

# 혼합된 GA-BP 알고리즘을 이용한 얼굴 인식 연구

전 호 상<sup>†</sup> · 남궁 재 찬<sup>††</sup>

## 요 약

본 논문에서는 신경망의 초기 파라미터(가중치, 바이어스)값을 최적화 시키는 GA-BP(Genetic Algorithm-Backpropagation Network) 혼합 알고리즘을 이용하여 얼굴을 인식하는 방법을 제안하였다. 입력 영상의 각 픽셀들을 신경망의 입력으로 사용하고 고정 소수점 실수값으로 이루어진 신경망의 초기 파라미터값은 유전자 알고리즘의 개체로 사용하기 위해 비트 스트링으로 변환한다. 신경망의 오차가 최소가 되는 값을 적합도로 정의한 뒤 새롭게 정의된 적응적 재학습 연산자를 이용하여 이를 평가해 최적의 진화된 신경망을 구성한 뒤 얼굴을 인식하는 실험을 하였다. 실험 결과 학습 수렴 속도의 비교에서는 오류 역전과 알고리즘 단독으로 실행한 수렴 속도보다 제안된 알고리즘의 수렴 속도가 향상된 결과를 보였고 인식률에서 오류 역전과 알고리즘 단독으로 실행한 방법보다 2.9% 향상된 것으로 나타났다.

## A Study on Face Recognition using a Hybrid GA-BP Algorithm

Ho-Sang Jeon<sup>†</sup> · Jae-Chan Namgung<sup>††</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we proposed a face recognition method that uses GA-BP(Genetic Algorithm-Back propagation Network) that optimizes initial parameters such as bias values or weights. Each pixel in the picture is used for input of the neural network. The initial weights of neural network is consist of fixed-point real values and converted to bit string on purpose of using the individuals that are expressed in the Genetic Algorithm. For the fitness value, we defined the value that shows the lowest error of neural network, which is evaluated using newly defined adaptive re-learning operator and built the optimized and most advanced neural network. Then we made experiments on the face recognition. In comparison with learning convergence speed, the proposed algorithm shows faster convergence speed than solo executed back propagation algorithm and provides better performance, about 2.9% in proposed method than solo executed back propagation algorithm.

### 1. 서 론

최근 정보통신 시대를 맞아 온라인 상에서 혹은 오프

라인 상에서 보안에 대한 인식은 누구나 느낄 만큼 중요한 사항으로 부각되고 있다. 특히 전자 상거래가 활성화 되는 현 시점에서 보안은 가장 중요한 요소라고 할 수 있다. 특히 인간의 생체적 특징을 인식 함으로써 그 사람의 신분을 알 수 있다면 가장 직관적인 방법이 될 것이다.

이런 인증 방법으로는 사람의 홍채, 지문, 서명, 음성,

\* 이 논문은 1999년도 광운대학교 교내학술연구비에 의하여 연구되었음.

† 준 회 원 : 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과

†† 종신회원 : 광운대학교 컴퓨터공학과 교수

논문접수 : 1999년 8월 25일, 심사완료 : 2000년 1월 15일

얼굴 등 신체의 특징적인 일부분을 이용한 여러 가지 방법들이 제시되고 있고 이들 중 얼굴 인식에 의한 인증 방법은 보다 직관적이고 높은 신뢰성을 가진다는 장점이 있고 신용카드, 전자주민증, 운전 면허증, 범죄자 확인, 미아 검색, 은행이나 상점 같은 특화된 곳에서의 감시 시스템등 상업적, 법적 분야의 넓은 응용범위를 가진다[5].

기존의 얼굴 인식 방법으로는 신경망을 이용한 방법 [6, 7], 퍼지 추론을 이용한 방법[17], 그래프 매칭 방법 [9, 10], 고유얼굴(Eigenface)을 이용한 방법[11], 3차원 모델 기반 알고리즘[12], 템플릿 매칭 방법[13, 14], 주파수 또는 히스토그램을 이용한 방법[15, 16], 통계적 패턴 인식 방법[17, 18] 등이 있다[4].

특히 신경망을 이용한 기존의 연구들은 주로 다층 (Multilayer Perceptron : MLP) 신경망의 오류 역전파 알고리즘(Backpropagation : BP)을 사용해서 얼굴을 인식하고 있다. 하지만 오류 역전파 알고리즘을 이용하는 신경망은 지역적 최소점(local minima)에 빠져 오인식을 일으키거나 무한 루프에 빠지거나 느린 수렴 속도등이 단점으로 지적된다[2].

따라서 본 논문에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 오류 역전파 알고리즘을 보다 빠르게 수행할 수 있도록 적응적 재학습 연산자를 이용해 신경망 구조를 진화시켜 최적의 신경망 구조를 구성한 뒤 이를 이용하여 보다 빠른 수렴을 보이는 얼굴 인식 시스템을 제안하였다.

이를 위한 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 적응적 재학습 연산자에 대해 알아보고, 3장에서는 초기 신경망의 가중치값을 유전자 알고리즘에서 사용하는 염색체로 표현하는 방법에 대해 4장에서는 제안한 혼합 GA-BP 인식 시스템 모델의 구성에 대해, 5장에서는 실험 및 결과를 그리고, 마지막 6장에서는 결론에 대해 논의한다.

## 2. 적응적 재학습 연산자 (Adaptive Re-learning Operator)

다층 신경망(Multilayer Perceptron : MLP)은 보통 1 개 이상의 은닉층(hidden layer)으로 이루어지며 입력층에서 출력층으로 전파하도록 설계되어 있다. 출력층에서 목표값과의 오차를 측정해서 입력층 쪽으로 연결 강도(weight)를 역전파해서 오차값을 최소로 조정하는 과정을 거치며, 미리 정의한 학습 종료 파라미터 안에

서 반복적인 학습에 의해 최적의 연결 강도를 갖도록 조정할 수 있는 학습 과정을 가진 신경망 구조[2]를 유전자 알고리즘을 사용해 구조를 진화시키는 실험의 결과 수렴시 많은 시간이 걸리는 구간들이 관찰되었다. 따라서 본 논문에서는 이것을 극복하기 위해 현재 시간을  $\tau$ 라고 가정 했을 때 이전 시간인  $(\tau-1)$ 의 평균 제곱 오차값(Mean Square Error : MSE)과 현재의 평균 제곱 오차값을 비교해서  $(\tau-1)$ 시간의 평균 제곱 오차값이 더 클 경우는 다시 신경망으로 재학습을 시키는 새로운 적응적 재학습 연산자를 신경망 구조의 진화과정에 추가하였고 이 연산자가 기존의 방식보다 더 빠른 수렴속도를 낼 수 있음을 실험을 통해 확인하였다. 아래 (그림 1)은 적응적 재학습 연산자의 알고리즘을 나타낸다.

```

BEGIN

SET Old_MSE ; // before MSE value
SET Cur_MSE ; // current MSE value

FOR(lower than train number)
{
    LOAD image from input data;
    LOAD target from input data;
    IMPLEMENTATION of Backprop NNs
    function;
}

IF(Old_MSE > Cur_MSE)
    IMPLEMENTATION of Backprop NNs
    function;
    Old_MSE = Cur_MSE;

END
    
```

(그림 1) 적응적 재학습 연산자의 알고리즘

## 3. 초기 가중치값 처리를 위한 염색체 표현 방법

### 3.1 초기 가중치값의 염색체 표현

유전자 알고리즘은 1975년 John Holland의 논문인 "Adaptation in Natural and Artificial System"에서 처음으로 제안됐으며 자연계의 유전, 진화 현상을 모델링한 확률적 탐색기법[1, 3]으로 입력 개체들은 비트 스트링(bit string)으로 표현된다. 만약 파라미터 즉, 신경망의 초기 가중치값이 정수값이면 비트 스트링으로 쉽게

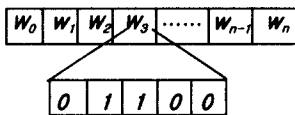
표현되지만 실수값이므로 이들의 증가값에 대해 대응하는 비트 스트링의 값들도 같이 증가해야 되므로 본 논문에서는 실수값인 초기 가중치를 결정하기 위해 -0.5에서 +0.5사이의 구간에서 가중치 값을 각각 5비트의 길이를 가진 비트 스트링으로 가정하였다.

따라서 전체 1.0의 간격 사이의 실수값들을 0.03125 (1/32)의 동일한 간격으로 나눈 5비트의 스트링값으로 사상(mapping)시켜 사용하였고 다음은 실제 사상된 값의 일부분을 나타낸다.

00000	-0.500000
00001	-0.468750
00010	-0.437500
.....	
10000	0.000000
10001	0.031250
.....	
11101	0.406250
11110	0.437500
11111	0.468750

(그림 2) 신경망 초기 가중치값의 5비트 스트링의 열색체 표현 예

아래 (그림 3)에 초기 가중치값을 비트 스트링으로 사상시키는 구조를 나타내었다. 여기서 w는 각각의 가중치를, n은 신경망에서 사용된 바이어스(bias)와 가중치의 총 개수를 나타낸다.



(그림 3) 열색체의 구조

3.2 적응도와 평가 함수

유전자 개체의 적응도(fitness)는 이 개체가 얼마나 환경에 잘 적응하는가를 나타내며 적응도 계산은 평가 함수(evaluation function)를 통해 이루어진다[1, 3, 7, 9]. 보통 GA를 이용해 신경망의 학습을 수행할 때에는 각 열색체를 네트워크에 사상시켜, 한 세대 분의 패턴을 제시하고, 그때의 제공 오차의 역수 등을 적응도로서 사용한다[7]. 제안된 시스템에서 사용한 적응도는 학습집

합의 제공합 오차를 계산한뒤 그 역수 또는 오차의 제곱에 대한 역수를 사용하였다.

$$\delta = \sum_{p=0}^m \sum_{i=0}^n (t_{ip} - o_{ip})^2$$

식에서 m은 패턴의 수, n은 출력층 노드의 수, p는 몇 번째 패턴인가, 그리고 i는 몇 번째 노드인가를 나타내는 변수들이다.

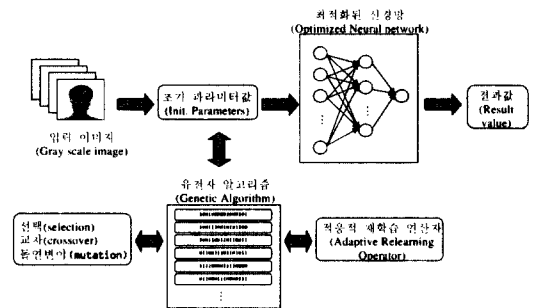
따라서 적응도는 다음과 같이 정의된다.

$$Fitness = \frac{1}{\delta}$$

4. 제안된 얼굴 인식 시스템

본 연구의 구현에 사용된 인식 시스템은 신경망의 구조를 진화시키기 위해 초기 파라미터값을 선택, 교차, 돌연변이의 정해진 확률값에 따른 유전자 알고리즘을 이용하여 최적화 시켰다. 이때 향상된 수렴 속도를 위해 적응적 재학습 연산자를 추가하였다.

(그림 4)는 본 연구의 실험에 사용한 GA-BP 얼굴 인식 시스템의 전체 구성도로 그림에서 입력 이미지를 받아 위에서 설명한 방법으로 최적화된 신경망을 통해 인식 결과를 보이는 것을 나타내었다.



(그림 4) 제안된 시스템 구성도

4.1 학습과 실험에 사용된 얼굴 데이터

실험에 사용된 이미지는 CCD카메라를 이용해 74명의 각각 다른 포즈(정면, 좌우 15도, 상향 15도, 웃는 표정)의 5장의 영상을 획득한 뒤 약 200장의 사진을 임의로 추출해 훈련 데이터로 사용하였고 105장을 테스트 데이터로 사용하여 실험을 하였다.



(그림 5) 실험에 사용된 데이터의 예

### 5. 실험 및 결과

#### 5.1 수렴 속도 비교 실험

얼굴 인식에 대해 제안된 방법이 수렴속도의 향상을 가져왔음을 검증하기 위해 기존에 많이 응용된 오류 역전파 알고리즘을 사용하여 학습을 시켰을 경우의 수렴 속도의 측정, 유전자 알고리즘과 오류 역전파 알고리즘을 사용하여 학습 시킨 결과, 물론 이때 신경망의 구조를 진화 시킨다거나 하는 방법은 시도되지 않았다. 그리고 세 번째로 본 논문에서 제안한 적응적 재학습 연산자를 이용해 유전자 알고리즘으로 신경망의 초기 구조를 진화 시킨 뒤 학습을 시켰을 경우의 결과는 다음 <표 1>과 같다.

이때 학습 파라미터로서 학습률(learning rate:  $\eta$ ) 0.2, 모멘텀(momentum:  $\alpha$ ) 0.3의 값을 사용하였고 1000번에 걸쳐 학습을 시켰다.

<표 1>에서 알 수 있듯이 오류 역전파 알고리즘을 사용할 경우 300 세대 까지도 평균 제곱 오차값(MSE)의 변화가 거의 없음을 보여 주고 있다. 이는 오류 역전파 알고리즘의 단점인 전역적 탐색 능력이 떨어짐을 보여주는 하나의 예라고 할 수 있다.

<표 1> 오류 역전파 알고리즘만으로 학습한 결과

Epochs	50	100	150	200	250	300
MSE	2.864	2.861	2.860	2.860	2.859	2.857

<표 2>는 신경망의 구조를 진화 시키는 등의 향상된 방법을 사용하지 않고 순수하게 유전자 알고리즘과

오류 역전파 알고리즘을 사용해 학습 시킨 결과를 나타낸다. 이 실험에서 BP에 사용된 학습 파라미터는 학습률(learning rate:  $\eta$ ) 0.2, 모멘텀( $\alpha$ ) 0.3으로서 오류 역전파 알고리즘만을 사용한 실험에서 사용한 파라미터값과 같다. 이것은 비교를 위해 같은 파라미터값을 사용한 것이다.

<표 2> 유전자 알고리즘과 오류 역전파 알고리즘으로 학습한 결과

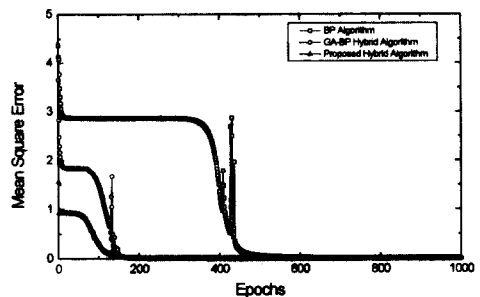
Epochs	50	100	150	200	250	300
MSE	1.838	1.508	0.063	0.008	0.003	0.001

그리고 GA에서 사용한 파라미터로서 교차 확률(probability of Crossover) 0.4, 돌연변이 확률(probability of Mutation) 0.1의 값이 사용되었으며 최대 100세대로 1000번에 걸쳐 학습을 시켰다. GA와 BP를 혼합해서 사용한 경우는 <표 2>에서 볼 수 있듯이 오류 역전파 알고리즘만을 사용해 학습한 실험 보다 수렴 속도가 빠른 것을 알 수 있다.

<표 3> 제안된 알고리즘으로 학습한 결과 (적응적 재학습 연산자 사용)

Epochs	50	100	150	200	250	300
MSE	0.902	0.388	0.031	0.006	0.003	0.001

<표 3>은 적응적 재학습 연산자를 이용한 혼합된 GA-BP를 사용한 방법으로 학습한 실험 결과를 보여 주는데 앞의 두 가지 방법보다 더 향상된 수렴 속도를 보여주고 있다. 이것은 BP 알고리즘의 단점인 전역적 탐색 능력을 GA가 보완해 준 경우라고 할 수 있을 것이다.



(그림 6) 3가지 방법의 학습 수렴 속도 비교

5.2 제안된 알고리즘을 이용한 얼굴 인식 실험

본 실험을 위해 PentiumII PC, Windows 98 운영체제, Kodak DVC323 카메라와 Visual C++ 컴파일러를 사용해 시스템을 구축했다. 실험에 사용한 얼굴 데이터는 앞 절에서 기술한 바와 같이 5가지 다른 포즈의 사진으로 약 105장의 데이터(32×30 pixel, 256 gray-level)를 사용하였고 20대 남녀로 구성되었다.

<표 4> 인식 실험 결과

분류	실험수	BP만 사용		제안된 방법	
		성공	실패	성공	실패
정면, 웃는 표정	65	65	0	65	0
우측15도	15	14	1	15	0
좌측15도	15	15	0	15	0
상방15도	10	6	4	8	2
전체	105	100	5	103	2
인식률(%)		95.2		98.1	

<표 4>에서 보듯이 오류 역전파 알고리즘만을 사용한 경우 105개의 데이터 중 103개가 성공적으로 인식되었다. 그리고 제안된 방법의 경우 105개가 인식되었다. 실패한 경우는 오류 역전파 알고리즘만을 사용한 경우 5개가 그리고 제안된 방법의 경우 2개의 데이터가 인식에 실패했다. 이것은 영상 획득시 조명의 영향과 CCD 카메라 렌즈상의 빛의 반사에 기인한다고 말할 수 있다. 그 외 조명등의 간섭이 없는 경우는 전체적으로 인식이 잘 되었다.

6. 결 론

GA-BP 하이브리드 알고리즘은 유전자 알고리즘의 지역적 탐색능력의 단점과 오류 역전파 알고리즘의 전역적 탐색 능력의 단점을 상호 보완하기 위해 시도되었고 본 논문에서는 보다 빠른 수렴 속도를 위해 신경망의 초기 파라미터값을 새롭게 정의한 적응적 재학습 연산자를 가진 유전자 알고리즘을 이용해 신경망의 구조를 최적화한 뒤 이를 통해 얼굴을 인식하는 시스템을 제안하였다.

실험 결과 오류 역전파 알고리즘만을 사용한 신경망의 경우 95.2%의 인식률을 제안한 알고리즘을 사용한 경우 98.1%의 인식률을 나타냈다. 따라서 두 가지 방법 모두 90% 이상으로 얼굴인식에는 효과적인 방법이지만 실험을 통해 나온 결과처럼 수렴 속도라는 관점

에서 보면 제안된 방법이 더욱 효과적이고 인식률도 2.9%가 향상되었음을 알 수 있다. 이는 실시간 인식이라는 관점에서 볼 때 상당한 장점이 될 것이다.

본 연구 과정 중 최적화된 신경망으로 진화시키는 것이 수 많은 실험을 반복하여 그 중 최적의 결과를 얻는 과정으로 이루어지므로 선행적으로 신경망의 초기 파라미터의 값을 자동적으로 구할 수 있다면 보다 효율적일 것이다. 따라서 이에 대한 향후 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] John. H. Holland, "Genetic Algorithms," Scientific American, July, 1992.
- [2] Laurene Fausett "Fundamentals of Neural Networks," Prentice Hall, 1994.
- [3] Lawrence Davis, "Handbook of Genetic Algorithms," Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [4] A. Samal, etc., "Automatic Recognition and Analysis of Human Faces and Facial Expressions : A Survey," Pattern Recognition, Vol. 25, No.1, pp.66-77, 1992.
- [5] Srinivas Gutta, Harry Wechsler, "Face Recognition using Hybrid Classifiers," Pattern Recognition, Vol. 30, No.4, pp.539-541, 1997.
- [6] N. Intrator, D. Reisfeld, Y. Yeshu run, "Extraction of Faicial Features for Recognition using Neural Networks," IWAFGR95, pp.260-265.
- [7] J. Liu, C. M. Lee, "Grouped Window-Based Neural Network Approach to Face Recognition," CV 20.3.1-20.3.5.
- [8] J. R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer Vision," Wiley Computer Publishing, 1997.
- [9] J. Lee, E. Miliios, "Matching Range Images of Human Faces," ICIP 1990 IEEE, pp.722-726.
- [10] B. S. Manjunath, "A Feature Based Approach to Face Recognition," ICIP 1992 IEEE, pp.373-378.
- [11] M. A. Turk, A. P. Pentland, "Face Recognition Using Eigenfaces," ICIP 1991, IEEE, pp.586-591.
- [12] Martin Bichsel, "Human Face Recognition : From Views to Models- From Model to Views," IWAFGR95, pp.59-64.
- [13] Gaile G. Gordon, "Face Recognition from Frontal and Profile Views," IWAFGR95, pp.47-52.

- [14] Thomas Fromherz, Martin Bichsel, "Multiple Depth Maps for Face Matching under Varying View," IWAFGR95, pp.148-153.
- [15] Maria Lando, Shimon Edelman, "Generalization from a single view in face recognition," IWAFGR95, pp.80-85.
- [16] S. Akamatsu, T. Sasaki, H. Fukamachi, N. Masui, Y. S uenaga, "An Accurate and Robust Face Identification Scheme," ICIP 1992 IEEE, pp.217-220.
- [17] Baback Moghaddam, Alex Pentland, "Maximum Likelihood Detection of Faces and Hands," IWAFGR95, pp.122-128.
- [18] K. Sutherland, D. Renshaw, P. B. Denyar, "Probabilistic Pattern Analysis For Facial Recognition," CV 18.3.1-18.3.4.
- [19] 임경만, 오경환, "얼굴 인식을 위한 특징벡터 추출에 관한 연구", 한국정보 과학회 가을 학술발표 논문집, Vol.18, No.2, pp.235-238.
- [20] 박정선, "유전자 알고리즘을 이용한 신경망 설계", 한국정보처리학회 논문지, 제4권, 제9호, pp.2309-2314, 1997.
- [21] 기타노 히로아키 편, 조성배 역, "유전자 알고리즘", 대청 정보시스템, 1996.



**전 호 상**

e-mail : hosang@kr.psi.net  
 1998년 광운대학교 컴퓨터공학과 졸업 (공학사)  
 1998년~현재 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과 석사 과정  
 관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 하이브리드 알고리즘 등



**남궁 재 찬**

e-mail : namjc@daisy.kwangwoon.ac.kr  
 1970년 인하대학교 전기공학과 졸업 (공학사)  
 1976년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
 1982년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)  
 1982년~1984년 일본 동북대학 객원교수  
 1779년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수  
 관심분야 : 영상처리, 신경회로망, 문서인식 등