

동태요인모형을 이용한 국제곡물 가격 예측*

김종진** 형남원***

Keywords

국제곡물 시장(world grain market), 가격 예측(price forecasting), 대용량 자료(big data), 동태요인모형(dynamic factor model)

Abstract

Because of the financialization of physical resources, the spread of food security awareness, the sharp increase in grain demand in emerging economies such as China, and bio-energy policies, world grain price formation mechanisms have become increasingly complex. This has increased the need to consider various factors related to the financial market, the global economic situation, and agricultural policies of major grain import and export countries as well as world grain supply and demand factors in the forecast of world grain prices. In order to consider these various and valuable information variables, we applied the dynamic factor model which is widely used to predict macroeconomic variables. We attempted several methods applying the dynamic factor model and concluded that the forecasting power improvement is close to 30 ~ 40% especially in mid-term prediction.

차례

- | | |
|-----------------|----------|
| 1. 서론 | 4. 분석 결과 |
| 2. 이론 모형과 분석 방법 | 5. 결론 |
| 3. 분석 자료 및 기준 | |

* 이 연구는 한국농촌경제연구원의 위탁연구인 “거시경제변수 예측모형을 응용한 곡물 국제가격 예측모형 개발(2016)”의 일부를 발전시켜 논문화한 것임.

** 한국농촌경제연구원 연구위원.

*** 서울시립대학교 경제학부 교수, 교신저자. e-mail: nhyung@uos.ac.kr

1. 서론

우리나라는 농축산업 부가가치 생산액(21조 원)의 약 20%에 이르는 5조 원의 곡물을 매년 외국으로부터 수입한다. 수입된 곡물은 제분업(밀), 전분당(옥수수), 채유(대두), 사료(밀, 옥수수, 대두박 등) 산업을 거쳐 식품소재로 사용되거나 축산업의 사료로 사용된다. 따라서 국제곡물 가격의 상승은 서민 생계와 직결된 국내 식품물가의 상승으로 이어진다. 특히, 애그플레이션이라 불리는 2007~2008년의 국제곡물 가격 급등으로 국제곡물과 관련된 국내 식품물가가 70% 상승하였다는¹ 점에서도 국제곡물 가격 상승의 국내영향을 확인할 수 있다. 또한 2011년 상반기, 2012년 하반기에도 국제곡물 가격이 크게 상승하면서 그 충격이 국내물가에 전이되는 현상이 반복되었다. 이렇게 국제곡물 가격의 급등이 국내 물가로의 영향이 확대되면서 국제곡물 가격변동에 선제적으로 대응할 수 있도록 국제곡물 시장의 수급 및 가격 예측의 필요성이 강조되고 있다(김명환 외 2008; 서진교 외 2011; 성명환 외 2013; 김종진 외 2014 등).

한편, 2000년대 이전까지는 국제곡물 가격이 세계 곡물 생산량, 재고량 등의 공급측 요인에 의해 결정되는 양상을 보였다. 그러나 2000년대 이후 중국, 인도 등과 같은 거대 신흥국의 곡물수요 증가, 국제곡물 시장에 대한 금융자본의 영향력 증대, 바이오에너지 정책에 따른 곡물수요 증대, 식량안보 관련 정책의 강화 등에 따라 국제곡물의 수요와 공급 요인 이외에 국제금융 및 주요 곡물 수출입국의 정책변수가 가격 결정에 중요한 영향을 미치기 시작하였다. 이에 따라 국제곡물 가격 형성 매커니즘이 한층 복잡해졌으며 국제곡물 예측에서도 앞서 언급한 다양한 변인들을 고려할 필요성이 증대되었다.

국제곡물 가격 예측에 관한 기존 연구로는 VAR 혹은 VECM 등과 같은 선형시계열 모형을 활용한 성명환 외(2013)와 비선형 모형인 인공신경망(artificial neural network) 모형을 이용한 윤성주 외(2016)가 존재한다. 더하여 김종진 외(2014)는 신호접근 모형, 순위프로빗 모형, 인공신경망(artificial neural network) 모형으로 국제곡물 시장의 조기경보지수를 산출하고 예측력을 분석하였다. 이러한 기존연구는 국제곡물 시장에 영향을 미치는 소수의 중요 변수들의 정보를 활용한 예

1 김종진 외(2014), pp 28

측방법이다. 이와는 달리 복잡해진 국제곡물 가격 형성 메커니즘에 작용하는 수많은 변수를 고려할 수 있는 대안적 방법이 최근 제시되었다.

다양한 분야에서 풍부한 시계열 및 횡단면 자료의 축적이 이루어지고 컴퓨터 연산능력의 개선으로 ‘빅데이터(big data)’ 분석 방법이 급속도로 개선되고 있다. 거시경제변수 예측에서도 대용량 자료를 활용한 연구가 활발하게 진행되어 왔는데 요인모형(factor model), 특히 동태요인모형(Dynamic Factor Model: DFM)이 그 예에 해당한다. 동태요인모형을 활용한 예측에서는 변수 선택에서의 임의성을 배제하고 광범위하고 대규모의 거시 및 금융 관련 자료를 적시에 적절하게 활용하는 방법을 제시하고 있다. 따라서 수요, 공급 변수 이외에도 금융, 거시경제, 정책 등의 다양한 변수를 고려해야 하는 국제곡물 가격 예측에 동태요인모형을 적용할 수 있다.

동태요인모형은 Stock and Watson(2002)의 연구 이후 거시경제변수 예측에서도 활발한 연구가 진행되었다. 국내에서는 김종화 외(2005)는 동태요인모형을 통해 인플레이션 예측을 시도하였고, 박강우 외(2009)도 동태요인모형을 이용하여 다양한 변수들의 발표시점에 따른 GDP 예측에의 영향을 분석하였다. 또한 최병재·한진현(2014)은 동태요인모형과 연계모형(bridge model)에서 결합 예측을 통한 GDP 예측의 개선방안을 제안하였다. 그러나 국제곡물 가격 예측에 동태요인모형을 이용한 연구는 아직 시도되지 않은 것으로 파악된다.

본 연구는 주로 거시경제 변수의 예측모형으로 개발된 동태요인모형을 국제곡물 가격의 예측에 응용하는 방법을 시도하였다. 다양한 변수들을 몇 가지 요인으로 집약하는 방법으로 Stock and Watson(2002)의 방법과 Gianonne et al.(2008)의 방법을 사용하였고, 추정된 요인을 이용하여 국제곡물 가격을 예측하는 방법으로는 연계식(bridge equation)을 활용한 예측방법과 Bernanke et al.(2005)의 Factor augmented VAR(FAVAR) 방법 등을 채택하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제2장은 동태요인모형의 이론적 배경을 설명하고, 본 연구에서 사용된 구체적인 계량모형에 대해 자세히 살펴보았다. 제3장에서는 사용된 자료 및 적용기준을 설명하고, 이를 바탕으로 제4장에서는 밀, 옥수수, 대두 가격에 대한 예측력 분석 결과를 제시하였다. 마지막으로 제5장에서는 본 연구의 결론을 도출한다.

2. 이론 모형과 분석 방법

동태요인모형은 많은 수의 정보변수에 포함된 공통동인(common dynamics)을 상대적으로 적은 수의 관측되지 않는 요인(factor)으로 요약하고 이를 활용하는 방법이다. 동태요인모형이 거시경제 및 금융 분야 자료의 분석과 예측에 많이 활용되는 것은, 소수의 공통요인으로 다양한 거시 경제변수의 움직임을 설명할 수 있고 모형에서 상징하는 소수의 공통요인 아이디어는 거시경제이론에서의 동태적 균형이론의 설명과 부합하는 측면이 있기 때문이다. 최근 동태요인모형 추정 방법의 개선으로 대용량 자료(big data)의 분석이 가능하고, 공표되는 정보를 즉시 반영하여 실시간 모니터링을 가능하게 하는 다양한 방법이 제시되면서 동태요인모형의 적용 범위가 넓어지고 있다.

동태요인모형은 1단계에서 관측 가능한 N 개의 정보변수(X)에서 소수의 관측되지 않는 공통요인을 추정하고, 2단계에서 추정된 공통요인을 예측 등의 다양한 응용모형에 적용하는 방식으로 진행된다. 또한 동태요인모형은 정보변수인 X 에서 추출한 요인의 동학(dynamics)을 어떻게 다루는가에 따라 정태적 형태의 모형과 동태적 형태의 모형으로 구분한다. 동태적 형태의 동태요인모형에서는 관측 가능한 변수로 구성된 $N \times 1$ 벡터인 X 는 q 개의 관측되지 않는 요인 f 와 고유 요소인 e 의 합으로 분해한다.

$$(1) \quad X_t = \lambda(L)f_t + e_t$$

$$f_t = \Psi(L)f_{t-1} + \eta_t$$

여기서 $\lambda(L)$, $\Psi(L)$ 은 각각 $N \times q$, $q \times q$ 의 다항시차 행렬(lag polynomial matrix)을 의미한다. 반면 정태적 형태의 동태요인모형에서는 관측 가능한 X 를 다음과 같이 r 개의 정태적 요인 F 에 의존하는 것으로 표현한다.

$$(2) \quad X_t = \Lambda F_t + e_t$$

$$F_t = \Phi(L)F_{t-1} + G\eta_t$$

여기서 $\Lambda = (\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_p)$, $F_t = (f_t', f_{t-1}', \dots, f_{t-p}')'$ 은 각각 $N \times (p+1)q$, $(p+1)q \times 1$ 행렬을 의미하고 $r = (p+1)q$ 이다. 벡터 F 는 f 의 과거 시차항을 쌓은(stacked) 형태로 정태적(static) 대신 ‘쌓은 형태의 동태요인모형(stacked form of DFM)’으로 부르기도 한다. 행렬 G 는 식 (1)과 식 (2)를 일치시키기 위한 행렬로 0과 1로 구성되었다. 동태요인모형을 정태적 형태로 표현하면 주성분 분석(Principal Component Analysis: PCA) 적용이 가능해진다.

본 연구에서는 식 (2)의 동태요인모형을 이용한 국제 곡물 가격의 예측에 3가지 세부 모형을 채택하였다. 먼저, Stock and Watson(2002)의 분석 방법을 따른 예측 모형인 Diffusion Index(DI) 모형이다. 두 번째는 공통요인의 추정에서 주성분 분석 방법과 칼만필터(Kalman Filter)를 결합한 Giannone, Reichlin and Small(2008)의 예측 모형으로 GRS 모형으로 표시하였다. 세 번째는 Bernanke, Boivin and Elias(2005)의 FAVAR 모형이다. 이하는 각 모형의 구체적인 추정 방법 및 예측 방법에 대한 자세한 설명이다.

2.1. Stock and Watson의 방법(DI 모형)

Stock and Watson(2002)의 DI 모형은 동태요인모형에 대용량 정보자료를 활용하는 방법으로 제시되었다. DI 모형은 식 (2)의 정태적 형태의 동태요인모형에서 주요인분석으로 식 (3)의 공통요인 F 를 추정한다. 현실에서 관찰되는 자료는 각 자료마다 고유한 발표 시차로 인한 결측치(missing value)가 존재하므로 먼저 EM 알고리즘으로 결측치를 추정하여야 한다. 공통요인이 추정된 후에는, 예측하고자 하는 곡물가격과 공통요인과의 선형 형태의 연계식인 식 (3)을 추정하여 h -기간 후의 곡물가격을 예측한 것이 DI 모형이다.

$$(3) \quad y_{t+h} = \alpha_1 + \beta_1 F_t + e_{1t+h}$$

식 (3)에서 각 예측 시차(h)에 대해 서로 다른 계수(α_1 , β_1)를 추정하여 예측하는 ‘direct multi-step forecast’(dms) 방식을 채택하므로 공통요인의 시차는 t 인 반면에 종속변수의 시차가 $t+h$ 로 표시된다. 이는 AR 모형과 같은 선형모형에서는 h -기간 후 예측에 1-기간 후 예측치를 도출하는 모형에서 1-기간 후 예측치를 구하고 이를 동일모형에 반복적으로 대입하여 h -기간 후의 예

측치를 유도하는 ‘iterative multi-step forecast(ims)’ 방식과 구분된다.

종속변수의 과거 시차항도 예측에 유용한 정보로 활용될 수 있으므로 위의 연계식 (3)은 식 (4)와 같이 수정한 연계식을 사용하는 DI-AR 모형으로도 확장할 수 있다.

$$(4) y_{t+h} = \alpha_2 + \beta_2 F_t + \gamma_2 y_t + e_{2t+h}$$

2.2. Giannone, Reichlin, Small의 방법(GRS 모형)

Giannone et al.(2008)은 식 (2)의 상태-공간 모형의 추정에 칼만필터를 사용하는 경우에 발생하는 계산의 어려움을 극복하기 위해, 요인의 추정에서 비모수적 방법인 PCA 방법과 칼만필터를 함께 사용하는 방법을 제시하였다. 자료의 발표 시차가 서로 다르므로 인해 정보변수 X 에서 발생하는 결측치의 문제는 칼만스무딩(Kalman smoothing)의 방법으로 처리한다.

공통요인 F 를 추정한 후 국제곡물 가격은 연계식 (5)와 같이 모형화하여 추정하고, 칼만필터 방법으로 예측된 h -기간 후의 공통요인 예측치 F_{T+h} 를 이용하여 h -기간 후의 곡물가격 예측치를 도출한다.

$$(5) y_t = \alpha_3 + \beta_3 F_t + e_{3t}$$

앞의 DI 모형 예측과는 달리 GRS 모형의 예측에는 y 와 F 가 동시차로 모형화되어, 표본기간의 자료를 이용하여 연계식 (5)를 추정하고, 칼만필터에서 예측된 공통요인(F_{T+h})을 연계식에 대입하여 y_{T+h} 를 예측한다. 실증분석에서는 DI 모형과의 비교를 위해 연계식의 형태를 DI 모형의 연계식 (3)과 일치시킨 방법을 사용하는 GRS-dms 모형도 함께 제시하였다. GRS-dms 예측치도 공통요인의 추정은 Giannone et al.(2008)의 방법을 사용하지만, 연계식은 식 (3)의 방식을 적용하였다.

연계식에서 종속변수의 과거항을 활용하려는 GRS-AR 모형의 경우에는 식 (5)에 종속변수의 h -기 이전의 자료를 사용하는 연계식으로 아래의 식 (6)과 같이 설정된다.

$$(6) y_{t+h} = \alpha_4 + \beta_4 F_{t+h} + \gamma_4 y_t + e_{4t+h}$$

GRS-AR 모형에서는 y_{T+h} 의 예측은 y_T 와 예측된 공통요인 F_{T+h} 을 연계식 (6)에 대입하여 유도한다.

또한 앞의 GRS-dms 모형에 연계식 (4)의 방식으로 종속변수의 과거 시차항을 고려한 GRS-dms-AR 방법도 시도하였다.

2.3. Bernanke, Boivin, Elias의 방법(FAVAR 모형)

FAVAR 모형은 추정된 공통요인과 관심 대상인 국제곡물 가격으로 구성된 VAR 모형을 구성하고 추정된 계수를 이용하여 h -기간 후의 y 값을 예측한다. 여기서 F 는 Stock and Watson(2002)이나 Giannone et al.(2008)의 방식으로 각각 추정한다.

$$(7) \begin{bmatrix} F_{T+h} \\ y_{T+h} \end{bmatrix} = \mu + \Phi_1 \begin{bmatrix} F_{T+h-1} \\ y_{T+h-1} \end{bmatrix} + \dots + \Phi_p \begin{bmatrix} F_{T-p} \\ y_{T-p} \end{bmatrix} + \nu_{T+h}$$

앞의 Stock and Watson(2002)이나 Giannone et al.(2008)에서와는 달리 공통요인 및 y 의 과거정보가 예측에 직접 사용되므로 종속변수의 과거 시차항을 고려하기 위한 별도의 모형을 고려할 필요는 없다. 그리고 h -기간 후의 예측, 즉 다기간 예측(multi-step ahead forecast)에서는 1-기간 후 예측을 반복적으로 대입하면서 계산하는 ims 방식으로 예측한다. 따라서 dms 방식에 의한 예측은 고려하지 않았다.

3. 분석 자료 및 기준

3.1. 분석 자료

본 연구는 밀, 옥수수, 대두의 시카고선물시장(CBOT) 월평균 가격을 국제곡물 가격으로 설정하

고 이를 대상으로 예측모형을 적용하였다. 예측을 위한 정보변수는 국제곡물 시장의 직접적인 수요 및 공급 요인에 더하여 거시, 금융, 유가, 기상 등을 포함하는 월별자료 178개를 이용하였다. 분석을 위한 기간은 1999년 1월부터 2016년 6월 말까지의 월별자료를 사용하였다.

그림 1. 국제곡물 가격 추이(달러/톤)



원자료: 미국 선물거래소(CBOT).

<그림 1>은 1999년 1월의 가격을 기준가격 100으로 설정한 국제곡물 가격지수의 변화추이를 보여준다. 2007년부터 급격한 상승세를 보인 곡물가격은 2008년 상반기에 정점에 도달하였다가 다시 2008년 하반기부터 2010년 5월까지 비교적 안정적 추세를 보인다. 2010년 이후 급등과 급락의 극심한 변동을 보이던 국제곡물 가격은 2012년 이후 추세적 하향세를 보이는 것으로 나타났다. 이처럼 추세가 일정기간 지속되는 비정상성(non-stationary)을 보이는 국제곡물 가격은 변화율로 변환된 자료에서 안정적 특성을 보이는 것으로 나타났다. 안정성 여부에 대한 확인을 위해 각 곡물가격에 대한 단위근 검정 분석 결과, 가격자료는 단위근을 포함하고 있음이 뚜렷하게 나타났고, 가격의 변화율 자료는 단위근이 포함되지 않는 것으로 판정되었다.²

정보변수에 포함된 자료 선정을 위해 곡물의 수요 및 공급 관련 주요국으로 판단되는 OECD 혹은

2 단위근 검정 결과는 저자 요청에 의해 확인이 가능하다.

G20에 포함되는 국가 중 11개국을 선택하고, OECD에는 포함되지 않지만 곡물의 생산과 소비에서 중요한 역할을 담당하는 국가 중 13개국을 각각 선택하였다. 본 연구의 분석 방법론은 선택되는 국가의 수의 크기에 제약은 없지만 자료 수집 등의 한계를 감안하여 총 24개국으로 한정하였다.

고려된 변수의 항목으로 소비자물가지수, 산업생산지수, 환율, 이자율, 원유 가격, 경기관련 심리지수, 곡물의 선물시장에서의 투기적 수요와 관련된 비상업 순매수 포지션, 곡물 수급 관련 자료, 기상이변으로 곡물의 작황에 영향을 주는 엘니뇨/라니냐 여부를 판단할 수 있는 바다 수온 자료 등을 기상 관련 자료로 포함하였다. 특히, 기상변수의 경우 적도부근 해수면의 월평균 온도를 기초자료로 사용하였는데, 적도 부근 해수면의 월평균 온도와 평년 온도와의 차이(Temp)가 0.5°C 보다 높을 경우 엘니뇨로 정의되고, -0.5°C 낮을 경우 라니냐로 정의된다. 엘니뇨와 라니냐가 발생하는 경우 기상이변으로 인해 곡물의 생산량에 지대한 영향을 미치는 것으로 알려져 있으므로 이 변수의 고려가 필요하다. 엘니뇨 혹은 라니냐 여부뿐만 아니라 절대적인 온도 차이의 크기가 기상이변의 심각성의 정도와 연관이 있으므로, 추가적으로 $\text{Max}\{\text{Temp}, 0\}$ 과 $-\text{Min}\{\text{Temp}, 0\}$ 의 두 변수도 고려하였다.

동태요인모형의 주요인 분석에는 안정적(stationary)인 자료가 사용되어야 하므로 안정적 시계열로 전환하기 위해 차분 혹은 변화율 등의 변환을 거쳤다. 선택된 자료의 종류, 변환 방법, 발표시차 등에 대한 더 자세한 내용은 <부표 1>에 정리하였다.

3.2. 예측시뮬레이션 방법

모형의 예측력 평가를 위해서 표본 내(in-sample) 자료를 이용하여 모형의 계수를 추정하고 이를 바탕으로 표본 외(out-of-sample) 구간에서 예측치를 도출하여 실제치와 비교하는 방법을 사용하였다. 예측 시뮬레이션을 위한 표본 외 기간은 2011년 1월부터 2016년 6월까지의 66개월로 정하였다. 구체적으로 1999년부터 예측을 실시하는 특정 시점까지의 자료를 모두 수집하는 축차적(recursive) 방식으로 표본을 늘려가면서 추정 및 예측을 반복하였다. 예를 들어 2010년 12월을 현재 시점으로 하는 경우, 1999년 이후의 자료를 이용하여 추정한 모형을 통해, 1개월 후 예측에서 12개월 후 예측까지 12개의 예측치를 각각 구한다. 그리고 2011년 1월부터 12월까지의 예측치에 대응되는 실제값과의 차이인 예측오차(forecast error)를 이용하여 예측력을 분석하였다. 즉, 표본 외

기간에서 계산된 예측오차로부터 제곱근평균제곱오차(Root Mean Squared Error: RMSE), 평균 절대값오차(Mean Absolute Error: MAE) 등을 유도하여 모형 간 예측력을 비교하는 척도로 사용하였다.

3.3. 결측치가 있는 자료의 처리

본 연구에서 사용한 예측 방법은 월별자료의 발표시차(publication lag)에 관한 정보를 활용하여 정보 이용의 효율성을 제고시킨다. 국제곡물 가격의 월별 변화에 대한 예측치를 도출할 때 투입변수로 활용되는 월별자료는 발표시차가 동일하지 않고 각 자료마다 고유의 발표시차를 가진다. 금융 관련 자료는 거의 실시간으로 관측 및 기록되므로 발표시차가 0이지만 거시 경제관련 변수의 경우 자료의 집계 및 수록에 시일이 소요되어 수개월 이상의 발표시차를 가진다. 예를 들면, 실업률은 국가에 따라 1개월에서 4개월 사이의 발표시차를 가진다. 해수면 온도의 경우 2개월의 발표시차를 갖는 반면, 환율자료는 발표시차가 0인 변수이다. 즉 2016년 6월 말을 현재로 가정하면, 조사된 한국 실업률의 최신 자료는 5월 자료이고 해수면 온도의 최신 자료는 4월인 반면 환율자료는 6월 자료가 관측되어, 변수에 따라 발표시차로 인해 최근 수개월의 자료가 관측되지 않는 결측치로 나타나게 된다.

본 연구에서 실시한 예측 시뮬레이션은 실제의 상황에서 곡물가격을 예측하는 상황을 반영하기 위해 자료의 발표시차에 따른 결측치 존재를 반영하였다. 예측을 실시하는 특정 시점에서 자료를 구성할 때 실제 현실에서의 자료 수집 상황이 재연되도록 발표시차를 반영하였다. 예측은 해당 월에 수집 가능한 모든 자료를 포함할 수 있도록 월말에 예측하는 것으로 상정하였다.³

상이한 발표시차가 있는 자료(ragged-edged data)의 문제는 결국 해당 자료의 최신 관측치 중 일부가 누락된 것과 동일한 성격의 문제이다. 본 연구에서는 발표시차로 인한 결측치를 보간하는 방법으로 Stock and Watson(2002)의 EM 알고리즘 혹은 Gianonne et al.(2008)이 사용한 칼만필터 방법을 이용하였다.

3 혹은 다음 달 시작 시점에 이루어지는 것으로 간주해도 동일하다.

3.4. 변수의 그룹 지정

본 연구의 FAVAR 분석에서 Boivin and Giannoni(2008)의 분석 방법을 응용하여 변수를 몇 개의 그룹으로 나누고, 각 그룹에서 공통 요인을 추출하고 이들 공통 요인을 이용하여 예측력을 분석하였다. 변수의 그룹 구분은 다음의 방법을 따랐다. 첫 번째는 그룹을 구분하지 않고 변수 전체에서 공통요인을 추출하였다. 두 번째는 곡물의 수요 요인에 해당하는 변수, 곡물의 공급 요인에 해당하는 변수, 그리고 금융시장 관련 변수의 3그룹으로 구분하였다. (a) 곡물 수요요인에 관련된 변수에는 각국의 거시경제와 관련된 변수로 소비자물가지수, 산업생산지수, 실업률, 경제, 산업활동, 소비 상황 등을 보여주는 각종 지수를 포함한다. (b) 곡물의 공급요인과 관련된 변수로는 유가, 기상요인, 각 곡물의 재고 등을 고려하였고, (c) 금융시장 관련 변수로 해당 곡물 관련 투기자본의 움직임을 나타내는 변수로 간주되는 미국 선물거래소(CBOT)의 비상업 순매수포지션, 각국의 주가지수, 금리 등을 고려하였다. 세 번째로 선택한 그룹의 분류 기준은 최근 곡물의 수급에서 개도국의 급격한 경제 성장으로 인한 곡물 수요의 증가가 곡물가격에 미친 영향을 반영하기 위한 구분으로, 분석대상 24개국을 OECD 혹은 선진국 11개국과 비-OECD 혹은 주요 생산국 13개국으로 구분하였다.

3.5. 기준 AR 모형의 시차설정

본 연구에서 벤치마크 모형으로 곡물가격의 월별 변화율 자료를 이용한 AR(p) 모형을 선택하였다. AR(p) 모형의 시차인 p의 선택은 예측시물레이션의 최초 표본 내 기간에서 Bayesian information criterion(BIC)를 적용하여 최적모형으로 선택된 시차로 설정하고 추정하였다.

4. 분석 결과

앞서 언급한 바와 같이 기준모형으로 AR(p) 모형을 선택하였다. 표본기간 1999년 1월~2006년 6월에 대해 분석을 수행한 결과 BIC 기준에 의해 $p=1$ 이 선택되었다. 분석의 편의를 위해 전체 예측

시물레이션 기간에 대해 AR 모형의 시차를 1로 고정하였다.

본 연구에서는 제2장에서 설명한 DI, GRS, FAVAR의 3가지 모형을 기본으로 동태요인모형 간의 예측력을 비교 분석하였다. DI, GRS 모형의 경우 예측에서 자신의 과거 시차항이 포함되는 것이 자연스러운 모형의 확장이므로 AR항을 포함한 DI-AR, GRS-AR로도 예측을 수행하였다. 특히 GRS 모형의 예측에 대안으로 direct multi-step forecast (dms) 방법의 채택이 가능하므로 GRS-dms 및 GRS-dms-AR로도 분석하였다.

FAVAR 모형에서는 공통요인의 추정을 Stock and Watson(2002)의 방법을 따르는 경우는 EM 알고리즘, Giannone et al.(2008)의 방법에 의해 공통요인을 추정하는 경우는 칼만필터 방법으로 결측치를 추정하였다.

FAVAR 모형을 이용한 실증분석에서는 주요인을 전체그룹에서 추출하여 사용한 경우, 수요/공급의 2개 블록에서 추출한 경우, 수요/공급/금융의 3개 블록으로 구분하여 공통요인을 추출한 경우, 수요 관련 변수를 세분화하여 OECD국의 수요 vs. 비OECD국의 수요로 구분하고 공급 및 금융부문으로 총 4개의 그룹에서 공통요인을 사용하는 경우를 각각 분석하였다. 전체 정보변수를 이용하는 경우는 Scree plot을 이용한 분석 결과에 따라 3개의 요인까지 활용하였고,⁴ 나머지 경우는 각 블록별로 1개의 요인만 추출하여 예측에 활용하였다.⁵

본 연구의 분석 결과 동태요인모형의 예측력은 기준모형에 비해 단기보다는 6개월 이상 12개월 미만의 중기 예측력에서 뚜렷한 개선효과를 보인다는 것으로 요약된다. 기준모형에 비해 RMSE 측면에서 30~40% 정도의 예측력의 개선효과가 있는 것으로 나타났다. 그러나 본 모형에서 채택된 기준모형은 단순한 형태의 AR 모형이므로 기준모형 대비 예측력 개선에 의미를 부여하는 것에는 한계가 있다. 동태요인모형 내에서 대체로 GRS 모형이 다른 모형에 비해 예측력이 우수하며, FAVAR 모형은 다른 방식에 비해 예측력이 제한적으로 나타났다. 이는 DI 혹은 GRS 모형에 종속변수의 과거 시차항을 고려하는 방식의 개선이 예측력의 개선에 기여하지 않는 측면과 관련이 있는 것으로

4 공통요인의 선택에서 3번째 주성분까지 선택하는 경우 전체 분산의 32%를 설명한다. 만약 50% 수준까지 설명력을 높이려면 10번째 주성분까지 선택해야 하는 것으로 나타났다. 그러나 예측시물레이션에서 주성분을 4번째 이상으로 늘리는 경우 예측력이 급격하게 하락하는 것으로 나타났고, 도표를 이용한 분석에서도 주성분의 수를 3으로 제시하는 것을 감안하여 전체 분산에 대한 비교적 낮은 설명력에도 불구하고 주성분의 수를 3개로 제한하였다.

5 대안으로 Bai and Ng (2008)의 방법에 의해 요인의 수를 추정하는 방법을 선택하거나 혹은 표본 외 예측력이 우수한 모형을 선택하도록 요인의 수를 선택할 수 있다. 참고로 예측 시물레이션에 그룹별로 공통요인의 수를 1 혹은 2로 선택하는 경우 예측력이 개선되는 경우가 다수 있었고, 공통요인의 수를 4개 이상 선택하는 경우 예측력이 급격하게 악화되는 것으로 나타났다.

보인다.

이하는 제2장에서 언급한 모형으로 개별 품목별로 실시한 예측력 검정 결과를 자세히 설명하였다.

4.1. 밀 가격 분석 결과

<표 1>은 각 모형의 국제 밀 가격 예측력을 RMSE 기준으로 비교분석한 결과이다. 표의 첫 번째 행인 AR(1)행은 기준모형으로 선택된 밀 가격 단 변수 자료를 이용하여 AR(1) 모형을 추정한 후, 각 예측시계(forecasting horizon)별로 계산한 RMSE의 값을 제시한 것이다. 반면, 나머지 행은 해당 모형의 RMSE를 계산한 후 동일 예측시계에서의 AR(1) 모형 RMSE 값으로 나눈 값을 제시하였다. 따라서 1보다 작은 값은 해당 모형이 기준 모형인 AR(1)에 비해 예측력이 우수함을 의미하고, 1보다 큰 값은 반대로 비교 모형의 예측력이 열등함을 의미한다.

표 1. RMSE 기준 모형 예측력 비교: 밀

예측 시차(h)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AR(1)	7.7	15.2	21.1	22.6	25.4	29.2	33.3	37.1	39.8	42.5	43.2	42.5
DI	1.03	0.86	0.81	0.86	0.81	0.73	0.68	0.65	0.62	0.60	0.58	0.57
GRS	1.03	0.83	0.74	0.76	0.74	0.71	0.69	0.66	0.65	0.64	0.64	0.66
GRS-dms	1.02	0.84	0.75	0.77	0.74	0.69	0.66	0.64	0.62	0.61	0.60	0.60
DI-AR	1.01	0.86	0.82	0.89	0.86	0.79	0.74	0.70	0.66	0.62	0.60	0.61
GRS-AR	1.00	0.83	0.72	0.74	0.73	0.70	0.66	0.64	0.63	0.63	0.66	0.69
GRS-dms-AR	1.00	1.01	0.98	0.97	0.97	0.96	0.94	0.92	0.93	0.91	0.90	0.89
DI - FAVAR	통합 3 요인	1.01	0.90	0.84	0.84	0.81	0.78	0.76	0.77	0.75	0.75	0.73
	2 요인	1.00	0.88	0.82	0.83	0.81	0.77	0.73	0.75	0.77	0.75	0.76
	3 요인	0.99	0.88	0.82	0.83	0.80	0.77	0.74	0.75	0.77	0.75	0.76
	4 요인	1.01	0.89	0.83	0.83	0.81	0.76	0.72	0.71	0.7	0.68	0.69
GRS - FAVAR	통합 3 요인	1.00	0.88	0.81	0.80	0.77	0.74	0.72	0.72	0.70	0.71	0.71
	2 요인	1.01	0.88	0.81	0.83	0.80	0.75	0.72	0.72	0.74	0.72	0.74
	3 요인	1.00	0.88	0.81	0.82	0.80	0.75	0.72	0.73	0.74	0.72	0.74
	4 요인	1.01	0.89	0.82	0.83	0.80	0.74	0.70	0.68	0.66	0.64	0.65

주 1) AR(1)행은 각 예측시계(forecasting horizon)별로 계산한 RMSE의 값이나, 나머지 행은 해당 모형의 RMSE를 동일 예측시계에서의 AR모형의 RMSE 값으로 나눈 값임.

2) ‘통합 3요인’은 전체 정보변수 대상으로 3개의 요인을 추출하여 분석한 결과이며 ‘2, 3, 4 요인’ 결과는 각각 수요/공급의 2개 블록, 수요/공급/금융의 3개 블록, OECD수요/비OECD수요/공급/금융의 4개 블록에서 블록별로 1개의 요인을 추출한 것임.

먼저 기준 모형인 AR 모형의 예측력을 보면, 예측시계가 길어짐에 따라 RMSE의 값이 선형관계로 증가한다. 예측시계의 증가에 따른 불확실성이 예측의 정확도에 영향을 미치는 것으로 보인다.

동일한 시계에 대해 모형 간의 예측력을 비교하면, 먼저 1개월 예측의 경우 3개 부문에서 각각 공통요인을 추출하여 예측한 DI-FAVAR 모형의 AR(1) 모형 대비 RMSE 비가 0.992로 가장 우수한 것으로 나타났다. 이를 제외한 모든 비교 모형이 1보다 큰 값을 갖는 것으로 나타나 단기에서는 AR 모형의 예측력이 매우 우수한 것으로 판단된다. 2개월 후 예측에서 9개월 후 예측까지의 중기 예측에서는 GRS 방법에 의한 예측이 우수한 것으로 나타났다. 그중에서 예측시계 2개월에서 5개월의 단기는 AR항을 고려한 GRS-AR 모형이 가장 우수하고, 예측시계 6개월에서 9개월의 중기 예측은 AR항을 고려 않는 GRS-dms 모형이 가장 예측력이 뛰어났다. 전체적으로 2개월에서 9개월의 예측시계에서 AR 모형 대비 GRS 모형의 RMSE 비율이 0.620~0.828 정도인 것으로 나타났다. 한편 10개월 이상의 예측에서는 DI 모형이 가장 우수한 예측력을 갖는 것으로 나타났고, AR 기준 모형 대비 RMSE 비율이 0.568 - 0.596 정도로 나타났다.

MAE 기준에 의해 예측력을 평가한 경우에도 거의 비슷한 결과를 보여주었다.⁶

4.2. 옥수수 가격 분석 결과

RMSE를 이용한 국제 옥수수 가격의 모형별 예측력 분석 결과가 <표 2>에 제시되어 있다. 옥수수 가격의 예측비교에서도 예측시계 2개월부터 11개월까지의 예측에서 GRS 방법에 의한 공통요인의 추출 및 예측이 가장 우수한 예측력을 보이는 것으로 나타났다. 예측시계 12개월의 예측에서 유일하게 DI-AR 모형의 예측력이 GDS-dms 모형보다 약간 우수한 것으로 나타났다. 한편, FAVAR에서는 블록의 구분을 달리하면서 추정된 공통요인의 정보가 예측에서 큰 차이를 보이지 않는 것으로 나타났다.

6 RMSPE(root mean square percentage error)를 이용한 분석 결과도 비슷한 내용으로 유도되었으며, MAE 기준에 의한 밀, 옥수수 및 대두 가격 예측력 평가결과와 함께 저자에게 요청할 경우 제공 가능하다.

표 2. RMSE 기준 모형 예측력 비교: 옥수수

예측 시차(h)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AR(1)	6.8	12.5	18.6	23.2	27.9	31.5	35.6	40.8	44.8	48.0	50.0	52.9
DI	1.08	0.99	0.94	0.94	0.89	0.87	0.85	0.80	0.78	0.76	0.74	0.71
GRS	1.07	0.95	0.85	0.82	0.80	0.80	0.79	0.76	0.75	0.75	0.75	0.75
GRS-dms	1.07	0.96	0.86	0.84	0.80	0.79	0.77	0.74	0.72	0.71	0.72	0.71
DI-AR	1.02	0.96	0.93	0.95	0.92	0.90	0.87	0.81	0.77	0.75	0.73	0.71
GRS-AR	1.01	0.93	0.85	0.83	0.82	0.82	0.81	0.78	0.77	0.77	0.78	0.78
GRS-dms-AR	1.01	1.03	1.00	1.00	0.98	0.97	0.97	0.95	0.94	0.93	0.94	0.93
DI-FAVAR	통합 3 요인	1.02	0.97	0.91	0.90	0.89	0.89	0.91	0.88	0.88	0.87	0.85
	2 요인	1.00	0.94	0.88	0.88	0.86	0.85	0.87	0.85	0.86	0.86	0.86
	3 요인	1.00	0.94	0.89	0.88	0.86	0.86	0.87	0.85	0.87	0.86	0.87
	4 요인	1.03	0.97	0.90	0.89	0.87	0.86	0.88	0.86	0.84	0.84	0.85
GRS-FAVAR	통합 3 요인	1.01	0.95	0.89	0.89	0.87	0.87	0.90	0.87	0.87	0.86	0.84
	2 요인	1.00	0.94	0.89	0.88	0.86	0.85	0.87	0.85	0.87	0.86	0.87
	3 요인	1.00	0.94	0.89	0.88	0.86	0.86	0.87	0.85	0.87	0.86	0.87
	4 요인	1.02	0.96	0.90	0.89	0.87	0.86	0.88	0.86	0.84	0.83	0.84

주 1) AR(1)행은 각 예측시계(forecasting horizon)별로 계산한 RMSE의 값이나, 나머지 행은 해당 모형의 RMSE를 동일 예측시계에서의 AR 모형의 RMSE 값으로 나눈 값임.

2) ‘통합 3요인’은 전체 정보변수 대상으로 3개의 요인을 추출하여 분석한 결과이며 ‘2, 3, 4 요인’ 결과는 각각 수요/공급의 2개 블록, 수요/공급/금융의 3개 블록, OECD수요/비OECD수요/공급/금융의 4개 블록에서 블록별로 1개의 요인을 추출한 것임.

MAE를 이용한 비교에서도 GRS 방법으로 공통요인을 추출한 뒤, 이를 예측에 이용한 GRS 모형 혹은 GRS-dms 모형이 대체적으로 우수한 방법으로 나타났다.

4.3. 대두 가격 분석 결과

대두의 국제가격에 대한 각 모형들의 예측력을 RMSE로 비교한 결과는 <표 3>에 제시되었다. 대체적으로 예측력 분석 결과는 앞의 밀 및 옥수수 가격의 분석 결과와 비슷한 양상을 보인다. 즉, 예측시계 2개월에서 9개월의 중기 예측에서는 GRS 방법이 가장 우수한 것으로 나타났지만, 10개월에서 12개월 사이의 예측은 DI 방법이 각각 우수한 것으로 나타났다. 그리고 다른 곡물의 경우와 비슷하게 FAVAR 모형의 예측력은 상대적으로 좋은 예측력을 보이지 않는 것으로 나타났다.

표 3. RMSE 기준 모형 예측력 비교: 대두

예측 시차		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
AR(1)		4.70	9.30	13.1	17.3	21.0	24.4	27.4	29.3	31.1	31.3	30.7	29.9
DI		1.12	0.99	0.95	0.90	0.83	0.77	0.73	0.72	0.70	0.69	0.66	0.66
GRS		1.11	0.95	0.88	0.80	0.75	0.72	0.71	0.71	0.70	0.72	0.76	0.81
GRS-dms		1.13	0.98	0.90	0.82	0.76	0.71	0.69	0.69	0.68	0.69	0.70	0.72
DI-AR		1.04	0.98	0.95	0.91	0.86	0.81	0.77	0.76	0.73	0.73	0.71	0.72
GRS-AR		1.02	0.94	0.89	0.81	0.76	0.73	0.71	0.72	0.72	0.76	0.82	0.88
GRS-dms-AR		1.04	1.07	1.05	1.04	1.03	0.99	0.97	0.97	0.95	0.94	0.91	0.87
DI-FAVAR	통합 3 요인	1.04	0.98	0.95	0.91	0.87	0.85	0.83	0.80	0.78	0.80	0.81	0.80
	2 요인	1.07	0.98	0.94	0.88	0.85	0.83	0.82	0.81	0.81	0.83	0.84	0.85
	3 요인	1.07	0.98	0.94	0.88	0.85	0.83	0.82	0.81	0.81	0.83	0.84	0.85
	4 요인	1.08	0.98	0.93	0.88	0.84	0.81	0.80	0.76	0.74	0.75	0.76	0.75
GRS-FAVAR	통합 3 요인	1.04	0.97	0.93	0.88	0.84	0.82	0.80	0.78	0.76	0.77	0.78	0.79
	2 요인	1.04	0.96	0.92	0.88	0.84	0.82	0.81	0.80	0.80	0.82	0.83	0.84
	3 요인	1.05	0.96	0.92	0.88	0.84	0.82	0.81	0.80	0.80	0.82	0.83	0.85
	4 요인	1.06	0.97	0.92	0.88	0.83	0.80	0.79	0.76	0.73	0.73	0.73	0.72

주 1) AR(1)행은 각 예측시계(forecasting horizon)별로 계산한 RMSE의 값이나, 나머지 행은 해당 모형의 RMSE를 동일 예측시계에서의 AR모형의 RMSE 값으로 나눈 값임.

2) ‘통합 3요인’은 전체 정보변수 대상으로 3개의 요인을 추출하여 분석한 결과이며 ‘2, 3, 4 요인’ 결과는 각각 수요/공급의 2개 블록, 수요/공급/금융의 3개 블록, OECD수요/비OECD수요/공급/금융의 4개 블록에서 블록별로 1개의 요인을 추출한 것임.

5. 결론

실물자원의 금융화, 식량안보 의식의 확산 등으로 국제곡물 가격 예측에서 수요, 공급 요인뿐만 아니라 금융시장, 세계 경제상황, 주요국 정책 등과 관련된 다양한 요인의 고려 필요성이 증대되고 있다. 본 연구는 이러한 변인들을 고려하기 위해 빅데이터와 같은 대용량의 정보를 고려할 수 있는 방법으로 거시경제변수 예측에 많이 사용되는 동태요인모형을 이용하여 국제곡물 가격 예측력 개선 여부를 분석하였다. 동태요인모형은 고려대상이 되는 정보변수에서의 발표시차 불일치로 인한 결측치 문제가 해결 가능하고, 가능한 많은 정보변수를 상대적으로 쉽게 포함할 수 있는 장점이 존재한다.

본 연구는 특히, 국제곡물 가격에 영향을 주는 요인을 종합적으로 고려하기 위해 대용량의 정보변수를 예측에서 고려하였다는 점이 기존의 연구 결과와 차별화되는 점이라 할 수 있다. 생산측면 요

인으로 기상요인, 유가요인, 각 곡물의 재고율 등을 감안하였고, 수요측면의 요인으로 신흥국의 곡물수요증가, 환율변동에 따른 가격변동 및 각국의 경기변화 등을 고려하였으며, 단기적 가격 변동에 대한 예측력을 개선하는 데 필요할 것으로 판단되는 선물시장에서의 곡물 관련 거래 정보 등 금융 관련 요인도 함께 고려하였다. 본 연구에서 시도된 동태요인모형의 예측력이 단순 시계열모형에 비해 특히, 중장기 예측에서 30~40%에 가까운 예측력 개선을 보이고 있는데 이는 이러한 다양한 정보의 사용으로 인한 결과로 판단된다. 동태요인모형 중에서 GRS 방식이 상대적으로 우수한 예측력을 보이며, 종속변수의 과거 시차항의 고려는 예측력의 개선에 기여하지 못하는 것으로 나타났다.

보다 정교한 모형 개발을 위해 향후 다음과 같은 후속 연구가 필요하다. 먼저 개별적인 곡물 가격의 모형화보다는 국제곡물 전체가 서로 밀접한 관련이 있는 재화라는 점을 감안하여 여러 곡물가격을 동시에 포함하는 모형화를 시도해 볼 필요가 있다.⁷ 그리고 2008년 이후 국제곡물의 높은 가격 형성이 글로벌 금융위기로부터 촉발된 세계경제 질서의 재편, 중국이나 인도 등 급성장으로 인한 수요 급등 등 여러 요인이 반영된 구조적 변동으로 인한 장기적 현상일 수 있다. 이런 구조변동을 반영하는 비선형성을 공통요인의 추정에서 반영하거나 예측모형에서 구조변동을 반영하는 연구가 필요한 것으로 판단된다. 무엇보다 본 연구에서는 비교를 위한 기준모형으로 AR 모형을 선택하였지만, 장래의 연구에서는 가격의 비정상성을 감안하는 공적분 및 오차수정 항을 감안하는 모형과의 비교가 필요하다고 판단된다.

본 연구는 국제곡물 가격 예측에 한정하여 동태적요인모형을 적용하고 있으나 국내 농산물의 가격 예측에도 충분히 응용 가능할 것으로 판단된다. 국내 농산물도 가격 형성 메커니즘이 점점 복잡해지고 있으며 해당 품목의 수급 및 거시 경제변수에 관한 정보들의 축적도 어느 정도 진행되었다. 따라서 기존의 시계열 모형을 이용한 농산물 가격 예측에 비해 다양한 정보를 모두 고려할 수 있는 동태적요인모형을 이용할 경우 국내 농산물의 예측력 개선이 이루어질 수 있을 것으로 보인다.

7 가격 변화율의 과거 시차항에 해당 곡물 이외의 다른 곡물의 가격까지 추가한 모형의 예측력의 분석 결과, 일부 모형이나 일부 예측시계에서 타 곡물의 고려가 예측력을 개선시키는 효과가 있는 경우도 있었지만 대체적으로 개선의 정도가 크게 나타나지는 않았다. 특히 전체 변수에서 공통요인을 3개 추출하여 예측하는 FAVAR의 경우 예측력의 개선효과는 가장 크게 나타났지만 여전히 DI 모형 혹은 GRS 모형에 비해 여전히 예측력은 열등하였다. 분석의 결과는 본 논문에 보고하지 않았지만 저자에게 요청 시 결과를 확인할 수 있음을 밝힌다.

참고 문헌

- 김명환, 김태곤, 김수석. 2008. 『식량안보문제의 발생가능성과 대비방안』. 농촌경제연구원.
- 서진교, 이준원, 김한호. 2011. 『국제곡물가격의 변동성 요인분석과 한국의 정책적 대응』. 대외경제정책연구원
- 김종진, 김지연, 공민지, 최선우, 이동주, 채주호. 2014. 『국제곡물 조기경보시스템 구축』. 농촌경제연구원.
- 김중화, 김중식. 2005. “인플레이션 전망에 있어서 정보변수의 역할.” 『경제분석』. 한국은행
- 박강우, 이중식, 김현수. 2009. “GDP 예측력 제고를 위한 동태요인모형 구축.” 『조사통계월보』 2009년 6월호: pp. 27-60. 한국은행
- 성명환, 한석호, 손미연, 김원용, 정기호. 2013. 『국제곡물시장분석과 해외곡물시장 정보시스템 구축 및 운영』. 농촌경제연구원.
- 성병목, 강기운. 2009. “해외요인이 통화정책 유효성에 미치는 영향.” 『조사통계월보』 2009년 4월호: pp. 23-60. 한국은행.
- 윤성주, 이춘수, 양승룡. 2016. “인공신경망을 이용한 국제곡물가격 예측 모형 개발.” 『농업경제연구』 vol. 57, no. 2, pp. 83-101. uci: G704-000586.2016.57.2.003
- 최병재, 한진현. 2014. “GDP 예측력 제고를 위한 동태요인모형 구축.” 『조사통계월보』 2014년 10월호: pp. 16-48. 한국은행
- Aastveit, K.A., Bjørnland, H.C., Thorsrud, L.A. 2015. “What Drives Oil Prices? Emerging versus Developed Economies.” *Journal of Applied Econometrics*. vol. 30, pp. 1013-1028. doi: 10.1002/jae.2406
- Bai, J., Ng, S. 2006. “Confidence Intervals for Diffusion Index Forecasts and Inference for Factor-Augmented Regressions.” *Econometrica*. vol. 74, pp. 1133-1150. doi: 10.1111/j.1468-0262.2006.00696.x
- Bai, J., Ng, S. 2008. “Large Dimensional Factor Analysis.” *Foundations and Trends in Econometrics*. vol. 3, pp. 89-163. doi: 10.1561/08000000002
- Bernanke, B.S., Boivin, J., Elias, P. 2005. “Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive (FAVAR) Approach.” *Quarterly Journal of Economics*. vol. 120, pp. 387-422. doi: 10.1162/0033553053327452
- Boivin, J., Giannoni, M. 2008. “Global forces and monetary policy effectiveness.” NBER Working Paper, No. 13736. doi: 10.3386/w13736
- Doz, C., Giannone, D., Reichlin, L. 2011. “A two-step estimator for large approximate dynamic factor models based on Kalman filtering.” *Journal of Econometrics*. vol. 164, pp. 188-205. doi: 10.1016/j.jeconom.2011.02.012
- Giannone, D., Reichlin, L., Small, D. 2008. “Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data.” *Journal of Monetary Economics*. vol. 55, no. 4, pp. 665-676. doi: 10.1016/j.jmoneco.2008.05.010
- Schumacher, C., Breitung, J. 2008. “Real-time forecasting of German GDP based on a large factor model with monthly and quarterly data.” *International Journal of Forecasting*. vol. 24, no. 3, pp. 386-398. doi: 10.1016/j.ijforecast.2008.03.008
- Stock, J.H., Watson, M.W. 1989 “New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators.” NBER Macroeconomics Annual 1989, pp. 351-393. doi: 10.1086/654119
- Stock, J.H., Watson, M.W. 2002. “Macroeconomic Forecasting Using Diffusion Indexes.” *Journal of Business and Economic Statistics*. vol. 20, pp. 147-162. doi: 10.1198/073500102317351921
- Stock, J.H., Watson, M.W. 2003. “How Did Leading Indicator Forecasts Perform During the 2001 Recession.” *Federal*

Reserve Bank of Richmond Economic Quarterly. vol. 89, no. 3, pp. 71-90.

Zagaglia, P. 2010. "Macroeconomic factors and oil futures prices: A data-rich model." *Energy Economics*. vol. 32, pp. 409-417. doi: 10.1016/j.eneco.2009.11.003

원고 접수일: 2018년 08월 21일
원고 심사일: 2018년 08월 28일
심사 완료일: 2018년 12월 18일

부표 1. 사용 자료 목록

#	T	L	B0	B1	B2	Series	source
1	1	1	CPI	2	1	BR CPI	OECD Data
2	1	4	CPI	1	1	AU CPI	OECD Data
3	1	1	CPI	2	1	EY CPI	OECD Data
4	1	1	CPI	1	1	FR CPI	OECD Data
5	1	0	CPI	1	1	BD CPI	OECD Data
6	1	1	CPI	2	1	IN CPI	OECD Data
7	1	0	CPI	2	1	ID CPI	OECD Data
8	1	0	CPI	1	1	IT CPI	OECD Data
9	1	1	CPI	1	1	JP CPI	OECD Data
10	1	1	CPI	1	1	MX CPI	OECD Data
11	1	1	CPI	2	1	PH CPI	OECD Data
12	1	1	CPI	2	1	RS CPI	OECD Data
13	1	1	CPI	2	1	SI CPI	OECD Data
14	1	1	CPI	2	1	SA CPI	OECD Data
15	1	0	CPI	1	1	KO CPI	OECD Data
16	1	0	CPI	2	1	TH CPI	OECD Data
17	1	1	CPI	1	1	US CPI	OECD Data
18	1	1	CPI	1	1	UK CPI	OECD Data
19	1	1	CPI	2	1	UR CPI	OECD Data
20	1	0	CPI	2	1	VI CPI	OECD Data
21	1	1	CPI	2	1	CH CPI	OECD Data
22	1	1	IP	2	1	AG INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
23	1	4	IP	1	1	AU INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
24	1	1	IP	2	1	BR INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
25	1	2	IP	1	1	BD INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
26	1	2	IP	2	1	ID INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
27	1	2	IP	1	1	IT INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
28	1	1	IP	1	1	JP INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
29	1	2	IP	1	1	MX INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
30	1	2	IP	2	1	PH INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
31	1	1	IP	2	1	RS INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
32	1	2	IP	2	1	SA INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
33	1	1	IP	1	1	KO INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
34	1	1	IP	2	1	TH INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
35	1	2	IP	1	1	UK INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
36	1	1	IP	1	1	US INDUSTRIAL PRODUCTION INDEX	OECD Data
37	2	1	UR	1	1	AU UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
38	2	1	UR	1	1	CN UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
39	2	4	UR	1	1	FR UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
40	2	1	UR	1	1	JP UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
41	2	1	UR	2	1	PH UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
42	2	1	UR	2	1	RS UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
43	2	1	UR	1	1	KO UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
44	2	1	UR	2	1	TH UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
45	2	1	UR	2	1	UR UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
46	2	1	UR	1	1	US UNEMPLOYMENT RATE	OECD Data
47	2	0	CON	1	1	BD IFO BUSINESS CLIMATE INDEX	OECD Data

48	2	0	CON	1	1	EM INDUSTRIAL CONFIDENCE INDICATOR	OECD Data
49	2	0	CON	1	1	FR SURVEY: MANUFACTURING OUTPUT LEVEL -	OECD Data
50	2	0	CON	1	1	IT BUSINESS CONFIDENCE INDICATOR SADJ	OECD Data
51	2	1	CON	1	1	MX BUSINESS TENDENCY SVY	OECD Data
52	2	0	CON	2	1	TH BUSINESS SENTIMENTS - ACTUAL NADJ	OECD Data
53	2	0	CON	1	1	TK BUSINESS CONFIDENCE INDICATOR NADJ	OECD Data
54	2	0	CON	1	1	US ISM PURCHASING MANAGERS INDEX	OECD Data
55	2	3	CON	1	1	OE COMPOSITE LEADING INDICATOR	OECD Data
56	2	3	CON	1	1	FR COMPOSITE LEADING INDICATOR	OECD Data
57	2	0	CON	1	1	BD BUSINESS EXPECTATIONS	OECD Data
58	2	3	CON	1	1	IT COMPOSITE LEADING INDICATOR	OECD Data
59	2	2	CON	1	1	JP LEADING DIFFUSION INDEX NADJ	OECD Data
60	2	1	CON	1	1	KO LEADING COMPOSITE INDEX NADJ	OECD Data
61	2	2	CON	1	1	MX INDEX OF LEADING INDICATORS SADJ	OECD Data
62	2	2	CON	2	1	SA COMPOSITE BUSINESS CYCLE LEADING INDICATOR	OECD Data
63	2	1	CON	2	1	TH LEADING ECONOMIC INDEX SADJ	OECD Data
64	2	1	CON	1	1	TK CLI - TREND RESTORED TRND	OECD Data
65	2	3	CON	1	1	UK COMPOSITE LEADING INDICATOR	OECD Data
66	2	1	CON	1	1	US THE CONFERENCE BOARD LEADING ECONOMIC INDICATORS INDEX SADJ	OECD Data
67	2	0	CON	2	1	AG CONSUMER CONFIDENCE INDEX	OECD Data
68	2	0	CON	1	1	AU MELBOURNE/WESTPAC CONSUMER SENTIMENT INDEX NADJ	OECD Data
69	2	0	CON	2	1	BR CONSUMER CONFIDENCE INDEX	OECD Data
70	2	0	CON	1	1	EM CONSUMER CONFIDENCE INDICATOR	OECD Data
71	2	0	CON	1	1	FR SURVEY - HOUSEHOLD CONFIDENCE INDICATOR	OECD Data
72	2	0	CON	1	1	BD CONSUMER CONFIDENCE INDICATOR - GERMANY	OECD Data
73	2	1	CON	2	1	ID CONSUMER CONFIDENCE INDEX (CCI)	OECD Data
74	2	0	CON	1	1	IT HOUSEHOLD CONFIDENCE INDEX	OECD Data
75	2	0	CON	1	1	TK CONFIDENCE INDEX - REAL SECTOR VOLN	OECD Data
76	2	0	CON	1	1	UK CONSUMER CONFIDENCE INDICATOR	OECD Data
77	2	0	CON	1	1	US CONSUMER CONFIDENCE INDEX SADJ	OECD Data
78	1	0	FOREX	2	1	ARGENTINE PESO TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
79	1	0	FOREX	1	1	AUSTRALIAN \$ TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
80	1	0	FOREX	2	1	BRAZILIAN REAL TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
81	1	0	FOREX	1	1	CANADIAN \$ TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
82	1	0	FOREX	2	1	CHINESE YUAN TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
83	1	0	FOREX	1	1	US \$ TO EURO EXCHANGE RATE	OECD Data
84	1	0	FOREX	1	1	US \$ TO GBP EXCHANGE RATE	OECD Data
85	1	0	FOREX	2	1	INDIAN RUPEE TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
86	1	0	FOREX	1	1	JAPANESE YEN TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
87	1	0	FOREX	1	1	KOREAN WON TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
88	1	0	FOREX	1	1	MEXICAN PESO TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
89	1	0	FOREX	2	1	PHILIPPINE PESO TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
90	1	0	FOREX	2	1	SAUDI RIYAL TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
91	1	0	FOREX	2	1	RUSSIAN ROUBLE TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
92	1	0	FOREX	2	1	THAI BAHT TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data

93	1	0	FOREX	2	1	UKRAINE HRYVNIA TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
94	1	0	FOREX	2	1	VIETNAMESE DONG TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
95	1	0	FOREX	2	1	SOUTH AFRICA RAND TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
96	1	0	FOREX	2	1	INDONESIAN RUPIAH TO US \$ EXCHANGE RATE	OECD Data
97	2	0	INTR	1	2	TR AUSTRALIAN DOLLAR 3M DEPOSIT	OECD Data
98	2	0	INTR	1	2	EBF EURIBOR 3M DELAYED	OECD Data
99	2	0	INTR	2	2	INDONESIA INTERBANK 3M	OECD Data
100	2	0	INTR	1	2	JAPAN INTERBANK 3M OFFSHORE	OECD Data
101	2	0	INTR	1	2	KOREA NCD 91 DAYS	OECD Data
102	2	0	INTR	1	2	MEXICO CETES 91 DAY CLOSING	OECD Data
103	2	0	INTR	2	2	PHILIPPINE TREASURY BILL 91D	OECD Data
104	2	0	INTR	2	2	RUSSIA INTERBANK 31 TO 90 D'DEAD'	OECD Data
105	2	0	INTR	2	2	SA T-BILL 91 DAYS (TENDER RATES)	OECD Data
106	2	0	INTR	2	2	THAILAND REF. RATE 3 MONTH	OECD Data
107	2	0	INTR	2	2	UKRAINE INTERBANK 3M	OECD Data
108	2	0	INTR	1	2	US REPO RATE 3M - TR COMPOSITE	OECD Data
109	2	0	INTR	1	2	UK TREASURY BILL TENDER 3M	OECD Data
110	2	0	INTR	1	2	US T-BILL SEC MARKET 3 MONTH (D)	OECD Data
111	1	0	EqIndx	1	2	FTSE 100 - PRICE INDEX	OECD Data
112	1	0	EqIndx	1	2	DOW JONES INDUSTRIALS - PRICE INDEX	OECD Data
113	1	0	EqIndx	1	2	FRANCE CAC 40 - PRICE INDEX	OECD Data
114	1	0	EqIndx	1	2	FTSE MIB INDEX - PRICE INDEX	OECD Data
115	1	0	EqIndx	2	2	HANG SENG - PRICE INDEX	OECD Data
116	1	0	EqIndx	2	2	IDX COMPOSITE - PRICE INDEX	OECD Data
117	1	0	EqIndx	1	2	KOREA SE COMPOSITE (KOSPI) - PRICE INDEX	OECD Data
118	1	0	EqIndx	1	2	MDAX FRANKFURT - PRICE INDEX	OECD Data
119	1	0	EqIndx	1	2	MEXICO IPC (BOLSA) - PRICE INDEX	OECD Data
120	1	0	EqIndx	1	2	MSCI EUROPE US\$ - PRICE INDEX	OECD Data
121	1	0	EqIndx	1	2	NASDAQ COMPOSITE - PRICE INDEX	OECD Data
122	1	0	EqIndx	1	2	NIKKEI 225 STOCK AVERAGE - PRICE INDEX	OECD Data
123	1	0	EqIndx	2	2	PHILIPPINE SE I(PSEi) - PRICE INDEX	OECD Data
124	1	0	EqIndx	2	2	RUSSIA RTS INDEX - PRICE INDEX	OECD Data
125	1	0	EqIndx	1	2	S&P 500 COMPOSITE - PRICE INDEX	OECD Data
126	1	0	EqIndx	1	2	S&P/ASX 200 - PRICE INDEX	OECD Data
127	1	0	EqIndx	1	2	S&P/TSX COMPOSITE INDEX - PRICE INDEX	OECD Data
128	1	0	EqIndx	1	2	SBF 120 - PRICE INDEX	OECD Data
129	1	0	EqIndx	2	2	SHANGHAI SE A SHARE - PRICE INDEX	OECD Data
130	1	0	EqIndx	1	2	TOPIX - PRICE INDEX	OECD Data
131	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-WTI Spot Cushing US\$/BBL-DSMIDPRICE	EIA
132	1	0	Oil	0	3	Crude Oil Dated Brent US\$/BBL	EIA
133	1	0	Oil	0	3	Crude Oil Cocktail JCC CIF Import	EIA
134	1	0	Oil	0	3	Crude Oil Dubai Cash US\$/BBL	EIA
135	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent Cur. Month FOB US\$/BBL	EIA
136	1	0	Oil	0	3	OPEC Oil Basket Price US\$/Bbl	EIA
137	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Africa FOB Bonny Lght US\$/BBL	EIA
138	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-N.Sea FOB Forties US\$/BBL	EIA
139	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-CIS Urals MED. US\$/BBL	EIA
140	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Arab Gulf Dubai FOB US\$/BBL	EIA
141	1	0	Oil	0	3	London Brent Crude Oil Index US\$/BBL	EIA

142	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-WTI Near Month FOB US\$/BBL	EIA
143	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent 1Mth Fwd FOB US\$/BBL	EIA
144	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-WTI 2nd Month Fwd US\$/BBL	EIA
145	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent Dated FOB US\$/BBL	EIA
146	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dubai 1 Month Fwd. \$/BBL	EIA
147	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dubai 2 Month Fwd. \$/BBL	EIA
148	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Iranian Heavy FOB \$/BBL	EIA
149	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Malaysia Tapis FOB \$/BBL	EIA
150	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent M UK Close US\$/BBL	EIA
151	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent M+1 UK Close US\$/BBL	EIA
152	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent M+2 UK Close US\$/BBL	EIA
153	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Brent M+3 UK Close US\$/BBL	EIA
154	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dtd Brent UK Close US\$/BBL	EIA
155	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dubai M UK Close US\$/BBL	EIA
156	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dubai M+1 UK Close US\$/BBL	EIA
157	1	0	Oil	0	3	Crude Oil-Dubai M+2 UK Close US\$/BBL	EIA
158	0	2	Temp	0	3	NINO3.4지역해수면온도차이	IRI
159	0	2	Temp	0	3	엘리뇨max(Temp,0)	IRI
160	0	2	Temp	0	3	엘리뇨dummyifTemp>0.5	IRI
161	0	2	Temp	0	3	라니냐-MIN(Temp,0)	IRI
162	0	0	CBOT	0	2	밀_비상업순매수포지션	CBOT
163	0	0	CBOT	0	2	대두_비상업순매수포지션	CBOT
164	0	0	CBOT	0	2	옥수수_비상업순매수포지션	CBOT
165	0	0	CBOT	0	2	쌀_비상업순매수포지션	CBOT
166	2	0	grain	0	3	밀재고율	USDA
167	2	0	grain	0	3	옥수수재고율	USDA
168	2	0	grain	0	3	대두재고율	USDA
169	2	0	grain	0	3	쌀재고율	USDA
170	2	0	grain	0	3	가중재고율	USDA
171	1	0	grain	0	1	밀소비량	USDA
172	1	0	grain	0	3	밀재고량	USDA
173	1	0	grain	0	1	옥수수소비량	USDA
174	1	0	grain	0	3	옥수수재고량	USDA
175	1	0	grain	0	1	쌀소비량	USDA
176	1	0	grain	0	3	쌀기말재고량	USDA
177	1	0	grain	0	1	대두소비량	USDA
178	1	0	grain	0	3	대두재고량	USDA
179	1	0	CBOT	0	2	밀선물가격	CBOT
180	1	0	CBOT	0	2	옥수수선물가격	CBOT
181	1	0	CBOT	0	2	대두선물가격	CBOT
182	1	0	CBOT	0	2	쌀 선물가격	CBOT

주: T는 변수의 변환 여부를 나타내는 것으로 0은 미변환, 1은 성장률로 변환, 2는 차분변환을 의미. B1은 변수 블록으로 1=OECD, 2=Non-OECD를 의미하며, B2도 변수 블록으로 1=수요, 2=금융, 3=공급변수를 의미. AR-아르헨티나, BR-브라질, AU-오스트레일리아, CN-캐나다, CH-중국, EY-이집트, FR-프랑스, BD-독일, IN-인도네시아, ID-인도, IT-이탈리아, JP-일본, MX-멕시코, PH-필리핀, RS-러시아, SA-남아프리카공화국, SI-사우디아라비아, KO-한국, TH-태국, US-미국, UK-영국, UR-우크라이나, VI-베트남.