

# 人工神經網에 의한 土地評價시스템

Mass Appraisal System by Artificial Neural Networks

崔秉男 (研究員)

## 〈目 次〉

- I. 머리글
- II. 土地의 評價方法과 地價決定要因
  - 1. 土地의 評價方法
  - 2. 現行 評價方法과 問題點
  - 3. 땅값의 決定要因
- III. 人工神經網
  - 1. 人工神經網의 背景
  - 2. 人工神經網의 構造
  - 3. 逆傳播 알고리즘
- IV. 人工神經網에 의한 土地의 評價模型
  - 1. 研究對象地域과 資料
  - 2. 入力資料: 땅값의 決定要因 選定
  - 3. 入力資料의 變換
  - 4. 人工神經網 模型의 決定
- V. 評價結果의 比較分析
  - 1. 實驗資料와 問題點
  - 2. 結果의 比較分析
- VI. 맺는글

## 〈ABSTRACT〉

This study attempts to provide a mass appraisal technique by artificial neural networks. In this paper, the theoretical methods of land price evaluation and the factors of land price determination are overviewed. Also current method is surveyed and problems which it has are analyzed. Some fundamental expositions about the structure and the algorithm of artificial neural networks are included. The factors used to evaluate land price in this study are physical and spatial characteristics. Those characteristics are thirty-seven and all nominal types except area. So that those data are selected and converted into proper types for good learning of neural networks. Those characteristics are applied to the input layer as the input data. The number of the hidden layer is one. Land price corresponds to the output layer. The tool used to build the neural network models is UNIK-NEURO, which was developed in the Korea Advanced Institute of Science and Technology.

The comparative analysis of results by neural network model with results by the statistical approach is implemented by difference rate. Those results show the possibility that artificial neural networks can be applied to land price evaluation. This method can solve the problems which statistical approach for land price evaluation have. Particularly individual land price evaluation with manual can be eliminated through computerization of evaluation processing.

## I. 머리글

개인이나 조직이 私的인 목적으로 땅을 사고 파는 경우에는 땅값이 需要供給의 原則이나 개인 간의 합의에 의해서 결정되기때문에 토지의 평가는 문제가 될 것이 없다. 그러나 國家와 地方自治團體에서 土地에 관련된 租稅를 부과하거나 또는 공익사업을 시행하는 과정에서 用地의 收用, 買收, 補償 등을 하기 위해서 그 산출의 기준으로 토지를 평가하는 경우에는 문제가 복잡하다. 공공의 목적을 수행하는 과정에서 발생하는 문제를 원만하게 해결하기 위해서는 토지를 공정하고 객관성 있게 평가하는 것이 무엇보다 중요하며, 이를 실현하기 위해서는 專門評價人이 직접 토지를 평가하는 것이 가장 좋은 방법일 것이다. 그러나 현재 전국의 토지는 약 3,300萬 筆地에 이르며, 財産稅 課稅對象筆地의 수만 해도 약 2,500萬 筆地인데 비해 자격있는 전문평가인의 수는 1,000여명에 불과하므로 짧은 시간 내에 전문가가 평가하는 것은 불가능한 일이다. 따라서 국가나 지방자치단체 등에서 공적인 행정목적 수행하는 과정에서 대량의 땅을 짧은 기간 동안에 합리적인 비용으로 공정하게 평가해야 하는 문제가 발생한다.

위에서 지적한 문제를 해결하기 위해서 현재 시행하고 있는 방법이 土地價格 比準表를 활용하는 방법이다. 이 方法이 大量評價에 적합하고 객관성이 있다하더라도 回歸分析을 제외하고는 手作業에 의존하고 있으므로 個別筆地의 평가시에 노력, 비용, 시간이 많이 걸린다.

본 연구에서는 대량의 땅을 짧은 기간 동안

에 합리적인 비용으로 공정한 평가가 가능하도록 토지평가모형을 개발하고 개별필지의 평가를 자동화하는 방법을 제시하고자 한다. 현행의 방법과 같이 거래사례비교법에 바탕을 두고 표준지 특성자료('93년도 서울 지역 조사자료)를 이용하였으나, 통계적 방법과는 전혀 다른 人工神經網을 이용하여 평가모형을 개발하였다.

이를 위해 우선 2장에서 일반적인 토지평가방법과 땅값에 영향을 미치는 요인들을 알아 보고, 3장에서는 인공신경망에 대한 기본 사항을 기술하였다. 4장에서 땅값의 결정요인을 선정하고 이를 인공신경망에 학습시켜 토지평가모형을 만들었다. 그 다음에 5장에서 현행의 토지평가방법에 의한 평가결과와 인공신경망에 의한 결과를 비교분석하였다.

## II. 土地의 評價方法과 地價決定 要因

### 1. 土地의 評價方法

토지를 평가한다는 것은 '시장성이 있는 물건을 합리적인 자유시장에서 충분한 기간 放賣된 후, 물건의 내용에 정통한 거래 당사자간에 자유의사로 합의될 수 있는 거래 가능 가격을 정하는 것'이라고 정의할 수 있는데, 이는 需要供給에 의한 均衡價格인 토지의 경제적 가치결정을 말한다. 이러한 경제적 가치를 결정하는 방법으로 비용성의 면에서 접근하는 原價方式(cost approach), 통상적인 시장에서 거래되고 있는 가격에서 접근하는 比較方式(market data approach, comparison approach) 및 수익발생의 정도를 관찰

하여 접근하는 收益方式(income approach) 등이 있다(李昌錫 등, 1991).

이 세가지 방법을 적용하여 평가된 토지는 모두 토지시장의 정상가격으로 수렴해야 하지만, 실제로 평가된 땅값은 적용방법에 따라 차이가 발생하고 있다. 이러한 차이를 극복하고 아울러 토지평가에 소요되는 비용과 시간을 절약하고자 국내외의 토지평가 연구분야에서는 평가자의 주관적 판단을 가급적 배제하고, 땅을 합리적으로 평가할 수 있는 새로운 토지평가기법의 개발에 관심을 집중하고 있다(李昌錫 등, 1991).

이러한 개발노력의 결과로 기존의 평가방법에 回歸分析技法을 접목한 방법이 제시되었는데, 이를 흔히 統計學的 評價方法이라고 말한다. 통계학적 평가방법은 토지시장의 균형거래가격, 각 땅의 立地屬性 및 社會·經濟的 特性 등에 관한 제반 자료를 回歸分析을 통해 동시에 반영시켜서 계량화된 객관적인 평가기준을 도출하는 방법을 말한다.

## 2. 현행 평가방법과 문제점

### 1) 평가방법: 土地價格比準表 作成과 個別地價의 算定

현재 우리나라에서는 多重回歸分析 技法을 이용하여 土地價格比準表를 작성하고 이를 이용해서 토지를 평가한다.

地價形成要因에 관한 標準的인 比較表(土地價格比準表)의 작성절차를 보면, 먼저 公示地價標準地(30萬 筆地)의 특성 및 지가자료 분석과 지역분석을 하여 地價形成要因이 동일한 권역(同一市場圈)을 결정하여 이를 比準表作成單位로 정한다. 비준표작성 단위별로

토지특성과 가격 간의 相關性分析을 통해 토지평가 모형을 작성하고 모형상의 지가형성 요인별 파라메타값을 이용하여 정사각 行列表 형태의 比準表를 구성한다. 비준표의 세로 방향에는 표준지의 특성이 나열되어 있으며 가로 방향에는 평가대상 땅의 특성을 나열한 후 그 내부에 地價調整率이 표시되어 있다. 토지가격비준표는 전국 약 260개 市·郡·區를 대상으로 하여 도시지역은 用途地域別로, 郡地域은 都市計劃區域과 非都市地域으로 각각 구분되어 있다(建設部, 1993).

토지가격비준표를 이용하여 개별필지의 토지를 평가하게 되는데 이를 算定地價라고 한다. 산정하는 방법은 우선 산정의 기준이 되는 比較標準地를 선택하고, 비교표준지와 산정대상필지의 특성을 비교하여 서로 다른 특성을 찾아낸다. 서로 다른 특성에 대한 우열 정도인 가격배율을 토지가격비준표에서 추출한 후, 비교표준지 공시지가에 가격배율을 곱하여 산정지가를 계산한다(建設部, 1993).

### 2) 토지평가의 문제점

이와 같은 통계적 기법과 토지가격비준표를 활용하여 땅값을 산정하는 현행 방법은 그 객관성을 유지하고 종전의 방법에 비해 부분적으로 편리함이 있지만 다음과 같은 문제점이 있다.

첫째, 모형개발 과정에 있어서 땅값에 영향을 주는 요인들의 선정시 다수의 변수를 동시에 채택할 경우, 모형 내에서 유사한 독립변수들끼리 多共線性(multicollinearity)이 발생하여 규모오차를 야기할 수도 있다.

둘째, 개별필지의 평가시 표준지의 선정에

있어서 유사한 표준지가 2개이상인 경우와 적용할 수 있는 표준지가 없는 경우가 있을 수 있다.

셋째, 비준표 적용에 있어서 경우의 수가 많아 자동화가 어렵다. 자동화가 이루어지지 않으면 전국의 2,500萬 課稅對象筆地를 비준표를 이용해서 수작업으로 個別地價를 산정해야 한다. 따라서 개별필지의 산정에 많은 시간, 노력, 비용이 소요될 수밖에 없다.

### 3. 땅값의 결정요인

땅이 존재하는 위치와 개별적인 땅의 특성이 다름으로 인해서 개별필지 간에 땅값 수준의 격차를 발생시키는 요인이 物理的·空間的 要因이다. 이러한 요인으로는 도심지로부터의 거리, 땅의 실제이용상황, 지목·용도지역·도시계획시설·기타제한구역 등 공적 규제사항, 고저·방위·형상 등 지형지세, 간선도로의 유형·포장여부·간선도로거리·도로접면상태 등 간선도로의 접근성, 터미널·기차역·전철역·관공서·학교·시장상가 등 편의시설, 쓰레기처리장·묘지·철도·변전소·하수처리장 등 혐오시설 근접성을 들 수 있다. 토지시장에서 입지와 관련있는 이러한 요인들은 현행 토지평가방법의 標準地 土地特性調査表에 의해 거의 대부분 조사되고 있다.

땅의 가격수준 형성에 영향을 미치는 또 다른 요인으로 개별필지가 속해 있는 지역특성의 차이에 의해 발생하는 지역의 社會經濟的 要因이 있는데, 이는 그 땅이 속해 있는 동일 토지시장의 전반적인 여건을 형성하는 요인이다. 이에 해당하는 요인으로는 동일 토지시장의 영

향권내에 있는 인구규모, 인구밀도, 산업구조, 지역소득수준 그리고 해당지역의 도시화 여부 등과 같은 다수의 요인들이 있다.

토지시장에서 어느 필지의 立地特性이나 地域特性이 변하지 않았다 할지라도 일반적으로 시간의 흐름에 따라 땅값은 변화되기 마련이다. 즉 社會·經濟的 因이 바뀔에 따라 전반적인 토지가격수준을 변화시키는 요인이 있는데 이것이 景氣變動 要因이다. 이는 토지시장이 力動的 要因에 의해서도 영향을 받기 때문인데, 이러한 요인들로는 일반경제의 경기변동요인인 국민소득을 비롯하여 물가, 통화량 등 巨視經濟變數들을 들 수 있다(金永杓, 1993).

## Ⅲ. 人工神經網

### 1. 人工神經網의 背景

인공신경망(artificial neural network)은 神經細胞의 기능과 구조에 대한 지식을 이용해서 인간의 뇌를 모델로 만든 것이다. '50년대에 로젠블러트(Rosenblatt)이 퍼셉트론(perceptron)이라는 인공신경망 모형을 발표하였다. 퍼셉트론 모형은 入力層(input layer)과 出力層(output layer)을 가지고 있으며, 學習은 주어진 입력에 대해서 각 연결강도(weight)를 조정함으로써 이루어진다. 퍼셉트론은 그 학습이 數學的으로 증명되어 큰 호응을 얻었고 많은 사람들이 그 가능성을 연구하기 시작하여 인공신경망에 대한 연구는 한 때 붐을 일으켰다.

그러나 퍼셉트론 모형은 XOR 함수와 같은 非線形 分離 問題를 풀 수 없음이 민스키

(Minsky)와 퍼퍼트(Papert)의 퍼셉트론즈(perceptrons)에 의해서 밝혀진 이후 인공신경망에 대한 연구는 한 때 침체에 빠졌다. '80년 대에 들어 다시 연구가 활기를 띠기 시작해서 러멜하트(Rumelhart) 등은 parallel distributed processing에서 逆傳播(back-propagation) 學習 알고리즘을 제안하였다(Rumelhart, 1986). 이 모형은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 隱匿層(hidden layer)을 가지고 있는 다층 퍼셉트론이다. 逆傳播 알고리즘은 어떤 입력에 대해서 얻은 값과 원하는 값과의 차이를 줄여나가는 誤差訂正 규칙으로 로젠블러트의 퍼셉트론이 가지고 있는 線形分離 問題를 해결하였다.

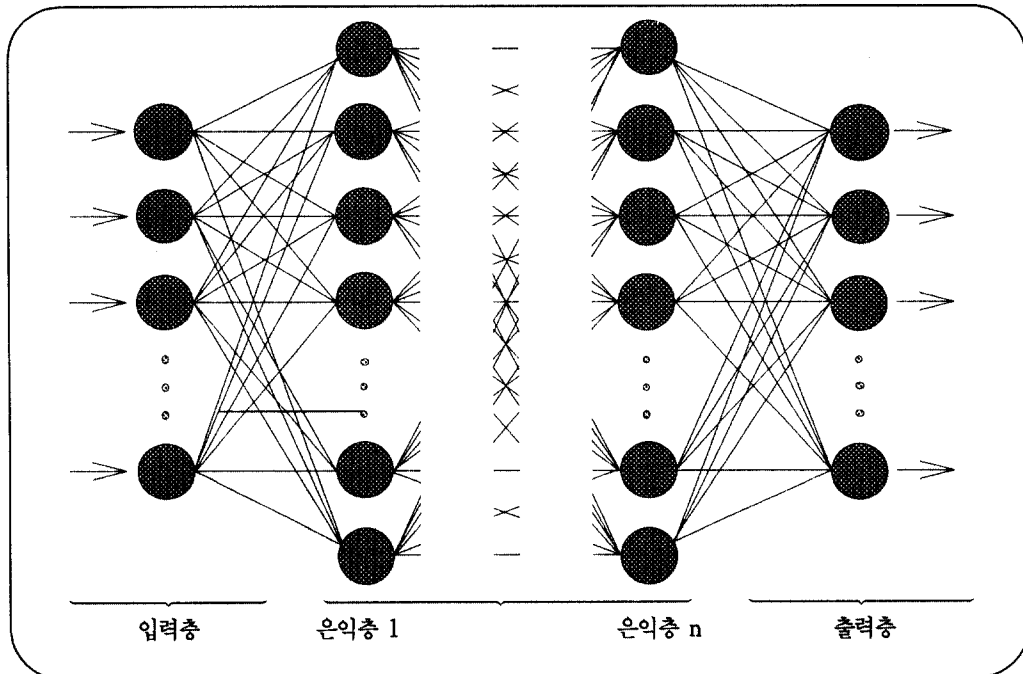
인공신경망은 文字認識, 音聲認識, 映像處理, 로봇 제어 등 공학적인 분야에 적용되

어 각광을 받고 있으며, 또한 최근에는 時系列分析, 最適化, 日程管理, 財務分析 등 경영 문제의 거의 모든 분야에서 응용하려는 시도와 성공사례가 많이 보고되고 있다(지원철, 1992).

## 2. 人工神經網의 構造

지금까지 많은 인공신경망 모형이 제시되었는데, 이 인공신경망들은 각기 고유한 특징을 가지고 있어서 분류기준에 따라 그 구조가 다르게 나타날 수 있다. 여기에서는 그러한 구조를 모두 기술하기보다는 본 연구의 목적상 多層 퍼셉트론(multilayer perceptron)의 기본 구조에 대해서 간략하게 기술하고자 한다.

다층 퍼셉트론은 입력층과 출력층 사이에



<그림 1> Multi-layered neural network의 구조

하나 이상의 은닉층을 가지고 있는 階層構造를 이루고 있다. 이는 <그림 1>과 같이 입력층→은닉층→출력층 방향으로 연결되어 있으며, 각 층내의 연결과 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 前方向(feedforward)으로 결합되어 있다.

### 3. 逆傳播 알고리즘

인공신경망에서 널리 사용되고 있는 학습 알고리즘은 Rumelhart 등이 1986년에 제시한 역전파 알고리즘이다. 이는 最小自乘 알고리즘의 非線形的인 확장으로 微分의 반복규칙(chain-rule)를 여러 번 반복적으로 적용하여 확률 근사치 프레임워크(stochastic approximation framework)와 관련지음으로써 유도되어진다(金大洙, 1993).

역전파 학습 알고리즘의 기본원리는 입력층의 각 노드에 입력자료가 주어지면 이 값은 각 노드에서 연결강도와 결합하여 다음 층에 전달되고 최후에 출력층에서 최종값을 출력하게 된다. 인공신경망에 의해서 계산된 이 출력값과 목표값을 비교하여 그 차이를 줄여 나가는 방향으로 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조정해 나간다.  $p$ 번째의 입력값과 출력값이 제시되는 경우에 노드  $i$ 에서 노드  $j$ 로의 연결강도의 변화는 다음의 數式으로 표현된다(金大洙, 1993).

$$\Delta_p W_{ji} = \eta \cdot (t_{pj} - O_{pj}) i_{pi} = \eta \cdot \delta_{pj} i_{pi}$$

여기서  $O_{pj}$ 는  $p$ 번째 입력값으로부터 인공신경망이 계산한  $j$ 성분의 출력값이고,  $t_{pj}$ 는  $p$ 번째  $j$ 성분의 목표값이며,  $i_{pi}$ 는  $p$ 번째  $i$ 성분의

입력값으로, 결국  $\Delta_p W_{ji}$ 는 입력층  $i$ 노드로부터 출력층  $j$ 노드의 연결강도 변화량이 된다.

일반적으로 많이 사용되는 연결강도의 變化數式은 다음과 같이 표현된다(김대수, 1993).

$$\Delta_p W_{ji}(n+1) = \eta \cdot \delta_{pj} O_{pj} + \alpha \cdot \Delta_p W_{ji}(n)$$

여기서  $n$ 은 학습의 횟수,  $\alpha \cdot \Delta_p W_{ji}(n)$ 는 모멘텀 항(momentum term)으로 오차진동을 적게 하여 수렴속도를 빨리 하기 위하여 첨가한 항목이다.

일반적으로 연결강도를 변경하는 방법은 입력값(pattern)을 제시할 때마다 연결강도를 변경하는 방법과 학습패턴을 전부 제시한 후 한꺼번에 변경하는 일괄연결강도 변경방법이 있다.

다층 퍼셉트론은 구현하기 쉽고 어느 정도 학습이 가능하여 가장 많이 사용되고 있다. 그러나 역전파 알고리즘은 지역 최소값(local minima)에 빠질 가능성이 있으며, 학습과정을 수용하기 위해서는 많은 양의 데이터와 학습시간이 소요된다. 또한 한번 학습된 것에 대해서 수정이나 추가학습이 불가능하다는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 개선하기 위한 방안이 제시되고 있지만 아직 획기적인 방법은 없다.

## IV. 人工神經網에 의한 土地의 評價模型

### 1. 研究對象地域과 資料

본 연구에서는 인공신경망 모형을 두 가지의 경우로 나누어 구축하였다. 하나는 區 단

위로 江南區(江南 模型)와 城北區(城北 模型)를 각각 대상으로 하나씩 모형을 구축하고, 다른 하나는 城北과 江南 地域을 통합해서 두 지역 전체를 대상으로 한 모형(統合 模型)을 구축하였다. 이렇게 한 이유는 1차적으로 區 단위의 토지평가에 人工神經망을 적용할 수 있음을 보이고자 함이다. 이렇게 할 경우 서울 지역 전체의 토지를 평가하기 위해서는 區의 수만큼 모형이 구축되어야 한다. 통합 모형을 시도하는 것은 지역을 다른 특성과 마찬가지로 하나의 특성으로 간주해도 큰 무리가 없으며, 따라서 대상지역을 확대하는 경우에 특성변수(지역)가 추가되고 결과에는 큰 차이가 없을 것이라고 판단했기 때문이다. 이를 더 확대시키면 이론적으로는 전국을 하나의 평가 모형으로 구축하는 것이 가능할 것이다.

人工神經망의 학습에는 鑑定評價人이 조사한 '93년도 30만 표준지토지특성자료 중에서 강남구(강남 모형)에 1,085個, 성북구(성북 모형)에 1,270個를 사용하였다. 통합 모형에는 두 지역자료를 합한 2,355個 筆地를 사용하였다.

2. 入力資料 : 땅값의 決定要因 選定

표준지 특성자료 중에서 상대적으로 땅값에 영향을 적게 미치는 요인을 제외시키기 위해서 통계적 분석을 하였다. 이는 土地調査特性表에 나타난 항목들 중에서 땅값결정에 영향을 미치지 못하는 것들이 있으며, 또한 모든 항목을 人工神經망의 학습에 사용할 경우 입력층의 노드 수가 많아지고 학습시간이 길어져서 효율성이 떨어지기 때문이다.

통계분석은 '93년도 표준지 토지특성조사표에 나타난 항목을 대상으로 하였다. 토지특성 항목이 名目尺度로 조사되었기 때문에, 이를 可變數(dummy variable)로 변환하고 多重回歸模型(stepwise)에 적용하여 변수를 선택하였다. 回歸模型을 추정하기 위해 적용한 모형의 형태는 非線形函數式을 사용했으며, 이를 토대로 1차적으로 지역별 토지특성 변수를 선정하였다.

본 연구에서 우연하게도 江南 模型과 城北 模型의 特性數가 같게 선정되었지만, 두 모형의 특성이 모두 같은 것으로 선정된 것은 아니다.

<표 1> 人工神經網 學習資料의 數와 選定變數의 갯수

	자료 수	토지특성 수	가변수 갯수
통합모형	2,355	19	59
강남모형	1,085	17	52
성북모형	1,270	17	44

3. 入力資料의 變換

土地特性資料들은 物理的·空間的 特性和 관련된 내용으로 주로 行政規制나 주위환경을 나타내는 정성적 자료들로 名目尺度이다. 그러나 名目尺度의 자료를 그대로 人工神經망에 적용해본 결과 정확도가 좋지 않았다. 따라서 자료의 변환이 필요한데 다음과 같은 방법이 있을 수 있다.

방법 1) : 각 변수가 취할 수 있는 최대값만큼 眞偽型 變數를 만드는 방법이다. 이렇게

할 경우 학습의 정도는 좋으나 변수의 항목이 많을 경우 眞僞型 變數가 많아져서 입력 노드 수가 많아지고 따라서 학습시간이 길어진다.

방법 2): 변수의 각 값을 2진수로 나타내는 것이다. 이렇게 나타낼 경우 방법 1)보다 입력 노드의 수가 줄어들고 학습정도도 좋은 편이다.

방법 3): 본 연구에서처럼 자료의 항목이 많은 경우 방법 1)을 적용하기에는 너무 변수가 많고 실제로 모든 변수가 필요하지 않아서 통계적 방법(stepwise)으로 변수를 선정하는 경우, 선정된 변수만으로 방법 1)과 같이 변환하여 사용할 수 있을 것이다. 즉 선정된 변수의 명목척도 값을 순서대로 다시 부여하여 방법 1)과 같이 변환한다. 이 경우 방법 2)보다 입력 노드수가 많아질 수도 있다. 본 연구에서는 방법 3)으로 자료를 변환하였다.

자료 변환의 예를 들어보면 통계적 방법(stepwise)에 의해 '간선도로 구분'이라는 특성 중에서 '광대(①)'와 '소로(③)'가 선정되었다고 하고 어느 한 표준지에서의 간선도로 구분이 '소로'라고 하자. '간선도로 구분'이라는 특성에는 총 6개(광대, 중로, 소로, 계광, 계중, 계소)의 명목척도가 있다. 따라서 방법 1)로 하는 경우 6개의 진위형 변수가 생기게 되는데 세번째 변수가 '1'의 값을 갖고 나머지는 '0'의 값을 갖는 '0 0 1 0 0 0'으로 변환된다.

방법 2)로 하는 경우 가장 큰 자료값이 6이고 이를 2진수로 나타내려면 3개의 진위형 변수가 필요하고 '소로'가 '3'이므로 '0 1 1'로 변환된다.

방법 3)으로 하는 경우 6개의 명목척도 중

〈표 2〉 資料變換의 例

방 법	소 로 (③)	입력 노드 수
방법 1)	0 0 1 0 0 0	6
방법 2)	0 1 1	3
방법 3)	0 1	2

에서 2개가 선정되어 첫번째인 '광대'는 '1'을 그대로 두고 '소로'는 '2'가 새로 부여되어 총 2개의 진위형 변수가 생기게 된다. 따라서 이 예에서 '소로'는 '0 1'로 변환된다.

#### 4. 人工神經網 模型 決定

##### 1) 人工神經網 模型 生成 도구

변환된 자료로 人工神經網 模型을 구축하기 위해서 UNIK-NEURO라는 人工神經網 模型 生成 도구를 사용하였다. UNIK-NEURO는 한국과학기술원 지능정보시스템연구실에서 개발한 專門家시스템 開發道具로서 UNIK 시리즈 중의 하나이다. UNIK-NEURO는 前方向構造(feedforward network) 하에서의 逆傳播學習 알고리즘을 기반으로 하는 학습방법을 이용하여 人工神經網을 쉽게 구축하고 관리할 수 있도록 하기 위하여 개발되었다(한국과학기술원, 1994). C++언어를 기반언어로 하고 있다.

UNIK-NEURO는 workstation과 PC상에서 편리하게 神經回路網을 구축하고 관리할 수 있는 기능을 가지고 있다. 기본적으로 神經회로망 선언 언어를 사용하고 神經회로망 模型에 대한 해석기와 사례관리기 그리고 학습 및 예측기를 기본 구성요소로 하고 있다.



2) 人工神經網 模型 결정

본 연구에서 人工神經網 模型은 <그림 2>와 같이 표준지의 특성을 입력층의 입력자료로 하고, 표준지의 공시지가를 출력층의 목표값으로 하여 구성하였다. 은의층의 數와 은의층의 노드 數 그리고 학습을 및 모멘텀항을 변화시켜가면서 여러 가지의 경우로 人工神經網을 학습시킨 결과 <표 3>과 같은 경우가 가장 좋은 것으로 나타났다.

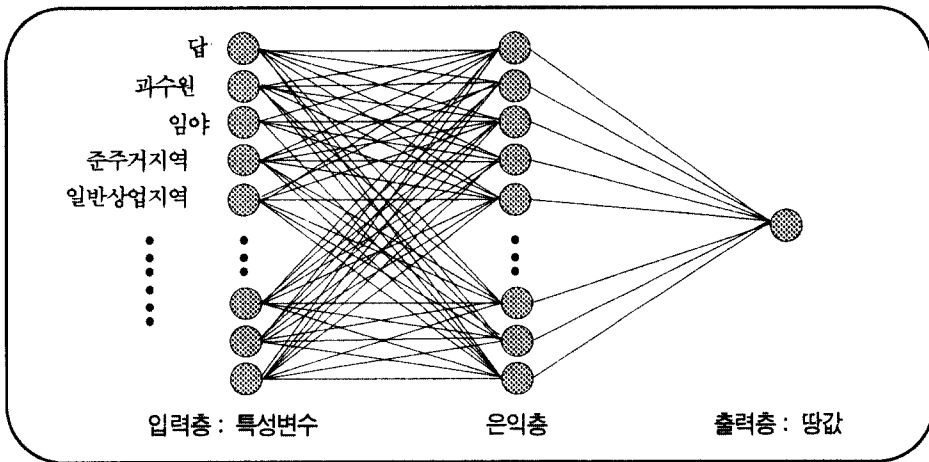
각 模型을 학습하는 과정에서 城北 模型은 순조롭게 이루어졌으나 江南 模型의 경우에는 城北 模型처럼 순조롭지 않았다. 이는 특

성자료 사이의 矛盾 때문인 것으로 생각되는데, 특히 回歸分析을 통해 변수를 선정하는 과정에서 모순현상이 더 많이 발생한 것으로 생각된다. 統合 模型은 城北資料와 江南資料를 합쳐서 학습시켰는데, 학습의 상태가 좋지 않은 것은 강남의 자료가 영향을 미쳤기 때문인 것으로 생각된다.

V. 評價結果의 比較分析

1. 實驗資料와 問題點

본 연구결과에 대한 실험을 위해서 城北區



<그림 2> 人工神經網 模型

<표 3> 人工神經網 學習狀態

	입력층	은의층	출력층	TSS	Epoch
성북 모형	44	47	1	0.10131	5,008
강남 모형	52	52	1	0.62857	3,000
통합 모형	59	59	1	0.70889	4,288

-Epoch: 신경회로망이 학습되는 주기

-TSS: Total Sum of Square 학습된 상태의 성과척도

와 江南區에 소개한 일부 개별필지에 대한 '94 토지특성자료를 사용하였다. 이 자료는 公示地價를 산정하기 위하여 성북구와 강남구에서 조사하여 정리 중인 자료의 일부로 관련기관의 협조로 본 연구에서 실험용으로 사용하였다. 실험에는 성북 모형에 58개, 강남 모형에 20개, 통합 모형에 78개 필지를 사용하였다.

실험결과를 비교평가하기 위해서는 신뢰성 있는 比較基準이 필요하다. 비교기준으로 삼을 수 있는 것으로 개별필지의 市場去來 價格 또는 專門評價인이 직접평가한 鑑定評價額 그리고 비준표에 의해 산출된 算定地價와 이에 근거한 調整地價 등이 있을 수 있다. 여기에서 산정지가라 함은 비교표준지의 공시지가에 비준표에서 구한 價格倍率을 곱하여 산출한 개별필지의 지가를 말하고 조정지가는 산정지가에 여러 이유로 해서 조정된 지가를 말한다. 시장거래 가격이나 전문평가인이 직접평가한 감정평가액이 산정지거나 조정지보다 더 좋은 비교기준이라고 할 수 있다. 그러나 토지의 시장거래가격을 획득하기 어렵고 본 연구에서 시장거래 가격을 가지고 인공신경망 모형을 학습시킨 것이 아니기 때문에 시장거래 가격을 비교기준으로 사용할 수 없다. 그리고 전문평가인에게 의뢰하는 것 또한 많은 어려움이 있다.

그래서 다음과 같이 算定地價 및 調整地價를 각각 인공신경망으로 산출한 평가액과 비교하여 그 차이가 어느 정도인지를 분석해 보았다.

## 2. 結果의 比較分析

토지특성 자료를 이용해서 인공신경망 모

형을 학습시킨 상태가 城北 模型의 경우 대단히 양호하다고 할 수 있다. 그러나 江南 模型의 경우에는 特性資料들 간의 모순으로 인하여 학습의 상태가 양호하지 못하게 구성되었다. 統合 模型의 경우에는 城北 土地特性 資料와 江南 土地特性 資料를 이용해서 학습시켰는데, 강남 토지특성이 영향을 미치어 모형의 학습결과가 좋지 않은 것으로 나타났다.

다음 <표 4>에서부터 <표 7>은 算定地價 및 調整地價와 인공신경망에 의한 평가액과의 절대값 차이를 분석한 것이다. 分析 I은 인공신경망에 의한 土地評價額과 調整地價와의 절대값 差異率이고, 分析 II는 算定地價와의 절대값 差異率이다. 성북 모형의 경우 차이에 대한 比率의 平均이 分析 I의 경우 7.6%, 分析 II의 경우 7.1% 정도이고 차이율의 표준오차는 0.0063과 0.0077로 나타났다. 그러나 강남 모형의 경우 차이에 대한 비율의 평균은 각각 27.9%, 16.8%로 나타났고 統合 模型의 경우에는 모두 18.2% 정도로 나타났다. 그리고 표준오차의 경우도 강남 모형은 각각 0.0394, 0.0251이고, 統合 模型은 각각 0.0116, 0.0102로 나타나 전반적으로 성북 모형의 경우보다 학습이 잘 이루어지지 않았음을 보여주고 있다. 통합 모형의 경우 성북 모형과 강남 모형의 중간 정도를 나타내고 있는데, 이는 두 지역의 자료를 합해서 사용했기 때문이다. 강남 토지특성 자료가 모형 학습에 좋지 않은 측면에서 영향을 미쳤기 때문으로 생각된다.

이러한 단편적인 결과를 가지고 인공신경망에 의한 토지평가가 그 어느 방법보다 좋고 판단할 수는 없다. 그러나 적어도 토지특

성 자료가 인공지능망 학습에 적합하도록 수집된다면, 인공지능망을 이용하여 효율적으로 토지를 평가하는 것이 가능하다고 판단할 수

있을 것이다. 특히 인공지능망은 다른 방법보다도 개별필지에 대한 토지의 평가를 쉽게 자동화할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

〈표 4〉 結果에 대한 比較分析

		건 수	최 대 차이율	최 소 차이율	차이율의 평 균	차이율의 표준오차
분석 I *	강남모형	20	0.530	0.010	0.2790000	0.0393627
	성북모형	58	0.260	0.020	0.0760345	0.0063519
	통합모형	78	0.460	0	0.1820779	0.0115972
분석 II *	강남모형	20	0.340	0	0.1680000	0.0251375
	성북모형	58	0.230	0	0.0710345	0.0077260
	통합모형	78	0.360	0	0.1815584	0.0101511

\* 人工神經網 模型으로 평가한 土地評價額을 A, 比準表에 의해 계산된 算定地價를 B, 調整地價를 C라고 할 때,  
 分析 I :  $\{(A - C) / C\}$ 의 절대값에 대한 統計值  
 分析 II :  $\{(A - B) / B\}$ 의 절대값에 대한 統計值

〈표 5〉 差異率의 分布: 江南 模型

	분 석 I	분 석 II
0.00 < = 차이율 < 0.05	2 (10.0)	4 (20.0)
0.05 < = 차이율 < 0.10	5 (25.0)	2 (10.0)
0.10 < = 차이율 < 0.15	-	3 (15.0)
0.15 < = 차이율 < 0.20	-	3 (15.0)
0.20 < = 차이율 < 0.25	1 ( 5.0)	3 (15.0)
0.25 < = 차이율 < 0.30	1 ( 5.0)	2 (10.0)
0.30 < = 차이율 < 0.35	3 (15.0)	3 (15.0)
0.35 < = 차이율 < 0.40	-	-
0.40 < = 차이율 < 0.45	5 (25.0)	-
0.45 < = 차이율 < 0.50	2 (10.0)	-
0.50 < = 차이율 < 0.55	1 ( 5.0)	-
계	20(100)	20(100)

〈표 6〉 差異率의 分布：城北 模型

	분 석 I	분 석 II
0.00 < = 차이율 < 0.05	23(39.7)	28(48.3)
0.05 < = 차이율 < 0.10	27(46.6)	19(32.8)
0.10 < = 차이율 < 0.15	3( 5.2)	4( 6.9)
0.15 < = 차이율 < 0.20	2( 3.4)	4( 6.9)
0.20 < = 차이율 < 0.25	2( 3.4)	3( 5.2)
0.25 < = 차이율 < 0.30	1( 1.7)	-
계	58(100)	58(100)

〈표 7〉 差異率의 分布：統合 模型

	분 석 I	분 석 II
0.00 < = 차이율 < 0.05	10(13.0)	8(10.4)
0.05 < = 차이율 < 0.10	6( 7.8)	11(14.3)
0.10 < = 차이율 < 0.15	8(10.4)	6( 7.8)
0.15 < = 차이율 < 0.20	26(33.8)	18(23.4)
0.20 < = 차이율 < 0.25	4( 5.2)	17(22.1)
0.25 < = 차이율 < 0.30	19(24.7)	10(13.0)
0.30 < = 차이율 < 0.35	1( 1.3)	6( 7.8)
0.35 < = 차이율 < 0.40	-	1( 1.3)
0.40 < = 차이율 < 0.45	2( 2.6)	-
0.45 < = 차이율 < 0.50	1( 1.3)	-
계	78(100)	78(100)

## VI. 맺는 글

현재의 公示地價 體系를 뒷받침하고 있는 統計學的인 土地評價 方法은 客觀적이고 합

리적인 평가方法으로서 중요한 역할을 하고 있다. 그러나 앞에서 살펴본 것처럼 다중회귀 분석에 의한 비준표의 작성과 활용에 있어서 여러 가지 문제들을 안고 있다. 무엇보다도

전국의 2,500萬 筆地를 비준표를 이용해서 땅값을 평가해야 하기 때문에 엄청난 업무를 유발하고 있다.

본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하는 대안으로 인공신경망을 이용한 방법을 제시했다. 학습자료의 구조적인 제약과 시간적인 제약으로 인공신경망을 충분히 학습시키지 못했지만, 더 많은 연구가 수행되면 인공신경망을 토지평가에 이용할 수 있다는 충분한 가능성을 보였다. 인공신경망을 이용할 경우 獨立變數들 간의 다공선성 발생 우려나 개별지가 산정시에 적용할 표준지가 없거나 두개 이상인 경우 등의 문제들은 제거할 수 있다. 인공신경망에 의한 방법의 가장 큰 매력은 2,500만 개별필지에 대한 평가를 간단하게 자동화하여 一線公務員의 엄청난 업무를 제거할 수 있다는 것이다. 인공신경망에 의한 방법은 이러한 장점을 가지고 현재의 문제점을 해결할 수 있는 대안의 하나이다.

그러나 토지평가에 인공신경망을 이용하는 경우에도 몇가지 문제점은 남는다. 이는 크게 인공신경망 자체가 가지고 있는 문제와 토지평가에 인공신경망을 이용함으로써 발생하는 문제로 대별된다. 인공신경망 자체가 가지고 있는 가장 중요한 문제는 回歸分析에서처럼 결과에 대한 統計的인 檢證方法이 아직 없으며, 또한 지역 최소값(local minima)에 빠질 우려가 있다는 것이다. 이러한 문제는 결과에 대한 반복적인 실험으로 어느 정도 해결할 수 있을 것이다.

토지평가에 인공신경망을 이용함으로써 발생할 수 있는 문제로 다음과 같은 것이 있다.

첫째, 특수한 토지특성(모지, 화장장, 도축

장 등)은 아주 좁은 지역에서만 나타나고 다른 지역에는 거의 나타나지 않는다. 이러한 특성의 표준지는 극히 적어 인공신경망 학습이 적절하게 이루어지기 어렵다. 따라서 補正이 어려워 오히려 현재의 통계적 방법보다 못한 경우가 있을 수 있다. 이는 표준지의 선정(구성)을 개선하면 문제가 해결될 것으로 생각된다.

둘째, 토지시장 환경이 변해서 땅값이 변했을 때 인공신경망에 의해 구축된 모형을 처음부터 다시 학습시켜 새로운 모형을 만들어야 한다. 전체적으로 큰 변화가 없는 경우 통계적 방법에서는 어느 정도 보정이 가능하나 인공신경망에 의한 방법만으로는 보정이 어려울 것으로 판단된다.

셋째, 좀더 사용하기에 편리하고 토지평가라는 문제의 성격에 맞는 인공신경망 도구를 개발하여야 할 것이다. 土地特性資料를 유지·관리하는 데이터 베이스, 학습에 적합한 형태로 변환할 수 있는 시스템 개발 등 統合的인 評價시스템에 대한 연구가 필요하다.

### 參 考 文 獻

- 建設部, 公示地價(서울특별시), 1994
- 建設部, 土地價格比準表 作成, 1994
- 建設部, 地價形成要因에 관한 標準的인 比較表(土地價格比準表) (I), 1993
- 建設部, '93 개별공시지가조사요령, 1993
- 金大洙, 신경망 이론과 응용(I), 하이테크 정보, 1993
- 金永杓, 計劃的 土地評價模型과 地價豫測模型의 統合方向, 不動產鑑定評價, 1993 가을호
- 박상태, 박승양, 신경회로망의 소개, 정보과학회지 제 10권 제2호, 1992. 4

- 사공호상, 토지평가의 계량적 접근방법에 관한 연구, 서울대학교 환경대학원 석사학위 논문, 1991. 8
- 李昌錫, 尹昌九, 姜海圭, 金容珉, 不動產鑑定評價論, 螢雪出版社, 1991
- 지원철, 경영을 위한 신경망 응용, 정보과학회지 제 10권 제2호, 1992. 4
- 韓國鑑定評價業協會, 公示地價調査·評價業務要領, 1993. 11
- 한국과학기술원 지정보시스템연구실, UNIK 사용자 설명서, 1994. 2
- Alven Lam, Valuation Technology in the Land Use Policy Environment, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- David Jensen, Expert Systems for Valuation—USA, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Eliot, Lance B. Appraising case-based reasoning, *AI Expert*, vol. 7, Oct. 1992
- Grupe, F. H., Case-based reasoning: applying past experience to new problems, *Information Systems Management*, vol. 10, Sep. 1993
- Jack Eichenbaum, The Location Variable in World Class Cities: Lessons from CAMA Valuation in New York City-USA, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Jeannette Lawrence, Data Preparation for a Neural Network, *AI Expert*, Nov. 1991
- Johan Hardon, Computer Assisted Land Valuation System—Indonesia Case International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Jogen Pedersen, Gregers Moerch-Lassen, Computerized Land Valuation in Denmark, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Richard Borst, Artificial Neural Networks, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Robbert Faber, Simulation of Real Market Value, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Rumelhart, D. E., G. E. Hintom, & R. J. Williams, Learning internal Representation by Error Propagation, In Rumelhart D. E., J. L. McClelland and the PDP Research Group (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1: Foundation*, 1986, pp. 318-362
- Teruo Ishizuka, *Computer Assisted Appraisal System Using Geographic Information System—Japan*, International Conference on Property Taxation and its Interaction with Land Policy, Cambridge, Massachusetts, U.S.A., Sep. 22-28. 1991
- Won Chul Jhee, *Decision Support for Time Series Forecasting: A Neural Network Approach for ARMA Modeling*, 1991