

Out of Sequence Measurement 환경에서의 MPDA 성능 분석

論 文
55D-9-1

The Performance Analysis of MPDA in Out of Sequence Measurement Environment

徐日煥[†] · 林永澤* · 宋澤烈**
(Il-Hwan Seo · Young-Taek Lim · Taek-Lyul Song)

Abstract - In a multi-sensor multi-target tracking systems, the local sensors have the role of tracking the target and transferring the measurements to the fusion center. The measurements from the same target can arrive out of sequence called the out-of-sequence measurements(OOSMs). Out-of-sequence measurements can arise at the fusion center due to communication delay and varying preprocessing time for different sensor platforms. In general, the track fusion occurs to enhance the tracking performance of the sensors using the measurements from the sensors at the fusion center. The target informations can arrive at the fusion center with the clutter informations in cluttered environment. In this paper, the OOSM update step with MPDA(Most Probable Data Association) is introduced and tested in several cases with the various clutter density through the Monte Carlo simulation. The performance of the MPDA with OOSM update step is compared with the existing NN, PDA, and PDA-AI for the air target tracking in cluttered and out-of-sequence measurement environment. Simulation results show that MPDA with the OOSM has compatible root mean square errors with out-of-sequence PDA-AI filter and the MPDA is sufficient to be used in out-of-sequence environment.

Key Words : OOSM, 자료결합, MPDA, PDA-AI, PDA, NN

1. 서 론

다중센서-다중표적 추적 시스템에서 센서들의 추적성능을 향상시키기 위하여 적용하는 자료융합은 동일한 표적에 대해서 각 센서들로부터 얻어진 측정치를 이용하는데, 센서들로부터 얻어진 측정치들은 자료융합을 위하여 융합처리장치(fusion center)로 각각 전송된다. 이때 센서들과 융합처리장치 사이의 전송지연이나 측정치를 전송하기 위하여 수행되는 각 센서들의 서로 다른 전처리 과정 등으로 인하여 센서들의 측정치들은 시간적인 측면에서 융합처리장치에 차례대로 입력되는 것이 아니라 순서가 서로 뒤바뀐 채로 융합처리장치에 도착할 수 있다. 이러한 상황을 Out of Sequence 환경이라 하며 Out of Sequence로 입력되는 측정치를 Out of Sequence Measurement(OOSM)라고 한다.[1]

융합처리장치는 각 센서들로부터 전송되는 측정치를 이용하여 트랙의 상태 추정치와 추정오차 공분산을 쇠신하는데, Out of Sequence 환경에서는 상태 추정치를 쇠신한 현재 시각보다 시간적으로 앞선 측정치가 또 다른 센서로부터 지연되어 융합처리장치로 전송될 수 있다. 특히 표적이 클러터

환경에서 존재할 경우 표적정보와 함께 클러터 정보까지 융합처리장치로 전송될 수 있으므로 클러터 환경에서 원하는 표적정보를 찾아내는 자료결합과정이 필요하다.

클러터가 있는 환경에서 유효측정영역(validation gate)내에 존재하는 측정치와 표적을 트랙과 결합하는 자료결합방법 중에서는 측정치의 위치정보를 이용하는 방법으로 Nearest Neighbor(NN)계열, Probabilistic Data Association(PDA)계열과 측정치의 신호세기 정보를 이용하는 방법으로 Strongest Neighbor(SN)계열이 있으며, 측정치의 위치정보와 신호세기 정보를 모두 이용하는 Probabilistic Data Association with Amplitude Information(PDA-AI)와 MPDA 방법이 있다.[2,12]

본 논문은 클러터가 있는 공중환경에서 비행하는 표적에 대하여 각 센서로부터 측정된 정보들을 융합처리장치로 전송하여 처리할 때 융합처리장치에서 OOSM이 발생한 경우 NN, PDA, PDA-AI, 그리고 MPDA에 의한 자료결합필터의 표적추적성능을 비교분석하였다. 논문에서는 각 필터의 추적 성능 비교를 위한 척도로서 OOSM이 한 번만 발생한 경우와 연속적으로 발생한 경우에 대해서 각각 쇠신된 상태추정치와 RMS(Root Mean Square)오차를 사용하였으며, 분석 결과를 통하여 MPDA가 OOSM이 발생한 환경에서도 잘 적용됨을 보이고자 하였다.

제2장의 1절에서는 동적필터가 상태 추정과 추정오차 공분산을 쇠신하는데 OOSM을 활용하여 필터의 성능을 향상시키는 여러 가지 방법들을 기술하였으며, 2절에서는 상태 추정치와 추정오차 공분산을 구하는데 있어서 OOSM을 고려하여 필터의 성능을 향상시키는 기본적인 개념을 소개한다. 제3절에서는 NN, PDA, PDA-AI, 그리고 MPDA를 이용하여 클러

[†] 교신저자, 正會員 : 漢陽大學 電氣電子制御計測學科 博士課程 國防科學研究所 研究員

E-mail : gdt7815@hanmail.net

* 正會員 : 漢陽大學 電氣電子制御計測學科 博士課程

** 正會員 : 漢陽大學 電子컴퓨터工學部 教授 · 工博

接受日字 : 2006年 5月 26日

最終完了 : 2006年 8月 18日

터내의 진짜 표적을 찾아내는 가운데 OOSM을 포함한 필터 쇄신과정을 각각 소개하고, 4절에서는 자료결합필터를 이용하여 표적을 추적할 때 OOSM을 필터 쇄신과정에 포함시켰을 경우 필터들의 표적추적성능을 시뮬레이션을 통하여 비교결과를 나타내었으며, 마지막으로 제3장에 결론을 기술하였다.

2. 본 론

2.1 OOSM 환경

OOSM은 다중센서-다중표적 환경에서 각 센서로부터 획득된 측정치들이 융합처리장치로 전송될 때 센서들과 융합처리장치사이의 전송지연이나, 측정치를 전송하기위하여 수행되는 각 센서들의 서로 다른 전처리과정 등으로 인하여 발생하는 것으로 그림 1을 통해 알 수 있듯이 시각 t_k 에서 측정치 z_k 를 이용하여 상태변수 x_k 와 공분산 P_k 를 쇄신한 후, 시각 t_k 보다 이른 시각인 t_{k-1} 의 측정치인 z_{k-1} 이 지연되어 융합처리장치로 전송되는 것을 말한다. 따라서 차례대로 입력되는 측정치와 구별하여 OOSM을 지연된 측정치 z_d 라고도 한다.

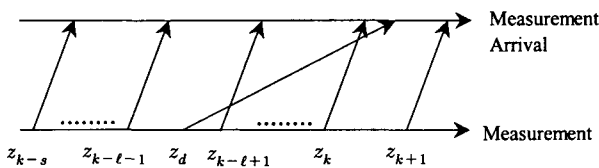


그림 1 z_k 를 쇄신한 후, OOSM z_d 가 발생함
 Fig. 1 The OOSM z_d arrives after the processed z_k

OOSM의 지연시간이 상대적으로 길 경우 이 측정치를 무시하고 일반적인 필터쇄신과정을 수행한 결과는 OOSM을 고려한 경우와 비교하여 필터의 표적추적성능에는 큰 차이가 없지만, 지연시간이 짧은 경우나 OOSM이 연속으로 발생하였을 경우에는 예측된 상태추정치의 오차가 크게 나타나기 때문에 필터의 쇄신과정에 OOSM을 포함해야 할 필요가 있다.

OOSM이 발생하는 환경에서 필터의 상태 추정치와 공분산을 쇄신하는 알고리즘은 지연된 시각으로의 역방향 예측과정(backward prediction, retrodiction)과 쇄신과정을 수행하고, 역방향으로 쇄신된 상태추정치들 다시 순방향 예측과정을 통하여 OOSM을 필터 쇄신과정에 포함시키는 "ad-hoc CEC" 방법이 [3]에 의해서 처음으로 제시되었다. [3]에 의한 필터의 쇄신추정치는 필터이득과 측정잔차를 이용하여 역방향 예측치를 보정함으로써 구해지며, 역방향 예측과정에서 필터의 공정잡음 영향이 무시되므로 공분산은 실제 오차를 정확하게 반영할 수 없는 단점이 있다.

이러한 [3]의 단점을 보완하기 위하여 필터의 공정잡음을 역방향 예측과정에 포함하지는 않지만 역방향 필터이득과 측정잔차를 이용하여 OOSM이 융합처리장치에 입력되기 전에 쇄신된 상태추정치를 보정하는 알고리즘이 [4]에 의해서 제시되어 상태 추정치에 대한 공분산의 크기가 작아지게 되었으며, 필터의 공정잡음을 역방향 예측과정에 부분적으로 포함하는 알고리즘이 [5,6]에 의해서 제시되었다.

또한 상태추정치가 쇄신된 후(t_k) OOSM이 입력되는 시각

(t_d)사이의 공정잡음을 역방향 예측과정에 포함시키고, 시각 t_k 에서의 측정치 z_k 에 대한 공정잡음의 조건부 평균값을 역방향 예측과정에 포함시킴으로써 쇄신 추정치에 대한 오차가 순차적 환경에서의 오차에 가장 근접한 1-래그(lag) OOSM의 최적 쇄신 알고리즘이 [1]에 의해서 제시되었다.

1-래그 OOSM을 쇄신과정에 적용하는 알고리즘들이 [1,3,4,5,6]에 의해서 제시된 후, 멀티-래그 OOSM을 쇄신과정에 적용하는 알고리즘들이 제시되었는데, [5,6]의 1-래그 준 최적 알고리즘에 공정잡음을 반복적(recursive)으로 적용하는 멀티-래그 쇄신과정이 [7]에 의해서 제시되었으며, 멀티-래그 OOSM 문제를 1-래그 OOSM 문제로 근사화 시킴으로써 계산시간을 단축시키고 [7]에서 제시한 알고리즘의 성능에 근접한 방법이 [8]에 의해서 제시되었다. 또한 [4,5,6]의 준 최적 알고리즘을 1-래그 OOSM 환경과 멀티-래그 OOSM 환경에 동시에 적용할 수 있는 일반적인 OOSM 쇄신 알고리즘이 [9]에 의하여 제시되었다. OOSM 쇄신 알고리즘에 대한 연구는 기본적으로 칼만 필터 환경에서 이루어졌으나, [10]은 [9]에서 제시한 일반적인 알고리즘을 클러스터 환경에서 표적을 찾아내는 자료결합에 적용하여 PDA의 특성이 OOSM 환경에도 잘 적용됨을 보였다.

본 논문은 클러스터 환경에서 표적을 추적할 때 융합처리장치에서 1-래그 OOSM이 발생하였을 경우, 각각 NN, PDA, PDA-AI, 그리고 MPDA 자료결합필터의 표적추적성능을 통하여 MPDA 알고리즘이 OOSM이 발생하는 환경에서도 잘 적용됨을 보이고자 한다.

2.2 OOSM 쇄신을 위한 문제형성

일반적으로 시스템의 동적 모델은 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_k = F_{k,k-1}x_{k-1} + w_{k,k-1} \tag{1}$$

여기서 $F_{k,k-1}$ 은 시간 t_{k-1} 에서 t_k 까지의 상태전이행렬이며, $w_{k,k-1}$ 은 이 구간에서의 공정잡음을 나타낸다. 일반적으로 공정잡음은 하나의 독립변수로 표현되지만, 샘플링 구간 내 임의의 시간에 걸친 공정잡음의 영향을 평가하기 위하여 식 (2)와 같이 표현되는 시간 τ 가 필요하기 때문에 논리의 투명성을 위하여 두 개의 독립변수를 사용한다.

$$t_{k-1} < \tau < t_k \tag{2}$$

측정치를 표현하는 방정식은 식(3)과 같이 표현할 수 있으며, 잡음들은 기본적으로 평균이 영이고 공분산이 식(4)와 같은 상호 독립적인 백색 가우시안으로 가정한다.

$$z_k = h_k x_k + v_k \tag{3}$$

$$E[w_{k,j} w_{k,j}^T] = Q_{k,j}, \quad E[v_k v_k^T] = R_k \tag{4}$$

연속시간 변수 τ 에 대한 이산 표기인 d 를 이용하여 식(1)을 표현하면 식(5)와 같다.

$$x_k = F_{k,d} x_d + w_{k,d} \tag{5}$$

상태전이행렬의 특성인 $F_{k,d}^{-1} = F_{d,k}$ 을 이용하면 최종적으로 시간 τ_d 에서의 상태변수는 식(7)과 같이 표현된다.

$$x_d = F_{k,d}^{-1} \{x_k - w_{k,d}\} \quad (6)$$

$$x_d = F_{d,k} \{x_k - w_{k,d}\} \quad (7)$$

일반적으로 시간 t_k 까지의 측정치 Z^k 를 이용한 쇠신추정치와 추정오차 공분산은 식(8) 및 식(9)와 같다.

$$\hat{x}_{k|k} = E[x_k | Z^k] \quad (8)$$

$$\hat{P}_{k|k} = \text{cov}[x_k | Z^k] \quad (9)$$

t_k 보다 앞선 시간 τ 에서의 측정치는 식(10)과 같이 표현할 수 있으며,

$$z_d = h_d x_d + v_d \quad (10)$$

시간 t_k 까지 측정된 Z^k 를 이용하여 추정치를 쇠신한 후, 식(10)의 측정치가 융합처리장치에 도착한다면 이 측정치가 지 고려한 최종적인 쇠신 추정치는 식(11)이 된다.

$$\hat{x}_{k|d} = E[x_k | Z^d] \quad (11)$$

$$\hat{P}_{k|d} = \text{cov}[x_k | Z^d]$$

여기서, Z^d 는 식(12)와 같이 표현된다.

$$Z^d = \{Z^k, z_d\} \quad (12)$$

융합처리장치에서 1-래그 OOSM이 발생하였을 경우, 이 측정치를 포함하여 상태추정치를 쇠신하는데 있어서 칼만 필터에 의한 준 최적 알고리즘이 [1,5,6]에 의해서 제시되었으며 표 1과 같다.

표 1 칼만 필터에 의한 OOSM 쇠신과정
Table 1 State update with the OOSM based on Kalman filter

<p>역방향 예측과정</p> $\hat{x}_{d k} = F_{d,k} \hat{x}_{k k}$ $\hat{P}_{d k} = F_{d,k} \hat{P}_{k k} F_{d,k}^T$ <p>여기서, $\hat{P}_{k k} = \bar{P}_{k k-1} - \bar{P}_{k k-1} H_k^T S_k^{-1} H_k \bar{P}_{k k-1}$</p> <p>쇠신과정</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k} + K_d [z_d - H_d \hat{x}_{d k}]$ $\hat{P}_{k k,d} = \hat{P}_{k k} - P_{k,d k} S_d^{-1} P_{k,d k}^T$ <p>여기서 $P_{k,d k} = P_{k k} F_{d,k}^T H_d^T$, $S_d = H_d \hat{P}_{d k} H_d^T + R_d$,</p> $K_d = P_{k,d k} S_d^{-1}$
--

본 논문의 목적은 OOSM을 이용하여 상태추정치를 쇠신하는 알고리즘들의 성능을 비교하려는 것이 아니고 OOSM이 발생하는 환경을 자료결합에 적용하였을 경우 자료결합필터들의 표적추적성능을 비교분석하여 MPDA 알고리즘의 적용성을 보이려는 것이므로 역방향 예측과정은 OOSM 쇠신 알

고리즘들 중에서 비교적 간단한 형태인 표 1의 역방향 예측 과정을 적용하였다.

2.3 자료결합에 의한 OOSM 쇠신 알고리즘

자료결합 알고리즘을 유도하는데 있어서 중요하게 사용되는 유효측정영역은 타원체 $R_k = [\nu_k : \nu_k^T S_k^{-1} \nu_k \leq \gamma]$ 을 사용한다. 필터의 측정잔차 $\nu_k = z_k - \bar{z}_k$ 는 n 개의 원소를 가지며 평균이 0이고 공분산이 S_k 인 가우시안 확률분포를 갖는다. 유효측정영역의 부피 V_G 는 식(13)과 같이 표현된다.

$$V_G = C_n |S_k|^{1/2} \gamma^{n/2} \quad (13)$$

여기서 측정치의 차수 n 에 따라서 $C_1 = 2$, $C_2 = \pi$, $C_3 = (4/3)\pi$ 가 되며, 이러한 조건을 만족하는 유효측정영역의 크기는 $\sqrt{\gamma} = 3$ 을 갖는다. 다음과 같은 가정들이 자료결합 알고리즘의 유도에 사용된다[11,12].

- 1) 측정신호의 세기 a 는 센서의 정합필터출력으로서 χ^2 분포를 가지며 표적일 경우에는 예측된 신호대잡신호비(SNR) ρ 에 대해서 확률밀도함수가 식(14)와 같이 표현되며 클러터일 경우에는 식(15)와 같이 표현된다고 가정한다.

$$f_1(a) = \frac{1}{1+\rho} e^{-\frac{a}{1+\rho}} \quad (14)$$

$$f_0 = e^{-a} \quad (15)$$

- 2) 표적이 탐지될 확률은 P_D 이고 표적이 유효측정영역에 존재할 확률은 P_G 이며, 표적의 개수 m^T 는 기껏해야 1개이다.
- 3) 유효측정영역의 클러터 개수 m^F 는 Poisson 분포를 가진다.

$$\mu_F(m) = \frac{(\lambda V_G)^m}{m!} e^{-\lambda V_G} \quad (16)$$

여기서 λ 은 클러터의 공간밀도를 나타낸다.

- 4) 표적의 예측상태변수의 추정오차 $\bar{e}_k = x_k - \bar{x}_k$ 는 평균이 0이고 공분산이 \bar{P}_k 인 가우시안 프로세스이다.
- 5) 클러터들은 유효측정영역에서 서로 독립적이며 uniform 분포를 한다.
- 6) 클러터의 위치와 신호세기는 표적신호와 확률적으로 독립이며 다른 시간대의 측정신호들과 독립이다.
- 7) 측정치들의 위치정보는 신호의 세기와 서로 독립이다.
- 8) 표적은 존재하며 탐지될 수 있다(perceivable) 이것은 표적이 유효측정영역내부에 존재하지만 탐지되지 않았을 경우와 유효측정영역 외부에 존재하는 경우를 모두 나타낸다. 표적의 신호세기가 문턱값 τ 를 넘어서 탐지될 확률은 $P_D = \exp(-\tau/(1+\rho))$ 이고, 클러터의 신호세기가 문턱값 τ 를 넘어서 탐지될 확률은 $P_a = \exp(-\tau)$ 이다.

2.3.1 NN에 의한 OOSM 쇠신

클러스터 환경에서 센서들이 동일한 표적에 대한 측정치를 융합처리장치로 전송하여 NN 자료결합 기법으로 표적을 추적할 때 융합처리장치에서 OOSM이 발생한 경우를 가정하였다. 이때 OOSM을 상태변수와 공분산을 쇠신하는 과정에 포함하는 방법을 표 2에 나타내었다.

표 2 NN에 의한 OOSM 쇠신과정
Table 2 State update with the OOSM based on NN

<p>역방향 예측과정</p> $\hat{x}_{d k} = F_{d,k} \hat{x}_{k k}$ $\hat{P}_{d k} = F_{d,k} \hat{P}_{k k} F_{d,k}^T$ <p>쇠신과정</p> <p>1. 유효측정영역에 측정치가 없는 경우(M_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k}$ $\hat{P}_{k k,d} = \hat{P}_{k k} + \frac{1 - P_D P_G C_{\gamma}}{1 - P_D P_G} KSK^T$ <p>2. 유효측정영역에 측정치가 있는 경우(\bar{M}_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k} + K_d (Z_d - H_d \hat{x}_{d k})$ $\hat{P}_{k k,d} = \hat{P}_{k k} - K_d S_d K_d^T$
--

여기서 K 와 S 는 표준 칼만필터의 필터이득과 측정오차 공분산을 각각 나타내고, 지연된 측정치의 측정오차 공분산 $S_d = H_d \hat{P}_{d|k} H_d^T + R_d$ 이고, 필터이득 $K_d = \hat{P}_{k|k} F_{d,k}^T H_d^T S_d^{-1}$ 이며, C_{γ} 는 식(17)과 같이 정의된다.

$$C_{\gamma} = \frac{\int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}} e^{-\frac{q}{2}} dq}{n \int_0^{\gamma} q^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{q}{2}} dq} \quad (17)$$

2.3.2 PDA에 의한 OOSM 쇠신

융합처리장치에서 OOSM이 발생하였을 때 PDA에 의한 자료결합에 있어서 이 측정치에 의한 상태추정치와 추정오차 공분산은 전 확률정리(total probability theorem)를 이용하여 식(18) 및 식(19)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{x}_{k|k,d} = E[x_k | z^k, z_d] = \sum_{i=0}^{m_d} \hat{x}_{k|k,d}^i \beta_d^i \quad (18)$$

$$\hat{P}_{k|k,d} = E\left\{ [x_k - \hat{x}_{k|k,d}] [x_k - \hat{x}_{k|k,d}]^T | z^k, z_d \right\} \quad (19)$$

$$= \sum_{i=0}^{m_d} \beta_d^i \hat{P}_{k|k,d}^i + \sum_{i=0}^{m_d} \beta_d^i \hat{x}_{k|k,d}^i (\hat{x}_{k|k,d}^i)^T - \hat{x}_{k|k,d} (\hat{x}_{k|k,d})^T$$

여기서 $\hat{x}_{k|k,d}^i$ 와 $\hat{P}_{k|k,d}^i$ 는 유효측정영역에 존재하는 i 번째 OOSM(z_d^i)이 표적이 맞을 확률(β_d^i)에 의한 쇠신된 상태추정치와 추정오차 공분산을 의미한다. $\hat{x}_{k|k,d}^i$, $\hat{P}_{k|k,d}^i$ 그리고 β_d^i 는 OOSM을 필터 쇠신과정에 적용하는 알고리즘에 따라서 서로 다른 형태를 가질 수 있으며, 본 논문에서 사용하는 준 최적

알고리즘에 의한 자료결합 형태는 표 3과 같이 나타낼 수 있다[10].

표 3 PDA에 의한 OOSM 쇠신과정
Table 3 State update with the OOSM based on PDA

<p>역방향 예측과정 : 표 2와 동일</p> <p>쇠신과정</p> <p>1. 유효측정영역에 측정치가 없는 경우(M_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k}$ $\hat{P}_{k k,d} = \hat{P}_{k k} + \frac{1 - P_D P_G C_{\gamma}}{1 - P_D P_G} KSK^T$ <p>2. 유효측정영역에 측정치가 있는 경우(\bar{M}_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k} + K_d \sum_{i=0}^{m_d} \nu_d^i \beta_d^i$ $\hat{P}_{k k,d} = \beta_d^0 \hat{P}_{k k} + (1 - \beta_d^0) P_{k k,d}^c + \tilde{P}_d$ $\beta_d^i = \begin{cases} \frac{e_i}{b + \sum_{i=1}^{m_d} e_i} & i = 1, 2, 3, \dots, m_d \\ \frac{b}{b + \sum_{i=1}^{m_d} e_i} & i = 0 \end{cases}$
--

여기서, C_{γ} 는 식(17)의 정의와 같고, K_d 는 필터이득을 나타내며, 측정잔차는 $\nu_d = \sum_{i=0}^{m_d} \beta_d^i \nu_d^i = \sum_{i=0}^{m_d} \beta_d^i [z_d^i - H_d \hat{x}_{d|k}]$, 유효측정영역에 존재하는 측정치 z_d^i 에 의해서 쇠신된 상태추정치는 $\hat{x}_{k|k,d}^i = \hat{x}_{k|k} + K_d \nu_d^i$, 추정오차 공분산은 $\hat{P}_{k|k,d}^i = \hat{P}_{k|k} - K_d S_d K_d^T$, $P_{k|k,d}^c = \hat{P}_{k|k} - K_d S_d K_d^T$, 그리고 $\tilde{P}_d = K_d \left[\sum_{i=0}^{m_d} \beta_d^i \nu_d^i (\nu_d^i)^T - \nu_d \nu_d^T \right] K_d^T$ 이다. 또한 측정치 z_d^i 가 표적이 맞을 확률을 나타내는 β_d^i 는 $b = \lambda |2\pi S_d|^{1/2} (1 - P_D P_G) / P_D$ 와 $e_i = \exp\left\{-\frac{1}{2} (\nu_d^i)^T S_d^{-1} \nu_d^i\right\}$ 로서 나타낼 수 있다.

2.3.3 PDA-AI에 의한 OOSM 쇠신

PDA-AI는 유효측정영역 내부의 모든 측정치들이 가지는 위치정보를 통해 표적일 확률을 구하여 표적의 상태변수를 쇠신하는데 가중치로 사용하는 PDA 알고리즘에 측정치의 신호세기를 추가하여 확률적 가중치를 계산하는 자료결합기법이다. 본 논문에서는 클러스터의 개수가 Poisson 분포를 한다는 가정하에 전개되는 파라메트릭 PDA-AI를 사용하였으며, OOSM을 포함하는 PDA-AI의 쇠신과정은 측정치 z_d^i 가 표적이 맞을 확률적 가중치를 나타내는 β_d^i 의 계산과정을 제외하고는 PDA의 OOSM 쇠신과정과 동일하다.

$$b = \lambda |2\pi S_d|^{1/2} \frac{(1 - P_D P_G)}{P_D} \quad (20)$$

$$e_i = \exp\left\{-\frac{1}{2}(\nu_d^i)^T S_d^{-1} \nu_d^i\right\} \frac{f_1^i(a_d^i)}{f_0^i(a_d^i)} \quad (21)$$

여기서, $f_1^i(a_d^i)$ 와 $f_0^i(a_d^i)$ 는 측정치 z_k^i 에 대한 표적신호의 확률 밀도함수와 클러터 신호의 확률밀도함수를 각각 나타낸다[13].

2.3.4 MPDA에 의한 OOSM 쇠신

MPDA는 유효측정영역에 존재하는 측정치들 중에서 표적 일 확률이 가장 높은 측정치를 표적으로 선택하기 위하여 표적 예측위치에 대한 측정치의 위치정보와 신호의 세기정보를 동시에 이용하여 표적이 맞을 확률을 계산하여 가장 높은 확률을 가지는 측정치를 선택하는 자료결합방법이다[12]. 각 센서들이 동일한 표적을 추적하여 획득한 측정치들을 융합처리 장치로 전송할 때 융합처리장치에서 OOSM이 발생하였고, 이 측정치를 MPDA 자료결합필터의 쇠신과정에 사용함으로써 상태추정치와 추정오차에 대한 공분산을 구하는 과정을 표 4에 나타내었다.

표 4 MPDA에 의한 OOSM 쇠신과정

Table 4 State update with the OOSM based on MPDA

<p>역방향 예측과정 : 표 2와 동일</p> <p>쇠신과정</p> <p>1. 유효측정영역 내에 측정치가 없는 경우 (M_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k}$ $\hat{P}_{k k,d} = \hat{P}_{k k} + \frac{1 - P_D P_G C_{tw}}{1 - P_D P_G} KSK^T$ <p>2. 유효측정영역 내에 측정치가 있는 경우 (\bar{M}_0)</p> $\hat{x}_{k k,d} = \hat{x}_{k k} + K_d \beta_\ell \nu_d$ $\hat{P}_{k k,d} = (1 - \beta_\ell) \bar{P}_k^{M_f}(D_\ell) + \beta_\ell (\hat{P}_{k k} - K_d S_d K_d^T) + \beta_\ell (1 - \beta_\ell) K_d \nu_d \nu_d^T K_d^T$ $\bar{P}_k^{M_f}(D_\ell) = \hat{P}_{k k} - K_d S_d K_d^T + \alpha K_d S_d K_d^T$
--

여기서, 표적으로 선정된 ℓ 번째 측정치의 측정잔차 $\nu_d^i = z_d^i - H_d \hat{x}_{d|k}$ 이고, α 와 β_ℓ 는 [12]와 같다.

2.4 시뮬레이션 조건 및 결과

본 논문은 클러터 환경에서 단일 표적이 기동할 때 융합처리장치사이에 발생할 수 있는 OOSM을 자료결합에 적용하여 자료결합필터의 성능을 분석하는 것이므로, 시뮬레이션을 위하여 표적의 상태변수는 $X = (x, y, \dot{x}, \dot{y}, \ddot{x}, \ddot{y})^T$ 이고, 표적의 가속도 모델은 Singer 모델을 적용하였다.

$$\dot{X} = \begin{bmatrix} 0_2 I_2 & 0_2 \\ 0_2 0_2 & I_2 \\ 0_2 0_2 & -\frac{1}{T} I_2 \end{bmatrix} X + \begin{bmatrix} 0_2 \\ 0_2 \\ -\frac{1}{T} I_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix} \quad (22)$$

여기서 공정잡음 $(w_x, w_y)^T$ 는 백색가우시안 잡음으로 평균

이 0이고, power spectral density $q = 2\tau\sigma_a^2 I_2$ 이다. σ_a^2 는 표적 가속도의 분산으로 $(0.1m/s^2)^2$ 이고, τ 는 표적 기동의 시상수로써 15로 설정하였다. 측정잡음 벡터가 v_k 인 측정방정식은,

$$z_k = [I_2 \ 0_2 \ 0_2] X_k + v_k \quad (23)$$

여기서 측정잡음의 공분산 R 은 $diag((20m)^2, (20m)^2)$ 이며, 표적은 초기위치(7000m, 4000m)에서 초기속도 380m/s로 x축으로부터 30°의 비행경로각으로 비행을 시작하여 비행도중에 5초에서 속도벡터에 수직인 방향으로 $a = 0.5g$ 의 기동을 하는 패턴을 갖는다고 가정하였다. 본 시뮬레이션의 총 시뮬레이션 시간은 15초이고 샘플링 시간은 0.1초로 설정하였다. 필터의 예상되는 신호대잡음비 $SNR(\rho) = 15$, 게이트 크기 $(\sqrt{\gamma}) = 3$, 탐지확률 $P_D = 1.0$ 그리고 클러터 공간밀도(λ)를 0.1×10^{-4} 부터 3×10^{-4} 까지 단계적으로 변화시키면서 200번의 몬테칼로 시뮬레이션을 적용하여 OOSM이 자료결합필터의 추적성능에 미치는 결과를 나타내었다.

시뮬레이션은 OOSM이 발생하지 않은 순차적인 환경(In-Sequence), OOSM이 발생하였으나 쇠신과정에 포함시키지 않은 경우(IG-OOSM), 그리고 쇠신과정에 OOSM을 포함시킨 경우(UP-OOSM)에 대하여 쇠신추정치 RMS 오차를 각각 비교분석하였다. OOSM이 발생하는 환경은 1-래그 OOSM이 한 번만 발생한 경우와 연속적으로 발생한 경우로 구분하였으며, 자료결합필터들의 RMS 오차 분석을 공정하게 하기 위하여 $P_D = 1.0$ 으로 설정하여 자료결합필터들의 트랙 손실률을 10% 이내가 되도록 하였다.

2.4.1 OOSM이 한 번만 발생한 경우

그림 2에서 보는 바와 같이 t_{71} 에서 상태추정치를 쇠신한 후, 1-래그 OOSM이 발생하였을 때 7.1초에서 최종적으로 상태추정치를 쇠신하였다.

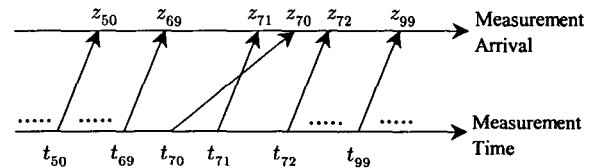


그림 2 t_{71} 에서 쇠신한 후 OOSM이 발생

Fig. 2 The OOSM arrives after the processed z_{71}

그림 3부터 그림 5까지는 NN, PDA, PDA_AI, 그리고 MPDA 자료결합필터에 의해서 쇠신된 상태추정치 RMS 오차를 세 가지 환경에 대하여 그래프로 나타낸 것이다. 그림 3에서 보는 바와 같이 OOSM이 발생하지 않은 정상적인 경우 측정치의 위치정보만 이용하여 상태예측치에 가장 가까운 측정치를 표적으로 단정하는 NN 알고리즘보다 유효측정영역내의 측정치들을 모두 고려하는 PDA에 의한 자료결합필터의 성능이 우수하며, 자료결합 시 표적의 위치정보뿐만 아니라 세기정보도 함께 사용하는 PDA-AI와 MPDA 자료결합필터의 성능이 더욱 우수함을 알 수 있다.

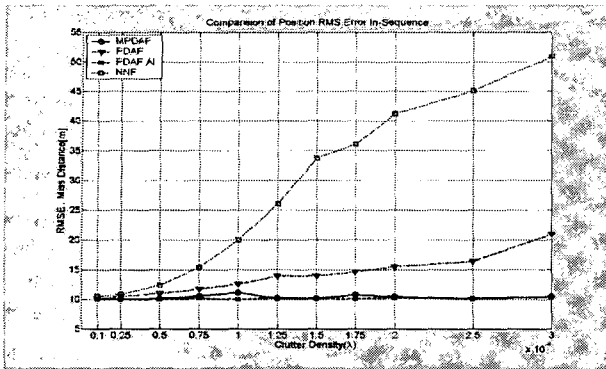


그림 3 순차적 환경에서의 RMS 오차 ($t_k = 7.1$)
 Fig. 3 RMS errors of in-sequence environment at $t_k = 7.1$

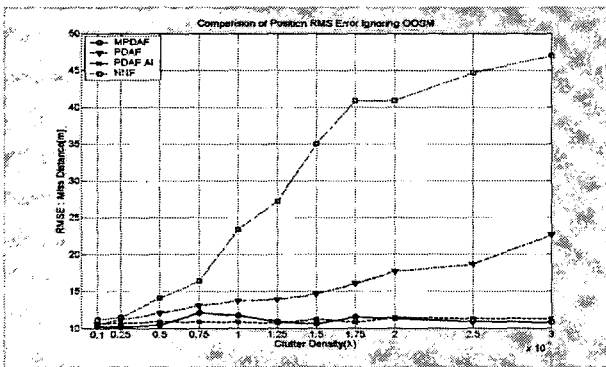


그림 4 OOSM을 무시한 RMS 오차 ($t_k = 7.1$)
 Fig. 4 RMS errors of ignoring OOSM at $t_k = 7.1$

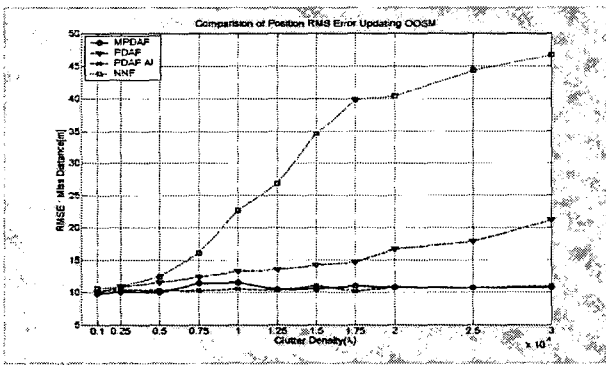


그림 5 OOSM을 포함시킨 RMS 오차 ($t_k = 7.1$)
 Fig. 5 RMS errors of updating OOSM at $t_k = 7.1$

이러한 사실은 RMS 오차를 통한 클러스터 공간밀도에 대한 민감도 측면에서도 NN 혹은 PDA 방법에 비해서 PDA-AI와 MPDA 방법이 클러스터 공간밀도에 덜 민감하다는 것을 의미한다고 볼 수 있다. 자료결합필터의 성능에 대한 이러한 경향은 OOSM이 발생하였을 경우에도 동일하게 적용됨을 그림 4와 그림 5를 통해서 알 수 있다. 그림 4는 OOSM이 발생하였지만 필터의 쇠신과정에 사용하지 않았을 경우이며, 그림 5는 OOSM을 필터의 쇠신과정에 포함한 경우이다. 그림 3부터 그림 5에서 알 수 있듯이 OOSM을 필터의 쇠신과정에 포함하는 경우는 포함하지 않은 경우보다 정상적인 환경의 결과에 근접함을 알 수 있다. 한편 OOSM이 발생하는 환경에

서 PDA-AI와 MPDA 필터의 표적추적성능이 서로 유사하게 나타나지만, 표 5에서 보는 바와 같이 MPDA 필터가 PDA-AI 필터보다 연산시간이 다소 빠르게 나타남을 알 수 있다. 이러한 결과는 OOSM 환경이 아닌 정상적인 환경에서의 분석결과를 제시한 [12]의 내용과 유사하다.

표 5 MPDA와 PDA-AI 필터의 연산시간 비교

Table 5 Comparison of MPDA with PDA-AI filter in operation time

클러스터 공간밀도(λ)	MPDA	PDA-AI
0.00005	71.0 sec.	78.4 sec.
0.0001	118.0 sec.	125.4 sec.
0.00015	164.4 sec.	172.0 sec.
0.0002	211.6 sec.	222.4 sec.
0.00025	259.1 sec.	272.4 sec.
0.0003	309.0 sec.	321.8 sec.

2.4.2 OOSM이 연속적으로 발생한 경우

그림 6과 같이 1-래그 OOSM이 연속적으로 발생하였을 때, 자료결합필터들의 추적성능을 비교하기 위하여 2.4.1절과 동일하게 OOSM이 발생하지 않은 경우, OOSM이 발생하였지만 상태추정치 쇠신하는데 사용하지 않은 경우, 그리고 OOSM을 쇠신과정에 포함시킨 경우에 대해서 살펴보았으며, 9.9초에서의 쇠신추정치의 RMS 오차를 구하여 그 결과를 그림 7부터 그림 9까지 그래프로 나타내었다.

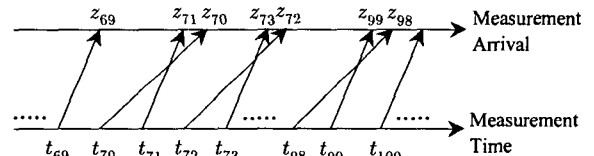


그림 6 t_{71} 에서 쇠신한 후 1-래그 OOSM이 연속으로 발생
 Fig. 6 The 1-lag OOSMs arrive in series after the processed z_{71}

그림 7은 그림 3과 같이 OOSM이 발생하지 않은 정상적인 환경일 때 자료결합필터들의 성능을 나타낸 것으로써 클러스터 공간밀도가 증가함에 따라서 PDA-AI나 MPDA 필터의 성능이 다른 필터들보다 안정적임을 알 수 있다. 그림 8과 그림 9에서 보는 바와 같이 NN과 PDA 필터는 OOSM을 쇠신과정에 포함시키는 경우의 상태추정치에 대한 RMS 오차가 OOSM을 무시한 경우에서의 값보다 작아지는 경향이 비교적 두드러지게 나타남을 알 수 있다.

또한 PDA-AI 및 MPDA 필터의 쇠신추정치 RMS 오차는 OOSM이 한 번만 발생한 경우와 유사하게 클러스터의 공간밀도에 대한 민감도가 매우 낮음을 알 수 있다. 그리고 이러한 결과는 OOSM이 한 번만 발생하였을 경우와 마찬가지로 OOSM이 연속적으로 발생한 환경에서도 PDA-AI 및 MPDA 필터의 성능이 NN과 PDA 필터의 성능보다 우수하다는 것을 의미한다.

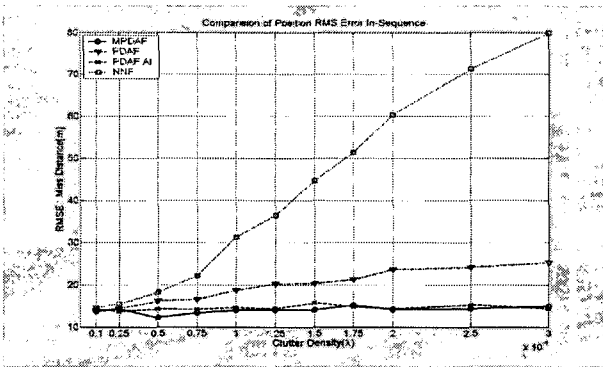


그림 7 순차적 환경에서의 RMS 오차 ($t_k = 9.9$)
 Fig. 7 RMS errors of in-sequence environment at $t_k = 9.9$

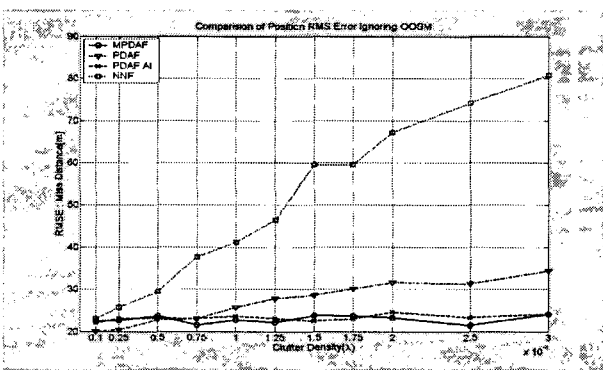


그림 8 OOSM을 무시한 RMS 오차 ($t_k = 9.9$)
 Fig. 8 RMS errors of ignoring OOSM at $t_k = 9.9$

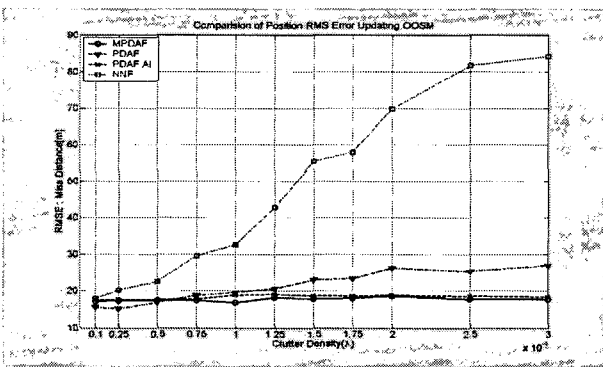


그림 9 OOSM을 포함시킨 RMS 오차 ($t_k = 9.9$)
 Fig. 9 RMS errors of updating OOSM at $t_k = 9.9$

3. 결 론

본 논문은 클러스터 환경에서 표적이 기동할 때 각 센서로부터 획득된 측정치가 융합처리장치로 전송되면서 융합처리장치에서 1-래그 OOSM이 발생하는 경우에 대해서 NN, PDA, PDA-AI, 그리고 MPDA에 의한 자료결합필터의 쇠신추정치에 대한 RMS 오차를 비교 분석함으로써 OOSM이 발생하는 환경에서 MPDA의 적용가능성을 보였다. 자료결합필터의 쇠신과정에 OOSM을 고려하였을 경우의 쇠신추정치에 대한 RMS 오차는 OOSM을 무시할 때의 RMS 오차보다 비교적 작은 값으로 나타나므로 OOSM을 고려함으로써 자료결합필

터의 성능을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다. 유효측정영역내의 측정치들 중에서 표적이 될 후보를 결정하는데 측정치의 위치정보만 이용하는 NN과 PDA에 의한 쇠신추정치의 RMS 오차는 클러스터의 공간밀도에 비례적인 반면, 측정치의 위치정보와 세기정보를 동시에 이용하는 PDA-AI와 MPDA의 쇠신추정치 오차는 클러스터의 공간밀도에 대해서 안정적인 추적성능을 보였다. 이러한 경향은 OOSM이 연속적으로 발생하였을 경우에 더욱 두드러지게 나타나는데 그 원인은 OOSM에 의한 오차가 연속적으로 진행되면서 누적되기 때문이다.

결론적으로 클러스터가 존재하는 환경에서 발생할 수 있는 OOSM을 상태추정치의 쇠신과정에 포함할 때 PDA-AI와 MPDA에 의한 쇠신추정치 RMS 오차의 크기는 유사하므로 OOSM 환경에서도 필터성능은 큰 차이가 없다. 그러므로 클러스터 공간밀도가 높은 환경에서 OOSM을 이용하여 쇠신추정치를 구할 때 클러스터의 공간밀도에 대해서 안정적인 성능을 보이는 것과 쇠신추정치를 구하는데 소요되는 시간이 PDA-AI보다 다소 짧은 점을 고려해 볼 때 OOSM 환경에서도 MPDA 알고리즘이 충분히 적용 가능함을 알 수 있었다.

감사의 글

본 논문은 영상정보 특화연구센터에 의하여 지원되었음

참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom, "Update with Out-of-Sequence Measurement in Tracking : Exact Solution," IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems, Vol38, No. 3, pp. 769-778, July 2002.
- [2] 송택렬, "필터링 이론," 제어자동화시스템공학 논문지, 제9권, 제6호, pp.413-419, 2003. 6
- [3] Software Requirements Specification(SRS) for the Cooperative Engagement Capability(CEC), Naval Sea Systems Command, Department of the Navy, Weapons Specification WS-32892.
- [4] Y. Bar-Shalom, and X. R. Li. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques, Storrs, CT : YBS Publishing, 1995
- [5] R. D. Hilton, D. A. Martin, W. D. Blair, "Tracking with Time-Delayed Data in Multisensor Systems," NSWCDD/TR-93/351, Dahlgren, VA: Naval Surface Warfare Center, Aug. 1993.
- [6] S. S. Blackman, and R. F. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Artech House, Norwood, MA, 1999
- [7] M. Mallick, S. Coraluppi and C. Carthel, "Advances in Asynchronous and Decentralized Estimation," Proc. 2001 IEEE Aerospace Conf., Big Sky, MT, March 2001.
- [8] Y. Bar-Shalom, M. Mallick, H. Chen and R. Washburn, "One-step solution for the general out-of-sequence measurement problem in tracking,"

Proc. 2002 IEEE Aerospace Conf., Big Sky, MT, Mar. 2002.

[9] K. S. Zhang, X. R. Li, and Y. M. Zhu, "Optimal update with out-of-sequence observations for distributed filtering," In Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, Annapolis, MD, July 2002.

[10] K. S. Zhang, X. R. Li, and H. Chen, "Multi-Sensor Multi-Target Tracking with Out-of-Sequence Measurements," ISIF, 2003.

[11] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, Tracking and Data Association, Academic Press, New York, 1988

[12] 임영택, 송택렬, 서익수, "표적추적과 트랙 초기화를 위한 클러터 환경에서의 NDS 정렬을 통한 새로운 자료결합 기법 연구," 수중 음향학 학술발표회, 2005. 10

[13] D. Lerro and Y. Bar-Shalom, "Interacting Multiple Model Tracking with Target Amplitude Feature," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol.29, pp494-509, Apr. 1993.

저 자 소 개



서 일 환 (徐 日 煥)

1967년 9월 14일생. 1989년 경북대학교 공대 전자공학과 졸업. 1993년 경북대학교 전자공학과 대학원 석사. 2004년~현재 한양대학교 전자전기제어계측공학과 대학원 박사과정. 1993~현재 국방과학연구소.
 Tel : 041-671-2340
 Fax : 041-673-1122
 E-mail : gdt7815@hanmail.net



임 영 택 (林 永 澤)

1974년 4월 13일생. 2000년 한양대학교 공대 제어계측공학과 졸업. 2002년 한양대학교 전자전기제어계측공학과 대학원 석사 졸업. 현재 한양대학교 전자전기제어계측공학과 대학원 박사과정
 Tel : 031-406-8967
 Fax : 031-407-2756
 E-mail : gncking@ihanyang.ac.kr



송 택 렬 (宋 澤 烈)

1952년 8월 28일생. 1974년 서울대 공학사. 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학과 박사. 1974년~1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자컴퓨터공학부 교수. 관심분야는 유도제어, 표적상태추정 등
 Tel : 031-400-5217
 Fax : 031-407-2756
 E-mail : tsong@hanyang.ac.kr