



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

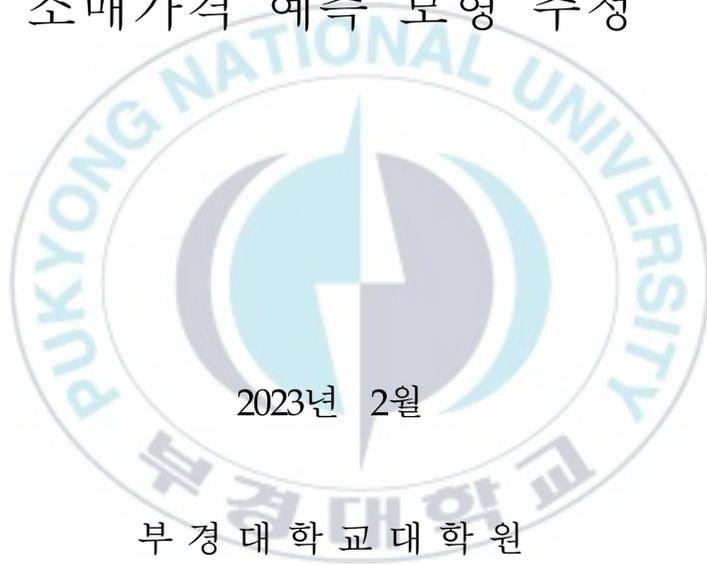
저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

경 제 학 석 사 학 위 논 문

LASSO를 이용한 냉동 오징어
소매가격 예측 모형 추정



2023년 2월

부경대학교 대학원

자원 환경 경제학과

강 동 현

경 제 학 석 사 학 위 논 문

LASSO를 이용한 냉동 오징어
소매가격 예측 모형 추정

지도교수 박 철 형

이 논문을 경제학석사 학위논문으로 제출함.

2023년 2월

부 경 대 학 교 대 학 원

자 원 환 경 경 제 학 과

강 동 현

강동현의 경제학석사 학위논문을 인준함.

2023년 2월 17일



위 원 장 환경자원경제학박사 남 종 오 (인)

위 원 경 제 학 박 사 이 헌 동 (인)

위 원 경 제 학 박 사 박 철 형 (인)

<목 차>

I. 서론	1
1. 연구의 배경 및 목적	1
2. 연구 방법 및 구성	4
3. 선행연구	6
II. 오징어 산업 현황	16
1. 일반 현황	16
2. 생산량 및 생산금액	18
3. 유통경로	21
4. 수출입 현황	27
5. 가격 및 재고량 현황	30
III. 분석모형	34
1. LASSO 모형	34
2. ARIMA 모형	38
3. VAR 모형	39
4. 예측오차	40
5. MDM 검정	41
IV. 실증분석	43
1. 자료 개요	43
2. LASSO 모형 추정	45
3. 단변량 시계열 모형(ARIMA) 추정	72

4. 다변량 시계열 모형 (ARIMA-X, VAR) 추정	78
5. MDM 검정	84
V. 결론	88
참고문헌	92
부록	97



〈표 목차〉

〈표 I-1〉 머신 러닝과 시계열 모형을 사용한 예측 연구(해외사례) …… 7	7
〈표 I-2〉 머신 러닝과 시계열 모형을 사용한 예측 연구(농업) …… 9	9
〈표 I-3〉 시계열 모형을 이용한 예측 연구(수산업) …… 11	11
〈표 I-4〉 머신 러닝을 사용한 예측 연구(수산업) …… 12	12
〈표 IV-1〉 분석 자료의 기초통계량 …… 43	43
〈표 IV-2〉 LASSO 추정에 이용된 변수의 개수 …… 44	44
〈표 IV-3〉 1개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 45	45
〈표 IV-4〉 1개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 46	46
〈표 IV-5〉 2개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 47	47
〈표 IV-6〉 2개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 47	47
〈표 IV-7〉 3개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 48	48
〈표 IV-8〉 3개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 49	49
〈표 IV-9〉 4개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 50	50
〈표 IV-10〉 4개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 50	50
〈표 IV-11〉 5개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 51	51
〈표 IV-12〉 5개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 52	52
〈표 IV-13〉 6개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 53	53
〈표 IV-14〉 6개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 53	53
〈표 IV-15〉 7개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 54	54
〈표 IV-16〉 7개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 55	55
〈표 IV-17〉 8개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 56	56
〈표 IV-18〉 8개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과 …… 56	56
〈표 IV-19〉 9개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표 …… 57	57

<표 IV-20> 9개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과	58
<표 IV-21> 10개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표	59
<표 IV-22> 10개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과	59
<표 IV-23> 11개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표	60
<표 IV-24> 11개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과	61
<표 IV-25> 12개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표	62
<표 IV-26> 12개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과	62
<표 IV-27> 정적 예측 시 기준모형 채택 횟수	63
<표 IV-28> 2021년 8월(1개월 후)의 가격을 예측한 결과	64
<표 IV-29> 2021년 9월(2개월 후)의 가격을 예측한 결과	65
<표 IV-30> 2021년 10월(3개월 후)의 가격을 예측한 결과	65
<표 IV-31> 2021년 11월(4개월 후)의 가격을 예측한 결과	66
<표 IV-32> 2021년 12월(5개월 후)의 가격을 예측한 결과	66
<표 IV-33> 2022년 1월(6개월 후)의 가격을 예측한 결과	66
<표 IV-34> 2022년 2월(7개월 후)의 가격을 예측한 결과	67
<표 IV-35> 2022년 3월(8개월 후)의 가격을 예측한 결과	67
<표 IV-36> 2022년 4월(9개월 후)의 가격을 예측한 결과	68
<표 IV-37> 2022년 5월(10개월 후)의 가격을 예측한 결과	68
<표 IV-38> 2022년 6월(11개월 후)의 가격을 예측한 결과	69
<표 IV-39> 2022년 7월(12개월 후)의 가격을 예측한 결과	69
<표 IV-40> 동적 예측을 사용해 12개월 가격을 예측한 결과	70
<표 IV-41> 동적 예측 시 기준모형 채택 횟수	71
<표 IV-42> 단위근 검정 결과	73
<표 IV-43> 1차 차분 이후 단위근 검정 결과	74
<표 IV-44> ARIMA 모형 추정 결과	74

<표 IV-45> ARIMA(0,1,2) 추정 결과	75
<표 IV-46> ARIMA(1,1,1) 추정 결과	75
<표 IV-47> ARIMA(2,1,0) 추정 결과	75
<표 IV-48> ARIMA(2,1,0) 추정 결과	75
<표 IV-49> ARIMA(2,1,0) 추정 결과	76
<표 IV-50> ARIMA 모형을 사용한 예측 결과	76
<표 IV-51> 각 변수의 시차 선정 결과	78
<표 IV-53> ARIMA-X(0,1,2)	80
<표 IV-54> ARIMA-X(1,1,1)	80
<표 IV-55> ARIMA-X(2,1,0)	80
<표 IV-56> ARIMA-X(2,1,2)	81
<표 IV-57> VAR 추정을 위한 시차 선정 결과	81
<표 IV-58> VAR(5) 추정 결과	82
<표 IV-59> 다변량 시계열 모형의 예측 결과	83
<표 IV-60> 추정한 예측 모형들의 가격 변동 예측 결과	84
<표 IV-61> 추정한 예측 모형들의 예측 결과	85
<표 IV-62> Adaptive LASSO(a) 기준 시 MDM 검정 결과	86
<표 IV-63> ARIMA-X(2,1,2) 기준 시 MDM 검정 결과	86
<표 IV-64> VAR(5) 기준 시 MDM 검정 결과	87

<그림 목차>

[그림 I -1] 연구수행 체계도	5
[그림 II -1] 한국 근해 살오징어 산란장 추정도	17
[그림 II -2] 연도별 오징어 생산량 변화(2000~2021)	18
[그림 II -3] 오징어 생산금액 변화(2012~2021)	19
[그림 II -4] 오징어 월별 생산량 변화(2017~2021)	20
[그림 II -5] 오징어(활어) 유통경로	21
[그림 II -6] 오징어(활어) 유통 현황	22
[그림 II -7] 오징어(냉장) 유통경로(1)	22
[그림 II -8] 오징어(냉장) 유통경로(2)	23
[그림 II -9] 오징어(냉장) 유통경로(3)	23
[그림 II -10] 오징어(냉장) 유통 현황	24
[그림 II -11] 오징어(냉동) 유통경로(1)	24
[그림 II -12] 오징어(냉동) 유통경로(2)	25
[그림 II -13] 오징어(냉동) 유통경로(3)	25
[그림 II -14] 오징어(냉동) 유통경로(4)	26
[그림 II -15] 냉동 오징어 유통 현황	26
[그림 II -16] 오징어 수출입 변화(2012~2021)	27
[그림 II -17] 오징어 수출 물량 상위 5개국 (2021)	28
[그림 II -18] 오징어 수입 물량 상위 5개국(2021)	29
[그림 II -19] 오징어 산지가격 변화(2012~2021)	30
[그림 II -20] 오징어 도매가격 변화(2012~2021)	31
[그림 II -21] 오징어 소매가격 변화(2012~2021)	32
[그림 II -22] 오징어 재고량 변화(2012~2021)	32

[그림 IV-1] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(1개월 후 예측 모형)	46
[그림 IV-2] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(2개월 후 예측 모형)	48
[그림 IV-3] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(3개월 후 예측 모형)	49
[그림 IV-4] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(4개월 후 예측 모형)	51
[그림 IV-5] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(5개월 후 예측 모형)	52
[그림 IV-6] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(6개월 후 예측 모형)	54
[그림 IV-7] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(7개월 후 예측 모형)	55
[그림 IV-8] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(8개월 후 예측 모형)	57
[그림 IV-9] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(9개월 후 예측 모형)	58
[그림 IV-10] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(10개월 후 예측 모형) ·	60
[그림 IV-11] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(11개월 후 예측 모형) ·	61
[그림 IV-12] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(12개월 후 예측 모형) ·	63
[그림 IV-13] LASSO를 사용한 예측 결과(동적 예측)	70
[그림 IV-14] 냉동 오징어 소매가격의 변화(2013.01~2022.07)	72
[그림 IV-15] 1차 차분 이후 냉동 오징어 소매가격 자료	73
[그림 IV-16] 기준모형 ARIMA(2,1,2) 모형과 소매가격 비교	77
[그림 IV-17] 기준모형 ARIMA-X(2,1,2) 모형과 소매가격 비교	83
[그림 IV-18] 추정된 모형들의 예측치와 소매가격 비교	85

Estimating the Retail Price Prediction Model
of Frozen Squid Using LASSO

Dong Hyun Kang

Department of Resource and Environmental Economics,
The Graduate School, Pukyong National University

Abstract

This study predicted the retail price of frozen squid using LASSO. In addition, it was predicted using the Univariate model ARIMA and the Multivariate model ARIMA-X, and VAR. Thereafter, predictive power between models was compared based on the results of the estimated models. In the case of the LASSO, it was divided into two types: static forecast and dynamic forecast. As a result of the prediction, it was found that the results of static forecast were superior to those of dynamic forecast. Among the models which performed static forecast, the prediction results of Adaptive LASSO to predict 1 month later were the best. In the univariate models, the ARIMA(2,1,2) model had the best predictive power, and the ARIMA-X(2,1,2) made the most accurate prediction in the multivariate models. Based on the prediction results, the MDM test showed that the predictive power of Adaptive LASSO with static forecast was superior to that

of LASSO with dynamic forecast, ARIMA(2,1,2), Multivariate model ARIMA-X(2,1,2), and VAR(5).



I. 서론

1. 연구의 배경 및 목적

우리나라 소비자 물가는 2021년 3월을 기점으로 계속해서 상승하고 있다. 2022년 7월 기준으로 전년 동월 대비 6.3% 상승하였으며 이는 IMF 외환위기 당시인 1998년 11월(6.8%) 이후로 가장 높은 상승률이다(비즈니스 포스트, 2022). 물가 상승의 원인으로는 코로나19의 유행 이후 시행된 확대 재정정책, 국제 원자재 가격의 상승, 국제 공급망의 차질 등이 거론되고 있으며 최근에 발생한 러시아·우크라이나 전쟁도 이에 일조하고 있다고 볼 수 있다(윤성훈·전용식, 2022). 수산물 물가 또한 계속해서 상승하고 있으며 10월에는 작년 동월 대비 6.55% 상승하는 등 수산물 소비자들로 하여금 큰 부담을 안겨주고 있다.

그중 주요 소비 어종의 가격변화를 각각 살펴보면 갈치는 작년 10월 대비 4.26%, 명태는 11.14%, 고등어는 6.62%, 오징어는 11.5% 상승하였으며 전월과 대비했을 경우 명태는 1% 하락하였지만 갈치는 2.56%, 고등어는 2.13%, 오징어는 6.2% 상승하는 등 주요 소비 어종의 가격들 역시 굉장히 가파른 증가세를 보였다. 특히 오징어의 경우 한국해양수산개발원(KMI)에서 실시하는 「2022 해양수산물 국민인식도 조사」에서 3년 연속 ‘국민들이 가장 좋아하는 수산물’에 1위로 선정된 만큼 소비자들이 체감하는 물가 상승 정도는 이보다 더 클 것으로 예상된다.

수산물의 이러한 가파른 가격 상승세를 완화하고자 정부에서도 계속해서 비축물량을 통한 할인행사를 진행하고 있다. 추석 명절을 앞둔 8월에는 소비자의 체감 물가 안정을 위한 「추석맞이 농축수산물 할인대전」을 실

시해 주요 소비 어종 외 품목을 포함한 할인행사를 진행하였으며, 지난 10월 20일부터는 주요 소비 어종 4,043t을 전통시장과 대형 마트에 공급하여 전방위적인 할인 행사를 시행하도록 하는 등 소비자들이 안정된 물가를 체감할 수 있도록 정책적 노력을 지속하고 있다.

앞서 기술한 수산물의 비축물량을 통해 가격 안정화를 도모하는 정책은 높아진 가격에 따른 소비자들의 소비에 대한 불확실성, 그리고 소비 심리 위축을 방지하는 데 있어 반드시 필요하다. 특히 2016년 해양수산부에서 실시한 「수산물 정부비축사업 중장기 발전방안 연구」를 비롯한 다른 연구에서도 수산물 비축사업이 가격 안정화 효과를 가지고 있는 것으로 분석된 만큼 가격이 급변하는 현시점에서 동 사업은 분명 효과적인 정책이라 할 수 있다. 하지만 이러한 비축사업의 시행을 위해서는 미래의 수산물 가격이 상승하는 시점을 정확히 예측하는 것, 그리고 예측한 가격에 따라 방출하고자 하는 비축물량을 적절히 조절하는 과정이 필요할 것이다.

아울러 농업에서도 급변하는 농산물의 가격으로 인해 발생하는 수급 불안정과 생산자와 소비자의 후생 감소로 이어질 수 있는 문제를 최소화하기 위해 가격 예측 연구가 활발하게 이루어지고 있으며, 최근에는 머신러닝을 사용한 고도화된 연구로 발전하고 있다. 이러한 점에 착안하여 수산업 역시 인공지능에 기반해 가격을 예측하는 연구가 적극적으로 이루어진다면 다양한 예측 데이터가 제공됨으로써 정밀한 모형 구축으로 확장되는데 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

따라서 본 연구는 주요 소비 어종 중에서도 전월 및 전년 동월대비 가장 급격하게 가격이 상승한 오징어를 분석 대상으로 선정하고 비축물량이 냉동 처리되어 저장되는 특성을 고려한 냉동 오징어의 소매가격 예측을 실시한다. 더하여 기존의 전통적 시계열 모형을 통한 예측보다 더욱 정치(精緻)한 가격의 예측을 위해 다량의 변수들을 이용하여 분석할 수 있는

머신러닝(Machine Learning)기법 중 하나인 LASSO(Least Absolute Shrinkage Selection Operator)를 사용하고자 하며 LASSO의 변형모형인 Adaptive LASSO와 Square Root LASSO를 추가로 사용해 LASSO 모형 간 기준모형을 설정한다.

더하여 기존의 가격 예측연구에서 주로 사용되었던 단변량 시계열 모형인 ARIMA 모형과 다변량 시계열 모형인 ARIMA-X와 VAR 모형을 추정해 가격을 예측하고 예측치에 따른 예측오차(Prediction Error)의 비교를 통해 기준모형을 선정한다. 이후 설정된 기준모형 간 MDM 검정을 통해 LASSO를 통해 추정한 예측 모형과 기존의 시계열 모형을 비교함으로써 기계학습 모형과 시계열 모형의 예측력에 통계적으로 유의미한 차이가 있는지 검정하고 보다 정밀한 예측력을 가진 모형을 추정하는 데 목적이 있다.



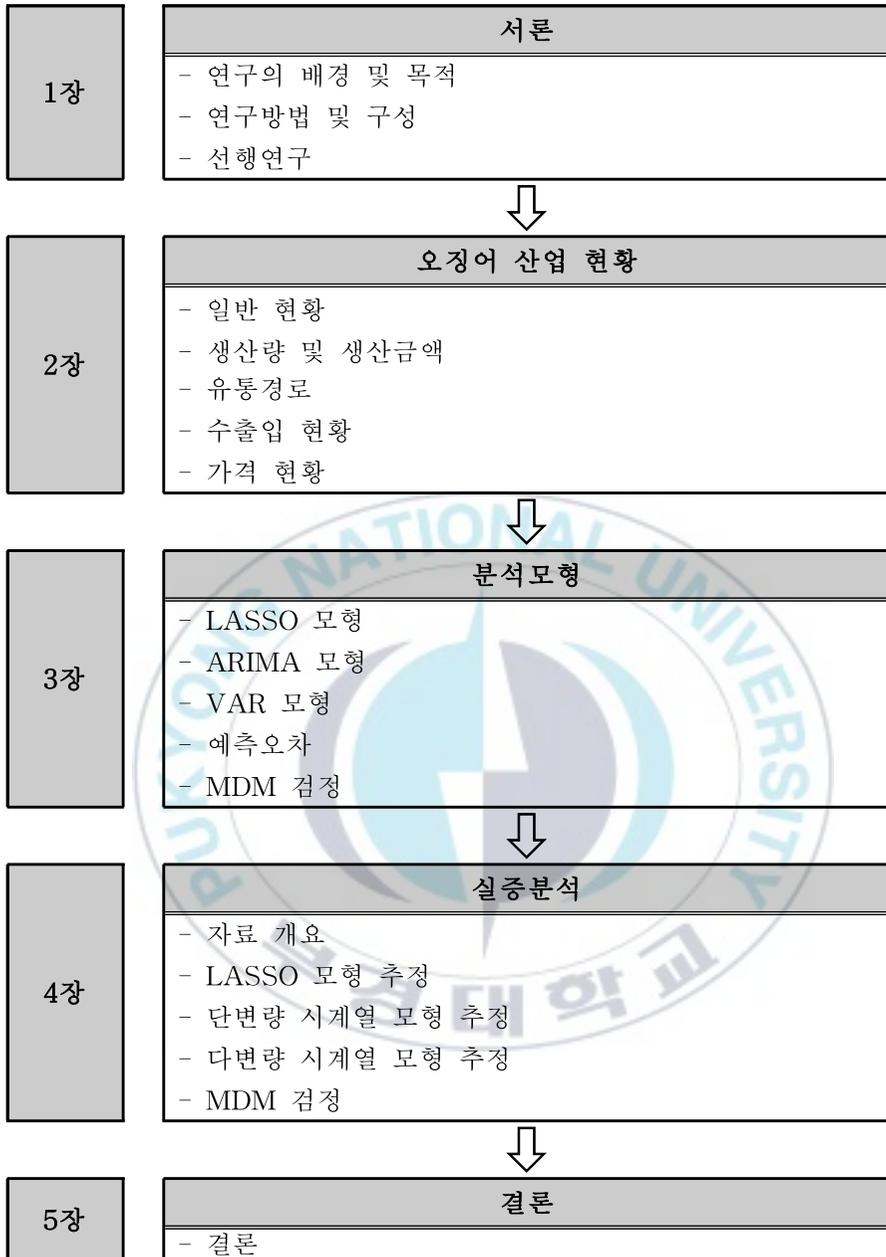
2. 연구 방법 및 구성

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 오징어의 생물학적 특성, 생산량 및 생산금액의 변화, 유통경로, 수출입 동향 및 가격의 변화를 살펴봄으로써 오징어 산업의 전반적인 현황에 대해 파악한다.

제 III장에서는 본 연구에서 사용한 LASSO의 형태에 대해 논의한 후 전통적 시계열 모형인 ARIMA 모형과 VAR 모형에 대해 기술한다. 다음으로 예측력을 평가하는 기준이 되는 예측오차 RMSE, MSE, MAPE에 대해 확인하고 마지막에는 예측력의 유의성을 검정할 수 있는 MDM 검정을 살펴본다.

제 IV장에서는 분석 대상이 되는 냉동 오징어 자료의 전반적 개요를 검토하고 이에 대한 기초통계량을 확인한다. 이후 LASSO를 활용한 정적 예측과 동적 예측을 수행하고 도출된 예측치를 통해 예측오차 값을 파악한다. 그다음 단변량 시계열 모형인 ARIMA를 사용하여 외표본 구간에 대한 정적 예측을 수행하고, 다변량 모형인 ARIMA-X와 VAR 모형을 추정해 역시 외표본 구간에 대한 정적 예측을 실시한다. 최종적으로 추정된 모형들을 모두 사용해 예측오차 값이 가장 우수한 모형을 기준모형으로 설정하고 이에 기반한 MDM 검정을 실시함으로써 예측력이 우수한 모형에 대해 예측 성능의 유의성이 존재하는지 분석한다.

마지막 제 V장에서는 분석 결과를 요약하고, 본 연구가 갖는 시사점과 한계점에 대해 기술한다. 전체적인 과정을 도식화하면 다음 그림과 같이 나타낼 수 있다.



[그림 1-1] 연구수행 체계도

3. 선행연구

가격을 예측한 연구는 분야를 막론하고 활발하게 진행되고 있으며, 먼저 해외에서 진행되고 있는 가격 예측 연구를 살펴보면 다음 <표 I-1>과 같이 정리하여 나타낼 수 있다. Daumantas Bloznelis(2016)은 노르웨이에서 양식하는 대서양 연어의 주간 가격을 예측하고자 하였으며 2007년부터 2014년까지의 연어가격과 수출량, 연어 양식기업의 주가, 마지막으로 유로/크로네 환율을 사용하여 가격을 예측하였다. 분석모형으로는 시계열 모형에서 ARIMA, ARFIMA, VAR, VECM 모형을 사용하였으며 기계학습 모형에서는 인공신경망과 k-근접 이웃 알고리즘을 사용하였다. 예측 결과, 1주일 후 가격을 예측할 경우 k-최근접 이웃 알고리즘의 예측값이 가장 우수하였으며 2주~5주 후의 미래 가격을 예측할 경우에는 Elastic-Net 제약이 설정된 VECM 모형이 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났다.

Ashwini Darekar·Amarender Reddy(2017)는 인도에서 가장 많은 양의 숨을 생산하는 Gujarat, Maharashtra, Karnataka, Andhra Pradesh, Haryana의 숨 가격자료를 사용한 예측 연구를 실시하였다. 분석 기간은 2006년 1월부터 2016년 12월까지로, 예측모형을 기반으로 2017년에서 2018년까지의 사전 예측을 실시하였다. AR항과 MA항의 시차선정을 위해 편자기상관계수(ACF)값과 편자기상관계수(PACF)값을 파악한 후 모형을 추정하였으며, 추정 모형의 적합성을 판단하기 위해 AIC, SC, 그리고 MAPE 기준을 사용하였다. 분석 결과 ARIMA(1,1,3), ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(0,0,2), ARIMA(2,1,2), ARIMA(1,1,2), ARIMA(0,1,0) 모형이 선정되어 이들을 사전 예측에 이용하였다.

<표 1-1> 머신 러닝과 시계열 모델을 사용한 예측 연구(해외사례)

연도	저자	제목	분석 방법
2016	Daumantas Bloznelis	Short-term salmon price forecasting	- ARIMA - ARFIMA - VAR - VECM - 인공신경망(ANN) - k근접 이웃알고리즘(KNN)
2017	Ashwini Darekar· Amarender Reddy	Cotton price forecasting in major producing states	- ARIMA
2021	Rohitash Chandra· Yixuan He	Bayesian neural networks for stock price forecasting before and during COVID-19 pandemic	- 순환신경망(RNN) - 베이저안 순환 신경망(Baysian RNN)
2021	Hyeongjun Kim· Hoon Cho· Doojin Ryu	Predicting corporate defaults using machine learning with geometric-lag variables	- 로지스틱 회귀 - 랜덤포레스트(Random Forest) - 서포트벡터머신(Support Vector Machine) - 순방향인공신경망(FNN)
2022	Jian-Wu Bi· Tian-Yu Han· Hui Li	International tourism demand forecasting with machine learning models: The power of the number of lagged inputs	- 선형(Linear) 회귀 - 릿지(Ridge) 회귀 - 의사결정나무(Decision Making Tree) - k근접 이웃알고리즘(KNN) - 서포트벡터머신(Support Vector Machine) - 다층신경망(MLP)

Rohitash Chandra·Yixuan He(2021)은 코로나19의 유행 이전과 코로나19가 진행되고 있는 시점으로 나누어 주가를 예측하였다. 예측 대상으로는 미국의 3M, 중국의 Spacesat, 호주의 Commonwealth Bank, 독일의 Daimler AG 사를 선정하였으며 분석 기간은 2012년 1월 1일부터 2020년 7월 1일까지로 설정하였다. 주가를 예측한 결과 코로나 19의 유행이 훈련 데이터에 포함되지 않은 상태에서 예측하는 것보다 포함을 시킨 상태에서 예측하였을 때 예측의 정확도가 더욱 우수한 것으로 나타났다. 더하여 불확실성이 존재하는 상황에서 가중치와 편의에 대한 확률분포를 조정할 수

있는 베이지안 인공지능망을 이용했을 때 보다 더 강건한 예측값을 도출할 수 있었다.

Hyeongjun Kim et al.(2021)은 기업 부도의 유무를 예측하기 위해 미국 Compustat에서 제공하는 기업의 재무제표 데이터를 사용해 자료를 확보하였으며 분석자료의 기간은 1961년 1월부터 2019년 12월로 설정하였고 2010년 1월부터 2019년 12월 자료를 검정을 위한 자료로 사용하였다. 분석을 위해 사용된 변수로는 순이익과 총자산, 매출액 등의 재무제표에서 획득할 수 있는 변수를 사용하였으며 이들의 시차 변수를 학습과정에 사용하였다. 시차 변수를 사용한 결과 학습과정에 따른 시간은 길게 소요되나 기업의 부도는 연관 변수들의 과거값에 의해 계속해서 영향을 받으므로 보다 정확한 예측을 할 수 있다고 설명하였다. 분석 결과 신용 위험도가 높아 부도가 일어날 수 있는 기업을 식별하고자 한다면 랜덤포레스트 방법을 통해 예측을 실시하는 것을 권고하였다.

Jian-Wu Bi et al.(2022)는 국제 관광 수요의 예측을 위해 선형회귀모형과 머신러닝 기법을 사용하였다. 수요 예측을 위해 오스트리아, 벨기에, 핀란드 등의 10개국에 대한 관광자료를 Eurostat 데이터베이스를 통해 획득하였으며 분석 기간은 1995년부터 2018년 4월로 설정하였다. 앞서 설명한 선행연구와 마찬가지로 설명변수의 시차 변수를 분석에 이용하였다. 설명변수의 시차 변수가 학습에 투입될 경우 학습에 필요한 시간이 문제가 될 수 있으나 예측의 정확도에 주요한 영향을 미칠 수 있으므로(Peng et al., 2014)분석에 포함하였다. 분석 결과 머신러닝 기법을 사용한 예측 시에 시차 변수를 포함하게 되면 초기에는 오차가 급감하며 점진적으로 시차를 늘림에 따라 오차가 조금씩 변동하였다. 최종적으로는 12개의 시차 혹은 그 이상의 시차를 사용할 경우 안정세로 접어듦을 확인하였다.

해외 연구들을 살펴본 결과 다양한 기계학습 기법의 적용을 통해 예측

하는 사례들을 확인할 수 있었으며 전통적 시계열 모형을 같이 추정함으로써 예측 모형 간 결과를 비교하는 연구로 진행되고 있음을 알 수 있었다.

다음 <표 1-2>는 농업에서 머신러닝 및 시계열 모형을 사용해 실시한 예측 연구를 보여준다. 이형용 외(2017)는 마늘의 도매가격을 예측하기 위해 오차수정모형(Vector Error Correction Model)과 베이지안(Bayesian) VAR 모형을 이용하였다. 가격자료는 농수산식품유통공사(aT) 농산물유통정보(KAMIS)에서 제공하는 월별 도매가격을 이용하였으며 통마늘 도매가격과 깎마늘 도매가격 자료를 사용하였다. 예측 결과 상대적으로 오차수정모형이 Bayesian VAR 모형과 비교했을 때 예측력이 우수한 것으로 확인되었다.

<표 1-2> 머신 러닝과 시계열 모형을 사용한 예측 연구(농업)

연도	저자	제목	분석 방법
2017	이형용·여민수·홍승지	마늘 도매가격 시계열 예측 모형 비교	-VECM - BayesianVAR
2018	신성호·이미경·송사광	LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델	- 장단기기억모형(LSTM)
2019	김진·이정일	딥러닝 기반의 농산물 가격 예측 시스템에 대한 연구	- 강화학습 -마르코프의사결정 -Q 러닝 강화학습
2021	이도영·양예원·이주형·박지홍·강민구	Lasso 회귀분석을 활용한 농산물 가격예측 모델 변수 선정 연구	-Lasso 회귀분석 -장단기기억모형(LSTM)
2022	오한별·임종현·양승원·조용윤·신창선	머신러닝기반 시설재배 딸기 생산량 예측 연구	-Ridge 회귀분석 -Light GBM -XG Boost

신성호 외(2018)는 장단기기억모형(Long Short Term Memory)을 사용하여 농산물의 가격을 예측하고자 하였으며 태풍과 같은 자연재해가 발생

하였을 때 가격 변동이 어떻게 이루어지는지 예측하였다. 이를 위해 농산물의 과거 가격변화 외에도 기상변수와 생산량, 재배면적, 공급량 등의 변수를 이용하였다. 분석 대상이 되는 농산물로는 대파, 양파, 애호박, 쌀, 시금치를 선정하였으며 그 중 대파의 가격을 예측한 결과가 가장 정확하였으며 애호박은 가장 낮은 예측 정확도를 보여주었다.

김진·이정일(2019)은 딥러닝에 기반한 농산물의 가격을 예측하고자 하였으며 이를 위해 강화학습과 확률에 기초하여 의사결정을 내리는 마르코프 의사결정 과정(Markov Decision Process), 그리고 Q 러닝 강화학습을 이용하였다. 분석 대상으로는 시설 농작물 중 가격 변동성이 높은 상추를 대상으로 지정하였다. 일반적인 딥러닝 모형 구성에는 기후정보와 생산정보, 그리고 유통정보와 소비자 의향 지수 등을 사용할 수 있으나 동 연구에서 추정된 정책신경망 모형은 예측 결과에 대한 신뢰도를 개선하기 위해 농산물의 가격정보를 이용한 강화학습 모형을 추정해 예측을 실시하였다.

이도영 외(2021)는 농산물 가격을 예측하는 데 필요한 변수를 LASSO를 사용하여 선정한 후 이를 LSTM 모형에 적용하여 예측 성능을 비교하였다. 분석 대상으로는 양파와 대파의 소매가격을 선정하였으며 예측에 활용한 변수로는 일간 데이터로 전국 날씨를, 월간 데이터로는 수입량과 수출량, 수출금액 및 수입금액을 사용하였고 연간 데이터는 재배면적과 생산량, 생산 시기가 유사한 작물의 재배면적과 생산량을 사용하였다. 예측 결과 LASSO를 사용해 최적의 변수를 선정한 후 농산물 가격을 예측하였을 때 양파와 대파 모두 RMSE가 감소하였고, 이를 통해 LASSO를 통한 최적 변수 선정이 유효한 것을 확인하였다.

가장 최근에 진행된 연구는 오한별 외(2022)의 시설재배 딸기의 생산량을 머신러닝에 기반해 예측한 연구가 있다. 분석에 이용한 자료로는 온실

형 스마트팜에서 수집된 온도와 습도, CO₂ 농도, 일사량 및 일조량 등의 환경 데이터와 생산량 데이터를 사용하였다. 예측모형으로는 Ridge 회귀 분석과 Light GBM(Gradient Boosting Machine), 그리고 XG(Extreme Gradient) Boost를 사용하였다. 예측 결과 XG Boost의 오차값이 가장 낮은 것으로 나타났으며 Light GBM이 가장 오차가 높은 것으로 확인되었다.

다음의 <표 I-3>은 수산업에서 시계열 모형을 통해 가격을 예측한 국내 선행연구를 보여주고 있다. 먼저 남종오·정민주(2017)의 제주 양식넙치를 대상으로 한 산지가격의 예측연구는 제주 양식넙치의 1kg 산지가격이 다른 중량의 산지가격을 선도하고 있어 가격자료 중 1kg을 기준으로 하여 분석하였다. 분석 기간은 2005년 6월에서 2017년 4월까지로, 이 중 2015년 5월부터 2017년 4월까지의 24개 자료는 외표본(Out of Sample)으로 설정하여 예측력을 평가하였다. 추정된 AR(1), ARMA(1,1), AR(2)의 세 가지 모형을 대상으로 기준모형을 설정해 MDM 검정을 실시하였으며, 검정결과 세 가지 모형 모두 동일한 예측력을 가진 것으로 분석되었다.

<표 I-3> 시계열 모형을 이용한 예측 연구(수산업)

연도	저자	제목	분석 방법
2017	남종오·정민주	제주 양식넙치의 월별 산지가격 예측 및 예측력 비교	-ARMA -MDM 검정
2018	한다정·박철형	계절성을 고려한 가공유형별 오징어 소매가격 예측모형 비교분석	-Holt-Winters 지수평활법 - SARIMA - MDM 검정
2021	정민경·남종오	냉동 고등어 소비자가격 모형 간 예측력 비교	-ARMA -ARMA-X -VAR -MDM 검정

한다정·박철형(2018)은 계절성을 고려하여 가공유형에 따른 오징어의

소매가격을 예측하였다. 분석대상인 오징어를 냉장 형태의 오징어와 냉동 형태의 오징어, 건조된 오징어 세 가지 형태로 나누어 분석하였으며 분석 기간은 2005년 1월부터 2017년 12월로 설정하였다. 분석방법으로는 Holt-Winters 지수평활법과 SARIMA, 그리고 ARIMA를 사용하였다. 이는 오징어의 생산되는 구조상 어획 시기에 따른 계절성의 차이가 존재하기 때문이다. 예측 결과 냉장 형태의 오징어 가격을 예측할 경우 모든 모형의 예측오차가 냉동처리 및 건조 처리된 오징어 가격을 예측할 때 보다 현저히 높은 것으로 나타났으며 Holt-Winters 지수평활법이 MSE를 예측 오차의 기준으로 설정하였을 때 ARIMA와 SARIMA보다 우수한 예측력을 가지는 모형을 검정하였다.

정민경·남종오(2021)는 냉동 고등어의 소비자가격을 예측하기 위해 ARMA, ARMA-X, VAR 모형을 추정하여 예측을 시행해 추정된 모형들을 토대로 MDM 검정을 수행하였다. 분석에 사용한 자료로는 냉동 소비자가격, 도매가격, 신선 소비자 가격으로 세 변수를 사용하였으며 분석 기간은 2013년 12월부터 2021년 7월까지로 설정하였다. 분석결과 VAR 모형이 가장 낮은 예측오차 값을 보여주며 기준모형으로 채택되었다. VAR 모형을 기준모형으로 설정한 후 MDM 검정을 실시한 결과 VAR 모형의 예측력이 ARMA-X와 ARMA와 비교해 우수한 것으로 확인되었다.

다음의 <표 I-4>에 기계학습을 통해 수산물의 가격 예측을 실시한 선행연구를 정리하였다.

<표 I-4> 머신 러닝을 사용한 예측 연구(수산업)

연도	저자	제목	분석 방법
2021	송유노	인공신경망 모델을 활용한 제주지역 양식 넙치 산지가격 예측 연구	- 다중회귀분석 - 다층신경망(MLP) - 순환신경망(RNN)
2022	우경원·신용민	ARMA모형과 머신러닝기법을 활용한 조피볼락 가격 예측	- 장단기기억모형(LSTM) - 다층신경망(MLP) - ARMA

연도	저자	제목	분석 방법
			- MDM 검정
2022	박철형	LASSO 기계학습을 이용한 주요 어종의 소비자 가격 예측모형에 관한 연구	-LASSO - 평균차 t 검정

송유노(2021)는 제주 양식 넙치의 산지가격을 다중회귀분석, 다층신경망과 순환신경망을 사용하여 예측하였으며, 분석 기간은 2005년 10월부터 2020년 12월까지로 설정하였다. 코로나 19로 인한 경제의 불확실성을 고려하기 위해 예측 기간은 2019년 1월부터 12월까지와 2020년 1월부터 2020년 12월까지의 두 기간으로 나누어 예측하였다. 세 개의 모형을 사용하여 예측한 결과, 코로나 이전 시기에는 다중회귀모형이 6.46%, 다층신경망이 5.61%, 순환신경망이 5.26%로 나타나 순환신경망의 예측력이 가장 우수하였다. 코로나 이후의 예측에서는 다중회귀모형에서 8.63%, 다층신경망 6.78%, 순환신경망이 6.04%로 분석되었다. 최종적으로, 두 기간 모두 순환신경망 모형의 MAPE가 가장 낮게 나타나 가장 정밀한 예측을 실시한 것으로 확인되었다.

우경원·신용민(2022)은 순환신경망의 한 종류인 LSTM 모형과 ARMA 모형을 사용해 500g-600g의 조피볼락 도매가격을 예측하였다. 분석 기간은 2006년 9월부터 2022년 1월까지의 자료를 사용하였으며 예측력의 검정을 위해 2019년 2월부터 2022년 1월까지의 36개 자료를 검정자료로 이용하였다. 검정결과, ARMA 모형의 MAPE 값은 19%, 다층신경망의 MAPE는 17%로 분석되었으며 LSTM의 MAPE는 32%로 나타났다. 가장 낮은 예측오차를 기록한 다층신경망 모형을 기준모형으로 설정한 후, MDM검정을 수행한 결과 다층신경망이 우수한 예측력을 가지고 있음이 통계적으로 유의하였다.

박철형(2022)은 주요 소비 어종에 해당하는 고등어와 갈치를 선정하여 냉동소비자 가격과 신선·냉장 소비자가격을 LASSO를 사용하여 예측하였

다. 원자료의 분석 기간은 2013년 12월에서 2022년 5월까지로 총 102개의 자료가 있지만 변수당 1년간의 시차 변수를 생성하기 위해 2014년 12월부터 분석기간을 설정하였다. 이후 90개의 관측치 가운데 무작위로 선정된 80%에 해당하는 72개 관측치 데이터를 학습데이터로, 나머지 18개의 데이터를 예측력을 평가하는 데 사용하는 검정 데이터로 사용하였다.

고등어 냉동소비자가격의 경우 MSE 기준으로는 LASSO가, MAE와 MAPE 기준으로는 Square Root LASSO 모형이 기준모형으로 선정되었다. 하지만 각각의 예측 모형에 대한 예측력의 차이를 검정하기 위해 대응표본 t검정을 수행하였으나 모형 간 예측력의 차이는 경우가 없었다. 신선·냉장 소비자가격의 경우 3개 지표 모두에서 똑같이 Adaptive LASSO 모형이 기준모형으로 선정되었다. 하지만 앞서 분석과 마찬가지로 예측력에서는 나머지 2개의 경쟁 모형들과 역시 유의적인 차이를 보여주지 않았다.

갈치의 냉동소비자가격을 예측한 결과를 살펴보았을 때, MSE 기준으로는 LASSO가, MAE 및 MAPE 기준을 사용하였을 때는 Adaptive LASSO 모형의 예측오차가 가장 성과가 좋은 것으로 나타났다. 그럼에도 예측력의 차이를 검정한 결과는 유의적인 경우가 없는 것으로 확인되었다. 신선·냉장형태의 소비자가격의 경우에는 3개 지표 모두에서 LASSO 모형이 기준모형으로 선정되었다. 그러나 예측력을 검정한 결과 마찬가지로 경쟁모형들과 역시 유의적인 차이를 보이지는 않았다.

앞서 설명한 선행연구들을 살펴보았을 때, 현재 국내 수산업에서 머신러닝 기법과 다변량 시계열 모형 추정을 통한 MDM 검정을 실시한 연구는 존재하였으나, 다변량 시계열 모형의 추정을 통해 예측오차를 파악하고, 이에 기반한 MDM 검정까지 수행한 연구는 아직까지 없는 것으로 확인되었다. 따라서, 본 연구에서 실시하고자 하는 냉동 오징어의 소매가격

을 예측하는 LASSO 모형을 추정한 후 단변량 및 다변량 시계열 모형을 추정한 결과를 토대로 MDM 검정을 수행하는 연구는 가격예측의 관점에서 보아 의의가 있을 것으로 판단된다.



II. 오징어 산업 현황

1. 일반 현황¹⁾

살오징어는 연체동물문(Mollusca), 개안목(Oegopsida), 살오징어과(Ommastrephidae)에 속하는 두족류 단년생 연체동물로서 건조한 후 구워먹거나 횡감용으로 주로 소비된다. 몸체가 부드럽고 좌우대칭형의 연체동물로 낙지, 문어와 가까우나 앞서 언급한 낙지와 문어는 팔이 8개인 팔완목에 속하나 오징어는 팔이 10개인 갑완목이라는 점에서 차이가 있다. 또한, 우리나라 동해안과 남해안, 서해안 및 동중국해를 포함하는 북서태평양 전해역에 분포하며 성숙회유와 산란회유를 하는 것으로 알려져 있다(한국해양과학기술원, 1990; Nasu et al., 1991).

남해안과 동해안, 홋카이도 연안을 비롯한 태평양 연안 전역에서 매년 산란하고 있으나 주 산란장과 산란기가 서로 다른 3개의 계군이 존재한다. 첫 번째로 겨울 산란군의 주 산란장은 동중국해와 한국 남해안, 일본 큐슈 북서부 연안 일대 해역이며 산란기는 12~3월로 추측된다. 가을 산란군은 산란장의 경우 겨울과 같으나 산란기는 5~9월이며, 마지막으로 여름 산란군의 주 산란장은 동해안 남부해역으로, 산란기는 5~6월이다.

오징어 생산량 중 가을 계군과 겨울 계군은 생산량의 대부분을 차지하며 회유 경로를 서로 달리한다(송혜진, 2018). 가을 계군은 우리나라 제주도 해역을 포함한 남해, 일본의 큐슈 서부 해역을 산란장으로 이용하고 있다. 따라서 이곳에서 부화한 어린 유생은 대마난류를 타고 동해로 들어가 성장한다. 겨울 계군의 경우 가을 계군과 비교했을 때 보다 더 남쪽에

1) 우리나라에서 연근해어업을 통해 주로 어획되는 오징어가 살오징어인 점에 근거하여 살오징어를 중심으로 작성하였음

서 산란하며 동중국해에서 부화한 유생은 쿠로시오 해류를 타고 일본 동해안을 따라 북상하며 성장한다. 이들은 오야시오 해류를 만나는 지점까지 이동하고, 혼슈와 홋카이도 사이의 쓰가루 해협을 건너 동해로 들어갔다가, 동중국해의 산란장을 향해 남하한다. 즉, 이를 통해 우리나라에서 어획되는 살오징어 어장은 각 계군의 성육장과 섭이장을 포함하는 동해에서 형성된다. 이렇듯 살오징어는 성장 초기에 차가운 섭이장으로 북상이동을 하며 성장한 이후 따뜻한 산란장을 향해 남하하는 수온에 의존적인 모습을 보인다(Boyle, 1983). 다음 [그림 II-1]의 살오징어 산란도 추정도를 살펴보면 시기에 따른 오징어의 산란군 경로가 다른 것을 확인할 수 있다.

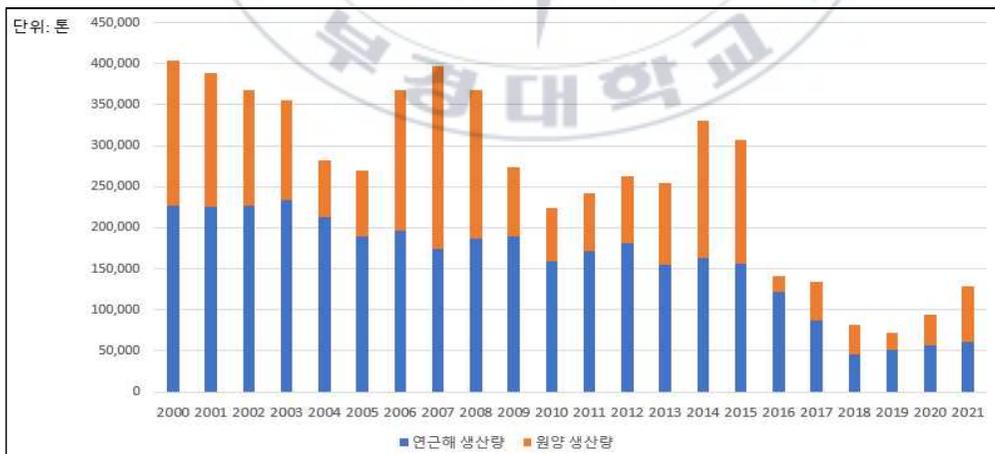


자료: 한국해양수산개발원, 수산업관측센터(<https://www.foc.re.kr/>)

[그림 II-1] 한국 근해 살오징어 산란장 추정도

2. 생산량 및 생산금액

우리나라 연근해에서 주로 생산되는 오징어는 살오징어로, 근해채낚기 어업, 대형트롤어업, 동해구중형트롤 어업을 통해 어획된다. 주 어획 시기는 당해 9월부터 이듬해 1월이며 근해채낚기어업으로 어획된 오징어는 주로 활어 및 냉장의 형태로, 대형트롤어업 및 동해구중형트롤어업 등은 냉장, 냉동 상태로 유통된다. 남서대서양에서 주로 어획되는 오징어는 아르헨티나 일렉스 오징어로, 국내 오징어의 어한기 및 금어기의 3~6월에 어획되며 국내에 전량 냉동으로 공급된다. 사용되는 어법으로는 주로 원양채낚기, 원양트롤어업이 있다(하현정·허수진, 2020a). 다음 [그림 II-2]는 최근 20년간 우리나라 오징어 생산량의 변화를 연근해와 원양산으로 나누어서 보여주고 있다. 시간이 지남에 따라 어획량이 계속해서 감소하고 있으며 특히 원양산 오징어의 생산량이 2016년을 기점으로 이전과 비교해 급격하게 감소하였음을 알 수 있다.



자료: 통계청, 어업생산동향조사, 각 년도.

[그림 II-2] 연도별 오징어 생산량 변화(2000~2021)

오징어가 가장 많이 어획된 시기는 404,152t의 생산량을 기록한 2000년으로 나타났고 그다음으로 많은 생산량을 기록한 해는 2007년으로 396,643t의 생산량을 기록하였다. 이 두 시기를 제외하고는 지금까지 오징어의 생산량은 40만t에 근접하지 못하고 있다.

[그림 II-3]은 최근 5년의 오징어 생산금액을 나타내고 있다. 5년간 오징어의 평균 생산금액 중 연근해어업의 생산금액은 총 생산금액의 약 67.2%를 차지하는 것으로 나타났으며 원양어업의 총 생산금액은 전체금액의 약 32.7% 비중으로 확인되었다. 원양산 오징어의 총생산금액이 연근해산 오징어와 비교해 상대적으로 낮은 이유는 원양어업에서 생산되는 물량은 전량 냉동 처리되어 판매되기 때문에 판매되는 가격이 냉장 형태보다 낮다. 더하여 2016년부터 원양어업에서의 급격한 어획량 감소로 인해 원양어업 생산금액 비중 역시 감소한 것이 영향을 준 것으로 판단된다(해양수산부, 2021a).



자료: 통계청, 어업생산동향조사, 각 년도.

[그림 II-3] 오징어 생산금액 변화(2012~2021)

[그림 II-4]는 최근 5년간의 오징어의 월별 생산량의 변화를 보여준다.

월별 생산량을 살펴보면 어업별로 시간에 따른 오징어의 생산량이 뚜렷하게 다른 것을 알 수 있다. 이는 주 어기의 차이로 인해 발생하는 차이 때문이다. 7월부터 이듬해 1월까지 동해에서 성장 및 회유했던 오징어가 남하하면서 국내 어장에서 조업되기 때문에 연근해어업을 통해 생산되는 오징어가 대부분을 차지하고 있으며, 2월부터는 산란을 위해 오징어 어군이 일본해역으로 남하하기 때문에 국내에서 생산이 급감하게 된다. 연근해산 오징어의 어한기, 그리고 금어기로 인해 어획이 금지되는 4월과 5월에는 원양어업을 통해 국내의 부족한 공급량을 채워주고 있는 형태를 띄고 있다.

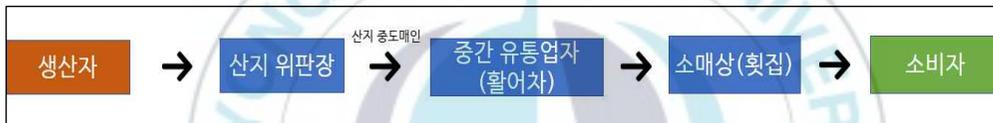


자료: 통계청, 어업생산동향조사, 각 년도.

[그림 II-4] 오징어 월별 생산량 변화(2017~2021)

3. 유통경로2)

오징어 유통경로는 어획 방법이나 유통 형태에 따라 차이를 보인다. 먼저 활어의 경우 근해채낚기어업을 통해 대부분이 어획되며 생산량 일부가 정치망 또는 동해구중형트롤어업에 의해서 생산된다. 활어의 일반적인 유통경로는 생산자에서 산지 위판장으로 이동되어 산지 중도매인을 통해 유통업자에게 이동된 이후 중간 유통업자를 거쳐 소매상에 전달되어 최종적으로 소비자에게 연결된다. 이를 그림으로 나타내면 다음 [그림 II-5]와 같다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-5] 오징어(활어) 유통경로

이때, 활어는 선도 유지가 가장 우선시되어야 하므로 어선 내에 위치한 어획물 보관창고에 보관된 상태로 산지 위판장에서 경매가 이루어지며 경매가 종료된 후에는 배에서 10마리씩 별도로 담겨 활어차로 각 지역의 소비지로 운반된다. 관광지 비중(속초 및 주문진)이 높은 강원도 지역에서는 대부분의 활어가 지역 내에서 소비되고, 활오징어 생산이 가장 많은 경북 지역(후포 및 구룡포)에서는 지역 내 소비보다는 각 지역의 소매지(횃집)으로 유통되는 비중이 크다는 차이가 있다. 다음 [그림 II-6]은 활어 상태의 오징어 유통 현황을 보여주고 있다.

2) 해양수산부에서 실시한 「2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021)」를 참고하여 작성하였음



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021)

[그림 II-6 오징어(활어) 유통 현황

냉장의 경우 근해채낚기, 동해구중형트롤, 대형트롤어업등을 통해 조업되며 어법에 따른 유통 과정의 차이가 존재한다. 먼저 근해채낚기에서 조업된 오징어의 유통경로에는 첫 번째로 생산자로부터 산지 위판장에 유통되고 산지 중도매인을 통해 소비지 도매시장으로 이동된 후 소비지 중도매인을 거쳐 도매상, 이후 소매상에서 소비자로 이어지는 유통경로가 있다. 해당 유통경로는 산지 위판장에서 경매 후 소비지 도매시장으로 운반되어 다시 경매를 진행한 후 도매상과 소매상을 거친 형태로써 가장 전통적인 유통 형태라 할 수 있다. 도식화한 과정은 다음의 [그림 II-7]과 같이 나타낼 수 있다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-7] 오징어(냉장) 유통경로(1)

두 번째로는 생산자를 거쳐 산지 위판장에 유통된 후 산지 중도매인을 거쳐 바로 대형 소매업체에 전달된 후 소매업체로부터 소비자에게 이어지

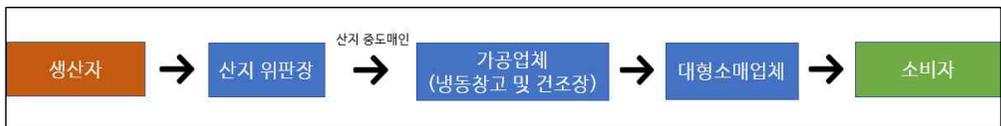
는 유통 형태가 있다. 이는 산지에서 중도매인을 거쳐 대형소매업체를 통해 소비자에게 오징어를 유통하는 형태로, 대형소매업체가 출현하면서 이러한 유통 형태가 증가하고 있다. 전통시장으로의 유통하게 되면 다소 긴 유통과정을 거치나, 산지 중도매인을 통한 대형소매업체로의 직접적인 유통 방식은 유통과정이 짧아 선도 유지가 용이하다는 장점이 존재한다. 이를 다음 [그림 II-8]에 도식화하여 나타내었다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-8] 오징어(냉장) 유통경로(2)

동해구중형트롤 및 대형트롤어업에서 조업된 오징어는 플라스틱 상자에 담겨져 냉장 상태로 위판이 이루어지며 채낚기어업에서 어획된 오징어보다 상대적으로 상태 및 신선도가 떨어져 조미·건오징어로 주로 가공된다. 유통경로는 생산자에서 산지 위판장으로 이동된 후 산지 중도매인을 거쳐 가공업체로 이동된 후 대형소매업체에서 소비자로 이어지는 유통경로를 가진다. 이 유통경로는 산지 위판장에서 경매를 진행한 후 산지 중도매인을 거쳐 가공업체로 직거래되거나 중간유통업자를 거쳐 가공업체로 전달된다. 이를 다음 [그림 II-9]에 정리하여 나타내었다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-9] 오징어(냉장) 유통경로(3)

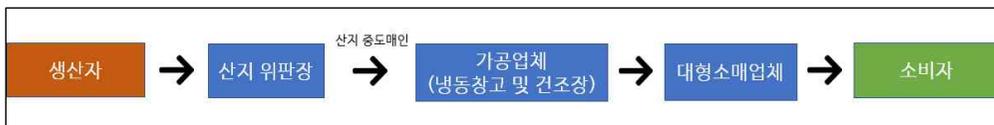
가공업체는 유통받은 오징어의 할복 및 재포장 작업을 통해 냉동 창고에 보관하거나 조미, 훈제상품으로 가공해 각 지역 도매시장이나 대형소매업체에 유통한다. 다음의 [그림 II-10]은 냉장 오징어의 유통이 이루어지는 과정을 나타내고 있다.



자료: 해양수산부(2021), 「2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사」

[그림 II-10] 오징어(냉장) 유통 현황

냉동 오징어의 경우 동해구중형트롤과 대형트롤, 근해채낚기를 이용해서 생산되는 물량뿐만 아니라 원양어업을 통해서 생산되는 양이 많은 비중을 차지하고 있다. 대형트롤과 동해구중형트롤어선에서 조업된 냉동오징어의 주된 유통경로는 생산자에서 산지 위판장으로 이동된 후 산지 중도매인을 거쳐서 가공업체로 이동된다. 이후 업체를 거쳐 대형소매업체에 유통된 후 소비자로 유통된다. 산지 위판장에서 경매한 후 산지 위판장의 중도매인을 거쳐 가공업체로 직거래되거나 중간유통업자를 통해 가공업체로 유통된다. [그림 II-11]은 이러한 유통과정을 보여주고 있다.

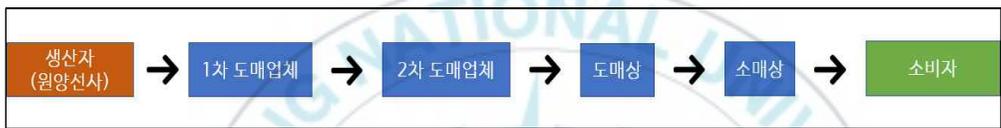


자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-11] 오징어(냉동) 유통경로(1)

포클랜드해역에서 조업되는 원양산 냉동 오징어는 원양어선에서 조업한 이후 20kg/FAN을 이용한 급속냉동처리를 거친 후 운반선을 통해 국내에 반입되고 있다. 연근해에서 조업된 오징어와 달리 산지 위판장을 경유하지 않으며, 배에서 하역한 후 냉동창고에 보관되며 1차 도매업체를 거쳐 주로 유통되는 형태를 가진다.

주로 유통되는 형태 중 첫 번째는 생산자에서 바로 1차 도매업체에 유통된 후 2차 도매업체를 거쳐 도매상에서 소매상으로 유통된 뒤 소비자로 유통되는 형태가 있다. 그림으로 나타내면 [그림 II-12]와 같다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-12] 오징어(냉동) 유통경로(2)

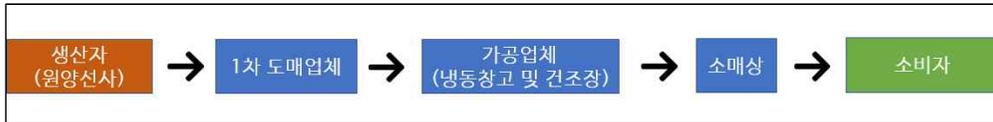
두 번째는 생산자에서 1차 도매업체를 거쳐 대형소매업체로 유통된 후 소비자에게로 유통되는 형태로 [그림 II-13]과 같이 나타낼 수 있다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-13] 오징어(냉동) 유통경로(3)

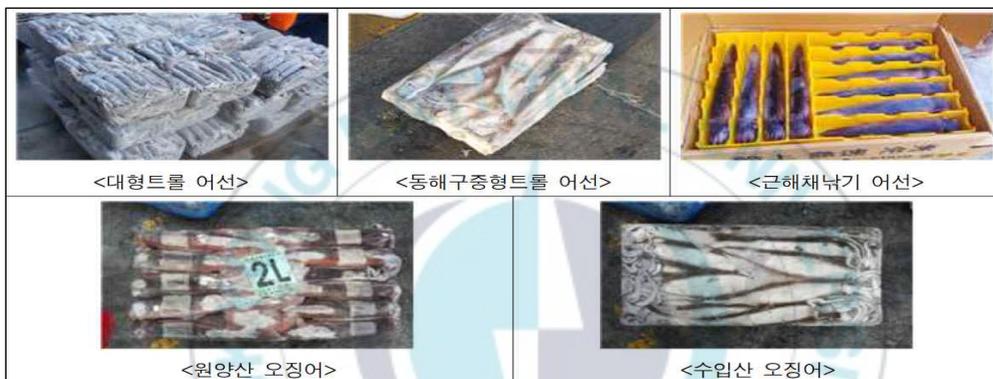
마지막은 생산자에서 1차 도매업체로 유통된 후 가공업체를 거쳐서 소매상에게 유통된 후 소비자에게 전달되는 구조다. 이를 도식화한 그림은 [그림 II-14]와 같다.



자료: 해양수산부, 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사(2021), 재가공.

[그림 II-14] 오징어(냉동) 유통경로(4)

다음의 [그림 II-15]는 조업 방법에 따른 냉동 오징어의 유통 형태를 보여주고 있다.



자료: 해양수산부(2021), 「2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사」

[그림 II-15] 냉동 오징어 유통 현황

4. 수출입 현황

[그림 II-16]은 우리나라 오징어의 수출입 변화를 보여준다. 우리나라 오징어 수출량은 중국의 오징어 수요 증가에 따라 연간 약 7만t의 수출량을 기록하였으나 2016년부터 전 세계적인 오징어 생산 부진이 시작되면서 급격하게 수출량이 감소하였다. 2015년에는 약 72,208t의 오징어 수출량을 기록하였으나 2016년에는 약 46,670t, 2017년에는 22,680t으로 시간이 지나면서 점차 하락하는 모습을 보였으며 2020년에는 최근 10년간 가장 적은 수출량인 7,239t을 기록하였다. 반면 2021년에는 21,820t의 수출량을 기록해 전년과 비교했을 때 2배 이상 증가한 수출량을 보여주었다. 수출금액 역시 마찬가지로 수출량이 급감한 2016년 이후 1억 달러 미만으로 감소하였으며, 2018년에 가장 작은 수출금액인 3,092만 달러를 기록하였다.

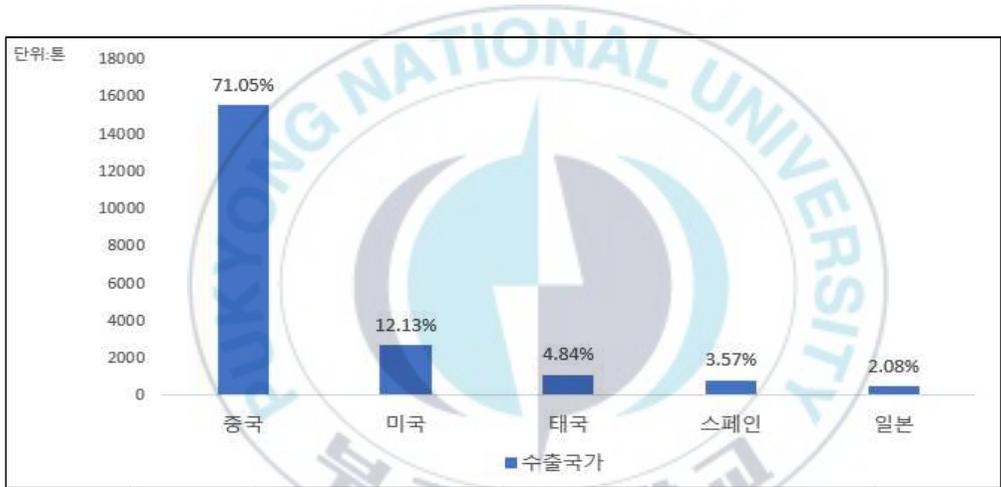


자료: 한국농수산물유통공사, 한국농식품수출정보, 각 년도.

[그림 II-16] 오징어 수출입 변화(2012~2021)

2017년을 기점으로 매년 10만 톤 이상의 물량이 수입되는 모습을 확인

할 수 있으며, 2020년에는 155,868t의 수입량을 기록하며 최근 10년간 가장 많은 물량이 수입되었다. 특히 2016년을 기점으로 수입량이 점진적으로 증가하는 모습을 확인할 수 있는데 이는 세계적인 오징어의 생산 부진으로 인한 수급의 문제를 수입 물량으로 대체하기 위한 것으로 판단된다. 수입금액은 수입 물량이 증가하는 2016년부터 상승하였으며 2020년에 약 4억 6,700만 달러로 가장 높은 수입금액을 기록하였다. 전반적으로 오징어 생산의 부진이 계속됨에 따라 수출입 물량이 계속해서 증가하는 것으로 파악되었다.

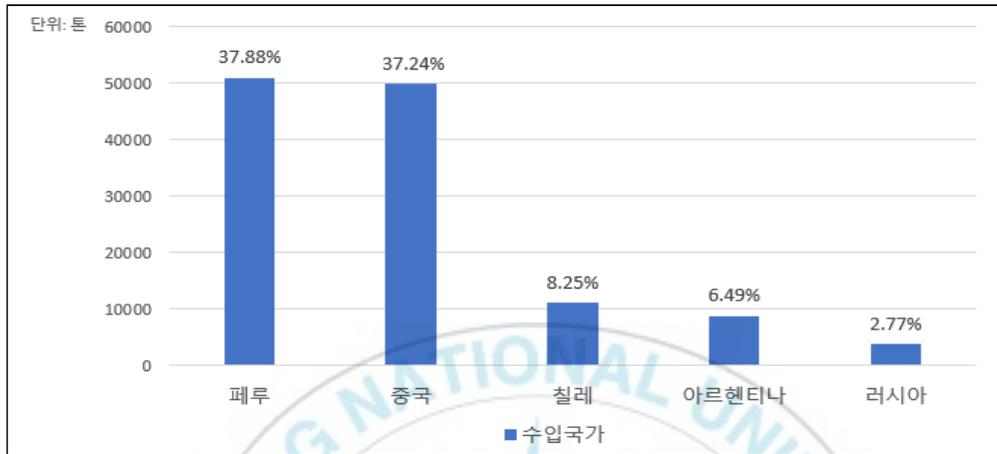


자료: 한국농수산물유통공사, 한국농식품수출정보, 2021.

[그림 II-17] 오징어 수출 물량 상위 5개국 (2021)

국가별로 오징어 수출입 실적을 살펴본 결과 우리나라는 21년 기준으로 55개국에 오징어를 수출했다. 가장 많은 수출을 한 국가는 중국으로 전체 수출량의 71.05%를 차지하였다. 그 뒤를 이어 미국(12.13%), 태국(4.84%), 스페인(3.57%), 일본(2.08%) 순으로 나타났다. 수입은 총 29개 국가로부터 이루어졌으며 그 중 페루산 오징어의 비중이 37.88%로 가장 많았다. 페루의 뒤를 이어 중국(37.24%), 칠레(8.25%), 아르헨티나(6.49%), 러시아(2.7

7%)순으로 위치하였으며 중국의 경우 수출과 수입 모두에서 오징어 교역이 활발하게 이루어지고 있는 것을 확인할 수 있다.



자료: 한국농수산물유통공사, 한국농식품수출정보, 2021.

[그림 II-18] 오징어 수입 물량 상위 5개국(2021)

5. 가격 및 재고량 현황

[그림 II-19]는 오징어의 산지가격 변화를 보여주고 있다. 오징어의 산지가격을 살펴보면 연근해에서 생산된 오징어의 단가가 원양산과 비교해 전체적으로 높은 것을 알 수 있는데, 이는 오징어의 형태별로 가격 차이가 존재하기 때문이다. 오징어의 유통 형태는 활어, 냉장, 냉동의 세 가지 형태가 있으며 연근해산 오징어의 가격은 활어와 냉장의 형태로 유통되는 비중이 높다. 반면 원양산 오징어는 어획되는 모든 물량이 냉동으로 유통되므로 원양산의 가격은 상대적으로 연근해산과 비교했을 때 낮은 가격대를 형성하고 있다(하현정·허수진, 2020b).



자료: 통계청, 어업생산동향조사, 각 년도.

[그림 II-19] 오징어 산지가격 변화(2012~2021)

오징어의 생산 부진이 시작되는 2016년을 기점으로 계속해서 가격이 상승하고 있으며 2020년에 연근해와 원양어업에서 생산된 오징어 각각 kg 당 8,881원과 6,177원으로 가장 높은 가격대를 형성하였다. 2021년에는 전

년과 비교해 단가가 하락한 것으로 나타났으며 이는 어황이 회복됨에 따라 생산량이 증가함으로써 가격이 소폭 하락한 것으로 보인다.

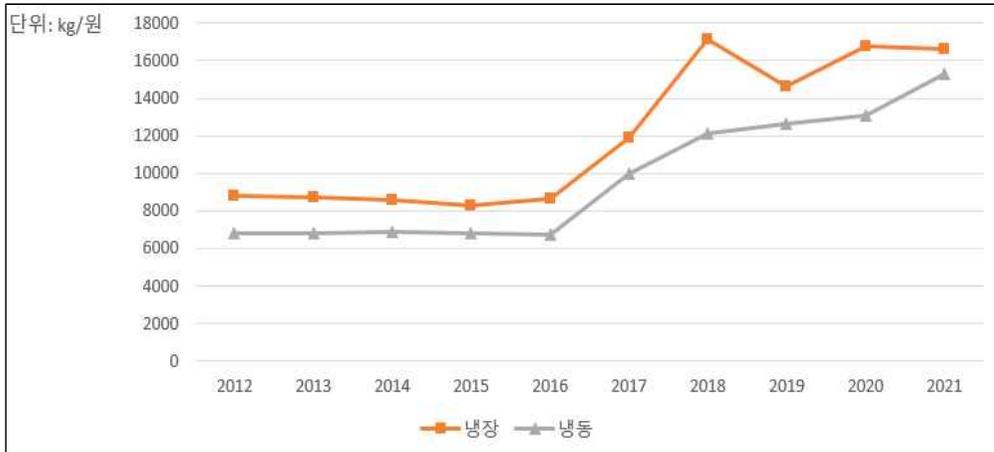
도매가격 역시 2016년을 기점으로 가격이 상승하고 있으며 냉장 형태는 2019년에 kg당 10,967원으로 최근 10년간 가장 높은 가격대를 형성하였다. 2020년 냉동 오징어의 가격이 11,873원으로 냉장 형태보다 높은 시기를 제외하고는 모두 냉장 형태의 오징어가 냉동 상태의 오징어보다 가격대가 높은 것을 알 수 있다.



자료: 한국농수산물유통공사, 농산물유통정보, 각 년도.

[그림 II-20] 오징어 도매가격 변화(2012~2021)

오징어의 소매가격은 2018년에 냉장 오징어의 가격이 kg당 17,140원의 가격으로 형성되어 지난 10년간 가장 높은 가격대를 보여주었다. 냉동 오징어의 가격 역시 냉장 오징어보다 가격은 비교적 낮았으나 움직이는 추세는 유사하였다. 냉동 형태의 오징어도 냉장과 마찬가지로 시간이 지남에 따라 계속해서 가격이 상승했음을 알 수 있는데 이는 지난 몇 년간 생산 부진으로 인한 비축 재고량이 적어 전년 및 평년보다 가격대가 높게 형성된 것으로 판단된다(해양수산부, 2021b).



자료: 한국농수산물유통공사, 농산물유통정보, 각 년도.

[그림 II-21] 오징어 소매가격 변화(2012~2021)

[그림 II-22]는 시간에 따른 오징어 재고량의 변화를 보여주고 있다. 오징어 재고량의 경우 오징어의 크기와 품질에 대한 구분 없이 모든 냉동 상태의 오징어를 포함하고 있으나 크게 연근해산과 원양산으로 구분하여 자료가 집계되고 있어 이를 구분해 나타내었다.



자료: 국립수산물품질관리원, 수산물재고량동향, 각 년도.

[그림 II-22] 오징어 재고량 변화(2012~2021)

재고량 동향을 살펴보면 전체적으로 원양산 재고량이 연근해산 재고량보다 많은 것을 확인할 수 있다. 이는 연근해산 재고량은 국내 연근해산 오징어의 생산량에 영향을 받지만 원양산 재고량은 국내 원양산 오징어와 수입량에 영향을 받는 구조로 되어 있기 때문이다. 가장 재고량 비축이 많았던 시기는 2015년으로 연근해산과 원양산 각각 241,567t과 321,996t의 물량이 비축되었다. 하지만 2016년부터 시작되는 오징어 생산량의 급감으로 인해 재고량 또한 크게 감소하였으며 각각 96,367t과 118,362t으로 전년 대비 50% 이상 감소하였다. 2017년에는 2016년보다도 재고량의 감소폭이 더 컸지만 이후 조금씩 증가하였으며 2021년 원양산 재고량의 경우 206,753t으로 20만t을 상회하는 수준으로 회복하였다.



Ⅲ. 분석모형

1. LASSO 모형

선형회귀모형을 통해 회귀분석을 실시한다고 할 때, 다음 식(1)과 같은 모형을 가정한다.

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j + e_i \quad (1)$$

위 식에서 β_0 는 상수항, $\beta_j = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j)$ 는 알려지지 않은 모수를, e_i 는 오차항을 의미한다. 일반적으로 오차항에 대한 I.I.D(Independent Identically Distributed)가정을 만족한 상태에서 최소자승법(Ordinary Least Squares, OLS)을 통해 오차항의 합을 최소화하는 목적함수를 나타낸다면 다음 식 (2)처럼 나타낼 수 있다.

$$\underset{\beta_0, \beta}{\text{minimize}} \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2 \quad (2)$$

최소자승법을 사용함으로써 독립변수들에 의해 추정된 종속변수 값과 실제 값의 차이를 의미하는 오차항의 제곱합이 최소가 되는 회귀계수를 추정할 수 있다(이재득, 2021a).

최소자승법을 통해 추정된 결과는 최량 선형 불편추정량(BLUE, Best Linear Unbiased Estimator)의 특성을 가지고 있으나 충족되어야 하는 여러 조건이 존재한다. 첫째, 회귀모형은 모수에 대한 선형모형이어야 하고,

둘째, 독립변수는 비확률성(Non-stochastic)변수이며, 셋째, 오차항의 평균은 0이 되어야 하고, 넷째, 모든 관측치에 대한 오차항의 분산은 동분산이어야 한다. 마지막으로, 서로 다른 관찰치 간 오차항의 공분산은 0이어야 한다는 가정이 존재한다(남준우 외, 2016).

하지만 실제 독립변수들 사이에는 강력한 상관관계로 인한 다중공선성(Multicollinearity)가 존재할 수 있으며, 이로 인해 회귀계수의 분산이 커져 추정회귀식의 예측력이 떨어질 수 있다는 한계가 있다(김성은, 2006). 또한 선형 회귀모형의 추정은 모형 설정의 오류 및 오차항의 성질 등으로 인해 과적합(Overfitting)의 문제 역시 발생할 수 있어 예측을 위한 사용시에 어려움이 있다(이재득, 2021b).

인공지능을 활용한 빅데이터 분석방법론 중 하나인 LASSO(Least Absolute Shrinkage Selection Operator)는 Tibshirani(1996)에 의해서 개발된 벌점회귀(Penalty Regression) 모형 중 하나로 회귀계수 β 에 제약을 설정함으로써 계수 추정치의 크기를 축소시킴과 동시에 변수선택을 하는 것이 가능하다. 이러한 특성으로 인해 본 연구에서 사용하는 가격 및 물량자료를 비롯한 여러 가지 변수들로부터 발생할 수 있는 다중공선성의 문제를 어느정도 회피할 수 있다는 강점이 있다(유진은, 2018).

제약이 설정된 알고리즘은 다음의 식(3)과 같이 정리하여 나타낼 수 있다.

$$\arg \min \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (3)$$

첫 번째 항인 $(Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2$ 은 대표본(in-sample)에서의 손실을 의미하며, 일반적으로 많이 사용되는 선형회귀모형에서의 오차항의 제곱

을 뜻한다. 두 번째 항인 $\lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j|$ 는 회귀계수의 절댓값에 벌점을 부과하는 항을 의미하며 이는 벌점 모수, 혹은 조율 모수라 불리는 λ 에 의해서 조정된다.

λ 는 회귀계수의 모수 벡터인 β_j 의 합을 제한하는 역할을 수행하는데, λ 의 값이 0일 경우 벌점항은 소멸되어 최소자승법과 추정치가 동일한 결과가 도출되며 λ 의 값이 커질 경우 벌점항의 영향은 커지게 되므로 종속변수를 예측하는데 불필요한 계수는 0으로 추정한다. 이러한 과정을 통해 자동적인 변수의 선택이 가능하게 되어 보다 해석이 쉬운 모형을 얻을 수 있다(James, G. et al.,2013).

벌점 모수 λ 는 Friedman, Jerome, Hastie and Tibshirani(2010)에 의해 언급된 교차 타당화(Cross Validation, CV)과정을 통하여 추정되며, 평균 예측오차의 평균이 가장 작은 값으로 선정된다. 일반적인 교차 타당화 분석방법은 다음과 같다. 먼저 학습 데이터(Training Data)를 10개의 자료로 무작위로 균등 배분한 후 9개의 자료를 이용한 모형을 추정한다. 이후 나머지 1개의 자료에 대한 예측오차(Prediction Error)를 추정하는 과정이 10회 반복되며, 이러한 과정에서 추정된 평균예측오차를 산출하여 학습데이터의 훈련 평가지표로 사용할 수 있다(송상윤, 2015).

Zou(2006), Bühlman과 van de Geer(2011)에 의해 고안된 Adaptive Lasso는 앞서 설명한 Lasso의 알고리즘에서 벌점 모수 λ 를 추정하는 과정을 여러 번 반복한 모형이다. 두 번째로 시행되는 Lasso 추정은 첫 번째 LASSO 추정에서 중요한 것으로 판단된 계수가 그대로 모형 추정에 이용되고, 모형 구성에 적합하지 않다고 판단되는 계수는 재추정 시에 축소(Shrinkage)하는 방식으로 추정된다. 이러한 이유로 Adaptive LASSO는 LASSO보다 더 적은 수의 변수로 더 작은 예측오차 값이 산출되므로 기존의 LASSO보다 예측력이 개선된 모형이라 할 수 있다(Huang, Ma

and Zhang, 2008). 하지만 가중치 벡터인 \hat{w}_j 를 계산하기 위한 과정이 추가된다는 단점(Zhang et al., 2014)과 고차원의 데이터를 사용할 경우 초기추정치를 선택하기 어렵다는 단점이 존재한다(박창이 외, 2011).

반복 과정을 시행하는 데 있어 정해진 횟수는 없으나 일반적으로 2회 이상 반복할 시 그 효율성은 급격히 하락하는 것으로 알려져 있다. 본 연구에서도 반복 과정을 2회로 설정한 Adaptive Lasso를 사용하였으며, 이는 식 (4)와 같이 정리할 수 있다.

$$\arg \min \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2 + \hat{w}_j \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (4)$$

식 (4)의 \hat{w}_j 는 $\hat{w}_j = 1/|\beta_j|$ 와 같이 나타낼 수 있으며, 목적함수 두 번째 항의 가중치 벡터를 의미하는 것으로 초기에 추정된 벌점회귀계수의 역수를 나타낸다. 이를 통해 종속변수의 예측에 영향을 주지 못하는 크기가 작은 변수에는 벌점을 크게 부과하고, 영향의 크기가 큰 변수에는 벌점을 적게 부과한다(이슬기·백창룡, 2016).

Belloni와 Chernozhukov(2011)에 의해 고안된 Square Root LASSO는 기본적인 Lasso의 목적함수에서 오차항의 제곱항에 대해 제곱근을 사용한 알고리즘으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\arg \min \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j)^2} + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (5)$$

위 식을 통하여 첫 번째 항인 오차항의 표준편차는 곱셈 형태의 상수로 변화됨에 따라 추론 LASSO의 알고리즘을 간략화시키는 장점이 있으며, 예측을 위한 LASSO 모형을 구축할 때에도 사용하는 것이 가능하다(박철

형, 2022).

2. ARIMA 모형

ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)모형은 불안정한 시계열 자료를 1회 혹은 그 이상의 차분과정을 통해 안정화(Stationary)시킨 후 자기 자신의 과거항을 사용하는 AR(Auto Regressive)항과 오차항의 과거항을 사용하는 MA(Moving Average)항이 결합되어 구성된 모형이다.

ARIMA 모형의 표기법으로는 ARIMA(p,d,q)로 나타낼 수 있으며 여기서 d는 분석대상이 되는 시계열 자료가 안정화되기 위해 차분된 횟수를 뜻하며 p는 AR항을, q는 MA항을 나타낸다. 먼저 차수가 p인 자기회귀모형은 AR(p)의 형태로 다음의 식 (7)과 같이 정리할 수 있다.

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + u_t \quad (6)$$

식 (7)에서 Y_t 는 t 시차에서의 종속변수를 나타내며, α_p 는 자기회귀계수를, u_t 는 백색잡음 상태인 오차항을 의미한다.

다음으로, 차수가 q인 이동평균모형은 MA(q)의 형태로 다음 식 (8)과 같이 나타난다.

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2} + \dots + \beta_q u_{t-q} \quad (7)$$

ARIMA 모형은 앞서 언급한 두 개를 혼합한 모형으로, 이를 통해 과거의 종속변수와 오차항을 동시에 고려할 수 있다. 식 (7)과 식(8)이 혼합된

형태는 다음 식 (8)과 같이 나타난다.

$$Y_t = C + \alpha_1 Y_{t-1} + \alpha_2 Y_{t-2} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \beta_1 u_{t-1} + \beta_2 u_{t-2} + \dots + \beta_q u_{t-q} + u_t \quad (8)$$

ARIMA를 구성하는데 필요한 p,q 시차는 AIC(Akaike Information Criterion), SC(Schwarz Criterion), HQ(Hannan Quinn) 등의 정보요인에 기반하여 선정되며, 정보요인 값의 비교를 통해 보다 작은 값을 갖는 모형을 가격의 예측에 이용할 수 있다(민경창 외, 2013a).

3. VAR 모형

설명변수에 종속변수의 과거값과 설명변수의 현재값 및 과거값을 동시에 포함한 ARDL(Autoregressive Distributed Lag)모형이 다변량으로 확장된 형태를 VAR(Vector Autoregression) 모형이라 한다. VAR 모형은 상호연관된 시계열 자료를 이용해 예측을 하거나 변수들의 체계(System of variables)에 영향을 주는 무작위 교란(Random Disturbance)의 동적인 충격을 분석하기 위해 사용한다. VAR(p) 모형은 다음 식 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_p Y_{t-p} + \beta x_t + u_t \quad (9)$$

위 식에서 Y_t 는 내생변수의 벡터 행렬을 의미하고, x_t 는 외생변수의 벡터 행렬을 뜻한다. α_p 는 추정되어야 할 시차 계수의 행렬을, β 는 추정되어야 할 외생 변수의 계수행렬을 의미한다. 마지막 u_t 는 백색잡음(White

Noise) 상태의 오차항 벡터를 의미한다(Eview 12 User's Guide). 일반적으로, VAR 모형의 시차 선정 과정에서 이용하는 정보요인 중, AIC의 경우 시차를 과대추정(Overestimate)하는 경향이 있어 SC 혹은 HQ에 근거해 시차를 결정하는 것이 권고된다(Lutkepohl, 2005).

4. 예측오차

추정한 모형을 통해 얻어진 예측된 가격과 실제 가격 간의 차이를 이용해 모형의 예측력을 평가할 수 있다. 본 연구에서는 예측력의 평가를 위해 평균제곱근오차(Root Mean Squared Error, 이하 RMSE), 평균제곱오차(Mean Squared Error, 이하 MSE), 평균절대비오차(Mean Absolute Percentage Error, 이하 MAPE)의 3개 기준을 사용하였다. 3개의 기준 모두 0에 가까울수록 예측력이 우수함을 의미하며, 이들을 식으로 나타내면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (11)$$

$$MAPE = 100 * \frac{1}{n} \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| \quad (12)$$

위 식에서 y_t 와 \hat{y}_t 는 각각 실제 종속변수와 예측한 종속변수를 나타내며, t 는 현재 T 기에서 h 기까지의 기간을 나타낸다.

5. MDM 검정

DM(Diebold-Marinao)검정은 예측모형 간 예측력의 비교를 예측오차의 손실함수를 이용해 통계적으로 유의한 예측 모형을 확인할 수 있는 검정 방법이다. 검정에 앞서 사전적으로 RMSE, MAE, MAPE 등을 이용해 예측력이 우수한 모형을 선정한 후, 이를 이용한 DM 검정을 통해 통계적으로 유의한 예측력의 차이를 보이는지 확인할 수 있다(한다정·박철형, 2018).

h기를 예측하는 두 개의 모형이 있다고 했을 때, 개별 모형의 예측오차를 e_{1t} 와 e_{2t} 라고 정의한다. 이를 통해 각 모형의 예측오차와 모형의 예측치를 검정하는 귀무가설은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$(e_{1t}, e_{2t}); t = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

$$H_0 : E[g(e_{1t}) - g(e_{2t})] = 0 \quad (14)$$

다음으로, 모형 간 손실함수의 차이와 표본평균을 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$d_t = g(e_{1t}) - g(e_{2t}); t = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

$$\bar{d} = n^{-1} \sum_{t=1}^n d_t \quad (16)$$

d_t 는 모형 간 손실함수의 차이를, \bar{d} 는 모형 간 손실함수 차이의 표본평균을 의미한다.

이후 모형 간 손실함수 차이의 분산은 점근적으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$V(\bar{d}) \approx n^{-1} [\gamma_0 + 2 \sum_{k=1}^{h-1} \gamma_k] \quad (17)$$

$$\hat{\gamma}_k = n^{-1} \sum_{t=k+1}^n (d_t - \bar{d})(d_{t-k} - \bar{d}) \quad (18)$$

$\hat{\gamma}_k$ 는 d_t 의 k 번째 자기공분산을 뜻하는 것으로 위의 식을 이용하여 추정할 수 있으며, 추정된 $V(\bar{d})$ 를 이용하여 다음의 DM 검정 통계량 S_1 을 도출할 수 있다.

하지만 본 연구에서 예측의 대상이 되는 구간은 12개의 표본을 사용하고 있어 예측표본의 크기가 충분하다고 할 수 없다. 이때, 이러한 문제를 해결하기 위해 고안된 MDM(Modified Diebold-Mariano)검정을 사용할 수 있으며 이를 통해 검정 통계량 S_1^* 를 추정할 수 있다. 또한, MDM 검정의 통계량은 $(n-1)$ 의 자유도를 갖는 t 분포를 따르며 MDM 검정 통계량은 다음 식을 이용하여 도출될 수 있다(Harvey et al.,1997).

$$S_1^* = \left[\frac{n+1-sh+n^{-1}h(h-1)}{n} \right]^{\frac{1}{2}} S_1 \quad (19)$$

IV. 실증분석

1. 자료 개요

본 연구에서는 냉동 오징어의 소매가격을 예측하기 위해 한국해양수산개발원(KMI)의 수산업관측센터에서 제공하는 오징어 산업 전반의 시계열 데이터를 이용하였다. 오징어의 특성상 어한기 및 금어기가 존재함에 따라 자료에 일부 결측치가 존재하였으나 선형 내삽법(Linear Interpolation)을 사용해 이를 보완하고 분석에 이용하였다.

가격자료로는 냉동 오징어의 도매가격과 소매가격, 냉장 오징어의 산지, 도매, 소매가격으로 5개를 사용하였으며 물량자료는 연근해어업에서의 오징어 생산량과 원양어업에서의 오징어 생산량, 그리고 각 어업을 통해 축적된 재고량, 마지막으로 수입량과 수출량으로 6개의 변수를 사용하였다. 다음 <표 IV-1>은 11개 자료에 대한 기초통계량을 보여주고 있다.

<표 IV-1> 분석 자료의 기초통계량

단위: 원, Ton

변수명	평균	표준편차	최소	최대
냉동 오징어 소매가격	10,466.01	3,369.318	6,067	15,980
냉동 오징어 도매가격	7,161.76	3,068.75	3,401	12,675
냉장 오징어 산지가격	4,615.604	2,126.248	1,152	10,166
냉장 오징어 도매가격	8,123.33	3,132.808	3,880	13,979
냉장 오징어 소매가격	12,640.35	4,228.442	7,710	21,493
생산량(연근해어업)	7,907.235	10,069.23	14	47,829
생산량(원양어업)	6,490.935	9,664.817	21	51,218
재고량(연근해어업)	26,996.96	15,801.63	10,115	68,173
재고량(원양어업)	42,699.82	21,934.5	14,934	99,559
수입량	15,994.1	6,873.397	2,229	38,717
수출량	3,210.13	3,048.997	323	14,129

앞서 설명한 11개의 정량변수 외에도 2014년부터 2022년까지의 연도별 더미와 12개의 월별 더미, 그리고 2020년 1월 이후를 코로나 19 더미로 설정하여 분석에 이용하였다. 여기에 더해 11개 변수에 대한 12개의 시차 변수를 생성하고, 생성된 각각의 시차변수를 더미변수와 곱한 변수를 추가함으로써 총 3,058개의 변수를 모형 추정에 이용하였다. 분석에 이용된 변수를 정리하면 다음 <표 IV-2>와 같다.

<표 IV-2> LASSO 추정에 이용된 변수의 갯수

변수	개수
시차 변수	132개
시차변수*더미변수	2,904개
월별 더미(1~12월)	12개
연도별 더미(2014~2022)	9개
코로나 19(2020년 1월 이후)	1개
합계	3,058개

2013년 1월부터 2022년 7월까지의 총 115개 기간에서 훈련 데이터(Training Data)는 2021년 7월까지의 데이터를 이용하였으며 2021년 8월부터 2022년 7월까지의 12개 자료는 추정된 모형의 예측력을 평가하기 위한 검정 데이터(Test Data)로 사용하였다.

앞서 살펴본 Hyeongjun Kim et. al(2021)과 Jian-Wu Bi et al.(2022)의 연구에서 시차 변수 사용을 통해 예측의 정확도를 올린 점에 착안하여 본 연구에서도 예측 정확도를 높이기 위해 12개의 시차 변수를 사용하여 예측하였다. 시차 변수를 이용한 예측 방법은 다음과 같다. 만약 Y_{t+1} 을 예측하고자 한다면 학습데이터를 기준으로 $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-12}$ 까지의 12개 시차 변수를 사용한 모형을 구축하고, Y_{t+2} 를 예측할 경우 $Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots, Y_{t-13}$ 의 변수를 이용해 예측 모형을 추정하였다.

2. LASSO 모형 추정

가. 정적 예측

본 절에서는 앞서 설명한 정적 예측의 방식을 활용해 LASSO 모형을 추정하고, 추정된 LASSO 모형을 활용해 예측치와 검정 데이터 간 결과를 비교한다. 먼저 <표 IV-3>은 1개월 후를 예측하기 위한 LASSO 모형의 학습지표를 보여준다. 학습 결과 R^2 값과 MSE 기준으로 Square Root LASSO의 학습력이 가장 우수하였으며, MSE 값이 596.963에 불과하였다. CV-평균예측오차를 기준으로 설정했을 시에는 Adaptive LASSO의 학습이 가장 잘 이루어진 것으로 확인되었다.

<표 IV-3> 1개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+1 예측 모형	LASSO	57.938	31	0.9942	53,671.89	149,160.5
	Ad.LASSO	1916.22	2	0.9854	135,583.4	142,605.6
	Sqrt.LASSO	7.676	75	0.9999	596.963	300,100.9

앞서 추정한 3개의 LASSO를 사용해 2021년 8월부터 2022년 7월까지의 12개월 가격을 예측하였으며 그 결과를 <표 IV-4>에 나타내었다. 예측 결과 Adaptive LASSO가 3개의 예측오차 기준인 RMSE와 MSE, MAPE 모두 가장 낮은 오차율을 보여주었다. 반면 Square Root LASSO는 세 기준 모두 오차율이 가장 높은 것으로 분석되었다. Square Root LASSO의 경우 다른 모형들보다 훈련 데이터에 대한 학습 결과는 우수하였으나 이

는 우수한 예측 성과와 연결되지 않아 과적합(Overfitting)의 문제를 발생시킨 것을 알 수 있다.

<표 IV-4> 1개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위 :kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15,136.58	15,735.28	14,552.88
2021.09	15,388	14,551.38	15,548.79	12,263.97
2021.10	15,339	15,985.60	15,499.67	13,598.85
2021.11	15,290	15,569.34	15,450.54	13,343.54
2021.12	14,953	14,461.54	15,401.41	13,988.79
2022.01	14,897	13,423.12	15,063.53	12,683.52
2022.02	15,337	13,532.25	15,007.38	12,876.87
2022.03	15,380	13,375.43	15,448.53	13,512.43
2022.04	15,803	13,806.37	15,491.64	14,883.24
2022.05	15,933	14,364.86	15,915.75	15,689.88
2022.06	15,980	14,451.07	16,046.09	14,030.86
2022.07	15,407	14,706.52	16,093.22	15,190.39
RMSE		1,299.02	300.147	1,767.257
MSE		1,687,452	90,088	3,123,197
MAPE		7.3%	1.5%	10%



[그림 IV-1] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(1개월 후 예측 모형)

다음 <표 IV-5>는 2개월 후를 예측하기 위한 LASSO 모형의 학습지표

를 나타내고 있다. 앞선 학습 결과와 마찬가지로 표본 내 R^2 값과 MSE 기준으로 Square Root LASSO가, CV-평균예측오차 기준으로 Adaptive LASSO의 학습 오차가 가장 적은 것으로 확인되었다.

<표 IV-5> 2개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+2 예측 모형	LASSO	65.946	32	0.9940	55,023.09	149,628.9
	Ad.LASSO	24.078	21	0.9955	41,395.56	67,193.89
	Sqrt.LASSO	9.950	61	0.9992	7,630.847	417,076.2

2개월 후를 예측하기 위한 모형을 사용해 12개월간 가격을 예측한 결과를 다음의 <표 IV-6>에 나타내었다. 세 기준 모두에서 가장 낮은 예측오차를 보여준 모형은 LASSO였으며 11.6%의 MAPE를 기록하였다. Square Root LASSO는 앞서 실시한 예측과 마찬가지로 가장 좋지 않은 예측 결과를 보여주었다.

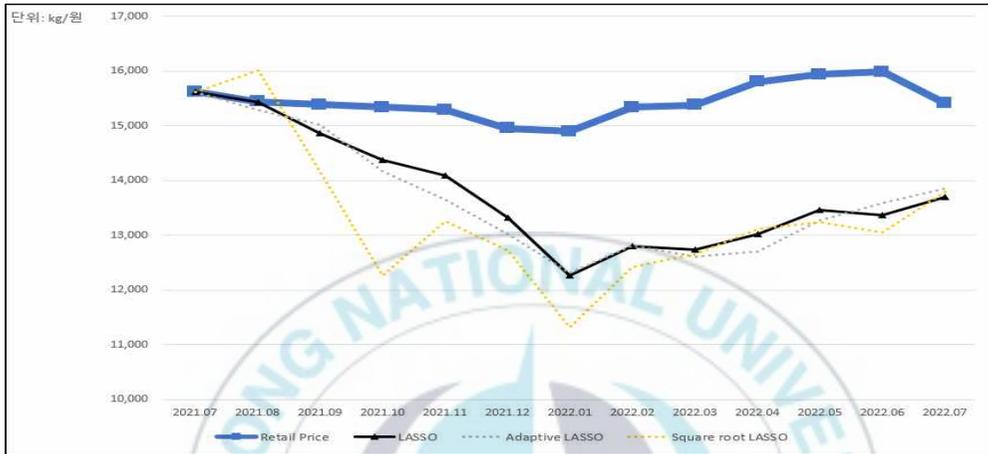
<표 IV-6> 2개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위 : kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15435.26	15287.92	16004.05
2021.09	15,388	14861.96	15024.73	14165.65
2021.10	15,339	14381.05	14169.44	12266.88
2021.11	15,290	14093.3	13656.74	13259.46
2021.12	14,953	13325.36	13021	12718.32
2022.01	14,897	12269.52	12312.88	11319.15
2022.02	15,337	12799.45	12814.9	12422.36
2022.03	15,380	12735.98	12609.91	12656.62
2022.04	15,803	13022.57	12709.95	13108.66
2022.05	15,933	13455.51	13269.49	13243.89
2022.06	15,980	13374.42	13590.07	13045.78

단위 : kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.07	15,407	13701.04	13847.34	13792.96
RMSE		2,024.38	2,110.29	2,496.48
MSE		4,098,114	4,453,323	6,232,412
MAPE		11.6%	12.3%	15.2%



[그림 IV-2] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(2개월 후 예측 모형)

이후 3개월 후를 예측하기 위한 모형으로 예측을 수행한 LASSO의 학습지표를 <표 IV-7>에 보고하였다. 앞서 R^2 와 MSE에서 Square Root LASSO 모형이 우수한 학습율을 보여주었던 것과 달리 Adaptive LASSO가 모든 학습지표에서 가장 학습력이 높은 것으로 나타났다.

<표 IV-7> 3개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

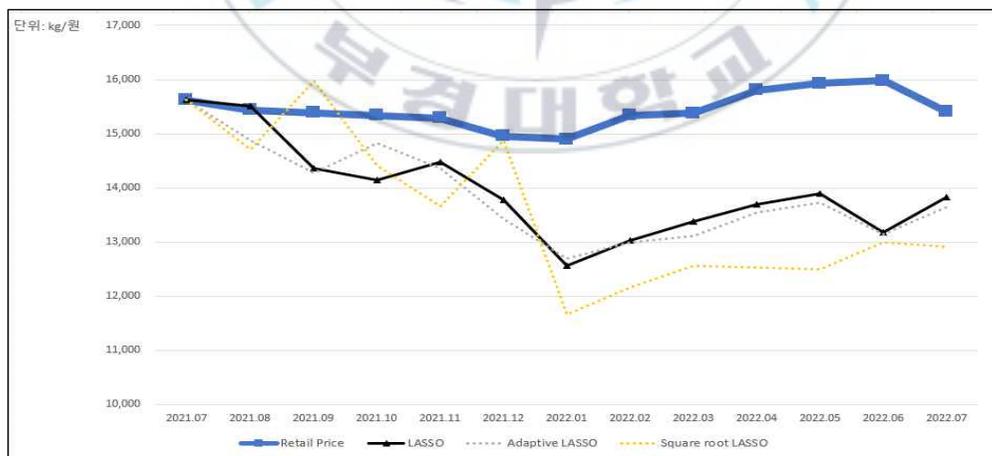
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+3 예측 모형	LASSO	37.398	47	0.9964	33,155.91	127,945
	Ad.LASSO	36.282	31	0.9978	20,076.28	52,590.24
	Sqrt.LASSO	10.709	28	0.9888	102,820.3	387,459.1

학습된 모형을 토대로 12개월의 가격을 예측한 결과는 다음의 <표 IV-8>와 같으며 예측 결과 LASSO가 세 모형 중 가장 적은 오차를 기록하며 기준모형으로 채택되었다.

<표 IV-8> 3개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15509.95	14873.29	14709.29
2021.09	15,388	14353.17	14277.15	15975.79
2021.10	15,339	14141.39	14834.92	14414.03
2021.11	15,290	14479.68	14356.95	13666.09
2021.12	14,953	13774.13	13432.21	14870.36
2022.01	14,897	12568.50	12700.23	11661.26
2022.02	15,337	13024.33	12993.11	12158.06
2022.03	15,380	13380.68	13111.34	12555.24
2022.04	15,803	13690.31	13549.82	12530.98
2022.05	15,933	13898.93	13730.58	12487.24
2022.06	15,980	13175.32	13147.35	13001.19
2022.07	15,407	13820.71	13643.76	12907.87
RMSE		1,786.706	1,860.02	2,426.035
MSE		3,192,318	3,459,674	5,885.645
MAPE		10.4%	11.0%	13.6%



[그림 IV-3] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(3개월 후 예측 모형)

4개월 후를 예측하기 위한 모형을 사용해 12개월간의 가격을 예측한 모형의 학습지표를 다음 <표 IV-9>에 나타내었다. 학습 결과 Adaptive LASSO의 학습력이 세 모형 중 가장 우수한 것으로 파악되었다.

<표 IV-9> 4개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+4 예측 모형	LASSO	30.761	48	0.9974	24,128.41	124,623.3
	Ad.LASSO	28.002	38	0.9987	12,288.76	50,541.89
	Sqrt.LASSO	12.660	54	0.9978	20,525.77	229,187.6

<표 IV-10>은 추정된 세 모형을 사용하여 예측한 결과를 보여준다. RMSE와 MSE 기준에서는 LASSO가, MAPE 기준에서는 Square Root LASSO 모형이 예측오차가 가장 적은 것으로 분석되었다. 2개의 예측오차 기준에서 LASSO가 선정되어 이를 기준모형으로 채택하였다.

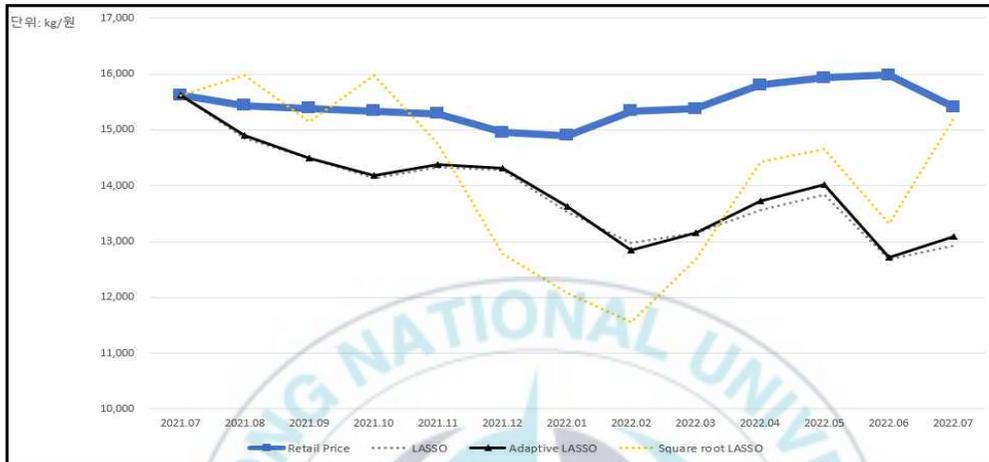
<표 IV-10> 4개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위 :kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	14,852.12	14,901.70	15,973.64
2021.09	15,388	14,496.99	14,496.62	15,139.06
2021.10	15,339	14,131.48	14,178.13	15,977.63
2021.11	15,290	14,335.03	14,380.69	14,746.94
2021.12	14,953	14,283.46	14,310.31	12,781.42
2022.01	14,897	13,538.06	13,624.28	12,073.25
2022.02	15,337	12,977.80	12,838.11	11,551.58
2022.03	15,380	13,155.57	13,160.44	12,680.46
2022.04	15,803	13,570.59	13,729.88	14,424.69
2022.05	15,933	13,843.70	14,027.30	14,657.91
2022.06	15,980	12,690.15	12,717.56	13,324.00
2022.07	15,407	12,928.27	13,084.9	15,210.27

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
RMSE		1,884.83	1,835.41	1,957.41
MSE		3,552,584	3,368,729	3,831,453
MAPE		10.9%	10.5%	10.2%



[그림 IV-4] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(4개월 후 예측 모형)

다음 <표 IV-11>은 5개월 후 예측을 위한 모형들의 학습지표를 나타내고 있다. Adaptive LASSO는 CV-평균예측오차에서, Square Root LASSO는 표본 내 R^2 와 MSE에서 학습력이 가장 우수하였다.

<표 IV-11> 5개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+5 예측 모형	LASSO	42.370	40	0.9960	36,353.25	143,130.9
	Ad.LASSO	53.883	31	0.9978	20,587.98	50,328.51
	Sqrt.LASSO	8.998	77	0.9999	141.548	169,903.6

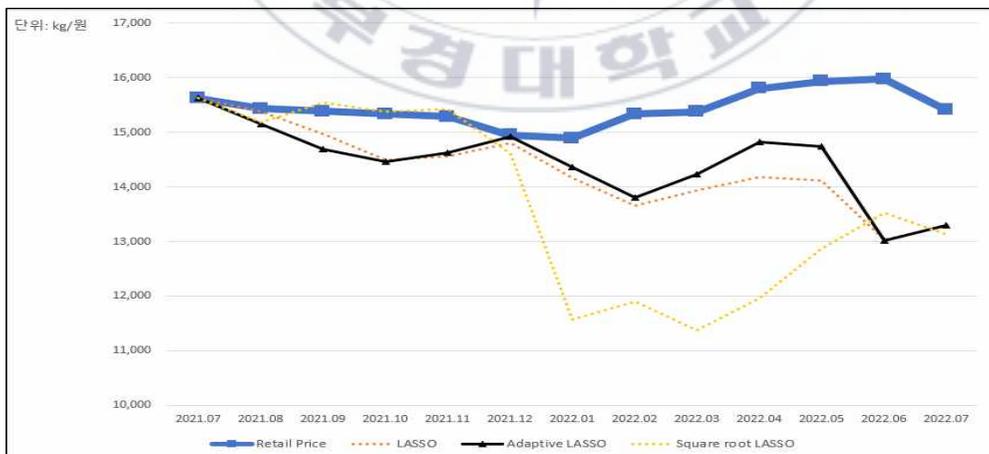
<표 IV-12>는 5개월 후를 예측하기 위한 LASSO 모형을 사용해 12개

월의 가격을 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 Adaptive LASSO의 예측력이 RMSE와 MSE, MAPE 모든 기준에서 우수한 것으로 나타났다.

<표 IV-12> 5개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15,382.41	15,152.55	15,192.26
2021.09	15,388	14,971.20	14,693.65	15,538.45
2021.10	15,339	14,491.77	14,457.67	15,383.44
2021.11	15,290	14,562.10	14,633.79	15,428.19
2021.12	14,953	14,800.41	14,925.17	14,610.70
2022.01	14,897	14,171.67	14,355.74	11,580.25
2022.02	15,337	13,654.86	13,803.38	11,906.15
2022.03	15,380	13,939.11	14,237.58	11,375.85
2022.04	15,803	14,183.69	14,827.49	11,960.61
2022.05	15,933	14,122.83	14,748.58	12,877.09
2022.06	15,980	13,029.31	13,009.10	13,520.22
2022.07	15,407	13,288.33	13,298.44	13,130.54
RMSE		1,471.22	1,333.79	2,489.32
MSE		2,164,488	1,778,995	6,196,714
MAPE		7.7%	6.9%	12.5%



[그림 IV-5] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(5개월 후 예측 모형)

다음 <표 IV-13>은 6개월 후 예측을 위해 추정된 모형들의 학습지표를 보여주고 있다. 학습 결과 Square Root LASSO는 R^2 와 MSE에서, Adaptive LASSO는 CV-평균예측오차에서 우수한 학습력을 가진 것으로 파악되었다.

<표 IV-13> 6개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+6 예측 모형	LASSO	48.168	38	0.9954	41,568.14	136,911.8
	Ad.LASSO	5.018	33	0.9973	24,281.82	54,122.46
	Sqrt.LASSO	10.130	55	0.9990	8,801.379	226,880.9

<표 IV-14>에 6개월 후 예측을 위해 추정된 모형을 사용한 예측 결과를 나타내었다. 예측 결과 RMSE와 MSE 기준에서는 LASSO가, MAPE를 기준으로 사용했을 시에는 Adaptive LASSO의 예측력이 우수한 것으로 나타났다. LASSO가 RMSE와 MSE의 2개 기준에서 낮은 예측오차 값을 보였으므로 이를 기준모형으로 선정하였다.

<표 IV-14> 6개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15135.52	15282.46	15352.59
2021.09	15,388	15034.82	14931.66	15114.84
2021.10	15,339	14819.11	14677.35	14909.69
2021.11	15,290	14716.70	14889.24	15298.46
2021.12	14,953	14369.93	14740.89	16168.48
2022.01	14,897	13784.75	14047.89	13962.40
2022.02	15,337	14192.12	13989.35	11591.87

단위 :kg/ 원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.03	15,380	15705.61	15292.74	12239.43
2022.04	15,803	16315.57	15876.12	11211.32
2022.05	15,933	14790.13	14590.15	11554.27
2022.06	15,980	13085.36	13032.43	13360.20
2022.07	15,407	12995.73	13000.58	13448.84
RMSE		1,277.06	1,281.53	2,540.68
MSE		1,505,676	1,642,319	6,455,054
MAPE		6.3%	5.8%	12.5%



[그림 IV-6] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(6개월 후 예측 모형)

이후 7개월 후를 예측하기 위해 추정된 모형들의 학습지표를 <표 IV-15>에 정리하여 나타내었다. 학습 결과 Adaptive LASSO가 세 모형 중에서 최선의 학습이 이루어진 것을 알 수 있었다.

<표 IV-15> 7개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

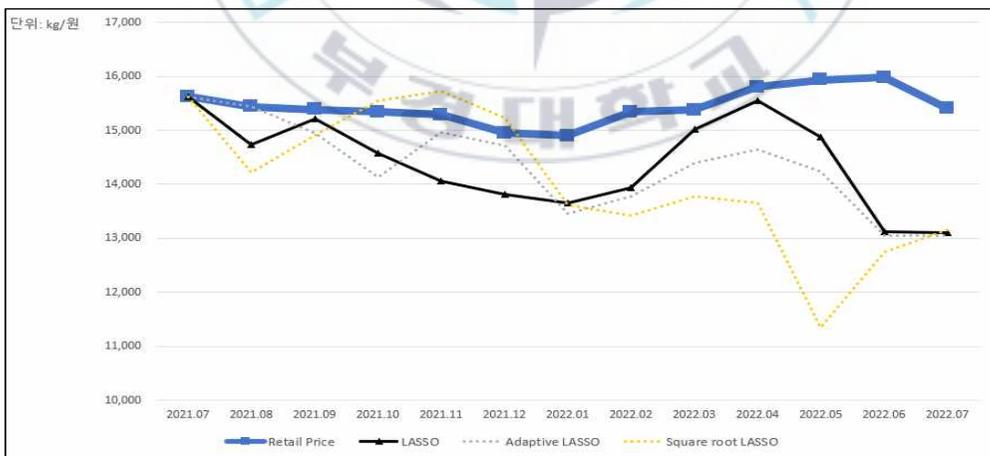
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+7 예측 모형	LASSO	31.280	46	0.9974	23,591.26	133,109
	Ad.LASSO	10.178	37	0.9986	12,335.25	55,410.55
	Sqrt.LASSO	12.486	45	0.9981	17,593	218,457.9

7개월 후의 예측을 위해 추정된 모형의 예측 결과를 다음 <표 IV-16>에 정리하였다. 분석 결과 세 개의 예측력 평가지표 모두 LASSO가 가장 우수한 것으로 확인되었다.

<표 IV-16> 7개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	14726.83	15450.09	14221.39
2021.09	15,388	15216.63	14941	14908.57
2021.10	15,339	14570.80	14127.96	15553.42
2021.11	15,290	14059.16	14968.58	15731.5
2021.12	14,953	13809.34	14716.23	15228.17
2022.01	14,897	13648.23	13454.49	13612.15
2022.02	15,337	13941.30	13782.76	13428.90
2022.03	15,380	15019.44	14391.55	13778.91
2022.04	15,803	15550.98	14645.38	13652.92
2022.05	15,933	14876.47	14237.98	11352.52
2022.06	15,980	13114.34	13045.36	12743.96
2022.07	15,407	13104.59	13052.1	13160.4
RMSE		1,362.50	1,462.60	2,061.59
MSE		1,856,406	2,139,198	4,250,153
MAPE		7.2%	7.7%	10.4%



[그림 IV-7] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(7개월 후 예측 모형)

<표 IV-17>에 8개월 후 예측을 위해 추정된 모형들의 전반적인 학습지표를 나타내었다. 학습 결과 Square Root LASSO가 R^2 와 MSE를 기준으로 학습력이 가장 우수하였으며, Adaptive LASSO는 CV-평균예측오차를 기준으로 가장 학습이 잘 이루어진 것으로 파악되었다.

<표 IV-17> 8개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

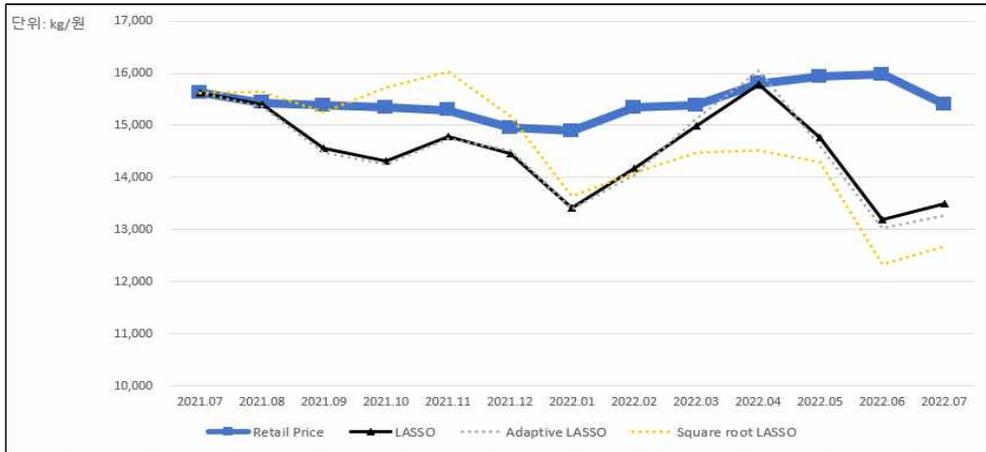
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+8 예측 모형	LASSO	62.480	32	0.9940	54,352.58	153,815.1
	Ad.LASSO	40.753	25	0.9959	37,534.83	76,679.96
	Sqrt.LASSO	10.214	68	0.9996	3,231.841	322,781.1

다음 <표 IV-18>에는 추정한 모형들의 검정 데이터에 대한 예측치를 나타내고 있다. 예측 결과 세 모형 중 LASSO의 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났다.

<표 IV-18> 8개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15400.19	15354.24	15638.25
2021.09	15,388	14554.42	14475.06	15265.24
2021.10	15,339	14316.61	14253.81	15734.67
2021.11	15,290	14779.68	14743.72	16041.19
2021.12	14,953	14459.61	14517.63	15173.45
2022.01	14,897	13423.43	13405.11	13637.96
2022.02	15,337	14166.96	14056.09	14090.60
2022.03	15,380	14996.68	15131.72	14483.46
2022.04	15,803	15781.90	16048.05	14514.18
2022.05	15,933	14767.19	14605.81	14301.69
2022.06	15,980	13191.53	13035.66	12333.09
2022.07	15,407	13492.96	13267.32	12680.72
RMSE		1,249.38	1,338.62	1,576.45
MSE		1,560,950	1,791,903	2,485,194
MAPE		6.3%	6.8%	7.6%



[그림 IV-8] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(8개월 후 예측 모형)

다음 <표 IV-19>는 9개월 후 예측을 위해 추정된 모형들의 전반적인 학습지표를 보여준다. 학습 결과 Square Root LASSO는 R^2 와 MSE의 2개 지표, Adaptive LASSO는 CV-평균예측오차를 기준으로 하였을 때 학습력이 가장 우수하였다.

<표 IV-19> 9개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

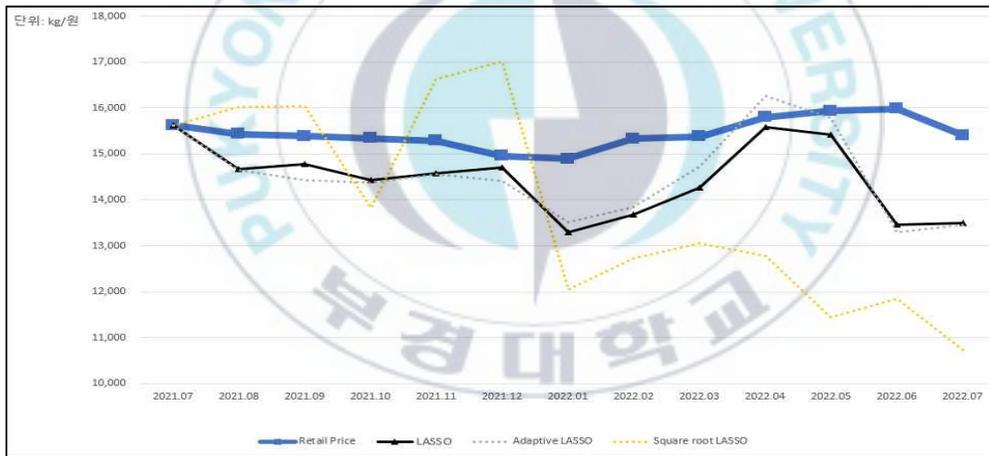
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+9 예측 모형	LASSO	99.555	51	0.9976	21,520.6	157,655.9
	Ad.LASSO	17.366	30	0.9985	13,520.61	42,284.84
	Sqrt.LASSO	5.765	73	0.9999	378.75	297,162.9

<표 IV-20>에는 앞에서 추정된 모형을 사용해 예측한 결과를 정리하여 나타내었다. 예측 결과 LASSO와 Adaptive LASSO의 예측력이 유사하게 측정되었으나 근소한 차이로 LASSO의 예측력이 우수한 것으로 나타나 이를 기준모형으로 설정하였다.

<표 IV-20> 9개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	14674.75	14641.17	16032.09
2021.09	15,388	14784.91	14435.99	16040.64
2021.10	15,339	14435.69	14381.75	13821.23
2021.11	15,290	14585.77	14561.26	16624.41
2021.12	14,953	14702.95	14405.87	17008.56
2022.01	14,897	13295.56	13510.44	12052.12
2022.02	15,337	13685.02	13835.57	12721.73
2022.03	15,380	14261.51	14727.07	13049.49
2022.04	15,803	15590.45	16263.98	12787.28
2022.05	15,933	15411.29	15781.50	11443.79
2022.06	15,980	13467.08	13286.03	11838.55
2022.07	15,407	13504.53	13456.99	10737.17
RMSE		1,262.12	1,264.42	2,852.78
MSE		1,592,946	1,598,757	8,138,353
MAPE		6.87%	6.89%	16.2%



[그림 IV-9] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(9개월 후 예측 모형)

다음의 <표 IV-21>은 10개월 후 예측을 위해 추정된 모형들의 전반적인 학습지표를 보여준다. 학습 결과 3개의 지표에서 Adaptive LASSO가 최선의 모형인 것으로 나타났다.

<표 IV-21> 10개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

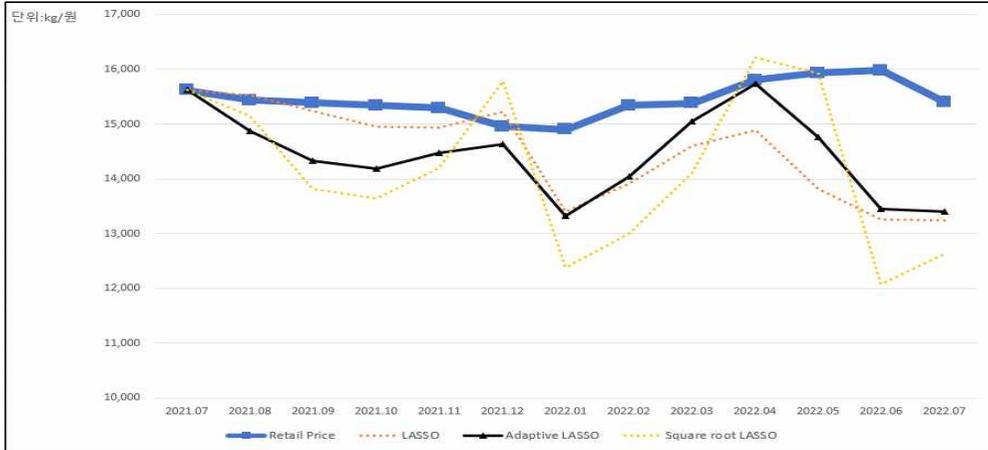
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+10 예측 모형	LASSO	29.439	47	0.9975	22,294.66	148,752.2
	Ad.LASSO	110.216	30	0.9986	12,981.23	37,891.3
	Sqrt.LASSO	11.969	42	0.9959	36,575.2	483,272.4

앞서 추정된 모형을 이용해 12개월의 예측을 실시하였으며 그 결과를 <표 IV-22>에 나타내었다. 예측 결과 RMSE와 MSE 기준에서는 Adaptive LASSO의 예측력이 우수하였으나 MAPE를 비교한 결과 LASSO의 예측력이 미세하게 높은 것으로 나타났다. 최종적으로 2개 기준에서 예측력이 우수한 것으로 나타난 Adaptive LASSO를 기준모형으로 채택하였다.

<표 IV-22> 10개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위 : kg/ 원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15535.69	14878.86	15139.32
2021.09	15,388	15247.07	14325.74	13809.39
2021.10	15,339	14955.01	14183.41	13636.31
2021.11	15,290	14929.58	14473.91	14200.45
2021.12	14,953	15217.94	14636.09	15784.16
2022.01	14,897	13406.88	13312.64	12369.63
2022.02	15,337	13905.87	14040.87	12994.15
2022.03	15,380	14602.10	15047.04	14103.36
2022.04	15,803	14891.56	15730.09	16212.35
2022.05	15,933	13822.33	14764.23	15929.39
2022.06	15,980	13251.56	13455.69	12071.72
2022.07	15,407	13239.96	13401.39	12630.74
RMSE		1,374.68	1,278.30	1,915.16
MSE		1,889,745	1,634,050	3,667,837
MAPE		6.89%	6.94%	10.1%



[그림 IV-10] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(10개월 후 예측 모형)

다음 <표 IV-23>에 11개월 후 예측을 위해 추정된 모형들의 전반적인 학습지표를 정리하였다.

<표 IV-23> 11개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

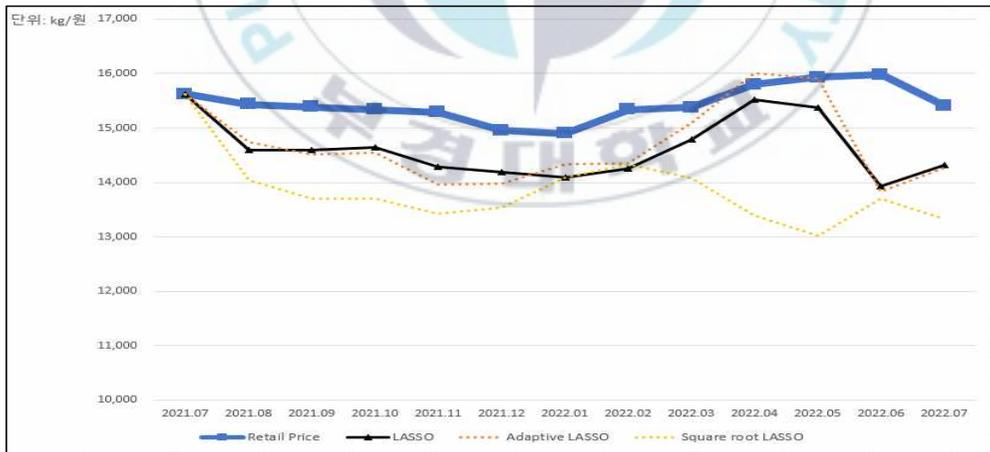
	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+11 예측 모형	LASSO	40.484	48	0.9951	43,761.27	267,167.5
	Ad.LASSO	108.174	23	0.9959	36,758.42	85,504.18
	Sqrt.LASSO	14.876	6	0.9560	391,250.9	433,703.6

3개의 지표에서 Adaptive LASSO가 세 모형 중 학습이 가장 잘 이루어진 모형으로 파악되었다. 다음의 <표 IV-24>는 11개월 후의 예측을 위해 추정된 모형으로 검증 데이터를 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 2개의 예측오차 기준에서 LASSO의 예측 성과가 가장 우수한 것으로 나타났다.

<표 IV-24> 11개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	14600.02	14746.42	14047.69
2021.09	15,388	14594.88	14504.48	13701.92
2021.10	15,339	14649.95	14542.13	13698.8
2021.11	15,290	14291.06	13958.82	13415.81
2021.12	14,953	14180.02	13975.78	13537.07
2022.01	14,897	14086.02	14328.42	14082.25
2022.02	15,337	14246.72	14347.26	14332.13
2022.03	15,380	14795.31	15103.96	14076.16
2022.04	15,803	15511.96	16015.39	13390.17
2022.05	15,933	15368.82	15913.55	13020.76
2022.06	15,980	13927.69	13830.59	13702.85
2022.07	15,407	14310.23	14268.71	13330.05
RMSE		974.93	998.32	1,829.31
MSE		950,488	976,776	3,346,375
MAPE		5.7%	5.4%	11.1%



[그림 IV-11] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(11개월 후 예측 모형)

<표 IV-25>는 12개월 후를 예측하기 위해 추정된 모형의 학습 지표를 정리하였다. 학습 결과 R^2 와 MSE에서 Square Root LASSO가 우수한 학습지표를 보여주었으며 CV-평균예측오차의 기준에서 평가했을 경우 Adaptive LASSO가 주어진 데이터의 학습이 가장 잘 이루어진 모형으로 파악되었다.

<표 IV-25> 12개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 학습지표

	모형	λ	선택된 변수	표본 내 R^2	MSE	CV 평균예측오차
t+12 예측 모형	LASSO	31.883	45	0.9966	29,835	275,275.5
	Ad.LASSO	41.358	28	0.9964	31,529.41	89,484.94
	Sqrt.LASSO	9.201	62	0.9996	3,742.562	383,553.8

<표 IV-26>에 12개월 후를 예측하기 위한 모형으로 12개의 검정 데이터를 예측한 결과를 정리하였다. 3개의 예측력 평가 기준에서 Adaptive LASSO의 예측력이 가장 좋은 것으로 확인되었다.

<표 IV-26> 12개월 후 예측을 위한 LASSO 모형의 정적 예측 결과

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15160.01	15436.76	14495.42
2021.09	15,388	15165.66	15088.53	14581.75
2021.10	15,339	14808.66	14715.31	14149.40
2021.11	15,290	14899.51	14483.78	13463.46
2021.12	14,953	14873.85	14754.02	13658.06
2022.01	14,897	13267.89	13440.68	12978.96
2022.02	15,337	13531.42	13683.45	13464.26
2022.03	15,380	13767.24	13673.70	13672.17
2022.04	15,803	13696.64	13811.17	13654.52

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.05	15,933	13659.52	13883.72	13847.84
2022.06	15,980	13674.31	13777.39	13990.22
2022.07	15,407	13703.05	13698.94	13995.79
RMSE		1,497.40	1,439.64	1,657.88
MSE		2,242,206	2,072,563	2,748,566
MAPE		8%	7.8%	10.3%



[그림 IV-12] LASSO를 사용한 정적 예측 결과(12개월 후 예측 모형)

12회에 걸쳐 예측 모형을 추정한 결과 LASSO 모형이 기준모형으로 채택된 횟수가 8회, Adaptive LASSO가 기준모형으로 채택된 횟수는 4회로 분석되었다. 반면 Square Root LASSO는 기준모형으로 한 번도 선정되지 않았다. 다음 <표 IV-27>에 기준모형으로 채택된 횟수를 정리한 정보를 나타내었다.

<표 IV-27> 정적 예측 시 기준모형 채택 횟수

예측 모형	모형		
	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO

예측 모형	모형		
	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
1개월 후 예측 모형		0	
2개월 후 예측 모형	0		
3개월 후 예측 모형	0		
4개월 후 예측 모형	0		
5개월 후 예측 모형		0	
6개월 후 예측 모형	0		
7개월 후 예측 모형	0		
8개월 후 예측 모형	0		
9개월 후 예측 모형	0		
10개월 후 예측 모형		0	
11개월 후 예측 모형	0		
12개월 후 예측 모형		0	
채택 횟수	8회	4회	0회

나. 동적 예측

본 관에서는 앞서 추정한 모형들을 토대로 정적 예측이 아닌 각각의 검정 데이터에 해당하는 시계열 자료에 대한 동적 예측 결과를 보고한다. 먼저 <표 IV-28>에는 2021년 8월의 가격을 예측한 결과를 나타내고 있다. 예측 결과 Adaptive LASSO가 3개의 예측오차 기준에서 가장 낮은 예측오차 값을 기록하였다.

<표 IV-28> 2021년 8월(1개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15,136.58	15,735.28	14,552.88
RMSE		300.419	298.28	884.12
MSE		90,251	88,970	781,668
MAPE		1.94%	1.93	5.7%

다음으로 9월의 가격을 예측한 결과를 <표 IV-29>에 나타내었다. 예측 결과 Adaptive LASSO의 예측 결과가 가장 우수한 것으로 분석되었다.

<표 IV-29> 2021년 9월(2개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.09	15,388	14,861.96	15,024.73	14,165.65
RMSE		526.04	363.269	1,222.349
MSE		276,718	131,964	1,494,137
MAPE		3.4%	2.3%	7.9%

10월의 가격을 예측한 결과를 <표 IV-30>에 나타내었다. 앞서 예측한 결과와 마찬가지로 Adaptive LASSO의 예측이 가장 우수한 것으로 분석되었다.

<표 IV-30> 2021년 10월(3개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.10	15,339	14,141.39	14,834.92	14,414.03
RMSE		1,197.61	504.08	924.969
MSE		1,434,269	254,096	855.567
MAPE		7.8%	3.2%	6%

11월의 가격을 예측한 결과를 <표 IV-31>에 정리하였으며 Square Root LASSO가 3개 기준에서 모두 가장 우수한 예측력을 가진 것으로 확인되었다.

<표 IV-31> 2021년 11월(4개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.11	15,290	14,335.03	14,380.69	14,746.94
RMSE		954.969	909.309	543.059
MSE		911,965	826,842	294,913
MAPE		6.2%	5.9%	3.5%

<표 IV-32>에 12월의 가격을 예측한 결과를 정리하였다. 예측 결과 Adaptive LASSO가 가장 예측력이 우수하였고 특히 MAPE 값이 0.18%에 불과해 실제치와 유사한 예측이 이루어졌음을 확인할 수 있었다.

<표 IV-32> 2021년 12월(5개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.12	14,953	14,800.41	14,925.17	14,610.7
RMSE		152.589	27.83	342.299
MSE		23,283	774.508	117,168
MAPE		1.02%	0.18%	2.2%

<표 IV-33>은 2022년 1월의 가격을 예측한 결과를 나타내고 있으며 Adaptive LASSO의 예측력이 세 모형 중 가장 우수한 것으로 파악되었다.

<표 IV-33> 2022년 1월(6개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.01	14,897	13,784.75	14,047.89	13,962.4

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
RMSE		1,112.257	849.11	934.599
MSE		1,237,100	720,978	873,475
MAPE		7.4%	5.6%	6.2%

다음 <표 IV-34>는 2월의 가격을 예측한 결과를 보여준다. 예측 결과 LASSO가 3개 기준에서 모두 가장 우수한 예측력을 가진 것으로 확인되었다.

<표 IV-34> 2022년 2월(7개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.02	15,337	13,941.3	13,782.76	13,428.9
RMSE		1,395.7	1,554.245	1,908.093
MSE		1,947,978	2,415,661	3,640,807
MAPE		9.1%	10.1%	12.4%

다음 <표 IV-35>는 3월의 가격을 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 Adaptive LASSO가 3개 기준에서 모두 가장 우수한 예측력을 가진 것으로 나타났다.

<표 IV-35> 2022년 3월(8개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.03	15,380	14,996.68	15,131.72	14,483.46
RMSE		383.324	248.082	896.541
MSE		146,934	61,543	803,783
MAPE		2.4%	1.6%	5.8%

다음 <표 IV-36>는 4월의 가격을 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 Adaptive LASSO가 3개 기준에서 모두 가장 우수한 예측력을 가진 것으로 나타났다. Square Root LASSO의 경우 오차율이 19%에 달해 다른 모형과 비교해 부정확한 예측력을 보여주었다.

<표 IV-36> 2022년 4월(9개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.04	15,803	15,590.45	16,263.98	12,787.28
RMSE		212.549	460.98	3,015.719
MSE		45,177	212,502	9,094,561
MAPE		1.3%	2.9%	19%

<표 IV-37>에 5월의 가격을 예측한 결과를 나타내었다. 예측 결과 Square Root LASSO가 3개 기준에서 모두 가장 우수한 예측력을 가진 것으로 나타났으며 오차율이 0.02%로 실제 값과 유사한 것으로 나타났다.

<표 IV-37> 2022년 5월(10개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.05	15,933	13,822.33	14,764.23	15,929.39
RMSE		2,110.66	1,168.769	3.61
MSE		4,454,885	1,365,999	13.032
MAPE		13.2%	7.3%	0.02%

<표 IV-38>은 6월 가격을 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 LASSO의 예측치가 다른 두 모형과 비교해 상대적으로 나은 예측력을 가

진 것으로 파악되었다.

<표 IV-38> 2022년 6월(11개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.06	15,980	13,927.69	13,830.59	13,702.85
RMSE		2,052.309	2,149.41	2,277.15
MSE		4,211,972	4,619,963	5,185,412
MAPE		12.8%	13.4%	14.2%

<표 IV-39>는 7월의 가격을 예측한 결과를 보여주고 있다. 예측 결과 Adaptive LASSO의 예측치가 다른 두 모형과 비교해 상대적으로 나은 예측력을 가진 것으로 파악되었다.

<표 IV-39> 2022년 7월(12개월 후)의 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2022.07	15,407	13,703.05	13,698.94	13,995.79
RMSE		1,497.40	1,439.64	1,657.876
MSE		2,242,206	2,072,563	2,748,552
MAPE		8%	7.8%	10.3%

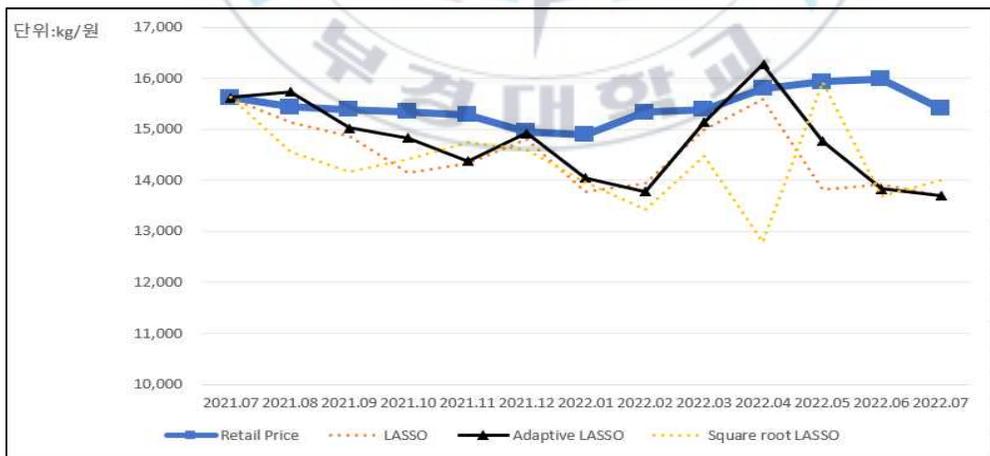
동적 예측을 수행한 후 모형별로 12개의 예측치를 정리한 결과를 다음의 <표 IV-40>에 정리하여 나타내었다. Square Root LASSO는 2021년 12월과 2022년 5월의 가격에 대해 각각 0.18%와 0.02%의 오차율을 보여주며 실제 값과 유사한 예측을 하였으나 그 외 예측치에서는 오차율이 상대적으로 높았다. 최종적으로, 기준모형으로는 5.4%의 오차율을 기록한 Ada

ptive LASSO가 기준모형으로 채택되었다.

<표 IV-40> 동적 예측을 사용해 12개월 가격을 예측한 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08	15,437	15136.58	15735.28	14552.88
2021.09	15,388	14861.96	15024.73	14165.65
2021.10	15,339	14141.39	14834.92	14414.03
2021.11	15,290	14335.03	14380.69	14746.94
2021.12	14,953	14800.41	14925.17	14610.70
2022.01	14,897	13784.75	14047.89	13962.40
2022.02	15,337	13941.3	13782.76	13428.90
2022.03	15,380	14996.68	15131.72	14483.46
2022.04	15,803	15590.45	16263.98	12787.28
2022.05	15,933	13822.33	14764.23	15929.39
2022.06	15,980	13927.69	13830.59	13702.85
2022.07	15,407	13703.05	13698.94	13995.79
RMSE		1,213.947	1,065.242	1,447.212
MSE		1,473.667	1,134,740	2,094,422
MAPE		6.4%	5.4%	7.7%



[그림 IV-13] LASSO를 사용한 예측 결과(동적 예측)

다음 <표 IV-41>은 동적 예측을 실시하였을 때 기준모형으로 채택된 횟수를 보여준다. Adaptive LASSO가 7회로 가장 많이 선정되었으며 그 다음으로는 LASSO가, 마지막으로 2회를 기록한 Square Root LASSO로 나타났다.

<표 IV-41> 동적 예측 시 기준모형 채택 횟수

	모형		
	LASSO	Adaptive LASSO	Square Root LASSO
2021.08		○	
2021.09		○	
2021.10		○	
2021.11			○
2021.12		○	
2022.01		○	
2022.02	○		
2022.03		○	
2022.04	○		
2022.05			○
2022.06	○		
2022.07		○	
채택 횟수	3회	7회	2회

3. 단변량 시계열 모형(ARIMA) 추정

ARIMA 모형을 추정하기에 앞서 분석 대상이 되는 냉동 오징어의 소매가격 자료가 안정적인지 확인하는 과정이 필요하다. 시계열 자료가 안정적이지 않다면 추정된 모형은 안정적이라 할 수 없으며 예측 모형의 예측치를 신뢰할 수 없다(민경창 외, 2013b).

시계열 자료의 안정성을 확인하기 위한 단위근 검정(Unit Root Test)으로는 ADF(Augmented Dickey Fuller)검정과 PP(Philips Perron)검정을 실시하였다. ADF 검정은 기존의 DF 검정이 가지는 자기상관의 문제를 해결할 수 있는 강점이 있으며, PP 검정은 이분산과 자기상관을 모두 고려할 수 있다는 장점이 존재한다(김철현·남종오, 2015).

다음 [그림 IV-14]는 냉동 오징어 소매가격의 변화를 나타내고 있다. 그래프를 살펴보면, 시간이 지남에 따라 점차 가격이 상승하는 추세를 보여주고 있는 불안정한 시계열 자료인 것을 추측할 수 있다.



[그림 IV-14] 냉동 오징어 소매가격의 변화(2013.01~2022.07)

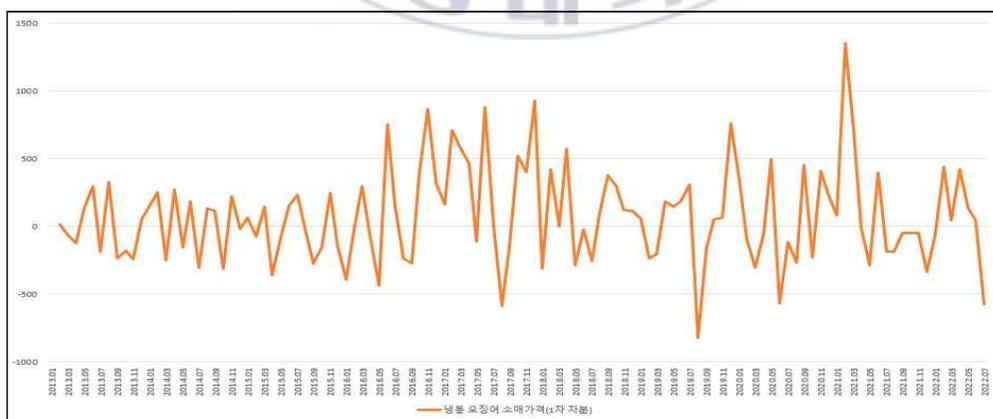
다음의 <표 IV-42>에 냉동 오징어의 소매가격 자료에 대한 ADF 검정과 PP 검정을 실시한 결과를 정리하였다. 검정 결과 2개의 검정 모두 ‘단위근이 존재한다’는 귀무가설을 기각하지 못하였으며 현재 냉동 오징어의 소매가격 자료는 불안정한 상태에 있는 자료인 것으로 파악되었다.

<표 IV-42> 단위근 검정 결과

검정		냉동 오징어 소매가격
ADF Test	t-stat	-0.0824
	p-value	0.9478
PP Test	t-stat	-0.1257
	p-value	0.9431

H_0 : 시계열 자료는 단위근을 갖는다.

시계열 자료가 불안정한 상태에 있다면 차분(Differencing)을 사용해 안정적인 상태로 변환하여 분석에 사용할 수 있다(김태형, 2020). 냉동 오징어 소매가격 자료에 1차 차분을 실시한 결과를 다음의 [그림 IV-15]에 나타내었으며, 단위근 검정 시행 결과 2개의 단위근 검정에서 모두 1%의 유의수준에서 귀무가설을 기각하는 안정적인 상태에 있는 것으로 나타났다.



[그림 IV-15] 1차 차분 이후 냉동 오징어 소매가격 자료

<표 IV-43> 1차 차분 이후 단위근 검정 결과

검정		냉동 오징어 소매가격(1차 차분)
ADF Test	t-stat	-9.6040***
	p-value	0.0000
PP Test	t-stat	-9.5689***
	p-value	0.0000

H_0 : 시계열 자료는 단위근을 갖는다.

$p < 0.01$ ***, $p < 0.05$ **, $p < 0.1$ *

ARIMA 모형의 추정은 앞서 분석모형에서 설명한 AIC, SC, HQ 정보 요인에 근거한 Box-Jenkins 방법론에 의해 추정되었으며 AIC 기준으로는 ARIMA(2,1,2), ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,1,2) 모형이, SC 기준으로는 ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,1,1), HQ 기준으로는 ARIMA(2,1,0), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,1,1) 모형이 추정되었다. 다음<표 IV-44>에 이를 정리하여 나타내었다. 중복되는 모형을 제외하고 ARIMA(0,1,2) ARIMA(1,1,1) ARIMA(2,1,0) ARIMA(2,1,2) 4개의 모형이 선정되었다.

<표 IV-44> ARIMA 모형 추정 결과

정보요인	ARIMA 모형
AIC	ARIMA(2,1,2)
	ARIMA(2,1,0)
	ARIMA(0,1,2)
SC	ARIMA(2,1,0)
	ARIMA(0,1,2)
	ARIMA(1,1,1)
HQ	ARIMA(2,1,0)
	ARIMA(0,1,2)
	ARIMA(1,1,1)

선정된 4개의 모형 ARIMA(0,1,2) ARIMA(1,1,1) ARIMA(2,1,0) ARIMA(2,1,2)를 구성하는 개별 항을 다음의 4개 표에 정리하였다.

<표 IV-45> ARIMA(0,1,2) 추정 결과

변수	계수값	유의수준
상수항	85.346**	0.024
MA(1)	0.063	0.532
MA(2)	-0.014	0.886
R^2		0.004
F-stat.		0.226

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-46> ARIMA(1,1,1) 추정 결과

변수	계수값	유의수준
상수항	85.319**	0.026
AR(1)	-0.058	0.969
MA(1)	0.124	0.934
R^2		0.004
F-stat.		0.216

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-47> ARIMA(2,1,0) 추정 결과

변수	계수값	유의수준
상수항	0.0221**	0.022
AR(1)	0.066	0.511
AR(2)	-0.035	0.729
R^2		0.005
F-stat.		0.261

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-48> ARIMA(2,1,0) 추정 결과

변수	계수값	유의수준
상수항	85.130**	0.019
AR(1)	-0.193***	0.000
AR(2)	-0.999***	0.000
MA(1)	0.250	0.9839
MA(2)	1.000	0.9919
R^2		0.084
F-stat.		2.242

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

4개의 모형을 구성하는 다수의 AR 및 MA항에서 유의성이 존재하지

않는 것으로 나타났다. 하지만 모형의 적합도가 정확한 예측력과 반드시 연결되어 있다고 볼 수 없으며(한다정·박철형, 2018b), 본 연구의 목적이 모형에 따른 예측 결과를 비교하는 것이기 때문에 이들을 분석모형에 포함시켜 분석을 진행하였다.

추정한 4개의 모형에 대한 이분산성 및 자기 상관의 존재를 확인하기 위해 ARCH 검정과 BG-LM 검정을 실시하였다. 다음 <표 IV-49>에 검정 결과를 나타내었으며, 4개의 모형 모두 자기 상관 및 이분산을 가지지 않는 것으로 나타났다.

<표 IV-49> ARIMA(2,1,0) 추정 결과

검정	ARIMA(0,1,2)	ARIMA(1,1,1)	ARIMA(2,1,0)	ARIMA(2,1,2)
BG-LM (Prob.)	1.799 (0.1614)	1.026 (0.3621)	1.711 (0.1860)	1.404 (0.2506)
ARCH (Prob.)	0.534 (0.8279)	0.0254 (0.8735)	0.030 (0.8610)	0.212 (0.6458)

BG-LM Test H_0 : 추정 모형은 자기상관이 존재하지 않는다.

ARCH Test H_0 : 추정 모형은 동분산을 갖는다.

$p < 0.01$ ***, $p < 0.05$ **, $p < 0.1$ *

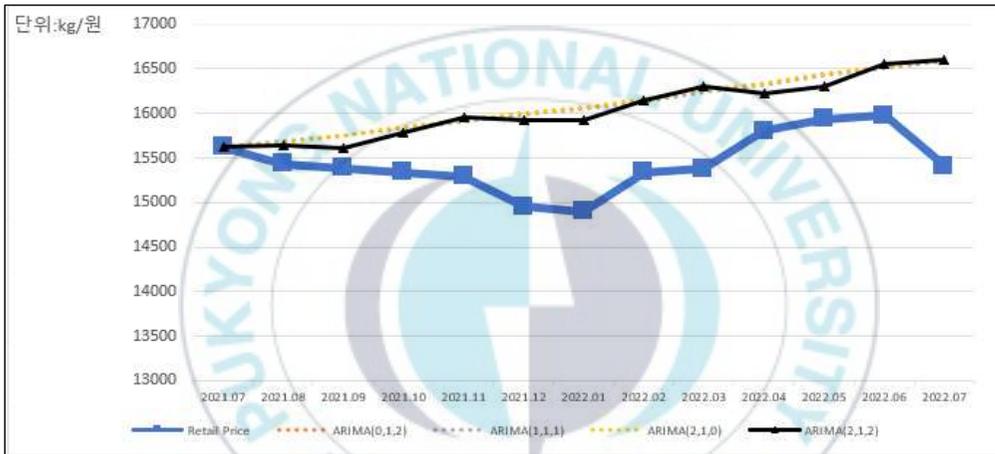
앞서 추정한 ARIMA 모형을 사용해 2021년 8월부터 2022년 7월까지 정적 예측을 실시하였으며 예측 결과는 다음 <표 IV-50>과 같다. 예측 결과 ARIMA(2,1,2)가 RMSE와 MSE, MAPE 모든 기준에서 가장 낮은 오차율을 보이며 4개 모형 중 가장 높은 정확도를 보여주었다.

<표 IV-50> ARIMA 모형을 사용한 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	ARIMA (0,1,2)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (2,1,0)	ARIMA (2,1,2)
2021.08	15,437	15,684.766	15,687.348	15,679.534	15,641.538

2021.09	15,388	15,758.798	15,757.283	15,756.449	15,603.778
2021.10	15,339	15,839.971	15,835.610	15,842.419	15,782.590
2021.11	15,290	15,918.885	15,912.891	15,923.591	15,960.151
2021.12	14,953	15,998.04	15,990.302	16,004.762	15,925.579
2022.01	14,897	16,058.981	16,048.591	16,066.824	15,929.018
2022.02	15,337	16,142.980	16,127.906	16,157.618	16,152.008
2022.03	15,380	16,252.491	16,237.504	16,271.482	16,305.221
2022.04	15,803	16,328.480	16,316.988	16,341.633	16,229.283
2022.05	15,933	16,436.693	16,425.437	16,450.901	16,307.000
2022.06	15,980	16,518.385	16,510.836	16,527.420	16,548.535
2022.07	15,407	16,601.226	16,593.604	16,608.693	16,599.166
RMSE		760.722	752.394	768.894	726.383
MSE		578,697	566,096	591,197	527,632
MAPE		4.55%	4.5%	4.6%	4.25%



[그림 IV-16] 기준모형 ARIMA(2,1,2) 모형과 소매가격 비교

4. 다변량 시계열 모형(ARIMA-X, VAR) 추정

본 절에서는 냉동 오징어의 소매가격 자료를 비롯한 다른 변수의 영향을 고려한 다변량 시계열 모형을 추정한다. 모형을 추정하기에 앞서 10개의 변수 중 냉동 오징어 소매가격에 영향을 주는 변수를 파악하고자 그랜저 인과 검정(Granger Causality Test)을 시행하였다. 냉동 오징어 소매가격 자료가 1차 차분된 상태이므로 나머지 변수에도 모두 1차 차분을 실시한 뒤 분석을 진행하였다.

그랜저 인과 검정을 수행하기에 앞서 인과 검정에 필요한 시차의 선정을 위한 무제약 VAR 모형을 추정하였으며, 각 변수에 대한 시차 선정 결과는 다음 <표 IV-51>과 같이 나타났다. 연근해산 재고량은 0시차로 도출되어 분석에서 제외하였다.

<표 IV-51> 각 변수의 시차 선정 결과

변수	시차
수출량	7시차
수입량	1시차
냉장 오징어 산지가격	2시차
생산량(원양어업)	4시차
생산량(연근해어업)	4시차
냉장 오징어 소매가격	1시차
재고량(원양어업)	3시차
재고량(연근해어업)	0시차
냉장 오징어 소매가격	5시차
냉동 오징어 도매가격	1시차

<표 IV-52>는 상기에 설명한 9개의 변수를 사용하여 그랜저 인과 검정을 실시한 결과 중 유의한 결과치를 정리한 값을 보여주고 있다. 검정 결과 냉장 오징어의 소매가격과 냉동 오징어의 소매가격은 양방향의 인과

성을 가지는 것으로 나타났으며, 그중 냉동 오징어의 소매가격이 냉장 오징어의 소매가격에 영향을 주는 것이 보다 유의성이 큰 것으로 분석되었다. 다음으로는 냉장 오징어의 도매가격이 냉동 오징어의 소매가격에 1%의 유의수준에서 영향을 주는 것으로 나타났으며, 냉동 오징어의 소매가격이 냉동 오징어의 도매가격에 10% 유의수준에서 영향을 주는 것으로 나타났다.

본 검정은 냉동 오징어의 소매가격에 영향을 주는 변수를 파악하는 것이 목적이므로 냉동 오징어 소매가격에 인과하는 변수인 냉장 오징어 도매가격(-5)와 냉장 오징어 소매가격(-1)을 사용해 ARIMA-X 모형을 추정하였다.

<표 IV-52> 그랜저 인과검정 결과

귀무가설	관측치	F-stat.	유의수준
냉장 오징어 소매가격 ↘ 냉동 오징어 소매가격	113	3.3121*	0.0715
냉동 오징어 소매가격 ↘ 냉장 오징어 소매가격		4.5503**	0.0351
냉장 오징어 도매가격 ↘ 냉동 오징어 소매가격	109	3.3366***	0.0080
냉동 오징어 소매가격 ↘ 냉장 오징어 도매가격		0.5540	0.7349
냉동 오징어 도매가격 ↘ 냉동 오징어 소매가격	113	0.1626	0.6876
냉동 오징어 소매가격 ↘ 냉동 오징어 도매가격		2.8219*	0.0958

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

앞서 추정한 4개의 ARIMA 모형에 2개의 외생변수인 냉장 오징어 도매가격(-5)과 냉장 오징어 소매가격(-1)을 포함한 ARIMA-X 모형을 추정하였으며 추정결과를 다음의 4개 표에 나타내었다.

<표 IV-53> ARIMA-X(0,1,2)

변수	계수값	유의수준
상수항	63.8544**	0.0435
도매 냉장 오징어 가격(-5)	0.2516***	0.0027
소매 냉장 오징어 가격(-1)	0.0666**	0.0227
MA(1)	-0.0610	0.5729
MA(2)	-0.0760	0.4855
R^2		0.1300
F-stat.		3.4391**

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-54> ARIMA-X(1,1,1)

변수	계수값	유의수준
상수항	64.3237**	0.0448
도매 냉장 오징어 가격(-5)	0.2473***	0.0043
소매 냉장 오징어 가격(-1)	0.0677**	0.0246
AR(1)	0.4031	0.7197
MA(1)	-0.4796	0.6557
R^2		0.1270
F-stat.		3.3476**

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-55> ARIMA-X(2,1,0)

변수	계수값	유의수준
상수항	63.5954	0.0446
도매 냉장 오징어 가격(-5)	0.2534**	0.0023
소매 냉장 오징어 가격(-1)	0.0664**	0.0229
AR(1)	-0.0569	0.6002
AR(2)	-0.0986	0.3600
R^2		0.1313
F-stat.		3.4792**

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

<표 IV-56> ARIMA-X(2,1,2)

변수	계수값	유의수준
상수항	63.465*	0.0625
도매 냉장 오징어 가격(-5)	0.2476***	0.0030
소매 냉장 오징어 가격(-1)	0.0624**	0.0209
AR(1)	0.1686	0.0000
AR(2)	-0.9999	0.0000
MA(1)	-0.2327	0.9898
MA(2)	1.0000	0.9949
R^2		0.2021
F-stat.		3.8015***

p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

추정 결과 4개의 ARIMA-X 모형에서 모두 냉장 오징어 도매가격(-5)와 냉장 오징어 소매가격(-1)이 통계적 유의성이 존재하는 것으로 나타나 종속변수의 예측에 도움을 주는 것으로 판단해 분석을 진행하였다.

마찬가지로 냉장 오징어 도매가격과 소매가격을 이용한 VAR 모형을 추정하기 위해 무제약 VAR 모형을 사용해 적정 시차를 도출하였으며 시차 선정결과를 <표 IV-57>에 정리하였다. 최종적으로 5시차가 선정되었으며 이를 모형 추정에 이용하였다.

<표 IV-57> VAR 추정을 위한 시차 선정 결과

시차	LogL	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	-2510.301	NA	7.89e+16*	47.42078*	47.49616*	47.45133*
1	-2502.272	15.45207	8.04e+16	47.43910	47.74062	47.56131
2	-2496.194	11.35291	8.50e+16	47.49423	48.02190	47.70810
3	-2488.622	13.71626	8.74e+16	47.52117	48.27497	47.82669
4	-2479.030	16.83070	8.66e+16	47.51000	48.48995	47.90718
5	-2466.392	21.46126*	8.11e+16	47.44136	48.64744	47.93019
6	-2461.030	8.801011	8.73e+16	47.51001	48.94223	48.09050
7	-2450.996	15.90325	8.62e+16	47.49049	49.14886	48.16264
8	-2440.671	15.78021	8.48e+16	47.46549	49.35000	48.22929

도출된 5시차를 사용해 VAR(5) 모형을 추정한 결과를 <표 IV-58>에 정리하였다. 추정 결과 5% 유의수준에서 냉장 오징어 도매가격의 5시차 변수가 냉동 오징어의 소매가격에 영향을 주는 것으로 나타났다.

<표 IV-58> VAR(5) 추정 결과

변수	냉동 오징어 소매	냉장 오징어 도매	냉장 오징어 소매
상수항	56.742	80.326	206.446
냉동 오징어 소매(-1)	-0.019	-0.243	-0.535
냉동 오징어 소매(-2)	-0.089	-0.154	-1.133**
냉동 오징어 소매(-3)	-0.110	0.043	-0.235
냉동 오징어 소매(-4)	0.177	-0.008	-0.193
냉동 오징어 소매(-5)	-0.092	-0.003	-0.697*
냉장 오징어 도매(-1)	0.086	0.137	0.677
냉장 오징어 도매(-2)	0.103	0.182	0.232
냉장 오징어 도매(-3)	0.123	0.036	0.188
냉장 오징어 도매(-4)	-0.091	-0.083	0.269
냉장 오징어 도매(-5)	0.202**	-0.096	0.381
냉장 오징어 소매(-1)	0.041	0.026	-0.105
냉장 오징어 소매(-2)	-0.009	-0.016	0.006
냉장 오징어 소매(-3)	0.020	0.008	-0.078
냉장 오징어 소매(-4)	0.031	-0.006	-0.106
냉장 오징어 소매(-5)	0.030	0.030	-0.153
R^2	0.214	0.110	0.233
F-stat.	1.478	0.668	1.643
Log Likelihood	-697.474	-723.024	-818.447

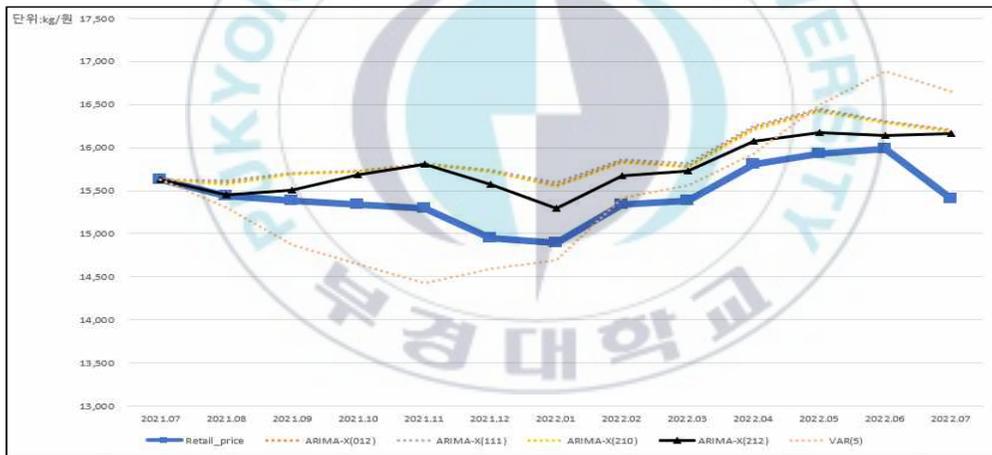
p < 0.01 ***, p < 0.05 **, p < 0.1 *

추정된 4개의 ARIMA-X 모형과 VAR(5) 모형을 사용한 예측 결과를 <표 IV-59>에 정리하였다. 예측 결과 ARIMA-X(2,1,2) 모형이 나머지 4개 모형 중 가장 낮은 예측오차 값을 보여주며 기준모형으로 선정되었다.

<표 IV-59> 다변량 시계열 모형의 예측 결과

단위: kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	ARIMA-X (0,1,2)	ARIMA-X (1,1,1)	ARIMA-X (2,1,0)	ARIMA-X (2,1,2)	VAR(5)
2021.08	15,437	15,592.113	15,619.691	15,577.104	15,454.651	15,308.515
2021.09	15,388	15,696.640	15,708.788	15,691.730	15,504.343	14,866.870
2021.10	15,339	15,722.921	15,732.758	15,720.762	15,681.066	14,645.184
2021.11	15,290	15,805.913	15,814.363	15,801.620	15,809.367	14,427.878
2021.12	14,953	15,727.214	15,742.649	15,718.929	15,569.857	14,593.857
2022.01	14,897	15,564.921	15,592.713	15,552.182	15,295.864	14,696.687
2022.02	15,337	15,840.951	15,859.993	15,831.335	15,670.314	15,411.168
2022.03	15,380	15,787.908	15,817.528	15,771.390	15,725.575	15,563.972
2022.04	15,803	16,225.750	16,255.090	16,208.305	16,071.110	15,925.566
2022.05	15,933	16,428.083	16,446.836	16,414.944	16,178.527	16,491.630
2022.06	15,980	16,296.331	16,311.019	16,285.720	16,135.243	16,887.053
2022.07	15,407	16,194.430	16,202.210	16,186.229	16,167.209	16,648.560
RMSE		511.754	528.295	502.498	398.425	606.388
MSE		261,892	279,095	252,504	158,742	367,706
MAPE		3.1%	3.2%	3%	2.2%	3.15%



[그림 IV-17] 기준모형 ARIMA-X(2,1,2) 모형과 소매가격 비교

5. MDM 검정

MDM 검정의 수행에 앞서 추정한 각각의 모형이 가격 변동의 방향성과 실제 가격을 어떻게 예측하였는지 확인하였다. 정적 예측 및 동적 예측에서 LASSO 중 가장 좋은 예측력을 보인 Adaptive LASSO와 단변량 모형 중 가장 좋은 예측력을 보여준 ARIMA(2,1,2), 다변량 모형 중 우수한 예측력을 가진 것으로 나타난 ARIMA-X(2,1,2), 마지막으로 VAR(5)를 사용해 가격의 변동을 예측한 결과를 <표 IV-60>에 정리하였다. 가격의 변화를 가장 잘 예측한 모형은 83.33%의 예측률을 보인 VAR(5)로 확인되었으며 그 다음으로는 75%의 예측률을 보여준 Adaptive LASSO로 나타났다. 반면 가격 변화 예측률이 가장 낮은 모형은 50%의 예측만을 성공한 ARIMA(2,1,2)로 파악되었다.

<표 IV-60> 추정한 예측 모형들의 가격 변동 예측 결과

날짜	실제 변화	Adaptive LASSO (a)	ARIMA-X (2,1,2)	VAR(5)	ARIMA (2,1,2)	Adaptive LASSO (b)
2021.07						
2021.08	↓	↑	↓	↓	↑	↑
2021.09	↓	↓	↑	↓	↓	↓
2021.10	↓	↓	↑	↓	↑	↓
2021.11	↓	↓	↑	↓	↑	↓
2021.12	↓	↓	↓	↑	↓	↓
2022.01	↓	↓	↓	↑	↑	↓
2022.02	↑	↓	↑	↑	↑	↓
2022.03	↑	↑	↑	↑	↑	↑
2022.04	↑	↑	↑	↑	↓	↑
2022.05	↑	↑	↑	↑	↑	↓
2022.06	↑	↑	↓	↑	↑	↓
2022.07	↓	↑	↑	↓	↑	↓
예측률		75%	58.33%	83.33%	50%	58.33%

주: Adaptive LASSO(a)는 정적 예측을 실시한 예측 값을 뜻하며, Adaptive LASSO(b)는 1년간의 동적 예측값을 의미한다.

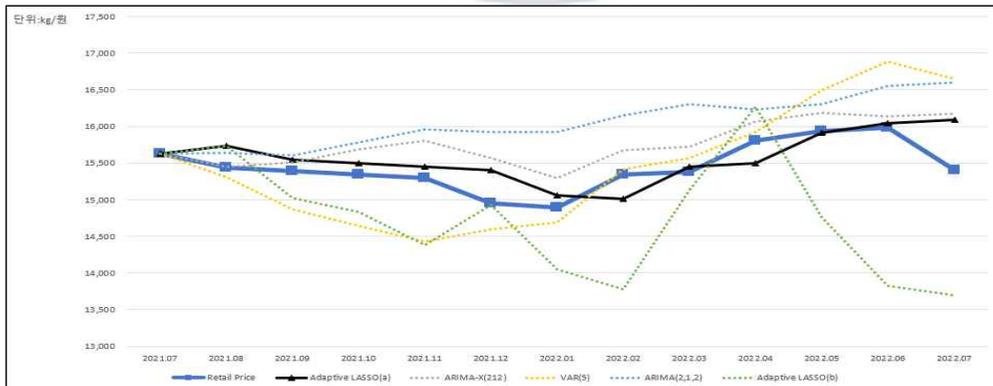
<표 IV-61>은 기준모형으로 선정된 Adaptive LASSO 및 시계열 모형의 가격 예측 결과를 보여주고 있다. RMSE와 MSE, 그리고 MAPE 기준 모두 Adaptive LASSO(a)가 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났다. VAR(5)는 앞서 제시한 가격의 변동을 가장 잘 예측한 모형이었으나 예측의 정밀함은 다소 떨어지는 것으로 분석되었다.

<표 IV-61> 추정한 예측 모형들의 예측 결과

단위:kg/원

날짜	냉동 오징어 소매가격	Adaptive LASSO (a)	ARIMA-X (2,1,2)	VAR(5)	ARIMA (2,1,2)	Adaptive LASSO (b)
2021.08	15,437	15,735.28	15,454.65	15,308.51	15,641.53	15735.28
2021.09	15,388	15,548.79	15,504.34	14,866.87	15,603.77	15024.73
2021.10	15,339	15,499.67	15,681.06	14,645.18	15,782.59	14834.92
2021.11	15,290	15,450.54	15,809.36	14,427.87	15,960.15	14380.69
2021.12	14,953	15,401.41	15,569.85	14,593.85	15,925.57	14925.17
2022.01	14,897	15,063.53	15,295.86	14,696.68	15,929.01	14047.89
2022.02	15,337	15,007.38	15,670.31	15,411.16	16,152.00	13782.76
2022.03	15,380	15,448.53	15,725.57	15,563.97	16,305.22	15131.72
2022.04	15,803	15,491.64	16,071.11	15,925.56	16,229.28	16263.98
2022.05	15,933	15,915.75	16,178.52	16,491.63	16,307.00	14764.23
2022.06	15,980	16,046.09	16,135.24	16,887.05	16,548.53	13830.59
2022.07	15,407	16,093.22	16,167.20	16,648.56	16,599.16	13698.94
RMSE		300.147	398.425	606.388	726.383	1,065.242
MSE		90,088	158,742	367,706	527,632	1,134,740
MAPE		1.5%	2.2%	3.15%	4.25%	5.4%

주: Adaptive LASSO(a)는 정적 예측을 실시한 예측 값을 뜻하며, Adaptive LASSO(b)는 1년간의 동적 예측값을 의미한다.



[그림 IV-18] 추정한 모형들의 예측치와 소매가격 비교

예측오차의 단순비교를 통해 예측력이 우위에 있다고 할 수 없으므로 모형 간 예측력의 차이에 대해 통계적 유의성이 존재하는지 검정하고자 MDM 검정을 실시하였다.

기준모형으로 Adaptive LASSO(a)를 설정한 후 나머지 모형에 대한 MDM 검정을 수행한 결과를 <표 IV-62>에 정리하였다. 검정 결과 Adaptive LASSO(a)는 5% 수준에서 귀무가설을 기각한 Adaptive LASSO(b)를 제외하고 1% 수준에서 ‘모형 간 예측력이 동일하다’는 귀무가설을 기각해 예측력의 차이가 강력하게 존재하는 것으로 나타났다.

<표 IV-62> Adaptive LASSO(a) 기준 시 MDM 검정 결과

모형	검정통계량
Adaptive LASSO(a)	N/A
ARIMA-X(2,1,2)	-4.01***
VAR(5)	-2.909***
ARIMA(2,1,2)	-5.143***
Adaptive LASSO(b)	-2.217**

MDM Test H_0 : 모형 간 예측력은 동일하다.
 $p < 0.01$ ***, $p < 0.05$ **, $p < 0.1$ *

이후 두 번째로 예측력이 우수하였던 ARIMA-X(2,1,2)를 기준모형으로 설정하였을 때의 MDM 검정결과를 <표 IV-63>에 나타내었다. 검정 결과 ARIMA-X(2,1,2)는 Adaptive LASSO(a)를 제외한 다른 모형들보다 예측력이 우수한 것으로 확인되었다.

<표 IV-63> ARIMA-X(2,1,2) 기준 시 MDM 검정 결과

모형	검정통계량
ARIMA-X(2,1,2)	N/A
VAR(5)	-2.011**
ARIMA(2,1,2)	-4.71***
Adaptive LASSO(b)	-2.045**

MDM Test H_0 : 모형 간 예측력은 동일하다.
 $p < 0.01$ ***, $p < 0.05$ **, $p < 0.1$ *

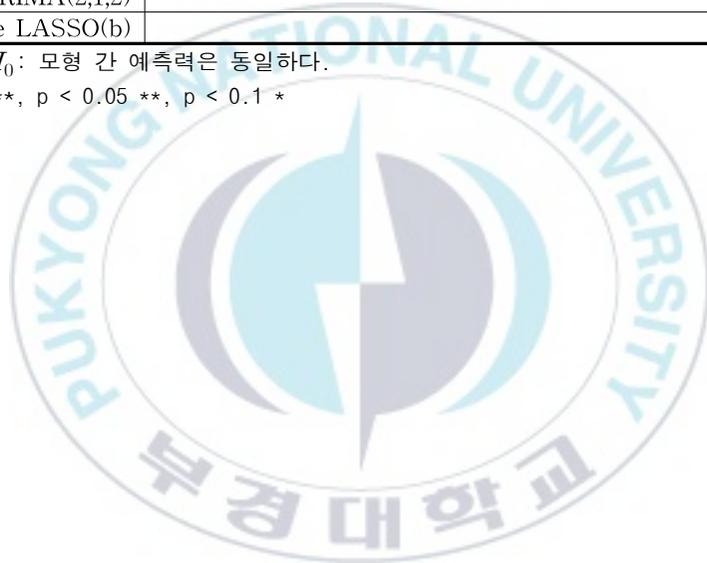
세 번째로 예측력이 우수한 VAR(5) 모형을 기준모형으로 설정하고 MDM 검정을 실시한 결과를 <표 IV-63>에 정리하였다. VAR(5) 모형은 ARIMA(2,1,2) 모형과는 예측력에 있어 차이가 없는 것으로 파악되었으며 Adaptive LASSO(b)보다는 5%의 유의수준에서 예측력이 우수한 것으로 파악되었다.

<표 IV-64> VAR(5) 기준 시 MDM 검정 결과

모형	검정통계량
VAR(5)	N/A
ARIMA(2,1,2)	-0.6256
Adaptive LASSO(b)	-1.981**

MDM Test H_0 : 모형 간 예측력은 동일하다.

$p < 0.01$ ***, $p < 0.05$ **, $p < 0.1$ *



V. 결론

본 연구는 우리나라의 주요 소비 어종 중 하나인 오징어의 냉동 소매가격을 종속변수로 선정하여 LASSO를 사용해 예측 모형을 구축하고 전통적인 시계열 모형과의 예측력을 MDM 검정을 통해 비교하였다.

LASSO를 이용해 소비자가격을 예측하는 방법으로는 1개월 후를 예측하기 위한 모형부터 12개월 후를 예측하기 위한 모형까지 12개의 모형을 사용한 정적 예측과 검정 데이터를 한 개씩 예측하는 동적 예측으로 나누어 분석을 실시하였다.

정적 예측에서는 LASSO가 기준모형으로 8회, Adaptive LASSO가 4회 기준모형으로 채택되었으며 Square Root LASSO는 기준모형으로 채택되지 않았다. 기준모형 중 가장 예측력이 우수한 모형은 1개월 후를 예측하기 위한 모형으로 정적 예측을 실시한 Adaptive LASSO로 확인되었다. 이는 단기의 예측력이 장기의 예측력보다 우수하다는 직관을 그대로 반영하는 결과라 할 수 있다.

동적 예측을 시행했을 때는 LASSO가 3회, Adaptive LASSO가 7회, Square Root LASSO가 2회 기준모형으로 선정되었다. 동적 예측을 통해 예측치를 비교한 결과 역시 Adaptive LASSO가 가장 예측 성능이 우수한 것으로 확인되었지만 동적 예측의 결과는 정적 예측과 비교해 떨어지는 것으로 나타났다.

단변량 시계열 모형에서는 추정된 4개의 ARIMA 모형 가운데 ARIMA(2,1,2)가 가장 예측력이 우수한 것으로 확인되었으며 다변량 시계열 모형에서는 냉장 오징어 도매가격(-5)와 냉장 오징어 소매가격(-1)의 2개 변수가 포함된 ARIMA-X(2,1,2)가 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났다.

추정된 LASSO 모형과 ARIMA, ARIMA-X 및 VAR(5) 모형을 사용해

MDM 검정을 수행한 결과 정적 예측을 시행한 Adaptive LASSO는 다른 모형들과 비교해 ‘예측력이 동일하다’는 귀무가설을 강력하게 기각하며 추정된 모형 중에서도 가장 정밀한 예측이 이루어졌음을 알 수 있었다.

두 번째로 예측력이 우수한 ARIMA-X(2,1,2)를 기준모형으로 설정한 뒤 MDM 검정을 수행했을 때 역시 다른 모형들과 비교해 예측력이 뛰어난 것으로 나타났다. 반면 VAR(5) 모형은 ARIMA(2,1,2)와 검정력의 차이를 보이지 못했지만 동적 예측을 수행한 Adaptive LASSO보다는 우수한 예측을 수행한 것으로 파악되었다.

Adaptive LASSO는 정적 예측과 동적 예측 모두 LASSO의 기준모형으로 채택되었는데, 이는 LASSO의 반복 추정이 이루어짐으로써 예측에 불필요한 변수가 제거되는 방식이 모형의 예측력 개선에 도움을 준 것으로 보인다. 반면 Square Root LASSO는 알고리즘에 제공된 계산이 추가되면서 모형 추정 시 소요되는 시간이 길었으며 정밀한 예측을 보여주지 못하였다. 이를 통해 동 모형을 예측 연구에 사용할 수는 있지만 정밀한 예측력을 기대하기에는 적절치 않은 것으로 나타났다. 다만 변수들의 유의성을 추론하는 경우에는 보다 유용한 모형이 될 수 있을 것으로 판단된다.

시계열 모형을 추정한 결과 단변량 시계열 모형인 ARIMA와 비교해 다변량 시계열 모형으로 추정한 ARIMA-X와 VAR 모형의 예측 결과가 상대적으로 우수하였다. 이는 냉동 오징어 소매가격의 자체 변동만을 사용해 예측하는 것보다 오징어 산업 전반의 정보를 사용해 가격예측 모형을 구축하는 것이 더 효율적인 것을 의미한다. 이러한 연구결과는 정민경·남종오(2021)의 다변량 시계열 모형(VAR)이 우수한 예측력을 가진 것으로 분석된 결과와 결을 같이하는 것으로 판단되며 예측대상의 풍부한 자료만 확보할 수 있다면 다변량 시계열 모형을 이용한 예측이 더욱 정밀한 예측력을 보여줄 수 있음을 시사한다.

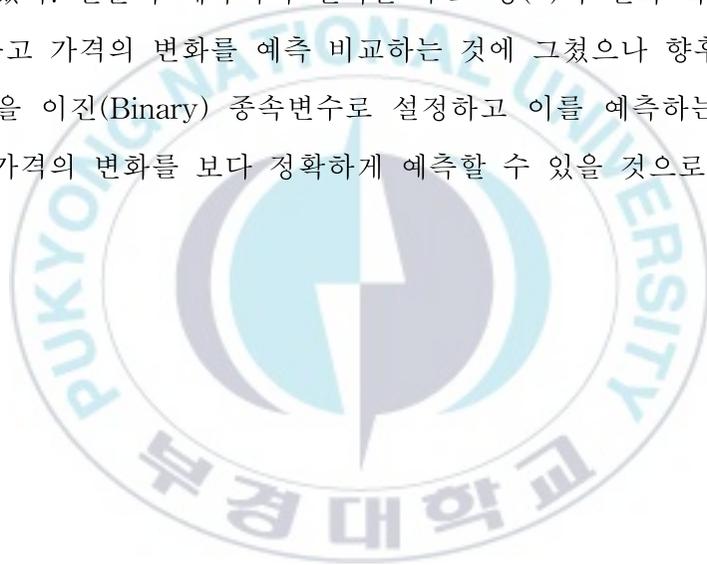
머신러닝 기법 중 하나인 LASSO를 사용해 추정된 예측 모형이 다변량 시계열 모형의 기준모형인 ARIMA-X(2,1,2)보다 우수한 예측력을 가진 것이 MDM 검정을 통해 밝혀졌으며, 이를 통해 머신러닝 기법을 사용하는 것이 시계열 모형보다 정확한 예측을 위해 충분히 사용될 수 있음을 제시했다는 점에서 의의가 있다 할 수 있다.

본 연구는 수산물이 가지는 가격의 불안정성이 소비자에게 주는 부담을 줄이기 위해 실시되는 수산물 정부 비축사업의 시행에 도움이 될 수 있는 가격 예측 연구를 머신러닝 기법 중 하나인 LASSO를 사용하여 분석하였다. 여러 가지 외생적 요인으로 인해 수산물의 가격 역시 변동하고 있는 상황 속에서 머신러닝과 같은 기법을 사용해 기존의 시계열 모형보다 더 정확한 미래의 가격을 예측할 수 있다면 방출물량을 조절하는 데 도움이 되는 것 뿐만 아니라 대형 마트와 시장과 같은 소비지 중심의 판매지에서도 예측치에 기반한 판매 전략을 세우고 소비자들은 예측된 정보를 통해 소비에서 발생할 수 있는 후생의 감소를 최소화하는 등 다양한 부분에서도 도움이 될 것으로 판단된다. 농업에서는 이미 머신 러닝을 비롯한 다양한 예측 모형을 사용하여 고도화된 가격 예측연구가 진행되고 있는 만큼 수산업도 다양한 예측 모형을 통해 정밀한 예측치를 제공하는 연구로 발전할 수 있기를 기대한다.

하지만 본 연구는 다양한 머신러닝 기법 중 하나인 LASSO만을 사용하여 가격을 예측하였다는 점에서 한계점을 지닌다. 다른 벌점 회귀 모형 중 회귀계수에 제곱의 형태로 제약을 가하는 Ridge 모형과 LASSO와 Ridge의 두 가지 제약을 모두 사용하는 Elastic-Net, 그 외에도 사용될 수 있는 인공신경망(Artificial Neural Network)과 같은 딥러닝 모형을 사용해 시계열 모형과 예측력을 비교한다면 보다 경쟁력 있는 모형이 제시될 수 있을 것으로 보인다.

다음으로는 분석 자료가 오징어 산업 내로 국한되어 있다는 데 한계점이 있다. LASSO의 모형 추정 과정은 제약 조건 하에서 이루어지고 있어 불필요한 변수는 설명변수에서 제외하는 것이 가능하다. 따라서 가격의 예측을 위한 학습데이터 구성에 오징어 산업에 관련된 자료뿐만 아니라 오징어의 어획에 영향을 줄 수 있는 연근해 및 원양어업 전반을 다루는 자료와 외생적인 변수가 포함되어 학습이 이루어진다면 지금과는 다른 결과가 도출될 것으로 판단된다.

마지막으로 본 연구는 가격의 변화를 예측하기 위해 로짓(Logit)모형을 사용하지 않았다. 단순히 예측치의 변화를 두고 양(+)의 변화 혹은 음(-)의 변화를 두고 가격의 변화를 예측 비교하는 것에 그쳤으나 향후 가격의 상승과 하락을 이진(Binary) 종속변수로 설정하고 이를 예측하는 연구가 진행된다면 가격의 변화를 보다 정확하게 예측할 수 있을 것으로 보인다.



참고문헌

<국내문헌>

- 김성은(2006), “LASSO를 이용한 간경변 발생 예측 모형 연구”, 연세대학교 석사학위 논문.
- 김철현·남종오(2015), “VAR 모형을 이용한 유통단계별 갈치가격의 인과성 분석”, 한국수산경영학회, Vol. 46, No. 1, pp. 94-107.
- 남준우·이한식·허인(2016), **계량경제학**. 서울 흥문사.
- 남종오·정민주(2017), “제주 양식넙치의 월별 산지가격 예측 및 예측력 비교”, 해양정책연구, Vol. 32, No. 2, pp. 1-22.
- 민경창·전영인·하현구(2013), “계절성 ARIMA 모형을 이용한 항공화물 수요예측: 인천국제공항발 유럽항공노선을 중심으로”, 대한교통학회지, Vol. 31, No. 3, pp. 3-18.
- 박창이·김용대·김진석·송종우·최호식(2011). **R을 이용한 데이터마이닝**. 서울 교우사.
- 박철형(2022), “Lasso 기계학습을 이용한 주요 어종의 소비자가격 예측모형에 관한 연구”, 해양비즈니스, No. 52, pp. 53-71.
- 송상윤 (2015), “예대금리차 결정요인 모형의 예측력 비교 연구-Ridge, Lasso 및 Elastic Net 방법론을 중심으로”, 금융지식연구, Vol. 13, No.3, p p. 41-65.
- 송유노(2021), “인공신경망 모델을 활용한 제주지역 양식 넙치 산지가격 예측 연구”, 부경대학교 석사학위 논문.
- 송혜진 (2018), “기후변화와 서식지 수온 변화에 따른 북서태평양 살오징어

(*Todarodes pacificus*)의 어획량 변동”, 한국수산과학회지, Vol. 51, No. 3, pp. 338-343.

이슬기·백창룡(2016), “Adaptive lasso를 이용한 회박벡터자기회귀모형에서의 변수 선택”, 응용통계연구, Vol. 29, No. 1, pp. 27-39.

이재득(2021), “릿지 회귀와 라쏘 회귀모형에 의한 부산 전략산업의 지역경제 효과에 대한 머신러닝 예측”, 한국항만경제학회지, Vol. 37, No. 1, pp. 198-215.

유진은·노민정(2018), “Elastic net을 통한 학생의 창의성 예측 모형 연구”, 교육종합연구원, Vol. 27, No. 3, pp. 185-205.

윤성훈·전용식(2022), “소비자물가에 대한 거시변수 영향 및 시사점”, KIRI 리포트 포커스, pp. 1-8.

정민경·남종오(2021), “냉동 고등어 소비자가격 모형 간 예측력 비교”, 한국수산경영학회, Vol. 52, No. 4, pp. 13-28.

한다정·박철형(2018), “계절성을 고려한 가공유형별 오징어 소매가격 예측 모형 비교 분석”, 한국수산해양교육학회, Vol. 30, No. 4, pp. 1471-1483.

하현정·허수진(2020), “대중성 어종 수급전망모형 구축 가능성 검토-오징어를 중심으로”, 계간 수산관측 리뷰, Vol. 04, No. 01, pp. 1-19.

해양수산부(2016), 수산물 정부비축사업 중장기 발전방안 연구.

_____ (2021), 2020년 수산물 생산 및 유통산업 실태조사.

한국해양과학기술원(1990), 한국산 두족류에 관한 연구(I)

<해외문헌>

- Ashwini, D. and Amarender, R. (2017), "Cotton Price Forecasting in Major Producing States." *Economic Affairs*, Vol. 62, No.3, pp. 1-6.
- Beloni, A., Chernozhukov, and Wang, L. (2011), "Square-root Lasso: Pivotal Recovery of Sparse Signals via conic programming." *Biometrika*, Vol. 98, No. 4 pp. 791-806.
- Boyle, P. R. (1983). **Cephalopod life cycles, comparative reviews**. London Academic Press, pp. 1-441.
- Bühlman, P., S. van de Geer. (2011), **Statistics for High-Dimensional Data: Methods, Theory and Applications**. Berlin Springer Science & Business Media
- David, H., Stephen L., and Paul N. (1997), "Testing the equality of prediction mean squared errors." *International Journal of Forecasting*, Vol. 13, No. 2, pp. 281-291.
- Doumantas, B. (2016), "Short-term salmon price forecasting." *Journal of Forecasting*, Vol. 37, No.2, pp. 151-169.
- Friedman, J. H., Hastie, T., and Tibshirani, R. (2010), "Regularization Paths for Generalized Linear Models via Coordinate Descent." *Journal of Statistical Software*, Vol. 33, No.1, pp. 1 - 22.
- Huang, J., Ma, S., and Zhang, C. H. (2008), "adaptive LASSO for sparse high-dimensional regression models." *Statistica Sinica*, Vol. 18, No. 4, pp. 1603-1618.
- IHS Global Inc (2020), *EViews 12 User's Guide II*. pp. 466-467.

Hyeongjun, K., Hoon, C., and Doojin, R. (2021), "Predicting corporate defaults using machine learning with geometric-lag variables." *Investment Analyst Journal*, Vol. 50, No. 3, pp. 161-175.

James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R. (2013), **An introduction to statistical learning with Applications in R**. New York: Springer

Jian-Wu, B., Tian-Yu, H., and Hui, L. (2022), "International tourism demand forecasting with machine learning models: The power of the number of lagged inputs." *Tourism Economics*, Vol. 28, No. 3, pp. 621-645.

Lutkepohl, H. (2005). **New Introduction to Multiple Time Series Analysis**. New York Springer, pp. 1-764.

Nasu, K., Okutani, T., and Ogura, M. (1991). **Squid: From the Organism to Consumption**. Tokyo Seongsandang, p. 330.

Peng, B., Song, H., and Crouch G. I., (2014), "A meta-analysis of international tourism demand forecasting and implications for practice." *Tourism Management*, Vol. 45, pp. 181-193.

Tibshiriani, J. (1996), "Regression Shrinkage and Selection via the Lasso." *Journal of Royal Statistical Society, Series B* Vol. 58, pp. 267-288.

Zhang, K., Yin, F., and Xiong, S. (2014), "Comparisons of penalized least squares methods by simulations.", <https://arxiv.org/abs/1405.1796v1>, pp. 1-16.

Zou, H. (2006), “The Adaptive Lasso and its Oracle Properties.” Journal of American Statistical Association, Vol. 101, pp. 1418-1429.

<인터넷>

한국해양수산개발원 수산업관측센터, <https://www.foc.re.kr/>, 검색일: 2022.10.04.

한국농수산물유통공사 농식품수출정보, <https://www.kati.net/>, 검색일: 2022.10.08.

한국농수산물유통공사 농산물유통정보, <https://www.kamis.or.kr/>, 검색일: 2022.10.08.

비즈니스 포스트, https://www.businesspost.co.kr/BP?command=article_view&num=296991, “10월 소비자물가 5.7% 상승, 3개월 만에 다시 오름폭 확대”, 검색일: 2022.10.02.

<부록>

<부록 표-1. 1개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	2484.17
수출량(3)*2021년	0.474
수출량(12)*2021년	0.405
냉동소매가격(1)	0.290
냉장도매가격(1)	0.158
냉장도매가격(5)	0.126
냉동도매가격(6)	0.082
산지활어가격(2)*8월	-0.080
원양생산량(12)*2017년	0.075
냉장소매가격(5)	0.057

<부록 표-2. 1개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Adaptive LASSO
	계수
상수항	71.342
소매냉동가격(1)	1.002

<부록 표-3. 1개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	5931.144
연근해생산량(9)*1월	-1.160
연근해생산량(12)*4월	0.494
도매냉장가격(1)	0.404
수출량(3)*2021년	0.279
산지활어가격(8)	0.105
산지활어가격(4)*2014년	-0.101

수출량(11)*코로나19	0.101
수출량(11)*2018년	0.101
산지활어가격(7)	0.099
원양생산량(5)*3월	0.089

<부록 표-4. 2개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	4345.995
냉동도매가격(2)	0.169
수출량(3)*2021년	0.159
도매냉장가격(5)	0.151
도매냉동가격(8)	0.103
원양생산량(12)*2017년	0.068
산지활어가격(11)*2021년	0.066
산지활어가격(4)	0.061
도매냉동가격(7)	0.052
산지활어가격(2)	0.049

<부록 표-5. 2개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	4345.995
도매냉장가격(2)	0.235
도매냉장가격(5)	0.191
도매냉동가격(7)	0.175
연근해생산량(9)*2021년	0.131
산지활어가격(11)*2021년	0.066
산지활어가격(4)	0.055
원양산재고량(12)*2017년	0.051
산지활어가격(2)	0.049
수출량(6)*2016년	-0.048

<부록 표-6. 2개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	5523.615
수출량(12)*2021년	1.803
수출량(2)*2020년	0.429
도매냉장가격(2)	0.382
원양생산량(10)*9월	-0.221
산지활어가격(4)	0.161
산지활어가격(11)	0.142
수출량(4)*2017년	-0.101
원양생산량(8)*2020년	-0.089
산지활어가격(3)*2014년	-0.088
산지활어가격(9)	0.082

<부록 표-7. 3개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	5399.439
냉동도매가격(8)	0.221
연근해생산량(9)*2021년	-0.220
연근해생산량(8)*2021년	0.151
수출량(3)*2021년	0.143
도매냉동가격(13)	0.109
산지활어가격(4)	0.100
원양산채고량(11)*1월	-0.100
수출량(3)*코로나19	0.094
산지활어가격(14)	0.090

<부록 표-8. 3개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	4720.658
수출량(3)*2021년	0.187
도매냉동가격(8)	0.185
도매냉동가격(13)	0.109

변수명	LASSO
	계수
도매냉장가격(3)	0.100
수출량(7)*2017년	0.085
도매냉장가격(5)	0.076
산지활어가격(14)	0.068
원양산재고량(12)*2017년	0.067
산지활어가격(4)	0.066

<부록 표-9. 3개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	6411.796
2014년	-503.074
2018년	384.781
2016년	-320.331
2019년	227.293
6월	220.801
7월	214.998
10월	-177.921
수출량(13)*2021년	2.240
도매냉장가격(3)	0.279
산지활어가격(11)	0.105

<부록 표-10. 4개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	6228.344
연근해생산량(15)*8월	-0.178
도매냉동가격(13)	0.169
도매냉동가격(8)	0.129
도매냉장가격(5)	0.119
원양생산량(11)*1월	-0.102
원양생산량(12)*2017년	0.082
산지활어가격(14)	0.073
연근해생산량(8)*2021년	0.069
산지활어가격(4)	0.065

<부록 표-11. 4개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	5781.511
도매냉동가격(8)	0.151
도매냉동가격(13)	0.137
원양생산량(11)*1월	-0.128
원양생산량(12)*2017년	0.093
산지활어가격(14)	0.092
도매냉장가격(5)	0.091
산지활어가격(4)	0.065
도매냉장가격(4)	0.061
연근해생산량(8)*2021년	0.056

<부록 표-12. 4개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	5584.434
도매냉장가격(4)	0.488
연근해생산량(8)*2021년	0.192
산지활어가격(7)*2021년	0.132
원양생산량(9)*2020년	-0.130
산지활어가격(10)	0.127
산지활어가격(15)	0.124
원양산생산량(15)*코로나19	0.123
원양산재고량(6)*7월	-0.113
원양산재고량(12)*10월	-0.112
산지활어가격(14)	0.096

<부록 표-13. 5개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	6699.475
도매냉동가격(13)	0.201
도매냉동가격(8)	0.140
도매냉동가격(7)	-0.081
도매냉장가격(5)	0.080

변수명	LASSO	
	계수	
원양산재고량(12)*2017년		0.071
산지활어가격(7)		0.067
산지활어가격(14)		0.066
소매냉장가격(6)		0.053
연근해생산량(8)*2021년		0.051

<부록 표-14. 5개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의

상위 10개 계수>

변수명	LASSO	
	계수	
상수항		6679.689
도매냉동가격(13)		0.161
도매냉장가격(5)		0.112
원양생산량(12)*2017년		0.074
도매냉동가격(8)		0.072
산지활어가격(11)*2021년		0.065
원양생산량(11)*코로나19		0.063
산지활어가격(7)		0.055
산지활어가격(14)		0.048
원양산재고량(16)*2019년		-0.041

<부록 표-15. 5개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의

상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO	
	계수	
상수항		6117.848
도매냉장가격(5)		0.487
수출량(15)*코로나19		0.271
수출량(12)*2021년		0.122
원양산재고량(6)*7월		-0.111
산지활어가격(7)*2021년		0.104
산지활어가격(11)*2021년		0.099
원양산재고량(7)*2020년		0.094
수출량(11)*2019년		0.090
원양생산량(12)*2020년		-0.087
산지활어가격(11)		0.078

<부록 표-16. 6개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	7658.085
수출량(12)*2021년	-0.312
도매냉동가격(12)	0.291
원양산재고량(11)*1월	-0.161
연근해생산량(13)*2021년	0.128
도매냉동가격(8)	0.126
도매냉동가격(10)	-0.098
산지환어가격(8)	0.093
원양산생산량(12)*2017년	0.086
원양산생산량(11)*코로나19	0.074

<부록 표-17. 6개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	7521.096
도매냉동가격(12)	0.209
원양산재고량(11)81월	-0.155
연근해생산량(13)*2021년	0.108
원양생산량(12)*2017년	0.088
도매냉동가격(8)	0.081
산지환어가격(8)	0.072
원양생산량(11)*코로나19	0.069
원양산재고량(14)*5월	-0.051
도매냉동가격(13)	0.048

<부록 표-18. 6개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	6346.768
도매냉동가격(6)	0.527
원양산재고량(10)*8월	0.199
원양산재고량(12)*2020년	-0.154
원양생산량(6)*7월	-0.153
산지환어가격(11)	0.106

변수명	Square Root LASSO
	계수
연근해생산량(7)*2021년	0.094
산지활어가격(15)	0.093
산지활어가격(17)*2021년	0.088
원양산재고량(8)*8월	-0.079
연근해생산량(7)*9월	-0.077

<부록 표-19. 7개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	8470.379
수출량(12)*2021년	-0.455
도매냉동가격(13)	0.200
연근해생산량(15)*8월	-0.137
원양산재고량(11)*1월	-0.123
수출량(18)*코로나19	0.118
연근해생산량(13)*2021년	0.113
연근해생산량(8)*2021년	0.092
도매냉동가격(12)	0.090
산지활어가격(8)	0.076

<부록 표-20. 7개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	8523.012
수출량(12)*2021년	0.937
도매냉동가격(13)	0.251
원양산재고량(11)*1월	-0.141
수출량(18)*코로나19	0.130
산지활어가격(8)	0.077
산지활어가격(11)	0.059
원양산재고량(16)*2019년	-0.049
산지활어가격(7)	0.045
원양생산량(12)*2017년	0.043

**<부록 표-21. 7개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의
상위 10개 계수>**

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	7572.104
도매냉장가격(7)	0.394
원양생산량(12)*2020년	-0.143
산지활어가격(15)	0.127
산지활어가격(7)*2021년	0.127
산지활어가격(14)	0.112
산지활어가격(12)*2016년	-0.099
연근해생산량(8)*2021년	0.081
원양산재고량(10)*2014년	-0.072
수출량(9)*1월	-0.070
원양생산량(10)*코로나19	0.065

<부록 표-22. 8개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	9452.094
수출량(12)*2021년	0.846
수출량(18)*코로나19	0.237
도매냉동가격(13)	0.209
원양산재고량(11)*1월	-0.170
도매냉동가격(12)	0.080
수출량(10)	-0.069
원양산재고량(11)*코로나19	0.061
수출량(13)*5월	-0.060
산지활어가격(18)	0.053

**<부록 표-23. 8개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의
상위 10개 계수>**

변수명	LASSO
	계수
상수항	9285.509
수출량(12)*2021년	0.864
원양산재고량(11)*1월	-0.180
도매냉동가격(13)	0.165
도매냉동가격(12)	0.108
수출량(10)	-0.077

변수명	LASSO
	계수
산지활어가격(15)	0.065
원양산재고량(11)*코로나19	0.064
산지활어가격(18)	0.044
수출량(8)	-0.043

<부록 표-24. 8개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	9087.844
원양생산량(8)*8월	-0.204
수출량(18)*코로나19	0.200
산지활어가격(19)	0.142
연근해생산량(8)*2021년	0.122
연근해생산량(13)*2021년	0.121
도매냉장가격(8)	0.110
산지활어가격(14)	0.107
연근해생산량(14)*2021년	0.096
원양산재고량(10)*10월	0.087
원양산재고량(9)*8월	0.081

<부록 표-25. 9개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	10430.35
연근해생산량(15)*8월	-0.500
도매냉동가격(13)	0.381
원양생산량(11)*1월	-0.174
수출량(18)*코로나19	0.129
도매냉동가격(12)	-0.116
원양생산량(11)*코로나19	0.076
수출량(12)	-0.075
수출량(14)	-0.073
원양생산량(16)*2019년	-0.071

<부록 표-26. 9개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	9886.436
도매냉동가격(13)	0.295
원양생산량(11)*1월	-0.168
원양산재고량(11)*코로나19	0.096
연근해생산량(13)*2021년	0.075
원양생산량(10)*2021년	0.074
수출량(14)	-0.068
산지활어가격(12)*2015년	-0.067
수출량(12)	-0.064
원양생산량(16)*2019년	-0.063

<부록 표-27. 9개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	8560.872
수출량(12)*2021년	3.160
수출량(11)*2019년	0.428
도매냉장가격(9)	0.404
수출량(20)*2021년	0.255
원양산재고량(19)*6월	0.251
산지활어가격(14)*2014년	-0.241
산지활어가격(13)*2016년	-0.202
원양산재고량(20)*7월	0.165
원양산재고량(11)*2020년	0.123
원양산재고량(14)*2021년	0.123

<부록 표-28. 10개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	10315.97
도매냉동가격(13)	0.240
원양생산량(11)*1월	-0.186
수출량(20)*9월	-0.177
연근해생산량(13)*7월	-0.159

변수명	LASSO	
	계수	
수출량(10)		-0.113
도매냉동가격(14)		0.110
수출량(15)*2017년		0.085
수출량(14)		-0.080
원양산재고량(18)*7월		0.060

<부록 표-29. 10개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의

상위 10개 계수>

변수명	LASSO	
	계수	
상수항		9939.264
도매냉동가격(13)		0.208
수출량(20)*9월		-0.186
원양산재고량(11)*1월		-0.138
도매냉동가격(14)		0.107
수출량(10)		-0.098
산지활어가격(10)*2021년		0.092
수출량(15)*2017년		0.091
산지활어가격(19)		0.088
수출량(14)*10월		-0.069

<부록 표-30. 10개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의

상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO	
	계수	
상수항		9722.281
수출량(12)*2021년		1.452
수출량(21)*2021년		0.715
수출량(18)*2021년		0.470
수출량(10)*2014년		-0.370
도매냉장가격(10)		0.351
수출량(16)*2019년		0.248
원양산재고량(11)*1월		-0.225
원양산재고량(11)*코로나19		0.151
수출량(17)*2018년		0.088
수출량(10)*2016년		-0.084

<부록 표-31. 11개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	8698.678
도매냉동가격(13)	0.309
수출량(21)*2021년	0.268
산지활어가격(22)*2016년	-0.229
수출량(21)*코로나19	-0.179
도매냉동가격(14)	0.162
산지활어가격(13)*2017년	0.112
수출량(22)*12월	0.103
수출량(18)*코로나19	0.096
수출량(14)	-0.075

<부록 표-32. 11개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Adaptive LASSO
	계수
상수항	8426.826
도매냉동가격(13)	0.427
수출량(22)*12월	0.144
도매냉동가격(14)	0.104
산지활어가격(18)	0.094
산지활어가격(22)*2016년	-0.093
수출량(15)*2017년	0.093
수출량(15)	-0.082
수출량(11)	-0.081
원양산재고량(11)*코로나19	0.077

<부록 표-33. 11개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	8796.293
도매냉동가격(11)	0.592
연근해재고량(11)	-0.057
원양생산량(11)	-0.037
원양생산량(16)	-0.025
연근해생산량(21)	-0.009

<부록 표-34. 12개월 후를 예측하기 위한 LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	LASSO
	계수
상수항	8798.824
수출량(12)*2021년	0.375
도매냉동가격(14)	0.301
원양산재고량(22)*9월	-0.179
산지활어가격(23)*2016년	-0.172
산지활어가격(13)*2017년	0.155
수출량(18)*2018년	0.136
수출량(14)	-0.099
수출량(15)	-0.091
수출량(21)*2021년	-0.091

<부록 표-35. 12개월 후를 예측하기 위한 Adaptive LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Adaptive LASSO
	계수
상수항	9357.072
수출량(12)*2021년	0.345
도매냉동가격(14)	0.310
원양생산량(22)*9월	-0.220
수출량(22)*2021년	0.214
산지활어가격(23)*2016년	-0.131
산지활어가격(13)*2017년	0.117
도매냉동가격(13)	0.116
수출량(14)	-0.091
수출량(15)	-0.077

<부록 표-36. 12개월 후를 예측하기 위한 Square Root LASSO의 상위 10개 계수>

변수명	Square Root LASSO
	계수
상수항	7985.843
도매냉동가격(12)	0.452
수출량(21)*코로나19	0.355
원양산재고량(22)*9월	-0.206
원양산재고량(13)*11월	-0.180
원양생산량(12)*12월	-0.178

변수명	Square Root LASSO	
	계수	
수출량(16)*2019년		0.150
산지활어가격(14)*2017년		0.132
원양산재고량(16)*6월		0.131
원양생산량(18)*7월		0.106
수출량(14)		-0.105

