

인공신경망의 알고리즘에 의한 토지적합성분석에 관한 연구

A study of Land Suitability Analysis using Algorithms of Artificial Neural Network

양 옥 진* 정 영 동**

요 지

본 연구는 도시토지이용의 적합성분석을 실시하는 데 있어 GIS와 인공신경망의 유기적인 결합을 시도해 보았다. 인공신경망은 학습이라는 과정을 통해 신경망 노드(node)간의 연결강도를 합리적으로 결정할 수 있는 이점이 있다. 이러한 점에서 공간분석에서 요구되는 인자간의 경중률과 신경망의 연결강도는 대체가 가능하리라 판단된다.

본 연구를 수행하기 위해 두 종류의 신경망을 구성하였다. 1차 신경망은 토지이용별 적합성 분석에 적용했으며, 2차 신경망은 최적의 토지이용패턴을 분석하기 위해 구성하였다. 이들 신경망은 C++로 작성된 프로그램에 의해 구현된 최급강하법에 의한 역전파 알고리즘에 의해 학습을 실시하였으며, 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용하였다. 분석결과는 현행 용도지역제에서 주거, 상업, 공업, 녹지에 대한 토지이용 적합도면과 4가지 유형의 토지이용에 대한 대상지역의 최적토지이용패턴을 제시한 도면으로서 Arc/Info의 Grid 형식으로 작성하였다. 또한 토지이용별 적합도면상에 나타난 적합지역과 최적토지이용패턴은 위치적인 면과 공간 구성에 있어 실제의 도시토지이용계획의 이론적인 개념에 매우 합치되는 분포형태를 보였다.

1. 서 론

대상공간을 차지하고 있는 임의의 토지가 어떤 용도로 활용되어야 만 그 토지가 지니는 잠재력이 최대로 발휘될 것인가를 분석하여 이용방향을 결정 하는 데 있어 GIS를 적용하는 사례는 크게 두 가지분야에서 나타나고 있다. 그 하나는 농작물의 재배지 및 야생생물의 서식지에 대한 적지분석이며, 주로 대상 동식물의 성장에 영향을 미치는 요소들을 고려하여 최적 생육환경을 지닌 토지를 찾는 것을 목적으로 한다¹⁻²⁾. 또 하나는 이용할 수 있는 토지가 한정된 도시지역에서 대표적인 토지이용유형을 선정하여 그것에 알맞는 토지를 여러 가지 적지조건에 따라 개별 토지이용유형에 적합한 공간을 분석하여 그 결과를 통해 최적의 토지이용패턴을 결정하는 것이다³⁾.

전자의 경우에는 대상 동식물의 생육환경에 관계된 실험적인 자료를 바탕으로 하기 때문에 비교적 객관적인 지식을 근거로 분석요소의 선정 및 자료처리가 이루어지고 있으나, 후자의 경우에는 적지기준이 물리적인 요소뿐 만 아니라 인문·사회적인 요소에 직·간접적으로 영향을 받는 성향이 강하고, 특히 대상 지역의 관련 특성과 분석자의 의도에 따라 상이할 수 밖에 없기 때문에 객관적이고 정형화된 지식에 의한 분석이 어려운 점이 사실이다. 따라서 분석이 지나치게 주관적이고 결과에 치중하는 경우가 많다.

일반적으로 토지이용 적합성분석은 분석인자의 선정 및 자료의 분류, 그리고 경중률 산정 등의 세 가지 요소에 따라서 전체적인 분석방향이 크게 달라진다. 따라서 이들에 대한 일관된 전문지식

* 조선이공대학 토목과 교수

** 조선대학교 공과대학 토목공학과 교수

과 합리적인 처리기법의 정립이 요구된다. 그러나 많은 관련 연구를 살펴보더라도 분석인자의 선정과 자료의 분류는 그 특성상 전문가의 지식을 수집하여 이를 분석기준으로 적용하고 있는 현재의 방법을 크게 벗어날 수 없다. 하지만 분석인자간의 경중률을 결정하는 데 있어 진전된 방법으로는 계층분석처리(AHP : Analysis Hierarchy Process) 이론을 도입하는 방법이 시도되고 있으며⁴⁾, 또한 공간자료 자체의 불확실성과 분류기준의 불확실성 등을 이진적인 불린집합개념보다는 퍼지논리에 의한 퍼지집합개념으로 처리하여 기준설정의 오류를 최소화하려는 연구 사례들이 최근에 발표되고 있다⁵⁾.

이와 같이 기존의 GIS분석 방법들을 개선하기 위한 방안으로 인공지능/전문가시스템과의 통합을 시도하고 있다. 그러나 여전히 GIS의 분석능력을 개선하는 데에는 기존의 방법과 마찬가지로 미흡한 점이 많다는 것이 여러 문헌에 의해 제시되고 있다. 하지만 GIS의 발전은 공간분석능력에 있음은 주지의 사실이다.

따라서 본 연구는 최근 원격탐측에서 영상분류에 활용하고 있는 인공신경망(artificial neural network)을 GIS와 결합하고, 이를 도시계획의 용도지역에 따른 토지이용 유형들에 대한 적합성 분석에 적용하기 위한 제반사항을 검토하였으며, 또한 신경망의 분류오차를 최소화시키는 알고리즘으로 역전파알고리즘(BP : back propagation algorithm)을 이용한 신경망의 훈련을 통해 최적의 연결강도를 도출함으로써 기존의 경중률 산정을 대체하는 새로운 토지이용 적합성분석방법을 제시하고자 하며, 추후 토지이용 적합성 분석에 대한 활용 가능성을 제시하고자 한다.

2. 토지이용계획

2.1 도시토지의 이용계획

도시계획의 일환으로 실시되는 토지이용계획은 도시계획 구역 내에 있는 토지에 대한 장래의 활용방안을 설정함으로써 도시의 무질서한 확장을 방지하고 조화로운 도시공간구조를 형성시키는 데 그 목적이 있다. 따라서 토지이용계획은 도시계획의 근간을 이루며 교통계획, 주요건축물 배치 계획 및 기타계획의 기준이 된다.

현행 토지이용계획은 용도지역제, 용적지역제, 고도지역제 등으로 크게 세 가지로 구분하여 계획할 수 있으나 우리나라의 경우, 용도지역제를 주로 하여 나머지 두 지역제를 합한 형태지역제를 부로서 운영하고 있다⁶⁾.

2.2 용도지역제

용도지역제는 토지이용의 유형에 따라 주거·상업·공업·녹지지역으로 대별하고 있으며 이를 통해 도시계획구역을 나누어 토지이용의 혼합화를 방지하고 토지이용의 합리화를 도모하는 것이 목적이다. 따라서 도시계획구역의 용도배분에 있어 토지의 이용현황, 적지조건 등을 고려하여 토

표 1. 용도지역의 지정목적

지역명	지정목적
주거지역	주거의 안녕과 건전한 생활환경의 보호
상업지역	상업과 기타 업무의 편익증진
공업지역	공업의 편익증진
녹지지역	보건위생, 공해방지, 보안과 도시의 무질서한 확산을 방지시키기 위한 녹지보전

지를 전용화시키는 동시에 각 지역의 상대적인 위치관계를 검토하여 배분할 필요가 있다. 또한 각 지역은 표 1과 같은 지정 목적을 가지며 각 지역에 배분된 토지는 이와 같은 목적에 부합되어야 한다.

2.3 용도지역에 따른 토지이용 적지조건

토지이용계획과 관련한 문헌에 제시된 각각의 용도지역에 대한 적지선정 조건은 전문가들의 경험과 전통적인 풍수지리적 요소를 고려하여 개략적으로 정리된 것이 대부분이다. 따라서 구체적인 분석인자와 자료분류에 대한 수치적인 임계값을 설정하는 데에 큰 도움이 되지 못했다. 하지만 이런 적지조건이 보편적인 내용일 지라도 현재로서는 적지분석모형의 골격을 형성하는 데 있어 전문가의 의견과 함께 가장 중요한 근거조항으로 삼고 있다. 따라서 분석자는 이를 토대로 토지이용 유형에 대한 적지분석모형을 설정하였으며, 다음 표 2는 문헌을 참고하여 정리한 용도지역별 적지조건을 나타낸 것이다.

표 2. 용도지역별 적지조건

용도 지역	적 지 조 건
주 거 지 역	-토지가 언덕지고 한적하며, 조용한 지역. -배수가 잘되어 건강하고 남향인 지역. -통근통학에 편리한 조건을 갖춘 지역 -시가구역에서 상업, 공업적지를 제외한 지역 -환경, 지형, 위치 등으로 보아 시초부터 주거적지인 지역.
상 업 지 역	-비교적 평탄한 지형으로 생활편익시설의 접근이 용이한 지역. -대중교통에 대한 접근성이 좋으면서 대중교통 수요발생을 원활히 처리할 수 있는 지역. -도시의 모든 지역으로부터 접근이 용이하고 대중교통수단의 이용이 편리한 지역. -고밀도 고도화에 적합한 지형적 조건과 지반을 갖춘 지역. -주차 및 휴식을 위한 「오픈스페이스」의 확보가 용이한 지역.
공 업 지 역	-인접지역과 토지이용상 경계를 지을 수 있는 간선도로, 하천, 녹지 등으로 둘러싸인 지역. -배후지역에 충분한 인구 규모를 지니고 있어 상업활동시설이 입지할 수 있는 경제적 타당성을 갖춘 지역. -토지가 평탄한 지역 및 교통의 결절점(Road junctoin)근처.

이를 살펴보면, 일반적으로 주거지역은 도시지역 내에서 면적을 가장 많이 차지하며 지가가 높은 도심에 위치할 필요가 없고 공기가 좋고 쾌적한 외곽부가 주거지역으로서 바람직하다.

상업지역은 도시전역에 산재하거나 도심부에 집중입지하기도 하며 혹은 변두리에 공간 조방적으로 입지하는 경우도 있고, 또한 교외교통과 시가지 교통과의 결절점에 발달하기도 한다.

공업지역은 대규모의 부지가 필요하므로 지가가 저렴하고 넓은 토지를 확보할 수 있는 도시의 주변부와 원료와 동력을 확보하고 제품을 반출하기 위해 교통운수시설의 편리성과 저렴한 운임을 제공하는 수상운송이 가능한 바다나 하천에 면한 지대 또는 철도나 간선도로를 따라 형성되며, 특히 첨단산업의 경우 고속도로 주변의 인터체인지 부근이 유리한 입지가 된다.

녹지지역은 자연적인 지형과 밀접한 관계가 있어 고지대이거나 급경사지역의 산지와 토양의 유기물 함량이 높아 작물의 재배에 유리한 지역 및 개발제한구역이 적당하다.

3. 신경망이론

3.1 인공신경망의 구조

인공신경망은 생물학적 뉴런(neuron)과 유사한 방법으로 배열된 많은 처리요소들로 구성되어 있으며 이들 요소는 매우 밀접하게 연결되어 있다. 이러한 처리요소를 노드(node)라하며 노드는 각각의 층별로 망의 구성에 따라 수 개내지 수십 개가 될 수 있다. 또한 기본적으로 외부세계와 연결된 두 개의 층을 가지고 있다. 먼저 입력층은 외부로부터 신경망에 자료를 전달하는 층으로서 노드의 수는 곧 입력자료의 수와 같다. 또한 출력층은 신경망 내에서 여러 경로를 거쳐 계산된 가중합이 활성화 함수를 통해 외부에 출력되는 층으로 노드의 수는 적합등급의 수와 동일하게 결정된다. 신경망을 계층의 수에 의해 분류할 경우 입력층과 출력층 만을 가진 신경망을 단층신경망이라 하며, 그림 1과 같이 한 개이상의 은닉층을 둔 신경망을 다층신경망이라 한다⁷⁻⁸⁾. 또한 그림 1에 나타난 바와 같이 '바이어스(bias)'를 고려할 수 있으며, 이것은 정상적인 입력이 아닌 이미 고정된 편견과 같은 역할을 한다.

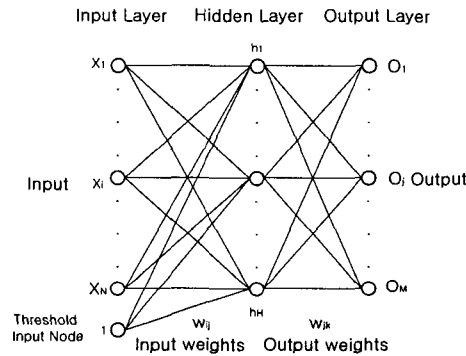


그림 1. 다층 신경망

이러한 인공신경망 구조에서 은닉층의 각 노드는 바로 전 층 노드로부터 출력을 받아 이들 사이의 연결강도와 가중합한 다음 이 값을 다시 다음 층의 노드에 전달하는 과정을 연속적으로 수행한다. 따라서 최종 출력층 노드에서 전달된 값을 활성화 함수에 적용하여 최종 출력을 얻게 된다.

이 과정은 입력층 노드수 N , 은닉층 노드수 H , 출력층 노드수 M 인 신경망에 대하여 출력값 o_k 는 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$o_k = g_1\left(\sum_{j=1}^H w_{jk}^{[o]} h_j\right), \quad k=1, \dots, M \quad (3.1)$$

여기서, $w_{jk}^{[o]}$ 는 은닉노드 j 에서 출력노드 k 로의 연결강도이고, g_1 은 활성화 함수이다. 그리고 은닉층노드 h_j 의 출력값은 다음과 같이 계산된다.

$$h_j = g_2\left(\sum_{i=1}^N w_{ij}^{[h]} x_i + \theta_j\right), \quad j=1, \dots, H \quad (3.2)$$

여기서, $w_{ij}^{[h]}$ 는 입력노드 i 에서 은닉노드 j 로의 연결강도이며, θ_j 는 은닉노드 j 로의 상수값 1을 갖는 입력노드로부터의 임계값, x_i 는 i 번째 입력노드의 값, g_2 는 활성화 함수이다.

활성화 함수는 여러 가지 변환함수를 사용한다. 대표적인 변환함수로서 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용하며, 이 함수는 다음과 같다.

$$g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.3)$$

3.2 신경망의 학습

신경망에서 학습은 특정한 응용목적에 적합하도록 뉴런간의 연결강도를 적응시키는 과정을 말한다. 일반적으로 신경망의 학습방법은 지도학습(supervised learning), 자율학습(unsupervised learning), 경쟁식 학습(competitive learning)으로 구분할 수 있다. 가장 대표적인 학습방법은 지도학습으로 여기에는 반드시 입력 벡터 $x = [x_1, \dots, x_n, 1]$ 와 목표값 $d = [d_1, \dots, d_M]$ 가 필요하며 이것을 학습패턴 쌍이라고 한다. 현재 신경망의 적용시 가장 널리 사용하고 있는 지도학습방법으로는 역전파 알고리즘에 의한 학습법이다.

3.2.1 학습자료의 선정

지도학습에 의해 신경망을 학습시키는 데에는 입력 벡터와 이에 해당하는 목표치 벡터가 하나의 쌍을 이루는 학습자료 집합을 구성해야한다. 일반적으로 이런 학습자료들은 입력자료의 분포가 특정한 목적에 따라서 정해진 해당 부류로서 분류될 수 있도록 구성된다. 그러므로 학습자료 집합을 구성하는 것은 신경망 전체에 있어 제일 중요한 과정이다.

또한 학습자료의 선정은 현상을 해석하는 데 있어 구조적인 경우와 비구조적인 경우에 따라 그 방법이 달라지고 있다. 인공위성 영상으로부터 토지피복분류를 실시하는 것과 같은 구조적인 경우는 영상으로부터 실제로 분류하고자 하는 항목에 해당되는 지역을 잘라 사용할 수 있으므로 학습자료의 선정이 비교적 쉽다. 그러나 토지이용 적합성분석의 경우에 이와 달리 학습자료의 선정에 매우 애매한 점이 발견된다. 이것은 분석자료로부터 학습자료를 표본으로 추출하지 않고 적합등급에 맞게 학습자료를 설계해야하기 때문이다.

3.2.2 역전파 알고리즘

입력자료 벡터 $x = [x_1, \dots, x_N]$ 와 목표치 벡터 $d = [d_1, \dots, d_M]$ 를 가진 훈련데이터의 집합 (x, d) 이 있을 경우, 초기 연결강도 w 가 주어지면 출력 벡터 o 는 식 (3.1)에 의해 산출될 것이다. 그리고 d 와 실제출력 o 사이의 오차는 다음에 의해 결정될 수 있다.

$$E = \frac{1}{2} \|d - o\|^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (d_k - o_k)^2 \quad (3.4)$$

여기서에서 허용오차 E 를 최소화하는 연결강도 w 의 값을 찾기 위해 일반적으로 널리 사용되는 학습방법이 역전파 알고리즘이다. 이 알고리즘은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$new\ w = old\ w + \Delta w \quad (3.5)$$

여기서 $\Delta w = \Delta w_{ij} = -k \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$, w_{ij} 는 n 번째 층의 i 번째 노드에서 $(n+1)$ 번째 층의 j 번째 노드로의 연결강도이고, k 는 각 반복단계의 변화 크기를 관여하는 비례 상수이다.

오차 E 의 도함수를 계산한 후에 다음과 같은 연결강도변화량을 구한다.

$$\Delta w_{ij} = \epsilon \delta_i h_j \quad (3.6)$$

여기서 $\epsilon = 2k$, $\delta_i = d_i - o_i$ 는 유니트 i 에 대한 원하는 출력과 실제 출력사이의 차이이고, h_j 는 식(3.2)에 의해 계산된 은닉 유니트의 출력값이다.

δ 의 결정은 출력층에서 시작하여 입력층으로 작업하는 반복적인 과정이다. δ 를 결정하기 위하여 활성화 함수의 도함수가 요구된다. 식 (3.3)의 시그모이드 함수를 활성화 함수로 사용하면 도함수는 다음과 같다.

$$a(x)' = a(x)(1-a(x)) \quad (3.7)$$

따라서 출력층에 대한 오차신호 δ_i 는 다음과 같이 결정될 수 있다.

$$\delta_i = (d_i - o_i) o_i (1 - o_i) \quad (3.8)$$

여기서 o_i 는 시그모이드 활성화함수를 사용하여 식(2.1)에 의하여 결정된다. 또한 임의 은닉층의 오차신호는 다음 식에 의해 구할 수 있다.

$$\delta_i = o_i(1-o_i) \sum_{k=1}^M \delta_k w_{jk}^{[0]} \quad (3.9)$$

이와 같은 과정을 거치는 역전파 알고리즘은 적절한 해에 도달하기 위하여 많은 반복을 요하는 매우 느린 알고리즘이다. 이 느린 학습과정을 향상시키기 위하여 일반적으로 모멘텀 항에 의한 수정된 역전파 알고리즘을 이용한다. 모멘텀 항은 전의 반복에 사용된 연결강도 변화의 함수이다. 모멘텀 항은 각 방향에서 강한 움직임을 강화하고, 반복적인 진동을 제거할 수 있다. 실제문제에서 역전파 훈련의 속도를 향상시키는데 도움이 있다. 이 알고리즘은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{new } w &= \text{old } w \\ &+ \alpha \cdot (1 - a) \cdot \Delta w + \beta \cdot \text{old } \Delta w \end{aligned} \quad (2.10)$$

여기서 매개변수 α 는 학습율이고, β 는 모멘텀 항의 상대적인 연결강도를 조절한다.

이 알고리즘은 계산된 오차가 오차임계값에 도달하거나 최대반복횟수에 도달했을 때 마치게 된다.

4. 적용 및 고찰

4.1 대상지역의 현황 및 자료구축

4.1.1 대상지역

지리적으로 전라남도 중서부에 위치하고 있으며 북측으로 광주광역시와 연결하여 경제·사회적으로 교류가 활발한 배후중심도시로서 발전 가능성이 아주 높은 나주시로서 국토의 효율적인 이용과 균형개발을 기하기 위해 1995년 나주군과 통합됨에 따라 행정구역의 면적이 603.662km²이다. 통합시의 특성에 따라 기존 나주시와 나주군 전지역을 도시기본계획구역의 검토 대상지역으로 설정하되 도시적 관리가 필요한 기존 도시기본계획구역(100. 187km²)과 비도시 관리구역(503.475km²)으로 나누어 계획적이고 단계적인 발전을 도모하려 하고 있다. 따라서 도농도시의 특

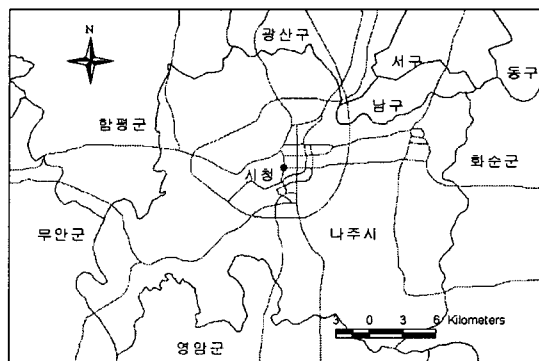


그림 2. 대상지역 현황도

성을 살려 도시 전체를 대상으로 새로운 토지이용방안을 수립함으로써 효과적인 토지이용관리가 필요한 실정이다. 그림 2는 대상지역 현황도이다.

4.1.2 자료기반구축

적합성분석인자를 추출하기 위해 구축된 자료기반은 표3과 같다. 국립지리원으로부터 1:25,000 수치지형도를 구입하여 이로부터 등고선, 표고점 및 수계망을 추출하였다. 또한 나주시 도시기본계획 구상도를 이용하여 나주시 도시계획구역도 및 도로망도를 입력하였다. 토양과 관련한 자료층을 구축하기 위해 1:50,000의 개략토양도를 스캐너를 사용하여 입력하고 수치화하였다. 그리고 환경부 정보화담당관실의 협조를 얻어 1997년 5월 31일에 촬영된 Landsat TM 영상으로부터 분류된 토지피복분류도를 변환하여 토지이용도로 사용하였다. 그러나 나주시의 일부지역에 대한 수치지도가 미제작된 관계로 기존 종이지도로부터 등고선 등과 같은 일부지역은 수동 입력하여야만 하는 어려움이 있었다.

표 3. 구축자료 및 자료원 현황

자료층	자료원	축척 및 해상도
지형도	나주수치지형도	1:25,000
도로망도	나주시도시기본계획 기본구상도	1:50,000
수계망도	나주 수치지형도	1:25,000
토지 피복도	Landset TM 영상 환경부	30m×30m 1997.5.31촬영
토양도	개략토양도	1: 50,000

4.2 토지이용 적합성분석모형의 정립

주거·상업·공업·녹지지역으로 나누는 토지이용계획의 용도지역제를 근간으로 나주시에 대한 토지이용 적합성분석을 실시하기 위해 고도, 경사, 향, 기존토지이용, 토양특성, 도로인접성, 기존시가지와 인접성, 하천인접성 등 8가지 인자를 사용하였다. 이들 8가지 분석인자에서 해당 토지이용과 밀접한 관계가 있다고 생각되는 7개의 인자를 선별하여 각각의 토지이용에 대한 적합성분석모형을 정립하였다. 표 4는 주거지역에 대한 적합성분석모형이며 토양특성 중에 토양배수특성을 분석인자로 선정하여 적용시켰다.

표 4에 나타난 제한조건이란 각각 토지이용에 절대적인 영향을 미치는 인자로서 자료등급이 가장 낮은 'N'으로 분류된 경우 해당 토지이용 유형에 치명적인 결함을 가진 지역으로 평가함으로써 그 지역을 최고로 부적합한 지역으로 분류될 수 있도록 하였다. 이에 비해 기회조건은 토지이용 유형에 영향이 적게 미치는 인자로서 자료등급이 'N'으로 분류되었을 지라도 다른 인자가 양호한 조건을 가진다면 그 지역을 적합한 지역으로 분류될 수 있도록 하기 위해 적용하였다.

분석의 공간단위는 50m × 50m로 결정하였으며, 격자의 수는 nrows 554 × ncols 704로 매우 큰 격자 공간이다.

4.2.1 고도·경사·향

고도자료는 1:25,000 수치지형도와 1:25,000 종이지도로부터 주곡선 및 표고점을 입력하여 불규칙 격자망(Triangle Irregular Network)을 통해 래스터형 자료로 추출하였다. 고도의 범위는 최저

표 4. 주거지역의 적합성모형

인 자	단위	자료범위	토 지 적 합 등 급								비 고
			S1		S2		S3		N		
			1	2	3	4	5	6	7		
1	표 고	m	2 - 1108	10-30	30-50	<10	50-70	70-100	100-150	> 150	제한조건
2	경 사	%	0 - 83	< 2	< 5	5-10	10-15	15-20	20-30	> 30	제한조건
3	향	degree	360	135-180	180-225	90-135	225-270	45-90	270-315	315 - 45	제한조건
4	기존토지 이용	피복	-	시가화건조지역 · 나지	산림지역 · 녹지/초지	농업지역	수역 · 습지			제한조건	
5	토양	배수	-	매우양호	양호	약간양호 or 약간불량	불량			기회조건	
6	도 로	m	0 - 8475	200-500	500-1000	< 200	1000-2000	2000-3500	3500-5000	> 5000	기회조건
7	기존시가지와 거리	m	0 - 22477	< 500	500-1000	1000-2000	2000-3000	3000-4500	4500-6000	> 6000	기회조건

2m, 최고 1107m, 평균 61m로 나타났으며, 대상지역의 동남쪽과 서북쪽은 산지, 중앙과 나머지 지역은 평지로 구성되어 있다.

경사자료는 TIN으로부터 %단위로 추출하였으며 최저 0%, 최고 82%, 평균 7%로 나타났다. 향 또한 구성된 TIN으로부터 추출하였고 도북방향을 기준으로 한 0 ~ 360 °의 값으로 나타났다.

4.2.2 도로 · 주요하천 · 기존시가지 인접성

도로와 인접성을 평가하기 위해 도시기본계획구상도에 나타난 지역간선과 주간선도로로부터 유클리드거리함수에 의해 각각의 격자까지의 이격거리를 산출하였다. 산출결과 최저 0m, 최고 8474m, 평균 1307m로 나타났다. 주요하천은 영상강과 지석천, 만봉천의 2차지류의 하천중심선을 입력하여 도로의 경우와 같은 방법으로 각 격자까지의 이격거리를 산출하였다. 거리자료는 최저 0m, 최고 8798m, 평균 919m로 나타났다. 기존시가지는 별도로 시가화구역을 표시하는 도면자료가 없기 때문에 1:25,000 지형도에 나타난 시가지를 수동입력하여 경계를 작성하였다. 그리고 이 경계로부터 이격거리를 산출한 결과 최저 0m, 최고 22477m, 평균 8391m로 나타났다.

4.2.3 토지이용도 · 토양특성

토지이용현황 자료의 취득이 어려운 관계로 환경부에서 기계작한 1: 50,000 토지피복도 4도엽을 격자자료로 변환하여 토지이용 현황자료로 사용하였다. 토지피복분류도는 그림 3과 같이 대상지역을 7가지 토지피복항목으로 분류하였다.

토양특성은 개략토양도의 토양부호를 기준으로 토양의 배수상태, 기반재료로서의 우수성, 토양 비옥도, 그리고 토양반응으로 토양의 Ph를 속성으로 입력하고 등급화하여 분석인자로 활용하였다. 그림 4는 토양배수특성 현황이다.

4.3 신경망 학습자료 선정

신경망의 학습을 위해 학습자료를 선정하는 단계는 신경망의 적용에 있어 가장 중요한 단계이다. 일반적으로 위성영상을 이용하여 토지의 피복을 분류할 때는 분류항목과 거의 일치하는 지역의 영상을 일부 절취하여 학습자료로 사용하는 방법을 취하고 있다. 그러나 토지이용 적합성분석의 경우에는 이와 같은 방법을 적용할 수 없다. 이런 점이 신경망의 적용에 있어 영상분류와 토지

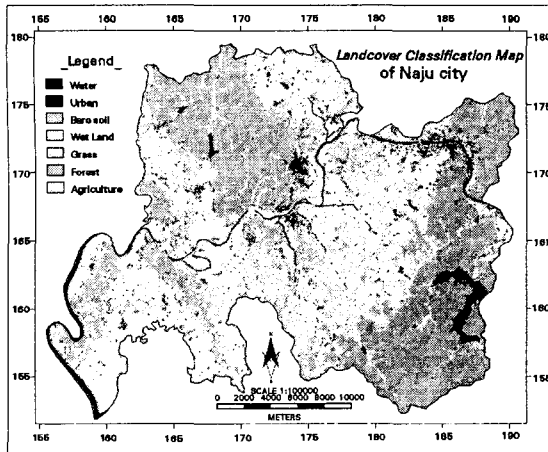


그림 3. 나주시의 토지피복분류도(환경부 제공)

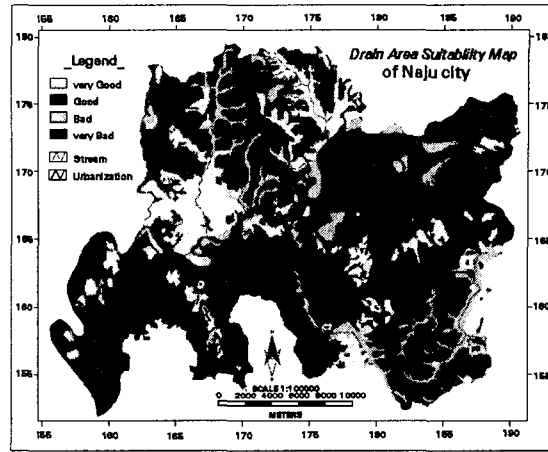


그림 4. 토양배수특성

이용 적합성분류의 차이점이다. 이것은 영상분류의 경우 위성에 탑재된 센서가 지상에 나타나는 실제의 토지피복에 따른 분광특성을 각 밴드별 화소에 기록하여 영상을 취득하기 때문에 분류항목에 대한 학습자료는 실제로 해당 항목이 지상에 나타난 지역을 영상에서 확인하고 이 지역을 일부 절취하여 사용하는 것이 가능하다. 즉, 영상분류에서는 일부 지역이 어떤 분류항목으로 분류될 것인가를 이미 영상과 지상자료를 통해 확인 할 수 있어 이러한 지역의 영상을 학습자료로 사용하여 나머지 대부분의 지역을 분류하는 것이다.

그러나 토지이용 적합성분석의 경우에는 어느 지역이 어떤 토지이용에 적합한 지역인지를 공간적으로 전혀 확인할 수 없는 상태에서 분석이 이루어지기 때문에 영상분류와 같은 방법으로 학습자료를 선정할 수 없다. 따라서 본 연구에서는 표5에 제시된 분석모형을 기준으로 각 인자의 자료값들을 일정한 조건에 따라 조합함으로써 5개의 적합등급에 대한 학습자료 집합을 작성하였다. 또한 최적토지이용패턴을 분석하기 위한 학습자료 집합은 주거·상업·공업·녹지 등의 4가지 토지이용에 대한 적합도면상의 격자값을 조합하여 작성하였다.

4.3.1 토지이용별 학습자료 집합

개개의 토지이용별 학습자료 집합은 입력자료벡터와 목표값 벡터를 한 개의 학습패턴쌍으로 조합하여 작성하였다. 여기서 입력자료벡터는 각각의 분석인자를 대표하는 7개의 수치자료로 구성되며, 분석인자는 자료등급에 따라 1~7 사이의 값으로 정규화시켰다.

적합등급은 most suitable, more suitable, suitable, less suitable, least suitable 등 5개의 등급으로 분류하였으며, 학습패턴쌍의 수는 각 적합등급 별 5개씩 20개와 less suitable 10개를 합쳐 총 30개를 작성하였다. 토지이용별 학습자료 집합의 작성시 두 가지 조건을 고려하였다. 첫째, 각각의 분석모형에 제시된 분류기준에 따라 분석인자를 순위에 따라 7개의 자료등급으로 분류하였기 때문에 적합등급 간의 학습자료 집합을 순위척(ratio scale)에 따라 작은 값은 높은 적합등급으로 큰 값은 낮은 적합등급으로 분류되도록 하였다. 둘째, 분석인자를 크게 제한요소와 기회요소로 나누어 제한요소로 분류된 분석인자에 해당하는 값을 기회요소보다 중요하게 다루기 위해 제한요소에 해당하는 분석인자의 값이 하위 등급으로 나타나는 경우에 보다 하위의 적합등급으로 분류될 수 있도록 학습자료를 선정하였다. 표 5는 이런 점을 고려하여 작성된 주거지역의 학습자료 집합이다.

표 5. 주거지역의 학습자료집합

Class	Input pattern	Expected pattern
Most suitable	1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0	1 0 0 0 0
	1.0 1.0 1.0 1.0 2.0 2.0 2.0	1 0 0 0 0
	1.0 1.0 1.0 1.0 3.0 3.0 3.0	1 0 0 0 0
	2.0 2.0 2.0 2.0 1.0 1.0 1.0	1 0 0 0 0
	2.0 2.0 2.0 2.0 2.0 2.0 2.0	1 0 0 0 0
More suitable	2.0 2.0 2.0 2.0 3.0 3.0 3.0	0 1 0 0 0
	3.0 3.0 3.0 3.0 2.0 2.0 2.0	0 1 0 0 0
	2.0 2.0 3.0 3.0 3.0 3.0 3.0	0 1 0 0 0
	3.0 2.0 2.0 3.0 3.0 3.0 3.0	0 1 0 0 0
	3.0 3.0 2.0 2.0 3.0 3.0 3.0	0 1 0 0 0
Suitable	3.0 3.0 3.0 3.0 3.0 3.0 3.0	0 0 1 0 0
	3.0 3.0 3.0 3.0 4.0 4.0 4.0	0 0 1 0 0
	4.0 4.0 4.0 4.0 3.0 3.0 3.0	0 0 1 0 0
	3.0 3.0 4.0 4.0 4.0 4.0 4.0	0 0 1 0 0
	4.0 4.0 3.0 3.0 4.0 4.0 4.0	0 0 1 0 0
Less suitable	4.0 4.0 4.0 4.0 4.0 4.0 4.0	0 0 0 1 0
	4.0 4.0 4.0 4.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
	5.0 5.0 5.0 5.0 4.0 4.0 4.0	0 0 0 1 0
	4.0 4.0 5.0 5.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
	5.0 5.0 4.0 4.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
Least suitable	5.0 5.0 5.0 5.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
	6.0 6.0 6.0 6.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
	5.0 5.0 5.0 5.0 6.0 6.0 6.0	0 0 0 1 0
	6.0 6.0 6.0 6.0 6.0 6.0 6.0	0 0 0 1 0
	7.0 7.0 7.0 7.0 4.0 4.0 4.0	0 0 0 1 0
	7.0 7.0 7.0 7.0 5.0 5.0 5.0	0 0 0 1 0
	5.0 5.0 5.0 5.0 7.0 7.0 7.0	0 0 0 1 0
	6.0 6.0 6.0 6.0 7.0 7.0 7.0	0 0 0 1 0
	7.0 7.0 7.0 7.0 6.0 6.0 6.0	0 0 0 1 0
	7.0 7.0 7.0 7.0 7.0 7.0 7.0	0 0 0 1 0

4.3.2 최적토지이용패턴분석의 학습자료 집합

각각의 토지이용별로 적합성을 분석하여 얻은 적합도면은 적합정도에 따라 1~5의 셀 값을 갖고 있으므로 학습자료 집합은 이들을 조합하여 작성하였다. 그러나 최적토지이용패턴은 각각의 토지이용에 대한 공간적인 최적배치를 목적으로 하기 때문에 이에 대한 학습자료 집합의 입력값은 순위척이 아닌 명목척(nominal scale)에 해당하는 자료형이 되어야한다. 즉, 각 토지이용별 적합도면 상의 셀 값으로 이루어진 학습자료의 입력패턴 쌍들은 순위적인 개념보다 자료의 구성 형태(pattern)에 따라 구분되어야 한다. 이것은 최적배치의 기준이 임의 토지이용에 대한 최상의 적지가 해당 토지이용 유형으로 배정되어야 한다는 기본원칙에 입각한 것이다.

따라서 본 연구는 이러한 원칙이 신경망 학습에 적용될 수 있도록 하기 위해 '서로 다른 n개의 자료에서 r개를 택하여 순서에 주목하여 일렬로 배열'하는 순열(permutation) 공식을 사용하였다. 그리고 토지이용별 적합도면의 셀 값이 1에서 5까지의 정수로 구성되어있으나 여기서 '5'를 제외한 1에서 4까지의 정수만을 고려하여 1차적으로 $nPr = 4! = 24$ 개의 입력패턴쌍을 구성하였고, 녹지지역에 대해서 '5'를 포함한 6개의 입력패턴 쌍을 추가하여 총 30개의 입력패턴쌍으로 구성된 학습자료 집합을 작성하였다. 결국 모든 패턴쌍들은 각각의 토지이용에 해당하는 입력값은 '1'이고 나머지는 다른 값으로 구성되었으며, 녹지지역의 경우만 녹지의 비율을 높이기 위해 '2'의 값을 포함시키고 입력패턴 쌍도 10개로 구성하였다. 표 6은 이와 같은 방법으로 작성된 학습자료 집합이다.

4.4 신경망의 구성

본 연구에서 구성한 신경망은 입력층과 출력층 그리고 한 개의 은닉층을 갖는 전향 다층신경망으로 망의 학습은 최급강화법을 사용한 역전파 학습알고리즘을 적용하였다. 일반적으로 신경망

표 6. 최적토지이용패턴의 학습자료집합

Landuse pattern	Input pattern	Expected pattern
Residential	1.0 2.0 3.0 4.0	1 0 0 0
	1.0 2.0 4.0 3.0	1 0 0 0
	1.0 3.0 2.0 4.0	1 0 0 0
	1.0 3.0 4.0 2.0	1 0 0 0
	1.0 4.0 2.0 3.0	1 0 0 0
	1.0 4.0 3.0 2.0	1 0 0 0
Commercial	2.0 1.0 3.0 4.0	0 1 0 0
	2.0 1.0 4.0 3.0	0 1 0 0
	3.0 1.0 2.0 4.0	0 1 0 0
	3.0 1.0 4.0 2.0	0 1 0 0
	3.0 1.0 2.0 4.0	0 1 0 0
	3.0 1.0 4.0 2.0	0 1 0 0
Industrial	2.0 3.0 1.0 4.0	0 0 1 0
	2.0 4.0 1.0 3.0	0 0 1 0
	3.0 2.0 1.0 4.0	0 0 1 0
	3.0 4.0 1.0 2.0	0 0 1 0
	4.0 2.0 1.0 3.0	0 0 1 0
	4.0 3.0 1.0 2.0	0 0 1 0
Green area	2.0 3.0 4.0 1.0	0 0 0 1
	2.0 4.0 3.0 1.0	0 0 0 1
	3.0 2.0 4.0 1.0	0 0 0 1
	3.0 4.0 2.0 1.0	0 0 0 1
	4.0 2.0 3.0 1.0	0 0 0 1
	4.0 3.0 2.0 1.0	0 0 0 1
	5.0 5.0 5.0 1.0	0 0 0 1
	4.0 4.0 4.0 1.0	0 0 0 1
	3.0 3.0 3.0 1.0	0 0 0 1
	5.0 5.0 5.0 2.0	0 0 0 1
	4.0 4.0 4.0 2.0	0 0 0 1
	3.0 3.0 3.0 2.0	0 0 0 1

의 성능은 주로 은닉층의 수와 노드의 수 그리고 연결강도에 의해 결정되며 부가적으로 학습매개 변수인 학습률과 모멘텀 상수가 학습 횟수에 영향을 준다. 이들은 보통 시행착오적인 방법으로 적절한 값을 결정하여 사용한다⁹⁾.

또한 본 연구는 두 종류의 신경망을 구성하였다. 먼저, 1차 신경망은 토지이용별 적합성분석을 위해 구성하였으며 그 구조는 입력층 노드의 수가 분석인자의 수와 동일한 7개이고, 출력층은 적합등급의 수와 같은 5개이다. 그리고 은닉층의 수는 출력층의 두 배인 10개로 구성하였다. 2차 신경망은 최적토지이용 패턴을 분석하기 위해 구성하였으며, 그 구조는 입력층과 출력층 노드의 수는 4개로 토지이용 패턴 수와 동일하게 구성하였으며 은닉층 역시 출력층의 2배인 8개의 노드로 구성하였다.

4.5 신경망 학습 결과분석

신경망의 학습과 분석을 위해 C++로 개발된 프로그램을 사용하였다. 이 신경망 프로그램에서 활성화 함수는 시그모이드 함수를 사용하고, 연결강도는 0.1과 -0.1사이로 랜덤하게 처리하였다.

먼저, 토지이용별로 1차 신경망에 의한 학습을 실시하였다. 시행착오법에 의해 수 십회에 걸쳐 학습을 시킨 결과 각각의 토지이용에 대한 1차 신경망의 학습매개변수는 표 7과 같다. 표 7에 나타난 바와 같이 학습률(α)과 모멘텀 항(β)은 대개 0.5~0.6에서 좋은 학습결과를 보였으며, 반복 회수는 4000번 전후에서 허용오차에 수렴하였다. 따라서 이런 결과에 비추어 1차 신경망의 성능은 비교적 좋게 평가되었다.

또한, 최적토지이용 패턴을 분석하기 위해 2차 신경망을 허용오차 0.01에서 학습률 0.5, 모멘텀 항 0.5에 의해 학습시킨 결과 반복횟수 1753에서 제일 빠르게 수렴하였고, 분류정확도 역시 가장 높게 나타났다.

표 7. 1차 신경망의 학습결과

Landuse pattern	Learning rate(α)	Momentum term(β)	Epoch	RMSE
Residential	0.6	0.5	4606	0.01
Commercial	0.5	0.5	4315	0.01
Industrial	0.6	0.5	3971	0.01
Green area	0.5	0.5	4083	0.01

4.6 결과 및 고찰

학습이 끝난 각 토지이용별 1차 신경망에 해당 분석인자에 대한 실제 자료를 입력하여 적합성 분석을 실시하였다. 또한 최적이용패턴에 대한 2차 신경망에 1차 신경망에서 생성된 각 토지이용별 적합도면 4개를 입력하여 최적배치를 실시하였다. 이때 각 분석인자에 대한 실제자료는 Arc/Info의 Grid 형식으로 만들어 졌기 때문에 이것을 ASCII 파일로 변환하여 신경망에 입력하였다. 또한 신경망 분석 결과는 일반적인 텍스트 파일로 작성됨으로 이것을 다시 Grid 형식의 자료로 변환하여 각각의 토지이용별로 적합도면을 생성할 수 있었다.

4.6.1 토지이용별 적합성분석결과

주거지역의 적합성분석은 표 4의 분석모형에 따라 고도, 경사, 향, 기존토지이용, 토양배수, 도로인접성, 기존시가지 인접성을 분석인자로 사용하여 신경망에 입력하였다.

그림 5는 신경망 분석에 의해 작성된 주거지역의 적합도면이다. 그림에 나타난 적합등급의 분포를 살펴보면 기존 나주시 도심지에 most suitable 지역이 밀집되어 있으며 more suitable 지역은 도심부에서 근거리 지역에 많이 나타났다. 그리고 suitable 지역 또한 도심지의 외곽 평지부에 넓게 분포하고 있으며, 부적합지역은 대부분 산지에 나타났다. 도시적 토지이용에서 주거적으로 도심부 주변지역의 구릉지를 선정하는 실례와 비교해 볼 때 이러한 적합지역 분포는 실제의 토지이용계획에 대체적으로 부합됨을 알 수 있다.

상업지역의 대한 분석인자는 토양특성이 기반재료특성인 것을 제외하고 주거지역과 동일하다. 그림 6은 상업용 토지의 적합도면이다. 적합지역의 분포는 대체적으로 주거지역과 비슷한 경향을 나타내고 있으나 most 및 more suitable 지역이 거의 대부분 기존 도심부 및 인접지역에 나타나

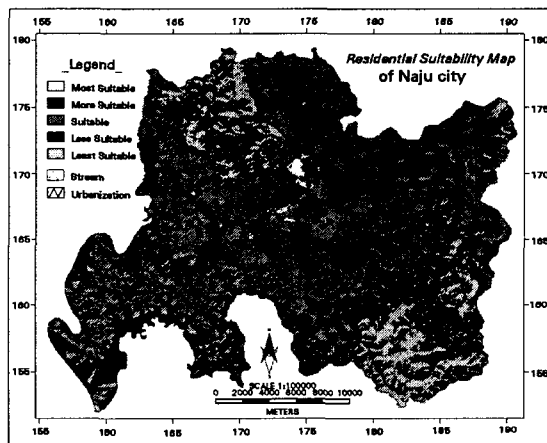


그림 5. 주거지역 적합도면

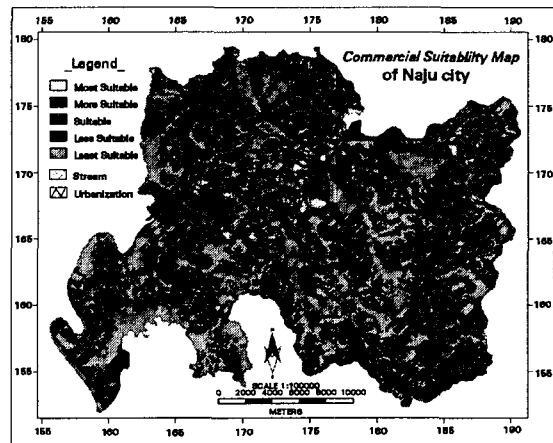


그림 6. 상업지역의 적합도면

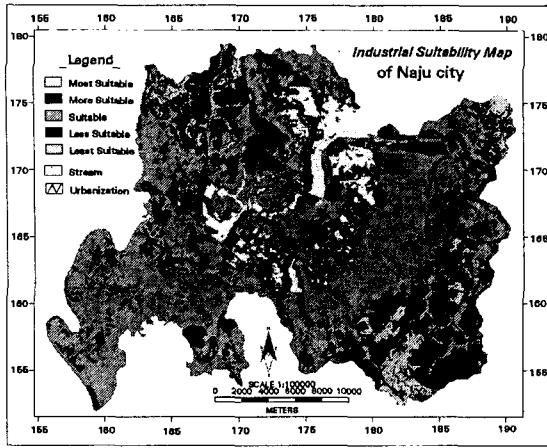


그림 7. 공업지역 적합도면

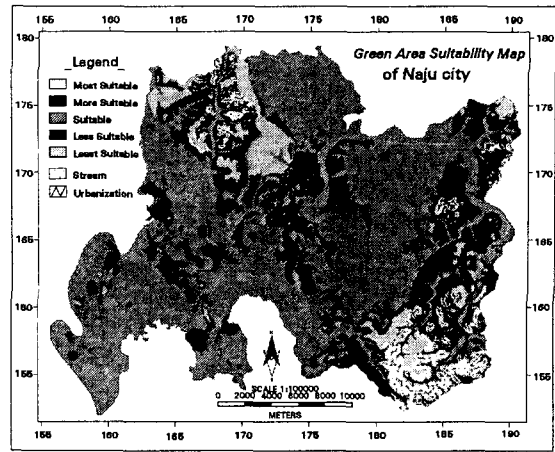


그림 8. 녹지지역의 적합도면

며, 그 면적은 주거의 경우 보다 작게 나타났다. 이런 분포 경향은 도시 토지이용에 있어 상업지역의 적지 조건에 잘 부합됨을 알 수 있다.

공업지역은 표고, 경사, 기존토지이용, 기반재료특성을 제한조건으로, 하천, 도로, 기존시가지와 인접성을 기회조건으로 하여 신경망 분석을 수행하였다. 그림 7에 나타난 공업지역 적합지 분포는 대단히 이상적이다. 기존 도심부와 하천에서 거리상으로 약간 떨어진 지역중에 지형적으로 평탄한 지역에 most suitable 지역이 위치하고 있다. 또한 분포 지역이 거의 밀집되고 많은 면적을 차지하고 있다. 이러한 분포는 큰 규모의 면적과 도심과 적당한 거리상에 위치하여 통근에 유리하면서 도시환경에 영향이 적어야 하는 공업용지로서 적지조건에 상당히 합당한 적지분포임을 알 수 있다.

녹지지역은 토양 비옥도, Ph, 토양배수 제한조건으로, 표고, 경사, 기존토지이용, 시가지 인접성을 기회조건으로 하여 분석을 실시하였다. 그림 8에 나타난 적합지역의 분포는 시가지 주변에서 less suitable과 least suitable 지역이 분포하고 있고 산지 및 평지부에서 기타 적합지역이 나타났다. 또한 녹지에 적합한 지역이 대상지역의 대부분을 차지하고 있다. 이러한 분포는 도농통합시의 특성에 알맞는 적합분포임을 알 수 있다.

4.6.2 토지이용 최적패턴 분석

도시의 공간구조를 짜임새 있게 구성하고 토지이용의 효율화를 기하기 위해 최적의 토지이용 패턴을 구상할 필요가 있다. 본 연구에서는 용도별 적합도면을 토대로 신경망 분석을 통해 나주시의 최적토지이용패턴을 그림 9와 같이 제시하였다.

그림 9에 나타난 용도지역의 위치 및 면적분포를 살펴보면 주거용 토지는 기존시가지 및 그 주변부와 대상지역의 좌측 중앙부에 집중적으로 나타나고 있으며, 상업용 토지는 기존 도심부에 조방적으로 분포해있다. 또한 공업용 토지는 주거 및 상업용 토지가 위치한 기존시가지 주변의 평지에 위치하고 있으며, 많은 면적을 차지하고 있다. 녹지용 토지는 대상지역의 좌측과 우측의 산악지역의 대부분을 차지하고 있다. 전체적인 면적비율은 주거 5.00%, 상업 0.85%, 공업 20.95%, 녹지 73.20%로 나타났다.

이와 같은 분포는 대상지역이 도농통합시임을 감안할 때 이상적인 토지이용계획과도 큰 차이가 없음을 알 수 있다. 다만, 공업용 토지가 대상 도시의 공업발전 상황과 비교해 볼 때 다소 많은 면적을 차지하고 있다는 점에서 실제와 다른 측면이 있다.

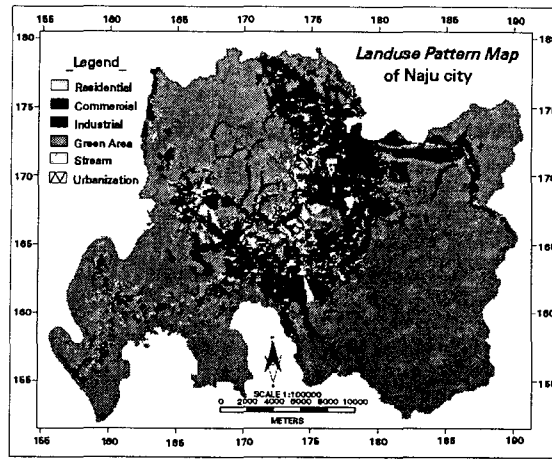


그림 9. 나주시의 최적토지이용패턴

4.6.3 연구 고찰 및 추후과제

연구 결과에서 알 수 있는 바와 같이 토지이용 적합성분석에 인공지능망의 활용은 아주 만족한 결과를 얻었다. 하지만 GIS의 공간분석 능력을 향상시키기 위한 다각적인 시도가 많은 연구자에 의해 진행되고 있는 상황에서 인공지능망을 응용할 수 있는 구체적인 연구성과가 많은 부분에서 요구된다. 특히 인공지능망의 학습에 필요한 학습자료의 선정이 전체 결과에 미치는 영향이 지대한 만큼 이에 대한 심층적인 연구가 추후에 필요할 것으로 사료된다.

5. 결론

토지이용계획의 용도지역제에 따라 나주시의 최적 토지이용패턴을 제시하고자 GIS의 지도제작 모델링에 인공지능망 이론을 결합하여 그 적용 가능성을 검토한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 일반적인 GIS의 분석기법에 인공지능망을 결합한 새로운 적합성분석기법을 제시함으로써 GIS의 공간분석능력을 향상시킬 수 있었다.

둘째, 토지이용별 적합도면과 최적토지이용패턴을 제시하고 분석함으로써 도시지역에서 토지이용별 적합지역 간에 상충적인 이용 문제를 해결하고 최적의 토지이용패턴을 결정하는 데 있어 인공지능망에 의한 배치기법이 효과적임을 알 수 있었다.

셋째, 토지이용 적합성분석에 필요한 신경망의 학습자료 선정방법에 있어서 추후 연구에 도움을 줄 수 있는 일관된 기준을 제시하였다.

참고 문헌

1. FAO, A Framework for Land Resources Evaluation, Soils Bulletin, No. 32, 1976.
2. Jose M.C. Pereira, *et al*, A multiple criteria decision-making approach to GIS-based land suitability evaluation, INT. J. Geographic Information Systems, Vol. 7, No. 5, 1993, pp 407-424.
3. David L. W and Wei-Ning Xiang, A GIS-Based Method for Integrating Expert Knowledge into Land Suitability Analysis, URISA, 1993, pp. 24-36.

4. Daniel, Z. S., A Fuzzy GIS Modeling Approach for Urban Land Evaluation, *Comput., Environ. and Urban Systems*. Vol. 16, 1992, pp. 101-115.
5. 임승현 · 조기성, GIS를 이용한 입지선정에 있어 퍼지공간중첩기법의 적용에 관한 연구, *한국측지학회지*, 제 17권, 제 2호, 1999. 6, pp. 177-187.
6. 윤정섭, *도시계획*, 문운당, 1994, pp. 100-105.
7. 오창석, *뉴로컴퓨터*, 지성출판사, 1996.
8. Wang, F. Incorporating a neural network into GIS for agricultural land suitability analysis, *GIS/LIS Proceedings*, Vol. xii+911, 1992, pp. 804-815.
9. Sui, D.Z. Integrating neural networks with GIS for spatial decision making, *Oper. Geogr. (Canada)* Vol. 11, No. 2, 1993. 6, p 13-25.

