

## 다중표적 추적필터와 자료연관 기법동향

# Multi-target Tracking Filters and Data Association: A Survey

송택렬\*  
(Taek Lyul Song<sup>1\*</sup>)

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

**Abstract:** This paper is to survey and put in perspective the working methods of multi-target tracking in clutter. This paper includes theories and practices for data association and related filter structures and is motivated by increasing interest in the area of target tracking, security, surveillance, and multi-sensor data fusion. It is hoped that it will be useful in view of taking into consideration a full understanding of existing techniques before using them in practice.

**Keywords:** multi-target tracking, clutter, data association, track management

### I. 서론

레이더, 소나 등의 센서로써 감시영역을 정찰하여 물체를 탐지하고 추적하는 환경에서 정찰의 대상이 되는 물체를 표적이라 한다. 이 표적을 탐지하고 추적을 수행하는 목표는 다음과 같은 의문에 대한 답을 제공하기 위한 것이다. 이러한 센서환경에서 표적이 존재하는가? 존재한다면 몇 개가 있는가? 어디에 있는가? 미래의 위치는 어디일까? 추적 중인 물체는 무엇인가? 표적추적에 사용되는 센서는 능동레이더, 능동소나와 같이 물체의 위치를 측정치로 제공하는 선형센서와 수동레이더, 수동소나, 적외선 카메라, 마이크로폰과 같이 표적의 방위각을 측정치로 제공하는 비선형센서가 있다. 이러한 환경에서 사용되는 선형, 비선형 필터 구조는 [1]에 기술되어 있다.

감시환경에서 센서를 통해 획득되는 측정치 중에는 표적의 측정치 외에도 잡음이나 지면 또는 해면, 구름 등에 의해 반사되는 신호를 처리해서 생기는 클러터 측정치가 존재하게 된다. 또한 표적은 센서의 성능에 따라 탐지가 될 수도 있고 탐지 되지 않을 수도 있어 표적 탐지확률이 항상 1보다 작은 환경이 형성된다. 실제로 유한분해능의 센서가 사용되므로 여러 개의 물체가 근접해서 측정치들이 하나의 분해능 셀 내부에 모이게 된다면 하나의 측정치로 나타날 수도 있다. 그리고 한 개의 물체에서 여러 개의 측정치가 얻어지는 확장표적(extended object)일 수도 있다. 표적들이 출몰하는 시간은 불규칙적이며 클러터의 출몰도 불규칙하며 클러터의 위치도 공간상으로 비균일 분포를 갖는 것이 일반적이다. 정지해 있는 클러터와 같이 규칙적으로 획득되는 측정치는 동특성에 의해 진짜 표적과 구별될 수 있다.

이러한 표적추적 환경에서 표적을 추적하는 데는 일반적으로 다음과 같은 가정을 하게 된다.

- 표적의 움직임은 수학적 모델로 기술할 수 있다.
- 표적의 출몰시간은 불규칙하며 탐지확률  $P_D$  는 1보다 작다.
- 하나의 표적측정치는 기껏해야 한 개다.
- 클러터의 개수는 Poisson 분포를 하고 공간상의 밀도는 측정치가 존재하는 위치의 함수이다.
- 무한 분해능의 센서를 사용하고 하나의 측정치는 한 개의 물체를 스스로 갖는다.
- 측정잡음은 평균이 0이고 공분산값이 알려진 백색 Gaussian 잡음이다.

센서에 의해 획득된 측정치들을 이용하여 트랙을 생성하며 생성된 트랙들이 이 후에 획득된 측정치를 가운데서 진짜 표적의 측정치를 선별하여 트랙정보를 쇠신하면서 클러터환경에서 표적을 강인하게 추적할 수 있는 거짓 트랙 판별기법(FTD: False Track Discrimination)이 필요하다. 이 FTD는 진짜 트랙을 빠르게 확정하고 거짓 트랙을 빠르게 종료시키는 것이 필수적이다. 또한 확정된 트랙이 표적을 추적 중이라면 지속적으로 그 표적을 놓치지 않고 추적해야 하고 근접하는 다른 표적들과 트랙을 교환하거나 트랙이 멎는 것을 방지해야 한다. 이 FTD를 위해 물체를 추적 중인 트랙의 quality를 나타내는 지수로 측정치 우도함수(measurement likelihood function)을 사용하거나 표적 존재확률을 산출해서 사용한다. 생성된 트랙들이 센서의 측정치를 이용하여 트랙을 쇠신하기 하기 위해서 추적 중인 물체의 측정치를 선택하는 기법을 자료결합 기법 또는 자료연관 기법(data association)이라 한다. 다음 장에서 트랙의 개수에 따라 구분되는 자료연관 기법과 이러한 자료연관 기법에 따라 구조가 결정되는 표적 추적필터에 대해 기술하고자 한다.

\* Corresponding Author

Manuscript received January 24, 2014 / accepted February 3, 2014

송택렬: 한양대학교 전자시스템공학과(tsong@hanyang.ac.kr)

\* 본 논문은 국방과학연구소에서 지원하여 연구하였음 (UD130007DD).

### II. 단일표적 추적 알고리즘

자료연관 기법(data association) [2,3] 이란 클러터가 존재하는 환경에서 표적으로부터 기인한 측정치를 판별하여 보다 강인한 표적추적을 수행하기 위한 방법으로 현재까지

많은 연구가 진행되어온 분야 중 하나이다. 만약 표적 추적 과정에서 표적측정치가 아닌 클러스터를 이용하게 되는 경우에는 표적 추적성능 및 신뢰도를 떨어뜨리게 되기 때문에 트랙에 미치는 클러스터의 영향을 최소화하고 효과적인 추적성능을 보장하기 위해 클러스터로부터 표적의 측정치를 구별하기 위한 자료연관 기법이 필수적으로 요구된다.

일반적으로 자료연관 기법은 유효측정영역(validation gate)을 두고 그 안에 존재하는 측정치들을 이용하여 표적 측정치를 판별하게 되는데 여기서 유효측정영역이란 트랙의 예측치와 측정치의 확률분포를 이용한 확률적 경계 영역을 일컫으며 다음과 같은 수식으로 계산된다.

$$G_{\gamma}(k) = \{v_k | v_k^T, S_k^{-1} v_k \leq \gamma\} \quad (1)$$

여기서  $v_k$ 는 측정치  $z_k$ 와 예측치  $\hat{H}x_k$ 의 차이인 측정 잔차(residual)로서  $v_k = z_k - \hat{H}x_k$ 이며, 확률적으로 평균이 0, 공분산이  $S_k$ 인 가우시안 분포를 한다. 위 식에서  $v_k^T, S_k^{-1} v_k$ 는 예측치와 측정치의 확률적인 거리로 측정잔차가  $n$ 차원일 경우  $n$ 자유도를 갖는  $\chi^2$ (Chi-square)분포를 가지며 NDS(Normalized Distance Squared)라고 부른다. 이러한 NDS는 측정치의 유효측정영역 내에서의 존재 유무와 위치를 기반으로 한 자료연관 알고리즘에서 표적의 측정치를 판별하는데 있어서 중요한 요소가 된다.

적의 출몰 유무를 알 수 없는 환경에서 표적을 추적하기 위해서는 자동적으로 트랙을 생성하고 관리할 수 있어야 한다[32]. 그리고 필요 없는 트랙을 유지 및 관리하는데 소요되는 자원의 낭비를 막기 위해서는 해당 트랙이 실제 표적을 추적하는지 추적하지 않는지에 대한 판단이 빠르게 이루어져야 한다. 이러한 판단을 하기 위해서는 트랙의 quality를 정량적으로 측정할 수 있는 알고리즘이 필요하다.

위치정보를 기반으로 하는 단일표적 자료연관 기법으로는 PDA(Probabilistic Data Association) 기법 [2,4,6,7], NN(Nearest Neighbor) 기법[5], IPDA(Integrated Probabilistic Data Association) 기법[8], ITS(Integrated Track Splitting) 기법[9], PNNF-m(Probabilistic Nearest Neighbor Filter with m Measurements) [10] 등이 대표적이다. 이 중에서 NN 기법은 클러스터 환경에서 단일 표적추적을 위한 가장 간단한 자료연관 기법으로 표적의 예측 위치를 중심으로 가장 작은 NDS를 가지는 측정치를 표적의 측정치로 단정해서 선택하여 트랙을 쇠신하는 방법이다. 이 기법은 클러스터의 공간밀도가 클수록, 표적의 탐지확률이 낮을수록 트랙을 놓치기 쉽고 표적 상태의 추정성능도 나빠진다. PDA와 IPDA는 NN 필터가 갖는 측정치를 잘 못 선택할 수 있는 단점을 개선하기 위해 유효측정영역 내부의 모든 측정치들을 이용하는 기법으로 측정치의 NDS에 따라 확률적 가중치를 달리하여 트랙을 쇠신한다. PDA는 각 측정치를 표적의 측정치로 간주하여 이 측정치를 이용하여 트랙을 쇠신하여 얻은 확률밀도함수들과 유효측정영역 내부에 표적이 탐지되지 않을 경우의 예측 확률밀도함수를 구하고 이들을 확률적 가중치로 결합하여 구한 Gaussian Mixture 확률밀도함수를 한 개의 Gaussian 확률밀도함수로 근사화한다. 이 부분

이 이러한 근사화가 없는 Track Splitting 필터기법 [9]과 구분된다. IPDA는 트랙을 임시트랙, 확정트랙, 종료트랙 등과 같이 구별하여 트랙을 관리하는 트랙스코어로 표적존재확률을 산출해서 사용하는 기법이다. PNNF-m은 NN기법이 NDS가 가장 작은 측정치를 표적측정치로 단정하는 것을 지양하고 유효측정영역 내부의  $m$  개의 측정치 가운데서 그 측정치가 표적측정치가 될 확률을 산출하고 그 확률을 가중치로 해서 트랙을 쇠신하는 기법이다. 유효측정영역 내의 측정치들의 NDS와 같은 위치정보를 사용하는 대신에 신호의 세기를 이용하는 방법이 있으며 가장 신호의 세기가 큰 것을 표적으로 단정하는 SN(Strongest Neighbor) 기법[11]이 대표적이며 이들의 변형으로 PSNF-m [12], PDA-AI(PDA-Amplitude Information) [13]을 들 수 있다. 이 외에도 Order Statistic [14]을 이용하여 표적의 위치정보와 신호의 세기를 동시에 고려하여 추적성능을 향상시키는 자료연관 기법이 제안되었다[11]. 이러한 단일표적 추적용 자료연관 기법과 필터 알고리즘은 다중표적 추적환경에서는 최적성이 결여되어 추적성능이 저하되어 다중표적 추적환경에서 사용하기 위해서는 단일표적추적 알고리즘을 다중표적 추적환경으로의 확장이 필요하게 된다.

### III. 다중표적 추적 알고리즘

일반적으로 자료연관 기법은 유효측정영역 설정을 통해 트랙과 측정치를 연관 짓게 되는데 다중표적 자료연관 기법은 어떤 트랙의 유효측정영역에 존재하는 모든 측정치가 다른 트랙의 유효측정영역에 들어가지 않는 경우 즉 공통으로 공유하는 측정치가 없는 경우 단일표적 자료연관 알고리즘과 동일하다는 특성을 가진다. 또한 현재 존재하는 모든 트랙과 입수된 모든 측정치들을 이용하여 다중표적 자료연관을 수행하게 되는 경우 많은 가설이 생기며 연산량 또한 증가하기 때문에 다중표적 자료연관 기법은 클러스터링 기법을 이용하여 발생 가능한 가설 및 연산을 최소한으로 줄이게 된다. 여기서 클러스터링 기법이란 유효측정영역에 공통으로 공유하는 측정치가 존재할 경우 이러한 트랙들과 그 트랙들의 유효측정영역에 포함되는 모든 측정치들을 하나로 묶는 기법으로 간단한 예를 들면 다음 그림과 같다. 그림 1에서 볼 수 있듯이 총 4개의 트랙과 4개의

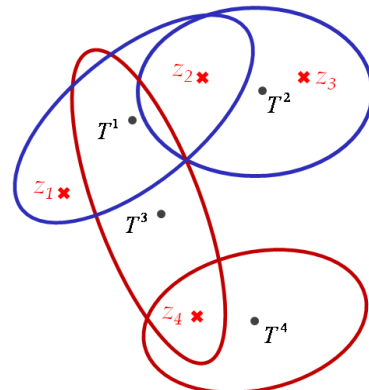


그림 1. 4개의 트랙과 4개의 측정치에 대한 클러스터링.  
Fig. 1. An example of clustering.

표 1. 4개의 트랙과 4개의 측정치에 대한 클러스터링 결과.

Table 1. Clusters.

cluster#1	Tracks	$T^1, T^2$
	Measurements	$z_1, z_2, z_3$
cluster#2	Tracks	$T^3, T^4$
	Measurements	$z_4$

측정치가 존재하며, 측정치  $z_2$ 는 트랙  $T^1$ 과  $T^2$ 에 공통으로 속하고, 측정치  $z_4$ 는 트랙  $T^3$ 과  $T^4$ 에 공통으로 속하므로 위의 표와 같이 총 2개의 클러스터가 생기게 된다.

결국 다중표적 자료연관 기법은 4개의 트랙과 4개의 측정치에 대하여 다중표적 자료연관을 수행하는 것이 아니라 위와 같이 클러스터링 단위로 다중표적 자료연관 기법이 적용하게 되며 만약 하나의 트랙으로 클러스터링 되는 경우의 다중표적 자료연관은 단일표적 자료연관 기법을 동일하게 사용하게 된다.

클러스터가 존재하는 환경에서 다중표적을 추적하는 문제에서는 측정치가 클러스터 내지 표적으로부터 기인하였다는 가설아래 각 가설에 대한 확률값을 계산하는 단일표적 자료연관 기법을 확장하여 측정치가 클러스터이든지 표적 또는 다른 표적으로부터 기인되었을 가설을 확률적 평가를 통해 해를 얻게 된다. 이러한 다중표적 추적환경에서 가장 간단한 추적 방법은 단일표적 자료연관 기법을 이용하는 것인데 다수의 표적들이 서로 근접해 있지 않을 경우에는 문제가 없으나 서로 근접해 있을 경우 트랙이 뭉치거나 스위칭이 발생하는 문제점을 가지고 있다. 트랙이 뭉치는 경우 두 트랙이 같은 표적을 추적하며 다른 표적은 다시 트랙 초기화를 거치게 되므로 레이더 자원의 낭비를 초래하며, 트랙이 스위칭 되는 단적인 예로는 아군과 적군을 추적하던 두 트랙이 스위칭되는 경우가 있으며 이러한 경우 큰 문제를 초래 할 수 있다. 다중표적 및 클러스터가 존재하는 환경에서 표적추적을 위해 현재 다양한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 전형적인 방법으로는 2-D assignment 또는 GNN (Global Nearest Neighbor) [6,16]과 같이 트랙과 측정치의 확률적 평가를 통해 각 트랙에 하나의 측정치를 할당하는 방식이 있다. 이렇게 측정치들을 트랙에 할당하는 측정치할당 방법은 측정치가 각 트랙에 속할 가설들을 계산하게 되는데 측정치와 트랙의 증가에 따라 가설들이 기하급수적으로 증가하게 된다. 이를 막는 가장 간단한 방법은 유효측정영역을 이용하는 방법이다. 이 방법은 각 트랙의 유효측정영역 안에 들어 있는 측정치들을 각각의 트랙에 할당하는 방법으로 만약 트랙의 유효측정영역이 겹칠 경우 겹치는 영역의 측정치만을 어느 트랙에 할당할지 판별하게 된다. 쉬운 예로 그림 2와같이 A, B 두 개의 트랙이 존재하고, 두 트랙의 유효측정영역에 총 3개의 측정치가 존재할 경우를 보면 다음과 같다.

먼저 측정된 측정치가 새로운 표적으로부터 기인될 수 있으므로 각각의 새로운 표적을 C, D 그리고 E라고 하면 그림 3과 같이 28개의 가설이 생길 수 있다. 그림 3에서 N은 어느 표적에서도 기인되지 않은 측정치 즉 클러스터를 의미한다. 위의 예에서 볼 수 있듯이 유효측정영역을 이용한

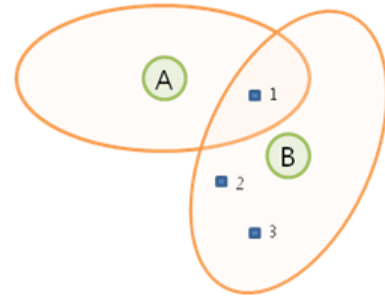


그림 2. 유효측정영역을 이용한 측정치 할당 방법.

Fig. 2. Gating for measurement assignment.

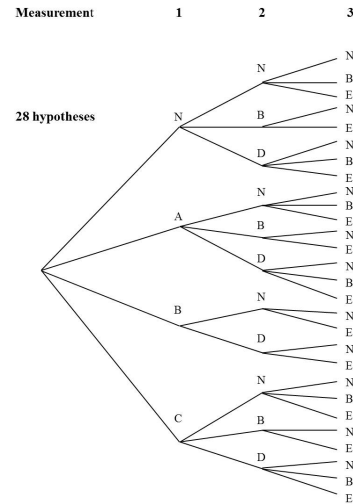


그림 3. 유효측정영역을 이용한 측정치 할당시 가설의 개수.

Fig. 3. Possible hypotheses.

방법도 2개의 트랙과 3개의 측정치에 대하여 상당히 많은 가설이 생기는 것을 알 수 있다. GNN 기법 [6,16]은 유효측정영역 내부의 측정치가 기껏해야 한 개의 트랙과 연관될 수 있다는 제약조건하에서 트랙들과 측정치들의 연관확률의 합을 최대화 하는 트랙-측정치 쌍을 수치 최적화 [6,38,39]로 구한다. 이러한 GNN기법은 단일표적 추적에 사용되는 NN기법의 단점을 그대로 가지고 있다.

다중표적을 추적하는데 있어서 트랙과 센서의 개수에 따른 급격한 가설의 증가는 연산량의 증가를 발생시키며 이러한 이유로 실시간 연산이나 실제 체계적용이 불가능하게 만든다. 대표적인 다중표적 추적 알고리즘으로는 트랙과 측정치 사이의 발생 가능한 모든 joint event를 계산하여 자료연관을 수행하여 연산량은 많지만 최적으로 알려진 JPDA (Joint PDA) [2,17], JIPDA (Joint Integrated PDA) 기법[18], JITS (Joint Integrated Track Splitting) 기법[19]을 들 수 있다. 그리고 다수의 가설을 이용한 표적 추적기법인 track oriented MHT (Multiple Hypothesis Tracking) 기법 [2,5,20]도 널리 적용되고 있다. 그리고 기하급수적으로 증가하는 트랙-측정치간의 joint event의 수로 인해 실용성이 결여되는 것을 방지하기 위해 준최적 할당기법이 제안되었는데[21-24]. 또한 한 표적의 개수 증가에 따라 가설의 증가가 선형적으로 증가하는 LM-IPDA (Linear Multitarget - Integrated Probabilistic

Data Association) [25], LM-ITS (Linear Multitarget - Integrated Track Splitting) [19,25] 알고리즘은 연산량의 기하급수적인 증가를 막으면서, 최적에 가까운 표적추적 성능을 나타내는 다중표적 자료연관 기법으로 알려져 있다.

### 1. JIPDA (Joint IPDA)

JIPDA [18]는 단일 스캔에서의 측정치들과 각각의 트랙들이 결합되는 사건인 joint event를 이용하여 필터를 쇠신하는 알고리즘으로 표적이 존재하는 확률에 대한 계산도 동시에 수행한다. JIPDA에서 joint event는 각각의 측정치가 클러스터 또는 어떤 트랙의 측정치인지를 판별하여 만들어지며, 발생 가능한 모든 event를 계산하기 때문에 여타의 단일 스캔 측정치를 사용하는 다중표적 추적기법 중에서 최적의 기법으로 알려져 있으나, 측정치의 개수와 트랙 개수의 증가에 따라 joint event의 개수가 기하급수적으로 증가하는 단점을 가진다.

JIPDA는 클러스터링 된 측정치들을 각각의 클러스터 트랙에 할당하면서 하나의 joint event( $e$ )를 계산하게 되는데 이는 다음과 같은 기준을 이용하게 된다.

- 각각의 트랙들은 그 트랙의 유효 측정치들 중 최대 1개만 할당 받을 수 있다.
- 각각의 측정치들은 최대 1개의 트랙에만 할당될 수 있다.

Joint event( $e$ )는 LM알고리즘과 동일한 가정을 이용하여 다음과 같이 확률을 가지게 된다.

$$P\{J_e|Z^k\} = C^{-1} \prod_{\tau \in T_0^i} (1 - P_D^\tau P_G^\tau \bar{\psi}_k^\tau) \prod_{\tau \in T_1^i} \left( P_D^\tau P_G^\tau \bar{\psi}_k^\tau \frac{p_i^\tau}{\rho} \right) \quad (2)$$

여기서  $P_D^\tau$ 는 표적 $\tau$ 의 탐지확률,  $P_G^\tau$ 는 표적이 트랙 $\tau$ 의 게이트 안에 들어올 확률,  $\bar{\psi}_k^\tau$ 는 트랙 $\tau$ 가 존재할 예측확률,  $p_i^\tau$ 는 트랙 $\tau$ 에 대한 측정치  $z_{k,i}$ 의 확률밀도  $M(z_{k,i}; \bar{z}_{k,i}^\tau, S_k^\tau) / P_G^\tau$ 와 같으며,  $\rho$ 는 클러스터 밀도를 의미한다. 또한  $T_0^i$ 은 측정치를 할당 받지 못한 트랙의 집합을 의미하며,  $T_1^i$ 은 측정치 1개를 할당받은 트랙의 집합을 의미하고, 아래 수식과 같이 모든 joint event 확률의 합은 1을 이용하여 normalized constant인  $C$ 를 계산하게 된다.

$$\sum P\{J_e|Z^k\} = 1 \quad (3)$$

Joint event에 대한 확률을 이용하여 먼저 트랙 $\tau$ 가 존재할 사건에 대한 사후확률을 계산하게 되는데, 이는 total probability theorem [14]를 이용하며 다음 수식과 같다.

$$P\{\chi^\tau|Z^k\} = P\{\chi^\tau, \chi_0^\tau|Z^k\} + \sum_{i=1}^{m_\tau} P\{\chi^\tau, \chi_i^\tau|Z^k\} \quad (4)$$

여기서  $\chi^\tau$ 는 트랙 $\tau$ 가 존재할 사건,  $\chi_0^\tau$ 는 트랙 $\tau$ 의 유효 측정영역에 존재하는 측정치들이 모두 클러스터일 사건,  $\chi_i^\tau$ 는 트랙 $\tau$ 의 유효 측정치 중  $i$ 번째 측정치가 표적으로부터 기인할 사건, 그리고  $m_\tau$ 는 트랙 $\tau$ 의 유효측정치의 개수를 의

미하게 된다.

트랙 $\tau$ 가 존재하고, 트랙 $\tau$ 의 유효 측정치들이 모두 클러스터일 사건에 대한 확률인  $P\{\chi^\tau, \chi_0^\tau|Z^k\}$ 는  $P\{\chi_0^\tau|Z^k\}$  확률을 이용하여 다음 수식과 같이 계산된다. 여기서  $\Xi(\tau, 0)$ 는 트랙  $\tau$ 와 연관된 측정치가 없는 joint event 의 집합을 나타낸다.

$$P\{\chi^\tau, \chi_0^\tau|Z^k\} = \frac{(1 - P_D^\tau P_G^\tau) \bar{\psi}_k^\tau}{(1 - P_D^\tau P_G^\tau \bar{\psi}_k^\tau)} P\{\chi_0^\tau|Z^k\} \quad (5)$$

$$P\{\chi_0^\tau|Z^k\} = \sum_{e \in \Xi(\tau, 0)} P\{J_e|Z^k\} \quad (6)$$

트랙 $\tau$ 가 존재하고, 트랙 $\tau$ 의 유효 측정치 중  $i$ 번째 측정치가 표적으로부터 기인할 사건에 대한 확률인  $P\{\chi^\tau, \chi_i^\tau|Z^k\}$ 는 다음 수식과 같다. 여기서  $\Xi(\tau, i)$ 는 트랙  $\tau$ 와 연관된 측정치가  $z_{k,i}$ 인 joint event 의 집합을 나타낸다.

$$P\{\chi^\tau, \chi_i^\tau|Z^k\} = \sum_{e \in \Xi(\tau, i)} P\{J_e|Z^k\} \quad (7)$$

최종적으로 트랙의 상태변수 쇠신을 위해서는 각각의 측정치가 표적으로부터 기인할 사건에 대한 확률인  $\beta_i^\tau = P\{\chi_i^\tau|\chi^\tau, Z^k\}$ 를 구해야하는데, 이 확률은 Bayes' rule을 이용하여 다음과 같이 계산된다.

$$\beta_i^\tau = P\{\chi_i^\tau|\chi^\tau, Z^k\} = \frac{P\{\chi^\tau, \chi_i^\tau|Z^k\}}{P\{\chi^\tau|Z^k\}} \quad (8)$$

식 (8)의  $\beta_i^\tau$  확률을 이용한 트랙의 오차공분산과 상태변수 쇠신식은 단일표적 자료연관 기법인 PDA방식과 동일하며, 트랙의 상태변수 예측과 트랙 존재확률에 대한 예측식 또한 PDA와 동일하게 수행된다. JIPDA는 단일 스캔 자료연관기법으로는 최적의 성능을 가지는 것으로 알려졌지만 트랙들이 근접해 있을 경우 트랙의 뭉침 현상이 발생하여 트랙을 놓치는 경향이 있는 단점이 있다. 이러한 트랙의 뭉침 현상을 방지하기 위한 연구도 수행되고 있다[19].

### 2. JITS (Joint ITS)

JITS [20]는 JIPDA에서 설명한 joint 알고리즘을 ITS에 확장하여 적용한 방식으로 클러스터링 된 각각의 JITS 트랙들과 측정치 사이에 발생할 수 있는 모든 joint event를 생성하여 자료연관 확률을 산출하게 되며, 유도에 필요한 가정과 유도과정은 JIPDA와 동일하다. JIPDA에서와 같이 JITS도 발생 가능한 joint event 생성과 그에 따른 확률을 평가해야 하는데 이때 측정치 확률밀도가 이용된다.

JITS는 ITS와 동일하게 예측과정, 측정치 선택과정을 거치며 트랙  $\tau$ 에 선택된 유효측정치 집합  $z^\tau(k)$ 에 대한 측정치 확률밀도 대표값  $p^\tau(k)$ 을 계산하게 된다. 측정치 선택과정을 통해 선택된 측정치집합을 이용하여 클러스터링이 이루어지면 JITS의 쇠신과정에서는 클러스터링 된 트랙들을 이용하여 joint event확률을 산출한다. 여기서 joint event 확률 식 (2)에서 측정치 확률밀도  $p_i^\tau$ 에 JITS트랙의 측정치 확률밀도 대표값  $p_i^\tau(k)$ 를 넣어 연산을 수행하며 최종적으로

식 (8)과 같이 joint event로 계산된 자료연관 확률  $\beta_{(joint),i}^\tau$ 을 산출한다. 이 확률은 아래와 같이 컴포넌트의 확률을 쇠신할 때 이용된다.

$$P(\kappa^{\tau,k}|\chi_k^\tau, Z^k) = \beta_{(joint),i}^\tau P(\kappa^{\tau,k-1}|\chi_k^\tau, Z^{k-1}) \times \begin{cases} 1 & , i = 0 \\ \frac{p_i^\tau(k, \kappa^{k-1})}{p_i^\tau(k)} & , i > 0 \end{cases} \quad (9)$$

JITS의 표적존재 사후확률은 joint event를 이용한 JIPDA의 식 (4)을 이용하여 계산한다. JITS에서는 위와 같이 쇠신 과정을 거치며 마지막 컴포넌트 관리과정은 일반 ITS와 동일하게 진행된다.

### 3. LM-IPDA (Linear Multitarget IPDA)

LM 알고리즘은 표적존재확률을 기반으로 하는 알고리즘으로 다른 표적으로부터 기인된 측정치도 클러터로 본다 것이 핵심이 된다[26]. 즉 트랙으로부터 표적 존재확률을 계산할 때 기존 클러터일 확률 밀도에 다른 표적으로부터 기인될 확률밀도도 포함되며, 이러한 이유로 전형적인 다중 표적 추적에 사용되는 측정치 할당 부분이 필요 없게 되고, 계산 시 소요되는 시간에 큰 이득을 얻을 수 있다.

먼저 측정주기  $k$ 에서 레이더의 측정치가  $z_k$ 이고  $m_k$ 개의 측정치가 존재한다고 하자.  $m_k$ 개중에서  $i$ 번째 측정치를  $z_{k,i}$ 라 하고  $z_k$  중에서는 표적 측정치는 물론 클러터 측정치도 존재한다. 또한 측정주기  $k$ 에서의 트랙 게이트의 부피는  $V_k^\tau$ 이고 트랙  $\tau$ 에 의해 선택된 측정치 집합을  $z_k^\tau$ , 측정치의 개수는  $m_k^\tau$ ,  $z_{k,i}^\tau$ 는  $z_k^\tau$ 의 측정치 집합 중에서  $i$ 번째 측정치를 뜻한다.

LM알고리즘은 다음과 같이 4개의 event에 기초한다.

- $\chi_k^\tau$ : 표적  $\tau$ 가 존재할 사건
- $\chi_{k,0}^\tau$ : 유효측정영역 안에 존재하는 측정치가 모두 클러터일 사건
- $\bar{\chi}_{k,0}^\tau$ :  $\chi_{k,0}^\tau$ 의 여집합으로 유효측정영역 안에 존재하는 측정치 중 하나는 표적  $\tau$ 의 측정치일 확률
- $\chi_{k,i}^\tau$ : 측정치  $z_{k,i}^\tau$ 가 표적  $\tau$ 의 측정치일 사건

LM 알고리즘은 먼저 표적 존재확률을 계산하고 이 확률을 자료연관 알고리즘에서 표적으로부터 기인된 측정치의 확률을 구할 때 이용함으로써 자료연관 알고리즘과 연계된다. LM 알고리즘에서 표적 존재확률의 사후확률을 계산하기 위해서는 먼저 일어날 수 있는 모든 사건을 고려해야 하며,  $V_k^\tau$  유효측정영역 안에  $z_k^\tau$ 개의 측정치가 존재할 때 발생할 수 있는 전체 사건은  $z_k^\tau$ 의 측정치 모두가 클러터일  $\chi_{k,0}^\tau$  사건과  $z_k^\tau$ 의 측정치 중  $i$ 번째 측정치인  $z_{k,i}^\tau$  측정치가 표적  $\tau$ 의 측정치일  $\chi_{k,i}^\tau$  사건으로 나누어서 볼 수가 있다. 이 두 사건들에 대하여 사후확률은 베이지 법칙에 의하여 유도 된다. 자세한 알고리즘의 유도과정은 [26]에 수록되어 있으며 결과를 요약하면 다음과 같다.

LM-IPDA를 이용한 필터의 쇠신식은 IPDA와 동일한 표적의 존재확률을 이용하기 때문에 동일하게 유도 될 수 있으나, IPDA와 같이 단일표적 추적이 아니기 때문에 각각의 식에 표적  $\tau$ 에 대한 표기가 필요해 진다.

$$\hat{x}_{klk}^\tau = \sum_{i=0}^{m_k^\tau} \beta_{k,i}^\tau \hat{x}_{klk,i}^\tau \quad (10)$$

$$P_{klk}^\tau = \sum_{i=0}^{m_k^\tau} \beta_{k,i}^\tau [P_{klk,i}^\tau + (\hat{x}_{klk,i}^\tau - \hat{x}_{klk}^\tau)(\hat{x}_{klk,i}^\tau - \hat{x}_{klk}^\tau)^T]$$

위 식에서  $\beta_{k,i}^\tau$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$\beta_{k,0}^\tau = \frac{P(\chi_{k,0}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k, T)}{P(\chi_k^\tau | Z^k, T)} = \frac{1 - P_D^\tau P_G^\tau}{1 - \delta_k^\tau} \quad (11)$$

$$\beta_{k,i>0}^\tau = \frac{P(\chi_{k,i}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k, T)}{P(\chi_k^\tau | Z^k, T)} = \frac{P_D^\tau P_G^\tau}{1 - \delta_k^\tau} \frac{p_{k,i}^\tau}{\tilde{\rho}_{k,i}^\tau}$$

여기서

$$\delta_k^\tau = P_D^\tau P_G^\tau \left( 1 - \sum_{i=1}^{m_k^\tau} \frac{p_{k,i}^\tau}{\tilde{\rho}_{k,i}^\tau} \right) \quad (12)$$

$$\tilde{\rho}_{k,j}^\tau = \rho_{k,j} + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^T p_{k,j}^\sigma \frac{P_{k,j}^\sigma}{1 - P_{k,j}^\sigma} \quad (13)$$

$$P_{k,i}^\sigma = P_D^\sigma P_G^\sigma P(\chi_k^\sigma | Z^{k-1}) \frac{p^\sigma(k)/\rho}{\sum_{j=1}^{m_k^\sigma} p_j^\sigma(k)/\rho} \quad (14)$$

그리고 표적  $\tau$ 가 존재할 사건  $\chi_k^\tau$ 에 대한 사후 확률은 다음과 같이 계산되게 된다.

$$P(\chi_k^\tau | Z^k) = P(\chi_{k,0}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k) + \sum_{i=1}^{m_k^\tau} P(\chi_{k,i}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k) \approx \frac{(1 - \delta_k^\tau) P(\chi_k^\tau | Z^{k-1})}{1 - \delta_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z^{k-1})} \quad (15)$$

또한

$$P(\chi_{k,0}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k) = \frac{p(z_k | \chi_{k,0}^\tau, \chi_k^\tau, Z^{k-1}) P(\chi_{k,0}^\tau, \chi_k^\tau | Z^{k-1})}{P(z_k | Z^{k-1})} \approx \frac{(1 - P_D^\tau P_G^\tau) P(\chi_k^\tau | Z^{k-1})}{1 - \delta_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z^{k-1})} \quad (16)$$

$$P(\chi_{k,i}^\tau, \chi_k^\tau | Z^k) \approx \frac{P_D^\tau P_G^\tau P(\chi_k^\tau | Z^{k-1}) \left( \frac{p_{k,i}^\tau}{\tilde{\rho}_{k,i}^\tau} \right)}{1 - \delta_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z^{k-1})} \quad (17)$$

이 된다.

위 식에서 볼 수 있듯이 LM-IPDA는 단일 표적추적 알고리즘인 IPDA와 큰 차이가 없으며 단지  $\tilde{\rho}_{k,i}^\tau$ 를 계산할 때 다른 트랙으로부터 기인될 확률을 추가함으로써 트랙과 측정치의 개수에 따라 평가해야 할 가설의 개수가 기하급수적으로 늘어나는 다른 다중표적 추적 알고리즘에 비하여 계산량이 크게 증가 되지 않고도 다중표적을 추적이 가능

해짐을 알 수 있다. 또한 단일표적 추적 알고리즘과 동일한 형태를 가지므로 알고리즘 구현이 보다 용이함을 알 수 있다. 최근에는 실용성이 강조하여 최적성을 희생한 LM-IPDA의 성능이 JIPDA의 성능과 차이가 있음을 인지하고 JIPDA의 성능에 근접하면서도 JIPDA의 계산량을 다층의 구조를 사용하여 조정함으로써 실용성도 살리는 접근방식이 발표되었다[27].

4. LM-ITS (Linear Multitarget ITS)

LM-ITS [20,26]는 앞서 설명한 linear multi-target 알고리즘을 ITS에 확장하여 적용한 방식으로 다른 표적으로부터 기인된 측정치도 클러스터로 보며 앞서 동일한 가정 및 유도 과정을 가지게 된다. LM알고리즘의 특성은 각 유효측정치들에 대한 클러스터 밀도에 클러스터링 된 다른 트랙(표적)으로부터 기인할 확률을 평가하여 산출하는 것으로 앞서 유도된 트랙  $\tau$ 에서 유효측정치  $z_{k,j}^{\tau}$ 에 대한 LM 클러스터 밀도는 LM-IPDA에서와 같이 식 (13)를 사용한다. 식 (13)에서 등호의 오른쪽 첫째항은 기존 클러스터 밀도이며 두 번째 항은 트랙  $\tau$ 를 제외한 다른 트랙이 유효측정치  $z_j^{\tau}(k)$ 에 미치는 영향을 누적한 항으로 다른 트랙이 미치는 영향이 클수록 해당 클러스터 밀도 값은 커지게 되며 해당 측정치가 트랙  $\tau$ 에 미치는 영향이 줄어들게 된다. LM-IPDA에서는 이러한 클러스터 밀도를 이용하여 각 측정치가 표적으로부터 기인할 확률인  $\beta_{k,j}^{\tau}$ 와 표적 존재확률을 산출할 때 이용하며 LM-ITS는 이러한 클러스터 밀도를 이용하여 각 측정치에 대한 컴포넌트 확률을 산출 할 때와 표적 존재확률을 산출할 때 이용된다.

식 (13)와 식 (14)와 같이 LM클러스터 밀도  $\tilde{\rho}_{k,j}^{\tau}$ 와 사전확률인  $P_{k,i}^{\sigma}$ 를 계산하기 위해서는 각 트랙별 유효측정치 확률밀도(measurement PDF)가 필요하게 되는데 IPDA에서는 하나의 예측치만 존재하기 때문에 쉽게 계산이 가능하지만 ITS에서는 컴포넌트 개수만큼 예측치가 존재하기 때문에 각 트랙별 유효측정치 확률밀도는 컴포넌트 확률로써 컴포넌트에 대한 측정치 확률밀도를 결합한 대표값을 이용하게 된다.

즉 LM-ITS에서는 ITS와 동일하게 예측과정, 측정치 선택 과정을 거치며 트랙  $\tau$ 에 선택된 유효측정치 집합  $z^{\tau}(k)$ 에 대한 측정치 확률밀도 대표값  $p^{\tau}(k)$ 을 계산하게 된다. 측정치 선택과정을 통해 선택된 측정치집합을 이용하여 클러스터링을 수행하게 되며 클러스터링 된 트랙들을 이용하여 각 트랙 및 측정치별 사전확률을 식 (14)를 이용하여 산출한다. 자료연관 확률을 구하는 식과 표적 존재확률의 산출식은 LM-IPDA와 동일하며 각각의 트랙 컴포넌트의 확률적 가중치를 구할 때 식 (9)를 이용하여 그 측정치를 사용하는 트랙 컴포넌트 전체를 대상으로 구한 자료연관 확률을 트랙 컴포넌트들로 분해시킨다. LM-ITS의 컴포넌트 관리 과정은 ITS와 동일하게 이루어진다. 각 트랙의 표적 상태 추정치는 그 트랙을 구성하는 컴포넌트들의 Gaussian mixture로 보고 이들을 컴포넌트 가중치로 결합시켜 하나의 평균과 공분산을 갖는 Gaussian 분포로 근사해서 구한다.

5. Track Oriented MHT

클러스터 환경에서 적용 가능한 대표적인 추적필터로는

MHT (Multiple Hypothesis Tracking) [3,6,20]가 있는데 이러한 MHT 알고리즘은 측정치와 트랙간의 발생할 수 있는 모든 가설들을 생성하는 측정치 지향적(measurement-oriented) 기법[28]과 트랙 지향적인(track-oriented)기법[29]으로 나눌 수 있다. 일반적으로 MHT는 트랙과 측정치가 연관될 수 있는 모든 가설을 생성하고 각 가설들에 대한 확률적 평가를 통해 최적의 가설을 찾게 되는데 모든 유효측정치를 표적이라고 보고 각각의 결합확률을 이용하여 추정치를 쇠신하는 PDAF와는 다르게 각 트랙에 할당된 측정치를 칼만필터를 이용하여 쇠신하게 된다.

ITS의 경우 각각의 컴포넌트들의 유효측정영역에 측정치가 존재하는 경우 해당 측정치에 대해서 컴포넌트들이 split 되는데 track oriented MHT도 이러한 ITS와 동일한 방식으로 가설들이 나누어진다. Track oriented MHT를 이용한 다중표적 추적 알고리즘은 클러스터링 트랙들을 이용하여 발생 가능한 모든 가설들을 생성(Global Hypothesis)하고 최종적으로 most likely hypothesis를 선택하는 방식으로 이루어진다. Global Hypothesis 생성방식은 다음과 같은 기준을 통해 joint event를 이용한 JIPDA 및 JITS와 유사하게 이루어진다.

- 각각의 MHT트랙들은 그 트랙의 유효 측정치들 중 최대 1개만 할당 받을 수 있다.
- 각각의 측정치들은 최대 1개의 MHT트랙에만 할당될 수 있다.

위와 같은 기준으로 생성한 Global Hypothesis의 스코어는 다음과 같이 계산된다.

$$S_k^{GH} = \prod_{\tau \in I_0^c} ((1 - P_D^{\tau} P_G^{\tau}) S_{k-1}^{\tau}) \prod_{\tau \in I_1^c} \left( P_D^{\tau} P_G^{\tau} S_{k-1}^{\tau} \frac{p_i^{\tau}}{\rho} \right) \quad (37)$$

여기서  $T_0^c$ 는 null measurement 즉 측정치를 선택하지 않은 MHT트랙의 컴포넌트(가설) 집합,  $T_1^c$ 는 하나의 측정치를 선택한 MHT트랙의 컴포넌트(가설) 집합을 의미하며  $S_{k-1}^{\tau}$ 는 해당 컴포넌트의 이전 스코어(부모 스코어)를 의미한다. Global Hypothesis를 이용한 MHT에서는 이러한 가설들의 스코어를 모두 계산한 후 그 값이 가장 큰 가설을 최종적으로 선택하게 된다.

다음은 2개의 MHT와 측정치가 클러스터링 되는 환경에서의 Global Hypothesis생성과정을 예로 들어본다. 그림 4와 같이 A트랙에 측정치1과 2가 포함이 되고 B트랙에는 측정

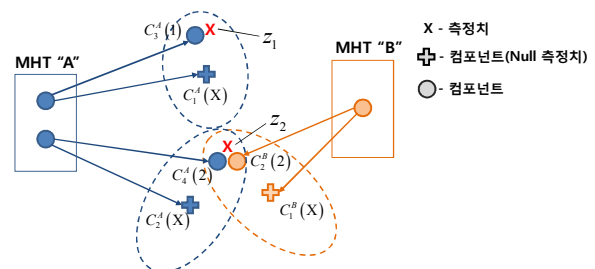


그림 4. Global Hypothesis 생성을 위한 환경.

Fig. 4. An environment for global hypothesis forming.

표 2. 유효측정치에 대한 MHT의 컴포넌트.

Table 2. MHT components.

$z$	“A” MHT		“B” MHT	
	Component	Score	Component	Score
x	$C_1^A(\times)$	$S_1^A$	$C_1^B(\times)$	$S_1^B$
	$C_2^A(\times)$	$S_2^A$		
1	$C_3^A(1)$	$S_3^A$	-	-
2	$C_4^A(2)$	$S_4^A$	$C_2^B(2)$	$S_2^B$

치 2가 포함되어 있을 경우 먼저 각각의 트랙들은 단일표적 MHT추적과정을 통하여 해당 측정치에 대한 새로운 컴포넌트(가설) 생성 및 스코어를 계산하게 된다. 이는 앞선 다른 다중표적 추적 알고리즘과 크게 차이나는 점으로 앞선 다중표적 추적 알고리즘은 자료연관을 계산한 후 추정치 및 확률을 쇠신하는데 MHT는 먼저 컴포넌트(가설)의 추정치 및 스코어를 계산한 상태에서 Global Hypothesis를 찾는다.

Global Hypothesis를 생성하기 위해서 유효측정치에 대한 MHT의 컴포넌트들은 위 그림처럼 표 2와 같이 정리한다.

여기서  $C_i^r(z)$ 는 측정치  $z$ 를 선택한  $\tau$ 트랙의  $i$ 번째 컴포넌트를 의미하며  $z$ 가  $\times$ 인 경우는 null measurement를 의미하며 1인 경우 1번째 측정치를 선택하였다는 것을 의미한다.  $S_i^r$ 는  $\tau$ 트랙의  $i$ 번째 컴포넌트의 스코어를 의미한다. MHT는 컴포넌트로 이루어져 있기 때문에 위와 같이 동일 측정치에 대하여 다수의 컴포넌트를 존재하게 되며 Global Hypothesis는 표 3과 같이 생성된다.

표 3에서 볼 수 있듯이 동일한 측정치를 선택한 컴포넌트들 즉  $C_4^A(2)$ - $C_2^B(2)$ 를 이용하여 Global Hypothesis생성하지 않으며 위 표와 같이 생성된 가설 중 최대 스코어를 가지는 가설을 선택하고 해당 가설에 대한 확정 여부의 확인을 통해 트랙의 대표값 출력을 결정한다. Global Hypothesis방식은 가설의 스코어와는 별도로 가설에 대한 확률 계산이 가능한데 이는 다음과 같은 수식을 통해 계산된다.

$$P\{GH_i\} = \frac{GH_i \text{ score}}{1 + \sum_{all j} GH_j \text{ score}} \quad (38)$$

표 3. Global Hypothesis.

Table 3. Global Hypothesis.

GH	“A” MHT	“B” MHT	Score
1	x	$C_1^A(\times)$	$S_1^A S_1^B$
2	x	$C_1^A(\times)$	$S_1^A S_2^B$
3	x	$C_2^A(\times)$	$S_2^A S_1^B$
4	x	$C_2^A(\times)$	$S_2^A S_2^B$
5	1	$C_3^A(1)$	$S_3^A S_1^B$
6	1	$C_3^A(1)$	$S_3^A S_2^B$
7	2	$C_4^A(2)$	$S_4^A S_1^B$

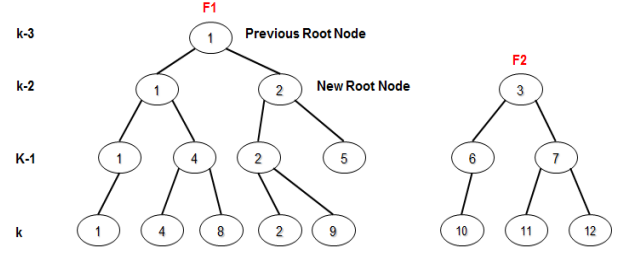


그림 5. N-scan pruning 기법.

Fig. 5. N-scan pruning method.

여기서  $GH_i$ 는  $i$ 번째 Global Hypothesis를 의미하며 이러한 확률을 이용하여 상대적 컴포넌트 확률을 다음과 같이 계산한다.

$$P\{C_i^r(z)\} = \sum_{C_i^r(z) \in GH_k} P\{GH_k\} \quad (39)$$

컴포넌트  $C_i^r(z)$ 의 확률은 컴포넌트  $C_i^r(z)$ 가 사용된 Global Hypothesis확률의 합으로 계산되며 이러한 확률을 이용하여 컴포넌트 종료와 같은 관리를 추가로 수행할 수 있다. 또한 컴포넌트 관리의 경우 위 가설들 중 만약 6번째 Global Hypothesis가 가장 큰 스코어를 가져 선택되었다면 “A” MHT트랙에서는  $C_3^A(1)$  컴포넌트를 중심으로 N-scan Pruning을 수행하게 되며 “B” MHT트랙에서는  $C_2^B(2)$  컴포넌트 중심으로 N-scan Pruning을 수행하게 되고 각 트랙별로 N-scan Merging을 진행하게 된다. 이와 같은 MHT는 ITS와 마찬가지로 컴포넌트의 증가에 따른 연산량 증가로 표적추적이 어려워지기 때문에 컴포넌트의 관리가 필수적으로 소요된다. 컴포넌트 관리 방법은 앞서 설명한 바와 같이 측정치 히스토리가 같은 컴포넌트들을 융합하는 N-scan Merging기법이 사용되며 이때 융합된 컴포넌트의 스코어는 융합되는 컴포넌트들의 스코어를 더해주는 방식으로 이루어진다. N-scan Pruning 기법은 most likely hypothesis로 선택된 컴포넌트의 k-N스캔 때의 부모 컴포넌트를 가지는 컴포넌트만 살리고 나머지는 제거하는 방식이다[2]. 이를 그림으로 도시하면 그림 5와 같다.

만약  $k$ 순간 MHT가 위와 같은 컴포넌트 히스토리를 가지며 most likely hypothesis로 컴포넌트 9가 선택되었다면  $N=2$ 인 2-scan Pruning과정은 다음과 같다. 먼저 컴포넌트 9의  $k-2$ 스캔때 부모를 검색한다. 다음  $k-2$ 스캔 때 부모 컴포넌트가 2가 아닌 컴포넌트들을 검색하고 제거한다. 이로써 최종적으로 컴포넌트는 2와 9가 살아남게 된다. 이러한 N-scan Pruning은 S-D Assignment [30]로 문제를 형성하여 Linear programming [31]를 통해 신속하게 얻을 수 있다[44]. 이러한 과정을 거친 후 다음 순간 측정치가 들어오게 되면 각각 MHT들 해당 측정치를 이용하여 단일표적 MHT추적과정을 거치며 생성된 가설들을 이용하여 클러스터링 유무를 확인하게 된다. 만약 두 트랙이 클러스터링이 되지 않았다면 개별적으로 최대 스코어를 가지는 컴포넌트를 선택하게 되며 클러스터링이 되었다면 위와 같이 Global Hypothesis를 생성하여 최대 스코어를 가지는 컴포넌트를

선택하게 된다.

이와 같은 MHT는 컴포넌트 개수에 따라 연산량이 결정되며 트랙 2개 측정치 2개 환경에서 볼 수 있듯이 앞서 소개한 다중표적 자료연관 기법에 비하여 보다 많은 가설이 생성되며 계산량 또한 많다는 것을 알 수 있다.

MHT를 보다 실용적으로 구현하기 위해 PMHT (Probabilistic MHT)가 [33]에 제안되었으며 [34]에서 자세하게 연구되었다. 이 PMHT는 하나의 트랙에 연관된 측정치들을 가중치에 의해 결합하여 하나의 결합측정치로 산출하고 이 결합측정치의 측정공분산을 구하여 칼만필터 알고리즘으로 필터링하고 스무딩 [35-37]을 통해 결과를 개선시키는 것을 반복적으로 수행하는 방법이다.

근래에는 센서의 감시영역에서 표적의 intensity를 나타내는 PHD (Probability Hypothesis Density)가 Random Finite Set 이론에 근거해서 제안 되었다[40]. RFS이란 집합을 구성하는 요소도 random이며 그 요소의 상태변수 들도 random인 경우를 나타낸다. 이 PHD는 원래 트랙이란 개념이 없고 감시 영역내의 모든 측정치를 이용하여 쇠신 intensity를 구해야 하고 트랙의 히스토리를 알고자 할 때 클러스터링을 통해 intensity를 분리시키고 표적의 예측위치와 가장 가까운 cluster를 그 트랙의 쇠신 위치로 정하게 된다. 이 PHD를 구현하기 위해서 particle filtering을 이용하거나[41] Gaussian Mixture 방법[42,43]을 이용한다. 이 PHD는 다중표적추적에 필수적인 트랙관리기능을 추가하기 위해 트랙 스코어로 표적 존재확률을 계산할 수 있는 Multi-Bernoulli RFS을 도입하고[44], 트랙끼리 구별하기 위한 Labeled PHD [45]로 발전하고 있다.

#### IV. 결론

이 논문은 클러터환경에서의 다중표적을 추적하는 데 사용되는 자료연관 기법과 이러한 기법과 연계된 필터구조에 대해 기술하였으며 이러한 기법들의 이론과 적용에 따른 장, 단점과 이 분야의 연구의 발전방향에 대해 수록했다. 그리고 다중표적의 트랙과 측정치의 최적의 연계를 위해 발생하는 문제점과 이를 해결하기 위한 실용적인 기법들을 소개했다. 앞으로 이 분야의 연구방향은 추적대상이 되는 표적은 스텔스화와 고도의 지능을 가지는 경향을 가지는 방향으로 발전하고 있기 때문에 센서를 통해 이들을 탐지하는 조건이 악화되고 아울러 탐지확률이 저하되며 고밀도의 비균일 클러터가 발생하는 환경이 조성되는 상황이 될 것으로 예상되기 때문에 고밀도 비균일 클러터, 저탐지 확률의 다중표적환경에서 보다 우수한 성능의 자료연관 기법, 필터구조, 트랙관리 기법이 요구되며, 탐지, 식별과 연계하여 상승작용을 할 수 있는 방향으로 발전할 것으로 전망된다.

#### REFERENCES

- [1] T. L. Song, "Filtering theory," *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 9, no. 6, pp. 413-419, Jun. 2003.
- [2] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.
- [3] S. S. Blackman and R. Popoli, *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Norwood, MA, Artech House, 1999.
- [4] Y. Bar-Shalom and E. Tse, "Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association," *Automatica*, vol. 11, pp. 451-460, Sep. 1975.
- [5] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in clutter with nearest neighbor filters: Analysis and performance," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 995-1010, Jul. 1996.
- [6] S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*, Artech House, 1986.
- [7] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, *Multitarget Multisensor Tracking: Principles and Techniques*, Storrs, CT: YBS Publishing, 1995.
- [8] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 39, no. 6, pp. 1237-1241, Jun. 1994.
- [9] D. Musicki, B. La Scala, and R. Evans, "The integrated track splitting filter - efficient multi-scan single target tracking in clutter," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 43, no. 4, pp. 1409-1425, Oct. 2007.
- [10] T. L. Song and D. G. Lee, "A probabilistic nearest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 54, no. 7, Jul. 2006.
- [11] X. R. Li, "Tracking in clutter with strongest neighbor measurements-Part I: Theoretical analysis," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 43, no. 11, Nov. 1998.
- [12] T. L. Song, Y. T. Lim, and D. G. Lee, "A probabilistic strongest neighbor filter algorithm for m validated measurements," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 45, no. 2, Apr. 2009.
- [13] D. Lerro and Y. Bar-Shalom, "Interacting multiple model tracking with target amplitude feature," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 494-509, Apr. 1993.
- [14] A. Papoulis and A. U. Pillai, *Probability, Random Variables and Stochastic Processes*, McGraw-Hill, 2002.
- [15] D. S. Kim, T. L. Song, and D. Musicki, "Highest probability data association for multi-target particle filtering with nonlinear measurements," *IEICE Transactions. on Communication*, vol. E96-B, no. 1, pp 281-290, Jan. 2013.
- [16] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, *Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software*, Artech House, 1993.
- [17] T. Fortmann, Y. Bar-Shalom, and M. Scheffe, "Sonar



- tracking of multiple targets using joint probabilistic data association,” *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 8, no. 3, pp. 173-183, Jul. 1983.
- [18] D. Musicki and R. Evans, “Joint integrated probabilistic data association: JIPDA,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 3, pp. 1093-1099, Jul. 2004.
- [19] H. A. P. Blom and E. A. Bloem, “Probabilistic data association avoiding track coalescence,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 45, no. 2, pp. 247-259, Feb. 2000.
- [20] D. Musicki and R. Evans, “Multiscan multitarget tracking in clutter with integrated track splitting filter,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 45, no. 4, pp. 1432-1447, Oct. 2009.
- [21] W. Koch and G. Van Keuk, “Multiple hypotheses track maintenance with possibly unresolved measurements,” *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 33, no. 3, pp. 883-892, Jul. 1997.
- [22] R. J. Fitzgerald, “Development of practical PDA logic for multitarget tracking,” *Multitarget Multisensor Tracking: Advanced Applications*, Y. Bar-Shalom (Ed.), Norwood, MA: Artech House, pp. 1-23, 1990.
- [23] J. A. Roecker, “Suboptimal joint probabilistic data association,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 510-517, Apr. 1993.
- [24] J. A. Roecker, “A class of near optimal JPDA algorithms,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 30, no. 2, pp. 504-510, Apr. 1994.
- [25] K. Romeo, D. F. Crouse, Y. Bar-Shalom, and P. Willett, “A fast coalescence-avoiding JPDAF,” *Proceedings of Signal and Data Processing of Small Targets 2012*.
- [26] D. Musicki and B. La Scala, “Multi-target tracking in clutter without measurement assignment,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 44, no. 3, pp. 877-896, Jul. 2008.
- [27] T. L. Song, H. W. Kim, and D. Musicki, “Iterative joint probabilistic data association,” *Proceedings of the 16th International Conference on Information Fusion* Jul. 12, 2013.
- [28] D. B. Reid, “An algorithm for tracking multiple targets,” *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 24, no. 6, pp. 843-854, Jun. 1979.
- [29] T. Kurien, “Issues in the design of practical multitarget tracking,” in Y. Bar-Shalom (Ed.), *Multitarget Multisensor Tracking: Advanced Applications*, pp. 43-82, 1990.
- [30] S. Deb, et al., “A generalized S-D assignment algorithm for multisensor -multitarget state estimation,” *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 33, no. 2, pp. 523-538, Apr. 1997.
- [31] M. Mallick, S. Coraluppi, and C. Carthel, *Integrated Tracking, Classification, and Sensor Management: Theory and Applications*, Wiley/IEEE, 2012.
- [32] D. Musicki and T. L. Song, “Track initialization :Prior target velocity and acceleration moments,” *IEEE Transactions. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 49, no. 1, pp. 665-670, Jan. 2013.
- [33] R. Streit and T. Luginbuhl, “Probabilistic multiple hypothesis tracking,” *Technical Report, NUWC-NPT*, vol. 28, no. 10, Feb. 1995.
- [34] P. Willett, Y. Ruan, and R. Streit, “PMHT: some problems and solutions,” *IEEE Transactions. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 38, no. 3, pp. 738-754, Jul. 2002.
- [35] B. Anderson and J. Moore, *Optimal Filtering*. Prentice-Hall Inc, Englewood Cliffs, New Jersey, 1979.
- [36] T. L. Song and D. Musicki, “Smoothing innovations and data association with IPDA,” *IET Radar, Sonar, Navigation*, vol. 6, no. 5, pp. 359-364, Jun. 2012.
- [37] D. Musicki, T. L. Song, and T. H. Kim, “Smoothing multi-scan target tracking in clutter,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 19, pp. 4740-4752, Oct. 2013.
- [38] D. P. Bertsekas, “An auction algorithm for shortest paths,” *SIAM Journal of Optimization*, pp. 425-447, 1991.
- [39] M. Gen and R. Cheng, *Genetic Algorithms and Engineering Optimization*, H. Parseli (Ed.), John Wiley & Sons, Inc. 2000.
- [40] R. Mahler, “Multi-target Bayes filtering via first order multi-target moments,” *IEEE Transactions. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1152-1178, 2003.
- [41] B. T. Vo, “Random finite sets in multi-object filtering,” Ph.D. dissertation, The University of Western Australia, Jun. 2008.
- [42] B. N. Vo and W. Ma, “The Gaussian mixture probability hypothesis density filter,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 11, pp. 4091-4104, Nov. 2006.
- [43] T. L. Song, D. Musicki, D. S. Kim, and Z. Radosavljevic, “Gaussian mixtures in multi-target tracking: a look at gaussian mixture probability hypothesis density and integrated track splitting,” *Automatica*, vol. 48, no. 7, pp. 1324-1329, Jul. 2012.
- [44] B. T. Vo, B. N. Vo, R. Hoseinnezhad, and R. Mahler, “Robust multi-bemolli filtering,” *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, pp. 399-409, Jun. 2013.

- [45] B. T. Vo and V. N. Vo, "Labeled random finite sets and multi-object conjugate priors," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, no. 13, pp. 3460-3475, 2013.



#### 송택렬

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 한양대학교 전자시스템공학과 교수. 관심분야는 표적추적 시스템, 자료연관, 정보융합, 유도 및 제어.