

논문 2005-42SP-1-2

PCA기반의 스테레오 얼굴영상에서 거리에 따른 인식률 비교

(Comparison of recognition rate with distance on stereo face images
base PCA)

박 장 한^{*}, 남궁 재찬^{*}

(Chang-Han Park and Jae-Chan Namkung)

요약

본 논문에서는 스테레오 영상에서 좌·우측 영상을 입력 받아 거리 변화에 따른 얼굴인식률을 PCA(Principal Component Analysis) 알고리듬으로 비교한다. 제안된 방법에서는 RGB컬러공간에서 YCbCr컬러공간으로 변환하여 얼굴영역을 검출한다. 또한 스테레오 영상을 이용하여 거리를 취득한 후 추출된 얼굴영상의 확대 및 축소하여 보다 강건한 얼굴영역을 추출하고, PCA 알고리듬으로 인식률을 실험하였다. 취득된 얼굴영상의 평균적인 인식결과로 98.61%(30cm), 98.91%(50cm), 99.05%(100cm), 98.90%(120cm), 97.31%(150cm), 96.71%(200cm)의 인식률을 얻을 수 있었다. 따라서 실험을 통하여 제안된 방법은 거리에 따라 확대 및 축소를 적용하면 높은 인식률을 얻을 수 있음을 보였다.

Abstract

In this paper, we compare face recognition rate by distance change using Principal Component Analysis algorithm being input left and right image in stereo image. Change to YCbCr color space from RGB color space in proposed method and face region does detection. Also, after acquire distance using stereo image extracted face image's extension and reduce do extract robust face region, experimented recognition rate by using PCA algorithm. Could get face recognition rate of 98.61% (30cm), 98.91% (50cm), 99.05% (100cm), 98.90% (120cm), 97.31% (150cm) and 96.71% (200cm) by average recognition result of acquired face image. Therefore, method that is proposed through an experiment showed that can get high recognition rate if apply scale up or reduction according to distance.

Keywords : stereo image, disparity, Principal Component Analysis, face feature extraction, face recognition

I. 서 론

최근 몇 년간 인터넷을 통한 정보가 공유되면서 공유 할 수 없는 개인정보에 대한 가치가 상승하고 있다. 더불어 개인정보 보호 문제가 대두되면서 생체정보를 이용한 보안기술이 주목받고 있다. 생체정보는 타인에 의해 쉽게 복제될 수 없는 개인의 고유한 특징이다. 이러한 생체정보를 이용해 개인을 인식하는 기술에는 지문,

홍채, 서명검증, 정맥, 음성, 얼굴인식 등이 있다^[1]. 얼굴인식은 다른 생체인식 기술에 비해 경제성과 사용자 편리성이 높다. 또한 고가의 장비 대신 PC카메라를 이용할 수 있으며, 사용자는 기기에 직접 접촉을 하지 않아도 인식이 이루어질 수 있다. 실세계에서 우리가 눈으로 얻는 정보는 2차원 정보가 아닌 입체영상이며, 입체영상은 2차원 평면 영상과는 달리 사물에 대한 원근감, 즉 깊이(depth) 정보를 지니고 있기 때문에 이를 원격 작업에 이용하면 작업자는 마치 현장에 직접 투입되어 작업을 수행하는 것과 같은 현장감을 얻게 되어 원격 작업을 쉽게 수행할 수 있다. 영국 AEA 및 미국

정회원, 광운대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Engineering, Kwangwoon University)

접수일자: 2004년8월17일, 수정완료일: 2004년10월11일

ORNL 등에서 수행한 방사선 지역이나 우주에서 사용될 로봇 시각 장치의 원격 조작 실험에 관한 연구 보고서에서 입체영상은 평면 영상에 비해 약 30% 이상 원격 작업 능률을 향상시키는 것으로 보고하고 있다. 얼굴검출 및 특징 추출에서도 2차원 영상을 이용한 방법의 한계를 극복하기 위하여 3차원 얼굴 데이터를 이용한 접근방법이 연구되고 있다^[2].

얼굴영상의 특징을 획득하는 방법은 경계선, 등고선, 영상 영역의 시각적 특징, 푸리에변환 등의 변환 계수적 특징, 주성분 분석법^[3], 특이값 분해법 등의 대수적 방법이 있다. 또한 이외에도 NN(Neural Networks)^[3], SVM(Support Vector Machines)^[3], HMM(Hidden Markov Models)^[4] 등이 있으며, 이 중에서 자율 학습 방법을 이용하는 PCA(principal component analysis)/LDA(linear discriminant analysis)방법이 사용되고 있다^[3]. 얼굴영상이 정면영상으로 구성된 데이터베이스의 경우는 인식률은 상당히 높다고 알려져 있지만, 전체적인 얼굴영상 정보에 기반하여 얼굴을 모델링 하기 때문에 얼굴의 포즈, 조명, 표정변화 등의 영상정보가 취득되지 않으면 인식률이 매우 저하되는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 스테레오 영상에서 거리 변화에 따른 얼굴인식률을 PCA알고리듬으로 비교한다. 제안된 알고리듬에서는 스테레오 영상의 시차(disparity) 보정처리 단계가 선행되어야 한다. 스테레오 영상에서 평면 영역은 주로 입체영상을 구성하는 좌·우측 평면영상의 가장자리에 나타나고, 영상획득 이전에 입체카메라의 캘리브레이션 작업이 선행되어야 한다. 또한 효율적인 얼굴영역 검출을 위해 RGB컬러영상을 YCbCr공간으로 변환하여 얼굴색상 정보를 획득하고, Cb, Cr성분을 가지고 일정한 범위 내에 있는 객체들을 제거(opening) 연산^[5]을 통해 추출된 후보객체들 중에서 가장 큰 객체를 얼굴후보 영역으로 선정한다. 그리고 검출된 얼굴 영역에서 얼굴 특징(눈, 코, 입)들을 검출하기 위해 밝기 정보를 구별해 줄 수 있는 전처리 과정을 수행한다. 거리 변화에 따라 추출된 얼굴영역을 확대 및 축소하여 PCA알고리듬을 통해 얼굴인식을 수행한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 스테레오 영상, 주성분분석 방법과 얼굴인식 방법을 소개하고, III장에서는 스테레오 영상의 보정처리 및 얼굴인식 방법에 대한 알고리듬을 제안한다. IV장에서는 모의실험 결과를 분석하고, V장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

1. 스테레오 영상

스테레오 영상의 기술은 2차원 영상으로부터 3차원 정보를 추출하는 과정으로 두 개의 카메라를 이용하는 방법이다^[2,6]. 3차원 정보는 사물에 대한 원근감, 위치, 속도, 깊이 등의 정보를 지니고 있기 때문에 원격작업에 이용하면 마치 현장에 직접 투입되어 작업을 수행하는 것과 같은 현장감을 얻게 되어 원격작업을 쉽게 수행할 수 있다. 입체영상은 최소 좌·우측으로 구성된 두 장 이상의 평면영상이 필요하며, 일반적으로 두 대 이상의 영상센서를 이용하여 동시에 촬영하여 얻는다. 양안 입체카메라는 사람의 눈과 같이 두 개의 영상센서를 이용하여 좌·우 영상으로 구성되는 입체영상을 동시에 획득하는 장치를 말하며, 스테레오 영상을 이용한 입체카메라가 사람의 눈에서와 같이 자연스럽고 선명한 양질의 입체영상을 획득하기 위해서는 인간의 시각기능 중 최소한 세 가지 기능을 가지고 있어야 한다. 즉 양안 시차(binocular parallax)기능, 초점 제어기능, 주시각 제어기능 등을 갖추어야 한다. 사람의 눈에 해당하는 카메라는 설치하는 방법에 따라 크게 순차식과 동시식으로 나눌 수 있다. 그림 1은 이들에 대한 그림을 나타내고 있는 것으로 순차식은 좌·우측의 카메라를 동시에 존재시키지 않고 하나의 카메라를 이용하여 순차적으로 영상을 입력하는 방식으로 이동에 따른 불편함과 정밀도 및 카메라 캘리브레이션에 따른 부정확 등의 이유로 사용되지 않는 방법이다.

동시식이란 좌·우측 카메라를 모두 설치하여 동시에 영상을 취득하는 것으로 현재의 스테레오비전 시스템에서 많이 사용하고 있다. 동시식 카메라 구성법에는 평행식과 교차식으로 나누어지는데, 카메라의 광축이 어떻게 구성하느냐에 따라 분류한다. 평행식은 두 카메



그림 1. 스테레오 카메라의 구성법

Fig. 1. Geometries of stereo camera.

라의 광축이 수직, 수평으로 평행한 구성법을 말하며, 교차식은 두 카메라의 광축이 일치하는 곳 즉, 주시점을 만드는 방법으로 사람의 눈 구조와 매우 가깝다고 할 수 있다. 일반적으로 평행식 카메라 구성법은 수평 시차만 존재하며 수직 시차는 없기 때문에 취급하기에 용이하여 수학적인 모델링이 쉽다. 교차식 구성방법은 광축을 일치시키는 문제가 있으며 특히 수직 시차의 변화에 따른 문제가 있기 때문에 수학적 모델링이 어려운 문제가 있다. 또한 주시점을 따라 카메라를 상·하, 좌·우로 항상 이동해야 하는 문제가 있으며, 두 대의 카메라가 각각 별도로 작동해야 하기 때문에 기계적 오차 및 움직임에 대한 이동속도 등이 문제가 된다. 본 논문에서는 거리 측정에 정밀도가 높고 제어의 편리성을 고려하여 평행식 카메라 구성법을 사용하며, 카메라의 설치간격은 약 6.5cm로 제한하여 실험한다.

2. 주성분분석 방법

주성분분석(Principal Component Analysis) 방법은 서로 관련 있는 변수들의 데이터 집합이 관측되었을 때, 변수들이 가지고 있는 원래 정보들을 최대한 반영할 수 있는 보다 적은 수의 새로운 변수들을 생성하는 방법이다. 또한 원래의 변수들이 가지고 있는 정보의 양을 가장 많이 확보하는 순서대로 변수들의 선형 결합을 이용하여 새로운 변수를 만들며, 고차원 데이터 집합을 저차원 데이터 집합으로 생성하는 방법이다^[7]. 주성분분석 방법은 데이터 집합 요소들의 데이터 평균값, 데이터 표준편차·값과 각 차원의 데이터들의 공분산을 통계

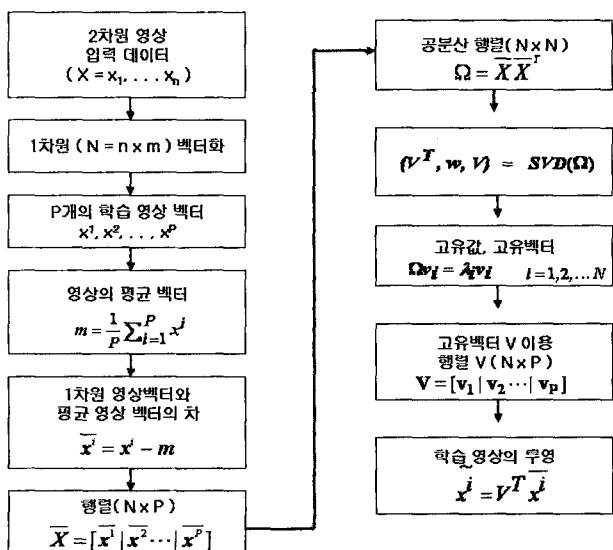


그림 2. PCA 알고리듬 블록도

Fig. 2. PCA algorithm block diagram.

적 성질을 이용한 2차 통계적 방법이다. 입력 영상을 1차원 벡터로 변환한 후에 전체 입력 영상들의 직교정규화된 공분산 행렬(covariance matrix)을 계산하고, 고유값(eigenvalue)과 고유벡터(eigenvector)를 구하여 입력된 얼굴과 기준 얼굴의 고유벡터를 벡터 공간상에서 비교하여 가장 가까운 거리의 벡터를 지닌 얼굴이 인식되도록 하는 방법이다. 일반적인 주성분분석 방법의 알고리듬은 그림 2와 같다.

3. 얼굴인식 방법

현재까지 얼굴인식 방법이 다양하게 제안되어 있으며, 대표적인 것으로는 RGB, HSI, YCbCr 등의 컬러정보를 기반으로 하는 방법^[8], 모양을 기반으로 하는 방법^[9], 특징을 기반으로 하는 방법^[10], 유형을 기반으로 하는 방법^[11] 등이 있다. 컬러정보를 기반으로 하는 방법은 영상의 농담 정보를 이용하기 때문에 비교적 안정된 결과를 얻을 수 있지만 얼굴의 방향과 조명 조건, 배경 등에 영향을 받기 쉽다. 모양을 기반으로 하는 방법은 얼굴의 윤곽, 코의 모양, 입의 모양, 눈과 눈썹의 모양 등을 이용해서 얼굴영역을 검출하는 방법이다. 특징을 기반으로 하는 방법은 모든 사람의 얼굴에서 눈의 홍채, 눈의 끝, 눈 자체, 코의 끝, 콧구멍, 입 등의 기하학적인 관계가 항상 일정하다는 사실을 이용하는 방법이다. 유형을 기반으로 하는 방법은 얼굴과 얼굴이 아닌 부분의 영상을 신경망을 이용해서 구분하는 방법이다. 또 다른 유형을 사용하는 방법으로는 입력된 영상을 이미 학습된 얼굴 영상들 간의 중요한 변화를 나타내는 공간으로 투사시키는 방법과 3차원 영상을 사용하여 얼굴을 인식하는 방법들이 있다. 3차원 영상은 물체의 깊이(depth) 구조를 포함하고 있으며, 이런 데이터들이 대부분의 응용에서는 이용 불가능하지만, 2차원 영상에서는 얻을 수 없는 매우 유용한 정보를 가지고 있어 얼굴특징 추출 및 인식에 사용되기도 한다.

본 논문에서는 학습을 이용한 방법 중에서 입력 신호로부터 자동으로 패턴을 학습하는 자율 학습(unsupervised learning) 방법의 PCA 방법을 이용하여 얼굴인식률을 비교한다.

III. 스테레오 영상의 보정처리 및 얼굴인식 방법

1. 제안된 알고리듬 블록도

본 논문에서 제안하는 스테레오 영상의 보정처리 및 얼굴인식의 블록도는 그림 3과 같다. 제안된 블록도는

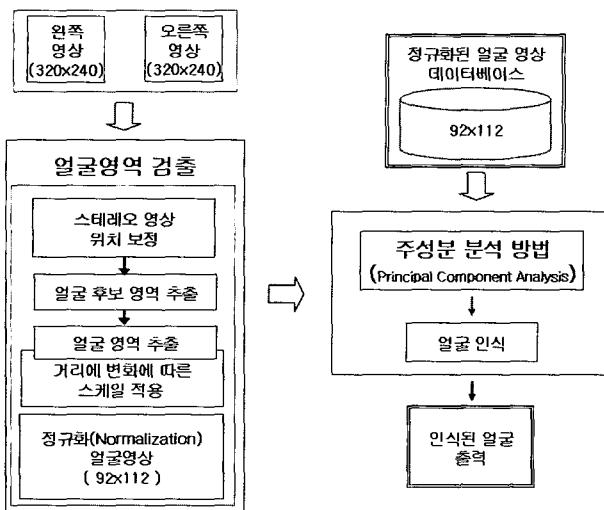


그림 3. 제한된 알고리듬 블록도

Fig. 3. Proposed algorithm block diagram.

카메라에서 획득된 스테레오 영상의 영상위치 보정, 정면 얼굴후보 영역 추출, 정면 얼굴영역 추출 단계의 정규화된 얼굴영상의 정보를 거리 변화(30cm, 50cm, 100cm, 120cm, 150cm, 200cm)에 따라 확대 및 축소의 정규화 과정을 거치며, 정규화된 영상의 크기는 92×112이다. 또한 데이터베이스도 정규화된 얼굴영상의 정보를 저장한다. 얼굴인식은 입력영상을 PCA알고리듬으로 학습을 하여 저장된 데이터베이스에서 가장 근접된 얼굴영상을 출력한다.

2. 스테레오 영상의 시차 보정 처리

그림 4의 스테레오 영상에서 평면 영역은 주로 입체 영상을 구성하는 좌·우 평면영상의 가장자리에 나타난다. 그림 4에서 교차축에 대한 평면 영역을 표현하였으나 수평 이동축에서도 동일하게 평면 영역이 존재한다. 평면 영역과 같은 비입체영역을 줄이기 위해서는 영상 획득 이전에 입체카메라의 캘리브레이션 작업이 선행되어야 한다.

스테레오 영상에서 시차를 추출하는 방법 중, 본 논문에서는 고정된 크기의 블록정합 알고리듬을 사용한다. 블록정합에 사용되는 기저함수는 MAD (Mean Absolute Difference)와 MSD(Mean Square Difference)를 주로 사용하는데, 계산량을 줄이기 위해 SAD(Sum of Absolute Difference)를 기저함수로 사용한다. 공간 상의 한 점이 좌·우 영상에 투영되었을 때 두 점을 연결하는 가상의 선을 에피폴라선이라 한다^[11]. 우측영상의 대응 블록은 좌측영상과 동일한 Y축의 좌표를 가지는 에피폴라선상에서 정합된다. 식(1)은 스테레오 영상

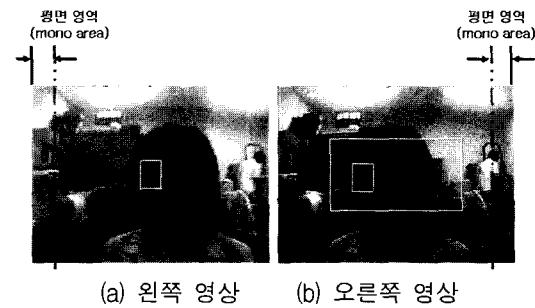
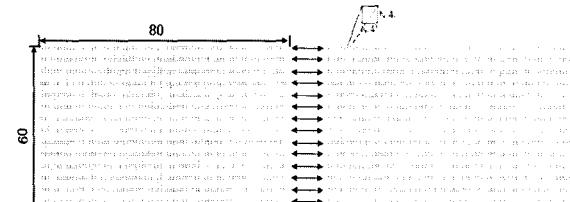


그림 4. 스테레오 영상에서의 평면영역

Fig. 4. Mono area of the stereo image.



(a) 원쪽 영상

(b) 오른쪽 영상

그림 5. 스테레오 영상에서의 시차 보정

Fig. 5. Disparity compensation of stereo image.

의 시차추출을 위해 사용된 SAD를 나타낸다.

$$SAD = \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_y} |I_L(i, j) - I_R(i + k, j)| \quad (1)$$

여기서 N_x, N_y 는 블록의 크기를 나타낸다. I_L 은 좌측 영상의 블록을 나타낸다. 또한 I_R 은 I_L 에 대응되는 우측 영상의 블록을 나타내며, k 는 원쪽 영상에 대응되는 오른쪽 영상의 시차(disparity)이다.

스테레오 영상의 시차 보정은 스테레오 영상에 포함되어 있는 평면영역과 입체카메라의 에피폴라선이 정상적으로 정렬되지 않아 발생하는 불일치 영역을 최소화하는 과정이고, 평면영역은 입체영상을 구성하는 좌·우 평면영상의 좌·우 가장자리에 분포하며, 상·하 불일치 영역은 영상의 상·하 가장자리에 분포한다.

따라서 시차에 의해 발생하는 좌·우 영상의 불일치를 보정하는 과정이 선행되어야 한다. 이를 보정하기 위해 블록 크기(N)를 4×4로 하는 블록정합 알고리듬을 이용한다. 그림 5는 스테레오 영상의 블록 정합처리의 구성이다.

그림 5와 같이 시차 보정에서 블록정합 알고리듬을 이용하여 많은 연산이 소요되는 불필요한 연산과정을 제거하면서도 전역 탐색과 비교해 거의 차이가 없는 결과를 얻을 수 있다.

먼저, 해당열의 SAD는 식(2)을 이용하여 각각 구하고,

$$SAD_k = \sum_i^N \sum_j^N |I_L(i, j) - I_R(i+k, j)| \quad (2)$$

각 동일 열에서의 최소 SAD는 식(3)을 이용하여 구하며,

$$SAD_{MIN}^P = MIN(\sum SAD_k) \quad (3)$$

마지막으로 전체 영상의 배경 시차인 최소 SAD는 식(4)을 이용하여 얻을 수 있다.

$$SAD_{MIN} = MIN(\sum SAD_{MIN}^P) \quad (4)$$

그림 5는 배경 시차를 이용하여 얻은 보상된 스템레오 영상을 나타내고, 보정된 영상을 식(5), (6)와 같이 각각 쓸 수 있다^[2].

$$right * = right_{t-k} \quad (5)$$

$$left * = left_{t+k} \quad (6)$$

3. 얼굴영상의 거리 변화에 따른 스케일 처리

카메라로부터 획득된 입력 영상은 320×240 크기로 얼굴을 포함하는 RGB컬러영상이다. 먼저 획득된 얼굴 후보 영역 영상에서 색상 정보만을 이용하여 조명에 대한 영향을 줄이기 위해 주어진 영상을 RGB 컬러모델로부터 YCbCr공간으로 변환하게 된다. 입력 영상의 YCbCr정보 중에서 Cb, Cr성분에 대해 동양인에 맞게 얼굴 피부 색상 범위를 $R_{Cb}=[77 127]$, $R_{Cr}=[133 173]$ 으로 색상 영역분할과정을 거쳐 피부색 값을 갖는 영역만을 추출한다^[12]. 식(7)을 이용하여 R_{Cb} , R_{Cr} 의 영역을 선택한다.

$$S(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } [(Cb(x, y) \in R_{Cb}) \cap (Cr(x, y) \in R_{Cr})] \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

그림 6의 (a)는 입력된 영상을 색상영역 분할처리를

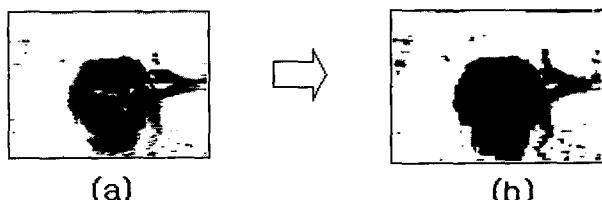


그림 6. 색상 영역을 이용한 얼굴영역 추출

(a) 색상영역 분할 후의 영상

(b) 제거 연산을 적용한 후의 영상

Fig. 6. Face region extraction by using color model.

거친 결과이다. (a)의 영상을 보면 세밀한 잡음 형태가 존재하는 것을 볼 수 있는데, 이런 잡음의 형태를 제거하여 얼굴 영역만을 분리해 내기 위하여 형태학적 필터(morphological filter) 중에서 제거(opening) 연산을 수행하였다. 제거 연산은 원 영상을 침식 연산으로 영상의 최외각을 한 픽셀씩 없애고 다시 팽창 연산으로 최외각을 한 픽셀씩 확장시키는 방법이다. 따라서 제거 연산은 미세한 잡음을 제거하고, 다시 팽창 연산을 수행함으로 원 영상의 크기를 유지할 수 있다. 본 논문에서는 자율 학습의 입력 차원을 결정하기 위해 영상을 92×112로 얼굴 데이터베이스를 구축한다.

본 논문에서는 좌·우측 영상에 대한 실제 거리를 측정하기 위해 식(8)을 이용하여 거리를 측정한다^[13].

$$D = \frac{bf}{x_l - x_r} \quad (8)$$

단, 여기에서 b 는 카메라간의 설치 거리, f 는 카메라의 초점거리, x_l 은 좌측 영상의 x 거리 및 x_r 은 우측 영상의 x 거리이다. 또한 거리 변화에 따른 스케일처리는 식(9)과 같이 처리한다^[11]. 여기에서 x' , y' 는 스케일을 적용할 때 새로운 위치이며, s_x , s_y 는 스케일이고, x , y 는 현재 픽셀의 위치이다.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

4. 얼굴 분류

입력 얼굴영상의 전처리 과정을 거친 후, 그림2와 같이 PCA알고리듬에 의해 고유값과 고유벡터를 구한다. 또한 정규화된 학습 영상 데이터베이스도 같은 과정을 거쳐 부호화된다. 얼굴인식은 학습된 얼굴 PCA 패턴과 정규화된 학습영상 패턴을 비교하여 가장 비슷한 얼굴을 찾아내는 과정이며, 가장 단순한 유클리안(euclidean)거리를 이용한 최근접 이웃(nearest neighbor)방법을 이용하여 얼굴을 인식한다. 입력 얼굴 코드 $R = (r_1, \dots, r_m)$, 임의의 학습 얼굴의 코드 $T = (t_1, \dots, t_m)$ 이라고 할 때, 유클리안 거리 d 는 식(10)와 같다. 따라서 본 논문에서는 모든 학습된 얼굴에 대하여 유클리안 거리를 구하고, 그 중에서 거리가 가장 작은 값을 갖는 영상을 출력으로 하는 방법이다.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^m (r_i - t_i)^2} \quad (10)$$

IV. 실험 및 고찰

1. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 스테레오 320×240 영상에서 얼굴영역을 취득한 후 얼굴영상의 크기(92×112) 영상 50~400개를 실험영상으로 사용하였다. 또한 실험에 사용된 컴퓨터는 Pentium-IV 2.8/512MB이고, VC++ 6.0으로 구현하였다. 제안된 실험은 왼쪽영상에서 상단좌표(145,100), 하단좌표(175,140)의 30×40 블록을 사용해서 오른쪽 영상의 상단좌표(70,70), 하단좌표(250,170)에서 가장 유사한 블록을 찾아서 스테레오 정합을 한다.

그림 7~12는 거리 변화에 따른 얼굴영상을 취득한 후에 좌측영상에서 우측영상의 가장 유사한 블록을 찾은 결과이다.

그림 13은 SAD를 이용하여 좌측영상에서 우측영상



그림 7. 거리 30cm에서 측정
Fig. 7. Measurement in distance 30cm.



그림 8. 거리 50cm에서 측정
Fig. 8. Measurement in distance 50cm.



그림 9. 거리 100cm에서 측정
Fig. 9. Measurement in distance 100cm.



그림 10. 거리 120cm에서 측정
Fig. 10. Measurement in distance 120cm.



그림 11. 거리 150cm에서 측정
Fig. 11. Measurement in distance 150cm.



그림 12. 거리 200cm에서 측정
Fig. 12. Measurement in distance 200cm.



그림 13. 보정된 스테레오 영상
Fig. 13. Compensated stereo image.

의 가장 유사한 블록을 찾고 좌·우측 영상을 정합한 결과이다.

그림 14는 그림 7~12에서 거리를 측정한 후 스케일 변화를 적용하여 취득된 영상이다. 320×240 영상에서 92×112 크기의 영상을 대한 확대/축소 비율은 기준 거리 100(cm)을 기준으로 거리에 따라 확대 비율은 120(cm)은 1.2, 150(cm)은 1.5, 200(cm)은 1.8이며, 축소비율은 30(cm)은 0.4, 50(cm)은 0.5이다. 이것은 실험에 의해 결정된 비율이다.

PCA를 이용한 얼굴인식은 얼굴영상의 크기(92×112) 좌·우 영상 50~400개를 실험영상으로 사용하였다. 또한 실험에 사용된 컴퓨터는 Pentium-IV 2.8/512MB이고, VC++ 6.0으로 구현하였다. 그림 15, 16은 본 논문에서 제시한 방법을 통하여 실험한 결과이며, 그림 15는 50개의 영상 중에서 원본영상을 입력하고, 그림 16은



(a) 좌측 영상(30cm, 50cm, 100cm, 120cm, 150cm, 200cm)



(b) 우측 영상(30cm, 50cm, 100cm, 120cm, 150cm, 200cm)

그림 14. 스케일을 적용한 결과로 취득된 영상

Fig. 14. Image is acquired by result to apply scale.



그림 15. 입력 테스트 영상

Fig. 15. Input test image.



그림 16. 제안된 방법의 인식 결과

Fig. 16. Recognition result of proposed method.



그림 17. 좌·우 테스트의 일부 입력 영상

Fig. 17. Partial input image of left and right test.

표 1. 제안된 방법의 인식률 비교

Table 1. Recognition rate comparison of proposed method.

학습 영상의 수 (좌/우)	테스트 영상 수	제안된 방법으로 PCA 실험 (%)					
		30 (cm)	50 (cm)	100 (cm)	120 (cm)	150 (cm)	200 (cm)
25/25	120	99.30	99.50	99.70	99.50	98.60	98.20
50/50	120	99.20	99.40	99.40	99.30	98.20	98.00
75/75	120	99.00	99.20	99.20	99.10	97.70	97.50
100/100	120	98.80	99.00	99.10	99.00	97.20	96.80
125/125	120	98.50	98.80	99.00	98.90	97.00	96.40
150/150	120	98.20	98.70	98.80	98.80	96.40	96.00
175/175	120	98.00	98.50	98.70	98.50	97.00	95.80
200/200	120	97.90	98.20	98.50	98.10	96.40	95.00
평균	120	98.61	98.91	99.05	98.90	97.31	96.71

표 2. 제안된 방법의 거리 따른 인식률 비교

Table 2. Recognition rate comparison by distance of proposed method.

거리	제안된 방법1	제안된 방법2	PCA	HMM
30cm	97.9	96.9	97.5	97.2
50cm	98.2	97.3	96.0	97.0
100cm	99.5	98.2	81.8	91.0
120cm	98.1	97.8	72.2	78.6
150cm	96.1	95.2	65.3	67.9
200cm	95.0	92.4	50.7	54.9
평균	97.47	96.30	77.25	81.10

제안된 방법의 출력으로 정확하게 인식된 결과이다. 그림 17은 임의의 스테레오 얼굴영상이며, 입력 테스트용으로 사용된 영상의 일부이다.

표 1은 제안된 방법의 얼굴인식률을 비교한 결과이며, 스테레오 영상의 좌·우측 영상에서 92×112 영상을 각각 취득하여 실험하였다. 취득된 영상을 거리에 따라 실험한 결과에서 기준거리인 100cm의 경우가 가장 인식률을 높았다. 또한 확대 및 축소 영상에 대한 인식률이 떨어진 것은 확대와 축소의 보간 방법을 개선해야 할 것으로 보인다.

표 2는 좌·우측 영상(200/200)을 학습하여 120장의 테스트영상으로 제안된 방법에서 거리에 따른 얼굴인식률을 비교한 결과이며, 제안된 방법1의 실험은 정면 얼굴영상에서 인식률을 실험한 결과이다. 또한 제안된 방법2의 실험은 정면 얼굴이 아닌 약간의 포즈변화에 따라 실험한 결과이다. 확대 및 축소를 적용하지 않고 실험한 PCA와 HMM은 거리에 따라 인식률이 떨어진 것을 볼 수 있다. 따라서 제안된 방법으로 얼굴인식을 하면 인식률을 높일 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 스테레오 영상에서 좌·우측 영상을 입력 받아 거리 변화에 따른 얼굴인식률을 PCA알고리듬으로 비교하였다. 제안된 방법에서는 RGB컬러공간에

서 YCbCr컬러공간으로 변환하여 얼굴영역을 검출한다. 또한 거리 변화에 따른 추출된 얼굴영상의 스케일을 통해 확대 및 축소하여 보다 강건한 얼굴영역을 추출할 수 있었다. 확대 및 축소의 얼굴영상을 PCA 알고리듬으로 인식률을 실험하였다. 실험을 통하여 제안된 방법은 30cm~200cm정도의 거리에서 기준 거리(100cm)를 설정하고, 스케일 변화에 따른 평균적인 결과로 98.61%(30cm), 98.91%(50cm), 99.05%(100cm), 98.90%(120cm), 97.31%(150cm), 96.71%(200cm)의 인식률을 얻을 수 있었다. 또한 제안된 방법은 확대 및 축소를 적용하지 않은 일반적인 PCA와 HMM 알고리듬 보다 인식률이 높은 것을 볼 수 있다. 따라서 실험을 통하여 제안된 방법은 거리에 따른 변화율을 적용하면 높은 인식률을 얻을 수 있음을 보였다. 향후 얼굴의 방향 및 각도별로 연구를 진행하여 얼굴인식률을 높일 수 있는 연구가 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Ming-Hsuan, D.J. Kriegman, N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey", *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions*, Vol. 24, no. 1, pp. 34-58, Jan. 2002.
- [2] 이학찬, 박장한, 남궁연, 남궁재찬, "스테레오 영상을 이용한 물체 추적 방법", 대한전자공학회, 제39호 SP편 제5호, pp. 522~534, 2002.
- [3] Z. Sun, G. Bebis, X. Yuan, S. J. Louis, "Genetic Feature Subset Selection for Gender Classification: A Comparison Study", *Applications of Computer Vision, 2002. (WACV 2002). Proceedings. Sixth IEEE Workshop on*, 2002. pp.165-170. Dec 2002.
- [4] F. Samaria and S. Young, "HMM based architecture for face identification", *Image and Vision Computing*, vol. 12, pp. 537-543, 1994.
- [5] B.A. McLindin, "Baselining illumination variables for improved facial recognition system performance", *Video/Image Processing and Multimedia Communications*, 2003. 4th EURASIP Conference, Vol. 1, pp. 417-422, 2-5 July 2003
- [6] W.A. IJsselsteijn, H. de Ridder, J. Vliegen, "Subjective evaluation of stereoscopic images: effects of camera parameters and display duration", *Circuits and Systems for Video Technology, IEEE Transactions*, Vol. 10, no. 2, pp. 225-233, March 2000.
- [7] Z. Sun, G. Bebis, X. Yuan, S. J. Louis, "Genetic

- Feature Subset Selection for Gender Classification: A Comparison Study”, *Applications of Computer Vision, 2002. (WACV 2002). Proceedings. Sixth IEEE Workshop on, 2002.* pp.165-170. Dec 2002.
- [8] Y. Zhong, J. A.K., D. Jolly, M.-P, “Object tracking using deformable templates”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, Vol. 22, no. 5, pp. 544-549, May. 2000.*
- [9] T. Liang, H.K. Kwan, “Automatic localization of human eyes in complex background”, *Circuits and Systems, 2002. ISCAS 2002. IEEE International Symposium, Vol. 5, pp. 669-672, 26-29 May 2002.*
- [10] L. Chengjun, H. Wechsler, “Independent component analysis of Gabor features for face recognition”, *Neural Networks, IEEE Transactions, Vol. 14, no. 4, pp. 919-928, July 2003,*
- [11] C. Liang-hua, L. Wei-Chung, “Visual surface segmentation from stereo”, *Image and Vision Computing, Vol. 15, pp. 95-106, 1997.*
- [12] Chi, D., Ngan, K.N.: “Face Segmentation Using Skin-Color map in Videophone Applications”, *IEEE Trans. Circuits and systems for video technology, June,1999, 9, (4), pp. 551-564.*
- [13] O. D. Faugeras, “Three-Dimensional Computer Vision”, MIT Press, 2001.

저자 소개



박 장 한(정회원)
1997년 2월 방송통신대학교
전산계산학과(독학 학위)
졸업
1999년 8월 광운대학교 전산대학원
소프트웨어공학과 석사
2001년 3월 ~ 현재 광운대학교
대학원 컴퓨터공학과
박사과정

<주관심분야: 스테레오비전, 3D영상, 영상처리,
영상인식>



남궁재찬(정회원)
1970년 2월 인하대학교
전기공학과 졸업
1976년 8월 인하대학교 대학원
전자공학과 석사
1982년 2월 인하대학교 대학원
전자공학과 박사
1979년 3월 ~ 현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수
<주관심분야: 신경망, 영상처리, 문자인식>