

# 클러터를 고려한 다중 센서 환경에서의 AMMPF 를 이용한 기동 표적 추적 알고리즘 연구

김다솔 · 송택렬 · 오원천\*

한양대학교 전자전기제어계측공학과, 국방과학연구소\*

## Multi-sensor Single Maneuvering Target Tracking in Clutter using AMMPF

Da-Sol Kim · Taek-Lyul Song · Won-Chun Oh\*

Dept. of Control and Instrumentation Engineering, Hanyang Univ. ([kimdasori@ihanyang.ac.kr](mailto:kimdasori@ihanyang.ac.kr)),

Agency for Defense Development\*

### 요약

In this article we consider a single maneuvering target Tracking algorithm in the presence of missing measurements and high clutter environments for multi-sensor target tracking problem. The tracking algorithm is based on the Particle filtering method to predict and update target states. Proposed is the AMMPF(Auxiliary Multiple Model Particle Filter)[2] method for maneuvering target tracking to improve performance in track estimate and maintenance with a high level of uncertainty. The algorithm we propose is compared to the Extended Kalman Filter(EKF). A simulation study is included.

### 1. 서론

표적의 각도 정보만을 이용하는 소나 시스템의 표적 기동분석(Target Motion Analysis: TMA)은 표적의 상태변수인 위치, 속도, 가속도 등을 추정하여 표적을 추적하는 것이다. 표적의 각도 정보만으로 표적을 추적(Bearings – Only Tracking: BOT Problem)하는 데에는 주로 EKF와 같은 선형화시킨 칼만 필터를 사용하는데 이는 비선형 시스템의 선형화로 인한 추적성능 저하, 수렴성 결여등의 문제점이 발견된다. 그리하여 본 논문에서는 이를 해결하기 위한 방안으로 Particle Filter(이하 PF)[1]

를 사용하였다. PF는 BOT Problem 같은 비선형 시스템의 상태 추정에 필수적인 선형화 과정이 필요없을 뿐만 아니라 높은 수렴성과 추정 성능으로 연구가 활발한 상황이다[3]. 변침하지 않는 단일 표적을 대상으로 다수의 Sonobuoy 를 이용 하여 표적을 추적 하는 연구는 이미 소개되었으나 EKF 를 이용하였기 때 문에 수렴성이 결여되었음을 볼 수 있다[4]. 그리고 PF 를 이용한 다중 센서 표적 추적에 관한 논문도 발표되었으나 이 또한 변침하는 표적에 대해서는 고려하지 않았다[5].

본 논문에서는 변침하는 표적의 다중 센서 표적 추적을 수행함에 있어 MMPPF(Multiple Model PF)[3]의 한 종류인 AMMPF 을 이용한 알고리즘을 제시하고자 한다.

### 2. AMMPF

#### 2.1 시스템 모델

다중 센서로부터 얻어지는 표적의 각도 측정치를 이용하여 표적의 상태변수를 추정하는 표적기동분석을 위해서는 표적추적 시스템의 동력학을 2 차원 평면상에서 기술하는 시스템의 동력학 모델이 필요하다. 이 모델은 표적과 센서들(Sonobuoy)의 위치, 속도를 상태변수로 가진다. 표적의 시스템 동력학 모델은 기동하는 표적을 대상으로 Markov system 으로 모델링하였고, 센서의 시

시스템 동역학 모델은 해류에 의하여 등속직선기동을 한다고 가정하였다. 각각의 모델은 X 축과 Y 축으로 분리된 위치, 속도를 가지며 시스템의 동역학 모델은 식 (1) 과 같이 표현된다.

$$X_{k+1} = A_k^{(i,j)} \cdot X_k + B_k \cdot v_k \quad (1)$$

$$X_k = [X_k^x \ X_k^y \ \dots \ X_k^{z_i}]^T,$$

*i*개의 target state vector와 4개의 sonobuoy state vector

$$X_k^x = [x_k^x \ y_k^x \ \dot{x}_k^x \ \dot{y}_k^x]^T, X_k^y = [x_k^y \ y_k^y \ \dot{x}_k^y \ \dot{y}_k^y]^T$$

where, *i* = *i*th sonobuoy

앞에서 정의한 시스템 모델은 다중모델로서 모드 변수  $r_{k,i}$  에 따라서 다른 천이행렬을 가지게 된다. 여기서  $r_{k,i}$  는 3개의 값을 가질 수 있으며, ( $k, k+1$ ) 의 시간 간격동안 표적의 시스템 모델에 영향을 미친다고 가정하였다[2]. ( $r_{k,i} = 1$ ) 등속 직선 기동 모드, ( $r_{k,i} = 2$ ) 시계 방향 회전 모드, ( $r_{k,i} = 3$ ) 반 시계 방향 회전 모드. 각각의 모드에 따른 천이행렬은 다음과 같다.

$$A_k^{(i,j)} = \begin{bmatrix} F_k^{(i)} & 0_{4 \times 16} \\ 0_{16 \times 4} & I_{16} \otimes F_k^{(j)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서  $F_k^{(i)}$  와  $F_k^{(j)}$  는

$$F_k^{(i)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$F_k^{(j)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} & -\frac{(1 - \cos(\Omega_k^{(j)} T))}{\Omega_k^{(j)}} \\ 0 & 1 & \frac{(1 - \cos(\Omega_k^{(j)} T))}{\Omega_k^{(j)}} & \frac{\sin(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} \\ 0 & 0 & \cos(\Omega_k^{(j)} T) & -\sin(\Omega_k^{(j)} T) \\ 0 & 0 & \sin(\Omega_k^{(j)} T) & \cos(\Omega_k^{(j)} T) \end{bmatrix} \quad (4)$$

where,  $T$  = Sampling period,  $i = 2$  or  $3$

이고,  $\Omega_k^{(j)}$  는 가정한 모드에 따른 표적의 회전 각속도를 나타내며 표적의 속도와 구심 가속도 ( $a_m$ ) 의 성분으로

식 (5)과 같이 표현된다.

$$\Omega_k^{(j)} = \frac{(-1)^j a_m}{\sqrt{\dot{\alpha}_k^x{}^2 + \dot{\alpha}_k^y{}^2}} \quad (5)$$

마지막으로  $B_k$  와  $v_k$  는

$$B_k = I_{5 \times 5} \otimes \Gamma_k, \quad v_k = [v_k^x \ v_k^y]^T$$

$$\Gamma_k = \begin{bmatrix} T/2 & 0 \\ 0 & T/2 \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix}, \quad v_k^x = N(0, (\sigma_a^x)^2 \cdot I_{2 \times 2}) \\ v_k^y = N(0, (\sigma_a^y)^2 \cdot I_{2 \times 2}) \quad (6)$$

이며,  $v_k$  는 공정 잡음이며 위와 같은 가우시안 확률 분포를 가진다. 앞에서 4개의 센서를 대상으로 모델링 하였으므로 측정치 모델은 식 (7)과 같다.

$$z_k = h(X_k) + w_k \quad (7)$$

식 (7)의  $h(X_k)$  는 다음과 같고,

$$h(X_k) = [\theta_k^x \ \theta_k^y \ \theta_k^z \ \theta_k^x \ \theta_k^y \ \theta_k^z \ \theta_k^x \ \theta_k^y \ \theta_k^z]^T \quad (8)$$

이는 *i*th 센서에서 본 표적의 각도정보  $\theta_k^i$  와 관측자의 위치( $x_k^o, y_k^o$ )에서 바라본 *i*th 센서의 각도정보  $\theta_k^i$  로 구성되며 식 (9) 와 같이 표현된다.

$$\theta_k^x = \tan^{-1} \left( \frac{x_k^t - x_k^o}{y_k^t - y_k^o} \right), \theta_k^y = \tan^{-1} \left( \frac{x_k^t - x_k^o}{y_k^t - y_k^o} \right) \quad (9)$$

또한  $w_k$  는 측정 잡음으로 식 (10)의 서로 독립적인 백색 가우시안 잡음이다.

$$w_k^x = N(0, (\sigma_w^x)^2 \cdot I_{4 \times 4}), \quad w_k = [w_k^x \ w_k^y]^T \\ w_k^y = N(0, (\sigma_w^y)^2 \cdot I_{4 \times 4}) \quad (10)$$

## 2.2 AMMPF Algorithms

본 논문에서 표적추적을 위해 사용한 필터는 AMMPF로서 PF의 한 종류이다. PF를 사용한 필터링 방법의 핵심은 상태 추정에 있어서 중요하거나 관심의 대상이 되는 PDF (확률분포함수)을 Particle (set of samples)를 통하여 직접 구하는 것이다. 초기 Posterior PDF에 의해서 분포된 Particles은 동역학 모델에 의한 Propagation step

[1]을 통하여 Prior PDF를 형성한 다음 각각의 Particle은 측정치 모델의 Likelihood fn이 결합된 Weight를 부여받는데 이를 SIS(Sequential Importance Sampling)[1]이라 하며, 이 Particles는 부여받은 Weight에 의해서 Posterior PDF를 따른다. 이렇게 생성된 Posterior Particles은 추정 평균치(mean)를 찾는데 이용되며 Resampling[1] 과정을 거쳐 다음 step의 Prior PDF를 형성하는데 사용된다. SIS에 Resampling 과정이 추가된 것을 SIR이라 한다[1].

AMMPF는 SIR의 변형된 형태인 Auxiliary SIR(ASIR)[2]에 MMPF를 결합한 PF이다. SIR과 ASIR과의 다른 점은  $k$ th step의 Propagation 과정을 수행하기전에  $k-1$ th step의 Particles을  $k$ th step의 측정치를 이용하여 Resampling 시킴으로 Optimal importance fn[1]을 모방하는 방식으로 SIS를 운용한다. 이에 MMPF를 결합한 AMMPF의 Posterior density는  $p(X_k, i, r_k | Z_k)$ 의 Marginalization PDF로 나타낼 수 있다. 여기서  $i$ 는  $k-1$ th step의  $i$ th Particle을 나타내는 지정자 변수이다.  $p(X_k, i, r_k | Z_k)$ 는 Bayes' rule에 의하여

$$p(X_k, i, r_k | Z_k) = \frac{p(z_k | X_k, i, r_k, Z_{k-1}) \cdot p(X_k, i, r_k, Z_{k-1})}{p(z_k, Z_{k-1})}$$

$$= \frac{p(z_k | X_k) \cdot p(X_k | X_{k-1}, r_k) \cdot p(r_k | r_{k-1}) \cdot p(i | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})}$$

$$= \frac{p(z_k | X_k) \cdot p(X_k | X_{k-1}, r_k) \cdot p(r_k | r_{k-1}) \cdot w'_{k-1}}{p(z_k | Z_{k-1})} \quad (11)$$

식 (11)[2]과 같이 되고 Normalizing constant  $p(z_k | Z_{k-1})$ 를 제거하면,

$$p(X_k, i, r_k | Z_k) \propto p(z_k | X_k) \cdot p(X_k | X_{k-1}, r_k) \cdot p(r_k | r_{k-1}) \cdot w'_{k-1}$$

식 (12)와 같이 표현할 수 있다.  $p(X_k, i, r_k | Z_k)$ 에서 직접적인 Sampling이 불가능하므로 SIS의 방법을 이용하기 위한 Importance fn은 식 (13)과 같다.

$$q(X_k, i, r_k | Z_k) \propto p(z_k | u'_k(r_k)) \cdot p(X_k | X_{k-1}, r_k) \cdot p(r_k | r_{k-1}) \cdot w'_{k-1}$$

또한  $u'_k(r_k) = E\{X_k | X_{k-1}, r_k\}$ 이며  $q(X_k, i, r_k | Z_k)$ 를 부분화시키면

$$q(X_k, i, r_k | Z_k) = q(i, r_k | Z_k) \cdot q(X_k | i, r_k, Z_k) \quad (14)$$

$$q(X_k | i, r_k, Z_k) \triangleq p(X_k | X_{k-1}, r_k) \quad (15)$$

식 (14)을 얻을 수 있고, 식 (14)의 두번째 항은 식 (15)와 같이 정의한다. 식 (13)로부터 Sampling을 하기 위하여  $q(X_k, i, r_k | Z_k)$ 를  $X_k$ 에 관하여 적분하면 식 (14)의  $q(i, r_k | Z_k)$ 은 식 (16)과 같이 된다.

$$q(i, r_k | Z_k) \propto p(z_k | u'_k(r_k)) \cdot p(r_k | r_{k-1}) \cdot w'_{k-1} \quad (16)$$

식 (16)의  $q(i, r_k | Z_k)$ 을 이용한 Resampling과정으로  $k$ th step의 Propagation 과정에 쓰일  $k-1$ th step의 후보자 Particles set  $\{i^j, r_k^j\}_{j=1}^N$  ( $N$ 은 Particle의 개수)을 구하고, 이를 식 (15)을 통하여 Propagation시킨다. 마지막으로 SIS 방법에 의거하여 각 Particle에 적절한 Weight를 부여하여 식 (11)의 확률 분포를 따르는  $\{X_k^j, i^j, r_k^j\}_{j=1}^N$  Sample set을 구할 수 있다. 이를 요약하면 다음과 같다.

#### [AMMPF ALGORITHM]

$$1. \{u'_k(r_k), q(i, r_k | Z_k)\}_{i=1}^N, \{X_{k-1}^j, w'_{k-1}, r_{k-1}^j\}_{j=1}^N$$

$$\text{-where, } u'_k(r_k) = A_{k,i}^{(z)} \cdot X_{k-1}^i$$

$$2. \{i^j, r_k^j\}_{j=1}^N = \{u'_k(r_k), q(i, r_k | Z_k)\}_{i=1}^N, \{X_{k-1}^j\}_{j=1}^N$$

$$3. \{X_k^j, r_k^j, \tilde{w}_k^j\}_{j=1}^N = \{i^j, r_k^j\}_{j=1}^N$$

$$\text{- } X_k^j = A_{k,i}^{(z)} \cdot X_{k-1}^i + B_{k,i} \cdot v_{k-1}^i \quad : \text{Propagation step}$$

$$\text{- } \tilde{w}_k^j \propto \frac{p(X_k^j, i^j, r_k^j | Z_k)}{q(X_k^j, i^j, r_k^j | Z_k)}$$

$$\propto \frac{p(z_k | X_k^j)}{p(z_k | u'_k(r_k))} \quad (17)$$

$$4. \{X_k^j, r_k^j, w_k^j\}_{j=1}^N = \{X_k^j, r_k^j, \tilde{w}_k^j\}_{j=1}^N \quad : \text{Posterior PDF}$$

-Normalize Weights.

$$5. \{X_k^j, r_k^j\}_{j=1}^N = \{X_k^j, r_k^j, w_k^j\}_{j=1}^N \quad : \text{Resampling}$$

### 3. SIMULATION 결과

클러터나 측정치의 손실이 없는 환경에서 변침하지 않는 표적에 관한 EKF와 AMMPF의 상태 추정 시뮬레이션을 수행하였을 때 표적과 센서의 이동 궤적 추정은 그림 1로 나타내었다.

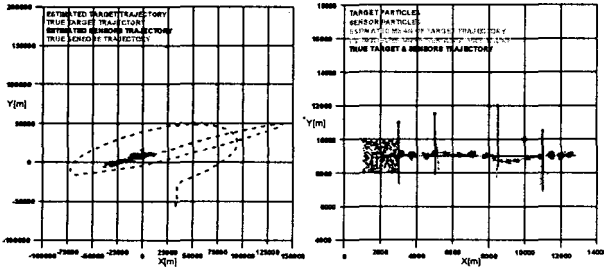


그림 1). 변침하지 않는 표적 추적(좌: EKF, 우: AMMPF)

위의 시뮬레이션에서는 표적 추적 주기  $T$ 는 5sec,  $a_m$ 은 0.001 [ $\%_i$ ],  $\sigma'_s$ 은 0.005 [ $\%_i$ ],  $\sigma'_t$ 은 0.0005 [ $\%_i$ ]라 하였고,  $\sigma'_s$ 와  $\sigma'_t$ 은 각각  $7^\circ$ ,  $1.5^\circ$ 로 하였다.

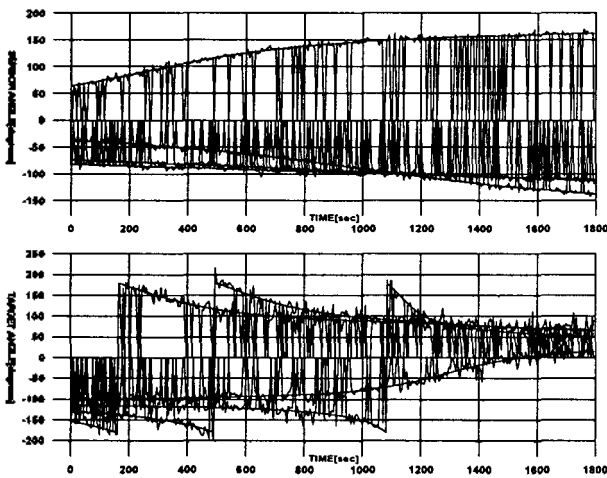


그림 2). 변침하는 표적의 시나리오의 센서 측정치

그림 2은 변침하는 표적에 대하여 전체 측정치 중 20%의 측정치 손실, 손실되지 않은 측정치 중 50%는 클러터가 측정되는 시나리오를 보여준다. 또한 그림 3는 그림 2의 환경에서 AMMPF를 이용한 표적 추적을 보여준다.

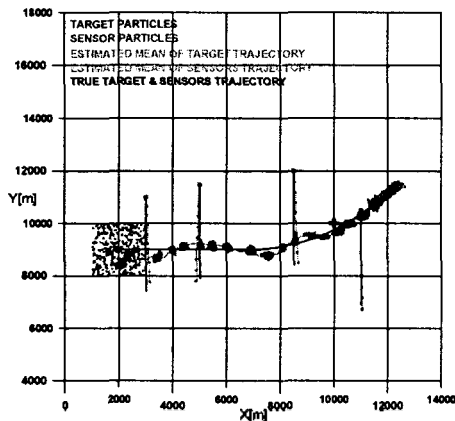


그림 3). AMMPF를 이용한 변침하는 표적 추적

그림 3의 시뮬레이션에서는 표적 추적 주기  $T$ 는 5sec,  $a_m$ 은 0.01 [ $\%_i$ ],  $\sigma'_s$ 은 0.05 [ $\%_i$ ],  $\sigma'_t$ 은 0.0005 [ $\%_i$ ]로 하였고, 측정잡음의 표준편차( $\sigma'_s$ ,  $\sigma'_t$ )를 ( $7^\circ$ ,  $1.5^\circ$ )에서 클러터 발생시 ( $15^\circ$ ,  $5^\circ$ )로 크게함으로 클러터 환경을 구현하였다. 표적은 전체 시뮬레이션 시간 1800 sec중에 800 sec이후 1000 sec 동안 0.005 [ $\%_i$ ]로 변침하게 하였고 Particle의 개수는 1000개이다.

#### 4. 결론

이 논문에서는 해양 환경의 BOT Problem 에서 다중 센서 단일 표적 추적 알고리즘으로 AMMPF 를 소개하고 이를 EKF 알고리즘과의 비교 시뮬레이션으로 그 성능을 검증했다. EKF 를 이용한 표적 추적은 과도한 선형화로 인하여 수렴성이 결여되어 있음을 보이는 반면에 AMMPF 의 결과는 우수한 추적 성능을 보여, 본 논문에서 제시한 알고리즘의 우수성을 보였다. 최종적으로 변침하는 표적 추적 시뮬레이션 수행시, 실제 해양 환경과 비슷한 클러터 환경, 측정치의 손실까지도 고려함으로 본 논문에서 제시하는 AMMPF 알고리즘의 실제환경의 운용 가능성까지도 가능할 수 있었다.

#### 참고 문헌

1. M. Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, and Tim Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for Online Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking", IEEE Trans on Signal Processing, Vol. 50, No. 2, February, 2002.
2. Branko Ristic, Sanjeev Arulampalam, Neil Gordon, "Beyond the Kalman Filter", Artech House, 2004.
3. Arnaud Doucet, Nando de Freitas, Neil Gordon, "Sequential Monte Carlo Methods in Practice", Springer, 2001.
4. M. Karan, J. Wang and S. E. Hammel, "Bearings-only tracking with sea trial sonar data from multiple asynchronous sonobuoys", Underwater Defense Technology Conference, Sydney, Australia, 1998.
5. Alan D. Marrs, "Asynchronous Multi-sensor Tracking in Clutter with Uncertain Sensor Locations using Bayesian Sequential Monte Carlo Methods", DERA/S&P/SPI, 2000.