

# 하이브리드 실루엣 기반 인간의 강인한 특징 점 추출

## Robust Features Extraction by Human-based Hybrid Silhouette

김 종 선, 박 진 배, 주 영 훈\*  
(Jong Seon Kim, Jin Bae Park, and Young Hoon Joo)

**Abstract** : In this paper, we propose the robust features extraction method of human by using the skeleton model and hybrid silhouette model. The proposed feature extraction method is divided by hands, shoulder line and elbow region extraction. We use the peer's color information to find the position of hands and propose the circle detection method to extract the shoulder line and elbow. Finally, we show the effectiveness and feasibility of the proposed method through some experiments.

**Keywords** : features extraction, skeleton model, hybrid silhouette

### I. 서론

인간의 제스처 인식은 인간-로봇 상호작용 (HRI: Human-Robot Interaction) 분야에서 시각을 기반으로 한 핵심 기술 분야로써 많은 연구가 이루어지고 있다. 더욱이 근래에 들어 입는 컴퓨터(wearable computer), 지적 인터페이스(perceptual user interface), 유비쿼터스 컴퓨팅(ubiquitous computing), 감정 컴퓨팅(affective computing)과 같이 제 4세대 정보기술의 중요성이 강조 되면서 인간의 행동에 대한 각종 인식은 컴퓨터 비전 연구자들의 많은 주목을 받고 있다. 일반적으로 제스처 인식 기술은 연속된 이미지에서 인간의 실루엣을 추출하고 추출된 실루엣과 원본 영상으로부터 인간의 움직임을 파악할 수 있는 특징 점을 추출한다. 이후 특징 점의 변화를 관찰함으로써 인간의 움직임을 인식 가능케 한다[1-5,8-12].

기존 연구에서 Ju [11]는 인간의 움직임을 연속된 영상으로부터 인식하기 위해 cardboard 형태의 가상인체 모델을 제안하였으며 근래에는 Gao [12] 등이 움직임을 있는 인간의 신체를 표현하기 위해 스켈레톤 모델을 제안하고 Markov network model 기법을 적용하여 인간 상체의 움직임을 인식하는 기법을 제안하였다. 많은 연구에 걸쳐 스켈레톤 모델, 타원형 모델 등 인간의 인체를 인식하기 위한 모델이 제안되어져왔으며 동시에 정적인 배경에서 인간의 실루엣 추출률은 높은 수준까지 이르게 되었다[1-5], [8-10]. 그러나 1개의 카메라가 획득한 영상으로부터 가상의 인체 모델에 인체의 움직임을 표현하는 것은 카메라가 갖는 단점(팔을 앞으로 내밀거나, 다른 신체에 의해 보이지 않는 경우)으로 인해 움직임의 인식 한계를 갖는다. 근래에는 이러한 단점을 극복하고자 3차원 공간상에 인체의 모델을 생성하는 연구가 진행되고 있으나 다수의 카메라와 단순한 배경 등 제한된 실험환경으로 인해 많은 연구가 필요한 실정이다.

본 논문은 기존의 높은 추출률을 보이는 인간의 실루엣

추출을 기반으로 1개 카메라가 갖는 단점을 극복하기 위한 인간의 강인한 스켈레톤 모델 특징 점 추출 기법을 제안한다. Kim등이 제안한 인간의 하이브리드 실루엣 추출 결과를 이용하여[4,5], 본 논문에서 제안한 특징 점 추출 기법은 OpenCV에서 제공하는 얼굴 탐색 알고리즘을 얼굴의 위치와 얼굴의 넓이를 얻어 본 논문에서 제안하는 스켈레톤 모델을 생성한 뒤 인간의 움직임 중 의사 표현이 가장 많은 팔에 중점을 두고 손, 팔꿈치, 어깨의 특징 점 추출 기법을 제안한다. 그리고 추출된 특징 점을 Kass가 제안한 스네이크 알고리즘을 적용하여 인간의 실루엣과 스켈레톤 모델 간의 오차를 최소화시킨다[13]. 마지막으로, 제안된 기법을 이용하여 인간의 실루엣으로부터 특징 점 추출을 확인하고 실제 인간의 움직임과 가상의 스켈레톤 모델과의 매칭을 통해 본 논문의 우수성을 증명한다.

### II. 인간의 하이브리드 실루엣과 스켈레톤 모델

#### 1. 인간의 하이브리드 실루엣

본 연구에서는 정적인 배경에서 인간의 움직임을 추출하는 하이브리드 실루엣 추출 기법을 사용하여 인간 실루엣을 얻는다. 하이브리드 실루엣 추출기법은 영상의 공간상 정보(SG: spatial gradient)와 영상 간의 시간상 정보(TG: temporal gradient)를 이용한 실루엣 기법이다. 공간상 정보의 경우 영상에 모든 윤곽선 정보를 가지고 있는 특징을 갖고 있기 때문에 인간의 윤곽선 정보의 구분이 힘들다. 시간상 정보의 경우는 인간의 움직임이 있을 경우 인간 고유의 윤곽선 정보를 가지지만 그 윤곽선 정보에 부분적인 손실이 있고 전체적인 윤곽선을 가지지 못한다는 단점이 있다. Kim은 이러한 두 가지 정보의 단점을 보완하기 위해 두 정보의 볼록 합을 이용한 하이브리드 인간 실루엣 추출 기법을 제안하였으며 그림 1에 이를 나타내었다[4,5].

$$I(x, y, t) = [I_r(x, y, t), I_g(x, y, t), I_b(x, y, t)]^T \quad (1)$$

$$I_s = \left[ \frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y} \right] \quad (2)$$

$$I_t = \frac{\partial I}{\partial t} \quad (3)$$

여기서,  $x, y$ 는 입력영상의 픽셀 정보,  $r, g, b$ 는 입력영상

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 12. 5. 채택확정 : 2009. 2. 30.

김종선, 주영훈 : 군산대학교 전자정보공학부

(roboinside@kunsan.ac.kr/yhjoo@kunsan.ac.kr)

박진배 : 연세대학교 전기전자공학과(jbpark@yonsei.ac.kr)

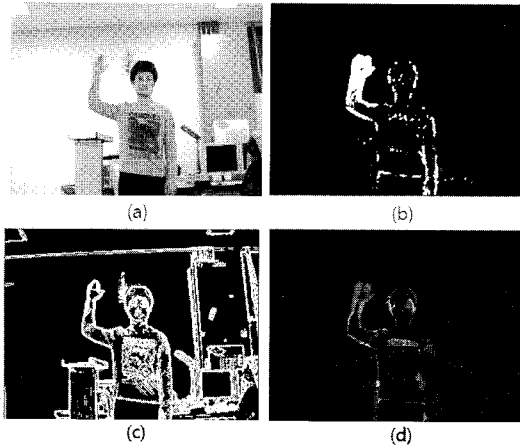


그림 1. 인간의 실루엣 추출 (a) 입력 영상, (b) 시간적 정보, (c) 공간적 정보, (d) 하이브리드 실루엣.

Fig. 1. Silhouette extraction of human (a) Input image, (b) Temporal gradient, (c) Spatial gradient, (d) Hybrid silhouette image.

의 RGB 정보이고,  $I_r(x,y;t), I_g(x,y;t), I_b(x,y;t)$ 은 시간  $t$ 에 대해서 입력 영상의 RGB 픽셀 정보이다.

이들 공간상 정보와 시간상 정보를 이용하여 식 (4)와 같이 볼록 합을 하여 하이브리드 실루엣 추출을 계산한다.

$$\bar{I}_h = \eta \bar{I}_s(x,y) + (1-\eta) \bar{I}_t(x,y) \quad 0 < \eta < 1 \quad (4)$$

그림 1은 하이브리드 실루엣 추출기법에 의해 추출된 인간의 실루엣이다.

2. 스켈레톤 모델

인간의 복잡하고 다양한 행동들을 인식하기 위해서 또는 이를 표현하기 위해 가상의 인간 모델을 사용한다. 가상의 인간 모델은 인간의 동작을 가장 잘 표현하는 정확한 특징 점을 표현하는데 의미가 있다. Kim에 의해 제안된 인간의 스켈레톤 모델은 그림 2와 같으며 1개의 칼라 CCD 카메라로부터 획득된 인간의 특징 점을 간단히 위치와 거리로 나타낼 수 있어 유용하다. 본 연구에서는 이를 가상의 인간 모델로 사용한다.

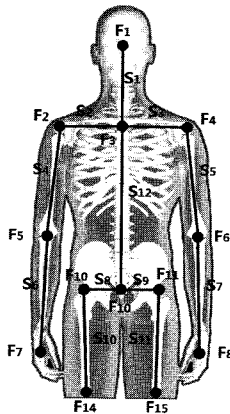


그림 2. 신체 비례 정보로 구성된 가상 스켈레톤 모델.  
Fig. 2. Virtual skeleton model made by body ratio informations.

III. 특징 점 추출

1. 어깨선 추출 기법

OpenCV의 얼굴 탐색 알고리즘은 얼굴 영역의 크기에 대해 조명의 밝기와 주위의 환경의 색상에 따라 다소 오차를 발생한다. 이를 보완하기 위해 인간 신체의 어깨선을 추출하여 인간의 팔꿈치 영역 탐색 공간 오차를 최소화 한다. 어깨선 추출은 그림 3과 같이 최초 OpenCV로부터 얻은 얼굴영역의 F1 특징 점으로부터 인체 비례정보를 얻어 F1과 F3의 거리 S1의 길이를 구한다. 이후 F3의 특징 점을 잡고 F3의 좌우를 공간을 어깨선이 존재하는 범위인  $\theta_1, \theta_2$ 범위 만큼 실루엣에서 탐색하여 어깨선의 한 점  $LK_k^n$ 을 추출한다. 추출된 어깨선의 한 점으로부터 미소거리  $\sigma$ 를 반지름으로 하고 각도  $\theta_3, \theta_4$ 의 범위를 탐색한 뒤 다시 탐색된 한 점으로부터 탐색을 반복함으로써 인간 실루엣의 어깨선을 찾을 수 있다. 탐색된 어깨선들의 관계에서 이웃한 점들과의 기울기를 비교하여 가장 큰 기울기를 갖는 구간이 어깨의 끝 부분이다. 그러나 탐색 대상인 실루엣은 추출기법의 특성 때문에 여러 개의 점들로서 이루어져 있고 영상정보를 포함하지 않는 공간 또한 존재하게 된다. 때문에 어깨선 탐색 시 실루엣의 한 점이 아닌 다수의 점들이 탐색 될 수 있고 탐색공간에 실루엣이 존재하지 않을 경우 탐색은 실패할 수도 있다.

그림 3에서,  $\sigma = S_2/i$ 이고  $n$ 은 사용자에게 의해 설정 가능하며  $i > 1, i \in N$ 이다. 또한, 탐색 범위는  $\frac{3\pi}{4} \leq \theta_1 \leq \pi$ ,  $\pi \leq \theta_2 \leq \frac{5\pi}{4}$ ,  $0 \leq \theta_3, \theta_4 \leq \frac{3\pi}{2}$ ,  $\frac{\pi}{2} \leq \theta_4 \leq 2\pi$ 이다.

이러한 실루엣의 특성을 보완하기 위해 그림 4(a)와 같은 실루엣이 있다고 할 때 탐색 거리  $d$ 를 반지름으로 하고 각도  $\theta$ 범위의 호 위치에 실루엣 정보가 있는지를 탐색한다. 그림 4(b)는 단일 탐색 공간을 선정할 때 산개해있는 실루엣 정보를 탐색하지 못하는 경우를 나타낸 것이다. 따라서 이러한 문제점을 보완하기위해 본 논문에서는 탐색공간을  $\pm\alpha$ 만큼 탐색 공간을 확장시켜 탐색한다. 그림 4(c)는 탐색 공간을 확장하여 탐색된 실루엣 정보를 나타내고 있으며 그림 4(d)는 이들 탐색된 정보에 대하여 무게 중심법 (mean shift)을 사용하여 위치를 산출한 결과를 도식적으로 보여주고 있다. 따라서, 탐색되는  $LK_k^n$ 은 1개 또는 수 개가 존재한다. 이들은 간단히 무게중심을 계산하여  $LK_k^n$ 를 선정한다.

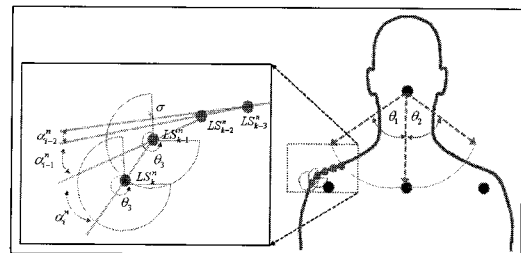


그림 3. 어깨선 추출 기법.  
Fig. 3. Shoulder edge extraction method.

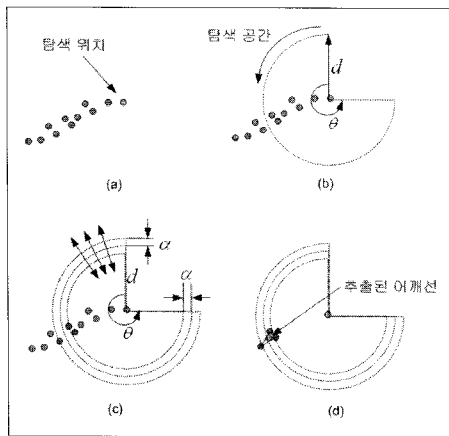


그림 4. 원형 탐색과 탐색된 실루엣.  
Fig. 4. Circle searching and detected silhouette.

탐색된 어깨선의 점들은 그림 5와 같이 나타나게 된다. 그림 5(a)는 원본 영상 중 1개 프레임에서 OpenCV의 얼굴 탐색 기법에 의해 찾아진 얼굴의 중심점 F1과 찾아진 영역을 사각형으로 보여주고 있으며 제안된 스켈레톤 모델에 의해 추측된 특징 점 F3를 보여주고 있다. 그림 5(b)는 어깨선 추출 기법에 의해 어깨선의 한 점을 추출한 것이다. 추출된 점들은 이들 탐색된 점들 간의 무게 중심을 산출하여 탐색 공간에 대한 하나의 점으로 표시하였으며 이를 그림 5(c)에 나타내고 그림 5(d)에 확대하여 나타내었다.

2. 손 영역 추출 기법

본 연구에서는 손 영역 탐색을 위해 Peer의 색상 모델을 이용한다. Peer의 색상 모델을 이용한 손 탐지는 손의 피부색을 이용하는 방법으로 그 기법이 간단하고 제한된 상황에서 그 성능이 우수하다. 그러나 peer의 색상 모델은 정확한 색상 영역 보다는 부정확한 영역을 포함하는 경우가 있기 때문에 움직임 정보와 색상 정보를 혼합하는 다음 식 (5)과 같은 색상 정보를 사용 한다.

$$\bar{I}_p = I_p \bar{I}_t \quad (5)$$

여기서  $I_p$ 는 Peer의 색상 정보에서의 피부색 영역을 나타낸다. 손의 위치를 탐지하기 위하여 히스토그램 분석 기법을 사용한다. 연속적인 영상에서 Peer의 색상 모델을 이용하여 피부색 영역을 추출하고 추출된 피부색 영역 정보로부터 피부색 정보가 담긴  $\bar{I}_p$  영상의 히스토그램을 만든 뒤 평균값 이동 기법을 사용하여 얼굴의 위치를 제외한 피부색 정보가 가장 많은 부분을 손이라 판단함으로써 손의 위치를 추적 한다.

3. 팔꿈치 추출 기법

팔꿈치의 변화를 탐색하기 위해 어깨선 추출 기법을 이용한다. 즉, 탐색된 어깨선의 점들에서  $\sigma$  만큼씩 탐색 공간을 이동시키며 어깨선에서 팔꿈치사이의 윗부분 실루엣을 추출해 낸다. 그러나 팔꿈치의 변화 중 앞으로 팔을 내미는 경우, 손 영역이 팔꿈치와 어깨사이의 실루엣을 가릴 경우, 우측 및 좌측 손 영역이 서로의 어깨와 팔꿈치 사이에 존재하는 경우 등은 어깨선에서 팔꿈치 사이에 존재하는 손

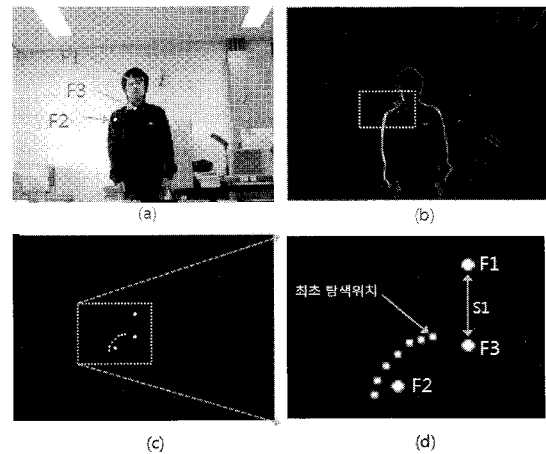


그림 5. 어깨선 탐색 (a) 입력 이미지와 특징 점, (b) 탐색 공간 내부의 실루엣, (c) 어깨선으로 결정된 실루엣, (d) 확대한 이미지.  
Fig. 5. Shoulder detection (a) Input image and feature vector, (b) Silhouette in searching area, (c) Silhouette determined by shoulder, (d) Enlarged image.

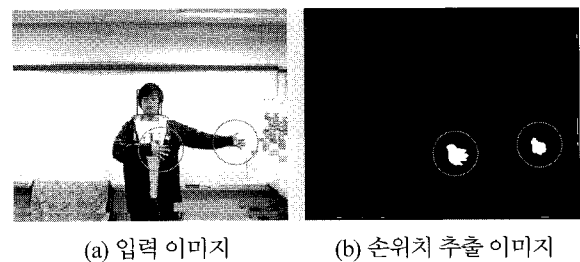


그림 6. 손 탐지 알고리즘을 이용한 손 위치 추출.  
Fig. 6. Extraction of hand position using hand searching algorithm.

영역의 실루엣 때문에 탐색이 불가능하다. 이를 그림 7과 함께 3가지 경우로 분류하였다. 여기서,  $\sigma = S_4/i$ 이고  $n$ 은 사용자에 의해 설정가능하며  $i > 1, i \in N$ 이다.

① 인간이 어깨를 이용해 손을 내미는 경우 :

그림 7(a)의 우측 팔에 나타난 바와 같이 획득된 영상에서 얻어지는 스켈레톤 모델의  $S_4, S_5, S_6, S_7$  길이는 제안된 스켈레톤 모델의 기본 값보다 작게 되어 손 영역이 기본 스켈레톤의  $S_4, S_5$  길이를 각각 반지름으로 하는 원의 내부에 존재하게 된다.

② 팔꿈치만을 이용해 손을 내미는 경우:

그림 7(a)의 좌측 팔에 나타난 바와 같이  $S_6, S_7$ 의 길이는 기본 스켈레톤 모델보다 작게 되며 이때 팔꿈치  $F_5, F_6$ 가  $S_4, S_5$ 를 반지름으로 하는 원안에 존재하게 될 경우 팔꿈치 및 어깨선의 영역에 존재할 수 있다.

③ 좌·우측 손이 서로의 탐색영역에 존재 할 경우:

그림 7(b)에 나타난 바와 같이 손 영역이 반대편 어깨와 팔꿈치 사이에 존재 할 수 있다.

그림 8은 추출된 팔꿈치 선의 영역을 보여주고 있으며 그림 8(a)는 원본 영상에서 특징 점들의 위치, 8(b)는 탐색

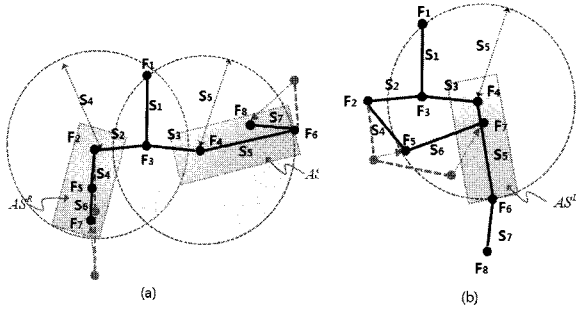


그림 7. 팔꿈치 탐색 공간에 진입하는 손의 위치.

Fig. 7. Hand position going into elbow searching area.

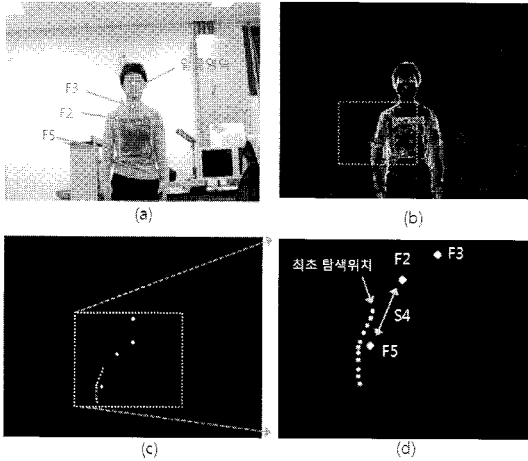


그림 8. 팔꿈치 선 탐색 결과 (a) 입력 이미지와 특징 점, (b) 탐색 공간 내부의 실루엣, (c) 팔꿈치로 결정된 실루엣, (d) 확대한 이미지.

Fig. 8. Elbow detection (a) Input image and feature vector (b) silhouette in searching area (c) Silhouette determined by elbow, (d) Enlarged image.

된 팔꿈치 및 어깨선의 점들, 8(c)는 추출된 팔꿈치 선을 보여주고 있다. 8(d)는 이를 확대하여 나타낸 것이다.

#### IV. 스네이크 알고리즘

추적된 특징 벡터에서 스네이크 알고리즘을 이용하여 신체구조비의 문제점을 극복하는 좀 더 강인한 특징 벡터를 추출한다. 스네이크는 1988년 Kass 등이 제안한 알고리즘으로 영상잡음에 보다 강인한 면을 가지며, 주관적으로 요구할 수 있는 다양한 지식기반의 제한 조건들과 스네이크를 구성하는 각 점들 사이의 관계를 이용하여 경계선을 얻어 내는데 많이 이용되어 왔다. 본 연구에서 몸통 안의  $(d_1, \dots, d_4, d_9, \dots, d_{11})$  특징 벡터 동정에 사용된 스네이크 알고리즘의 에너지 함수는 내부 에너지 함수와 외부 에너지 함수로 구성된다. 스네이크 알고리즘은 에너지 함수를 최소화시키는 점을 찾는 방향으로 알고리즘이 수행된다. 기본적인 내부 에너지 함수 계산식은 다음 식 (6)과 같다.

$$E_i^{Int} = |S_i - \|d_j - d_k\|| \quad (6)$$

여기서,  $p_j$ 와  $p_k$ 는  $S_i$ 와 인접한 특징 벡터 들이다. 예를

들면  $f_3$ 의 내부함수는 다음 식(7)과 같이 정의 된다.

$$E_3^{Int} = |S_3 - \|d_3 - d_4\|| \quad (7)$$

최종적으로 몸통 안의 특징 벡터  $(d_1, \dots, d_4, d_9, \dots, d_{11})$ 에 대한 내부 에너지 함수는 가상 인간 스켈레톤 모델의 신체구조비로 주어진 각 특징 벡터는 식 (8)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} E_1^{Int} &= |S_1 - \|d_1 - d_3\|| + g(0, d_3, d_1) \\ &\quad + g(1, d_2, d_1) + g(1, d_1, d_4) \\ E_2^{Int} &= |S_2 - \|d_2 - d_3\|| + g(1, d_2, d_3) + g(0, d_1, d_2) \\ E_3^{Int} &= |S_2 - \|d_2 - d_3\|| + |S_3 - \|d_3 - d_4\|| \\ &\quad + |S_3 - \|d_3 - d_4\|| + |S_{12} - \|d_3 - d_{10}\|| \\ &\quad + g(1, f_2, f_3) + g(1, f_3, f_4) + g(0, f_1, f_3) \\ E_4^{Int} &= |S_3 - \|d_3 - d_4\|| + g(1, d_3, d_4) + g(0, d_1, d_4) \\ E_9^{Int} &= |S_9 - \|d_9 - d_{10}\|| + g(1, d_9, d_{10}) \\ E_{10}^{Int} &= |S_9 - \|d_9 - d_{10}\|| + |S_{10} - \|d_{10} - d_{11}\|| \\ &\quad + |S_8 - \|d_3 - d_{10}\|| + g(1, f_{10}, f_{11}) + g(0, f_3, f_{10}) \\ E_{11}^{Int} &= |S_{10} - \|d_{10} - d_{11}\|| + g(1, d_{10}, d_{11}) \end{aligned} \quad (8)$$

외부 에너지 함수는 실루엣 이미지의 픽셀 정보를 이용하여 정의된다. 기본적인 외부 에너지 함수는 다음 식 (9)와 같이 정의된다.

$$E_i^{Ext} = - \sum_{x=d_{ix}-k}^{d_{ix}+k+m} \sum_{y=d_{iy}-k}^{d_{iy}+k+m} \bar{I}_b(x, y) \quad (9)$$

여기서,  $k$ 는 특징 벡터와 실루엣 사이의 거리를 나타내며  $m$ 은 탐색공간을 나타낸다.

인간 몸의 특징 벡터에 대해 다음 식 (10)과 같이 외부 에너지 함수를 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} E_1^{Ext} &= - \sum_{x=f_{1x}}^{f_{1x}+m} \sum_{y=f_{1y}}^{f_{1y}+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_2^{Ext} &= - \sum_{x=f_{2x}-m}^{f_{2x}+m} \sum_{y=f_{2y}-k-m}^{f_{2y}-k+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_3^{Ext} &= - \sum_{x=(f_{2x}+f_{3x})/2-m}^{(f_{2x}+f_{3x})/2+m} \sum_{y=f_{3y}-k-m}^{f_{3y}-k+m} \bar{I}_b(x, y) \\ &\quad - \sum_{x=(f_{3x}+f_{4x})/2-m}^{(f_{3x}+f_{4x})/2+m} \sum_{y=f_{3y}-k-m}^{f_{3y}-k+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_4^{Ext} &= - \sum_{x=f_{4x}-m}^{f_{4x}+m} \sum_{y=f_{4y}-k-m}^{f_{4y}-k+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_9^{Ext} &= - \sum_{x=f_{9x}-k-m}^{f_{9x}-k+m} \sum_{y=f_{9y}-m}^{f_{9y}+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_{10}^{Ext} &= - \sum_{x=f_{10x}-S_9-k-m}^{f_{10x}-S_9-k+m} \sum_{y=f_{10y}-m}^{f_{10y}+m} \bar{I}_b(x, y) \\ &\quad - \sum_{x=f_{10x}+S_{10}-k+m}^{f_{10x}+S_{10}-k+m} \sum_{y=f_{10y}-m}^{f_{10y}+m} \bar{I}_b(x, y) \\ E_{11}^{Ext} &= - \sum_{x=f_{11x}-k-m}^{f_{11x}-k+m} \sum_{y=f_{11y}-m}^{f_{11y}+m} \bar{I}_b(x, y) \end{aligned} \quad (10)$$

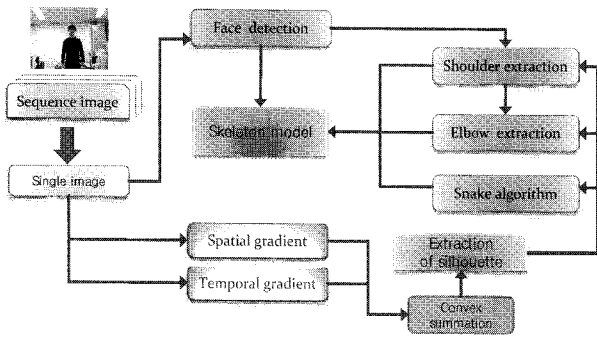


그림 9. 제안된 스켈레톤 추출 기법.

Fig. 9. Proposed skeleton extraction method.

최종적으로 에너지 함수  $E_i$ 는 내부와 외부 에너지 함수의 블록 합으로 나타내어진다.

$$E_i = K \bar{E}_i^{Ext} + (1-K) E_i^{Int} \quad (11)$$

여기서,  $K$ 는 블록 합 파라미터이며,  $\bar{E}_i^{Ext}$ 은 정규화 된 외부 에너지 함수 값으로 다음 식 (12)와 같이 계산된다.

$$\bar{E}_i^{Ext} = \frac{E_i^{Ext}}{\sum E_K^{Ext}} \quad (12)$$

여기서,  $K$ 가 크면 특징 벡터들은 실루엣에 더 민감하게 이동을 하며,  $K$ 가 작으면 가상 인간 스켈레톤 모델의 신체 특징 비율에 민감하게 이동한다. 본 연구에서는 에너지 함수를 최소화시키기 위해서 greedy 기법을 사용하였으며, 초기 픽셀이 주어졌을 때 인접한 모든 픽셀의 에너지 값을 계산하고 에너지 값이 작은 쪽을 새로운 특징 벡터로 잡는 방법을 통해 최적의 특징 벡터를 찾는다.

### V. 실험 및 결과 고찰

본 논문에서 제안하는 기법의 실험을 위한 전체 시스템은 그림 9와 같다. 먼저, 연속된 이미지로부터 단일 이미지를 추출하고 이를 기 제안한 방법에 의해 인간의 하이브리드 실루엣을 추출한다. 또한, 원본 이미지로부터 OpenCV를 이용하여 얼굴의 위치 및 넓이를 구하고 peer의 색상필터 및 히스토그램 기법을 이용해 손 영역을 추출한다. 추출된 손의 위치와 얼굴의 위치 및 넓이를 이용하여 가상의 인체 모델에 적용한 뒤 어깨 선과 팔꿈치 추출 기법을 적용하여 어깨 및 팔꿈치의 특징 점 추출을 완성한다.

사용된 입력 영상은 320×240 24비트 RGB, 8 frame/sec이며 영상의 배경은 형광등이 있는 일반적인 사무환경으로 실험하였다. 그림 10은 본 연구에서 제안한 방법에 의한 여러 가지 실험을 보여주고 있다. 그림에 의하면 본 논문에서 제안한 방법은 성공적으로 추출된 팔꿈치 및 어깨선의 추출 결과를 보여주고 있다. 그림 10에 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 기법은 우수한 결과를 보임을 알 수 있다.

### VI. 결론

본 논문에서는 1개의 칼라 CCD 카메라환경에서 추출된

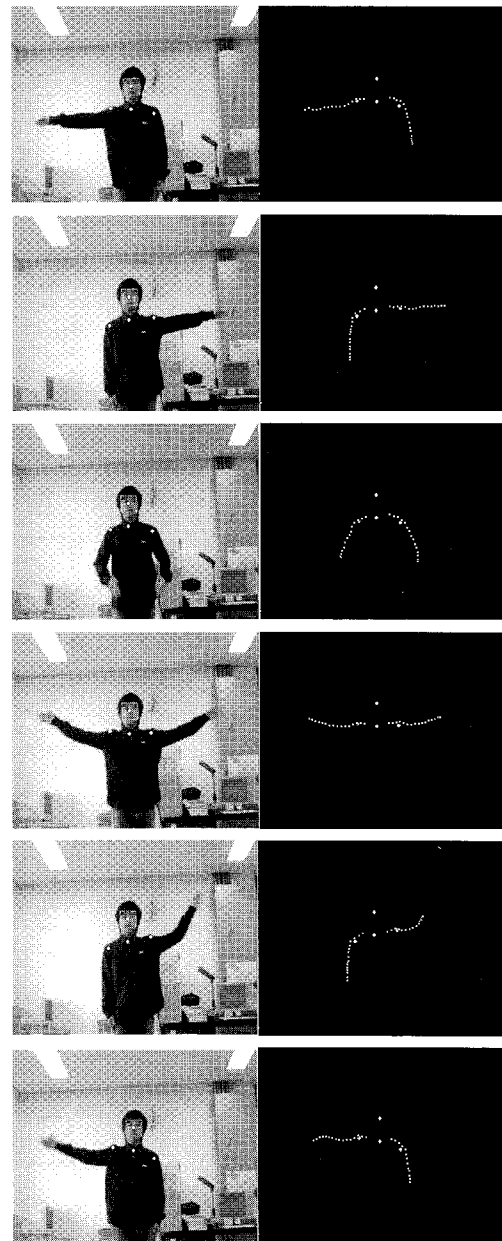


그림 10. 스켈레톤 추출 기법의 실험 결과.

Fig. 10. Experimental results of extraction skeleton method.

인간의 실루엣을 기반으로 1개 카메라가 갖는 단점을 보완하고 좀 더 강인한 인간의 특징 점 추출을 위해 어깨선 추출 기법, 팔꿈치 추출 기법, 손 영역 추출 기법을 제안하였다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 본 연구에서 제안한 인간의 특징 점 추출 기법은 여러 실험을 통해 1개의 카메라가 갖는 단점을 극복할 수 있는 강인한 특징 점 추출 기법임을 입증하였다.

### 참고문헌

[1] V. I. Pavlovic, R. Sharma, and Thomas S. Huang, "Visual interpretation of hand gestures for human computer interaction: A Review," *IEEE, Trans. on PAMI*, vol. 19, no. 7, pp. 677-686, July 1997.  
 [2] K. Rohr, "Human movement analysis based on explicit

- motion models," in *Motion-Based Recognition*, Kluwer Academic Publishers, pp. 171-198, 1997.
- [3] I.-C. Chang and C.-L. Huang, "The model-based human body motion analysis system," *Image and Vision Computing*, vol. 18, no. 14, pp. 1067-1083, 2000.
- [4] 김문환, 박진배, 주영훈, 조영조, 지수영, 김혜진, "지능형 로봇 시스템에서 하이브리드 실루엣 추출 방법을 이용한 인간의 몸 추출" *한국 퍼지 및 지능시스템학회 추계학술대회*, vol. 15, no. 2, pp. 257-260, Nov, 2005.
- [5] 김문환, 주영훈, 박진배, "인간 로봇 상호작용을 위한 강인한 스킨래톤 특징점 추출기 설계" *한국 퍼지 및 지능시스템학회 추계학술대회*, vol. 16, no. 2, pp. 362-365, Nov, 2006.
- [6] <http://opencvlibrary.sourceforge.net>
- [7] J. Kovac, P. Peer, and F. Solina, "Human skin colour clustering for face detection," *EUROCON 2003*, vol. 2, pp. 144-148, Sept, 2003.
- [8] B. Rosenhahn, R. Klette, and G. Sommer, "Silhouette based human motion estimation," *LNCS* vol. 3175, pp.

294-301, Oct. 2004.

- [9] G. V. Veres, L. Gordon, J. N. Carter, and M. S. Nixon, "What image information is important in silhouette based gait recognition?," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. vol. 2, pp. 776-782, 2004.
- [10] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. S. Davis, "W4: Real-time surveillance of people and their activities," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 8, pp. 809-830, 2000.
- [11] S. M. Ju, M. J. Black, and Y. Yacoob. "Cardboard people: A parameterized model of articulated motion." *Int. Conf. On Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 38-44, 1996.
- [12] J. Gao and J. Shi. "Multiple frame motion inference using belief propagation." *Int. Conf. On Automatic Face and Gesture Recognition 2004*, pp. 875-880, May, 2004.
- [13] C. Xu, and J. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 7, no. 3, pp. 359-369, 1998.



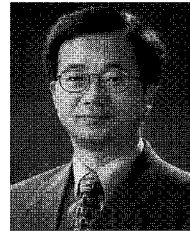
#### 김 종 선

2007년 군산대학교 전기전자제어공학과 졸업(공학사). 2009년 동 대학교 대학원 전자정보공학부 졸업(공학석사). 현재 동 대학교 대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 지능형로봇, HRI, 지능 제어, 신경회로망 및 USN 등.



#### 주 영 훈

1958년 6월 출생. 1982년, 1984년, 1995년 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사, 공학석사, 공학박사). 1986년~1995년 (주)삼성전자 자동화연구소 팀장. 1998년 2월~1999년 1월 미국 휴스턴대학 전기 및 컴퓨터공학과 박사후 박사과정. 1995년~현재까지 군산대학교 전자정보공학부 교수. 현재, 군산대학교 Post BK21 사업팀장. 2009년 현 한국 지능시스템학회 회장. *International Journal of Control, Automation, Systems (IJCAS)* Editor. 관심분야는 지능형로봇, 인간-로봇 상호작용, 지능제어, 감정인식, 네트워크 기반 제어기설계 등.



#### 박 진 배

1977년 연세대학교 전기공학과(공학사). 1985년, 1990년 미국 Kansas 주립대학교 전기공학과 공학석사, 공학박사. 1990년~1991년 Kansas 주립대학교 전기 및 컴퓨터공학과 조교수. 1992년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수. 현 제어로봇시스템학회 부회장. *International Journal of Control, Automation and Systems (IJCAS)* Editor-in-chief. 관심분야는 지능제어, 비선형 제어, 상태추정이론, 지능형 로봇 및 응용, 하다마드 변환을 이용한 광계측, 시간-주파수 영역 반사파 계측신호처리 등.