

측정치 개수 제한기법을 이용한 HPDA 알고리즘 성능향상 연구

The Improvement of the Highest Probability Data Association algorithm
with Limited Measurement Numbers(HPDA-LIMN) in the Validation Gate

임 영 택* 홍 영 기*
Young-Taek Lim Young-Ki Hong

Abstract

In this paper, we propose new data association method called the Highest Probability Data Association with Limited Measurement Numbers(HPDA-LIMN) using a Signal Intensity Ordering method applied to tracking in clutter environment. The performance of HPDA-LIMN algorithm is tested in a series of Monte Carlo simulations runs and is compared with the exiting data association method in cluttered environment.

Keywords : Data Association, HPDA-LIMN

1. 서론

표적을 추적하는 경우 각도정보와 거리정보를 함께 활용하는 능동형 센서는 정확한 표적의 위치를 찾을 수 있는 장점이 있지만, 주변환경에 의해 표적정보 이외의 다른 측정치(Clutter, 클러터)들이 함께 획득되는 단점이 있다. 따라서 표적정보를 추출하고 추출된 표적정보를 활용하여 표적의 위치를 추정하는 것이 매우 중요한 문제이다.

본 논문에서는 이러한 클러터가 존재하는 환경에서 표적의 정보를 추출하기 위한 새로운 방법으로 일정 수준 유효측정영역(Validation Gate)내의 측정치를 신호

세기(Signal Intensity)가 큰 순서대로 정렬한 후 일정개수의 측정치만을 활용하는 일명 Highest Probability Data Association with Limited Measurement Numbers (HPDA-LIMN)방법에 대해서 소개하고자 한다. 실제 클러터가 존재하는 환경에서는 표적의 정보를 추출해 내기 위해서 어떠한 자료결합기법^[1]을 적용하느냐에 따라서 그 추정성능이 많은 차이를 보이게 되는데 이러한 클러터가 존재하는 환경에서 적용하느냐에 따라서 그 추정성능이 많은 차이를 보이게 된다. 클러터가 존재하는 환경에서 적용 가능한 자료결합 기법으로는 거리정보를 활용하는 Nearest Neighbor(NN)방식 계열^[2,3]과 신호세기정보를 활용하는 Strongest Neighbor(SN)방식 계열^[4,5] 그리고 유효측정영역내의 모든 측정치 정보를 활용하는 Probabilistic Data Association(PDA)방식 계열^[6,7]이 널리 활용 되어왔다. 그러나 기존의 자료결합 방식의 경우 추적필터와 결합하여 활용할 경

† 2011년 5월 23일 접수~2011년 8월 26일 게재승인

* 삼성탈레스(Samsung Thales)

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

우 연산시간의 관점과 트랙유지 성능 측면에서 각각 장·단점을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

따라서 본 논문에서는 제안한 HPDA-LIMN 알고리즘에 대하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 기존의 자료결합 기법과 그 성능을 비교, 분석하고자 한다.

본 논문의 2장에서는 기존의 자료결합 기법에 대해서 소개하고, 3장에서는 제안한 HPDA-LIMN 알고리즘에 대해 살펴봄과 4장의 시뮬레이션 결과를 근거로 5장에서 결론을 맺고자 한다.

2. 기존의 자료결합 기법

본 논문의 2장에서는 기존의 자료결합 기법인 PDA-AI방식^[7]과 HPDA방식^[9,10]에 대해서 살펴보도록 하겠다. 이 방법들의 자세한 내용은 [7]과 [9,10]에 소개되어 있으므로 본 논문에서는 그 알고리즘에 대해서만 간단히 살펴보도록 하겠다.

가. PDA-AI 알고리즘

자료결합 기법 중 PDA-AI 알고리즘^[7]은 유효측정영역내의 모든 측정치가 표적일 수 있다는 가정 하에 각 측정치가 갖는 거리정보와 신호세기 정보를 함께 활용하여 확률적 가중치를 계산하는 방법으로 일반적으로 그 표적추적 성능이 우수하다고 알려져 있다. PDA-AI 알고리즘을 유도하기 위해 필요한 가정들은 다음과 같다.

- A1) 표적이 탐지될 확률 P_D 이며 Gate내에 존재할 확률은 P_G 로 나타내고 표적의 개수 m^T 는 기껏해야 1이다.
- A2) 측정치의 신호세기 a 는 \mathfrak{N}^2 분포를 가지고 표적일 경우에는 Signal-to-Noise Ratio(SNR) ρ 에 대해서 확률밀도함수(pdf)는

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

로 표현되며 클러터의 경우에는 아래 식 (2)와 같다.

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

- A3) 표적의 신호세기가 문턱 값 τ 를 넘어서 탐지될

확률은 $P_D = e^{-\frac{\tau}{1+\rho}}$ 이고 클러터의 신호세기가 문턱 값을 넘어 탐지될 확률은 $P_{fa} = e^{-\tau}$ 이다.

- A4) Validation gate내에 존재하는 클러터의 개수 m^F 는 다음과 같은 Poisson 분포를 한다.

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

여기서 λ 는 클러터의 공간밀도를 의미한다.

- A5) 표적의 예측상태변수 추정오차 $\bar{e} = x_k - \hat{x}_k$ 는 평균값이 0이고 공분산이 \bar{P}_k 인 가우시안 분포를 한다.
- A6) 클러터들은 Validation gate내에서 서로 독립적이며 Uniform 분포를 하고 클러터의 위치와 신호세기는 표적위치와 신호에 대하여 확률적으로 독립이며 다른 시간대의 측정치들과 독립적이다.
- A7) 표적은 존재하며 탐지될 수 있다.(Perceivable)^[8]

이와 같은 가정을 바탕으로 PDA-AI 알고리즘 대해서 살펴보면 Validation gate내의 m 개의 측정치 중에서 i 번째 측정치가 표적일 확률 β_i 는

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

를 만족하며 m 개의 측정치가 모두 클러터일 확률 β_0 는

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

와 같이 구해진다. 여기서

$$A_j = \frac{f_1^-(a^j)}{f_0^-(a^j)}, \quad f_1^-(a^j) = \frac{f_1(a^j)}{P_D}, \quad f_0^-(a^j) = \frac{f_0(a^j)}{P_{fa}}$$

와 같으며 식 (4), (5)의 β_i 와 β_0 를 활용한 PDA-AI 알고리즘은 아래와 같다.

Prediction Step : Standard Kalman Filter

Update Step :

1) Validation date내에 측정치가 없는 경우(M_0)

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_{k,0} = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K S K^T$$

2) Validation date내에 측정치가 있는 경우(\bar{M}_0)

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K \sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i = \bar{x}_k + K \nu$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K S K^T \beta_0 - (1 - \beta_0) K S K^T$$

$$+ K \left[\sum_{i=1}^m \beta_i \nu_i \nu_i^T - \nu \nu^T \right] K^T$$

나. Highest Probability Data Association (HPDA) 알고리즘

자료결합 기법 중 HPDA 알고리즘^[9,10]은 Validation gate내의 측정치를 신호의 세기가 센 순으로 정렬하고 각 측정치가 갖는 거리정보와 신호세기 정보를 이용하여 각 측정치의 확률을 계산하고 그 중 가장 큰 확률 값을 갖는 측정치를 표적의 측정치라 판단하는 기법이다. [9,10]에서 HPDA 알고리즘의 유도과정에 대해 자세히 설명하고 있으므로 본 논문에서는 간단히 HPDA 알고리즘에 대해서 살펴보고자 하겠다.

본 논문 ‘2.나’절에 설명한 가정들 하에서 유효측정 영역 내의 m 개의 측정치들 중에서 신호세기가 큰 순서대로 정렬된 l 번째 측정치가 표적이라고 판단되었을 때의 거리정보와 신호세기 정보의 확률밀도함수(pdf)는

$$f(D_l, a_l | M_l^T, m) = \frac{1}{P\{M_l^T, m\}} f(D_l, a_l, M_l^T, m) 1(\gamma - D) \quad (6)$$

$$= \frac{1}{P\{M_l^T, m\}} \left[\frac{(m-1)!}{(l-1)!(m-l)!} \frac{N(D_l)}{P_G} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right) \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} \right]$$

$$\times \frac{f_1(a)}{P_D} P_D P_G \mu_F (m-1)$$

과 같으며 l 번째 측정치가 클러터라고 판단되었을 때의 거리정보와 신호세기 정보의 확률밀도 함수(pdf)는

$$f(D_l, a_l | M_l^F, m) = \frac{1}{P\{M_l^F, m\}} f(D_l, a_l, M_l^F, m) 1(\gamma - D)$$

$$= \frac{1}{P\{M_l^F, m\}} \frac{1}{V_G} \times$$

$$\left[\frac{m!}{(l-1)!(m-l)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} \right]$$

$$\times (1 - P_D P_G) \mu_F (m)$$

$$+ \frac{(m-1)!}{(l-2)!(m-l)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} P_G \left(e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-2}$$

$$\times \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l} \mu_F (m-2)$$

$$+ \frac{1}{P\{M_l^F, m\}} \frac{1}{V_G} \times$$

$$\left[\frac{(m-1)!}{(l-1)!(m-l-1)!} \frac{f_0(a)}{P_{fa}} P_G \left(P_D e^{-\frac{a}{1+\rho}} \right) \right]$$

$$\times \left(\frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{l-1} \left(1 - \frac{e^{-a}}{P_{fa}} \right)^{m-l-1} \mu_F (m-1)$$

과 같이 나타낼 수 있다. 이렇게 구해진 식 (6), (7)을 이용해서 m 개의 측정치중 l 번째의 측정치가 표적일 확률 β_l 을 구해보면

$$\beta_l = \frac{f(D_l, a_l, M_l^T, m)}{f(D_l, a_l, M_l^T, m) + f(D_l, a_l, M_l^F, m)} \quad (8)$$

와 같으며 [9,10]의 HPDA 알고리즘의 경우 식 (8)의 값 중 가장 큰 값을 갖는 것을 트랙 쇄신과정에서 가중치로 활용하기 때문에 실제 쇄신과정에 적용되는 측정치가 표적일 확률은 아래 식 (9)와 같다.

$$\beta_l^* = \max \arg(\beta_l), l = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

이와 같이 정리된 식들을 활용하여 [9,10]의 HPDA 알고리즘을 나타내면 다음과 같다.

Prediction Step : Standard Kalman Filter

Update Step :

1) Validation date내에 측정치가 없는 경우(M_0)

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k$$

$$\hat{P}_k = \bar{P}_{k,0} = \bar{P}_k + \frac{P_D P_G (1 - C_{\gamma})}{1 - P_D P_G} K S K^T$$

2) Validation date내에 측정치가 있는 경우(\overline{M}_0)

$$\hat{x}_k = \overline{x}_k + K\beta_1^* \nu^*$$

$$\hat{P}_k = (1 - \beta_1^*) \overline{P}_k^{M^F}(D) + \beta_1^* (\overline{P}_k - KSK^T) + \beta_1^* (1 - \beta_1^*) K \nu^* \nu^{*T} K^T$$

여기서,

$$\overline{P}_k^{M^F} = \overline{P}_k - KSK^T + \alpha KSK^T$$

$$\alpha = \frac{(1 - P_D P_G C_{ty}) \lambda V_G + m P_D P_G C_{ty} (1 - \gamma(l, m))}{(1 - P_D P_G) \lambda V_G + m P_D P_G (1 - \gamma(l, m))},$$

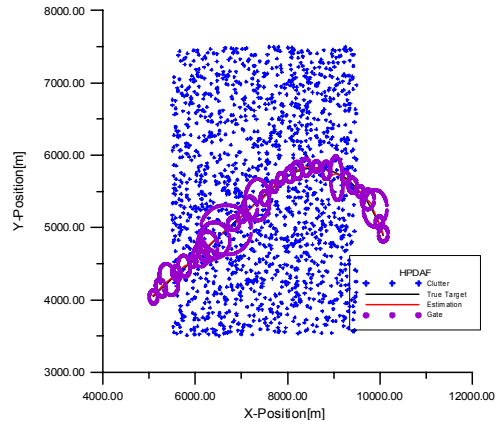
$$\gamma(l, m) = \frac{\prod_{j=1}^{l-1} \{(j-1)(1+\rho)+1\}}{(l-1)!(1+\rho)^{l-1}} \overline{P}_A(m),$$

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

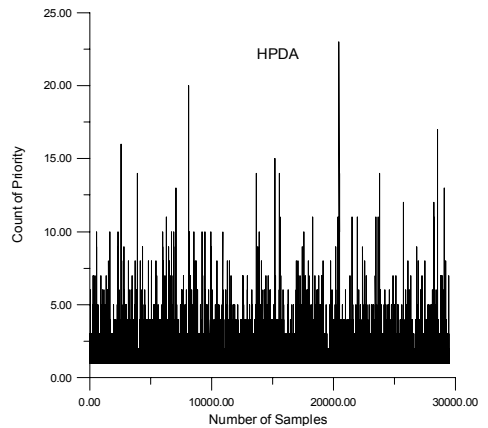
와 같이 표현될 수 있다.

3. 제안하는 HPDA-LIMN 자료결합 기법

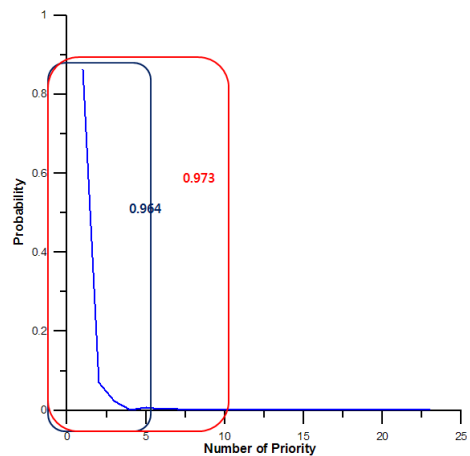
본 논문에서 제안하는 Highest Probability Data Association with Limited Measurement Numbers(HPDA-LIMN) 알고리즘은 [9,10]의 HPDA 알고리즘에서 유효 측정영역 내의 측정치 개수를 일정 수준내의 제한적 개수의 측정치만을 이용해서 활용하는 것을 의미한다. [9,10]의 HPDA 알고리즘의 유효측정영역 내의 포함되어있는 m 개의 모든 측정치를 신호의 세기(Signal Intensity)가 센 순서대로 정렬하고 정렬된 측정치 각각에 대해 거리정보와 신호세기 정보를 활용하여 각 측정치가 표적일 확률을 구하고 그 중 가장 큰 확률을 갖는 것을 표적의 측정치로 판단하는 것이다. 그러나 실제 m 개의 측정치를 신호의 세기가 센 순서대로 정렬하여 그 가장 높은 표적일 확률 값을 갖는 경우를 살펴보면 일정 순서내의 정렬된 측정치까지가 표적으로 선택되는 경우가 많다는 것을 알 수 있다. 아래 Fig. 1은 실제 HPDA 알고리즘을 이용해 500번의 Monte Carlo 시뮬레이션을 통해 측정치 개수와 그때의 정렬된 순서별 표적이라 선택될 경우의 수를 나타낸 결과이다.



(a) 표적추적성능(Monte Carlo 1회)



(b) 표적으로 선택된 측정치 순서(Monte 500회)



(c) 순서 및 구간별 평균확률(Monte 500회)

Fig. 1. HPDA 알고리즘 결과

(Pd=0.6, Lambda=0.0001, SNR=10, 표적기동=-0.001g)

Fig. 1의 결과에서 알 수 있듯이 HPDA 알고리즘의 경우 10번째까지의 측정치가 표적일 누적확률이 대부분 분임을 알 수 있으며 이는 일정 수준까지의 정렬된 측정치를 이용하더라도 그 결과에 큰 영향을 미치지 않는다는 것을 나타내는 것이다. 따라서 논문에서 제안하는 HPDA-LIMN 알고리즘은 HPDA 알고리즘과 달리 정렬된 측정치 m 개의 측정치 중 일정순서까지만 활용하여 그 일정순서까지의 측정치가 갖는 표적일 확률을 계산하고 그 중 가장 큰 것을 표적 측정치로 활용하고자 하는 것이다.

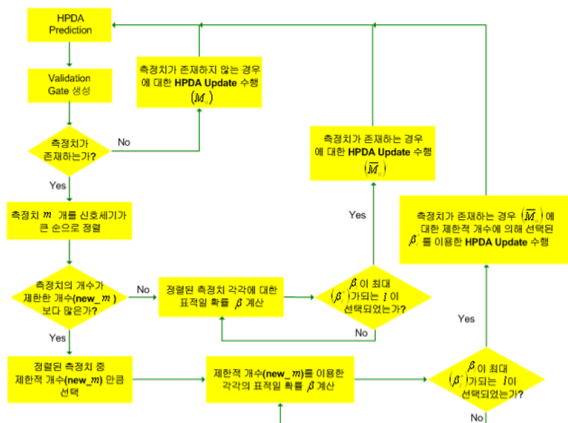
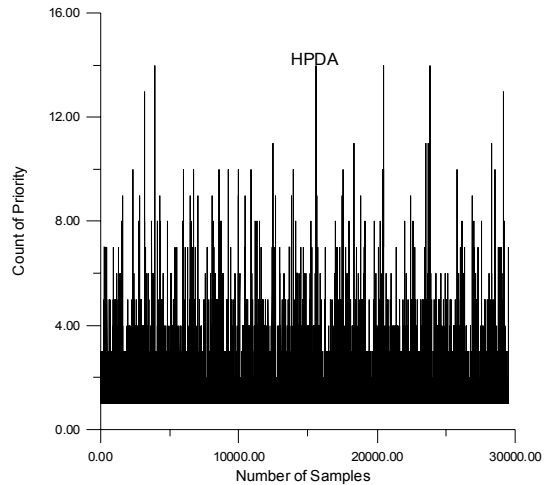


Fig. 2. HPDA-LIMN 알고리즘 로직도

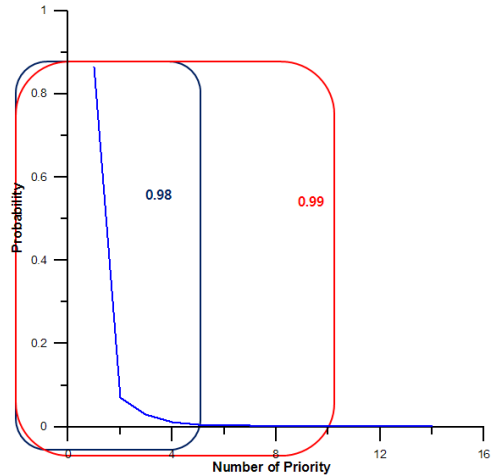
정렬된 m 개 중 new_m 개를 적용한다면 HPDA-LIMN 알고리즘은 유효측정치가 new_m 개보다 적을 경우 '2.나'절의 HPDA 알고리즘을 그대로 적용할 수 있으며 만약 유효측정치가 정해진 new_m 개보다 많을 경우 '2.나'절의 HPDA 알고리즘에서 m 을 new_m 으로 적용해야만 한다. 이때 유의사항은 new_m 선정할 때 반드시 순서가 정렬된 후 정해야 한다는 것이다. 이는 정렬되지 않은 상태에서 임의로 new_m 개를 선택할 경우 실제로 $l=l$ 의 경우의 측정치가 선택되지 못하는 경우가 발생할 수도 있기 때문이다.

4. 시뮬레이션 결과

먼저 제한적 개수(정렬된 측정치 14개)를 사용할 경우에 선택된 측정치의 정렬순서와 그때의 일정 순서까지의 누적확률을 살펴보았다. 이때 시뮬레이션 조건은 Fig. 1의 경우와 동일하다.



(a) 표적으로 선택된 측정치 순서



(b) 순서 및 구간별 평균확률

Fig. 3. HPDA-LIMN 알고리즘 결과(Monte 500회)

다음 아래의 Table 1과 2의 결과는 표적이 800초 이후부터 -0.001g로 기동을 하고 Signal-to-Noise ratio가 10, Sampling time이 25초, Measurement noise variance를 $(15m)^2$ 으로 가정했을 때 탐지확률 P_D 와 클러스터의 공간밀도 λ 의 변화에 따른 트랙 유지성능과 연산소요 시간을 비교한 것이다. 이때 전체 시뮬레이션 기간은 1500초, 사용된 컴퓨터 사양은 DEL XPS M121 노트북으로 Intel Core 2 CPU T5600 1.83GHz, 1G RAM이며 트랙유지의 판단기준은 예측치와 측정치의 위치오차 범위가 Measurement noise의 표준편차의 10배 이내이면 트랙을 잘 유지하고 있는 것으로 판단하였다.

Table 1. Monte 500회 시, 트랙 유지성능 비교결과(%)

λ		0.00001	0.000025	0.00005	0.0001
Pd = 0.7	PDA-AI	60.4	43.8	36.2	35.2
	HPDA	89.4	85.2	80.8	76
	HPDA-LIMN	89.4	85	80.6	76
Pd = 0.8	PDA-AI	82	69.2	63.2	63
	HPDA	96.4	92.8	89.8	84.4
	HPDA-LIMN	96.4	92.8	89.8	84.4
Pd = 0.95	PDA-AI	92.8	87.8	88	83.6
	HPDA	98.6	96.6	96.6	94
	HPDA-LIMN	98.6	96.6	96.6	94

Table 2. Monte 500회 시, 소요 연산시간(sec)

λ		0.00001	0.000025	0.00005	0.0001
Pd = 0.7	PDA-AI	63.32	68.80	80.05	102.63
	HPDA	63.14	67.58	76.2	98.95
	HPDA-LIMN	62.24	65.87	76.7	96.34
Pd = 0.8	PDA-AI	62.34	68.92	80.13	102.5
	HPDA	61.87	68.7	77.63	99.3
	HPDA-LIMN	61.5	65.2	75.41	99.12
Pd = 0.95	PDA-AI	62.16	69.1	80.17	102.70
	HPDA	63.63	68.28	76.5	99.1
	HPDA-LIMN	62.1	64.83	75.38	98.22

5. 결론

4장의 시뮬레이션 결과를 통해서 알 수 있는 사실은 기존의 HPDA 알고리즘에 비해서 정렬된 제한적 측정치를 적용한 HPDA-LIMN 알고리즘의 정렬 측정치가 표적일 누적확률에서 우수한 결과를 얻을 수 있다는 것(Fig. 2의 결과)을 알 수 있었으며, Table 1과 Table 2를 통해서 기존의 PDA-AI 알고리즘과 비교했을 때 우수한 트랙 유지성능을 갖는다는 것을 알 수 있으며 연산시간 측면에서는 기존의 PDA-AI, HPDA 알고리즘에 비해서 짧은 연산소요시간을 갖는 장점이 있다는 것을 알 수 있다.

따라서 실 환경에서 트랙 유지측면과 연산시간 측면을 모두 고려하여 자료결합 기법을 적용할 경우 본 논문에서 제안하는 HPDA-LIMN 알고리즘이 기존의 자료

결합 기법에 비해 효과적인 결과를 가질 수 있다고 판단된다.

References

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortman, "Tracking and Data Association", Academic Press, INC. 1988.
- [2] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Tracking in Clutter with Nearest Neighbor Filter : Analysis and Performance", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System, AES-32, July 1996.
- [3] Song, T. L and Lee, D. G., "A Probabilistic Nearest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurement", IEEE Transaction on Signal Processing, 54, July 2006.
- [4] X. R. Li, "Tracking in Clutter with Strongest Neighbor Measurement-Part I : Theoretical Analysis", IEEE Transaction on Automatic Control, AC-43, No. 11, November 1998.
- [5] T. L. Song, Y. T. Lim and D. G. Lee, "A Probabilistic Strongest Neighbor Filter Algorithm for m Validated Measurement", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. 45, No. 2, April 2009.
- [6] T. Kirubarajan and Y. Bar-Shalom, "Probabilistic Data Association Techniques for Target Tracking in Clutter", Proceedings of IEEE, 92, March 2004.
- [7] D. Lerro and Y. Bar-Shalom, "Interacting Multiple Model Tracking with Target Amplitude Feature", IEEE Transaction on Aerospace and Electronic System, Vol. 29, April 1993.
- [8] Li, N and Li, X. R., "Target Perceivability and Its Applications", IEEE Transaction on Signal Processing, 49, November 2001.
- [9] T. L. Song and D. S. Kim, "Highest Probability Data Association for Active Sonar Tracking", The 9th International Conference on Information Fusion, Florence, Italy, July 2006.
- [10] 임영택, 고순주, 송택렬, "클러터 환경에서 효과적인 표적추적을 위한 신호세기 정렬기법을 이용한 새로운 자료결합 기법 및 트랙초기화 기법 연구", 2007년 한국군사과학기술학회 종합학술대회.