

향상된 표적 추적 기법을 이용한 무유도 대전차 로켓의 조준 오차 제거 방법

송진모^{*,1)} · 김태완¹⁾ · 박태선²⁾ · 도주철²⁾ · 배종수³⁾

¹⁾ (주)한화/방산 종합연구소 핵심기술2팀

²⁾ (주)한화/방산 종합연구소 전술체계팀

³⁾ (주)한화/방산 본사 사업관리팀

A Method for Eliminating Aiming Error of Unguided Anti-Tank Rocket Using Improved Target Tracking

Jin-Mo Song^{*,1)} · Tae-Wan Kim¹⁾ · Tai-Sun Park²⁾ · Joo-Cheol Do²⁾ · Jong-sue Bae³⁾

¹⁾ Dept. of Sensor Systems, Defence R&D Center, Hanwha Corporation, Korea

²⁾ Dept. of Tracical Missile Systems, Defence R&D Center, Hanwha Corporation, Korea

³⁾ Dept. of Project Management, Headquarter, Hanwha Corporation, Korea

(Received 22 August 2017 / Revised 27 November 2017 / Accepted 12 January 2018)

ABSTRACT

In this paper, we proposed a method for eliminating aiming error of unguided anti-tank rocket using improved target tracking. Since predicted fire is necessary to hit moving targets with unguided rockets, a method was proposed to estimate the position and velocity of target using fire control system. However, such a method has a problem that the hit rate may be lowered due to the aiming error of the shooter. In order to solve this problem, we used an image-based target tracking method to correct error caused by the shooter. We also proposed a robust tracking method based on TLD(Tracking Learning Detection) considering characteristics of the FCS(Fire Control System) devices. To verify the performance of our proposed algorithm, we measured the target velocity using GPS and compared it with our estimation. It is proved that our method is robust to shooter's aiming error.

Key Words : Anti-tank Weapon(대전차무기), Computer Vision(컴퓨터 비전), Moving Target(이동 표적), Aiming Unit(조준 장치), Rotational Angular Velocity(회전 각속도), Target Tracking(표적 추적), Aiming Error(조준 오차)

1. 서론

일반적인 무유도 화기의 명중률은 사수의 조준 능력에 크게 의존한다. 그 이유는 조준 오차에 따른 표적과 발사체와의 방향각 오차가 발생하기 때문이다. 따라서 사수의 조준 능력을 향상 시킬 수 있는 장치

* Corresponding author, E-mail: jmsong81@hanwha.com
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

를 이용하여 훈련 시간과 비용을 줄이면서 명중률을 높일 수 있는 방법이 필요하다.

최근에 개발된 자동격발 저격총의 경우 Fig. 1과 같이 영상 센서와 레이저 거리측정기를 이용하여 표적의 정보를 획득하고 표적과 조준점이 일치하였을 때 탄을 자동으로 격발하여 명중률을 향상시켰다. 이와 같은 방법을 사용하면 사격 훈련을 받지 않은 사람도 매우 높은 명중률로 표적을 타격할 수 있다는 장점이 있다^[1].

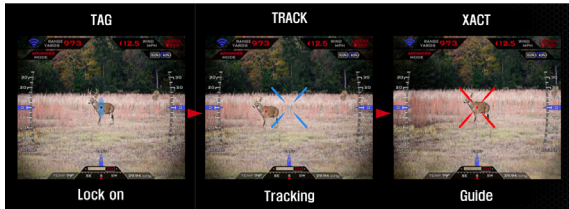


Fig. 1. Shooting procedure of PFG (precision guided firearm)

Fig. 2와 같은 무유도 대전차 로켓의 경우에는 거리와 표적의 이동 방향에 따른 예측 사격이 필요하므로 FCS(Fire Control System, 사격 통제 시스템) 조준장치를 이용해 표적의 기동 정보를 획득하고 사격제원을 산출하여 예상 목표지점을 화면에 도시하는 방법이 제시되었다^[2]. 하지만 이 방법은 표적의 이동 정보 획득을 위한 방향각 및 거리 측정 과정에서 사수에 의한 조준 오차가 발생하여 명중률이 하락할 수 있다. 따라서 이러한 문제점을 개선하기 위하여 영상 기반 표적 추적 기법을 활용하여 사수의 조준 오차를 제거하는 방법을 제안하였다.



Fig. 2. Shooting procedure of anti-tank weapon

영상 기반 표적 추적이란 추적의 대상이 되는 표적 정보를 영상 데이터에서 추출하여 표적의 위치를 찾는 방법을 말하며, 최근에는 표적의 변형에 대해 학습 능력이 있는 기계 학습(machine learning)을 응용한 지능형 추적 방법들이 많이 연구되고 있다^[3-5].

그 중에서 성능이 가장 뛰어나다고 알려진 방법으로는 Kalal 등이 제안한 TLD(Tracking Learning Detection) 기법이 있다^[6,7]. TLD 기법은 일시적으로 표적을 놓친 경우 검출기에 의한 추적기 초기화 구조를 갖고 있어 긴 시간 동안(long-time) 표적과 환경의 변화가 많은 영상에서도 강인한 표적 추적이 가능하다.

하지만 TLD 기법은 가시광 영상에서 근거리 표적을 추적하기 위해 고안된 방법으로 야간 및 원거리에서도 운용이 가능해야 하는 무유도 대전차 무기의 특수한 상황에서 적용하기에는 추적 성능이 좋지 않다. 또한, 소형 시스템을 사용하는 FCS 조준장치에 구현하기 때문에 하드웨어 리소스와 배터리 용량의 제약 을 받는다.

따라서 이러한 환경에서도 표적 추적의 정밀성과 강인성, 실시간성을 만족하도록 조준장치 특성에 맞게 TLD 기법을 개선하는 방법을 제시하였다. 마지막으로 향상된 표적 추적 기법으로 획득한 표적 정보를 활용하여 사수의 오조준에 의한 방향각 오차를 보정하는 방법을 제안하였으며, 다양한 환경에서의 시뮬레이션을 통하여 제안하는 방법이 우수함을 검증하였다.

본 논문은 다음 순서로 구성되어 있다. 2장에서는 영상 정보를 이용해 조준장치의 회전 각속도를 획득 하는 방법에 대해 기술하고 3장과 4장에서는 사수의 표적 지향 오차 제거 방법과 표적 추적 방법의 개선에 대한 내용을 기술한다. 5장에서는 측정 데이터를 기반으로 수행한 실험 결과를 보인이고 6장에서 결론과 추후 연구 과제를 기술한다.

2. 무유도 대전차 로켓의 조준 장치를 이용한 영상 기반 이동 표적 정보 추정 방법

2.1 거리와 방향각 측정치를 이용한 표적정보 추정 과거에는 무유도 화기의 이동 표적에 대한 명중률을 높이기 위해서 사수의 숙련도를 향상시키는 방법을 사용하였다. 하지만 이와 같은 방법은 사수의 능력에만 의존하므로 대다수 병사에게서 높은 명중률을 기대하기 힘들다는 단점이 있었다. 이에 Fig. 3과 같

이 사수의 숙련도와 관계없이 높은 명중률을 얻기 위해 자세 센서와 레이저 거리측정기(LRF, Laser Range Finder)를 이용해 표적의 기동 정보를 획득하고 사격 제원을 산출하여 예상 목표지점을 화면에 도시하는 방법이 제시되었다²⁾. 하지만 이 방법은 자세 센서의 정밀도가 요구조건에 충분하지 않은 경우 표적 정보의 추정 오차가 커지는 문제점이 있었다.

이와 같은 문제점을 개선하기 위해서 영상 정보와 자세 센서 정보를 융합하여 조준장치의 회전 각속도를 획득하는 방법이 제시 되었다⁹⁾. 특히, 영상 정보를 이용해 조준장치의 회전 각속도를 추정하는 기법은 기존 자세가 가진 정확도의 한계를 보완하여 표적의 정보를 정확하게 획득하는 데에 크게 기여하였다.

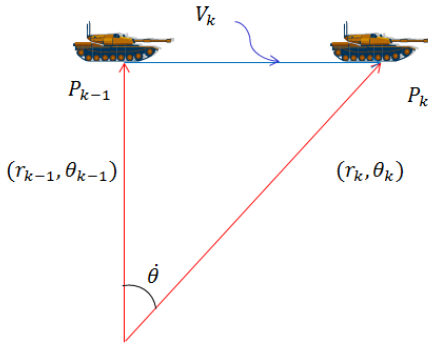


Fig. 3. Method of target estimation

2.2 영상기반 방향각 측정 방법

Fig. 4는 영상 기반 기술을 이용해 표적의 방향각을 측정하는 방법의 주요 개념을 설명한다. 사수가 조준장치를 통해 이동 표적을 조준하면 영상에서의 표적은 움직이지 않고 배경만 움직이는 것으로 나타난다. 따라서 표적이 위치하는 중앙 부분을 제외한 배경 영역에서 픽셀 이동량을 계산할 수 있으며, 픽셀 이동량이 Δx pixel 일 경우 핀홀 카메라 모델과 카메라 스펙(시야각 F° , 영상 크기 V pixel)을 이용하면 조준장치의 회전 각속도 $\Delta\theta$ 를 얻을 수 있다. 이를 수식으로 표현하면 식 (1)과 같이 표현할 수 있다. 식에서 I 는 영상을 의미하며 d 는 이전 영상과 현재 영상의 제곱 오차를 최소로 하는 픽셀 이동량(moving vector)을 의미한다.

$$\Delta x = \operatorname{argmin}_d \sum_i (I_{n-1,i} - (I_{n,i} + d))^2 \quad (1)$$

$$\Delta \theta = \Delta x \times \frac{F}{V}$$

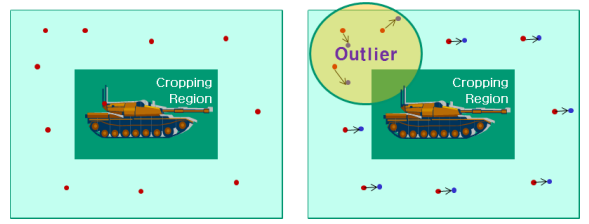


Fig. 4. Background image tracking

3. 표적 추적 기법을 이용한 무유도 대전차 로켓의 사수 조준 오차 제거 방법

3.1 무유도 대전차 로켓의 사수 조준 오차

조준장치를 이용하여 표적의 정보를 획득하는 방법은 사수가 표적을 조준하는 행위를 통해 방향각을 획득하는 방법으로 사수가 표적의 중심을 정확하게 조준하는 경우를 가정하고 방향각을 추정하게 된다.

Fig. 5와 같이 사수가 표적을 잘못 조준하는 것을 사수의 조준 오차라 하며 이 경우 방향각 오차가 발생하여 결과적으로 명중률 하락을 유발한다. 특히, 조준 오차는 사수와 운용 환경에 따라 그 특성이 다르기 때문에 오차의 특성을 분석하여 보정하는 것이 어렵다는 문제점이 있다. 하지만 표적 추적 기법을 적용하면 화면내의 표적 위치를 파악하여 사수의 조준 오차를 보정할 수 있어 사수의 특성과는 관계없이 오차를 보정할 수 있다는 장점이 있다.



Fig. 5. Aiming error for a marksman

3.2 표적 추적 기법을 이용한 사수의 조준 오차 보정 방법

제안하는 방법은 사수 조준 오차가 발생한 경우에 이를 효율적으로 제거하기 위한 방법으로 Fig. 6은 제안하는 방법의 주요 개념을 설명한다. 표적 추적 기법을 이용해서 영상내의 표적의 위치를 알 수 있다면, Fig. 7과 같이 조준점과 표적의 픽셀 거리를 계산할 수 있으며, 수식 (2)를 이용하여 사수의 오차로 인한 조준장치의 방향각 측정 오차를 보정 할 수 있다.

수식 (2)에서 $\angle\psi$, $\angle\theta$ 는 사수의 조준 오차가 포함된 조준장치의 각도 변위이며, 조준점과 표적과의 픽셀 거리 오차에 픽셀을 각도 단위로 변환하는 계수 w_x , w_y 를 곱하여 사수의 조준 오차를 제거한 $\angle\bar{\psi}$, $\angle\bar{\theta}$ 각도를 구할 수 있다. w_x , w_y 는 핀홀 카메라 모델을 사용해 구하였으며 카메라 시야각 F 을 영상 화소의 크기 P 로 나눈 값을 사용한다. T_x , T_y 는 표적 추적 기법으로 찾은 표적의 중심 위치를 의미하며 C_x , C_y 는 영상의 중심점이다.

단, 사수의 조준 오차를 보정하기 위해서는 매우 높은 표적 추적 성능이 요구된다. 그 이유는 표적 추적 오차가 사수의 오차보다 큰 경우 더 큰 방향각 오차를 야기하기 때문이다. 따라서 조준 장치를 사용하는 환경에서의 표적 추적의 정밀성과 강인성을 개선하는 연구와 실시간 구현을 위한 처리속도 개선이 필수적이며, 사수의 조준 오차 보다 표적 추적의 오차가 작다면 효율적으로 사수의 오차를 제거할 수 있다.

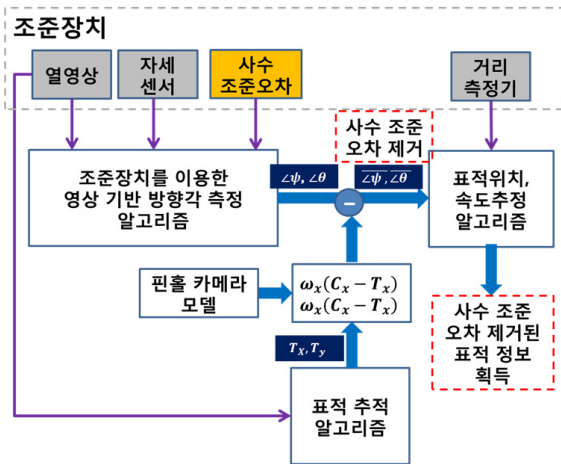


Fig. 6. Concept of proposed algorithm

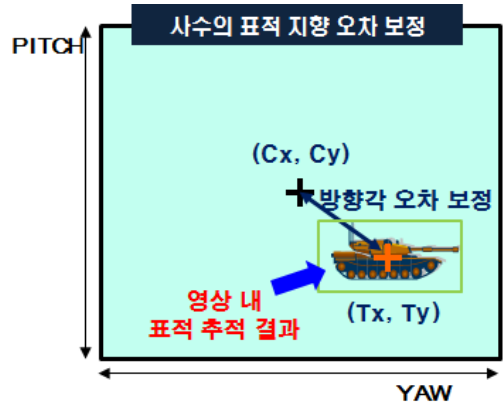


Fig. 7. Error compensation of rotational angular

$$\begin{aligned} \angle\bar{\psi} &= \angle\psi - w_x(C_x - T_x) \\ \angle\bar{\theta} &= \angle\theta - w_y(C_y - T_y) \end{aligned} \quad (2)$$

where : $w_x = F_x/P_x, w_y = F_y/P_y$

4. 무유도 대전차 로켓의 조준 오차를 제거하기 위한 표적 추적 기법 개발

4.1 대전차로켓의 조준장치를 이용한 표적 추적

대전차 조준장치를 이용한 표적 추적은 야간에도 운용이 가능해야 하므로 적외선 영상을 사용하며 300 m 이상의 원거리 표적을 추적하기 때문에 표적의 크기가 작다는 특성이 있다. 또한 휴대용 조준장치에 구현하기 때문에 하드웨어 리소스와 배터리 용량의 제약 받는다. 따라서 이러한 환경에서도 표적 추적의 정밀성과 강인성을 만족시키는 TLD 기반의 표적 추적 기법을 제안하였다.

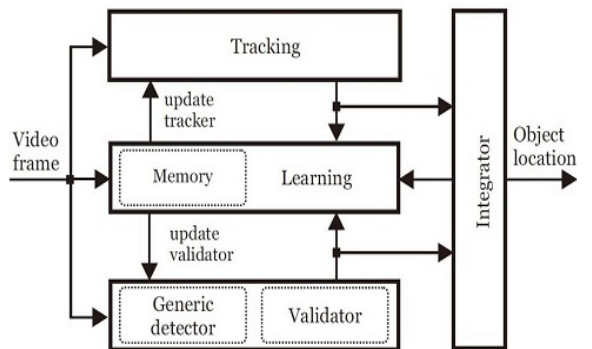


Fig. 8. Block diagram of the TLD framework

TLD 기법은^[6,7] Fig. 8과 같이 표적을 추적하면서 동시에 학습함으로써 검출이 가능한 추적기라는 새로운 형태의 추적 방법을 제안하였으며, 일시적으로 표적을 놓친 경우 검출기에 의한 추적기 초기화 구조를 갖고 있어 재검출을 통한 지속적인 추적이 가능하다. TLD 기법의 자세한 내용까지 본 논문에서 언급하기에는 내용이 방대하고 주제와 맞지 않으므로 상세 내용은 생략한다.

4.2 적외선 소형 표적에 최적화한 TLD 기법

TLD 기법은 내부 추적기로 특징 매칭 기반 추적기 (Median flow tracker)^[10]를 사용하기 때문에 특징이 적은 표적을 추적하는 데 있어서 성능이 떨어진다는 단점을 가지고 있다. 이 같은 문제점을 개선하기 위해 특징 기반 추적기를 선형 칼만 필터와 템플릿 매칭을 이용한 추적기로 대체하여 추적 성능을 개선하였다^[8].

Fig. 9는 적외선 소형 표적에 최적화한 TLD 기법의 순서도이며 기본적인 구조는 TLD 기법과 같지만, 추적 방법과 추적 성공 여부를 판단하는 조건을 소형 표적의 추적에 적합하도록 개선하였다.

칼만 필터 기반의 상관 추적 방법은^[11,12] 형태적 유사도를 판별하기 때문에 영상 내에 특징점이 없어도 추적 가능하며 다음 프레임에 대상 표적이 있을 위치를 예측함으로써 더욱 빠른 속도로 처리할 수 있다는 장점이 있다.

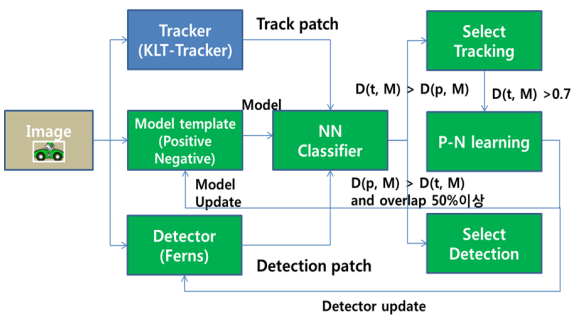


Fig. 9. Optimized algorithms for infrared small target image

TLD 기법은 추적이 실패하였을 경우에 검출기를 이용해서 추적을 초기화 하게 되는데 추적 변위가 10 픽셀 보다 큰 경우에 추적에 실패했다고 판단해 환경에 따라 잘못 판단하는 경우가 있었다. 이를 개선하기 위해 수식 (3)의 등속 선형 칼만 필터 모델의 유효 측

정치 영역을 사용하여 추적 실패 여부를 판단하였다.

유효측정치 영역은 오차 공분산 행렬을 이용하여 구하며 표적의 기동이 불안정하거나 추적이 잘되지 않은 경우에 유효측정오차 ϵ_v 값이 커진다. 이 값이 임계값 보다 큰 경우 추적에 실패했다고 판단해 잘못된 판단으로 인한 추적 실패 확률을 낮췄다. 식에서 x_k 는 상태 벡터, p 와 v 는 위치와 속도, H 는 관측 행렬, R 은 측정 잡음의 공분산 행렬, Z_k 는 측정치(표적 좌표), S 는 잔차 프로세스(residual process)의 공분산을 의미 한다.

$$x_k = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$Z_k = \begin{bmatrix} z_x \\ z_y \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

측정치 갱신:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1}$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (Z_k - H \hat{x}_k^-)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k^-$$

유효 측정치 영역:

$$S = H P_k^- H^T + R, \nu = Z_k - H \hat{x}_k^-$$

$$\epsilon_v = \nu^T S^{-1} \nu < m_d \text{ (gate threshold)}$$

하지만 위에서 제안하는 방법은 TLD 프레임워크를 사용하기 때문에 내장형 시스템에서 실시간으로 동작 시키기 어렵다는 문제점이 있다.

4.3 대전차로켓의 조준장치에 최적화한 TLD 기법

4.3.1 적용 체계의 특성을 이용한 데이터 처리

대전차무기 조준장치를 이용해 표적의 정보를 획득하는 방법은 사수가 이동 표적을 조준하는 과정을 거쳐 표적에 대한 위치, 기동 정보를 획득하므로 다음과 같은 특성이 있음을 확인 할 수 있다. ① 사수가 화면 중심의 십자 망선에 표적이 위치하도록 추적함 ② 표적과의 거리 측정이 가능함 ③ 표적의 특성은 탱크로 가정하며 급격한 움직임은 없음

위의 적용 체계의 특성을 이용하면 표적 추적 기법

을 다음과 같이 적용 할 수 있다. ① 영상 전체에서 재검출하지 않고 화면 중심에서 재검출 ② 검출 패치 크기를 상대거리를 이용해 표적의 크기에 맞춤 ③ 표적의 움직임이 빠르지 않기 때문에 데이터 처리 영역을 제한

사수는 이동 표적을 화면에 중심에 두고 조준하기 때문에 Fig. 10과 같이 화면의 중심에서 일부 영역을 지정하여 해당 영역에서만 표적을 찾도록 하였다.

표적을 T62 탱크로 가정하면 Fig. 11과 수식 (4)를 이용하여 거리 300 m에서 템플릿의 최대 크기를 60×30으로 설정할 수 있으며, 50 km/h로 이동하는 표적을 가정하고 사수의 오차를 고려하면 추적 영역을 210×280 크기로 설정할 수 있다. 수식 (4)에서 D는 표적과의 거리를 의미하며 LRF를 이용해 측정하고 θ는 카메라의 화각, P는 픽셀 사이즈를 의미한다.

$$L = D \cdot \tan(\theta)$$

$$T_p = T_L \cdot \frac{P}{2L} \tag{4}$$

표적의 추적 영역을 Fig. 10과 같이 제한하고 표적의 초기 정보를 사전에 파악하면 약 58000개의 ferns 검출 패치 개수를 1600개까지 줄여 리소스 사용량과 연산속도를 개선할 수 있다.

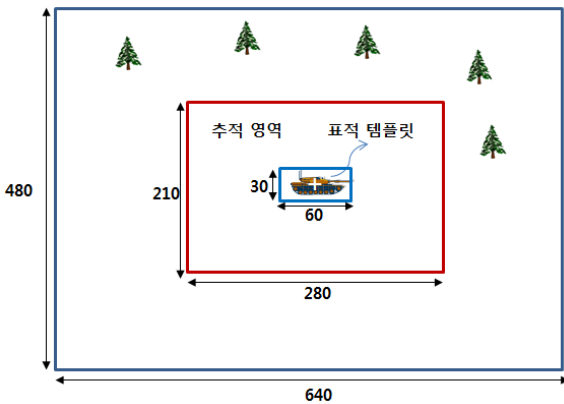


Fig. 10. Restriction of region of interest

4.3.2 상대 거리에 적응적인 표적 영역 지정

제안하는 추적 방법은 표적 인지 기능이 없기 때문에 초기 표적 지정이 매우 중요하다. 따라서 추적하기 위한 대상 표적의 크기 및 위치 정보를 사용자가 초기에 설정하는 단계가 선행된다. 하지만 대전차무기

체계에서는 조준 행위를 통해 초기 위치를 설정하는 것은 가능하지만 표적의 크기를 설정하는 단계를 포함하는 것이 불가능하므로 거리에 따라 표적의 크기가 자동으로 지정되게 하였다. 표적의 크기는 Fig. 11과 수식 (4)를 통해서 구할 수 있으며 LRF 측정 거리를 입력 값으로 사용하여 적응적으로 크기가 변하도록 하였다.

이와 같은 방법을 사용하면 표적의 픽셀 크기를 계산하여 표적의 크기를 설정하는 단계를 생략할 수 있고, 표적을 조준하는 과정에서 자동으로 표적을 탐지할 수 있어 효율적인 운용이 가능하다.

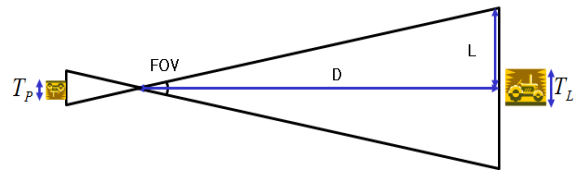


Fig. 11. Pinhole camera model

4.3.3 TLD 기법의 모델 업데이트 방법 개선

Fig. 12는 TLD에서 사용하는 검출기의 순서도이며 내부 검출기로 분산 필터(variance filter), 지역 특징 매칭(local feature matching) 기반의 random ferns, NCC (Normalized Cross Correlation) 매칭 기반의 NN 분류기를 사용한다^[7]. 분산 필터는 평탄한 영역을 검출 영역에서 제외하여 처리속도를 향상하려는 목적으로 사용하며, ferns 검출기를 이용하여 검출 영역을 찾는다^[13]. Ferns는 흔히 알고 있는 SIFT, SURF 등에 비해 훨씬 속도가 빠르면서도 검출 성능 또한 뛰어나다고 알려져 있다. Ferns의 단점은 사전에 학습을 위한 시간이 많이 걸린다는 점인데(5분 내외) TLD 기법에서는 기존의 오프라인 학습 구조를 P-N 온라인 학습 구조로 바꾸어 점진적으로 학습함으로써 실시간 동작이 가능하게 하였다^[6]. Ferns 검출기 조건을 만족하는 검출 영역은 0개부터 다수가 검출될 수 있는데 NN(Nearest neighbor) 분류기를 이용해 최종 추적 영역 1개를 찾는다.

특정 시점에서 추적하고자 하는 표적은 영상 패치로 나타낼 수 있으며, 이러한 패치 여러 장을 모아 표적의 모델로 사용할 수 있다. 모델은 크기 및 밝기(intensity)에 대한 불변성을 위해 모든 모델 패치는 크기 15×15 화소, 밝기 평균 0으로 정규화(normalization) 시킨다.

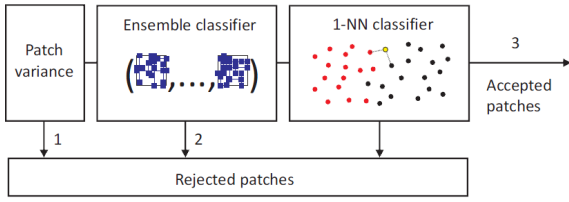


Fig. 12. Flowchart of TLD algorithm

NN 분류기는 수식 5와 같이 표적을 표현하는 긍정 모델 M^+ 과 표적 주변에서 표적과 구별하기 어려운 배경 클러스터인 부정 모델 M^- 을 이용하여 최근접 이웃 법칙에 따라 입력 패치를 표적과 배경으로 분류한다. TLD 추적기를 통해 얻어지는 긍정 패치(영역)들과 모델과의 템플릿 매칭을 통해 유사도를 관별하여 긍정에 가까운지 부정에 가까운지를 결정해 최종 추적 패치를 결정한다. TLD에서는 유사도 계산에 수식 (6)의 NCC를 이용하며, 긍정 및 부정 최근접 이웃 거리 계산에는 수식 (7)을 이용한다. 수식에서 P_1, P_2 는 15×15 크기로 정규화된 영상 패치이며, x 는 화소를 의미하고, μ, σ 는 패치의 평균과 분산값이며, M 은 전체 모델 집합을 의미한다.

$$M^+ = \{m_1^+, m_2^+, m_3^+, \dots, m_k^+\} \quad (5)$$

$$M^- = \{m_1^-, m_2^-, m_3^-, \dots, m_l^-\}$$

$$NCC(P_1, P_2) = \frac{1}{n-1} \sum_{x=1}^n \frac{(P_1(x) - \mu_1)(P_2(x) - \mu_2)}{\sigma_1 \sigma_2} \quad (6)$$

$$d^+ = 1 - \max(NCC(p, M^+)) \quad (7)$$

$$d^- = 1 - \max(NCC(p, M^-))$$

기존의 TLD 기법의 모델 업데이트는 표적이 이동하는 경로이면서 표적의 외형이 30% 이상 변화한 경우 업데이트를 수행한다. 외형 변화도 NCC를 이용하여 구하며, 유사한 정도에 따라 0~1로 표현 된다. 모델 업데이트를 수식으로 표현하면 수식 8과 같다. D가 의미하는 것은 현재 긍정 패치 p가 거짓 모델과 닮아 있는지 긍정 모델과 닮아 있는지를 거리로 표현한 것이며, 긍정 모델과 같은 경우 값이 1이 되고 거짓 모델과 같은 경우 값이 0이 된다. D가 0.7 미만인 경우 긍정 모델을 업데이트 한다고 하면, $d^- = 0.4, d^+ = 0.2$ 인 경우 $D = 0.4 / (0.4 + 0.2) = 0.667 < 0.7$ 이므로 현재 표적을 긍정 모델 m_k^+ 로 업데이트 한다.

$$D(p, M) = \frac{d^-}{d^- + d^+} \quad (8)$$

하지만 위와 같이 모델을 업데이트 하는 경우 외형 변화가 30% 이상 발생하면 매번 업데이트를 수행해 모델이 무제한으로 늘어나 메모리 사용량과 데이터 처리량이 많아지며 Fig. 13과 같이 drift가 발생한 상황에서도 모델을 업데이트한다. 이로 인하여 표적이 아닌 배경을 긍정 모델에 추가하여 표적 추적 성능이 하락하는 문제점이 발생한다.

이와 같은 문제점을 개선하고자 기존의 모델과 변형이 50% 이상 발생하는 경우에는 업데이트에서 제외하여 잘못된 추적으로 인한 배경이 긍정 모델로 업데이트 되지 않도록 하였다. 또한 긍정 모델들과 추가할 모델과의 distance 평균값으로 긍정 모델에 가중치를 부여하여 기존의 모델과 유사한 모델이 제거 되는 것을 방지 하였다.

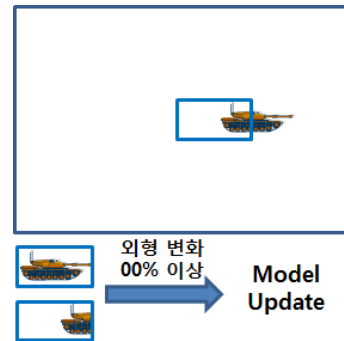


Fig. 13. False positive error

Table 1은 지금까지 설명한 모델 업데이트의 수도 코드이다. 먼저 검출 패치와 모델과의 거리 값 $D(p, M)$ 값이 0.5 이상이거나 0.7 미만이면 모델을 업데이트 하고 해당 모델과 다른 모델과의 NCC 평균값을 가중치로 사용한다. 구해진 가중치는 모델과의 거리 값을 구하는데 사용하여 드리프트가 발생한 것과 같은 false 패치가 모델에 포함 되지 않도록 하였다.

Fig. 14는 개선된 모델 업데이트의 결과를 보여준다. 개선하지 않은 상단 모델에서는 모델의 false positive가 발생함을 확인 할 수 있지만 모델 업데이트 방법을 개선한 하단 모델에서는 배경의 변화에도 차량의 형태를 가장 잘 유지하는 형태로 모델이 추출됨을 확인 할 수 있다.

Table 1. Model update pseudo code

```

detection patch:  $p$ 
Positive Model:  $\{M_1^+, M_2^+, M_3^+, \dots, M_N^+\}$ 
weight:  $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$ 
model threshold:  $\{T_{low}, T_{high}\}$ 
 $d^+ = 1 - \max(w \cdot NCC(p, M^+))$ 
 $d^- = 1 - \max(w \cdot NCC(p, M^-))$ 
 $D(p, M) = \frac{d^-}{d^- + d^+}$ 
if( $T_{low} < D(p, M) < T_{high}$ ) then
     $M_{N+1}^+ = p$ 
     $w_{N+1} = \frac{1}{N+1} \sum_{i=0}^{N+1} NCC(P, M_i^+)$ 
    if( $w_{N+1} < T_{low}$ ) then
         $M_{N+1}^+ = 0, N+1 <- N$ 
    else
        for  $k = 0 \dots N$  do
             $w_k = \frac{1}{N+1} \sum_{i=0}^{N+1} NCC(M_k^+, M_i^+)$ 
        end for
    end if
end if
end if
    
```

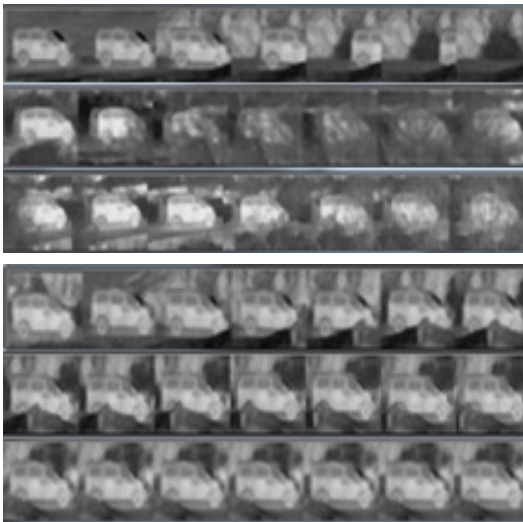


Fig. 14. Improvement of positive model
top: TLD, bottom: proposed

5. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 기법의 성능을 다각적으로 검증하기 위하여 Table 2의 표적 이동 시나리오를 설정하여 데이터를 취득하는 시험을 수행하였고 Table 3의 계측 장비를 이용하여 성능을 비교하였다. Fig 15는 제안하는 알고리즘의 시험 환경과 방법을 블록도로 표현한 것이다.

표적 추적 기법의 성능 검증은 다양한 환경에서 수기로 찾은 표적의 중심 좌표와 표적 추적 기법으로 찾은 좌표를 비교하여 표적 추적의 정밀도와 강건성을 검증하였다.

표적 추적 기법을 이용한 사수의 조준 오차 제거 성능을 확인하기 위하여 사수의 상태를 상, 하로 구분하였으며, 거리에 따른 효과를 분석하기 위하여 거리도 200 m, 300 m로 구분하였다. 시간에 대한 영향을 분석하기 위하여 주/야간으로 시험을 수행하였고 탱크의 속도를 기준으로 최고 30 km로 이동하는 표적에 대한 실험을 수행하였다. 최종적으로 표적 추적 기법을 적용한 것과 적용하지 않은 것의 비교를 통해서 사수의 조준 오차 제거 효과를 검증하였다.

표적의 위치와 속도 비교를 위해서 GPS를 차량에 부착하여 측정된 값을 기준으로 사용하였으며 방향각 오차를 측정하기 위하여 탈린 센서에서 측정된 값을 기준으로 비교를 수행하였다.

Table 2. Condition of scenario

선택기준	조건 1	조건 2
사수 조준 능력	A(상)	C(하)
상대 거리	200 m	300 m
획득 시간	주간	야간

Table 3. Specifications of equipment

구분	장비명	조건 2
계측장비 (상용)	탈린 항법센서	정확도 < 1 mrad
	거리측정기	12 km 측정가능
	GPS	정확도 < 1 m

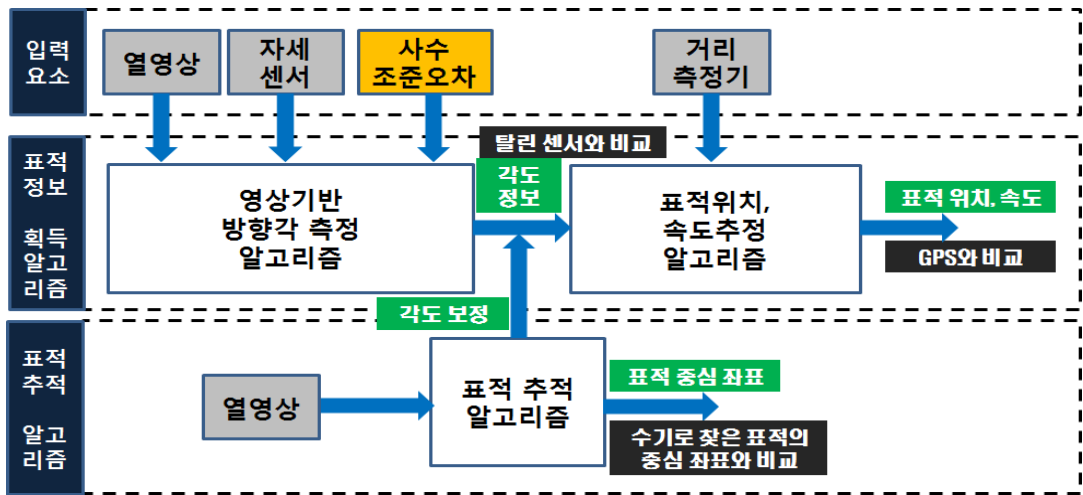


Fig. 15. Method of simulation for proposed algorithms

5.1 표적 추적 기법 성능 분석

5.1.1 적용 체계의 특성을 이용한 데이터 처리 영역 제한

표적 추적 기법으로 사수의 조준 오차를 제거하기 위해서는 ① 적외선 소형 표적의 중심추적이 가능해야 하며 ② 클러스터를 구별해야 하고 ③ 표적 가림에 강인해야 하므로 Table 2의 시나리오 중에서 Table 4와 같은 환경과 조건에서 취득한 영상을 활용하였다.

시뮬레이션은 PC 기반으로 수행하였으며, ㉠ TLD 기법^[6], ㉡ 적외선 영상에 최적화한 TLD 기법^[8], ㉢ 제안하는 기법의 표적 추적 성능을 비교 분석하였다.

① 표적의 중심추적 성능은 수식 9의 RMSE(Root Mean Square Error)를 이용하여 측정하였으며, 표적의 참값 (X_t, Y_t) 은 영상 내에서 수기로 찾고 표적 추적 결과값 (X_m, Y_m) 을 이용해 3가지 추적 기법에 대한 RMSE를 구하였다.

Table 4. Test conditions

환경	조건
추적환경	장애물/클러스터 존재 유
센서	적외선 영상
거리	300 m
탐지 대상	SUV 차량
시간	주간/야간

$$RMSE = \sqrt{\frac{(X_t - X_m)^2 + (Y_t - Y_m)^2}{2}} \quad (9)$$

② 표적과 클러스터의 구별과 ③ 표적 가림의 검증은 Table 5의 표적 분류에 의한 민감도(sensitivity)와 특이도(specificity) 분석을 통해 수행하였다. 표적 추적에 있어서 민감도란 수식 10으로 표현할 수 있으며 표적이 존재할 때 표적을 분류할 확률을 의미한다. 특이도는 수식 (11)로 표현할 수 있으며 표적이 존재하지 않을 때 표적을 분류하지 않는 확률을 말한다. 민감도와 특이도를 이용한 검증방법을 통해 위의 2번 3번 조건을 동시에 검증하여 추적 강인성을 검증 할 수 있다.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} \quad (11)$$

Table 5. Binary classification

		실제 정답	
		Positive	Negative
실험 결과	Positive	True Positive	False Positive (Type I error)
	Negative	False Negative (Type II error)	True Negative

Fig. 16~17은 추적 결과를 그림으로 나타낸 것이다. 추적 초기 단계와 표적 가림 후 재 추적이 이루어지는 것 까지는 유사한 결과를 보였지만 표적 추적 시간이 길어질수록 기존의 방법의 경우 표적의 중심을 추적하지 못하는 것을 확인 할 수 있다.

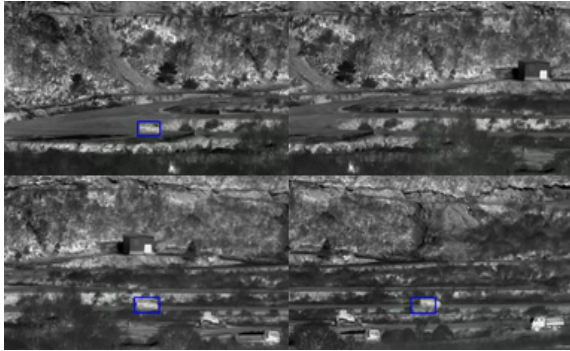


Fig. 16. Target tracking result(TLD)

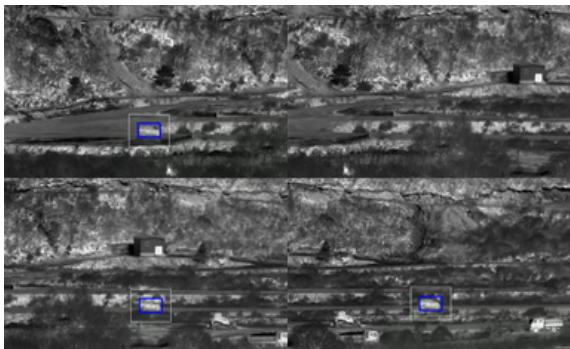


Fig. 17. Target tracking result(Proposed)

Table 6은 200 m와 300 m 거리에서 표적 추적 기법의 시뮬레이션 결과를 종합한 결과를 보여준다. 표에서 민감도는 0~1의 값을 가지며 민감도 값이 1에 가까울수록 표적이 존재할 경우에 표적의 분류 확률이 높고 0에 가까울수록 표적이 존재하지만 표적을 분류하지 못할 확률이 높아진다. 특이도도 0~1의 값을 가지며 특이도 값이 1에 가까울수록 표적이 존재하지 않을 때 표적을 분류하지 않을 확률이 높으며, 반대로 0에 가까울수록 표적이 존재하지 않는 경우에 표적을 잘못 분류할 확률이 높다.

추적 오차는 RMSE 값을 나타내며 표적의 중심에서 얼마나 벗어나있는지를 보여준다. 결과에서 보는 것과 같이 TLD 기법의 경우 민감도는 거의 1에 가깝게 측

정되어 표적이 존재하는 경우 표적 분류 능력은 좋다. 하지만 특이도는 0에 가깝게 매우 낮아 표적이 사라지거나 가려지는 경우에 대응이 어려우며 중심 추적 오차가 15 픽셀 이상으로 표적의 중심을 추적하지 못한다는 것을 알 수 있다.

적외선 영상에 최적화한 TLD 기법은 중심 추적 오차가 3.5 픽셀로 TLD 기법에 비해 추적 성능이 좋지만 마찬가지로 특이도가 0에 가까워 표적이 사라졌을 때 대응이 어렵다는 것을 알 수 있다. 하지만 제안하는 방법은 민감도와 특이도가 1에 가까운 값을 갖고 추적오차가 2.0 pixel로 가장 작아 추적 성능 ①~③을 모두 만족하여 사수의 조준 오차를 제거하기에 충분함을 알 수 있다. 또한 기존 기법 대비 처리속도가 약 8 배 정도 향상되어 같은 처리 속도로 구현할 경우 필요한 리소스를 대폭 감소시켰음을 확인하였다.

Table 6. Target tracking result

	TLD ^[6]	TLD 개선 ^[8]	Proposed
Sensitivity	0.9833	0.9840	0.9306
Specificity	0.1573	0.0169	0.9937
RMSE	15.6059	3.5319	2.0641
Processing time	15 fps	15 fps	120 fps

5.2 사수의 조준 오차 제거 효과 분석

주/야간 환경, 조준거리, 사수 조준 능력에 따른 조준 오차 제거 효과를 분석하기 위해서 Table 2의 8개의 시험 시나리오를 선정하여 각 시나리오마다 12회의 데이터 샘플을 획득하였고 Table 3의 측정 장비를 이용하여 표적 추적을 적용한 것과 적용하지 않은 것의 추정 결과를 비교하였다.

비교를 위한 기준 값의 측정을 위해서 Fig. 18과 같이 표적 차량에 GPS를 부착하여 표적의 위치와 속도 정보를 획득하고 수식 (12)를 이용해 오차를 측정하였다. 수식에서 G는 GPS로 측정한 위치 좌표를 의미하며, P는 영상 기반 이동 표적 정보 추정 방법을 이용해 추정한 위치 좌표를 의미한다.

$$error = \frac{1}{N} \sum_i^N \sqrt{E_x^2 + E_y^2 + E_z^2} \quad (12)$$

$$E_x = G_x - P_x, E_y = G_y - P_y, E_z = G_z - P_z$$

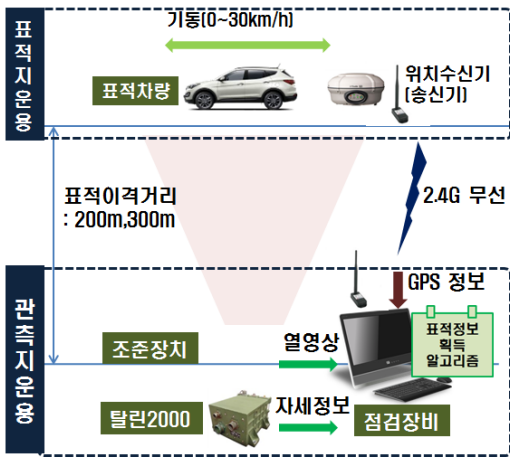


Fig. 18. Measuring target velocity using GPS

5.2.1 표적의 위치, 속도 비교

Fig. 19~20은 표적 추적이 성공하였을 경우에 사수의 조준 오차 제거 효과를 분석하기 위하여 아래와 같은 시험 환경에서 획득한 데이터를 이용하여 표적의 위치, 속도 추정 오차를 비교한 그래프이다.

- 30 km/h 등속 이동, 사수 조준 오차 존재, 300 m, 주간 환경, 표적 추적 성공

그림에서 보는 것과 같이 표적 추적 기법을 적용하지 않은 경우 사수 조준 오차로 인하여 위치와 속도의 오차가 크게 발생함을 확인할 수 있으며, 표적 추적 기법을 적용하면 사수의 조준 오차가 제거되어 표적의 위치, 속도 정보를 정밀하게 추정함을 확인할 수 있다.

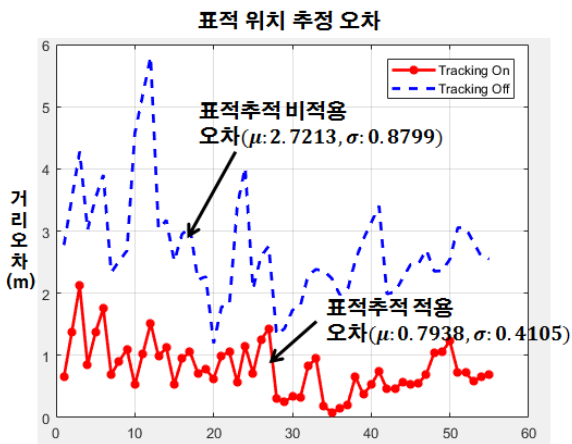


Fig. 19. Elimination of position error

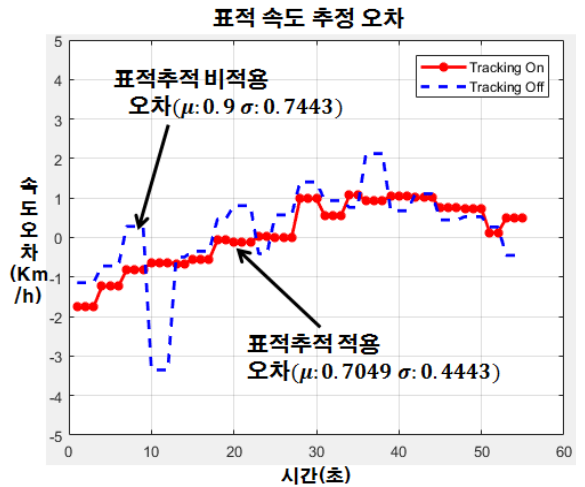


Fig. 20. Elimination of velocity error

Table 7과 Fig. 21은 표적 추적 기법을 이용하여 사수의 조준 오차를 제거하는 실험 결과를 종합한 내용을 보여준다. 각 시나리오마다 12개의 데이터 샘플을 이용하였고 시험 측정 오차를 줄이고 신뢰도를 높이기 위하여 다른 환경 변수를 통제하고 표적 추적 기능을 적용 또는 비적용 하여 동시에 시험을 수행하였으며, 시험 데이터마다 10회 반복 값의 평균값을 사용하였다. Table 7에서 A사수는 조준 경험자로서 숙련사수를 말하며 C사수는 조준 경험이 없거나 미비한 사수를 말한다.

시험 장소는 대전차무기를 운용할만한 나무가 많이 분포하여 몸을 숨길 수 있는 지역을 선정하였으며, 표적 가림이 많이 발생하는 환경에서도 효과가 있는지를 검증하고자 하였다.

야간의 경우에는 Fig. 22와 같이 표적이 주변 배경과 확연히 구분되어 나무에 가려지는 순간에도 표적을 놓치지 않아 수식 (13)으로 표현되는 표적 추적 성공률이 약 93 %로 약 20.89 %의 추정 오차가 감소함을 확인할 수 있었다. 특히, C사수의 경우에는 사수의 조준 오차가 크게 발생하므로 표적 추적으로 인한 속도 오차의 감소폭이 약 30 %로 가장 크게 나타났다. 수식 13에서 E_x , E_y , E_z 의 의미는 수식 (12)와 같다.

반대로 주간 영상의 경우 Fig. 23과 같이 표적과 배경이 구별이 잘 되지 않아 나무에 가려지는 순간에 간헐적으로 false detection(오검출) 에러가 발생하여 표적 추적 실패로 인한 추정 오차가 약 4.4 % 증가함을 확인할 수 있었다.

일반적으로 적외선 영상을 이용하여 표적을 추적하는 경우에 주간 지상에서의 표적 추적이 가장 난이도가 높다고 알려져 있다. 그 이유는 표적의 온도와 주변 클러터와의 온도차가 나지 않아 표적을 구분하기 어렵기 때문이며, 사람 눈으로도 구분이 안 되는 경우에는 알고리즘으로도 추적하기가 쉽지 않다.

결론적으로 표적 추적 성능을 만족하는 환경에서는 속도 오차가 20.89 % 감소하여 사수의 조준 오차가 제거됨을 확인 할 수 있었지만 표적 추적 성능을 만족하지 못하는 경우에는 속도오차가 4.43 % 증가함을 볼 수 있었다. 따라서 추적이 불가능한 상황을 자동으로 판단하여 적응적으로 표적 추적을 적용하는 방법을 연구할 계획이다.

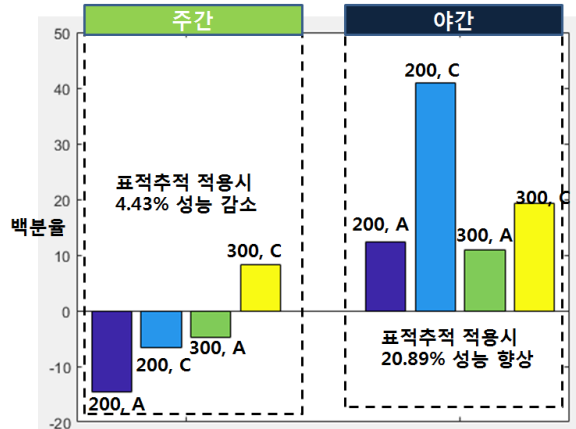


Fig. 21. Simulation result

$$D_i = \sqrt{E_{x_i}^2 + E_{y_i}^2 + E_{z_i}^2} \quad \{where \ i = 0 \dots k\}$$

$$s = \frac{n(D_i < 2)}{n(k)} \cdot 100 \quad (13)$$

Table 7. Comparison of target velocity

표적 추적 적용			
거리	조준능력	오차(평균)	오차(편차)
200 주간	A 사수	0.275 m/s	0.150 m/s
	C 사수	0.338 m/s	0.221 m/s
200 야간	A 사수	0.240 m/s	0.106 m/s
	C 사수	0.339 m/s	0.198 m/s
300 주간	A 사수	0.284 m/s	0.109 m/s
	C 사수	0.300 m/s	0.116 m/s
300 야간	A 사수	0.277 m/s	0.100 m/s
	C 사수	0.304 m/s	0.149 m/s

표적 추적 비적용			
거리	조준능력	오차(평균)	오차(편차)
200 주간	A 사수	0.240 m/s	0.123 m/s
	C 사수	0.317 m/s	0.223 m/s
200 야간	A 사수	0.274 m/s	0.142 m/s
	C 사수	0.573 m/s	0.224 m/s
300 주간	A 사수	0.271 m/s	0.114 m/s
	C 사수	0.327 m/s	0.169 m/s
300 야간	A 사수	0.311 m/s	0.151 m/s
	C 사수	0.377 m/s	0.164 m/s

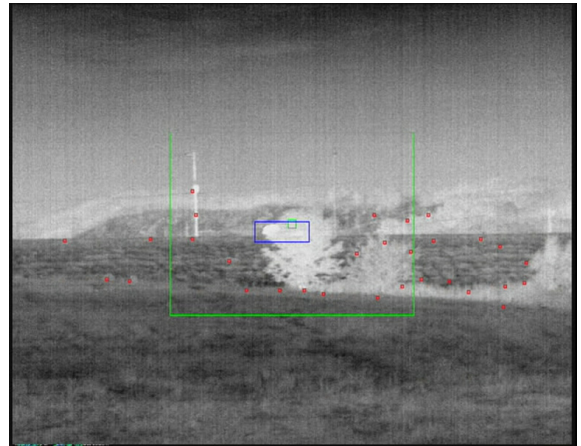


Fig. 22. tracking result at night

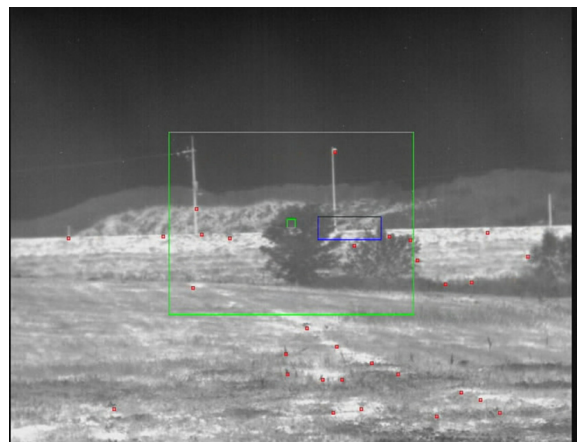


Fig. 23. tracking result at day

5.2.2 조준 시간 비교

조준 시간이란 표적을 탐지 및 조준하여 표적 정보를 획득하는 데까지 걸리는 시간을 의미한다. 조준 시간을 단축시키는 것은 초기 정밀 타격이 가능하게 하여 사수의 생존성을 높이므로 매우 중요하다.

사수가 표적을 화면의 중심점에 정확하게 조준을 하지 못할 경우 정확한 속도 추정이 어려워져 조준 시간이 길어지므로 표적 추적을 통해 사수의 조준 오차를 제거함으로써 조준 시간을 줄일 수 있다.

조준 능력이 낮은 사수가 표적을 조준한 약 30개의 동영상 샘플에서 표적 추적을 적용한 결과 평균 25%의 조준시간 감소 효과가 있음을 확인 할 수 있었다.

결론적으로 표적 추적이 정확하다면 표적 추적 기법이 사수의 조준 오차를 효율적으로 제거하여 표적 속도 추정 오차를 감소시킬 뿐만 아니라 조준시간을 단축시켜 초기 정밀 타격에 유리함을 확인 할 수 있었다.

6. 결론 및 추후 연구 과제

대전차무기 조준장치를 이용하여 표적의 정보를 획득하는 방법은 사수가 표적을 정확하게 조준하는 경우를 가정한다. 이 때 사수가 표적을 잘못 조준하는 경우 획득한 표적 정보의 오차가 커지는 문제점이 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 표적 추적 기법을 이용하여 화면내의 표적의 위치를 파악하여 조준 오차를 보정하는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 사수의 특성과는 관계없이 오차를 보정할 수 있다는 장점이 있지만 매우 높은 표적 추적 정밀도와 강인성을 요구하기 때문에 학습 기반의 재추적이 가능한 표적 추적 기법을 적용 체계에 맞게 개선하여 사용하였다.

대전차무기의 특수한 조준 상황을 활용하여 표적 추적 영역을 제한하였으며, 추적 초기에 표적의 크기를 지정하지 않고 상대거리를 이용하여 표적의 크기에 맞게 검출 패치의 크기가 설정되도록 하였다. 또한, 모델 업데이트 방법을 개선하여 표적이 아닌 배경을 긍정 모델에 추가하여 표적 추적 성능이 하락하는 문제를 방지하였다.

본 논문에서 제안하는 기법의 성능을 검증하기 위하여 다양한 방법의 시뮬레이션을 수행하였다. 기존 기법 대비 처리속도를 약 8배 향상하였으며, 표적 중심

추적의 정확도 및 분류 능력이 뛰어난을 보였다. 개선된 표적 추적 기법으로 찾은 화면내의 표적 위치를 이용해 사수의 조준 오차를 제거하였으며, 표적 추적이 성공하였을 경우 속도 오차가 약 20.89 % (0.2 m/s) 이상 감소하여 사수의 조준 오차가 제거됨을 확인 할 수 있었다. 또한 비속런 사수의 경우 조준시간이 약 25 % (3초) 이상 단축됨을 확인 할 수 있었다.

단, 표적을 지정함에 있어 표적의 중심을 정확하게 조준해야 하므로 추후 표적을 자동으로 탐지하는 기법을 추가할 예정이다. 또한, 특정 환경에서 표적 추적 오차가 사수의 조준 오차 보다 커질 수 있으므로 표적 추적 기법의 오차 공분산과 사수의 오차 공분산을 추정하는 기법을 개발하고 데이터를 융합해 오차를 적응적으로 보정하는 기법을 연구할 계획이다.

References

- [1] Lupher, John Hancock, et al., "Precision Guided Firearm with Hybrid Sensor Fire Control," U.S. Patent No. 9,222,754, 29 Dec. 2015.
- [2] J. W. Lee, J. Y. Kang, "Direction of Development of Anti-Tank Weapons for Infantry and Recommendations for R & D," Defense & Technology, 434, pp. 78-83, 2015. 4.
- [3] Viola, Paul, and Michael Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features," Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on, Vol. 1, IEEE, 2001.
- [4] Chapelle, Olivier, Bernhard Scholkopf, and Alexander Zien, "Semi-supervised Learning," IEEE Transactions on Neural Networks 20.3, pp. 542-542, 2009.
- [5] Ross, David A., et al., "Incremental Learning for Robust Visual Tracking," International Journal of Computer Vision 77.1, pp. 125-141, 2008.
- [6] Kalal, Zdenek, Jiri Matas, and Krystian Mikolajczyk, "Pn Learning: Bootstrapping Binary Classifiers by Structural Constraints," Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2010 IEEE Conference on, IEEE, 2010.
- [7] Kalal, Zdenek, Krystian Mikolajczyk, and Jiri Matas,

- “Tracking-Learning-Detection,” *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, IEEE Transactions on 34.7, pp. 1409-1422, 2012.
- [8] J. M. Song, S. H. Lee, and J. S. Bae, “A Study for Small Target Tracking Using Online Learning,” *Proceedings of the 2015 Korean Institute of Military Science and Technology(KIMST) Autumn Conference*, 2015.
- [9] J. M. Song, S. H. Lee, and J. S. Bae, “A Study for Vision-based Estimation Algorithm of Moving Target Using Aiming Unit of Unguided Rocket,” *Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology* 20.3, pp. 315-328, 2017.
- [10] Kalal, Zdenek, Krystian Mikolajczyk, and Jiri Matas, “Forward-backward Error: Automatic Detection of Tracking Failures,” *Pattern Recognition(ICPR)*, 2010 20th International Conference on, IEEE, 2010.
- [11] Di Stefano, Luigi, Stefano Mattoccia, and Federico Tombari, “ZNCC-based Template Matching Using Bounded Partial Correlation,” *Pattern Recognition Letters* 26.14, pp. 2129-2134, 2005.
- [12] Zheng, Bin, et al. “Object Tracking Algorithm based on Combination of Dynamic Template Matching and Kalman Filter,” *Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics(IHMSC)*, 2012 4th International Conference on, Vol. 2. IEEE, 2012.
- [13] Ozuysal, Mustafa, et al., “Fast Keypoint Recognition Using Random Ferns,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32.3, pp. 448-461, 2010.