

시계열 모형을 이용한 원/달러 환율 예측모형 비교연구

한정아¹, 안창호²

¹케이티하이텔, ²서경대학교

A Comparative Study on the Prediction Model of Won/Dollar Exchange Rate Using Time Series Model

Jeong Ah Han¹ and Chang Ho An²

¹kth Statistical Team

²SeoKyeong University

²Corresponding author: choan@skuniv.ac.kr

Received December 2, 2019; Accepted December 16, 2019

ABSTRACT

최근 DLS와 DLF 사태로 인해 DLS와 DLF의 기초자산인 환율에 대한 관심이 높아졌다. 특히 한국 경제 구조상 환율이라는 용어 자체에 대한 관심이 증폭되어 가고 있고, 환율의 상·하락 폭에 따른 리스크에 민감한 사회적 분위기로 인해 이에 대한 대처와 예측이 필요하다. 따라서 본 연구는 ECOS에서 제공된 비정상 시계열 자료인 2007년부터 2018년까지 총 144개월의 월별 대미 달러 원/달러 환율을 이용하여 2019년 환율 값을 예측해보고자 진행되었다. 추세가 없는 환율을 고려하여 비정상 시계열 데이터의 예측이 가능한 Box-Jenkins의 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) 모형을 이용하였다. 모형 선택을 위해 모형을 식별, 추정, 진단하여 최종 모형을 선택 후 예측 값을 제시하였다. 그리고 추정된 예측 모형의 예측 정확도를 비교하기 위하여 이중지수 평활법을 이용하였다. 이때, 이중지수 평활법의 가중치를 구하는 방법은 관련 통계량 값이 가장 적게 나온 가중치의 값을 적용하여 비교 분석하였다.

The recent DLS and DLF developments have raised interest in exchange rates, the underlying assets of DLS and DLF. In particular, interest in the term exchange rate itself is growing in the structure of the Korean economy. Due to the risk-sensitive social atmosphere caused by the rise and fall of the exchange rate, we need to deal with it and make predictions. Therefore, this study was conducted to predict the exchange rate for 2019 using the monthly Won/Dollar exchange rate for a total of 144 months from 2007 to 2018, which is non-stationary time series data provided by ECOS. Using the ARIMA model of Box-Jenkins, which can predict non-stationary time series data, considering the exchange rate without trend. To select the model, the model was identified, estimated, and diagnosed, and the final model was selected and the prediction was given. In addition, Quadratic exponential smoothing method was used to compare the predicted accuracy of the estimated predictive model. At this time, the method for obtaining the weight of the secondary index smoothing method was compared and analyzed by applying the weight value with the least relevant statistic value.

Keywords: DLS, DLF, Exchange rate, Non-stationary time series, ARIMA model of Box-Jenkins, Quadratic exponential smoothing method



1. 서론

1.1 우리나라 환율변화 추이

환율(Exchange rate)이란, 자국화폐와 외국화폐 간의 교환 비율을 의미하며, 국가 간 무역에 지대한 영향을 미치는 요소다^[1]. 최근 미*중 무역전쟁이 환율 전쟁으로 격화됐고, 한국 경제가 부진한 상황에서 분쟁으로 대중 무역의존도가 높은 한국이 특히 타격의 중심에 설 것이라는 불안 심리를 자극해 시장의 변동성을 높였다. 또한, 일본과의 무역갈등, 수출*투자 악화 등 악재가 겹치는 등 그로 인해 우리나라의 환율이 크게 변동될 수밖에 없었다. 2019 1,2 분기 환율의 일중*일간 변동성 지표를 보면 2분기 들어 크게 급등한 것으로 나타난다.

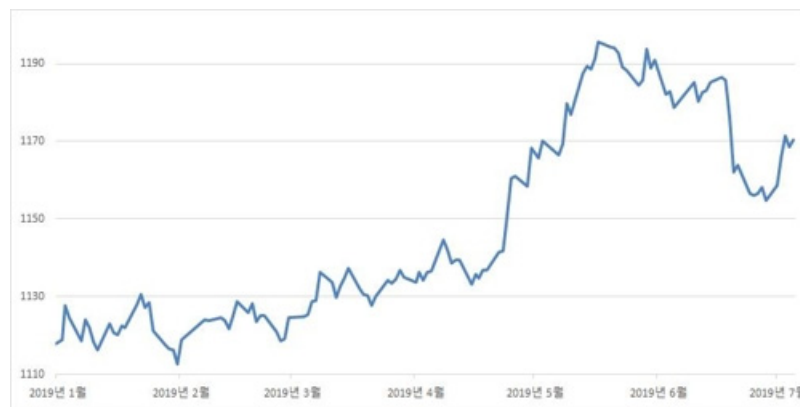


Fig. 1. Changes in the won/dollar exchange rate in 2019

1분기만 해도 환율은 달러당 1,110~1,130원대의 박스권 안에서 조용한 움직임을 보였지만, 2분기 중 최저점과 최고점이 약 62.6원으로 그 차이가 드러났다. 2019년 3분기엔 한국 대법원의 강제징용 배상판결에 일본이 반발해 반도체 핵심소재 수출제한을 보완하여 기업 경영에 부담을 가중했다. 그리고 대외 불확실성 요인들 중 미국의 자동차 관세 협상 등이 남아 있어 그로 인한 변동성이 낮아지기는 어려울 것으로 보았다.

1.2 환율 예측의 중요성

1973년부터 우리나라를 포함한 주요국가들이 고정환율제도가 아닌 변동환율제도를 채택하고 있다. 자유변동 환율제도란, 환율이 외환시장에서 외환의 공급과 수요에 의거하여 자율적으로 결정되도록 하는 환율제도를 말한다. 국제유동성 확보가 용이하고 거시경제정책의 자율적 수행이 용이하다는 장점이 있지만, 확실성과 예측성이 고정환율제도에 비해 현저히 떨어진다는 단점이 있다. 예상치 못한 환율의 급변동은 각국의 중요 통화를 불안정하게 할 뿐만 아니라 본국의 거시경제정책과 국제금융거래 및 국제자본시장에서의 자본의 흐름에도 거대한 영향을 미친다. 환율에 영향을 미치는 요인은 대외거래, 경제성장, 통화량, 물가 등 경제적 요인과 사회*정치적 요인 등 다양한 요인들이 있다. 한국은 내수경제의 의존도 보다는 대외 의존도가 80% 이상인 수출 주도형 경제다. 그렇기에 한국 경제구조는 환율이라는 개념에 매우 민감하게 반응할 수밖에 없다. 또한, 환율은 채권, 부동산, 주식 등 실물 및 금융 자산에 많은 영향을 미치기 때문에 우리나라처럼 이 같은 자산에 돈이 몰려 있는 구조를 가지는 나라는 환율의 상*하락 폭에 따른 리스크에 항상 주의를 기울여야 한다. 따라서 각국의 경제정책 관련자들과 기업의 재무담당자들은 보다 세밀한 환율예측을 위해 유념하게 되었는데, 우리나라의 경제 구조상 환율예측의 정확성과 필요성은 더욱 절실하게 되었다.

2. 관련연구

2.1 선행연구

본 연구에 앞서 선행연구로서 시계열 모형을 이용한 환율 예측 관련 연구는 다음과 같다. 서종덕(2016)은 데이터 마이닝 기법의 한 종류인 Random Forest 모형과 금융시장 시계열 자료의 변수들을 예측할 수 있는 GARCH모형을 이용하여 환율에 대해 예측을 하였다. 그 결과 기계학습모형과 계량경제 모형이 결합된 혼합모형의 예측력이 향상된 것으로 나타났다^[2]. 김창범(2013)은 변동성 모형인 FIGARCH, EGARCH모형 등을 이용해 환율 변동성을 추정하고 예측할 수 있는 모형을 설정하였다^[3]. 정동빈(2005)은 1990년부터 2006년까지 대략 15년에 걸친 환율 시계열 자료를 이용하여 개입모형과 지수평활법을 이용하여 탐색 예측하였다^[4]. 이상래(2005)는 단순랜덤 walk모형과 신경망모형, ARIMA모형을 이용하여 비교 분석하였고, 변동환율제 구간에서는 ARIMA모형이 우수한 예측성과를 나타낸다 증명하였다^[5]. 오문석, 이상근(2000)은 원/달러 환율 시계열 데이터를 ARIMA모형, 자산시장접근모형과 Random walk모형을 적합하여 비교 예측을 하였다. 그 결과, 단기예측 부분에서 Random walk모형이 환율의 예측이 가장 정확한 것을 증명하였다^[6].

2.2 방법론

환율예측은 현재 사용 가능한 정보를 이용하여 미래의 환율에 대해 가장 합당한 추정치를 선택하는 작업이다. 환율예측은 예측방법에 따라 크게 구조적 분석(Structural Analysis)과 기술적 분석인 시계열분석(Times Series Analysis)으로 나눌 수 있는데, 본 연구에서는 시계열분석 기법 모형 중 ARIMA모형을 사용하였다. ARIMA를 통한 예측값의 정확도를 측정하기 위해 Brown의 이중지수 평활법(Quadratic Exponential Smoothing Method)을 사용하여 도출된 예측값과 비교하였다.

분석에 앞서 시계열모형에 대해 간략히 설명하고자 한다. 시계열 모형에는 AR, MA, ARMA, ARIMA가 있다. 우선, AR 모형은 평균회귀 모형(Auto Regressive Model)으로 p시점 전의 자료가 현재 자료에 영향을 준다는 개념의 자기상관성을 시계열 모형으로 구성한 것이다. 두 번째 MA모형은 이동평균 모형(Moving Average Model)으로 현재 시계열 데이터가 과거의 잔차들의 가중 평균으로 구성된다는 모형이다. 세 번째 ARMA 모형(Auto-regressive Moving Average)은 AR모형과 MA모형이 혼합된, 현재 시계열 데이터는 과거 시계열 데이터들과 과거 잔차들의 조합으로 설명된다는 모형이다. 앞서 설명한 AR, MA, ARMA 모형은 평균 회귀 특성이 있으므로 정상성을 갖는 시계열 분석에 적합하다. 마지막으로 Box-Jenkins에 의해 개발된 ARIMA 모형(Autoregressive Integrated Moving Average)은 과거의 관측 값과 오차를 사용해서 현재의 시계열 값을 설명하는 ARMA 모델을 일반화한 것이다. ARMA 모형이 정상 시계열에만 적용 가능함에 비해, ARIMA모형은 비정상 시계열의 특징을 보여도 적용이 가능하다. 과정은 비정상 $Z_1 \dots Z_t$ 를 d 차 차분을 통해 추세를 제거함으로써 시점에 대해 평균을 정상화하여 $W_t = \nabla^d Z_t$ 를 얻었을 때, 다음과 같은 기본식이 추출된다^[1].

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (1)$$

$$\phi_p(L)(1-L)^d Z_t = \delta + \theta_q(L)\varepsilon_t \quad (2)$$

2.3 분석 과정

환율 예측에 대한 관심이 꾸준함에 따라 환율 예측에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 따라서 본 연구에서는 시계열 자료 분석 기법으로 널리 사용되는 ARIMA 모형과 Brown의 이중지수 평활법을 적용하였다. 환율 예측에 사용한 자료는 최근 12년

(2007년 1월부터 2018년 12월까지) 한국은행에서 고시하는 월별 원/달러 환율의 평균가 자료로, 이를 분석한 후 적합한 통계적 예측모형을 찾아 관측값과 예측값을 검증하였다. 우선 자료의 정상화를 위해 차분을 적용시킨 후, 모형의 식별(Identification)과 추정(Estimation), 진단(Diagnostic), 예측(Forecasting)의 과정을 통해 결과를 도출하였다. 본 연구 자료를 시각화하여 확인한 결과 아래와 같이 나타났다.

Fig. 2에서 보면 특정한 추세는 보이지 않는다. 추가로 정상성을 확인하기 위해 포트맨투우 검정을 확인해보면, p값이 모두 0.05보다 작으므로 귀무가설(H_0 = 자기상관이 존재하지 않음)을 기각하여 자기상관이 존재한다고 볼 수 있다. 아래 Fig. 3와 같이 ACF를 보면 감소하는 것을 볼 수 있다.

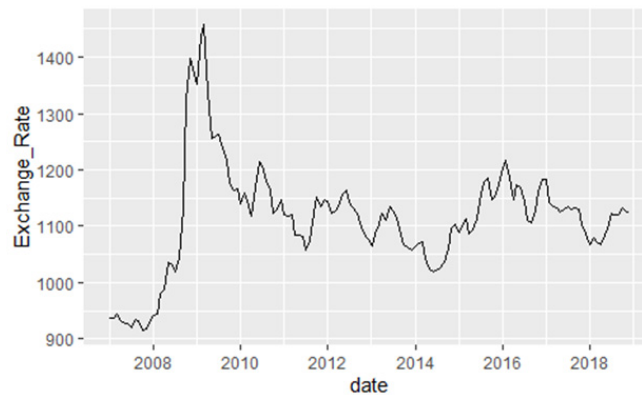


Fig. 2. The fluctuation of exchange rate

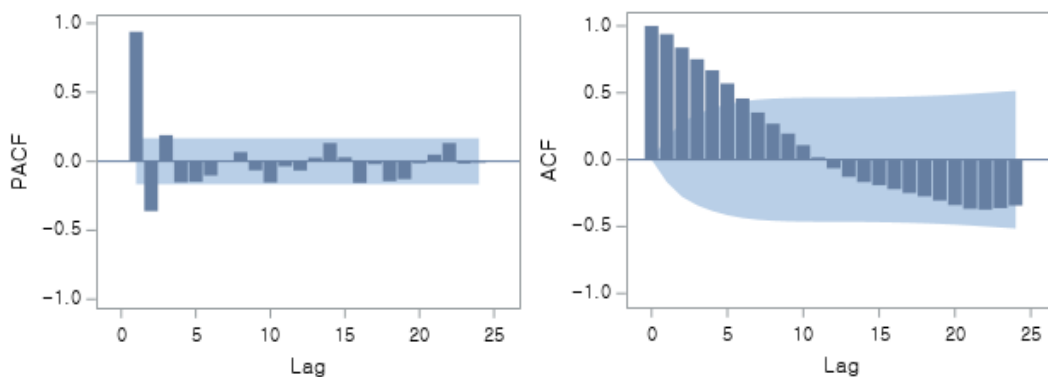


Fig. 3. ACF (Autocorrelation Function)

추가로 단위근 검정 중 ADF (Augmented Dickey-Fuller) 검정도 실시하였다. ADF 검정은 주어진 시계열 자료에 대하여 임의 행로(Random walk)과정에서 표류경향(Drift)이 없을 경우와 있을 경우, 그리고 확률적(Stochastic) 추세와 확정적(Deterministic) 추세가 모두 존재할 경우에 대해 검정을 수행하게 된다. ADF 모형의 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

- 절편이 없는 모형: $\phi_0 = 0$ 인 경우 즉 $Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \epsilon_t$
- 절편이 있는 모형: $Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \epsilon_t$
- 절편과 시간적 추세가 있는 모형: $Z_t = \phi_0 + \beta t + \phi_1 Z_{t-1} + \epsilon_t$

하나의 모형이 정상적임을 만족시키지 않으면, 해당 시계열 자료는 불안정적인 것이므로 차분 등 다양한 과정을 통해 자료를 정상적으로 변환시킨 후 예측기법을 적용시킨다⁷⁾. 여기서 AR 모형의 차수는 디폴트 값인 $p=3$ 차 까지 수행하여 나타난 결과 아래 표와 같이 나타난다.

Table 1. ADF Test

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Tests					
Type	Lags	Rho	Pr < Rho	Tau	Pr < Tau
Zero Mean	0	0.1003	0.7048	0.31	0.7731
	1	0.0288	0.6882	0.06	0.7001
	2	0.0886	0.7021	0.25	0.7583
Single Mean	0	-8.7591	0.1747	-2.36	0.1562
	1	-19.5535	0.0107	-3.29	0.0173
	2	-11.2776	0.0930	-2.54	0.1088
Trend	0	-8.5108	0.5330	-2.26	0.4507
	1	-19.3936	0.0684	-3.24	0.0817
	2	-10.9856	0.3580	-2.46	0.3454

그 결과 Tau통계량 및 유의확률 $Pr < Tau$ 에 나타나 있다. 그리고 절편이 없는 모형(Zero Mean), 절편이 있는 모형(Single Mean), 절편과 시간적 추세가 있는 모형(Trend) 중 어떤 모형을 고려하더라도 유의확률은 유의수준 0.05보다 크므로 귀무가설 ($H_0 : \delta = 0$, 단위근이 있다)를 기각할 수 없어 단위근이 존재함을 증명하므로 이 데이터는 비정상 시계열로 판단하였다. 데이터 정상화를 위해 log변환과 1차 차분을 실시한 결과 아래 그림과 같이 정상 시계열 모형을 얻게 되었다. 검증결과 ACF는 지수적으로 감소하였고, 단위근 검정인 ADF 검정 또한 모든 모형에서 ($p < 0.05$)로 귀무가설($H_0 : \delta = 0$, 단위근이 있다)를 기각하므로 단위근이 존재하여 안정성을 확인하였다⁸⁾.

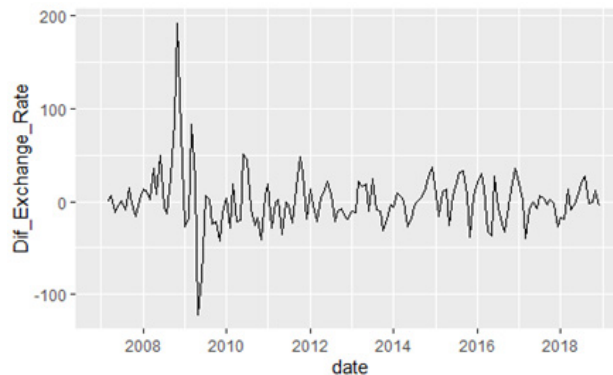


Fig. 4. Normalized Exchange Rate Change Trends

환율의 경우 추세를 지니고 있어 전 단계와 같이 차분을 통해 정상화를 시켜준 데이터로 ARIMA 모형에 대한 식별을 위해 자기상관계수(ACF: Autocorrelation Function)와 편자기상관계수(PACF: Partial Autocorrelation Function)를 나타냈다. 그 결과 아래 그림과 같이 나타났으며 PACF는 시차 $k = 3$ 이후 급속하게 감소하며 절단 형태를 띠고, ACF에서는 시차 $k = 1$ 이후 급속하

계 감소하면서 절단 형태를 띤다.

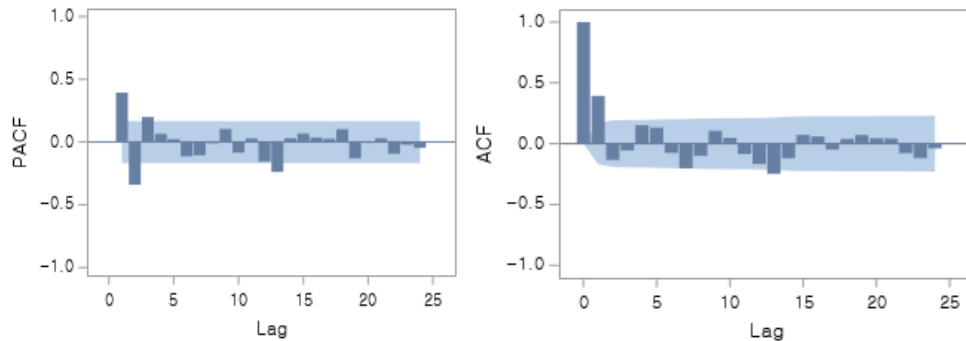


Fig. 5. Partial Autocorrelation Function & Autocorrelation Function

위에서 나온 모형 식별 단계에서 $p = 3$, $q = 1$ 의 결과로 모형을 선택하기 위해 다음과 같이 AIC (Akaike Information Criterion), SBC (Bayesian Information Criterion)의 통계량으로 판단할 수 있다. AIC와 SBC의 추정식은 다음과 같다⁹⁾.

$$AIC = -2 \times \ln(\text{likelihood}) + 2 \times k \quad (3)$$

$$SBC = -2 \times \ln(\text{likelihood}) + \ln(N) \times k \quad (4)$$

Table 2. AIC, SBC Value Comparison

모형	AIC	SBC
ARIMA (3,1,0)	1,333.374	1,342.241
ARIMA (2,1,0)	1,337.284	1,343.196
ARIMA (1,1,0)	1,352.749	1,355.704
ARIMA (3,1,1)	1,334.854	1,346.677

Table 2에서 나타난 결과 통계량 값이 더 작은 ARIMA (3,1,0) 모형으로 최종모형으로 선택한다. 위에서 결정한 모형인 ARIMA (3,1,0)으로 잔차에 대한 포트맨토우 Q 검정의 결과 아래 표를 살펴보면 $p_0 > 0.05$ 를 모두 만족하므로 귀무가설(H_0 = 자기상관이 존재하지 않음)을 기각하지 못하므로 유의한 모형이라고 볼 수 있다¹⁰⁾.

Table 3. Portment Q Test for Residuals

Autocorrelation Check of Residuals			
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq
6	0.91	3	0.8227
12	9.11	9	0.4271
18	21.93	15	0.1097
24	26.59	21	0.1850

이제 추정된 모형의 잔차가 백색잡음을 따르는지 확인하기 위해 잔차 분석을 사용하였다. 아래 그림과 같이 잔차의 자기상관 함수(ACF)와 편자기상관함수(PACF)를 이용하여 판단하였다.

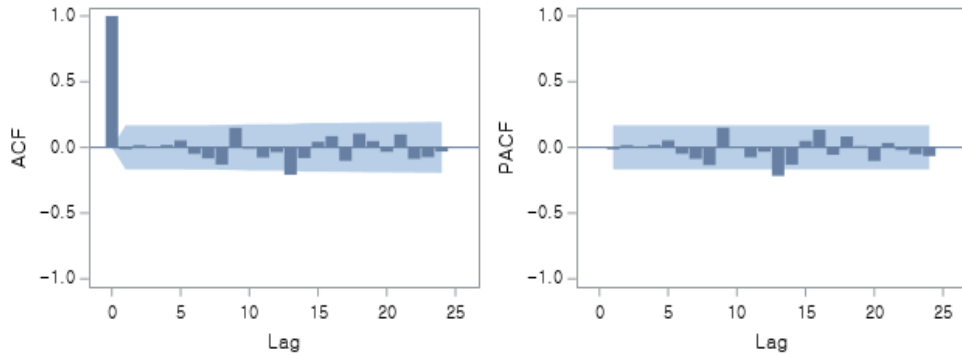


Fig. 6. Partial Autocorrelation Function & Autocorrelation Function for Residuals

그 결과 모든 시차에서 신뢰구간 내에 존재하는 형태를 보이므로 추정된 모형이 유의한 것을 알 수 있다^[11]. 따라서 ARIMA (3,1,0) 모형을 예측모형으로 활용하는데 통계적으로 문제가 없으므로 판단하여 최종 모형으로 설정하였다. 마지막 예측모형의 절편을 확인해보면 상수항인 μ 값은 0.05보다 크므로 자기상관이 존재하는 값이므로 상수항 제거 후 유의한 변수만 설정하니 아래 표와 같이 p 값이 모두 0.05보다 작으므로 귀무가설을 기각하므로 유의한 모형으로 판단되었다.

Table 4. Coefficients and p-values of the application model

Conditional Least Squares Estimation					
Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr > t	Lag
AR1,1	0.59777	0.08312	7.19	<.0001	1
AR1,2	-0.44762	0.08975	-4.99	<.0001	2
AR1,3	0.20217	0.08317	2.43	0.0163	3

위의 결과에 따라 아래 식을 유도할 수 있다.

$$Z_t = 0.59777Z_{t-1} - 0.44762Z_{t-2} + 0.20217Z_{t-3} + a_t \quad (5)$$

2.4 예측값 정확도 검증

본 연구에선 2007~2018년간 월별 대미 달러 원/달러 환율 자료를 바탕으로 ARIMA 예측 모형을 이용하여 2019년 월별 예측값을 추정하였다.

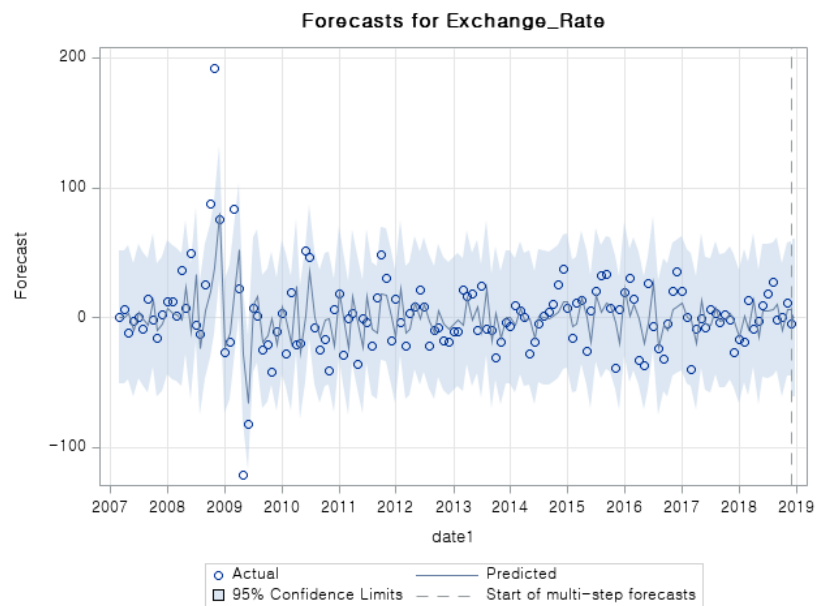


Fig. 7. ARIMA(3,1,0) model graph forecast

Table 5. ARIMA (3,1,0) model predicted

Forecasts for variable Exchange Rate			
Obs	Forecast	95% Confidence Limits	
2019/01	-8.1358	-59.4780	43.2065
2019/02	-0.3240	-60.1401	59.4921
2019/03	2.4534	-57.5421	62.4489
2019/04	-0.0332	-60.3409	60.2746
2019/05	-1.1835	-61.6677	59.3006
2019/06	-0.1966	-60.8529	60.4596
2019/07	0.4055	-60.2534	61.0645
2019/08	0.0912	-60.5852	60.7676
2019/09	-0.1668	-60.8440	60.5104
2019/10	-0.0585	-60.7400	60.6230
2019/11	0.0581	-60.6234	60.7396
2019/12	0.0272	-60.6548	60.7093

추가로 결과를 비교 및 평가하기 위해 환율 자료의 변동을 계절변동으로 보지 않고 단순한 불규칙 변동으로 추세만이 존재한다고 간주하고 이중지수 평활법을 이용해 검증하였다. 관측값과 예측값을 나타낸 시각화를 아래 Fig. 7과 같이 볼 수 있다. 가중치는 일반적으로 가장 많이 사용하는 범위인 0.05~0.3 사이에서 오차제곱평균(MSE), 절대평균오차비율(MAPE), 평균절대오차(MAE)의 값이 가장 낮게 나온 0.3으로 설정하여 분석하였다.

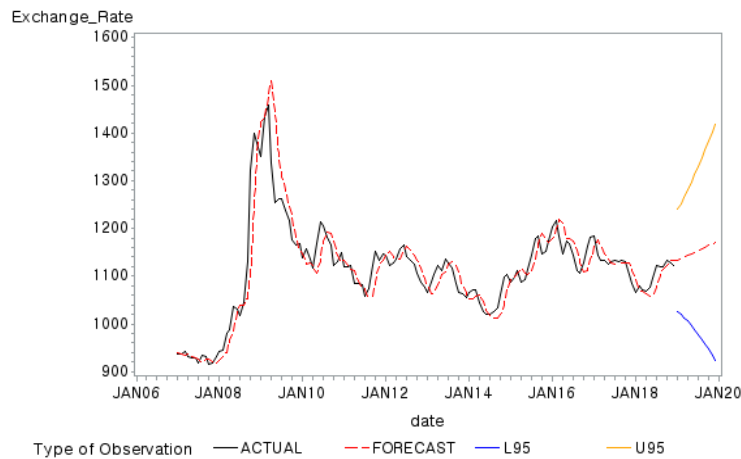


Fig. 8. Observations and Prediction by Quadratic exponential smoothing method

Table 6. Predicted by Quadratic exponential smoothing method

날짜	예측값
2019/01	1,132.39
2019/02	1,135.98
2019/03	1,139.56
2019/04	1,143.14
2019/05	1,146.72
2019/06	1,150.30
2019/07	1,153.88
2019/08	1,157.46
2019/09	1,161.04
2019/10	1,164.62
2019/11	1,168.20
2019/12	1,171.78

이중지수 평활법에 의한 관측값과 예측값의 척도 중 RMSE, MAPE의 값을 나타내면 각각 41.59와 2.25%로 나타났다.

3. 결 론

본 연구에서는 12년간(2007~18년) 월별 (시가)의 평균 원/달러 환율 데이터를 ARIMA 모형과 이중지수 평활법에 적용하여 예측 및 비교하였다. 데이터에 맞는 모형을 선택하기 위해 모형을 식별, 추정, 진단하여 ARIMA 최종 모형을 선택하였다. 단위근 검정을 통해 정상성 여부를 판단 후, 비정상 시계열을 정상화 시키기 위해 차분화를 하였다. 그 결과, ARIMA (3,1,0)모형이 타모형보다 AIC, SBC 통계량이 가장 작고, Autocorrelation Check of Residuals과 White Noise에서 p값이 0.05보다 작아 정상시계열을 따름을 밝혔다. 해당 모형이 정상성과, 변동성을 잘 반영하였다고 판단해 최종 예측모형으로 설정하였다. 덧붙여, 이중지수 평활법을 이용해 MSE, MAPE, MAE의 값을 비교해 ARIMA모형을 이용한 예측값이 유의하다는 것을 검증하였다. 그 결과, ARIMA (3,1,0) 모형과 이중지수 평활법 모두 환율은 증가할 것으로 나타났다. 원/달러 환율시장에 영향을 미치는 요인은 계속 변화하고

있다. 실제로 2008년 금융위기로 인한 환율 급등은 데이터에 큰 영향을 미쳤으며, 최근 DLS DLF 사태나 미·중 무역분쟁 등으로 인해 17년 1월 이후 서울 외환시장 원/달러 환율은 2년 4개월 만에 최고치를 기록하며 환율이 예상치 못하게 급변하는 변수가 발생하였다. 본 연구에서 적용한 ARIMA 모형은 과거 관측 값과 오차 항만으로 적합한 모형을 도출할 수 있고 활용에 있어 매우 간편하다는 장점을 갖고 있다. 향후 다양한 변수를 적극 반영 할 수 있는 통계적 모형의 연구가 더욱 발전하기를 바란다.

References

1. Bomi Kim, Jeahee Kim “Time Series Models for Daily Exchange Rate Data”, 응용통계연구, 제26권 제1호, pp. 1-14, 2013.
2. 서종덕 “데이터 마이닝 기법을 이용한 환율예측 - GARCH와 결합된 랜덤 포레스트 모형”, 산업경제연구, 제29권 제5호, pp. 1607-1628, 2016.
3. 김창범 “환율변동성의 예측과 장기기억”, 산업경제연구, 제26권 제1호, pp. 49-66, 2013.
4. 정동빈 “시계열분석방법을 사용한 환율동향의 탐색 및 예측”, 경영교육저널, 제6권, pp. 143-151, 2005.
5. 이상래 “환율예측모형의 비교연구”, 한국과학기술원, 2005.
6. 오문석, 이상근 “환율결정모형의 원/달러 환율 예측력 비교, 경영학연구, 제 29권 제4호, pp. 711-722, 2000.
7. 민경창, 하현구 “SARIMA 모형을 이용한 우리나라 항만 컨테이너 물동량 예측”, 대한교통학회지, 제32권 제6호, pp. 600-614, 2014.
8. 안창호, “SAS/ETS를 이용한 전산금융분석“, 도서출판 탐진, 2014.
9. Akaike, H, “Information theory and an extension of the maximum likelihood principle”, Proceedings of the 2nd International Symposium Information theory, pp. 267-281, Akademiai Kiado, Budapest, 1973.
10. Liung, W. K. and Box, G. E. P, “On a measure of lack of fit in time series model”, Biometrika, pp. 297-303, 1978.
11. 손은호, 박덕병 “계절 아리마 모형을 이용한 관광객 예측”, 농촌지도와 개발, 제19권 제2호, pp. 301-320, 2012.