



장려상

단기 수급조정행위를 고려한 양파 수급예측모형 개발

이상현 · 홍성민

단기 수급조정행위를 고려한 양파 수급예측모형 개발

이상현* 홍성민**

Key words

머신러닝(Machine learning), 중기구조모형(Medium-term structural model),
유향 비순환 그래프(Directed acyclic graph)

ABSTRACT

This study developed a model to increase short-term predictability by reflecting the short-term behavior in the basic structural model. The medium-term forecasting structural model has the advantage of being able to predict the production of major crops early, but it has the disadvantage that it is difficult to consider short-term changes in climate and distribution. Conversely, time-series models and machine learning have relatively high short-term predictability for climate factors and price fluctuations, but have a disadvantage in that the theoretical basis is poor or cause analysis is difficult. This study complemented the disadvantage of the existing machine learning by applying the directed acyclic graph analysis method in the selection of data. Also, outputs of the medium-term forecasting structural model has used for short-term onion price prediction. As a result of model development and verification in this study, it was found that the model developed in this study is superior in predictability to measurement through the existing machine learning method. It is hoped that the results of this study will be usefully adopted in the development of agricultural product price prediction models in future.

차례

1. 서론
2. 양파 수급예측모형 개발
3. 결론

* 강원대학교 농업자원경제학과 교수

** 강원대학교 농업자원경제학과 석사과정

1. 서론

농산물은 비농산물과 비교하였을 때 높은 가격 변동성을 가지고 있는 것이 특징이다. 가장 큰 원인은 소비가 상대적으로 가격에 대하여 비탄력적이기 때문이며, 두 번째는 태풍, 홍수, 가뭄 및 냉해와 같은 이상 기후 등 생산과정에서 불확실성을 야기하는 요인들이 많기 때문이다. 이러한 농산물의 높은 가격 변동성은 소비자들에게는 구매 부담을 생산자에게는 소득안정에 대한 위협을 증가시킨다. 따라서 정확한 가격예측은 정부의 농산물 공급 조절을 위한 정책적 대응을 가능하게 한다는 점에서 중요하다고 할 수 있다.

양파는 대표적인 양념 채소 중 하나로 지속적인 월별 소비를 보이는 품목이나, 생산은 4~6월이 수확기에 이루어지고 노지에서의 연중 생산은 불가능하므로 주로 저장을 하고 월별 가격 동향에 따라 출하량이 결정된다. 저장에 의한 출하 시기의 조정이 이루어지고 있음에도 양파의 가격 변동성은 지난 10년간 지속해서 증가하고 있으며, 이에 가격 변동이 큰 대표적인 품목 중 하나로 인식되고 있다(하지희 외, 2019). 가격 변동성을 완화하기 위한 대책이 강구되어 왔지만, 실효적인 효과를 거두고 있지 못하는 가운데 양파 가격을 보다 정확하게 예측하는 것에 대한 필요성은 커져 왔다.

높은 양파의 가격 변동성으로 인하여 농림축산식품부, 지자체, 유통업체, 생산 농가는 각기 다른 방법으로 가격 변동에 대응한다(하지희 외, 2019). 농림축산식품부는 수매, 산지폐기, 수입 결정 등을 통하여 가격 안정화를 달성하고자 하고 있으며, 일부 지자체에서는 양파 생산 농가를 보호하기 위하여 농산물 최저가격 보장사업을 실시하고 있다. 유통업체에서는 할인 판매를 하거나, 직거래장터를 통한 소비촉진을 유도한다. 생산농가는 생산자단체를 통한 작목전환, 판매 증대, 계약재배 증대 등으로 대응하고 있다.

그런데도 2018년부터 2020년까지 매년 2~4만 톤의 양파를 산지폐기 해왔다. 미국의 경우 주요 품목별로 생산자단체가 존재하고 전국 단위로 생산량을 사전적으로 조절하고 있지만, 우리나라의 경우에는 그러한 기능을 수행하는 단체가 부재하여 전국적인 물량 통제에 어려움을 겪고 있다. 따라서 전국 수준의 재배면적과 파종량을 측정한 이후에 가격을 예측하고 가격이 매우 높을 것으로 예상될 경우 시장격리 조치를 시행하고 있다. 따라서 재배면적과 파종량

에 대한 측정에 오류가 있을 경우에는 생산량을 잘못 예측할 가능성이 높다. 또한, 기후에 따른 작황 변화가 높아 재배면적과 파종량을 정확하게 예측하더라도 생산량이 잘못될 가능성이 높다. 특히 양파의 경우 여타 채소 작물에 비하여 저장성이 양호한 편이고 이에 4~6월에 수확되는 양파는 저온 저장고에 보관된 다음에 출하되기 때문에 월간 가격예측에 더욱 어려움을 겪고 있다. 전국에 다수의 저장창고가 흩어져있으며, 실시간 유통 현황도 파악이 어려워 시기별 저장량이 얼마나 되는지, 가격 변동에 따라 출하되는 양이 어떻게 될 것인지 예측하기가 상당히 어렵다.

따라서 양파의 가격예측 정확성 제고가 매우 중요하다. 한국농촌경제연구원에서는 양파 수급 동향을 분석하고 관측 월보를 통하여 매월 가격을 예측하고 있다. 하지만 이상 기후의 빈도 증가, 유통과 저장 단계에서의 복잡성으로 인하여 점차 가격예측이 어려워지고 있다. 따라서 빅데이터나 ICT 등의 첨단기술을 예측모형에 접목해 기상변화 등에 따른 작황을 보다 정확하게 예측할 수 있도록 하는 노력이 필요하다.

기존의 주요 농산물의 수급 및 가격예측과 관련 모형은 크게 구조모형과 시계열모형 두 가지로 분류할 수 있다. 구조모형이 주로 사용되는 중기선행관측모형은 대표적으로 한국농촌경제연구원에서 운용 중인 KREI-KASMO가 있으며, 시계열모형은 오승원 외(2017), 이형용 외(2017), 김배성(2005) 등에 의하여 개발 운영된 바 있다. 중기선행관측모형은 주요 작물의 생산량을 조기에 예측할 수 있다는 장점이 있으나, 기후, 유통 등에서의 단기 변화를 고려하기 어렵다는 단점이 있으며, 시계열모형은 기후요인, 가격 변동 등에 대한 단기 예측성은 상대적으로 높으나 이론적 근거가 빈약하고 원인 분석이 어렵다는 단점이 있다.

농산물 가격을 분석한 기존 연구들은 가격 변동 자체만을 분석하거나 생산량과 수입량 변수를 활용한 가격함수 추정이 이루어졌으나, 최근에는 도매시장과 반입량 변수를 이용한 연구들이 이루어지고 있다. 하지만 아직 농산물 가격 변동의 원인이 되는 반입량, 수입량, 수요량을 종합적으로 고려한 분석은 이루어지지 않고 있다(남국현 외, 2017).

강태훈(2007)은 저장성이 약한 배추와 저장성이 강한 감자, 양파 품목을 일일 도매가격과 반입량 간의 관계를 VAR 모형으로 추정한 바 있으며, 분석결과 양파는 출하자들이 1~2일 전까지 반입량에 관심을 두고 있고 배추와 다르게 반입량이 가격을 주도하는 것으로 보는데 이런 이유를 저장성과 관련이 있어 보인다고 주장하였다. 김라이(2015)는 기존의 모형과 다르

게 실제 시장 상황을 반영하는 월간 자료들을 새롭게 생성하여, 생산자, 유통/저장업자, 소매상의 월간 의사결정과정을 모형에 반영하여 마늘 중기선행관측모형을 추정하였다. 추정결과 정부의 마늘 비축물량 방출은 해당 월 가장 크게 나타났으며, 그 후 2~3개월간 영향을 받으나 장기적인 가격 안정 효과는 없다고 판단하였다. 남국현 외(2017)는 배추, 양파, 마늘의 도매가격과 반입량, 수입량 및 수요량의 상호관계를 분석하기 위해 VAR 모형을 이용하여 도매시장가격과 반입량, 수입량 및 수요량의 관계를 추정하였다.

최근 머신러닝의 발전으로 경제학에서도 머신러닝 기법을 활용하고자 하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히, 개인 컴퓨터에서도 머신러닝 작업을 구현할 수 있을 정도의 높은 컴퓨팅 성능과 사용자 친화적인 통계패키지가 일반화되었다(정재현, 2019). 신성호 외(2018)는 쌀, 시금치, 애호박, 대파, 양파 등 5가지 농산물을 대상으로 대도시에서 거래되는 소매가격을 자연재해 발생에 따른 농산물 가격 변화를 딥러닝 알고리즘을 통해 예측한 바 있다. LSTM 네트워크를 적용한 결과, 모델의 정확도는 백분율 기준 93%로 높은 정확도를 보이는 것으로 나타났다.

본 연구는 기본적인 구조모형에 (출하연도의) 반입량, 재고량 등을 이용하여 생산 이후 유통과정에서의 수급조정 행동 변화를 모형에 반영하여 이를 월별로 추정하고 단기 수급조정행위를 학습하는 머신러닝을 결합하여 단기 예측성을 높일 방안을 고안하였다. 본 연구는 유향비순환 그래프(DAG) 분석 방법으로 선정된 단수 예측 및 출하량 예측에 관련된 데이터를 학습시킴으로써 기존의 머신러닝의 단점으로 지적된 이론적 근거가 빈약하거나 원인 분석이 어렵다는 점을 보완하였으며, 중기선행관측모형의 예측결과 또한 단기 양파 가격예측을 위한 머신러닝에 활용하였다. 분석에 사용된 모델은 LSTM(Long short term memory)이다. LSTM(Long short term memory)란 RNN(Recurrent Neural Networks)의 단점을 보완한 모델로 시계열 분석과 과거 데이터를 통한 미래 예측에 많이 사용된다. 모형 개발 및 검증을 통하여 본 연구에서 개발된 모형이 기존의 머신러닝 모형 구축방법을 통한 예측보다 예측성에서 우월함이 있는지 확인하고자 하였다. 본 연구의 경우 시간과 예산의 제약으로 완성도 높은 모형을 개발하는 것에 집중하는 대신 기존 방법보다 개선된 모형 구축 방식을 제안하는 것에 초점을 두고 진행하였다.

2. 양파 수급예측모형 개발

본 장의 구성은 다음과 같다. 제2.1절은 중기선행관측모형을 설명한다. 제2.2절은 단기가격예측을 위한 머신러닝 모형에 대하여 설명한다.

2.1. 양파 수급 중기선행관측모형 개발

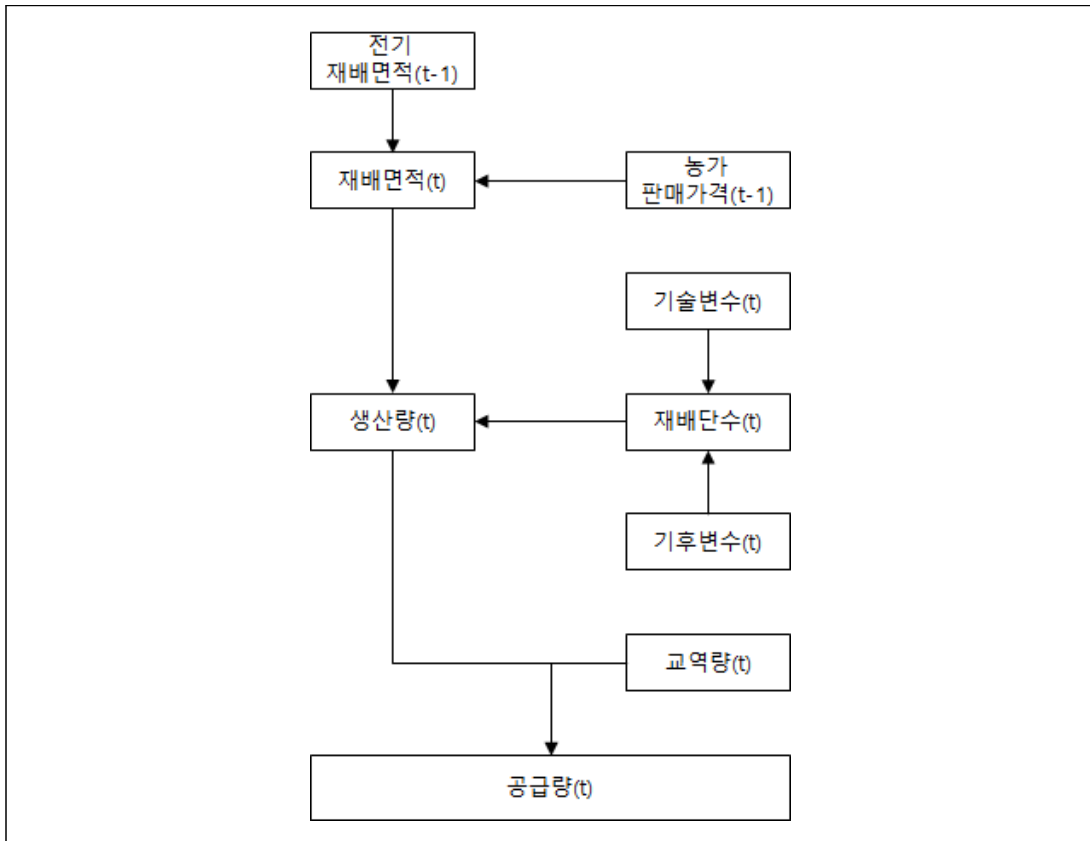
중기선행관측모형은 연간 자료를 활용하여 공급부문과 수요부문을 구축한 축차적 부분균형 구조모형으로 개발하였다. 주요 거시변수는 외생적으로 처리하였으며, 연간 단위의 중기예측을 위한 모형으로 설계하였다.

2.1.1. 공급부문 추정

양파의 생산량 추정은 재배면적 추정과 단위 추정의 두 가지로 수행할 수 있음. 양파의 경우 1년 단위로 경작이 이루어지는 작물로서 재배면적 추정에 전기 재배면적과 전기 양파 농가판매가격이 활용될 수 있음. 단수의 경우 기술개발 정도를 나타내는 변수와 기후변화를 반영한 변수를 활용하여 추정하였다. 따라서 생산량은 재배면적과 단수의 곱으로 산출할 수 있으며, 여기에 교역량이 반영되면 연간 양파 공급량이 도출될 수 있다(그림 1).

양파의 재배면적은 일반적으로 경지 반응함수(acreage response function)를 추정하며 가격보다는 기대 순수익(expected net returns)을 함수에 포함하는 것이 보다 바람직하나, 기대 수익에 대한 자료 확보가 어려울 경우, 기대 수익의 대리변수로 농가판매가격을 활용하기도 한다. 과일과 같이 식목 후 수확까지 다년의 기간이 필요한 품목은 식목하는 시점에서의 재배면적과 생육 기간이 고려된 다년간의 농가판매가격이 활용되나, 양파의 경우 1년 단위로 경작이 이루어지므로, 전기 재배면적과 전기 농가판매가격으로 경지 반응함수를 추정할 수 있다.

그림 1. 양파 공급 추정 단계 모식도



양파 재배면적에 대한 추정 식은 다음과 같다. 보다 설명력 높은 모형 구축을 위해서는 경작에 있어서 대체관계에 있는 작물의 농가판매가격도 포함되어야 하나, 본 연구의 목적이 완성도 있는 양파 수급구조모형을 구축하는 것이 아닌, 기존 방법에 비해 예측성을 개선하는 방식을 제안하는 데 있기에 이를 생략하였다.

$$PA_t = f(FP_{t-1}, PA_{t-1}, Others)$$

PA는 재배면적, FP은 농가판매가격, Others는 기타 변수, t는 연도를 의미한다. 추정결과는 다음과 같다.

$$PA = -431040 - 0.413PA(-1) + 5.909FP(-1) + 4851.7HAD1 - 3354.2HAD2 + 218.1HAD3$$

(198097) (0.187) (2.350) (1539.4) (2177.9) (100.4)

(Adjusted R-squared: 0.83)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

단위 수확량 추정에서 기술 발전의 정도를 반영하는 대리변수로 추세를 사용하는 것이 일반적이며, 기후 변수는 이상 기후가 많았던 연도를 반영하여 생성 및 본 추정에 활용하였다.

$$YLD_t = f(Trend, WeatherIndicator, Others)$$

YLD는 단위 수확량, Trend는 추세, Weather Indicator은 기후 관련 변수를 의미한다. 순수입량을 나타내는 교역량 함수는 국내 양파 도매가격과 추세를 활용하여 추정하였다. 추정결과는 다음과 같다.

$$YLD = -671797.3 + 340.6Trend - 286.4YDD$$

(105533) (53.16) (58.05)

(Adjusted R-squared: 0.80)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

$$M_t = f(WSP_t, Trend, Others)$$

M은 순수입량, WSP는 국내 양파 도매가격, Trend는 추세 변수를 의미한다. 추정결과는 다음과 같다.

$$M = -5049197743 + 93064.3WSP + 2501806Trend + 111860066MD$$

(1055780627) (16159.9) (524946) (17535520)

(Adjusted R-squared: 0.84)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

2.1.2. 수요부문 추정

수요는 일반적으로 자체 가격, 대체재 가격, 소득, 인구수 등을 이용하여 추정한다. 본 연구에서는 보다 단순한 형태로 양파 수요를 역수요함수 형태로 추정하였으며, 자체 가격인 양파 도매가격, 추세만을 고려하였다.

$$WSP_t = f(CON_t, Trend, Others)$$

WSP는 국내 양파 도매가격, CON는 양파 소비량, Trend는 추세 변수를 의미한다. 추정결과를 다음과 같다.

$$WSP = -29432.6 - 0.00008445 CON + 15.505 Trend + 306.6 COND1 - 252.7 COND2$$

(11505) (0.00000147) (5.805) (56.81) (70.59)

(Adjusted R-squared: 0.82)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

본 모형에서는 국내 양파 도매가격과 농가판매가격이 사용되었으며, 이에 두 가격 간 상관관계를 고려하는 가격연계함수 추정이 필요하다.

$$FP_t = f(WSP_t, Others)$$

추정결과는 다음과 같다.

$$FP = 129.03 + 0.553 WSP + 247.64 PLD$$

(40.52) (0.067) (102.04)

(Adjusted R-squared: 0.67)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

2.1.3. 양파 월별재고량 도출

양파의 경우 저장성이 강해 중·만생종은 수확기 저온 저장하여 9월 하순부터 출하되며, 매년 전체 생산량의 약 50%~60%가 저장되어 출하되고 있다. 따라서 재고량이 가격에 많은 영향을 미칠 것으로 예상된다. 양파 월별재고량은 한국농촌경제연구원 양파 관측 월보 자료를 활용할 수 있지만 1월, 3월, 4월, 5월, 6월, 12월 자료는 기록되어 있지 않아 김라이(2015) 논문의 마늘 월별재고량 도출방법을 참고하여 월별 양파 재고량을 도출하였으며 도출과정은 다음과 같다.

가) 연산 연도 적용

양파의 경우 지역마다 날씨마다 조금씩 차이가 있지만 대부분 4~6월에 수확되어 즉시 판매되거나, 저장시설로 입고되는데 본 연구에서는 저장되는 물량이 다음연도 물량이 수확되기 직전인 5월까지 공급된다고 가정하였으며 본 연구에서 재고량을 도출하는 데 연산 연도를 당해 연도 6월에서 다음 해 5월까지로 정의하였다.

나) 월별 출하량

월별 출하량은 연간 생산량에 월별 가락시장 반입비율의 곱을 통하여 산출하였으며, 가락시장 반입비율은 연간 총 가락시장 반입물량을 월별도매시장 반입물량으로 나누어 비율을 바탕으로 월별 출하량을 산출하였다.

$$(1-1) \text{ 월별 출하량} = \text{월별 가락시장 반입비율} \times \text{연간 생산량}$$

다) 월말 재고량

본 연구에서 양파 월말 재고량 추정을 위해 농업관측본부의 농업관측 월보를 이용하였고 아래 <표 1>과 같이 자료의 연속성이 없어 빠진 자료에 대해서 같은 기준을 바탕으로 재고량을 추정하였다. 따라서 자료가 존재하지 않는 1월, 3월, 4월, 5월, 6월, 12월의 도출과정은 다음과 같다.

$$(1-2) 12월말 재고량 = 11월말 재고량 - 12월 출고량$$

$$(1-3) 12월 출고량 = 12, 1, 2월 출고량 합 \times \frac{12월 도매시장반입비율}{12, 1, 2월 도매시장 반입비율합}$$

식 (1-3)에서 도출된 12월 출고량을 식 (1-2)에 대입하여 각 월에 해당하는 재고량을 도출하였다.

여기서 5월 말 재고량은 당해 연도 재고 물량이 다음연도로 얼마나 이월될 것 인가에 초점을 맞추어 도출하였으며 3년 연산 연도 이동평균 생산량 대비 당해 연도 생산량 증가율을 기준으로 전월(4월 재고량)의 10%~50%까지 비율을 적용하였다. 또한, 도출된 재고량은 양파 조미 채소 관측 월보의 감모율 정보를 반영하여 최종 재고량을 도출하였다.

표 1. 양파 재고량(추정 전)

(단위: 천 톤)

	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	1월	2월	3월	4월	5월
2000		420.4	386.9	380.0	277.0	235.0			49.0			
2001		446.0	446.0	450.0	450.0	359.0			61.2			
2002		425.0	425.0	396.0	262.9	211.2			31.4			
2003		391.9	387.3	357.5	239.3	200.7			40.5			
2004		441.0	441.0	401.5	256.9	225.0			44.7			
2005		474.3	478.2	442.0	287.3	252.1			74.0			
2006		473.4	473.4	428.4	298.8	230.3			57.3			
2007		537.9	522.2	480.6	317.5	249.4			93.1			
2008		503.5	508.6	445.1	368.2	298.4			79.1			
2009		570.1	578.8	506.6	351.6	272.0			90.9			
2010		565.5	553.7	458.3	382.5	289.8			94.1			
2011		733.1	710.0	593.5	503.4	399.4			146.3			
2012		428.0	567.5	529.1	458.5	379.1			87.8			
2013		621.5	537.0	478.0	395.0	395.0			133.0			
2014		770.5	729.4	625.0	550.0	452.0			147.4			
2015		556.4	518.3	435.0	365.0	277.0			64.0			
2016		629.0	596.0	498.0	438.0	327.0			78.0			
2017		626.0	523.0	425.0	389.0	304.0			81.0			
2018		672.0	637.0	549.0	477.0	372.0			94.0			
2019		737.0	666.6	566.7	490.5	374.1			87.0			
2020		673.0	631.6	530.5	450.4	344.4						

주: 1) 2004년 이전 자료는 엽근채소 관측 월보를 이용하였음.

자료: 농업관측본부(<https://aglook.krei.re.kr/>). 조미 채소 관측 월보

표 2. 양파 재고량(추정 후)

(단위: 천 톤)

	6월	7월	8월	9월	10월	11월	12월	1월	2월	3월	4월	5월
2000	421.8	420.4	386.9	380.0	277.0	235.0	146.3	97.7	49.2	37.1	14.3	1.4
2001	447.4	446.0	446.0	450.0	450.0	359.0	197.6	137.6	61.4	49.0	21.9	6.1
2002	431.1	425.0	425.0	396.0	262.9	211.2	124.1	77.4	31.5	25.0	8.0	3.4
2003	395.3	391.9	387.3	357.5	239.3	200.7	137.4	87.9	40.6	31.4	7.8	3.3
2004	444.3	441.0	441.0	401.5	256.9	225.0	160.7	89.4	44.8	37.7	11.4	6.1
2005	480.4	474.3	478.2	442.0	287.3	252.1	194.2	128.0	74.2	60.1	16.3	1.6
2006	475.0	473.4	473.4	428.4	298.8	230.3	166.1	121.6	57.5	45.2	8.7	2.0
2007	539.9	537.9	522.2	480.6	317.5	249.4	197.5	154.1	93.3	73.8	5.7	0.8
2008	504.3	503.5	508.6	445.1	368.2	298.4	219.1	157.7	79.4	59.1	10.9	5.9
2009	575.9	570.1	578.8	506.6	351.6	272.0	208.4	154.8	91.2	67.3	21.7	3.0
2010	568.5	565.5	553.7	458.3	382.5	289.8	219.5	160.5	94.3	66.2	19.6	5.5
2011	738.6	733.1	710.0	593.5	503.4	399.4	295.7	228.5	146.5	94.5	25.2	2.5
2012	430.5	428.0	567.5	529.1	458.5	379.1	237.0	173.3	88.0	67.5	26.9	2.7
2013	624.2	621.5	537.0	478.0	395.0	395.0	259.0	204.8	133.2	103.2	49.7	5.0
2014	775.5	770.5	729.4	625.0	550.0	452.0	306.8	227.2	147.6	114.7	50.1	5.0
2015	561.4	556.4	518.3	435.0	365.0	277.0	196.2	118.8	64.1	50.6	15.3	8.2
2016	637.2	629.0	596.0	498.0	438.0	327.0	240.3	127.6	78.2	62.4	18.5	10.0
2017	636.0	626.0	523.0	425.0	389.0	304.0	215.6	140.7	81.1	71.3	23.3	7.7
2018	679.7	672.0	637.0	549.0	477.0	372.0	271.8	189.5	94.2	80.5	22.2	8.4
2019	745.4	737.0	666.6	566.7	490.5	374.1	267.8	186.5	87.3	73.7	19.6	3.5
2020	676.5	673.0	631.6	530.5	450.4	344.4	216.9	117.3	42.0	31.8	8.3	0.8

주: 1) 2004년 이전 자료는 엽근채소 관측 월보를 이용하였음.

자료: 농업관측본부(<https://aglook.krei.re.kr/>). 조미 채소 관측 월보

2.1.4. 양파 반입량 추정

양파의 도매시장 가격은 수요와 공급의 균형가격으로 형성이 되는데 공급량에 해당하는 양파의 반입량은 가격이나 가격 등락에 직접적인 영향을 준다. 본 연구에서는 양파 월별 가격을 도출하는 것이 목적이므로 반입량 추정변수는 전기 재고량, 전월 양파 도매시장가격, 전전월 양파 도매시장가격, 전월 반입량을 고려하였다.

$$Q_t = f(S_{m-1}, WSP_{m-1}, WSP_{m-2}, Q_{t-1})$$

Q 는 반입량, S 는 재고량, WSP 는 도매시장 실질 가격 변수를 의미하며 t 는 년도, m 은 월을 의미한다. 반입량의 추정결과는 다음과 같다.

$$Q_t = 6153955.1 - 2.20S_{m-1} - 90.45WSP_{m-1} - 90.99WSP_{m-2} + 0.66Q_{m-1}$$

(6153955) (0.83644) (32.31) (31.66) (0.05)

(Adjusted R-squared: 0.49)

주: 괄호 안의 숫자는 표준편차를 의미함.

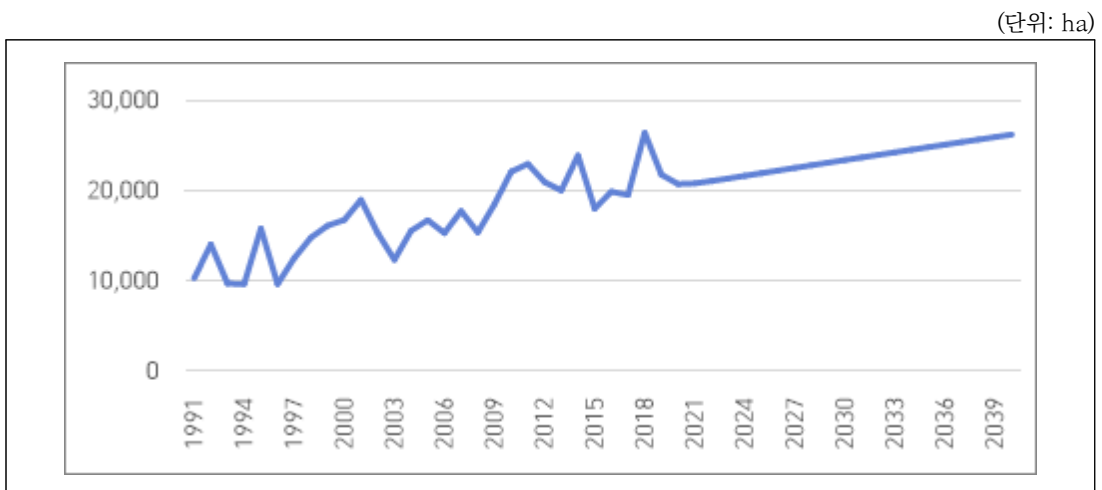
2.1.5. 시뮬레이션 결과

양파 중기모형을 통해 예측된 값을 머신러닝에 변수로 활용하기 위하여 재배면적, 단위당 수확량, 순수입량, 양파 도매가격을 추정하였다.

가) 양파 재배면적 추정결과

양파 중기모형의 시뮬레이션 결과는 다음 그래프와 같다. 2040년까지 재배면적을 중기모형을 통해 예측한 결과 전체적으로 우상향하여 2040년의 재배면적을 26,233ha로 추정하였다.

그림 2. 양파 재배면적 추정결과

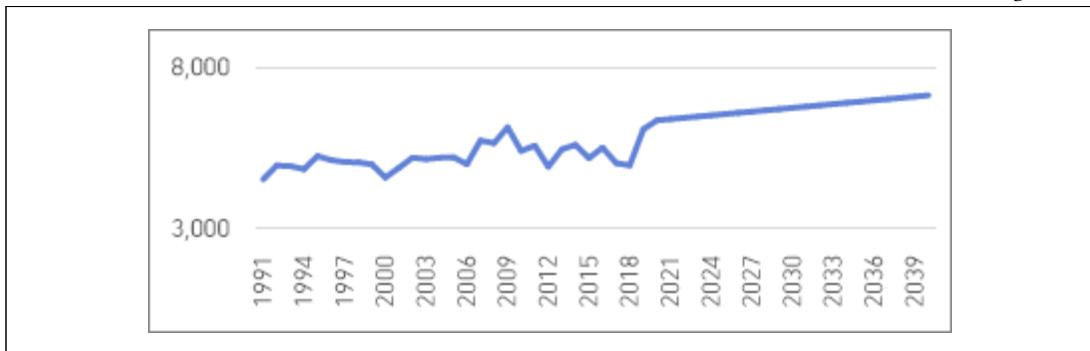


나) 양파 단수 추정결과

양파의 단수 추정결과 우상향하는 것으로 나타났으면서 이는 기술의 발전으로 인하여 수확량이 늘어날 것으로 판단된다.

그림 3. 양파 단수 추정결과

(단위: kg/10ha)

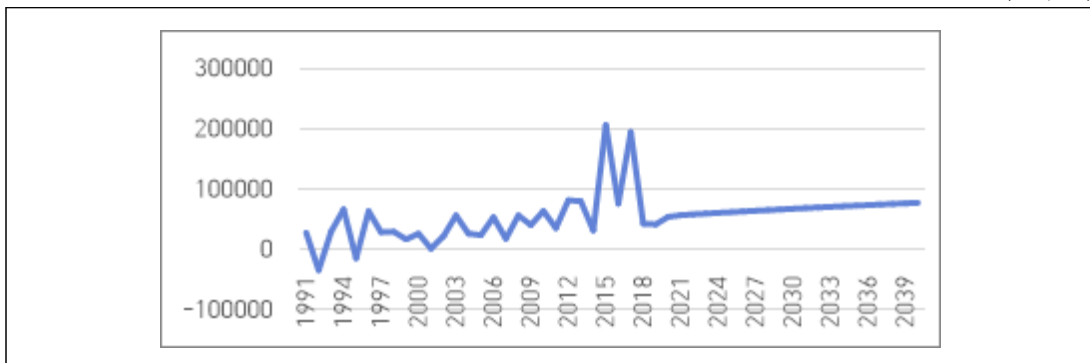


다) 양파 순수입량 추정결과

양파의 순수입량 추정결과 과거 1992년과 1995년을 제외한 모든 년도에서는 수출량보다 수입량이 더 많았으며 2020년 이후에도 우상향하는 것으로 보아 국내의 양파 수입량은 증가할 것으로 예상된다.

그림 4. 양파 순수입량 추정결과

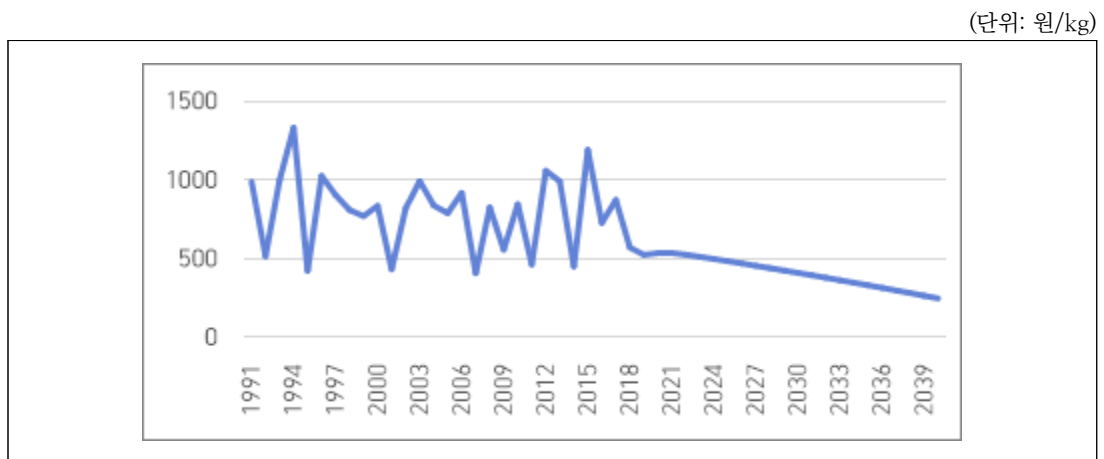
(단위: 톤)



라) 양파 도매가격 추정결과

양파의 도매가격 추정결과 우하향하는 것으로 나타났는데 이는 GDP 디플레이터를 반영한 실질 가격이고 도매가격이 우하향함에 따라 농가 순이익은 감소하고 있는 것으로 추정되었다.

그림 5. 양파 도매가격 추정결과



2.2. 양파 단기 가격예측 머신러닝모형 개발

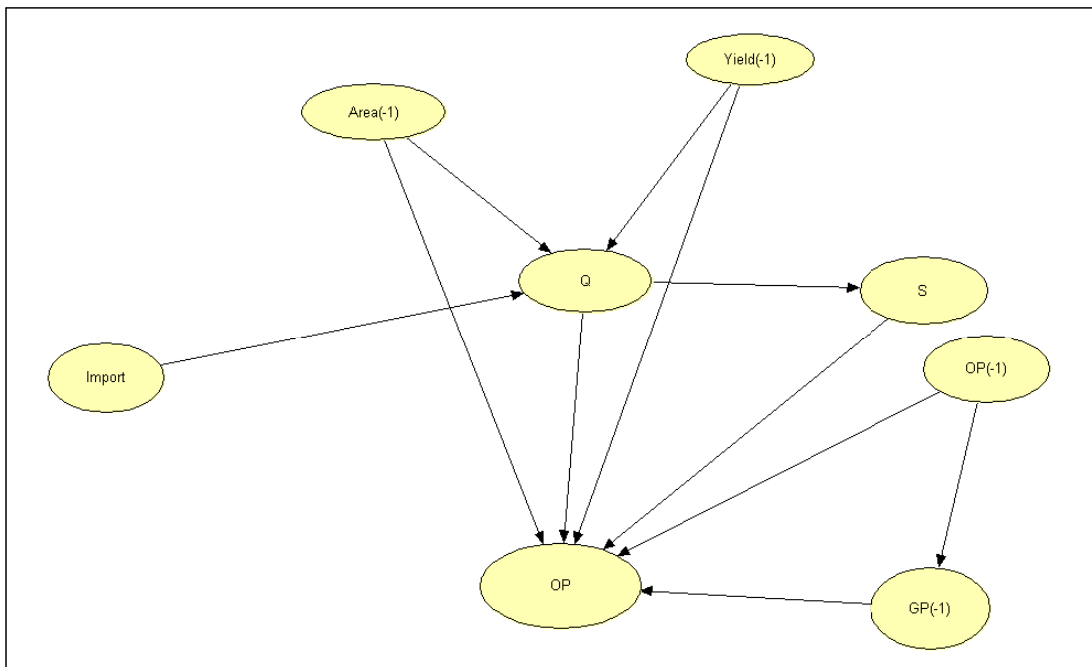
중기선행관측모형은 연간 자료를 활용하여 공급부문과 수요부문을 구축한 축차적 부분균형 구조모형으로 개발하였다. 주요 거시변수는 외생적으로 처리하였으며, 연간 단위의 중기예측을 위한 모형으로 설계하였다. 본 장에서는 양파 가격예측을 위한 변수와 머신러닝 알고리즘을 선정하고 1달 후 양파 가격을 예측하는 것을 목적으로 한다.

예측하는 데 앞서 추정하였던 단수, 재배면적의 값을 적용한 것과 적용하지 않은 경우를 비교함으로써 중기선행관측모형 변수를 머신러닝에 적용하고 예측물의 차이를 살펴보고자 한다.

2.2.1. 변수 선정

DAG 분석을 통해 파악한 인과관계는 시간의 흐름을 따르지 않는 비대칭적 인과관계(Non-time sequence asymmetry in causal relations)로서 동시적 인과관계(Contemporaneous causality)를 의미한다(권동건 외 1, 2017). DAG 그래프이론은 기본적으로 변수 간의 상관 계수(correlation) 및 편상관계수(partial correlation)를 이용하여 인과 흐름(casual flow)을 그림을 통해 간결하게 보여주는 방법이다(Pearl, 2000). 이번 장에서는 양파 가격에 영향을 미치는 변수들의 인과관계를 파악하기 위해 이용하는 유향 비순환 그래프(DAG)를 이용하여 변수 간 인과순위를 결정할 수 있게 한다. <그림 6>은 Hugin Expert Lite 8.9 통계패키지를 통해 양파 도매시장 가격이 결정되는 과정을 도식화한 것이다. 전년도 재배면적(Area(-1))과 전년도 단수(Yield(-1)), 수입량(import)은 반입량(Q)에 영향을 미치며 반입량(Q)은 양파 가격(OP)과 재고량(S)에 영향을 주게 된다. 재고량(S)은 양파 가격에 영향을 주게 되며 전월 가격(OP(-1))은 마늘가격(GP(-1))과 양파 가격(OP)에 영향을 준다.

그림 6. 양파 도매시장가격 결정과정



본 연구에서 양파 가격예측에 사용된 변수들은 앞선 연구들을 참고하여 변수에 이용하였다. 인공신경망 가격 예측모델(정민제, 2017), 주요 채소류 가격 단수 예측모형(류상모, 2019), LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측모델(신성호 외, 2018) 등의 선행연구를 기반으로 변수를 설정하였다. 또한, 앞서 중기모형으로 추정한 재배면적, 단수 함수와 반입량 함수를 변수로 선정하였다.

분석에 사용된 변수의 기간은 1999년 1월~2021년 3월까지의 변수가 이용되었으며, 데이터 전처리 과정을 거쳐 실제로 분석에 사용된 변수는 2000년 1월~ 2020년 12월까지의 변수를 활용하여 분석을 진행하였다. 분석에 선정된 변수 정보는 다음과 같다.

표 3. 학습 데이터 및 출처

	세부변수	단위	출처
종속변수	가락 도매시장가격	원/kg, 상품	농산물 유통정보(KAMIS) <www.kamis.or.kr>
설명변수	전월 도매시장가격	원/kg, 상품	직접계산
	월평균 대비 편차 가격	원/kg, 상품	직접계산
	전월 가격 차이	원/kg, 상품	직접계산
	전월 반입량 차이	kg	직접계산
	가격이 동 평균 곡선	6개월 기준	직접계산
	전월 양파 수입량	톤	농업관측본부 관측 월보
	대체재(마늘) 가격	원/kg, 상품	농산물 유통정보(KAMIS) <www.kamis.or.kr>
	반입량(추정치)	kg	농업관측본부 자료를 활용하여 직접도출
	재고량(추정치)	kg	농업관측본부 관측 월보자료를 활용하여 직접도출
	재배면적(추정치)	ha	국가통계포털(KOSIS) 자료를 통해 직접도출
	단수(추정치)	kg/10a	국가통계포털(KOSIS) 자료를 통해 직접도출

〈표 3〉은 학습에 필요한 데이터들을 수집하여 나타낸 표이다. 수집된 데이터의 기간이 모두 다를 뿐만 아니라 과거의 데이터를 현재에 적용하는 경우가 많아 효과적인 분석을 위하여 공통으로 존재하는 기간의 데이터만 사용하였다. 따라서 2000년 1월~2020년 12월까지의 월별자료로 총 253개의 관측치를 이용하였으며 비어있는 값들은 최근 날들의 평균으로 채워 주었다. 재배면적과 단수와 같은 연간 데이터는 양파 가격에 영향을 미치는 시기를 고려하여 월별로 맞게 적용해 주었다.

2.2.2. 알고리즘 선정

양파를 포함한 농산물의 경우 가격은 수확기에 많은 영향을 받는다. 따라서 계절에 따른 예측이 이루어져야 하지만 한 계절 단위로 예측을 하기엔 너무 많은 기간을 가지고 있기에 한 달 단위 데이터를 가지고 예측을 진행하였다.

농산물을 포함한 대부분의 판매 제품의 가격은 기본적으로 과거의 가격 변화와 무관하지 않고 특별한 경우를 제외하고는 과거의 가격 변화에서 심하게 벗어나지 않는다(신성호 외, 2018). 머신러닝 모형의 경우 ANN, RNN, LSTM 등 예측을 위한 다양한 모델이 있으며, 예측률 또한 뛰어나다고 평가받고 있다. LSTM은 RNN의 한 종류로 90년대 중반 처음 등장하였으며 RNN에 비해 과거의 일을 기억하기 쉽게 만들어준다는 장점이 있다. 또한, LSTM은 시계열 데이터 분석에서 뛰어난 성능을 보인다. 따라서 본 장에서는 LSTM 알고리즘으로 단기 양파 가격을 예측하고자 한다.

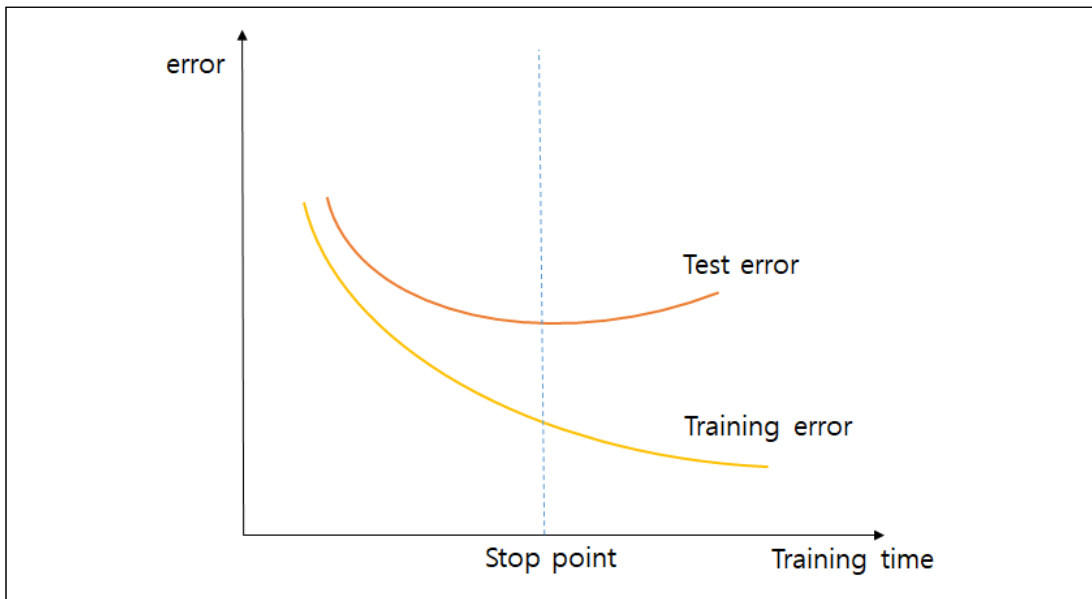
2.2.3. 분석과정 및 결과

머신러닝을 사용하여 데이터 학습을 통해 미래의 데이터를 예측해보았다. 분석은 과거 1년(12개) 데이터를 기반으로 한 달 후를 예측하도록 하였다. 인공지능이 잘 작동하는지 확인하기 위해서는 학습용 데이터(Training Set)와 검증용 데이터(Test Set)로 나누어 학습을 진행한다. 보통의 선행연구들에서는 두 데이터 간의 비율을 80%와 20%로 나누어 학습을 진행한다. 따라서 총 253개의 데이터 중 80%에 해당하는 200개 데이터를 학습용으로 20%에 해당하는 53개 데이터를 검증용으로 분류하였다.

보통의 경우 한 번의 계산으로 최적화된 값을 찾는 것은 어렵기에 머신러닝에서 최적화를 할 때는 많은 반복 학습 과정을 거치게 된다. 이때 epoch라는 용어가 사용되는데 epoch란 학습의 횟수를 의미한다. 특히, epoch의 수가 너무 많아지면 과적합(overfitting)의 문제가 생기기 때문에 이를 방지하기 위하여 <그림 7>의 그래프와 같이 test error가 최저가 되는 점에서 학습을 중단시키도록 하였다. 본 연구에서 epoch 수는 100으로 설정하였고 test error의 개선이 30번 이상 되지 않으면 학습을 중단하도록 설정하였다.

본 장에서는 중기선행관측모형의 추정된 값들을 머신러닝에 적용할 때와 적용하지 않을 때의 차이를 비교해 보고 모델의 예측값과 실제 값을 비교할 수 있는 평균 제곱근 오차(RMSE)에 로그값을 취한 RMSLE를 통하여 모델의 정확도를 측정해 보았다. RMSLE는 특정 수치에 대한 예측의 정확도를 표현할 때 이용되는 방법으로 아웃라이어에 덜 민감하고 상대적 오류를 측정해주며 예측값이 실제값보다 작을 경우 더 큰 패널티를 부여한다는 특징이 있다. 또한, 일반적으로 값이 0에 가까울수록 정확도가 높다고 판단된다.

그림 7. epoch와 과적합(overfitting)



가) 중기모형을 반영하지 않은 결과

우선 중기모형 값을 반영하지 않은 분석결과 <그림 8>과 같은 결과가 나왔으며 파랑 선이 실제 값이고 주황색 선이 머신러닝을 통해 예측한 결과값이다. 분석결과 예측을 잘하지 못하는 구간이 있는 것으로 나타났으며 검증손실 값(val_loss)은 0.1975로 나타났다.

그림 8. 중기모형을 반영하지 않은 예측가격

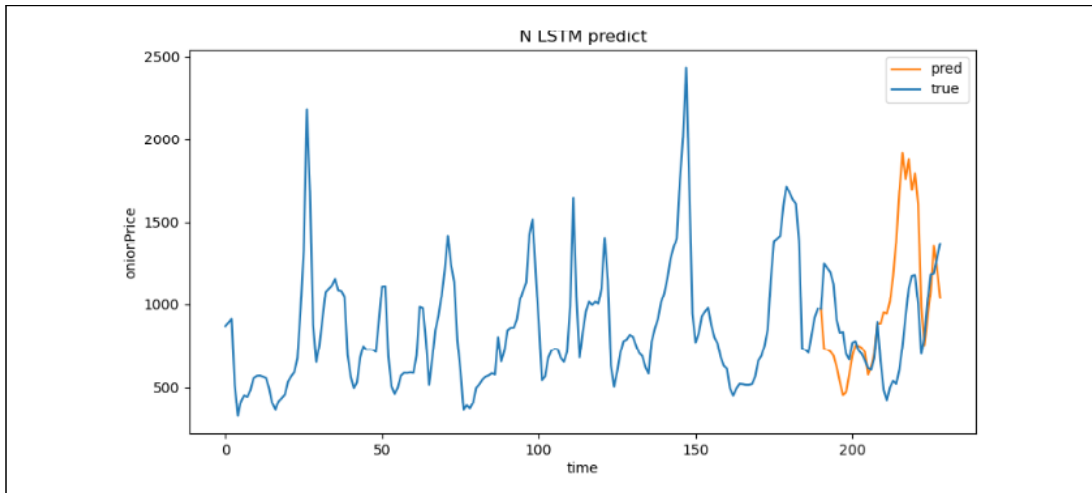
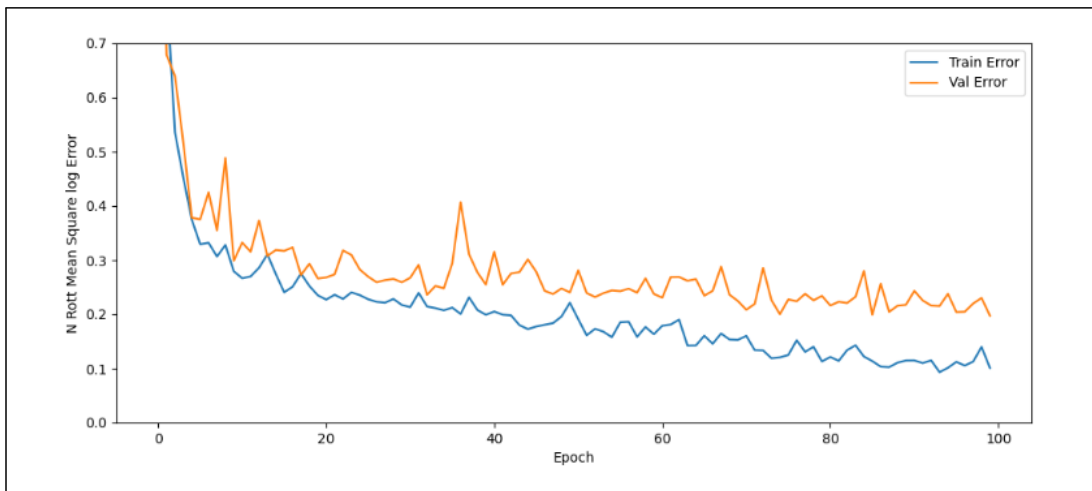


그림 9. 중기모형을 반영하지 않은 RMSLE



나) 중기모형을 반영한 결과

중기모형 값을 반영한 결과는 <그림 10>과 같다. 처음에는 예측을 잘하지 못하지만, 시간이 지날수록 실제 값과 비슷해지는 추세를 볼 수 있다. 또한, 검증손실 값(val_loss)도 0.0877로 나타났다.

그림 10. 증기모형을 반영한 예측가격

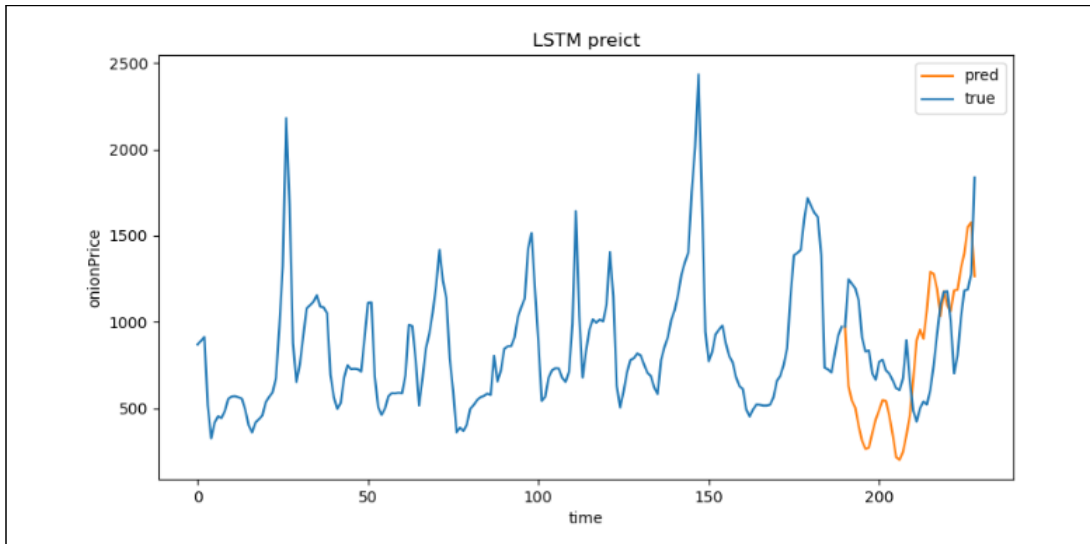
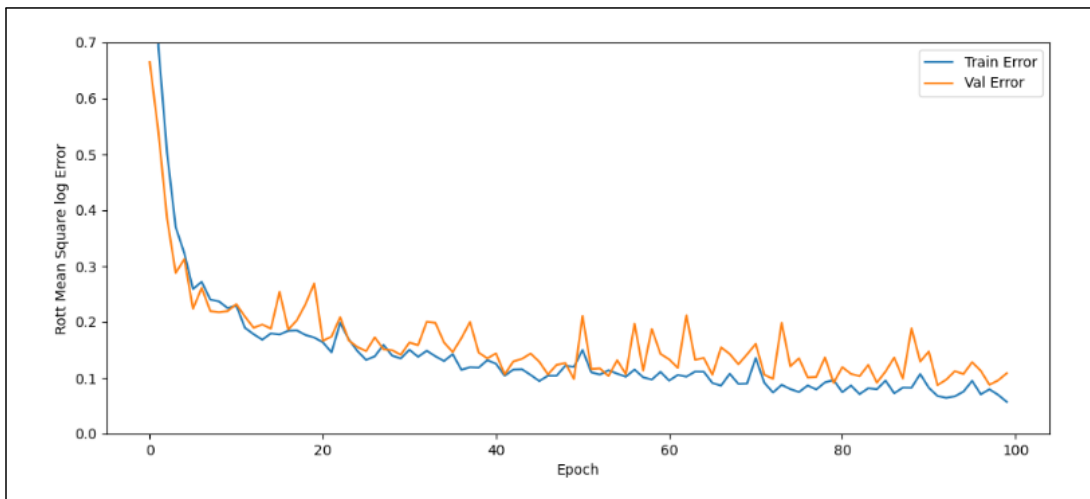


그림 11. 증기모형을 반영한 RMSLE



분석결과 증기모형을 반영한 머신러닝 방법이 그렇지 않은 방법보다 정확도가 더 높게 나타났다. 이는 증기선행관측모형에 단기 예측모형을 결합함으로써 예측력을 높일 수 있다는 것을 보여주고 있다.

3. 결론

본 연구에서는 농산물유통정보(KAMIS)에서 도매가격 자료와 통계청의 재배면적, 단수 농업관측본부의 재고량 농촌진흥청 농업통계연보의 자료를 이용하여 중기모형을 도출하였다. 중기선행관측모형의 시물레이션 결과 재배면적과 단수, 순수 수입량은 우상향하는 반면 실질 도매시장 가격은 우하향하는 것으로 나타났다. 또한, 월별 양파 가격에 영향을 미치는 요소인 재고량을 월별로 추정하여 이를 가격예측에 활용하였다. 양파 중기선행 관측모형을 구축하고 이를 월별로 재생산하여 단기 예측모형을 결합함으로써 중기 예측값을 기반으로 일반 단기모형과 중기선행관측모형을 결합한 모형의 예측성을 분석하였다. 분석결과 중기선행관측모형 추정치를 넣은 예측모형의 예측력이 더 높게 나타났다.

또한, 예측력을 높이려는 방안으로 기존의 계량모형을 대체할 수 있는 머신러닝 모델을 이용하였다. 향후 예측력을 높이기 위한 과제로는 양파의 품목 특성상 수확기인 4~6월 가격 하락 폭이 크게 나타나는데 수확기와 단정기를 구분하지 못했다는 점이 연구의 한계로 남아있다. 또한, 분석을 진행할 때 LSTM 알고리즘으로 분석을 진행하였는데 ANN이나 RNN 등 다양한 머신러닝 알고리즘을 적용하여 분석을 진행하는 시도도 필요할 것이다.

본 연구의 경우 시간과 예산의 제약으로 완성도 높은 모형을 개발하는 것에 집중하는 대신 기존 방법보다 개선된 모형 구축 방식을 제안하는 것에 초점을 두고 진행하였다. 본 연구 결과가 향후 품목별 예측성 높은 모형 개발에 기초자료로 활용됨으로써 농가소득 안정에 기여할 수 있기를 바란다.

참고문헌

- 강태훈. 2007. “도매시장 경락가격과 반입량의 상호관계 분석-배추, 감자, 양파를 중심으로.” 『농업경제연구』 48(4): 45-67.
- 권동진, 장우환. 2017. “DAG 모형을 활용한 농촌현장포럼 효과분석.” 『동북아관광연구』 13(1): 81-103.
- 김라이. 2015. “마늘 정부비축물량 방출이중·단기 마늘 시장에 미치는 영향.” 전남대학교 경제학석사 학위논문.
- 김배성. 2015. “채소가격 예측을 위한 응용기법별 예측력 비교.” 『농업경제연구』 46(4): 89-113.
- 남국현, 최영찬. 2017. “VAR을 이용한 도매가격, 반입량, 수입량 및 수요량의 동태적 상관분석.” 『농촌지도와 개발』 24(1): 9-19.
- 류상모. 2019. 「주요 채소류 가격 단수 예측 모형」. 농식품신유통연구원.
- 신성호, 이미경, 송사광. 2018. “LSTM 네트워크를 활용한 농산물 가격 예측 모델.” 『한국콘텐츠학회논문지』 18(11): 416-429.
- 오승원, 김민수. 2017. “공간 및 기상정보 시계열 모형을 이용한 양파 생산량 예측.” 『Journal of The Korean Data Analysis Society』 19(5): 2447-2456.
- 이형용, 여민수. 2017. “마늘 도매가격 시계열 예측 모형 비교.” 『농촌경제』 40(2): 55-74.
- 정민재, 최영찬. 2017. 「인공신경망 가격 예측 모델」. 농식품신유통연구원.
- 하지희, 서상택, 김선웅. 2019. “양파와 마늘가격 예측모형의 예측력고도화 방안.” 『농촌계획』 25(4): 109-117.
- Pearl. J. 2000. “Causal inference without counterfactuals: Comment.” Journal of the American Statistical Association 95(450): 428-431.