

클러터가 존재하는 환경에서의 HPDA를 이용한 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬 연구

論 文

56-10-22

A Study of Automatic Multi-Target Detection and Tracking Algorithm using Highest Probability Data Association in a Cluttered Environment

金 多 売^{*} · 宋 澤 烈^{*}
(Da-Soul Kim · Taek-Lyul Song)

Abstract - In this paper, we present a new approach for automatic detection and tracking for multiple targets. We combine a highest probability data association(HPDA) algorithm for target detection with a particle filter for multiple target tracking. The proposed approach evaluates the probabilities of one-to-one assignments of measurement-to-track and the measurement with the highest probability is selected to be target originated, and the measurement is used for probabilistic weight update of particle filtering. The performance of the proposed algorithm for target tracking in clutter is compared with the existing clustering algorithm and the sequential monte carlo method for probability hypothesis density(SMC PHD) algorithm for multi-target detection and tracking. Computer simulation studies demonstrate that the HPDA algorithm is robust in performing automatic detection and tracking for multiple targets even though the environment is hostile in terms of high clutter density and low target detection probability.

Key Words : HPDA(Highest Probability Data Association), MTT(Multi-Target Tracking), PHD(Probability Hypothesis Density), Data Association, Particle Filter

1. 서 론

실제 상황에서 이루어지는 표적 추적은 추적 레이더나 소나 및 여타의 추적 장비들을 이용하여 얻어지는 표적의 반사 신호로부터 표적의 위치나 속도 등의 상태변수를 추적하는 것이다. 레이더를 이용한 표적 추적은 표적이 반사하는 신호를 획득하고 이 신호에 대한 신호처리 과정을 통하여 획득되는 정보들을 측정치로 하여 $\alpha-\beta$ 필터나[1] 칼만 필터[1], 확장 칼만 필터[1] 등의 동력학 필터의 추정치를 이용하여 이루어진다. 소나를 이용한 표적 추적은 크게 수동 소나를 이용한 표적 추적과 능동 소나를 이용한 표적 추적으로 나뉜다. 수동 소나의 경우에는 잠수함이나 적함 등의 표적이 가지는 엔진 소음이나 그 외 여러 가지 방사 소음을 신호 처리하게 되었을 경우 획득되는 소나를 장착한 자함파 표적과의 상대적 방위각 정보를 측정치로 하고 능동 소나의 경우에는 직접 음파를 송신하고 적함이나 여러 수중 산란원들에 의하여 반사되는 음파를 수신하여 이를 신호 처리하여 획득되는 정보를 측정치로 이용한다. 또한 적외선 탐색 장비를 이용하는 경우에는 표적이 가지는 열잡음을 적외선 센서로 탐지하여 이를 측정치로 하여 표적 추적을 수행하게 된다. 레이더, 소나 및 여타의 추적 장비들을 이용하는 대부분의 경우에 추적하고자 하는 표적의 반사 신호

외에도 그 근원이 불분명한 추적 장비의 센서 측정치들이 존재하게 되는데 이를 흔히 클러터라고 하며 이러한 환경을 클러터 환경이라고 한다. 이와 같이 클러터가 존재하는 환경에서의 표적 추적을 위해서는 앞에서 열거한 단순한 추적 필터인 $\alpha-\beta$ 필터나[1] 칼만 필터(Kalman Filter)[1]만을 통해서 표적을 추적하는 것은 불가능한 일이다. $\alpha-\beta$ 필터나 칼만 필터의 경우에는 획득되는 측정치가 표적의 측정치만 존재한다는 것과 표적의 탐지 확률 P_D 가 1이라는 가정을 필요로 한다. 물론 획득되는 반사 신호에 대해서 적절한 신호처리 과정을 통하여 단 하나의 표적 측정치만을 가지게 된다면 좋겠지만 대부분의 경우에는 불가능한 일이기 때문에 다수의 클러터가 존재하는 환경에서는 그 환경에 적합한 표적 추적 필터 구조가 필요하다.

클러터가 존재하는 환경에서의 효과적인 표적 추적을 위해서는 여러 가지 알고리듬이 결합된 필터 구조를 요구한다. 가장 먼저 요구되는 것은 획득되는 측정치들로부터 표적을 탐지하는 알고리듬이다. 이는 표적의 개수를 정확히 모르는 경우에는 실제 존재하는 표적의 개수를 추정하는 알고리듬도 포함한다. 단일 표적의 경우에는 시간 k 에 m_k 개의 다수의 측정치가 존재한다고 했을 때 각각의 측정치는 $\frac{1}{m_k}$ 의 표적의 측정치일 확률을 가지기 때문에 이들로부터

표적의 측정치를 단번에 찾는 것은 불가능한 일이다. 그리하여 여러 시간의 측정치 정보들을 이용하는 알고리듬이 일반적이며 합리적인 표적 탐지 알고리듬이라 할 수 있다. 이렇듯 여러 시간의 측정치 정보들을 가지고 표적의 초기 위치나 속도 등을 추정하여 표적을 탐지하고 트랙을 형성하는

* 교신저자, 正會員 : 漢陽大學 工大 電子電氣制御計測學科
博士課程.

E-mail : kimsasori@hanyang.ac.kr

* 正 會 員 : 漢陽大學 工大 電子電氣制御計測學科 正教授.

接受日字 : 2007年 5月 28日

最終完了 : 2007年 8月 17日

알고리듬을 배치 알고리듬이라고 한다[2,3,4]. 클러터 환경에서 사용하는 대표적인 배치 알고리듬으로는 ML-PDA (Maximum Likelihood - Probabilistic Data Association)[2], PMHT(Probabilistic Multiple Hypothesis Tracking)[3], EM-ML(Expectation Maximization-Maximum Likelihood) [4] 등이 널리 알려져 있지만 이러한 배치 알고리듬은 여러 시간의 측정치 정보들을 수집하여 수치적 최적화를 수행해야하기 때문에 표적을 탐지하는데 많은 시간을 소요할 뿐 아니라 최적화 해를 보장받기 위해서는 적절한 초기치를 알아야 한다는 단점도 존재한다. 배치 알고리듬이 가지는 이와 같은 단점을 해결하기 위해서는 최소한의 측정치 정보들을 이용하여 표적의 초기 위치나 속도 등과 같은 초기치에 대한 불확실성을 포함하고서도 실시간으로 표적의 존재 유무를 알려주는 순차 알고리듬이 요구된다. 다중 표적 시에 표적의 개수를 미리 아는 경우에 대해서는 표적을 추적하는 트랙과 측정치들간의 결합을 수행하게 하는 자료 결합 기법이나 추적 필터의 구조에 대해서는 많은 알고리듬이 존재하고 이론이 정립되어 있으므로 다중 표적의 자동 탐지 및 추적에 있어서 실제적으로 필요한 것은 표적의 개수를 추정하는 알고리듬이라 할 수 있겠다. 이와 같이 표적의 개수를 자동으로 추정하며 추적을 수행하는 순차 알고리듬으로 알려진 것들로는 영국의 캠브리지 대학의 신호 처리 연구팀에서 제안한 클러스터링 알고리듬과[5] 미국의 록히드마틴사 (Lockheed Martin)의 R.P. Mahler가 제안한 PHD (Probability Hypothesis Density)[6] 알고리듬이 있다. 클러스터링 알고리듬은 표적의 개수를 안다는 가정에서 다중 표적을 추적할 때 사용하는 자료 결합 기법인 JPDA(Joint Probabilistic Data Association)와[7] 파티를 필터링 기법에 근거한 알고리듬이며 PHD 알고리듬은 칼만 필터가[1] 근거로 하는 랜덤 프로세스 이론(Random Process)을 바탕으로 하는 이론이 아니라 FISST (Finite Set Statistics)을[8] 근간으로 하는 알고리듬으로 Point Process 이론을 따르는 알고리듬이다[8]. 그리고 널리 알려진 두 알고리듬 외에 새로운 알고리듬으로 본 논문에서 제안하는 HPDA (Highest Probability Data Association)[9] 알고리듬이 있다. 그리하여 본 논문에서는 클러터가 존재하는 환경에서 다수의 표적을 자동으로 탐지하고 추적하는 알고리듬으로 HPDA 알고리듬을 새로이 제안하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 기존의 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬인 [5]의 클러스터링 알고리듬과 [6]의 PHD 알고리듬과 비교함으로서 그 성능을 검증하고자 한다.

2. 본 론

새로운 표적을 자동으로 탐지하고 탐지된 표적을 자동으로 추적, 사라지는 표적에 대해서는 추적을 중단하는 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬에 대한 이론은 아직 체계화되어 있지 않으나 근래에 들어서 다양한 분야에서 활발하게 연구되고 있다. 이미 연구된 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬 중에 대표적인 것들을 살펴보면 [5]의 클러스터링 알고리듬과 [6]의 SMC PHD (Sequential Monte Carlo Methods for PHD) 알고리듬 등이 있다. 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬과 클러스터링 알고리듬, SMC PHD

알고리듬에서 공통적으로 사용한 가정은 다음과 같다.

2.1 시스템 모델링

각 알고리듬에 사용한 표적의 동력학 방정식은 다음의 식 (1)에서 볼 수 있는데 각 가속도에 따른 좌표축 기동 모델을 사용하였으며 측정 방정식은 식 (3)에서 볼 수 있는데 측정 센서와 표적과의 상대거리 및 방위각을 측정치로 가진다. 식 (1)에서의 상태변수 $X_k = [x_k, y_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k]^T$ 는 표적의 상태 변수로서 x, y 축 위치와 속도 정보를 가지며 표적의 기동 모드에 따른 상태 천이 행렬은 다음의 식 (2)에서 확인할 수 있다.

$$X_{k+1} = F^{(r_{k+1})}(X_k) + T_k v_k, \quad v_k \sim N(0, [\sigma_{x,y}^2 \times I_{2 \times 2}]) \quad (1)$$

$$F_{j=2,3}^{(j)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} & \frac{(\cos(\Omega^{(j)} T) - 1)}{\Omega^{(j)}} \\ 0 & 1 & \frac{(1 - \cos(\Omega^{(j)} T))}{\Omega^{(j)}} & \frac{\sin(\Omega^{(j)} T)}{\Omega^{(j)}} \\ 0 & 0 & \cos(\Omega^{(j)} T) & -\sin(\Omega^{(j)} T) \\ 0 & 0 & \sin(\Omega^{(j)} T) & \cos(\Omega^{(j)} T) \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$F^{(1)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \text{ where } \Omega^{(j)} = \frac{(-1)^{(j)} a_m}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2}}$$

$$z_k = \begin{bmatrix} \sqrt{x_k + y_k} \\ \tan^{-1} \frac{y_k}{x_k} \end{bmatrix} + w_k, \quad w_k = \begin{bmatrix} w_r \sim N(0, \sigma_r^2) \\ w_\theta \sim N(0, \sigma_\theta^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 T 는 시간 주기를 의미하며 v_k 는 표적의 동력학 모델의 공정 잡음으로 백색 가우시안 잡음이며 w_k 는 측정 잡음이며 식 (3)에서 볼 수 있듯이 백색 가우시안 잡음으로 모델링하였다.

2.1.2 가정

본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬과 클러스터링 알고리듬 및 SMC PHD 알고리듬에서 공통적으로 사용한 가정은 다음과 같다.

가정 1) 표적의 신호 세기 a 는 χ^2 분포(Chi-Square)를 하며 확률 밀도 함수(pdf)는 다음과 같고

$$p_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \quad (4)$$

ρ 는 SNR(Signal to Noise Ratio)을 나타낸다. 표적 신호가 아닌 클러터의 신호 세기 a 의 분포는 식 (5)를 만족한다.

$$p_0(a) = e^{-a} \quad (5)$$

가정 2) 표적 측정치의 개수를 m^T 라 하고 $m^T=1$ 인 확률 $P(m^T=1)$ 은 $P_D P_G$ 이다. 여기에서 P_D 는 표적의 탐지 확률로서 표적의 신호 세기 a 가 문턱값 τ 을 넘을 확률이며 P_G 는 표적이 유효 측정치 영역 (validation gate)내에 존재할 확률을 나타낸다. P_D 는 가정 1)로부터 $P_D = e^{-\frac{\tau}{1+\rho}}$ 을 만족하고 클러터 신호의 세기 a 가 문턱값 τ 를 넘을 확률 오경보 확률 $P_{fa} = e^{-\tau}$ 을 만족한다.

가정 3) 유효 측정치 영역내의 표적 신호가 아닌 클러터 신호의 수를 m^F 라 하면 m^F 다음과 같은 푸아송(Poisson) 분포를 한다.

$$\mu_F(m) = P(m^F = m) = \frac{(\lambda V_G)^m}{m!} e^{-\lambda V_G} \quad (6)$$

여기에서 λ 는 클러터의 공간 밀도를 나타내고 유효 측정치 영역의 부피는 V_G 로 하며, 클러터는 V_G 내에서 공간적으로 균일하게 분포한다.

가정 4) 각 측정치들의 신호의 세기와 위치는 시공간상에서 서로 독립적이며 클러터와 표적의 신호세기와 위치 또한 시공간 상에서 독립적이다.

2.2 클러스터링 알고리듬(Clustering Algorithm)

[5]의 클러스터링 알고리듬은 영국의 캠브리지 대학의 신호 처리 연구팀에서 제안한 알고리듬으로 센서로부터 획득되는 측정치 정보들을 이용하여 ROIs(Regions of Interest)를[5] 형성하고 지속적으로 유지되는 ROIs에 대해서 새로운 표적이라 판단하여 이에 트랙을 할당하여 표적을 탐지, 탐지된 표적에 대해서는 추적을 수행하는 알고리듬이다. 센서의 가시 영역(field of view) 전체를 측정치 유효 영역으로 하여 배치 알고리듬과 유사하게 일정 구간동안의 측정치 정보들을 수집하여 이를 통하여 ROIs를 생성한다. 클러스터링 알고리듬은 ROIs의 생성과 사라짐을 연속적으로 모니터링하는 것을 통하여 이루어진다. 새로운 표적의 탐지를 의미하는 ROIs로부터의 트랙의 할당은 Birth Move Step을[5] 통하여 이루어지며 추적하던 표적이 센서의 가시 영역에서 사라지는 것을 의미하는 ROIs의 사라짐은 Death Move Step을[5] 통하여 이루어진다.

클러스터링 알고리듬에서 가장 중요한 부분은 ROI를 어떻게 생성하느냐하는 Set ROIs Step에[5] 관한 것인데 Set ROIs Step에서는 측정치들 간의 정규화 거리(normalized distance)를 구하여 이 값을 ROI를 생성하는 판단근거로 사용한다. 즉 측정치들의 집합 그룹으로부터 ROI를 형성하는 과정은 시간 $k-\eta$ 의 한 측정치와 시간 $k-\eta+1$ 의 측정치들 간의 정규화 거리를[5] 구하고 가장 작은 거리 값을 가지는 시간 $k-\eta+1$ 의 측정치를 구하는 과정을 시간 t 까지 계속 한다. 이러한 과정을 통하여 시간 간격 η 동안 가장 근접하게 형성되는 측정치 집합을 구할 수 있게 된다. 가장 작은 거리 값을 가진다 하더라도 그 거리가 일정 문턱값 ϵ_w 보다

크면 ROI를 형성할 수 없으며 ROI를 형성하더라도 ROI가 가지는 측정치의 개수의 문턱값인 $P_D \times \eta$ 를 넘지 못하면 형성된 ROI는 유효하지 못하다[5]. 즉 시간 간격 η 동안 연속성이 있는 측정치들을 모아서 이를 집합으로 형성하는데 가장 가까운 측정치들 간의 거리는 ϵ_w 보다 작아야 하며 ROI가 포함하는 측정치들의 개수는 $P_D \times \eta$ 보다 커야한다. 정규화 거리를 계산하기 위한 공분산 행렬은 $2\Sigma_w$ 로 가정하는데 Σ_w 는 식 (3)의 측정 잡음 공분산을 따른다[5]. 이는 두 측정치가 모두 표적의 측정치라면 연속성을 가지고 있을 것이라는 것과 표적은 천천히 기동한다고 가정하기 때문인데 이는 샘플링 시간이 크거나 기동이 심한 표적에 대해서는 ROI가 형성되지 않을 가능성이 높다. 이렇게 형성된 ROI들은 Birth Move Step에서 새로운 표적을 추적하는 트랙으로 초기화하는데 사용되거나 이미 존재하고 있는 트랙과 결합한다[5].

이와 같이 클러스터링 알고리듬은 표적으로부터 생성된 ROI는 그 연속성이 지속될 것이라는 것과 연속성이 없는 ROI에는 표적 추적을 위한 노력을 기울일 필요가 없다는 것에 그 기초를 두고 있다. 즉 클러스터링 알고리듬은 ROIs의 생성과 사라짐, 그리고 그 연속성에 핵심이 있지만 ROIs가 직접적으로 측정치들과 표적들을 추적하는 트랙들 사이의 자료 결합에 영향을 미치지 않는다는 점이 특징적인 점인데 추적 필터로는 파티클 필터를, 자료 결합 방법은 JPDA를 사용한다[5,7]. JPDA는 모든 표적과 모든 측정치를 파의 결합 확률 계산을 요구하므로 표적의 개수 및 측정치의 개수가 증가할수록 계산량이 기하급수적으로 증가하는 단점을 가지고 있다. 특히나 JPDA의 자료 결합 방법이 적용된 파티클 필터에서는 계산량 증가가 아주 큰 문제점으로 지적될 수 있다. 그리하여 [5]의 클러스터링 알고리듬에서는 m -best 2-D measurement-to-target assignments 알고리듬을[5] 적용하여 계산량을 줄이고자 하였다. 클러스터링 알고리듬을 이용한 다중 표적 탐지 및 추적 알고리듬은 다음의 그림과 같은 과정을 통하여 이루어진다.

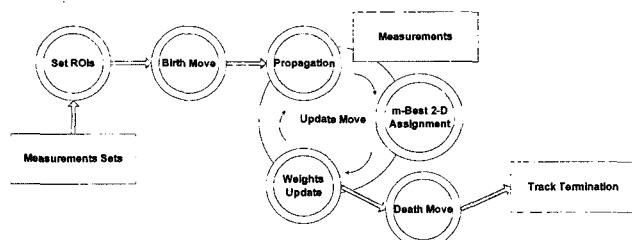


그림 1 클러스터링 알고리듬의 개요

Fig. 1 Flow chart of the Clustering Algorithm

2.3 Sequential Monte Carlo Methods for PHD

[6]의 SMC PHD(Sequential Monte Carlo Methods for Probability Hypothesis Density) 알고리듬은 [8]의 PHD 알고리듬을 파티클 필터의 형태로 구성한 알고리듬이다. 서론에서 언급한바와 같이 PHD 알고리듬은 기존의 랜덤 프로세스 이론을 따르지 않아 일반적인 추정 필터와 달리 상태 변

수 추정에 따른 추적 케이스를 제공하지 않고 알고리듬의 출력으로 표적의 상태변수 추정치를 여러 점들이나 영역으로 제공한다[6,8]. 칼만 필터 계열의 일반적인 추정 필터 알고리듬들과는 달리 SMC PHD는 태생적으로 다수의 표적의 생성과 사라짐을 알고리듬 내부적으로 탐지 및 관리하도록 되어 있으며 표적의 개수 추정 기능도 가지고 있다. 대부분의 다중 표적 추적 알고리듬들은 표적의 추정 개수에 따라 추적 필터의 개수가 결정된다. 즉 일반적인 다중 표적 추적 알고리듬에서는 표적이 n 개 존재한다고 하면 n 개의 추적필터가 필요하지만 SMC PHD 알고리듬은 하나의 추적 필터로 n 개의 표적을 동시에 추적한다. SMC PHD 알고리듬의 간단한 개요를 그림 2에서 볼 수 있는데 일반적인 파티클 필터와 별반 다르지 않음을 알 수 있으나 깊게 살펴보면 새로운 표적의 탐지를 위한 New Born Particle 과정이[6] 추가적으로 필요하며 중요 가중치를 쇄신하는 Weights Update 과정에서 SMC PHD가 기반하고 있는 PHD 알고리듬이 구현된다.

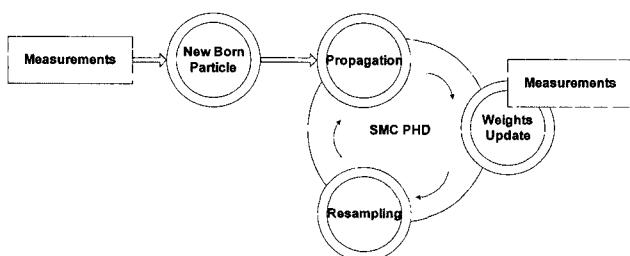


그림 2 SMC PHD 알고리듬의 개요

Fig. 2 Flow chart of the SMC PHD

2.4 Highest Probability Data Association

마지막으로 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬은 시간 k 의 유효한 m_k 개의 측정치에 대해서 트랙 후보자를 생성하고 이들의 트랙 존재 확률을 계산하여 이 값이 일정 문턱값을 넘는 트랙 후보자를 표적으로 판단하는 알고리듬이다. 트랙 후보자라는 것은 측정치 하나에 하나의 파티클 필터나 칼만 필터를 할당하는 것을 의미한다. HPDA 알고리듬은 m_k 개의 유효한 측정치를 신호 세기가 큰 순서대로 정렬하여 각 측정치의 신호 세기의 순서 정보와 트랙의 중심과 측정치 사이의 거리 정보를 이용하여 표적신호일 확률이 가장 높은 측정치를 표적의 측정치로 하여 그 측정치가 표적일 확률을 이용하여 트랙을 쇄신하는 자료 결합 기법을 포함한다. 대부분의 자료 결합 기법들이 거리 정보를 이용하는 NN(Nearest Neighbor)계열과[10] 신호세기 정보를 이용하는 SN(Strongest Neighbor)계열의[11] 필터 알고리즘으로 나뉘는데 HPDA 알고리듬은 다수의 측정치들 중에서 표적의 측정치를 찾기 위해서 거리 정보와 신호 세기 정보 모두를 확률적으로 결합하여 사용하는 효과적인 알고리듬이다 [9]. HPDA 알고리듬은 측정치의 신호세기 정보와 추적 필터의 예측위치와 측정치간의 거리정보를 이용하여 상태변수를 쇄신하는 자료 결합 기법으로서 모든 측정치에 대해서 결합 확률을 계산하고 결합 확률이 가장 큰 측정치를 표적의 측정치로 하는 알고리듬이다. 표적의 동력학 모델에 따

른 상태 방정식과 센서의 모델에 따른 측정치의 상태 방정식에는 표적의 신호 세기에 대한 모델링이 들어가지 않으므로 상태 변수 쇄신에 신호 세기 정보를 직접적으로 사용하지 않고 신호 세기 순서에 따른 order statistic 이론에[12] 근거하여 간접적으로 사용하는 방식을 따랐다.

측정치의 신호 세기의 순서를 나타내는 변수를 l 로 하면 $\{z_k^l\}_{l=1}^{m_k} = \{z_k^1, z_k^2, \dots, z_k^{m_k}\}$ 이고 z_k^1 은 시간 k 에 센서로부터 획득한 m_k 개의 측정치 중에서 신호 세기가 가장 큰 측정치를 나타내고 $z_k^{m_k}$ 는 신호 세기가 가장 약한 측정치를 의미한다. l 번째 신호세기를 가지는 측정치 z_k^l 의 신호 세기 정보를 a 라고 하고 이 측정치가 표적일 가설을 M_T^l , 이 측정치가 표적이 아닌 클러터일 가설을 M_F^l 로 하겠다. 측정치 z_k^l 가 클러터라는 가설 M_F^l 에 대해서 z_k^l 의 신호 세기 정보 a 는 다음의 네 가지 중 하나의 상황에 해당된다.

- i. 표적의 측정치가 유효 측정치 영역에 존재하고 탐지되었고 신호 세기 정보가 l 번째 측정치의 신호 세기 a 보다 큰 경우
- ii. 표적의 측정치가 유효 측정치 영역에 존재하나 탐지되지 않았을 경우
- iii. 표적의 측정치가 유효 측정치 영역에 존재하고 탐지되었고 신호 세기 정보가 l 번째 측정치의 신호 세기 a 보다 작은 경우
- iv. 표적의 측정치가 유효 측정치 영역 밖에 존재하는 경우

위의 네 가지 경우에 대해서 측정치 l 번째 신호 세기를 가지는 z_k^l 가 클러터라는 조건에서 신호 세기 정보 a 의 확률 분포 함수 $p(a, M_F^l, m_k)$ 는 각각의 경우에 대해서 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 i. \quad p(a, M_F^l, m_k) &= P_D P_G \left(\frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} \right) \frac{(m_k - 1)!}{(l-2)!(m_k - l)!} \times \\
 &\quad \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-2} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \mu_F(m_k - 1) \\
 ii. \quad p(a, M_F^l, m_k) &= (1 - P_D) P_G \frac{m_k!}{(l-1)!(m_k - l)!} \times \\
 &\quad \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \mu_F(m_k) \\
 iii. \quad p(a, M_F^l, m_k) &= P_D P_G \left(1 - \frac{e^{-\frac{a}{1+\rho}}}{P_D} \right) \frac{(m_k - 1)!}{(l-1)!(m_k - l - 1)!} \times \\
 &\quad \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l - 1} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \mu_F(m_k - 1) \\
 iv. \quad p(a, M_F^l, m_k) &= (1 - P_G) \frac{m_k!}{(l-1)!(m_k - l)!} \times \\
 &\quad \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \mu_F(m_k)
 \end{aligned}$$

$p(a, M_F^l, m_k)$ 에 대해서 z_k^l 가 클러터일 확률 $P(M_F^l, m_k)$ 은 아래의 식과 같은 marginal probability로 구할 수 있다.

$$P(M_F^l, m_k) = \int_{\tau}^{\infty} p(a, M_F^l, m_k) da \quad (7)$$

그리고 $p(a, M_F^l, m_k)$ 의 네 가지 경우에 대해서 Total Probability Theorem을 적용하면 $P(M_F^l, m_k)$ 은 다음의 식 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} P(M_F^l, m_k) &= (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) I_1(l, m_k) + P_D P_G \mu_F(m_k - 1) I_1(l-1, m_k) \\ &\quad + P_G \frac{(m_k - 1)!}{(l-2)!(m_k - l)!} \mu_F(m_k - 1) I_2(l-1, m) \\ &\quad - P_G \frac{(m_k - 1)!}{(l-1)!(m_k - l-1)!} \mu_F(m_k - 1) I_2(l, m) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{where, } I_1(l, m_k) &= I_1(l-1, m_k), \quad I_1(l, m_k) = 1, \\ I_2(l, m_k) &= \frac{(l-1) + \frac{1}{1+\rho}}{(m_k - l)} I_2(l-1, m_k) \end{aligned} \quad (8)$$

식 (8)의 $I_1(l, m_k)$ 과 $I_2(l, m_k)$ 는 다음의 식 (9)에서 확인할 수 있고

$$\begin{aligned} I_1(l, m_k) &= \frac{m_k!}{(l-1)!(m_k - l)!} \int_{\tau}^{\infty} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^l \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l} da \\ I_2(l, m_k) &= \int_{\tau}^{\infty} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^l \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m_k - l - 1} e^{-\frac{a}{1+\rho}} da \end{aligned} \quad (9)$$

식 (8) $P(M_F^l, m_k)$ 은 최종적으로 식 (10)로 귀결된다.

$$\begin{aligned} P(M_F^l, m_k) &= \\ &\begin{cases} (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G [1 - \gamma(l) \bar{P}_A(m_k)] \mu_F(m_k - 1) \\ \quad \text{at } 1 \leq l \leq m_{k-1} \\ (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m_k + (m_k - 1)\rho} \right) \mu_F(m_k - 1) \\ \quad \text{at } l = m_k \end{cases} \\ \text{where, } \bar{P}_A(m_k) &= 1 + \sum_{i=1}^{m_k-1} (-1)^i C_i^{m_k-1} \frac{1}{(i+1)+i\rho} \\ \gamma(l) &= \begin{cases} 1, \quad l = 1 \\ \frac{\prod_{j=1}^{l-1} [(j-1)(1+\rho)+1]}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}}, \quad 2 \leq l \leq m_k \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

다음으로 m_k 개의 측정치가 존재할 확률인 $P(m_k)$ 는 표적이 탐지되지 않고 유효 측정치 영역에 존재하지 않은 상황에서는 m_k 개 측정치 모두 클러터인 경우인 $(1 - P_D P_G) \mu_F(m_k)$ 와 표적이 탐지되고 유효 측정치 영역에 존재하는 경우인 $P_D P_G \mu_F(m_k - 1)$ 의 도합으로 다음의 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} P(m_k) &= P(M_F^l, m_k) + P(M_T^l, m_k) \\ &= (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) + P_D P_G \mu_F(m_k - 1) \end{aligned} \quad (11)$$

식 (10)과 식 (11)을 이용하여 $P(M_T^l, m_k)$ 를 구하면 식 (12)를 얻을 수 있다.

$$P(M_T^l, m_k) = \begin{cases} P_D P_G \gamma(l) \bar{P}_A(m_k) \mu_F(m_k - 1), \quad 1 \leq l \leq m_{k-1} \\ \frac{1}{P_D P_G m_k + (m_k - 1)\rho} \mu_F(m_k - 1), \quad l = m_k \end{cases} \quad (12)$$

그리하여 파티클 필터를 이용한 HPDA 알고리듬에서 중요 가중치 쇄신에서 필요한 likelihood function $p(z_k^l | x_k, m_k)$ 을 구하면 다음의 식 (13)과 같고 z_k^l 가 표적의 측정치일 경우의 likelihood function $p(z_k^l | x_k, M_T^l, m_k)$ 은 측정치 방정식의 측정 잡음의 확률 분포를 따르고 z_k^l 가 클러터일 경우의 likelihood function $p(z_k^l | x_k, M_F^l, m_k)$ 은 가정 3)에 따라 균일 분포를 따른다.

$$p(z_k^l | x_k, m_k) = \frac{p(z_k^l | x_k, M_T^l, m_k) P(M_T^l, m_k) + p(z_k^l | x_k, M_F^l, m_k) P(M_F^l, m_k)}{P(m_k)} \quad (13)$$

그리고 트랙과 측정치들과의 자료 결합을 위해서 필요한 z_k^l 와의 결합 확률 β_k^l 는 다음의 식과 같고

$$\beta_k^l = \frac{p(z_k^l | x_k, M_T^l, m_k) P(M_T^l, m_k)}{p(z_k^l | x_k, M_T^l, m_k) P(M_T^l, m_k) + p(z_k^l | x_k, M_F^l, m_k) P(M_F^l, m_k)} \quad (14)$$

$\{\beta_k^l\}_{l=1}^{m_k}$ 중에서 가장 큰 값을 가지는 측정치 z_k^s 를 표적의 측정치로 정한다[9].

$$z_k^s = \arg \max \{\beta_k^l, l \in [1, m_k]\} \quad (15)$$

다음으로 HPDA 알고리듬에서의 트랙 초기화를 위한 트랙 존재 사후 확률을 구하는 과정은 D. Musicki가 [13]에서 제안한 트랙의 존재에 대한 가치 척도를 구하는 알고리듬인 IPDA(Integrated Probabilistic Data Association)에 근거한다. 클러터가 존재하는 환경에서 표적 추적 필터로 PDA 알고리듬이[1,14] 가장 널리 알려져 있고 뛰어난 자료 결합 기법으로 알려져 있지만 PDA 알고리듬은 이미 표적이 존재한다는 조건하에서만 유효한 알고리듬이다. 즉 표적이 탐지된 이후에 사용되어지는 자료 결합 기법이라 할 수 있는데 대부분의 자료 결합 기법들이 표적이 존재한다는 가정을 사용하고 있다. IPDA 알고리듬에서 제안하는 트랙의 존재 가치(track quality)라 하는 이것은 표적의 탐지나 이미 탐지된 표적의 사라짐을 확률적 값으로 판단하는 기준이 되는데 트랙이 존재한다는 가설을 H_k 라고 하고 트랙이 존재하지 않는다는 가설을 \bar{H}_k 라고 정하고 이를 Markov Chain으로 모델링 한다. Markov Chain에 따른 모델링에 근거하여 시간이 $k-1$ 에서 k 로 증가할 때 각 가설이 상태를 전이할 확률을 다음의 식 (16)과 같이 정한다.

$$\Pi = \begin{bmatrix} \Pi_{11} & \Pi_{12} \\ \Pi_{21} & \Pi_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P(H_k|H_{k-1}) & P(H_k|\bar{H}_{k-1}) \\ P(\bar{H}_k|H_{k-1}) & P(\bar{H}_k|\bar{H}_{k-1}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

그리고 트랙 존재 사전 확률인 $P(H_k|Z_{k-1})$ 은 Total Probability Theorem에[12] 의해서 다음과 같이 계산된다.

$$P(H_k|Z_{k-1}) = P(H_k|H_{k-1})P(H_{k-1}|Z_{k-1}) + P(\bar{H}_k|\bar{H}_{k-1})P(\bar{H}_{k-1}|Z_{k-1}) \quad (17)$$

식 (17)의 존재 사전 확률을 이용하여 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 을 구하기 위해서 이를 Bayes' Rule에 의해서 전개시키면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P(H_k|Z_k, m_k) &= P(H_k, M_T^s|Z_k, m_k) + P(H_k, M_F^s|Z_k, m_k) \\ &= \tilde{c}^{-1} \left[f(z_k^s|M_T^s, m_k, H_k, Z_{k-1})P(M_T^s, m_k|H_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) \\ &= \tilde{c}^{-1} \left[f(z_k^s|M_T^s, m_k, Z_{k-1})P(M_T^s, m_k) \right] P(H_k|Z_{k-1}) \\ &\quad + f(z_k^s|M_F^s, m_k, Z_{k-1})P(M_F^s, m_k) \end{aligned} \quad (18)$$

식 (18)에서 $f(z_k^s|M_T^s, m_k, Z_{k-1})$ 는 측정치 방정식의 측정 잡음의 분포를 따르고 $f(z_k^s|M_F^s, m_k, Z_{k-1})$ 는 가정에 의해 균일 분포를 따른다. 이에 따라 식 (18)을 정리하면 최종적으로 다음의 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} P(H_k|Z_k, m_k) &= \frac{(1 - \delta_k)P(H_k|Z_{k-1})}{1 - \delta_k P(H_k|Z_{k-1})} \\ \delta_k &= P_D P_G - \frac{m_k}{\lambda V_G} P_D P_G [1 - \gamma(s) \overline{P_A}(m_k)] - \frac{m_k}{\lambda} P_D N(z_k^s) \gamma(s) \overline{P_A}(m_k) \end{aligned} \quad (19)$$

이렇게 구해진 트랙의 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 을 기준으로 하여 표적의 발현과 사라짐을 판단하는 것이 HPDA 알고리듬이다. 식 (19)의 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 의 값이 트랙 생성 문턱값 P_C 를 넘게 되면 지금의 트랙이 실제로 존재하는 표적을 추적하고 있다고 판단하여 정밀 추적을 시작하게 하고 트랙 제거 문턱값 P_T 를 넘지 못하면 표적이 아닌 클러터를 추적하고 있거나 추적하던 표적이 사라졌다고 판단하게 되는 것이다. 물론 트랙 생성 문턱값이나 트랙 제거 문턱값을 정하는 것이나 트랙 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 을 어떠한 용도로 사용하는 것에 대한 것은 특별한 기준이 정해진 것은 아니며 추적 필터를 설계하는 설계자의 몫이라 할 수 있으며 HPDA의 가장 큰 장점은 이러한 트랙 존재 확률의 recursive formula를 통하여 실시간으로 트랙의 존재 여부를 결정할 수 있다는 것이 되겠다.

다음으로 트랙 존재 사후 확률 $P(H_k|Z_k, m_k)$ 을 이용해서 다중 표적을 자동으로 탐지하고 탐지된 표적에 대해서는 추적을 실시하며, 사라진 표적에 대해서는 추적을 중단하는 HPDA 알고리듬의 전체적인 개요를 살펴보면 다음의 그림 3에서 확인할 수 있다.

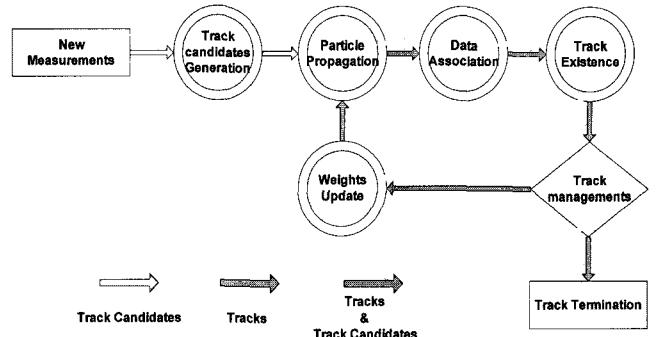


그림 3 HPDA 알고리듬의 개요

Fig. 3 Flow chart of the HPDA Algorithm

2.5 시뮬레이션 조건 및 결과

본 절에서는 앞에서 설명한 두 개의 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬인 클러스터링 알고리듬과 SMC-PHD 알고리듬과 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬의 다중 표적 자동 탐지 및 추적 성능을 알아보기 위하여 단일 및 몇몇 칼로 시뮬레이션을 수행하였다. 표적 모델은 식 (1), (2)에서 확인할 수 있으며 측정치 모델은 식 (3)에서 확인할 수 있다. 식 (1)의 표적의 동력학 모델에서 볼 수 있듯이 표적의 상태변수는 2D에서의 표적의 위치 및 속도를 상태변수로 가지며 표적의 가속도를 공정 잡음으로 모델링하였다. 그리고 측정치는 표적과 센서와의 상대거리와 방위각으로 구성되어 있으며 센서의 측정 잡음은 백색 가우시안 잡음으로 모델링하였다. 알고리듬의 성능 비교를 위한 표적 시나리오는 실제 환경에 알맞게 다음의 그림 4와 같이 구성하였으며 각 표적이 발현하고 사라지는 시간에 따른 표적의 개수 시나리오는 그림 5와 같다.

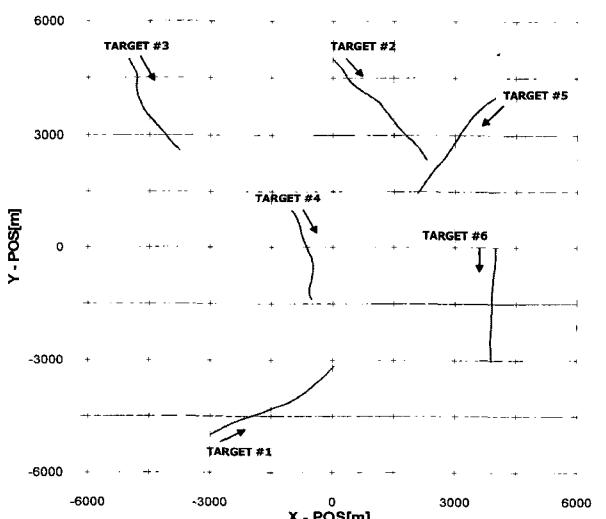


그림 4 표적 시나리오

Fig. 4 True target trajectories

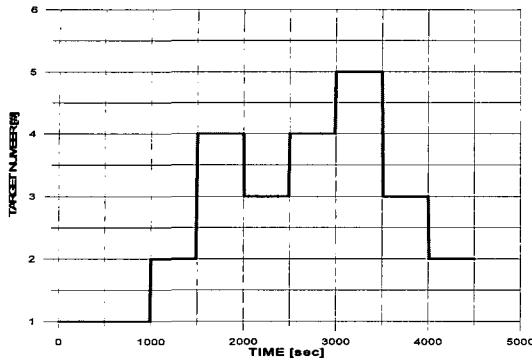


그림 5 표적의 개수 시나리오

Fig. 5 The number of true targets

표 1 각 표적의 초기 위치/속도와 발현/사라짐 시간

Table 1 Initial states of the targets and times at which they appear and disappear

TID	Time intervals	Initial States
1	[0, 200 T]	[-3000m, -5000m, 1.5m/s, 1.0m/s]
2	[100 T, 350 T]	[0m, 5000m, 1.0m/s, -1.0m/s]
3	[150 T, 400 T]	[-5000m, 5000m, 0.5m/s, -1.0m/s]
4	[250 T, 450 T]	[-1000m, 1000m, 0.75m/s, -1.0m/s]
5	[300 T, 450 T]	[4000m, 4000m, -1.5m/s, -1.5m/s]
6	[150 T, 350 T]	[4000m, 0m, 0m/s, -1.5m/s]

표 2 시뮬레이션에서 사용한 각 알고리듬의 파라미터

Table 2 Parameters for simulation

클러스터링 알고리듬		SMC-PHD 알고리듬		HPDA 알고리듬				
T	10 [sec]	N	1000 [$\#$]	N	1000 [$\#$]			
P_D	0.6	0.9	T	10 [sec]	T	10 [sec]		
SNR	5	10	a_m	0.01 [m/s^2]	a_m	0.01 [m/s^2]		
$\sigma_{x,y}$	0.0015 [m/s^2]		P_D	0.6	0.9			
$[\sigma_r, \sigma_\theta]$	[50m, 0.1°]		SNR	5	10			
V	$\pi 10000^2 [m^2]$		$\sigma_{x,y}$	0.0015 [m/s^2]	$\sigma_{x,y}$	0.0015 [m/s^2]		
λV	50	10	$[\sigma_r, \sigma_\theta]$	[50m, 0.1°]	$[\sigma_r, \sigma_\theta]$	[50m, 0.1°]		
ϵ_z	1		V	$\pi 10000^2 [m^2]$	V	$\pi 10000^2 [m^2]$		
τ	2		λV	50	10	λV	50	10
τ_b	τ		B_k	500	P_c	0.9		
τ_{\min}	$\tau \times P_D$		P_{birth}	0.2	P_t	0.6		
τ_d	τ							

그림 4와 그림 5의 표적 시나리오 및 표적의 개수를 통하여 확인할 수 있듯이 모두 6개의 표적이 존재하며 각 표적의 초기 위치 및 초기 속도와 발현하는 시간 및 사라지는 시간은 위의 표 1에서 확인할 수 있다. 각 표적의 추정치를 입수하는 센서는 원점에 고정되어 있으며 각 알고리듬에서 필요로 하는 파라미터는 표 2에서 볼 수 있다. 각 알고리듬

의 적절한 성능비교를 위하여 동일한 표적 시나리오에서 각 표적의 탐지률 및 클러터 밀도를 달리한 두개의 환경 시나리오를 구성하였고 표적 탐지 확률/저 클러터 밀도에서의 SMC-PHD 알고리듬과 HPDA 알고리듬의 단일 시뮬레이션 결과는 다음의 그림 6, 7과 같다.

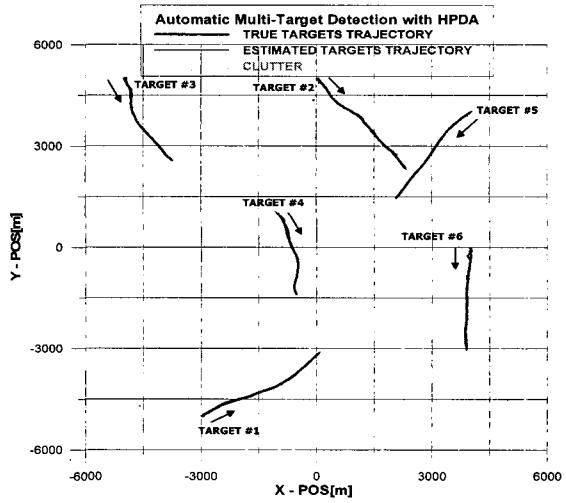


그림 6 HPDA 알고리듬의 단일 시뮬레이션 결과

Fig. 6 Estimated target trajectories with HPDA Algorithm

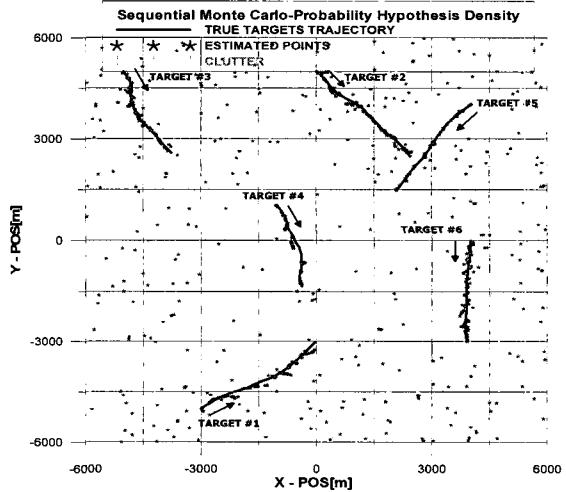


그림 7 SMC-PHD 알고리듬의 단일 시뮬레이션 결과

Fig. 7 Estimated target trajectories with SMC-PHD

그림 7에서 볼 수 있듯이 SMC-PHD 알고리듬은 칼만 필터와 같은 전통적인 표적 추적 알고리듬과는 달리 연속적인 표적 추정 궤적을 제공하지 않고 높은 가중치를 가지는 포인트 정보들만 제공함을 알 수 있고 전반적으로 양호한 추정치를 가짐을 알 수 있다. 이와 같은 SMC-PHD 알고리듬을 이용하여 다수의 표적을 자동으로 탐지하고 추적하기 위해서는 가중치가 높은 포인트들을 결합하여 연속적인 추정치를 생성하는 것이 필요하다. 그림 6의 HPDA 알고리듬은 전반적으로 우수한 성능을 보이고 있는데 다수 표적의 기동에 영향을 받지 않고 강인한 추정 성능을 보이고 있다.

다음은 각 환경 시나리오에서의 100회의 몬테 칼로 시뮬레이션을 통한 표적의 개수 추적 결과이다. 이와 같이 표적

의 탐지 확률과 클러터 밀도를 기준으로 시뮬레이션 환경을 구성한 것은 표적의 탐지 및 추적에 가장 큰 영향을 미치는 것이 표적의 탐지 확률과 거짓 표적 정보인 클러터의 밀도이기 때문이다. 표적의 탐지 확률은 단편적으로 각 알고리듬의 표적의 탐지 성능에 가장 큰 영향을 미치며 이후 탐지된 표적에 대한 트랙의 유지 성능에도 지대한 영향을 미친다. 또한 클러터 밀도는 각 알고리듬의 표적을 탐지하는 것을 방해하거나 거짓 표적을 탐지하게 하며 표적의 측정치를 트랙에 할당하는 자료 결합에 영향을 미치는 중요한 파라미터이다. 각 알고리듬의 성능을 검증하기 위해서는 이와 같은 파라미터에 대한 민감도를 몬테 칼로 시뮬레이션을 통하여 각 파라미터의 변화에 대한 알고리듬들의 성능을 검증해야 한다.

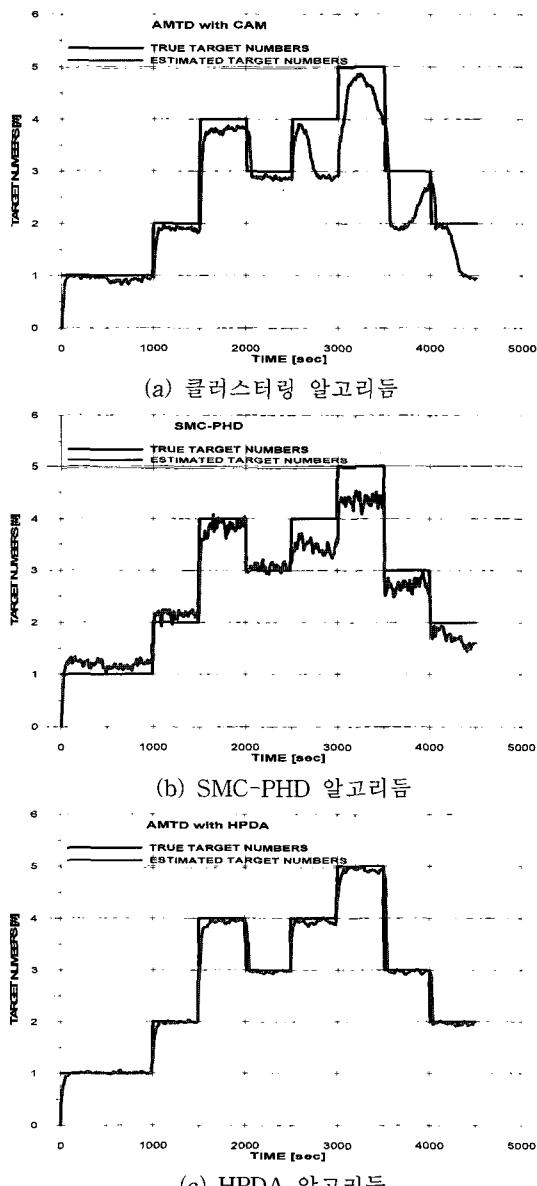
환경 1. 고 표적탐지확률 & 저 클러터 밀도($P_D = 0.9, \lambda V = 10$)

그림 8 각 알고리듬의 표적 개수 추정 (환경 1)

Fig. 8 Estimated number of targets (Case 1)

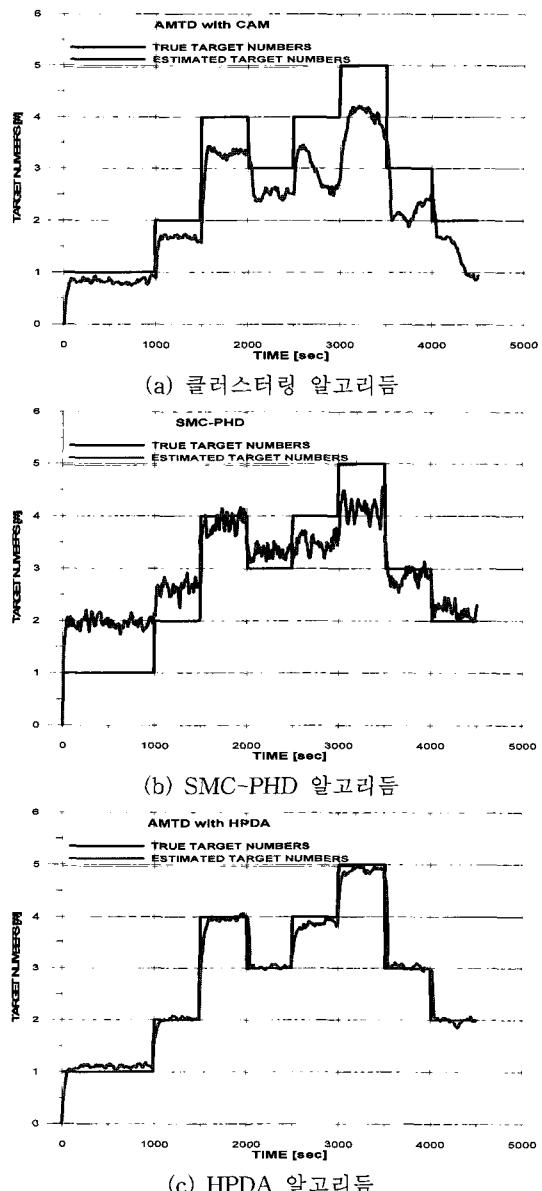
환경 2. 저 표적탐지확률 & 고 클러터 밀도($P_D = 0.6, \lambda V = 50$)

그림 9 각 알고리듬의 표적 개수 추정 (환경 2)

Fig. 9 Estimated number of targets (Case 2)

그림 8의 환경 1과 그림 9의 환경 2에서의 시뮬레이션 결과를 통하여 클러터 밀도와 표적의 탐지 확률에 대해서 각 알고리듬의 다중 표적 탐지 및 추적 성능을 확인할 수 있다. 본 시뮬레이션 결과는 모두 100회의 몬테 칼로 시뮬레이션을 통하여 평균적인 표적 탐지 성능 및 추적 성능을 보여주는 지표라 할 수 있다. 세 알고리듬 모두 동일한 환경에서 시뮬레이션을 수행하였으며 그림 8의 환경 1의 결과에서는 전반적으로 대부분의 알고리듬이 양호한 결과를 보여주고 있다. 이는 표적의 탐지 확률이 높고 클러터 밀도가 낮은 환경이기 때문에 분석되는데 그럼에도 불구하고 HPDA 알고리듬이 보다 더 정확한 표적 개수 추정 결과를 보여준다. 다음으로 그림 9의 환경 2에서의 표적 개수 추정

결과를 살펴보면 그림 8의 환경 1에서의 표적 개수 추정 결과보다 표적 개수 추정 성능이 떨어짐을 확인할 수 있다. 클러스터링 알고리듬은 클러터 밀도 보다는 표적 탐지 확률에 영향을 많이 받아 전반적으로 표적의 개수가 실제 표적의 개수보다 작다고 판단하고 있음을 알 수 있고 SMC-PHD 알고리듬은 클러터 밀도에 영향을 많이 받아 저 탐지 확률임에도 불구하고 시뮬레이션 초기 시간에 표적의 개수를 실제보다 더 많다고 판단함을 알 수 있다. 반면에 HPDA 알고리듬은 환경 1, 환경 2에서 모두 각 파라미터에 영향을 받지 않고 일관된 결과를 보여주는데 표적 개수 추정 성능 또한 우수함을 알 수 있다. 즉 다른 두 알고리듬에 비해서 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬이 표적의 탐지 확률 및 클러터 밀도와 같은 주변 환경 파라미터에 대한 민감도가 작은 동시에 추정 성능도 우수한 알고리듬임을 확인할 수 있다.

3. 결 론

본 논문에서는 레이더나 소나와 같은 표적 탐지 장비들을 이용하여 다수의 표적을 신속하게 탐지하고 지속적으로 추적 및 관리하는 여러 알고리듬들을 소개하였으며 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 각 알고리듬들의 성능을 비교 분석하였다. 이와 같은 센서들로부터 획득되는 측정치 정보들을 이용하여 표적의 위치 및 속도와 같은 표적 정보들을 추정하는 것을 표적 추적이라고 하며 가장 일반적인 표적 추적 알고리듬으로는 칼만 필터가 있다. 하지만 실제 상황에서 센서로부터 획득되는 측정치 정보들은 표적의 측정치뿐만 아니라 거짓 표적의 측정치들인 클러터 정보들을 포함하며 이러한 다수의 측정치들 속에서 표적의 정보를 추출하여 표적의 트랙을 생성하고 이후 지속적인 추적을 위해서 다양한 기법들이 요구되는데 단순한 칼만 필터로는 이러한 요구사항을 만족시켜주지 못한다. 즉 실제 레이더나 소나와 같은 센서들로부터 표적을 탐지하고 추적하기 위해서는 센서로부터 획득되는 측정치들을 통하여 자동으로 표적을 탐지하는 기법이 우선적으로 요구된다. 이후 탐지된 표적에 대해서는 지속적인 추적이 필요한데 본 논문에서는 다음과 같은 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬으로 [5]의 클러스터링 알고리듬과 [6]의 SMC-PHD 알고리듬을 소개하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리듬과의 성능을 비교 분석하였다. 앞에서 살펴본 시뮬레이션 결과를 통하여 알 수 있듯이 클러스터링 알고리듬과 SMC-PHD 알고리듬은 자동 표적 탐지 및 추적에 가장 큰 영향을 미칠 것으로 보이는 표적의 탐지 확률과 클러터 밀도를 달리한 환경에서 HPDA 알고리듬보다 우수한 성능을 보여주지 못했다. 특히 파라미터에 대한 민감도가 높아 저 표적 탐지 확률 및 고 클러터 밀도 환경에서 좋지 않은 성능을 보여주었고 반면에 HPDA 알고리듬은 표적의 탐지 확률 및 클러터 밀도의 변화에 민감하게 반응하지 않고 전반적으로 우수한 표적 탐지 및 추적 성능을 시뮬레이션 결과를 통하여 입증함으로써 HPDA 알고리듬이 다중 표적 자동 탐지 및 추적 알고리듬으로 보다 적합함을 알 수 있다.

감사의 글

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다.(계약번호 UD070054AD)

참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, *Tracking and Data Association*. Academic Press, New York, 1988.
- [2] Chummun, Muhammad R, Kirubarajan, Thiagalingam, Bar-Shalom, Yaakov, "Adaptive Early-Detection ML-PDA Estimator for LO Targets with EO Sensors", Proc. SPIE Vol. 4048, p. 345-356, Signal and Data Processing of Small Targets 2000, Oliver E. Drummond; Ed.
- [3] PETER WILLETT, YANHUA RUAN, ROY STREIT, "PMHT: Problems and Some Solutions", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 38, NO. 3 JULY 2002.
- [4] Jie Cai, Abhijit Sinha, T. Kirubarajan, "EM-ML Algorithm for Track Initialization using Possibly Noninformative Data", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 41, No. 3 JULY 2005.
- [5] William Ng, Jack Li, Simon Godsill, and Jacob Vermaak, "A hybrid approach for online joint detection and tracking for multiple targets", IEEE Aerospace Conferences 2005.
- [6] Ba-Ngu Vo, Sumeetpal Singh and Arnaud Doucet, "Sequential Monte Carlo Methods for Multi-Target Filtering with Random Finite Sets", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 41, No. 4 October 2005.
- [7] Y. Bar-Shalom and W. D. Blair, *Multitarget- Multisensor Tracking Applications and Advances*, Vol. III, Artech House, 2000
- [8] Mahler R., "Multi-target Bayes filtering via first- or der multi-target moments", IEEE Trans. AES, Vol. 39, No. 4, pp. 1152-1178, 2003.
- [9] Taek Lyul Song, Da Sol Kim, "Highest Probability Data Association for Active Sonar Tracking," The 9th International Conference on Information Fusion, July, 2006.
- [10] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, *Tracking in clutter with nearest neighbor filters: Analysis and performance*, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, AES- 32, July 1996.
- [11] X. R. Li, *Tracking in clutter with strongest neighbor measurements-Part I: Theoretical analysis*, IEEE Transactions on Automatic Control, AC-43, No. 11, November 1998.
- [12] Athanasios Papoulis, S. Unnikrishna Pillai, *Probability, Random Variables and Stochastic Processes* Fourth

- h edition, Mc Graw Hill, 2002.
- [13] P. Willet, R. Nice, and Y. Bar-Shalom, Integration of Bayes detection with target tracking, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 49, No. 1, Jan. 2001
- [14] Alan Marrs, Simon Maskell, Yaakov Bar-Shalom, "Expected likelihood for tracking in clutter with particle filters," SPIE Vol 4728, Signal and Data Processing of Small Targets 2002, Orlando, April 1-5, 2002.
-

저자 소개



김 다 솔 (金 多 솔)

1981년 10월 15일 생. 2004년 한양대 공대 전자컴퓨터공학부 졸업. 2006년 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 석사 졸업. 2006년~현재 한양대 전자전기제어계측 공학과 대학원 박사과정

Tel : 031-400-4051

Fax : 031-407-2756

E-mail : kimdorasori@hanyang.ac.kr



송 택 려 (宋 澤 烈)

1952년 8월 28일 생. 1974년 서울대 공학사, 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학 박사. 1974년~1995년 국방과학연구소.

1995년~현재 한양대 전자컴퓨터 공학부 교수.

Tel : 031-400-5217

Fax : 031-407-2756

E-mail : tsong@hanyang.ac.kr