

Visual tracking based Discriminative Correlation Filter Using Target Separation and Detection

Jun-Haeng Lee*

Abstract

In this paper, we propose a novel tracking method using target separation and detection that are based on discriminative correlation filter (DCF), which is studied a lot recently. 'Retainability' is one of the most important factor of tracking. There are some factors making retainability of tracking worse. Especially, fast movement and occlusion of a target frequently occur in image data, and when it happens, it would make target lost. As a result, the tracking cannot be retained. For maintaining a robust tracking, in this paper, separation of a target is used so that normal tracking is maintained even though some part of a target is occluded. The detection algorithm is executed and find new location of the target when the target gets out of tracking range due to occlusion of whole part of a target or fast movement speed of a target. A variety of experiments with various image data sets are conducted. The algorithm proposed in this paper showed better performance than other conventional algorithms when fast movement and occlusion of a target occur.

▶ Keyword: visual tracking, detection, target separation, discriminative correlation filter

I. Introduction

최근 비전기술의 발달과 함께 영상기반 추적 기술은 감시정찰 및 보안시스템, 지능형 시스템 등에서 요구되는 중요 기술 중 하나이며, 시각적 응용분야의 핵심적인 역할을 하는 기술이다. 영상기반 추적 기술은 컴퓨터 비전 분야에서 가장 기본적이고 도제적인 문제로 여겨지며, 센서를 통해서 입력되는 영상에 존재하는 표적에 대해 지속적으로 추적하는 기술이다[1][2]. 추적이 시작되면 표적에 대한 다양한 정보를 표적으로부터 추출하여, 그 정보를 가지고 다음 영상에서 유사성을 비교하여 추적이 이루어진다. 표적에 대한 다양한 정보는 표적이 가지고 있는 밝기값을 이용한 특징들을 모델화하는 것이다. 표적의 또 다른 표현이 특징들의 모델이고, 이 모델이 표적을 얼마나 잘 묘사했느냐에 따라 추적 성능이 달라진다. 추적을 지속적으로 유지함에 있어서 추적을 방해하는 요소들이 존재한다. 추적중인 표적 주변의 복잡한 배경내에서 표적의 변화를 극복해야하며, 추적 중 빈번하게 일어나는 부분적인 가림이나 표적을 완전히 가리는 완전가림(occlusion)으로 인한 표적상실, 영상센

서의 급격한 이동 및 표적의 급격한 이동으로 인하여 안정적인 추적에 어려움이 있다. 지속적이고 안정적인 추적을 하기 위해선 표적의 변화에 대한 적응과 가림과 급격한 이동으로 발생하는 표적상실을 극복해야 한다.

이를 극복하기 위한 많은 연구들이 진행되어 왔으며, 최근 복잡한 배경환경에서도 좋은 성능을 보여주는 상관필터기반 추적방식에 대해 활발한 연구가 진행되고 있다. 대표적인 알고리즘으로 MOSSE(Minimum Output Sum of Squared Error)[3], KCF(Kernelized Correlation Filter)[4] 등이 있으며, 상관필터기반 알고리즘 중 다차원 DCF(discriminative correlation filter) 알고리즘[5]이 널리 사용 중에 있다. 다차원 DCF 알고리즘은 표적의 특징을 다차원으로 추출하여 상관필터를 구성한다. 다 차원으로 필터를 구성함으로써 특징들이 서로 상호보완 작용하여 강인한 추적성능을 가지고 된다. 추적이 진행되는 동안 표적에 대한 정보를 매 프레임 추출하여 상관필터를 갱신하며, 실시간 상관필터의 갱신

• First Author: Jun-Haeng Lee, Corresponding Author: Jun-Haeng Lee

*Jun-Haeng Lee (junhaeng79.lee@hanwha.com), Image PGM Team, Hanwha Systems Co., Ltd.

• Received: 2017. 11. 24, Revised: 2017. 11. 27, Accepted: 2017. 12. 04.

으로 복잡한 배경환경에서의 표적의 변화에 대해 적응하여 높은 추적 성능을 보여준다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 제안된 알고리즘과 관련된 연구에 대해 기술하고, 3장에서는 표적을 분할하고 재 탐지하는 제안하는 알고리즘에 대해 설명한다. 4장에서는 제안한 알고리즘에 대하여 다양한 영상에서의 실험을 통해 검증하고 5장에서는 본 논문의 결론을 도출한다.

II. Related works

최근 추적 및 탐지 기술에서 많은 연구들이 보고되고 있고, Random ferns[6], P-N learning[7][8]등의 학습을 통한 표적의 분류를 통해 표적을 탐지하여 추적의 연속성을 강인하게 한다. 최근 좋은 추적 성능을 보여주고 있는 상관필터 방식의 추적방식은 표적의 명암 값에 대해 주파수 도메인에서 상관필터를 계산하여 표적의 위치를 도출한다. 표적의 명암 값뿐만 아니라 명암 값의 기울기를 다양한 방향으로 추출하여, 다 차원의 상관필터로 확장하여 상관필터를 구성하기도 한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 표적을 여러 개로 분할하고 분할된 표적에 대해 다 차원의 상관필터를 이용하여 추적하며, random ferns, P-N learning 학습을 통해서 표적의 가림 등에 의한 표적 상실에 대처하며, 매 프레임 표적 정보 학습을 통해 표적에 대한 신뢰도를 높여 강인한 추적이 가능하게 한다.

2.1. MOSSE(Minimum Output Sum of Squared Error)

상관필터 추적기는 초기에 표적 패치로 필터를 구성하고 새로운 프레임에서 표적의 위치를 찾기 위해 필터를 계속적으로 학습한다. t 시간동안 표적의 정보가 들어있는 패치(f_1, \dots, f_t) 들을 학습에 사용한다. t 시간동안 목적으로 하는 상관 출력은 g_1, \dots, g_t 이다. 목적으로 하는 상관 출력을 얻기 위해 식(1)을 사용하며, 식(1)을 최소화하여 원하는 상관필터를 만들게 된다.

$$\varepsilon = \sum_{j=1}^t \|h_t \star f_j - g_j\|^2 = \frac{1}{MN} \sum_{j=1}^t \|\overline{H}_t F_j - G_j\|^2 \quad (1)$$

여기서 h_t , g_j , f_j 의 모든 크기는 $M \times N$ 이며, \star 는 상관관계 (correlation) 연산을 의미한다. 대문자는 이산 푸리에 변환 (discrete Fourier transforms, DFTs)을 나타내며, \overline{H}_t 는 H_t 의 켈레복소수를 의미한다. 식(1)을 최소화하는 H_t 는 식(2)와 같이 도출할 수 있다.

$$H_t = \frac{\sum_{j=1}^t \overline{G}_j F_j}{\sum_{j=1}^t \overline{F}_j F_j} \quad (2)$$

목적으로 하는 상관응답 출력 g_j 은 표적 패치 f_j 에서의 중심 위치에서 최대값을 가지는 가우시안 형태로 구성한다. H_t 의 분자 분모는 새로운 패치 f_t 에 의해서 가중평균으로 각각 갱신된다. 새로운 영상 프레임에서의 패치 z 는 식(3)에 의해서 계산되며, correlation score가 가장 높은 위치가 표적의 위치가 된다.

$$y = DFT^{-1}(\overline{H}_t Z) \quad (3)$$

DFT^{-1} 는 inverse DFT를 나타내며, 계산상의 효율 증대를 위해 FFT를 사용한다.

2.2. Multi-Channel discriminative correlation filter

MOSSE[3]의 상관필터에서 확장된 개념이 다중상관필터이다 (Multi-Channel discriminative correlation filter)[5]. 다중 상관필터는 표적의 패치에서 다양한 특징들을 추출하여 추출된 특징들마다 필터를 만들어 다중으로 구성한다. 필터를 다중으로 구성하면 단일 특징에서 추적결과가 좋지 않을 경우 다른 특징에서 보완되어 더 안정적인 추적 결과를 가져온다. 표적의 패치를 d 차원으로 확장하면, 패치 f 는 f^l 로 표현되고, l 의 범위는 $\{1, \dots, d\}$ 이다. 상관필터 h^l 을 구하기 위해서 식(4)를 최소화한다.

$$\varepsilon = \left\| \sum_{l=1}^d h^l \star f^l - g \right\|^2 + \lambda \sum_{l=1}^d \|h^l\|^2 \quad (4)$$

목적으로 하는 상관응답 출력 g 은 표적 패치 f^l 에서의 중심 위치에서 최대값을 가지는 가우시안 형태로 구성한다. 여기서, λ 는 정규화항의 효과를 조절하는 용도로 사용된다. h^l 은 식(4)를 최소화하여 도출할 수 있으면 식(5)처럼 간략히 표현할 수 있다.

$$H^l = \frac{\overline{G} F^l}{\sum_{k=1}^d \overline{F}^k F^k + \lambda} \quad (5)$$

식(5)는 주파수 도메인으로 변환된 식이며, 연속된 영상 프레임에서 H 는 가중평균방식으로 분모, 분자 각각 갱신된다.

$$\begin{aligned} A_t^l &= (1-\eta)A_{t-1}^l + \eta \overline{G}_t F_t^l \\ B_t^l &= (1-\eta)B_{t-1}^l + \eta \sum_{k=1}^d \overline{F}_t^k F_t^k \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, η 학습률 조절 파라미터이다.

새로운 패치 z 가 입력되면 식(7)에 의해서 correlation score를 구하게 되며, 가장 높은 값을 가지는 위치가 표적의 위치가 된다.

$$y = DFT^{-1} \left\{ \frac{\sum_{l=1}^d A^l Z^l}{B + \lambda} \right\} \quad (7)$$

III. The Proposed Scheme

제안하는 알고리즘의 전체적인 블록도는 그림 1과 같다. 연속적으로 영상이 입력되는 환경에서 추적과 탐지 파트로 나누어져 알고리즘들이 수행되며, 추적파트에선 표적의 분할과 각 분할된 표적에 대해 HoG features[9]을 추출하여 추출된 특징들에 대해 상관필터를 구성하여 추적을 진행한다. 탐지 알고리즘파트에선 Random fern 학습을 위한 BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features)[10]와 표적 주변 패치들을 추출하여 학습한다. 연속된 영상입력에서 추적결과와 탐지결과를 통합하여 최종 추적결과를 도출하고 도출된 결과에서 학습을 위한 특징들을 추출하여 기본 정보들을 update한다.

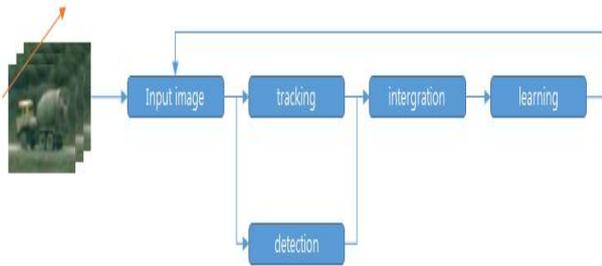


Fig. 1. Overall process of proposed algorithm

3.1. Target Separation

추적 진행 중 표적의 가림(occlusion)은 추적의 연속성에 가장 악영향을 주는 요소 중 하나이다. 가림을 극복하기 위해 표적을 분할하여 부분적인 가림(위, 아래, 왼쪽, 오른쪽)을 판단한다. 표적을 분할하여 부분적인 가림을 판단하는 건 가림에 대한 극복도 있지만, 부분가림 시 표적의 정보가 훼손되어 있기 때문에 표적정보의 update에도 영향을 줄 수 있어 부분가림이나 전체가림 시 표적정보를 update하지 않는다. 신뢰도가 높은 표적정보만 학습함으로써 순수 표적에 대한 강인한 정보를 가지게 된다. 그림 2는 표적의 분할 영역을 나타내며, 가림 판단은 식 (8)의 PSR(Peak to Sidelobe Ratio)[3]값을 사용한다. PSR값이 높을수록 추적결과 신뢰도가 높다는 것을 의미한다.

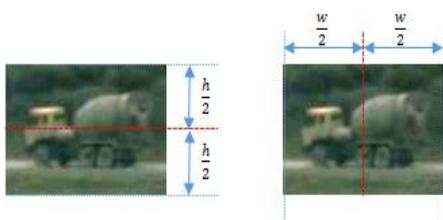


Fig. 2. target separation

$$PSR = \frac{\max_{peak} - \text{mean}_{sidelobe}}{\sigma_{sidelobe}} \quad (8)$$

여기서, \max_{peak} 는 상관필터 응답의 최대값을 나타내며, $\text{mean}_{sidelobe}$ 는 최대값 주변 영역(11×11)의 평균과 표준편차를 나타낸다.

3.2. Target Tracking

추적파트는 상관필터를 기반으로 수행된다. 그림 3은 추적파트의 블록도를 나타낸다.

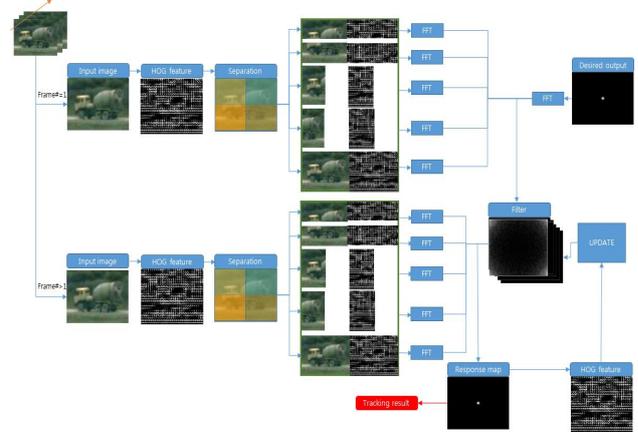


Fig. 3. Overall process of tracking algorithm

사용자에 의해 표적이 선택되면 다중상관필터를 생성하기 위한 단계들을 시작한다. 표적영상에 대해 HoG(Histogram of Oriented Gradients) features을 추출한다. HoG는 표적내부 픽셀들의 기울기의 강도 및 방향 정보를 일정한 크기의 셀 단위로 방향 히스토그램 벡터를 만드는 것이다. HoG특징은 표적의 기하학적 특징은 유지하면서 히스토그램 방법의 지역적 변화에 다소 강인한 특징을 가진다. 기울기 정도를 이용하기 때문에 조도 변화에는 강인할 수 있지만, 회전 및 변화가 심한 경우에는 인식이 힘들다는 단점이 있다. 그림 4는 기울기 영상의 셀 단위 히스토그램을 만드는 과정을 나타낸다. 그림 5는 셀, 블록, 기울기 방향의 개수가 8픽셀, 16픽셀, 9개일 경우 32x64 해상도의 영상에 대한 추출과정을 보여준다. 그림 6은 입력영상의 표적에 대한 Hog특징 영상을 나타낸다.

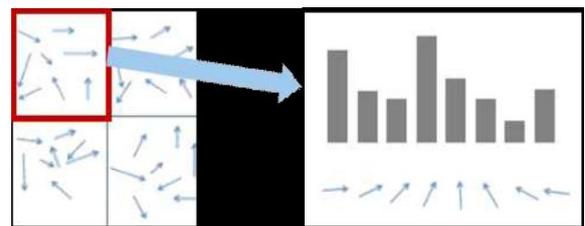


Fig. 4. cell histogram of gradient image

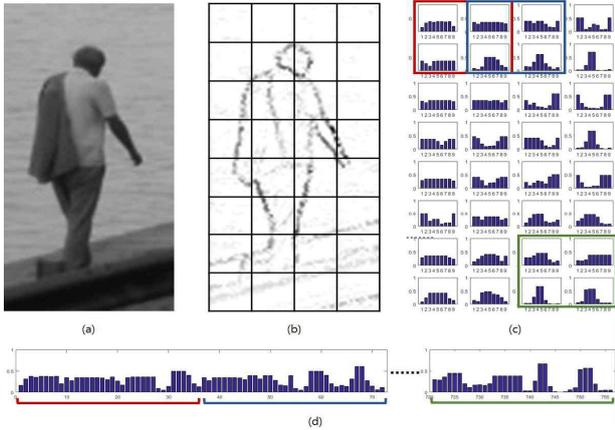


Fig. 5. process of HoG feature
(a)original image, (b)gradient image, (c)cell histogram,(d)Hog feature vectors

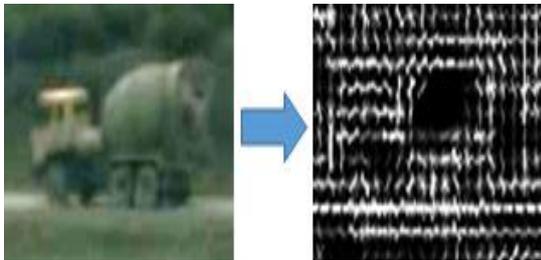


Fig. 6. HoG feature

표적에 대한 Hog특징을 추출한 후 표적 분할을 통해 Hog특징들도 분할한다. 위, 아래, 오른쪽, 왼쪽, 전체의 5개의 블록에 대해서 각각의 상관필터를 생성하기 위해 고속푸리에 변환 FFT를 수행한다. 각각의 블록에 대해서 목적으로 하는 상관 응답 결과는 가우시안 함수를 이용하여 극대점의 위치가 블록들의 중심들과 일치하도록 생성한다. 각 블록에 대해 식(4),(5)를 이용하여 상관필터를 생성한다. 다음 프레임에서 표적 영상이 입력되면 입력된 표적 영상에 대해 Hog특징점 추출과 표적 분할을 수행하고 각각의 블록에 대해 매칭되는 상관필터들과 상관도를 수행하여 상관응답맵(response map)을 만들게 된다.

상관응답맵에서 PSR을 계산하여 각 블록에 대해 신뢰도를 측정하게 된다. PSR threshold값 이하의 값은 표적이 가림이 발생하였거나 오염되어 신뢰할 수 없는 추적 결과라고 판단한다. 전체 블록의 PSR값이 threshold값 이하로 떨어지면 표적 전체가 가려졌거나 오염되었다고 판단하고, 탐지파트의 표적 탐지 결과만 기다린다. 탐지 파트에서 탐지 결과가 일정 초 이상 없을 경우 추적을 종료한다. 특정 블록에서의 PSR값이 살아 있다면 특정블럭에 대한 추적은 계속 진행하며, 특정블럭의 위치에 따라 표적의 중심을 보정한다. PSR값이 살아있는 블록을 제외하곤 필터를 update하지 않는다. 그림 7은 전봇대, 큰나무등의 가림상황에서의 PSR값이 threshold이상의 블록을 나타낸다.

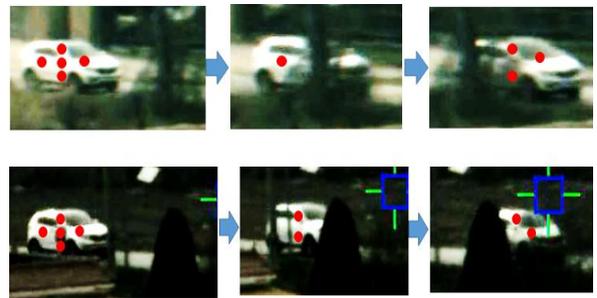


Fig. 7. tracking block

3.3. Target Detection

탐지파트는 표준편차값을 이용한 variance filter, Random ferns 방식의 ensemble filter와 NN(Nearest Neighbor classifier)[10]기반으로 수행된다. 그림 8은 추적파트의 블록도를 나타낸다.

탐지파트는 표적의 추적파트와 병렬로 처리된다. 추적파트에서 결과가 추적실패로 넘어오게 된다. 추적실패의 결과가 넘어왔을 경우 탐지파트의 결과를 사용하게 된다. 탐지파트는 표적이 선택되면 patch들을 추출 후 학습을 시작한다. 표적위치에서 표적과의 유사도가 일정 이상인 표적유사 patch(긍정패치)들과 표적과 떨어진 곳에서 배경유사patch(부정패치)들을

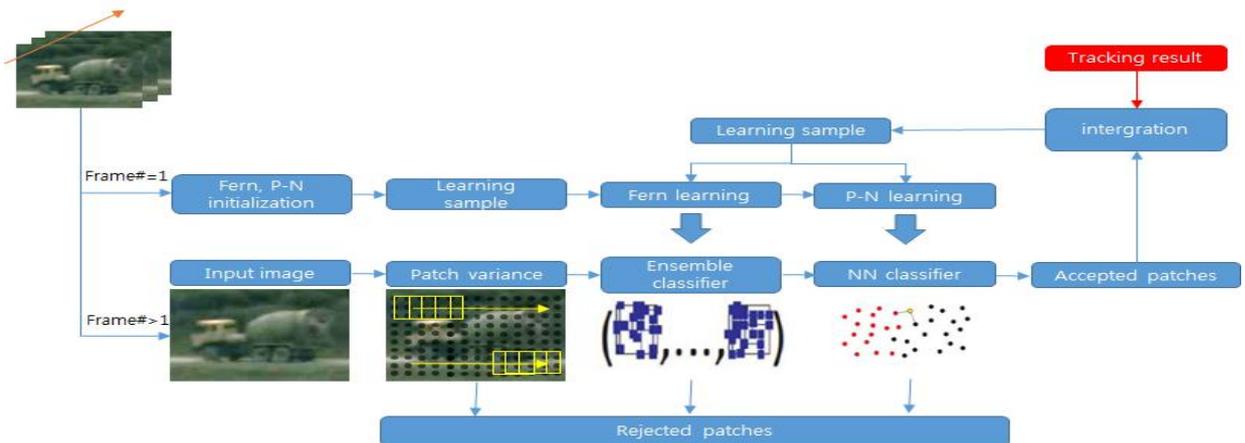


Fig. 8. Overall process of detection algorithm

이용하여 학습에 사용한다. 각 patch들에 대해서 ensemble filter를 사용하기 위해 keypoint 인식이 빠른 random fern분류기를 사용한다. 표적에 대해 여러개의 fern을 만들고 각 fern마다 BRIEF features를 추출한 후 학습을 한다. BRIEF feature들의 위치는 초기 추적 시 마다 랜덤(random)하게 결정되며, 두 점의 밝기의 크기에 의해 0과 1로 표현된다. 식(9) random fern의 사후 확률(posterior probability)에 대한 수식이며, 그림 9는 표적에 대해 BRIEF 추출 영상을 나타낸다.

$$\begin{aligned} \hat{k} &= \underset{k}{\operatorname{argmax}} P(C_k | f_1, f_2, \dots, f_{N_f}) \\ &= \underset{k}{\operatorname{argmax}} \prod_{j=1}^{N_f} P(F_j | C_k) \end{aligned} \quad (9)$$

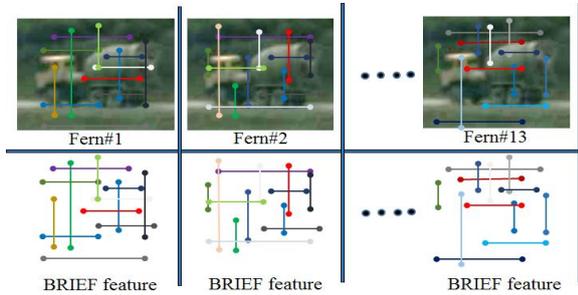


Fig. 9. BRIEF features

긍정패치, 부정패치들에 대해 P-N 학습을 사용한다. P-N 학습은 레이블 된 데이터(labeled data)와 레이블 되지 않은 데이터(unlabeled data)를 모두 사용하여 이진 분류기(binary classifier)를 훈련시키는 방법이다. 초기 훈련이 끝나고 연속되는 프레임에서 표적에 대한 최종 후보 선정은 cascaded filter 방법을 사용하며, cascade filter는 variance filter, ensemble filter, NN-filter 순으로 진행된다.

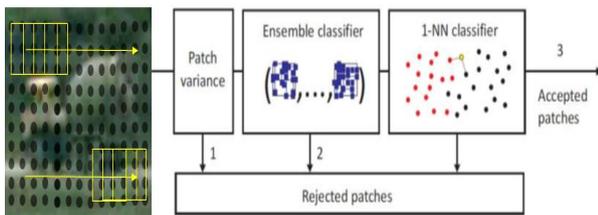


Fig. 10. cascade filter

그림 10는 cascade filter처리 과정을 나타낸다. 표적 영상에 대해 다양한 크기 및 위치의 patch들로 지정한 후 각 patch들에 대해서 cascade filter처리를 한다. patch variance단계에서는 표적의 분산값보다 50%이하의 patch들을 제거하는 역할을 한다. 많은 patch들 중 단순한 배경등의 patch들을 빠르게 제거하여, ensemble filter와 NN-filter에 입력되는 patch 수를 줄여 계산량의 이득을 가져온다. variance filter를 통과한 patch들에 대해 ensemble filter에서 random fern의 사후확률을 통해 분류하고, 분류된 patch들은 NN-filter의 입력으로 들

어간다. NN-filter는 최근접 이웃 법칙에 따라 패치들을 분류한다. 템플릿 매칭을 위해 모든 입력 패치는 15×15 크기의 p 로 정규화 하여 계산된다. 임의의 두 패치를 각각 p_i, p_j 라 할 때, 패치간의 거리 d 는 수식(10)과 같다.

$$d(p_i, p_j) = 1 - 0.5(NCC(p_i, p_j) + 1) \quad (10)$$

이때 NCC는 normalized correlation coefficient를 나타낸다. d 는 0~1 사이의 값을 가지게 되며, 값이 0에 가까울수록 패치간의 거리는 가까운 것을 의미한다. 입력패치에 대해 긍정 및 부정 최근접 이웃 거리는 수식(11),(12)와 같다.

$$d^+ = \min_{p_i \in p^+} d(p, p_i) \quad (11)$$

$$d^- = \min_{p_j \in p^-} d(p, p_j) \quad (12)$$

위 수식에 의해 입력되는 패치가 긍정 또는 부정 패치 중 상대적으로 어느쪽에 가까운지 나타내는 상대 거리는 수식(13)과 같다.

$$d^r = \frac{d^-}{d^- + d^+} \quad (13)$$

d^r 값은 0~1사이 값을 가지며, 1에 가까울수록 긍정패치, 즉 표적에 가까운 패치를 의미한다. 일정 임계값 이상일 경우 최종 표적 후보로 판단한다. 최종 후보들 중 하나의 탐지 결과를 생성 하고, 탐지결과위치에서 긍정패치와 부정패치를 추출 후 학습한다. 탐지과정 수행은 추적 중 표적의 전체적인 가림이나, 빠른 움직임으로 추적필터의 범위를 벗어났을 경우에도 추적을 유지할 수 있게 한다.

IV. Experiments

4.1. Test Environment

본 논문에서 제시한 알고리즘의 결과를 확인하기 위해 사용된 컴퓨터 환경은 Intel I7 CPU @3.40GHz, 8.00GB Memory, Windows 7 64bit 조건에서 수행하였고, 사용된 SW들은 Microsoft Visual Studio 2012와 Opencv 2.4.10을 사용하였다.

4.2 Experimental Datasets

실험에 사용한 영상데이터는 가림과 빠른 모션을 주기위해 가시영상 EO카메라와 IR카메라를 사용하여 직접 촬영한 영상을 사용 하였다. 그림 11은 추적에 사용된 실험 데이터를 나타낸다. (a)EO_car, (b)EO_truck은 도로위를 달리면서 전봇대와 나무등에 가림이 발생하는 영상이며, (a)EO_car는 카메라의 이동이 있어 급격한 움직임이 있는 영상이다. (c)IR_truck은 부분

적인 가림이 존재하는 영상이며, (d)IR_car는 천천히 이동하면서 전체적인 가림이 있는 영상이다.

4.3 Experimental Parameters

제안하는 알고리즘에 사용되는 영상추적관련 변수인 영상 학습률 관련 변수 learning rate (λ) 값은 0.02이로 설정하였고, 표적 주변에서 가져올 영역을 표적의 2배만큼 가져오기 위해 padding값 1로 설정하였다. 목적으로 하는 상관출력함수의 output gaussian sigma 0.5로 설정하였으며, 표적의 특징추출에 사용된 Hog관련 변수는 feature는 8개, Hog Cell Size 1, Block Size 2로 설정하였다, 탐지관련 변수에서 fern tree는 10개, BREIF features는 13개를 사용하였다. response map에서 가림판단에 사용되는 PSR을 계산하기 위한 제한영역은 11×11 로 설정하였다.

4.4 Tracking Performance Evaluation

모든 영상은 ground truth를 가지고 있고, 표적추적 성능 측정 수치로 거리정밀도(Distance Precision)를 사용하였다. 거리정밀도는 추적한 전체 프레임 중에서 특정 임계값보다 작은 유클리디안 거리 오차를 가지는 프레임들이 가지는 비율을 나타낸다. DP는 식(14)에 의해서 계산되며, Δ 는 유클리디안 거리 오차이고 r 은 알고리즘에 의해 계산된 위치, g 는 실제표적 위치를 나타낸다. ground truth와의 거리차가 작은 곳에서 DP 값이 높게 나타날 경우 추적성능이 좋다고 얘기한다.

$$DP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Delta_{th}(r^i, g^i), \quad (14)$$

$$\Delta_{th}(r, g) = \begin{cases} 1, & \text{if } \Delta(r, g) \leq th, th \in R \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

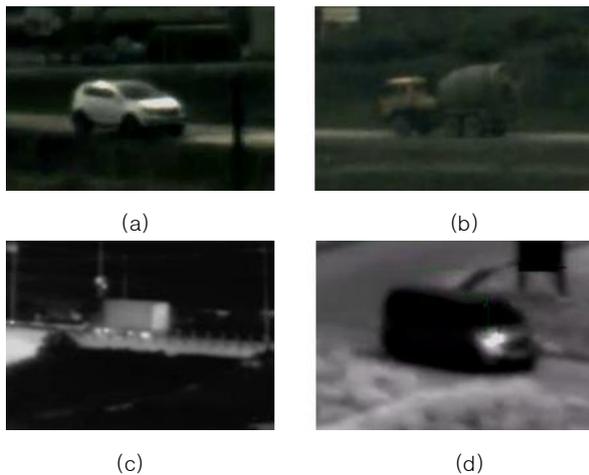


Fig. 11. experimental dataset
(a)EO_car, (b)EO_truck, (c) IR_truck, (d) IR_car

4.5 Experimental Result

그림 12는 실험영상들의 시험결과 거리정밀도(Distance Precision)를 나타낸다.

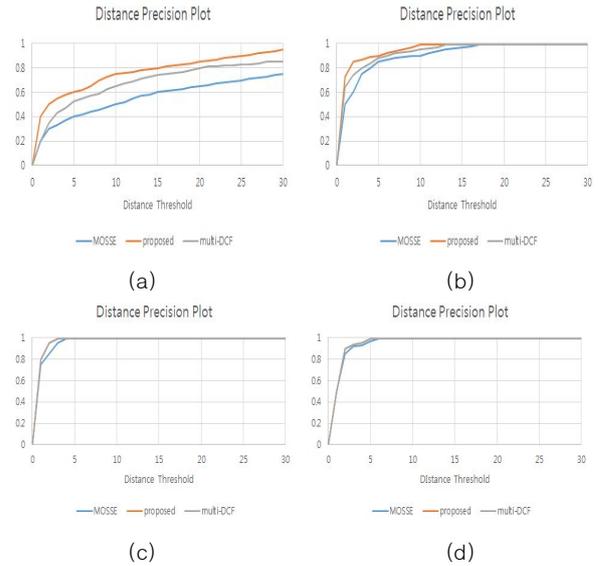


Fig. 12. Distance Precision
(a)EO_car, (b)EO_truck, (c) IR_truck, (d) IR_car

그림 12에서 표적의 큰 이동이 없고 표적도 느리게 이동하는 (c), (d)실험영상에서는 3가지 방법 모두 비슷한 결과를 나타내었다. (c)에서 MOSSE필터의 거리정밀도가 다소 떨어진 건 트럭이 이동 중에 부분가림에 의한 결과이다. 트럭이 느린 속도로 이동하면서 전봇대와 나무 등에 의한 가림이 발생하는 (b)영상에선 제안된 알고리즘이 다른 알고리즘보다 좋은 결과를 보여줬고, 차량 이동속도가 빠르고 급격한 화면 이동이 있는 (a)영상에서는 제안된 알고리즘이 다른 알고리즘에 비해 강인한 결과를 보여주었다. 표적의 속도가 느리고 가림등이 빈번하지 않은 곳에서는 3가지 알고리즘이 비슷한 결과를 보였지만, 차량의 속도가 빠르면서 부분가림과 완전가림이 존재하며 화면의 이동이 급격하게 변하는 환경에서는 제안된 알고리즘이 강인함을 보였다.

V. Conclusions

본 논문에서는 추적의 연속성에 방해가 되는 추적중인 표적의 가림 또는 부분가림, 급격한 시선이동에 의한 표적 상실을 개선하기 위한 방법을 살펴보았다. 부분가림과 가림을 해결하기 위해 표적을 분할하여 각각의 상관필터를 구성하였다. 각각의 상관필터에 PSR값을 이용하여 필터오염도를 판단하였고, 정상적인 필터 결과를 보인 블록을 사용하여 추적필터에 대해 신뢰도가 높은 표적 정보만을 학습하였다. 추적중인 표적의 전체가려지거나, 급격한 시선이동으로 인하여 추적필터의 추적 가능 범위를 벗어나 추적 필터가 모두 오염되었을 경우 탐지 알고리즘에서 표적의 재 탐지를 수행한다. 표적의 재 탐지 지점에서 상관필터의 PSR값을 계산하여 추적 중이었던 표적인지 확인 후 추적을 이어간다. 4개의 영상을 통해 시험을 수행하

여 알고리즘의 효용성을 검증하였다. 표적이 느리면서 부분적인 가림이 빈번하지 않은 영상에서는 모두 좋은 결과를 보였으나, 표적의 속도가 빠르고 가림이 빈번하며 급격한 시선이동이 있는 영상에서는 제안된 알고리즘이 가장 좋은 결과를 보였다. 앞으로는 더욱 많은 실험영상을 통해 알고리즘을 개선하여 성능을 높이는 연구를 진행할 예정이며, 상관필터에 사용된 특징점 추출방식을 HoG와 다른 특징점 추출방식을 사용하여 비교 시험을 진행할 예정이다.

for human detection,"IEEE Computer Society Conference on Computer on CVPR, 2005

- [10] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, and P. Fua, "Brief: Binary robust independent elementary features," In Proc. of European Conference on Computer Vision, 2010.

REFERENCES

- [1] A. W. M. Smeulders, R. Cucchiara, and A. Dehghan, "Visual tracking: An experimental survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 36, No. 7, pp. 1442–1468, Jul. 2014.
- [2] Y. S. Jung, and H. I. Choi, "A Study on Improving the Adaptive Background Method for Outdoor CCTV Object Tracking System," *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, Vol. 20, No. 7, pp. 17–24, Jul, 2015.
- [3] D. S. Bolme, J. R. Beveridge, B. A. Draper, and Y. M. Lui, "Visual object tracking using adaptive correlation filters," *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2544–2550, San Francisco, Calif, Jun. 2010.
- [4] J. F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins, and J. Batista, "Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels," *European Conference on Computer Vision*, pp. 702–715, Springer, Berlin Heidelberg, Oct. 2012.
- [5] M. Danelljan, G. Hager, F. S. Khan, and M. Felsberg, "Accurate scale estimation for robust visual tracking," *British Machine Vision Conference*, pp. 65.1–65.11, Nottingham, England, Sep. 2014.
- [6] M. Ozuysal, P. Fua, and V. Lepetit, "Fast keypoint recognition in ten lines of code," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on*, pp. 1–, 2007.
- [7] Z. Kalal, J. Matas, and K. Mikolajczyk, "P–N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints," in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010 IEEE Conference on*, pp. 49–6, 2010.
- [8] Z. Kalal, K. Mikolajczyk, and J. Matas, "Tracking-learning-detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 34, no. 7, pp. 1409–422, July. 2012.
- [9] N. Dalal, B. Triggs "Histograms of oriented gradients

Authors



Jun Haeng Lee received the M.S. degrees in Imaging Engineering from Chung-Ang University, Seoul, Korea in 2006, respectively. He is currently working in Hanwha Systems Co., Ltd, Yongin, Korea, from 2006. He is

interested in computer vision and pattern recognition.