

표면 곡률을 이용한 3차원 얼굴인식

배기억, 이영학, 이태홍
영남대학교 전자공학과

전화 : 053-810-3922 / 핸드폰 : 011-510-4636

3D Face Recognition using Surface Curvature

Kiup Bae, Yeunghak Lee, Taihong Yi
Dept. of Electronic Engineering, Yeunnam University
E-mail : bku4636@yumail.ac.kr

Abstract

Three-dimensional face recognition algorithm using curvature information representing characteristics of surface form is suggested.

The experiment showed more than 90 percent of recognition for the noses which had definite change value of data, and contained much information about surface curvature. Recognition ratio using a contour taken from the remaining part other than the eyes, noses, mouths which are the main components of faces showed the important role, which could be used as the important index information in the three-dimensional face recognition.

I. 서론

오늘날 멀티미디어 정보사회에서는 개인에 대한 정보관리 및 보호가 무엇보다 중요하게 되었다. 최근에는 컴퓨터를 이용한 개인의 정보보호 및 신분확인을 위해 인체 특징을 이용하는 생체인식기술이 많이 연구되고 있다. 그 가운데 얼굴 인식기술은 사용자의 특별한 동작이나 행위에 대한 요구 없이 비접촉식으로 자연스럽게 신분 확인을 할 수 있는 장점으로 편리하고 경쟁력 있는 생체인식 기술로 평가된다.

2차원 얼굴 인식은 외부 조명변화에 대한 영향과 접근거리에 따라 발생하는 scaling 변화에 의해 실제 적용에 어려움이 많다. 그러나 레이저 스캐너에 의한 3차원 얼굴영상의 획득은 얼굴 전체에 대한 깊이 정보

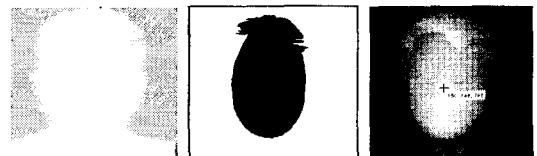
를 정확하게 획득할 수 있어 기존의 2차원에서의 문제점을 해결할 수 있게 되었다.

본 논문에서는 얼굴의 형태 특성을 잘 나타내는 표면곡률 정보를 이용한 3차원 얼굴인식 알고리즘을 제안한다. 신뢰성 있는 얼굴 인식을 위해서 3차원 거리데이터의 정규화를 실시하였고, 얼굴의 구성요소인 눈, 코, 입의 부분영역과 이들의 그룹화로 나타나는 등고선 깊이값에 따른 전역영역을 추출하였다. 추출된 특징영역에서 곡면 분석 시 매우 중요한 파라미터인 표면 곡률 정보를 이용하여 누적히스토그램 방법으로 색인정보를 추출하여 인식을 수행하는 영역기반의 얼굴인식 방법이다.

II. 전처리 과정 및 정규화

(1) 전처리 과정

그림 1.(a)와 같은 원영상을 획득한 경우, 먼저 영상에서 인식하고자 하는 얼굴 부분만을 배경으로부터 분리하는 전처리 과정을 거친다. 이 방법은 입력된 3차원 영상 네 모서리의 5×5 영역에서의 최고값을 구한 다음 이보다 작은 영역은 모두 0으로 해서 그림 1.(b)와 같이 레이블링을 이용해 얼굴영역만을 추출한다.



(a) (b) (c)
그림 1. 전처리 및 코의 최고점 추출영상

코의 최고점은 얼굴의 다른 특징들을 추출해 내는 기준점으로써 배경이 제거된 얼굴영역에서 식 (1)과 식 (2)을 반복적으로 적용하는 배경소거법에 의해 구해지며, 그림 1.(c)와 같다 [1].

$$Avg = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} D(i, j), \quad D(i, j) > 0 \quad (1)$$

$$D(i, j) = \begin{cases} D(i, j), & D(i, j) > Avg \\ 0, & Otherwise \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $D(i, j)$ 는 i, j 위치의 깊이정보이고, M, N 은 영상의 가로, 세로 크기이다.

(2) 정규화

전체 보상각에 크게 영향을 주는 평면회전과 깊이회전의 보상각도를 구해 크기비교를 한 후 더 큰 보상각을 가진 회전부터 처리하게 되며 상하회전은 단면 패턴의 대칭성을 그대로 유지시키기 때문에 항상 평면과 깊이 회전에 의해 보상된 후에 수행하게 된다.

가) 깊이 회전보상(Y축 회전): 코의 최고점 좌표 (x_p, y_p) 에 해당하는 높이값을 z_h 라고 할 때, y_p 를 기준으로 평행한 평면을 X-Z 공간으로 나타낼 때 원영상의 깊이 회전 보상각 θ_y 를 구하기 위해 식 (3)을 이용한다.

$$D_1 = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N |Rseg(x_p + i + 15, y_p + j) - Lseg(x_p + i - 45, y_p + j)| \quad (3)$$

여기서 $Rseg(i, j)$, $Lseg(i, j)$ 은 좌표 (i, j) 위치의 깊이 값이고, M, N 은 각각 30 이다.

나) 평면 회전보상(Z축 회전): 얼굴이 좌, 우 대칭이므로 코의 최고점을 기준으로 일정한 깊이 내에 있는 영역들에 대하여 무게중심과 모멘트인 식 (4)와 식 (5)을 이용하여 회전 보상각 θ_z 를 찾아 낼 수 있다 [2].

$$x_{q,p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{i,p}, \quad y_{q,p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_{i,p} \quad (4)$$

$$\mu_p^{k,l} = \sum_{i=1}^n (x_{i,p} - x_{q,p})^k (y_{i,p} - y_{q,p})^l \quad (5)$$

여기서 $q=(x_q, y_q)$ 는 무게중심 좌표이고, p 는 영역들의 깊이 값들이며, $p=15, \dots, 20$ 이다. 6가지의 깊이에 대한 등고선 값에 의한 회전된 각도는 기준 축과 최소 관성 능률 축에 의해 만들어지며 그 각도의 값은 식 (6)에 의해 구해진다.

$$\theta_z = \frac{1}{6} \sum_{p=15}^{20} \left(\frac{1}{2} \arctan \left(\frac{2\mu_{1,1}^p}{\mu_{2,0}^p - \mu_{0,2}^p} \right) \right) \quad (6)$$

그림 2.는 평면 회전과 깊이 회전에 대한 보상전과 후의 영상이다. 그림 2.(a)는 θ_z 을 -32° 보상한 영상의 코 영역이고, 그림 2.(b)는 θ_y 을 -4.8° 로 보상한 영상의 횡단면이다.

다) 상하 회전보상(X축 회전): 일반적으로 정면을 향하는 얼굴영상은 코밑점이 미간점보다 높다는 사전지식을 이용하여, 본 논문에서는 모든 영상에 대해 코밑점의 높이 값과 미간점의 높이 값의 차이가 10이 될 때까지 Y-Z 평면을 좌표 (x_p, y_p) 중심으로 회전시킴으로써 원영상을 정규화 시키는 회전 보상각 θ_x 을 구하며 그림 2.(c)는 2.5° 회전 보상시킨 결과 영상이다.

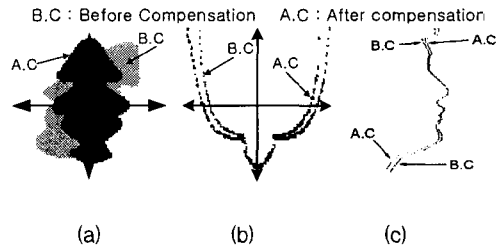


그림 2. 평면, 깊이, 상하회전 보상 전후의 영상

III. 특징영역 추출 및 특징값 계산

(1) 특징점 추출

코 최고점을 제외한 코 둘레의 특징점들은 공통적으로 오목한 부분들이다. 그래서 미간점과 코밑점은 5×1 창을, 좌, 우측 코끝점은 1×5 창을 이용하여 특징점을 구한다. 눈의 내부 특징점들은 20×30 의 창으로 최고 깊이값을, 입의 중심 특징점은 5×1 의 창으로 구할 수 있다. 그러나, 거리 데이터값이 분명하지 않은 입, 눈의 외각점은 곡면률을 이용하여 찾는다.

(2) 특징영역 추출

얼굴의 구성요소 중에서 눈, 코, 입이 가장 확실한 정보로 사용될 수 있다. 따라서 특징벡터에 사용될 영역추출은 두 눈과 코, 입 그리고 이를 포함하는 얼굴의 깊이 데이터를 이용한 깊이 20, 30, 40의 등고선 영역을 추출한다. 영역 추출 시 경계선을 완벽하게 포함시키기 위해서 경계선 보다 좀더 넓게 영역추출을 한다.

먼저 코 영역은 미간점, 코밑점, 좌, 우측 코 끝점이 이루는 사각형 범위 내에서 깊이 20에 해당되는 영역을 그림 3.(a)와 같이 구한다. 이는 코 둘레의 경계선 부분이 많이 빠져 있으므로 주곡률 최고값인 $k_1 > 0.7$ 과 평균곡률 $M > 0.7$ 의 문턱치를 이용한 합에 의해 그림 3.(b)와(c) 같이 경계선과 경계선이 포함된 영역을 구한다. 이때 경계선을 확실히 포함시키기 위해 모폴

러지 기법을 이용하여 그림 4.(d)와 같은 확장된 최종 코 영역을 구한다.

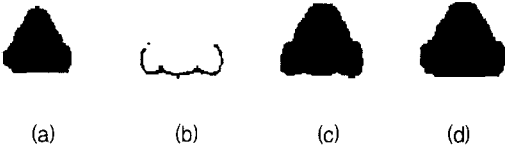


그림 3. 코 영역 추출

입 영역과 눈 영역의 추출은 코 영역에 비해 깊이 값에 대한 거리 데이터 변화가 적다. 그래서 주곡률 $k_1 < 0.0$ 을 이용하여 입 영역을 먼저 추출한 다음 Gaussian 필터에 의해 턱수염이나 콧수염으로 인한 잡음을 제거하고 입술의 잔주름에 의해 떨어져 있는 입술 영역들을 잇기 위해 모폴러지의 확장 연산을 이용해 레이블링을 한다. 윗입술과 아랫입술이 만나는 지점은 오목한 곡률값이 큰 부분으로 평균곡률 $M > 0.0$ 을 이용하여 주곡률과 합에 의한 모폴러지를 수행함으로써 입역역을 그림 4.와 같이 구할 수 있다. 눈 영역의 추출은 입과 동일한 방법으로 이루어진다.



그림 4. 입역역 추출

깊이 20, 30, 40에 대한 등고선 영역추출은 배경이 제거된 3차원 영상에서 최고점으로부터 깊이 20, 30, 40의 등고선 값을 취하고, 그 내부 영역과 외부영역을 이진화 된 영상으로 변환하여 레이블링 작업을 실시한 후 그림 5.와 같이 추출한다.

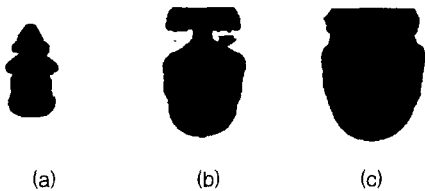


그림 5. (a)깊이 20 (b)깊이 30 (c)깊이 40

(3) 표면 곡률의 정의

3차원 물체의 인식을 하기 위해서는 표면 특성에 관한 정보가 필요하다. 이때 표면 특성은 표면 함수(surface function)와 같은 수학적 형태로 정의되며, 입의의 평활 표면(smoothed surface)은 매개 변수공간에서 제 1 기본형과 제 2 기본형으로 정의가 가능하다.

3×3영역에서의 2차원 명암값을 3차원 공간의 디지털 표면으로 정의한다면 제 1기본형 I는 식(8)과 같다 [3].

$$I = ds^2 = dR = E dx^2 + 2F dx dy + G dy^2 \quad (8)$$

여기서 E, F, G는 다음과 같다.

$$E = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2, \quad F = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}, \quad G = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2$$

제 2기본형을 II라 할 때 그 표현식은 식(9)와 같다.

$$II = -dR \cdot dn = e dx^2 + 2f dx dy + g dy^2 \quad (9)$$

여기서 e, f, g는 다음과 같다.

$$e = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x^2}}{(EG - F^2)^{1/2}}, \quad f = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y}}{(EG - F^2)^{1/2}}, \quad g = \frac{\frac{\partial^2 z}{\partial y^2}}{(EG - F^2)^{1/2}}$$

최대곡률값 k_1 과 최소곡률값 k_2 는 식(10)과 (11)로 표현된다.

$$k_1 = \frac{gE - 2Ff + Ge - \sqrt{(gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)}}{2(EG - F^2)} \quad (10)$$

$$k_2 = \frac{gE - 2Ff + Ge + \sqrt{(gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)}}{2(EG - F^2)} \quad (11)$$

Gaussian 또는 전체 곡률 K와 평균곡률 M은 식(12)와 (13)에 의해 정의된다

$$k_3 = K = k_1 k_2 = \frac{(eg - f^2)}{(EG - F^2)} \quad (12)$$

$$k_4 = M = \frac{(k_1 + k_2)}{2} = \frac{(Eg - 2Ff + Ge)}{2(EG - F^2)} \quad (13)$$

(4) 특징영역의 누적 히스토그램

코, 입, 눈, 깊이 20, 30, 40의 영역에 대한 각각의 영상 D에서 k_{max} , k_{min} , M, K에 대한 곡률값들을 -2.0 ~ 2.0로 정규화를 시킨 다음 n개의 곡률값을 가지는 c_1, c_2, \dots, c_n 로 양자화 된다고 할 때, 영상 D에 대한 누적히스토그램 AH(D)은 식(14)과 같이 정의한다.

$$AH(D) = \langle h_{c_1}(D), h_{c_1}(D) + h_{c_2}(D), \dots, h_{c_1}(D) + \dots + h_{c_n}(D) \rangle \quad (14)$$

여기서 n은 256이고, $h_{c_i}(D)$ 은 표면 곡률값 c_i 를 갖는 화소의 수를 나타낸다.

본 논문에서는 각 곡률 빈에 대해 32개의 구간으로 나누어 각 구간의 변화량을 구하여 특징벡터로 사용하므로 색인 정보의 수를 효과적으로 줄이면서 인식 효율에는 거의 영향을 주지 않았다.

IV. 실험 및 결과

본 실험에 사용된 3차원 얼굴영상은 4D 컬러사에서 제작된 스캐너를 이용하여 획득한 320×320의 3차원 얼굴영상으로 정면을 향한 남녀 42명에 대해 각각 2장씩 84장을 DB영상으로 사용하였다.

원영상과 DB영상간의 유사도 측정은 L_1 거리함수를 이용하여 식 (15)과 같이 특징값을 비교하였다.

$$R_{diff} = |D - D'|_{L_1} \quad (15)$$

$$= \sum_{i=1}^n [|dt_i(D)_{query_img} - dt_i(D')_{DB_img}| \times W_{dt_i(D), dt_i(D')}]$$

표 5 부분 영역에 대한 인식률(%)

영역	코				입				왼쪽 눈				오른쪽 눈			
순위	k_1	k_2	k_3	k_4	k_1	k_2	k_3	k_4	k_1	k_2	k_3	k_4	k_1	k_2	k_3	k_4
5	88	69	63	62	49	35	45	35	42	31	39	32	44	39	36	43
10	95	83	86	80	65	48	55	46	55	38	46	42	62	49	58	58
15	96	91	93	89	67	58	68	64	64	49	55	57	73	57	71	67
20	100	95	98	95	79	70	74	74	71	58	64	68	80	68	79	76

표 1은 코, 입, 눈의 영역별로 주곡률(k_1, k_2)과 Gaussian곡률(k_3), 평균곡률(k_4)에 의한 인식률을 나타낸 것이다. 순위임계값 15에서 각 영역은 주곡률(k_1)에 의한 것이 가장 높은 인식률을 보이고 있으며, 얼굴 영역에서 코가 인식에 상당한 비중을 가지고 있음을 나타낸다. 이것은 코를 포함한 얼굴의 국부적 영역이 다양한 깊이 데이터값을 가지고 있으며, 코의 특징영역이 좋은 표면 곡률 특성이 있음을 나타낸다.

표 6 전역 영역에 대한 인식률(%)

영역	contour20				contour30				contour40			
	k_1	k_2	k_3	k_4	k_1	k_2	k_3	k_4	k_1	k_2	k_3	k_4
5	45	41	43	42	66	55	62	58	71	61	55	62
10	61	57	61	56	82	73	75	66	76	76	68	70
15	76	66	71	65	89	85	89	88	82	86	82	79
20	80	74	77	75	96	94	94	94	87	91	89	85

표 2는 등고선 깊이값에 따른 인식률이다. 표 1과 같이 주곡률(k_1)에 의한 것이 가장 높은 인식률을 보이고 있으며, 영역별로는 깊이 30이 좋은 결과를 나타낸다. 이것은 부분영역 중 인식률이 낮은 눈영역이 제외되었기 때문이지만, 같은 눈영역이 제외되고 인식률이 높은 코와 입영역이 포함된 깊이 20에서 보다 높은 인식률을 보이는 것은 부분영역인 코와 입, 눈 이외의 얼굴영역에 대한 형태정보도 색인 데이터에 대한 정보를 가지고 있음을 보여주고 있는 것이다.

하지만 인식률을 저하시키는 눈 영역이 포함된 깊이 40에서는 더 많은 얼굴 영역이 포함되었지만 깊이 30

에 비해 낮은 인식률을 나타내는 것은 부분영역이 전역영역에 비해 색인 데이터에 영향을 더 많이 주고 있음을 그림 6.에서 나타내고 있다.

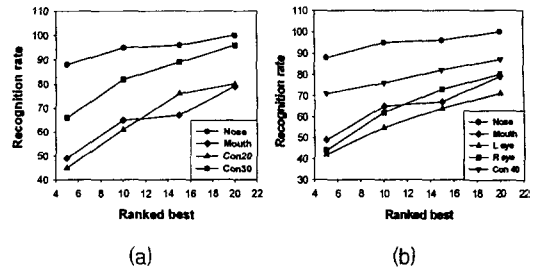


그림 6. 부분영역과 전역영역의 인식률 상관관계

또한 깊이 40에서 주곡률 최고값 k_1 이 다른 영역과 비교해서 인식률이 낮은 이유는 깊이 40의 영역은 얼굴과 제거된 배경과의 경계선 부분을 포함하기 때문으로 잡음에 강한 평균곡률과 비교해서 상대적으로 인식률이 떨어지는 것이다.

V. 결론

본 논문에서는 3차원 물체 인식에서 표면 형태 특성을 잘 나타내는 곡률 정보를 이용한 3차원 얼굴인식 방법을 제시하였다. 실험에서 코와 같이 깊이 데이터에 대한 변화값이 분명하고, 표면곡률에 대한 정보를 많이 포함하고 있는 영역에 대해서는 인식률이 모두 90%이상 나왔으며, 등고선 깊이값을 이용한 인식률은 기존의 얼굴 구성요소인 눈, 코, 입에 대한 실험뿐만 아니라 그 외 얼굴영역도 3차원 얼굴 인식에 중요한 색인 정보로서의 이용가치가 있음을 확인할 수 있었다.

향후 연구 과제로는 정확한 특징점 검출을 하기 위해서 모델 변화 패턴을 학습시킬 수 있는 active shape model이나 active contour방법을 적용함으로써 인식 효율을 더욱 개선할 수 있으리라 전망된다.

Reference

- [1] 이영학, 심재창, 이태홍, “코 정보를 이용한 3차원 얼굴 인식,” 제 14회 신호처리합동학술대회 논문집, 제 14권, 제1호, p.135-138, 2001
- [2] Stephane Marchand-Maillet, Yazid M. sharaiha, “Binary Digital Image Processing A Discrete Approach,” ACADEMIC PRESS, pp.194-195, 2000
- [3] Peet, F. G., and T. S. Sahota. 1985. Surface Curvature as a Measure of Image Texture. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. AMI-7.6, pp. 734-738, 1985.11