고기동 표적 추적 성능 개선을 위한 연구

Performance Improvement for Tracking Small Targets

정 윤 식, 김 경 수, 송 택 렬*

(Yun Sik Jung¹, Kyung Su Kim², and Taek Lyul Song¹)

¹Hanyang University

²Agency for Defense Development

Abstract: In this paper, a new realtime algorithm called the RTPBTD-HPDAF (Recursive Temporal Profile Base Target Detection with Highest Probability Data Association Filter) is presented for tracking fast moving small targets with IIR (Imaging Infrared) sensor systems. Spatial filter algorithms are mainly used for target in IIR sensor system detection and tracking however they often generate high density clutter due to various shapes of cloud. The TPBTD (Temporal Profile Base Target Detection) algorithm based on the analysis of temporal behavior of individual pixels is known to have good performance for detection and tracking of fast moving target with suppressing clutter. However it is not suitable to detect stationary and abruptly maneuvering targets. Moreover its computational load may not be negligible. The PTPBTD-HPDAF algorithm proposed in this paper for real-time target detection and tracking is shown to be computationally cheap while it has benefit of tracking targets with abrupt maneuvers. The performance of the proposed RTPBTD-HPDAF algorithm is tested and compared with the spatial filter with HPDAF algorithm for run-time and track initiation at real IIR video.

Keywords: target tracking, imaging infrared, temporal profile, temporal filter, HPDAF

I. 서론

과거의 공중 감시체계는 레이더와 같은 전파에 의해 이동하는 표적을 감시하고 추적하였으나 현대 군사과학 분야의 기술의 발전으로 항공기의 성능이 강화됨에 따라 기존의 레이더 등에 의한 방식만으로는 전투기나 헬리콥터 등의 공중 표적에 대한 추적이 어렵게 되었다. 따라서 표적 탐지 및 추적의 어려움을 극복하기 위한 방안으로 최근 들어 적외선 영상을 통한 공중 표적 탐지 및 추적에 대한 연구가 활발히 진행 되고 있다.

비행하는 물체는 표적 추적 및 탐지를 위한 적외선 영상에서 크기가 수 개의 픽셀로 표현 될 정도로 매우 작게 나타나고 지상이나 해상과 같은 다른 환경의 표적들과는 다르게 매우 빠르게 움직이며 또한 비선형 적인 움직임을 보인다. 영상에서 나타나는 표적 특징을 기반으로 한 표적 추적 기법은 다양한 방법이 연구되어 졌다. 영상 처리를 통한 표적 추적 방법은 추출 방식에 따라 기본적으로 공간필터(spatial) 및 템포랄(temporal) 필터로 나눌 수 있으며 두 가지 방식을 융합한 공간 템포랄(spatio-temporal filter) 필터의 세 가지로 나눌 수 있다. 공간필터 기반의 표적 추적 방법은 단일 시간의 영상만을 처리하여 표적을 추출하는 방식으로 구름과 같은 복잡한 형상의 물체가 존재하거나 광학

적 또는 영상 전송 등의 문제를 통해 발생한 표적과 유사한 정보들까지 표적으로 인식하여 추출하는 단점이 존재하지만 빠른 처리 속력과 구현이 간단하다. 템포랄(temporal) 필터는 시간의 따른 프레임들을 처리하는 것으로 가장 간단한 구현 방법으로는 현재의 영상과 바로 이전 프레임의 차를 구하는 것이다. 템포랄 필터는 시간에 따른 프레임들을 사용하는 특성상 영상에서 이동하지 않는 물체는 추출이 불가능하며 고정식 카메라와 같이 화면의 이동이 없어야 물체 추적이 가능 하다. 반면에 템포랄 필터는 공간필터에 비해 클러터에 의한 영향이 극히 적다. 공간 템포랄(spatio-temporal filter) 필터는 공간필터의 정지 표적을 추출 가능한 장점과 템포랄 필터의 클러터에 의한 영향이 적은 장점을 결합하기 위한 시도로써 다양한 방법이 개발되고 있다.

영상 처리를 통한 표적 추적 방식은 표적에 대한 데이터가 정확히 추출되지 않을 수 있는 위험성 때문에 주로 중심점 추적과 같은 간단한 방식과의 결합을 통해 표적에 대한 추적을 수행하였다. 그러나 이러한 방식은 영상처리에 의존하는 경향이 있어 영상 처리의 성능에 따라 추적 성능이 제한 될 수 있는 위험성이 존재하며 이를 극복하기 위해 최근 표적 추적 필터와의 결합을 통한 성능 개선연구가 수행되고 있다.

TPBTD (Temporal Profile Based Target Detection) 알고리즘[1]은 템포랄 필터의 하나로 단순히 두 프레임의 정보만이 아니라 일정 구간의 여러 프레임의 이미지를 모아 표적을 탐지하는 방식으로 동작한다. TPBTD 알고리즘은 일반적인 템포랄 필터의 특징인 정지된 클러터 제거(clutter suppression) 성능을 가지며 여기에 한 두 프레임의 정보를 통해 계산하는 기존의 템포랄 필터 방식 보다 정확한 표적

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 4. 10., 수정: 2010. 7. 22., 채택확정: 2010. 8. 2.

정윤식, 송택렬 :한양대학교 전자전기제어계측공학과

(highmank@gmail.com/tsong@hanyang.ac.kr)

김경수: 국방과학연구소(kyungsu@naver.com)

※ 이 논문은 2009년 국방과학연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(UD090057FD).

추출 성능을 가진다. 그러나 여러 프레임의 정보를 모아야 하는 특성상 여러 프레임의 데이터를 저장 가능한 큰 메모리 용량과 수집한 데이터에 대한 표적 추출을 수행하기 위한 많이 계산시간이 필요하다. 본 논문에서는 TPBD 알고리즘을 실시간 가능하도록 개선한 RTPBD (Recursive Temporal Profile Based Target Detection) 알고리즘을 개발하였으며 이를 우수한 영상 표적 탐지 및 추적 방식으로 알려진 HPDAF, HPDAF-트래킹기화 알고리즘과 결합하여 템포럴 필터의 정지 표적에 대한 추적의 한계를 극복하는 알고리즘을 개발하였다.

본 논문의 II 장에서는 TPBD 알고리즘에 대해 설명하고 III 장에서는 TPBD 알고리즘을 실시간 가능하도록 개발한 RTPBD 알고리즘에 대하여 설명하며 IV 장에서는 RTPBD 알고리즘과 표적 탐지 및 추적필터 알고리즘 HPDAF의 결합에 대하여 설명한다. V 장에서는 제안한 표적 추적 구조를 사용한 시뮬레이션을 수행을 통해 개선된 효과를 분석하고 마지막으로 VI 장에서는 시뮬레이션 분석에 따른 결론을 제시한다.

II. TEMPORAL PROFILE BASED TARGET DETECTION ALGORITHM

구름이 존재하는 하늘을 비행 중인 표적을 촬영한 적의 선 영상에서 구름의 모서리(cloud edge) 부분에서 표적과의 구분이 매우 어렵다. TPBD 알고리즘에서는 구름의 신호는 서서히 변하지만 표적의 신호는 순간적인 신호로 나타난다는 가정 하에 t 시간의 각 픽셀의 신호세기 정보 $x(t)$ 를 아래와 같이 나타낸다[1].

- static background:

$$x(t) = C + w(t), w(t) \sim N(0, \sigma_s^2) \quad (1)$$

- cloud edge background:

$$x(t) = x(t-1) + n(t), n(t) \sim N(0, \sigma_s^2) \quad (2)$$

- target:

$$x(t) = B(t) + T(t) \quad (3)$$

위 식에서 C 는 상수 값으로 배경의 신호세기(intensity)이며 $w(t)$, $n(t)$ 는 각각 t 프레임(frame)에 나타난 배경화면 및 구름의 모서리 부분의 노이즈이다. $B(t)$ 는 t 프레임의 노이즈가 포함된 배경의 신호이며 $T(t)$ 는 t 프레임에서 나타난 표적의 신호이다.

표적을 추출하기 위해 일정 구간 동안의 영상을 시간별로 모아 각각의 픽셀에 대한 TP (Temporal Profile) 을 구성한다. TP로 나타난 픽셀 신호의 시간에 따른 변화는 고정된 배경화면(static background)의 경우 신호세기의 변화가 거의 없고 구름 모서리 배경화면(cloud edge background)의 경우 신호 세기의 변화가 빠르지 않으며 표적(target)은 신호세기의 변화가 급격하게 일어나는 서로 다른 특징을 보인다. 이들로부터 표적을 판단하기 위해 CLSP (Connecting Lines of Stagnation Points) 알고리즘을 사용한다. CLSP 알

고리즘은 아래 식 (4)를 만족하는 SP (Stagnation Point)들을 연결하여 구한다.

$$x(t-1) \geq x(t) \text{ and } x(t+1) \geq x(t) \quad (4)$$

SP가 결정되면 CLSP를 구하기 위해 아래 식 (5)를 사용한다.

$$CLSP(t) = x(t-d) + \frac{d}{u+d} [x(t+u) - x(t-d)] \quad (5)$$

위 식에서 d 는 t 프레임 이전의 가장 가까운 SP이며 u 는 t 프레임 이후의 가장 가까운 SP이다. 표적의 신호만을 구분하기 위해 TP와의 CLSP의 차 r 을 구한다.

$$r(t) = x(t) - CLSP(t) \quad (6)$$

고정된 배경화면이나 구름 모서리 배경화면의 경우 신호세기의 변화율이 느리기 때문에 CLSP와 TP와의 신호세기차를 구할 경우 큰 신호로 나타나지 않으나 표적의 신호인 경우 표적이 존재하는 시점의 신호는 큰 신호세기를 보이게 된다. 그림 1(a)는 고정된 배경화면, 구름 모서리 배경화면, 표적에 대한 TP 및 CLSP를 각각 실선 및 점선으로 나타낸 것이며 (b)는 TP와 CLSP와의 차이 r 을 구한 것으로 이를 통해 표적 신호만을 추출하는 결과를 나타낸 것이다.

TP와 CLSP의 차에 의해 구해진 r 은 배경화면 정보들의 경우 가우시안(gaussian) 분포 특성을 만족한다. 식 (7)과 (8)

그림 1. TP, CLSP, r .

Fig. 1. TP, CLSP, r .

에 각각 고정된 배경화면 및 구름 모서리 배경화면이 가우시안 분포 특성을 만족하는지에 대하여 나타내었다.

- static background:

$$\begin{aligned} r(t) &= C + \sum_{i=1}^t \omega(i) - (1-k) \left[C + \sum_{i=1}^{t-d} \omega(i) \right] - k \left[C + \sum_{i=1}^{t+u} \omega(i) \right] \\ &= \sum_{i=1}^t \omega(i) - (1-k) \sum_{i=1}^{t-d} \omega(i) - k \sum_{i=1}^{t+u} \omega(i) \\ &= \sum_{i=t-d+1}^t \omega(i) - k \sum_{i=t-d+1}^{t+u} \omega(i) \end{aligned} \quad (7)$$

- cloud edge background:

$$\begin{aligned} r(t) &= C + \sum_{i=1}^t n(i) - (1-k) \left[C + \sum_{i=1}^{t-d} n(i) \right] - k \left[C + \sum_{i=1}^{t+u} n(i) \right] \\ &= \sum_{i=1}^t n(i) - (1-k) \sum_{i=1}^{t-d} n(i) - k \sum_{i=1}^{t+u} n(i) \\ &= \sum_{i=t-d+1}^t n(i) - k \sum_{i=t-d+1}^{t+u} n(i) \end{aligned} \quad (8)$$

위 두 식에서 $\omega(i)$ 와 $n(i)$ 은 각각 가우시안 분포를 만족하므로 $r(t)$ 는 가우시안 분포를 만족한다[1]. 최종 출력 픽셀 신호 η 는 mahalanobis distance를 이용하여 식 (9)로 구한다[1].

$$\eta = \max_t \left\{ \frac{r(t) - \mu_r}{\sigma_r^2} \right\} \quad (9)$$

위 식에서 μ_r 은 CLSP와 TP 신호들의 차인 r 의 t 프레임의 신호인 $r(t)$ 들을 사용하여 구한 평균이고 σ_r^2 은 이들의 분산을 나타낸 것이다. μ_r 및 σ_r^2 을 구할 때 모든 신호에 대한 평균 및 분산을 구하면 표적에 대한 추출이 어려우므로 $r(t)$ 들의 값 중 노이즈 신호들만을 사용하여 구한다. 노이즈 신호를 판단하기 위한 기준으로는 $3\sigma_r$ 이내의 신호인지 아닌지를 판단하여 적용하며 노이즈로 포함된 모든 신호들이 이를 만족 할 때 까지 노이즈 신호에 대한 판별을 반복한다.

TPBTD 알고리즘은 구름의 모서리 부분의 신호를 제거하고 이동 중인 표적을 추출하기에 좋은 알고리즘이지만 이를 구하기 위하여 TP를 구성하여야 하고 CLSP를 구하여야 하며 또한 TP와 CLSP의 차인 r 의 평균 및 분산을 매시간 각각의 픽셀마다 구하여야 한다는 점에서 실시간화가 어렵다는 단점이 있다.

III. RECURSIVE TEMPORAL PROFILE BASED TARGET DETECTION

앞에서 설명한 TPBTD 알고리즘의 실시간화를 위하여 본 논문에서는 RTPBTD 알고리즘을 개발하였다. TPBTD 알고리즘에서 실시간에 저하하는 요소는 일정 시간의 신호세기를 모으는 TP를 구성한다는 것과 이를 사용하여 SP 판단 및 CLSP를 구하는 부분 그리고 r 의 평균 및 분산을 구하는 부분이다.

CLSP를 계산하기 위해서는 SP 포인트 인지 아닌지를 특정하여야 하는데 현재 t 프레임의 데이터만으로는 SP 포인

그림 2. TPBTD-CLSP 와 RTPBTD-CLSP.

Fig. 2. TPBTD-CLSP and RTPBTD-CLSP.

트인지를 특정 할 수 없다 따라서 $t-1$ 프레임의 신호세기 정보가 SP 포인트인지 아닌지를 판단하여 $t-1$ 프레임의 신호에 대한 CLSP를 구하고 이 값을 t 시간의 CLSP 값으로 판단한다. 이때 TPBTD 알고리즘의 경우 CLSP를 구하기 위하여 두 SP 간의 선형보간법(linear interpolation)을 사용하였지만 이는 실시간으로 구하기는 어려운 문제로 많은 수행 시간이 소모 될 수 있다. 따라서 본 알고리즘에서는 SP의 고정 값을 사용하여 RTPBTD에 적합한 CLSP인 $CLSP_{re}(t)$ 구하였으며 이를 아래 식 (10)에 나타내었다.

$$CLSP_{re}(t) = x(t-d) \quad (10)$$

그림 2는 기존의 TPBTD에 사용되는 CLSP와 제안하는 RTPBTD에 사용하는 CLSP의 차이를 나타낸 것이다.

위 그림에서 실선은 TP 신호를 점선은 기존의 TPBTD의 CLSP를 1점 쇄선은 본 논문에서 제안하는 RTPBTD의 CLSP를 나타낸 것이다.

앞에서 구한 $CLSP_{re}(t)$ 사용하여 $r_{re}(t)$ 를 아래 식 (11)과 같이 계산 할 수 있다.

$$r_{re}(t) = x(t) - x(t-d) \quad (11)$$

위 식에서 d 는 t 프레임 이전의 가장 가까운 SP이다.

TPBTD 알고리즘에서 위에서 구한 $r(t)$ 는 가우시안 분포특성을 만족한다. 이는 본 논문에서 제안하는 RTPBTD 알고리즘에서도 만족하는 것으로 고정된 배경화면 및 구름 모서리 배경화면 각각에 대하여 식 (12) 및 (13)과 같이 나타 낼 수 있다.

- static background:

$$\begin{aligned} r_{re}(t) &= C + \sum_{i=1}^t w(i) - \left[C + \sum_{i=1}^{t-d} w(i) \right] \\ &= \sum_{i=t-d+1}^t w(i) \end{aligned} \quad (12)$$

- cloud edge background:

$$\begin{aligned} r_{re}(t) &= C + \sum_{i=1}^t n(i) - \left[C + \sum_{i=1}^{t-d} n(i) \right] \\ &= \sum_{i=t-d+1}^t n(i) \end{aligned} \quad (13)$$

위 식 (12) 및 (13)의 $\omega(i)$ 와 $n(i)$ 은 각각 가우시안 분포를 만족하므로 $r_{re}(t)$ 도 가우시안 분포를 만족한다.

표적에 대한 탐지를 위해 TP 정보를 사용한 최종 출력을 구하기 위해 TPBD 알고리즘에서는 평균과 분산을 사용한다. 그러나 평균과 분산을 매 프레임(firame)의 매 픽셀마다 구하여야 하므로 오버헤드(overhead)가 발생하여 실시간화에 큰 장애가 된다. 따라서 본 논문에서는 일정 구간의 평균과 분산을 연속적으로 예측 가능한 방법(recursive method) [2,3]을 도입하였으며 아래 식 (13), (14)에 나타내었다.

- mean estimation:

$$\hat{\mu}_{r_n(t)} = (1 - \alpha_\mu) \hat{\mu}_{r_n(t-1)} + \alpha_\mu r_{re}(t) \quad (14)$$

- variance estimation:

$$\hat{\sigma}_{r_n(t)}^2 = (1 - \alpha_\sigma) \hat{\sigma}_{r_n(t-1)}^2 + \alpha_\sigma (r(t) - \mu_{r_n(t)})^2 \quad (15)$$

위 식에서 α_μ 는 평균을 예측하기 위한 계수를 α_σ 는 분산을 추정하기 위한 계수를 뜻하며 $\hat{\mu}_{r_n(t)}$ 는 시간 t 에 예측된 평균을 뜻한다. $\hat{\sigma}_{r_n(t)}^2$ 는 t 프레임에 예측된 분산이다. 위 식에 의한 평균 및 분산 예측의 성능을 알아보기 위해

여 몇 가지 시나리오에 대한 시뮬레이션을 수행하였다.

식 (14)의 평균 예측 알고리즘의 성능 분석을 위한 시나리오는 총 4가지로 첫 번째 시나리오는 신호가 서서히 증가하는 시나리오를 두 번째 시나리오는 신호가 서서히 감소하는 시나리오를 세 번째 시나리오는 신호가 서서히 증가하였다가 서서히 감소하는 시나리오를 네 번째 시나리오는 신호가 고정된 값이 지속되다가 갑작스럽게 임펄스 신호가 들어오는 시나리오이다. 각 시나리오의 매 시간의 신호에는 +2부터 -2까지의 균일 분포하는 노이즈를 추가하였다. 식 (14)에서 평균 예측 계수인 α_μ 는 각 시나리오별로 최적의 값을 자동으로 계산하였으며 이를 통해 결과를 산출하였다. 예측하는 평균의 구간은 50 프레임과 100 프레임 두 가지이다. 그림 3은 예측하는 평균의 구간이 50일 경우의 시뮬레이션 시나리오 및 결과를 나타낸 것이다. 그림 3에서 예측 구간평균과 실제 구간의 평균과의 차이를 알아보기 위해 두 값의 차를 구한 오차(error) 그래프를 각 시나리오의 결과 그래프를 아래에 나타내었다.

그림 3의 결과로부터 시나리오 1~3은 최대 오차가 0.4를 넘지 않는 것을 확인 할 수 있으며 시나리오 4의 결과에서 임펄스 신호가 발생할 때 오차가 순간적으로 증가하지만 오차의 크기는 최대 3정도로 작은 것을 확인 할 수 있다. 따라서 식 (14)에 의한 구간의 평균 추정은 효과적인

(a) Scenario 1

(b) Scenario 2

(c) Scenario 3

(d) Scenario 4

그림 3. 구간 평균 예측 결과 (temporal : 50).

Fig. 3. Temporal average prediction result (temporal : 50).

것으로 판단 할 수 있다.

식 (15)의 분산 예측 알고리즘의 성능 분석을 위해 총 4 가지 시나리오에 대하여 시뮬레이션을 수행하였다. 첫 번째 시나리오는 잡음신호(noise)의 분산이 서서히 증가하는 시나리오를 두 번째 시나리오는 잡음신호의 분산이 서서히 감소하는 시나리오를 세 번째 시나리오는 잡음신호의 분산이 증감을 반복하도록 하였으며 마지막 네 번째 시나리오는 잡음신호의 분산이 서서히 증가 하였다가 서서히 감소하는 시나리오를 설정 하였다. 본 시뮬레이션에서 잡음신호는 평균이 0이고 분산이 변화하는 가우시안 분포를 따르게 하였다. 예측하는 분산의 구간은 50 프레임과 100 프레임 두 가지이다. 그림 4는 시뮬레이션 시나리오 및 결과를 나타낸 것이다. 그림 4에서 예측 구간분산과 실제 구간의 분산과의 차이를 알아보기 위해 두 값의 차를 구한 오차(error)그래프를 각 시나리오의 결과 그래프 바로 아래에 나타내었다.

그림 4의 시뮬레이션의 결과 4가지 모든 시나리오에서 구간 분산 예측은 실제 구간 분산과 큰 차이를 보이지 않으며 분산이 급격히 변할 경우 최대 3의 오차를 가지는 것으로 나타나 제시한 분산 예측 알고리즘은 실시간 가능하면서도 구간 분산을 예측하기 적합한 알고리즘인 것으로 판단된다.

RTPBDT 알고리즘에 구간 평균 및 분산 예측 알고리즘

을 적용하기 위해 구간 평균 예측 알고리즘은 그대로 사용 가능하나 구간 분산 알고리즘은 실제 평균 대신 예측 평균을 사용한다. 그림 5는 RTPBDT 알고리즘을 순서도로 나타낸 것이다.

그림 5에 나타낸 블록의 가장 아래쪽 픽셀 신호출력(Pixel Signal out)블록 기존의 TPBDT 알고리즘에서는 mahalanobis distance 기반의 식 (9)를 사용하지만 여러 실제 적외선 영상을 분석한 결과 적외선 영상은 미세한 흔들림이나 광학적인 이유로 인해 발생한 오차로 인해 잡음(nosise) 신호는 서로 독립적이라 가정하는 기존의 TPBDT 알고리즘의 방식은 표적뿐만 아니라 많은 클러터 신호를 발생 시킬 수 있는 것으로 분석되어 본 RTPBDT 알고리즘에서는 시간 t 의 표적 추출을 위한 방법으로 유클리디언 거리(euclidean distance)를 구하는 아래 식 (16)을 사용한다.

$$\eta_{re} = r_{re}(t) - \hat{\mu}_{r_n}(t) \quad (16)$$

위 식 (16)의 $r_{re}(t)$ 는 앞에서 설명한 것과 같이 가우시안 분포를 따르므로 기존의 TPBDT 알고리즘과 같은 방식으로 식 (16)의 조건인 $3\hat{\sigma}_{r_{re}(t)}$ 이내에 존재하는 값들만 잡음 신호만으로 판단하고 이를 사용하여 평균을 구한다.

$$\hat{\mu}_{r_n}(t) - 3\hat{\sigma}_{r_n}(t) < r_{re}(t) < \hat{\mu}_{r_n}(t) + 3\hat{\sigma}_{r_n}(t) \quad (17)$$

(a) Scenario 1

(b) Scenario 2

(c) Scenario 3

(d) Scenario 4

그림 4. 구간 분산 예측 결과 (temporal : 50).

Fig. 4. Temporal variance prediction result (temporal : 50).

그림 5. RTPBTD 알고리즘.

Fig. 5. RTPBTD algorithm.

IV. RTPBTD - HPDAF ALGORITHM

기존의 영상 처리를 통한 표적 탐지 방법은 여러 원인에 의하여 영상 처리가 정확히 되지 않았을 경우 표적에 대한 신호가 추출되지 않기 때문에 표적에 대한 추적이 어렵다. 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 시뮬레이션에서 우수한 성능을 보이는 것으로 분석되었다[11]. 따라서 본 논문에서는 제안한 영상 표적 추출에 우수한 알고리즘인 RTPBTD 알고리즘과 영상 표적 추적에 우수한 HPDAF 알고리즘을 결합한 구조를 제시함으로써 표적 탐지 및 추적 성능을 향상시켰다.

표적 추적을 위한 HPDAF 알고리즘[10,11]은 아래와 같다.

- prediction:

$$\bar{x}_k = \Phi \hat{x}_{k-1} \quad (18)$$

$$\bar{P}_k = \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_k \quad (19)$$

- update(M_0 : 유효추정영역 내에 측정치가 없을 경우):

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k \quad (20)$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K_k S_k K_k^T \quad (21)$$

$$C_{\gamma} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}} \left(1 + \frac{\gamma}{2}\right)}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}} \quad (22)$$

$$S_k = H \bar{P}_k H^T + R_k \quad (23)$$

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

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + \beta_k^* K_k \nu_k^* \quad (24)$$

$$\hat{P}_k = \beta_0 \bar{P}_{k, M_F} + \beta_k^* (\bar{P}_k - K_k S_k K_k^T) + \beta_k^* (1 - \beta_k^*) K_k \nu_k^* \nu_k^{*T} K_k^T \quad (25)$$

$$\bar{P}_{k, M_F} = \bar{P}_k - K_k S_k K_k^T + \alpha K_k S_k K_k^T \quad (26)$$

$$\beta_k^* = \max_l \beta_k^l \quad (27)$$

$$\beta_k^l = P(D_l | D_i, m_k) = \frac{f(D_l, M_T, m_k)}{f(D_l, M_T, m_k) + f(D_l, M_F, m_k)} \quad (28)$$

$l = 1 :$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\gamma} (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m_k - 1)} \quad (29)$$

$2 \leq l < m_k :$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\gamma} (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m_k)) \mu_F(m_k - 1)} \quad (30)$$

$l = m_k :$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m_k) + P_D P_G C_{\gamma} \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1)} \quad (31)$$

위의 예측(prediction) 식인 (18), (19)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 (21)에서 P_D 는 표적 탐지 확률을 P_G 는 표적이 유효추정 영역 내에 있을 확률을 나타내며 K_k 는 k 시간에 계산된 칼만게인(kalman gain)을 뜻한다. S_k 는 k 시간에 계산된 잔차 프로세스(residual process)의 공분산을 의미하며 식 (23)과 같이 쓸 수 있다. 식 (22)의 γ 는 유효추정 영역의 크기를 의미한다. 유효추정 영역 내에 측정치의 존재 할 경우의 식인 (24)에서 β_k^* 는 표적으로 판단되어 선택되어진 측정치의 확률 값을 의미하며 식 (28)과 같이 각각의 측정치에 대한 확률을 구하여 식 (26)과 같이 그중 가장 높은 확률을 갖는 값을 선택한다. ν_k^* 는 선택된 측정치와 추정된 중심파의 측정 잔차 이다. 식 (25)에서 $\bar{P}_{k, M_F}$ 는 식 (26)과 같이 구할 수 있으며 식 (26)의 α 는 선택된 l 번째 측정치에 따라 (29), (30), (31)식으로 구한다. 이때 m_k 는 k 시간에 유효추정 영역 내의 측정치의 개수이며 $\gamma(l, m_k)$ 은 식 (32), (33)과 같이 나타 낼 수 있다.

$$\gamma(l, m_k) = \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \quad (32)$$

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1, & l = 1 \\ \prod_{j=1}^{l-1} \frac{[(j-1)(1+\rho)+1]}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, & 2 \leq l \leq m_k - 1 \end{cases} \quad (33)$$

$$\bar{P}_A(m_k) = 1 + \sum_{i=1}^{m_k-1} (-1)^i C_i^{m_k-1} \frac{1}{(i+1)+i\rho} \quad (34)$$

표적 탐지를 위해 HPDAF - 트랙 초기화 알고리즘을 아래와 같이 나타 낼 수 있다.

- track score:

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

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

위 식 (35)는 해당 트랙이 표적에 대한 트랙인지 아닌지를 점수로 나타내는 식이다. 식 (35)의 δ_k 는 식 (36)과 같이 쓸 수 있으며 식 (36)의 λ 는 클러스터의 밀도를 V_G 는 유효 측정 영역의 크기를 의미한다.

RTPBTD 알고리즘과 표적 추적 알고리즘 HPDAF의 결합은 RTPBTD 알고리즘을 통해 추출된 픽셀 정보들을 새로운 영상 화면으로 구성 한 뒤 구성된 영상화면에 문턱치(thresholding)과 라벨링(labeling)을 수행한 결과 생성된 각각의 라벨(label)들의 중심 위치(centroid)정보들을 각각 표적 추적 필터에서의 측정치 정보로 사용하며 이를 통해 표적을 탐지 및 추적하는 형태로 구성 되어 진다.

V. SIMULATION RESULT

본 논문에서 제안하는 RTPBTD와 표적 추적 필터 HPDAF를 결합한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 두 가지 방법으로 성능 분석 시뮬레이션을 수행 하였다. 첫 번째는 기존의 템포럴 필터에 비해 표적 추적 필터와의 결합을 통한 성능 개선 분석을 위하여 RTPBTD 방식만으로 표적 탐지 및 추적 수행 결과와 본 논문에서 제안하는 RTPBTD와 HPDAF를 결합한 알고리즘의 성능을 비교 하였다. 두 번째는 제안한 알고리즘의 실시간 가능성 및 공간필터에 비해 성능 개선 효과를 분석하기 위하여 공간필터와 HPDAF를 결합한 기존의 알고리즘[11]과 본 논문에서 제안하는 RTPBTD와 HPDAF를 결합한 알고리즘의 시뮬레이션 결과를 비교 하였다.

본 시뮬레이션의 시나리오는 그림 6과 같다.

그림 6(a)에 나타낸 배경화면은 실제 적외선 카메라를

(a) Background

(b) Target scenario

그림 6. 시뮬레이션 1 시나리오.

Fig. 6. Simulation 1 scenario.

이용하여 하늘을 촬영한 영상으로 400 프레임으로 구성되어 있다. 배경화면 영상은 실제 표적이 지날 때 구름으로 인한 표적 신호의 추출이 방해 될 수 있는 환경이다. 배경 화면에 적용되는 표적의 시나리오 그림인 6(b)는 표적이 턴을 2번 (201 - 203 프레임, 284 - 287 프레임)하도록 하여 표적이 마치 정지하는 것과 같은 움직임이 나타나도록 하였다. 본 시뮬레이션에서 사용한 RTPBTD 알고리즘의 구간 크기(temporal size)는 20 프레임으로 하였다. 문턱치 및 라벨링 알고리즘은 오토스 문턱치(otsu threshold), 라인 스캔 클러스터링(line scan clustering) [11]을 사용하였다.

시뮬레이션 1의 결과 템포럴 필터에 기반을 둔 RTPBTD 알고리즘의 경우 그림 7(a)에서 나타나듯이 이동 중인 표적을 추출하는 성능은 뛰어나지만 표적의 방향이 바뀌는 순간에 표적을 추출하지 못해 추적이 되지 않아 표적이 다시 나타났을 경우 새로운 표적인지 아니면 기존의 표적인지 판단 할 수 없다. 그러나 RTPBTD - HPDAF 알고리즘의 경우 그림 7(b)와 같이 표적의 방향이 바뀌는 순간에 표적의 데이터가 추출되지 않더라도 그림 7(c)와 같이 표적에 대한 트랙을 유지하여 표적에 대한 지속적인 추적이 가능하다.

시뮬레이션 2는 기존에 널리 사용되는 적외선 영상 표적 추적 방식인 공간필터를 사용한 경우와의 비교를 위해 공간필터와 HPDAF를 결합한 알고리즘[11]과 본 논문에서 제

(a) RTPBTD simulation result

(b) RTPBTD - HPDAF simulation result

(c) RTPBTD - HPDAF simulation result(200 - 204 frame)

그림 7. 시뮬레이션 1 결과.

Fig. 7. Simulation 1 result.

그림 8. 공간필터 및 HPDAF의 시뮬레이션 결과.

Fig. 8. Spatial filter & HPDAF simulation result.

표 1. 시뮬레이션 2 결과.

Table 1. Simulation 2 result.

	spatial filter & HPDAF	RTPBTD & HPDAF
number of track	9.567500 tracks	1.117500 tracks
average run time	3.017680 msec	1.650746 msec
target loss	no loss	no loss

안하는 RTPBTD - HPDAF 알고리즘의 성능 비교를 수행하였다. RTPBTD - HPDAF의 경우 앞의 시뮬레이션 1과 동일하게 구간 크기를 20프레임으로 하였다. 본 시뮬레이션에서 사용하는 공간필터는 모폴로지 열림(Morphology opening)으로 커널(kernel)의 크기는 11x1로 하였다. 문턱치 알고리즘과 라벨링 알고리즘, HPDAF 알고리즘은 RTPBTD - HPDAF 알고리즘과 동일한 알고리즘을 사용하였다. 그림 8은 공간필터-HPDAF의 시뮬레이션 결과를 나타낸 그림이다.

그림 8에서 각각의 흰 사각형으로 표시된 표적이라 판단된 트랙들로 인해 표적과 유사한 측정치들이 많이 생성되는 것을 확인 할 수 있다. 공간필터-HPDAF의 시뮬레이션과 RTPBTD - HPDAF의 시뮬레이션 결과를 좀 더 명확히 비교하기 위하여 아래 표 1에 20 프레임 이후부터 표적으로 판단되어 생성된 평균 트랙의 개수 및 수행시간, 표적 추적 실패 횟수를 나타내었다.

표 1로 부터 제안한 알고리즘은 표적에 대한 추적 성능은 비슷하지만 기존의 알고리즘에 비해 표적으로 오인된 트랙의 개수가 거의 없고 수행시간 또한 좀 더 빠른 것으로 분석되어 종합적으로 제안한 RTPBTD - HPDAF 알고리즘이 표적 탐지 및 추적 성능이 기존의 방식보다 비교적 우수한 것으로 판단된다.

VI. CONCLUSION

본 논문에서는 빠르게 이동하는 표적에 대한 효과적인 탐지 및 추적을 위하여 효과적인 템포럴 알고리즘인 TPBTD (Temporal Profile Based Target Detection)를 기반으로 하는 실시간 가능한 알고리즘인 RTPBTD를 개발하였으며 적외선 영상에 존재하는 표적에 대한 탐지 및 추적에

효과적인 표적 추적 필터 HPDAF 알고리즘을 결합한 새로운 표적 추적 구조를 제시하였다 제안한 표적 추적 구조는 시뮬레이션을 통해 실시간 가능성 및 개선된 효과에 대한 분석을 수행하여 실시간 가능성을 검증하였고 기존의 공간필터를 사용하는 알고리즘에 비해 효과적으로 클러터를 제거하는 동시에 이동 중인 표적을 정확히 추적하는 것으로 나타났다. 또한 표적 추적 필터 HPDAF와 결합으로 광학적 오류로 인해 순간적으로 추출되는 클러터 신호들을 효과적으로 제거하였으며 템포럴 필터의 단점인 표적이 정지하였을 때 추출되지 않아 표적 추적이 불가능하다는 점을 극복하는 것으로 나타났다.

참고문헌

- [1] D. Liu, J. Zhang, and W. Dong, "Temporal profile based small moving target detection algorithm in infrared image sequences," *Int J Infrared Milli Waves*, vol. 28, pp. 373-381, Mar. 2007.
- [2] M. M. Bruce, "Estimation of variance by recursive equation," *Nasa technical note*, D-5465, Oct. 1969.
- [3] S. Lihui, J. Sumei, and Z. ruisheng, "Detection algorithm of dim and small infrared target based on temporal χ^2 test," *CISP '09. 2nd International Congress on*, Oct. 2009.
- [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, Issue 10, pp. 2044-2053, 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*, vol. 54, no. 7, pp. 2797-2802, 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, vol. 40, pp. 191-194, 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, Issue 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*, July 2006.
- [11] 정운식, 송택렬, "특징정보를 고려한 HPDAF를 이용한 적외선 영상 표적 탐지 및 추적기법 연구," *군사과학기술학회 학회지*, 제11권 제4호, pp. 124-132, Jun. 2008.

정 윤 식

2005년 한양대 전자컴퓨터공학부 졸업.
2007년 동 대학원 석사 졸업. 2009년
동 대학 박사 재학 중. 관심분야는 영
상 표적 탐지 및 추적.

송 택 렬

1974년 서울공대 졸업. 1981년 Univ.
of Texas at Austin 항공우주공학 석사.
1983년 Univ. of Texas at Austin 항공
우주공학 박사. 1984년~1994년 국방과
학연구소 책임연구원. 1995년~현재 한
양대학교 전자전기제어계측 공학과 교
수. 관심분야는 유도제어, 항법, 표적상태추정, Stochastic
Control theory & Application.

김 경 수

1992년 조선대 컴퓨터공학과 졸업.
1994년 중앙대 컴퓨터공학과 석사.
2000년 조선대 컴퓨터공학과 박사.
2000년 2월~2001년 2월 Arizona State
Univ. Post Doc. 2001년 3월~2001년 12
월 광주과학기술원 연구원. 2002년 1
월~현재 국방과학연구소 재직 중. 관심분야는 영상 표적 탐
지 및 추적, 컴퓨터비전 및 그래픽스.