

희소성 표현 기반 객체 추적에서의 표류 처리

(Drift Handling in Object Tracking by Sparse Representations)

여정연*, 이귀상**

(JungYeon Yeo, Guee Sang Lee)

요약

본 논문에서는 희소성 표현을 기반으로 하는 객체 추적 방법에 있어서 객체 표류 현상을 처리하기 위한 새로운 방법을 제시한다. 그중에서도 APG-L1 (accelerated proximal gradient L1) 방법은 희소성 표현이란 객체의 외형을 표현하기 위한 목표 템플릿(target template)과 배경이나 폐색(occlusion)과 같은 객체 이외의 부분을 대체하기 위한 기본 템플릿(trivial template)를 이용하여 입력 영상을 표현하는 방법이다. 또한 어파인 변환행렬을 이용한 particle filtering 이 적용되어 객체의 위치를 찾고 APG 방법을 사용하여 희소성기반의 L1-norm을 최소화한다. 본 논문에서는 객체추적의 표류현상을 방지하기 위하여 기본 템플릿의 계수를 활용하여 배경을 가진 객체가 채택되는 현상을 방지하는 방법을 제시한다. 다양한 영상에 적용하여 제안하는 방법을 실험한 결과, 기존의 방법들과 비교하여 높은 성과를 보인다.

■ **중심어** : 객체추적 ; 희소성표현 ; APG-L1 ; 폐색 ; 표류

Abstract

In this paper, we proposed a new object tracking algorithm based on sparse representation to handle the drifting problem. In APG-L1(accelerated proximal gradient) tracking,

the sparse representation is applied to model the appearance of object using linear combination of target templates and trivial templates with proper coefficients. Also, the particle filter based on affine transformation matrix is applied to find the location of object and APG method is used to minimize the l1-norm of sparse representation. In this paper, we make use of the trivial template coefficients actively to block the drifting problem. We experiment the various videos with diverse challenges and the result shows better performance than others.

■ **keywords** : object tracking ; sparse representation ; APG-L1 ; occlusion ; drift

I. 서론

최근 들어 다양한 형태의 객체추적이 연구되고 있으며 이는 자동적인 감시 시스템 및 로봇 공학과 같은 컴퓨터 비전 분야에서 오랫동안 연구되어 왔으나, 해결해야 할 난제들이 많은 발전 가능성이 풍부한 연구 분야이다. 객체 추적 알고리즘이 실생활에 활용되기 위해서는 영상 속의 다양한 상황들(객체의 크기 및 회전과 같은 외형 변화, 빠른 움직임 변화, 조명 변화, 객체의 폐색, 저해상도 영상, 영상 잡음 등)에 대처하면서 객체를 추적할 수 있어야 하며, 실시간으로 동작하여야 한다[1]. 일련의 연

속적인 영상에서 프레임 단위별로 객체를 추적하기 위해서는 추적하고 하는 객체를 수동 지정 또는 자동 지정을 통해 감지하며, 수동지정은 프레임간의 차분 영상 혹은 GMM을 통한 영상 차분을 통해 얻을 수 있다[2]. 자동지정과 같은 방법은 첫 프레임에서 사용자가 임의로 추적하고자 하는 객체를 지정한다. 새로운 프레임에서 얻어진 여러 객체 후보군들 중 추적하고자 하는 객체를 정확히 구분할 수 있어야 한다. 이러한 구분을 위해 객체의 외형에 대한 특징을 기반으로 한 모델이 마련되어야 하며, 이를 위하여 객체의 외형을 모델링할 필요가 있다.

객체의 외형을 표현하는 방법은 영상의 가장 기본 단위인 픽셀 기반에서 시작했고, 이를 영역 단위로 묶어 수량화한 히스토

* 학생회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과

** 정회원, 전남대학교 전자컴퓨터공학과

이 논문은 2015년도 중소기업청의 융복합기술개발사업(S2173771, 영상인식기반의 야생동물 퇴치로봇 개발)의 지원을 받아 수행되었음.

접수일자 : 2016년 03월 09일

수정일자 : 2016년 03월 22일

게재확정일 : 2016년 03월 28일

교신저자 : 이귀상, e-mail : gslee@jnu.ac.kr

그림 기반으로 발전하였으며, 더 나아가 모양이나 텍스처와 같은 지역적인 특징(local feature)기반 등의 방법들이 이용된다. 픽셀 기반의 표현 방법은 단순함과 효율성을 가진 영상의 칼라 값이나 강도(intensity) 등을 이용하며, 객체를 직접적으로 표현해주는 방법이다. 하지만 복잡한 객체와 배경을 표현함에 있어 충분하지 않다는 단점이 있다. 템플릿과 객체 후보의 픽셀 값들의 차이를 비교하기 위해 L2-norm을 이용하여 비교하거나, 가장 작은 크기를 가진 객체 후보군을 최종 결과로 도출하여 추적하는 방법이 제시되었다[3]. 또한 색채정보를 이용하기 위하여 영상의 칼라 값의 가우시안 분포(SMOG, Spatial-color Mixture of Gaussians)를 이용하여 가장 적절한 객체를 추적하기도 하였다[4]. 또는 픽셀의 강도값을 기반으로 하여 PCA(Principal Component Analysis)를 적용한 배경 모델링 방법이 제안되었고, 픽셀 기반의 템플릿을 점진적으로 업데이트 하여 객체와 비교하는 방법이 제안되었다[5, 6].

히스토그램을 이용한 표현 방법은 픽셀단위에서 벗어나 영역 단위로 객체를 표현하며, 픽셀을 이용해서 단순하게 표현했던 객체의 외형을 히스토그램을 통해 패치 단위로 매칭 함으로써 다양한 객체의 외형 표현을 자유롭게 나타낼 수 있다. 이를 이용하여 객체의 템플릿을 패치단위로 분류하여 각각의 패치에 따른 히스토그램 매칭을 통해 객체를 추적하는 방법이 제시되었다[7]. 또 객체를 수동적인 방법으로 2~3개의 영역으로 겹쳐 지도록 설정하여 각 영역마다 히스토그램을 비교함으로써 최종 객체를 추적하기도 한다[8].

지역적인 특징 기반의 표현 방법은 히스토그램 기반의 표현 방법이 영역 내의 모든 정보에 관하여 다룬 것과는 달리 영상 내의 두드러진 특징들만을 이용하여 객체를 표현한다. 객체의 크기에 불변하는 특징인 SIFT를 이용하여 객체를 표현하거나, 이를 기반으로 하여 객체를 추적하는 방법이 개발되었다[9]. 또는 SIFT와 비슷한 결과를 보이면서 훨씬 빠른 속도를 보이는 SURF특징을 이용하여 객체를 표현하고, 이를 이용하여 가장 유사한 객체를 추적하기도 한다[10].

객체 추적 알고리즘에서의 객체 표류 현상이란 시간이 지남에 따라, 추적 결과인 바운딩 박스가 점점 배경 부분으로 표류해 가는 현상을 의미한다. 기존의 객체 추적 알고리즘에서는 이와 같은 객체 표류 현상이 객체의회전과 크기와 같은 형태 변형으로 영상의 중간 프레임부터 생기며, 이를 방지해 줄 장치가 강건하지 않다. 그림 1은 이러한 객체 표류 현상의 과정을 목표 템플릿과 함께 보여주고 있다. 왼쪽 영상은 8번째, 14번째, 107번째, 108번째 객체 추적 결과 영상이며, 오른쪽은 각각의 템플릿을 보여준다. 시간이 지남에 따라 배경 부분을 가진 목표 템플릿이 늘어나게 되고, 결과적으로 점점 더 객체보다는 배경을 쫓게 되는 잘못된 결과를 얻게 된다. 따라서 본 논문에서는 이와 같은 객체 표류 현상을 방지하기 위한 알고리즘을 제시한다.

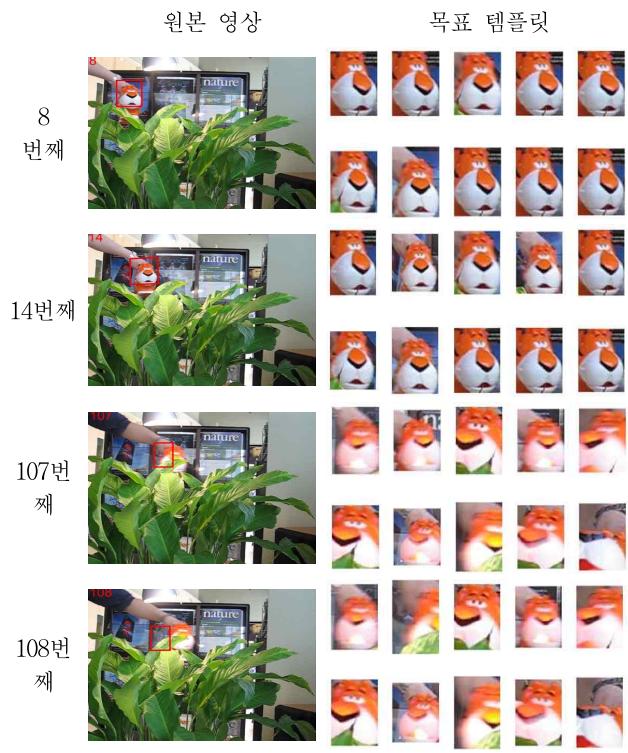


그림 1. 객체 표류 현상

논문의 구성은 다음과 같다. 다음 장에서는 APG-L1 추적 알고리즘에 대하여 기술하고, 제 3장에서는 본 논문에서 제안하는 객체 표류 현상 방지를 위한 방법을 설명한다. 제 4장에서는 제안된 방법의 실험결과를 보여주고, 마지막으로 제5장에서는 결론 및 향후 연구 내용을 기술한다. 본 논문의 초기버전은 [20]에서 발표된 바 있다.

II. APG-L1 객체 추적방법

객체의 위치를 추정하는 것은 일반적인 객체 추적 과정과 유사하게 어파인(affine) 변환 행렬 기반의 파티클 필터를 이용하여 수행되며, 템플릿 기반의 희소성 표현을 이용하여 최적의 결과 객체를 선정한다. 또한 영상에서의 조명 변화나 객체의 외형 변화에 대비하기 위하여 템플릿을 동적으로 업데이트 하여 객체의 형태가 변환하는데에 적응적으로 대응한다.

1. 파티클 필터(Particle Filter)의 이용

파티클 필터에 사용되는 상태 변수(state variable)는 6개의 어파인(affine) 변환 행렬 매개 변수 $(a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, y_1)$ 로 이루어져 있으며, 회전이나 크기 등을 담당하는 형태 매개변수는 (a_1, a_2, a_3, a_4) 이고, (x_1, y_1) 는 2차원 위치 매개변수를

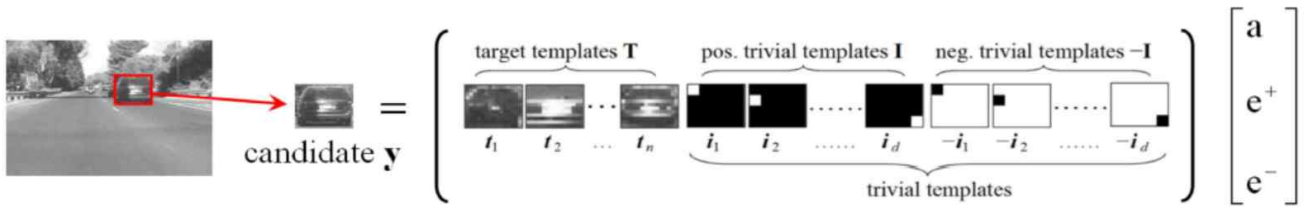


그림 2. 희소성 표현[11]

의미한다. 다음 (1)은 현재 프레임 t 에서의 상태 변수를 정의한 것이다.

$$(a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, y_1)_t = (a_1, a_2, a_3, a_4, x_1, y_1)_{t-1} + (0, 0, 0, 0, v_x, v_y)_{t-1} \cdot \Delta t + \epsilon_t \quad (1)$$

$$(v_x, v_y)_t = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (v_x, v_y)_{t-j} \quad (2)$$

여기서 ϵ_t 는 상태 변수의 잡음으로 표준 정규 분포를 따르고, (v_x, v_y) 는 위치 변수 (x_1, y_2) 의 움직임 속도를 나타낸다. 형태 변수는 이전 프레임에서의 형태 변수의 가우시안 분포를 따르고, 속도는 (2)에서와 같이 이전 프레임에서의 평균 속도로 정의하였다[11].

2. 희소성 표현기반 템플릿 매칭

희소성 표현은 X. Mei et al.[11]에 의해 처음 객체 추적 방법에 적용되었으며, 다양한 template들을 하나의 식으로 표현하여 비교 가능하기 때문에 이후로 객체 추적 연구 분야에서 널리 사용되는 방법이다.

그림 2에서 객체의 후보(candidate) y 는 현재 프레임에서 객체일 가능성이 있는 영상의 일부분을 나타내며, 목표 템플릿은 이전 프레임들의 결과 객체 중 일부를 모아 놓은 것이고, 양수 기본 템플릿(positive trivial template) i_p 은 p 번째 픽셀값이 1이고 나머지는 0을 의미하며 음수 기본 템플릿(negative trivial template) $-i_p$ 은 p 번째 픽셀값이 -1이고 나머지는 0을 의미한다. 그림 2는 객체의 후보는 이전 프레임들의 결과 객체와 적절한 계수값 만큼 유사성이 있으며, 부족한 부분이나 혹은 객체의 폐색 현상, 배경과 같은 부분은 기본 템플릿으로 보완해 주는 것을 의미한다. 다양한 영상에서의 실험 결과, 목표 템플릿의 개수는 10개가 적당하고 템플릿의 크기는 객체의 형태에 따라 12×15 혹은 15×12 , 10×18 , 18×10 이 적당하며 모든 템플릿과 후보군은 벡터화하여 이용한다. 따라서 기본 템플릿의 개수는 양수와 음수 각각 180개씩 총 360개이다. 기본 템플릿의

개수를 더 많이 배치함으로써 기본 템플릿의 계수들이 0이 많을수록 희소성이 높아지며 이는 객체의 후보가 결과 객체가 될 확률이 높음을 의미한다. (3)은 그림 2에서 보여주듯이, 템플릿과 계수를 이용하여 후보군을 표현하는 것을 의미한다.

$$c^* = \operatorname{argmin} \|Ac - y\|_2^2 + \lambda \|c\|_1 + \mu_t \|c_I\|_2^2 \quad (3)$$

s.t. $c_T \succ 0$

여기서 y 는 후보군이고, $A = [A_T A_I]$ 는 템플릿들의 집합으로 A_T 는 목표 템플릿이고, A_I 는 기본 템플릿이다. $c = [c_T c_I]$ 는 계수이고 c_T 와 c_I 는 각각 목표 템플릿의 계수와 기본 템플릿의 계수이다. $\|\cdot\|_1$ 는 l_1 크기를 $\|\cdot\|_2$ 는 l_2 크기를 의미한다. 첫 번째 항은 실제 후보군과 희소성 표현 사이의 오류를 줄이기 위함이고, 두 번째 항은 희소성을 높이기 위해 계수의 크기를 최소화 하는 항이다. 세 번째 항은 기본 템플릿의 계수의 l_2 크기를 구하여 객체의 후보군에 배경이 포함되는 것을 막는다. λ , μ_t 는 제약 변수(regularization parameter)로 각 항의 균형을 맞춰주는 역할을 하며, 객체의 폐색이 검출된다면, $\mu_t = 0$ 으로 정의한다.

지금까지 각각의 프레임마다 파티클 필터를 이용해 객체일 가능성이 있는 객체 후보군들을 얻었고, 각각의 후보군마다 APG-최소화 방법을 적용하여 템플릿을 통해 후보군을 표현해주는 계수를 얻었다. 다음은 이러한 계수들을 기반으로 하여 추적하고자 하는 최적의 결과 객체를 추려야 한다. (4)는 t 번째 프레임에서의 k 번째 객체 후보군의 결과 객체일 확률을 의미하며, APG-최소화 방법을 이용하여 구한 목표 템플릿의 계수 즉, c_1, \dots, c_{nT} (nT = 목표 템플릿의 개수)과 템플릿을 선형조합하여 구한 값과 실제 객체 후보군과의 차이가 적을수록 확률은 높아지며, 차이가 클수록 확률은 낮아진다.

$$P(k)_t = \exp^{-\alpha \sum (y - A_T c_T)^2} \quad (4)$$

여기서 α 는 값이 너무 작아지지 않도록 보완해주는 제약 변수 역할을 해준다. 그러나 식 (4)에서의 확률은 목표 템플릿과 그 계수의 선형 조합이 얼마나 객체 후보군과 일치하느냐를 판단하여 오차가 가장 적은 지만을 판단하기 때문에, (4)를 이용하여 얻은 최적의 결과 객체는 바운딩 박스 내부의 배경의 유무

를 판단하지 못한다. 이로 인해 영상이 들어올수록 배경이 포함된 목표 템플릿이 늘어나게 되며, 이는 결과적으로 객체의 표류 현상이 일어나는 원인이 된다.

3. 템플릿의 동적인 업데이트



일련의 영상에서 움직이는 객체는 조명의 변화나 객체의 포즈 변화, 회전, 폐색 등과 같은 외부적인 영향 및 내부적인 영향을 많이 받는다. 이에 대비하여 객체를 추적하기 위해서는 템플릿(template)를 지속적으로 업데이트 하여야 한다. 현재 프레임에서의 결과 객체가 기존의 템플릿과 일정 값 이상 다를 경우, 결과 객체를 목표 템플릿으로 업데이트 하게 된다.

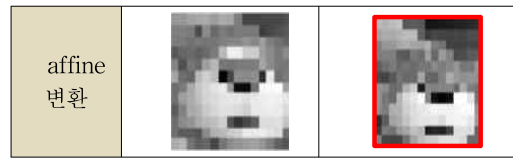
III. 표류현상을 처리하기 위한 제안방법

본 제안방법은 기본적으로 APG-L1을 이용하며, 이로 인한 객체의 표류 현상을 방지하기 위하여 희소성 표현에서의 계수(trivial template coefficients)를 적극적으로 활용하여 최종적으로 배경 부분을 가진 객체를 배제한 최종 결과를 반환한다. 반환된 최종 결과 객체는 다음 프레임의 템플릿 구성에 이용된다.

표 1에서는 먼저 8번째 프레임에서의 객체 후보군 중에서 150, 466번을 골라 원본 영상과 어파인 변환 후의 영상을 보여 주었고, 목표템플릿과의 일치도를 계산하여 최종적으로는 빨간 박스로 되어 있는 466번 후보(candidate)가 채택된다. 표 1-(b)는 식(3)을 적용하여 구한 실제 계수를 각 항마다 계산하여 비교한 표이며, 제시된 바와 같이 466번 후보는 (1)과 (5)에서 각각 낮은 값을 보였고, 150번은 (2), (3), (4)에서 각각 낮은 값을 보였다. 즉, 466번은 가장 매칭이 잘 된 후보군이고, 150번은 매칭결과는 466번에 비해 기본 템플릿의 계수들의 값이 낮게 나온 것을 알 수 있다. 그러나 식 (4)를 통해 얻은 확률로 인해 466번이 결과 객체가 되었고, 이로 인해 객체의 표류 현상이 시작되고 있음을 알 수 있다.

표 1. 8번째 프레임에서의 후보군들의 희소성 표현의 각 항들의 실제 값

후보군	150	466
원본 영상		



(a)

- (1) $\|Ac - y\|_2^2$
- (2) $\|c\|_1$
- (3) $\|c_T\|_2^2$
- (4) $\min\|Ac - y\|_2^2 + \lambda\|c\|_1 + \mu_t\|c_T\|_2^2$
- (5) $\sum (y - A_T c_T)^2$
- (6) $P(k)_t = \exp^{-\alpha \sum (y - A_T c_T)^2}$

	150	466
(1)	0.5291	0.4314
(2)	3.2194	3.7421
(3)	0.0318	0.0404
(4)	32.9351	38.2429
(5)	0.8159	0.5692
(6)	1.9139e-18	4.3701e-13

(b)

본 논문에서는 식 (4)와 같이 목표 템플릿 계수만을 이용한 최종 템플릿 선정에서 벗어나 배경의 구분을 명확하게 하기 위하여 기본 템플릿의 계수를 이용한다. 기본 템플릿의 계수는 객체의 폐색 혹은 배경을 나타내며, 높은 값일수록 객체의 폐색 혹은 배경일 확률이 높다. 이를 이용하여 우선 양수 기본 템플릿의 계수를 12x15의 크기로 이미지화시키고, 이를 이진화하면 값이 큰 계수들만 남게 되는데, 이를 기본 계수 이미지라고 정의하겠다. 남은 영역의 크기를 영역별로 계산하여 가장 큰 크기의 영역이 일정 임계값이 넘게 되면 이를 배경을 가진 객체라 판단하여 다음 (5)을 만족하는 k번 후보군은 객체 후보군에서 제외시킨다.

$$\max(\text{Area}(\text{Trivial } \text{Img}_k)) > \text{thr} \quad (5)$$

그림 3은 8번째 프레임에서의 466번 후보군과 150번 후보군의 기본 계수 이미지이다. 이렇듯 기본 계수 이미지를 이용하면 466번 후보군을 제외시킬 수 있고, 기존의 방법보다 정확하게 객체 후보군을 결정할 수 있다.

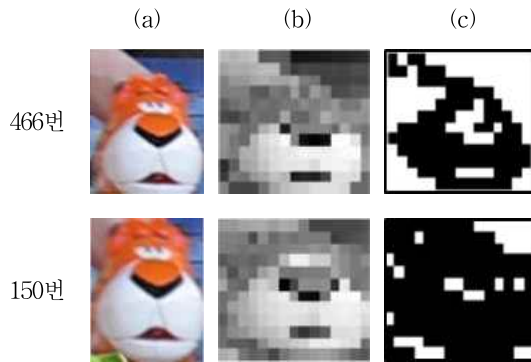


그림 3. 템플릿 영상과 기본계수 영상 비교 :
(a)원본 영상, (b)에지 변환 후의 영상,
(c)기본 계수 이미지

IV. 실험 결과 및 분석

제안된 방법의 객체 추적의 성과를 평가하기 위하여 CVPR 2013 benchmark[14]의 다양한 외형 변화를 가진 영상들을 이용하여 실험하였고, SCM[13], APG-L1[12], ASLA[15], TLD[16], LOT[17], DFT[18], CT[19] 등의 최신 객체 추적 연구 방법과 제안하는 방법을 비교하였다.

그림 4의 'Tiger2' 영상은 여러 가지 방법의 객체 추적 알고리즘을 각 프레임별로 비교하였고, 시간이 흐름에 따라 객체의 표류 현상이 다른 알고리즘에 비해 우수함을 보여준다.

그림 5-(a)의 'Deer' 영상은 객체의 빠른 움직임 및 영상 흐

려짐, 회전, 낮은 해상도와 같은 난제를 가진 영상이며, 그림 5-(b)의 'Jumping' 영상의 경우, 영상의 흐려짐이 심하며, 객체가 빠르게 움직이는 난제들을 가지고 있고, 그림 5-(c)의 'CarScale' 영상의 경우, 객체의 크기 변화와 회전이 심하며, 부분 폐색이 있고, 빠른 움직임을 보인다. 마지막으로 그림 5-(d)의 'Shaking' 영상의 경우, 조명 변화가 심하며, 객체의 크기 변화 및 회전이 영상의 전반적인 부분을 차지하며, 객체의 회전을 보이는 영상으로 각각 다른 객체 추적 알고리즘을 이용하여 비교하였다.

III. 결론

본 논문에서는 다양한 상황 조건을 가진 영상에서의 결과 객체가 점점 배경 쪽으로 옮겨가는 객체의 표류 현상을 방지하기 위해 기본적으로 APG-L1추적 방법을 사용하되, 기본계수(trivial coefficient)를 이용하여 배경 부분을 가진 객체 후보군을 배제하여 최종 결과 객체를 반환한다. 반환된 최종 결과 객체는 다음 프레임의 템플릿 구성에 이용되며, 영상의 조명 변화나 객체의 포즈 변화, 객체의 폐색 현상 등에 강건하기 위해 동적으로 템플릿을 업데이트한다. 본 논문에서는 알고리즘의 계산을 단순하게 하기 위하여 강도 값을 이용하여 템플릿을 구성하였지만, 이는 배경과 유사한 강도 값을 가진 전경에 대해서는 정확한 객체를 추적하기 어려운 문제점을 가지게 된다. 따라서 향후 연구 방향은 객체의 외형 모델을 이용하여 배경과 유사한 경우에도 추적을 효과적일 수행할 방법을 찾아야 한다.

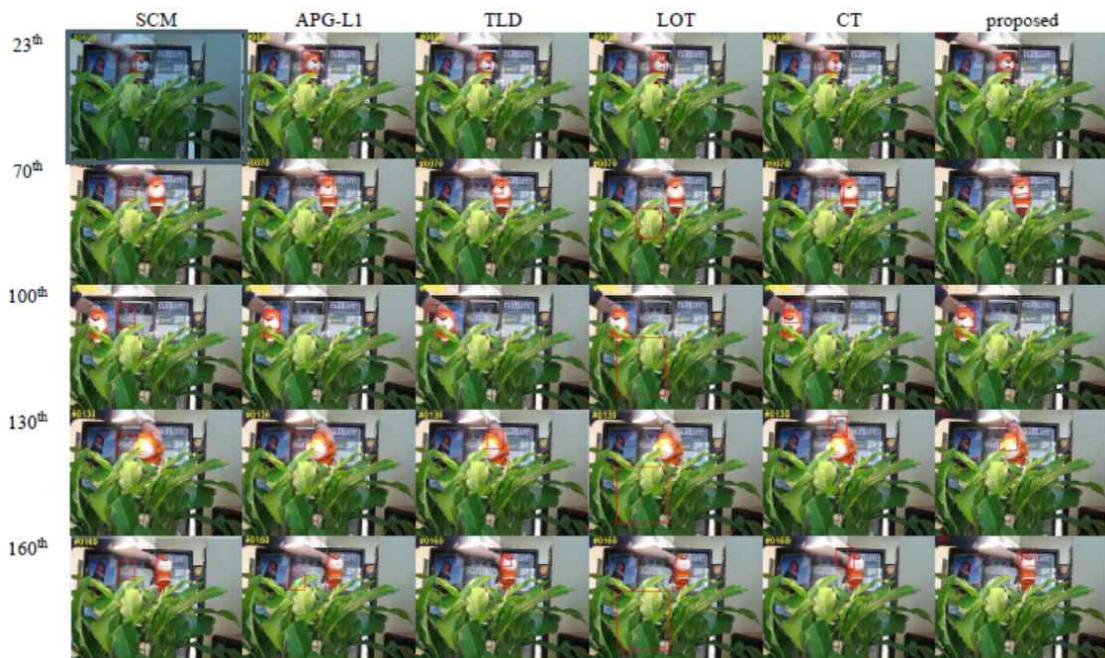
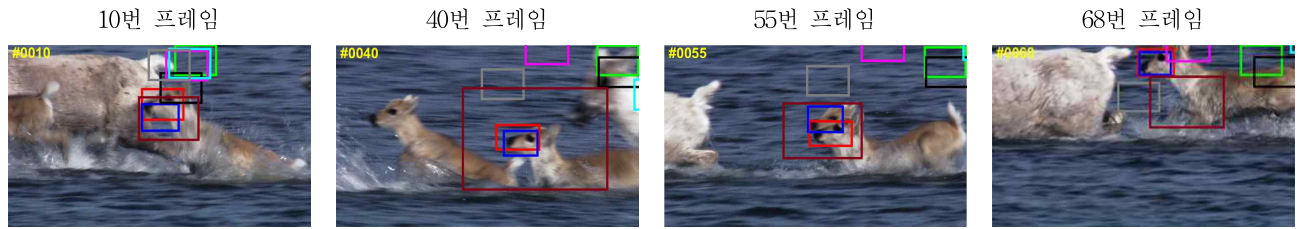
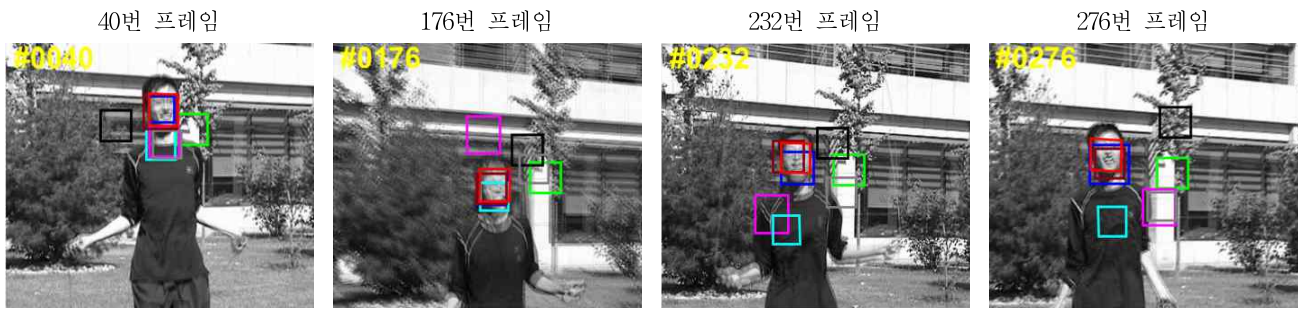


그림 4. 'Tiger2'영상 실험 결과



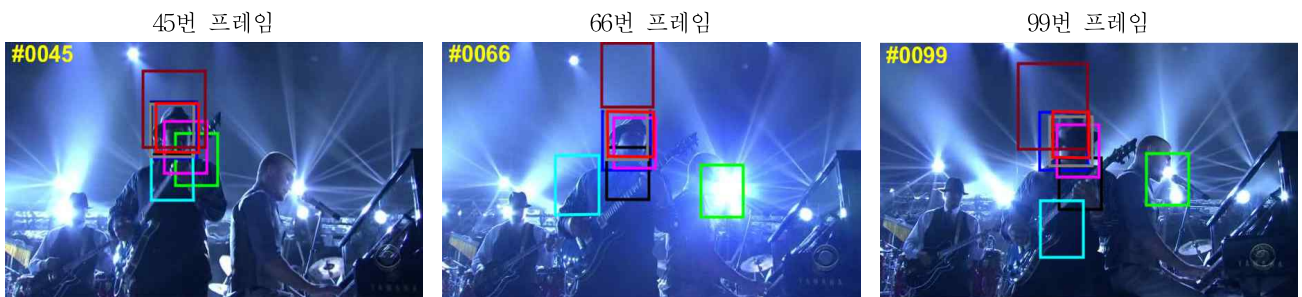
(a) 'Deer'영상의 10번째, 40번째, 55번째, 68번째 프레임에 대한 실험 결과



(b) 'Jumping'영상의 40번째, 176번째, 232번째 프레임, 276번째 프레임에 대한 실험 결과



(c) 'CarScale'영상의 164번째, 175번째, 190번째 프레임에 대한 실험 결과



(d) 'Shaking'영상의 45번째, 66번째 프레임에 대한 실험 결과

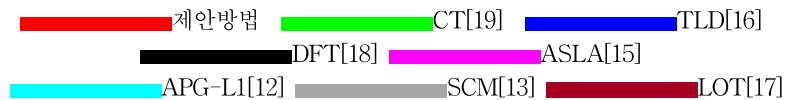


그림 5. 실험 결과

References

[1] X. Mei and H. Ling, "Robust visual tracking using L1 minimization," ICCV, 2009.
 [2] 여정연, 이귀상, "야간 영상 감시를 위한 GMM기반의 배경 차분," 스마트미디어저널, vol. 4, no. 3, pp. 50-55, 2015.
 [3] J. Ho et al., "Visual tracking using learned linear subspaces," CVPR, 2004.
 [4] H. Wang et al., "Adaptive object tracking based

- on an effective appearance filter,” PAMI, 2009.
- [5] Y. Li et al., “On incremental and robust subspace learning,” Pattern Recognition, 2004.
- [6] D. A. Ross et al., “Incremental learning for robust visual tracking,” International Journal of Computer Vision, 2008.
- [7] A. Adam et al., “Robust fragments-based tracking using the integral histogram,” CVPR, 2006.
- [8] S. M. S. Nejhum et al., “Online visual tracking with histograms and articulating blocks,” Computer Vision and Image Understanding, 2010.
- [9] H. Zhou et al., “Object tracking using SIFT features and mean shift,” Computer Vision and Image Understanding, 2009.
- [10] W. He et al., “SURF tracking,” Computer Vision, 2009.
- [11] X. Mei et al., “Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation,” PAMI, 33(11), pp.2259-2272, 2011.
- [12] C. Bao et al., “Real time robust l1 tracker using accelerated proximal gradient approach,” CVPR, 2012.
- [13] W. Jhong et al., “Robust object tracking via sparsity-based collaborative model,” CVPR, 2012.
- [14] Y. Wu, J. Lim, and M.-H. Yang, “Online Object Tracking: A Benchmark,” CVPR, 2013.
- [15] X. Jia, H. Lu, and M.-H. Yang, “Visual Tracking via Adaptive Structural Local Sparse Appearance Model,” CVPR, 2012.
- [16] Z. Kalal, J. Matas, and K. Mikolajczyk, “P-N Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints,” CVPR, 2010.
- [17] S. Oron, A. Bar-Hillel, D. Levi, and S. Avidan, “Locally Orderless Tracking,” CVPR, 2012.
- [18] L. Sevilla-Lara and E. Learned-Miller, “Distribution Fields for Tracking,” CVPR, 2012.
- [19] K. Zhang, L. Zhang, and M.-H. Yang, “Real-time Compressive Tracking,” ECCV, 2012.
- [20] 여정연, Huong Ninh, 이귀상, “희소성 표현 기반의 강건한 객체 추적,” IPIU, 2016.

 저 자 소 개



여정연(학생 회원)

2014년 전남대학교 수학과통계학부(수학전공) 학사 졸업.

2016년 전남대학교 전자컴퓨터공학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 멀티미디어 영상처리, 패턴 인식>



이귀상(정 회원)

1980년 서울대학교 전기공학과 학사 졸업.

1982년 서울대학교 컴퓨터공학과 석사 졸업.

1991년 펜실베니아주립대학교 컴퓨터과학과 박사 졸업.

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전, 비디오 과학 기술>