

# SARIMA와 ARDL모형을 활용한 COVID-19 구간별 원/달러 환율 예측

오인정  
연세대학교 산업공학과  
(eunice.oh@yonsei.ac.kr)

김우주  
연세대학교 산업공학과  
(wkim@yonsei.ac.kr)

2020년 코로나19 발발 이후 한국 경제를 포함한 국제 시장 환경은 급속하게 변하고 있고 한국 금융시장의 중요 경제 지표인 원/달러 환율도 요동치고 있다. 대외 의존도가 높은 한국 경제에서 환율에 대한 이해는 항상 중요한 연구 과제였고, 특히 코로나 확산이 환율에 미치는 연구는 시기적으로 많은 경제 학자들의 관심사이기도 하다. 따라서 본 연구는 코로나19 발발 이후 환율과 경제 지표의 관계를 분석하고 환율 예측을 위한 단변량·다변량 예측 모형을 구축하여 모형의 예측 성능을 비교·검증을 하였다. 코로나 전후 기간을 세 기간으로 나눠서 기간 1은 코로나 발발전과 초기, 기간 2는 코로나 대확산, 기간 3을 코로나 안정기로 나누고 기간 1의 환율 데이터를 학습한 SARIMA 모형과 같은 기간의 경제 변수와 환율 데이터를 학습한 ARDL 모형의 예측 성능을 비교하였다. 기간별 RMSE기준으로 SARIMA 모형은 기간 2에서 예측 성능이 뛰어나고 ARDL 모형은 기간 3에서 예측 성능이 가장 우수한 것으로 나타났다. 연구 결론은 환율과 경제 변수의 통상적인 관계가 나타나는 기간 3에서는 변수 관계를 반영하는 ARDL 모형이 좀 더 예측 성능이 좋은 모델이고 기존의 전형적인 환율과 경제 변수의 패턴에서 벗어난 과도기 시기인 기간 2에는 과거 환율 추이만 반영하는 SARIMA 모형이 좀 더 우수한 예측 성능을 보여주는 모델로 검증되었다.

**주제어** : 원달러 환율 예측, SARIMA, ARDL, 코로나19

논문접수일 : 2022년 11월 10일    논문수정일 : 2022년 11월 25일    게재확정일 : 2022년 11월 28일  
원고유형 : Fast Track                      교신저자 : 김우주

## I. 서론

2020년 초반부터 코로나 19 팬데믹 글로벌 확산으로 인해 국제 시장을 비롯한 한국 경제의 시장 환경은 급속하게 변화하고 있다. 2021년 경제 성장률은 4.1%였으나 2022년에는 2.6%의 성장률이 예측되고 2023년에는 우크라이나와 러시아 전쟁으로 인한 수출 경기가 위축되면서 경제 성장률은 2.1%로 둔화될 전망이다<sup>1)</sup>. 인플레이션 대응을 위한 미연방정부(US Federal Reserve)의 지

속적인 금리 인상이 장기화될 경우 한국 중앙은행은 긴축 정책을 유지할 것이고 그로 인해 한국 경제의 여건은 어려워질 전망이다. 한국 시장은 일본 중국 등 근접 국가에 비해 대외 무역 의존도가 높아 금융시장도 대외 환경에 따라 변동성이 심하다. 따라서 금융 시장의 주요 지표인 원/달러 환율 추이는 한국 경제를 진단하고 예측하기 위한 매우 중요한 지표이다.

환율은 2021년 1,100원대 박스권에서 머물다가 2022년 1월부터 1,200원을 돌파하여 9월 22일

1) 한국은행 2022년 8월 경제전망보고서

기준 1,400원, 10월은 1,400원대를 유지하고 있다. 환율의 1,400원대 진입은 2009년 글로벌 금융 위기 이후 13년 만에 처음이다. 한국의 원/달러화 초강세 현상은 미국 물가 불안과 연준의 긴축 정책으로 인한 글로벌 달러 강세, 유럽 에너지 대란 우려, 원화 가치 하락세 속에 주식 시장의 외국인 자금 유출 등으로 기인한다. 주요 IB (Investment Bank)의 23년 원/달러 환율 전망을 살펴보면 대부분의 기관은 지속적인 달러화 강세(원/달러 환율 상승)를 예상하고 일부 기관들은 글로벌 경제가 바닥을 친 후 내년에는 원화 강세(원/달러 환율 하락)로 반등할 것이라고 예상한다. 달러 강세 요인의 근거는 지속적인 미국의 고금리, 전쟁으로 인한 세계 경제 부진 등으로 23년에도 달러 강세가 지속된다는 예측이다. 원화 강세 요인의 근거는 23년 하반기 미국 연준이 금리를 기존의 1% 미만대로 낮추고 글로벌 경기가 정상으로 회복될 것이라는 기대감에 기인한다. 기관별로 살펴보면 JP모건은 2023년에도 글로벌 경기 둔화가 지속되고 고물가의 압박으로 소비자 심리가 위축되면서 달러화 강세는 지속될 것이라고 예측하여 2023년 환율 전망은 23년 상반기는 1,400원 하반기는 1,420원으로 예측하였다. 골드먼 삭스와 BOA (Bank of America)는 미 연준이 4.5% 수준까지 금리를 인상하다가 2023년 Q3부터는 금리를 인하할 것으로 예상하여 원/달러 환율이 소폭의 하락을 예상하였다. Citi가 가장 낙관론을 주장하였는데 2023년부터는 물가 상승률에 대한 불안감이 해소되고 미연준의 금리 인상으로 인해 달러 강세 영향력이 상쇄되면서 1,200원대 원/달러 환율을 회복할 것이라고 전망하였다. Citi의 전망치는 2023년 상반기는 1,319원 하반기는 1,255원이다.

환율 예측 관련 선행연구를 살펴보면 예측 모형

과 데이터를 활용하여 미시적 또는 거시적 경제 관점에서 환율 예측을 시도한 연구는 오래전부터 존재하였다. 박범조 (1996)는 RNN (Recurrent Neural Network) 계열인 엘만신경망을 수정하여 비선형 패턴을 나타내는 환율 예측 모형을 구축하였고 수정된 모형은 기존의 ARMA 모형보다 우수한 결과를 나타낸다고 주장하였다. 이렇듯 과거부터 환율 예측에 관련된 연구는 많이 시도되었지만 코로나19 팬데믹 이후 환율 예측을 시도한 연구는 아직 미미하다. 따라서 본 저자는 코로나19 시기에 환율 예측 연구는 시기적으로 중요한 연구라 판단하여 전통적인 계량 경제 모델인 시계열 모델(ARIMA, Autoregressive Integrated Moving Average)을 활용하여 코로나 시기에 환율을 예측하였다. 더불어 환율에 영향을 미치는 거시경제지표와 그의 시차의 관계를 분석하여 환율을 예측하는 자기회기시차 (ARDL, Autoregressive Distributed Lag) 모형을 활용해서 환율 예측을 실행하였다. 최종 분석 결과는 코로나 전 시기의 데이터로 학습한 예측모형으로 코로나 시기인 2022년 환율 예측을 비교·분석한 결과이다. 본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 II장에서는 환율 예측과 관련된 선행연구를 검토하고 제 III장에서는 연구 방법론에 대해서 설명하였다. 제 IV장에서는 연구 단계별 분석 결과를 제시하고 마지막으로 제 V장에서는 결론 그리고 연구 한계에 대해 제시하였다.

## II. 선행연구

환율예측의 선행연구는 예측 모델링의 성능에 집중한 연구와 환율에 미치는 경제요소와 환율의 관계에 집중한 연구로 나뉘고 그 목적에 따라

연구 방법론이 상이해진다. 따라서 예측 모델링의 성능 향상에 초점을 맞춘 연구 모형은 전통적인 계량경제모형에서 머신러닝/딥러닝 모형으로 옮겨가는 추세를 보인다. 예측 모형 기반 논문의 주제는 환율 예측 성능을 향상시키는 알고리즘 개발에 초점이 맞춰 있다. 대부분의 논문은 여러 예측 알고리즘을 테스트하여 예측 결과를 비교하고 특정 알고리즘의 향상된 예측 성능을 입증하는 것으로 마무리를 짓는다. 그에 따라 예측 모델링의 성능 향상이 주요 연구 목적인 논문은 미래 환율의 예측의 추이를 보여주지만 그 추이를 설명하는 근거가 부족한 경우가 많다. 이러한 이유로 환율을 단일 변량으로 활용하여 예측하는 방법 외에 환율에 영향을 미치는 요인을 고려하여 환율을 예측하는 다변량 예측 방법을 시도한 연구도 다수 존재하였다. 단변량과 다변량 방법론의 효용성에 대해서는 학자들 사이에서 의견이 분분하다. 신택수와 한인구 (1999)는 이미 기존의 시계열 분석에 RNN 모형을 결합한 앙상블 예측 모형을 구축하여 일기준 원/달러 환율을 예측하였다. 기존의 AR, MA 그리고 ARMA 모델을 필터로 사용하여 RNN을 예측 모델에 결합한 모형 1과 시계열 빈도를 반영한 RNN 모형 2를 구축하여 환율 예측 성능을 비교하였다. 연구 결론은 시계열 빈도를 반영한 RNN 모형의 예측 성능이 더 우수한 것으로 나타났다. Iwok and Okpe (2016)는 환율과 같은 대표적인 거시 경제 지표인 GDP를 예측 주제로 대표적인 단변량 모형인 Time Series Model과 다변량 모형인 Multivariate Model을 사용한 결과 시계열 모형이 예측력이 우수하다고 주장하였다. 저자는 여러 변수의 영향을 받는 환율, GDP, 실업률 등 거시 경제 지표 예측은 경제 변수 기반 다변량 예측보다는 과거 해당 지수 추이만 활용하여 예측하

는 단변량 예측이 더 효과적임을 주장하였다.

서종덕 (2016)은 데이터 마이닝 기법 중 랜덤 포레스트(RF, Random Forest) 모형에 금융 시계열 데이터 분석 모형인 GARCH 모형을 결합한 RF-GARCH 모형과 기존 계량경제모형인 자동회기모형 (AR, Auto Regressive)의 예측 결과를 비교하였다. AR은 대표적인 단변량 예측 방법론이고 RF 모형은 환율에 영향을 미치는 반응 변수를 활용하는 다변량 예측 방법론이다. 예측 결과는 AR 모형과 RF 모형보다는 RF-GARCH 모형의 예측력이 더 우수한 것으로 나타났고 미국 달러 지수와 코스피 지수가 환율 변화에 영향을 주는 중요 변수로 나타났다. 시계열 또는 머신러닝 모형을 활용하여 단변량 환율 예측을 시도한 국내 연구로는 한정아와 안창호 (2019), 노재확 (2021), 이재득 (2021) 등이 있다. 한정아와 안창호 (2019)는 환율을 정형 트렌드가 존재하지 않는 시계열 데이터로 정의하고 트렌드가 없는 시계열 데이터를 분석을 위해 ARIMA 모형을 사용하여 환율 예측하였다. 시계열 모형은 AR, MA, ARMA, ARIMA 등 여러 모형이 존재하는데 그 중 과거의 관측값과 오차를 활용하여 비정상적인 추이도 설명 가능한 ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)를 예측 모형으로 사용하였다. 분석 데이터는 2007년부터 2018년까지 월별 원/달러 환율을 사용하여 2019년 환율을 예측하였다. 저자는 AIC(Akaike Information Criterion)과 SBC (Bayesian Information Criterion)의 통계량 검증을 바탕으로 ARIMA(3,1,0)을 최종 예측 모형 선택하였다. 이 예측 모형으로 2019년 환율을 예측하였고 예측 결과는 이중지수평활법을 이용해 검증하였다. 선택된 최적 예측 모형은 RMSE (Root Mean Square Error) 와 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)는 각각 41.59와 2.25으로 가장

낮은 에러수치를 나타냈다. 노재확 (2021)은 환율예측을 무역 정책 수립 관점에서 경상수지의 예측 및 수출, 수입량의 예측, 외환 재정의 운용을 위한 중요한 연구임을 주장하였고, 계량경제 예측모형과 머신러닝 모형 중 지수평활법 (ETS, Exponential Smoothing), ARIMA, TSFKNN, NNAR, MLP(Multi-Layer Perception) 모형을 활용하여 각각 모형의 예측 성능을 비교하였다. 실험 방법은 분석 데이터 기간을 2001년부터 2018년을 학습 데이터로 선정하고 2019년을 테스트 기간으로 선정하는 실험 1과 2017년까지 학습한 후 2018년, 2019년을 학습하는 실험 2로 구분하였다. 예측 결과는 실험1에서는 MLP성능이 가장 우수하였고 ARIMA도 좋은 결과를 나타냈다. 실험 2에서도 역시 MLP 결과가 가장 우수하였지만 ARIMA 성능은 떨어지고 시계열에 KNN(K-Nearest Neighbor)을 접목한 TSFKNN과 시계열에 신경망을 접목시킨 NNETAR 모형이 두번째로 좋은 결과를 보였다. 두 실험 모두 ETS 모형은 가장 예측력이 떨어지는 것으로 나타났다. 이형용과 박정민 (2016)은 구조방정식(Structural Equation Model)과 인공신경망(ANN, Artificial Neural Networks)를 활용하여 소비자물가지수, 국내총생산, 이자율, 주가지수, 경상수지, 외환보유고의 변수를 이용하여 환율 예측을 하였고 영국 환율 시장이 한국, 멕시코 시장보다 경제 변수로 잘 예측이 되는 것으로 결론을 맺었다. 이재득 (2021)은 경제학 분석에서 머신 러닝 모형과 앙상블 모형 시도가 아직은 미흡하다고 판단하고 기존 모형의 과적합 문제를 해결하여 예측 성능을 높이기 위한 부산지역의 고용 예측 모형을 위해 의사결정나무 (Decision Tree), 인공신경망 (ANN, Artificial Neural Networks), 랜덤 포레스트 (RF, Random Forest), 그래디언트 부스팅 (Gradient Boosting)으

로 활용하였다. 모형예측 결과는 의사결정 나무 모형, 랜덤 포레스트, 그래디언트 부스팅 모형의 예측력이 좋게 나타났고 인공신경망은 예측 정확성이 높지 않은 것으로 나타났다.

외국연구도 점차 머신러닝/딥러닝 모형을 활용한 단변량 환율 예측 연구가 늘어나고 있다. Wang 외 (2021)은 단변량 딥러닝 모형으로 환율을 예측하였다. Wang은 CNN-TLSTM 모형을 활용해서 전날 달러/위안 환율 증가 데이터를 사용하여 다음날 환율 증가를 예측하였다. TLSTM은 LSTM에서 흔히 발생하는 과적합 에러를 보완하기 위해서 1-tanh을 추가하였다. 2006년 1월2일부터 2020년 10월 30일 기간동안 환율 데이터를 사용하여 다음날 환율 증가를 예측하였다. MLP, CNN, RNN, LSTM, CNN-LSTM, CNN-TLSTM 모형을 활용하여 단변량 환율을 예측하였다. 예측 결과는 MSE,  $R^2$  기준으로 CNN-TLSTM이 성능이 가장 우수하게 나타나고 두번째로 CNN-LSTM이 예측력이 높게 나타났다. Pesaran과 Shin (1999)은 자기회귀시차분포(ARDL, Autoregressive Distributed Lag) 모형에 기반한 변수간의 장/단기 동적 관계를 분석하기 위해 종속변수의 자기회귀시차를 변수로 선택하여 종속변수를 예측하는 방법론을 소개하였다. Pesaran은 이 연구에서 ARDL모형은 변수간에 상호 공적분 (Cointegrated) 관계가 있어도 종속변수와 독립변수간의 장/단기 관계를 추정할 수 있다고 주장하였다. 이 논문 이후 ARDL모형은 다양한 경제 수요예측과 그 수요에 영향을 미치는 변수 관계 탐색을 위한 방법론으로 활용되고 있다. 정용석 (2009)은 ARDL모형을 활용하여 환율과 환율에 영향을 미치는 변수 관계 기반 예측 모형을 구현하였다. 저자는 공적분 검정 결과 한국과 미국의 통화량, 주가, 이자율 등이 환율과 장기적 연관 관계가 것으로 나타났

<표 1> 주요 단변량/다변량 환율 예측 모형 활용 선행 연구 내용

	저자	연구 방법론	년도
단변량	Iwok	GDP 예측을 위해 MR 과 ARIMA 모형을 사용하였고 거시 경제 지표 같은 많은 변수와 관련 있는 지표 예측은 주로 단변량의 예측 성능이 우수	2016
	노재환	환율 예측을 위해 ETS,ARIMA,TSFKNN,NNAR,MLP 모형을 테스트, 시계열 모형과 KNN 의 앙상블 모델인 TSFKNN 의 성능이 가장 좋음	2019
	Wang	MLP,CNN,RNN,LSTM,CNN-LSTM,CNN-TLSTM 모형을 활용 위안/달러 환율 예측은 CNN-TLSTM 의 예측 성능이 가장 좋음	2021
다변량	서종덕	환율 예측을 AR 과 RF, GARCH 모형을 사용, AR 모형과 RF 모형보다는 RF-GARCH 모형의 예측력이 제일 우수하게 나타나고 미국 달러지수와 코스피 지수가 환율 변화에 중요 변수임을 검증	2016
	Nusair	ARDL 모형을 사용하여 G7 의 환율과 주가가격의 단기 장기 관계 추정. 단기적으로 7 개 중 6 개 나라에서 주가가격이 환율에 영향을 미치지만 장기적으로는 환율 변동과 주가의 관계가 약한 것으로 나타남	2022

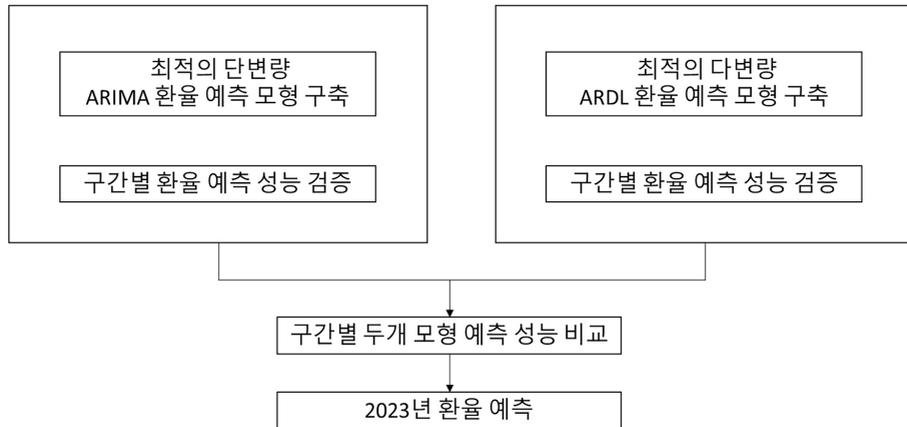
다. 특히 전통적 예측 모형에 제외됐던 주가 지수는 장/단기적으로 원/달러 환율에 영향을 미치는 것으로 나타났다. ARDL방법론은 다양한 수요 예측에도 많이 활용되는데 전용식과 전성주(2021)은 ARDL모형 기반 거시경제 지표를 변수로 활용하여 생명보험 수요를 예측하였다. 저자는 ARDL을 활용하여 생명 보험 수요에 영향을 미치는 변수를 KOSPI 지수, 금리, 실업률, 산업생산지수로 파악하였고 분석 기간을 한국 국민소득 증가율이 정체되는 2017년 전후로 나눠서 생명 보험 수요와 변수의 장기균형관계 상이여부를 연구하였다. 분석 결과가 2017년 이전에는 KOSPI 지수는 보험 수요와 정(+)의 관계, 산업생산지수는 부(-)의 관계를 나타냈으나 2017년 이후에는 실질 금리가 뚜렷한 정(+)의 관계 그리고 KOSPI 지수가 부(-)의 관계로 변화하는 것으로 나타났다. 이종하와 순병민(2021)은 비선형 ARDL 모형을 활용하여 한국과 미국 무역간의 환율의 비대칭적 효과 분석을 하였다. 품목별 장기균형 관계에서 환율과 한미간 상품무역의 상대 가격

이 수입량에 대해서 탄력적인 것으로 나타났다. 즉 대미 수입에 환율 변동이 예상되는 요인이 발생하였을 때 상대 가격이 빠르게 반응한다고 주장하였다. Nusair와 Olson(2022)은 ARDL 모형을 사용하여 G7<sup>2)</sup>의 환율과 주가의 단기/장기 관계를 분석하였다. 저자는 ARDL 모형을 사용했을 때 단기적으로 7개 중 6개 나라에서 환율의 변동성이 주가에 영향을 미치지만 장기적으로는 환율 변동이 주가에 유의한 수준으로 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 상위 언급한 주요 단변량과 다변량 예측 모형을 활용한 선행연구의 연구 결과는 <표 1>에 요약되었다.

### III. 연구 설계

본 연구 설계는 다음과 같다. 환율을 독립변수로 선택해서 환율을 예측하는 단변량 예측 방법론과 환율에 영향을 미치는 변수를 분석하여 그 변수와 환율의 관계를 바탕으로 환율을 예측하

2) G7: 캐나다, 프랑스, 독일, 이탈리아, 일본, 영국, 미국



〈그림 1〉 연구 설계

는 다변량 모델링을 진행하여 환율 예측 결과를 비교하였다. <그림 1>은 본 연구의 연구 방법을 단계적으로 설명한다. 단변량 예측을 위해 과거 관측 값과 오차를 활용하여 현재의 시계열 값을 설명할 수 있는 전통적인 계량경제학 시계열 예측 모델인 ARIMA 모델을 활용하였다. 모델링 학습 방법은 전월 데이터로 현월 환율을 예측하는 구간 이동 학습 방식을 사용하였다. 구축된 모형을 활용하여 기간별 실제 환율과 예측된 환율 차이를 RMSE (Root Mean Square Error) 값을 기준으로 모델의 예측 성능을 비교하였다. 앞서 언급했듯이 단변량 예측은 학습된 모델로 테스트 결과가 좋을 수 있지만 미래 예측 결과를 설명하는 변수가 없어 예측 결과에 대한 설명이 어렵다. 또한 기간마다 경제 지표와 환율의 변동성이 크게 나타나고 있어 ARIMA 예측 모형이 모든 기간에 예측 성능 결과가 좋지 어렵다. 따라서 본 연구에서는 ARDL(Autoregressive Distributed Lag)모형을 활용하여 기간별로 변수와 관계를 기반으로 예측하는 최적의 다변량 예측 모형을 각각 구축하였다. 다변량 모델을 위한 변수는 선

행연구에서 참고하고 금리 카테고리, 달러 통화량 카테고리, 그리고 한국 주식시장 카테고리에서 선택하였다. 기간별로 후보 변수와 환율 데이터를 탐색하여 코로나 전/후로 환율과 관계가 변화는 기준으로 변수를 선택하였다. ARIMA모형과 ARDL모형의 예측 성능을 비교하고 각 모델을 활용해서 2023년 환율 예측을 실행하였다.

### 3.1 환율 추이 및 분석 기간 구분

환율 추이를 살펴보면 2008년부터 2009년까지 약 2년간 글로벌 금융위기를 제외한 시기에 달러는 1,050원에서 1,250원 박스권 사이에서 등락을 거듭하고 달러가 강세 또는 약세인 경우도 최저 1,000원에서 최고 1,300원 수준에서 머무르는 것을 보여준다. 2008년 글로벌 금융 위기 이후 2009년 7월 13일 이후로 원/달러 환율은 1,300원대 아래로 유지하다 21년 이후부터 코로나발 금융불안으로 2022년 8월 이후 1,300원대를 돌파하고 10월에는 1,400원을 돌파하였다. 1,400원대 환율은 2009년 13년만에 처음이다. <표 2>는 환율 추이와 주가 시장을 기반으로 데이터 분석 구

〈표 2〉 코로나19 팬데믹 전후 분석 기간 구분

	코로나 발발 기준	분석 기간	경제 상황
기간 1	코로나 19 발발전 & 발발 초기	2015년 1월~2020년 12월	환율 안정, 주식 반등회복
기간 2	코로나 19 발발후 환자 급증	2021년 1월~12월	환율 상승, 주식 상승
기간 3	코로나 19 방역 완화	2022년 1월~8월	환율 상승, 주식 하락

간을 설명한다. 환율 추이를 살펴보면 2015년 1월부터 2020년 말까지 환율은 대부분 1,050원에서 1,250원 박스권에서 변동하는 안정적인 환율 추이를 나타내고 있다. 이 기간을 기간 1로 정의하였다. 기간 1에 포함된 19년부터 20년까지는 코로나가 발발하기 하였으나 환율 시장은 아직 코로나의 영향을 크게 받지 않고 코스피 지수는 하락하다 바로 2,800 이상까지 반등하였다. 2021년은 전세계적으로 코로나 방역해제가 시작되지만 여전히 국내는 코로나 환자 숫자가 급증하고, 환율은 지속적으로 올라 21년 12월에는 12개월 동안 가장 높은 수준인 1,188원으로 환율이 상승하였다. 21년은 주식 시장은 계속 강세를 유지하여 2월부터는 3,000선을 돌파하여 12월은 2,977선으로 마무리하였다. 이 기간을 기간 2로 정의하였다. 22년부터는 환율이 본격적으로 상승하여 8월 기준 2009년 이후 13년만에 처음으로 환율이 1,300을 돌파하였다. 주식 시장은 하락장으로 돌아서면서 8월 2,500이하로 떨어진 2,472로 마감하였다. 이 기간을 기간 3으로 정의하였다.

### 3.2 시계열 분석 모델 ARIMA 활용 환율 추이 예측

본 연구에서는 단변량 예측을 위해 전통적인 시계열 예측 모형인 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average)를 사용하였다. ARIMA는 과거 값으로 현재를 설명하는 AR(Autoregressive)와 과

거 오차항이 추가적으로 현재 값을 설명해주는 MA(Moving Average)를 차분 변환을 통해 결합한 모델이다. ARIMA는 불규칙적인 시계열 데이터를 예측하기 위해 고안된 모델이어서 대표적인 불규칙 시계열 데이터인 환율을 예측하는데 많이 활용된다. ARIMA 모형은 ARIMA (p,d,q)로 나타내며 p는 AR()의 모형 차수, q는 MA()의 모형 차수, d는 차분 횟수를 나타낸다. AR의 최적 차수와 MA의 최적 차수는 각각 ACF(Autocorrelation Function)와 PACF (Partial Autocorrelation Function)를 사용하여 찾는다. 모형 식별이 끝난 후 최적의 파라미터를 찾기 위해 AIC (Akaike Information Criterion)과 BIC(Bayesian Information Criterion)의 통계값으로 판단하여 최적 예측 모형을 선택한다. 본 연구에서는 최적 예측 모형을 선택한 뒤 이 모형을 기반으로 기간 1의 2015년 1월부터 2020년 12월까지 월데이터를 학습시켜 기간별 환율을 예측하였다. 예를 들어 최적 모형을 활용하여 2015년 1월부터 2020년 12월까지 데이터를 학습시켜 2021년 1월 환율을 예측하였다. 기간별 매일 예측된 환율과 실제 환율의 차이를 RMSE (Root Mean Square Error)를 산출하여 기간별로 ARIMA 모형의 예측 성능을 검증하였다.

### 3.3 환율에 미치는 경제 후보 변수

<표 3>은 기간별로 원/달러 환율 변화율을 나타내고 있다. 저자는 직전월 대비 증감율을 매일

〈표 3〉 환율에 영향을 미치는 주요 경제변수 동향<sup>3)</sup>

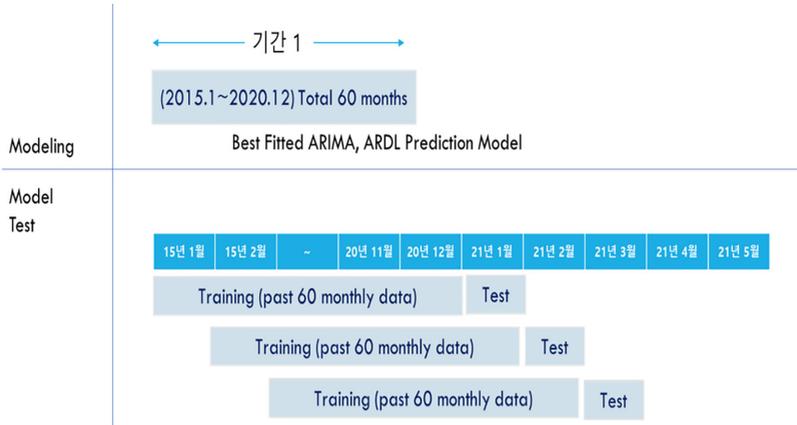
구분	기간 1	기간 2	기간 3
원/달러 환율 평균 월변화율	0.0%	0.8%	2.1%
미국중앙은행 월평균 금리 상승	0 bp (20년 12월:0.25%)	0 bp (21년 12월: 0.25%)	+56 bp (22년 8월:2.5%)
한국 중앙은행 월평균 금리 상승	-17 bp (20년 12월: 0.5%)	+ 15 bp (21년 12월: 1%)	+30 bp (22년 8월:2.5%)
한국 정부 달러 보유량	+0.3%	+0.2%	-1.0%
수입물가지수 평균	101	116	133
수출물가지수 평균	98	107	114
월평균 KOSPI 증가지수	2,163	3,080	2,595

산출하고 기간별 증감률 평균을 계산하였다. 기간 1의 원/달러 환율 평균 월변화율을 살펴보면 매월 원/달러 환율 변화율이 0%로 환율의 변화가 없는 것으로 나타났다. 기간 2는 매월 평균적으로 직전월 대비 환율이 0.8% 상승하는 것으로 나타나고 기간 3에는 2.1% 증가 추세를 보이고 있었다. 같은 방법으로 미국 연준의 기준 금리는 기간 1과 2인 2021년 12월까지 0.25% 수준에서 금리를 유지하다가 기간 3의 22년 4월부터 50bp를 올리는 ‘빅스텝’을 보이면서 5월 1%, 6월엔 1.75%를 거쳐 8월엔 2.5%로 상승하였다. 월평균 변화를 살펴보면 기간 1과 2에는 0bp로 변화가 없다가 기간 3에 매월 미연준 금리가 평균 56bp씩 상승하였다. 한국 중앙은행도 미국 연준 금리 상승에 맞춰 금리를 상승하여 22년 1월 1.25%, 8월에는 2.5%로 미국 연준 금리에 맞춰 금리를 인상하였다. 한국 중앙은행 기준금리의 기간 1은 매월 평균적으로 17bp 하락하였고 기간 2부터 25bp, 기간 3에는 30bp씩 상승하였다. 수입/수출물가지수도 기간 1과 2에는 100 수준으로 유지하다가 기간 3에 큰 폭으로 상승하였

다. 수입물가지수는 기간 2부터 평균 116을 유지하다가 기간 3에 평균 133으로 상승하고 수출물가지수도 평균 114로 100을 크게 상회하는 것으로 나타났다. 수입/수출물가지수는 수출입 상품의 가격변동을 측정하는 지표로 대외 의존도가 높은 우리나라인 경우 원/달러 환율의 변화를 가늠할 수 있는 지표이다. 주식 시장의 기본 지표인 코스피 지수는 코로나19 발발 후 2020년 3월 1,754까지 내려갔다가 바로 반등하여 12월까지 2,800선으로 상승하였다. 2021년 주가 지수는 지속적으로 3,000 수준에서 머무르다 2022년 6월에는 2,330선까지 하락하였다.

본 연구에서는 주요 경제 변수 동향과 선행연구의 내용을 바탕으로 환율에 영향을 미치는 변수를 선정하였다. 저자는 환율에 영향을 미치는 변수를 금리 카테고리에서 선택하고 금리를 대표하는 변수 중 미국 연준(Federal Reserve) 금리와 10년 채권 금리, 한국 중앙은행 금리와 10년 채권 금리를 변수로 선택하여 환율과 금리의 상관관계를 탐색하였다. 두번째, 달러 수급량을 추정할 수 있는 변수로 정부 달러 보유액, 수입/수

3) 데이터 출처: 한국 은행 경제통계시스템 <https://ecos.bok.or.kr>



<그림 2> 데이터 학습 및 예측 방법

출물가지수를 추정하였다. 마지막으로 한국 주식시장과 환율의 상관관계를 탐색하였다. 한국 주식시장은 외국인 투자거래량에 영향을 크게 받는 시장이고 그에 따라 외국인 투자금액이 많을수록 주가 지수는 상승한다. 통상 주가 지수가 올라가면 외국인 투자자도 많이 유입될 것이고 그 만큼 달러 유입이 많아져 환율은 떨어지는 것으로 가정한다. 따라서 환율의 영향 변수를 코스피 지수, 외국인 투자거래량을 외국인 주식 매도와 매수량으로 추정하였다.

### 3.4 자기회기시차 모델 ARDL 활용 변수간의 시차관계 기반 환율 예측

환율에 영향을 주는 변수를 데이터 탐색을 통해 기간별 환율과 상관관계의 유의성을 검증한 후 유의성이 있다고 추정되는 경제 변수와 환율을 독립변수와 종속변수로 각각 지정하였다. ARDL 모형은 환율 즉 종속변수의 자기회기 시차변수와 경제 변수인 독립변수들의 현재 및 과거 시차 변수까지 고려한 시계열 예측 모형이다. p가 종속변수의 자기회기 시차이고 설명변수의 시차가

q라고 하면 일반적으로 ARDL(p,q)로 나타내고 변수가 4개라고 가정하면 ARDL(p,q1,q2,q3,q4)로 나타낼 수 있다. 모형은 다음과 같다.

$$y_t = \sum_{i=1}^j a_i y_{t-i} + \sum_{l=0}^k b_l x_{t-l} + e_t \quad (1)$$

$$\theta = \frac{\sum_{j=1}^l \alpha_j}{1 - \sum_{k=1}^p \beta_k} \quad (2)$$

식(1)에서 j,k는 각각 종속변수 Y와 독립변수 X의 시차 숫자를 의미한다. 기간별로 독립변수로 활용한 경제지표와 환율 관계의 유의성이 다르게 나타날 것이라고 가정하여 유의한 시차 변수가 선택되면 그에 따라 기간별 각각 다른 ARDL 모형을 구축하였다. 기간별 변수들의 시차를 추정할 때 각각의 독립변수의 시차가 다르게 나타날 수도 있기에 최적의 시차는 AIC(Akaike Information Criterion) 또는 SBC(Schwartz Bayesian Criterion) 척도를 비교하여 결정하였다.

예측 방법은 <그림 2>와 같이 기간별로 선택된 최적의 ARDL 모형으로 현월 환율을 예측하

〈표 4〉 기간 1 환율 데이터 기반 최적 SARIMA 모델

SARIMA (1,1,0)x(2,0,1,6)			AIC	674.863
			BIC	686.176
	Coefficient	P>[z]	[0.025	0.975]
AR.L1	0.0071	0.959	-0.294	0.278
AR.S.L6	0.9393	0.003	0.313	1.566
AR.S.L12	-0.3398	0.023	-0.633	-0.046
MA.S.L12	-0.7572	0.044	-1.494	-0.020

기 위해 전월 환율 데이터를 학습하는 구간 이동 학습 방법을 활용하여 현월 환율의 실제 값과 ARDL모형으로 계산된 환율의 예측값의 오차 값을 계산하였다. 기간 1의 환율 데이터를 사용하여 가장 최적의 ARIMA 모형과 ARDL 모형을 선택하고 마지막 단계로 각각 모형을 사용하여 기간별 환율 예측치를 산출하였다. 23년 환율 예측은 최적의 시차 ARDL모형을 활용하여 장기계수추정식을 산출하였다. 식(2)는 장기계수추정식을 나타내는데 최적 모형의 변수별 계수를 산출하여 이 계수를 바탕으로 장기 환율 예측을 실행하였다. 이 식은 Blackburne & Frank (2007)이 ARDL 모형의 계수를 활용해 장기계수추정식을 제안하였다.  $\alpha$ 는 각 변수의 상관 계수이고  $\beta$ 는 종속변수의 상관계수이다. 즉 장기계수는 각 변수의 시차 계수를 합해서 그 값을 1 마이너스 종속변수의 시차 계수의 합으로 나눠준 값으로 계산된다.

## IV. 연구 결과

### 4.1. 기간 1 ARIMA 모형 구축 및 구간별 환율 예측 성능 검증

기간 1(2015년1월-2020년 12월)의 원/달러 환율 데이터로 ARIMA 모형을 구축하고 그 모형을

기간 1 ARIMA로 명명하였다. 데이터의 정상성을 체크하기 위해 ACF와 PACF 그래프를 그려 보았고 각각의 그래프에서 시차 0 이후에도 자기상관성이 높게 나타나는 것을 볼 수 있다. 따라서 1차 차분을 하여 다시 ACF와 PACF 그래프로 검증하였고 그 결과 시차 0 이후 시점에 ACF와 PACF 통계치가 0으로 수렴하면서 신뢰구간안에 존재하였다. 1차 차분 데이터는 정상성을 확인하였다 (ADF statistics: -6.781854, P-value=0.00000). ACF 그래프에서 계절성이 지속적으로 감소하고 PACF 그래프에서는 시차 6에서 막대가 상승하는 것을 확인할 수 있었다. 이를 토대로 기간 1의 환율 데이터는 6개월마다 계절성이 존재한다는 것을 가정하여 SARIMA를 사용하였다. 여러 모형을 테스트한 결과 AIC 통계수치가 제일 적은 SARIMA (1,1,0)(2,0,1,6) 모형이 가장 최적 모형으로 나타났고 각각의 AR과 MA 계수는 <표 4>와 같다. <표 4>를 보면 가장 최적 모형이 SARIMA (1,1,0)x(2,0,1,6)로 시차 AR, MA의 계수는 AR.L1을 제외하고 모두 유의한 것으로 나타났다. 즉, 현재 환율값은 과거 6개월과 12개월 전 환율에 영향을 받고 과거 12개월 환율의 이동평균값에 영향을 받는 것으로 나타났고 그 관계는 신뢰구간 95% 수준에서 유의하다. 추정된 최적 예측 모형의 잔차가 백색잡음 여부 관련 잔차 분석을 실행하

여 ADF통계치는 -8.024328이고 P-value는 0.0000으로 잔차의 자기상관함수 (ACF)는 시차 1부터 0으로 수렴하는 것으로 검증하였다.

모델 검증을 통해 SARIMA(1,1,0)x(2,0,1,6) 모형의 통계적 유의성을 검증하였고 이 모형을 최종 예측 모형으로 선정하였다. 다음 단계로 SARIMA(1,1,0)x(2,0,1,6)을 사용하여 학습 데이터를 예측 월 직전까지 환율 데이터로 활용하고 현월 데이터를 예측하였다. 기간별로 실제 데이터와 예측 데이터 차이를 계산하여 기간 1의 데이터로 최적화된 기간 1 ARIMA 모형의 예측 능력을 비교하였다. 기간 1의 RMSE는 26.58, 기간 2는 18.88 마지막으로 기간 3는 33.93으로 나타나서 RMSE기준 기간 2의 예측 성능이 가장 좋은 기간으로 나타났다. <표 5>은 기간별 각각의 에러값을 보여준다.

<표 5> 기간 1 SARIMA 최적모델 기간별 예측값 에러

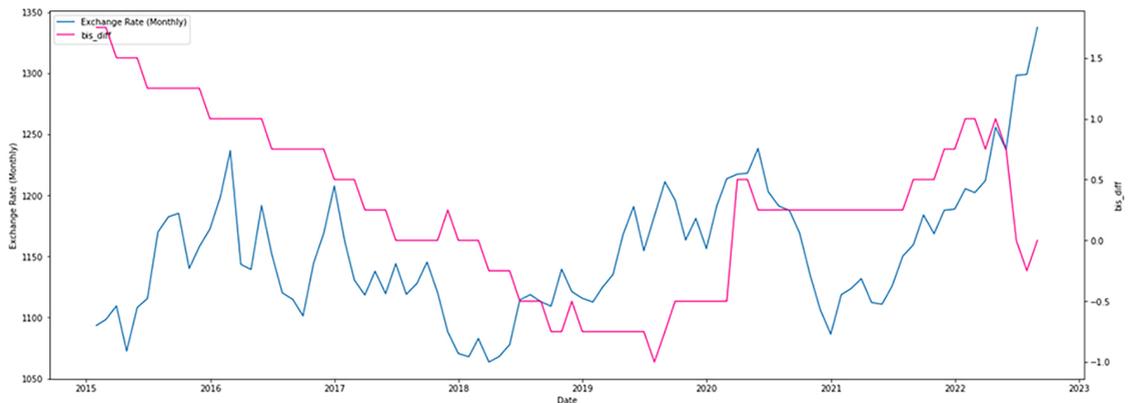
(실제값-예측값)	RMSE	MAE	MAPE
기간 1	26.579563	21.498689	0.018753
기간 2	<b>18.877388</b>	16.251567	0.014146
기간 3	33.926228	26.830301	0.021067

## 4.2. 기간 1 ARDL 예측 모형 구축 및 구간별 환율 예측 성능 검증

기간1 환율 데이터를 활용하여 최적의 SARIMA 예측 모형을 구축하였고 기간별로 예측 성능을 비교하였다. 다음 단계는 코로나 이후 급변하는 경제 상황 속에서 환율과 환율에 영향을 미치는 주요 거시 경제 요소의 관계를 기반으로 ARDL 예측 모형을 구축하여 SARIMA와 ARDL의 기간별 예측 성능을 비교하였다.

### 4.2.1. 코로나 전후 주요 거시 경제 요소와 환율의 관계 변화 분석

<그림 3>을 보면 코로나19 팬데믹 전 시기에는 한국 10년 채권 금리가 미국 10년 채권 금리보다 비슷하거나 낮아도 환율이 크게 변동하지 않았다. 하지만 코로나 이후 특히 22년 1월부터 미국 금리가 양국의 채권 금리 차이가 22년 8월에는 거의 차이가 없는 0.13%p까지 좁혀지면서 환율은 1,337원까지 급등하였다. 종합해보면 미국/한국 금리 차이와 환율 관계를 코로나 전/후 기간으로 나눠 분석한 결과 코로나 전에는 미국



<그림 3> 원/달러 환율과 한국 미국 10년 채권 금리 차이 (한국금리-미국금리) [2015.1-2022.8]

〈표 6〉 기간별 주요 변수와 환율의 상관관계 (Correlation) 및 유의성 (P-value)<sup>4)</sup>

변수	기간 1		기간 2		기간 3	
	상관관계	유의성	상관관계	유의성	상관관계	유의성
EXDEX	-0.740	0.000***	0.684	0.014**	-0.061	0.887
IMDEX	-0.540	0.000***	0.83	0.001***	0.066	0.877
US_BIS	-0.138	0.249	NA	NA	0.932	0.001***
KBIS	-0.334	0.004***	0.905	0.000***	0.925	0.001***
US_Bond_10	-0.512	0.000***	-0.02	0.950	0.826	0.011**
Korea_Bond_10	-0.623	0.000***	0.544	0.067*	0.808	0.015**
For_Stock_SB	-0.136	0.256	-0.387	0.214	-0.297	0.475
KOSPI(End)	-0.601	0.000***	-0.494	0.103	-0.83	0.011**
US_K_BIS_Diff	-0.016	0.897	0.905	0.000***	-0.869	0.005***
US_K_Bond_Diff	0.204	0.086*	0.594	0.042**	-0.538	0.169
Korea_gov_DI	0.044	0.712	0.237	0.459	-0.960	0.000***

금리가 한국 금리와 비슷한 경우인 시기에도 환율이 크게 상승하지 않았지만 코로나 이후 특히 22년 1월 미국 기준 금리가 크게 오르기 시작하면서부터 원/달러 환율이 크게 오르는 현상을 나타낸다.

<표 6>의 상관관계가 금리차이와 환율의 관계를 증명한다. 기간 1에 미국 연준의 금리와 원/달러 환율은 상관관계 -0.138로 그 관계가 유의하지 않는 (P-value: 0.249) 음의 상관관계를 나타냈으나 기간 3인 22년 1월부터 8월까지 상관관계가 0.932로 양의 상관관계로 변화하면서 그의 유의성도 매우 높게 전환되었다 (P-value: 0.001). 다시 말하면 21년 미 연준 금리가 0.25로 유지하다가 22년 1월부터 빅스텝을 강행하면서 원/달러 환율도 동반 상승하는 패턴을 보인다. 한국 중앙

은행의 기준 금리도 동반 상승하면서 원/달러 환율의 상관관계의 방향성이 0.925로 비슷하게 나타난다. 코로나19 팬데믹 이후 미국 연준은 22년 1월부터 0.25%에서 8월까지 2.5%로 금리를 올리면서 이 변화가 여러 측면에서 환율에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 양국의 채권 금리차이가 기간 1 동안 환율과 양의 상관관계를 보이면서 채권 금리 차이가 커질수록 환율이 상승하지만 그 관계는 유의미하지 않게 나타난다. 하지만 기간 3인 22년이 시작되면서 원/달러 환율과 채권 금리차이가 매우 강한 음의 상관관계를 보이면서 양국의 채권 금리차이가 커질수록 환율이 하락하는 패턴을 나타냈다.

정부 외환 보유액과 환율의 관계는 기간 1 동

4) 1) IMDEX는 수입물가지수, EXDEX는 수출물가지수, USBIS는 미국연준금리, KBIS는 한국은행금리, US\_Bond\_10는 미국 10년 채권금리, Korea\_Bond\_10는 한국 10년 채권 금리, KOSPI는 종합주가지수(종가기준), For\_Stock\_SB는 외국인 주식 매매량, US\_K\_BIS\_Diff는 미국 한국 기준 금리 차이 (한국금리 - 미국금리), US\_K\_Bond\_Diff는 미국 한국 채권 금리 차이 (한국금리 - 미국금리) 를 나타냄

2) 모든 변수의 데이터는 2015년 1월부터 2022년 8월까지 월별 데이터로 구성

3) 유의성은 P-value를 나타내며 \*\*\*는 1%, \*\*는 5%, \*는 10% 수준에서 유의함을 나타냄

안은 0.044로 거의 상관관계를 타내지 않다가 기간 2에 0.237으로 변화, 기간 3에는 -0.960으로 강한 음의 상관관계를 나타내고 그 유의성도 매우 높게 나타났다 (P-value: 0.000). 이는 기간 3인 22년부터 정부 외환 보유액이 줄어들면서 환율이 상승하는 관계가 강하게 나타나는 것으로 분석된다. 또한, 기간 1에서는 수입물가지수와 원/달러 환율의 상관관계가 -0.540로 음의 상관관계를 보이다가 기간 2 시작 시점인 21년 1월 수입물가지수가 104.65에서 시작해서 12월에는 121.28까지 상승하면서 환율도 1,188원까지 상승하는 0.830의 강한 양의 상관관계를 보였다. 기간 3에는 상관관계가 양이지만 0.066로 강한 상관관계를 보이지 않는데 이는 수입 물가 지수가 이미 22년 5월까지 137.03까지 오르다가 8월에는 130로 떨어져 지속적으로 상승하는 환율과 상관관계가 강하게 나타나지 않는 것으로 해석된다. 한국 주식시장의 외국인 투자거래량은 주식 시장 지표와 환율에 많은 영향을 미치기 때문에 코스피 지수와 환율은 음의 상관관계를 나타낸다. 예를 들면 코스피 지수가 올라가면 한국 주식시장은 외국인 투자자에게 좋은 투자처이기 때문에 달러가 유입되고 그로 인해 환율은 떨어진다. 반대로 코스피 지수가 내려가면 투자된 달러가 회수되기 때문에 달러 수급량이 줄어들어 환율은 상승한다. 기간별로 상관관계를 살펴보면 세 기간 모두 코스피 지수와 원/달러 환율은 음의 상관관계를 나타냈고 각각 상관관계가 -0.601, -0.494, -0.830이다. 이 상관관계 지수로 코스피 지수가 떨어지면 원/달러 환율이 올라가는 음의 관계를 확인할 수 있고 그 강도는 기간 3인 22년에 가장 높은 것으로 나타났다 (P-Value: 0.011).

외국인 투자거래량과 환율의 상관관계는 가설을 뒷받침하지 못하는 것으로 나타났다. 기간별로 상관관계가 -0.136, -0.387, -0.297으로 나타났고 이는 외국인 투자 거래량이 증가할수록 환율이 내려가지만 그 상관관계가 높지 않은 것으로 나타났다. 다만, 상관관계와 P-value 기반 데이터 탐색의 한계는 변수와 환율의 각각 상관관계 분석이라 우연이 같은 패턴으로 증가하거나 감소하면 그 상관관계 강도가 높게 나올 수 있다. 또한 단순한 상관관계 분석은 서로의 영향이 그 시점에 관계만 분석하기 때문에 시간차로 영향을 주는 요인에 대한 분석은 어렵다. 따라서 다음장에서는 시간차 변수의 영향도를 분석하는 ARDL 모델을 활용하여 환율에 영향을 주는 변수를 선택하였다.

#### 4.2.2 기간 1 ARDL 최적 모형과 구간별 환율 예측 성능 검증

앞서 변수 탐색에서 검증된 결과, 기간 1에서는 환율은 1,100원에서 1,200원대 박스권에 머무르고 수출/수입 물가 지수, 한국 은행 기준 금리, 미국 한국 10년 채권 금리 그리고 마지막으로 한국 주가지수가 환율과 밀접한 관계를 보였다. 코로나19 팬데믹이 심화되고 각종 경제지표가 변화하는 과도기 기간 2를 거쳐 기간 3에는 환율이 급상승하고 금리가 유례없이 빅스텝으로 상승하면서 주식은 폭락하고 한국 정부의 달러 보유량도 감소하는 현상이 나타났다. 환율에 영향을 미치는 장기 계수 추정을 위해 구축된 최적의 ARDL 모형을 결정하기 위해서는 SBC 척도와 AIC 척도를 기준으로 사용하였다. 기간별 최적시차모형의 모형 결과는 기간 1은 ARDL(0,3,5,3,5,1,3,1)이고 전 기간은 ARDL(0,1,1,3,5,1,1)<sup>5)</sup>이 최적 모형

5) ARDL\_기간 1의 AIC: 648.947, ARDL\_전기간의 AIC: 852.891

〈표 7〉 ARDL 최적 모형 기반 장기 계수

변수	ARDL_기간 1 ARDL(0,3,5,3,5,1,3,1)	ARDL_전기간 ARDL(0,1,1,3,5,1,1)
한국 정부 달러 보유액 (달러)	-0.00000415	-0.00341
수입물가지수	15.3307	17.6900
수출물가지수	-21.3975	-19.2993
코스피 증가	0.0940	0.1118
외국인 투자 금액 (원화)	1.9462x10 <sup>-6</sup>	-
한국 미국 10년 채권 금리 차이	-40.8775	35.3691

〈표 8〉 기간별 기간1 ARDL 최적모델 기간별 예측값 에러

(실제값-예측값)	RMSE	MAE	MAPE
기간 1	18.961804	14.012687	0.012205
기간 2	29.180535	22.611851	0.019746
기간 3	<b>13.526096</b>	10.680515	0.008514

으로 선정되었다. 최적 ARDL모형에서 산출된 방정식의 장기계수를 추정한 결과는 <표 7>에서 확인할 수 있다. 장기 계수는 기간 1 ARDL과 전기간 모형을 사용해서 계산하였다. 김흥기와 박은엽 (2014)은 이 계수는 탄력성으로 해석할 수도 있다고 했고 두 모형 모두 한국 정부 달러 보유액은 환율과 별다른 영향이 없는 것으로 보인다. 저자는 앞서 데이터 탐색에서 한국 정부 달러 보유액과 환율의 유의한 상관관계가 기간 3의 약 8개월동안만 나타나기 때문에 따라서 2015년부터 대부분의 환율 데이터를 활용한 기간 1 ARDL모형과 전기간 ARDL모형에서는 그 상관관계가 뚜렷이 나타나지 않는 것으로 추정된다.

두 모형에서 최적 수입물가지수와 수출물가지수는 환율과 비슷한 패턴을 보여준다. 수입물가지수가 올라갈수록 환율이 올라가는 것으로 나타났다. 코스피 증가도 두 모형에서 올라갈수록

환율이 올라가는 것으로 나타나는데 그 상관관계가 그렇게 높지 않다. 한국 미국 10년 채권 금리 차이는 기간 1 ARDL 모형에서는 한국 채권 금리가 미국 금리 보다 높을 수록 환율이 내려가나 기간 2와 기간 3를 포함한 전기간 ARDL 모형에서는 한국 채권 금리가 미국보다 높을수록 환율이 올라가는 것으로 나타났다. 최적의 기간 1 ARDL 예측 모형으로 기간별 환율 예측한 결과 <표 8>에서는 RMSE 기준으로 최적의 기간 1 ARDL 예측 모형은 기간 3에서 가장 실제 값과 근접하게 환율이 예측되는 것을 검증하였다.

#### 4.3. 기간별 SARIMA 모형과 ARDL 모형 예측 성능 비교

<표 9>는 기간 1 데이터를 활용해서 구축된 SARIMA모형과 ARDL모형의 기간별 예측 성능을 비교한 결과를 보여준다. RMSE 통계수치가 적은 기준으로 기간 1 SARIMA 모형이 기간 2,

〈표 9〉 기간별 기간 1 SARIMA 모형과 기간 1 ARDL 모형의 예측 성능

RMSE 기준 통계수치	SARIMA_기간 1 모형	ARDL_기간 1 모형
기간 1	26.579563	18.961804
기간 2	<b>18.877388</b>	29.180535
기간 3	33.926228	<b>13.526096</b>

기간 1, 기간 3 순으로 예측 성능이 좋고 기간 1 ARDL 모형은 기간 3, 기간 1, 기간 2에서 예측 성능이 좋은 것으로 나타났다. 전체 예측 결과 중 기간 1 ARDL 모형으로 기간 3 예측 성능이 가장 우수하였다.

데이터 탐색 결과에 따르면 기간 3은 금리가 오르면 환율이 상승하고 주식 시장은 하락하는 등, 환율과 경제 지수의 통상적인 관계가 잘 설명되는 기간으로 변수와 환율의 관계를 바탕으로 구축된 다변량 ARDL 모형의 예측 성능이 더 좋은 것으로 나타났다. 기간 2는 증시가 오르는 데 환율이 오르는 등 통상적인 환율과 경제 지표 간의 관계가 잘 설명되지 않는 과도기 기간으로 이 기간에는 변수 기반 모형보다는 과거 환율 추이를 사용하는 단변량 SARIMA 모형이 좀 더 예측 성능이 좋은 것으로 검증하였다.

## V. 결론

본 연구에서는 2015년 1월부터 2020년 12월까지 월별 원/달러 환율 데이터를 SARIMA와 ARDL 모형에 적용하여 기간별 환율을 예측하였다. 코로나 19 전후 경제 환경이 급변하는 상황을 반영하고자 팬데믹 전후로 분석 기간을 세구간으로 나누고 각각 기간에 대한 예측 모형의 성능을 검증하였다. 분석 기간의 구분 기준은 환율에 영향을 미치는 금리, 외국인 주식 거래량 그리고 한

국정부달러 보유량 중심으로 환율과 관계가 변화하는 시점을 기준으로 구분하였다. 기간 1은 2015년 1월부터 2020년 12월까지, 기간 2는 코로나 19가 글로벌로 확산이 되는 기간인 2021년 1월부터 12월까지 그리고 기간 3은 2022년 1월부터 8월까지로 구분하였다. 먼저 단변량 분석을 진행하기 위해 기간 1의 환율 데이터를 활용하여 단변량 예측 모델인 SARIMA 모형을 활용하여 환율 예측을 실행하였다. 단위근 검정을 실시하여 환율 데이터의 정상성을 체크 하기 위해 ACF와 PACF 검증을 한 결과 정상성이 나타나지 않아 1차 차분을 한 후 정상성을 만족하였다 (ADF Statistics : -6.781854, P-value : 0.00000). 기간 1의 환율 데이터를 활용하여 SARIMA (1,1,0)x(2,0,1,6) 모형을 타모형보다 AIC 통계량이 가장 적고 잔차의 자기상관성의 존재하지 않고 정상성을 만족하여 최종 예측 모형으로 선정하였다. 기간 1 SARIMA 모형을 기반으로 기간 1, 기간 2, 기간 3의 환율을 예측하여 실제 환율과 차이를 비교하였고 그 수치는 RMSE, MAE, MAPE 로 나타났다. RMSE 기준으로 기간 1 SARIMA 모형은 기간 2에서 가장 실제 환율과 근접한 수치를 예측하는 것으로 검증됐다.

다음 분석 단계로 기간 1 SARIMA 모형의 예측 성능을 비교하기 위해 다변량 예측 분석을 진행하였다. 다변량 예측은 자기회기시차모델인 ARDL 모형을 활용하였다. ARDL모형에 적용할 독립 변수로 미국/한국 기준금리, 미국/한국 10년 채

권 금리, 수출입물가지수, 한국 정부 달러 보유량, 코스피 지수, 외국인 주식 매매 거래량을 선택하였다. 기간 1의 환율을 활용한 기간 1 ARDL 예측 모형을 구축하였고 비교 모형으로 전 기간의 환율을 활용한 전기간 ARDL 예측 모형을 구축하였다. 두 기간 모형 검증을 통해서 AIC 통계치가 가장 적은 기간 1 ARDL (0,3,5,3,5,1,3,1)을 최적시차모형으로 선택하였다.

연구 결과는 기간 3과 같이 환율과 환율에 영향을 주는 변수가 잘 설명되는 시기에는 다변량 ARDL 모형의 예측 성능이 높고 기간 2와 같이 변수로 환율 패턴이 잘 설명되지 않는 과도기 시기에는 과거의 환율 추이로만 예측을 하는 단변량 ARIMA 모형의 예측 성능이 좋은 것으로 나타났다. 전체 예측 성능 평가 관점에서 기간 1을 학습한 다변량 ARDL 예측 모형으로 기간 3을 예측한 성능 결과가 가장 우수하게 나타났다.

2023년 원/달러 환율을 예측을 위해 내년에도 기간 3의 환율과 경제 변수의 관계가 유지된다고 가정한다면 기간 1 ARDL 최적 모형을 선택하고 최적 모형에서 계산된 장기 계수를 사용하여 내년도 환율 방향성은 예측이 가능하다. 만약 내년에 한국 10년 채권 금리가 미국 10년 채권 금리보다 올라가면 환율은 하락할 것이다. 한국 정부 달러 보유액은 감소할수록 환율이 소폭으로 상승할 것이고 외국인 투자금액은 증가할수록 환율이 오르겠지만 그 영향은 크지 않다. 기간 1 ARDL 모형에서 구축된 장기 계수를 활용하여 기간 3의 변수 패턴을 적용하면 내년도 환율은 소폭 증가하는 것으로 예측된다.

원/달러 환율에 영향을 미치는 변수는 무수히 많고 특히 코로나 19 팬데믹 발발 이후 경제 상황은 매일 급속도로 변하고 있다. 저자는 본 연구를 통해 동일한 코로나 19 팬데믹 기간이지만

경제 데이터 탐색을 통해 분석 기간을 나누고 가장 예측 성능이 뛰어난 예측 모형을 구축하였다. 본 연구에서는 가장 전통적인 단변량과 다변량 예측 모형을 사용하였으나 향후 연구에는 CNN, LSTM, Random Forest 등 머신러닝/딥러닝 예측 모형을 사용하여 고도화된 예측 모형 연구로 발전시키겠다. 또한 본 연구에서는 변수와 데이터 주기를 맞추기 위해서 월별 환율 데이터를 사용하였으나 향후 연구에서는 일별 데이터를 활용하여 보다 많은 데이터를 학습하여 예측 모형을 고도화 하겠다.

## 참고문헌(References)

- 김흥기, 박은엽. (2014). ARDL-Bounds Test를 이용한 국내 생명보험 및 은행예금 수요요인 실증분석. *보험학회지*, 97, 133-155.
- 노재확. (2021). 머신러닝을 이용한 우리나라 환율 예측 연구. *기업과혁신연구*, 44(3), 3-18.
- 박범조. (1999). 수정된 엘만신경망을 이용한 외환 예측. *지능정보연구*, 3(1), 47-68.
- 서종덕. (2016). 데이터마이닝 기법을 이용한 환율 예측-GARCH와 결합된 랜덤 포레스트 모형. *산업경제연구*, 29(5), 1607-1628.
- 신태수, 한인구. (1999). 환율예측을 위한 신호처리 분석 및 인공신경망기법의 통합시스템 구축. *지능정보연구*, 5(1), 103-123.
- 이형용, 박정민. (2016). 인공신경망을 이용한 경제위기예측. *지능정보연구*, 22(4), 19-43.
- 이종하, 순병민. (2019). 한국간 미국 간 무역에서 환율과 상대가격의 비대칭적 효과 분석: 비선형 ARDL모형을 중심으로. *산업경제연구*, 32(4), 1543-1564.

- 이재득. (2021). 투자와 수출 및 환율의 고통에 대한 의사결정 나무, 랜덤 포레스트와 그래디언트 부스팅 머신러닝 모형 예측. *무역학회지*, 46(2), 281-299.
- 정용석. (2009). 원/달러 환율결정의 통화모형에 대한 분석: ARDL방식을 이용하여. *한국산업경제학회 추계학술발표대회 논문집*, 687-704.
- 전용식, 전용주. (2021). 거시경제 환경변화에 따른 생명보험 수요의 구조변화 분석. *글로벌경영학회지*, 18(5), 206-225.
- 한정아, 안창호. (2019). 시계열 모형을 이용한 원/달러 환율 예측모형 비교연구. *융복합지식학회논문지*, 7(4), 69-78.
- Blackburne, E., Frank, M. (2007). Estimation of Nonstationary Heterogeneous Panels. *The Stata Journal: Promoting Communication on Statistics and Stata*, 7(2), 197-208.
- Iwok, A., Okpe, A. (2016). A Comparative Study between Univariate and Multivariate Linear Stationary Time Series Models. *American Journal of Mathematics and Statistics*, 6(5), 203-212.
- Nusair, S., Olson, D. (2022). Dynamic relationship between exchange rates and stock prices for the G7 countries: nonlinear ARDL approach. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 78, Article 101541.
- Pesaran, M. H., Shin, Y. (1999). An Autoregressive Distributed-Lag Modelling Approach to integration Analysis. *Econometrics and Economic Theory in the 20th Century: The Ragnar Fisch Centennial Symposium*, Steinar Strom (eds.), Stanford, Cambridge University Press, 371-413.
- Wang, J., Wang, X., Li, J., Wang, H. (2021). A Prediction Model of CNN-TLSTM for USD/CNY Exchange Rate Prediction. *IEEE Access*, 9, 73346-73354.

Abstract

## Prediction of KRW/USD exchange rate during the Covid-19 pandemic using SARIMA and ARDL models

In-Jeong Oh\* · Wooju Kim\*\*

This paper is a review of studies that focus on the prediction of a won/dollar exchange rate before and after the covid 19 pandemic. The Korea economy has an unprecedented situation starting from 2021 up till 2022 where the won/dollar exchange rate has exceeded 1,400 KRW, a first time since the global financial crisis in 2008. The US Federal Reserve has raised the interest rate up to 2.5% (2022.7) called a 'Big Step' and the Korea central bank has also raised the interested rate up to 2.5% (2022.8) accordingly. In the unpredictable economic situation, the prediction of the won/dollar exchange rate has become more important than ever. The authors separated the period from 2015.Jan to 2022.Aug into three periods and built a best fitted ARIMA/ARDL prediction model using the period 1. Finally using the best the fitted prediction model, we predicted the won/dollar exchange rate for each period. The conclusions of the study were that during Period 3, when the usual relationship between exchange rates and economic factors appears, the ARDL model reflecting the variable relationship is a better predictive model, and in Period 2 of the transitional period, which deviates from the typical pattern of exchange rate and economic factors, the SARIMA model, which reflects only historical exchange rate trends, was validated as a model with a better predictive performance.

**Key Words** : SARIMA, ARDL, Prediction, KRW/USD exchange rate, Covid-19

Received : November 10, 2022 Revised : November 25, 2022 Accepted : November 28, 2022

Corresponding Author : Wooju Kim

---

\* Department of Industrial Engineering, Yonsei University  
\*\* Corresponding author: Wooju Kim  
Department of Industrial Engineering, Yonsei University  
11, Jahamun-ro 37-gil, Jongno-gu, Seoul 03021, Republic of Korea  
Tel: +82-2-2123-5716, E-mail: wkim@yonsei.ac.kr

## 저자 소개



### 오인정

2002년 New York University (NYU) 경제학 학사, 2004년 Columbia University에서 통계학 석사를 취득하였고 현재 연세대학교 산업공학과 박사과정에 재학 중이다. 주요 관심 분야는 빅데이터 분석 및 활용 전략 수립, 금융 데이터 활용 분석, 마이데이터 시장 및 서비스 연구 등이다.



### 김우주

1987년 연세대학교에서 BBA 과정 학사 학위를 취득하였고, 1994년 KAIST 경영과학 박사를 취득하였으며, 현재 연세대학교 산업공학과 교수로 재직 중이다. 관심 분야는 시맨틱 웹, 시맨틱 웹 환경의 의사결정지원 시스템, 시맨틱 웹 마이닝, 지식관리 및 인공지능 웹 서비스이다.