

# 낮은 SNR 다중 표적 환경에서의 iterative Joint Integrated Probabilistic Data Association을 이용한 표적추적 알고리즘 연구

김형준<sup>\*,1)</sup> · 송택렬<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> 한양대학교 전자시스템공학부

<sup>2)</sup> 한양대학교 전자공학부

## Study of Target Tracking Algorithm using iterative Joint Integrated Probabilistic Data Association in Low SNR Multi-Target Environments

Hyung-June Kim<sup>\*,1)</sup> · Taek-Lyul Song<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Department of Electronic Systems Engineering, Hanyang University, Korea

<sup>2)</sup> Division of Electrical Engineering, Hanyang University, Korea

(Received 9 March 2020 / Revised 13 May 2020 / Accepted 15 May 2020)

### Abstract

For general target tracking works by receiving a set of measurements from sensor. However, if the SNR(Signal to Noise Ratio) is low due to small RCS(Radar Cross Section), caused by remote small targets, the target's information can be lost during signal processing. TBD(Track Before Detect) is an algorithm that performs target tracking without threshold for detection. That is, all sensor data is sent to the tracking system, which prevents the loss of the target's information by thresholding the signal intensity. On the other hand, using all sensor data inevitably leads to computational problems that can severely limit the application. In this paper, we propose an iterative Joint Integrated Probabilistic Data Association as a practical target tracking technique suitable for a low SNR multi-target environment with real time operation capability, and verify its performance through simulation studies.

Key Words : Multi-Target Tracking, Signal to Noise Ratio, Track Before Detect, Data Association, Real time operation

### 1. 서론

장거리 무기에 대한 개발에 따른 레이더 기술의 발전은 탐지 및 추적의 범위를 증가시키고 있으며, 이에

\* Corresponding author, E-mail: tsong@hanyang.ac.kr  
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

따라 작은 RCS를 갖는 표적을 장거리에서 빠르고 정확히 탐지 및 추적하기 위한 기술의 필요성이 대두되었다. 낮은 신호 대 잡음 비 환경에서 표적은 신호적으로 클러터와 구별될 수 있는 강한 신호세기를 갖지 못한다. 이때 일반적인 레이더 신호처리를 수행할 경우, 매 측정주기마다 표적의 신호가 검출된다는 보장이 없어 낮은 탐지확률을 갖게 된다<sup>[1]</sup>.

이러한 문제를 해결하기 위한 TBD 알고리즘은 일반적인 추적 알고리즘과 달리 신호세기 문턱치를 이용한 측정치 선별과정을 거치지 않은 센서 데이터를 사용한다. TBD 알고리즘은 표적 탐지와 추적이 동시에 이루어지며 공간정보와 시간적 상관을 최대한 활용하여 낮은 SNR 표적의 탐지 가능성을 향상시킨다. 즉, 여러 연속 프레임들 동시 처리하여 표적을 추적하며 낮은 SNR 표적 환경에서의 탐지 및 추적 성능이 우수하다.

대표적인 TBD 기법으로는 velocity filtering 기반의 VF-TBD<sup>[2]</sup>, dynamic programming 기반의 DP-TBD<sup>[3]</sup>, particle filtering 기반의 PF-TBD<sup>[4]</sup>가 존재한다.

VF-TBD와 DP-TBD는 두 개의 다중 프레임 일괄처리 기반 방법으로, 대상의 SNR을 향상시키기 위해 여러 연속 프레임에 걸쳐 대상의 에너지를 통합시킨다. PF-TBD는 동적 시스템에서 몬테칼로 기법을 간단하게 구현한 기법이다. PF-TBD는 알고리즘 성능을 향상시키기 위해 많은 파티클들이 필요하기 때문에 연산 비용이 크다는 단점이 있다.

일반적으로 표적추적은 표적의 발생 시간과 개수를 알 수 없는 다수의 표적들과 클러터(거짓표적)가 존재하는 상황에서 수행된다. 이는 대상 표적들의 존재유무와 그 표적들의 궤적과 관련된 파라미터들을 미리 알 수 없는 환경에서 표적추적이 이루어지게 됨을 나타낸다. 따라서 표적추적을 위해서는 어떤 측정치가 표적의 측정치인지를 판별하고 판별된 측정치로 추적 필터를 쇄신하는 자료결합기법과 트랙을 초기화하고 트랙의 번호와 점수를 부여하여 트랙을 판별하는 트랙관리 기술이 필수적이다.

클러터가 존재하고 다수의 표적이 근접한 상황에서 자동적으로 트랙을 생성하고 관리할 수 있는 보편적인 알고리즘으로는 IPDA(Integrated Probabilistic Data Association)<sup>[5]</sup>와 JIPDA(Joint IPDA)<sup>[6]</sup>가 있다. 각 알고리즘의 'I'는 Integrated의 약어로 자료결합을 수행하면서 표적의 존재확률을 산출하는 알고리즘을 의미한다. 표적의 존재확률이란 해당 트랙이 실제 표적을 추적

중인지 아닌지를 확률적으로 평가한 값으로 트랙관리에 있어 중요한 변수가 된다.

다수의 표적들이 근접하여 이동하는 환경에서, 추적 중인 표적의 유효측정영역과 다른 표적의 유효측정영역이 서로 겹치는 상황이 발생한다면 표적들에 대한 추정 정보가 서로 바뀌거나 합쳐지는 문제가 발생한다. IPDA는 단일표적 추적을 위한 자료결합 알고리즘으로 다중표적 환경에 적용은 가능하지만, 표적들이 근접하는 환경에서는 추적성능이 떨어진다. JIPDA는 트랙과 측정치 사이의 발생 가능한 모든 FJE(Feasible Joint Event)를 계산하여 자료연관을 수행하기 때문에 최적의 다중표적 알고리즘으로 알려져 있다. 하지만 근접한 표적과 측정치의 개수에 따라 연산량이 급격히 증가하여 실제 환경에 적용이 불가능하다.

낮은 SNR 표적추적 환경에서 VF-TBD와 DP-TBD의 경우 다중 프레임 일괄처리 기법으로 데이터를 모으는 동안 표적추적이 불가능하고, PF-TBD는 우수한 성능을 갖기 위해 많은 파티클들을 사용하면 연산 비용이 크다. 이때, 다중표적 환경이라면 앞서 언급한 TBD기법들은 적용이 더욱 어렵다. JIPDA, JITS<sup>[7]</sup>와 같은 다중표적추적 기법은 신호처리 과정을 거치지 않은 측정치 정보를 사용하기엔 연산 효율이 좋지 않다.

본 논문에서는 낮은 SNR의 다중표적 환경에 적합한 표적추적 알고리즘으로 iJIPDA-AI(iterative JIPDA using Amplitude Information) 기법을 제안한다. iJIPDA<sup>[8,9]</sup>는 기존 JIPDA를 재귀적 형태로 계산되는 MCD(Modulated Clutter Density)를 이용하여 유도되며, IPDA의 자료결합확률 및 존재확률 산출에 사용되는 클러터 밀도 대신 MCD를 사용함으로써 JIPDA 구현이 가능하다. 기존 JIPDA의 경우 발생 가능한 모든 FJE를 구하고 각각의 FJE에 대한 확률적 평가를 수행해야만 트랙별 자료결합확률 및 존재확률 산출이 가능하기 때문에 병렬처리 방식으로 각 트랙별 확률 계산이 불가능하다. 반면 iJIPDA는 IPDA와 동일한 연산구조를 가지며, MCD 또한 개별적으로 연산이 가능하기 때문에 여러 개의 트랙에 대한 각 확률들을 다수의 연산 프로세서를 이용하여 동시에 산출이 가능하다. 또한 iJIPDA는 MCD를 재귀적 형태의 알고리즘으로 구하며, 여기서 재귀연산 횟수(편의상 Level로 표기)는 iJIPDA의 성능과 연산량에 대한 Trade Off 변수가 된다. iJIPDA는 Level에 따라 IPDA(Level 0)부터 JIPDA(Full Level)까지 구현이 가능하다. 추적필터에 입력되는 측정치 정보는 오경보 확률(Probability of False Alarm)을

조절하여 표적추적이 가능한 수준의 탐지확률에서 추출되는 표적과 클러터 정보를 사용하였다. 또한 클러터와 표적에 대한 분별력을 높일 수 있도록 iJIPDA의 쇠신 단계에서 거리정보와 신호세기 정보를 동시에 활용하여 iJIPDA-AI로 확장하였다.

## 2. 시스템 모델링

2차원 공간에서 표적의 상태 벡터는  $X_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T$ , 측정치는  $z_k = [z_{k,x} \ z_{k,y}]^T$ 로 가정하였다. 이때 표적의 동역학 모델과 측정치 모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$X_k = F_{k-1}X_{k-1} + \Gamma w_{k-1} \tag{1}$$

$$z_k = HX_k + v_k$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes I_2, H = [I_2, 0_2], \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix} \otimes I_2 \tag{2}$$

여기서  $w_k, v_k$ 는 각각 공정 잡음과 측정 잡음을 나타내며,  $F$ 는 등속도 모델의 상태전이 행렬,  $H$ 는 측정치 행렬 그리고  $I_2$ 는 2차원의 단위행렬이다.  $T$ 는 측정주기를 의미한다.

신호세기에 대한 표적과 클러터의 확률 분포는  $\chi^2$ -Distribution 확률 모델을 사용하였다. 신호세기( $a$ )와 표적에 대한 SNR 값이  $\delta$ 로 주어졌을 때, 표적에 의해 생성되는 신호의 세기에 대한 Probability Density Function(PDF)를  $f_1(a)$ , 클러터에 의해 생성되는 신호 세기에 대한 PDF를  $f_0(a)$ 라고 한다면 각각

$$f_1(a) = \frac{a}{1+\delta} e^{-\frac{a}{1+\delta}} \tag{3}$$

$$f_0(a) = e^{-a} \tag{4}$$

와 같이 나타낼 수 있으며, 신호의 세기 식 (3)과 (4)를 사용할 경우, 표적의 탐지확률(Detection Probability)와 클러터에 의한 오경보 확률(False Alarm Probability)는 식 (3)과 (4)가 일정한 탐지 문턱값을 넘는 경우로써 탐지 문턱값을  $\tau$ 라고 할 때 표적의 탐지확률  $P_D$

와 오경보 확률  $P_{fa}$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P_D = \int_{\tau}^{\infty} f_1(a) da = e^{-\frac{\tau}{1+\delta}} \tag{5}$$

$$P_{fa} = \int_{\tau}^{\infty} f_0(a) da = e^{-\tau} \tag{6}$$

## 3. 재귀연산형 JIPDA : iterative JIPDA

iJIPDA는 표적존재확률 및 자료결합확률 산출에 필요한 클러터 밀도를 새로운 Modulated Clutter Density (MCD)로 계산하여 이용함으로써 IPDA와 동일한 연산 구조를 가지며, MCD 또한 개별적으로 연산이 가능하며 다수의 트랙에 대한 각 확률들을 여러 개의 연산 프로세서를 통해 동시에 산출이 가능하다. 이러한 특징은 다중표적 환경에서 추적 알고리즘을 실제 체계 적용에 가장 문제가 되는 연산시간 측면에서 큰 장점이 된다. 또한 iJIPDA에는 MCD를 재귀적 형태의 알고리즘으로 구하며, 재귀연산 횟수(Level)는 iJIPDA의 연산량(계산의 복잡도)과 성능에 대한 Trade Off 변수가 된다. 0 Level일 경우 IPDA와 동일하며, Full Level(연산 가능한 최대 Level)까지 계산할 경우 JIPDA와 동일해진다. 때문에 이러한 특징을 이용하여 환경에 따라 Level을 선택할 수 있도록 추적 필터 설계가 가능하다. JIPDA 기법과 마찬가지로 event 증가에 따른 연산을 줄이기 위해 클러스터링 기법을 사용한다. 클러스터링 기법은 근접한 트랙들의 유효측정영역에 공통으로 공유하는 측정치가 있을 경우 해당 트랙들과 그 트랙들의 유효측정영역에 포함되는 모든 측정치들을 하나로 묶는 방법이다. 클러스터 집합은  $\{T_k, z_k\}$ 로 정의하며 트랙 집합  $T_k$ 는 측정치 집합  $z_k$ 를 공유한다.

iJIPDA는 클러스터의 측정치들을 트랙에 할당시켜주는 측정치 할당 기법으로 다중표적 문제를 해결한다. 이때 트랙과 측정치를 자료결합 트리(Tree) 형태로 할당하며 트랙들은 노드, 측정치들은 가지의 역할을 하고 측정치들에 대한 MCD를 재귀적 형태로 계산한다.

초기 기준(Root) 트랙을  $\tau_r$ 라고 할 때, 자료결합 트리의 가지 치는(측정치 할당) 방식을 설명하기 위한 변수들을 다음과 같이 정의한다.

- $\tau_j$  : 서브 트리의 기준 트랙
- $\eta$  :  $\tau_i$ 부터  $\tau_j$ 까지 연결된 노드(트랙) 집합( $\tau_j$ 제외)
- $\epsilon$  :  $\tau_i$ 부터  $\tau_j$ 까지 연결된 가지(측정치) 집합.

위와 같은 정의를 통해 초기 기준 트랙에서는  $\eta = \emptyset$ ,  $\epsilon = \emptyset$  이 되며, 다음과 같이 함수들도 정의한다.

- $\Phi_\epsilon^{\tau_j} = \{z : (z \in z_k^{\tau_j}) \wedge (z \notin \epsilon)\}$  :  $\tau_j$ 의 유효측정치이고,  $\epsilon$ 에 포함되지 않는 측정치 집합
- $\Theta_\eta(z) = \{t : (z \in z_k^t) \wedge (t \notin \eta)\}$  :  $z$ 을 유효측정치로 가지고,  $\eta$ 에 포함되지 않는 트랙 집합.

서브 트리  $\tau_j$ 를 중심으로 새로운 가지를 칠 때 필요한 측정치와 트랙 쌍은  $\{t, z\} : (t \in \Theta_\eta(z)) \wedge (z \in \Phi_\epsilon^{\tau_j})$ 으로 구해지며,  $\Phi_\epsilon^{\tau_j} = \emptyset$  또는 모든 측정치에 대하여  $\Theta_\eta(z) = \emptyset$ 이면 더 이상 가지를 칠 수 없으며 해당 부분을 Leaf라고 정의하고 이는 재귀연산을 최대한으로 수행한 것을 의미한다. 이러한 자료결합 트리를 통한 MCD 계산과정은 서브 트리를 기준으로  $\eta$ 와  $\epsilon$  집합이 존재할 때  $\{\tau_j, \eta, \epsilon\}$

$$R_\epsilon^{\eta\tau_j} = \frac{P_{DG\chi,k}^{\tau_j}}{\bar{P}_{DG\chi,k}^{\tau_j} + P_{DG\chi,k}^{\tau_j} \sum_{z \in \Phi_\epsilon^{\tau_j}} \frac{p_k^{\tau_j}(z)}{\tilde{\rho}_\epsilon^{\eta \cup \tau_j}(z)}} \quad (7)$$

$$\tilde{\rho}_\epsilon^{\eta \cup \tau_j}(z) = \rho_k(z) \left( 1 + \sum_{t \in \Theta_\eta(z)} \frac{p_k^t(z)}{\rho_k(z)} R_{\epsilon \cup \{z\}}^{\eta \cup \tau_j t} \right) \quad (8)$$

$$P_{DG\chi,k}^{\tau_j} = P_D^{\tau_j} P_G^{\tau_j} \bar{P}_D^{\tau_j}, \bar{P}_{DG\chi,k}^{\tau_j} = 1 - P_D^{\tau_j} P_G^{\tau_j} \quad (9)$$

와 같다. 위 식에서  $z$  측정치가  $z_{k,n}$ 인 경우,  $p_k^t(z_{k,n}) = p_k^t(z_{k,n})$ ,  $\rho_k(z_{k,n}) = \rho_{k,n}$ 이 되고, 식 (7)의  $R_{\epsilon \cup \{z\}}^{\eta \cup \tau_j t}$ 은 서브 기준 트랙  $t$ 를 중심으로  $\{t, \eta \cup \tau_j, \epsilon \cup z\}$ 를 이용하여 식 (7), (8)과 같이 계산된다. 자료결합 트리의 노드들은 초기 기준 트랙을 시작점으로 할당된 측정치 수( $\epsilon$ 의 크기)를 Level  $L$ 로 표기한다.

$$\tilde{\rho}_\epsilon^{\eta \cup \tau_j}(z) = \rho_k(z) \quad (10)$$

iJIPDA알고리즘은  $|\eta| = L$ 인 구간에서 MCD를 식 (10)와 같이 계산함으로써, Level을 제한하여 (추가적인 측정치 할당을 하지 않고) 계산이 가능하다. Level을 제한하지 않고 자료결합 트리를 모두 Leaf까지 계산할 경우, 이를 Full Level이라 한다.

iJIPDA의 트랙  $\tau_i$ 에 대한 자료결합확률( $\beta_{k,j}^{\tau_i}$ ) 식은

$$\beta_{k,j}^{\tau_i} = \frac{1}{\tilde{\lambda}_k^{\tau_i}} \begin{cases} 1 - P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i}, & j=0 \\ P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i} \frac{p_{k,j}^{\tau_i}}{\rho_\emptyset^{\tau_i}(z_{k,j})}, & j=1,2,\dots,m_k \end{cases} \quad (11)$$

$$\tilde{\lambda}_k^{\tau_i} = 1 - P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i} + P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i} \sum_{j=1}^{m_k} \frac{p_{k,j}^{\tau_i}}{\rho_\emptyset^{\tau_i}(z_{k,j})} \quad (12)$$

와 같다. 여기서  $P_G^{\tau_i}$ 는 표적이 트랙  $\tau_i$ 의 유효측정영역 내에 존재할 확률을 의미하고  $p_{k,j}^{\tau_i}$ 는  $j$ 번째 측정치에 대한 측정치 확률밀도함수를 의미한다. IPDA과 동일한 형태이며 클러터밀도  $\rho$ 를 MCD를 의미하는  $\tilde{\rho}_\emptyset^{\tau_i}(z_{k,j})$ 로 바꾸어 계산하는 것이 차이점이다. MCD는 식 (13)와 같다.

$$\tilde{\rho}_\emptyset^{\tau_i}(z_{k,j}) = \rho_{k,j} \frac{A_\emptyset^{\tau_i}}{A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}} \quad (13)$$

여기서  $A_\emptyset^{\tau_i}$ 는 클러스터 집합이  $\{T_k \setminus \tau_i, z_k\}$ 인 상황에서의 Normalized Constant,  $A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}$ 는 클러스터가  $\{T_k \setminus \tau_i, z_k \setminus z_{k,j}\}$ 인 상황에서의 normalized constant 이다.  $z_k \setminus z_{k,j}$ 는 측정치 집합  $z_k$ 에 측정치  $z_{k,j}$ 를 뺀 차 집합을 의미한다.  $A_\emptyset^{\tau_i}$ 와  $A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}$  사이의 관계를 구하기 위해  $A_\emptyset^{\tau_i}$ 를 다시 표현하면

$$A_\emptyset^{\tau_i} = A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i} + \overline{A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}} \quad (14)$$

와 같으며, 여기서  $\overline{A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}}$ 는  $A_\emptyset^{\tau_i}$ 에서  $A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}$ 를 뺀 차 집합을 의미하고 식 (15)과 같이 정리된다.

$$\overline{A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_i}} = \sum_{\tau_r \in T_k \setminus \tau_i} P_{DG\chi,k}^{\tau_r} \frac{p_{k,j}^{\tau_r}}{\rho_{k,j}} A_{\{z_{k,j}\}}^{\tau_r} \quad (15)$$

여기서  $\eta = \{\tau_i, \tau_r\}$ 이고,  $A_{\{z_{k,j}\}}^\eta$ 은 클러스터 집합이  $\{T_k \setminus \eta, z_k \setminus z_{k,j}\}$ 인 상황에서의 Normalized Constant와 같다. MCD 식 (13)에 식 (14)과 (15)을 대입하여 정리하면 다음과 같다.

$$\tilde{\rho}_{\emptyset}^{\{\tau_i\}}(z_{k,j}) = \rho_{k,j} \left( 1 + \sum_{\tau_r \in T_k / \tau_i} \frac{P_{k,j}^{\tau_r}}{\rho_{k,j}} R_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}|\tau_r} \right) \quad (16)$$

$$R_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}|\tau_r} = \frac{P_{DGX,k}^{\tau_r}}{A_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}} / A_{\{z_{k,j}\}}^\eta} \quad (17)$$

또 다시  $A_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}}$ 과  $A_{\{z_{k,j}\}}^\eta$ 의 관계는 식 (18)와 같고

$$A_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}} = \bar{P}_{DGX,k}^{\tau_r} A_{\{z_{k,j}\}}^\eta + P_{DGX,k}^{\tau_r} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq j}}^{m_k} \frac{P_{k,n}^{\tau_r}}{\rho_{k,n}} A_\epsilon^\eta \quad (18)$$

$\epsilon = \{z_{k,j}, z_{k,n}\}$ 와 같다. 여기서  $A_\epsilon^\eta$ 는 클러스터 집합이  $\{T_k \setminus \eta, z_k \setminus \epsilon\}$ 일 때 Normalized Constant이다. 그러므로 식 (17)의 분모  $A_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}} / A_{\{z_{k,j}\}}^\eta$ 는 식 (19)와 같다.

$$A_{\{z_{k,j}\}}^{\{\tau_i\}} / A_{\{z_{k,j}\}}^\eta = \bar{P}_{DGX,k}^{\tau_r} + P_{DGX,k}^{\tau_r} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq j}}^{m_k} \frac{P_{k,n}^{\tau_r}}{\tilde{\rho}_{\{z_{k,j}\}}^\eta(z_{k,n})} \quad (19)$$

식 (18)을 이용하여 새로운 MCD는 식 (20)과 같고,

$$\tilde{\rho}_{\{z_{k,j}\}}^\eta(z_{k,n}) = \rho_{k,n} \frac{A_{\{z_{k,n}\}}^\eta}{A_\epsilon^\eta} \quad (20)$$

식 (20)은 식 (13)와 비교해 볼 때 재귀적인 형태로 구현되며, 유도과정도 식 (13)의 클러스터 집합에 트랙  $\tau_r$ 과 측정치  $z_{k,j}$ 를 제거하여 유도된다.

#### 4. 신호세기 정보를 이용한 자료결합기법<sup>[10]</sup>

일반적인 PDA 계열의 알고리즘은 유효측정영역 내에 위치하는 모든 측정치들을 추적 중인 표적으로 가정하며 각각의 측정치들이 갖는 거리정보를 통해 표적일 확률을 구한다. 여기서 거리정보뿐만 아니라 신호

세기 정보를 활용하여 표적일 확률적 가중치를 계산하면 표적 주변의 클러터에 대한 분별력을 키울 수 있다.

$$\beta_{k,j}^{\tau_i} = \frac{1}{\tilde{\lambda}_k^{\tau_i}} \begin{cases} 1 - P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i}, & j = 0 \\ P_D^{\tau_i} P_G^{\tau_i} \frac{P_{k,j}^{\tau_i}}{\rho_{\emptyset}^{\tau_i}(z_{k,j})} A_j, & j = 1, 2, \dots, m_k \end{cases} \quad (21)$$

$$A_j = \frac{f_1^r(a_j)}{f_0^r(a_j)}, \quad f_1^r(a_j) = \frac{f_1(a_j)}{P_D}, \quad f_0^r(a_j) = \frac{f_0(a_j)}{P_{fa}} \quad (22)$$

위 식은 위치 정보만을 이용한 자료결합확률을 계산하는 식 (11)에서 유효측정영역 내의 측정치가 갖는 신호세기 정보인  $A_j$ 를 추가한 것이다.  $f_1^r, f_0^r$ 는 각각 표적과 클러터의 신호세기 확률밀도함수를 나타낸다. 본 논문에서는 iJPDA 기법에 신호세기 정보를 추가 활용하여 iJPDA-AI로 확장하였다.

#### 5. 시뮬레이션 및 결과 분석

제안하는 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 2차원 환경에서의 다수표적에 대한 추적 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 적용한 알고리즘은 iJPDA-AI level 0부터 4과 LM(Linear Multi-target)-IPDA<sup>[11]</sup>이며 level에 따른 성능과 연산량을 분석하였다. 추적 기법의 성능은 추적 성공률을 나타내는 CTT(Confirmed True Tracks)과 추적 정밀도를 나타내는 RMSE(Root Mean Square Error)를 통해 비교 및 분석하였다. CTT는 트랙의 존재확률이 트랙관리기법<sup>[5]</sup>의 확정 문턱치보다 높고 트랙의 추정 값이 실제 표적과 위치, 속도가 일정 범위 내로 들어오는 트랙을 의미한다.

LM-IPDA는 IPDA에 LM 알고리즘을 결합한 기법이다. 트랙간의 측정치 할당 부분이 필요 없어 다수 표적 추적 환경에서 연산 효율이 뛰어난 알고리즘으로 알려져있어 시뮬레이션 비교 대상으로 선정하였다. LM 알고리즘은 유효측정영역 내에 존재하는 클러터 뿐 아니라 다른 표적으로부터 발생한 측정치도 클러터로 보는 것이 특징이다. LM-IPDA의 필터 채신과정은 IPDA와 유사하며 단지 클러터 밀도를 계산할 때 다른 트랙으로부터 발생할 확률이 추가된다. LM-IPDA의 새로운 클러터 밀도는 식 (23)와 같다.

$$\tilde{\rho}_{k,j}^{\sigma} = \rho + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^n p_{k,j}^{\sigma} \frac{\bar{P}_{k,j}^{\sigma}}{1 - \bar{P}_{k,j}^{\sigma}} \quad (23)$$

$$\bar{P}_{k,j}^{\sigma} = P_D^{\sigma} P_G^{\sigma} P(\chi_k^{\sigma} | Z^{k-1}) \frac{p_{k,j}^{\sigma}}{\rho} / \sum_{l=1}^{m_k} \frac{p_{k,j}^{\sigma}}{\rho} \quad (24)$$

여기서  $n$ 은 트랙의 개수,  $\rho$ 는 고정 클러스터 밀도,  $p_{k,j}^{\sigma}$ 는 트랙  $\sigma$ 에서 측정치  $j$ 에 대한 우도함수,  $\bar{P}_{k,j}^{\sigma}$ 는 측정치  $j$ 가 표적  $\sigma$ 로부터 발생했을 경우의 사전확률 값을 의미한다. iJPDA-AI와 마찬가지로 LM-IPDA도 신호세기 정보를 활용하여 LM-IPDA-AI로 확장하여 시뮬레이션에 적용하였다.

이 논문에서 고려한 시뮬레이션 환경은 상공에서 아랫방향을 탐색하는 2차원 Airborne 레이더 환경 (Look-down Capability Test)을 모사하였다. 레이더는 거리 20 m, 방위각 0.05도의 분해능을 갖으며 50×50 영역 (거리 20000~21000 m, 방위각 43~45.5° 영역)에서 5개의 등속운동 표적에 대한 추적을 수행하였다. 표적은 마하 1.5부터 2.2사이의 속도를 갖는 전투기로 가정하였다. 5개 표적의 초기 위치 및 속도는 아래와 같으며 x축 위치, y축 위치, x축 속도, y축 속도 순으로 표기하였다.

- 표적 1 : (14166 m, 14117 m, 600 m/s, 100 m/s)
- 표적 2 : (14362 m, 13918 m, 440 m/s, 440 m/s)
- 표적 3 : (14507 m, 13767 m, 260 m/s, 700 m/s)
- 표적 4 : (14404 m, 14304 m, 500 m/s, -100 m/s)
- 표적 5 : (14846 m, 13844 m, -100 m/s, 500 m/s)

표적의 신호가 발생하는 픽셀은 식 (3), 클러스터의 신호는 식 (4)에 따라 신호세기가 결정되며 SNR이 13, 20 dB인 환경들에 대하여 500회씩 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였다. 표적의 궤적은 x, y축 별로 20 m의 표준편차를 갖는 가우시안 잡음을 추가하였다. Fig. 1은 표적의 SNR이 13 dB인 시뮬레이션 환경이다. 5개 표적의 참 값은 x로 표시하였으며 오경보 확률  $P_{fa} = 0.01$  일 때 발생하는 클러스터와 표적에 대한 측정치는 노란색 원으로 표시하였다. 클러스터는 프레임마다 평균 25개 생성되었다. 프레임 간의 측정주기는  $T = 50$  ms이며, 추적 필터의 공점잡음  $w_k$ 의 표준편차 0.3 m/s<sup>2</sup>이고 측정잡음  $v_k$ 의 표준편차는 20 m로 모델링하였다.

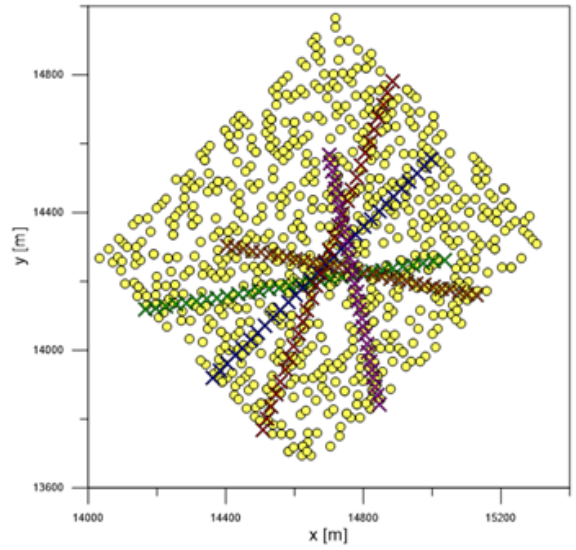


Fig. 1. Target trajectory and measurements (1 Monte Carlo Simulation)

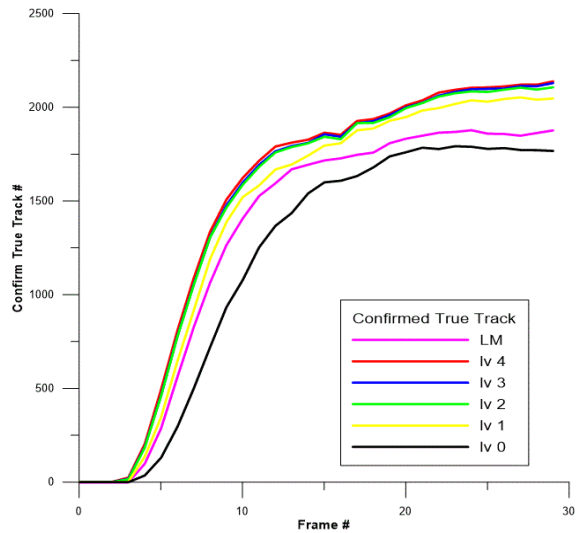


Fig. 2. Target SNR 13 dB simulation result Confirmed True Track3

Fig. 2와 3은 표적 SNR이 13 dB인 환경에서의 표적 추적 결과이다. 식 (5), (6)을 통해 주어진 SNR과  $P_{fa}$ 에 따라 탐지확률은 0.8296이며, 공정한 추적 성공률 비교를 위해 모든 알고리즘의 초기 트랙존재확률은 0.001, CFT(Confirmed False Tracks)를 1500개(시뮬레이션 1회 당 평균 3개)로 조정하였다. CFT란 확정되었던

트랙이 표적을 놓치게 되어 트랙존재확률이 떨어져서 제거되거나 트랙이 실제 궤적으로부터 멀어지는 경우에 발생한다. 알고리즘 별 CFT 수는 트랙관리기법의 트랙 확정 문턱치를 조절하여 맞췄으며 iJIPDA-AI Level 0부터 4는 각각 0.999, 0.9935, 0.991, 0.99, 0.99 그리고 LM-IPDA-AI는 0.995로 설정하였다. 단일표적 추적 기법인 IPDA와 동일한 성능을 갖는 Level 0의 추적 성공률 및 정확도가 가장 떨어지며 Level이 높아 질수록 추적 성능이 좋게 나오는 것을 확인하였다. 또한 LM-IPDA-AI의 경우 iJIPDA-AI의 Level 0과 1 사이의 성능을 보였다.

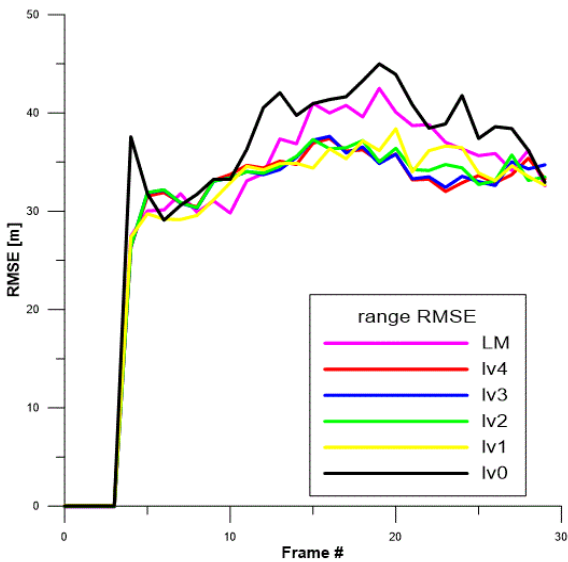


Fig. 3. Target SNR 13 dB simulation result  
Root Mean Square Error

Fig. 4와 5는 표적의 SNR이 20 dB인 환경에서의 표적추적 결과이다. 해당 환경에서의 탐지확률은 0.9554이며, 공정한 추적 성공률 비교를 위해 모든 알고리즘의 초기 트랙존재확률은 0.001, CFT를 1000개(시물레이션 당 평균 2개)로 조정하였고 트랙 확정 문턱치는 iJIPDA-AI Level 0부터 4는 각각 0.99, 0.97, 0.955, 0.953, 0.952 그리고 LM-IPDA-AI는 0.975로 설정하였다. SNR 13 dB 환경에 비해 높은 탐지확률로 CTT는 더 높고 RMSE는 더 낮게 나타나며 SNR이 높을수록 전체적인 추적 성능이 우수함을 확인하였으며, iJIPDA-AI의 Level 별 표적추적 결과는 SNR 13 dB 경우와 유사한 경향을 보였다.

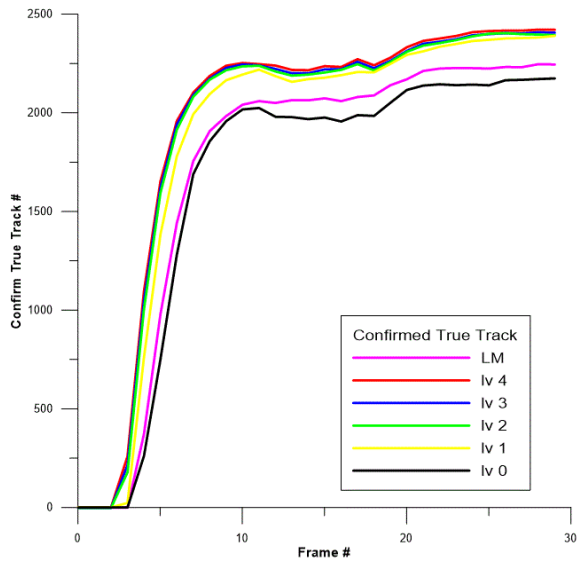


Fig. 4. Target SNR 20 dB simulation result  
Confirmed True Track

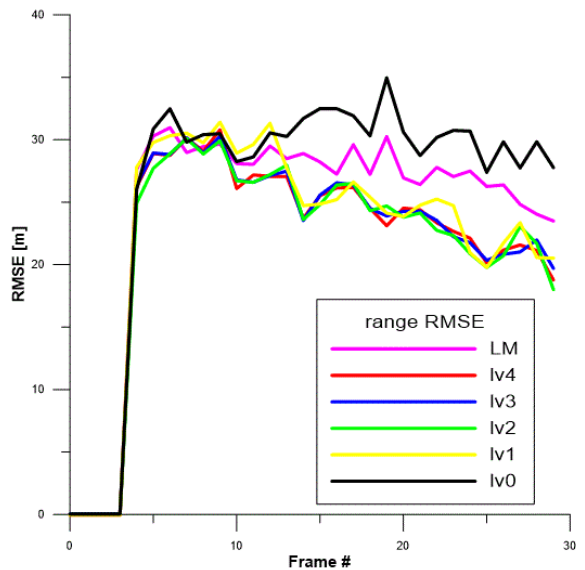


Fig. 5. Target SNR 20 dB simulation result  
Root Mean Square Error

시물레이션 연구에 사용된 컴퓨터 사양은 CPU i7-6700 3.40 GHz, RAM 16 GB이며, Table 1은 알고리즘 별 연산속도를 나타낸다. 모든 추적필터의 한 Cycle (필터 예측, 유효측정치 선택, MCD 계산, 필터 쇄신 그리고 트랙관리기법)에 걸리는 시간을 누적하여 총

프레임 수(30), 반복 시뮬레이션 횟수(500), 그리고 추적필터 수로 나누어 측정주기(50 ms)에 대한 평균 연산속도를 산출하였다.

Table 1. Average calculation speed per frame for each algorithm[ms]

| SNR   | lv 0  | lv 1  | lv 2  | lv 3  | lv 4  | LM-IPDA |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|---------|
| 13 dB | 0.016 | 0.018 | 0.064 | 0.353 | 2.053 | 0.018   |
| 20 dB | 0.015 | 0.016 | 0.034 | 0.116 | 1.212 | 0.016   |

LM-IPDA-AI와 iJIPDA-AI level 0부터 3까지는 Table 1과 같이 안정적으로 실시간 연산이 가능하였지만, 특정 몬테칼로 시뮬레이션에 Full Level은 동작이 멈추는 현상이 발생하였고, 해당 몬테칼로 시뮬레이션을 제외한 평균 연산속도는 52.821 ms이며 측정주기  $T = 50$  ms인 환경에서 실시간 연산이 불가능함을 확인하였다. 표적이 5개인 환경에서 이론상 iJIPDA-AI Level 4와 Full Level은 동일한 성능과 연산시간을 갖지만 클러스터에 의해 생성된 트랙들이 존재할 경우 클러스터 내에 트랙의 수가 5개보다 많아지면 Full Level의 연산시간이 많아지게 된다. 표적이 근접 교차가 이루어지는 9 번째 프레임에서는 한 클러스터 내의 트랙이 10개, 측정치가 28개까지 발생하는 경우가 생겼으며, 해당 시점에서 한 개의 측정주기에 소요되는 계산 시간이 Level 4는 51.283 ms, Full Level은 1429.32 ms를 가지며 실시간 계산이 불가능함을 확인하였다.

## 6. 결론

본 논문에서는 낮은 SNR을 갖는 다수의 표적에 대한 표적추적 기법으로 iJIPDA-AI 기법을 제안하였다. 표적의 SNR이 낮은 환경에서 표적은 신호적으로 클러스터와 구별이 어렵고, 일반적인 표적 탐지과정을 거칠 경우 측정치 추출 과정에서 신호세기 문턱값에 의해 표적의 정보를 잃을 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 TBD 알고리즘은 신호처리를 거치지 않은 센서의 데이터를 사용하여 낮은 SNR 표적 환경에서도 우수한 탐지 및 추적 성능을 갖지만 여러 연속 프레임들을 동시에 처리하는 방식을 기반으로 하여 데

이터를 수집하는 구간만큼 탐지 및 추적 시점이 늦어진다. 따라서 오경보 확률을 조절하여 높은 밀도로 클러스터가 발생하지만 표적추적이 가능한 수준의 표적 탐지확률을 갖는 환경에서 자료결합기법을 적용하고자 하였다. 대표적인 다중표적 추적기법 JIPDA는 트랙과 측정치 사이의 발생 가능한 모든 사건들에 대하여 자료연관을 수행하기 때문에 근접한 표적과 측정치의 개수에 따라 연산량이 급격하게 증가하여 실제 환경에 적용이 어렵기 때문에 재귀연산 횟수에 따라 성능과 연산량을 조절할 수 있는 iJIPDA 기법을 제안하였다. 또한 높은 밀도의 클러스터가 존재하는 환경에서 표적의 신호와 클러스터의 신호에 대한 분별력을 높일 수 있도록 추적 필터의 쇄신 단계에서 거리정보뿐 아니라 신호세기 정보도 활용하였다. 시뮬레이션 연구에서는 제안하는 알고리즘의 성능 분석을 위해 SNR 13, 20 dB 환경에서 5개의 표적이 근접하여 교차하는 환경에서 표적추적을 수행하였다. 추적 성공률과 추적 정밀도를 나타내는 지표인 CTT와 RMSE에 대한 결과를 확인하였으며, 단일표적추적 기법인 IPDA와 동일한 성능을 갖는 iJIPDA-AI Level 0의 성능이 가장 떨어지고 Level이 오를수록 추적 성능이 뛰어난 것을 확인하였다. 또한 iJIPDA-AI의 Level 별 연산속도를 분석하여 해당 시뮬레이션 환경에서 Level 3이 안정적으로 실시간 연산이 가능하며 추적 성능도 우수함을 확인하였다.

## 후 기

본 연구는 방위사업청, 방위산업기술지원센터의 지원(사업명: 자동화방공체계 항적추적기술 개발, 과제번호 UC180001D) 하에 수행되었습니다.

## References

- [1] L. Wang, G. Zhou, J. He and T. Kirubarajan, "Track-Before-Detect Strategy for Radar Detection in Rayleigh Distributed Noise," 22th International Conference on Information Fusion, 2019.
- [2] I. S. Reed, R. M. Gagliardi, and H. M. Shao, "Application of Three-dimensional Filtering to Moving Target Detection," IEEE Transactions on Aerospace



- and Electronic Systems, Vol. 19, No. 6, pp. 898-905, 1983.
- [3] Y. Barniv, "Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Movingtargets," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 21, No. 1, pp. 144-156, 1985.
- [4] Y. Boers and J. N. Driessen, "Multitarget Particle Filter Track Before Detect Application," IEE Proceedings of Radar Sonar and Navigation, Vol. 151, No. 6, pp. 351-357, 2004.
- [5] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovi'c, "Integrated Probabilistic Data Association(IPDA)," IEEE Trans. Automatic Control, Vol. 39, No. 6, pp. 1237-1241, 1994.
- [6] D. Musicki and R. Evans, "Joint Integrated Probabilistic Data Association - JIPDA," IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Vol. 40, No. 3, pp. 1093-1099, 2004.
- [7] D. Musicki and R. Evans, "Multi-Scan Multi-Target Tracking in Clutter with Integrated Track Splitting Filter," IEEE Trans. Aerospace Electronic Systems, Col. 45, No. 4, pp. 1432-1447, 2009
- [8] T. L. Song, H. W. Kim, and D. Musicki, "Iterative Joint Integrated Probabilistic Data Association," in 16th International Conference on Information Fusion, Fusion 2013, Istanbul, Turkey, 2013.
- [9] T. L. Song, H. W. Kim, and D. Musicki, "Iterative Joint Integrated Probabilistic Data Association for Multitarget Tracking," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 51, pp. 642-653, 2015.
- [10] D. Lerro and Y. Bar-Shalom, "Interacting Multiple Model Tracking with Target Amplitude Feature," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 29, pp. 494-509, 1993.
- [11] D. Musicki and B. F. La Scala, "Multi-Target Tracking in Clutter Without Measurement Assignment," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 44, pp. 877-896, 2008.