

인공지능기법을 이용한 외환위기 조기경보시스템 구축

권병천¹ · 조남욱^{2*}

¹서울과학기술대학교 IT정책대학원 / ²서울과학기술대학교 글로벌융합산업공학과

Development of an Early Warning System based on Artificial Intelligence

Byeung Chun Kwon¹ · Nam Wook Cho²

¹Graduate School of Public Policy and Information Technology, Seoul National University of Science and Technology

²Department of Industrial and Information System Engineering, Seoul National University of Science and Technology

To effectively predict financial crisis, this paper presents an early warning system based on artificial intelligence technologies. Both Genetic Algorithms and Neural Networks are utilized for the proposed system. First, a genetic algorithm has been developed for the effective selection of economic indices, which are used for monitoring financial crisis. Then, an optimum weight of the selected indices has been determined by a neural network method. To validate the effectiveness of the proposed system, a series of experiments has been conducted by using the Korean economic indices from 2005 to 2008.

Keyword: early warning system(EWS), neural network, genetic algorithm, financial crisis, exchange market pressure index(EMPI)

1. 서론

최근 세계화가 급속히 진전된 가운데 신흥국을 포함한 전 세계 주요국에서 경제 개방이 활발해지고 있다. 무역장벽이 낮아지면서 상품의 이동이 이전보다 자유로워지고 있으며 글로벌 자본의 이동도 급격히 늘고 있다.

그러나 글로벌 유동성이 국경 안팎을 넘나들자 금융위기는 더욱 빈번해졌고 그 충격이 세계 경제에 미치는 파장은 커지고 있다. 1997년 한국을 포함한 동아시아 신흥 개발국들이 금융 위기를 경험하면서 이러한 위기의 원인과 방지 대책에 대한 관심이 국내외적으로 높아지기 시작했다. 아시아 금융위기를 계기로 IMF, 세계은행 등 국제 금융기관에서도 금융위기 조기경보체계 구축의 중요성을 강조하고 있으며 우리나라도 외환위기 재발방지를 목적으로 국제금융센터를 설립하여 외환위기 조기경보시스템을 운영해오고 있다. 또한 G20 서울 정상

회의에서도 글로벌 경제위기 재발을 방지하기 위한 조기경보시스템 개발에 합의하는 등 전 세계적으로 조기경보시스템에 대한 국제적 관심은 증대되고 있다. 외환 및 금융위기의 발생이 국가경제에 막대한 피해를 입힐 뿐 아니라, 이를 극복하는 과정에서 각국이 큰 사회적 비용을 치르기 때문이다.

금융 위기가 발생하면 자본이 급격히 유출되는 등의 금융 불안이 발생하고 이는 실물경제로 전이되면서 건전한 기업까지 도산하는 사태가 발생할 수 있다. 따라서 금융위기에 수반되는 막대한 비용을 절감하기 위해서는 사전에 이를 감지하고 예방하는 것이 무엇보다 중요하다.

본 논문에서는 인공지능 기법을 이용하여 외환위기를 효과적으로 예측하기 위한 조기경보시스템을 제안하였다. 선행연구(Shin, 2010)에서는 신호접근법이나 프로빗/로짓 모형과 같은 통계적 기법을 주로 사용하여 왔으나, 통계적 기법을 활용하기 위해서는 설명변수로 사용되는 경제지표의 선정이 요구된다.

*연락처 : 조남욱 교수, 139-743 서울시 노원구 공릉로 232 서울과학기술대학교 글로벌융합산업공학과,

Fax : 02-974-2849, E-mail : nwcho@seoultech.ac.kr

투고일(2011년 08월 23일), 심사일(1차 : 2011년 10월 10일, 2차 : 2012년 02월 04일), 게재확정일(2012년 02월 04일).

경제지표 선정을 위해 기존 연구에서는 전문가의 의견, 문헌, 또는 통계적 변수 선정 기법 등을 주로 사용하였으나 이 과정에서 연구자의 주관적인 견해에 좌우되는 등의 한계점이 존재한다. Berg and Pattilo(2004)는 기존 통계 기법을 사용한 외환위기 예측 모형을 검증한 결과 예측력이 제한적인 것으로 밝힌 바 있다.

본 논문에서는 외환위기 예측 시 설명변수로 사용되는 경제지표를 효과적으로 선정함으로써 외환위기의 예측 정확도를 향상시키기 위해 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)과 인공신경망(Artificial Neural Network) 지도학습(Supervised Learning) 기법을 활용한 외환위기 조기경보시스템을 제안하였으며 실제 데이터를 이용해 제안된 방법론의 효과성을 검증하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 외환위기와 관련된 여러 가지 개념들을 정의하고 본 연구에서 사용할 인공지능 방법론에 대한 이론을 살펴본다. 유전자 알고리즘과 인공신경망을 이용한 조기경보시스템은 제 3장에 제시되었다. 제 4장에서는 실 데이터를 이용해 구축된 조기경보시스템의 예측력을 분석한다. 마지막으로 제 5장에서는 연구결과를 정리하고 향후 추가 연구과제에 대해 논의한다.

2. 이론적 배경

2.1 기존 조기경보 모형

일반적인 조기경보시스템(Early Warning System; EWS) 접근 방식은 크게 비모수적(Non-parametric) 접근과 모수적(Parametric) 접근으로 나눌 수 있다. 비모수적 접근법의 대표적인 모형으로는 신호접근법(Signaling Approach)을 들 수 있는데, 신호접근법은 관측대상이 되는 개별지표가 일정한 임계치(Threshold)를 넘으면 경고 신호가 발생하는 직접적이고 직관적인 방식이다(Shin, 2010). 하지만 신호접근법과 같은 비모수적 접근법은 개별지표들의 위기에 대한 공헌도를 쉽게 알 수 있으나 여러 경제지표의 복합적인 상호작용을 고려할 수 없는 단점이 있다.

모수적 접근방법으로는 프로빗 모형, 로짓 모형과 같은 이산 확률모형이 주로 사용되고 있다. 프로빗/로짓 모형은 설명변수의 모수에 대해서 통계적 검정을 할 수 있어 모형의 적합성 검정에 유리하다는 장점이 있다(Berg and Pattilo, 2004). 그러나 설명변수를 가중치 없이 반영하기 때문에 위기발생에 있어 중요한 변수를 찾기 어렵다. 또한 변수를 선택할 때 연구자의 자의적인 판단이 예측력에 큰 영향을 미치는 단점이 있다. 다음 절에서는 외환위기 조기 경보시스템의 구성요소를 살펴보고 효과적인 경보시스템 구축을 위한 접근방법을 모색하고자 한다.

2.2 조기경보시스템의 구성요소

(1) 외환위기의 정의 및 식별

외환위기 조기경보시스템을 구축하기 위해서는 외환위기

에 대한 정의가 선행되어야 한다. 외환위기의 정의는 사용된 경제지표에 따라 구분할 수 있다. Kaminsky(1998)는 통화 가치의 명목절하율과 외환보유감소율의 가중평균을 사용하여 외환위기를 정의하였고 Eichengreen *et al.*(1995)는 통화 가치의 명목절하율, 외환보유고감소율, 금리상승폭의 가중평균을 사용하여 외환위기를 정의하였다.

본 연구에서는 외환위기 지표로 가장 널리 사용되고 있는 Eichengreen *et al.*(1995)의 외환시장 압력지수(EMPI : Exchange Market Pressure Index)를 사용하여 조기경보시스템(EWS)을 구축하고자 한다(Angkinand *et al.*, 2006).

$$EMPI = w_e \times \Delta e + w_i \times \Delta i - w_R \times \Delta R \quad (1)$$

e : 환율, i : 이자율, R : 외환보유고

w_e, w_i, w_R 은 각 변수의 가중치

식 (1)에서 각 변수의 가중치는 각 개별 변수들의 변동성을 모든 설명변수들의 전체변동성으로 나눈 상대적인 비율을 나타낸다. 이는 변동성이 큰 변수의 가중치를 크게 설정하기 위한 것으로, EMPI는 식 (2)와 같이 다시 정의할 수 있다.

$$\frac{\sigma_e}{\sqrt{\sigma_e^2 + \sigma_i^2 + \sigma_R^2}} \times \Delta e + \frac{\sigma_i}{\sqrt{\sigma_e^2 + \sigma_i^2 + \sigma_R^2}} \times \Delta i - \frac{\sigma_R}{\sqrt{\sigma_e^2 + \sigma_i^2 + \sigma_R^2}} \times \Delta R \quad (2)$$

일반적으로 외환위기는 다음의 식 (3)과 같이 시장의 외환압력지수(EMPI)가 평균 외환시장 압력지수(\overline{EMPI})와 EMPI 표준편차(σ_{EMPI})의 k 배의 합보다 클 경우 위기가 발생하였다고 간주한다. 즉, k 값은 외환위기 발생 유·무를 결정하는 임계값이 된다. 임계값의 설정에 있어서는 다양한 시도가 존재한다. Park and Choi(1998)의 연구에서는 1.1이 임계값으로 적용되었으나, Kaminsky(1998)는 3.0을 Bussiere and Fratzscher(2002)는 2.0을 각각 임계값으로 설정하는 등 연구자들마다 임계값을 다르게 적용하고 있다.

$$y_t = \begin{cases} 1 & \text{if } EMPI > \overline{EMPI} + k \times \sigma_{EMPI} \quad (\text{위기}) \\ 0 & \text{otherwise} \quad (\text{비위기}) \end{cases} \quad (3)$$

선행연구에서 사용된 임계값을 우리나라 EMPI 데이터에 적용하면 <Figure 1>에서 나타나듯이 k 값에 따라 위기·비위기 구간이 달라진다.

k 값이 작으면 위기가 아닌데도 위기신호를 발생시키는 긍정오류(False Positive; False Alarm) 위험이, 반대로 k 값이 클 경우는 위기를 간과할 수 있는 부정오류(False Negative) 위험이 존재한다. 본 연구에서는 k 값에 의존한 위기 유·무를 예측하는 것이 아니라 EMPI 지수 자체를 예측할 수 있는 외환위기 조기경보시스템을 구축함으로써 판단의 오류를 최소화하고자 하였다.

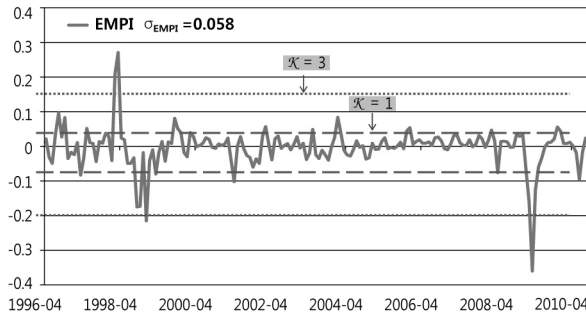


Figure 1. EMPI(Exchange Market Pressure Index) in Korea (1996. 4 ~ 2010. 4)

(2) 경제지표 및 방법론 결정

외환위기의 경우 환율, 이자율과 등의 거시경제지표는 물론 선거와 같은 정책적인 지표나 교역조건, 금융의존도 등 국가간 상호 작용을 나타내는 다양한 변수들에 영향을 받는다. 조기경보 모형에서 선택된 경제지표들이 위기상황에서는 비위기 기간과는 상이한 모습을 보이기 때문에 조기경보 모형의 목적은 이러한 변수의 비정상적인 행동을 미리 포착하는 것이다. 따라서 경제 지표의 선택은 보다 정확한 위기에측을 위한 핵심과제이라고 볼 수 있다.

(3) 조기경보 모형의 분석 대상 및 신호구간 결정

일반적으로 외환위기의 경제주체는 국가 단위가 대부분이지만 은행위기와 같은 경우에는 은행이나 개인과 같은 개별부문도 포함된다. 또한 외환위기의 신호구간도 결정되어야 하는데 이는 위기신호를 얼마의 구간 내에 보낼 것인지를 결정하기 위해서이다. 예를 들어 신호구간이 12개월이면 조기경보 모형은 위기 발생을 12개월 이내에 예측하여야 한다는 것을 의미한다. 신호구간이 길면 길수록 통계적으로 정확한 결과가 보장될 수 있지만 역시 잘못된 위기 예측의 가능성도 증가하기 때문에 조기경보 모형에서는 적절한 신호구간을 선택하여 상충관계를 조정하는 것이 중요하다.

본 논문에서는 위기분석 기간을 1994년도부터 2010년으로 하고 분석 대상은 우리나라를 선정하였다. 신호구간은 3개월, 6개월, 9개월, 12개월을 기준으로 설정하여 예측력 차이를 분석하였다.

2.3 조기경보시스템의 구성요소

(1) 인공신경망(ANN; Artificial Neural Network)

인공신경망은 대량의 정보를 학습(Training)을 통해 예측하는 것에 중점을 두고 있다. 인공신경망 모형은 통계적으로 불완전한 자료나 분산 값이 큰 자료를 이용했을 때 통계모형에 비하여 예측률이 우수하다(Dayhoff, 1990).

본 연구에서는 경제지표 조합으로 구성된 모형이 EMPI를 예측할 수 있도록 최적 가중치를 계산하기 위한 목적으로 인공신경망 지도학습 모형을 사용하였다.

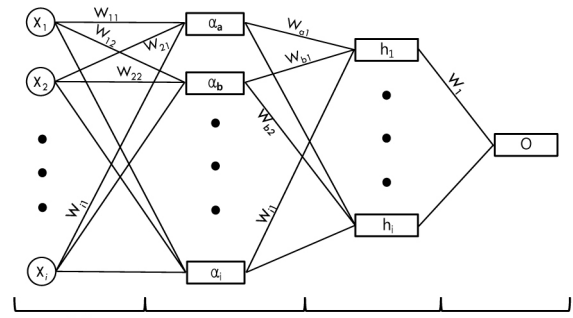


Figure 2. Structure of Neural Network

(2) 유전자 알고리즘(GA; Genetic Algorithm)

유전자 알고리즘은 확률적 탐색이나 학습 및 최적화를 위한 기법으로써 생물의 유전과 진화 메커니즘을 공학적으로 설계하여 문제 해결이나 시스템의 학습 등에 응용하고 있다.

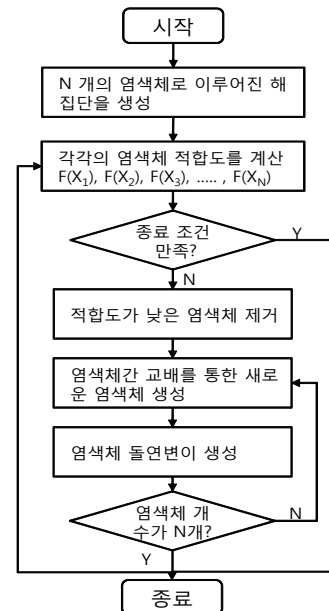


Figure 3. Procedures for Genetic Algorithm

본 연구에서는 후보 경제지표에서 EMPI를 예측하기 위한 최적지표 조합을 선정하기 위한 Feature Selection 기법으로 유전자 알고리즘을 이용하였다. Park et al.(2006)은 유전자 알고리즘 기반 기법이 다른 일반적인 Feature Selection 기법보다 우수함을 밝힌 바 있어 이를 근거로 유전자 알고리즘을 선정하였다.

3. 인공지능 기반 외환위기 조기경보시스템 구축

3.1 시스템 설계

<Figure 4>에서는 본 연구에서 제시하는 인공지능 기반 외환위기 조기경보시스템의 구축 단계를 요약하여 설명하고 있다.

1단계에서는 Kaminsky *et al.*(1998)이 정리한 외환위기 예측 경제지표 중에서 총 25개 후보 경제지표를 선정 한다. 다음 단계에서는 유전자 알고리즘을 이용해 2~24개 사이의 경제지표를 가진 10개의 염색체를 임의로 생성한다.

3단계에서는 2단계에서 생성된 염색체 별로 인공신경망 모형을 생성한다. 인공신경망 모형은 염색체가 가진 지표의 개수에 따라 달라진다. 각 염색체 별로 최적 가중치를 찾아내어 예측 EMPI를 계산한다.

4단계에서는 3단계에서 계산한 예측 EMPI와 실제 EMPI의 상관계수를 계산한다.

5단계에서는 상관계수에 따라 우성 염색체 선택, 교배 및 돌연변이를 통해 다음세대의 염색체를 생성한다. 반복횟수 만큼 3~5단계 반복한다. 각 단계별로 자세한 설명은 다음 절에 제시되어 있다.

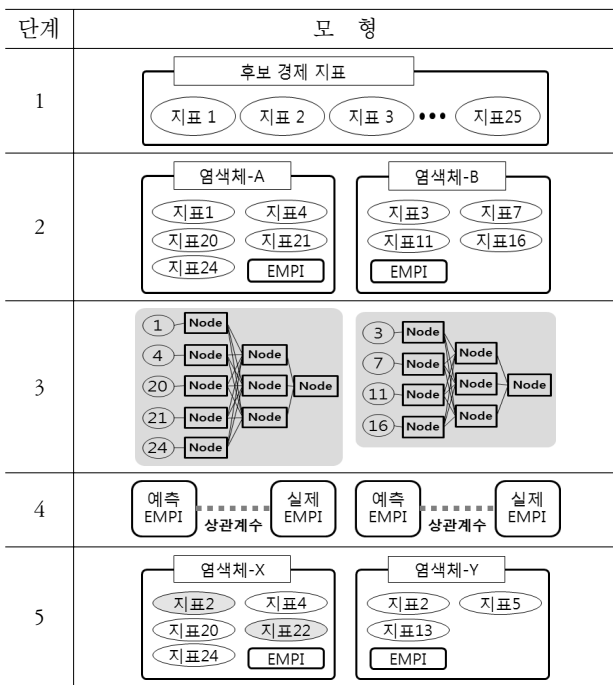


Figure 4. Procedures for ANN-GA based Early Warning System

3.2 입력 경제지표의 선정

Kaminsky *et al.*(1998)는 외환위기 관련 연구에서 사용된 경제지표를 분석하여 어떤 경제지표가 외환위기를 예측하는데 있어 유의미한지를 검증하였다. 1979년부터 1999년 사이 발표된 총 28건의 외환위기 관련 연구에서 105개의 경제지표를 추출하였고 6가지 종류로 구분 하였다.

본 연구에서는 복합 경제지표를 제외한 경제지표 중 발행주기가 월간인 경제지표를 입력경제지표로 <Table 1>과 같이 선정하였다. 조기경보시스템 구축 시에는 선정된 변수의 전월 대비 증감비율을 설명변수로 사용하였다. 경제지표 데이터는 한국은행 경제통계시스템인 ECOS에서 수집하였다.

Table 1. Candidate Economic Indicators

지표			
E1	수입(관세청 기준)	E14	실업률
E2	중앙은행 자산	E15	고용률
E3	M1(평균)	E16	종합주가지수
E4	해외 직접투자	E17	예금은행 수신금리
E5	중앙은행 외화자산	E18	예금은행 대출금리
E6	경상수지	E19	국고채(3년)금리
E7	상품수지	E20	대외장기채무
E8	수출(관세청)	E21	원달러 환율(증가)
E9	국내 및 국외신용	E22	자본계정
E10	M2	E23	순상품교역조건지수
E11	예금은행 총수신	E24	생산자물가등락률
E12	대외단기채무	E25	근원인플레이션율
E13	소비자물가등락률		

3.3 변수 선정 및 최적 가중치 계산

<Table 1>에서 1차 선정된 후보 경제지표를 기반으로 최적 설명변수 조합을 도출하기 위해 유전자 알고리즘을 적용하였다. 25개의 후보 경제지표 중에서 2개~24개 사이의 조합으로 염색체를 생성하였다. 한 세대는 10개의 염색체로 구성되고 각 염색체는 고유의 경제지표 조합을 갖는다. 염색체 별로 인공신경망 모형이 만들어져 각각 EMPI를 예측하게 된다.

각각의 인공신경망 모형에서 계산된 예측 EMPI와 실제 EMPI의 상관계수를 구하여 각 염색체(경제지표조합)의 적합도 (fitness function)를 구하고 순위를 매긴다. 적합도 순위를 기준으로 하위 20%의 2개의 염색체는 탈락하고 상위 염색체 4개를 이용해 신규 염색체를 교배(crossover)를 통해 생성하였다. 돌연변이(mutation) 확률은 0.03을 사용하였다.

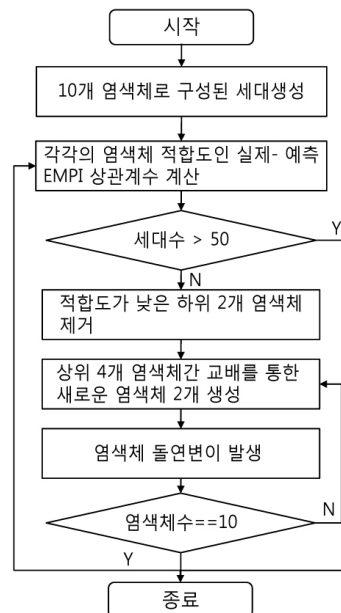


Figure 5. GA-ANN Procedures

새로운 세대의 염색체는 다시 인공신경망을 통해 모형의 최적 가중치가 계산되어 실제 EMPI와 상관계수를 구하여 동일한 방식으로 유전자 알고리즘의 진화 선택 기법을 적용하여 신규 세대를 생성한다. 이러한 반복을 정해진 세대 수 만큼 반복하였는데 본 실험에서는 50세대 종료조건으로 하였다. 세대별 상관계수의 평균, 세대별 최고 상관계수, 세대별 1위부터 3위 염색체의 상관계수 평균을 구하였고 <Figure 5>와 같이 절차를 정리하였다.

4. 비교 실험

유전자 알고리즘과 인공신경망으로 구성된 외환위기 조기경보시스템의 유효성을 검증하기 위해 본 장에서는 실제 데이터를 이용하여 실험을 실시하였다. 척도로는 예측패턴과 EMPI 간의 상관계수를 사용하였다.²⁾

첫 번째 실험에서는 경제지표 조합과 EMPI를 동일 시 구간에서 예측하는 것으로 경제지표 조합과 EMPI가 동행한다는 가정 하에 어떤 지표 조합이 EMPI와 상관관계가 높은지를 예측하고자 한다.

두 번째 실험에서는 경제지표 조합이 EMPI를 선행한다고 가정했을 때 EMPI를 가장 잘 예측하는 설명변수 조합을 찾아내고자 한다. 선행 주기는 3개월, 6개월, 9개월, 12개월의 4단계로 실험하였다.

4.1 동일 시 구간 예측

Table 2. GA-ANN Parameters

항목	수치
총 세대	50세대
세대 당 염색체 수	10개
염색체 구성 지표 선정확률	10%
열성 염색체 탈락 범위	20%
돌연변이 발생 확률	3%
숨은 계층 개수	1개
ANN 모형	다층 퍼셉트론
ANN 학습률	0.3
ANN 반복 횟수	500회
평가 방법	Cross Validation
평가 함수	t
입력계층의 노드 개수	설명변수 개수
출력 노드 수	1개
숨은 계층의 노드 개수	(G+H)/2

2) 예측오차에 초점을 둔다면 MSE(Mean Squared Error)와 MAD(Mean Absolute Deviation)를 사용할 수도 있으나, 예측된 패턴과 실제 EMPI 신호 패턴간의 상관관계를 알아보기 위해 상관계수를 활용하였다. MSE와 MAD를 이용하여 비교실험결과도 상관계수 기법과 유사한 경향을 보여주었다.

동일 시 구간 예측 실험에서는 EMPI와 상관관계가 가장 높은 경제지표 조합을 찾아내는 것이다. 실험 방법은 유전자 알고리즘을 이용해 경제지표 조합을 선정하고 인공신경망에서 계산된 최적 가중치로 예측 EMPI를 생성해 실제 EMPI와 상관계수를 구하는 것이다. 실험에서 적용된 파라메타는 <Table 2>와 같다.

실험결과 예측 EMPI와 실제 EMPI의 세대별 상관계수는 <Figure 6>과 같다.

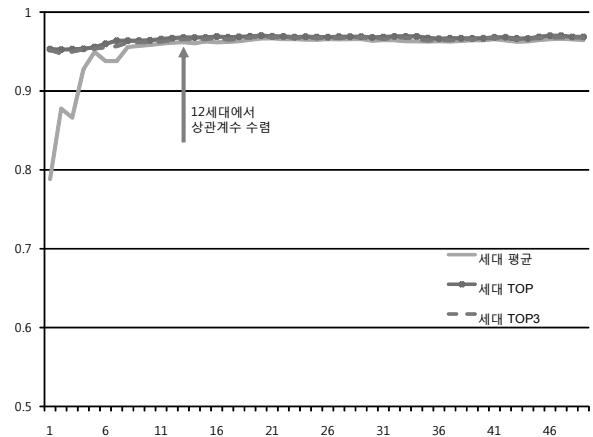


Figure 6. Correlation of Actual and Forecasted EMPI

<Figure 6>에서 나타나듯이, 동일 시 구간 실험에서는 EMPI와 높은 상관계수를 가지는 설명변수의 최적 조합이 비교적 빨리 수렴되었다.

실험에서 가장 높은 상관계수를 가진 경제지표 조합은 <Table 1>의 {E2, E10, E17, E19, E20, E22} 이었다. 모형에서 찾아낸 최적 경제지표 조합으로 예측한 EMPI와 실제 EMPI는 <Figure 7>과 같이 나타낼 수 있다.

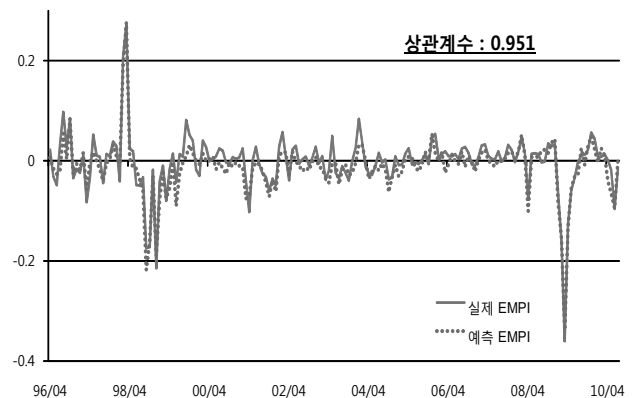


Figure 7. Actual EMPI vs Forecasted EMPI

4.2 EMPI 선행 시 예측

본 절에서는 설명변수로 사용되는 경제지표가 EMPI를 선행한다고 가정했을 때 실제 EMPI를 가장 잘 예측하는 선행 경제

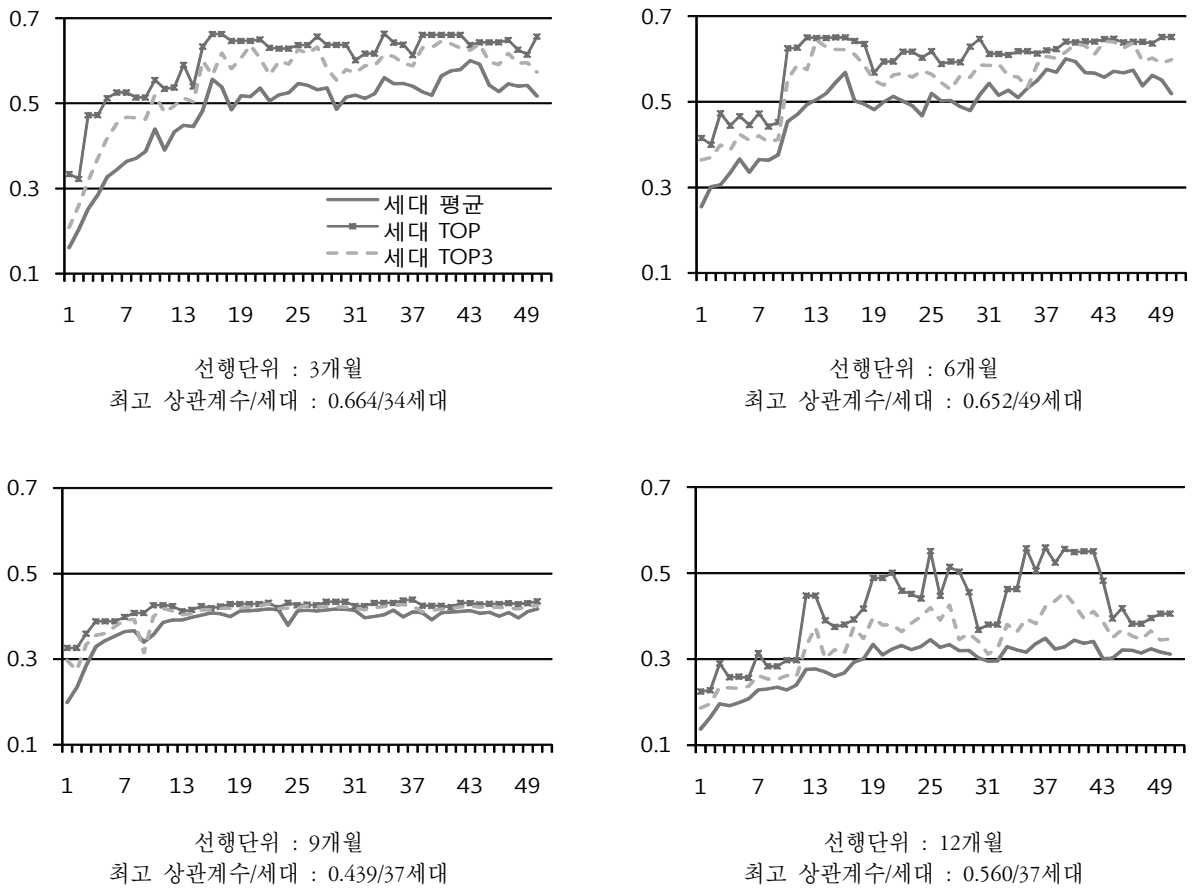


Figure 8. Correlation of Actual and Forecasted EMPI (175 months)

지표 조합을 찾아내고자 하였다. 선행 단위는 3, 6, 9, 12개월로 구분하였다. 실험에서 사용할 유전자 알고리즘과 인공신경망에 사용할 파라미터는 <Table 2>와 같다. 각 선행 단위별로 세대별 상관계수를 나타내면 <Figure 8>과 같다. 시계열 구간은 1996년 4월부터 2010년 10월까지로 총 175개월의 데이터를 적용하였다.

실험 결과 EMPI를 선행시켰을 때 예측률을 낮아지는 것을 확인할 수 있었다. 이는 175개월 기간 동안 다양한 패턴으로 EMPI가 변동하여 이 모든 패턴을 반영한 가중치를 인공 신경망 모형에서 계산해 내지 못한 것으로 판단된다. 특히 선행 단위를 9개월로 적용하였을 때 상관계수가 0.5 미만으로 나타나 설명력이 떨어졌다.

4.3 구간 단축 및 EMPI 선행 시 예측

본 절에서는 EMPI를 선행시키되 시계열 구간을 175개월에서 2003년 10월에서 2010년 7월의 82개월로 줄여 실험을 하였다. 이 기간에서는 각 선행단위 별로 매우 높은 상관계수를 <Figure 9>와 같이 확인할 수 있었다. 따라서 시계열 구간이 길 경우 다양한 패턴에 의해 변하는 EMPI를 인공신경망에서 예측하는

것은 어려운 것으로 추정된다. 하지만 시계열 구간이 길어질 수록 더 많은 데이터를 인공신경망에서 사용할 수 있어 과 적합 (Overfitting) 위험을 감소할 수 있기 때문에 적합한 인공신경망을 설계하는 중요하다.

4.4 2008년 글로벌 금융위기 예측

2008년 리먼브라더스 파산으로 시작된 글로벌 금융위기 시 우리나라의 EMPI는 40% 이상 급격히 변동하였다. 본 절에서는 인공지능 기반 외환위기 조기경보시스템이 이러한 위기를 예측해 낼 수 있는지 실험하였다.

실험 기간은 2005년 2월부터 2009년 5월까지이며 조기경보시스템의 입력 데이터로 사용된 경제지표 기간은 2005년 5월부터 2008년 7월이었다. EMPI 선행은 전 실험과 동일하게 3, 6, 9, 12개월로 하였다. 실험 결과, 2005년 5월부터 2008년 7월까지 별다른 움직임 없던 실제 EMPI의 추세를 이용해 학습 시킨 설명 변수군은 <Figure 10>과 같이 3, 6, 12 선행단위에서 2008년 9월 이후 예측 EMPI가 급격히 변동하였다. 특히 선행 단위가 6개월과 12개월인 경우, 예측 EMPI의 변동 폭이 20%가 넘게 급격히 변동하는 것을 보였다.

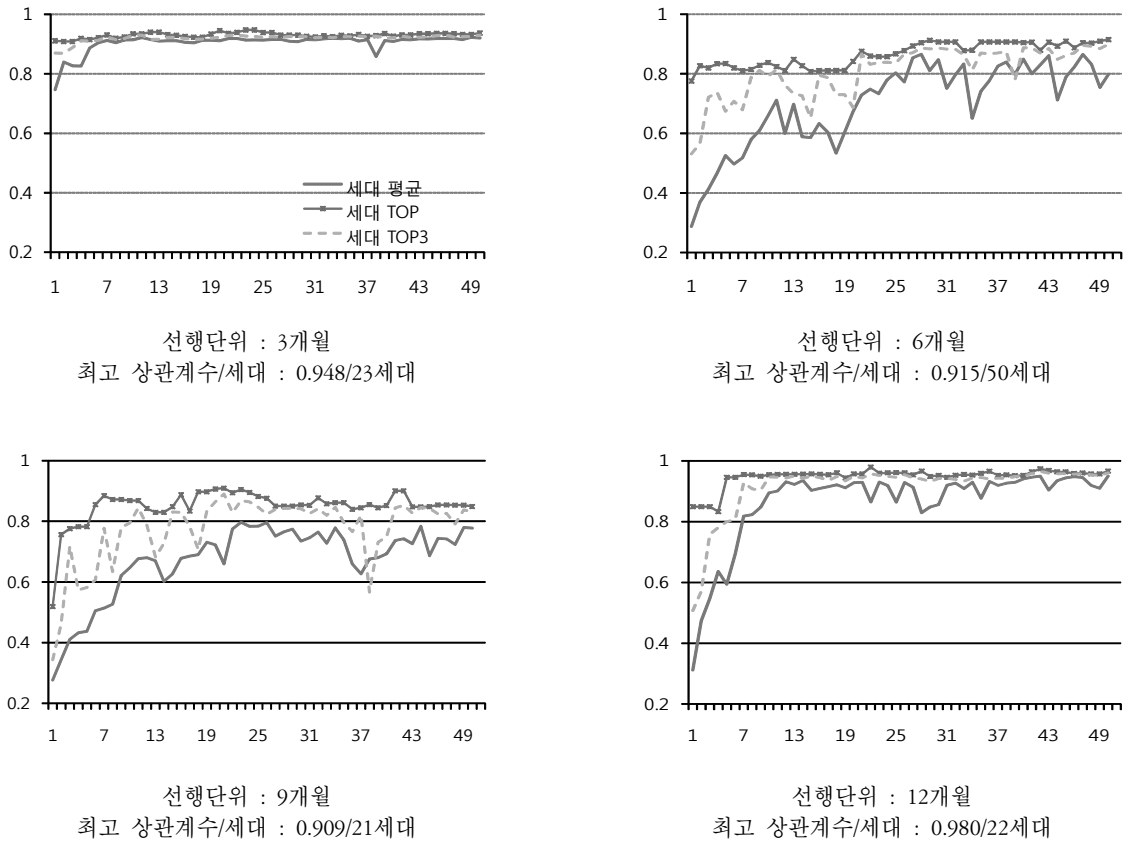


Figure 9. Correlation of Actual and Forecasted EMPI(82 months)

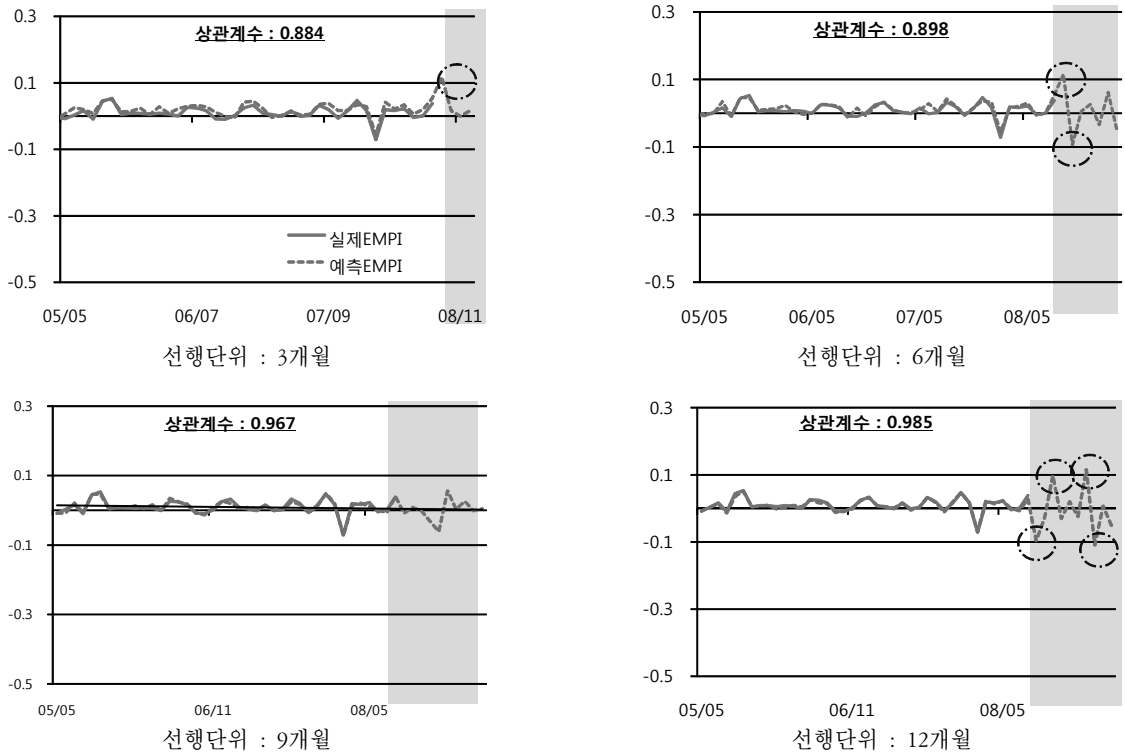


Figure 10. Actual EMPI vs. Forecasted EMPI(2005. 2 ~ 2009. 5)

5. 결 론

본 연구에서는 유전자 알고리즘과 인공 신경망을 복합적으로 활용한 외환위기 조기경보시스템을 구축하고 효용성을 검증하였다. EMPI를 예측할 수 있는 최적 경제지표의 조합을 구하기 위해 유전자 알고리즘을 사용하였고 선정된 경제지표로 구성된 모형에 적용할 최적 가중치를 찾아내기 위해 인공신경망 기법을 적용 하였다. 구축된 조기경보시스템을 우리나라의 실제 데이터를 이용하여 실험한 결과, 본 연구에서 제안한 외환위기 조기경보시스템의 유효성을 확인할 수 있었다. 제안된 방법론은 EMPI와 매우 높은 관계를 가진 경제지표 조합을 찾아냈을 뿐만 아니라 EMPI를 선행하는 경제지표 조합을 찾아 2008년 글로벌 금융위기로 인한 EMPI의 급격한 변동을 유의미하게 예측해 내었다.

본 연구는 외환위기 분석 및 예측에 있어 인공지능 방법론을 사용함으로써 기존의 통계 기법이 지니고 있는 한계를 극복할 수 있는 새로운 대안을 제시했다는 의의를 지닌다. 또한 본 연구는 EMPI와 유사한 성격의 선행지수를 예측하는데 있어 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구에서는 Kaminsky *et al.*(1998)가 수집한 외환위기 분석에 사용된 경제 지표들 중 데이터 수집 기간이 월간인 지표만 적용하였고 2개 이상 지표 조합으로 이루어진 복합지표는 제외 하였다. 그리고 국가 경제에 영향을 줄 수 있는 정성적인 지표도 연구범위에서 포함되지 않았다. 따라서 좀 더 많은 경제지표 조합을 설명변수로 사용하고 사회 · 경제문제

에 합한 최적의 인공지능 모형을 설계할 수 있다면 보다 더 정교하게 외환위기를 예측해 낼 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- Angkinand, A., Li, J., Willett, T. (2006), Measures of Currency Crises : A Survey, *Forthcoming in : International Interaction*.
- Berg, A., Borensztein, E., and Pattillo, C. (2004), Assessing Early Warning Systems : How Have They Worked in Practice?, WP/04/52, International Monetary Fund (IMF).
- Bussiere, M. and Fratzscher, M. (1990), Towards a New Early Warning System of Financial Crises, *Journal of International Money and Finance*.
- Dayhoff, Judith E. (1990), "Neural Network Architectures : An introduction", Van Nostrand Reinhold.
- Eichengreen, B., Rose, A. K., and Wyplosz, C. (1995), Exchange Market Mayhem; The Antecedents and Aftermath of Speculative Attacks, *Economics Policy*, 21(10), 249-312.
- Kaminsky, G. (1998), Currency and Banking Crises : The Early Warnings of Distress, *International Finance Discussion Paper No. 629*, Washington : Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Kaminsky, G., Lizondo, S., and Reinhart, C. M. (1998), Leading Indicators of Currency Crises, *IMF Staff Papers*.
- Park, C. H., Kim, H. D., Yang, H. C., and Sim, K. B. (2006), Genetic Algorithm Based Feature Selection Method Development for Pattern Recognition, *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*.
- Park, W. A. and Choi, G. P. (1998), Prediction of Financial Crisis by using Signaling Approach, *Journal of Economic Theory and Econometrics*.
- Shin, D. H. (2010), A study on early warning system in Korea foreign exchange market, *Yonsei University Graduate School*.



권 병 천

서울과학기술대학교 산업정보시스템공학 학사
 서울과학기술대학교 정보산업공학과 석사
 현재 : 한국은행 전산정보국 조사역
 서울과학기술대학교 IT정책대학원
 박사과정
 관심분야 : 데이터마이닝, 행위자기반모형(ABM)



조 남 욱

서울대학교 산업공학 학사
 서울대학교 산업공학 석사
 Purdue University 산업공학 박사
 현재 : 서울과학기술대학교 글로벌융합산업
 공학과 부교수
 관심분야 : 비즈니스 프로세스 관리, 프로세스
 개선, 이상치 탐지