

논문 2008-45SP-5-8

계층적 샘플 생성 방법을 이용한 상체 추적과 포즈 인식

(Upper Body Tracking Using Hierarchical Sample Propagation Method and Pose Recognition)

조 상 현*, 강 행 봉**

(Sang-Hyun Cho and Hang-Bong Kang)

요 약

본 논문에서는 다관절체 추적을 위해 기존에 물체 추적에 자주 이용되는 파티클 필터를 확장한 계층적 파티클 필터 방법을 제안한다. 칼라 특징은 부분 겹침, 회전등에 강건한 특징을 가지고 있어서, 칼라 기반 파티클 필터는 물체 추적에 널리 쓰이고 있다. 다관절체 추적에서 상태 벡터는 높은 차원을 가지기 때문에 기존의 파티클 필터를 이용해 바람직한 추적 결과를 얻기 위해서는 많은 수의 샘플이 요구된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 이미 알고 있는 다른 신체 부위의 위치를 이용해 계층적으로 신체 부위를 추적한다. 계층적 추적 방법에 의해 복잡한 환경에서 강건한 추적을 위한 샘플의 수를 줄일 수 있었다. 또한 포즈를 인식하기 위해 상박과 하박의 각도를 이용한 SVM(Support Vector Machine)을 이용해 8개의 포즈를 분류한다. 실험 결과는 제안한 방법이 기존의 칼라 기반의 파티클 필터보다 효율적임을 보여준다.

Abstract

In this paper, we propose a color based hierarchically propagated particle filter that extends the color based particle filter into the articulated upper body tracking. Since color feature is robust to partial occlusion and rotation, the color based particle filter is widely used for object tracking. However, in articulated body tracking, it is not desirable to use the traditional particle filter because the dimension of the state vector usually is high and thus, many samples are required for robust tracking. To overcome this problem, we use a hierarchical tracking method for each body part based on the known body part. By using a hierarchical tracking method, we can reduce the number of samples for robust tracking in the cluttered environment. Also for human pose recognition, we classify the human pose into eight categories using Support Vector Machine(SVM) according to the angle between upper-arm and fore-arm. Experimental results show that our proposed method is more efficient than the traditional particle filter.

Keywords: body part tracking, pose recognition, SVM, particle filter, articulated body tracking

I. 서 론

휴먼 포즈 인식 기술은 최근 컴퓨터 비전의 여러 응용 분야에서 사용되어 그 중요성이 더욱 증가되고 있는 기술이다. 사람의 포즈는 신체 부위들의 공간적 구성으로 이루어지므로 사람의 포즈를 인식하기 위해서는 신

체 부위의 추적이 반드시 요구된다. 하지만, 사람의 신체는 다관절 구조로 되어 있어서 포즈의 상태 벡터가 높은 차원을 갖는 문제점을 가지고 있다.

칼라 기반의 파티클 필터는 객체 추적에 널리 쓰이는 기술로서 배경이 복잡한 환경에서 좋은 성능을 나타낸다. 하지만 이러한 파티클 필터를 다관절체를 추적하는데 이용하기 위해서는 각 신체부위별 추적으로 인해 많은 샘플이 요구되는 단점이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 계층적 생성 파티클 필터를 제안한다. 기존의 파티클 필터가 이전 프레임에서의 위치를 기반으로 샘플을 생성하는데 반해 계층적 파티클 필터는 다관절체 추적에 적합

학생회원, ** 정회원, 가톨릭대학교 컴퓨터공학과
(Department of Computer Engineering,
The Catholic University of Korea)

※ 본 연구는 문화관광부 및 한국문화콘텐츠진흥원의 지역문화산업연구센터(CRC)지원사업 및 2007년도 가톨릭대학교 교비 연구비의 지원으로 이루어졌음.
접수일자: 2008년4월1일, 수정완료일: 2008년6월12일

하게 연결되어 있는 신체 부위의 위치를 기반으로 샘플을 생성하므로 기존의 칼라 기반 파티클 필터를 이용해 다관절체 추적을 하는 것과 비교해서 적은 수의 샘플을 이용하면서도 보다 겹침에 강건한 추적 결과를 보인다.

또한 포즈 인식을 위해서 다중 분류가 가능한 SVM을 이용한다. 본 논문에서는 SVM의 데이터로 팔의 회전 각도들을 이용했다. 실험 결과는 제안한 방법이 기존의 파티클 필터를 이용하는 것에 효율적임을 보여준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 휴먼 포즈 인식에 대한 관련 연구를 소개하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 계층적 파티클 필터 방법에 대해서 설명한다. IV장에서 기존의 파티클 방법과 제안한 방법을 비교하고 제안한 방법을 적용했을 경우의 실험 결과에 대해 설명한다. 마지막으로 V장에서는 결론을 맺고 향후 연구 과제를 제시한다.

II. 관련 연구

휴먼 포즈 인식을 위해 통제된 환경을 이용한 여러 가지 시스템이 제안되었다. 이 시스템들은 특정 조건의 배경을 이용하거나 신체에 특정 센서들을 부착하는 방법으로 영상으로부터 사람을 분리한다. 이 과정에서 좀더 좋은 분리 결과를 얻기 위한 방법으로 적외선 카메라라나 다중 카메라를 이용하는 방법도 제안되었다^[1]. 하지만 이러한 시스템들은 단순히 단일 가시광선 카메라 시스템과 비교해서 설치하는데 많은 비용이 드는 단점이 있다.

비통제 환경에서의 휴먼 포즈 인식은 배경의 복잡함, 사람 신체의 다관절 구조, 사람이 입고 있는 옷의 다양성 등의 이유로 매우 어려운 문제이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되고 있으며 많은 방법이 제안되었다.

이 중 많이 이용되는 한 가지 방법은 S. Carlsson 등과 G. Mori등이 이용한 방법으로 작은 로컬 이미지 특징에 기반한 방법이다^[2-3]. 이 방법은 추출된 특징 전체를 매칭하는 방법으로 사람의 신체 부위 구별이 요구되지 않지만, 정확한 포즈 인식을 위해 많은 수의 템플릿과 가능한 깨끗한 배경이 요구된다. 왜냐하면 배경이 복잡하면, 이미지 특징들이 약해져, 단순한 매칭 기법으로는 좋은 결과를 얻을 수 없기 때문이다. 또 다른 방법으로 P. F. Felzenszwalb등과 D. Ramanan등이 제안한 방법으로 사람의 신체부위를 검출하고 그것들의 공간적 구성을 이용하는 것이다^[4-5]. 이 방법은 적은 수의 템플

릿이 요구되지만, 옷의 변화, 겹침 등이 발생하는 복잡한 환경에서는 좋은 결과를 얻기 힘든 단점을 가진다.

본 논문에서는 사람의 신체부위를 검출하고 그것들의 공간적 구성을 이용하는 방법을 이용한다. 기존의 방법이 높은 차원의 상태 벡터로 인해 많은 수의 샘플이 요구되었지만 제안한 방법은 추적된 다른 신체 부위를 이용해 계층적으로 샘플을 생성함으로써 보다 적은 수의 샘플을 가지고도 바람직한 추적 결과를 얻을 수 있었다. 또한 다른 신체 부위의 정보를 이용함으로써 겹침에 강건한 결과를 얻을 수 있었다.

III. 계층적 파티클 필터를 이용한 다관절 상체 추적과 SVM을 이용한 포즈 인식

1. 시스템 개요

그림 1은 제안한 시스템을 나타낸 것이다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, 제안한 시스템은 크게 초기화 단계, 추적 단계, 인식 단계로 이루어져 있다. 초기화 단계에서는 Ada-boosting 알고리즘을 이용해 얼굴과 몸통을 검출하고 그 결과를 기반으로 각 신체부위의 위치를 초기화 한다. 위치를 초기화 한 후에는 그 위치 정보를 이용해 추적에서 이용될 칼라 모델을 초기화 한다. 추적 단계에서는 초기화 단계에서 얻어진 신체 부위의 위치와 그 칼라 정보를 이용해 기존의 칼라 기반 파티클 필터를 이용해 얼굴과 몸통을 추적하고 제안한 계층적 파티클 필터를 이용해 각 신체 부위를 추적한다. 마지막으로 인식 단계에서는 추적된 각 신체부위의 공간적 위치를 SVM에 적용하여 포즈를 인식한다.

2. Loose-Limbed 그래프 모델과 칼라 분포

본 논문에서는 상체를 표현하기 위해 그림 2와 같은 그래프 모델인 Loose-Limbed 모델을 이용한다^[6]. Loose-Limbed 모델은 그래프 기반으로 각 신체 부위의 움직임을 효과적으로 표현할 수 있는 특징을 가지고 있다. 다관절체 Loose-Limbed 모델은 6개의 신체 부위(머리, 몸통, 왼쪽 상박, 왼쪽 하박, 오른쪽 상박, 오른쪽 하박)로 구성된다.

각 신체 부위의 칼라 정보를 이용하기 위해 본 논문에서는 각 신체 부위의 칼라 분포를 이용한다. 칼라 분포는 비강체성, 회전, 부분 겹침에 강건한 특징을 가지고 있으므로 움직임이 많은 물체를 추적하는데 효과적이다. 칼라 분포는 RGB공간으로부터 계산되는 m개의 bin을 갖는 정규화된 히스토그램으로 표현된다. 여기에

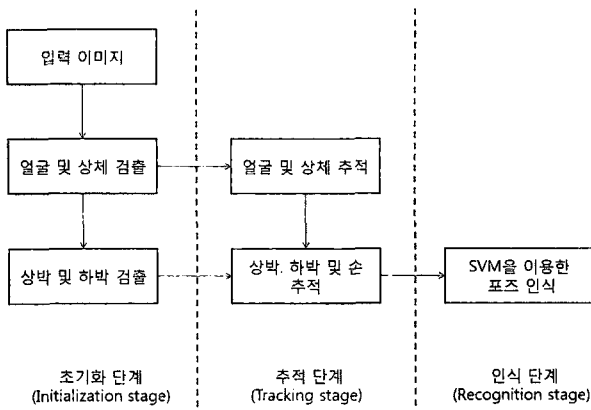


그림 1. 시스템 개요
Fig. 1. System overview.

신체 부위의 중심으로부터 멀리 떨어진 픽셀일수록 적은 가중치를 적용하기 위해 가중치 함수 k 을 이용해 다음과 같이 계산된다^[7].

$$p_r^{(u)} = C \sum_{x_i \in R} k\left(\frac{\|y - x_i\|}{a}\right) \delta[b(x_i - u)] \quad (1)$$

여기서, $k(r) = \begin{cases} 1 - r^2 & : r < 1 \\ 0 & : \text{otherwise} \end{cases}$

여기서, y 는 신체 부위 R 의 중심, δ 는 kronecker delta 함수, $b(x_i)$ 는 x_i 의 히스토그램 bin 색인을 대응하는 함수, a 는 localization에서 고려되는 픽셀 수, C 는 정규화 상수, r 은 신체 부위의 중심으로부터의 거리이다.

3. 초기화

상체를 검출하기 위해, 본 논문에서는 Rainer Lienhart와 Jochen Maydt가 제안한 boosting 알고리즘을 이용한다^[8]. Boosting 알고리즘은 weak classifier들

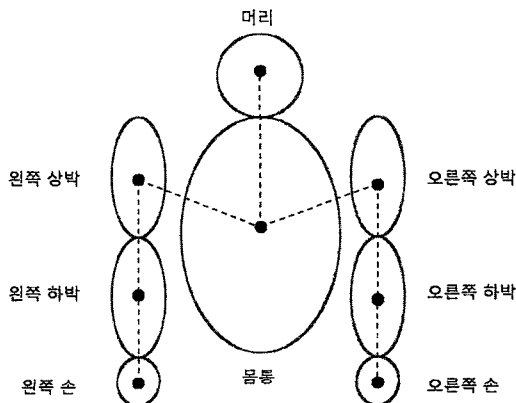


그림 2. Loose-limbed 그래프 모델
Fig. 2. Loose-limbed graph model.

을 선형 결합하여 strong classifier를 구성하는 것으로 제안된 boosting 알고리즘은 확장된 haar-like 특징의 boosted cascade에 기반한 방법이다.

상박과 하박을 검출하기 위해, 본 논문에서는 검출된 머리와 몸통의 칼라 정보를 이용한다. 많은 경우 상의는 상체 부분과 팔 부분의 칼라가 유사하기 때문에 다음과 같이 상박의 경우는 상체의 칼라 분포를 이용해 초기화 하고, 하박의 경우는 손을 포함하므로 머리와 상체의 칼라 분포를 이용해 초기화 한다.

$$p_{y_{upper-arm}}^{(u)} = p_{y_{torso}}^{(u)} \quad (2)$$

$$p_{y_{fore-arm}}^{(u)} = \omega_1 p_{y_{head}}^{(u)} + (1 - \omega_1) p_{y_{torso}}^{(u)} \quad (3)$$

$$p_{y_{hand}}^{(u)} = \omega_2 p_{y_{head}}^{(u)} + (1 - \omega_2) p_{y_{torso}}^{(u)} \quad (4)$$

여기서 w_1 과 w_2 는 가중치 값이다.

4. 다관절 상체 추적

본 논문에서는 다관절체 추적을 위해 기존의 칼라 기반의 파티클 필터와 제안한 계층적 생성 파티클 필터를 동시에 이용한다.

몸통과 같은 신체 부위는 이동 운동을 주로 하므로 다른 신체 부위의 위치를 이용해 추적하는 것보다 전 프레임에서의 위치를 기반으로 추적하는 것이 효율적이다. 따라서 얼굴과 몸통은 기존의 칼라 기반의 파티클 필터를 이용해 추적한다. 파티클 필터의 기본 개념은 샘플 집합을 이용해 상태 벡터 X_t 의 확률 분포를 근사적으로 구하는 것으로 비 가우시안 함수인 사후 밀도 $p(X_t | Z_t)$ 을 관측 밀도 $p(Z_t | X_t)$ 을 이용해 추정하는 방법이다^[7,9-10]. 칼라 기반의 파티클 필터는 칼라 분포 정보를 이용하여 복잡한 환경에서 강건한 추적 프레임워크를 제공해 객체 추적에 널리 쓰이고 있다.

기존의 파티클 필터에서는 객체 추적을 위해 전 프레임에서의 객체의 위치를 이용해 샘플을 생성한다. 따라서 상태 벡터의 차원이 높을 경우 정확한 추적을 위해서는 많은 수의 샘플이 요구된다. 하지만, 상박과 하박과 같이 객체들 사이에 의존관계가 존재하는 다관절체 추적의 경우에는 기존의 전 프레임에서의 위치에서 각 객체의 샘플들을 생성하는 것보다 연결되어 있는 객체 위치를 먼저 추적하고 그 위치를 기준으로 계층적으로 샘플을 생성하는 것이 효율적이다. 예를 들면, 상박 추적의 경우, 몸통의 위치를 이용하면, 상박의 대

략적인 위치를 추정할 수 있으므로 그 위치에 샘플을 생성하면 적은 수의 샘플만으로도 상박의 위치를 추정할 수 있다.

t 프레임에서의 주어진 신체 부위 μ 에 대해서, 그것의 상태 벡터 X_{μ}^t 는 다음과 같이 표현된다.

$$X_{\mu}^t = (x_{\mu}^t, y_{\mu}^t, w_{\mu}^t, h_{\mu}^t, \theta_{\mu}^t) \quad (5)$$

여기서 x_{μ}^t, y_{μ}^t 는 신체 부위 μ 의 시점 위치, w_{μ}^t, h_{μ}^t 는 각각 신체 부위 μ 의 가로, 세로 길이, θ_{μ}^t 는 신체 부위 μ 의 회전 각도이다.

본 논문에서는 상태 벡터를 표현하기 위해 타원 모델을 이용했다. 그러면 포즈 상태 벡터는 다음과 같다.

$$S_{Pose}^t = (X_h^t, X_{ub}^t, X_{lua}^t, X_{lfa}^t, X_{lh}^t, X_{rua}^t, X_{rfa}^t, X_{rh}^t) \quad (6)$$

여기서 h 는 머리, ub 는 상체, lua 는 왼쪽 상박, lfa 는 왼쪽 하박, lh 는 왼손, rua 는 오른쪽 상박, rfa 는 오른쪽 하박, rh 는 오른손의 상태 벡터이다.

연결되어 있는 신체부위를 추적하기 위해 본 논문에서는 기존의 파티클 필터와는 다르게 연결되어 있는 신체 부위의 위치를 이용한다. 본 논문에서는 상박을 추적하기 위해 몸통의 위치를, 하박을 추적하기 위해서는 상박의 위치를, 손을 추적하기 위해서는 하박의 위치를 이용했다.

먼저, t 프레임에서의 신체 부위 μ 의 i 번째 샘플을 다음과 같이 초기화하여 생성한다.

$$X_{\mu_i}^t = (0, 0, w_{\mu}^{t-1}, h_{\mu}^{t-1}, 0) \quad (7)$$

이제 샘플 $X_{\mu_i}^t$ 의 회전각은 다음과 같이 가우시안 함수에 의해 랜덤하게 얻는다.

$$\theta_{\mu_i} \approx G(\theta_{\mu}^{t-1}, \sigma) \quad (8)$$

여기서 θ_{μ}^{t-1} 는 $t-1$ 프레임에서의 μ 의 회전각이다. 회전 변환 함수 R 을 적용해 $X_{\mu_i}^t$ 을 θ_{μ_i} 만큼 회전시키면 $X_{\mu_i}^t$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X_{\mu_i}^t = (0, 0, w_{\mu}^{t-1}, h_{\mu}^{t-1}, \theta_{\mu_i}) \quad (9)$$

$X_{\mu_i}^t$ 가 연결되어 있는 신체부위를 $X_{\mu-1}^t$ 이라고 하고, $X_{\mu-1}^t$ 와 $X_{\mu_i}^t$ 의 연결점의 위치를 $(E_{x_{\mu-1}}, E_{y_{\mu-1}})$ 이라

하면 $X_{\mu_i}^t$ 를 이동 변환 함수 T 이용해 이동시킨다.

샘플 $X_{\mu_i}^t$ 이 생성되면 $X_{\mu_i}^t$ 의 칼라 분포를 p_{μ_i} 를 식 (1)을 이용해 구성하고, 그 신체 부위의 초기 칼라 모델을 참조 모델 q_{μ_i} 라 하면 해당 샘플의 칼라 유사도를 다음과 같이 Bhattacharyya distance를 이용해 계산한다.

$$w_{\mu_i}^t = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(1-\rho[p_{\mu_i}, q_{\mu_i}])}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

$$\text{여기서 } \rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p^{(u)}q^{(u)}}$$

(8)식에서 계산된 칼라 유사도를 가중치로 하여 t 프레임에서 신체 부위 μ 의 위치는 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$E[X_{\mu}^t] = \sum_{i=1}^N w_{\mu_i}^t X_{\mu_i}^t \quad (11)$$

5. SVM을 이용한 포즈 인식

SVM은 널리 쓰이고 있는 데이터 분류기이므로, 속성만으로 이루어진 테스트 집합의 데이터 인스턴스의 목표 값을 추정하는 것이 그 목적이다^[11].

SVM의 기본 개념은 다음과 같다. 주어진 훈련 집합 (x_i, y_i) (여기서 $i = 1, \dots, l, x_i \in R, y \in \{1, -1\}^l$)에 대하여, SVM은 다음과 같은 최적화 문제를 해결하는 것이다.

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (12)$$

$$\text{subject to } y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \xi_i \geq 0$$

여기서, $\phi(x)$ 은 고정된 특징 공간 변환, b 는 바이어스 파라미터이다.

SVM은 분류와 회귀를 위해 주로 사용되며, 경험적 분류 오류를 최소화하고, 기하적 마진을 최대화하므로, 최대 마진 분류기이라고도 한다.

본 논문에서는, 포즈 인식에 SVM을 이용하기 위해 그림 3과 같이 양 팔 부위들이 이루는 공간상의 각도들을 이용하여 다음과 같이 특징 벡터를 구성한다.

$$x = (\theta_{LU}, \theta_{LF}, \theta_{RU}, \theta_{RF}) \quad (13)$$

여기서 θ_{LU} 는 왼쪽 상박과 상체 사이의 각도, θ_{LF}

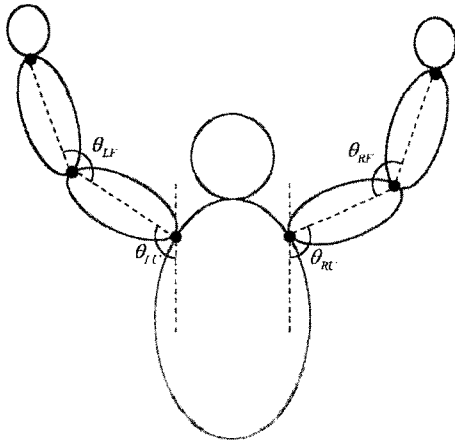


그림 3. 포즈 인식에서 사용하는 신체 부위 각도
Fig. 3. Angles between body parts in pose recognition.

는 왼쪽 상박과 하박 사이의 각도, θ_{RU} 는 상체와 오른쪽 상박 사이의 각도, θ_{RF} 는 오른쪽 상박과 하박 사이의 각도이다.

IV. 실험 결과

제안한 방법은 C++로 구현되었으며, 2GB 메모리와 2.0 Ghz Core 2 Duo CPU 환경을 갖는 PC에서 테스트 하였다. 사용된 테스트 시퀀스는 로지텍(Logitech)사의 퀵캠 퓨전(Quickcam Fusion)을 이용해 촬영했으며, 사이즈는 320*240 이다.

추적을 위해 샘플은 각 신체 부위별로 50~100개를 이용한다. [12]에서 29차원의 상태 벡터에 대해 파티클 필터를 적용했을 때, 4000개의 샘플을 이용하는 것과 비교해 볼 때, 제안한 방법은 40차원의 상태 벡터를 가지지만 1000개 이하의 샘플을 이용하므로 제안한 방법

이 기존의 방법에 비해 효율적이라 할 수 있다. 또한 SVM을 훈련하기 위한 훈련 데이터는 각 포즈별로 30 개를 이용했다.

그림 4는 초기화 과정을 나타낸 것으로 boosting 알고리즘을 이용하여 머리와 상체를 검출하고 검출된 머리와 상체 위치 정보를 이용해 각 신체 부위의 칼라 분포 모델을 초기화 한 후 그 결과를 이용해 왼쪽 상박을 검출하는 과정을 보인 것이다.

그림 5는 기존의 파티클 필터와 제안한 방법을 비교한 것이다. 기존의 칼라 기반 파티클 필터의 경우에는 전 프레임에서의 위치 정보만을 이용해 샘플을 생성하므로 그림 5의 (b)와 같이 왼손과 오른손이 겹치면 왼손과 오른손의 칼라 유사도가 높기 때문에 그림 5의 (c)와 같이 왼손 추적기가 잘못된 추적 결과를 보이는 반면에 제안한 방법은 현재 프레임에서의 하박 위치 정보를 이용해 샘플을 생성하므로 양 손이 겹친 후에도 정확한 위치를 추적하고 있음을 볼 수 있다.

그림 6, 7, 8, 9는 각각 테스트 시퀀스 1, 2, 3, 4에 대한 상체 추적 및 포즈 인식 결과를 보인 것이다. 시퀀스 1은 총 759 프레임이고, 시퀀스 2는 총 680 프레임이고, 시퀀스 3은 총 732 프레임이고, 시퀀스 4는 총 582 프레임이다. 인식하는 포즈는 총 8가지로 각각 'T-form', 'raise up left fore-arm', 'raise up right fore-arm', 'raise up left right fore-arm', 'raise up left arm', 'raise up right arm', 'raise up arm', 'lower the left and right arm'이다. 그림 1에서의 (d), 그림 2의 (c)는 상체가 왼쪽으로 이동한 경우, 그림 3에서의 (e), (f)는 상체가 오른쪽으로 이동한 경우의 포즈 인식 결과를 보인 것이다.

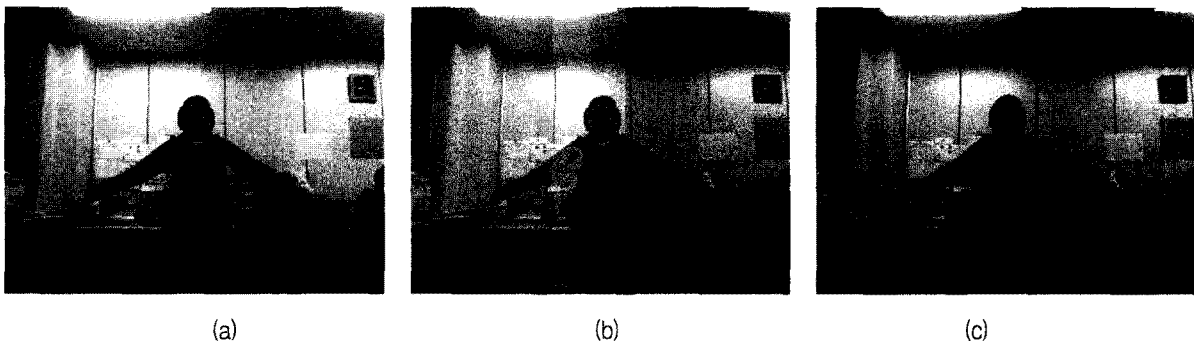


그림 4. 상박 부위 검출
(a) 머리 및 몸통 검출 (b) 상박에 대한 샘플 생성 (c) 상박 검출 결과

Fig. 4. Upper body detection.
(a) Head and upper body detection (b) Sample propagation for the upper-arm (c) Detection result of the upper-arm

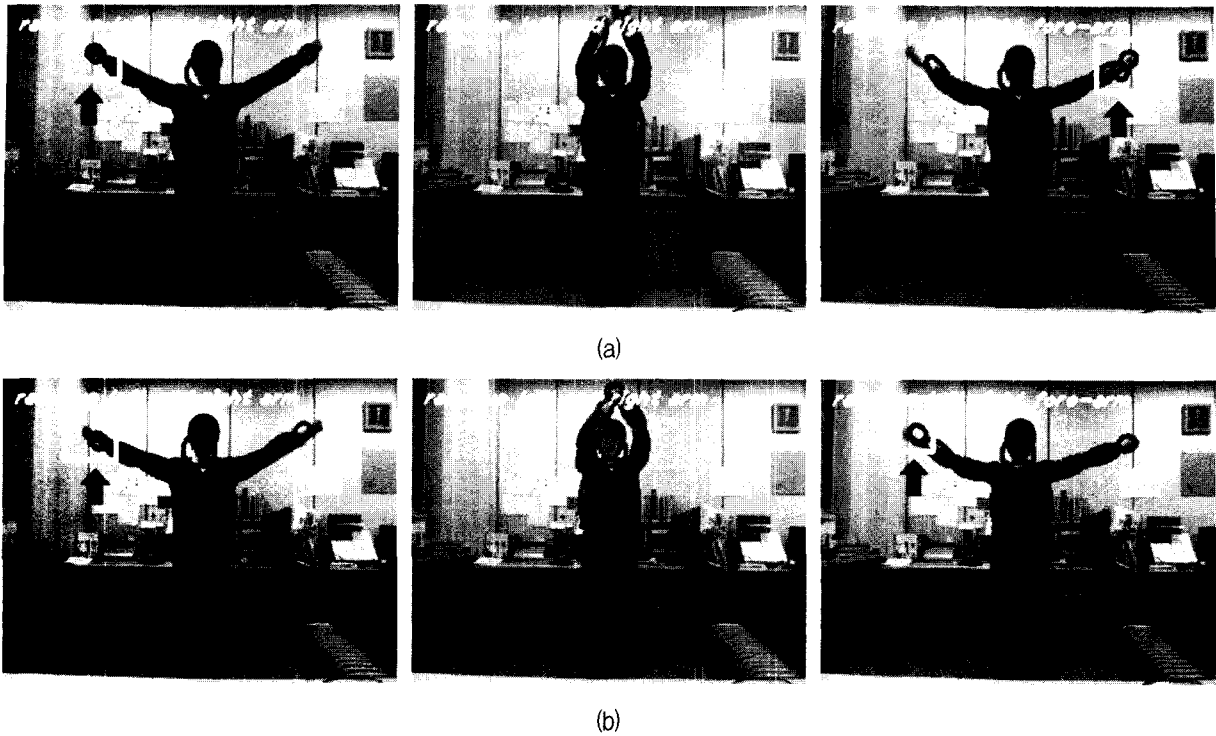


그림 5. 실험 결과 비교
 (a) 칼라 기반의 파티클 필터를 이용한 경우 (b) 제안한 방법을 이용한 경우
 Fig. 5. Comparison of experimental results.
 (a) Color based particle filter (b) Our proposed method

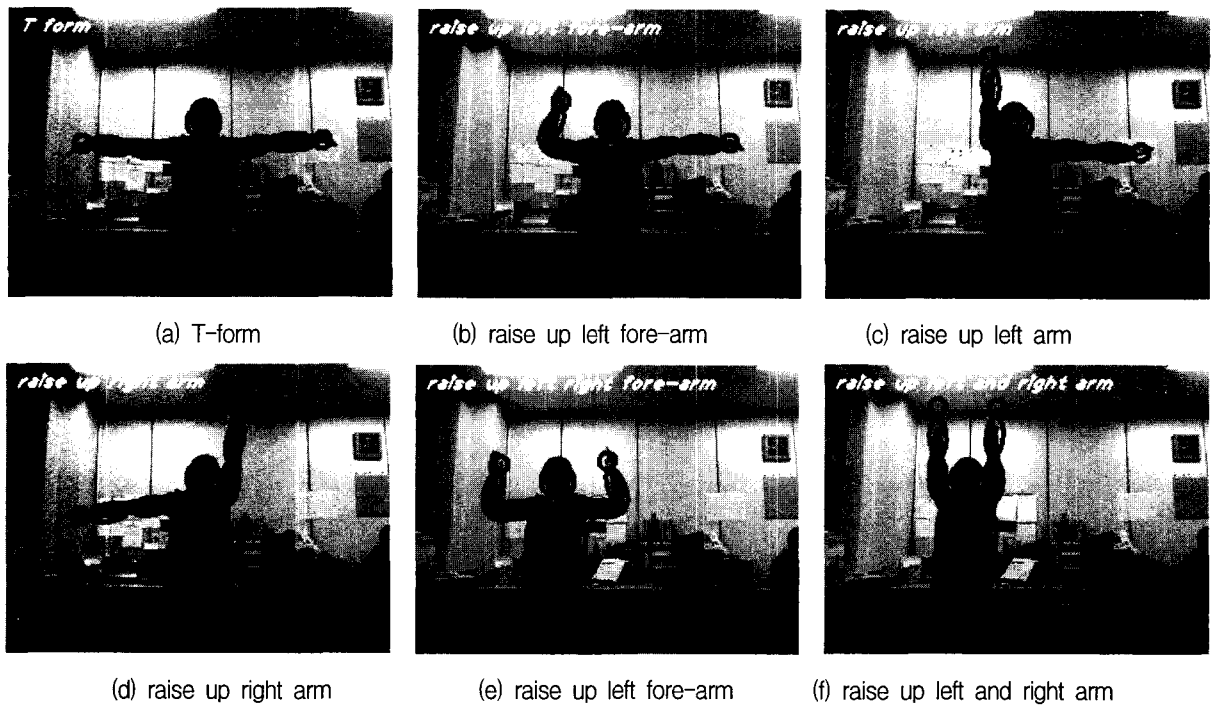


그림 6. 테스트 시퀀스 1에 대한 다관절체 상체 추적 및 포즈 인식 결과
 Fig. 6. Results of articulated upper body tracking and pose recognition of test sequence 1.

표 1은 테스트 시퀀스 1, 2, 3, 4에 대한 각 pose 별 인식 결과를 보인 것이다. T-form의 경우에는 총 1,387 개의 프레임 중에 3개의 프레임에서 오류가 발생하여 0.216%의 오류가 발생했으며, raise up left fore-arm과

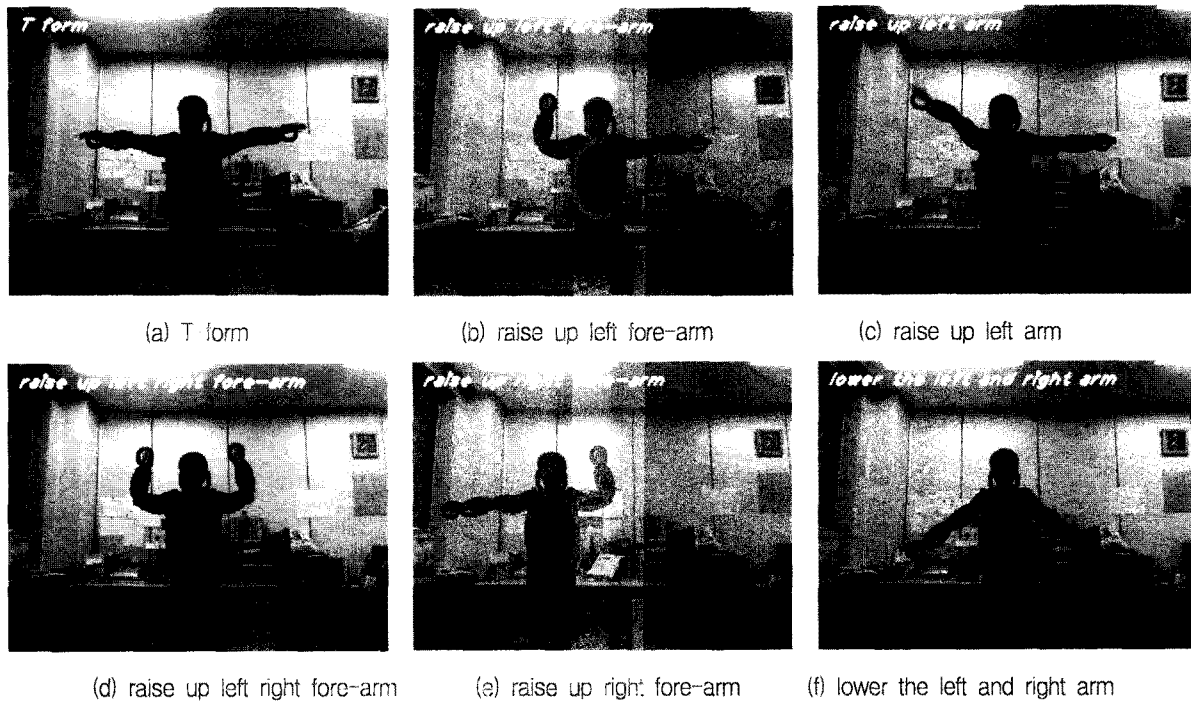


그림 7. 테스트 시퀀스 2에 대한 다관절체 상체 추적 및 포즈 인식 결과
 Fig. 7. Results of articulated upper body tracking and pose recognition of test sequence 2.

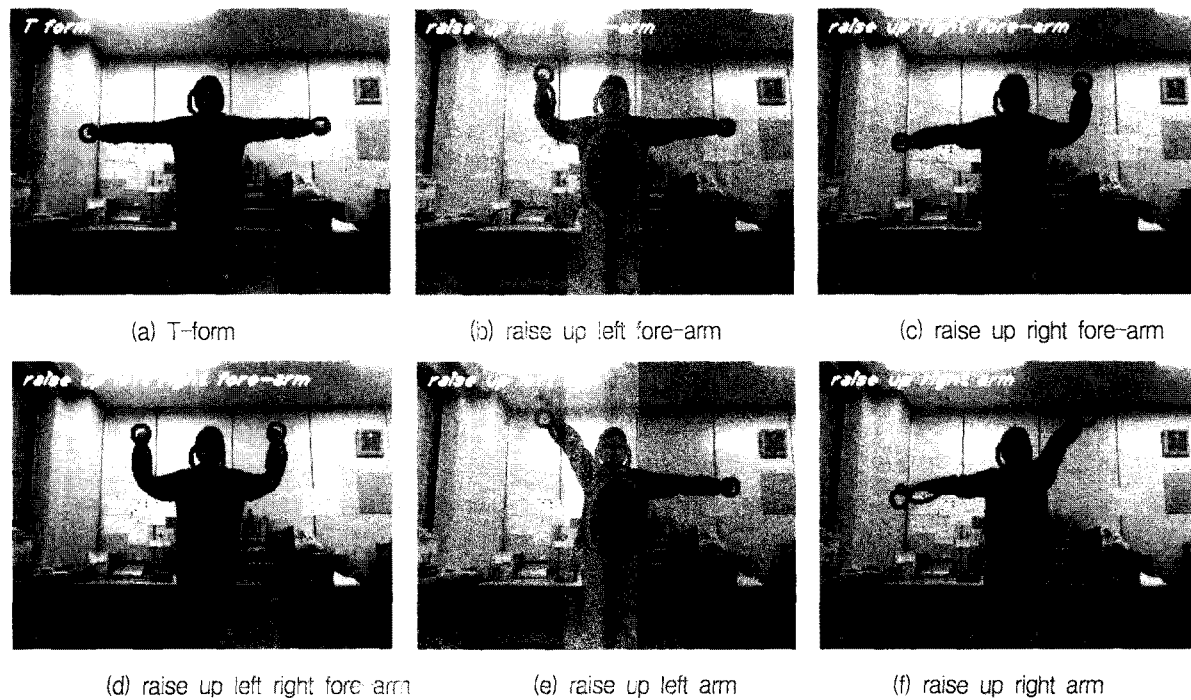


그림 8. 테스트 시퀀스 3에 대한 다관절체 상체 추적 및 포즈 인식 결과
 Fig. 8. Results of articulated upper body tracking and pose recognition of test sequence 3.

raise up left right fore arm의 경우에는 각각 259개 프레임, 170개의 프레임 중 5개의 프레임과 4개의 프레임이 오류가 발생하여 1.544%, 2.352%의 오류가 발생했다. raise up left right fore arm과 raise up right arm의

경우에는 각각 6.5%, 4.0%의 오류가 발생했다. 그리고 시퀀스 1, 2, 3, 4는 각각 0.26%, 1.17%, 2.18%, 1.03%의 오류가 나타났다.

표 1. 시퀀스들의 포즈 인식 오차

Table 1. Pose recognition error of test sequences.

Sequence pose (#프레임수)	Seq 1 (#759)	Seq 2 (#680)	Seq 3 (#732)	Seq 3 (#582)	Error (%)
T-form (#1387)	0	0	1	2	0.216
raise up left fore-arm (#259)	0	1	2	1	1.544
raise up right fore-arm (#170)	0	1	0	3	2.352
raise up left right fore-arm (#200)	0	0	13	0	6.5
raise up left arm (#186)	0	0	0	0	0
raise up right arm (#200)	2	6	0	0	4.0
raise up arm (#211)	0	0	0	0	0
lower the left and right arm (#84)	0	0	0	0	0
Error(%)	0.26	1.17	2.18	1.03	

V. 결 론

본 논문에서는 칼라 기반의 계층적 생성 파티클 필터를 이용한 다관절 상체 추적과 SVM을 이용한 포즈 인식 방법을 제안했다. 제안한 방법은 기존의 칼라 기반 파티클 필터에 비해 다관절체의 구조를 이용함으로써 높은 차원의 상태 벡터를 가지지만 상대적으로 적은 샘플을 이용하고도 바람직한 추적결과를 얻을 수 있었으며, SVM을 이용해 좋은 포즈 인식 결과도 얻을 수 있었다.

하지만, 제안된 방법은 오직 칼라 정보만을 이용해 2D 추적만을 수행하므로, 칼라 정보가 많이 변하는 환경에서는 좋은 결과를 보이지 않는다. 따라서 이에 대해 멀티 모달 특징들을 이용해 추적을 하는 연구가 진행되는 것이 바람직하다.

참 고 문 헌

- [1] H. Jiang, Z.N. Li, and M.S. Drew, "Recognizing posture in pictures with successive convexification and linear programming.", *IEEE Multimedia*, 14(2), pp. 26-37, 2007.
- [2] S. Carlsson and J. Sullivan, "Action recognition by shape matching to key frames." *Proc. IEEE Computer Soc. Workshop Models Versus Exemplars on Computer Vision*, 2001.
- [3] G. Mori and J. Malik, "Estimating human body configurations using shape context matching.", *Proc. European Conf. Computer Vision (ECCV 02)*, LNCS 2352, Springer, pp. 666-680. 2002.
- [4] K.M.G. Cheung, S. Baker, and T. Kanade, "Shape-from-silhouette of articulated objects and its use for human body kinematics estimation and motion capture.", *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 03)*, Vol. 1, IEEE CS Press, pp. 77-84, 2003.
- [5] D. Ramanan, D. A. Forsyth, and A. Zisserman, "Strike a pose : Tracking people by finding stylized pose.", *Proc. IEEE Cong. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 05)*, IEEE CS Press, pp. 271-278, 2005.
- [6] Leonid Signal, Sidharth Bhatia, Stefan Roth, Michael J. Black, and Michael Isard. "Tracking loose-limbed people.", In *Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol 1, pp. 421-428, July 2004.
- [7] K. Nummiaro, E Koller-Meier, L. Van Gool, "Object tracking with an adaptive color-based particle filter.", *Symposium for Pattern Recognition of the DAGM*, pp. 353 - 360, 2002.
- [8] Rainer Lienhart and Jochen Maydt. "An extended set of haar-like features for rapid object detection.", *IEEE ICIP 2002*, Vol. 1, pp. 900-903, Sep. 2002.
- [9] M. Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, and Tim Clapp, "A Tutorial on particle filters for online nonlinear/non-gaussian bayesian tracking.", *IEEE Transaction on signal processing*, Vol. 50, no. 2, Feb. 2002.
- [10] K. Nummiaro, E. Koller-Meier and L. Van Gool, "A color-based particle filter.", *First International Workshop on Generative Model Based Vision*, in Conjunction with *ECCV'02*, pp. 53-60, 2002.
- [11] Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang and Chih-jen Lin, "A practical guide to support vector classification.", 2007.
- [12] J. Deutscher, A. Blake, and I. Reid, "Articulated body motion capture by annealed particle

filtering.”, Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 126-133, June 2000.

저 자 소 개



조 상 현(학생회원)
2003년 가톨릭대학교 수학과 졸업.
2005년 가톨릭대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업
2005년~현재 가톨릭대학교 컴퓨터 공학과 박사 과정.

<주관심분야 : 컴퓨터 비전, 패턴인식, 컴퓨터 그래픽스>



강 행 봉(정회원)-교신저자
1980년 한양대학교 전자공학과 졸업
1986년 한양대학교 대학원 전자공학과 석사
1989년 Ohio State Univ. 컴퓨터 공학 석사

1993년 Rensselaer Polytechnic Institute 컴퓨터 공학 박사.

1994년~1997년. 삼성종합기술원 수석연구원

1997년~현재 가톨릭대학교 디지털미디어학부 교수

2005년 UC Santa Barbara Visiting Professor

<주관심분야: 컴퓨터비전, 컴퓨터그래픽스, HCI, 인공지능, 기계학습>