

<http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.5.229>

JIWIT 2012-5-29

은닉마아코프모델을 이용한 단기 원/달러 환율예측 모형 연구

A Study of Short-term Won/Doller Exchange rate Prediction Model using Hidden Markov Model

전진호*, 김민수**

Jin-Ho Jeon, Min-Soo Kim

요 약 경제적인 국제화가 심화되어 세계경제가 통합화되는 환경에서 기업 및 개인, 금융기관 등의 외환거래 참가자들에게 외환거래로 인한 환위험의 회피방안이 무엇보다 절실하다. 이 방안을 마련하기 위하여 본 연구에서는 환율, 주가와 같은 시계열데이터의 모형추정에 적합한 은닉마아코프모델을 통해 단기 환율의 예측모형을 추정하고 이를 통해 향후 예측에 적용한다. 실제의 원/달러 환율데이터를 적용하여 최적의 모형이 추정된다면 이를 통해 향후의 일정 기간의 운동양태의 예측이 가능할 것이다. 은닉마아코프모형의 추정을 위하여 베이시안정보기준을 통해 모형의 상태수를 정확하게 추정하는지를 확인하였으며 추정되는 모형으로 예측한 결과 실제 운동양태와 예측에 있어 두 곡선의 운동양태가 유사함을 확인하였다.

Abstract Forex trading participants, due to the intensified economic internationalization exchange risk avoidance measures are needed. In this research, Model suitable for estimation of time-series data, such as stock prices and exchange rates, through the concealment of HMM and estimate the short-term exchange rate forecasting model is applied to the prediction of the future. Estimated by applying the optimal model if the real exchange rate data for a certain period of the future will be able to predict the movement aspect of it. Alleged concealment of HMM. For the estimation of the model to accurately estimate the number of states of the model via Bayesian Information Criterion was confirmed as a model predictive aspect of physical exercise aspect and predict the movement of the two curves were similar.

Key Words : Exchange Rate, Short-Term Prediction, BIC, Hidden Markov Model

1. 서 론

오늘날 세계경제는 급격한 변화의 흐름으로 새로운 경제 질서를 모색하고 있다. 새로운 경제 질서 즉, 경제적인 국제화가 심화되어 세계경제가 통합화되고, 내국시장

에서도 수많은 외국기업들과 경쟁을 하지 않을 수 없게 되었다. 이러한 개방경제하에서 일국의 비즈니스, 투자, 거시경제 정책의 결정 및 운용에 영향을 미치는 가장 중요한 변수 중의 하나가 환율이다. 외환시장에서의 외환 거래 위험도 한층 높아지게 되었고, 또한 외환시장에서

*정회원, 관동대학교 경영학과

**정회원, 관동대학교 무역학과 (교신저자)

접수일자: 2012년 8월 28일, 수정완료 : 2012년 9월 30일

게재확정일자: 2012년 10월 12일

Received: 28 August 2012 / Revised: 30 September 2012 /

Accepted: 12 October 2012

**Corresponding Author: mskim@kd.ac.kr

Dept. of International Trade, Kwandong University, Korea

의 외환거래에는 필연적으로 환위험이 따르게 된다. 그러므로 기업 및 개인, 금융기관 등을 망라한 외환거래 참가자들에게 외환거래로 인한 환위험의 회피방안이 무엇보다도 절실히 요청된다고 할 수 있다. 이 방안을 마련하기 위해서는 먼저 환율의 변화에 대한 예측이 아주 중요한 문제이다.

그러므로 본 연구에서는 환율의 변화에 대한 예측 문제에 실제의 원/달러 환율 데이터, 즉 시간의 흐름에 따라 발생하는 시계열데이터의 모델링에 적합한 은닉마아코프모형을 통해 환율예측 모형의 추정과 이를 통한 예측문제에 적용하고자 한다.

본 연구는 제1장 서론에 이어 제2장 관련연구에서는 원/달러 환율모형을 위한 방법론들을 살펴본다. 제3장에서 은닉마아코프모형(HMM)과 모델의 상태 수 결정을 위한 휴리스틱 기준을 살펴본다. 제4장에서 실제의 원/달러 데이터를 통한 모형의 추정과 예측을 통해 제시한 모형의 유효성을 살펴본다. 제5장에서는 연구의 결과와 향후 연구방향을 제시한다.

II. 관련 연구

환율, 주식 등과 같은 재무 분석은 기본적 분석(fundamental analysis)과 기술적 분석(technical analysis)으로 구분하여 볼 수 있다^[1].

기본적 분석이란 금융자산의 경제적 가치를 평가하는 것이다. 많은 연구에서 자산 가격이 랜덤월을 따른다고 믿음으로서 기술적 분석은 소외되어 왔으나 최근에 일부 금융자산가격이 랜덤월을 따르지 않는다는 사실을 입증했다^[1].

기술적 분석방법은 자산가격의 과거 움직임이 미래의 자산가격 움직임을 예측하는 데 의미 있는 정보를 제공한다는 가정에 바탕을 두고 있다. 실무상 기술적 분석방법이 보편적인 것과는 대조적으로 기술적 분석방법의 유용성을 제시한 연구는 많지 않다.

그러므로 본 연구에서는 모델기반의 예측을 통해 기술적 분석방법의 유효성을 평가하고자 한다. 기술적 분석은 모델기반 방법론이다. 이는 데이터에 가장 적합한 모델을 생성하여 모델과 데이터간의 한계우도를 통하여 유사성을 측정하는 것이다. 이에는 회귀모델, 신경망, 마아코프모형, 은닉마아코프모형^[2]등이 있다.

신경망은 많은 연구에서 시계열 현상을 예측하는 작업에 성공적으로 적용되어 왔으나, 일반적인 시계열데이터의 모델링에는 적합하지 않다. 그 이유는 첫 번째, 모델의 구조가 알려져 있다는 것이다. 즉, 모델에서 은닉층 수, 노드들에서 사용되는 기준함수 뿐만 아니라 각 층에서 노드들의 수가 정해져 있다는 것이다. 둘째, 모델의 해석을 지원하지 않는 것이다. 이는 훈련과정 동안, 모델 매개변수 값들의 조정목적은 객관적 기준함수에 따라 산출층의 값을 최적화하는 것이다. 그러므로 신경망에서 노드들 사이의 연결과 노드들과의 관련된 실질적 의미가 없다는 점이다^[3].

마아코프모형은 하나의 이산적 값으로 표현되는 모델링에 유용하다. 마아코프모형은 매우 간단하여 계산이 효율적이며 방향성 그래프로 표현되어 이해와 해석이 쉬우나 연속적인 값을 갖는 시계열데이터의 특징을 묘사하는 데 적합하지 않다는 제약점을 가지고 있다^[3].

은닉마아코프모형은 환율, 주가 등의 시간적 특징으로 묘사되는 시계열 데이터의 표현 모델링에 적합하다. 이유는 각 상태에서 특징들에 대한 적합한 확률함수를 사용하여 연속적인 값을 갖는 시간적 특징을 갖는 데이터를 쉽게 처리하며 데이터의 묘사가 쉽기 때문이다^[3].

이에 따라 본 연구에서는 원/달러 환율 예측모형의 추정과 예측에 은닉마아코프모형을 적용한다.

III. 은닉마아코프모형(HMM)

1 은닉마아코프모형(Hidden Markov Model)

은닉마아코프모형은 은닉(Hidden)상태를 예측하기 위하여 실제적인 관측을 통해서 변화되는 통계적인 특징들을 확률적으로 모델링하는 방법이다. M개의 상태들, $S = (S_1, S_2, \dots, S_M)$ 를 갖으며, K 시간의 특징들로 묘사되는 은닉마아코프모형은 $\pi = \{\pi_i\}$, $\pi = P(q_1 = S_i)$ 로 표시되는 상태초기확률, $A = \{a_{ij}\}$, $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$ 로 표시되는 상태전이 확률, $B = \{b_j(x)\}$, $b_j(x) = P(O_t = x | q_t = S_j)$ 로 표시되는 방출확률 3개의 확률 집합으로 표현된다^[4].

은닉마아코프모형을 통한 확률추정 문제는 전향, 후향 알고리즘이 적용되며, 최적상태 순서의 결정문제는 동적 프로그래밍 기법의 하나인 비터비(Viterbi) 알고리즘을 적용한다. 마지막으로 모델의 확률을 최대로 하는 매개

변수의 추정에는 Baum-Welch 알고리즘을 적용하여 수행된다. 모델 파라미터의 재추정 단계에서 필요한 변수인 전향변수 α 와 후향변수 β 는 전향, 후향 절차를 통해 계산되어지며 다음의 식(1),식(2)과 같다.

$$\alpha_t(i) = \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{t-1}(j) a_{ij} \right) \cdot P_i(O_t) \quad (1)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^M a_{ij} \cdot P_i(O_t) \cdot \beta_{t+1}(j) \quad (2)$$

위의 식을 이용하여 시간이 t 에서 $t+1$ 로 흐를 때, 상태 i 에서 상태 j 로 전이한 횟수의 기댓값과 관측열이 시간 t 에서 i 상태에 방문될 횟수의 기댓값은 다음의 식(3), 식(4)과 같다.

$$E(A_{ij}) = \sum_{t=1}^L \alpha_t(i) a_{ij} P_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (3)$$

$$E(A_i) = \sum_{t=1}^L \sum_{j=1}^M \alpha_t(i) a_{ij} P_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (4)$$

위의 계산된 변수 값들을 이용하여 모델의 매개변수를 재추정하는데 모델 파라미터들의 갱신은 다음의 식(5),식(6),식(7)과 같다.

$$a'_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^L \alpha_t(i) a_{ij} P_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{t=1}^L \sum_{j=1}^M \alpha_t(i) a_{ij} P_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (5)$$

$$\mu'_{ik} = \frac{\sum_{t=1}^L \alpha_t(i) \cdot \beta_t(i) \cdot O_t^k}{\sum_{t=1}^L \alpha_t(i) \beta_t(i)} \quad (6)$$

$$\sigma'_{ik} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^L \alpha_t(i) \cdot \beta_t(i) \cdot (O_t^k - \mu'_{ik})^2}{\sum_{t=1}^L \alpha_t(i) \beta_t(i)}} \quad (7)$$

2 모델 상태 수 결정기준 (BIC vs CS)

은닉마야코프모델을 결정 시 주어진 데이터가 완전한 경우에는 한계우도의 계산이 매우 간단하다. 그러나 주어진 데이터가 불완전한 경우에는 정확한 폐형해를 얻는 것은 매우 복잡하다. 그러므로 일반적으로 근사기법들이 사용된다. 한계우도를 구하기 위한 근사기법은 몬테카를

로 기법, 라플라스 근사법 등이 있다. 그러나 이 방법들은 정확한 결과 값에 수렴하지만 계산이 복잡하여 일반적인 데이터집합에서 실제 사용하기에는 비용이 너무 많이 드는 것으로 알려져 있다. 이 방법들 보다 정확도는 약간 떨어지지만 계산복잡도를 많이 줄여 효율성을 준 베이지안 정보기준(Bayesian Information Criterion), Cheeseman-Stutz(CS) 근사 등이 있다^[5].

베이지안정보기준(BIC)은 라플라스 근사법(Laplace Approximation)으로부터 유도되며 다음 식(8),(9)으로 표현된다.

$$\log P(X|M) \approx \log P(X|\hat{\theta}, M) + \log P(\hat{\theta}|M) + \frac{d}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log |A| \quad (8)$$

$$\log P(M|X) \approx \log P(X|M, \hat{\theta}) - \frac{d}{2} \log N \quad (9)$$

위 식(9)에서 d 는 모델에서 파라미터의 수이다. N 은 데이터 객체들의 수이고 $\hat{\theta}$ 는 모델 M 의 한계우도(ML)의 파라미터 구성이다. 식(9)에서 첫 번째 항은 데이터를 가장 잘 설명할 수 있는 상세한 데이터의 모델을 찾으도록 유도하는 성분이다. 두 번째 항은 은 모델 내의 파라미터 개수에 대한 penalty 항으로 볼 수 있다^[3].

Cheeseman-Stutz는 베이지안 클러스터링 시스템, AUTOCLASS^[7]에서 제안되었다.

$$P(X|M) = P(X'|M) \frac{P(X|M)}{P(X'|M)} \quad (10)$$

식(10)에서 첫 번째 항은, 데이터의 한계우도를 나타낸다. 두 번째 항은 조정항이다. 두 번째 항에서 BIC 측정을 적용하여 확장하면 다음 식(11)을 얻을 수 있다.

$$\log P(X|M) \approx \log P(\hat{\theta}|M) + \log P(X|\hat{\theta}, M) \quad (11)$$

식(11)에서 X 는 불충분한 데이터이다. $P(\hat{\theta}|M)$ 는 모델 파라미터들의 한계우도이다.

베이지안정보기준^[6]과 Cheeseman-Stutz^[7]는 이러한 두 항에 상호 배타적인 특성이 서로 조화되는 타협점에서 정확하지는 않지만 효율적인 상태 수를 결정한다.

IV. 실험

원/달러 환율 데이터를 통하여 예측모형의 추정과 예측을 확인하기 위하여 2009년 1월2일부터 3월30일까지 2010년 1월 4일부터 3월30일까지 2011년 1월3일부터 3월 30일까지의 3개년의 1분기, 데이터의 길이가 60인 실제 원/달러 환율데이터를 적용하였다. 실험은 두 부분으로 구성된다.

첫 번째, 예측모델의 구조 결정시에 제일 먼저 파악되어야 할 상태 수를 결정짓는 판단기준으로 베이지안정보 기준의 유효성을 검증하고자 정확한 상태 수를 추정하는 지를 살펴본다. 즉, 데이터 내에 내재하는 상태 수를 추정하는 실험이다.

두 번째는 추정되어진 상태 수를 바탕으로 모델을 구성하고 예측결과를 확인하는 부분이다. 생성된 예측모형을 통하여 미래의 일정기간에 대한 원/달러 환율 곡선의 운동양태를 예측하는 실험을 통해 생성된 예측모형이 최적으로 생성되었는지를 확인한다.

실험에 사용되는 데이터의 표본기간은 2009년에서 2011년 각 년도별로 길이를 60으로 하였다. 원/달러 환율 데이터는 다음 그림1과 같다.

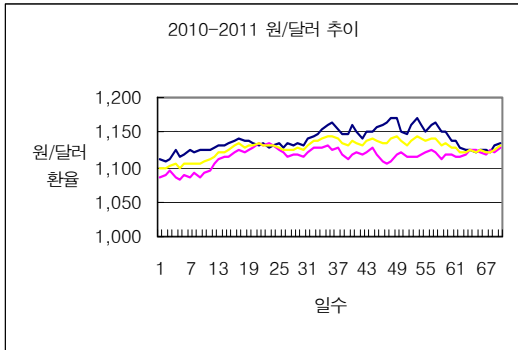


그림 1. 2009-2011 원/달러 환율 데이터
Fig 1. 2009-2011 Won/Doller Exchange rate

1. 예측모델 추정을 위한 상태 수 결정

예측모형의 추정과 예측을 확인하는데 있어 사용하고 자 하는 데이터는 위의 3개년 데이터 중 매 해의 데이터 표본 길이를 년 초에서 시작하여 30일과 60일로 제한한다.

환율, 주가와 같은 경제시스템에서 생성되는 데이터는 불가항력적인 외부변수에 의해서 영향을 많이 받기 때문에 데이터의 길이가 길어지면 정확한 운동양태를 예측하

는데 한계가 존재하므로 단기 데이터를 예측모형의 추정과 단기 예측에 한정하고자 한다.

베이지안정보기준(BIC)과 CS 기준의 유효성은 베이지안정보기준의 추정결과가 CS 추정결과보다 정확히 추정하는 것으로 인공적인 실험데이터를 통한 이전의 연구에서 확인하였다¹⁸⁾.

본 연구에서는 실제의 원/달러 환율데이터에 대하여서도 베이지안정보기준(BIC)과 CS 기준을 통해 정확한 상태 수를 추정하는 지 확인하고자 한다.

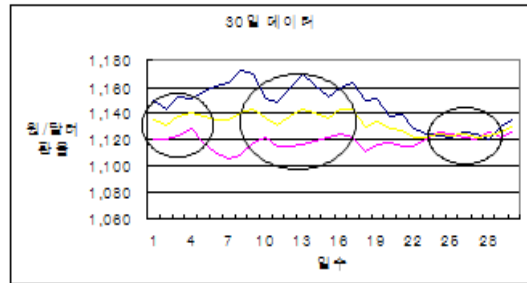


그림 2. 2009-2011 길이 30일 데이터
Fig 2. 2009-2011 30 Days of Data Length

그림2는 그림1에서 데이터의 길이가 30일이 되는 구간을 나타낸다. 그림2를 통해 길이가 30인 원/달러 환율 데이터의 운동양태를 살펴보면 원으로 표시된 부분처럼 3부분의 상태가 존재함을 확인할 수 있다.

그림3, 그림 4는 길이가 30인 데이터를 베이지안정보 기준과 CS 기준을 적용하여 상태 수를 예측한 결과를 나타낸다. X축은 추정되는 상태 수를 Y축은 각 상태에서의 우도값을 나타낸다.

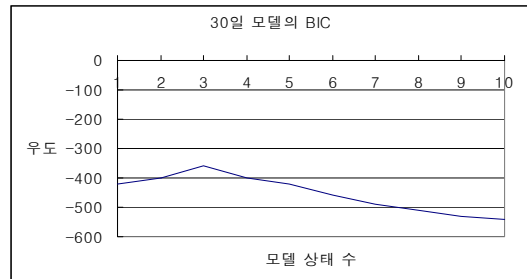


그림 3. 길이(30일)에 따른 BIC 추정
Fig 3. BIC Estimation by Data Length(30days)

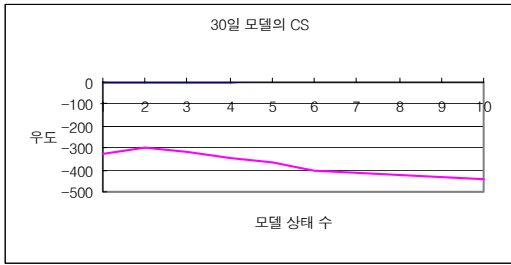


그림 4. 길이(30)에 따른 CS 추정
Fig 4. CS Estimation by Data Length(30days)

그림3은 그림2에서 표시된 것처럼 상태 수(3부분)를 정확히 추정하는 결과를 나타낸다. 그림4는 잘못된 추정 결과(2부분)를 나타낸다.

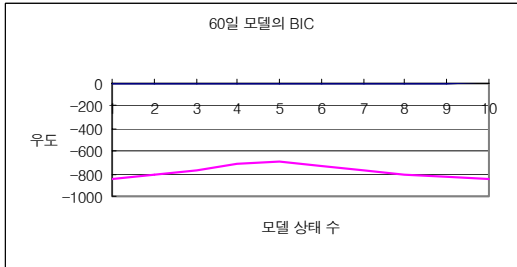


그림 5. 길이(60일)에 따른 BIC 추정
Fig 5. BIC Estimation by Data Length(60days)

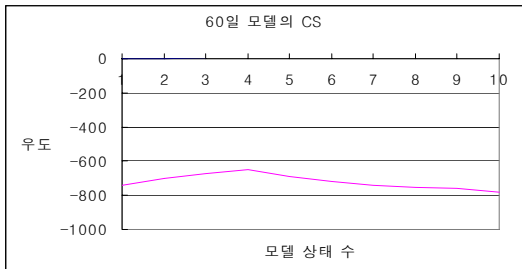


그림 6. 길이(60)에 따른 CS 추정
Fig 6. CS Estimation by Data Length(60days)

그림5, 그림6은 길이가 60인 데이터를 베이지안정보기준과 CS 기준을 적용하여 상태 수를 예측한 결과를 나타낸다. 그림5은 상태 수(5부분)를 정확히 추정하는 결과를 나타낸다. 그림6은 잘못된 추정결과(4부분)를 나타낸다.

위의 결과를 보면 인공적인 실험데이터 뿐만 아니라 실제의 데이터를 통해서도 베이지안정보기준(BIC) 추정에서는 데이터의 길이에 관계없이 상태 수를 정확히 추

정하는 것을 확인할 수 있었다. 반면 Cheesema-Stutz (CS) 추정에서는 정확성이 떨어지는 것을 확인할 수 있었다.

2. 예측모델을 통한 예측 결과

위에서 베이지안정보기준의 유효성이 증명됨에 따라 예측모형을 생성해보고 이를 통해 실제와 예측되는 곡선의 운동양태를 비교하여 확인해 봄으로서 모형이 최적으로 생성된 것이지를 확인해 보고자 한다.

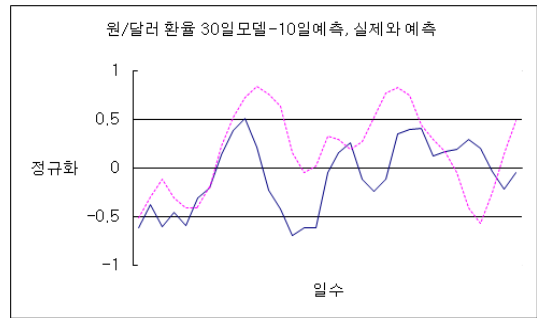


그림 7. 30일 데이터 모델 - 15일 예측 운동양태
Fig 7. Model of 30 Days - Prediction of 15 Days

그림7은 길이가 30일인 데이터를 통해 모형을 생성한 후 실제(실선)와 예측(점선)곡선의 운동양태를 보여주고 있다.

그림7에서 실제(실선)와 예측(점선)곡선의 운동양태 모두 초반에 적은 등락을 반복하다 중반에 급격한 등락을 보이고 후반에 하락과 상승을 보이는 유사한 운동양태를 보이고 있다.

그림8은 길이가 60일인 데이터를 통해 모형을 생성한 후 실제(실선)와 예측(점선)곡선의 운동양태를 보여주고 있다.

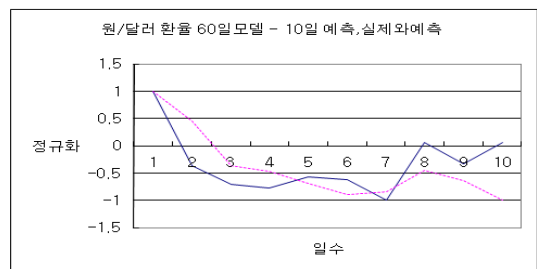


그림 8. 60일 데이터 모델 - 15일 예측 운동양태
Fig 8. Model of 60 days - Prediction of 15 days

그림8에서 실제(실선)와 예측(점선)곡선의 운동양태 모두 초반에 급격한 하락을 보이고 중반에는 변화가 없는 운동양태를 후반에는 상승과 하락하는 유사한 운동양태를 보여주고 있다

위의 실험결과들에 대하여 즉, 예측결과에 대한 평가 방법으로 평균제곱오차(Mean Square Error)를 적용하였다. 즉, 실제의 곡선 운동양태와 예측곡선의 두 운동양태에 대하여 정규화 후, 두 운동양태의 일별변화의 차이를 측정한다. 두 운동양태의 일별변화의 차이가 적을수록 에러율(예측과 실제 운동양태의 차이)이 적은 것으로서 유사한 운동양태임을 확인하는 방법을 적용하였다. 정규화 후 실제와 예측 운동양태 곡선 사이의 에러율의 평균치는 0.2에서 0.9 사이에 존재함을 실험을 통해 확인하였다. 중앙값에 해당하는 평균치 임계값을 0.5로 정하였을 때 두 운동양태 사이의 에러율값이 임계값보다 낮을수록 (0.2에 근접) 두 운동양태가 유사함을 보여주며, 높을수록(0.9에 근접) 비유사성을 보여준다. 위의 임계값을 기준으로 낮은 수치 사례에서는 두 운동양태, 즉 실제와 예측의 운동양태의 일별 상승, 하락의 패턴이 불일치의 날짜가 30일 모델을 통한 15일 예측에서는 불일치의 날짜가 평균 1일로서 90%의 예측정확도를 확인할 수 있었다. 또한 60일 모델을 통한 15일 예측에서는 불일치의 날짜가 평균 3일로서 80%의 예측정확도를 확인할 수 있었다.

표 1. 실험데이터의 길이와 유사패턴의 수
Table 1. Data length and number of similar pattern

	30일-15일	60일-15일
Match 비율	90%	80%
유사패턴 예측비율	30회 중 26회 87%	30회 중 24회 80%

모형 추정과 예측에 적용된 데이터의 길이가 60일보다 30일의 예측모형이 유사운동패턴으로 잘 예측되는 것으로 확인될 수 있었다. 또한 생성된 모형을 통해 예측 운동양태를 각각 30회를 발생시켜 예측하였을 경우 30일 모형에서 일별 Match 비율이 90%를 넘는 경우는 26회로 87%의 유사패턴 발생률을 보였으며 60일 모형에서 일별 Match 비율이 80%를 넘는 경우는 24회로 80%의 유사패턴 발생률을 보였다. 결과는 표 1과 같다.

위의 결과를 통해 모형 추정과 예측에 적용된 데이터 길이가 길어질 때보다 짧은 기간의 훈련데이터에서 예측

되어진 운동양태들이 실제의 운동양태와 좀 더 유사한 운동양태를 보여주는 것은 기간이 길어질수록 외환시장에서 발생하는 수많은 불규칙적인 외적변수가 외환시장에 반영되어 운동양태에 내재되는 것으로 고려된다.

V. 결론

본 연구는 외환거래에 참여하는 의사결정자들의 미래의 환율예측을 위하여 실제의 원/달러 환율 데이터를 통해 은닉마아코프모형에 적용하여 예측모형을 추정하였으며 예측에 적용하였다.

실험에서는 은닉마아코프모형의 상태 수를 유효하게 추정하는 것과 이를 통해 생성된 모형이 미래의 환율의 운동양태를 올바르게 예측하는지를 실험하였다.

실험결과 모형의 상태 수를 추정하는 부분에서는 시간과 비용을 절약과 모형의 확장성을 고려하여 베이저안 정보기준(BIC)을 적용한 결과 실제의 데이터에 내재하는 의미 있는 상태 수 추정결과를 보였다. 또한 이를 통한 모형의 생성을 통해 미래의 운동양태를 예측한 결과 실제의 환율 운동양태와 매우 유사한 운동양태를 예측하는 것으로 확인하였다.

본 연구에서 제시된 예측모형 생성을 통하여 기업의 각 업무과정에 적용을 시킨다면 많은 영역에서 효과적인 미래의 의사결정을 위한 과정에 적용이 가능할 것이다. 향후 더 다양한 부분의 일반화된 재무, 경제 관련 데이터에 적용하기 위한 연구를 통하여 일반적이고 유연한 분석, 예측모형을 세울 수 있는 부분으로 확대가 필요할 것이다.

참고 문헌

- [1] S. Shin, "Evaluation exchange rate of artificial neural network and moving average method", Finance Research, Vol. 9, no. 1, pp103-135, 1995.
- [2] L. Rabiner, " A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition," Proc. of IEEE77, pp.257-286, 1989.
- [3] J. Jeon, "A study on determining prediction models using model-based clustering of time series data",

- Dankook Univ Ph. D, 2007.
- [4] M. Siddiqi, J. Gordon and W. Moore, "Fast State Discovery for HMM Model Selection and Learning," In Proc. Int'l Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2007.
- [5] Y. Cho, "A study on semantic pattern matching and prediction of time series data", Dankook Univ Ph. D, 2009.
- [6] Cheeseman, P., and Stutz, J. "Bayesian classification (autoclass)" Kluwer Academic Publishers, Vol 70. pp117-126, 1996.
- [7] Heckerman, D., Geiger, D., and Chickering, D. M. "A tutorial on learning with bayesian networks," machine Learning 20, pp.197-243, 1995.
- [8] J. Jeon and m. Kim, "A study of criterion for efficient clustering estimation of temporal data", The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication, Vol. 11, no. 5, pp 139-144, 2011.

저자 소개

전 진 호



- 1994년 : 관동대학교 경영학과 경영학사
- 1998년 : 명지대학교 경영정보학과 경영학석사
- 2007년 : 단국대학교 컴퓨터과학 이학박사
- 2009년 9월 ~ 현재 : 관동대학교 경영

학과 조교수

<주관심분야 : 데이터마이닝, 지능형시스템>

김 민 수



- 1997년 : 관동대학교 무역학과 경영학사
- 1999년 : 명지대학교 무역학과 경영학석사
- 2004년 : 명지대학교 무역학과 경영학박사
- 2009년 9월 ~ 현재 : 관동대학교 무역

학과 조교수

<주관심분야 : 국제경영>