

클러터밀도 추정 방법 개선을 통한 LM-IPDAF의 표적 추적 성능 향상 연구

유인제*, 박성제
국방기술품질원

Research on improvement of target tracking performance of LM-IPDAF through improvement of clutter density estimation method

In-Je Yoo*, Sung-Jae Park

Defense Agency for Technology and Quality

요약 레이더를 이용한 다수 표적의 상태 추정을 통해 추적 성능을 향상시키는 문제는 중요하다. 클러터 환경에서 추적 필터를 이용하여 다수 표적 추적 시 트랙과 측정치 간의 결합사건이 발생하며 개수가 증가함에 따라 결합사건은 기하급수적으로 증가한다. 이러한 환경에서 다수 표적 추적 필터 설계 시 고려해야할 문제는 첫째, 신속한 거짓트랙 제거 및 표적트랙 확정을 통하여 오경보를 최소화하고, 이를 통해 FTD(False Track Discrimination) 성능을 높인다. 둘째, 다수의 트랙이 측정치를 공유하는 결합사건 발생시 효율적으로 각각의 측정치를 트랙에 할당함으로써 트랙 유지성능을 향상시키는 것이다. 두 가지 고려사항을 통해 단일 표적 추적 자료결합 기법을 다수 표적 추적 필터로 확장하여 사용하며, 대표적인 알고리즘으로 JIPDAF(Joint Integrated Probabilistic Data Association Filter)와 LM-IPDAF(Linear Multi-target IPDAF)가 있다. 본 논문에서는 측정치 할당 시 생기는 수 많은 가설들에 대한 확률적 평가를 하지 않음으로써 측정치와 트랙의 개수에 따라 비선형으로 연산량이 증가하지 않으며, 클러터밀도 추정을 통해 트랙을 쇠신하는 트랙존재확률 기반의 LM-IPDAF 알고리즘을 소개한다. 그리고 LM-IPDAF의 트랙존재확률 산출 시 필요한 클러터밀도 추정 방법을 개선함으로써 연산량을 효과적으로 감소시킬 수 있는 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통해 기존의 알고리즘과 비교, 분석하여 성능을 검증하였다. 그 결과, 위치 RMSE, Confirmed True Track 측면에서는 동일한 성능을 내면서 시뮬레이션 처리 시간을 약 20% 감소시킬 수 있었다.

Abstract Improving tracking performance by estimating the status of multiple targets using radar is important. In a clutter environment, a joint event occurs between the track and measurement in multiple target tracking using a tracking filter. As the number increases, the joint event increases exponentially. The problem to be considered when multiple target tracking filter design in such environments is that first, the tracking filter minimizes the rate of false track alarms by eliminating the false track and quickly confirming the target track. The purpose is to increase the FTD performance. The second consideration is to improve the track maintenance performance by allocating each measurement to a track efficiently when an event occurs. Through two considerations, a single target tracking data association technique is extended to a multiple target tracking filter, and representative algorithms are JIPDAF and LM-IPDAF. In this study, a probabilistic evaluation of many hypotheses in the assignment of measurements was not performed, so that the computation amount does not increase nonlinearly according to the number of measurements and tracks, and the track existence probability based on the track density. The LM-IPDAF algorithm was introduced. This paper also proposes a method to reduce the computational complexity by improving the clutter density estimation method for calculating the track existence probability of LM-IPDAF. The performance was verified by a comparison with the existing algorithm through simulation. As a result, it was possible to reduce the simulation processing time by approximately 20% while achieving equivalent performance on the position RMSE and Confirmed True Track.

Keywords : Clutter Density, Data Association, LM-IPDAF, Multi-Target Tracking, Tracking Algorithm

*Corresponding Author : In-Je Yoo(DTaQ)

Tel: +82-55-751-5836 email: yoojinje@dtaq.re.kr

Received February 9, 2017

Revised (1st April 7, 2017, 2nd April 25, 2017)

Accepted May 12, 2017

Published May 31, 2017

1. 서론

현대전으로 접어들면서 전장 환경의 다변화로 인한 레이더의 자동화 및 지능화에 대한 요구가 증대되고 있다. 탐지 및 추적 레이더는 동적인 환경변화 조건에서도 조준선이 항상 표적의 중심을 지향 및 추적하는 시스템으로써 무인 감시, 원격탐사, 교통관제 등의 다양한 시스템에 응용이 가능하고, 군사적인 용도로 항공기, 미사일 등에 적용되고 있으며, 최근 지상 전투 차량에 탐지 및 추적 레이더에 대한 요구가 증가하고 있다. 레이더는 다양한 환경 및 표적에 대해 탐지 및 추적을 할 수 있는 성능을 갖춰야 한다. 이러한 탐지 및 추적 레이더를 통한 실제 표적 추적은 클러터가 존재하는 환경에서 이루어지는데, 센서가 측정치를 얻는 과정에서 표적 정보 이외에 clutter가 함께 수집되는 경우가 발생한다. 이러한 경우 실제 표적정보를 정확히 분별하기 어려울 뿐만 아니라 불확실성이 높은 측정치가 선택될 경우 필터가 발산하여 추적에 실패할 가능성이 높아진다. 따라서 센서로부터 획득된 측정치들 중에서 실제 표적 신호를 선별하여 필터를 쇠신함으로써 표적 추적 성능을 유지할 수 있다. 특히 다수의 표적을 추적하는 환경 즉, 표적이 교차하는 환경에서 위에서 언급한 문제가 발생할 확률이 높게 나타난다. 클러터가 존재하는 환경에서 다수표적을 추적하기 위해서는 단일표적 추적 자료결합 기법을 확장하여 사용하게 된다. 대표적인 단일표적 추적 알고리즘으로는 PDAF(Probabilistic Data Association Filter)[1-4], IPDAF(Integrated PDAF)[5-7]가 있으며, 이를 확장하여 다수 표적 추적 환경에 맞게 설계한 대표적 알고리즘으로 JIPDAF (Joint IPDAF)[8]와 LM-IPDAF(Linear Multi Target-IPDAF)[9]가 있다.

JIPDAF[8]는 클러터 환경에서 다수 표적 추적을 위한 자료결합기법으로 각각의 트랙들과 측정치들이 결합되는 사건인 joint event를 이용하여 필터를 쇠신하는 알고리즘이다. 다수의 표적들이 서로 근접해 있지 않을 경우 일반적인 단일 표적 자료결합기법인 IPDAF[5-7]와 동일하나 근접해 있을 경우엔 측정치들과 각각의 트랙들이 결합되는 사건인 Joint Event를 이용하여 필터를 쇠신하는 알고리즘이다. JIPDAF[8]는 측정치와 클러터가 결합할 수 있는 모든 사건을 고려하며, 이를 통해 joint event table을 생성한다. 이렇게 모든 결합 사건을 고려하여 표적을 추적하기 때문에 다수 표적 추적기법 중 최

적의 알고리즘으로 알려져 있다. 하지만 측정치와 클러터가 증가할수록 joint event가 증가하여 연산량이 증가하는 단점을 가진다. 이러한 단점을 보완한 알고리즘이 LM-IPDAF[9]이다. LM-IPDAF[9]는 표적존재확률을 기반으로 하는 알고리즘으로 다른 표적으로부터 기인된 측정치도 클러터로 보는 것이 특징이다. 각 트랙의 클러터밀도 산출 시 측정치가 다른 트랙으로부터 기인 될 확률을 계산하기 때문에 일반적 다수 표적 추적 알고리즘에서 사용되는 결합 사건을 생략할 수 있다. 또한 측정치 할당 시 발생하는 가설들에 대한 확률적 평가를 수행하지 않아 필터의 전 과정에 소요되는 연산량을 감소시킬 수 있는 장점을 가진다.

위와 같은 다수 표적 추적 알고리즘이 실제 환경에서의 추적이 있어 고려해야 할 사항으로는 크게 두 가지가 있다. 첫째, 다수의 표적들이 서로 근접해 있지 않을 경우에는 추적에 문제가 없으나 서로 근접해 있는 경우 트랙이 합쳐지거나 스와핑이 발생하는 문제점을 가지고 있다. 둘째, 표적이 교차하는 상황을 고려하기 위해 측정치들의 확률적 평가를 통해 각각의 트랙에 할당하는 문제이다. 이 문제는 JIPDAF[8]알고리즘 연산 과정에 포함되며, 트랙과 측정치의 개수가 증가할수록 가설의 수가 기하급수적으로 증가하게 된다.

이와 같이 표적이 교차하는 환경에서의 표적 추적의 건전성이 보장되어야 하며, 이를 위해서는 다양한 환경에서도 트랙 유지 성능을 위한 효율적인 연산방법이 필수적이다.

본 논문에서는 위 두 가지 문제를 개선하여 다수의 표적을 추적하며, 측정치와 트랙의 개수에 따라 비선형으로 연산량이 증가하지 않는 LM-IPDAF[9]알고리즘을 소개한다. 이에 앞서 LM-IPDAF[9]알고리즘을 이해하기 위해 2장에서 자료결합과 IPDAF[5-7], LM-IPDAF[9]알고리즘을 소개한다. 그리고 연산 과정에 포함된 추정 클러터밀도 산출 방법을 효율적으로 수행하게 함으로써 LM-IPDAF[9]의 다수 표적 추적 성능을 향상시킬 수 있는 방법에 대한 기법을 제안한다. 3장에서는 시뮬레이션을 통해 알고리즘 개선 전/후의 추적 성능을 비교 분석하여 성능을 검증하였고, 4장에서 결론을 도출하였다.

2. 본론

2.1 Data Association

레이다, 탐색기, 영상추적장비 등과 같은 추적 센서가 운용 환경에서 표적을 추적할 시에 표적의 탐지 확률이 낮거나 클러스터와 같은 거짓 표적이 측정되고 추적중인 표적 외에 다른 표적의 신호가 동시에 측정되는 등 클러스터가 예상하지 못한 상황에서 발생할 수 있다. 이러한 측정치들 중에서 진짜 표적 신호를 찾아내어 필터의 추정치를 쇠신해야 트랙이 발산하지 않고 추정성능이 유지된다. 이러한 클러스터가 존재하는 환경에서 표적을 추적하기 위해서는 표적으로부터 기인한 측정치를 찾아내는 과정이 필요하며 이 과정을 자료결합(Data Association)이라 한다.

자료결합 기법에는 위치 정보 기반 자료결합 기법(NN, Nearest Neighbor)[10-14]과 측정치의 신호 세기 정보를 이용하는 신호세기 정보 기반 자료결합 기법(SN, Strongest Neighbor)이 있다. 본 논문에서 다룰 위치 정보 기반 자료결합 기법은 트랙의 예측위치를 기준으로 형성된 유효추정영역(Validation Gate) 내의 측정치들의 거리 정보만을 이용하는 방법이다.

Nearest Neighbor(NN)[10-14]계열의 자료결합 기법들은 유효추정영역 내에 존재하는 측정치 중에서 하나의 측정치를 선택하여 필터 쇠신에 이용한다. 이와 다르게 유효추정영역 내의 모든 측정치들을 확률적으로 결합시켜 필터 쇠신에 활용하는 기법으로 Probabilistic Data Association Filter(PDAF)가 있다. PDAF 기법은 유효추정영역 내에 있는 모든 측정치들에 대해서 추적중인 표적에 의해 발생된 것이라 가정하고, 측정치들이 가지고 있는 거리 정보를 사용해 각각의 측정치가 표적일 확률을 구하여 표적의 상태변수를 쇠신과정의 가중치로 사용하는 알고리즘이다. 모든 측정치에 대한 발생 가능한 사건들을 모두 고려하기 때문에 NN[10-14] 계열의 자료결합기법과 비교했을 때 트랙 유지 성능 면에서 안정적이고, 표적 추적 성능에서도 우수한 성능을 지닌다. 측정치들을 이용하여 추적필터의 상태변수 추정치와 공분산을 계산하고 이들을 Total Probability Theorem[15,16]을 사용하여 결합시킨 최종 표적위치 추정치와 공분산을 결정하는 알고리즘이다. 하지만 고밀도 클러스터 환경에서는 유효추정영역 내의 측정치 개수가 증가하게 되고 측정치 각각에 대한 확률적 가중치를 모두 계산해 주어야하기

때문에 고밀도 클러스터 환경에서 연산량이 증가하는 단점을 가지고 있다.

본론에서는 PDAF에 Track Management[17]기법을 적용한 IPDAF[5-7]와 이를 다수 표적 추적 환경에 맞게 설계한 LM-IPDAF[9]를 기술하였다.

2.2 IPDAF ALGORITHM

PDAF에 Track Management[17]방법을 결합시킨 IPDAF[5-7]는 표적의 존재 유/무, 표적이 존재하지만 탐지가 되지 않을 사건을 고려한다. 따라서, 트랙 존재에 대한 보다 정밀한 평가가 가능하며, 실제 표적을 추적하는 트랙을 종료시키거나 클러스터로 인해 생성된 트랙을 지속적으로 유지하는 일을 최소한으로 줄여주어 보다 효율적인 트랙관리가 가능하게 된다. 이를 통해 표적을 추적하면서 동시에 표적의 존재 여부에 대한 확률적 평가를 수행하게 되며 이러한 확률은 트랙의 존재가치(track quality)를 판단할 수 있는 척도가 된다. 표적을 탐지하고 추적하는 시스템에서는 다양한 방법으로 트랙 생성 및 트랙 제거를 하게 되는데 일반적으로 사용되는 가장 간단한 방법으로는 측정치의 연속성을 이용하는 방법이 있다. 측정치의 연속성을 이용한 트랙관리 방법은 얼마나 연속해서 측정치를 이용하여 트랙이 쇠신되는지 등을 수치화하고 이러한 수치를 이용하여 트랙을 관리하는 방법으로 표적의 탐지 확률이 낮거나 클러스터 밀도가 높은 환경에서는 적용하기 어려운 단점이 있다.

트랙이 존재할 가설을 χ_k , 트랙이 존재하지 않을 가설을 $\bar{\chi}_k$ 라 하면 이를 Markov Chain으로 모델링 한다.

χ_k : k 시간에 표적이 존재할 사건

$\bar{\chi}_k$: k 시간에 표적이 존재하지 않을 사건

표적 존재에 대한 가설인 $\chi_k, \bar{\chi}_k$ 은 Markov Chain에 따른 모델링에 근거하여 시간이 $k-1$ 에서 k 로 증가할 때 각 가설이 상태를 천이할 확률은 다음과 같이 정한다.

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

$P(\chi_k|\chi_{k-1})$: $k-1$ 시간에 표적이 존재할 때 k 시간에도 표적이 존재하게 될 사건의 확률

$P(\chi_k|\bar{\chi}_{k-1})$: $k-1$ 시간에 표적이 존재하지 않을 때 k 시간에는 존재할 사건의 확률

그리고 사전 트랙 존재 확률인 $P(\chi_k|Z_{k-1})$ 은 Total Probability Theorem[15,16]에 의해서 다음과 같이 계산 된다.

$$P(\chi_k|Z_{k-1}) = P(\chi_k|\chi_{k-1})P(\chi_{k-1}|Z_{k-1}) + P(\chi_k|\bar{\chi}_{k-1})P(\bar{\chi}_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (2)$$

k 시간에 유효추정영역의 측정치가 m_k 개 존재하고 이러한 유효추정치 집합을 z_k 라고 할 때, 이 중 i 번째 유효추정치를 $z_{k,i}$ 라고 표기한다. 위 식의 사전 트랙 존재 확률을 이용하여 사후 트랙 존재 확률 $P(\chi_k|Z_k)$ 를 구하기 위해서 이를 Bayes' Rule에 의해서 전개시키면 다음과 같다.

$$P(\chi_k|Z_k) = \frac{\sum_{i=0}^{m_k} P(z_{k,i}|\chi_k, Z_{k-1})P(\chi_k|Z_{k-1})}{P(z_k|Z_{k-1})} \quad (3)$$

여기서 $z_k = \{z_{k,1}, z_{k,2}, \dots, z_{k,m_k}\}$ 이고, $Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 이다. 위 식의 분자 $P(z_{k,i}|\chi_k, Z_{k-1})$ 을 구해보면 클러스터의 분포와 표적의 분포에 대한 가정들에 의하여 다음의 식과 같이 정리된다.

$$P(z_{k,i}|\chi_k, Z_{k-1}) = \begin{cases} \frac{P_D P_G V^{-(m_k-1)} \mu_F(m_k-1) \frac{N(\nu_{k,i}; 0, S_k)}{P_G}}{m_k}, & i = 1, 2, \dots, m_k \\ (1 - P_D P_G) V^{-m_k} \mu_F(m_k), & i = 0 \end{cases} \quad (4)$$

트랙이 존재하지 않는 가설에 따른 사후 확률 $P(\bar{\chi}_k|Z_k)$ 에 따른 $P(z_k|\bar{\chi}_k, Z_{k-1})$ 를 구하면 다음과 같다.

$$P(z_k|\bar{\chi}_k, Z_{k-1}) = (1 - P_D P_G) V^{-m_k} \mu_F(m_k) \quad (5)$$

식 $P(z_{k,i}|\chi_k, Z_{k-1})$ 와 식 $P(z_k|\bar{\chi}_k, Z_{k-1})$ 는 결국 자

료결합 확률 산출 수식의 분자에 해당하는 확률값이다. 분모에 해당하는 $P(z_k|Z_{k-1})$ 를 구하기 위해 여사건의 관계를 가지는 두 가설에 대한 사후 확률에 대해서 Total Probability Theorem [15,16]을 적용하면 $P(\chi_k|Z_k) + P(\bar{\chi}_k|Z_k) = 1$ 을 만족해야 하므로 $P(z_k|Z_{k-1})$ 은 다음의 식을 만족한다.

$$P(z_k|Z_{k-1}) = \left(\frac{1}{V_G}\right)^{m_k} \mu_F(m_k) \left\{ 1 - \left(P_D P_G - P_D P_G \sum_{i=1}^{m_k} \frac{P_{i,k}}{\lambda} \right) P(\chi_k|Z_{k-1}) \right\} \cdot P_{i,k} = \frac{N(\nu_{k,i}; 0, S_k)}{P_G} \quad (6)$$

이를 정리하여 트랙 존재 사후 확률 $P(\chi_k|Z_k)$ 를 구하면 다음 식과 같다.

$$P(\bar{\chi}_k|Z_k) = 1 - P(\chi_k|Z_k) \text{ 이다.}$$

$$P(\chi_k|Z_k) = \frac{(1 - \delta_k)}{1 - \delta_k P(\chi_k|Z_{k-1})} P(\chi_k|Z_{k-1}) \quad (7)$$

$$\text{where } \delta_k = P_D P_G \left(1 - \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{m_k} \frac{N(\nu_{k,i}; 0, S_k)}{P_G} \right)$$

최종적인 IPDAF[5-7] 알고리즘의 과정은 아래와 같다.

- 예측과정(Prediction Step)

$$\begin{aligned} \bar{x}_k &= \Phi \hat{x}_{k-1} \\ \bar{P} &= \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q \end{aligned}$$

- 쇄신과정(Update Step)

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= \bar{x}_k + K_k \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^j \nu_k^j \\ \text{where, } \beta_k^j &= \frac{(1 - P_D P_G) \delta(j) + P_D P_G \frac{P_k^j}{\lambda} (1 - \delta(j))}{1 - \phi_k} \\ \delta(j) &= \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\eta_j})}{1 - P_D P_G} K_k S_k K_k^T \beta_k^0 - (1 - \beta_k^0) K_k S_k K_k^T \\ &+ K_k \left[\sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^j \nu_k^j (\nu_k^j)^T - \nu_k (\nu_k)^T \right] (K_k)^T \end{aligned}$$

where, $\nu_k = \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^j \nu_k^j$

• 트랙존재확률(Track Existence Probability)

$$P(\chi_k|Z_k) = \frac{(1 - \phi_k)}{1 - \phi_k P(\chi_k|Z_{k-1})} P(\chi_k|Z_{k-1})$$

where, $\phi_k = P_D P_G \left(1 - \sum_{j=1}^{m_k} \frac{p_k^j}{\lambda}\right)$, $p_k^j = \frac{N(\nu_k^j; 0, S_k)}{P_G}$
 $P(\chi_k|Z_{k-1}) = \Pi_{11} P(\chi_{k-1}|Z_{k-1}) + \Pi_{12} P(\bar{\chi}_{k-1}|Z_{k-1})$

이전 스캔에서의 상태변수 추정치/오차 공분산 그리고 사후 트랙 존재 확률을 이용하여 다음 스캔의 상태변수 추정치/오차 공분산, 사전 트랙 존재 확률들을 예측하게 되며, 그 후 센서를 통해 입력된 측정치들 중 유효한 정보들만을 얻기 위해 유효 측정 영역을 설정하여 측정치들을 선택하게 된다. 그리고 유효 측정 영역 안에 존재하는 측정치들을 이용하여 트랙 정보는 쇠신시키고 사후 트랙 존재 확률(Probability of the Track Existence)을 계산하게 된다.

2.3 LM-IPDAF ALGORITHM

클러스터 환경에서 다수의 표적을 견실하게 추적하고, 효율적으로 트랙을 관리하기 위한 다수 표적 추적 필터 관련 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히, 다수의 표적들이 서로 교차함으로써 형성되는 joint event 상황을 효과적으로 해결하는 것이 다수 표적 추적 필터 연구의 핵심이며, 클러스터에 의해 발생한 거짓 트랙을 신속하게 제거함으로써 오정보를 최소화하는 문제 또한 매우 중요하다. 대표적인 다수 표적 추적 알고리즘이 LM-IPDAF[9]이다. LM 기법은 표적 존재 확률을 기반으로 하며, 다른 표적으로부터 기인된 측정치를 클러스터로 간주하여 이에 대한 확률적 가중치를 클러스터 공간 밀도에 적용하는 자료결합기법이다. 트랙의 클러스터 밀도를 산출할 때 다른 트랙의 표적으로 기인될 확률을 클러스터 밀도에 포함하기 때문에 전형적인 다수 표적 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 알고리즘을 유도하기 위해서는 먼저 다음과 같은 정의가 필요하다. 측정주기 k 시간에 탐색기로부터 탐색

된 측정치 집합이 z_k 이고, 총 m_k 개의 측정치가 존재한다. m_k 개의 측정치 중에서 j 번째 측정치를 z_k^j 라 하며, z_k 의 측정치 집합 안에는 표적 측정치는 물론 클러스터 측정치도 존재한다. 또한 측정주기 k 에서 트랙 τ 의 유효 측정영역의 부피는 V_k^τ 이고 트랙 τ 의 유효측정영역에 존재하는 측정치의 집합을 z_k^τ 라 하며 이 집합의 측정치 개수는 m_k^τ 개 라고 표기한다. 또한 $z_k^{\tau,j}$ 는 z_k^τ 중에서 j 번째 측정치를 의미한다.

LM알고리즘을 다음과 같은 가정을 기반으로 유도된다.

- (1) 표적 탐지 확률은 P_D^τ 이다.
- (2) 다른 표적으로부터 기인된 측정치는 확률적 독립 사건이다.
- (3) 각 스캔에 대해 하나의 표적으로부터 기인된 측정치는 최대 한 개다.
- (4) 표적이 유효측정영역 V_k^τ 에서의 탐지확률은 P_G^τ 이다.
- (5) 측정치 $z_k^{\tau,j}$ 의 likelihood function인 $p_k^{\tau,j}$ 은 gaussian 분포를 한다.
- (6) 클러스터 밀도 λ 는 poisson 분포를 한다.
- (7) k 시간에 총 T 개의 트랙이 존재 하며 이는 전체 표적의 개수와 같다.

LM 알고리즘을 유도하기 전에 다음과 같이 4개의 Event를 정의한다.

χ_k^τ : 표적 τ 가 존재할 사건

$\chi_k^{\tau,0}$: 유효측정영역 안에 존재하는 측정치가 모두 클러스터일 사건

$\bar{\chi}_k^{\tau,0}$: $\chi_k^{\tau,0}$ 의 여집합으로 유효측정영역 안에 존재하는 측정치 중 하나는 표적 τ 의 측정치일 사건

$\chi_k^{\tau,j}$: 측정치 $z_k^{\tau,j}$ 가 표적 τ 의 측정치일 사건

LM 알고리즘은 먼저 클러스터 밀도를 계산하고 이 클러스터 밀도를 자료결합 알고리즘에서 표적으로부터 기인된 측정치의 확률을 구할 때 이용함으로써 자료결합 알고리즘과 연계된다. LM 알고리즘에서 표적 τ 가 존재할 가설에 대한 예측 모델은 Markov chain 1을 이용하며, $k-1$ 시간에 표적 τ 가 존재할 확률이 $P(\chi_{k-1}^\tau|Z_{k-1})$ 일

때 예측모델은 다음과 같다.

$$P(\chi_k^\tau | Z_{k-1}) = P(\chi_k^\tau | \chi_{k-1}^\tau) P(\chi_{k-1}^\tau | Z_{k-1}) + P(\chi_k^\tau | \bar{\chi}_{k-1}^\tau) P(\bar{\chi}_{k-1}^\tau | Z_{k-1})$$

$$P(\bar{\chi}_{k-1}^\tau | Z_{k-1}) = 1 - P(\chi_{k-1}^\tau | Z_{k-1})$$

표적 존재 확률의 사후 확률을 계산하기 위해서는 먼저 일어날 수 있는 모든 사건을 고려해야하며, 유효측정 영역 V_k^τ 안에 m_k^τ 개의 측정치가 존재할 때 발생할 수 있는 전체 사건은 측정치 z_k^τ 가 모두가 클러터일 사건과 측정치 z_k^τ 중 j 번째 측정치인 $z_k^{\tau,j}$ 측정치가 표적의 측정치일 사건으로 나누어서 볼 수가 있다. 이 두 사건들에 대하여 사후확률은 Bayes's rule에 의하여 다음과 같이 유도 될 수 있다.

$$P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_k) = \frac{p(z_k | \chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau, Z_{k-1}) P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \quad (9)$$

$$P(\chi_k^{\tau,0} | Z_k) = \frac{p(z_k | \chi_k^{\tau,0}, Z_{k-1}) P(\chi_k^{\tau,0} | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \quad (10)$$

그림 1을 예로 측정치와 트랙의 관계를 이용한 클러터 밀도 산출 방법을 확인하자. 트랙 τ 의 각 측정치에 대한 클러터 밀도는 다음과 같다.

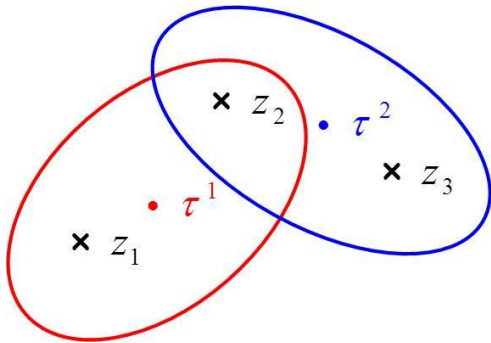


Fig. 1. An Example of the Joint Event

$$\bar{\lambda}_k^{\tau, z_1} = \lambda + (z_1 \text{가 } \tau^2 \text{가 추적하는 표적으로부터 기인할 확률})$$

$$\bar{\lambda}_k^{\tau, z_2} = \lambda + (z_2 \text{가 } \tau^2 \text{가 추적하는 표적으로부터 기인할 확률})$$

위의 설명과 같이 하나의 트랙에 대한 표적 존재 확률을 구할 때 해당 트랙의 측정치가 다른 트랙으로부터 기인할 확률을 계산 후 클러터밀도를 산출하여 구하며 이를 통하여 구한 표적 존재 확률은 다음과 같다.

사후확률의 의미는 표적 τ 가 존재하고, z_k^τ 의 측정치 중 j 번째 측정치인 $z_k^{\tau,j}$ 가 표적의 측정치일 확률을 뜻한다. 식 (9)에 사용되는 사전확률 $P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_{k-1})$ 는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$P_k^{\tau,j} = P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_{k-1}) = P(\chi_k^{\tau,j} | \bar{\chi}_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau, Z_{k-1}) P(\bar{\chi}_k^{\tau,0} | \chi_k^\tau, Z_{k-1}) P(\chi_k^\tau | Z_{k-1}) \quad (11)$$

여기서 $P(\chi_k^{\tau,j} | \bar{\chi}_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau, Z_{k-1})$ 는 다수의 표적의 존재하는 상황에서 평가하기가 어렵기 때문에 먼저 단일 표적이라는 가정하에서 식 (9)의 각각의 확률은 다음과 같다.

$$P(\bar{\chi}_k^{\tau,0} | \chi_k^\tau, Z_{k-1}) = P_D^\tau P_G^\tau \quad (12)$$

$$P(\chi_k^{\tau,j} | \bar{\chi}_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau, Z_{k-1}) \approx P(\chi_k^{\tau,j} | \bar{\chi}_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau, Z_{k-1}, \text{single target}) = \frac{P_k^{\tau,j}}{\lambda_k^{\tau,j}} = \frac{\sum_{l=1}^{m_k^\tau} P_k^{\tau,l}}{\lambda_k^{\tau,l}} \quad (13)$$

$$\text{where, } \lambda_k^{\tau,l} = \lambda_k^l + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_k} P_D^\sigma P_G^\sigma P(\chi_k^\sigma | Z_{k-1}) p_k^{\sigma,l}$$

$$p_k^{\sigma,l} = \frac{N(\nu_k^{\sigma,l}; 0, S_k^\sigma)}{P_G^\sigma}$$

식 (12)와 식 (13)를 적용한 식 (11)의 확률의 의미는 단일 표적 상에서 측정치 $z_k^{\tau,j}$ 가 표적 τ 의 측정치일 사전 확률로 이를 확장하여 총 T 개의 표적이 존재할 때 측정치 $z_k^{\tau,j}$ 가 표적 τ 일 사전확률로 식 (11)을 근사화하면 다음과 같다.

$$P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_{k-1}) = P_k^{\tau,j} \approx P_D^\tau P_G^\tau Q^{\tau,j}(0) P(\chi_k^\tau | Z_{k-1}) \quad (14)$$

$$\text{where, } Q^{\tau,j}(0) = \prod_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_k} (1 - P_k^{\sigma,j})$$

위 식의 의미는 $z_k^{\tau,j}$ 가 표적 τ 를 제외한 다른 표적에서 기인되지 않을 사전확률을 의미한다.

식 (9)의 $p(z_k | \chi_k^\tau, \chi_k^{\tau,j}, Z_{k-1})$ 와 $p(z_k | Z_{k-1})$ 는 다음과 같다.

$$p(z_k | \chi_k^\tau, \chi_k^{\tau,j}, Z_{k-1}) \simeq P_k^{\sigma,l} \prod_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^{m_k^\tau} Q^{\tau,l}(0) \bar{\lambda}_k^{\tau,l} = \frac{P_k^{\tau,l}}{Q^{\tau,j}(0) \bar{\lambda}_k^{\tau,j}} \lambda_k^{\tau,0} \quad (15)$$

모든 사건 $\chi_k^{\tau,j}$ 와 $\chi_k^{\tau,0}$ 는 서로 Mutually Exclusive/Exhaustive 성질을 가지므로 모든 사건들에 대한 사후 확률의 합은 1이 되고 이로부터 Normalized Constant $p(z_k | Z_{k-1})$ 은 다음과 같다.

$$P(\chi_k^{\tau,0} | Z_k) + \sum_{j=1}^{m_k^\tau} P(\chi_k^\tau, \chi_k^{\tau,j} | Z_k) = 1 \quad (16)$$

$$p(z_k | Z_{k-1}) = \lambda_k^{\tau,0} \left[1 - P(\chi_k^\tau | Z_{k-1}) \phi_k^\tau \right] \quad (17)$$

$$\text{where, } \phi_k^\tau = P_D^r P_G^r \left(1 - \sum_{j=1}^{m_k^\tau} \frac{P_k^{\tau,j}}{\bar{\lambda}_k^{\tau,j}} \right)$$

식 (10)의 사후확률의 의미는 z_k^τ 의 측정치가 모두 클러스터일 사건으로 다음과 같이 3가지 사건으로 재분류 된다. 첫 번째는 표적 τ 가 존재하지 않을 사건이며, 두 번째는 표적 τ 가 존재하지만 탐지가 되지 않을 사건, 마지막은 표적 τ 가 존재하고 탐지되었지만 유효측정영역 밖에 존재할 사건이다. 이 사건들에 대하여 사전확률 $P(\chi_k^{\tau,0} | Z_{k-1})$ 을 구하면 다음과 같다.

$$P(\chi_k^{\tau,0} | Z_{k-1}) = \{1 - P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})\} + \{P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})(1 - P_D^r)\} + \{P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})P_D^r(1 - P_G^r)\} \\ = 1 - P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})P_D^r P_G^r \quad (18)$$

다음으로 식 (10)에서의 조건부 확률 함수인 $p(z_k | \chi_k^\tau, Z_{k-1})$ 를 구하면 다음과 같다.

$$p(z_k | \chi_k^{\tau,0}, Z_{k-1}) = \lambda_k^{\tau,0} \simeq \prod_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^{m_k^\tau} Q^{\tau,l}(0) \bar{\lambda}_k^{\tau,l} \quad (19)$$

$$\text{where, } \bar{\lambda}_k^{\tau,l} = \lambda + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_k} P_k^{\sigma,l} \frac{P_k^{\sigma,l}}{1 - P_k^{\sigma,l}}$$

결국, LM 기법에서 요구하는 사건 χ_k^τ 에 대한 사후 확률인, 즉 트랙 τ 가 추적 중인 표적이 존재할 사후 확률 $P(\chi_k^\tau | Z_k)$ 는 다음 식과 같다.

$$P(\chi_k^\tau | Z_k) = P(\chi_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau | Z_k) + \sum_{j=1}^{m_k^\tau} P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_k) \quad (20)$$

$$\simeq \frac{(1 - \phi_k^\tau) P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}{1 - \phi_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}$$

$$\text{where, } P(\chi_k^{\tau,j}, \chi_k^\tau | Z_k) \simeq \frac{P_D^r P_G^r P(\chi_k^\tau | Z_{k-1}) \left(\frac{P_k^{\tau,j}}{\bar{\lambda}_k^{\tau,j}} \right)}{1 - \phi_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}$$

$$\text{where, } P(\chi_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau | Z_k) = \frac{p(z_k | \chi_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau, Z_{k-1}) P(\chi_k^{\tau,0}, \chi_k^\tau | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \\ \simeq \frac{(1 - P_D^r P_G^r) P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}{1 - \phi_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}$$

여기서,

$$\phi_k^\tau = P_D^r P_G^r \left(1 - \sum_{j=1}^{m_k^\tau} \frac{P_k^{\tau,j}}{\bar{\lambda}_k^{\tau,j}} \right) \quad (21)$$

$$\text{where, } \bar{\lambda}_k^{\tau,l} = \lambda + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_k} P_k^{\sigma,l} \frac{P_k^{\sigma,l}}{1 - P_k^{\sigma,l}} \quad (22)$$

$$\text{where, } P_k^{\sigma,l} = P_D^r P_G^r \frac{P_k^{\sigma,l}}{\lambda} P(\chi_k^\sigma | Z_{k-1}) \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^{m_k^\sigma} \frac{P_k^{\sigma,i}}{\lambda}$$

식 (22)의 우변의 두 번째 항은 l 번째 측정치가 다른 트랙이 추적하는 표적으로부터 기인할 확률을 의미하고, 식 (23)은 l 번째 측정치가 트랙 σ 로부터 기인했을 때에 대한 사전확률을 의미한다.

위의 전체적인 식 (21)은 트랙 τ 에서 측정치 $z_k^{\tau,j}$ 에 대한 자료결합 확률을 의미한다. 지금까지 유도한 LM 알고리즘 기반의 트랙존재 사후확률 및 자료결합 확률은 LM-IPDAF[9] 방식이며, 결국 IPDAF[5-7]알고리즘에서 사용되는 클러스터 공간밀도 $\lambda_k^{\tau,j}$ 를 다른 트랙이 측정

치 $z_k^{\tau,j}$ 에 미치는 영향을 고려한 $\bar{\lambda}_{k,i}^\tau$ 로 바꾸어 줌으로써 LM-IPDAF[9] 알고리즘을 완성할 수 있다.

최종적인 LM-IPDAF[9] 알고리즘의 과정은 아래와 같다.

· 예측과정(Prediction Step)

$$\begin{aligned} \bar{x}_k &= \Phi \hat{x}_{k-1} \\ \bar{P} &= \Phi \hat{P}_{k-1} \Phi^T + Q \end{aligned}$$

· 쇠신과정(Update Step)

$$\hat{x}_k^\tau = \bar{x}_k + K_k^\tau \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^{\tau,j} \nu_k^{\tau,j}$$

$$\text{where, } \beta_k^{\tau,j} = P(\chi_k^{\tau,j} | \chi_k^\tau, Z_k) = \frac{P(\chi_k^\tau, \chi_k^{\tau,j} | Z_k)}{P(\chi_k^\tau | Z_k)}$$

$$= \frac{(1 - P_D^\tau P_G^\tau) \delta(j) + \left(P_D^\tau P_G^\tau \frac{P_k^{\tau,j}}{\bar{\lambda}_{k,i}^{\tau,j}} \right) (1 - \delta(j))}{1 - \phi_k^\tau}$$

$$\delta(k) = \begin{cases} 1, & k=0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \hat{P}_k^\tau &= \bar{P}_k + \frac{P_D^\tau P_G^\tau (1 - C_{\tau 0})}{1 - P_D^\tau P_G^\tau} K_k^\tau S_k^\tau (K_k^\tau)^T \beta_k^{\tau,0} - (1 - \beta_k^{\tau,0}) K_k^\tau S_k^\tau (K_k^\tau)^T \\ &+ K_k^\tau \left[\sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^{\tau,j} \nu_k^{\tau,j} (\nu_k^{\tau,j})^T - \nu_k^\tau (\nu_k^\tau)^T \right] (K_k^\tau)^T \end{aligned}$$

$$\text{where, } \nu_k^\tau = \sum_{l=1}^{m_k} \beta_k^{\tau,l} \nu_k^{\tau,l}$$

· 트랙존재확률(Track Existence Probability)

$$P(\chi_k^\tau | Z_k) = \frac{(1 - \phi_k^\tau) P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}{1 - \phi_k^\tau P(\chi_k^\tau | Z_{k-1})}$$

$$\text{where, } \phi_k^\tau = P_D^\tau P_G^\tau \left(1 - \sum_{l=1}^{m_k} \frac{P_k^{\tau,l}}{\bar{\lambda}_{k,i}^{\tau,l}} \right)$$

$$\bar{\lambda}_k^{\tau,l} = \lambda + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_k} p_k^{\sigma,l} \frac{P_k^{\sigma,l}}{1 - P_k^{\sigma,l}}$$

$$P_k^{\sigma,l} = P_D^\sigma P_G^\sigma \frac{\frac{P_k^{\sigma,l}}{\lambda}}{\sum_{i=1}^{m_k} \frac{P_k^{\sigma,i}}{\lambda}} P(\chi_k^\sigma | Z_{k-1})$$

위 식과 같이 LM-IPDAF[9]의 트랙존재확률 산출은, 식 (22), (23)을 이용한다. l 번째 측정치가 해당 트랙 τ

가 아닌 다른 트랙 σ 로부터 기인했을 상황을 고려하여 사전확률을 계산하고, 이를 통하여 트랙 τ 의 l 번째 측정치에 대한 예측 클러터밀도를 산출하게 된다.

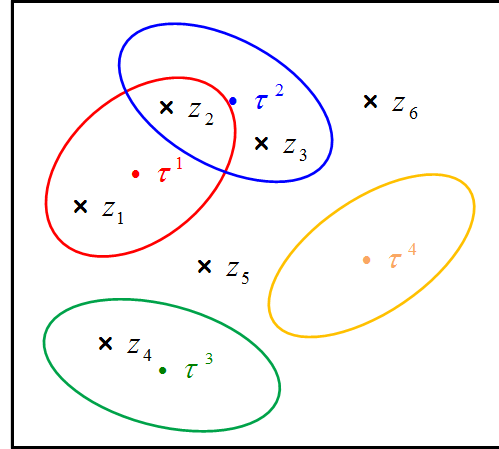


Fig. 2. Events that occur when tracking multiple targets

위 그림과 같이 트랙 τ_1 에 대한 z_1 의 예측 클러터밀도를 산출하기 위해서는 트랙 τ_2, τ_3, τ_4 를 관점으로 z_1 의 사전확률 값을 모두 구한 후 합산하여야 한다. 즉, 예측 클러터밀도 산출 대상인 트랙 τ_1 외의 모든 트랙을 고려하여 사전확률을 산출한다. 추적하는 표적의 개수가 많고 그에 따르는 트랙의 개수가 많아질 경우 발생할 수 있는 이벤트가 증가하게 된다. 이에 따라 연산량은 무수히 많아지며 필터의 추적 성능 또한 저하된다.

이와 반대로 식 (22)의 트랙 τ 외의 트랙인 σ 를 모두 이용하지 않고 최소의 σ 를 선별한 정보를 이용한다면 LM-IPDAF[9]의 성능은 개선될 수 있다.

본 논문에서는 사전확률 계산 시 추적 성능은 유지하면서 연산량을 효과적으로 줄일 수 있는 방안을 제시하고 기존의 방법과 성능을 비교 분석하고자 한다. 기존 LM-IPDAF[9]에서 제안하는 방식인 모든 트랙을 이용하여 사전확률 및 예측 클러터밀도를 산출하는 방법 대비 모든 트랙이 아닌 클러스터를 이루는 트랙만을 이용하여 사전확률 및 예측 클러터밀도를 산출하는 방법의 성능을 분석하였다. 식 (22)를 제안하는 방법에 적용하여 작성하면 다음과 같다. 식 (25)와 같이 기존의 모든 트랙을 나타내는 t_k 를 클러스터를 이루는 트랙만으로 제한한 t_c 로 한정하여 수식을 작성하였다.

$$\phi_k^\tau = P_D^\tau P_G^\tau \left(1 - \sum_{j=1}^{m_k^\tau} \frac{p_k^{\tau,j}}{\bar{\lambda}_k^{\tau,j}} \right) \quad (24)$$

$$\text{where, } \bar{\lambda}_k^{\tau,l} = \lambda + \sum_{\substack{\sigma=1 \\ \sigma \neq \tau}}^{t_c} p_k^{\sigma,l} \frac{P_k^{\sigma,l}}{1 - P_k^{\sigma,l}} \quad (25)$$

$$\text{where, } P_k^{\sigma,l} = P_D^\sigma P_G^\sigma \frac{p_k^{\sigma,l}}{\sum_{i=1}^{m_k^\sigma} \frac{p_k^{\sigma,i}}{\lambda}} P(\chi_k^\sigma | Z_{k-1}) \quad (26)$$

제안한 방법에 대하여 알고리즘을 구성하였고, 다음과 같이 표적존재확률 산출 시

- ① 클러스터를 이루는 트랙만을 이용하는 방법
- ② 모든 트랙을 이용하는 방법

에 대해 시뮬레이션을 구현하였고 이에 따라 달라지는 성능을 비교 및 분석하였다.

3. 시뮬레이션 결과 및 분석

본 논문에서 제안하는 트랙존재확률 산출 시 클러스터를 이루는 트랙만을 이용한 알고리즘의 성능을 검증하기 위해 모든 트랙을 이용하여 표적 존재확률을 산출하는 기존의 방법[9]과 성능을 비교하였다. 다수 표적 추적 알고리즘 성능 테스트를 위해 3개의 표적을 설정하였고, 표적들은 중간 지점(40초)에서 교차하는 시나리오이며, 가로 1600m, 세로 400m 인 2차원 영역에 대해서 $2 \times 10^{-4} \text{scan}/\text{m}^2$ 의 위치적으로 균일한 분포를 하는 클러스터 밀도 환경을 구성하였다.

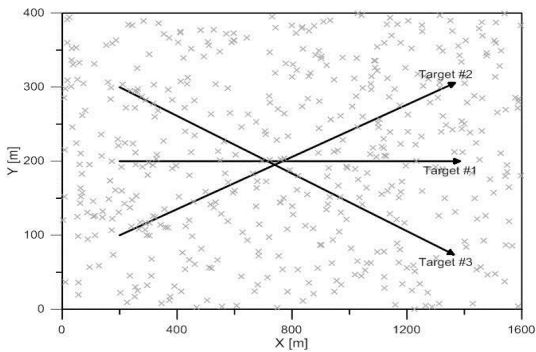


Fig. 3. Simulation Environment

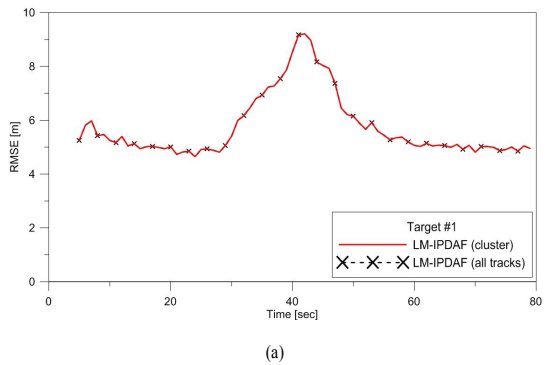
3개의 표적은 모두 15m/s로 등속도 운동을 하고, 추적 필터의 동역학 모델은 등속도 모델로 설계하였다.

공정잡음은 각 축 평균 0, 편차 $\sqrt{0.75} \text{m}/\text{s}^2$, 측정잡음은 각 축 평균 0, 편차 5m인 가우시안 분포이다. P_D 는 0.9이며, 시뮬레이션 시간 80초, 측정주기 1초이며, 500회의 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였다. 트랙 존재 확률 천이행렬은 Markov Chain one model을 사용하였고 천이행렬 각각의 값은 다음과 같다.

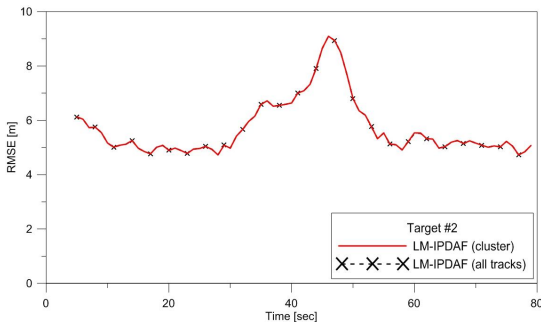
$$p_{11} = 0.98; p_{21} = 0; p_{12} = 0.02; p_{22} = 1;$$

시뮬레이션에서의 트랙관리 기법은 [17]과 동일하게 하였고, 트랙 초기화는 two-point initiation 방법을 적용하였다. 이때, 표적의 최대 속도는 $V_{\max} = 25\text{m}/\text{s}$ 로 설정하였다. 초기 트랙 존재 확률은 0.02이며, 추적 중 트랙존재확률이 확정 문턱 값을 넘으면 confirmation 트랙으로 간주하였고, 종료 문턱 값보다 작으면 termination 트랙으로 간주하여 종료하였다. 이때, confirmation threshold는 0.97, termination threshold는 0.01로 설정하였다. 확정 문턱 값을 두 방법에 대해 confirmed false track의 개수가 같은 값이다. 두 개 이상의 트랙이 낮은 불확실성을 가지고 하나의 표적을 추적할 때 두 트랙을 merging 하였는데, 이때 merging threshold는 1로 설정하였다.

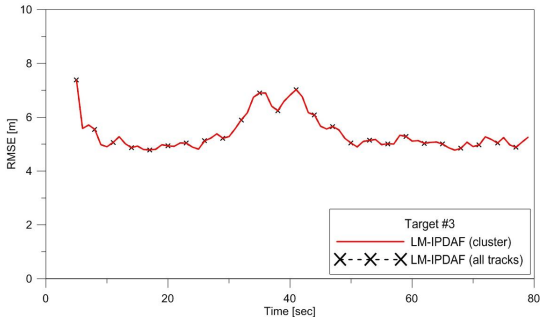
위의 시뮬레이션에 대해 기존의 방법과 제안하는 방법의 RMSE(m), Confirmed True Track 개수, 시뮬레이션 처리 시간을 비교하였으며, 결과는 다음과 같다.



(a)



(b)



(c)

Fig. 4. Distance RMSE[m] (a) Target #1 (b) Target #2 (c) Target #3

그림 4는 클러스터를 이루는 트랙을 이용한 방법과 모든 트랙을 이용한 방법에 대하여 표적 3개의 위치 RMSE 확인한 결과이다. RMSE는 실제 표적의 위치 값과 필터가 추정하는 위치 값의 오차 제곱을 평균 낸 값이다. 표적이 교차하는 40초 시점에서 RMSE가 상승하고, 교차하지 않는 나머지 구간에서는 수렴하는 것을 알 수 있다. 위치 RMSE 분석 결과 동일하진 않지만 소수점 3번째 자리 이상의 값에서 차이를 보이는 것으로 보아 유사한 RMSE 결과를 나타내는 것을 확인 할 수 있고, 두 방법 모두 다수의 표적에 대해 견실하게 추적 성능을 유지한다. 이를 통해 제안하는 알고리즘이 모든 트랙을 이용하여 트랙 존재확률을 산출하는 기존의 LM-IPDAF[9] 알고리즘과 오차를 내지 않고 최적의 추적 성능을 나타내는 것을 확인 할 수 있다.

다음은 두 방법에 대한 Confirmed True Track 결과를 나타낸다.

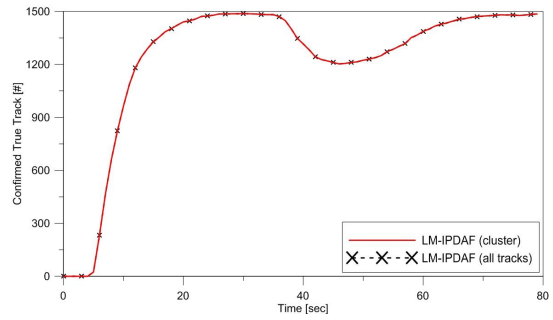


Fig. 5. Confirmed True Track

Confirmed True Track의 최대값은 1,500개로 총 500회 몬테칼로 시뮬레이션에서 발생한 1,500개의 표적을 나타낸다. 따라서 그래프가 1,500에 가까울수록 설계한 필터가 표적을 견실하게 추적하는 것으로 해석할 수 있다. 결과 표적이 교차하는 40초 시점에서 Confirmed True Track 개수가 감소하고, 다시 수렴하여 추적 성능을 유지하는 것을 확인할 수 있으며, 이는 전형적인 다수표적 추적 필터의 성능을 나타낸다. 다음은 두 방법의 결과 차이가 발생하는 시간에 대한 Confirmed True Track 값을 나타낸다. (LM-IPDAF* : cluster, LM-IPDAF : all tracks)

Table 1. Confirmed True Track Result by Time

time	LM-IPDAF*	LM-IPDAF
52	1239	1238
58	1352	1351
59	1367	1366
60	1387	1386
61	1401	1400
62	1418	1417
63	1428	1427
64	1436	1435
65	1446	1445
66	1457	1456
67	1460	1459
68	1467	1466
69	1472	1471
70	1474	1473

두 방법 모두 같은 수치의 결과는 아니지만 모든 시간에 대해서 한 개 표적의 추적 성능 차이로 동일한 성능을 나타내는 것을 확인하였다. Confirmed True Track 결과에서도 볼 수 있듯이 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘과 오차 없이 표적 추적 성능을 나타내는 것을 확인할 수 있다.

표 2은 두 방법의 알고리즘 처리 소요시간을 비교한 것이다. (LM-IPDAF* : cluster, LM-IPDAF : all tracks)

Table 2. Comparison of simulation run time (unit:sec)

Method	Scan	Scenario	Total
LM-IPDAF*	0.009142	0.750480	348.228219
LM-IPDAF	0.010190	0.905711	438.736491

* Intel(R) Core(TM) i5-4210M CPU 2.60GHz, RAM 8.00 GB

알고리즘 처리 소요시간 비교를 위해 Scan, Scenario, Total 시간에 대해서 측정하였으며, 그 결과 제안하는 방법이 평균 시뮬레이션 처리 시간을 각각 Scan 10.3%, Scenario 17.1%, Total 20.6% 감소시키는 것을 확인할 수 있다. 클러스터 밀도가 높은 환경일수록 알고리즘 처리 시간측면에서의 차이는 더욱 커질 것이라 판단한다.

결론적으로 트랙존재확률 산출 시 모든 트랙 정보를 이용할 경우 클러스터를 이루는 트랙 외에는 대부분 위치적으로 불필요한 정보로써 산출 과정에 미치는 가중치가 미미한 것을 알고리즘을 통해 확인하였고, 두 방법의 추적 성능이 동일함을 시뮬레이션을 통해 검증하였다. 그리고 필요한 트랙 정보만을 이용하여 트랙존재확률을 산출하는 제안 방법이 알고리즘 처리 속도 측면에서 향상된 것 또한 확인하였다.

4. 결론

본 논문에서는 다수표적 추적 알고리즘인 LM-IPDAF[9]가 가지는 추적 성능은 유지하면서, 알고리즘 처리 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 트랙존재확률 산출 시 추적하는 해당 트랙과 관련이 없는 불필요한 트랙 정보를 포함하지 않고 클러스터를 이루는 필요한 트랙 정보만을 고려함으로써 알고리즘 성능을 향상시키는 방법이다. 이에 대한 검증을 위해 클러스터 환경에서의 표적 존재 유무에 대한 확률적 평가를 이용한 LM-IPDAF[9]의 표적존재확률을 유도하였다. 또한 트랙관리를 수행하였고, 시뮬레이션을 통해 클러스터 밀도 추정 방법에 따른 성능을 비교 및 분석하였다. 그 결과를 통해 사전확률을 구하는데 있어 두 가지 방법의 표적 추적 성능은 유사하지만 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 알고리즘 처리 시간 측면에서 약 20% 단축 효과를 볼 수 있는 것을 확인할 수 있다. 제안하는 방법

을 클러스터 환경에서 다수의 표적 추적 시에 많은 연산시간을 필요로 하는 레이더 추적, 영상 추적에 적용함으로써 기존의 방법과 동일한 표적 추적 성능을 가지면서 알고리즘 처리 시간 측면에서 효과를 볼 수 있을 것으로 판단한다.

References

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, Tracking and Data Association, Academic Press, New York, 1988.
- [2] Y.Bar-Shalom and X. R. Li, Estimation and Tracking, Principles, Techniques, and Software, ArtechHouse, 1993.
- [3] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, Multitarget - multisensor Tracking, Principles and Techniques, Storrs, CT : YBS Publishing, 1995.
- [4] Y.Bar-Shalom, X. R. Li, and Kirubarajan, Estimation with Applications to Tracking and Navigation, Wiley, New York, 2001.
- [5] D. Musicki, R. Evans and S.S tankovic, "Integrated Probabilistic Data Association (IPDA)", Proceedings of the 31st Conference on Decision and Control, Tucson, Artzone, Dec. 1992.
- [6] D. Musicki, R. Evans, "Integrated Probabilistic Data Association in Clutter with Finite Resolution Sensor," Proceedings of the 32nd Conference on Decision and Control, San Astonlo, Texas, Dec. 1993.
DOI: <https://doi.org/10.1109/cdc.1993.325012>
- [7] 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.
DOI: <https://doi.org/10.1109/9.293185>
- [8] D. Musicki, R. Evans, "Joint integrated probabilistic data association : JIPDA", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol. 40, no. 3, pp. 1093-1099, Jul. 2004.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1337482>
- [9] D. Musicki, B. 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.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2008.4655350>
- [10] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in Clutter with nearest neighbor filters :Analysis and Performance," IEEE Trans. AES, vol. 32, no. 3, pp. 995-1010, Jul. 1996.
DOI: <https://doi.org/10.1109/7.532259>
- [11] X. Rong Li, "The PDF of Nearest Neighbor Measurement and A Probabilistic Nearest Neighbor Filter for Tracking in Clutter," The Proceedings of the 32nd Conference on Decision and Control, San Antonio, Texas, pp.918-923, Dec. 1993.
- [12] Song, T. L., Lee, D. G. and Ryu, J. h, "A probabilistic

- nearest neighbor filter algorithm for tracking in clutter Environment," Signal Processing, vol. 85, Issue10, pp. 2044-2053, Oct. 2005.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2005.01.016>
- [13] Song, T. L. and Shin, S. J., "A Probabilistic Nearest Neighbor Filter for m validated measurements," Proceedings of the 6th International Conference on Information Fusion, Carins, Australia, 7. 2003.
- [14] Song, T. L. and Lee, D. G., "A Probabilistic Nearest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurements," IEEE Transaction on Signal Processing, vol. 54, no. 7, pp. 2797-2802, July. 2006.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TSP.2006.874803>
- [15] X. Rong Li, Probability, Random Signals, and Statistics, CRC, 1999.
- [16] Athanasios Papoulis, S. Unnikrishna Pillai, Probability, Random Variables and Stochastic Processes Fourth edition, McGraw Hill, 2002.
- [17] 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.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TAES.2004.1309992>
-

유 인 제(In-Je Yoo)

[정회원]



- 2012년 8월 : 한양대학교 전자공학과 (공학사)
- 2014년 8월 : 한양대학교 전자시스템공학과 (공학석사)
- 2014년 8월 ~ 현재 : 국방기술품질원 연구원

<관심분야>

레이다시스템, 표적추적 시스템, 자료결합

박 성 제(Sung-Jae Park)

[중신회원]



- 2012년 2월 : 한국항공대학교 항공시스템공학과 (공학사)
- 2014년 8월 : 일리노이주립대학교 MBA (경영학석사)
- 2011년 8월 ~ 2013년 8월 : 캐세이퍼시픽항공 항공정비사
- 2014년 12월 ~ 현재 : 국방기술품질원 연구원

<관심분야>

항공, 체계공학, 경영전략, 업무환경