

능동적 윤곽 모델과 색상 기반 파티클 필터를 결합한 얼굴 추적

김진율[°], 정재기^{*}

Face Tracking Combining Active Contour Model and Color-Based Particle Filter

Jin-Yul Kim[°], Jae-Ki Jeong^{*}

요 약

본 논문은 ACM(active contour model)과 색상기반 PF(particle filter)의 장점을 결합하여 크기와 색상이 변화하는 객체에 대해 강인한 추적이 가능한 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 색상기반의 PF 추적기, 윤곽선을 추적하는 ACM 추적기, 그리고 두 추적기의 추정 정보를 결합하여 최종적인 객체의 위치와 스케일을 결정하고 또 참조 모델의 업데이트 여부를 결정하는 Decision 부로 이루어진다. PF 추적기는 객체의 형태변화와 모션블러에 강인하지만 위치와 스케일의 정확도가 떨어지고, ACM 추적기는 배경 클러터가 없는 경우에는 객체의 윤곽을 정확하게 추출하지만 복잡한 배경에서는 추적이 실패하는 문제가 있다. 본 논문에서는 색상 PF 추적기가 추정된 객체 위치와 스케일 정보를 이용하여 ACM의 내부 에너지를 제어함으로써 ACM의 스네이크 포인터가 객체가 아닌 배경 클러터로 수렴되는 것을 방지하여 정확히 객체의 윤곽을 추적할 수 있도록 하였다. 사람의 머리 윤곽선을 포함한 얼굴 추적에 제안된 알고리즘을 적용하고 추정 위치와 스케일 오차를 분석하여 성능을 분석하였으며 제안된 방식이 기존 기법들보다 추적 성능이 우수함을 보였다.

Key Words : active contour model, particle filter, face tracking

ABSTRACT

We propose a robust tracking method that combines the merits of ACM(active contour model) and the color-based PF(particle filter), effectively. In the proposed method, PF and ACM track the color distribution and the contour of the target, respectively, and Decision part merges the estimate results from the two trackers to determine the position and scale of the target and to update the target model. By controlling the internal energy of ACM based on the estimate of the position and scale from PF tracker, we can prevent the snake pointers from falsely converging to the background clutters. We applied the proposed method to track the head of person in video and have conducted computer experiments to analyze the errors of the estimated position and scale.

※ 본 연구는 경기도의 경기도지역협력연구센터(GRRC) 사업의 일환으로 수행하였음. [GRRC수원2015-B2, 고급 뉴로퍼지 기술 기반 산업보안 객체인식시스템 및 사회안전망 구축을 위한 지능제어시스템 연구]

° First and Corresponding Author : University of Suwon, Dept. of Electronic Engineering, jykim@suwon.ac.kr, 종신회원

* UDworks, Co. Ltd, jaekiya@udworks.com

논문번호 : KICS2015-07-211, Received July 8, 2015; Revised October 13, 2015; Accepted October 13, 2015

I. 서 론

영상 내 객체 추적은 영상 내의 연속 프레임에서 움직이는 특정한 객체를 감지하여 추적하는 기술로 보안 감시^[1], 지능형 자동차^[2,3] 그리고 얼굴 추적^[6-8,10] 등에 널리 응용되고 있다. 이러한 응용 분야의 확대는 복잡한 배경이 존재하는 영상에서 다양한 객체의 변형과 움직임을 정확하고 안정적으로 추적하기 위하여 정교한 알고리즘이 요구되고 있으며 이를 만족하기 위하여 많은 추적 알고리즘이 연구되고 있다.

객체의 추적에 있어 객체 내부의 색상 히스토그램에 근거하여 추적하는 방법으로 Mean-shift 기법^[9,10], 색상 기반 PF(particle filter)^[11]를 들 수 있으며 객체의 윤곽선을 추적하는 방법으로는 ACM(active contour model) 기반 방법^[12-15]을 들 수 있고, 그 밖에 객체의 특징점을 추적하는 방법들로 Haar-like 특징을 검출하는 방법^[3-5,8], LBP(local binary pattern)를 PF로 추적^[1]하거나 AAM(active appearance model) 특징을 PF로 추적^[7] 하는 방법 등을 들 수 있다.

색상 히스토그램을 추적하는 방법은 영상 내의 추적 객체 색상 분포와 후보 영역의 색상 분포의 유사도를 측정하여 영상 내에 객체가 존재할 확률 분포를 추정하여 객체를 추적한다. 이러한 확률 분포 추정은 객체의 윤곽선이 모션블러(motion blur)에 의해 명확하지 않아도 색상 히스토그램의 분포가 유사한 경우 지속적 추적이 가능하다는 장점을 가진다. 그러나 색상 히스토그램은 객체 형태의 변형과 객체의 위치를 정확하게 추정할 수 없는 한계를 가지고 있다. 또 객체 주변에 유사한 색상 분포를 갖는 배경이 존재 할 때 추적 성능이 저하한다. 반면, 객체 윤곽선을 추적하는 방법은 객체의 윤곽이 상대적으로 선명하고 또 배경 클러스터가 없는 경우 객체의 형태나 변형을 정확하게 추적하지만 객체가 급격하게 움직여 윤곽선이 희미해지거나 배경이 복잡한 경우 배경 클러스터에 수렴하여 객체 윤곽선 추적이 실패하는 문제점을 가지고 있다. 객체의 특징점을 추적하는 방법의 경우 추적 대상인 객체 내부에 특징점이 잘 정의되어야 하지만 조명의 변화나 객체가 움직임에 따라 형태가 변화하는 경우 특징점의 추적에 어려움을 겪게 된다. 또 균일한 조도나 색상을 가지는 객체의 경우 특징점이 잘 정의되지 않는 문제가 있다.

영상 추적 문제에서 사람의 얼굴은 추적을 위한 대표적 객체로 특별한 관심의 대상이 되어 왔으며 많은 연구가 진행 되어 왔다^[3-8,10]. Haar-like 특징은 얼굴을 검출하기 위해 가장 널리 사용되는 방법으로 운전자

얼굴 검출^[3]에 사용되었고, 얼굴 색상 정보로 배경을 제거한 영역에서 검색^[4]하거나, LBP 변환을 거친 후 Haar-like 특징을 적용하는 방식^[5]등으로 이용되었다. Kinect와 같은 깊이 정보를 갖는 카메라의 사용을 가정하고 Haar-like 특징을 사용하여 얼굴을 검출하는 방법^[6]도 제시되었지만 일반적인 상황에서 깊이 정보를 갖는 카메라의 사용이 제약되므로 응용에는 한계가 있다. 얼굴 검출과 더불어 추적 기법을 사용하는 방법들도 있다. 참고문헌^[7]에서는 얼굴의 특징을 AAM으로 표현하고 PF로 추적하는 방법을 사용하였으며 계산량을 줄이기 위해 샘플 수를 적극적으로 제어하거나 높은 가중치를 갖는 샘플에만 AAM을 이용한 예측을 적용하는 방법을 사용했다. 참고문헌^[8]에서는 Haar-like 특징을 이용하여 얼굴을 검출하고 광류(optical flow)를 이용해 얼굴의 주요 특징점을 추적하는 방법을 사용하였다. 하지만 참고문헌^[3-8]에 제시된 방법들은 모두 얼굴 영역 내의 눈, 코, 입 등에서 추출한 특징을 검출하거나 추적하는 기법을 사용하므로 얼굴이 정면이거나 얼굴내의 특징을 추출할 수 있는 정면에 가까운 측면을 유지하는 경우에만 얼굴을 추적할 수 있는 한계가 있다. 이러한 방법들은 사람이 일정한 거리에서 정면에 위치한 카메라를 쳐다보아야 하는 상황에서만 적용 가능하다. 문헌^[10]에서는 Mean-shift 기법을 색상이 유사한 배경 클러스터로 수렴하여 추적에 실패하는 경우에도 적용할 수 있도록 수정하는 방법이 제시되었다. 그러나 이 방법도 마찬가지로 정면 혹은 일정 범위 내의 측면인 얼굴의 경우에만 얼굴을 추적할 수 있다.

한편, 추적 대상이 되는 사람이 카메라를 의식하지 않고 자유롭게 움직이고 방향을 바꾸어 회전을 한다든지 하는 상황에서는 사람과 카메라와의 거리가 크게 변할 수 있어 추적 대상인 얼굴의 스케일이 크게 변하고 또 카메라와 사람의 각도에 따라 얼굴 포즈(pose)가 변하여 사람의 뒷모습만을 얻는 경우도 생기므로 추적이 가능한 정면 혹은 정면에 가까운 얼굴 영상을 얻을 수 없는 경우가 생기기도 한다. 이러한 상황에서는 추적기가 얼굴의 정보를 사용할 수 없으므로 얼굴 영역 내에 존재하는 특징을 사용하는 추적 방법을 사용할 수 없다. 이러한 상황은 보안감시를 위한 감시 카메라나 제약이 없는 카메라 환경에서의 얼굴 인식 시스템에서 흔히 관측된다.

본 논문에서는 이러한 환경에서도 사람의 얼굴을 추적할 수 있도록 포즈에 따라 크게 변하는 얼굴 특징을 사용하는 기존 방법 대신 머리의 윤곽선과 얼굴 색상 분포를 동시에 추적하는 추적 방법을 제안한다. 이

를 위하여 색상 기반의 PF 추적과 윤곽선 기반 ACM 기법을 결합하는 방법을 제시한다.

색상 기반 PF 추적 기법^[11]은 추적 객체의 참조 모델과 샘플에서 얻은 후보 영역의 색상분포 특징을 비교하여 유사도를 측정하고 객체가 존재할 확률 분포를 근사하여 객체의 위치를 추정한다. 그러나 객체와 유사한 색상을 갖는 배경이 존재하거나 추적 대상의 크기와 색상 분포가 변하면 추적에 실패하는 문제가 있다. 이를 해결하기 위해 추적 객체의 정확한 스케일 조절과 참조 모델 업데이트 방법이 요구된다. 현재 스케일을 일정 비율로 가감하여 유사도가 높은 스케일을 선택하거나^[9] 스케일을 랜덤하게 변화시켜 얻은 샘플들에서 유사도가 높은 샘플들의 스케일을 평균하여 결정하는 방법^[11]이 사용되고 있으나 객체의 형태와 특징이 변화하게 되면 유사한 특징을 갖는 국부 영역에 수렴되거나 유사 특징이 많이 포함되도록 스케일이 발산하는 경우가 발생하여 객체 추적에 실패하게 된다. 객체 참조 모델을 업데이트하는 방법으로는 현재의 모델에 새로 추정된 위치에서 구한 특징을 가중치를 적용하여 합하는 방법을 주로 사용한다. 그러나 객체의 변형 또는 스케일 추정의 오차 등으로 인해 잘못된 추정 위치에서 업데이트 될 경우 객체 특징의 오류로 작용하게 되며, 시간이 지남에 따라 오류가 누적되어 추적의 정확성이 낮아지게 된다.

ACM 기법(혹은 스네이크 알고리즘)^[12-15]을 이용한 객체 추적은 연속 프레임에서 이전 프레임의 객체의 윤곽선을 나타내는 ACM (혹은 스네이크) 포인터들을 현재 프레임의 객체의 윤곽선으로 이동한다. 이러한 이동은 에너지 함수가 최소가 되는 방향으로 진행하며, 배경과 객체의 경계에 도달하게 되면 수렴하게 된다. ACM 기법은 객체의 윤곽을 정확하고 빠르게 추출하지만 복잡한 배경에서 배경에 존재하는 강한 기울기 성분에 수렴하며 객체의 모션블러 현상이나 급격한 움직임으로 객체의 윤곽선을 도달하지 못하여 객체의 내부로 수축(shrink)되는 현상이 발생하는 문제점 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 기존 알려져 있는 GVF(gradient vector flow), HDC(hierarchical discrete correlation) 방법들을 개선하여 이전 프레임과 현재 프레임의 합성 기울기 맵을 이용하는 방법^[13], 새로운 외부 에너지 사용 방법^[15] 등 다양한 방법들이 제안 되었다.

본 논문에서는 얼굴의 색상 분포를 추적하기 위하여 PF 추적 기법을 사용하고 머리의 윤곽선을 추적하기 위하여 ACM 추적 기법을 사용하며 두 추적 방법의 장점을 결합하는 방법을 제시한다. 제시된 방법에

서는 상대적으로 배경 클러터에 더 강한 색상 기반 PF 추적을 먼저 수행한 후 추정된 객체 위치와 스케일 정보를 기반으로 하여 ACM 추적기를 수행한다. 이때 객체의 윤곽선 부근에 낮은 내부 에너지를 갖도록 하는 커널 에너지 함수를 새롭게 제안하였다. 제안된 커널 에너지 함수는 기존 ACM에서 윤곽선이 배경 클러터로 발산하거나 내부로 수축하는 현상을 줄여 주어 객체 추적의 정확도를 높일 수 있다. 또 ACM 추적의 결과로 얻은 객체의 윤곽선으로부터 PF 추적을 위한 참고 모델을 정확히 업데이트 할 수 있으므로 PF 추적을 위한 스케일 조절과 참조 모델 업데이트를 정확하게 수행할 수 있다. 제시된 방법은 색상 히스토그램 기반의 PF 추적 알고리즘의 장점과 윤곽선 기반 ACM 추적 알고리즘의 장점들을 결합함으로써 객체의 색상 변화와 변형에 대응 가능하며, 유사한 색상 분포를 갖는 배경이 존재하는 경우에도 우수한 추적 성능을 갖는다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존 PF 추적 알고리즘과 ACM 알고리즘에 대하여 기술하고, III장에서는 ACM과 색상기반 PF의 결합을 통한 객체 추적 알고리즘을 제안한다. IV장에서는 기존의 연구에서 사용된 기법과 제안하는 방법의 객체 추적 성능을 평가한다. 마지막으로 V장에서는 결론을 기술하였다.

II. 기존 알고리즘

2.1 색상기반 PF 추적

색상 기반 PF 기법^[11]을 사용한 영상 내 객체 추적은 객체의 색상 분포와 각 샘플이 나타내는 후보 영역의 색상 분포를 비교하여 유사도를 측정하고, 영상 내 객체가 존재 할 확률 분포를 근사하여 객체의 위치를 추정 한다. 이를 위해 이전 프레임의 유사도를 기반으로 가중치가 부여된 각 샘플을 얻고 현재 프레임에서 샘플을 선택하고 전파한다. 이러한 샘플의 선택과 전파에 의한 확률 분포의 근사를 통해 배경에 클러터가 존재하는 환경에서도 지속적인 추적을 할 수 있으며, 영상 전 영역을 탐색하지 않고 객체 추적을 가능하게 한다.

객체 추적을 위한 샘플 집합은 식 (1)과 같이 나타낼 수 있으며, t 프레임에 분포된 샘플 집합 S_t 는 N 개의 샘플 $s_l^{(n)}$ 와 각 샘플의 가중치 $\pi_l^{(n)}$ 로 구성 된다.

$$S_t = \{(s_l^{(n)}, \pi_l^{(n)}) | l = 1 \dots N\} \quad (1)$$

샘플 $s_t^{(n)}$ 는 식 (2)와 같이 영상 내 객체의 좌표 x , y 와 객체의 이동 가속도 \bar{x} , \bar{y} , 마지막으로 x , y 를 중심으로 하는 관심 영역의 가로축, 세로축의 길이로 구성한다.

$$s_t^{(n)} = \{x, y, \bar{x}, \bar{y}, H_x, H_y\} \quad (2)$$

PF 기법을 사용한 영상 내 객체 추적은 각 영상 프레임 마다 일반적으로 Selection, Propagation, Observation, Estimation의 4단계로 객체를 추적한다. Selection 단계는 이전 프레임에서 사용된 각 샘플 $s_{t-1}^{(n)}$ 을 각 샘플의 가중치 $\pi_t^{(n)}$ 에 비례하는 확률로 현재 프레임에 분포할 새로운 샘플 $s_t^{(n)}$ 을 선택한다. Propagation 단계에서 선택된 샘플들을 객체의 움직임을 고려하여 현재 프레임에 전파 시킨다. Observation 단계에서는 각 샘플들의 관심 영역의 색상 분포를 추출하고, 참조 모델과 유사도를 측정하여 가중치 $\pi_t^{(n)}$ 을 계산한다. 마지막으로 Estimation 단계에서 샘플들의 가중치를 이용하여 객체의 위치를 추정하고 추적하는 참조 모델을 α 만큼 누적하여 업데이트 한다.

이전 샘플 집합 S_{t-1} 와 참조 모델 $q^{(u)} = C \sum_{i=1}^I k(\|x_i\|) \delta[b(x_i) - u]$ 가 주어져 있다고 할 때, 색상 기반 PF 알고리즘의 자세한 수행 절차는 아래와 같다. 여기서 u 는 bin index, C 는 정규화 상수, I 는 영역내의 픽셀수, $k(\cdot)$ 는 weighting 함수, δ 는 Kronecker delta 함수이다^[11].

1. Selection : 확률 $\pi_{t-1}^{(n)}$ 을 갖는 샘플 $s_{t-1}^{(n)}$ 로부터 N 개의 샘플 집합을 생성한다.

(a) 각 샘플 확률을 통해 누적 분포 함수 $c_{t-1}^{(n)}$ 를 생성

$$\begin{aligned} c_{t-1}^{(0)} &= 0 \\ c_{t-1}^{(n)} &= c_{t-1}^{(n)} + \pi_{t-1}^{(n)} \\ c_{t-1}^{(N)} &= c_{t-1}^{(n)} / c_{t-1}^{(N)} \end{aligned} \quad (3)$$

(b) N 개의 균등 분포 랜덤 변수 생성 ($r \in [0,1]$)

(c) 이진 탐색 방법으로 j 번째 샘플 선택 ($c_{t-1}^{(n)} \geq r$)

(d) $\bar{s}_{t-1}^{(n)} = s_{t-1}^{(j)}$

2. Propagation : 선택된 이전 샘플 집합 $\bar{s}_{t-1}^{(n)}$ 을 가우시안 랜덤 변수 $W_{t-1}^{(n)}$ 을 사용하여 예측 위치에 전파한다.

$$s_t^{(n)} = A s_{t-1}^{(n)} + W_{t-1}^{(n)} \quad (4)$$

3. Observation : 각 샘플의 관측 확률 $\pi_t^{(n)}$ 을 생성 한다.

(a) 각 샘플의 색상 분포 추출

$$p_{s_t^{(n)}}^{(u)} = C \sum_{i=1}^I k\left(\frac{\|s_t^{(n)} - x_i\|}{h}\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (5)$$

여기서 $h = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$ 는 스케일 조절 상수

(b) Bhattacharyya 계수로 유사도 ρ 를 계산하고 확률 $\pi_t^{(n)}$ 생성

$$\pi_t^{(n)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(1-\rho(q, p_{s_t^{(n)}}))}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

$$\rho(q, p_{s_t^{(n)}}) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_{s_t^{(n)}}^{(u)} q^{(u)}}$$

4. Estimation : 객체의 위치를 확률을 부여하여 평균으로 추정한다.

$$E[S_t] = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} s_t^{(n)} \quad (7)$$

이때 각 샘플에 대해 스케일을 랜덤하게 변화 시켜 참조모델과의 유사도를 계산한 후 가중치에 따라 스케일을 평균하는 방식으로 스케일을 결정한다. 또, 객체 참조 모델은 기존의 모델에 현재 추정된 위치에서 구한 특징을 가중치를 적용하여 합하여 업데이트한다. 즉, 각 bin u 에 대하여

$$q_t^{(u)} = (1-\alpha)q_{t-1}^{(u)} + \alpha p_{s_t^{(n)}}^{(u)} \quad (8)$$

의 관계를 이용하여 이루어진다.

그러나, 객체의 색상과 크기가 변화하는 환경에서 객체의 참조 모델의 업데이트는 정확하게 객체의 스케일과 중심 위치 추적이 이루어졌을 때 수행되어야 하며, 업데이트의 엄격한 기준이 요구 된다. 즉, 추적 성능 개선을 위해서는 스케일 추정이 정확하게 이루어져야 하며, 역으로 스케일 추정을 정확하게 하기 위해서는 참조 모델의 업데이트가 적절히 이루어져야 한다. 이와 같이 스케일 추정과 참조 모델의 업데이트는 서로 영향을 주며 민감하게 반응한다. 따라서 스케일 추정과 참조 모델의 업데이트를 동시에 할 수 있는 적절한 알고리즘이 요구된다.

2.2 ACM(active contour model)

ACM 알고리즘^{12,14)}은 에너지 함수를 통해 정의되며, 스네이크 포인터들을 에너지 함수가 최소화되는 방향으로 반복적으로 이동하여 객체와 배경이 이루는 경계에 수렴되도록 한다. 이러한 포인터들의 이동은 객체가 변형 되어도 객체의 형태를 추출할 수 있으며, 연속적인 영상에서 객체를 지속적으로 추적 가능하다. 스네이크 포인터를 이동하게 하는 에너지 함수는 객체의 윤곽선의 모양을 결정하는 내부 에너지와 스네이크 포인터를 객체의 윤곽선으로 끌어당기는 역할을 하는 외부 에너지로 나눌 수 있으며, 스네이크 에너지 함수 E_{snake} 는 식 (9)로 정의한다.

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s)) ds \quad (9)$$

위의 식에서 $v(s) = (x(s), y(s))$ 는 2차원 영상에서 스네이크 포인터 x, y 좌표를 나타낸다. E_{int} 는 내부 에너지를 나타내고, E_{ext} 는 외부 에너지이다. 현재 이동하려는 스네이크 포인터가 s 일 때, 내부 에너지 E_{int} 는 스네이크 포인터간의 인력을 나타내는 수축 에너지 $E_{continuity}^s$ 와 인근 스네이크 포인터들의 휨 정도를 나타내는 곡률 에너지 $E_{curvature}^s$ 로 정의한다.

$$E_{int}^s(u^s(i)) = \alpha E_{continuity}^s(u^s(i)) + \beta E_{curvature}^s(u^s(i)) \quad (10)$$

여기서 α, β 는 가중치이다. 식에서 $u^s(i) = (x(i), y(i))$ 는 스네이크 포인터 s 의 탐색 윈도우 내의 i 번째 (x, y) 좌표이다. $E_{continuity}^s$ 는 식 (11)과 같이 s 번째 스네이크 포인터를 기준으로 탐색 영역 내의 각 픽셀에서 $(s-1)$ 번째 스네이크의 거리와 각 스네이크간의 평균 거리 D 의 차로 에너지를 나타내며, 각각의 스네이크 포인트들의 간격을 균일하게 해주는 역할을 한다.

$$E_{continuity}^s(u^s(i)) = |D - (v(s-1) - u^s(i))| \quad (11)$$

$E_{curvature}^s$ 는 스네이크 포인터들의 곡면의 휨 정도를 나타내는 변화율로 식 (12)와 같이 s 번째 스네이크 포인터를 기준으로 탐색 영역 내의 각 픽셀에서 이웃한 두 스네이크 포인터의 변화율을 나타낸다.

$$E_{curvature}^s(u^s(i)) = |v(s+1) - 2u^s(i) + v(s-1)| \quad (12)$$

외부 에너지 E_{ext} 는 배경과 객체의 경계를 나타낼 수 있는 이미지 밝기 값의 기울기 정보를 이용한 에지 에너지 E_{edge}^s 로 정의 한다. E_{edge}^s 는 스네이크 포인터들을 객체의 윤곽으로 끌어당기는 역할을 하며, 식 (13)와 같이 밝기 값의 기울기 맵 G 를 탐색 윈도우 내의 G 의 최대값 G_{max} 와 최소값 G_{min} 의 차로 나누어 계산한다.

$$E_{edge}^s(u^s(i)) = -\frac{G(u^s(i))}{G_{max} - G_{min}} \quad (13)$$

스네이크 알고리즘에서 각각의 에너지 함수는 s 번째 스네이크 포인터를 기준으로 탐색 윈도우에서 계산되어지며, 탐색 윈도우의 크기는 $3 \times 3, 5 \times 5$ 등의 크기로 설정한다. 각 스네이크 포인터들은 에너지 함수의 값이 최소값이 되는 탐색 윈도우 픽셀로 이동하게 되며, 새로운 스네이크 윤곽선이 만들어지게 된다. 그러나 기존 ACM을 객체 추적에 사용하면 객체가 유사한 형태를 갖는 배경을 지나가게 될 때 객체의 윤곽에 스네이크가 도달하지 못하고 배경에 수렴하게 된다. 또한 모션블러와 조명이 의해 객체의 윤곽이 선명하지 않으면 객체 내부로 수축되려는 힘이 강해져 객체 추적에 실패하는 경우가 발생된다.

III. 제안하는 객체 추적 알고리즘

객체의 크기와 색상이 변화하는 환경에서 객체를 추적하기 위해서는 객체의 정확한 스케일 추정과 참조 모델 업데이트가 필요하다. 기존 객체 특징을 일정 비율로 업데이트하는 방법은 객체 추정 오류가 존재 하였을 때, 오류가 점차 누적되어 시간에 따라 추적 성능이 급격하게 저하된다. 따라서 본 논문에서는 객체의 크기와 색상 변화로 인한 추적 성능 저하를 개선하기 위해서 PF와 객체의 변형을 정확하게 추적하는 ACM 기법을 결합하여 상호간의 단점을 보완하는 기법을 제안한다.

그림 1은 제안하는 PF와 ACM 알고리즘의 결합 구성을 나타낸 것으로 PF, ACM, Decision의 세 부분으로 구성되어 있다. PF 부에서는 색상을 특징으로 사용하여 객체를 추적하며 추정된 객체의 위치와 스케일 $\{PE, PH\}$ 을 ACM부로 전달한다. ACM 부에서는 PF에서 추정한 객체의 위치와 스케일에 해당하는 커널 마스크(kernel mask) 함수를 정의하고 이로부터 커널 에너지 함수를 생성하여 내부 에너지 함수로 사용하는 수정된 ACM을 사용하여 추적한다. Decision 부

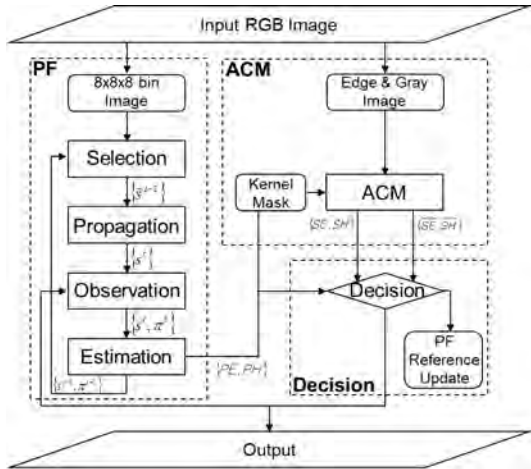


그림 1. 제안하는 PF와 ACM 알고리즘 결합 구성도
Fig. 1. The block diagram of the proposed algorithm that combines PF and ACM algorithms.

에서는 PF와 최대 두 번의 ACM 수행을 통해 얻은 객체의 위치와 스케일 정보 $\{SE, SH\}$, $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 를 종합하여 최종적인 객체의 위치와 스케일을 추정한다. 자세한 알고리즘 수행 과정을 아래에 설명한다.

3.1 수정된 ACM 에너지 함수

기존 ACM 기법은 객체의 변형이나 크기 변화를 추적할 수 있지만 배경에 강한 에지 성분이 존재하면 객체의 윤곽에 스테이크가 도달하지 못하고 배경에 수렴하게 된다. 또한 모션블러와 조명에 의해 객체의 윤곽이 선명하지 않으면 객체 내부로 수축하려는 힘이 강해져 객체 추적에 실패하는 경우가 발생된다. 본 연구에서는 이를 극복하기 위하여 ACM 알고리즘에 PF에서 추정된 객체의 위치와 스케일 정보를 이용하여 표현된 내부 에너지를 사용하여 객체 윤곽선이 밖으로 발산되는 경우와 객체 내부로 수축되는 경우를 방지할 수 있는 수정된 ACM을 제안한다.

3.1.1. 제안하는 ACM 내부 에너지 함수

내부 에너지는 다음 식(14)와 같이 개선한다. 여기서 E_{kernel}^s 는 본 연구에서 제안하는 새로운 에너지 함수로 PF에서 추정된 객체의 위치와 스케일 정보를 이용하여 생성한 커널 마스크를 사용한 커널 에너지로 정의한다. α, β, γ 는 가중치를 나타낸다.

$$E_{int}^s(u^s(i)) = \alpha E_{continuity}^s(u^s(i)) + \beta E_{curvature}^s(u^s(i)) + \gamma E_{kernel}^s(u^s(i)) \quad (14)$$

E_{kernel}^s 는 다음 식 (15)과 같이 정의되는 정규화된

커널 마스크 함수를 통해 계산된다.

$$K_N(r) = \begin{cases} 1-r^2 & : r < 1 \\ |1-r^2| & : r \geq 1 \end{cases} \quad (15)$$

즉,

$$E_{kernel}^s(u^s(i)) = H K_N\left(\frac{\text{distance}(E, u^s(i))}{H}\right) \quad (16)$$

이다. 여기서 그리고 E 와 H 은 각각 PF 추적기에서 추정된 객체 중심 위치와 스케일이다.

그림 2에 식(16)으로 표현된 커널 에너지의 분포 예를 나타내었다. 커널 마스크 함수는 추정된 스케일에 일치하는 경계선 부근에 낮은 내부 에너지를 갖도록 하며 이를 통해 스테이크 포인터들이 객체 내부로 수축하려는 힘과 또 외부 배경으로 잘못 수렴하려는 힘을 억제할 수 있다. 또, 일정 커널 에너지 이상인 스테이크 포인터들을 제거해 주어 스테이크 포인터들이 객체의 윤곽에 빠르게 도달하게 할 수 있다. 이러한 커널 마스크의 사용을 통해 ACM 추적기가 PF 추적기가 추정된 객체의 위치와 스케일 정보를 효과적으로 이용할 수 있도록 하였다.

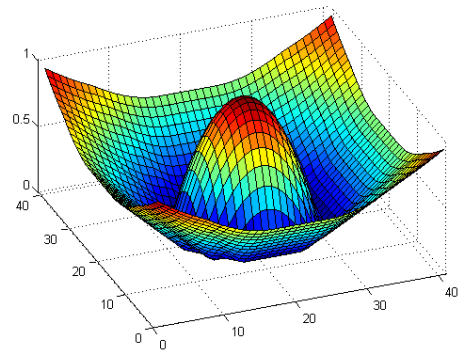


그림 2. 커널 에너지 함수 형태
Fig. 2. Shape of the Kernel energy function

3.1.2 수정된 ACM 외부 에너지 함수

한편, 외부 에너지는 다음 식 (17)에 정의된 것과 같이 문헌[15]에서 정의한 방법으로 수정하여 사용하였다. E_{edge}^s 은 윤곽선의 방향성분을 고려한 에너지이고 $E_{contrast}^s$ 은 전 프레임의 윤곽선의 내부와 외부 영역간의 명암 대비를 이용한 컨트라스트 에너지로 정의하며, 각 에너지에 가중치 δ, ϵ 를 곱하여 사용한다.

$$E_{ext}^s(u^s(i)) = \delta E_{edge}^s(u^s(i)) + \epsilon E_{contrast}^s(u^s(i)) \quad (17)$$

3.2 제안된 알고리즘

3.2.1 알고리즘의 수행 절차

제안된 PF, ACM 결합 알고리즘의 수행 절차는 PF를 수행하여 추정된 객체의 위치와 스케일을 ACM을 수행하여 얻은 객체의 위치와 스케일과 비교하여 추정된 최종 위치와 스케일을 결정해 가는 과정으로, ACM의 내부 에너지 함수 및 초기 스네이크 포인터들을 PF 추적기의 결과로부터 설정하도록 제어한다. ACM과정의 신뢰성을 확인하기 위하여 ACM이 두 번 수행이 될 수 있으며 첫 번째와 두 번째 ACM을 각각 ACM1, ACM2로 표현하였다.

제안하는 알고리즘의 자세한 수행과정은 다음과 같다. 먼저, 추정된 객체의 현재 위치 E 와 스케일 H 가 주어져 있다고 하자. $\{PE, PH\}$ 는 현재 위치와 스케일에 근거하여 색상 기반 PF를 수행하여 추정된 객체의 위치와 스케일, $\{SE, SH\}$ 는 현재 위치에서 PF가 추정된 스케일을 사용하여 ACM1으로 추정된 객체의 위치와 스케일, $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 는 PF가 추정된 위치에서 PF가 추정된 스케일을 사용하여 ACM2를 추가로 수행하여 얻은 객체의 위치와 스케일을 각각 나타낸다고 하자.

Procedure 1: 제안된 알고리즘 수행 절차

[Step 1] PF 알고리즘 수행

1.1 $\{E, H\}$ 을 바탕으로 PF를 수행하여 객체의 중심 위치와 스케일 $\{PE, PH\}$ 을 추정한다.

[Step 2] ACM1 초기화 및 수행

2.1 $\{PE, PH\}$ 값을 바탕으로 내부 에너지 E_{kernel}^s 을 구하여 ACM1 에너지 함수에 포함시킨다.

2.2 $\{E, H\}$ 을 바탕으로 ACM1을 수행하여 객체의 중심 위치와 스케일 $\{SE, SH\}$ 을 추정한다.

[Step 3] Decision 수행

3.1 $\{PE, PH\}$ 와 $\{SE, SH\}$ 을 비교하여 추정 결과가 서로 유사하면, 올바른 추적이 이루어졌다고 판단하여 $\{SE, SH\}$ 를 새로운 $\{E, H\}$ 로 선택하고 PF의 참조 모델을 업데이트한 후 Step 1로 간다. 아니면, Step 4로 간다.

[Step 4] ACM2 수행

4.1 $\{PE, PH\}$ 값을 바탕으로 내부 에너지 E_{kernel}^s 을 구하여 ACM2 수행을 위한 에너지 함수에 포함시킨다.

4.2 $\{PE, PH\}$ 값을 바탕으로 ACM2 수행을 위한 스네이크 포인터들을 초기화하고 ACM2를 수행하여 추

정 위치와 스케일 $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 를 얻는다.

[Step 5] Decision 수행

5.1 $\{PE, PH\}$, $\{SE, SH\}$, $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 를 비교 판단하여 새로운 $\{E, H\}$ 를 선택하고 필요시 PF의 참조 모델을 업데이트한다. Step 1로 간다.

[Step 3]와 [Step 5]에서 수행하는 Decision부의 상세한 내용을 아래에 기술하였다.

3.2.2 Decision부

Decision부는 PF와 ACM 기법을 결합한 객체 추적에서 최종적인 스케일과 객체의 중심 위치 그리고 객체 참조 모델의 업데이트를 판단한다. 이때 ACM을 적용하여 얻은 윤곽선은 스네이크 포인터들로 정의되는 임의의 폐곡선이므로 아래에 설명한 Decision부 PF와 ACM 기법의 추정 결과 비교 과정이 복잡해진다. 이를 간략히 하기 위하여 추적 객체가 얼굴인 점을 고려하여 ACM으로 추정된 윤곽선 가로방향 길이와 세로방향의 길이를 측정된 후 윤곽선을 얼굴 모양의 타원으로 표시하고 이 타원의 중심점과 스케일을 구하였다.

Decision부의 수행절차는 다음과 같다. 여기서 d , e 는 각각 추정된 객체의 위치와 스케일의 유사도를 결정하기 위한 반경을 결정하는 상수이다.

Procedure 2: Decision 부

if $|PE - SE| < d$ and $|PH - SH| < e$, // Case(i)

PF 참조 모델을 업데이트

$\{SE, SH\}$ 을 출력

else if $|PE - SE| < d$ and $|PH - SH| \geq e$, // Case(ii)

$\{\overline{SE}, \overline{SH}\} :=$ ACM2로 다시 추정

if $|SH - \overline{SH}| < e$ // ACM의 신뢰도 높음

PF 참조 모델을 업데이트

$\{SE, SH\}$ 을 출력

else // ACM의 신뢰도 낮음

$\{PE, PH\}$ 와 $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 의 평균값을 출력

end

else if $|PE - SE| \geq d$ and $|PH - SH| < e$, // Case(iii)

$\{\overline{SE}, \overline{SH}\} :=$ ACM2로 다시 추정

if $|SE - \overline{SE}| < d$ // ACM의 신뢰도 높음

PF 참조 모델을 업데이트

$\{SE, SH\}$ 을 출력

else // ACM의 신뢰도 낮음

$\{PE, PH\}$ 와 $\{\overline{SE}, \overline{SH}\}$ 의 평균값을 출력

```

end
else //Case(iv)
    { $\overline{SE}, \overline{SH}$ } := ACM2로 다시 추정
    if  $|\overline{SE} - SE| < d$  // ACM의 신뢰도 높음
        PF 참조 모델을 업데이트
        { $SE, SH$ }을 출력
    else // ACM의 신뢰도 낮음
        { $PE, PH$ }와 { $\overline{SE}, \overline{SH}$ }의 평균값을 출력
    end
end
end

```

추적 정확성을 판단하기 위하여 PF와 ACM1으로 얻은 객체 위치와 스케일의 유사도에 따라 4가지 경우로 나누었다(Case(i)-(iv)). 먼저, 객체 위치와 크기가 모두 유사한 경우(Case(i))에는 객체 추정의 신뢰도가 높으므로 바로 PF 참조 모델을 업데이트하고 { SE, SH }을 최종 객체 추정 결과로 출력한다. (3.2.1절 Procedure1의 [Step 3]에 해당). 두 번째로 위치는 유사하지만 스케일이 다른 경우 (Case(ii)), ACM1 결과의 신뢰도를 확인하기 위하여 PF 결과를 초기치로 하여 추가의 ACM2를 수행([Step 4])하고 그 결과로 얻은 스케일 \overline{SH} 을 ACM1의 스케일 SH 과 비교한다.

만약 두 스케일 값이 유사하면 ACM 추적의 결과의 신뢰도가 높다는 뜻이므로 PF 참조 모델을 업데이트하고 { SE, SH }을 추정 결과로 출력한다. 두 스케일 값이 다른 경우에는 ACM 추정의 신뢰도가 낮으므로 { PE, PH }와 { $\overline{SE}, \overline{SH}$ }의 평균값을 추정 결과로 출력한다. 나머지 두 경우 (Case(iii),(iv))에도 비슷한 판단으로 동작한다.

IV. 실험 및 분석

4.1 실험 방법 및 결과

본 실험은 인텔 Q6600 2.4GHz CPU, 3GB 메모리를 장착한 PC의 MATLAB 환경에서 움직이는 얼굴을 추적 대상으로 실험하였다. 실험 영상으로는 실내 실험실에서 USB 카메라로 촬영한 “얼굴 전면 영상”과 “사람이 회전 하는 영상”을 사용하였으며, 영상은 640x424 해상도와 16frame/s를 갖는다. 각 영상에는 한 사람만이 존재하며 대략 총 프레임 수는 600장 정도이다. “얼굴 전면 영상”은 추적 대상의 얼굴이 계속 앞면을 바라보며 앞으로 걸어 나오는 영상으로 스케일 변화와 주변 배경의 강한 에지 성분에 강인하게 추적을 할 수 있는지 시험하기 위한 동영상이다. 또 “사

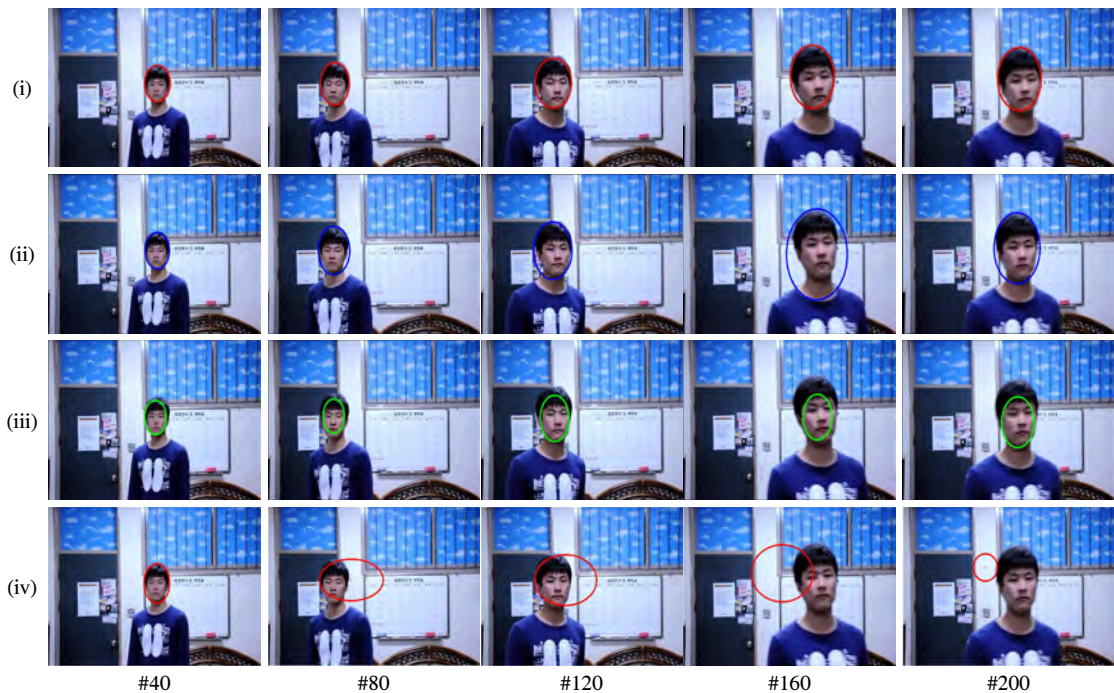


그림 3. “얼굴 전면 영상”의 추적 결과 ((i) Proposed PF+ACM, (ii) PF, (iii) α PF, (iv) ACM)
 Fig. 3. Tracking results: “front face with varying scale” ((i) Proposed PF+ACM, (ii) PF, (iii) α PF, (iv) ACM)

람이 회전 하는 영상”은 추적 대상의 얼굴이 앞면을 보고 있다가 회전하여 한 바퀴 도는 영상으로 얼굴이 사라지고 뒷모습만이 존재하는 경우가 있으므로 추적 객체의 모델 업데이트가 효과적으로 수행되고 있는지 알아보기에 적합한 동영상이다. 실험에서 알고리즘의 수행 첫 프레임에서 추적 대상이 되는 머리 윤곽선을 수동으로 설정하여 주었다.

영상 실험에 대한 평가는 (i) 본 논문에서 제안하는 PF와 ACM 기법을 결합한 기법 (“PF+ACM”), (ii) 일정 비율로 증감하여 스케일을 추정하는 PF 기법 (“PF”), (iii) 일정 비율로 참조모델을 업데이트하는 PF 기법(“ α PF”, $\alpha=10\%$), 그리고 (iv) 수정된 ACM 기법(“ACM”)을 각각 적용해서 얻은 실험 결과의 육안 평가와 해당 프레임에서 GT(ground truth)와 추정 한 중심 위치의 오차 측정, GT와 추정 스케일의 오차 측정을 비교 분석한다.

그림 3은 “얼굴 전면 영상(front face with varying scale)”에 대한 추적 결과이다. 이 영상은 스케일이 점차 증가하며 실내조명으로 인하여 움직이는 얼굴의 밝기 변화가 크게 나타나는 영상으로 스케일 추정 기법만을 사용한 PF기법으로는 정확한 객체의 위치와 스케일을 정확하게 추적하지 못하였으며, 참조 모델

업데이트를 적용한 경우(α PF) 참조 모델의 오류 누적으로 인하여 시간이 흐름에 따라 추적 성능이 저하된다. ACM 기법만 사용한 경우 포인터가 배경에 수렴되어 추적에 실패 한다. 반면에 제안하는 ACM과 PF를 결합한 기법은 스케일 변화와 객체의 참조 모델 변화에 정확하게 대응한다.

그림 4는 “사람이 회전 하는 영상 (rotating person)”에 대한 추적 결과이다. 이 영상에서 얼굴이 전면에서 후면으로 변했다가 또 다시 전면으로 변하고 있으므로 객체의 참조 모델이 크게 변화한다. 스케일 추정 기법만 적용한 경우(PF) #80과 같이 색상 유사도가 가장 높은 국부에 수렴되며 객체 추정 성능이 저하된다. 또한 참조 모델 업데이트 기법을 적용한 경우(α PF) #80과 같이 참조 모델을 업데이트하지 않은 경우보다 객체 추정 성능이 향상 되었지만 시간에 따라 참조 모델의 오류가 점차 누적되어 추적 성능이 저하되게 된다. ACM 기법만 적용한 경우 얼굴이 회전 하면서 얼굴과 목의 경계가 불투명해져 얼굴 내부로 수축되어 정확한 추적에 실패한다. 반면에 제안하는 기법은 객체의 크기와 색상이 변화하여도 지속적이고 정확하게 객체를 추정한다.

그림 5는 각 영상의 프레임당 위치 추정 오차, x-축

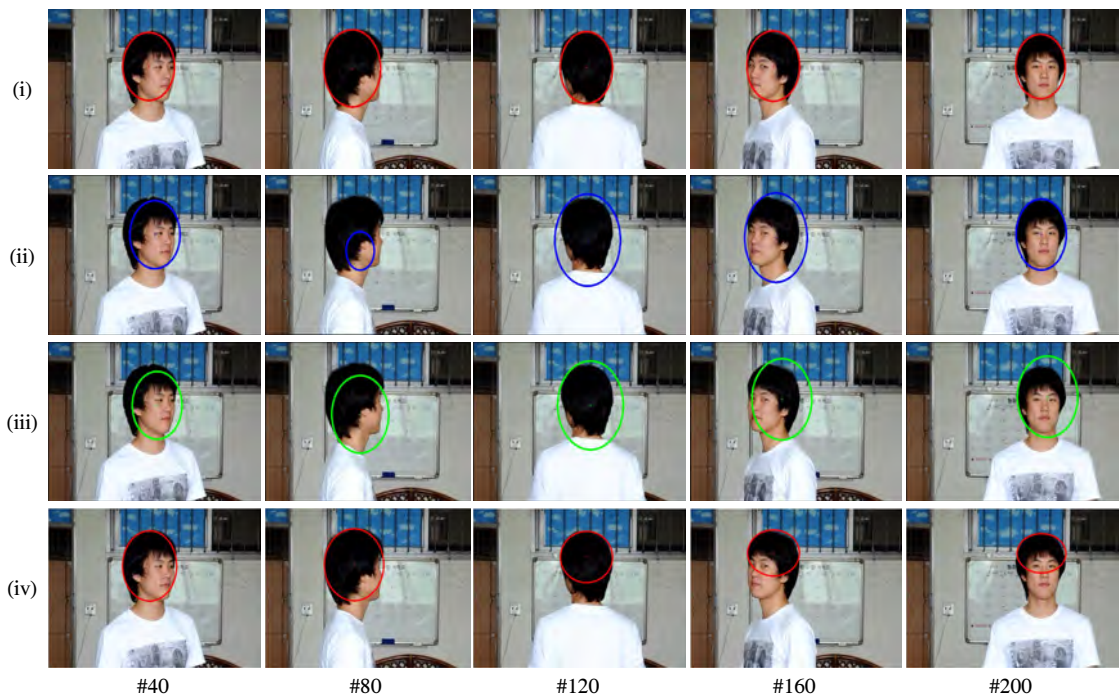
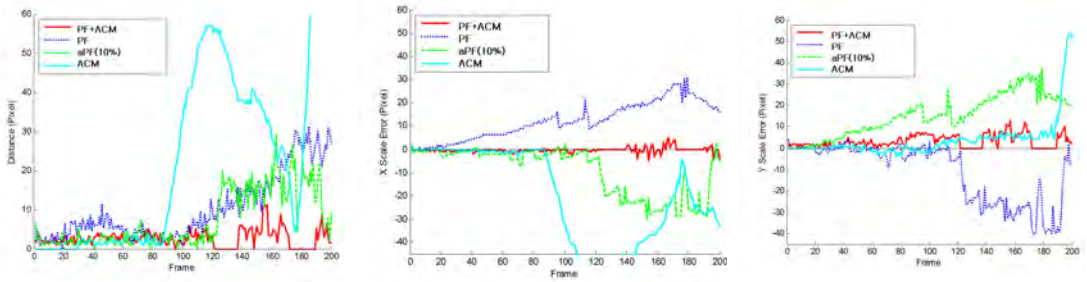
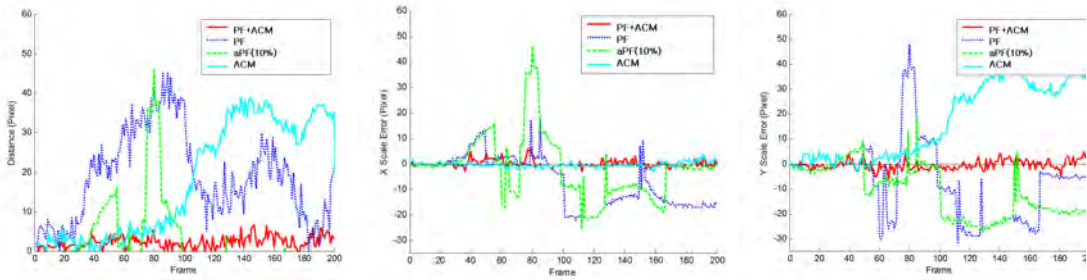


그림 4. “사람이 회전하는 영상”의 추적 결과 ((i) Proposed PF+ACM, (ii) PF, (iii) α PF, (iv) ACM)
 Fig. 4. Tracking results: “rotating person” ((i) Proposed PF+ACM, (ii) PF, (iii) α PF, (iv) ACM)

(i) Front face with varying scale



(ii) Rotating person



Pixel Distance Error (Pixel)

X-axis scale error (Pixel)

Y-axis scale error (Pixel)

그림 5. 추적 오차 그래프
Fig. 5. Tracking error graph

과 y-축의 스케일 추정 오차를 그래프로 나타낸 것이다. 기존의 PF 기법은 시간에 따라서 추적 오차가 증가함을 볼 수 있다. ACM 기법의 경우, 초기에 정확한 객체 윤곽 추적이 가능하지만 한번 추적이 실패하면 추적 성능이 급격하게 저하되며 재 추적이 불가능하다. 본 논문에서 제안하는 기법을 사용한 경우 지속적으로 정확한 추적이 가능함을 볼 수 있다.

표 1은 얼굴 추정 성능을 나타내는 표로 실제 얼굴 위치와 스케일에 대하여 각 기법의 추정 결과와의 픽셀 차이를 측정한 것으로서 위치 추정 오차, x-축과 y-축의 스케일 추정 오차를 평균, 표준 편차, 최대값으로 나타낸 것이다. 제안하는 기법의 평균, 표준편차, 최대값 오차 모두 기존의 기법들에 비해 가장 낮은 것을 보여준다. 이것은 제안하는 기법이 기존 기법들에

표 1. 추적 오차
Table 1. Tracking error

| Methods | | Pixel Distance Error (Pixel) | | | X-axis scale error (Pixel) | | | Y-axis scale error (Pixel) | | |
|-------------------------------|--------|------------------------------|--------------------|------|----------------------------|--------------------|-----|----------------------------|--------------------|-----|
| | | Average | Standard deviation | Max | Average | Standard deviation | Max | Average | Standard deviation | Max |
| Front face with varying scale | PF+ACM | 2.67 | 2.14 | 11.4 | 0.71 | 0.98 | 5 | 3.3 | 2.77 | 12 |
| | PF | 5.23 | 6.41 | 29.0 | 6.54 | 9.04 | 30 | 7.53 | 11.0 | 34 |
| | αPF | 6.37 | 5.63 | 24.0 | 8.9 | 7.46 | 28 | 11.5 | 9 | 35 |
| | ACM | 25.8 | 31.5 | 146 | 19.71 | 20 | 56 | 4.47 | 8.9 | 54 |
| Rotating person | PF+ACM | 2.2 | 1.4 | 6.7 | 1.0 | 0.9 | 6 | 1.1 | 2.7 | 6 |
| | PF | 8.9 | 8.7 | 46 | 8.9 | 8.7 | 46 | 13.0 | 11.0 | 48 |
| | αPF | 18.8 | 11.2 | 45.2 | 7.5 | 9.3 | 22 | 8.8 | 12.3 | 27 |
| | ACM | 17.6 | 14.4 | 39 | 0.82 | 0.72 | 4 | 16.9 | 14.53 | 38 |

비해 안정적으로 정확한 객체 추적한다는 것을 의미한다.

4.2 알고리즘 수행 시간 비교

표 2는 MATLAB으로 구현한 각 알고리즘의 수행 시간을 비교한 것으로 각 영상에 프레임 당 수행 시간의 평균을 측정하였다. ACM이 기반이 되는 기법들의 수행 시간 비교를 위하여 탐색 윈도우 크기와 프레임 당 포인터의 이동 횟수를 각각 8x8 크기와 3번으로 고정하여 측정하였다. PF 기법은 200개의 샘플을 사용하여 측정하였다. 추가로 기본 ACM기법^[12]을 사용한 경우에 대한 연산시간도 표에 추가하였다. 기본 ACM은 밝기 기울기 맵만 생성하므로 가장 적은 연산 시간을 요구하지만 가장 낮은 성능을 보인다^[13,15]. 수정된 ACM의 경우 방향 성분을 고려한 에지 에너지와 컨트라스트 에너지, 모션 벡터 연산으로 많은 연산 시간이 필요하다. PF의 경우 ACM 보다 객체의 크기에 민감하게 반응하며 객체의 크기가 커질수록 색상 유사도 비교를 위한 수행 시간이 급격히 증가하게 된다. 제안하는 PF와 ACM을 결합한 기법은 제안하는 ACM을 두 번 수행한 연산량과 PF 연산량의 합으로 연산 비용이 크게 증가되는 문제를 가지고 있지만 객체 추적 성능이 가장 우수하며, 다른 기존의 기법들은 “사람이 회전하는 영상”과 같이 객체의 색상 변화가 큰 객체 추적에서 추적에 실패하지만 제안하는 기법은 정확한 객체 추적이 가능하다.

표 2. 수행 시간 비교 (초)
Table 2. Execution time comparison (sec)

| Video Seq. Method | Front face with varying scale | Rotating person |
|----------------------|----------------------------------|--------------------|
| Basic ACM[12] | 0.02 | 0.06 |
| ACM | 1.82 | 2.72 |
| PF | 0.86 | 2.12 |
| Proposed PF+ACM | 3.8 | 7.27 |

V. 결 론

본 논문에서는 크기와 색상이 변화하는 객체를 추적하기 위하여 객체의 윤곽을 추적하는 ACM 기법과 색상 기반 PF 기법을 결합한 새로운 알고리즘을 제안하였다. 제안하는 ACM과 색상기반 PF를 결합한 새로운 객체 추적 기법은 색상을 특징으로 사용한 PF 기법을 기반으로 객체의 윤곽선을 나타내는 ACM 포인터가 객체 내부로 수축되거나 배경에 수렴되는 경

우를 방지하기 위해 PF에서 추정된 객체의 위치와 스케일 정보를 이용한 커널 마스크를 생성하여 에너지 함수에 포함하였다. 커널 마스크의 사용은 ACM의 객체 추적 안정성을 높일 수 있었다. 또한 ACM에서 추정된 객체 정보를 PF에 적용함으로써 PF의 참조 모델을 정확하게 업데이트하고, PF의 객체 추정 오류를 정정하여 추정 성능 높였다. 따라서 ACM과 PF 기법을 결합하여 PF와 ACM의 상호간 문제점을 보완하여 영상 내 객체의 형태와 색상이 변화하는 환경에서 객체의 위치와 스케일을 정확하게 추적할 수 있었다.

제안하는 알고리즘의 평가는 영상 내 사람의 머리를 포함한 얼굴을 추적하고 실제 사람의 머리를 나타내는 GT와 추적 기법에 따른 추정 위치와 스케일의 오차로 성능을 비교하였다. 실험 결과 제안된 방법은 객체가 변형 또는 특징이 변화하여도 기존 기법들의 추적 결과보다 추적 성능이 우수하였다.

References

- [1] J.-Y. Nam and J. Y. Kwak, “Object tracking using particle filters in moving camera,” *J. KICS*, vol. 37A, no. 05, pp. 375-387, May 2012.
- [2] D.-H. Kim and G.-H. Kim, “Detection of objects temporally stop moving with spatio-temporal segmentation,” *J. KICS*, vol. 40, no. 01, pp. 142-151, Jan. 2015.
- [3] J.-M. Choi, H. Song, S. H. Park, and C.-D. Lee, “Implementation of driver fatigue monitoring system,” *J. KICS*, vol. 37C, no. 08, pp. 711-720, Aug. 2012.
- [4] J. T. Ryu, J. M. Yang, Y. S. Choi, and S. H. Park, “Improving the processing speed and robustness of face detection for a psychological robot application,” *J. Korea Ind. Inf. Syst. Research*, vol. 20, no. 2, pp. 57-63, Apr. 2015.
- [5] K. Jeong, J. Choi, and G.-J. Jang, “Facial expression recognition using face alignment and AdaBoost,” *J. Inst. Electron. and Inf. Eng.*, vol. 51, no. 11, pp. 193-201, Nov. 2014.
- [6] Y.-J. Bae, H.-J. Choi, Y.-H. Seo, and D.-W. Kim, “A fast and accurate face detection and tracking method by using depth information,” *J. KICS*, vol. 37A, no. 07, pp. 586-599, Jul.

2012.

- [7] D. Cho, S. Lee, and I. H. Suh, "Facial feature tracking using adaptive particle filter and active appearance model," *J. Korea Robotics Soc.*, vol. 8, no. 2, pp. 104-115, Jun. 2013.
- [8] W. Kim and J. Chun, "A hybrid approach of efficient facial feature detection and tracking for real-time face direction estimation," *J. Internet Computing and Services (JICS)*, vol. 14, no. 6, pp. 117-124, Dec. 2013.
- [9] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift," in *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 142-149, 2000.
- [10] W.-Y. Choi, Y.-H. Lee, and M.-H. Jeong, "Bilateral filtering-based mean-shift for robust face tracking," *J. KIECS*, vol. 8, no. 9, pp. 1319-1324, 2013.
- [11] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, and L. Van Gool, "An adaptive color-based particle filter," *Image and Vision Computing*, vol. 21, no. 1, pp. 99-110, Jan. 2003.
- [12] M. Kass, "Snake: active contour model," *Int. J. Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331, 1988.
- [13] J. H. Lee, H. G. Oh, and H. Hong, "Active contour model for object tracking with large motion displacement," in *Proc. 33rd Korea Inf. Sci. Soc. Conf.*, vol. 33, no. 2(B), pp. 464-469, Sejong Univ., Seoul, Korea, Oct. 2006.
- [14] G. D. Giannoglou, et al., "A novel active contour model for fully automated segmentation of intravascular ultrasound images," *Computers in Biol. Med.*, vol. 37, no. 9, pp. 1292-1302, Sept. 2007.
- [15] J.-Y. Kim and J.-K. Jeong, "Object contour tracking using an improved snake algorithm," *J. IEEK - Signal Processing*, vol. 48-SP, no. 6, pp. 105-114, Nov. 2011.

김진율 (Jin-Yul Kim)



1986년: 서울대학교 전자공학과 학사
 1988년: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사
 1993년: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학박사
 현재: 수원대학교 전자공학과 부교수

<관심분야> 영상 추적, 신호처리시스템 설계

정재기 (Jae-Ki Jeong)



2009년: 수원대학교 전자공학과 학사 졸업
 2011년: 수원대학교 전자공학과 석사 졸업
 현재: UDworks, Co. Ltd. 연구원

<관심분야> 객체 추적, 영상신호처리