

특징 가중치 벡터를 적용한 능동 형태 모델 기반의 눈동자 움직임 추적

* 김 순 백, 이 수 흠

* 거창전문대학

전화 : 055-940-2544 / 핸드폰 : 019-439-2621

The Pupil Motion Tracking Based on Active Shape Model Using Feature Weight Vector

* Soon-Beak Kim, Soo-Heum Lee

* Geochang Provincial College

E-mail : sbkim@kc.ac.kr

요 약

본 논문은 특징 가중치 벡터를 적용하여 능동형태 모델(Active Shape Model)기반에서 눈동자의 움직임 추적 속도를 향상시키는 방법을 제안한다. 일반적인 능동형태 모델에서는 객체 추적을 위한 PDM 구성을 위해 각 특징점 구성 벡터의 유클리디안 거리의 최소 값으로 Training Set 정렬 과정을 수행한다. 이 과정에서 적절하지 못한 샘플 영상으로 인해 안정된 PDM을 구성하지 못하는 문제점이 발생한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 형태를 구성하는 특징점마다 가중치를 부여하는 벡터를 작성하고, 최소자승근사법으로 최유사 특징점 벡터를 산출하기 위한 선형방정식을 구성하였다. 이로 인해 안정된 PDM을 구성할 수 있었으며, 눈동자 추적실험을 통해 형태적 움직임을 보정하는 실험을 수행하였다. 실험결과 기존의 능동형태 모델에 비해 반복연산의 횟수가 줄어들고, 다양한 형태로 나타나는 눈동자의 움직임 추적에 보다 안정적인 결과를 얻을 수 있었다.

I. 서 론

입력 영상으로부터 얼굴의 윤곽이나 눈, 코, 입과 같은 중요 부위에 관한 정보를 추출하는 연구는 휴먼 컴퓨터 인터페이스를 개발하기 위한 분야로서 많은 연구가 진행되고 있다. 이 분야에서 이전에 행해진 많은 연구들은 각 부위별 영역의 추출에 중점을 두었기 때문에 추출된 얼굴 영역의 확인을 위하여 눈이나 입의 위치만을 찾았다. 그러나 근래 들어 시간에 따른 눈동자나 그 형태 변화 및 움직임에 대한 정보를 추출하여 여러 분야에 응용하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 이중에서도 눈동자의 모양을 인식하거나 추적하는 연구는 상대방의 응시 방향을 분석하거나, 사용자와 컴퓨터간의 인터페이스에 사용되는 시선위치 추적(eye gaze detection)에 많이 적용되고 있다.[5] 이러한 눈동자의 움직임을 추적하기 위해서는 객체 추적 알고리즘을 적용하여야 한다.

객체 추적 알고리즘은 일반적으로 움직임 기반의 접근 방법과 모델 기반의 접근 방법 그리고 경계선 기반의 접근 방법과 영역 기반의 접근 방법으로 크게 나눌 수 있다.[1] 객체의 정확한 위치 모양을 추출하여 추적하는 방법 중 대표적인 방법으로는 Kass 등이 제안한 능동윤곽

선 모델(Active contour model: ACM)방법이 있다. 이 방법은 형태가 변하는 물체에 대하여 능동적으로 추출할 수 있는 장점이 있다. 그러나 능동윤곽선 모델의 경우 이미지의 최소화 방향을 찾을 수 있는 초기함수가 주어지지 않으며, snake point 주위의 점에 민감할 수 있는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이와 같은 문제점을 극복하기 위하여 모델 기반의 접근 방법을 사용한 능동 형태 모델 (Active Shape Model:ASM)을 사용한다. 이 방법은 학습된 모델의 변화량에 근거하여 모델이 능동적으로 변하는 장점을 가지고 있으며, 추출하고자 하는 객체데이터가 특정 모델의 형태를 유지하게 하므로 단순한 객체뿐만 아니라 특수한 형태를 가지고 있는 영상일수록 유용한 객체 추출 방식이라고 할 수 있다. 그러나 PDM을 구성하는 과정에서 Training Set을 잘못 정렬할 경우 대표영상의 구성에 오차가 발생하고, 그로인한 지역구조화 영역의 각도 오차로 인해 모델정합시에 발생하는 반복연산 횟수가 증가하여 결과적으로 추적시간이 늘어나는 현상이 발생한다. 이는 PDM을 구성해야할 특징점들이 모두 동일한 중요도를 가지고 있지 않기에 발생하는 현상이라 볼 수 있다.

본 논문에서는 눈동자의 형태 추적을 위하여, 모델기반의 객체 추적 알고리즘인 능동 형태 모델을 이용하여 눈

동자 형태의 평균모델을 설정하였다. 이때 평균모델을 구성하기 위해 각 형태를 구성하는 Training Set 정렬단계에서 특징점 별 중요도를 분산시킨 가중치벡터를 설정하고, 그에 따른 가중치를 적용한 유클리디안 거리가 최소값을 가지는 형태로 정렬하였다. 이렇게 안정화된 데이터를 기반으로 평균 주성분 분석을 통해 형태구성 파라미터를 구성한 후, 차후 입력되는 영상에서 특징점을 임의의 위치에 설정한 후 각 특징점의 분포도를 따라 기하학적 변환을 거치고, 각 특징점이 형태구성 파라미터의 유사성을 만족할 때 까지 반복하여 그 형태가 눈동자의 평균모델에 수렴할 경우 최종적으로 눈동자의 위치와 형태를 추출하는 방법을 사용하였다.

II. 능동 형태 모델

능동형태 모델은 객체의 윤곽정보를 기존의 학습모델들의 통계적인 특성을 바탕으로 하여 보다 효과적으로 추정하는 방법으로, 추출하고자 하는 모양을 PDM(point distribution model)이라고 불리는 모델로 정의하여 이 모델과 비슷한 형태를 가지는 물체를 영상에서 찾는 방법이다.

PDM을 학습시키기 위해 각각의 Sample 영상에서 특징점(Landmark)을 추출하여 트레이닝 세트를 구성한다. 각 트레이닝 세트는 식(1)과 같이 구성되며, 특징점의 개수는 객체의 특징을 잘 판별 할 수 있도록 적절하게 설정하여 준다.

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

각 트레이닝 세트를 식(2)의 E값을 최소화 시키는 스케일 비, 회전각 평행이동 값을 얻어 정렬하도록 한다.

$$E = |T_{(\theta, t, s)}(X) - X'|^2$$

$$\text{where, } T_{(\theta, t, s)} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (2)$$

트레이닝 세트 정렬 과정에 의해 정렬된 트레이닝 세트를 기준으로 PDM을 구성하는 과정으로 트레이닝 세트를 구성하는 특징점의 개수보다 적은 차원으로 줄이는 방법으로 PDM의 구성 파라미터를 구한다. 이때 파라미터의 차원 축소를 위하여 주성분 분석(Principal Component Analysis: PCA)을 적용하였다.

먼저 식(3)과 같이 트레이닝 세트의 평균을 구한다. 여기서 X_i 는 트레이닝 세트중 i 번째 특징점 벡터를 의미한다.

$$\bar{X} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m X_i \quad (3)$$

각 트레이닝세트와 그 평균으로부터 공분산 행렬(Covariance matrix) C를 식(4)로 계산한다.

$$C = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})^T \quad (4)$$

그리고 계산되어진 공분산 C로부터 고유벡터(eigen vector: ϕ_i)와 고유값(eigen value : λ_i)을 구하고 크기가 작은 순서에 따라 식(5)와 같이 고유벡터와 고유값을 정렬한다.

$$\Phi = [\phi_1 | \phi_2 | \dots | \phi_k] \quad (5)$$

이렇게 주어진 전체 고유벡터 Φ 와 \bar{X} 를 사용하여 식(6)과 같이 표준 형태를 구성하는 PDM을 규정한다.

$$X_i \cong \bar{X} + \Phi b_i \quad (6)$$

여기서 b_i 는 변형 가능한 모델 파라미터의 집합을 나타내며 식(7)로 정의 될 수 있다.

$$b_i = \Phi^T (X_i - \bar{X}) \quad (7)$$

주성분 분석 과정을 통해 PDM을 구성한 후에는 입력 영상에 맞추어 특징점을 갱신시키는 과정이 필요하다.

먼저 트레이닝 세트 형성과정에서 각 특징점 주변의 화소값의 분포를 취득하고 그 분포로부터 그라디언트 분포를 구하여 그 값을 정규화시켜 각 특징점 주변의 그라디언트 분포 g_i 를 구한다.[2][3]

모든 트레이닝 세트의 각 특징점 주변의 그라디언트 분포에서 식(8)과 같이 공분산을 구한다.

$$dg'_i = g'_i - \bar{g}'$$

$$S_g = \frac{1}{m} \sum dg'_i dg'^T_i \quad (8)$$

여기서 m은 트레이닝 세트의 개수이다.

이렇게 구해진 각 특징점의 공분산과 그라디언트 평균이 적용되는 식(9)의 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance)를 사용하여 현재 입력된 영상에서 각 특징점 주변에서 최소의 마할라노비스 거리 값을 가지는 위치를 판별하여 특징점의 위치를 갱신시킨다.[3]

$$f(g'_s) = (g'_s - \bar{g}')^T S_g^{-1} (g'_s - \bar{g}') \quad (9)$$

지역구조 모델링 과정을 통해 갱신된 특징점으로 구성된 객체영역을 Y라고 할 때 \bar{X} 에서 Y로 되기 위한 크기, 회전, 위치정보를 찾아 \bar{X} 의 기준으로 재조정된 객체영역 y를 구한다. 이렇게 구해진 y의 형상에서 식(10)을 사용하여 b_i 를 구하여 식(11)로 표준영상과의 차이값을 산출한다.

$$b_i = \Phi^T (y - \bar{X}) \quad (10)$$

$$D_m = \sum_{i=1}^m \left(\frac{b_i^2}{\lambda_i} \right) \leq D_{\max} \quad (11)$$

만약 D_m 이 D_{\max} 보다 클 경우 Modelling Local Structure단계에서 형태의 변형이 크게 일어난 경우므로 식(12)를 통해 표준 형태로 보정한다.

$$b_i = b_i \cdot \frac{D_{\max}}{D_m} \quad (12)$$

III. 제안 알고리즘

1. 특징 가중치를 사용한 트레이닝 세트 정렬

여러 영상으로 입력된 특징점들의 모임인 트레이닝 세트들은 입력 영상의 습득 상황에 따라 크기, 회전, 위치가 다르므로 형태적인 특성은 보존하면서 기준이 되는 공통된 좌표 시스템으로 근사적으로 정렬되어 정규화 되어 질 필요가 있다. θ 만큼 회전 시키고 S 로 스케일링하는 행렬을 $M(s, \theta)$ 로 놓고 두 개의 유사한 랜드마크 데이터 x_i, x_j 가 주어진다면 가중치 합을 최소화 하는 식 (13)을 이용하여 x_i 를 $M(s_j, \theta_j)[x_j] + t_j$ 로 매핑하기위한 θ_j, s_j, t_j 를 선택할 수 있다.

$$E_j = (x_i - M(s_j, \theta_j)[x_j] - t_j)^T W (x_i - M(s_j, \theta_j)[x_j] - t_j)$$

where

$$M(s, \theta) \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (s \cos \theta)x_k - (s \sin \theta)y_k \\ (s \sin \theta)x_k + (s \cos \theta)y_k \end{bmatrix}$$

$$t_j = (t_{xj}, t_{yj}, \dots, t_{xj}, t_{yj})^T \quad (13)$$

여기서 W 는 각 점에 가중치를 두는 대각행렬을 의미하며 이 대각행렬 상에 배치되는 가중치는 각 특징점 별 중요도에 따라 임의로 배치한 값으로 이 값 의해 정렬되는 PDM이 보다 올바른 값을 가지게 된다.

이때 같이 최소자승근사법으로 식(14)와 같은 선형 연립 방정식을 구하고 식(15)을 통해서 s, θ, t 를 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} X_2 & -Y_2 & W & 0 \\ Y_2 & X_2 & 0 & W \\ Z & 0 & X_2 & Y_2 \\ 0 & Z & -Y_2 & X_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ t_x \\ t_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix}$$

where

$$a_x = s \cos \theta, \quad a_y = s \sin \theta$$

$$X_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k x_{ik} \quad Y_i = \sum_{k=0}^{n-1} w_k y_{ik}$$

$$Z = \sum w_k (x_{2k}^2 + y_{2k}^2) \quad W = \sum_{k=0}^{n-1} w_k$$

$$C_1 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (x_{1k}x_{2k} + y_{1k}y_{2k}) \quad C_2 = \sum_{k=0}^{n-1} w_k (y_{1k}x_{2k} + x_{1k}y_{2k}) \quad (14)$$

$$\theta = \tan(a_y / a_x) \quad s = a_x / \cos(\theta) \quad t = [t_x \ t_y] \quad (15)$$

2. 특징 가중치를 적용한 능동 형태 모델 기반 눈동자 추적

본 논문에서는 눈동자 영역의 움직임을 추적하기 위해 능동 형태 모델을 기반으로 눈동자 영역을 추출하였다.

Landmark Tool에 의해 구성된 각 눈동자 트레이닝 세트들은 그림 1.과 같이 Random한 좌표를 가지고 있기 때문에 전체적으로 정렬할 필요가 있다.

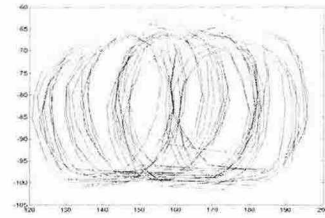


그림 1. The extracted training set

각 트레이닝 세트를 원점변환 후 특징 가중치를 적용한 유클리디안 거리가 최소가 되는 값으로 기하학적 변환을 거쳐 정렬한 결과를 그림 2.(a)에 나타내었다.

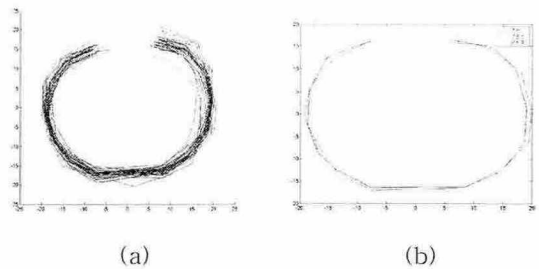


그림 2. (a)The aligned training set (b)The represented shape of pupil

이렇게 정렬된 트레이닝 세트에서 평균을 구해 눈동자 영역의 대표 형태로 정의한다. 그림 2.(b)에 대표 형태로 정의된 눈동자 영역 평균 데이터를 나타내었다.

규정된 평균데이터를 기준으로 PCA Analysis를 통해 PDM을 형성한 후 눈동자 부위의 각 특징점 주변의 평균 그라디언트 분포도를 구성하였다. 입력 영상이 주어지면 임의의 초기 위치에 눈동자 영역의 대표 형태 특징점을 위치시키고 각 특징점의 직교축상의 화소 데이터를 취득 후 마할라노비스 거리를 사용하여 평균 그라디언트 분포도와 가장 가까운 분포를 가지는 위치로 각 특징점을 확장 시킨다.

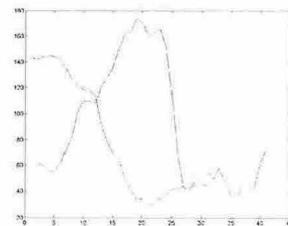


그림 3. The distribution of pixel value in the feature point

이동된 특징점으로 구성된 트레이닝 세트를 눈동자 영역 대표 형태와 비교하여 그 유사도가 높고 더 이상의










기하학적 변환이 필요 없을 때 까지 모델정합 과정을 반복하여 수렴되는 최종 특징점들을 눈동자 영역으로 간주하였다.

IV. 실험 결과

눈동자의 움직임이 확연하게 드러나는 안면 영상을 촬영하여 눈동자 영역 학습대상 영상 40개를 선정, 눈동자에서 눈꺼풀로 인해 자주 가려지는 영역을 참조하여 14개의 특징점을 Landmark Tool을 사용하여 취득하였다. 취득된 특징점으로 트레이닝 세트를 구축하여 주성분 분석을 통해 PDM을 구성하고, 각 특징점의 그라디언트 분포도를 산출하였다.

USB 카메라로 눈동자 부위 영상을 입력 받아 눈동자의 움직임을 추적하여, 표준 형태에 기반된 눈동자 영역을 표시하는 실험을 거쳤다. 대표 특징점의 초기 위치는 눈영역 라벨링 영상의 무게중심으로 설정하였다. 표 1.에 눈동자의 움직임을 추적한 결과 영상을 나타내었다.

표 1. The result of pupil tracking

실험 영상			
기존 ASM	초기 위치	4 iteration	6 iteration
제안 ASM	0 iteration	2 iteration	4 iteration
실험 영상			
기존 ASM	초기 위치	4 iteration	9 iteration
제안 ASM	0 iteration	2 iteration	7 iteration
실험 영상			
기존 ASM	초기 위치	10 iteration	13 iteration
제안 ASM	0 iteration	6 iteration	8 iteration

V. 결론

본 논문에서는 눈동자의 형태 추적을 위해 능동 형태 모델을 구성하는 과정에서 특징점 별 중요도를 분산시킨 가중치백터를 설정하고, 그에 따른 가중치를 적용한 유클리디안 거리가 최소값을 가지는 형태로 정렬하는 방법을 제안한다.

대표형태를 구성하는 여러 노드를 중요도에 따라 가중치를 별도로 책정하여 Training Set정렬 시에 발생하는 오차를 최대한 줄였으며, 이로 인해 PDM 학습용 데이터가 보다 정확하게 구축될 수 있었다.

PDM 학습용 데이터가 바르게 구축된 환경에서는 능동 형태모델 특유의 형태 유사도에 의해 최적의 모델을 검

출할 수 있으므로, 이러한 장점으로 인해 눈꺼풀이나 눈썹에 가려지는 눈동자의 형태를 정확히 검출할 수 있었고 형태 파라미터의 차원축소와 마할라노비스 거리를 사용한 분포비교 방식으로 인해 눈동자 추적에 필요한 알고리즘 처리 속도의 단축이 가능하였다. 차후에는, 형태 파라미터의 완곡도를 증가 시키는 방법으로 시선 각도에 따라 왜곡되어지는 눈동자의 형태도 검출하도록 하여, 안면의 움직임 시에도 안정적인 눈동자의 움직임 추적을 구현 하고자 한다.

참고문헌

- [1] 기현중, 신정호, 이성원, 백준기 "객체추적을 위한 웨이블릿 기반 계층적 능동형태 모델" 한국통신학회논문지 pp. 1551-1562, 2004
- [2] 장경식 "능동적 형태 모델과 가중치 백터를 이용한 입술인식" 한국지능정보시스템학회 논문지 pp. 75-85, 2002
- [3] T.F Cootes, C.J Taylor "Statistical models of appearance for medical image analysis and computer vision" Proc. SPIE Medical Imaging, 2001
- [4] T.F Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, J.Graham "Active Shape Models - Their Training and Application" Computer Vision and Image Understanding Vol. 61, No. 1, January, pp. 38-59, 1995
- [5] Thomas. E., Preston W., Worthy N., Kelly C., Lisa A. Prey, "Human-Computer Interaction Using Eye Gaze Input" IEEE Trans. on Systems, Vol. 19, No. 6, pp. 1527-1534, 1998