

# 잡음 영상에서 불균등 돌연변이 연산자를 이용한 효율적 에지 검출

김수정<sup>†</sup>·임희경<sup>††</sup>·서요한<sup>†††</sup>·정채영<sup>††††</sup>

## 요 약

이 논문은 진화 프로그래밍과 개선된 역전파 알고리즘을 이용한 에지 검출 방법을 제안한다. 진화 프로그래밍은 알고리즘의 성능저하와 계산비용을 고려하여 교차 연산은 수행하지 않고, 선택연산자와 돌연변이 연산자를 사용한다. 개선된 역전파 알고리즘은 학습단계에서 연결강도를 변화시킬때 이전학습단계의 연결강도를 보조적으로 활용하는 방법이다. 이 개선된 역전파 알고리즘은 학습률  $\alpha$ 를 작은값으로 설정하기 때문에 각 학습단계에서의 연결강도 변화량이 기존의 방법에 비해 상대적으로 줄어들게 되어 학습이 느려지는 문제점을 해결하였다. 실험결과 학습시간과 검출률에 있어서 GA-BP(GA: Genetic Algorithm, BP: Back-Propagation)를 이용한 방법보다 제안한 EP-MBP(EP: Evolutionary Programming, MBP: Momentum Back-Propagation)를 이용하여 학습시킨 방법이 학습시간의 단축과 효율적인 에지 검출 결과를 얻을 수 있었다.

## Edge detection method using unbalanced mutation operator in noise image

Su Jung Kim<sup>†</sup>·Hee Kyoung Lim<sup>††</sup>·Yo Han Seo<sup>†††</sup>·Chai Yeoung Jung<sup>††††</sup>

## ABSTRACT

This paper proposes a method for detecting edge using an evolutionary programming and a momentum back-propagation algorithm. The evolutionary programming does not perform crossover operation as to consider reduction of capability of algorithm and calculation cost, but uses selection operator and mutation operator. The momentum back-propagation algorithm uses assistant to weight of learning step when weight is changed at learning step. Because learning rate  $\alpha$  is settled as less in last back-propagation algorithm the momentum back-propagation algorithm discard the problem that learning is slow as relative reduction because change rate of weight at each learning step. The method using EP-MBP is batter than GA-BP method in both learning time and detection rate and showed the decreasing learning time and effective edge detection, in consequence.

키워드: 진화 프로그래밍(Evolutionary Programming), 역전파 알고리즘(Back-Propagation Algorithm)

### 1. 서 론

영상으로부터 물체의 경계를 추출하는 것은 영상분석 및 컴퓨터 비전 문제를 해결하는데 기초가 되는 중요한 작업이다. 기본적으로 이러한 문제는 공간적으로 동일한 특징을 갖는 성질을 이용하는 영역기반 방법과 영상의 기울기를 이용하는 경계선 검출 방법으로 나눌 수 있으며 허프 변환, 그래프 탐색, 동적 프로그래밍, 윤곽선 추출 및 영역 성장 방법 등의 다양한 방법들이 물체의 경계를 추출하기 위해 제안되었다[1]. 그러나 기존의 에지 검출 기법 중에서 임계값

을 이용한 검출 알고리즘은 검출된 에지의 중간에 끊어진 부분이 발생하여 연결성을 잃게되므로 정확한 에지 검출이 이루어지지 않았다. 또한 세선화를 이용한 검출 알고리즘은 세선화에 의해 검출된 선이 대상 물체의 경계선과 일치하지 않아서 물체의 정확한 위치를 나타내지 못하는 문제점이 있었다. 이러한 문제점들을 보완한 효율적인 에지 검출 방법에 관해서 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘과 역전파 알고리즘을 병행하여 윤곽선을 추출하는 방법이 제안되었다[2]. 이 추출 방법은 후보 윤곽선 구조를 찾기 위하여 유전자 알고리즘을 이용하고, 이 후보 윤곽선 구조를 가지고 연결강도와 옵션 값을 구한다. 연결강도와 옵션 값을 역전파 알고리즘에 입력해서 학습을 수행함으로써 최적의 윤곽선 구조를 추출한다. 그러나 유전자 알고리즘은 다음 세대를 생성하기 위하여 교차 연산을 수행하는데, 길이가 다르

\* 본 논문은 2001년도 조선대학교 학술 연구비의 지원을 받아 연구되었음.

† 준 회원 : 조선대학교 대학원 전산통계학과

†† 준 회원 : 서강정보대학교 정보통신부 IT교수요원

††† 정 회원 : 서강정보대학교 인터넷정보과 교수

†††† 종신회원 : 조선대학교 수학·전산통계학부 교수

논문접수 : 2002년 4월 24일, 심사완료 : 2002년 8월 16일

개 표현된 개체에서 교차연산을 통한 다음 세대 구성은 개체의 길이를 동일하게 해야하는 추가적인 계산이 필요해 알고리즘 성능을 저하시킨다. 반면에, 역전파 알고리즘은 학습률  $\alpha$ 를 작은 값으로 설정하기 때문에 당연히 각 학습 단계에서의 연결강도 변화량은 상대적으로 줄어들게 되므로 학습이 느려지는 현상이 나타난다.

따라서 본 논문에서는 불균등 돌연변이 연산자와 개선된 역전파 알고리즘을 이용하여 효율적인 예지 검출을 하였다. 첫 번째, 진화 프로그래밍 연산에서는 불균등 돌연변이 연산자만을 사용한다. 두 번째, 진화 프로그래밍을 이용하여 구해진 후보 예지 구조의 연결강도, 음셋 값을 개선된 역전파 알고리즘의 입력 초기값으로 사용한다, 세 번째, 개선된 역전파 알고리즘의 학습 단계에서 연결강도를 변화시킬 때 이전 학습 단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하도록 하였다.

본 논문은 2장에서 진화 프로그래밍에 대해 기술하고 3장에서는 개선된 역전파 알고리즘에 대해 기술하며, 4장에서는 불균등 돌연변이 연산자와 개선된 역전파 알고리즘을 이용한 예지 검출 결과를 보이고 5장에서는 결론과 향후 연구방향을 제시한다.

## 2. 진화 프로그래밍

진화 프로그래밍은 1960년대 중반에 L. J. Fogel에 의하여 개발된 알고리즘이다[3]. 이 알고리즘에서는 유전자 알고리즘과는 달리 돌연변이 연산자를 사용하여 다음 세대를 만들어 나간다. 즉 해의 공간을 검색하는데 교차 연산자는 사용하지 않는다. 따라서 적합도가 높지 않은 부모 염색체라도 소멸되지 않고, 다음 세대의 개체군을 형성하는데 영향을 끼치게 되고, 지역 최적화에 빠질 가능성이 줄어들게 된다. 유전자 알고리즘의 교차 연산에서 야기되는 계산비용, 상속성 등의 문제점을 없애기 위해 진화 프로그래밍에서는 교차 연산을 사용하지 않고 선택 연산과 돌연변이 연산만을 사용한다. 교차 연산을 사용하지 않는 대신에 부모 세대의 개체들 중 적합도가 가장 큰 개체를 자식 세대에 유지하기 위해 엘리트 기법을 사용한다. 비록 새로 생성된 개체들이 전 세대의 개체들 보다 모두 나쁜 성능을 가졌다 하더라도 이 기법을 사용함으로써 적어도 전 세대의 가장 성능이 좋은 개체를 확보할 수 있다. 이 알고리즘에서는 부모 개체가 불균등 돌연변이 연산자를 통하여 하나의 자손 개체를 생성시킨 후 모든 부모 개체와 자손 개체를 하나의 개체군으로 나타내고 개체군에서 우수한 개체를 선택하고 진화시킨다.

### 2.1 개체의 표현과 개체 집단

진화 프로그래밍에서는 유전자 알고리즘의 성능향상을 위하여 부동점 표현방법을 이용하여 개체를 표현한다. 그러나

본 논문의 진화 프로그래밍은 0과 1의 2진 영상을 이용하여 개체를 표현하도록 하였다. 또한 임시 개체집단(Temporary Population)을 생성하여, 임시 개체집단 중에서 새로운 세대의 개체집단을 선택한다.

## 2.2 기본 연산자

### 2.2.1 선택 연산자

#### ● 통계적 토너먼트 선택(Stochastic Tournament Selection)

유전연산을 행하기 위한 개체 선택은 통계적 토너먼트 선택을 사용한다. 통계적 토너먼트 선택은 톨렛 휠 선택 방법을 두 번 사용하여 그 둘중에 적합도가 큰 개체를 선택하는 방법이다. 이 선택 방법을 사용한 이유는 큰 적합도를 갖는 개체가 선택될 가능성이 높기 때문이다[4].

#### ● 엘리트 보존 전략

엘리트 보존 전략은 집단 중에서 가장 적합도가 높은 개체를 그대로 다음 세대로 남기는 방법이다. 이 방법을 사용하면 그 시점에서 가장 좋은 해가 교차나 돌연변이에 의해서 파괴되지 않는다는 이점이 있다. 일반적으로 이 전략은 다른 선택 전략과 혼합하여 사용될 수 있다.

### 2.2.2 불균등 돌연변이 연산자

유전자 알고리즘의 지역적 미세 조정 능력을 향상시켜 주기 위한 새로운 연산자 중 하나인 돌연변이를 사용하였다. 본 논문에서는 돌연변이 연산에서도 불균등 돌연변이를 사용하였다. 예를 들어, 배경 픽셀 0에서 대상 픽셀 1로 돌연변이 연산 될때는 0.01의 확률을, 대상 픽셀 1에서 배경 픽셀 0으로 돌연변이 연산 될 때는 0.05의 확률을 주었다. 불균등 돌연변이를 사용한 진화 프로그래밍은 계산결과가 갖는 정확도에 있어서 우수하며, 수렴속도 또한 빠르다.

### 2.2.3 추가 연산자 1

존의 예지 검출 방법은 농도 정보를 이용해 어떤 레벨을 결정할 다음 그 레벨보다 밝은 부분에는 '0', 어두운 부분에는 '1'을 할당하여 이치화하는 임계값처리 방법이기 때문에 검출된 예지의 중간에 끊어진 부분이 발생하여 연결성을 잃게 되었다. 그러므로 예지 픽셀이 이웃 픽셀과의 연결성을 갖도록 하기 위해 예지 픽셀 경로사이에 0인 픽셀이 발견되면 1로 수정하여 연결된 예지 구조를 만들어 준다.

### 2.2.4 추가 연산자 2

기존 예지 검출 방법은 세선화 한 선이 대상물체의 경계선과 일치하지 않기 때문에 검출된 예지로는 물체의 정확한 위치를 나타내지 못하는 문제점이 있었다. 그러나 예지 조건은 물체의 실제 경계에 해당하는 위치에 1개의 픽셀로 표시하는 것이기 때문에 추가 연산자 2를 이용해서 예지 구

조가 여러개의 픽셀로 중첩되어 있으면 그 중에서 가장 명암 차가 큰 픽셀만 에지로 선정하고 그 이웃 픽셀은 0으로 설정하여 1개의 선으로 구성된 에지 구조를 만들어 준다.

2.3 알고리즘 흐름

- 단계 1: 매개변수를 설정한다.  
(개체집단의 크기, 돌연변이 확률 등)
- 단계 2: 초기 개체집단을 생성한다.
- 단계 3: 각 개체의 적합도를 계산한다.
- 단계 4: 개체집단을 평가한다.
- 단계 5: 엘리트 기법에 의해 적합도가 가장 큰 개체를 선택하여 개체집단에 추가한다.
- 단계 6: (돌연변이에 의해 생성되는 개체의 개수×2)개의 임시 개체집단을 생성한다.
  - 6-1: 통계적 토너먼트 선택 기법으로 하나의 개체를 선택한다.
  - 6-2: (돌연변이에 의해 생성되는 개체의 개수×2)개의 개체를 생성한다. 돌연변이 확률에 따라 돌연변이 연산을 수행시킨다.
- 단계 7: (돌연변이에 의해 생성되는 개체의 개수×2)+1개의 임시 개체집단에서 적합도가 큰 돌연변이에 의해 생성된 개체의 개수만큼의 개체를 선택한다.
- 단계 8: 새로운 개체집단을 평가한다.  
[단계 3으로 이동]
- 단계 9: 세대 수 만큼 반복 수행한 후 종료한다.

3. 개선된 역전파 알고리즘

BP 알고리즘을 이용한 신경망 학습에서 입력층과 은닉층 간 연결강도 변화량  $\Delta W_{ji}$  과 은닉층과 출력층간 연결강도 변화량  $\Delta W_{kj}$  은 단지 학습률  $\alpha$  와 오차신호  $\delta_j, \delta_k$  에 의해 결정된다. 일반적으로 학습률  $\alpha$  를 작은 값으로 설정하기 때문에 당연히 각 학습 단계에서의 연결강도 변화량은 상대적으로 줄어들게 되므로 학습이 느려지는 현상이 나타난다. 개선된 역전파 알고리즘은 이러한 문제점을 해결하기 위해 학습단계에서 연결강도를 변화시킬때 이전 학습 단계의 연결강도 변화량을 보조적으로 활용하는 방법이다. 개선된 역전파 알고리즘의 학습방법은 역전파 알고리즘과 학습과정이 동일하며 단지 연결강도의 변화량  $\Delta W_{ji}, \Delta W_{kj}$  을 계산할 때 다음 식과 같은 모멘텀 항이 추가되는 것만 다르다.

개선된 역전파 알고리즘의  $t$  학습단계에서 연결강도 변화량  $\Delta W_{ji}^t, \Delta W_{kj}^t$  는 다음과 같다.

$$\Delta W_{ji}^t = \alpha \delta_j O_i + \beta \Delta W_{ji}^{t-1} \quad (3-1)$$

$$\Delta W_{kj}^t = \alpha \delta_k O_j + \beta \Delta W_{kj}^{t-1} \quad (3-2)$$

여기서  $\alpha$  와  $\beta$  는 각각 학습률과 모멘텀 상수이며,  $\delta_j$  와  $\delta_k$  는 각각 은닉층 오차신호와 출력층 오차신호이다.  $O_i$  는 입력된 학습 패턴이 입력노드를 거쳐 출력된 값이며,  $O_j$  는 은닉층 노드의 출력이다.

따라서  $t+1$  학습단계에서의 연결강도  $W_{ji}^{t+1}, W_{kj}^{t+1}$  는 다음과 같다.

$$W_{ji}^{t+1} = W_{ji}^t + \alpha \delta_j O_i + \beta \Delta W_{ji}^{t-1} \quad (3-3)$$

$$W_{kj}^{t+1} = W_{kj}^t + \alpha \delta_k O_j + \beta \Delta W_{kj}^{t-1} \quad (3-4)$$

일반적으로 개선된 역전파 알고리즘에서는 모멘텀 상수  $\beta$  를 0~0.8사이의 값으로 설정하며, 개선된 역전파 알고리즘은 기존의 역전파 알고리즘에 비하여 학습시간이 단축되었다. 다만 이전학습 단계의 연결강도를 저장해야 하는 절차가 필요하다.

다음은 개선된 역전파 알고리즘을 기술한다.

- 단계 1:  $w_{ji}, w_{kj}$  의 작은 임의의 값을 설정한다.  
연결강도 임시 저장소를 초기화한다.

$$\begin{cases} imsi\_W_{ji} \leftarrow 0 \\ imsi\_W_{kj} \leftarrow 0 \end{cases}$$

학습률  $\alpha$  와 모멘텀 상수  $\beta$  ( $0 < \beta < 0.8$ )를 초기화한다.

- 단계 2: 최초의 패턴을 학습패턴으로 한다.
- 단계 3: 중간층 유니트의 출력계산.
- 단계 4: 출력층 유니트의 출력계산.
- 단계 5: 출력층 유니트의 오차계산.
- 단계 6: 중간층 유니트의 오차계산.
- 단계 7: 연결강도를 수정한다.

$$\begin{aligned} W_{ji}^{t+1} &= W_{ji}^t + \Delta W_{ji}^t \\ &= W_{ji}^t + \alpha \delta_j O_i + \beta \Delta W_{ji}^{t-1} \\ W_{kj}^{t+1} &= W_{kj}^t + \Delta W_{kj}^t \\ &= W_{kj}^t + \alpha \delta_k O_j + \beta \Delta W_{kj}^{t-1} \end{aligned}$$

- 단계 8: 이전 학습 단계의 연결강도를 임시 저장소에 저장한다.

$$\begin{aligned} imsi\_W_{ji} &\leftarrow \Delta W_{ji}^t \\ imsi\_W_{kj} &\leftarrow \Delta W_{kj}^t \end{aligned}$$

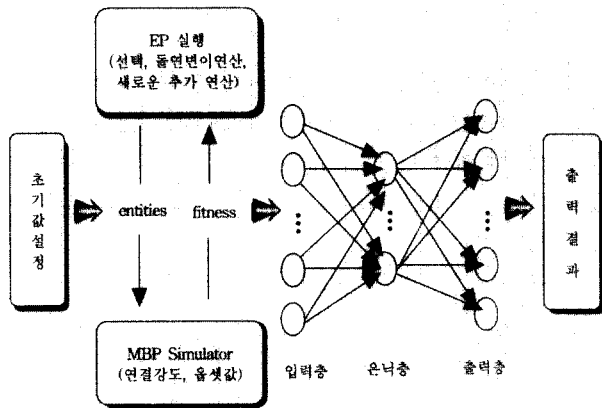
- 단계 9: 다음의 패턴을 학습패턴으로 한다.
- 단계 10: 학습 패턴이 종료할 때까지 단계 3으로 되돌아간다.

- 단계 11 : 학습의 반복 횟수를 갱신한다.
- 단계 12 : 학습이 반복 횟수가 제한 횟수 이하이면 단계 3으로 되돌아간다.

**4. 실험 및 고찰**

**4.1 시스템 구성**

- 단계 1 : 초기집단 생성과 초기값 설정
  - ① 진화 프로그래밍의 초기집단 생성과 초기값 설정.
  - ② 개선된 역전파 알고리즘의 초기값 설정.



(그림 2) 제한한 EP-MBP 시스템구성

<표 1> 진화 프로그래밍의 초기값 설정

진화 프로그래밍의 초기값 설정	
개체표현	0과 1의 이진수로 표현
개체 집단의 크기	50
최대 세대수	100세대
불균등 돌연변이 확률	1에서 0으로 돌연변이 확률 0.05 0에서 1로의 돌연변이 확률 0.01
추가 연산자	1, 2의 확률 : 0.8

<표 2> 개선된 역전파 알고리즘의 초기값 설정

개선된 역전파 알고리즘의 초기값 설정	
학습률	0.1
모멘텀	0.6

- 단계 2 : 진화 프로그래밍의 실행

진화 프로그래밍을 이용하여 최적의 연결강도와 옵셋값을 탐색한다. 진화 프로그래밍으로 탐색한 각 개체의 적합도 값을 MBP simulator를 이용하여 정해진 횟수동안 학습시킨 후 최적의 에지 구조를 평가한 적합도 값을 계산하여 진화 프로그래밍으로 넘겨주면 진화 프로그래밍은 이 적합도 값에 따라서 선택, 불균등 돌연변이 연산을 이용하여 최적의 에지 구조를 탐색하는 과정을 반복하게 된다. 이때 MBP simulator는 학습에서 전체 자승 오차가 작은 개체의 연결강도와 옵셋값을 저장하여 다음 학습의 연결강도와 옵

셋값의 초기값으로 연결하여 이용한다. 진화 프로그래밍의 실행은 탐색속도를 향상시키기 위해 정해진 인식을 만큼만 진행하도록 한다. 실행이 종료되면 가장 높은 적합도의 연결강도, 옵셋값을 MBP 신경망의 파라미터로 넘겨서 최적의 해로 수립시키기 위한 지역적 탐색을 진행한다.

- 단계 3 : 개선된 역전파 학습

진화 프로그래밍의 탐색결과인 후보 에지 구조의 연결강도, 옵셋값을 입력받아 최적의 해로 수립시키기 위한 학습을 실행하여 최적의 에지 구조를 완성시키는 단계이다. 학습을 위한 신경망 구성은 입력층 36개, 은닉층 2개, 출력층 36개의 노드로 구성하였다.

- 단계 4 : MBP adaptation

완성된 MBP 신경망의 학습 결과를 테스트한다.

**4.2 진화 프로그래밍을 이용한 에지 구조 탐색**

진화 프로그래밍의 개체표현은 그레이 영상 0~255의 값으로 0과 1의 2진 영상을 이용하였다. 진화 프로그래밍에서는 유전자 알고리즘과는 달리 임시 개체군을 생성하여 임시 개체집단 중에서 새로운 세대의 개체집단을 선택하도록 하였다. 선택 연산은 통계적 토너먼트 선택 기법을 사용하였으며, 엘리트 보존 전략에 의해 적합도가 가장 큰 개체를 선택하여 개체집단에 추가시켰다. 집단 중에서 가장 적합도가 높은 개체를 다음 세대로 남기는 방법인 엘리트 보존 전략을 이용하여 불균등 돌연변이 연산 결과의 최적 해가 버려지는 확률을 줄였다. 돌연변이는 기존 유전자 알고리즘의 지역적 미세 조정 능력을 향상시키기 위해 불균등 돌연변이 연산자를 사용하였다. 불균등 돌연변이 연산은 에지 픽셀값 1이 배경 픽셀값 0으로 돌연변이 연산될 때 0.05의 확률을 적용하며, 배경 픽셀값 0이 에지 픽셀값 1로 돌연변이 연산될 때 0.01의 확률을 적용함으로써 차별화를 두었다. 그리고 에지 픽셀의 이웃 픽셀간 연결성을 고려하여 새로운 연산자를 추가하였으며, 세선화 과정에서 일어날 수 있는 단점을 보완하고자 또 다른 새로운 연산자를 추가하여 각각의 확률을 부여해서 탐색하도록 하였다. 추가 연산자 1은 에지 픽셀이 연결성을 갖도록 에지 경로 사이에 0이 발견되면 1로 수정하여 연결된 에지구조를 만들어 준다. 추가 연산자 2는 에지 구조가 여러개의 픽셀로 중첩되어 있을때 그 중에서 명암 차가 가장 큰 픽셀만 에지로 선택하고 인접 픽셀은 0으로 설정하여 1개의 선으로 구성된 에지 구조를 만들어 준다. 평가함수는 개체가 목표로 하는 에지 구조에 어느 정도 만족하는지를 수값으로 산정 해주는 수식이며, 목표하는 에지 구조의 데이터는 원 영상의 값에서 다음 식 (4-1)을 이용하여 명암 차를 구한다. 명암 차가 임계값보다 크면 1로, 임계값 보다 작으면 0으로 구성된 2진 데이터로

구성하였다.

$$E = \sqrt{\nabla I(x, y)^2} \quad (4-1)$$

x, y 위치의 픽셀에 대한  $\nabla I$ 는 다음 식 (4-2)과 같고,  $\nabla I$ 는 영상의 일차 미분 값을 나타낸다.

$$\nabla I(x, y) = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2} \quad (4-2)$$

그러나 실험 영상이 30%의 잡음이 있는 영상이므로 잡음을 줄이기 위해 수행하는 평활화 정도를  $\sigma$ 에 의해 조절하도록 하였다. 최종으로 수정된 평가함수는

$$E = \sqrt{(\nabla I(x, y) \times G_\sigma)^2} \quad (4-3)$$

과 같다. 각 개체의 적합도 값을 계산하기 위한 평가 함수는 원 영상의 2진 데이터인 비트값과 진화 프로그래밍의 개체인 비트값이 일치하고, 중심 픽셀과 기울기가 같은 방향인 인접 픽셀도 에지 픽셀로 되어 있으면 목표로서는 에지 구조에 접근하므로 높은 값을 부여한다.

### 4.3 MBP Neural Network 학습 알고리즘

진화 프로그래밍의 실행은 탐색 속도를 향상시키기 위하여 정해진 인식률만큼만 진행했기 때문에 결과인 후보 에지 구조는 최적의 해로 수렴되지 못한 상태이다. 따라서, 개선된 역전파 알고리즘으로 일정 주기 동안 학습시켜 최적의 에지 구조를 검출한다.

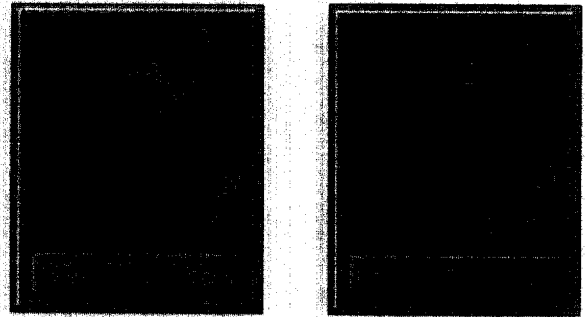
#### 4.3.1 개요

본 논문에서의 실험은 IBM PentiumIII-860 시스템에서 Delphi 5.0을 사용하여 구현하였다. 또한 그레이 레벨이 0~255인 흑백 영상을 이용하였으며, 영상의 크기는 100×100, 개체의 크기는 메모리를 고려하여 100×100의 영상에서 6×6 세그먼트를 개체로 하여 한 세그먼트씩 학습하도록 하였다. 본 실험에서는 (그림 2)(a)의 레나 영상을 이용하였으며 잡음 제거효과를 확인하기 위해 원 영상에 잡음을 30% 정도 첨가한 (그림 2)(b)의 영상을 가지고 실험하였다.

#### 4.3.2 비교 실험

##### (1) GA-BP 에지 검출 실험 결과

(그림 2)(a)의 레나 영상은 원 영상이며, (그림 2)(b)는 원 영상에 잡음을 30%정도 첨가한 입력영상이다. 학습횟수가 기록된 영상은 유전자 알고리즘과 역전파 알고리즘으로 학습한 후 학습 횟수에 따라 얻어진 출력영상이다. 출력 영상이 학습횟수에 비례하여 오차잡음이 없어지고, 원 영상의 에지를 검출하는 것을 알 수 있다.



(a) 원영상

(b) Noise30%



학습횟수 24회



학습횟수 48회



학습횟수 96회



학습횟수 138회



학습횟수 212회



학습횟수 300회

(그림 2) GA-BP 에지 검출 출력영상

##### (2) 제안한 EP-MBP 에지 검출 실험결과

제안한 EP-MBP는 진화 프로그래밍과 개선된 역전파 알고리즘 학습 방법으로 학습한 후 학습 횟수에 의하여 얻어진 출력영상이다. 출력영상이 (1) GA-BP 에지 검출 실험결과에 비해 검출률에 있어서 향상된 결과를 보여주고 있다.



학습횟수 24회



학습횟수 48회



학습횟수 96회



학습횟수 138회



학습횟수 212회



학습횟수 300회

(그림 3) 제안한 EP-MBP 에지 검출 출력영상

4.3.3 실험의 비교 결과

<표 3>은 (그림 2)(b)의 영상을 가지고 GA-BP를 이용한 에지 검출 실험결과와 제안한 EP-MBP를 이용한 에지 검출 실험결과를 비교한 표이다. 앞의 실험결과에서 보여준 것과 같이 학습횟수가 증가함에 따라 상대적으로 많은 학습 시간을 요구하고, 그와는 반대로 검출률은 점점 증가하고 있음을 알 수 있다. 위의 실험결과 동일한 학습횟수 상에서는 GA-BP 학습방법보다 제안한 EP-MBP 학습방법을 이용한 에지 검출이 빠른 학습시간과 좀더 좋은 영상을 얻어 낼 수 있었다.

<표 3> GA-BP 학습 결과와 제안한 EP-MBP 학습 결과의 학습횟수에 따른 검출률과 학습소요시간

학습횟수		24회	48회	96회	138회	212회	300회
학습 시간	GA-BP	19초	37초	59초	1분25초	1분42초	2분01초
	제안한 EP-MBP	15초	26초	48초	59초	1분12초	1분24초
검출률	GA-BP	84.01%	89.23%	93.18%	95.27%	97.44%	98.02%
	제안한 EP-MBP	88.14%	92.58%	95.91%	97.88%	99.07%	99.31%

<표 4>는 본 논문에서 제안한 EP-MBP 학습방법의 성능 평가를 위해 다양한 영상에 적용한 실험결과이다. (그림 2)(b)의 영상과 같이 원 영상에 30%의 잡음을 첨가하여 그것을 입력영상으로 하였으며, 실험결과 기존 학습방법에 비해 본 논문에서 제안한 EP-MBP를 이용한 에지 검출 방법이 학습시간의 단축과 효율적인 에지 검출결과를 얻을 수 있었다.

<표 4> 제안한 EP-MBP 학습방법의 성능 평가를 위해 다양한 영상에 적용한 실험 결과

	cameraman				bacteria				bloodl				tire				saturn			
	GA-BP		제안한 EP-MBP		GA-BP		제안한 EP-MBP		GA-BP		제안한 EP-MBP		GA-BP		제안한 EP-MBP		GA-BP		제안한 EP-MBP	
	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률	학습 시간	검출률
24회	23초	82.14%	17초	86.87%	21초	84.03%	15초	87.70%	20초	84.26%	15초	89.03%	19초	85.21%	13초	91.33%	19초	85.11%	14초	92.46%
48회	41초	85.06%	29초	90.42%	39초	86.17%	27초	92.09%	37초	86.31%	29초	91.15%	35초	89.42%	24초	94.02%	36초	88.82%	24초	94.35%
96회	1분 03초	91.44%	49초	94.02%	59초	90.45%	46초	93.91%	1분	91.82%	45초	94.23%	56초	94.20%	41초	96.07%	58초	94.04%	39초	97.51%
138회	1분 29초	93.27%	1분	95.63%	1분 18초	92.86%	58초	96.66%	1분 19초	92.05%	1분 03초	95.09%	1분 08초	95.01%	51초	98.66%	1분 14초	95.85%	53초	98.40%
212회	1분 47초	94.79%	1분 14초	97.20%	1분 31초	94.22%	1분 09초	98.46%	1분 34초	93.25%	1분 11초	97.28%	1분 25초	96.19%	1분 04초	98.69%	1분 29초	96.35%	1분 01초	98.91%
300회	2분 12초	95.65%	1분 25초	98.96%	1분 59초	96.37%	1분 17초	98.86%	2분 02초	95.04%	1분 18초	98.16%	1분 48초	97.93%	1분 12초	99.08%	1분 51초	97.17%	1분 12초	99.12%

### 5. 결 론

본 논문에서는 검출률과 학습속도 면에서 향상된 에지 검출을 위해 진화 프로그래밍과 개선된 역전파 알고리즘을 이용하였다. 진화 프로그래밍은 부동점 표현 방법을 이용하여 개체를 표현 할 수 있으며, 알고리즘 성능저하와 계산비용을 고려하여 교차연산을 수행하지 않는다. 그대신 부모세대의 개체 중에 적합도가 가장 큰 개체를 자식세대에 상속시키기 위해 엘리트 기법을 사용하는 특징이 있으며, 임시 개체집단을 생성함으로써 새로운 세대의 개체집단을 선택하도록 한다.

초기 개체집단은 개체의 크기를  $100 \times 100$  영상에서  $6 \times 6$  세그먼트로 개체를 구성하였으며, 새로운 추가연산자의 사용으로 에지 픽셀의 연결성을 얻음으로써 정확한 에지를 나타낼 수 있었다. 본 논문에서 정의된 평가함수는 에지의 강도 및 픽셀의 인접성 정보를 가지도록 정의하였다.

개선된 역전파 알고리즘은 학습단계에서 연결강도를 변화시킬때 이전 학습단계의 연결강도를 보조적으로 활용하는 방법이다. 이는 역전파 알고리즘에서 학습률  $\alpha$ 를 작은 값으로 설정하기 때문에 각 학습 단계에서 연결강도 변화량이 상대적으로 줄어들게 되어 학습이 느려지는 문제점을 해결할 수 있었다.

(그림 2)(b)의 영상을 가지고 실험한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

첫째, 실험결과 GA-BP를 이용한 에지 검출에서는 학습횟수 212회때 검출률 97% 정도의 정확도를 가지지만 제안한 EP-MBP를 이용한 에지 검출에서는 학습 횟수 138회때 검출률 97% 정도의 정확도를 얻을 수 있었다.

또한 300회에 학습을 종료했을 때 GA-BP를 이용한 에지 검출에서는 98% 정도의 정확도를 가지지만 제안한 EP-MBP에서는 99% 이상의 정확도를 얻을 수 있었다.

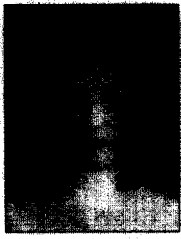
둘째, 에지 검출 시간에서 학습횟수 300회 때 GA-BP를 이용한 방법은 2분 01초의 학습시간이 소요되었지만, 제안한 EP-MBP 방법은 1분 24초의 학습시간이 소요되어 제안한 방법이 학습시간의 단축을 가져왔음을 알수 있었다. 위 실험결과 유전자와 역전파 알고리즘을 이용한 에지 검출 방법보다는 진화 프로그래밍과 개선된 역전파 알고리즘을 병행 처리하는 방법이 더 좋은 영상과 학습시간의 단축을 가져올 수 있었다.

앞으로의 연구 방향은 진화 프로그래밍과 유전자 알고리즘에서 돌연변이나 교차 확률 등 여러 가지 파라미터를 사용할때 파라미터 결정에 관한 확실한 지침이 없고 설계자의 "감"에 의존하고 있기때문에, 이러한 파라미터를 결정할 구체적인 규칙에 관한 연구가 필요할 것으로 보인다. 또, 진

화 프로그래밍을 이용한 최적의 신경망을 설계하는 방법에 대한 연구도 지속적으로 연구되어야 할 것으로 사료된다.

### 참 고 문 헌

- [1] D.H.Ballard and C.M.Brown, "Computer vision," Prentice-Hall, Inc Englewood Cliffs, NJ, 1982.
- [2] 박찬란 외, "유전자와 역전파 알고리즘을 이용한 효율적인 윤곽선 추출", 정보처리학회논문지, 제5권 제11호, pp.3010-3023, 1998.
- [3] D. B. Fogel, "Evolving artificial intelligence," Ph.D thesis, University of California, San Diego, CA, 1992.
- [4] David E. Goldberg, "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning," Addison-Wesley, 1989.
- [5] 김 부열, "배열문법을 이용한 필기체 숫자 인식에 관한 연구", 충북대학교 학위논문, 1991.
- [6] 오명관 외, "복소-대수 사상함수와 신경회로망을 이용한 필기체 숫자의 불변인식", 한국정보과학회논문지, 제21권 제3호, pp.464-470.
- [7] Sukhan Lee, "Robust Recognition of HandWritten Numerals based on Dual Cooperative Network," IEEE IJCNN, Vol. 3, pp.760-768, 1992.
- [8] 이흥호, "M 변환과 환 이동 불변 신경망을 이용한 효율적인 패턴인식", 서울대학교 학위논문, 1994.
- [9] S. Kageyu, "Augmented Multi-layer Perception for Rotation-and-Scale Invariant Hand-Written Numeral Recognition", IEEE IJCNN, pp.54-59, 1991.
- [10] 김종호 외, "신경회로망과 Log-Polar Sampling 기법을 사용한 항공기 영상의 연상인식", 대한전자공학회논문지, 제28권 제12호, pp.59-67, 1991.
- [11] P. D. Wasserman, "Neural Computing : Theory and Practice," New York, Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [12] J. M. Zurada, "Introduction to Artificial Neural System," St. Paul. West Publishing Co. 1992.
- [13] Y. H. Yu, R. F. Simmons, "Descending Epsilon in Back-Propagation : A Technique for Better Generalization," IEEE IJCNN, Vol.3, pp.167-172, 1990.
- [14] 권세욱 외, "계층적 신경망을 이용한 다중크기의 다중활자체 한글 문서 인식", 한국정보과학회논문지, 제19권 제1호, pp. 69-79, 1992.
- [15] Randy Crane, "Simplified approach to Image Processing," Prentice-Hall, 1997.
- [16] Karin Sobottka, Ioannis Pitas, "Extraction of Facial Regions and Features Using Color and Shape Information," Proceeding of the International Conference on Pattern Recognition, pp.421-425, 1996.



**김수정**

e-mail : h7046@hanmail.net  
1998년 조선대학교 수학교육학과 졸업  
(학사)  
2000년 조선대학교 대학원 전산통계학과  
졸업(공학석사)  
2000년~현재 조선대학교 대학원 전산  
통계학과(박사과정)

관심분야 : 멀티미디어, 정보보호, 패턴인식



**임희경**

e-mail : powerlhk@hanmail.net  
1997년 광주대학교 전자계산학과 졸업  
(학사)  
1999년 광주대학교 대학원 전자계산학과  
(공학석사)  
2000년~현재 조선대학교 대학원 전산  
통계학과(박사과정)

2000년~2002년 서강정보대학 인터넷정보과 겸임교수

2002년~현재 정보통신부 IT교수요원(서강정보대)

관심분야 : 영상처리, 멀티미디어, 데이터베이스보안



**서요한**

e-mail : yhseo@seokang.ac.kr  
1984년 조선대학교 공과대학 전산기공학과  
졸업(공학사)  
1986년 조선대학교 대학원 전자과 전산전공  
(공학석사)  
2000년 조선대학교 대학원 전산통계학과  
박사 수료

1990년~현재 서강정보대학 인터넷정보과 교수

관심분야 : 신경망, 패턴인식, 멀티미디어



**정채영**

e-mail : cyjung@chosun.ac.kr  
1983년 조선대학교 컴퓨터공학과(이학사)  
1986년 조선대학교 일반대학원 전자과  
전산전공(공학석사)  
1989년 조선대학교 일반대학원 전기과  
전산전공(공학박사)

1986년~현재 조선대학교 자연과학대학 수학, 전산통계학부 교수

관심분야 : 멀티미디어, 정보보호, 데이터베이스