

# 물체 추적을 위한 강화된 부분공간 표현

## Enhanced Representation for Object Tracking

윤석민\*, 유한주\*\*, 최진영\*\*\*

Frank Yun\*, Haanju Yoo\*\*, Jinyoung Choi\*\*\*

**Abstract.** We present an efficient and robust measurement model for visual tracking. This approach builds on and extends work on subspace representations of measurement model. Subspace-based tracking algorithms have been introduced to visual tracking literature for a decade and show considerable tracking performance due to its robustness in matching. However the measures used in their measurement models are often restricted to few approaches. We propose a novel measure of object matching using Angle In Feature Space, which aims to improve the discriminability of matching in subspace. Therefore, our tracking algorithm can distinguish target from similar background clutters which often cause erroneous drift by conventional Distance From Feature Space measure. Experiments demonstrate the effectiveness of the proposed tracking algorithm under severe cluttered background.

**Key Words :** Subspace, Object tracking, measurement model, DFFS, particle filter

### 1. 서론

#### 1.1 절

영상 추적은 영상을 기반으로 한 컴퓨터 영상 처리 응용 분야에서 필수적인 기술이 되었다. 지난 20년간 수많은 다양한 접근 방법들이 영상 추적 성능 개선을 위해 제시되어 왔고, 또한 좋은 결과들을 얻어내었다. 대부분의 이러한 접근 방법들은 세 가지 모델, 즉 외양 모델(appearance model), 동적 모델(dynamic model), 측정 모델(measurement model)을 기반으로 하고 있다.

이러한 접근 방법 중 몇몇은 획기적인 성능 개선을 보여주었다. 외양 모델에 있어서는 기저추적 알고리즘[1]을 부분 공간 표현[2][3]에 적용한 것으로, 이는 추적에 있어 무엇이 좋은 특징(feature)인지에 대한 기준을 제시하였다. 현재까지도 이 방법은 2차원 이미지에 대한 가장 중요한 표현 모델이며 다양한 자세 변화와 조명 변화에 강점을 갖고 있다. 측정 모델에 있어서는 Moghaddam과 Pentland[4]가 제안한 기저 공간 분포 추정을 이용한 물체 탐지와 인식 기술이 있다. 그들은 서로 독립이며 marginal한 두 확률 분포의 곱으로 기저 공간 내의 우도(likelihood)를 측정할 수 있음을 보였는데 여기서 사용되는 두 확률 분포는 부분공간에서의 거리(DIFS)를 이용한 확률 분포와 부분공간에 수직인 공간에서 부분공간까지의 거리(DFFS)를 이용한 확률 분포이다. 그들이 비록 이

방법을 영상 추적에 사용할 수 있음을 보이지는 않았으나 DFFS가 물체 탐지에서 추적 알고리즘의 측정 모델과 비슷한 역할을 함을 보여주었다.

위에서 보인 것과 같이 위의 측정 모델은, 가능한 모든 후보군에서 가장 최적의 이미지를 선택하는 물체 탐지와 비슷한 역할을 한다. 그러므로 대부분의 물체 탐지 기술에서 위의 측정 모델을 바로 적용하여 사용할 수 있다. 부분공간을 바탕으로 한 측정 모델에게 DFFS는 매우 매력적이며 효과적인 측정 방법이다. 목표 물체의 외양에 대한 부분공간이 잘 학습되었다고 가정하였을 때, 즉, 학습 이미지들이 목표물에 가서 잘 추출(sampled)되었을 경우, DFFS를 통한 측정은 상당한 강인함을 보여줄 수 있다. 이러한 이유로 대부분의 근래 부분공간을 기반으로 한 추적 알고리즘은 그들의 측정량으로 DFFS를 사용하고 있다[5][6][7][8]

이 논문에서 우리는 유사한 배경에서 실제 목표 물체를 구분해내는데 있어 DFFS 측정법을 보완하여 보다 효과적으로 구분해내는 측정법을 소개한다. 비록 Moghaddam과 Pentland가 DIFS를 물체 탐지 알고리즘에서 고려하였지만, EM과 ML알고리즘을 사용하여 다중 확률 분포를 추정하는 방법을 사용하였기 때문에 효율성과 성능간의 교환(trade-off)이 되어, 이를 영상 추적에 적용하기는 매우 어렵다. 그러므로 영상 추적에서 어떠한 특징을 사용하여 적절하게 이러한 교환 문제를 해결할 것인가가 이 논문의 핵심 주제다.

이어지는 부분 중 2장에서는 DFFS를 기반으로 한 측정모델의 문제점을 간략하게 소개하고 3장에서는 AIFS에 대한 상세 설명과 DIFS에서 이를 이용하는 방법을, 4장에서는 실험 결과, 그리고 5장에서는 이에 대한 결론을 다룬다.

저자 소개

\* 프랭크윤 : 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 박사과정, ASRI

\*\* 유한주 : 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 석사과정, ASRI

\*\*\* 최진영 : 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 교수, ASRI

## 2. DFFS의 문제점

DFFS가 근래의 측정 모델에 성공적으로 적용되고 있으나, 목표 물체와 비슷한 배경에서 목표 물체를 구분해 내는데 있어 취약하다. 이러한 취약함은 두 가지 원인에 의해 발생된다. 첫 번째로 구조적인 취약성을 들 수 있다. DFFS가 목표 물체 군(target object class)에 실제 목표 물체를 구분해 내는 경향이 있는 반면, DFFS는 비 목표 물체 군(non-target object class)에서 목표 물체 군을 구분해 내는 경향이 있기 때문이다. 때문에 배경이 목표 물체와 비슷할 경우 DFFS만으로는 추적을 실패하게된다. 두 번째로 제약 없는 환경을 들 수 있다. 즉, 조명 변화, 외양 변화, 자세 변화 때문에 온 라인(on-line) 또는 점증적(incremental) PCA 학습을 하게 되는데 이 때문에 부분공간이 불분명해지며 목표 물체 군의 패턴이 잘 구분되지 않게 된다. 이 때문에 추적이 실패할 수 있다.

## 3. AIFS

AIFS의 기하학적 의미를 그림 1에 표현하였다.

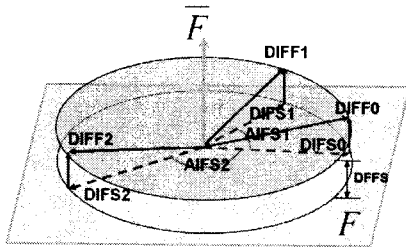


그림 1. 기저 공간 내 DFFS, DIFS와 AIFS

여기서 DIFF0, DIFF1, DIFF2는 각각 기준 이미지(reference image)와 두 개의 후보 이미지가 부분공간  $F$ 의 평균과 갖는 거리를 의미하며, DIFS0, DIFS1, DIFS2는 DIFF들을  $F$ 에 정사영 시킨 것이다. AIFS1, AIFS2는 DIFS1과 DIFS2가 DIFS0와 이루는 각각의 각을 의미한다. 여기서 우리는 두 후보 이미지가 기준 이미지와 같은 DFFS 값을 갖는다고 가정하였다. 이럴 경우 DFFS만으로는 두 후보 간의 차이를 구분해 낼 수 없다. 하지만 우리가 제안한 AIFS를 사용하면 두 후보의 차이를 구분할 수 있다.

### 3.1 AIFS에 대한 수학적 설명

기준 이미지를  $x_{ref}$ 라고 하고 후보 이미지의 집합을  $X$ 라고 하되 이를 부분공간의 평균인  $\bar{x}$ 와 크기를 같게 정상화(normalize)하자.  $F$ 의 주 기저 벡터(principal eigenvector)로 이루어진 행렬  $\Phi_M$ 를 정의하되 여기서 아래첨자  $M$ 은 주 기저 벡터의 개수를 의미한다.  $\Phi_M$ 과 DIFF를 곱하는 것으로 주 성분(principal component)을 원소로 갖는 열벡터, COEF를 얻을 수 있다.

$$DIFF = X - \bar{x}, \quad DIFF_{ref} = x_{ref} - \bar{x} \quad (1)$$

$$COEF = \Phi_M^T \cdot DIFF, \quad COEF_{ref} = \Phi_M^T \cdot DIFF_{ref} \quad (2)$$

(1)식과 (2)식을 통해 바로 AIFS를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$AIFS = ACOS\left(\frac{COEF' \cdot COEF_{ref}}{\|COEF\| \cdot \|COEF_{ref}\|}\right) \quad (3)$$

여기서  $COEF_{ref}$ 는 기준 이미지의 COEF를 의미한다. 하지만 (3)식에서 COEF는 각각의 주 기저 벡터에 따른 중요도를 고려하지 않은 값이다. 이러한 중요도를 고려하기 위해서는 대각 성분을 주 기저 벡터의 각 기저 값(eigenvalue)으로 갖는 행렬  $\Lambda_M$ 을 정의하고 이를 COEF에 곱한 값, WCOEF를 아래와 같이 구한다.

$$WCOEF = \Lambda_M \cdot COEF, \quad WCOEF_{ref} = \Lambda_M \cdot COEF_{ref} \quad (4)$$

(4)식을 이용하여 새로이 AIFS를 구하면 아래와 같다.

$$AIFS = ACOS\left(\frac{WCOEF' \cdot WCOEF_{ref}}{\|WCOEF\| \cdot \|WCOEF_{ref}\|}\right) \quad (5)$$

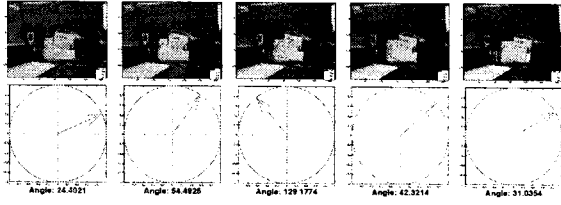
### 3.2 AIFS를 이용한 추적

영상 추적에서 입력은 이미지 프레임과 첫 프레임에서 물체의 영역을 표시하는 네모난 영역이다. 출력은 각 프레임에서 추적 대상으로 추정되는 네모난 영역이다. 영상 추적에 있어 사용되는 방법은 입자 여과(particle filter)방법이다. 추적은 입자 여과 방법에 의해 생성된 입자들에 해당하는 DIFF와 AIFS를 측정하여 가장 확률이 높은 입자를 선택하는 방식으로 이루어진다.

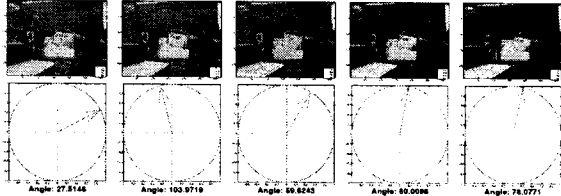
## 4. 실험 결과

이번 장에서는 3가지 동영상에 대한 실험 결과를 보이겠다. 실험에서 사용된 입자 여과기에서 입자의 개수는 각각 100개를 사용하였다. 첫 번째 동영상은 도브 비누 케이스가 이와 비슷한 패턴을 가진 달력 앞에서 이리저리 움직이는 영상이다. 이 경우 DFFS만을 고려한 추적 알고리즘은 실패한 반면, 우리가 고안한 AIFS를 함께 고려한 추적 알고리즘은 끝까지 추적에 성공하였다. 이를 통해 비슷한 패턴을 가진 배경에서 AIFS를 고려할 경우 더 강한 성능을 보여줄 수 있다. 실험 결과는 그림 2에 나타나 있으며 (가)는 DFFS만을 고려하여 실패한 결과를, (나)는 AIFS도 함께 고려하여 끝까지 성공하는 결과를 보여주고 있다. 영상의 캡처 화면 밑에 도시된 각도가 바로 AIFS값이다.

두 번째 영상은 추적 알고리즘 비교용으로 많이 사용되는 Sylvester Sequence이다. 이 영상은 자세와 조명 변화가 비교적 심하여 추적 알고리즘의 강인함을 측정하는데 많이 사용되는 동영상이다. DFFS만 사용할 경우 615프레임 근방에서 추적에 실패하나 우리가 제안한 추적 알고리즘은 그림 3와 같이 끝까지 추적에 성공한다.



(가) DFSS만을 고려한 추적 결과



(나) AIFS를 같이 고려해준 추적 결과

그림 2. 도브 비누 케이스에 대한 추적 결과

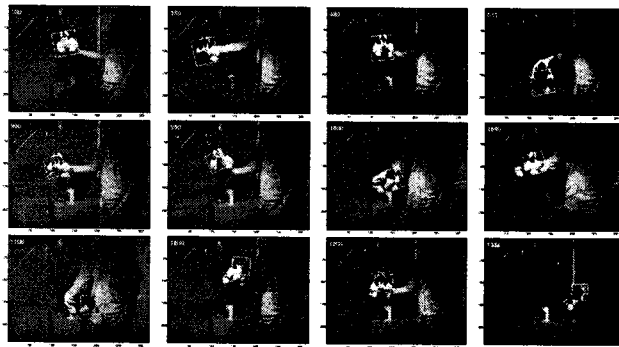
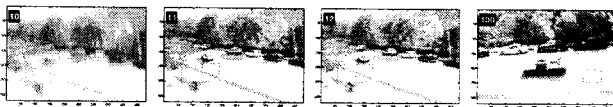
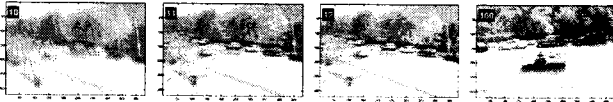


그림 3. Sylvester Sequence에 AIFS를 고려한 추적 결과



(가) DFSS만을 고려한 추적 결과



(나) AIFS를 같이 고려해준 추적 결과

그림 4. 흔들리는 카메라에서 이동 물체 추적

세 번째 영상은 흔들리는 카메라로 이동하는 트럭을 찍은 영상이다. 카메라가 흔들리기 때문에 영상에 잔상이 심하고 물체의 위치도 비교적 큰 폭으로 변하기 때문에 추적이 용이하지 않다. 때문에 그림 4의 (가)와 같이 DFSS만 고려한 경우 시작 초기에 추적을 실패하게 된다. 하지만 (나)에서와 같이 AIFS를 DFSS와 함께 고려하였을 경우, 영상의 마지막까지 추적에 성공한다.

## 5. 결론

이 논문에서 우리는 부분공간을 기반으로 한 영상 추적에

서 부분공간 기반 측정 모델의 강인성을 향상 시키는, 효과적인 측정 방법을 설명하였다. 우리는 이를 위해 특징 공간에서의 각도(Angle in Feature Space, AIFS)를 제시하였다. 실험 부분에서는 물체와 비슷한 배경에서 물체를 보다 강인하게 추적하는 결과를 보여주었다. 우리가 제시한 방법의 한계점 내지는 요구 조건은 영상 추적 중에 매우 강인한 기준 이미지가 필요하다는 것이다. 대부분의 경우, 바로 직전의 추적 결과가 이러한 기준 이미지로 타당하나 종종 불충분한 경우가 있어 추적 실패를 야기하게 된다. 그러므로 앞으로의 연구는 강인한 기준 이미지를 유지하는 방법에 대한 방향을 모색하는 것으로 진행될 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] M. J. Black, A. D. Jepson, "EigenTracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation", ECCV'96, pp. 329-342, 1996.
- [2] M. Tunk, A. Pentland, "Face recognition using eigenfaces", CVPR'91, pp. 586 ~ 591, 1991.
- [3] M. J. Black, A. D. Jepson, "EigenTracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation", ECCV'96, pp. 329-342, 1996.
- [4] B. Moghaddam, A. Pentland, "Probabilistic Visual Learning for Object Representation", TPAMI'97, pp. 696-710, 1997.
- [5] J. Lim, D. Ross, R.-S. Lin, M.-H. Yan, "Incremental Learning for Visual Tracking", Neural Information Processing Systems(NIPS)'05, pp. 793-800, 2005.
- [6] M. Yang, Y. Wu, "Tracking non-stationary appearances and dynamic feature selection", CVPR'05, pp. 1059-1066, 2005.
- [7] K.C. Lee, D. Kriegman, "Online Learning of Probabilistic Appearance model Manifolds for Video-based Recognition and Tracking", CVPR'05, pp. 852-859, 2005.
- [8] B. Zhang, W. Tian, Z. Jin, "Efficient hybrid appearance model for object tracking with occlusion handling", Optical Engineering, 2007.