

# 가중치 하우스도르프 거리를 이용한 프로파일 얼굴인식

이 영 학<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 3차원 정면 얼굴 영상으로부터 추출된 프로파일(profile) 영상을 깊이 정보가 반영된 가중치 하우스도르프 거리(weighted hausdorff distance-WHD)를 이용하여 두 영상을 비교하는 인식 알고리즘을 제안한다. 3차원 얼굴 영상은 2차원과 달리, 깊이 정보를 가지고 있으므로 사람 얼굴의 프로파일 영상을 보다 정확하게 그리고 다양한 얼굴 위치에서 추출되어질 수 있다. 코는 얼굴에서 가장 돌출된 형상을 가지고 있으므로, 3차원 데이터의 깊이 값을 평균을 이용한 반복 선택 방법을 사용하여 코의 정점 위치를 찾는다. 이를 기준으로 수직성분들의 깊이 값을 2차원 평면으로 나타내면 프로파일 영상이 추출된다. 입력 영상과 데이터 베이스 영상과의 유사도 비교를 위해, 깊이정보를 가중치로 사용한 WHD방법으로서 두 프로파일 영상의 거리비교는 L1을 이용하여 비교하였다. 제안된 방법으로, 인식률은 5위 이내가 94.3%의 인식률을 나타내었다.

## Face Recognition Based on Weighted Hausdorff Distance for Profile Image

Yeunghak Lee<sup>†</sup>

## ABSTRACT

In this paper, we present a new practical implementation of a person verification system using the profile of 3-dimensional(3D) face images based on weighted Hausdorff distance(WHD) used depth information. The approach works on finding the nose tip have protrusion shape on the face using iterative selection method to use a fiducial point and extract the profile image from vertical 3D data for the nose tip. Hausdorff distance(HD) is one of usually used measures for object matching. This works analyze the conventional HD and WHD, which the weighted factor is depth information. The L1 measure for comparing two feature vectors were used, because it is simple and robust. In the experimental results, the WHD method achieves recognition rate of 94.3% when the ranked threshold is 5.

**Key words:** face recognition(얼굴인식), Hausdorff distance(하우스도르프 거리)

## 1. 서 론

얼굴인식은 최근 패턴인식 분야에서 많은 관심을 가지고 있는 분야 중의 하나이다. 특히 건물의 출입, 보안 그리고 개인의 인증에 관련하여 비접촉식으로 이루어지기 때문에 관심이 높아지고 있다. 얼굴의

프로파일(혹은 실루엣) 영상은 정면 얼굴 영상에서는 나타나지 않는 얼굴의 부가적인 구조 및 정보를 가지고 있으므로 얼굴인식에 있어 또 하나의 중요한 요소가 된다. 프로파일 분석은 의학적으로 외형적인 수정으로 인한 실루엣 변화를 평가하고 3차원 영상 모델을 만들기 위해 사용되어져 왔다[1,2]. 과거의 실루엣 연구는 실루엣으로부터 기준 점들의 위치를 추출하였다. 특징 집합은 이러한 기준점들의 위치로 나타내어진다[3]. 입력 영상의 기준점 위치와 데이터의 베이스 영상의 기준점 위치 사이의 거리를 계산하여 최소 거리가 되는 것을 인식으로 간주하였다. Kaufman

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이영학, 주소 : 대구광역시 북구 태전동(702-723), 전화 : 053)638-9966, FAX : 053)633-6009, E-mail : annaturu@yumail.ac.kr

접수일 : 2003년 11월 13일, 완료일 : 2004년 3월 16일

<sup>†</sup> 정회원, 대구과학대학 겸임교수

등[4]은 특징 벡터로서 정규화된 autocorrelation을 사용하였으며, 두 영상간의 분류는 가중치 k-nearest neighbor 규칙을 이용한 거리를 사용하였다. Harmon 등[5]은 256명의 프로파일 사진에 윤곽을 직접 그려서 사용하였으며, 9개의 기준점을 사용하였다. 이들 기준점으로부터 11개의 특징값을 계산하여, 유클리드(Euclidean)거리를 이용하여 비교를 수행하였다. 위의 연구의 연장으로[6], 11개의 특징들을 10개로 줄여서 실험을 하였으며, 계산 시간이 감소되었다. 또 다른 연구[7]에서는, 17개의 기준점과 임계치 값을 이용하여 96%의 인식률을 얻었다. Wu등[8]은 24개의 기준점을 사용하는 인식 알고리즘을 제안하였다. Harmon등과의 다른 점은, 프로파일 윤곽선을 손으로 그리지 않고 자동으로 획득하였으며, B-spline을 사용하여 변곡점을 찾았다. 18개의 테스트 영상 가운데서 17개를 정확하게 찾아내었다. Yu등[9]은 규칙 기반 기준점 추출 방법을 제안하였다. Aibara등[10]은 P-Fourier descriptor을 사용한 프로파일 얼굴 인식 방법을 제안하였다. 특징 벡터는 저주파수 영역에서 획득된 31개의 퓨리에 계수를 사용하여 130개의 데이터에 대하여 93.1%의 인식률을 나타내었다.

그러나 이러한 프로파일 영상에 대한 대부분의 인식 방법들이 기준위치들을 정확하게 찾는 데 상당히 의존적이다. 즉, 튀어나온 입술, 평평한 턱 그리고 양미간 사이점등의 특징들의 위치를 찾는다는 것이 어렵고, 2차원 영상을 사용하므로 자세 및 카메라 각도에 의해 획득된 데이터에 대한 신뢰도도 떨어진다. 그러나 3차원 영상은 1장의 영상 내에 얼굴의 깊이정보를 가지고 있으므로, 정면얼굴의 얼굴특징을 추출할 수 있을 뿐만 아니라, 이를 이용한 프로파일 영상을 보다 정확하게 추출할 수 있는 장점이 있다. 얼굴의 프로파일 영상을 추출하기 위해 3차원 정면 얼굴 영상을 이용하였으며, 이는 2차원 영상이 가지는 얼굴의 자세와 회전 문제를 해결할 수 있는 특징이 있다.

물체의 형상 매칭은 매칭 방법이 사용된 특징들의 형태와 매칭 측정 평가 등에 따라 많이 다르다. 일반적인 형상 매칭은 화소들의 거리를 이용한 알고리즘으로서 단순하고 영상의 특성 변화에 둔감한 Hausdorff 거리 방법[11]을 이용한다. Hausdorff 거리를 이용한 두 영상의 거리를 비교는 Hausdorff 거리 방법을 응용한 형태로서 Modified Hausdorff 거리를

이용한 매칭 방법[12-14], k번째 순위 Hausdorff 거리 방법[14] 그리고 무게값을 가중치로 이용한 weighted Hausdorff 거리 방법[15]등이 사용되고 있다. 가중치는 비교하고자 하는 대상이나 방법에 따라서 여러 가지의 형태[15,16]로 나타낼 수 있다.

본 논문에서는 얼굴의 프로파일 형상 비교를 위해 코끝을 기준으로 깊이 값을 측정하여 사람 고유의 깊이 정보를 가중치로 사용하는 WHD를 제안하여 입력 영상과 데이터베이스 영상과의 비교 인식을 행한다. 추출된 프로파일 영상으로부터 기존의 HD와 제안된 WHD와의 매칭 결과를 비교한다. 논문의 구성은 2장에서 영상의 전처리 및 회전 에 대한 정규화를 실시한다. 3장에서는 정규화된 영상으로부터 프로파일 영상을 추출한다. 기존의 하우스도르프 거리 측정 방법 및 본 논문에서 제안한 가중치 하우스도르프 거리 방법을 4장에 설명하였다. 5장에서는 실험결과를, 6장에는 결론을 서술하였다.

## 2. 전처리 및 정규화 과정

### 2.1 얼굴 영역 추출

얼굴과 배경이 포함된 영상에 대해 전처리 과정으로써 배경영역과 얼굴 영역을 먼저 분리한다[5]. 머리카락, 배경 그리고 옷은 코의 위치를 찾는 데 오류를 발생시킬 수 있는 가장 큰 요인이고, 불필요한 영역이므로 먼저 제거한다. 여기서 배경은 최저의 깊이 데이터를 갖는다. 입력 영상 그림 2 (a)를 그림 1 및 식 (1)에 나타낸 소벨(sobel) 연산자를 이용하여 그림 2 (b)처럼 얼굴, 배경 그리고 옷의 경계선을 추출한다. 여기서 사용된  $\sigma$ 는 10이고 임계값(threshold)은 255로 하였으며,  $I$ 는 입력영상이며  $S$ 는 소벨 연산을 적용한 영상으로서, 모두 3차원 영상 값을 갖는다.

|                |              |                |
|----------------|--------------|----------------|
| d0<br>i-1, j-1 | d1<br>i-1, j | d2<br>i-1, j+1 |
| d3<br>i, j-1   | d4<br>i, j   | d5<br>i, j+1   |
| d6<br>i+1, j-1 | d7<br>i+1, j | d8<br>i+1, j+1 |

그림 1. 3×3 마스크내의 9화소

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

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

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

$$S(i, j) = \begin{cases} 255, & T > \text{Threshold} \\ I(i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

배경으로 인한 잡음을 제거하기 위하여 네 모서리마다 5×5 영역을 취하여 이 영역들 가운데서 최고값을 구하여 최고 값보다 작은 값을 255로 처리한다. 처리 결과는 그림 2 (c)와 같다. 네 모서리 영역을 취한 것은 얼굴보다 옷과 배경이 더 깊이 위치하기 때문이다. 배경을 제거한 3차원 영상에 대하여 그림 2 (c)처럼 얼굴 아래의 옷 부분은 아직 제거되지 않았으므로 식 (2)를 이용하여 평균값을 구한 후 이를 임계값으로 사용하여 이진 영상화시키면 그림 2 (d)와 같다. N은 3차원 값을 가지는 화소 수를 나타낸다. B는 이진 영상이다.

$$Avg = \frac{1}{N} \sum S(i, j) \quad \text{if, } S(i, j) \neq 255$$

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

머리카락에 대한 잡음들을 제거하고 얼굴만을 추출하기 위해 얻어진 그림 2 (d)의 영상을 레이블링 (labeling)을 한 다음 가장 넓은 영역을 추출하면 그림 2 (e) 와 같이 배경, 머리카락 그리고 옷이 제거된 얼굴 영역만을 추출한 2진 영상을 얻을 수 있다.

## 2.2 코의 정점 찾기

사람의 얼굴은 전체적으로 곡면으로 이루어져 있으며, 정면의 얼굴에서 보면 크게 눈(좌, 우), 코 그리고 입의 3가지 부위로 나눌 수 있다. 입력된 영상은 3D 레이저 스캐너에 의해 획득된 3차원 깊이 정보를 가지고 있으므로 그림 3 (a)처럼 X, Y, Z 좌표를 가진다. 일반적으로 정면 얼굴에서의 최고점은 코끝이 된다. 그리고 얼굴이 심하게 회전된 경우와 특정인의 특별한 얼굴 형상을 제외하고는, 기울어진 영상과 회전된 영상에 대해서도 최고점은 코끝이 된다.

얼굴 영상을 옆으로 회전시켜 보면 그림 3 (b)에서처럼 최고점이 코끝이라는 것을 알 수 있다. 그림 3에 나타내는 것처럼 코는 얼굴의 중앙 영역에 위치하며, 가장 높은 정점을 가지고 있으므로 기준점으로써의 역할을 할뿐만 아니라 찾기가 용이한 특징이 있으므로, 코를 먼저 기준점으로 찾는다. 먼저 식 (3)을 이용하여 배경이 제거된 이진 영상 B를 이용하여 원 영상 I로부터 얼굴 영역을 나타내는 새로운 영상 P를 얻는다. 최고점은 식 (4)과 (5)를 이용한 반복 선택 방법을 이용하여 구하며, 임계값은 평균값으로 한다. 식 (4)을 이용하여, 배경이 제거된 얼굴 영역에서의 깊이 값에 대한 평균을 구하여 임계값을 선정한다. 식 (4)에서 구한 임계값을 이용하여 임계값 이상이 되는 영역만을 취한 것이 식 (5)과 같다. 여기서 M과 N은 가로 세로의 영상 크기이다.

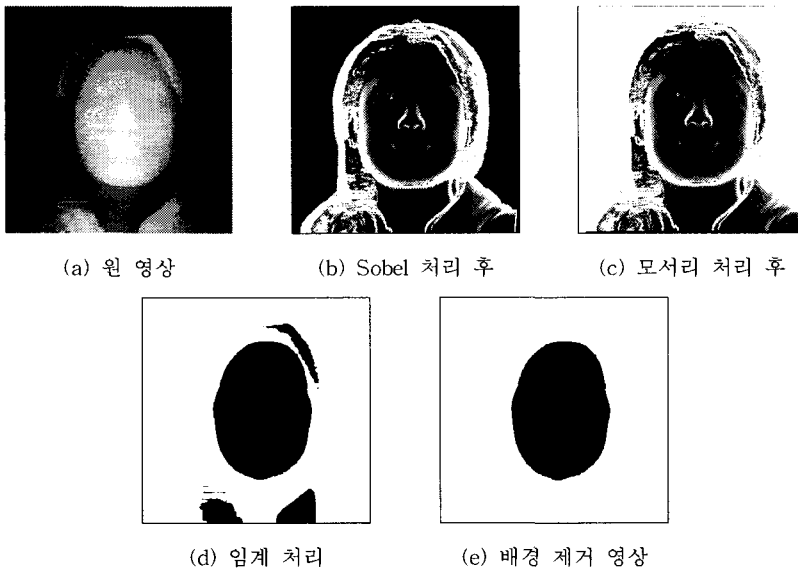
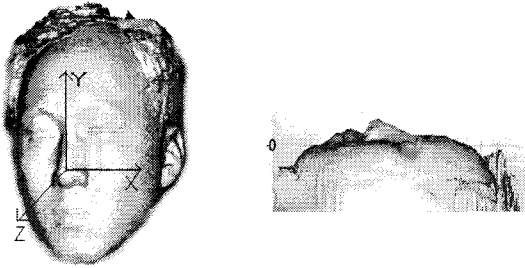


그림 2. 전처리 과정



(a) 3차원 좌표 (b) 옆에서 본 모습  
그림 3. 3차원 얼굴 영상

$$P(i, j) = \begin{cases} I(i, j), & \text{if } B(i, j) = 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

$$Avg = \frac{1}{N} \sum P(i, j), \quad P(i, j) > 0 \quad (4)$$

$$P(i, j) = \begin{cases} P(i, j), & \text{if } P(i, j) > Avg \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

식 (5)에서 구한 결과 영역 내에서 식 (4)을 이용하여 새로운 임계값을 구하고 식 (5)을 이용한다. 이 과정을 반복하면, 임계 평균값 이상이 되는 영역만이 추출되며, 최종적으로는 얼굴에서 가장 높은 값을 가지는 코의 정점이 추출된다. 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)를 구하면 그림 4와 같다.

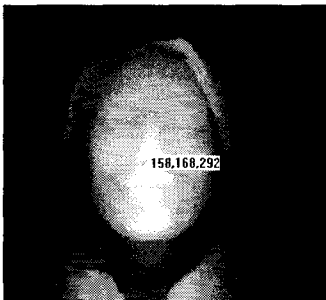


그림 4. 3차원 얼굴 영상에서의 최고점 추출

### 2.3 회전 보상

획득된 정면 얼굴 영상에 대하여, 얼굴 인식 시스템은 정확하게 회전 보상이 이루어지지 않을 경우 정확한 얼굴의 프로파일 영상을 추출하기 어렵다. 그

래서 본 논문에서는 표준 공간 좌표 상에서 회전된 얼굴 영상의 정규화를 실시한다.

#### 2.3.1 Y축 회전(Panning)

본 논문에서 사용된 영상은 3차원 영상이므로, 영상의 좌우의 깊이 값을 비교함으로써 영상의 Y축 회전 각도를 쉽게 찾아 낼 수 있다. 한 점 및 여러 점들 간의 비교는 매우 민감하므로, 본 논문에서는 코의 최고점을 중심으로 좌, 우의 30×30창 내의 깊이 값의 평균과 거리를 이용하여 회전보상 각도를 추출하며, 식 (6~9) 그리고 (10)에 나타내었다.

$$X_L = \frac{1}{n} \sum_{i=s1}^{s1+30} x_i \quad X_R = \frac{1}{n} \sum_{i=s2}^{s2+30} x_i \quad (6)$$

$$M_L = \frac{1}{n} \sum_{i=s1}^{s1+30} \sum_{j=mx_y}^{mxy+30} D_{img}, \text{ if } D_{img} > 0 \quad (7)$$

$$M_R = \frac{1}{n} \sum_{i=s2}^{s2+30} \sum_{j=mx_y}^{mxy+30} D_{img}, \text{ if } D_{img} > 0 \quad (8)$$

$$L = X_L - X_R \quad M = M_L - M_R \quad (9)$$

$$\theta = \text{atan}\left(\frac{M}{N}\right) \quad (10)$$

$X_L$ : centroid of left area

$X_R$ : centroid of right area

$M_L$ : mean value of left local area

$M_R$ : mean value of right local area

$L$ : difference of two centroid value

$M$ : difference of two mean value

$\theta$ : rotated angle

s1: max\_x-15

s2: max\_x+15

계산된 회전 보상각도에 대한 어핀 변환(afine transform)은 식 (11)과 같으며, 그 결과의 예를 그림 5에 나타내었다.

$$\begin{aligned} X &= (x - x_0) \cos \theta + (y - y_0) \sin \theta + x_0 \\ Y &= -(x - x_0) \sin \theta + (y - y_0) \cos \theta + y_0 \end{aligned} \quad (11)$$

그림 5는 원영상의 횡단면과 회전 보상된 영상의 횡단면을 비교하기 위해 동시에 나타낸 것으로 -2.3°(반시계 방향) 만큼 회전 보상시킨 결과로써 보상된 영상은 코를 중심으로 얼굴의 좌, 우 높이 값이 거의 대칭을 이룬다.

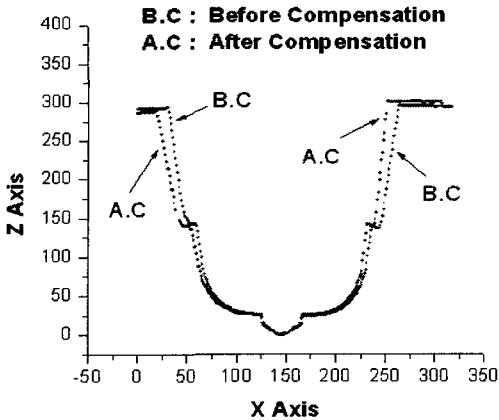


그림 5. 최고점에서 황단면(회전 보상 전, 후 비교)

2.3.2 Z축 회전(Rotation)

얼굴이 좌, 우 대칭이라고 가정한다면 코의 최고점을 기준으로 일정한 깊이 내에 있는 영역들에 대하여 중심과 모멘트를 이용하여 회전된 각도를 찾아낼 수 있다[17]. n개의 픽셀 집합  $Z_i=(x_i, y_i)$  ( $i=1, \dots, n$ )로 구성된 2진 영상의 중심 좌표  $q=(x_q, y_q)$ 는 식 (12)에 의해 구해진다.

$$x_q^p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^p \quad \text{그리고} \quad y_q^p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^p \quad (12)$$

여기서 p는 영역들의 깊이 값(코끝을 기준으로 하는 거리 값)들이며,  $p=15, \dots, 20$ 이다.

모멘트는 어떤 형상에서 동일한 특성을 갖고 있다. 이진영상에서 픽셀 집합  $Z_i=(x_i, y_i)$  ( $i=1, \dots, n$ )와 이의 중심좌표  $q=(x_q, y_q)$ 에 대하여 k, l-차수 중심 모멘트  $\Pi_{k,l}^p$ 은 식 (13)에 의해 구해진다.

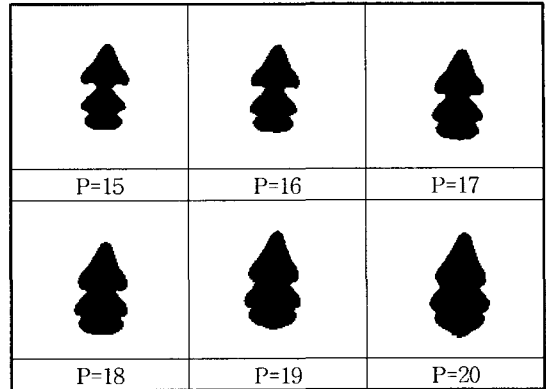
$$\Pi_{k,l}^p = \sum_{i=1}^n (x_i^p - x_q^p)^k (y_i^p - y_q^p)^l \quad (13)$$

이진 형상은 모든 점들에 대하여 k, l-차수 중심 모멘트에 의해 동일하게 나타낸다. 보통의 사람들은 얼굴에서 콧등을 중심축으로 좌우 대칭한 형상이므로 모든 k, l에 대하여  $\Pi_{k,l}^p = \Pi_{l,k}^p$ 인 형태를 나타낸다. 회전 각도는 내부의 최소 모멘트의 축과 기준 축과의 관계에 의해 얻어질 수 있으며 식(14)에 정의하였다.

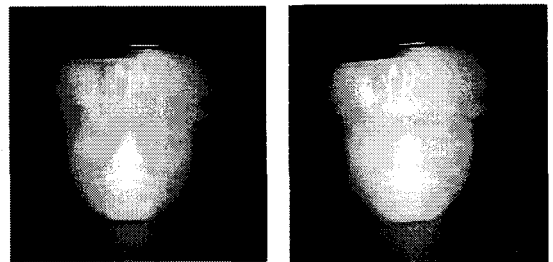
그림 6 (b)의 원 영상에 대하여 그림 6 (a)을 식 11에 적용한 결과  $\theta=-4.37$ 의 회전된 각도가 구해졌

$$\theta = \frac{1}{6} \sum_{p=15}^{20} \left( \frac{1}{2} \tan^{-1} \left( \frac{2\Pi_{1,1}^p}{\Pi_{2,0}^p - \Pi_{0,2}^p} \right) \right) \quad (14)$$

으며, 회전에 대한 보상은 Y 축 회전과 동일하게 어떤 변환을 이용하였다. 회전 결과는 그림 6 (c)과 같다.



(a)



(b)

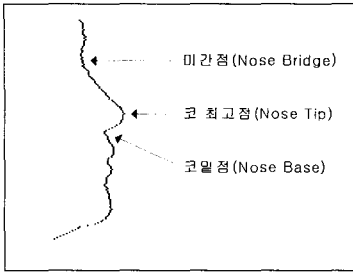
(c)

그림 6. 회전 각도 측정을 위한 깊이 별 추출 영역 데이터 및 회전보상처리 결과 (a) 깊이 threshold에 대한 추출 이진 영역, (b) 원영상 그리고 (c) 회전 보상된 영상.

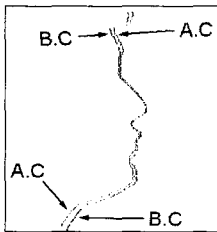
2.3.3 X축 회전(Tilting)

코의 최고점에서  $x_0$ 를 기준으로 한 종단면은 Y-Z 공간으로 나타난다. 일반적으로 정면을 향하는 얼굴 영상은 코밑점이 미간점보다는 높다는 사전지식을 이용하여, 본 논문에서는 모든 영상에 대해 코밑점의 높이 값과 미간점의 높이 값의 차이가 10이 될 때까지 Y-Z 평면을 좌표  $(y_0, z_0)$  중심으로 회전시킴으로써 원영상을 정규화 시키고 회전 보상각  $\theta_X$ 을 구며, 결과 예를 그림 7에 나타내었다.

그림 7의 좌측영상은 일반적인 측면얼굴 영상이며, 코의 최고점과 코와 이마를 잇는 미간점, 그리고 코와 윗입술을 연결하는 코밑점을 나타내고 있다. 얼굴의 영역별 명칭과 정의는 IV장에서 구체적으로 언급한다. 우측 영상은 원영상의 종단면과 회전 보상된



(a) 특징점들의 위치



(b) 회전 보상 전과 보상 후의 비교

그림 7. 최고점으로부터 종단면에 대한 회전 보상 전, 후 비교

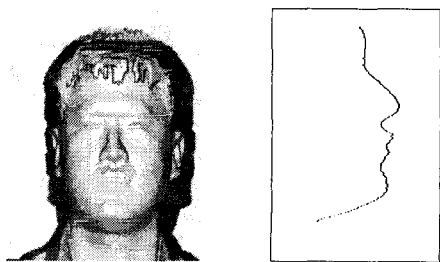
영상의 종단면을 비교하기 위해 동시에 나타낸 것으로 2.5°(시계 방향)만큼 회전 보상시킨 결과이다.

### 3. 프로파일 영상 추출

프로파일 영상은 최고점의 좌표를 기준으로 수직 방향의 3차원 데이터로부터 아래 식 (15)을 이용하여 추출한다.  $I_{img}$ 는 입력 영상이며,  $S_{img}$ 는 추출된 프로파일 영상이며, 크기는  $M \times N$ 이다.  $C$ 는 영상의 중심좌표이며,  $\max_y$ 는 최고점의 세로축 좌표 값이다. 추출된 영상은 중심으로 좌표 이동된 정규화된 영상이 되며 그림 8 (b)와 같다.

$$S_{img}[dif + i][d] = 0 \quad \text{if} \quad I_{img} > 0$$

$$d = I_{img} - C, \quad dif = C - \max_y \quad (15)$$



(a) 3차원 얼굴 영상 (b) 프로파일 영상

그림 8. 3차원으로부터 추출된 프로파일 영상

### 4. Hausdorff 거리 방법

하우스도르프 거리(Hausdorff distance-HD)는 2차원 영상의 형상 비교에 널리 사용되어져 왔다 [11,12]. 두 점  $a$ 와  $b$  사이의 거리를  $d(a, b) = \|a - b\|$ 라 하고, 점  $a$ 와 유한 점 집합  $B = b_1, \dots, b_{N_b}$  사이의 거리는 식 (16)과 같이 정의된다.

$$d(a, B) = \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (16)$$

주어진 두개의 유한 점 집합  $A = a_1, \dots, a_{N_a}$ 와  $B = b_1, \dots, b_{N_b}$ 에 대한 기존의 HD는 식 (17)과 같이 나타낸다.

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (17)$$

여기서 함수  $h(A, B)$ 는 점집합  $A$ 와  $B$  사이의 직접 directed Hausdorff 거리(DHD)이며, 식 (18)과 같이 정의된다. 또한 함수  $h(B, A)$ 는 식 (18)과 마찬가지로 식 (19)처럼 나타낼 수 있다.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} d(a, B)$$

$$= \max_{a \in A} \min_{b \in B} d(a, b)$$

$$= \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (18)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|a - b\| \quad (19)$$

여기서  $\|\cdot\|$ 는 Eculidian norm 또는 L2를 나타낸다.

이러한 일반적인 HD 방법은 잡음이나 훼손된 영상에 상당히 민감하다. 따라서 물체의 정합을 위한 개선된 여러 HD를 제한하였다.

Dubussion과 Jain[14]은 식 (20)과 같이 최대값 보다 모든 거리값들의 평균을 이용하는 modified Hausdorff 거리(MHD)를 제안하여 24가지의 HD를 이용한 거리 측정 방법 가운데서 4가지 방법에 대하여 형상실험을 하였다. 그의 실험 가운데서 MHD가 가장 좋은 매칭 결과를 나타내었으며, 이는 HD에 비해 MHD가 노이즈가 포함된 영상에 대하여 낮은 민감성을 갖는 장점이 있다는 것을 나타낸다.

$$h_{mhd}(A, B) = \frac{1}{N_a} \sum_{a \in A} d(a, B) \quad (20)$$

여기서  $N_a$ 는 집합  $A$ 의 픽셀 수이다.

Hunttenlocher[11] 등은 잡음에 의해 손상되거나 겹쳐있는 정합을 위하여 유사도 측정을 위해 partial Hausdorff 거리 (PHD)를 제안하였다. 이 방식은 손상된 물체의 나머지 부분의 유사도 혹은 두 물체의 닮은 정도를 판단하는 것으로서 식 (21)과 같다.

$$h_K(B, A) = K^{th}_{b \in B} \min_{a \in A} \|a - b\| \quad (21)$$

$K^{th}_{b \in B}$ 는 순차적으로 정렬된  $d(b, A)$  값들의 집합들 가운데  $K$ 번째에 해당하는 순서의 값을 나타낸다. 이 방법은 물체의 훼손 정도에 따른 물체의 유사도를 판단하기 위하여 partial fraction  $f$ 를 사용하였으며,  $f$ 는 0에서 1 사이의 값을 가지며,  $K = F * N_c$ 이다.

본 논문에서는 3차원 얼굴영상으로부터 추출된 프로파일 영상이 얼굴의 세로축에 대하여 깊이 정보를 가지고 있으므로 개개인의 사람을 구별하는 중요한 파라메터가 될 수 있다. Dubussion과 Jain의 MHD를 적용하였고, 두 점 집합 A와 B 사이의 거리 계산을 위해 추출된 프로파일 영상의 각 점에 대한 고유깊이 값을 사용하는 새로운 가중치 Hausdorff 거리(WHD) 방법을 제안한다. 먼저 영상에서의 깊이 값은 얼굴의 최고점인 코끝을 기준점으로 각 화소마다 변화되는 깊이 값을 계산 할 수 있다. 점 집합 A에서 각 화소에 대한 깊이의 차이 값  $W^A$ 는

$$W^A = [MAX^A - D^A] - [MAX^B - D^B] \quad (22)$$

으로 정의된다. 여기서  $MAX^A$ 와  $D^A$ 는 점집합 A의 최고 값(코끝점)과 화소들의 깊이 값이고,  $MAX^B$ 와  $D^B$ 는 점집합 B의 최고 값(코끝점)과 화소들의 깊이 값이다.

각 개인의 특성을 나타낼 수 있는 얼굴의 고유 깊이 정보를 가중치 파라메터로 이용하는 새로운 WHD 방법을 식 (23,24) 그리고 (25)에 나타내었다.

$$d(a, B) = \max(W^A * HD * k, D_{avg} * HD * (1 - k)) \quad (23)$$

$$h_{WHD}(A, B) = \frac{1}{Na} \sum_{a \in A} d(a, B) \quad (24)$$

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (25)$$

여기서 HD는  $HD = \min \|a - b\|$ 이며, 가중치가 적용된 각 점에 대한 거리계산을 MHD를 적용하면 식 (24)와 같다. 그리고  $D_{avg}$ 는 점 집합 A와 B의 최고점

으로부터 깊이에 대한 평균값의 차를 나타낸다. 또한 두 프로파일 영상을 겹쳤을 경우 사람에 따라 얼굴의 세로 크기가 다르므로, 프로파일 영상을 횡방향으로 투영을 하여 점의 개수에 따라 무게를 달리하는 방법을 사용하였다. 식 (23)에서  $k$  값은 하나의 횡에 두개의 점이 존재하면 1의 값을, 그렇지 않으면 0의 값을 주어,  $k=1$ 일 경우 무게 값  $W^A$ 을 선택하고  $k=0$ 일 경우 무게 값  $D_{avg}$ 을 선택하도록 하였다.

### 5. 실험 결과

본 논문의 실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D컬처에서 제작된 See & Feel 3D Scanner를 이용하였다. 레이저 스캐너가 얼굴 영상을 획득하는 방법은 레이저 라인 빔을 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 과정을 거치고, 재표본화와 보간 작업을 수행하여 최종의 320×320크기의 3차원 얼굴 영상이 추출된다. 또한 얼굴 스캐너에서 폐색(閉塞)된 부분의 처리는, 폐색(閉塞)된 주변 경계를 연속하여 돌면서 주변화소들의 중간 값을 선택하는 방식을 사용하며, 머리카락 부분 등은 정확한 데이터를 중심으로 확장 보간하는 방법을 사용하였다. 인식에 사용된 데이터 영상은 정면을 향하고 안경을 착용하지 않은 성인 35명에 대해 2장씩 70장의 영상을 사용하였으며 그림 9와 같다. 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 영상이 획득되어진 후 30분 후에 다시 같은 위치에 앉게 하여 2번째 영상이 획득되어졌다. 영상의 스케일은 분해능이 높은 앞쪽과 분해능이 낮은 뒤쪽의 산술 평균이 되는 중간지점을 기준으로 앞쪽은 decimation 그리고 뒤쪽은 interpolation을 해주어 동일한 영상이 획득되도록 하였다.

제한조건으로써는 안경을 착용한 경우와 코 및 턱 수염이 있는 경우, 그리고 머리카락이 두 눈을 가리는 경우를 배제하였으며, 회전된 영상의 경우엔 양쪽 귀가 보이는 정도만을 허용하였다. 원 영상과 데이터

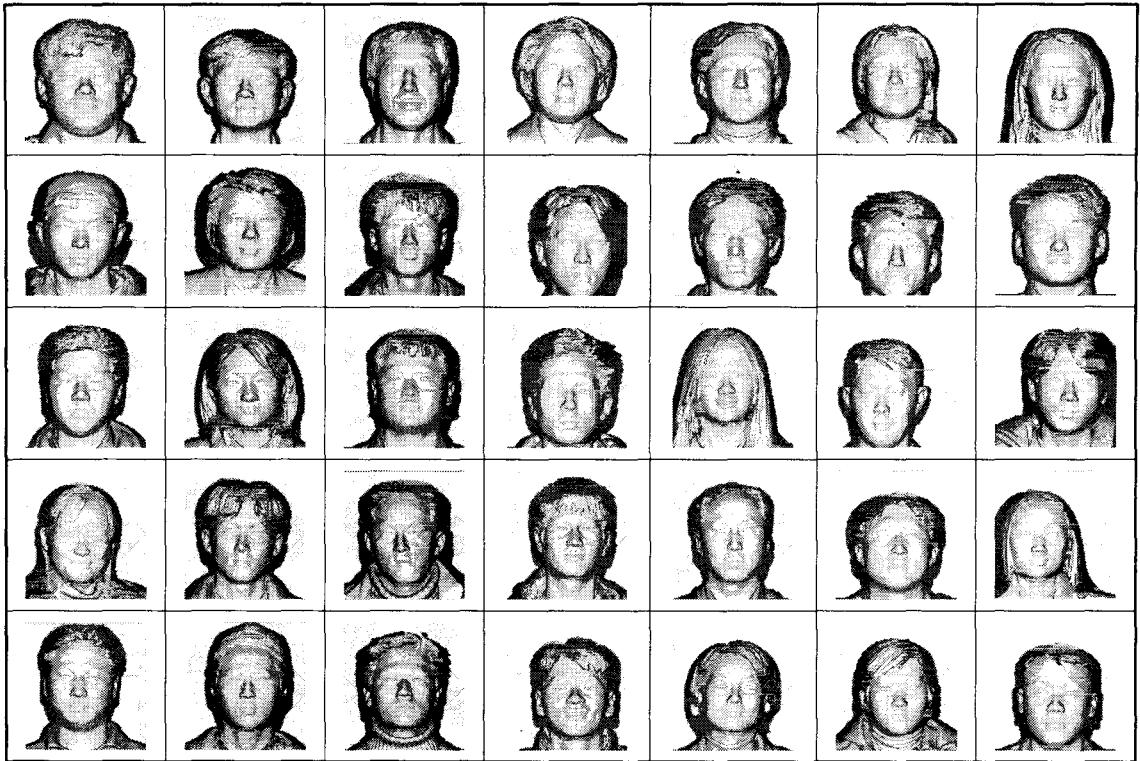


그림 9. 입력 영상

베이스 영상간의 유사도 측정은  $L_1$  거리함수를 이용하여 특징값을 비교하도록 한다.

획득된 3차원 영상에서 정규화를 시킨 후 코의 정점을 찾고 이를 기준으로 개인 별 실루엣 영상을 추출한다. 사람에 따라 그리고 자세에 따라 머리카락 부분은 오류의 원인이 되고 시간에 따라 변할 수 있으므로 이를 배제를 하기 위해 얼굴의 미간 점에서 위로 30이 되는 영역까지를 추출하였다. 추출된 실루엣 영상은 같은 형상의 비교를 용이하게 하기 위하여 전처리에서 구한 코끝이 영상의 중심(160×160)이 되도록 이동을 시킨다. 데이터베이스영상은 코끝을 영상의 중심으로 이동시킨 영상을 사용하였다.

HD의 여러 가지 방법 가운데서 본 논문에서는 가장 일반적인 DHD 방법, DHD 방법의 변형된 방법으로서 점 집합 A와 B에서 구한 거리 값의 평균을 이용하는 AHD 방법, Dubussion과 Jain의 실험에서 가장 우수한 방법인 MHD 방법 그리고 본 논문에서 제안한 WHD 방법을 각각 실험하였다.

본 논문에서 제시한 가중치 Hausdorff 거리 방법

을 적용한 결과 순위 임계값이 5위 이내가 94.29% 그리고 10위 이내가 97.14%을 각각 나타내었으며, 그 결과를 표 1과 그림 10에 나타내었다. 본 논문에서 제시한 방법과의 비교를 행하기 위해 앞서 설명에서 제시한 3가지 추가 실험의 결과를 표 1와 그림 11에 나타내었다.

DHD를 이용한 경우 순위 임계 값이 5위 이내인 경우가 85.71% 그리고 10위 이내가 88.57%로 나타났다. AHD는 두 점에서 구한 평균을 적용한 것으로서,  $H(A,B)=(h(a,B)+h(b,A))/2$  와 같다. AHD의 경우, 순위 임계값이 5위 이내일 경우 88.57%로 나타났으며, 순위 임계값을 높이더라도 인식률이 크게 향상되지

표 1. 하우스도르프 거리를 이용한 인식 비교

|     | Ranked 5 | Ranked 10 | Ranked 15 |
|-----|----------|-----------|-----------|
| DHD | 85.71%   | 88.57%    | 88.57%    |
| MHD | 91.43%   | 94.29%    | 97.14%    |
| AHD | 88.57%   | 88.57%    | 88.57%    |
| WHD | 94.29%   | 97.14%    | 97.14%    |



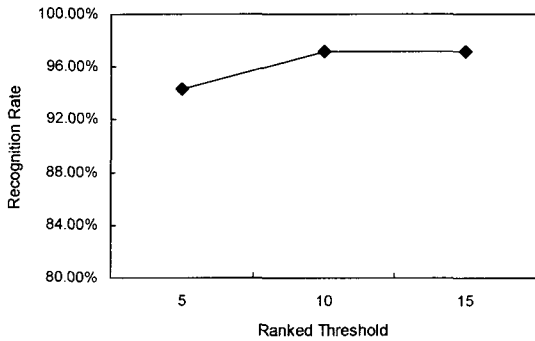


그림 10. WHD를 이용한 인식률 결과

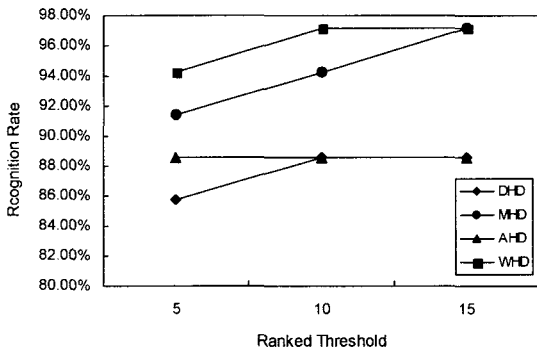


그림 11. 인식률 결과 비교

않았다. 변화가 일어나지 않은 것은 두 점 사이의 거리의 평균을 사용했기 때문으로 사료되어진다. 마지막으로 MHD 방법을 이용한 경우 순위 임계값이 5위 이내인 경우 91.43% 그리고 순위 임계값이 10위 이내인 경우 94.29%를 각각 나타내었다. 기존의 방법을 적용한 결과 DHD 방법이 가장 낮게 나타났으며, MHD방법이 높게 나타났다. 지금까지의 결과를 표

1과 그림 11에 나타내었으며, 5위 이내의 경우, 본 논문에서 제시한 WHD 방법이 가장 높게 나타난다는 것을 확인 할 수 있었다.

대부분의 좋은 자세를 이루는 데이터들은 모두 높은 순위를 나타내었으며, 그림 12에서는 WHD 방법을 사용한 결과의 예를 표시하였다. 검색 결과가 1위로 출력된, img1과 img2의 입력 영상과 DB영상의 실루엣 형상이 거의 비슷하게 나타났다. 결과 순위가 6위인 img3의 경우는, 실루엣이 턱의 아래 부분이 다르게 나타났기 때문이다. 결과 순위가 나쁘게 나타난 img4의 경우는 X축 회전보상을 하였음에도 불구하고 순위가 높게 나타난 것은 입력 영상의 자세가 너무 위로 올려진 상태여서 인식률이 좋지 않았다.

## 6. 결론

본 논문은 3차원 레이저 스캐너를 이용하여 획득한 3차원 정면 얼굴 영상으로부터 추출된 프로파일(profile) 영상을 깊이 정보가 반영된 가중치 하우스도르프 거리를 이용하여 두 영상을 비교하는 인식 알고리즘을 제안하였다. 3차원 영상이 가지는 가장 큰 특징인 깊이 정보를 이용하여, 얼굴의 주 곡률 성분 중에서 최대 곡률을 구하여 얼굴을 회전에 대하여 정규화를 하였다. 얼굴의 최고점인 코 끝을 반복 선택 방법을 이용하여 추출한 후 이를 기준점으로 얼굴의 세로축인 프로파일 영상을 추출하였다. 영상에 비교는 형상 비교를 할 수 있는 하우스도르프 방법을 사용하였으며, 기존의 여러 방법과 비교 실험한 결과 본 논문에서 제안한 깊이 값을 가중치를 사용한 WHD 방법이, 순위 임계값이 5위 이내인 경우 94.3%

|             | img1 | profile1 | img2 | profile2 | img3 | profile3 | img4 | profile4 |
|-------------|------|----------|------|----------|------|----------|------|----------|
| Input Image |      |          |      |          |      |          |      |          |
| DB Image    |      |          |      |          |      |          |      |          |
| Result      |      | 1        |      | 1        |      | 6        |      | 16       |

그림 12. 인식 결과의 예

이며, 10위인 경우는 97.1%로 각각 나타났다. 다른 HD 방법보다는 본 논문에서 제안한 WHD방법이 인식 성능이 우수함을 보였다.

참 고 문 헌

[ 1 ] J. C. Campos, A. D. Linney and J. P. Moss, "The analysis of facial profiles using space technique," *Pattern Recognition* Vol. 26, pp. 819-824, 1993.

[ 2 ] T. A. Akimoto, R. Wallace and Y. Suenaga, "Feature extraction from front and side views of faces for 3D model creation," *Proceeding of IAPR Workshop on Machine Vision and Application*, pp. 291-294, 1990.

[ 3 ] Y. Gao and M. K. H. Leung, "Human face profile recognition using attributed string," *Pattern Recognition*, Vol. 35, pp. 353-360, 2002.

[ 4 ] G. J. Kaufman and Jr., K. J. Breeding, "The automatic recognition of human faces from profile silhouettes," *IEEE Trans. System Man Cybernet*, SMC-6, pp. 113-121, 1976.

[ 5 ] L. D. Harmon and W. F. Hunt, "Automatic recognition of human face profiles," *Computer Graphics Image Process*, Vol. 6, pp. 135-156, 1977.

[ 6 ] L. D. Harmon, S. C. Kuo, P. F. Ramig and U. Raudivi, "Identification of human face profiles by computer," *Pattern Recognition*, Vol. 10, pp. 301-312, 1978.

[ 7 ] L. D. Harmon, M. K. Hhan, R. Larsch and P. F. Ramig, "Machine identification of human face," *Pattern Recognition*, Vol. 13, pp. 97-110, 1981.

[ 8 ] C. J. Wu and J. S. Huang, "Human face profile recognition by computer," *Pattern Recognition*, Vol. 23, pp. 255-259, 1990.

[ 9 ] K. Yu, X. Y. Jiang and H. Bunke, "Face recognition by facial profile analysis," *Proceeding of International Workshop on Automatic Face and Gesture Recognition*, Zurich, pp. 208-213, 1995.

[10] T. Aibara, K. Ohue and Y. Oshita, "Human

face profile recognition by a P-Fourier descriptor," *Opt. Engng.*, Vol. 32, pp. 861-863, 1996.

[11] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman and W. J. Rucklidge, "Comparing images using the Hausdorff distance," *IEEE trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, No.9, pp. 850-863, 1993.

[12] B. Takács, "Comparing Face Images Using the Modified Hausdorff Distance," *Pattern Recognition*, vol. 31, no. 12, pp. 1873-1880, 1998.

[13] K. H. Lin, K. M. Lam and W. C. Siu, "A New Approach using Hausdorff Distances with EigenFace for Human Face Recognition", *7th ICARCV'02*, pp. 980-984, 2002.

[14] M. D. Dubuisson and A. K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching," *12th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 566-569, 1994.

[15] K. H. Lin, K. M. Lam and W. C. Siu, "Spatially eigen-weighted Hausdorff distance for human face recognition," *Pattern Recognition*, vol. 36, no.8 pp. 1827-1834, 2003.

[16] Y. Lu, C.L. Tan, W. Huang and L. Fan, "An Approach to Word Image Matching Based on Weighted Hausdorff Distance," *International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 921-925, 2001.

[17] S. M. Maillet and Y. H. Sharaiha, *Binary digital image processing a discrete approach*, Academic Press, pp. 194-198, 2000.



이 영 학

1988년 2월 영남대학교 전자공학과 학사  
 1991년 2월 영남대학교 전자공학과 대학원 석사  
 2003년 4월 영남대학교 전자공학과 대학원 박사  
 1991년 1월 ~ 1995년 9월 LG정

밀(주) 용인연구소 주임 연구원  
 1998년 3월 ~ 현재 대구과학대학 겸임교수  
 2003년 3월 ~ 현재 안동대학교 시간강사  
 2002년 2월 ~ 현재 (주)페이스쓰리디 공동설립  
 관심분야: 영상처리, 패턴인식, 통신시스템