

능동형상모델과 피부색 검출을 통한 손바닥 경계 형상의 추적

이주영*, 김정현*, 강동중*
*동명대학교 메카트로닉스 공학과
e-mail:ipcup@hanmail.net, djkang@tit.ac.kr

Tracking Hand Shape using Active Shape Model and Skin Color Information

Ju Young-Lee*, Jeong-Hyun Kim*, Dong-Joong Kang*
*Dept of Mechatronics Engineering, Tong-Myong University

요 약

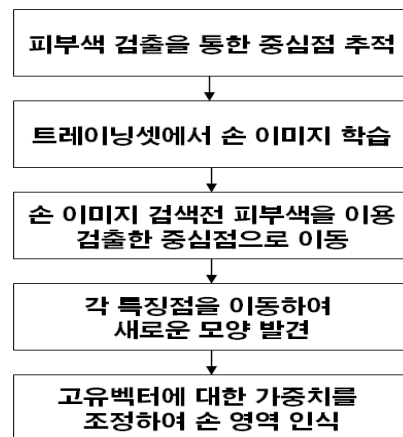
본 논문은 능동형상모델(Active Shape Model: ASM)을 사용하여 손바닥의 형상을 추출하고 경계형상을 추적하기 위한 방법을 제안한다. 먼저, 경계추적을 위한 초기위치를 입력하기 위해 컬러영상에서 피부색영역의 위치 정보를 통해 중심점을 찾고 그 값을 통해 ASM을 이용하여 손바닥의 영역을 찾는다. ASM은 다양한 경계형상의 학습을 통해 평균값과 형상의 지배적 변형을 나타내는 형상벡터를 추출하기 위한 방법론이며 생체조직과 같은 형상이 일정하지 않고 평균형상을 기준으로 변화하는 형상의 외형을 추출, 추적하기에 적합한 기술이다. 본 논문에서는 피부색 특징을 이용하여 초기 손바닥의 위치를 찾고 이러한 위치정보를 이용하여 손 경계형상의 변화를 추적하는 방법을 실험을 통해 검증하였다

1. 서론

최근 인간의 생체 정보를 이용하여 개인의 식별 및 인증을 수행하는 생체계측학(Biometrics)에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 지금까지 인증이나 식별에 사용된 생체 정보로는 홍채, 지문, 얼굴, 손등이 있으며 그 중에서 손 인식은 신뢰성과 인증 과정의 편의성 면에서 다른 방법에 비해 많은 장점을 지니고 있다. 또한 손 인식의 공학적 연구를 통해 인간의 시각 기능 이해도를 증진시킬 수 있다. 손 인식은 기존의 컴퓨터 비전, 영상 처리, 신경망에서의 여러 기법들이 복합적으로 활용되고 있으며 손 인식 기술은 크게 손 영역 검출기술과 손 인식기술로 나뉘어진다.

본 논문은 손 영역 검출기술로서 컬러영상에서 피부색 영역의 위치 정보를 통해 중심점을 찾고 능동형상모델(ASM)로 물체의 여러 가지 외형의 정보를 학습시킨다. 이 정보를 바탕으로 물체의 평균 형태에 변형을 가하여 새로운 이미지 내에서 물체를 찾는 방법이다 [1][2].

능동형상모델(ASM)을 통해 손 인식을 할 경우 초기 위치에 따라 오인식률이 높기 때문에 초기 위치에 대한 결과가 다르게 나온다. 이런 문제점을 해결하기 위해서 피부색 영역을 추적하고[3], 픽셀의 분포를 분석하여 중심점을 능동형상모델(ASM) 손모델의 초기위치에 적용하여 기존 방법의 오인식률을 개선하였다 [4]. 그림 1은 본 논문이 제안한 방법에 대한 전체적인 흐름도이다.



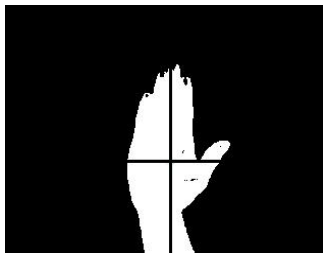
(그림 2) 손 영역 검출 알고리즘

이 논문은 BB21(Brain Busan21)사업에 의해 지원되었음을 밝힙니다.

2. 피부색영역을 통한 중심점 추적

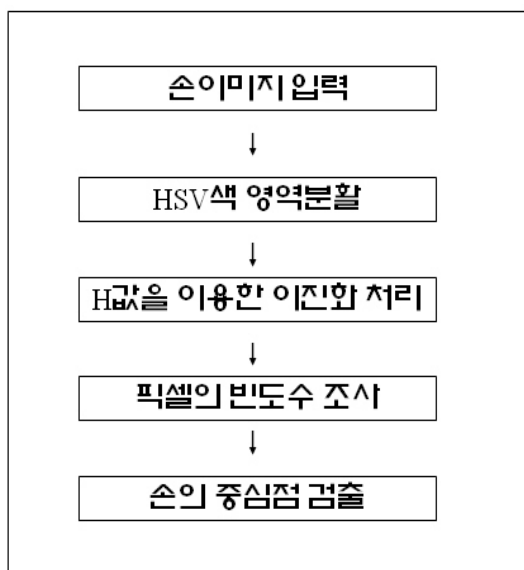
능동형상모델(ASM) 알고리즘은 손모델이 검출영역에 근접하여 시작하지 않으면 낮은 인식률을 보인다. 그래서 피부색영역을 통해서 중심 좌표를 구하고 시작 손 모델의 중심점을 손영역의 중심에 위치하도록 하였다.

피부색영역의 중심점을 효과적으로 찾기 위해서 HSV(Hue, Saturation, Value)컬러 모델을 사용하였다. 여기서 H값을 이용하여 피부색 영역을 검출하고 이진화 처리를 한 후 픽셀의 분포를 이용하여 그림 2와 같이 중심점 위치를 찾는다(그림 2).



(그림 3) 피부색영역을 통한 손 중심점 검출

중심점 위치를 찾을 때 세로 부분의 위치는 가운데 손가락부분에 가장 많은 픽셀의 분포가 위치한다. 가로 부분도 손의 픽셀 분포를 통해 찾을 수 있다. 가로부분은 중심부에서 5분에 1정도 밑으로 위치하고 있다. 그래서 손의 가로축을 추적한 후 손의 위쪽 방향으로 5분에 1정도 올려 주면 손의 가로 축을 찾을 수 있다(그림 3).

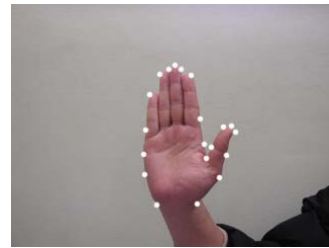


(그림 4) 손 중심점 추적 알고리즘

3. 손영역 통계적 분석

3.1 트레이닝셋 구성

능동형상모델(ASM)을 적용하기 위해서 손영역의 주변 경계선을 따라 분석하는데 그림 4와 같이 손영역의 주변에 경계점을 위치시킨다. 이때 경계점의 개수는 20개로 사용하였고 각 이미지의 경계점들 위치는 동일하게 한다.



(그림 5) 손의 경계선

손의 경계점 좌표는 식 (1)과 같이 벡터로 표현하였다.

$$X = (x_1, x_2 \dots x_n, y_1, y_2 \dots y_n) \quad (1)$$

이 과정에서 각 특징벡터들은 서로 다른 좌표 시스템에 의해 위치하고 있다. 여기서 식 (2)와 같이 손 모델을 추출한 특징점의 기준이 되는 공통된 좌표시스템정하고 그 공통된 좌표 시스템에 근사적으로 정렬 하는 과정이 필요하다. 여기서 X_t, Y_t 는 손의 중심점의 위치, s 는 손의 크기(scale), θ 는 손에 회전각을 나타낸다.

$$X = T_{X_t, Y_t, s, \theta}(\bar{x} + Pb)$$

$$T_{X_t, Y_t, s, \theta} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos \theta & -s \sin \theta \\ s \sin \theta & s \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (2)$$

식 (2)와 같이 기준벡터를 정하고 각 트레이닝셋의 평균 벡터를 구한다.

트레이닝셋의 특징점들은 손에 이미지에 대해 다양한 형태 정보를 가지고 있다. 이러한 형태 정보가 50여개 이상의 특징점들로 구성 되어야 한다면, 2차원 영상일 경우 한 트레이닝셋에 벡터는 100차원 이상을 갖게 된다. 그래서 이 벡터를 효과적으로 추출하기 위해서 PCA의 이론을 적용하여 차원 축소를 한다 [5].

트레이닝 셋에서 식 (3)을 통하여 평균을 구하고 식 (4)을 통하여 공분산 행렬을 구한다.

$$\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i \quad (3)$$

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (4)$$

공분산 행렬에서 고유벡터(eigen vector)와 고유 값(eigen value)을 구한다.

$$X = \bar{X} + P \cdot b \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^t \lambda_i \geq 0.98 \sum_{i=1}^s \lambda_i \quad (6)$$

식 (4)를 통해서 손의 모델을 형성할 수 있다.

$P = [P_1, P_2, \dots, P_t]$ 는 크기 순으로 정렬된 고유벡터이다. $b = P^T(x - \bar{x})$ 을 통해 b 는 $b = (b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 구성된 고유벡터들의 가중치이다. 고유벡터는 고유값(λ_i)에 대응 되는데 지극히 작은 고유값(λ_i)은 손 모델을 크게 반영하지 못하므로, 식 (6)을 통한 고유값만 사용한다.

3.2 각 특징점의 이동

인식과정은 각 특이점이 한 점씩 독립적으로 이동하여 인식한다. 이 과정은 인접한 주변의 포인트 X_i 의 손이미지 주변의 각 점의 픽셀정보를 검색하여, 새로운 좌표값을 찾는다 (그림 5).

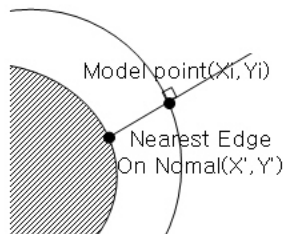


그림 6 각 특이점의 이동

손 주변의 각 특이점은 양쪽 방향으로 k 개 픽셀 폭의 값을 가진다. 이때 $2k+1$ 개의 값을 가지는 값을 g_i 로 정한다. 각 픽셀은 조명에 따라 밝기 변화량에 영향을 받기 때문에 그레이값의 차이값을 식 (7)을 통해 정규화하여 저장한다.

$$g_i \rightarrow \frac{1}{\sum_j |g_{ij}|} g_i \quad (7)$$

특정한 한 포인트 위치에 대해, 각각의 트레이닝셋의 g_i 를 얻어서, 평균(\bar{g})과 공분산행렬(S_g)를 구한다. 각 점에 위치하고 있는 화소값의 분포(G_s)를 구

하였다. 이때 분포(G_s)는 중심에서 양쪽으로 m 개의 화소 값을 취하여는데 $m > k$ 인 m 으로 구성한다. 분포(G_s)에서 차례로 $2k+1$ 개의 값을 취하여 g_s 를 구성하고 이 g_s 를 중에서 \bar{g} 와 가장 비슷한 부분을 찾는다. 이때 새로운 포인트를 결정하는 식은 다음의 Mahalanobis거리를 이용한다.

$$f(g_s) = (g_s - \bar{g})^T S_g^{-1} (g_s - \bar{g}) \quad (8)$$

Mahalanobis거리가 최소화되는 점을 직교방향을 따라서 새로운 포인트 위치를 결정한다.

3.3 손 영역 검출

위의 과정에서 각 점이 독립적으로 이동하기 때문에 손 모양과 다른 형태를 갖게 된다. 이때 손의 모양을 Y 라고 한다. 전체적인 손의 형태는 손 모델의 고유벡터에 대한 가중치를 조정하여 손의 형태를 조정한다. 다음과 같은 과정을 통해 가중치 벡터를 조정한다.

- (1). 최초의 모양 파라미터는 X_t, Y_t 컬러영역을 통해 중심점 값을 이용하고 s, θ 는 0으로 한다.
- (2). 수식(4)를 통해서 손 모양 X 산출하고
- (3). 각 특징점이 새로운 위치를 찾은 모양을 Y 로 한다.
- (4). \bar{X} 에서 Y 로 되기 위한 값을 찾는다.
- (5). 새롭게 발견한 파라미터 값을 $y = T_{X_t, Y_t, s, \theta}^{-1}$ 에 의해 역변환 한다.
- (6). 역 변환한 후 \bar{X} 벡터에 대응하기 위해 다음 식에 ($y' = y / (y \cdot \bar{X})$) 의해 정규화 한다.
- (7). $b = P^T(y' - \bar{X})$ 에 의해 b 를 구하고 b 값이 식 (9)를 만족하는가 조사하고, 만족하지 않으면 식 (10)에 의하여 b 값을 재 조정한다.
- (8). b 와 θ, t, s 값을 수렴하지 않으면 다시 2단계로 간다.

$$D_k = \sum_{i=1}^t \left(\frac{b_i^2}{\lambda_i} \right) \leq D_{max} \quad (9)$$

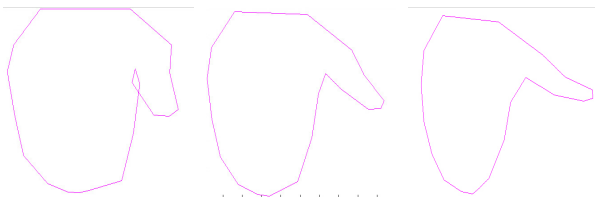
$$b_i = b_i \cdot \frac{D_{max}}{D_k} \quad (10)$$

4. 실험 및 고찰

실험을 위해 5명의 사람으로부터 50장의 손 이미지 데이터를 사용하였고, 영상의 크기는 320x240 영상을 사용했다. 손이미지 데이터에서는 엄지손가락에 많은 변화를 주었다. 인식기준은 각 특징점이 세끼손가락 5분의 1 크기 이상의 손 주변경계에서 벗

어나지 않는 범위에서 인식으로 판단하였다.

시험 결과 능동형상모델(ASM)의 단점 이었던 형태 모델의 시작점에 대한 문제점을 해결할 수 있었다. 하지만 조명 변화와 기타 노이즈에 의해 중심점 추적에 실패 했을 경우 낮은 인식률을 보였다. 또한 엄지손가락에 가장 많은 변화를 주어 시험을 하였고, 그림 (6)과 같이 고유값에 변화를 주어보면 엄지손가락에 가장 많은 변화가 발생했다는 것을 알 수 있다. 모델의 변화가 가장 많은 엄지손가락에 대한 인식률도 높았음을 알 수 있었다.



(그림 7) 평균 손 모양의 변형 $\pm 3\sqrt{\lambda_1}$

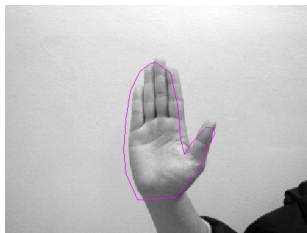
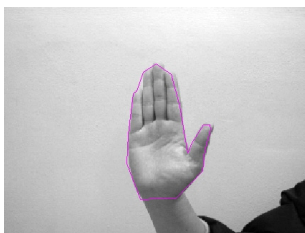
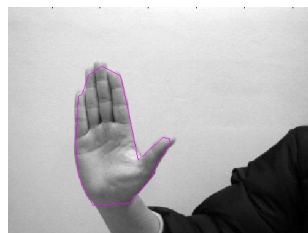


그림 8 피부색 검출을 통한 모델의 시작점 추적 결과



(그림 9) 인식에 성공한 이미지



(그림 10) 손 위치가 다른 곳에 있을 경우

5. 결론

본 논문은 손의 형태와 피부색의 칼라 영역을 통해 최초의 위치를 설정하여 기존에 능동형상모델(ASM)방법에서 시작형태가 손 영상에 가까이 위치하지 않을 때 나타나는 낮은 인식률을 높였다. 하지만 조명변화에 의해 HSV칼라 영역에서 피부색을 이용한 중심점 추적이 실패

할 경우 낮은 인식률을 보이는 단점이 있었다.

보다 높은 인식률을 사용하기 위해서 피부색 영역의 더 정확한 중심점 추적이 필요하고 또한 능동형상 모델(ASM)적용에서 손의 다양한 형태와 보다 많은 학습데이터를 사용하여 보다 높은 인식률로 개선이 가능할 것이라고 생각한다.

참고문헌

[1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper et al. "Active Shape Models - their training and application." Computer Vision and Image Understanding 61(1), pp. 38 - 59, January 1995.

[2] T. F. Cootes and C. J. Taylor, "Statistical models of appearance for medical analysis and computer vision" Proceedings of SPIE 4322, pp. 236-248, 2001.

[3] Ming-Hsuan Yang and Narendra Ahuja, "Detecting Human Faces in Color Images", In Proceedings of the 1988 IEEE International Conference on Image Processing(ICIP 98), pp. 127-130, vol.1, Chicago, 1998.

[4] Cootes T F, Taylor C F "Active Shape Models - Smart Snakes" in Proc British Machine Vision Conference, Springer-Verlag, 1992.

[5] J. Zhang, Y. Yan and M. Lades, "Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets," Proceedings of the IEEE, vol. 85, no. 9, pp. 1423-1435, 1997.