

퍼지 군집화 알고리즘 기반의 웨이블릿 변환을 이용한 3차원 얼굴 인식

이영학[†]

요약

깊이 값에 따른 얼굴의 형상은 사람의 특징을 나타내는 중요한 요소 중의 하나로서 각 사람마다 다른 모양을 가지고 있다. 다른 형상을 가진 얼굴 영상으로부터 분리한 주파수 성분은 동일 얼굴에 대한 또 다른 중요 특징 성분의 하나가 될 수 있다. 본 논문은 3차원 얼굴 영상에서 등고선 값을 따라 추출된 영역에 대하여 각 영역별로 주파수 분리를 이용하여 특징을 추출한다. 그리고 이 주파수에 대한 수정된 퍼지 군집화를 적용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다. 먼저 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출한 후 얼굴에서 가장 두드러진 형태인 코끝을 찾는다. 이를 이용하여 회전된 얼굴에 대해 정규화를 실시한다. 얼굴의 등고선 영역은 코끝을 기준으로 깊이 값에 따라 영역이 추출되며 이는 사람마다 서로 다른 형상 특징을 가진다. 등고선에 따라 획득된 3차원 얼굴 영상으로부터 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 4가지의 주파수 성분을 추출하여 특징정보로 사용한다. 각각의 웨이블릿 주파수 성분을 추출한 등고선 영역에 대해 차원의 감소를 위하여 고유얼굴 추출과 특징 공간상에서 클래스간의 분리를 최대화시키기 위해 선형 판별 분석 알고리즘을 이용하여 유사도를 비교하였다. 본 논문에서는 클래스간의 분별 정보를 향상시키고자 각각의 등고선 영역과 각 영역의 주파수별로 수정된 퍼지 군집화 알고리즘을 적용하여 인식률을 향상 시켰으며, 코끝으로부터 깊이 값이 60인 영역의 경우 98.3%의 인식률을 나타내었다.

3D Face Recognition using Wavelet Transform Based on Fuzzy Clustering Algorithm

Yeunghak Lee[†]

ABSTRACT

The face shape extracted by the depth values has different appearance as the most important facial information. The face images decomposed into frequency subband are signified personal features in detail. In this paper, we develop a method for recognizing the range face images by multiple frequency domains for each depth image using the modified fuzzy c-mean algorithm. For the proposed approach, the first step tries to find the nose tip that has a protrusion shape on the face from the extracted face area. And the second step takes into consideration of the orientated frontal posture to normalize. Multiple contour line areas which have a different shape for each person are extracted by the depth threshold values from the reference point, nose tip. And then, the frequency component extracted from the wavelet subband can be adopted as feature information for the authentication problems. The third step of approach concerns the application of eigenface to reduce the dimension. And the linear discriminant analysis (LDA) method to improve the classification ability between the similar features is adapted. In the last step, the individual classifiers using the modified fuzzy c-mean method based on the K-NN to initialize the membership degree is explained for extracted coefficient at each resolution level. In the experimental results, using the depth threshold value 60 (DT60) showed the highest recognition rate among the extracted regions, and the proposed classification method achieved 98.3% recognition rate, incase of fuzzy cluster.

Key words: 3D face recognition(3차원 얼굴인식), Wavelet Transform(웨이블릿 변환), Fuzzy C-Mean(FCM)(퍼지 평균)

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이영학, 주소 : 경북 경산시 대동 214-1, 712-749, 전화 : 053)810-3922, FAX : 053)810-4770, E-mail : annaturu@ynu.ac.kr
접수일 : 2008년 5월 28일, 완료일 : 2008년 9월 5일

[†] 정회원, 영남대학교 공과대학 전자정보공학부
※ “이 논문은 2005년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임.” (KRF-2005-214-D00358)kr

1. 서 론

얼굴 인식 기술은 비접촉 기술로 지문 인식에서 센서에 손가락 올리는 불편함이나 정맥 인식에서 손을 넣을 때의 접촉 거부감이나 홍채 인식에서 센서에 근접해야 하는 등의 불편함이 없는 장점을 가진다 [1]. 생체 인식 시스템 가운데서 얼굴 인식[2]은 정지 영상이나 동영상으로부터 얼굴을 자동으로 인식하는 기술로서 활발히 연구되고 있지만, 특히 외부의 조명변화와 카메라의 각도에 의해 영상이 달라져서 인식률이 높지 않아 실용화에 어려움이 따르고 있다. 이러한 문제점을 극복하는 방법으로 3차원 얼굴 정보를 이용하는데, 3차원 영상 획득 장치가 다양하게 개발 보급되고 있다[3-5].

3차원 얼굴의 획득 방법에는 스테레오 정합법과 레이저 광 삼각법 등이 있다. 이 중 스테레오 정합이 많이 이용되며, 2대의 카메라로 영상을 촬영하여 두 영상의 국부 영역의 매칭을 통해 변이 값을 구하여 3차원 정보를 추출하는 방법이다. 가까운 곳으로부터 먼 곳까지의 3차원 정보를 추출할 수 있는 장점이 있는 반면 정확도가 높지 않아 얼굴 인식에 적용이 어렵다. 반면 광 삼각법을 기반으로 하는 3차원 레이저 스캐너에 의한 3차원 얼굴 영상은 얼굴 전체에 대하여 깊이 정보를 정확하게 획득할 수 있으며, 또한 필터와 레이저를 활용하므로 2차원 영상에서 가장 문제가 되는 조명의 영향과 카메라의 각도에 의한 영향을 거의 받지 않는 장점을 가지고 있다. 그리고 3차원 얼굴 영상은 얼굴과 카메라까지의 거리 차에 따라 생기는 축소 효과도 거리가 측정되므로 작게 할 수 있다[6].

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 얼굴 요소를 찾느냐 또는 얼굴 영역 전체를 모델링하느냐에 따라 얼굴의 지형적 특징에 기반을 둔 방법과 얼굴의 형판 정합에 기반을 둔 방법으로 나눌 수 있다[7-8]. 특징 기반 접근법은 얼굴의 주요 구성 요소인 눈, 코, 입 등을 추출하여 이들의 상관관계를 사전지식으로 이용하여 얼굴영역을 추출하는 방법으로서, 추출된 영상에서 특징 벡터를 계산하여 인식 파라미터로 사용한다. 형판정합 방법은 얼굴에 대한 표준적인 형판을 만들고 입력 영상에 대해 탐색 창을 적용하여, 각 탐색 창 영상을 형판과 비교하며 얼굴영역을 찾는 방법으로서, 얼굴의 특정 영역을 추출하여 상관도나 최소

제곱합(SSD: sum of squared difference)등을 이용하는 것이다. 형판 정합 방법은 적절한 형판을 구현한다면 좋은 결과를 보일 수 있으나, 인식 속도가 느리고, 많은 양의 메모리가 요구되므로 대용량의 데이터베이스 구현에는 적당하지 못하다.

지금까지 얼굴 인식은 2차원의 영상을 이용한 얼굴 인식이 대부분이었으나, 3차원 영상을 획득하는 장치의 가격이 저렴해지고, 속도가 빨라짐에 따라 3차원 영상을 이용한 얼굴 인식에 대한 연구가 활발하다[9-12]. 많은 연구에서 기하학에서 많이 활용되는 곡률을 계산하여 3차원 얼굴 인식에 적용했다[9]. Chua[9] 등은 자유 형태 표면을 나타내는 점 부호(point signature)를 이용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios[11]은 얼굴의 각 점에서 평균 곡률과 가우시안 곡률의 부호를 기준으로 깊이 영상의 불룩한 부분을 추출하였다. 이러한 불룩한 부분들은 얼굴의 기본적인 특징을 형성한다. 불룩한 부분에 대한 확장된 가우시안 이미지를 추출하여 2개의 얼굴 영상에 대한 얼굴 특징을 비교하기 위해 사용하였다. Gordon[12]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률은 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Tanaka등[13]은 단단한 자유 형태 표면의 3차원 형상 인식 문제로서 얼굴 인식 문제를 다루었다. 입력 이미지들과 모델 데이터베이스에 대한 각 얼굴 영상은 각 표면 점에서의 주 곡률과 방향들로 구성된 확장된 가우시안 영상(EGI)으로 표현되었다. 개인 얼굴들은 Fisher의 EGI에 관한 구형의 상관관계를 이용하여 서로간의 유사도를 평가하여 인식하였다. 최근에는 깊이 영상에 대하여서 Lu[14] 등은 얼굴의 특징점을 추출하기위해 각 점의 곡률 값을 이용한 형상 인덱스(shape index) 영상을 만들어 얼굴 인식 시스템을 구현 하였다.

또한 최근에는 얼굴 영상의 주파수 분해인 웨이블릿 변환을 이용하여 얼굴의 특징 정보를 추출하는 연구가 많이 진행되고 있다. Choi[15]등과 Nanni[16] 등은 2차원 영상으로부터 얼굴의 특징을 얻기 위해 원 영상으로부터 얼굴의 구성성분을 추출하는 웨이블릿(wavelet) 또는 거버 웨이블릿(gabor wavelet) 분해를 이용하여 클래스화하는 응용 형태의 인식 알고리즘을 제안하고 있다. Jahanbin[17]등은 메쉬 3차

원 얼굴 영상에 대해 B-spline 웨이블릿 분해를 하였으며, 차원을 줄이는 고유벡터를 특징으로 비교 실험하였다.

이상에서 살펴본 바와 같이 지금까지는 3차원 얼굴 영상 전체에 대한 얼굴의 곡률과 웨이블릿의 2차원적인 해석만이 이루어 졌을 뿐, 3차원 영상이 가지는 사람의 고유한 깊이 값을 적용하지는 않았다. 그래서 본 논문에서는 사람마다 가지는 얼굴의 고유한 깊이 값에 따라 다른 형상을 나타낸다는 점을 이용하는 새로운 영상인식 방법을 제안하여, 차원의 축소인 고유 얼굴과 클래스간의 분리를 위한 선형판별분석(LDA: linear discriminant analysis) 방법을 이용하여 얼굴을 각 등고선 영역별로 비교 분석하며, 인식률의 향상을 위하여 보다 진보된 수정된 퍼지 군집화 방법을 이용하여 인식률을 향상시킨다.

본 논문의 구성은 2장에서 정규화 과정을 설명하고, 웨이블릿 변환 및 차원축소(고유얼굴과 선형판별분석)를 3장에서 설명하며, 4장에서는 퍼지 군집화를, 5장에서는 실험 및 결과를 분석하고, 6장에서 결론을 맺는다.

2. 코끝 점 추출과 정규화

사람의 코는 대부분이 얼굴의 중앙에 위치하며, 좌우 대칭의 기준이고, 얼굴에서 가장 두드러지게 튀어나오는 형태를 가진다. 이러한 점을 이용하여 본 논문에서는 코끝을 기준점으로 사용하기 위해 코끝을 먼저 추출한다. 이 점을 기준점으로 하여 얼굴의 정규화 및 기준 점으로부터 상대적인 깊이 값을 계산할 수 있으며 기준 점으로부터의 일정 깊이 이상의 영역을 추출하는데 이용될 수도 있다.

2.1 코끝 점 추출

먼저 얼굴과 배경이 포함된 영상에 대해 3차원 얼굴 영상으로부터 얼굴 영역만을 추출하기 위해 배경 영역과 얼굴 영역의 분리[18,19]과정이 필요하다. 여기서 배경은 최저의 깊이 데이터를 갖는다. 입력 영상에 대하여 그림1과 식 (1)에 나타난 소벨(sobel) 연산자를 이용하여 얼굴, 배경 그리고 옷의 경계선을 추출한다. 여기서 사용된 o 는 10이고 임계값(threshold)은 255로 하였으며, I 는 입력 영상이며 S 는 소벨 연산을 적용한 영상으로서, 모두 3차원 영상 값을 갖는다.

d0	d1	d2
i-1, j-1	i-1, j	i-1, j+1
d3	d4	d5
i, j-1	i, j	i, j+1
d6	d7	d8
i+1, j-1	i+1, j	i+1, j+1

그림 1. 3 × 3 마스크내의 9화소

$$S_{xx} = d6 + 2d7 + d8 - d0 - 2d1 - d2$$

$$S_{yy} = d2 + 2d5 + d8 - d0 - 2d3 - d6$$

$$T = \sigma \cdot \sqrt{S_{xx}^2 + S_{yy}^2}$$

$$S(i, j) = \begin{cases} 0, & T > \text{Threshold} \\ \text{else} & I(i, j), \end{cases} \quad (1)$$

배경으로 인한 잡음을 제거하기 위하여 네 모서리마다 5×5 영역을 취하여 이 영역들 가운데서 최고값을 구하여 최고값보다 작은 값을 0로 처리한다. 네 모서리 영역을 취한 것은 얼굴보다 옷과 배경이 더 깊어 위치하기 때문이다. 배경을 제거한 3차원 영상에 대하여 얼굴 아래의 옷 부분은 아직 제거되지 않았으므로 식 (2)를 이용하여 평균값을 구한 후 이를 임계값으로 사용하여 이진 영상화시키면 검은 영역만 남게 된다. 여기서 N은 3차원 값을 가지는 화소수를 나타낸다. B는 이진 영상이다.

$$Avg = \frac{1}{N} \sum S(i, j) \quad \text{if } S(i, j) \neq 0$$

$$B(i, j) = \begin{cases} 0, & S(i, j) > Avg \\ 255, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

식 (2)을 계속 반복 처리하여 더 이상 처리 하는 반복 선택 방법을 이용하여 마지막으로 남게 되는 점 혹은 영역이 코끝이 되는 것이다. 사람에 따라서 코의 끝은 여러 가지의 형태를 가질 수 있으므로 최고점을 갖는 화소가 여러 개 있을 수 있다. 이 화소들로 이루어진 영역들의 무게 중심좌표를 구하여 최고점의 좌표 MAX(X, Y, Z)를 구하면 그림 2와 같다.

2.2 정규화

본 논문에서는 얼굴의 자세의 변화에 대한 문제를 해결하기 위하여 특이값 재구성(SVD: singular values decomposition)을 사용한 자세 변환을 수행 하였다[20]. 입력된 3차원 얼굴 영상은 고유 얼굴 공간에



그림 2. 3차원 영상에서의 최고점 추출

투영되고 여기서 획득된 특징 값을 이용하여 회전된 영상을 정면화된 영상으로 복원한다. 각 각의 얼굴 자세에 대한 행렬을 구하여, 왼쪽으로 변화된 자세에 대하여 변환 행렬을 $T_p(R_R, P_R, U)$ 라 하면 오른쪽으로 회전된 얼굴에 대한 변환은 식(3)과 같으며, 다른 자세 변환도 동일하게 적용된다.

$$TR_R : C_F = TR_R C_{P_R} \quad (3)$$

$$TR_R = C_F C_{P_R}^+$$

여기서 C_F 와 C_{P_R} ($P_R = R_R, P_R, U$)는 각각 오른쪽 회전, 오른쪽 기울임 그리고 위로의 자세에 해당하는 훈련 영상 집합의 PCA계수를 행하는 행렬이며, C^+ 는 행렬 C 의 유사역행렬(pseudo inverse matrix)이다. 각각의 자세에 대해 위의 식을 적용하여 회전된 얼굴에 대한 자세 변환을 하였으며, 전체 알고리즘은 아래 그림3과 같다.

3. 웨이블릿 변환 및 차원축소

3.1 웨이블릿 변환[21]

웨이블릿의 특성은 신호 또는 함수를 구성 하거나 표현하기 위한 하나의 빌딩 블록으로서 신호에 대한 시간 - 주파수상에서의 국소화를 쉽게 할 수 있다. 푸리에 변환은 변환 후 주파수 성분만을 알 수 있지만 이것은 푸리에 변환의 기저가 싸인(sine), 코싸인

- | |
|--|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. P = 입력 영상 2. X = 고유얼굴 공간 투영벡터(P) 3. X' = 자세변환 4. P' = 복원(X') |
|--|

그림 3. 얼굴의 자세변환 알고리즘 순서

(cosine) 함수로서 시간 축에 똑 같은 형태로 반복되기 때문이다. 하지만 웨이블릿은 주파수 성분 뿐만 아니라, 시간 축 상에서 낮은 주파수와 높은 주파수 성분의 위치 정보도 알 수가 있다.

실수 값을 가지는 원형 웨이블릿은 식(4)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4)$$

$$\Psi(t) \in L^2(R), a, b \in R$$

여기서 a 와 b 는 실수이며, a 는 확장 및 축소를 그리고 b 는 이동을 의미한다.

이산 시간 웨이블릿에 대해서 살펴보면 식(5)과 같이 원형 웨이블릿이 정의될 수 있다. 식(5)은 식(4)에서 확장 및 축소, 그리고 이동을 나타내는 실수 값을 갖는 변수 a 와 b 대신에 정수 값을 갖는 j 와 k 를 이용하면 식 (5)과 같다.

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \quad j, k \in Z \quad (5)$$

따라서 이산시간 웨이블릿은 아래 식(6)과 같이 정의할 수 있다.

$$W_{j,k} = \langle x, \Psi_{j,k} \rangle \quad (6)$$

$$= 2^{j/2} \sum_{j,k} x_j \Psi^*(2^j t - k)$$

그리고 웨이블릿의 직교성에 따라 신호 $x(t)$ 를 식(7)와 같이 정의할 수 있으며,

$$x_j = \sum_{j,k} \langle x, \Psi_{j,k}^* \rangle \Psi_{j,k} \quad (7)$$

여기서 $\langle \rangle$ 는 내적을 나타내며, $*$ 는 공액 복소수를 나타낸다. 이산 시간 웨이블릿은 정수로서 불연속적인 값을 가지고 있으며, 연속 시간 웨이블릿 변환이 시간과 스케일에서 연속적인 값을 사용하는 대신에 이산 시간 웨이블릿 변환에서는 각 스케일마다 값을 취하는 위치가 달라진다. 즉, 연속 시간 웨이블릿 변환에서는 시간에 대한 함수를 시간과 스케일의 두 변수의 함수로 나타내게 됨으로써 불필요한 정보를 많이 포함하고 있다. 그러나 이산 시간 웨이블릿 변환은 특정 위치에서의 값만을 취함으로써 연속 시간 웨이블릿 함수가 지니고 있던 불필요한 정보를 많이 제거할 수 있으며, 이러한 결과 값을 가지고도 원래의 신호를 완벽하게 복원할 수 있다.

웨이블릿이나 부대역 부호화는 기본적으로 원래

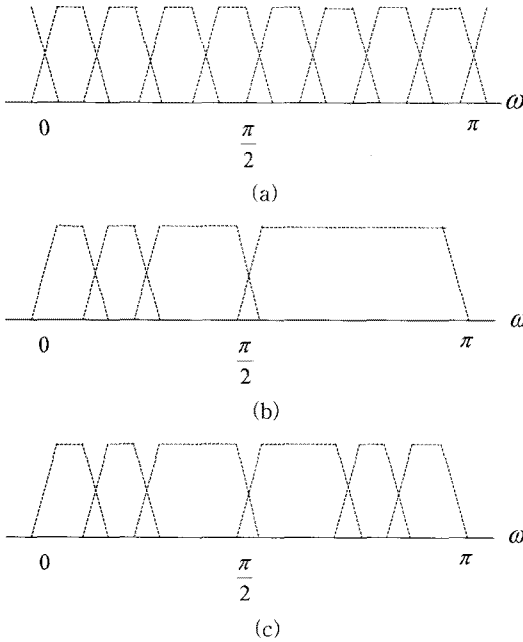


그림 4. 웨이블릿을 이용한 영상 분해 방식 (a) 등간격 분해 방식, (b) 옥타브 분해 방식, (c) 웨이블릿 패킷 분해 방식.

의 영상에서 화소값을 필터링하고 다운 샘플링하는 것이다. 그림 4는 디지털 영상 데이터의 대역과 웨이블릿 변환에 의해 분해될 수 있는 방식의 종류를 나열하였다[22]. 디지털 데이터는 $[-\pi, \pi]$ 영역 안에 존재하게 되는데 그림 4(a)는 신호를 등 간격으로 분해하여 부대역을 만드는 것을 나타내며, 그림 4(b)는 저주파 대역성분을 계속해서 나누어 분해하는 것을 나타내고 있다. 또한 그림 4(c)는 특정 부위를 나누어 분해하는 것을 나타내고 있다.

본 논문에서는 실제 영상 처리에 사용되고 있는 Mallat[23]이 제안한 필터처리 방법을 필터과정에서 수평 또는 수직의 두 방향으로 처리한다.

이산신호의 분해는 식(8) 그리고 식(9)과 같이 저대역 통과 필터와 고대역 통과 필터의 계수와 하향 샘플링으로 구해진다.

$$c_j(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k-2n)c_{j+1}(k) \quad : \text{저대역통과} \quad (8)$$

$$d_j(n) = \sum_{k=0}^{N-1} g(k-2n)c_{j+1}(k) \quad : \text{고대역통과} \quad (9)$$

본 논문에서 3차원 얼굴 영상에 웨이블릿 변환을 적용하는 방법은 얼굴의 깊이 값을 식 (6)과 식(7)의

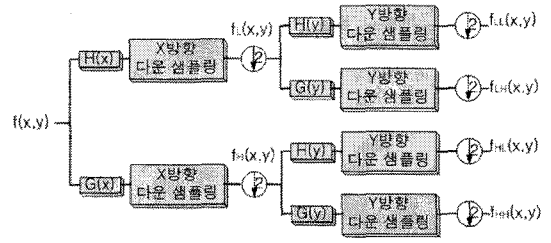


그림 5. 2단계 이상 웨이블릿 분해(DWT)

저역통과 필터 계수와 상승적분(Convolution)하고 하향 샘플링한다. 논문에서 적용한 Mallat의 알고리즘을[24] 그림 5에 나타내었다.

전처리 과정을 거친 3차원 얼굴 영상 $f(x,y,z)$ 을 깊이 값 z 에 대하여 x 방향으로 저주파 대역 필터링 과정인 $H(x)$ 를 한 후 다운 샘플링을 하여 저주파 성분인 $f_L(x,y)$ 와 고주파 대역 필터링 과정인 $G(x)$ 를 한 후 다운 샘플링을 하여 고주파 성분인 $f_H(x,y)$ 로 분해할 수 있다. 또한 $f_L(x,y)$ 와 $f_H(x,y)$ 를 y 방향으로 각각 저주파 대역 필터링과 고주파 대역 필터링 $H(x)$ 와 $G(x)$ 을 수행한 후 다운 샘플링을 하여 $f_{LL}(x,y)$, $f_{LH}(x,y)$, $f_{HL}(x,y)$ 그리고 $f_{HH}(x,y)$ 의 4가지 성분의 대역으로 세분화된다. $f_{LL}(x,y)$ 는 저주파 성분으로 3차원 얼굴의 전반적인 깊이 정보를 가지고 있으며 시각적으로 드러나는 얼굴이다. $f_{LH}(x,y)$ 는 수평고주파 성분으로 3차원 얼굴이 가지고 있는 수평 방향의 에지정보를 가지고 있다. $f_{HL}(x,y)$ 는 수직고주파 성분으로 3차원 얼굴이 가지고 있는 수직방향의 에지정보를 가지고 있다. $f_{HH}(x,y)$ 대각고주파 성분으로 3차원 얼굴이 가지고 있는 수평과 수직 방향의 에지 정보가 고려된 대각 방향의 에지 정보를 가지고 있다. 3차원 얼굴 영상에 대한 웨이블릿 변환 결과를 그림 6에 나타내었다. LL은 저주파, LH는 수

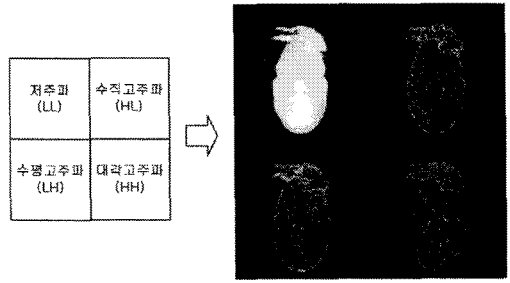


그림 6. 3차원 얼굴 영상의 웨이블릿 분해

평고주파, HL은 수직고주파 그리고 HH는 대각고주파를 각각 나타낸다.

그림 6는 웨이블릿 분해의 1단계 과정으로써, 웨이블릿 분해를 원하는 분해 단계까지 연속적인 작업이 이루어지는 것은, 여기서 얻어진 저주파 대역 $f_{LL}(x,y)$ 을 통해 2단계 웨이블릿 분해 영상을 획득할 수 있다. 웨이블릿 변환을 이용하여 영상을 다른 해상도를 가지는 영상으로 만드는 과정의 보다 상세한 분해 단계를 그림 7에 나타내었다. 2단계 웨이블릿 분해를 적용한 것으로서 H(High)는 고주파 성분 대역이고 L(Low)은 저주파 성분 밴드, 그리고 숫자 1과 2는 분해단계를 나타낸다. LL영역의 밴드는 부밴드 중에서 가장 중요한 밴드로서 크기가 줄어들면서도 원 영상의 성질을 대부분 포함하고 있는 밴드이며, LH1, 2, HL1, 2, HH1, 2영역은 각각 원 영상의 수평, 수직, 대각선 성분의 에지 정보를 포함하고 있다.

본 논문에서는 3차원 얼굴 인식을 하는데 있어서 1단계 웨이블릿만을 수행하여 실험을 하였다.

3.2 고유얼굴 및 LDA에 의한 투영벡터

3.2.1 고유얼굴

학습 영상의 집합을 $\Gamma=[\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_N]$ 로 표기하고 각 영상으로부터 평균 영상 $\psi = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Gamma_n$ 을 빼 영상의 집합을 $\phi_i = \Gamma_i - \psi$ 로 표기한다[25]. 여기로부터 공분산행렬(covariance matrix)은 식 (10)과 같다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \phi_n \phi_n^T = AA^T \tag{10}$$

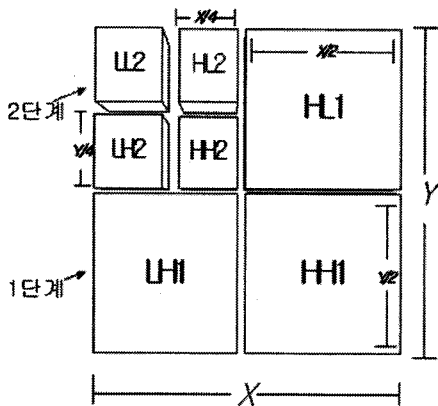


그림 7. 2단계 웨이블릿 변환

C 의 크기는 $(m \cdot n \times m \cdot n)$ 이고, 고유값 λ 과 고유벡터 행렬 μ 는 식 (11)과 같은 관계를 가진다.

$$C\mu = \mu\lambda \tag{11}$$

C 는 학습 영상의 수가 적으면 계산이 어렵지만 다음 계산식에 의해 이를 효율적으로 계산 할 수 있다. 식 (11)의 양변에 A 를 곱하면 식 (12)과 같다.

$$(AA^T)(A\mu) = (A\mu)\lambda \tag{12}$$

따라서 식 (10)과 식 (11)을 비교하면, 고유값은 λ 이며, 고유벡터는 $A\mu$ 임을 알 수 있다. 따라서 N^2 의 고유값과 고유벡터를 저차원에서 얻을 수 있다. 일반적으로 학습 영상의 수(M)는 영상의 크기($m \cdot n$)보다 매우 작은 크기를 가진다. 고유값의 크기를 큰 순으로 나열했을 때 k 개의 고유벡터로 구성된 행렬은 식 (13)과 같다.

$$\omega_k = \mu_k^T (\Gamma - \psi) \tag{13}$$

$m \cdot n$ 크기의 영상 벡터(x_i)는 k 차원의 새로운 벡터 $y_i = \omega_k^T x_i$ 에 의해 재구성된다.

3.2.2 선형 판별 분석법(LDA)

선형 판별 분석법은 같은 성질의 영상들을 클래스화 하기위해 사용되어지는 방법이다[25]. N 개의 학습 영상의 집합을 $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 라 하고, 각각의 영상은 c 클래스 $\{X_1, X_2, \dots, X_c\}$ 에 소속된다고 가정하자. 선형 판별 분석법은 클래스 간 분산(between-class scatter)와 클래스 내 분산(within-class scatter)의 비를 최대로 하는 선형변환 행렬 W 을 구하는 것이다. 각각의 클래스 간 분산과 클래스 내 분산은 식 (14)과 같이 계산된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \tag{14}$$

$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_k \in X_i} (x_k - \mu_i)(x_k - \mu_i)^T$ 는 i 번째 클래스의 평균 벡터를, μ 는 전체 평균 벡터를, N_i 는 i 번째 클래스 내의 영상의 수를 나타낸다. 만약 S_W 가 비 특이행렬(nonsingular matrix)이라면, 선형 판별 분석법(LDA)가 클래스 간 분산과 클래스 내 분산의 비를 최대로 하는 투영 행렬 W_{opt} 는 식 (15)과 같이 나타낸다.

$$W_{opt} = \arg \max \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \tag{15}$$

해집합 $\{w_i | i=1,2,\dots,m\}$ 는 m 개의 고유값을 가장 큰 값부터 나열한 S_W 와 S_B 의 정규화된 고유벡터이다. 이는 식 (16)에 의해 구할 수 있다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i=1,2,\dots,m \quad (16)$$

$m \cdot n$ 크기의 영상벡터 x_i 는 m 차원의 새로운 벡터 v_i 로 식 (17)과 같이 나타 낼 수 있다.

$$v_i = W_{opt}^T x_i \quad (17)$$

4. FCM 군집화(fuzzy c-means cluster)

주성분 기법 보다는 선형 판별 분석법이 데이터를 분류하는데 보다 적합한 투영 방법이라는 것을 식 (17)을 통하여 확인할 수 있다. 주성분 방법에 의해 추출된 특징 벡터의 집합 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ 대해 각 클래스에 할당되는 소속의 정도는 0 또는 1로서 나타낼 수 있다. FCM[26]은 하나의 군집에 속해져 있는 각각의 데이터 점을 소속도에 의해서 군집에 대한 데이터의 소속 정도를 열거하는 데이터 분류 알고리즘으로서, 식 (18)을 최소화함으로써 얻을 수 있다.

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |x_k - v_i|^2 \quad (18)$$

여기서, $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 는 n 개의 특징 벡터, V 는 중심 클래스이다. $U = [u_{ik}]$ 는 $c \times n$ 행렬로 k 번째 입력 샘플 x_k 의 i 번째의 소속도이며 식 (19), 식 (20) 그리고 식 (21) 조건을 만족한다.

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad (19)$$

$$0 < \sum_{j=1}^n \mu_{ik} < n \quad (20)$$

$$\mu_{ij} \in [0,1] \quad (21)$$

본 논문에서는 특징 벡터의 클래스에 대한 초기 퍼지 소속도를 구하기 위해 식 (22)과 같이 Keller [27]에 의해 제안된 퍼지 k -NN을 이용하여 초기 퍼지 소속도를 계산한다.

$$\mu_{ij}(x) = \begin{cases} 0.51 + 0.49(n_{ij}/k) & \text{if } i = j \\ 0.49(n_{ij}/k) & \text{if } i \neq j \end{cases} \quad (22)$$

여기서 n_{ij} 는 k -NN중에서 할당된 클래스에 대한 해당 클래스의 특징벡터 개수이다. 이를 위해 첫째, 학습 집합의 특징 벡터들 사이의 유클리드 거리를 계산한다. 둘째, $i=j$ 인 경우는 영의 값을 가지므로 대각 행렬에서 대각 요소를 아주 큰 값으로 설정한다. 셋째, 거리 값을 오름차순으로 거리 행렬을 나열한다. 넷째, 획득하고자하는 k 번째에 가장 가까운 이웃에 위치한 특징벡터의 클래스 중에서 하나의 레벨을 선택한다. 다섯째, 위에서 제시한 식 (20)을 이용하여 초기 퍼지 소속도를 계산한다.

본 논문에서 제안하는 FCM은 식 (20)에 의한 초기 퍼지 소속도를 이용하여 각 클래스에 대한 새로운 평균값 \hat{v} 가 특징 벡터와 퍼지 소속도를 이용하여 식 (23)과 식(24)에 의해 계산된다.

$$\hat{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_{ik}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (23)$$

$$u_{ik} = \frac{\left[\frac{1}{|x_k - v_j|^2} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{1}{|x_k - v_j|^2} \right]^{1/(m-1)}} \quad (24)$$

여기서 m 은 소속함수의 퍼지 정도에 대한 영향을 나타내는 지수 가중치이다. 이 값은 $m \in [1, \infty)$ 범위를 가지고 있으며, 분류 공정에서 퍼지성의 양을 제어하는 매개변수이다. 본 논문에서는 m 를 2로 설정하였다. FCM 알고리즘은 주어진 위치로부터 시작해서 목적함수의 최소로 접근하기위해서 반복적으로 계산하는 것이며, 요약 하면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

과정 1: 클래스의 개수를 정하고, 지수 가중치를 선택한다. 초기 소속함수를 초기화 한다.

과정 2: 식 (23)를 이용하여 r 번째 반복하는 퍼지 군집의 중심 \hat{v} 를 구한다.

과정 3: 식 (25)을 이용하여 새로운 소속함수 $U^{(r+1)}$ 를 계산한다.

$$u_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{d_{jk}^r}{d_{jk}^r} \right]^{2/(m-1)}} \quad (25)$$

여기서, $d_{jk} = |x_k - v_j|$ 이다.

과정 4: 식 (26)을 이용하여 만일 $\Delta > \epsilon$ 이면 $r=r+1$ 로 정하고, 과정2로 가서 다시 알고리즘을 반복수행하고 그렇지 않고 $\Delta < \epsilon$ 이면 알고리즘을 종료한다. 여기서 ϵ 는 임계값이다.

$$\Delta = \| U^{(r+1)} - U^{(r)} \| = \max_{ik} |u_{ik}^{(r+1)} - u_{ik}^{(r)}| \quad (26)$$

제안된 방법을 이용한 얼굴 인식 블록도를 그림 8에 나타내었다.

5. 실험 및 결과

실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner를 이용하였다. 레이저 스캐너가 얼굴 영상을 획득하는 방법은 레이저 라인빔을 얼굴에 주사하고 스캐너가 3초 동안 이동하면서 180개의 레이저 프로파일이 포함된 영상을 얻는다. 여기서 3차원 라인 프로파일을 포함한 영상의 크기는 가로 세로 640×480이며, 중심선 추출 알고리즘을 적용하여 중심선을 추출한다. 높이 값에 대해서 교정 작업 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320×320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색된 부분의 처리는, 폐색된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변 화소들의 중간 값을 선택하는 방식을 사용하며, 머리카락 부분 등은 정확한 데이터를 중심으로 확장 보간 하는 방법을 사용하였다.

인식에 사용된 데이터 영상은 정면을 향하고 안경을 착용하지 않은 성인 74명에 대해 8장씩(정면, 좌

우회전, 좌우기울임, 상하) 592장의 영상을 사용하였으며 그림 9에 입력 영상 예를 나타내었다. 영상의 획득은 입력 영상의 스케일 문제를 배제하기 위해 카메라를 고정시킨 후 얼굴이 320×320에 들어 올 수 있는 거리에 의자를 놓고 동일인에 대하여 첫 번째 정면 영상을 획득한 후 차례대로 좌우 기울임, 좌우회전, 상하 그리고 정면 영상을 다시 입력 받는 순으로 하였다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 절삭 그리고 뒤쪽은 보간을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다. 제한조건으로써는 안경을 착용한 경우와 코 및 턱수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우는 심한 노이즈를 발생하므로 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 정도만을 허용하였다. 그리고 얼굴 크기 변화에 대한 정규화는 고려하지 않았으며, 그 이유는 앞서서도 언급한 것처럼 얼굴 획득시 같은 위치에서 획득된 데이터이기 때문입니다.

실험의 순서는 다음과 같다. 그림 8에 나타난 것처럼 먼저 1단계에서는 입력 영상으로부터 전처리과정을 통하여 코끝을 찾은 후 회전된 얼굴 영상에 대하여 정규화를 실시한다. 그리고 각각의 얼굴 영상으로부터 웨이블릿 변환을 실시하여 주파수 특성을 분리한다. 2단계에서는 각각의 주파수에 대한 얼굴의 고유 벡터 성분을 추출하여 인식 실험한다. 추출된 벡터를 이용하여 얼굴 영상들의 클래스화를 3단계에서 실시한다. 마지막 단계에서는 제안된 응용 FCM를 이용한 퍼지 군집화 방법을 적용하여 비교 실험

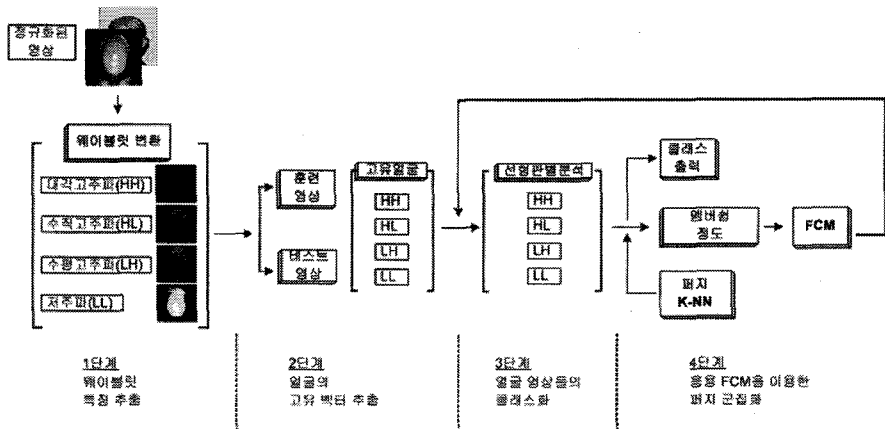


그림 8. 제안된 얼굴 인식 시스템 블록도(깊이 값 60에 의해 추출된 얼굴 영상)

	정면 1	정면 2	회전.우	회전.좌	기울임.우	기울임.좌	아래	위
영상 1								
영상 2								
영상 3								

그림 9. 입력 영상들의 예

한다.

3차원 얼굴 영상으로부터 가장 먼저 수행되어지는 것은 얼굴영역 추출이다. 이는 얼굴 가운데서 튀어나온 형상을 하고 있고 기준점으로 사용되는 코끝을 찾기 위한 것이다. 획득된 3차원 얼굴 영상에서 배경 부분은 가장 작은 값을 가지고 있으므로, 먼저 배경부분을 제거한다. 그리고 소벨(Sobel) 연산자를 이용하여 얼굴과 얼굴 이외의 부분을 추출하여 가장 큰 면적을 구하면 얼굴 부분이 추출된다. 코는 얼굴에서 가장 돌출된 형태이므로 추출된 얼굴 영상으로부터 반복 선택 방법에 의해 가장 높은 곳인 코끝을 찾을 수 있다. 그리고 코끝점이 여러 개인 경우는 무게 중심 좌표를 구하여 최고점 $f(x_0, y_0, z_0)$ 의 위치로 결정하였다.

회전된 영상에 대하여 SVD 방법을 이용하여 얼굴을 정규화 시키고, 얼굴 영역의 추출은 앞서 구한 기준점을 이용하여 식 (27)에 의해 추출된다.

$$DT(x, y, z)_i = f(x, y, z) > (MAX - TH_i) \quad (27)$$

여기서 DT는 깊이 값에 의해 추출되는 영상이며, MAX는 최고점이다. 그리고 i 는 30, 35, 40, 45, ..., 60이다. 즉 등고선 깊이 값 30(DT30), 깊이 값 35(DT35), ..., 깊이 값 55(DT55), 깊이 값 60(DT60)에 따라 얼굴 영역을 추출한다. 깊이 값에 따른 얼굴의 등고선 영역과 DT30에 대하여 훈련 집합과 테스트 집합에 대한 예제 영상들을 그림 10에 각각 나타내었다.

깊이 값에 의해 추출된 영상에 대해 앞 절에서 구한 웨이블릿 분해 방법을 적용하여 HH, HL, LH 그리고 LL의 분해 영상을 추출한다. DT60을 이용하여 추출된 얼굴 영역에 대하여 웨이블릿 분해를 적용한 예를 3.1절의 그림 6에 나타내었다.

본 논문은 사람의 얼굴형상을 보는 관점을 달리하여 기존의 평면화된 관점에서 다루는 것을 얼굴의 코끝을 기준점으로 수직화된 관점을 다루고자 하는 것이다. 이는 그림 10의 예처럼 같은 등고선 깊이 값을 가지더라도 사람에 따라 다른 얼굴 형상을 나타낸다는 것이다. 이러한 형상 특징을 이용하여 각각의

	영상 1	DT30	영상 2	DT30	영상 3	DT30
Test						
Training						

그림 10. 등고선 깊이 예제 영상 (a) 등고선 깊이 값에 따른 얼굴 영역 (b) 깊이 값 30에 대한 정면 얼굴의 예제 영상

표 1. 깊이 값에 대한 PCA를 적용한 인식률 비교표

DWT \ 깊이	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30
HH	81.548	78.274	75.595	74.702	72.321	72.024	75.000
HL	80.060	78.274	76.488	72.917	72.917	73.512	74.702
LH	80.357	78.274	76.488	75.000	73.214	72.619	73.810
LL	86.607	86.310	85.417	85.119	84.821	84.524	86.012

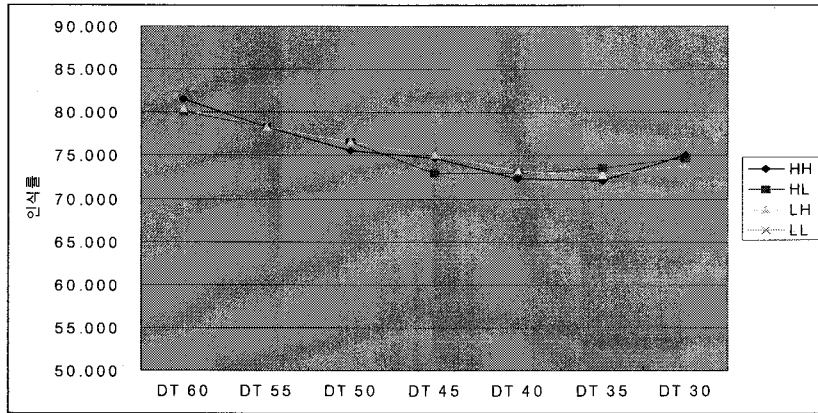


그림 11. 깊이 값에 대한 PCA를 적용한 인식률

깊이 값에 따른 웨이블릿 변환을 수행하고 주파수에 대한 고유얼굴, 선형판별 그리고 제안된 방법의 초기 퍼지 소속도를 이용한 퍼지 군집화 방법에 대해 실험을 실시하였다.

실험에서 훈련 영상은 그림 9에서 정면1, 회전 우, 기울임 우 기리고 아래 영상을 사용하였으며, 테스트 영상은 그림 9에서 정면2, 회전 좌, 기울임 좌 그리고 위 영상을 사용하였다. 퍼지 군집화에서, PCA를 통하여 획득된 훈련 집합의 특징 벡터들을 이용하여 초기 퍼지 소속도를 K-NN 방법에 의해 구해진다. 이를 이용하여 4장에서 제안된 FCM방법으로 최적화된 특징 벡터의 중심 값을 구하여 LDA에 적용한다. 테스트 집합의 특징 벡터는 본 논문에서 적용된 새로운 중심 값이 적용된 후 식 (15)를 이용하여 얻어지게 된다. 본 실험에서 사용한 지수 가중치 m 은 2로 하였으며, FCM에서 반복 횟수 r 은 실험 결과 2회일 경우가 가장 좋은 인식률을 나타내었다.

얼굴의 깊이 값에 따른 웨이블릿 변환에 대해 PCA와 LDA를 이용한 인식 결과를 표 1과 그림 11 그리고 표 2와 그림 12에 각각 나타내었다.

표3과 그림 13에는 K-NN을 적용한 PCA+LDA

실험 결과를 나타내었으며, 상기의 두 가지 경우보다 높은 인식률을 나타내었다.

그리고 표 4와 그림 14에는 본 논문에서 적용한 K-NN과 FCM를 적용한 PCA+LDA 인식 실험 결과를 나타내었다. 소량의 증가를 나타내지만 K-NN을 적용한 경우 보다 높은 인식률을 얻을 수 있었으며, DT 60 인 경우 97.64% 그리고 DT30인 경우 97.97%의 높은 인식률을 나타내었다.

표 1~표 3에 나타난 것처럼 웨이블릿의 저주파수(LL) 분해인 경우가 가장 높은 인식률을 나타낸다는 것을 알 수 있으며, 나머지 주파수(HH, HL, LH)에 대해서는 LL보다는 낮고 모두 비슷한 인식 결과를 나타낸다. 깊이 값에 따른 인식률의 변화는 얼굴의 전체를 포함하고 있는 DT 60인 경우 높은 인식률을 나타내었으나, 깊이 값이 작아질수록 DT 60보다 낮은 인식률을 나타내었다. 그러나 본 논문에서 제안한 방법을 적용한 표4의 경우는 깊이 값이 작아질수록 인식률이 낮아지다가 깊이 값이 DT 40, DT 35 그리고 DT 30인 경우 인식률이 증가하는 경향을 나타내었다. 이것은 얼굴의 깊이에 대한 웨이블릿 분해의 영향뿐만 아니라 얼굴 형상이 FCM에 영향을 미친

표 2. 깊이 값에 대한 PCA+LDA를 적용한 인식률 비교표

DWT \ 깊이	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30	DT 25
HH	79.448	76.687	74.233	73.313	71.166	73.313	75.156	76.074
HL	79.755	77.301	75.767	74.847	72.699	73.962	76.780	79.448
LH	79.141	77.607	76.074	75.153	72.699	73.006	75.460	76.687
LL	89.264	88.650	86.196	86.196	86.810	89.571	89.571	87.830

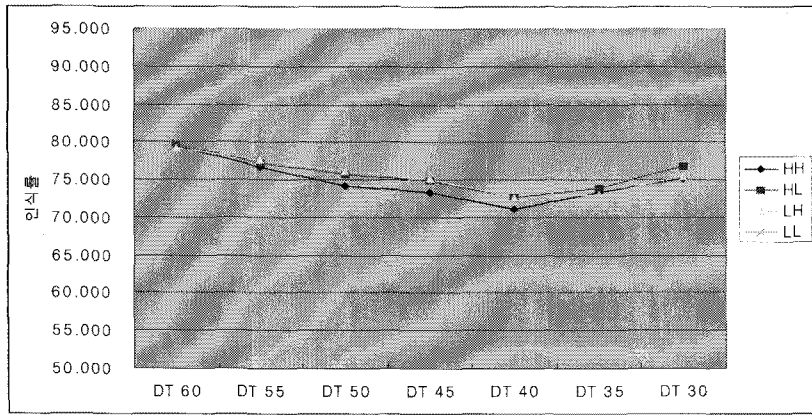


그림 12. PCA+LDA를 이용한 인식률 결과

표 3. K-NN을 이용한 PCA+LDA 인식률 비교표

DWT \ 깊이	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30
HH	87.162	83.446	81.081	80.405	80.405	81.419	83.784
HL	88.176	84.797	82.432	82.095	81.757	81.419	83.784
LH	87.162	83.784	83.784	81.757	81.757	81.081	84.459
LL	97.297	95.608	94.257	94.257	95.608	97.635	96.311

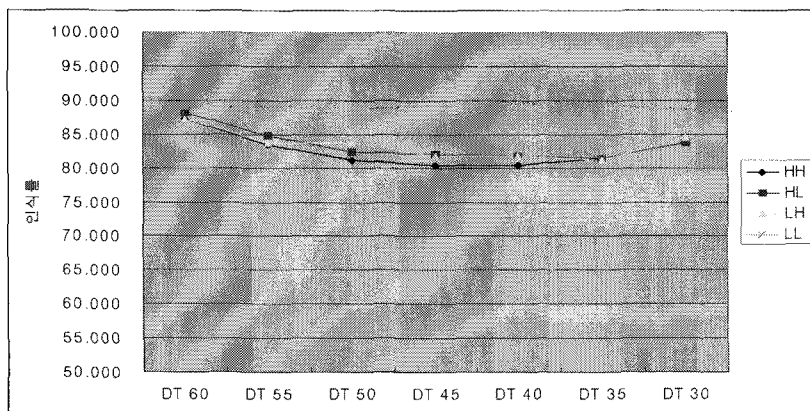


그림 13. 깊이 값에 대한 K-NN을 이용한 LDA 인식률 결과

표 4 K-NN과 FCM을 이용한 PCA+LDA 인식률 비교표

DWT \ 깊이	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30
HH	86.824	83.784	81.419	80.743	80.068	81.081	83.108
HL	87.500	84.797	82.432	82.432	81.757	81.081	83.446
LH	86.149	83.446	83.784	82.095	81.081	81.081	83.446
LL	97.635	96.959	94.932	94.595	95.946	96.959	97.973

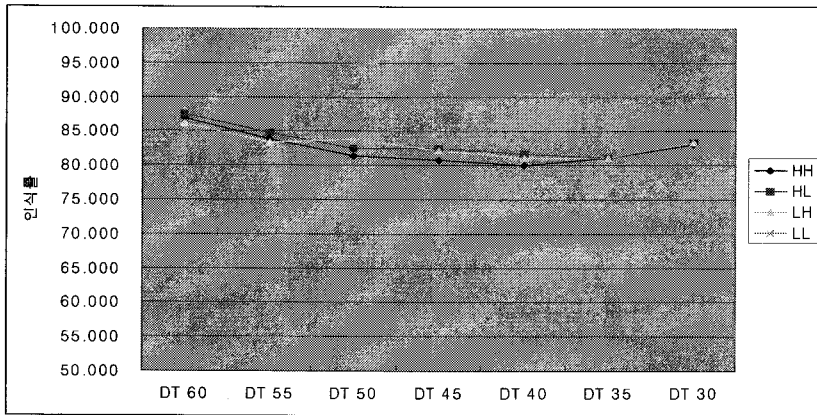


그림 14. 깊이 값에 대한 K-NN과 FCM을 이용한 LDA 인식률 결과

것이라 사료되어진다.

FCM에서의 r의 변화에 대한 실험 결과, r=1인 경우 DT 30과 DT 35인 경우를 제외하고는 모두 인식률이 증가 하였으며, r=2인 경우는 DT 60에서만 인식률은 98.3%의 높은 인식률을 나타내었으며, 다른 깊이 영역인 경우는 인식률의 변화가 없었다. 본 논문에서의 인식률 결과 값들은 r=1을 적용한 것이다.

획득된 동일 데이터에 대해 차원의 감소 특징을 가지고 있는 투영벡터의 통계적 방법[18]과 얼굴 특징값 추출을 얼굴의 기하학적인 방법[19]을 적용한 결과를 표 5에 나타내었다. 투영벡터와 얼굴의 기하학적인 방법은 차원 감소의 효과는 있었지만 인식률의 측정이 순위 5위 이내인 경우가 각각 94%와 95%를 나타내므로, 본 논문에서 제안된 방법보다 낮은 인식 성능을 나타내었다. 다른 방법에 의해 획득된 3차원

표 5. 획득된 데이터를 이용한 다른 방법들 (순위 5위 이내)

방 법	인식률(%)
투영벡터	94
기하학적 특징	95

얼굴 영상에 대하여 웨이블릿을 적용한 방법[28]에서는 레벨별(레벨 1부터 5까지)로 구분하여 실험을 하였으며, 차원을 줄이는 PCA방법(5개 특징점 사용)을 사용한 결과 81.5%의 인식률을 나타내었다. 이 또한 본 논문에서 제안한 방법보다는 낮은 인식률을 나타내었다.

6. 결 론

본 논문에서는 웨이블릿 변환된 특징 정보와 등고선 영역에 따른 얼굴 형상 정보를 기본으로 하는 퍼지 군집화에 의한 3차원 얼굴 인식 방법을 제시하였다. 이는 사람마다 고유한 얼굴 표면의 주파수 성분과 다른 깊이 값을 가지는데 착안 한 것이다. 신뢰성 있는 얼굴 인식을 위해서 얼굴 영역을 먼저 추출하여 얼굴의 중심인 코끝을 찾은 후 회전된 얼굴 데이터에 대하여 특이값 재구성(SVD) 방법을 이용한 회전 보상 알고리즘으로 정규화 과정을 거친다. 기존의 2차원에서의 조명변화에 대한 영향과 접근거리에 따라 발생하는 스케일링 (scaling) 문제에 크게 영향을 받지 않으며, 얼굴의 주요 특징점들의 범위를 쉽게 정

의할 수 있는 장점이 있다. 추출된 얼굴 영상으로부터 얼굴의 주파수 성분들을 웨이블릿 변환을 통하여 구하고, 등고선 값에 등고선 영역 별 영상을 구한다. 등고선 영역 별로 각각에 대해 여러 가지의 방법을 적용하여 실험 한 결과, 본 논문에서 제안한 K-NN 을 이용한 퍼지 군집화 알고리즘을 적용한 등고선 영역 DT 60인 경우가 가장 좋게 나타났으며, 주파수 성분에 의한 인식에서는 저파수 성분인 경우가 가장 높은 인식률을 나타내었다. 수평성분의 분석 보다는 수직(깊이 값에 의한) 성분에 의한 퍼지 군집화 방법이 더욱 높은 인식률을 나타내었으며, 97.97%의 높은 인식률을 나타내었다. 얼굴의 깊이 정보는 개인의 특성을 잘 나타내는 특징 정보이며, 표면특징들을 추출해내기 위한 웨이블릿 변환을 이용한 주파수 분해도 사람들의 얼굴표면을 특정 짓는 귀중한 정보가 될 수 있다는 것을 입증하였다.

참 고 문 헌

- [1] 유명현, 박정선, 이상용, 최형철, 이성환, “얼굴 기반 생체인식 기술의 현황과 전망,” 정보과학회지 제19권 제7호, pp. 22-31, 2001.
- [2] K. Delac and M. Grgic, *Face Recognition*, Vienna: I-Tech Education and Publishing, 2007.
- [3] (주)포디컬쳐, “<http://www.4dculture.com>”
- [4] Cyberware, “<http://www.cyberware.com>”
- [5] Minolta, “<http://www.minolta.com>”
- [6] P. W. Hallinan, *Two- and three- dimensional patterns of the face*, A K Peters, Ltd., 1999.
- [7] R. Brunelli and T. Poggio, “Face Recognition: Features versus Templates,” *IEEE Trans. PAMI*, Vol.15, pp. 1042-1052, 1993.
- [8] 고재필, 변혜란, “고유얼굴 기반의 얼굴형판을 이용한 얼굴영역 추출,” 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제 27권 제 11호, pp. 1123-1132, 2000.
- [9] C. S. Chua, F. Han and Y. K. Ho, “3D Human Face Recognition Using Point Signature,” *4th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2000.
- [10] R. Chellapa, C. L. Wilson, and S. Sirohey “Human and Machine Recognition of Faces : A Survey,” *Preceeding of the IEEE*, Vol.83, No.5, pp. 705-741, May 1995.
- [11] J. C. Lee and E. Milios. “Matching Range Image of Human Faces,” *Third International Conference on Computer Vision*, pp. 722-726, 1990.
- [12] G. G. Gordon, “Face Recognition based on Depth and Curvature Feature,” *Preceeding of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 808-810, 1992.
- [13] H. T. Tanaka, M. Ikeda and Hchiaki, “Curvature-based Face Surface Recognition using Spherical Correlation,” *Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 372-377, 1998.
- [14] X. Lu, A. Jain and D. Colbry, “Matching 2.5D Face Scans to 3D Models,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. Vol.28, No. 1, pp. 31-43, 2006.
- [15] W. Choi, S. Tse, K. Wong, and K. Lam, “Simplified Gabor Wavelets for Human Face Recognition,” *Pattern Recognition*, Vol.41, pp. 1186-1199, 2007.
- [16] L. Nanni and A. Lumini, Wavelet Decomposition Tree Select for Palm and Face Authentication,” *Pattern Recognition Letter*, Vol.29, pp. 343-353, 2008.
- [17] S. Jahanbin, H. Choi, A. Bovik and K. Castleman, “Three Dimensional Face Recognition using Wavelet Decomposition of Range Image,” *IEEE International conference on Image processing*, Sep. 2007.
- [18] Y. H. Lee, K. W. Park, J. C. Shim, and T. H. Yi, “3D Face Recognition using Projection Vectors,” *Preceeding of IVCNZ2002*, pp. 151-156, 2002.
- [19] 이영학, 박건우, 이태홍, “종단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식,” 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제30권 9, 10호, pp. 885-893,

2003.

[20] 박현석, 이재호, 김희율, “얼굴 인식을 위한 포즈 변환,” 제15회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 2003.

[21] 하용구, “웨이블릿 변환 영역에서 컬러-공간 정보를 이용한 내용기반 영상 검색,” 영남대학교, 학위논문, 2001.

[22] M. Vetterli and J. Kovacevic, *Wavelet and Subband Coding*, Prentice Hall, 1995.

[23] S. G. Mallat, “A Theory for Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation,” *IEEE Trans. PAMI*, Vol.11, pp. 674-693, July 1989.

[24] A. Moffat, R. Neal and I. H. Witten, “Arithmetic Coding Revisited,” *Proc IEEE Data Compression Conference*, Snowbird, Utah, March 1995.

[25] 박세제, 박영태, “얼굴 인식을 위한 PCA, LDA 및 정합기법의 비교,” 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제30권 4호, pp. 372-378, 2003.

[26] Z. Chi, H. Yan, T. Pham, *Fuzzy Algorithms: With Application to Image Processing and Pattern Recognition*, World Scientific

Publishing, pp. 85-107, 1996

[27] 광근창, 고현주, 전명근, “퍼지 소속도를 갖는 Fishface 방법을 이용한 얼굴 인식,” 정보과학회논문지, 제31권, 제6호, pp. 784-791, 2004.

[28] 서윤식, 이영학, 배기억, 이태홍, “웨이블릿 변환 특성을 이용한 3차원 얼굴인식,” 신호처리학술대회 논문집, 제27권 1호, pp. 1125-1126, 2004.



이 영 학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사
 1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사
 2003년 4월 영남대학교 전자공학과 대학원 박사

1991년 1월~1995년 9월 LG정밀(주) 용인연구소 주임 연구원
 2004년 9월~2005년 8월 영남대학교 객원교수
 2005년 11월~2006년 10월 학술진흥재단 해외포닥 (Cardiff Univ.)
 2006년 11월~2007년 7월 성균관대학교 연구교수
 2003년 2월~현재 페이스쓰리디 대표이사
 2008년 3월~현재 영남대학교 객원교수
 관심분야 : 영상처리, 패턴 및 생체 인식, 로봇비전, 임베디드 비전 시스템