마늘 도매가격 시계열 예측 모형 비교

이형용* 여민수** 홍승지***

Keywords
마늘(garlic) 도매가격 예측(wholesale price forecasting), 시계열 분석(time-series analysis), 오차수정모형(error correction model), 베이지안 VAR 모형(Bayesian Vector Auto Regressive model)

Abstract
Garlic is an important seasoning vegetable that can not be excluded from Korean diet. Predicting its supply and demand situations and price is very important in terms of producer's income and consumer price stability. This study estimated the error correction model (ECM) and the Bayesian VAR model using time series price data of garlic. Also this study assessed the predictive power of the estimated model by performing the out-of-sample forecasts. All price data used in the analysis were identified as non-stationary time series data. There was a co-integration relationship between wholesale prices of whole bulbs of garlic and peeled garlic, so the error correction model and the Bayesian VAR model were estimated. Estimation results showed that predictive power of the models was pretty good and the error correction model had better predictive power than the Bayesian VAR model. The estimated garlic pricing models in this study are expected to contribute not only to the current price prediction model based on quantity forecasting but also to the efficiency of the model operation process.

차례

1. 서론
2. 분석 자료 및 방법
3. 분석 결과
4. 요약 및 결론

* 한국농촌경제연구원 연구원
** 충남대학교 농업경제학과 박사과정
*** 충남대학교 농업경제학과 교수, 교신저자. e-mail: hseungj@cnu.ac.kr

1. 서 론

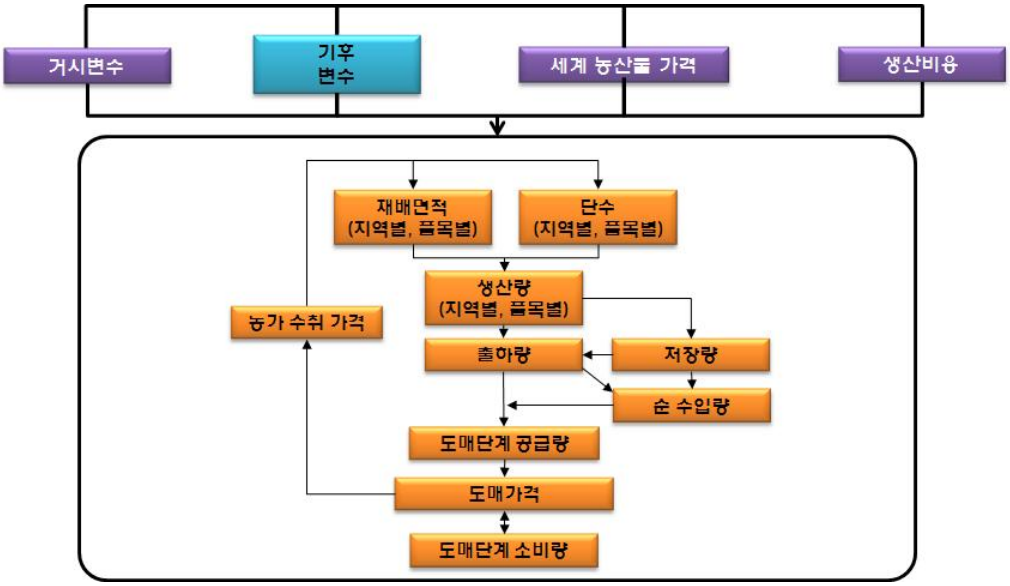
마늘은 한국 음식의 주재료로 우리의 식생활에 빠질 수 없는 중요한 농산물이다. 또한 양념채소류 중 상대적으로 높은 생산액을 기록하고 있을 만큼 농가소득 측면에서도 매우 중요한 농산물이다. 정부에서도 배추, 무, 양파, 건고추와 함께 마늘을 채소류 5대 주요 수급 관리 품목으로 지정하여 생산자의 소득 안정과 소비자 물가 안정을 위해 노력하고 있다. 또한, 정부는 한국농촌경제연구원(이하 KREI), 농수산식품유통공사(aT), 농협 등 각 기관의 조사 자료를 바탕으로 수급 불균형이 발생하지 않도록 사전적 수급대책을 마련하고 있어 마늘 수급 상황 예측의 중요성이 강조되고 있다.

수급 예측을 위해선 수급 정보의 수집이 중요하지만 마늘은 도매시장 비상장 거래 품목으로 도매시장으로 출하되는 상당수의 품목들과 달리 반입량 등의 거래실적이 불분명하다. KREI 농업관측본부는 마늘을 포함한 주요 채소류의 수급상황을 고려하여 도매시장 출하량과 가격을 예측·전망하고 있다. 마늘 관측은 생산 및 도매시장 유통 비중이 높은 난지형 깐마늘[1]을 중심으로 관측이 이루어지고 있다. 배추, 무, 양파 등 다른 채소들은 익월의 도매시장 반입량과 도매가격을 전망하고, 기 예측된 물량과 가격의 실제치가 공개되면 이를 활용하여 예측모형을 업데이트한다. 그러나 마늘의 경우 도매시장 유통량 정보 자체가 일별 혹은 월별로 공개되지 않아 도매단계의 과거 월별 공급량 및 소비량 자료가 추정에 의해 구축되고 있어 연중 자료의 활용에 어려움을 겪을 수 있다. 추정의 과정에서 문제가 발생할 경우 예측가격 정확도에 영향을 줄 수 있어 다양한 가격 예측모형의 활용에 대한 필요성이 제기되고 있다.

---

1 과거 난지형 통마늘 가격을 중심으로 가격 관측이 이루어졌으나, 실제로 마늘의 도매시장 유통은 깐마늘을 중심으로 이루어져 정부의 마늘 수급조절매뉴얼이 깐마늘 가격 기준으로 개편되기도 하였다(농림축산식품부 보도자료, 2016. 7. 27.). 김성우 외(2016)의 연구에 의하면, 공영도매시장 국내산 통마늘 연간 반입량은 7~8% 수준에 불과하며, 깐마늘 반입량이 전체의 90% 이상을 차지하고 있다. 또한 저장량이 본격적으로 출하되는 9월 이후부터는 통마늘 유통량이 2~3% 수준에 불과하고, 나머지 97% 이상이 깐마늘로 유통되고 있다.

그림 1. 마늘·건고추 중기선행관측 모형 체계도



자료: 김인석 외(2013).『건고추·마늘 중기선행관측 모형 개발』. 한국농촌경제연구원.

주요 농산물의 수급 및 가격 예측과 관련해서는 KREI 중기선행관측 모형 개발과 관련한 연구(한석호 외 2010; 김배성 외 2010; 김인석 외 2013; 김인석 외 2014)가 있다. 이들 연구는 수급량 추정을 바탕으로 중·단기 가격을 예측하고 있으며, 가격 예측은 주로 신축성 함수(역수요 함수) 혹은 가격결정함수의 직접적인 추정을 통해 이루어지고 있다. 그러나 기존 KREI 수급모형의 경우 도매시장 반입정보가 명확한 품목을 대상으로만 이루어졌고, 도매시장 반입정보가 불충분한 마늘에 대한 수급모형 추정은 김인석 외(2013)가 유일하다. 또한, KREI의 중기선행관측모형의 경우 재배면적 및 단수, 수출입량 등의 공급량과 수요량의 추정 모형이 가격 모형과 연동되는 구조이기 때문에 모형의 운용과 자료의 업데이트가 복잡하다는 단점이 있다. 이외에 한국농촌경제연구원은 KREI-ASMO, KREI-COMO, KREI-KASMO(김배성 외 2003; 이용선 외 2006; 한석호 외 2015) 등을 개발·운용하고 있으나, 이들은 연도별·작형별 추정을 위한 모형으로 단기적인 가격 예측에는 한계가 있다.

본 연구의 목적은 주요 양념채소류인 마늘 가격의 시계열 분석을 통해 도매가격 예측모형을 추정하고, 추정된 가격 예측모형을 토대로 표본 외 예측을 시행하여 예측력을 검증하는 것이다. 가격 간 시계열 분석을 활용한 마늘 도매가격 예측모형 추정은 출하량 혹은 반입량 중심의 현행 가격 예측 구조를 보완할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 본 연구에서 분석할 자료와 방법론을 살펴보고, 시계열의 안정성 및 공적분 검정, 그랜저 인관관계 검정 등을 수행하였다. 이후 오차수정 모형 및 Bayesian VAR 모형의 추정결과와 의미를 정리하였으며, 추정된 모형의 예측력을 검정하고, 끝으로 연구결과와 시사점을 제시하였다.

2. 분석 자료 및 방법

2.1. 분석 자료

마늘 가격 예측모형 추정을 위해 농수산식품유통공사(aT) 농산물유통정보(KAMIS)의 월별 도매가격 자료를 이용하였다.[2] 분석에 이용된 가격은 모두 상품(上品) 기준이며, 난지형 통마늘(이하 통마늘)과 깐마늘 도매가격이고, 단위는 kg/원이다. 또한 가격은 생산자물가지수(2010=100)를 이용하여 실질가격으로 환산하였다. 분석기간은 통마늘과 깐마늘 도매가격 모두 2004년 1월부터 2016년 12월까지이다.

통마늘 평균 도매가격은 3,349원/kg, 표준편차는 1,309원/kg이며, 깐마늘 평균 도매가격은 4,971원/kg, 표준편차는 1,431원/kg이다. 평균에 대한 상대적 자료의 변동 정도를 나타내는 변이계수는 통마늘 도매가격은 0.39, 깐마늘 도매가격은 0.29였다.

표 1. 마늘 가격 기초통계량

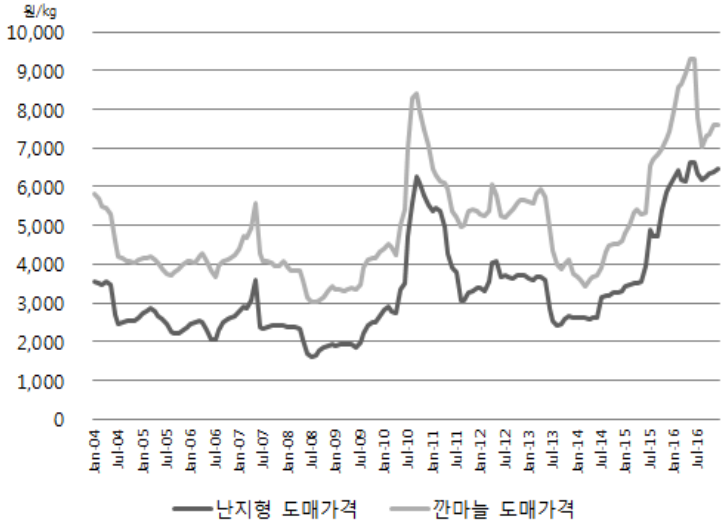
단위: 원/kg

구분	통마늘 도매가격	깐마늘 도매가격
평균	3,349	4,971
표준편차	1,309	1,431
최솟값	1,614	3,010
최댓값	6,642	9,296
변이계수	0.39	0.29

주: 가격은 생산자물가지수(2010=100)를 이용하여 실질가격으로 환산하였음.
자료: 한국농수산식품유통공사.

2 가격 분석을 위하여 수입단가 등을 추가 변수로 채택할 수 있지만, 분석결과 예측력에 큰 차이가 없어 모형의 간결성(parsimony) 측면에서 고려하지 않았다.

그림 2. 마늘 가격 변화 추이



자료: 한국농수산식품유통공사.

마늘의 월별 가격 그래프를 살펴보면, 통마늘과 깐마늘 도매가격은 수급여건에 따라 매우 흡사한 움직임을 보이고 있으며, 마늘 가격은 시차를 두고 변동하고 있다. 그렇기 때문에 통마늘과 깐마늘 도매가격 등 시계열 자료의 동조에 의해 가격 자료를 이용한 가격예측모형의 유용성이 높을 것으로 기대된다.

2.2. 분석 방법

마늘 도매가격 예측모형 추정을 위해 도매가격 간 오차수정모형(Error Correction Model), Bayesian VAR 모형 등의 시계열 분석을 수행하고, 본 연구에서 추정된 가격예측모형을 이용하여 표본 외 예측을 실시한다.

시계열 모형을 추정하기 위해서는 분석에서 활용한 도매가격 시계열자료의 단위근(unit-root)과 안정성(stationarity)을 우선적으로 검증해야 한다. 분석자료의 단위근 유무와 시계열 안정성은 확대된 디키-풀러(Augmented Dickey-Fuller test: ADF) 검정이 일반적으로 이용되고 있다. ADF 검정은 시계열 자료가 1차뿐만 아니라 2차 이상의 자기상관까지도 고려할 수 있다는 장점이 있으며, 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

(1) $$\triangle y_t = \alpha + \delta y_{t-1} + \sum_{j=1}^{p} \gamma_j \triangle y_{t-j} + \epsilon_t$$

위 식에서 y_t는 검정될 시계열 변수, δ는 검정계수, p는 시차, ϵ_t는 백색잡음인 오차항을 나타낸다. ADF 검정에서 귀무가설(H_0)은 $\{\triangle y_t\} \sim I(0)$, 즉 $\delta = 0$으로 귀무가설이 기각될 경우 단위근이 존재하지 않고 시계열이 안정적임을 의미하고, 귀무가설이 기각되지 않을 경우 시계열이 불안정적(non-stationary)임을 의미한다.

시계열이 단위근을 갖고 있다면 이는 정상시계열의 경우와 달리 모형화하여야 한다. 만약 가격 자료가 단위근이 있는 불안정 시계열일 경우 변수 차분 등의 안정화 없이 일반적인 VAR 모형을 추정하는 것은 적절하지 않으며, 시계열 간 공적분(cointegration) 관계 유무를 판단한 후 오차수정모형을 추정할 수 있다. 공적분은 Granger(1981)에 의해 처음 제안된 이후 Engle and Granger(1987)에 의해 정립된 개념으로 경제변수 사이에 존재할 수 있는 장기균형(long-run equilibrium) 관계 등을 설명한다.

(2) $$e_t = y_t - \alpha - \beta x_t$$

비정상시계열들로 이루어진 선형결합은 일반적으로 단위근시계열이나, 그 변수들의 선형결합이 안정적일 경우, 즉 선형결합에 대한 오차항(e_t)이 정상시계열이 되는 경우가 존재하는데 이때 시계열 y_t, x_t는 서로 공적분 되어 있으며, 경제학적인 관점에서 변수 y_t, x_t 간에 존재하는 공적분은 그들의 장기균형관계로 해석한다. 또한 경제변수간 공적분이 존재한다면 이를 대변(represent)하는 오차수정모형이 존재한다(Engle and Granger 1987).

y_t, x_t 변수가 비정상시계열이고 공적분 관계에 있을 경우 식 (3)을 추정하기 위해 식 (4)와 같은 오차수정모형(error correction model: ECM)으로 바꾸어 쓸 수 있으며, EC_{t-1}은 오차수정항(error-correction term)이다.

(3) $$y_t = \alpha + \lambda y_{t-1} + \beta_0 x_t + \beta_1 x_{t-1} + e_t$$

(4) $$(y_t - y_{t-1}) = \alpha - (1-\lambda) y_{t-1} + \beta_0 \triangle x_t + (\beta_0 + \beta_1) x_{t-1} + e_t$$

$$\rightarrow \triangle y_t = \beta_0 \triangle x_t - (1-\lambda)\left[y_{t-1} - \frac{\alpha}{1-\lambda} - \frac{(\beta_0+\beta_1)}{1-\lambda} x_{t-1}\right] + e_t$$

$$= \beta_0 \triangle x_t - (1-\lambda) EC_{t-1} + e_t$$

새로운 설명변수 $EC_{t-1} \equiv \left[y_{t-1} - \frac{\alpha}{1-\lambda} - \frac{\beta_0+\beta_1}{1-\lambda} x_{t-1}\right]$의 y_{t-1}과 x_{t-1}는 공적분 관계에 있으므로 EC_{t-1}은 정상시계열($I(0)$)이 된다. 따라서 식 (4)에 대한 OLS 추정량

은 일치추정량(consistent estimator)이 되고 t검정이 가능하다. y_{t-1}이 x_{t-1}의 균형값에 비해 크면 균형오차(equilibrium error)는 양(+)이 되고 다음 시점인 y_t에 대해 음(-)의 조정(adjustment)이 작용된다. 이 점에서 EC_{t-1}의 계수 $(1-\lambda)$는 장기균형으로 접근하는 조정속도(adjustment speed)이다. 안정적인 장기균형을 위해서 $(1-\lambda)$는 0보다 커야 한다.

오차수정모형은 단기적 불균형 동태모형으로 제시된 부분조정모형이나 적응적 기대모형과 같이 단기 동태적 관계를 명시적으로 고려하면서도 변수의 장기적 균형으로의 점진적인 조정과정을 보여줄 수 있다는 측면에서 강점을 갖고 있다(홍승지 외 2015).

VAR 모형은 고려하는 모든 변수들을 내생변수로 간주하고 변수들의 정태적·동태적인 상관관계를 분석할 수 있지만, 제한된 시계열에 비해 추정해야 하는 모수가 많아 추정결과의 신뢰성이 저하되는 차원의 문제가 있다. 또한, VAR 모형에 포함되는 벡터 시계열 변수의 경우 정상성(stationarity)이 확보되지 않는 경우 자료를 차분안정화 후 모형을 추정할 수 있으나, 변수들의 차분과정에서 시계열 변수(수준 변수) 자체가 내포하고 있는 고유한 장기정보(장기적인 인과관계)가 상실되는 문제가 발생한다. 본 연구에서는 Bayesian VAR 모형 추정을 통해 이를 보완하고자 하였다. Bayesian VAR 모형은 분석 자료에 대한 사전정보(prior information)를 이용하여 일반적인 VAR 모형의 동태적 계수 및 상수항에 대한 적절한 제약을 통해 차원의 문제를 완화할 수 있으며, 안정적인 자료를 대상으로 분석해야 한다는 제약으로부터 자유로운 장점이 있다(김현석 외 2015).[3]

Bayesian VAR 모형의 도출과정은 다음과 같다. 식 (5)와 같이 안정적인 차수 p 벡터시계열 $\{y_t\}$의 VAR(p) 모형을 가정한다.

---

[3] Bayesian VAR 모형에서 표본자료에 더미표본(dummy observation)을 추가하고, 더미표본에 가중치로서 초모수(hyperparameter)들을 도입, 그 크기를 조절함으로써 확률적 추세를 포함(단위근)하는 시계열 자료와 모형에 포함되는 변수 사이에 존재할 수 있는 안정적인 장기균형관계를 원자료의 안정화 과정 없이 고려할 수 있다. 결국 Bayesian VAR 모형에서는 단위근과 공적분관계를 가질 수 있는 경제 시계열의 특징을 감안하되, 이를 확률적으로 제어함으로써 다른 일반 VAR 모형에서 단위근이나 공적분 관계를 엄격하게 다루는 경우 발생할 수 있는 정보의 손실 가능성을 상당히 완화할 수 있는 장점을 가지게 된다(성병희 2001; Robertson and Tallman 1999). 한편, 단위근 문제에 대한 Bayesian VAR 접근의 적절성에 대해서 본 연구방법이 활성화되면서 많은 논란이 있어 왔으며, 1990년대 이후의 실증적 분석 연구들에서도 Bayesian VAR 모형과 VAR 및 VEC 모형의 예측성과에 있어서 상반된 결과가 존재하고 있다. 일례로 Fanchon and Wendel(1992)의 연구에서는 Bayesian 분석이 공적분된 자료의 분석에는 적정하지 않다는 결론이 도출된 반면, Bewley(2002)의 연구에서는 Bayesian VAR 모형은 수준변수 이용 시 VAR 모형보다 일반적으로 예측력이 우수하고, 백터오차수정모형(VECM)의 대안이 될 수 있는 것으로 나타난 바 있다. 결국 불안정적인 시계열 자료의 분석에 있어서 선택 모형의 적절성에 대해서는 연구자들의 점검이 수반될 필요가 있다고 하겠다.

(5) $$y_t = a_0 + \sum_{j=1}^{p} A_j y_{t-j} + \epsilon_t$$

위 식에서 a_0는 M차원 벡터, y_t는 $t=1, \cdots, T$에 대하여 M개의 변수를 포함하는 $M \times 1$, A_j는 $M \times M$ 그리고 $\epsilon_t \sim N(0, \sum)$이다.

Bayesian VAR 모형은 로그우도함수와 사전정보(prior information)를 바탕으로 Bayes Rule을 이용하여 조건부 사후적 분포(conditional posterior density)를 도출하는 과정이다(김현석 외 2014). 이 과정에서 모수 벡터에 대한 사전정보를 바탕으로 도출된 사후적 결합확률밀도함수(식 (8))의 도출과정은 다음과 같다.

식 (5)로부터 $A = (A_0 A_1 \cdots A_p)'$로 나타낼 때, 모든 VAR 모형의 계수 $(1_c + M \cdot P) \times M$을 $\alpha = vec(A)$으로 정의하면 식 (5)의 VAR 모형은 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

(6) $$Y = XA + E \quad \text{or} \quad y = (I_M \otimes X)\alpha + \epsilon$$

식 (6)과 같은 Bayesian VAR 모형을 $\epsilon \sim N(0, \sum I_T)$ $\hat{A} = (X'X)^{-1}X'Y$, $\hat{\alpha} = vec(\hat{A})$으로 정의한다면 α에 대한 조건부 확률밀도함수는 식 (7)과 같다.

(7) $$\alpha | \sum, y \sim N(\hat{\alpha}, \sum \otimes (X'X)^{-1})$$

이때, 조건부확률밀도함수 $p(y|\alpha, \sum)$로부터 초기의 Bayesian VAR는 Litterman(1986)의 미네소타 사전정보(Minnesota prior)를 적용해 표본 외 예측을 실시한다. 이는 $\sum$를 추정된 $\widehat{\sum}$의 대각행렬로 가정하기 때문에 사전정보의 도출이 간단하고, 또한 미네소타 사전정보의 사후추론은 식 (8)과 같이 정규분포한다는 큰 장점이 있다.

(8) $$\alpha | y \sim N(\overline{\alpha}_{Mn}, \overline{V}_{Mn})$$

식 (8)의 $\overline{\alpha}_{Mn}$은 $\overline{V}_{Mn}[\underline{V}_{Mn}^{-1}\underline{\alpha}_{Mn} + (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes X)', y]$를, $\overline{V}_{Mn}$은 $[\underline{V}_{Mn}^{-1} + (\hat{\Sigma}^{-1} \otimes (X'X))]^{-1}$을 나타낸다. 이 같은 사후적 결합확률밀도함수의 경우 조건부 분포에서 모수 벡터를 추출할 때 순차적으로 추출하는 Gibbs Sampling 방법을 사용한다.

한편, 일반적으로 VAR 모형을 도출함에 있어서 변수간의 인과관계를 검정하여 인과관계가 있는 변수를 택해야 한다. 인과관계 검정에는 보통 Granger(1969)가 제시한 그랜저

인과관계 검정(Granger-causality test)이 자주 이용된다. 그랜저 인과관계검정은 한 변수가 다른 변수를 예측함에 있어 인과관계의 유무를 검정하는 방법으로(김아현 외 2014), X의 시차변수가 Y의 예측에 영향을 미친다면 'X는 Y에 대해 Granger-causality 관계에 있다' 고 할 수 있다.

이상의 과정에서 추정된 오차수정모형 및 Bayesian VAR 모형에 대하여 사후적 예측력 검정을 시행하였다. 검정 지표로는 RMSE(Root Mean Squared Error), MAE(Mean Absolute Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error), TIC(Theil Inequality Coefficient)을 이용하였다.

(9) $$RMSE = \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y_t} - y_t)^2 / h}$$

(10) $$MAE = \sum_{t=T+1}^{T+h} |\hat{y_t} - y_t| / h$$

(11) $$MAPE = \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y_t} + y_t}{y_t} \right| / h$$

(12) $$TIC = \frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y_t} - y_t)^2 / h}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \hat{y_t}^2 / h} + \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} y_t^2 / h}}$$

여기서 y_t와 $\hat{y_t}$는 $t = T+1, T+2, \cdots, T+h$에서 각각 관측치와 예측치를 나타낸다.

본 논문에서 마늘 도매가격 예측모형 추정은 Eviews 9.0 통계패키지를 사용하였으며, 각 가격자료는 로그변환하여 분석하였다.

3. 분석 결과

<표 2>는 변수 간의 내생적 관계를 파악하기 위해 그랜저 인과관계(Granger causality) 분석을 시행한 결과이다. 분석 결과 5% 유의수준에서 깐마늘 도매가격이 통마늘 도매가격에 대해 Granger-causality 관계에 있는 것으로 나타났고, 1% 유의수준에서 통마늘 도매가격이 깐마늘 도매가격에 대해 Granger-causality 관계에 있는 것으로 나타났다.

마늘 가격의 단위근 검정 수행결과는 <표 3>과 같다. 단위근 검정은 일반적으로 많이 사용되는 Augmented Dickey-Fuller test를 이용하였다. 단위근 검정 결과 모든 변수들이 원자료에서는 단위근을 갖는 불안정(non-stationary) 시계열이나, 1차 차분에서는 안정(stationary) 시계열임을 확인할 수 있어 모든 변수들이 1차 적분됨을 알 수 있다.

표 2. 마늘 가격 Granger Causality test

인과관계	Chi-sq	Prob
$\ln GP2 \rightarrow \ln GP1$	5.1270	0.0236
$\ln GP1 \rightarrow \ln GP2$	7.6843	0.0056

표 3. 마늘 가격 ADF 단위근 검정 결과

변수	include in test equation	level	difference
$\ln GP1$	intercept	-1.362197	-8.910838***
	trend and intercept	-2.536377	-8.980749***
$\ln GP2$	intercept	-1.892221	-8.238748***
	trend and intercept	-2.846227	-8.288290***

주 1) ***는 1% 유의수준에서 통계적으로 유의함.
2) 임계값은 MacKinnon(1996)의 검정값이며, 시차는 SIC를 기준으로 선택함.

각각의 가격 자료가 단위근을 포함한 불안정 시계열임에 따라 통마늘($\ln GP1$)과 깐마늘($\ln GP2$) 도매가격 간 공적분 유무에 대해 검정하기 위해 시계열 조합의 적정 차수를 분석하였다. 시계열 조합의 적정 차수는 LR(likelihood ratio), FPE(final prediction error), AIC(Akaike information criterion), SC(Schwarz information criterion), HQ(Hannan-Quinn information criterion) 등의 검정통계량에 기초하여 분석에 이용된 마늘의 적정 차수는 2차인 것으로 나타났다.

표 4. 통마늘, 깐마늘 도매가격 시계열의 적정 차수 선택 결과

차수	LR	FPE	AIC	SC	HQ
0	NA	0.000532	-1.862358	-1.822394	-1.846122
1	646.3208	7.12e-06	-6.176410	-6.056518	-6.127703
2	40.89835*	5.68e-06*	-6.403555*	-6.203735*	-6.322378*
3	5.391652	5.77e-06	-6.388017	-6.108269	-6.274369
4	0.344224	6.07e-06	-6.337461	-5.977785	-6.191342
5	0.966444	6.35e-06	-6.291384	-5.851780	-6.112794

주: *는 각 기준에 의해 선택된 적정 차수를 의미함.

본 연구에서는 공적분 분석을 위한 방법 가운데 하나인 Johansen 접근법을 이용하였다. Johansen 접근법은 존재하고 있는 모든 공적분 관계를 분석하고, 모형의 설정에서 가정된 가설까지 검정할 수 있는 장점이 있다(홍승지 외 2015). 또한 변수의 수가 2개만 존재할 때 종속변수와 독립변수를 서로 바꾸어 분석하여도 같은 결론을 도출할 수 있다(주수현 1995).

공적분의 검정은 자료의 추세유무, 공적분 방정식에 절편항 및 추세 유무에 따라 다음과 같은 다섯 가지 유형으로 구분된다(Johansen 1995).

유형 1) 추세가 없고, 방정식에 절편항이 없다.

유형 2) 추세가 없고, 방정식에 절편항이 있다.

유형 3) 선형추세가 있고, 방정식에 절편항이 있다.

유형 4) 선형추세가 있고, 방정식에 선형추세 및 절편항이 있다.

유형 5) 2차 시간추세가 있고 방정식에 선형추세 및 절편항이 있다.

대부분의 연구에서는 위 다섯 가지 유형 중 유형 2, 3, 4를 이용하여 공적분 방정식의 수를 결정하고 있으며(홍승지 외 2015), 본 연구에서도 이들 세 가지 유형을 통해 공적분 검정을 수행하였다.

통마늘($\ln GP1$)과 깐마늘($\ln GP2$) 도매가격의 두 시계열 간 하나의 공적분 관계가 존재하는 것으로 나타났다. 마늘 도매가격 간 공적분 유무는 세 가지 유형 중 두 유형이 유의수준 5%에서 공적분 관계가 없다는 귀무가설을 기각하고, 나머지 모형도 10% 유의수준에서 귀무가설을 기각하였다. 또한 세 모형 모두 두 시계열 간 하나의 공적분 관계가 있다는 귀무가설을 기각하지 못하였다.

표 5. 통마늘과 깐마늘 도매가격의 공적분 검정 결과

	Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	Prob.*
Intercept(no trend) in CE - no intercept in VAR	None	0.110479	19.86893	0.0566
	At most 1	0.012709	1.956893	0.7863
Intercept(no trend) in CE and test VAR	None	0.110170	19.52126	0.0117
	At most 1	0.010807	1.662408	0.1973
Intercept and trend in CE - no intercept in VAR	None	0.116830	26.71264	0.0393
	At most 1	0.049108	7.704352	0.2768

주: *는 MacKinnon-Haug-Michelis의 p-value임.

마늘의 오차수정모형 추정결과는 <표 6>과 같다. 변수들 간의 장기균형관계를 나타내는 표준화된 공적분 벡터의 경우 통마늘과 깐마늘이 [1, -0.71]로 나타나 주어진 기간 동안 통마늘 가격이 1% 상승하는 경우 깐마늘 도매가격은 0.71% 상승하는 관계가 있는 것으로 나타났다.

오차수정모형에서 장기균형으로 접근하는 조정속도(adjustment speed)를 나타내는 오차수정항(EC_{t-1})은 깐마늘이 0.201이며, 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 깐마늘 도매가격이 장기균형에서 이탈했을 때 약 20%/월의 속도로 균형에 복귀됨을 의미한다. 그러나 통마늘 도매가격의 속도조정계수는 유의미하지 않은 것으로 나타났다.

깐마늘 도매가격($\triangle(\ln GP2)$) 추정 모형의 단기 차분항에서 자체가격 및 교차가격 모두 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 자체가격의 경우 $t-2$기의 깐마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 깐마늘 도매가격은 0.23% 상승하며, $t-1$기의 깐마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 깐마늘 도매가격은 0.25% 상승하는 것으로 나타났다. 교차가격은 $t-1$기의 통마늘 도매가격($\triangle(\ln GP1)$)이 1% 상승한다면 원물의 가격상승에 따라 가공품인 t기의 깐마늘 도매가격은 0.17% 상승하는 것으로 나타났다. 또한 $t-2$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승한다면 $t-1$기 가공품인 깐마늘 도매가격 상승과 함께 깐마늘 소비량을 감소시켜, t기의 깐마늘 도매가격은 0.23% 하락하는 것으로 나타났다.

통마늘 도매가격 추정 모형의 단기 차분항에서 자체가격은 모두 통계적으로 유의미한 것으로 나타났으나 교차가격은 $t-2$기의 도매가격만 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 자체가격의 경우 $t-2$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 통마늘 도매가격은 0.25% 감소하며, $t-1$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 통마늘 도매가격이 0.41% 상승하는 것으로 나타났다. 교차가격의 경우 $t-2$기의 깐마늘 도매가격이 1% 상승한다면 $t-1$기에 원물인 통마늘 수요량 증가로 인하여 t기의 통마늘 가격을 0.34% 상승하는 것으로 나타났다.

표 6. 마늘 도매가격의 오차수정모형 추정결과

Cointegrating Eq.	Coint Eq. 1	
$\ln GP2_{t-1}$	1.000000	
$\ln GP1_{t-1}$	-0.711613^{***} (0.03983)	
Constant	-2.745058	
Error correction	$\Delta(\ln GP1)$	$\Delta(\ln GP2)$
Coint Eq. 1(EC_{t-1})	-0.032915 (0.10471)	-0.201159^{***} (0.07863)
$\Delta(\ln GP1_{t-1})$	0.405000^{***} (0.14777)	0.169337^{*} (0.11096)
$\Delta(\ln GP1_{t-2})$	-0.250824^{**} (0.15094)	-0.228175^{**} (0.11334)

(계속)

$\Delta(\ln GP2_{t-1})$	-0.119596 (0.19272)	0.246139** (0.14472)
$\Delta(\ln GP2_{t-2})$	0.336587** (0.19430)	0.233169* (0.14590)
Cons.	0.003148 (0.00606)	0.001488 (0.00455)
Adj. R2	0.089070	0.187355
Akaike AIC	-2.310509	-2.883465
Schwarz SC	-2.191668	-2.764624

주 1) ***, **, *는 각각 1%, 5%, 10% 유의수준에서 통계적으로 유의함.
2) ( ) 안은 표준오차임.

마늘 도매가격의 Bayesian VAR 모형 추정결과는 <표 7>과 같다. 깐마늘 도매가격 추정 모형에서 교차가격 모형의 경우 모두 통계적으로 유의미한 것으로 나타났지만 자체가격 모형은 $t-1$기의 가격 시계열 모형만 유의미한 것으로 나타났다. 자체가격의 경우 $t-1$기의 깐마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 깐마늘 도매가격은 0.27% 상승하는 것으로 나타났다. 교차가격은 $t-2$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승한다면 t기의 깐마늘 도매가격이 0.04% 감소하는 것으로 나타났으며, $t-1$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승할 경우 t기의 깐마늘 도매가격은 0.27% 상승하는 것으로 나타났다.

통마늘 도매가격 추정모형은 자체가격 및 교차가격 모두 $t-1$기 모형만 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. 자체가격은 $t-1$기의 통마늘 도매가격이 1% 상승할 경우 t기의 통마늘 도매가격은 0.73% 상승하는 것으로 나타났으며, 교차가격의 경우 $t-1$기의 깐마늘 도매가격이 1% 상승할 경우 t기의 통마늘 도매가격은 0.33% 상승하는 것으로 나타났다.

Bayesian VAR 분석을 이용한 도매가격 예측모형의 $Adj.R^2$값은 높은 수준으로 나타나 가격 추정 모형의 예측력이 좋을 것으로 기대된다.

표 7. 마늘 도매가격의 Bayesian VAR 모형 추정결과

변수	$\ln GP1$	$\ln GP2$
$\ln GP1_{t-1}$	0.730606*** (0.05718)	0.265668*** (0.04387)
$\ln GP1_{t-2}$	0.031519 (0.04148)	-0.043818* (0.03171)
$\ln GP2_{t-1}$	0.331777*** (0.07559)	0.672667*** (0.05839)
$\ln GP2_{t-2}$	-0.049583 (0.05283)	-0.000639 (0.04095)
Cons.	-0.472640** (0.23764)	0.995060*** (0.18307)
Adj. R2	0.947734	0.946171

주 1) ***, **, *는 각각 1%, 5%, 10% 유의수준에서 통계적으로 유의함.
2) ( ) 안은 표준오차임.

오차수정모형 및 Bayesian VAR 모형 모두 가격의 교차탄력성 추정결과는 원물인 통마늘 가격이 깐마늘 가격에 영향을 미칠뿐만 아니라 깐마늘 가격 변화가 통마늘 도매가격에 영향을 미치고 있음을 나타낸다. 이는 깐마늘 도매가격 상승 시 가공업체 혹은 중도매인의 원물에 대한 수요가 증가함에 따라 통마늘 도매가격이 상승하고, 반대로 가격 하락 시 이들 업체의 원물 수요가 감소하여 이들 가격이 하락함을 의미한다.

앞서 추정된 마늘의 오차수정모형, Bayesian VAR 모형의 예측능력을 검정하는 사후적 예측오차(ex-post forecasting error) 검정을 수행하였다. 검정 지표로는 RMSE, MAE, MAPE, TIC 값을 통하여 모든 내생변수의 사후적 예측오차를 점검하였다.

본 연구의 도매가격 예측모형의 사후적 예측오차 검정 결과는 <표 8>과 같다. 마늘 도매가격 예측 모형은 오차수정모형에 의한 예측력이 Bayesian VAR 모형보다 비교적 높은 것으로 나타났다.[4] 이러한 결과는 Engle and Yoo(1987), LeSage(1990)의 연구에서 언급된 것처럼 시계열 자료가 공적분 관계에 있을 경우 이들 변수 간의 장기적인 균형관계를 모형 내에 고려하는 것이 그렇지 않은 경우보다 예측성과를 높일 수 있다는 주장과 일맥상통한다. 또한, 예측시점이 멀어질수록 오차수정모형의 예측치가 Bayesian VAR의 예측치보다 실제값에 더 가까운 것으로 나타났는데(표 9 참조), 이는 장기적인 균형관계로의 수렴이 중요한 요소로 작용하였기 때문으로 판단된다.

표 8. 도매가격 예측모형의 사후적 예측오차 검정 결과

	Variable	RMSE	MAE	MAPE	TIC
ECM	$GP1$	253.0601	146.4652	4.251125	0.035184
	$GP2$	304.0044	180.6609	3.462601	0.029455
Bayesian VAR	$GP1$	278.2078	173.9588	5.049305	0.038779
	$GP2$	343.9736	220.8807	4.208306	0.033361

표본 내에서 예측력이 우수한 것이 현실에서 예측력이 우수하다고 할 수 없으므로 본 연구에서 추정된 모형을 이용하여 표본 외 예측을 수행하였다. 예측의 방법으로는 동태적 예측(Dynamic forecasting)방법과 정태적 예측(Static forecasting)방법이 있다. 동태적 예측은 실제값 대신 모형을 통해 예측된 값을 내생변수로 $t+1$기의 값을 예측하는 방법이며,

4 한편 기존 모형 대비 본 모형의 예측력을 평가하기 위하여 김인석 외(2013)의 연구와 비교하였다. 김인석 외(2013)의 연구에서는 월별 RMSE, MAE, MAPE, TIC의 평균값이 각각 316.0553, 260.6266, 4.5678, 0.0290 등으로 나타났다. 비록 선행연구와 예측기간이 상이하기 때문에 직접적 예측력 비교는 어렵지만, 모형의 전체적 검정지표 수준을 고려했을 때 우수한 것으로 나타났으며, 예측모형의 운용 측면에서 상대적으로 편리한 본 연구 모형의 활용도가 높을 것으로 기대된다.

정태적 예측은 실제값을 내생변수로 이용하여 $t+1$기의 값을 예측하는 방법이다. 본 연구에서는 표본 외 예측을 위하여 동태적 예측방법을 이용하였다. 표본 외 예측을 위해 마늘은 2004년 1월부터 2016년 5월까지의 가격자료를 이용하여 추정한 모형으로 2016년 6월부터 2017년 4월까지 가격을 예측하였다. 본 연구에서 추정한 예측모형의 기간은 2004년 1월~2016년 12월이지만, 수확기와 저장출하기의 예측력을 구분·비교하기 위해 분석기간을 재설정하였다.[5]

마늘의 표본 외 예측 결과 수확기는 전체 기간에 비해 예측력이 낮았고, 저장출하기는 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 이는 $t-1$, $t-2$기의 가격으로 현재의 가격을 예측하는 구조에서 연산의 변화, 즉 생산량 변화로 인한 가격 증감폭이 클 경우 모형의 예측력이 떨어질 수 있음을 의미한다.

표 9. 마늘 도매가격 추정모형 표본 외 예측 결과

구분	통마늘			깐마늘		
	실제값	ECM	BVAR	실제값	ECM	BVAR
2016. 06.	6,633	6,945	6,700	9,296	9,476	8,956
2016. 07.	6,335	6,629	6,699	7,818	9,132	8,939
2016. 08.	6,186	6,421	6,086	7,022	7,569	7,849
2016. 09.	6,252	5,907	5,797	7,328	6,754	7,253
2016. 10.	6,329	6,022	5,960	7,371	7,352	7,486
2016. 11.	6,398	6,446	6,013	7,618	7,587	7,540
2016. 12.	6,452	6,393	6,134	7,605	7,774	7,730
2017. 01.	6,323	6,547	6,158	7,401	7,772	7,736
2017. 02.	6,506	6,282	6,013	7,380	7,433	7,552
2017. 03.	6,400	6,560	6,133	7,171	7,544	7,597
2017. 04.	6,409	6,326	6,004	7,051	7,210	7,409
2016. 06. ~ 2017. 04.	RMSE	231.8277	336.5430	RMSE	497.6468	481.2937
	MAE	208.2832	308.1180	MAE	344.5902	361.0382
	MAPE	3.266688	5.063788	MAPE	4.317529	4.466868
	TIC	0.018115	0.026826	TIC	0.032326	0.031219

5 마늘은 5~6월에 수확되어 8월까지 수확출하가 이루어지고 9월부터 이듬해 5월까지 저장출하가 이루어지기 때문에 수확기(6~8월)와 저장출하기(9월~이듬해 5월)를 구분하여 분석기간을 설정하였다. 이에 표본 외 예측은 2004년 1월부터 2016년 5월까지 가격자료를 이용하여 2016년 6월부터 자료구득이 가능한 2017년 4월까지 자료를 이용하여 실시하였다.

(계속)

구분	통마늘			깐마늘		
	실제값	ECM	BVAR	실제값	ECM	BVAR
2016. 06. ~ 2016. 08.	RMSE	282.3409	221.5218	RMSE	828.7076	827.8373
	MAE	280.4121	177.1022	MAE	680.6741	762.5507
	MAPE	4.196823	2.693593	MAPE	7.841815	8.956455
	TIC	0.021625	0.017187	TIC	0.049136	0.049579
2016. 09. ~ 2017. 04.	RMSE	209.7723	370.5836	RMSE	288.0769	248.0263
	MAE	181.2349	357.2490	MAE	218.5587	210.4710
	MAPE	2.917888	5.952610	MAPE	2.995921	2.783273
	TIC	0.016520	0.029858	TIC	0.019461	0.016638

4. 요약 및 결론

마늘은 도매시장 비상장 거래품목으로 일별 또는 월별로 유통되는 물량 정보가 불충분하여 사용하고 있는 모형의 정확도를 평가하기 위해서는 장기간의 시간이 소요된다. 본 연구는 이러한 특성을 가진 마늘 가격 간의 관계성을 분석하여 도매가격 예측 모형을 추정하고, 표본 외 예측 등을 통해 추정된 가격 모형의 예측력을 비교·평가하였다.

마늘의 가격 예측모형을 추정하기 위해 변수로 통마늘 도매가격, 깐마늘 도매가격을 이용하였으며, 시계열 변수를 대상으로 단위근 및 안정성 검정, 공적분 검정을 수행하고, 오차수정모형, Bayesian VAR 모형 등의 계량경제학적 방법을 이용하였다.

ADF 단위근 검정 결과 분석에 사용된 모든 가격 변수들이 원자료에서 단위근을 갖는 불안정 시계열임을 확인하였고, 공적분 검정에서는 통마늘과 깐마늘 도매가격 간 하나의 공적분 관계가 존재하는 것으로 나타났다. 공적분 검정 결과에 따라 오차수정모형과 Bayesian VAR 모형을 도매가격 예측모형으로 추정하였다.

통마늘과 깐마늘 도매가격에 대한 오차수정모형 추정 결과 장기균형관계에서 통마늘 도매가격이 1% 상승할 경우 깐마늘은 0.71% 상승하며 통계적으로도 유의한 것으로 나타났다. 오차수정모형의 단기 차분항에서 통마늘과 깐마늘 모두 과거의 자체가격이 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, 통마늘 도매가격이 깐마늘 도매가격에 영향을 미치고 깐마늘 가격 역시 통마늘 도매가격에 영향을 주는 것으로 나타났다.

Bayesian VAR 모형을 추정한 결과 $t-1$기의 자체가격탄력성이 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 각 모형에서 교차탄력성의 경우 전기의 통마늘 가격이 1% 상승할 경우

깐마늘 도매가격은 0.27% 상승하는 것으로 나타났다. 또한 $t-1$기의 깐마늘 가격 역시 통마늘 도매가격에 영향을 미치는 것으로 나타났다.

추정된 마늘 가격의 오차수정모형과 Bayesian VAR 모형의 예측력 검정 결과, 추정된 모형들의 예측력은 양호한 것으로 나타났으며, 상대적으로 오차수정모형이 Bayesian VAR 모형보다 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 또한, 반입량을 활용한 기존 선행연구 모형의 예측력과 비교했을 때에도 본 연구에서 추정한 시계열 모형의 활용도가 높을 것으로 기대된다.

마늘 가격 예측과 관련하여 기존의 연구에서는 반입량을 가격 변동의 주요 변인으로 고려하고 있으나, 마늘의 경우 도매시장 비상장 품목으로서 도매시장 유통량(반입량) 정보 자체가 다른 채소와는 달리 일별, 월별로 공개되지 않고, 표본조사에 의한 전망치에 의존하고 있다. 이에 본 연구는 기존의 연구와는 차별적으로 가격자료만 이용한 시계열 분석을 활용하여 도매가격 예측모형을 추정한다는 점에서 기존 선행연구들과 차별성을 가지며, 반입량 중심의 현행 가격 예측구조를 보완한다는 점에서 가치가 있을 것으로 기대된다. 특히 기존 선행연구의 모형은 재배면적, 단수, 수출입량 등 다양한 변수와 공급량과 수요량 추정 모형과 가격 추정 모형이 연동되는 복잡한 구조로 이루어져 있지만, 본 연구에서 사용된 변수는 가격자료가 유일하기 때문에 마늘 가격의 시계열 분석을 통한 가격 예측 모형이 어느 정도의 예측력만 확보되어도 자료의 구득 측면에서 기존의 추정모형보다 효율적일 것으로 판단된다.

다만 본 연구에서 추정된 예측모형의 구조상 수확기 생산량 변화 등으로 인한 가격의 급등락 시에는 예측력이 떨어질 수 있어 물량자료를 활용한 수급모형과의 적절한 혼용이 필요할 것으로 판단되며, 향후 다른 품종이나 품목과의 가격 상호관계도 고려된 연구가 추가적으로 이루어진다면 보다 내실 있는 가격 예측이 이루어질 것으로 여겨진다.

참고 문헌

김배성, 박미성, 조재환, 김태균. 2010.『중기선행관측을 위한 농축산물 작형별 수급모형 및 예측평가 시스템 개발 연구』. M103. 한국농촌경제연구원.

김배성, 서진교, 이병훈. 2003.『농업부문 전망모형 KREI_ASMO 2003 개발연구』. 한국농촌경제연구원.

김성우, 송성환, 이형용, 한은수, 김서영. 2016.『양념채소 저장 실태와 효율적인 수급안정체계 구축 방안: 마늘·양파를 중심으로』. R787. 한국농촌경제연구원.

김아현, 박노진. 2014. “벡터자기회귀모형을 통한 교통량 예측-신갈지역 중심으로.”『Journal of the Korean Data Analysis Society』 제16권 제1호. pp. 173-185.

김인석, 김라이, 변승연, 김화영. 2013.『건고추·마늘 중기선행관측 모형 개발』. N2013-34. 한국농촌경제연구원.

김인석, 정가연, 변아름. 2014.『양파·대파 중기선행관측 모형 개발』. N2014-34. 한국농촌경제연구원.

김현석, 장명희. 2014. “Bayesian VAR를 이용한 해운경기, 환율 그리고 산업생산 간의 동태적 상관분석.”『Journal of Korea Port Economic Association』 제30권 제2호. pp. 77-92.

김현석, 장명희. 2015. “VAR 모형과 Bayesian VAR 모형의 물동량 예측력 비교 연구.”『해운물류연구』 제31권 제2호. pp. 449-466.

농림축산식품부. “『농산물 수급조절매뉴얼』 개정으로 수급판단 기능 강화.” 2016. 7. 27. 보도자료.

성병희. 2001. “Bayesian VAR모형을 이용한 경제전망.”『경제분석』 제7권 제2호. pp. 59-90.

이용선, 심송보. 2006,『농업관측 품목모형 KREI-COMO 개발·운용』. W27. 한국농촌경제연구원.

주수현. 1995. “Bayesian VAR에 의한 부산지역경제와 지방재정에 관한 계량분석.”『Journal of Kordan National Economy』 제4권 제1호. pp. 217-244.

한석호, 서홍석, 염정완, 김충현. 2015.『농업부문 전망모형 KREI-KASMO 2015 운용·개발 연구』. M137. 한국농촌경제연구원.

한석호, 이정민, 박미성, 박영구, 장석진. 2010.『중기선행관측 기본모형 개발 연구』. M102. 한국농촌경제연구원.

홍승지, 김성훈, 이을경. 2015. “오차수정모형을 이용한 고추의 재배면적반응함수 추정.”『농업경영·정책연구』 제42권 제3호. pp. 507-522.

Bewley, B. 2002. “Forecasting Accuracy, Coefficient Bias and Bayesian Vector Autoregressions.” *Mathematics and Computers in Simulation.* vol. 59, no. 3, pp. 163-169.

Engle, R. F. and C. W. J. Granger. 1987. “Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing.” *Econometrica.* vol. 55, no. 2, pp. 251-276.

Engle R. F. and B. S. Yoo. 1987. “Forecasting and Testing in Co-integrated Systems.” *Journal of Econometrics.* vol. 35, pp. 143-159.

Fanchon, P. and J. Wendel. 1992. “Estimating VAR models under Non-stationary and Cointegration: Alternative Approaches for Forecasting Cattle Prices.” *Applied Economics.* vol. 24, pp. 207-217.

Granger, C. W. J. 1969. “Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods.” *Econometrica*. vol. 37, no. 3, pp. 424-438.

Granger, C. W. J. 1981. “Some Properties of Time Series Data and Their Use in Econometric Model Specification.” *Journal of Econometrics*. vol. 16, no. 1, pp. 121-130.

Johansen, S. 1995. *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. Oxford University Press.

LeSage, J. P. 1990. “A Comparison of the Forecasting Ability of ECM and VAR Models.” *The Review of Economics and Statistics*. vol. 72, no. 4, pp. 664-671.

Litterman, R. B. 1986. “Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience.” *Journal of Business & Economic Statistics*. vol. 4, no. 1, pp. 25-38.

MacKinnon, J. G. 1996. “Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests.” *Journal of Applied Econometrics*. vol. 11, no. 6, pp. 601-618.

Robertson, J. C. and E. W. Tallman. 1999. “Vector Autoregressions: Forecasting and Reality.” Federal Reserve Bank of Atlanta *Economic Review*. First Quater: 4-18.

한국농수산식품유통공사 농산물유통정보. <https://www.kamis.or.kr/>.

원고 접수일: 2017년 3월 13일
원고 심사일: 2017년 3월 29일
심사 완료일: 2017년 6월 16일