

양파와 마늘가격 예측모형의 예측력 고도화 방안

하지희 · 서상택* · 김선웅**

충북대학교 농업경제학과 박사수료 · *충북대학교 농업경제학과 교수 · **충북대학교 농업경제학과 조교수

Improving Forecasting Performance for Onion and Garlic Prices

Ha, Ji-Hee · Seo, Sang-Taek* · Kim, Seon-Woong**

Ph, D. Candidate, Agricultural Economics, Chungbuk National University

**Professor, Agricultural Economics, Chungbuk National University*

***Assistant Professor, Agricultural Economics, Chungbuk National University*

ABSTRACT : The purpose of this study is to present a time series model of onion and garlic prices. After considering the various time series models, we calculated the appropriate time series models for each item and then selected the model with the minimized error rate by reflecting the monthly dummy variables and import data. Also, we examined whether the predictive power improves when we combine the predictions of the Korea Rural Economic Institute with the predictions of time series models. As a result, onion prices were identified as ARMGARCH and garlic prices as ARXM. Monthly dummy variables were statistically significant for onion in May and garlic in June. Garlic imports were statistically significant as a result of adding imports as exogenous variables. This study is expected to help improve the forecasting model by suggesting a method to minimize the price forecasting error rate in the case of the unstable supply and demand of onion and garlic.

Key words : Time Series Model, Onion, Garlic, Forecast

I. 서 론

양파와 마늘은 우리나라의 대표적인 양념채소이다. 양념채소는 음식의 맛을 내기 위해 사용되는 재료를 의미하며 연중 꾸준한 수요가 발생한다. 농촌진흥청(2016)에 따르면 양파와 마늘의 소비는 수확기인 5~7월에 집중되나, 월별로 지속적인 소비가 이루어진다. 그러나, 양파와 마늘은 노지에서 연중 생산이 불가능하여 저장을 통해 수급량을 조절한다. 출하시기의 조정이 가능함에도 불구하고 양파와 마늘의 가격 변동성은 2010년 이후 큰 폭으로 증감하는 추세를 보이고 있으며(KAMIS, 2019), 수급이 불안정한 대표적인 품목으로 손꼽히고 있다. 반복되는 양파와 마늘 가격의 불안정화에 대한 대책 마련 방안이 지속적으로 논의되고 있으나, 양파와 마늘의 가

격 등락 폭은 악화되고 있다.

양파와 마늘의 수급 안정을 위한 노력은 중앙정부, 지자체, 유통업체, 농업인 등 다양한 부문에서 이루어지고 있다. 정부는 산지폐기, 정부 구매, 농산물 수급조절 매뉴얼 등을 운영하여 가격안정화를 도모한다. 농산물 수급조절 매뉴얼 대상 품목은 양파, 간마늘, 건고추, 풋고추, 무, 배추, 겨울대파, 배이며 생산자의 소득 안정을 도모하고 소비자에게 농산물을 합리적인 가격에 공급하는 것을 목적으로 한다. 농산물 수급조절 매뉴얼의 위기단계는 가격에 따라 안정대를 중심으로 주의·경계·심각의 3단계로 구성되며 농산물 가격이 각 단계의 안정대를 벗어나면 수급안정 대책을 시행한다¹⁾. 일부 지자체에서는 농산물 최저가격 보장사업을 실시하여 시장에서 가격 변동성이 높은 농산물을 경작하는 농업인의 경영안전에 기여하고 있다. 농산물 최저가격 보장사업은 출하기의 시장가격을 조사하여 기준가격보다 하락 시 차액의 90%를 보전한다. 유통업체에서는 목표 가격에 달성할 때까

Corresponding author : Kim, Seon-Woong
Tel : 043-261-2593
E-mail : seonwoong@cgnu.ac.kr

지 시중가격 대비 30% 할인 판매하거나, 양파·마늘 직거래장터를 개최하여 소비촉진에 기여한다. 농업인은 마늘, 양파 가격하락과 수입산 부정유통 문제에 대응하기 위해 2018년 7월 우리농산물 지키기 운동본부를 출범하였다.

양파와 마늘의 수급안정을 위한 다양한 노력에도 불구하고 2018년 기준 과잉 생산된 양파와 마늘은 3만 7,000톤이었으며, 산지 폐기를 위해 소요된 비용만 118억 원²⁾ 수준이었다. 더불어, 최근 이상 기온이 잦아짐에 따라 가격변동성이 지속적으로 높아지고 있는 추세이다(신재호, 2018). 감사원은 해결방안을 모색하기 위해 농림축산식품부의 농산물 수급 관리실태를 점검하였다. 그 결과 양파와 마늘 등 채소류의 가격 예측 정확성 제고가 필요함을 언급하였다. 정확한 가격 예측은 수급 조절에 가장 중요한 영향을 미치는 생산량 및 재배면적 결정에 핵심 요소로 작용하기 때문이다. 양파와 마늘 가격이 실제치보다 높게 잘못 예측될 경우 농업인들은 재배면적을 증가시킬 것이고, 가격폭락으로 이어지는 현상이 반복된다.

국내 선행연구에서는 개별 품목의 특성이나 물량 자료들을 활용하여 가격예측을 수행한 바 있다. 김배성(2005)은 가락시장 도매가격 자료를 이용하여 마늘, 양파, 배추, 무의 가격을 예측하였는데 마늘과 양파 가격의 오차율이 10~30%로 나타나 추가적인 모형의 개발이 필요함을 언급하였다. 이형용 외(2017)는 난지형 마늘 도매가격과 간마늘 도매가격의 공적분 관계를 고려하여 오차수정모형을 이용해 마늘가격을 추정하였다. 분석 결과 장기균형관계에서 통마늘 도매가격이 1% 상승할 경우 간마늘은 0.71% 상승하는 것으로 나타나 서로 영향 관계에 있음을 시사하였다. 이 연구는 가격자료만을 이용하였기 때문에 물량자료를 활용한 수급모형과의 적절한 혼용이 필요할 것으로 판단된다. 남국현 외(2015)는 양파 생산자료와 기상자료를 이용하여 자기회귀시차모형으로 재배면적과 단수를 예측하고, 양파 출하시기 도매가격을 전망하였다. 수요가 일정하다는 가정 하에 생산량의 변동으로 인한 양파 출하시기(6월, 7월)의 도매가격을 예측하였으며 양파의 생산량이 도매가격에 영향을 미침을 시사하였다. 그러나, 출하시기 이후에 영향을 미치는 요인에 대하여 고려하지 못하였다는 한계점을 가진다. 한국농촌경제연구원은 농업관측본부를 설립하고 각종 통계자료를 수집, 분석 후 전문가들의 자문을 받아 농업관측정보를 발간한다. 한국농촌경제연구원은 매월 관측월보를 발간하고 있으며, 양념채소에 양파와 마늘 가격에 대한 예측치를 포함하여 제공한다.

상기 연구들은 가격 변동성이 큰 마늘과 양파의 예측모형을 개발하였다는데 의의가 있다. 그러나, 가격 변동

성이 높은 농산물에서 빈번하게 관찰 가능한 가격 자료의 이분산성(heteroskedasticity)을 고려하여 마늘과 양파의 가격을 예측한 연구는 찾아보기 어렵다. 또한, 일부 선행연구의 결과는 예측 오차율이 다소 높은 것으로 나타나 예측 모형의 개선이 필요할 것으로 판단된다. 본 연구는 양파와 마늘 가격 예측에 유용하게 사용될 수 있는 시계열 모형을 제시하는 데 목적을 두고 있다. 이를 위해 다양한 시계열 모형을 이용하여 가격예측을 수행하였다. 더하여 구간이동회귀법(Rolling Window Regression)을 이용하여 기간 설정에 따른 예측력의 차이를 검토하였으며 각 품목에 적합한 가격 예측 모형을 제시하였다. 이후, 한국농촌경제연구원 관측월보의 양파와 마늘 가격 예측치를 이용하여 오차율을 최소화할 수 있는 방안을 모색하였다. 한국농촌경제연구원의 예측자료를 반영하여 합성모형을 설정할 경우 양파와 마늘의 오차율을 줄일 수 있는지를 검토하였다.³⁾

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 분석방법과 예측력 평가 기준을 설정하고, III장에서는 분석에 활용한 자료를 제시한다. IV장에서는 양파와 마늘 예측모형의 분석결과를 해석하고, V장에서는 결론과 시사점을 도출한다.

II. 분석방법

본 연구는 양파와 마늘 가격 예측을 위한 시계열 모형을 설정한 뒤, 예측치(forecasted value)와 실측치(actual value)를 비교하여 예측력을 평가하였다. 이후 최적으로 나타난 시계열 모형 예측치와 한국농촌경제연구원의 예측치 간의 합성을 통해 예측력이 개선될 수 있는지 여부를 분석하였다. 세부적인 절차는 다음과 같다.

첫째, 시계열 자료의 안정성(Stationarity)을 확보한 후 품목별 적합한 시계열 모형을 식별(Model Identification)하였다. 시계열 자료의 안정성 여부를 판별하기 위해 *ADF* (Augmented Dickey Fuller)검정을 실시하였으며 자료의 동분산성(Homokedasticity) 검정을 통하여 이분산성(Heterogeneity)을 반영한 모형 도입의 필요 여부를 검토하였다. 둘째, 평균절대오차(Mean Absolute Error: MAE) 등의 검정치표를 바탕으로 시장정보를 적절히 반영할 수 있는 이동구간(Rolling Window)과 예측 모형을 선정하였다. 잠재 이동구간은 3개월(3년), 4개월(4년), 6개월(5년)이 고려되었다.

마지막으로 *Encompassing* 검정을 통해 본 연구에서 최적으로 나타난 시계열 모형의 예측치와 한국농촌경제연구원의 예측치를 합성함으로써 예측오차의 개선 여부를

분석하였다.

1. 양파와 마늘가격 예측을 위한 시계열 모형

본 연구에서는 양파와 마늘 가격을 예측하기 위해 시계열데이터 분석에서 가장 기본적이며 널리 사용되고 있는 자기회귀이동평균(Autoregressive moving average: ARMA)모형을 기반으로 이에 대한 확장 모형을 적용하였다. 자기회귀이동평균 모형에서 현재의 가격은 과거 시차변수(lagged variable)와 오차항(lagged error)에 영향을 받는다고 가정하며 다음 식(1)과 (2)를 통해 표현될 수 있다.

$$y_t = \mu + v_t \quad (1)$$

$$v_t = \sum_{m=1}^M \psi_m v_{t-m} - \sum_{s=1}^S \eta_s e_{t-s} + e_t \quad (2)$$

여기서 y_t 와 v_t 는 t 기의 양파 또는 마늘 가격에 대한 변수와 오차항을, μ 는 상수(Intercept)를, ψ_m , η_s 는 m 기의 시차를 갖는 자기회귀항(Autoregressive Term)과 s 기의 시차를 갖는 이동평균항(Moving Average Term)의 회귀계수(Coefficient)를 각각 나타낸다. 더하여 e_t 는 0의 평균값과 σ^2 를 분산값으로 갖는 독립(Independently)이며 정규 분포(Normally Distributed)하는 오차항을 의미한다.

앞서 언급한 바와 같이 자기회귀이동평균 모형은 예측하고자 하는 대상의 과거 정보만을 바탕으로 미래 값을 예측한다. 그러나 만약 예측 대상의 가격변동에 대한 설명력이 있는 특정 변수가 존재한다면 해당 변수의 시계열 데이터를 예측 모형에 포함하여 예측 정확도를 향상시킬 수 있다(Kim et al., 2017). 이에 기본 모형에 외생변수(Exogenous Variable)를 도입한 자기회귀이동평균(ARMA with Exogenous Variables: ARMAX) 모형을 사용할 수 있으며 이는 위에 식 (1)을 다음과 같이 변환하여 추정 가능하다.

$$y_t = \mu + \mathbf{x}'_t \boldsymbol{\beta} + v_t \quad (3)$$

여기서, \mathbf{x} 와 $\boldsymbol{\beta}$ 는 각각 외생변수와 회귀계수의 벡터를 나타낸다.

더하여 농산물의 대표적 특성인 계절성을 반영하기 위한 월별 더미(Monthly Dummy)를 자기회귀이동평균모형에 도입하였다. 월별 더미를 도입한 자기회귀이동평균모형(Autoregressive Moving Average Model with Monthly

Dummy: ARMM)은 식 (1)을 아래와 같이 변형하여 표현할 수 있다.

$$y_t = \mu + \sum_{k=1}^{11} \theta_k D_k(t) + v_t \quad (4)$$

여기서, θ 는 k 월 더미변수에 대한 회귀계수이고, $D_k(t)$ 는 월별 더미변수로서 1월부터 11월까지 y_t 가 해당 하는 월에 1의 값을 취하고, 기타 월에는 0의 값을 취한다.

위의 자기회귀이동평균모형과 그의 확장형 모형에서는 분산이 시간에 따라 변하지 않는다는 동분산(Homoskedasticity)을 가정한다. 그러나 시계열자료에서는 이분산(Heteroskedasticity) 문제가 빈번하게 나타나며 특히 농산물과 같이 상대적으로 가격변동성이 큰 품목에서는 그 정도가 높을 가능성이 존재한다. 이에 본 연구에서는 이러한 농산물 가격에서 발생 가능한 이분산 문제를 고려하기 위하여 GARCH 모형을 추정식에 도입하였으며 해당 모형은 수식 (2)의 잔차항(e_t)을 다음과 같이 변형하여 정의 될 수 있다.

$$e_t | \omega_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2) \quad (5)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

$$\frac{e_t}{\sqrt{\sigma_t^2}} \sim IN(0,1)$$

여기서, ω_{t-1} 는 예측 수행 시점인 $t-1$ 기에 이용 가능한 모든 시장정보를, σ_t^2 는 조건부 분산(Conditional Variance)을 의미하여 조건부 분산식의 모든 회귀계수는 분산의 조건을 만족하기 위하여 양의 값이 요구된다.

통계적으로 유의미한 자기회귀항의 시차, m 과 이동평균항의 시차, s 등을 선정하기 위해 자기상관함수(Autocorrelation Function: ACF)와 편자기상관함수(Partial Autocorrelation Function: PACF)를 이용하여 각각의 시계열 모형을 식별(Identifcation)하였으며 모형의 최종 차수는 AIC(Akaike Information Criterion)와 SBC(Schwarz's Bayesian Criterion) 통계량을 기반으로 설정하였다.

2. 구간이동회귀법(Rolling Window Regression)

농산물 가격 결정 구조는 소비 행태의 변화나 새로운 정부 정책의 시행 등으로 인해 변화될 수 있다. 만약 새로운 정부 정책 시행으로 농산물 가격 결정 구조가 변화

되었음에도 불구하고 해당 정책 시행 전의 시장 정보를 반복해서 사용할 경우 정확하지 않은 예측치를 생성할 위험이 존재한다. 이러한 시장 구조의 변화 가능성을 예측 모델에 도입하기 위하여 예측치 생성을 위해 사용되는 과거 시장 정보의 양을 일정하게 유지하며 모형을 추정하는 구간이동회귀법(Rolling Window Regression)을 적용하였으며(이석일 외, 2015; Kim et al., 2017) 다음 식 (6)과 같이 표현될 수 있다.

$$y_{t(\lambda)} = \mathbf{x}_{t(\lambda)}\beta_{\lambda} + v_{t(\lambda)}, \lambda = 1, \dots, n-w+1 \quad (6)$$

여기서, λ 는 w 기간을 가진 구간(Window)의 지수(Index)이며, n 은 관측치의 수를 나타낸다.

본 연구에서는 예측기간(forecast horizon)을 1개월로 설정하였으며, 다양한 Rolling Window 기간을 적용하여 예측성과를 비교하였다. 세부적으로는 36개월(3년), 48개월(4년), 60개월(5년)의 Rolling Window를 사용하였다. 예를 들어 48개월의 Rolling Window를 적용하여 2014년 1월의 예측치를 구하는 경우, 2010년 1월부터 2013년 12월까지의 가격정보를 바탕으로 예측치를 추정하고, 그 다음 2014년 2월의 예측치는 2010년 1월의 가격정보를 제외하고 2014년 1월 가격정보를 추가하여, 즉 2010년 2월부터 2014년 1월까지의 가격정보를 이용하여 예측치를 추정하였다.

3. 예측의 정확성 척도

본 연구에서는 시계열 모형을 통해 도출된 양파와 마늘 가격 예측치의 예측력을 평가하기 위하여 가격 변동성(Volatility) 관련 척도인 RMSPE(Root Mean Squared Percentage Error)와 예측 오차의 평균적 크기에 대한 척도인 MAE(Mean Absolute Error)와 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)를 이용하였으며 아래 식 (7)~(9)과 같이 표현된다.

$$RMSPE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(a_t - f_t)^2}{a_t}} \times 100 \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |(a_t - f_t)| \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|(a_t - f_t)|}{a_t} \times 100 \quad (9)$$

여기서 a_t 와 f_t 는 시점 t 의 양파와 마늘의 실제 시장 가격과 예측값을 각각 나타낸다.

4. 예측치 합성을 통한 예측력 증가 여부

양파와 마늘가격의 시계열 예측모형 중 예측성과가 가장 우수한 모형의 예측치와 한국농촌경제연구원의 예측치 간의 합성을 통해 예측력을 제고할 수 있는지 여부를 확인하기 위해 *Encompassing* 검정을 이용하였다. 한국농촌경제연구원 관측월보의 예측치는 점 추정치가 아닌 구간 추정치로 나타나기 때문에 산술평균하여 이용하였다. *Encompassing* 검정은 하나의 예측치가 다른 예측치를 포괄하는지의 여부를 검정한다. 만약, 포괄한다면 다른 예측치는 기존의 예측치가 제공하는 것 이외의 유용한 정보를 제공하지 못함을 의미한다. *Encompassing* 검정의 추정 결과가 유의할 경우 각각의 모형이 고유 정보를 지니고 있는 것을 의미하며, 이러한 경우 예측치를 합성할 경우 예측력을 향상시킬 수 있다(이석일 외, 2015; Harvey et al., 1998; Sanders et al., 2004). *Encompassing* 검정은 아래 식(10)을 통해 이루어진다.

$$e_{at} = \alpha + \lambda(e_{at} - e_{bt}) + \epsilon_t \quad (10)$$

여기서 e_{at} 는 시계열 모형의 예측오차, e_{bt} 는 관측월보의 예측오차를 의미한다.

시계열 모형의 예측오차와 관측월보의 예측오차가 동일하다면 e_{at} 와 e_{bt} 간의 공분산은 0이된다. 따라서, λ 도 0이 되기 때문에 귀무가설인 $H_0 : \lambda = 0$ 를 기각하지 못한다. 이는 관측월보의 예측치가 시계열 모형이 제공하는 것 이외의 유용한 정보를 포함하지 않는다는 것을 의미한다. λ 가 유의할 경우 관측월보의 예측치가 시계열 모형과 다른 고유한 정보를 지니고 있음을 의미한다. 따라서, 관측월보의 예측치에 λ 만큼의 가중치, 시계열 모형에 $(1-\lambda)$ 만큼의 가중치를 주어 선형 결합하여 예측력을 향상시킬 수 있다.

III. 분석자료

본 연구에 이용된 양파와 마늘 가격 자료는 농수산식품유통공사(aT) 농산물유통정보(KAMIS)의 월별 ‘상품’ 도매가격이다. 마늘의 단위는 원/10kg이며 난지형 피마늘⁴⁾ 가격을 이용하였다. 양파의 단위는 20kg/원이다. 분석기간은 2004년 1월부터 2018년 12월까지이다. 모형의 식별 및 모수 추정을 위해 2004년 1월부터 2013년 12월까지(10년)의 자료를 대표본(In-Sample)으로 이용하였고, 예측 및 진단을 위해 2014년 1월부터 2018년 12월까지(5

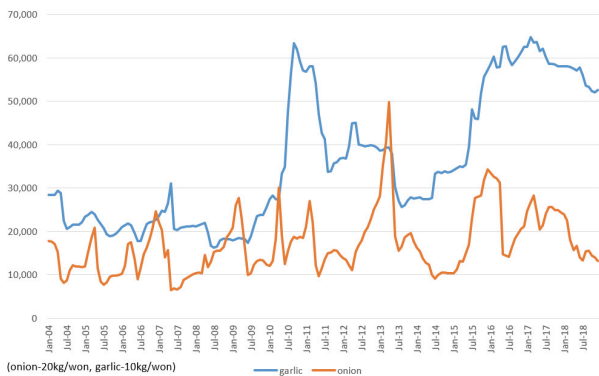
년)의 자료를 외표본(Out-Of-Sample)으로 이용하였다. 마늘의 경우 2017년 이후 한국농촌경제연구원의 관측월보에서 간마늘 예측치만을 제공하여 2016년까지의 자료만 예측 및 진단에 이용하였다.

양파의 평균 도매가격은 17,112원/20kg, 표준편차는 7,084원/20kg이며, 마늘의 평균 도매가격은 36,009원/10kg, 표준편차는 15,467원/10kg이다. 평균에 대한 상대적 자료의 변동 정도를 나타내는 변이계수는 양파 0.41, 마늘 0.43으로 나타났다.

Table 1. Descriptive Statistics for Monthly Onion and Garlic price

	Onion(won/20kg)	Garlic(won/10kg)
Mean	17,112	36,009
S.D.	7,083.5	15,466.6
Min Value	6,434	16,296
Max Value	49,755	64,750
C.V.	0.41	0.43
Obs	180	180

<그림 1>은 양파가격과 마늘가격의 변동 추이를 보여주고 있다. 양파는 상대적으로 등락폭이 일정한 반면 마늘은 예측 불가능한 등락폭을 가지는 것을 확인할 수 있다.



Data: Korea Agro-Fisheries&Food Trade Corporation

Figure 1. 양파·마늘 월별 가격 변화 추이

본 연구에서는 분석 시 수입량을 물량자료로 활용하였다. 이는 수입량 증감에 의하여 국내 농산물 가격의 시세가 지지되지 못하는 경우 출하에 영향을 주어 가격 변동을 일으킬 수 있기 때문이다. 월 평균 수입량은 양파 3,997톤, 마늘 152톤이며 양파의 변이계수가 더 높은 것으로 나타났다.

Table 2. Descriptive Statistics for Monthly Imported Volume of Onion and Garlic

	Onion(ton)	Garlic(ton)
Mean	3,997	152
S.D.	6,559.2	187.8
Min Value	0	0
Max Value	45,536	1,103
C.V.	1.64	1.23

Data: Korea Customs Service

<표 3>은 양파와 마늘의 원자료(Raw Data)의 안정성(Stationality) 확보 여부 확인을 위한 단위근 검정 결과이다. 가격수준(Price Level) 자료에서는 모든 변수들이 단위근을 갖는 불안정(Non-Stationary) 자료인 것으로 나타났다. 반면, 1차 차분 결과 안정적인 시계열인 것으로 나타났다. 이에 본 연구에서는 1차 차분된 양파와 마늘가격으로 이용하여 분석을 수행하였다.

Table 3. Unit Root Test Result

		Raw Data Coefficient	1 st Difference Coefficient
Onion	Intercept	-3.85	-8.90***
	Trend	-4.69	-8.87***
Garlic	Intercept	-1.215	-6.10***
	Trend	-2.623	-6.12***

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.001$

IV. 분석결과

본 연구에서는 ACF와 PACF를 통해 시차를 선정한 후, AIC와 SBC를 기준으로 양파가격과 마늘가격의 시계열 모형을 선정하였다. 분석결과, 양파 가격은 AR(1), 마늘 가격은 AR(2)가 가장 적합한 시차로 식별되었다. 월별 더미변수는 양파는 5월, 마늘은 6월이 통계적으로 유의했다. 수입량을 외생변수로 추가한 결과 마늘 수입량이 통계적으로 유의하였으며, 양파는 양파 수입량에 유의미한 영향을 미치지 않는 것으로 분석되었다.

AR모형의 동분산 가정을 검정한 결과 양파 가격은 ARCH 효과가 존재하는 것으로 나타났다. 따라서, 양파 가격에 ARCH 이분산 모형을 적용하여 시계열 모델을 설정하였다. 마늘 가격에서는 ARCH 효과가 있다는 귀무가설을 기각하고 대립가설을 채택함으로써 ARCH 효과가 존재하지 않는 것으로 나타났다.

예측치에 대한 기초통계량은 <표 4>와 같이 *Rolling Window*에 따라 나누어 제시하였다. 양파와 마늘의 시계열 모형과 한국농촌경제연구원 예측치⁵⁾에 대한 기초통계량은 <표 5>와 같다.

정확성 척도 분석 결과 양파는 *ARMGARCH* 모형, 마늘은 *ARXM* 모형이 가장 정확도가 높은 것으로 나타났다. *Rolling Window*는 양파가 36, 마늘이 48일때 *MAE*, *MAPE*, *RMSE*의 값이 가장 작게 나타났다.

Table 4. Model Identification Results

	Model	Autoregressive	Monthly Dummy	ARCH	GARCH	Exogenous Variable
Onion	AR	(1)	·	·	·	·
	ARM	(1)	5	·	·	·
	ARGARCH	(1)	·	1	·	·
	ARMGARCH	(1)	5	1	·	·
Garlic	AR	(1, 2)	·	·	·	·
	ARM	(1, 2)	6	·	·	·
	ARX	(1, 2)	·	·	·	Garlic Import Quantity
	ARXM	(1, 2)	6	·	·	Garlic Import Quantity

Table 5. Descriptive Statistics of Forecasts

		Window	Mean	S.D.	Min Value	Max Value
Onion (won)	AR	60	19,043	7,315	8,897	35,479
		48	19,068	7,310	8,757	35,552
		36	19,103	7,318	8,758	35,455
	ARM	60	19,120	7,387	7,890	35,464
		48	19,168	7,374	8,711	35,590
		36	19,220	7,421	8,927	35,568
	ARGARCH	60	18,992	7,173	7,116	34,650
		48	18,989	7,182	6,893	34,771
		36	19,025	7,138	9,005	34,690
	ARMGARCH	60	18,841	7,336	7,850	35,073
		48	18,858	7,275	8,773	35,022
		36	18,901	7,259	8,925	35,061
		KREI	-	18,562	6,713	6,713
Garlic (won)	AR	60	48,453	13,861	27,415	65,864
		48	48,408	14,094	27,359	65,895
		36	48,614	14,359	26,824	66,219
	ARX	60	48,297	13,775	27,395	65,299
		48	48,201	13,932	27,371	65,115
		36	48,202	14,131	26,687	64,629
	ARM	60	48,506	13,844	25,035	65,442
		48	48,451	13,976	25,948	64,805
		36	48,606	14,362	23,507	66,589
	ARXM	60	48,315	13,772	27,380	65,518
		48	48,180	13,922	27,381	65,350
		36	48,278	14,101	23,146	64,911
		KREI	-	48,692	13,584	27,400

Table 6. Forecasting Accuracy

		Window	AR	ARM	ARGARCH	ARMGARCH	KREI
Onion	MAE	60	1,811	1,803	1,674	1,587	1,967
		48	1,782	1,795	1,704	1,613	
		36	1,743	1,761	1,579	1,564	
	MAPE (%)	60	10.34	10.45	9.31	8.66	9.79
		48	10.03	10.22	9.48	8.84	
		36	9.82	9.99	8.57	8.44	
	RMSPE (%)	60	17.57	17.34	16.33	14.56	16.68
		48	16.59	16.33	16.47	14.45	
		36	16.43	16.55	14.15	13.99	
		Window	AR	ARX	ARM	ARXM	KREI
Garlic	MAE	60	1,411	1,380	1,405	1,414	1,766
		48	1,523	1,420	1,385	1,377	
		36	1,548	1,454	1,507	1,410	
	MAPE (%)	60	2.91	2.87	2.87	2.90	3.25
		48	3.15	3.01	2.89	2.87	
		36	3.25	3.09	3.25	3.07	
	RMSPE (%)	60	9.74	9.75	9.43	9.24	10.81
		48	9.92	9.78	9.28	9.19	
		36	9.93	9.52	9.81	9.36	

Table 7. Encompassing Test Result

	α	λ
Onion	359	0.37***
Garlic	556	0.72***

* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.001$

예측력이 가장 우수한 것으로 판단되는 양파의 ARMGARCH모형(36개월)과 마늘의 ARXM모형(48개월)이 한국농촌경제연구원 예측치를 포괄하는 지 여부를 Encompassing 검정하였다(표 7).

추정결과 양파와 마늘 모두 1%의 유의수준에서 통계적으로 유의하여 귀무가설을 기각하는 것으로 나타났으며, 이것은 한국농촌경제연구원 모형의 예측치가 시계열 모형의 예측치에 포함되어 있지 않은 고유 정보를 지니고 있는 것을 의미한다. 한국농촌경제연구원 예측치 가중치는 λ 로 판단할 수 있으며, 양파 37%, 마늘 72%이다. 두 작목 모두 한국농촌경제연구원 예측치와 합성할 경우 보다 예측력이 향상될 것으로 기대된다.

Encompassing 검정 결과를 바탕으로 합성모형을 설정한 후 한국농촌경제연구원 모형과 각 작목의 가장 우수한 예측력을 지닌 시계열 모형간의 정확도 비교분석을 실시한 결과는 <표 8>과 같다. 양파와 마늘 모두 합성모

Table 8. Forecasting Accuracy Comparison with Synthetic Model

구분		MAE	MAPE (%)	RMSPE (%)
Onion	KREI	1,967	9.79	16.68
	ARMGARCH	1,564	8.44	13.99
	Synthetic	1,344	7.09	11.34
Garlic	KREI	1,733	3.25	10.81
	ARMX	1,377	2.87	9.19
	Synthetic	1,134	2.21	6.91

형의 MAPE가 각각 7.09%, 2.21%로 가장 낮게 나타났다. 양파와 마늘 모두 합성모형의 정확도가 상대적으로 우수한 것으로 나타났으며 이는 양파와 마늘 가격을 예측할 때 시계열 모형의 예측치를 반영함으로써 예측력을 향상시킬 수 있음을 시사한다.

<그림 2>와 <그림 3>은 양파와 마늘가격 시계열 모형 예측치, 한국농촌경제연구원 예측치, 실제치이다.

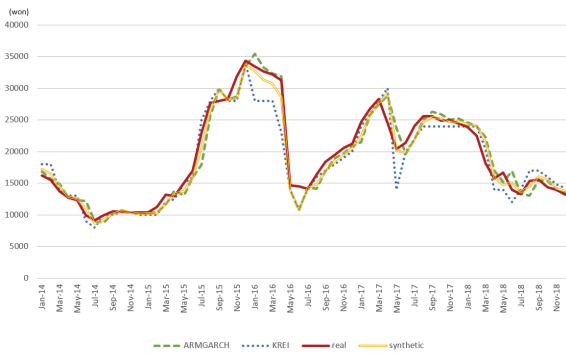


Figure 2. Forecasts and Actual Value Comparison(Onion)

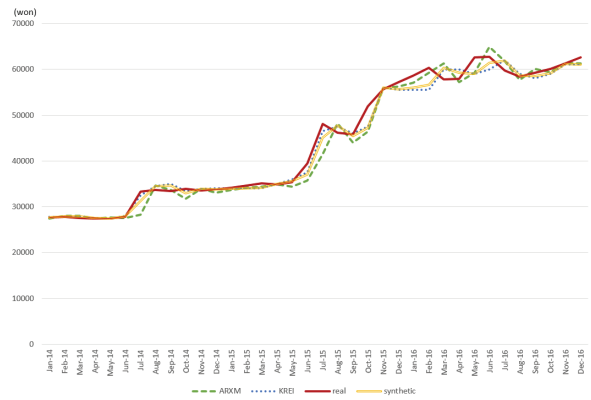


Figure 3. Forecasts and Actual Value Comparison(Garlic)

V. 요약 및 결론

양파와 마늘은 대표적인 수급 불안정 품목이며 이를 해결하기 위해 다양한 노력이 이루어 지고 있다. 정부, 도·지자체, 유통업체, 농업인 등의 노력에도 불구하고 양파와 마늘의 가격 불안정은 계속해서 발생하고 있다. 수급 불안정을 해결할 수 있는 방안 중 하나로 정확한 가격 예측이 요구되고 있으며, 향후 가격에 대한 정밀한 전망은 농가 경영안정에 중요한 역할을 할 것이다.

분석자료는 한국농식품유통공사의 농산물유통정보(KAMIS)에서 제공하는 도매가격 자료를 이용하여 시계열 모형으로 양파와 마늘 가격을 예측하고자 하였다. 분석자료는 2004년 1월부터 2018년 12월까지의 자료를 이용하였으며, 내표본은 2004년 1월부터 2013년 12월, 외표본은 2014년 1월부터 2018년 12월로 설정하였다.

본 연구는 양파와 마늘 가격의 적합한 시계열 예측 모형을 제시하는데 목적이 있다. 마늘 가격은 분산이 시간의 흐름에 따라 변하지 않는 동분산 가정을 충족하여 AR모형으로 추정하였지만, 양파가격은 이분산 형태를 보임에 따라 ARGARCH 모형을 이용하였다. 모형 추정 결과 양파는 ARMGARCH(36개월), 마늘은 ARXM(48개월)이 가장 적합한 시계열 모형으로 추정되었다. 월별 더미는 양파는 5월, 마늘은 6월이 유의미한 것으로 나타났다. 물량 자료로는 수입량을 이용하였으며, 마늘 수입량만 마늘 가격에 영향을 미치는 것으로 분석되었다.

또한, *Encompassing* 검정을 통해 시계열 모형의 예측치가 한국농촌경제연구원의 예측치를 포괄하는지의 여부를 검정하였다. *Encompassing* 검정의 추정 결과가 유의할 경우 각각의 모형이 고유 정보를 지니고 있는 것을 의미하며, 이러한 경우 예측치를 합성할 경우 예측력을 향상시킬 수 있다. 양파와 마늘 모두 λ 가 유의미한 것

으로 나타나 두 예측치를 합성할 경우 보다 예측력이 향상되었다. 따라서, 한국농촌경제연구원의 관측일보 발간 시 시계열 모형의 예측치를 활용한다면 예측력을 보다 향상시킬 수 있을 것이다.

본 연구는 양파와 마늘가격 수급 불안정이 심화되고 있는 상황에서 가격 예측 오차율을 최소화 할 수 있는 방안을 제시함에 따라 예측 모형 개선에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다. 또한, 이분산성을 고려하고 월별 더미와 물량자료를 반영하여 최적의 시계열 모형을 추정하고자 하였다. 다만, 마늘의 경우 마늘수입량이라는 외생변수를 투입하여 물량자료와의 혼용을 이루었지만 양파의 경우 적합한 외생변수를 모색하지 못하였다는 한계점을 지닌다. 따라서 보다 다양한 외생변수를 도입하여 미래가격에 대한 예측력을 높이기 위한 노력이 필요할 것으로 생각된다.

2018년도 충북대학교 학술연구지원사업의 연구비 지원에 의해 연구되었음.

- 주1) 단계적 수급안정 대책은 다음과 같음. (1) 주의단계: 산지 동향 점검, (2) 경계단계: 비축물량 공급, (3) 심각 단계: 수입관세 인하·비축물량 할인 판매 등의 조치를 취함.
- 주2) 양파 95억 9900만원(3만 6,386톤), 마늘 22억 원(908톤)이 산지 폐기 되었음.
- 주3) 이석일 외(2015)는 육계가격의 경우 한국농촌경제연구원의 예측치와 시계열모형의 예측치 결합을 통해 예측성과를 향상시킬 수 있음을 밝힌 바 있음.
- 주4) 통마늘은 쪼개지 아니한 통째로의 마늘을 의미하며, 피마늘은 통마늘을 분리한 것으로 껍질을 벗기지 않은 상태의 마늘을 의미함. 깎마늘은 통마늘을 분리하여 껍질을 벗긴 상태임.

주5) 시계열 예측 모형에 이용된 자료는 1차 차분 자료임으로, 예측치는 시계열 모형으로 구하여진 예측 변동분을 실측치에 더하여 계산되었음.

References

1. Bollerslev, T., 1986, Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, 31(3). 307-327.
2. Engle, R. F., 1982, Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, 50(4), 987-1008.
3. Harvey, D. I., S. J. Leybourne, and P. Newbold, 1998, Tests for Forecast Encompassing, *Journal of Business and Economic Statistics*, 16(2), 254-259.
4. Kim, B.S., 2005, A Comparison on Forecasting Performance of the Application Models for Forecasting of Vegetable Prices, *Korean Journal of Agricultural Economics*, 46(4), 89-13.
5. Kim, S. W., Brorsen, B. W., 2017. Forecasting urea prices. *Applied Economics*, 49(49), 4970-4981.
6. Korea Rural Economic Institute, 2014-2018, Monthly Report(Seasoning vegetables).
7. Lee, H.Y., Yeo, M.S., Hong, S.J., 2017, Comparison of Garlic Wholesale Price Forecast Series, *Journal of Rural Development*, 40(2), 55-73.
8. Lee, S.I., Kim, S.W., Yoon, B.S., 2015, Evaluation of the Performance of Broiler Price Forecasts, *Korean Agricultural Policy Review*, 42(2), 232-248.
9. Nam, K.H., Choe, Y.C., 2015 A Study on Onion Wholesale Price Forecasting Model, *Korean Journal of Agricultural Extension*, 22(4), 423-434.
10. Rural Development Administration, 2016, Garlic management.
11. Sanders, D. R. and M. R. Manfredo., 2004, Comparing Hedging Effectiveness; An Application of the Encompassing Principle, *Journal of Agricultural and Resource Economics*, 29(1), 31-44.
12. Shin, J.H., The Future of Agriculture and Farming with the People②Fruits and Vegetables, 2018, Agre-Livestock Marketing News.
13. Lee, H.Y., Han, E.S., Song, S.H., Kim, S.W., 2016, Effect Analysis of Garlic and Onion Farm Purchase Prices, *Korean Food Marketing Association Conference*.

-
- Received 1 August 2019
 - First Revised 17 November 2019
 - Finally Revised 27 November 2019
 - Accepted 27 November 2019