금융시장 모니터링을 위한 주식시장 불안정성 지수 개발과 조기경보지표로의 활용 가능성*

오경주†, 김태윤‡, 김치호§, 안재준**, 김영민††

< 국문 초록 >

본 연구의 목적은 인공신경망(Artificial Neural Network : ANN)과 자기회귀(Autoregression : AR)모형을 이용하여 금융시장 모니터링을 위한 주식시장 불안정지수를 개발하고 이를 토대로 금융위기 감지를 위한 조기경보시스템(Early Warning System)의 구축가능성을 검토해보는 것이다. 지금까지의 위기예측 또는 조기경보시스템에 관한 연구들은 대부분 과거 금융시장이 불안정하였던 시기를 기준 기간(base period)으로 설정하여 현재 금융시장의 움직임과 비교하는 구조를 가지고 있었다. 이러한 접근법의 기본적인 문제점은 과거 불안정 구간이 안정적이었던 구간에 비해 상대적으로 매우 짧을 수밖에 없기 때문에 추정과정에서 과적합(overfitting) 또는 효율성이 충족되지 않는 등의 문제가 발생하게 된다는 것이다. 따라서 본 연구에서는 그러한 이용 데이터와 관련되는 제약 사항을 해결하기 위해 과거 주식시장이 안정적이었던 구간을 기준 기간으로 설정하고 이를 현재의 주식시장 상황과 비교하는 분석모형을 제안하였다. 실증분석에서 인공신경망과 점근자기회귀모형을 이용하여 각각의 주식시장 불안정성지수(Stock Market Instability Index : SMII)를 개발한 뒤 이 둘을 결합한 통합 지수(Integrated Stock Market Instability Index : ISMII)를 만들었다. 그리고 한국의 종합주가지수(KOSPI)를 분석대상으로 삼아 ISMII가 주식시장의 불안정 정도를 잘 반영하는지를 평가하였으며 아울러 인공신경망과 자기회귀모형을 통해 추정된 두 지수의 최적 결합비율을 찾아 이를 조기경보지표로 활용하는 가능성을 검토하였다.

핵심주제어 : 금융위기, 인공신경망, 자기회귀모형, 조기경보시스템, 주식시장 불안정성지수

* 이 논문은 한국은행의 연구용역보고서를 수정·보완한 것이다. 보고서 작성과정과 발표회에서 유익한 지적을 해준 한국은행 금융안정분석국 관계자들께 감사드린다.
† 연세대학교 정보산업공학과 부교수 (johanoh@yonsei.ac.kr)
‡ 계명대학교 통계학과 교수 (tykim@kmu.ac.kr)
§ 예금보험공사 연구위원 (chihokim@kdic.or.kr)
** 연세대학교 정보산업공학과 금융공학연구실 박사과정 (redsamzang@yonsei.ac.kr)
†† 연세대학교 정보산업공학과 금융공학연구실 석사과정 (wealth38@gmail.com)

Ⅰ. 서론

1997년대 말 태국 바트화의 폭락으로 시작된 동아시아의 경제위기는 한국을 비롯하여 해당 국가들로 하여금 엄청난 사회적, 경제적 희생을 치르게 하였다. 동아시아 위기가 비록 국지적인 위기였다고는 하나 위기 상황의 진전과 파급은 해당 국가에만 국한되지 않고 국제금융시장을 불안케 하고 나아가 세계경제를 위축시키는 불안요소가 되었음은 잘 알려진 사실이다.

IMF 경제위기 이후 10여 년이 지난 지금, 한국의 금융시장은 과거 어느 때보다도 금융거래와 자본 흐름이 자유롭고 신속하게 이루어지고 있다. 금융 IT 기법이 급속히 발전하는 상황에서 위기 이후 추진된 광범위한 자유화에다 글로벌화의 진전으로 금융시장이 주요국 금융시장의 움직임에 밀접히 연동되어 마치 하나의 시장처럼 움직이는 커플링 현상이 보편화되었고 그러한 현상은 주식시장에서 특히 두드러지게 나타나고 있다. 실제로 주식시장은 여타 금융시장에 비해 대내외적 환경 변화나 충격에 신속하게 반응하기 때문에 주가에는 전반적인 경제 여건과 시장 상황의 정보가 거의 실시각으로 반영되기 마련이다.

이처럼 주식시장의 높은 변동성(volatility)에다 각국의 주식시장이 하나의 시장으로 통합(integration)되는 상황에서 이제는 개별 국가의 시장 불안이나 위기 상황은 즉각적으로 타국 시장으로 전이(contagion)되는 구조가 보편화 되고 있다. 즉, 주식시장의 불안정성은 개별 국가 차원의 문제가 아닌 국제 금융시스템 자체를 위협하는 문제로 확대될 가능성이 늘 잠재되어 있다고 보는 것이다. 2008년 미국의 서브프라임 사태로 촉발된 글로벌 금융위기 상황은 그러한 상황의 전형적인 예라고 할 수 있다. 이러한 관점에서 위기 상황을 사전에 감지하고 선제적 정책 대응을 가능하게 하기 위하여 각국의 정책 당국이나 학계에서는 주식시장을 포함하여 금융위기를 발생시키는 여러 금융경제변수들의 비정상적인 움직임을 파악하려는 노력에 경주해왔다(Frankel et al, 1996; Kaminsky et al, 1998; Kaminsky et al, 1999).

그 동안 금융위기와 관련하여 기존 연구를 보면, 위기는 해당 국가의 취약한 기초경제조건(economic fundamental)에서 기인한다고 하는 연구가 주를 이루어 왔다(Eichengreen et al, 1996; Krugman, 1979; Obestfed, 1986). 그러나 90년대 들어 금융위기가 단지 개별국가의 경제구조에 내재된 취약성에만 근거하는 것이 아니라, 복잡한 경제 상황 속에서 자기이행(self-fulfilling) 과정을 거쳐 발생한다는 이론이 새롭게 등장하였다(Ozkan et al, 1995; Velasco, 1997). 즉, 금융 위기는 부적절한 정책으로 국민경제가 일단 어려운 상황에 직면하면, 이것으로 인해 계속적으로 그 어려움이 심화되어 결국 위기를 피할 수 없게 된다는 것이다. 이러한 자기이행과정에 의해 발생하는 금융위기론이 대두 되면서, 자기이행 과정의 동행지수 역할을 하는 금융경제 변수들의 중요성이 부각되었다(Oh et al, 2005). 이러한 사실에 근거하여, 본 연구에서는 여러 금융 변수들 가운데 주가, 환율, 금리 등과 같은 실시각으로 금융시장의 흐름과 유동성 상황을 반영하는 핵심 변수들에 포함된 정보들을 활용하여 위기 조짐을 파악케 하는 모형을 구축해보고자 하는 것이다.

앞서 언급하였던 기존 연구들을 비롯해서 대부분의 금융위기 관련 연구들은 위기신호 발생을 위해 과거 금융시장 상황이 불안정하였던 구간을 기준으로 현재의 상황을 평가하고 위기여부를 판단하고자 하였다(Ahluwalia, 2000; Caramazza et al, 2000; Eichengreen et al, 1996; Frankel et al, 1996; Kaminsky et al, 1998; Kaminsky et al, 1999). 그러나 이처럼 불안정(위기) 구간을 기준으로 하면 금융위기라는 사건이 자주 발생하는 것이 아니기 때문에 위기 관련 모형의 추정 시 활용할 수 있는 데이터가 절대적으로 부족해지는 문제점이 발생하게 된

다. 즉 한정된 데이터를 이용하여 위기예측 또는 조기경보 모형을 구축할 경우 모형을 추정하는 과정에서 과적합(overfitting) 또는 효율성(efficiency)이 충족되지 않는 등의 문제가 초래되어 위기신호의 신뢰성을 확보하기 어렵기 때문이다.

따라서 본 연구에서는 그러한 이용 자료의 제약을 해결하기 위해 기준 기간 설정에 있어서 기존의 연구처럼 Instability Oriented Approach (IOA) 방법이 아닌 Stability Oriented Approach (SOA) 방법을 이용함으로써 현재 주식시장 상황이 과거의 안정적인 시장상황과 얼마나 다른가를 비교 평가할 수 있도록 하였다. 또한 운용효율이 높은 위기예측지표의 구축을 위해 인공신경망과 자기회귀모형을 이용하여 각각의 주식시장 불안정성지수를 개발하고자 한다. 그리고 최종적으로 인공신경망과 점근 자기회귀모형을 이용하여 개발된 각각의 SMII(Stock Market Instability Index)를 적절한 가중치를 주어 결합한 통합위기 판단지수인 ISMII(Integrated Stock Market Instability Index)를 도출하고자 한다.

본 연구는 다섯 부분으로 구성된다. 이어지는 제2절에서는 전통적 경제위기모형을 비롯하여 본고에서 제안하는 모형의 이론과 특징에 관해 간단히 살펴보았다. 제3절에서는 본 연구에서 제안하는 SMII와 ISMII의 도출 과정을 구체적으로 서술하였으며, 제4절에서는 한국의 주식시장 자료를 이용하여 ISMII을 도출하고 이를 금융위기 경보지표로서의 유용성을 살펴보았다. 마지막으로 분석결과를 요약하고 앞으로 추가적으로 수행되어야 할 연구 사항에 대하여 언급하였다.

II. 선행 연구와 새로운 접근

1. 전통적 금융위기모형

지금까지 위기에 관한 연구는 크게 세 가지 접근방법으로 시도되었다. 첫째는 신호접근법(signal approach)이다 (Kaminsky et al., 1999). 이는 구축된 금융위기의 감지지표가 일정한 기준치를 벗어나면 신호(signal)를 발생시키면서 금융 상황이 위기로 들어서고 있다고 판단하는 것이다. 두 번째의 금융위기 관련 연구는 모형접근법(model approach)인데, 이는 통계적 방법론 중 로짓(logit) 모형과 프로빗(probit) 모형 등을 이용하여 현재의 상황이 위기인지 정상인지를 판단하는 것이다(Frankel & Rose, 1996). 마지막으로 한 국가의 금융 또는 경제위기는 내부 경제구조의 취약성과 그 나라와 연관이 깊은 관련국의 경제적 상황을 포함하는 복합적 구조 속에서 파악하여야 한다고 주장하는 전이이론(contagion theory)이 있다(Sachs et al., 1996).

한편 1997년 동아시아 경제위기 이후에는 동아시아 위기의 발생 및 진전 상황이 전이이론에서 제시된 것으로 보는 주장이 설득력을 얻으면서 위기예측에 관한 연구는 전이이론에 입각한 모형접근 형태로 이루어졌다. 실제 모형의 구축과 추정에서는 프로빗모형(Eichengreen et al., 1996), VAR모형(Nagayasu, 2000), GARCH모형(Edwards, 1998), OLS모형(Ahluwalia 2000), ECM모형(Reside et al, 1999), NN모형(Kim et al., 2003) 등과 같은 전통적인 통계적, 계량모형에다 인공지능 모형 등을 활용하는 시도도 다수 나오고 있다. 최근에는 이러한 여러 모형을 결합한 하이브리드(hybrid) 모형(Masih et al, 1999)으로 위기관련 모형을 구축한 사례도 있다. 경제이론의 측면에서는 비판의 여지가 있으나 기술적인 측면에서는 경제이론에 충실한 한

가지 방법론에 근거하여 금융위기모형을 구축하는 것보다는 다양한 통계적 모형들의 결합이나 통계적 모형에 인공지능 기법을 가미한 하이브리드 모형이 더 우수한 예측력을 가지고 있음이 확인되고 있기 때문이다.

이러한 연구들은 금융위기신호 발생을 포착하기 위해 과거 경제 또는 금융시장 상황이 불안정하였던 구간을 기준으로 현재 위기상황을 판단하고자 하는 IOA (Instability Oriented Approach) 방법으로 접근을 하고 있다. 그러나 이 경우 금융위기라는 사건이 자주 발생하는 것이 아니기 때문에 앞서 언급한 것처럼 이용할 수 있는 데이터의 절대적 부족에서 기인하는 통계적 추정상의 문제점이 발생하게 된다. 따라서 본 연구에서는 그와는 반대로 안정적인 구간을 기준 기간(base period)으로 설정하는 SOA (Stability Oriented Approach) 방법으로 접근하여 그러한 제약 사항을 극복하고자 한다.

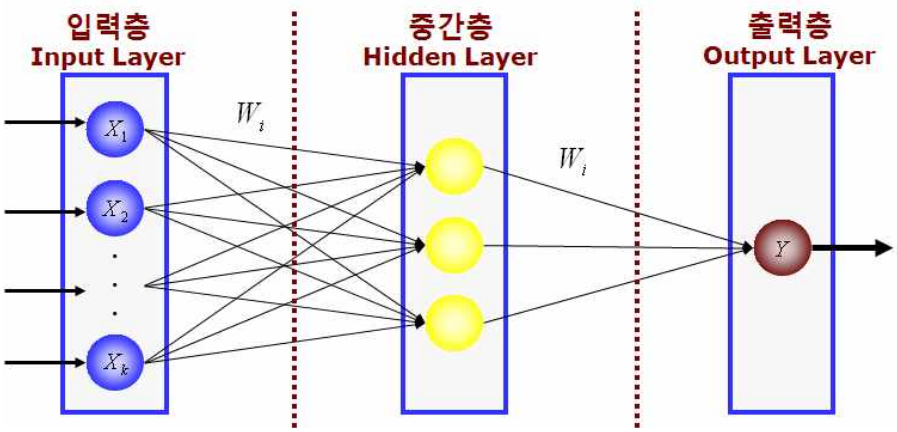
또한 본 연구에서 제안하는 모형의 이론적 배경은 신호접근법에 근거하고 있고, 방법론은 모형접근법을 따르고 있으며, 사용하는 주요 변수의 선정에 있어서는 전이이론을 원용하고 있다. 이러한 점에서 본 연구는 기존의 위기관련 연구의 방법론들을 통합한, 즉 앞에서 언급한 일종의 하이브리드 접근법으로 볼 수 있다. 특히 인공신경망과 자기회귀모형을 결합한 하이브리드 조기경보모형을 구축하고 하이브리드 모형의 장점을 활용함으로써 예측모형의 설명력과 운용의 효율을 높이고자 하는 것이다.

2. 인공신경망과 점근자기회귀모형

시계열분석에서 기존의 통계적 또는 계량경제 모형이 주식가격, 환율 등과 같이 예측하기 어려운 비선형적인 특성을 가지는 시계열 자료의 분석에 일정한 한계를 보임에 따라 최근 들어 일단의 금융공학 또는 재무경제학자들은 그러한 시계열 자료의 대안적 분석 모형으로 인공신경망 모형의 유용성에 주목하여왔다.

인공신경망의 작동원리나 구성요소는 인간 뇌의 신경조직과 비슷하다. 예를 들어, k개의 입력변수에 대하여 신경입력마디(neuron input path) i는 신호를 전달하는 매개체인 Xk 를 이용하여 연결강도(connection weight) Wi를 전달한다. 이러한 신경망의 구조를 개략적으로 표현하면 <그림 1>과 같다.

<그림 1> 다층퍼셉트론 인공신경망 구조 (입력변수 k개, 출력변수 1개 가정)



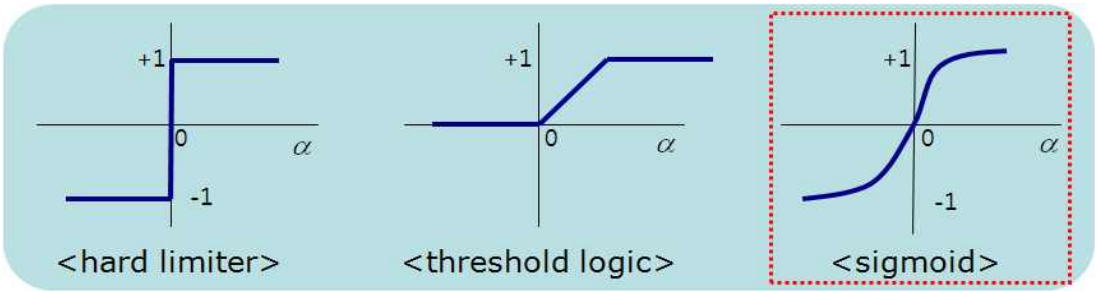
예측모형으로서 인공신경망 구조와 작동원리의 핵심은 위 그림에서 보듯이 입력 층과 출력 층에 각각 입력변수와 출력변수를 놓고 학습(learning 혹은 training)을 진행시키는 것인데, 학습 시에 생성되는 분류 값과 실제 값과의 차이를 줄이는 과정을 통해 최종 분류 값에 도달하게 된다. 입력 층에서 중간층으로 넘어가거나, 중간층에서 출력 층으로 넘어갈 때 아래의 식 (1)과 같은 전이함수(transfer function 또는 activation function)을 통해 입력 값들이 변환된다.

$$f(X) = \frac{1}{1 + \exp(-\sum_{i=1}^{k} W_i X_i + \Theta)} \qquad (1)$$

단, Θ는 편의(bias)로 통계적 모형에서 절편항(intercept)에 해당한다.

식 (1)의 그래프는 S자 모양(S-curve)을 나타내는데, 이는 단순한 선형 결합 형태인 $\sum_{i=1}^{k} W_i X_i$ 을 -1과 1 사이로 양극화 시키는 역할을 하여 분류의 적합도를 높이는 기능을 한다. 이러한 전이함수는 <그림 2>에서 보는 것처럼 여러 종류가 있으나, 금융데이터 분석을 위해서는 본 연구에서 적용하고자 하는 sigmoid 함수가 가장 일반적으로 사용된다.

<그림 2> 인공신경망에 사용되는 대표적인 전이함수 형태



인공신경망은 대부분의 경우 형태상으로 <그림 1>에서 보여주고 있는 다층퍼셉트론(muti-layer perceptron)을 이용하고 있으며, 알고리즘으로는 역전파학습법(backpropagation neural network; BPN)을 사용한다. BPN 알고리즘은 1980년대 후반에 Rumelhart (1986) 등이 “Parallel Distributed Processing(PDP)"이란 저서를 통해 널리 유행시킨 이후, 이학 및 공학 분야를 비롯한 재무, 정보시스템 및 계량경제 분야에 이르기까지 다양하게 활용되고 있으며 본 연구에서도 BPN 알고리즘을 이용한다.

한편 인공신경망과 함께 본 연구에서 고려하는 모형은 기본적으로 두 가지 형태의 자기회귀모형이다. 즉 비선형 자기회귀모형과 선형 자기회귀모형이다. 본고에서는 주가지수와 같이 예측하기 힘든 금융시계열의 여러 통계적 특성을 감안하여 점근 자기회귀모형(asymptotic stationary autoregressive : ASAR)을 가정한다. 이는 정상적인(stationary) 시계열은 아니나 정상적인 시계열에 가까운 움직임을 보이는 시계열 데이터들을 자기회귀 모형화하기 위해 Kim 등(2004)에 의해 제안된 모형이다. 이 모형의 기본적인 구조는 시계열 데이터 $Z_1,\cdots,Z_n$이 관찰되었을 때

$$Z_t = f_n(Z_{t-1},\cdots,Z_{t-p}) + \epsilon_t \qquad t = 1,\cdots,n \qquad (2)$$

이며, 여기서 ϵ_t는 정상과정이며 $\lim_{n\to\infty} f_n = f$를 만족한다. 식 (2)에서 쉽게 알 수 있는 사실은 ASAR모형은 자기회귀함수 f_n이 n에 의존하므로 비정상과정이지만 $\lim_{n\to\infty} f_n = f$이므로 정상과정과 유사한 움직임을 보이게 된다는 점이다. ASAR 모형은 신경망을 비정상 시계열 데이터에 사용하기 위해 Kim 등 (2004)이 도입한 모형이다. 참고로 f_n이 선형인 경우

$$f_n(Z_{t,}\cdots,Z_{t-p}) = \phi_{n1}Z_{t-1} + \cdots + \phi_{np}Z_{t-p} \qquad (3)$$

을 가정하게 된다. 점근 자기회귀모형과 관련된 참고문헌으로 Cox and Lltas (1991) 등을 참조할 수 있다.

본 연구에서는 f_n을 비선형과 선형함수로 각각 모형화하여, 비선형함수인 경우 인공신경망을 통해 f_n을 추정하고, 선형함수인 경우 기존의 자기회귀모형 추정기법을 사용하여 추정한다. 따라서 본 논문에서 "인공신경망모형"이라 할 때는 비선형 f_n이 추정되고 있음을 뜻하며 "자기회귀모형"이라 할 때는 선형 f_n이 추정되고 있음을 뜻하는 것이다.

III. 모형의 설정 및 금융불안정지수 도출 절차

본 연구에서 제안하는 모형의 구축과정은 크게 입력변수 선정 및 base period 선정, SMII 추정 및 p-value 도출, 그리고 인공신경망과 자기회귀모형 각각을 이용해 추정한 SMII를 결합한 ISMII 도출의 3단계의 절차로 구성된다. 본 절에서는 모형의 간단한 설정과정을 기술하며 좀더 자세한 내용은 제4절에서 실증분석과 함께 기술하기로 한다.

1. 절차 1 : 입력변수 선정 및 base period 선정

본 논문의 분석모형을 구축함에 있어 가장 먼저 수행해야할 일은 적절한 입력변수를 선정하는 것이다. 예측력이 높은 SMII를 만들기 위해 선정해야 할 입력변수는 주식시장의 불안정성에 대한 정보를 잘 반영하는 특성을 가지고 있어야 한다. 따라서 입력변수로 사용되기 위해서는 다음과 같은 세 가지 특성을 가져야 한다. 첫째, SMII는 주식시장의 불안정성을 사전에 알려줄 수 있어야하기 때문에 주식시장의 변동 상황에 선행하는 변수이어야 한다. 둘째, 제반 경제상황 뿐만 주식시장에 영향을 미치는 대내·외적 충격을 잘 반영할 수 있는 변수이어야 하며, 마지막으로 효율적인 금융시장 모니터링을 위해 관찰치가 많고 손쉽게 자료를 구할 수 있는 변수이어야 한다. 본 연구에서 입력변수로 고려하는 금리, 환율, 주가 등은 앞서 언급한 세 가지의 조건을 대체로 잘 반영하는 변수들이다.

한편 적절한 base period의 선정을 위해서는 입력변수들이 안정적인 움직임을 보이는 구간을 찾는 것도 중요한 절차이다. 여기서 안정적인 구간이란 시계열로서 입력변수 데이터들이 정상과정(stationary process)과 비슷한 안정적인 움직임을 보여야 하는 것을 의미한다.

2. 절차 2 : 인공신경망과 자기회귀모형을 이용한 SMII 도출

절차 1에서 선정된 기준 기간(base period)을 학습표본 기간(training sample period)으로 설정한 후 인공신경망과 자기회귀모형에 의해 도출된 예측 값과 실제관찰 값과의 예측오차를 이용하여 두 가지의 주식시장 불안정지수(SMII)를 만들 수 있다. 본고에서는 SMII를 도출하기 위해 <표 1>에 나타나 있는 네 종류의 예측오차 측정지표들을 사용한다.

다음으로 금융안정 또는 불안정 여부를 판단하는 확률을 계산하기 위해 SMII 분포로부터 p-value를 계산한다. 기준년도 (혹은 귀무가설하)의 SMII 분포는 경험분포추정량(empirical distribution estimator) 혹은 해당 오차척도들의 중심극한정리(central limit theorem) 등을 활용하여 추정할 수 있으며 추정분포를 사용하여 p-value를 측정할 수 있다. 이러한 p-value는 기본적으로 현재 주식시장이 불안정할 확률을 의미하므로 위기 감지 또는 조기경보신호로 이용할 수 있을 뿐만 아니라 차후에 모형을 업데이트 하는 데 활용할 수 있다.

<표 1> 본 연구에서 고려한 예측오차 측정지표

예측오차 측정지표	산 식
RMSE	$\sqrt{\sum_{i=0}^{q}\frac{(Z_i-\hat{Z}_i)^2}{q}}$
MAE	$\sum_{i=0}^{q}\frac{\lvert Z_i-\hat{Z}_i\rvert}{q}$
MAPE 1	$\frac{1}{q}\sum_{i=0}^{q}\frac{\lvert Z_i-\hat{Z}_i\rvert}{\hat{Z}_i}\times 100$
MAPE 2	$\frac{1}{q}\sum_{i=0}^{q}\frac{\lvert Z_i-\hat{Z}_i\rvert}{Z_i}\times 100$

Z_i = 현재 관찰된 변수의 값

$\hat{Z}_i = \widehat{f_{n0}}(Z_{i-1},\cdots,Z_{i-p})$ = 모델에 의해 추정된 값

3. 절차 3 : SMII를 결합한 ISMII 도출

절차 2에서 도출된 두 개의 SMII에 대해 가중치를 다양하게 바꾸어가며 최적의 결합비율을 찾아 최종적으로 주식시장 불안정성지수인 ISMII를 도출한다. 그리고 p-value의 결합비율의 조정을 통해 다양한 p-value를 도출하고 실제 관련지수(주가지수, 환율, 금리 등)과 비교하여 최적 결합비율을 선정한다. 즉 최적의 결합 비율은 경제변동이나 금융시장 상황을 가장 적절히 나타내는 비율로 선정하게 된다. 본 연구에서는 이러한 결합을 통해 단일 모형의 한계를 보완한 하이브리드 모형을 구축하게 되는데, 다음 절에서 이 모형의 실증적 도출과정을 한국의 주식시장 자료를 이용하여 실행해보기로 한다.

IV. 실증 분석

한국의 주식시장은 1990년대 후반 있었던 외환위기 이후 금융산업과 시장 전반에 걸쳐 추진된 포괄적이고 실질적인 자유화에 힘입어 주가는 변동폭이 확대되는 가운데 시장 상황을 비교적 잘 반영하고 있는 것으로 평가되고 있다. 그러한 시장 효율성 제고에 힘입어 주가지수는 금융시장과 거시경제 상황에 영향을 주는 대내외적 정보와 충격에 민감하게 반응하면서 주요국 주식시장과의 동조성도 뚜렷해지는 양상을 보이고 있다. 이러한 주식시장의 효율적인 움직임은 주가가 금융시장 상황과 거시경제 여건을 판단하게 하는 유용한 대표적인 정보원으로 활용될 수 있음을 의미하는 것이다. 따라서 정책 당국이나 위기예측 연구자들은 주가 변동에 주목함으로써 위기 예측을 위한 금융시장의 모니터링에 다각적인 노력을 기울이는 것은 자연스러운 현상이다.

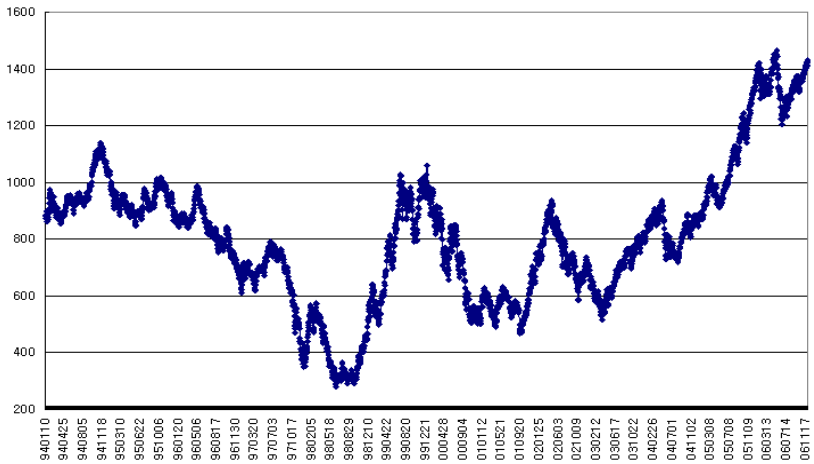
이 절에서는 그러한 현실을 감안하여 앞에서 제안한 위기 예측 모형의 유용성을 살펴보기 위해 한국의 종합주가지수(KOSPI)를 대상으로 실증분석을 실시하며 이 과정을 통해 인공신경망과 자기회귀모형의 최적 결합비율을 찾아내는 시도를 하게 된다.

1. 입력변수 및 base period의 선정

제3절에서 언급하였던 것처럼 입력변수 선정을 위해 그 대상 지표로서 일차적으로 대표적 금융시장 지표인 환율, 금리, 주가를 고려하였다. 금리의 경우 시장구조의 분할과 중층적 구조로 대표성 있는 금리지표를 선정하기가 힘들고 또 정책당국의 정책에 따라 상당한 영향을 받기 때문에 금융시장의 불안정성을 감지하기 위한 입력변수로 사용하기에 적절하지 않은 점이 있다. 또한 환율도 시장개입 등에 따른 왜곡이 있을 수 있는 데다 현재 우리 외환시장의 규모나 그 시스템이 주식시장보다 뒤떨어지는 점이 있어 입력 변수로 사용하기에 문제점이 있다(Kim et al, 2009). 따라서 본 연구에서는 입력변수를 선정함에 있어 금융시장의 불안정성을 반영할 수 있는 적합한 변수인 KOSPI 지수를 입력변수로 선택하였다.

다음 작업은 본 연구의 분석 모형에서 사용되는 두 가지 모형의 훈련을 위한 base period를 선정하기 위해 과거 안정적인 주식시장의 구간을 찾는 것이다. 이를 위해 우리 주식시장의 효율성이 높아지고 거래량도 크게 확대된 1993년 이후의 KOSPI 지수를 대상으로 분석을 진행하였다. 그 결과 1995년이 안정적 구간을 나타내는 base period로 선정되었다. 1994년 이후의 KOSPI 지수의 움직임을 나타내주고 있는 <그림 1>을 보면 1995년의 경우, KOSPI 지수가 900 포인트에서 1000 포인트 사이에서 움직이면서 다른 기간에 비해 급등 혹은 급락이 관찰되지 않는다. 또한 이 기간에 KOSPI의 거래량 또한 상대적으로 높은 것으로 나타났다. 이는 주식시장 수급이 비교적 안정적이었던 데다 주식시장에 대한 수요가 안정적으로 유지되었기 때문으로 판단할 수 있다. 그리고 GDP 성장률과 같은 주식시장에 영향을 주는 기초경제여건(fundamental)을 기준으로 하였을 경우에도 1995년이 상대적으로 안정적인 구간으로 판단되었다.

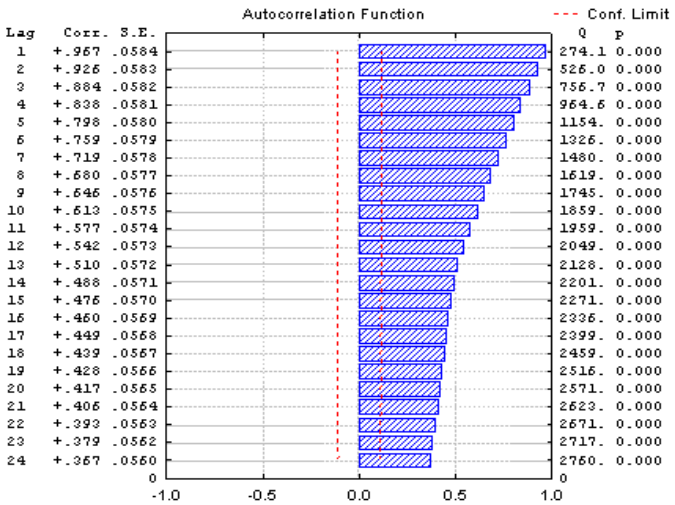
<그림 1> KOSPI의 변동 추이 (1994년 1월 - 2008년 12월)



2. 인공신경망과 자기회귀모형을 이용한 SMII 추정

1995년의 KOSPI의 원계열을 $Z_1, Z_2, \ldots, Z_n$ 로 표시하자. 여기서 $Z_1, Z_2, \ldots, Z_n$는 움직임 자체는 안정적이지만 통계적인 관점에서는 비정상적인(non-stationary) 시계열이라고 가정한다. 실증분석에서 비정상적인 시계열이라고 하더라도 적절한 변환을 통해 안정적인 시계열로 변환할 수 있다면 문제가 되지 않는다. 실제로 1995년 KOSPI 시계열의 자기회귀함수(SACF)를 확인한 결과, <그림 2>에서 볼 수 있듯이 비정상 시계열임을 알 수 있다.

<그림 2> 1995년 KOSPI 원계열의 자기회귀함수



따라서 비정상적 시계열이라도 추론에 사용될 수 있을 정도로 안정적인 모습을 보이는 시계열에 적용되는 점근(asymptotic) AR모형을 이용하여 SMII를 도출하였다. 본 연구에서 이용하는 ASAR 모델은 식 (4)과 같이 표현할 수 있다.

$$Z_t = f_n(Z_{t-1}, Z_{t-2}, Z_{t-3}) + \epsilon_t \ , \quad t = 1,2,...,n \tag{4}$$

여기서 f_n의 3-oder(Z_1, Z_2, Z_3)는 경험적으로 도출된 것이다. 앞에서도 언급한 것처럼 본 연구에서는 이러한 점근 AR모형에서 f_n이 선형일 경우 또는 비선형일 경우를 가정하여 두 가지 알고리즘을 통해 각각의 SMII를 개발하고자 하였다. 비선형 f_n을 가정할 경우 비선형 시계열의 추정과 예측에 대표적으로 사용되는 인공신경망을 이용하였으며 선형 f_n을 가정할 경우 대표적인 통계적 시계열 추정 방법인 자기회귀모형을 이용하였다. 인공신경망 알고리즘은 금융 데이터 분석에 일반적으로 널리 사용되는 BPN 알고리즘(3×3×1 multi-layer ANN)을 사용하였으며 자기회귀모형의 경우에는 식 (4)에서 볼 수 있듯이 AR(3) 모형을 선택하였다.

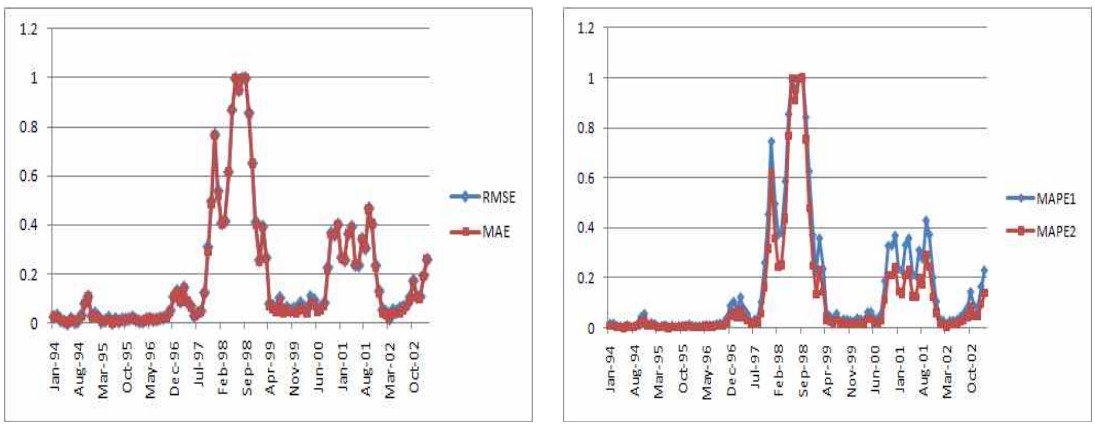
다음으로 1995년을 base period로 하여 훈련시킨 인공신경망과 자기회귀모형을 이용하여 예측된 KOSPI 와 실제 KOSPI 의 오차를 산출함으로써 SMII를 도출하게 되는데, 이 과정에서 가장 효과적인 예측오차 기준을 설정하여야 한다. 제3절에서 언급하였던 것처럼 RMSE, MAE, MAPE 1, 그리고 MAPE 2 네 가지 예측오차 기준들의 객관적인 비교를 위해 도출된 SMII를 식 (5)와 같은 방법으로 0과 1 사이로 표준화 시켰다.

$$SMII_s(t) = \frac{SMII(t) - \min_{1 \le t \le T} SMII(t)}{\max_{1 \le t \le T} SMII(t) - \min_{1 \le t \le T} SMII(t)} \tag{5}$$

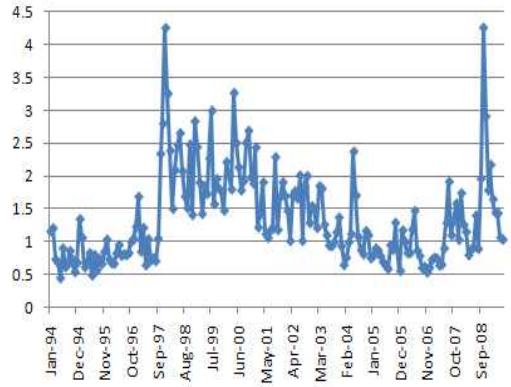
이를 통해 향후 ISMII의 도출 및 p-value를 이용한 조기경보시스템 구축 시 인공신경망을 이용한 SMII와 자기회귀모형을 이용한 SMII 값의 범위를 같게 만들어 줄 수 있기 때문에 논리적인 결합이 이루어 질 수 있다.

<그림 3>은 인공신경망을 이용하여 계산된 예측 오차의 기준지표의 그래프를 나타내고 있다. 이 그래프를 통해 알 수 있는 것은 네 가지 기준지표 모두 비슷한 움직임을 보이고 있으나 상대적으로 MAPE 2가 가장 안정적인 움직임을 보여주고 있다는 것이다. 따라서 본 연구에서는 SMII를 개발하는데 있어 MAPE 2를 이용하였다. 그리고 <그림 4>은 AR(3) 모형을 이용하여 도출한 SMII 그래프를 보여주고 있다.

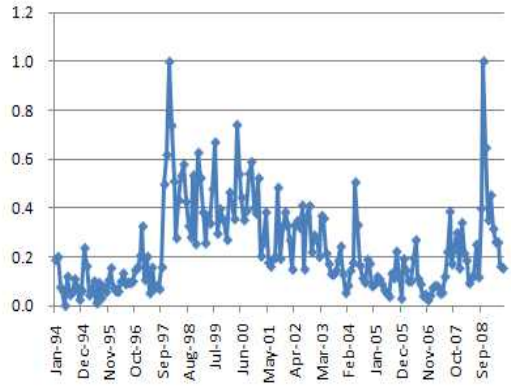
<그림 3> RMSE, MAE, MAPE 1, 그리고 MAPE 2를 이용한 SMII



<그림 4> AR(3)모형을 이용한 MAPE 2 및 SMII를 표준화시킨 SMII



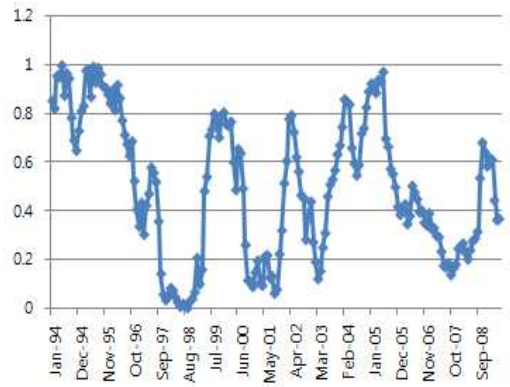
AR(3)모형을 이용한 MAPE 2



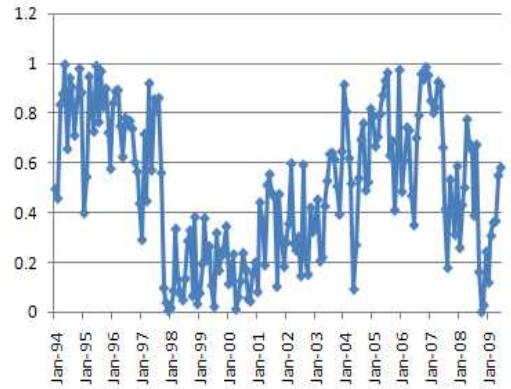
SMII를 표준화시킨 SMII

또한 금융안정성 여부를 판단하는 확률을 산출하기 위해 SMII의 p-value를 계산하였다. 여기서 산출된 p-value는 기본적으로 현재 주식시장이 불안정하다고 판단할 확률을 의미하므로 위기 감지나 조기경보신호로 이용할 수 있을 뿐만 아니라 SMII를 update 하는 데 활용할 수 있을 것으로 판단된다. <그림 5>는 인공신경망과 자기회귀모형을 활용한 각각의 SMIIS에 대한 p-value를 보여주고 있다.

<그림 5> ANN과 AR(3)를 이용한 SMIIs의 p-value



ANN을 이용한 $SMII_s$의 p-value

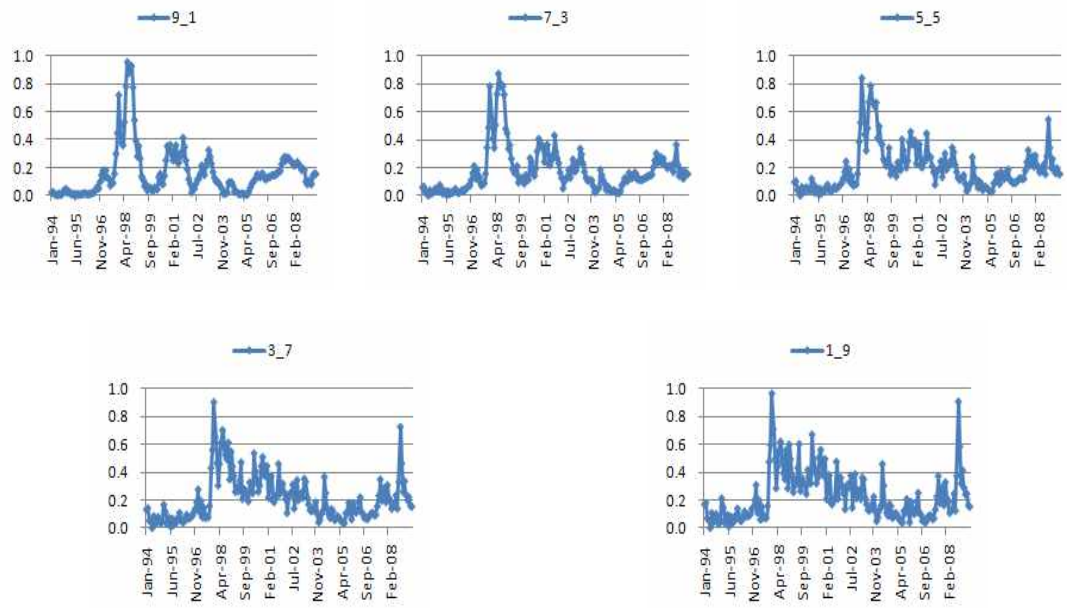


AR(3)를 이용한 $SMII_s$의 p-value

3. 인공신경망과 자기회귀모형을 이용하여 도출된 SMII의 결합

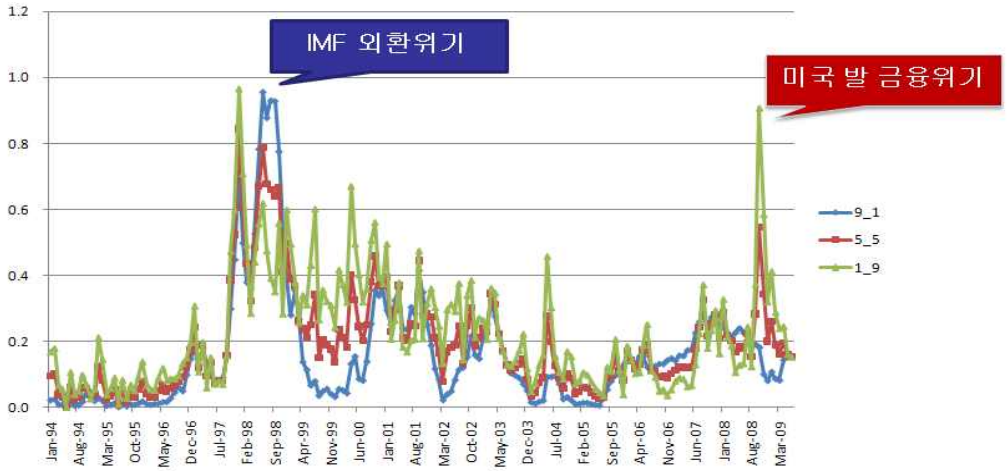
<그림 6>는 인공신경망을 이용하여 도출된 SMII와 자기회귀모형을 이용하여 도출된 SMII를 가중치를 다양하게 변화시키며 결합한 ISMII 그래프이다. 예를 들어, <그림 6>의 첫 번째 그래프에서 9_1의 의미하는 것은 인공신경망을 이용한 SMII의 비율과 자기회귀모형을 이용한 SMII의 결합 비율이 9 : 1임을 의미하는 것이다.

<그림 6> ANN과 AR(3)를 결합한 ISMII



<그림 6>의 그래프들을 살펴보면 인공신경망의 비중이 높은 9_1 그래프는 매우 안정적인 것처럼 보이며 자기회귀모형의 비중이 높은 1_9 그래프는 변동이 심하며 매우 불안정적인 것으로 나타난다. 그러나 <그림 7>에서 보는 바와 같이 실제 대형 금융위기 발생 구간에 대한 ISMII의 설명력을 놓고 보면 다른 결론을 도출할 수 있다.

<그림 7> ISMII 그래프와 대형 금융위기 발생 시점



<그림 6>와 <그림 7>의 9_1 그래프는 인공신경망의 움직임을 주로 나타내며 2008년 중반까지 국내경제의 움직임과 일치되는 결과를 보여주고 있다. 즉 네 개의 봉우리 중 첫 번째는 97년 IMF 위기, 두 번째는 2000-2001년 현대를 비롯한 대그룹들의 유동성 위기, 세 번째는 2003년 신용카드 대란에 의한 위기, 네 번째는 2008년 글로벌 금융위기 상황을 각각 보여주고 있다고 할 수 있다(<붙임 1> 월별 경제위기 관련사건 요약표 참조). 그러나 2008년 글로벌 위기 시 ISMII 값이 하향하는 등 경제 위기를 나타내는 지수로서의 역할에 문제점을 나타내고 있다.

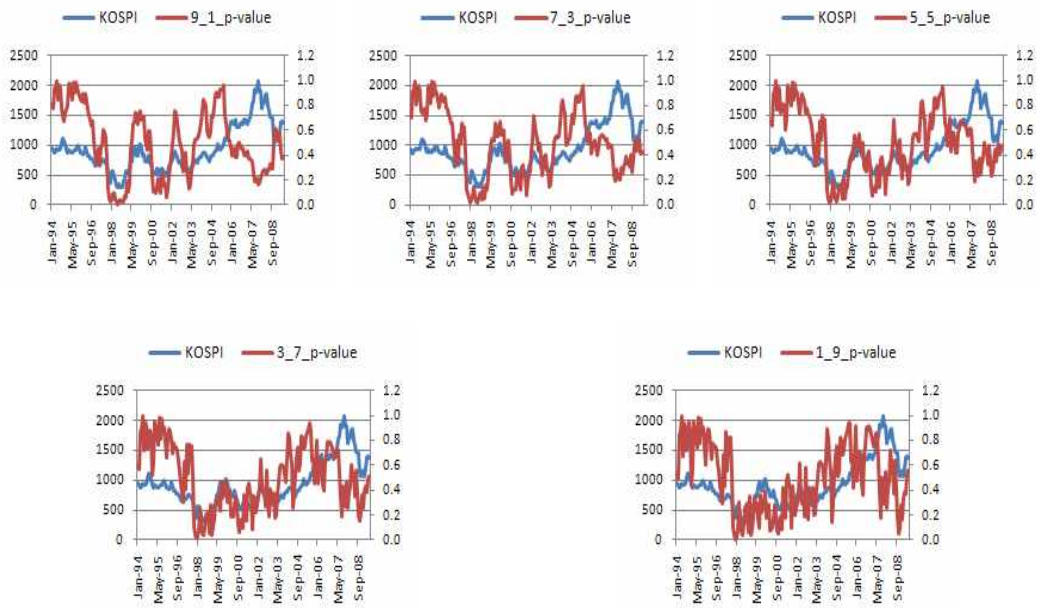
한편 1_9 그래프는 자기회귀모형의 움직임을 주로 나타내며 1997년과 2008년 두 위기에 적

절한 움직임을 보여주는 것으로 판단된다. 즉 1997년 위기이후 지속적으로 1995년으로 상정된 정상상태로 복귀하는 과정에 있었으나 2008년 또 다시 큰 위기가 있었음을 보여주고 있는 것이다. 그러나 1_9 그래프는 중간에 발생한 위기들을 ISMII의 값 크기보다 위기 발생 시점 근처에서 급작스런 상승 움직임을 보여주고 있어 이러한 점이 위기경보지수로서 주된 문제점으로 판단된다. 이러한 사실은 한국경제의 적절한 금융위기 판단지수를 개발하기 위해서는 인공신경망과 자기회귀모형의 적절한 결합이 필요하다는 것을 시사한다고 할 수 있다.

따라서 이러한 사실을 감안하여 두 모형에 의해 도출된 SMII에 적절한 가중치를 부여하여 하나의 통합된 주식시장 불안정성 지수(IMSII)를 찾는 작업을 시도해볼 필요가 있다. 본고에서는 각각의 가중치를 달리하는 여러 조합을 통해 실제 금융상황을 잘 반영하는 불안정성 지수를 찾아본 결과 5 : 5 비율이 비교적 현실에 부합하는 가중치 비율임을 발견하였다. 참고로 5 : 5 비율을 중심으로 가중치가 조금 달라지더라도 큰 차이는 없었다. <그림 7>의 5_5 그래프에서 ISMII의 범위 0.2-0.5를 금융위기 관련 이상 상황, 0.5 이상을 금융위기 상황으로 정의할 경우 국내 위기관련 국내경제 상황을 상당히 잘 반영하는 것을 알 수 있다. 즉, 위에서 언급한 네 개의 금융위기를 제대로 반영하며 특히 1997과 2008의 실제 위기 상황을 잘 나타내고 있기 때문이다.

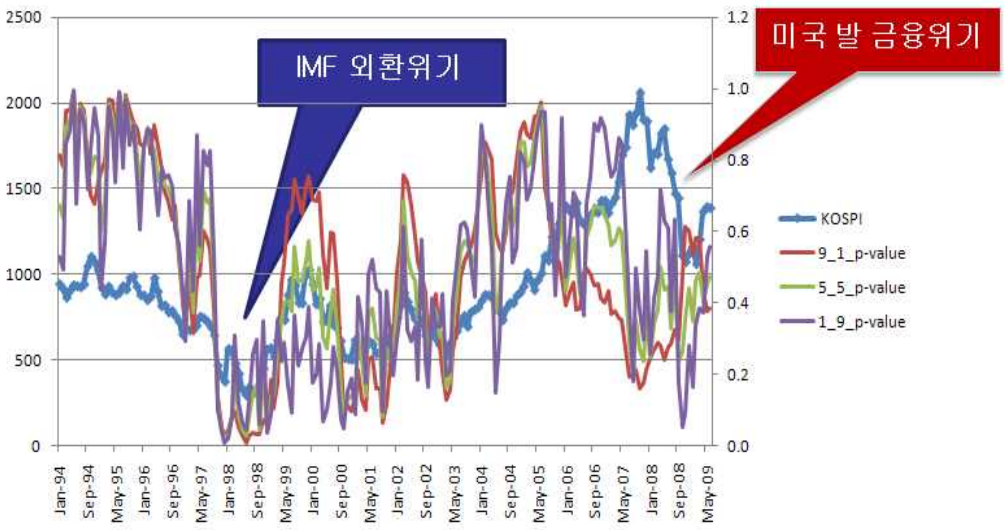
마지막으로 지금까지 도출된 SMII의 p-vlaue를 구하여 앞서 수행하였던 것처럼 다양한 비율의 결합을 통해 위기발생 여부를 판단하는 조기경보지표를 만들어볼 수 있다. SMII의 p-vlaue는 현재 금융시장이 안정적인 상황일 확률을 뜻하므로 통계적(확률적) 해석이 용이하다는 장점이 있으며, 따라서 이러한 점은 실제로 조기경보를 발령하고자 할 경우 상당한 근거를 제공할 수 있다고 판단된다. 또한 0과 1 사이의 값을 항상 취하기 때문에 ISMII를 0과 1 사이의 값으로 자동적으로 표준화하는 기술적 장점이 있다. 참고로 SMII의 결합 방법과 같은 방법으로 다양한 비율의 p-value 결합 그래프를 도출해 보았다. <그림 8>은 결합비율에 따른 p-value 그래프의 움직임과 실제 KOSPI의 움직임을 함께 보여주고 있다. 여기서 p-value가 크다는 것은 안정 구간일 확률이 높다는 것을 의미한다.

<그림 8> ANN과 AR(3)를 결합한 ISMII의 p-value

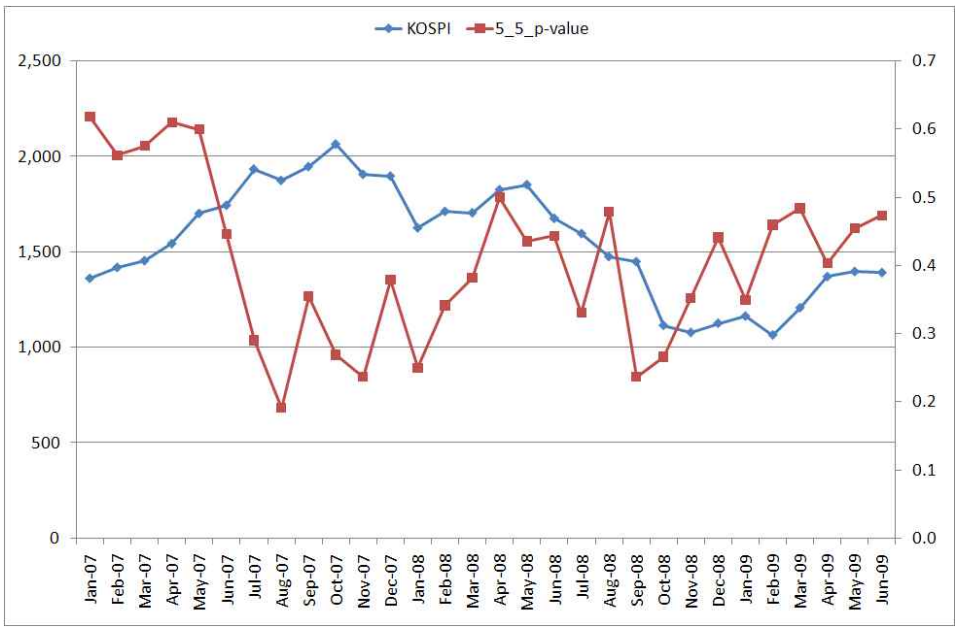


<그림 8>에서 9_1 그래프의 경우 미국 발 금융위기를 겪은 2008년에 오히려 p-value 값이 상승하는 것을 볼 수 있다. 또한 5_5와 1_9 그래프 경우에는 모두 주요 위기 구간에서 p-value 값이 하락하고 있지만 1_9 그래프의 움직임은 너무 변동성이 심하여 이에 의거 위기 감지 여부를 판단하기가 어려울 것으로 판단된다. 따라서 여기서도 p-value의 최적 결합비율도 ISMII의 최적결합 비율과 같이 5 : 5인 것으로 판단할 수 있다.

<그림 9> SMII의 p-value 그래프와 주요 금융위기 발생 시점



<그림 10> 2007년 1월 이후 ISMII의 p-value 5_5 움직임



이러한 판단은 <그림 9>과 <그림 10>에서 보여주고 있는 2008년 경제위기시 5_5 p-value의 움직임을 통해 다시 한 번 뒷받침된다. 특히 <그림 10>를 통해 알 수 있는 것은 미국 서브 프라임 모기지가 발생한 2007년 8월에 p-value 값이 낮아진 후 점차 상승하고 있는 점, 글로벌

금융위기가 직접 우리경제에 영향을 미친 2008년 9월 급속히 낮아진 후 2009년 2월에서야 점차 높아지는 점 등을 관찰할 수 있기 때문이다. 따라서 지금까지의 연구결과를 종합해보면, KOSPI에 의거 산출된 ISMII p-value의 움직임이 위기 상황의 발생 여부를 판단하는 데 유용한 참고자료가 될 수 있을 것으로 판단된다.

V. 결 론

본 연구에서는 인공신경망과 자기회귀모형에 의거 금융시장의 효율적 모니터링을 위해 주식시장의 불안정성 정도를 나타내는 SMII 및 ISMII를 개발하고 이를 금융위기의 조기경보지표로 활용할 구 있는지를 알아보았다.

본 연구는 기존 연구와 다른 두 가지 특징을 가지고 있다. 첫 번째는 주식시장 불안정성지수를 개발하는 과정에서 기존의 IOA 방법론이 아닌 그 반대개념인 SOA 방법론을 사용했다는 점이다. 이를 통해 기존 연구의 문제점으로 지적되었던 사용가능한 데이터 부족 현상을 해결하였다. 실제로 이는 모형의 일반성을 유지하는 데 큰 도움을 줄 수 있다. 두 번째는 통계적 모형과 인공지능 모형을 결합한 하이브리드 형태의 예측모형을 구축했으며 이를 통해 모형의 설명력과 유용성을 높일 수 있었다는 것이다.

이러한 점에서 본다면 본 연구결과는 주식시장뿐만 아니라 다양한 경제 분야에서 활용될 수 있는 가능성을 시사하고 있다. 예를 들어 환율, 원유시장과 같이 변동성이 높은 시장 움직임의 안정성 여부를 알아보는 데 판단의 근거를 제공할 수 있으며, 좀 더 구체적으로는 금융회사들에 대한 효율적 리스크 감시를 위해 ISMII를 이용하여 불안정성을 계량화하고 이를 통해 구체적인 ‘위험 허용수준’을 설정하는 데도 하나의 기준이 될 수 있다는 것이 그것이다.

마지막으로 앞으로의 연구에서 추가적으로 고려해야 할 사항도 있다. ISMII를 도출하는 과정에서 각각의 SMII에 적절한 가중치를 부여하는 방법을 좀더 체계화 하는 일, 실증분석 대상기간을 달리 하더라도 결과가 일관성 있게 나오는지 여부의 검정, 또 주가지수 한 변수가 아닌, 예를 들어 금리, 환율 등을 포함하는 모형으로 모형을 확장하는 작업 등이 그것들이다.

참고 문헌

1. Ahluwalia, P. (2000). Discriminating contagion: An alternative explanation of contagious currency crises in emerging markets. IMF Working Paper No. WP/00/ 14, Washington D.C. : International Monetary Fund.
2. Baig, T., & Goldfijn, I. (1998). Financial market contagion in the Asian crisis. IMF Working Paper No. WP/98/155, Washington D.C.: International Monetary Fund.
3. Caramazza, F., Ricci, L., & Salgado, R. (2000). Trade and financial contagion in currency crises. IMF Working Paper No. WP/00/55, Washington, D.C.: International Monetary Fund.
4. Carbone, R., & Armstrong, J.S. (1982). Evaluation of extrapolative forecasting methods: Results of academicians and practitioners. Journal of Forecasting, 1, 215-217.
5. Chatfield, C. (1993). "Neural networks: Forecasting breakthrough or passing fad?" International Journal of Forecasting, 9, 1-3.
6. Cox, D. D. and Isabel Llatas (1991) Maximum Likelihood Type Estimation for Nearly Nonstationary Autoregressive Time Series. The Annals of Statistics, 19, 1109-1128.
7. Edwards, S. (1998). Interest rate volatility, contagion and convergence: An empirical investigation of the cases of Argentina, Chile and Mexico. Journal of Applied Financial Markets, 1, 55-86.
8. Eichengreen, B., Rose A., & Wyplosz, C. (1996). Contagious currency crisis. Scandinavian Financial Market Review, 98, 463-484.
9. Frankel, J.A., & Rose, A.K. (1996). Currency crashes in emerging markets: An empirical treatment. Journal of International Financial markets, 41, 351-366.
10. Kaminsky, G., Lizondo, S., & Reinhart, C.M. (1998). Leading indicators of currency crises, International Monetary Fund Staff Papers, 45, 1-48.
11. Kaminsky, G., & Reinhart, C.M. (1999). The twin crises: The causes of banking and balance-of-payments problems. American Economic Review, 89(3), 473-500.
12. Kim, D.H., Lee, S.J., Oh, K.J., & Kim, T.Y. (2009). An early warning system for financial crisis using stock market index. Expert Systems, 26(14), 260-273.
13. Kim, T.Y., Do, J.D., & Song, G. (2003). Development of financial market instability index using KOSPI. KDIC Banking and Finance Review, 4, 31-46 (in Korean).
14. 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
15. Krugman, P. (1979). A model of balance-of-payment crisis. International Journal of Money, Credit and Banking, 11, 527-529.
16. Nagayasu, J. (2000). Currency crisis and contagion: Evidence from exchange rates and sectoral stock indices of the Philippines and Thailand. IMF Working Paper No. WP/00/39,Washington, D.C.: International Monetary Fund.
17. Obestfed, M. (1986). Rational and self-fulfilling balance-of-payment crisis. American Economic Review, LXXVI, 72-81.
18. Oh, K.J., & Kim, T.Y. (2007). Financial market monitoring by case-based reasoning. Expert Systems with Applications, 32(3), 789-800.
19. Oh, K.J., Kim, T.Y., Min, S.-H., & Lee, H.Y. (2005). Using neural networks to support early warning system for financial crisis forecasting. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 3809, 284-296.

20. Ozkan, F.G. & Sutherland, A. (1995). Policy measures to avoid a currency crisis. Economic Journal, 105, 510-519.
21. Reside, R.E.Jr., & Gochoco-Bautista, M.S. (1999). Contagion and the Asian currency crises. The Manchester School, 67, 460-474.
22. Velasco, A. (1987). Financial and balance of payment crises: A simple model of the Southern Cone Experience. Journal of Development Economics, 27, 263-283.

<붙임 1> 월별 경제위기관련사건 요약표 (1997년 1월 - 2009년 8월)

년	월	내용
1997	01	한보그룹 부도
	02	
	03	삼미그룹 부도
	04	진로의 유동성위기
	05	대농/기아차의 유동성위기
	06	
	07	
	08	
	09	
	10	기아차 부도
	11	해태그룹/뉴코어그룹 부도
	12	한라그룹 부도
1998	01	나산그룹/극동건설 부도
	02	
	03	제일종금금 부도
	04	
	05	동아건설/태창 부도
	06	
	07	조흥은행/강원산업/신원그룹 워크아웃시작
	08	국제/태양/BTC/고려생명등 4개 생보사 퇴출
	09	국제상사 부도
	10	갑을그룹 부도
	11	
	12	
1999	01	
	02	
	03	실험률 9%대 진입
	04	대한종금 및 9개 저축은행 부도
	05	
	06	삼성자동차 부도
	07	대우그룹 유동성위기 시작
	08	대우그룹 유동성위기 지속
	09	대우그룹 유동성위기 지속
	10	
	11	대우그룹내 6개사 워크아웃 시작
	12	
2000	01	
	02	
	03	
	04	한국투신/대한투식 유동성위기

	05	새한그룹 워크아웃 시작
	06	현대그룹 유동성위기
	07	3개의 부실 저축은행 영업정지
	08	우방/한국종금 부도
	09	대우차 유동성위기
	10	동아건설 유동성위기
	11	현대건설 유동성위기
	12	어음부도율 급속히 증가
2001	01	
	02	한국부동산신탁 부도
	03	고려산업개발 부도
	04	현대건설 유동성위기
	05	
	06	
	07	금융감독원 대출대사 18개 기업 선정발표
	08	
	09	9/11테러
	10	
	11	
	12	
2002	01	
	02	
	03	
	04	
	05	
	06	
	07	
	08	
	09	
	10	
	11	
	12	
2003	01	
	02	Moody's, 한국 국가신용등급 전망 하향조정
	03	
	04	
	05	
	06	
	07	
	08	
	09	국민카드 국민은행으로 흡수 합병
	10	
	11	

	12	
2004	01	
	02	외환카드 외환은행으로 흡수 합병
	03	우리신용카드 우리은행으로 흡수 합병
	04	
	05	
	06	
	07	
	08	
	09	
	10	
	11	
	12	
2005	01	
	02	
	03	
	04	
	05	
	06	
	07	S&P社, 한국의 신용등급 전망상향
	08	
	09	
	10	
	11	
	12	
2006	01	
	02	
	03	
	04	
	05	
	06	
	07	
	08	
	09	
	10	
	11	
	12	
2007	01	한국은행, 외화대출연계 통화스왑거래 확대 실시
	02	
	03	
	04	
	05	R&I(일본계 신용평가사), 한국 신용등급 상향

	06	무디스, 한국 국가신용등급 상향
	07	미국 서브프라임 모기지 사태 발발
	08	
	09	
	10	
	11	
	12	
2008	01	
	02	
	03	
	04	
	05	
	06	
	07	KIKO 등 금융파생상품으로 인한 피해기업 지원
	08	
	09	리먼브라더스 투자회사 파산신청
	10	
	11	
	12	한국은행, 중국인민은행과 통화스왑계약 체결
2009	01	
	02	쌍용차 법정관리 결정
	03	한국은행, 일본은행과의 원/엔 통화스왑 연장
	04	
	05	
	06	한국은행, 미 연준과 통화스왑계약 기간 연장
	07	
	08	

* 위 표는 한국은행 발간 “한국은행 경제일지” (1997-2009년)를 참조하여 작성된 것임.