

표적의 부분가림이 존재하는 환경에서 견실한 추적을 위한 영상 표적 탐지, 추적 알고리즘 연구

A Study of Image Target Detection and Tracking for Robust Tracking in an Occluded Environment

김 용, 송 택 렬*
(Yong Kim¹ and Taek-Lyul Song¹)
¹Hanyang University

Abstract: In a target tracking system using image information from a CCD (Charged Couple Device) or an IIR (Imaging Infra-red) sensor, occluded targets can result in track losses. If the target is occluded by background objects such as buildings or trees, probability of track existence will be reduced sharply and track will be terminated due to track maintenance algorithms. This paper proposes data association algorithm based on target existence for the robust tracking performance. we suggest the HPDA (Highest Probability Data Association) algorithm based on target existence and the tracking performance is compared with the established method based on target perceivability. Image tracking simulation that utilizes virtual 3D images and real IR images is employed to evaluate the robustness of the proposed tracking algorithm.

Keywords: target perceivability, target existence, HPDAF (Highest Probability Data Association Filter), EB-HPDA (HPDA based target existence), IIR (Imaging Infra-red) seeker, data association

1. 서론

영상 센서(sensor)를 이용한 표적 추적은 민수, 의료 분야 뿐 만 아니라 군수 분야에서도 보다 정밀한 탐지와 요격을 위해 지속적인 연구와 개발이 수행되고 있다. 영상 센서 분야도 광범위하게 발전되어 왔지만 특히 적외선 열상 센서는 물체의 형상이 드러나지 않는 야간에도 물체가 가진 열원을 감지할 수 있으므로 육안으로 관찰되지 않는 표적을 탐지하거나 추적하는데 유용하게 사용될 수 있다.

영상 센서를 이용한 표적 추적은 그림 1과 같은 단계로 수행된다. 우선 추적의 대상이 되는 측정치를 추출하기 위한 측정치 추출 단계를 수행하고 추출된 측정치에 유효측정영역을 씌워 트랙(track)을 생성하고 생성된 트랙에 대한 가치를 부여하는 표적 탐지 단계, 표적과 유효측정영역 내의 측정치를 확률적으로 결합하여 추적을 수행하는 표적 추적 단계를 수행하게 된다. 표적 탐지와 추적은 표적의 예측위치로부터의 거리와 측정치의 신호세기 등의 정보를 이용하여 해당 측정치가 표적일 확률을 구하여 칼만필터의 가중치로 활용하는 자료결합(data association) 알고리즘을 기반으로 한다. 이처럼 동적 필터링(filtering)을 통해 표적의 다음 위치를 예측하여 유효측정영역을 씌우고 영역 안의 측정치 정보를 이용한 확률적인 결합을 수행함으로써 보다 안정적이고 강인한 추적 성능을 확보할 수 있다. 표적 추적 뿐 만

아니라 추적중인 트랙의 가치에 따라 트랙을 확정하거나 제거시키는 등의 트랙 관리를 위한 탐지 기법을 통해 거짓 표적(클러터)에 대한 추적이 지속적으로 수행되는 것을 방지하고 실제 표적 중심의 추적 수행이 가능하게 된다. 표적 탐지는 영상 환경과 같이 다수의 클러터(clutter)가 존재할 수 있는 환경에서 생성된 여러 트랙에 대한 가치를 판단하는 지표로 트랙존재확률이라는 확률값으로 정량화시킴으로써 트랙의 유지와 제거, 또는 위협 트랙의 확정 등의 트랙 관리를 가능하게 한다. 영상 센서를 이용한 표적 추적에 있어서 표적은 센서로부터 입수된 신호의 특성에 따라 배경과 분리되어 추출되는데 촬영된 영상의 환경에 따라 추적 성능이 저하될 수 있다. 가령 센서와 표적 사이에 존재하는 배경에 의해 표적이 부분적으로, 혹은 일시적으로 가려지는 환경에서 안정적으로 추적 성능을 확보하기가 쉽지 않다. 더욱이 실제 지상 환경은 표적 이외의 물체들이 다양하게 존재하므로 기동중인 전차 등의 표적이 건물이나 나무 등의 배경에 가려져 표적이 부분적으로 가려지거나 일시적으

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 1. 27., 수정: 2010. 6. 30., 채택확정: 2010. 7. 19.

김 용, 송택렬: 한양대학교 전자전기제어계측공학과

(bravekim@naver.com/tsong@hanyang.ac.kr)

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

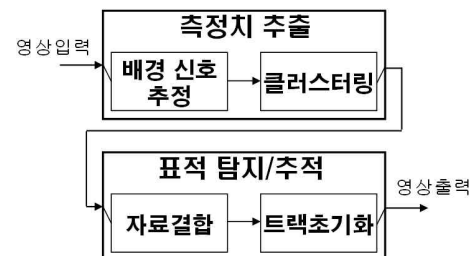


그림 1. 영상 표적 추적 구성도.

Fig. 1. Block diagram of image tracking.

로 배경에 숨어 하나의 표적 신호가 여러 개로 쪼개지거나 일시적으로 사라지는 현상이 발생할 수 있다. 부분적으로 가려져서 표적 측정치가 쪼개지는 경우 하나의 측정치가 여러 개로 나뉘더라도 표적에 대한 측정치가 존재하기 때문에 표적 추적에는 문제가 없다. 그러나 일시적으로 표적 전체가 가려졌다가 나타나는 경우에는 표적이 사라지면서 추적중인 트랙의 트랙존재확률이 급격히 떨어지면서 트랙의 존재 가치를 상실하게 되어 기존에 사용하던 표적 추적중인 트랙 관리에 의해 트랙이 제거되는 현상이 발생할 수 있다. 이러한 경우 차후에 가려졌던 표적이 나타나더라도 이미 트랙이 제거된 상황이므로 트랙 초기화 단계를 다시 거쳐야한다. 이때 표적의 특징정보를 잃어버려 자칫 표적이 아닌 클러스터로 트랙이 초기화되어 추적이 실패하게 될 수도 있다. 이는 기존의 자료결합 방식에서 표적의 존재 유무에 대해서 정의한 가설에 의한 결과이며 보다 견실한 표적 추적을 위해서는 보다 발전적인 알고리즘의 개발이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 기존의 표적 존재 유무에 대한 가설에서 보다 확장하여 표적의 부분가림 상황에 부합하는 새로운 가설을 추가하여 표적 추적, 탐지 알고리즘을 유도하고 시뮬레이션을 통해 성능 개선에 관한 평가를 수행할 것이다. 이와 같은 표적의 가림현상은 예측 불가한 다양한 상황이 존재하는 실제 추적 환경에서 보다 안정적인 추적을 위해 반드시 고려되어야하는 사항이며 표적 추적 단계에서 측정치가 사라진 상황에서 트랙을 보다 견실하게 유지시킬 수 있어야 할 것이다. 이처럼 기동중인 표적을 추적하는데 있어서 표적 주변의 배경이 다양하게 존재하는 환경에서는 센서와 표적 사이에 표적을 가릴 수 있는 배경이 존재할 수 있으며 표적이 기동 중에 배경 뒤로 숨었다가 나타나는 상황이 발생할 수 있다. 표적이 장시간 동안 가려지는 경우에는 표적의 다음 위치를 예측하기가 어려워지지만 일시적으로 가려지는 경우라면 표적이 다시 나타나는 시점까지 추적 중인 트랙을 유지시키면서 지속적인 추적을 가능하게 하는 target existence 기반의 자료결합 기법을 사용하여 견실한 추적 성능을 확보할 수 있다. 다음 장에서는 기존의 perceivable target 기반의 자료결합 기법에서 보다 확장된 target existence 기반의 HPDA 자료결합 알고리즘을 이용하여 표적 추적 성능을 향상시킬 수 있는 방안에 대해 살펴본다.

II. 표적 추적, 탐지 기법

본 장에서는 유효측정영역 내의 측정치의 정보를 이용하여 표적과의 결합확률을 통해 추적의 대상이 되는 측정치를 선정하고 추적하는 자료결합(data association)기법과 자료결합기법을 기반으로하는 표적 탐지 기법을 제시한다. 기존의 perceivable target 기반의 자료결합기법을 소개하고 본 논문에서 제안하는 표적의 부분가림 현상을 고려한 target existence 기반의 자료결합기법을 유도하여 성능을 평가할 것이다.

1. 자료 결합(data association) 기법

표적 추적 필터를 사용하는 주된 이유는 표적의 동력학 모델을 기반으로 표적의 미래의 위치를 예측하여 그림 2와

같이 유효측정영역을 썬우고 유효측정영역 내에 존재하는 센서로부터 획득된 측정치 정보를 이용하여 표적의 예측된 상태변수를 쇠신함으로써 표적에 대한 정보인 위치, 속도 등의 상태변수를 추정, 산출하는 것이다. 자료결합기법은 유효측정영역 내의 측정치의 정보를 활용하는 방법에 따라 크게 3가지의 형태로 나눌 수 있는데 유효측정영역의 중심, 즉 예측 위치로부터 가장 가까운 거리에 있는 측정치를 표적으로 간주하는 NN (Nearest Neighbor) [1] 계열 방식과 유효측정영역 내의 측정치중 신호 세기가 가장 큰 측정치를 표적으로 보는 SN (Strongest Neighbor) [2] 계열 방식이 있다. 이러한 NN과 SN 방법들은 계산량이 적어 표적 추적 과정을 빠르게 수행될 수 있는 장점이 있으나, 유효측정영역 내의 선택된 측정치를 표적으로 간주하기 때문에 클러스터를 표적으로 오인할 확률이 높은 단점이 있다. 그러므로 고밀도의 클러스터 환경에서는 track loss가 빈번하게 발생하여 track 유지 성능면에서 좋지 않은 영향을 미칠 수 있다. 이러한 자료결합방법의 단점을 보완하기 위하여 NN 또는 SN 방법으로 선택된 측정치가 실제 표적으로부터 기인한 것인지에 대한 확률을 계산하고 이를 상태변수 쇠신과정의 확률적 가중치로 사용하는 등의 방법으로 발전되었다[3,4]. 또한, 측정치 정보를 이용하여 하나의 측정치를 선택하는 각 방식의 단점을 보완하기 위해 유효측정영역 내의 측정치를 모두 활용하는 PDA (Probabilistic Data Association) 계열의 자료결합기법이 개발되었다. 그 중 거리정보와 신호세기 정보를 모두 활용하는 PDA-AI (PDA-Amplitude Information) [5]기법은 유효측정영역 내의 모든 측정치와 표적의 결합확률을 이용하여 가중치로 사용하여 모든 측정치에 대한 쇠신추정치를 얻으므로 가장 성능이 우수한 장점을 가지나 계산량이 많은 단점이 있다. 본 논문에서는 국내에서 개발되어 PDA-AI와 유사한 우수한 추적 성능을 보이며 각 측정치들의 결합확률이 가장 큰 측정치를 선택함으로써 연산량을 단축시킨 HPDA (Highest Probability Data Association) [6]를 이용하고자 한다.

다수의 클러스터가 존재하는 환경에서 표적 추적을 수행하기 위해서는 자료결합 알고리즘이 필수적으로 요구되는데 자료결합에서 표적 추적 필터는 다음번 샘플링(sampling) 주기에서 표적이 나타날 확률이 가장 높은 예측위치를 중심으로 그림 2와 같이 유효측정영역(validation gate)을 형성하고 이 영역 내에 들어온 측정치들 중에서 진짜 표적을 결합확률을 이용하여 선별해 냄으로써 측정치 개수 증가에

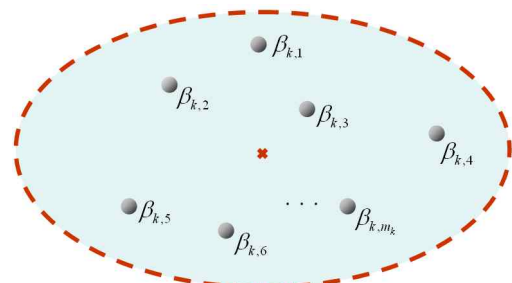


그림 2. 유효측정영역 내의 측정치.

Fig. 2. Measurements in validation gate.

따른 연산량의 증가를 막을 수 있고 다중 표적 추적이 가능해진다. 자료결합 알고리즘을 적용하기 위해서는 다음 8가지의 가정이 요구된다.

가정 1: 측정신호의 세기 ρ 는 χ^2 분포를 가지며 표적일 경우에는 SNR에 대해 확률 밀도함수는

$$f_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{\frac{-a}{1+\rho}}$$

로 표현되며 클러터일 경우에는

$$f_0(a) = e^{-a}$$

로 가정한다.

가정 2: 표적이 탐지될 확률은 P_D 이며 gate내에 존재할 확률은 P_G 로 나타내고 표적의 개수 m^T 는 기껏해야 1개이다.

가정 3: 유효측정영역 내의 클러터의 개수 m^F 는 poisson 분포를 가진다.

$$P(m^F = m) = \mu(m) = e^{-\lambda V_G} \frac{\lambda V_G}{m!}$$

여기서 V_G 는 gate의 부피를 뜻한다.

가정 4: 표적의 예측상태 변수 추정 오차 $\bar{e}_k = \bar{x}_k - x_k$ 는 평균이 0이고 공분산이 \bar{p}_k 인 가우시안 프로세스 (Gaussian process)이다.

가정 5: 클러터들은 gate내에서 서로 독립적이며 uniform 분포를 한다.

가정 6: 클러터의 위치와 신호세기는 표적신호와 확률적으로 독립이며 다른 시간대의 측정신호들과 독립적이다.

가정 7: 신호의 세기는 위치와 독립적이다.

가정 8: 표적은 존재하고 있고 탐지될 수 있다. 이것을 ‘perceivable’이라고 한다.

2. Target perceivability 기반의 HPDAF(HPDA Filter)

HPDA 알고리즘[6]은 그림 2와 같은 유효측정영역 내에 존재하는 m_k 개의 측정치 모두를 사용하지 않고 측정치들을 신호세기 순으로 정렬한 뒤 각 측정치가 표적으로부터 기인했을 확률인 β_k 를 계산하고 표적일 확률이 가장 큰 측정치를 선택하여 표적 추적을 수행함으로써 연산시간을 줄일 수 있는 알고리즘이다. 가정 1)부터 가정 8)을 이용하여 HPDA 알고리즘의 유도과정에 필요한 조건부 확률밀도함수를 계산할 수 있다. 측정치를 신호 세기의 순서대로 정렬하고 l 을 신호 세기의 순서를 나타내는 변수라고 하면 $\{z_k^l\}_{l=1}^{m_k} = \{z_k^1, z_k^2, \dots, z_k^{m_k}\}$ 으로 표현할 수 있다. 여기서 z_k^l 은 m_k 개의 측정치 중에서 신호 세기가 가장 큰 측정치를 나타내고 $z_k^{m_k}$ 는 신호 세기가 가장 약한 측정치를 의미한다. l 번째 신호세기를 가지는 측정치 z_k^l 의 신호 세기 정보를 a 라고 하고 유효측정영역 내의 측정치를 신호의 세기가 큰 것부터 나열하였을 때, l 번째 측정치와 자료결합 시 발생 가능한 세 가지 사건은 다음과 같이 정리할 수 있다.

- M_T^l : 선택된 l 번째 측정치가 표적일 경우
- M_F^l : 선택된 l 번째 측정치가 클러터일 경우
- M_0 : 유효측정영역 내에 측정치가 존재 하지 않는 경우

영상 표적 추적을 위한 HPDAF에서는 신호세기 분포에 대한 가정이 실제 환경과 다를 경우 추적 성능을 떨어뜨릴 수 있으므로 신호세기를 직접적으로 사용하지 않고 유효측정영역 내의 측정치를 정렬할 때에만 간접적으로 사용하게 된다. 위의 세 가지 사건과 관련된 표적의 상태변수에 대한 확률분포를 나타내는 조건부 확률밀도함수를 계산하여야 하며, 측정치의 신호세기 a 의 분포를 고려하지 않을 경우 β_k^l 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \beta_k^l &= \frac{f(D_l, M_T^l, m_k)}{f(D_l, M_T^l, m_k) + f(D_l, M_F^l, m_k)} \\ &= \frac{\frac{N(D^l)}{P_G} P(M_T^l, m_k)}{\frac{N(D^l)}{P_G} P(M_T^l, m_k) + V_G^{-1} P(M_F^l, m_k)} \end{aligned} \tag{1}$$

- 예측 과정(prediction step):

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \Phi_k \bar{x}_k \\ \hat{P}_k &= \Phi_k \bar{P}_k \Phi_k^T + Q \end{aligned}$$

- 쇄신 과정(measurement update step):

- ① 유효측정영역에 측정치가 존재하지 않는 경우(M_0)

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \bar{x}_k \\ \hat{P}_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\tau_g})}{1 - P_D P_G} K_k S_k K_k^T \end{aligned}$$

- ② 유효측정영역에 측정치가 하나 이상 존재하는 경우 (\bar{M}_0)

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \bar{x}_k + \beta_l K_l \nu_k \\ \hat{P}_k &= \beta_0 \bar{P}_{k, M_F} + \beta_l (\bar{P}_k - K_l S_l K_l^T) + \beta_l (1 - \beta_l) K_l \nu_k \nu_k^T K_l^T \\ \text{where, } \bar{P}_{k, M_F} &= \bar{P}_k - K_k S_k K_k^T + \alpha K_k S_k K_k^T \end{aligned}$$

여기서 $\nu_k = z_k - H_k \bar{x}_k$ 이며 α 는 다음과 같다.

$$\alpha = \begin{cases} \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau_g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau_g} (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m-1)}, & l = 1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau_g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau_g} (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}, & 2 \leq l \leq m-1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\tau_g}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\tau_g} (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}, & l = m \end{cases}$$

자동으로 표적을 탐지하고 탐지된 표적에 대해서 지속적

이며 안정적인 표적 추적을 위해서는 트랙 초기화 기법과 효율적인 자료결합 기법이 필요한데 이 두 기법은 서로 떨어질 수 없는 밀접한 관계이다. 즉, 클러터가 존재하는 환경에서의 트랙 초기화 기법과 자료결합 기법은 서로 떼어내 생각할 수 없는 하나의 알고리즘으로서 존재하게 된다. 트랙을 초기화 하는 기법에는 입수되는 매 시간의 측정치 정보를 순차적으로 이용하여 실시간으로 트랙을 초기화 하는 순차 알고리즘(sequential algorithm)과 여러 샘플시간 (sampling time)동안의 측정치를 모아 단번에 표적의 초기 상태 변수를 추정하는 배치 알고리즘(batch algorithm)으로 분류할 수 있다. 대표적인 순차 알고리즘으로는 유효 측정치를 모두 사용하여 이를 확률적으로 결합하여 트랙을 쇄신하는 PDA (Probabilistic Data Association) [5] 기법에 표적의 존재 유무에 대한 두 가설(표적이 존재한다는 가설과 그에 대한 반대 가설)을 markov chain으로 모델링하고 각 가설에 대한 사후 확률(posteriori probability)값을 구하여 이를 표적의 존재 유무의 척도로 사용하는 IPDAF (Integrated Probabilistic Data Association Filter) [7-9]이 널리 알려져 있다. IPDAF 알고리즘은 표적의 존재 사후 확률을 구하는데 있어서 순차적인 형태(recursive form)를 제공한다. 본 논문에서는 추적 필터의 기반이 되는 HPDA 자료결합기법을 기반으로 트랙 초기화 기법을 유도하였다. 다음과 같이 트랙이 존재한다는 가설을 H_k 라고 하고 트랙이 존재하지 않는다는 가설을 \bar{H}_k 라고 정하고 이를 Markov Chain으로 모델링 한다. Markov Chain에 따른 모델링에 근거하여 시간이 $k-1$ 에서 k 로 증가할 때 각 가설이 상태를 천이할 확률을 다음의 식 (2)와 같이 정한다.

H_k : 표적이 존재할 가설 (= perceivability)

\bar{H}_k : 표적이 존재하지 않을 가설

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(H_k|H_{k-1}) & P(H_k|\bar{H}_{k-1}) \\ P(\bar{H}_k|H_{k-1}) & P(\bar{H}_k|\bar{H}_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

그리고 트랙 존재 사전 확률인 $P(H_k|Z_{k-1})$ 은 Total probability theorem에 의해서 다음과 같이 계산된다.

$$P(H_k|Z_{k-1}) = P(H_k|H_{k-1})P(H_{k-1}|Z_{k-1}) + P(H_k|\bar{H}_{k-1})P(\bar{H}_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (3)$$

식 (3)의 존재 사전 확률을 이용하여 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k)$ 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & P(H_k|Z_k, m_k) \\ &= P(H_k, M_T^k | Z_k, m_k) + P(H_k, M_F^k | Z_k, m_k) \\ &= \widetilde{C}^{-1} \left[f(z_k^t | M_T^k, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_T^k, m_k | H_k) \right. \\ & \quad \left. + f(z_k^t | M_F^k, m_k, H_k, Z_{k-1}) P(M_F^k, m_k | H_k) \right] P(H_k | Z_{k-1}) \\ &= \widetilde{C}^{-1} \left[f(z_k^t | M_T^k, m_k, Z_{k-1}) P(M_T^k, m_k) \right. \\ & \quad \left. + f(z_k^t | M_F^k, m) \right] \quad (4) \end{aligned}$$

식 (4)에서 존재 사전 확률 $P(H_k|Z_{k-1})$ 은 식 (3)을 따르

고 $f(z_k^t | M_T^k, m_k, Z_{k-1})$ 는 측정치 방정식의 측정 잡음의 분포를 따르고 $f(z_k^t | M_F^k, m_k, Z_{k-1})$ 는 가정에 의해 균일 분포를 따른다. 이에 따라 식 (4)를 정리하면 최종적으로 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$P(H_k|Z_k, m_k) = \frac{(1-\delta_k)P(H_k|Z_{k-1})}{1-\delta_k P(H_k|Z_{k-1})} \quad (5)$$

여기서

$$\delta_k = \begin{cases} P_D P_G & m > 0 \\ P_D P_G - P_D P_G (1 - \bar{P}_\gamma(l, m)) \frac{m}{\lambda V_G} \\ - P_D \mathcal{N}(D^l) \frac{m}{\lambda} \bar{P}_\gamma(l, m) & m = 0 \end{cases}$$

$$\bar{P}_\gamma(l, m) = \begin{cases} \gamma(l) \bar{P}_A(m), & 1 \leq l \leq m-1 \\ \frac{1}{m + (m-1)\rho}, & l = m \end{cases}$$

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1, & l = 1 \\ \prod_{j=1}^{l-1} \lceil (j-1)(1+\rho) + 1 \rceil \\ \frac{1}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, & 2 \leq l \leq m-1 \end{cases}$$

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

와 같다.

이렇게 구해진 트랙의 존재 사후 확률을 기준으로 하여 표적의 발현과 사라짐을 판단하고 확률값이 높게 유지되는 트랙은 지속적으로 트랙을 유지시키고 트랙이 지속적으로 존재하는 시간에 따라 위협적인 트랙으로 표시하며, 트랙 존재 사후 확률값이 낮아지는 트랙은 소멸시키는 것이 트랙 초기화 알고리즘이다. HPDA 기반의 트랙 초기화 기법은 표적이 탐지되기 전부터 추적을 시작하는 TBD (Track Before Detection) 알고리즘으로 신속하고 신뢰성 있는 알고리즘이다. IPDA 알고리즘과 마찬가지로 HPDA 알고리즘에서도 성능 지표인 트랙 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 를 이용하여 트랙의 존재 가치(track quality)를 결정하고 이를 기준으로 트랙을 생성하거나 제거한다. 트랙존재확률값이 어떤 문턱값을 넘게 되면 추적중인 트랙이 실제로 존재하는 표적을 추적하고 있다고 판단하여 정밀추적을 수행하게 하고 어떤 문턱값을 넘지 못하면 표적이 아닌 클러터를 추적하고 있거나 추적하던 표적이 사라졌다고 판단하게 되는 것이다. 물론 트랙 생성 문턱값이나 트랙 제거 문턱값을 정하는 것이나 트랙존재확률을 어떠한 용도로 사용하는 것에 대한 것은 특별한 기준이 정해진 것은 아니며 추적 필터를 설계하는 설계자의 몫이라 할 수 있다. 트랙 초기화 기법을 적용한 HPDA 알고리즘의 가장 큰 장점은 이러한 트랙 존재 확률의 recursive formula를 통하여 실시간으로 트랙의 존재 여부를 결정할 수 있다는 것이다.

3. Target existence 기반의 HPDAF (HPDA filter)

기존의 perceivable 기반에서 사용하던 일반적인 markov chain 1방법은 위와 같이 표적이 존재하고 탐지 가능한 경

우에 대한 사건과 표적이 존재하지 않을 사건에 대해서만 확률을 산출하기 때문에 부분가림에 존재하는 탐지확률이 낮은 환경에서는 트랙유지성능이 현저하게 저하되는 단점을 가지고 있다. 따라서 실제로 표적은 존재하지만 탐지되지 않는 사건을 추가함으로써 markov chain 2로 확장시켜 탐지확률이 낮은 환경에서 보다 안정적인 트랙유지 성능을 갖게 할 수 있다. markov chain 2의 각 사건에 대하여 다음과 같이 정의할 수 있다.

H_k^v : 표적이 존재하며 탐지 가능한(visible) 경우.

(perceivable)

H_k^n : 표적은 존재하나 가림으로 인해 탐지되지 않는

(not-visible) 경우. ($P_D = 0$)

\bar{H}_k : 표적이 존재하지 않는 경우.

위 사건에 대한 상태전이확률 행렬은 다음과 같다.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \pi_{13} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \pi_{23} \\ \pi_{31} & \pi_{32} & \pi_{33} \end{bmatrix}, \pi_{ij} = P(H_k = j | H_{k-1} = i) \quad (6)$$

식 (6)의 상태전이 행렬을 이용하여 다음과 같이 표적의 존재확률에 대한 예측모델을 모델링 할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} P(H_k^v | Z_{k-1}) \\ P(H_k^n | Z_{k-1}) \\ P(\bar{H}_k | Z_{k-1}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \pi_{11} & \pi_{12} & \pi_{13} \\ \pi_{21} & \pi_{22} & \pi_{23} \\ \pi_{31} & \pi_{32} & \pi_{33} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} P(H_{k-1}^v | Z_{k-1}) \\ P(H_{k-1}^n | Z_{k-1}) \\ P(\bar{H}_{k-1} | Z_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

각 사건에 대한 사후 확률은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} P(H_k^v | Z_k) &= P(H_k^v, M_T^l | m, Z_k) + P(H_k^v, M_F^l | m, Z_k) \\ P(H_k^n | Z_k) &= P(H_k^n, M_F^l | m, Z_k) \\ P(\bar{H}_k | Z_k) &= P(\bar{H}_k, M_F^l | m, Z_k) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 식 (8)의 오른쪽 항은 베이시안(Baysian) 법칙을 이용하여 다음과 같이 전개 할 수 있다.

$$\begin{aligned} & P(H_k^v, M_T^l | m, Z_k) \\ &= \frac{f(z_k | H_k^v, M_T^l, m, Z_{k-1}) f(M_T^l, m | H_k^v, Z_{k-1}) P(H_k^v | Z_{k-1})}{f(m, z_k | Z_{k-1})} \\ & P(H_k^v, M_F^l | m, Z_k) \\ &= \frac{f(z_k | H_k^v, M_F^l, m, Z_{k-1}) f(M_F^l, m | H_k^v, Z_{k-1}) P(H_k^v | Z_{k-1})}{f(m, z_k | Z_{k-1})} \\ & P(H_k^n, M_F^l | m, Z_k) \\ &= \frac{f(z_k | H_k^n, M_F^l, m, Z_{k-1}) f(M_F^l, m | H_k^n, Z_{k-1}) P(H_k^n | Z_{k-1})}{f(m, z_k | Z_{k-1})} \\ & P(\bar{H}_k, M_F^l | m, Z_k) \\ &= \frac{f(z_k | \bar{H}_k, M_F^l, m, Z_{k-1}) f(M_F^l, m | \bar{H}_k, Z_{k-1}) P(\bar{H}_k | Z_{k-1})}{f(m, z_k | Z_{k-1})} \end{aligned} \quad (9)$$

Normalize constant인 $f(m, z_k | Z_{k-1}) = \tilde{c}$ 는 다음 식을 통해서 계산된다.

$$\begin{aligned} P(H_k^v | Z_k) + P(H_k^n | Z_k) + P(\bar{H}_k | Z_k) &= 1 \\ P(\bar{H}_k | Z_{k-1}) &= 1 - P(H_k^v | Z_{k-1}) - P(H_k^n | Z_{k-1}) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \tilde{c} &= f(z_k | H_k^v, M_T^l, m, Z_{k-1}) P(M_T^l, m | H_k^v, Z_{k-1}) P(H_k^v | Z_{k-1}) \\ &+ f(z_k | H_k^v, M_F^l, m, Z_{k-1}) P(M_F^l, m | H_k^v, Z_{k-1}) P(H_k^v | Z_{k-1}) \\ &+ f(z_k | H_k^n, M_F^l, m, Z_{k-1}) P(M_F^l, m | H_k^n, Z_{k-1}) P(H_k^n | Z_{k-1}) \\ &+ f(z_k | \bar{H}_k, M_F^l, m, Z_{k-1}) P(M_F^l, m | \bar{H}_k) \end{aligned} \quad (11)$$

따라서 3가지 사건에 대한 표적의 존재확률은 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} P(H_k^v | Z_k) &= \frac{(1 - \delta_k) P(H_k^v | Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k^v | Z_{k-1})} \\ P(H_k^n | Z_k) &= \frac{P(H_k^n | Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k^v | Z_{k-1})} \\ P(H_k | Z_k) &= P(H_k^v | Z_k) + P(H_k^n | Z_k) \\ P(\bar{H}_k | Z_k) &= 1 - P(H_k | Z_k) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서

$$\begin{aligned} \delta_k &= \begin{cases} P_D P_G & m > 0 \\ P_D P_G - P_D P_G (1 - \bar{P}_\gamma(l, m)) \frac{m}{\lambda V_G} \\ - P_D \mathcal{N}(D^l) \frac{m}{\lambda} \bar{P}_\gamma(l, m) & m = 0 \end{cases} \\ \bar{P}_\gamma(l, m) &= \begin{cases} \gamma(l) \bar{P}_A(m), & 1 \leq l \leq m-1 \\ \frac{1}{m + (m-1)\rho}, & l = m \end{cases} \\ \gamma(l) &= \begin{cases} 1, & l = 1 \\ \prod_{j=1}^{l-1} [(j-1)(1+\rho) + 1], & 2 \leq l \leq m-1 \\ \frac{1}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, & \end{cases} \\ \bar{P}_A(m) &= 1 + \sum_{i=1}^{m-1} (-1)^i C_i^{m-1} \frac{1}{(i+1)+ip} \end{aligned}$$

와 같다.

이와 같이 트랙 초기화 알고리즘에서의 트랙존재확률 뿐만 아니라 HPDA 자료결합 기법에도 markov chain 2로 확장시킨 표적 존재에 대한 가설을 적용하게 되면 기존의 target perceivability 기반의 HPDAF에서의 측정치와 표적간의 결합확률 β_k^l 과는 달리 target existence 기반의 HPDAF의 해당 측정치가 표적으로부터 기인했을 확률 $\beta_{k,l}^T$ 은 다음과 같이 유도 된다.

$$\begin{aligned} \beta_{k,l}^T &= P(M_T^l | H_k, m, Z_k) \\ &= \frac{P(M_T^l, H_k, m, Z_k)}{P(H_k, m, Z_k)} \\ &= \frac{P(M_T^l, H_k^v | m, Z_k)}{P(H_k^v | m, Z_k)} \\ &= \frac{m}{\lambda} P_D \mathcal{N}(D_l) \bar{P}_\gamma(l, m) P(H_k^v | Z_{k-1}) \\ &= \frac{m}{(1 - \delta) P(H_k^v | Z_{k-1}) + P(H_k^n | Z_{k-1})} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \beta_{k,l}^F &= P(M_F^l | H_k, m, Z_k) \\
 &= \beta_{k,l}^{*F} + \beta_{k,l}^{nF} \\
 &= \frac{P(M_T^l, H_k^n | m, Z_k) + P(M_T^l, H_k^n | m, Z_k)}{P(H_k | m, Z_k)} \\
 &= \frac{\left[(1 - P_D P_G) + \frac{m}{\lambda V_G} P_D P_G (1 - \bar{P}_\gamma(l, m)) \right] P(H_k^n | Z_{k-1})}{(1 - \delta_k) P(H_k^n | Z_{k-1}) + P(H_k^n | Z_{k-1})} \quad (13)
 \end{aligned}$$

Target existence 기반의 HPDAF 알고리즘은 다음의 과정을 통해 추적을 수행하게 된다.

- 예측 과정(prediction step):

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_k &= \bar{\Phi}_k \bar{x}_k \\
 \hat{P}_k &= \bar{\Phi}_k \bar{P}_k \bar{\Phi}_k^T + Q
 \end{aligned}$$

- 쇄신 과정(measurement update step):

- ① 유효측정영역에 측정치가 존재하지 않는 경우(M_0)

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_k &= \bar{x}_k \\
 \hat{P}_k &= \bar{P}_k \\
 &+ \left(\frac{(1 - \delta_k) P(H_k^n | Z_{k-1})}{(1 - \delta_k) P(H_k^n | Z_{k-1}) + P(H_k^n | Z_{k-1})} \right) \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma_0})}{1 - P_D P_G} K_k S_k K_k^T
 \end{aligned}$$

- ② 유효측정영역에 측정치가 하나 이상 존재하는 경우(\bar{M}_0)

$$\begin{aligned}
 \hat{x}_k &= \bar{x}_k + \beta_{k,s}^T K_k \nu_k \\
 \hat{P}_k &= \beta_{k,s}^{nF} \bar{P}_k - \beta_{k,s}^{vF} \bar{P}_{k,M_F} - \beta_{k,s}^T (\bar{P}_k - K_k S_k K_k^T) \\
 &+ \beta_{k,s}^T (1 - \beta_{k,s}^T) K_k \nu_{k,s} \nu_{k,s}^T K_k^T
 \end{aligned}$$

여기서 $\nu_k = z_k - H_k \bar{x}_k$ 이며 \bar{P}_{k,M_F} 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \bar{P}_{k,M_F} &= \bar{P}_k - K_k S_k K_k^T + \alpha K_k S_k K_k^T \\
 \alpha &= \begin{cases} \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma_0}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma_0} (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \bar{P}_A) \mu_F(m-1)}, & l=1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma_0}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma_0} (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}, & 2 \leq l \leq m-1 \\ \frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma_0}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma_0} (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}) \mu_F(m-1)}, & l=m \end{cases}
 \end{aligned}$$

III. 시뮬레이션

기동중인 표적을 추적하는데 있어서 표적 주변의 배경이 다양하게 존재하는 환경에서는 표적을 가릴 수 있는 배경의 존재 여부가 추적성능에 미치는 영향을 배제할 수 없으며 더욱이 최종 타격지점까지 지속적인 추적이 이루어져야 하는 요격 시스템에서는 성패를 결정하는 중요한 요인이 될 것이다. 본 장에서는 표적의 부분가림이 존재하는 환경에서 기존의 표적추적 기법을 보다 확장시킨 existence 기반

의 표적 추적 알고리즘의 성능을 확인하기 위한 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분석해본다. 적외선 탐색기가 장착된 유도 미사일을 이용한 요격 시스템을 3차원으로 구현하여 가상으로 표적 추적을 수행하면서 본 논문에서 제시한 알고리즘의 성능을 입증하기 위한 환경을 구성한 가상 영상 시뮬레이션과 실제 적외선 열상 카메라로 촬영된 영상을 통한 표적 추적 시뮬레이션을 수행한다.

1. 가상 영상 시뮬레이션

본 절에서는 3차원으로 묘사된 환경에서의 가상의 적외선 탐색기 영상을 통해 표적 추적을 통한 표적의 요격 시스템을 구성하였으며 가상의 탐색기 영상을 통해 트랙 초기화에 의해 표적이 포착되고 최종적으로 요격되기까지의 과정을 살펴볼 수 있도록 구현하였다. 유도탄의 탐색기가

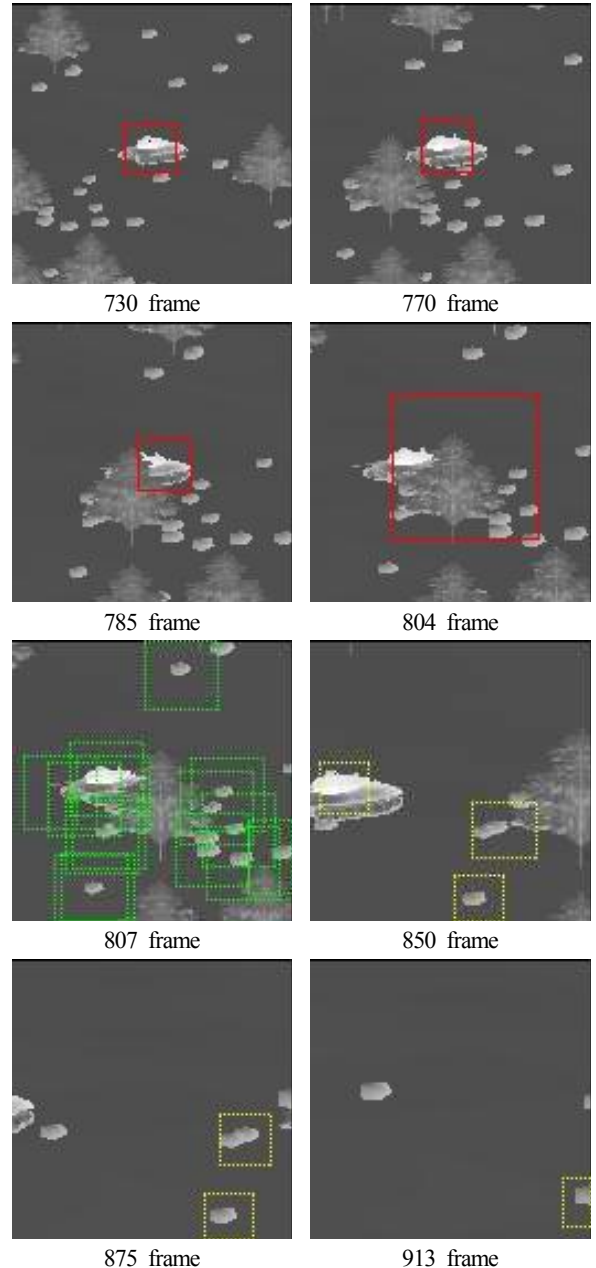


그림 3. Target perceivability 기반의 표적 추적.
Fig. 3. Target tracking based target perceivability.

표적을 포착하고 난 이후 유도탄과 전차 표적 사이에 존재하는 나무에 의해 표적의 가림이 존재하는 경우의 추적 과정을 중심으로 도시할 것이다.

1.1 Target perceivability 기반의 표적 추적 결과

그림 3은 기존에 사용하던 perceivable target의 관점에서 유도한 HPDA 알고리즘을 적용한 표적 추적 시뮬레이션이다. 표적이 포착된 후 730 frame까지 문제없이 추적이 잘 이루어진다. 영상에서 785 frame에서는 표적인 전차와 탐색기 사이에 존재하는 나무에 의해 표적이 일시적으로 가려지면서 785 frame이 지나면 표적 측정치가 사라져 일시적으로 유효측정영역 내에 측정치가 존재하지 않는 M_0 상황이 발생하게 된다. M_0 상황에서 추적 필터는 이전의 속도를 가지고 예측과정을 수행하면서 유효측정영역의 크기를

키우게 되고 측정치가 유효측정영역의 중심에서 벗어나면서 해당 측정치가 표적일 확률인 β_k 값이 작아지고 트랙 존재확률도 급격히 감소하게 된다.

이때 트랙 관리 조건에 의해 추적 중인 트랙의 트랙존재 확률이 3 frame 시간 이상 0.2를 넘지 못하게 되면 해당 트랙이 존재 가치를 상실한 것으로 판단하여 트랙을 제거한다. 804 frame이 지나면서 트랙이 제거되고 추적 필터는 다중 표적 추적 모드로 들어가게 된다. 다중 표적 추적이 수행되면 실제 표적의 특징정보를 활용할 수 없으므로 다시 트랙 초기화가 이루어지는데 걸리는 시간이 길어지면서 기동중인 표적은 850 frame부터 탐색기 화면상에서 사라지게 된다. 결과적으로 913 frame에서처럼 탐색기 화면상에서 표적이 자취를 감추게 되어 요격에 실패하게 된다.

1.2 target existence 기반의 표적 추적 결과

반면에 그림 4는 target existence 기반의 HPDA 자료결합 알고리즘을 적용한 경우의 표적 추적 결과를 보여준다. 기존의 알고리즘과 다른 점이 역시 표적이 일시적으로 전체가 가려지는 785 frame부터 나타나는데 그림 3과 4를 비교하면 확인할 수 있듯이 807 frame 부근에서 트랙이 제거되고 다시 다중 표적 추적 모드로 들어가는 이전의 결과와는 달리 트랙이 제거되지 않고 유지되는 것을 확인할 수 있다.

표적의 부분가림 이후 812 frame 부근에서 유효측정영역의 크기가 줄어들면서 이전 시뮬레이션에서와 달리 913 frame에서도 표적을 끝까지 추적하여 요격이 성공하는 것을 확인할 수 있다. 이처럼 일시적인 가림현상으로 인해 추적 중인 트랙이 존재 가치를 잃어버릴 수 있는 상황에서 트랙존재확률이 급격히 감소하는 것을 방지하여 보다 강인하게 트랙을 유지할 수 있고 다시 표적이 나타나면서 추적이 지속적으로 유지된다. 이는 표적 추적 필터 알고리즘이 다양한 환경적인 변수에 민감할 경우 안정적인 추적 성능을 보장하지 못하게 되는 단점을 보완하여 견실하고 안정적인 추적 성능을 갖는 알고리즘이라 할 수 있다.

그림 5는 본 가상 영상 시뮬레이션에서 추적 중인 트랙의 트랙존재확률을 나타낸 그래프이다. 그래프를 통해 기존

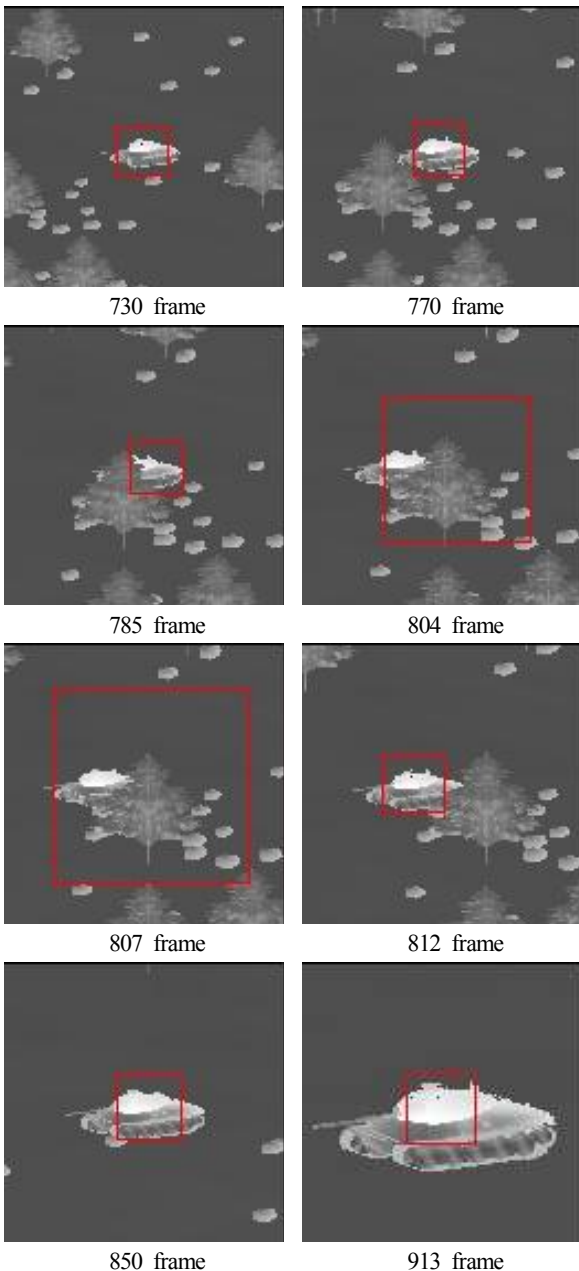


그림 4. Target existence 기반의 표적 추적.
Fig. 4. Target tracking based target existence.

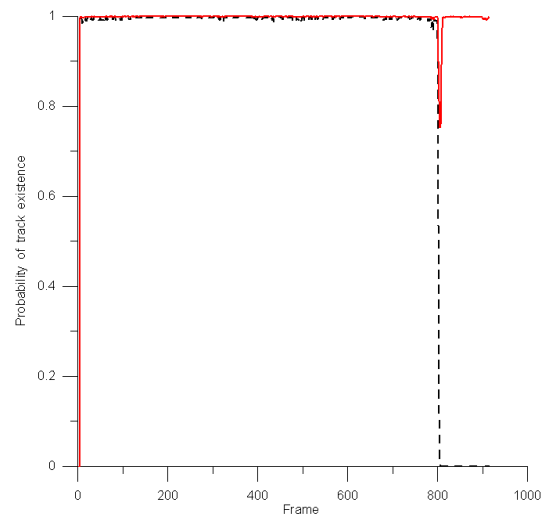


그림 5. 트랙존재확률 비교 그래프.
Fig. 5. Probability of track existence.

의 target perceivability 기반의 자료결합 기법을 사용한 경우와 target existence 기반의 자료결합 알고리즘을 적용한 경우의 트랙존재확률을 비교하여 확인할 수 있는데 기존의 기법은 검은색 점선으로, 본 논문에서 제안한 기법은 빨간색 실선으로 나타냈다. 기존 target perceivability 기반의 자료결합 기법을 적용한 경우에는 부분가림이 발생한 경우 트랙존재확률이 급격하게 감소하여 확률값이 0 근방으로 급격히 떨어지는 것을 볼 수 있는데 반해 본 논문에서 제시한 target existence 기반의 자료결합 알고리즘을 적용한 경우에는 표적의 부분가림에 의해 트랙존재확률이 떨어지더라도 확률값이 0.75 이상을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 그래프를 통해서도 확인할 수 있듯이 영상 환경의 변화에 의해 트랙존재확률이 급격하게 변하는 것을 방지함으로써 추적 중인 트랙을 지속적으로 유지시킬 수 있다.

2. 실제 영상 시뮬레이션

본 절에서는 실제 적외선 열상 카메라로 촬영된 영상에서 기동 중인 자동차에 대한 추적을 수행한다. 그림의 영상과 같이 적외선 카메라와 표적인 자동차 사이에 가로등이 여러 개 존재하여 표적이 기동 중에 가로등에 의해 반복적으로 가려지는 환경이다. 시뮬레이션에서 노란색 사각형 영

역은 표적의 특징정보로 사용하는 템플릿(template) 영역을 나타내며 표적의 템플릿은 비교 대상이 되는 트랙 중 유사성이 가장 높은 트랙의 위치로 쇠신된다. 녹색 사각형 영역은 추적 중인 트랙의 유효측정영역을 표시한 것으로 이는 다중 표적 추적 모드를 의미한다. 표적 탐지 기법에 의해 트랙이 초기화되어 표적이 포착되고 나면 추적 필터는 단일 표적 추적 모드를 수행하게 되는데 이때 유효측정영역은 빨간색 사각형으로 표시한다. 그림 6을 통해 확인할 수 있듯이 6 frame만에 트랙이 초기화되고 단일 표적 추적이 수행된다. 이후 가로등에 의해 표적이 가려졌다 나타나는 과정이 반복되는데 66 frame 부근에서와 같이 표적이 일시적으로 가려지는 것을 볼 수 있다. 72 frame에서 표적은 자취를 감췄다가 76 frame에서 다시 표적이 나타난다.

이때 가려짐으로 인해 표적 측정치가 유효측정영역 내에 존재하지 않는 M_0 상황이 발생하여 유효측정영역의 크기가 커지면서 추적 필터의 예측과정이 반복적으로 수행된다. 이후 표적이 다시 나타나는 76 frame 부근에서 유효측정영역이 작아지면서 지속적인 추적이 이루어지는데 이처럼 target existence 기반의 자료결합 기법을 적용함으로써 보다 안정적이고 견실한 추적이 가능하게 된다. 그림 7을 통해 기존의 perceivable 기반의 자료결합 기법을 적용한 경우에는 부분가림이 발생할 때마다 트랙존재확률이 급격하게 감소하는 것을 볼 수 있는데 본 장에서 제시한 existence 기반의 자료결합 알고리즘을 적용한 경우에는 표적의 부분가림에 의해 트랙존재확률이 떨어지더라도 확률값이 0.75 이상을 유지하는 것을 확인할 수 있다. 기존의 target perceivability를 기반으로 한 자료결합 알고리즘을 적용한 경우 표적이 가려져서 측정치가 존재하지 않는 M_0 상황에서 표적을 추적 중인 트랙의 트랙존재확률이 급격히 떨어지면서 트랙의 존재 가치를 잃게 되어 트랙존재확률에 대한 문턱치를 고려한 트랙 관리 단계를 통해 기존의 존재 가치를 잃어버린 트랙이 제거된다.

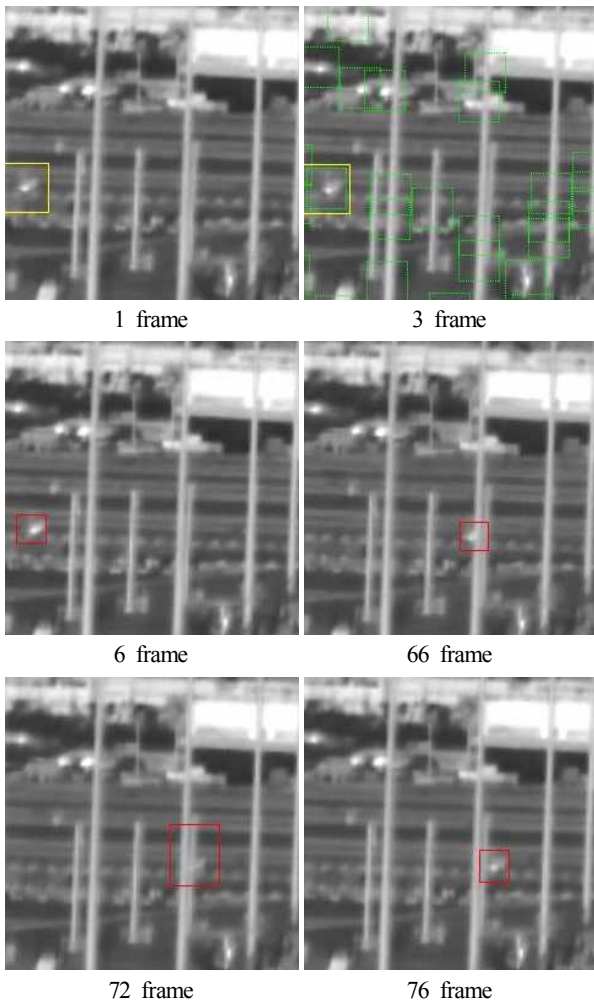


그림 6. Target existence 기반의 표적 추적.
Fig. 6. Target tracking based target existence.

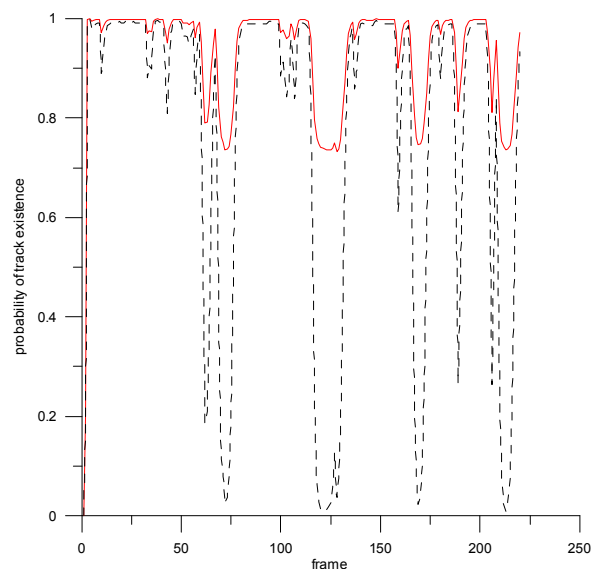


그림 7. 트랙존재확률 비교 그래프.
Fig. 7. Probability of track existence.

이때 새로이 트랙이 초기화되어야 하고 다시 다중 표적 추적 모드를 수행하면서 특정정보를 잃어버린 상황에서 표적이 아닌, 신호세기가 표적만큼 혹은, 표적 보다 큰 클러터로 트랙 초기화가 이루어지게 되면 탐색기는 추적 중이던 표적을 놓치게 되고 결과적으로 요격이 실패하게 된다. 하지만 target existence 기반의 자료결합 알고리즘을 적용하면 표적의 부분, 일시적인 가림에 의해 표적 추적 중인 트랙의 트랙존재확률이 감소하는 상황에서 확률값이 급격히 떨어지는 것을 막고 트랙존재확률을 일정값 이상 유지시켜주는 효과를 보게 되어 이후 트랙의 존재 가치를 고려한 트랙 관리 단계에서 기존의 알고리즘이 트랙을 제거시킨 것과는 달리 트랙을 지속적으로 유지 시켜줄 수 있게 된다.

IV. 결론

본 논문에서는 센서와 표적 사이에 존재하는 주변의 배경에 의해 기동중인 표적의 일부가 부분적으로 가려지거나 일시적으로 모습을 감췄다가 다시 나타나는 부분가림 현상을 고려한 표적 추적 알고리즘을 제시하였다. 이러한 배경에 의한 가림현상은 표적 추적에 있어서 보다 안정적이고 지속적인 견실한 추적을 위해 반드시 고려되어야 하는 사항이며 자료결합 알고리즘에서 고려되는 표적 존재 여부에 대한 가설을 확장시켜 수식을 유도함으로써 부분가림 현상에 강한 표적 추적 필터 알고리즘을 개발하였다. Target existence 기반의 자료결합 알고리즘은 표적의 부분, 일시적인 가림이 존재하는 환경에 의해 추적 중인 트랙의 가치가 급격히 떨어지는 것을 방지하여 트랙을 지속적으로 유지시켜줌으로써 견실한 표적 추적을 가능하게 한다. 이처럼 일시적인 표적의 부분가림 환경에서 트랙의 생명을 유지시켜 줄 수 있는 방안은 표적 요격 시스템에서 주변의 방해 요인을 극복하고 요격성능을 높이는 데 큰 기여를 할 수 있으며 위협표적 탐지를 통한 방어체계에서도 견실한 추적을 수행함으로써 위협적인 트랙에 대한 정보를 지속적으로 수집할 수 있다.

참고문헌

- [1] Y. Bar-Shalom, *Tracking and data association*, Academic Press Professional, Inc., 1987.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Theoretical analysis and performance prediction of tracking in clutter with strongest neighbor filters," *Proc. of the 34th conference on Decision and Control*, New Orleans, pp. 2758-2763, Dec. 1995.
- [3] T. L. Song and D. G. Lee, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 54, no. 7, July 2006.
- [4] T. L. Song, Y. T. Lim, and D. G. Lee, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Trans. on AES*, in review process.
- [5] Thiagalingam Kirubarajan and Yaakov Bar-Shalom, "Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter," *Proc. of the IEEE*, vol. 32, no. 3, pp. 536-557 March 2004.
- [6] T. L. Song and D. S. Kim, "Highest probability data association for active sonar tracking," *Information Fusion, 2006 9th International Conf.*, pp. 1-8, July 2006.
- [7] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "IPDA (Integrated Probabilistic Data Association)," *Proc. of the 31st Conference on Decision and Control*, Tucson, Arizona, Dec. 1992.
- [8] D. Musicki and R. Evans, "Integrated probabilistic data association in clutter with finite resolution sensor," *Proc. of the 32nd Conference on Decision and Control*, San Antonio, Texas, Dec. 1993.
- [9] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 39, no. 6, June 1994.



김 용

2007년 한양대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2009년 동 대학원 전자전기제어계측공학과 졸업(석사). 2009년~현재 동 대학원 전자전기제어계측공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 영상추적, 자료결합, 정보융합.



송 택 렬

1974년 서울대 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(박사). 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자정보시스템공학과 교수. 관심분야는 표적추적시스템, 자료결합 및 정보융합, 유도 및 제어.