

Log-polar변환과 얼굴특징추출을 이용한 크기 및 회전불변 얼굴인식

Rotation and Scale Invariant Face Detection Using Log-polar Mapping and Face Features

고 기 영*, 김 두 영*

Gi-Young Go*, Doo-Young Kim*

요 약

본 논문은 CCD 칼라 영상을 이용하여 얼굴을 인식할 수 있는 방법을 제안한다. YCbCr컬러모델에서 피부색에 대한 색상 정보와 적응적인 피부범위 확장을 통하여 얼굴후보영역을 추출하였다. 추출된 얼굴후보영역을 이용하여 곡선진개 방식의 초기곡선으로 사용하여 얼굴영역을 정확히 추출하였다. 얼굴의 특징점을 추출하기 위하여 얼굴영역에서 칼라정보를 이용한 Eye Map과 Mouth Map을 이용하였다. Log-polar변환의 중심점을 얻기 위하여 검출된 얼굴의 특징점을 이용하였다. 특징벡터를 추출하기 위하여 DCT, 웨이브렛 변환을 통하여 추출한 계수들을 이용하였다. 제안된 방법의 타당성을 검토하기 위하여 BP 학습알고리즘을 사용하는 신경망에서 얼굴인식을 수행하였다. 실험결과, 제안한 방법이 입력영상의 회전, 크기변화에 대하여 기존의 방법에 비하여 강인한 인식결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a face recognition system by using the CCD color image. We first get the face candidate image by using YCbCr color model and adaptive skin color information. And we use it initial curve of active contour model to extract face region. We use the Eye map and mouth map using color information for extracting facial feature from the face image. To obtain center point of Log-polar image, we use extracted facial feature from the face image. In order to obtain feature vectors, we use extracted coefficients from DCT and wavelet transform. To show the validity of the proposed method, we performed a face recognition using neural network with BP learning algorithm. Experimental results show that the proposed method is robuster with higher recognition rate than the conventional method for the rotation and scale variant.

Key words : face recognition, log-polar, active contour model

I. 서 론

얼굴은 사람에 대한 가장 많은 정보를 내포하고 있기 때문에 얼굴 인식, 얼굴 검출, 얼굴 표정 인식, 얼굴 추적 시스템들의 다양한 분야에 적용되고 있다.

얼굴을 인식하기 위해 사용되는 알고리즘으로는 모자이크와 에지를 이용한 계층적 지식기반 방법[1], 특징별로

신경망을 사용하는 방법[2], 전체적인 얼굴 이미지에 신경망을 적용하는 방법[3] 등이 있다. 이 중에서 주로 이용하는 것은 통계적인 방법이다. 통계적인 방법으로는 고유얼굴(eigenfaces)을 이용하는 PCA (Principal components analysis)[4], LDA(Linear Discriminant Analysis), 신경망[5], SVM(Support Vector Analysis)[6], HMM (Hidden Markov Model)[7]등을 이용한 방법들이 있다.

PCA방법은 통계학적 특성을 바탕으로 한 알고리즘으로 하나의 얼굴은 영상공간에서 하나의 벡터로 볼 수 있으며, 각 화소는 하나의 벡터성분으로 간주된다. 얼굴을 가장 잘 묘사할 수 있는 공간을 만들며 이러한 얼굴 공간의 기본 벡터는 주축성분(Principal Component)이라고

*동아대학교 전기전자컴퓨터공학부

접수 일자 : 2004. 11. 08 수정 완료 : 2005. 1. 26

논문 번호 : 2004-3-7

※이 논문은 2003학년도 동아대학교 학술연구비(공모과제) 지원에 의하여 연구되었음.

부른다. PCA 방법의 문제점은 어떤 집단을 잘 축약해서 표현하는 데는 유용하나 집단간을 잘 분리해서 나타내지는 못한다는 것이다. 얼굴인식을 위해서는 잘 축약해서 표현하는 것도 중요하지만 더 중요한 것은 Identity가 다른 얼굴을 잘 분리해서 표현하는 방법일 것이다. LDA(Linear Discriminant Analysis)란 방법은 바로 그런 Identity가 다른 집단을 집단간의 분리가 잘 되게 표현하도록 만들어진 방법이다.

그러나, PCA나 LDA는 선형적으로 클래스를 분류하기 때문에 변화가 심한 얼굴 인식에서는 한계가 있다. 현재는 이러한 한계를 극복하기 위해서 비선형적인 방법으로 클래스를 분류하기 위해 특징 벡터를 고차원의 특징 공간으로 사상시키는 커널 (kernel) 개념을 도입한 Kernel PCA, Kernel LDA 등이 제안되었다. 그 외에도 SVM(Support Vector Analysis), HMM(Hidden Markov Model)등을 이용하는 기법들이 제안되었다.

이와 같이 얼굴 인식을 위한 다양한 방법이 제안되고 있지만 조명 변화와 영상의 회전, 크기가 빈번하게 일어나는 일반 영상에서의 얼굴 인식률은 높지가 않다.

본 논문에서는 얼굴 및 얼굴 특징검출의 정확성을 높이기 위하여 YCbCr 컬러모델과 곡선전개방식, Log-polar변환을 사용하여 얼굴영역추출 및 얼굴인식하는 방법을 제시한다. 영상에서 얻을 수 있는 정보 중 가장 빠르고 쉽게 얻을 수 있는 정보가 바로 색상 정보이다. 본 논문에서는 YCbCr좌표계를 이용하여 1차 얼굴 후보 영역을 추출하고 검출된 얼굴후보영역으로부터 정확한 얼굴영역의 윤곽선을 검출하기 위하여 곡선전개방식을 사용하였으며, 곡선전개방식에서 초기 경계값을 지정해야하는 문제는 컬러 모델에 의해서 추출된 얼굴후보영역을 초기곡선으로 지정하여 사용하였다. 얼굴의 색상 정보를 이용하여 얻은 Eye Map과 Mouth Map[12]을 이용하여 얼굴특징영역을 추출(눈,입)후, 이 정보를 이용하여 Log-polar 변환의 중심을 얻었다. Log-polar 변환후 특징벡터를 추출하기 위하여 DCT 변환 및 웨이브렛 변환을 수행하였다. 추출된 특징 벡터들을 신경망 학습을 통하여 얼굴을 가능한 얼굴인식시스템을 구성하였다.

II. 얼굴인식 시스템

2.1 컬러 모델을 이용한 얼굴영역추출

인간의 피부색상은 얼굴추출에서부터 손추적에 이르기까지 많은 응용분야에서 널리 사용되고 있으나, 유사한 색상분포의 영역을 피부영역으로 추출한다는 문제점과 조명에 대한 영향을 줄여야한다는 문제점을 함께 갖고 있다.

기존의 연구방법으로는 Crowley와 Coutaz가 사용한 normalized RGB 색상공간에서 R(red)과 G(green)값을 이용하여 피부에 대한 히스토그램을 작성하여 나온 임계치를 기준으로하여 피부영역을 추출하기 위한 방법[8]과

Saxe와 Foulds의 HSV 색상공간에서 히스토그램 인터섹션(intersection)을 반복적으로 적용하여 피부를 인식하는 방법 등이 대표적이다.[9]

진처리 과정에서 색상 정보를 이용 일차적으로 얼굴 후보 영역을 검출하였다. 1차 얼굴 영역 검출방법으로 얼굴색의 분포를 이용하였으며, RGB 컬러 모델을 이용하는 것보다는 YCbCr 컬러 모델이나 HSI 컬러 모델을 이용하는 것이 효율적이다. 본 논문은 이러한 특성을 이용하여 카메라로부터 입력된 영상으로부터 각 화소의 RGB 값을 YCbCr모델로 변환한다.

그러나 HSI 및 YCbCr 등의 칼라 정보를 이용하여 얼굴 후보 영역을 추출하는 알고리즘들은 얼굴 후보 영역 추출시 설정한 문턱값에 매우 민감한 결과를 나타낸다. 따라서, 일률적인 피부색 구간으로는 다양한 환경에서 획득된 영상에서 얼굴 영역을 정확히 추출할 수 없으며, 영상에 따라 피부색 구간 범위가 조절될 필요성이 있다.

2.2.YCbCr 칼라 모델에서 피부색범위 확장

YCbCr 칼라 모델은 색상 정보로부터 휘도를 분리하는 색상 모델로 Y는 휘도를 나타내며, Cb와 Cr은 색상 정보를 나타낸다. 색상 모델에서 사람의 눈은 색상간의 변화보다는 밝기의 변화에 더욱 민감한 특성이 있다. 따라서 YCbCr색상 모델을 이용하면, 색채 정보에서 밝기값의 영향을 배제한 데이터를 이용 할 수 있다.

얼굴 영역을 나타내는 Cb 및 Cr의 각 범위를 F_{C_b} 및 F_{C_r} 이라 할 때, 얼굴 영역 판별은 아래 식(1)을 이용하여 구할 수 있다.

$$F(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } [C_b(i, j) \in F_{C_b}] \cap [C_r(i, j) \in F_{C_r}] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$F_{C_b}; \text{피부색 } C_b \text{ 의 범위 } [-45, 0]$$

$$F_{C_r}; \text{피부색 } C_r \text{ 의 범위 } [10, 45]$$

(1)

식(1)에서는 얼굴 영역을 나타내는 피부색 Cb 및 Cr의 각 범위를 [-45,0], [10,45]으로 하였다.

얼굴인식 시스템에 있어서 배경, 얼굴색의 다양성, 조명으로 인한 약간의 색상변화가 발생할시 기존의 YCbCr 칼라 모델을 이용하여 피부색 화소를 추출할시 설정한 문턱값에 민감하게 반응하는 결과를 보인다. 따라서 영상에 따라서 피부색의 범위가 조절될 필요가 있다.

본 논문에서는 이런 문제점을 해결하고자 피부색 Cb 및 Cr의 범위를 확장하여, 조명보상을 위한 피부색 구간 확장을 알고리즘을 사용한다. 먼저 얼굴 후보 영역 추출을 위한 피부색 후보 화소를 추출한 후 이의 정보를 이용하여 피부색 범위를 적응적으로 적용하였다. 추출된 피부색 후보 화소들로부터 전체 영상에 대한 화소비를 구하였다.

입력 영상의 총화소수가 M 이고 피부색 후보 화소수가 P 이면 화소비 T 는 아래 식(2)와 같다.

$$T = \frac{P}{M} \quad (2)$$

T 값이 작으면 추출된 피부색의 수가 작으며, T 값이 크면 피부색 영역에 해당하는 화소뿐 아니라 피부 색상과 유사한 물체 및 배경 영역 등도 추출됨을 알 수 있다.

T 값에 따라 피부색 영역을 나타내는 Cb 및 Cr의 범위를 적응적으로 설정하였다.

T 값은 실험을 통하여 구한값으로 0.15~0.25사이인 경우는 비교적 피부색 영역이 충분히 잘 나타나므로 Cr 및 Cb의 피부색 범위는 식 (1)을 통하여 구하고 T 값이 작은 경우는 피부색 영역의 일부가 주위 조명, 화장 및 잡음 등의 이유로 영향을 받음을 의미한다. T 의 값이 0.25보다 큰 경우는 유사 피부색을 나타내는 주위 비피부 영역들이 피부 영역으로 추정된 경우이다.

$$F(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } [C_b(i, j) \in F_{c_b}] \cap [C_r(i, j) \in F_{c_r}] \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$F_{c_b}; Cb_{\min} \pm 5 < P_{cb-mean} < Cb_{\max} \pm 5$$

$$F_{c_r}; Cr_{\min} \pm 5 < P_{cr-mean} < Cr_{\max} \pm 5$$

(3)

(3)식에서 $P_{cb-mean}$ 은 Cb값의 평균값, $P_{cr-mean}$ 은 Cr값의 평균값을 의미한다. 위식 (2)을 수행한 후, T 값이 0.15~0.25사이에 있으면 비교적 피부색 영역이 충분히 잘 나타난 경우이므로 (1)식을 사용하여 피부색 영역을 추출하여 사용하였다. T 값이 0.15~0.25사이로 나타나지 않으면 반복적으로 식(3)을 적용하여 영상에 따라 적응적인 피부색영역을 구한다. T 값이 0.15보다 작은 경우는 Cb 및 Cr의 범위를 좀더 넓게 함으로써 피부색 영역을 비교적 정확히 추출 할 수 있다. 또한, T 값이 0.25보다 큰 경우는 Cb 및 Cr의 범위를 좀더 좁게 함으로써 피부색 영역을 비교적 정확히 추출 할 수 있다.

그림 1에서 (b)의 영상은 기존의 알고리즘을 이용하여 피부색 영역을 추출한 결과 영상이며 (c)의 영상은 제안한 알고리즘을 이용하여 추출한 피부색 영상이다.

그림 2는 얼굴 후보영역을 추출한 결과이다. 라벨링과 모포라지를 사용하여 최적의 얼굴후보 영역을 검출하였다.



(a) Original image



(b) conventional method (c) proposed method

그림 1. 컬러 모델을 이용한 얼굴 추출

Fig. 1 The extracted face image using the color model



(a) Original image

(b) The face candidate image

그림 2. 컬러모델을 이용한 얼굴 영역 추출결과

Fig. 2 The extracted face image using the color model

2.3곡선진개방식

곡선 진개방식은 추출하고자 하는 얼굴영역이 그 특정상 폐곡선을 이루고 있으며 특징 점 주변으로 선의 형태를 사용하여 영상분할, 정합 및 이동물체 추적 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 본 논문에서는 YCbCr 컬러모델과 피부색범위 확장을 통하여 구한 얼굴후보영역에 양방향 레벨셋트 곡선 진개방식을 적용하여 얼굴영역을 윤곽선의 형태로 추출하였다.

곡선진개방정식은 성질이 서로 다른 물질 사이의 시간에 따라 변화되는 경계를 추적하기 위해 소개되었으며, 이 때 경계에 놓여진 각 점들은 속도 성분 F 에 의하여 움직이게 되며 이 속도 성분은 다양한 물리적 영향의 변화에 의존한다.

$N-1$ 차원의 임의 레벨의 곡면 γ 가 시간에 따라 법선 벡터 방향으로 곡률에 의한 속도 $F(K)$ 로 움직일 때 이동하는 곡면들의 전체 집합 $\gamma(t)$ 에 대해 N 차원 공간상

에서 유클리디안(Eulerian) 수식 표현으로 나타낸 것이 레벨 세트 방정식이다[10]. 제로 레벨의 2차원 폐곡선 $\gamma(t=0)$ 의 시간에 따른 모양을 나타내기 위해 3차원 함수를 Ψ 로 두면(즉, $\Psi = 0$), 어떤 임의의 시각 t 에서 곡선의 현재 진행된 모습은 $\Psi = 0$ 가 되는 부분을 구하면 알 수 있다. 레벨 세트 0에 대한 Ψ 함수를 시간함수로 표현하면,

$$\Psi(\mathbf{x}, t) = 0 \quad (4)$$

가 된다.

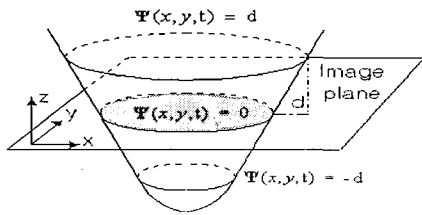


그림 3. 거리 함수로서의 레벨 세트.

Fig 3. Levelset signed Distance Function

여기서, 다음과 같은 가정을 둔다[6].

$$I(\mathbf{x}) = \begin{cases} I_{in} & \text{if } \mathbf{x} \in D \\ I_{out} & \text{if } \mathbf{x} \notin D \end{cases} \quad (5)$$

여기서 D 는 검출되어진 물체의 영역을 나타내며, I_{in} 과 I_{out} 은 각각 그 물체 영역의 내부와 외부를 뜻한다. 원 영상에 컨벌루션 연산자인 $C(\cdot)$ 를 적용여 관측된 데이터를 g 라고 두면, 다음과 같은 수식으로 표현이 가능하다.

$$g = C(I) \quad (6)$$

단지 g 만을 알고 있는 상황에서 원 영상 I 의 물체를 정확히 분할하기 위해서는 본 모델에 일치하는 영역 D 를 찾아야만 된다.

즉, 식 (7)에서 처럼,

$$\partial D_t = \{ \mathbf{x} | \Psi(\mathbf{x}, t) = 0 \} \quad (7)$$

인 D 의 경계를 찾아내야 한다.

폐곡선 $\gamma(p, t)$ 에 대하여 경계 D 를 다시 표현하면,

$$\partial D_t = \{ \gamma(p, t) | \Psi(\gamma(p, t), t) = 0 \} \quad (8)$$

와 같이 표현이 되며, 여기서 p 는 곡선에 대한 매개변수이다. 식 (9)을 임의의 시간 t 에 대하여 표현을 하면

$$\Psi_t + F | \nabla \Psi | = 0 \quad (9)$$

이 된다. $F = \frac{\partial D}{\partial t}$ 인 곡선의 속도 성분이다.

만약, 법선 벡터 $\mathbf{n} = \frac{\nabla \Psi(\mathbf{x}, t)}{| \nabla \Psi |}$ 방향으로의 속도 성분을 F 로 두면,

$$F(\mathbf{x}, t) = \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x}, t) \quad (10)$$

이 되므로 다음과 같은 레벨 세트 곡선 전개 방정식을

구할 수 있게 된다.

$$\Psi_t + \mathbf{s}(\mathbf{x}, t) | \nabla \Psi | = 0 \quad (11)$$

속도 성분 $\mathbf{s}(\mathbf{x}, t)$ 을 구하면,

$$\Psi_t + (\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) + \Delta t \cdot \mathbf{K}) | \nabla \Psi | = 0 \quad (12)$$

여기에서

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}, t) = - \left((C I_{in} - g)^2 - (C I_{out} - g)^2 \right) \mathbf{n}, \text{ on } \partial D_t \quad (13)$$

이다. 이 표현 식에서 알 수 있듯이, 전개 속도 항은 양수 또는 음수가 될 수 있다.[11] 그러므로 동일한 곡선의 전개 과정에서 폐곡선의 팽창과 수축이 동시에 가능하게 된다. 식 (12)를 사용하여 곡선전개방식에 의한 형태 추출의 결과를 그림 4에 나타내었다. Δt 값은 안정된 곡선 전개를 위하여 사용된 상수값이다. C 는 컨벌루션 연산자를 의미하며, 본 논문에서는 가우시안 연산자를 사용하였다. 추출하고자하는 영역의 내부나 외부 또는 물체의 경계에 걸쳐있을 경우에도 물체경계영역을 정확히 추출가능한 양방향 곡선전개방식을 사용하였다.

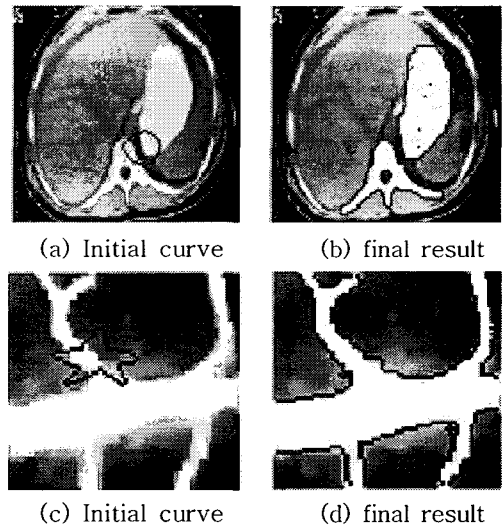


그림 4. 곡선전개방식에 의한 형태 추출 결과.

Fig. 4 Shape extraction by active contour model.

본 논문에서는 YCbCr 컬러모델과 피부색 범위 확장을 통하여 추출한 얼굴 후보영역을 곡선 전개방정식의 초기 곡선으로 사용하므로 기존의 곡선전개방정식의 단점인 초기곡선 선정에 있어서 수동방정식으로 초기곡선을 지정해야하는 번거로움을 없애고 얼굴후보영역에서 추출한 값을 초기곡선으로 사용하므로써 좀 더 정확하고 빠른 출력 결과를 얻을 수 있다.

곡선 전개방식을 통하여 추출된 얼굴영역에서 Log-polar 변환시 사용할 중심점을 검출하기 위하여 Eye Map과 Mouth Map[12]을 이용하였다. 얼굴 특징영역(눈, 입)을 추출하기 위하여 눈은 휘도 성분인 Y와 색차 성분인 Cb, Cr을 사용하여, 휘도 성분이 높고 Cr에서 낮은 픽

셀값을 갖으며 휘도 성분인 Y에서 낮은 픽셀값을 갖는다는 것을 이용하여 눈을 검출한다. 입은 red성분을 상대적으로 많이 포함하고 있다는 것을 이용하여 Cr성분을 제외한 값과 Cr/Cb성분의 차를 제외한 후 Cr제곱값을 곱함으로써 상대적으로 입에서 높은 픽셀값 분포를 갖는 것을 이용하여 입을 검출한다.[5]

2.4 Log-Polar 변환

본 논문에서는 Log-polar 변환[13]을 이용하여 얼굴 영역을 검출한다. 먼저 크기와 회전에 불변한 얼굴 영상을 얻기 위해 입력 영상의 후보점들에 대하여 그 점을 중심으로 Log-polar변환을 한다. 각각의 점에서 형성된 Log-polar변환 영상에서 얼굴 u-v 좌표는 그 얼굴 영상의 회전과 크기 값이 된다. Log-polar 변환은 간단한 공간 변형 방법중의 하나로 변환의 중심이 되는 영역으로부터 거리가 멀어 질수록 샘플링 밀도가 감소되는 특징을 갖으며 이는 포유류의 시각적 특성과 유사한 구조이다.

Log-polar 변환은 직각 좌표계의 영상을 비선형적으로 샘플링하여 Log-polar 좌표계로 변환하는 방법으로 직각 좌표계의 한 점 (x, y)가 식 (14)와 같은 방법으로 변환하면 Log-polar 평면상의 한 점(u, v)로 대칭된다.

$$(u, v) = (\log_b(r), \theta) \tag{14}$$

여기서 $r = \sqrt{x^2 + y^2}$ 이고, $\theta = \tan^{-1}(\frac{y}{x})$ 이

다. 직각 좌표계에서의 크기 변환은 Log-polar 좌표계에서의 수평 이동(u 축)으로 나타나며, 회전 변환은 수직 축(v 축)으로의 순환 이동(Cyclic Shift)으로 나타나게 된다. 아래의 그림 5은 Log-polar변환을 시각적으로 나타낸 그림이며 그림 6은 2차원 영상에 Log-polar 변환을 적용한 예이다. 이와 같이 Log-polar 변환 후 직각 좌표계의 회전과 크기변환이 수직 수평 이동으로 표현되므로 일반적인 템플릿 정합으로도 회전과 크기에 불변한 검색이 가능하다.

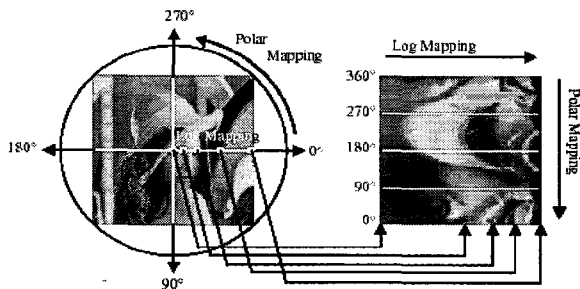


그림 5. Log-polar 변환
Fig 5. Log-polar Transformation

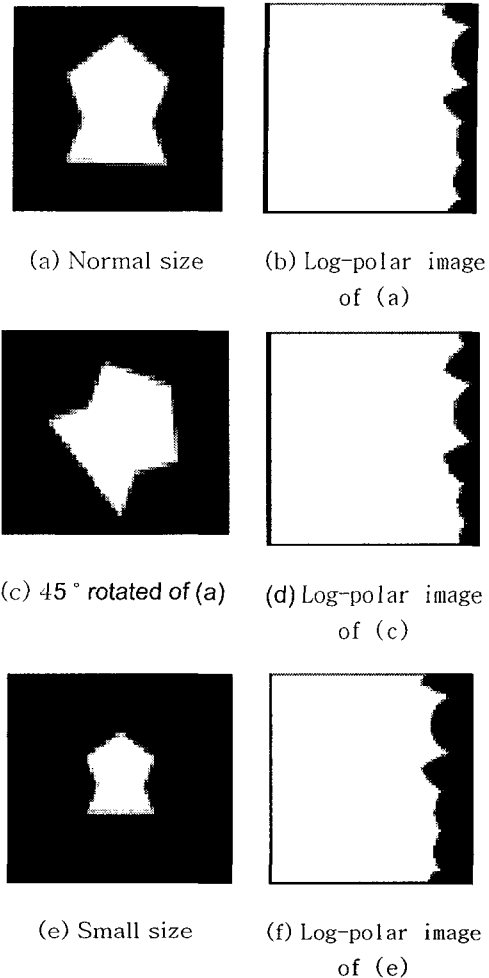


그림 6. 2차원 영상에 Log-polar 변환을 적용한 예
Fig 6. Example of Log-polar image of 2D shapes

III. 실험 결과

실험데이터는 제안한 알고리즘의 성능평가를 위하여 CCD카메라를 이용하여 자체적으로 획득한 영상에 대하여 실험하였다. 실험영상은 640x480의 크기를 가지는 총 195장의 얼굴 영상으로 구성되었으며, 15명의 사람에 대하여 5° 간격으로 좌,우로 회전하는 각 13개의 영상 데이터를 추출하였다. 각 개인당 13장의 영상 중 3장(총45장)을 신경망 학습에 사용하였으며, 나머지 10장(총 150장)은 테스트에 사용하였다.

제안한 방법의 순서도는 그림 7과 같다. 그림 8은 기존의 인식방법들이 회전과 크기변환에 대응하기 위하여 다수의 템플릿을 사용함으로써 비효율적인 정합을 수행하는 것에 반해 Log-polar변환을 사용한 결과 회전과 크기변환에 관계없이 정확한 검출결과를 나타낸다.

YCbCr 칼라모델을 통하여 얼굴 후보영역으로 추출한 영상에 곡선전개방정식을 사용하여 얼굴영역 검출결과 및 Log-polar변환 결과이다. 초기곡선은 YCbCr 컬러모델을 이용하여 추출한 얼굴 후보영역정보를 사용하였다. 곡

선전개방식의 lambda 값은 0.25 그리고 K는 0.03을 주었으며, Δt 값은 0.6으로 설정하였다. Log-polar 변환의 중심점은 추출된 얼굴특징영역(눈, 입)[12]을 이용하여 얼굴특징영역의 1/2이 되는 크기를 구하였다. 이렇게 구한 크기를 추출된 얼굴특징영역중 눈 위쪽으로 적용하여 구한 점을 중심으로 Log-polar 변환하여 얼굴영상을 추출하였다. 그 결과 눈, 코, 입의 얼굴 특징들이 모두 포함되었으며 추출된 얼굴 영상에서 얼굴특징이 크기나 회전에 불변하게 나타났다. 그림 9는 얼굴영상에서 얼굴특징영역을 추출한 후, 얼굴 영상에서 이마를 중심으로 Log-polar 변환을 수행한 결과를 보였다.

Log-polar 변환시 추출된 얼굴영역에 대하여 256*256으로 정규화 하여 얼굴영상을 추출하였다.

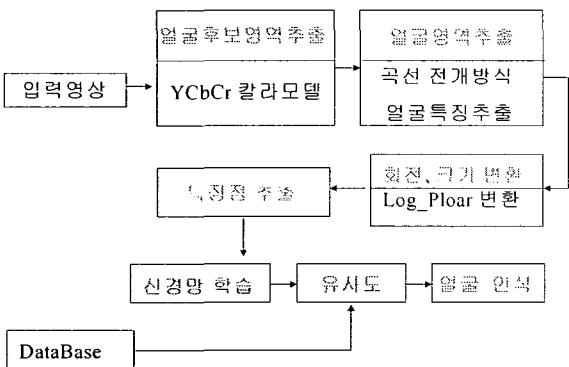
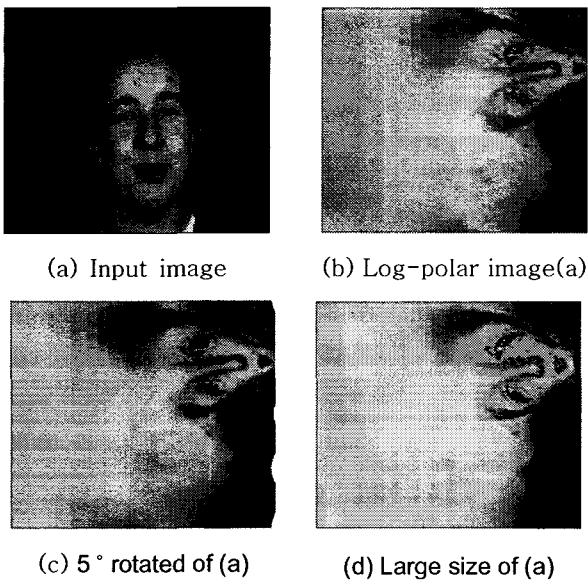


그림 7. 전체 순서도

Fig 7. Flowchart for the proposed method



(a) Input image

(b) Log-polar image(a)

(c) 5° rotated of (a)

(d) Large size of (a)

그림 8. 얼굴 영상에 Log-polar 변환을 적용한 예
Fig 8. Example of Log-polar image of face image



(a) Original image

(b) Log-Polar transform

그림 9 Log-polar 변환
Fig. 9 Log-polar transform

특징벡터를 추출하는 방법으로는 첫 번째, DCT변환 후, 저주파영역의 계수값을 추출하여 역전과 알고리즘을 통하여 얼굴 인식하였다. 두 번째, 웨이브렛 변환 후, haar 및 daubechies 필터를 적용하여 추출한 특징벡터를 역전과 알고리즘을 통하여 얼굴 인식하였다. DCT는 트레닝 셋에 관계없이 일정한 기저벡터를 가지는 장점이 있으므로 기저벡터를 계산하는 과정없이 DCT계수를 바로 추출할 수 있다. 특징벡터를 추출하는 방법으로 Log-polar 변환된 결과영상을 이용하여 128*128 크기의 얼굴이 존재하는 영역에 대해서만 DCT변환을 수행하였다. DCT변환된 영상에서 지그재그 스캔(Zig-zag scan)을 통하여 저주파 영역의 값 64개중 첫 번째 계수값을 제외한 63개의 계수값을 추출하여 신경망 학습에 사용하였다. 계수값 변화에 따른 인식을 변화를 고찰하기 위하여 DCT변환된 영상에서 지그재그 스캔(Zig-zag scan)을 통하여 저주파 영역의 값 128개중 첫 번째 계수값을 제외한 127개의 계수값을 추출하여 신경망 학습에 사용하였다.

특징벡터를 추출 다른 방법으로 Log-polar 변환된 결과영상을 이용하여 128*128 크기의 얼굴이 존재하는 영역에 대해서만 웨이브렛 변환을 수행한다. 웨이브렛 변환을 이용하여 16*16의 LL영역에 대하여 Haar, daubechies 필터를 적용하여 256개의 특징벡터를 추출하여 신경망 학습에 사용하였다. 신경망은 역전과 알고리즘을 이용하였으며 학습조건은 최대학습 횟수가 80,000, 오차 자승합(Sum -squared error)이 0.000001 이다.

그림 10에서 제안한 알고리즘은 회전변환에 강인함을 보임을 알 수 있다. 표 1에서 인식률 결과를 나타내고 있다.

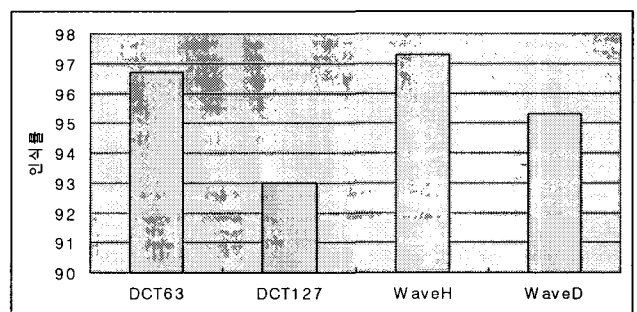


그림 10. 회전변화의 얼굴인식률 비교

Fig 10. Face recognition rate comparison of rotation

그림 10에서 각 항목들의 의미는 다음과 같다.

DCT63 : DCT 변환에서 63개의 특징벡터 추출한 경우.

DCT127 : DCT 변환에서 127개의 특징벡터 추출한 경우.

WaveH ; Wavelet 변환 후 Haar 필터를 적용하여 특징 벡터 추출한 경우.

WaveD : Wavelet 변환 후 Daubechies 필터를 적용하여 특징벡터 추출한 경우.

표 1. 실험 결과

Table 1. The experimental result

	입력 영상	오인식	인식률
DCT63	150	5	96.7%
DCT127	150	10	93.3%
WaveH	150	4	97.3%
WaveD	150	7	95.3%

IV. 결론

본 논문에서 얼굴인식을 위한 전처리 단계로서 정확한 특징을 추출하기 위한 방법으로 칼라 모델과 곡선 전개 방정식, Log-polar 변환을 이용한 얼굴 및 얼굴 특징 영역 검출방법을 사용하였다. 칼라 모델을 이용하여 추출한 얼굴 후보영역 정보를 가지고 곡선 전개방식의 초기 곡선으로 사용하였다. 따라서 기존의 곡선 전개방식에서 수동 방식으로 초기 곡선을 지정해야 하는 번거로움과 실행속도가 개선되었으며, 얼굴영역의 윤곽선을 정확히 추출하였다. 추출된 얼굴영역에서 얼굴특징점을 추출한 후, 이마를 중심으로한 Log-polar변환을 수행하였다. 특징벡터를 추출하기 위하여 Log-polar변환된 영상에 DCT, 웨이브렛 변환을 수행하여 구한 특징벡터들에 신경망 학습을 통하여 얼굴인식을 수행하였다.

실험 결과를 통하여 회전, 크기변화에 강인한 얼굴인식 시스템을 구현하였다.

향후 연구 방향은 정확한 얼굴 특징벡터 추출을 통한 얼굴인식방법을 구현하는 것이다.

참 고 문 헌

[1] Roberto Brunelli and Tomaso Poggio, "Face Recognition: Features versus Templates," IEEE Trans on PAMI, Vol.15, No.10, pp.1042-1052, 1993.
 [2] Y.K.Ham, S.Y.Lee, and R.H.Park, "Knowledge-based face recognition using neural networks," in Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, pp. 2125-2128, Nagoya, Japan, Oct.

1993.
 [3] Youhinori ADACHI, Masahiro OZAKI, "Human Face Recognition by means of Neural Network," proceeding of the 2nd International Conference on Fuzzy logic and Neural Network, pp 1041-1044, July, 1992.
 [4] M. Turk, "Face Recognition using eigenfaces", in Proceeding of International Conference on Pattern Recognition, pp.586-591, 1991.
 [5] Henry A. Rowley, Shumeet Baluja, and Takeo Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, No 1, pp 23-38, 1998.
 [6] E.Osuna, R.Freund and F.Girosi, *Training support vector machines: An application to face detection*, Cambridge University Press, 2000.
 [7] A. Nefian, *A Hidden Markov Model Based Approach for Face Detection and Recognition*, PhD Thesis, University of Georgia Institute of Technology, August 1999.
 [8] J.L.Crowley and J.M.Bedrune, "Integration and control of reactive visual processes," In Processing of the Third European Conference on Computer Vision, vol. 2, pp 47-58, 1994.
 [9] D.Saxe and R.Foulds, "Toward robust skin identification in video images," In processing of the Second International conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp 379-384, 1996.
 [10] O. Amadiu, E. Debreuve, M. Barlaud, G. Aubert, "Inward and Outward Curve Evolution Using Level Set Method," Proc. IEEE ICIP, Vol. 3, pp.188-192, October 1999.
 [11] 김하형, 김성곤, 김두영, "양방향 곡선 전개를 이용한 형태 추출," 한국 신호 처리-시스템 학회, 2000 하계 종합 학술대회 논문지, pp225-228, 2000.
 [12] Rein-Lien Hsu, Mohamed Abdel-Mottaleb, "Face Detection in Color Images," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 5, pp. 696-706, May 2002
 [13] K. Hotta T. Kurita, and T. Mishima, "Scale invariant face detection method using higher-order local autocorrelation features extracted from log-polar image," Proceedings of the 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, Japan, pp 70-75, Apr.1998
 [14] Jaideva C. Goswami, Andrew K. Chan, *Fundamentals of Wavelets*, A Wiley-Interscience Publication (1999).



고 기 영(Gi-Young Go)

1997년 동서대학교 전자공학과 공학사
1997년 동아대학교 전자공학과 공학석사
2002년 동아대학교 전자공학과 박사수료
관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전,
Biometrics



김 두 영(Doo-Young Kim)

1972년 부산대학교 전자공학과 공학사
1975년 부산대학교 전자공학과 공학석사
1983년 경북대학교 전자공학과 박사수료

1977년~현재 동아대학교 전자공학과 교수
1998년~1999년 대한전자공학회 부산경남지부장
2000년 8월~현재 한국신호처리·시스템 학회장
관심분야 : 디지털 신호처리, 영상처리 및 컴퓨터 비전,
신경망 등
