

차원감소기법과 은닉마아코프모델을 이용한 경기지표 예측 모델 연구

전진호*, 김민수**
관동대학교 경영학과, 관동대학교 무역학과**

A Study of Economic Indicator Prediction Model using Dimensions Decrease Techniques and HMM

Jin-Ho Jeon*, Min-Soo Kim**

Dept. of Business Administration, Kwan-Dong University*

Dept. of International Trade, Kwan-Dong University**

요약 경제시장의 규모가 지속적으로 발전함에 따라 올바른 의사결정을 위하여 경제시장을 정확하게 예측하는 문제가 중요한 문제로 떠오르고 있다. 현대 경제시스템을 표현하는 다양한 경기지표 중 가장 큰 축인 주식지표의 올바른 이해와 분석 그리고 의사결정문제에 적용을 위하여 시계열자료의 모델에 적합한 은닉마아코프모델과 이를 토대로 시계열자료의 시간 및 계산비용의 절감을 위한 차원감소기법들을 모델의 추정과 예측 문제에 적용하였으며 그 유효성을 확인하였다. 실험 결과, 은닉마아코프모델과 차원감소기법을 적용한 모델 모두에서 장기예측보다는 단기의 예측에서 최적의 모델 추정과 유사패턴 예측률이 모두 실제의 자료와 매우 유사함을 확인할 수 있었다.

주제어 : 차원감소기법, 은닉마아코프모델, 시계열자료, 예측

Abstract The size of the market as the economy continues to evolve, in order to make the right decisions to accurately predict the economic problems the market has emerged as an important issues. To express the modern economic system, the largest of the various economic indicators, pillars stock indicators analysis and decision-making with a proper understanding of the problem for the application of the model is suitable for time-series data concealment HMM. Based on this time series model and the calculation of the time and cost savings dimension decrease techniques for the estimation and prediction of the model was applied to the problem was to verify the validity. As a result, the model predictions in both the short term rather than long-term predictions of the model estimates the optimal predictive value similar pattern very similar to both the actual data and was able to confirm that.

Key Words : Dimensions Decrease Techniques, HMM, Time Series Data, Prediction

1. 서론

우리나라의 경제시장은 1980년대 후반 이후 대외거래

규모의 확대 등 여건변화와 이에 따른 제도개선에 따라 그동안 꾸준히 발전해왔다. 경제시장의 규모가 발전함에 따라 올바른 의사결정을 위하여 경제시장을 예측하는 문

Received 29 August 2013, Revised 27 September 2013

Accepted 20 October 2013

Corresponding Author: Min-Soo Kim(Kwan-Dong University)

Email: jhyy@kd.ac.kr

© The Society of Digital Policy & Management. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

ISSN: 1738-1916

제는 중요한 관심이 되어왔다. 이에 따라 경제시스템을 좀 더 정확히 이해, 분석하기 위해서, 경제현상을 잘 나타내는 경기지표들을 통해 경제시장의 올바른 이해, 분석 과정이 이루어져야 할 것이다. 경제시장에서 경기변동을 예측하는 지표로 사용하는 것을 경기지표라고 한다. 경기지표는 생산활동지표, 금융지표, 무역 및 국제수지 지표, 주가지수 등과 같은 주가지표 등이 있다. 이러한 다양한 지표들 중 현대 경제시스템의 대표하는 큰 축인 주식지표는 점차 주식시장의 규모가 급격하게 팽창하고 있으며, 다양한 거시경제 지표들과의 상관관계가 밀접해짐에 따라 주식시장이 실물경제전체를 표현한다고 하여도 큰 무리는 아닐 것이다.

본 논문에서는 다양한 경제지표 중 주가지표를 통하여 예측모형을 추정하고 그 유효성을 확인하고자 한다. 주식시장은 시장에 영향을 미치는 변수가 다양하고 예외적인 상황과 같은 불확실한 요소들이 시시각각 발생되어 동적인 특징을 갖는다. 이러한 복잡한 주식시장을 최적으로 설명할 수 있는 모형을 추정하기 위하여 아무리 복잡한 현상을 나타내는 자료라도 최소의 자료로서 설명이 가능하다는 Occam's Razor의 원리처럼 시계열자료들의 모델링에 적합한 은닉마야코프모형과 이를 토대로 시계열자료의 시간 및 계산비용 축소를 위한 차원감소기법인 구간상수화와 기호집합화 기법을 적용하여 모형을 추정하고 예측문제에 적용하여 모델의 유효성을 확인한다.

본 연구는 제1장 서론, 제2장 관련연구에서는 시계열자료의 분석, 예측을 위한 모형 결정 방법론들을 살펴본다. 제3장에서 시계열자료의 모델 결정을 위한 은닉마야코프모형(HMM) 그리고 차원감소기법인 구간상수화와 기호집합화 기법을 제시한다. 제4장에서 실제의 코스피 자료를 통한 모델에 필요한 상태 수 추정과 유사패턴 예측을 통해 제시한 차원감소기법을 적용한 모델 방법론의 유효성을 확인한다. 제5장에서는 연구의 결과와 향후 연구방향을 제시한다.

2. 관련 연구

경제지표와 같이 동적인 특징들을 나타내는 시계열자료분석은 기본적 분석과 기술적 분석의 연구영역으로 구분된다[1][2]. 기본적 분석이란 금융자산의 경제적 가치를 평가하는 것으로 자산 가격이 랜덤윌을 따른다고 많

은 연구에서 나타났으나 최근에 일부 금융자산 가격이 랜덤윌을 따르지 않는다는 사실을 입증했다[1][2]. 기술적 분석방법은 자산가격의 과거 움직임이 미래의 움직임을 예측하는데 의미 있는 정보를 제공한다는 가정에 바탕을 두고 있다. 그러므로 본 논문에서는 모델기반의 예측을 통해 기술적 분석방법의 유효성을 평가하고자 한다. 기술적 분석은 모델기반방법론이다. 자기회귀모델과 이동평균모델을 비롯하여 신경망[3], ARMA(ARIMA)[4], 마야코프모형, 은닉마야코프모형[5][8][9], 상호정보[6]를 이용한 방법들이다[2].

자기회귀모델과 이동평균모델은 자료들의 시점사이의 관계를 추정하는 기법으로 기본 개념은 시계열자료의 한 점에서의 값은 그 시점 이전과 이후의 값과 밀접한 관계를 갖는다는 사실에 근거를 둔다. 이 방법은 자연계나 사회적 현상의 다양한 형태를 모델링하고 예측하는데 자주 사용된다[2][7]. 신경망은 모델의 구조가 알려져 있다는 것과 모델의 해석이 어렵다는 점으로 일반적인 시계열데이터의 모델결정에는 적합하지 않다[2][3]. ARMA 모델은 계절성, 비정상성 등 다른 요소에 의해 예측에 한정된 역할을 하게 되는 단점이 있다[2][4]. 상호정보를 포함한 다른 통계적 방법도 항상 고도의 기술적 제한 조건 및 적용 가능한 환경에 대한 조건을 제시하지 않을 경우 모델링은 매우 제한적이다[2][6]. 마야코프모형은 계산이 효율적이며 방향성 그래프로 표현되어 이해와 해석이 쉽다. 하지만 연속적인 값을 갖는 시계열자료의 모델링은 적합하지 않다는 제약점을 가지고 있다[2][5]. 은닉마야코프모형은 관측되는 관측자료에 대한 상태의 확률함수로 이루어져 연속적인 시계열자료의 표현 모델링에 적합하다. 이유는 각 상태에서 특징들에 대한 적합한 확률함수를 사용하여 연속적인 값을 갖는 시간적 특징을 갖는 데이터를 쉽게 처리하며 데이터의 묘사가 쉽기 때문이다 [2][4][7]. 이에 따라 본 연구에서는 시계열자료의 모델 추정과 예측에 은닉마야코프모형을 적용한다.

3. 차원감소기법을 적용한 은닉마야코프 모델(HMM)

3.1 은닉마야코프모형의 상태 수 결정

시계열자료 내에 내재된 은닉상태를 예측하기 위하여

실제적인 관측을 통해서 변화되는 통계적인 특징들을 확률적 모델링하는 은닉마야코프모델은 $\pi = \{\pi_i\}$, $\pi = P(q_1 = S_i)$ 로 표시되는 상태 초기 확률, $A = \{a_{ij}\}$, $a_{ij} = P(q_{t+1} = S_j | q_t = S_i)$ 로 표시되는 상태 천이 확률, $B = \{b_j(x)\}$, $b_j(x) = P(O_t = x | q_t = S_j)$ 로 표시되는 방출확률의 확률 집합으로 결정된다[5].

모델 추정 시, 상태수결정은 주어진 시계열자료가 불완전한 경우에는 정확한 해를 얻는 것은 복잡하므로 일반적으로 몬테카를로와 라플라스와 같은 근사기법들을 적용할 수 있다. 하지만 정확한 결과값에 수렴하지만 계산비용이 많이 드는 단점이 있다. 그러므로 정확도는 약간 낮지만 계산복잡도를 줄임으로서 효율성을 주는 정보기준(Information Criterion)을 사용할 수 있다[10]. 다음 식(1),(2)과 같이 표현된다.

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

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

식(1),(2)에서 d 는 모델구성의 매개변수 수, N 은 자료들의 수, $\hat{\theta}$ 는 모델에 대한 한계우도의 매개변수이다. 식(2)에서 첫 번째 항은 시계열자료를 잘 설명할 수 있는 모델을 선호하는 우도항이며 두 번째 항은 매개변수의 수를 작게 하여 모델을 일반화시키는 항이다. 이렇게 두 항의 조화를 통해 효율적인 모델이 결정되도록 유도된다. 즉, 주어진 정보기준을 통해 하나의 상태로부터 시작하여 하나씩 증가해 가며 가장 높은 기준 값을 갖는 상태수가 모델의 유효한 상태수를 나타내는 것이다[2].

은닉마야코프모델은 확률추정 문제, 최적상태 순서 결정문제, 모델의 확률을 최대로 하는 매개변수의 추정문제를 다룬다. 확률추정의 문제는 식(3),(4)처럼 전향, 후향 절차를 통해 구할 수 있다[8][9].

$$\alpha_t(i) = \left(\sum_{j=1}^N \alpha_{t-1}(j) a_{ij} \right) \cdot P_i(O_t) \quad (3)$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^M a_{ij} \cdot P_i(O_t) \cdot \beta_{t+1}(j) \quad (4)$$

최적상태 순서 결정문제는 가장 큰 확률을 갖는 상태 경로를 찾는 방법이다. 모델의 확률을 최대로 하는 매개

변수의 추정문제는 새로 추정된 모델과 이전 모델이 관찰 열을 생성하는 확률의 차이가 특정 값 이상이 될 때까지 새로운 모델을 추정해나간다. 모델 매개변수의 갱신은 식(5),식(6),식(7)과 같다.

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

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

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

3.2 차원감소기법(Dimensions Decrease Techniques)

3.2.1 구간상수화 (Piecewise Constant:PC)

구간상수화(Piecewise Constant:PC) 기법은 시계열 자료를 길이가 같은 여러 세그먼트로 나눈 후 각 세그먼트의 평균값을 특징으로 하는 차원감소기법이다. n 길이의 시퀀스 c 를 벡터 $\bar{c} = \bar{c}_1, \dots, \bar{c}_w$ 로 표현한다. \bar{c} 의 i 번째 요소는 다음의 식(8)에 의하여 계산되어지며 이 값들은 차원이 축소된 표현이 된다[11].

$$\bar{c}_i = \frac{w}{n} \sum_{j=\frac{n}{w}(i-1)+1}^{\frac{n}{w}i} c_j \quad (8)$$

3.2.2 기호집합화(Symbolic Aggregate:SA)

기호집합(Symbolic Aggregate:SA) 기법은 제일 먼저 원래의 시계열자료를 구간상수화 기법을 적용하여 차원 축소를 거쳐 일정 프레임으로 구간을 설정한 뒤 자료를 정규분포로 표현하여 임의의 구간으로 나눈 후 기준값에 의해 기호화한다. 이와 같은, 차원축소를 통한 방법들은 원래 시계열자료들에 대하여 대응하는 변형된 시계열 자료를 통해 최소계산을 보증한다. 하지만 제약점이 있다. 시계열자료가 내포하는 핵심적 행위는 차원감소기법을

통해 얻는 것이 상대적으로 부족하다는 점이다[12].

4. 실험

경제지표 예측모델 추정을 위한 자료로 실제의 경제 지표자료 중 하나인 2009년, 2010년 그리고 2011년 3개년의 코스피(KOSPI) 지수를 선정하였다.

실험은 코스피자료를 통해 은닉마야코프모델, 구간상수화를 적용한 모델, 기호집합화를 적용한 모델을 추정하였다. 은닉마야코프모델은 주어진 시계열자료에서 정보기준을 통해 상태수를 추정하고 추정된 상태수를 기준으로 모델을 추정하였다. 차원감소기법을 적용한 모델은 시계열자료에서 세그먼트(구간)를 3일로 설정한 후 구간상수화와 기호집합화를 적용하여 차원을 감소시킨 후 상태수와 모델을 추정하였다.

4.1 모델별 자료길이에 따른 상태 수 추정

모델결정에 필요한 자료에 내재하는 자료의 특징을 결정 짓는 상태수를 정확히 추정하는지를 확인하기 위하여 은닉마야코프모델, 구간상수화와 기호집합화를 적용시킨 은닉마야코프모델 별로 2011년1월2일부터 10주(50일)의 자료의 길이를 10, 20, 30, 40, 50일 단위로 상태수를 추정해보았다. 본 논문에서는 정보기준을 통해 정확한 상태수를 추정하는지 확인한다. 정보기준의 유효성은 이전의 여러 논문에서 실험결과를 통하여 확인되었다[2][10].

(Table 1) State Number Estimation by Model

| Length Model | 2Week (10 D) | 4Week (20 D) | 6Week (30 D) | 8Week (40 D) | 10Week (50 D) |
|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|---------------|
| HMM | 2(6) | 2(4) | 3(3) | 3(3) | 3(3) |
| PC + HMM | 2(5) | 2(4) | 3(3) | 3(3) | 3(3) |
| SA + HMM | 2(4) | 2(4) | 3(3) | 3(3) | 3(3) |

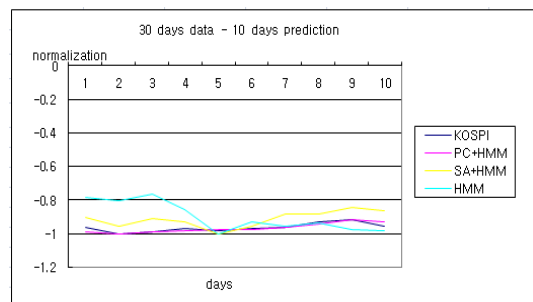
<Table 1>은 각 모델별 자료 길이에 내재하는 상태수 추정결과를 보여주고 있다. 은닉마야코프모델, 구간상수화와 기호집합화를 적용시킨 은닉마야코프모델 모두 자료의 길이가 20일 내에서는 정확한 상태 수를 추정하지

못하였으며 자료의 길이가 30일에서 50일 내에서는 모두 정확한 상태수를 추정하는 것을 보여주고 있다. 이유는 자료의 길이가 짧을수록 자료에 대한 규칙성의 횡수가 적기 때문이다. 즉, 짧은 기간의 매 번꼭점마다 상태로 보게 되면 상태수가 많게 추정된다. 즉, 구간상수화와 기호집합화를 이용하는 차원감소기법을 적용한 은닉마야코프모델을 이용하는 것이 시간 및 계산비용을 줄여주는 효과를 준다.

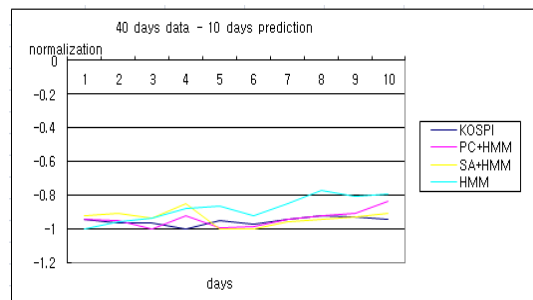
4.2 각 모델별 실제와 예측 운동양태의 비교

[Fig. 1, 2, 3]은 위의 표1에 의하여 상태수를 정확히 추정하는 자료길이 30일, 40일, 50일을 통해 은닉마야코프모델, 구간상수화와 기호집합화를 적용한 은닉마야코프모델을 생성한 후 모델을 통해 향후 10일의 예측결과를 실제의 운동패턴과 비교하여 나타냈다.

[Fig 1]은 30일의 자료로 모델을 생성한 후 10일을 예측한 그래프로서 실제의 운동양태와 세 형태의 모델을 통해 예측한 운동양태 모두에서, 1일에서 3일까지 하락 후 상승 그리고 5일까지 하락을 보이며 10일까지는 등, 하락을 보이며 완만하게 상승하는 매우 유사한 운동패턴을 보여주고 있다.

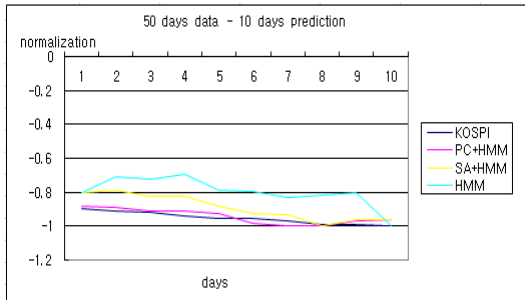


[Fig. 1] Prediction Pattern by 30 Data Length



[Fig. 2.] Prediction Pattern by 40 Data Length

[fig 2]는 40일의 자료로 모델을 생성한 후 예측한 그래프로서 실제와 세 형태의 모델을 통해 예측한 운동양태 모두에서, 1일에서 4일까지는 완만한 하락세를 이후 점차 등락을 반복하며 상승하는 유사한 운동양태를 보여주고 있다.



[Fig. 3] Prediction Pattern by 50 Data Length

[fig 3]은 50일의 자료로 모델을 생성한 후 예측한 그래프로서 예측 10일 동안 실제의 운동양태와 세 형태의 모델을 통해 예측한 운동양태 모두 하락하는 유사한 운동양태를 보여주고 있다.

<Table 1>과 [Fig. 1, 2, 3]을 종합해 보면 상태 수 결정과 모델결정 후 향후 운동패턴 예측 모두 30일, 40일, 50일의 자료길이에서 실제의 코스피지수의 운동패턴과 유사한 예측결과를 나타내는 유효한 결과를 보여준다. 실제 자료의 운동패턴과 예측 결과의 운동패턴 유사성은 실제 자료와 예측결과 사이의 차이인 예측오차의 크기에 따라 평가하는 사후평가로 평균제곱오차(Mean Square Error)를 적용하였다. 평균제곱오차는 실제 자료와 예측결과 모두 정규화 후에 일별변화의 차이를 고려한다. 두 자료 사이의 평균치 0.5를 기준으로 평균치 임계점보다 낮을수록 유사함을 높을수록 비유사성을 나타낸다.

(Table 2) Prediction Rate the Similar Pattern by Model(Short-term)

| Length \ Model | 6 Week (30 Days) | 8 Week (40 Days) | 10 Week (50 Days) |
|--------------------------|------------------|------------------|-------------------|
| HMM | 30(26)=0.86 | 30(25)=0.86 | 30(25)=0.83 |
| Piecewise Constant + HMM | 30(27)=0.90 | 30(27)=0.90 | 30(26)=0.86 |
| Symbolic Aggregate + HMM | 30(26)=0.86 | 30(26)=0.86 | 30(25)=0.83 |

<Table 2>는 은닉마아코프모델, 구간상수화를 적용한 모델, 기호집합화를 적용한 모델 각각의 모델에 대하여 30회씩 예측과정을 시행하였으며 실제와 예측결과에 대한 유사패턴 예측률을 보여준다. 은닉마아코프모델, 구간상수화를 적용한 모델, 기호집합화를 적용한 모델 모두 코스피 자료길이가 30일에서 높은 유사 패턴 예측률을 보여준다. 또한 자료의 길이가 길어질수록 유사 패턴 예측률이 점차 감소하는 것으로 나타났다. 또한 차원감소기법인 구간상수화와 기호집합화를 적용한 모델을 통한 유사패턴 예측률이 은닉마아코프모델만을 적용하였을 때 보다 낮지 않은 예측율을 보여주고 있다. 이것은 외부의 다른 요소들이 최소한 반영된 최근의 자료를 통하여 10일의 단기예측을 고려하였을 경우에는 시간 및 계산비용을 줄이기 위한 차원감소기법을 적용한 모델이 비용의 절감뿐만 아니라 적용하기 전과 유사한 유사패턴 예측율을 보이기 때문에 단기예측 문제에 적용할 수 있는 모델로 고려된다.

(Table 3) Prediction Rate the Similar Pattern by Model(Long-term)

| Length \ Model | 150 Days | 180 Days | 210 Days |
|--------------------------|-------------|-------------|-------------|
| HMM | 30(24)=0.80 | 30(23)=0.76 | 30(23)=0.76 |
| Piecewise Constant + HMM | 30(20)=0.66 | 30(19)=0.63 | 30(17)=0.56 |
| Symbolic Aggregate + HMM | 30(20)=0.66 | 30(18)=0.60 | 30(17)=0.56 |

<Table 3>은 단기예측 뿐만 아니라 장기(30일)예측을 위한 자료길이에서도 자료의 길이가 길어질수록 유사 패턴 예측율이 감소하는 것으로 나타났다. 또한 장기예측에서는 단기예측에서와 달리 차원감소기법을 적용한 모델이 적용 전의 은닉마아코프모델보다 모든 자료길이에서 낮은 유사패턴 예측율을 보여주고 있다. 이유는 모델 추정에 필요한 자료가 장기일수록 주식 및 경제시장에서 발생된 불규칙적이고 예외적인 변수들이 많이 반영되어 추가형성에 내재된 것으로 고려되며 차원감소기법을 적용하면서 불확실한 변수들을 정확히 반영하지 못하기 때문이다. 그러므로 차원감소기법은 장기예측의 문제

보다는 단기예측 문제에 적용이 효율적이며 적합한 것으로 나타났다.

5. 결론

본 논문에서는 현대 경제시스템을 표현하는 다양한 경제지표 중 가장 큰 축인 주식지표의 올바른 이해와 분석 그리고 의사결정 문제에 적용을 위하여 시계열자료의 모델에 적합한 은닉마야코프모델을 토대로 시계열자료의 시간 및 계산비용을 절감하기 위한 자료의 차원감소 기법을 적용하여 모델의 추정과 예측의 유효성을 확인하였다. 단기와 장기의 유사패턴 예측률을 실험한 결과, 첫째, 시계열자료의 길이가 길어질수록 유사패턴 예측률이 낮아지는 것을 확인하였다. 둘째, 장기보다는 단기에서 차원감소기법을 적용한 유사패턴 예측률이 유효함을 확인하였다. 위의 두 결과는 자료가 장기일수록 불규칙적이고 예외적인 변수들이 많이 반영되기 때문이다. 본 연구에서 제시된 예측모형 결정 방법론을 적용한다면 생산, 재무, 마케팅 등 기업의 다양한 영역에서 정확한 예측 문제들에 적용을 통해 기업의 목표를 극대화할 수 있을 것이다. 향후 더 다양한 부분의 일반화된 시계열자료에 적용 가능한 연구를 통하여 일반적이고 유연한 분석, 예측모형을 세울 수 있는 부분으로 연구영역의 확대가 필요할 것이다.

REFERENCES

[1] S. Shin, "Evaluation exchange rate of artificial neural network and moving average method", Finance Research, Vol. 9, no. 1, pp103-135, 1995.
 [2] J. Jeon and m. Kim, "A study on Prediction the Movement Pattern of Time Series Data using Information Criterion and Effective Data Length", The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication, Vol. 13, no. 1, pp 101-107, 2013.
 [3] J. Jeon., "A study on determining prediction models using model-based clustering of time series data", Dankook Univ Ph. D, 2007.

[4] Y. Cho and G. Lee., "A Study on Improving Prediction Accuracy by Modeling Multiple Similar Time Series", The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication, Vol. 10, no. 6, pp 137-143, 2010.
 [5] L. Rabiner., "A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition," Proc. of IEEE77, pp.257-286, 1989.
 [6] A. Sorjamaa, et al., "Methodology for long-term prediction of time series," Neurocomputing, pp178-186. Elsevier, 2007.
 [7] Y. Cho and G. Lee., "Prediction on Clusters by using Information Crtterion and Multiple Seeds", The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication, Vol. 10, no. 6, pp 145-152, 2010.
 [8] L. Rabiner., "A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition," Proc. of IEEE77, pp.257-286, 1989.
 [9] M. Siddiqi, J. Gordon and W. Moore., "Fast State Discovery for HMM Moel Selection and Learning," In Proc. Int'l Conference on Artificial Intelligence and Statistics, 2007.
 [10] 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.
 [11] Y. Byungki and F. Christos., "Fast time sequence indexing for arbitrary Lp norms", In The VLDB Journal, pp 385-394, 2000.
 [12] L. Jessica, K. Eamonn, L. Stefano and C. Bill., "A Symbolic representation of time series, with implication for streaming algorithms", 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in DMKD, 2003.

전 진 호(Jeon, Jin Ho)



- 1990년 3월~1994년 2월 : 관동대학교 경영학과 경영학사
- 1996년 3월~1998년 8월 : 명지대학교 경영정보학과 경영학석사
- 2000년 3월~2007년 2월 : 단국대학교 컴퓨터과학 이학박사
- 2009년 9월~현재 : 관동대학교 경영학과 조교수

· 관심분야 : 데이터마이닝, 지능형시스템, 정보리터러시
· E-Mail : jhgy@kd.ac.kr

김 민 수(Kim, Min Soo)



- 1990년 3월~1997년 2월 : 관동대학교 무역학과 경영학사
- 1997년 3월~1999년 2월 : 명지대학교 무역학과 경영학 석사
- 1999년 3월~2004년 2월 : 명지대학교 무역학과 경영학 박사
- 2009년 9월~현재 : 관동대학교 무역학과 조교수

· 관심분야 : 국제경영
· E-Mail : mskim@kd.ac.kr