

파티클 필터와 특징 기반의 실시간 3차원 얼굴 추적

Fast 3D face tracking using feature selection and particle filter

저자 (Authors)	성하천, 변혜란 Hacheon Sung, Hyeran Byun
출처 (Source)	한국정보과학회 학술발표논문집 36(1C) , 2009.6, 546-551 (6 pages)
발행처 (Publisher)	한국정보과학회 KOREA INFORMATION SCIENCE SOCIETY
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE01219169
APA Style	성하천, 변혜란 (2009). 파티클 필터와 특징 기반의 실시간 3차원 얼굴 추적. 한국정보과학회 학술발표논문집, 36(1C), 546-551.
이용정보 (Accessed)	국민대학교 210.123.38.*** 2018/07/06 16:44 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독 계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

파티클 필터와 특징 기반의 실시간 3차원 얼굴 추적

성하천[○] 변혜란

연세대학교 컴퓨터과학과

shc@cs.yonsei.ac.kr hrbyun@yonsei.ac.kr

Fast 3D face tracking using feature selection and particle filter

Hacheon Sung[○] Hyeran Byun

Department of Computer Science, Yonsei University, Korea

요 약

3D 얼굴 추적은 표정 인식, 보안, HCI(Human-Computer Interface)등 컴퓨터 비전에 관련된 여러 분야의 기반 기술로써 효과적인 얼굴 추적을 위한 다양한 방법들이 제안 되어 왔다. 그러나, 현재까지 제안된 방법들은 높은 연산 비용 때문에 일반적인 저 사양 단말기에 적용하는데 한계가 있다. 본 논문에서는 저 사양 단말기에서도 적용 가능한 3D 공간에서의 실시간 얼굴 추적 및 포즈 추정을 위하여, 1) 원근 투영(Perspective Projection)된 3D 움직임 파라미터(3D Motion parameter) 기반의 특징 선택, 2) 선택된 특징 기반의 파티클 필터(Particle Filter)를 이용한 3D 얼굴 추적 그리고, 3) 위의 1)과 2)를 3D 실린더 헤드 모델(3D Cylindrical Head Model)과 결합한 빠른 속도의 3D 얼굴 추적 방법을 제안한다.

1. 서론

실시간으로 입력되는 비디오 영상에서의 3D 얼굴 추적[1-5]은 표정 인식, 보안, HCI등의 여러 관련 분야의 기반 기술 요소가 되고 있다. 특히, 3D 얼굴 추적은 정면 얼굴에 제한적인 2D 얼굴 추적[11]의 한계를 극복하기 방법으로 활발히 연구 되고 있다. 3D 모델 기반 추적(3D model-based tracking)방법중의 한가지인 3D 실린더 모델은 Cascia et al. [1]에 의하여 제안된 방식으로 3D 공간상의 얼굴을 3D 실린더로 근사하여 모델링 하고 모델링된 얼굴은 2D 평면으로 원근 투영된다. 원근 투영된 2D 이미지는 3D 공간에서 얼굴의 이동과 포즈 변화를 반영하며 이로 인하여 3D 공간에서 얼굴의 이동과 회전 등의 변화를 추적할 수 있다. [1]에서 제안된 실린더 모델은 [2,4]에서 급격한 이동 및 포즈 변화에 대응하기 위하여 파티클 필터를 적용하였으며 얼굴 추적 성능을 향상 시켰다. 하지만, [2,4]에서 제안된 방식의 높은 연산 비용은 저 사양 단말기에 적용하기에는 적합하지 않은 단점이 되고 있으며, 이러한 이유로, 점점 활용도가 증가되고 있는 모바일 단말기 등에는 적용의 한계성이 있다.

본 논문은 기존의 3D 얼굴 추적의 단점인 높은 연산 비용을 개선하기 위한 방법으로 원근 투영된 3D 움직임 파라미터 기반의 특징 추출 및 선택 방법을 제안한다. 또한, 제안된 방식에 의하여 선택된 특징은 파티클 필터와 3D 실린더 모델을 이용한 3D 얼굴 추적 방식에 적용되었으며 BU(Boston University) data set[1]에서 성능과 속도가 평가 되었다. 성능과 속도는 사용되는 특징의 개수를 변화시키면서 평가 되었으며 적은 수의

특징에서도 유사한 추적 성능을 유지 하면서도 빠르게 동작함을 실험에 의하여 입증한다.

2. 얼굴 추적을 위한 특징 추출

[9,10]에서 언급한 바와 같이 대상(Object)을 추적하는데 있어서 모든 특징의 기여도는 동일하지 않으며 기여도가 높은 일부 특징만을 추적에 이용함으로써 유사한 성능을 유지하면서도 추적 속도가 향상되는 것은 이미 잘 알려진 사실이다. 본 논문에서는 3D 얼굴 추적 속도 향상을 위하여 [9]에서 제안된 특징 추출 방식을 원근 투영된 3D 움직임 파라미터 기반으로 확장한다.

2.1. 3D 움직임 모델 및 원근 투영

3D 공간상에서의 추적 대상의 상태는 평행이동에 의하여 정해지는 공간상의 위치 파라미터 t_x , t_y , t_z 와 회전에 의하여 정해지는 회전 파라미터 w_x , w_y , w_z 모두 6-DOF(Degrees Of Freedom)를 갖는 θ 로 나타낼 수 있으며 아래와 같이 상태 벡터로 정의 된다.

$$\theta = [w_x \ w_y \ w_z \ t_x \ t_y \ t_z]^T \quad (1)$$

또한, 입력 영상에서 추적 대상의 3D 공간상의 한 점, $\mathbf{X} = [x \ y \ z \ 1]^T$ 라고 할 때, 상태 θ 에 의하여 t 번째 영상에서의 추적 대상의 위치, $\mathbf{X}(t)$ 은 아래 식(2)에 의하여 $t+1$ 번째 영상에서 $\mathbf{X}(t+1)$ 에

위치한다[12,13].

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{M} \cdot \mathbf{X}(t) \quad (2)$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & -w_z & w_y & t_x \\ w_z & 1 & -w_x & t_y \\ -w_y & w_x & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

위의 식(2)는 실린더 모델을 이용한 얼굴 추적 과정에서 2D 평면으로 원근 투영되며 이때의 Warping 함수 $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \theta)$ 아래와 같이 정의 된다.

$$\mathbf{W}(\mathbf{x}; \theta) = \begin{bmatrix} x - yw_z + zw_y + t_x \\ xw_z + y - zw_x + t_y \end{bmatrix} \cdot \frac{f_l}{-xw_y + yw_x + z + t_z} \quad (4)$$

위의 식(4)에서 f_l 은 입력 카메라의 초점 거리(Focal Length)이며, 본 논문에서는 초점 거리는 미리 알려진 값으로 가정한다.

2.2. 원근 투영에서의 특징 추출

실린더를 이용한 3D 얼굴 추적은 식(4)에 의해서 원근 투영된 2D 이미지를 기본으로 하고 있다. 그러므로, 가장 효과적인 특징은 식(4)를 기반으로 추출되어야 하며 본 논문에서는 [9]에서 제안한 특징 추출 및 선택 방식을 $\mathbf{W}(\mathbf{x}; \theta)$ 기반의 원근 투영된 움직임 모델로 확장한다.

$$\min \sum_x [I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \theta + \Delta\theta)) - T(\mathbf{x})]^2 \quad (5)$$

위의 식(5)는 L-K 알고리즘[8]에서 사용되는 일반적인 추적 방식으로, 입력 영상 I 와 Template T 가 있을 때 Warping 함수 \mathbf{W} 에 의하여 식(5)가 최소가 되는 $\Delta\theta$ 를 반복적으로 찾아가는 방식이다. 식(5)에 의한 추적은 잘 알려진 일반적인 방식이지만, 추적에 효과적인 특징 선택에 있어서 입력 영상 I 에 대하여 매번 특징들을 선택해야 하는 단점이 있다. 이러한 단점은 L-K 알고리즘의 개선된 알고리즘의 한 가지인 Inverse Compositional 알고리즘에 의하여 입력영상 I 아닌 Template T 에서 특징을 선택하는 방식으로 전환될 수 있다.

$$\min \sum_x \left[T(\mathbf{W}(\mathbf{x}; 0)) + \nabla T \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \Delta\theta - I(\mathbf{W}(\mathbf{x}; \theta)) \right]^2 \quad (6)$$

위의 식(6)과 같이 정의된 Inverse Compositional 알고리즘은 식(5)와는 달리 자코비안(Jacobian), $\partial \mathbf{W} / \partial \theta$ 를 Template T 에서 계산 가능하게 하며 이 차이는 T 에서 특징 추출을 가능하게 한다. 입력 영상 전체에 대하여 정의된 식(5)는 추적에 효과적인 특징들의 선택 상황에서 $\Delta\theta$ 에 대한 MAP(Maximum A Posteriori)에 대한 문제가 되며 식(7),(8)과 같이 표현 된다.

$$\Delta\theta^* = \arg \min_{\Delta\theta} \left(H_{x_i}^{-1} \left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right]^T [I(\mathbf{W}(x_i; \theta)) - T(x_i)] \right) \quad (7)$$

위의 식(7)에서 H_{x_i} 는 픽셀 i 의 6×6 헤시안 행렬(Hessian Matrix)이 되며 아래와 같이 정의 된다.

$$H_{x_i} = \left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right]^T \left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right] \quad (8)$$

그러므로, 위의 식(7)에 의하여 추적에 가장 효과적인 특징 i 는 $\Delta\theta$ 를 최소화 하는 픽셀이 됨을 알 수 있으며, 제어 이론(Estimation Theory)에 의하면 $p(\Delta\theta | I)$ 는 헤시안의 역행렬을 공분산으로 갖는 가우시안(Gaussian)에 근사 될 수 있으므로, 식(7)에 의하여 가장 효과적인 픽셀 i 는 아래와 같이 정의 된다.

$$i = \arg \min_i \text{Tr} \left(\left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right]^T \left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right] \right)^{-1} \quad (9)$$

그런데, 위의 식(9)에서 헤시안은 $\text{Rank}(H_{x_i}) = 1$ 인 특이 행렬(Singular Matrix)이므로 역행렬이 존재하지 않는 반면 $\text{Rank}(H_{x_i}) = 1$ 이므로 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$i = \arg \max_i \text{Tr} \left(\left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right]^T \left[\nabla T(x_i) \frac{\partial \mathbf{W}}{\partial \theta} \right] \right) \quad (10)$$

위의 식(10)은 3D 움직임 파라미터의 Gradient 값이 가장 큰 픽셀을 선택한다는 의미와 동일하다. Gradient가 큰 픽셀은 상대적으로 주변 픽셀과 변화가 큰 에지 또는 코너 점 등이 될 수 있는데 이런 점들은 일반적인 추적에서 기여도가 높은 점들이 된다. 따라서, 식(10)에 의하여 원근 투영된 얼굴에서 추적에 효과적인 픽셀을 선택할 수 있다.

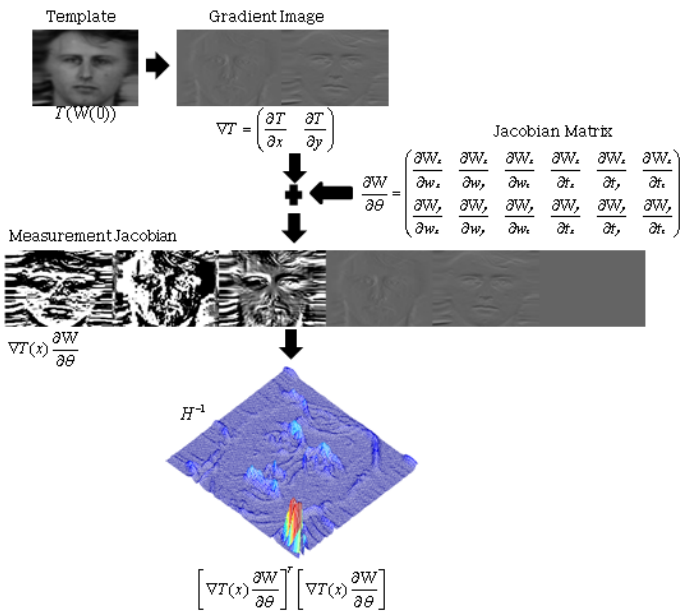


그림 1. 원근 투영된 실린더 모델에서의 특징 추출

위 그림 1은 본 논문에서 제안하는 추적에 효과적인 픽셀의 추출 과정을 나타낸다. 픽셀 추출의 입력 이미지는 3D 실린더 모델에 의하여 2D 평면으로 원근 투영된 비디오 스트림의 첫 번째 이미지내의 추적 대상이며 최종단계의 결과인 H_x^{-1} 은 각 픽셀들의 헤시안 값들을 나타내고 있다. 추적에 효과적인 픽셀은 위의 식(10)에 의하여 상대적으로 큰 헤시안을 갖는 픽셀이 되며, 그림 1의 H_x^{-1} 에서 보이는 것과 같이 이런 부분은 실제로 원근 투영된 얼굴에서 눈, 코, 입 등이 됨을 알 수 있다.

2.3. 얼굴 추적을 위한 픽셀 선택

얼굴 추적을 위해서는 식(10)에 의하여 일정 개수 이상의 픽셀들이 선택되어야 한다. 그런데, 가장 큰 헤시안 값을 갖는 n 개의 픽셀들이 선택되었을 때 일반적으로 가장 좋은 추적 성능을 보장하지 않는다. Template에 있는 m 개의 픽셀중에서 최상의 n 개를 선택하는 유일한 방법은 mC_n 만큼 검색을 해야 하는데, 현실적으로 실행 불가능한 방법이므로 본 논문에서는 아래와 같은 직관적인 기준을 도입하여 n 개의 픽셀을 선택 하였다.

- 선택된 픽셀은 얼굴의 구조적 특징을 유지하기 위하여 가능한 균일하게 분포하여야 한다.
- 선택된 픽셀은 선택의 후보가 되는 주변의 다른 픽셀보다 큰 헤시안 값을 가져야 한다.

위의 기준에 의하여 비디오 영상의 Template은 그림 2의(a)와 같이 3D 실린더 상에서 동일한 크기의 작은 영역으로 나누어지고 각 영역별로 하나의 픽셀만을 선

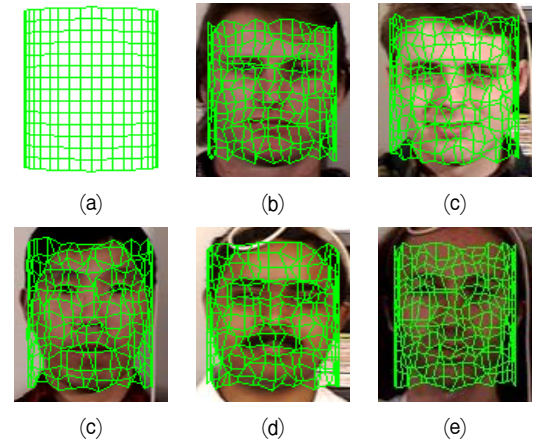


그림 2. 3D 실린더 모델과 BU data set의 각 인물에 대한 픽셀 선택, (a) 3D 실린더 모델, (b),(c),(d),(e) 각 jam1, jim1, llm1, sam1,vam1에서의 Template(첫 번째 입력영상)에서 선택된 픽셀들(직선이 교차된 지점)

택하여 픽셀들이 Template 얼굴 영역에 균일하게 분포하게 하였으며, 각 영역별로 선택되는 픽셀은 해당 영역에서 가장 큰 헤시안값을 갖는 픽셀이 선택되었다. 그림 2의 (b)~(e)는 BU Data set에서 각 인물에 대하여 선택된 픽셀의 위치를 나타내고 있다. 각 인물에서 선택된 픽셀은 그림 1의 H_x^{-1} 과 식(10)에 의하여 추적에 효과적인 부분인 눈, 코, 입 주변에 집중되어서 선택되는 것을 보여 주고 있다.

3. 특징 기반의 파티클 필터를 이용한 얼굴 추적

파티클 필터[6-7]는 샘플링을 이용한 추론을 기반으로 하고 있으며 얼굴 추적 및 포즈 추정의 문제에서는 현재 입력 영상에서 추적 대상의 3D 공간상의 상태 $\hat{\theta}_t$ 를 추정하는 문제로 인식된다. 현재의 입력 영상에서 $\theta_t^{(j)}$ 은 관측값 $I_{1:t}$ 에 의하여 정해지는 사후 확률밀도함수 $p(\theta_t | I_{1:t})$ 에 의하여 샘플링 되며, $p(\theta_t | I_{1:t})$ 는 가중치가 적용된 파티클의 집합 $S_t = \{\theta_t^{(j)}, w_t^{(j)}\}_{j=1}^N$ 에 의하여 근사화 될 수 있다. 위의 과정은 상태 전이 모델(State transition model)과 관측 모델(Observation model)이 요구되는 Dynamic State Estimation 문제가 되고 상태 전이 모델과 관측 모델은 아래와 같이 정의 된다.

$$\text{State transition model} : \theta_t = f(\theta_{t-1}, u_t) \quad (11)$$

$$\text{Observation model} : I_t = g(\theta_t, v_t) \quad (12)$$

위의 식(11),(12)에서 f 는 θ_{t-1} 에서 θ_t 로의 상태 전이함수(Transition function)이고, g 는 현재의 입력 영상 I_t 와 상태 θ_t 의 관계를 나타내는 Measurement 함수이며, u_t 와 v_t 는 각각 시스템 노이즈와 관측 노이즈를 정의 한다. 또한, 각 파티클의 가중치는 $\text{likelihood } p(I_t | \theta_t^{(j)})$ 에 의하여 아래와 같이 정의

된다.

$$w_t^{(j)} = \frac{p(I_t | \theta_t^{(j)})}{\sum_{i=1}^N p(I_t | \theta_t^{(i)})} \quad (13)$$

파티클의 *likelihood* $p(I_t | \theta_t^{(j)})$ 는 본 논문에서 제안된 특징 추출 및 선택 방법에 의하여 Template T 에서 선택된 n 개의 픽셀들의 집합, $U_0 = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_n\}$ 이고 $u_i = [x \ y \ z]^T$ 라고 할 때 아래와 같이 정의된다.

$$p(I_t | \theta_t^{(j)}) = e^{-\frac{dist}{\sigma^2}} \quad (14)$$

$$dist = \frac{\sum_{i=1}^n visibility(M(\theta_t^{(j)}) \cdot u_i) \cdot D(u_i)}{\sum_{i=1}^n visibility(M(\theta_t^{(j)}) \cdot u_i)} \quad (15)$$

$$D = [T(W(u_i; 0)) - I_t(W(u_i; \theta_t^{(j)}))]^2 \quad (16)$$

선택된 픽셀 u_i 가 파티클의 *likelihood*의 계산에 포함되어야 하는지를 판단하는 *visibility*는 u_i 에서의 평면에 수직인 벡터 \mathbf{n} 와 시선 방향을 나타내는 벡터 \mathbf{v} 에 의하여 아래와 같이 정의 된다.

$$visibility(u) = \begin{cases} 0 & \text{when } \mathbf{v} \cdot \mathbf{n} < 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

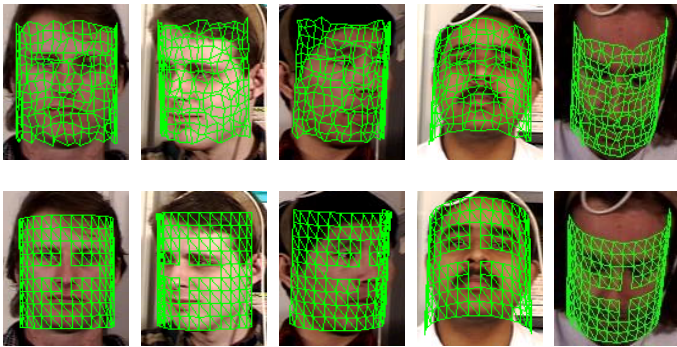


그림 3. BU data set에서의 3D 얼굴 추적의 예

위의 그림 3은 파티클 필터와 선택된 픽셀에 의한 3D 얼굴 추적의 예를 보여 주고 있다. 그림 3에서 첫 번째 줄은 얼굴의 포즈 변화에 따른 픽셀의 위치 변화를 보여 주고 있으며, 두 번째 줄은 추적 결과에 의한 실린더의 포즈 변화를 보여 주고 있다.

4. 실험 및 성능 평가

본 논문에서 제안된 3D 얼굴 추적 방식은 Windows Visual C++를 이용하여 구현 되었으며 성능 및 속도는

Intel Pentium 4 CPU 2.80 GHz를 탑재한 PC 환경에서 BU data set을 이용하여 평가 되었다. 추적 성능과 속도는 그림 4의 예와 같이 각 Template에서 선택된 픽셀 개수를 변화 시키면서 평가 되었으며 추적 성능은 아래 식(18)과 같이 추적율에 의하여 평가 하였다.

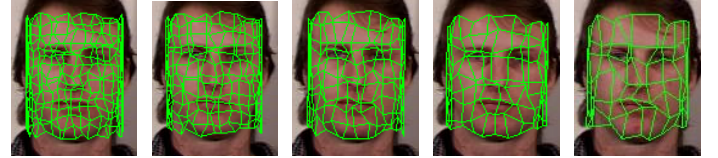


그림 4. 추적에 사용되는 픽셀의 개수의 변경 예(jam1), (a) 285개, (b) 221개, (c) 165개, (d) 117개, (e) 77의 픽셀 사용

$$\text{추적율} = \frac{\text{추적된 영상의 개수}}{\text{입력 영상의 전체 개수}} \quad (18)$$

위의 식(18)에서 추적된 영상의 개수는 3D 얼굴 추적이 성공적으로 이루어진 영상의 개수를 의미하며 아래와 같이 정의 된다.

$$e_i^2 = [a_i - \tilde{a}_i]^T \Sigma^{-1} [a_i - \tilde{a}_i] \quad (19)$$

위의 식(19)에서 a_i 는 i 번째 영상에서 3D 얼굴 추적에 의한 포즈 추정이며 \tilde{a}_i 는 이때의 Ground truth 값이다. Σ 는 모든 영상에서의 포즈 변화에 대한 공분산 행렬이며 얼굴 추적은 e_i 가 정해진 임계값을 넘지 않으면 성공적인 것으로 판단하며 실험에서는 3.0으로 정하였다. 또한, 얼굴 추적의 정확도는 포즈 추정과 Ground truth의 차이를 아래와 같이 정의 한다.

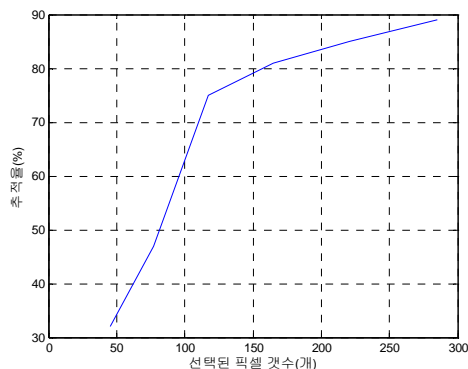
$$err^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [a_i - \tilde{a}_i]^2 \quad (20)$$

식(19)에 의한 추적율은 3D 얼굴 추적 실행 중 e_i 가 정해진 임계값을 초과하면 그 이후의 입력 영상에 대해서는 3D 얼굴 추적을 실행 할 수 없으므로 모두 실패 한 것으로 고려하여서 측정 되었다. 또한, 정확도 역시 추적 실패한 영상에서는 의미가 없으므로 추적이 성공한 영상들에 대해서만 측정 되었다. 표 1은 선택된 픽셀의 개수에 따른 평가 결과이며 그림 4는 결과에 대한 그래프를 보여 주고 있다.

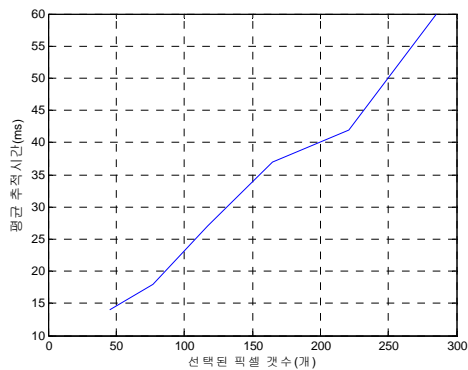
표 1. 추적에 사용되는 픽셀 개수에 따른 분석

선택된 픽셀 개수	추적율(%)	err(°)	평균시간(ms)
285	90	10.07	60
221	85	9.97	42
165	81	10.48	37
117	75	10.31	27
77	47	11.36	18
45	32	12.10	14

표 1 에서 선택된 픽셀의 최대 개수는 285개로 이 이상의 픽셀에 대해서 개수의 증가에 따른 추적율의 증가에 비하여 실행 속도가 현저히 감소 하였다.



(a)



(b)

그림 4. 추적에 사용되는 픽셀의 개수에 따른 성능과 속도 변화 그래프, (a) 선택된 픽셀 개수의 증가에 따른 추적율 변화 (b) 선택된 픽셀의 개수 증가에 따른 검출 속도 변화

위의 그림 4 의 그래프는 추적에 사용되는 픽셀의 개수에 대한 성능과 실행 속도의 변화를 보여 주고 있다. 추적율은 일정 개수이상의 픽셀에 대해서는 성능 개선이 미약한데 반하여 실행속도는 비례적으로 증가함을 보이고 있다. 즉, 결과적으로 파티클 필터를 이용한 3D 얼굴 추적에서 사용되는 특징의 개수를 감소 시킴으로 해서 실행시간을 비례적으로 개선할 수 있음을 보여 주고 있다.

5. 결론

본 논문에서는 3D 얼굴 추적의 속도를 효과적으로 개선하기 위한 방법으로써 3D 움직임 파라미터를 기반으로 한 특징 추출과 파티클 필터를 적용하였다. 파티클 필터는 샘플링된 파티클의 PDF의한 추론을 기반으로 하고 있으므로 샘플 개수의 감소는 파티클 PDF의 계산시간을 개선하며 직접적으로 실행시간 감소의 효과가 있다. 또한, 본 논문에서는 3D 얼굴 추적의 구현 방법으로써 실린더 모델을 선택해서 사용하였지만, 제한한 방식은 파티클 필터와 같이 원근 투영된 2D 이미지에서 특징 추출 시간을 줄임으로써 속도를 개선할 수 있는 기타의 3D 얼굴 추적 알고리즘에도 적용 가능한 방식으로써 적용범위가 넓은 일반적인 속도 개선 방식이다.

참고문헌

- [1] M. Cascia, S. Sclaroff, V. Athitsos, Fast, reliable head tracking under varying illumination: an approach based on registration of texture-mapped 3d model, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 22(4) (2000) 322-336.
- [2] J. Xiao, T. Kanade, J. Cohn, Roust full motion recovery of head by dynamic templates and re-registration technique, Int. J. Imaging Syst. Technol. 13 (2003) 85-94.
- [3] G. Aggaward, A. Veeraraghavan, R. Chellappa, 3d facial pose tracking in uncalibrated videos, International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence, vol. 3776, 2005, pp. 515-520
- [4] S. Chio, D. Kim, Robust head tracking using 3D ellipsoidal head model in particle filter, Pattern Recognition 41(9) (2008) 2901-2915
- [5] J. Sung, T. Kanade, D. Kim, Pose Robust Face Tracking by Combining Active Appearance Models and Cylinder Head Models Int. Journal of Computer Vision, (2008) 80:260-274
- [6] A. Doucet, S.J. Godsill, C. Andrieu, On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering, Statist. Comput. 10(3) (2000) 197-209
- [7] M. Isard and A. Blake. Condensation—conditional density propagation for visual tracking, Int. Journal of Computer Vision, 29(1):5-28, 1998
- [8] S. Baker, I. Matthews, Lucas-kanade 20 years on: a unifying framework: Part1, Technical report, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2002
- [9] F. Dellaert and R. Collins, Fast Image-Based. Tracking by Selective Pixel Integration, ICCV. 99

Workshop on Frame Rate Vision

- [10] J. Shi, C. Tomasi, Good Features to Track, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 1994, pp. 593 – 600
- [11] D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer, Real-time tracking of non-rigid object using mean shift, Int. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (2000) 2142–2149
- [12] C. Bregler, J. Malik, Tracking People with Twists and Exponential Maps, CVPR 98, pp8–15, 1998
- [13] R. M. Murray, X. Li, and S. S. Sastry, A Mathematical Introduction to Robotics Manipulation CRC Press, 1994