클러터 환경에서의 PMHT를 이용한 자동 표적 탐지 및 추적 알고리즘 연구

A Study on Automatic Target Detection and Tracking Algorithm with the PMHT in a Cluttered Environment

이 해 호, 송 택 렬*

(Hae-Ho Lee¹ and Taek-Lyul Song¹)

¹Hanyang University

Abstract: A fundamental characteristic of PMHT (Probabilistic Multi-Hypothesis Tracker) is that the number of targets and initial states of targets in the surveillance area must be a priori known. This requirement is impossible to fulfil in almost every realistic scenario. In the paper, we present two track initiation methods to solve the problem. The proposed track initiation methods are 2-point track initiation and Hough transform track initiation, and they are used to evaluate track initial states and weights for FTD (False Track Discrimination) of the PMHT algorithm. Also suggested as automatic target detection for tracking systems that combines track initiation for target detection with the PMHT algorithm for target tracking in a cluttered environment. A series of Monte-Carlo simulation runs is employed to evaluate the overall system performance with the two track initiation methods and the results are compared and analyzed.

Keywords: PMHT (Probabilistic Multi-Hypothesis Tracker), 2-point track initiation, hough transform track initiation, FTD (False Track Discrimination), track management, track merging

I. 서론

실제 레이더나 소나 시스템에서 신호처리 과정을 거친 센서의 측정치 정보들 중에는 표적 정보뿐만 아니라 많은 가짜 정보(클러터)들이 존재하게 된다. 이처럼 클러터가 존재하는 환경에서는 표적에 대한 초기 위치/속도와 같은 사전 정보를 알 수 없기 때문에 이용할 수 있는 측정치 정보들을 이용하여 각 트랙들은 초기화되어야 한다. 즉 가용 가능한 측정치들로 안정적인 트랙의 초기 상태변수를 초기화해주는 과정은 표적 추적 필터의 발산 현상을 방지하고 정밀한 추적을 위해 필수적인 과정 중의 하나이다. 또한 표적에 대한 사전 정보 없이 초기화된 트랙들 중에는 표적에 대한 실제 트랙과 어떤 표적에도 해당하지 않는 클러터로 인한 가짜 트랙들이 생성된다. 따라서 기본적인 표적 추적에서의 필요 과정은 존재하는 트랙들이 실제 표적인지 아니면 가짜 트랙인지를 결정하여 트랙들을 확정할지 아니면 제거할지를 결정하는 과정이 필요하다. 이러한 능력을 FTD (False Track Discrimination)라고 한다. 자동 표적 탐지 및 추적을 위해 트랙의 초기치 선정과 FTD 능력은 필수적이라 할 수 있으며, 이러한 과정을 통틀어 트랙 초기화 기법(track initiation)이라 한다.

현재 트랙 초기화에 대한 연구는 크게 순차 알고리즘과

배치 알고리즘으로 분류되어 연구되고 있다. 현재 획득한 매 스캔의 정보를 순차적으로 이용하여 트랙을 초기화하는 순차 알고리즘에 대한 연구는 많이 이루어 졌는데, 일반적으로 perceivable target의 가정 하에서 PDA [10]를 기반으로 하는 자료결합 방법을 사용하는 방법으로, 표적이 존재할 확률을 산출하여 표적의 존재 유무의 척도로 사용하는 IPDA [5] 방식이 널리 알려져 있다. 또 HPDA [6,7], 캠프릿지 신호 처리 연구 그룹에서 제안하는 클러스터링 알고리즘[8]을 이용한 알고리즘 등 순차적인 형태로 트랙의 존재 여부를 결정할 수 있는 많은 트랙 초기화 기법들이 발표되었다.

앞서 설명한 순차 알고리즘과 달리 여러 스캔의 정보들을 모아서 반복적인 계산을 통해 최적화 문제를 풀어 표적의 초기 상태변수를 구하는 배치 알고리즘이 있다. 배치 알고리즘에는 ML-PDA, EM-ML이 발표되었는데 ML-PDA와 EM-ML은 측정치와 표적에 대한 트랙간의 계산 가능한 모든 결합 확률들을 고려하여 최선의 결합을 찾아내는 반면에, 이와 다르게 하나의 표적으로부터 하나의 정보만 발생된다는 가정을 수정하여 모든 측정치들에 가중치를 주어 합성 측정치를 만들고 이를 칼만 스무더[9,11]에 이용하여 최적화 문제를 푸는 PMHT (Probabilistic Multi-Hypothesis Tracker) [1-4]가 Streit와 Luginbuhl에 의해 제안되었다. PMHT는 표적들의 개수는 알고 있으며, 각 표적의 상태변수에 대한 사전 분포 즉 초기 위치/속도 등의 정보를 알고 있다는 가정 하에 사용가능하다. 그러나 실제 추적 상황이나 환경에서는 이러한 가정들은 불가능하다. 따라서 초기치를 안다는 가정을 보완하기 위한 초기치 선정 방법인 허프

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2010. 1. 18., 수정: 2010. 8. 10., 채택확정: 2010. 8. 20.

이해호, 송택렬: 한양대학교 전자전기제어계측공학과

(lh0535@naver.com/tsong@hanyang.ac.kr)

※ 본 논문은 방위사업청과 국방과학연구소에서 지원하여 연구하였음(계약번호 UD100002KD).

변환을 이용한 트랙 초기화 기법들이[15,16]에서 연구되었는데, 본 논문에서는 2-point를 이용한 초기치 선정 방법과 ROI (Region of Interest)를 이용한 새로운 허프 변환 초기치 선정 방법들을 제안하고자 한다.

기본적인 2-point와 영상 처리에서 직선을 검출하는데 주로 사용되는 허프 변환(hough transform)을 이용한 초기치 선정에 대해 다루고, FTD 능력으로써 기존 PMHT 알고리즘의 특성을 고려한 가중치 합을 이용한 방법을 제안하고자 한다. 또 제안한 방법을 통해 기존 PMHT의 단점을 보완하여 자동 표적 탐지 및 추적 시스템을 구성해보고, 제안한 2 트랙 초기화 기법을 이용하였을 때의 몬테 카를로 시뮬레이션 결과를 통해 다양한 측면에서의 성능을 비교하고 현실함을 검증해보고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 논문에서 사용하는 표적 추적 필터인 PMHT에 대해 다루고, III 장에서는 제안하는 트랙 초기화 기법들에 대해 제시한다. IV 장에서는 제안한 트랙 초기화 기법들을 통한 자동 표적 탐지 및 추적 시스템을 구성해보고, V 장에서 시뮬레이션을 통해 제안한 알고리즘들의 성능을 비교하여 분석해본다.

II. PMHT

본 장에서는 논문에서 사용하는 시스템 모델링에 대해 다룬 후, 표적 추적 필터인 PMHT에 대해 다루고자 한다. 그리고 매 iteration이나 sliding window 기법을 적용한 PMHT를 설계함에 있어서 설계자가 조심스럽게 고려해 주어야 할 사항들에 대해 살펴보고자 한다.

1. 시스템 모델링

우선 논문에서 사용하는 시스템 모델링을 살펴보도록 하겠다. PMHT에서 사용한 표적의 동역학 방정식은 식 (1)에서 볼 수 있는데 본 논문에서는 단일 모델로써 등속도 모델을 사용하였으며 이에 대한 상태 천이 행렬은 식 (2)의 F 와 같다. 또 측정 방정식은 식 (3)과 같은데, 여기서는 측정 센서와 표적과의 상대 거리 및 방위각 정보를 측정치로 갖는다. 식 (1)에서의 상태변수 x_t 는 시간 t 에서의 표적의 상태변수으로써, x 축과 y 축에서의 위치와 속도 정보를 갖는다.

$$x_{t+1} = Fx_t + Gv_t, \quad v_t \sim \mathcal{N}(0, [\sigma_{x,y}^2 \times I_{2 \times 2}]) \quad (1)$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} (\Delta t)^2/2 & 0 \\ 0 & (\Delta t)^2/2 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$z_t = h(x_t) + w_t, \quad w_t = \begin{bmatrix} w_r \sim \mathcal{N}(0, \sigma_r^2) \\ w_\theta \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 Δt 는 샘플링 타임을 나타내고, v_t 와 w_t 는 각각 표적의 동역학 모델의 공정 잡음과 센서의 측정 잡음을 나타내며 모두 백색 가우시안 잡음으로 모델링하였다.

2. PMHT

PMHT [1-4]는 자료 결합에 대한 새로운 접근으로 풀어진 알고리즘으로써, 측정치들과 표적 사이의 결합들을 최적화하기 위하여 EM 기법을 이용하여 측정치와 표적간의

soft a posteriori probability association을 구하는 알고리즘으로 반복적으로 칼만 필터와 칼만 스무더[9,11]를 수행하여 표적의 위치 및 속도 등의 상태변수 추정치를 추정하는 알고리즘이다. PMHT는 sliding window 크기 동안의 각 측정치들에 EM 기법을 이용하여 적절한 가중치를 부여하여 합성 측정치(synthetic measurement)와 그것의 합성 측정 잡음 공분산(synthetic covariance)을 만들고 이를 표적의 추정치를 계산하는데 사용하는 알고리즘이다. 본 논문에서는 1개의 표적의 경우를 고려하였으며, 단일 표적에 대한 PMHT를 정리하였다.

우선 PMHT에서 사용되는 파라미터들은 다음과 같은 세 개의 변수를 사용하여 전개되는데 차례대로 추정하고자 하는 표적의 상태변수 X , 측정치 정보 Z , 측정치와 표적간의 결합 벡터 K 가 있다. 표적의 상태 변수 즉 표적의 위치 및 속도를 나타내는 X 와 측정치와 표적간의 결합을 지시하는 결합 벡터 K 는 모두 Markov Switching Process로 모델링한다. 그리하여 단일 표적 추적 시 사용하는 PMHT의 확률 분포 함수 $p(Z, X, K)$ 를 구하면 다음과 같다.

$$p(Z, X, K) = p(x_0) \prod_{t=1}^T \left[p(x_t | x_{t-1}) \prod_{r=1}^{n_t} \begin{pmatrix} \pi_0 V^{-1} & k_{t,r} = 0 \\ \pi_1 p_{t,r} & k_{t,r} = 1 \end{pmatrix} \right] \quad (4)$$

여기서 X, Z, K 는 sliding window 크기인 T 구간 동안의 표적의 상태 변수, 측정치, 결합 벡터 모두를 누적한 것으로 $X = \{x_0, x_1, \dots, x_T\}$, $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_T\}$, $K = \{k_1, k_2, \dots, k_T\}$ 을 의미하고, x_t 은 $x_t = [\xi_t, \eta_t, \dot{\xi}_t, \dot{\eta}_t]^T$ 와 같고, 시간 t 일 때의 측정치 정보를 의미하는 $z_t = \{z_{t,r}\}_{r=1}^{n_t}$ 은 n_t 개의 측정치 정보를 모두 포함한다. 또 $k_t = \{k_{t,r}\}_{r=1}^{n_t}$ 에서 $k_{t,r}$ 은 시간 t 일 때의 r 번째 측정치의 자료 결합을 의미하는데 '0' 또는 '1'의 값만 가질 수 있다.

$k_{t,r} = 0$ 이라는 것은 r 번째 측정치가 클터터일 경우를 의미하고 $k_{t,r} = 1$ 은 r 번째 측정치가 표적의 측정치일 경우를 의미한다. 또한 $p(x_0)$ 은 t 가 0일 경우의 표적의 사전 확률 분포(priori density)를 의미하며 $p(x_t | x_{t-1})$ 은 표적의 동역학 모델을 따르는 상태 천이 확률 함수이다. 그리고 π_0 는 측정치가 클터터일 사전 확률이며 π_1 은 측정치가 표적일 사전 확률을 의미한다. EM 알고리즘에 근거해 성능 지수 함수를 구해보면 다음과 같다.

$$Q(X^{(i+1)}; X^{(i)}) = \int_K \ln(p(X^{(i+1)}, K | Z) p(K | X^{(i)}, Z)) \quad (5)$$

여기서 $X^{(i)}$ 은 i 번째 iteration을 통한 추정치이고 최종적으로 성능 지수 함수를 식 (4)에 근거해 구하면 다음의 식 (6)과 같다.

$$Q = \ln(p(x_0)) + \sum_{t=1}^T \ln(p(x_t | x_{t-1})) + \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{n_t} \ln(p(z_{t,r} | x_t, k_{t,r})) w_{t,r} \quad (6)$$

여기서 i 번째 iteration에서의 가중치 $w_{t,r}^{(i)}$ 은 다음 식 (7)과 같다.

$$w_{t,r}^{(i)} = \frac{\pi_1 N(z_{t,r}; \hat{H}\hat{x}_{t|T}^{(i-1)}, \hat{H}\hat{P}_{t|T}^{(i-1)} H^T + R_t)}{\pi_0 \frac{1}{V} + \pi_1 N(z_{t,r}; \hat{H}\hat{x}_{t|T}^{(i-1)}, \hat{H}\hat{P}_{t|T}^{(i-1)} H^T + R_t)} \quad (7)$$

식 (7)의 각 측정치들에 대한 가중치들을 이용하여 배치 구간 동안의 각 스캔에서의 합성 측정치와 오차공분산을 다음과 같이 구성하게 된다.

$$\tilde{z}_t^{(i)} = \frac{\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r}^{(i)} z_{t,r}}{\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r}^{(i)}}, \quad \tilde{R}_t^{(i)} = \frac{R_t}{\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r}^{(i)}} \quad (8)$$

그리고 구한 합성 측정치와 합성 측정 잡음 공분산들을 이용하여 칼만 필터와 칼만 스무더를 수행하게 된다. 칼만 필터에서는 측정치와 측정 잡음 공분산이 요구되는데, 이는 앞서 구한 식 (8)의 행렬들로 대체된다. 또한 칼만 필터에서 얻은 매 시간의 상태변수 쇄신값, 예측값과 그것들의 오차 공분산들은 칼만 스무더를 수행할 때 이용되는데, 본 논문에서는 일반적으로 주로 사용되고 있는 fixed-interval 칼만 스무더를 적용하였다. 칼만 필터와 칼만 스무더는 식 (9)~(12)와 같다.

2.1 Kalman Filter

- Prediction Step

$$\begin{aligned} \bar{x}_{t|t-1} &= F\bar{x}_{t-1|t-1} \\ \bar{P}_{t|t-1} &= F\bar{P}_{t-1|t-1}F^T + GQG^T \end{aligned} \quad (9)$$

- Update Step

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t|t} &= \bar{x}_{t|t-1} + K_t(\tilde{z}_t - H\bar{x}_{t|t-1}) \\ \hat{P}_{t|t} &= (I - K_t H)\bar{P}_{t|t-1} \\ K_t &= \bar{P}_{t|t-1} H^T (H\bar{P}_{t|t-1} H^T + R_t)^{-1} \end{aligned} \quad (10)$$

2.2 Fixed-Interval Kalman Smoother

- Backward Sweeping

$$\begin{aligned} \hat{x}_{t|T} &= \hat{x}_{t|t} + A_t [\hat{x}_{t+1|T} - \bar{x}_{t+1|t}] \\ \hat{P}_{t|T} &= \hat{P}_{t|t} + A_t [\hat{P}_{t+1|T} - \bar{P}_{t+1|t}] A_t^T \end{aligned} \quad (11)$$

- Smoothing Gain

$$A_t = \hat{P}_{t|t} F^T \bar{P}_{t+1,t}^{-1} \quad (12)$$

지금까지의 과정이 PMHT의 한번의 iteration 주기가 되며, 정의한 보조 함수가 수렴에 도달할 때까지 반복적인 배치 처리를 하게 된다.

3. PMHT iteration 초기화

PMHT를 구성함에 있어서 고려해 주어야 할 요소들이 몇 가지 있는데 살펴보고자 하겠다. 첫 번째로 사전 확률은 보통 설계자가 초기화해 주어야 되는데, 본 논문에서는 다음과 같은 방법을 통하여 초기화해주었다.

$$\pi_1 = \frac{P_D}{P_D n_t + (1 - P_D)(\lambda V)}, \quad \pi_0 = 1 - \pi_1 \quad (13)$$

다음으로 첫 iteration에서 가중치 $w_{t,r}^{(i)}$ 를 계산할 때 필요한 likelihood 함수에서 이전 iteration의 칼만 스무더를 통한

상태변수 추정치와 오차 공분산이 요구되는데 대안으로 칼만 필터의 예측 단계를 통한 예측값을 사용하였다.

$$w_{t,r}^{(0)} = \frac{\pi_1 N(z_{t,r}; \bar{H}\bar{x}_{t|t-1}, \bar{H}\bar{P}_{t|t-1} H^T + R_t)}{\pi_0 \frac{1}{V} + \pi_1 N(z_{t,r}; \bar{H}\bar{x}_{t|t-1}, \bar{H}\bar{P}_{t|t-1} H^T + R_t)} \quad (14)$$

그리고 PMHT를 구성함에 있어서 중요하게 고려되어야 할 사항은 $t=0$ 일 때 즉 초기 상태변수는 매 iteration마다 고정해주어야 하고, 배치 알고리즘을 순차 알고리즘처럼 사용하기 위한 sliding window 기법을 적용할 때 초기 상태변수와 오차 공분산은 전 배치의 칼만 스무더를 통한 추정치와 오차공분산이 아닌 칼만 필터의 쇄신된 추정치와 오차공분산을 사용해야 하는데 이러한 부분들이 설계자가 조심스럽게 설계해야 하는 부분이다.

III. 트랙 초기화 기법

II장에서 설명한 Streit와 Luginbuhl에 의해 고안된 배치 알고리즘인 PMHT는 표적의 개수는 알고 있으며, tracker가 각 표적의 상태변수에 대한 사전 분포 즉 초기 위치/속도 등과 같은 정보를 안다는 가정 하에 사용가능한 알고리즘이다. 하지만 실제 추적 상황이나 환경에서는 다양한 이유로 인해 센서의 시야 범위에서 표적이 탐지되거나 탐지되지 않을 수도 있는 불확실성이 존재하게 된다. 따라서 tracker가 자동으로 표적을 탐지하고 추적하기 위해서는 트랙 초기화 기법은 반드시 요구된다. 즉 센서를 통해 얻은 측정치 정보들을 기초로 각 트랙의 초기치 선정과 더불어 가짜 트랙 판별(FTD) 능력은 자동 추적 시스템의 필수 요소라 할 수 있다.

특히 본 논문에서 사용하는 PMHT의 경우 반복적인 계산을 통하여 maximum likelihood 상태변수 추정치를 수렴하게 하는 최적화 접근 방법을 기초로 하는 알고리즘인데, 부정확한 초기치가 주어질 경우 local maxima에 수렴할 가능성도 있기 때문에 PMHT를 통해 정확한 상태변수 추정치를 얻기 위해서는 트랙 초기화 과정에서 어느 정도 정확한 초기치를 선정해 주는 것이 중요한 문제가 될 것이다. 이번 장은 크게 2개의 구성으로 이루어지는데 우선 초기치 선정 방법들인 2-point 트랙 초기화 기법과 허프 변환 트랙 초기화 기법을 설명한 후, 두 초기치 선정 방법에 공통적으로 적용할 수 있는 FTD로써 가중치 합을 이용한 트랙 초기화 조건에 대한 내용을 다루고자 한다.

1. 초기치 선정

1.1 2-point 트랙 초기화 기법

일반적으로 이용 가능한 측정치들로 초기치를 선정해줄 경우 기본적으로 사용가능한 방법은 2개의 측정치 정보들을 이용하여 초기 위치/속도를 선정해 주는 방법이 있다. 제안하는 2-point 트랙 초기화 기법에서 필요한 가정은 같은 표적에서 발생된 측정치들이 t 와 $t+1$ 과 같은 연속된 스캔에서 탐지되어야 한다는 것이다. 이 두 스캔 사이에서 측정치들의 개수는 각각 n_t , n_{t+1} 이므로 새로운 트랙의 초기치들이 가능한 조합은 $n_t \times n_{t+1}$ 개가 생기게 된다.

일반적으로 이 가능한 조합들을 모두 이용해도 되지만,

그럴 경우 시간적인 측면에서 비효율적이기 때문에 논문에서는 만약 $z_{t,i}$ 이 표적에서 발생한 측정치이고 z_{t+1} 의 측정치들 중에서 같은 표적에서 발생한 측정치가 존재한다면, 두 측정치들을 사용하여 속력을 계산한 후 가장 값이 작은 측정치가 같은 표적에서 발생한 측정치라고 가정한다. 이 가정이 틀렸다 할지라도 sliding window 크기 동안을 모두 고려해 주기 때문에 탐지 확률이 어느 정도 이상 유지되면 그 표적에 대해서는 한 배치 구간 동안 한 개 이상의 트랙을 만들 수 있을 것으로 생각된다. 즉 $z_{t,i}$ 과 z_{t+1} 간의 속력 $v_{t,i+1}^{j,m}$ 을 구하고 가장 작은 $v_{t,i+1}^{j,m}$ 값이 $v_{t,i+1}^{j,m} < \epsilon_v$ 을 만족한다면 두 개의 측정치들을 이용하여 얻은 초기치를 기초로 한 트랙은 표적일 가능성이 있다고 판단한다. PMHT를 실행하기 위해서는 $t=0$ 일 때의 상태변수 초기치가 필요하므로 두 측정치를 통해 계산된 속도로 초기 상태변수를 구하게 된다.

그러나 이와 같은 방법을 사용하는 경우 표적의 탐지 확률이 높을수록 같은 표적에서 발생한 측정치 정보들이 연속적으로 탐지되는 경우가 많아지므로 한 배치 구간에서 같은 표적에 대해 초기화된 트랙들이 다수가 생성될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 트랙 합병이란 과정을 소개하였고, 이에 대한 내용은 뒤에서 다룰 것이다.

1.2 허프 변환 트랙 초기화 기법

이번 절에서는 앞서 설명한 2-point 트랙 초기화의 단점인 많은 클러스터가 존재하는 환경에서의 계산량을 보완하기 위한 새로운 방법인 ROI를 이용한 허프 변환 트랙 초기화 기법을 소개하고자 한다. 능동형 센서를 통해 획득한 새로운 측정치들은 보통 표적에 대한 정보뿐만 아니라 가짜 정보인 클러스터들이 모두 포함된 정보들이다. 이러한 정보들 사이에서 자동으로 표적들을 탐지하고 추적하기 위해서 트랙 초기화 기법은 필수적이라 할 수 있는데 직선을 추출하는 허프 변환과 PMHT 알고리즘을 함께 적용한 연구들이 현재 진행되고 있다[15,16]. 본 논문에서는 허프 변환과 더불어서 클러스터링 알고리즘 [8]이라는 측정치 분류 알고리즘을 사용하여 효과적으로 트랙을 초기화하기 위한 방법을 제안하였다.

우선 허프 변환을 이용하여 하나의 직선을 추출하기 위해서는 표적 정보와 클러스터가 섞인 측정치들 그룹 내에서 선 처리 과정을 통해 표적 정보들을 클러스터들과 따로 분류하는 작업이 요구되는데, 여기서는 Measurements Grouping Algorithm이라고 정의하였고, 본 논문에서는 [8]을 통해 캄브릿지 신호 처리 연구 그룹에서 제안한 클러스터링 알고리즘을 적용하였다.

클러스터링 알고리즘은 측정치들 사이의 정규화 된 거리를 구하여 가장 관련이 있는 측정치들을 판단하여 그룹화해 나감으로써 ROI를 생성해 나가는 알고리즘인데 자세한 내용은 뒤 절에서 설명하였다. 클러스터링 알고리즘을 통하여 측정치들의 집합 그룹으로부터 ROI들을 생성하게 되고, 각 ROI 내의 측정치들은 각각 허프 변환에 적용되어 하나의 직선을 선택하게 되고 그 후 이 선택된 직선을 이용하여 PMHT의 초기치를 선정하게 된다. 그림 2는 허프 변환

과 PMHT 알고리즘을 이용한 트랙 초기화 기법의 전체적인 개요를 표현한 것이고 다음 절에서 각 알고리즘의 자세한 설명이 제시될 것이다.

1.2.1 클러스터링 알고리즘

클러스터링 알고리즘은 sliding window 크기 T 동안 수집하여 모아둔 측정치들을 공간상으로 가까이 근접해 있는 측정치들의 집합으로 따로 분류하는 알고리즘으로써, 만약 표적들이 존재하고 서로 멀리 분포되어 있다면, 시간 $[t-T]$ 부터 $[t-1]$ 까지 이동한 표적들로부터 발생한 측정치들은 이론상 근접한 위치들에 밀집되어 있을 것이라는 가정을 통하여 제안된 알고리즘이다. ROI들으로써 알려진 이 클러스터들을 사용하여 ROI들의 발현과 사라짐을 감시함으로써 트랙을 초기화하는 데 적용할 수 있게끔 측정치들을 효과적으로 분류할 수 있다. 이를 통해 생성된 ROI들을 허프 변환(hough transform)에 적용하여 트랙의 초기치를 찾아내게 되는데, 이러한 과정을 통하여 PMHT의 단점을 보완하면서 운용자의 개입 없이 자동으로 표적들을 탐지하고 추적할 수 있는 시스템을 가능하게 해준다.

측정치들의 집합 그룹으로부터 ROI를 형성하는 과정은 다음과 같다. [8]에서는 시간 $t-T$ 의 한 측정치와 시간 $t-T+1$ 의 측정치들 간의 정규화 된 거리를 구하여 가장 작은 값을 가지는 시간 $t-T+1$ 의 측정치를 집합 그룹에 포함시키면서 이 과정을 시간 $t-1$ 까지 진행하지만, 여기서는 정규화된 거리를 구할 때 필요한 공분산 행렬의 설정을 없애주기 위해 2-point와 같이 속력에 대한 제한으로써 측정치 집합을 형성하였다.

이러한 과정을 통하여 배치 구간 T 동안 가장 근접하게 형성되는 측정치 집합을 구할 수 있게 된다. 그러나 가장 작은 속력을 가진다 하더라도 일정 문턱치 ϵ_v 보다 크면 ROI를 형성할 수 없으며 ROI를 형성하더라도 ROI가 포함하는 측정치의 개수가 일정 문턱치 n_v 미만이면 형성된 ROI는 유효하지 못한다. 즉 배치 구간 T 동안 연속성이 있는 측정치들을 모아서 이를 집합으로 형성하는데 가장 작은 속력은 ϵ_v 보다 작아야 하며 측정치들의 개수는 n_v 이상이어야 한다. 그림 3은 설명한 클러스터링 알고리즘을 그림으로 표현한 것이다.

1.2.2 허프 변환

앞서 설명한 클러스터링 알고리즘을 통하여 ROI들을 생성하게 되면 각 ROI 내의 측정치들을 이용하여 보다 정확한 표적에 대한 트랙의 초기치를 선정해주는 방법이 요구된다. 관련이 있는 측정치들을 이용하여 트랙의 초기치를 선정해 주는 많은 방법이 존재하지만, 본 연구에서는 일직선위에 놓여 있는 n 개의 점들을 이용하여 하나의 직선을 찾아낼 수 있는 허프 변환 알고리즘을 적용하여 PMHT 알고리즘에 필요한 초기 트랙을 설정해 주고자 한다. 우선 허프 변환에 대한 내용을 살펴보면 다음과 같다.

허프 변환[12-14]은 1962년 Paul Hough가 제시한 방법으로써 영상 공간상에서의 주어진 점들을 이용하여 직선의 방정식을 찾는 흥미 있고 계산적으로 효율적인 알고리즘이다. 허프 변환은 영상 처리에서 직선을 찾기 위해 제안된 알고리즘이지만, 이뿐만 아니라 트랙을 초기화하는 데에 이

용하기 위한 많은 연구가 진행되고 있다. 허프 변환의 가장 간단한 형태는 직선을 검출하는 허프 직선 변환이다. 여기서는 이차원 공간상에서의 직선들을 찾아내기 위해 허프 변환을 이용한다고 가정하고 설명하였다. 허프 변환을 이용하기 위해서는 직선의 특성을 나타내는 형태가 필요한데, 직선을 표현하는 하나의 표현식으로서 다음과 같은 기울기-절편 형태의 방정식이 있다.

$$y = ax + b \quad (15)$$

여기서 a 는 직선의 기울기이고, b 는 y -절편이다. 이러한 형태의 직선이 주어진다면, 어떤 주어진 임의의 점 (x, y) 를 통과하여 지나가는 많은 직선들을 되풀이하여 표현할 수 있다. 즉 기울기 a 의 값을 변화시켜 가며 되풀이하면 b 의 솔루션을 얻을 수 있다. 이렇게 얻은 (a, b) 값들을 $a-b$ 좌표에 대응되는 누적 셀(accumulator cell)의 위치에 값을 누적하고, 누적된 값이 가장 클 때의 기울기, 절편 값을 통하여 하나의 직선을 추출할 수 있다.

그러나 이러한 기울기-절편 형태의 방정식을 이용하는 방법은 매우 안정적이지 못하다. 직선들이 점점 더 수직선이 될수록 즉 y 축과 평행한 직선에 가까워지게 되면, a 와 b 의 크기들은 무한대를 향해 증가해 가면서 제대로 직선을 표현할 수 없기 때문이다. 따라서 이러한 문제를 피하기 위해서 보다 유용한 직선의 방정식 형태가 필요한데 일반적으로 다음과 같은 삼각함수의 조합으로 표현하여 사용한다. 이 삼각함수의 조합 형태의 직선의 방정식은 수치적으로 모든 각도에 대해 매칭하는 데에 있어서 기울기-절편 형태의 직선의 방정식보다 더 안정적이기 때문에 많이 사용되고 있는 형태이다.

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (16)$$

이 방정식은 원점으로부터 그려지는 직선에 수직인 (x, y) 를 통과하는 직선을 표현한다. 식 (16)에서 ρ 는 원점으로부터 직선까지의 법선 거리이고, θ 는 x 좌표에 대한 각도를 나타낸다. 본 논문에서는 θ 의 범위를 $0 \leq \theta \leq \pi$ 로 제한시켜 사용하였는데, θ 의 범위를 제한해줌으로써 ρ 값의 솔루션이 하나의 솔루션만을 갖도록 고려해 주었다.

이차원 평면상에서 n 개의 점들이 주어졌을 경우, 식 (16)을 이용하여 n 개의 점들 각각에 적합한 일련의 직선들을 찾아야만 한다. 각 점에 대한 직선들을 찾는 방법은 다음과

그림 1. 2-point 트랙 초기화 기법.

Fig. 1. 2-point track initiation.

같이 $\rho_m = x_i \cos \theta_m + y_i \sin \theta_m$ 을 사용하여 $x-y$ 평면상에 있는 점 (x_i, y_i) 를 $\rho-\theta$ 평면상에서의 정현파 곡선들로 변환한다. 첫 번째로는 $\rho-\theta$ 평면상에서 θ 값을 $0 \leq \theta \leq \pi$ 범위에 존재하게 유지하면서 0부터 $\Delta\theta$ 씩 증가시키면서 이에 따른 ρ 값을 구한다. 그리고 각 i 점에서 구한 (ρ_m^i, θ_m^i) 들을 누적 표(accumulator table)를 만들어서 $\rho-\theta$ 좌표에 대응되는 누적 셀(accumulator cell)의 위치에 누적하고, 가장 큰 누적 값을 갖는 (ρ_i, θ_j) 를 찾음으로써 직선을 검출하게 된다. 물론 누적시키기 전 각 누적 셀들은 모두 0으로 초기화 해주어야 한다. 이러한 과정을 통해 허프 변환은 그림 4와 같이 동일 선상의 점들을 이용하여 $\rho_i = x \cos \theta_j + y \sin \theta_j$ 의 정현파 곡선들을 그린 후 곡선이 가장 많이 교차하는 위치의 (ρ_i, θ_j) 를 찾아냄으로써 직선을 검출하게 된다.

그림 4는 점 1, 2, 3을 지나가는 직선을 검출하는 예를 보여준다. 그림 4의 왼쪽 그림은 일직선상에 존재하는 점 1, 2, 3을 나타낸 것이고, 오른쪽 그림은 각 점에서의 ρ 와 θ 값들을 정현파 곡선으로 나타낸 후 점 1, 2, 3에 해당하는 정현파 곡선들의 교차점을 찾아냄으로써 대표 직선을 선택할 수 있는 과정을 보여주는 것이다.

1.2.3 직선에서의 초기치 선정

본 논문에서 제안하는 초기치 선정을 위한 허프 변환에서 지금까지 설명한 방법을 통하여 하나의 직선을 검출하게 되면, 이 직선을 표적 추적 필터인 PMHT 알고리즘에 적용하기 위해 트랙의 초기치로 바꾸어 주는 작업이 필요하다.

초기 트랙의 정보인 위치와 속도 등을 선정해 주기 위해서는 허프 변환에서 검출된 하나의 직선과 허프 변환에서 직선을 검출할 때 사용한 ROI 내의 측정치들도 함께 이용하여 솔루션을 얻어야 한다. 본 논문에서는 ROI 내의 측정치들 중 첫 시간의 측정치와 마지막 시간의 측정치에서 허프 변환에서 검출된 직선에 대해 수직인 법선 직선을 그려주고, 직선들이 교차하는 2점의 x, y 축 위치 정보와 첫 시간과 마지막 시간대 측정치 획득 시간 등의 정보들을 이용하여 초기 트랙의 위치 및 속도를 선정해 주었다.

그림 2. 허프 변환 트랙 초기화 기법.

Fig. 2. Hough transform track initiation.

그림 3. 클러스터링 알고리즘.

Fig. 3. Clustering algorithm.

이와 같은 방법으로 초기 트랙을 설정해주게 되면 샘플링 타임(sampling time)이 작거나 속도가 느린 표적을 추적하는 시나리오 또는 센서의 측정 잡음이 큰 환경에 대해서는 ROI 내의 측정치들이 표적이 움직이는 방향으로 일정하게 배치되지 않고 순서가 안 맞을 가능성이 있다. 하지만 트랙을 초기화해준 뒤 PMHT를 수행하여 반복 처리를 함에 따라 비록 트랙의 초기치의 정확도가 떨어진다고 하더라도 실제 표적에 대한 트랙을 어느 정도 정확하게 추적할 수 있을 것으로 판단된다.

2. 가중치 합을 이용한 FTD

FTD를 위한 척도로써 가장 간단하게 고려되는 방법으로 M of N 초기화라는 방법이 있는데, 본 논문에서는 M of N 초기화를 기반으로 하여 PMHT와 결합하여 사용하였다. 이 트랙 초기화 조건 하에, 트랙들은 N개의 스캔 동안에 최소한 유효한 측정치들을 할당받는 M개의 스캔들이 존재해야 최종적으로 트랙으로 설정될 수 있다.

M of N 초기화를 사용할 시에는 매 스캔마다 유효한 측정치들을 결정하기 위한 기준이 주어져야 한다. 논문에서는 PMHT의 특성을 고려한 조건을 통하여 유효한 측정치들의 개수를 설정하는 방법을 제시하였다. PMHT는 EM 기법에서 매 시간 모든 측정치들에 대해 가중치를 부여하게 되는데, 식 (17)과 같이 매 시간에서의 모든 측정치들의 가중치 합을 통하여 매 시간에서의 트랙들에 대한 유효한 측정치들의 존재 여부를 결정하게 된다.

$$\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r} \geq \tau_w \Rightarrow d_t = 1 \quad (17)$$

$$\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r} < \tau_w \Rightarrow d_t = 0$$

만약 시간 t 에서의 측정치들의 가중치 합 $\sum_{r=1}^{n_t} w_{t,r}$ 이 문턱치 τ_w 이상이면 $d_t = 1$, 그렇지 않으면 $d_t = 0$ 을 설정해 준다. 여기서 $d_t = 1$ 은 시간 t 에서의 측정치들 중 이 트랙에 대한 유효한 측정치가 존재한다는 것을 나타내고, $d_t = 0$ 은 시간 t 에서의 측정치들 중 이 트랙에 대한 유효한 측정치는 존재하지 않고 모두 클러스터에 의해 발생된 측정치들이라는 것을 나타낸다.

그림 4. ρ - θ 평면에서의 허프 변환.

Fig. 4. Hough transform in the ρ - θ plane.

만약 각 시간대의 측정치들의 가중치 합을 구할 시에 동 시간대에서 이 트랙에 대한 유효한 측정치가 존재한다면 가중치들의 합은 거의 1에 가깝거나 그 이상의 값을 갖게 될 것이다. 물론 이 조건에서도 가중치 합에 대한 기준 문턱치 τ_w 가 필요하며, 이 고정된 문턱치의 값에 따라 알고리즘의 수행 결과에 많은 영향을 끼칠 것이다.

이처럼 sliding window T 동안에 매 시간의 측정치들 가중치 합을 통하여 유효한 측정치들의 탐지 여부를 확인한 후 M of N 초기화 기법을 통하여 T 동안에 탐지된 횟수

$\sum_{i=t-T}^{t-1} d_i$ 값이 문턱치 n_c 개 이상이면 이 트랙은 표적에 의해 발생되었을 가능성이 있다고 판단하여 최종적으로 트랙으로 확정해 주게 되고, n_d 개보다 작으면 이 트랙은 클러스터에 의해 발생된 것이라 판단하여 제거해 줌으로써 불필요한 계산량을 줄여 전체 시스템의 시뮬레이션 수행 시간을 줄여준다.

IV. PMHT를 이용한 자동 표적 탐지 및 추적 알고리즘

이번 절에서는 논문을 통해 제안한 2개의 트랙 초기화 기법을 이용하여 자동으로 표적을 탐지하고 추적이 가능한 시스템을 구성해보도록 하겠다. 트랙 초기화 기법과 표적 추적 필터인 PMHT 외에 생성된 트랙들 중 가짜 트랙들은 제거하고 진짜 트랙들은 확정하는 트랙 관리(track management)와 앞서 설명한 같은 표적에 대해 여러 개의 트랙들이 생성되는 문제를 보완하는 트랙 합병(track merging)은 자동 표적 탐지 및 추적 시스템에서 중요한 구성이 되겠다. 그림 5는 논문에서 제안하는 자동 표적 탐지 및 추적 시스템의 구성을 보여준다.

신호 처리 과정을 거친 센서의 측정치들을 이용한 트랙 초기화 과정을 거쳐 트랙들을 생성하게 되면, 이 트랙들을 이용하여 표적 추적 필터인 PMHT를 수행하게 된다. 그 후 FTD 절차를 거쳐 확정할 것인지 제거할 것인지를 판단하게 되며, 확정된 트랙에 대해서 마찬가지로 PMHT와 FTD 절차를 수행하게 되는데 확정된 트랙들에 대해서만 같은 표적에서 발생된 여러 트랙들이 발생될 가능성을 고려하여 트랙 합병 절차를 실행하였다.

1. 트랙 관리

트랙 초기화 과정을 통해 생성된 트랙들을 효율적으로

그림 5. 자동 표적 탐지 및 추적 시스템.

Fig. 5. Automatic target detection and tracking system.

관리하는 것은 자동 표적 추적 시스템을 구성함에 있어서 매우 중요한 요소이다. 여기서 트랙들을 관리한다는 의미는 현재 존재하는 트랙들이 가짜 트랙이면 제거해주고, 표적에 대한 진짜 트랙이면 확정해줌으로써 전체 시스템이 원활하게 실행될 수 있게 한다. 트랙 판별에 대한 기준으로는 III 장의 2절에서 소개한 측정치들의 가중치 합을 이용하였는데 탐지확률이 작은 환경의 경우 배치 구간동안 적은 개수의 표적 탐지가 이루어진다. 따라서 트랙의 확정/제거에 있어서 같은 개수의 문턱치를 사용하게 되면 시스템의 효율성이 떨어질 수 있기 때문에 트랙을 확정/제거하는 개수는 달리하여 구성하였다. 또한 확정되지 않은 트랙들과 확정된 트랙들의 관리는 약간의 차이점을 갖게 되는데, 그림 5의 Tracks FTD와 Confirmed Tracks FTD 절차는 표 1에서 제시되었다.

2. 트랙 합병

제안한 트랙 초기화 절차를 사용할 시 같은 표적 측정치들을 사용한 여러 트랙들이 초기화된다. 즉 같은 표적에 대해 여러 트랙들이 발생하게 되는 문제점을 갖게 된다. 표적을 추적함에 있어서 큰 문제는 되지 않지만, 불필요한 트랙들로 인해 많은 계산이 요구되어 시스템의 수행 속도는 느려지게 된다. 따라서 같은 표적에 대한 트랙들은 1개의 트랙으로 합병해주는 방법이 요구되는데, 논문에서는 다음과 같은 방법을 통하여 해결해주었다.

$$(\nu_t^{a,b})^T (\nu_t^{a,b}) < \tau_{merge} \quad (18)$$

여기서 $\nu_t^{a,b}$ 은 트랙 a 의 상태변수 추정치 $\hat{x}_{t|T}^a$ 와 트랙 b 의 상태변수 추정치 $\hat{x}_{t|T}^b$ 의 차다. 이와 같은 방법으로 두 트랙이 존재하는 공통 시간에 대해 테스트한 후 트랙을 합병해

표 1. 트랙 관리.

Table 1. Track management.

Tracks FTD	Confirmed Tracks FTD
if($\sum_{i=t-T}^{t-1} d_i \geq n_c$)	
track confirm;	
else if($\sum_{i=t-T}^{t-1} d_i < n_d$)	if($\sum_{i=t-T}^{t-1} d_i < n_d$)
track delete;	track delete;
else	else
track retain;	track retain;

주게 된다. 트랙 합병 방법은 두 트랙의 마지막 시간에서의 오차 공분산의 determinant를 구한 후 작은 값의 트랙은 유지하고 큰 값의 트랙은 제거하였고, 이러한 과정을 통하여 문제점을 해결하였다.

V. 시뮬레이션

논문을 통해 제안한 트랙 초기화 기법들이 센서로부터 획득한 다수의 측정치 정보들을 이용하여 다수의 표적들, 다수의 클러스터가 존재하는 환경에서 얼마나 정확하게 자동으로 표적들을 탐지하고 추적이 가능한지를 확인하기 위해 시뮬레이션을 통하여 검증해보았다. 이 시뮬레이션에서는 제안한 2개의 트랙 초기화 기법들에 대해 다음과 같은 4가지 성능을 분석해보았다. 첫 번째는 매 시간의 확정된 트랙의 개수와 확정된 트랙 중 가짜 트랙을 제외한 실제 표적들에 대한 트랙 개수를 실제 표적 개수와 비교하여 성능 비교의 척도로 사용하였다. 두 번째는 두 트랙 초기화 기법에서의 선정된 초기치가 PMHT를 수행 시에 iteration 횟수에 끼치는 영향을 통하여 보다 더 정확한 초기치 선정이 가능한 트랙 초기화 기법을 찾고자 하였다. 물론 ROI를 이용한 허프 변환 트랙 초기화 기법이 2-point 트랙 초기화 기법에 비해 많은 측정치 정보들을 사용하여 트랙의 초기치를 선정해 주기 때문에 더 정확한 초기치를 제공할 것으로 판단된다. 세 번째는 두 트랙 초기화 기법을 사용하여 얻은 실제 표적에 대한 트랙들의 RMSE를 비교하였고, 네 번째는 각 초기화 기법에 따른 전체 시스템의 시뮬레이션 수행 시간을 비교하였다.

1. 시뮬레이션 조건

우선 시뮬레이션이 구성된 환경은 수중 환경이라 가정하였고, 이에 따라 표적들의 속도나 측정 잡음 등을 고려하여 설정하였다. 시뮬레이션 시나리오를 확인해 보면 다음과 같다. 표적들의 개수는 6개이고, 각 표적들은 총 시뮬레이션 시간 동안 계속 존재하는 것이 아니라 각 표적에 대해 발현 시간과 사라짐 시간을 다르게 하여 시뮬레이션 하였다. 물론 시스템에서는 표적의 개수는 모르고 또한 각 표적의 초기치(초기 위치/속도 정보)를 모른다는 가정 하에 시뮬레이션을 수행하였다. 이러한 방법으로 시뮬레이션을 수행한 이유는 제안한 트랙 초기화 기법들의 성능을 비교해 보기 위한 하나의 방법으로써 모르는 시간 구간에 표적들이 나타나고, 모르는 시간 구간에 표적들이 사라졌을 때에도 얼마나 정확하게 표적들을 탐지하여 추적이 가능한 지를 검

그림 6. 표적들의 궤적과 개수 시나리오.

Fig. 6. Targets's trajectory and number scenario.

표 2. 각 표적의 초기 위치/속도와 발현/사라짐 시간.

Table 2. Initial states of the targets and times at which they appear and disappear.

Target #	Time Intervals	Initial States
1	[0, 200T]	[-3000, -4000, 1.5, 0.5]
2	[100T, 350T]	[-2000, 3000, 1, -0.5]
3	[150T, 200T]	[-4000, -1000, 2.07, 7.73]
4	[300T, 350T]	[-2000, -1000, 8.69, -2.33]
5	[300T, 400T]	[4000, 4000, -2.83, -2.83]
6	[300T, 445T]	[4000, 2000, 0, -3.5]

표 3. 트랙 초기화/관리에 사용된 파라미터 값들.

Table 3. Parameters for track initiation/management.

2-point 트랙 초기화		허프 변환 트랙 초기화	
ϵ_v	30 m/sec	ϵ_v	30 m/sec
		n_v	5
가중치 합을 이용한 트랙 초기화 조건			
τ_w		0.8	
트랙 관리			
n_c		7	
n_d		4	

표 4. 시스템에 사용된 파라미터 값들.

Table 4. Parameters for system.

표적의 탐지 확률 (P_D)	0.9	0.6
클러스터 평균 개수 (λV)	10	50
Sliding window size (T)	15	
Shifting size	10	
Sampling time (Δt)	10 sec	
총 시뮬레이션 시간	4450 sec	
몬테 칼로 시뮬레이션 횟수	100 회	

증하기 위해서이다. 시나리오에서 사용한 6개의 표적들에 대한 궤적은 그림 6의 왼쪽 그림과 같고, 표적들의 속도는 비교적 다양한 속도(1.12~9m/sec)에 대해 다루었는데, 2개의 표적들은 속도가 1~2m/sec 정도의 느린 표적들이고, 2개의 표적들은 3.5, 4m/sec로 보통 속도로 이동하는 표적들, 나머지 2개의 표적들은 수중 환경이라는 점을 고려하였을 때 비교적 빠른 속도(8, 9m/sec)로 이동하는 표적들이다. 그림 6의 오른쪽 그림은 각 시간대별로 실제 표적이 존재하는 표적 개수 시나리오를 나타내고 있고 그림과 같이 각 시간대별로 존재하는 표적들의 개수를 다르게 설정하였다.

표 2는 각 표적들에 대한 발현 시간 및 사라짐 시간과 표적의 초기 상태변수, 즉 x , y 축 각각의 초기 위치/속도를 나타낸 것이다. 또 시뮬레이션 상에서 사용한 능동형 소나는 송/수신기가 같은 위치에 있는 monostatic 소나로써, 이동하지 않고 원점에 정지하고 있다고 가정하였고, 측정오차는 거리에 대해 50m, 각도에 대해 1°로 설정하였다.

또 트랙 초기화 기법들과 관련된 파라미터들의 값은 표 3과 같은데, 트랙의 FTD를 테스트 하는 트랙 초기화 조건으로는 측정치 정보들의 가중치 합들을 이용한 조건을 사

용하였다. 매 시간마다 모든 측정치들의 가중치 합에 대한 문턱치 τ_w 는 0.8 이상 일 경우 트랙에 대한 유효한 측정치가 탐지되었다고 판단해 주었다. 이러한 경우를 배치 구간 T 동안 모두 고려해 준 뒤, 7개 이상 탐지되었다면 최종적으로 트랙으로 설정하여 본격적으로 이 트랙에 대한 추적을 시작하도록 구성하여 시뮬레이션을 수행하였다.

다음으로 시뮬레이션에 요구되는 파라미터 값으로는 표적의 탐지 확률과 클러스터 평균 개수, 소나의 측정 영역 등과 PMHT의 sliding window 크기 즉 배치 구간과 shifting 크기 등이 있다. 본 논문에서 수행한 시뮬레이션은 파라미터들의 변화에 대한 민감도 정도를 비교하기 위해서 2개의 수중 환경에 대해 수행하였다. 첫 번째 환경(case 1)은 표적의 탐지 확률이 크고 클러스터 평균 개수가 적은 비교적 좋은 환경이고, 두 번째 환경(case 2)은 표적의 탐지 확률이 작고 클러스터 평균 개수가 비교적 많은 나쁜 환경이다. 이러한 환경들에서 각 트랙 초기화 기법을 사용하였을 때의 단일 시뮬레이션과 몬테 칼로 시뮬레이션을 수행하여 얻은 결과를 통해 성능을 분석해 보겠다.

2. 시뮬레이션 결과

그림 7과 8에서 좌측은 2-point, 우측은 허프 변환을 사용하였을 때 환경 1과 2에서의 단일 시뮬레이션 결과를 나타낸 것이다.

각각 회색 점은 측정치 정보, 빨간색 실선은 확정된 트랙들을 나타낸 것인데, 환경 1의 경우 각 표적에 대해 트랙 초기화가 잘 이루어졌고 표적을 놓치지 않고 유지하며 잘 추적하는 것을 확인할 수 있으며, 환경 2의 경우 빠른 속도의 표적에 대해서는 실제 발현시간부터 정확히 트랙을 초기화하진 못했지만 일단 초기화되면 안정적으로 트랙을 잘 유지하는 것을 확인할 수 있다. 그림 8을 통해 확인할 수 있듯이 두 트랙 초기화 기법을 비교하였을 때 허프 변환이 보다 더 빠르게 표적에 대한 트랙의 초기화가 이루어진 것을 확인할 수 있다.

그림 9는 표적 1과 3에 대해 허프 변환을 이용하였을 때 선택된 초기 트랙을 보여준다. 그림 상에서 녹색 점은 각 표적의 측정치 그룹, 회색 점은 각 표적에 대한 ROI내의 측정치 그룹, 빨간색 실선은 실제 표적의 궤적, 파랑색 실선은 선택된 초기 트랙을 나타낸다. 표적 1의 경우 속도가 느리기 때문에 오차는 존재하지만 설정한 측정 잡음을 고려하였을 때 어느 정도 안정적으로 초기 트랙을 찾는 것을 확인할 수 있고, 표적 3의 경우 속도가 빠르기 때문에 상당

그림 7. 환경 1에서의 확정된 트랙들 비교.

Fig. 7. Comparison of the confirmed tracks in a case 1.

히 정확한 초기 트랙을 찾는 것을 확인할 수 있다.

그림 7~9는 단일 시뮬레이션 상에서의 시뮬레이션 결과였고, 이 결과들을 토대로 두 트랙 초기화 기법을 성능을 판단하기에는 무리가 있기 때문에 몬테 카를로 시뮬레이션을 수행하여 4가지 성능들을 비교해 보았다.

우선 첫 번째로 확정된 트랙 개수인데 그림 10과 11의 좌측은 2-point, 우측은 허프 변환 트랙 초기화 기법을 이용하였을 때 환경 1과 2에서의 표적 개수 추정 결과를 보여 준다. 각 그림에서 검은색 실선은 실제 표적 개수, 빨간색 실선은 확정된 트랙 개수, 파란색 점선은 확정된 실제 트랙 개수를 나타낸다. 그림 10의 경우 환경이 좋기 때문에 두 기법 모두 큰 차이 없이 정확하게 표적 개수를 추정하는 것을 확인할 수 있지만, 그림 11의 경우 환경이 좋지 않기 때문에 약간의 오차가 존재하는 것을 알 수 있다. 특히 2-point의 경우 허프 변환에 비해 적은 개수의 측정치를 이용함으로써 트랙의 초기치 정확성이 떨어지기 때문에 다음과 같은 표적 개수 추정 결과로 나타난 것으로 판단된다.

그림 8. 환경 2에서의 확정된 트랙들 비교.

Fig. 8. Comparison of the confirmed tracks in a case 2.

그림 9. 허프 변환에서 선택된 초기 트랙.

Fig. 9. The selected initial track in hough transform.

그림 10. 환경 1에서의 표적 개수 추정 비교.

Fig. 10. Comparison of the estimated number of targets in a case 1.

또 빨간색 실선과 파란색 점선의 차는 가짜 트랙들이 생성되어 확정된 개수를 나타내는데 두 선은 큰 차이 없이 거의 유사한 형태의 결과가 나온 것을 알 수 있다. 이를 통하여 유추해보면 가짜 트랙들은 클러스터가 적은 환경은 물론이고 많은 환경에서도 거의 확정되지 않은 것을 확인할 수 있다.

두 번째 성능 비교는 각 트랙 초기화 기법을 적용하였을 때 PMHT iteration 횟수인데, 이를 통하여 더 정확한 초기치 선정이 가능한 기법을 찾고자 한다. 그림 12는 각 표적에 대한 트랙들의 매 배치에서의 iteration 횟수를 나타낸 것으로 빨간색 실선은 2-point, 파란색 점선은 허프 변환을 나타낸다. 대체적으로 배치 구간이 진행될수록 두 트랙 초기화 기법을 이용한 트랙의 iteration 횟수는 같아지지만, 초반 배치 구간에서는 2-point가 더 많은 iteration 횟수가 요구됨을 확인할 수 있다. 이는 2-point로 생성된 초기 트랙의 정확성이 더 떨어짐을 의미한다.

다음으로 성능 비교 내용은 그림 13에 제시된 위치에 대한 RMSE 결과이다. 그림 12의 iteration 횟수를 통해 비교해본 것과 같이 여러 번 배치가 진행되면 같은 표적 추적 알고리즘인 PMHT를 이용하기 때문에 추정치는 같은 값으로 수렴함으로써 RMSE가 거의 동일하게 나타나지만, 역시 초반 배치 구간 동안에는 대체적으로 2-point가 허프 변환에 비해 추정 오차가 더 크게 나타나는 것을 확인할 수 있

그림 11. 환경 2에서의 표적 개수 추정 비교.

Fig. 11. Comparison of the estimated number of targets in a case 2.

그림 12. PMHT iteration 횟수 비교.

Fig. 12. Comparison of the PMHT iteration number.

그림 13. 위치 RMSE 비교.

Fig. 13. Comparison of the position RMSE.

표 5. 평균 시뮬레이션 시간 비교.

Table 5. Comparison of the average simulation time.

	고탐 저클 (case 1)	저탐 고클 (case 2)
2-point	33.104960	137.412070
허프 변환	38.825020	86.172860

으며, 이는 선정된 트랙의 초기 위치/속도인 초기치와 관련된 문제일 것으로 판단된다.

마지막으로 시뮬레이션 수행 시간을 비교하였다. 이는 클러스터가 존재하는 환경에서 제안한 기법을 이용하였을 때 알고리즘의 계산 수행에 필요한 소요 시간을 비교함으로써 효율성을 점검하기 위함이다. 표 5를 보면 알 수 있듯이 총 데이터를 모은 시간이 4450sec라는 점을 감안하였을 때 클러스터가 많은 환경에서도 2분이 채 안 걸렸다는 점을 토대로 두 트랙 초기화 기법 모두 비교적 연산에 소요되는 시간이 짧은 것으로 판단된다. 또한 클러스터가 적은 환경에서는 두 기법 모두 수행 시간에 있어서 큰 차이가 없었지만, 클러스터가 많은 환경에서는 허프 변환이 더 짧은 정보 처리 시간이 요구되는 것을 확인할 수 있다.

지금까지 4가지 성능들을 비교하여 분석해 보았을 때 허프 변환 트랙 초기화 기법이 2-point 트랙 초기화 기법보다 더 정확한 초기치를 제공함으로써 표적 개수 추정, RMSE 등의 면에서 전반적으로 우수한 성능을 보이고, 자동 표적 탐지 및 추적 시스템에 더 적합한 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 레이더나 소나와 같은 센서를 통해 표적 정보뿐만 아니라 클러스터를 포함한 측정치 정보들이 획득되었을 때 PMHT를 이용하여 표적을 자동으로 탐지하고 추적하기 위해 요구되는 트랙 초기화 기법들을 제안하였다. 특히 기존 PMHT의 초기치 선정 등의 단점을 보완하는 2-point와 허프 변환 트랙 초기화 기법을 제안함으로써 자동 표적 탐지 및 추적 시스템을 구성할 수 있었고, 시스템을 구성할 때 요구되는 트랙 초기화 기법을 통해 생성된

트랙에 대해서 지속적으로 관리하는 방법에 대해 소개하였다. 다양한 속력의 표적들이 존재하는 환경에서의 시뮬레이션을 통하여 표적 개수 추정 결과, PMHT iteration 횟수, 위치 RMSE, 평균 시뮬레이션 시간 등의 다양한 측면의 성능을 분석하였고, PMHT를 이용하여 자동으로 표적을 추적하는 것이 가능하다는 것을 확인하였다. 또 시뮬레이션 결과는 거의 정확하게 표적 개수를 추정하며 시간적인 면에서도 많은 시간이 요구되지 않는다는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 제안한 두 트랙 초기화 기법의 성능을 비교해보면 표적 개수 추정이나 초기치의 정확성 등을 고려하였을 때 허프 변환 트랙 초기화 기법이 더 안정적이고 뛰어난 성능을 제공하는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문에서 제안한 PMHT를 이용한 자동 표적 탐지 및 추적 알고리즘은 표적의 탐지 확률이나 클러스터 평균 개수와 같은 파라미터 값의 변화에 민감하게 반응하지 않고 전반적으로 우수한 성능을 보임을 입증하였고, 운용자의 개입 없이 자동 탐지와 추적이 가능하다는 점에서 유용하게 사용될 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] R. L. Streit and T. E. Luginbuhl, "Probabilistic multi-hypothesis tracking," *Submitted to IEEE Transactions on Automatic Control*, Feb. 1995.
- [2] R. L. Streit and T. E. Luginbuhl, "Maximum likelihood method for probabilistic multi-hypothesis tracking," *Proc. of the SPIE International Symposium on Signal and Data Processing of Small Targets*, vol. 2335, pp. 394-405, Apr. 1994.
- [3] P. Willett, Y. Ruan, and R. L. Streit, "PMHT: problems and some solutions," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 38, no. 3, pp. 738-754, Jul. 2002.
- [4] P. Willett, Y. Ruan, and R. L. Streit, "The PMHT for maneuvering targets," *Proc. of American Control Conference*, Philadelphia, USA, vol. 4, pp. 2432-2433, Jun. 1998.
- [5] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association (IPDA)," *Proc. of the 31st Conference on Decision and Control*, Tucson, USA, vol. 4, pp. 3796-3798, Dec. 1992.
- [6] T. L. Song and D. S. Kim, "Highest probability data association for active sonar tracking," *Proc. of the 9th International Conference on Information Fusion*, Florence, Italy, pp. 1-8, Jul. 2006.
- [7] D. S. Kim and T. L. Song, "A study of automatic Multi-target detection and tracking algorithm using highest probability data association in a cluttered environment," *Trans. KIEE*, vol. 56, no. 10, pp. 1826-1835, Oct. 2007.
- [8] W. Ng, J. Li, S. Godsill, and J. Vermaak, "A hybrid approach for online joint detection and tracking for multiple targets," *Proc. of IEEE Aerospace Conferences*

- 2005, pp. 2126-2141, Mar. 2005.
- [9] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, 3rd Ed., JOHN WILEY & SONS, 1997.
- [10] Y. Bar-Shalom and X. Rong Li, *Multitarget - Multisensor tracking : Principles and Techniques*, Storrs, CT: YBS Publishing, 1995.
- [11] Y. Bar-Shalom, X. Rong Li, and Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*, Wiley, New York, 2001.
- [12] P. V. C. Hough, "Machine Analysis of Bubble Chamber Pictures," *Proc. Int. Conf. High Energy Accelerators and Instrumentation*, 1959.
- [13] R. O. Duda and P. E. Hart, "Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures," *Comm. ACM*, vol. 15, pp. 11-15, Jan. 1972.
- [14] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, and S. L. Eddins., *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2004.
- [15] E. Smerdfiev, K. Alexiev and L. Bojilov, "Multiple sensor data association algorithm using hough transform for track initiation," *Proc. of the First International Conference on Multisource- Multisensor Information Fusion-FUSION'98*, vol. 2, pp. 980-985, 1998.

- [16] Alexiev K. M., "Multiple target tracking using hough transform PMHT algorithm," *Intelligent Systems 2002 Proceedings.*, vol. 1, pp. 227-232, 2002.

이 해 호

2007년 한양대 전자전기공학과 졸업.
2009년 동 대학원 전자전기제어계측공학과 졸업(석사). 2009년~현재 동 대학원 전자전기제어계측공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 추적필터링, 자료결합, 정보융합.

송 태 렬

1974년 서울대 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 대학원 항공우주공학과 졸업(박사). 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자정보시스템공학과 교수. 관심분야는 표적추적시스템, 자료결합 및 정보융합, 유도 및 제어.