

적외선 영상에서 다수표적추적을 위한 LM-IHPDA 알고리즘 연구

A Study of LM-IHPDA Algorithm for Multi-Target Tracking in Infrared Image Sequences

김태한, 최병인, 김지은, 양유경, 송택렬*
(Tae Han Kim¹, Byung In Choi², Ji Eun Kim³, Yu Kyung Yang³, and Taek Lyul Song¹)

¹Hanyang University

²SAMSUNGTHALES

³Agency for Defense Development

Abstract: Military surveillance systems with electro-optical sensors can be used to track a number of targets efficiently and reliably. In MTT (Multi-Target Tracking), joint events in which different tracks share the same measurements may occur. Measurement-to-track assignment are computationally challenging because of the number of operations increases exponentially with number of tracks and number of measurements. IHPDA (Integrated Highest Probability Data Association) based on a 2D-Assignment technique can find an optimal solution for measurement to track one-to-one assignments for complex environments. In this paper, LM-IHPDA (Linear Multi-Target IHPDA) which does not need to form all feasible joint events of association and thus the computational load is linear in the number of tracks and the number of measurements. Simulation studies illustrate the effectiveness of this approach in an infrared image environment.

Keywords: military surveillance system, MTT (Multi-Target Tracking), 2D assignment, LM-IHPDA (Linear-Multi-Target IHPDA)

I. 서론

군사용 수동형 감시정찰 시스템은 전자 광학 센서(electro-optical sensor)를 이용하여 표적을 탐지, 추적하고, 추적중인 트랙에 대한 위협도를 산출함으로써 전투체계와 연계하여 위협 표적에 대한 대응 수단을 강구하기 위한 무기체계이다. 적외선 영상 센서를 이용한 감시정찰 시스템의 운용 개념은 크게 두 가지로 분류할 수 있는데, 하나는 아군의 자함이나 항공기에 설치되어 자신의 위치는 적에게 노출시키지 않으면서 저고도 또는 원거리에서 접근하는 유도 미사일이나 적 전투기를 조기에 탐지하여 생존성을 높이는 목적으로 사용되는 것이고 다른 하나는 적외선 센서로부터 획득된 실시간 전 방위 영상으로부터 다중 표적을 탐지하고 추적하고 위협 정도에 따라 표적을 분류, 관리하는 영상 레이더 개념으로 운용되는 것이다.

적외선 영상 센서를 탑재한 감시정찰 시스템은 일반적으로 적외선 센서로부터 획득된 영상으로부터 표적신호를 탐지하고, 배경신호(클러터)를 제거하는 표적탐지 모듈과 탐지된 신호를 이용하여 다수의 표적을 추적하는 다수표적

추적 모듈, 그리고 다수표적 추적필터로부터 획득된 트랙정보를 이용하여 추적중인 트랙의 위협 정도를 산출하는 위협 평가 모듈로 구성된다. 표적탐지 모듈 설계의 핵심은 표적신호의 탐지확률은 높이면서 클러터 신호를 표적신호로 탐지하는 오탐지 확률을 최소화 하는 것이다.

본 논문에서 다루는 다수표적 추적 모듈은 그림 1과 같이 다수표적 추적 수행시 측정치를 다수의 트랙이 공유하는 결합사건(joint event)이 발생할 경우 트랙을 놓치지 않고 견실하게 유지하면서, 표적탐지 모듈에서 오탐지된 신호로부터 생성된 거짓트랙을 신속하게 제거하는 FTD (False Track Discrimination) [1-7] 성능을 높이는 것이 핵심이다.

클러터 환경에서 적용 가능한 대표적인 다중 표적 추적 필터로 MHT (Multiple Hypothesis Tracking) [1,2]와 JIPDA

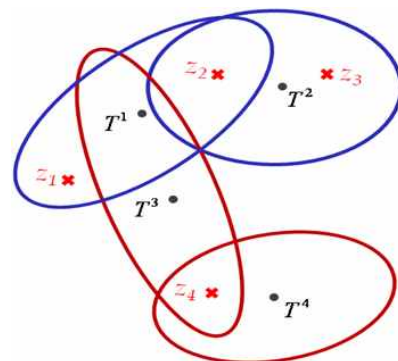


그림 1. 결합 사건의 예.

Fig. 1. An example of the joint event.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 6. 13., 수정: 2013. 2. 5., 채택확정: 2013. 2. 12.

김태한, 송택렬: 한양대학교 전자시스템공학과

(kimth1757@hanyang.ac.kr/tsong@hanyang.ac.kr)

최병인: 삼성탈레스 광전자연구소 전략센서그룹

(byungin.choi@samsung.com)

김지은, 양유경: 국방과학연구소 3본부 1부

(bbjieun@add.re.kr/ykyang@add.re.kr)

※ 이 논문은 2012년 삼성탈레스의 연구비 지원을 받아 수행된 연구임(STC-C-11-001).

(Joint Integrated Probabilistic Data Association) [4], LM-IPDA (Linear Multi-Target IPDA) [5], 그리고 JIHPDA (Joint Integrated Highest Probability Data Association) [6,7] 등이 있다. 클러터 환경에서의 견실한 표적 추적을 위한 단일표적 자료결합 기법인 IPDA 알고리즘[3]을 확장한 JIPDA 알고리즘[4]은 각각의 트랙들과 각 트랙이 가지는 유효 측정치들이 연관되는 모든 결합 사건을 고려하여, 각 결합 사건의 사후 확률을 산출하는 표적 지향적(target-oriented) 기법이다. 반면에 MHT 알고리즘[1,2]은 모든 측정치들과 트랙들과의 발생할 수 있는 모든 가설들을 생성하는 측정치 지향적(measurement-oriented) 기법으로 새로운 표적의 초기화 등을 고려한 최적의 알고리즘으로 알려져 있다. [5]의 LM-IPDA 알고리즘은 기존의 다수표적 추적 방법들이 결합사건을 이루는 트랙의 개수와 측정치의 개수가 증가할수록 기하급수적으로 계산량이 증가하는 단점을 개선하기 위해 제안된 방법이다. 트랙으로부터 표적존재확률을 계산할 때 기존 클러터일 확률 밀도에 다른 표적으로부터 기인될 확률밀도를 포함함으로써 일반적인 다수표적 추적에 사용되는 트랙간의 측정치 할당 부분이 필요 없게 되어 계산에 소요되는 시간이 트랙의 개수에 비례하여 증가하는 장점을 가진다는 점이 LM-IPDA 알고리즘의 핵심이다. JIHPDA 알고리즘[6,7]은 JIPDA와 마찬가지로 트랙존재기반의 표적추적 기법으로써 클러터 환경에서 신호세기와 거리정보를 함께 이용하여 표적으로부터 기인한 측정치를 선택하는 IHPDA [6]를 다수표적 추적알고리즘으로 확장한 형태이다. JIHPDA는 결합사건이 발생할 때 공유된 측정치를 트랙에 할당하는 방법으로 2D Assignment 방법[8]을 이용하며, 이는 하나의 트랙에 하나의 측정치를 할당하기 때문에, one-to-one measurement to track assignment라 한다.

JIHPDA 알고리즘은 최적(optimal)이라 할 수 있는 JIPDA의 트랙유지 성능과 유사하면서, 연산량 측면에서 상당한 이득을 나타내기 때문에 실제 응용체계에서 활용가능성이 높다고 할 수 있다. 그러나 결합사건을 형성하는 측정치와 트랙의 개수가 증가함에 따라 발생하는 연산량의 증가와 2D Assignment 알고리즘 구현상의 복잡성 등은 반드시 극복해야 할 문제일 것이다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 IHPDA 알고리즘과 LM 알고리즘을 결합한 LM-IHPDA 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 결합사건이 발생할 경우 각각의 측정치들을 트랙에 할당하기 위한 모든 경우의 수를 고려하지 않고, LM 알고리즘을 통해 계산된 트랙 τ 에서 선택된 측정치 s 의 자료결합 확률 $\beta_{k,s}^{\tau}$ 를 이용하여 MMR (Maximum Marginal Return) 알고리즘[9] 기반의 2D Assignment를 수행함으로써 공유된 측정치를 각각의 트랙에 할당한다. 이는 결합사건을 통해 발생 가능한 경우의 수와 관계없이 LM 알고리즘을 통해 측정치를 각 트랙에 할당하는 것이 가능함을 의미한다.

본 논문의 II 장에서는 IHPDA 알고리즘에 대한 이론을 소개하고, III 장에서는 IHPDA 알고리즘을 이용한 다수표적 추적문제를 다루면서, 제안하는 LM-IHPDA 알고리즘을 기술하고자 한다. IV 장에서는 다수표적 추적을 수행하면서 형성되는 수많은 트랙들을 효과적으로 관리하기 위한 트랙

관리기법에 대한 내용을 설명한다. V 장에서는 제안하는 알고리즘의 성능 검증을 위한 시뮬레이션 수행 결과를 정리하였고, VI 장에서 결론을 도출하고자 한다.

II. IHPDA ALGORITHM

IHPDA 알고리즘[6,7]은 IPDA 알고리즘과 같이 유효측정 영역 내에 존재하는 m_k 개의 측정치를 모두 트랙 쇠신에 이용하지 않고 측정치들을 신호세기 순으로 정렬한 뒤 신호세기 정보와 필터의 예측위치로부터의 거리정보를 이용하여 트랙과 측정치의 자료결합 확률 $\beta_{k,i}$ 를 계산한다. $\beta_{k,i}$ 는 i 번째 측정치가 표적으로부터 기인했을 확률을 의미하며, 트랙은 $\beta_{k,i}$ 가 가장 큰 측정치 하나만을 선택하여, 트랙의 쇠신에 이용하기 때문에 연산시간을 줄일 수 있다. 측정치를 신호 세기의 순서대로 정렬하고 l 을 신호 세기의 순서를 나타내는 변수라고 하면 $\{\mathbf{z}_k^l\}_{l=1}^{m_k} = \{\mathbf{z}_k^1, \mathbf{z}_k^2, \dots, \mathbf{z}_k^{m_k}\}$ 으로 표현할 수 있다. l 번째 측정치 \mathbf{z}_k^l 과 자료 결합시 발생할 수 있는 사건은 M_T^l (선택된 l 번째 측정치가 표적일 경우), M_F^l (선택된 l 번째 측정치가 클러터일 경우), 그리고 M_0 (유효 측정영역 내에 측정치가 존재 하지 않는 경우) 등 세 가지로써 신호세기 a 를 가지는 l 번째 측정치 \mathbf{z}_k^l 이 표적으로부터 기인한 측정치일 경우(M_T^l) 조건부 확률밀도 함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p(a|M_T^l, m_k) = \frac{p(a, M_T^l, m_k)}{p(M_T^l, m_k)}, \text{ for } l = 1, 2, \dots, m_k \quad (1)$$

where

$$p(M_T^l, m_k) = \begin{cases} P_D P_G \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \mu_F(m_k - 1), & 1 \leq l \leq m_k - 1 \\ P_D P_G \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho} \mu_F(m_k - 1) & , l = m_k \end{cases}$$

또한 신호세기 a 를 가지는 l 번째 측정치 \mathbf{z}_k^l 이 표적으로부터 기인한 측정치가 아닐 경우(M_F^l) 조건부 확률밀도 함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$p(a|M_F^l, m_k) = \frac{p(a, M_F^l, m_k)}{p(M_F^l, m_k)}, \text{ for } l = 1, 2, \dots, m_k$$

where

$$p(M_F^l, m_k) = \begin{cases} (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) \\ + P_D P_G (1 - \gamma(l) \bar{P}_A(m_k)) \mu_F(m_k - 1), & 1 \leq l \leq m_k - 1 \\ (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) \\ + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho}\right) \mu_F(m_k - 1) & , l = m_k \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $\bar{P}_A(m_k)$ 는 m_k 개의 유효측정치 중 신호세기가 가장 셀 확률을 의미하며, $\gamma(l)$ 은 order statistics를 의미하며, 다음의 수식으로 계산할 수 있다.

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

$$\gamma(l) = \begin{cases} 1, & l=1 \\ \frac{\prod_{j=1}^{l-1} [(j-1)(1+\rho)+1]}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, & 2 \leq l \leq m_k-1 \end{cases} \quad (3)$$

Standard IHPDA 알고리즘에서는 신호세기 분포를 chi-square 분포로 가정하지만 적외선 영상 표적추적 수행시 이러한 가정이 실제 적외선 영상에서의 신호세기 특성과 다르기 때문에 추적 성능을 떨어뜨릴 수 있다. 따라서 [10]에서 제안한 것과 같이 신호세기 a 는 직접적으로 사용하지 않고, \mathbf{z}_k^l 의 order statistics 정보만 사용하여 위의 세 가지 사건과 관련된 조건부 확률밀도함수를 산출하는 방법을 적용하였으며, 측정치 \mathbf{z}_k^l 의 신호세기 a 의 분포를 고려하지 않을 경우 M_T^l 사건에 대한 자료결합 확률 $\beta_{k,l}$ 은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\beta_{k,l} = \frac{p(D_b, M_T^l, m_k)}{p(D_b, M_T^l, m_k) + p(D_b, M_F^l, m_k)}$$

$$= \frac{p(\chi_{k,l} \chi_k | \mathbf{Z}^k)}{p(\chi_k | \mathbf{Z}^k)} \quad (4)$$

$$= \frac{P_D P_G p_{k,l} m_k}{1 - \delta_k} \bar{P}_A(m_k) \gamma(l)$$

where

$$\delta_k = \begin{cases} P_D P_G, & m_k > 0 \\ P_D P_G \left(1 - \frac{p_{k,l} m_k}{\lambda_{k,l}} \bar{P}_A(m_k) \gamma(l) \right) \\ \quad - \frac{m_k}{\lambda_{k,l} V_G} [1 - \bar{P}_A(m_k) \gamma(l)] \end{cases}, m_k = 0$$

여기서 IHPDA는 표적존재 기반의 알고리즘으로써 χ_k 는 표적이 존재할 사건을 의미하며, M_T^l 사건과 M_F^l 사건을 포함하며, $p(\chi_{k,l} \chi_k | \mathbf{Z}^k)$ 는 M_T^l 사건에 대한 표적존재 확률밀도 함수를 나타낸다. $\lambda_{k,l}$ 는 측정치 \mathbf{z}_k^l 이 가지는 클러스터 공간밀도를 의미하며, III 장에서 기술하는 LM 알고리즘에서 매우 중요하게 다루어 지는 변수이다. 또한 $p_{k,l}$ 은 필터의 예측위치와 측정치 \mathbf{z}_k^l 의 위치 차이를 나타내는 측정잔차에 대한 확률로써 가우시안 분포를 따른다. M_F^l 사건에 대한 측정치 \mathbf{z}_k^l 의 자료결합 확률은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\beta_{k,0} = \frac{p(D_b, M_F^l, m_k)}{p(D_b, M_T^l, m_k) + p(D_b, M_F^l, m_k)}$$

$$= \frac{p(\chi_{k,0} \chi_k | \mathbf{Z}^k)}{p(\chi_k | \mathbf{Z}^k)} \quad (5)$$

$$= \frac{1 - P_D P_G + \frac{m_k}{\lambda_{k,l} V_G} [1 - \bar{P}_A(m_k) \gamma(l)]}{1 - \delta_k}$$

$p(\chi_{k,0} \chi_k | \mathbf{Z}^k)$ 는 M_F^l 사건에 대한 표적존재 확률밀도 함수

를 나타낸다. IHPDA 알고리즘은 클러스터 환경에서 표적으로부터 기인한 측정치를 선택함에 있어서 자료결합 확률 $\beta_{k,l}$ 이 가장 높은 측정치 \mathbf{z}_k^l 을 선택하여 트랙의 상태변수와 오차공분산을 쇠신한다.

$$\mathbf{z}_k^s = \arg \max \{ \beta_{k,l}, l \in [1, m_k] \} \quad (6)$$

IHPDA에서 I는 integrated의 약자로서 표적존재 기반의 알고리즘임을 나타내며, 트랙의 표적추적 신뢰도를 나타내는 트랙존재 확률을 계산한다. 대표적인 표적존재 기반의 알고리즘으로써 PDA 기법에 표적의 존재 유무에 대한 두 가설을 Markov Chain으로 모델링하고 각 가설에 대한 사후 확률(Posteriori Probability)값을 구하여 이를 표적의 존재 유무의 척도로 사용하는 IPDA 알고리즘[3]이 널리 알려져 있다. IHPDA의 트랙존재확률 예측 및 쇠신 과정 또한 IPDA의 방법을 따른다[11]. 다음과 같이 트랙이 존재한다는 가설을 χ_k 라고 하고 트랙이 존재하지 않는다는 가설을 $\bar{\chi}_k$ 라고 정의한다면, Markov Process에 따라 시간이 $k-1$ 에서 k 로 증가할 때 각 가설이 상태를 천이할 확률을 다음의 수식 같이 나타낼 수 있다.

$$\chi_k : \text{표적이 존재할 가설 (= perceivability [12])}$$

$$\bar{\chi}_k : \text{표적이 존재하지 않을 가설}$$

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(\chi_k | \chi_{k-1}) & P(\chi_k | \bar{\chi}_{k-1}) \\ P(\bar{\chi}_k | \chi_{k-1}) & P(\bar{\chi}_k | \bar{\chi}_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (7)$$

그리고 트랙 존재 사전 확률인 $P(H_k | \mathbf{Z}^{k-1})$ 은 Total Probability Theorem에 의해서 다음과 같이 계산된다.

$$P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1}) = P(\chi_k | \chi_{k-1}) P(\chi_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1}) + P(\chi_k | \bar{\chi}_{k-1}) P(\bar{\chi}_{k-1} | \mathbf{Z}^{k-1}) \quad (8)$$

수식 (7)의 표적 존재 사전 확률을 이용하여 존재 사후 확률 $P(\chi_k | \mathbf{Z}^k)$ 를 구하는 식은 다음과 같다.

$$P(\chi_k | \mathbf{Z}^k, m_k) = P(\chi_k, M_T^l | \mathbf{Z}^k, m_k) + P(\chi_k, M_F^l | \mathbf{Z}^k, m_k)$$

$$= \tilde{C}^{-1} \left[f(\mathbf{z}_k^l | M_T^l, m_k, \chi_k, \mathbf{Z}^{k-1}) P(M_T^l, m_k | \chi_k) \right] P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1})$$

$$+ \tilde{C}^{-1} \left[f(\mathbf{z}_k^l | M_F^l, m_k, \chi_k, \mathbf{Z}^{k-1}) P(M_F^l, m_k | \chi_k) \right] P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1})$$

$$= \tilde{C}^{-1} \left[f(\mathbf{z}_k^l | M_T^l, m_k, \mathbf{Z}^{k-1}) P(M_T^l, m_k) \right] P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1})$$

$$+ \tilde{C}^{-1} \left[f(\mathbf{z}_k^l | M_F^l, m_k, \mathbf{Z}^{k-1}) P(M_F^l, m_k) \right] P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1}) \quad (9)$$

여기서 $f(\mathbf{z}_k^l | M_T^l, m_k, \mathbf{Z}^{k-1})$ 는 백색 가우시안 잡음으로 모델링한 측정치 방정식의 측정 잡음의 분포를 따르며, $f(\mathbf{z}_k^l | M_F^l, m_k, \mathbf{Z}^{k-1})$ 는 균일 분포를 따른다. 이에 따라 수식 (9)를 정리하면 최종적으로 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$P(\chi_k | \mathbf{Z}^k) = \frac{(1 - \delta_k) P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1})}{1 - \delta_k P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1})} \quad (10)$$

III. MULTI-TARGET TRACKING PROBLEM

클러스터가 존재하는 환경에서 다수표적을 추적하는 문제에서는 IPDA, IHPDA 등 단일표적 추적을 위한 자료결합

표 1. 모든 측정치와 트랙의 개수가 형성하는 가설의 개수.

Table 1. The number of joint events of all measurements to all tracks.

$m \geq n \geq 1$ 일 경우	$n \geq m \geq 1$ 일 경우
$n! \sum_{i=0}^n \frac{1}{i!} \binom{m}{n-i} \geq (m+1)n!$	$m! \sum_{i=0}^n \frac{1}{i!} \binom{n}{m-i} \geq (n+1)m!$

기법을 다수표적 추적을 위한 필터로 확장하여 사용하게 되며 대표적인 알고리즘으로는 JIPDA, JIHPDA 및 LM-IPDA 등을 들 수 있다.

다수표적 추적필터를 설계하는데 고려해야할 문제는 첫째, 거짓트랙을 신속하게 제거하고, 표적트랙을 신속하게 확정함으로써 오경보율을 최소화 함으로써 FTD 성능을 높이는 것이고, 둘째, 다수의 트랙이 측정치를 공유하는 결합사건 발생시 효율적으로 각각의 측정치를 트랙에 할당함으로써 트랙 유지성능을 향상시키는 것이다.

다수표적 추적환경에서 가장 간단한 추적 방법은 단일표적 추적 자료결합 기법을 이용하는 것인데 다수의 표적들이 서로 근접해 있지 않을 경우에는 문제가 없으나 서로 근접해 있을 경우 트랙이 뭉치거나 swap이 발생하는 문제점을 가지고 있다. 트랙이 뭉치는 경우 두 트랙이 같은 표적을 추적하면서, 다른 표적은 다시 트랙을 형성하기 때문에 자원관리 측면에서 낭비를 초래한다. 또한 트랙의 swap이 발생할 경우 트랙의 정보가 바뀌기 때문에 피아식별 할 때, 큰 문제를 초래할 수 있다. 이러한 다중 표적 추적과 관련하여 현재 다양한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 전형적인 방법으로는 측정치의 확률적 평가를 통해 각각의 트랙에 할당하는 방식이 있다. 이렇게 측정치들을 트랙에 할당하는 measurement assignment 방법은 측정치가 각 트랙에 속할 가설들을 계산하게 되는데 측정치의 개수 m 과 트랙의 개수 n 이 증가함에 따라 다음과 같이 가설들이 기하급수적으로 증가하게 된다.

이런 가설의 증가를 막는 가장 간단한 방법은 그림 1과 같이 validation gate [1,2]를 이용하는 방법이다. 이 방법은 각 트랙의 유효추정영역안에 들어 있는 측정치들을 각각의 트랙에 할당하는 방법으로 만약 트랙의 유효추정영역이 겹칠 경우 겹치는 영역의 측정치만을 어느 트랙에 할당할지 판별하게 된다. 또한 연산량의 증가를 막기 위해 결합사건을 이루는 측정치와 트랙들을 하나의 클러스터로 묶어주는 클러스터링 기법[6]을 적용할 수 있다. 클러스터링 된 트랙과 측정치만을 이용하여 결합사건을 계산함으로써 가설의 개수를 어느정도 감소시킬 수 있다. 다음 표는 그림 1에 대한 클러스터링 적용 예를 나타내고 있다.

표 2. 클러스터링 수행 결과.

Table 2. A result of the clustering.

클러스터 #1	트랙	T^1, T^2
	측정치	z_1, z_2, z_3
클러스터 #2	트랙	T^3, T^4
	측정치	z_4

표 3. 클러스터 #1에 대한 2D Assignment 매트릭스.

Table 3. 2D Assignment matrix for the cluster #1.

θ_n	T^1	T^2	$J(\theta_n)$
$\theta_1 = \{(T^1,1), (T^2,2)\}$	$z_{k,1}$	$z_{k,2}$	$\beta_{k,1}^{T^1} + \beta_{k,2}^{T^2}$
$\theta_2 = \{(T^1,1), (T^2,3)\}$	$z_{k,1}$	$z_{k,3}$	$\beta_{k,1}^{T^1} + \beta_{k,3}^{T^2}$
$\theta_3 = \{(T^1,2), (T^2,3)\}$	$z_{k,2}$	$z_{k,3}$	$\beta_{k,2}^{T^1} + \beta_{k,3}^{T^2}$

1. 2D Assignment

최적이라 할 수 있는 JIPDA 기법은 결합사건을 이룰 수 있는 모든 경우의 수를 고려하여, 유효측정치들의 자료결합 확률을 산출하지만, 다수표적 추적을 위한 JIHPDA 기법은 클러스터링 과정은 동일하게 적용하되, 결합사건에 대한 모든 경우의 수를 고려하지는 않는다. 결합사건을 이루는 트랙이 n 개이고, n 개의 트랙이 가지는 유효측정치의 개수가 모두 2개 이상이라고 하였을 때, JIPDA 기법의 경우 트랙이 측정치를 할당받지 않는 경우의 수까지 모두 고려하지만, JIHPDA 기법의 경우 One-to-One Measurement-to Track Assignment 가정에 따라 트랙에 측정치를 할당하지 않는 경우는 제외한다. 예를 들어 그림 1의 클러스터 #1의 결합사건에 대하여 JIPDA 기법에서 형성할 수 있는 경우의 수는 8개지만 JIHPDA 기법의 경우 표 3과 같이 3개의 결합사건만을 형성하게 된다. 다수표적의 개수가 t_k . 전체 측정치의 개수가 m_k 라고 한다면 $m_k \geq t_k$ 인 일반적인 경우에 대해서 Munkres 알고리즘을 적용하면 결합사건의 개수 n 는 다음과 같다.

$$n = {}_{m_k}P_{t_k} = m_k! / (m_k - t_k)! \tag{11}$$

JIHPDA의 2D Assignment 기법은 각각의 사건 θ_n 에 대한 확률지수 함수 $J(\theta_n)$ 을 계산하여 n 개의 결합사건 중에서 $J(\theta_n)$ 를 최대로 하는 결합사건을 선택한다. $J(\theta_n)$ 은 다음 수식 (12)와 같이 사건 θ_n 에서 측정치와 트랙의 자료결합 확률 $\beta_{k,j}^r$ 의 합으로써 계산된다.

$$J(\theta_n) = \sum_{(r,j) \in \theta_n} \beta_{k,j}^r, \quad n \in [1, {}_{m_k}P_{t_k}] \tag{12}$$

만약, 표 3에서 θ_1 에 대한 확률지수 함수 $J(\theta_1)$ 이 가장 크다면, 트랙 T^1 에는 측정치 $z_{k,1}$ 이 할당되며, 트랙 T^2 에는 측정치 $z_{k,2}$ 가 할당되도록 하는 것이다.

측정치 할당이 끝나면 각각의 트랙은 다른 트랙에 할당된 측정치를 제외한 상태에서 유효측정치 개수 m_k 를 다시 계산하고, 또한 유효측정치들을 신호세기 순서로 재정렬시킨 후 자료결합 확률을 재산출하게 된다. 이후 t_k 개의 단일 표적 추적 IHPDA 알고리즘을 적용하여 트랙의 쇄신과정을 수행한다.

2. MMR 알고리즘 기반의 2D Assignment

2D Assignment 알고리즘을 이용한 JIHPDA 기법은 JIPDA 기법이 과도한 연산 시간 요구로 인하여 실시간 다수표적 추적이 어려운 한계를 드러내는 것에 반해 짧은 연

표 4. 측정치 할당 매트릭스.

Table 4. Measurement-to-track assignment matrix.

측정치 트랙	$z_{k,1}$	$z_{k,2}$...	z_{k,m_k}
T^1	$\beta_{k,1}^{T^1}$	$\beta_{k,2}^{T^1}$...	$\beta_{k,m_k}^{T^1}$
T^2	$\beta_{k,1}^{T^2}$	$\beta_{k,2}^{T^2}$...	$\beta_{k,m_k}^{T^2}$
\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots
T^{t_k}	$\beta_{k,1}^{T^{t_k}}$	$\beta_{k,2}^{T^{t_k}}$...	$\beta_{k,m_k}^{T^{t_k}}$

산 시간과 우수한 추적성능을 보여준다. 그러나 2D Assignment 방법 또한 결합사건을 이루는 트랙과 측정치의 개수가 증가함에 따라 구현이 복잡하고, 연산 시간 또한 과도하게 증가하여, 실시간 처리가 제한될 가능성이 존재한다. MMR 알고리즘 기반의 2D Assignment 기법은 표 4와 같이 측정치 할당 매트릭스를 형성하여 다음 수식을 만족하는 (T^i, j) 를 구하여 각 트랙별로 측정치를 할당한다. 여기서 (T^i, j) 는 i 번째 트랙에 j 번째 측정치를 선택함을 의미한다.

$$(T^i, j) = \arg \max \{ \beta_{k,j}^{T^i}, j \in [1, m_k], i \in [1, t_k] \} \quad (13)$$

만약, 선택된 측정치 $z_{k,j}$ 가 다른 트랙에서 중복으로 선택되지 않는다면 해당 트랙에 측정치 $z_{k,j}$ 를 할당하고, 트랙과 측정치는 표에서 제거한다. 또한 서로 다른 트랙이 동일한 측정치 $z_{k,j}$ 를 선택하였다면 $z_{k,j}$ 를 선택한 트랙 중 $\beta_{k,j}^{T^i}$ 가 큰 트랙에 $z_{k,j}$ 를 할당하고 마찬가지로 측정치가 할당된 트랙과 측정치는 표에서 제거한다. 이때, $z_{k,j}$ 가 할당되지 않은 트랙에서는 $z_{k,j}$ 를 메모리에서 제거한 후 유효측정치 개수 m_k 를 다시 계산하고, 또한 유효측정치들을 신호세기 순서로 재정렬시킨 후 자료결합 확률을 계산출하게 된다. 이후 측정치 할당이 종료되면 단일 표적 추적 IHPDA 알고리즘을 적용하여 트랙의 쇄신과정을 수행하게 된다.

MMR 알고리즘 기반의 2D Assignment 방법은 결합사건을 모두 고려하지 않고, IHPDA 기법에서 선택된 측정치를 다수의 트랙이 공유할 경우만 고려하여 측정치를 할당하기 때문에 계산 및 구현이 단순하지만 결합사건을 이루는 측정치가 트랙에 잘못 할당되는 오류를 발생시키기도 하기 때문에 일반적인 2D Assignment 기법과 비교하여 트랙의 swap 또는 뭉침 현상의 발생 확률이 높다는 단점을 가진다.

3. Linear Multi-Target algorithm

LM 알고리즘은 표적존재확률을 기반으로 하는 다수표적 추적 알고리즘으로써 유효측정영역 내에 존재하는 클러스터 뿐만 아니라 다른 표적으로부터 기인된 측정치도 클러스터로 보는 것이 특징이다.

트랙 τ 에서 유효측정치 j 에 대한 클러스터 공간밀도 $\lambda_{k,j}^\tau$ 는 자료결합 확률 및 트랙존재 확률 산출에 상당한 영향을 미친다. LM 알고리즘의 경우 클러스터 공간 밀도 $\lambda_{k,j}^\tau$ 를 산출할 때 측정치 j 에 대하여 다른 트랙의 표적으로 기인될 확

률을 클러스터 밀도에 포함하기 때문에 전형적인 다수표적 추적 기법에 사용되는 측정치 할당 부분을 생략할 수 있으며, 측정치 할당시 생기는 수많은 가설들에 대한 확률적 평가를 하지 않기 때문에 알고리즘 수행에 소요되는 계산량을 줄일 수 있다는 장점을 가진다. LM 알고리즘은 다음과 같은 가정을 기반으로 유도된다[5].

- (1) 표적 τ 의 탐지확률은 P_D^τ 이다.
- (2) 서로 다른 표적으로부터 기인된 측정치는 확률적으로 독립적이다.
- (3) 매 스캔마다 각각의 표적으로부터 기인된 측정치는 최대 한 개다.
- (4) 표적 τ 가 유효측정영역 V_k^τ 안에 탐지될 확률은 P_G^τ 이다.
- (5) 측정치 $z_{k,i}^\tau$ 의 likelihood function인 $p_{k,i}^\tau$ 는 가우시안 분포를 한다.
- (6) 클러스터 공간밀도 λ 는 포아송 분포를 한다.
- (7) k 시간에 총 T 개의 트랙이 존재하며, 이는 전체 표적의 개수와 같다.

LM 알고리즘은 먼저 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau$ 를 계산한 후 이 클러스터 공간밀도를 트랙 τ 에서 측정치 j 가 표적으로부터 기인될 확률인 $\beta_{k,j}^\tau$ 와 트랙존재확률 $P(\chi_k | \mathbf{Z}^k)$ 의 계산에 이용함으로써 자료결합 알고리즘과 연계된다. 트랙 τ 에서 측정치 j 가 가지는 클러스터 공간 밀도 $\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau$ 는 다음 수식으로부터 산출된다.

$$\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau = \lambda + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^T p_{k,j}^\sigma \frac{\bar{P}_{k,j}^\sigma}{1 - P_{k,j}^\sigma} \quad (14)$$

where

$$\bar{P}_{k,j}^\sigma = \frac{P_D^\sigma P_G^\sigma P(\chi_k | \mathbf{Z}^{k-1}) \frac{p_{k,j}^\sigma}{\lambda}}{\sum_{l=1}^{m_k} \frac{p_{k,l}^\sigma}{\lambda}}$$

여기서 $\bar{P}_{k,j}^\sigma$ 는 측정치 j 가 표적 σ 일 사전확률을 의미하며, $p_{k,j}^\sigma$ 는 측정치 j 가 표적 σ 일 likelihood function을 의미한다. 즉, $\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau$ 는 측정치 j 가 다른 표적으로부터 기인할 확률

$\sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^T p_{k,j}^\sigma \frac{\bar{P}_{k,j}^\sigma}{1 - P_{k,j}^\sigma}$ 을 고려함으로써 다른 표적으로부터 기인

할 확률이 높아질수록 $\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau$ 가 커지게 되어 측정치 j 가 트랙 τ 로부터 기인되었을 확률을 낮추게 된다. 반대로 다른 표적으로부터 기인할 확률이 작아질수록 $\tilde{\lambda}_{k,j}^\tau$ 는 작아지게 되어 측정치 j 가 트랙 τ 로부터 기인되었을 확률을 높게 된다. 예를 들어 그림 2와 같이 결합 사건이 발생할 경우 트랙 T^1 에서 측정치 $z_{k,1}$ 에 대한 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,1}^1$ 은 트랙 T^2 에서 측정치 $z_{k,1}$ 에 대한 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,1}^2$ 보다 작을 것이기 때문에 발생 가능한 경우의 수를 고려하지

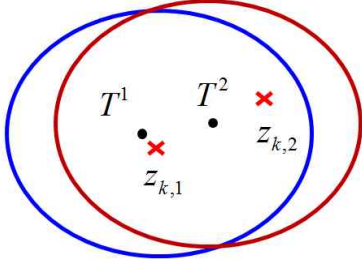


그림 2. 결합 사건의 예.

Fig. 2. An example of the joint event.

않는다 하더라도 측정치 $z_{k,1}$ 이 트랙 T^1 으로 할당될 수 있다. 또한 트랙 T^2 에서 측정치 $z_{k,2}$ 에 대한 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,2}^2$ 는 트랙 T^1 에서 측정치 $z_{k,2}$ 에 대한 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,2}^1$ 보다 작을 것이기 때문에 측정치 $z_{k,2}$ 이 트랙 T^2 로 할당될 수 있다.

산출된 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,j}^r$ 를 이용하여 IHPDA에서 M_T^l 사건과 M_P^l 사건에 대한 자료결합 확률을 산출하면, 다음 수식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}\beta_{k,j}^r &= \frac{p(\chi_{k,j}^r; \chi_k^r | \mathbf{Z}^r)}{p(\chi_k^r | \mathbf{Z}^r)} = \frac{P_D^r P_G^r p_{k,j}^r m_k^r \bar{P}_A^r(m_k^r) \gamma^r(l)}{1 - \delta_k^r \tilde{\lambda}_{k,j}^r} \\ \beta_{k,0}^r &= \frac{p(\chi_{k,0}^r; \chi_k^r | \mathbf{Z}^r)}{p(\chi_k^r | \mathbf{Z}^r)} \\ &= \frac{1 - P_D^r P_G^r + \frac{m_k^r}{\tilde{\lambda}_{k,j}^r V_G^r} [1 - \bar{P}_A^r(m_k^r) \gamma^r(l)]}{1 - \delta_k^r}\end{aligned}\quad (15)$$

where

$$\delta_k^r = \begin{cases} P_D^r P_G^r & , m_k^r > 0 \\ P_D^r P_G^r \begin{pmatrix} 1 - \frac{p_{k,j}^r m_k^r \bar{P}_A^r(m_k^r) \gamma^r(l)}{\tilde{\lambda}_{k,j}^r} \\ - \frac{m_k^r}{\tilde{\lambda}_{k,j}^r V_G^r} [1 - \bar{P}_A^r(m_k^r) \gamma^r(l)] \end{pmatrix} & , m_k^r = 0 \end{cases}$$

IHPDA와 LM-IHPDA의 차이점은 IHPDA는 단일 표적 추적 자료결합 알고리즘이고, LM-IHPDA는 다중 표적 추적 자료결합 알고리즘이라는 것이며, 자료결합 확률 $\beta_{k,j}^r$ 와 $\beta_{k,0}^r$ 의 산출 과정에서 달라지는 점은 다른 표적이 측정치 j 에 미치는 영향을 고려한 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,j}^r$ 를 적용한다는 점이다. 트랙 존재확률 쇄신 과정은 수식 (10)을 따르며, 단 δ_k^r 의 계산에는 $\tilde{\lambda}_{k,j}^r$ 를 적용한다는 점이 다르다.

LM-IHPDA 알고리즘은 클러스터 공간밀도 $\tilde{\lambda}_{k,j}^r$ 를 이용하여 자료결합 확률을 산출하기 때문에 JIPDA 또는 2D Assignment 기반의 JIHPDA 기법과 같이 결합사건을 이루는 경우의 수를 고려할 필요가 없이 측정치의 할당이 자연스럽게 이루어질 수 있다는 장점을 가진다. 또한 알고리즘 구현의 복잡성을 개선하는 동시에 계산량 또한 감소시킬 수 있다. 그러나 LM-IHPDA 알고리즘은 결합사건을 이루는 측정치와 트랙의 개수가 증가함에 따라 $\tilde{\lambda}_{k,j}^r$ 가 상대적으로 커

지게 되어 적절하게 측정치들을 트랙에 할당함에도 불구하고, 자료결합 확률 $\beta_{k,j}^r$ 가 작게 계산되기 때문에 트랙 정보를 쇄신할 경우 오차공분산이 증가하거나 트랙존재 확률을 떨어뜨리는 문제를 발생시킨다. 트랙존재 확률이 트랙 제거 문턱치 보다 낮아질 경우 IV 장에서 기술하는 트랙관리 기법에 의해 트랙이 제거될 수 있고, 오차공분산이 증가하게 되면 서로 근접한 두 트랙간의 합병이 발생하게 되어, 둘 중 하나의 트랙이 제거될 수 있다. 측정치의 할당이 적절하게 이루어짐에도 불구하고, 트랙의 신뢰도가 떨어지는 문제를 해결하기 위해 LM 알고리즘을 이용하여 자료결합 확률을 산출한 후 MMR 알고리즘 기반의 2D Assignment를 수행하여 측정치를 트랙에 할당하였으며, 측정치 할당이 완료된 이후 다른 트랙에 할당된 측정치를 제외한 상태에서 자료결합 확률을 재산출 하였다.

제안하는 LM-IHPDA 알고리즘은 표 3과 같이 결합사건들을 고려하기 위한 테이블을 만들지 않아도, 각 트랙에 측정치의 할당이 가능하다는 장점을 가지며, 또한 MMR 기반의 2D-Assignment 기법의 단점을 보완하는 동시에 2D-Assignment 기법의 성능을 가진다.

IV. TRACK MANAGEMENT

트랙관리 기법[13]은 다수표적 추적시 생성되는 수많은 트랙들을 효율적으로 관리하기 위한 방법으로써 트랙생성 과정, 트랙합병과정, 그리고 트랙확정 및 제거 과정으로 이루어진다. 트랙생성과정은 연속하는 시간동안 얻어진 측정치 쌍을 연결하는 2-point differencing 방법과 획득한 측정치 하나만을 이용하여 트랙을 생성하는 1-point differencing 방법이 있으며, 적외선 영상의 표적은 탐지확률이 높고 표적의 이동속도가 빠르다는 가정하에 2-point differencing 방법을 사용하였다. 2-point differencing 방법은 그림 3과 같이 속도게이트(velocity gate)를 이용하여 새로운 트랙을 형성한다. 빨간색 점을 $k-1$ 시간의 측정치, 파란색 점을 k 시간의 측정치라 할 때, 표적의 최대속도 V_{\max} 를 고려한 속도게이트를 형성하여 두 측정치 사이의 트랙 생성 여부를 결정하게 된다. 만약 $k-1$ 시간의 측정치 z_{k-1}^r 을 중심으로 하여 V_{\max} 가 고려된 유효추정영역이 설정될 경우 내부에 k 시간의 측정치 z_k^r 가 존재한다면, 새로운 트랙을 생성할 수 있으며, 이때 트랙의 상태변수는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_{2|2} &= \begin{bmatrix} z_{x,k} & z_{y,k} & \frac{z_{x,k} - z_{x,k-1}}{\Delta T} & \frac{z_{y,k} - z_{y,k-1}}{\Delta T} \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{P}_{2|2} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_2 & \mathbf{R}_2/(\Delta T) \\ \mathbf{R}_2/(\Delta T) & 2\mathbf{R}_2/(\Delta T)^2 \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (16)$$

where

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$$

여기서 오차공분산 $\mathbf{P}_{2|2}$ 는 측정잡음 공분산 \mathbf{R} 을 이용하여 초기화시킬 수 있으며, \mathbf{I}_2 는 단위행렬을 의미하고, ΔT 는 샘플링 시간을 의미한다.

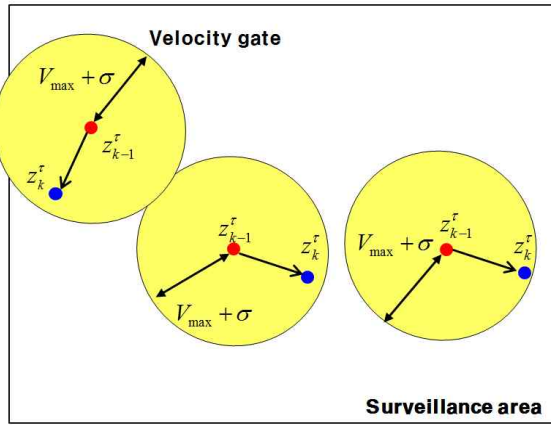


그림 3. 2-point differencing을 이용한 트랙 초기화 방법.
Fig. 3. Track initialization method using the 2-point differencing.

트랙합병과정은 다수의 트랙이 동일 표적을 추적할 경우 이러한 트랙들을 합병하여 트랙의 개수를 줄임으로써 효율적인 자원관리 측면에서 매우 중요하다. 트랙합병은 트랙 합병 테스트를 통해 합병 여부를 결정하며, 수식 (17)을 만족할 경우 오차공분산이 작을 트랙은 유지하고, 오차공분산이 큰 트랙을 제거함으로써 합병을 수행한다.

$$\nu_k^T (\mathbf{P}_{k|k}^{\tau} + \mathbf{P}_{k|k}^{\omega})^{-1} \nu_k < t^{merge}$$

where (17)

$$\nu_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{\tau} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{\omega}$$

수식 (17)은 chi-square 테스트를 의미하며, 트랙 τ 와 트랙 ω 가 존재할 때, 위 테스트를 만족하면, 트랙의 합병을 수행하게 된다.

트랙이 생성된 이후 트랙 τ 에 대한 트랙존재확률 $P(\chi_k^T | \mathbf{Z}^{\tau})$ 이 트랙확정문턱치 τ^c 를 넘긴다면 확정트랙으로써 트랙을 관리하며, 제거문턱치 τ^c 보다 낮아진다면, 거짓트랙으로 간주하여 트랙을 제거하게 되는 트랙확정 및 제거과정을 수행하게 된다. 확정트랙이라는 의미는 트랙이 표적으로부터 기인했을 확률이 높다는 것을 의미하며, 한번 확정된 트랙은 트랙의 제거가 이루어지기 전까지는 계속해서 확정트랙으로써 관리된다.

V. 시뮬레이션

제안하는 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 적외선 영상에서 다수표적 추적실험을 수행하였으며, 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘과 비교하였다. 2D-Assignment 기법은 결합사건 발생시 모든 경우의 수를 고려하기 때문에 최적이라 할 수 있으며, 제안하는 LM-IHPDA 알고리즘의 성능이 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘의 성능에 근접할수록 성능이 우수하다고 평가할 수 있다. 실험에 사용한 적외선 영상의 크기는 1500×600이고, 전체 105프레임으로 이루어져 있다. 표적번호 탐지를 위한 영상처리는 [14]의 방법을 사용하였으며, 베이지안 식별기를 이용하여 클러스터를 제거하였다. 추적필터의 동역학 모델은 등속도 모델로

설계하였으며, 상태천이행렬 및 공정잡음 공분산은 다음과 같다[15].

$$\Phi_{\omega} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_2 & (\Delta T)\mathbf{I}_2 \\ \mathbf{O}_2 & \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}, Q_{\omega} = S_w \begin{bmatrix} (\Delta T)^3/3\mathbf{I}_2 & (\Delta T)^2/2\mathbf{I}_2 \\ (\Delta T)^2/2\mathbf{I}_2 & (\Delta T)\mathbf{I}_2 \end{bmatrix} \quad (18)$$

이 때, ΔT 는 샘플링 시간, \mathbf{I}_2 는 단위행렬, 그리고 S_w 는 power spectral density를 의미하며, 본 실험에서는 $S_w = 5m^2/s^3$ 으로 설정하였다. 또한 측정잡음은 각 축별



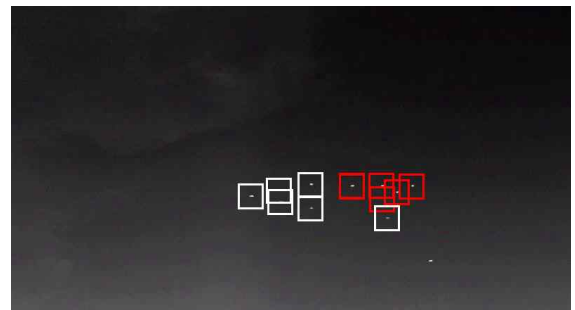
(a) 12 frame.



(b) 13 frame.



(c) 14 frame.



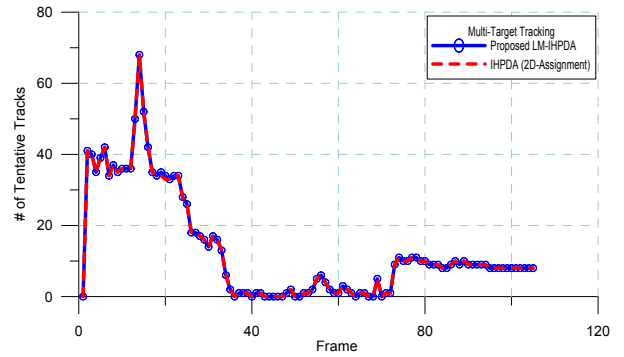
(d) 15 frame.

그림 4. LM-IHPDA 알고리즘의 다수표적 추적 결과.
Fig. 4. Multi-target tracking results of the LM-IHPDA algorithm.

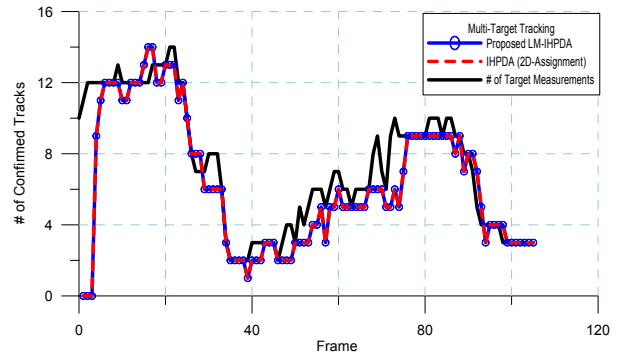
로 $\sigma_x = \sigma_y = 1$ 픽셀로 설정하였다. 트랙 생성 방법은 그림 3에 나타난 2-point differencing 방법을 적용하였으며, 표적의 최대 속도 V_{max} 는 60 pixel/frame으로 설정하였다. 트랙 관리를 위한 변수로서 초기 트랙존재확률은 0.1, 트랙 확정 문턱치는 0.995, 그리고 트랙 제거 문턱치는 0.01로 설정하였으며, 트랙 합병 테스트를 위한 트랙 합병 문턱치는 1로 설정하였다.

그림 4는 제안하는 알고리즘을 적용하였을 경우 다수표적 추적결과를 나타낸 것이다. 1500×600의 영상영역 중 결합사건이 발생하여 다수표적추적 알고리즘이 동작하는 일부 영역을 확대하여 나타낸 것이며, 추적중인 트랙의 신뢰도가 높아 트랙 확정 문턱치를 넘는 트랙만을 서로 다른 색상의 게이트로써 나타내었다. 빨간색 게이트로 표현된 트랙들은 영상의 좌측에서 우측으로 이동하는 편대를 나타낸 것이며, 백색으로 표현된 트랙들은 영상의 우측에서 좌측으로 이동하는 편대를 나타낸 것이다. 이 두 편대는 6프레임에서 생성되어 이동하다가 13~15 프레임에서 서로 겹치게 되어 결합사건을 발생시킨다. 단일표적 추적알고리즘인 IHPDA를 적용할 경우 측정치가 각각의 트랙에 제대로 할당되지 않기 때문에 13~15 프레임에서 트랙의 뭉침현상 또는 swap 현상이 발생하게 된다. 그러나 2D-Assignment 기법 또는 제안하는 LM 알고리즘을 적용할 경우 그림 4와 같이 트랙의 swap 또는 뭉침현상 없이 모든 트랙에 대하여 건설한 표적추적 성능을 보임을 확인할 수 있다. 특히, 2D-Assignment의 경우 13~15 프레임에서 발생하는 수많은 결합사건들에 대한 경우의 수를 모두 고려해야 하며, 결합사건을 이루는 트랙과 측정치의 수가 증가할수록 경우의 수는 기하급수적으로 증가하기 때문에 구현이 매우 복잡하지만 제안하는 LM 알고리즘의 경우 수식 (13)과 같이 트랙 τ 에서 측정치 j 가 가지는 클러스터 공간 밀도 $\lambda_{k,j}^T$ 의 계산만으로 2D-Assignment 기법이 가지는 복잡성을 해결할 수 있다는 장점을 가진다.

그림 5는 제안하는 알고리즘의 성능 평가를 위해 다수표적 추적수행시 발생한 임시트랙(tentative tracks)과 확정트랙(confirmed tracks)의 개수를 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘과 비교한 것이다. 임시트랙은 2-point differencing을 통해 생성된 새로운 트랙들로 정의할 수 있으며, 확정트랙의 경우 트랙존재확률이 트랙 확정문턱치를 넘긴 트랙들로 정의할 수 있다. 그림 5(b)에서 검정색 실선은 탐지모듈에서 추출한 표적측정치의 개수를 나타낸 것으로서 표적이 영상내에 존재한다 하더라도 탐지모듈을 통해 표적으로 탐지되지 않는다면, 측정치가 만들어질 수 없기 때문에 트랙이 생성될 수 없다. 시뮬레이션 수행시 생성되는 최대 트랙의 개수는 그림 4(c)가 나타내는 14 프레임에서 82개(확정트랙: 14개, 임시트랙: 68개)이다. 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘과 제안하는 알고리즘의 임시트랙과 확정트랙의 개수가 동일함을 알 수 있으며, 이는 제안하는 알고리즘이 최적에 가까운 성능을 나타내면서 알고리즘의 복잡성은 상당히 감소시켰음을 의미한다. 그림 5(b)에서 표적측정치의 개수와 확정트랙의 개수가 일치하지 않는 이유는 트랙이 생성되고 확정되거나 확정된 트랙이 제거될 때



(a) The number of the tentative tracks.



(b) The number of the confirmed tracks.

그림 5. 표적추적 성능 비교.

Fig. 5. Comparison of the target tracking performance.

표 5. 14 프레임에서의 시뮬레이션 수행 시간 비교.

Table 5. Comparison of run time at 14 frame.

Algorithm	Run time[msec]
IHPDA (2D-Assignment)	0.360
Proposed LM-IHPDA	0.302

* Intel(R) Core(TM) i5-2500K CPU 3.30GHz, RAM 8.00 GB

지 수 프레임이 소요되며, 또한 표적으로부터 기인한 트랙이 생성되었다가 확정트랙이 되기 전 표적 측정치가 사라지는 시나리오가 포함되어 있기 때문이다.

표 5는 결합사건이 가장 복잡하게 발생하는 그림 4(c)의 14 프레임에서 알고리즘 수행시간을 비교한 것이다. 제안하는 방법이 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘보다 약 16% 시뮬레이션 수행 시간을 감소시키는 것을 확인할 수 있으며, 결합사건의 복잡도가 증가할수록 이 차이는 더욱 커질 것이라 기대할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 최적이라 할 수 있는 2D-Assignment 기반의 IHPDA 알고리즘이 가지는 복잡성은 감소시키면서, 추적 성능은 유지하기 위한 방법으로 다수표적 추적필터인 LM-IHPDA 알고리즘을 제안하였다. 2D-Assignment 기법은 결합사건 발생시 측정치를 연관성이 높은 트랙에 할당하기 위한 가장 일반적인 방법으로써 클러스터링된 트랙들과 측정치들이 이루는 결합사건에 대한 경우의 수를 모두 고려하여, 최적의 해를 찾아낸다. 그러나 클러스터를 이루는 트

랙과 측정치의 개수가 증가할수록 결합사건에 대한 경우의 수는 기하급수적으로 증가하게 되며, 이는 연산량의 상당한 증가를 초래하게 된다. 제안하는 LM-IHPDA 알고리즘은 트랙 τ 에서 유효측정치 j 에 대한 자료결합 확률 $\beta_{k,j}^{\tau}$ 를 계산할 때, 다른 트랙들이 유효측정치 j 에 미치는 영향들을 클러터 공간밀도 $\bar{\lambda}_{k,j}^{\tau}$ 의 계산에 반영함으로써 표 3의 테이블 생성이 필요없이 각각의 측정치들을 트랙에 할당하기 위한 최적의 해를 찾아내는 것이 가능하다. 시뮬레이션 수행 결과 제안하는 LM-IHPDA 알고리즘이 2D Assignment 기반의 IHPDA와 비교하여 표적추적 성능은 유사하면서도, 알고리즘의 복잡성을 감소시킴으로써 계산량을 상당히 줄일 수 있음을 확인하였다.

참고문헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.
- [2] S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*, Artech House, 1986.
- [3] D. Musicki, R. J. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association," *IEEE Trans. of Automatic Control*, vol. 39, no. 6, pp. 1237-1241, Jun. 1994.
- [4] D. Musicki and R. J. Evans, "Joint integrated probabilistic data association-JIPDA," *IEEE Trans. of Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 3, pp. 1093-1099, Jul. 2004.
- [5] D. Musicki and L. S. Barbara, "Multi-target tracking in clutter without measurement assignment," *IEEE Trans. of Aerospace and Electronic Systems*, vol. 44, no. 3, pp. 877-896, 2008.
- [6] D. S. Kim, "A study on highest probability data association with particle filtering for automatic multi-target detection with passive and active sonar systems," A Doctoral Dissertation, Aug. 2011.
- [7] D. S. Kim, T. L. Song, and D. Musicki, "Highest probability data association for multi-target particle filtering with nonlinear measurements," *IEICE Trans. of Communications*, vol. E96-B, no. 1, pp. 281-290, Jan. 2013.
- [8] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, *Multitarget-multisensor Tracking : Principles and Techniques*, Storrs, CT:YBS Publishing, 1995.
- [9] S. E. Kollitz, "Analysis of a maximum marginal return assignment algorithm," *Proc. of the 27th Conf. Decision and Control*, Austin, Texas, Dec. 1988.
- [10] J. S. Bae, "A study for image target auto-detection and tracking by using dynamic filtering algorithms in a cluttered environment," A Doctoral Dissertation, Feb. 2008.
- [11] Y. Kim and T. L. Song, "A study of image target detection and tracking for a robust tracking in an occluding environment," *Journal of Institute of Control*,

Robotics and Systems (in Korean), vol. 16, no. 10, pp. 982-990, Oct. 2010.

- [12] N. Li and X. R. Li, "Target perceivability and its applications," *IEEE Trans. of Signal Processing*, vol. 49, no. 11, pp. 2588-2604, Nov. 2001.
- [13] D. Musicki and R. J. Evans, "Clutter map information for data association and track initialization," *IEEE Trans. of Aerospace Electronic Systems*, vol. 40, no. 2, pp. 387-398, Apr. 2004.
- [14] T. H. Kim and T. L. Song, "False alarm reduction for imaging infrared surveillance systems," *Proc. of the 4th International Conf. Computer and Electrical Engineering, Singapore*, pp. 591-696, Oct. 2011.
- [15] X. R. Li and V. P. Jilkov "Survey of maneuvering target tracking. Part I : Dynamic models," *IEEE Trans. of Aerospace Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1333-1364, Oct. 2003.



김 태 한

2006년 한양대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2011년 동 대학원 전자전기제어계측공학과 졸업(석사). 2011년~현재 동 대학원 전자시스템공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 표적추적, 자료결합 및 정보융합.



최 병 인

2001년 한양대 전자공학과 졸업. 2003년, 2008년 동 대학원 전기전자제어계측공학과 졸업(석사, 박사). 2006년~현재 삼성탈레스 재직중. 관심분야는 영상표적탐지추적, 영상 향상, 영상 인식.



김 지 은

2002년 부산대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2004년 한국과학기술원 전자전기공학과 졸업(석사). 2004년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 영상표적 탐지추적.



양 유 경

2002년 전북대학교 전자정보공학부 졸업. 2004년 한국과학기술원 전자전기공학과 졸업(석사). 2007년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 영상 표적 추적, 자료결합.

**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.