

# 인공신경망을 이용한 최초공모주식의 최초 균형 시장가격의 예측

권 용 석(삼일회계법인)  
한 인 구(한국과학기술원)



한국경영학회 '96 추계학술대회

인공 신경망을 이용한 최초 공모주식의  
최초 균형 시장가격의 예측

권용석(삼일회계법인)

한인구(한국과학기술원 테크노경영대학원)

1996년 11월

발행시장에서는 공개회사 주주, 투자자, 주간사, 규제기관 등 많은 이해관계자에게 영향을 미치므로, 최초공모주식에 대한 평가는 매우 중요하다. 최초신규공모주식의 최초균형 시장가격을 예측하기 위하여 다중회귀분석방법과 인공신경망을 응용하여 그 예측을 수행하였다. 연구대상은 한국에서 1990년부터 1995년까지 최초공모주식중 99개의 공모주식을 대상으로 하였으며, 정보 획득 가능 시점별로 4개의 부기간으로 나누었다. 그리고 Ohlson의 모형을 기초로 하여 보다 확장된 모형을 제시하고, 각 기간에서 통계적으로 유의한 변수를 선택하여 총 12개의 연구 모델을 구성하였다. 인공신경망의 구조는 3계층 Multi-layer Perceptron으로 Backpropagation algorithm에 의한 Feedforward Neural Network로 구성하였다. 실증 분석 결과 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다. 첫째, 회귀분석을 통하여 각각의 정보 획득 가능 시점별로 유용한 회계정보 및 재무정보등을 알 수 있었다. 둘째, 각 시점에서의 예측의 정확성을 검토하여 본 결과 제 3기간이 가장 우수한 성과를 나타냈다. 그리고 제 3기간 까지는 기간이 지날수록 그 예측의 성과는 증가하였지만, 제 4기간에서의 예측성과는 다른 기간의 예측성과 보다 좋지않았으며, 그 주원인은 4기간에서만 사용된 시초가액이라는 변수때문인 것으로 발견되어졌다. 셋째, 인공신경망을 이용한 예측의 결과가 다중회귀분석에 의한 예측 결과 보다 좋은 성과를 나타냈다. 성과의 측정도구로서 절대평균오차(MAE) 및 절대평균오차율(MAPE)이 각각 5556, 22.95% 및 4863, 16.41%로 나타났다. 이러한 평가에 대한 통계적 유의성을 Paired t-test와 wilcoxon Rank Test를 수행하여 검증하였다. 넷째, 이미 알려져 있는 사실 이지만, 발행가격에 대한 저평가 정도에 대하여서도 추가적인 검토를 하였다

한글색인어 : 최초공모주식 ; 내재가치 ; 인공신경망

## I. 서 론

### 1.1. 연구배경

자본시장은 크게 발행시장과 유통시장으로 대별할 수 있으며, 각각의 시장에 대하여 회계정보가 미치는 경제적인 영향은 다르게 나타나있다. 유통시장에서는 증권의 가격이 투자자들에 의하여 결정되며, 회계정보는 개별 투자자의 증권가격에 대한 기대치 형성에 영향을 미쳐서 투자자간에 부가 이전되는 결과를 가져온다고 볼 수 있다. 반면에 발행시장에서는 증권가격이 재무분석가에 의하여 결정되며, 회계정보는 재무분석가의 발행가격결

정에 영향을 미쳐서 생산부문에 대한 사회자원의 배분이 이루어지게 한다. 그러나 이러한 신규공모주식의 발행가액의 결정은 해당 증권분석의 임의성과 변수선정의 미흡함으로 인하여 매우 중요하며 어려운 문제로 대두되고 있다. 이러한 신규공모시 발행가액은 다음과 같은 영향을 주고있다.

- 1) 발행회사와 주간사회사의 현금흐름에 직접적으로 영향을 미치고 있다.
- 2) 주식발행시장에 대한 투자자들의 투자의욕을 결정하는 유인이 된다.
- 3) 발행회사의 주식에 대하여 시장에서의 최초의 거래가액의 기준이 된다.

## 1.2. 연구의 목적

본 연구의 목적은 중요한 회계변수인 이익 관련 변수와 자산가치 관련 변수, 그외에 그 기업의 성장성과 위험을 나타내는 대표적인 변수 및 시장상황을 반영하는 재무변수등을 선정하여 회계 및 재무 정보가 신규공모주식의 최초 균형 시장가격을 어느정도 설명할 수 있는가를 고찰함으로써 회계 및 재무 정보의 유효성을 검증한다. 그리고 기존의 연구결과에 따라서 신규공모 주식의 발행가액이 저평가되고 있다는 결과를 가지고 그 기업의 실질적인 내재가치를 추정하려고 하고 있다. 여기서 의미하는 내재가치의 추정이란 그 기업이 상장된 후에 투자자들에 의하여 시장에서 최초로 평가받는 가격으로써, 그 기업의 내재가치를 가장 객관적으로 반영하는 것이라고 가정한다. 이와같은 변수들을 사용하여 다중회귀분석과 인공신경망을 이용하여 신규공모주식의 내재가치를 예측하기 위한 것이다. 이러한 연구의 목적을 구체적으로 살펴보면 다음과 같다.

첫째, 신규공모주식과 관련되어서 획득될 수 있는 회계 및 재무정보는 유가증권신고서에 나타나 있는 자산가치, 수익가치, 공모금액 및 재무제표로부터 추출할 수 있는 정보뿐만 아니라 그 기간에 속하는 종합주가지수 및 산업별주가지수 그리고 그 증분도 영향을 준다고 예측해 볼 수 있을 것이다. 이러한 변수들을 기간별로 획득하여 통계화적인 방법을 사용하여 유의한 변수를 찾을 수 있을 것이다. 여기에서 추출된 유의한 회계 및 재무 정보가 어떠한 것들인지와 그 중요성 정도를 예측해 볼 수 있을 것이다.

둘째, 이러한 변수들을 가지고 다중회귀분석 및 인공신경망을 이용하여 신규공모주

식의 내재가치를 예측하며, 각 방법론의 결과를 비교하여서 어느 방법이 우수한지 검증하여 보며, 그리고 어느정도 정확한 예측을 할 수 있는지 알아 볼 수 있다.

새책, 신규공모주식에 대한 회계 및 재무정보를 획득할 때, 모든 정보를 일시에 획득 가능하지는 않을 것이다. 즉 유가증권신고서상의 정보, 신규공모주 청약경쟁률을 획득할 수 있는 기간, 상장전일과 상장당일로 회계 및 재무정보의 입수 시점이 상이할 것이다. 이러한 각 시점별로 의사결정을 한다고 가정할때 그 시점이 지날수록 보다 많고 유효한 정보를 이용하여 예측을 수행시 그 예측치는 점점 더 나아질 것이라고 예측해 볼 수 있을 것이다. 즉 기간별로 구분하여 획득된 정보를 이용한 예측치가 보다 유의함을 증명하는 것 또한 본 연구의 목적중의 하나이다.

본 연구는 다음과 같이 구성되어있다.

I. 장에서는 서론부분으로 연구의 동기, 연구의 목적 및 개요에 대하여 이미 기술하였으며, II. 장에서는 각국의 최초공모주식의 저가발행 정도를 비교하였다. III. 장에서는 회계정보를 이용하여 기업가치를 결정하는 기본모형과 그와 관련된 확장모형을 제시하고, 변수선택에 대하여 살펴보았다. IV. 장에서는 연구의 대상 및 연구에 대상이 되는 실험자료의 구성 및 입력변수의 정규화와 인공신경망 아키텍처의 구성등으로 되어 있다. V. 장에서는 상기 모형을 이용하여 통계적인 방법과 인공신경망을 이용한 방법에 의한 실증결과를 분석하는 단계로써 각 방법에서의 결과를 살펴보고, 방법론별 및 기간별 비교를 통하여 결과를 해석하고, 통계적으로 검증하였다. VI. 장에서는 연구결과에 대한 요약 및 결론을 제시하였으며, 본 연구에 대한 한계점과 미래의 연구방향을 제시하였다.

## II. 최초공모주식의 단기투자성과

미국의 재무학자인 Ritter 교수는 각국의 최초공모주식의 단기투자성과를 수집하여 다음과 같이 요약하였다(1994). 여기서 단기투자성과라 함은 최초공모주식이 공개직후 수일 동안 발행가액으로부터 얼마나 증가하였가를 계산하는 것이다 따라서 단기투자성과가 매우 우량하다는 것은 그 만큼 공모주가 애초에 낮게 평가되어 시장에 나왔다는 사실을 의미하는 것이다. 연구의 결과로는 높은순서로는 말레이시아가 166.6%로 가장높고 브라질이

78.5% 그 다음으로 우리나라가 78.1%로 높게 나타나 있다. 낮은 순서로는 프랑스가 4.2%, 네델란드 7.2%, 캐나다 9.3%로 나타나 있다. Ritter 교수는 최초공모주식이 이와같이 국가 간에 큰 차이를 보이는 것에 대하여 몇가지의 변수를 가지고 설명하였다.

첫째, 각 국가들간의 시장효율성에 있어서 차이가 날 것이다. 효율성의 정도가 높은 나라의 기업들은 시장에 처음으로 선을 보일때, 정보비대칭성의 문제가 상대적으로 덜 심할 것이기 때문에 저평가의 정도도 낮을 것이다. 둘째, 공모방식에 있어서 수의계약방식 보다는 경쟁입찰방식하에서 보다 높은 가격으로 발행가액이 결정될 수 있으므로 상대적으로 낮은 투자수익률을 경험할 것이다. 프랑스의 경우가 바로 이와 같은 상황에서 설명될 수 있는 좋은 예이다. 셋째, 공모주식에 대한 정부의 가격통제 여부가 중요한 변수가 될 것이다. Ritter 교수는 말레이시아와 우리나라의 경우가 이에 해당되는 국가라고 해석하였다. 미국의 경우 공모가액의 산정은 전적으로 주간사 회사의 자의에 의존하고 있다.

### III. 연구모형의 설계

#### 3.1 연구모형

##### 3.1.1 기본모형

신규상장기업에 대한 공모가액 산정의 문제는 결국의 해당 기업의 최초시장가격을 결정시켜주는 것이라고 볼 수 있으며, 이는 공개기업의 내재가치의 평가와 연관이 된다고 볼 수 있다. 그 기업의 내재가치의 평가는 그 기업이 가지고 있는 회계정보에 의존하게 된다고 볼 수 있을 것이다. 여기에서 제시하게 될 기본모형으로는 Ohlson 이(1991) 제시한 회계정보모형으로 본 연구에 유용한 지침을 제공하여준다. 즉 Ohlson 모형은 기업의 소유자지분의 시장가치는 회계이익과 순자산가치에 의해 결정됨을 보이고 있다. 이러한 모형은 다음과 같이 제시되고 있다.

$$P_{jt} = a_0 + a_1 E_{jt} + a_2 BV_{jt} + e_{jt}$$

여기서  $P_{jt}$  = t 시점에서 회사 j 의 주가

$E_{jt}$  = t 시점에서 회사 j 의 회계이익

$BV_{jt}$  = t 시점에서 회사 j 의 주당순자산가치

$e_{jt}$  = 오차항

위와 같은 모형에서 보면, 우선 신규상장기업의 성장율이나 위험등의 변수는 모두 반영하고 있다고는 보기가 어렵다. 그러므로 아래에서 제시하는 확장모형으로 그 개념을 확대시킬 필요성이 있는 것이다.

### 3.1.2. 확장모형

상기의 기본모형을 중심으로 하여 성장율, 위험, 크기, 종합주가지수, 그 기업의 연령, 자산에 대한 재평가여부등 추가적인 재무변수등을 고려하여, 다음과 같은 모형을 제시한다.

$$P_{jt} = a_0 + a_1 E_{jt-1} + a_2 BV_{jt-1} + a_{3k} Risk_{jt-1} + a_{4k} Growth_{jt-1} + a_{5k} Finance_{jt} + a_{6k} Market_{jt} + e_{jt}$$

여기서  $P_{jt}$  = t시점에서 회사 j의 주가

$E_{jt-1}$  = t-1 시점에서 회사 j의 회계이익

$BV_{jt-1}$  = t-1 시점에서 회사 j의 주당순자산가치

$Risk_{jt-1}$  = t-1 시점에서 회사 j의 위험관련 지표들로 구성

$Growth_{jt-1}$  = t-1 시점에서 회사 j의 성장성관련 지표

$Finance_{jt}$  = t시점에서 회사 j의 재무관련 지표들로 구성

$Market_{jt}$  = t시점에서 회사 j가 직면하는 증권시장 지표

$e_{jt}$  = 오차항

### 3.2 정보획득가능 시점별 변수

청약일 (제1기간)	배정안확정일 (제2기간)	상장전일 (제3기간)	상장당일 (제4기간)
---------------	------------------	----------------	----------------

신규상장기업이 공개되기까지는 유가증권관리규정에 따라서 주관사회사와 지도관리계약을 체결에서부터 상장후 사후관리까지 수년의 기간이 필요하게 되어있다. 그러나 투자자들의 유용한 정보획득가능 시점은 다음과 같이 4개의 부분기간으로 구분지을 수 있다.

1) 제1기간 : 이 기간은 공개대상 기업이 감독기관에 의하여 선정되고 그이후로 청약일까지의 기간을 나타내는 기간으로서, 투자자들은 관련 신규 공모기업에 대한 유가증권



신고서나 사업설명서상의 정보를 획득할 수 있다. 즉 이 기간에 각종 회계변수 및 재무 변수와 시장상황에 대한 정보를 접하게 될 것이다.

2) 제 2 기간 : 이 기간은 공개대상 기업에 대하여 투자자(금융기관에 공모주청약을 할 수 있는 예금을 가지고 있는 투자자)들이 자신들의 공모주 청약 개인 한도내에서 한 종목에 투자시 관련 공모주에 대한 경쟁률에 대한 배정안이 나오고 이를 바탕으로 최종 경쟁률이 확정되게 된다. 이때 경쟁률이라는 유의한 정보를 취득하는 시점이 된다.

3) 제 3 기간 : 이 기간은 공개대상 기업에 대하여 상장전일까지의 정보를 가지고 공모주의 균형시장가격에 대하여 예측을 하는 시점이 된다.

4) 제 4 기간 : 이 기간은 공개대상 기업에 대하여 상장당일까지의 정보를 가지고 공모주의 균형시장가격에 대하여 예측을 하는 시점이다. 이시점에서 투자자들은 관련 공모주의 최초 거래가격이라는 정보를 접하게 된다.

### 3.2.1. 각기간별 유의하게 선택된 변수

<표 3-1> 각 기간별 단순회귀 분석에 의하여 선택된 변수

독립변수 군	제 1 기간	제 2 기간	제 3 기간	제 4 기간
EPS	REV_VAL	REV_VAL	REV_VAL	REV_VAL(수익가치)
BV	AS_VAL	AS_VAL	AS_VAL	AS_VAL(자산가치)
RISK	-	-	-	-
GROWTH	-	-	-	-
FINANCE	IS_PRICE	IS_PRICE COM_RT	IS_PRICE COM_RT	IS_PRICE(발행가액) COM_RT(청약경쟁율) IN_PRICE(시초가액)
MARKET	INDEX1 INDEX_G1 S_INDEX1	INDEX2 INDEX_G2 S_INDEX2 SINDEX_G2	INDEX3 INDEX_G3 S_INDEX3 SINDEX_G3	INDEX4(종합주가지수) S_INDEX4(산업별지수)

상기에서 언급하고 있는 변수들중에서 신규최초균형가격을 종속변수로 하고 기타 변수를 독립변수로 하여 단순회귀분석을 수행하여 각기간별로 유의하게 선택된 변수( $|t\text{-값}|$ 이 2.0 이상,  $p\text{-값}$ 이 0.05 이하)는 <표 3-1>과 같다. 전체변수들에 대한 단순회귀분석에 의한 개별적인 통계적 결과치는 <부록 1>에 나타나 있다.

#### IV. 실험의 구성

##### 4.1. 연구대상

<표 4-1> 1990 년도부터 1995 년까지 공개기업 수

공개년도	총공개기업수	획득불가능자료	도산등	금융부문	실험대상자료
1990	44 개	2 개	3 개	6 개	33 개
1991	13	2	1	1	9
1992	8	-	-	-	8
1993	7	-	-	-	7
1994	25	4	2	-	19
1995	26	3	-	-	23
합 계	123 개	11 개	6 개	7 개	99 개

<표 4-1>과 같이 1990 년도 부터 1995 년도 까지 신규공모주식은 123 개의 회사이며, 이 중에서 유가증권신고서 및 사업설명서를 입수할 수 없었던 회사 11 개사를 제외하였다. 그리고 합병이나 도산등으로 인하여 현재 그 기업의 실체를 확인할 수 없었던 기업과 금융기관으로써 신규로 공모된 회사는 제외되어서 모두 99 개의 회사를 실험가능 자료로 확보하였다. 그리고 이러한 회사들을 연구대상으로서 분석을 위하여 실험데이터를 다음과 같이 구성 시켰다.

##### 4.2. 연구 데이터의 구성

연구에 사용될 데이터는 다음에 기술된 기본 데이터를 기준으로하여, 각 기간별로 다음과 같이 실험데이터를 구성 하였다. 첫째, 종속변수와 독립변수간의 개별적인 단순회귀분석에 의하여  $t\text{-값}$ 이 2.0 이상( $p\text{-값}$ 이 0.05 이하)인 변수들을 선택하여 실험데이터를 구성 한다. 둘째, 상기변수중에서 독립변수간의 상관계수를 측정하여 독립변수간의 다중공선성

(multicollinearity)이 높은 변수중에서 임의로 한변수를 제외시켜서 실험데이터를 구성한다. 세째, 통계학적으로 변수를 선택하는 방법중의 하나인 Stepwise 에 의하여 선택된 변수들로 실험데이터를 구성한다. 상기와 같이 구성된 데이터는 전체 4기간에 대하여 적용되므로 전체 실험 데이터는 12 개로 구성된다. 그리고 실험 데이터는 각 기간별, 상장일자순으로 하여 예측을 위하여 실험대상이 되는 데이터(Test Sample)는 전체 99 개의 데이터중에서 80 개로 하여 구성하며, 실질적으로 예측에 사용되는 데이터(Out of Sample)는 나머지 19 개의 데이터로 구성된다.

#### 4.3 입력변수의 정규화

각 데이터에서 사용되는 종속변수와 독립변수간의 관계를 보다 증진 시키는 방법으로 변수들의 정규화가 이용 되어진다. 변수중에서 종합주가지수의 증분과 산업별 주가지수의 증분은 exponential smoothing 을 통하여 정규화 되었다고 볼 수 있으므로 나머지 종속변수와 독립변수에 대하여 자연로그를 취하였다. 이렇게 정규화된 변수를 이용하여 다중 회귀분석과 인공신경망의 변수로 사용되었다.

#### 4.4. 인공신경망의 구조

##### 4.4.1. 데이터의 구성과 변수의 정규화

연구에 사용되는 데이터는 다중회귀분석에서 사용된 데이터와 동일한 데이터로 구성된 것이며, 즉 실험대상이 되는 데이터(Test Sample)는 전체 99 개의 데이터중에서 80 개로 하여 구성하며, 실질적으로 예측에 사용되는 데이터(Out of Sample 또는 Hold out Sample)는 나머지 19 개의 데이터로 구성된다. 그리고 실험대상 데이터 80 개중에서 10%에 해당되는 8 개의 데이터를 실험 데이터(test data), 나머지 72 개의 데이터를 training data 로 사용 하였다.

연구에 사용된 모든 데이터는 상기의 입력변수의 정규화와 더불어서 인공신경망에서는 학습을 위하여 input neuron 에서 사용되어질 수 있도록 적절하게 스케일링(Scaling)을 시켰다. 이러한 스케일링의 방식으로 simple linear scaling 을 사용하였으며, 여기에 사용된 등식은 다음과 같다.

$$I = I_{\min} + \frac{(I_{\max} - I_{\min})(D - D_{\min})}{D_{\max} - D_{\min}}$$

여기서 사용된  $I$ 는 스케일링된 후의 값이고(0에서 1 또는 -1에서 1),  $D$ 는 스케일링되기전 입력변수이다. 본 연구에서는 입력변수가 음수도 포함하고 있으므로  $I_{\max}$  값은 1을  $I_{\min}$  값은 -1을 취하게 하였다.

#### 4.4.2. 인공신경망의 구조

인공신경망의 모델은 숨은계층(Hidden layers)의 수, 숨은계층(Hidden layer)내에서의 노드의수, training cycle의 수, epoch의 크기, 학습율 및 momentum term과 같은 parameter들을 구성하므로써 구성된다. 이러한 parameter들을 어떻게 선택했는가에 따라서 인공신경망의 성과에 영향을 크게 미치고 있으므로 매우 중요한 문제이다. 그러나 이러한 선택의 기준이 될만한 모델 parameter와 Network Topology에 대한 이론적인 기준은 거의 존재하지 않지만, 여러가지 휴리스틱한 방법에 의한 지침들이 제시되고 있다. 예를들어서, *Salchenberger, Cinar* 및 *Lash (1991)*는 Hidden layer의 노드의 수를 입력노드의 75%로 제시하고 있으며, *Dutta와 Shekhar (1988)*, *Salchenberger, Cinar* 및 *Lash (1994)*는 하나의 Hidden layer를 사용한 성과에 대한 평가가 2개 이상의 Hidden layer를 추가하여 나타난 성과에서 그 성과가 좋아진다는 중요한 차이점을 발견하지 못했다. 그리고 *Hecht와 Nielsen (1990)*는 Kolmogrov 이론을 제시하였다. 이 이론은 3계층을 가지고 있는 인공신경망 구조에서  $n$ 개의 입력변수,  $2n+1$ 개의 hidden nodes내에서  $m$ 개의 출력 노드와 continuous mapping function  $f$ 가 존재한다고 하였다. 그리고 3계층의 역전파 인공신경망(Backpropagation Neural Network)은 입력에서 출력으로 function  $f$ 를 추산할 수 있으며, 최고로  $2n+1$ 개를 가지는 하나의 Hidden layer이 필요하다고 하였다. 그리고 최고  $2n+1$ 개의 노드를 정점으로 하여 홀수의 모든 노드들에 대하여 연구를 수행하였다. 그리고 소프트웨어에서 자체적으로 제공되는 노드의 수와 비교하여, 큰 노드의 수를 적용시켰다. 소프트웨어에서 적용하는 노드의 수는 다음과 같이 제공된다.

$$hidden\ node = \frac{(input\ node + output\ node)}{2} + \sqrt{number\ of\ pattern}$$

인공신경망 모형은 각노드가 완전히 연결된 3 계층으로 구성된 기본적인 인공신경망 구조로 구성한다. 이러한 구조는 *Hornic et al.,(1989)*에 의하여 universal approximator 로 사용된 전방향 네트워크(feedforword network)라 불리워지는 구조를 구성하였다. 전이 함수(transfer function)에 대하여서는 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)에서 가장 일반적으로 사용 되어지는 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다. 이 함수는 다음과 같은 산식이 적용된다.

$$f(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-x))}$$

#### 4.4.3. 인공신경망의 학습

인공신경망의 구조에서 기술하였듯이 학습방법에 따라서 인공신경망의 성과에 많은 영향을 미치게 된다. *Hecht 와 Nielsen (1990)*는 역전파 인공신경망에서 무한히 학습을 시킨다면 overfitting 의 문제에 노출된다고 하였다. 즉 실험데이터에 대한 과도한 학습은 실험데이터를 너무 일반화 시켜서 실험데이터 이외의 실제로 예측 하려고 하는 데이터에 대한 예측에 사용되기에는 너무 일반화되어 예측치로서 불완전한 것이 된다. training 을 위하여 두 개의 연구 표본으로 나누어야 한다고 하였으며, 이 두개의 표본이 트레이닝 데이터(training data)이고 테스트 데이터(test data)이다. 여기서 트레이닝 데이터는 데이터를 training 시키는 데 사용하며 테스트 데이터는 학습하는 동안 overtraining 시점을 정의한다. 여기서 신경망의 성과는 트레이닝을 통하여 더이상 오차를 개선할 수 없는 시점에서 결정되어 진다. 결국 학습을 멈추는 시점을 정의를 다음과 같이 두가지 방법중 먼저 도달되는 점에서 학습이 중단 되도록 정의 하였다.

첫째, 트레이닝 데이터가 최대 20,000 이쪽까지 학습을 수행한다. 둘째, 테스트 데이터를 이용하여 최소한의 오차를 인식한 이후로 1,000,000 번의 iteration 을 수행한 후에도 더 이상 오차가 개선되지 않는 점까지 학습을 수행한다. 물론 네트워크에서는 학습이 중단된 시점에서의 최소 오차를 인식하는 최적점을 그 학습의 인식점으로 사용한다. 그러나 이러

한 시도가 물론 overfitting 을 완전히 극복한다고는 할 수 없지만, 그래도 효율적인 방법으로 제시하고 있다. 그리고 학습을 위하여 사용되는 Learning coefficient and momentum 은 0.1로 적용하였다. 이러한 계수는 연구의 효율과 관련된 문제로서 높은 Learning coefficient and momentum 의 적용은 학습의 효율은 높여주지만 자칫 최적의 점을 간과할 우려가 있으므로 약간 적은 수치이지만 0.1을 적용하였다.

## V. 연구 결과 및 분석

연구결과에 대한 평가는 다음에 제시하고 있는 절대오차의 평균(MAE : Mean Absolute Error)과 절대오차율의 평균(MAPE : Mean Absolute Percent Error)을 사용하여 다중회귀분석에 의한 예측치와 인공신경망에 의한 예측치에 모두 적용시켰다.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| Y_t - \hat{Y}_t \right| \quad MAPE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100$$

이 두가지 측정치는 예측성가에 대하여 가장 좋은 성과를 나타내어서 선택된 모델에 대한 검증을 통계학적인 방법으로 수행하였다. 여기에서 사용된 통계학적 검증방식은 parametric statistical test 로 paired t-test 와 nonparametric statistical test 로 wilcoxon rank test 를 수행하였다.

### 5.1. 다중회귀분석을 사용한 시가의 예측

각 기간별로 가장 좋은 성과를 나타내는 모델은 각각 LNN2, LNN4, LNN9 및 LNN11로 나타나 있으며, 모델 LNN9가 절대평균오차 5556 및 절대평균오차율 22.95%로 가장 좋은 성과를 나타내는 모델로 나타나 있다. 이러한 결과는 의사결정 기간이 지나면서 보다 많은 유효한 정보의 사용으로 인하여, 그 예측의 성과가 좋아진다는 가정과 일부 상반되는 결과를 가져오고 있다고 볼 수 있다. 절대평균오차의 측면에서 보면 각 모델 순서대로 6243, 6170, 5556 및 7380으로 나타나 있다. 이는 3기간까지는 의사결정 경과와 동일하게 예측의 성과가 개선됨을 보이고 있으나, 제 4기간에서는 오히려 가장 좋지 못한 예측치를 제공한 것으로 되어있다. 그 원인을 살펴보면 제 4기간에 유일하게 사용된 시초가격

(IN\_Price)에 대한 검토가 필요하다. 이 변수는 매수자들이 매수주문을 내었을때 신규공모 주식의 특성상 첫날은 일반적으로 매도자들이 첫날부터 거래를 하지 않으므로, 기세에 의한 상승(거래없이 가격제한폭까지 상승)을 기록하게 되어있다. 그러므로 대주주구성비율이 작고 기관투자자와 같은 기타주주들이 많은 주식, 가격상승폭이 크게 나타나는 첨단 정보통신주 등 테마관련 주식에서 이러한 현상이(매수자의 가격 조정 가능성) 나타나고 있다.

### 5.2 인공신경망을 사용한 시가의 예측

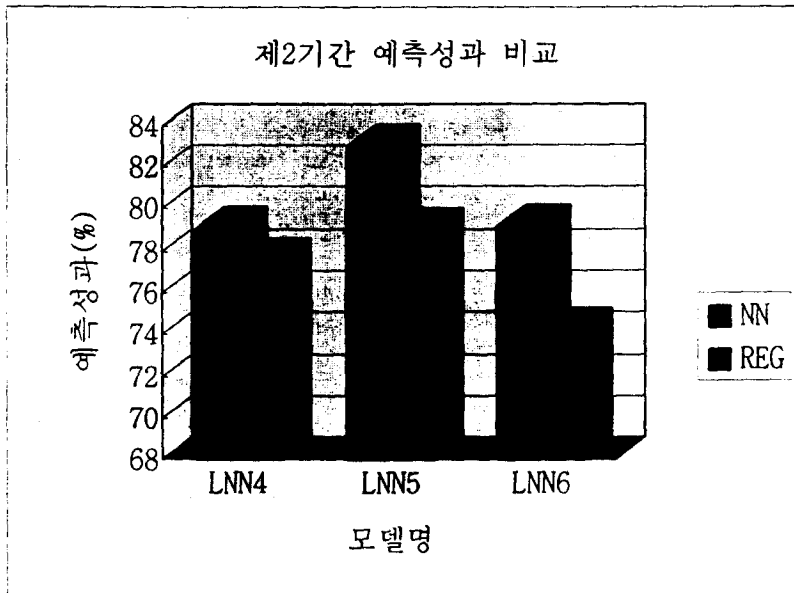
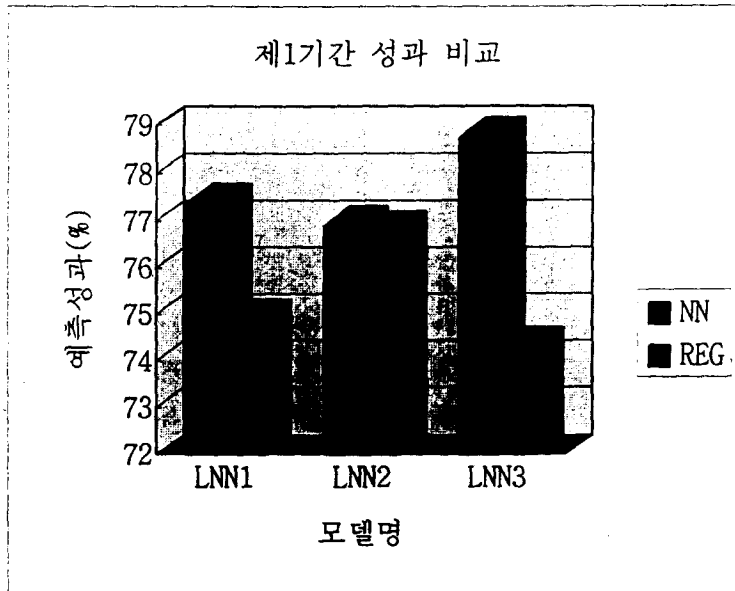
각 모델별로 절대평균오차를 살펴보면, LNN3, LNN5, LNN7 및 LNN11 이 각각 6131, 5667, 4863 및 6348 인 것으로 나타났다. 역시 3 기간까지는 예측기간이 지날수록 그 예측 성과는 더욱 좋아지는 것으로 나타나 있으나, 제 4 기간의 예측성과는 가장 좋지 못한 결과를 가져오고 있는 것이다.

### 5.3 회귀분석과 인공신경망에 의한 예측성과 비교

다음은 각 기간별 다중회귀분석 결과와 인공신경망에 의한 결과를 요약한 것이다.

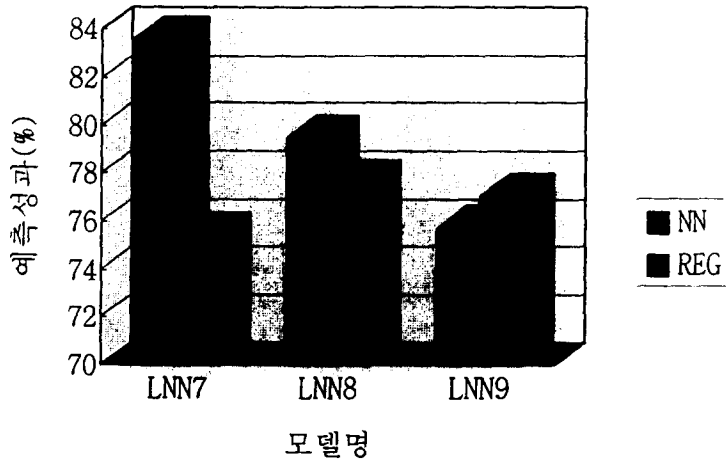
모델명	기간	숨은계층 의 노드수	인공신경망		다중회귀분석	
			MAE	MAPE	MAE	MAPE
LNN1	1	2	6512	22.66	6711	25.10
LNN2	1	5	6884	23.11		
LNN3	1	9			6370	25.71
LNN4	2	15	5967	20.97		
LNN5	2	11			6343	21.03
LNN6	2	5	5676	20.86	6543	25.77
LNN7	3	17			6708	24.58
LNN8	3	2	6167	20.51	5792	22.41
LNN9	3	7	6147	24.29		
LNN10	4	15	7227	23.27	8803	29.62
LNN11	4	11				
LNN12	4	10	7954	26.25	7914	27.16

다음은 상기의 결과를 도표로 나타낸 것이다.

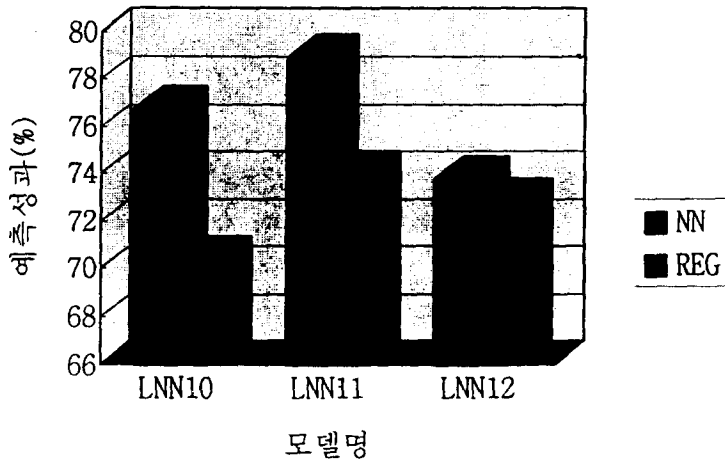




제3기간 예측성과 비교



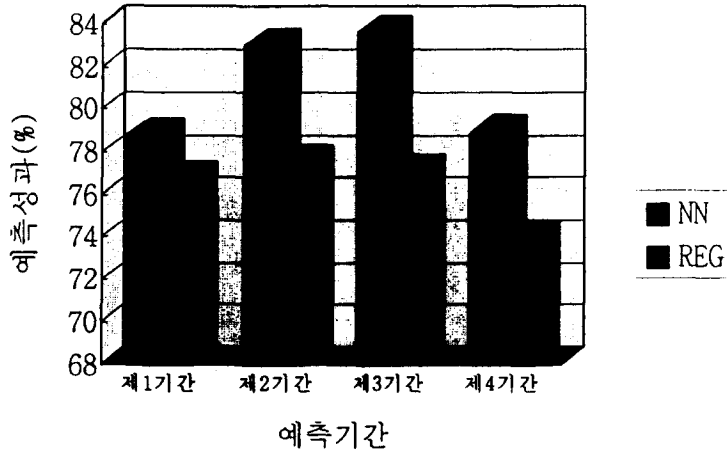
제4기간 예측성과 비교



5.4 각 기간별 예측성과의 비교

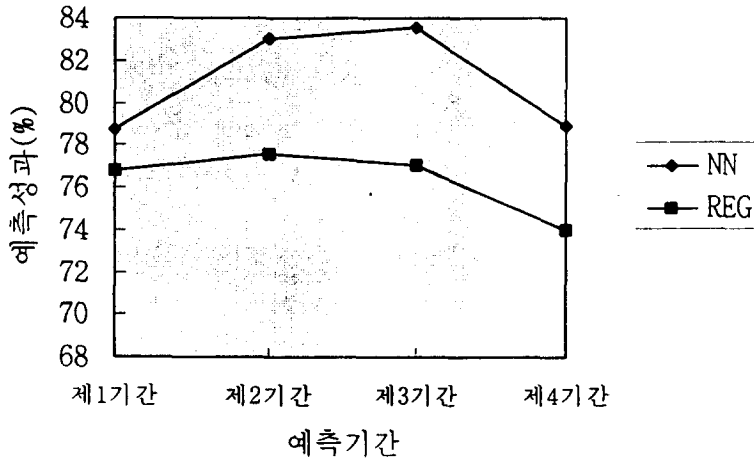
절대평균오차(MAE) 및 절대평균오차율(MAPE)의 비교

기간별 예측성과 비교



각 기간별 모델간 예측성과의 비교(BAR CHART)

기간별 예측성과 비교



각 기간별 모델간 예측성과의 비교(LINE CHART)

모델명	기간	인공신경망		회귀분석모형	
		MAE	MAPE	MAE	MAPE
LNN3/LNN1	1	6131	21.24	6243	23.24
LNN5/LNN4	2	5667	16.99	6170	22.46
LNN7/LNN6	3	5667	16.99	6170	22.46
LNN11/LNN11	4	6348	21.09	7380	26.01

인공신경망과 다중회귀분석의 결과 모든기간에서 인공신경망이 우수한 예측성과를 나타내는 것으로 나타났다

#### 5.5. 예측성과에 대한 통계화적인 검증

각 기간별도 예측성과에 대하여 parametric method 로 paired t-test 를 수행하며, nonparametric method 로 wilcoxon rank test 를 수행하였다. 이러한 검증은 구체적인 방법에 대하여 다음과 같이 제시하였다.

첫째, 다중회귀분석 및 인공신경망에 의한 예측치와 실제치(균형시장가격)간의 차이가 유의하지 않다는 귀무가설(null hypothesis)을 paired t-test 와 wilcoxon rank test 를 수행하여 검증하였다. 둘째, 발행가격과 실제치간의 차이에 대한 저평가 정도와 두 방법에 의한 예측치와 실제치간의 차이를 나타내는 수치와의 paired t-test 를 수행하여 대립가설을 검증하였다. 셋째, 다중회귀분석과 인공신경망의 각 기간별 모델중에서 가장좋은 성과를 나타내는 모델들간의 유의성에 대하여 대립가설을 paired t-test 를 수행하여 검증하였다. 넷째, 모든 연구모형중에서 가장 좋은 성과를 나타내는 모형을 선택하여 기타의 모형과 비교하여 유의성에 대하여 대립가설을 검증하는 방법으로 paired t-test 를 사용하였다.

#### 5.6 연구 결과의 종합

##### 5.6.1. 균형시장가격과 각 모형의 예측가격과의 결과

###### 1) Paired t-test 의 결과

전체기간에 대하여 모든 유의수준에서 결과를 평가한다고 할 때 다음과 같이 기간별로 요약될 수 있다<부록 2 참조>.

제 1 기간에서는 회귀분석모형의 모델 LNN3 을 제외하고 통계적인 검증결과 균형시장가격과 예측가격이 같다는 귀무가설을 기각할 만한 통계학적인 증거가 제시되지 않았다. 그리고 인공신경망에서는 모든 모델에서 귀무가설이 채택됨을 검증할 수 있었다. 제 2 기간에서는 회귀분석 모형과 인공신경망 모형의 모든 모형이 귀무가설이 채택되었다. 제 3 기간에서는 회귀분석모형의 모델 LNN7 을 제외하고 통계적인 검증결과 균형시장가격과 예측가격이 같다는 귀무가설을 채택할 만한 통계학적인 증거가 제시되지 않았다. 그리고 인공신경망에서는 모델 LNN9 만을 제외하고 모든 모델에서 귀무가설이 채택됨을 검증할 수 있

었다. 제 4 기간에서는 회귀분석모형의 모델 LNN10 을 제외하고 통계적인 검증결과 균형시장가격과 예측가격이 같다는 귀무가설을 기각할 만한 통계학적인 증거가 제시되지 않았다. 그리고 인공신경망에서는 모든 모델이 귀무가설이 채택됨을 검증할 수 있었다.

결국 12 개의 회귀분석 모델중에서 8 개 모델이 귀무가설이 채택 되었고, 4 개 모델(LNN1, LNN2, LNN8, LNN9)이 기각 되었다. 그리고 12 개의 인공신경망 모델중에서 1 개의 모델(LNN9)만이 귀무가설이 기각 되었고, 나머지 모델은 모두 채택 되었다.

## 2) wilcoxon rank test <부록 3 참조>

전체기간에 대하여 모든 유의수준에서 결과를 평가한다고 할 때, 제 3 기간의 회귀분석모형중에서 모델 LNN8 과 LNN9, 인공신경망 모델중에서 LNN9 만을 제외하고 통계적인 검증결과 균형시장가격과 예측가격이 같다는 귀무가설을 기각할 만한 통계학적인 증거가 제시되지 않았다. 결국 12 개의 회귀분석 모델중에서 10 개 모델이 귀무가설이 채택 되었고, 2 개 모델이 기각 되었다. 그리고 12 개의 인공신경망 모델중에서 1 개의 모델만이 귀무가설이 기각 되었고, 나머지 모델은 모두 채택 되었다.

## 5.6.2. 발행가격에 대한 저평가에 대한 통계적 검증

전체기간에 대하여 모든 유의수준에서 결과를 평가한다고 할 때, 균형시장가격과 발행가격에 대한 차이와 균형시장가격과 각 모델에서의 예측치와의 차이에 대한 통계적인 검증결과, 모든 모델에서 발행가격의 저평가 정도와 예측가격과의 차이가 나지 않는다는 귀무가설을 기각할 만한 통계학적인 증거가 제시되지 않았다. 즉 2 장에서 언급하고 있듯이 우리나라의 저평가는 이미 잘 알려진 사실이고, 이에 대하여 다시 한번 확인한 결과인 것이다

## 5.6.3. 베스트 세트(BEST SET)간의 비교<부록 4 참조>

회귀분석모델과 인공신경망 모델에서 각 기간별 가장 좋은 성과를 나타낸 모델간의 예측치가 서로 구분되어진다는 대립가설을 검증한 결과, 제 1 기간 및 제 4 기간의 모델은 귀무가설이 채택되고, 제 2 기간과 제 3 기간은 귀무가설이 기각 되었다. 결국 제 1 기간과 4 기간에서의 예측치는 비록 절대평균오차가 차이가 나지만 그러한 차이가 통계적으로 차이

가 존재한다고 할 증거가 없는 것이다. 그리고 가장좋은 성과를 가져오는 모델과 기타의 모델이 유의하다는 대립가설을 검증한 결과, 회귀분석 모형과는 제 1 기간만 제외하고 모든 기간의 모델과 유의하다는 통계적인 결론에 도달 되었으며, 인공지능망의 모형과의 비교에서는 제 2 기간의 모델만이 유의한 통계적 결과를 제시하고 있다. 이것은 가장우수한 결과를 가져오는 제 3 기간의 인공지능망 모델이 회귀분석 모델에 의한 결과와는 비교적 유의한 차이를 보이고 있지만 기타의 인공지능망과의 모형과는 비교적 유의한 차이를 보이지 않는 것으로 나타났다.

## VI. 결 론

### 6.1. 연구의 결과

본 연구를 수행하는 과정에서 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

첫째, 회귀분석을 통하여 각각의 정보획득가능 시점별로 해당시점에서의 유용한 회계정보 및 재무정보등을 알 수 있었다. 이러한 정보로는 우선 Ohlson 의 모형에 제시되어 있는 것과 같이 수익가치 및 자산가치에 대한 정보 및 재무변수로서 발행가액, 가중평균 경쟁률, 시초가액등이 유의적으로 나타났으며, 시장상황변수로 종합주가지수 및 산업별주가지수와 그들의 증분이 유용한 정보로 판명되었다. 둘째, 정보획득가능 시점을 4 개의 부기간으로 나누고 각 시점에서의 예측의 정확성을 검토하여 본 결과 제 3 기간까지는 기간이 지날수록 그 예측의 정확도는 증가하였지만, 제 4 기간에서의 예측성과는 다른 기간의 예측성과 보다 좋지않은 결과를 가져왔다. 셋째, 균형시장가격의 예측을 위하여 다중회귀분석과 인공지능망을 사용하여 예측하였으며, 인공지능망이 다중회귀분석에 의한 방법보다 우수한 예측성과를 나타내는 것으로 보였다. 다중회귀분석의 경우 가장우수한 성과를 나타낸 모델이 제 3 기간의 LNN9 이고, 인공지능망의 경우 LNN7 로써 절대평균오차 및 절대평균오차율이 각각 5556, 22.95% 및 4863, 16.41%로 나타났다. 이러한 평가에 대한 통계적 유의성을 paired t-test 와 wilcoxon rank test 를 수행하여 검증하였다. 넷째, 이미 알려져 있는 사실이지만, 발행가격에 대한 저평가 정도에 대하여서도 추가적인 검토를 하였다.

### 6.2. 한계점

본 연구를 수행하는 과정에서 다음과 같은 한계점에 도달하게 되었다.

첫째, 입력변수 선택의 문제이다. 즉 인공신경망 모형에서 사용된 입력변수는 회귀 분석에서 유효하다고 판단된 변수들이다. 이러한 변수들은 선형모형에서 유효하다고 판단된 것으로 비선형 모형인 인공신경망에서도 반드시 유효하다고 보장할 수 없는 것이다. 둘째, 실험대상에 대한 *overfitting*의 문제의 발생이다. 이러한 *overfitting* 현상을 가능한 줄이려는 방법으로 제 4장에서 인공신경망 연구방법을 제시하였지만, 이러한 *overfitting*의 문제를 완전히 극복할 수가 없었다. 셋째, 종속변수로서 균형시장가격을 적용하여 예측모형을 설정시, 미처 변수로 포함시키지 못했던 재무적 변수 및 비재무적 변수의 누락으로 예측에 상당한 왜곡을 나타낼 수도 있다. 그러한 대표적인 변수가 상대가치로서, 연구 대상 기간중 상대가치를 가지고 있는 못한 공모주식이 다수 존재함으로써 입력변수로 사용하지 못하였다. 이러한 한계점은 또한 다음에서 기술하게 될 미래의 연구 방향과 연결된다고 할 수 있을 것이다.

첫째, 입력변수의 선택의 한계점을 해결할 기법의 개발이 필요하다. 즉 비선형문제를 해결하기 위하여 변수를 선정하기 위한 기법으로, 우선 통계적인 방법으로 비선형회귀 분석과 *Factor Analysis* 등에 의해서 변수를 선정하는 방법, *Inductive Learning*에 의한 방법 및 *Genetic Algorithm* 등의 다른 인공지능 분야의 적용을 검토하여 볼 수 있을 것이다. 두번째, 인공신경망에 의한 모형과 전문가 시스템에 의한 통합적인 사용에 의한 의사결정 시스템이 개발되어 질 수 있을 것이다. 재무적, 비재무적 자료를 이용하여 우선 회귀분석등에 의한 변수의 선정등 통계적인 예측을 수행하고 해당 공모주식의 관련주가등을 개별적인 확인을 수행하여 최종적인 변수를 선정하여서 인공신경망의 예측시스템에 사용한다. 세번째로 전문가들에 의하여 해당 공개기업 평가에 대한 지식베이스를 구축하여 인공신경망에 의한 예측과 결합하여 최종적인 추론을 수행하게 하는 것이다. 또한 미래의 연구방향의 한가지로 *CBR* (*Case Base Reasoning*)과 같은 방법론의 적용을 고려해 볼 수 있다. 이러한 *CBR*의 사용은 특히 인공신경망과 같은 설명력이 부족한 시스템과 상호 작용하여 설명력을 부가시켜 줄 수 있는 시스템의 개발이 가능해질 것이다.

< 참 고 문 헌 >

- Ahamadi, H., "Testability of the Arbitrage Pricing Theory by Neural Network", In Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 1990, pp 385 ~ 394
- April Klein, "The Association Between the Information Contained in the Prospectus and the Price of Initial Public Offerings", Working Paper, 1992.
- Bharat A. Jain and Barin N. Nay, "Artificial Neural Network Models for Pricing Initial Public Offerings", Decision Sciences, Vol. 26, 1995, pp 283 ~ 301.
- Deboeck, G. T., Trading on the Edge, John Wiley and Sons, Inc., 1994.
- Dutta, s., & Shekhar, S., "Bond rating : A non-conservative application of Neural network" , In Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Network, 1988, pp 443 ~ 450.
- Hecht-Nielson, R. "Neurocomputing" , Reading, MA : Addison-Wesley, 1989.
- Han, I., Y. Kwon, and H. Jo., "A Review of Artificial Intelligence Models in Business Classification", 전문가시스템 저널, 1995.
- Jhee, W. C. and J. K. Lee, "Performance of Neural Networks in Managerial Forecasting", Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, 1993, pp 55 ~ 71
- Jeffrey Kantor and Richard Pike, "The Determinants of the value of Unlisted Shares : Opinions of Professional Valuers in Canada", Accounting and Business Research, 1987, pp 109 ~ 114.
- Kamijo, K. and T. Tanigawa, "Stock Price Pattern Recognition A Recurrent Neural Network Approach", In Proceedings of th IEEE International Joint Conference on Neural Network, 1990, pp 215 ~ 221
- Litzenberger, R. and C. Rao., " Estimates of the Marginal Rate of Time Preference and Average Risk Aversion of Investors in Electric Utility Shares", Bell Journal of Economics and Management Science, 1971, pp 265 ~ 277.
- Leland, H. and D. Pyle., "Informational Asymmetries, Financial Structure and Financial Intermediation", Journal of Finance, 1977, pp 371 ~ 387.
- Leclair, M., "Valuing the Closely-Held Corporation : The Validity and Performance of Established Valuation Procedures", Accounting Horizons, 1990, pp 31 ~ 42.

- Longhan, Ritter, and Rydquist, "Initial Public Offering : International Insights", Pacific-Basin Finance Journal, March 1994.
- Marilyn McCord Nelson W. T. Illingworth, "A Practical Guide to Neural Nets", Addison-Wesley, 1990.
- Nelson, M. M. and W. T. Illingworth, "A Practical Guide to Neural Network", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1991.
- Ohlson, J., "Earning, Book Value, and Dividends in Security Valuation.", Working Paper, Columbia University, 1991.
- Richard Pike, John Sharp and Jeffrey Kantor, "The Role of Accounting Information in Valuing Unlisted Shares", Accounting and Business Research, 1988, pp 249 ~ 255.
- Salchenberger, L. M., Cinar, E. M., and Lash, N. A., "Neural network : A new tool for prediction Thrift failure", Decision Science, 1992, pp 899 ~ 916
- Simon Haykin, "Neural Networks", Macmillan College Publishing Company, 1994.
- Steven Coy, Ravikumar Balasubramanian, Brace Golden, Ohseok Kwon, and Heshmat Beirjandi, "Using Neural Networks to Predict the Degree of Underpricing of Initial Public Offering", Software Engineering Press, 1995, pp223 ~ 230.
- Yoon, Y and G Swales, "Predictiong Stock Price Performance A Neural Network Approach", In Proceeding of the IEEE 24th Annual Conference of System Sciences, 1991, pp 156 ~ 162
- 정혜영, 이현, 장상기, " 재무제표분석과 기업 내재가치 결정에 의한 투자전략", 회계학연구, 1995년 3월, pp 101 ~ 129.
- 김문철, " 신규공모주식의 발행가격 결정에 있어서의 회계정보의 역할", 회계학 연구, 1994, pp 73 ~ 100
- 박철우, " 회계정보가 신규공모주식의 발행가격에 미치는 영향에 관한 연구", 성균관대학교 박사학위논문, 1993
- 이재경, 장범식, 우영호, "공개기업의 가치와 공모주식의 발행가격 결정에 관한 연구", 공모주식 발행가액 산정에 관한 세미나, 1995, pp 9 ~ 47
- 임용기, "세계 최고 수준의 투자수익률을 보이는 우리의 공모주식, 무엇이 문제인가? ", 개방화를 맞는 우리증시에 관한 춘계 심포지움, 1994.



< 부록 1 > 단순회귀분석에 의한 독립변수의 통계량

독립 변수	T-값	P-값	독립 변수	T-값	P-값
<b>1.EPS 변수</b>			<b>5. Finance</b>		
EPS	0.812	.4195	Is_price	5.147	.0000
Ren_val	3.746	.0003	In_price	12.569	.0000
Aver(EPS)	1.052	.2959	Com_rt	3.556	.0006
Aver(NI)	1.115	.2683	Amounts	0.746	.4582
			Capital0	0.374	.7092
<b>2.BV 변수</b>			Capital1	0.519	.6051
BV	1.610	.1114	Equi_sz	0.320	.7496
Ast_val	2.719	.0081	Surplus	0.252	.8021
			Reevalue	-0.381	.7043
<b>3.Risk 변수</b>			Sales_sz	1.679	.0971
SD(EPS)	0.513	.6093	Asset_sz	1.360	.1778
Cash_rt	1.061	.2922	NI_sz	1.725	.0885
Quick_rt	1.193	.2366	Or_In_sz	1.683	.0964
A/R_rt	1.096	.2766			
Inv_rt	-0.281	.7791	<b>6. Market</b>		
A/R_g_rt	0.943	.3484	Index1	5.441	.0000
Inv_g_rt	-0.307	.7598	Index_g1	3.301	.0015
Cur_rt	-0.567	.5725	S_index1	4.176	.0001
Lia_rt	0.357	.7221	S_index_g1	1.517	.1333
Lia_g_rt	-0.823	.4130	Index2	6.064	.0000
NI(M,M)	0.123	.9022	Index_g2	2.194	.0312
Hoder	-0.825	.4117	S_index2	4.525	.0000
Ages	-0.240	.8108	S_index_g2	3.551	.0007
Interest	0.533	.5954	Index3	6.871	.0000
			Index_g3	2.512	.0141
<b>4. Growth</b>			S_index3	5.303	.0000
NI_g_rt	0.132	.8955	S_index_g3	2.851	.0056
Sale_g_rt	-0.482	.6314	Index4	6.731	.0000
Ast_g_rt	-1.894	.0620	Index_g4	1.746	.0848
Or_in_g_rt	-0.881	.3810	S_index4	5.281	.0000
EPS_g_rt	0.601	.5496	S_index_g4	1.998	.0513

<부록 2> Paired t-test 의 결과 요약

<sup>a,b,c</sup> 0.01,0.05 및 0.10 의 유의수준에서 각각 유의하다.

모델명	기 간	평 균	중위값	표준편차	최소값	최대값	H <sub>0</sub> : T(P)
균형시장가격		31063	27800	11118	14100	56500	-
발행가격		12895	12500	3221	8000	21000	-8.50(.000) <sup>a,b,c</sup>
(회귀)LNN1	1	30977	30408	7185	19779	41904	.04(.966)
LNN2	1	30959	29844	5536	23220	44253	.06(.954)
LNN3	1	34380	33189	7450	24995	45796	-1.98(.063) <sup>c</sup>
(신경망)LNN1	1	29609	30497	5152	20571	37966	.78(.448)
LNN2	1	28677	28944	4850	19796	36975	1.24(.230)
LNN3	1	31831	31521	8555	20574	47027	-.38(.710)
(회귀)LNN4	2	33005	32527	7628	24995	45796	-1.15(.266)
LNN5	2	29803	29152	5030	22457	40332	.67(.511)
LNN6	2	33757	34514	7001	25240	48114	-1.57(.134)
(신경망)LNN4	2	32317	30684	8077	19990	46862	-.72(.482)
LNN5	2	28397	25674	7566	19497	45793	1.47(.158)
LNN6	2	31794	34567	6867	22028	42167	-.40(.693)
(회귀)LNN7	3	33149	32222	8541	18336	49951	-1.07(.301)
LNN8	3	33870	34000	7289	23213	46927	-1.84(.083) <sup>c</sup>
LNN9	3	34292	31985	6970	23101	49570	-2.32(.032) <sup>b,c</sup>
(신경망)LNN7	3	30424	29893	6695	19216	44529	.42(.678)
LNN8	3	32768	33795	10304	18643	46891	-.97(.344)
LNN9	3	35480	34300	8479	21665	49586	-3.0(.008) <sup>a,b,c</sup>
(회귀)LNN10	4	35167	31727	11381	13069	54507	-1.85(.081) <sup>c</sup>
LNN11	4	34196	31396	9684	14559	49459	-1.73(.100)
LNN12	4	33482	31857	9666	13542	49367	-1.19(.248)
(신경망)LNN10	4	33226	31005	11552	13450	52939	-1.05(.306)
LNN11	4	33613	36010	10561	18123	51629	-1.38(.185)
LNN12	4	33552	31327	11418	12955	51963	-1.16(.262)

wilcoxon rank test 의 결과 요약

0.05 및 0.10 의 유의수준에서 각각 유의하다.

	기간	순위의 평균	z-값	P-값
발행가격		10.00/00.00	-3.8230	.0001 <sup>a,b,c</sup>
1년 시장가격 / LNN1	1	8.75/12.14	-.4024	.6874
3년 시장가격 / LNN2	1	9.30/10.78	-.0805	.9359
5년 시장가격 / LNN3	1	7.57/11.42	-1.6902	.0910
1년 시장가격 / LNN1	1	11.30/8.56	-.7244	.4688
3년 시장가격 / LNN2	1	10.42/9.29	-1.2073	.2273
5년 시장가격 / LNN3	1	9.75/10.18	-.6841	.4939
2년 시장가격 / LNN4	2	15.00/8.67	-1.4085	.1590
3년 시장가격 / LNN5	2	11.75/8.73	-.0402	.9679
4년 시장가격 / LNN6	2	9.33/10.31	-1.5694	.1165
2년 시장가격 / LNN4	2	12.60/9.07	-1.2877	.1978
3년 시장가격 / LNN5	2	13.38/7.55	-.4829	.6292
4년 시장가격 / LNN6	2	10.0/10.0	-.6036	.5461
3년 시장가격 / LNN7	3	8.75/10.91	-1.0061	.3144
4년 시장가격 / LNN8	3	11.50/9.60	-1.9719	.0486 <sup>c</sup>
5년 시장가격 / LNN9	3	9.00/10.36	-2.0121	.0442 <sup>c</sup>
3년 시장가격 / LNN7	3	11.50/8.91	-.1207	.9039
4년 시장가격 / LNN8	3	8.63/11.00	-1.0463	.2954
5년 시장가격 / LNN9	3	6.00/11.43	-2.6157	.0089 <sup>a,b</sup>
4년 시장가격 / LNN10	4	10.20/9.93	-1.7707	.0766
3년 시장가격 / LNN11	4	8.83/10.54	-1.6902	.0910
2년 시장가격 / LNN12	4	10.00/10.00	-1.4085	.1590
4년 시장가격 / LNN10	4	13.40/8.79	-1.1268	.2598
3년 시장가격 / LNN11	4	9.50/10.23	-1.5292	.1262
2년 시장가격 / LNN12	4	11.17/9.46	-1.1268	.2598

<부록 4> Best Set 간의 비교 요약

인공신경망/회귀분석 예측치간의 Paired t-test

NN/Reg	기 간	paired mean	paired SD	95% CI	t-value	p-value
LNN3/LNN2	1	871.74	5431	-1746 3490	0.70	.493
LNN5/LNN4	2	-4607.19	6534	-7758 -1456	-3.07	.007 <sup>a,b,c</sup>
LNN7/LNN9	3	-3868.42	4059	-5825 -1912	-4.15	.001 <sup>a,b,c</sup>
LNN11/LNN11	4	-583.25	3696	-2365 1199	-0.69	.500

<sup>a,b,c</sup> 0.01,0.05 및 0.10 의 유의수준에서 각각 유의하다.

Best set 과 기타 Sets 간의 Paired t-test

모델명	기 간	평 균	중위값	표준편차	최소값	최대값	H <sub>0</sub> : T(P)
LNN7(신경망)	3	30424	29893	6695	19216	44529	-
회귀분석모형							
LNN2	1	30959	29844	5536	23220	44253	-0.38(.707)
LNN4	2	33005	32527	7628	24995	45796	-2.27(.035) <sup>ab</sup>
LNN9	3	34292	31985	6970	23101	49570	-4.15(.001) <sup>a,b,c</sup>
LNN11	4	34196	31396	9684	14559	49459	-2.81(.012) <sup>ab</sup>
인공신경망							
LNN3	1	31831	31521	8555	20574	47027	.73(.477)
LNN5	2	28397	25674	7566	19497	45793	-2.70(.015) <sup>ab</sup>
LNN11	4	33613	36010	10561	18123	51629	1.91(.072)

<sup>a,b,c</sup> 0.01,0.05 및 0.10 의 유의수준에서 각각 유의하다.