

능동형 소나의 표적추적 및 트랙초기화를 위한 새로운 자료결합 기법 연구

A Study of New Data Association Method for Active Sonar Tracking and Track Initiation

임영택* 이용욱* 송택렬**
Young-Taek Lim Yong-Oak Lee Taek-Lyul Song

Abstract

In this paper, we propose new data association method called the Highest Probability Data Association(HPDA) using a Signal Amplitude information ordering method applied to active sonar tracking and track initiation in cluttered environment. The performance of HPDA is tested in a series of Monte Carlo simulations runs and is compared with the existing Probabilistic Data Association with Amplitude Information(PDA-AI) for active sonar tracking in clutter. The proposed HPDA algorithm is also applied to automatic track initiation in clutter and its performance is compared with the existing IPDA-AI algorithm.

Keywords : PDA-AI, IPDA-AI, HPDA, 자료결합, 표적추적, 능동형 소나, 트랙초기화

1. 서론

일반적으로 수중환경에서 적용 가능한 소나체계로는 각도정보를 이용하는 수동형 소나체계와 각도정보와 거리정보를 함께 활용하는 능동형 소나체계로 나눌수 있고 이미 많은 연구들이 진행되어온 것이 사실이다. 실제 이러한 소나체계가 운용되는 수중환경의 경우에는 표적정보 이외에도 여러 가지 측정치가 존재하고 있고 이러한 측정치들 중에서 표적정보를 선택적으로

추출해 내기 위해서는 자료결합 기법이 필수적으로 필요하며, 적절한 자료결합 방법을 선택하는 것은 이후의 표적추적 성능에 많은 영향을 미치게 된다.

이와 같이 클러터가 존재하는 환경에서 적용 가능한 기존의 자료결합 기법들로는 Nearest Neighbor(NN)방식, Strongest Neighbor(SN)방식 그리고 Probabilistic Data Association(PDA)방식^[1~3]과 이 PDA방식에 신호의 세기정보를 함께 활용한 PDA with Amplitude Information (PDA-AI)방식^[4]이 대표적이다. 그러나 이러한 기존의 방법들 중 NN방식의 경우는 유효측정영역내의 측정치 중 Normalized Distance Squared(NDS)가 가장 작은 것을 표적이라고 단정적으로 판단하고 SN방식의 경우에는 유효측정영역내의 측정치중 신호의 세기가 가장 센 것을 표적이라고 단정하기 때문에 연산에 소요되는 시

† 2010년 6월 25일 접수~2010년 8월 20일 게재승인

* 삼성탈레스(Samsung Thales)

** 한양대학교(Hanyang University)

책임저자 : 임영택(youngtaek74.lim@samsung.com)

간이 짧다는 장점이 있지만 클러스터가 많은 경우에 클러스터를 표적으로 잘못 판단할 확률이 높아져서 표적추적을 실패하게 되는 단점이 있다. 반면 PDA와 PDA-AI 방식의 경우에는 유효측정영역내의 모든 측정치들에 대해서 표적이라는 가정 하에 각각이 표적일 확률적 가중치를 계산하여 표적정보의 쇠신에 활용하기 때문에 일반적으로 그 추정성능은 뛰어나지만 클러스터가 많은 환경에서는 연산에 소요되는 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 또한 표적추적 이전에 선행되어야 하는 트랙초기화에서도 PDA방식을 활용한 IPDA방식^[5]이나 PDA-AI방식을 적용한 IPDA-AI방식^[5]을 활용할 경우 PDA방식과 PDA-AI방식이 갖는 동일한 단점을 가짐으로써 신속히 표적을 탐지, 추적해야 하는 실제 전장환경에서는 매우 심각한 결과를 초래할 수도 있게 된다.

따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 보완하기 위한 새로운 형태의 자료결합 방법으로 일명 Highest Probability Data Association(HPDA)방식을 활용해 표적추적과 트랙 초기화에 동시에 적용할 수 있는 새로운 형태의 알고리즘에 대해서 설명하고자 한다. HPDA 방식에 대해서 간단히 설명하면 유효측정영역내의 측정치를 신호세기가 센 순서대로 정렬하고 이렇게 정렬된 측정치를 트랙과 일대일 대응을 통해서 그 확률을 계산하여 그 중에 가장 큰 확률을 갖는 측정치를 쇠신과정에 활용하는 방법이다.

본 논문에서는 단일표적에 대한 추정성능에 대해서 제안한 HPDA방식과 기존의 자료결합 방식 중 가장 성능이 우수한 것으로 알려져 있는 PDA-AI 방식^[4]을 시뮬레이션을 통해 비교, 분석할 것이며 트랙 초기화 성능 측면에서는 기존의 IPDA-AI방식^[5]과 비교, 분석하고자 한다. 본 논문은 2장에서는 기존의 PDA-AI방식과 IPDA-AI방식에 대해서 간단히 살펴보고 3장에서는 본 논문에서 제안하는 새로운 형태의 자료결합 및 트랙초기화 기법인 HPDA 방식에 대해서 설명하고 4장과 5장에서 각각 시뮬레이션 조건 및 결과 그리고 결론을 맺고자 한다.

2. 기존의 자료결합 기법 및 트랙 초기화 기법

가. PDA-AI 알고리즘

Fig. 1은 k 순간에서의 표적의 예상위치와 유효측정영역내에 형성되어지는 측정치를 나타낸 것이다. 일반

적으로 클러스터가 존재하는 환경에서 적용되는 자료결합 방식들 중에서 유효측정영역내의 모든 측정치에 대한 표적일 확률을 계산하는 PDA-AI방식^[4]의 경우 그 성능이 우수하다고 알려져 있다. 다음은 이러한 PDA-AI방식을 유도하기 위해 필요한 가정들이다.



Fig. 1. 유효측정영역 내의 측정치

가정 1) 표적이 탐지될 확률은 P_D 이며 Gate내에 존재할 확률은 P_G 로 나타내고 표적의 개수 m^T 는 기껏해야 1개이다.

가정 2) 측정치의 신호의 세기 a 는 \aleph^2 분포를 가지며 표적일 경우에는 신호 대 잡음비 ρ 에 대해 확률밀도 함수(pdf)는

$$f_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \quad (1)$$

로 표현되며 클러스터의 경우에는

$$f_0(a) = e^{-a} \quad (2)$$

를 만족한다.

가정 3) 표적의 신호의 세기가 문턱 값 τ 를 넘어서 탐지될 확률은 $P_D = e^{-\frac{\tau}{1+\rho}}$ 이고 클러스터가 문턱 값 τ 를 넘어서 탐지될 확률은 $P_{fa} = e^{-\tau}$ 이다.

가정 4) 유효측정영역내에 존재하는 클러스터의 개수 m^F 는 다음과 같은 Poisson 분포를 한다.

$$\mu_F(m) = \mu_F(m = m^F) = \frac{(\lambda V_G)^m}{m!} e^{-\lambda V_G} \quad (3)$$

여기서 λ 는 클러터의 공간밀도를 의미하며, V_G 는 유효측정영역의 부피크기이고 $V_G = C_n |S_k|^{1/2} \gamma^{n/2}$ 와 같다. 또한 S_k 는 Residual의 공분산이며, $\sqrt{\gamma}$ 는 Gate 크기를 나타낸다. n 은 측정치 벡터의 차원으로서 n 값에 따라서 $C_1 = 2$, $C_2 = \pi$, $C_3 = \frac{4}{3}\pi$ 이다.

가정 5) 표적의 예측상태변수 추정오차 $\bar{e}_k = x_k - \hat{x}_k$ 는 평균값이 0이고 공분산이 \bar{P}_k 인 가우시안 분포를 한다.

가정 6) 클러터들은 유효측정영역내에서 서로 독립적이며 Uniform 분포를 하고 클러터의 위치와 신호세기는 표적위치와 신호에 대하여 확률적으로 독립이며, 다른 시간대의 측정치들과도 독립적이다.

가정 7) 표적은 존재하고 탐지될 수 있다.

이와 같은 가정들을 바탕으로 PDA-AI 방식^[4]에 대해서 살펴보면 유효측정영역내의 m 개의 측정치 중 i 번째 측정치가 표적일 확률 β_i 는

$$\beta_i = \frac{P_D N(\nu_i; 0, S) A_j}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(\nu_j; 0, S) A_j} \quad (4)$$

를 만족하고 m 개의 측정치가 모두 클러터일 확률 β_0 는

$$\beta_0 = \frac{\lambda(1 - P_D P_G)}{\lambda(1 - P_D P_G) + P_D \sum_{j=1}^m N(\nu_j; 0, S) A_j} \quad (5)$$

와 같이 구해질 수 있다. 여기서 $N(\nu_i; 0, S)$ 는 평균이 0이고 공분산이 S 인 백색잡음을 의미하며 A_j 는 유효측정치 영역내의 측정치가 갖는 신호세기 정보에 대한 것으로 아래와 같다.

$$A_j = \frac{f_1^r(a_j)}{f_0^r(a_j)} \quad (6)$$

$$f_1^r(a_j) = \frac{f_1(a_j)}{P_D}, f_0^r(a_j) = \frac{f_0(a_j)}{P_{fa}} \quad (7)$$

또한 이렇게 구해진 위 식 (4)와 (5)에서 구해진 β_i 와 β_0 를 활용한 PDA-AI 알고리즘은 아래와 같다.

예측 단계

$$\begin{aligned} \bar{X}_k &= \Phi \bar{X}_{k-1} \\ \bar{P}_k &= \Phi \bar{P}_{k-1} \Phi^T + Q_{k-1} \\ K_k &= \bar{P}_k H^T (H \bar{P}_k H^T + R)^{-1} = \bar{P}_k H^T S^{-1} \end{aligned}$$

정보쇄신 단계

1) 유효측정영역내 측정치가 존재하지 않는 경우(M_0)

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= \bar{X}_k \\ \hat{P}_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K S K^T \end{aligned}$$

여기서 $C_{\gamma} = \frac{\int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{q}{2}} dq}{n \int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{q}{2}} dq}$ 이고 $n=2$ 일 때

$$C_{\gamma} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}} \left(1 + \frac{\gamma}{2}\right)}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}} \text{와 같다}$$

2) 유효측정영역내 측정치가 존재하는 경우(\bar{M}_0)

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= \bar{X}_k + K \sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i = \bar{X}_k + K \nu \\ \hat{P}_k &= \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K S K^T \beta_0 \\ &\quad - (1 - \beta_0) K S K^T + K \left[\sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i \nu_i^T - \nu \nu^T \right] K^T \end{aligned}$$

나. 트랙 초기화를 위한 IPDA-AI 알고리즘

일반적으로 클러터가 존재하는 환경에서는 PDA-AI 방식과 같은 자료결합 기법을 활용하여 표적에 대한 정보를 찾아내게 되는데 실제로 이렇게 추출된 측정치들은 반드시 실제 표적으로부터 발생했다고 할 수 없을 뿐만 아니라 표적 추적 시 현재의 트랙의 존재를 결정할 수 없다. 따라서 이러한 상황에서 트랙의 존재유무를 판단할 수 있는 방법이 필요한데 IPDA-AI 방식^[5]은 트랙 초기화/제거 뿐만 아니라 유지까지 적용할 수 있도록 고안된 것이다. IPDA-AI 방식에 대해서 간단히 설명하며 PDA-AI 방식을 기본으로 하며 PDA-AI 방식과 마찬가지로 유효측정영역내의 모든 측정치

를 이용한 트랙 확률을 계산하여 이를 트랙 초기화/제거에 트랙 점수 값으로 이용하는 방법이다.

만약 표적이 존재한다는 가정 (H_k) 하에 Track이 존재할 확률을 $\mu_k = P\{H_k|Z_k\}$ 라고 한다면 이때 μ_k 는

$$\mu_k = \frac{(1-\delta_k)\bar{\mu}_k}{1-\delta_k\mu_k}, \mu_k = \pi_{11}\mu_{k-1} + \pi_{12}(1-\mu_{k-1}) \quad (8)$$

과 같으며, 여기서 π_{ij} 는 j 상태에서 i 상태로의 천이를 나타내는 상태천이확률로써 상태 1은 트랙이 존재하는 상태, 상태 2는 트랙이 존재하지 않은 상태를 나타내며 식 (8)의 δ_k 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\delta_k = \left\{ \begin{array}{l} P_D P_G, \quad m = 0 \\ \left[\begin{array}{l} P_D P_G \times \\ \left[1 - \frac{1}{\lambda} \sum_{j=1}^m P(z_k^j | \theta^j, Z_{k-1}) \frac{f_1^r(a)}{f_0^r(a)} \right] \end{array} \right], \quad m > 0 \end{array} \right\} \quad (9)$$

위에서 살펴본 식 (8), (9)를 이용해서 트랙이 존재할 확률이 구해지면 이 확률이 특정한 문턱 값을 연속적으로 몇 번 반복해서 넘는가를 이용해서 트랙의 존재유무를 판단하게 되는 것이다.

3. 제안하는 자료결합 기법 및 트랙 초기화 기법

가. 제안하는 HPDA 알고리즘

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 자료결합 기법인 Highest Probability Data Association(HPDA) 알고리즘에 대해서 살펴보고자 한다. 서론에서 언급한 것과 같이 HPDA 알고리즘은 유효측정영역내 m 개의 측정치가 존재할 때 각 측정치들을 신호의 세기가 큰 순서대로 정렬하고, 정렬된 측정치들에 대한 각각의 표적일 확률은 측정치들의 거리정보와 신호세기 정보를 활용하여 계산하며, 이렇게 계산된 표적일 확률 값들 중에서 가장 큰 값을 갖는 것을 트랙정보 쇠신에 활용하는 것이 HPDA 알고리즘의 핵심이다.

본 논문 2장에서 설명한 가정 하에서 유효측정영역내의 m 개의 측정치 중에서 신호세기가 큰 순서대로 정렬된 l 번째 측정치가 표적이라고 판단되었을 때 (M_T^l), 그때의 l 번째 측정치에 대한 거리정보(D)와 신호세기 정보(a_l)에 대한 확률밀도함수는

$$f(D, a_l | M_T^l, m) = \frac{1}{P\{M_T^l, m\}} f(D, a_l, M_T^l, m) 1(\gamma - D) \quad (10)$$

이고

$$f(D, a_l, M_T^l, m) = \left[\begin{array}{l} \frac{(m-1)!}{(l-1)!(m-l)!} \frac{N(D^l)}{P_G} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \times \\ \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} \frac{f_1(a)}{P_D} P_D P_G \mu_F(m-1) \end{array} \right] \quad (11)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 다음은 정렬된 l 번째 측정치가 클러터라고 판단되었을 때 (M_F^l)의 l 번째 측정치의 거리정보(D)와 신호세기 정보(a_l)에 대한 확률밀도함수를 살펴보면

$$f(D, a_l | M_F^l, m) = \frac{1}{P\{M_F^l, m\}} f(D, a_l, M_F^l, m) 1(\gamma - D) \quad (12)$$

이고

$$f(D, a_l, M_F^l, m) = \left[\begin{array}{l} \frac{m!}{(l-1)!(m-l)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \times \\ \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} (1 - P_D P_G) \mu_F(m) + \\ \frac{(m-1)!}{(l-2)!(m-l)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} P_G \left(e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \times \\ \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-2} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} \mu_F(m-1) + \\ \frac{(m-1)!}{(l-1)!(m-l-1)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} P_G \left(P_D - e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \times \\ \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-2} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l-1} \mu_F(m) \end{array} \right] \quad (13)$$

와 같이 구해진다. 이렇게 구해진 식 (11)와 (13)을 이용하여 l 번째 측정치가 표적일 확률을 구해보면

$$\beta_l = \frac{P(M_T^l | D, a_l, m)}{f(D, a_l, M_T^l, m) + f(D, a_l, M_F^l, m)} \quad (14)$$

와 같고 제안한 HPDA 알고리즘에서는 앞에서 언급한 바와 같이 식 (14)의 β_l 중에서 가장 큰 값 β_l^* 를 갖는 측정치 z^* 를 표적으로 선택하여 트랙 쇄신에 활용하게 된다.

다음은 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리즘이다.

예측 단계

$$\begin{aligned} \widehat{X}_k &= \Phi \widehat{X}_{k-1} \\ \widehat{P}_k &= \Phi \widehat{P}_{k-1} \Phi^T + Q_{k-1} \\ K_k &= \widehat{P}_k H^T (H \widehat{P}_k H^T + R)^{-1} = \widehat{P}_k H^T S^{-1} \end{aligned}$$

정보쇄신 단계

1) 유효측정영역내 측정치가 존재하지 않는 경우(M_0)

$$\begin{aligned} \widehat{X}_k &= \overline{X}_k \\ \widehat{P}_k &= \overline{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} KSK^T \end{aligned}$$

여기서 $C_{\gamma} = \frac{\int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\frac{q}{2}} dq}{n \int_0^{\infty} q^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{q}{2}} dq}$ 이고 $n=2$ 일 때

$$C_{\gamma} = \frac{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}} \left(1 + \frac{\gamma}{2}\right)}{1 - e^{-\frac{\gamma}{2}}} \text{와 같다}$$

2) 유효측정영역내 측정치가 존재하는 경우(\overline{M}_0)

$$\begin{aligned} \widehat{X}_k &= \overline{X}_k + K \beta_i^* \nu_i^* \\ (\nu_i^* &= z^* - Hx_k, z^* : \beta_i^* \text{를 갖는 측정치}) \\ \widehat{P}_k &= (1 - \beta_i^*) \overline{P}_{k, M_F}(D) + \beta_i^* (\overline{P}_k - KSK^T) \\ &+ \beta_i^* (1 - \beta_i^*) K \nu^* \nu^{*T} K^T \end{aligned}$$

여기에서 $\overline{P}_{k, M_F}(D)$ 은 M_F 의 상황 하에서 쇄신된 상태변수의 추정오차의 공분산 식을 새롭게 수정한 것으로서 $\overline{P}_{k, M_F}(D) = E[\overline{e}_k \overline{e}_k^T | D_k, M_F^l, m] = \overline{P}_k - KSK^T + \alpha KSK^T$ 와 같다. 또한 $\overline{P}_{k, M_F}(D)$ 의 계산을 위해 필요한 α 는 정렬된 측정치의 순서에 따라 다음과 같은 값을 가지게 된다.

$$l=1, \alpha = \frac{\left[\frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma} (1 - P_A(m)) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - P_A(m)) \mu_F(m-1)} \right]}$$

$2 \leq l \leq m-1,$

$$\alpha = \frac{\left[\frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma} (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G (1 - \gamma(l, m)) \mu_F(m-1)} \right]}$$

$$l=m, \alpha = \frac{\left[\frac{(1 - P_D P_G C_{\gamma}) \mu_F(m) + P_D P_G C_{\gamma} \left(1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}\right) \mu_F(m-1)}{(1 - P_D P_G) \mu_F(m) + P_D P_G \left(1 - \frac{1}{m + (m-1)\rho}\right) \mu_F(m-1)} \right]}$$

와 같이 정리할 수 있다. 또한 $\gamma(l, m)$ 의 경우에는

$$\gamma(l, m) = \frac{\prod_{j=1}^{l-1} \{(j-1)(1+\rho)+1\}}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}} \overline{P}_A(m)$$

와 같으며, 유효측정영역내에 m 개의 측정치가 존재할 때 표적에 의한 측정치의 신호의 세기가 가장 클 확률을 나타내는 $\overline{P}_A(m)$ 은

$$\overline{P}_A(m) = 1 + \sum_{i=1}^{m-1} (-1)^i C_i^{m-1} \frac{1}{(i+1)+i\rho}$$

와 같이 정리할 수 있다.

나. HPDA 알고리즘을 활용한 트랙 초기화 기법

2장에서 살펴본 트랙 초기화 기법인 IPDA 방법의 경우에는 유효측정영역내의 모든 측정치 정보를 계산하는 반면 본 논문에서 제안한 HPDA 알고리즘을 이용한 트랙 초기화 기법은 HPDA 알고리즘의 자료결합 방식에 따라 Highest Association Probability를 가지는 측정치 정보만을 가지고 트랙의 존재유무를 확인하게 되는 것이다. 만약 표적이 존재한다는 가정 (H_k) 하에 트랙이 존재할 확률을 $\mu_k = P\{H_k | Z_k\}$ 와 같이 나타내면 이때 μ_k 는

$$\mu_k = \frac{\mu_k - \delta_k \overline{\mu}_k}{1 - \delta_k \mu_k}, \overline{\mu}_k = \pi_{11} \mu_{k-1} + \pi_{12} (1 - \mu_{k-1}) \quad (15)$$

과 같다. 위 식 (15)의 π_{ij} 와 상태를 나타내는 1, 2는

2장에서 살펴본 IPDA-AI 방식과 동일한 의미를 가지고 있으며 식 (15)의 δ_k 는

$$\delta_k = P_D P_G - \frac{m}{\lambda V_G} P_D P_G (1 - \overline{P_A}(l, m)) - \frac{m}{\lambda} P_D \mathcal{N}(z_k^l) \overline{P_A}(l, m) \quad (16)$$

와 같으며, $\overline{P_A}(l, m)$ 은

$$\overline{P_A}(l, m) = \begin{cases} \gamma(l) \overline{P_A}(m), & 1 \leq l \leq m-1 \\ \frac{1}{m+(m-1)\rho}, & elsewhere \end{cases} \quad (17)$$

와 같이 나타낼 수 있다.

4. 시뮬레이션 조건 및 결과

본 논문에서는 클러터가 존재하는 수중환경에서 표적이 변침하는 경우데 대해 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 제안한 HPDA 알고리즘의 표적추적 성능 및 Track 존재유무의 판단 능력에 대하여 기존의 PDA-AI 알고리즘^[3]과 IPDA-AI 알고리즘^[4]을 각각 비교분석 하였다.

먼저 시뮬레이션 조건을 살펴보면 표적의 초기 위치는 (5,000m, 4,000m)이며 표적속력은 4m/s로 하였으며 전체 시뮬레이션 시간은 1500초, Sampling Time은 25초로 하였다. 또한 시뮬레이션을 시작한 후 800초 이후부터 표적이 -0.001g (중력 가속도) 기동을 한다고 가정하였다.

본 시뮬레이션에서 적용한 시스템 모델로는 Singer model^[6]을 사용하였으며 사용된 시스템 모델과 상태변수를 살펴보면

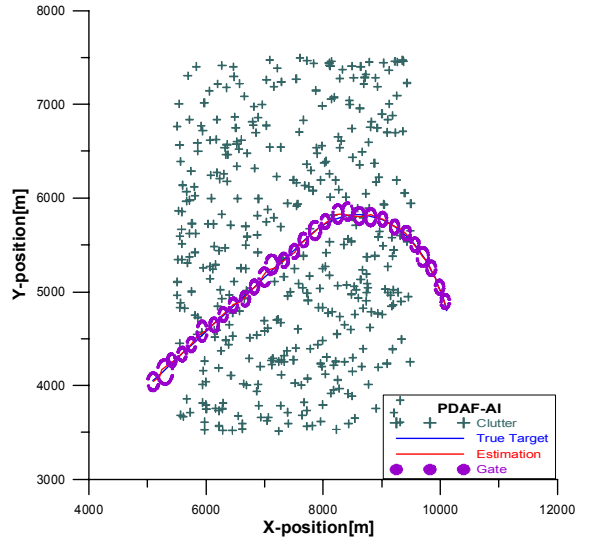
$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bw \\ x &= (x, y, \dot{x}, \dot{y}, \ddot{x}, \ddot{y})^T \end{aligned} \quad (18)$$

이고, 여기에서 적용된 상태천이행렬과 공정잡음 공분산 값은

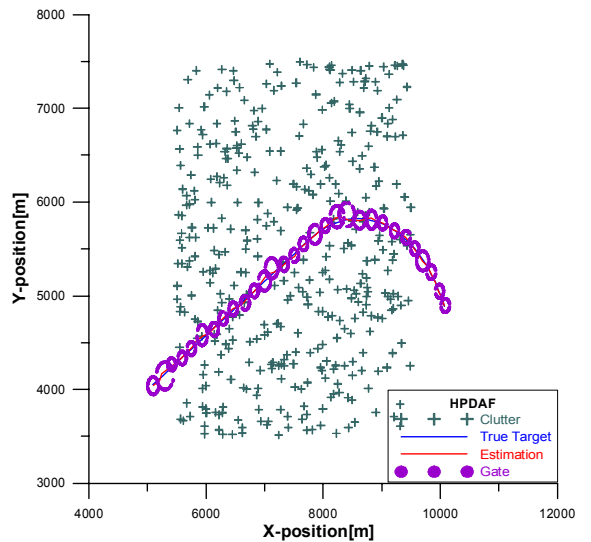
$$A = \begin{pmatrix} 0_2 & I_2 & 0_2 \\ 0_2 & 0_2 & I_2 \\ 0_2 & 0_2 & -\frac{1}{\tau_s} I_2 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} 0_2 \\ 0_2 \\ \frac{1}{\tau_s} I_2 \end{pmatrix} \quad (19)$$

이며, ω 는 평균이 0이고 Power Spectral Density를 $2\tau_s \sigma_A^2 I_2$ 를 갖는 백색잡음 성분이다. 또한 본 시뮬레이션에서 τ_s 는 500을 사용했으며 추정 방정식과 추정 오차는

$$\begin{aligned} z_k &= (I_2, 0_2, 0_2)x_k + (v_x, v_y)^T \\ v_x &\sim \mathcal{N}(0, (15m)^2), v_y \sim \mathcal{N}(0, (15m)^2) \end{aligned} \quad (20)$$



(가) PDA-AI 알고리즘 추적결과



(나) HPDA 알고리즘 추적결과

Fig. 2. 표적추적필터 알고리즘 결과

으로 표현될 수 있다. 다음 시뮬레이션 결과는 위의 시뮬레이션 조건에서 신호대 잡음비(SNR) ρ 는 20으로 설정하고 표적의 탐지확률(P_D)는 0.9, 클러터의 공간밀도(λ)는 2.5×10^{-4} 로 하여 수행한 것이다.

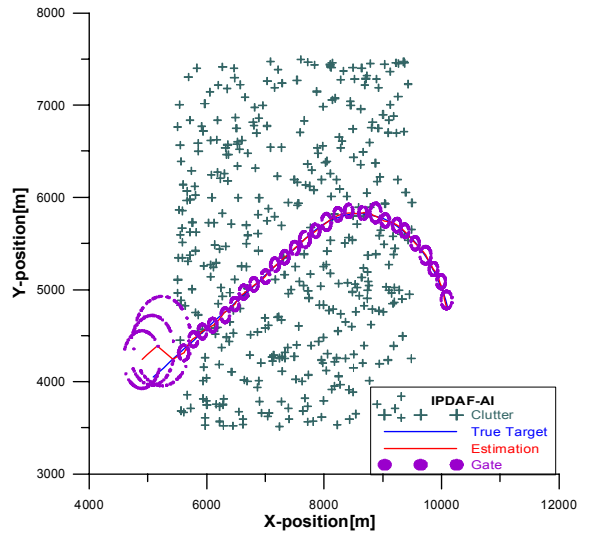
Fig. 2의 결과는 본 논문에서 비교대상으로 선정한 두 알고리즘 모두 표적추적 성능이 우수하다는 것을 보여준다. 그러나 이러한 결과는 한 번의 시뮬레이션 결과를 통해서 얻어진 것으로 공정하고 정확한 비교 분석을 위해서는 다소 무리가 있다고 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 보다 객관적인 추적필터의 성능을 알아보기 위해 몬테카를로 시뮬레이션 500번을 통한 트랙 소실 정도 및 연산시간에 대해서 살펴보았다.

Table 1. 추적필터 알고리즘의 Track Loss(%) 및 연산 시간(Sec) 비교

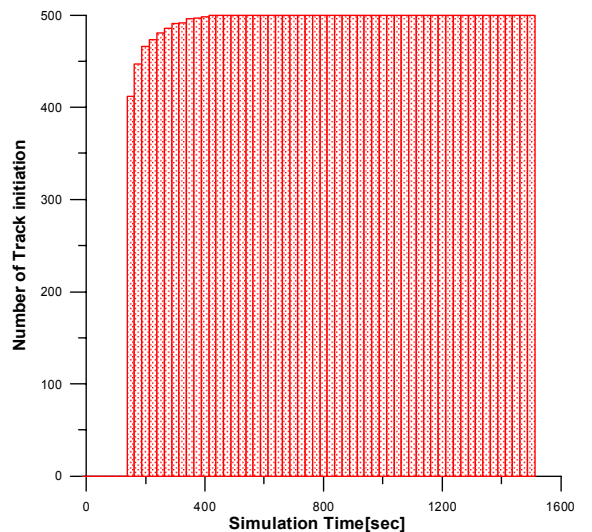
Monte Carlo 500번, SNR=20, 800초 이후 -0.001g로 기동(g : 중력가속도)			
P_D	λ	PDA-AI	HPDA
0.8	0.00001	3.8%/83.9(sec)	2.8%/83.9(sec)
	0.000025	4.4%/92.1(sec)	3.8%/88.9(sec)
	0.00005	3.8%/105.3(sec)	6%/92.4(sec)
	0.0001	6.6%/131.8(sec)	5.2%/116.6(sec)
	0.00015	6%/158.7(sec)	7.6%/143.1(sec)
0.9	0.00001	2.2%/84(sec)	1.6%/86.6(sec)
	0.000025	2.8%/91.8(sec)	2.6%/91.3(sec)
	0.00005	3.6%/105.2(sec)	2.6%/101.3(sec)
	0.0001	4.6%/135.3(sec)	3%/115.8(sec)
	0.00015	5.2%/163.3(sec)	2.8%/149.4(sec)
0.95	0.00001	0.6%/91.9(sec)	0.2%/85.7(sec)
	0.000025	2.4%/95.9(sec)	3%/92.5(sec)
	0.00005	3.4%/108.4(sec)	1.6%/99.0(sec)
	0.0001	3.6%/136.9(sec)	2%/118(sec)
	0.00015	4%/170.09(sec)	1.6%/149.9(sec)

Table 1의 결과를 통해서 알 수 있는 사실은 전반적인 트랙 소실의 백분율(%)이 PDA-AI에 비해서 HPDA가 작다는 것을 알 수 있으며 그 결과는 P_D 가 높고

λ 가 클수록 두드러지게 된다. 또한 연산시간 역시 P_D 가 높고 λ 가 클수록 제한한 HPDA알고리즘과 기존의 PDA-AI알고리즘의 결과 차이가 두드러짐을 알 수 있다. 이는 HPDA 알고리즘이 PDA-AI 알고리즘에 비해 안정적으로 표적추적을 수행할 뿐만 아니라 연산시간에서도 장점이 있음을 의미하며 이러한 결과는 실제 환경에서 보다 안정적이고 신속한 대응에 효과적임을 의미한다.



(가) 표적추적 결과



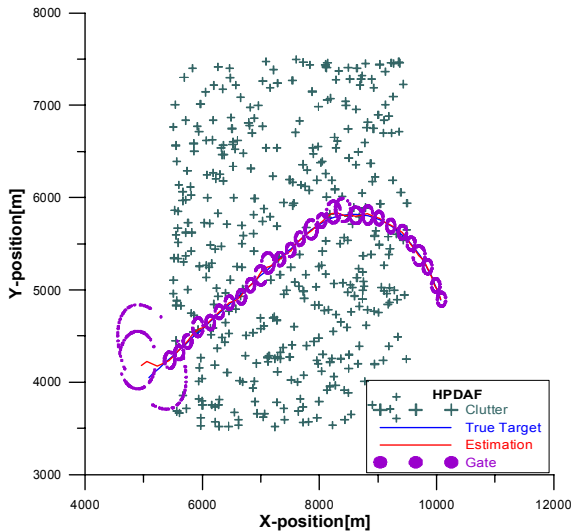
(나) 시간대별 트랙 초기화 횟수

Fig. 3. IPDA-AI 알고리즘을 이용한 트랙초기화 결과

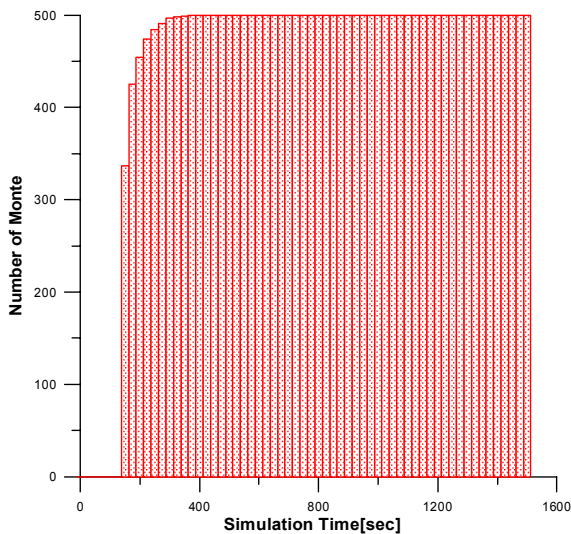
다음은 트랙초기화 기법의 결과를 살펴보도록 하겠다. 시뮬레이션 조건은 위의 시뮬레이션 조건과 기본적으로 동일하지만 표적에 의한 트랙이 존재하지 않는 상황을 만들기 위하여 초기 125초(5 샘플) 동안에는 표적정보를 획득하지 못하는 상황을 연출하였으며 이러한 경우에 Monte Carlo 시뮬레이션 500번을 수행하는 동안 각 시간대에서 트랙이 존재한다고 판단하는 횟수를 비교해 보았다. 이때 트랙이 존재한다고 판

단하는 근거는 트랙 점수값(μ_k)이 0.6을 연속으로 3회 이상 넘었을 경우에 표적에 의한 트랙이 존재한다고 판단하였다.

Fig. 3과 Fig. 4의 결과는 각각의 알고리즘에 대한 트랙초기화 결과를 나타내는 것으로 그 중 (가) 표적 추적 결과에서 초기에 유효측정영역내의 표시가 커지는 이유는 초기 5 Sample 동안 표적정보가 없기 때문에 표적정보를 찾기 위해 자동적으로 커지게 되는 것이다. 아래의 Table 2는 이러한 트랙초기화 횟수를 시간대별로 정리한 것이다.



(가) 표적추적 결과



(나) 시간대별 트랙 초기화 횟수

Fig. 4. HPDA 알고리즘을 이용한 트랙초기화 결과

Table 2. Monte Carlo 500번에 대한 시간대별 트랙 초기화 횟수

시간 \ 알고리즘	IPDA-AI	HPDA
0 ~ 150초	414 (82.8%)	337 (67.4%)
150 ~ 300초	77 (15.4%)	160 (32%)
300 ~ 350초	5 (1%)	2 (0.4%)
350 ~ 375초	1 (0.2%)	1 (0.2%)
375 ~ 425초	3 (0.6%)	0 (0%)

Table 2에 나타나는 결과를 보면 초기 150초 동안에 트랙을 판단하는 것으로는 기존의 IPDA-AI 알고리즘이 우수하나 이후 전체 500번에 대한 판단은 HPDA 알고리즘이 조금 더 신속하다는 것을 알 수 있다. 이는 표적의 트랙초기화 기법으로도 본 논문에서 제안하는 HPDA 알고리즘이 기존의 IPDA-AI 알고리즘에 비해 결코 뒤지지 않음을 의미하는 것이라고 할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 HPDA 알고리즘을 이용한 표적추적 및 트랙초기화 성능에 대해서 살펴보았다. Fig. 2와 Table 1의 결과를 통해서 알 수 있듯이 논문에서 표적 탐지 확률인 P_D 와 클러스터의 공간밀도인 λ 에 따라 다소 차이가 있을 순 있지만 전반적으로 제안한 HPDA 알고리즘이 기존의 PDA-AI 알고리즘에 비해 안정적인 표적추적 성능을 나타내는 것을 알 수 있으며 이는 P_D 가 높고 λ 가 클수록 두드러진다는 것을 알 수

있다. 또한 Fig. 3, Fig. 4와 Table 2의 결과를 통해서 제안한 HPDA 알고리즘이 기존의 IPDA-AI 알고리즘과 비교했을 때 트랙초기화 성능에서도 대등한 성능을 얻는다는 것을 알 수 있다.

따라서 표적의 추적성능 뿐만 아니라 트랙초기화 성능을 모두 고려했을 때 기존의 알고리즘에 비해 제안한 HPDA 알고리즘이 우수하다는 것을 알 수 있으며, 이는 실제 환경에 적용할 경우 보다 효과적으로 활용할 수 있음을 의미한다고 할 수 있다.

Reference

- [1] X. R. Li and Y. Bar-shalom, "Tracking in Clutter with Nearest Neighbor Filter : Analysis and Performance", IEEE Trans. on AES, AES-32, July 1996.
- [2] X. R. Li, "Tracking in Clutter with Strongest Neighbor Measurement-Part I : Theoretical Analysis", IEEE Trans. on AC, AC-43, No. 11, November, 1998.
- [3] Y. Bar-shalom and T. E. Fortman, "Tracking and Data Association", Academic Press, INC, 1988.
- [4] D. Lerro and Y. Bar-shalom, "Interacting Multiple Model Tracking with Target Amplitude Feature", IEEE Trans. on AES, Vol. 29, April 1993.
- [5] D. Musicki, R. Evans and S. Stankovic, "Integrated Probabilistic Data Association", IEEE Trans. on AC, Vol. 39, No. 6, June 1994.
- [6] T. L. Song and J. Y. Ahn and C. Park, "A Suboptimal Filter Design with Pseudo-measurements for Target Tracking", IEEE Trans. on AES, Vol. 24, pp. 28~39, 1998.