

표적 크기 추정 기반의 표적 추적 알고리즘 연구

A Study on the Target Tracking Algorithm based on the Target Size Estimation

정 윤 식*, 이 상 석, 노 신 백
(Yun Sik Jung^{1,*}, Sang Suk Lee¹, and Shin Baek Rho¹)
¹Daegu 2nd team, Defense Agency for Technology and Quality

Abstract: In this paper, a novel MBE (Model Based target size Estimator) is presented for SDIIR (Strap Down Imaging Infrared) seekers. The target tracking requires the target size information for which residual range between target and missile should be provided. Unfortunately, in general, the missile with passive sensor such as IIR (Imaging Infrared), CCD (Coupled Charging Device) cannot obtain range information. To overcome the problem, the proposed method enables the SDIIR seeker to estimates target size by using target size model and track the target. The performance of proposed method is tested at IIR target tracking of target intercept scenario. The experiment results show that the proposed algorithm has the relatively good performance.

Keywords: target tracking, target size, imaging infrared, distance information, HPDAF

I. 서론

지상 표적을 요격하기 위해 유도탄은 지금까지 IR (Infrared), RF (Radio frequency) 등의 여러 센서들을 활용하여 개발되어 왔다. 최근의 영상 기술의 급격한 발달과 다양한 알고리즘의 연구에 따라 영상 센서를 유도탄에 활용하기 위한 방법들이 연구되고 있다. 다양한 영상 센서 중 IIR (Imaging Infrared)은 다른 영상 센서들과는 달리 원거리의 표적에 대한 표적 추출이 가능하고 가시광선 유무에 의해 표적 추출 성능이 영향을 받지 않기 때문에 유도탄에 응용 목적으로 가장 활발히 연구되고 있다.

유도탄은 표적을 요격하기 위해 표적을 탐지하는 시점에 따라 크게 LOBL (Lock on Before Launch)과 LOAL (Lock on After Launch)의 두 방식으로 나뉜다. LOBL은 유도탄의 발사 전 표적에 대한 탐지를 수행 한 후 표적에 대한 추적을 수행하는 것으로 표적에 대한 탐지시 유도탄을 운용하는 사수의 의지가 개입하기 쉽기 때문에 사수가 원하는 표적에 대한 탐지 가능성이 높은 LOAL 방식은 유도탄이 표적 방향으로 발사 후 비행 중 표적에 대한 탐지를 수행하여 표적을 추적하는 방식으로 LOAL 방식은 유도탄의 발사 후 일정 시간이 지난 후 표적을 탐지하기 때문에 사수의 의지가 개입하기 힘들며 표적의 기동, 열원 분포, 주변 환경 등 다양한 변화에 취약하다.

LOBL 모드의 유도탄은 표적에 대한 탐지가 일어나는 시점이 유도탄을 발사하기 전이기 때문에 사거리가 짧은 경

우가 대부분이며 유도탄이 표적을 향해 비행시간이 수초에 불과하기 때문에 순간적인 표적에 대한 추적 실패 상황은 표적에 대한 유도탄의 요격률(intercept probability)을 떨어뜨리는 문제점이 된다. 일반적으로 사용하는 템플릿이나 공간 필터만을 이용하여 영상의 표적을 추적하는 방식은 표적에 대한 가림이나 표적의 기동에 대한 대처가 불가능하기 때문에 표적에 대한 정확한 추적이 이루어지기 힘들며 최근 이와 같은 문제점을 개선하기 위하여 다이나믹(dynamic) 필터와의 결합을 통한 표적 추적을 수행하는 연구가 진행되고 있다. 다이나믹 필터를 사용한 표적 추적 과정에서 표적 추적 성능을 향상시키기 위해서는 표적의 측정치가 유효 측정 영역 안에 존재하며 불필요한 클러터들의 신호들은 제거되어야 한다. 일반적인 다이나믹 필터의 동작 환경은 시간에 관계없이 시나리오 평면이 변하지 않는 것을 가정하지만 비행중 유도탄에서 획득하는 영상 이미지는 유도탄과 표적의 거리에 따라 시나리오 평면이 급격히 변경된다.

기존의 유도탄 거리에 따른 범위 변화를 표적 추적에 반영하는 방법으로 Lin Qi, Zelin Shi [1]은 거리 정보가 정확히 주어진 경우 및 템플릿 영역을 변화시켜 표적을 요격하는 방법을 제안하였다. 이 방법은 표적의 템플릿 정보에 대한 신뢰도는 높일 수 있지만 템플릿 추적의 특징인 가림이나 표적의 순간적인 형상 변화에 대응하기 쉽지 않으며 영상 센서만을 사용하는 유도탄의 경우 수동형센서의 이점을 살리기 위해 RF와 같은 능동형 센서를 사용하지 않는 경우가 있기 때문에 보다 실용적인 알고리즘이 요구된다.

이에 본 논문에서는 LOBL 방식의 단거리 유도탄에서 거리 정보의 측정 없이 적외선 영상 정보(IIR)만을 사용하여 표적의 크기를 추정하는 알고리즘인 MBE (Model Based target size Estimator)를 개발하였다. 또한 제한한 알고리즘과 IIR 표적 추적을 위해 주로 사용하는 다이나믹 필터인

* Corresponding Author

Manuscript received March 14, 2013 / revised September 4, 2013 / accepted September 30, 2013

정윤식, 노신백: 국방기술품질원 대구2팀

(highmank@gmail.com/rhosb@dtaq.re.kr)

이상석: 국방기술품질원 대구3팀(sangcal@dtaq.re.kr)

HPDAF와 결합하여 표적 추적 성능을 개선 하였다. 본 논문의 II 장에서는 제안한 표적 크기 추정 알고리즘 MBE를 설명하며 III 장에서는 영상 센서 정보를 사용한 표적을 추적하는 다이내믹 필터인 HPDAF에 대한 설명을 IV 장에서는 II 장에서 설명한 MBE 알고리즘과 III 장에서 설명한 HPDAF와의 결합된 구조를 설명하고 V 장에서는 제안한 알고리즘을 사용한 개선된 표적 추적 성능에 대하여 분석한다. 마지막 VI 장에서는 알고리즘 구조 및 시뮬레이션의 결과를 종합하여 결론을 제시한다.

II. TARGET SIZE ESTIMATION ALGORITHM

유도탄을 사용한 표적 요격에서 표적의 크기는 매우 중요한 의미를 지닌다. 예를 들어 영상 탐색기 상의 표적 추적에 있어서 표적의 크기 정보는 표적을 특징 짓기 위한 중요한 정보로 활용될 수 있다. 그러나 일반적으로 표적의 크기를 알기 위해서는 유도탄과 표적의 상대거리를 파악해야만 계산 가능하며 특히 IIR과 같은 영상 센서만을 사용한 유도탄의 경우 표적의 거리에 대한 관측성(observability)이 확보되지 않아 상대거리를 알 수 있는 방법이 없으며 특히 이동하는 표적은 더욱 어렵다. 영상처리에서 근거리의 물체에 대한 거리를 측정하는 방법으로(motion field) [2]를 기반으로 하는 방법을 주로 사용한다. 그러나 이 방법은 유도탄 시스템에 사용하기에는 계산량이 많아 실용적이지 않을 것으로 판단되며 표적이 수 km 떨어져 있어 적합한 방법이라 판단하기 어렵다.

따라서 실제 거리는 추정하기 어렵기 때문에 본 논문에서 제안한 알고리즘 MBE에서는 표적 크기변화 모델과 이를 바탕으로 생성한 가상 상대거리로부터 표적의 크기를 추정한다. 표적의 가상 거리를 초기화 하고 추정하는 알고리즘은 다음과 같다.

영상의 사영중심으로부터 형성되는 카메라의 시야각 정보를 바탕으로 실제 표적의 크기 및 영상 화면상에 나타나는 표적의 크기 정보는 그림 1로 나타낼 수 있다.

아래 그림에서 θ_{target} 은 영상에 나타난 표적의 크기 픽셀(pixel)정보 X_{target} 를 카메라의 시야각 정보와 총 픽셀 정보를 사용하여 각도 정보로 환산 하였을 때 계산된 표적의 각도를 나타낸 것이고 θ_{cam} , X_{cam} 은 각각 카메라의 시야각 및 총 픽셀 정보이다. r 은 표적과 사영중심(Projection center)과의 거리 이며 a 는 실제 표적의 크기이다. 위 정보

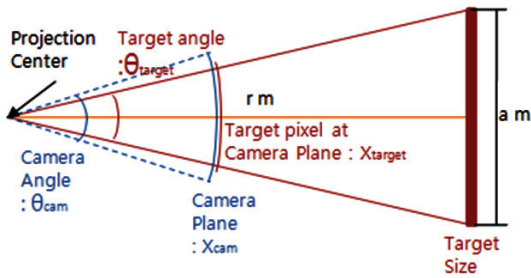


그림 1. 각도를 사용한 영상화면에서의 표적 모델링.

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

들을 사용하여 거리에 따른 표적의 픽셀정보 식을 식 (1)과 같이 나타 낼 수 있다.

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

위 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 된다. 본 논문에서는 표적의 거리 및 영상에서의 크기정보의 관계를 식 (1)로 정의 한다. 식 (1)의 정의는 우선적으로 카메라의 다양한 파라미터를 추정하여 조정하는 캘리브레이션(calibration) [11,12]을 수행한 후를 의미한다. 만약 캘리브레이션 수행이 적절히 이루어지지 않는다면 큰 오차에 의해 표적 크기 추정에 많은 문제점이 발생 할 수 있다.

적외선 영상에서의 실제 표적은 원거리에서는 점표적으로 나타나 크기를 가늠하기 어렵기 때문에 크기변화가 일어나는 시점을 탐지해야만 거리정보를 계산 가능하다. 따라서 영상에서의 표적의 크기변화가 감지되는지를 판단하는 크기변화 문턱치(size chinging threshold)를 사용하여 표적의 크기변화가 존재하는지를 판단한다.

$$x_t - x_0 > x_{threshold} \quad (2)$$

위 식 (2)에서 $x_{threshold}$ 는 크기변화 문턱치를 x_t 는 t 시간의 영상에서의 표적의 크기를 x_0 는 표적 락온 시점의 표적 크기를 뜻한다. 크기변화 문턱치를 통해 표적의 크기변화가 감지되고 표적의 정확한 크기를 미리 알 수 있다면 식 (1)에 의해 표적과 유도탄간의 거리를 구할 수 있으나 대부분의 경우 표적은 다양한 물체가 될 수 있으며 적외선 영상에서는 실제 표적의 종류를 알 수 있을 경우에도 적외선 신호의 분포가 균일하지 않기 때문에 표적에 대한 정확한 크기는 알기 어렵다. 만약 표적과 유도탄 발사시의 초기 거리가 주어진 경우 표적이 움직이지 않는다고 가정하면 유도탄과 표적 사이의 거리는 유도탄의 INS (Inertial Navigation System)에서 획득한 유도탄의 속도 정보와 결합하여 아래 식 (3)을 구성 할 수 있다.

$$r_{t+1} = r_t - \dot{r}_t \quad (3)$$

위 식 (3)에서 r_t 는 t 시간의 영상 프레임의 유도탄과 표적 사이의 거리를 \dot{r}_t 는 t 시간의 영상 프레임의 유도탄의 속도이다. 실제 표적의 크기 a 는 식 (1)에 정리한 함수에 의해 영상에서의 획득한 표적 픽셀 크기를 각도 정보로 변환하여 구할 수 있다. 표적이 이동할 경우 표적의 이동속도를 알 수 없기 때문에 식 (3)을 사용 할 경우 표적과 유도탄의 거리 오차가 점차적으로 증가하지만 상대거리 정보를 획득 불가능하기 때문에 가장 확실한 방법으로 위와 같은 방법을 사용한다. LOBL 방식의 유도탄은 표적과의 거리가 짧고 식 (2)에 의한 표적의 크기변화율이 탐지되는 시점 또한 약 2~3초 사이로 표적의 움직임이 존재하더라도 거리 오차가 작다.

지금까지 설명한 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 본 논문에서는 최소 자승법(Least square method)을 사용한다. 본 논문에서 사용하는 거리 및 크기정보 모델링인 식 (1)을 식 (3)과 영상에서의 표적크기 데이터 n 개를 모아 표적의 실제 크기에 대하여 최소자승법으로 풀면 아래 식 (4)와 같이 구할 수 있다.

$$a = 2 \frac{\sum_{i=1}^n r_i \frac{1}{\tan(\theta_i/2)}}{\sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{\tan(\theta_i/2)} \right)^2} \quad (4)$$

위 식 (4)에서 r_i 는 i 번째 거리 데이터이고 θ_i 는 i 번째 영상의 표적 픽셀 크기를 각도 정보로 환산한 것이다. 식 (4)에 의해 표적의 크기를 구하기 위해서는 n 개의 데이터를 수집하여야 하는데 n 값은 튜닝 값으로 너무 작을 경우 데이터가 부족하여 표적에 대한 정확한 크기를 산출하기 어렵고 너무 크면 표적의 크기를 구하기 위해 수 시간을 낭비하여 표적 요격성능 저하시킬 수 있으므로 n 값은 수번의 테스트를 통해 적절한 값을 선정 하여야 한다. 본 논문에서는 수 번의 테스트를 통해 테스트 환경에서는 $n=10$ 을 사용한 경우 표적 크기 추정 및 표적 요격 성능이 안정적인 것으로 분석하였으며 이를 사용한다.

표적의 크기모델의 표적 크기 값인 a 를 계산한 후에는 계산된 표적의 크기로부터 유도탄과 표적사이의 가상거리에 대한 추정을 수행한다. 본 논문에서는 표적과 유도탄 사이의 거리에 대한 정확한 가상추정을 위해 칼만 필터(Kalman filter)를 사용하였다. 칼만 필터를 사용하기 위한 행렬의 정의 및 초기값은 아래와 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 11 \\ 01 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 10 \\ 01 \end{bmatrix}, H = [10] \quad (5)$$

$$x_0 = \begin{bmatrix} r^0 \\ r^0 \end{bmatrix}, P_0 = \begin{bmatrix} \alpha 0 \\ 0 \beta \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$R_0 = \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{cam}^0}{\theta_{cam}}(X_{target}^0/2+k)\right)} + \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{cam}^0}{\theta_{cam}}(X_{target}^0/2-k)\right)} \quad (7)$$

식 (6)에서 r^0 와 \dot{r}^0 는 식 (3)을 통해 추정된 표적과의 거리 및 유도탄으로부터 획득한 유도탄의 초기시간의 속도 정보이다. 식 (7)에 나타난 측정치 노이즈(measurement noise)의 초기값인 R_0 는 픽셀의 정확도에 대한 거리오차를 반영한 것으로 X_{target}^0 은 초기시간의 영상 프레임의 표적의 크기이다. k 값은 영상에 나타난 표적의 픽셀의 오차를 뜻하며 튜닝 값이다. 공분산 초기값인 P_0 의 α 와 β 는 튜닝 파라미터로 수번의 테스트를 통해 적절한 값을 찾아야 한다. 표적의 크기를 추정하기 위해 변형된 칼만 필터를 아래 식 (8), (9), (10)에 정리하였으며 거리 추정을 위해 식 (1)에 의하여 계산된 거리 측정치 및 t 시간의 영상 프레임간의 측정치 노이즈 값인 R_t 를 식 (11)과 (12)에 나타내었다.

prediction :

$$\begin{aligned} \bar{X}_t &= F\hat{X}_{t-1} \\ \bar{P}_t &= F\hat{P}_{t-1}F^T + Q_{t-1} \end{aligned} \quad (8)$$

update (m0) :

$$\begin{aligned} \hat{X}_t &= \bar{X}_t^{re} = \begin{bmatrix} x_t \\ -m_{speed}/fps \end{bmatrix} \\ \hat{P}_t &= \bar{P}_{t-1} \end{aligned} \quad (9)$$

update (m1) :

$$\begin{aligned} K_t &= \bar{P}_t H^T (H \bar{P}_t H^T + R_t)^{-1} \\ \hat{X}_t &= \bar{X}_t + K_t (z_t - H \bar{X}_t) \\ \hat{P}_t &= (I - K_t H) \bar{P}_{t-1} \end{aligned} \quad (10)$$

measurement generation :

$$Z_t = \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{target}^t}{2} \frac{\theta_{cam}}{X_{cam}}\right)} \quad (11)$$

measurement noise :

$$R_t = \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{cam}^t}{\theta_{cam}}(X_{target}^t/2+k)\right)} + \frac{a/2}{\tan\left(\frac{X_{cam}^t}{\theta_{cam}}(X_{target}^t/2-k)\right)} \quad (12)$$

식 (8)과 식 (10)은 표준 칼만 필터(standard kalman filter) 식이며 식 (9)는 측정치가 존재하지 않을 때의 식으로 식 (13)에 의해 계산되어지는 유효 측정 영역에 따라 판정한다.

$$\begin{aligned} r_{max} &= \bar{X}_{11}^t + (\gamma \bar{P}_{11}^t + R_t) \\ r_{min} &= \bar{X}_{11}^t - (\gamma \bar{P}_{11}^t + R_t) \end{aligned} \quad (13)$$

식 (13)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. γ 는 게이트 크기(gate size)로 $\gamma=9$ 이다. 위 식 (13)을 사용하여 구해진 r_{max} , r_{min} 값은 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 추정한 값을 그대로 사용하지만[3,4] 본 논문에서는 유도탄의 INS로부터 획득 가능한 유도탄의 속도 정보가 존재하므로 이를 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. 측정치를 계산하는 (11)은 t 시간의 영상에 나타난 표적의 픽셀 크기를 환산한 각도 정보를 식 (1)을 사용하여 거리 정보로 환산하는 값이다. 식 (12)는 식 (7)의 값과 같이 영상에 나타난 표적의 크기 오차 정보를 거리 정보의 오차로 나타낸 것으로 X_{target}^t 은 t 시간의 영상에 나타난 표적의 픽셀 개수를 k 는 표적의 픽셀 크기 오차 값이며 튜닝 파라미터이다. 본 논문에서는 식 (7)과 식 (12)에 적합한 k 값을 설정하기 위하여 수차례 값을 바꾸어가며 성능 테스트를 수행한 결과 $k=1$ 이 적합한 것을 분석하였으며 본 논문에서 시뮬레이션들에는 이 값을

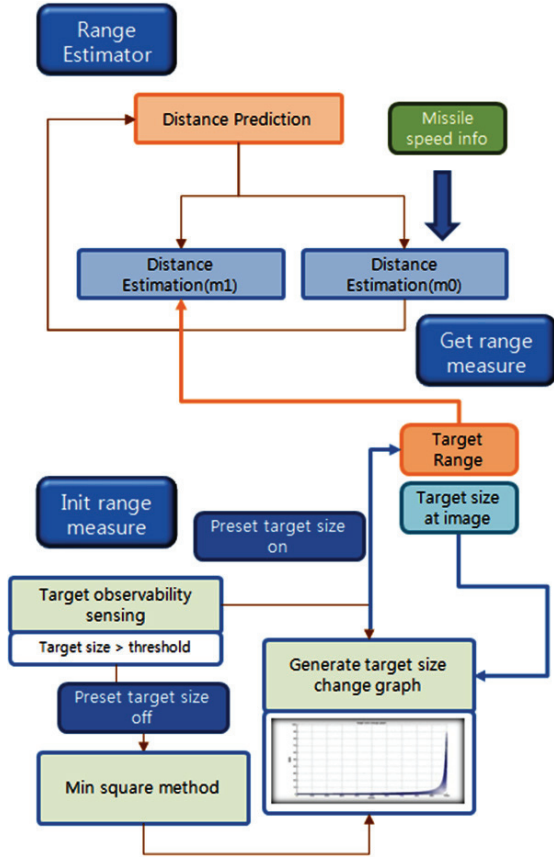


그림 2. 표적 거리 추정 알고리즘 (블록도).

Fig. 2. Range estimation algorithm (block diagram).

사용한다. 지금까지 설명한 표적 거리 추정 알고리즘을 정리하여 그림 2에 블록도로 나타내었다.

추정된 과거 크기정보로부터 추정된 현재 시점의 가상거리 정보 \bar{x}_t 는 다시 크기정보로 식 1에 의해 환산하여 현재 t 시간에서의 영상 표적 크기 정보를 계산한다.

본 알고리즘의 초기 표적과 유도탄간의 거리 추정시점이나 표적 거리 추정시점 모두 INS 사용하므로 INS의 오차에 의한 영향이 존재 할 수 있다. 그러나 본 알고리즘은 단거리 유도탄을 위한 것으로 비행시간이 매우 짧기 때문에 이러한 영향은 무시할 만한 것으로 가정한다.

III. HPDAF ALGORITHM

IIR 카메라를 탑재한 유도탄에서의 표적 탐지 및 추적방법으로 기존의 영상 처리 기반의 표적 탐지 방법을 사용하기에는 적외선의 특성과는 맞지 않는 부분이 다수 존재하여 적외선 영상에 적용하기 어려울 뿐만 아니라 효과적인 추적 성능을 기대하기 힘들어 적외선 영상의 표적추적에 적합한 알고리즘이 필요하다.

일반적으로 적외선 영상에서는 공간필터 및 클러스터링, 문턱치를 설정하여 표적을 추출하고 표적추적 필터를 사용하여 IIR의 표적 위치를 추적한다. 공간필터는 영상에서 표적의 신호가 두드러지게 나타나지 않을 경우를 대비해 사용하는 전처리 과정으로 해당픽셀 신호가 주변보다 높은 신호인지를 판단하여 영상 화면을 재구성한다. 클러스터링

은 영상 화면으로부터 일정 문턱치를 넘는 픽셀 신호들을 모아 측정치로 만들기 위해 수행하는 것으로 표적의 신호가 수 개의 픽셀로 이루어져 있는 경우가 대부분이기 반드시 수행해야 한다. 이 두 알고리즘은 영상 처리 알고리즘들이며 수행 속도가 중요시되는 유도탄 시스템의 특성에 적합한 알고리즘을 사용하여야 한다. 본 논문에서는 빠른 수행속도를 보이는 모폴로지화 및 라인스캔 클러스터링(Line scan clustering) [10]을 사용하여 시뮬레이션 한다.

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) [3-6] 계열 자료결합 방법과 신호세기를 이용한 SN (Strongest Neighbor) [3,4,7,8] 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 [9,10]가 개발되었으며 적외선 영상에 적용한 시뮬레이션에서 우수한 성능을 보이는 것으로 분석되었다[10].

표적 추적을 위한 HPDAF 알고리즘[9,10]은 아래와 같다.

prediction :

$$\bar{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} \quad (14)$$

$$\bar{P}_k = \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_k \quad (15)$$

update (M_0 : 유효측정영역 내에 측정치가 없을 경우) :

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k \quad (16)$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{ty})}{1 - P_D P_G} K_k^* S_k K_k^{*T} \quad (17)$$

$$C_{ty} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}} \left(1 + \frac{\gamma}{2}\right)}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}} \quad (18)$$

$$S_k = \bar{H} \bar{P}_k \bar{H}^T + R_k \quad (19)$$

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

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + \beta_k^* K_k^* \nu_k^* \quad (20)$$

$$\hat{P}_k = \beta_0 \bar{P}_{k, M_F} + \beta_k^* (\bar{P}_k - K_k^* S_k K_k^{*T}) + \beta_k^* (1 - \beta_k^*) K_k^* \nu_k^* \nu_k^{*T} K_k^{*T} \quad (21)$$

$$\bar{P}_{k, M_F} = \bar{P}_k - K_k^* S_k K_k^{*T} + \alpha K_k^* S_k K_k^{*T} \quad (22)$$

$$\beta_k^* = \max_l \beta_k^l \quad (23)$$

$$\beta_k^l = P(M_T^l | D_t, m_k) = \frac{f(D_t, M_T^l, m_k)}{f(D_t, M_T^l, m_k) + f(D_t, M_F^l, m_k)} \quad (24)$$

$l=1$:

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{ty}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{ty} (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)} \quad (25)$$

$2 \leq l < m_k :$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\gamma} (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)} \quad (26)$$

$l = m_k :$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\gamma} \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)} \quad (27)$$

위의 예측(prediction) 식인 (14), (15)는 칼만 필터(kalman filter)의 예측 식과 동일하다. 쇄신(update)은 유효추정 영역 내에 측정치의 존재 유무에 따라 유효추정영역 내에 측정치가 없을 경우와 유효추정영역 내에 측정치가 존재하지 않을 경우의 두 가지로 나뉜다. 식 (17)에서 P_D 는 표적 탐지 확률을 P_G 는 표적이 유효추정 영역 내에 있을 확률을 나타내며 K_k 는 k 시간에 계산된 이득(kalman gain)을 뜻한다. S_k 는 k 시간에 계산된 잔차 프로세스(residual process)의 공분산을 의미하며 식 (19)과 같이 쓸 수 있다. 식 (18)의 γ 는 유효추정 영역의 크기를 의미한다. 유효추정 영역 내에 측정치의 존재 할 경우의 식인 (20)에서 β_k^* 는 표적으로 판단되어 선택되어진 측정치의 확률 값을 의미하며 식 (24)와 같이 각각의 측정치에 대한 확률을 구하여 식 (22)와 같이 그중 가장 높은 확률을 갖는 값을 선택한다. ν_k^* 는 선택된 측정치와 추정된 중심과의 측정 잔차 이다. 식 (21)에서 \bar{P}_{k, M_k} 는 식 (22)와 같이 구할 수 있으며 α 는 선택된 l 번째 측정치에 따라 (25), (26), (27)식으로 구한다. 이때 m_k 는 k 시간에 유효추정 영역 내의 측정치의 개수이며 $\gamma(l, m_k)$ 은 식 (28), (29)와 같이 나타 낼 수 있다.

$$\gamma(l, m_k) = \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \quad (28)$$

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1 & , l = 1 \\ \prod_{j=1}^{l-1} \frac{[(j-1)(1+\rho) + 1]}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}} & , 2 \leq l \leq m_k - 1 \end{cases} \quad (29)$$

$$\bar{P}_A(m_k) = 1 + \sum_{i=1}^{m_k-1} (-1)^i C_i^{m_k-1} \frac{1}{(i+1) + i\rho} \quad (30)$$

표적 추적 필터 알고리즘을 사용한 유효추정영역은 타원의 형태로 나타나게 되는데 이는 픽셀 단위의 영상 영역에 적용하기에는 매우 비효율적인 구조이며 영상에 적합한 사각 영역을 아래 식 (31), (32), (33), (34)와 같이 구한다.

$$x_{\min} = X_{11,k} - \sqrt{\frac{\gamma S_{22,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (31)$$

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

$$y_{\min} = X_{21,k} - \sqrt{\frac{\gamma S_{11,k}^{-1}}{S_{11,k}^{-1} S_{22,k}^{-1} - (S_{12,k}^{-1})^2}} \quad (33)$$

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

위 식 (31), (32), (33), (34)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 :

$$P(H_k | Z_k, m_k) = P(H_k, M_k^* | Z_k, m_k) + P(H_k, M_k^* | Z_k, m_k) \frac{(1 - \delta_k) P(H_k | Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k | Z_{k-1})} \quad (35)$$

$$\delta_k = P_D P_G - \frac{m_k}{\lambda V_G} P_D P_G (1 - \gamma(l, m_k)) - \frac{m_k}{\lambda} P_D N(z_k^*) \gamma(l, m_k) \quad (36)$$

위 식 (35)는 해당 트랙이 표적에 대한 트랙인지 아닌지를 점수로 나타내는 식으로 δ_k 는 식 (36)과 같이 쓸 수 있으며 λ 는 클러터의 밀도를 V_G 는 유효추정 영역의 크기를 의미한다.

IV. MBE-HPDAF

일반적으로 사용하는 표적추적 필터 알고리즘의 경우 시나리오 공간이 고정된 것으로 판단한다. 그러나 유도탄 시스템과 같이 표적뿐만 아니라 카메라가 이동하는 시스템에서는 화면은 거리에 따라 시나리오 공간의 넓이가 변화하며 표적 또한 거리에 따라 크기변화가 일어나기 때문에 기존의 표적 추적 필터를 사용에는 한계가 있다. 이를 극복하기 위한 방법으로 II 장에서 설명한 제한한 방법인 MBE와 효과적인 IIR 표적 추적 방법인 III 장에서 주로 설명한 HPDAF를 결합하여 표적 요격 성능을 개선하였다.

II 장에 설명한 제한한 알고리즘 MBE에 의해 추정된 크기 정보는 현재 시간인 t 에서 동작 전의 표적 추적 필터의 유효추정영역을 결정하는데 사용 가능하다. 아래 식 (37), (38), (39)는 t 시간에 산출된 예상되는 표적 크기를 사용하여 필터의 유효추정영역을 역으로 계산(inverse calculation) 하는 과정을 나타낸 것이다.

$$S_t^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\gamma}{(x_{\max} - \bar{X}_{11,t-1})^2} & 0 \\ 0 & \frac{\gamma}{(y_{\max} - \bar{X}_{21,t-1})^2} \end{bmatrix} \quad (37)$$

$$S_k - R = H \bar{P}_k H^T \quad (38)$$

$$\bar{P}_t^e = \begin{bmatrix} S_{11,t} - R_{11} & S_{12,t-1} - R_{12} & \bar{P}_{13,t-1} & \bar{P}_{14,t-1} \\ S_{21,k} - R_{21} & S_{22,t-1} - R_{22} & \bar{P}_{23,t-1} & \bar{P}_{24,t-1} \\ \bar{P}_{31,t-1} & \bar{P}_{32,t-1} & \bar{P}_{33,t-1} & \bar{P}_{34,t-1} \\ \bar{P}_{41,t-1} & \bar{P}_{42,t-1} & \bar{P}_{43,t-1} & \bar{P}_{44,t-1} \end{bmatrix} \quad (39)$$

식 (37)은 영상의 사각 유효추정영역 정보인 (31), (32), (33), (34)를 역으로 계산한 것이고 식 (38)은 식 (19)를 역으로 계산한 것이다. 이때 식 (34)의 1행 2열값과 2열 1행 값은 모두 0이라 가정한다. 식 (39)는 식 (37)을 기반으로

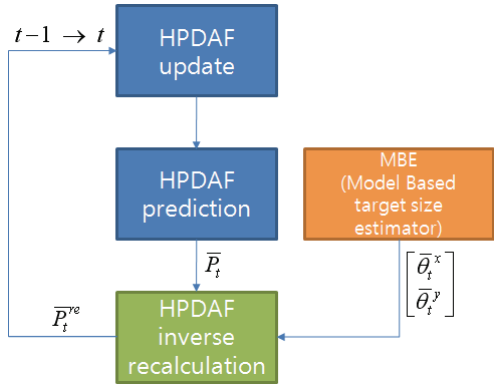


그림 3. MBE-HPDAF(블록도).
Fig. 3. MBE-HPDAF(block diagram).

새로운 공분산 행렬을 정의한 것으로 이중 1행 1열, 1행 2열, 2행 1열, 2행 2열값만 재계산하며 나머지 성분들은 계산할 수 없는 값이기 때문에 HPDAF의 추정(prediction) 과정에서 구한 값을 그대로 사용한다. 그림 3은 지금까지 설명한 제안한 방법인 MBE와 표적 추적 필터인 HPDAF의 결합한 블록도로 나타낸 것이다.

위 그림 3에서 $\hat{\theta}_k^x$ 과 $\hat{\theta}_k^y$ 는 각각 거리 추정 알고리즘으로부터 k 시간의 영상 프레임에 존재하는 표적의 각도 크기로 픽셀 단위로 변환하여 사용한다.

V. SIMULATION RESULT

본 논문에서 제안하는 MBE의 개선된 성능을 검증하기 위해 3가지 방법으로 분석 하였다.

첫 번째 방법으로는 제안한 방법인 IV 장에서 설명한 MBE와 HPDAF를 결합한 MBE-HPDAF를 사용한 경우와 HPDAF만을 사용한 경우 유효추정영역 선정을 비교하였다. 본 시뮬레이션 시나리오는 그림 4와 같다.

시뮬레이션 시나리오는 II 장의 위, 아래, 좌, 우의 4방향으로 표적을 움직이게 하였으며 유도탄의 사거리는 1km, 표적의 속도는 5m/s로 동일하게 설정하였다. 시뮬레이션 파라미터 중 하나인 영상 관측성 문턱치는 2픽셀로 하여 초기 표적의 크기에 비해 2개의 픽셀이 증가하였을 경우 관측성이 있는 것으로 판단하였다. 적외선 영상 카메라는 유도탄의 동체에 고정되어 있음을 가정하였고 480 x 640의

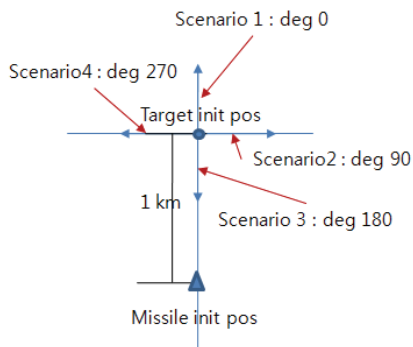


그림 4. 유효추정영역 자동설정 시뮬레이션 시나리오.
Fig. 4. Validation gate automatic setup simulation scenario.

픽셀 크기를 설정하였으며 시야각은 가로 세로 13, 17도로 하였다. 적외선 영상에서의 표적의 크기정보는 유도탄이 표적을 향해 날아갈 때 유도탄이 공중에 뜬 상태에서 지상을 바라보는 형태로 나타나기 때문에 x축의 경우 변화가 크게 일어나는 반면 y축의 크기 변화는 크게 일어나지 않기 때문에 x축 크기를 기준으로 알고리즘을 수행하고 y의 크기는 4:3 비율로 크기 산출 하였다. 비교를 위한 HPDAF 역시

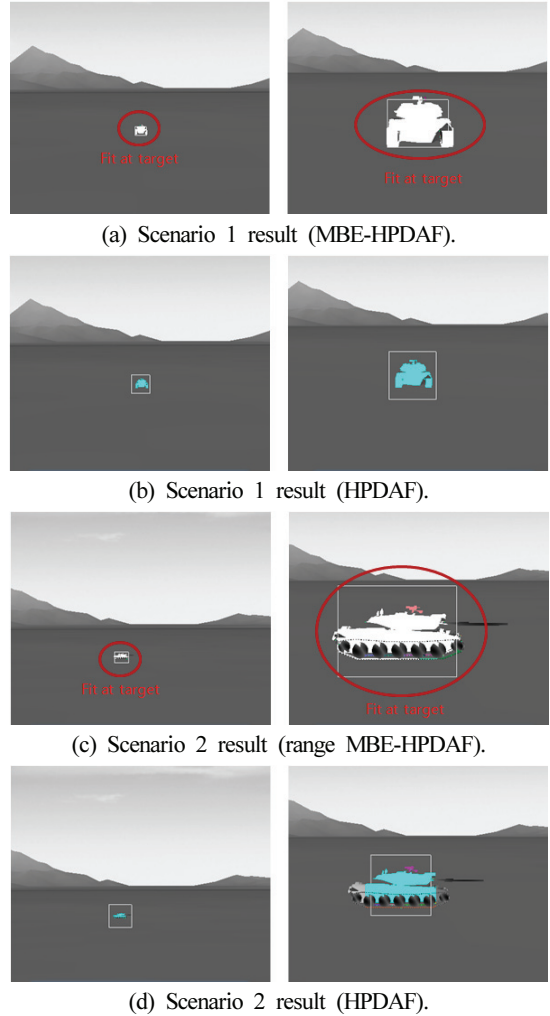


그림 5. 유효추정영역 자동설정 시뮬레이션 결과.
Fig. 5. Validation gate automatic setup simulation result.

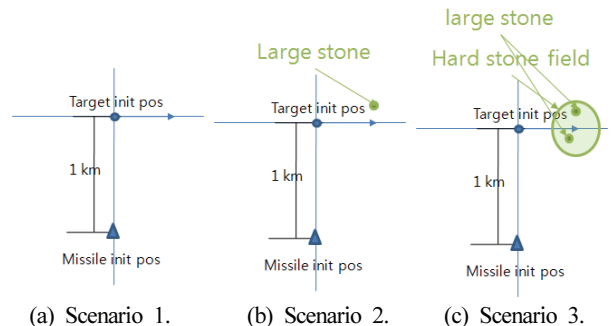


그림 6. 요격성능 분석 시뮬레이션 시나리오.
Fig. 6. Intercept performance analysis simulation scenario.

유효측정영역 내에 표적이 존재하여야 하기 때문에 이를 위해 유효측정영역과 표적의 측정치가 근접할 경우 HPDAF의 Q값을 일정한 값만큼 곱해줌으로 유효측정영역을 임의로 증가 시켰다. 아래 그림 7은 시나리오 1과 2에 대한 RB-HPDAF 알고리즘과 비교하는 거리 정보를 사용하지 않는 기존의 HPDAF 알고리즘의 시뮬레이션의 결과화면을 비교한 것이다.

그림 7의 시뮬레이션 결과에서 MBE-HPDAF의 경우 표적의 크기와 거의 유사하게 유효측정영역을 형성되었으며 HPDAF의 경우 유효 측정 영역이 표적의 크기보다 다소 크거나 작게 잡히는 경우가 종종 발생 하는 것을 확인 하였다. 유효측정 영역의 크기는 표적을 인식이나 표적 요격에 큰 영향을 미친다. RB-HPDAF의 결과인 그림 7(a)나 (c)의 경우 표적의 크기와 유사한 크기로 유효측정영역이 결정되기 때문에 표적의 형상이 확실하게 들어나 형상 정보에 의한 인식이 수월한 반면 (b)의 경우 표적보다 크게 잡혀 표적의 형상이 왜곡될 수 있으며 (d)의 경우 표적보다 작게 잡히기 때문에 부분의 모습으로 표적을 인식해야 하는 문제가 발생한다.

두 번째로 표적 요격 성능의 개선 효과를 분석하기 위해 본 논문에서 제안하는 MBE-HPDAF와 HPDAF를 사용하여 표적 이외의 물체들이 다수 존재하는 시나리오에서의 성능 비교 시뮬레이션을 수행하였다. 두 번째 시뮬레이션 시나리오는 그림 6과 같다.

시뮬레이션에서 표적이 지나가는 위치 부근에는 다수의 바위와 같은 장애물들을 설정하여 표적 요격의 성공 가능성을 저하시키도록 하였다. 표 1은 위 시나리오에 따른 표적 요격의 성공 여부의 결과를 정리한 것이다.

시뮬레이션 결과 대부분의 상황에서 MBE-HPDAF는 표적 요격이 성공하였지만 기존의 HPDAF를 사용 할 경우 표적과 유사한 장애물이 존재하는 2, 3 시나리오의 경우 표적 요격이 어려움을 확인 하였다. 특히 시뮬레이션을 분석 결

표 1. 요격성능 분석 시뮬레이션 결과.

Table 1. Intercept performance analysis simulation result.

	MBE-HPDAF	HPDAF
scenario 1	target destroy	target destroy
scenario 2	target destroy	target alive
scenario 3	target destroy	target alive

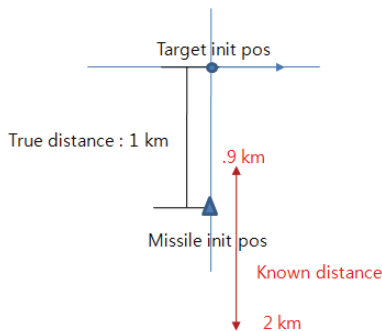


그림 7. 초기 거리오차 분석 시뮬레이션 시나리오.
Fig. 7. Initial range error analysis simulation scenario.

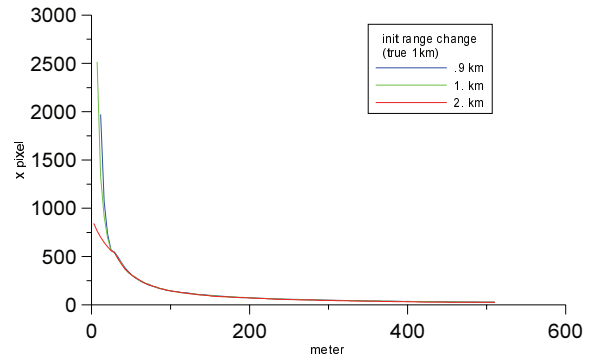


그림 8. 초기 거리오차 분석 시뮬레이션 결과.
Fig. 8. Initial range error analysis simulation result.

과 표적과 유사하거나 크면서도 신호세기가 밝은 물체가 존재할 경우 기존의 HPDAF로는 표적을 놓칠 가능성이 존재하지만 MBE-HPDAF의 경우 표적을 강인하게 추적하는 것을 확인 하였다.

마지막 세 번째 검증 방법으로 초기 거리정보 오차에 의한 표적 크기정보 추정 영향을 알아보기 위한 시뮬레이션을 수행 하였다. 시뮬레이션 시나리오는 그림 7과 같다.

표적과 유도탄간의 거리는 앞의 두 시뮬레이션과 같이 1km의 거리로 하였으며 표적 및 표적의 이동방향 역시 동일하게 전차가 오른쪽으로 5m/s 속도로 이동하게 하였다. 이번 시뮬레이션 시나리오에서는 표적과 유도탄간의 초기 거리를 알고리즘을 시작 시점에 오차를 추가한 값인 .9km와 2km로 각각 설정하여 유도탄과 표적간의 거리의 초기 설정값에 오차가 존재할 경우 영상에서의 유효측정영역의 설정이 어떻게 달라지는지에 대한 영향을 분석하였다. 아래 그림은 시뮬레이션 결과 그래프이다.

위 그림 8의 붉은색, 녹색, 파란색 각각의 그래프는 초기 거리를 2km, 1km, 0.9km로 하였을 경우의 유효측정 영역 중 x축의 픽셀 크기를 거리에 표적과 유도탄간의 실제 거리에 따라 나타낸 것이다. 초기 오차에 따른 유효측정영역의 설정 분석 결과 모든 경우 유효측정영역이 유사하게 설정됨을 확인할 수 있었다. 이는 두 가지 요인에 의해 성능이 안정됨을 분석할 수 있다. 첫 번째 영향은 II 장에 설명한 거리정보 추정 알고리즘에 의한 것이다. 거리정보 추정 알고리즘은 초기 주어진 거리와 표적의 크기에 따라 표적의 크기값을 추정하는데 이때 거리가 멀다면 그만큼 표적의 크기를 비율적으로 크게 추정하게 되고 거리가 짧다면 표적의 크기를 작은 것으로 추정하게 되어 실제 표적에 대한 그래프와의 비율상 동일하기 때문이다. 두 번째로는 표적 거리정보 추정 알고리즘의 측정치인 거리정보가 영상정보로부터 형성되기 때문이다. 실제로 위 시뮬레이션을 통해 분석해본 결과 표적과 유도탄간의 초기 거리정보에 오차가 존재할 경우 거리정보의 추정 알고리즘에 의한 결과는 실제 표적과의 거리 오차가 존재 하였지만 이를 통해 형성된 유효측정 영역의 경우 안정적으로 나타났다. 위 그래프에서 30m 이하에서는 서로 다른 유효측정 영역을 보이는데 이는 표적이 화면을 벗어나 정확한 표적 크기에 대한 측정치를 획득할 수 없기 때문에 그래프들이 다른 양상을 보이는 것

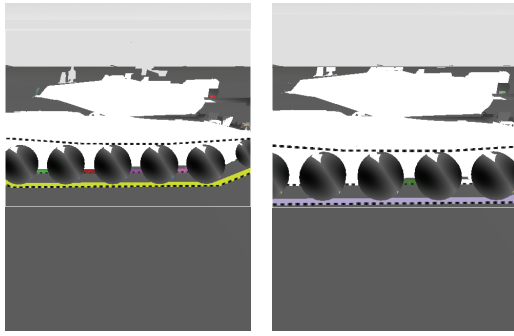


그림 9. 짧은 거리에서의 표적.

Fig. 9. Target shape at short range.

으로 나타났다. 그림 9는 30m 이하 거리에서의 화면에 나타난 표적의 모습이다.

VI. CONCLUSION

본 논문에서는 IIR 탐색기만을 사용하는 유도탄의 표적 요격 성능을 개선하기 위한 방법으로 표적의 크기를 추정할 수 있는 알고리즘인 MBE를 제안하였다. 제안된 알고리즘은 IIR 표적의 효과적인 추적 방식인 HPDAF와 결합하여 MBE-HPDAF를 구성하였다. MBE-HPDAF는 표적 요격 시물레이션 환경에서 표적 추적 필터인 HPDAF만을 사용한 경우와 제안한 알고리즘과 결합한 MBE-HPDAF의 성능을 비교하였으며 그 결과 제안한 방법을 사용하는 경우 표적에 대한 요격 성능이 개선됨을 검증 하였다.

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. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.
- [4] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, *Estimation and Tracking: Principles and Techniques and Software*, Artech House, Inc, 1993.
- [5] 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.
- [6] T. L. Song and D. G. Lee, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. on Signal Processing*, Jul. 2006.
- [7] 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.
- [8] T. L. Song, Y. T. Lim, and D. G. Lee, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic*

Systems, vol. 48, no. 4, pp. 431-442, Apr. 2009.

- [9] T. L. Song and D. S. Kim, "Highest probability data association for active sonar tracking," *The 9th International Conference on Information Fusion*, Jul. 2006.
- [10] Y. S. Jung and T. L. Song, "IIR Target Initiation and Tracking using the HPDAF with Feature Information," *Journal of the KIMST (in Korean)*, vol. 11, no. 4, pp. 124-132, Jun. 2008.
- [11] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, 2003.
- [12] Z. Zhang, "A flexible new technique for camera calibration," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.



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.



이 상 석

2004년 연세대학교 전자공학과 졸업. 2006년 USC (University of Southern California) M. S. in Electrical Engineering. 2010년~현재 국방기술품질원 재직. 관심분야는 영상 표적 탐지 및 추적.



노 신 백

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