

# CNN 기반의 상관추적 알고리즘을 이용한 전자광학 시스템의 추적 강인성 개선 Tracking robustness enhancement for electro-optical system using correlation tracking algorithm based on convolutional neural network

김병학\* Ciril Bohak\*\* 김민영\*\*\*  
Byeong Hak Kim\* Ciril Bohak\*\* Min Young Kim\*\*\*  
\* 한화시스템 \*\* Ljubljana University \*\*\* 경북대학교  
(\* byonghak81.kim@hanwha.com \*\* ciril.bohak@fri.uni-lj.si \*\*\* minykim@knu.ac.kr)

## ABSTRACT

Electro-optical tracking systems (EOTS) have a function for target tracker using image sensor and servo control gimbal modules. Although the target tracking function is the most important specification, not only its robustness is degraded in a condition of different scenes or dynamic distortion but also its performance for long-term tracking is especially difficult. As a conventional tracking algorithm, a template matching method using normalized cross correlation are widely used, but it has a limitation for variable shape of targets and occlusion. This study is improving robustness of EOTS tracker based on efficient convolutional neural network. The experimental results show that the tracking accuracy are increased up to 60 percent and robustness are improved as 84 percent.

Key Words : Electro-optical tracking systems (EOTS), CNN, tracking, correlation tracker

### 1. 서론 (Introduction)

전자광학추적센서(EOTS)를 비롯한 열 영상을 활용하여 목표물을 추적하는 시스템의 추적알고리즘(추적기)의 정확도 성능은 매우 중요하다. 추적기는 크게 무게 중심추적 (Centroid tracking)과 상관추적(Correlation tracking)방식으로 구분된다. 균일한 배경(하늘, 바다 등)조건 이외의 대부분 환경에서는 상관추적 방식이 유리하며, 보편적 방식으로 NCC(Normalized Cross Correlation)가 있다[1]. 상관추적 정확도 향상을 위해, DCF(Discriminative Correlation Filters)방식이 연구되었으며, EOTS 개발을 위한 기술로 활용되고 있다[2]. 아울러 중심추적의 장점과 상관추적의 장점을 융합한 DSST(Discriminative Scale Space Tracking)방식이 연구되었다[3]. 그러나, 실제 열 영상 센서가 사용되는 다양한 외부영향요소에 따라 추적기는 빈번하게 표적을 상실한다. 본 논문에서는 최근 활발히 연구되고 있는 기계학습분야의 CNN(Convolutional Neural Network) 방식을 추적기에 적용하여 기존의 DCF, DSST방식과 비교하여 강인성이 향상될 수 있음을 보여준다.

### 2. 기존기술 (Conventional method)

보편적으로 가장 많이 사용되는 NCC추적기가 대표적이며, 수식 (1)과 같이 탐색영역(f)와 표적(t), 그리고 그들의 평균( $\bar{f}, \bar{t}$ )으로 계산한다. 그 과정은, 그림1과 같이 수행된다.

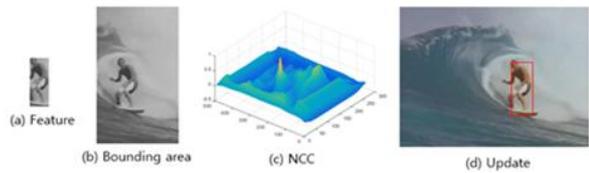


그림 1. NCC 추적기의 동작원리 (a): 표적, (b): 탐색영역, (c): 상관도 계산결과, (d): NCC 계산결과를 이용한 표적추적 갱신

$$r(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}][t(x - u, y - v) - \bar{t}]}{\sqrt{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}]^2 \sum_{x,y} [t(x - u, y - v) - \bar{t}]^2}} \quad (1)$$

DCF방식은 NCC와는 다르게 주파수 도메인의 필터를 사용하여 정확도를 향상하였으며, DSST방식은 여기에서 HOG 개념과 표적의 크기변동을 감지하는 필터를 추가하여 탐색결과 상자(Bounding Box)의 크기를 자동으로 조절되도록 하였다.

### 3. 정량적 측정방법 (Quantitative measurement)

추적기의 정확도 성능측정을 위해서, 수식(2)와 같이 IoU(Intersection over Union)의 계산방법이 사용된다.

$$IoU = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} = \frac{\text{Overlap Area}}{\text{Union Area}} \quad (2)$$

그림2 (a)는 Frame 순서( $N_s$ )에 따른 IoU지표의 평균값을 산출하는 EAO지표 산출방법이며, (b)는 EAO에 따른 Rank 예시이다. 수식(3),(4)는 계산방식이다[4].

$$\Phi_{N_s} = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1:N_s} \Phi_i \quad (3)$$

$$\hat{\Phi} = \frac{1}{N_{hi} - N_{lo}} \sum_{N_s=N_{lo}:N_{hi}} \hat{\Phi}_{N_s} \quad (4)$$

\* 이 논문은 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기술진흥센터의 지원을 받아 수행된 연구임 (2016-0-00564, 사용자의 의도와 맥락을 이해하는 지능형 인터랙션 기술 연구개발)

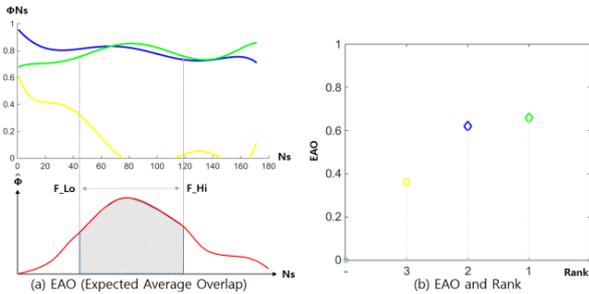


그림 2. 정량적 성능측정을 위한 EAO 지표와 Rank (예시)

4. 적용방법 및 실험결과 (Experimental result)

본 연구내용에서 적용한 CNN기반의 추적기는 그림3과 같이 동작되며, 연속적으로 입력되는 영상을 활용하는 개념과 오차함수(Loss function)계산과 필터를 생성하기 위해 CNN을 사용하는 것이 차이점이다. 그림4(a)~(c)는 실제 열 영상 장비의 데이터셋을 정의하고, DCF, DSST, CNN방식을 적용한 결과의 IoU결과이다.

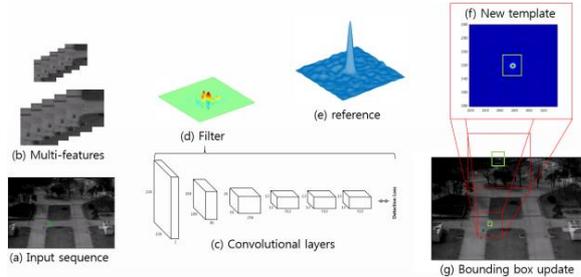


그림 3. CNN기반의 추적기 동작원리

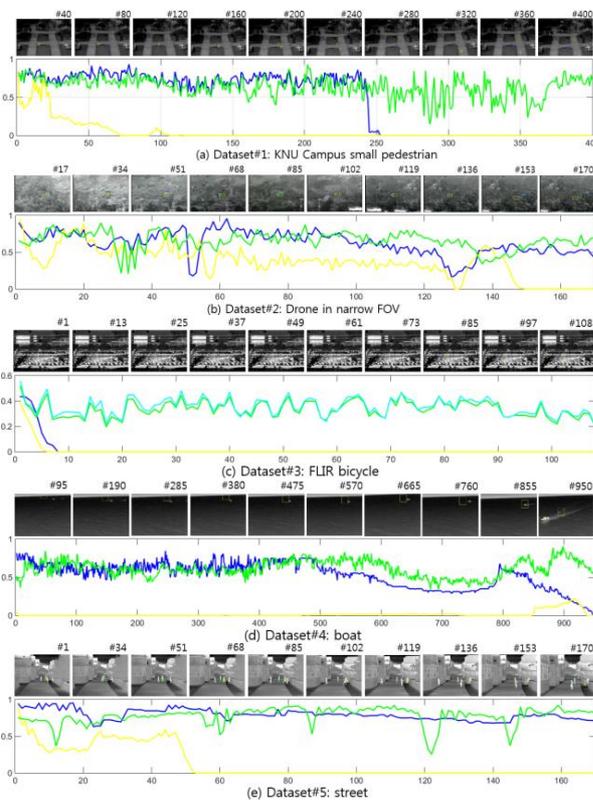


그림 4. 실험결과 (노랑:DCF, 파랑:DSST, 초록:CNN방식)

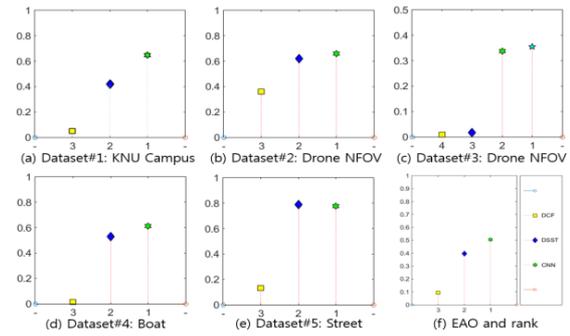


그림 5. EAO 측정결과 및 Rank (네모: DCF, 다이아몬드: DSST, 육각별모양: CNN방식의 Tracker)

그림4의 (d),(e)는 VOT-TIR 2016에서 공개된 데이터셋으로 실험한 결과이다[5]. 그림5의 (a)~(e)는 그림4에서 보여준 실험결과 데이터셋에 대하여 측정전체 구간( $N_{hi}$ : The end of frame,  $N_{lo}$ : Start frame)에서의 EAO지표 측정결과를 보여준다. 그림5의 (f)는 종합적인 평가를 위해, #1~#5번의 전체 데이터 셋에 대하여 평균을 산출하여 도식화 한 것이다. CNN방식이 가장 높은 Rank를 기록하였고 그 다음으로는 DSST, DCF 순서로 측정되었다.

5. 결론

EOTS의 추적기 성능향상을 위하여 CNN기반의 방법을 적용하여 기존에 연구된 방법(DCF, DSST)과 비교 분석하였으며, 그 결과 기존의 DCF방법과 비교하여, 약 5배 성능이 향상되었으며, DSST와 비교하여, 0.4→0.5(EAO)로 개선되었으나, (e)실험결과를 분석하여 DSST가 CNN방식에 비하여 반응속도는 빠르나, 대부분의 데이터셋에서 CNN방식이 우수한 성능을 보여주었다. 본 연구내용을 제품에 적용하기 위해서는 추가적인 연산시간 최적화가 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

[1] Lewis, J. P., Fast normalized cross-correlation. In Vision interface (Vol. 10, No. 1, pp. 120-123), 1995.  
 [2] Wu, Y., Lim, J., Yang, M.H.: Object tracking benchmark. TPAMI 37(9), 1834-1848, 2015.  
 [3] Danelljan, Martin, et al. Discriminative scale space tracking. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 39(8), 1561-1575, 2017.  
 [4] Kristan, Matej, et al. The visual object tracking vot2013 challenge results, IEEE International Conference, 2013.  
 [5] Felsberg, Michael, et al. "The thermal infrared visual object tracking VOT-TIR2016 challenge results." European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016.