
공분산 행렬과 리만 측도를 이용한 이동물체 추적 방법

이금분* · 조범준**

A Novel Method for Moving Object Tracking using Covariance Matrix and Riemannian Metric

Geum-boon Lee* · Beom-joon Cho**

이 논문은 2007년도 조선대학교 연구비의 지원을 받아 연구되었음

요 약

본 논문은 공분산 행렬과 리만 다양체 이론에 근거를 둔 이동물체를 추적하는 새로운 방법을 제안한다. 연속적으로 변화하는 동영상 배경에서 다양한 변형을 겪는 비정형 물체를 추적하기 위해 공분산 행렬을 사용하여 특징 추출을 한다. 공분산 행렬은 특징들의 상관관계뿐만 아니라 공간적인 속성과 통계학적인 속성을 다룰 수 있으므로 서로 다른 유형의 특징들의 융합이 가능하며 행렬의 차원이 작다. 그러므로 이동물체 영역의 공분산 행렬을 특징벡터로 구성하고 후보 영역의 공분산 행렬과 비교 연산함으로써 각 프레임마다 이동물체의 위치를 추정할 수 있다. 여기서 리만 기하학은 이동물체의 변형과 모양 변화에 효과적으로 적용될 수 있으며 최소 거리를 갖는 추정 영역을 계산하기 위해 측지선 거리를 사용하므로 정확도를 향상시킨다. 제안한 방법의 효율성은 실험을 통해 검증하였다.

ABSTRACT

This paper propose a novel method for tracking moving object based on covariance matrix and Riemannian Manifolds. With image backgrounds continuously changed, we use the covariance matrices to extract features for tracking nonrigid object undergoing transformation and deformation. The covariance matrix can make fusion of different types of features and has its small dimension, therefore we enable to handle the spatial and statistical properties as well as the component correlation. The proposed method can estimate the position of the moving object by employing the covariance matrix of object region as a feature vector and comparing the candidate regions. Rimannian Geometry is efficiently adapted to object deformation and change of shape and improve the accuracy by using geodesic distance to predict the estimated position with the minimum distance. The experimental results have shown that the proposed method correctly tracked the moving object.

키워드

이동물체 추적, 공분산 행렬, 리만 다양체, 측지선 거리

Key word

Moving object tracking, Covariance matrix, Riemannian manifolds, Geodesic distance

* 정회원 : 조선대학교 컴퓨터공학부

** 정회원 : 조선대학교 컴퓨터공학부 (교신저자, bjcho@chosun.ac.kr)

접수일자 : 2011. 01. 05

심사완료일자 : 2011. 02. 01

I. 서론

비디오 영상 시퀀스 내 이동물체 추적 기술은 카메라를 사용하여 시간에 따라 연속적으로 받아들여지는 정보로부터 이동물체의 위치를 찾는 과정으로 컴퓨터비전과 관련한 여러 분야의 핵심 기술로 광범위하게 적용되고 있다. 그러나 특정한 모델을 가정하지 않고 복잡한 배경의 비디오 시퀀스 내에서 변형되고 빠르게 움직이는 이동물체를 정확하게 추적하는데 아직도 많은 어려움이 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 Mean-shift[1]와 CAM-shift[2] 방법은 이동물체의 컬러 분포를 이용한 방법으로 현재 프레임에서 객체의 컬러 히스토그램에 가장 유사한 윈도우 영상을 찾기 위한 비모수 밀도 기술키 추정을 사용하므로 이동물체의 확률분포를 나타내는 히스토그램에 의존한다. 예측 필터를 만들어 일정한 가중치에 의해 이동물체의 모델을 갱신하는 방법은 추적 기술을 이동물체에 관한 확률 밀도함수를 통한 상태 추정이라고 정의한다. 상태 공간이 이산적이고 상태의 수가 유한일 때 마코프(Markov) 필터들이 추적 기술에 사용될 수 있으며, 측정된 노이즈가 가우시안으로 가정될 때 이동물체를 찾는 최적 해는 칼만(Kalman) 필터[3]에 의해 구할 수 있다. 가장 많이 사용되는 필터는 파티클(Particle) 필터[4]로 상태의 위치, 크기, 속도, 경계 등을 관련된 가중치와 확률 표본 집합으로 설명할 수 있다. 그러나 파티클 필터는 확률 표본에 기반하므로 고차원 표상(representation)에 대해 표본 저하(degeneracy) 등의 문제를 갖는다. 형상 모델(Appearance model)[5] 방법은 영상 특징들을 고정된 크기의 윈도우로 매핑시킨다. 특징의 수와 윈도우 크기에 따라 차원이 다항적(polynomial)이므로 비교적 적은 수의 특징들만이 사용되며, 자세(posture), 스케일 그리고 외형의 변화에 민감하게 되는 단점이 있다.

본 논문에서는 영상 시퀀스 내 포함된 이동물체의 추적을 위해 공분산과 리만 다양체(Riemannian manifolds)[6, 7, 8]에 기반한 알고리즘을 제안한다. 이동물체의 특징에 대한 공분산 행렬로 구성된 객체 윈도우를 제시하여 특징들의 상관관계를 이용하고, 리만 기하학(Riemannian geometry)을 적용하여 이동물체들의 모양 변형, 크기 변화에 강인한 추적 기술을 제시하고자 한다.

II. 이동물체의 추적 방법

비디오 시퀀스 내에서 이동물체를 추적하기 위해 각 프레임에서 특징 영상으로 구성된 객체 영역을 지정한 후, 특징 영역 내의 공분산 행렬을 계산한다. 현재 프레임에서 최소 공분산 거리를 가진 영역을 계산하여 찾아내고 이동물체의 위치로 추정한다. 모양과 크기 변화에 적응하기 위해 이전의 공분산 행렬 집합을 유지하고 다양체에 대한 평균을 추출한다. 제안된 이동물체 추적 과정은 그림 1과 같다.

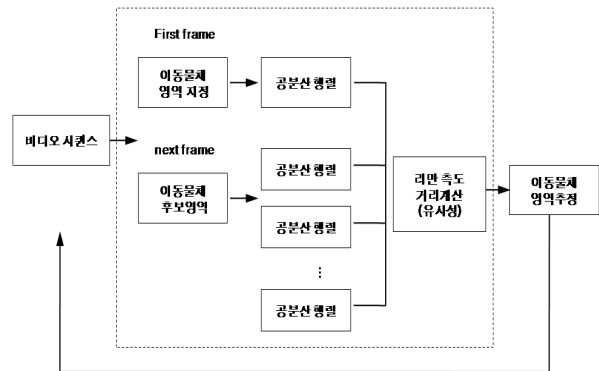


그림 1. 제안된 이동물체 추적 블록도

Fig. 1. The block diagram of moving object tracking

2.1 특징 추출

관찰된 영상 I 는 명암도 영상, 컬러 영상 또는 컬러와 적외선 결합의 영상 등이 될 수 있다. F 는 I 로부터 추출된 $w \times h \times d$ 차원의 특징 영상이다.

$$F(x, y) = \Phi(I, x, y) \quad (1)$$

식 (1)에서 함수 Φ 는 컬러 정보, 영상 기울기, 에지 방향, 필터 응답 등에 대응될 수 있으며, 영상 내 주어진 객체 윈도우 $W \subset F$ 에 대해 F 의 요소인 $\{f_k\}_{k=1, \dots, n}$ 는 W 내의 d 차원 특징 벡터들이다. 그러면 f_k 는 픽셀 좌표값에 해당하는 명암도, 컬러값, 기울기 등의 특징이 될 수 있다.

2.2 공분산 행렬

특징 점들의 $m \times m$ 공분산 행렬 C_W 를 가지고 $M \times N$ 의 영역 W 를 나타낸다.

$$C_W = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^{MN} (f_k - \mu_W)(f_k - \mu_W)^T \quad (2)$$

여기서 μ_W 는 영역 W 내에 있는 점들에 대응하는 특징들의 평균벡터이다. 공분산 행렬은 대칭행렬로 대각 요소들은 각 특징들의 분산을 나타내며 비대각 요소들은 각각의 상관관계를 보여준다. 본 논문은 영역의 특징을 표현하기 위해 공분산 행렬을 사용하는데, 특징을 정규화하거나 가중치를 사용하지 않고도 다양한 특징들을 융합시켜 표현할 수 있기 때문이다. 한 영역의 공분산 행렬은 다양한 자세와 시각을 가지고 있는 동일한 이동물체의 영역을 찾아 매칭할 수 있다. 스케일과 회전에 불변이고 컬러값의 동일한 이동 시, 평균 변화에 불변이므로 이동물체가 다양한 조도 하에 추적될 때 장점이 된다. 영역 내 노이즈는 공분산 식에 의해 평균 필터로 제거된다.

2.3 거리 측정

주어진 이동물체와 가장 유사한 영역을 얻기 위해서 목표 객체 영역과 후보 영역들의 공분산 행렬 사이의 거리를 계산한다. 그러나 공분산 행렬의 공간은 벡터 공간이 아니므로 음의 스칼라를 가진 곱셈에 닫혀있지 않다. 그러므로 두 행렬의 산술적인 뺄셈은 일치되는 영역의 거리를 측정하지 못하게 된다. 그러므로 Förstner[9]에 의해 제안된 거리 측정을 적용하면 식 (3)과 같다.

$$d(C_i, C_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m \ln^2 \lambda_k(C_i, C_j)} \quad (3)$$

유사성을 측정하기 위한 거리 행렬 $d(C_i, C_j)$ 는 일반화된 고유값(eigenvalue)의 로그 합의 제곱근을 구한다. 여기서 $d(C_i, C_j)$ 는 거리 측도(metric)의 공리를 만족함을 증명할 수 있다.

- ① $d(C_i, C_j) \geq 0$
- ② $d(C_i, C_j) = d(C_j, C_i)$
- ③ $d(C_i, C_j) \leq d(C_i, C_k) + d(C_k, C_j)$

위 식에서 $\lambda_k(C_i, C_j)$ 는 C_i, C_j 의 고유값으로 식 (4)로부터 계산되며, 식 (4)의 \mathbf{x}_k 는 고유벡터를 나타낸다.

$$\lambda_k C_i \mathbf{x}_k - C_j \mathbf{x}_k = 0 \quad k = 1, \dots, m \quad (4)$$

비디오 각 프레임에서 이전 프레임의 이동물체 영역으로부터 가장 짧은 거리를 가진 영역을 찾기 위해 현재 프레임의 전체 영상을 탐색한다. 최고의 매칭 영역을 이동물체의 위치로 결정한다.

2.4 리만 측도(Riemannian Metrics)

움직이는 물체들은 모양 변형, 크기 변화를 겪기 때문에 이러한 변형을 적용하여 추적해야 한다. 이전 프레임들에서 추적된 이동물체의 영역을 W_1, \dots, W_T 이라 하면 대응되는 T 개의 공분산 행렬 C_1, \dots, C_T 을 보존한다. 여기서 C_1 은 현재 공분산 행렬을 표시한다. 그러면 이전의 모든 공분산 행렬들로부터 평균 공분산 행렬을 계산할 수 있으며 식 (5)와 같다.

$$\tilde{C} = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1}^2 & \cdots & \sigma_{1,m}^2 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{m,1}^2 & \cdots & \sigma_{m,m}^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서 \tilde{C} 의 각 성분들은 식 (6)과 같이 정의된다.

$$\sigma_{u,v}^2 = \frac{1}{MNT} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{MN} [f_k^t(u) - \mu(u)][f_k^t(v) - \mu(v)] \quad (6)$$

여기서 평균 μ 는 이동물체의 전 영역 W_1, \dots, W_T 상에서 계산되며, $f_k^t \in W_t$ 이다.

이전 프레임들에서 이동물체 추적 영역과 이에 대응되는 특징을 저장한 공분산 행렬은 메모리 요구량 및 계산 복잡도가 $O(MNTm^2)$ 크다. 그러므로 이전 프레임에서 측정된 값을 저장하지 않고 이동물체 영역으로 지정된 일정한 윈도우 크기에 제한없이 공분산 행렬의 총합을 구하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 2.3에서 제안한 추적 방법에 리만 다양체를 도입하여 물체의 변형 및 회전에도 강인할 수 있는 공분산 행렬의 평균을 구하여 적용한다.

공분산 행렬은 리만 다양체 이론으로 접근할 수 있으며, 대칭인 양의 정부호(positive definite) 행렬들의 평균을 구할 수 있다. 한 개의 다양체는 위상학적 공간으로 지역적으로 유클리드 공간이 될 수 있다. 다양체의 구조는 내적의 집합으로 정의된 리만 측도에 의해 구체화되며, 내적은 다양체의 각 점에서 탄젠트 공간위에 있다. 내적은 탄젠트 벡터 $\mathbf{y} \in T_{\mathbf{x}}$ 에 대해 $\|\mathbf{y}\|_{\mathbf{x}}^2 = \langle \mathbf{y}, \mathbf{y} \rangle_{\mathbf{x}}$ 을 유도한다. 대칭인 양의 정부호 행렬의 탄젠트 공간 상에서 리만 측도는 식 (7)과 같다.

$$\langle \mathbf{y}, \mathbf{z} \rangle_{\mathbf{x}} = \text{tr} \left(\mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{y} \mathbf{X}^{-1} \mathbf{z} \mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \right) \quad (7)$$

다양체에서 거리는 두 점 사이의 최소 길이 곡선이라고 정의된다. 최소 길이를 가진 곡선은 측지선(geodesic)이라 부르고 곡선의 길이는 내재적 거리(intrinsic distance)라고 한다. 탄젠트 공간 상의 벡터와 측지선 사이의 관계는 지수로 대응된다.

$$\exp_{\mathbf{x}}(\mathbf{y}) = \mathbf{X}^{\frac{1}{2}} \exp \left(\mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{y} \mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \right) \mathbf{X}^{\frac{1}{2}} \quad (8)$$

지수의 역은 로그 연산자에 의해 주어지며 $\log_{\mathbf{x}}$ 로 점 \mathbf{X} 의 아주 작은 근방(neighborhood) 내에서 정의된다. 정의된 식 (8)은 미분동형사상(diffeomorphism)이므로 로그는 다양체 상의 모든 점에서 정의되고 유일하다.

$$\log_{\mathbf{x}}(\mathbf{Y}) = \mathbf{X}^{\frac{1}{2}} \log \left(\mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{Y} \mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \right) \mathbf{X}^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

측지선 정의로부터 내재적 거리는 $d_g(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \|\log_{\mathbf{x}}(\mathbf{Y})\|_{\mathbf{x}}$ 이다. 그러므로 식 (9)와 식 (7)로 대체하여 표현하면 식 (10)과 같다.

$$\begin{aligned} d_g^2(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) &= \langle \log_{\mathbf{x}}(\mathbf{Y}), \log_{\mathbf{x}}(\mathbf{Y}) \rangle_{\mathbf{x}} \\ &= \text{tr} \left(\log^2 \left(\mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{Y} \mathbf{X}^{-\frac{1}{2}} \right) \right) \end{aligned} \quad (10)$$

식 (10)은 식(3)에서 정의된 거리와 동치이며, 다양체 상의 공분산은 거리 제곱의 합을 최소화하므로 식 (11)과 같다.

$$\hat{C} = \arg \min_C \sum_{t=1}^T d_g^2(C, C_t) \quad (11)$$

경사하강법(gradient descent)은 Pennebaker[7]이 제시한 알고리즘으로 나타내면 식 (12)와 같다.

$$\hat{C}^{i+1} = \exp_{\hat{C}^i} \left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \log_{\hat{C}^i}(C_t) \right) \quad (12)$$

또한 이 이동물체로 추정되는 현재 영역과 가장 유사한 영역의 공분산 행렬의 요소들을 가중화시킬 수 있다. 식 (13)에서 d 는 식 (3)에서 이미 정의되었으며, $d^* = \sum_{t=1}^T d^{-1}(C_t, \hat{C}^*)$ 이다. 여기서 \hat{C}^* 는 이전 프레임에서 계산된 이동물체로 추정되는 영역의 공분산 행렬이다.

$$\hat{C}^{i+1} = \exp_{\hat{C}^i} \left(\frac{1}{d^*} \sum_{t=1}^T d^{-1}(C_t, \hat{C}^*) \log_{\hat{C}^i}(C_t) \right) \quad (13)$$

III. 실험

본 논문은 실험을 위하여 Intel(R) Core(TM)2 CPU 1.8 GHz PC에 기반하여 소니(SONY) 디지털 캠코더로 촬영한 320×240 크기의 초당 25 프레임의 비디오 시퀀스를 사용하였으며, Matlab 7.10 프로그램을 사용하여 구현하

었다.

그림 2는 비디오 시퀀스 내의 이동물체를 추적한 프레임들을 보여준다. (a)는 시간에 따라 크기가 작아짐에도 정확히 공의 위치를 찾아냄을 알 수 있으며, (b)는 고정 카메라로 찍은 비디오 프레임에서 이동물체의 추적이 가능함을 보여주었고, (c)는 이동 카메라를 사용하여 이동물체의 추적을 검증하였다.

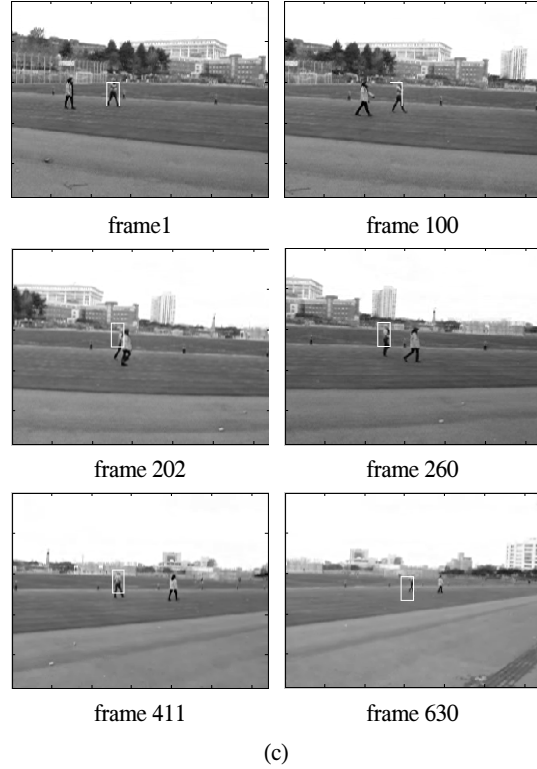
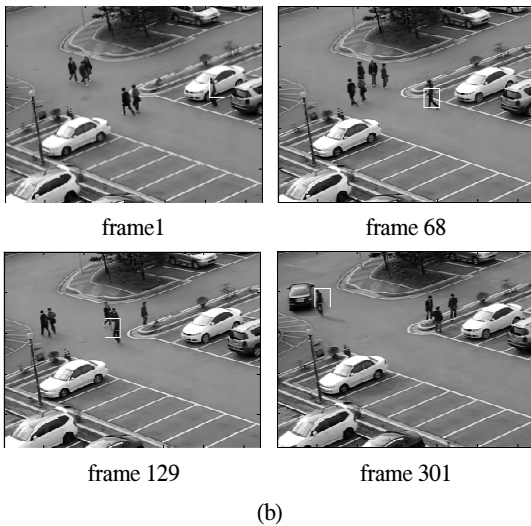
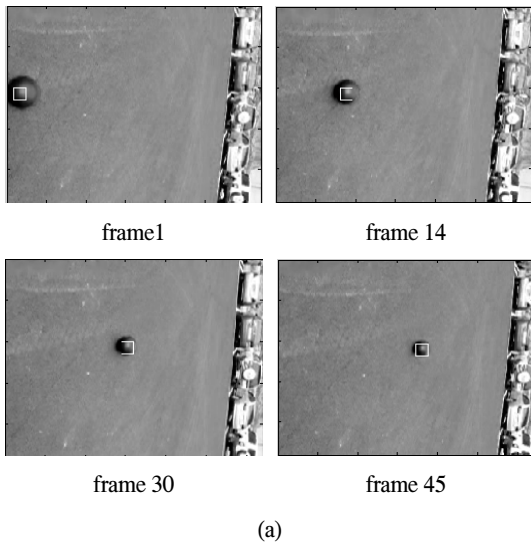


그림 2. 비디오 시퀀스의 이동물체 추적
 (a) 이동물체(공) 추적 (b) 고정카메라 이동물체 추적
 (c) 이동카메라 이동물체 추적
 Fig. 2. Moving object tracking of video sequences
 (a) Ball tracking (b) Man tracking (c) Woman tracking

실험의 성능 평가를 위하여 비디오 시퀀스 내의 이동물체의 위치가 정확하게 추정된 검출률은 식 (14)와 같다.

$$detection(\%) = \frac{T_f}{TF_n} \quad (14)$$

여기서 TF_n 은 이동물체를 추적해야 하는 전체 프레임의 수이며, T_f 은 실험 결과 이동물체가 추적된 프레임 수를 나타낸다.

또한 정확한 영역을 탐색하는데 걸린 소요 시간을 계산하기 위해, 탐색해야 할 전체 영역의 수와 실제 탐색을 시도한 횟수의 비율인 평균 탐색률을 사용하였다. 이전 프레임의 이동물체 영역에서 다음 프레임의 이동물체

영역을 추정할 때, 일치되는 영역을 발견하기까지 객체 윈도우의 움직임 횟수를 계산하며, 이동물체를 놓친 경우 전영역을 모두 탐색해야 하므로 탐색의 횟수가 증가하게 된다. 탐색률은 놓친 프레임의 수에 비례적으로 증가한다.

표 1. 추적 성능 평가
Table 1. Tracking Performance Evaluation

	miss/total	검출률	평균 탐색률
Ball	10/92	89.13	0.1116
Man	9/320	97.19	0.0313
Woman	33/645	94.88	0.0543

표 1은 제안한 방법의 평균 검출률은 93.73%을 보여주고 있으며, 이동물체가 사라지거나 검출할 수 없을 정도로 작은 경우를 제외하고 성공적으로 추적할 수 있었다. 그러나 Mean-shift 알고리즘을 사용한 이동물체 추적은 객체가 빨리 움직이거나 산만한 경우 색상 변화 감지가 어려우며, 객체의 색상이 배경과 비슷한 경우 성능이 현저히 저하되었다. Ball 추적에서 총 92 프레임에 추적해야 하는데 처음 프레임에 대해서만 추적이 가능했으며, 한번 놓친 이동물체를 다시 추적할 수 없었다. Man 영상에서도 같은 색상이 겹치거나 배경과 비슷한 경우인 125 프레임부터 움직임을 추적하지 못하고 같은 위치를 계속 탐색하는 지역 최소화에 빠졌으며, Woman 영상에 있어 이동물체의 변화가 심하거나 배경이 복잡한 경우, 잘못된 영역을 계속 추적하는 결과를 가져왔다. 본 논문에서 실험한 비디오 시퀀스에 대한 Mean-shift 방법은 35% 이하의 성능을 보여주었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 공분산 행렬과 리만 측도를 이용한 이동물체 추적 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 물체의 공간적·통계적 속성이 내재된 공분산 행렬을 사용함으로써 다양한 자세와 빠른 움직임에도 검출이 가능하였으며, 물체의 크기, 모양의 변형에도 적응적인 강인한 추적을 위해 리만 기하학을 공분산 행렬들의 집합에 적용하였다. 또한 탐색 윈도우 크기에 대한 제약 없이 추정

된 영역들의 비교 연산이 가능하였으며, 공분산 행렬이 지역적 방법에 기반한 추적임에도 전역적 최적해를 잘 찾아내고 있음을 보여주었다. 빛의 변화와 잡음에도 강인하며, 공분산 연산 동안에 잡음이 필터링되는 효과를 얻었다.

향후 이동물체의 인식 및 추적에 있어 영상에 불변한 특징으로 공분산 행렬의 사용은 이동물체 추적을 용이하게 할 수 있으며, 다양한 상태 추정문제에 대해서도 신속하게 물체의 방향 및 위치를 추정할 수 있으므로 정확도와 강인함을 제공할 수 있겠다.

감사의 글

본 연구는 2007년도 조선대학교 연구비의 지원을 받아 연구되었습니다.

참고문헌

- [1] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Neer, "Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift," *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 142-149, 2000.
- [2] Gary R. Bradski, "Computer Vision Face Tracking for Use in a Perceptual User Interface," *Intel Technology Journal*, no. Q2, 1998.
- [3] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems," *SPIE AeroSense Symposium*, 1997.
- [4] L. Lu, X. Dai, and gd Hager, "Efficient particle filtering using RANSAC with application to 3D face tracking," *Image Vision Computing*, vol. 24, no. 6, pp. 581-592, 2006.
- [5] A. D. Jepson, D. J. Fleet, and T. F. El-Maraghi, "Robust Online Appearance Models for Visual Tracking," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, no. 10, pp. 1296-1311, 2003.
- [6] O. Tuzel, F. Porikli, and P. Meer, "Region covariance: A fast descriptor for detection and classification," *In Proc. 9th European Conf. on computer Vision*, vol. 2, pp.

- 589-600, 2006.
- [7] X. Pennec, P. Fillard, and N. Ayache, "A riemannian framework for tensor computing," *In International Journal of Computer Vision*, 2006.
- [8] F. Porikli, O. Tuzel, and P. Meer, "Covariance Tracking using Model Update Based on Means on Riemannian Manifolds," *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, pp. 728-735, 2006.
- [9] W. Forstner and B. Moonen, *A metric for covariance matrices*, Technical report, Dept. of Geodesy and Geoinformatics, Stuttgart University, 1999.



이금분(Geum-Boon Lee)

2002년 대전대학교 컴퓨터공학과
공학 석사
2010년 조선대학교 컴퓨터공학과
공학 박사

※ 관심분야: 영상처리, 신호처리, 패턴인식



조범준(Beom-Joon Cho)

1980년 조선대학교(B.S., M.S.(82))
1988년 한양대학교 전기공학과
공학박사
2004년 KAIST 전자전산학과
공학박사

1980년~현재 조선대학교 컴퓨터공학부 교수

※ 관심분야: 인공지능, 패턴인식, 뉴로컴퓨터