한국경영정보학회 학술대회
2018년 경영정보관련 춘계학술대회

선물환율 결정요소를 이용한 인공신경망 모형의 원/달러 환율예측 유용성에 관한 연구

김영철, 이현준, 김지우, 안재준

선물환율 결정요소를 이용한 인공신경망 모형의 원/달러 환율예측 유용성에 관한 연구

김영철[a], 이현준[b], 김지우[c], 안재준[d]

[a] 연세대학교 투자정보공학 박사과정
(03722)서울특별시 서대문구 연세로 50,
Tel: +82 - 10 - 8761 - 4135, Fax: +82 - 2 - 788 - 7100, E - mail: yclkim@naver.com

[b] 연세대학교 산업공학과 석박사통합과정
(03722)서울특별시 서대문구 연세로 50,
Tel: +82 - 2 - 2123 - 7785, Fax: +82 - 2 - 364 - 7807, E - mail: 2wisedeep@gmail.com

[c] 연세대학교 산업공학과 석박사통합과정
(03722)서울특별시 서대문구 연세로 50,
Tel: +82 - 2 - 2123 - 7785, Fax: +82 - 2 - 364 - 7807, E - mail: jiwoo14@naver.com

[d] 연세대학교 정보통계학과 교수
(26493)강원도 원주시 연세대길1,
Tel: +82 - 33 - 760 - 2766, Fax: +82 - 2 - 364 - 7807, E - mail: ahn2615@yonsei.ac.kr

Abstract

'90년대말 외환위기 이후 자유변동환율제도로 전환된 우리나라는 한층 높아진 환율변동성으로 인해 환리스크 관리가 매우 중요한 과제가 되고 있으며 이를 위한 정확한 환율예측의 필요성 또한 점차 커지고 있다. 본 연구에서는 객관적인 미래의 현물환율 예측치라 할 수 있는 선물환율을 결정하는 제반 경제요소들의 데이터를 입력값으로 하여, 대표적인 인공신경망 모형인 다층퍼셉트론 방법론을 통해 원/달러환율을 예측한다. 환율예측을 위한 입력변수로는 현물환율, 원화명목금리, 달러화명목금리, 달러화조달 신용가산금리로 설정하였으며 다층퍼셉트론 모형의 은닉층과 노드의 개수를 변화시키면서 실험을 진행하여 환율예측에 가장 최적화된 구조를 탐색한다. 예측의 성과는 환율예측치와 실제환율과의 차이를 통해 측정하며, 선물환율 결정모형 및 랜덤워크 모형으로 인식되는 현물환율과의 비교를 통하여 본 모형의 우수성을 확인한다. 본 연구의 실험결과를 통해 다층퍼셉트론 모형의 환율예측력을 확인했으며, 향후 시장참여자들의 외환투자에 대한 의사결정과 환리스크 관리에 도움을 줄 것으로 기대한다.

Keywords

다층퍼셉트론 모형; 은닉층; 선물환율; 현물환율; 환율예측

1. 서 론

우리나라는 대외무역의존도가 GDP의 63.9% (2016. 9월말 현재, 통계청)에 이를 정도로 높아 글로벌 정치·경제 상황의 변화에 매우 민감하게 반응하는 경향이 있다. 우리나라의 기준환율인 원/달러 환율은 이러한 변화를 가장 잘 반영하는 척도 중 하나로 인식되고 있으며 1997년 12월 외환위기를 계기로 완전자유변동환율제도로 전환된 이래 과거보다 훨씬 높은 변동성을 보이고 있다. 특히 차액결제를 기반으로 하는 역외선물환시장 (non-deliverable forward; NDF)의 등장은 원/달러 외환시장의 글로벌화에 큰 공헌을 하였지만 이로 인한 환율변동성의 대폭적인 증가는 외환과 관련되는 경제주체에게 큰 부담이 되고 있는 것 또한 사실이다. 이에 따라 외환정책을 담당하는 정부당국과 환율변동 리스크를 관리하는 수출입기업 재무담당자들은 더욱 정확한 환율예측을 필요로 하고 있다.

외환거래는 일반적으로 거래약정이 체결된 이후 통상 2거래일 이내에 실제 자금결제가 이루어지는데 이를 현물환거래라고 하며 이 현물환거래는 일반적

의미의 외환거래라 할 수 있다. 현물환거래에 적용되는 환율을 현물환율 또는 단순히 환율이라고 한다.

이와는 달리 거래체결 후 3거래일 이후의 미래의 시기에 자금결제가 이루어지는 외환거래를 선물환거래라고 한다. 선물환거래를 하는 목적으로는 환율변동위험을 제거하는 헤지거래 (hedging), 환율변동을 이용하는 투기거래 (speculation), 그리고 가격의 불균형을 이용하는 차익거래 (arbitrage) 등을 들 수 있다. 선물환거래는 거래계약일로부터 자금결제일까지의 기간이 짧게는 3일부터 길게는 몇 년에 이르기까지 그 범위가 매우 넓지만 은행간 거래시장에서는 거래의 효율성을 위하여 1주일, 1개월, 2개월, 3개월, 6개월, 12개월 등과 같이 표준일 (standard date)을 정해서 호가를 하고 거래가 이루어진다. 반면에 은행과 고객이 거래하는 대고객 시장에서는 거래기간이 39일, 4개월 반 등과 같은 비표준일 (broken date)거래도 가능하며 이는 대부분 고객의 수요에 따라 결정된다. 이와 같은 선물환거래에 적용되는 환율을 선물환율이라 한다.

선물환율은 오랜기간 동안 합리적인 미래의 현물환율 예측치로 여겨져 왔다. 즉, 효율적 시장가설과 합리적 기대가설에 따르면 관련된 모든 정보가 금리와 환율에 반영되어있기 때문에 선물환율은 미래 현물환율의 합리적인 예측치가 될 수 있다고 보았다. 그러나 학계의 많은 선행연구 결과와 역사적인 기록에 따르면 실제에 있어서 선물환율이 현물환율의 합리적인 예측치라고 할 수 없다는 것이 일반적인 결론으로 받아들여지고 있으며, 이에 따라 정확한 현물환율 예측에 대한 관심은 더욱 커지게 되었다.

외환시장의 변동성 확대에 따라 환율예측의 중요성이 부각되고 미래환율 예측치로서의 선물환율의 역할에 대한 의문이 제기되면서, 이와 관련된 다양한 선행 연구들이 진행되었다. 1980년대 초, 주요통화들의 시계열 및 구조모형 (structural model)에 의한 환율 예측력이 랜덤워크 모형의 예측력과 차이가 없다는 연구 결과가 있었다 [Meese와 Rogoff, 1983]. 그러나 이후 선물환 프리미엄의 기간구조와 벡터오차수정모형 (vector error correction model)의 적용으로 랜덤워크 모형보다 우수한 성능을 보이는 환율예측 결과를 도출해낸 사례가 있으며 [Clarida와 Tayor, 1997; Jung, 2004], 이러한 연구들은 적절한 데이터와 예측방법론의 선정을 통한 환율예측 모형구축의 가능성을 제시하였다.

따라서 본 연구에서는 환율예측 모형구축을 위한 최적의 입력변수와 예측방법론을 제시하고, 선물환율 결정모형 및 랜덤워크 모형과의 성과비교를 통해 그 우수성을 확인하고자 한다. 예측방법론으로는 복잡계적 데이터해석에 뛰어난 성과를 보이는 인공지능 방법론을 선정하였으며, 그 중에서 인공신경망 (artificial neural network; ANN)의 다층퍼셉트론 (multi-layer perceptron; MLP) 모형을 활용하고자 한다. 입력변수는 선물환율을 결정하는 네 가지 요소를 선정하였으며 다층퍼셉트론의 최적 구조탐색을 위해 은닉층 (hidden layer)과 노드 (node)의 개수를 다양하게 적용하여 실증분석을 하였다. 입력변수로 선물환율 결정요소를 선정한 이유는 선물환율이 최적의 미래 현물환율 예측치인가에 대해서는 회의적이지만 선물환율에는 미래의 현물환율을 예측하는 데 필요한 매우 중요한 정보들이 들어 있기 때문이다 [Corte 등, 2008].

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 환율예측 분야에서 다양한 방법론을 활용한 선행연구들을 살펴보고, 본 연구에 사용되는 다층퍼셉트론 모형과 입력변수 선정기준이 되는 이자율평가이론과 선물환율 결정과정에 대해 설명한다. 3절에서는 본 논문에서 제시하는 연구방법을 단계적으로 설명하였으며, 4절에서는 제안된 예측모형의 분석결과를 통해 예측력을 검증하였다. 마지막으로 결론에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구에 대해 서술하였다.

2. 연구배경

2.1 선행연구

1980년대 초에 환율예측력이 랜덤워크 모형보다 더 나은 성과를 얻을 수 없다는 Meese와 Rogoff [1983]의 연구가 있었고, 환율예측에 대한 무용론이 대두되었다. 그러나 엔화, 파운드화, 마르크화를 대상으로 수행된 선물환 프리미엄의 기간구조와 벡터오차수정모형을 활용한 Clarida와 Taylor [1997]의 연구는 랜덤워크 모형에 비해 크게 개선된 예측력을 제시하였으

며, 이후 원/달러 환율에 대하여 수행된 동일 연구에서도 선행연구와 일치하는 결과를 얻었다 [Jung, 2004]. Kim [2000]은 원/달러 환율의 주별자료와 월별자료를 이용한 환율예측을 통해 랜덤워크 모형보다 대체로 우월한 성과를 얻어냈다.

이러한 다양한 연구 결과들이 정확도 높은 환율예측의 성공 가능성을 제시하면서, 인공지능 방법론을 활용한 환율예측 관련 연구들이 진행되었다. 인공신경망으로 대표되는 인공지능 방법론은 금융데이터와 같은 복잡계적 데이터와 비정상 시계열의 분석에 높은 성과를 도출할 수 있다는 연구 결과가 있으며 [Kim 등, 2004; Kim 등, 2004], 외환시장 데이터에 인공지능 방법론을 적용한 연구들은 주로 인공신경망을 활용하여 진행되었다. 국내에서는 Kim [2001]이 인공신경망 모형과 자기회귀이동평균 모형의 비교를 통해 인공신경망 모형의 환율예측 정확도가 높음을 밝혔다. 한편, 최근 해외에서는 유로/달러 환율을 대상으로 하는 단기 환율예측과 관련된 연구가 수행되었으며, 상관관계가 높은 일곱 개의 변수를 선별하여 다층퍼셉트론 모형을 활용한 연구결과는 시장이 랜덤워크 모형을 따르지 않는다는 가정을 만족시킨다는 사실을 검증하였다 [Pacelli 등, 2010]. 달러/루피 환율을 대상으로 인공신경망 모형과 계량경제 모형을 적용하여 성능을 비교한 Chaudhuri [2016]의 연구는 계량경제 모형에 비해 인공신경망 모형이 더 우수한 환율예측력을 가졌음을 보여준다.

한편, 환율예측과 관련하여, 관련 변수들 사이의 인과관계와 설명력을 분석하는 연구들도 진행되었다. Lee [2016]는 AR모형과 IGARCH 모형을 활용하여 원/엔 환율을 원/달러 환율로 설명하는 연구를 수행하였다. 국제경제의 핵심지표인 원유가격과 환율의 인과관계를 분석하기 위해 비모수 분위수검정을 활용하는 연구가 Jeong [2017]에 의해 수행되었다.

본 연구는 앞선 선행연구 결과가 제시하는 다양한 연구방법론들의 유의미한 예측력을 고려하여, 다층퍼셉트론을 활용한 6개월 후 원/달러 환율예측을 수행한다. 또한 외환시장과 선물환율 산출방식에 대한 이해를 통해 최적의 입력변수를 선정하며, 다층퍼셉트론의 은닉층과 은닉노드를 다양하게 적용하여 최적 구조를 탐색한다. 이를 통해 본 연구는 선행연구들과의 차별성을 제시하고자 한다.

2.2 선물환율 결정모형

선물환율이 결정되는 과정은 두 나라 간의 이자율 차이를 이용하여 균형환율을 산출하는 이자율평가이론 (interest rate parity; IRP)에 근거한다. 이자율평가이론에 따르면 국가간 자본이동이 자유롭고 거래비용이 존재하지 않을 경우 국내 금융자산과 해외 금융자산의 투자수익률이 동일해지는 수준에서 환율이 결정되며 환율변동으로부터 발생하는 환위험을 헤지(hedging)할 때 선물환계약의 사용여부에 따라 무위험이자율평가이론 (covered interest rate parity; CIP)과 유위험이자율평가이론 (uncovered interest rate parity; UIP)으로 구분된다.

유위험이자율평가이론은 선물환시장이 존재하지 않는 상황을 가정하며, 일정기간 후의 현물환율 기대치에서 현 시점의 현물환율을 뺀 수치를 현 시점의 현물환율로 나눈 수치가 두 통화 간의 금리차이라고 정의한다. 투자자들은 미래의 현물환율을 알 수 없기 때문에 기대 현물환율을 고려하며, 선물환거래가 불가능하기 때문에 환리스크를 헤지할 수 없는 상황을 가정한다. 식 (2.1)은 유위험이자율평가이론에 기반한 환율-이자율 균형상태를 나타낸 수식으로, i_t 는 t 시점에서의 국내통화 명목이자율, i_t^*는 t 시점에서의 외국통화 명목이자율, $E(S_{t+1})$은 t 시점에서의 $t+1$ 시점의 현물환율 기대값, S_t는 t 시점의 현물환율을 나타낸다.

$$\frac{E(S_{t+1})-S_t}{S_t} = i_t - i_t^* \qquad (2.1)$$

무위험이자율평가이론은 선물환거래가 가능하다는 전제하에 위 식 (2.1)에서 미래 현물환율의 기대값인 $E(S_{t+1})$을 선물환율인 F_t로 치환하여 균형식을 도출하는 과정을 말한다. 즉, 선물환율에서 현물환율을 뺀 선물환 프리미엄을 현물환율로 나눈 것은 양국통화의 금리차와 같다는 것이다. 투자자들은 각 통화의 이자율과 현물환율을 통해 균형 선물환율을 계산할 수 있고, 선물환거래를 통하여 환위험의 헤지가 가능하게 된다. 식 (2.2)는 무위험이자율평가이론 하에서

의 환율-이자율 균형상태를 나타낸 식이다.

$$\frac{F_t - S_t}{S_t} = i_t - i_t^* \quad (2.2)$$

식 (2.2)을 기반으로 자금시장 (money market) 기간계산 관행을 반영하여 식 (2.3)을 도출할 수 있으며, 이를 통해 원/달러 선물환율 (F_t)을 구할 수 있다. 원화의 자금시장 기간계산 관행은 평년이나 윤년에 관계없이 365일 기준방식을 사용하고 달러화는 360일 기준방식을 사용하는데 식 (2.3)의 D_t는 실제 거래일수를 나타낸다.

$$F_t = S_t \times \frac{1+i_t \times (D_t/365)}{1+i_t^* \times (D_t/360)} \quad (2.3)$$

한편, 양국 통화 중 리스크 프리미엄이 존재하는 경우에는 식 (2.1), (2.2)의 이자율평가설 균형조건이 성립하지 않게 되는데, 실제로 외환시장에서 형성되는 원/달러 선물환율은 달러화에 대해서 리스크 프리미엄이 반영되어있다. 달러화 리스크 프리미엄은 달러화를 조달하는데 있어 우리나라 은행이 추가로 부담하는 신용가산금리를 의미한다. 따라서 식 (2.3)에서 달러화 금리인 i_t^*에는 명목금리 외에 신용가산금리가 포함되어 있다.

결론적으로, 원/달러 선물환율의 결정요소는 현물환율, 원화 금리, 그리고 신용가산금리를 포함한 달러화 금리라고 할 수 있다.

2.3 다층퍼셉트론

다층퍼셉트론은 인간 두뇌의 문제해결 방식에 착안하여 개발한 인공지능 방법론인 인공신경망의 일종으로, 입력층 (input layer), 복수의 은닉층 (hidden layers), 그리고 출력층 (output layer)의 구조를 이루고 있다 [Lee 등, 2015]. 모형을 구성하는 각 층은 노드 (node) 또는 뉴런 (neuron)이라고 불리는 요소로 구성되어 있으며, 노드들은 상호 연결되어 입력값과 출력값을 계산하고 전달하는 역할을 수행한다. 이 때 노드 사이의 연결강도 (synaptic weight)에 기반하여 계산이 이루어지며, 각 노드의 입력값과 출력값 사이에 활성함수 (activation function)가 작용한다.

다층퍼셉트론 모형은 입력 벡터와 출력 벡터 사이의 비선형 관계분석이 가능한 모형이며, 비선형 문제에 있어서 우수한 예측성과를 보인다고 알려져 있다 [Gardner와 Dorling, 1998; Lee 등, 2013; Lee와 Kim, 2014]. 입력 벡터를 전달하는 입력층은 입력 벡터를 전달받아 은닉층으로 전달하고, 은닉층은 가중치와 활성함수에 기반하여 전달받은 입력값들을 결합하며, 출력층은 결합된 값을 벡터의 형태로 출력하는 역할을 수행한다.

본 실험에서는 다층퍼셉트론 모형의 최적 구조탐색을 위해 모형 내 은닉층의 개수와 은닉층 내 노드의 개수를 변화시키면서 실증분석을 수행하고, 이를 통해 미래의 원/달러 환율을 가장 적절하게 예측하는 모형의 구조를 확인하고자 한다. Figure 2.1은 한 개의 입력층, 두 개 은닉층, 그리고 한 개의 출력층으로 이루어진 다층퍼셉트론 모형의 구조를 나타낸 그림이다. 입력층에 i개의 값이 입력되며, 두 개의 은닉층은 각각 j, k개의 은닉 노드들로 이루어져 있다. $w_{1,1,1}$부터 $w_{1,i,j}$값은 입력 노드들의 첫 번째 은닉층 노드들과 연결되는 가중치들을 나타내며, $w_{2,1,1}$부터 $w_{2,j,k}$값은 첫 번째 은닉층 노드들과 두 번째 은닉층 노드들을 연결하는 가중치들을 나타낸다. 마지막으로 $w_{3,1}$부터 $w_{3,k}$는 두 번째 은닉층 노드들과 한 개의 출력 노드를 연결하는 가중치 값들이다.

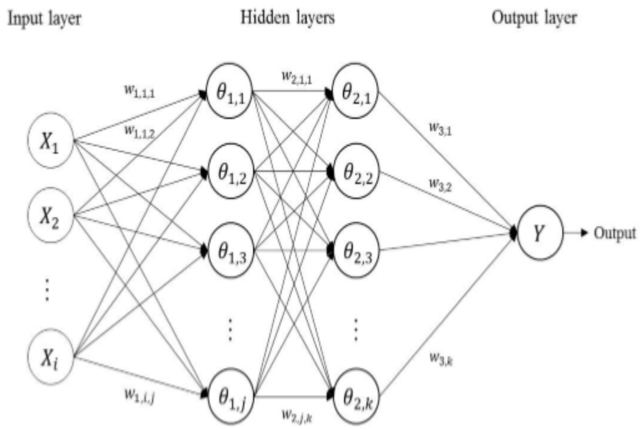

Figure 2.1 Typical schematic diagram of the multi-layer perceptron

3. 연구방법

본 연구에서는 선물환율 결정요소를 입력변수로 하

는 다층퍼셉트론 모형 (MLP), 선물환율 결정모형 (FWD), 그리고 랜덤워크 모형 (RW)을 통해 6개월 후 현물환율을 예측하고, 해당 결과들을 비교·분석하고자 한다. 전체 실험의 구성은 다음과 같다 (Figure 3.1).

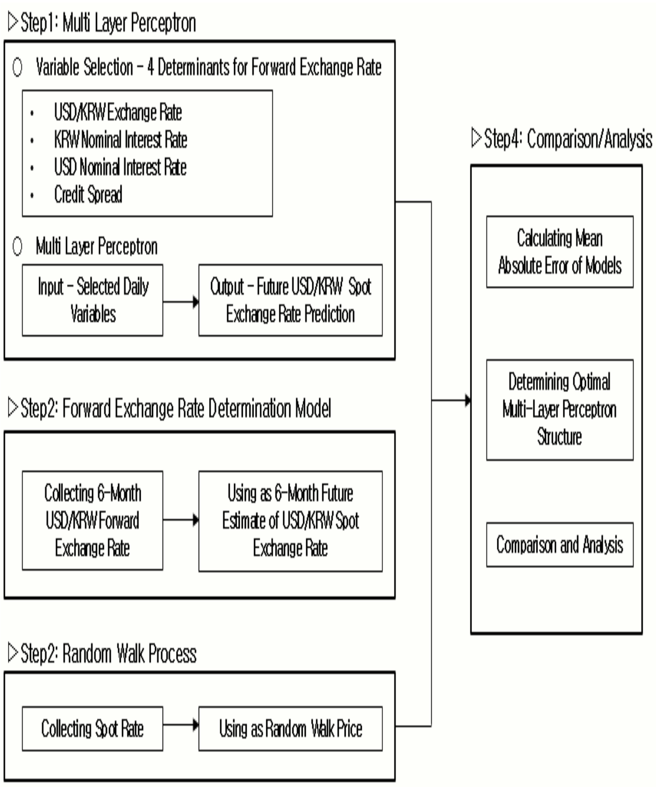

Figure 3.1 Model Architecture

Step 1. 선물환율 결정요소 기반 다층퍼셉트론 모형

선물환율이 결정될 때 중요한 역할을 하는 4가지 요소를 다층퍼셉트론 모형의 입력변수로 사용하며, 이는 원/달러 현물환율, 원화의 명목금리, 달러화의 명목금리, 그리고 달러화조달 시 추가로 지급하는 리스크 프리미엄 (신용가산금리)이다.

원/달러 현물환율은 일별 국내 원/달러 외환시장 종가를 사용하며, 원화금리는 6개월만기 은행간 자금시장금리의 당일종가를, 달러화금리는 6개월만기 런던 일류은행간 대출금리의 전일 픽싱금리를 사용한다. 그리고 신용가산금리는 자료의 안정성을 위하여 6개월 내재신용가산금리 대신 1년만기 원화 이자율스왑금리 (interest rate swap; IRS)와 1년만기 원/달러 통화스왑금리 (cross currency interest rate swap; CCS, CRS) 차이인 1년만기 스왑베이시스 (swap basis)의 당일종가를 사용한다.

Table 3.1 Input variables for MLP

Variables	Selected Data (Daily)
USD/KRW spot exchange rate	Closing rate of USD/KRW FX spot
KRW nominal interest rate	Closing rate of 6-month Koribor
USD nominal interest rate	1 day prior fixing rate of 6-month Libor
Credit Spread	Closing rate of 1-year Swap Basis

선정된 입력변수와 데이터를 바탕으로 다층퍼셉트론 모형을 구축하고, 기존의 선물환율 결정모형과 랜덤워크 모형에 비해 우수한 예측력을 보인다는 사실을 확인하고자 한다. 입력 노드로는 선물환율 결정요소로 제시된 네 가지 입력변수를 사용하며, 출력층의 노드는 목적변수인 환율예측치로 설정한다.

또한 다층퍼셉트론 모형의 6개월 후 환율예측력을 가장 크게 향상시키는 최적의 구조를 탐색하기 위해, 은닉층의 개수와 각 은닉층 내 노드 개수를 다양하게 변화시키면서 실험을 수행한다. 은닉층의 활성화함수는 쌍곡탄젠트 함수, 출력층의 활성화함수는 항등함수를 사용한다.

Step 2. 선물환율 결정모형

선물환율은 2.2절에서 제시된 선물환율 결정모형에 따라 산출되며 외환시장에서는 이를 균형가격(이론가)으로 하여 거래가 이루어진다. 원/달러 선물환율은 현물환율 및 선물환 기간에 해당하는 원화 명목금리, 그리고 달러화 조달 신용가산금리를 포함한 달러화의 명목금리를 식 (2.3)에 대입하여 산출한다. 본 연구에서는 외환시장에서 형성되는 6개월만기 원/달러 선물환율을 6개월 후 현물환율의 예측치로 사용하며 둘 사이의 차이를 통해 예측력을 측정한다.

Step 3. 랜덤워크 모형

랜덤워크 가설이란 현물환율의 기간별 변동이 무작위적이고 예측할 수 없다고 가정하는 것이다. 이는

시장거래자들이 새로 도착한 뉴스나 정보에 반응하기 때문인데 정보가 무작위 방식으로 도착한다면 환율 또한 무작위 방식으로 움직일 것이다
미래의 현물환율은 현재의 현물환율보다 높을 수도 있고 낮을 수도 있다. 합리적 기대를 하는 시장참여자는 미래의 현물환율이 상승할 확률과 하락할 확률이 동일한 것으로 추정한다. 랜덤워크 모형은 현물환시장이 약형 효율적(weakly efficient)시장으로서 과거 시점으로부터 현재시점 t까지의 현물환율을 이용하여 $t+1$시점의 현물환율의 예측하였을 때 최선의 예측치는 현재시점의 현물환율이라는 것이다. [Moosa, 2000]

$$\hat{S}_{t+1} = S_t \tag{3.1}$$

본 연구에서는 랜덤워크 모형으로서 현 시점의 원/달러 현물환율을 6개월 후 현물환율의 예측치로 사용하며 둘 사이의 차이를 통해 예측력을 측정한다.

Step 4. 예측력 측정 및 비교/분석

다층퍼셉트론 모형과 선물환율 결정모형, 그리고 랜덤워크 모형의 환율예측력 검증을 위해서, 동일한 학습구간과 검증구간에 대한 두 모형의 절대평균오차 (mean absolute error; MAE)와 평균제곱근편차 (root mean square error; RMSE)를 비교한다.
절대평균오차와 평균제곱근편차는 두 연속변수 사이의 차이를 측정하는 방법으로서, 본 연구에서는 동일 구간에 대한 각 모형의 6개월 후 환율예측치와 6개월 후 실제 현물환율과의 차이를 구함으로써 그 성능을 비교·분석한다. 각 오차측정 방법들에 대한 수식은 아래 식 (3.2) 및 식 (3.3)과 같으며, y_i는 i번째 환율예측치, x_i는 i번째 실제환율, e_i는 i번째 환율예측치와 실제환율간의 차, n은 전체 예측치의 개수를 의미한다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n}|y_i - x_i|}{n} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|e_i|}{n} \tag{3.2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - x_i)^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}e_i^2}{n}} \tag{3.3}$$

4. 실증분석

다중퍼셉트론 입력변수로 국내 원/달러 외환시장 종가, 원화 6개월만기 은행간 자금시장 금리 종가 (koribor), 달러화 6개월만기 런던 일류은행간 대출 픽싱금리 (Libor), 1년만기 스왑 베이시스 (swap basis) 종가 데이터를 활용한다. 2012.1.1.부터 2017.12.31.까지 6년간의 일별 데이터를 사용하며, 1년간의 학습기간을 통해 학습된 다층퍼셉트론 모형을 다음 1개월간의 데이터에 적용하여 예측력을 검증하는 전진 슬라이딩윈도우 (sliding window) 방식을 사용한다. 슬라이딩 윈도우 방식은 비교적 최근 데이터에 더 영향을 받는 시계열 데이터의 특성을 반영하여 모델을 학습시키는데 매우 효과적인 방법이다 [Ahn 등, 2012]. 본 연구에서는 다층퍼셉트론 모형을 구축하고 최적 구조를 찾는 과정에서 머신러닝의 성능을 높이기 위해 슬라이딩윈도우 방식을 적용하였다. 또한 실증 데이터 분석은 IBM (international business machines corporation) 사에서 제공하는 통계분석 도구 SPSS statistics 23을 기반으로 진행되었다. Table 4.1은 전체 데이터를 총 60개 윈도우로 나누어 독립적인 실험이 진행되는 각 윈도우별 실험기간을 보여주고 있다.

Table 4.1 Empirical data window

Window Number	Training Period	Test Period
Window 1	2012.01.01 ~ 2012.12.31	2013.01.01. ~ 2013.01.31
Window 2	2012.02.01 ~ 2013.01.31	2013.02.01. ~ 2013.02.28
Window 3	2012.03.01 ~ 2013.02.28	2013.03.01. ~ 2013.03.31
	……	
Window 60	2016.12.01 ~ 2017.11.30	2017.12.01. ~ 2017.12.31

각각의 실험데이터 구간에서 6개월 후 원/달러 환율에 대하여 가장 높은 예측력을 보이는 최적 다층퍼셉트론 구조와 그에 따른 절대평균오차와 평균제곱근편차를 산출하였다. 각 실험데이터 구간에 대하여, 다층퍼셉트론 모형의 은닉층을 최소 1개에서 최대 2개까지 변화시키고, 각 층의 은닉 노드 개수를 최소 1개에서 최대 8개까지 변화시키면서 실험을 수행하였다. Table 4.2의 실험결과를 보면, 60개 실험구간 중

55개의 구간에서 두 개의 은닉층을 사용한 경우에 더 높은 환율예측력을 보였다. 이는 환율예측에 있어서 단층 인공신경망에 비해 복수의 은닉층 구조로 이루어진 다층퍼셉트론 모형이 전반적으로 우수한 성능을 보인다는 것을 의미한다.

Table 4.2 Experimental period for each window

Data Period	Hidden Layer: Layer Number	Hidden Layer: Node Number (Layer 1 – Layer 2)
2012.01.01. ~ 2013.01.31	2	8-6
2012.02.01. ~ 2013.02.28	2	7-3
2012.03.01. ~ 2013.03.31	2	6-7
2012.04.01. ~ 2013.04.30	2	8-3
2012.05.01. ~ 2013.05.31	2	6-1
2012.06.01. ~ 2013.06.30	2	6-2
2012.07.01. ~ 2013.07.31	2	2-4
2012.08.01. ~ 2013.08.31	2	3-7
2012.09.01. ~ 2013.09.30	2	8-7
2012.10.01. ~ 2013.10.31	2	6-1
2012.11.01. ~ 2013.11.30	2	4-1
2012.12.01. ~ 2013.12.31	1	6
2013.01.01. ~ 2014.01.31	2	4-5
2013.02.01. ~ 2014.02.28	2	6-3
2013.03.01. ~ 2014.03.31	2	5-6
2013.04.01. ~ 2014.04.30	2	7-2
2013.05.01. ~ 2014.05.31	2	2-7
2013.06.01. ~ 2014.06.30	2	8-1
2013.07.01. ~ 2014.07.31	1	3
2013.08.01. ~ 2014.08.31	2	4-5
2013.09.01. ~ 2014.09.30	2	5-2
2013.10.01. ~ 2014.10.31	2	7-4
2013.11.01. ~ 2014.11.30	2	6-5
2013.12.01. ~ 2014.12.31	2	6-3
2014.01.01. ~ 2015.01.31	2	7-6
2014.02.01. ~ 2015.02.28	2	7-8
2014.03.01. ~ 2015.03.31	2	5-8
2014.04.01. ~ 2015.04.30	2	4-6
2014.05.01. ~ 2015.05.31	2	5-2
2014.06.01. ~ 2015.06.30	2	8-5
2014.07.01. ~ 2015.07.31	2	6-8
2014.08.01. ~ 2015.08.31	2	5-6
2014.09.01. ~ 2015.09.30	2	1-1
2014.10.01. ~ 2015.10.31	2	3-5
2014.11.01. ~ 2015.11.30	2	5-4
2014.12.01. ~ 2015.12.31	2	5-2
2015.01.01. ~ 2016.01.31	2	2-8
2015.02.01. ~ 2016.02.29	1	2
2015.03.01. ~ 2016.03.31	2	1-2
2015.04.01. ~ 2016.04.30	2	4-2
2015.05.01. ~ 2016.05.31	2	4-2
2015.06.01. ~ 2016.06.30	2	1-3
2015.07.01. ~ 2016.07.31	2	5-1
2015.08.01. ~ 2016.08.31	2	5-1
2015.09.01. ~ 2016.09.30	2	4-1
2015.10.01. ~ 2016.10.31	2	5-7
2015.11.01. ~ 2016.11.30	2	3-1
2015.12.01. ~ 2016.12.31	2	6-3
2016.01.01. ~ 2017.01.31	2	7-5
2016.02.01. ~ 2017.02.28	2	8-3
2016.03.01. ~ 2017.03.31	2	4-8
2016.04.01. ~ 2017.04.30	1	3
2016.05.01. ~ 2017.05.31	1	7
2016.06.01. ~ 2017.06.30	2	6-4
2016.07.01. ~ 2017.07.31	2	4-5
2016.08.01. ~ 2017.08.31	2	6-6
2016.09.01. ~ 2017.09.30	2	7-2
2016.10.01. ~ 2017.10.31	2	1-4
2016.11.01. ~ 2017.11.30	2	8-7
2016.12.01. ~ 2017.12.31	2	4-3

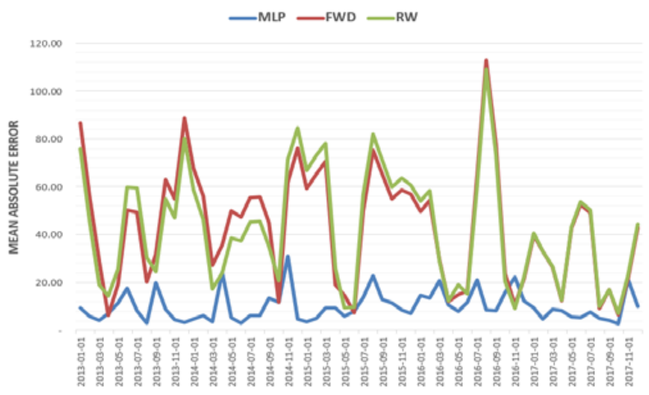

Figure 4.1 MAE of three prediction models during test period

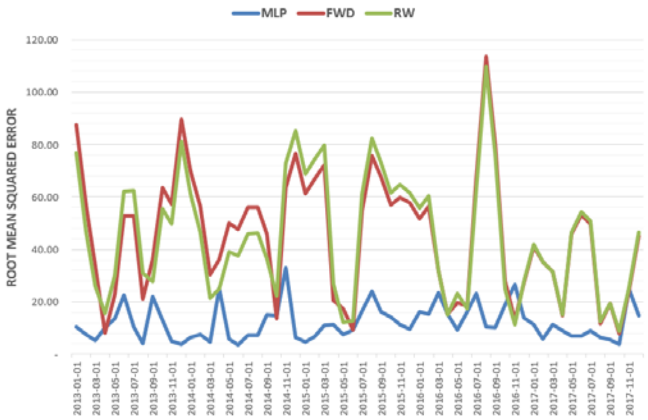

Figure 4.2 RMSE of three prediction models during test period

실증분석 결과 6개월만기 원/달러 선물환율은 실제 6개월 후 원/달러 현물환율과 큰 차이를 보였다. Figure 4.1과 4.2에서 최적 다층퍼셉트론, 선물환율 결정모형, 그리고 랜덤워크 모형 각각의 예측오차를 비교해 보면 대부분의 실험데이터 구간에서 본 연구가 제시하는 최적 다층퍼셉트론 구조의 예측력이 가장 우수했다. 구체적으로 최적 다층퍼셉트론 예측치가 6개월만기 원/달러 선물환율 및 랜덤워크 모형에 비해 전체 60개 구간 중 56개 구간에서 절대평균오차가 낮았으며, 60개 구간 중 54개 구간에서 평균제곱근편차가 낮음을 확인하였다. 이는 곧 외환시장에서 합리적 환율예측치라고 여겨지는 선물환율이 미래의 현물환율을 적절하게 반영하지 못하고 있다는 것을 의미하며, 다층퍼셉트론 모형을 활용한 환율예측치가 선물환율보다 유용하게 사용될 수 있다는 사실을 시사한다. 한편 선물환율 예측모형과 랜덤워크 예측모형 사이에는 의미 있는 차이가 없어 선물환율이 랜덤워크 예측모형을 능가하지 못한다는 Meese와 Rogoff (1983)의 연구결과와 부합함을 보여주었다.

마지막으로 본 연구에서 제안된 최적 구조 다층퍼셉트론의 예측성과가 비교 모델에 비해 우수한지를 통계적으로 검증하기 위해 *F*-검정과 *t*-검정을 실시하였다. *F*-검정은 서로 다른 두 모집단이 등분산성을 가지는지 확인하는 통계적 검정방법으로, 일반적으로 두 모표준편차를 σ_1, σ_2라고 할 경우 아래 식 (4.1)과 같은 귀무가설(H_0)과 대립가설(H_1)을 수립한 뒤 양측검정을 시행한다.

$$H_0: \mu_1 - \mu_2 = d, \quad H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq d \qquad (4.1)$$

만약 두 모분산이 등분산성을 가지는 경우, 모분산 대신 식 (4.2)를 통해 산출되는 공통모분산의 추정량 (s_p)을 사용하여 검정통계량을 계산하며 검정통계량 (t)과 자유도 (v)는 식 (4.3)과 식 (4.4)와 같다. 그러나 두 모분산이 이분산성을 가진다면, 검정통계량 (t')은 식 (4.5)를 활용하여 구할 수 있으며, 자유도(v')는 식 (4.6)과 같다. 이때 n_1과 n_2는 각 모집단에서 추출된 표본의 크기를, $\bar{x}_1$과 $\bar{x}_2$는 각 표본의 평균을, s_1과 s_2는 각 표본의 표준편차를 의미한다.

$$s_p^2 = \frac{s_1^2(n_1-1)+s_2^2(n_2-1)}{n_1+n_2-2} \qquad (4.2)$$

$$t = \frac{(\bar{x}_1-\bar{x}_2)-d_0}{s_p\sqrt{1/n_1+1/n_2}} \qquad (4.3)$$

$$v = n_1 + n_2 - 2 \qquad (4.4)$$

$$t' = \frac{(\bar{x}_1-\bar{x}_2)-d_0}{\sqrt{s_1^2/n_1+s_2^2/n_2}} \qquad (4.5)$$

$$v' = \frac{\left(s_1^2/n_1+s_2^2/n_2\right)^2}{(s_1^2/n_1)^2/(n_1-1)+\left(s_2^2/n_2\right)^2/(n_2-1)} \qquad (4.6)$$

모집단의 등분산성에 따라 산출된 검정통계량 t 는 자유도 v를 가지는 t분포를 따른다. 따라서 임의의 신뢰도 α에 대하여, 검정통계량의 범위가 식 (4.7)과 같을 경우, 귀무가설을 기각하지 않는다. 반대로 모집단의 이분산성에 기반하여 산출된 검정통계량 t'는 자유도 v'를 가지는 근사적인 t분포를 따른다. 따라서 유의수준 α 하에서 검정통계량의 범위가 식 (4.8)과 같을 경우 귀무가설을 기각하지 않는다.

$$-t_{\alpha/2,v} \leq t \leq t_{\alpha/2,v} \qquad (4.7)$$

$$-t_{\alpha/2,v'} \leq t' \leq t_{\alpha/2,v'} \qquad (4.8)$$

F-검정의 결과를 통해 다층퍼셉트론의 예측오차와 선물환율 결정모형과 랜덤워크 모형의 예측오차가 이분산성을 가지며, 선물환율 결정모형과 랜덤워크 모형의 예측오차는 등분산성을 가지는 것을 알 수 있

다 (Table 4.3). 또한 t-검정 결과로부터 다층퍼셉트론 모형이 선물환율 결정모형과 랜덤워크 모형보다 우수한 성과를 나타낸다는 것을 통계적으로 검증할 수 있었다 (Table 4.4).

Table 4.3 p-values of 3 paired F-test for three prediction models

	MLP	FWD	RW
(a) Absolute error (AE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FWD		-	0.930
RW			-
(b) Squared error (SE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FWD		-	0.885
RW			-

* significant at 5%

Table 4.4 p-values of 3 paired t-test for three prediction models

	MLP	FWD	RW
(a) Absolute error (AE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FWD		-	0.940
RW			-
(b) Squared error (SE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FWD		-	0.941
RW			-

* significant at 5%

5. 결 론

외환시장에서 시장참가자들 간의 거래에 의해 결정되는 선물환율은 당초 합리적인 미래의 환율예측치라고 여겨져 왔지만 수많은 실증분석에 의해 더 이상 최적의 미래환율 예측치가 되지 못한다는 것이 일반적인 결론으로 받아들여지고 있다. 이에 따라 보다 정확한 환율예측을 위한 수많은 실증분석들이 이루어졌으며 주로 통계적 방법론에 의해 수행되었던 이러한 분석들은 최근 들어 인공지능방법론의 적용이 늘어나고 있으며 이 과정에서 거시경제변수를 포함하는 다양한 입력변수의 활용을 제시하고 있다. 특히 변수간 다중공선성과 비선형성을 가지는 금융데이터들은 기존의 통계적 방법론으로는 분석이 용이하지 않으며 환율예측과 관련된 연구에서도 이러한 한계점을 극복하기 위해 인공신경망을 포함하는 등 다양한 인공지능 방법론을 적용하는 시도가 늘고 있다.

본 연구는 인공신경망의 일종인 다층퍼셉트론 모형을 활용하여 미래의 원/달러 현물환율에 대한 예측을 시도하였고 선물환율 결정모형 및 랜덤워크 모형과의 예측오차 비교를 통해서 그 우수성을 확인하였다. 선물환율 결정요소인 원/달러 현물환율, 양국 통화의 금리, 그리고 달러화 조달 리스크 프리미엄인 신용스프레드를 입력변수로 사용하여 6개월 후 현물환율을 예측하는 실증분석을 수행한 결과 최적 다층퍼셉트론 모형은 선물환율 결정모형에 비해서 평균적으로 절대평균오차가 약 23%, 평균제곱근편차가 27% 수준인 것을 확인하였다. 선물환율 결정모형을 통해 산출된 6개월 선물환율이나 랜덤워크 모형인 현물환율은 실제 6개월 후 원/달러 현물환율과 큰 차이를 보였다. 이러한 실증분석 결과는 선물환율 결정모형이 합리적인 미래의 현물환율 예측모형이라고 보기 어려우며 최적화된 다층퍼셉트론 모형을 통한 예측이 더욱 정확하다는 것을 보여준다.

본 연구는 미래의 현물환율을 예측하기 위해서 선물환율 결정요소만을 입력변수로 사용했다는 점에서 그 차별성과 한계점이 공존한다. 각 실험구간에 따라 최적 다층퍼셉트론 모형의 예측치와 관측치 간의 오차가 매우 큰 경우도 있는 바, 향후 환율 및 외환시장 움직임에 큰 영향을 미치는 주요 변수들의 입력을 추가로 고려하여 모형의 성능을 높여보고자 한다. 또한 최근 변동성이 큰 시계열 예측에서 유용하다고 알려진 장단기 기억 신경망 (long short term memory neural network; LSTM)과 같은 딥러닝 방법론을 적용한다면 새로운 결과를 도출할 수 있을 것이라 기대된다.

References

[1] Ahn, J. J., Byun, H. W., Oh, K. J. and Kim, T. Y. (2012).

Using ridge regression with genetic algorithm to enhance real estate appraisal forecasting. *Expert Systems with Applications*, 39, 8369-8379.

[2] Chaudhuri, T. D. and Ghosh, I. (2016). Artificial neural network and time series modeling based approach to forecasting the exchange rate in a multivariate framework. *Journal of Insurance and Financial Management*, 1, 92-123.

[3] Clarida, R. H. and Taylor, M. P. (1997). The term structure of forward exchange premiums and the forecastability of spot exchange rates: correcting the errors. *Review of Economics and Statistics*, 79, 353-361.

[4] Corte, P. D., Sarno, L. and Tsiakas, I. (2009). An economic evaluation of empirical exchange rate models. *The review of financial studies*, 22(9), 3491-3530.

[5] Gardner, M. W. and Dorling, S. R. (1998). Artificial neural networks (the multilayer perceptron)-a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, 32, 2627-2636.

[6] Jeong, K. H. (2017). Quantile causality from dollar exchange rate to international oil price. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 28, 361-369.

[7] Jung, C. H. (2004). Prediction of won/dollar exchange rate using forward exchange rate: Focusing on VECM technique. *POSRI Management Research*, 4, 174-191.

[8] Kim, J. H. (2001). A comparative study on the Won/Dollar exchange rate forecasting performance of the artificial neural network model and ARIMA model, The Graduate School of Sogang University, Seoul

[9] Kim, S. H. (2000). Establishment of Optimal Artificial Neural Network Model and Exchange Rate Prediction Performance Analysis. *Journal of Money and Finance*, 14, 57-85.

[10] Kim, T. Y., Oh, K. J., Kim, C. and Do, J. D. (2004). Artificial neural networks for non-stationary time series. *Neurocomputing*, 61, 439-447.

[11] Kim, T. Y., Oh, K. J., Sohn, I. and Hwang, C. (2004). Usefulness of artificial neural networks for early warning system of economic crisis. *Expert Systems with Applications*, 26, 583-590.

[12] Lee, H. J. (2016). Time series models based on relationship between won/dollar and won/yen exchange rate. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 27, 1547-1555.

[13] Lee, J. Y. and Kim, H. J. (2014). Identification of major risk factors association with respiratory diseases by data mining. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 25, 373-384.

[14] Lee, K. J., Lee, H. J. and Oh, K. J. (2015). Using fuzzy-neural network to predict hedge fund survival. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 26, 1189-1198.

[15] Lee, Y. S., Kim, J., Jang, M. S. and Kim, H. G. (2013). A study on comparing short-term wind power prediction models in Gunsan wind farm. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 24, 585-592.

[16] Moosa, I. A. (2000). *Exchange rate forecasting: Techniques and Applications*. Basingstoke, Hampshire and London: Macmillan press LTD.

[17] Meese, R. A. and Rogoff. K. (1983). Empirical exchange rate models of the seventies: Do they fit out of sample?. *Journal of International Economics*, 14, 3-24.

[18] Pacelli, V., Bevilacqua. V. and Azzollini. M. (2011). An artificial neural network model to forecast exchange rates. *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*, 3, 57-69.