



## 스왑포인트 결정요소를 이용한 머신러닝 기반의 원/달러 환율 예측 모형에 관한 연구 다층퍼셉트론의 최적구조 탐색을 중심으로

A study on machine learning-based KRW/USD exchange rate prediction model using swap point determinants: Focused on optimal structure finding in multi layer perceptron

---

저자 (Authors)	김영철, 이현준, 김지우, 안재준 Young Churl Kim, Hyun Jun Lee, Ji Woo Kim, Jae Joon Ahn
출처 (Source)	<a href="#">한국데이터정보과학회지 29(1)</a> , 2018.1, 203-216(14 pages) <a href="#">Journal of the Korean Data And Information Science Society 29(1)</a> , 2018.1, 203-216(14 pages)
발행처 (Publisher)	<a href="#">한국데이터정보과학회</a> The Korean Data and Information Science Society
URL	<a href="http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE07364626">http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE07364626</a>
APA Style	김영철, 이현준, 김지우, 안재준 (2018). 스왑포인트 결정요소를 이용한 머신러닝 기반의 원/달러 환율 예측 모형에 관한 연구. 한국데이터정보과학회지, 29(1), 203-216
이용정보 (Accessed)	송실대학교 203.253.***.153 2019/12/18 16:01 (KST)

---

### 저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

### Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

# 스왑포인트 결정요소를 이용한 머신러닝 기반의 원/달러 환율 예측 모형에 관한 연구: 다층퍼셉트론의 최적구조 탐색을 중심으로

김영철<sup>1</sup> · 이현준<sup>2</sup> · 김지우<sup>3</sup> · 안재준<sup>4</sup>

<sup>1</sup>연세대학교 투자정보공학과 · <sup>23</sup>연세대학교 산업공학과 · <sup>4</sup>연세대학교 정보통계학과

접수 2017년 10월 29일, 수정 2017년 11월 23일, 게재확정 2017년 11월 26일

## 요 약

경제의 개방화가 이루어지고 국가 간 교류가 더욱 증가하고 있는 상황 속에서, 국제간의 결제 및 금융거래의 기본이 되는 달러화는 대표적 기축통화로서 영향력이 증가하고 있다. 이러한 이유로 정확한 환율 예측에 대한 필요성은 금융시장에서 꾸준히 중요한 이슈로 다루어지고 있다. 본 연구에서는 환율 및 금리와 관련된 데이터를 입력 값으로 하는 다층퍼셉트론 모형을 통해 원화와 달러화 사이의 환율을 예측한다. 환율 예측의 입력 변수는 외환시장의 스왑포인트 결정요소인 현물환율, 원화금리, 달러화금리, 달러화조달 리스크 프리미엄으로 설정하였으며, 다층퍼셉트론 모형의 은닉층과 노드의 개수를 변화시키면서 실험을 진행하여 환율예측에 가장 최적화된 구조를 탐색한다. 예측의 성과는 실제 환율과의 차이를 통해 측정하며, 정규분포에 기초한 랜덤워크 과정 및 선물환을 결정모형과 비교하여 본 모형의 우수성을 확인한다. 본 연구의 실험결과를 통해 대표적인 인공지능망 모형인 다층퍼셉트론 방법론의 환율 예측력을 확인했으며, 향후 시장 참여자들이 외환 투자에 대한 의사를 결정하고 거래에 참여하는데 도움을 줄 것으로 기대한다.

주요용어: 다층퍼셉트론 모형, 스왑포인트, 은닉층, 인공신경망, 환율 예측.

## 1. 서론

우리나라는 경제의 개방도가 매우 높은 반면 국제시장에서 주도권을 행사할 만한 규모가 되기에는 역부족인 소규모 개방경제라고 할 수 있으며, 대외 의존도가 매우 높고 글로벌 정치·경제 상황의 변화에 매우 민감하게 반응하는 경향이 있다. 원/달러 환율은 이러한 한국의 경제 상황을 가장 잘 반영하는 척도 중 하나로, 1997년 12월 우리나라의 환율제도가 완전자유변동환율제도로 전환된 이래 과거보다 훨씬 높은 변동성을 보이고 있다. 이에 따라 외환 정책을 담당하는 정부 당국과 수출입 기업 재무담당자들은 외환 리스크를 관리하는 과정에서 더욱 정확하고 다양한 정보들을 필요로 하고 있으며, 이는 환율예측의 중요성과 수요도 증가로 이어지고 있다 (Shin, 2009).

외환거래는 크게 현물환거래와 선물환거래로 구분되어지며, 구분 기준은 거래조건 약정이 이루어지는 거래계약일로부터 실제 자금결제가 이행되는 자금결제일까지의 기간이다. 거래계약일로부터 자금결제

<sup>1</sup> (03722) 서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 투자정보공학과, 박사과정.

<sup>2</sup> (03722) 서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 산업공학과, 박사과정.

<sup>3</sup> (03722) 서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 산업공학과, 박사과정.

<sup>4</sup> 교신저자: (26493) 강원도 원주시 연세대길1, 연세대학교 정보통계학과, 조교수.

E-mail: ahn2615@yonsei.ac.kr

일까지의 기간이 2영업일 이내인 외환거래를 현물환거래로 정의하며, 일반적으로 외환거래라고 하면 이러한 현물환거래를 의미한다. 현물환거래에 적용되는 환율을 현물환율이라고 한다. 이와 반대로 거래계약일로부터 3영업일 이후에 자금결제일이 도래하는 거래를 선물환거래로 정의하며, 이러한 선물환거래에 적용되는 환율을 선물환율이라고 한다. 선물환거래는 거래계약일로부터 자금결제일까지의 기간이 짧게는 3일부터 길게는 몇 년에 이르기까지 다양하며, 해당 기간을 1개월, 2개월, 3개월, 6개월, 12개월 등으로 설정한 거래를 표준일물 (standard date), 그 외 기간으로 설정한 거래를 비표준일물 (broken date)이라고 지칭한다.

선물환율은 현물환율에 선물환 프리미엄을 더해서 계산되어지는데, 선물환 프리미엄은 외환스왑시장에서 양국 통화간 금리 차이를 환율로 환산한 스왑포인트로 호가한다. 선물환율은 오랜 기간 동안 객관적인 미래의 현물환율 예측치로 여겨졌다. 효율적 시장가설과 합리적 기대가설에 따르면, 모든 정보가 금리와 환율에 반영되어있기 때문에 선물환율은 미래 현물환율의 합리적인 예측치가 될 수 있다. 그러나 학계의 많은 선행연구 결과와 역사적인 기록에 따르면 선물환율이 현물환율의 합리적인 예측치라고 할 수 없는 것이 일반적인 사실로 받아들여지고 있으며, 현물환율의 정확한 예측에 대한 관심은 점점 증가되고 있는 추세이다.

환율예측의 중요성이 확대되고 환율 예측치로써의 선물환율 역할에 대한 의문이 제기되면서, 이와 관련된 다양한 선행 연구들이 진행되었다. 1980년대 초, 주요통화들의 시계열 및 구조모형 (structural model)에 의한 환율예측력이 랜덤워크 과정의 예측력과 차이가 없다는 연구 결과가 있었다 (Meese와 Rogoff, 1983). 그러나 이후 선물환 프리미엄의 기간구조와 벡터오차수정모형 (vector error correction model)의 적용으로 랜덤워크 과정보다 우수한 성능을 보이는 환율예측 결과를 도출해낸 사례가 있으며 (Clarida와 Taylor, 1997; Jung, 2004), 이러한 연구들은 적절한 데이터와 예측 방법론의 선정을 통한 환율예측 모형 구축의 가능성을 제시하였다.

따라서 본 연구에서는 환율예측 모형 구축을 위한 최적의 입력변수와 예측 방법론을 제시하고, 선물환율 결정모형 및 랜덤워크 과정과의 성과 비교를 통해 그 우수성을 확인하고자 한다. 예측 방법론으로는 복잡계적 데이터 해석에 뛰어난 성과를 보이는 머신러닝기반의 인공지능 방법론을 선정하였으며, 그 중 인공신경망 (artificial neural network)의 다층퍼셉트론 (multi layer perceptron; MLP) 모형을 활용하고자 한다. 입력변수는 외환거래 및 선물환율 결정에서 가장 중요한 역할을 차지하는 스왑포인트 결정요소 네 가지로 선정하였으며, 다층퍼셉트론의 최적 구조 탐색을 위해 은닉층과 노드의 개수를 다양하게 고려하여 실증분석을 하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 환율예측 분야에서 다양한 방법론을 활용한 선행 연구들을 살펴보고, 본 연구에 사용되는 다층 퍼셉트론 모형과 입력변수 선정 기준이 되는 선물환율 예측모형을 제시한다. 3절에서는 본 논문에서 제시하는 연구 방법을 단계적으로 설명하였으며, 4절에서는 제안된 예측모형의 분석 결과를 통해 예측력을 검증하였다. 마지막으로 결론에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구에 대해 서술하였다.

## 2. 연구배경

### 2.1. 선행연구

Meese와 Rogoff (1987)는 통계적 환율예측모형이 랜덤워크 모형보다 더 나은 성과를 얻을 수 없다는 연구결과를 발표하였으며, 이후 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 제시하였으며, 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. 인공지능경망으로 대표되는 인공지능 방법론은 금융데이터와 같은 복잡계적 데이터와 비정상 시계열 데이터 예측에 있어서 좋은 성과를 도출할 수 있다는 연구 결과가 있으며 (Kim 등, 2004; Kim 등, 2004), 외환시장 데이터에 인공지능 방법론을 적용한 연구들은 주로 인공지능경망을 활용하여 진행되었다. 국내에서는 Kim (2001)이 인공지능경망 모형과 ARMA 모형의 비교를 통해 인공지능경망 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 연구 결과는 시장이 랜덤워크 모형을 따르지 않는다는 가정을 만족시킨다는 사실을 검증하였다 (Pacelli 등, 2010). 달러/루피 환율을 대상으로 인공지능경망 모형과 계량경제 모형을 적용하여 성능을 비교한 Chaudhuri (2016)의 연구는 계량경제 모형에 비해 인공지능경망 모형이 더 우수한 환율예측력을 가졌음을 보여준다.

한편, 환율 예측과 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. 국제 경제의 핵심 지표인 원유가격과 환율의 인과관계를 분석하기 위해 비모수 분위수 검정을 활용하는 연구가 Jeong (2017)에 의해 수행되었다.

본 연구는 앞선 선행연구 결과가 제시하는 다양한 연구방법론들의 유의미한 예측력을 고려하여, 대표적인 인공지능 방법론인 인공지능경망 다층퍼셉트론을 활용한 3개월 후 원/달러 환율 예측을 수행한다. 또한 외환시장과 선물환을 산출방식에 대한 이해를 통해 최적의 입력변수 선정을 결정하며, 다층퍼셉트론의 은닉층과 은닉노드를 다양하게 고려하여 최적 구조를 탐색한다. 이를 통해 본 연구는 선행연구들과의 차별성을 제시하고자 한다.

## 2.2. 선물환을 결정모형

선물환율은 선물환거래에 적용되는 환율로서, 두 국가 간 이자율 차이를 이용하여 균형환율을 산출하는 이자율평가설 (interest rate parity)에 의해 결정된다. 이자율평가설에 따르면 국가 간 자본이동이 자유롭고 거래비용이 존재하지 않을 경우 국내 금융자산과 해외 금융자산의 투자수익률이 동일해지는 과정에서 환율이 결정되며, 외환시장에서 발생하는 환위험을 헤지 (hedge)할 때 선물환계약의 사용 여부에 따라 무위험이자율평가설 (covered interest rate parity)과 유위험이자율평가설 (uncovered interest rate parity)로 나누어진다.

유위험이자율평가설은 현물환 계약만을 이용하는 시장을 가정하며, 일정 기간 후의 현물환을 기대치에서 현 시점의 현물환율을 빼 수치를 현 시점의 현물환율로 나눈 수치가 원화와 달러화와의 금리차이라고 정의한다. 투자자들은 미래의 현물환율을 알 수 없기 때문에 기대 현물환율을 고려하며, 선물환 거래가 불가능하기 때문에 환리스크를 헤지할 수 없는 상황을 가정한다. 식 (2.1)은 유위험이자율평가설에 기반한 원/달러 환율-이자율 균형상태를 나타낸 수식으로,  $i_t$ 는  $t$ 시점에서의 원화 명목이자율,  $i_t^*$ 는  $t$ 시점에서의 달러화 명목이자율,  $E_t(S_{t+1})$ 은  $t$ 시점에서의  $t+1$ 시점의 현물환율에 대한  $t$ 시점에서의 기댓값,  $S_t$ 는  $t$ 시점의 현물환율을 의미한다.

$$\frac{E_t(S_{t+1}) - S_t}{S_t} = i_t - i_t^*. \quad (2.1)$$

무위험이자율평가설은 선물환 거래의 사용이 가능한 시장을 가정하며, 위 식 (2.1)에서 미래 현물환율의 기댓값인  $E_t(S_{t+1})$ 을 선물환율인  $F_t$ 로 치환하여 균형식을 도출할 수 있다. 투자자들은 각 통화에 대

한 이자율과 현물환율을 통해 균형 선물환율을 설정할 수 있고, 이를 통하여 환위험의 헤지가 가능하게 된다. 식 (2.2)는 무위험이자율평가설 하에서의 원/달러 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 ( $T_t$ )을 구할 수 있다. 자금시장 기간계산 관행은 연중 실제 거래일수를 바탕으로 이자율을 조정하는 과정을 의미하며, 원화는 365일, 달러화는 360일을 활용한다. 식 (2.3)의  $D_t$ 가 연중 실제 거래일수를 의미한다.

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

한편, 양국 통화 중 리스크 프리미엄이 존재하는 경우 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.

앞서 1절에서 언급한 바와 같이 외환시장에서의 선물환율은 현물환율과 선물환 프리미엄의 합으로 구성되며, 선물환 프리미엄은 곧 스왑포인트를 의미한다. 식 (2.4)는 현물환율, 선물환율, 그리고 스왑포인트 사이의 관계를 나타낸 식으로,  $Z_t$ 는  $t$ 시점에서의 스왑포인트이다. 결론적으로 원/달러 선물환율이나 선물환 프리미엄의 결정요소는 현물환율, 원화 금리, 그리고 신용가산금리를 포함한 달러화 금리라고 할 수 있다.

$$Z_t = S_t \times \frac{1 + i_t \times (D_t/365)}{1 + i_t^* \times (D_t/360) - S_t}. \quad (2.4)$$

### 2.3. 다층퍼셉트론

다층퍼셉트론은 인간 두뇌의 문제해결 방식에 착안하여 개발한 머신러닝 기반의 인공지능 방법론인 인공신경망의 일종으로, 입력층 (input layer), 복수의 은닉층 (hidden layer), 그리고 출력층 (output layer)의 구조를 이루고 있다 (Lee 등, 2015). 모형을 구성하는 각 층은 노드 (node) 또는 뉴런 (neuron)이라고 불리는 요소로 구성되어있으며, 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 활성화함수 (activation function)가 작용한다.

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

본 실험에서는 다층퍼셉트론 모형의 최적 구조 탐색을 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 출력

층으로 이루어진 다층퍼셉트론 모형의 구조를 나타낸 그림이다. 입력층에  $i$ 개의 값이 입력되며, 두 개의 은닉층은 각각  $j, k$ 개의 은닉 노드들로 이루어져 있다.  $w_{1,1,1}$ 부터  $w_{1,i,j}$  값은 입력 노드들이 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.

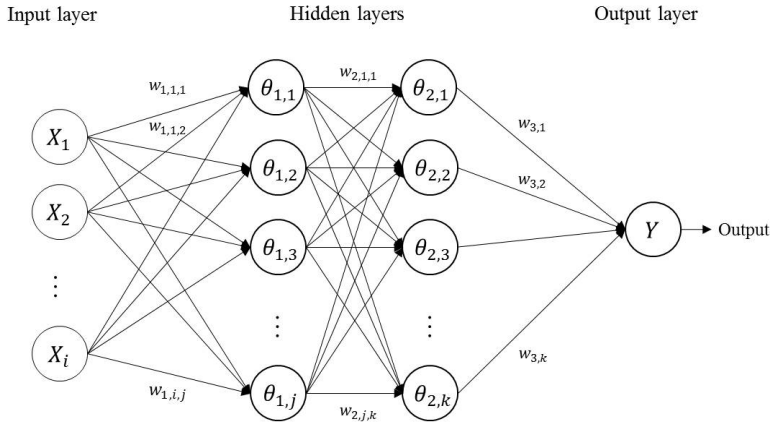


Figure 2.1 Typical schematic diagram of the multi layer perceptron model

### 3. 연구방법

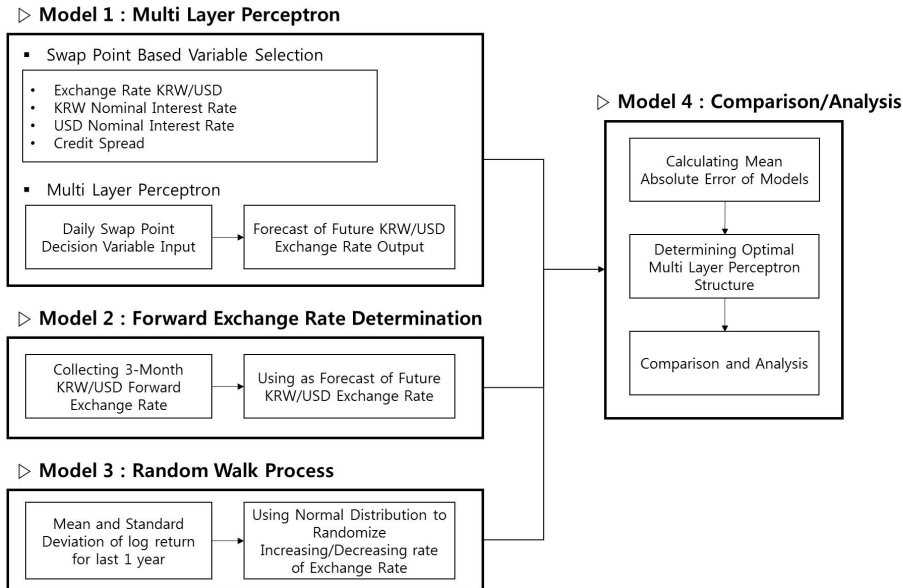
본 연구에서는 다층 퍼셉트론 모형 (MLP), 선물환을 결정모형 (FER), 그리고 랜덤워크 과정 (RW)을 통해 3개월 후 현물환율을 예측하고, 해당 결과들을 비교·분석하고자 한다. 본 연구를 위한 전체 실험의 구성은 다음과 같이 크게 네 가지 모델로 이루어진다 (Figure 3.1).

#### Model 1. 스왑포인트 결정요소를 이용한 다층퍼셉트론 모형

본 연구에서는 선물환을 결정에서 가장 중요한 역할을 수행하는 스왑포인트의 결정요소를 다층퍼셉트론 모형의 입력변수로 사용하며, 이는 원/달러 현물환율, 원화금리, 달러화금리, 달러화조달 리스크프리미엄 (신용가산금리)을 의미한다 (Table 3.1).

원/달러 현물환율은 일별 국내 원/달러 외환시장 증가를 사용하며, 원화금리는 3개월 만기 은행 간 자금시장 금리 (Koribor)의 당일 증가를, 달러화금리는 3개월 만기 런던 일류은행간 대출금리 (Libor)의 전일 픽싱금리를 사용한다. 달러화조달 신용가산금리는 자료의 안정성을 위하여 3개월 스왑포인트로부터 산출되는 3개월 내재 신용가산금리 대신 1년 만기 스왑베이스스 (swap basis) 증가를 사용하는데 스왑베이스스란 원화 이자율스왑 (interest rate swap; IRS) 금리와 원/달러 통화스왑 (cross currency interest rate swap; CRS) 금리의 차이를 말한다.

선정된 입력변수와 데이터를 바탕으로 다층퍼셉트론 모형을 구축하고, 이 모형이 기존의 선물환을 결정모형, 시계열 모형, 그리고 랜덤워크 과정에 비해 우수한 예측력을 보인다는 사실을 확인하고자 한다. 입력 노드로는 앞서 스왑포인트 결정변수로 제시된 네 가지 입력변수를 사용하며, 출력층의 노드는 목적



**Figure 3.1** Experimental architecture for KRW/USD exchange rate prediction

**Table 3.1** Input variables for MLP

Variables	Selected data (daily)
USD/KRW exchange rate	Closing rate of USD/KRW FX spot
KRW nominal interest rate	Closing rate of 3-month koribor
USD nominal interest rate	1 day prior fixing rate of 3-month libor
Credit spread	Closing rate of 1-year swap basis

변수인 환율 예측치로 설정한다.

또한 다층퍼셉트론 모형의 3개월 후 환율 예측력을 가장 크게 향상시키는 최적의 구조를 탐색하기 위해, 은닉층의 개수와 각 은닉층 내 노드 개수를 다양하게 변화시키면서 실험을 수행한다. 추가로 은닉층의 활성화함수는 쌍곡탄젠트 함수, 출력층의 활성화함수는 항등함수를 사용한다.

### Model 2. 선물환을 결정모형

2.2절에서 제시된 선물환을 결정모형을 활용하여 산출된 3개월 원/달러 선물환율을 계산한다. 원/달러 선물환율은 해당 시점의 양 국가 간 경제지표를 식 (2.3)에 대입하여 산출되며, 본 연구에서는 선물환을 결정모형으로 산출된 3개월 원/달러 선물환율을 3개월 후 현물환율의 예측치로 사용하며, 둘 사이의 차이를 통해 예측력을 측정한다.

### Model 3. 랜덤워크 과정

정규분포의 성질에 기반을 둔 랜덤워크 과정을 사용하여 3개월 후 원/달러 현물환율 움직임을 예측한다. 직전 1년간의 원/달러 현물환율의 로그수익률을 산출하고, 로그수익률의 평균과 표준편차를 계

산하여 정규분포를 작성한다. 이후 랜덤함수를 사용하여 0과 1 사이의 임의 확률값을 도출하고, 앞서 작성한 정규분포 내에서의 누적확률이 임의 확률값과 일치하는 경계값을 구한다. 해당 경계값이 당일의 원/달러 환율의 로그화된 등락률임을 가정하고, 이를 활용하여 당일의 원/달러 현물환율 움직임을 결정한다. 식 (3.1)은 로그수익률을 산출하는 수식이며,  $Ln$ 은 자연로그,  $R_i$ 는  $i$ 시점에서의 로그수익률,  $S_i$ 는  $i$ 시점에서의 원/달러 현물환율, 그리고  $S_{i-1}$ 는  $i-1$ 시점에서의 원/달러 현물환율을 의미한다.

$$R_i = Ln \frac{S_i}{S_{i-1}} \quad (3.1)$$

#### Model 4. 예측성과 측정 및 예측오차 비교/분석 모형

다층퍼셉트론 모형과 선물환율 결정모형, 그리고 랜덤워크 과정의 환율 예측력 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 방법으로, 본 연구에서는 동일 구간에 대한 각 모형을 통해 산출된 3개월 후 환율 예측치와 실제 3개월 후 현물환율의 차이로 그 성능을 비교·분석한다. 각 오차측정 방법들에 대한 수식은 아래 식 (3.2) 및 식 (3.3)과 같으며,  $y_i$ 는  $i$ 번째 환율 예측치,  $x_i$ 는  $i$ 번째 실제 환율값,  $e_i$ 는  $i$ 번째 환율 예측치와 실제 환율값의 차,  $n$ 은 전체 예측치의 개수를 의미한다.

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

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

#### 4. 실증 분석

데이터는 국내 원/달러 외환시장 종가, 3개월 만기 은행간 자금시장 금리 종가, 3개월 만기 런던 일류 은행간 대출 픽싱금리, 1년 만기 스왑 베이스스 데이터를 활용한다. 2012.1.1. ~ 2016.12.31.까지 5년간의 일별 데이터를 사용하며, 1년간의 학습기간을 통해 학습된 다층퍼셉트론 모형을 다음 1개월간의 데이터에 적용하여 예측력을 검증하는 전진 슬라이딩윈도우 (sliding window) 방식을 사용한다. 슬라이딩윈도우 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 4.1는 전체 데이터를 총 48개 윈도우로 나누어 독립적인 실험이 진행되는 각 윈도우 별 실험기간을 보여주고 있다.



**Table 4.1** Experimental period for each 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 48	2015.12.01 ~ 2016.11.30	2016.12.01. ~ 2016.12.31.

각각의 실험데이터 구간에서 3개월 후 원/달러 환율에 대하여 가장 높은 예측력을 보이는 최적 다층 퍼셉트론 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 실험 결과를 보면, 48개 실험 구간 중 42개의 구간에서 두 개의 은닉층을 사용한 경우 가장 높은 환율 예측력을 보였다. 이는 환율 예측에 있어서 단층 인공신경망에 비해 복수의 은닉층 구조로 이루어진 다층퍼셉트론 모형이 전반적으로 우수한 성능을 보인다는 것을 의미한다.

원/달러 선물환율은 현물환율에 해당 기간 스왑포인트를 더하여 산출된 값으로, 실증분석 결과 3개월 원/달러 선물환율은 실제 3개월 후 원/달러 현물환율과 큰 차이를 보였다. Figure 4.1과 4.2에서 보는 것처럼 최적 다층퍼셉트론, 선물환율 결정모형, 그리고 랜덤워크 과정 각각의 예측오차는, 대부분의 실험데이터 구간에서 본 연구가 제시하는 최적 다층퍼셉트론 구조의 예측력이 가장 우수했다. 실제로 전체 48개 구간 중 44개 구간에서 3개월 원/달러 선물환율에 비해 최적 다층퍼셉트론 예측치의 절대평균 오차가 낮았으며, 전체 48개 구간 중 43개 구간에서 3개월 원/달러 선물환율에 비해 최적 다층퍼셉트론 예측치의 평균제곱근편차가 낮았음을 확인하였다. 이는 곧 실제 외환시장의 거래에서 합리적 환율 예측치라고 여겨지는 선물환율이 미래의 현물환율을 적절하게 반영하지 못하고 있다는 것을 의미하며, 다층 퍼셉트론 모형을 활용한 환율 예측치가 선물환율보다 유용하게 사용될 수 있다는 사실을 암시한다. 한편 랜덤워크 과정은 그 어느 구간에서도 가장 좋은 예측력을 보이지 못했다.

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 검정 방법으로, 일반적으로 두 모표준편차를  $\sigma_1$ ,  $\sigma_2$ 라고 할 경우, 아래 식 (4.1)과 같은 귀무가설( $H_0$ )과 대립가설( $H_1$ )을 수립한 뒤 양측검정을 시행한다.

$$\begin{aligned} H_0 : \mu_1 - \mu_2 &= d \\ H_1 : \mu_1 - \mu_2 &\neq d \end{aligned} \quad (4.1)$$

만약 두 모분산이 등분산성을 가지는 경우, 모분산 대신 식 (4.6)을 통해 산출되는 공통모분산의 추정량 ( $s_p$ )을 사용하여 검정통계량을 계산하며, 검정통계량 ( $t$ )과 자유도 ( $v$ )는 식 (4.7)과 식 (4.8)과 같다. 그러나 두 모분산이 이분산성을 가진다면, 검정통계량 ( $t'$ )은 식 (4.9)을 활용하여 구할 수 있으며, 자유도 ( $v'$ )는 식 (4.10)과 같다. 이때  $n_1$ 과  $n_2$ 는 각 모집단에서 추출된 표본의 크기를,  $\bar{x}_1$ 와  $\bar{x}_2$ 는 각 표본의 평균을,  $s_1$ 과  $s_2$ 는 각 표본의 표준편차를 의미한다.

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

**Table 4.2** Experimental period for each window

Data period	Hidden layer	
	Layer number	Node number (Layer 1 - Layer 2)
2012.01.01. ~ 2013.01.31	2	8 - 8
2012.02.01. ~ 2013.02.28	2	5 - 6
2012.03.01. ~ 2013.03.31	2	7 - 2
2012.04.01. ~ 2013.04.30	2	6 - 3
2012.05.01. ~ 2013.05.31.	1	5
2012.06.01. ~ 2013.06.30	2	7 - 4
2012.07.01. ~ 2013.07.31	2	6 - 6
2012.08.01. ~ 2013.08.31	2	7 - 7
2012.09.01. ~ 2013.09.30	2	6 - 4
2012.10.01. ~ 2013.10.31	2	5 - 3
2012.11.01. ~ 2013.11.30	2	4 - 7
2012.12.01. ~ 2013.12.31	2	8 - 8
2013.01.01. ~ 2014.01.31	2	4 - 8
2013.02.01. ~ 2014.02.28	2	7 - 7
2013.03.01. ~ 2014.03.31	2	8 - 6
2013.04.01. ~ 2014.04.30.	1	4
2013.05.01. ~ 2014.05.31	2	3 - 7
2013.06.01. ~ 2014.06.30	2	5 - 8
2013.07.01. ~ 2014.07.31	2	7 - 3
2013.08.01. ~ 2014.08.31	2	2 - 3
2013.09.01. ~ 2014.09.30	2	3 - 8
2013.10.01. ~ 2014.10.31	2	4 - 4
2013.11.01. ~ 2014.11.30	2	3 - 3
2013.12.01. ~ 2014.12.31	2	6 - 5
2014.01.01. ~ 2015.01.31	2	5 - 6
2014.02.01. ~ 2015.02.28	2	6 - 6
2014.03.01. ~ 2015.03.31	2	4 - 8
2014.04.01. ~ 2015.04.30.	1	7
2014.05.01. ~ 2015.05.31	2	8 - 3
2014.06.01. ~ 2015.06.30	2	8 - 5
2014.07.01. ~ 2015.07.31	2	8 - 2
2014.08.01. ~ 2015.08.31	2	7 - 7
2014.09.01. ~ 2015.09.30	2	2 - 3
2014.10.01. ~ 2015.10.31	2	3 - 4
2014.11.01. ~ 2015.11.30	2	3 - 4
2014.12.01. ~ 2015.12.31	2	6 - 8
2015.01.01. ~ 2016.01.31	2	6 - 2
2015.02.01. ~ 2016.02.29	2	8 - 5
2015.03.01. ~ 2016.03.31	2	2 - 7
2015.04.01. ~ 2016.04.30	2	8 - 4
2015.05.01. ~ 2016.05.31.	1	6
2015.06.01. ~ 2016.06.30	2	4 - 7
2015.07.01. ~ 2016.07.31	2	6 - 3
2015.08.01. ~ 2016.08.31.	1	7
2015.09.01. ~ 2016.09.30	2	5 - 6
2015.10.01. ~ 2016.10.31.	1	8
2015.11.01. ~ 2016.11.30	2	8 - 2
2015.12.01. ~ 2016.12.31	2	6 - 5

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

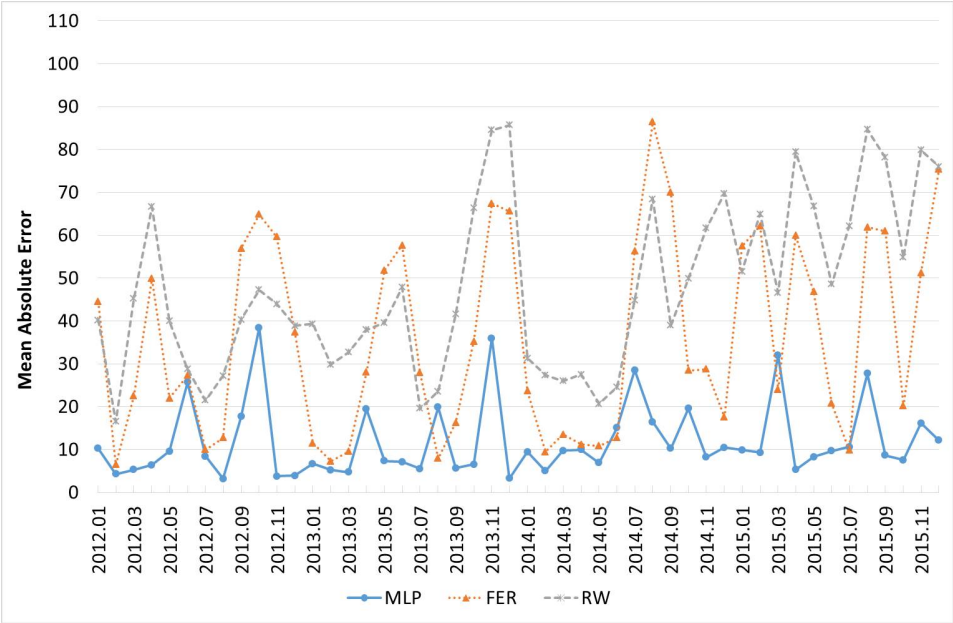


Figure 4.1 MAE of three prediction models during test period

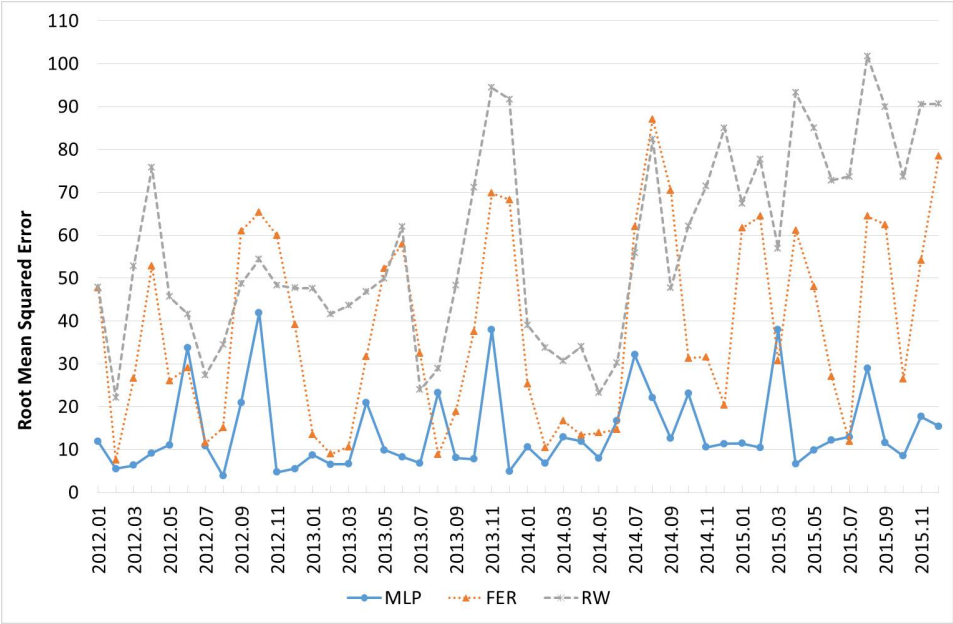


Figure 4.2 RMSE of three prediction models during test period

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

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

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

모집단의 등분산성에 따라 산출된 검정통계량  $t$ 는 자유도  $v$ 를 가지는  $t$  분포를 따른다. 따라서 임의의 신뢰도  $\alpha$ 에 대하여, 검정통계량의 범위가 식 (4.11)과 같을 경우, 귀무가설을 기각하지 않는다. 반대로 모집단의 이분산성에 기반하여 산출된 검정통계량  $t'$ 는 자유도  $v'$ 를 가지는 근사적인  $t$  분포를 따른다. 따라서 유의수준  $\alpha$  하에서, 검정통계량의 범위가 식 (4.12)과 같을 경우, 귀무가설을 기각하지 않는다.

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

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

$F$ -검정의 결과를 통해 다층퍼셉트론의 예측오차와 선물환율 결정모형과 랜덤워크 과정의 예측오차가 이분산성을 가지며, 선물환율 결정모형과 랜덤워크 과정의 예측오차는 등분산성을 가지는 것을 알 수 있다 (Table 4.3). 또한  $t$ -검정 결과로부터 다층퍼셉트론이 선물환율 결정모형과 랜덤워크 과정보다 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	FER	RW
(a) Absolute error (AE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FER		-	0.167
RW			-
(b) Squared error (SE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FER		-	0.464
RW			-

\* significant at 5%

## 5. 결론

외환시장에서 선물환거래에 사용되고 있는 선물환율은 합리적인 미래의 환율 예측치라고 여겨지고 있지만, 과연 실제로 선물환율 결정모형이 최적의 환율 예측 모형인지에 대해서는 의문이 존재한다. 따라서 기존의 많은 실증분석 결과들은 보다 우수한 환율 예측을 위해 통계적 방법론과 인공지능 방법론의

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

	MLP	FER	RW
(a) Absolute error (AE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FER		-	0.008*
RW			-
(b) Squared error (SE)			
MLP	-	0.000*	0.000*
FER		-	0.000*
RW			-

\* significant at 5%

적용을 시도하고 있으며, 이 과정에서 거시경제변수를 포함하는 다양한 입력변수의 활용을 제시하고 있다. 특히 변수 간 다중공선성과 비선형성을 가지는 금융 데이터들은 기존의 통계적 방법론으로는 분석이 용이하지 않으며, 환율 예측과 관련된 연구에서도 이러한 한계점을 극복하기 위해 인공지능경망을 포함하는 다양한 인공지능 방법론을 적용하는 시도가 늘고 있다.

본 연구는 복수의 은닉층으로 이루어진 다층퍼셉트론 모형을 활용하여 미래의 원/달러 현물환율에 대한 예측을 시도하였고, 선물환율 결정모형 및 랜덤워크 과정과의 예측 오차 비교를 통해서 그 우수성을 확인하였다. 3개월 후 현물환율을 예측하는 실증분석을 수행한 결과, 평균적으로 최적 다층퍼셉트론 모형은 선물환율 결정모형에 비해서 절대평균오차가 약 33%, 평균제곱근편차가 약 37% 수준인 것을 확인하였다. 선물환율 결정모형을 통해 산출된 3개월 원/달러 선물환율은 실제 3개월 후 원/달러 현물환율과 큰 차이를 보였다. 이러한 실증분석 결과는 선물환율 결정모형이 합리적인 미래의 현물환율 예측 모형이라고 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 실험 구간에 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

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

- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- 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.
- Shin, Y. G. (2009). Study on the causality between call rate and exchange rate under global economic crisis. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **20**, 655-660.

# A study on machine learning-based KRW/USD exchange rate prediction model using swap point determinants: Focused on optimal structure finding in multi layer perceptron

Young Churl Kim<sup>1</sup> · Hyun Jun Lee<sup>2</sup> · Ji Woo Kim<sup>3</sup> · Jae Joon Ahn<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Department of Investment Information Engineering, Yonsei University

<sup>23</sup>Department of Industrial Engineering, Yonsei University

<sup>4</sup>Department of Information & Statistics, Yonsei University

Received 29 October 2017, revised 23 November 2017, accepted 26 November 2017

## Abstract

With the globalization of the economy and the increasing interconnection of countries, the influence of the dollar, which is the main key currency of international settlement and financial transactions, is increasing, and the need for precise exchange rate prediction is emerging. In this study, the exchange rate between the Korean won and the dollar is predicted by using multi layer perceptron model. The input variables are the spot exchange rate, the Korean won interest rate, the dollar interest rate, and the dollar procurement risk premium, which are the determinants of the swap point. Empirical study is carried out by varying the number of hidden layers and nodes in the model to find the optimized model structure for USD/KRW exchange rate prediction. The performance of the prediction is measured by the difference from the actual exchange rate, and the superiority of the suggested model is verified by comparing the performance with the random walk process and forward exchange rate. The results of this study confirm the exchange rate forecasting ability of the multi layer perceptron, which is a representative artificial neural network. Also, the market participants will be supported for the foreign exchange investment by using proposed model in this study.

*Keywords:* Artificial neural network, exchange rate prediction, hidden layer, multi layer perceptron, swap point.

---

<sup>1</sup> Graduate student, Department of Investment Information Engineering, Yonsei University, Seoul, 03722, Korea.

<sup>2</sup> Graduate student, Department of Industrial Engineering, Yonsei University, Seoul, 03722, Korea.

<sup>3</sup> Graduate student, Department of Industrial Engineering, Yonsei University, Seoul, 03722, Korea.

<sup>4</sup> Corresponding author: Assistant professor, Department of Information & Statistics, Yonsei University, Wonju, 26493, Korea. E-mail: [ahn2615@yonsei.ac.kr](mailto:ahn2615@yonsei.ac.kr)