



# 장려상

주산지 작황 실측 정보를 이용한 양파가격 예측모형 개발

김건아 · 전기석 · 정소영

# 주산지 작황 실측 정보를 이용한 양파가격 예측모형 개발

김전아\* 전기석\*\* 정소영\*\*\*

## Key words

가격 변동성(price volatility), 양파 생육 정보(Onion growth information), 구조모형(structural model), 시계열모형(time series model), 인공신경망모형(artificial neural network model), 가격 예측(Price forecast)

## ABSTRACT

Onion, the most important seasoning vegetable, has a very large price fluctuation, causing damage to farmers and hindering rational decision-making. Accurate forecasting of prices is important for onion supply and demand and price stabilization. In order to improve the forecast for onion supply and demand stabilization, the Korea Rural Economic Research Institute provides information by observing onion growth information. In this study, the onion price is predicted through structural model, time series model, and artificial neural network model to compare between models. In addition, a production forecast model was developed using growth information. As a result of the analysis, the structural model showed the highest forecast power of onion price than other models. However, it is difficult to predict the price of onion due to various external factors, so measures to improve the forecast are needed.

### 차례

- |                   |                  |
|-------------------|------------------|
| 1. 서론             | 4. 양파가격 예측 분석 결과 |
| 2. 양파 시장 현황 및 문제점 | 5. 결론 및 시사점      |
| 3. 예측 분석 방법 및 자료  |                  |

\* 고려대학교 식품자원경제학과 박사수로

\*\* 고려대학교 식품자원경제학과 석사과정

\*\*\* 고려대학교 식품자원경제학과 석사과정

## 1. 서론

양파는 우리나라의 중요한 양념 채소로서 국내 조미 채소 생산액 중 가장 높은 비중을 차지하며, 밭작물 농가의 주 소득 작목이다. 양파의 재배면적은 우리나라 조미 채소 재배면적의 약 20%를 차지할 정도로 그 중요도가 높으며, 주산지는 전남과 경남 등 주로 남부지방에 분포되어 있다(통계청, 2020). 또한, 공영도매시장 청과 부류의 전체 거래 물량 중 점유율이 약 10%로 가장 많이 거래되고 있는 품목이며 밭작물 농가 소득의 상당 부분을 차지하고 있다(서울시 농수산물공사, 2020). 또한, 물가 안정 5개 품목으로 지정되는 등 매우 중요한 품목이다.

그러나 양파는 노지 재배 특성상 기상 변화에 민감해 생산량 예측이 어렵고, 가격 변동이 심해 배추, 무 등과 함께 국내 채소류 5개 물가 민감 품목 중 하나로도 지정되어 있다(김성우 외, 2016; 최성천 외, 2016). 양파는 재배지의 기상 변화에 따라 생산량 변화가 심하고, 주산지가 전국으로 이동하기 때문에 전체적인 생산량 추정이 어렵다(나상일 외, 2017). 이러한 이유로 매년 양파 등 주요 채소류에 대한 수급 실패 사례는 반복되고 있으며, 가격 및 재배면적 예측 실패와 정부의 소극적 정책에 대한 비판 등으로 언론에서 주목을 받는 실정이다(한국농정, 2019. 7. 7).

양파가격의 급등락은 농민들의 혼란을 가중하고, 잘못된 의사결정을 유발하여 양파 농가의 피해를 더욱 악화시킨다. 국내 조미 채소의 중요한 부분을 차지하는 양파의 높은 가격 변동성은 국내 양파 농가의 큰 피해를 유발하기 때문에 정부는 총력을 다해 가격 안정을 위한 노력을 하고 있다(중앙일보, 2020. 8. 10). 특히, 정부는 양파의 수급 불안정성을 낮추기 위해 예측 정확성의 필요성을 강조하고 있다. 가격 예측은 수급 조절의 핵심인 생산량 및 재배면적에 영향을 미치므로 잘못된 예측은 잘못된 방향을 제시하여 가격 불안정성을 악화시킬 수 있다(하지희 외, 2019). 따라서 정확한 가격 예측은 합리적인 의사결정에 도움을 주어 양파 수급 안정과 가격 변동 완화에 기여할 수 있다(김동환, 2018).

정부는 정확한 예측을 위한 다양한 정보를 제공하기 위해 노력하고 있으며, 특히 농업 관측을 통해 재배면적, 작황, 생산량 및 생육 정보를 제공함으로써 농업인의 합리적인 의사결정을 지원하고 관측 정보를 바탕으로 선제적 수급 안정 대책을 추진하고 있다. 최근에는 정확한 실

측 정보를 확보하기 위해 조사 방법을 실측 조사로 전환하고, 생육 진행 상황과 생산량 실측 정보를 수집하기 시작하였다(농림부, 2020).

또한, 양파 예측의 정확도 향상을 위해 선행연구에서는 다양한 예측모형을 이용하여 관측 능력을 높이고자 시도하고 있다. 양파가격 예측에 사용된 대표적인 구조모형은 양파의 재배 면적과 단수를 예측하고, 도매가격을 전망하는 한국농촌경제연구원의 KASMO(Korean Agricultural Simulation Model)이다. KASMO는 양파를 재배업 부문으로 분류하여, 획일적인 방법으로 추정하므로, 월별 가격 변동성이 높은 양파의 개별 특성을 반영하지 못했다는 한계점이 있다.

시계열모형은 양파의 가격 예측에 유용하게 사용될 수 있으며, 김배성(2005), 남국현·최영찬(2015), 하지희 외(2019)의 연구에서 다양한 변수와 모형을 통해 양파가격 예측을 수행하였다. 김배성(2005)은 가락시장 월별 도매가격 자료를 이용해 가격 패턴만을 고려한 ARIMA, GARCH 모형과 인공신경망모형으로 표본 외 예측을 수행하고, RMSPE, MAPE 등을 기준으로 예측력을 평가하였다. 그 결과 양파가격 예측은 인공신경망보다 시계열모형 특히 ARMA(1,2) 모형의 예측력이 우수한 것으로 분석되었다.

그러나 시계열모형이 30% 이상의 오차율을 가져 가격 패턴 이외의 변수를 고려한 모형 개발의 필요성을 언급하였다. 남국현, 최영찬(2015)은 ARDL(자기회귀시차모형)을 이용해 생산량을 예측하고, 2015년 양파 출하 시기 도매가격을 예측하였다. 김배성(2005) 연구와 비교했을 때 생산량을 모형에 반영해 예측력이 향상되었으며, 생산량이 출하 시기 도매가격에 영향을 미침을 시사하였다. 한편 출하 시기 이후 가격 예측 시 재고량과 그에 따른 도매시장 반입량 증감, 수요량을 고려하지 못했다는 한계점을 가진다. 하지희 외(2019)는 양파가격자료의 이분산성을 고려해 양파가격예측모형을 설계하였고, 시장 구조의 변화 가능성을 반영하기 위해 구간이동회귀법(Rolling Window Regression)을 적용해 예측력을 평가하였다. 분석 결과, 3년의 가격 자료를 바탕으로 월별 터미를 고려한 ARMGARCH 모형이 양파가격 예측에 가장 적합한 모형임이 분석되었다.

또한, 남국현 외(2015)는 기상 및 생산자료를 이용하여 자기회귀시차모형(ARDL)에 적용해 지역별 단수 함수를 추정 후 전국 단수 예측치를 산출한 결과, 김배성(2015)의 결과와는 달리 단수와 재배면적으로 고려할 경우, 예측력이 향상됨을 시사하였다. 또한, 하지희 외(2019)

는 이분산성(Heteroskedasticity)을 고려하여, AR-GARCH 모형을 통해 예측하였고, 한국 농촌경제연구원(KREI)의 예측치와 합성할 경우, 현재의 예측 수준을 향상할 수 있음을 시사하였다.

한편, 윤성주 외(2016)는 관측의 정확도가 떨어지는 이유가 예측하지 못한 큰 폭의 변동성이 가장 큰 문제로 지적하며, 단수 추정을 위해서는 전통적인 시계열모형보다 인공지능망모형이 적합할 수 있음을 강조한 바 있다. 인공지능망모형은 2000년대 딥러닝(deep structured learning)의 개발로 다시 주목받고 있으며, 최근 인공지능(AI)의 개발 등 다양하게 사용되고 있다. 양승룡 외(1999)는 축산물 가격 예측을 위해 인공지능망모형을 사용하여 분석하였고, 이 모형이 다른 시계열모형보다 우수함을 보인 바 있으며, 김배성(2005)은 양파가격에 대해 시계열(ARIMA, GARCH)모형과 인공지능망모형을 통해 예측을 시도하였으며, 분석 결과, 양파가격은 시계열모형과 인공지능망모형이 모두 예측력이 떨어져 추가적인 모형 개발을 시사한 바 있다.

기존 선행연구와 마찬가지로 본 연구는 가격 변동성이 큰 양파가격 예측을 위한 적합한 예측모형을 개발한다는 점에서 의의가 있다. 그러나 기존 선행연구는 다양한 분석 방법을 통해 가격을 예측하고 이를 비교, 검토하기보다는 단일 분석 방법 내에서만 예측을 수행한 경우가 다수 존재한다. 또한, 일부 선행연구의 결과 가격 예측력이 낮아 다양한 분석 방법과 모형, 변수를 고려해 양파가격 예측모형을 개선하는 것이 필요하다. 본 연구는 양파가격 예측을 하는데 수급을 고려한 구조모형과 단순 시계열모형, 인공지능망모형을 적용하여 각 분석 방법별 예측력을 비교하여 최적의 양파가격 예측모형을 설계하고자 한다. 더하여, 선행연구에서 한계점으로 지적했던 양파의 재고량과 수요량 등을 가격 예측모형에 반영했을 때, 예측력이 향상되는지 검토한다.

또한, 다양한 정보를 활용할수록 예측의 정확도를 높일 수 있으나, 현재 관측자료 정보가 부족하여 양파의 생육 정보를 이용한 분석은 거의 진행된 바 없다. 정부가 조사하는 양파의 생육 정보를 이용할 경우 양파가격의 예측력을 향상할 수 있을 것으로 기대되며, 생육 정보를 반영하기 위한 예측 방법론이 개발되어야 하며, 지역별로 기상 상황 및 생육환경의 차이가 존재하므로 주산지별로 구분하여 예측을 시도할 필요가 있다. 따라서 양파의 수급 안정을 위해서

는 보다 정확한 예측 결과가 필요하며, 예측력 향상을 위해 다양한 예측모형에 대한 비교분석이 필요하다.

본 연구의 목적은 구조모형, 시계열모형, 인공신경망모형을 이용하여 양파가격을 예측하고, 모형 간 비교를 통해 예측력 향상을 위한 함의를 제공하고자 한다. 본 연구의 세부 내용을 다음과 같다. 첫째, 양파 시장의 현황 조사를 통해 양파 시장의 문제점을 검토하여 양파가격 예측의 중요성을 제시하고자 한다. 둘째, 시계열모형, 인공신경망모형을 이용하여 양파가격을 예측 분석하며, 셋째, 구조모형의 세부항목별 예측을 분석하고자 한다. 넷째, 각 분석모형의 예측 효율성을 비교분석하고, 마지막으로 분석 결과를 이용하여 양파가격 예측력 향상을 위한 함의를 도출하고자 한다.

## 2. 양파 시장 현황 및 문제점

### 2.1. 양파 시장 현황 및 문제점

#### 2.1.1. 양파 시장 현황

양파의 재배 작형은 파종 시기 및 재배 지형에 따라 구분되며, 우리나라에서 가장 일반화되고 수량을 많이 올릴 수 있는 작형은 추파 재배이다(농촌진흥청, 2018). 우리나라 양파 품종은 수확 시기에 따라 6종으로 나뉘고 있으나 크게 조생종과 중만생종으로 구분할 수 있다. 양파는 중만생종 재배비율이 약 90%이며, 조생종의 경우 저장이 어렵고 제주산 햇양파 출하 시기가 겹쳐 감소하는 추세를 나타낸다(aT KAIMS, 2021).

2020년 양파 생산량은 단수가 증가하였지만, 재배면적 감소로 전년 대비 감소하여 134만 톤을 기록하였다. KREI 농업전망(2021)에 따르면 2020년 양파 단수는 기후와 생육기 적절한 강우로 생육상황이 양호하여 전년 대비 2% 증가하였으며, 역대 가장 많은 단위당 수확량을 기록하였으며, 양파의 단수는 기상여건에 따라 증감을 반복하나 재배기술의 발달로 증가하는 추세를 보인다.

표 1. 연도별 양파 재배면적, 생산량, 단수

(단위: 천 ha, kg/10a, 천 톤, %)

구분	1975	1985	1995	2000	2005	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020
재배면적 (천 ha)	4	11	16	17	17	22	18	20	20	26	22	18
생산량 (천 톤)	95	440	975	878	1,023	1,412	1,094	1,299	1,144	1,521	1,595	1,340
단수 (kg/10a)	2,262	4,092	6,162	5,232	6,114	6,384	6,072	6,528	5,858	5,756	7,322	7,474

주: 1) 2020년 값은 2021년 KREI의 농업전망에서 인용함.

자료: 농림축산식품부(2020), KREI(2021)

우리나라 양파 주산지는 전남, 경남, 경북으로 이들이 전체의 77.4%(2020년 기준)를 차지할 정도로 주산지의 집중도가 매우 높다는 특징을 가지고 있다. 통계청(2021)에 따르면 최근 3년간 양파 재배면적이 지속해서 감소하고 있으며, 감소폭이 가장 큰 지역은 전북(-56.8%), 전남·광주(-49.3%), 충남·대전(-43.9%) 순인 것으로 나타났다. 양파는 중만생종 재배비율이 높지만, 최근 조생종 양파가격이 높게 형성되었으며 중만생종 대비 적은 생산비 등의 이유로 조생종 재배 비중이 증가한 것으로 나타났다(KREI, 2021).

양파 수입량은 다른 양념 채소류에 비해 많지 않으나, 국내 수급 상황과 최대 수입국인 중국산 양파의 수입 가능 가격에 따라 매년 증감을 반복하고 있다(KREI, 2021). 국내에서 생산된 양파는 대부분 국내에서 소비되어, 과일 생산되었던 2014년과 2019년을 제외하고 수출량은 미미한 수준이다.

표 2. 양파 품목별 수출입양 동향

(단위: 톤, %)

구분	2000	2005	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
수입	신선·냉장	4,869.5 (80.4)	38,348.6 (93.1)	17,667.4 (82.8)	146,285.5 (94.8)	45,236.2 (1.7)	148,406.4 (93.1)	58,015.4 (82.5)	22,751.6 (64.9)	28,485.0 (67.7)
	냉동	108.0 (1.8)	248.2 (0.6)	2,480.8 (11.6)	6,502.9 (4.2)	8,342.1 (15.1)	9,234.0 (5.8)	10,642.7 (15.1)	10,450.7 (29.8)	11,186.5 (26.6)
	건조	1,080.4 (17.8)	2,517.4 (6.1)	1,093.0 (5.1)	1,564.4 (1.0)	1,750.9 (3.2)	1,687.9 (1.1)	1,680.5 (2.4)	1,848.0 (5.3)	2,392.1 (5.7)
	초산제조	-	66.7 (0.2)	93.1 (0.4)	16.6 (0.0)	21.2 (0.0)	13.8 (0.0)	6.9 (0.0)	8.1 (0.0)	16.1 (0.0)
	합계	6,057.9 (100.0)	41,180.9 (100.0)	21,334.3 (100.0)	154,369.4 (100.0)	55,350.4 (100.0)	159,342.1 (100.0)	70,345.5 (100.0)	35,058.4 (100.0)	42,079.7 (100.0)

구분	2000	2005	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
수출	신선·냉장	262.7 (100.0)	69.2 (81.9)	3,808.5 (99.5)	385.8 (100.0)	8,884.8 (99.7)	543.7 (99.5)	3,435.7 (99.2)	50,409.9 (100.0)	5,621.8 (100.0)
	냉동	-	-	12.1 (0.3)	-	24.0 (0.3)	-	24.0 (0.7)	-	-
	건조	0.1 (0.0)	14.5 (17.2)	8.2 (0.2)	-	-	-	-	10.0 (0.0)	0.1 (0.0)
	초산제조	-	0.8 (0.9)	0.5 (0.0)	-	-	3.0 (0.5)	2.0 (0.1)	-	-
	합계	262.8 (100.0)	84.5 (100.0)	3,829.3 (100.0)	385.8 (100.0)	8,909.3 (100.0)	546.7 (100.0)	3,461.7 (100.0)	50,419.9 (100.0)	5,621.9 (100.0)

주: 1) 각 품목에 대한 HS code는 신선·냉장(0703101000), 냉동(0710801000), 건조(0712200000), 초산제조(210190070)임.

2) 각 년은 1~12월의 수출입 실적임.

자료: 관세청(2021)

양파의 저온 저장고 입고량은 저온저장 시설 증가로 2010년 이후 전체 생산량의 48%를 저장하며, 65만 톤 내외를 유지하고 있다(KREI, 2021). 양파는 중만생종 위주로 저장되고 있으며 중만생종이 본격적으로 수확되는 6월부터 8월 사이에 이루어지며, 저장 기간은 약 8개월로 이듬해 4월까지 저장 양파가 소비된다(농촌진흥청, 2015; 김성우 외, 2016). 양파 재고량은 공식 통계가 없어 농업관측본부가 저장업체를 대상으로 입고량, 출고량, 부패율 등을 조사해 8월부터 이듬해 3월 말의 재고량을 추정하고 관측 월보를 통해 정보를 제공하고 있다.

표 3. 양파 생산량 및 저장량 추이

(단위: 천 톤, %)

구분	2005	2010	2015	2016	2017	2018	2019	2020
생산량(A)	1,023	1,412	1,094	1,299	1,144	1,521	1,594	1,340
저장량(B)	478	574	556	632	553	672	712	672
(B/A)*100	46.7	40.6	50.9	48.7	48.3	44.2	44.6	50.2

주: 1) 저장량은 농업관측본부 추정치이며 2020년산 생산량은 농업관측본부 실측 조사결과임.

자료: KREI(2021)

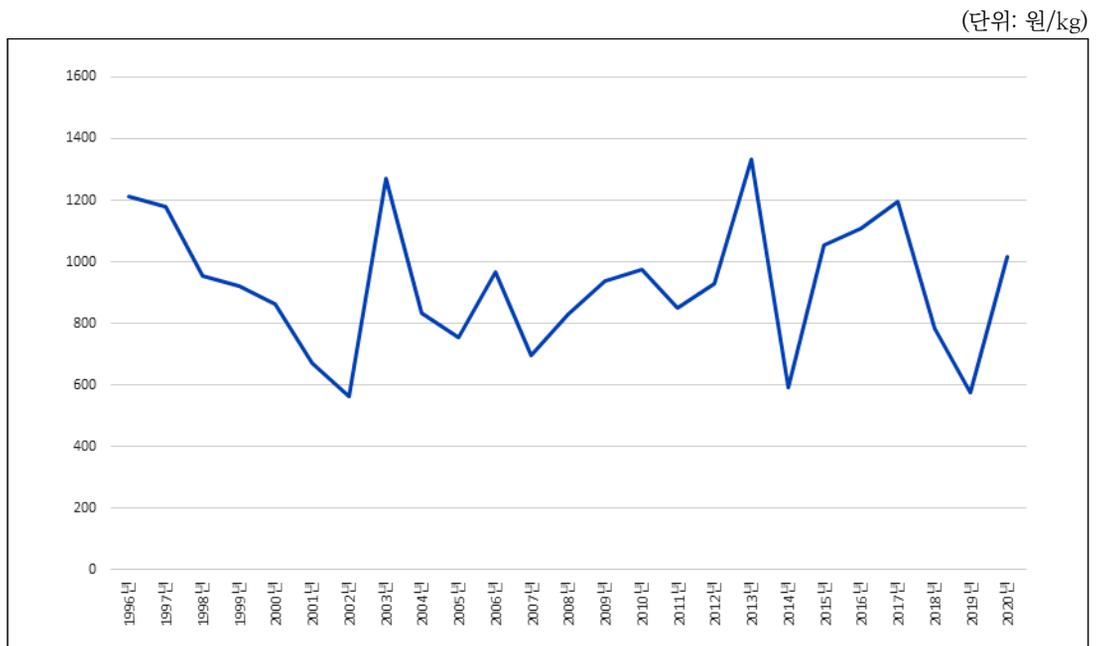
국내 양파 소비량은 수요 증가와 생산량 증가로 2000년 이후 지속해서 증가하였으며 2019년에는 1인당 30.9kg을 기록하고 있다(KREI, 2021). 국내 양파 중 96%는 가정용으로 소비되며, 나머지 4%는 가공용으로 소비된다(농촌진흥청, 2018).

양파의 도매시장 출하량은 매년 증가하고 있으며, 수확기 출하 비중은 전체의 30% 이상을

차지하며, 나머지는 간이저장 일부를 포함하여 저온 저장고에 저장되어 다음 해 새 양파가 생산될 때까지 소비되고 있다(농촌진흥청, 2018).

양파 도매가격은 국내산 생산량 변화에 따라 등락을 반복하며, 2018년과 2019년에는 생산량 과잉으로 실질 도매가격이 평년보다 낮게 형성되었으나, 2020년은 생산량 감소에 따라 전년 동기보다 높은 수준이다(KREI, 2021; aT KAMIS, 2021).

그림 1. 연평균 양파 실질 가격 동향



주: 1) 실질 도매가격은 도매가격을 생산자물가지수(2015=100)로 디플레이트 하였으며 상품 기준임.  
 자료: aT KAMIS(2021)

### 3.1.2. 양파 시장의 문제점

국내 양파의 수급은 전체적으로는 국내 생산에 의존하여 수급 균형을 유지하고 있으나 재배면적의 급격한 증감에 따른 생산량의 변동이 심한 해에는 부분적으로 수출과 수입을 통하여 수급의 균형을 유지하고 있다(농촌진흥청, 2018).

당해 연도 생산량과 입고량 수준에 따라 저장 출하기 가격 패턴이 다르게 나타나며 양파의

입고율은 이듬해 조생종 양파 재배와 가격에도 영향을 미친다. 양파 저장량이 마늘의 6~7배 수준이며, 저온 저장고 수 및 저장 주체(국내 저온 저장고 중 양파는 23%를 차지함)가 많으므로 저장 출하기에 수급 조절이 어려운 문제가 있다.

양파의 단수는 재배기술의 발달로 증가하는 추세를 보이거나 기상여건에 따라 증감을 반복하며 변동성이 큰 모습을 나타내고 있다(KREI, 2021).

양파의 10a당 실질 생산비는 2012년 이후 지속해서 상승하고 있으나, 실질 조수입은 양파 가격과 생산량 변동에 따라 증감을 반복하고 있어 소득의 불안정성이 나타나고 있다. 농업관측본부 실측 조사 결과(2020)에 따르면 가뭄이 있었던 2012~2013년 단수와 습해, 고온, 가뭄이 있었던 2017~2018년 단수가 감소하였다.

양파 수입량은 다른 양념 채소류에 비해 많지 않으나, 국내 수급 상황과 최대 수입국인 중국산 양파의 수입 가능 가격에 따라 매년 증감을 반복하여 수급 불안정 상황을 보여주고 있다(KREI, 2021). 실제 2014년, 2019년은 생산량 과잉으로 정부의 수출 촉진정책으로 수출이 증가하는 모습을 보였고, 2015년, 2017년은 국내산 양파 생산량 부족으로 TRQ 도입에 따라 18~21만 톤의 양파가 수입되는 모습을 보였고, 그다음 해(2016년, 2018년)에는 7만 톤 내외로 수입량이 감소하였다.

노지 재배 특성으로 따른 기상 변화에 따른 생육환경 변화에 민감하여 생산량의 변동이 크며, 이로 인해 가격 변동성이 커져 농가 소득이 불안정할 뿐만 아니라, 합리적인 의사결정을 내리는데도 어려움을 겪고 있다. 그러나 양파가격은 생산뿐만 아니라 소비, 수출입, 재고 등의 영향을 받지만, 정보가 미흡하여 가격 변동성을 쉽게 예측하지 못한다는 한계가 있다.

## 2.2. 양파가격 예측의 중요성 및 필요성

매년 양파 등 주요 채소류에 대한 수급 실패 사례는 반복되고 있으며, 금값된 채소, 재배면적 예측 실패로 인한 수급 초비상, 정부의 소극적 정책에 대한 비판 등으로 언론에서 주목받고 있다. 특히 수급 전망 실패에 따른 지자체 재정부담과 농민 부담 증가를 감안하면 정확한 관측과 수급 전망은 중요하다. 특히 양파는 연중 가격 변동성이 높고, 재배면적의 고정성이 낮아

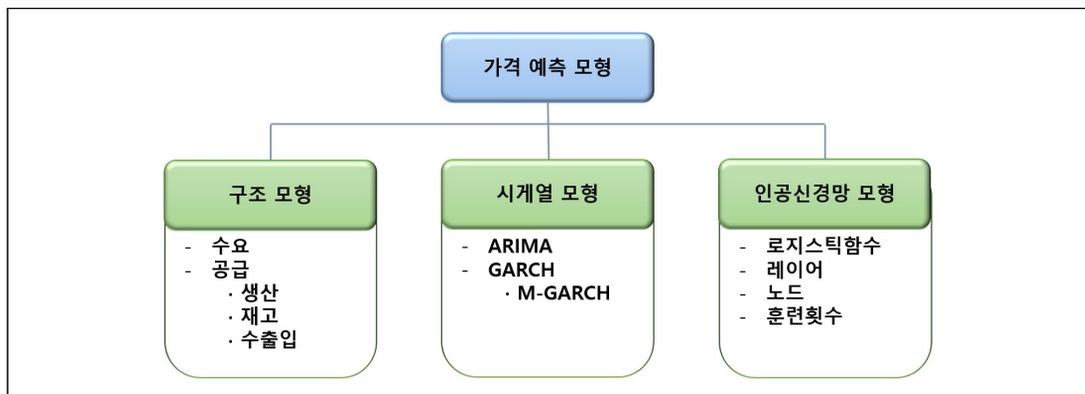
수급 전망이 더 어려운 것으로 판단된다(김동환 외, 2017). 양파는 대부분 노지에서 재배되므로 기온, 강수량, 일조량 등 기상요인에 의해 단수가 크게 영향을 받는 특징을 지니며, 최근 빈번한 기상이변과 농가의 불확실한 재배 의사결정으로 양파 생산량 예측의 어려움이 더욱 커지고 있다(최성천, 백장선, 2016; 오승원, 김민수, 2017; 이승인 외, 2020). 정확한 가격 예측은 생산량 및 재배면적, 재고량 등 농가의 의사결정 및 소득, 저장업체의 출하 행태에 영향을 미쳐 양파의 수급 조절에 가장 큰 영향을 미친다. 따라서 양파의 개별 품목적 특성에 맞는 변수를 모색하여 가격 예측모형에 반영하는 것이 필요하다.

### 3. 예측 분석 방법 및 자료

#### 3.1. 가격 예측 분석의 개요

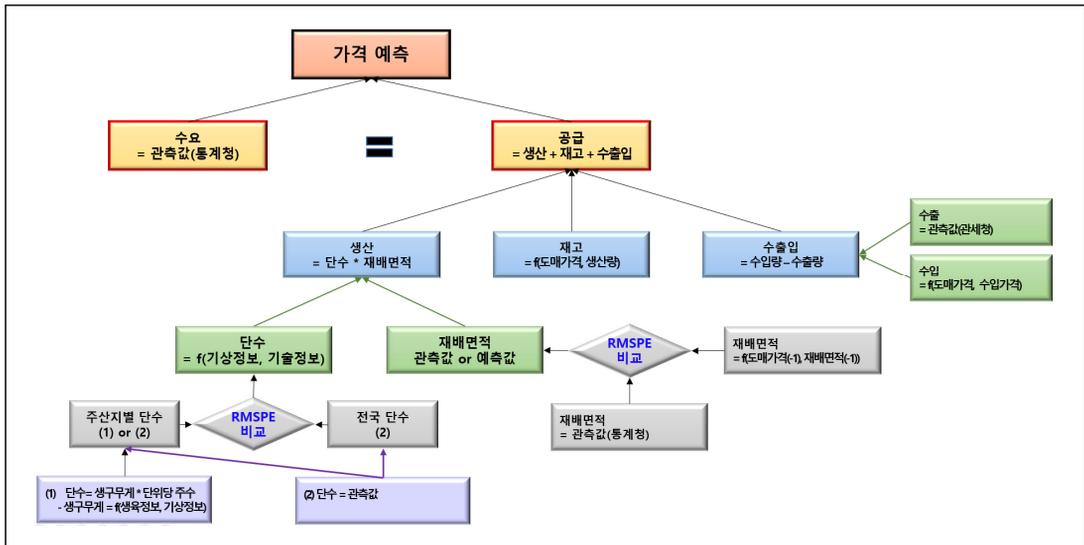
본 연구에서는 양파가격 예측의 정확도 향상을 위해 다양한 모형을 이용하여 가격 예측을 분석하며, 분석모형은 크게 구조모형, 시계열모형, 인공신경망모형으로 구분한다(그림 2).

그림 2. 가격 예측 모형의 구조



가격 예측모형 중 구조모형은 세부모형으로 구분될 수 있다. 가격은 수요와 공급이 일치하는 균형점에서 결정이 되며, 공급은 다시 생산, 재고, 수출입으로 구분할 수 있다. 또한, 생산은 단수와 재배면적에 의해 결정된다.

그림 3. 구조모형의 세부 항목



본 연구는 1월, 4월, 6월, 10월의 국내 양파가격 예측을 분석하였다. 4월의 경우, 조생종이 본격적으로 수확되어 도매시장에 출하되며 햇양파의 가격이 결정되는 중요한 시기이므로 4월의 양파가격을 예측하였다. 6월은 국내 양파 물량의 가장 많은 부분을 차지하는 중만생종이 수확되어 도매시장에 출하 시기로 국내 양파 농가의 소득이 결정되는 중요한 시기이므로 6월의 양파가격을 예측하였다. 일반적으로 국내 양파 농가는 10월 상순에서 11월 상순 사이에 정식을 시작하며, 이때 재배면적에 대한 의사결정을 하므로 농가들은 10월의 양파가격에 관심이 높은 것으로 파악하여 10월의 국내 양파가격을 예측하였다. 마지막으로 1월은 KREI 주최하는 농업전망 대회<sup>1)</sup>에서 양파의 수급 동향과 당해 상반기의 가격 전망을 발표하는 시기로

1) KREI 농업전망(2021)에는 당해 상반기 전망으로 추정 재고량, 품종(조생종, 중만생종)별 재배면적, 단수, 생산량을 발표하며, 중장기 전망으로 KREI-KASMO 모형을 이용하여 당해, 2025년, 2030년의 재배면적, 총공급량(생산량, 수입량), 총수요량(소비량, 수출량) 전망을 발표함

서 동일한 기준을 적용하여 양파가격 예측 분석한 결과와 비교 분석하기 위해 1월의 양파가격을 예측하였다.

## 3.2. 양파가격 예측모형의 분석 방법

### 3.2.1. 구조모형을 이용한 가격 분석 방법

#### 가) 가격모형 분석 방법

본 연구에서는 구조모형을 통한 가격 예측 모형을 분석하였다. 본 연구에서는 김연중 외(2006) 연구와 같이 역수요 함수를 이용하여 가격예측모형을 구축하여 양파가격을 추정 및 예측하고자 하였다.

가격 예측을 위해 모형에 사용된 시계열 자료는 ADF(Augmented Dickey Fuller) unit root test를 통해 단위근을 검정하여 안정성(stationarity)을 확보하였다. 또한, 연평균, 4월, 6월 10월 가격예측모형별로 예측에 적합한 모형을 판단하기 위해 모형의 적합성(model validation)을 판단한 후, 모형 선정 기준을 통해 적정 모형을 식별하였다.

가격 예측에 적합한 모형을 판단하기 위해 첫째, 자기상관(autocorrelation) 존재 여부, 둘째, 이분산성(heteroskedasticity) 존재 여부, 셋째, 통계적으로 유의미한 변수의 존재 여부를 기준으로 모형의 적합성(validation)을 판단하였다.

이분산성 검정은 OLS를 이용한 회귀분과 오차항의 이분산성을 검정하기 위해 Breush-Godfrey Heteroskedasticity test를 이용하여 이분산성 존재 유무를 확인할 수 있으며, 오차항의 동분산(homoskedasticity) 가정이 기각되어 이분산성(heteroskedasticity)이 존재하면 Heteroskedasticity-Consistent Matrix Estimator를 이용하여 모형을 추정하였다. 자기상관은 시계열 자료를 이용하는 회귀분석에서 흔히 발생하는 문제이며, 고전적 선형회귀 모형은 오차항이 상관관계를 갖지 않는다는 것을 가정하고 있으므로(Damodar Gujarati, 2016), Breush-Godfrey Serial Correlation LM test를 이용하여 자기상관(AR) 구조를 확인하였다. 오차항의 자기상관이 있는 경우, GLS(Generalized Least Squares)를 이용한 회귀분석을 통해 모형을 추정하였다.

최종적으로 예측 모형은 RMSPE(Root of Mean Square Percent Simulation Error)와  $R^2$ 을 기준으로 모형을 선택하였으며, RMSPE 계산식은 다음과 같다.

$$(1) \text{RMSPE}(\%) = \sqrt{\frac{1}{k+1} \sum_t^{t+k} \left( \frac{\text{예측치}_t - \text{실제치}_t}{\text{실제치}_t} \right)^2} * 100$$

국내 양파가격예측모형은 포함되는 설명변수에 따라 다양한 모형으로 구분하였으며, 모형 적합성(model validation) 기준과 모형 선택(model selection) 기준에 따라 연평균 수입량 예측치 추정에 가장 적합한 모형을 선택하였다. 국내 양파가격 추정을 위해 본 연구에서 사용된 자료는 <표 4>와 같다.

표 4. 국내 양파가격예측모형의 주요 변수

구분	변수명	변수	출처	연구
종속변수	$price_t^m$	t년 m월의 국내 실질가격 (상품 도매가격, 월, 원/kg)	명목가격(aT KAMIS)	김명환 외(2000), 김연중 외(2006), 안병일(2006)
독립변수	$demand_t^m$	t년 m월의 1인당 수요량 (월, kg/명)	수출입양(농넷, 관세청), 총인구(통계청), 월별 생산량(직접 계산)	
	$di_t^{Q2}, di_t^{Q3}$	t년의 2, 3분기의 1인당 실질 가처분소득(분기, 원)	통계청	김연중 외(2006), 안병일(2006)

주: 1) 국내 양파가격과 수입가격은 CPI(통계청, 2015=100)으로 실질가격화 하였으며, 1인당 가처분소득은 GDP디플레이터(한국은행, 2015=100)를 이용하여 실질가격화 하였음.

국내 양파가격은 도매시장 양파 상품의 경락가격 기준이며, 국내 양파의 1인당 소비량은 t기의 국내 양파 총공급량에 t기의 총인구로 나눠 계산하였으며, 본 연구에서는 1인당 공급량은 모두 소비됨을 가정하였다.

$$(2) \text{1인당 수요량}_t = \frac{(\text{생산량}_t + \text{재고량}_t + \text{수입량}_t - \text{수출량}_t)}{\text{총인구}_t}$$

각 가격예측모형에 사용된 생산량은 <표 5>와 같이 계산하였다. 여기에서 도매시장 반입량은 전국 도매시장에 반입된 총량을 의미하며, 모든 양파를 대상으로 하였다. 또한, 생산, 재

고, 수입모형을 통해 산출된 예측값은 연간 데이터의 형태로 연평균 가격 예측 모형과 6월 가격 예측모형의 총공급량에 반영하여 산출하였다. 이용 가능한 자료의 한계로 연평균 가격 예측모형의 자료 기간은 1996년~2020년이며, 4월 모형은 2009년~2020년, 6월 모형은 1997년~2020년, 10월 모형은 2009년~2020년이다.

표 5. 가격예측모형에 따른 생산량 계산 방법

모형	생산량	계산	근거
연평균 가격 예측모형	당해의 총공급량	연 생산량 = 생산량 <sub>t</sub> + 수입량 <sub>t</sub> - 수출량 <sub>t</sub>	한 해 총공급된 양파의 총량
4월 가격 예측모형	4월 총공급량	4월 생산량 = 4월 조생종생산량 <sub>t</sub> + 3월말 재고량 <sub>t</sub> + 수입량 <sub>t</sub> - 수출량 <sub>t</sub>	4월 시장에는 당해 조생종 생산량과 함께 전년도 저장 양파가 함께 거래됨
6월 가격 예측모형	6월 총공급량	6월 생산량 = $\frac{6월\ 도매시장\ 반입량}{\text{도매시장 월별 경유율}}$ cf. 경유율 = $\frac{\text{월별 도매시장 반입량}}{\text{총공급량}}$	6월은 당해 중만생종 양파가 생산되어 출하되는 시기임
10월 가격 예측모형	10월 총공급량	10월 생산량 = 9월말 재고량 + 수입량 - 수출량	10월은 양파가 생산되지 않으며 저장된 양파가 출하되는 시기임

주: 1) 사용 가능한 자료의 한계에 따라 월별 도매시장 양파 경유율은 연간 경유율과 모두 동일함으로 가정

#### 나) 단수모형 분석방법

본 연구에서는 생육정보를 이용하여 단수를 예측하는 방법과 주어진 관측값을 활용하여 예측하는 방법을 활용하였다. 또한, 전국적으로 단일화된 단수를 추정하여 예측하는 방법과 주산지별 특성을 고려하여 지역별 단수를 추정하여 전국 생산량을 추정하는 방법으로 구분하여 분석을 실시하였다.

우선 생육정보를 이용하여 추정하는 방법의 경우, 단수는 다양한 생육환경 및 기상환경에 민감하게 영향을 받으며, 지역별 특징에 따라 단수의 차이가 나므로 지역별 단수를 추정하기 위한 모형이 필요하다. 통계청에서 관측된 지역별·연도별 자료를 제공하고 있으나, 생육정보 및 기상정보를 활용하여 관측을 시도하기 위해서는 단수를 새로 설정할 필요가 있다.

단수모형의 추정은 한국농촌경제연구원 및 농촌진흥청에서 제공하는 생육자료를 이용한 단수 추정과 통계청에서 제공하는 지역별 단수를 이용하여 분석하였다.

생육자료를 이용한 단수 추정 방법은 통계청에서 제공하는 단수 대신 지역별 생육정보를 활용하여 단수를 계산하였으며, 단수를 산정하는 계산식은 아래의 식 (3)과 같다.

$$(3) \text{ 단수 } (kg/10a) = 1m^2 \text{ 당 주수} * \text{생구무게} * 1,000m^2$$

여기서 생구무게는 생육정보와 기상변수에 의해 결정되며, 생구무게는 아래와 같은 함수식으로 추정할 수 있다. 이때 단수추정에 활용된 생육 정보는 농촌진흥청과 KREI에서 제공하는 필지정보, 생육정보(지상부, 지하부)를 이용하였다.

$$(4) \text{ 생구무게} = f(\text{초장, 잎끝고사장, 엽초장, 엽초경, 기상변수})$$

사용되는 기상변수는 평균기온, 기온 차(최고기온-최저기온), 강수량, 일조시간, 풍속을 고려하였다. 그러나 분석하기에는 자료 기간이 2019년과 2020년 단 2개년도의 자료만 존재하여 일반적인 방법을 이용하여 분석이 어려우며, 설명변수 및 종속변수가 온전히 유지된 ID별 자료를 이용하여 분석하였다.

주어진 관측값을 이용하여 단수를 추정하는 방법은 통계청에서 제공하는 관측정보를 활용하여 분석하였다. 생육정보 모형과 동일하게 기상정보를 이용하여 단수를 예측하였으며, 전국의 평균 단수를 이용하여 생산량을 추정하는 방법과 주산지별 단수를 추정하여 전국의 생산량을 예측하는 방법을 비교 분석하였다. 단수 예측을 위한 관측 기간은 1980년부터 2020년까지이다. 분석 방법은 생육정보 모형과 동일하게 인공신경망모형을 이용하여 분석하였다.

또한, 단수는 외부의 여러 요인에 의해 영향을 받아 변동성이 심해 전통적인 시계열모형보다는 인공신경망을 통한 분석이 더 적합할 수 있다(양승룡, 1999). 인공신경망 중 가장 널리 사용되는 모형이 오류 역전파 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 이용한 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)으로 본 연구에서도 동일한 방법을 사용하였다. 인공신경망을 이용하여 단수를 예측하기 위해서는 활성화 함수의 형태, 알고리즘, 각 층의 노드 수, 은닉층의 수, 데이터 표준화 방식 등을 결정해야 한다. 본 연구는 활성화 함수로 로지스틱 함수(logistic function), 알고리즘으로 가중치의 역추적을 허용하는 '탄력적 역전파 방식(resilient-backpropagation with weight backtracking)'의 알고리즘을 적용한다.<sup>2)</sup>

입력층과 출력층의 노드 수는 각각 투입변수와 출력변수의 수이다. 은닉층과 은닉층별 노드 수는 시나리오별 예측력을 비교하여 결정해야 한다(윤성주 외, 2016). 본 연구는 분석의 단순화를 위해 3개 은닉층 시나리오(1개, 2개, 3개)와 노드 수 시나리오(5, 10, 15, 20, 30) 등 총 5개 시나리오를 설정하고, 예측력이 가장 우수한 시나리오의 은닉층과 노드 수를 단수 예측 모형에 적용하였다. 또한, 출력층의 활성화 함수로는 지수 함수를 사용하였다.

인공신경망모형을 효율적으로 이용하기 위해서는 데이터 표준화 작업이 필요하다. 본 연구에서는 윤성주 외(2016)에서 설명한 표준화를 위한 3가지 방식 중 평균과 표준편차를 이용한 z값의 형태로 전환해 주는 방법이 가장 예측력이 우수한 것으로 도출되어 사용하였으며, 산출식은 식 (5)와 같다.

$$(5) z_i = \frac{(x - \mu)}{\sigma}$$

인공신경망모형의 예측력을 비교하기 위해 동일한 자료를 이용하여 패널 데이터 분석을 통해 예측력을 분석하였다. 패널 모형을 이용하여 단수를 분석하기 위해 일원 오차 성분 모형을 이용하였으며, 모형의 구조는 다음의 식 (6)과 같다.

$$(6) y_{i,t} = \alpha + \sum_{k=1}^K \beta_k X_{k,i,t} + u_t + \epsilon_{i,t}$$

여기에서, y는 종속변수로서 t시점 i지역의 단수, X는 시점 I지역의 k번째 설명변수, u는 관찰되지 않은 시간 불변 오차항, e는 지역 및 시간에 따라 달라지지 않는 순수 오차항을 의미한다. 단수 예측 모형의 주요 설명 변수인 기상 정보는 각 지역의 지형 등 모형에 반영되지 못한 지역별 특성의 영향을 받기 때문에 패널 고정효과 모형이 적합하므로(이춘수 외, 2017) 본 연구에서는 패널 고정효과 모형을 사용하여 분석하였다.

t+1 시점의 예측 단수  $E(y_{i,t+1})$ 는 다음의 식 (7)을 이용하여 추정할 수 있다.

2) 탄력적 역전파 알고리즘의 내용에 대한 설명은 Gunther and Fritsch (2010)을 참고할 것

$$(7) E(y_{i,t+1}) = \hat{\alpha} + \sum_{k=1}^K \hat{\beta}_k X_{k,i,t+1}$$

#### 다) 재고모형 추정방법

본 연구에서는 당월의 가격, 전월 말 재고량, 생산량을 이용하여 재고 예측모형을 구성하였다. 한 해 저장 입고량은 생산량이 많을수록 많으며 월별 재고량은 한해 저장 입고량에 영향을 받을 수 있으며, 재고와 가격은 반비례 관계이고, 전월 말 재고는 당월 초 재고로 이월되므로 전월 말 재고가 많을수록 당월 말 재고도 많아지는 경향이 있다.

재고모형 분석은 양파의 월별 가격을 예측하는 것이므로 재고함수도 동 기간에 맞춰 분석을 실시하였다. 월별 재고량의 특징을 보면 저장 출하기인 8월부터 익년 4월까지 재고는 가격에 영향을 끼치며, 3월 말 재고, 9월 말 재고는 각각 4월 가격, 10월 가격에 영향을 끼친다. 만약 양파의 연도별 재고량의 변동이 크지 않고, 월별 감소 행태가 같다면 재고량 추정이 의미가 없으나, KREI 농업관측본부에서 제공하는 재고량 자료를 검토한 결과, 2008년에서 2020년까지 연도별 생산량에서 재고가 차지하는 비중이 40~60%이며, 월별 감소 행태가 다르므로 재고모형 추정이 필요하다. 3월 말, 9월 말 재고모형은 다음 식 (8), 식 (9)와 같이 구성하였다.

$$(8) ES_{3,t} = \beta_o + \beta_1 ES_{2,t} + \beta_2 RP_{3,t} + \beta_{3,t} Q_{t-1} + \epsilon$$

$$(9) ES_{9,t} = \beta_o + \beta_1 ES_{8,t} + \beta_2 RP_{9,t} + \epsilon$$

$ES_{m,t}$  : t년 m월 말 재고  
 $RP_{m,t}$  : t년 m월 실질가격  
 $Q_t$  : t년 생산량

3월 말과 9월 말 재고는 당월 실질 가격과 전월 말 재고량을 이용하여 추정하였으며, 9월 말 재고 추정 시 생산량과 8월 말 재고 변수 간 상관관계가 높아(0.81) 모형에 8월 말 재고만 반영하였다. 또한, 생산량이 많을수록 저장 입고량이 많아 8월과 9월 말 재고가 많은 경향이 나타나는 것으로 분석되었으며, 3월 말 재고 추정 시 생산량과 2월 말 재고는 변수 간 상관관

계가 높지 않아(0.14) 모형에 함께 반영하였다. 월별 재고모형 분석을 위해 필요한 자료를 정리하면 <표 6>과 같다.

표 6. 재고모형 분석자료 및 기초통계량

변수		평균	표준편차	최대	최소	변이계수	출처
실질 도매가격 (원/kg)	3월	935	430.82	1,940	432	46.06	aT KAMIS
	9월	777	246.34	1,221	362	31.70	
재고량(톤)	2월	137,185	56,869.21	259,149	76,380	41.45	농업관측본부
	3월	39,151	18,739.09	71,491	17,037	47.86	
	8월	601,857	69,727.27	729,372	508,612	11.59	
	9월	551,750	74,064.73	682,610	445,087	13.42	
생산량(톤)		1,350,375	170,822.61	1,594,450	1,093,932	12.65	통계청

주: 1) 실질도매가격은 한국농수산식품 유통공사(aT KAMIS)에서 제공하는 양파 상품 가격에 통계청에서 제공하는 소비자물가지수(2015=100)를 적용해 계산함.

#### 라) 수출입 모형 추정방법

국내 양파 시장에서의 수입수요를 고려하기 위해 모형 수입 예측 모형을 설정하고 변수를 선정하였다. 박기환 외(2007)는 양파의 수입량(t), 국내 도매가격(t, t-1), 국내 수입 단가(t, t-1), 생산량(t), 저장량(t)를 변수로 설정하여 수입 예측모형을 개발하였으며, 수확기와 저장기를 구분하여 회귀분석(OLS)을 통해 추정하였다. 또한, 한석호 외(2010)은 월평균 및 연평균 도매가격, 소비자물가지수, 수입량, 수입단가, 관세율을 고려하여 수입 예측을 시도하였다.

본 연구에서는 양파 수입량 예측을 위한 회귀모형(OLS 혹은 GLS을 이용)을 설정한 뒤, 실측치(actual value)와 회귀분석을 통해 추정한 예측치(forecasted value)를 비교하여 예측력을 평가하였다. 수입량 예측을 위해 모형에 사용된 시계열 자료의 안정성(stationarity)을 확인하기 위해 ADF(Augmented Dickey Fuller) unit root test(단위근 검정)을 실시하였으며, 모형의 예측력과 설명력을 기준으로 모형별 적합한 모형을 선택하여 예측치를 추정하였다.

본 연구에서는 수입량, 국내 도매가격, 국내 수입가격, 1인당 실질 가처분소득 자료를 이용하여 수입 예측 모형을 구축하였으며, 분석자료는 아래의 <표 7>과 같다. 설명변수로서 사용

되는 국내 도매가격과 생산량 및 재고량은 다중공선성 문제를 일으키므로 분석모형에서 생산량과 재고량을 제외하였다.

표 7. 국내 양파 수입모형의 주요 변수

구분	변수명	변수	출처	연구
종속 변수	$import_t^m$	$t$ 년 $m$ 월의 국내 양파 수입량 (신선·냉장 환산량, 월, kg)	농넷('96~'99년), 관세청('00~'20년)	김연중 외(2006), 박기환 외(2007), 한석호 외(2010),
독립 변수	$price_t^m$	$t$ 년 $m$ 월의 국내 실질가격 (상품 도매가격, 월, 원/kg)	명목가격(aT KAMIS)	
	$w price_t^m$	$t$ 년 $m$ 월의 수입 실질가격 (월, 원/kg)	수입금액(농넷, 관세청), 관세율(무역협회), 환율(한국은행)	
	$di_t^Q, di_t^B$	$t$ 년의 2, 3분기의 1인당 실질 가처분소득(분기, 원)	통계청	이상민·장철수(2006)

주: 1) 국내 양파가격 및 수입가격 CPI(통계청, 2015=100)으로 나눠 실질가격을 사용하였으며, 1인당 가처분소득은 GDP디플레이터(한국은행, 2015=100)를 이용하여 실질소득으로 사용함.

2) 자료 기간은 1996년부터 2020년임.

수입량의 경우, 국내로 수입되는 4종류의 양파(신선냉장, 건조, 냉동, 초산조제) 품목을 신선·냉장 양파로 환산한 신선·냉장 환산값을 이용하였으며, 환산식은 다음의 식 (10)과 같다.

$$(10) \text{ 양파 환산량} = \text{신선냉장 수입량} + (\text{건조양파}/0.072) + (\text{냉동양파}/0.9) + (\text{초산조제양파}/0.85)$$

수입단가(\$/kg)는 환율(원/kg)을 고려하여 원/kg로 환산하여 사용하였으며, 세율은 국내 양파 수입국 중 가장 큰 비중을 차지하고 있는 중국과의 신선·냉장 양파의 관세율을 기준으로 계산하였다. 이를 이용하여 최종 수입가격 산정식은 다음의 식 (11)과 같다.

$$(11) \text{ 국내 수입가격 (원/kg)} = \text{수입단가} * (1 + \text{관세율}) * (1 + \text{부가세율}) * \text{환율}$$

본 연구에서는 최근 3년(2018년~2020년)의 국내 양파 수입량을 예측하기 위해 연평균 수입모형 기준으로 1996년~2017년의 자료를 이용하여 모형을 추정한 후 2018년의 수입량을 예측하고, 2019년 수입량은 1996년~2018년의 자료를 이용하여 예측하였으며, 2020년 수입량은 1996년~2019년 자료를 이용하여 예측하였다.

### 3.2.2. 시계열모형을 이용한 가격 분석 방법

양파의 가격 예측을 위해 시계열 데이터 분석에서 가장 기본적이고 간단한 시계열모형을 설정한 뒤, 예측치와 실측치를 비교해 예측력을 평가하였다. 또한, 양파가격에 영향을 미치는 적합한 외생변수를 반영함으로써 예측력이 향상되는지도 검토하였다.

본 연구의 예측 대상은 연평균 가격과 4월, 6월, 10월 월별 가격이며, 대상별로 다른 모형을 적용하였다. 모형은 추세 시계열모형, ARDL(자기회귀시차) 모형, ARMA(자기회귀이동평균) 모형, ARMA에 외생변수를 도입한 자기회귀이동평균(ARMA with Exogenous Variables: ARMAX), 이분산이 있을 시 이를 고려한 GARCH 모형을 사용하였다.

추세 시계열모형은 시계열모형에서 추세를 고려한 모형을 의미한다. 자기회귀이동평균 모형은 예측하고자 하는 대상의 과거 정보만을 바탕으로 미래값을 예측하며, 식 (12)로 표현될 수 있다.

$$(12) \quad y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i}$$

외생변수를 고려한 자기회귀이동평균 모형은 식 (13)으로 표현되며,  $x$ 와  $\gamma$ 는 외생변수와 회귀계수의 벡터를 나타낸다.

$$(13) \quad y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{i=0}^q \beta_i \epsilon_{t-i} + x_t' \gamma$$

자기회귀시차 모형은 종속변수의 과거값과 설명변수의 현재값, 과거값이 모두 종속변수의 현재값에 영향을 주는 모형으로 식 (14)로 표현된다.

$$(14) \quad y_t = \alpha_0 + \gamma y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + \epsilon_t$$

앞의 모형은 분산이 시간에 따라 변하지 않는다는 동분산(Homoskedasticity)을 가정하지만, 시계열 자료에서는 이분산(Heteroskedasticity) 문제가 빈번하게 나타나며, 이를 고려할 필요가 있다. AREA의 잔차항  $\epsilon_t$ 을 식 (15)와 같이 변형하여 정의할 수 있다.

$$(15) \quad \epsilon_t = v_t \sqrt{h_t} \quad \text{where } \sigma_v^2 = 1, \\ h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p \beta_i h_{t-i}$$

여기서,  $v_t$ 는 white-noise process이므로, ARMA 잔차항인  $\epsilon_t$ 의 조건부, 무조건부 평균은 0이며, 이는 결과적으로  $E\epsilon_t = Ev_t(h_t)^{1/2}$ 이다. GARCH(p,q) 모형은 GARCH term 시차가 p, ARCH term 시차가 q이며, 만약  $\beta_i$ 가 0이면 ARCH(q)이다.

분석의 순서는 첫째, 시계열 자료의 안정성 확보 후 모형 식별(Model Identification), 둘째, 표본 외 예측 방식을 활용해 예측을 수행하고, RMSPE나 MAPE 등의 예측력 지표를 바탕으로 예측력을 평가 후 최종 가격예측 모형 설정, 셋째, 본 연구의 가격 예측력과 기타 선행연구의 예측력을 비교하는 순으로 진행하였다.

시계열 자료의 안정성을 확보하기 위해 Box-Jenkin's approach를 활용해 모형을 식별하였다. 우선 단위근 검정을 통해 시계열 자료의 안정성 여부 검정하였고, 안정적 시계열 자료로 변환 이후, 자기상관함수와 편자기상관함수를 계산하고, 모형의 최종 차수는 AIC, SBC 통계량을 기반으로 선택하였다. 마지막으로 최종 모형의 추정결과를 바탕으로, 자기상관이나 모수의 안정성, 이분산성 등을 진단하였다.

ARMA 등 동분산을 가정한 모형 외에 양파가격 시계열에 이분산이 있을 시, 이분산을 고려한 GARCH 모형 등을 적용해 예측력이 높은 모형을 설정하였다.

본 연구에 이용된 양파가격 자료는 한국 농수산식품유통공사 농산물유통정보에서 제공하는 월별 상품 도매가격으로, 단위는 원/kg이다. 분석 기간은 1996년부터 2020년까지이며 모형의 식별 및 모수 추정을 위해 1996년부터 2017년까지의 자료를 내표본(In-Sample)으로 이용하였고, 예측 및 진단을 위해 2018년부터 2020년까지의 자료를 외표본(Out-of-sample)으로 이용하였다.

### 3.2.3. 인공신경망모형 및 가격 분석 방법

일반적으로 가격 예측에는 선형 시계열모형이 널리 사용되고 있으나, 예상치 못한 큰 폭의

가격 등락이 있고, 다양한 외부요인의 영향을 받는 경우에는 선형 시계열보다 인공신경망모형이 적합할 수 있다(양승룡 외, 1999; 윤성주 외, 2016). 다만, 시계열모형과는 달리 인공신경망모형에서는 시차 변수가 체계적으로 고려되지 않는다(김종진 외, 2016). 따라서 인공신경망모형의 적합도와 예측력을 높이기 위해 시차 변수 대신 3개월 이동평균 값을 사용하였다.

## 4. 양파가격 예측 분석 결과

### 4.1. 구조모형 분석 결과

#### 4.1.1. 가격모형 분석 결과

분석 결과, 연평균 가격 및 10월의 예측력은 비교적 우수한 것으로 분석되었으나, 4월과 6월의 가격 예측력은 낮은 모습을 보였다. 이는 4월과 6월은 전국에서 양파가 출하됨으로 인해 가격이 혼란스러운 시기이므로 예측이 비교적 어렵다고 볼 수 있다.

표 8. 최근 3년의 국내가격 예측 결과

(단위: 원/kg)

모형	구분	2018년	2019년	2020년	RMSPE (out-of-sample)	RMSPE (in-sample)
연평균 가격예측모형	예측치	845	688	1,012	12.09%	7.59%
	실제치	785	575	1,019		
	RMSPE	7.57%	19.50%	0.69%		
4월 가격예측모형	예측치	941	661	603	31.72%	14.06%
	실제치	752	826	1,088		
	RMSPE	25.18%	19.95%	44.57%		
6월 가격예측모형	예측치	745	564	512	19.56%	60.85%
	실제치	673	463	669		
	RMSPE	10.71%	21.99%	23.44%		
10월 가격예측모형	예측치	731	588	1,000	13.30%	3.66%
	실제치	683	495	1,125		
	RMSPE	7.01%	18.92%	11.13%		

#### 4.1.2. 단수모형 분석 결과

생육 정보를 이용하여 인공신경망모형으로 단수를 추정하는 경우, 예측력 향상을 위해 훈련 횟수, 은닉층 수, 노드 수를 동일한 정보를 이용하여 비교 분석하였다. 훈련 횟수의 경우 100회를 학습시키는 경우의 RMSPE가 가장 높은 것으로 분석되었다.

예측력과 효율성을 높이기 위해 은닉층 수와 노드 수의 결합을 통해 RMSPE를 비교 분석한 결과 2개의 은닉층과 (10, 10)의 노드 수를 설정하는 것이 가장 예측력이 높은 것으로 분석되었다.

생육 정보를 이용한 인공신경망 분석 결과, 내표본 예측 오차 수준은 0.14%로 분석되었다. 그러나 예측력의 정확도 수준은 외표본을 도출하여 비교하는 것이 일반적이나, 생육자료의 기간이 짧아 시계열 자료 분석이 어려워 횡단면 자료를 이용하여 분석하였기 때문에 외표본을 도출하는 데 한계가 있었다. 다만, 인공신경망모형은 자료의 크기가 커질수록 예측의 정확도가 높아지는 특징이 있으므로 지속적인 생육 정보를 관측할 경우, 인공신경망모형을 이용하여 분석한다면 시간의 흐름에 따른 예측력을 향상할 수 있으며, 본 연구에서는 생육 정보를 활용하여 단수를 추정할 수 있다는 방법을 제안한다는 점에서 의미가 있다.

표 9. 생육정보를 이용한 인공신경망모형의 예측 결과

구분		실제값	예측값	RMSPE
in sample	제주1	0.82206	0.82094	0.0014
	제주2	1.46901	1.46759	
	제주3	-0.29816	-0.29316	

지역별 단수를 인공신경망모형으로 예측한 결과는 다음의 <표 10>과 같다. 4개의 주산지 모두 외표본을 이용하여 RMSPE를 분석한 결과 20% 이상의 높은 오차가 나타나는 모습을 나타내었다. 특히 가장 재배면적이 넓은 전남은 49% 수준으로 오차가 발생한 것으로 분석된 반면 초생종이 주를 이루는 제주지역의 RMSPE는 23% 수준으로 비교적 낮은 것으로 분석되었다.

표 10. 인공신경망을 이용한 지역별 단수 예측 결과

구분	지역	연도	실제값	예측값	RMSPE
내표본	전남	2018	4932.0	4941.3	0.0064
		2019	6873.0	6874.2	
		2020	7883.0	7851.8	
	경북	2018	6296.0	6291.8	0.0129
		2019	7471.0	7468.3	
		2020	8098.0	8086.3	
	경남	2018	6599.0	6599.0	0.0766
		2019	8174.5	8174.5	
		2020	8780.3	8780.3	
	제주	2018	6740.0	6740.7	0.0129
		2019	7875.0	7877.5	
		2020	7594.0	7592.4	
외표본	전남	2018	4932.0	4975.3	0.4906
		2019	6873.0	6795.6	
		2020	7883.0	5739.1	
	경북	2018	6296.0	6355.1	0.4481
		2019	7471.0	7272.7	
		2020	8098.0	7286.7	
	경남	2018	6601.0	6622.3	0.2891
		2019	8170.0	7544.0	
		2020	8783.0	7577.2	
	제주	2018	6740.0	6697.6	0.2315
		2019	7875.0	7187.7	
		2020	7594.0	7221.7	

전국 평균을 이용하여 생산량을 예측한 결과와 주산지별 단수를 추정하여 예측한 결과는 아래의 <표 11>과 같다. 분석 결과, 전국 평균을 이용할 경우의 외표본 오차 수준은 약 9.1%인 반면, 주산지별 단수를 추정하여 예측하는 경우 외표본 오차 수준은 25.8% 수준인 것으로 분석되었다. 이는 지역별로 재배환경 및 기상환경, 기타 외부적 요인으로 차이로 단수 추정의 예측력이 떨어져, 전체적인 생산량의 예측이 낮아진 것으로 판단된다.

표 11. 인공신경망을 이용한 전국 평균 및 지역별 단수를 이용한 생산량 예측 결과

구분	연도	실제값	실제값	예측값	RMSPE
전국 평균	내표본	2018	152,102,300	151,974,250	0.0007
		2019	159,451,194	159,447,104	
		2020	116,826,426	116,838,377	
	외표본	2018	152,102,300	151,729,181	0.0908
		2019	159,451,194	147,996,348	
		2020	116,826,426	100,487,213	
주산지별	내표본	2018	152,102,300	149,373,652	0.075
		2019	159,451,194	153,707,033	
		2020	116,826,426	113,825,704	
	외표본	2018	152,102,300	122,394,760	0.2581
		2019	159,451,194	122,391,405	
		2020	116,826,426	78,495,014	

패널모형을 이용하여 주산지별 단수를 예측한 결과, 외표본의 오차 수준은 전남 22.7%, 경북 34.4%, 경남 39.2%, 제주 116.6% 수준으로 분석되었다(표 12). 인공신경망의 추정결과와 비교해보면 전남과 경북 지역을 패널모형을 이용한 예측력이 높은 것으로 분석된 반면, 경남과 제주지역은 인공신경망모형을 이용하는 경우가 예측력이 높은 것으로 분석되었다. 이러한 결과는 지역별 생육 환경이 다르며, 양파 생산에 영향을 미치는 외부요인의 차이가 존재하기 때문으로 사료된다. 따라서 지역별 특성을 고려하여 적합한 모형을 선택하여 예측하는 것이 예측력을 향상하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 판단된다.

표 12. 패널모형을 이용한 주산지별 단수 예측 결과

지역	연도	실제값	실제값	예측값	RMSPE
전남	내표본	2018	4932.0	5267.7	0.2129
		2019	6873.0	5549.8	
		2020	7883.0	5461.7	
	외표본	2018	4932.0	5479.3	0.2269
		2019	6873.0	5267.7	
		2020	7883.0	5549.8	
경북	내표본	2018	6296.0	4887.3	0.2819
		2019	7471.0	5725.9	
		2020	8098.0	5135.9	

지역	연도	실제값	실제값	예측값	RMSPE
	외표본	2018	5974.0	7636.0	0.3426
		2019	6296.0	8396.9	
		2020	7471.0	10490.8	
경남	내표본	2018	6601.0	5188.9	0.2857
		2019	8170.0	5894.5	
		2020	8783.0	5720.0	
	외표본	2018	5974.0	8172.5	0.3922
		2019	6296.0	8654.4	
		2020	7471.0	10689.6	
제주	내표본	2018	6740.0	8825.6	0.2309
		2019	7875.0	9030.0	
		2020	7594.0	9163.8	
	외표본	2018	5974.0	13675.5	1.1658
		2019	6296.0	13674.5	
		2020	7471.0	15097.9	

#### 4.1.3 수입모형 분석 결과

수입모형의 예측 결과 전반적으로 29% 이상의 예측력이 낮은 것으로 분석되었다. 이는 생산작황 및 가격 변화에 따라 수입량 변화가 발생하므로 양파의 생산 및 가격의 높은 변동성으로 수입량의 변동이 크게 나타나기 때문이다. 또한, 수입량은 국내 생산이 결정된 후 공급되는 형태로 시차 변화에 따른 변동이 추가로 발생하기 때문으로 판단된다.

표 13. 최근 3년의 수입량 예측 결과

(단위: 톤)

모형	구분	2018년	2019년	2020년	RMSPE (out-of-sample)	RMSPE (in-sample)
연평균 수입모형	예측치	113,049	108,473	68,942	48.34%	10.88%
	실제치	98,189	60,040	74,157		
	RMSPE	21.31%	80.67%	7.03%		
4월 수입모형	예측치	3,679	4,409	5,389	39.70%	27.75%
	실제치	7,894	6,942	7,077		
	RMSPE	53.17%	36.49%	23.86%		

모형	구분	2018년	2019년	2020년	RMSPE (out-of-sample)	RMSPE (in-sample)
6월 수입모형	예측치	5,978	3,785	3,605	29.35%	4.80%
	실제치	5,419	2,534	3,837		
	RMSPE	10.31%	49.41%	6.04%		
10월 수입모형	예측치	2,760	-313	13,371	77.08%	57.1%
	실제치	5,930	2,993	8,763		
	RMSPE	53.45%	110.47%	52.59%		

#### 4.1.4. 재고모형 분석 결과

재고모형을 추정결과 바탕으로 표본 외 예측을 한 결과, 재고 예측치와 예측력은 <표 14>와 같다. 재고모형을 통해 2018년~2020년 월말 재고를 추정한 결과, 내표본과 외표본의 RMSPE의 차이가 크며, 이는 재고량을 추정해 설명하는 것은 가능하나, 예측하기엔 어려움을 의미한다.

표 14. 재고모형 예측결과 및 예측력 비교

모형	연도	실측치(톤)	예측치(톤)	예측력(%) 비교		
				RMSPE		김성우 외 (2016)
				외표본	내표본	
3월 말 재고	2018	22,000	46,716	72.066 (62.6288)	33.8500 (27.2186)	(10.9)
	2019	37,282	54,082			
	2020	34,439	44,936			
9월 말 재고	2018	600,010	580,276	3.2857 (3.1321)	2.1191 (2.0682)	(4.3)
	2019	632,089	605,141			
	2020	595,855	584,857			

주: 1) 외표본과 내표본 RMSPE에서 괄호 안의 수는 김성우 외(2016) 연구결과와 비교하기 위한 MAPE임.

2) 김성우 외(2016)는 중기선행관측모형과 농업관측본부의 양념채소 저장량 추정모형 중 MAPE가 낮은 값을 정리하였으며, MAPE는 내표본(In-Sample) 추정에 따라 계산됨.

## 4.2. 시계열 분석을 이용한 가격모형 분석 결과

시계열 분석을 이용한 각 모형의 분석 결과는 다음의 <표 15>와 같다. 4월 모형은 내표본, 외표본 예측력이 높은 AR(2) 모형을 선택하였다. 4월은 단경기로서 가격수준이나 변동성이 커질 수 있고, 재고량이 굉장히 중요한 역할을 할 것으로 4월 가격예측 시 재고량 등을 고려할 필요가 있다. 실제로 2013년 4월에 가격 이상치가 존재하여, AR(2)의 모형 설명력은 ARDL 보다 현저히 떨어졌지만, 예측력은 AR(2) 모형이 더 높은 경향을 나타냈다. 6월 모형은 둘 중 외표본 예측 오차가 낮은 AR(5) 모형을 선택하였다.

표 15. 최종 모형 선정을 위한 설명력, 예측력 비교

구분	모형	Adjusted R-squared	RMSPE	
			내표본	외표본
연평균	추세 시계열	0.324	38.321	49.49
4월	AR(2)	0.18	14.1343	17.41
	ARDL	0.774	18.4618	28.42
6월	AR(5)	0.616	49.3559	41.65
	ARDL	0.645	38.0793	61.91
10월	ARX	0.982	6.5546	7.72

10월은 양파의 내년도 재배면적을 결정하는 시기로, 다수의 선행연구에서 재배면적 결정 시 기대가격으로 전년도 양파가격이나 전년도 수확기 가격 등을 대리변수로 활용한 바 있다 (이중용, 1996; 정인철, 2019; 정다운, 2020). 양파 농업 관측사와의 인터뷰에 따르면 정식 기 때, 농민들은 당시의 가격을 보고 재배면적을 결정하므로, 10월의 가격을 예측하는 것은 내년도 재배면적을 결정한다는 점에서 중요하다.

그러나 대부분의 양파 농가는 10월의 가격 예측을 바탕으로 내년도 가격을 예상하고 재배 면적을 결정하지만, 월별 가격 분석 결과, 수확기인 6월의 가격 예측력이 떨어져 양파 농가들이 가격 위험 즉, 높은 경영 리스크를 갖고 있다고 볼 수 있다.

또한, 매년 1월 농업전망을 통해 한 해의 양파가격을 예측하지만, 본 연구의 연평균 가격예측 모형의 예측력이 가장 낮으며, 연평균 가격을 예측하는 것이 어려운 것으로 분석되었다.

연평균 가격예측 모형은 설명변수가 없고, 상수항과 추세만 고려해 설명변수로 추가적인 변수를 모색 및 도입하는 것이 필요하다.

기존 선행연구와 예측대상이 다르지만, RMSPE를 통해 예측력을 비교한 결과는 <표 13>에 정리하였다. 본 연구의 6월 가격 예측력과 남국현, 최영천(2015) 연구의 6월 도매가격 예측력과 비교할 수 있으며, 당년과 전년 생산량을 고려한 남국현, 최영천(2015) 연구의 예측력이 더 좋은 것으로 분석되었다. 이는 양파의 수확기인 6월의 가격이 당해연도 생산량 변동에 크게 영향을 받기 때문일 것으로 사료된다.

표 16. 가격예측 시계열모형 예측력 비교

본 연구				선행연구			
구분	모형	예측력		연구	모형	예측대상	외표본 예측력
		내표본	외표본				
연평균	추세 시계열	38.321	49.49	김배성 외 (2005)	ARMA (1,2)	2015년 1~7월 월별 도매가격	32.96
4월	AR(2)	14.1343	17.41	남국현, 최영천 (2015)	ARDL	2015년 6월 도매가격	29.7
6월	AR(5)	49.3559	41.65	하지희 외 (2019)	ARGARCH	2014년 1월~2018년 12월 월별 도매가격	14.00
10월	ARX	6.5546	7.72	한국농촌경제연구원 예측치			16.68

주: 1) 한국농촌경제연구원 양파가격 예측력은 하지희 외(2019) 연구에서 정리됨.

선행연구와의 예측력 비교와 한계에 따라, 최종가격 예측모형에 재고량이나 수요량을 추가로 반영했을 때 예측력이 향상되는지 검정할 수 있다. 전반적으로 외생변수를 포함함으로써 모형의 설명력은 높아졌지만, 외생변수인 수요나 재고, 생산량 또한 표본 외 예측을 통해 예측된 값을 가격 예측에 활용함으로써, 예측된 가격만 활용했던 모형보다 예측력이 낮은 것으로 분석되었다. 4월 가격 예측의 경우, 3월 말 재고나 당월 수요를 고려했을 때 4월 가격을 잘 설명한 데 반해, 예측은 어려운 것으로 분석되었다. 6월 가격 예측의 경우, 당년 생산량을 모형에 반영 시 표본 외 예측력이 높아졌으며, 이는 수확기 가격 예측에 있어 생산량의 예측이 중요함을 의미한다. 10월 가격 예측의 경우 당년 생산량이나 10월 수요를 고려했을 때 예측력이 높아지는 것으로 나타났다.

표 17. 외생변수 반영 시 최종모형의 예측력 향상 여부

구분	추가 외생변수	Adjusted R-squared	외생변수 추가 후 RMSPE	기존 모형 RMSPE
연평균	연간 수요	0.391	54.38	49.49
4월	3월 말 재고	0.482	30.24	17.41
	4월 수요	0.542	23.84	
6월	6월 수요	0.594	47.87	41.65
	당년 생산량	0.676	39.89	
10월	9월 말 재고	0.982	8.37	7.72
	10월 수요	0.974	7.25	
	당년 생산량	0.983	7.15	

### 4.3. 인공신경망모형을 이용한 가격모형 분석 결과

인공신경망모형을 이용하여 양파가격을 예측한 결과 연평균 가격 예측의 오차 수준은 32.3%이며, 10월 가격의 오차 수준은 12.2%인 것으로 분석되었다. 4월과 6월의 예측 오차 수준은 매우 높아 인공신경망모형이 적절하지 않은 것으로 분석되었다.

표 18. 인공신경망을 이용한 가격 예측 분석 결과

구분	연도	실제값	예측값	RMSPE	
연평균 가격	내표본	2018	785.3	786.6	0.0292
		2019	575.4	574.4	
		2020	1018.8	1018.5	
	외표본	2018	785.3	821.2	0.3230
		2019	575.4	717.6	
		2020	1018.8	1036.0	
4월 가격	내표본	2018	751.8	750.0	0.0426
		2019	825.6	824.8	
		2020	1088.3	1083.4	
	외표본	2018	751.8	654.0	4.6811
		2019	825.6	818.1	
		2020	1088.3	784.5	
6월 가격	내표본	2018	672.6	673.0	0.0412
		2019	462.7	463.8	
		2020	668.8	668.9	

구분		연도	실제값	예측값	RMSPE
10월 가격	외표본	2018	672.6	677.3	2.1131
		2019	462.7	500.8	
		2020	668.8	736.0	
	내표본	2018	683.5	683.7	0.0351
		2019	494.6	492.6	
		2020	1125.2	1125.0	
외표본	2018	683.5	698.9	0.1223	
	2019	494.6	518.9		
	2020	1125.2	1078.5		

#### 4.4. 예측 모형의 비교

구조모형, 시계열모형, 인공신경망모형을 이용하여 양파가격의 최근 3년(2018년~2020년)을 외표본으로 예측한 결과, 연평균 가격과 6월 가격은 구조모형으로 추정된 결과가 예측 오차 수준이 가장 낮은 것으로 분석되었으며, 4월과 10월의 경우 시계열모형을 이용하는 것으로 예측 오차 수준이 가장 낮은 것으로 분석되었다.

양파는 생산, 재고, 수출입뿐만 아니라 생산 단계에서도 기상변화에 영향을 받기 때문에 가격 형성은 다양한 외부요인에 의해 결정된다. 따라서 모형을 단순화한 시계열모형이나 인공신경망모형 보다는 다양한 요인을 고려한 구조모형으로 예측하는 것이 가장 예측력이 높이는 방법이라고 할 수 있다. 다만 데이터의 가용성, 주요 변수의 선정 등 분석 결과를 개선한다면 시계열모형이나 인공신경망모형도 양파가격을 분석하는데 적절한 분석 방법이라고 사료된다.

표 19. 모형별 예측 가격의 RMSPE 비교 분석

구분	연평균	4월	6월	10월
가격예측모형	12.1%	31.7%	19.6%	13.3%
시계열모형	49.5%	17.4%	41.7%	7.7%
인공신경망모형	32.3%	468.1%	211.3%	12.2%

## 5. 결론 및 시사점

본 연구는 양파가격의 높은 변동성으로부터 발생하는 국내 양파 농가의 피해를 감소하고 합리적인 의사결정에 도움을 주고자 양파가격의 예측력을 향상을 위한 다양한 분석을 시도하였다.

구조모형, 시계열모형, 인공신경망모형을 이용하여 양파가격의 예측력 수준을 비교 분석하였다. 또한, 단수 추정을 위해 패널데이터 분석, 인공신경망 분석을 하였으며, 지역별, 가용자료(생육 정보 등)별 차이를 두어 예측력을 높일 방법을 모색하였다.

분석 결과, 지역별 기후환경, 생육환경 등의 차이가 존재하여 지역마다 오차의 차이도 크게 나타나는 것으로 분석되었다. 또한, 양파가격은 다양한 외부 환경의 영향을 받으므로 구조모형을 통해 예측하는 것이 가장 적절한 것으로 분석되었다.

본 연구는 관측 정보가 제시되는 1월과 양파가 본격적으로 수확되는 4월과 6월 그리고 재배 농가의 생산의향이 결정되는 10월의 가격모형을 예측함으로써 양파 농가의 합리적인 경영 의사결정에 도움을 주고자 하였다. 또한, 시기별 가격에 영향을 미치는 주요 변수를 활용하여 가격 예측의 오차를 최소화할 수 있는 방안을 제시하였다는 점에서 의미가 있다. 또한, 양파가격 예측에 관한 연구가 부족한 상황에서 패널모형, 인공신경망모형, 시계열모형, 구조모형 등 다양한 방법론에 대해 비교분석을 하여 예측에 효율적인 모형을 찾는 노력을 시도하였다는 점에서 본 연구의 시도는 중요하다고 볼 수 있다.

지역별 생장 환경 및 기상 조건의 차이로 인해 지역별 예측 오차가 크게 차이가 나고, 다양한 외생변수를 고려하지만 예측력이 떨어진다는 점은 그만큼 양파가격을 예측하기가 어렵다는 것을 방증하는 결과로 볼 수 있다. 특히, 연평균 가격과 4월 가격 예측모형의 예측력이 떨어졌는데, 이는 연평균 가격이 예측하기 어려우며, 4월, 즉 전년도의 저장 양파와 올해의 햇양파, 조생종 출하가 함께 되는 시기에 시장이 혼란스러움을 의미한다.

본 연구는 다루는 연구 범위가 넓지만, 자료의 가용성과 제한된 일정으로 인해 생산, 재고, 수출입, 가격 분야에서 세부적인 결정 요인을 상세하게 확인하지 못했다는 점에서 한계점을 가진다.

양파가격 및 생산의 예측력을 향상하기 위해 한국농촌경제연구원에서 운영하는 양파의 생육 정보에 대한 지속적인 관측이 유지되어 다양한 정보를 제공해야 한다. 또한, KREI에서 운영하는 관측 모형에 대한 접근을 개방하여 관측 모형을 개선하기 위한 연구가 지속할 수 있도록 협력 체계가 마련되어야 할 것이다.

## 참고문헌

- 강연실, 강기춘. 2012. “제주지역 거시계량경제모형 개발에 관한 연구.” 「산경논집」 29: 27-49.
- 김동환 외. 2017. 「과학기술기반 채소류 수급유통고도화 사업단 최종보고서」. 농림축산식품부.
- 김명환, 박재민, 박준기, 서대석, 허주옥. 2000. 「주요 채소·과일의 수급함수 추정」.
- 김배성. 2005. “채소가격 예측을 위한 응용기법별 예측력 비교.” 「농업경제연구」 46(4): 89-113.
- 김성우, 송성환, 이형용, 한은수, 김서영. 2016. 「양념채소 저장 실태와 효율적인 수급안정체계 구축 방안 - 마늘·양파를 중심으로」. 한국농촌경제연구원.
- 김연중, 김배성, 송성환, 박영구. 2006. 「배추 계절별 수급모형 개발」. 한국농촌경제연구원.
- 김인석, 김라이, 변승연, 김화영. 2013. 「건고추·마늘 중기선행관측 모형 개발」. 한국농촌경제연구원.
- 남경수, 안병일. 2020. “명절기간 주요 국내 과일의 수요함수 추정 및 생산자잉여 변화: 배와 사과를 중심으로.” 「농업경영정책연구」 47(2): 225-249.
- 남국현, 최영찬. 2015. “양파 출하시기 도매가격 예측모형 연구.” 「농촌지도와 개발」 22(4): 423-434.
- 농촌진흥청. 2015. 「농업경영관리 길잡이① 양파 경영관리」.
- 문권순. 1997. “백터자기회귀(VAR)모형의 이해.” 「통계분석연구」 2(1): 23-56.
- 박기환, 박양구, 김재한, 윤종열. 2007. 「주요 채소류의 월별 수입수요함수 추정」. 한국농촌경제연구원.
- 박환재. 2008. “역수요모형과 한국육류시장의 수요분석.” 「경제학연구」 56(2): 5-37.
- 서홍석, 순병민, 김충현, 김문희. 2019. 「농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2019 운용·개발 연구」. 한국농촌경제연구원.
- 서홍석, 김충현, 김준호. 2020. 「농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2020 운용, 개발 연구」. 한국농촌경제연구원.
- 안병일. 2006. “주요 유제품의 수요함수 추정.” 「농업경영정책연구」 33(4): 1068-1084.
- 양승룡, 박유신. 1999. 「인공 신경망을 이용한 돼지가격 예측 모형 개발」. 「농업경제연구」 40: 105-127.
- 오승원, 김민수. 2017. “공간 및 기상정보 시계열모형을 이용한 양파 생산량 예측.” 「Journal of the Korean Data Analysis Society」 19(5): 2447-2456.
- 윤성주, 이춘수, 양승룡. 2016. 「인공 신경망을 이용한 국제곡물 가격 예측 모형 개발」. 「농업경제연구」 57(2): 83-101.
- 이동현, 이병서, 강석주, 김창환, 양성범, 이춘수, 석다솜, 홍인기, 한별, 박성화. 2018. 「주요 채소 단수 예측시스템 개발 연구」. 농촌진흥청.
- 이상민, 장철수. 2006. 「밤의 수급 전망모형 구축에 관한 연구」. 한국농촌경제연구원.
- 이승인, 손찬수, 이혜림. 2020. “기상 및 영농투입재 비용이 양파 단수에 미치는 영향:패널회귀분석과 베이지안네트워크모형을 중심으로.” 「농촌경제」 43(2): 1-28.
- 이중용. 1996. “고추·마늘·양파의 생산결정요인 분석.” 「농촌경제」 19(3): 27-50.
- 이진면, 변창욱, 최용재, 김진웅, 이상호. 2007. 「KIET 산업경제계량모형」. 산업연구원.

- 이창선, 오영균. 2000. 「세계열모형을 이용한 원화환율 예측」. LG경제연구원.
- 이춘수, 이동현, 양성범. 2017. 「채소 단수 예측 매뉴얼」.
- 정인철. 2019. “양파 재배면적과 생산단수의 예측모형 비교-Stepwise, LASSO, PCA, PLS방법의 비교.” 전남대학교 대학원 수학/통계학과 석사학위논문.
- 정다운. 2020. “농민 재배의향을 반영한 양파 재배면적 증감률 예측.” 전남대학교 수학/통계학과 석사학위논문.
- 정민제, 최영찬. 2018. 「인공신경망 가격 예측 모델」. 「신유통 리서치」.
- 최상천, 백장선. 2016. “공간 패널 회귀모형을 이용한 양파 생산량 추정.” 「응용통계연구」 29(5): 873-885.
- 하지희, 서상택, 김선웅. 2019. “양파와 마늘가격 예측모형의 예측력 고도화 방안.” 「농촌계획」 25(4): 109-118.
- 한석호, 이정민, 박미성, 박영구, 장석진. 2010. 「중기선행관측 기본모형 개발연구」. 한국농촌경제연구원.
- 홍성욱, 신현수, 박성근, 김정현. 2017. 「국가별·경제권별 수출결정요인 분석을 통한 수출전망모형 구축 연구」. 산업연구원.
- 농림축산식품부. 1998~2019. 「1998~2019년 농수산물 도매시장 통계연보」.
- 농림축산식품부. 1987~1996. 「1987~1996년 농림수산 주요통계」.
- 농림축산식품부. 1997~2007. 「1997~2007년 농림업 주요통계」.
- 농림축산식품부. 2008~2012. 「2008~2012년 농림수산식품 주요통계」.
- 농림축산식품부. 2013~2020. 「2013~2020년 농림축산식품 주요통계」.
- 한국농촌경제연구원 농업관측본부. 매일. 「양념채소(양파)」.
- 한국농촌경제연구원. 2021. 「농업전망 2021(2권) : 코로나19 이후 농업·농촌의 변화와 미래」.
- 농촌진흥청. 2018. 「농업기술길잡이 96(개정판) 양파」.
- 농촌진흥청. 2012. 「FTA 대응 품목별 경쟁력 제고 대책⑥ (양파)」.
- Damodar Gujarati. 2016. 「예제를 통한 계량경제학 제2판」.
- aT KAMIS. <<https://www.kamis.or.kr>>.
- aT 도매유통 정보시스템. <<http://at.agromarket.kr/>>.
- FTA강국KOREA. <<https://www.fta.go.kr/>>.
- KREI OASIS. <<http://oasis.krei.re.kr>>.
- KOSIS 국가통계포털. <<https://kosis.kr/>>.
- KDI 경제정보센터. <<https://eiec.kdi.re.kr/>>.
- TRADLINX. <<https://www.tradlinx.com/>>.
- 관세청. <<https://www.customs.go.kr/>>.
- 관세정보법령포털(CLIP). <<https://unipass.customs.go.kr/>>.
- 농넷. <<https://www.nongnet.or.kr/>>.
- 농사로(농업정보포털). <<https://www.nongsaro.go.kr/>>.
- 무역협회 K-stat. <<https://stat.kita.net/>>.

수출입무역통계. <<https://unipass.customs.go.kr/>>.  
위키피디아. <<http://en.wikipedia.org/>>.  
통계청. <<https://kostat.go.kr/>>.  
통합무역정보서비스(TradeNAVI). <<http://www.tradenavi.or.kr/>>.  
한국은행 경제통계시스템. <<https://ecos.bok.or.kr/>>.  
KREI 농업관측본부. <[http://aglook.krei.re.kr](http://aglook.krei.re.kr/)>.  
통계청 aT KAMIS.