

# 환율과 기초여건 간 괴리에 관한 연구: 시장심리를 중심으로

**김효상** 대외경제정책연구원 국제거시금융실  
국제금융팀장  
hyosangkim@kiep.go.kr

**강은정** 대외경제정책연구원 국제거시금융실  
국제금융팀 전문연구원  
ejkang@kiep.go.kr

**김유리** 대외경제정책연구원 국제거시금융실  
국제금융팀 연구원  
yrkim@kiep.go.kr

**문성만** 전북대학교 경제학부 교수  
nopasanada0501@gmail.com

**장희수** 송실대학교 금융학부 교수  
yejoo0000523@gmail.com



## 차 례

1. 연구의 배경 및 목적
2. 조사 및 분석 결과
3. 정책 제언
4. 부록

## 주요 내용

- ▶ 본 연구는 기존 정형화된 환율 예측모형과 더불어 외환시장의 시장심리지수가 환율 예측에 미치는 영향을 분석
  - Meese and Rogoff(1983)의 연구 이래 환율은 일반적으로 기초여건(거시변수)들을 사용하여 예측하기 어려운 것으로 알려져 있으며 경제이론과 실증연구에 괴리가 존재 (Meese and Rogoff Puzzle)
  - 최근 외환시장의 미시적 정보를 고려하여 환율을 예측하는 미시적 접근방법이 대두되는 한편 시장 참여자들의 심리(sentiment)의 중요성도 강조되고 있음.
- ▶ 시장심리의 환율 예측능력을 분석한 결과 단기적으로 유로화에 대하여 예측력이 매우 뛰어난 것으로 나타난 데 반해 이외의 통화에서는 환율 예측력이 유의하지 않은 것으로 나타남.
  - 다만 시장심리지수와 전통적인 환율 예측모형을 동일선상에서 비교하기 위하여 일별 자료인 시장심리지수를 월별 자료로 변환하였는데 변환 과정에서 정보 손실이 있었을 것으로 예상
- ▶ 또한 기존 외환투자자들이 사용하는 투자전략인 반대의견 이론과 더불어 최근 부상하고 있는 기계학습 모형 등을 활용하여 환율 예측력을 높일 수 있는지 점검
  - 반대의견 이론에 기반하여 환율 예측력을 분석한 결과 현재 환율의 상대적 위치를 활용한 모형의 경우 거의 모든 환율 예측기간에 대해서 이 변수와 환율의 수익률 사이에 선형관계가 통계적으로 유의한 것으로 추정
  - 또한 여러 가지 기계학습 모형을 기반으로 환율 예측모형을 구성한 결과 전반적으로 UIRP와 시장심리지수 자료를 활용한 기계학습 모형이 환율 예측에 있어서 상수항이 없는 확률보행 모형보다 더 나은 예측력을 보임.
  - 이러한 결과는 기존 연구와 차별화되며 Meese and Rogoff 퍼즐을 해결하기 위한 실마리를 제공한다는 측면에서 의의가 있음.

## 1. 연구의 배경 및 목적

- Meese and Rogoff(1983)의 연구 이래 환율은 일반적으로 기초여건(거시변수)들을 사용하여 예측하기 어려운 것으로 알려져 있으며 경제이론과 실증연구에 괴리가 존재(Meese and Rogoff Puzzle)
  - 환율 예측에 대한 실증분석 결과는 국가별, 시기별로 상당한 차이가 존재하며, 환율에 설명력이 있는 기초여건을 일반화하기 어려운 측면이 있음(Cheung, Chinn, and Pascual 2005; Rossi 2013).
  - 특히 Meese and Rogoff(1983a; 1983b)는 경제 기초여건(economic fundamentals)의 변동을 반영한 모형보다 확률보행 모형과 같이 단순하고 이론적인 모델이 더 설명력이 높은 것으로 나타남.
  - 최근 외환시장의 미시적 정보를 고려하여 환율을 예측하는 미시적 접근방법이 대두되는 한편 시장 참여자들의 심리(sentiment)의 중요성도 강조되고 있음.
- 이에 따라 본 연구는 기존 정형화된 환율 예측모형과 더불어 외환시장의 시장심리지수가 환율 예측에 도움이 되는지 점검
  - 전통적 환율 예측모형에서 사용된 경제 기초변수에 추가적으로 시장심리지수와 블룸버그 외환전망을 추가하여 시장의 기대가 환율 예측에 미치는 영향을 분석
  - 시장심리지수를 사용하여 외환시장 딜러들이 사용하는 반대의견(contrarian opinion) 투자전략에 기반하여 환율을 예측
  - 또한 경제여건변수 및 시장심리지수를 종합적으로 활용한 기계학습 모형이 환율 예측력을 높일 수 있는지 살펴봄.

## 2. 조사 및 분석 결과

### 1) 전통적 환율 결정요인과 예측모형

- 전통적인 환율 예측변수로는 내외금리차, 국가간 물가수준의 차이, 통화량 및 실질소득의 차이 등이 있음.
  - [내외금리차] 유위험금리평형(uncovered interest rate parity) 가설에 기초하여 두 나라 사이의 금리차이를 예측변수로 사용(Meese and Rogoff 1988; Cheung *et al.* 2005; Alquist and Chinn 2008; Clark and West 2006; Molodtsova and Papell 2009 등)
  - [물가 혹은 물가상승률의 차이] 두 나라 화폐의 구매력 차이에 의해 환율이 결정된다는 구매력 가설에

기초하여 두 나라의 물가 혹은 물가상승률의 차이를 환율의 예측변수로 활용(Rogoff 1996; Cheung *et al.* 2005 등)

- [통화량 및 실질소득의 차이] 환율이 화폐수요에 의해서 결정되는 전형적인 통화모형(monetary models)에 기초하여 두 국가의 금리차, 통화량 차이, GDP 차이를 환율 예측변수로 사용(Meese and Rogoff 1983a; Meese and Rogoff 1983b; Chinn and Meese 1995; Mark 1995; Cheung *et al.* 2005; Alquist and Chinn 2008 등)
- 이 외에도 국가간 생산성 격차, 경상수지, 순대외자산, 상품가격지수 등 환율의 움직임을 예측하는데 여러 가지 변수 활용

- 하지만 거시적 접근법은 환율의 장기균형을 설명할 수 있었으나 예측변수, 통화별, 시기별로 환율 예측성이 상당한 차이를 보이는 등 환율의 움직임을 설명하는 데 한계가 있음(Meese and Rogoff 1983a; 1983b; 1988; Cheung, Chinn, and Pascuala 2005).

- 특히 효율적 시장가설하에서 이자율 차이가 환율이 변화하지 않는 것을 넘어 실증적으로 이자율이 높은 국가의 통화가치가 높아지는 선물환 프리미엄 퍼즐(forward premium puzzle)이 발생

- 이에 따라 최근에는 외환시장의 미시적 정보를 고려하여 환율을 예측하는 미시적 접근방법이 대두

- 미시적 접근법은 거시환율 모형과는 다르게 외환시장 참가자들이 이질적(heterogeneous)이고 정보가 비대칭적(asymmetric)이라고 가정하며, 거래주문흐름(order flow), 외환거래량, 매수·매도 스프레드(bid-ask spread), 뉴스 등에 환율 변동에 대한 기대 정보가 반영되어 있음을 고려(Frankel and Rose 1995; O'Hara 1995; Lyons 1995)
- 최근 경제지표의 변화를 예측하는 데 있어서 시장 참여자들의 심리(sentiment)의 중요성이 강조되고 있으며, 시장 참여자 서베이, 기관 예측치를 활용한 금융시장 예측에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있음.
- 하지만 대다수의 연구가 주식시장 연구에 머무르고 있으며(Das and Chen 2007; Ruiz *et al.* 2012; Sprenger and Welp 2010; Zhang *et al.* 2012), 환율 예측에 활용되는 연구는 제한적이므로 본고는 실증분석을 통해 시장의 기대가 환율 예측에 얼마나 설명력이 있는가를 분석하고자 함.

## 2) 시장기대와 환율 예측

- 환율은 양국간의 관찰 가능한 거시변수로 대변되는 기초여건뿐만 아니라 시장심리 여건(market sentiments)에도 단기적으로 반응

- Order flow(Evans and Lyon 2002)를 비롯하여 모멘텀 전략(momentum strategy), 캐리트레이드(carry trade) 등 시장심리를 반영하는 변수들이 환율의 단기적인 움직임에 설명력이 있는 것으로 나타남(Burnside, Eichenbaum, and Rebelo 2011).

- UIP에서 환율에 대한 기대(expectation)가 환율에 리스크 프리미엄의 형태로 영향을 미치는데 환율에 대한 기대와 시장심리 사이의 식별(identification) 문제가 중요

● 이에 따라 본 연구는 시장심리지수(DSI: Daily Sentiment Index)<sup>1)</sup>와 블룸버그 외환전망을 활용하여 시장기대가 환율 예측에 미치는 영향을 분석

- 시장심리지수(DSI: Daily Sentiment Index)는 1987년부터 집계가 시작된 시장심리 지표로 선물시장에 참여하는 실제 투자자들(traders)의 단기 시장전망에 대한 의견을 일별로 산출
- 블룸버그 외환전망은 개별 예측기관<sup>2)</sup>의 환율 예측치를 종합한 것으로 각 통화의 상대적 영향력을 나타냄.

● 분석 결과 DSI와 블룸버그 외환전망 모두 EU의 단기 예측기간하에서 유의한 환율 예측능력을 보임.

- DSI 모형과 블룸버그 외환전망 모형에서 공통적으로 EU가 단기 예측기간하에서 유의한 환율 예측능력을 보임.
- 또한 블룸버그 외환전망(Y1) 모형에서는 EU와 더불어 캐나다도 유의한 환율 예측능력을 보임.
- 세부적 차이는 존재하지만 DSI 모형과 블룸버그 외환모형 모두 표본 전체를 대상으로 환율 예측능력을 평가한 실증 분석(GC 검정, RMSFER, CW 검정)과 동태적 분석(Fluctuation Test) 모두 EU에서의 유의한 환율 예측능력을 일관적으로 보임.

표 1. DSI 모형 블룸버그 외환전망 모형 비교: 표본 외 예측 결과

국가	DSI 모형	DSI 차분 모형	블룸버그 외환 전망(Q1)	블룸버그 외환 전망(Y1)	블룸버그 외환 전망(Q2)	블룸버그 외환 전망(Q3)	블룸버그 외환 전망(Q4)	블룸버그 외환 전망(Y2)
호주							0	
캐나다				0		0	0	
일본								
스위스								
영국								
EU	0*	0*	0*	0	0	0		0

주: 1) 0는 단기 예측기간(h=1)하에서 CW 검정이 유의함을 의미함.

2) \*는 단기 예측기간 (h=1)하에서 RMSFER이 1보다 작아 모형의 환율 예측능력이 확률보행보다 우수함을 의미함.

3) 빈 칸은 (1)과 (2)에 해당하지 않음을 의미함.

자료: 저자 작성.

1) DSI의 값은 소규모 트레이더들 중 시장에 대해 낙관적인 비중(%)을 나타내는데, 만약 지수 값이 90 이상이면 시장 참가자들은 미국달러 대비 외국화폐의 가격인 환율이 단기 고점을 향하고 있거나 이미 단기 고점을 달성한 것으로 판단.

2) 예를 들면 호주달러 외환전망은 Barclays, BNP Paribas, BMO Capital Markets 등 50여 개 기관의 예측치를 종합한다. 외환 전망 종합에는 Median, Mean, High, Low 등이 제공되며, 본고에서는 Median 자료를 활용.

### 3) 반대의견 전략을 활용한 환율 예측

#### ● 본고는 외환시장 딜러들이 사용하는 반대의견(contrarian opinion) 투자전략<sup>3)</sup>에 기초하여 환율 예측력을 검정

- 반대의견 이론에 기초하여 개발된 4개 변수(일일심리지수, 현물 환율과 최대 환율 간의 거리, 과거 환율의 수익률, 과거 환율의 변동성)를 사용하여 미래 환율을 예측<sup>4)</sup>
  - [일일심리지수] 선물시장 참여자들의 일일감정지수(daily sentiment indexes)를 환율 예측에 사용하여 시장 참가자들의 시장상황에 대한 심리가 환율 예측에 얼마나 설명력이 있는지를 분석
  - [현물 환율과 최대 환율 간의 거리] 일반적으로 환율은 상승(하락)하는 구간에서는 현재 현물 환율(current exchange rates)과 최대 환율(the maximum of exchange rates)과의 거리가 가까워(멀어)질수록 미래 환율은 상승(하락)하는 등 일정기간 상승과 하락을 반복하는 주기적 패턴(cyclical pattern)을 보이는데 이를 환율 예측에 이용
  - [과거 환율의 수익률] Fama and French(1988)에 따르면 주가의 과거 수익률이 미래 주가를 예측할 수 있는 것으로 나타나는데 이를 외환시장에 적용하여 환율의 과거 수익률을 활용하여 미래의 환율변동을 예측
  - [과거 환율의 변동성] 환율의 변동성(volatility)은 외환시장에 존재하는 위험수준을 측정할 수 있으며, 외환시장 위험이 환율에 체계적으로 반영되어 있다면 환율의 변동성이 미래 환율의 움직임을 예측하는 데 도움이 됨.

#### ● 분석 결과 4개의 변수 중 현물 환율과 최대 환율 간의 거리가 환율을 예측하는 능력이 가장 우수한 것으로 나타남.

- 표본 내 추정결과(부표 1 참고) 예측기간이 1주~5년인 경우 동 변수와 환율 수익률 간의 선형 관계가 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, 예측기간이 길수록 미래 환율의 변화율에 대한 설명력이 커지는 것으로 나타남.
- 표본 외 추정결과(부표 2 참고) 대부분의 예측기간에서 동 변수를 사용한 경제모형이 확률보행 모형(상수항이 없는)보다 실시간 환율 예측능력이 훨씬 더 우수한 것으로 나타남.
- 이와 같은 결과는 기존 선행연구의 결과와 차별되는 점인데, 특히 표본 외 추정결과는 Meese and Rogoff 퍼즐을 해결하기 위한 실마리를 제공한다는 기여점이 있음.
  - 이는 다른 예측기간, 추정방법, 표본 외 샘플의 크기, 평가방법 등을 사용하여 추정하여도 유사하게 나타남.

3) 시장의 의견이 한쪽으로 쏠리면 그 반대방향에 투자하여 수익을 내는 전략.

4) 예측기간(forecasting horizon): 1일, 1주일(5일), 1달(21일), 3달(63일), 6달(126일), 9달(189일), 1년(252일), 2년(252일\*2), 3년(252일\*3), 4년(252일\*4), 5년(252일\*5).

#### 4) 머신러닝을 활용한 환율 예측

- 최근 머신러닝 알고리즘의 개발이 활성화되고 분석에 이용 가능한 데이터의 양과 질이 개선됨에 따라 머신러닝 알고리즘을 도입하여 시장분석을 시도하는 많은 연구들이 수행되고 있음.
  - Weigend, Rumelhart, and Huberman(1991)과 Weigend(1992)는 독일마르크/미국달러(DEM/USD)의 환율 예측에 있어 인공신경망이 확률보행보다 설명력이 높은 것으로 나타남.
  - Panda and Narasimhan(2007)도 인도루피/미국달러(INR/USD)의 환율 예측에 대해 피드포워드 신경망, 선형 자기회귀 및 확률보행 모형의 성능을 비교한 결과 피드포워드 신경망 모형이 다른 모형들에 비해 뛰어난 설명력을 보이는 것으로 나타남.
- 이에 따라 본 연구에서는 기초여건을 나타내는 거시변수와 함께 시장심리를 나타내는 변수를 사용하고 머신러닝 분석방법론을 적용하여 환율을 예측
  - 머신러닝 모형의 설명력을 평가하기 위한 기본(baseline) 모형, 선형(linear) 모형, 완전연결(dense) 인공신경망 모형, 멀티스텝 완전연결 인공신경망 모형, 합성곱신경망 모형, LSTM 모형을 활용
- 다양한 종류의 머신러닝 모형을 활용하여 환율을 예측한 결과 이들 모형이 선형 모형보다 설명력이 더 높은 것으로 나타남.
  - 선형 모형이 오버피팅되는 경향이 있어 시장심리변수가 모형을 설명하는 주요 변수로서 역할을 하지 못하는 것으로 나타남.
  - 기계학습 모형 중 시계열 데이터 분석에 적합하다고 알려진 LSTM 모형보다 합성곱신경망이 더 높은 설명력을 보이는 것으로 나타남.
    - Selvin *et al.*(2017)에 따르면 시계열 자료에 특화된 LSTM 모형보다도 합성곱신경망이 전반적으로 예측성이 높은 것으로 나타남.

표 2. 통화별 환율 예측결과

(Val\_MAPE: 검증 데이터 Mean Average Percentage Error, Test\_MAPE: 테스트 데이터 Mean Average Percentage Error)

FX		기본 모형	선형 모형	완전연결 인공신경망 모형	멀티스텝 완전연결 인공신경망 모형	합성곱신경망 모형
CAD	Val_MAPE	565.266	197.424	142.166	112.077	110.574
	Test_MAPE	1088.636	850.726	126.514	201.978	141.041
EUR	Val_MAPE	408.907	266.598	160.231	175.969	127.291
	Test_MAPE	396.110	497.197	244.871	250.048	154.071
JPY	Val_MAPE	559.515	275.314	154.523	149.627	110.334
	Test_MAPE	527.928	203.090	183.962	123.499	121.843
CHF	Val_MAPE	630.534	366.113	132.984	131.770	124.648
	Test_MAPE	524.523	882.574	165.423	153.762	133.035
GBP	Val_MAPE	521.799	538.663	157.046	109.307	125.755
	Test_MAPE	255.224	572.123	116.273	101.657	103.395

- 이는 LSTM 모형이 시간 변화에 따른 변수의 변화를 반영하도록 이루어져 있으나 시장 데이터의 특성상 매 시점마다 오차를 가지고 있어 LSTM 모형이 오차와 시간 변화에 따른 변수의 변화를 구별하여 학습하지 못했기 때문임.

### 3. 정책 제언

- 본 연구는 전통적 환율 예측모형에 추가적으로 시장심리지수를 사용하여 시장의 기대가 환율 예측에 미치는 영향을 분석
  - 분석한 결과에 따르면 단기적으로 유로화에 대하여 예측력이 매우 뛰어난 것으로 나타난 데 반해 이외의 통화에서는 환율 예측력이 유의하지 않았음.
  - 다만 시장심리지수와 전통적인 환율 예측모형을 동일선상에서 비교하기 위하여 일별 자료인 시장심리지수를 월별 자료로 변환하였는데 변환 과정에서 정보 손실이 있었을 것으로 예상
- 또한 기존 외환투자자들이 사용하는 투자전략, 최근 부상하고 있는 기계학습 모형을 기반으로 환율 예측력을 높일 수 있는지 점검
  - 반대의견 이론에 기반한 선물시장 참가자의 시장심리지수, 현재 환율의 상대적 위치, 모멘텀 전략에 기반한 과거 환율 수익률 등을 포함하여 환율 예측력을 개선할 수 있는지 점검
  - 분석 결과 현재 환율의 상대적 위치를 활용한 모형의 경우, 초단기 1일을 제외한 일주일부터 5년 사이의 모든 환율 예측기간에 대해서 이 변수와 환율의 수익률 사이에 선형관계가 통계적으로 유의한 것으로 추정
  - 한편 본 연구에서는 여러 가지 기계학습 모형을 기반으로 환율 예측모형을 구성
  - 전반적으로 UIRP와 시장심리지수 자료를 활용한 기계학습 모형이 환율 예측에 있어서 상수항이 없는 확률보행 모형보다 더 나은 예측력을 나타낸다는 것을 확인하였으며, 향후 데이터를 확장하면 현재보다 예측력을 높일 수 있을 것으로 기대
  - 이러한 결과는 기존 연구와 차별화되며, Meese and Rogoff 퍼즐을 해결하기 위한 실마리를 제공한다는 측면에서 의의가 있음.
- 본 연구는 다양한 모형들의 환율 예측력을 점검하나 그 원인을 설명하는 데 한계
  - 예를 들어 전통적 환율모형 중 테일러 준칙 모형이 왜 환율 예측력이 높은지에 대한 실증적 해답을 구하기는 어려움.
  - 또한 신흥국의 경우 선물환 프리미엄 퍼즐(forward premium puzzle)이 나타나지 않는 것(Bansal and Dahlquist 2000)으로 알려져 있으며 이는 환율모형의 예측력과 관련이 있을 것으로 예상되지만, 이를 설명하기 위해서는 시장투자자, 시장구조 등을 반영한 이론모형에 대한 연구도 향후 필요할 것으로 보임. **KIEP**



## 부록

부표 1. 현물 환율과 최대 환율 간의 거리(표본 내 예측 추정결과)

	CHF	EUR	JPY	GBP	CAD	KOR	SWE
예측기간: 1일 (관측치: 6,886)							
$\alpha$	-8.213 (-1.616)	-9.793 (-1.683)	-10.864 (-1.873)	-8.196 (-1.596)	-4.472 (-1.657)	-24.920 (-1.212)	-11.086 (-1.992)
$\beta$	-0.144 (-1.386)	-0.263 (-1.738)	-0.336 (-2.000)	-0.273 (-1.827)	-0.172 (-1.558)	-0.443 (-1.405)	-0.322 (-2.153)
$R^2$	0.000	0.001	0.001	0.001	0.000	0.001	0.001
예측기간: 1주 (관측치: 6,882)							
$\alpha$	-8.267 (-1.972)	-9.840 (-2.013)	-10.845 (-2.216)	-8.330 (-1.951)	-4.395 (-2.004)	-23.976 (-2.187)	-10.593 (-2.301)
$\beta$	-0.146 (-1.687)	-0.264 (-2.080)	-0.334 (-2.419)	-0.278 (-2.217)	-0.171 (-1.895)	-0.427 (-2.626)	-0.309 (-2.522)
$R^2$	0.001	0.003	0.003	0.003	0.002	0.005	0.003
예측기간: 1개월 (관측치: 6,866)							
$\alpha$	-7.730 (-1.830)	-9.996 (-2.039)	-10.790 (-2.208)	-7.522 (-2.099)	-3.909 (-1.933)	-25.952 (-2.986)	-10.106 (-2.396)
$\beta$	-0.133 (-1.560)	-0.268 (-2.078)	-0.332 (-2.354)	-0.252 (-2.256)	-0.152 (-1.851)	-0.459 (-3.431)	-0.295 (-2.600)
$R^2$	0.005	0.011	0.014	0.010	0.006	0.022	0.012
예측기간: 6개월 (관측치: 6,761)							
$\alpha$	-6.242 (-1.786)	-10.296 (-2.198)	-11.428 (-2.433)	-7.512 (-1.841)	-4.087 (-1.956)	-28.544 (-3.366)	-11.063 (-2.255)
$\beta$	-0.102 (-1.532)	-0.279 (-2.217)	-0.356 (-2.404)	-0.255 (-1.800)	-0.157 (-1.813)	-0.503 (-3.062)	-0.326 (-2.281)
$R^2$	0.023	0.070	0.089	0.057	0.041	0.146	0.080
예측기간: 1년 (관측치: 6,635)							
$\alpha$	-5.709 (-1.519)	-9.971 (-2.170)	-10.215 (-2.669)	-5.920 (-1.595)	-3.771 (-1.806)	-27.058 (-3.157)	-10.695 (-2.283)
$\beta$	-0.096 (-1.454)	-0.277 (-2.521)	-0.323 (-2.510)	-0.218 (-1.637)	-0.147 (-1.824)	-0.480 (-2.878)	-0.320 (-2.608)
$R^2$	0.042	0.138	0.164	0.088	0.075	0.282	0.150
예측기간: 5년 (관측치: 5,627)							
$\alpha$	-5.150 (-2.772)	-8.351 (-6.975)	-7.199 (-3.476)	-2.940 (-1.517)	-4.620 (-2.482)	-13.652 (-12.690)	-8.890 (-8.456)
$\beta$	-0.091 (-4.413)	-0.230 (-7.031)	-0.220 (-5.468)	-0.219 (-3.664)	-0.170 (-3.300)	-0.243 (-17.089)	-0.258 (-6.973)
$R^2$	0.217	0.579	0.600	0.358	0.452	0.855	0.598

주: ( ) 안은 t-value.  
자료: 저자 계산.

**부표 2. 현물 환율과 최대 환율 간의 거리(표본 외 예측 추정결과)**

	CHF	EUR	JPY	GBP	CAD	KOR	SWE
예측기간: 1일							
RMSFE	1.000	1.000	0.999	1.001	1.000	0.999	1.000
DM p-value	0.475	0.159	0.009	0.797	0.076	0.023	0.531
CW p-value	0.383	0.100	0.003	0.557	0.056	0.010	0.270
예측기간: 1주							
RMSFE	0.999	0.998	0.996	1.002	0.998	0.997	0.999
DM p-value	0.089	0.066	0.001	0.690	0.008	0.007	0.406
CW p-value	0.052	0.034	0.000	0.384	0.005	0.003	0.168
예측기간: 1개월							
RMSFE	0.996	0.992	0.984	1.007	0.994	0.985	0.997
DM p-value	0.064	0.011	0.000	0.803	0.000	0.001	0.330
CW p-value	0.026	0.002	0.000	0.370	0.000	0.000	0.061
예측기간: 6개월							
RMSFE	0.980	0.943	0.890	1.074	0.966	0.903	0.981
DM p-value	0.004	0.000	0.000	0.999	0.000	0.000	0.152
CW p-value	0.000	0.000	0.000	0.370	0.000	0.000	0.000
예측기간: 1년							
RMSFE	0.949	0.873	0.796	1.122	0.945	0.834	0.948
DM p-value	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	0.023
CW p-value	0.000	0.000	0.000	0.548	0.000	0.000	0.000
예측기간: 5년							
RMSFE	1.017	0.641	0.447	0.937	0.621	0.370	0.700
DM p-value	0.762	0.000	0.000	0.008	0.000	0.000	0.000
CW p-value	0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

주: RMSFE가 1보다 작거나 DM, CW의 p-value가 10%(또는 5%)에서 유의한 항목은 음영 표시.

자료: 저자 계산.