

# 유전자 알고리즘을 이용한 원격탐사 자료의 감독분류

류성곤 · 백길남 · 송영수<sup>1)</sup>

## 1. 서론

GIS를 수행하기 위해서는 지표에 대한 정확하고 최신의 정보를 담고 있는 원격탐사 자료의 활용이 매우 중요하다. 원격탐사 자료로부터 주제도를 얻기 위해서는 영상처리 과정에서 분류(classification) 과정을 거치게 되는데, 여기에는 전통적으로 최대우도 분류법(maximum likelihood classification) 등과 같은 통계적인 방법이 사용되었다.

최근 패턴인식 분야에 많이 사용되고 있는 신경망(neural network)이 원격탐사 자료의 분류를 위한 기법으로 적용되기 시작하여 그 특성 및 정확성에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 신경망의 훈련 알고리즘으로 주로 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)이 사용되는데 이 알고리즘의 단점 중 지역 극소점에 빠지는 문제를 해결하려는 노력으로 최적화에 우수한 성능을 보이는 유전자 알고리즘(genetic algorithm)의 적용에 대한 연구가 있었다. 본 연구에서는 원격탐사의 자료의 감독분류를 위한 신경망의 훈련에 유전자 알고리즘을 적용하였고, Landsat TM 영상으로부터 훈련(training) 자료와 분류(classification) 자료를 추출하여 유전자 알고리즘을 사용한 경우와 역전파 알고리즘을 사용한 경우의 분류 정확도를 비교하였다.

## 2. 신경망과 역전파 알고리즘

신경망은 인간 두뇌의 최소 단위인 뉴런(neuron)을 모방한 처리 노드를 기본으로 하여 입력층(input layer), 숨은층(hidden layer), 출력층(output layer)으로 구성되어 있다. 입력층은 단지 입력 신호를 숨은층에 전달하는 역할을 하며 숨은층은 입력층으로부터 얻어진 정보와 연결강도를 곱하여 합한 값에 활성화 함수를 적용하여 출력층에 전달한다. 여기서 활성화 함수는 일반적으로 Sigmoid 함수가 사용된다. 출력층은 마찬가지로 숨은층으로부터 얻은 정보를 가지고 최종 출력을 만들며, 이러한 과정을 통해서 얻어진 최종 출력값은 기대값과 비교하여 그 오차를 계산하고 이를 역전파시킨다. 이와 같이 역전파 알고리즘은 오차 함수의 기울기가 감소하는 방향으로 훈련을 하여 해공간상에서 최적해에 수렴하게 된다.

## 3. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 자연선택과 유전 메카니즘에 기초해 여러 개의 개체가 동시에 주어진 환경에 따라 적자생존의 방법으로 최적의 상태로 향하여 진화하여 궁극적으로 최적의 상태에 도달하는 탐색 알고리즘이다. 일반적으로 유전자 알고리즘은 초기 개체집단을 임의로 발생시키고, 이를 평가함수를 사용하여 적합도를 평가한 후, 이 적합도를 기준으로 선택, 교배, 돌연변이 등의 연산자를 이용하여 새로운 세대의 염색체를 생성한다. 이 평가와 재생산 작업을 염색체가 최적해에 도달할 때까지 반복하여 수행한다.

1) 전북대학교 자원공학과

#### 4. 연구 방법

본 연구에서는 전라북도 서해안에 위치한 금강하구 부근의 Landsat TM 영상 자료를 사용하였고, 분류하고자 하는 부류를 크게 산, 도시, 물, 토양으로 나누었으며, 각 부류별로 6개의 각 밴드로부터 훈련 자료 400개와 분류 자료 800개를 추출하여 실험하였다.

신경망은 하나의 숨은층을 가진 3층의 신경망으로서 입력층의 노드는 원격탐사 입력 자료의 수와 같은 6개, 숨은층의 노드는 8개, 출력층의 노드는 분류하고자 하는 패턴에 따라 4개로 구성되어 있으며, 총 80개의 연결강도를 갖는다. 검색체의 원소는 연결강도로 구성되어 있고, 초기의 개체집단은  $[-1, 1]$ 의 범위에서 임의의 실수로 초기화된다. 개체집단의 크기(pop\_size)는 50이다.

전체 훈련자료에 대한 제곱합 오차(square sum error; SSE)를 계산하여, 그 역수를 평가 함수(F)로 사용하여 적합도를 평가하였으며, 다음 식으로 표현된다.

$$SSE = \sum_i \sum_k (T_{ik} - O_{ik})^2, \quad F = \frac{1}{SSE}$$

여기서, T는 기대값, O는 출력값, i는 전체 훈련자료 수, k는 출력노드 수이다.

선택은 룰렛 휠(roulette wheel) 선택과 경쟁(tournament) 선택을 사용하였고, 교배는 산술교배를 한점, 두점, 균등 교배에 모두 적용하여 서로 비교하였다. 돌연변이는 각각의 경우에 동일하게 적용하였다. 교배 확률( $p_c$ )은 0.95, 돌연변이 확률( $p_m$ )은 0.003으로 하였다.

#### 5. 결과

##### 5.1. 유전자 연산자에 따른 훈련 결과 비교

룰렛 휠 선택 방식에 대해 한점 산술교배, 두점 산술교배, 균등 산술교배를 적용하고, 마찬가지로 경쟁 선택 방식에 대해서도 각각의 교배 연산자를 적용하여 신경망을 훈련시킨 후 그 결과를 비교하였다. 경쟁 선택 방식에서 균등 교배 방식을 사용했을 경우에 최종 훈련 후 얻은 분류 정확도가 98.375%로 가장 높게 나타났다.

##### 5.2. 유전자 알고리즘과 역전파 알고리즘의 분류 결과 비교

역전파 알고리즘을 사용하여 동일한 신경망 구조에서 동일한 훈련 자료와 분류 자료를 가지고 훈련을 수행한 후, 그 결과를 앞의 결과와 비교하였다. 분류 정확도는 역전파 알고리즘의 경우 96.75%로 앞의 경우와 비교해 보면, 상대적으로 유전자 알고리즘이 높은 분류 정확도를 보이고 있다. 특히 토양에 대한 분류에서 큰 차이를 보였다.

각 훈련 알고리즘에 대한 영상 자료의 감독 분류 결과가 Fig. 1에 나타나 있다. (a)는 유전자 알고리즘, (b)는 역전파 알고리즘을 이용한 분류 결과이다. 그림에서 보면, 뚜렷한 차이는 볼 수 없으나, 비교적 산에 대한 분류에 있어서 두 알고리즘이 많은 차이를 나타내고 있다. 이는 분류 자료에 대한 분류 결과에서 역전파 알고리즘을 사용한 경우, 토양에 대한 분류가 산으로 잘못 분류되는 경향이 유전자 알고리즘에 비해 크게 나타나고 있는 결과와 일치한다.

## 6. 결 론

원격탐사 자료의 감독분류를 위한 신경망의 훈련 알고리즘으로 유전자 알고리즘을 적용하여 실험한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 주어진 문제에 대해 성능이 우수한 유전자 알고리즘을 구현하기 위해 유전자 연산자의 비교 연구를 수행한 바, 선택 방식에 있어서는 룰렛 휠 선택보다 경쟁 선택이, 교배 방식에 있어서는 균등 산술교배가 더 좋은 훈련 결과를 보였다.

2) 유전자 알고리즘을 적용한 경우의 훈련 결과를 역전파 알고리즘을 적용한 경우와 비교한 결과, 분류 자료에 대한 분류 결과는 역전파 알고리즘의 경우 96.75%였고, 유전자 알고리즘의 경우는 98.375%로 상대적으로 유전자 알고리즘을 적용한 경우 더 높은 정확도를 나타내어, 원격탐사 자료의 감독분류를 위한 신경망의 훈련 알고리즘으로 유전자 알고리즘의 적용이 유용함을 확인할 수 있었다.

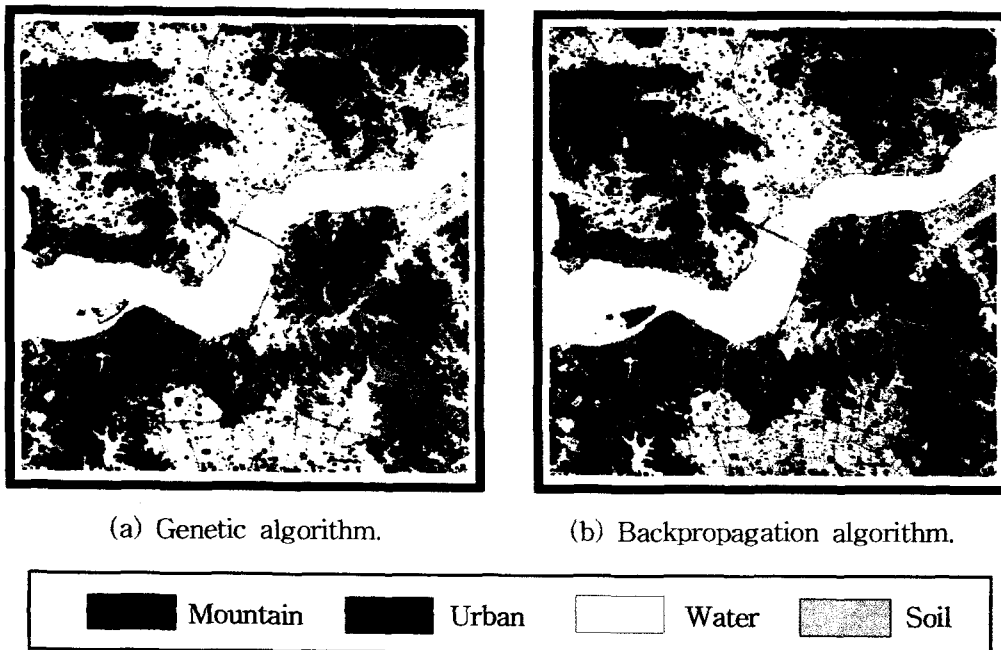


Fig. 1. Classification results of the Landsat TM image.

### 참고문헌

1. 백길남, 송영수, 채효석, 김광은, 1996, "원격탐사 자료의 감독 분류 정확도 향상을 위한 인공 신경망 기법 연구", 한국자원공학회지 33권 6호, pp. 448-452.
2. Montana, D. J. and Davis, L., 1989, "Training feedforward neural networks using genetic algorithms", *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 762-767.
3. Paola, J. D. and Schowengerdt, R. A., 1995, "A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely-sensed multi-spectral imagery", *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 16, No. 16, pp. 3033-3058.
4. Vermeersch, L., Dumortier, F., and Vansteenkiste, G., 1994, "Genetic algorithms as optimizers for feedforward neural networks", *Proceedings of the International Conference on Artificial neural networks*, Vol. 1, pp. 509-516.