

# 퍼지적분을 이용한 웨이블릿 기반의 3차원 얼굴 인식

(Wavelet based Fuzzy Integral System for  
3D Face Recognition)

이 영 학 <sup>†</sup>      심 재 창 <sup>††</sup>

(Yeunghak Lee)      (Jaechang Shim)

**요 약** 깊이 값에 따른 얼굴의 형상은 사람의 특징을 나타내는 중요한 요소 중의 하나로서 각 사람마다 다른 모양을 가지고 있으며, 얼굴 영상으로부터 분리한 주파수 성분은 동일한 얼굴에 대하여 또 다른 중요한 하나의 얼굴 특징으로 볼 수 있다. 본 논문은 3차원 얼굴 영상으로부터 등고선 값에 의해 추출된 영역에 대하여 각 영역별로 주파수 분리를 하여 특징을 추출한 후 이 주파수에 대한 퍼지적분을 적용한 얼굴 인식 알고리즘을 제안한다. 먼저 객체와 배경을 분리하여 얼굴을 추출한 후 얼굴에서 가장 두드러진 형태인 코끝을 찾고, 회전에 대해 정규화를 실시한다. 얼굴의 등고선 영역은 코끝을 기준으로 깊이 값에 따라 영역이 추출되며 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 선형판별분석 알고리즘을 이용하여 유사도를 비교 하였다. 클래스간의 분별 정보를 등고선 영역과 각 영역의 주파수 영역에 대해 퍼지적분 방법을 사용하여 인식률을 향상 시켰으며, 깊이 혼합 방식의 경우는 98.6%의 인식률을 나타내었다. 제안된 방법이 다른 알고리즘보다 인식률이 향상 되었다.

**키워드** : 3차원 얼굴인식, 웨이블릿, 선형 시스템

**Abstract** The face shape extracted by the depth values has different appearance as the most important facial feature information and 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 combining the multiple frequency domains for each depth image and depth fusion using fuzzy integral. 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. It is used as the reference point to normalize for orientated facial pose and extract multiple areas by the depth threshold values. In the second step, we adopt as features for the authentication problem the wavelet coefficient extracted from some wavelet subband to use feature information. The third step of approach concerns the application of eigenface and Linear Discriminant Analysis (LDA) method to reduce the dimension and classify. In the last step, the aggregation of the individual classifiers using the fuzzy integral is explained for extracted coefficient at each resolution level. In the experimental results, using the depth threshold value 60 (DT60) show the highest recognition rate among the regions, and the depth fusion method achieves 98.6% recognition rate, incase of fuzzy integral.

**Key words** : 3D face recognition, Wavelet Transform, Fuzzy Integral

· 이 논문은 2005년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2005-214-D00358)

† 정 회 원 : 영남대학교 전자정보공학부 교수  
annaturu@yumail.ac.kr

†† 종신회원 : 안동대학교 컴퓨터공학과 교수  
jcschim@andong.ac.kr

논문접수 : 2008년 4월 8일

실사완료 : 2008년 9월 3일

Copyright©2008 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용 제35권 제10호(2008.10)

### 1. 서론

얼굴인식 기술은 비 접촉 기술로 지문인식에서 센서에 손가락 올리는 불편함이나 홍채인식에서 센서에 근접해야 하는 등의 불편함이 없는 장점을 가진다[1]. 생체 인식 시스템 가운데서 얼굴인식은 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[2]. 이러한 문제점을 극복하는 방법으로 3차원 얼굴 정보를 이용 하는데, 3차원 영상 획득 장치가 다양하게 개발 보급되고 있다[3].

3차원 얼굴의 획득 방법에는 스테레오 정합법과 레이저 광 삼각법 등이 있다. 이 중 스테레오 정합이 많이 이용되며, 2대의 카메라로 영상을 촬영하여 두 영상의 국부영역의 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[4].

일반적으로 얼굴을 인식하는 방법은 얼굴요소를 찾느냐 또는 얼굴영역 전체를 모델링 하느냐에 따라 얼굴의 지형적 특징에 기반을 둔 방법과 얼굴의 형판정합에 기반을 둔 방법으로 나눌 수 있다[5]. 특징 기반 접근법은 얼굴의 주요 구성요소인 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 입력영상에 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 얼굴인식이 대부분이었으나, 3차원 영상을 획득하는 장치의

가격이 저렴해지고, 속도가 빨라짐에 따라 3차원 영상을 이용한 얼굴인식에 대한 연구가 활발하다[6-9]. 많은 연구에서 기하학에서 많이 활용되는 곡률을 계산하여 3차원 얼굴 인식에 적용했다. Chua[6] 등은 자유 형태 표면을 나타내는 점 부호(point signature)를 이용한 얼굴인식 알고리즘을 제안하였는데 이는 단단하지 않는 물체 인식 문제로서 얼굴 인식을 다루었다. Lee와 Milios [7]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[8]는 깊이와 곡률 특성들을 이용한 얼굴 인식을 발표했다. 얼굴에 대한 곡률은 사람의 콧등과 눈의 특징들을 찾을 수 있다. Tanaka등 [9]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[10] 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[11]등과 Nanni[12] 등은 2차원 영상으로부터 얼굴의 특징을 얻기 위해 원 영상으로부터 얼굴의 구성성분을 추출하는 웨이블릿(wavelet) 또는 거버 웨이블릿(gabor wavelet) 분해를 이용하여 클래스화하는 응용형태의 인식 알고리즘을 제안하고 있다. Jahanbin[13] 등은 메쉬 3차원 얼굴 영상에 대해 B-spline 웨이블릿 분해를 하였으며, 차원을 줄이는 고유 벡터를 특징으로 비교 실험 하였다.

이상에서 살펴 본 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 클래스 간의 분리를 위한 선형판별분석(LDA: linear discriminant analysis) 방법을 이용하여 얼굴을 각 등고선 영역 별로 비교 분석하며, 인식률의 향상을 위하여 확률측도의 확장 개념으로서 비가법적인(non-additivity)평가 문

제에 있어서 대단히 효과적인 측도로 알려져 있는[14] 퍼지 적분 방법을 등고선에 영역에 대해 적용한다.

본 논문의 구성은 2장에서 정규화 과정을 설명하고, 곡률의 정의 및 차원축소(고유얼굴과 선형판별분석)를 3장에서 설명하며, 4장에서는 퍼지적분을, 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 코 끝을 기준점으로 사용하기 위해 코끝을 먼저 추출한다. 이 점을 기준점으로 하여 얼굴의 정규화 및 기준 점으로부터 상대적인 깊이에 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 영역을 분리[15] 하는 과정이 필요하다. 머리카락, 배경 그리고 옷은 코의 위치를 찾는 데 오류를 발생시킬 수 있는 가장 큰 요인이고, 불필요한 영역이므로 먼저 제거한다. 입력 영상에 대하여 소벨 연산자를 이용하여 얼굴, 배경 그리고 옷의 경계선을 추출한다. 배경을 제거한 3차원 영상에 대하여 평균값을 구한 후 이를 임계값으로 사용하여 이진 영상화시킨 후, 영상을 레이블링한 다음 가장 넓은 영역을 추출하면 배경, 머리카락 그리고 옷이 제거된 얼굴 영역만을 추출한 영상을 얻을 수 있다.

일반적으로 코는 얼굴의 중앙 영역에 위치하고 가장 높은 정점이므로 기준점으로써의 역할을 할뿐만 아니라 찾기가 용이한 특징이 있어, 노이즈가 없다는 가정 아래 기준점인 코를 먼저 찾는다. 평균값을 임계값으로 사용하는 반복 선택 방법을 이용하여 쉽게 찾을 수 있다. 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 1과 같다.

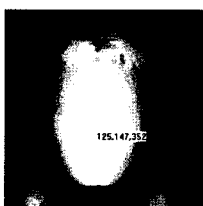


그림 1 3차원 영상에서의 최고점 추출

**2.2 정규화**

본 논문에서는 얼굴의 자세의 변화에 대한 문제를 해결하기 위하여 특이값 재구성(SVD: singular values decomposition)을 사용한 자세 변환을 수행 하였다[16]. 입력된 3차원 얼굴 영상은 고유 얼굴 공간에 투영되고 여기서 획득된 특징 값을 이용하여 회전 된 영상을 정면화된 영상으로 복원한다. 각각의 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 (1)과 같으며, 다른 자세 변환도 동일하게 적용된다.

$$TR_R : C_F = TR_R C_{P_R} \tag{1}$$

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

여기서  $C_F$ 와  $C_{P_R}$  ( $P_R = R_R, P_R, U$ )는 각각 오른쪽 회전, 오른쪽 기울임 그리고 위로의 자세에 해당하는 트레이닝 셋의 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 아래와 같다.

1.  $P$  = 입력영상
2.  $X$  = 고유얼굴 공간 투영벡터( $P$ )
3.  $X'$  = 자세변환
4.  $P'$  = 복원( $X'$ )

**3. 웨이블릿 변환 및 차원축소**

**3.1 웨이블릿 변환[17]**

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(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 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \tag{2}$$

$$\psi(t) \in L^2(\mathbb{R}), a, b \in \mathbb{R}$$

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

이산 시간 웨이블릿에 대해서 살펴보면 식 (3)과 같이 원형 웨이블릿이 정의 될 수 있다. 식 (3)은 식 (2)에서 확장 및 축소, 그리고 이동을 나타내는 실수 값을

갖는 변수 a와 b대신에 정수 값을 갖는 j와 k를 이용하면 식 (3)과 같다.

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (3)$$

따라서 이산시간 웨이블릿은 아래 식 (4)와 같이 정의할 수 있다.

$$W_{j,k} = \langle x, \Psi_{j,k} \rangle = 2^{j/2} \sum_{j,k} x_j \Psi^*(2^j t - k) \quad (4)$$

그리고, 웨이블릿의 직교성에 따라 신호 x(t)를 식 (5)와 같이 정의할 수 있으며,

$$x_j = \sum_{j,k} \langle x_j \Psi_{j,k}^* \rangle \Psi_{j,k} \quad (5)$$

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 값만을 가지고도 원래의 신호를 완벽하게 복원할 수 있다.

웨이블릿이나 부대역 부호화는 기본적으로 원래의 영상에서 화소값을 필터링하고 다운 샘플링하는 것이다. 그림 2는 디지털 영상 데이터의 대역과 웨이블릿 변환에 의해 분해될 수 있는 방식의 종류를 나열하였다[18]. 디지털 데이터는  $[-\pi, \pi]$  영역 안에 존재하게 되는데 그림 2의 (a)는 신호를 등 간격으로 분해하여 부대역을 만드는 것을 나타내며, 그림 2의 (b)는 저주파 대역성분을 계속해서 나누어 분해하는 것을 나타내고 있다. 또한 그림 2의 (c)는 특정 부위를 나누어 분해하는 것을 나타

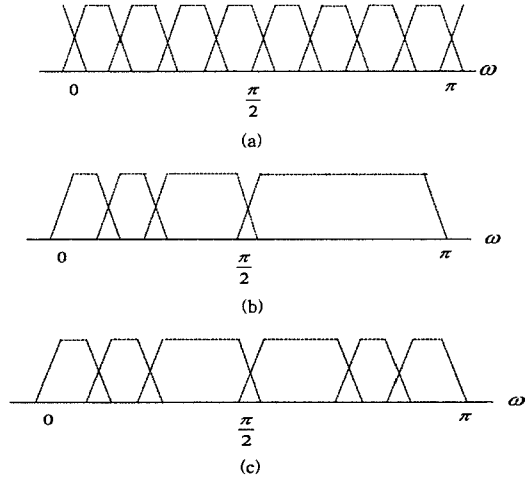


그림 2 웨이블릿을 이용한 영상 분해 방식 (a) 등간격 분해 방식, (b) 옥타브 분해 방식, (c) 웨이블릿 패킷 분해 방식

내고 있다. 본 논문에서는 실제 영상 처리에 사용되고 있는 Mallat[19]이 제안한 필터처리 방법을 필터과정에서 수평 또는 수직의 두 방향으로 처리한다.

이산신호의 분해는 식 (6) 그리고 식 (7)과 같이 저대역통과 필터와 고대역 통과 필터의 계수와 하향 샘플링으로 구해진다.

$$c_j(n) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k-2n)c_{j+1}(k) \quad : \text{Lowpass} \quad (6)$$

$$d_j(n) = \sum_{k=0}^{N-1} g(k-2n)c_{j+1}(k) \quad : \text{Highpass} \quad (7)$$

본 논문에서 3차원 얼굴 영상에 웨이블릿 변환을 적용하는 방법은 얼굴의 깊이 값을 식 (6)과 식 (7)의 저역통과 필터 계수와 상승적분(Convolution)하고 하향 샘플링한다. 논문에서 적용한 Mallat의 알고리즘을[19] 그림 3에 나타내었다.

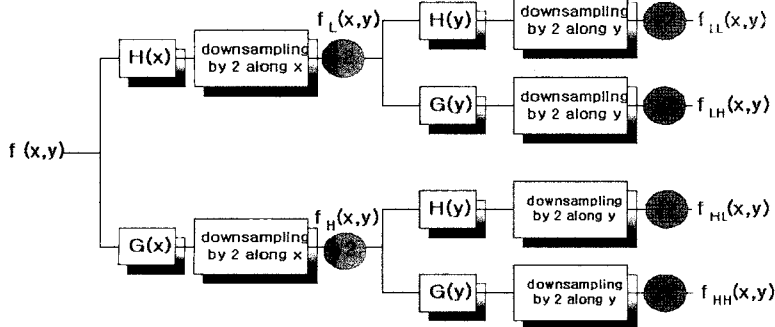


그림 3 2단계 이산 웨이블릿 분해(DWT)

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 결과 예를 그림 4에 나타내었다. LL은 저주파, LH는 수평고주파, HL은 수직고주파 그리고 HH는 대각고주파를 각각 나타낸다.

그림 4는 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 5에 나타내었다. 2단계 웨이블릿 분해를 적용한 것으로서 H(High)는 고주파 성분 대역이고 L(Low)은 저주파 성분 밴드, 그리고 숫자 1과 2는 분해단계를 나타낸다. LL영역으로 불리우는 밴드는 부밴드중에서 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

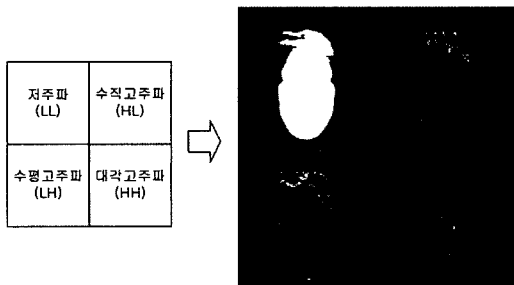


그림 4 3차원 얼굴 영상의 웨이블릿 분해

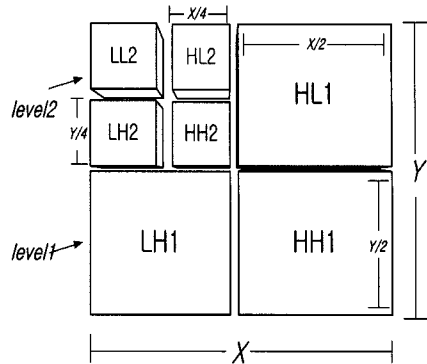


그림 5 2단계 웨이블릿 변환

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[20]

학습 영상의 집합을  $\Gamma = [\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M]$ 로 표기하고 각 영상으로부터 평균 영상  $\psi = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Gamma_n$ 을 뺀 영상의 집합을  $\Phi_i = \Gamma_i - \psi$ 로 표기한다. 여기로부터 공분산행렬 (covariance matrix)은 식 (8)과 같다.

$$C = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \tag{8}$$

여기서  $C$ 의 크기는  $(m \cdot n \times m \cdot n)$ 이고, 고유값  $\lambda$ 과 고유벡터 행렬  $\mu$ 는 식 (9)와 같은 관계를 가진다.

$$C\mu = \mu\lambda \tag{9}$$

$C$ 는 학습 영상의 수가 적으면 계산이 어렵지만 다음 식에 의해 이를 효율적으로 계산 할 수 있다. 식 (9)의 양변에  $A$ 를 곱하면 식 (10)과 같다.

$$(AA^T)(A\mu) = (A\mu)\lambda \tag{10}$$

따라서 식 (8)과 식 (9)을 비교하면, 고유값은  $\lambda$ 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 (11)과 같다.

$$\omega_k = \mu_k^T (\Gamma - \psi) \tag{11}$$

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

3.2.2 선형판별분석법(LDA)[20]

선형판별분석법은 같은 성질의 영상들을 클래스화 하기 위해 사용되어지는 방법이다.  $N$ 개의 학습 영상의 집

합을  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 라 하고, 각각의 영상은  $c$  클래스  $\{X_1, X_2, \dots, X_c\}$ 에 소속된다고 가정하자. 선형판별분석법은 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 (12)와 같이 계산된다.

$$S_B = \sum_{i=1}^c N_i (\mu_i - \mu)(\mu_i - \mu)^T \quad (12)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c \sum_{x_i \in X_i} (x_i - \mu_i)(x_i - \mu_i)^T$$

여기서  $\mu_i$ 는  $i$ 번째 클래스의 평균 벡터를,  $\mu$ 는 전체 평균 벡터를,  $N_i$ 는  $i$ 번째 클래스내의 영상의 수를 나타낸다. 만약  $S_W$ 가 비 특이행렬(nonsingular matrix)이라면, 선형판별분석법(LDA)가 클래스 간 분산과 클래스 내 분산의 비를 최대로 하는 투영 행렬  $W_{opt}$ 는 식 (13)과 같이 나타낸다.

$$W_{opt} = \arg \max \frac{|W^T S_B W|}{|W^T S_W W|} = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (13)$$

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 (14)에 의해 구할 수 있다.

$$S_B w_i = \lambda_i S_W w_i, \quad i=1, 2, \dots, m \quad (14)$$

$m \cdot n$ 크기의 영상벡터  $x_i$ 는  $m$ 차원의 새로운 벡터  $v_i$ 로 식 (15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$v_i = W_{opt}^T x_i \quad (15)$$

#### 4. 퍼지적분(fuzzy integral)

퍼지적분(fuzzy integral)은 퍼지 측도(fuzzy measure)에 대하여 비선형 함수로써 정의되어 진다. 본 절에서는 퍼지 측도와 퍼지 적분[21,22]에 대하여 간략히 설명한다.

##### 4.1 퍼지측도

퍼지측도는 집합함수  $g: P(Y) \rightarrow [0,1]$ 가 식 (16), (17) 그리고 (18)의 3가지 성질을 만족 할 경우  $g$ 을 퍼지 측도로 정의한다.

$$1) g(\emptyset) = 0, g(Y) = 1 \quad (16)$$

$$2) g(A) \leq g(B), \text{ if } A \subset B \text{ 그리고 } A, B \in P(Y) \quad (17)$$

$$3) \lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i), \text{ if } \{A_i\}_{i=1}^{\infty} \quad (18)$$

여기서 식 (17)의 성질은 단조성(monotonicity)으로 불리며, 측도가 비가법적이기 때문에 생기는 것이다. 식 (18)은 연속성(continuity)을 나타내는 성질이며, 가측 집합(measurable set)이라 한다. 이러한 정의로부터 Sugeno[22]는 식 (19)의 조건을 만족하는  $g_\lambda$  퍼지 측도

를 제안 하였다.

$$g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda_y (A) \lambda_y (B) \quad (19)$$

모든 A와 B는 Y의 부분 집합이고, A와 B의 교집합은 공집합이며 그리고  $\lambda > -1$ 을 만족한다. 이때  $\lambda=0$ 일 경우는 표준 확률 측정(standard probability measure)이 되며,  $\lambda$ 가  $-1 < \lambda < 0$ 나  $\lambda > 0$ 를 만족할 경우,  $g_\lambda$ 는 신뢰성 측도(belief measure) 그리고 가능성 측도(plausible measure)가 된다. 일반적으로  $\lambda$ 는  $g_\lambda$  퍼지 측도의 경계 조건(boundary condition)에 의해 결정될 수 있다. 그래서  $\lambda$ 의 값은 식 (20)에 의해 구해 질 수 있다.

$$g_\lambda(Y) = \frac{1}{\lambda} \left( \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) - 1 \right), \lambda \neq 0 \quad (20)$$

위 식을 다시 나타내면 식 (21)과 같이 나타낼 수 있으며,

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i) \quad (21)$$

여기서  $\lambda \in (-1, +\infty)$ ,  $\lambda \neq 0$ 이고,  $g^i$ 는 퍼지 밀도 함수 값이다. 이것은 -1보다 큰 단일 근을 구하면 쉽게 그 해를 구할 수 있다. 그러므로  $g_\lambda$  퍼지 측도에 대한 퍼지 적분은 밀도 함수  $g^i$ 의 값과 함께 제공되어 질 수 있다.

##### 4.2 퍼지 적분

퍼지 측도  $g$ 에 대한 함수  $h$ 의 Y에 대해 퍼지 적분은 식 (22)와 같이 정의 된다.

$$\int_Y h(Y) \circ g(Y) = \sup_{\alpha \in [0,1]} [\min \{ \alpha, g(\{y | h(y) \geq \alpha\}) \}] \quad (22)$$

$h(\cdot)$ 의 값이 내림차순으로 정렬되어  $h(y_1) \geq h(y_2) \geq \dots \geq h(y_n)$ 일 경우, Sugeno 퍼지 적분 계산은 식 (23)과 같다.

$$\int h(y) \circ g(\cdot) = \max_{i=1}^n [\min h(y_i), g(A_i)] \quad (23)$$

여기서  $A_i = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 는 대 집합(universe of discourse)의 부분 집합 원소로 정의 된다. 부분 집합의 원소에 일치되는 퍼지 측도의  $g(A_i)$  값은 아래 식 (24)와 같이 귀납적인 방법에 의해 결정된다.

$$g(A_1) = g(y_1) = g^1$$

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}), \text{ for } 1 \leq i \leq n \quad (24)$$

#### 5. 실험 및 결과

실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner를 이용하였다. 먼저 레이저 스캐너가 레이저 라인 빔을 얼굴에 주사하고 스캐너가 3초 동안 이동하면서 180개의 레이저 프로파일 영상을 얻는다. 여기서 3차원 라인 프로파일을 포함한 영상의 크기는 가로 세로 640×480이며, 중심선 추출 알고리즘

을 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, 좌우회전, 좌우기울임, 상하) 592장의 영상을 사용하였으며 그림 6에 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, 좌우 회전, 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.

실험의 순서는 정규화를 한 후, 등고선에 따른 얼굴 영역을 구하고, 각각의 얼굴에 대해 표면 곡률을 구하여 알고리즘들을 적용하는 순서로 하였으며, 전체적인 알고리즘을 그림 7에 나타내었다.

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 등고선 깊이 값 30(DT30), 깊이 값 40(DT40),

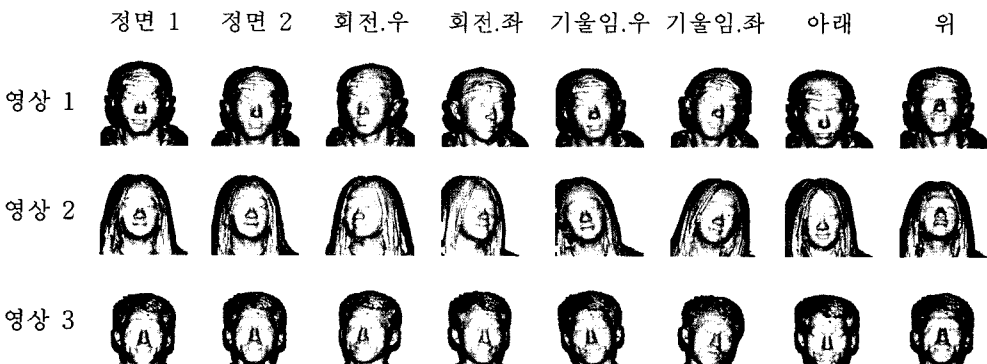


그림 6 입력 영상들의 예

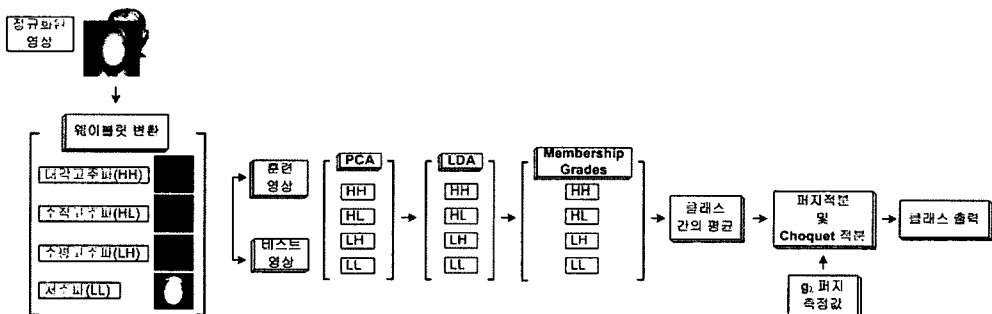


그림 7 제안된 얼굴 인식 시스템 (깊이 값 60에 의한 얼굴 영상)

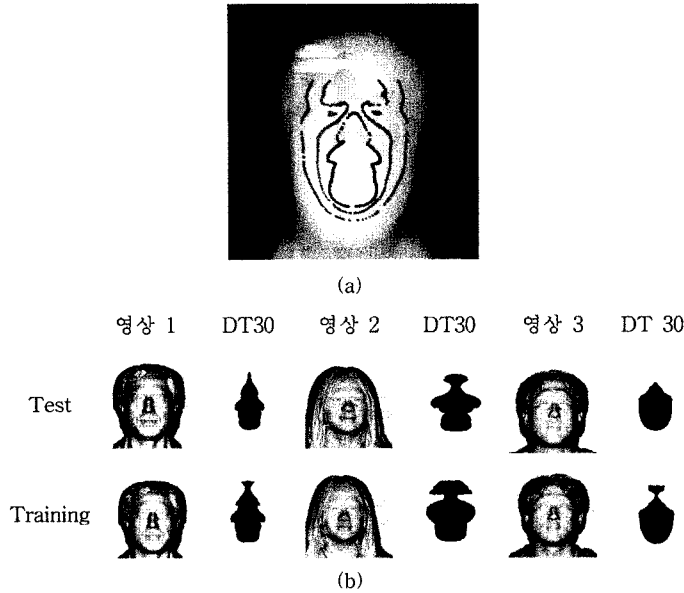


그림 8 등고선 깊이 예제 영상 (a) 등고선 깊이 값에 따른 얼굴 영역 (b) 깊이 값 30에 대한 정면 얼굴의 예제 영상

깊이 값 50(DT50) 그리고 깊이 값 60(DT60)에 따라 얼굴 영역을 추출한다. 깊이 값에 따른 얼굴의 등고선 영역과 DT30에 대하여 훈련 집합과 테스트 집합에 대한 예제 영상 들을 그림 8에 각각 나타내었다.

추출된 등고선 깊이 값에 따른 얼굴 영역에 대하여 주파수 특성을 구하기 위해 앞 절에서 설명한 웨이블릿 분해 방법을 이용하여 각각의 깊이 영상에 대하여 주파수 특성 HH, HL, LH 그리고 LL의 분해 영상을 추출한다. 그림 4는 DT60을 이용하여 추출된 얼굴 영역에 대하여 웨이블릿 분해를 적용한 예를 3.1절에 나타내었다.

각각의 깊이 값에 따른 웨이블릿 변환을 수행 한 다음, 먼저 PCA 방법, PCA+LDA방법 그리고 퍼지 적분 방법에 대하여 유클리드 거리를 이용하여 인식 실험을 수행 하였다. 훈련 영상은 그림 6에서 정면1, 회전 우, 기울임 우 기리고 아래 영상을 사용하였으며, 테스트 영상은 그림 6에서 정면2, 회전 좌, 기울임 좌 그리고 위 영상을 사용하였다. 퍼지 적분에서, 훈련 집합과 테스트 집합 사이의 LDA 거리 값( $d_i$ )를 이용한 멤버쉽 그레이드(membership grade)는 식 (25)와 같이 정의된다.

$$m(y_{ik}) = \sum_{n_j \in C_k} (n_{ij}) / N_k, \quad n_{ij} = \frac{1}{1 + (d_{ij}/d_i)} \quad (25)$$

여기서,  $i=1,2,3,4$  클래스의 수를 나타내고,  $j=1,2, \dots, 296$ 는 훈련 집합의 수,  $N_k$ 는 k번째 클래스  $C_k$ 의 샘플 수를 나타낸다. 훈련 집합에 대한 퍼지 밀도  $g^j$ 는 식 (26)과 같다.

$$g^j = w_i p_i / \sum p_i \quad (26)$$

본 실험에서 사용한 무게 값( $w_i$ )은 실험값에 의하여  $w_1 = 0.3, w_2 = 0.8, w_3 = 0.5, w_4 = 0.4$ 을 사용한 경우가 가장 좋은 인식 결과를 나타내었으며, 각각 DT30, DT40, DT50 그리고 DT60일 경우를 나타낸다. 만약,  $Z = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ 라 하면, 각 깊이 값 영역의 퍼지 밀도는  $g^1 = 0.135, g^2 = 0.130, g^3 = 0.049, g^4 = 0.46$ 로 주어졌다. 그리고 여기서 이용된 파라미터  $\lambda$ 는 식 (25)를 이용하여, -1보다 큰 단일 근을 구하면 되므로 본 논문에서는  $\lambda = 9.3264$ 를 얻었다. 식 (28)을 이용하여 Z의 부분 집합으로 나타내는 퍼지측도 값을 구할 수 있다. 즉,  $\{z_1\}, \{z_2\}, \{z_3\}, \{z_4\}, \{z_1, z_2\}, \{z_1, z_3\}, \{z_1, z_4\}, \{z_2, z_3\}, \dots, \{z_1, z_2, z_3\}, \{z_1, z_2, z_4\}, \{z_1, z_2, z_3, z_4\}$ 에서 각 항에 퍼지 밀도 값을 이용 퍼지 측도가 구해진다. 출력 값  $h(z_i)$ 와 각 깊이 값 영역 클래스에서 최대값을 가지는 클래스를 선택한다. 마지막으로 퍼지 퓨전(fuzzy fusion)을 계산하기 위해 Z의 원소들을 재정렬하고, 식 (27)을 이용하여 퍼지 적분을 수행하였다.

얼굴의 깊이 값에 따른 웨이블릿 변환에 대해 PCA를 이용한 인식 결과를 표 1과 그림 9에 각각 나타내었다. 표 2와 그림 10에는 PCA+LDA의 인식 결과를 그리고 표 3과 그림 11에는 각각의 깊이 값에 대해, 웨이블릿 변환된 주파수 영상에 대한 퍼지 적분(FI)을 적용한 결과를 각각 나타내었다.



표 1 깊이 값에 대한 PCA를 적용한 인식률 비교표

	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30	DT 25
HH	81.548	78.274	75.595	74.702	72.321	72.024	75.000	77.883
HL	80.060	78.274	76.488	72.917	72.917	73.512	74.702	77.381
LH	80.357	78.274	76.488	75.000	73.214	72.619	73.810	75.000
LL	86.607	86.310	85.417	85.119	84.821	84.524	86.012	84.524

표 2 깊이 값에 대한 PCA+LDA를 적용한 인식률 비교표

	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

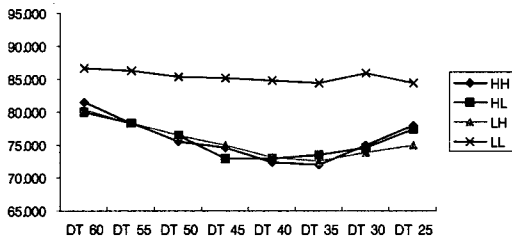


그림 9 PCA를 이용한 인식률 결과

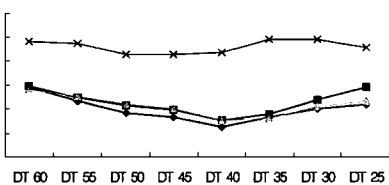
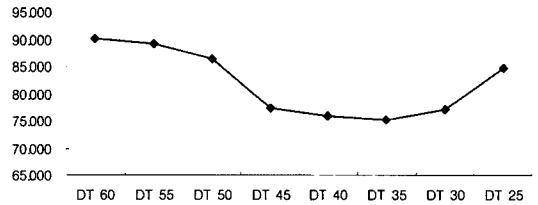


그림 10 PCA+LDA를 이용한 인식률 결과

인식 실험 결과 PCA와 PCA+LDA의 경우 모두 저주파수(LL)인 경우가 가장 높은 인식률을 나타내었으며, 깊이 값에 따른 인식률의 변화는 얼굴의 전체를 포함하고 있는 DT 60인 경우 높은 인식률을 나타내었으나, PCA+LDA인 경우는 깊이 값이 작아질수록 낮은 인식률을 나타내다가, 깊이 값이 DT 35와 DT 30인 89.57%의 가장 높은 인식률을 나타내었다. 이것은 얼굴의 깊이에 대한 웨이블릿 분해의 영향뿐만 아니라 얼굴 형상의 영향도 미친 것이라 사료되어진다. 그리고 각각의 깊이 값에 대하여 웨이블릿 분해 HH, HL, LH 그리고 LL를 이용한 퍼지 적분을 수행 결과를 표 3과 그림 11에 나타내었다. DT 60, DT 55 그리고 DT 50 인 경우는 인식률의 향상을 나타내었으나, 그 외의 경우는 인식률이 감소

그림 11 깊이 값에 대한 웨이블릿 분해 영상의 퍼지 적분을 이용한 인식결과

하는 경향을 타나내었다. 이는 깊이 값이 작아지면 얼굴 영상의 크기가 줄어들게 되고, 퍼지 계산에서 멤버십 그래이드가 혼란한 값을 가지게 되고 그 영향으로 클래스화를 하는데 더욱 혼란을 일으킨 것으로 생각되어진다.

획득된 주파수 분해 영상을 이용하여 수직 방향(깊이 혼합 방식)에 따른 퍼지 실험 결과를 표 4와 그림 12에 나타내었다. 여기서 퍼지1은 DT 55, DT 45, DT 35 그리고 DT 25에서의 HH, HL, LH 그리고 LL 성분에 대해 퍼지적분을 이용한 인식 결과이며, 퍼지2는 DT 60, DT 50, DT 40 그리고 DT 30에서의 HH, HL, LH 그리고 LL 성분을 퍼지적분을 적용한 결과이다. 인식의 결과는 앞에서 구한 수평 방향에 대한 주파수 분해를 이용한 경우보다 높은 인식률을 나타내었으며, LL의 경우는 각각 98.65% 그리고 98.31%의 높은 인식률을 나타내었다. 이상의 결과로 부터 각각의 깊이 값에 대한 주파수를 이용한 퍼지 적분에서는 PCA 방식과 PCA+LDA 방식보다는 많은 인식률 향상을 보이지 않았으나, 주파수에 대한 깊이 값을 이용한 퍼지 적분에서는 아주 높은 인식률을 나타내었다. 이는 사람의 얼굴 특징이 주파수 특성과 깊이에 따른 형상의 특징이 잘 반영되어졌기 때문이라 생각되어진다.

표 3 퍼지 적분을 이용한 인식 결과

	DT 60	DT 55	DT 50	DT 45	DT 40	DT 35	DT 30	DT 25
FI	90.203	89.189	86.486	77.365	76.014	75.338	77.027	84.797

표 4 깊이 값에 따른 퍼지적분 적용 결과

	퍼지1	퍼지2
HH	84.797	85.811
HL	85.811	86.486
LH	84.122	85.473
LL	98.649	98.311

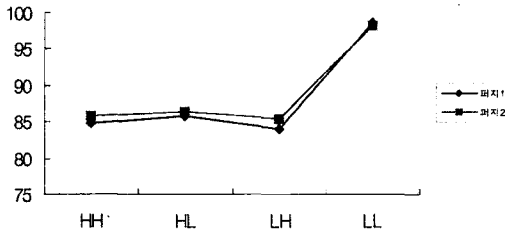


그림 12 깊이 값에 따른 퍼지 적분을 이용한 인식률 결과

획득된 동일 데이터에 대해 투영 벡터의 통계적 방법과 얼굴 특징값 추출을 얼굴의 기하학적인 방법[15]을 적용한 결과를 표 5에 나타내었다. 투영벡터는 얼굴 전체를 가로와 세로 투영에 대한 영역별 평균을 구하여 인식하는 방법으로서 방법은 간단하고 차원을 줄이는 효과가 커지만 인식 성능은 낮게 나타났다. 얼굴의 기하학적인 방법은 얼굴에서 각 부분의 위치관계 및 부피를 이용한(눈의 거리, 코의 부피, 코의 길이 등) 방법으로서 이 또한 차원 감소의 효과는 있었지만 인식률은 낮았다. 각각의 경우에 대해 5위 이내인 경우가 각각 94%와 95%를 나타내므로, 본 논문에서 제안된 방법(1위 기준)보다 낮은 인식 성능을 나타내었다. 다른 방법에 의해 획득된 3차원 얼굴 영상에 대하여 웨이블릿을 적용한 방법에서는 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.

표 5 획득된 데이터를 이용한 다른 방법들 (순위 5위 이내)

방법	인식률(%)
투영벡터	94
기하학적 특징	95

## 6. 결론

본 논문에서는 웨이블릿 변환된 특징 정보와 등고선 영역에 따른 얼굴 형상 정보를 기본으로 하는 퍼지 적분에 의한 3차원 얼굴인식 방법을 제시하였다. 이는 사람마다 고유한 얼굴 표면의 주파수 성분과 다른 깊이 값을 가지는데 착안한 것이다. 신뢰성 있는 얼굴 인식을

위해서 얼굴 영역을 먼저 추출하여 얼굴의 중심인 코끝을 찾은 후 회전된 얼굴 데이터에 대하여 특이값 제거성(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 정의 할 수 있는 장점이 있다. 추출된 얼굴 영상으로부터 얼굴의 주파수 성분들을 웨이블릿 변환을 통하여 구하고, 등고선 값에 따라 등고선 영역별 영상을 구한다. 등고선 영역 별로 각각에 대해 여러 가지의 방법을 적용하여 실험을 한 결과 등고선에 의해 추출된 얼굴의 형상이 잘 구분 되는 DT 30인 경우가 가장 좋게 나타났으며, 주파수 성분에 의한 인식에서는 저주파 성분인 경우가 가장 높은 인식률을 나타내었다. 수평성분의 분석 보다는 수직(깊이 값에 의한) 성분에 의한 퍼지 적분 방법이 더욱 높은 인식률을 나타내었으며 98.65%의 높은 인식률을 나타내었다. 얼굴의 깊이 정보는 개개인의 특성을 잘 나타내며, 표면특징들을 추출해 내기 위한 웨이블릿 변환을 이용한 주파수 분해도 사람들의 얼굴표면을 특정 짓는 귀중한 정보가 될 수 있다는 것을 입증하였다.

## 참고 문헌

- [1] 유명현, 박정선, 이상웅, 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] P. W. Hallinan, *Two- and three- dimensional patterns of the face*, A K Peters, Ltd., 1999.
- [5] R. Brunelli and T. Poggio, "Face Recognition : Features versus Templates," *IEEE Trans. PAMI*, Vol.15, pp. 1042-1052, 1993.
- [6] C. S. Chua, F. Han, and Y. K. Ho, "3D Human Face Recognition Using Point Signature," *4th ICAFG*, 2000.
- [7] J. C. Lee and E. Milios. "Matching Range Image of Human Faces," *Third International Conference on Computer Vision*, pp. 722-726, 1990.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] W. Choi, S. Tse, K. Wong, and K. Lam, "Simplified Gabor Wavelets for Human Face Recognition," Pattern Recognition, Vol.41, pp. 1186-1199, 2007.
- [12] L. Nanni and A. Lumini, "Wavelet Decomposition Tree Select for Palm and Face Authentication," Pattern Recognition Letter, Vol.29, pp. 343-353, 2008.
- [13] 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*, September 2007.
- [14] 권순학, M. Sugeno, "퍼지측도를 이용한 상호작용 시스템의 모델," 한국 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, Vol.7, No.4, pp. 82-92, 1997.
- [15] 이영학, 박건우, 이태홍, "중단면과 횡단면을 이용한 3차원 얼굴 인식", 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제30권 9, 10호, pp. 885-893, 2003.
- [16] 박현석, 이재호, 김희율, "얼굴인식을 위한 포즈 변환," 제15회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, 2003.
- [17] 하용구, "웨이블릿 변환 영역에서 컬러-공간 정보를 이용한 내용기반 영상 검색", 영남대학교, 학위논문, 2001.
- [18] M. Vetterli and J. Kovacevic, Wavelet and Sub-band Coding, Prentice Hall, 1995.
- [19] S. G. Mallat, "A Theory for Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation," IEEE Trans.PatternAnal. MachineIntell, Vol.11, pp. 674-693, July., 1989.
- [20] 박세제, 박영태, "얼굴인식을 위한 PCA, LDA 및 정합기법의 비교", 정보과학회논문지, 소프트웨어 및 응용, 제 30권 4호, pp. 372-378, 2003.
- [21] K. C. Kwak and W. Pedrycz, "Face Recognition Using Fuzzy Integral and Wavelet Decomposition Method," IEEE SMC, Vol.34, No.4, pp. 1666-1675, 2004.
- [22] M. Sugeno, "Fuzzy Measures and Fuzzy Integral-A Survey," In Fuzzy Automata and Decision Process, M. M. Gupta, G. N. Saridis, and B. R. Gaines, Eds. Amsterdam, The Netherlands: North Holland, pp. 89-102, 1997.
- [22] 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*, September 2007.



이영학

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 해외포다(Cardiff Univ.). 2006년 11월~2007년 7월 성균관대학교 연구교수. 2003년 2월~현재 페이스쓰리디 대표이사. 2008년 3월~현재 영남대학교 전자정보공학부 객원교수. 관심분야는 영상처리, 패턴 및 생체 인식, 로봇비전, 임베디드 비전 시스템



심재창

1987년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1990년 2월 경북대학교 대학원 졸업(공학석사). 1993년 8월 경북대학교 대학원 졸업(공학박사). 1987년 삼성항공사원. 1990년 서울대학교 조교. 1997년~1999년 IBM T. J. Waston Research Center 연구원. 2005년 12월~2007년 2월 프린스턴 대학교 Visiting Fellow Professor. 1997년~현재 (주)파미 감사. 2004년~2005년 안동대학교 정보통신원장. 1994년~현재 국립안동대학교 컴퓨터공학전공 교수. 관심분야는 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전, 임베디드 비전시스템, Biometrics