

# Multi-lag Out of Sequence Measurement 환경에서의 IMM-MPDA 필터 성능 분석

論 文

56-8-22

## The Performance Analysis of IMM-MPDA Filter in Multi-lag Out of Sequence Measurement Environment

徐日煥<sup>†</sup> · 宋澤烈<sup>\*</sup>

(Il-Hwan Seo · Taek-Lyul Song)

**Abstract** - In a multi-sensor 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). The OOSM can arise in a form of single-lag or multi-lag throughout the transfer at the fusion center. The recursive retrodiction step was proposed to update the current state estimates with the multi-lag OOSM from the several previous papers. The real world has the possible situations that the maneuvering target informations can arrive at the fusion center with the random clutter in the possible OOSMs. In this paper, we incorporate the IMM-MPDA(Interacting Multiple Model - Most Probable Data Association) into the multi-lag OOSM update. The performance of the IMM-MPDA filter with multi-lag OOSM update is analyzed for the various clutter densities, OOSM lag numbers, and target maneuvering indexes. Simulation results show that IMM-MPDA is sufficient to be used in out of sequence environment and it is necessary to correct the current state estimates with OOSM except a very old OOSM.

**Key Words** : OOSM, Single-Lag, Multi-Lag, IMM-MPDA, Recursive Retrodiction Step

### 1. 서 론

일반적으로 다중센서를 이용하여 표적을 추적할 때 센서들의 추적성능을 향상시키기 위하여 다양한 형태의 자료융합 방식을 이용한다. 동일한 표적에 대해서 각 센서들로부터 얻어진 측정치들은 자료융합을 위하여 융합처리장치(fusion center)로 각각 전송된다. 이때 측정치들은 센서들과 융합처리장치사이의 통신장해, 전송지연 또는 각 센서 및 융합처리장치의 서로 다른 전처리 과정 등으로 인하여 시간적인 측면에서 융합처리장치에 차례대로 입력되는 것이 아니라 순서가 서로 뒤바뀐 채로 입력될 수 있다. 이러한 상황을 Out of Sequence 환경이라 하며 Out of Sequence로 입력되는 측정치를 Out of Sequence Measurement(OOSM)라고 한다. OOSM은 측정치가 융합처리장치로 전송될 때 지연정도에 따라서 단일 래그 형태 또는 멀티 래그 형태가 될 수도 있다.

Out of Sequence 환경에서는 필터가 상태 추정치를 쇠신한 후, 현재 시각보다 시간적으로 앞선 추정치가 지연되어 융합처리장치로 전송되는데, 클러터가 존재할 경우에는 표적정보와 함께 클러터 정보까지 융합처리장치로 전송될 수 있으므로 클러터 속에서 원하는 표적정보를 찾아내는 자료결합과정이 필요하다. 또한 표적이 기동하는 경우 시스템을 정확히

모델링하기 어렵기 때문에 단수모델필터를 사용하면 추정치의 오차가 커지거나 발산하는 경우가 발생하므로 모델링의 정확도가 필터의 성능에 미치는 영향을 감소시키기 위하여 다수모델필터가 필요하다.

자료결합 방법 중에서 측정치의 위치정보와 신호세기 정보를 모두 이용하는 MPDA는 위치정보 또는 신호세기정보만을 이용하는 다른 계열의 자료결합 방법에 비해 클러터 공간밀도에 대한 민감도가 낮으므로 필터의 추적율이 높고 추적성능이 보다 안정적인 것으로 알려져 있다[1].

한편 기동 표적을 추적하기 위한 다수모델로서 필터간에 정보를 교환하는 구조로 되어있는 IMM(Interacting Multiple Model)은 시스템에서 측정치 쇠신이 끝난 후에 모드가 바뀌는 것을 이용하여 N개의 필터가 측정치를 쇠신한 후 모드의 변화에 따라 N개의 쇠신 추정치를 혼합하는 과정을 통해 N개의 필터를 초기화하고 예측과정과 쇠신과정을 반복한다. 이와 같이 IMM은 N개의 필터를 지속적으로 사용하므로 다른 형태의 다수모델에 비해서 계산량과 필터의 성능면에서 큰 장점을 지니고 있기 때문에 많은 분야에 활발하게 적용되고 있다[2].

본 논문은 클러터가 있는 공중환경에서 기동표적에 대한 센서의 측정치들이 융합처리장치로 전송되면서 멀티 래그 OOSM이 발생한 경우, OOSM의 래그 수에 따른 IMM-MPDA필터의 표적추적성능을 분석한 것이다. 다양한 환경에서의 비교분석을 위하여 표적탐지확률, 클러터 공간밀도 그리고 표적의 기동을 가변시켰다. 그리고 IMM-MPDA필터의 성능비교 자료로서 OOSM을 상태추정치 쇠신에 이용한 경우와 OOSM을 이용하지 않은 경우에서의 쇠신된 상태추정치에 대한 RMS(root mean square)오차를 사용하였다.

<sup>†</sup> 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

<sup>\*</sup> 正 會 員 : 漢陽大學 電子컴퓨터工學部 教授 · 工博  
接受日字 : 2007年 3月 13日  
最終完了 : 2007年 5月 28日

제2장 1절에서는 멀티 래그 OOSM 환경을 기술하였고 2절에서는 멀티 래그 OOSM을 처리할 때 필요한 반복적인 역 예측과정을 소개하였다. OOSM에 의한 MPDA필터 쇄신과정과 IMM-MPDA필터를 OOSM 환경에 적용하기 위한 방법을 3절에 기술하였다. 4절에서는 표적의 다양한 환경과 OOSM 래그 수에 따른 IMM-MPDA필터의 추적성능을 시뮬레이션을 통하여 분석하였으며, 마지막으로 제3장에 결론을 기술하였다.

## 2. 본 론

### 2.1 멀티 래그 OOSM 환경

OOSM은 그림 1과 같이 시각  $t_k$ 에서의 측정치  $z_k$ 를 이용하여 상태변수  $x_k$ 와 공분산  $P_k$ 를 쇄신한 후, 시각  $t_k$ 보다 이른 시각인  $t_{k-\ell}$ 의 측정치인  $z_{k-\ell}$ 이 지연되어 융합처리장치로 전송되는 것을 의미하므로 차례대로 입력되는 측정치와 구별하여 OOSM을 지연된 측정치  $z_d$ 라고도 한다.

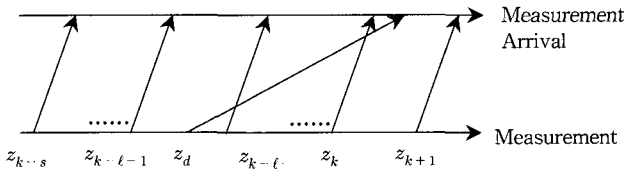


그림 1  $z_k$ 를 쇄신한 후,  $\ell$  래그 OOSM  $z_d$ 가 발생함

Fig. 1 The  $\ell$  lag OOSM  $z_d$  arrives after the processed  $z_k$

OOSM의 시간적 또는 시퀀스적인 지연을 래그라고 할 때 지연 정도에 따라서 단일 래그와 멀티 래그로 구분할 수 있다. 전자는 OOSM이 현재시각  $t_k$  바로 직전  $t_{k-1}$ 에서의 측정치인 경우이며, 후자는  $t_{k-\ell}$ 에서의 측정치인 경우로서  $\ell$  래그 OOSM 이라고 한다.

OOSM을 이용하여 현재의 상태추정치를 쇄신하는데 있어서 단일 래그 OOSM을 쇄신과정에 적용하는 알고리즘들이 [3,4,5]에 의해서 각각 제시되었다. [4,5]의 알고리즘에 공정잡음을 반복적(recursive)으로 적용하는 멀티 래그 역 예측과정(retrodition step)이 [6]에 의해서 제시되었으며, 멀티 래그 OOSM문제를 단일 래그 OOSM 문제로 근사화 시킴으로써 계산시간을 단축시키고 [6]에서 제시한 알고리즘의 성능에 근접한 방법이 [7]에 의하여 제시되었다. 또한 [3,4,5]의 알고리즘을 개선하여 단일 래그 OOSM 환경과 멀티 래그 OOSM 환경에 동시에 적용할 수 있는 일반적인 역 예측과정이 [8]에 의하여 제시되었다.

OOSM 쇄신 알고리즘에 대한 연구는 기본적으로 칼만 필터 환경에서 이루어졌으나, [9]는 [8]의 일반적인 알고리즘을 클러스터 환경에서 표적을 찾아내는 자료결합에 적용하여 PDA의 특성이 OOSM 환경에 잘 적용됨을 보였고, [10]은 MPDA의 특성이 단일 래그 OOSM 환경에도 잘 적용됨을 보였다.

한편 멀티래그 OOSM 환경에서 표적추적 외에 시스템 오류검출에도 우수한 성능을 보이는 compression 필터들이 [13]에 의해서 최근 제시되는 등 OOSM 환경에서의 필터 쇄신에 대한 연구가 다양한 응용분야에서 활발히 진행되고 있다.

### 2.2 멀티 래그 OOSM에 따른 반복적인 역 예측과정

일반적으로 시스템의 동적모델과 측정치 모델은 식(1)과 식(2)처럼 나타낼 수 있다.

$$x_k = F_{k,k-1}x_{k-1} + w_{k,k-1} \quad (1)$$

$$z_k = h_k x_k + v_k \quad (2)$$

여기서  $F_{k,k-1}$ 은  $t_{k-1}$ 에서  $t_k$ 까지의 상태전이행렬이며,  $w_{k,k-1}$ 와  $v_k$ 는 공정잡음과 측정치 잡음을 각각 나타낸다. 잡음들은 평균이 영이고 공분산이 식(3)과 식(4)와 같은 상호 독립적인 백색 가우시안으로 가정한다.

$$C_{w_{k,j}} = \text{cov}(w_{k,j}) = E[w_{k,j}w_{k,j}^T] = Q_{k,j} \quad (3)$$

$$C_{v_k} = \text{cov}(v_k) = E[v_k v_k^T | Z_k] = R_k \quad (4)$$

그림 2처럼  $j \leq k-1$ 로 설정하고 시각  $t_d$ 를  $t_k$  이전에  $z_d$ 가 발생한 시각이라면 식(5)와 같이 표현할 수 있다.

$$t_j \leq t_d < t_{j+1} \quad (5)$$

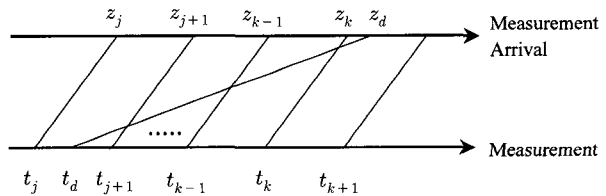


그림 2 시각  $t_k$ 후 OOSM  $z_d$ 가 입력됨

Fig. 2 The OOSM  $z_d$  arrives after time  $t_k$

이때 표적의 동역학 모델과 측정치 모델은 식(6) 및 식(7)과 같으며,

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

$$z_d = H_d x_d + v_d \quad (7)$$

융합처리장치에  $z_d$ 가 도착하기 전 시각  $t_k$ 에서 상태추정치와 오차공분산은 식(8)과 식(9)처럼 나타낼 수 있다.

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

$$\hat{P}_{k|k} = \text{MSE}[\hat{x}_{k|k} | Z_k] \quad (9)$$

여기서  $Z_k$ 는 시각  $t_k$ 까지 획득된 모든 측정치  $Z_k = \{z_i\}_{i=1}^k$ 를 의미한다.

시각  $t_k$ 에서 상태추정치  $\hat{x}_{k|k}$ 와 공분산  $\hat{P}_{k|k}$ 가 계산된 후,  $z_d$ 가 융합처리장치에 도착한다면 이 측정치를 이용하여 상태추정치  $\hat{x}_{k|k}$ 와 공분산  $\hat{P}_{k|k}$ 를 쇄신하는 것은 식(10)과 식(11)처럼 나타낼 수 있다.

$$\hat{x}_{k|k,d} = E[x_k | Z_k, z_d] \quad (10)$$

$$\hat{P}_{klk,d} = MSE[\hat{x}_{klk}|Z_k, z_d] \quad (11)$$

특히 필터의 동역학 모델이 선형일 경우 식(10)의 상태추정치는 식(12)와 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{klk,d} &= E[x_k|Z_k, z_d] = E[F_{k,d}x_d + w_{k,d}|Z_j, Z_{k,d}] \\ &= F_{k,d}E[x_d|Z_j, Z_{k,d}] + E[w_{k,d}|Z_j, Z_{k,d}] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서  $Z_{k,d}$ 는  $t_d$ 와  $t_k$ 사이의 측정치  $Z_{k,d} = [z_d, z_{j+1}, \dots, z_k]$ 를 의미하며,  $Z_j$ 는  $t_d$ 이전의 모든 측정치이다.

일반적으로 각 센서들 사이의 측정치 오차가 서로 독립이고 측정치 모델이 선형이라면 상태  $x_d$ 에 대한 측정치  $Z_j$ 와  $Z_{k,d}$ 의 오차들은 서로 독립이다. 이때 상태변수와 공정잡음에 대한 추정치를 식(13)과 식(14)처럼 표현할 수 있다

$$E[x_d|Z_j, Z_{k,d}] = E[x_d|\bar{x}_{dlj}, Z_{k,d}] \quad (13)$$

$$E[w_{k,d}|Z_j, Z_{k,d}] = E[w_{k,d}|\bar{x}_{dlj}, Z_{k,d}] \quad (14)$$

식(6), 식(13), 그리고 식(14)로부터 OOSM에 의한 필터의 쇠신추정치는 식(15)와 같다.

$$E[x_k|Z_k, z_d] = E[x_k|\bar{x}_{dlj}, Z_{k,d}] \quad (15)$$

그러므로 적어도 시각  $t_j$ 부터 획득되는 정보들을 식(16)과 식(17)처럼 확보할 수 있다면 반복적인 역 예측과정을 통하여 OOSM에 의한 쇠신추정치를 구할 수 있다.

$$\hat{\Psi}_j = \{\hat{x}_{jlj}, \hat{P}_{jlj}\} \quad (16)$$

$$\Psi_m = \Psi_{m-1} \cup \{z_m, H_m, F_{m,m-1}, Q_m, R_m, j < m \leq k\} \quad (17)$$

사실상 상태추정치  $\hat{x}_{jlj}$ 와 추정오차 공분산  $\hat{P}_{jlj}$ 만 저장하면 반복적인 역 예측과정이 가능하므로, 최종적인 쇠신추정치  $\hat{x}_{klk,d}$ 는  $\Psi_k$ 와  $z_d$ 만을 이용하여 구할 수 있다.

반복적인 역 예측과정은 일반적인 Fixed Point 평형과정과 Information 필터 개념으로부터 유도될 수 있으며 역 예측오차와 시스템 상태변수와의 공분산을 식(18)과 같이 정의하면,

$$C_{x_\phi \bar{x}_{j+1}} = C_{x_{j+1} \bar{x}_{dj+1}} = T_{j+1} \quad (18)$$

$n = j+1$ 로부터 시작하는  $\{\bar{x}_{dln}, \bar{P}_{dln}, T_n\}$ 에 대한 반복적인 역 예측과정은 식(19), 식(20), 그리고 식(21)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{x}_{dln} = \bar{x}_{dln-1} + T_{n-1} F_{n,n-1}^T \bar{P}_{nln-1}^{-1} [\hat{x}_{nln} - \bar{x}_{nln-1}] \quad (19)$$

$$\bar{P}_{dln} = \bar{P}_{dln-1} - T_{n-1} F_{n,n-1}^T \Delta_{nln-1} F_{n,n-1} T_{n-1} \quad (20)$$

$$T_n = T_{n-1}^T F_{n,n-1}^T \bar{P}_{nln-1}^{-1} \hat{P}_{nln} \quad (21)$$

여기서,  $\Delta_{nln-1} = \bar{P}_{nln-1}^{-1} - \bar{P}_{nln-1}^{-1} \hat{P}_{nln} \bar{P}_{nln-1}^{-1}$  이며, 초기치는 다음과 같이 주어진다.

$$\bar{x}_{dlj+1} = \bar{x}_{dlj} + \bar{P}_{dlj} F_{j+1,d}^T \bar{P}_{j+1|j}^{-1} [\hat{x}_{j+1|j+1} - \bar{x}_{j+1|j}] \quad (22)$$

$$\bar{P}_{dlj+1} = \bar{P}_{dlj} - \bar{P}_{dlj} F_{j+1,d}^T \Delta_{j+1|j} F_{j+1,d} \bar{P}_{dlj} \quad (23)$$

$$T_{j+1} = \bar{P}_{dlj} F_{j+1,d}^T \bar{P}_{j+1|j}^{-1} \hat{P}_{j+1|j+1} \quad (24)$$

여기서,

$$\bar{x}_{dlj} = F_{d,j} \hat{x}_{jlj} \quad (25)$$

$$\bar{P}_{dlj} = F_{d,j} \hat{P}_{jlj} F_{d,j}^T + Q_{d,j} \quad (26)$$

### 2.3 OOSM환경에서의 IMM-MPDA

#### 2.3.1. OOSM에 의한 모드 MPDA 필터 쇠신과정

MPDA필터는 역 예측위치( $\bar{z}_d$ )를 중심으로 유효측정영역을 형성하여 영역내의 측정치들 중에서 표적일 확률이 가장 높은 측정치를 표적으로 사용한다. 유효측정영역은 타원체  $R_\gamma = [\nu_d : \nu_d^T S_d^{-1} \nu_d \leq \gamma]$ 을 사용한다. 필터의 측정잔차  $\nu_d$ 는 평균이 0이고 공분산이  $S_d$ 인 가우시안 확률분포를 갖는다. 유효측정영역의 부피  $V_G$ 는 식(27)과 같이 표현된다.

$$V_G = C_n |S_d|^{1/2} \gamma^{n/2} \quad (27)$$

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. 표적으로 선택된 OOSM을 이용하여 MPDA필터의 상태추정치와 추정오차 공분산을 쇠신하는 과정은 다음과 같다[10].

표 1 OOSM에 의한 MPDA필터 쇠신과정

Table 1 State update with the OOSM based on MPDA

<ul style="list-style-type: none"> <li>유효측정영역 내에 측정치가 없는 경우 (<math>M_0</math>)</li> </ul> $\hat{x}_{klk,d} = \hat{x}_{klk}$ $\hat{P}_{klk,d} = \hat{P}_{klk} + \frac{1 - P_D P_G C_{\gamma_0}}{1 - P_D P_G} K_d S_d K_d^T$
<ul style="list-style-type: none"> <li>유효측정영역 내에 측정치가 있는 경우 (<math>\bar{M}_0</math>)</li> </ul> $\hat{x}_{klk,d} = \hat{x}_{klk} + K_d \beta_\ell \nu_d^\ell$ $\hat{P}_{klk,d} = (1 - \beta_\ell) \bar{P}_{klk}^{M_\ell}(D_\ell) + \beta_\ell (\hat{P}_{klk} - K_d S_d K_d^T) + \beta_\ell (1 - \beta_\ell) K_d \nu_d^\ell (\nu_d^\ell)^T K_d^T$ $\bar{P}_k^{M_\ell}(D_\ell) = \hat{P}_{klk} - K_d S_d K_d^T + \alpha K_d S_d K_d^T$

여기서  $P_D$ 는 표적의 신호세기가 문턱값을 넘어 표적이 탐지될 확률이고  $P_G$ 는 표적이 유효측정영역에 존재할 확률을 의미한다. 그리고 OOSM의 측정오차 공분산  $S_d = H_d \bar{P}_{dlk} H_d^T + R_d$ 이고, 필터이득  $K_d = \hat{P}_{klk} F_{d,k}^T H_d^T S_d^{-1}$ 이다. 또한 표적으로 선정된  $\ell$ 번째 측정치의 측정잔차  $\nu_d^\ell = z_d^\ell - H_d \bar{x}_{dlk}$  이고  $C_{\gamma_0}$ ,  $\alpha$  그리고  $\beta_\ell$ 은 [1]에서 제시한 것과 같다.

#### 2.3.2 OOSM에 의한 모드 유도함수와 확률천이행렬

IMM-MPDA를 이용하여 클러스터 속에서 기동표적을 추적

할 때 측정치를 필터쇄신과정에 포함시키려면 모드 우도함수(likelihood function)와 모드 확률전이행렬(probability transition matrix)이 필요하다. 그리고 우도함수를 이용하여 모드확률을 쇠신하고 쇠신된 모드확률을 바탕으로 결합된 상태추정치와 추정오차 공분산을 구하여야 한다. 각 모드의 MPDA필터는 order statistics의 특성으로 인하여 전체 측정치의 개수  $m$ 과 선택된 측정치의 인덱스  $\ell$ 에 따라서 모드 우도함수의 형태가 각각 달라지며, [12]로부터 구할 수 있다.

IMM-MPDA필터의 모드 개수가  $r$ 이고  $z_d$ 에 대한 각 모드의 우도함수를  $A_d^i$ 라고 할 때  $z_d$ 에 의한 전체 모드 우도함수는 식(28)과 같이 표현할 수 있다. 여기서  $i$ 는 IMM구조의 각 모드를 의미하며  $1 \leq i \leq r$  이다.

$$A_d = [A_d^1, A_d^2, A_d^3, \dots, A_d^r] \quad (28)$$

한편  $\pi(k_2, k_1)$ 을 시각  $t_{k_1}$ 의 모드에서  $t_{k_2}$ 의 모드로 천이될 Markov chain 천이행렬이라고 정의하면, 확률천이 행렬의 원소들은 일반적으로 식(29)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\pi_{ij}(k_2, k_1) = P\{H_{k_2} = j | H_{k_1} = i\} = P\{H_{k_2}^j | H_{k_1}^i\} \quad (29)$$

여기서  $H_{k_1}^j$ 는  $t_{k_1}$ 에서의 모드가  $j$ 임을 나타낸다. 천이행렬은 Markov process의 특성에 의해서 순방향 및 역방향 천이에 대한 모드확률 천이행렬이 동일하게 적용될 수 있다[11]. 이러한 특성에 의해서  $t_k$ 로부터  $t_d$ 까지의 모드확률 벡터  $\mu_{dk}$ 는 식(30)과 같다.

$$\mu_{dk} = \pi(d, k)^T \mu_{k,k} \quad (30)$$

여기서  $\mu_{k,k}$ 는 OOSM이 입력되기 전  $t_k$ 에서의 모드확률 벡터를 의미한다.

### 2.3.3 OOSM에 의한 모드 확률 쇠신

$z_d$ 가 도착하기 전  $t_k$ 에서의 모드확률벡터를 식(31)이라고 할 때,  $z_d$ 에 의해서 쇠신된 조건부 모드확률벡터는 식(32)와 같다.

$$\mu_{k,k} = [\mu_{k,k}^1, \mu_{k,k}^2, \dots, \mu_{k,k}^r]^T \quad (31)$$

$$\mu_{k|k,d} = [\mu_{k|k,d}^1, \mu_{k|k,d}^2, \dots, \mu_{k|k,d}^r]^T \quad (32)$$

여기서  $\mu_{k|k,d}^i$ 는 시각  $t_k$ 까지 누적된 측정치  $Z_k$ 와 OOSM  $z_d$ 에 의한  $i$ 번째 모드 확률로서 Bayes'공식에 의하여 정리하면 식(33)과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{k|k,d}^i &= P\{H_k^i | Z_k, z_d\} \\ &= \frac{P\{z_d | H_k^i, Z_k\} P\{H_k^i, Z_k\}}{P\{Z_k, z_d\}} \\ &= \frac{P\{z_d | H_k^i, Z_k\} P\{H_k^i | Z_k\}}{P\{z_d | Z_k\}} \\ &= \frac{1}{c} P\{z_d | H_k^i, Z_k\} P\{H_k^i | Z_k\} \end{aligned} \quad (33)$$

여기서  $c$ 는 모드확률에 대한 정규화 상수이다.

식(33)의 첫 번째 항  $P\{z_d | H_k^i, Z_k\}$ 는  $t_k$ 에서의 모드가  $i$ 번째 모드일 경우  $z_d$ 에 대한 확률밀도함수를 나타낸 것으로서 식(34)와 같다.

$$\begin{aligned} P\{z_d | Z_k, H_k^i\} &= \sum_{j=1}^r P\{z_d | Z_k, H_k^j, H_d^j\} P\{H_d^j | Z_k, H_k^i\} \\ &\cong \sum_{j=1}^r P\{z_d | Z_k, H_d^j\} P\{H_d^j | H_k^i\} \\ &= \sum_{j=1}^r A_d^j \pi_{ij}(d, k) \end{aligned} \quad (34)$$

여기서 OOSM  $z_d$ 에 대한 측정치 예측은 현재의 모드에만 결합되어 있으며 모드  $H_k^i$ 에서  $H_d^i$ 로 진행되는 동안에는 결합이 없다(decouple)고 가정하므로  $P\{z_d | Z_k, H_k^i, H_d^j\} \cong P\{z_d | Z_k, H_d^j\} = A_d^j$ 로 표현할 수 있다. 이와 마찬가지로 모드 확률 예측은 측정치와는 결합이 없는 것으로 가정하기 때문에  $P\{H_d^j | Z_k, H_k^i\} \cong P\{H_d^j | H_k^i\} = \pi_{ij}(d, k)$ 로 나타낼 수 있다.

또한 식(33)의 두 번째 항  $P\{H_k^i | Z_k\}$ 는  $t_k$ 에서의  $i$ 번째 모드 확률  $\mu_{k,k}^i$ 이다. 따라서  $z_d$ 에 의하여 쇠신된  $i$ 번째 모드가 선택될 확률과 정규화 상수  $c$ 는 각각 식(35) 및 식(36)과 같다.

$$\mu_{k|k,d}^i = \frac{1}{c} \left[ \sum_{j=1}^r A_j(d) \pi_{ij}(d, k) \right] \mu_{k,k}^i \quad (35)$$

$$c = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^r A_j(d) \pi_{ij}(d, k) \mu_{k,k}^i \quad (36)$$

### 2.3.4 결합된 상태추정치와 추정오차 공분산

각 모드의 쇠신정보와  $z_d$ 에 의해서 예측된 모드확률을 이용하여 결합된 상태추정치와 추정오차 공분산은 최종적으로 식(37)과 식(38)로서 구할 수 있다.

$$\hat{x}_{k|k,d} = \sum_{i=1}^r \hat{x}_{k|k,d}^i \mu_{k|k,d}^i \quad (37)$$

$$\hat{P}_{k|k,d} = \sum_{i=1}^r \left\{ \hat{P}_{k|k,d}^i + [\hat{x}_{k|k,d}^i - \hat{x}_{k|k,d}] [\hat{x}_{k|k,d}^i - \hat{x}_{k|k,d}]^T \right\} \mu_{k|k,d}^i \quad (38)$$

여기서  $\hat{x}_{k|k,d}^i$ 와  $\hat{P}_{k|k,d}^i$ 는  $z_d$ 에 의해서 쇠신된 각 모드별 상태추정치와 추정오차 공분산이다.

### 2.5 시뮬레이션 조건 및 결과

시뮬레이션은 IMM-MPDA필터를 이용하여 클러스터 속에서 기동하는 표적을 추적할 때 멀티 래그 OOSM이 발생한 상황에 대한 것이며, OOSM을 이용하여 상태변수를 쇠신하였을 때 클러스터 공간밀도( $\lambda$ ), OOSM 래그 수 그리고 표적의 기동 상태에 따른 IMM-MPDA필터의 성능을 분석하기 위함이다.

클러스터는 센서를 통해서 입력되는 표적의 측정치로서 유효측정영역 내에서 서로 독립적이며 uniform 분포를 하는 것으로 가정하고, 클러스터 개수는 클러스터 공간밀도  $\lambda$ 를 가지는

poisson 분포를 하는 것으로 가정한다[1,10]. 그림 3처럼 OOSM이 9.1초부터 9.6초까지 매 시퀀스마다 발생한 멀티 래그( $\ell=1\sim 6$ )환경인 경우에 필터의 연속적인 역 예측기법을 적용하여 OOSM에 의해서 보상된 위치오차( $E_{UP}$ )와 OOSM을 보상하지 않은 위치오차( $E_{IG}$ )의 RMS값을 비교분석하였다. 여기서 몬테칼로 시뮬레이션 횟수는 300으로 하였고 필터의 트랙손실률은 10% 이내로 하였으며 RMS 오차의 단위는 미터(m)이다.

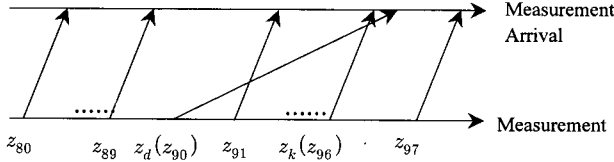


그림 3  $z_k$ 를 쇠신한 후 OOSM  $z_d$ 가 발생함( $\ell=6$ 인 경우)  
Fig. 3 The OOSM  $z_d$  arrives after the processed  $z_k$  ( $\ell=6$ )

표적은 3초부터 속도벡터에 수직인  $a=5.0g$ 의 기동을 하고, 8초에 속도벡터에 수직인  $a=-5.5g$ 의 기동을 하도록 하였다. 필터의 예상되는 신호대잡신호비는  $SNR(\rho)=15$  그리고 게이트 크기는  $\sqrt{\gamma}=3$ 으로 하였다. 클러터 공간밀도( $\lambda$ )를  $0.1 \times 10^{-4}$ 부터  $3 \times 10^{-4}$ 까지 단계적으로 변화시키면서 표적탐지확률  $P_D=1.0, P_D=0.9, P_D=0.8$ 에 대하여 각각 OOSM에 의한 상태추정치 쇠신이 IMM-MPDA필터의 추적성능에 미치는 결과를 살펴보았다.

IMM-MPDA필터를 구성하기 위한 필터동력학은 3가지 모델을 사용하였다. 표적의 상태변수는  $X_k = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$ 이며, 첫 번째 모드는 등속모델(constant velocity model)로서 이산 시간계에서 식(39)와 같이 모델링한다.

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix} \quad (39)$$

여기서  $w_x, w_y$ 는 평균이 0이고, 분산이  $\sigma_{w_x}^2 = \sigma_{w_y}^2 = \sigma_w^2 = 0.5$  인 백색 가우시안 시퀀스이다.

두 번째와 세 번째 모드는 등각속도 모델(constant turn rate model)이며, 두 번째 모드는 좌턴(left turn), 세 번째 모드는 우턴(right turn)에 각각 대응한다. 등각속도 모델은 이산 시간계에서 식(40)과 같다.

$$X_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} & -\frac{1 - \cos(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} \\ 0 & \frac{1 - \cos(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} & \frac{\sin(\Omega_k^{(j)} T)}{\Omega_k^{(j)}} \\ 0 & \cos(\Omega_k^{(j)} T) & -\sin(\Omega_k^{(j)} T) \\ 0 & \sin(\Omega_k^{(j)} T) & \cos(\Omega_k^{(j)} T) \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \end{bmatrix} \quad (40)$$

여기서  $w_x, w_y$ 는 평균이 0이고, 분산이  $\sigma_{w_x}^2 = \sigma_{w_y}^2 = \sigma_w^2 = 4.5$

인 백색 가우시안 시퀀스이다. 표적의 각속도  $\Omega_k^{(j)}$ 는 표적의 가속도와 속도의 크기를 이용하여 식(41)과 같이 계산된다.

$$\Omega_k^{(j)} = \frac{A_T}{\sqrt{(x_k)^2 + (y_k)^2}}, \Omega_k^{(3)} = -\Omega_k^{(2)} \quad (41)$$

여기서  $X$  및  $Y$ 축 속도는 필터에서 추정된 값을 이용하고, 가속도의 크기는 실제 표적의 가속도와 비슷한  $A_T=5g$ 로 설정하였다. 위 3가지 각 모드의 공정잡음 공분산과 추정방정식은 식(42) 및 식(43)과 같다

$$Q_k = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} & 0 & \frac{T^3}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^4}{4} & 0 & \frac{T^3}{2} \\ \frac{T^3}{2} & 0 & T^2 & 0 \\ 0 & \frac{T^3}{2} & 0 & T^2 \end{bmatrix} \quad (42)$$

$$z_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} \quad (43)$$

여기서  $v_x$ 와  $v_y$ 는 평균이 0이고, 분산이  $\sigma_{v_x}^2 = \sigma_{v_y}^2 = (20m)^2$  인 백색 가우시안 시퀀스이다. 모드 사이의 확률천이행렬  $\pi_{ij}$ 는 식(44)와 같이 설정한다.

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.98 & 0.01 & 0.01 \\ 0.01 & 0.98 & 0.01 \\ 0.01 & 0.01 & 0.98 \end{bmatrix} \quad (44)$$

그림 4는 표적탐지확률  $P_D=1.0$ 일 때 클러터 공간밀도가 0.0001부터 0.0003까지 가변시키면서 OOSM의 래그에 따른  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이를 나타낸 것으로서 OOSM의 래그 증가에 따른 상태추정치 쇠신정도를 보여준다.

클러터 공간밀도가 낮은 환경에서는 래그가 증가함에 따라서  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이가 점차 감소하여 4번째 래그 부터는 그 차이가 1m 이하가 되는 것을 볼 수 있다. 이러한 현상은 OOSM을 보상하지 않아도 필터의 시퀀스가 진행되면 IMM-MPDA필터는 OOSM으로 인하여 발생한 오차를 점차 줄여서 OOSM이 발생하지 않은 상태에서의 필터성능에 신속하게 근접하기 때문이다.

클러터 공간밀도가 비교적 높은 환경에서는 래그가 증가함에 따라서  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이가 점차 감소하는 경향을 보이 나 클러터 공간밀도가 낮은 경우보다는 차이값이 전반적으로 크게 나타나는 것을 볼 수 있다. 이것은 클러터 공간밀도가 높은 환경에서는 래그가 증가하여도 OOSM으로 인하여 발생한 오차가 지속됨을 의미한다. 따라서 클러터 공간밀도가 높은 환경에서 OOSM이 발생하였을 때 필터의 성능을 향상시키기 위해서는 OOSM에 의한 상태추정치 쇠신과정이 필요함을 알 수 있다.

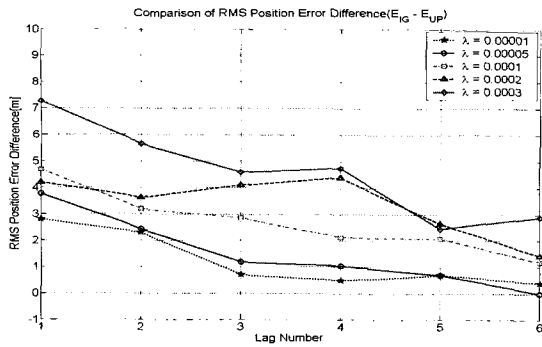


그림 4  $P_D=1.0$ 일 때 래그에 따른  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이값 비교  
 Fig. 4 The comparison of the difference between  $E_{IG}$  and  $E_{UP}$  for several lag numbers with  $P_D=1.0$

그림 5는 추적필터의 운용환경을 실제상황에 더욱 근접시키기 위하여  $P_D=0.9$ 로 설정하여 시뮬레이션을 한 결과이다. 그림 4와 마찬가지로 OOSM의 래그가 증가할수록 OOSM에 의한 상태추정치 쇄신정도가 점차 감소되는 경향을 볼 수 있다. 그러나  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이가  $P_D=1.0$ 인 경우보다 크게 나타나서 6번째 래그까지도 상태추정치 쇄신이 필요함을 보여 준다. 이것은 동일한 조건에서  $P_D=1.0$ 인 경우보다 클러터가 표적으로 선택될 확률이 상대적으로 높기 때문에 OOSM에 의해서 발생된 필터의 추적오차가 필터 성능에 좀 더 지속적으로 영향을 주기 때문인 것으로 분석된다.

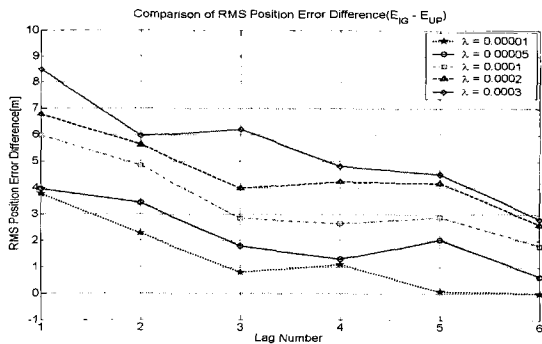


그림 5  $P_D=0.9$ 일 때 래그에 따른  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이값 비교  
 Fig. 5 The comparison of the difference between  $E_{IG}$  and  $E_{UP}$  for several lag numbers with  $P_D=0.9$

한편 OOSM에 의한 상태추정치 쇄신을 고찰함에 있어서 표적의 기동에 의한 영향을 살펴보기 위하여 표적탐지확률  $P_D=1.0$ 으로 고정시키고, 클러터 공간밀도가 각각  $\lambda=0.00001$ ,  $\lambda=0.00005$ , 그리고  $\lambda=0.0001$ 인 상황에서 시뮬레이션을 하였다. 이때 표적은 3초와 8초에 기동을 하도록 하였으며 기동하는 양을 점차 증가시켰다.

그림 6과 같이 클러터 공간밀도가 낮은 상황에서는 래그가 증가함에 따라서 오차의 차이값이 점차 감소되며, 표적의 기동양이 증가할수록 필터의 위치오차가 커지므로 OOSM을 이용하여 상태추정치를 쇄신하면 위치오차를 감소시키는 효과가 있음을 알 수 있다.

그림 7 및 그림 8과 같이 클러터 공간밀도가 높은 상황에서도 래그가 증가하면 그림 7과 유사하게 오차의 차이값이 점차 감소되는 것을 볼 수 있다. 그러나 표적의 기동이 증가하게 되면 오차의 차이값이 6번째 래그에서도 그림 7의 결과보다 크게 나타나는 것을 볼 수 있다.

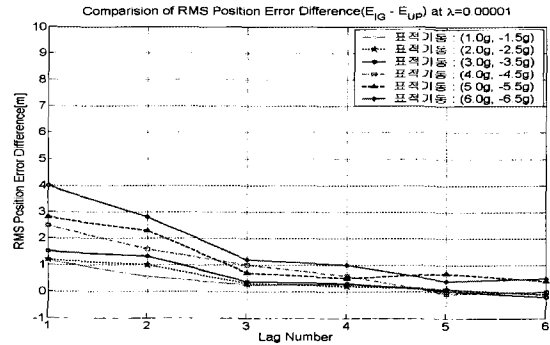


그림 6 표적기동에 따른 RMSE 차이값 비교( $\lambda=0.00001$ )  
 Fig. 6 The comparison of RMSE difference for the target maneuvering indexes with  $\lambda=0.00001$

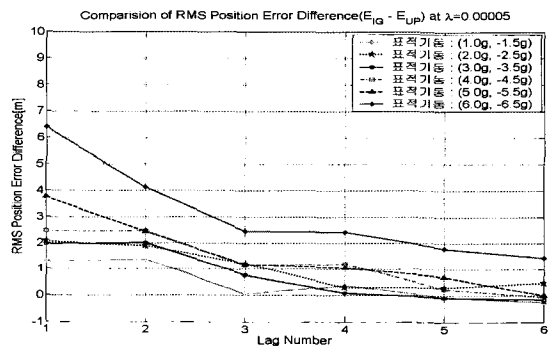


그림 7 표적 기동에 따른 RMSE 차이값 비교( $\lambda=0.00005$ )  
 Fig. 7 The comparison of RMSE difference for the target maneuvering indexes with  $\lambda=0.00005$

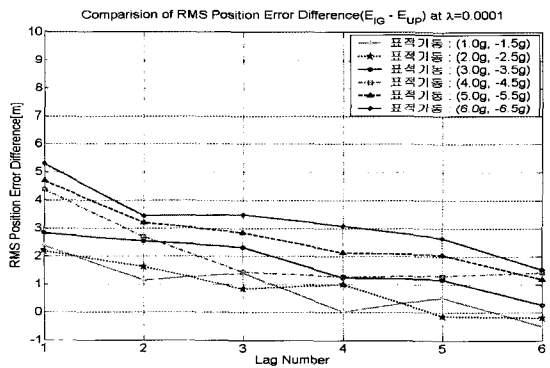


그림 8 표적 기동에 따른 RMSE 차이값 비교( $\lambda=0.0001$ )  
 Fig. 8 The comparison of RMSE difference for the target maneuvering indexes with  $\lambda=0.0001$

이러한 결과는 표적이 고기동하게 되면 필터의 추적오차가

보다 증가하게 되어 필터의 추적시퀀스가 진행되더라도 OOSM에 의하여 발생된 오차는 좀 더 오랫동안 필터의 성능에 영향을 주기 때문인 것으로 분석된다. 따라서 클러스터 공간밀도가 높으면서 표적이 고기동할 경우 OOSM을 이용하여 상태추정치를 쇠신하면 필터의 성능을 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

### 3. 결 론

본 논문은 클러스터가 있는 공중환경에서 기동표적에 대한 센서의 측정치들이 융합처리장치로 전송되면서 멀티 래그 OOSM이 발생한 경우, IMM-MPDA 필터의 표적추적성능을 시뮬레이션을 통하여 분석하였다.  $P_D = 1.0$  이고 클러스터 공간밀도가 낮은 경우, OOSM의 래그가 증가함에 따라서  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이가 점차 감소하는 것을 볼 수 있었다. 이러한 현상은 OOSM을 보상하지 않아도 필터의 시퀀스가 진행되면 IMM-MPDA 필터는 OOSM으로 인하여 발생된 오차를 점차 줄여서 OOSM이 발생하지 않은 상태에서의 필터성능에 점차 근접하기 때문인 것으로 분석된다.

한편 클러스터 공간밀도가 비교적 높은 환경에서는 래그가 증가함에 따라서  $E_{IG}$ 와  $E_{UP}$ 의 차이가 점차 감소하는 유사한 경향을 보이나 클러스터 공간밀도가 낮은 경우보다는 그 값이 전반적으로 크게 나타나는 것을 볼 수 있었다. 이것은 클러스터 공간밀도가 높은 환경에서는 래그가 증가하여도 OOSM으로 인하여 발생된 오차가 지속적으로 영향을 주기 때문에 OOSM에 의한 쇠신 정도가 크게 나타나는 것으로 분석된다. 또한 표적이 고기동하게 되면 필터의 추적오차가 보다 증가하게 되어 필터의 추적시퀀스가 진행되더라도 OOSM에 의하여 발생된 추적오차는 보다 지속적으로 필터의 성능에 영향을 주는 것으로 나타났다.

따라서 IMM-MPDA 필터를 이용하여 클러스터 속에서 기동하는 표적을 추적할 때 OOSM의 래그 수가 작은 경우에는 필터의 추적성능을 향상시키기 위하여 OOSM에 의한 상태추정치 쇠신과정이 필요하나 OOSM의 래그가 큰 경우에는 OOSM에 의한 쇠신과정이 불필요함을 알 수 있었다. 그러나 필터의 표적탐지확률이 낮고 클러스터 공간밀도가 높으면서 표적이 고기동하는 환경 즉 IMM-MPDA 필터의 표적추적환경이 매우 열악한 환경에서는 OOSM을 이용하여 상태추정치를 쇠신함으로써 필터의 성능을 향상시켜주는 것이 필요하리라 판단된다.

### 감사의 글

본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다. (계약번호 UD070007AD)

### 참 고 문 헌

- [1] 임영택, 송택렬, 서익수, "표적추적과 트랙 초기화를 위한 클러스터 환경에서의 NDS 정렬을 통한 새로운 자료결합 기법 연구," 수중 음향학 학술발표회, 2005. 10
- [2] 송택렬, "필터링 이론," 제어자동화시스템공학 논문지, 제9권, 제6호, pp.413-419, 2003. 6
- [3] Y. Bar-Shalom, and X. R. Li. Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques, Storrs, CT : YBS Publishing, 1995
- [4] 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.
- [5] S. S. Blackman, and R. F. Popoli, Design and Analysis of Modern Tracking Systems, Artech House, Norwood, MA, 1999
- [6] M. Mallick, S. Coraluppi and C. Carthel, "Advances in Asynchronous and Decentralized Estimation," Proc. 2001 IEEE Aerospace Conf., Big Sky, MT, March 2001.
- [7] 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.
- [8] K. Zhang, X. R. Li, and Y. M. Zhu, "Optimal Update with Out-of-Sequence Measurements for Distributed Filtering," in Proc. International Conf. on Information Fusion, Annapolis, MD, pp.1519-1526, July 2002.
- [9] K. S. Zhang, X. R. Li, and H. Chen, "Multi-Sensor Multi-Target Tracking with Out-of-Sequence Measurements," ISIF, 2003.
- [10] 서일환, 임영택, 송택렬, "Out of Sequence Measurement 환경에서의 MPDA 성능분석," 대한전기학회, 55D-9-1, 2006. 8
- [11] Y. Bar-Shalom and Huimin Chen, "IMM Estimator with Out-of-Sequence Measurements," IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol. 41, no. 1, January 2005
- [12] 이동관, 한두희, 송택렬, "클러스터 환경하에서의 고기동 표적 추적을 위한 자료결합기법과 결합된 IMM 필터 알고리즘에 대한 연구," 한국자동제어학회, 2005. 10
- [13] H. K. Lee and J. G. Lee, "Fault-Tolerant Compression Filters by Time-Propagated Measurement Fusion", Automatica, Vol. 43, No. 2, pp. 355-361, 2007

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 : 041-671-2258

Fax : 041-673-1122

E-mail : gdt7815@hanmail.net



**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