러닝 기법을 활용한 연구는 상기 예시에서 살펴본 바와 같이 특정한 연역 모델을 가정하기 보다는 데이터에 숨겨진 패턴을 찾아내고 이를 통하여 예측을 잘하는 분류기준을 도출하는 방식으로 이루어진다.

여기서 우리가 주목해야할 부분은, 모델에 기반한 연구에서는 주어진 데이터를 모델의 관심변수와 노이즈(Noise)로 구분하여 관심변수들 간의 관계 및 통계적 유의성에 중점을 두는 반면, 머신러닝을 활용한 연구에서는 노이즈조차도 분류기준을 정하는데 중요하게 쓰일 수 있다는 점이다.

〈그림 2-5〉 머신러닝을 활용한 선형회귀



자료: 저자 작성

상기 그림의 데이터는 x와 y 변수로 이루어져 있으며, 전체 데이터를 선형회귀하면 실선으로 선형회귀식이 추정이 될 것이다. 이러한

경우에는 x 값은 y 를 증가시키는 요인으로 모델링하는 것이 적합할 수 있다. 하지만, x 와 y 간의 관계를 떠나서, $x = 1.0$ 을 초과하는 값에서의 y 값을 예측하는 경우에는, 전체 데이터를 적절하게 군집화하는 머신러닝 기법을 사용하여 x 가 y 값을 감소시키는 선택의 선형회귀식이 더욱 적절할 것이다. 즉, 머신러닝 기법을 활용한 예측연구는 두 변수간의 전체적인 관계보다는 예측대상값과 근접한 데이터의 특정 부분을 선택하여 패턴을 분석하므로 노이즈로 여겨지는 데이터 값들도 중요한 비중을 차지할 수 있는 것이다.

이러한, 머신러닝 기법상의 특징으로 머신러닝은 기존의 모델링에 기반한 접근법들이 예측연구에서 지니는 한계점을 극복하고 실용적인 관점에서 더욱 정확한 예측값을 도출할 수 있다.

2) 머신러닝기법 선행연구 검토

머신러닝을 활용한 예측 연구는 다양한 분야에서 수행되고 있으며, 연구의 양도 방대한 편이다. 그러므로, 이 절에서는 해양수산업에 머신러닝 기법을 적용하여 수행된 선행연구들을 검토해보고자 한다.

해양분야 선행연구로써는 주로 해양환경과 관련된 연구들이 많은 편으로, 연안수질 측정에 랜덤포레스트, 서포트벡터회귀 등을 활용(Kim et al., 2014)²³⁾, 어종 다양성 분포 예측에 서포트벡터머신, 랜덤포레스트, 스플라인 등을 적용(Smolinski and Radtke, 2017)²⁴⁾, 해상의 이산화탄소 측정을 위하여 퍼셉트론, 서포트벡터머신, 랜덤포레스트(함도식 외, 2017)²⁵⁾을 사용한 연구 등이 있다.

23) Kim et al.(2014), pp. 5 ~ 6.

24) Smolinski and Radtke(2017), p. 2.

25) 함도식 외(2017), pp. 379 ~ 380.

해운 및 항만분야에는 운임, 물동량 예측과 관련된 연구가 많은 편으로, 현물 및 선물 시장에서의 운임을 신경망 모형을 사용하여 예측한 연구(Spreckelsen et al., 2012)²⁶⁾, 건화물선 운임지수에 조정된 서포트벡터머신을 적용한 연구(Han et al., 2014)²⁷⁾, 신경망 모형을 활용하여 항만물동량 예측을 수행한 연구(전찬영, 송주미, 2006)²⁸⁾ 등이 있다.

수산업과 관련된 머신러닝 연구는 배킹, 랜덤포레스트, 서포트벡터머신 등의 기법을 물고기 분포 예측에 적용한 연구(Knudby et al., 2010)²⁹⁾, 어선의 이동경로 분석에 결정나무 기법을 적용한 연구(Tserpes et al., 2006)³⁰⁾, 신경망 모형, k-최근접 이웃법 등의 기법을 사용하여 연어 가격 예측을 수행한 연구(Bloznelis, 2018)³¹⁾ 등이 있다.

상기의 머신러닝기법을 해양수산업에 적용한 선행 연구를 정리하면 다음 표와 같다.

〈표 2-4〉 머신러닝기법 선행연구

연구자(연도)	머신러닝기법	분석자료	관련분야
Kim et al.(2014)	랜덤포레스트, 서포트벡터회귀 등	연안수질	해양
Smolinski and Radtke(2017)	서포트벡터머신, 랜덤포레스트, 스플라인 등	어종 다양성 분포	해양
함도식 외(2017)	퍼셉트론, 서포트벡터머신, 랜덤포레스트 등	해상의 이산화탄소	해양
Spreckelsen et al.(2012)	신경망 모형 등	운임 (현물 및 선물 시장)	해운

26) Spreckelsen et al.(2012), p. 248

27) Han et al.(2014), p. 6.

28) 전찬영, 송주미(2006), p. 15.

29) Knudby et al.(2010), p. 1233.

30) Tserpes et al.(2006), p. 197.

31) Bloznelis(2018), pp. 10 ~ 11.

연구자(연도)	머신러닝기법	분석자료	관련분야
Han et al.(2014)	서포트벡터머신 등	건화물선 운임지수	해운
전찬영, 송주미 (2006)	신경망 모형 등	항만물동량	항만
Knudby et al. (2010)	배깅, 랜덤포레스트, 서포트벡터머신 등	물고기 분포	수산
Tserpes et al. (2006)	결정나무 기법 등	어선의 이동경로	수산
Bloznelis(2018)	신경망 모형, k-최근접 이웃법 등	연어 가격	수산

자료: 저자 재정리

2) 시사점

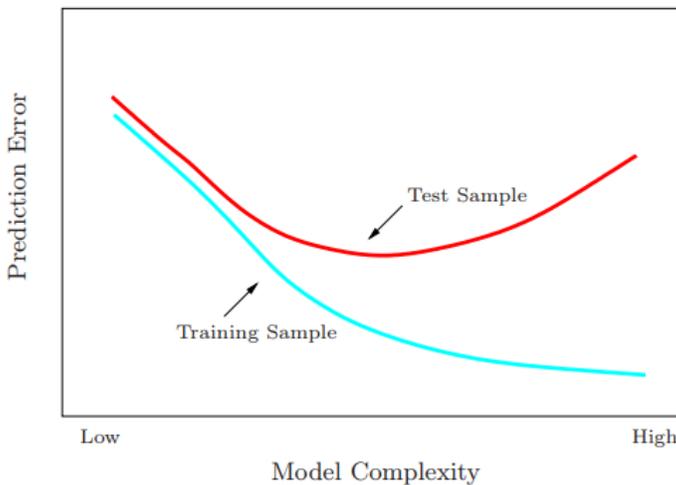
해양수산업 관련 자료는 자연환경과 경제사회 요소들이 혼합되어 발생되므로 자료 생성과정이 복잡할 수밖에 없으며, 이에 따라 다양한 머신러닝기법들이 적용될 수 있다. 상기 연구들 중에서는 신경망 모형, 결정나무 등이 활용된 이유도 복잡한 자료구조에 근거하고 있다고 볼 수 있다. 또한, 상기 연구들을 통해서 시계열자료 뿐만이 아니라, 공간 데이터를 분석하는 데에도 머신러닝기법이 활용될 수 있음을 알 수 있다.

한편, 예측을 위한 데이터 분석은 주어진 데이터를 모두 활용하거나 정확히 해석하는 기법은 과적합(Overfitting) 문제를 초래할 수 있다. 과적합 문제가 발생하면 사용된 추정기법이 주어진 자료는 잘 설명하는 반면, 주어진 자료를 벗어나는 예측력은 저하될 수 있다. 과적합 문제는 보통 추정기법의 모델 복잡도(복잡한 함수 형태 등)가 증가할수록 커지는 경향을 보인다.³²⁾

32) Hastie et al.(2008). p. 38.

예측력을 제고하기 위하여 모델 복잡도의 문제를 완화하는 방법 중 대표적인 것이 모델 정규화(Regularization)이다. 모델 정규화란 추정된 파라미터의 크기를 감소시켜서 추정된 모델이 주어진 자료만을 설명하는데 치중하는 것을 지양하는 방법이다. 대표적인 모델 정규화 기법으로는 Ridge regression, LASSO 등과 같은 기법이 있다. 특히, 변수의 개수들이 관측치보다 많은 경우, 변수의 개수를 줄이는 용도에도 정규화 방법을 쓸 수 있다. 상기 선행연구들과 달리, 본 연구에서는 관측치 개수보다 많은 변수들을 사용하여 해양수산업 GDP를 예측하였으므로 모델 정규화 방법이 적절하다고 볼 수 있다.

〈그림 2-6〉 모델 복잡도와 예측오류



자료: Hastie et al.(2008). p. 38., 저자 재편집

또한, 높은 모델 복잡도를 피하고 예측력을 제고시킬 수 있는 방법 중 하나는 주어진 데이터 중 일부를 사용하는 접근법을 고려해볼 수 있다. 이러한 접근법은 주어진 데이터를 모두 사용하지 않으므로, 전체 데이터 해석을 위해 필요한 복잡한 함수형태가 필요하지 않으므로 모델 복잡도를 피하는데 도움이 될 수 있다. 자료의 부분만을 고려하는 방법에는 대표적으로 k -최근접 이웃법과 k -군집화 방법 등이 있다. 이러한 방법들은 기본적으로 주어진 자료에서 예측값과 근접한 자료들을 선별하여, 비교적 단순한 추정 모델을 적용하므로써 모델 복잡도를 낮추고, 예측력을 높이는 데에 유용한 방법으로 쓰일 수 있다.

제3절 선행연구의 시사점

지금까지 해양수산업 전망모형 개발을 위한 시사점을 도출하기 위해 국내외의 다양한 선행연구들을 검토하였다. 선행연구의 시사점을 정리하면 다음과 같다.

첫째, 해양수산업을 포함한 경제전망을 위해서는 거시계량모형은 산업 부문을 고려하지 못하는 한계가 있으므로 일반균형모형의 접근이 필요하다. 이때, 일반균형모형 중 산업연관모형과 산업·거시계량모형은 해양수산업의 부가가치 전망에 적합하다. 산업연관모형에 의한 전망은 기본적으로 고정된 투입계수 가정에 기초한 단기적인 전망을 위해 이용할 수 있으며, 산업·거시계량모형은 국내외 환경변수를 종합적으로 고려한 중장기적인 전망을 위해 활용할 수 있다.

둘째, 일반균형모형 중 CGE 모형은 해양수산업과 관련된 다양한 변화에 대한 시나리오 분석에 적합하다. 예를 들어, CGE 모형을 이용하면 해운, 항만, 수산업 등의 해양수산업 부문을 고려한 FTA의 체결로 인한 경제적 파급효과 분석, 세계교역량의 변화에 의한 해양수산업 부문에 대한 영향 분석 등 대내외 환경변화에 따른 현실적인 여러 시나리오를 설정하여 개별 시나리오에 대한 경제적 파급효과를 정량적으로 도출할 수 있다.

셋째, 해양수산업 관련 전망의 예측력을 제고시키기 위해서는 머신러닝의 다양한 분석기법을 활용할 수 있다. 머신러닝의 분석기법은 연구 목적이 되는 변수와 여타 변수들의 인과관계를 규명하기 보다는 전망하고자 하는 변수의 예측오차를 최소화하는데 목적을 둔다. 따라서 해양수산업과 관련된 주요 경제변수(부가가치, 고용 등)에 대한 예측력을 제고시키는데 머신러닝 분석기법을 이용할 수 있다.

이러한 머신러닝 분석기법은 정량적 및 정성적 데이터를 모두 활용할 수 있는 장점을 지닌다.

마지막으로 일반균형모형 및 머신러닝 분석기법을 이용하여 해양수산업에 대한 경제전망을 수행하기 위해서는 관련 데이터베이스의 구축이 선행되어야 한다. 이때, 통계청 승인이 이루어진 해양수산업 특수분류에 따른 산업분류를 반영한 이른바 해양수산업 중심 데이터베이스를 구축하는 것이 필수적이다. 해양수산업 전망모형 개발을 위한 데이터베이스의 구축은 다음 장에서 상세히 다룬다.

지금까지의 논의를 정리하면 해양수산업 전망모형은 그 분석 목적과 분야에 따라 산업연관모형, 산업·거시계량모형, CGE 모형, 그리고 머신러닝 분석기법 등 다양한 모형을 이용할 수 있다. 앞서 보았듯이 이들 모형들은 어느 모형이 여타 모형에 비해 우월하다고 하기 어려우며, 개별 모형들은 장점과 단점을 지니고 있다. 따라서 해양수산업 전망모형은 연구 목적, 기간, 인력, 그리고 비용 등을 종합적으로 고려하여 상황에 따라 상호보완적인 활용이 가능한 다모형 접근에 의한 개발이 필요하다.

제 3 장

해양수산업 전망을 위한 데이터베이스 구축

제1절 산업 분류 및 활용 통계

1. 산업 분류

산업거시계량모형은 산업연관표를 이용하여 산업별 자료를 활용하기 때문에 산업을 세분화 할 수로 다양한 산업에 대한 정보를 반영할 수 있다. 산업 분류를 세분화하면 해양수산업 전망시 해양수산업 세부 산업과 유사한 다른 산업과의 비교가 가능하며, 추후 정책 시나리오 분석 등 정책실험이 가능하다는 측면에서 장점이 있다.

한편 산업을 세분화 할수록 데이터베이스 구축시의 정보 처리량의 급증하므로 시간이 많이 소요되며, 세분화된 산업과 정합성 있는 통계의 확보가 어려울 수 있다. 또한 산업의 세분화함에 따라 추정해야 하는 방정식이 급증하여 모형을 구축하는데 시간과 노력이 막대하게 증가하며, 추정식 증가에 따라서 모형의 안정성이 낮아질 수 있는 문

제가 발생한다.

산업분류를 세분화하는 것과 모형의 안정성에는 상호 상충관계가 존재할 수 있기 때문에 산업거시계량모형의 목적에 따라서 적정수준에서 산업의 세분화 수준을 결정할 필요가 있다.

본 연구에서는 데이터베이스(DB)의 구축은 이원화하여 작업하였다. 먼저 DB구축은 거시부문과 산업부문의 정합성이 확보되는 한에서 산업분류를 최대한 세분화하여 구축하였다. DB구축은 구축 초기에 많은 시간과 노력이 소요되지만 한 번 구축이 완료되면 세분화된 산업을 이용하여 연구의 목적에 따라 산업군을 통합하여 활용하는 것이 용이하기 때문에 DB 활용성을 높이기 위해 최대한 세분화하여 작업하였다. 또한 산업연관표에서 해양수산업을 식별하는 과정에서 산업연관표의 가장 세분화된 분류인 기본부문 수준에서 산업분류가 필요하며, 여타 산업부분 또한 소분류 및 중분류 등으로 세분화하여 구축이 가능하다.

세분화된 DB구축이 완료된 후에 해양수산업 산업거시계량모형의 구축을 위한 DB 작업을 수행하였다. 산업거시계량모형의 DB는 기본적으로 주요 전망대상인 해양수산업은 세부적으로 산업을 구분하되, 여타 산업의 경우에는 대분류 수준으로 통합하는 방법을 활용하였다. 세분화되어 구축된 DB를 산업거시계량모형의 분석에 필요한 수준으로 산업군을 통합하여 활용하였다.

2. DB구축관련 활용 통계

본 연구의 산업별 부가가치 전망은 산업연관표를 기초로 한다. 산

업연관표는 특정 기간(1년) 동안 국민경제 내에서 재화와 서비스의 생산 및 처분과 관련하여 발생하는 모든 거래를 일정한 원칙에 따라 기록한 통계표이다.³³⁾ 본연구의 데이터베이스는 산업연관표의 연도별 시계열을 수집하여 구축한 것을 기본으로 한다. 투입산출표 기본부를 바탕으로 해양수산업 10산업에 해당하는 상품을 분류하고, 이에 따라 해양수산업 10개 산업을 분리하여 해양수산업 중심의 산업연관표를 구축한다. 2005년부터 2017년까지 한국은행이 발표한 실측표 및 연장표를 이용하여 구축한 해양수산업 중심 산업연관표를 바탕으로 산업별 중간수요, 소비, 투자, 수출, 수입, 중간투입, 임금, 고용 등의 시계열을 산업별로 구축할 수 있다. 국민계정과와의 정합성 있는 시계열 구축을 위해 각 부문별 총량을 국민계정의 통계를 기초로 한다. 즉, 각 산업별 총산출, 부가가치, 소비, 투자, 수출, 수입 등의 부문별 합계를 국민계정의 통계와 일치하도록 하며, 이를 산업연관표 내생부분의 구조를 반영하여 배분함으로써 국민계정과와의 정합성을 담보 한다. 또한 산업별 디플레이터 및 산업별자본스톡 도출을 위해 국민계정, 한국은행, 통계청 등의 통계를 활용하여 추정한다.

1) 산업연관표

한국은행은 1960년 기준 산업연관표를 1964년에 최초로 공표하였으며, 2~3년의 간격을 두고 작성되어 발표되었다. 그러나 2005년 실측표부터는 5년 주기로 실측표를 작성하여 발표되고 있으며, 실측표가 발표되지 않는 연도에는 매년 연장표를 작성하여 발표하고 있다. 따라서 현재까지 공식발표된 산업연관표의 시계열적 연속성이 최대 연도는 2005년부터 2017년까지이다.

33) 한국은행(2014), p.9

〈표 3-1〉 산업연관표 현황(2005~2017)

연도	경상표			실측표(불변가격)		
	실측/연장	기본부문	가격기준	기본부문	가격기준	기준년도
2005	실측	403	구매자/생산자/기초	350	생산자	2005
2006	연장	403	생산자/기초	350	생산자	2005
2007	연장	403	생산자/기초	350	생산자	2005
2008	연장	403	생산자/기초	350	생산자	2005
2009	연장	403	생산자/기초	350	생산자	2005
2010	실측	384	구매자/생산자/기초	-	-	-
2011	연장	384	구매자/기초	-	-	-
2012	연장	384	구매자/기초	-	-	-
2013	연장	384	구매자/기초	-	-	-
2014	연장	384	구매자/기초	-	-	-
2015	실측	381	구매자/생산자/기초	-	-	-
2016	연장	381	생산자	-	-	-
2017	연장	381	생산자	-	-	-

자료: 저자 작성

2) 국민계정

한국은행 경제통계시스템(ECOS)³⁴의 국민계정(2015년 기준년)에서 제공되는 통계를 이용하여, 산업연관표의 총액 수치를 최근년도까지 업데이트 한다. 국내총부가가치 및 부가가치를 구성하고 있는 피용자보수, 영업잉여, 고정자본소모, 기타생산세(보조금 공제) 자료 및 최종수요를 구성하고 있는 민간소비지출, 정부소비지출, 고정자본형성, 수출, 수입 등의 자료를 1970년부터 2018년까지 시계열을 얻을 수 있다. 단, 총산출 자료와 순자본스톡자료의 경우 2017년도까

34) ECOS: 한국은행경제통계시스템(<http://ecos.bok.or.kr/>)

지 시계열이 존재한다. 국민계정에서 제공되는 최근 시계열 총액자료를 활용하고, 산업연관표의 내생부문 구조를 반영하여 산업연관표(경상표)를 업데이트 하여 활용한다.

〈표 3-2〉 국민계정 통계

	항목	명목/실질	연도	비고
최종수요	민간소비지출	명목/실질	1970-2018	총액
	정부소비지출	명목/실질	1970-2018	총액
	고정자본형성	명목/실질	1970-2018	총액
	수출	명목/실질	1970-2018	총액
	수입	명목/실질	1970-2018	총액
	총산출	명목	1970-2017	27부문*
부가가치	총부가가치 (기초가격)	명목/실질	1970-2018	27부문/39부문*
	피용자보수	명목	1970-2018	27부문
	영업잉여	명목	1970-2018	27부문
	고정자본소모	명목	1970-2018	27부문
	생산세(보조금 공제)	명목	1970-2018	27부문
	순생산물세	명목/실질	1970-2018	총액
	국내총생산(GDP)	명목/실질	1970-2018	총액
	순자본스톡	명목/실질	1970-2017	31부문

주: * 총산출과 총부가가치(명목/실질)의 경우 한국은행 경제통계시스템에서 제공되는 부문보다 세분화된 분류를 한국은행에서 연구용 목적으로 제한적으로 협조 받아 활용

자료: 저자 작성

3) 기타 통계

자본스톡을 산업별로 세분화하기 위해 한국생산성본부의 실질자본스톡 자료를 사용하였고, 산업별 투자를 도출하기 위해 고정자본형성 행렬(2005, 2010년)자료를 활용하여 산업별 고정자본 전환행렬을 도출하여 사용하였다.

제2절 DB 구축 결과

거시-산업모형의 데이터베이스는 산업연관표, 자본스톡, 투자로 구성되어 있다. 본 연구는 기초연구로서 거시-산업모형을 운용하기 위해 필요한 데이터베이스 구축에 많은 시간과 노력을 할애하였다. 해양수산업 중심의 산업연관표의 시계열 구축과, 산업별 자본스톡 구축, 투자전환행렬을 이용한 산업별 투자 도출 등 크게 세 가지 부분으로 데이터베이스를 구축하였으며, 추후에 모형을 발전시키기 위해 기초적으로 필요한 기반을 마련하고자 했다.

먼저 산업연관표는 경상표 및 실질표로 이루어져 있으며, 시계열은 2005년부터 2017년까지로 구성하였다. 시계열의 부문분류를 일치시키고, 한국은행 통계를 반영한 경상표를 구축한 후 해양수산업 부문을 재분류하여 해양수산업 중심의 산업연관표(경상표)를 구성한다. 마지막으로 한국은행의 디플레이터 자료를 활용하여 해양수산업 중심의 산업연관표(경상표)를 실질화했다.

자본스톡의 경우 한국은행의 순자본스톡자료를 세분화하기 위해 한국생산성본부의 실질자본스톡 자료를 활용하였다.

마지막으로 투자부문은 고정자본형성의 전환행렬을 이용하여 추정하였다.

〈표 3-3〉 거시-산업모형의 주요 DB구성

구분	통계자료	출처	연도	작성 DB
산업 연관표	산업연관표 기본부문 (생산자가격, 총거래표)	한국은행	2005~2017	해양수산업 중심 산업연관표 (41×41부문) 경상표 및 실질표
	산업별 디플레이터	한국은행		
	국민계정통계	한국은행		
	비중산출 위해 도소매업 조사, 경제총조사, 해양수산업 통계조사 등	통계청 등		
자본 스톡	국민대차대조표 (순자본스톡)	한국은행	2005~2017	해양수산업 중심 실질자본스톡 (41×41부문)
	실질자본스톡(72부문)	한국생산성본부		
투자	고정자본형성행렬	한국은행	2005, 2010	해양수산업 중심 고정자본형성행렬 (40×40부문)

자료: 저자 작성

1. 해양수산업 중심의 산업연관표

산업연관표(경상표)의 연속성 있는 시계열을 구축하기 위해 2005-2010년 부문 연계표와 2010-2015년 부문 연계표를 활용하여 2005년부터 2017년까지의 부문을 연계하였다. 경상표를 작성할 때 2005년부터 2017년까지의 부문 간 변경사항을 고려하여, 부문 간 연계 일치성을 담보하기 위해 부문을 조정하였다. 대분류는 2015년 산업연관표의 기준을 따르되, 시계열의 연속성을 확보하기 위해 기타 제조업 제품(C13)과 제조임가공 및 산업용 장비수리(C14)를 통합하여 하나의 부분으로 조정하였고, 예술, 스포츠 여가 관련서비스(R)와 기타서비스(T)를 하나의 부분으로 통합하였다. 부문 간 시계열의 일치성을 해치지 않는 범위에서 2005년과 2010년의 부문분류를 2015년과 연계하여 대분류 31부문으로 집계하였다.

〈표 3-4〉 산업연관표 시계열 연속성 확보

연도	가격기준	사용표	부문	부문 조정
2005-2010	생산자가격	총거래표	대분류 28부문 중분류 78부문 소분류 168부문 기본부문 403부문	31부문 (2015년과 동일)
2011-2014	기초가격→생산 자가격 전환	총거래표	대분류 30부문 중분류 82부문 소분류 161부문 기본부문 384부문	31부문 (2015년과 동일)
2015-2017	생산자가격	총거래표	대분류 33부문 중분류 83부문 소분류 165부문 기본부문 381부문	31부문 (C13 및 C14 통합, S와 T통합)

자료: 저자 작성

다음으로 기본부문 수준의 경상표를 바탕으로 해양수산부문을 식별하여 10개의 해양수산부문과 31개의 대분류로 구성된 해양수산업 중심 산업연관표로 재구성 하였다.³⁵⁾ 해양수산업 중심 산업연관표는 2000~2010년과 2015~2017년은 생산자가격으로 평가된 총거래표를 활용하여 작성하였으며, 2011~2014년의 경우 기초가격 총거래표에 순생산물세를 더하여 생산자가격으로 변환하였다.

35) 비해양수산분야 31부문 중 예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스(40)부문과 기타서비스 및 기타 (41)부문을 하나의 부문으로 통합하는 경우 40*40의 행렬로 구축할 수 있다.

〈표 3-5〉 해양수산업 중심 산업연관표 대분류

코드	대분류 산업명	비고	코드	대분류 산업명	비고	
1	해양자원 개발 및 건설	해양 수산업	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		
6	수산물 가공		26	전력, 가스 및 증기		전력, 가스·수도· 폐기물 처리업
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	농림축 산·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	사업지원서비스		
17	화학제품		37	공공행정, 국방 및 사회보장		
18	비금속광물제품		38	교육서비스		
19	1차 금속제품		39	보건 및 사회복지서비스		
20	금속가공제품		40	예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스		
			41	기타서비스 및 기타		

자료: 저자 작성

해양수산업 중심 산업연관표를 구축하는 단계는 다음과 같이 5단계로 구성된다. 첫 번째 단계인 산업연관표 경상표 조정은 산업연관표의 부가가치, 총산출, 수출, 수입 등의 주요 총액지표를 한국은행 국민계정의 총액과 일치하도록 총액을 조정하는 작업이다. 내생부문은 산업연관표를 활용하되, 총액부분을 국민계정의 총액과 일치하도록 배분하며, 양비례조정법(RAS)을 활용하여 조정한다. 두 번째 단계부터 다섯 번째 단계는 해양수산업 중심의 산업연관표를 구축하는 과정이다. 먼저 두 번째 단계는 해양수산업 특수분류체계-KSIC(10차)연계표와 산업연관표 기본부문-KSIC 연계표를 활용하여 해양수산업에 해당하는 기본부문을 재분류 하였다. 2005~2015년의 기본부문의 부문수와 분류체계가 변동된 사항을 고려하여 통합코드를 부여하여 연계하였다. 다음으로 세 번째 단계인 해양수산업 비중 산출은 산업연관표의 부속표로 제공되는 품목별 공급액표와, 통계청의 해양수산업통계조사 및 기타 관련 통계를 활용 하였다. 기본부문 자체에서 해양수산업으로 직접 식별되는 부문이 많지 않아, 381개 기본부문을 모두 검토하여 해양수산업 비중을 산출하는 작업을 하였다. 이는 해양수산업의 비중을 산출하는 단계이다. 기본부문 중 해양수산업의 비중을 도출하기 위해서 산업연관표의 부속표인 부문별 품목별 공급액표, 해양수산업통계조사, 경제총조사 등을 활용하였다. 네 번째 단계는 세 번째 단계에서 산출한 해양수산업 비중을 기존의 산업연관표에 적용하여, 해양수산업부와 비해양수산업부로 재집계한다. 해양수산업 부분과 비해양수산업 부분으로 구성된 행렬을 산업연관표 대분류 수준에서 해양수산업 10개 산업이 포함된 41×41 행렬로 집계하면 해양수산업 중심의 산업연관표(경상표)가 도출된다. 마지막으로 다섯 번째 단계는 2005년부터 2017년의 13개 연도에 대

해 앞서 수행한 1단계~4단계를 모두 적용하여 연속된 시계열의 산업연관표(경상표)를 구축한다.

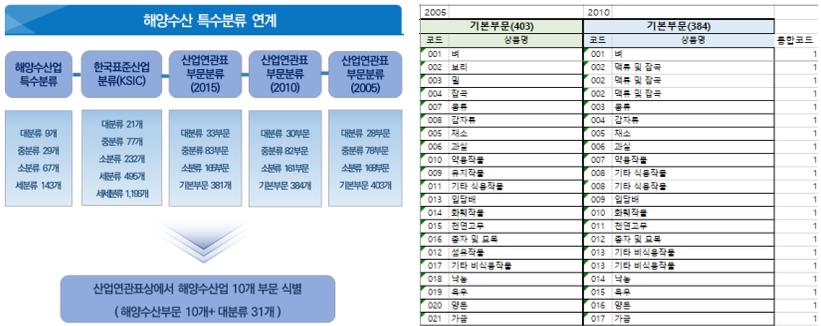
〈표 3-6〉 해양수산업 중심 산업연관표(경상표) 구축 단계도

〈1단계〉 산업연관표 경상표 조정(국민계정 총액과 일치)

연도	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
총액	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000	1,000,000

상세한 데이터는 표 3-6의 본문에 포함되어 있습니다.

〈2단계〉 해양수산업특수분류-KSIC-산업연관표 부문 연계(2005-2015) 및 통합코드



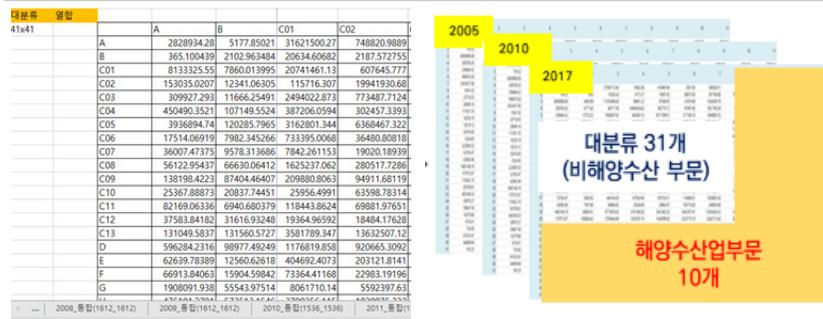
〈3단계〉 해양수산업 비중 산출

해양수산 부문별 세부항목 비중산출					산업별 비중 산출에 활용한 통계자료			
코드	대분류	과도	중분류	2014년(산업연관표) 외 역 코드	국산산출	총공급	산업	비중 산출에 활용한 자료
1	해양수산업	13	항만 및 해양관광 산업	292	항만시설	1	수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표, 도매업조사 등
9	해양수산업	13	항만 및 해양관광 산업	294	항만시설	0.036	해운업	산업연관표 기본부문, 경제총조사 등
1	해양수산업	01	수산물 가공 및 건조업	302	수산물 가공	0.190	항만업	산업연관표 기본부문, 해양수산업조사 등
6	수산물 가공	61	수산물 가공 및 건조업	302	수산물 가공	0.030	선박 및 해양플랜트 건조 수리업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등
9	해양수산업	02	수산물 가공 및 건조업	302	수산물 가공	7.42613E-06	해양수산업	산업연관표 기본부문, 전국문화7면시설행할 등
6	수산물 가공	61	수산물 가공 및 건조업	302	수산물 가공	0.006	해양수산업	산업연관표 기본부문, 전국문화7면시설행할 등
9	해양수산업	02	수산물 가공 및 건조업	302	수산물 가공	7.42613E-06	해양수산업	산업연관표 기본부문, 경제총조사 등
2	해운업	21	해운업	310	해운업	1	해양수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등
2	해운업	21	해운업	310	해운업	1	해양수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등
2	해운업	21	해운업	310	해운업	1	해양수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등
2	해운업	22	해운업	315	해운업	0.546	해양수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등
2	해운업	22	해운업	316	해운업	0.17	해양수산업	산업연관표 기본부문, 공역역표 등

<4단계> 해양수산업 식별된 산업연관표 도출



<5단계> 시계열 연속성 있는 해양수산업 중심 산업연관표 작성(2005~2017)



자료: 장정인 외(2020) p.14 그림 참조하여 수정

다음으로 해양수산업 중심의 산업연관표(경상표)를 실질화하기 위해서 총산출 디플레이터를 활용하였다. 총산출 디플레이터는 한국의 행의 명목 총산출을 실질 총산출로 나누어서 산출하였다. 다만 2005년-2015년 부문 분류의 정합성을 확보하기 위해 부문을 일부 통합하여 총산출디플레이터를 산출하였다.³⁶⁾

36) 한국은행으로부터 제공받은 총산출 77부문(내부자료)을 2005년-2015년 부문 분류 정합성을 일치시키기 위해 64부문으로 통합하여 총산출디플레이터를 산출하였다.

2. 자본스톡

자본스톡은 한국은행 국민대차대조표(2015년 기준년)의 순자본스톡 자료(31부문)를 활용하였다. 한국은행 순자본스톡은 대분류 수준인 31부문으로만 제공되어 있어, 기본부문으로까지 연계하는데 한계가 있다. 따라서 세분화를 위해 한국생산성본부의 72부문 실질자본스톡(2000년 기준년)자료를 활용하였다. 즉, 세분화된 72부문 실질자본스톡을 한국은행 산업연관표 부문분류(KCEAN)와 연계하였다. 연계가 가능한 부분을 연계하여 자본스톡을 47부문으로 재집계했다. 47부문의 실질자본스톡 자료를 바탕으로 고정자본소모의 비율을 활용하여 해양부분과 비해양부분을 세분화하여 도출하였다.³⁷⁾ 최종적으로 해양수산업 10개 부문이 포함된 41개 대분류기준으로 자본스톡을 집계하였다. 부문연계 및 해양수산업부문으로 재집계과정은 앞에서 설명한 해양수산업 중심 산업연관표 구축과 유사한 과정을 거쳐 완성하였다.

〈표 3-7〉 자본스톡 부문 분류(47부문)

코드	부문명	코드	부문명
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

37) 한국생산성본부가 발표한 72부문 실질자본스톡은 2012년까지 제공되어, 그 이후 시계열에 대해서는 추세 연장하여 활용하였다. 또한 실질자본스톡을 기본부문으로 배분시 총산출 비율보다 고정자본소모 비율이 실질자본스톡 값과 괴리가 작아 고정자본소모 비율을 활용하였다.

코드	부문명	코드	부문명
10	목재 및 목제품 제조업	34	창고 및 기타 운송관련 서비스업
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

3. 산업별 투자

산업별 투자는 한국은행 산업연관표의 부속표인 고정자본형성 행렬을 바탕으로 전환행렬을 작성하여 국민계정의 산업별 투자수요와 연계하였다. 한국은행 산업연관표의 부속표인 고정자본 형성행렬은 2005년과 2010년 2개 연도만이 작성되어 발표되었다. 2005년과 2010년 고정자본 형성행렬을 이용하여 해양부분과 비해양 부분으로 분리하여 재집계하여 해양수산업 중심 고정자본 형성행렬(40부문³⁸⁾을 구축하였다. 해양수산업 중심 고정자본 형성행렬의 산업별 비율자료를 활용하여 2005년의 산업별 고정자본형성을 산업별 투자로 전환하였다.

38) 해양수산업 10부문, 비해양수산업 31(11~41)부문 중 40부문(예술, 스포츠 및 여가 관련 서비스)와 41부문(기타서비스 및 기타)을 통합하였다.

제 4 장

2020 해양수산업 전망

제1절 개요

지금까지 경제전망을 위한 국내외의 다양한 선행연구를 살펴보았으며, 해양수산업 전망모형 개발을 위해 필수적으로 요구되는 데이터베이스 구축 과정에 대한 구체적인 사항을 정리하였다. 본 장에서는 앞서 구축된 해양수산업 중심의 데이터베이스를 활용하여 실제적인 해양수산업 부문별 부가가치를 전망한다.

2020년에 대한 해양수산업 부문별 부가가치의 전망치는 제2장에서 살펴보았듯이 크게 두 가지 접근 방법을 통해 도출할 수 있다. 즉, 경제이론에 바탕을 둔 계량경제학적 접근에 의한 분석 방법론을 이용하거나, 전망치에 대한 예측력을 제고시킨다는 관점에서 최근 각광받고 있는 머신러닝 분석 기법을 활용할 수 있다. 본 연구에서는 두 가지 접근 방법을 모두 활용하여 2020년의 해양수산업 부문별 부가가치를 전망하고자 한다.

제2절 생산함수 접근에 의한 전망

1. 부가가치생산함수 모형

선행연구에서 살펴보았듯이 해양수산업의 부가가치 전망은 산업연관분석 또는 산업·거시계량모형 등을 이용할 수 있다. 이때, 산업연관분석은 고정된 투입계수의 가정에 수행된다는 한계를 지니며, 산업·거시계량모형은 방대한 통계자료의 구성 및 모수의 추정이 필요하여 모형 구축을 위해서는 많은 시간과 노력이 소모된다. 이에 본 절에서는 산업·거시계량모형 개발에 선행적으로 요구되는 부가가치생산함수를 이용하여 해양수산업의 부가가치를 전망하고자 한다.³⁹⁾ 이때, 앞 장에서 논의하였던 해양수산업 중심 데이터베이스의 주요 경제변수를 이용한다. 변수의 정의, 출처를 정리하면 다음과 같다.⁴⁰⁾

〈표 4-1〉 변수의 정의 및 자료 출처

변수	정의	출처
Y	실질 GDP	한국은행 경제통계시스템, 투입산출표
L	취업자수	투입산출표
K	실질자본스톡	한국은행 경제통계시스템
I	실질투자지출	투입산출표
l	감가상각률	한국은행 경제통계시스템

자료: 저자 작성

39) 생산함수 접근에 의해 경제전망을 한 다수의 연구들이 존재하며, 대표적으로 잠재GDP 추정에 관한 연구가 있다. 이에 관한 국내외 선행연구는 박무환(2012)의 연구를 참조.

40) 각 변수의 산업별 자료를 획득하기 위해서 일련의 가공 절차가 필요하며, 이에 대한 상세한 내용은 제3장의 해양수산업 중심 데이터베이스의 구축 과정을 참고.

〈표 4-2〉 연도별 변수 평균

단위: 천억 원, 만 명, %

연도	Y	L	K	I	l
2005	90.7	1.3	260.9	21.5	6.0%
2006	101.5	1.4	266.8	21.2	5.9%
2007	115.1	1.5	277.6	25.6	5.5%
2008	127.3	1.5	293.4	31.4	5.7%
2009	125.2	1.6	303.5	27.0	5.8%
2010	120.1	1.5	329.1	42.6	5.6%
2011	120.8	1.5	352.7	42.2	5.6%
2012	122.5	1.5	374.5	41.9	5.7%
2013	119.7	1.5	392.8	39.7	5.7%
2014	118.8	1.5	410.1	39.8	5.7%
2015	101.7	1.6	424.9	38.5	5.8%
2016	132.5	1.7	445.4	44.8	5.7%
2017	111.5	1.6	469.5	49.3	5.7%

주: Y , L , K , I 는 〈표 4-3〉의 분류에 따른 산업 평균, l 는 평균이 아닌 전 산업 감가상각률 값임

자료: 저자 작성

1) 분석 모형

해양수산업의 부문별 GDP를 전망하기 위해 부가가치생산 함수의 설정이 필요하다. 이에 다음과 같은 콥·더글라스(Cobb-Douglas)형 생산함수를 고려한다.

$$Y = F(L, K) = L^{\beta_1} K^{\beta_2}$$

여기서, Y 는 실질 GDP, L 은 취업자수, K 는 실질자본스톡을 나타낸다. 또한, 실질자본스톡은 다음과 같은 감가상각률과 투자지출에 의한 항등식으로 나타낼 수 있다.

산업별 실질자본스톡수요: $K_j = (1 - \iota)K_{j,-1} + I_j$

여기서, K_j 는 산업별 실질자본스톡, ι 는 감가상각률, $K_{j,-1}$ 는 산업별 전기 실질자본스톡, I_j 는 산업별 실질투자지출을 의미한다.

앞의 부가가치생산함수는 비선형 함수이므로 양변에 자연로그를 취하여 선형함수로 변환시키고, 산업 부문을 나타내는 하첨자 j , 연도를 나타내는 하첨자 t 를 도입하면 다음의 식이 도출된다.

$$\ln Y_{j,t} = \beta_0 + \beta_1 \ln L_{j,t} + \beta_2 \ln K_{j,t}$$

여기서, t 는 연도를 의미한다.

2) 생산함수 추정 결과

본 연구에서는 해양수산업의 부문별 특성을 고려하여 10개의 해양수산업을 4개 부문으로 통합하여 실증분석을 수행하였다. 즉, 수산물 생산업, 수산물 가공업, 수산물 유통업 등 3개 부문을 수산업으로 통합하고, 해운업과 항만업을 해운·항만업으로 통합하였으며, 해양자원 개발 및 건설업, 해양수산 레저관광업, 해양수산 관련 서비스업 등 3개 부문을 기타 해양수산업으로 통합하였다.

〈표 4-3〉 부문 분류

구분	내용
수산업	수산물 생산업, 수산물 가공업, 수산물 유통업
해운·항만업	해운업, 항만업
조선 및 기자재 제조업	선박 및 해양플랜트 건조수리업, 해양수산 기자재 제조업
기타 해양수산업	해양자원 개발 및 건설업, 해양수산 레저관광업, 해양수산 관련 서비스업

자료: 저자 작성

각 부문의 부가가치생산함수의 추정에는 계량경제학적 분석 방법인 통상최소자승법(ordinary least square)을 이용하였다.⁴¹⁾ 추정에 이용된 설명변수와 종속변수는 2005~2017년의 시계열 자료이다.

〈표 4-4〉 부가가치생산함수 추정 결과

$$\text{추정식: } \ln Y = \beta_0 + \beta_1 \ln K + \beta_2 \ln L$$

구분	β_0	β_1	β_2	R^2	비고	DW ⁴²⁾
수산업	7.026 (3.364)	0.553 (5.383)	-	88.0%	'08 시점 더미	1.889
해운·항만업	-	1.212 (5.544)	-	97.3%	'05, '09 시점 더미	1.996
조선 및 기자재 제조업	-	0.163 (3.251)	1.173 (16.437)	84.1%	'15 시점 더미	1.864
기타 해양수산업	13.481 (5.977)	-	0.636 (4.815)	84.7%	'05 시점 더미	2.002

주: Eviews 통계 프로그램으로 추정, ()은 t 통계량, -는 통계적으로 유의하지 않은 변수, DW 값은 Durbin-Watson 통계량

자료: 저자 작성

41) 통상최소자승법에 관해서는 강달원 외(2018), 예제를 통한 계량경제학, pp. 8~17 참고.

42) Durbin-Watson 통계량은 자기상관 여부를 검정해주는 통계량이다. 본 연구의 추정 결과, 자기상관이 없다는 귀무가설을 채택하였다. Durbin-Watson 통계량에 대한 상세한 내용은 이종원(2007), pp. 377~378의 내용을 참고.

2. 부가가치생산함수 접근에 의한 전망 결과

1) 외생변수 가정

일반적으로 산업·거시계량모형을 개발하여 부가가치를 전망하는 경우에는 부가가치생산함수를 구성하는 산업별 노동수요 및 투자수요는 거시경제 블록, 가격·기술 블록, 대외거래 블록 등 여러 블록 간의 상호연관성을 고려하여 내생적으로 결정된다. 그러나 본 연구와 같이 개별 산업에 대한 부가가치생산함수의 추정을 통해 장래의 부가가치를 추정하는 경우에는 외생변수에 대한 가정이 필요하다.

이에 본 연구에서는 전망 구간에 대해 요구되는 산업별 취업자수와 투자수요는 단일변수 시계열모형을 이용하여 추정하였다.⁴³⁾ 또한, 산업별 실질자본스톡의 추정을 위해 필요한 산업별 감가상각률은 2015~2017년의 3개년 평균값을 이용하여 연장하였다.⁴⁴⁾ 그리고 추정된 산업별 투자수요와 감가상각률을 이용하여 산업별 실질자본스톡을 도출하였다.

2) 생산함수 접근에 의한 2020 전망

앞서 도출된 해양수산업 부문별 부가가치생산함수의 추정 결과를 이용하여 2020년의 부가가치를 전망하였다. 이에 해양수산업 부문별 부가가치의 전망 결과를 정리하면 다음과 같다.

43) 추후 해양수산업 전망을 위한 산업·거시계량모형이 개발될 경우, 부가가치생산함수를 구성하는 설명변수들은 내생적으로 결정되게 된다.

44) 이진면 외(2018), p. 74에서 밝히고 있듯이 산업별 감가상각률을 구하는 것은 현실적으로 매우 어려워 본 연구에서는 선행연구를 참고하여 전산업 평균의 감가상각률을 반영하였다.

〈표 4-5〉 생산함수 접근법에 의한 산업별 2020 부가가치 예측결과

단위: 조 원

구분	2019	2020	전년대비 성장률
수산업	8.19	8.37	2.23%
해운·항만업	13.07	13.49	3.18%
조선 및 기자재 제조업	15.53	15.45	-0.51%
기타 해양수산업	12.28	12.34	0.46%
해양수산업	49.08	49.65	1.17%
전산업 대비 해양수산업 GDP 비중	2.66%	2.63%	-0.03%P

주: Eviews 통계 프로그램으로 추정

자료: 저자 작성

분석 결과, 수산업, 해운·항만업, 기타 해양수산업은 2019년에 비해 2020년에 부가가치가 증가할 것으로 전망되나 조선 및 기자재 제조업의 부가가치는 다소 감소할 것으로 전망되었다. 이어서 전체 해양수산업의 실질 GDP는 2019년에 비해 1.17% 증가하여 약 49.65조 원에 이를 것으로 전망되었다. 그러나 2019-2020년 사이에 나타난 해양수산업의 실질 GDP의 증가세는 경제 전체의 실질 GDP의 증가세보다 낮아 전산업 대비 해양수산업의 GDP 비중은 2019년에 비해 2020년에 약 -0.03%P 감소할 것으로 전망된다.⁴⁵⁾

45) 전산업 실질 GDP 중 2018년은 한국은행의 실질 GDP를 이용하였다(경제통계시스템 홈페이지, 2020. 2. 14). 그리고 2019~2020년에 대해서는 OECD의 실질 GDP 성장률을 반영하여 도출하였다(OECD 홈페이지, 2020. 2. 14).

제3절 머신러닝 접근에 의한 전망

1. 머신러닝 분석 모형

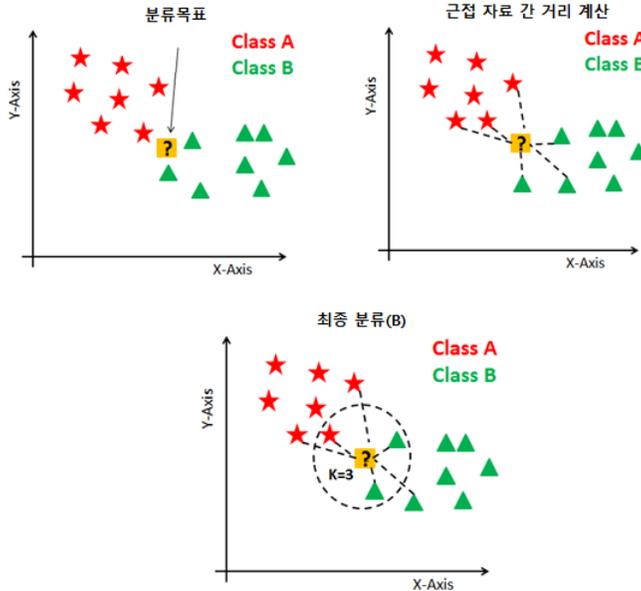
1) 분석 모형

해운, 항만, 조선, 수산(생산), 레저관광 등 5개의 해양수산업 세부 산업 GDP를 예측하기 위하여 5개의 머신러닝 기법을 사용하였다. 5개의 머신러닝 기법은 크게, 3가지로 구분할 수 있다. 첫 번째로, 특정 예측 값과 근접한 데이터들만을 고려하기 위해서 주어진 자료의 일부(Subset)만을 사용하는 k-최근접 이웃법(k-nearest neighbor)과 k-평균 군집화(k-means clustering) 방법을 사용하였다. 두 번째로는, 관측치보다 많은 독립변수(Variable) 개수를 고려하여, 주성분회귀(Principal component regression, PCR)와 정규화 기법 중 하나인 LASSO(Least absolute shrinkage and selection operator)를 사용하였다. 마지막으로, 선행연구들에도 활용된 딥러닝 기법인 신경망 모형(Neural network)을 GDP 예측에 적용하였다. 각 머신러닝 기법들은 간략히 설명하면 다음과 같다.

(1) k-최근접 이웃법(k-nearest neighbor, kNN)

kNN 방법은 비모수적인 방법으로 예측목표값은 주위의 k의 값에 의해 결정된다는 단순한 논리에 기반하고 있다. k값은 경험적으로 결정되는데, 본 연구의 경우에는 예측값 직전의 샘플에서 가장 높은 예측성능을 보이는 k값을 사용하였으며, k개의 샘플을 대상으로 선형회귀로 세부산업 GDP를 예측하였다.

〈그림 4-1〉 k-최근접 이웃법

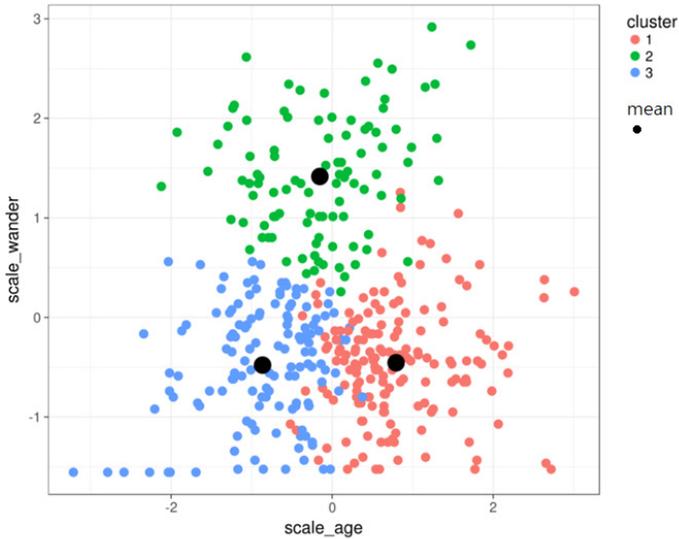


자료: Towardsdatascience 홈페이지(2020.2.12), 저자 재편집

(2) k-평균 군집화(k-means clustering)

데이터는 여러 개의 군집들로 나뉘어질 수 있으며, 각 군집은 하나의 중심을 가진다. 각 군집에 포함된 개체들은 이 중심까지의 거리가 주어지며, 이 거리들이 가장 작게끔 군집의 개수를 정하는 것이 k-평균 군집화 방법이다. 주어진 데이터가 적절히 군집화된다면, 우리는 미래값과 가까운 군집들의 평균값을 활용하여 미래값을 더욱 잘 예측할 수 있으며 본 연구에서는 이 방법을 적용하여 미래값을 예측하였다.

〈그림 4-2〉 k-평균 군집화

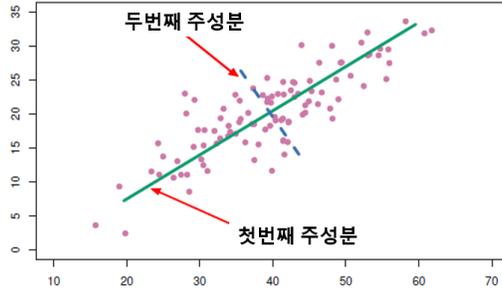


자료: K-Means Clustering Tutorial 홈페이지(2020.2.12), 저자 재편집

(3) 주성분회귀(Principal component regression, PCR)

관측치 개수에 대비하여 독립변수가 많은 경우, 설명력이 높지 않은 변수가 포함되거나, 다중 공선성의 문제가 발생할 수가 있다. 주성분분석(Principal component analysis, PCA)은 많은 변수를 선형 조합하여 적은 수의 변수(주성분)들로 환원시키고, 각 독립변수들의 분산크기 및 직교성을 고려하여 이러한 문제를 완화시키는 방법이다. PCR은 주성분을 독립변수로 회귀분석에 적용한 기법으로 본 연구에서 사용되었다.

〈그림 4-3〉 주성분분석

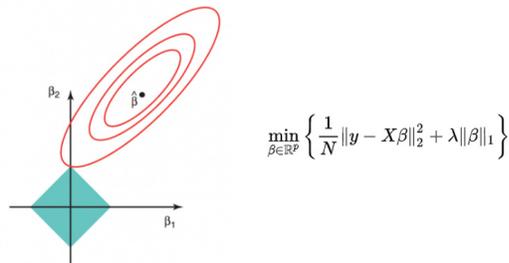


자료: Nicome - The Data Blog(2020.2.12), 저자 재편집

(4) LASSO(Least absolute shrinkage and selection operator)

일반적인 최소자승법을 모델에 적용하는 경우, 주어진 데이터에 모델이 과적합되는 문제가 발생하여 예측력이 높지 않은 경우가 발생할 수 있다. LASSO 기법은 최소자승법으로 추정된 계수들보다 작은 크기의 계수를 추정하므로써, 최소자승법이 주어진 자료에만 치중되는 과적합 문제를 완화시키고 예측력을 높이는 기법이다. 또한, 추정계수값을 0으로 하는 효과를 가지고 있어서 변수 개수를 축소하는 데에도 LASSO 기법은 쓰일 수 있다.

〈그림 4-4〉 LASSO



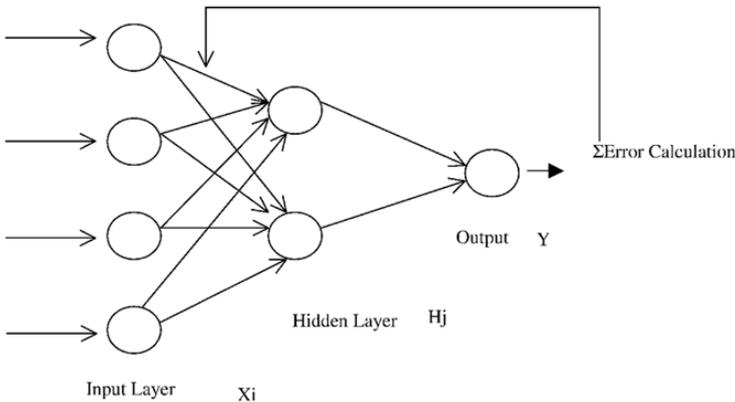
자료: Hastie et al.(2008). p. 71. 저자 재편집

(5) 신경망 모형(Neural network)

신경망 기법은 주어진 변수들을 적절히 조합(데이터 분할, 가중합 등)하여 목표값을 최대한 정확하게 예측하는 것이다. 신경망 기법에는 데이터 분할, 각 샘플에 대한 가중치 부여 방법, 데이터 학습 횟수 등 다양한 파라미터가 개입되므로 충분한 학습이 이루어지면 높은 예측력을 기대할 수 있는 방법이다. 또한, 학습과정 상에서 예측 오류를 줄이기 위한 역전파(Backpropagation) 과정도 포함되므로 과적합 문제를 완화시키는 장점이 있다.

〈그림 4-5〉 신경망 모형

Error back propagation



자료: Stack Exchange 홈페이지(2020.2.12.), 저자 재편집

본 연구에서 쓰인 관측치는 2005년부터 2018년까지 총 14개에 불과하여 예측값들이 불안정해진다(분산이 커진다). 이러한 문제를 완화하고 다양한 예측기법들로부터 얻어진 예측값들을 조합하여 최종 예측값을 도출하는 데에는 예측조합(Forecasting combination)⁴⁶⁾ 기

법을 사용할 수 있다. 예측조합기법의 기본적인 수식은 다음과 같다.

$$f_c = \sum_{i=1}^m \omega_i f_i \quad (\text{식 4-1})$$

여기서, f_c 는 최종예측값, m 은 예측기법 개수, ω_i 는 각 예측기법의 예측값에 부여되는 가중치, f_i 는 각 예측기법의 예측값임.

가중치 ω_i 를 어떻게 정하느냐에 다양한 예측조합 기법이 존재할 수 있다. 기본적으로는 각 예측조합 기법에 동등($\omega_i = 1/m$)하게 가중치를 부여하는 방법, 각 예측기법의 예측값들의 오차분산에 반비례($\omega_i = 1/\text{MSE}(f_i)$)하도록 가중치를 부여하는 방법 등이 있다. 본 연구에서는 관측치 개수가 적은 점을 고려하여 가중치를 예측값들의 오차분산에 반비례하는 방식을 취하도록 한다.

〈그림 4-6〉 예측조합 기법을 통한 예측값 도출



자료: 저자 작성

46) Bates and Granger(1969). p. 451.

2) 사용 변수

머신러닝은 자료에 대한 사전 지식, 이론적 모델 등이 없는 상태에서 주어진 데이터만을 토대로 학습하여 원하는 값을 추정 및 예측하는 분야이다. 그러므로 우리는 머신러닝 기법을 사용하면 관련된 다양하고 광범위한 변수를 사용할 수 있다. 또한, 특정 모델을 전제하지 않으므로, 모델 복잡성에 따른 과적합(Overfitting) 문제가 감소되어 머신러닝 기법은 일반적으로 예측력도 향상되는 장점을 가진다. 이에 따라, 우리는 세부산업별 계정변수(산업별 취업자수, 자본스톡 등), 거시경제 변수(환율, 세계GDP 등), 세부산업별 고유변수(어가수, 크루즈 관광객 수 등) 등 다양한 변수들을 가지고 머신러닝 기법을 활용하여 해양수산업 각 산업별 GDP를 예측해보았다. 각 세부 산업에서 사용된 변수들은 부록에 수록되어 있다.

2. 머신러닝 분석에 따른 전망 결과

주어진 관측치(2005년 ~ 2018년)에 5개의 머신러닝 기법과 예측조합 기법을 적용하여 각 세부산업별 GDP를 예측하였다. 우선, 실제 GDP값과 예측값들의 예측 성능 비교를 위하여, 2005년부터 2017년까지의 데이터를 토대로 2012년부터 2018년까지의 예측값을 구하였으며, 2019년과 2020년 GDP도 동일한 방식으로 예측하였다.

2012년부터 2018년까지 실제 GDP값(주황색 쇄선)들과 각 기법들의 예측값들을 비교해보면, 대체적으로 예측조합 기법(갈색 쇄선)이 실제 GDP와 가깝다는 것을 확인할 수 있으며, 또한 5개의 머신러닝 기법들의 예측값들의 중간 정도 위치에 놓여져 있는 것을 알 수 있

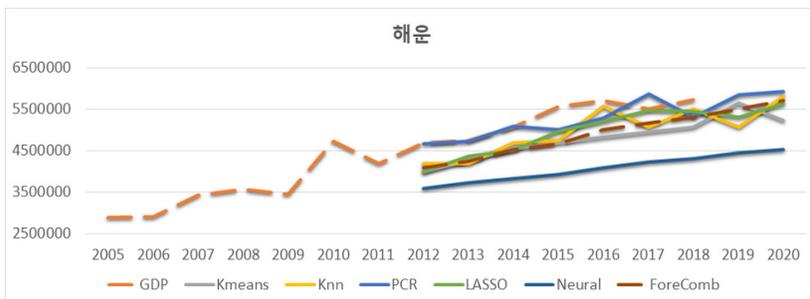
다. 또한, 해운, 항만, 조선 등 상대적으로 많은 독립변수가 사용된 산업들에서는 주성분회귀(파랑색 실선)도 실제 GDP와 근접한 추세를 보임을 확인할 수 있는데, 이것은 주성분회귀의 변수 축소 효과에 따른 것으로 풀이된다. 신경망 모형(감색 실선)의 경우 예측력이 그리 높지 않게 나타났는데, 이것은 독립변수 대비 적은 관측치의 개수에 기인한다고 볼 수 있다.

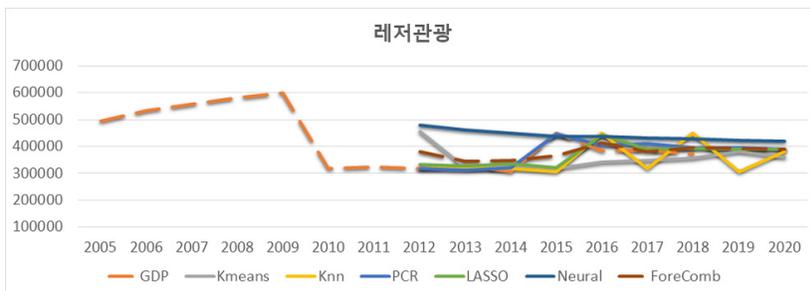
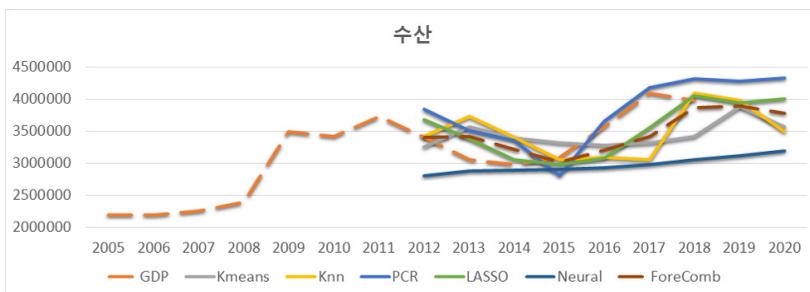
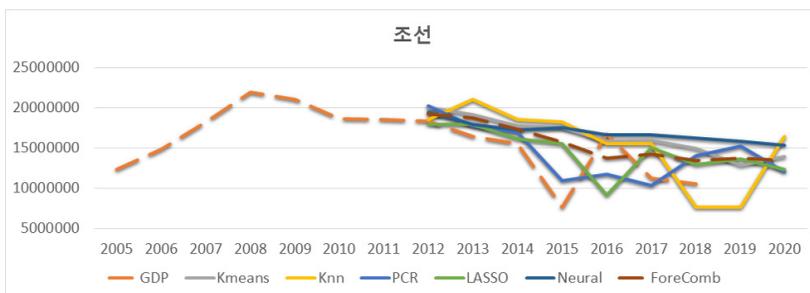
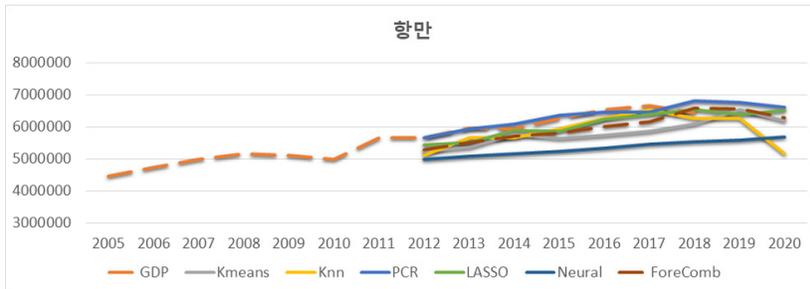
각 기법들의 예측성능을 보다 정확하게 비교하기 위하여 예측오차의 평균절대비오차(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)를 2012년에서 2018년까지의 예측값들을 사용하여 구하였다. MAPE의 수식은 다음과 같다.

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

여기서, N 은 데이터 개수, y_i 는 실제 GDP값, f_i 은 예측값이다.

〈그림 4-7〉 머신러닝 기법을 통한 산업별 부가가치 예측결과 비교





주: Kmeans(k-평균 군집화), Knn(k-최근접 이웃법), PCR(주성분회귀), Neural(신경망 모형), ForeComb(예측조합 기법)

자료: 저자 작성

각 산업 분야별로 GDP 데이터 특성, 독립변수들과의 관계 등이 상이할 것이므로, 아래 표와 같이 가장 낮은 MAPE를 보여주는 머신러닝 기법들도 분야별로 다르게 나타나고 있다. 하지만 신경망 모형의 경우 상대적으로 부족한 관측치로 전반적으로 높은 MAPE를 나타내고 있다. 또한, 주성분회귀와 LASSO 기법이 전반적으로 낮은 MAPE를 보여주고 있는데, 이것은 관측치 대비 상대적으로 많은 독립변수의 개수를 줄여주는 효과에 기인한다고 풀이된다. 예측조합 기법은 수산분야에서만 가장 낮은 MAPE를 나타내고 있는데, 이것은 높은 MAPE를 나타내는 신경망 모형의 영향으로 해석된다.

〈표 4-6〉 MAPE 비교

분야	Kmeans	Knn	PCR	LASSO	Neural	ForeComb
해운	0.127	0.085	0.047	0.085	0.250	0.108
항만	0.086	0.048	0.021	0.041	0.152	0.061
조선	0.367	0.369	0.203	0.314	0.368	0.297
수산	0.119	0.113	0.089	0.076	0.143	0.074
관광	0.154	0.137	0.043	0.094	0.261	0.104

자료: 저자 작성

아래 표는 각 머신러닝 기법의 2019년과 2020년 예측 결과를 보여주고 있다. 시계열에 따른 예측 결과 비교를 위하여 2017년과 2018년은 실제 GDP 값을 기재하였다. 각 분야별로 MAPE가 가장 낮은 머신러닝 기법을 기준으로 예측결과를 살펴보면, 해운 산업의 경우 과거 GDP 상승 추세에 따라, 2019년과 2020년도 GDP가 증가하는 것으로 나타났다. 항만과 조선 및 관광 분야의 경우 2019년은 GDP가 증가하나 2020년에는 다시 감소하는 모습을 보였으며, 수산의 경우는 2019년은 소폭 감소하나 2020년에는 GDP가 다시 증가하는 모습

을 보였다. 또한, 이러한 GDP 예측 추세는 수산 분야를 제외하고는 모두 예측 조합기법과 동일한 패턴을 보였는데, 이 부분은 상기 언급한 바와 같이 높은 MAPE를 보이는 신경망 모형의 영향이 없다면 예측 조합기법의 예측 정확성이 높을 수 있다는 점을 암시한다고 볼 수 있다.

〈표 4-7〉 머신러닝 기법에 의한 산업별 2020 부가가치 예측결과

단위 : 백 만원

분야	연도	Kmeans	Knn	PCR	LASSO	Neural	ForeComb
해운	2017	5,507,116	5,507,116	5,507,116	5,507,116	5,507,116	5,507,116
	2018	5,734,704	5,734,704	5,734,704	5,734,704	5,734,704	5,734,704
	2019	5,653,043	5,061,369	5,853,644	5,303,716	4,441,657	5,511,077
	2020	5,224,281	5,812,123	5,919,091	5,621,169	4,522,985	5,710,404
항만	2017	6,658,969	6,658,969	6,658,969	6,658,969	6,658,969	6,658,969
	2018	6,441,466	6,441,466	6,441,466	6,441,466	6,441,466	6,441,466
	2019	6,547,086	6,255,751	6,761,495	6,395,654	5,598,955	6,561,427
	2020	6,190,521	5,152,350	6,614,728	6,521,354	5,677,509	6,274,270
조선	2017	11,290,359	11,290,359	11,290,359	11,290,359	11,290,359	11,290,359
	2018	10,525,132	10,525,132	10,525,132	10,525,132	10,525,132	10,525,132
	2019	12,854,756	7,673,175	15,256,522	13,628,841	15,864,367	13,706,525
	2020	13,940,130	16,438,802	12,081,391	12,339,946	15,393,802	13,445,349
수산	2017	4,086,856	4,086,856	4,086,856	4,086,856	4,086,856	4,086,856
	2018	3,975,938	3,975,938	3,975,938	3,975,938	3,975,938	3,975,938
	2019	3,877,913	3,975,938	4,274,331	3,947,638	3,120,423	3,898,281
	2020	3,567,145	3,486,831	4,333,514	4,006,932	3,195,929	3,784,940
관광	2017	385,846	385,846	385,846	385,846	385,846	385,846
	2018	372,650	372,650	372,650	372,650	372,650	372,650
	2019	380,950	304,423	395,384	389,668	422,118	391,089
	2020	360,559	379,050	388,868	390,200	420,659	388,330

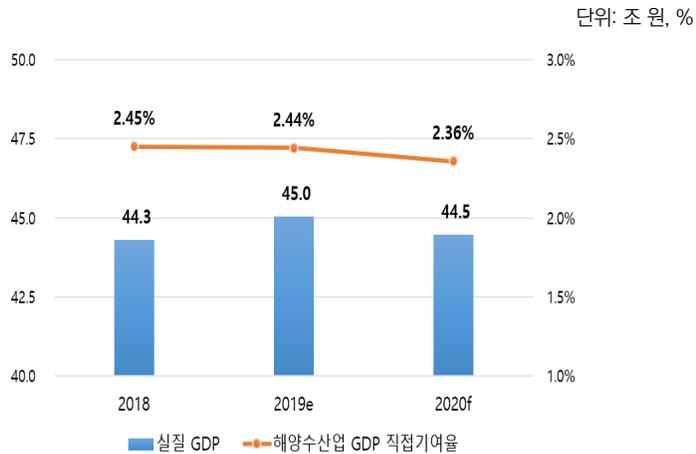
주: 2017년과 2018년은 실제 GDP 값임

자료: 저자 작성

제4절 분석 결과 종합

2019년 해양수산업의 실질 GDP는 49.08조 원으로 추정되었고, 2020년에는 전년에 비해 약 1.17% 증가한 49.65조 원에 이를 것으로 전망된다. 반면에 2019-2020년 사이에 나타난 해양수산업의 실질 GDP의 증가세는 경제 전체의 실질 GDP의 증가세보다 낮았다. 따라서 해양수산업의 실질 GDP가 국민경제 전체에서 차지하는 비중, 즉 해양수산업의 GDP 직접기여율은 0.03%p 감소하는 추세를 보이면서, 2020년에는 직접기여율 2.63%에 머물 것으로 전망된다.⁴⁷⁾

〈그림 4-8〉 해양수산업의 실질 GDP 및 GDP 직접기여율 전망



주: 2015년 기준 가격 실질 GDP, 생산함수접근법

자료: KMI 연구진 작성

산업별 전망결과를 정리하면 다음과 같다. 실질 GDP 전망은 경제 이론에 근거한 생산함수를 설정하고, 전통적인 계량경제 분석을 통

47) 본 장의 산업 구분은 2018 해양수산업 특수분류체계를 따름

해 도출되었다. 이때, 생산함수는 다중회귀분석에 의해 추정하였다. 또한, 최근 데이터 예측을 위해 각광받고 있는 비모수적 분석모형 중 하나인 머신러닝분석 기법을 도입하여 GDP의 전망치를 도출하였다.

수산업 생산·가공·유통의 실질 GDP는 증가하는 추세에 있으며, 2020년 실질 GDP는 2019년에 비해 약 0.18조 원 증가한 8.37조 원으로 전망된다. 2020년 해운·항만업의 실질 GDP는 12.0~13.49조 원의 수준으로 전망되어 전년대비 소폭 증감이 예상된다.⁴⁸⁾ 2020년 해양 레저관광업의 실질 GDP는 2019년에 비해 소폭 증가한 3,900억 원으로 전망된다. 2020년 조선업의 실질 GDP는 13.4조 원의 수준으로 전망된다.

〈표 4-8〉 산업별 부가가치 전망결과

단위: 조원

분야	생산함수 접근법		머신러닝 접근법			
	2019e	2020f	2019e		2020f	
수산물 생산업	8.19	8.37	3.90		3.78	
수산물 가공업			-		-	
수산물 유통업			-		-	
해운업	13.07	13.49	12.07	5.51	11.98	5.71
항만업				6.56		
조선업	15.53	15.45	13.7		13.4	
기자재 제조업			-		-	
자원개발 및 건설업	12.28	12.34	-		-	
해양레저관광업			0.39		0.39	
해양수산 관련서비스업			-		-	
해양수산업 전체	49.08	49.65	-		-	

주: 2015년 기준 가격의 실질 GDP, 생산함수 접근법 다중회귀분석 및 머신러닝 분석

자료: 저자 작성

48) 해운업 실질 GDP는 한 해 동안 국내에서 생산된 총 부가가치의 실질가치를 의미하므로 국내기업의 해외 매출액을 제외됨

제5장

향후 추진 체계

제1절 해양수산 전망체계 구상(안)

향후 추진될 해양수산 거시-산업 계량경제 분석모형 구축은 부가가치, 고용, 물동량, 소비량 등 경제 및 사회 현안 변수를 전망하는 것을 목적으로 한다.

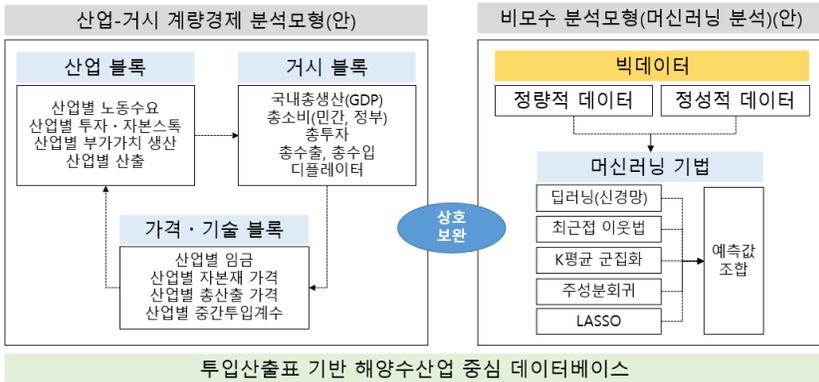
모형 개발은 경제이론에 근거한 연립방정식 형태의 하향식(top-down) 전망모형 개발과 해양수산업 부문별 부가가치 중심 전망모형 구축으로 구성된다. 즉, 해양수산업 중심 전망모형은 상호 보완적인 다모형 접근으로 모형개발을 추진하고자 한다.

첫째, 거시-산업 계량경제 모형은 경제이론에 기반 한 부가가치 전망 중심 모형이다. 한국 경제의 특징을 반영하기 위해 소규모 개방경제를 가정하고, 미시경제 측면은 왈라스 일반균형이론에 기반 한 산업별 수요-공급 균형을 유도한다. 또한 거시경제 측면은 소득 및 소비 승수이론, 필립스곡선 가설, 가격조정원리 등을 기반으로 한 총수

요-총공급 균형으로 수립하도록 설계한다. 통계 BD는 거시경제 변수와 미시경제 변수인 산업별 변수 간의 통계적 적합성을 만족하도록 설계한다.

둘째, 머신러닝모형은 Big-Data(정량적 및 정성적 데이터) 활용이 가능한 전망 모형이다. 이러한 부문별 상호 보완적 운용(다모형 접근법)으로 예측력을 강화할 수 있다. 둘째, 빅데이터 기반 해양수산업 머신러닝 분석모형 구축은 정량적 데이터와 정성적 데이터를 종합적으로 고려한 해양수산업 전망치 제공하며, 계량경제 기반 전망모형을 보완하는 역할을 한다.

〈그림 5-1〉 해양수산업 전망모형 구축 추진체계(안)



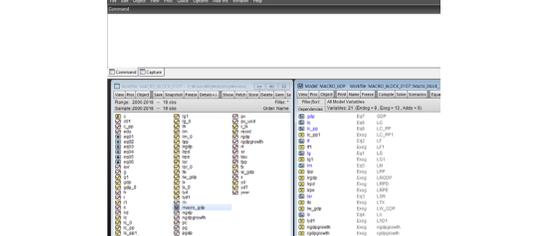
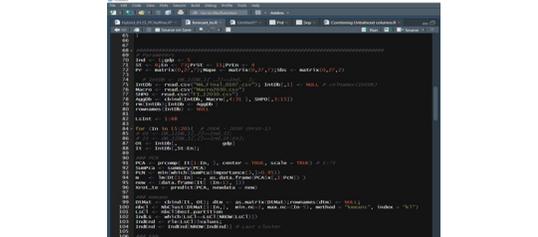
해양수산 전망체계 구축 단계는 다음과 같이 구분할 수 있다.

첫째, 모형 운용에 필요한 장기 시계열 자료 구축을 위해서는 정량 및 정성 데이터의 수집 및 가공으로 분석에 최적화된 자료를 가공하는 작업이 필요하다. 둘째, 해양수산업 부문별 비중을 고려한 해양수산업 중심의 데이터베이스로 전환하는 과정이 필요하다. 셋째, 계량경제모형과 머신러닝 모형의 프로그래밍을 통한 결과 도출 및 결과

검증이 필요하다.

해양수산 전망모형 체계의 구축은 급변하는 대내외 사회·경제요인을 반영한 해양수산업 중심의 전망치 제공은 물론, 해양수산발전기 본계획을 비롯한 수산혁신2030, 해운산업 재건 등 다양한 정책의 실현 가능한 목표 설정 등 체계적인 정책목표 수립에 활용될 수 있다.

<그림 5-2> 해양수산업 전망모형 구축 단계(안)

단계	예시																																																																						
<p>국민계정통계와 정합성 있는 데이터베이스 구축</p>																																																																							
<p>해양수산업 중심 데이터베이스 전환(예시) -해양수산업 부문별 분할 비중 도출-</p>	<table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th> <th>연도</th> <th>생산량 (톤)</th> <th>수출량 (톤)</th> <th>수입량 (톤)</th> <th>수출 비중 (%)</th> <th>수입 비중 (%)</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 해양자원 개발 및 건설업</td> <td>13</td> <td>292</td> <td>1</td> <td>1</td> <td>0.036</td> <td>0.036</td> </tr> <tr> <td>9 해양수산 관련 서비스업</td> <td>91</td> <td>204(산림수산물)</td> <td>205(농수산물)</td> <td>0.190</td> <td>0.190</td> </tr> <tr> <td>1 해양자원 개발 및 건설업</td> <td>13</td> <td>302(도매서비스)</td> <td>0.030</td> <td>0.030</td> </tr> <tr> <td>6 수산물 유통업</td> <td>61</td> <td>302(도매서비스)</td> <td>0.030</td> <td>0.030</td> </tr> <tr> <td>9 해양수산 관련 서비스업</td> <td>92</td> <td>7.42613E-05</td> <td>7.42613E-05</td> <td></td> </tr> <tr> <td>6 수산물 유통업</td> <td>61</td> <td>0.006</td> <td>0.006</td> <td></td> </tr> <tr> <td>9 해양수산 관련 서비스업</td> <td>92</td> <td>7.42613E-05</td> <td>7.42613E-05</td> <td></td> </tr> <tr> <td>2 해운항만업</td> <td>21</td> <td>1</td> <td>1</td> <td></td> </tr> <tr> <td>2 해운항만업</td> <td>21</td> <td>1</td> <td>1</td> <td></td> </tr> <tr> <td>2 해운항만업</td> <td>21</td> <td>1</td> <td>1</td> <td></td> </tr> <tr> <td>2 해운항만업</td> <td>22</td> <td>0.546</td> <td>0.546</td> <td></td> </tr> <tr> <td>2 해운항만업</td> <td>22</td> <td>0.17</td> <td>0.17</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	구분	연도	생산량 (톤)	수출량 (톤)	수입량 (톤)	수출 비중 (%)	수입 비중 (%)	1 해양자원 개발 및 건설업	13	292	1	1	0.036	0.036	9 해양수산 관련 서비스업	91	204(산림수산물)	205(농수산물)	0.190	0.190	1 해양자원 개발 및 건설업	13	302(도매서비스)	0.030	0.030	6 수산물 유통업	61	302(도매서비스)	0.030	0.030	9 해양수산 관련 서비스업	92	7.42613E-05	7.42613E-05		6 수산물 유통업	61	0.006	0.006		9 해양수산 관련 서비스업	92	7.42613E-05	7.42613E-05		2 해운항만업	21	1	1		2 해운항만업	21	1	1		2 해운항만업	21	1	1		2 해운항만업	22	0.546	0.546		2 해운항만업	22	0.17	0.17	
구분	연도	생산량 (톤)	수출량 (톤)	수입량 (톤)	수출 비중 (%)	수입 비중 (%)																																																																	
1 해양자원 개발 및 건설업	13	292	1	1	0.036	0.036																																																																	
9 해양수산 관련 서비스업	91	204(산림수산물)	205(농수산물)	0.190	0.190																																																																		
1 해양자원 개발 및 건설업	13	302(도매서비스)	0.030	0.030																																																																			
6 수산물 유통업	61	302(도매서비스)	0.030	0.030																																																																			
9 해양수산 관련 서비스업	92	7.42613E-05	7.42613E-05																																																																				
6 수산물 유통업	61	0.006	0.006																																																																				
9 해양수산 관련 서비스업	92	7.42613E-05	7.42613E-05																																																																				
2 해운항만업	21	1	1																																																																				
2 해운항만업	21	1	1																																																																				
2 해운항만업	21	1	1																																																																				
2 해운항만업	22	0.546	0.546																																																																				
2 해운항만업	22	0.17	0.17																																																																				
<p>거시-산업 계량경제 모형 Eviews 및 R 프로그래밍</p>																																																																							
<p>머신러닝 모형 R 프로그래밍</p>																																																																							

제2절 향후 추진 과제

해양수산업 전망모형 개발을 위한 연도별 추진 로드맵은 다음과 같다. 기반연구에 이어 모형의 구체적인 설계와 시범적 운용을 거쳐 각 블록을 확장하여 운용하고, 검증 및 보완해야 한다.

〈표 5-1〉 해양수산업 전망모형 구축 단계(안)

구분	2019	2020	2021	2022	2023
추진 내용	거시-산업 모형 기반연구	거시-산업 모형 설계, 시범 운용	거시-산업 블록 확장(1) /운용	거시-산업 블록 확장(2) /운용	모형 운용 검증 및 보완

해양수산업 특수분류체계 기반 시계열 자료의 구축 및 확대를 위해 한국은행 산업연관표, 국민계정, 통계청, 해양수산부 실태조사 통계 등 자료 수집을 시행하며, 이때, 통계 간 시차가 존재하므로, 일부 자료의 경우 추정작업이 필요하다.

또한 해양수산업 전망모형 시범 구축을 통하여 다수의 전망 방법론 적용 및 검증을 통한 최적 전망 방법론 도출할 수 있다. 각 블록별 적용 가능한 최적의 분석 기법을 선정하기 위해 시계열분석, 회귀분석, 베이지안 분석(소표본), 빅데이터 분석기법(데이터 마이닝) 등 검토한다. 이 단계에서는 분야별 전문가 및 관련 연구기관과 긴밀한 협력 통해 전망 결과의 적정성 검증이 필요하다.

나아가, 해양수산업 전망모형 확대 구축 및 운용을 위해서는 확대된 통계 DB를 활용한 전망모형을 운용하고, 그간의 경험과 시행착오를 통해 축적된 정보들을 기록하여 전망모형 구축 가이드라인을 작성할 필요가 있다.

참고문헌

〈국내 문헌〉

- 강달원·김윤영·제상영·차경수·홍찬식, 『예제를 통한 계량경제학』, 시그마프레스, 2016.
- 강성원·김용건·장기복·김주희, 『환경정책 파급효과 분석을 위한 일반균형 모형개발』, 한국환경정책·평가연구원, 2012.
- 김승연·정용주, 『처음 배우는 머신러닝』, 한빛미디어, 2017.
- 김혜선, 『NABO 분기 거시계량경제 모형』, 국회예산정책처, 2012.
- _____, 『소규모 개방 경제의 거시·재정 모형 - 베이지언 DSGE 접근법』, 국회예산정책처, 2014.
- 박무환, 「생산함수 접근법에 의한 국내 잠재성장률 추정 및 전망」, 『한국경제학보』, 제19권 제1호, 2012.
- 성명기, 『인구구조 변화가 성장과 재정에 미치는 영향: 연간 거시재정모형을 이용하여』, 국회예산정책처, 2008.
- 손민규·김대용·황상필, 「한국은행 분거거시계량모형 (BOK12) 재정모형 구축결과」, 『조사통계월보』, 2013년 6월호, 한국은행, 2013.
- 신석하, 『거시계량모형을 이용한 외생적 요인의 경제파급효과 분석』, 한국개발연구원, 2005.
- 이민규·고병욱·최건우, 『해운·항만 정책의 연산일반균형 모형 연구』, 한국해양수산개발원, 2013.
- 이우성·이재억·황석원·이정동·황원식·양희원·홍찬영·정성문·김보현·이슬기, 『연구개발투자의 경제적 효과 평가 및 예측모형 개발』, 과학기술정책연구원, 2012.
- 이종원, 『계량경제학』, 박영사, 2007.
- 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 증장기 구조변화 전망』, 산업연구원, 2018.
- 이한규, 『KDI_DSGE 모형을 이용한 우리나라 경기변동의 특징 및 동인 분석』, 한국개발연구원, 2013.
- 장정인·정수빈·김태진·김성은·박희대·이헌동·고병욱 『2019 해양수산업 분석보고서-2015년 산업연관표 기준』, 한국해양수산개발원, 2019
- 전찬영·송주미, 『데이터 마이닝 기법을 이용한 항만물동량 예측 활용방안 연구』, 한국해양수산개발원, 2006.
- 정기호·황성윤, 「동태 CGE 모형을 이용한 홍수피해의 경제파급효과 분석」, 『자원·환경경제연구』, 제23권 제4호, 2014.
- 최필선·민인식, 「머신러닝 기법을 이용한 대졸자 취업예측 모형」, 『직업능력개발 연구』, 제21권 제1호, 2018.
- 한국은행, 『산업연관분석해설』, 한국은행, 2014.
- 함도식·박소예나·최상화·강동진·노태근·이동섭, 「기계학습법을 이용한 동해 남서부해역의 표층 이산화탄소분압(fCO₂) 추정」, 『한국해양학회지』, 제24권 제3호, 2019.
- 황상필·박양수·최강욱, 「한국은행 거시계량투입산출모형」, 『조사통계월보』, 2006년 9월호, 한국은행, 2006.

〈국외 문헌〉

- Anders Knudby, Ellsworth LeDrew, and Alexander Brenning, “Predictive mapping of reef fish species richness, diversity and biomass in Zanzibar using IKONOS imagery and machine-learning techniques”, *Remote Sensing of Environment*, 114(6), 2010.

- Bunker, R. P., and Thabtah, F., "A machine learning framework for sport result prediction", *Applied computing and informatics*, 15(1), 2019.
- Christian von Spreckelsen, Hans-Joerg von Mettenheim, and Michael H. Breitner, "Spot and Freight Rate Futures in the Tanker Shipping Market: Short-Term Forecasting with Linear and Non-Linear Methods", *Operations Research Proceedings*, 2012.
- Clements, M. P., and D. F. Hendry, *A companion to economic forecasting*. Blackwell, 2002.
- Daumantas Bloznelis, "Short-term salmon price forecasting", *Journal of Forecasting*, 37(2), 2017.
- George Tserpes, Dimitrios K. Moutopoulos, Panagiota Peristeraki, George Katselis, and Constantin Koutsikopoulos, "Study of swordfish fishing dynamics in the eastern Mediterranean by means of machine-learning approaches", *Fisheries Research*, 78(2-3), 2006.
- Hualong Yang, Fang Dong, and Margarette Ogandaga, "Forewarning of Freight Rate in Shipping Market Based on Support Vector Machine", *Traffic and Transportation Studies*, 2008.
- J. M. Bates and C. W. J. Granger, "The Combination of Forecasts", *Operational Research*, 20(4), 1969.
- OECD, *Rethinking Innovation for a Sustainable Ocean Economy*, 2019.
- Qianqian Han, Bo Yan, Guobao Ning, and B. Yu, "Forecasting Dry Bulk Freight Index with Improved SVM", *Mathematical Problems in Engineering*, 2014 (1), 2014.
- Szymon Smolinski, and Krzysztof Radtke, "Spatial prediction of demersal fish diversity in the Baltic Sea: comparison of machine learning and regression-based techniques", *ICES Journal of Marine Science*, 74(1), 2017.
- Yong Hoon Kim, Jungho Im, Ho Kyung Ha, Jong-Kuk Choi, and Sunghyun Ha, "Machine learning approaches to coastal water quality monitoring using GOCI satellite data", *GIScience & Remote Sensing*, 51(2), 2014.

〈인터넷 자료〉

- 경제통계시스템 홈페이지, <https://ecos.bok.or.kr> (검색일: 2020. 2. 14)
- 연방준비제도이사회 홈페이지, <https://www.federalreserve.gov/econres.htm>
(검색일: 2020. 2. 3)
- 위키피디아 홈페이지, Timeline of machine learning, https://en.wikipedia.org/wiki/Timeline_of_machine_learning (검색일: 2020. 2. 3)
- 위키피디아 홈페이지, Economic forecasting, https://en.wikipedia.org/wiki/Economic_forecasting (검색일: 2020. 2. 3)
- IMF 홈페이지, MULTIMOD Mark III, <https://www.imf.org/external/pubs/ft/op/op164/index.htm> (검색일: 2020. 2. 3)
- K-Means Clustering Tutorial, https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/345954_176f4678a8144327a4a2b346d4090833.html (검색일: 2020. 2. 12)
- Nicome - The Data Blog, Data Mining - Principal Component (Analysis|Regression) (PCA), https://gerardnico.com/data_mining/pca (검색일: 2020. 2. 12)
- OECD 홈페이지, Real GDP long-term forecast, <https://data.oecd.org/gdp/real-gdp-long-term-forecast.htm#indicator-chart> (검색일: 2020. 2. 14)
- Stack Exchange, drawing back propagation neural network, <https://tex.stackexchange.com/questions/162326/drawing-back-propagation-neural-network> (검색일: 2020. 2. 12)
- Towards data science 홈페이지, KNN visualization in just 13 lines of code, <https://towardsdatascience.com/knn-visualization-in-just-13-lines-of-code-32820d72c6b6> (검색일: 2020. 2. 12)

부록

1. 머신러닝 기법 사용 변수

(부록 표-1) 머신러닝 기법 사용 변수

분야	분야별 변수	공통 변수
해운	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,	취업자수, 상용근로자, 실질순자본소득, 투자, 수출, 수입, 상용근로자임금, 중간투입계, 영업잉여, 고정자본소모, 생산세, 중간수요계, 민간소비지출, 재고증가, 최종수요계, 총산출액, 총공급, 총GDP, 1인당GDP, 회사채수익률, GDP디플레이터, 민간, 정부, 총고정자본형성, 재화와서비스의수출, 재화와서비스의수입, 총취업자수, 총상용근로자, 총저축률,
항만	World.Seaborne.Container.Trade, 국적선사.톤수, World.Fleet.GT, GDP성장률, Weighted.Average.Earnings.All.Bulkers, CCFI.Composite.Index, Total.Contracting..GT, Total.Containership.Sales,	
조선	Total.Containership.Sales.1, Total.Containership.Sales.2, Total.Containership.Sales.3 ※ 총 23개	
수산	국제유가, 어획노력량, 면세유가격, 수산물총생산량, 수산물총생산액, 수산물평균가격, 수산물수출액, 수산물수입액, 어업부가가치, 어가수, 어가인구, 어가소득, 1인당수산물소비량 ※ 총 13개	
관광 레저	크루즈관광객, 해수욕장방문객, 연간강수일수, 연간열대야일수, 연간폭염일수, 연간황사일수, 도로길이, 고속도로길이, 연안여객선이용객, 동력수상레저지구, 세계관광객 ※ 총 11개	고정자본소모, 총인구, 1인당연간노동시간, 경제활동인구, 평균원화환율, 세계.GDP, 세계물가 ※ 총 43개

자료: 저자 작성

해양수산업 전망모형 개발 연구(Ⅰ)

인 쇄 | 2020년 3월 29일 인쇄

발 행 | 2020년 3월 31일 발행

발 행 인 | 장 영 태

발 행 처 | 한국해양수산개발원

49111 부산시 영도구 해양로 301번길 26(동삼동)

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

등 록 | 1984년 8월 6일 제313-1984-1호

조판·인쇄 | 애드원플러스 Tel : 070-4390-3850

판매 및 보급: 정부간행물판매센터 Tel : 394-0337
비매품

