

# 표적 크기추정 기술 기반의 CCD 영상 표적 정밀 요격 성능 개선 연구

## A Study on the Target Precision Intercept Algorithm based on the Target Size Estimation at CCD Image Sequence

정 윤 식\*, 노 신 백  
(Yun Sik Jung<sup>1,\*</sup> and Shin Baek Rho<sup>1</sup>)

<sup>1</sup>Daegu 2<sup>nd</sup> team, Defense Agency for Technology and Quality

**Abstract:** In this paper, The ET-MBEF algorithm is presented for CCD imaging seeker. At the imaging seeker, target size information is important factor for accurate tracking. The MBEF algorithm was proposed to estimate target size at IIR seeker. However, the MBEF algorithm can't be applied at CCD imaginary target size estimation. In order to overcome the problem, we propose ET-MBEF algorithm which based on ET (Edge Template) and MBEF algorithm. The performance of proposed method is tested at target intercept scenario. The experiment results show that the proposed algorithm has the accurate target intercept performance.

**Keywords:** target tracking, target size, CCD, distance information, HPDAF, MBEF

### I. 서론

과거에서는 총, 포가 전쟁의 승패를 좌우 할 수 있는 가장 중요한 무기였으나 기술의 발전에 따라 현대의 전장에서는 유도탄의 역할이 중요시되고 있다. 유도탄은 표적을 요격하기 위해 표적을 탐지하는 시기에 따라 크게 LOBL (Lock On Before Launch)과 LOAL (Lock On After Launch)의 두 방식으로 나뉜다. LOBL 방식은 유도탄 발사 전 표적에 대한 탐지 수행 후 표적에 대한 추적을 수행하는 것으로 표적 탐지시 유도탄을 운용하는 사수의 의지가 개입하기 쉽기 때문에 표적 탐지 성능이 우수하다. LOAL 방식은 유도탄이 표적 방향으로 발사 후 비행 중 표적을 자동으로 탐지하여 추적하는 방식으로 유도탄의 발사 후 일정 시간이 지난 후 표적을 탐지하기 때문에 사수의 의지가 개입이 어려워 표적의 기동, 주변 환경 등 다양한 요인들에 의해 탐지 성능이 영향을 받는다. 위와 같은 차이로 인해 완전 자동화 된 LOAL 방식은 현재 구현이 어려운 한 세대 앞선 유도탄으로 평가되며 현재 선행연구만 이루어지고 있으나 LOBL 방식의 경우 현재 널리 적용되는 방식 중 하나이다.

초창기 유도미사일은 IR (Infra-Red), RF (Radio Frequency) 센서를 사용한 종류가 주를 이루고 있었으나 보다 첨단화 되어가는 유도탄 기만책들에 대응하기 위한 방법으로 최근 개발된 다양한 최신 센서를 활용한다. 이들 센서 중 IIR (Imaging Infra-Red)과 CCD (Charge-coupled Device)는 영상 센서를 대표하는 것으로서 IIR의 경우 적외선 대역의 신호

를 영상화 하며 CCD의 경우 가시광선 대역의 신호를 영상화 한다. 초창기 유도미사일에 사용하던 RF와 IR 센서와 비교해 보면 이들 센서들은 표적의 형상 정보가 영상화 하여 화면에 나타나 다양한 클러터를 배제하고 표적을 정확히 식별, 추적 할 수 있다는 장점이 있으나 이러한 장점을 살리기 위해서는 우수한 영상처리 알고리즘이 뒷받침 되어야 한다.

IIR 센서의 경우 센서의 경우 특성상 CCD에 비해 고가의 이며 영상화 하는 신호대역의 특징상 활용 범위가 제한이기 때문에 센서가 개발된 이래로 활발한 연구가 이루어지지 못하였으나 CCD의 경우 현재 널리 사용되고 있기 때문에 영상처리를 통해 물체를 추적하기 위한 다양한 알고리즘들이 개발되었다. 그러나 이들 알고리즘들은 성능이 제한된 시스템에서 우수한 추적 성능이 보장되어야 하는 유도탄 시스템의 특성상 적용하기 어려운 경우가 많다. 이들 중 대표적인 예가 SIFT (Scale Invariant Feature Transform) 알고리즘이다. SIFT 알고리즘은 DOG (Differential Of Gaussian)를 사용하여 특징점을 찾은 후 기술자(descriptor)를 사용하여 해당 위치에 대한 특징을 기술하는 방법으로 동작하는 알고리즘으로 현존하는 다양한 알고리즘 중 크기변화 및 회전에 가장 강인한 알고리즘으로 알려져 있으나 수행시간이 많이 소모된다는 단점이 있어 유도탄과 같은 성능적인 제한이 존재하는 시스템에서는 사용이 어렵다.

이러한 유도탄 시스템의 제한을 극복하기 위한 최근 연구된 방법으로 추적 필터(tracking filter)를 이용한 방법이 있다. 추적 필터는 일반적으로 칼만필터(kalman filter)와 자료결합(data association)을 결합한 알고리즘으로 가려지거나 센서 이상으로 표적 측정정보를 획득 하지 못하는 경우에도 견실하게 표적을 추적 할 수 있는 장점이 있으며 이에

\* Corresponding Author

Manuscript received May 7, 2014 / revised November 10, 2014 / accepted December 1, 2014

정윤식, 노신백: 국방기술품질원 대구2팀  
(highmank@gmail.com/rhosb@dtqa.re.kr)

더하여 유효추정영역(validation gate)에 의해 넓은 영상화면 중 표적이 존재할 가능성이 높은 영역을 판단함으로써 탐색범위를 줄여주기 때문에 영상표적추적 알고리즘으로 매우 실용적이다. 그러나 추적필터 추적 환경의 단위 면적이 변하지 않는 것을 가정하기 때문에 시간이 지남에 따라 단위 면적이 변화하는 유도탄 탐색기 환경에서는 적용하기 어려우며 이를 극복하기 위해 유효추정영역을 단위면적 대비하여 변경할 필요가 있다. 그러나 단위면적 정보는 표적과 유도탄 간의 거리를 바탕으로 계산가능하며 본 논문에서 다루는 완전 수동형(passive) 유도탄에는 탐색기의 구성으로 카메라만을 사용하기 때문에 표적간의 거리를 알 수 없다. 기존 논문들 또한 일반적인 영상에서의 표적 크기를 추정하는 방법으로 표적과 유도탄간의 거리를 계산가능하다는 전제 하에 알고리즘을 구성하나 본 논문에서 목표로 하는 완전 수동형 탐색기 시스템에서는 사용이 불가능하다[1-3].

지난 연구에서 수동형 적외선 탐색기에서의 표적 크기를 추정하여 표적 요격률을 향상 하기 위해 표적의 크기와 표적 크기변화 모델을 통해 표적의 크기를 추정하는 MBE (Model Based target size Estimator) 알고리즘[3]을 제안하였으며 시뮬레이션을 통해 표적과의 상대거리의 측정 없이 표적의 크기를 추정하여 보다 효과적으로 표적을 요격하는 성능을 검증 하였다. 그러나 MBEF 알고리즘은 모든 수동형 탐색기 중 적외선 탐색기에만 적용 가능한 알고리즘으로 일반적인 영상으로 널리 사용되는 CCD를 사용하는 탐색기 상에서는 동작이 불가능 하였다.

따라서 본 논문에서는 우수한 표적 크기추정 알고리즘인 MBEF를 CCD 영상에서 추적 가능하도록 템플릿 매칭을 알고리즘을 변형한 ET (Edge Template matching) 알고리즘과 결합한 ET-MBE 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 표적 크기 추정 알고리즘 MBE를 설명하며 III 장에서는 제안하는 알고리즘인 ET-MBE에 대하여 설명한다. IV 장에서는 영상 표적 추적을 위한 필터인 HPDAF (Highest Probability Data Association Filter)에 대한 설명 및 ET-MBE 알고리즘과 결합하여 CCD 탐색기의 표적 추적 알고리즘인 ET-MBEF 알고리즘을 구성한다. V 장에서는 시뮬레이션을 통해 ET-MBEF의 성능을 분석하며 마지막 VI 장에서는 알고리즘 구조 및 시뮬레이션의 결과를 종합하여 결론을 제시한다.

## II. MBE 알고리즘

유도탄을 사용한 표적 요격에서 표적의 크기는 매우 중요한 의미를 지닌다. 예를 들어 영상 탐색기 상의 표적 추적에 있어서 표적의 크기 정보는 표적을 특정 짓기 위한 중요한 정보로 활용 할 수 있다. 일반적으로 표적의 크기를 알기 위해서는 유도탄과 표적의 상대거리를 파악해야만 계산 가능하지만 대표적인 수동센서인 영상 센서만을 사용한 유도탄의 경우 표적의 거리에 대한 관측상(observability)이 확보되지 않아 상대거리를 알 수 있는 방법이 없다.

따라서 실제 거리는 추정하기 어렵기 때문에 MBE 알고리즘에서는 표적 크기변화 모델과 이를 바탕으로 생성한

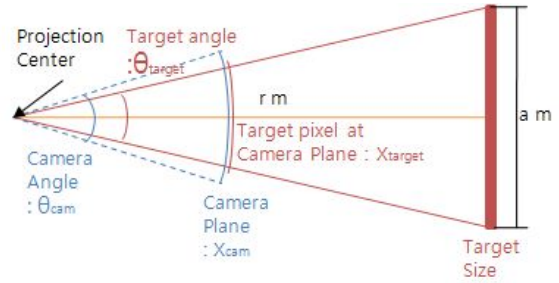


그림 1. 각도를 사용한 영상화면에서의 표적 모델링.

Fig. 1. Target size modeling at image plane using angle information.

가상 상대거리로부터 표적의 크기를 추정한다. MBE 알고리즘은 크게 표적의 크기변화 모델을 초기화 하는 부분과 표적의 크기를 추정하는 두 부분으로 나눌 수 있다.

첫 번째 부분인 표적의 크기변화 모델을 초기화 하는 부분에서는 IIR 영상에 나타난 표적의 수개의 크기정보를 바탕으로 크기변화 모델링을 초기화 한다. 이때 설정하는 크기변화 모델은 아크 탄젠트 함수를 모델링 한 것으로 다음과 같다.

$$X_{target} = \frac{X_{cam}}{\theta_{cam}} \theta_{target} = \frac{X_{cam}}{\theta_{cam}} 2 \tan^{-1} \frac{a/2}{r} \quad (1)$$

$\theta_{target}$  는 영상에 나타난 표적의 크기를 각도정보로 환산한 값이고  $X_{target}$  는 영상에 나타난 표적의 크기 픽셀(pixel) 정보이며  $\theta_{cam}$ ,  $X_{cam}$  은 각각 카메라의 시야각 및 총 픽셀 정보이다.  $r$  은 표적과 사영중심(projection center)과의 거리이며  $a$  는 실제 표적의 크기이다. 식 (1)은 표적의 거리와 실제 크기 그리고 영상 화면에서의 표적의 크기에 세 가지 변수에 대한 식이므로 변수 중 두 값만 알면 나머지 하나의 변수는 자동으로 계산 가능하다.

표적에 대한 크기변화 모델인 식 (1)를 기반으로 하여 여러 가지 요인으로 인해 발생하는 거리 및 영상의 표적 크기에 존재하는 오차를 최소화 하고 주어진 정보만으로 가능한 정확한 표적 크기 값인  $a$ 를 찾기 위해 MBE 알고리즘에서는 최소 자승법(least square method)을 사용한다. 거리 및 크기정보 모델링인 식 (1)을 영상에서의 표적크기 데이터  $n$ 개를 모아 표적의 실제 크기에 대하여 최소자승법으로 풀면 아래 식 (2)와 같이 구할 수 있다.

$$a = 2 \frac{\sum_{i=1}^n r_i \frac{1}{\tan(\theta_i/2)}}{\sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{\tan(\theta_i/2)} \right)^2} \quad (2)$$

첫 번째 부분의 표적 크기변화 모델링을 초기화 후 본격적으로 표적 크기 추정 알고리즘을 동작한다. 칼만필터[4,5]의 동작 식은 다음과 같다.

prediction :

$$\begin{aligned} \bar{X}_t &= F\hat{X}_{t-1} \\ \bar{P}_t &= F\hat{P}_{t-1}F^T + Q_{t-1} \end{aligned} \quad (4)$$

update (m0) :

$$\hat{X}_t = \bar{X}_t^{re} = \begin{bmatrix} x_t \\ -m_{\text{speed}}/fps \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\hat{P}_t = \bar{P}_{t-1}$$

$$K_t = \bar{P}_t H^T (H \bar{P}_t H^T + R_t)^{-1} \quad (6)$$

$$\hat{X}_t = \bar{X}_t + K_t (z_t - H \bar{X}_t)$$

$$\hat{P}_t = (I - K_t H) \bar{P}_{t-1}$$

measurement generation :

$$Z_t = \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{\text{target}}^t}{2} \frac{\theta_{\text{cam}}}{X_{\text{cam}}}\right)} \quad (7)$$

measurement noise :

$$R_t = \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{\text{cam}}}{\theta_{\text{cam}}}\left(X_{\text{target}}^t/2 + k\right)\right)} \quad (8)$$

$$+ \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{\text{cam}}}{\theta_{\text{cam}}}\left(X_{\text{target}}^t/2 - k\right)\right)}$$

validation gate :

$$r_{\max} = \bar{X}_{11}^t + (\gamma \bar{P}_{11}^t + R_t) \quad (9)$$

$$r_{\min} = \bar{X}_{11}^t - (\gamma \bar{P}_{11}^t + R_t)$$

식 (4)와 식 (6)은 표준 칼만 필터(standard kalman filter) 식이며 식 (5)는 측정치가 존재하지 않을 때의 식으로 식 (9)에 의해 계산되는 유효 측정 영역에 따라 판정한다. 식 (9)에서  $\bar{X}_{11}^t$ 은  $t$ 시간의  $\bar{X}$ 의 1행 1열값이고  $\bar{P}_{11}^t$ 는  $t$ 시간의  $\bar{P}$ 의 1행 1열값이다.  $\gamma$ 는 게이트 크기(gate size)로  $\gamma=9$ 이다. 식 (9)에서 구한  $r_{\max}$ ,  $r_{\min}$ 는 거리 측정치의 최대 최소를 나타내는 것으로 두 값 사이에 측정치가 있을 경우 측정치가 존재하는 것으로 판단하여 m1을 측정치가 존재하지 않을 경우 m0로 판단한다. 식 (9)는 기존의 경우 새로운 측정치 정보가 없으므로 추정된 값을 그대로 사용하지만 MBE 알고리즘에서는 유도탄의 INS (Inertial Navigation System)로부터 획득한 유도탄의 속도 정보를 사용한다. 이때 유도탄의 속도 정보를 FPS (Frame per second)로 나눈 후 음수를 취해 주는데 이는 영상 표적 추적의 기본적인 물리 단위가 프레임(frame)단위이기 때문에 유도탄으로부터 획득한 속도 정보의 단위인 m/s(meter per second)를 영상 프레임 단위의 속도인 m/f(meter per frame)로 변환한 것이다. 또한 거리 정보의 경우 표적과의 거리가 가까워지는 것을 가정하므로 거리는 줄어들기 때문에 유도탄의 속도는 음수로 사용한다. 이때 유도탄의 속도 정보를 FPS (Frame per second)로 나눈 후 음수를 취해 주는데 이는 영상 표적 추적의 기본적인 물리 단위가 프레임(frame)단위이기 때문에 유도탄으로부터 획득한 속도 정보의 단위인 m/s(meter per second)를 영상 프레임 단위의 속도인 m/f(meter per frame)로 변환한 것이다.

### III. ET-MBE 알고리즘

적외선 영상에서는 표적이 주변의 환경과 발열특성으로 인해 주변 환경에 비해 밝고 두드러지게 나타나는 경향이 있다, 따라서 공간필터를 사용하여 표적 추출가능하며 이를 통해 표적에 해당하는 픽셀들만을 특정하여 표적의 크기와 모양 정보를 가진 측정치를 생성 가능하다. 이에 비해 CCD 영상에서의 표적은 가시광선의 특성상 주변의 환경과 표적의 색상이 다양하게 나타나기 때문에 단순히 색상차로 표적의 측정치를 특성하기 어려워 공간필터를 적용할 수 없다. 이러한 문제점은 표적에 대한 크기나 모양 정보를 가진 측정치를 획득하기 어렵다는 문제를 수반한다, MBE 알고리즘은 표적의 크기 정보를 매 시간 갱신하여 비선형 곡선인 표적 크기변화 모델의 위치를 결정하는데 사용하기 때문에 표적의 크기정보가 필수적이다. 본 논문에서는 CCD 영상에서 표적 크기정보를 획득하기 위해 템플릿 매칭을 기반으로 하는 ET 알고리즘을 개발하였으며 이를 MBE 알고리즘과 결합하여 ET-MBE 알고리즘을 제안한다.

현재까지 CCD상에서의 표적추적을 위한 다양한 알고리즘 연구가 수행되어 왔으나 가장 신뢰성 있고 오래 사용되는 알고리즘은 템플릿(template) 매칭 알고리즘이다. 템플릿을 사용한 CCD상에서의 표적 탐지 및 추적을 수행하기 위해 표적의 템플릿 정보가 필요하다. 알고리즘의 동작 방법은 템플릿정보를 매 영상이 입력 될 때 마다 전 영역에 걸쳐 유사성을 계산하며 이들 중 가장 유사성이 높은 곳을 선택하는 방법으로 동작한다. 때문에 표적의 위치는 확인할 수 있으나 계산하기 위해 많은 시간이 소모된다는 단점과 표적의 크기나 모양 등 추가적인 정보를 알 수 없다는 단점이 있다. 현대에는 과거에 비해 빨라진 컴퓨팅 속도와 분산 처리 가능한 FPGA같은 IC의 발달로 인해 계산시간의 단점은 커버 가능하나 템플릿 매칭 알고리즘 자체의 성능인 표적의 추가정보에 대해서는 여전히 알 수 없다. MBE를 적용하기 위해서는 추가적인 정보인 표적의 크기정보가 필요하며 예서는 이를 극복하기 위해 아래와 같이 템플릿 매칭알고리즘을 변형하여 ET알고리즘을 개발하였다.

MBE 알고리즘에서 표적 크기 추정을 위해 원거리와 근거리 상황으로 나누며 원거리의 경우 표적의 탐지는 가능하지만 표적이 점으로 보여 표적의 크기를 확인할 수 없는 경우를 의미한다. 근거리의 경우 이와 반대로 표적의 크기를 확인할 수 있는 정도로 가까운 경우를 의미하며 실질적인 표적크기 추정과 표적추적은 이 단계에서 이루어진다. 원거리의 표적의 경우 크기 추정이 불가능하기 때문에 MBE 알고리즘을 적용할 수 없다. 따라서 일반적인 템플릿 매칭(template matching)을 사용하여 다음과 같이 추적에 필요한 측정 정보를 생성한다.

$$Z = \max_M M(T, I_i(x+i, y+j)) \quad (10)$$

위 식에서  $Z$ 는 산출된 측정 위치를,  $M(A, B)$ 는 A와 B에 대한 템플릿 매칭을 뜻하며 본 논문에서는 수행속도가 가장 빠른 알고리즘인 SAD (Sum of Absolute Difference)를 사용한다.  $T$ 는 템플릿 정보를 의미한다. 일반적인 템플릿 매칭은 모든 영상화면에 대해 위와 같은 매칭 알고리즘을 적

용하여 계산하여야 하지만 추적필터인 HPDAF와 결합한 경우 위 계산은 추적필터에 의해 산정된 표적 탐지 영역의 최대 최소 영역인  $x_{min} < x < x_{max}$   $y_{min} < y < y_{max}$  에서 수행한다.

근거리에서는 표적의 크기를 확인 가능하며 표적의 정밀한 추적을 위하여 MBE 알고리즘을 적용이 필요하다. 이를 위해 ET 방식을 기반으로 하여 표적의 측정치를 산출한다. 우선 근거리와 원거리간의 템플릿 매칭 알고리즘을 전환하기 위하여 초기 유도탄 발사 시 계산한 표적과의 상대 거리와 현재 INS 정보로부터 유도탄의 이동거리를 산출하여 표적의 크기가 확인 될 것으로 판단되는 순간에 본 알고리즘을 적용한다.

표적의 각 모서리 별 방향을 하나의 가장자리로 보고 다음과 같이 표적의 템플릿을 4개의 가장자리 템플릿영역으로 분할한다.

$$\begin{aligned}
 T_u &\ni \{T(x,y) | T_{x_{min}} < x < T_{x_{max}}, (T_{y_{min}} + T_{y_{max}})/2 < y < T_{y_{max}}\} \\
 T_d &\ni \{T(x,y) | T_{x_{min}} < x < T_{x_{max}}, T_{y_{min}} < y < (T_{y_{min}} + T_{y_{max}})/2\} \\
 T_l &\ni \{T(x,y) | T_{x_{min}} < x < (T_{x_{min}} + T_{x_{max}})/2, T_{y_{min}} < y < T_{y_{max}}\} \\
 T_r &\ni \{T(x,y) | (T_{x_{min}} + T_{x_{max}})/2 < x < T_{x_{max}}, T_{y_{min}} < y < T_{y_{max}}\}
 \end{aligned} \quad (11)$$

위 식에서  $T_u$ ,  $T_d$ ,  $T_l$ ,  $T_r$ 는 각각 상하좌우 방향의 템플릿을 의미하며 이를 추출하기 위한 영역을 그림으로 나타내면 다음과 같다.

분할한 템플릿들은 MBE 알고리즘의 초기화를 위해 n번의 영상이 입력되는 동안 각각에 대하여 식 (33)을 적용하여 매칭을 수행한다.

$$\begin{aligned}
 Z_u &= \max_M M(T_u(i,j), I_t(x+i, y+j)) \\
 Z_d &= \max_M M(T_d(i,j), I_t(x+i, y+j)) \\
 Z_l &= \max_M M(T_l(i,j), I_t(x+i, y+j)) \\
 Z_r &= \max_M M(T_r(i,j), I_t(x+i, y+j))
 \end{aligned} \quad (12)$$

각 템플릿들은 물체의 상하좌우를 표현하는 템플릿이므로 이를 MBE의 크기정보에 활용 한다.

$$\{X_s, X_e, Y_s, Y_e\} = \{T_{l,x}, T_{r,x}, T_{d,y}, T_{u,y}\} \quad (13)$$

위 식에서  $T_{l,x}$ ,  $T_{r,x}$ ,  $T_{d,y}$ ,  $T_{u,y}$ 는 각각 좌우상하의 템플릿 매칭점의  $x$  또는  $y$  위치를 의미한다. 측정치의 위치 정

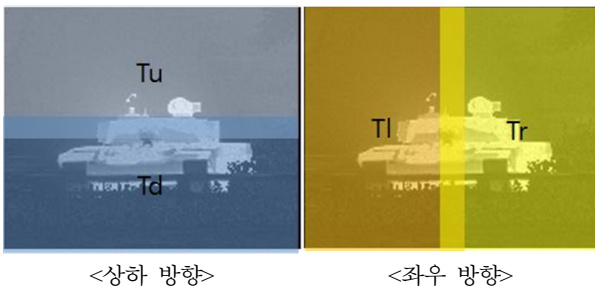


그림 2. 방향별 템플릿(상, 하, 좌, 우).  
Fig. 2. Template area by direction(up, down, left, right).

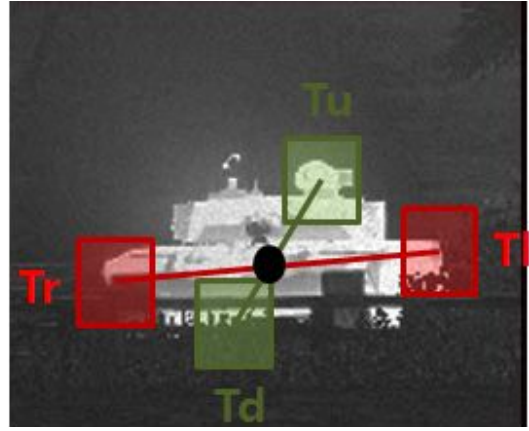


그림 3. ET 결과.  
Fig. 3. Edge Template algorithm result.

보는 상하 및 좌우 방향의 템플릿의 매칭점에 해당하는 선분의 교차점으로 다음과 같이 계산한다.

$$\begin{aligned}
 Z(x,y) &= Z\left(\frac{b_2 - b_1}{a_1 - a_2}, \frac{a_2 b_1 - a_1 b_2}{a_2 - a_1}\right) \\
 a_1 &= \frac{T_{d,y} - T_{u,y}}{T_{d,x} - T_{u,x}}, & b_1 &= \frac{T_{l,y} - T_{r,y}}{T_{l,x} - T_{r,x}} \\
 a_2 &= \frac{T_{l,y} - T_{r,y}}{T_{l,x} - T_{r,x}}, & b_2 &= \frac{-T_{r,x}(T_{l,y} - T_{r,y})}{T_{l,x} - T_{r,x}} + T_{r,y}
 \end{aligned} \quad (14)$$

위 식에 의한 ET 결과는 그림 3과 같다.

MBE 알고리즘에 따라 n번의 초기화 및 표적 크기 추정을 위한 측정정보로서 위의 ET방식을 사용하여 측정치를 추출, 크기추정에 사용한다.

ET-MBE는 CCD영상의 표적 크기를 추정 가능하게 하며 표적의 정밀 유도에 활용 가능하다. 예를 들어 표적 추적중심의 상단부 정보를 유도 알고리즘에 전송하는 경우 유도탄의 방향이 전차의 경우 터렛(turret) 부분에 위치하게 된다. 반면에 하단부 정보를 유도 알고리즘에 전송하는 경우 바퀴 부분을 향해 유도탄의 방향이 변경된다,

#### IV. HPDAF 알고리즘

유도탄에서의 표적 탐지 및 추적방법으로 표적 정보 추출 기반의 다양한 방법들이 사용 될 수 있으나 표적의 가림이나 일시적인 표적 정보 획득이 어려운 경우에도 견실하게 표적을 추적하기 위해서는 이를 보완해 주는 표적 추적 알고리즘이 필요하다.

표적 추적 필터는 표적에 대한 위치, 속도와 같은 동역학(dynamic) 정보를 사용하여 표적을 추적하는 알고리즘으로 최근 들어 적외선 영상 표적 추적과 결합하여 기존의 성능을 향상 시키는 연구가 진행되고 있다. 표적 추적 필터는 결합하는 자료결합 방식에 따라 크게 거리정보를 이용한 NN (Nearest Neighbor) [4-7] 계열 자료결합 방법과 신호세기를 이용한 SN (Strongest Neighbor) [4,5,8,9] 계열의 자료결합 기법으로 나뉜다. 이들 방법은 신호세기 정보 또는 거리정보 등의 단일 정보만을 사용하여 표적을 추적하기 때문에 각 정보가 정확하지 않다면 표적을 놓칠 가능성이

높기 때문에 거리정보와 신호세기정보 두 가지를 동시에 적절히 이용한 자료결합 기법인 HPDAF [10,11]가 개발되었으며 적외선 영상에 적용한 경우 시뮬레이션에서 우수한 성능을 보이는 것으로 분석되었다[11].

표적 추적을 위한 HPDAF 알고리즘은 아래와 같다.

prediction :

$$\bar{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} \quad (15)$$

$$\bar{P}_k = \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_k \quad (16)$$

update ( $M_0$ : 유효측정영역 내에 측정치가 없을 경우) :

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k \quad (17)$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau g})}{1 - P_D P_G} K_k S_k K_k^T \quad (18)$$

$$C_{\tau g} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}} \left(1 + \frac{\gamma}{2}\right)}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}} \quad (19)$$

$$S_k = H \bar{P}_k H^T + R_k \quad (20)$$

update ( $\bar{M}_0$ : 유효측정영역 내에 측정치가 있는 경우) :

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + \beta_k^* K_k \nu_k^* \quad (21)$$

$$\hat{P}_k = \beta_0 \bar{P}_{k, M_F} + \beta_k^* (\bar{P}_k - K_k S_k K_k^T) + \beta_k^* (1 - \beta_k^*) K_k \nu_k^* \nu_k^{*T} K_k^T \quad (22)$$

$$\bar{P}_{k, M_F} = \bar{P}_k - K_k S_k K_k^T + \alpha K_k S_k K_k^T \quad (23)$$

$$\beta_k^* = \max_l \beta_k^l \quad (24)$$

$$\beta_k^l = P(M_T^l | D_l, m_k) = \frac{f(D_l, M_T^l, m_k)}{f(D_l, M_T^l, m_k) + f(D_l, M_F^l, m_k)} \quad (25)$$

$l=1$  :

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\tau g} (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)} \quad (26)$$

$2 \leq l < m_k$  :

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\tau g} (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)} \quad (27)$$

$l = m_k$  :

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau g}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\tau g} \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)} \quad (28)$$

위의 예측(prediction) 식인 (15), (16)은 칼만 필터(kalman filter)의 예측 식과 동일하다. 쇄신(update)은 유효측정 영역 내에 측정치의 존재 유무에 따라 유효측정영역 내에 측정치가 없을 경우와 유효측정영역 내에 측정치가 존재하지 않을 경우의 두 가지로 나뉜다. 식 (18)에서  $P_D$ 는 표적 탐지 확률을  $P_G$ 는 표적이 유효측정 영역 내에 있을 확률을 나타내며  $K_k$ 는  $k$ 시간에 계산된 이득(kalman gain)을 뜻한

다.  $S_k$ 는  $k$ 시간에 계산된 잔차 프로세스(residual process)의 공분산을 의미하며 식 (20)과 같이 쓸 수 있다. 식 (19)의  $\gamma$ 는 유효측정 영역의 크기를 의미한다. 유효측정 영역 내에 측정치의 존재 할 경우의 식인 (21)에서  $\beta_k^*$ 는 표적으로 판단되어 선택되어진 측정치의 확률 값을 의미하며 식 (25)와 같이 각각의 측정치에 대한 확률을 구하여 식 (23)과 같이 그중 가장 높은 확률을 갖는 값을 선택한다.  $\nu_k^*$ 는 선택된 측정치와 추정된 중심과의 측정 잔차 이다. 식 (22)에서  $\bar{P}_{k, M_F}$ 는 식 (23)과 같이 구할 수 있으며  $\alpha$ 는 선택된  $l$ 번째 측정치에 따라 (26), (27), (28)식으로 구한다. 이때  $m_k$ 는  $k$ 시간에 유효측정 영역 내의 측정치의 개수이며  $\gamma(l, m_k)$ 은 식 (29), (30)와 같이 나타 낼 수 있다.

$$\gamma(l, m_k) = \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \quad (29)$$

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1, & l=1 \\ \prod_{j=1}^{l-1} [(j-1)(1+\rho)+1] \\ (l-1)!(1+\rho)^{l-1}, & 2 \leq l \leq m_k - 1 \end{cases} \quad (30)$$

$$\bar{P}_A(m_k) = 1 + \sum_{i=1}^{m_k-1} (-1)^i C_i^{m_k-1} \frac{1}{(i+1)+ip} \quad (31)$$

표적 추적 필터 알고리즘을 사용한 유효측정영역은 타원의 형태로 나타나게 되는데 이는 픽셀 단위의 영상 영역에 적용하기에는 매우 비효율적인 구조이며 영상에 적합한 사각 영역을 아래 식 (32), (33), (34), (35)와 같이 구한다.

$$x_{\min} = X_{11,k} - \sqrt{\frac{\gamma S_{22,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (32)$$

$$x_{\max} = X_{11,k} + \sqrt{\frac{\gamma S_{22,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (33)$$

$$y_{\min} = X_{21,k} - \sqrt{\frac{\gamma S_{11,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (34)$$

$$y_{\max} = X_{21,k} + \sqrt{\frac{\gamma S_{11,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (35)$$

위 식 (32), (33), (34), (35)에서  $x_{\min}$ ,  $x_{\max}$ ,  $y_{\min}$ ,  $y_{\max}$ 는 각각 영상 화면상의  $x$  및  $y$ 의 최대 최소 위치를 나타낸다.  $X_{11,k}$ 은  $k$ 시간의  $X$  행렬의 1행 1열값이며  $S_{11,k}^{-1}$ 은  $k$ 시간의  $S^{-1}$  행렬의 1행 1열값이다.

LOBL 모드에서 영상 유도탄의 발사 전 사수의 표적 탐지를 돕기 위해 HPDAF - 트랙 초기화(HPDAF - track initiation) 알고리즘을 사용하여 해당 위치의 존재하는 물체가 표적인지 표시할 수 있다.

track score :

$$P(H_k | Z_k, m_k) = P(H_k, M_T^k | Z_k, m_k) + P(H_k, M_F^k | Z_k, m_k) \\ = \frac{(1 - \delta_k) P(H_k | Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k | Z_{k-1})} \quad (36)$$

$$\delta_k = P_D P_G - \frac{m_k}{\lambda V_G} P_D P_G (1 - \gamma(l, m_k)) - \frac{m_k}{\lambda} P_D N(z_k^*) \gamma(l, m_k) \quad (37)$$

위 식 (36)은 해당 트랙이 표적에 대한 트랙인지 아닌지를 점수로 나타내는 식으로  $\delta_k$ 는 식 (37)와 같이 쓸 수 있으며  $\lambda$ 는 클러스터의 밀도를  $V_G$ 는 유효추정 영역의 크기를 의미한다.

MBE 알고리즘과 결합한 본 표적 추적 필터인 HPDAF 알고리즘은 적외선 영상에서의 표적 추적을 위해 사용되었으나 본 연구에서는 ET-MBE 알고리즘과 결합하여 CCD 영상에서의 표적 추적을 위한 방식으로 사용하며 결합방식은 영상 플랫폼이 변화한 것 외에는 특별하게 바뀐 것이 없어 MBE 알고리즘의 결합방식과 마찬가지로 ET-MBE 알고리즘의 결과를 토대로 HPDAF의 유효추정영역을 산출하여 표적 추적 성능을 개선하는 방식의 ET-MBEF를 구성하도록 한다.

**V. 시뮬레이션 결과**

ET-MBEF 알고리즘 기반의 정밀 표적 요격 성능을 확인하기 위해 표적 추적 시뮬레이션을 사용하였다. 표적추적 시뮬레이션의 시나리오는 다음과 같다.

시뮬레이션 시나리오는 단거리 유도탄임을 가정하여 표적의 위치가 유도탄의 발사지점으로부터 1km 떨어진 것을 가정으로 한다. 표적은 총 2개의 시나리오로 일반적으로 유도탄을 사용하는 시나리오를 고려하여 좌우 방향으로 이동하는 경우를 정하였다. 표적은 전차로 저속인 5m/s의 속도 이동한다.

각각의 시나리오에 대하여 일반적인 TM (Template Matching) 알고리즘과 본 논문에서 제안하는 방법인 EF-MBEF 방법을 비교한다. 템플릿 매칭 알고리즘을 사용하여 표적을 추적시 표적의 크기변화를 알 수 없기 때문에 유도탄의 발사 시점부터 표적을 요격 할 때 까지 단순히 템플릿에 대한 추적만을 수행하며 EF-MBEF를 사용하는 경우 표적의 종말 요격 시점을 표적의 상단으로 조정하였다. 시뮬레이션 결과는 입사 전 유도탄의 탐색기 영상의 중심이 표적인 전차의 취약 부분인 터렛의 중심부분에 얼마나 가까운지 분석하여 요격 성능을 판단한다.

그림 5, 6은 시뮬레이션의 결과이다. 각 그림의 우측은 일반적인 TM 알고리즘 기반을 사용할 경우의 결과를 알고리즘을 좌측은 본 논문에서 제안한 EF-MBEF 알고리즘을 적용한 결과이다. 각 그림은 표적의 근방의 정보만 표시한다.

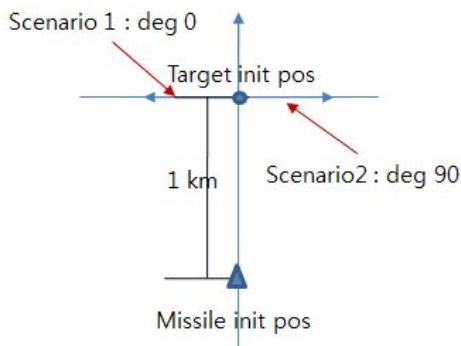


그림 4. 시뮬레이션 시나리오.  
Fig. 4. simulation scenario.

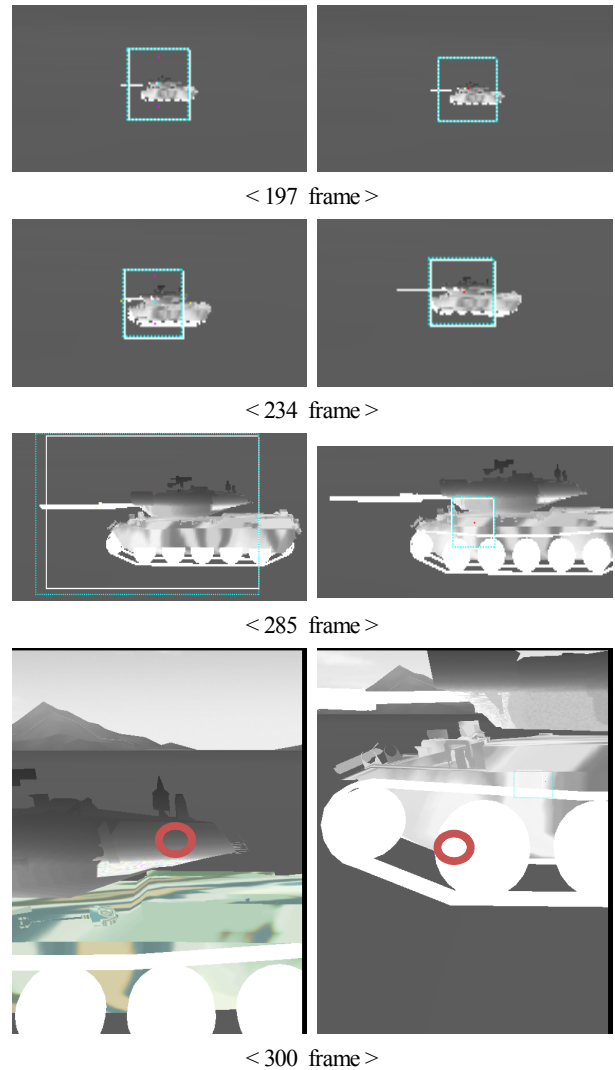
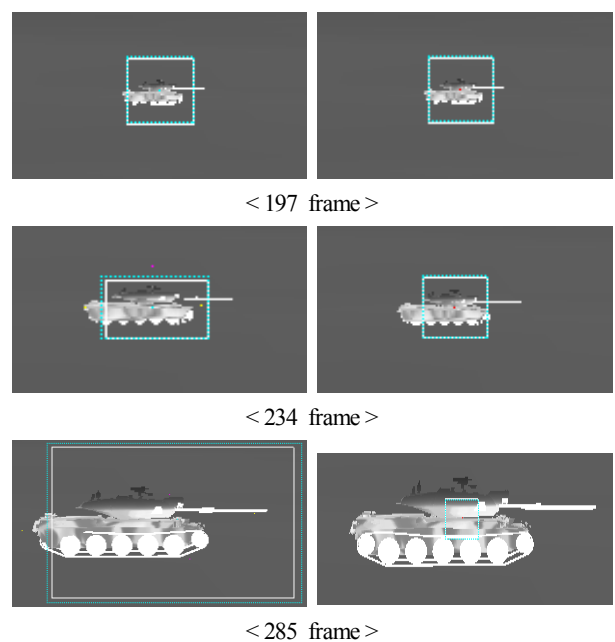
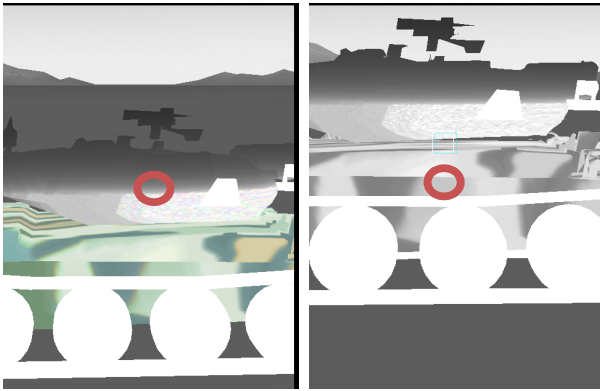


그림 5. 시나리오1.시뮬레이션 결과(TM vs. EF-MBEF).  
Fig. 5. Scenario 1 simulation result (TM vs. EF-MBEF).





< 300 frame >

그림 6. 시나리오2 시뮬레이션 결과 (TM vs. EF-MBEF).

Fig. 6. Scenario 2 simulation result (TM vs. EF-MBEF).

위 그림에서 300 frame의 붉은 색 동그라미는 유도탄의 조준점인 화면의 중심을 나타낸 것이다. 두 시나리오의 시뮬레이션 결과 그림 5, 6에서 확인하듯 표적의 요격은 두 알고리즘 모두 성공하였으나 제안한 EF-MBEF 알고리즘의 경우 요격을 원하는 표적의 취약 부분인 터렛 부분을 요격하는 것을 확인 할 수 있다.

본 시뮬레이션의 결과로 부터 템플릿 매칭의 경우 표적의 크기 및 형상 정보를 모르는 채로 템플릿을 추출, 추적하기 때문에 표적과의 거리가 가까울수록 영상에서의 크기가 증가할수록 표적의 특정 부위에 대한 추적은 불가능하다고 분석된다. 그러나 제안한 ET-MBEF의 경우 표적과 가까워짐에 따라 영상에서 표적 크기가 증가함을 감지하고 표적의 취약부인 터렛으로 추적 위치를 조정 가능하여 표적에 대한 정밀요격이 가능한 것을 확인하였다.

## VI. 결론

본 논문에서는 CCD 영상 탐색기만을 사용하는 유도탄의 표적 정밀 요격을 통한 성능 개선을 위해 기존의 MBE 알고리즘을 개선한 ET-MBE 알고리즘을 개발하였으며 개발한 알고리즘을 추적 필터와 구성하여 ET-MBEF 알고리즘을 구성하였다. 구성한 ET-MBEF 알고리즘은 널리 사용되는 CCD 영상의 표적 추적 알고리즘인 템플릿 매칭 알고리즘과 시뮬레이션을 통해 표적 정밀 요격 성능을 비교하였다. 그 결과 제안한 ET-MBE 알고리즘을 사용하는 경우 표적에 대한 정밀 요격이 가능한 것을 검증하였다.

## REFERENCES

- [1] L. Qi and Z. Shi, "A method for FLIR target tracking based on distance updating," *2008 Congress on Image and Signal Processing*, May 2008.
- [2] E. Trucco and A. Verri, *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*, Prentice Hall, 1998.
- [3] Y. Jung, S. S. Lee, and S. B. Rho, "A study on the target tracking algorithm based on the target size estimation," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, vol. 20, no. 1, Jan. 2014.

- [4] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.
- [5] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, *Estimation and Tracking: Principles and Techniques and Software*, Artech House, Inc, 1993.
- [6] T. L. Song, D. G. Lee, and J. H. Ryu, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for tracking in a clutter environment," *Signal Processing*, vol. 85, no. 10, Oct. 2005.
- [7] T. L. Song and D. G. Lee, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Jul. 2006.
- [8] K. J. Rhee and T. L. Song, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm based on number of validated measurement," *JSASS 16th International Sessions in the 40th Aircraft Symposium*, Japan, Oct. 2002.
- [9] T. L. Song, Y. T. Lim, and D. G. Lee, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans on AES*, vol. 48, no. 4, pp. 431-442, Apr. 2009.
- [10] T. L. Song and D. S. Kim, "Highest probability data association for active sonar tracking," *The 9th International Conference on Information Fusion*, Jul. 2006.
- [11] Y. S. Jung and T. L. Song, "A study of IIR target detection and tracking with feature based HPDA," *The Korea Institute of Military Science and Technology (in Korean)*, vol. 11, no. 4, pp. 124-132, Jun. 2008.



정 윤 식

2005년 한양대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2007년 동 대학원 석사 졸업. 2013년 동 대학 박사 졸업. 2012년 국방기술 품질원 입사. 관심분야는 영상 표적 탐지 및 추적.



노 신 백

1999년 단국대 전자공학과 졸업. 2001년 동 대학원 석사 졸업. 2002년~현재 국방기술품질원 재직 중. 관심분야는 영상 표적탐지 및 신호처리.