

# 인공신경망을 이용한 재개발지구의 기준설정 모델 개발

## Development of Fundamental Establishment Models for Redevelopment Area using Artificial Neural Network

정영동\* · 김영곤\*\*

Jung, Young-Dong · Kim, Young-Kon

### 요 旨

본 논문은 재개발 지구의 설정 기준에 있어서 인공신경망 이론의 응용성을 적용하여 그 수치예의 결과에 대한 비교분석을 통해 인공 신경망 알고리즘의 탐색기법이 높은 범용성을 지니면서 양질의 최적해를 매우 효과적으로 찾게됨을 보였다. 그러므로 우리나라의 실정에 부합하는 합리적인 재개발지구의 판정기준을 마련할 수 있을 것으로 생각된다.

### ABSTRACT

The present paper describes an investigation into the application of the artificial neural network in the establishment criterion of redevelopment assignment. From the results, it is found that the artificial neural network algorithm search technique is very effective to find the good optimum solution as well as has higher robustness. So, the results of this research could contribute to making a reasonable assessment criterion of redevelopment assignment which is proper to the situation of Korea.

### 1. 서 론

최근 자연발생적인 도시는 끊임없는 진보를 거듭하며 성장 변화하여 왔으나 인구의 집중화와 과밀, 교통난과 공해, 공공시설, 녹지, 오픈스페이스 부족, 각종 건물의 노후화와 불량화 등 많은 문제점을 도출시키며 도시의 공간구조 및 기능에 부정적 변화를 초래하여 왔다. 특히 도시의 노후화와 불량주거지역에 대한 공간구조적 불균형은 심각한 도시 재개발 문제로 대두된 지 오래이다.

이러한 도시의 재개발에 있어서 불량주거지역에 대한 주거환경개선 방안으로 1960년대부터 관련정책이 지속적으로 마련되어 변화를 추구하여 왔으나, 1984년 이래 시행되고 있는 도시재개발법(1976년 제정)에 의거한 합동재개발이 많은 문제점을 노출하면서 급기야 1989년에 도시저소득주민의 주거환경개선을 위한 임시조치법을 1999년까지 한시법으로 입안하여 각 지자체를 중심으로 현지개발방식과 공동주택건설방식으로 구분 시행하고 있다.

이러한 불량주거지역은 도시 내에서 형성된 시기나 방법, 형성배경 등의 요인에 의해 입지적으로 점차 변모된 형태의 서로 다른 유형을 갖게 되는데, 그 중 도로 및 필지 형태, 경사도 및 기반시설 등의 물리적 특성이 불량주거지역의 유형을 결정짓는 가장 기본적인 요소라 할 수 있어, 이에 따라 유형별 특성에 맞게 정확성을 높이고 공동체의 연대감을 향상시킬 수 있는 실질적인 개발 방식의 대안이 요구된다.

도시 재개발의 당면과제는 지구지정에 있어서 그 기준을 어디에 두느냐는 것이며, 지금까지의 구역설정 방법은 도시 재개발법이나 감각적 관점에서 처리하는 것이 일반적이었다. 그런데 최근 지구지정의 방법론에 있어서 물리적 환경요소로서 불량화 요인을 중심으로 한 분석방법이 시도되어 왔다. 이는 임의 도시의 지역·지리적 특성 및 도시계획상 용도지역 등을 고려하여 기본적인 불량구역 선정하고, 구역별 조사점수를 평점하여 재개발 기본계획의 수립이나 사업 시행에 따른 구역설정기준으로 활용할 수 있다. 그러나 이러한 평가방법은 명확한 이론과 방법이 충분하게 마련되지 못한 실정이며 전문가에 따라 많은 개인차를 보임으로써 판단결과가 정성적이

\*조선대학교 토목공학과 교수

\*\*조선대학교 대학원 박사과정

고 주관적이다.

외국의 경우에는 도시 재개발의 지구지정에 있어 각 나라마다 각각의 기준들이 활용되고 있다. 그러나 외국의 APHA평가법, Culling Worth의 Housing Stadard, 日本의 불량도 판정위원회기준, 영국의 GIA와 HAA 구역지정기준 등<sup>9)</sup>은 우리나라의 도시에 적용시키기에는 상당한 문제점을 내포하고 있다. 이 때문에 재개발지구 지정에 있어 우리나라의 지역 실정에 맞고, 조사자료를 기초로 하여 합리적이고 객관적으로 분석할 수 있는 시스템 개발이 절실히 요구되고 있다.

따라서 본 연구에서는 도시 재개발지구의 기준설정 모델개발을 위하여 첨단기법인 인공신경망 이론을 도입하여 모사함으로써 재개발지구 기준설정을 위한 합리적인 시스템을 마련하고자 한다. 또한 임의의 5개 현지개발방식의 주거환경개선 사례지구를 대상으로 영세형 필지의 저층고밀개발로 인한 지구외부환경의 제반 문제점과 도로 및 필지 형태에 따른 가구 규모 및 필지 조합방식을 조사·분석하여 인공신경망<sup>10)</sup>을 이용한 기준설정 시스템에 적용해 봄으로써 향후 도시 재개발 및 주거개선사업에 필요한 기본 모델(Prototype)을 제시해 보고자 한다.

## 2. 인공신경망 이론

컴퓨터 관련기술의 급속한 발달에 따라 인간과 유사한 능력을 지닌 컴퓨터를 이용한 인공지능(AI, artificial intelligence)의 구현이 다양한 분야에서 시도되고 있다. 이러한 인공지능의 한 분야인 인공신경망 모형의 시초는 1943년 McCulloch와 Pitts의 논문에서 찾을 수 있으며, 70년대 잠시 침체기를 맞이하다가 80년대 병렬처리 컴퓨터의 출현에 고무되어 다시 연구가 활발해졌다. 최근에는 패턴인식, 의사결정 등에서 인간의 두뇌를 모방한 인공신경망에 대한 연구가 지속적으로 이루어지고 있으며 광학, 음성타자기, 문자인식, 아날로그 VLSI 디자인, 로봇공학 등에 응용되고 있다. 토목 및 도시계획 분야에 있어서도 예측, 모델링 및 평가 등 여러 방면에서 적용되고 있다.

### 2.1 인공신경망의 개념

인공신경망(artificial neural network)은 매우 복잡한 인간의 두뇌를 구성하는 기본단위로 뉴런(neuron)의 개념을 도입한 Ramón y Cajál의 작업을 기초로 하여 인간

의 인식과정이나 신경생태를 수학적 모형으로 일반화시키기 위해 개발된 병렬 정보처리시스템이다.

인공신경망은 인간의 두뇌에서 일어나는 자극, 반응, 학습과정을 모사한 것이므로 인공신경망을 정확하게 이해하기 위해서 먼저 인간 두뇌의 신경체계를 이해할 필요가 있다. 생물학적으로 두뇌는 5천억~1조 개의 뉴런이라는 신경세포로 구성되는데, 생물학적 뉴런은 세포본체(cell body), 축색돌기(axon), 수상돌기(dendrite)로 구성되고 이 뉴런들 사이에서 시냅스(synapse)라는 연결물체가 어떤 자극에 대한 반응을 다른 뉴런으로 전달해 주는 매개체 역할을 한다. 즉, 외부에서 어떤 자극이 가해졌을 때 뉴런은 반응을 하게되고 이 반응은 시냅스를 통하여 다른 뉴런들에게 전달되며, 이러한 전달과정은 두뇌 속에 있는 모든 뉴런에 걸쳐 일어난다.

인공신경망은 이와 같은 생물학적 신경세포망의 기능을 모사한 인공뉴런(artificial neuron)과 인공시냅스(connection link)로 구성된다. 인공신경망에서의 정보처리는 정보처리단위인 인공뉴런에서 일어나며, 이들 뉴런 사이의 신호는 인공시냅스인 연결링크를 통해서 전달된다. 각각의 연결링크는 뉴런들 사이의 연결강도를 나타내는 가중치를 가지고 있으며, 각 뉴런에서는 다른 뉴런으로부터 전달되는 신호와 가중치의 곱의 총합에 활성화 함수(activation function)를 적용하여 출력신호를 발생시킨다.

이러한 원리를 기초로 작동되는 인공신경망은 모든 지식이 학습과정을 통해 획득되며, 가중치에 의해 조절되는 뉴런들 사이의 연결강도를 사용하여 획득된 지식을 저장한다는 점에서 인간의 두뇌와 비슷한 면이 있지만 정보처리시간, 지식의 경신 등 여러 면에서 생물학적 신

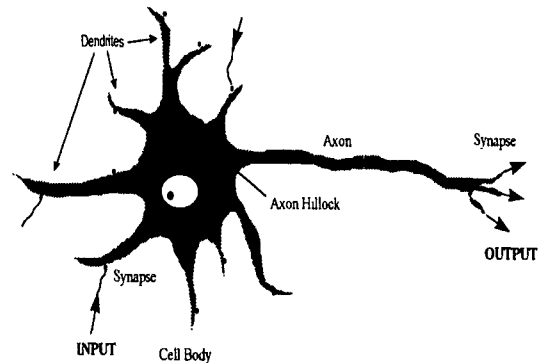


그림 1. Typical biological neuron

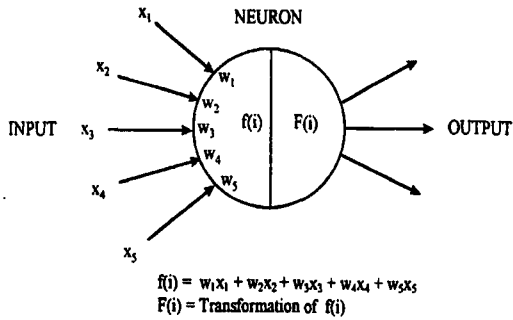


그림 2. Artificial neuron

경망과 다르게 작동한다. 그림 1은 생물학적 뉴런을, 그림 2는 인공뉴런의 구조를 간략하게 도시한 것이다.

## 2.2 인공신경망의 특징

인공신경망은 병렬구조를 사용하여 계산을 수행하며 지식을 학습하고 일반화시키는 능력을 가지고 있기 때문에 일반적인 방법으로는 다루기 힘든 대규모의 복잡한 문제에 대한 해를 구하는데 사용할 수도 있다. 이러한 인공신경망의 특징 및 능력은 다음과 같다.

① 정보 병렬처리(parallel information processing) : 뉴런의 신호전달은 0~1,000 Hz로 비교적 느리게 동작하지만 다수의 뉴런에 의해 병렬분산처리를 하여 정보를 빠른 시간 내에 처리한다.

② 비선형성(non-linearity) : 뉴런은 기본적으로 비선형 구조를 갖기 때문에 인공신경망 자체가 비선형성을 지니며, 실제 발생하는 비선형문제에 인공신경망을 적용하는 것이 가능하다.

③ 입출력 모사(input-output mapping) : 주어진 입력에 대해 원하는 출력이 나올 수 있도록 뉴런 사이의 가중치를 조정하여 인공신경망을 학습시키기 때문에 비모수 통계 추론, 패턴분류 등에 사용할 수 있다.

④ 적응성(adaptivity) : 인공신경망은 주위환경의 변화에 따라 가중치를 적응시킬 수 있는 능력이 있으므로 특정환경에 대하여 학습된 인공신경망이 작동환경의 조건 변화에 적응할 수 있도록 재학습시키는 것이 용이하다.

⑤ 문맥정보(contextual information) : 인공신경망을 구성하는 각각의 뉴런이 다른 모든 뉴런의 전체적인 활성화 상태에 영향을 받기 때문에 문맥정보를 다룰 수 있다.

⑥ 오차허용(fault tolerance) : 병렬구조로 인해 하나의 뉴런이나 연결링크의 결함이 출력결과에 큰 영향을 미치지 않는다.

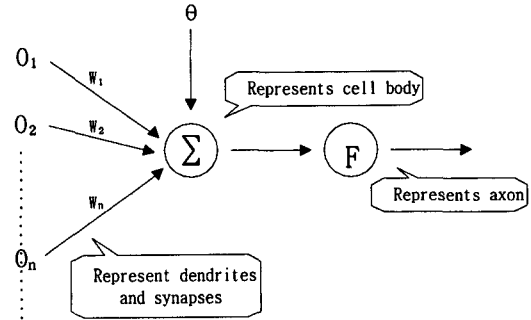


그림 3. 신경세포의 인공뉴런 모델링

지 않는다.

## 2.3 인공뉴런모델과 신경회로망

하나의 신경세포를 인공뉴런으로 모델링할 수 있다. 아래 그림에서 보듯이 인공뉴런은 시넵스에 해당하는 입력부와 세포체에 해당하는 계산 요소(processing element)와 전달체축에 해당하는 전달 연결부(transmitting connections)를 가진다.

뉴런은 어떤 정해진 매개변수를 갖는다. 이는 바이어스(bias)와 전달함수(transfer function) 및 연결강도이다. 각각의 뉴런은 간단한 수치적 연산을 수행한다. 위의 그림에서와 같이 연결강도가 곱해진 입력 값들을 전부 더해서 바이어스 값을 빼고 각각 뉴런의 전달함수를 거쳐서 출력을 하게 된다.

이렇게 만들어진 인공뉴런은 신경회로망의 기본 구성 요소가 된다. 여러 뉴런과 뉴런들을 연결하여 신경회로망을 이룰 수 있다. 이렇게 만들어진 신경회로망은 비선형의 아날로그 방식 반응성(non-linear analogue type response)과 인간의 지식과 비슷한 학습능력(learning capabilities)을 가진다. 또한 대규모의 병렬 처리를 순식간에 수행하는 빠른 처리능력을 가지며 기존의 순차적인 수치 계산법에 비해 큰 오차 보정 능력(fault tolerance)을 갖는다. 이런 장점들은 신경회로망의 무궁무진한 응용을 예상하게 한다.

## 2.4 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)

인공신경망은 신경망을 구성하는 뉴런의 종류와 연결 형태, 그리고 연결링크에 가중치를 부여하는 방식 등에 따라 여러 유형으로 나눌 수 있는데, 본 연구에서는 역전파 학습 알고리즘을 이용하는 다층 퍼셉트론을 적용한다.

### 2.4.1 다층 퍼셉트론의 구조

다층 퍼셉트론(이하 MLP)은 인공신경망의 일종으로서 역전파 신경망, 또는 다층 전방향 신경망이라고도 하며, 각각 다수의 뉴런으로 구성된 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer), 출력층(output layer)을 가지고 있다. 특정 층의 뉴런들은 바로 앞 층의 모든 뉴런과 연결되어 있으며, 뉴런들 사이의 연결링크는 가중치를 갖는다. 각 층 내에서는 뉴런들 사이의 연결이 허용되지 않으며 출력층에서 입력층으로의 직접적 연결은 불가능한 전방향(feed-forward) 신경망으로서 일반적인 구조가 그림 4에 제시되어 있다.

MLP는 은닉층과 각 뉴런들 사이의 입출력 특성을 비선형으로 관계짓기 때문에 인공신경망의 능력을 향상시켜 다층 퍼셉트론의 여러 가지 문제점들을 극복하였으며, 층의 개수가 증가할수록 퍼셉트론이 형성하는 의사결정구역이 고급화된다. 즉, 단층일 경우 패턴공간을 두 개의 구역으로 나누어주고, 2층일 경우 볼록한(convex) 개구역 또는 볼록한 폐구역을 형성하며, 3층인 경우에는 이론상 어떠한 형태의 구역도 형성할 수 있다.

MLP에서 신호의 종류는 함수신호(function signal)와 오차신호(error signal)가 있으며, 함수신호는 입력층에서 시작되어 은닉층을 거쳐 출력층으로 전파된다. 반면, 오차신호는 출력층에서 시작되어 각 층으로 역방향 전파된다. 자세히 설명하면, 입력층의 뉴런이 외부의 입력신호를 받아들여 은닉층으로 보내면 은닉층과 출력층은 이 신호를 받아 입력신호 및 가중치의 비선형 활성화함수를 이용해 함수신호를 계산하여 각 뉴런의 출력신호를 생성하고, 학습 알고리즘의 역전파 단계에서 필요한 순간오차를 계산한다.

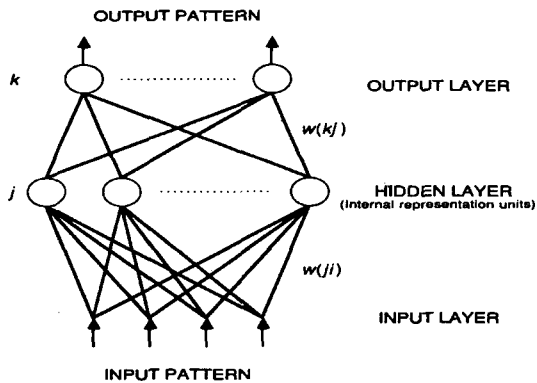


그림 4. A schematic depiction of a multi-layer perceptron

### 2.4.2 역전파 학습 알고리즘(Back-propagation learning algorithm)

대부분의 MLP 학습은 1986년 Rumelhart 등에 의해 제시된 역전파 학습 알고리즘을 사용하여 수행할 수 있다. 이 알고리즘은 주어진 입력에 대해 원하는 출력결과를 학습시키고자 할 때 사용하며, 출력층의 각 뉴런에서 발생된 출력오차를 역으로 전파시켜 나가면서 연결링크의 가중치 수정을 통해 오차를 최소화시킨다.

n번째의 학습패턴이 입력신호로 주어졌을 때 뉴런 k의 출력오차  $e_k(n)$ 은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$e_k(n) = d_k(n) - o_k(n) \quad (1)$$

여기서 뉴런 k는 출력노드이며  $d_k(n)$ ,  $o_k(n)$ 는 각각 n번째 학습패턴이 주어졌을 때 출력뉴런 k에 대해 원하는 출력결과(target or desired value)와 실제 인공신경망의 계산에 의한 출력결과(output)를 의미한다. 그리고 뉴런 k의 순간제곱오차는  $1/2e_k^2(n)$ 으로 정의하며, 출력층에 존재하는 모든 뉴런의 순간제곱오차합을 식 (2)와 같이  $\xi(n)$ 으로 정의한다. 만일 학습패턴이 N개가 있다면 각 패턴에 대한  $\xi(n)$ 의 평균  $\xi_{av}$ 을 구해 MLP의 학습성적을 나타내는 지표로 사용할 수 있다. 여기서 C는 출력노드의 집합이며 N은 학습패턴의 총 개수이다.

$$\xi(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(N) \quad (2a)$$

$$\xi_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \xi(n) \quad (2b)$$

따라서 MLP의 학습은  $\xi(n)$ , 또는  $\xi_{av}$ 를 최소화시키는 방향으로 진행되는데 전자를 이용하는 경우 학습패턴을 하나씩 입력받을 때마다 가중치를 변화시켜 나가는 방식이 되며, 후자를 기준으로 하면 모든 학습패턴을 입력받은 후 가중치를 변화시켜 나가는 방식이 된다.

이제 가중치 수정과정을 살펴보면, n번째 학습패턴이 주어질 때 뉴런 j에 입력되는 신호  $v_j(n)$ 은 식 (3)과 같다.

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n)y_i(n) \quad (3)$$

여기서  $y_i(n)$ 은 n번째 학습패턴에 대한 뉴런 i의 출력값이며  $w_{ji}(n)$ 은 뉴런 i와 뉴런 j를 연결하는 링크의 가중

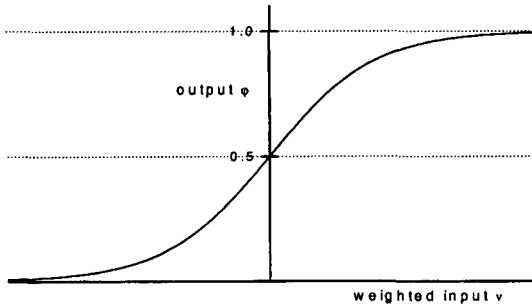


그림 5. The sigmoidal activation function

치이다.  $y_0$ 는 항상 '1'의 값을 가지므로  $w_{j0}$ 는 임계값 (threshold)으로 사용된다. 한편 뉴런  $j$ 는  $v_j(n)$  및 활성화 함수를 사용하여 식 (4)와 같이 출력신호를 계산한다. 이 때  $\theta_j$  및  $v_0$ 은 각각 함수의 임계값과 형상을 조정한다.

$$y_j(n) = \phi_j(v_j(n)) \quad (4a)$$

$$\phi_j(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n) + \theta_j)/v_0)} \quad (4b)$$

활성화함수는 일반적으로 그림 5와 같이 S자 모양의 곡선을 사용한다.

하나의 학습패턴이 주어질 때마다 연결링크의 가중치를 수정해나가는 방식으로 MLP를 학습시키는 경우 매 단계의 가중치는 순간제곱오차법의 부기울기(negative gradient) 방향으로 수정해 나간다.

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial \xi(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (5a)$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) \phi_j'(v_j(n)) \quad (\text{뉴런 } j \text{가 출력층에 속한 경우})$$

$$\delta_j(n) = \phi_j'(v_j(n)) \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (\text{뉴런 } j \text{가 은닉층에 속한 경우}) \quad (5b)$$

여기서  $k$ 는 뉴런  $j$ 가 포함된 층의 바로 다음 층에 있는 뉴런을 의미하며  $\eta$ 는 학습율이다.

또한 뉴런  $j$ 의 활성화함수로 식 (4)를 사용하고 식의 단순화를 위해  $v_0$ 를 1로 할 때 식 (5)는 식 (6)과 같이 변환될 수 있다.

$$\delta_j(n) = [\delta_j(n) - o_j(n)] o_j(n) [1 - o_j(n)] \quad (\text{뉴런 } j \text{가 출력층에 포함})$$

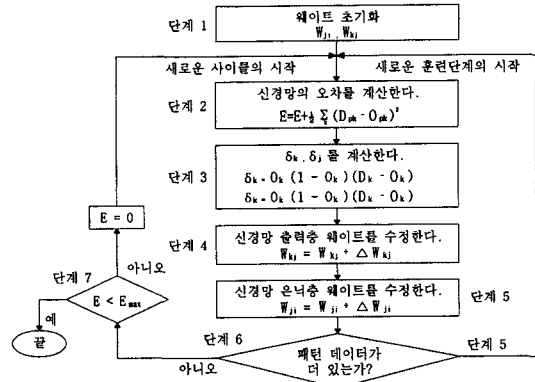


그림 6. 오류 역전파 학습 알고리즘의 순서도

$$\delta_j(n) = y_j(n) [1 - y_j(n)] \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad (\text{뉴런 } j \text{가 은닉층에 포함}) \quad (6)$$

식 (5)를 사용하여 MLP를 학습시키는 경우 학습을  $\eta$ 의 값이 작으면 대개 안정적으로 최종해에 도달하지만 학습속도가 느려지는 문제점이 있다. 반면, 학습속도의 향상을 위해 학습율로 너무 큰 값을 사용하면 최종해에 도달하지 못하고 진동할 가능성이 커진다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 식 (5)에 관성항(momentum rate)  $\alpha$ 를 추가하여 식 (7)과 같이 가중치를 수정할 수 있다.

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (7)$$

오류 역전파 알고리즘에 대한 학습과정을 요약하면 그림 6과 같다. 지금까지 설명했듯이, 오류 역전파 알고리즘은 오류 신호를 계산하고 신경망의 웨이트들을 조정하기 위해서는 바라는 응답값이 필요하다. 이러한 초기의 학습 후에 신경망은 학습에 사용되지 않은 새로운 데이터의 집합을 입력할 수 있다.

### 3. 인공신경망을 이용한 재개발지구 기준설정 모델

도시 재개발지구 기준설정 시스템의 핵심적 기능은 개발지구의 현황과 주변환경에 대한 정확한 정보를 입력 받아 지구별 평가를 추론하는 것으로서 평가결과를 토대로 도시 재개발사업의 기초자료로 활용함에 그 목적이 있으며, 이러한 설정기준 및 입출력 항목의 선정과 추론을 위한 인공신경망 도입 및 시스템 구축과정을 기술해

표 1. 재개발지구 지정을 위한 설정기준 입력항목

조사항목	단 위		인자내용					
대분류	소분류	세분류	A	B	C	D	E	
토지현황	토지이용	택지이용율	%	60~70	60 이하	60~70	70~75	75이상
	토지구모	택지	m <sup>2</sup>	200	500 이상	500~200	200	200 미만
		규모	m <sup>2</sup>	90	150 "	150~90	90	90 "
	가구현황	장변	m	120~150	80~120	80~150	80~200	80~200이외
단변		m	30~60	20~30	20~40	20~50	20~60	
인구	인구밀도	밀도	인/ha	100~200	100이하	100~200	200~300	300 이상
동선	도로	도로율	%	20~28	30이상	30~20	20~15	15 미만
공급처리 시설	상수도	보급율	%	95	95 "	95~80	80~70	70 "
		급수율	1/인일	400	600 "	600~400	400~350	350 "
주거수준	건축밀도	건폐율	%	60~70	60이하	60~70	70	70 이상
		용적율	%	300	300 "	300~20	200~105	105 미만
		건물층수	층	3	3이상	3~2	2~13	1.3 "
	건물규모	규모	m <sup>2</sup>	60~75	110~80	80~60	60~50	50 "
건물구조	구조구분	철근콘크리트		철근콘크리트	브록 연와조	목조	기타	
건물용도	용도 구분	주거용	주거용	주거용	상업용	기타	공업용	
		상업용	상업용	주거용	기타	공업용		
인동거리	거리	m	6	22~10	10~6	6~4	4미만	
건물연한	연도구분	년	71이후	71이후	70~60	59~46	45이전	

보고자 한다. 재개발 지구 지정을 위한 설정기준으로는 토지현황, 인구, 동선, 공급처리시설 및 주거수준 등이 있으며, 이러한 관계를 효율적으로 모사할 수 있는 시스템이 필요한데 이미 제시된 인공지능망이 적절한 대안으로 제시될 수 있다.

그 이유는 전술한 인공지능망의 특징에서 찾을 수 있는데, 우선 재개발 기준과 같은 유형의 비선형적 관계를 잘 나타낼 수 있는 점과 입출력 모사 기능을 이용한 패턴매칭이 기준설정을 위한 자료분석의 규명과정과 유사한 점을 들 수 있으며, 또한 재개발 지구의 설정기준과 인공지능망의 오차허용 특성을 같은 맥락으로 볼 수 있는 점도 이유가 될 수 있다. 그러므로 재개발지구의 설정기준에 따른 조사항목을 입력항목으로 설정하고 평가 결과를 출력항목으로 하는 인공지능망을 도입하여 재개발지구의 설정기준 시스템에 활용한다.

본 연구에 사용된 다층 역전파 학습 인공지능망은 입력층과 출력층, 그리고 두 층 사이에 존재하는 은닉층으로 구성되며 구조 및 학습상수 등을 사용자가 결정할 수 있다. 지금까지 수행된 연구에 따르면 다층 역전파 인공지능망의 학습효율 및 추론능력은 입 출력층 및 은닉층의 구조와 학습율, 관성율 등의 학습상수에 큰 영향을 받는다. 따라서 다양한 구조와 학습상수를 가진 모델들

을 구성하여 주어진 자료를 학습시킨 후 추론결과 등을 분석·평가하여 적절한 인공지능망 모델을 선정할 필요가 있다.

본 연구에서 재개발지구 설정기준의 입력변수들은 다음의 표 1과 같은 패턴형태로 이루어진다. 즉 총 12개의 조사항목을 입력항목으로 하고 12개의 노드(node)로 구성되며, 0~1 사이의 값을 갖도록 변화시켰다. 입력은 주어진 항목에 대해 On/Off 방식을 취하는데 해당사항인 경우 1을, 그렇지 않은 경우 0을 할당한다. 출력은 인공지능망에 사용되는 함수의 특성상 출력결과가 0과 1이 되기 어려우므로 0.1, 0.9 정도에 이르면 각각 최소 및 최대로 간주한다. 또한 은닉층의 수는 12개로 고정하였고, 학습의 반복횟수는 5000번으로 정하였으며, 학습률은 0.1, 오차제곱평균(RMS)의 오차허용한계는 0.05로서 은닉층과 출력층이 모두 로지스틱(logistic) 전달함수를 갖는 2개층의 신경망과 역전파 알고리즘을 사용하였다.

#### 4. 재개발지구 설정기준 모델의 적용사례

도시재개발은 기존의 노후된 주거 환경을 재정비하는 것과 도시의 제 기능을 회복하기 위한 개조를 목적으로 하여 편리한 도시환경을 확립하는데 있으며, 도시재개발

은 그 의의가 증대하고 효과가 매우 크다. 현대사회에 적합한 도시의 기능과 환경을 정비하는 수단으로서는 가로사업, 공원사업, 토지구획 정리사업, 주택지 조성사업 등이 있다. 특히 가옥이 밀집한 기존 시가지를 재정비해야 하는 경우는 건축물과 도로, 공원 및 기타 도시시설을 일체적으로 한 평면적 수법이 아닌 토지의 합리적 이용을 도모할 수 있는 수단이 요구된다.

도시재개발의 대상은 재개발의 목적을 달성하기 위한 도시기본계획의 토지이용방침에 부응할 수 있어야 하며, 도시의 제기능이 건전하고 효과적으로 수행될 수 있도록 해야 한다. 도시의 재개발이 건전한 시가지의 개선을 목적으로 하는 이상 도시전체기능의 재편성에 따른 환경의 개선이라는 광역적 입장에서 도시전체정비의 프로그램의 일환으로서 도시의 재개발을 파악할 필요가 있다. 우리나라 도시재개발법(1976)에서의 「재개발사업」의 정의를 보면 「재개발사업이라 함은 재개발구획 안에서 토지의 합리적이고 효과적인 고도이용과 도시기능을 회복하기 위하여 이 법이 정하는 바에 의하여 시행하는 건축물 및 그 부지의 정비와 대지의 조성 및 공공시설의 정비에 관한 사업과 이에 부대되는 사업을 말한다」 라고 되어 있다.

재개발의 목적별 유형을 요약하면 첫째로 도시기능(업

무, 상업, 교통 등)의 증강을 도모하기 위한 재개발이고, 둘째는 환경의 정비를 도모하기 위한 재개발, 셋째는 대량의 시가지 주택을 건설하여 이동거리의 단축을 도모하기 위한 재개발, 넷째로는 도시방재를 계획적으로 추진하기 위한 재개발 등을 들 수 있다. 재개발을 통해 대지의 공동화, 건물의 고층화가 이루어질 수 있고, 고층화함으로써 보다 넓은 공지를 확보할 수 있게 된다. 즉 건물의 정비와 함께 도로, 광장, 공동시설의 정비도 결합할 수 있다.

도시재개발의 당면과제는 지구지정에 있어서 그 기준을 어디에 두느냐는 것으로서 지구지정의 방법론에 있어서 물리적 환경요소로서 불량화 요인을 중심으로 집중적인 분석을 시도할 수 있다. 즉 도시 재개발지구 기준설정 시스템은 개발예정지구의 현황과 주변환경에 대한 정확한 정보를 입력받아 지구별 평가를 추론하는 것으로서 평가결과를 토대로 도시 재개발사업의 기초자료로 활용함에 그 목적이 있으며, 이러한 설정기준 및 입출력 항목의 선정과 추론에 있어 인공신경망 이론을 도입하는 것이다.

본 연구에서는 임의의 5지구<sup>9)</sup>에 대한 불량화 요인을 가정한 후에 재개발지구의 설정기준에 대한 패턴형태를 총 12개의 조사항목으로 입력하고 은닉층의 수를 12개로 고정하여 다층 역전파 학습 인공신경망으로 평가하였

표 2. 재개발지구 설정기준에 따른 실제조사분석

조사항목			평가내용																
대분류	소분류	세분류	1-지구		2-지구		3-지구		4-지구		5-지구								
토지 현황	토지이용	택지이용율	B					D			D			C			C		
	토지구도	택지구도			D			D			D			C			C		
	가구현황	장변			D			D			D			C			C		
인구	인구밀도	밀도			D			D			D			C			C		
인구	인구밀도	밀도			D			D			D			C			D		
동선	도로	도로율		C				D			D			C			C		
공급처리 시설	상 수 도	보급율		B					C					D			C		
		급수율			D				D					D			C	B	
건축 밀도	건축밀도	건폐율			D				D					D			C		
		용적율			C				C					C			C		
		건축밀도			C				D					D			C	D	
	건축규모	규모			C				D					D				D	
		건물구조	구조구분		B				B					C				D	
		건물용도	용도구분	A				A						A			B		B
		인동거리	거리				D			D				D		B			C
건물연한	연도구분			C				C					B			C	C		
평가결과			D		D		D		C		C								

다. 다음의 표 2에서와 같이 1, 2, 3-지구는 D등급으로, 4, 5-지구는 C등급으로 평가되었다. 따라서 재개발지구의 선정을 위한 등급구분에 따른 불량지구 판정에 의하면 3개지역은 불량지구에 속한다는 분석이 나온다.

인공신경망 이론을 도입한 재개발지구의 기준설정 모델을 임의의 5지구에 적용해 본 결과 기존 방법에 의한 분석결과와 유사한 결과를 나타내었다. 이러한 분석과정은 각 시도의 지구별 평가에 대한 정보를 데이터베이스화하기가 용이하고, 기본적인 도시계획 관리시스템으로도 활용할 수 있을 것으로 본다.

또한 기존의 방법은 평가기준과 결과의 상호연관성을 도출하기가 어려운 반면 인공신경망을 이용한 재개발 지구의 평가기준 모델은 기존의 현장자료나 관련 이론을 학습함으로써 패턴매칭(pattern matching)을 통한 경향 파악이 가능하기 때문에 입력과 출력의 관계를 규정할 수 있는 관계식을 도출하는 작업이 가능하게 된다. 따라서 향후 재개발 기본계획 수립이나 사업시행시에 구체적인 지구를 설정함에 있어 인공신경망을 이용하는 경우 우리나라의 특성에 일치하는 합리적인 재개발 지구의 판정기준이 마련될 수 있을 것으로 판단된다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 인공신경망 이론을 응용하여 도시 재개발지구의 기준설정 모델개발을 제시해 보았고, 임의의 5개 지구에 대한 제반 문제점과 도로 및 필지 형태에 따른 가구 규모 및 필지 조합방식을 조사·분석하여 인공신경망을 이용한 기준설정 시스템에 적용해 보았으며, 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

(1) 재개발지구의 설정에 인공신경망 이론을 적용해 본 결과 알고리즘의 탐색기법이 양호한 범용성을 지니면서 양질의 결과를 효과적으로 도출할 수 있는 것으로 판단된다.

(2) 인공신경망 이론을 도입한 재개발지구의 기준설정 모델은 각 시도의 지구별 평가에 대한 정보를 데이터베이스화하기가 용이하기 때문에 기본적인 도시계획 관리 시스템으로도 활용할 수 있을 것으로 본다. 또한 기존의 현장자료나 관련 이론을 학습함으로써 패턴매칭(pattern matching)을 통한 경향 파악이 가능하기 때문에 우리나라의 실정에 부합하는 합리적인 재개발 지구의 판정기준을 마련할 수 있을 것으로 판단된다.

## 참고문헌

1. 김대수, 신경망 이론과 응용(III), 하이테크정보, 1992.
2. 이상배, 퍼지-뉴로제어시스템, (주)교학사, 1999, pp. 141-152.
3. 김희수, 고순주, 인공지능의 이론과 실제, 집문당, 1993, pp. 295-307.
4. 김희수, 조용범, 최종욱, 전문가 시스템, 집문당, 1995.
5. 이재규 외, 전문가시스템 원리와 개발, 법영사, 1996.
6. 채서일, 사회과학 조사방법론, 학현사, 1992.
7. 박병주, 도시공간계획과 재개발, 도시재개발의 기방향, 제6회 학술발표회, 서울시립대학, 1978. 12. pp. 15-21. 참조.
8. 최창환, 오석기, 안상철, 「재개발지구지정의 설정기준에 관한 연구」 동아대학교 공과대학 부설 한국자원개발연구소. 연구보고 제6권 1호, p.120.
9. 최창환, 「부산 도시재개발실태와 추진방향」 대한국토계획학회 제20권 제2호, 1985. 12, p.53-70.
10. 최창환, 「부산시 아파트 지역성장 패턴에 관한 조사연구」 동아대학교 한국자원 개발연구소, 연구보고 제5권 1호, 1980, p.24.
11. 강병기, 「도시문제와 도시패턴에 관한 연구」, 1979, 1. pp. 180-209.
12. 이재룡, 도시재개발 예정구역의 기준설정을 위한 모형정립에 관한 연구, 동아대학교 석사학위논문, 1981, p.81.
13. 윤현철, 「도시지역 입체공간계획을 위한 기준설정에 관한 연구」(부산시 남포동을 중심으로)동아대학교 한국자원개발연구소, 연구보고 제6권 1호, 1982. 2. p. 176.
14. 주종원, 「서울도심부 재개발기본계획을 위한 연구」 한 건축학회, 건축 제27권 제111호, 1983. 3-4. pp. 26-35 참조.
15. 한근배, 「도시재개발의 입체화와 환경정비」. 대한주택공사 주택46호, 1985, p.159.
16. Faghri, A. and Hua, J., Evaluation of Artificial Neural Network Applications in Transportation Engineering, Transportation Research Board 71st Annual Meeting, 1992.
17. Fausett, L., 1993, Fundamentals of Neural Networks : Architectures, Algorithms, and Applications, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
18. Freeman, J. A. and Skapura, D. M., 1991, Neural Networks : Algorithms, Applications and Programming Techniques, Addison-Wesley.
19. Haykin, S., 1994, Neural Networks, Macmillan Publishing College Company Inc.
20. Maren, A. J., Harston, C. T. and Pap, R. M., 1990, Handbook of Neural Computing Applications, Academic Press.
21. Pao Y. H., 1989, Adaptive pattern recognition and neural networks, Addison-Wesley.