



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](#)

석사학위논문

품종별 양파 수급모형 개발과  
응용기법별 가격 예측력 비교 연구

양 성 준

제주대학교 대학원

농업경제학과

2024년 2월



# 품종별 양파 수급모형 개발과 응용기법별 가격 예측력 비교 연구

이 논문을 경제학 석사 학위논문으로 제출함

양 성 준

제주대학교 대학원  
농업경제학과

지도교수 김 배 성

양성준의 경제학 석사학위 논문을 인준함

2023년 12월

심사위원장

고 성 보



위 원

김 배 성



위 원

조 성 주



# 차 례

## 제 1 장 서 론

제1절 연구의 필요성 및 목적 .....	1
제2절 연구 목적 및 방법 .....	3
제3절 논문 구성 .....	3
제4절 선행연구 검토 .....	4

## 제 2 장 국내 양파 수급 동향

제1절 양념채소류 생산 동향 .....	11
제2절 양파 수급 동향 .....	13

## 제 3 장 품종별 양파 수급모형 개발 및 수급전망

제1절 수급전망 구조모형 이론적검토 .....	29
제2절 품종별 양파 수급모형 개발 .....	31
제3절 국내 양파 수급전망 .....	45

## 제 4 장 양파 가격 예측 모형 개발 및 응용기법별 예측력 비교

제1절 분석개요 .....	51
제2절 시계열 모형을 활용한 양파 가격 예측 모형 개발 .....	54
제3절 인공지능망 모형을 활용한 양파 가격 예측 모형 개발 .....	66
제4절 예측력 상호비교 및 시사점 .....	79

## 제 5 장 요약 및 결론

참고문헌 .....	86
------------	----

# 표 차 례

## 제 1 장 서 론

<표 1-1> 논문 구성 및 주요 내용 .....	4
-----------------------------	---

## 제 2 장 국내 양파 수급 동향

<표 2-1> 2018~2022년 연간 채소류 생산액 .....	11
<표 2-2> 2018~2022년 연간 양념채소류 생산량 .....	12
<표 2-3> 2018년 양념채소류 생산액 .....	12
<표 2-4> 단일형 양파 품종별 재배력 .....	14
<표 2-5> 2018~2022년 연간 양념채소류 대비 양파 재배 비중 .....	15
<표 2-6> 1980~2022년 연간 지역별 양파 재배면적 .....	16
<표 2-7> 1980~2022년 연간 지역별 양파 생산량 .....	16
<표 2-8> 2000~2022년 연간 품종별 양파 생산 비중 .....	18
<표 2-9> 1980~2022년 연간 양파 단위당 수확량 .....	18
<표 2-10> 1980~2022년 양파 연간 1인당 소비량 .....	20
<표 2-11> 2018~2022년 연간 양파 수출입 물량 비교 .....	22
<표 2-12> 2000~2021년 연간 양파 공급량 동향 .....	23
<표 2-13> 2011~2022년 연간 채소류 계약재배 실적 .....	25
<표 2-14> 2011~2022년 연간 채소류 수매비축사업 실적 .....	26
<표 2-15> 2011~2020년 연간 채소류 산지폐기 실적 .....	28

## 제 3 장 품종별 양파 수급모형 개발 및 수급전망

<표 3-1> 품종별 양파 수급모형 변수 설명 .....	37
<표 3-2> 품종별 양파 수급모형 예측력 검정결과(2018~2022) .....	44
<표 3-3> 거시경제변수 가정 및 추정 .....	45
<표 3-4> 조생종 양파 기본 수급전망치(baseline) .....	47
<표 3-5> 중만생종 양파 기본 수급전망치(baseline) .....	48
<표 3-6> 양파 기본 수급전망치(baseline) 종합 .....	49

#### 제 4 장 양파 가격 예측 모형 개발 및 응용기법별 예측력 비교

<표 4-1>	품종별 양파 연도별 소비자가격 변이계수 .....	52
<표 4-2>	품종별 양파 연도별 소비자 가격 단위근 검정 결과 .....	53
<표 4-3>	양파 월별 가격 기초통계량 .....	59
<표 4-4>	양파 월별 가격 단위근 검정 결과(원자료 및 1차 차분) .....	60
<표 4-5>	ARIMA (p, d, q)모형 최적 시차 선정 .....	62
<표 4-6>	SARIMA (2, 1, 1)(0, 0, 2)12모형 추정결과 .....	63
<표 4-7>	Ljung-Box 검정 결과 .....	64
<표 4-8>	ARIMA 모형 예측력 검정 결과(2018~2022) .....	66
<표 4-9>	품종별 인공지능망 모형 예측력 검정 결과(2018~2022) .....	79
<표 4-10>	응용기법별 양파 품종별 소비자가격 예측력 검정 결과 비교 .....	81

# 그림 차례

## 제 2 장 국내 양파 수급 동향

<그림 2-1>	2022년 양념채소류 생산량 및 생산액 비중 .....	13
<그림 2-2>	양파 생육과정 및 주요 기상재해 .....	14
<그림 2-3>	1980~2022년 연간 양파 재배면적 및 생산량 추이 .....	17
<그림 2-4>	1980~2022년 연간 양파 단위당 수확량 추이 .....	19
<그림 2-5>	1980~2022년간 양파 연간 1인당 소비량 추이 .....	20
<그림 2-6>	2018~2022년 연간 양파 월별가격 동향 .....	21

## 제 3 장 양파 품종별 수급모형 개발 및 수급전망

<그림 3-1>	수입량이 증가할 경우 시장 균형의 변화 .....	29
<그림 3-2>	수요량이 증가·감소할 경우 시장 균형의 변화 .....	30
<그림 3-3>	공급량이 증가·감소할 경우 시장 균형의 변화 .....	31
<그림 3-4>	양파 수급모형 구조도 .....	33
<그림 3-5>	품종별 양파 소비자가격 추이 .....	50

## 제 4 장 양파 가격 예측 모형 개발 및 응용기법별 예측력 비교

<그림 4-1>	양파 월별가격(원자료 및 1차 차분) .....	60
<그림 4-2>	ACF 및 PACF .....	62
<그림 4-3>	잔차의 Q-Q플롯 및 히스토그램 .....	64
<그림 4-4>	ARIMA 모형의 양파 월별가격 예측 결과 그래프 .....	66
<그림 4-5>	뉴런의 구조 .....	70
<그림 4-6>	퍼셉트론의 원리 .....	71
<그림 4-7>	다층퍼셉트론의 구조 .....	72
<그림 4-8>	활성화 함수의 종류 .....	73
<그림 4-9>	인공신경망 모형 프로세스 .....	74

# 품종별 양파 수급모형 개발과 응용기법별 가격 예측력 비교 연구

양 성 준

제주대학교 대학원 농업경제학과

## 요 약

농산물은 수요와 공급 모두 비탄력적인 특징이 있어 공급이나 수요의 작은 변화에도 가격 증감폭이 공산품에 비해 상대적으로 크다. 농산물 가격의 불안정성은 주로 공급측면에서 기인하며, 특히 노지에서 재배되는 채소류의 경우 기상여건에 따른 생산량 변동이 크다. 이는 가격불안정성으로 직결되며, 생산자와 소비자의 의사결정에 혼란을 주어 사회적 후생 저하를 초래한다. 정부는 다양한 수급안정 정책을 추진하는 한편, 농업관측사업을 통해 농가의 영농 의사결정에 도움을 주고 있으나, 이와 같은 노력에도 불구하고 생산 불안에 따른 수급불안이 확대되고 있는 실정이며, 가격 불안정성은 이전보다 큰 폭으로 증감하는 추세를 보인다.

가격은 경제주체의 경제활동에 정보를 제공하여 자원이 효율적으로 배분될 수 있도록 신호로서의 기능을 하며, 이에 가격을 합리적으로 예측하는 것은 경제학의 주된 관심사 중에 하나이다. 주로 다중회귀분석과 시계열분석 등과 같은 응용계량기법이 활용되나, 최근에는 다양한 농축수산물 품목에 대해 머신러닝을 활용한 가격 예측 연구가 활발히 수행되고 있다.

본 논문은 노지에서 재배되어 가격변동성이 크며, 양념채소류 중 생산비중이 높은 양파 품목을 대상으로 응용계량기법을 활용하여 구조모형 형태의 양파 수급 모형을 품종별로 구분하여 각각 개발하였다. 양파 수급모형은 품목별 부분균형모형으로, 다양한 정책변인 및 환경변화에 대한 영향을 파악할 수 있도록 동태 축차적 형태로 구성하였다. 연립방정식 모형 내 방정식은 통상최소자승법(OLS)을 활용하였으며, 각 방정식의 설명력 및 개별 회귀계수의 유의성 등을 고려하여 최종 모형을 선정하였다. 또한 작물연도를 기준으로 하여 수확시기에 따라 4~5월은 조생종, 6~익년 3월을 중만생종이라 가정하여 개별 모형을 구축하였다.

품종별 양파 수급모형 내 주요 내생변수에 대해 예측치와 실추치를 비교하는 예측력 감정을 시행하였으며, 품종별 양파 수급 모형 내 방정식은 전반적으로 양호한 예측력을 보이는 것으로 나타났다. 또한 거시경제변수 및 모형 내 외생변수에 대한 가정을 통해 향후 4년간(2023~2026년)의 수급 전망치를 제시하였다. 조생종 및 중만생종 양파 수급전망치를 종합한 양파 수급전망 결과를 살펴보면, 재배면적은 2024년 17,281ha에서 2026



년 18,901ha로 완만한 증가세를 보이며, 1인당 소비량은 2026년 26.0kg 수준으로 늘어날 것으로 전망되었다. 한편, 품종별 양파 연도별 소비자가격의 불안정성과 안정성을 검정한 결과, 두 품종 모두 가격 불안정성이 높으며, 불안정한 시계열로 나타났으며, 이에 주요 수급 변수인 가격 예측력을 향상시킬 수 있는 다양한 응용기법을 검토하고 이를 비교 및 평가할 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 대표적인 시계열 모형인 ARIMA 모형과 최근 이슈가 되고 있는 머신러닝 기법의 일종인 인공신경망(ANN) 모형을 활용하여 품종별 소비자가격 예측 모형을 개발하고, 최종적으로 구조모형, 시계열 모형, 인공신경망 모형에 이르는 응용기법별 예측력을 검정 및 상호 비교하여 양파 가격 예측을 위한 최적의 모형을 선정하고자 하였다.

본 논문에서는 시계열 ARIMA 모형 분석을 위하여 1996년 4월부터 2018년 3월까지의 양파 소비자가격 월별 자료를 활용하였으며, 시계열 모형 구축 절차에 따라 최종적으로 SARIMA(2, 1, 1)(0, 0, 2)<sub>12</sub> 모형을 대안적인 모형을 선정 및 적합성을 평가하였다. 최종 선정된 모형을 바탕으로 2018~2023년까지의 기간에 대해 예측을 시행하였다.

인공신경망 모형을 활용하여 품종별 소비자가격을 예측하는 모형을 구성하되, 과거 관측치만을 입력변수로 하는 단변량 모형과 다양한 입력변수를 고려하는 다변량 모형으로 각각 구축하였다. 기본적으로 은닉층의 개수가 1개인 단일 은닉층 형태로 구성하였고, 이와 더불어 은닉층 노드 수 시나리오를 시행하여 예측력 비교를 통해 최적의 예측 모형을 선정하였으며, 수급구조 모형 및 시계열 모형과의 비교를 위해 1996년부터 2017년까지의 자료는 모형 학습에, 나머지 2018~2022년의 자료는 테스트 데이터로 할당하였다.

마지막으로, 품종별 양파 소비자가격 예측을 위한 수급구조 모형 및 시계열 ARIMA 모형, 인공신경망 모형 간 예측력을 상호 비교한 결과, 조생종 및 중만생종 양파 모두 수급구조 모형의 예측력이 시계열 모형과 인공신경망 모형에 비해 상대적으로 우수하게 나타났다. 조생종의 경우 MAPE를 기준으로 수급구조 모형(8.6%), 인공신경망 단변량(9.9%) 모형, 시계열 ARIMA 모형(11.8%) 순으로 나타났으며, 인공신경망 다변량 모형이 12.5%로 가장 예측오차가 높은 것으로 나타났다. 이와 달리 중만생종의 경우는 수급구조 모형(7.3%), 인공신경망 단변량 모형(11.4%), 인공신경망 다변량 모형(17.2%) 순으로 나타났으며, 시계열 ARIMA 모형이 19.6%로 가장 높았다. 본 논문은 월별 데이터만을 이용하여 분석하였으나, 향후 높은 빈도 및 장기 시계열 데이터를 확보하고, 추가적인 모형 개선을 시행한다면 예측 성능을 보다 높일 수 있을 것으로 기대된다.

# I. 서론

## 제1절 연구 배경 및 필요성

농산물 가격은 일반 상품과 마찬가지로 시장에서의 수요와 공급에 의해 결정된다. 그러나 농산물은 수요와 공급 모두 비탄력적인 특징이 있어 공급이나 수요의 작은 변화에도 가격 증감 폭이 공산품에 비해 상대적으로 크다. 이때 수요는 거의 일정하게 유지 내지는 안정된다고 가정한다면 농산물 가격의 불안정성은 주로 공급 측면에서 기인한다고 할 수 있다. 특히 채소류의 경우 노지에서 재배되는 특성상 기온, 일조량, 강수량, 자연재해 등 기상 여건에 따라 생산량 변동이 크며, 이는 다시 가격 불안정성 문제로 직결된다. 이는 경제주체의 합리적인 의사결정에 혼란을 주어 소비자 측면에서는 가게 운영을 불안정하게 하고, 생산자 측면에서는 농가 경영 위험과 불확실성을 증가시켜 궁극적으로는 사회적 후생 저하를 초래한다.

이에 정부에서는 배추·무·마늘·양파·고추를 ‘채소류 5대 민감 품목’으로 지정하여 계약재배, 시장격리(산지폐기), 수매비축과 같은 다양한 정책 사업을 시행하고 있다. 또한 수급조절위원회를 설치하여 채소류 수급조절 매뉴얼 운영을 통해 위기단계별로 수급정책을 추진하도록 함으로써 생산자의 소득 확보와 소비자의 물가안정을 도모하고 있다. 뿐만 아니라, 한국농촌경제연구원을 농업관측 전담기관으로 지정하는 한편, 농업관측사업을 통해 차기 재배의향을 조사·공표하여 사전적 재배면적 조절을 유도하고 있으며, 이 외에도 품목별 작황, 가격, 수급 동향 및 전망 등의 정보 제공을 통해 농가의 의사결정에 도움을 주고 있다.

그러나 이와 같은 노력에도 불구하고 여전히 수급불균형으로 인한 가격 불안정성 문제는 좀처럼 해소되지 않고 있다. 오히려 최근 지구온난화의 영향으로 이상고온, 잦은 가뭄, 가을장마 등 이상기후가 빈번히 발생하여 수급불안이 확대됨에 따라 가격 불안정성은 더욱 심화되고 있는 실정이다. 본 논문의 분석대상품목인 양파 또한 마찬가지로, 저장에 따른 출하시기 조정이 어느 정도 가능함에도 불구하고 2010년도 이후 가격 변동성이 이전보다 큰 폭으로 증가하는 추세를 보이고 있다(하지희 외, 2019).

가격은 개별 경제주체의 경제활동에 정보를 제공하고, 자원이 효율적으로 배분될 수 있도록 신호로서의 기능을 한다. 이로 인하여 가격변동성의 특징을 규명하거나, 가격을 보다 정확하고 합리적으로 예측하는 것은 그동안 경제학에서 주된 관심사가 되어왔으며, 많은 이론적 논의 또한 이루어졌다(양승룡 외, 1999). 이에 응용계량기법을 활용하여 가격을 예측하기 위한 모형을 개발하거나 선정하고, 모형의 예측 능력을 검증하고자 하는 연구도 주로 시도되었으며, 이는 비단 공산품에만 국한되는 것이 아닌 농산물 또한 다양한 정보를 기반으로 미래가격을 예측하고자 하는 연구가 다수 수행되었다.

응용계량기법을 활용한 대표적인 예시가 바로 다중회귀분석과 시계열분석이다. 다중회귀분석은 종속변수인 가격과 이에 영향을 미치는 여러 변수들 간 인과관계를 분석하는 방법으로, 선형모형을 설정하여 미래 종속변수 값을 예측하는 데 활용된다. 한편, 시계열 분석은 종속변수의 과거 자료 내에 이미 이에 영향을 미치는 정보가 반영되어 있음을 가정하고, 과거 가격 관측치와 실제 가격 간 오차를 이용해 시계열 패턴을 파악하여 이를 기반으로 예측하는 기법을 의미한다.

그러나 다중회귀분석은 기본적으로 변수들 간 선형관계가 있음을 가정하고, 추정 효율성을 위한 여타 조건들이 선행되며, 시계열 분석은 안정성·변동성·비선형성 등 자료가 갖는 성격을 고려할 수 있다는 장점이 있으나, 경제이론을 뒷받침할 근거가 부족하고, 비선형 관계를 모델링하기 번거롭다는 단점이 있다. 그럼에도 불구하고 이러한 기법이 전통적으로 가격 예측에 주로 활용되고 있다.

최근에는 통계학적 이론을 기반으로 하는 응용계량기법 외에 머신러닝(ML, Machine Learning)기법을 이용한 가격 예측 연구가 활발히 수행되고 있다. 머신러닝이란 작업을 수행하기 위해 규칙을 일일이 프로그래밍하지 않아도 인간이 입력한 데이터를 통해 컴퓨터가 스스로 학습을 진행하는 알고리즘을 말하며, 주로 이미지 데이터의 분류나 수치 데이터 예측에 활용된다. 이에 그동안 일반경제 분야에서는 주식 및 선물 가격이나 천연가스과 원유 등 원자재 가격, 주택 가격 예측 등 다양하게 시도되어왔다. 한편, 농업경제 분야에서는 머신러닝기법을 활용한 연구가 상대적으로 덜 시도되었으나, 최근 이를 활용한 가격 예측 연구가 수행되기 시작하였으며, 기존 통계적 기법을 이용한 경우보다 예측력이 우수하게 나타나는 등 유용성을 입증받음에 따라 농축수산물 여러 품목에 대해 다양하게 시도되고 있다.

## 제2절 연구 목적 및 방법

본 논문은 생산 및 가격 불안정성이 큰 노지채소류이자 양념채소류 중 생산 비중이 높은 양파를 대상품목으로 선정하여 품종별(조생종·중만생종)로 구분한 양파 수급모형을 개발하고, 향후 4년간(2023~2026년)의 수급 기본전망치를 제시하여 농가 및 소비자의 의사결정에 유용한 정보를 제공하는 데 목적이 있다. 양파 수급모형은 구조모형 기반의 동태축차적 형태(Dynamic Recursive form)로 구축하여 다양한 정책변인 및 환경변화에 대한 영향 파악이 가능하도록 구성으며, 연립방정식 모형 내 개별 방정식은 응용계량기법 중 하나인 통상최소자승법(OLS, Ordinary Least Square estimation)을 활용하였다. 분석을 위해 1980년부터 2022년까지의 양파 수급 관련 데이터와 거시경제 데이터를 수집하였으며, 모형 내 주요 변수들의 예측력을 검증하기 위하여 표본 외 기간에 대해 예측치와 실측치를 비교하는 사후예측을 시행하였다.

한편, 품종별 양파 소비자가격의 변동성과 안정성을 검토한 결과 변동성이 크고 시계열 자료가 불안정한 것으로 나타났으며, 가격 예측력을 제고하기 위해 최근 활발히 활용되고 있는 머신러닝 기법 중 하나인 인공신경망(ANN, Artificial Neural Networks) 모형을 활용한 양파 소비자가격 예측을 위한 최적의 모형을 개발하고자 하였다. 이와 더불어 전통적으로 가격 예측에 주로 활용되는 시계열 분석 기법 중 자기회귀누적이동평균(ARIMA, AutoRegressive Integrated Moving Average) 모형을 포함하여 궁극적으로는 양파 가격 예측을 위한 응용기법별(구조모형, 시계열 모형, 인공신경망 모형)로 예측력을 상호 비교·평가하여 양파 가격 예측을 위한 최적의 모형을 선정하는 데 목적이 있다.

## 제3절 논문 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 1장에서는 연구의 배경과 필요성에 대해 논하고, 농산물 가격 및 수급 예측과 관련된 선행연구를 검토한다. 2장에서는 양파 품목 산업의 동향을 생산·소비·가격·수출입·공급량 부문으로 나누어 살펴보고, 수급안정 정책사업 현황 또한 살펴본다. 3장에서는 품종별 양파 수급모형을 개발하여 기본전망치를 제시

하였다. 4장에서는 시계열 분석기법인 ARIMA 모형과 머신러닝 기법 중 하나인 인공 신경망 모형에 대해 이론적으로 검토하고, 이를 활용한 가격 예측 모형을 개발하여 응용기법별로 예측력 검증 결과를 상호비교하여 양파 가격 예측을 위한 최적의 모형을 선정하였다. 5장에서는 본 논문의 결과를 요약하고 시사점을 제시하였다.

<표 1-1> 논문 구성 및 주요 내용

순서	내용
제1장	<b>서론</b> - 연구의 필요성, 연구목적 및 방법, 선행연구검토
제2장	<b>국내 양파 수급동향</b> - 양파 생산, 소비, 가격, 수출입, 공급량, 수급안정정책 동향
제3장	<b>양파 품종별 수급모형 개발 및 기본 수급전망</b> - 수급 구조모형 이론적 검토, 품종별 양파 수급모형 개발, 기본 수급전망치 제시
제4장	<b>양파 수급예측을 위한 응용기법별 예측력 비교</b> - ARIMA 모형 및 인공신경망 모형 이론적 검토, 양파 가격 예측모형 구축 및 예측력 상호 비교·검토를 통한 최적 모형 선정
제5장	<b>요약 및 결론</b> - 논문 내용 요약 및 시사점, 향후 과제 제언

#### 제4절 선행연구검토

##### 가. 응용계량 구조모형 접근 방식의 농축수산물 가격 및 수급 예측 선행연구

남국현·최영찬(2015)은 양파 생산 및 소득자료와 도매가격 자료, 기상자료 등을 활용하여 양파 수급모형을 구축하고, 출하시기의 도매가격을 전망하였다. 분석을 위해 2007년에서 2015년까지의 도매가격 자료와 2002년부터 2014년까지의 연간 양파 생산 자료, 2001년 10월부터 2015년까지의 월별 주산지 기상자료를 이용하였다. 자기회귀시차(ARDL)모형을 활용하여 재배면적과 단수를 각각 추정함으로써 생산량 전망치를 도출하고, 역공급함수 형태로 추정하여 출하시기 양파 도매가격을 예측하였다. 이 연구는 경제 및 기상요인과 수급 이론을 고려하여 수급 예측 모형을 개발하였다는 점에서는 의의가 있으나, 양파의 재고량, 수요량 등을 고려하지 못하였다는 한계가 있다.

고성보·김배성(2012)은 동태 축차적(Dynamic Recursive form) 방식의 연도별 수급 및 가격 전망이 가능한 한라봉의 수급전망 모형을 개발하였다. 수급모형에 도입된 외생변수에 대한 가정을 달리하여 몇 가지 시나리오를 설정하였으며, 이를 시나리오 도입 이전의 기준예측치와 비교함으로써 파급영향을 분석하였다. 분석 결과 경기침체는 한라봉 수요 감소와 가격하락에 상당한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 한라봉 산업의 지속적인 성장을 위해 수출을 증대시킬 뿐만 아니라 가공 산업을 활성화할 필요성이 있음을 시사점으로 제시하였다.

고성보·김배성(2014)은 한·중 FTA가 제주 노지감귤 산업에 미치는 파급영향을 분석하였다. 노지감귤의 수급모형 구축을 위해 동태 축차적 시뮬레이션 모형이 활용되었으며, 한·중 FTA 타결에 따른 영향을 파악하기 위해 시장개방 방식(관세 철폐 및 인하)에 따른 시나리오를 구성하였다. 관세 15년 철폐 시 누적 생산량 감소액이 총 4,407억 원에 이르는 것으로 분석되었으며, 이는 한·중 FTA가 제주 노지감귤 산업에 상당한 피해를 가져올 것임을 시사하며 정책적인 대응 방안 마련이 필요함을 주장하였다.

김배성·고봉현(2014)은 제주 월동무 품목을 대상으로 중장기 전망을 위해 동태 축차적 형태의 시뮬레이션 모형으로 수급 전망 모형을 구축하였으며, 2014년부터 2018년까지의 기간에 대해 제주 월동무의 수급과 가격을 전망하였다. 분석 결과 2018년 재배면적 및 생산량이 수요량 증대와 더불어 각각 6,650ha, 433,310톤으로 증가하는 것으로 나타났으며, 가격 또한 연평균 5.8%씩 상승한 763원/kg에 이를 것으로 분석되었다.

김태련(2019)은 한·미 FTA 발효로 인하여 미국산 오렌지 수입량이 해마다 늘어나고 있는 상황에서 제주 한라봉 시장에 미치는 영향을 분석하였다. 이를 위해 부분균형모형 및 동태 축차적 시뮬레이션 모형으로 한라봉 수급 모형을 개발하여 2028년까지의 중장기 수급 전망을 제시하였다. 또한 3가지의 정책 시나리오(수입단가 하락, 가공용 수매 물량 확대, 수출량 확대)를 구성하여 한라봉 수급 및 가격의 변화를 파악하였다.

김화년 외(2021)는 풋귤의 수요증대가 제주 노지감귤 산업에 미치는 영향을 분석하였다. 이를 위해 노지감귤 부분수급모형을 동태 축차적인 형태로 구축하였으며,

2018년부터 2030년까지 풋갈 수요 확대에 따른 파급영향을 시뮬레이션을 구성하여 예측하였다. 분석 결과, 노지감귤 재배면적은 2023년부터 늘어나는 것으로 나타났다. 조수입의 경우 2021년부터 2030년까지 연평균 77.5억 원 증대되는 것으로 나타나 노지감귤 산업의 성장 및 유지를 위해 수요 진작을 위한 정책적 관심이 중요함을 시사점으로 제시하였다.

#### 나. 응용계량 시계열적 접근 방식의 농축수산물 가격 예측 선행연구

이요한 외(2015)는 2002년 1월부터 2015년 5월까지의 표고버섯의 등급별 월 도매 가격자료를 활용하여 가격변동 특성을 파악하고, 시계열 모형 간 단기 예측력을 비교하였다. 최적의 시계열 모형 선정을 위해서 SAS의 시계열 시스템을 활용하였으며, 42개의 시계열 모형 중 RMSE와 MAPE를 기준으로 상위 4개의 모델을 도출하였다. 그중에서도 상수항을 포함하지 않은 승법계절 ARIMA (0, 0, 0) x (0, 1, 1) 모형의 예측력이 중품, 상품, 특품 모두에서 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 이 연구는 시계열 자료의 특성을 고려하여 미래가격 예측을 위해 적용 가능한 시계열 모형을 비교하고, 최적 모형 선정 시 명확한 기준을 제시해 활용의 신뢰성을 제고하였다는 점에서는 의의가 있으나, 외생 요인 변화를 반영하지 못하는 한계점을 들어 추후 하이브리드 모형의 개발 및 적용의 필요성을 시사점으로 제시하였다.

이형용 외(2017)는 양념채소류인 마늘을 대상으로 시계열 분석을 활용하여 도매가격 예측 모형을 추정하고, 표본 외 예측을 시행하여 모형 간 예측력을 비교 검증하였다. 분석을 위해 2004년 1월부터 2016년 12월까지의 통마늘과 깎마늘의 월별 도매가격 자료가 활용되었으며, 오차수정(ECM)모형과 Bayesian VAR 모형을 통해 시계열 분석을 시행하였다. 분석 결과, 깎마늘 및 통마늘 도매가격은 서로 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 추정된 모형들을 대상으로 표본 외 예측을 통한 예측력 검정 결과 두 모형 모두 예측력이 양호한 것으로 나타난 한편, 오차수정모형이 상대적으로 더 우수한 것으로 나타났다. 이 연구는 반입량 자료 중심의 기존 가격 예측 구조를 보완하였다는 점에서 의의가 있으나, 수확기 생산량 변화 시 예측력이 저하될 우려가 있으므로, 물량 자료를 활용한 현행 수급모형과 적

절히 혼용될 필요가 있음을 언급하였다.

하지희 외(2019)는 시계열 모형인 ARMA 모형과 GARCH 모형을 활용하여 양파 및 마늘의 도매가격 예측 모형을 개발하고 예측력을 비교하였다. 2004년 1월부터 2018년까지 15년 치의 월별 도매가격을 활용하였으며, 10년간의 자료는 모형 식별 및 모수추정에, 나머지 5년은 예측 및 진단을 위해 이용하였다. 한편, 표본 자료 활용 및 추정은 시간 경과에 따라 숫자를 일정하게 유지하는 구간이동회귀법을 사용하되, 36개월과 48개월, 60개월을 구분하여 예측력의 차이를 비교하였으며, 이외에도 수입량 및 월별 더미변수를 고려하였다. 모형 선정 결과 양파의 경우 ARMAGARCH 모델(36개월), 마늘은 ARXM 모델(48개월)이 MAPE 기준으로 가장 예측력이 우수한 것으로 나타났으며, Encompassing 검정 결과를 토대로 한국농촌경제연구원의 예측치를 합성한 합성모형을 설정한 결과, 두 품목 모두 예측력이 개선됨을 확인하였다.

#### 다. 머신러닝 기법을 활용한 농축수산물 가격 예측 선행연구

양승룡·박유신(1999)은 돼지, 한우, 육계의 가격 예측을 위한 신경망 모형을 개발하고, 기존 시계열 기법인 ARIMA모형과 GARCH모형, 단순기대모형과 예측력을 비교함으로써 인공신경망 모형의 유용성에 대해 입증하고자 하였다. 1995년 1월 2일부터 1997년 12월 31일까지 1,094일간 일별 산지가격 자료를 활용하되, 이 중 1995년 1월 2일부터 1997년 9월 30일까지는 모형 추정에, 나머지 기간은 표본 외 기간으로 예측 결과의 정확성을 비교하는 데 활용되었다. 또한 예측력 검정 지표로는 RMSE, RMSPE, 테일의 불균등계수와 전환점예측오차가 이용되었다. 분석 결과, 양돈의 경우 인공신경망 모형이 시계열 모형에 비해 우수한 예측력을 보였으나, 한우 및 육계에 대해서는 예측력이 떨어지는 것으로 나타났다. 그러나 단순기대모형에 비해서는 우수한 결과를 보임에 따라 인공신경망 모형이 제한적으로나마 유용성이 있음을 확인했다는 점에서 의의가 있다.

김배성(2005)은 마늘, 양파, 배추, 무 품목을 대상으로 시계열 분석기법인 ARIMA 모형 및 GARCH모형, 그리고 인공신경망 모형을 활용하여 단기가격을 예측하고, 예



측력을 상호비교하였다. 분석을 위해 1987년 1월에서 2005년 7월까지의 월별가격 자료를 이용하였고, 표본외 기간을 2005년 1~7월까지로 두어 해당 기간의 예측치와 실측치를 비교하였다. 예측력 평가 기준으로는 RMSPE와 MAPE, 테일의 불균등계수 및 전환점예측오차가 고려되었다. 분석 결과, 모든 품목에 대해 시계열 모형이 인공신경망 모형 보다 우수한 실행능력을 보였고, 인공신경망 모형은 양파 품목에 한해 방향예측 정확도 측면에서 우수한 것으로 나타났다. 위 연구는 여러 분석기법을 활용해 채소류의 가격을 예측하고 예측력을 비교하였다는 점에서 의의가 있으나, 월별 가격변수 하나만 고려하였다는 점에서 한계가 있으며, 다변량 변수를 활용한 모형개발을 통해 예측력을 향상시킬 필요가 있음을 시사점으로 제시하였다.

윤성주 외(2016)는 인공신경망 모형을 활용하여 대표적인 국제 곡물인 소맥, 옥수수, 대두, 쌀의 월별가격 예측모형을 개발하고, 시계열 분석기법인 ARIMA모형과 GARCH모형과 예측력을 비교하였다. 분석대상 기간은 2005년 1월에서 2014년 6월까지로 활용하였고, 새로운 표본이 추가될 경우 예측력을 향상시킬 수 있는 점을 고려하여 모형 추정 시 자료의 시작 시점을 고정된 롤오버 방식을 선정하였다. 또한 일별·월별 가격변수만 대상으로 한 기존 선행연구와 달리 재고율, 유가, GDP 성장률 등 수급요인 및 거시경제변수를 추가해 다변량으로 확장하였으며, 실제로 다변량 변수 도입 시 예측력이 향상되는지를 파악하기 위해 시나리오를 구성하였다. 시나리오 결과, 모든 곡물에서 과거 가격만을 투입변수로 활용한 모형이 예측력이 가장 우수한 것으로 나타났으며, 위 모형을 최종 선정 후 시계열 기법 및 단순기대모형과 예측력을 비교하였다. 분석 결과, 옥수수와 쌀은 기존 시계열 모형의 예측력이 우수한 반면, 대두와 소맥은 인공신경망 모형이 우수한 것으로 나타났다. 위 연구는 인공신경망 모형이 국제곡물가격 예측력 향상에 기여할 수 있음을 입증하였다는 점에서는 의의가 있으나, 추가적인 변수 도입 시 오히려 예측력이 낮게 나타난 점을 들어 모형 활용 시 사전에 다양한 변수 조합을 검토할 필요가 있음을 시사하였다.

배경태(2016)는 2013년부터 2015년까지의 안동지역 21개의 일별 농업 기상관측 데이터 중 다중회귀분석을 통해 설명력과 유의수준을 고려하여 상위 7개의 변수를 도출한 후, 인공신경망 모형을 활용해 안동지역 오이 가격을 예측하였다. 은닉층의 수, 모멘텀 및 학습률 등은 시나리오를 구성하여 최적의 예측성능을 가진 모델을

선정하도록 하였으며, 예측 결과 2015년의 실제 오이 평균 가격과 74.89% 일치함을 확인하였다. 이 연구는 인공지능망 모형 설계에 있어 예측 성능에 영향을 미치는 여러 요인들을 비교 검토하여 제시하였다는 점에서는 의의가 있으나, 기상변수와 농산물 가격에 영향을 주는 여타 독립변수들을 고려하지 않았다는 한계가 있다.

김동현 외(2021)는 딥러닝 기반 모델 중 순환신경망 모형을 보완한 모형인 LSTM을 활용하여 일별 및 월별 돼지고기 가격을 예측하는 모형을 개발하여 시계열 분석 모형인 ARIMA, SAMIRA, auto ARIMA와 예측 성능을 비교하였다. 월별 분석을 위해 2000년 9월부터 2021년 8월까지 252개의 자료가 활용되었으며, 일별 분석을 위해 2008년 1월 2일부터 2021년 8월 26일까지 3,391개의 자료가 활용되었다. 예측력 평가 기준으로는 MAE와 RMSE, MAPE가 고려되었으며, 검정 결과 일별 및 월별 분석 모두 LSTM이 가장 우수한 성능을 보이는 것으로 나타났다. 위 연구 결과는 딥러닝 기반 모델을 활용하여 예측력을 제고시켰다는 점에서 의의가 있으나, 도매가격 자료만 활용한 결과 가축 감염병 등 생산 측면의 충격이나 거시경제변수 변화를 정확히 반영하기 어렵다는 점을 한계점으로 제시하였다.

송유노(2021)는 제주도 양식 넙치 월별 산지가격을 예측하기 위한 방법으로 인공지능망 모형을 활용하였으며, 이를 위해 2005년 10월부터 2020년 12월까지의 월별 산지가격 외 완도 넙치 산지가격, 수온, 양성물량, 대체재 수입량 등 총 10가지의 변수를 입력변수로 고려하였다. 인공지능망 모형은 MLFN모형(Multi-Layer Feedforward Network)과 GRNN(Generalized Regression Neural Network)모형을 활용하였으며, 기존 활용되고 있는 다중회귀분석과의 예측력 비교를 통해 가격 예측에 보다 우수한 모형을 제시하고자 하였다. 또한 코로나 19에 따른 불확실성을 고려해 2019년 및 2020년도 월별 가격을 분리하여 예측하였다. 분석 결과, 2019년도 예측성능은 MAPE 기준 다중회귀분석 6.46%, MLFN 5.61%, GRNN 5.26%, 2020년도는 다중회귀분석 8.63%, MLFN 6.78%, GRNN 6.04%로 최종적으로 GRNN 모형이 가장 우수한 것으로 나타났다.

우경원·신용민(2022)은 인공지능망 모형인 다층퍼셉트론(MLP)과 머신러닝 기법 중 LSTM 모델을 활용하여 양식 조피볼락의 가격 예측 분석을 시행하였다. 2006년 8월부터 2022년 1월까지의 월별 가격자료를 활용한 단변량 시계열 연구이며, 기존 계

량경제학적 방법과의 비교를 위해 단변량 시계열 모형인 ARMA(1, 1) 모형을 함께 고려하였다. 총 36개월치의 가격 예측 분석 결과, MLP 모형이 MAPE 기준 17%로 가장 우수한 것으로 나타났고, 모형 간 예측력 차이를 검증하는 DM 검정 결과를 통해 통계적으로도 우수함이 입증되었다. 이 연구는 단변량 자료를 이용하였다는 점에서는 한계가 있으나, 딥러닝 기법을 활용한 가격 예측기법 고도화를 통해 양식업 경영체의 합리적 의사결정에 도움을 줄 수 있음을 시사점으로 제시하였다.

이 외에도 머신러닝 기법을 활용하여 농축수산물 가격을 예측한 연구가 다수 존재하며, 이러한 연구들은 대부분 인공신경망 모형의 발전된 형태인 순환신경망(RNN)과 LSTM, GRU 등을 활용하였다. 대표적으로는 LSTM을 활용하여 쌀·양파·대파·애호박·시금치의 5대 도시 소매가격을 예측한 신성호 외(2018)의 연구나 육계시세를 예측한 이여진 외(2022)의 연구가 있으며, 홍성민(2022)은 양파의 중기선행관측모형을 구축하여 이의 전망치를 LSTM과 결합하여 예측력을 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 마지막으로 LSTM의 단점을 보완한 GRU를 활용하여 통영 우럭의 산지가격을 예측한 이가현(2023)의 연구와 육계의 도계수수 및 가격을 예측한 채수호·김윤두(2023)의 연구 등이 있다.

선행연구 검토결과, 응용계량기법(다중회귀모형 및 시계열 모형)과 머신러닝 기법을 활용한 양파 수급 및 가격을 예측하는 연구가 수행되었으나, 예측력이 우수하게 나오지 않은 점을 확인할 수 있었다. 또한 양파품목은 재배 및 수확시기에 따라 조생종·중만생종으로 품종이 구분됨에도 불구하고 품종별로 별도로 구축한 연구는 미비한 것으로 확인되었다. 이에 본 논문에서는 계량경제학적 기법을 활용하여 수급구조모형을 구축하되, 기존 선행연구와 달리 양파의 수급구조 모형을 품종별로 구분하여 개발하였다는 점에서 차별성이 있다. 이와 더불어 시계열 모형 중 ARIMA 모형과 머신러닝 기법의 일종인 인공신경망 모형을 활용하여 양파 가격 예측을 위한 모형을 각각 개발하여 이들의 예측력의 상호 비교를 통해 최적의 모형을 선정하였다는 점에서도 차별성이 있다.

## Ⅱ. 국내 양파 수급 동향

### 제1절 양념채소류 생산 동향

양념채소류는 김장재료, 장류, 향신료의 주재료로 다양하게 활용되는 등 우리나라 국민 식생활에 없어서는 안 되는 필수 농산물이다. 양념채소류의 생산액은 2022년 기준으로 약 3조 8,590억 원이며, 전년 대비 22.6% 감소하였으나, 이는 채소류 총 생산액 12조 6,680억원의 약 30.5%에 해당하는 수치로, 여전히 양념채소류가 전체 채소 부문에서 차지하는 비중이 높다고 할 수 있다.

<표 2-1> 2018~2022년 연간 채소류 생산액

(단위: 10억 원, %)

구 분	2018	2019	2020	2021	2022	전년 대비 증감률
엽 채 류	1,817 (15.8)	1,700 (15.0)	1,819 (16.2)	1,873 (14.2)	2,077 (16.4)	10.9
과 채 류	5,161 (44.8)	5,221 (46.9)	5,263 (46.7)	5,547 (41.9)	5,872 (46.4)	5.9
근 채 류	700 (6.1)	684 (6.1)	652 (5.8)	638 (4.8)	639 (5.0)	0.1
양념채소류	3,688 (32.0)	3,382 (30.4)	3,334 (29.6)	4,985 (37.7)	3,859 (30.5)	△22.6
양 채 류	163 (1.4)	170 (1.5)	192 (1.7)	180 (1.4)	222 (1.8)	23.3
전 체	11,529	11,127	11,259	13,223	12,668	△4.2

자료: 통계청 「농림업생산지수」

한편, 양념채소류는 고추, 대파, 양파, 생강, 마늘로 구성되는데, 2022년 기준 품목별 생산량 비중을 살펴보면 양파가 55.5%로 절반 이상 차지하고 있고, 대파 20.8%, 마늘 12.7%, 고추 10.0%, 생강 1.0% 순으로 나타났다. 반면, 생산액 기준으로는 마늘이 33.3%로 가장 많은 비중을 차지하고 있으며, 양파 25.3%, 고추

24.8%, 대파 14.6%, 생강 2.0% 순으로 나타나 양념채소류 생산량과 생산액 비중에 다소 차이가 발생하고 있는 것을 알 수 있다.

<표 2-2> 2018~2022년 연간 양념채소류 생산량

(단위: 톤, %)

구분	고추	대파	양파	생강	마늘	소계
2018	265,254 (10.1)	489,864 (18.6)	1,520,969 (57.9)	21,305 (0.8)	331,741 (12.6)	2,629,133
2019	254,280 (9.3)	463,721 (17.0)	1,594,450 (58.5)	24,966 (0.9)	387,671 (14.2)	2,725,088
2020	243,424 (10.9)	471,881 (18.8)	1,168,227 (52.5)	31,538 (1.4)	363,432 (16.3)	2,224,502
2021	261,132 (9.8)	493,162 (18.4)	1,576,752 (58.9)	35,842 (1.3)	308,532 (11.5)	2,675,420
2022	215,050 (10.0)	448,632 (20.8)	1,195,563 (55.5)	22,137 (1.0)	272,759 (12.7)	2,154,141

자료: 통계청 「농작물생산조사」

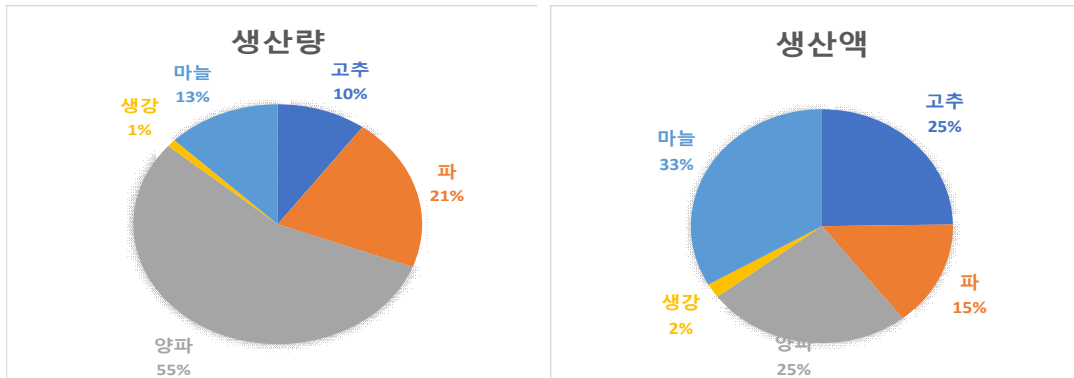
<표 2-3> 2018년 양념채소류 생산액

(단위: 10억 원, %)

구분	고추	대파	양파	생강	마늘	소계
2018	1,018 (27.6)	644 (17.5)	914 (24.8)	98 (2.6)	1,015 (27.5)	3,688
2019	1,081 (32.0)	462 (13.7)	702 (20.8)	202 (6.0)	934 (27.6)	3,382
2020	813 (10.9)	551 (16.5)	943 (28.3)	170 (5.1)	857 (25.7)	3,334
2021	1,192 (9.8)	942 (18.9)	1,344 (27.0)	134 (2.7)	1,372 (27.5)	4,985
2022	956 (24.8)	565 (14.6)	976 (25.3)	77 (2.0)	1,286 (33.3)	3,859

자료: 통계청 「농림업생산지수」

<그림 2-1> 2022년 양념채소류 생산량 및 생산액 비중



자료: 통계청 「농작물생산조사」, 「농림업생산지수」

특히 최근 5년간(2018~2022년) 양념채소류 대비 양파의 생산량 및 생산액 비중을 살펴보면, 전체 양념채소류 생산량의 평균 약 57%를 차지하고 있으며, 생산액 또한 평균 25.2%를 차지하는 등 해당 품목 산업의 중요성이 상대적으로 크다고 판단된다.

또한 앞서 서론에서 언급하였듯 양파는 기상 여건에 의한 생산량 변동 폭이 크고, 연중 1회 수확 후 나머지 시기는 저장을 통한 출하 조정이 가능함에도 여전히 가격 불안정성이 크게 나타난 점을 근거로 볼 때, 위 품목을 대상으로 가격을 예측하는 연구가 충분히 의의가 있다고 판단되어 본 연구의 분석대상품목으로 선정하였다. 본격적인 분석에 앞서 이 장에서는 양파의 수급 동향을 생산, 소비, 가격, 수출입, 공급량, 수급 정책 부문으로 나누어 살펴보려고 한다.

## 제2절 양파 수급 동향

### 가. 품목 개요

양파의 생태형은 가을에 파종하여 이듬해 봄·여름에 수확하는 단일형과 봄에 파종하여 가을에 수확하는 장일형으로 구분되나, 장일형은 강원도 고랭지 등 일부 지역에 한해 재배되고, 국내 양파는 대부분 단일형에 속한다. 단일형 양파는 8월 중순에서 9월 중순에 파종하고, 10월 상순에서 11월 상순에 정식이 이루어지며, 수확

기는 이듬해 4월에서 6월까지로 총 생육기간은 파종 후 약 9개월 정도 소요된다.

한편, 양파는 구 비대에 요구되는 해의 길이와 온도, 즉 한계일장과 한계온도에 따라 조생종과 중·만생종으로 분류되는데, 보통 해의 길이가 길지 않고 낮은 온도에서 구가 비대되는 품종을 조생종, 상대적으로 긴 일장 시간과 높은 온도에서 구가 비대되는 품종을 만생종으로 분류된다. 또한 수확시기에 따라 (초)극조생종과 조생종, 중생종, 중만생종, 만생종으로 세분되기도 한다.

<표 2-4> 단일형 양파 품종별 재배력

구분	파종기	정식기	수확기
극조생종	8월 중순~하순	10월 상순~중순	4월 상순~중순
조생종	8월 하순~9월 상순	10월 상순~중순	5월 상순~하순
중만생종	9월 상순~중순	10월 중순~11월 상순	6월 상순~하순

자료: aT KAMIS 농산물유통정보

양파의 생육과정은 유묘기, 활착기, 월동기, 경엽 신장기, 구 비대기로 나뉘는데, 유묘기는 종자 발아 후 이유키를 지나 본엽이 2~4엽 출현하는 시기를 말하며 8월에서 10월까지에 해당한다. 활착기란 정식 후에 뿌리가 잡히는 시기로 11~2월에 해당하고, 경엽 신장기는 2월부터 4월까지로 새로운 잎이 나오는 시기이며, 마지막으로 4~6월에 해당하는 구 비대기는 잎의 신장과 더불어 양파의 알이 커지는 시기를 말한다.

<그림 2-2> 양파 생육과정 및 주요 기상재해



자료: 농촌진흥청 농사로

나. 생산 동향

2022년 기준 국내 양파 재배면적은 17,661ha로 전체 양념채소류 재배면적의 19.2%를 차지하고 있으며, 전년 대비 4.3% 감소하였다. 한편, 생산량은 1,195,563톤으로, 전체 양념채소류 생산량의 55.5%를 차지하고 있으며, 전년 대비 24.2% 감소하였다. 이는 가격 하락세가 정식기인 10월에서 12월까지 이어졌을 뿐만 아니라 가뭄 등의 기상악화로 인해 작황이 부진하여 단위당 수확량이 감소하였기 때문이다.

이처럼 양파 재배면적은 직전년도 수확기 가격이나 대체작목 가격 등에 따라 증감을 반복하나 대체로 증가하는 추세를 보이고 있으며, 1980년도부터 2022년까지 두 배 이상 늘어나 연평균 1.9%씩 증가하였다. 한편, 생산량의 경우 1980년에 비해 다섯 배 이상 늘었으며, 연평균 3.5%의 증가율을 보이고 있다.

<표 2-5> 2018~2022년 연간 양념채소류 대비 양파 재배 비중  
(단위: ha, 톤, %)

구 분	양 파		양념채소류		비 중	
	재배면적	생산량	재배면적	생산량	재배면적	생산량
2018	26,425	1,520,969	109,304	2,629,133	24.2	57.9
2019	21,777	1,594,450	104,860	2,725,088	20.8	58.5
2020	14,673	1,168,227	94,116	2,224,502	15.6	52.5
2021(A)	18,461	1,576,752	99,655	2,675,420	18.5	58.9
2022(B)	17,661	1,195,563	91,918	2,154,141	19.2	55.5
증감률 (B-A)/A)	△4.3	△24.2	△7.8	△19.5	3.9	△5.8

자료: 통계청 「농작물생산조사」

양파는 전라도, 경상도, 제주도 등에서 주로 재배되고 있으며, 2022년 기준 지역별 생산 비중을 살펴보면 전라남도(무안·신안·함평 등)가 39.2%로 가장 많고, 경상남도(합천·창녕 등) 19.8%, 경상북도(영천·군위) 17.5%, 전라북도(익산·완주) 8.5%, 제주도(제주) 5.6% 순이다. 이처럼 상위 5대 지역의 생산량이 전체의 90.6%를 차지할 정도로 주산지 집중도가 매우 높은 품목이라고 할 수 있으나, 주산지 외 지역의 재배면적 및 생산량이 증가하는 추세를 보이고 있다.



<표 2-6> 1980~2022년 연간 지역별 양파 재배면적

(단위: ha, %)

구 분	1980	2000	2010	2020	2021	2022	연평균 증감률
전 북	217 (2.8)	487 (2.9)	1,302 (5.9)	1,142 (7.8)	1,687 (9.1)	1,578 (8.9)	4.7
전 남	3,682 (47.6)	8,072 (48.1)	11,754 (53.2)	5,743 (39.1)	6,775 (36.7)	6,676 (37.8)	1.4
경 북	1,529 (19.8)	3,215 (19.2)	2,695 (12.2)	2,365 (16.1)	3,159 (17.1)	2,771 (15.7)	1.4
경 남	2,019 (26.1)	3,374 (20.1)	4,282 (19.4)	2,825 (19.3)	4,023 (21.8)	3,777 (21.8)	1.5
제 주	206 (2.7)	793 (4.7)	1,196 (5.4)	955 (6.5)	906 (4.9)	946 (5.4)	3.6
기 타	88 (1.1)	832 (5.0)	884 (4.0)	1,643 (11.2)	1,911 (10.3)	1,913 (10.8)	13.1
전 국	7,741	16,773	22,113	14,673	18,461	17,661	1.9

주: 기타는 전국 17개 시도에서 5개 지역을 제외한 나머지 지역임.

자료: 통계청 「농작물생산조사」

<표 2-7> 1980~2022년 연간 지역별 양파 생산량

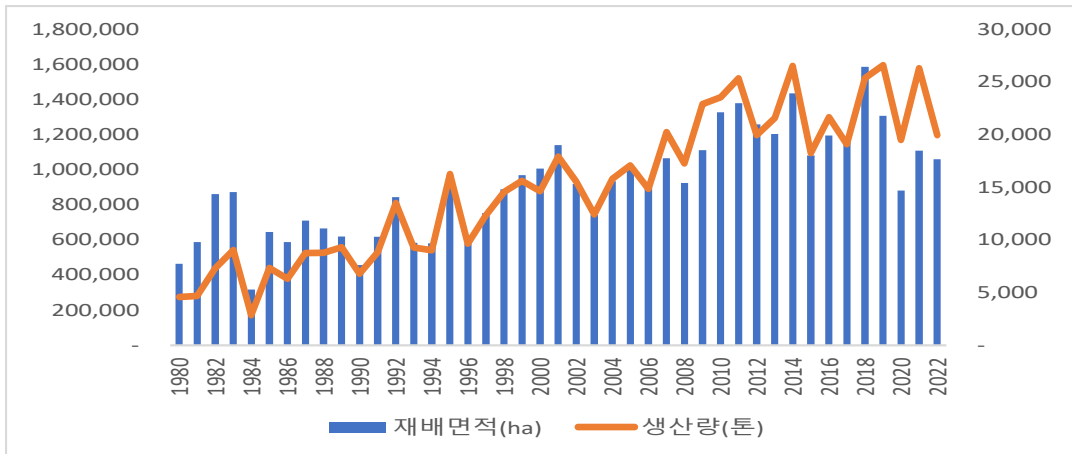
(단위: 톤, %)

구 분	1980	2000	2010	2020	2021	2022	연평균 증감률
전 북	3,203	20,381	76,155	90,175	140,266	101,560	8.4
전 남	125,714	413,529	751,059	452,737	579,053	468,234	3.1
경 북	57,395	179,783	178,230	191,509	307,652	208,970	3.1
경 남	75,830	177,607	306,291	248,082	338,881	237,057	2.7
제 주	10,174	44,099	60,889	72,489	74,856	67,481	4.5
기 타	2,602	42,115	39,022	113,235	136,044	112,261	9.1
전 국	274,918	877,514	1,411,646	1,168,227	1,576,752	1,195,56	3.5

주: 기타는 전국 17개 시도에서 5개 지역을 제외한 나머지 지역임.

자료: 통계청 「농작물생산조사」

<그림 2-3> 1980~2022년 연간 양파 재배면적 및 생산량 추이



자료: 통계청 「농작물생산조사」

한편, 품종별 양파 생산 동향을 살펴보면, 조생종은 제주지역에서, 중·만생종은 전라남도과 경상남도, 경상북도 지역 등에서 주로 재배되는데, 2022년도 기준 품종별 재배면적은 조생종 2,142ha, 중·만생종 15,519ha로 중·만생종이 전체 재배면적의 87.9%를 차지하고 있으며, 생산량 또한 조생종 153,606톤, 중·만생종 1,041,958톤으로, 국내 양파 생산은 중·만생종을 중심으로 이루어지고 있는 것으로 나타났다.

<표 2-8> 2000~2022년 연간 품종별 양파 생산 비중

(단위: ha, 톤, %)

구 분	조생종		중만생종		전 체	
	재배면적	생산량	재배면적	생산량	재배면적	생산량
2000	1,642 (9.8)	91,574 (10.5)	15,131 (90.2)	776,523 (89.5)	16,733	868,097
2005	2,450 (14.6)	162,312 (15.9)	14,287 (85.4)	861,019 (84.1)	16,737	1,023,331
2010	2,561 (11.6)	145,490 (10.3)	19,552 (88.4)	1,266,156 (89.7)	22,113	1,411,646
2015	2,013 (11.2)	126,297 (11.5)	16,002 (88.8)	967,636 (88.5)	18,015	1,093,933
2020	2,683 (15.0)	203,318 (15.2)	15,247 (85.0)	1,136,816 (84.8)	17,930	1,340,134
2021(A)	2,939 (15.9)	217,425 (15.9)	15,593 (84.1)	1,152,147 (84.1)	18,532	1,369,572
2022(B)	2,142 (12.1)	153,606 (12.8)	15,519 (87.9)	1,041,958 (87.2)	17,661	1,195,563
증감률 ((B-A)/A)	△27.1	△29.4	△0.5	△9.6	△4.7	△12.7

자료: 통계청, 한국농촌경제연구원 「농업전망」

또한 양파의 단위당 수확량은 노지에서 재배되는 특성상 기상 여건의 영향을 많이 받는 관계로 작황에 따라 해마다 증감을 반복하고 있으나, 재배기술이 발달함에 따라 대체로 증가하는 추세를 보이고 있다. 1980년도 양파 단위당 수확량은 3,552kg/10a에서 2022년 6,770kg/10a로 연평균 1.5%씩 증가하였다.

<표 2-9> 1980~2022년 연간 양파 단위당 수확량

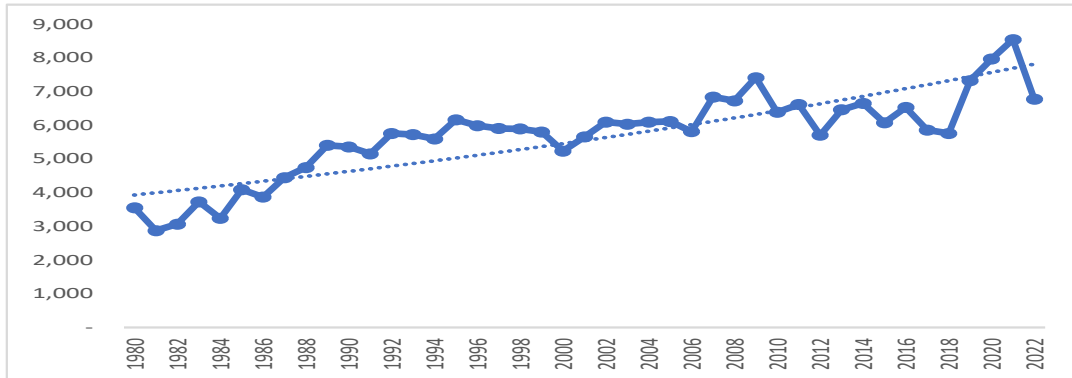
(단위: kg/10a)

1980	1990	2000	2010	2020	2021	2022	연평균 증감률
3,552	5,358	5,232	6,384	7,962	8,541	6,770	1.5

자료: 통계청 「농작물생산조사」

<그림 2-4> 1980~2022년 연간 양파 단위당 수확량 추이

(단위: kg/10a)



자료: 통계청 「농작물생산조사」

#### 다. 소비 동향

농촌진흥청(2019)에 따르면 국내 양파 공급량의 96%가 요식업체 및 가정용으로 소비되며, 나머지 4%는 가공용으로 소비되고 있는 것으로 나타났다. 한편, 양파의 연간 1인당 소비량은 1980년 당시 5.4kg에 불과하였으나, 육류 소비가 늘고 국내 생산량 또한 증가함에 따라 1990년대 중반 이후 지속적으로 늘어났으며, 2010년에는 28.7kg, 2019년도는 30.9kg까지 증가하였다.

다만 2020년도에는 코로나19로 인해 학교급식이 중단되면서 소비가 위축되며 24.1kg으로 감소하기도 하였으나, 이듬해인 2021년도에는 다시 회복돼 역대 최고치인 31.8kg을 기록하였다. 한편, 2022년에는 국내생산이 급감하며 1인당 소비량이 24.5kg(추정치)로 전년 대비 감소하였다.

1980년부터 2022년까지 연평균 3.6%의 증가율을 보이고 있으며, 이와 같은 양파 소비량 증가 추세는 양파가 샐러드 등 주재료로 다양하게 활용될 뿐만 아니라 대표적인 기능성 식품<sup>1)</sup>으로써 관심이 고조됨에 따라 향후에도 이어질 것으로 보인다.

1) 양파의 대표적인 기능성 성분으로는 퀘르세틴과 안토시아닌 등이 있으며, 퀘르세틴은 발암성 물질의 활성 감소, 혈압강하 및 모세혈관 강화 등에, 안토시아닌은 항암 및 항염증, 심혈관계 개선 등에 효과적인 것으로 알려져 있다(농촌진흥청 농업기술잡지, 2022).

<표 2-10> 1980~2022년 양파 연간 1인당 소비량

(단위: kg)

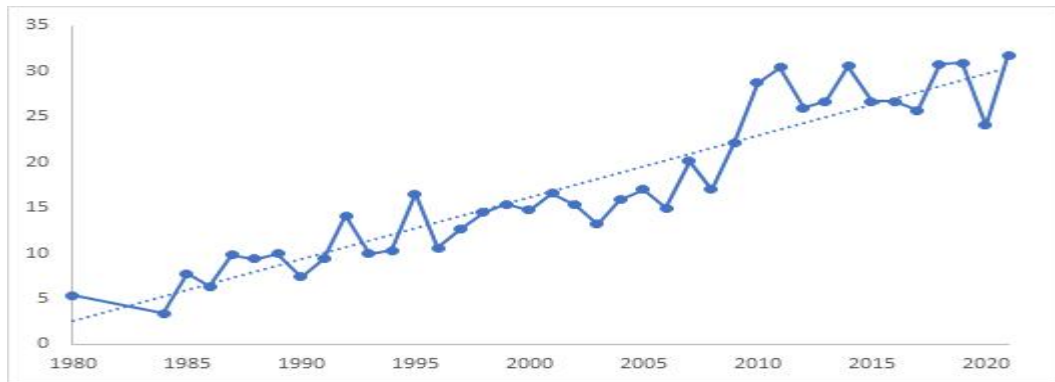
1980	1990	2000	2010	2020	2021	2022	연평균 증감률
5.4	7.4	14.8	28.7	24.1	31.8	24.5	3.6

주: 2022년 한국농촌경제연구원 농업관측센터 추정치임.

자료: 농림축산식품부 「농림축산식품 주요통계」, 한국농촌경제연구원 「농업전망」

<그림 2-5> 1980~2022년간 양파 연간 1인당 소비량 추이

(단위: kg)



자료: 농림축산식품부 「농림축산식품 주요통계」

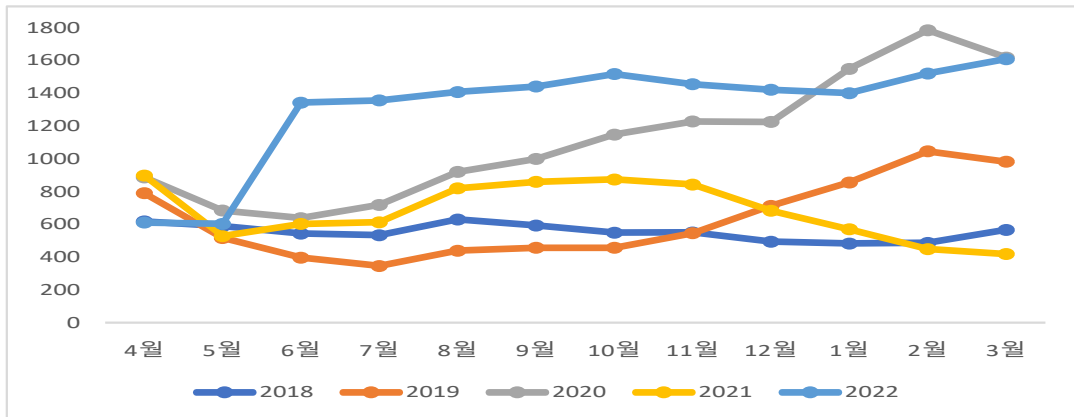
## 라. 가격 동향

양파의 가격은 재배면적 및 작황에 따른 생산량 증감, 재고량 등 기타 여러 요인에 의해 영향을 받으며, 매년 등락을 반복하는 패턴을 보인다. 또한 품종별 수확시기에 따라 월별가격이 등락을 반복한다는 점이 특징인데, 대체로 극조생종 출하 시기 직전인 2~3월에 가장 높게 형성되고, 5월부터 조생종이 본격적으로 출하되며 점차 하락하는 모습을 보인다. 이후 6월에는 조생종 출하가 마무리되고 중·만생종이 출하되기 시작하며, 7월 이후부터는 저장 양파의 출하가 이루어지는데, 저장 비용을 반영하여 가격이 점차 상승하는 특징을 보인다.

다만 2020년산은 직전년도 양파가격 약세로 인한 재배면적감소와 역대 최장기간 장마 등으로 인한 작황 감소가 맞물려 수급 조절이 안정적으로 이루어지지 못해 가격이 폭등<sup>2)</sup>하였다. 2021년산 양파가격 하락<sup>3)</sup> 또한 2017년산의 경우와 마찬가지로 재고량 규모가 늘어났으며, 이 밖에도 코로나19로 인한 소비량 감소가 주된 원인으로 작용하였다. 2022년산의 경우 조생종 수확 초기인 4~5월에 전년산 저장양파가 여전히 시장에 출하되며 가격이 상대적으로 낮게 형성되었으나, 생산량 감소로 인해 이후에는 가격이 전년 대비 높게 형성된 점이 특징이다.

<그림 2-6> 2018~2022년 연간 양파 월별가격 동향

(단위: 원/kg)



주: 가락시장 상품 기준임.

자료: 서울특별시농수산물유통공사

2) 김해뉴스(2021.02.09.). “고공행진 양파·마늘 값 이제는 잡힐까?”

3) 조선비즈(2022.02.17.). “재고증가에 양파 도매가격 70% 폭락, 봄까지 하락세 이어질 듯”

마. 수출입 동향

국내 양파의 수급은 대체로 국내 생산량에 의존하나, 재배면적 증감에 의해 생산량 변동이 심할 경우 수출 및 수입으로 균형을 유지한다. 양파는 신선 양파, 건조 양파, 냉동 양파, 초산조제 양파 형태로 수출입이 이루어지고 있는데, 환산 수율을 적용한 2018년에서 2022년까지의 연간 교역량 동향을 살펴보면 수출량은 수입량에 비해 미미할 뿐만 아니라 연도별 편차 또한 상대적으로 큰 것으로 나타났다.

또한 2022년 전체 양파 수출량은 282톤으로 전년 10,121톤<sup>4)</sup> 대비 매우 적은 수준인데, 이는 국내 양파 생산량 감소로 수출 가능 물량이 크게 감소한 것에 기인하며, 대부분 신선 양파 형태(270톤, 95.9%)로 수출되었다.

한편, 수입의 경우 대부분 중국으로부터 들어오며, 전체 수입량 99,506톤 중 수입 형태별 비중을 살펴보면 신선 양파가 71%(70,645톤)로 가장 많고, 건조 양파 16.0%(15,923톤), 냉동 양파 13.0%(12,928톤) 순으로 나타났다. 신선 양파 수입 비중이 높은 이유는 국내 양파 수급 안정을 위해 정부의 저율관세할당량(TRQ)과 할당관세 물량이 급증하였기 때문으로, 이에 기존 외식업체 등 대량수요처에 유통되던 건조 양파는 신선 양파로 전환되어 수입량이 줄어들었다(한국농촌경제연구원 농업전망, 2022).

<표 2-11> 2018~2022년 연간 양파 수출입 물량 비교

(단위: 톤)

구 분	수 출					수 입				
	2018	2019	2020	2021	2022	2018	2019	2020	2021	2022
신선	550	49,937	5,611	10,116	270	145,979	38,407	18,894	53,312	70,645
건조	1	139	1	1	11	24,042	22,781	28,077	32,037	15,923
냉동	27	-	-	1	1	11,365	12,768	11,661	14,125	12,928
초산조제	3	-	-	2	-	14	10	18	10	10
전 체	582	50,076	5,613	10,121	282	181,400	73,965	85,650	99,483	99,506

주: 양파의 연산기준(4월~익년 3월)을 적용하였으며, 건조양파·냉동양파·초산조제양파는 수율을 적용하여 신선양파로 환산한 수치임.

자료: 관세청

4) 2020년산 양파 수출량은 전년(2019년) 대비 80.8%증가하였는데, 이는 양파 가격 약세로 신선 양파의 수출이 증가하였기 때문이며, 총 수출량의 97%가 대만으로 수출되었다(KREI 2022농업전망).

바. 공급 동향

양파의 국내 공급량은 국내 생산 및 수입량의 지속적인 증가에 따라 2000년 약 88만 3,000톤에서 2021년 약 143만 7,000톤 수준으로 연평균 2.2%의 증가율을 보이고 있다. 한편, 자급률의 경우 국내 생산량이 급증하였던 2014년 역대 최고치인 102.8%를 기록하기도 하였으나, 이듬해인 2015년 국내 생산 급감으로 인해 공급량이 약 135만여 톤까지 하락하면서 자급률 또한 80.9%로 하락하였다. 그러나 이를 제외하고는 전반적으로 95.7% 이상의 높은 자급률을 보이고 있다.

<표 2-12> 2000~2021년 연간 양파 공급량 동향

(단위: 천 톤)

구분	2000	2005	2010	2015	2020	2021
공급량 (F=A+B+C-D-E)	883	1,049	1,454	1,353	1,423	1,437
이월재고량(A)	-	-	-	44	3	13
생산량(B)	868	1,023	1,412	1,094	1,340	1,370
수입량(C)	26	47	49	215	99	64
수출량(D)	-	-	4	-	6	10
기말재고량(E)	11	21	3	-	13	-
자급률 (=B/F*100)	98.3	97.6	97.1	80.9	94.1	95.3

자료: 한국농촌경제연구원 「농업전망」

사. 수급안정 정책 동향

양파를 비롯한 노지채소는 기상 여건의 영향을 많이 받아 생산량의 변화가 심한 점, 계절 변화에 따라 주산지가 전국으로 이동하는 점, 유사 작목 간 생산 대체 관계가 있는 점, 농가 규모가 영세하고 분산되어 있는 점 등의 이유로 수급 조절 및 가격 안정을 달성하기 어렵다. 뿐만 아니라 FTA 협상 등 급변하는 수출입 환경이나 대내외 경제상황 및 소비패턴 변화 또한 시장가격에 영향을 미치고 있다.

시장가격의 지나친 상승 혹은 하락은 결국 생산자와 소비자의 의사결정에 악영향을 미치고, 사회적 후생을 저하시킬 우려가 있어 정부에서는 농산물 가격변동을 완



화시키기 위하여 다양한 수급조절 및 가격안정 정책을 시행하고 있다. 노지채소의 대표적인 수급안정 정책으로는 계약재배, 수매비축사업, 산지폐기 등이 있으며, 이번 절에서는 각 정책에 대해 개괄적으로 살펴보고, 양파 품목을 중심으로 수급안정 정책 실적 및 동향을 파악하고자 한다.

#### 1) 계약재배 사업

계약재배란 생산자와 구매자가 농산물 출하 이전 품질·수량·단가 등에 대한 계약을 미리 체결하여 가격변동으로 인한 수급 불안정 위험을 줄이는 정책을 말한다. 사업에 참여하는 주체는 농협 등의 판매·유통업체이며, 1995년 수급 및 가격안정화를 목표로 정부의 계획 하에 시행되었다.

2007년 산지유통 관련 사업과 통합하여 산지유통활성화 사업으로 운영되었다가 2009년에는 노지채소 수급안정 사업 및 수매지원 사업을 통합하였고, 이후 2010년에는 원예브랜드 사업을 추가로 통합하여 운영되고 있으며, 사업 대상 주요 품목으로는 배추, 무, 고추, 마늘, 양파, 파, 당근 등이 있다.

2011년부터 2022년까지의 채소류 계약재배 실적을 살펴보면, 양파의 계약재배 물량은 배추·무 품목 다음으로 많으며, 계약재배 물량은 12년간 총 250만여 톤으로, 연평균 물량 약 20만 8천톤 수준에 이르는 것으로 나타났다. 또한 당해 계약재배 물량을 당해 생산량으로 나눈 계약재배 비중을 살펴본 결과, 양파는 2011년에는 19.5%에서 2013년 22.0%로 증가하였고, 2022년에는 16.4% 수준인 것으로 나타났다.

<표 2-13> 2011~2022년 연간 채소류 계약재배 실적

(단위: 천 톤, %)

구분	배추·무	마늘	양파	고추	합계
2011	297 (6.7)	46 (15.6)	297 (19.5)	7 (2.7)	647
2012	218 (7.1)	44 (13.0)	221 (18.5)	7 (2.7)	490
2013	258 (7.3)	49 (11.9)	285 (22.0)	7 (2.3)	599
2014	258 (6.7)	46 (13.0)	229 (14.4)	6 (2.2)	539
2015	237 (7.0)	53 (19.9)	191 (17.5)	3 (1.1)	484
2016	194 (6.9)	54 (19.6)	165 (12.7)	9 (3.5)	422
2017	267 (7.5)	49 (16.1)	165 (14.4)	5 (2.1)	486
2018	360 (9.9)	46 (13.9)	173 (11.4)	4 (1.5)	583
2019	427 (14.4)	47 (12.1)	203 (12.7)	5 (2.0)	682
2020	424 (12.4)	64 (17.6)	178 (15.2)	5 (2.1)	671
2021	407 (12.8)	59 (19.1)	202 (12.8)	8 (3.1)	676
2022	403 (11.9)	51 (18.7)	196 (16.4)	7 (3.3)	357
합계	3,750	608	2,505	73	6,936

주1: 배추와 무 품목 물량은 봄·고랭지·가을·월동 작형의 합계임.

주2: ( )은 당해연도 생산량 대비 계약재배 물량 비중임.

자료: 농협중앙회 「농업연감」, 통계청 「농작물생산조사」

## 2) 수매비축 사업

수매비축 사업은 저장성이 있는 농산물을 대상으로 정부가 일정 물량을 구매하여 비축하는 정책이다. 성출하기에 공급량 증가로 인해 산지 가격이 하락할 경우, 정부가 일정 물량을 수매하여 산지 가격을 높임으로써 농가 소득을 지지한다. 이와

반대로 농산물 가격이 지나치게 상승하는 경우에는 비축해 놓은 물량을 방출함으로써 소매가격을 안정화함으로써 소비자를 보호하는 방식이다.

한편, 사업의 효율적인 수행을 위해 사업관리기관, 사업지원기관, 사업실시기관으로 나누어 역할 분담한다. 사업관리기관은 수매비축사업 전반적 관리를 담당하고, 사업지원기관(농림축산식품부)은 기금운용에 따라 수매비축사업을 지시 및 감독하는 역할을 하며, 사업실시기관(농협, 한국농수산물유통공사)은 사업 시행 결정 시 농산물의 수매 비축을 실시한다.

수매비축사업의 대상 품목으로는 고추, 마늘, 양파, 땅콩, 콩, 사과, 배, 배추, 무 등이며 수매기준 가격 산정은 품목마다 상이하나, 양념채소류의 경우 최저가격(경영비+자가노력비 100% 수준)을 보장하는 형태로 수매가격이 산정된다.

2010년대 수매비축사업이 실시된 품목들은 주로 노지채소류로, 2011년부터 2022년까지 수매비축 실적을 살펴보면 배추가 12년간 310,033톤 중 148,961톤(48.0%)으로 가장 많이 차지해 배추 품목을 중심으로 수매비축이 이루어지는 것으로 나타났다. 한편, 양파의 경우 2014년 7,333톤에서 증감을 반복하며 수매비축이 이루어졌으며, 6년간 총 물량은 48,942톤(17.3%), 평균 물량은 약 8,157톤의 수준인 것으로 나타났다.

<표 2-14> 2011~2022년 연간 채소류 수매비축사업 실적

(단위: 톤)

구분	배추	무	마늘	양파	고추	합계
2011	6,606	-	2,909	-	-	9,515
2012	16,386	1,007	3,290	-	1,633	22,316
2013	11,823	-	12,361	-	6,099	30,283
2014	7,666	2,022	1,973	7,333	-	18,994
2015	3,926	3,412	-	10,776	5,854	23,968
2016	12,744	6,525	-	10,327	-	29,596
2017	21,327	19,031	2,000	2,000	-	44,358
2018	10,933	6,265	49	6,133	-	23,380
2019	11,825	8,038	16,350	12,373	2,685	51,271
2020	6,214	-	1,392	-	-	7,606
2021	17,857	-	3,081	-	-	20,938
2022	21,654	-	6,154	-	-	27,808
합계	148,961	46,300	49,559	48,942	16,271	310,033

자료: 한국농수산물유통공사

### 3) 산지폐기 사업

산지폐기 사업은 농산물 공급 과잉으로 인하여 가격이 지나치게 하락하는 것을 방지하기 위해 일정 물량을 시장 격리하는 사업으로, 1995년 수급안정화 사업이 시작되며 도입되었다. 농협과의 계약재배를 통해 출하 혹은 출하 예정 물량에 대해 산지폐기 사업이 우선 적용되며, 사업 대상 품목은 배추, 마늘, 양파, 사과, 감귤 등 총 16개 품목이다.

이들 품목의 도매가격이 일정기간 동안 정부가 고시한 최저보장가격 이하로 하락할 경우, 정부와 농협은 계약재배 물량의 일부를 농가로부터 수매하여 폐기처분함으로써 시장 공급물량을 제한하는 방식으로, 농가는 최저보장가격(경영비+출하비) 수준의 소득을 지원받는 효과가 있다.

2000년부터 2020년까지의 채소류 산지폐기 실적을 살펴보면, 산지폐기가 실시되지 않았던 해를 제외하고 배추 품목의 폐기 물량이 929,058톤(60.1%)으로 가장 많고, 무 292,521톤(18.9%), 양파 255,425톤(16.5%), 마늘(4.5%) 순으로 나타났다. 특히 양파는 역대 가장 많은 생산량을 기록한 2019년(1,594,450톤)에 산지폐기 물량이 98,438톤으로 가장 많았다.

<표 2-15> 2011~2020년 연간 채소류 산지폐기 실적

(단위: 톤)

구분	배추	무	마늘	양파	합계
2000	49,335	-	14,567	-	63,902
2001	50,267	16,305	16,046	20,412	103,030
2002	26,337	-	1,602	35,000	62,939
2003	6,926	3,153	735		10,814
2004	94,412	36,139	-		130,551
2005	12,500	-	296	32,216	45,012
2006	77,336	27,552	325	-	105,213
2007	25,665	-	-	-	25,665
2008	95,000	29,000	-	-	124,000
2009	56,723	-	-	-	56,723
2010	-	-	-	-	-
2011	93,646	20,000	-	-	113,646
2012	-	-	-	-	-
2013	21,893	-	-	-	21,893
2014	185,924	37,747	-	24,000	247,671
2015	50,557	9,698	-	-	60,255
2016	-	-	-	-	-
2017	22,498	60,692	-	-	83,190
2018	10,379	5,673	908	45,386	62,346
2019	49,660	46,562	5,480	98,438	200,140
2020	-	-	29,649	-	29,649
합계	929,058	292,521	69,608	255,452	1,546,639

주: 산지폐기 물량은 정부 및 농협 물량의 합계임.

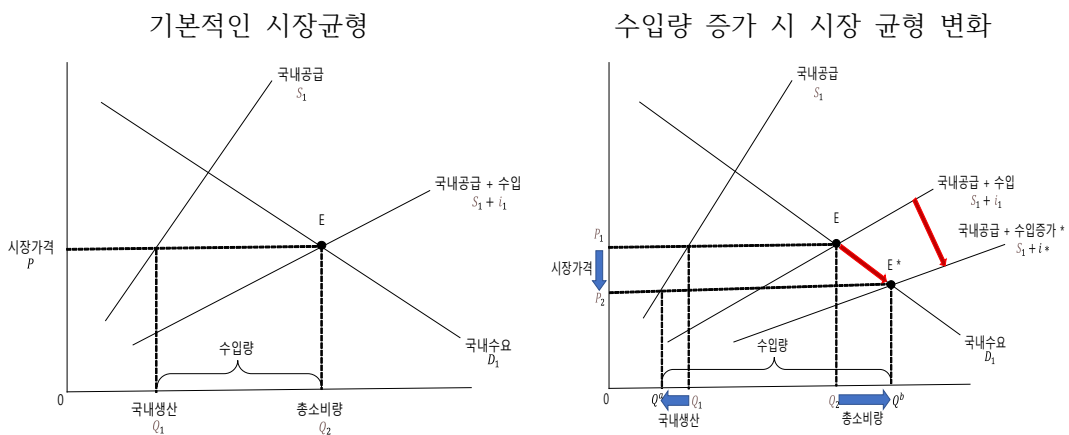
자료: 류상모(2017), 김원태 외(2021)

### Ⅲ. 품종별 양파 수급모형 개발 및 수급전망

#### 제1절 수급전망 구조모형 이론적 검토

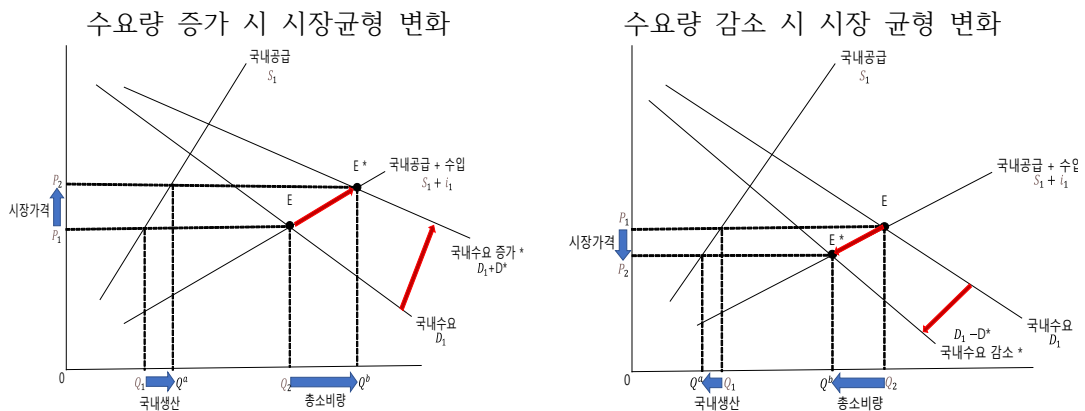
양파 수급전망 모형을 구축하기 위해 이번 절에서는 양파 수요 및 공급의 구조를 이론적으로 검토하였다. 기본적으로 공급곡선은 우상향하고, 국산 양파와 수입산 양파가 차별되지 않는 단일시장 모형을 가정하였으며, 수입이 증가할 경우, 국내 수요가 증감할 경우, 국내 공급이 증감할 경우로 나누어 시장에서의 수급 및 가격의 변화를 살펴보았다. 기본적으로 우상향하는 공급곡선(S)과 우하향하는 수요곡선(D)이 만나 균형 가격(P) 및 균형 수량(Q)이 결정되는데, 수입량(i)이 증가할 시 공급곡선이 우측으로 이동( $S+i$ )하게 되고, 시장균형은 E에서  $E^*$ 로 이동한다. 이에 시장가격은  $P_1$ 에서  $P_2$ 로 하락하게 되며, 국내 생산은 감소( $Q_1 \rightarrow Q'$ )하는 한편, 총 소비량은 증가( $Q_2 \rightarrow Q^b$ )하게 된다. 그림 <3-1>은 수입량이 증가할 경우 시장 균형이 어떻게 변화하는지를 나타낸다.

<그림 3-1> 수입량이 증가할 경우 시장 균형의 변화



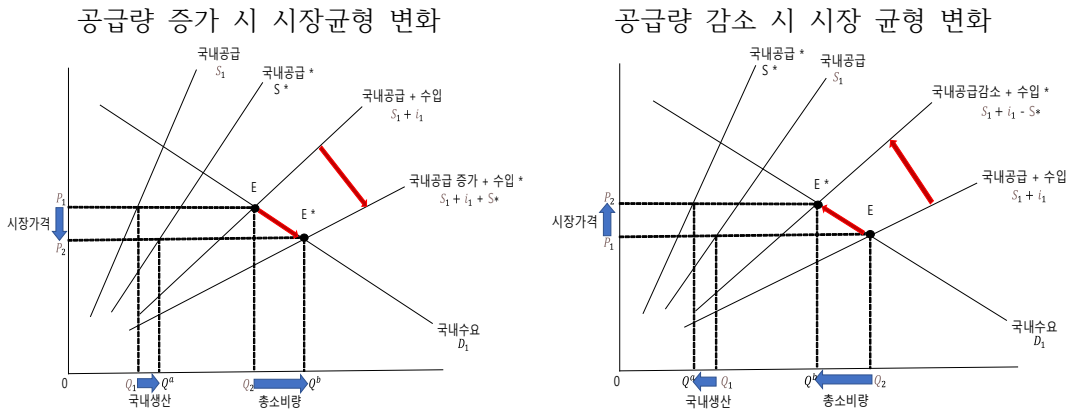
다음으로 국내 수요가 증감할 경우 시장균형이 어떻게 변하는지 살펴본다. 수요가 증가할 시 수요곡선은 증가분만큼 우측으로 이동( $D_1 + D^*$ )하게 되고, 공급곡선 ( $S_1 + i_1$ )과 만나 시장균형이 이동( $E \rightarrow E^*$ )해 가격은  $P_1$ 에서  $P_2$ 로 상승하는 한편, 생산량 및 소비량은 각각  $Q_1 \rightarrow Q^a$ ,  $Q_2 \rightarrow Q^b$ 로 늘어난다. 반면, 수요가 감소하면 수요곡선은 감소분만큼 왼쪽으로 이동( $D_1 - D^*$ )한다. 이에 시장균형은 E에서  $E^*$ 로 이동하게 되고 시장가격은 하락( $P_1 \rightarrow P_2$ )해 생산량 및 소비량은 각각  $Q_1 \rightarrow Q^a$ ,  $Q_2 \rightarrow Q^b$  수준으로 줄어들게 된다. 그림 <3-2>은 수요량이 증가 및 감소할 경우 시장 균형이 어떻게 변화하는지를 보여준다.

<그림 3-2> 수요량이 증가·감소할 경우 시장 균형의 변화



한편, 공급량이 증가할 경우 공급곡선은 증가분만큼 우측으로 이동( $(S_1 + i_1) + S^*$ )하며, 시장 균형은 E에서  $E^*$ 로 이동한다. 이에 시장가격은  $P_1$ 에서  $P_2$ 로 하락하게 되고, 국내 생산량은  $Q_1 \rightarrow Q^a$ 로, 소비량은  $Q_2 \rightarrow Q^b$ 로 이동한다. 이와 반대로 공급량이 감소하면 공급곡선은 감소분만큼 왼쪽으로 이동( $(S_1 + i_1) - S^*$ )한다. 따라서 시장균형이 E에서  $E^*$ 로 이동함에 따라 시장가격은  $P_1$ 에서  $P_2$ 로 상승하게 되는 한편, 생산량과 소비량은 각각  $Q_1 \rightarrow Q^a$ ,  $Q_2 \rightarrow Q^b$  수준으로 감소한다. 그림 <3-3>은 공급량이 증가 및 감소할 경우 시장 균형이 어떻게 변화하는지를 나타낸다.

<그림 3-3> 공급량이 증가·감소할 경우 시장 균형의 변화



이와 같이 수입량 증가와 더불어 국내 수요 및 공급이 증가 혹은 감소함에 따라 수요·공급곡선이 이동하고 균형점이 옮겨져 시장가격, 수입량, 생산량, 총소비량 등이 변화하는 것을 살펴볼 수 있다. 따라서 본 연구에서는 위와 같은 요인들이 국내 양파 시장 내에 미치는 영향을 파악할 수 있도록 하기 위하여 수급모형을 동태축자적 형태로 구축하였다.

## 제2절 품종별 양파 수급모형 개발

### 가. 수급모형 개요

국내 양파산업은 경제 내 다른 산업과의 연관성이 낮고, 세계시장에서 차지하는 비중이 적으며, 자료접근가능성 등을 고려할 때 일반균형모형(General Equilibrium Model) 보다는 개별 품목별 부분균형모형(Partial Equilibrium Model)을 통한 접근방법이 합리적일 것으로 판단된다. 또한 앞서 수급구조 이론적 검토에서 언급하였듯이 다양한 정책변인 및 환경변화에 대한 영향을 파악할 수 있도록 동태 축차적 시뮬레이션 모형(Dynamic Recursive Simulation) 형태로 수급모형을 구축하되, 연립방정식 모형 내 개별 방정식의 추정에는 계량경제학 방법 중 통상최소자승법(OLS, Ordinary Least Square Estimation)을 활용하였다.



뿐만 아니라 수확시기에 따라 조생종 및 중·만생종으로 나뉘는 양파 품종을 고려하여 이를 구분하여 수급모형을 각각 구성하였으며, 작물연도(Marketing Year)를 기준으로 모형을 구축하였다. 또한 구축된 모형을 통해 도출된 내생변수들의 전망치에 대해서는 실측치와 예측치를 비교하는 예측력 검정을 실시하였다.

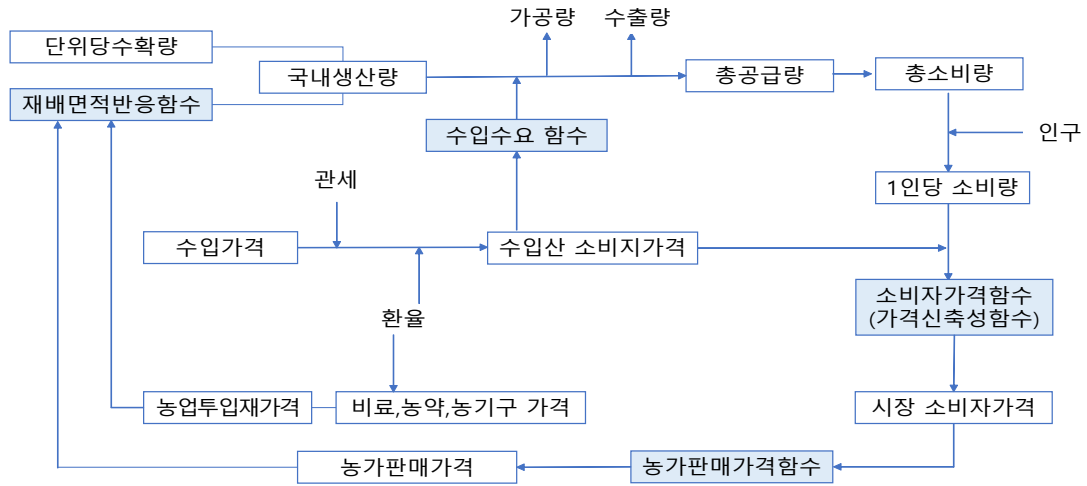
#### 나. 모형 구조

그림 <3-4>은 국내 양파 수급모형의 구조도로서, 모형의 전체적인 흐름과 내생변수 및 외생변수들의 관계를 나타낸다. 먼저 재배면적반응함수는 품종별 재배면적이 전년도 재배면적과 농업투입재가격, 농가판매가격에 의해 결정되는 구조를 반영하도록 설계되었다. 한편, 단위당수확량은 선행연구에 따르면 품종별 전년도 단수와 기상변수, 기술수준 등을 고려하여 추정할 수 있으나, 이의 경우 변동성이 커 예측하는 데 어려움이 있는 관계로, 최근 3개년 단위당 수확량 평균을 활용해 일정한 값이 유지된다고 가정하였다.

재배면적반응함수를 통해 도출한 재배면적과 외생변수화한 단위당수확량을 곱함으로써 생산량이 결정되고, 이에 외생적으로 도입한 수출량과 가공량을 제하고 수입량을 더하면 총공급량이 되며 이는 곧 총소비량이 된다. 이를 당해 연도 인구수로 나누어줌으로써 1인당 소비량을 산출할 수 있다.

한편, 소비자가격함수는 가격신축성함수(역수요함수) 형태로, 앞서 도출한 1인당 소비량과 1인당 국민처분가능소득, 대체재 가격인 양파수입가격으로 이루어진 함수로 구성되었으며, 이를 통해 소비자가격이 도출된다. 농가판매가격은 앞서 도출한 소비자가격으로 이루어진 함수로 구성되는 한편, 여기에서 소비자가격을 통해 농가판매가격을 도출하는 구조는 현실과는 상반되는 경로라고 볼 수 있으나 이는 유통측면을 반영하기 위함이며, 축자 순환적인 구조를 이용해 연도별 영향을 계측하기 위한 대안적인 설계라고 할 수 있다. 여기서 도출된 농가판매가격은 다시 품종별 재배면적반응함수에 도입되어 재배면적 결정에 영향을 미치는 구조이다.

<그림 3-4> 양파 수급모형 구조도



다. 양파 수급모형 연립방정식 구조 및 변수설명

① 품종별 양파 재배면적(ha)

$$ACR_{JO} = f(ACR_{JO_{t-1}}, NFP_{JO_{t-1}}, INPUTP)$$

$$ACR_{JM} = f(ACR_{JM_{t-1}}, NFP_{JM_{t-1}}, INPUTP)$$

위 식에서 ACR\_JO와 ACR\_JM은 각각 조생종과 중만생종의 재배면적을 의미하고, NFP\_JO와 NFP\_JM은 각각 조생종 및 중만생종의 농가판매가격을 의미하며, INPUTP는 투입재가격을 나타낸다. 품종별 양파의 재배면적반응함수는 전기 재배면적과 전기 농가판매가격, 투입재가격지수에 의해 영향을 받는 형태로 함수를 구성하였으며, 농가판매가격은 GDP디플레이터를 이용하여 실질화하였다.

② 품종별 양파 단위당수확량(kg/10a)

양파의 품종별 단위당수확량(YLD\_JO, YLD\_JM)은 변동성이 커 예측이 어려운 관계로 최근 3개년 단수의 평균값이 향후에도 지속될 것이라고 가정하였다.

③ 품종별 양파 생산량(톤)

$$Q\_JO = [ACR\_JO] * [YLD\_JO]$$

$$Q\_JM = [ACR\_JM] * [YLD\_JM]$$

품종별 생산량인 Q\_JO와 Q\_JM은 각 품종의 재배면적반응함수로부터 도출한 재배 면적과 외생적으로 도입한 단위당수확량을 곱한 항등식 형태로 구성된다.

④ 품종별 수입량(톤)

품종별 수입수요함수는 수입가격과 소비자가격, 국민처분가능소득으로 이루어진 형태로 추정하였으나, 예측력이 상대적으로 높지 않았으며, 국내 소비량 대비 비중도 낮았다. 이에 양파 수입량은 주로 국내 생산 및 정책 상황에 의한 영향을 많이 받아 변동성이 큰 특성상 품종별 연평균 증가율만큼 매년 증가하는 것으로 가정하였다.

⑤ 품종별 수출량(톤)

양파의 품종별 수출량(EXQ\_JO, EXQ\_JM)은 국내 생산량 대비 차지하는 비중이 매우 낮기 때문에 최근 5개년(2018~2022년) 중 최대·최소를 제외한 평균값이 향후에도 지속될 것이라고 가정하였다.

⑥ 품종별 가공량(톤)

농촌진흥청(2019)에 따르면 국내 양파 공급량의 96%는 요식업체 및 가정용으로 소비되고, 가공용은 4%에 불과한 것으로 나타났기 때문에 품종별 가공량(PRO\_JO, PRO\_JM)은 각 품종의 생산량 중 4%가 향후에도 지속적으로 소요된다고 가정하고 외생화하였다.

⑦ 품종별 소비자가격(원/kg)

$$NCP\_JO = f(PERD\_JO, PDINC, IMP\_JO, NCP\_JM_{t-1})$$

$$NCP\_JM = f(PERD\_JM, PDINC, IMP\_JM)$$

여기서 NCP\_JO와 NCP\_JM은 조생종 및 중만생종의 소비자가격을 의미하며, PERD\_JO와 PERD\_JM은 각 품종의 1인당 소비량을 의미한다. 또한 PDINC는 1인당 국민처분가능소득을 의미하고, IMP\_JO와 IMP\_JM은 각각 조생종 및 중만생종의 수입가격을 나타낸다. 품종별 소비자가격함수는 역수요함수(가격신축성함수)형태로 1인당 소비량과 소득, 대체재인 수입가격으로 구성되며, 다만 조생종 소비자가격의 경우 직전년도 중만생종 소비자가격의 영향을 받는 것으로 구성하였다. 또한 각 품종의 소비자가격과 수입가격, 1인당 국민처분가능소득은 실질화를 위해 GDP디플레이터를 적용하였다.

⑧ 품종별 농가판매가격(원/kg)

$$NFP\_JO = f(NCP\_JO)$$

$$NFP\_JM = f(NCP\_JM)$$

위 식에서 NFP\_JO는 조생종의 농가판매가격, NFP\_JM은 중만생종의 농가판매가격을 나타낸다. 품종별 농가판매가격함수는 각 품종의 소비자가격에 영향을 받는 형태로 구성하였으며, 농가판매가격 및 소비자가격은 GDP디플레이터를 이용해 실질화하였다.

⑨ 품종별 국내 소비량(톤)

$$TD\_JO = f(Q\_JO - EXQ\_JO - PRO\_JO + IMQ\_JO)$$

$$TD\_JM = f(Q\_JM - EXQ\_JM - PRO\_JM + IMQ\_JM)$$

여기서 TD\_JO와 TD\_JM은 조생종 및 중만생종의 국내소비량을 의미하며, 품종별 생산량에서 외생적으로 도입한 수출량과 가공량을 제하고 수입량을 더한 항등식 형태로 구성된다. 또한 단위변환 후 당해연도 인구수로 나누면 1인당 소비량(kg)을 도출할 수 있다.

## 라. 분석자료

조생종 및 중만생종 양파 수급모형 개발을 위하여 재배면적과 단위당수확량 자료는 통계청의 농작물생산조사를 참조하였다. 농가판매가격은 서울농수산물공사의 농수산물거래연보를 활용하였으며, 소비자가격은 한국농수산물유통공사 농수산물유통정보(aT KAMIS)에서 제공하는 소매가격 자료를 이용하였다.<sup>5)</sup> 또한 수입량·수입액·수출량은 한국무역협회의 자료를 참조하였으며, 수입가격은 수입액을 수입액으로 나눈 수입단가에 환율 및 관세, 유통 제반비용을 고려하여 계산하였다.<sup>6)</sup>

생산량은 재배면적과 단위당수확량을 곱한 항등식으로부터 직접 산출하였고, 수출량 및 가공량을 제하고 수입량을 더하여 국내 총공급량을 도출하였다. 수급항등식에 의해 총수요량이 결정되며, 이를 당해연도 인구로 나누어 1인당 소비량을 산출하였다. 이상으로 분석에 활용된 자료와 출처는 다음 <표 3-1>과 같이 정리하였다.

---

5) 농가판매가격 및 소비자가격은 조생종의 경우 당해연도 4~5월, 중만생종은 6월~익년 3월의 평균 가격자료로 가정하여 활용하였다.

6) 냉동(HScode:0710.80.1000), 건조(HScode: 0712.20.0000), 초산조제(HScode:2001.90.9070)양파는 수율을 적용하여 신선양파(HScode:0703.10.1010)로 환산하였다. 한편, 수입가격 중 관세는 50%를 적용하였으며, 유통 제반 비용은 수입단가의 10%를 가정하였다.

<표 3-1> 품종별 양파 수급모형 변수 설명

변 수	변수명	표 본	자료출처
GDP디플레이터 (2015=100)	GDPDEF	1980~2022	한국은행
GDP(십억 원)	GDP	1980~2022	통계청
RGDP(억 원)	RGDP	1980~2022	통계청
소비자물가지수 (2015=100)	CPI	1980~2022	통계청
환율(원/달러)	EXCH	1980~2022	한국은행
국민처분가능소득 (십억 원)	NDINC	1980~2022	통계청
1인당 처분가능소득(원)	PDINC	1980~2022	산출자료
인구(명)	POP	1980~2022	통계청
투입재가격지수 (2015=100)	INPUTP	1980~2022	통계청
재배면적(ha)	ACR_JO ACR_JM	1993~2022	통계청
생산량(톤)	Q_JO Q_JM	1993~2022	산출자료
수입량(톤)	IMQ_JO IMQ_JM	1990~2022	한국무역협회
수입액(천 달러)	IMTP_JO IMTP_JM	1990~2022	한국무역협회
수입가격(원/kg)	IMP_JO IMP_JM	1990~2022	산출자료
수출량(톤)	EXQ_JO EXQ_JM	1990~2022	한국무역협회
농가판매가격 (원/kg, 상품 기준)	NFP_JO NFP_JM	1986~2022	서울특별시농수산물공사
소비자가격 (원/kg, 상품 기준)	NCP_JO NCP_JM	1996~2022	한국농수산물유통공사
총소비량(톤)	TD_JO TD_JM	1993~2022	산출자료
1인당 소비량(kg)	PERD_JO PERD_JM	1993~2022	산출자료

마. 모형 내 주요 방정식 추정결과

품종별 양파 수급모형 내 주요 방정식은 계량경제학기법 중 통상최소자승법(OLS, Ordinary Least Square Estimation)을 활용하되, log-log형태로 추정하였다. 또한 모든 개별방정식은 시계열 자료 이용 특성상 자기상관의 문제가 발생할 여지가 있으므로, 이의 경우 자기상관을 치유하여 재추정하였다. 종속변수의 시차변수가 독립변수에 포함된 함수의 경우에는 Breusch-Godfrey의 L-M(Lagrange Multiplier)검정을 통해 자기상관이 발생하는지 확인하였다.

최종 모형은 각 방정식의 설명력( $R^2$ )과 개별 회귀계수의 통계적 유의성(p-value) 등을 고려하여 선정하였으며, 주요 방정식의 추정결과는 다음과 같다. 여기서 ()안은 t-value, D-W는 Durbin-Watson 통계량, L-M은 LM 검정 통계량을 의미하며, \*, \*\*, \*\*\*은 각각 1%, 5%, 10%에서 통계적으로 유의함을 나타낸다.

① 거시변수

□ GDP디플레이터(2015=100)

$$\begin{aligned} \text{LOG}(\text{GDPDEF}) = & - 1.404 \\ & (-1.428) \\ & + 0.166 \cdot \text{LOG}(\text{RGDP})^{**} + 0.534 \cdot \text{LOG}(\text{CPI})^{***} \\ & (1.896) \qquad (3.890) \\ & + 0.112 \cdot \text{LOG}(\text{EXCH})^{***} \\ & (3.046) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.992, D-W: 0.832, SAMPLE: 1998~2022

여기서 GDPDEF는 GDP디플레이터, RGDP는 실질국내총생산, CPI는 소비자물가지수, EXCH는 환율을 의미하며, 1998년부터 2022년까지의 표본을 이용하여 추정하였다.

□ 국민처분가능소득(10억원)

$$\begin{aligned} \text{LOG}(\text{NDINC}/\text{GDPDEF}) &= - 14.607 \\ &\quad (-21.497) \\ &\quad + 2.486*\text{LOG}(\text{GDP}/\text{GDPDEF})^{***} \\ &\quad \quad (34.446) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.967, D-W: 0.329, SAMPLE: 1980~2022

여기서 NDINC는 국민처분가능소득, GDP는 국내총생산, GDP디플레이터를 나타내며, 1980년부터 2022년까지의 표본을 이용하여 추정하였다.

② 조생종 양파

□ 재배면적(ha)

$$\begin{aligned} \text{LOG}(\text{ACR\_JO}) &= 4.130 \\ &\quad (3.006) \\ &\quad + 0.314*\text{LOG}(\text{ACR\_JO}(-1))^* \\ &\quad \quad (1.951) \\ &\quad + 0.342*\text{LOG}(\text{NFP\_JO}(-1)/\text{GDPDEF}(-1))^{**} \\ &\quad \quad (2.670) \\ &\quad + 0.336*\text{LOG}(\text{NFP\_JM}(-1)/\text{GDPDEF}(-1))^* \\ &\quad \quad (2.290) \\ &\quad - 2.166*\text{LOG}(\text{INPUTP}/\text{GDPDEF})^{***} \\ &\quad \quad (-5.503) \\ &\quad - 0.506*\text{DM\_ACR\_JO} + [\text{AR}(1)=-0.387] \\ &\quad \quad (-5.237) \quad \quad \quad (-1.030) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.854, D-W: 2.246, L-M: 1.881, SAMPLE: 2006~2022



여기서 ACR\_JO는 조생종 재배면적, NFP\_JO는 조생종 농가판매가격, NFP\_JM은 중만생종 농가판매가격, INPUTP는 투입재가격지수를 의미하며, GDPDEF는 GDP디플레이터를 의미한다. 2006년부터 2022년까지의 표본을 활용하여 추정하였고, DM\_ACR\_JO는 해당연도의 작황 및 정책변화 상황 등을 고려한 연도 더미변수(06, 07, 11, 13, 14, 17년도)이며, AR(1)은 잔차항 간 1차 자기상관계수를 나타낸다.

□ 소비자가격(원/kg)

$$\begin{aligned}
 \text{LOG(NCP\_JO/GDPDEF)} = & - 3.071 \\
 & (-1.237) \\
 & - 0.3714 \cdot \text{LOG(PERD\_JO)}^* \\
 & (-1.937) \\
 & + 0.377 \cdot \text{LOG(PDINC/GDPDEF)}^* \\
 & (1.756) \\
 & + 0.384 \cdot \text{LOG(IMP\_JO/GDPDEF)}^{***} \\
 & (3.668) \\
 & + 0.388 \cdot \text{LOG(NCP\_JM(-1)/GDPDEF(-1))}^{**} \\
 & (2.193) \\
 & + 0.396 \cdot \text{DM\_NCP\_JO} \\
 & (4.556)
 \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.743, D-W: 2.599, SAMPLE: 1999~2022

여기서 NCP\_JO는 조생종 소비자가격, PERD\_JO는 조생종 1인당 소비량, PDINC는 1인당 국민처분가능소득, NCP\_JM(-1)은 전기 중만생종 소비자가격을 의미하고, 작황 및 정책상황 변화를 감안한 연도더미변수 DM\_NCP\_JO(00, 03, 04, 05, 06, 09, 20, 21년도)를 활용하였으며, 1999년부터 2022년까지의 표본을 활용하였다.

□ 농가판매가격(원/kg)

$$\begin{aligned} \text{LOG(NFP\_JO/GDPDEF)} &= - 1.821 \\ &\quad (-5.239) \\ &+ 1.296*\text{LOG(NCP\_JO/GDPDEF)}^{***} \\ &\quad (10.777) \\ &- 0.305*\text{DM\_NFP\_JO} + [\text{AR}(1)=-0.365] \\ &\quad (-3.580) \qquad\qquad\qquad (-1.285) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.894, D-W: 2.067, SAMPLE: 2001~2022

여기서 NFP\_JO는 조생종 농가판매가격, NCP\_JO는 조생종 소비자가격, GDPDEF는 GDP디플레이터를 의미하며, DM\_NFP\_JO는 연도더미변수(04, 05, 07, 08, 21년도), AR(1)은 잔차항 간 1차 자기상관계수를 나타내며, 2001년부터 2022년까지의 표본을 활용하여 추정하였다.

③ 중만생종 양파

□ 재배면적(ha)

$$\begin{aligned} \text{LOG(ACR\_JM)} &= - 2.120 \\ &\quad (-1.964) \\ &+ 1.124*\text{LOG(ACR\_JM}(-1))^{***} \\ &\quad (10.919) \\ &+ 0.392*\text{LOG(NFP\_JM}(-1)/\text{GDPDEF}(-1))^{***} \\ &\quad (5.843) \\ &- 0.621*\text{LOG(INPUTP/GDPDEF)}^{**} \\ &\quad (-2.956) \\ &+ 0.271*\text{DM\_ACR\_JM} + [\text{AR}(1)=-0.403] \\ &\quad (5.503) \qquad\qquad\qquad (-1.294) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.904, D-W: 1.784, L-M: 0.812, SAMPLE: 2006~2022

여기서 ACR\_JM은 중만생종 재배면적, NFP\_JM은 중만생종 농가판매가격, INPUTP는 투입재가격지수, GDPDEF는 GDP디플레이터를 나타낸다. 또한 DM\_ACR\_JM은 작황 상황 등을 반영한 연도 더미변수(08, 09, 10, 14, 18년도)이고, AR(1)은 잔차항 간 1차 자기상관계수이며, 2006년부터 2022년까지의 표본을 활용하여 추정하였다.

□ 소비자가격(원/kg)

$$\begin{aligned} \text{LOG(NCP\_JM/GDPDEF)} = & - 5.552 \\ & (-2.127) \\ & - 1.284 \cdot \text{LOG(PERD\_JM)}^{***} \\ & (-6.146) \\ & + 0.951 \cdot \text{LOG(PDINC/GDPDEF)}^{***} \\ & (3.868) \\ & + 0.439 \cdot \text{LOG(IMP\_JM/GDPDEF)}^{***} \\ & (5.599) \\ & - 0.205 \cdot \text{DM\_NCP\_JM} + [\text{AR}(1)=0.303] \\ & (-3.879) \qquad (1.086) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.852, D-W: 1.899, SAMPLE: 2000~2022

여기서 NCP\_JM은 중만생종 소비자가격, PERD\_JM은 중만생종 1인당 소비량, PDINC는 1인당 처분가능소득, IMP\_JM은 중만생종 수입가격, GDPDEF는 GDP디플레이터를 의미한다. DM\_NCP\_JM은 작황 및 정책상황 변화를 감안하기 위해 도입된 연도더미변수(01, 02, 06, 12, 16, 17, 18년도)이고, AR(1)은 잔차항 간 1차 자기상관계수를 나타내며, 2000년부터 2022년까지의 표본을 활용하여 추정하였다.

□ 농가판매가격(원/kg)

$$\begin{aligned} \text{LOG(NFP\_JM/GDPDEF)} &= - 2.092 \\ &\quad (-5.603) \\ &+ 1.445*\text{LOG(NCP\_JM/GDPDEF)**} \\ &\quad (11.371) \\ &- 0.200*\text{DM\_NFP\_JM} \\ &\quad (-3.864) \end{aligned}$$

$R^2$ : 0.905, D-W: 1.899, SAMPLE: 2003~2022

여기서 NFP\_JM은 중만생종 농가판매가격, NCP\_JM은 중만생종 소비자가격, GDPDEF는 GDP디플레이터를 의미한다. 또한 DM\_NFP\_JM은 연도더미변수(03, 07, 13, 14 21년도)를 의미하며, 2003년부터 2022년까지의 표본이 추정에 활용되었다.

바. 양파 수급모형 예측력 검정

① 양파 수급모형 예측력 검정 개요

양파 수급모형의 예측력 검정은 품종별 수급모형을 통해 도출된 기간별 계측치에 대해 실시하되, 표본 외(out-of-sample) 기간에 대해 실측치와 모형으로부터 도출된 예측치를 비교하는 방법으로 시행하였다. 예측력의 평가기준으로는 RMSPE(Root Mean Square Percent Error), MAPE(Mean Absolute Percent Error), 테일의 불균등계수(Theil's Inequality Coefficient)를 고려하였으며, 검정방법별 수식은 다음과 같다. 여기서  $Y_t^S$ 는 예측치,  $Y_t$ 는 실측치를 의미하고, 테일의 불균등계수는 0과 1사이의 값을 가지며, 실측치와 예측치가 동일한 경우 0의 값을 갖는다.

$$\text{RMSPE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left( \frac{Y_t^S - Y_t}{Y_t} \right)^2} \times 100 \dots\dots\dots (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t^S - Y_t}{Y_t} \right| \times 100 \dots\dots\dots (2)$$

$$\text{Theil's U} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t^S - Y_t)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t^S)^2} + \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t)^2}} \dots\dots\dots (3)$$

② 양파 수급모형 예측력 검정 결과

예측력 검정기간은 2018년부터 2022년까지 총 5개년을 기준으로 하였으며, 예측력 검정결과, MAPE를 기준으로 조생종 재배면적은 7.1%, 중만생종 재배면적은 1.7%로 나타났다. 소비자가격은 조생종의 경우 8.6%, 중만생종은 7.3%로 나타났으며, 농가판매가격은 조생종 6.9%, 중만생종 6.8%로 나타났다. 거시경제변수 중 GDP디플레이터는 1.2%, 국민처분가능소득은 6.8%로 나타나 품종별 양파 수급모형의 추정식들은 전반적으로 양호한 표본 내 예측력을 보였다.

<표 3-2> 품종별 양파 수급모형 예측력 검정결과(2018~2022)

구 분		RMSPE	MAPE	Theil's U
재배면적 (ha)	조생종	8.2	7.1	0.039
	중만생종	2.2	1.7	0.010
소비자가격 (원/kg)	조생종	10.9	8.6	0.061
	중만생종	9.0	7.3	0.053
농가판매가격 (원/kg)	조생종	8.5	6.9	0.044
	중만생종	8.8	6.8	0.033
GDP 디플레이터(2015=100)		1.3	1.2	0.007
국민처분가능소득(십억원)		7.6	6.8	0.037

### 제3절 국내 양파 수급전망

#### 가. 분석을 위한 제가정

##### ① 거시경제변수 가정

품종별 양파 수급 전망을 위해 모형 내 거시경제변수는 다음과 같이 가정하였다. 총인구는 통계청의 장래인구추계 전망치를 반영하였으며, 경제성장률은 한국개발연구원(KDI)의 경우 2023년 1.5%, 2024년 2.2%로 각각 전망하였고, 한국은행의 경우 2023년 1.4%, 2024년 2.2%로 전망함에 따라 2024년을 기준으로 연평균 2.2%가 유지되는 것으로 가정하였다. 한편, 환율의 경우 전문기관의 중장기 전망치가 존재하지 않으며, 변동성이 큰 관계로 2023년 1월부터 11월까지의 평균치인 1,306.1원이 지속되는 것으로 가정하였다. 마지막으로 소비자물가 상승률은 한국은행이 2023년은 3.5%, 2024년은 2.4%로 전망함에 따라 이를 기준으로 2024년 이후 2.4%가 유지되는 것으로 가정하였다. 이러한 자료들을 활용하여 수급모형 내 변수들의 실질화를 위한 GDP디플레이터를 별도로 추정하였다.

<표 3-3> 거시경제변수 가정 및 추정

구 분	인 구	경제성장률	환 율	소비자물가 상승률	GDP 디플레이터
	명	%	원/달러	%	2015=100
2022 (실측)	51,628,117	2.6	1,292.2	5.1	109.95
2023 (추정)	51,558,034	1.5	1,306.1	3.5	111.22
2024	51,500,029	2.2	1,306.1	2.4	112.49
2025	51,447,504	2.2	1,306.1	2.4	113.79
2026	51,397,309	2.2	1,306.1	2.4	115.09

자료: 통계청, 한국은행, 한국개발연구원

## ② 양파 품종별 수급변수 가정

앞서 언급하였듯 품종별 양파 단위당 수확량은 기상여건에 따라 변동성이 커 예측이 어려운 관계로 최근 3개년 단위당수확량 평균이 향후에도 지속된다고 가정하였다. 또한 수출량 및 가공량도 국내 소비량 대비 차지하는 비중이 적어 수출량의 경우 최근 5개년간 평균 수출량이 이후에도 지속되는 것으로 가정하였으며, 가공량의 경우 품종별 생산량의 4%가 가공물량으로 소요된다고 가정하였다. 한편, 품종별 수입은 별도로 추정하였으나, 예측력이 떨어지는 것으로 나타났을 뿐만 아니라 양파 수입은 국내 생산량 증감에 따른 정책적인 영향을 많이 받는다는 점을 고려하여 외생적으로 도입하였다. 양파 수입량은 품종별로 연평균 증가율(조생종 0.87%, 중만생종 2.56%)만큼 매년 증가하는 것으로 가정하였다.

### 나. 품종별 양파 수급전망 결과(2023~2026년)

<표 3-4>와 <표 3-5>은 향후 4년간 품종별 양파의 기본 수급전망치를 제시한 것이며, <표 3-6>은 이를 합산한 양파 품목의 종합 수급전망치를 나타낸 것이다. 조생종 양파의 경우 재배면적은 완만한 증가세를 보여 2024년 2,391ha에서 2026년 2,706ha까지 늘어날 것으로 전망되었으며, 이에 따라 생산량 역시 2024년 148,050톤에서 2026년 190,451톤으로 증가할 것으로 전망되었다. 한편, 외생적으로 도입한 수입량이 함께 늘어나며 총소비량이 증가하게 되고, 연간 1인당 소비량은 2024년 3.3kg에서 2026년 3.8kg로 늘어나는 것으로 나타났다. 농가수취가격의 경우 2023년 679원/kg에서 완만한 상승세를 보여 2026년 738원/kg로 전망되었으며, 소비자 가격은 2023년 1,936원/kg에서 2026년 2,077원/kg로 상승할 것으로 전망되었다.

<표 3-4> 조생종 양파 기본 수급전망치(baseline)

구 분	재배면적	생산량	수입량	소비량	1인당 소비량	농가수취 가격	소비자 가격
	ha	톤	톤	톤	kg	원/kg	원/kg
2022 (실측)	2,142	153,606	10,399	157,814	3.0	646	1,843
2023 (전망)	2,261	148,050	10,489	152,571	3.0	679	1,936
2024	2,391	168,272	10,581	172,075	3.3	690	1,960
2025	2,583	181,776	10,673	185,130	3.6	721	2,035
2026	2,706	190,451	10,766	193,551	3.8	738	2,077

주: 전망결과는 작황, 거시경제상황, 수입상황, 정책변화 등에 따라 변화될 수 있음.

중만생종 양파도 마찬가지로 재배면적이 완만한 증가세를 보임에 따라 2024년 14,968ha에서 2026년 16,195ha까지 늘어날 것으로 나타났으며, 생산량의 경우 2024년 1,053,816톤에서 2026년 1,139,025톤으로 증가할 것으로 전망되었다. 또한 수입량이 늘어남에 따라 총소비량이 증가하는 추세를 보이며, 연간 1인당 소비량은 2024년 20.5kg에서 2026년 22.2kg로 늘어나는 것으로 전망되었다. 농가수취가격은 2023년 919원/kg에서 완만한 상승세를 보여 2026년 1,020원/kg로 상승할 것으로 전망되었고, 소비자가격은 2023년 2,120원/kg에서 2026년 2,310원/kg로 상승할 것으로 나타났다.



<표 3-5> 중만생종 양파 기본 수급전망치(baseline)

구 분	재배면적	생산량	수입량	소비량	1인당 소비량	농가수취 가격	소비자 가격
	ha	톤	톤	톤	kg	원/kg	원/kg
2022 (실측)	15,519	1,041,958	55,319	1,048,950	20.2	716	1,791
2023 (전망)	15,020	1,024,815	56,736	1,033,909	20.1	919	2,120
2024	14,968	1,044,039	58,188	1,053,816	20.5	975	2,228
2025	15,661	1,092,379	59,678	1,101,712	21.4	1,007	2,284
2026	16,195	1,170,535	61,205	1,139,025	22.2	1,020	2,310

주: 전망결과는 작황, 거시경제상황, 수입상황, 정책변화 등에 따라 변화될 수 있음.

이상으로 조생종 및 중만생종 수급전망치를 합산한 양파의 종합 수급전망 결과는 다음과 같다. 재배면적은 완만한 증가세를 보여 2024년 17,281ha에서 2026년 18,901ha까지 늘어나는 것으로 전망되었으며, 생산량은 2024년 1,172,865톤에서 2026년 1,360,986톤으로 증가할 것으로 전망되었다. 한편, 수입량이 증가함에 따라 총소비량이 늘어 연간 1인당 소비량은 2024년 23.8kg에서 2026년 26.0kg로 늘어나는 것으로 나타났다. 그러나 이와 같은 전망결과는 외생적으로 도입한 작황(단위당 수확량)이나 거시경제상황(환율, 경제성장률 등), 수입상황(수입량), 기타 정책상황(산지폐기, 수매비축 등)에 따라 상이할 수 있다.

<표 3-6> 양파 기본 수급전망치(baseline) 종합

구 분	재배면적	생산량	수입량	소비량	1인당 소비량
	ha	톤	톤	톤	kg
2022 (실측)	17,661	1,195,564	65,718	1,206,764	23.2
2023 (전망)	17,281	1,172,865	67,225	1,186,480	23.1
2024	17,359	1,212,311	68,769	1,225,891	23.8
2025	18,244	1,274,155	70,351	1,286,842	25.0
2026	18,901	1,360,986	71,971	1,332,576	26.0

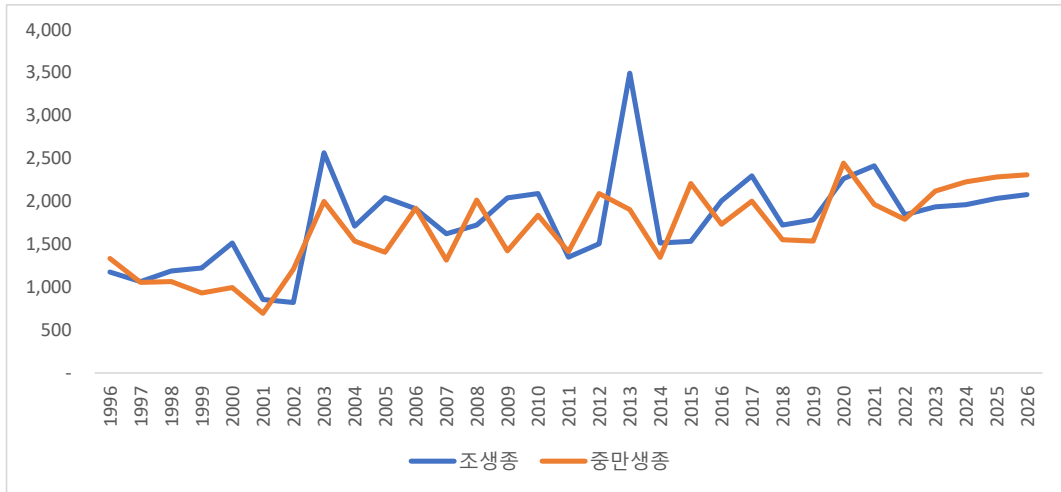
주: 전망결과는 작황, 거시경제상황, 수입상황, 정책변화 등에 따라 변화될 수 있음.

마지막으로 전망치를 포함한 품종별 양파 소비자가격 추이는 다음 그림과 같다. 여기서 전망 기간인 2023~2026년의 소비자가격은 계량경제기법을 통한 전망은 현재의 평균 추이의 중장기적 연장선을 가능한 것인 점과 기타 거시경제상황(소비자물가 상승) 등을 고려한 것이므로 일정 수준 증가하는 추세를 보인다. 이와 달리 조생종 및 중만생종 양파 모두 가격 등락폭이 큰 점을 확인할 수 있는데, 이러한 가격 변동성은 재배면적 등 생산 측면에도 영향을 미치고 이는 다시 가격 불안정성으로 직결되어 수급 상황에 영향을 미칠 수 있다.

이처럼 양파 수급 안정성은 가격에 의한 영향이 크다고 할 수 있으므로, 본 연구 4장에서는 품종별 양파 가격의 변동성 및 안정성에 대해 검정하고, 이를 통해 양파 가격 예측력을 높일 수 있는 방법론적 검토를 추가적으로 실시하고자 한다.

<그림 3-5> 품종별 양파 소비자가격 추이

(단위: 원/kg)



주: 2023~2026년 소비자가격은 전망치임.

## IV. 양파 가격 예측 모형 개발 및 응용기법별 예측력 비교

### 제1절 분석 개요

#### 가. 변동성 검정

앞서 3장에서 품종별 양파 소비자가격 추이를 그래프로 살펴본 결과, 조생종 및 중만생종 양파 모두 연도별로 등락을 반복하는 점을 확인할 수 있었으며, 본 절에서는 품종별 양파의 변동성을 변이계수(CV, Coefficient of Variation)를 통해 검정하고자 하였다. 변이계수란 주어진 자료집단의 변이 정도, 즉 변동폭을 측정할 때 사용되는 지표로, 표준편차( $\sigma$ )를 평균( $\mu$ )으로 나눔으로써 산출된다. 특히 도출이 용이할 뿐만 아니라 서로 측정 단위가 다른 경우에도 활용 가능한 특징이 있어 여러 자료집단 간 산포도를 살펴보는 데 유용하며, 가격 변동성 계측을 위해 빈번히 활용된다.

분석을 위해 한국농수산식품유통공사 농산물유통정보(aT KAMIS)로부터 1996년부터 2022년까지의 양파 소비자가격(원/kg, 상품 기준)의 변이계수를 계측하되, 품종별 양파 변이계수를 구분하여 측정하기 위해 3장의 수급모형에서와 동일하게 4~5월은 조생종, 6~익년 3월까지를 중만생종으로 가정하였다. 변이계수를 살펴본 결과 조생종 양파는 32.1%, 중만생종 양파의 경우 27.0%로 나타났는데, 이는 조생종 양파가격이 중만생종 양파가격보다 변동폭이 크다는 것을 의미한다. 또한 시기별로 구분하여 조생종 및 중만생종 소비자가격 변이계수를 살펴본 결과 점점 줄어드는 양상을 보이고 있다.

<표 4-1> 품종별 양파 연도별 소비자가격 변이계수

(표본: 1996~2022년)

구 분	변이계수(%)		
	조생종	'96~'05	'06~'15
39.0		32.9	12.6
32.1			
중만생종	'96~'05	'06~'15	'16~'22
	30.0	19.4	15.6
	27.0		

이러한 결과는 6월 이후 저장 출하되어 수급 상황에 따라 안정적으로 시장에 공급 되는 중만생종과 달리, 조생종 양파는 전년도 저장량에도 영향을 받을 뿐만 아니라 수확 후 즉시 출하되는 특성상 작황 및 시장반입물량에 따른 영향이 크기 때문으로 사료된다. 또한 시기별 조생종 및 중만생종 소비자가격 변이계수가 점점 줄어드는 양상을 보이고 있는 것은 관측사업 및 수급안정정책 등에 기인한 것으로 판단되며, 변동성이 줄어들고 있으나, 여전히 높은 실정이라고 사료된다.

이처럼 동일한 품목임에도 불구하고 품종별 혹은 시기별로 가격변동성이 상이한 점을 들 때, 시계열 모형이나 머신러닝 기법 등 다양한 응용기법을 통해 품종별 가격 예측 모형 개발의 필요성이 대두됨에도 불구하고, 관련 선행연구는 미비한 실정으로 이러한 방법론을 통해 예측 모형을 개발하고 예측력을 비교하는 연구는 충분히 의의가 있다고 판단된다.

#### 나. 안정성 검정

시계열 자료는 시간의 흐름에 따라 변하는 현상을 일정 시간 간격으로 관찰함으로써 얻어지는 일련의 자료를 의미한다. 특히 이러한 시계열 자료를 활용함에 있어서는 먼저 자료의 안정성을 검토하는 과정이 선행되어야 하는데, 이는 추세 등을 가진 불안정한 시계열 자료를 분석에 이용할 때, 특히 회귀분석의 경우 독립변수와 종속변수 간 어떠한 관계가 없음에도 불구하고 결과가 유의하게 나타나는 가성회귀(Spurious Regression)의 문제가 발생할 수 있기 때문이다.

이에 품종별 양파 연도별 소비자가격 시계열 자료가 안정적인지 검토하기 위해 단

위근 검정(Unit Root Test)을 시행하였다. 분석 기간은 1996년부터 2022년까지 위와 동일하게 적용하였으며, 단위근 검정 방법으로는 가장 보편적으로 활용되는 방법인 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정을 시행하였다. ADF 검정에서의 귀무가설(H0)은 ‘시계열 자료는 단위근을 갖는다.’로써, 유의수준 내에 귀무가설이 기각될 때 해당 시계열 자료는 안정적, 기각시키지 못하면 불안정적인 자료로 판단할 수 있다.

품종별 양파 연별 소비자가격에 대한 ADF 검정 결과, 조생종 가격의 경우 ADF 검정 통계량은 -3.141, p-value는 0.1369로 10% 유의수준에서도 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하지 못함으로써 불안정적인 시계열 자료로 판명이 되었다. 마찬가지로 중만생종 양파의 ADF 검정 통계량의 경우 -2.513, p-value 0.3765로 역시 10% 유의수준 하에 귀무가설을 기각시키지 못해 불안정적인 시계열 자료로 나타났다.

<표 4-2> 품종별 양파 연도별 소비자 가격 단위근 검정 결과  
(표본: 1996~2022년)

구 분	ADF 검정통계량	Lag order	p-value
조생종	-3.141	2	0.1369
중만생종	-2.513	2	0.3765

이상의 내용을 정리하면, 품종별 양파 연도별 소비자가격의 변동성과 안정성을 각각 변이계수와 ADF 검정을 통해 검증한 결과, 동일한 품종임에도 연도별 가격 변동폭이 차이가 날 뿐만 아니라 변동성이 어느 정도 있는 것으로 계측되었으며, 연도별 시계열 자료 역시 불안정적인 것으로 나타났다. 이러한 양파 가격의 불안정성은 소비자의 가계 의사결정 뿐만 아니라 생산자의 영농 의사결정에 영향을 미쳐 국내 양파 수급 상황에도 악영향을 미칠 우려가 있을 것으로 예상된다.

이러한 점을 근거로 양파 품목을 대상으로 보다 합리적인 가격 예측 방안이 마련될 필요성이 있는 바, 품종별 양파 가격 예측력을 향상시키기 위한 대안적인 방법을 검토할 필요가 있다고 사료된다. 따라서 본 논문에서는 다양한 예측 기법 중 비

교적 예측력이 높은 시계열 기법으로 평가되는 자기회귀누적이동평균(ARIMA) 모형과 최근 이슈가 되고 있는 머신러닝 기법 중 인공신경망(ANN) 모형을 활용하여 가격 예측력이 높은 방법을 비교·탐색하고자 한다.

## 제2절 시계열 모형을 활용한 양파 가격 예측 모형 개발

### 가. ARIMA 모형 이론적 검토<sup>7)</sup>

시계열 모형(Time Series Model)이란 특정 변수의 과거 관측치의 시간의 흐름에 따른 변화를 분석하여 미래의 변화를 예측하는 방법으로, 이를 위해 과거 데이터의 변화 패턴이 미래에도 이어진다는 가정을 전제로 한다. 다시 말해, 시계열 분석은 추세 및 계절성과 같은 시계열 자료의 특성과 자기 상관성 등의 패턴의 경향성을 바탕으로 이를 모형화하여 통계적 방법을 통해 미래 시점에 대한 예측을 합리적으로 추정하는 방법이라고 할 수 있다.

시계열 분석을 위해서는 추세(Trend)와 연속 의존성(Serial Dependence), 그리고 정상성(Stationary)과 같은 다음의 3가지의 가정을 필요로 한다. 이는 대부분의 시계열 자료는 상향 또는 하향하는 추세가 없어야 하고, 인접한 데이터와 상관성이 없으며, 모든 시간  $t$ 에 대해 평균과 분산이 일정할 뿐만 아니라 시계열 자료의  $x_{t1}$ ,  $x_{t2}$ 의 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)는 시간  $t_1$ 과  $t_2$ 에 의존함을 의미한다. 이를 위해 시계열 분석에 앞서 이러한 3가지 가정이 위배되는지 확인하는 과정을 거쳐야 하며, 위배될 경우 각 가정을 제거 및 통제하여야 한다.

시계열 모형은 예측대상 변수의 과거값만을 반영하는 단변량 모형과 여러 변수를 독립변수로 고려하는 다변량 모형으로 구성된다. 그 중에서 Box-Jenkins 모형으로도 불리는 자기회귀누적이동평균 모형(ARIMA, Autoregressive Integrated Moving Average)모형은 자기회귀(AR, Auto Regression)모형과 이동평균(MA, Moving Average) 모형이 통합된 모형으로, 단변량 시계열 분석의 대표적인 기법으로써 여타 시계열 모형에 비해 구조가 단순하고 비교적 예측성고가 양호한 것으로 알려져 있다.

7) 김배성(2005) 및 김태형(2020)의 논문과 민인식·최필선(2016)의 저서를 참조하여 작성하였다.

ARIMA 모형은 시계열 자료의 현재값  $Y_t$ 의 과거값( $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$ )과 오차항 ( $e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, \dots$ )을 활용하여 모수를 추정하는 모형이며, 이를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \dots\dots\dots (1)$$

$$Y_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \dots\dots\dots (2)$$

여기서 특정 시계열  $Y_t$ 가 안정적인 시계열의 경우에는 차분(Integration) 차수인  $d$ 가 0인 ARMA 모형이 된다. 즉, ARMA(p, q)모형은 다음의 수식과 같이  $Y_t$ 의 과거 관측치와 오차항  $e_t$ 의 선형결합으로 구성된 자기회귀모형인 AR(p) 모형과  $Y_t$ 를 현재 및 과거의 오차항의 선형결합으로 이루어진 이동평균모형인 MA(q) 모형을 결합한 형태가 된다.

$$Y_t = \delta + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} + e_t \dots\dots (3)$$

한편, 추세를 갖고 있지 않은 정상적인 시계열과 달리 선형추세가 있는 불안정한 시계열은 차분(Differencing) 과정에 의하여 안정 시계열로 전환시킬 수 있다. 여기서 불안정한 시계열  $Y_t$ 를  $d$ 번 차분함으로써 얻은 시계열이 안정적인 경우를  $d$ 차 동차적 불안정과정(Homogeneous nonstochastic process of order  $d$ )라고 하며,  $d$ 번의 차분을 통해 얻은 안정적 과정을 ARIMA(p,  $d$ , q)모형이라고 한다. 이를 후방전위연산자(Backward shift operator)인  $B$ 를 활용하여 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi(B)\Delta^d Y_t &= \delta + \theta(B)\epsilon_t \\ \phi(B) &= 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \\ \Delta^d &= (1 - B)^d \end{aligned} \dots\dots\dots (4)$$

(여기서  $d$ 는 차분횟수를 나타내며,  $\phi(B)$ 와  $\theta(B)$ 는 각각 AR, MA 연산자를 의미한다.)



ARIMA 모형의 구축 절차는 1) 시계열 자료의 평균 및 분산의 정상성 확인, 2) 모형 식별, 3) 모형 계수 추정, 4) 모형 진단, 5) 최종 예측 순으로 구성된다. 첫 번째 단계는 원시계열 자료의 정상성을 검정하고, 비정상시계열인 경우 차분(Difference) 과정을 통하여 시계열 자료의 평균 및 분산의 정상성(Stationarity)을 확보하는 단계로, 시계열의 안정성 검정은 단위근이 존재하는지 여부를 검토하는 것을 의미한다. 단위근 검정(Unit Root Test)의 종류로 대표적으로 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 검정과 필립-페론(Phillips-Perron) 검정, KPSS(Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin) 검정이 있다.

다음 단계는 모형의 p, d, q 시차를 결정하기 위한 식별(Identification) 과정으로, 이의 과정에는 자기상관함수(ACF, AutoCorrelation Function)와 편자기상관함수(PACF, Partial AutoCorrelation Function)가 활용된다. 여기서 자기상관함수(ACF)는 시계열 자료의 두 시점인  $Z_t$ 와  $Z_{t-1}$ 의 시차값의 선형관계를 계측하는 상관계수로, 시차 k 자기상관계수는 다음 수식과 같다.

$$p(k) = Corr[Z_t, Z_{t-1}] = \frac{Cov(Z_t, Z_{t-1})}{Var(Z_t)} = \frac{r(k)}{r(0)} \dots\dots\dots (5)$$

반면, 편자기상관함수(PACF)는 시차가 k인 두 값의 상호 상관관계를 제거한 순수한 상호 연관관계로, 즉  $Z_t$ 와  $Z_{t-k}$ 의 상관관계에 속한  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$ 를 제거하여 상관관계를 측정하는 것을 의미한다.

$$Z_t = \phi_{k1}Z_{t-1} + \phi_{k2}Z_{t-2} + \dots + \phi_{kk}Z_{t-k} + b_t \dots\dots\dots (6)$$

(여기서 회귀모형에서의 p(k)는 편자기상관함수의 회귀모형계수인  $\phi_{kk}$ 와 동일하다.)

이와 같이 모형식별단계에서는 시계열 관측값들 사이의 상관관계를 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 활용하여 측정하여, ARIMA(p, d, q)모형을 구성하는 자기회귀(AR) 요소인 p와 이동평균(MA) 구성요소 q를 임의로 선정하는 과정이다.

대안적인 차수가 식별된 이후 모형계수를 추정하고 결정되어야 하며, 이때 모형계수를 추정하는 방법으로는 자기상관함수와 편자기상관함수의 스파이크(Spike)의 신뢰

상하한선을 넘는 개수 및 패턴으로 판단하는 방법과 최대우도(ML, Maximum Likelihood)를 통한 방법, 최소제곱(LS, Least Square)을 활용한 방법이 대표적이다.

한편, 추정 단계에서 여러 대안적인 모형 중 최적의 차수로 구성된 예측모형을 선정하는 방법으로는 정보 기준(Information Criterion)을 들 수 있다. 대표적으로 아카이케 정보기준(AIC, Akaike's Information)이 있다. 이는 기존 조정된  $R^2$  (Adjusted  $R^2$ )의 경우 변수가 추가될 시 예측력이 높아지는 과대적합이 발생할 우려가 있으므로모수 절약의 원칙, 즉 간명성(Parsimony)을 만족시키기 위해 과다적합되는 것을 견제하는 벌칙함수(Penalty Function)의 일종이다. AIC의 수식은 다음과 같으며, 위 값이 작을수록 예측력이 높은 모형이라고 할 수 있다. 이는 AIC 외에 고려될 수 있는 다른 정보 기준인 SC(Schwartz Criterion), HQ(Hannan-Quinn Criterion) 등 역시 동일하다.

$$AIC = T \log\left(\frac{SSE}{T}\right) + 2(k+2) \dots\dots\dots (7)$$

(여기서 T는 추정에 활용하는 관측값 수, k는 모형 내 예측변수의 수를 의미하며, SSE는 오차제곱합(Sum of Squared Error)의 약자이다.)

네 번째 과정은 모형진단 단계로써, 이의 과정에서는 잔차(Residuals)를 검정하는 방법이 활용된다. 잔차는 백색잡음에 대한 추정값으로 관측값과 적합값(Fitted Values)의 차이를 나타내는데, 시계열 분석에서 잔차의 평균은 0이어야 하고, 잔차 간 상관관계가 없어야 예측값이 편향되지 않고 보다 정확한 예측을 할 수 있다. 이러한 잔차의 자기상관을 검정하는 방법으로는 Box-Pierce 검정에서 정확도를 개선한 Ljung-Box 검정법이 있다. Ljung와 Box는 자기상관함수를 근거로 잔차를 활용하여 시계열 모형의 적합성을 판단하는 검정 통계량을 제시하였으며, 이와 같은 Ljung-Box 통계치의 p-value가 0.05보다 작을 경우 예측 모형이 자기상관관계에 관한 구조적인 문제가 있음을 나타낸다. 이와 별도로 잔차의 정규성 검정을 위해 Q-Q(Quantile-Quantile) 그래프와 잔차의 히스토그램을 그려봄으로써 시각적으로 확인해볼 수 있다. 이와 같은 모형식별 및 추정, 진단 과정을 거쳐 최종 모형이 선정되면 위 모형으로 최종 예측을 시행한다.

## 나. ARIMA 모형을 활용한 품종별 양파 소비자가격 예측모형 개발

ARIMA 모형을 활용한 양파 소비자가격 예측 모형 개발을 개발하기 위해 앞서 이론적 검토에서 설명한 시계열 모형 구축 절차를 토대로 동일하게 구성하였다. 먼저 단위근검정을 시행하여 자료의 정상성을 확인하였으며, 불안정한 시계열인 경우 차분 과정을 통해 정상성을 확보하였다. 이후 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)의 그래프를 확인함으로써 ARIMA(p, d, q)모형의 임의 시차를 선정하는 식별과정을 거쳤다. 모형추정은 최우추정법을 활용하였고, 정보 기준에 따라 위 값이 가장 적게 나온 모형을 선정하였으며, 모형진단을 위해 잔차의 그래프를 그려 우선 시각적으로 확인하였고, Ljung-Box 검정 통계량을 근거로 잔차의 자기상관 여부를 검정함으로써 모형의 적합성을 확인하였다. 마지막으로 최종 선정된 모형을 바탕으로 향후 5년간의 양파 소비자가격을 예측하였으며, 예측력 검정을 시행하였다.

분석자료는 한국농수산물유통공사 농산물 유통정보(aT KAMIS)에서 제공하는 양파의 소비자가격을 이용하였으며, 1996년 4월부터 2023년 3월까지의 월별 자료를 이용하였다. 다만 표본 외 예측치 평가를 위해 1996년 4월부터 2018년 3월까지의 자료를 기반으로 모형을 추정하였으며, 2018년 4월부터 2023년 3월까지를 예측기간으로 두어 예측치와 실측치를 비교하는 예측력 검정에 활용하였다. 또한 분석을 위한 통계 소프트웨어는 R Studio 4.3.0버전을 활용하였으며, 양파 월별 가격에 대한 기초통계량은 다음과 같다. 표에서 보는 바와 같이 해당 기간 동안 최대치와 최소치에 큰 차이가 있음을 확인할 수 있으며, 왜도가 0보다 크고, 첨도가 3보다 작아 우측으로 기울어지되, 평평한 분포를 하는 것으로 나타났다.<sup>8)</sup>

8) 왜도(skewness)는 정상분포의 곡선이 좌우로 기울어져 있는지 알려주는 값으로써, 정상분포 시 왜도값은 0이며, 0보다 클 경우 좌측, 0보다 작을 경우 우측으로 기울어진 분포임을 의미한다. 한편, 첨도(kurtosis)는 3을 기준으로 3인 경우 정규분포(bell-shape) 및 중첨(mesokurtic), 3보다 클 경우 급첨(leptokurtic), 작을 경우 완첨(platykurtic)임을 의미한다(김배성, 2005).

<표 4-3> 양파 월별 가격 기초통계량

(기간: 1996년 4월~2018년 3월)

구 분	양파(원/kg, 상품 기준)
평균	1,550
최대	3,501
최소	626
표준편차	524
왜도(Skewness)	0.62
첨도(Kurtosis)	0.60
관측치	264

① 시계열 자료의 정상성 확인

시계열 분석에 있어 우선 시계열 자료가 안정적이라는 가정을 충족하는지 여부를 검정하는 과정이 필요하다. 따라서 양파 월별 가격 원자료에 대해 단위근 검정에 주로 활용되는 ADF 검정을 시행하였다. 원자료의 Dickey-Fuller 통계량은 -4.7265이며, p-value는 0.01로 나타나 95% 신뢰수준에서 데이터에 단위근이 존재하며, 정상성이 없다는 귀무가설을 기각하고 대립가설을 채택함으로써 양파 월별 가격 원자료는 정상성을 가진 것으로 나타났다. 그러나, 원자료에 대한 그래프를 살펴본 결과, 다소 상향추세가 있는 것으로 보이며, R 프로그램에서 시계열 데이터의 차분횟수를 결정해주는 ndiffs() 함수를 적용한 결과 수치가 1로 나타나, 1차 차분 과정을 거친 후 ADF 검정을 다시 시행하였다. 검정 결과 Dickey-Fuller 통계량은 -7.8355로 원자료에 비해 적게 나타났으며, p-value가 0.01로 나타나 마찬가지로 95% 신뢰수준에서 단위근을 포함한다는 귀무가설을 기각함으로써 시계열 자료의 안정성을 확보하였다. 1차 차분한 월별 가격 그래프 또한 추세가 제거된 모습을 보임으로써, 분석은 차분된 자료를 토대로 시행하였다.

<표 4-4> 양파 월별 가격 단위근 검정 결과(원자료 및 1차 차분)

구 분	ADF 검정통계량	Lag order	p-value
양파 가격(원자료)	-4.7265	6	0.01
양파 가격(1차 차분)	-7.8355	6	0.01

<그림 4-1> 양파 월별가격(원자료 및 1차 차분)



## ② 모형 식별

시계열 자료의 정상성이 확보되면, 이후 ARIMA 모형의 (p, d, q)의 시차를 식별하는 과정을 거친다. 단위근 검정결과에 따라 이미 d의 차수는 1로 결정되어 있는 바, 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)의 그래프를 통해 적정 시차를 판별하고자 하였다. 그림에서 보는 바와 같이 ACF 함수의 경우 시차가 1 이후로 0

의 값을 가짐에 따라, 즉 1차에서 절단됨에 따라 MA(q)의 차수는 1로 결정하였다. 반면, PACF의 함수의 경우 시차가 4 이후로 0의 값을 가져 잠정적인 AR(p)의 차수는 4로 나타났으나, 판단이 어려워 간명성의 원칙에 따라 AR(p)의 차수를 점진적으로 줄이는 시나리오를 구성해 정보 기준에 따라 차수를 식별하였다. 분석 결과, 차수가 2일 때, 즉 AR(2)일 때 AIC 기준 3657.52로 가장 낮게 나타났다.

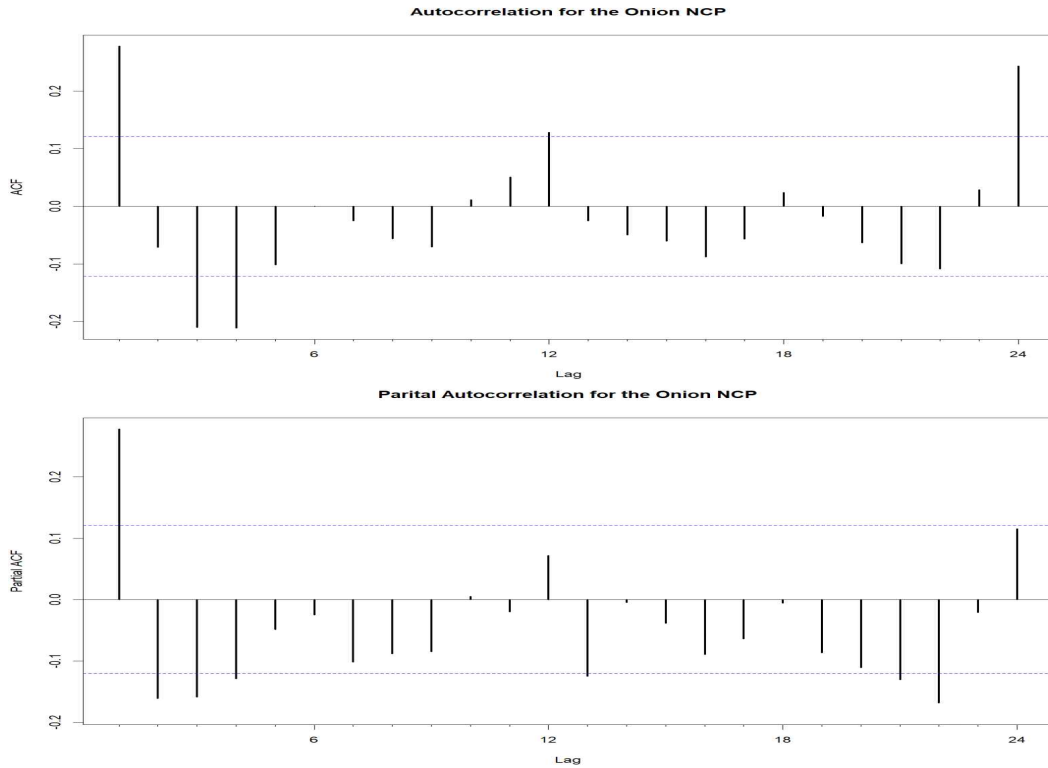
한편, R의 forecast 패키지 중 auto.arima() 함수는 ARIMA 모형(p, d, q)의 최적 시차를 자동으로 선정하여 주는데, 이는 기존의 ARIMA 모형 외에도 일정한 시간(월별, 요일별 등)을 두고 비슷한 현상이 반복적으로 발생하는 계절변동을 고려한 모형인 SARIMA(Seasonal ARIMA) 모형의 차수 역시 선정해준다.<sup>9)</sup> SARIMA 모형은 ARIMA(p, d, q)에서 (P, D, Q)<sub>s</sub> 차수가 추가되며, 여기서 P는 계절자기회귀 차수, D는 계절차분, Q는 계절이동평균을, s는 계절 주기를 의미한다. SARIMA 모형 또한 계절성 차분(Seasonal Differencing)과정을 통해 정상 시계열로 변환 가능하다. auto.arima()를 실행한 결과, SARIMA(2, 1, 1)(0, 0, 2)<sub>12</sub> 모형이 적절한 것으로 나타났으며, AIC 기준으로도 3561.39로 기존 ARIMA 모형에 비해 작게 나타나 본 분석에는 계절성이 고려된 SARIMA 모형을 통해 분석하였다.

9) Box와 Jenkins(1976)은 시계열 모형에 계절적 진폭이 존재할 시 ARIMA 모형에 SAR 및 SMA항을 포함하여 추정하는 것을 권장하고 있으며, SAR항과 SMA항은 각각 AR항과 MA항에 계절항을 포함하는 것으로써, 적절한 시차를 찾아 곱의 형태에 따라 모형을 특정화하는 것이다(최병옥·최익창, 2007). 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\phi(B)\Phi(B^s)W_T = \theta(B)\Theta(B^s)\epsilon_t$$

$$W_t = \nabla_s^D \Delta^d Y_t$$

<그림 4-2> ACF 및 PACF



<표 4-5> ARIMA (p, d, q)모형 최적 시차 선정

구 분		AIC
시나리오 1	ARIMA(4,1,1)	3570.52
시나리오 2	ARIMA(3,1,1)	3569.28
시나리오 3	ARIMA(2,1,1)	3567.52
시나리오 4	ARIMA(1,1,1)	3591.98
자동식별 함수 적용	SARIMA(2,1,1)(0,0,2)12	3561.39

### ③ 모형 추정

앞서 모형 식별 결과 SARIMA(2, 1, 1)(0, 0, 2)<sub>12</sub> 모형이 AIC 값이 가장 낮게 나타나 적절한 모형으로 검토됨에 따라 위 모형으로 추정하였다. 추정은 최우추정법(ML, Maximum Likelihood)을 활용하였으며, 추정결과는 다음과 같다.

<표 4-6> SARIMA (2, 1, 1)(0, 0, 2)<sub>12</sub>모형 추정결과

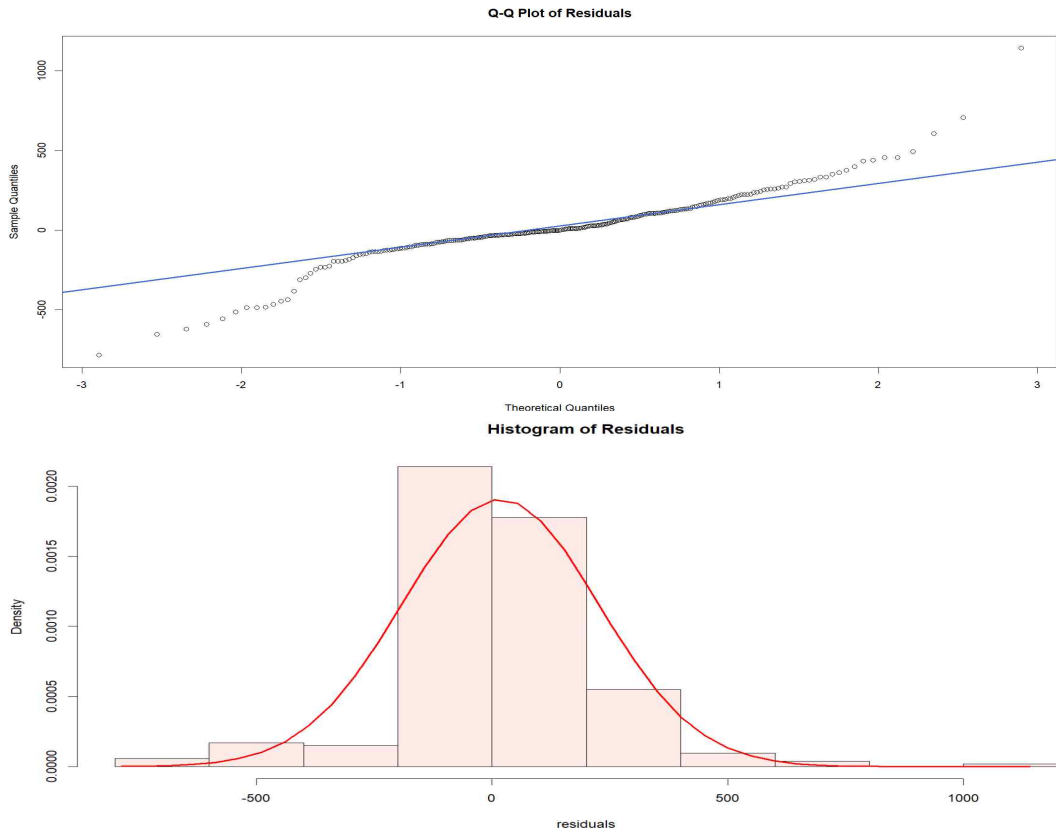
변 수	계 수	표준편차
AR(1)	1.188	0.059
AR(2)	-0.369	0.059
MA(1)	-0.973	0.015
SMA(1)	0.069	0.067
SMA(2)	0.165	0.062
Sigma <sup>2</sup>	43003	
Log Likelihood	-1774.53	
AIC	3561.39	

### ④ 모형 진단

모형의 적합성은 관측값과 적합값의 차이인 잔차의 자기상관 여부를 검정함으로써 검토될 수 있으며, 잔차의 Q-Q(Quantile-Quantile) 플롯 및 히스토그램을 통해 시각적으로 확인할 수 있을 뿐만 아니라, Ljung-Box 통계치와 같은 검정 통계량을 통해 가설을 검정할 수 있다. 다음 그림과 같이 잔차의 Q-Q 플롯을 살펴본 결과, 모형 내 잔차가 이론상 정규분포를 따르는 잔차들로 구성된 직선 근처에 대체로 몰려 있는 것으로 보아 모형의 잔차는 정규분포를 따르는 것으로 추측할 수 있으며, 히스토그램의 경우도 마찬가지로 잔차가 정규분포와 유사한 모형을 보이는 것을 확인할 수 있다.



<그림 4-3> 잔차의 Q-Q플롯 및 히스토그램



한편, 표에서 보는 바와 같이 Ljung-Box 통계량의 p-value 또한 0.9582로 나타나 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의하지 않게 나타나 잔차들의 자기상관이 없다(상관관계가 0)는 귀무가설을 기각하지 못함에 따라 생성된 모형이 잘 적합된 것으로 판단할 수 있다.

<표 4-7> Ljung-Box 검정 결과

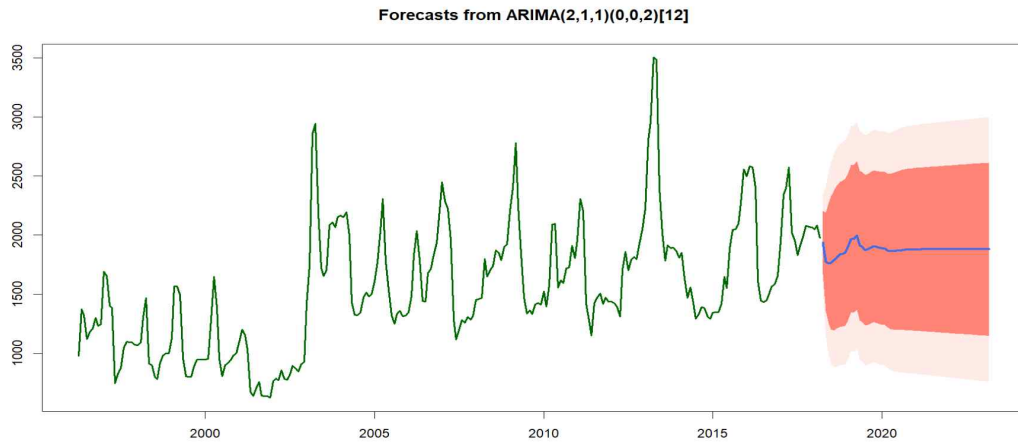
구분	$\chi^2$	df	p-value
Residuals	0.0027	1	0.9582

## ⑤ 최종 예측

이상으로 식별, 추정, 진단을 거친 최종 시계열 모형을 확정하면 예측하고자 하는 기간을 설정함으로써 예측을 시행할 수 있다. 앞에서 언급하였듯 1996년 4월부터 2018년 3월까지의 자료를 바탕으로 모형을 구축하여 예측하였으며, 나머지 기간인 2018년 4월에서 2023년 3월까지의 기간은 표본 외 예측을 위한 것으로 예측치와 실측치를 비교하는 예측력 검정을 실시하였다. 예측력 검정은 앞서 3장에서의 방법과 동일하게 RMSPE와 MAPE, Theil's U을 고려하였으며, 품종별 수급모형의 소비자 가격 예측력비교를 위해 4월에서 5월은 조생종, 6월에서 익년 3월까지를 중만생종으로 분류하여 품종별로도 예측결과를 구분하였다. ARIMA 모형의 품종별 양파 가격 예측 결과 및 예측력 검정 결과는 다음 표와 같다. 예측 결과, 예측 기간이 길어질수록 예측력이 감소하는데, 이는 보다 먼 미래를 예측할수록 예측 상황이 변할 우려가 더 커짐에 따라 불확실성이 증대되기 때문으로 사료된다. 이의 경우 장기 예측을 위해서는 새로 수집된 정보를 모형에 포함하여 주기적으로 모형을 갱신하는 과정 뿐만 아니라 예측 상황에 대한 기대변동을 모형에 반영하는 등의 방안이 마련될 필요가 있다.

예측력 검정 결과 전체 양파 가격의 예측력은 MAPE를 기준으로 18.4%, 품종별로 구분할 경우 조생종은 11.8%, 중만생종은 19.6%로 나타났으며, 이는 노지에서 재배되는 채소류의 특성상 가격 등락폭이 크기 때문에 예측력이 다소 높게 나온 점을 감안할 필요가 있다.

<그림 4-4> ARIMA 모형의 양파 월별가격 예측 결과 그래프



<표 4-8> ARIMA 모형 예측력 검정 결과(2018~2022)

검정 기준	양파가격 (원/kg)		조생종 양파가격 (원/kg)		중만생종 양파가격 (원/kg)	
	실측치	예측치	실측치	예측치	실측치	예측치
2018	1,582	1,850.4	1,723	1,854.7	1,554	1,849.6
2019	1,579	1,900.0	1,783	1,955.2	1,538	1,891.0
2020	2,415	1,873.4	2,265	1,862.8	2,445	1,875.5
2021	2,039	1,879.1	2,415	1,879.1	1,964	1,879.1
2022	2,494	1,879.1	1,843	1,879.1	2,624	1,879.1
RMSPE(%)	19.4		13.9		21.2	
MAPE(%)	18.4		11.8		19.6	
Theil's U	0.11		0.08		0.12	

### 제3절 인공지능을 활용한 양파 가격 예측 모형 개발

#### 가. 인공지능(ANN) 모형 이론적 검토

##### ① 인공지능의 정의와 발달과정

인공지능(AI, Artificial Intelligence)이란 인간과 같이 학습하고 인지·추론·판단할 수

있는 지능을 가진 컴퓨터 시스템을 구현하기 위한 기술을 의미한다. 인공지능의 기원은 1940년대로 거슬러 올라가는데, 1943년 미국의 신경과학 연구자인 워런 맥컬록(Warren McCulloch)과 논리학자인 월터 피츠(Walter Pitts)가 생물학적 뉴런의 작동 원리에서 영감을 얻어 개발한 이진법 수리논리 모델인 맥컬록-피츠 모델을 제안하면서 태동하였다. 이후 1940년대 말부터 반도체 소자인 트랜지스터가 상용화되며 컴퓨터 기술이 획기적으로 발달하였고, 1950년 영국의 수학자 앨런 튜링(Alan Turing)은 '컴퓨팅 기계와 지능(Computing Machinery and Intelligence)'이라는 논문을 발표하며 컴퓨터가 인간처럼 생각할 수 있는지 판단할 수 있는 튜링테스트를 제안하였다.

이듬해 1951년 미국의 컴퓨터 공학자 마빈 민스키(Marvin Minsky)는 최초의 학습하는 기계인 SNARC(stochastic neural analog reinforcement calculator)를 개발하기도 하였으며, 1956년 미국의 컴퓨터과학자 존 매카시(John McCarthy)는 다트머스 컨퍼런스에서 인공지능이라는 용어를 처음 사용하였다. 이후 1958년 미국의 신경생물학자 프랭크 로젠블랫(Frank Rosenblatt)은 이전 맥컬록-피츠 모형에서 가중치 개념을 추가하여 모델링한 퍼셉트론(Perceptron)을 개발함으로써 최초로 인공신경망 알고리즘을 구현하였다.

로젠블랫의 퍼셉트론은 미국 해군 연구소에서 이미지 인식 시연에 성공하는 성과를 거두는 한편, 1959년 미국 IBM 연구원 아서 사무엘(Arthur Samuel)이 최초로 머신러닝(Machine Learning)<sup>10)</sup> 개념을 정의하고, 체스 게임 프로그램인 체커를 개발하면서 인공지능 분야가 사회적으로 관심을 받는 듯하였다(1차 부흥기). 하지만 1969년 마빈 민스키가 XOR 논리 문제를 해결하지 못하는 퍼셉트론의 한계점을 지적하는 저서를 출간하자 이에 대한 관심은 점차 사그라들었고, 연구자금지원이 중단되었을 뿐만 아니라 당시 컴퓨터 정보처리성능의 한계 및 정보량 부족 등의 문제로 인해 인공지능 분야 연구는 어려움을 겪게 되었다(1차 암흑기).

한동안 침체기를 맞았던 인공지능 분야는 1974년 미국 하버드대학교의 폴 웨어보스(Paul Werbos)가 오차 역전파(Back Propagation) 알고리즘을 제안하고, 1986

10) 머신러닝은 규칙을 일일이 프로그래밍 하지 않더라도 인간이 입력한 데이터를 통해 컴퓨터가 스스로 학습을 진행하는 알고리즘이며, 인공지능의 하위 분야 중 지능을 구현하기 위한 소프트웨어를 말한다. 오늘날 머신러닝은 인공지능 컴퓨터를 포함하여 거의 모든 분야에서 활용되고 있으며, 컴퓨터 시각인식 외에 자연어 처리, 언어 번역, 정보 검색 엔진, 컴퓨터 게임 그래픽, 네트워크 보안 관련 분야 등에서 활용되고 있다.

년 미국 카네기 멜런 대학교의 제프리 힌튼(Geoffrey Hinton), 캘리포니아 대학교의 데이비드 럼멜하트(David Rumelhart), 노스이스턴 대학의 로널드 윌리엄스(Ronald Williams)가 공동으로 오차 역전파 알고리즘으로 다층 퍼셉트론(MLP, Multi Layer Perceptron)을 학습시켜 XOR 적용 문제를 해결해내는 데 성공하면서 다시 2차 부흥기를 맞이하였다. 그러나 수학적 미분을 활용한 경사 하강법(Gradient Descent)에서 기울기 소실이 발생하는 문제와 과적합(Overfitting) 문제, 컴퓨터 하드웨어의 미발달 및 학습 데이터의 부족 등으로 2차 암흑기를 맞이하게 되었다.

그러던 1980년대 말 월드와이드웹(WWW, World Wide Web)이 보급되며 빅데이터 시대가 새로 열리자 데이터 부족 현상은 일부 보완되었다. 뿐만 아니라 1990년대 들어서는 컴퓨터 하드웨어가 급속도로 발전되고, 고속병렬처리가 가능해지면서 데이터 처리 성능 역시 급격히 향상되었다. 그로 인해 1997년 미국 IBM에서 만든 체스 특화 인공지능 컴퓨터인 딥블루(Deep Blue)가 당시 체스 세계 챔피언인 개리 카스파로프(Garry Kasparov)를 상대로 승리를 거두어 전 세계의 이목을 집중시켰다.

2006년 제프리 힌튼은 ‘심층 신념망을 위한 빠른 학습알고리즘(A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets)’라는 논문을 발표하며 기존 인공지능의 발전된 형태인 딥러닝(Deep Learning)<sup>11)</sup>의 시대를 본격적으로 열었다. 향상된 컴퓨터 시스템을 바탕으로 은닉층을 수십개를 두어 보다 복잡한 문제를 처리할 수 있는 딥러닝 기술이 발달하면서 2011년에는 미국 IBM에서 개발한 왓슨(Watson)이 퀴즈쇼 제오파디(Jeopardy)에서 우승을 하기도 하였다. 또한 이듬해 2012년에는 제프리 힌튼 교수가 속해 있는 캐나다 토론토 대학의 슈퍼비전(Super Vision) 연구팀이 이미지 인식경진대회인 ILSVRC(Imagenet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 오류율 15%라는 압도적인 기록을 세우며 우승을 차지하는 성과를 달성했다.

2010년대 들어서는 딥러닝에 대한 연구가 보다 진전되었으며, 2016년 미국 알파

11) 머신러닝 알고리즘으로는 서포트 벡터 머신(SVM, Support Vector Machine), 랜덤포레스트(Random Forest), 인공지능망(ANN, Artificial Neural Networks) 등 다양한데, 그중 딥러닝은 인공지능망을 기반으로 발전시킨 기법들을 통칭한다. 이는 단일 은닉층인 인공지능망과 달리 은닉층 수를 2개 이상 둬으로써 변수 간 비선형적인 관계를 보다 획기적으로 모델링할 수 있다는 장점이 있다. 딥러닝 기법 중 대표적으로 심층신경망(DNN)을 들 수 있으며, 오늘날 이미지처리 분야에서 활용되는 합성곱신경망(CNN)과 순차 데이터 처리에 뛰어난 순환신경망(RNN) 등 모두 심층신경망을 응용한 형태라고 할 수 있다.

벳의 구글 딥마인드(Google Deep Mind)가 개발한 인공지능 바둑프로그램인 알파고(Alpha Go)가 한국의 이세돌 9단을 상대로 4승 1패로 승리를 거두며 다시 한번 전 세계를 놀라게 했다. 이처럼 인공지능 기술은 현재에 이르러서는 더욱 발전되고 있으며, 자율주행 자동차, 얼굴 인식, 가상비서, 챗봇 등 우리 사회 전 분야에 걸쳐 다양하게 시도 및 활용되고 있어 미래 4차 산업의 핵심 기술로 인식되고 있다.

## ② 인공신경망 모형 12)

앞서 머신러닝은 인간이 규칙을 일일이 프로그래밍 하지 않아도 입력데이터를 통해 컴퓨터가 스스로 학습을 진행하는 알고리즘으로 정의된다고 하였다. 머신러닝의 학습 방법은 크게 지도학습(Supervised Learning)과 비지도학습(Unsupervised Learning) 등으로 구분되는데, 지도학습은 입력데이터와 출력데이터, 즉, 정답 데이터(목표치)로 이루어진 데이터셋으로부터 수학적 함수를 모델링하여 학습을 진행하는 반면, 비지도학습은 입력데이터로만 학습을 진행한다는 점에서 차이가 있다.

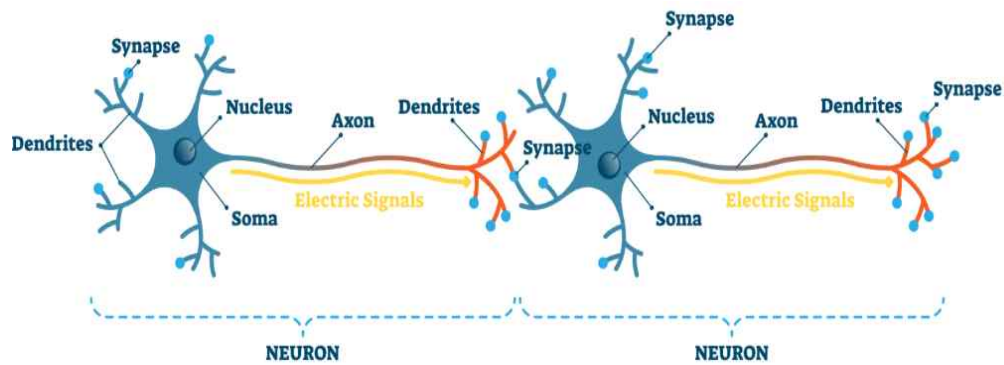
이 중 인공신경망 모형은 머신러닝 기법 중 대표적인 지도학습 알고리즘 중 하나로 데이터 학습을 통해 분류(출력 데이터가 범주형인 경우) 및 예측(출력 데이터가 연속적인 값인 경우) 등에 활용된다. 이번 절에서는 앞서 설명한 여러 신경망 모형 중 기초가 되는 인공신경망(ANN, Artificial Neural Networks) 모형에 대해 살펴보고자 한다.

인공신경망 모형은 인간 두뇌 활동을 모방하여 설계된 것으로, 이를 이해하기 위해서는 먼저 생물학적 뉴런이 어떤 방식으로 기능하는지 이해할 필요가 있다. 인간의 두뇌는 약 850억 개의 뉴런으로 구성되어 있다. 신경세포인 뉴런은 수상 돌기(Dendrites)를 통하여 전기적 신호를 입력받는데, 자극의 상대적 중요도와 빈도에 따라 가중치가 부여된다. 이 신호는 신경세포체(Soma)에서 저장과정을 거치고, 누적된 신호의 강도가 일정 기준(역치)을 초과하게 되면, 즉 세포가 발화하는 임계값에 도달하게 되면 신경세포가 활성화되어 축삭 돌기(Axon)를 통해 다른 세포에 신

12) 인공신경망 모형은 혼돈이론(Chaos theory)에 기반하며, 혼돈이론이란 단순하고 확정적인 비선형모형이 전혀 규칙성을 가지지 않는 것처럼 보이는 상태를 발생할 수 있음을 설명하는 이론이다 (양승룡·박유신, 1999)

호를 전달하게 된다. 이후 축삭 종말(Axon terminal)에서는 다시 전기적 신호가 화학적 신호로 변환되고, 시냅스(Synapse)라고 하는 틈새를 거쳐 이웃 뉴런으로 전달되는 방식이다. 이상으로 뉴런의 구조를 그림으로 표현하면 다음과 같다.

<그림 4-5> 뉴런의 구조

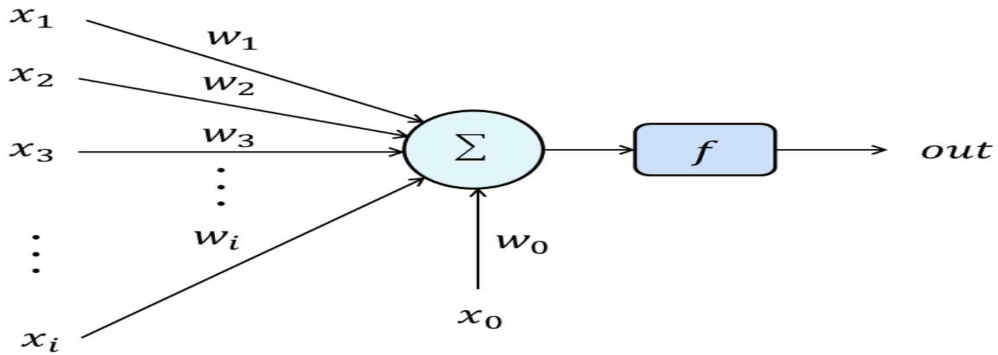


자료: Olivia Guy-Evans. 「An Easy Guide to Neuron Anatomy with Diagrams(2023)」.

인공신경망(ANN) 모형은 이처럼 생물학 분야의 중추신경계에 영감을 얻어 각 뉴런이 시냅스를 통하여 자극 신호를 서로 주고받으며 다양한 정보를 받아들이고, 이를 저장하는 구조를 인공적으로 재현한 모형을 말한다(노호영 외, 2021). 여기서 신경세포체는 노드(Node), 축삭은 출력(Output), 수상돌기는 입력(Input)에 각각 대응된다고 할 수 있다.

한편, 인공신경망은 퍼셉트론(Perceptron)이라는 단층 신경망의 발전된 형태로서, 퍼셉트론의 기본 구조를 우선 살펴보면 다음과 같이 여러 입력변수(X)를 입력받아 개별 가중치(W)를 적용하고, 입력변수와 가중치를 곱해 합산한 값(Z)을 계산한다. 이후 이 값이 임계치(Threshold)를 넘어가면 1, 그렇지 않을 경우 0을 출력하는 활성화함수(Activation Function)를 거쳐 최종 출력값(Y, Out)이 출력되는 형태이다.

<그림 4-6> 퍼셉트론의 원리



자료: 노호영 외(2021)의 자료를 재이용하였음.

한편, 퍼셉트론의 원리를 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$Z = b + \sum_{i=1}^n W_i X_i \dots\dots\dots (1)$$

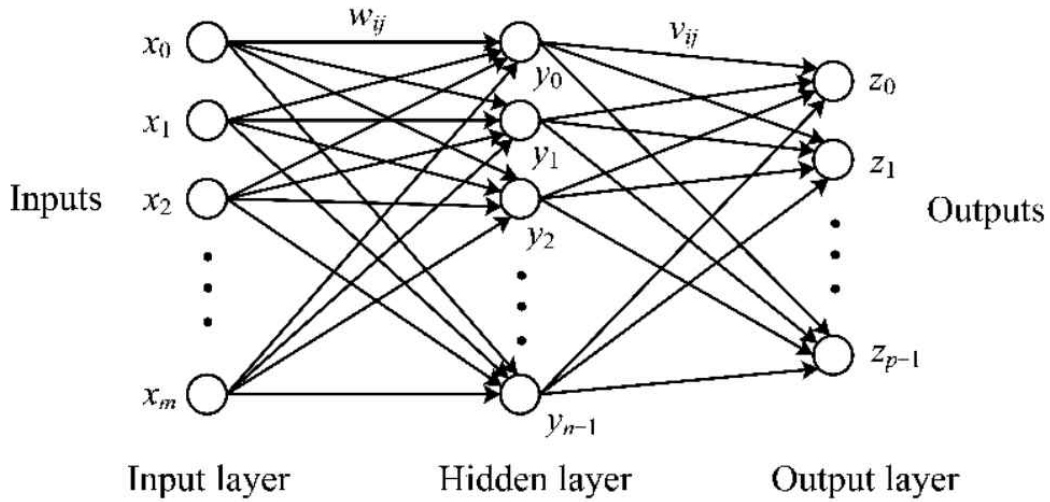
$$Y = f(Z) = \begin{cases} 1 & \text{if } Z \geq \theta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

(여기서 b는 가상적인 입력값  $x_0$ 을 1로 설정하여 절편 역할, 즉 상수항의 역할을 한다.)

초기의 퍼셉트론은 AND나 NAND, OR과 같은 논리회로를 구현하여 선형 분류 문제를 해결하는 데 주로 응용되었으나, 하나의 퍼셉트론으로는 비선형 분류(XOR) 문제 해결이 불가능하다는 단점이 있었다. 하지만 이후 입력층과 출력층 사이에 은닉층(Hidden layer)을 새로 도입한 다층퍼셉트론(MLP, Multi Layer Perceptron)이 개발되면서 이와 같은 문제를 해결할 수 있었으며, 이후 신경망에 대한 연구가 보다 진전되었다. 다층퍼셉트론의 구조를 그림으로 나타내면 다음과 같다.



<그림 4-7> 다층퍼셉트론의 구조



자료: Changpeng Shao. 「A Quantum Model for Multilayer Perceptron(2018)」

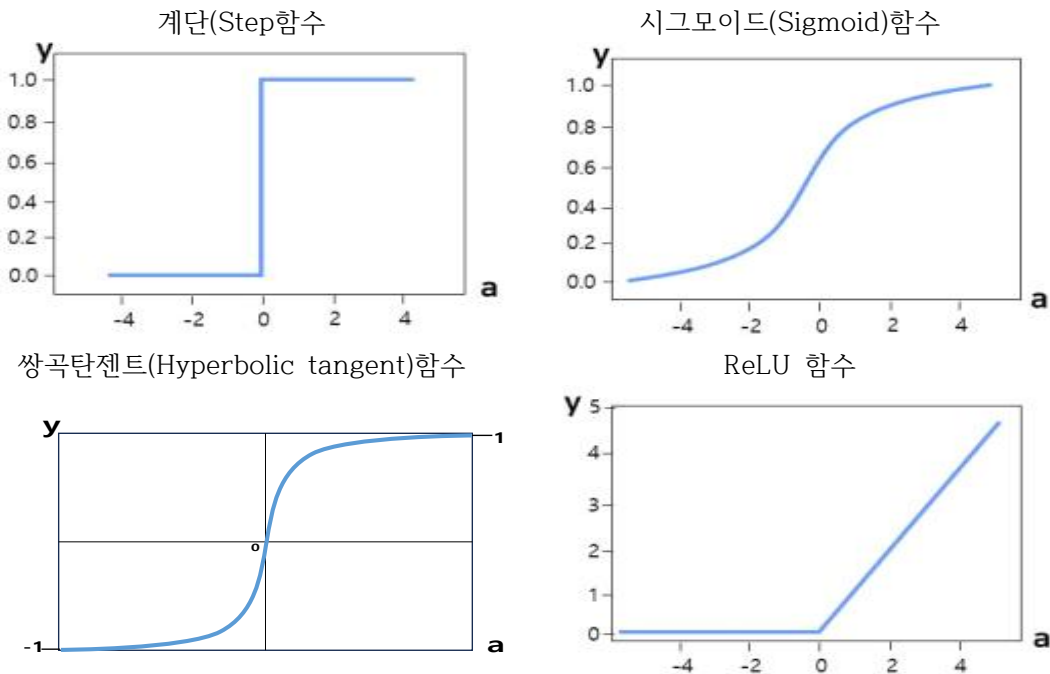
한편, 인공지능망의 학습은 순전파(Feed Propagation)와 오차역전파(Error Back Propagation)알고리즘으로 진행된다. 순전파 알고리즘이란 입력층에서부터 출력층까지 각 연결된 노드에 따라 입력값을 출력으로 내보내는 과정을 말하며, 역전파 알고리즘<sup>13)</sup>은 순전파를 통해 나타난 출력값과 목표값 사이의 오차를 줄이기 위해 후방으로 돌아가 가중치와 편향을 조정하는 과정을 이른다. 즉, 목표로 하는 결과값과 모형에 의해 계산된 결과값의 차이를 학습을 통해 계속 조정해나감으로써 오차값을 최소화하는 방법으로 구성된다. 여기서 예러는 비용함수(Cost function) 혹은 손실함수(Loss function)로 나타내며, 출력값(z)과 목표치(d)와의 차이를 제공하여 합한 값인 오차제곱합(SSE, Sum of Squared error)이 대표적이다. 이를 수식으로 나타내면 다음과 같으며, 여기서 1/2은 가중치 조정 시 비용함수의 기울기를 이용하므로 미분에 의한 식의 단순화를 위해 구성된다.

13) 가중치와 편향은 초기에는 임의값으로 설정되고 이후 학습을 통해 조정되는데, 오차 역전파 알고리즘에서 최적의 가중치를 찾는 방법으로는 경사하강법(gradient descent)이 대표적이다. 이와 같이 예측값 계산, 실제 출력값 간 오차 계산, 은닉층 및 입력층으로 역전파하여 가중치 조정에 이르는 일련의 과정을 1 epoch(에포크)라고 하며, 사전에 정한 학습 횟수를 달성하거나 오류가 임계치 이하로 떨어질 때까지 학습은 반복된다(윤성주 외, 2016).

$$SSE = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (z_j - d_j)^2 \dots \dots \dots (2)$$

또한 인간의 뉴런 간 전달되는 신호가 화학적 신호에 의해 증폭되거나 감소되는 것과 같이 인공신경망 내에서는 활성화 함수가 그 역할을 한다. 활성화 함수는 은닉층과 출력층에 존재하며, 이전에 입력받은 값을 증폭 내지 감소시켜 내보내는 역할을 수행한다. 대표적인 활성화함수로는 계단(Step)함수, 시그모이드(Sigmoid)함수, 쌍곡탄젠트(Hyperbolic Tangent)함수, ReLU(Rectified Linear Unit)함수 등이 있다. 계단함수는 0보다 작은 수는 0으로, 0보다 큰 수는 1로 출력하고, 시그모이드 함수는 0~1사이의 실수값을 출력하며, tanh함수는 -1과 1사이의 값을, ReLU 함수는 음수는 0으로, 0 이상은 그 값 그대로 출력하는 역할을 한다.

<그림 4-8> 활성화 함수의 종류

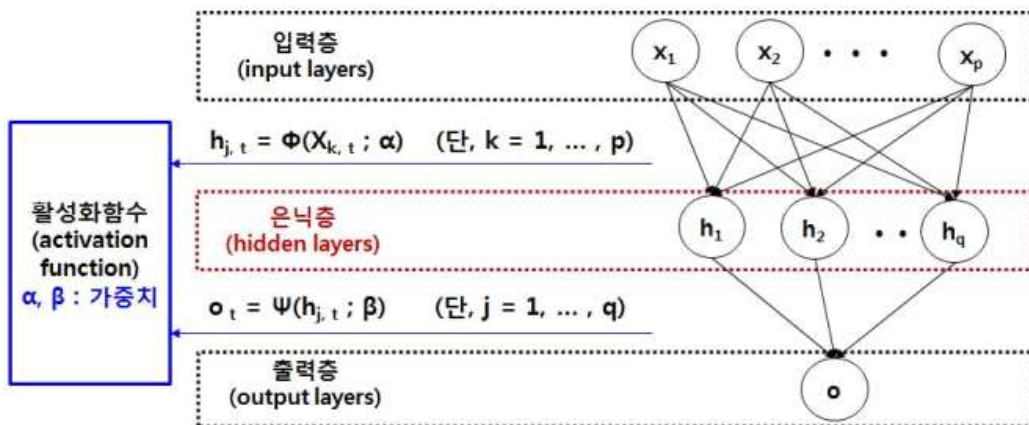


자료: 저자 작성

이상으로 인공신경망 모형의 전반적인 프로세스를 정리하자면 다음과 같다. 먼저

입력층에 데이터가 입력되면 활성화 함수를 통해 가중치 행렬을 곱하여 은닉층으로 전달한다. 다음으로 은닉층에서는 또 다른 활성화함수를 통해 데이터가 가공되며, 이를 다시 새로운 가중치 행렬을 곱하여 출력층으로 보낸다. 마지막으로 출력층에서 다시 활성화함수를 반영하여 결과를 출력하는 방식이다.

<그림 4-9> 인공신경망 모형 프로세스



자료: 윤성주 외(2016)의 자료를 재이용하였음.

이처럼 인공신경망 모형은 데이터 학습을 통해 분류 및 회귀 등에 응용되는데, 분류는 출력 데이터가 범주형 변수(ex.꽃의 품종분류)인 경우이며, 연속적인 값(ex. 미국 보스턴의 주택가격 예측)인 경우에는 회귀가 활용된다.

하지만 인공신경망 모형은 다음과 같은 한계점을 지닌다. 기존 통계적 기법의 연구에서는 입력변수가 출력변수에 미치는 영향이 숫자형태인 파라미터로 명확하게 나타나는 반면, 인공신경망 모형은 비모수(non-parametric)적인 방법론으로써, 예측에 대한 결과만 제공할 뿐, 어떤 변수가 종속변수에 주는 영향의 크기가 숫자형태로 표현되지 않아 가설검정이나 탄력성 도출 등이 불가능하다는 단점이 있다. 특히 은닉층에서 분석되는 과정, 즉 입력에서 출력으로 변환되는 메커니즘이 마치 가상의 상자와 같이 불투명한 점을 일컬어 이를 Black-Box로 비유되기도 한다. 그럼에도 불구하고 사용 가능한 모든 정보를 활용할 수 있다는 장점이 있어 정확한 설명력이 목적인 경우가 아닌 예측이 목적인 경우 인공신경망은 모형은 좋은 대안이 될 수 있다.

## 나. 인공신경망 모형을 활용한 품종별 양파 가격 예측 모형 개발

### ① 인공신경망 모형 분석절차

앞서 인공신경망 모형은 인간 뇌의 생물학적 활동에서 영감을 얻어 예측변수와 출력변수 간 복잡한 관계를 모델링한 것이며, 입력층과 은닉층, 그리고 출력층과 같은 일련의 층들이 서로 연결되어 연산 과정을 거쳐 출력값을 생성함을 설명한 바 있다. 인공신경망을 실행하기 위해서는 사용자가 지정해야 할 것으로는 입력층 노드 수, 은닉층 수, 은닉층 노드 수, 활성화 함수, 출력층 노드 수, 기타 하이퍼파라미터<sup>14)</sup>가 있다.

여기서 입력층 노드의 수와 출력층 노드의 수는 각각 입력변수 개수와 출력변수 개수에 대응되므로 사전에 결정된다고 할 수 있으며, 최적의 모형 구축을 위해 필요한 것은 은닉층의 구조, 즉 은닉층 개수와 은닉층의 노드 개수라고 할 수 있다. 하지만 이에 대해서는 구체적으로 정해져 있지 않으며, 일반적으로는 은닉층 수 및 은닉층 노드 수와 관련한 다양한 시나리오 구성을 통해 예측결과 비교하여 선정하는 시행착오(Trial and Error) 방식으로 결정된다. 단, 염두에 두어야 할 것은 은닉층의 개수와 은닉층 노드 수를 많이 구성한다고 해서 예측력이 높아지는 것은 아니라는 점이다. 이는 오히려 신경망 학습 시간을 오래 소요하게 하며, 훈련데이터에서는 성능이 우수하나, 테스트데이터에서 성능이 떨어지는 과대적합(Overfitting)의 원인이 된다. 보통 은닉층 수는 1~2개 수준으로 설정해도 대부분의 응용에 적합하다고 알려져 있는 바, 본 논문에서는 은닉층 수를 1개로 정하는 단일 은닉층(Single Hidden Layer)으로 모형을 구성하였다. 한편, 은닉층 노드의 개수 지정은 선행연구에 따르면 4나 5개의 배수로 순차적으로 구성하는 경우나 설명변수 수 및 종속변수 수의 조합으로 구성하는 경우((설명변수 수+종속변수 수)/2, 설명변수 수+종속변수 수) 등 다양하게 이루어짐에 따라 본 논문에서는 간단한 형태인 5개, 7

14) 모형 성능 최적화를 위해서는 모형설계 시 최적의 하이퍼파라미터 값을 지정해주는 것이 중요하며, 대표적으로는 epoch(에포크), loss function(손실함수), optimizer(최적화방법), batch\_size(배치사이즈), validation\_split(검증데이터 비율) 등이 있다. 손실함수는 모형의 성능을 나타내는 지표로써 보통 평균오차제곱(MSE)나 정확도(ACC)가 활용되며, 손실함수의 값을 최소화 하는 가중치의 최적값을 찾는 데 활용되는 최적화방법은 Adam optimizer가 높은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다. batch\_size는 가중치 변경을 위한 샘플 수로 한 번에 학습할 데이터의 크기를 의미하며, validation\_split은 학습데이터 중 검증을 위해 할당하는 검증데이터 비율을 의미한다.

개, 10개, 15개로 구성하여 예측 성능을 비교해 최종 모델을 선정하였다.

또한 이전 층으로부터 값을 입력받아 연산을 수행하는 활성화함수를 지정해야 하는데, 본 연구에서는 입력변수를 은닉층 노드 값으로 대응시킬 때는 가장 일반적으로 활용되는 S자 형태인 시그모이드(Sigmoid) 함수<sup>15)</sup>를, 은닉층의 값을 출력층 값으로 연결하기 위해서는 회귀 문제에 주로 활용되는 선형(Linear) 활성화함수를 적용하였다.

한편, 효율적 예측, 즉 빠른 학습 수행을 위해서는 서로 다른 단위를 가지는 입력 데이터를 일정 범위 내로 조정하는 데이터 표준화작업이 필요하다. 표준화 방식으로는 다음의 수식과 같이 총 3가지가 있으며, 일반적으로 효율성이 높다고 평가된 두 번째 방식을 인공신경망 모형에 적용하였다.

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \dots\dots\dots (1)$$

식(1)에서  $\mu$ 와  $\sigma$ 는 각각 평균과 표준편차를 나타내며, 도출된 표준화된 값은 평균 0, 분산 1인 정규분포를 이룬다

$$Z = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \dots\dots\dots (2)$$

식(2)의 방식은 데이터의 최댓값과 최솟값을 이용하여 표준화시키는 방식으로, 도출된 값은 0과 1 사이의 값을 가진다.

$$Z = \frac{2X}{\max(x) - \min(X)} + \frac{\max(X) + \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \dots\dots (3)$$

식(3)의 방식 또한 데이터의 최댓값 및 최솟값을 이용하나, 도출된 값은 -1과 1 사이의 값을 가지는 점이 특징이다.

15) 김배성(2005)에 따르면 시그모이드 함수는 복잡한 유형의 의사결정문제에 효과적으로 적용 가능하며, 입력치 변화에 따른 출력치의 급격한 변화를 막을 수 있을 뿐만 아니라 미세한 입력치의 변화도 반영할 수 있는 것으로 알려져 있다. 즉, 매우 크거나 작은 값은 값의 영향을 상대적으로 완화시키며, 중간범위 값에 대해서는 가능한 한 선형성을 유지한다. 시그모이드 함수의 대표적 예시로는 로짓함수와 쌍곡탄젠트함수가 있다.

## ② 인공지능망 모형을 활용한 품종별 양파 가격 예측 모형 개발

본 논문에서는 Rstudio 소프트웨어 4.3.0. 버전의 keras 패키지를 이용하여 인공지능망 모형을 활용하여 양파의 수급 관련 주요 변수인 소비자가격을 예측하는 모형을 개발하되, 품종별로 구분하여 각각 구축하였다. 특히 투입변수로 t-1에서 t-p까지의 과거 소비자가격 관측치만을 입력변수로 활용하는 단변량 모형을 구성하였으며, 다양한 정보를 입력변수로 활용 시 예측력을 향상시킬 수 있음을 고려하여 다변량 모형을 구성 후 예측력을 상호비교하였다.

다변량 모형은 수급구조 모형과의 비교를 위하여 소비자가격 모형 내 방정식을 구성하는 독립변수들과 동일하게 구성하였다. 소비자가격 예측에는 1인당 소비량과 1인당 국민처분가능소득, 대체재 가격인 수입가격으로 이루어지는 가격신축성함수 형태의 모형을 구성하였다.

소비자가격 예측에 활용된 소비자가격은 한국농수산물유통공사 농산물유통정보(aT KAMIS)에서 제공하는 월별 자료(상품 기준)를 활용하였으며, 월별 1인당 국민처분가능소득은 통계청에서 제공하는 국민처분가능소득 데이터를 당해 연도 인구로 나누어 연간 1인당 국민처분가능소득을 산출하였고, 이를 다시 월별로 나누어 도출하였다. 월별 1인당 소비량은 월별 생산량에서 월별 수입량을 더하고, 월별 수출량 및 월별 가공량을 제하여 총 월별 소비량을 도출한 뒤 당해 연도로 나눔으로써 산출하였다. 여기서 월별 수입량 및 수출량은 한국무역협회 자료를 이용하되 냉동·건조·초산조제 양파는 해당 품목의 수율을 적용하여 신선양파로 환산하였다.

한편, 양파의 월별 생산량은 장기 시계열 데이터가 미비한 관계로 김성우 외(2016) 및 최순(2017)<sup>16)</sup> 연구방식과 동일하게 서울특별시농수산물공사 거래연보로부터 수집한 월별 반입량 비중을 연간 생산량을 곱하여 국가 전체 월별 생산량을 계측하였다. 이를 당해연도 인구로 나누어 1인당 월별 생산량을 산출하는 한편, 앞서 수급구조모형과 마찬가지로 4% 정도 가공물량으로 소요된다고 가정하여 이를 월별 가공량으로 추정하였다. 월별 수입가격은 수입액에서 수입량을 나누어 수입단가를 산출하

16) 김성우 외(2016)는 이러한 월별 소비량 계측 방식이 실제 수요량과 괴리가 있음을 지적하였으나, 자료의 한계로 인해 본 논문에서는 기존 방법을 동일하게 적용하였다.

고, 관세와 유통제비용, 월별 평균환율을 곱함으로써 산출하였다. 분석에는 1996년 4월부터 2023년 3월까지의 월별 자료가 활용되었으며, 마찬가지로 수급구조모형과의 비교를 위해 소비자가격, 1인당 국민처분가능소득, 수입가격은 GDP디플레이터로 실질화하였다. 이상으로 본 논문에서 분석을 위해 구성한 모형은 다음과 같다.

[단변량 모형]  $E(NCP_t) = f(NCP_{t-p})$

[다변량 모형]  $E(NCP_t) = f(PDINC, PERD, IMP)$

여기서 NCP는 소비자가격, PERD는 1인당 소비량, PDINC는 1인당 국민처분가능소득, IMP는 수입가격을 의미하며, 월별 데이터가 이용되었다.

### ③ 모형별 예측력 검정 결과

인공신경망 모형을 활용한 품종별 양파 소비자가격 예측을 위해 학습 데이터와 테스트 데이터를 구분하였다. 일반적으로는 전체 데이터의 80%를 모형 학습에 할당하고, 나머지 20%의 데이터를 대상으로 예측 시행 후 예측치와 실측치를 비교함으로써 예측을 검정하는 방법을 택한다. 그러나 본 논문에서는 수급 구조모형과의 비교를 위해 예측력 검정 구간을 동일하게 적용하기 위하여 소비자가격 자료 중 1996년 4월부터 2018년 3월까지를 모형 학습에 활용하고, 나머지 2018년 4월부터 2023년 3월까지를 테스트 데이터로 할당하였다. 또한 은닉층 시나리오를 시행함으로써 최적의 예측 모형을 선정하되, 학습 횟수(epoch)는 300회, 500회, 1,000회로 순차적으로 늘려가며 예측력이 개선되는지 살펴보았다.

<표 4-9>는 조생종 및 중만생종 양파의 모형별 은닉층 노드 수 시나리오를 거쳐 성능 비교 후 예측력이 높게 판명된 모형들의 검정 결과를 제시하였다. 예측력 검정 기준으로는 수급구조 모형에서의 검정 기준과 같이 RMPSE, MAPE, Theil's U를 고려하였다.

조생종 소비자가격 예측 모형은 단변량으로 구성된 모형의 예측력이 MAPE를 기준으로 9.9%로 나타나 12.5%인 다변량 모형 보다 우수한 것으로 나타났다. 또

한 증만생종 양파 소비자가격 예측 모형의 경우 역시 마찬가지로 단변량 모형의 예측력이 11.4%로 17.2%인 다변량 모형보다 우수한 것으로 나타났다.

<표 4-9> 품종별 인공지능망 모형 예측력 검정 결과(2018~2022)

(단위: %)

구 분		hn	RMSPE	MAPE	Theil's U	
소비자 가격	조생종	단변량 (3)	10	12.3	9.9	0.052
		다변량 (4)	10	17.0	12.5	0.106
	증만생종	단변량 (3)	5	14.2	11.4	0.059
		다변량 (4)	5	18.9	17.2	0.096

주: 여기서 hn는 은닉층 노드 수를 의미하며, 공통적으로 손실함수는 MSE, 은닉층 활성화함수는 시그모이드함수, 출력층 활성화함수는 선형을 사용하였으며, validation\_split은 추가하지 않음. 한편, 소비자가격 모형의 batch\_size는 연별 데이터임을 감안하여 12를 적용함.

#### 제4절 예측력 상호비교 및 시사점<sup>17)</sup>

앞서 인공지능망을 활용한 품종별 양파 소비자가격 예측력 검정 결과, 전반적으로 단변량 모형이 다변량 모형에 비해 예측 성능이 상대적으로 우수한 것으로 나타났는데, 이러한 결과는 다음과 같이 해석될 수 있다. 더욱 풍부한 정보를 입력변수로 포함할 시 예측력을 향상시킬 수 있다는 기대와 다르게 오히려 예측력이 저하된 점은 예측대상의 과거 관측치에 이미 다른 변수들에 대한 정보가 충분히 반영되었다고 해석할 수 있으며, 불필요한 정보의 유입으로 예측의 효율성이 저하된 점은 계량경제학에서 불필요한 변수가 모형에 포함될 시 효율성이 저하되는 문제와 유사하다고 볼 수 있다.

한편, 품종별 양파 소비자가격의 다변량 및 단변량 예측 모형의 예측력이 MAPE 기준 최소 9.9%, 최대 17.2%로 나타났는데, 이는 수급구조 모형 내 방정식의 변수 외에 다양한 변수<sup>18)</sup>를 입력변수로 하는 추가적인 모형개발을 통해 예측력을 개

17) 김배성(2005), 윤성주 외(2016)의 연구 결과를 참고하여 작성하였다.

18) 선행연구에 따르면 농축산물 수급 및 가격 예측에 품목별 작황에 영향을 미치는 여러 기상변수를 종합적으로 고려하되, 다중회귀분석이나 Lasso 회귀분석 등을 통해 통계적으로 유의성이 있는 변수들을 선정하여 반영할 수 있다.



선할 여지가 있음을 의미한다. Zhang & Kline(2007)의 연구에 따르면 입력변수 개수와 조합이 모형 성과에 유의한 영향을 미치며, 향후 모형 구축 시 이론 및 경험에 기반한 다양한 변수의 조합들을 사전에 검토할 필요가 있다고 판단된다.

마지막으로 <표 4-10>과 같이 본 논문에서 활용한 응용기법별(수급구조 모형, 시계열 ARIMA모형, 인공신경망 모형) 품종별 양파 소비자가격 예측력을 상호 비교하였다. 검토 결과, 조생종 및 중만생종 양파 모두 소비자가격 예측에서 수급구조 모형의 예측력이 시계열 모형과 인공신경망 모형에 비해 상대적으로 우수하게 나타났다. 특히 조생종의 경우 MAPE를 기준으로 수급구조 모형(8.6%) 다음으로 인공신경망 단변량(9.9%) 모형, 시계열 ARIMA 모형(11.8%) 순으로 나타났으며, 인공신경망 다변량 모형의 예측력이 12.5%로 가장 예측오차가 높았던 것과 달리 중만생종의 경우는 수급구조 모형(7.3%), 인공신경망 단변량 모형(11.4%), 인공신경망 다변량 모형(17.2%) 순으로 나타났으며, 시계열 ARIMA 모형의 예측력이 19.6%로 예측오차가 가장 높은 것으로 나타났다. 전반적으로 노지에서 재배되는 양파 품목의 특성상 가격등락폭이 커 예측력이 높게 나온 점을 감안할 때, 모든 모형에서 비교적 우수한 예측력을 보임을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 소비자가격 예측을 위해 월별 데이터만을 활용하였으나, 순별, 주별, 일별 등 보다 높은 빈도(Frequency)의 장기 시계열 데이터 확보 시 모형을 개선할 수 있을 것으로 판단되며, 이 외에도 인공신경망 모형류의 다른 딥러닝 기법(RNN, LSTM 등)을 활용할 경우 예측 성능을 제고할 수 있을 것으로 기대된다.

<표 4-10> 응용기법별 양파 품종별 소비자가격 예측력 검증 결과 비교

		구 분	RMSPE	MAPE	Theil's U	
소비자 가격	조생종	수급구조 모형	10.9	8.6	0.06	
		시계열 ARIMA 모형	13.9	11.8	0.08	
		인공신경망 모형	단변량	12.3	9.9	0.05
			다변량	17.0	12.5	0.11
	중만생종	수급구조 모형	9.0	7.3	0.05	
		시계열 ARIMA 모형	21.2	19.6	0.12	
		인공신경망 모형	단변량	14.2	11.4	0.06
			다변량	18.9	17.2	0.10

## IV. 요약 및 결론

농산물은 수요와 공급 모두 비탄력적인 특징이 있어 공급이나 수요의 작은 변화에도 가격증감폭이 공산품에 비해 상대적으로 크다. 농산물 가격의 불안정성은 주로 공급측 면에서 기인하는데, 특히 노지에서 재배되는 채소류의 경우 기상여건에 따른 생산량 변동이 크다. 이는 가격불안정성으로 직결되며, 경제주체인 생산자와 소비자의 의사결정에 혼란을 주어 사회적 후생 저하를 초래한다.

정부는 배추·무·마늘·양파·고추를 채소류 5대 민감품목으로 지정하여 계약재배, 수매비축, 산지폐기 등 다양한 수급안정 정책을 추진하는 한편, 한국농촌경제연구원은 농업관측사업을 통해 품목별 작황, 가격 등의 정보를 제공해 농가의 영농 의사결정에 도움을 주고 있다. 그러나 이와 같은 노력에도 불구하고 생산 불안에 따른 수급불안이 확대되고 있는 실정이며, 가격 불안정성은 이전보다 큰 폭으로 증감하는 추세를 보인다.

가격은 경제주체의 경제활동에 정보를 제공하여 자원이 효율적으로 배분될 수 있도록 신호로써의 기능을 하며, 이에 가격변동성의 특징을 규명하거나 가격을 합리적으로 예측하는 것은 경제학의 주된 관심사 중에 하나이다. 통상적으로 다중회귀분석과 시계열 분석 등과 같이 통계학적 이론을 기반으로 하는 응용계량기법이 주로 활용되나, 최근에는 머신러닝(ML, Machine Learning)을 활용한 가격 예측 연구가 활발히 수행되고 있으며, 유용성을 입증 받음에 따라 다양한 농축수산물 품목에 대해 시도되고 있다.

본 논문은 노지에서 재배되어 가격변동성이 크며, 양념채소류 중 생산량 및 생산량 비중이 높은 양파 품목을 대상으로 응용계량기법을 활용하여 구조모형 형태의 양파 수급 모형을 품종별로 구분하여 각각 개발하였다. 양파 수급모형은 품목별 부분균형모형으로, 다양한 정책변인 및 환경변화에 대한 영향을 파악할 수 있도록 동태 축차적 형태로 구성하였다. 또한 연립방정식 모형 내 방정식은 log-log 형태의 통상최소자승법(OLS)을 활용하였으며, 각 방정식의 설명력 및 개별 회귀계수의 유의성 등을 고려하여 최종 모형을 선정하였다. 또한 작물연도를 기준으로 하여 수확시기에 따라 4~5월은 조생종, 6~익년 3월을 중만생종이라 가정하여 개별 모형을 구축하였다.

품종별 양파 수급모형 내 주요 내생변수에 대해 예측치와 실측치를 비교하는 예측력 검정을 시행하였으며, 검정 기준으로는 RMSPE, MAPE, Theil's U를 고려하였다. 예측력 검정 결과, 조생종은 MAPE를 기준으로 재배면적 7.1%, 소비자가격 8.6%, 농가판매가격은 6.9%로 나타났으며, 중만생종의 경우 재배면적 1.7%, 소비자가격 7.3%, 농가판매가격 6.8%로 나타나 품종별 양파 수급 모형 내 방정식은 전반적으로 양호한 예측력을 보이는 것으로 나타났다.

또한 이와 같은 결과를 토대로 거시경제변수 및 연립방정식 내 외생변수에 대한 가정을 통해 향후 4년간(2023~2026년)의 수급 전망치를 제시하였다. 구조모형 기반의 품종별 수급 전망을 위하여 인구, 경제성장률, 환율, 소비자물가 상승률 등의 거시경제변수를 가정하였으며, 단위당 수확량이나 수출입 및 가공량 물량은 외생변수화하였다. 향후 4년(2023~2026년)간의 기본 수급 전망 결과, 조생종 양파 재배면적은 2024년 2,391ha에서 2026년 2,706ha로 완만히 증가하는 것으로 나타났으며, 생산량 및 수입량 증가에 따른 소비량 증가로 1인당 소비량은 2024년 3.3kg에서 2026년 3.8kg으로 점차 증가하는 것으로 전망되었다. 농가수취가격과 소비자가격도 마찬가지로 완만한 상승세를 보여 2026년 각각 738원/kg, 2,077원/kg으로 나타났다.

중만생종 양파 역시 재배면적이 2024년 14,968ha에서 2026년 16,195ha로 늘어날 것으로 전망되었으며, 1인당 소비량은 2024년과 2026년 각각 20.5kg, 22.2kg로 증가하는 것으로 나타났다. 농가수취가격은 2026년 1,020원/kg, 소비자가격은 2026년 2,310원/kg로 현재 수준보다 다소 상승할 것으로 나타났다.

조생종 및 중만생종 양파 수급전망치를 종합한 양파 수급전망 결과를 살펴보면, 재배면적은 2024년 17,281ha에서 2026년 18,901ha로 완만한 증가세를 보이며, 1인당 소비량의 경우 2026년 26.0kg 수준으로 늘어날 것으로 전망되었다.

한편, 앞서 서론에서 언급하였듯 가격은 소비자의 가계운영 및 생산자의 영농 의사결정에 영향을 미치는 주요 수급 변수이므로, 본 논문에서는 응용계량기법 중 시계열 모형을 활용하여 품종별 양파 가격 예측 모형을 개발하고자 하였다. 뿐만 아니라 최근 머신러닝을 활용한 농축수산물 가격 예측이 활발하게 시도됨에 따라 머신러닝 기법의 일종인 인공신경망(ANN) 모형을 활용하여 품종별 소비자가격 예측 모형을 개발하고, 최종적으로 구조모형, 시계열 모형, 인공신경망 모형에 이르는 응용기법별 예측력을 검

정 및 상호 비교하여 양파 가격 예측을 위한 최적의 모형을 선정하고자 하였다.

시계열 모형은 단변량 시계열 분석에 주로 활용되는 자기회귀누적이동평균모형인 ARIMA 모형을 활용하였다. 본 논문에서는 1996년 4월부터 2018년 3월까지의 양파 소비자가격 월별 자료를 활용하였으며, 시계열 모형 구축 절차에 따라 ADF 단위근 검정을 통해 정상성을 검정하고, 차분을 통해 정상성을 확보하였다. 이와 더불어 자기상관함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 통해 (p, d, q) 차수를 식별하였으며, 계절변동 또한 고려하여 최종적으로 AIC 값이 가장 낮게 나타난 SARIMA(2, 1, 1)(0, 0, 2)<sub>12</sub> 모형을 대안적인 모형으로 선정하고, Ljung-Box 검정 통계량을 검정함으로써 모형의 적합성을 평가하였다. 최종 선정된 모형을 바탕으로 2018년 4월에서 2023년 3월까지의 기간에 대해 예측을 시행하였으며, 이의 예측값과 실측치를 비교함으로써 모형의 예측력을 검정하였다. 예측력 검정 결과, MAPE를 기준으로 조생종 양파 가격 예측 모형은 13.9%, 중만생종 양파 가격 예측 모형은 19.6%의 예측력을 보이는 것으로 나타났다.

한편, 인공지능망 모형을 활용하여 품종별 소비자가격을 예측하는 모형을 구성하되, 과거 관측치만을 입력변수로 하는 단변량 모형과 다양한 입력변수를 고려하는 다변량 모형으로 각각 구축하였다. 다변량 모형 구성 시에는 수급구조 모형 내 방정식의 독립변수와 동일하게 1인당 소비량, 1인당 국민처분가능소득, 대체재 가격을 고려하는 가격신축성함수 형태로 구성하였다. 기본적으로 은닉층의 개수가 1개인 단일 은닉층(Single Hidden Layer) 형태로 구성하였고, 이와 더불어 은닉층 노드 수(5, 7, 10, 15개)별 시나리오를 시행하여 예측력 비교를 통해 최적의 예측 모형을 선정하였으며, 수급구조 모형 및 시계열 모형과의 비교를 위해 1996년부터 2017년까지의 자료는 모형 학습에, 나머지 2018~2022년의 자료는 테스트 데이터로 할당하였다.

예측력 검정결과, 조생종 양파 소비자가격은 MAPE를 기준으로 단변량 모형 9.9%, 다변량 모형은 12.5%로 나타났으며, 중만생종 양파 소비자가격 또한 단변량 모형 11.4%, 다변량 모형 17.2%로 나타나, 전반적으로 단변량 모형의 예측력이 다변량에 비해 우수한 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 다양한 정보를 입력변수로 활용할 시 예측력을 향상시킬 수 있을 것이라는 기대와 다르게 오히려 불필요한 정보의 유입으로 예측력을 저하시킬 우려가 있다는 것으로 해석할 수 있으며, 향후 모형 구축 시 다양한 입력변수의 조합을 사전에 검토할 필요가 있다는 것을 시사한다.

마지막으로, 품종별 양파 소비자가격 예측을 위한 수급구조 모형 및 시계열 ARIMA 모형, 인공신경망 모형 간 예측력을 상호 비교한 결과, 조생종 및 중만생종 양파 모두 수급구조 모형의 예측력이 시계열 모형과 인공신경망 모형에 비해 상대적으로 우수하게 나타났다. 조생종의 경우 MAPE를 기준으로 수급구조 모형(8.6%), 인공신경망 단변량(9.9%) 모형, 시계열 ARIMA 모형(11.8%) 순으로 나타났으며, 인공신경망 다변량 모형이 12.5%로 가장 예측오차가 높은 것으로 나타났다. 이와 달리 중만생종의 경우는 수급구조 모형(7.3%), 인공신경망 단변량 모형(11.4%), 인공신경망 다변량 모형(17.2%) 순으로 나타났으며, 시계열 ARIMA 모형이 19.6%로 가장 높았다. 결론적으로 양파 품목이 노지에서 재배되는 특성상 가격등락폭이 커 예측력이 높게 나타나는 점을 감안할 때, 전반적으로 모든 모형에서 비교적 우수한 예측력을 보임을 확인할 수 있으며, 본 논문은 월별 데이터만을 이용하여 분석하였으나, 향후 높은 빈도 및 장기 시계열 데이터를 확보하고, 추가적인 모형 개선을 시행한다면 예측 성능을 보다 높일 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문은 응용계량기법인 수급구조 모형을 활용해 양파 수급모형을 구축하되, 조생종 및 중만생종으로 품종을 구분하였다는 점과 이를 토대로 품종별 수급 전망치를 구분하여 제시하였다는 점에서 차별성이 있다. 또한 응용계량기법인 구조모형과 시계열 모형, 그리고 머신러닝 기법의 일종인 인공신경망 모형을 활용하여 양파의 주요 수급 변수인 소비자가격을 예측하는 모형을 각각 개발하고, 응용기법별 예측력 비교를 통해 가격 예측을 위한 최적 모형 선정을 시도하였다는 점에서 의의가 있다.

다만, 모형 간 상호 비교만을 염두에 두어 수급구조 모형을 최대한 단순화하였으며, 단위당수확량, 재고량이나 수입량 등 양파 수급에 영향을 미치는 다른 변수를 고려하지 않았다는 점에서 한계가 있다. 또한 다양한 정책 변인에 대한 시뮬레이션 분석이 가능하도록 설계하였음에도 이를 실시하지 않은 점 또한 연구의 한계점이라 판단된다. 추후 수급구조 모형을 보완할 뿐만 아니라, 인공신경망 모형과의 연계를 통해 수급모형을 보다 견고하게 구성할 수 있을 것으로 사료된다. 또한 다양한 정책 시뮬레이션 시행을 통해 경제주체 및 정책 담당자의 의사결정에 보다 유용한 정보를 제공할 수 있을 것으로 기대되며, 이는 향후 과제로 남겨두고자 한다.

## 참고문헌

### 국내 문헌 및 단행본

- 갈리트 시뮤엘리·케네스 라히텐달·신타수·홍태호. 2020. 「R기반의 데이터마이닝을 이용한 시계열 예측 분석 및 활용」. 도서출판 청람
- 강지원. 2023. "치킨산업 가치사슬 분석 및 육계와 치킨가격 중장기 전망 연구". 국내석사학위논문 제주대학교 대학원
- 고성보·김배성. 2012. "한라봉 수급전망 모형 개발 연구". 한국산학기술학회 논문지 제12권 제11호
- 고성보·김배성. 2014. "한·중 FTA 체결에 따른 제주 노지감귤 파급영향 분석". 한국산학기술학회 논문지 제15권 제2호
- 김건아·전기석·정소영. 2021. 「주산지 작황 실측 정보를 이용한 양파가격 예측모형 개발」. 한국농촌경제연구원 제1회 농산물 수급예급모형 경진대회 우수논문집
- 김동현·김수현·유찬주. 2021. "LSTM을 이용한 돼지고기 가격 예측 연구". 농업경영·정책연구 제48권 제4호
- 김배성. 2005. "채소가격 예측을 위한 응용기법별 예측력 비교". 농업경제연구 제46권 제4호
- 김배성·고봉현. 2014. "제주 월동무 중장기 수급전망 모형의 개발". 한국산학기술학회 논문지 제15권 제3호
- 김성우·노호영·윤선희. 2016. 「배추·무 월별 소비량 추정 및 시사점」. 한국농촌경제연구원 현안분석 제11호
- 김성진. 2018. 「코딩셰프의 3분 딥러닝, 케라스맛」. 한빛미디어
- 김수완. 2023. "월동 양배추 중장기 수급전망모형 개발". 국내석사학위논문 제주대학교 대학원
- 김원태·한은수·신성철·국승용·서홍석. 2020. 「채소가격안정제의 효율적 운영을 위한 기준 수급물량 산정 연구」. 한국농촌경제연구원

- 김임용. 2021. 「현장에서 바로 써먹는 데이터 분석 with R」. 심통
- 김태련. 2019. "한·미 FTA가 한라봉 시장에 미치는 경제적 파급영향 분석". 국내석사학위논문 제주대학교 대학원
- 김태영. 2017. 「블록과 함께하는 파이썬 딥러닝 케라스」. 디지털북스
- 김태형. 2020. "기후변화와 김 생산량 간의 인과성 및 김 위판 가격예측모형". 국내박사학위논문 전남대학교 대학원
- 김호탁·이태호·김한호. 2016. 「농산물가격론」. 박영사
- 김화년·고성보·김배성. 2021. "풋굴 수요증대가 제주 노지감귤 산업에 미치는 파급영향". 한국산학기술학회논문지 제22권 제4호
- 남국현·최영찬. 2015. "양파 출하시기 도매가격 예측모형 연구". 농촌지도와 개발 제22권 제4호
- 노호영·김성용·유동희. 2021. "데이터마이닝 기법을 이용한 소비자의 농축산물 구매 분석". 농업경영·정책연구 제48권 제3호
- 농림축산식품부. 「농림축산식품 주요통계」. 각 년도
- 농촌진흥청. 2022. 「농업기술길잡이 개정판 96(양파)」
- 농협중앙회. 「농업연감」. 각 년도
- 배경태·김창재. 2016. "인공신경망의 은닉층 최적화를 통한 농산물 가격예측 모델". 한국정보기술학회논문지 제14권 제12호
- 브레트 란츠·윤성진·(주)크라슬랩. 2020. 「MACHINE LEARNING with R」. 에이콘출판주식회사
- 사이토 고키·개얏맵시. 2017. 「밑바닥부터 시작하는 딥러닝」. 한빛미디어
- 서울특별시농수산식품공사. 「농수산거래연보」. 각 년도
- 서홍석·김충현·김준호. 2020. 「농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2020 운용·개발 연구」. 한국농촌경제연구원
- 송유노. 2022. "인공신경망 모델을 활용한 제주지역 양식 넙치 산지가격 예측 연구". 국내석사학위논문 부경대학교 대학원
- 신성호·이미경·송사광. 2018. "LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델 개발". 한국콘텐츠학회논문지 제18권 제11호



- 안병일. 2016. 「수급안정사업 평가 및 개선과제」. 농식품신유통연구원 신유통포커스 16-12호
- 양승룡·박유신. 1999. "신경망 모형을 이용한 축산물 가격의 예측모형 개발". 농업경제연구 제40권 제1호
- 양진석. 2019. "주요산지 양파 작형별 가격간 인과관계 및 변동요인 분석" 국내석사학위논문 제주대학교 대학원
- 우경원·신용민. 2022. "ARMA모형과 머신러닝기법을 활용한 조피볼락 가격 예측". 수산해양교육연구 제34권 제3호
- 윤성주·이춘수·양승룡. 2016. "인공신경망을 이용한 국제곡물가격 예측 모형 개발". 농업경제연구 제57권 제2호
- 은종호. 2015. "양식 미역 패널추정 수급시뮬레이션모형을 활용한 엔화가치 변동에 따른 수급변화 분석". 국내석사학위논문 제주대학교 대학원
- 이가현. 2023. "딥러닝 기법을 활용한 양식산 우럭 산지가격 예측 연구". 국내석사학위논문 부경대학교 대학원
- 이기준. 2021. 「실전에서 바로 쓰는 시계열 데이터 처리와 분석」. 제이펍
- 이여진·고경석·황동현·이슬아·조주필. 2022. "다변수 LSTM 딥러닝 네트워크를 이용한 육계 시세 예측 모델 연구". 한국통신학회논문지 제47권 제12호
- 이요한·김명은·장재봉. 2015. "표고버섯 단기 가격 예측을 위한 시계열 모형 비교". 농업생명과학연구 제50권 제1호
- 이춘수·양성범. 2017. "인공신경망을 이용한 채소 단수 예측 모형 개발: 고추를 중심으로". 한국유기농업학회 제25권 제3호
- 이형용·여민수·홍승지. 2017. "마늘 도매가격 시계열 예측 모형 비교". 농촌경제 제40권 제2호
- 장용식·최진호. 2020. 「머신러닝을 활용한 R 데이터 분석」. 생능출판
- 장인홍·이원우·이다혜. 2023. 「SPSS와 R을 활용한 시계열 데이터분석」. 르네사이
- 채수호·김윤두. 2023. "육계의 생애주기 및 AI를 고려한 수급 및 가격 예측모형 개발을 위한 연구". 농업경영·정책연구 제50권 제1호
- 천성훈·김철현·노아현·허수진. 2021. 「인공신경망모형을 이용한 양식수산물 단수 전망에 관한 연구-김 양식을 중심으로」. 한국해양수산개발원
- 최병욱·김원태·임효빈. 2018. 「주요 채소류의 수급환경 변화와 대응방안」. 한국농촌경제연구원

최병옥·최익창. 2007. 「시계열 분석방법을 이용한 과채류 월별가격 예측」. 농촌경제 제30권 제1호

최순. 2017. “완전수요체계를 이용한 채소류 수요함수 추정”. 국내석사학위논문 서울대학교 대학원

통계청. 「농작물생산조사」, 「농림업생산지수」

하지희·서상택·김선웅. 2019. “양파와 마늘가격 예측모형의 예측력 비교”. 사단법인 한국식품유통학회 2019년 하계학술대회

한국농촌경제연구원 농업관측센터 관측월보. 「양념채소(양파)」

한국농촌경제연구원. 「농업전망」. 각 년도

홍성민. 2022. “우리나라 양파 가격 안정화 방안에 관한 연구: 산지가격의 인과성 분석과 딥러닝을 활용한 가격예측을 중심으로”. 국내석사학위논문 강원대학교 대학원

웹사이트

KDI경제정보센터.<<https://eiec.kdi.re.kr/>>

KOSIS국가통계포털.<<https://kosis.kr/>>

관세정보법령포털(CLIP).<<https://unipass.customs.go.kr/>>

관세청.<<https://www.customs.go.kr/>>

농사로(농업정보포털).<<https://www.nongsaro.go.kr/>>

한국무역협회K-stat.<<https://stat.kita.net/>>

한국농수산물유통공사농산물유통정보aTKAMIS.<<https://www.kamis.or.kr/>>

한국은행 경제통계시스템. <<https://ecos.bok.or.kr/>>

김해뉴스. 2021.02.09.일 기사. ”고공행진 양파·마늘 값, 이제는 잡힐까?“  
<<http://www.gimhaenews.co.kr/news/articleView.html?idxno=35866>>

조선비즈. 2022.02.17.일 기사. ”재고 증가에 양파 도매가격 70% 폭락, 봄까지 하락세 이어질 듯“  
<[https://biz.chosun.com/topics/topics\\_social/2022/02/17/REHMRRYIKNIHM5PX65QOARSPQE/](https://biz.chosun.com/topics/topics_social/2022/02/17/REHMRRYIKNIHM5PX65QOARSPQE/)>

# A Study on the Development of Onion Supply and Demand Model by Variety and the Comparison of Price Prediction by Application Techniques

Yang Seong-Jun

Department of Agricultural Economics  
The Graduate School  
Jeju National University

## Abstract

Agricultural products are characterized by inelasticity in both supply and demand, so even small changes in supply and demand have a relatively large price increase. Especially for vegetables grown in open land, production fluctuates depending on weather conditions. This directly leads to price instability and confuses the decision-making of producers and consumers. While the government promotes various supply and demand stabilization policies, but despite such efforts, price instability is increasing.

Price functions as a signal to efficiently allocate resources by providing information to the economic activities of economic actors, and rational prediction of prices is one of the main concerns of economics. Multiple regression analysis and time series analysis are mainly used, but recently, price prediction studies using machine learning have been actively conducted on various agricultural, livestock, and fisheries items.

This paper developed an onion supply and demand model in the form of a structural model by classifying it by breed using applied measurement techniques for onion items that are grown in open fields and have a high proportion of production and production among seasoned vegetables. The onion supply and demand model is a partial equilibrium model for each item, and is constructed in a dynamic recursive form to understand the effects of various policy variables and environmental changes. The OLS estimation was used for equations in the system of equations, and the final model was selected in consideration of the explanatory power of each equation and the significance of

individual regression coefficients. In addition, individual models were constructed assuming that April-May is a early-riening species and June-March of the following year as a medium-sized species depending on the harvest period based on the crop year.

A predictive power test was conducted to compare predicted and measured values for major endogenous variables in the onion supply and demand model by variety, and the equations in the onion supply and demand model by variety showed good predictive power overall. In addition, the supply and demand forecasts for the next four years (2023-2026) were presented based on the assumptions about macroeconomic variables and exogenous variables in the model. Looking at the results of the onion supply and demand forecast, which combines the supply and demand forecasts for early and midlife onions, the cultivation area is expected to increase gradually from 17,281ha in 2024 to 18,901ha in 2026, and per capita consumption is expected to increase to 26.0kg in 2026.

On the other hand, as a result of testing the instability and stability of consumer prices by year of onions by variety, both varieties showed high price instability and unstable time series, and it is necessary to review, compare, and evaluate various application techniques that can improve price predictability, which is a major supply and demand variable. Therefore, In this paper, we tried to develop a consumer price prediction model for each variety using the ARIMA model and the artificial neural network (ANN) model. Finally, as a result of comparing the predictive power between the supply and demand structure model, the time series ARIMA model, and the artificial neural network model for predicting the consumer price of onions by variety, the predictive power of the supply and demand structure model for both early-riening and medium-sized species was relatively superior to that of the time series model and the artificial neural network model. In the case of early-riening species, the supply and demand structure model (8.6%), the artificial neural network univariate model (9.9%), and the time series ARIMA model (11.8%) were found to have the highest prediction error at 12.5%. In contrast, in the case of medium-sized species, the supply and demand structure model (7.3%), the

artificial neural network univariate model (11.4%), and the artificial neural network multivariate model (17.2%) were the highest at 19.6%. This paper analyzed only monthly data, but it is expected that the prediction performance can be further improved if high frequency and long-term time series data are secured and additional model improvements are implemented.