

# 신경망모형을 이용한 아파트 가격 모형에 관한 연구

홍한국\*

(Han-Kook Hong)

**요약** 본 연구는 회귀모형을 부정하기보다는 새로운 모형을 도입하여, 회귀모형의 문제점을 극복하고 회귀모형과 상호보완적인 모형을 소개하고자 본 연구를 수행하였다. 현재까지 인공지능 분야에서 널리 이용되어 왔던 신경망모형(Neural Network Model)은 입력변수가 불완전하고 변동폭이 넓은 경우에도 해석이 가능하며, 데이터 수가 적거나 불규칙한 경우라도 사례의 반복학습을 통해 오차를 줄여나가기 때문에, 데이터 수에 민감한 영향을 받는 회귀모형보다 정밀한 산정이 가능하다(박우열, 차정환, 강경인, 2002). 이러한 신경망모형에 아파트 특성들을 도입하여 아파트 가격을 정밀하고 유효하게 예측하는 것은 아파트 가격에 대한 연구 분야에 큰 의미가 있다. 그리고 주택에 관한 기존 연구와 신규 연구에 신경망모형이 활용될 수 있으리라 판단된다.

**핵심주제어** : 신경망 모형 아파트 가격

**Key Words** : Neurel Nrtwork, Apartment Price

## I. 서론

우리나라 주택에서 상당한 부분을 차지하고 있고 주택 건설의 대부분을 차지하고 있는 아파트에 대한 연구는 과거에서 현재까지 계속 이어오고 있다. 특히, 다양한 아파트 특성들을 이용하여 아파트 가격을 추정하고 예측하는 연구 또한 많은 실정이다. 그렇지만 이러한 연구들 대부분이 회귀모형에 지나치게 의존하고 있다. 회귀모형은 등분산성, 독립성, 정규성 등의 가정과 다중공선성의 문제, 특이값에 민감하게 반응하는 문제점 등이 있으며, 또한 선행 연구들 대부분이 모수의 비선형을 고려하여 수행한 연구는 많지 않다. 그리고 회귀모형을 적용함에 있어서 최적의 회귀모형을 선택하였는가에 의문점이 있을 수도 있고, 다양한 아파트 특성들에 대한 정성적 평가의 문제 제기도 있을 수 있으리라 판단된다.

그러나 회귀모형은 단점보다 장점이 많은 모형이다. 본 연구는 회귀모형을 부정하기보다는 새로운 모형을 도입하여, 회귀모형의 문제점을 극복하고 회귀모형과 상호보완적인 모형을 소개하고자 본 연구를 수행하였다. 현재까지 인공지능 분야에서 널리 이용되어 왔던 신경망모형 (Neural Network Model)은 입력변수가 불완전하고 변동폭이 넓은 경우에도 해석이 가능하며, 데이터 수가 적거나 불규칙한 경우라도 사례의 반복학습을 통해 오차를 줄여나가기 때문에, 데이터 수에 민감한 영향을 받는 회귀모형보다 정밀한 산정이 가능하다 (박우열, 차정환, 강경인, 2002). 이러한 신경망모형에 아파트 특성들을 도입하여 아파트 가격을 정밀하고 유효하게 예측하는 것은, 아파트 가격에 대한 연구 분야에 큰 의미가 있다. 그리고 주택에 관한 기존 연구와 신규 연구에 신경망모형이 활용될 수 있으리라 판단된다.

따라서, 다양한 아파트 특성들에 대하여, 신경망모형을 이용하여 아파트 가격을 예측하는 것이 본

\* 동의대학교 상경대학 경영정보학 부교수

연구의 주목적이다. 아파트 특성들은 주변에서 쉽게 이용가능한 데이터를 위주로 하였다. 2004년 6월 기준으로 서울시 송파구와 도봉구의 아파트 매매가격들과 12개의 아파트 특성들을 수집하였다. 아파트 매매가격들 (즉, 매매 하한가, 일반 거래가, 매매 상한가) 대신에, 새로운 측정방법을 이용하여 하나의 매매가격으로 추정하였으며, 대표성을 가지도록 하였다.

## II. 선행 연구

<표 1> 은 기존의 아파트 가격 예측을 위한 회귀 모형과 신경망 모형을 비교하였고, 각 모형의 장단점이 정리되어 있다 (박우열, 차정환, 강경인, 2002; 이문규, 허해숙, 1995; 최병남, 1994). <표 1> 에서 회귀모형은 아파트 가격 예측에 대한 최근 3년간 (2002년 ~ 2004년) 의 연구로써, 다양한 아파트 특성들 (예를 들어, 물리적 요소, 입지적 요소, 환경적 요소 등) 을 이용하여 아파트 가격을 예측한 것이다.

이러한 회귀모형은 과거 10년 이상 사용되었고, 계속해서 이러한 모형에 관한 연구가 지속될 것이다. 이에 비해 아파트 가격 예측을 위한 신경망모형에 대한 연구는 거의 진무한 실정이다. 국외에서는, Do & Grudniski (1993), Worzala, Lenk, & Silva (1995), Nguyen & Cripps (2001) 등이 신경망 모형을 통해 특정 지역에 대한 판매가격을, 다양한 특성을 이용하여 예측하였고, Buja and Lee (2001) 는 Harrison and Rubinfeld 가 연구한 보스턴 지역의 주택 가격을 데이터 마이닝에 적용하여 예측하였다. 국내에서는 아직까지 이러한 연구가 나타나지 않고 있다. 즉, 이러한 모형에 대한 이해가 충분하지 않은 실정이다. 주택 관련 연구 분야에서는 초기 사업비 예측과 토지평가 모형에 신경망모형이 이용되었다 (박우열, 차정환, 강경인, 2002; 최병남, 1994). 특히 박우열, 차정환, 강경인 (2002) 연구의 문제점은 학습 데이터의 개수가 너무 적다는 것이다. 방법론적인 문제는 전혀 없으나, 너무 적은 학습 데이터 개수로 인해서 예측 신뢰가 떨어진다.

<표 1> 신경망모형의 주택분야 선행 연구

분석 방법	분석방법의 장점	분석방법의 단점	연구자	연구내용	특징
신경망 모형	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 제약조건 (예를 들어, 다중공선성, 분포 등) 에 무관함</li> <li>• 데이터 수에 둔감</li> <li>• 주어진 문제가 제대로 정의되지 않았거나 문제에 대한 이해가 부족할 때 유용</li> <li>• 비선형 함수관계를 포착할 수 있음</li> <li>• 다각도의 문제점 처리에 용이</li> <li>• 복잡한 분야의 자료에서도 좋은 결과를 낼 수 있음</li> <li>• 연속형과 이산형 자료 모두 처리가 가능</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 학습인자를 잘못 선택할 경우 오차율이 더 큼</li> <li>• 적절한 은닉층과 은닉마디의 수를 결정하기 위해서 시행착오적인 방법 구사</li> <li>• 해석이 어렵고 복잡함</li> <li>• 과잉추경 (Overfitting) 의 문제</li> <li>• 바람직하지 못한 결과치로 수렴 가능성</li> </ul>	Do & Grudniski (1993)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 판매가를 다양한 특성을 통하여 예측</li> <li>▪ 출력변수: 판매가 (Selling Price)</li> <li>▪ 입력변수: 주택연식 (Age), 욕실수, 방수, 총면적, 층개수, 차고개수, 벽로개수, 토지 면적</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ 지역: The southwestern part of San Diego, California country</li> <li>▪ 가구: 242 single-family homes</li> <li>▪ 기간: 1991년 1월 ~ 1991년 9월</li> </ul>
			Worzala, Lenk, & Silva (1995)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 판매가를 다양한 특성을 통하여 예측</li> <li>▪ 출력변수: 판매가</li> <li>▪ 입력변수: 욕실수, 방수, 주택연식, 토지 면적, 총면적, 벽로 (Fireplace) 개수, 차고개수, 스타일 (bi-level, tri-level, 4-level, 2-story, ranch)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ 지역: Fort Collins metro area</li> <li>▪ 가구: 288 single-family homes</li> <li>▪ 기간: 1993년 11월 ~ 1994년 1월</li> </ul>
			Nguyen & Cripps (2001)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 판매가를 다양한 특성을 통하여 예측</li> <li>▪ 출력변수: 판매가</li> <li>▪ 입력변수: 주거 면적, 방수, 욕실수, 주택연식, 판매분기, 차고유무</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ 지역: Rutherford Country, Tennessee</li> <li>▪ 가구: 3,906 single-family homes</li> <li>▪ 기간: 1993년 1월 ~ 1994년 6월</li> <li>• 신경망 모형과 회귀 모형 비교</li> </ul>
			Buja and Lee (2001)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 평균집값을 다양한 특성을 통해 예측</li> <li>• 출력변수: 평균집값</li> <li>• 입력변수: 범죄율, 주택용 부지비율, 중대형 버스비율, 하천인접여부, 산화질소농도, 방의 평균개수, 1940년 이</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 보스턴 지역의 주택 가격 데이터 예측</li> <li>• 506개의 관측치</li> <li>• 13개의 독립변수 (12개는 연속형, 1개는 이산</li> </ul>

			전의 주택비율, 근무지까지의 가중거리, 주요도로까지의 인접성, 세율, 초·중고등학교 교사비율, 흑인비율, 중·하류층 비율	형)
	박우열, 차정환, 강경인(2002)		• 아파트의 초기사업비 예측을 위해서 회귀모형과 신경망 모형을 비교	• 아파트 가격예측모형에 사용된 것은 아님
	최병남 (1994)		• 인공신경망을 이용하여 토지평가모형 개발 • 지역별 토지특성 변수 17~19개	

### III. 신경망모형을 이용한 아파트 가격 추정

#### 3.1 신경망모형의 고찰

##### 1) 신경망모형의 개요

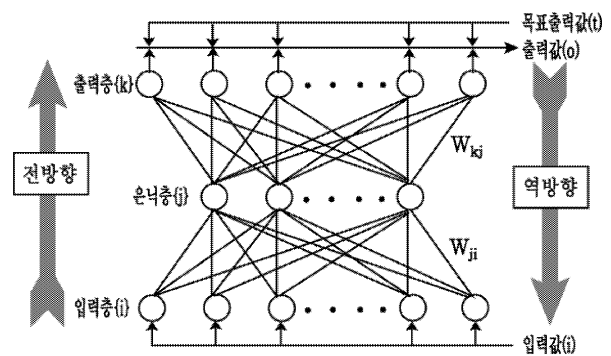
신경망모형은 인간 두뇌의 신경세포를 모형화하여 지능을 구현하고자 하는 기법이다. 신경망은 병행적으로 상호작용하는 여러 개의 계산 요소들(입력층, 은닉층, 출력층의 노드(Node)로 이루어져 있으며, 각 계산요소는 가중치 합(Weighted Sum) 과 같은 단순한 계산만을 수행한다(Harvey, 1994). 그리고 대부분의 신경망모형은 대응되는 통계모형을 가지고 있다(강현철 외 4명, 1999).

##### 2) 신경망모형의 구조 (Multi-layer Perceptron)

본 연구에서 사용된 신경망의 구조, 알고리즘, 학습인자 등에 대해서 간단히 살펴본다.

##### (1) 신경망의 구조: 다층 퍼셉트론

다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층(은닉층)이 존재하는 신경망으로, <그림 2>에 나타난 것과 같은 계층 구조를 갖는다. 이때 한 개 이상의 은닉층들을 추가하여 다층으로 만든 것이다. 입력층의 각 유니트에 입력 데이터를 제시하면 이 신호는 각 유니트에서 변환되어 중간층에 전달되고 최종적으로 출력층으로 나오게 된다. 이 출력값(o)과 목표출력(t)값을 비교하여 그 차이를 감소시키는 방향으로 연결강도를 조정하는 것이다(김대수, 1993).



<그림 2> 다층 퍼셉트론의 구조와 역전파 알고리즘\*

##### (2) 역전파 (Back Propagation) 알고리즘

역전파 알고리즘은 신경망의 계수 추정을 위해 개발된 기울기 하강(Gradient Descent) 알고리즘 중의 하나이다(강현철 외 5명, 1999). <그림 2>에서와 같이, 1단계는 입력층의 각 유니트(노드)에 입력패턴을 주면, 이 신호는 각 유니트에서 변화되어 은닉층에 전달되고 마지막으로 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 2단계는 출력값(o)과 목표출력값(t)을 비교하여 식(1.3)에 의해 에러값(e=o-t)을 구한다. 3단계는 이 오차를 줄여나가는 방향으로 연결강도를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나간다. 연결강도를 조절하는 데에는 활성화 함수가 사용되며, 일반적으로 시그모이드 함수가 사용된다(김대수,

\* 김대수, 1993, p92.

1993).

$$error_p = \sqrt{\sum_j (O_{pj} - T_{pj})^2}, \quad ERROR = \sum_p error_p \quad (1.3)$$

$error_p$  : 입력선택  $p$  에 대한 신경망의 에러  
 $O_{pj}$  : 입력패턴  $p$  에 대한 출력층  $j$  번째 신경세포의 실제 출력  
 $T_{pj}$  : 입력패턴  $p$  의  $j$  번째 성분  
 $ERROR$  : 모든 패턴에 대한 신경망의 오차

### (3) 학습 인자

역전파 알고리즘의 학습은 일반적으로 상당히 긴 학습시간이 요구되며, 빠르고 올바르게 학습시키기 위해서는 초기 연결강도, 학습률 (Learning Rate), 은닉층의 노드수, 모멘텀 (Momentum) 등 여러 요인을 고려해야 한다: 일반적으로 초기 연결강도는  $-0.5 \sim 0.5$  범위의 값으로 설정되며, 학습률은 일반적으로  $0.001 \sim 10$  사이의 값을 사용한다. 모멘텀은 신경망의 연결 가중치 조절식에 관성을 줌으로써, 학습시간을 단축시키고 학습 성능을 향상시키기 위해 고안된 것이다(박우열, 차정환, 강경인, 2002).

## 3.2 신경망모형을 이용한 분석

### 1) 신경망모형의 구성

본 연구에서는 QwikNet(<http://qwiknet.home.comcast.net/>) 신경망 프로그램을 사용하여 구축하였다. 신경망모형을 이용한 아파트 가격 예측 과정은 회귀분석에서와 동일한 입출력 데이터를 사용하였다\*. 동, 브랜드, 평형, 방수, 욕실수, 세대수, 입주시기, 지하철거리 등 8개의 입력변수와 출력변수인 추정 매매가격간의 관계를 신경망의 구조로 연결하였다. 학습 후에 기억된 연결강도를 조절하여

\* 최종적으로 이용된 변수는 축소모형을 통해 결정되었다. 회귀모형과 동일하게 기타 브랜드인 경우를 제외시키고 적합시켰다. 그리고 입력변수도 회귀모형과 같이 신경망모형을 가장 잘 나타내는 변수선택 과정을 거쳐서 최종적으로 선택하였다. 일반적으로 회귀모형으로 변수선택 등을 수행한 후, 그 모형을 신경망모형에 적합시키는 것이 에러값과 정확도 측면에서 좋다.

학습에 사용되지 않았던 평가데이터를 가지고 아파트 가격을 예측하게 된다.

신경망모형을 구축하기 위해서는 모형의 최적화 작업이 필요하다. 최적화 작업은 미리 설정된 오차한계 이내로 학습오차를 최소화하는 것을 의미하며, 가능하면 적은 학습반복횟수에 목표 모형의 특성에 적응하도록 하는 것이다. 이러한 신경망 모형의 최적화 작업을 위한 요소로는 입력변수, 출력변수, 학습반복횟수, 학습률, 모멘텀, 은닉층의 노드수를 설정해야만 한다(박우열, 차정환, 강경인, 2002).

본 연구에서 적용한 실험 방법은 Ten-fold Cross Validation 방법으로써, 전체 데이터 Set 을 Set1 ~ Set10 의 10개 Set 로 나누어서, 총 10번의 학습이 이루어지도록 하였다. 각 Set 는 총 424 개의 데이터 중 90%(384개) 의 Train 데이터와 10%(40개) 의 Test 데이터로 구성되었다.

학습률, 모멘텀, 은닉층의 노드수를 결정하기 위해서 다음과 같은 실험을 수행하였다. 학습률을 0.1, 0.3, 0.5 으로, 모멘텀을 0.7, 0.8, 0.9 로, 은닉층의 노드수를 5, 10, 15 가지로 나누어 총 27가지 경우를 학습시킨 후, 모형을 평가하여 최적 모형을 선택하였다. 학습반복횟수는 100,000 번으로 설정하였으며, 에러값(RMS Error; 즉, 식 (1.3) 의 ERROR) 이 0.001 이하가 될 경우는 학습을 중단시키도록 설정하였다.

### 2) 신경망모형의 적용 및 검증

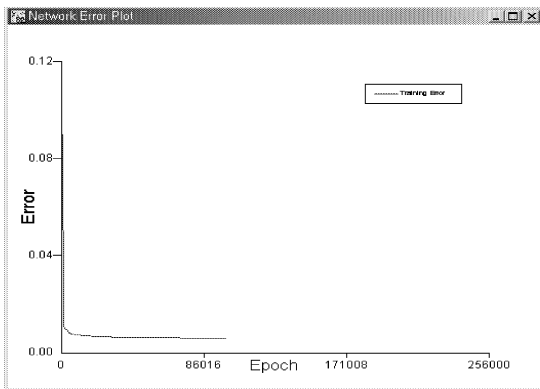
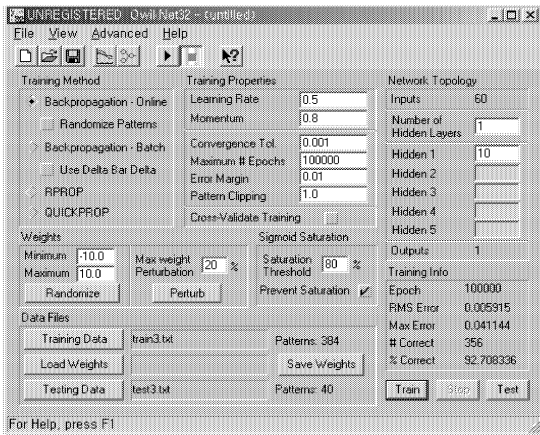
입력한 자료를 학습률, 모멘텀, 은닉층의 노드수에 의해 학습시킨 결과는 다음과 같다: <그림 3>의 오른쪽 하단에 있는 Training Info 를 보면, 학습률 0.5, 모멘텀 0.8, 은닉층의 노드수 10 일 때 에러값이 0.0059 로 가장 낮아, 최적의 학습 모형으로 선정되었다. 그리고 예측의 정확도(% Correct)는 92.7% 정도로 높은 편이다. 신경망 학습에서 범주형 변

수의 경우, 변수값의 개수만큼 변수의 개수로 확장하여 학습한다. 즉, 전체 변수의 개수가 60개로 확장되었다는 정보가 <그림 3>의 오른쪽 상단 Inputs 에 나타나있다.

<그림 3> 최적학습 모형

<그림 4> 학습률 0.5, 모멘텀 0.8, 은닉층의 노드수 10 일 때 학습에러값의 변화

<그림 4> 는 학습률 0.5, 모멘텀 0.8, 은닉층의 노드수 10 일 때, 학습에러값의 변화를 나타내는 것이다. 신경망모형이 아파트 가격 예측에 효과적으로 적합되고 있음을 보여주고 있다. 즉, 에러값이 신경망 학습초기에 급격한 변동을 보이는 것은 입력층, 은닉층, 출력층의 연결가중치를 처음에 설정할 때 난수를 발생하여 할당하기 때문이다. 그리고 어느 정도 안정된 근사 해에 도달하면 에러값이 크게 변동되지 않는다.



<표 8> 은 10개의 Data Set 에 대하여 선

정된 학습모형의 에러값과 정확도이다. 평균 에러값은 0.0063 이고, 예측의 정확도는 92.7%이다. <표 2> 에서 ID 가 1인 관측치를, 신경망모형으로 추정하면 39,937 만원으로 나타난다\*. 이것의 잔차는 632만원 (즉, 39,295 만원 - 39,937 만원) 으로 계산된다.

<표 8> 10개의 Data Set 에 대한 에러값과 정확도

구분	에러값 (RMS Error)	정확도 (# Correct)
set1	0.0059	92.7
set2	0.0061	93.1
set3	0.0068	91.9
set4	0.0057	91.7
set5	0.0067	93.8
set6	0.0059	92.1
set7	0.0071	93.1
set8	0.0058	94.2
set9	0.0064	91.9
set10	0.0065	92.1
평균	0.0063	92.7

### 3.3 결과 분석

<표 2> 에서 ID 가 1인 관측치를 회귀모형은 40.700만원으로, 신경망모형은 39,937만원으로 추정하였다. 회귀모형의 잔차는 775만원, 신경망모형은 632만원으로 143만원의 차이가 나타났다. 본 연구의 신경망모형 예측 정확도가 92.7%이고, 평균 에러값이 0.63%로, 전체적인 면에서 회귀모형보다 더 모형을 잘 적합시키고 있다고 볼 수 있지만, 더 좋다고 판단할 수는 없다. 그러나 본 연구의 이차적인 목적으로써, 특정 모형의 우수성을 소개하는 것도 중요하지만, 상호보완적인 측면을 찾아서 이용하는 것 또한 중요하다.

\* ID=1 인 것의 가격은 39,295 이다. 이것을 신경망모형에서는 0과 1사이로 척도화시킨다 (즉, (매매가격-최소 매매가격)/(매매가격의 범위) 이다). 이것을 변환시키면 0.2095 이다 (<표 5> 참조). 신경망모형에 적합시켜서 나온 값은 0.2136이다. 이것을 계산하면 39,937 (즉,  $0.2136 = (x-6172.5)/(164250-6172.5)$ ,  $x=39,937$ ) 이 나온다.

다음의 신규 아파트를 송파구에 신규로 분양한다고 했을 경우, 추정 매매가격, 매매상한가, 일반거래가, 매매하한가를 예측하여 보자\*:

- ▶ 풍납동, 브랜드코드 (=3), 33평형, 방수 3개, 욕실수 2개, 200세대, 복도식 현관, 개별 난방, 지하철거리 5분

<표 9> 회귀모형과 신경망모형의 예측 비교 (단위: 만원)

구분	신경망모형			
	매매상한가	일반거래가	매매하한가	추정 매매가격
풍납동	45,719 (54세대)	43,682 (108세대)	40,780 (38세대)	43,499

회귀모형으로 예측할 경우에는 43,743 만원으로 추정되었고, 신경망모형에서는 43,499 만원으로 추정되었다. 그리고 매매상한가, 일반거래가, 매매하한가의 추정가격\*\*은 <표 9>에 제시되어있다. 두 모형의 차이는 44만원으로 거의 비슷하게 추정되었다.

<표 9>의 가격 민감도 측정 (Price Sensitivity Meter) 은 실제 소비자의 행태분석을 통해서 수집된 결과치를 나타내는 것이다. 이것은 소비자 인지적정가격과 소비자 인지수용가격\*\*\*으로 구성되며, 이익 지수법 (Profit Index Measurement) 가격은 기업 입장의 공급이익가격을 나타낸다. 이익 지수법을 사용하여 소비자 구매 의향율과 공급자의 단위 이익의 점점 분석을 통해 소비자 요구와

\* 신규 아파트이기 때문에 사용기간은 없다. 그리고 풍납동에는 브랜드코드 (=3) 인 아파트가 존재하지 않는다.

\*\* 각 동별로 매매상한가, 매매하한가, 일반거래가와 추정 매매가격의 차이 평균을 계산하여, 이를 모형 추정값에 더해서 구하였다. 예를 들어, 회귀모형의 경우 도봉동의 일반거래가와 추정매매가격의 차이 평균은 -3이다. 그래서 도봉동 회귀모형 추정값 32,212 에 -3 을 하여 일반거래가 32,209를 계산하였다.

\*\*\* 소비자 인지적정가격은 소비자의 최적 가격이며, 소비자 인지수용가격은 유효마케팅에 의한 유효가격이다.

공급자 이익이 일치하는 이상점점가격을 분석할 수 있고, 회귀모형과 신경망모형을 통하여 추정된 시장가격을 참조하여 적정 가격대를 구성하는데 지원 (Decision Support) 할 수 있을 것이다 (김태훈 외 4명, 1999).

#### IV. 결론

본 연구는 아파트 가격을 예측하기 위하여 회귀모형과 신경망모형을 사용하였고, 두 모형을 비교·분석하였다. 이러한 두 모형이 상호 배타적인 관계가 아니라 상호보완적인 측면에서 의사결정지원에 활용된다면, 효과적으로 아파트 가격을 정밀하게 예측할 수 있을 것이다. 그리고 기업의 마케팅의 전략으로 소비자 행태 분석을 수행한다면, 소비자 인지적정가격과 소비자 인지수용가격들을 조사하여, 두 모형에서 나오는 결과 비교하여 적정 가격대를 산출할 수 있도록 도와줄 것이다. 본 연구의 주요한 기여 (Contribution) 는 기존의 분양가 산정 모형 (안병욱, 2001) 에 신경망 모형을 도입한 것이다. 또한 주택에 관한 기존 연구와 신규 연구에 신경망모형이 활용될 수 있으리라 판단된다. 그리고 또 다른 기여점은 두 모형의 상호보완성을 분석하였다는 것이다.

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다. 첫째, 주택 및 부동산학에 대한 근본적 이해가 불충분하다. 둘째, 수집 대상 데이터가 두 개의 구에만 한정되어 있다. 셋째, 이론적으로 의미 있는 변수들 (예를 들어, 교육적 요인, 환경적 요인 등)을 추가하지 못하였다. 넷째, 회귀모형의 경우 상호작용을 고려하지 못하였다.

향후 연구 과제는 다음과 같다: 첫째, 모형의 수정과 확대가 필요하다. 추가적인 연구를 통해서 모형을 수정하고 새로운 모형을 개발해야 할 것이다. 둘째, 주택에 관련된 시계열

자료를 이용하여, 가격 예측 모형으로 신경망 모형을 개발하는 것이다. 현재 시계열 자료에 대한 주택 가격 예측 모형으로 ARIMA 모형, VAR 모형 등이 사용되고 있다 (국토연구원, 2004). 이 모형들 뿐만 아니라 다중회귀신경망을 이용하여 시계열 패턴을 예측할 수 있을 것이다(임슬기, 김광희, 이태호, 1994).

Networks to Predict Corporate Failure". *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 1998, Vol. 7, pp187-197.

[14] Worzala, E. M., Lenk, M., and Silva, A, "Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation", *Journal of Real Estate Research*, 1995 Vol. 10 No.2, pp185-202.

### 참 고 문 헌

- [1] 구분창·송현영, "아파트 특성에 따른 가격 결정모형 연구: 분당신도시를 대상으로", 주산연 2001 보고서, 2001
- [2] 국토연구원, 공간분석기법, 한울아카데미, 2004
- [3] 김대수, 신경망 이론과 응용 (I) 제2판, 하이테크정보
- [4] 김태훈·이희석·김재윤·전진오·이은식, "주택 사업 분석 시스템 구축: 서울지역 아파트 가격 데이터를 중심으로", 정보기술과 데이터베이스 저널, 1999, 제6권제2호, pp.115-130.
- [5] 박우열·차정환·강경인, "신경망이론을 이용한 공동주택 초기사업비 예측에 관한 연구", 대한건축학회논문집 구조계, 2002 제18권제7호, pp155-162.
- [6] 박진우·이기재·김재광·김진억, "아파트 가격조사를 위한 측정방법", 조사연구, 2004, 제5권제1호, pp79-91.
- [7] 이명조, "품질공학의 실무 적용방법", 공업통계연구회 제7차 Workshop: 품질공학에 관한 Workshop, 1994, pp57-99.
- [8] 이문규·허해숙, "선형함수 fitting 을 위한 선형회귀분석, 역전파신경망 및 선형 Hebbian 신경망의 성능비교", 한국경영과학회지, 1995, 제20권제3호, pp17-29.
- [9] 임슬기·김광희·이태호, "다중회귀신경망을 이용한 시계열패턴의 예측에 관한 연구", 대한전자공학회 학술발표회 논문집, 1994, 제3권제2호, pp54-59.
- [10] 최병남, "인공신경망에 의한 토지평가시스템", 국토연구, 1994, 제22권, pp37-50.
- [11] Do, A. Q., and Grudniski, G, "A Neural Network Analysis of the Effect of Age on Housing Values", *Journal of Real Estate Research* 8(2), 1993, pp253-264.
- [12] Harvey, R. L, Neural network principles, Prentice-Hall, 1994
- [13] O'Leary, DE, "Using Neural