

## Gabor Wavelet 과 Genetic Algorithm 을 통해 구한 특징점별 가중치를 사용한 얼굴 인식

정은성<sup>1</sup>, 이필규<sup>2</sup>

인하대학교 지능기술연구실<sup>1,2</sup>

eunsung<sup>1</sup>@im.inha.ac.kr, pkrhee<sup>2</sup>@inha.ac.kr

### Face recognition using Gabor wavelet and Feature weights from Genetic algorithm

Eun-sung Jung<sup>1</sup>, Phill-kyu Rhee<sup>2</sup>

Inha University, Intelligent Technology lab.<sup>1,2</sup>

#### 요약

본 논문에서는 가보 웨이블릿을 통해 얼굴 이미지로부터 특징을 추출하고, 그에 Genetic Algorithm 을 통해 구한 특징점별 가중치를 적용하여 얼굴 인식을 하는 방법을 소개한다. 각 특징점별로 가중치를 적용하는 방법은, 기존의 Gabor wavelet 을 사용한 얼굴 인식 방법들에 비해 높은 인식률을 보인다. 특징점별 가중치들은 진화 알고리즘을 통해 학습 되어진다.

Keyword : Face Recognition, Gabor Wavelet, Feature weight, Genetic Algorithm

#### 1. 서론

얼굴 인식 기술은 최근 학술, 보안, 통신 등의 분야에서 요구되면서 크게 각광받고 있는 생체 인식의 한 분야이다. 주요 방법으로, PCA( principal component analysis)나 FLD( Fisher linear discriminant), ICA( independent component analysis)와 같은 통계학적 방법들과, 가보 웨이블릿( Gabor wavelet)을 통한 특징 추출 방법들이 제안 되었다[1], [2], [3], [5].

본 논문에서는 가보 웨이블릿을 통한 특징 추출 방법을 소개할 것이며, 각 특징점에 특정 가중치를 부여하여 성능을 향상시킬 것이다. 각 가중치는 진화 알고리즘( Genetic Algorithm)을 통하여 일정 개수의 얼굴 이미지들과 함께 학습되어질 것이다. 기본적인 가보 웨이블릿을 통한 특징 추출 방법은 각 특징점별 가중치를 고려하지 않고 있다. 각 특징점들로부터 추출된 가보 벡터들은 한 개의 벡터로 이어져, 그대로 디스턴스 계산에 사용된다. 이에 더하여, 가보 웨이블릿을 통한 특징 추출 방

법과 함께 PCA 를 사용한 방법도 소개된 바 있다 [4]. 이 방법에서 각 특징점으로부터 가보 웨이블릿을 통하여 추출된 가보 벡터들은 한 개의 벡터로 이어지고, 그것에 PCA 를 적용하여 주성분이 분석된다. 구해진 가보 벡터의 주성분을 디스턴스 계산에 사용하고, 얼굴 인식이 수행된다. 이와 같은 방법은 PCA 를 통한 차원수 감소의 효과를 통한 인식률 상승을 기대한 것이지만, 차원 감소에 따른 정보 손실을 피할 수 없다는 문제가 있다. 본 논문에서는 각 특징점에 가중치를 부여하며, 특징점별 가중치는 일정 개수의 얼굴 이미지들과 함께 진화 알고리즘으로부터 구해진다. 특징 정보의 손실 없이, 특징점별 중요도를 고려하여 인식률 상승을 유도한다.

#### 2. 특징점별 가중치를 적용한 가보 웨이블릿 기반 얼굴인식

2.1 가보웨이블릿(Gabor wavelet)

가보 웨이블릿은 방향성분, 공간 주파수, 그리고 공간 지역성을 효율적으로 추출한다. 가보 웨이블릿은 인간의 시각 신경 계통 특성에 대응하는 실험적 필터에 대한 접근으로 볼 수 있다. 이러한 것들은 2D 가보 필터로 모델링된다. 2D gray-level 이미지에서의 가보 필터 기반 특징 추출 방법은 필기인식, 지문인식 등 여러 분야에서 성공적으로 쓰이고 있다. Malsberg 가 제안한 가보 커널은 아래 수식 1 과 같다.

$$h(x, y) = \frac{k_j^2}{\sigma^2} \exp(-\frac{k_j^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}) * [\exp(i k_j(x^2 + y^2)) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})]$$

$$\vec{k}_j = (k \cos \theta_j, k \sin \theta_j)^T, k = 2^{\frac{j-1}{2}} \pi, \theta_j = \mu \frac{\pi}{n}$$

$$j = \mu + 3\nu, \nu = 0, \dots, m, \mu = 0, \dots, n$$

< 수식 1. 가보 커널 >

수식 1 에서 첫번째 괄호 안의 항목은 커널의 주파수를 결정하며 두번째 괄호는 DC 값을 상쇄하며, DC-free 한 커널을 만들게 된다.  $\sigma$  는 조절가능한 파라미터로서 wavelength 에 대한 가우시안 윈도우 길이의 비율을 나타낸다. 가보 웨이블릿은 보통 5 개의 주파수,  $\nu=0, \dots, 4$  와 8 개의 방향,  $\mu=0, \dots, 7$  을 사용한다[2].

가보 벡터는 다음과 같이 구성된다.  $x_{u,v}$  는  $\{x_{u,v}, \nu=0, \dots, 4; u=0, \dots, 7\}$  를 만족하는 오리엔테이션 u, 스케일 v 에 해당하는 가보 벡터들의 연결이다( 수식 2)

$$x^r = ((x'_{0,0})' (x'_{0,1})' \dots (x'_{4,7})')'$$

< 수식 2. 가보 벡터 >

2.2 진화 알고리즘(Genetic Algorithm)

진화 알고리즘(Genetic Algorithm)은 자연 진화의 과정과 유전자 구조를 모델로 하여 만들어진 최적화 알고리즘으로, John Holland 에 의해 처음 제안되었다. 진화 알고리즘은 string 으로 이루어진 개체군을, 세대를 거쳐감에 따라 살아남은 개체를 선택(Selection), 변이(Mutation), 교배(Crossover)연산을 통해 재구성하고, 조건에 가장 잘 부합하는 개체들을 다음 세대로 전달하는 과정을 거쳐 최적해를 도출해낸다. 진화 알고리즘의 수행 과정은

그림 1 과 같이 도식화 할 수 있다.

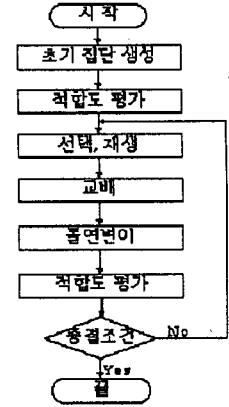
```

Procedure GA( )
Initialize( Population);
Evaluate( Population);
While not ( Terminal
Condition satisfied) do

MationPool =
reproduce( Population);
MutationPool =
crossover( MatingPool);
Population =

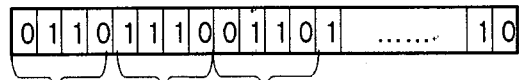
Mutation( MutationPool);
Evaluate( Population);

End while
End procedure
    
```



< 그림 1. 진화 알고리즘의 Pseudo code 및 순서도 >

본 논문에서는 유전자 코딩을 다음과 같이 했다. 얼굴 이미지의 각 특징점에 대한 가중치를 실수형으로 넣기 위해, 유전자는 각 특징점에 대한 가중치 4 bit 가 특징점의 개수인 32 개 이어진 string 으로 구성된다. 그리고 각 특징점에 해당하는 bit 들은 선택(Selection), 변이(Mutation), 교배(Crossover)연산 과정에서 한 개 단위로 취급되어, 한 개 특징점에 대한 bit 들은 중간에 분리되거나 따로 변이되는 경우를 방지하였다[6].



( 4개 비트가 한 개 가중치의 값을 표현).

< 그림 2. 실수형 특징점별 가중치를 고려한 GA 인코딩 >

2.3 지역 히스토그램 평활화

가보 벡터 추출을 위한 얼굴 이미지에 대한 전처리로, 본 논문에서는 지역 히스토그램 평활화(Local histogram equalization)방법을 추가로 적용하였다. 지역 히스토그램 평활화는 다음과 같은 방법으로 수행된다. 먼저 가보 추출이 수행될 사각형 영역을 지정한다. 그리고 각 특징점에 대한 사각형 영역에 대해 히스토그램 평활화를 수행한다.



< 그림 3. 지역 히스토그램 평활화가 수행된 예 >

이 방법을 통해 이미지 전체에 히스토그램 평활화 하는 방법에 비해 각 특징점별 특징을 잘 추출할 수 있을 것으로 예상하였으나, 특징점별 가중치를 적용하지 않은 경우 전체 히스토그램 평활화보다 오히려 약간 낮은 인식률을 보였다. 이는 일반적 얼굴 형태에 따른 특징점별 음영차에 기인한 것으로 생각되어진다. 하지만 다음의 특징점별 가중치를 적용한 실험 결과를 보면 지역 히스토그램 평활화가 더 나은 성능을 보인다는 것을 알 수 있다.

	이미지 전체에 히스토그램 평활화 적용	각 특징점 위치에 지역 히스토그램 평활화 적용
FERET DB 1209 개 이미지로 측정한 인식률	91.8%	91.6%

< 표 1. 히스토그램 평활화 방법에 따른 인식률(가중치 적용 안함)>

3. 실험 결과

앞에서 말한 바와 같이, 얼굴의 32 개 특징점에서 가보벡터가 추출되었고, 특징점 주위에는 가보 추출이 수행되는 범위 크기의 사각형 영역 안에서 지역 히스토그램 평활화가 수행된다. 추출된 가보 벡터를 database 의 등록 이미지들과 cosine distance 를 통해 비교하여 얼굴 인식을 수행한다. 여기서 cosine distance 를 계산하는 데에 특징점별로 가중치가 적용된다. 특징점별 가중치는 가보 벡터( 식 2)의 각 항에 곱해짐으로써 적용된다.

각 특징점별 가중치는 앞에서 보인 방식으로 인코딩되어 진화 알고리즘을 통해 학습되어진다. 여기서, 학습 이미지셋 에서의 인식률이 진화알고리즘의 fitness function 이 되어진다.

인식률을 측정한 결과, 특징점별 가중치와 지역 히스토그램 평활화 방법을 적용한 경우에 높은 성능을 보였음을 알 수 있다( 표 2).

	특징점별 가중치 적용 안함	GA 로 구한 특징점별 가중치 적용
이미지 전체에 히스토그램 평활화 적용	91.8%	92.3%
각 특징점 위치에 지역 히스토그램 평활화 적용	91.6%	94.6%

< 표 2. 히스토그램 평활화 방법과 특징점별 가중치 적용을 사용한 경우와 그렇지 않은 경우를 비교한 실험 >

4. 결론

본 논문에서는 각 특징점 별로 진화 알고리즘으로 구한 가중치를 적용하여 가보 특징 추출을 통한 얼굴 인식을 수행하는 방법을 소개하였다. 이와 같은 방법은 일반 이미지에서의 인식률 상승 뿐 아니라, 포즈, 조명이 들어간 이미지에도 높은 성능을 보일 것으로 기대된다.

5. 참고문헌

[1] Chengjun Liu, Wechsler H. A Gabor feature classifier for face recognition. Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, 2001. ICCV 2001, pages 270 - 275 vol.2 July 2001.

[2] Wiskott L Fellous, J M Kunder N, von der Marsburg C. Face recognition by elastic bunch graph matching. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Publication. Volume: 19 , Issue: 7 On page(s): 775 - 779. July 1997.

[3] J. P. Jones and L. A. Palmer, "An evaluation of the two-dimensional gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex," J. Neurophysiol., 58(6):1233-1258, 1987.

[4] Ki-Chung Chung Seok-Cheol Kee Sang-Ryong Kim. Face recognition using principal component analysis of Gabor filter responses Proceedings. International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems. pages: 53 - 57 Sept. 1999.

[5] LinLin Shen, Li Bai. Gabor feature based face recognition using kernel methods.. Proceedings of Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Page(s):170 - 176 May 2004.

[6] Herrera F. Lozano M. Gradual distributed real-coded genetic algorithms. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Volume: 4 , Issue: 1 pages: 43 - 63 April 2000.