

인간의 행동 인식을 위한 얼굴 방향과 손 동작 해석

Analysis of Face Direction and Hand Gestures for Recognition of Human Motion

김 성 은, 조 강 현, 전 희 성, 최 원 호, 박 경 섭

(Sung-Eun Kim, Kang-Hyun Jo, Hee-Sung Jun, Won-Ho Choi, and Kyoung-Sup Park)

Abstract : In this paper, we describe methods that analyze a human gesture. A human interface (HI) system for analyzing gesture extracts the head and hand regions after taking image sequence of an operator's continuous behavior using CCD cameras. As gestures are accomplished with operator's head and hands motion, we extract the head and hand regions to analyze gestures and calculate geometrical information of extracted skin regions. The analysis of head motion is possible by obtaining the face direction. We assume that head is ellipsoid with 3D coordinates to locate the face features like eyes, nose, and mouth on its surface. If we know the center of feature points, the angle of the center in the ellipsoid is the direction of the face. The hand region obtained from preprocessing is able to include hands as well as arms. For extracting only the hand region from preprocessing, we should find the wrist line to divide the hand and arm regions. After distinguishing the hand region by the wrist line, we model the hand region as an ellipse for the analysis of hand data. Also, the finger part is represented as a long and narrow shape. We extract hand information such as size, position, and shape.

Keywords : HI(Human Interface) system, head and hand region segmentation, feature extraction, head direction, hand gesture analysis

I. 서론

인간은 목소리, 얼굴 표정, 머리의 방향, 손과 다리의 동작 등을 이용해 의사 전달을 한다. 이러한 인간의 의사 전달 표현은 지역과 문화에 따라 차이가 있지만, 서로간의 통신 수단에 아주 중요한 역할을 한다. 인간의 의사 전달에 관한 연구는 오랜 시간동안 연구되어 왔고 컴퓨터의 발전과 더불어 최근에는 컴퓨터와의 의사 전달을 위해 인간의 행동을 인식하고자 하는 연구가 많이 진행되고 있다[1][2]. 의사 전달을 위한 도구로써 손의 동작은 그 형태와 움직임의 다양성 때문에 그 자체로써 하나의 언어(수화)가 될 수 있다[3]. 지금까지 손의 동작 인식을 위한 광범위한 연구는 Data Glove에 의해 많이 이루어져 왔다. Data Glove는 손의 동작을 해석하고 인식하기 위해 장갑에 센서를 부착하여 손의 다양한 움직임에 대한 3차원 좌표를 쉽게 얻을 수 있도록 고안된 장치이다. 그러나 장비를 항상 착용해야 한다는 불편함과 고가이기 때문에 인간 중심의 접속 장치로는 부적절하다. 논문에서는 동작자의 전방과 전방 상단에 설치된 두 대의 CCD카메라를 이용해 아무런 장비를 부착하지 않은 동작자의 동작을 추출한다. 해석된 동작자의 동작은 크게 얼굴의 방향과 손 동작에 관한 부분으로 나누어진다.

아무런 장비를 부착하지 않은 동작자의 동작을 해석하

접수일자 : 2000. 10. 14., 수정완료 : 2001. 2. 20.

김성은 : 한국전자통신연구원 가상현실연구센터(sek62958@etri.re.kr)

조강현, 전희성, 최원호, 박경섭 : 울산대학교 전기전자정보시스템공학부(jkh@uou.ulsan.ac.kr/hsjun@uou.ulsan.ac.kr/whchoi@uou.ulsan.ac.kr/parkks@uou.ulsan.ac.kr)

※ 본 논문은 1998~2000년도 정보통신부 우수시범학교 사업의 연구지원을 받아 연구를 수행하였습니다.

기 위해, 동작자의 영역을 색상의 변화에 따라 작은 덩이로 구분하여 추출하거나[4][5] 연속된 영상을 비교해서 움직인 영역을 추출하는 법[3][6]이 많이 사용된다. 논문에서는 각각의 입력 영상에 대해 피부색 영역을 추출한 후 모델링을 통해 특징을 추출한다.

동작자의 특징을 추출하기 위해 입력 영상으로부터 동작자의 피부색에 해당하는 영역을 추출한다. 그리고, 추출된 영역을 머리와 손의 영역으로 구분한 뒤, 각 영역을 모델링한다. 각 영역에 따라 제안한 모델링에 의해, 머리의 영역으로부터 얼굴의 방향을 얻고 손의 영역으로부터 손의 특징을 얻는다.

얼굴의 방향을 얻기 위해 얼굴의 특징점인 두 눈과 코, 입의 위치를 추출한다. 그리고, 각 특징점들의 중점을 계산한 뒤, 설정된 머리 모델의 관계에서 얼굴의 방향을 찾는다.

손의 특징을 얻기 위해 손 영역의 크기, 위치, 형상 정보를 추출한다. 크기 정보는 손 영역을 이루는 픽셀의 개수로부터 얻을 수 있다. 위치 정보는 두 대의 카메라로부터 입력되어지는 영상을 비교함으로써 얻을 수 있다. 형상 정보는 손 영역의 모델링을 통해 얻는 정보들과 손가락 추출에 의해 얻는 정보를 비교함으로써 구할 수 있다.

두 대의 CCD카메라로 입력된 정지 영상으로부터, 추출된 동작자의 얼굴 방향과 손의 특징을 연속된 시간의 흐름에서 해석을 할 경우 동작자의 동작을 해석할 수 있다. 본 논문에서는 동작을 해석하기 위한 전 단계인, 입의 시간에 CCD카메라로 입력된 정지 영상으로부터 얼굴의 방향과 손의 특징을 추출하는 기법에 대해 기술한다.

II. 특징 추출을 위한 전처리 과정

동작은 동작자의 머리와 손의 움직임에 의해 이루어지

므로 동작 인식을 위한 과정으로 먼저, 동작자의 머리와 손의 영역을 추출한다. 입력 영상에서 피부색 영역만을 취함으로써 머리와 손의 영역을 찾는다. 피부색은 칼라 영상의 RGB분포를 계산함으로써 얻을 수 있다. 실험적으로 선택한 RGB분포는 $(R, G, B) = (120, 80, 70) \sim (245, 240, 220)$ 이다. 피부색을 추출한 결과를 그림 1에 보인다. 추출된 영역은 머리와 두 손을 포함하는 영역, 그리고 원하는 정보를 포함하고 있지 않는 불필요한 영역으로 나누어진다. 정보를 포함하고 있지 않는 불필요한 영역은 그 넓이가 머리와 두 손의 영역이 가질 수 있는 최소한의 유효 넓이보다 적게되므로, 추출된 영역들의 넓이를 비교, 검사함으로써 불필요한 영역이 제거된 머리와 두 손의 영역만을 얻는다. 얻어진 영역은 머리와 두 손의 영역이 모두 겹쳐져 있는 경우, 머리와 한 손의 영역이 겹쳐져 있는 경우, 머리를 제외한 두 손의 영역이 겹쳐져 있는 경우, 그리고, 머리와 두 손의 모든 영역에서 겹쳐져 있지 않는 경우로 나누어진다.

얻어진 피부색 영역들의 정보를 계산한다. 각각의 영역에 대해, 특징 추출에 필요한 영역의 진행방향, 기울기, 형태의 정보를 얻기 위해 각 영역들은 근사적으로 타원의 형태로 되어있다고 가정하고 타원의 방정식에 의해 모델링 한다. 영역의 중점을 구한 후, 그 중점과 영역의 경계선(edge)을 비교하여 장축과 단축의 위치, 장축의 기울어진 각, 그리고 장축에 대한 단축의 비율을 구한다.

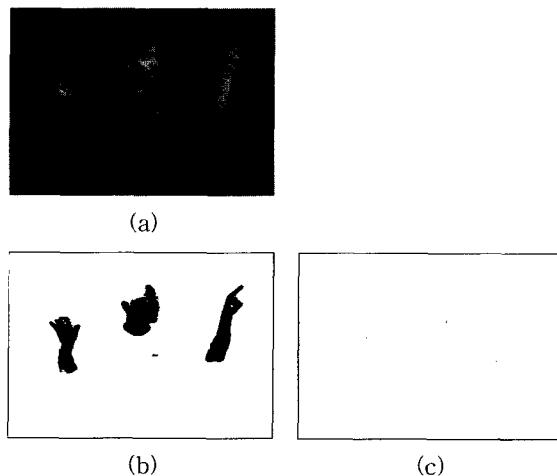


그림 1. (a) 입력 영상, (b) 피부색 추출, (c) 경계선추출.

Fig. 1. (a) Input image, (b) Skin color extraction, (c) Edge extraction.

모델링된 각 영역을 비교하여 그 영역이 머리와 두 손의 영역 중 어느 부분에 해당되는지를 결정한다. 동작자의 머리의 움직임에 있어서, 머리의 움직임은 손의 움직임과는 달리 방향의 변화만 있고, 위치의 변화는 거의 없다. 그래서, 머리가 존재할 수 있는 위치의 좌표를 미리 정의한 후, 영역들을 검사해서 그 좌표를 포함하고 있는 영역을 머리의 영역으로 간주한다. 머리의 영역이 찾아지면 그 영역이 손 영역과 겹침이 발생하였는지를 검사한다. 겹침이 발생하지 않았을 경우, 머리 영역으로 모델링된 타원의 형태는

장축의 기울기가 수직에 근접하고, 장축에 대한 단축의 비가 1에 가까운 형태가 된다. 영역의 중점은 머리가 존재할 수 있는 미리 정해진 좌표에 근접하게 된다. 만약, 머리 영역에서 손 영역과의 겹침이 발생하면 모델링된 타원의 각 특성도 바뀌게 된다. 머리의 영역이 오른손을 포함한 영역과 겹치게 되면 중점은 오른쪽으로, 왼손을 포함한 영역과 겹치게 되면 중점은 왼쪽으로 이동한다. 그리고, 손 영역의 영향으로 장축의 기울기도 수직에 근접하지 않게 되고, 장축에 대한 단축의 비율도 0에 가까워지게 된다.

머리 영역이 찾아지면 다른 영역들은 손을 포함한 영역으로 간주한다. 이 영역들이 다른 영역들과 겹쳐지지 않았을 경우 그 영역의 중점을 비교하여 오른손과 왼손을 구별한다. 만약, 이 영역들 중 한 영역이 머리 영역과 겹치게 되면 머리 영역의 해석 과정에서 그 영역에 포함된 손의 방향이 결정되므로 겹쳐지지 않은 나머지 영역의 손의 방향을 알 수 있다. 두 손의 영역 중 하나와 머리 영역이 겹쳐져 있는 영역은 두 대의 카메라로부터 얻어진 정보를 비교하여 분리하였다. 이러한 영역은 겹쳐 보이더라도 실제 3차원 공간에서는 z축 방향으로 거리의 차가 존재한다. 각각의 카메라에서 입력된 겹쳐진 영상을 비교할 경우, 머리로 간주되어야 할 영역과 손으로 간주되어야 할 영역 간에 겹쳐진 정도의 차이가 생기게 된다. 이 차이를 계산하여, 겹쳐진 영역 중 z축 방향으로 카메라와 더 가까이 존재하는 손의 영역을 추출하였다. 그리고, 동작자가 손으로 얼굴을 만지는 것과 같이, z축 방향으로 거리의 차가 거의 존재하지 않을 경우 이 겹쳐진 영역의 해석은 하지 않았다. 또한, 동작자가 두 손을 서로 맞잡고 있는 것처럼, 손으로 간주된 두 영역이 서로 겹쳐져 있는 경우에도 손 영역의 해석은 하지 않았다.

추출된 피부색 영역의 전처리 과정이 끝나면 머리 영역에 대해 얼굴의 특징점을 찾은 후 얼굴의 방향을 구한다. 그리고, 손 영역에 대해 손의 크기, 위치, 형상 정보를 해석한다.

III. 얼굴 영역의 해석

1. 얼굴의 특징점 추출

머리 동작의 해석은 얼굴의 방향을 구함으로써 가능하다. 머리는 3차원 좌표를 가지는 타원체로 가정을 하고 타원체의 표면에 얼굴의 특징인 두 눈과 코, 입이 존재한다고 가정을 한다. 얼굴 특징점들의 중점을 알 수 있을 경우 타원체의 중심과 얼굴 특징점들의 중심이 이루는 각이 얼굴의 방향이 된다. 머리의 회전 방향은 x축(horizontal axis)에 대해 α , y축(vertical axis)에 대해 β , 그리고, z축(optical axis)에 대해 γ 로 설정하였다. 설정된 머리 모델과 머리의 회전 방향을 그림 2에 보인다.

얼굴 특징점의 위치를 얻기 위해 템플릿 상관법(template matching)을 이용한다. 정면을 기준으로 좌측 30° 에서 우측 30° 까지 15° 간격으로, 상측 30° 에서 하측 30° 까지 30° 간격을 가지는 얼굴의 방향에 대해 얼굴의 각 특징마다

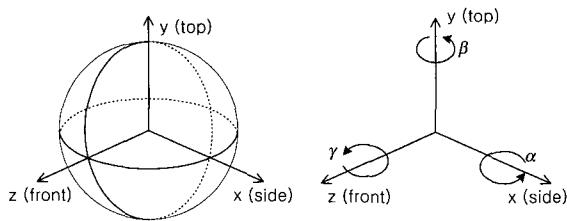


그림 2. 머리 모델과 얼굴의 회전 방향.

Fig. 2. Head model and rotate direction.



그림 3. 템플릿 상관법에 의한 얼굴의 특징점 추출.

Fig. 3. Extraction of face feature point by template matching.

15개의 템플릿을 미리 선정한 후, 입력되는 영상에 적용한다. (1)에서 보듯이, 템플릿은 머리로 간주된 영역내의 점들과 비교된다. 비교된 정합에 의한 상관값은 템플릿의 광도와 템플릿에 대응되는 영상의 광도의 차에 대한 절대값을 템플릿 크기만큼 더한 후 표본화함으로써 구할 수 있다. 그 결과, 하나의 템플릿과 그것이 비교되는 영상이 완전히 일치할 경우 1의 값을 가지고, 일치하지 않는 정도에 따라 점점 작아져서 0에서 1사이의 값을 가지게 된다.

$$V(o_x, o_y) = 1 - \frac{\sum_{x=1}^H \sum_{y=1}^W |I_i(x, y) - I_i(x+o_x, y+o_y)|}{W \times H \times 255} \quad (1)$$

여기서 $I_i(x, y)$ 는 템플릿의 광도, $I_i(x, y)$ 는 입력영상의 광도, W 는 템플릿의 너비, H 는 템플릿의 높이, 그리고 (o_x, o_y) 는 영상의 변위를 가리킨다.

하나의 템플릿에 대해 얼굴의 영역을 검사하면, 그 템플릿과 일치하는 얼굴의 영역에서 가장 큰 값을 가지며 그 값을 중심으로 점점 일치하는 정도가 감소해서 전혀 일치하지 않을 경우, 아주 낮은 값을 가지는 분포가 만들어진다. 그 중 가장 크게 일치하는 부분이 찾고자 하는 얼굴 특징점의 위치이다. 하나의 얼굴 특징에 대해 15개의 템플릿들은 각각 이러한 분포를 가지게 된다. 얻어진 15개의 특징점 후보 중에서 얼굴의 특징점을 결정하기 위해 두 눈과 코, 입에 대해 얻어진 전체 60개의 분포 값을 비교한다. 15개의 얼굴 방향으로 나누어진 각각의 템플릿에 대해 같은 얼굴 방향을 갖는 4개(두 눈, 코, 입)의 템플릿에 대한 최대값들을 더하였다. 그리고, 각 방향에 대해 얻어진 4개의 템플릿에 대한 최대 상관값들의 합을 구하면, 얼굴 특징점의 위치는 최대 상관값들의 합들 중 가장 큰 값을 가지는 얼굴 방향에 대한 각각의 템플릿들이 가리키는 곳이 된다.

그 결과, 같은 얼굴 방향을 가지는 다른 종류의 템플릿

들을 서로 비교하여 계산 할 경우, 특징점이 아닌 곳에서 한 특징점보다 더 큰 상관값을 가진다 하더라도 다른 특징점들이 위치를 비표하여 검사함으로써 잘못 찾아지는 오류를 줄일 수 있다.

찾아진 특징점들의 결과를 그림 3에 보인다. 그림 3에 보이는 흰 점들은 찾아진 특정점들을 나타낸다. 각각의 점들은 최대 상관값들을 가진다.

2. 신뢰도 검사

찾아진 특징점들은 최대의 상관값을 가지지만 그 인근의 점들도 특징점으로 인정할 수 있는 큰 상관값을 가지므로 현재 찾아진 특징점이 얼마만큼 유효한 특징점으로 인정할 수 있는가에 대한 신뢰도를 검사할 필요가 있다.

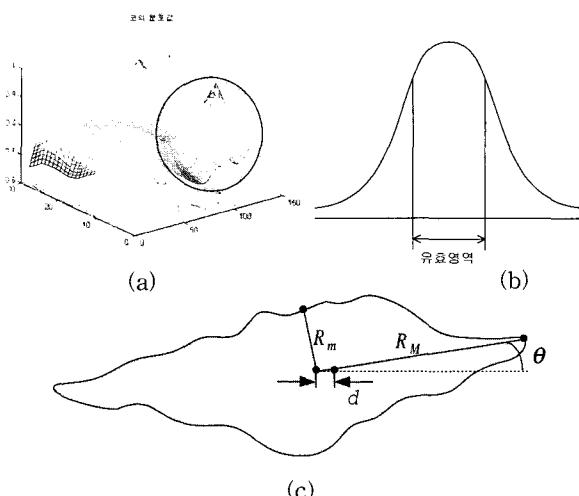


그림 4. 얼굴 특징점의 신뢰도 추정. (a) 템플릿 상관 후의 코의 상관 분포, (b) 영역의 최대값의 히스토그램, (c) 유효영역의 평면도.

Fig. 4. Credibility estimation of feature point. (a) Matching distribution of nose after template matching, (b) Histogram of maximum value region in (a), (c) Projection of valid region(40%).

신뢰도를 검사하기 위해, 템플릿 상관에 의한 상관값의 분포에서 최대 상관값을 가지는 점을 최대값(peak)으로 간주하고 그 점에서 상관값이 감소하기 시작해 최소값을 가지는 점들(local minima)을 최소값(valley)으로 간주한 뒤, 이 최대값을 포함하는 최소값영역을 그림 4(a)와 같이 얻는다. 그리고, 이 상관값의 분포는 근사적으로 정규 분포를 가진다고 가정을 하고 그 분포에서 특징점으로 인정할 수 있는 상관값의 범위를 선택한다. 실험에서는 분포 영역의 40%까지 상관값을 인정하였다(그림 4(b)). 이 영역의 값을 2차원 평면 상에 투영시키면 그림 4(c)와 같이 근사적으로 타원의 형태로 나타나게 된다. 타원의 형태로 나타난 영역을 타원의 방정식을 이용해서 모델링하면 타원의 중점과 장단축의 비율, 장축이 수평에 대해 기울어진 각, 찾아진 특징점과 타원의 중점 사이의 거리를 얻을 수 있다.

신뢰도는 타원 방정식의 모델링에서 얻은 값을 비교해

서 구할 수 있다. 얼굴의 각 특징들은 너비가 높이보다 긴 형태로 구성되어 있기 때문에 2차원 평면상에 투영된 타원의 장축의 각이 수평을 기준으로 0° 에 가까울수록 신뢰도는 큰 값을 가진다. 상관값이 정규 분포로 되어있다고 가정하였으므로 상관값의 가장 높은 값을 가지는 특징점의 위치와 타원의 중점과의 거리가 가까울수록 신뢰도는 큰 값을 가진다. 그리고, 타원의 장축과 단축의 거리가 가까울수록 타원의 중점은 안정된 위치에 놓이게 되므로 신뢰도는 큰 값을 가진다. 이러한 조건을 만족시키는 신뢰도는 (2)와 같이 정규식으로 표현할 수 있다.

$$C(R_M, R_m, \theta, d) = \frac{1}{2} \cdot \frac{\frac{R_m}{R_M} + |\cos\theta|}{\frac{d}{R_m} + 1} \quad (2)$$

여기서 R_M 은 장축의 길이, R_m 은 단축의 길이, θ 는 수평축에 대해 장축이 기울어진 각 그리고 d 는 특징점과 타원의 중점사이의 거리를 가리킨다.

(2)에 의해, 신뢰도는 찾아진 특징점과 타원의 중점이 일치하고, 타원의 중점이 수평으로 놓여져 있고, 장축과 단축의 거리가 같을 경우 최대값인 1의 값을 가진다. 그렇지 않을 경우, 조건에 따라 0과 1사이의 값을 가진다.

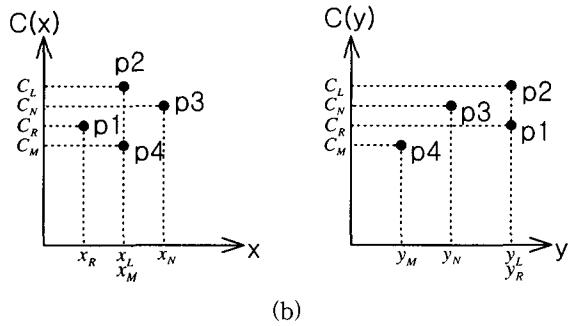
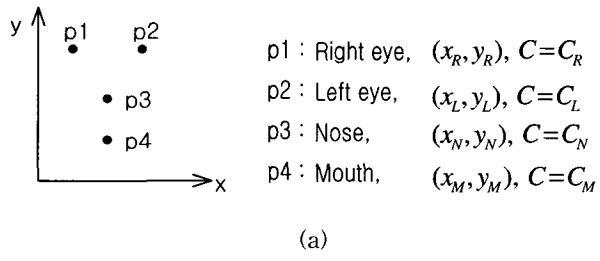


그림 5. 특징점의 추출. (a) 신뢰도가 포함된 특징점의 위치, (b) 각 축에 대한 신뢰도 그래프.

Fig. 5. Extraction of feature points with credibility.
 (a) Position of points with credibility in
 image axis, (b) Credibility graph of each
 axis.

3. 얼굴의 밤행 해석

타원체의 표면에 존재하는 얼굴 특징점들은 그림 5(a)

와 같이 특징점의 위치와 신뢰도를 함께 표현할 수 있다. 그림 5(a)에서 x와 y축은 입력 영상의 좌표축을 가리키고, 점 p_1, p_2, p_3, p_4 는 각각 오른쪽 눈, 왼쪽 눈, 코, 입의 위치를 가리킨다. 그리고, 이 점들은 각각 C_R, C_L, C_N, C_M 으로 기술된 신뢰도를 포함한다. 특징점들의 중점은 그림 5(b)와 같이 각 축에 대한 신뢰도 그래프로 바꾼 후 1차 모멘트 식을 이용해 구한다. 이 과정은 (3)과 같으며, 이때 A 는 영역의 넓이이다. 머리의 모델은 3 차원 타원체이고, 그 타원체의 표면에 얼굴의 특징이 존재한다고 가정하였기 때문에, 앞에서 구한 얼굴 특징점들의 중점 (x_0, y_0) 는 그림 6과 같이 타원체의 표면에 위치한다.

그림 6과 (4)에서, R_c 와 R_o 는 보는 관점에 따른 타원체의 반지름, (x_c, y_c, z_c) 는 타원체의 중점, (x_o, y_o) 는 특징 점들의 중점, (d_x, d_y) 는 $(|x_c - x_o|, |y_c - y_o|)$, d_{x-eye} 는 x 축 방향의 두 눈 사이의 거리, $d_{eye-eye}$ 는 두 눈 사이의 거리를 가리킨다.

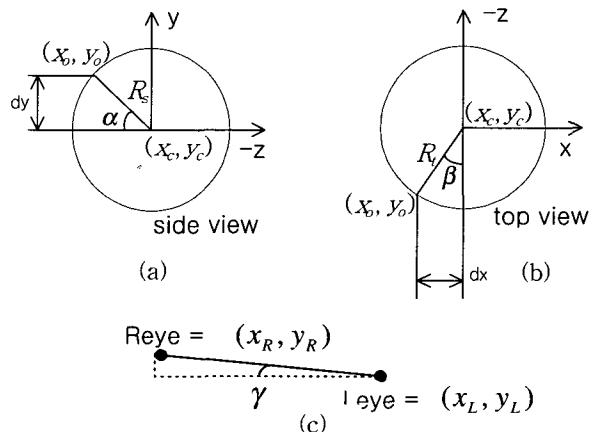


그림 6. 머리 모델에 의한 얼굴의 방향 추정. (a) α , (b) β ,
(c) γ .

Fig. 6. Estimation of face direction by head model. (a) α ,
 (b) β , (c) γ .

$$x_o = \frac{\sum_i x_i c(x_i)}{A}, \quad y_o = \frac{\sum_i y_i c(y_i)}{A}, \text{ where } i = R, L, N, M \quad (3)$$

타원체를 옆에서 보았을 경우, x축(horizontal axis)을 기준으로 하는 α 를 구할 수 있다. 이때 R_s 는 머리 영역의 수직 길이를 반으로 나눈 값을 가진다. 타원체를 위에서 보았을 경우, y축(vertical axis)을 기준으로 하는 β 를 구할 수 있다. 이때 R_t 는 머리 영역의 수직 길이를 반으로 나눈 값을 가진다. γ 의 경우 두 눈 사이의 기울기를 계산함으로써 구할 수 있었다. 머리의 회전각 α, β, γ 의 계산은 (4)와 같다.

$$\alpha = \sin^{-1} \left(\frac{d_y}{R_s} \right), \quad \beta = \sin^{-1} \left(\frac{d_x}{R_t} \right), \quad \gamma = \sin^{-1} \left(\frac{\| d_{x-eye} \|}{\| d_{eye-eye} \|} \right) \quad (4)$$

IV. 손 영역의 해석

1. 손목선 추출

전처리 단계에서 얻어진 손의 영역은 손의 정보뿐만 아니라 팔의 정보도 포함될 수 있다. 만약, 전처리 단계에서 모델링된 손의 영역에서 장축과 단축의 비가 0.5보다 작은 긴 타원의 형태로 나타날 경우 팔의 정보도 포함되어 있다고 가정을 한다. 그리고, 손목을 찾아 손과 팔의 영역을 구분한다.

팔의 진행 방향인 장축의 두 끝점 중에서 팔꿈치와 손끝을 구분하기 위해 그림 7과 같이 팔꿈치가 움직일 수 있는 영역을 설정한다. 장축의 두 끝점 중 한 점이 이 영역 내에, 다른 한 점은 영역의 밖에 존재할 경우 영역 내에 존재하는 점이 팔꿈치가 되고 다른 점이 손끝이 된다. 두 점이 영역의 밖에 존재할 경우 영역의 중심으로부터 거리가 가까운 점이 팔꿈치가 되고 먼 점이 손끝이 된다. 두 점이 모두 영역의 내에 존재할 경우 설정된 좌표계의 z축의 거리가 짧은 점이 손끝이 되고 다른 점이 팔꿈치가 된다. 장축의 두 점에서 팔꿈치와 손끝이 구분이 되면 손목선에서부터 손끝을 포함하는 영역이 순수한 손의 영역이 된다.

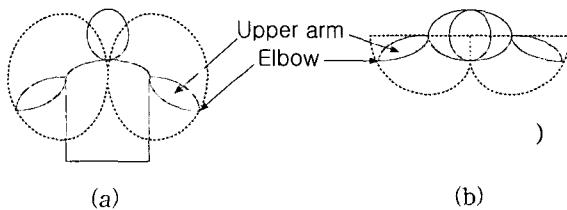


그림 7. 팔꿈치의 동작영역. (a) 정면 방향, (b) 윗 방향.
Fig. 7. Region of elbow motion. (a) Front view, (b) Top view.

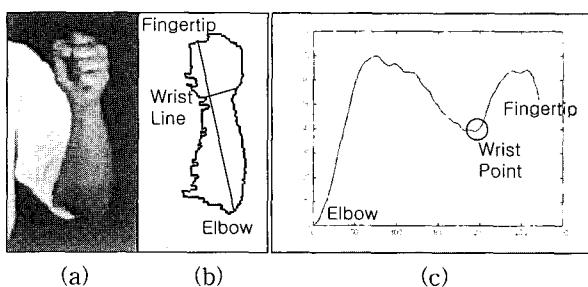


그림 8. 손목선 추출. (a) 입력 영상, (b) 손목선 추출 결과, (c) 영역의 진행방향의 수직선과 만나는 두 경계점의 길이 변화 그래프.
Fig. 8. Wrist extraction. (a) Input image, (b) Result of wrist extraction, (c) Length-graph of crossing two boundary points and perpendicular line (see text).

손목선 추출 과정을 그림 8에 보인다. 손의 영역에서 장축 방향이 팔의 진행 방향이 되고, 장축에 수직 되는 하나의 직선을 만들 경우 이 직선은 손 영역의 두 개의 외곽 점과 만나게 된다. 이 두 외곽 점의 길이를 팔의 너비로 간주할 경우, 팔꿈치에서부터 손끝까지 장축을 따라 이동하면

서 장축에 수직되는 선분을 구하면 팔 너비의 변화를 알 수 있다.

너비가 3보다 작은 픽셀 단위로 변화가 생기는 것은 노이즈로 간주하고, 노이즈를 제거하기 위해 너비의 데이터를 10평균을 취해 저역 통과 필터링한 뒤 너비의 데이터를 얻는다. 그림 8(c)에 보이는 너비의 변화 그래프는 10평균을 취함으로써 노이즈가 제거된 데이터이다.

손목은 기하학적 특성상 팔 너비가 감소에서 증가하는 부분에 존재한다(그림 8(c)). 이런 변화 부분이 여러 개 존재할 경우 영역의 중심에 가까이 있는 부분의 점을 선택한다.

손목이 찾았으면 손목에서부터 손끝까지의 영역을 팔의 영역이 제외된 순수한 손의 영역으로 간주한다.

2. 손의 특징 해석

손목선 추출에 의해 팔의 영역이 제거된 손의 영역을 해석하기 위해 손의 영역을 근사적인 타원으로 간주하고 타원 방정식을 이용해서 그림 9와 같이 모델링하고, 또한 손의 위치, 크기, 형상 정보를 추출한다. 크기 정보는 손 영역을 이루는 픽셀의 개수에 의해 알 수 있다. 위치 정보는 두 대의 카메라에서 얻어진 손 영역의 중심을 비교함으로써 3 차원 좌표를 얻을 수 있다. 형상 정보는 장축과 단축의 위치, 장축에 대한 단축의 비율, 중점에서 손 영역의 경계점 사이의 최대 거리에 대한 최소 거리의 비율, 장축이 이루는 각, 그리고 엄지 손가락과 집게 손가락, 나머지 손가락들의 겹쳐 유무를 구한 뒤 각각의 정보를 비교함으로써 구할 수 있다. 손은 펼쳐진 손바닥, 모여진 손바닥, 주먹, 엄지 손가락에 의한 지시, 집게 손가락에 의한 지시와 같은 5가지 형태를 구분한다.

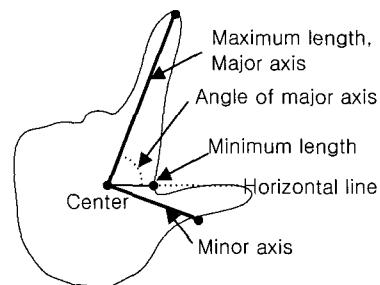


그림 9. 타원의 방정식을 이용한 손 영역의 모델링.
Fig. 9. Modeling a hand region using ellipse equation.

손의 진행 방향을 구하기 위해 장축과 단축이 손목선과 만나는 교점을 각각 구한 후, 이 교점을 중 손목선의 중점과의 거리가 짧은 점을 얻고, 이 점을 포함하는 축의 방향을 손의 진행 방향으로 정한다. 만약, 손의 형태가 지시 형태이거나 엄지를 제외한 나머지 손가락들을 길게 편 형태라면 손의 장축의 방향이 손의 진행 방향이 된다. 그리고, 주먹을 쥔 상태에서 엄지 손가락을 곧게 세운 형태라면, 엄지 손가락을 포함하는 축이 장축이 되고, 주먹을 쥔 손가락을 포함하는 축이 단축이 되어 단축이 손의 진행 방향이 된다. 즉, 손의 진행 방향은 항상 지시 손가락이 뺨어 나가는 방향이 된다. 손가락을 구별하는 알고리즘에서, 손의 진

행 방향을 기준으로 엄지 손가락과 집게 손가락을 구별하게 된다.

주먹의 경우, 모델링된 손 영역의 장축에 대한 단축의 비율이 1에 가까운 원의 형태로 나타나고 손 영역의 중점에서 손 영역을 이루는 경계점 사이의 최대 거리에 대한 최소 거리의 비율이 거의 1에 가깝다. 손바닥과 지시 형태의 경우, 장축에 대한 단축의 비율이 엄지 손가락의 형태에 따라 일정하지 않지만 중점에서 경계점 사이의 거리 비율이 주먹의 경우보다 훨씬 작은 값으로 나타나게 된다.

영역의 중점에서 손 영역의 모든 경계점과의 거리의 평균을 반지름으로 하는 가상의 원을 손 영역의 중심을 기준으로 그릴 경우, 이 원의 외부에 나타나는 손 영역을 해석함으로써 손가락을 추출할 수 있다. 손가락은 원의 외부에 길고 좁은 형태로 나타나게 되고 손가락이 아닌 영역은 짧고 넓은 형태로 나타난다. 두 개 이상 붙어 있는 손가락은 원의 외부에 너비에 상관없이 손 영역의 중점에서 경계점 간의 가장 긴 거리에 가까운 길이를 가지는 형태로 나타난다.

그림 10에 손가락을 검출하는 과정을 보인다. 손목선의 두 끝점을 손 영역의 경계점을 따라 확장을 하여 원의 둘레와 처음 만나는 두 점을 손가락 검사의 시작점과 끝점으로 설정한다. 시작점에서부터 끝점사이에 포함된 손 영역의 경계점을 검사하여 원의 외부에 있는 영역의 길이에 대한 너비의 비가 실험적으로 0.5보다 작은 값을 가지는 긴 형태로 나타날 경우 손가락으로 간주한다. 손가락이 손의 진행 방향을 가리키는 축의 끝점을 포함하면 그 손가락은 지시의 의미를 가지는 집게 손가락으로 간주한다.

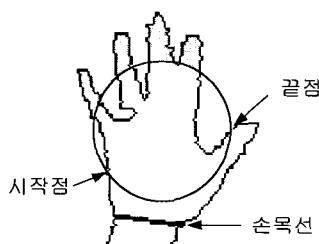


그림 10. 손가락 추출과정.

Fig. 10. Progress of a finger extraction.

표 1. 손의 형태 추정 조건.

Table 1. Estimate condition of hand shape.

형태 조건	터번비율	손의터비율	엄지	검지	기타	손의
			손가락수	손가락수	손가락수	진행방향
손바닥 (펼쳐짐)	X	< $Th_{HandRatio}$	X	1	0	>0
손바닥 (모아짐)	X	$\geq Th_{HandRatio}$	X	0	1	X
주먹	$\geq Th_{HandRatio}$	$\geq Th_{HandRatio}$	0	0	0	X
지시 (엄지손가락)	X	$< Th_{HandRatio}$	$< Th_{HandRatio}$	1	0	0
지시 (검지손가락)	X	$< Th_{HandRatio}$	X	1	0	X

X: don't care

표 1은 찾아진 특성을 비교하여 손의 형상을 결정하

는 조건을 나타낸다. 표 1에서 'X'는 don't care를 가리킨다. 예를 들어 펼쳐진 손바닥이 되기 위한 조건은 첫째, 타원의 장축에 대한 단축의 비율은 어떠한 값이라도 상관이 없다. 둘째, 손의 중점으로부터 경계점까지의 최대 거리에 대한 최소 거리의 비가 $Th_{HandRatio}$ 보다 작아야 한다. 세째, 엄지 손가락의 검출 여부는 상관하지 않는다. 넷째, 집게 손가락의 수와 나머지 손가락들의 수가 각각 1개와 1개 이상이거나 또는 집게 손가락은 검출되지 않고 나머지 손가락이 2개 이상 검출되어야 한다. 다섯째, 손의 진행 방향은 장축이든지 단축이든지 상관하지 않는다. 위의 다섯 가지 조건이 만족되면 손의 형상은 펼쳐진 손바닥으로 인식된다. 실험적으로 $Th_{HandRatio}$ 는 0.5이고 $Th_{EllipseRatio}$ 는 0.6으로 설정하였다. 손가락이 검출되면 손가락의 끝점과 손 영역이 원의 둘레와 만나는 두 교점의 중점을 이용해서 손가락이 가리키는 방향을 얻을 수 있다. 그럼 10의 경우, 엄지 손가락은 찾아지지 못했고, 지시를 나타내는 집게 손가락 하나와 나머지 손가락 세 개가 찾아진 것을 볼 수 있다.

V. 실험

1. 시스템 구성

동작자의 동작은 동작자의 전방과 전방 상단에 설치된 두 대의 카메라로부터 이미지 처리 보드에 입력된다. 실험은 Pentium-II 350MHz, Ms-windows98에서 이루어졌다. 컴퓨터는 Visual C++ 6.0을 이용하였다. 사용된 카메라는 PULNiX사의 TMC-7 칼라 CCD카메라를 사용하였고, 이미지의 처리를 위해 Matrox사의 Meteor-II/Standard 이미지 보드를 사용하였다. CCD카메라의 특성상 입력영상은 조명에 민감하게 반응을 한다. 조명의 밝기와 반사광, 그림자영상의 영향으로 인해 물체가 가진 고유한 색은 카메라에 입력될 때 바뀌게 된다. 피부영역을 얻기 위해, 동작자의 동작 환경에 몇 가지 제한을 두었다. 첫째, 카메라가 바라보는 영역에는 피부색과 같은 물체를 제거하였다. 동작자의 옷과 배경은 피부색과 차이가 많은 검은색 또는 파란색, 녹색 계열을 사용하였다. 둘째, 조명은 동작자의 동작환경을 간접적으로 비추게 하였다. 조명이 직접적으로 비춰질 경우, 조명과의 거리가 가까운 곳은 빛의 밝기가 아주 밝고, 그렇지 않은 곳은 빛의 밝기가 어두워져서 물체의 고유한 색이 변질되는 현상이 발생하였다. 그래서, 동작자의 전방에 빛이 간접적으로 비춰질 수 있도록 조명을 설치하였다. 셋째, 얼굴 영역과 두 손의 영역을 구별하기 위해 동작자는 상의를 항상 착용하였다.

2. 손의 3차원 좌표값 계산

동작자의 머리의 방향 정보와 손의 위치 정보를 계산하기 위해서는 그것들이 존재하는 공간상의 좌표값을 계산해야 한다. 머리의 방향 정보는 가상의 3차원 타원체를 모델을 바탕으로 하나의 카메라를 이용해서 3차원 좌표값을 계산하였다. 손의 움직임은 머리의 움직임과 달리 이동범위가 아주 넓고, 동일한 동작 형태라 하더라도 바라보는 각도에 따라 그 형태가 다르게 나타난다. 그래서, 공간상의 손의 특징(위치, 크기, 형상정보)을 계산하기 위해 최소한 두 대의 카메라가 필요하다. 논문에서는 동작자의 전방 상단

과 전방에 설치된 두 대의 카메라로부터 입력되어지는 영상을 이용해 x(horizontal), y(vertical), z(optical)축으로 구성되는 3차원 좌표값을 계산할 수 있었다.

좌표값은 센티미터단위로 계산한다. x축은 카메라의 위치가 중점이 되어 0의 값을 가지고 위쪽 방향으로 ‘-’, 오른쪽 방향으로 ‘+’단위로 증가한다. y축은 동작자가 위치한 스크린의 가장 하단이 0의 값이 되고, 위 방향으로 ‘+’, 아래 방향으로 ‘-’단위로 증가한다. y축은 0~114센티미터까지의 범위를 가진다. z축은 동작자가 위치한 스크린에서 카메라 방향으로 값이 증가한다. 스크린의 z축은 0의 값을 가지고 카메라와 스크린 사이의 거리는 400센티미터이다. 두 카메라 사이의 y축 거리는 57센티미터이고, x축, z축 거리는 0센티미터이다. 전방 카메라가 수평선과 이루는 각은 0.0° , 전방 상단 카메라가 수평선과 이루는 각은 7.0° 로 설정한다. 이 경우 입력 영상의 한 픽셀은 실제 거리상으로 계산된 값은 0.48센티미터이다.

카메라가 x축의 중심에 설치되어 있으므로 전방 카메라에서 보이는 입력 영상의 x축의 값은 수정없이 그대로 3차원 좌표중의 x축 값으로 사용한다. 그리고, 두 대의 카메라로부터 입력되는 두 개의 영상으로부터 y축과 z축의 값을 얻는다. 그림 11에 y축과 z축의 상관 관계를 나타내었다.

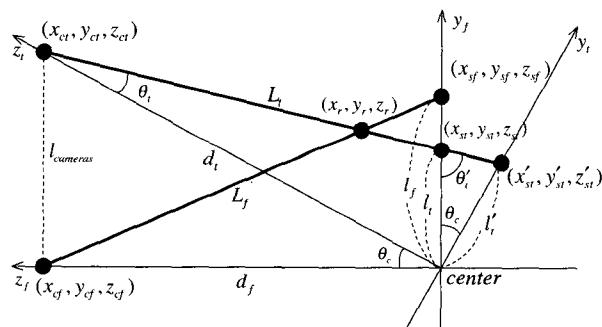


그림 11. y축과 z축의 상관 관계.

Fig. 11. Correlation between y and z axes.

그림 11에서 y_f 와 z_f 는 전방 카메라가 동작자가 위치한 스크린과 이루는 좌표축이고, y_t 와 z_t 는 전방 상단 카메라가 스크린과 이루는 좌표축이다. (x_{cf}, y_{cf}, z_{cf}) 와 (x_{ct}, y_{ct}, z_{ct}) 는 각각 전방 카메라와 전방 상단 카메라의 위치를 나타내고, (x_{sf}, y_{sf}, z_{sf}) 와 $(x'_{st}, y'_{st}, z'_{st})$ 는 각각 공간상의 물체를 yf 와 yt 축에 투영시켰을 경우 영상이 맷하는 위치를 나타낸다. $(x'_{st}, y'_{st}, z'_{st})$ 를 yf 축에 투영시킨 위치는 (x_{st}, y_{st}, z_{st}) 이다. $l_{cameras}$ 는 두 카메라의 y축 거리를, L_f , L_t 는 각각 전방 카메라와 전방 상단 카메라가 y_f 축과 이루는 거리를, l_f , l_t 는 스크린의 중심으로부터 영상이 맷힌 거리를, d_f , d_t 는 각 카메라가 스크린의 중심과 이루는 거리를 나타낸다.

실제 구하고자 하는 물체의 위치인 (x_r, y_r, z_r) 는 L_f 과 L_t 이 이루는 직선을 각각 구한 뒤, 그 교점을 구함으로써 알 수 있다. L_f 과 L_t 가 이루는 직선을 구하기 위해 먼저 l'_f 와 l'_t 의 관계를 기술한다.

$$\theta_i = \tan^{-1}(l'_i/d_i) \Rightarrow \theta'_i = 90 + \theta_i - \theta_c$$

이므로

$$l'_i = \frac{l'_i \cos \theta_i}{\cos(\theta_i - \theta_c)}$$

가 된다. l'_i 가 l_i 의 식으로 기술되면 전방과 전방 상단에 설치된 카메라의 관계를 y_f 축에 대해 해석할 수 있다. L_f 와 L_t 의 직선의 방정식을 $y_{Ln} = A_{Ln}z_{Ln} + B_{Ln}$, ($n=f, t$)라고 하면,

$$A_{Ln} = \frac{y_{sn} - y_{cn}}{z_{sn} - z_{cn}}, \quad B_{Ln} = y_{cn} - z_{cn} \cdot \frac{y_{sn} - y_{cn}}{z_{sn} - z_{cn}}$$

와 같이 구할 수 있다. 구하고자 하는 (x_r, y_r, z_r) 는 두 직선의 교점을 지나므로

$$z_r = (B_{Lf} - B_{Ls}) / (A_{Lf} - A_{Ls})$$

$$y_r = A_{Lf} \cdot z_r + B_{Lf}$$

와 같이 구할 수 있고 x_r 는 전방 카메라에서 얻은 x 좌표와 같으므로

$$x_r \equiv x_{sf}$$

가 된다.

3. 실험 결과

입력된 영상의 특징 추출을 위해 첫번째 과정으로 전처리 과정을 거쳤다. 전처리 과정은 동작자의 피부영역을 찾고, 이 영역으로부터 머리 영역과 손 영역을 구별한 뒤, 찾았던 각 영역을 타원의 방정식을 이용해 모델링하는 과정으로 구성되었다. 전처리 과정에서 얻어진 각 영역의 특징을 해석해서 머리와 손의 영역을 추출하고, 머리 영역에서 얼굴의 방향 정보를, 손 영역에서 손의 특징을 찾았다.

표 2. HI시스템 특징 추출 시간.

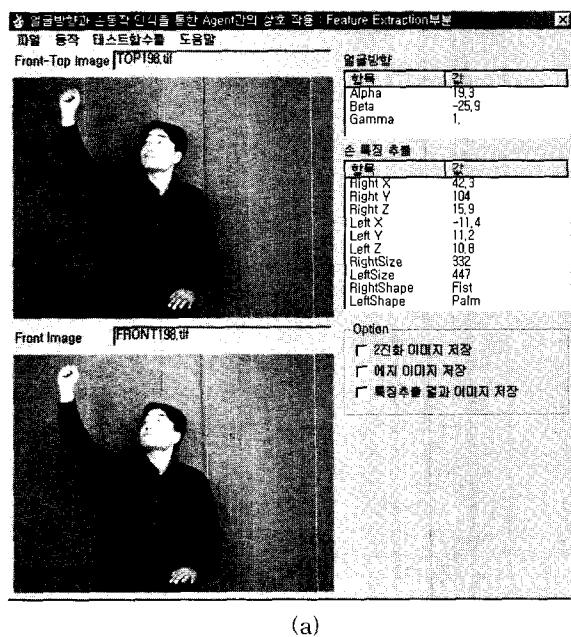
Table 2. Feature extraction time of HI system.

항 목	시간 (초)
피부색 영역 추출 및 경계선 추출에 의한 영역 모델링	0.93
손목선에 의한 손 영역 추출	0.11
얼굴 방향 해석	0.87
손 특징 해석	0.11
전체 해석(영상 입력 시간 포함)	2.11

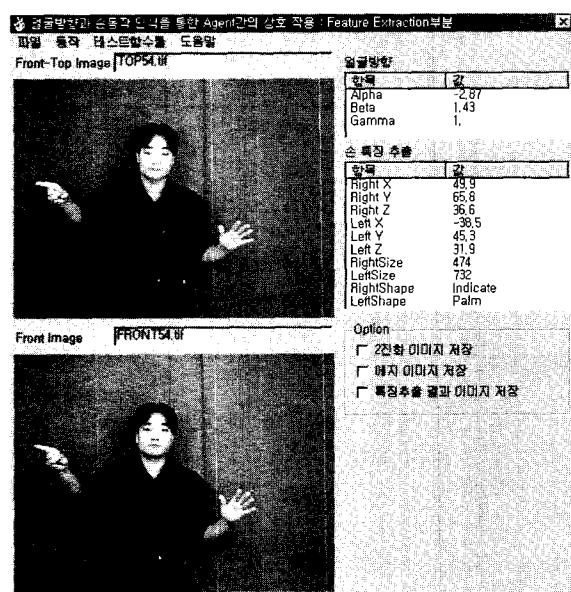
표 2는 HI시스템의 특징 추출 시간을 나타낸다. 추출된 각 항목의 측정 시간은 특정 시간에 입력된 한 시퀀스(두 개의 영상)를 해석하는 데 소요되는 시간을 10번 측정하여 평균을 취한 값이다. 마지막 항목인 전체해석은 두 대의 카메라가 영상을 획득한 뒤, 그 영상들로부터 동작의 인식에 필요한 특징 값을 완전히 추출하는 과정을 연속으로 40번의 동작 시퀀스를 실행한 후 측정된 시간을 평균한 값이다.

손이나 팔의 움직임에 의해 얼굴의 특징점들의 일부가 보이지 않을 경우, 보이지 않는 특징점은 이전의 영상에서 얻은 정보를 이용하여 그 점의 위치를 결정하고, 얼굴의 방향을 해석하였다. 두 눈과 코, 입에 해당하는 4개의 특징점들 중에서 2개 이상이 보이지 않을 경우, 얼굴의 방향은 이전 영상에서 추출된 얼굴의 방향과 동일하다고 간주하였다. 그리고, 1개의 특징점만 보이지 않을 경우, 이전 영상과 비교하여 나머지 특징점들의 이동 범위의 평균값을 얻고, 이 값을 이용하여 보이지 않는 특징점의 위치를 추정한 뒤, 얼굴의 방향을 계산하였다. 그 결과, 얼굴 방향의 오차값은 $+/- 3^{\circ}$ 내의 값을 가졌다.

팔이 움직이는 동안, 카메라와 팔의 각도가 수평에 가까워지면 손의 영역만 보이고 팔의 영역은 손에 가려져 거의



(a)



(b)

그림 12. 특징 추출 결과.

Fig. 12. Result of feature extraction.

보이지 않게 된다. 팔의 영역이 손의 영역에 비해 아주 작게 보일 경우, 손목선 추출 알고리즘이 손목선을 찾지 못하게 되는 경우가 발생하고, 손 영역의 중점의 위치는 제거되지 않은 팔 영역에 의해 이동하게 된다. 이런 경우는 동작자가 카메라 방향으로 손을 뻗을 경우에 주로 발생하였고, $+/- 2.5$ 센티미터 이하의 오차값을 가졌다. 하지만 이렇게 이동된 오차값은 손의 너비나 길이에 비해 아주 작은 값이고, 또한 위치 정보는 연속된 시간에 얻어진 영상들을 비교하여 손의 이동 경로를 얻는데 사용되기 때문에 무시하였다.

손의 형상 정보는 표 1과 같이 많은 요소들이 복합적으로 비교되어 결정된다. 형상 정보에 대한 인식률을 계산하기 위해 전방과 전방 상단에 설치된 두 대의 카메라에서 연속된 동작에 대한 각각 400개의 영상을 입력받은 뒤, 실험을 하였다. 주먹과 모여진 손바닥형태의 경우 손의 형태가 단순하기 때문에 98%이상의 인식률을 보였다. 펼쳐진 손바닥과 지시형태에서는 손가락의 추출 여부에 따라 인식이 결정되었다. 짚게 손가락은 타원의 장축의 끝에 존재하기 때문에 98%이상의 높은 인식률을 보였다. 엄지 손가락은 뻗어나가는 방향이 다른 손가락들과 틀리기 때문에 손의 방향이나 여러 형태에 따라 엄지 손가락이 영상 내에서 보이지 않는 경우와 그림 10과 같이 엄지 손가락의 영역이 가상의 원과 만나지 않는 경우가 종종 발생하였다. 엄지 손가락의 91%의 인식률을 보였다.

그림 12는 추출된 얼굴의 방향과 손 동작의 결과를 보여준다. 그림 12의 각각의 그림에서 위쪽 영상은 전방 상단에 설치된 카메라에서, 아래쪽 영상은 전방에 설치된 카메라에서 입력된 결과이다. 그림 12(a)에서 동작자의 얼굴 방향은 수평 회전 값인 α 는 오른쪽으로 25.9° , 수직 회전 값인 β 는 19.3 로 추출되어짐을 알 수 있다. 또한 앞에서 기술된 손의 3차원 좌표 계산법을 이용해 양 손의 3차원 위치 정보를 얻을 수 있었다. 손의 크기 정보는 손 영역의 피셀의 수를 계산함으로써 구할 수 있었다. 이 크기는 손과 카메라의 거리에 따라 같은 형상을 하고 있는 손이라 하더라도 크기가 다르게 나타난다. 크기 정보는 연속된 동작에서 손의 이동이나 형상의 변화가 있을 때 나타나는 상대적인 크기의 변화를 검사하는 데 사용된다. 그림 12(a)에서 손의 위치와 크기 정보와 더불어 오른손은 손바닥, 왼손은 주먹을 전 형태로 추출되어짐을 알 수 있다. 그림 12(b)는 손의 영역에 손 정보뿐 아니라 팔의 정보까지 포함된 경우를 보여준다. 이 경우는 손목선 추출 알고리즘에 의해 손과 팔의 영역으로 구분한 뒤 손의 정보를 추출하게 되는데, 그 결과 오른손은 지시 형태, 왼손은 손바닥 형태임을 추출할 수 있었다.

VI. 결론

논문에서는 동작자의 몸에 동작을 검출할 수 있는 장치를 부착하지 않고, 동작자의 전방과 전방 상단에 설치된 두 대의 CCD카메라로부터 얻어진 영상으로부터 동작자의 피부색을 추출하여 머리와 두 손의 영역을 찾았다. 그리고, 추출된 피부색 영역으로부터 얼굴과 손의 영역을 결정짓고, 이들의 영역으로부터 특징벡터를 추출함으로써 얼굴

방향과 손의 형태, 위치, 크기에 대한 정량적인 해석을 하였다.

얼굴의 방향을 찾는 과정에서, 템플릿 상관법에 의해 얻어진 얼굴 특징점들의 상관값에 신뢰도를 고려함으로써 더욱 안정적인 특징점들의 중점을 구할 수 있었다. 또한 가상의 3차원 타원체에 해당하는 머리모델을 설정함으로써 전방에 설치된 한 대의 카메라만을 이용해서 3차원의 얼굴 방향값을 구할 수 있었다. 손의 정보를 추출하는 과정에서, 손의 영역에 팔의 정보가 포함되어있더라도 손목선을 찾아 순수한 손의 영역만 찾아내었다. 그리고, 손의 형태 추정시 손가락 정보를 직접적으로 해석함으로써 다양한 손의 형태에 대해 안정적인 해석이 가능하였다.

특정 시간에 CCD카메라에 입력된 정지 영상으로부터 추출된 동작자의 이러한 정보는 연속된 시간의 흐름에서 해석을 할 경우, 동작자의 동작에 대한 해석이 가능하다. 향후, 본 논문에서 제시한 얼굴의 방향과 손의 특징의 추출 기법을 이용하여 동작자의 연속 동작을 인식할 계획이다. 또한, 이러한 연속 동작을 가상의 공간에 존재하는 에이전트(agent)들과 상호 작용하는데 사용할 계획이다. 즉, 가상 공간내의 에이전트들은 동작자의 동작을 인식해 직접 또는 간접적으로 명령을 실행할 수 있을 것이다. 이는 스위치 방식에 의한 장비의 직접적인 조작이 아닌 인간 행동의 본질적인 의미를 기계에게 전달함으로써 동작자가 친밀감을 느낄 수 있는 지능적인 시스템을 구현할 수 있음을 뜻한다.

참고 문헌

- [1] K. H. Jo, Y. Kuno, and Y. Shirai, "Manipulative hand gesture recognition using task knowledge for human computer interaction," *Proc. 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 468-473, 1998.
- [2] Pattie Maes, Bruce Blumberg, Trevor Darrell, and Alex Pentland, "The alive system: Full-body interaction with animated autonomous agents," *ACM Multimedia Systems*, vol. 5, pp. 105-112, 1997.
- [3] Francis K. H. Quek, "Unencumbered gestural interaction," *IEEE MultiMedia*, vol. 3, no. 4, pp. 36-47, Winter, 1996.
- [4] Christopher Wren, Ali Azarbayejani, Trevor Darrell, and Alex Pentland, "Pfinder: Real-Time tracking of the human body," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, no. 7, pp. 780-785, July, 1997.
- [5] Ming-Hsuan Yang and Narendra Ahuja, "Extraction and classification of visual motion patterns for hand gesture recognition," *In Proceedings of the IEEE CVPR*, pp. 892-897, Santa Barbara, 1998.
- [6] Maylor K. Leung and Yee-Hong Yang, "First sight: A human body outline labeling system," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, no. 4, April, 1995.



김 성 은

1973년 2월 13일생. 1998년 울산대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 2000년 동대학원 졸업(공학석사). 1999년 ~ 2000년 한국엑시스 기술연구소 연구원. 2000년 ~ 현재 ETRI 가상현실연구센터 연구원. 관심분야는 컴퓨터비전, 휴먼 컴퓨터인터랙션(HCI), 가상현실.

조 강 현

1964년 3월 19일생. 1989년 부산대학교 정밀기계공학과 졸업(공학사). 1993년 일본 Osaka대학 대학원 전자제어기계 공학과 졸업(공학석사). 1997년 Osaka 대학 대학원 전자제어기계공학과 졸업(공학박사). 1997년 ~ 1998년 ETRI 시스템공학연구소 포스트닥터연구원. 1998년 ~ 현재 울산대학교 제어계측공학과 조교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 휴먼컴퓨터인터랙션(HCI), 지능시스템 제어.



전 희 성

1958년생 1981년 서울대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1983년 동대학원 졸업(공학석사). 1992년 Rutgers-The State University of New Jersey 졸업(공학박사). 1983년 ~ 1986년 금성반도체(주)주임연구원. 1992년 ~ 1993년 삼성전자(주) 통신연구소 수석연구원. 1993년 ~ 현재 울산대학교 컴퓨터 정보통신공학부 부교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 영상처리, 가상현실.



최 원 호

1956년 2월 9일생. 1978년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1980년 동대학원 졸업(공학석사). 1990년 동대학원 졸업(공학박사). 1979년 ~ 1985년 제일 정밀공업주식회사 연구개발실 연구원. 1985년 ~ 1986년 삼성 HP R&D 프로젝트 매니저. 1986년 ~ 현재 울산대학교 전자공학과 교수. 관심분야는 영상처리, 신경회로망, 신호처리.

**박 경 섭**

1951년생. 1974년 서울대 전기공학과 졸업(공학사). 1976년 동대학원 졸업(공학석사). 1989년 The University of Texas at Austin 졸업(공학박사). 현재 울산대학교 제어계측공학과 교수. 관심 분야는 광센서, 초고속산업용네트워크, 자율이동로봇.