

# 클러터 환경에서 다중 기동표적 추적트랙 초기화

## Track Initiation Algorithms for Multiple Maneuvering Target Tracking

배승한\*, 송택렬

(Seung-Han Bae and Taek-Lyul Song)

**Abstract :** This article proposes algorithms for the automatic initiation of the tracks of maneuvering targets in cluttered environments. These track initiation algorithms consist of IPDA-AI(Integrated Probabilistic Data Association-Amplitude Information) and MPDA(Most Probable Data Association) in an Interacting Multiple Model(IMM) configuration, and they are referred to as the IMM-IPDAF-AI and IMM-MPDA respectively. The IMM portion consists of several filters based on different dynamical models to handle target maneuvers. Each of the filters utilizes an IPDA-AI(or MPDA) algorithm to deal with the problem of track existence in the presence of clutter. Although the primary purpose of this study is to deal with the track initiation problem, the IMM-IPDAF-AI and IMM-MPDA can also be used for the maintenance of existing tracks and the termination of tracks for targets when they disappear. For illustrative purposes, simulation is used to compare the performance of the algorithms proposed to other track formation algorithms.

**Keywords :** track-initiation, maneuvering target tracking, IMM, IPDA-AI, MPDA

### I. 서론

유효측정영역 내에서 탐지된 다수의 측정치들이 추적하고자 하는 표적으로부터 발생된 것이 아니라 표적 이외에 오염 지된 클러터로부터 기인한 측정치일 가능성이 있다. 만약, 이들 모든 측정정보에 대해 표적이라 간주하고 추적트랙을 초기화하여 불분명한 표적의 추적을 수행하는 것은 시스템 제원의 낭비뿐만 아니라 전략적 의미가 크지 않다. 본 연구에서는 운용자가 운용자 콘솔을 통해 전시되는 항적이나 트랙들 중에서 표적추적트랙을 지정(designation)하는 방식이 아닌, 표적이라 간주하기 이전에 추적을 수행하면서 트랙존재확률을 산출하여 표적진위여부를 판단하는 표적 탐지 방식인 TBD(Track Before Detect) 방식을 통해 표적의 자동탐지가 가능하도록 하는 트랙존재확률 산출 알고리즘을 소개한다. 또한, 불규칙한 기동패턴을 갖는 다중표적의 자동탐지 및 추적을 위해 다수모델(Interactive Multiple Model) 구조의 추적필터에 트랙존재확률 산출 알고리즘을 연동할 수 있는 기동표적의 트랙초기화 기법을 제안한다. 트랙의 존재유무 즉 표적의 진위여부를 하나의 확률로써 나타내는 트랙존재확률을 산출하는 기법으로서 IPDA(Integrated Probabilistic Data Association) 알고리즘이 자료결합 기법인 PDA 알고리즘과 더불어 널리 알려져 있다. 자료결합기법으로서 널리 사용되고 있는 PDA 자료결합 알고리즘은 표적이 존재한다는 가정 아래 트랙초기화가 전제된 방법이므로 추적 중인 트랙 내에 표적의 존재에 관한 확률을 산출할 수가 없었다. 그러나 IPDA 알고리즘 [5,6]은 표적 존재유무에 대한 가설을 정의하여 자료결합 과정에서 표적 존재유무에 대한 정보처리 과정을 포함하고 있기 때문에 트랙존재확률 산출이 가능하다. 이러한 방법으로

산출된 트랙존재확률을 이용하여 추적 트랙의 초기화뿐만 아니라 트랙의 합리적인 유지 및 관리가 가능하다. 다양한 기동 패턴을 갖고 있는 표적을 추적하는 경우 단일 모델 필터 구조로 표적의 동역학적 특성을 묘사하는 건 무리가 있다. 이러한 경우 다수모델(Interactive Multiple Model) 구조를 갖는 필터 알고리즘을 적용하여 다양한 패턴으로 기동하는 표적의 추적에 있어 상태변수 추정치의 수렴도 및 추적 트랙의 안정도 측면에서의 성능을 높일 수 있다. 이와 더불어 표적 추적 과정에서 유효측정영역 내의 측정치들의 NDS(Normalized Distance Squared)를 계산하여 거리 순으로 정렬한 후 측정신호의 세기 정보(amplitude information)를 추가하여 각각의 측정치들에 대해 표적으로부터 기인했을 확률을 구해 가장 큰 확률을 갖는 측정치와 그것이 표적일 확률을 산출하여 상태변수 쇄신과정에 사용하는 MPDA(Most Probable Data Association) 방식을 제안하고자 한다. 또한, 단일모델로 구성된 추적필터와 IPDA, MPDA 기법을 이용한 트랙초기화 방법, 그리고 다수모델구조의 추적필터를 사용한 IMM-IPDA, IMM-MPDA 기법을 적용한 트랙초기화 방법을 클러터가 존재하는 해양환경에서 가상의 다중표적에 적용하여 표적 자동탐지 및 추적 성능을 비교, 분석하는 과정을 통해 각 알고리즘의 특성 및 성능을 검증해 보도록 하겠다.

### II. 본론

#### 1. IMM(Interacting Multiple Model) 추적필터 구조

다수모델구조 필터로서 IMM(Interacting Multiple Model)[1,2] 알고리즘 적용 시 Bayesian 접근 관점에서 칼만 필터의 유도 과정을 변화시켜 그 특징이 되는 혼합(interacting/mixing) 단계를 추가함으로써 다음 번 샘플링 주기에 대한 각각의 필터의 초기값을 현재 사용되고 있는 다수의 추적필터들의 출력을 이용하여 새롭게 산출할 수 있도록 한다. IMM 알고리즘의 한 사이클은 혼합(interacting), 예측(prediction), 쇄신(update), 결합(combination)의 4가지 단계로 구성된다. IMM 알고리즘의 4 단계에 걸친 표적의 상태를 나타내는 조건부확률밀도함수

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

배승한 : LIG 넥스원(shbae@lignex1.com)

송택렬 : 한양대학교(tsong@hanyang.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 방위사업청과 국방과학연구소의 연구비지원으로 수행되었음(계약번호 UD070007AD).

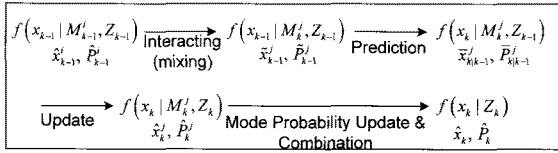


그림 1. 조건부 확률밀도 천이.  
Fig. 1. Transition of conditional PDF.

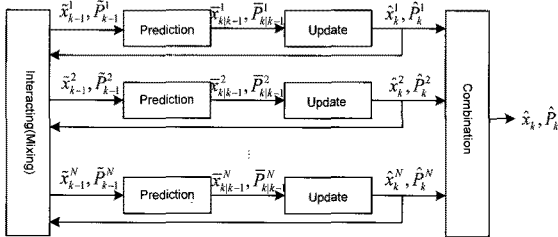


그림 2. 데이터 흐름도.  
Fig. 2. Data flow diagram.

의 변화는 그림 1과 같다. 그림 1에서  $x_k$  은 시간  $k$ 에서의 시스템 상태변수,  $M_k^j$  는  $j$ 번째 모드이고  $Z_k = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$  의 순차적 측정치 집합을 나타낸다. 여기서  $z_k$  는  $m_k$  개의 측정치로 이루어져 있다.  $\hat{x}_k$  는 예측 추정치,  $\hat{P}_k$  는 예측 오차공분산,  $\hat{x}_k^j$  는 쇠신 추정치,  $\hat{P}_k^j$  는 쇠신 오차공분산을 나타내며  $\bar{x}_k$  는 interacting 과정을 거친 상태변수 추정치이고  $\bar{P}_k$  는 그 추정치의 오차 공분산을 나타낸다.

이러한 IMM 알고리즘의 한 샘플링 주기 동안 시스템 상태변수 추정치를 산출하는데 수행되는 알고리즘의 데이터 흐름도를 나타내면 아래 그림과 같이 나타낼 수 있다.

IMM을 구성하는 각 모드의 추적필터는 고유의 표적 동력학(dynamic) 시스템 방정식(state transition equation)과 공통의 측정 방정식(measurement equation)으로 구성되고, 개별적으로 표적의 동력학적 특성을 가장 잘 나타내고 있다는 가정하에  $N$ 개의 필터가 동시에 작동하여 표적 상태변수의 예측과 쇠신을 반복적으로 수행한다. 각 모드의 추적필터는 예측치와 현재 측정정보를 이용하여 Baye정리에 따라 해당모드 가설이 신뢰되는 정도인 모드확률을 계산하고, 이를 이용하여 결합추정치를 산출하게 된다.

IMM 알고리즘 4단계 중에서 interacting 단계에서 산출되는 모드확률, 표적 상태변수 추정치 및 추정오차공분산은 다음과 같다.

$$\mu_{k-1}^{j|j} = P(M_{k-1}^j | M_k^j, Z_{k-1}) = \frac{P(M_k^j | M_{k-1}^j, Z_{k-1})P(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}{\sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})P(M_{k-1}^i | Z_{k-1})} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \bar{x}_{k-1}^j &= \sum_{i=1}^N \hat{x}_{k-1}^i \mu_{k-1}^{i|j} \\ \bar{P}_{k-1}^j &= \sum_{i=1}^N \mu_{k-1}^{i|j} \left[ \hat{P}_{k-1}^i + (\hat{x}_{k-1}^i - \bar{x}_{k-1}^j)(\hat{x}_{k-1}^i - \bar{x}_{k-1}^j)^T \right] \end{aligned} \quad (2)$$

위 식에서  $P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})$  은 기동 모드가  $M_{k-1}^i$  에서

$M_k^j$  로 바뀌는 상태천이확률(transition probability)을 의미하며 이 확률은 사전에 lookup-table에 설정된 값을 사용한다.

IMM 알고리즘의 예측과정에서 갱신된 상태변수와 오차공분산의 추정치  $\hat{x}_{k-1}^j, \hat{P}_{k-1}^j$  를 이용하여 각 모드에 해당하는 추적필터의 예측된 상태변수  $\bar{x}_{k|k-1}^j$  과 오차공분산  $\bar{P}_{k|k-1}^j$  을 구한 후, 상태천이확률을 이용하여 구해진 모드확률을 아래 (4)와 같이 결합하여 예측치를 구하는 과정이다. IMM 알고리즘의 prediction 단계에서 산출된 모드확률, 표적 상태변수의 예측치, 예측오차공분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{k|k-1}^j &= P(M_k^j | Z_{k-1}) = \sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})P(M_{k-1}^i | Z_{k-1}) \\ &= \sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})\mu_{k-1}^i \end{aligned} \quad (3)$$

$$\bar{x}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^N \mu_{k|k-1}^i \bar{x}_{k|k-1}^i \quad (4)$$

$$\bar{P}_{k|k-1} = \sum_{i=1}^N \mu_{k|k-1}^i \left[ \bar{P}_{k|k-1}^i + (\bar{x}_{k|k-1}^i - \bar{x}_{k|k-1})(\bar{x}_{k|k-1}^i - \bar{x}_{k|k-1})^T \right]$$

상태천이확률  $P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})$  에서 모드의 천이 현상은 이전의 측정정보와 상관관계가 없다고 볼 수 있으므로  $P(M_k^j | M_{k-1}^i)$  라고 생각할 수 있으며, 이 확률은 사전에 정의된 lookup-table을 참조함으로써 별도의 계산과정이 필요치 않다. 마지막으로 각 모드에서 계산된 사후확률을 의미하는 쇠신된 상태변수 추정치와 오차 공분산  $\hat{x}_{k|k}^j, \hat{P}_{k|k}^j$  와 모드확률을 이용하여 융합된 상태변수 추정치와 오차공분산을 구하는 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \mu_{k|k}^j &= P(M_k^j | Z_k) \\ &= \frac{p(z_k | M_k^j, Z_{k-1}) \sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})P(M_{k-1}^i | Z_{k-1})}{\sum_{j=1}^N p(z_k | M_k^j, Z_{k-1}) \sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i, Z_{k-1})P(M_{k-1}^i | Z_{k-1})} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \sum_{j=1}^N \bar{x}_{k|k}^j \mu_{k|k}^j \quad (6)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{j=1}^N \mu_{k|k}^j \left[ \hat{P}_k^j + (\hat{x}_k^j - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^j - \hat{x}_k)^T \right]$$

(5)에서 likelihood 확률을 의미하는  $p(z_k | M_k^j, Z_{k-1})$  은 본 연구에서 제안하는 자료결합 알고리즘 마다 유도과정에 차이가 있으므로 해당 알고리즘을 적용한 부분에서 다시 설명하도록 한다.

2. 공통의 유효측정 영역 설정 및 측정치 획득

단일 모델을 갖는 추적필터의 경우 유일한 유효측정영역이 존재하여 측정치를 획득하는 데에 혼란이 없지만, IMM과 같은 다수모델 구조의 추적필터를 사용할 경우 각 모드 별로 계산된 측정잔차 오차공분산인  $S_k^j$  값이 다수모델을 구성하고 있는 각 모델 마다 다를 수 있으므로 표적의 예상위치를 비롯한 공통의 유효측정영역을 어떻게 형성할 것인가에 대

한 문제가 발생한다. 이러한 문제가 발생하는 이유는 각 추적필터마다 고유의 표적 예측위치  $\bar{z}_k^j$  를 산출하고 그에 해당하는 유효측정영역을 형성하기 때문이다 다수 모델 필터 구조 사용 시 공통의 표적예측지점 및 유효측정영역을 설정하는 방법에는 여러 가지 방법이 있을 수 있다

첫 번째 방법은 각 모드에서 형성된 유효측정영역 중에서 가장 큰 부피의 유효측정영역을 가지는 모드의 표적 예측위치를 공통의 예측 위치로 삼고 이를 중심으로 공통의 유효측정영역을 형성하는 방법이다 두 번째 방법은 각 모드의 트랙에서 계산된 표적 예측위치와 예측 모드확률  $\bar{\mu}_{k|k-1}^j$  을 이용하여 융합된 공통의 예측위치  $\bar{z}_{k|k-1}$  와 예측 오차공분산  $\bar{P}_{k|k-1}$  을 계산하고, 공통의 측정잔차의 오차공분산을 구해 새로운 공통의 유효측정영역을 형성하는 방법이다 마지막 세 번째 방법은 각각의 모드에서 예측된 표적의 위치는 각자 사용하고 공통의 유효측정영역은 각 필터의 유효측정영역의 합집합으로 생성하는 것을 생각할 수 있다 클러터가 존재하는 환경에서 다수 모델을 이용하는 필터 구조를 설계함에 있어 유효측정영역을 형성하는 방법은 설계조건에 따라 달라질 수 있다 본 연구에서는 제시된 두 번째 방법인 예측된 표적위치 및 오차 공분산과 예측 모드확률을 이용하여 공통의 측정잔차 오차공분산을 이용하는 방법을 사용하였다. (3), (4) 에서와 같이 예측 모드확률을 이용하여 융합된 예측상태변수 및 예측오차공분산을 구하고, 이를 이용하여 측정잔차 공분산을 구하면 다음 식과 같다

$$S_k = C_k \bar{P}_{k|k-1} C_k^T + R_k \tag{7}$$

위 식에서  $\bar{P}_{k|k-1}$  는 각 모드의 예측오차공분산과 예측모드 확률을 이용하여 구한 융합된 예측 오차공분산값이고, 측정 오차공분산을 의미하는  $R_k$  은 IMM을 구성하는 모든 모드의 필터에 공통으로 적용하는 값이다.  $\sqrt{\gamma}$  의 크기를 갖는 공통의 유효측정영역의 부피  $V_k$  은 융합된 측정잔차공분산  $S_k$  를 이용하여 다음과 같이 구한다.

$$V_k = c_n \sqrt{|S_k|} \gamma^{\frac{n}{2}} \tag{8}$$

여기서  $n$ 은 추정하고자 하는 표적 상태변수의 위치정보 dimension을 나타내고,  $c_1 = 2$ ,  $c_2 = \pi$ ,  $c_3 = \frac{4}{3}\pi$  와 같다 공통의 유효측정영역의 크기인  $\sqrt{\gamma}$  은 적용한 모든 필터에 공통으로 적용한다 공통의 유효측정영역 내의 측정치는 공통 예측위치에서 각 측정치 사이의 상대적인 거리인 NDS (normalized distance squared)를  $\gamma$  값과 비교하여 공통의 유효측정영역 내에 존재유무를 판단하는 방식으로 측정치를 획득한다 이러한 방법으로 획득된 공통의 측정치들을 각 모드 고유의 예측위치와의 NDS를 구해 각 모드의 고유 유효측정영역 내에 존재유무를 다시 검사하여 각 모드의 자료결합 과정에 사용할 측정치를 구한다

3. IMM-IPDA-AI 알고리즘을 이용한 트랙초기화

IMM 추적필터를 구성하고 있는 각 모드마다 고유의 표적

동력학 시스템 모델을 갖고 있기 때문에 표적 상태변수의 예측치가 달라지게 된다. 이와 같은 연유로 다수모델필터를 구성하고 있는 모드마다 예측위치가 다르므로 모드마다 공유하고 있는 측정치들의 위치분포를 확률적으로 나타내는 함수인 likelihood 확률이 달라지게 된다. 즉 likelihood 확률을 구하는 데 있어서 유효 측정 영역의 중심인  $\bar{z}_k$  와 측정잔차의 오차 공분산  $S_k$  가 다르기 때문에 동일한 측정치에 대한 likelihood 확률이 달라지게 되는 것이다. 자료결합 과정 및 트랙존재확률을 산출할 때 이러한 likelihood 확률의 값을 직접적으로 사용하게 되므로 각 모드 고유의 트랙존재확률을 독립적으로 계산하는 과정이 요구되었다[4]. 그러나 서로 다른 likelihood 확률을 모드확률을 이용하여 융합된 likelihood 확률을 구할 수 있다면, 모드마다 트랙존재확률을 구하여 이를 합성하지 않고도 합성된 likelihood 확률을 이용하여 최종적인 트랙존재확률을 구하는 것이 가능하다. 현재시간  $k$ 까지의 측정치 집합  $Z_k$  를 이용하여 트랙이 존재한다는 가설  $H_k$  에 대한 확률  $p(H_k | Z_k)$  를 구하는 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} P(H_k | Z_k) &= \frac{\left[ \sum_{j=1}^N p(z_k | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1}) \right] P(H_k | Z_{k-1})}{p(z_k | Z_{k-1})} \\ &= \frac{\left[ \sum_{j=1}^N p(z_k | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1}) \right] P(H_k | Z_{k-1})}{\left[ \sum_{j=1}^N p(z_k | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1}) \right] P(H_k | Z_{k-1}) + p(z_k | \bar{H}_k) (1 - P(H_k | Z_{k-1}))} \\ &= \tilde{C}^{-1} \left[ \sum_{j=1}^N \left\{ \sum_{i=0}^{m_k} p(z_k | H_k, \theta_i, M_k^j, Z_{k-1}) P(\theta_i | M_k^j, H_k, Z_{k-1}) \right\} \right. \\ &\quad \left. \times \mu_{k|k-1}^j \right] \psi_{k|k-1} \tag{9} \end{aligned}$$

여기서  $H_k$  는 트랙이 존재한다는 가설을 의미하며,  $M_k^j$  는  $j$  번째 기동모드를 나타내고  $\theta_i$  는 유효측정영역 내의  $m_k$  개의 측정치 중에서  $i$ 번째 측정치  $z_k^i$  가 표적으로부터의 측정치인 경우를 나타낸다. 또한  $\theta_0$  는  $m_k$  개의 측정치 모두가 클러터인 경우를 나타낸다. 위에서  $p(z_k | H_k, \theta_i, M_k^j, Z_{k-1})$  과  $P(\theta_i | M_k^j, H_k, Z_{k-1})$  는 아래 (10), (11)을 이용하여 구한다. 자료결합기법으로 PDA-AI와 MPDA를 사용할 경우에는 측정치  $z_k$  가 위치를 나타내는  $z_k^i$  와 신호의 세기를 나타내는  $a_{i,k}$  로 구성되어 있을 경우를 고려한다.

$$\begin{aligned} p(z_k | H_k, \theta_i, M_k^j, Z_{k-1}) &= \left( \frac{1}{V_k} \right)^{m_k-1} \frac{N^j(z_k^i)}{P_G} f_0^T(a_{1,k}) f_0^T(a_{2,k}) \dots f_1^T(a_{i,k}) f_0^T(a_{m_k,k}) \tag{10} \end{aligned}$$

$$P(\theta_i | M_k^j, H_k, Z_{k-1}) = \frac{1}{m_k} P_D P_G \mu_F(m_k - 1) \tag{11}$$

여기서  $N^j(z_k^i)$  는  $j$  번째 mode의 예측 측정치를 중심으로 한  $i$  번째 측정치  $z_k^i$  의 Gaussian 확률밀도함수이다.  $P_D$  는 표적 신호의 세기가 정해진 문턱값보다 커서 탐지가 될 탐지확률을 나타내며  $P_G$  는 표적이  $V_k$  내에 있을 확률을 뜻한다. 또한  $\mu_F(m_k - 1)$  은 클러스터의 개수가  $m_k - 1$  일 확률을 나타내고 Poisson 분포를 뜻한다. 다음에서  $i = 0$  인 경우에  $p(z_k | H_k, \theta_0, M_k^j, Z_{k-1})$  과  $P(\theta_0 | M_k^j, H_k, Z_{k-1})$  은 각각 다음의 식을 만족한다.

$$p(z_k | H_k, \theta_0, M_k^j, Z_{k-1}) = \left( \frac{1}{V_k} \right)^{m_k} f_0^r(a_{1,k}) f_0^r(a_{2,k}) \dots f_0^r(a_{m_k,k}) \quad (12)$$

$$P(\theta_0 | M_k^j, H_k, Z_{k-1}) = (1 - P_D P_G) \mu_F(m_k) \quad (13)$$

여기서  $a_{i,k}$  는  $i$  번째 측정치의 신호세기를 나타내고  $f_0(a)$  는 클러스터의 신호 세기의 확률밀도함수,  $f_1(a)$  는 표적 신호 세기의 확률밀도함수이며  $f_0^r(a) = \frac{f_0(a)}{P_{fa}}$ ,  $f_1^r(a) = \frac{f_1(a)}{P_D}$  로  $P_{fa}$  와  $P_D$  는 오경보 확률 및 표적의 탐지확률을 뜻한다. 각 모드가 고유의 예측치를 갖기 때문에 likelihood 확률함수가 달라지고, 이로 인해 아래와 같이 예측한 표적의 확률적 위치분포의 값 또한 각 모드 마다 고유의 값을 갖게 되므로 아래 식과 같이 합성시킨 값을 대신 사용한다.

$$\tilde{N}(z_k^i) = \sum_{j=1}^N N^j(z_k^i) P(M_k^j | Z_{k-1}) = \sum_{j=1}^N N^j(z_k^i) \mu_{k|k-1}^j \quad (14)$$

(9)에서 likelihood 확률은 아직 측정치가 입수된 사후상황이 아닌 사전상황이기 때문에 사후 모드확률  $\mu_k^j$  이 아닌 예측된 모드확률  $\mu_{k|k-1}^j$  를 사용하는 것이 타당하다고 판단된다. 위와 같은 과정들을 정리하여 나타내면 다음과 같다[5,6].

$$\delta_k = \begin{cases} P_D P_G, & m_k = 0 \\ P_D P_G - \frac{P_D P_G}{\lambda_k} \sum_{i=1}^{m_k} \frac{\tilde{N}(z_k^i) f_1^r(a_i)}{P_G f_0^r(a_i)}, & m_k > 0, \lambda_k = \frac{m_k}{V_k} \end{cases} \quad (15)$$

$$\psi_k = \frac{(1 - \delta_k) \psi_{k|k-1}}{1 - \delta_k \psi_{k|k-1}}$$

$V_k$  는 모든 모드의 필터에서 공유할 수 있는 공통의 측정치 입수를 위한 공통의 유효 측정 영역의 부피를 의미하며 (8)을 이용해 구할 수 있다. 위와 같은 방식으로 트랙존재확률  $\psi_k$  를 산출한다.

#### 4. IMM-MPDA 알고리즘을 이용한 트랙초기화

IMM-MPDA 기법을 이용하여 트랙존재확률을 산출할 때에도 모드마다 표적 동력학 시스템이 다르므로 인하여 동일한 측정치에 대한 likelihood 확률이 모드 마다 고유한 값을

갖게 된다. 이러한 다수모델구조에서 트랙존재확률 산출 시 모드 확률을 이용하여 weighted sum 방식으로 융합된 likelihood 확률을 구하는 것이 관건이 된다. 우선적으로 최종적인 트랙존재확률을 다음 수식과 같이 정의한다.

$$\psi_k = P(H_k | m_k, Z_k) = \sum_{j=1}^N P(H_k, M_k^j | m_k, Z_k) \quad (16)$$

각 모드 해당하는 필터에 MPDA 알고리즘[3]을 이용한 자료결합 수행과정에서 선택된 most probable 측정치인  $l_j$  번째 측정치가 표적으로부터 기인했을 사건과 그 이외의 클러스터로부터 기인했을 사건에 관한 조건부확률로 나타내면 다음과 같다.

$$P(H_k, M_k^j | m_k, Z_k) = P(H_k, M_k^j, E_T^{l_j} | m_k, Z_k) + P(H_k, M_k^j, E_F^{l_j} | m_k, Z_k) \quad (17)$$

위 (17)에서  $E_T^{l_j}$  와  $E_F^{l_j}$  는 각 모드의 추적필터에서 선택된 most probable 측정치가 표적에서 기인했을 사건과 표적이 아닌 클러스터에서 기인했을 사건을 나타낸다. 조건부 확률  $P(H_k, M_k^j, E_T^{l_j} | m_k, Z_k)$  과 이의 반대 사건에 대한 조건부 확률  $P(H_k, M_k^j, E_F^{l_j} | m_k, Z_k)$  을 Bayes 정리에 따라 조건부확률을 전개하여 각 항목에 대한 확률을 산출하기 위해 현재 추적 중인  $j$  번째 모드의 트랙에 표적이 존재하고, 자료결합 과정을 통해 선택된  $l_j$  번째 측정치가 실제 표적으로부터 기인했을 확률을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$P(H_k, M_k^j, E_T^{l_j} | m_k, Z_k) = \frac{p(z_k, m_k, E_T^{l_j}, H_k, M_k^j, Z_{k-1})}{P(H_k, M_k^j, Z_{k-1})} \times \frac{P(H_k, M_k^j, Z_{k-1})}{P(M_k^j, Z_{k-1})} \times \frac{P(M_k^j, Z_{k-1})}{P(Z_{k-1})} \times \frac{P(Z_{k-1})}{p(z_k, m_k, Z_{k-1})} \quad (18)$$

$$= \frac{p(z_k, m_k, E_T^{l_j} | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(H_k | Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1})}{p(z_k, m_k | Z_{k-1})}$$

$$= \tilde{C}^{-1} p(z_k, m_k, E_T^{l_j} | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(H_k | Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1})$$

또한  $j$  번째 모드의 트랙에 표적이 존재하지만, 자료결합 수행결과 선택된 측정치가 클러스터로부터 기인했을 확률도 위 (18)과 같이 Bayes 정리에 따라 전개하면 다음과 같다.

$$P(H_k, M_k^j, E_F^{l_j} | m_k, Z_k) = \tilde{C}^{-1} p(z_k, m_k, E_F^{l_j} | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) P(H_k | Z_{k-1}) P(M_k^j | Z_{k-1}) \quad (19)$$

다수모델 구조의 추적필터 적용 시에 만약 현재 추적 중인 트랙에 표적이 존재하지 않을 경우라면 MPDA 자료결합 수행과정을 통해 선택된 측정치는 반드시 클러스터로부터 기인한 것이기 때문에 아래 식과 같이  $P(\bar{H}_k, M_k^j, E_F^{l_j} | m_k, Z_k)$  을  $P(\bar{H}_k, M_k^j | m_k, Z_k)$  와 등가로 보고 다음과 같이 대치하여 나타낼 수 있다.

$$P(\bar{H}_k | m_k, Z_k) = \sum_{j=1}^N P(\bar{H}_k, M_k^j | m_k, Z_k) \tag{20}$$

$$= \sum_{j=1}^N P(\bar{H}_k, M_k^j, E_F^j | m_k, Z_k)$$

(18)에서와 마찬가지로 Bayes 정리를 이용하여 확률  $P(\bar{H}_k, M_k^j, E_F^j | m_k, Z_k)$  을 likelihood 확률, 예측모드확률 및 예측트랙존재확률로써 재구성할 수 있다.

$$P(H_k, M_k^j, E_F^j | m_k, Z_k) = \frac{p(z_k, m_k, E_F^j | \bar{H}_k, M_k^j, Z_{k-1})P(M_k^j | Z_{k-1})P(\bar{H}_k | Z_{k-1})}{p(z_k, m_k | Z_{k-1})} \tag{21}$$

$$= \tilde{C}^{-1} p(z_k, m_k, E_F^j | \bar{H}_k, M_k^j, Z_{k-1})P(M_k^j | Z_{k-1})P(\bar{H}_k | Z_{k-1})$$

(18), (19), (21)에서 normalizing factor에 해당하는 확률인  $\tilde{C}$  를 구하기 위해 발생 가능한 모든 사건들에 대한 확률은 '1' 이 되는 특성을 이용하여 다음 식과 같이 전개하고,

$$P(H_k, E_F^j | m_k, Z_k) + P(H_k, E_F^l | m_k, Z_k) + P(\bar{H}_k | m_k, Z_k) = 1 \tag{22}$$

(18, 19, 21)의 인수들을 적절히 분해하여  $\tilde{C}$  에 대한 식으로 다음과 같이 나타낼 수 있다

$$\tilde{C} = p(z_k, m_k | \bar{H}_k, Z_{k-1})(1 - \psi_{k|k-1}) + \sum_{j=1}^N \left[ \begin{matrix} p(z_k, m_k, E_T^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \\ + p(z_k, m_k, E_F^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \end{matrix} \right] \mu_{k|k-1}^j \psi_{k|k-1} \tag{23}$$

$$\psi_k = \frac{\sum_{j=1}^N \left[ \begin{matrix} p(z_k, m_k, E_T^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \\ + p(z_k, m_k, E_F^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \end{matrix} \right] \mu_{k|k-1}^j \psi_{k|k-1}}{\sum_{j=1}^N p(z_k, m_k | \bar{H}_k, M_k^j, Z_{k-1}) \mu_{k|k-1}^j (1 - \psi_{k|k-1}) + \sum_{j=1}^N \left[ \begin{matrix} p(z_k, m_k, E_T^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \\ + p(z_k, m_k, E_F^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) \end{matrix} \right] \mu_{k|k-1}^j \psi_{k|k-1}} \tag{24}$$

(16)를 앞의 과정에서  $m_k > 0$  인 경우에 대하여, 각 모드에서 MPDA 자료결합 기법을 이용하여 선택된 측정치가 표적 혹은 클러터로부터 기인했을 사건에 대한 트랙존재확률을 이용하면, (24)와 같이 전개할 수 있다.

IMM 을 구성하는 모든 모드의 추적필터가 공유하는 유효 측정치가 존재하지 않는 상황에서는 트랙존재확률을 아래 식을 이용하여 계산한다.

$$\psi_k = \frac{1 - P_D P_G}{1 - P_D P_G \psi_{k|k-1}} \psi_{k|k-1}, m_k = 0 \tag{25}$$

위 식에서 IMM-MPDA 알고리즘을 이용한 예측된 모드확률  $\mu_{k|k-1}^j$  는 모드확률을 모드천이확률과 융합하여  $\mu_{k|k-1}^j = \sum_{i=1}^N P(M_k^j | M_{k-1}^i) \mu_{k-1}^i$  와 같이 구한다. (24)에서 추적 중인 트

랙에 표적이 존재하는 조건과 존재하지 않을 조건 별로 해당 모드에서 MPDA 기법을 이용한 자료결합을 수행하여 선택된 측정치가 표적 혹은 클러터로부터 기인했을 사건들에 대한 likelihood 확률을 측정치의 표적유무에 대한 사건별로 정리하여 나타내면 다음과 같다.

$$p(z_k^j, m_k, E_F^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) = \frac{nV_{D_j} N(z_k^j) (m_k - 1)!}{2D_{l_j} P_G (l_j - 1)! (m_k - l_j)!} \times \left(\frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{l_j-1} \left(1 - \frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{m_k-l_j} P_D P_G \mu_F(m_k - 1) f_1^T(a_{l_j}) \tag{26}$$

$$p(z_k^j, m_k, E_F^j | H_k, M_k^j, Z_{k-1}) = \frac{nV_{D_j}}{2D_{l_j}} \frac{1}{V_G} f_0^T(a_{l_j})$$

$$\times \left[ \begin{matrix} \left\{ \frac{(1 - P_D P_G) m_k!}{(l_j - 1)! (m_k - l_j)!} \right. \\ \left. \times \left(\frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{l_j-1} \left(1 - \frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{m_k-l_j} \mu_F(m_k) \right\} \\ + \left\{ \frac{P_D (P_G - P_R(D_{l_j})) (m_k - 1)!}{(l_j - 1)! (m_k - l_j - 1)!} \right. \\ \left. \times \left(\frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{l_j-1} \left(1 - \frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{m_k-l_j-1} \mu_F(m_k - 1) \right\} \\ + \left\{ \frac{P_D P_R(D_{l_j}) (m_k - 1)!}{(l_j - 1)! (m_k - l_j)!} \right. \\ \left. \times \left(\frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{l_j-2} \left(1 - \frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{m_k-l_j} \mu_F(m_k - 1) \right\} \end{matrix} \right] \tag{27}$$

$$p(z_k^j, m_k, E_F^j | \bar{H}_k, M_k^j, Z_{k-1}) = \frac{nV_{D_j}}{2D_{l_j}} \frac{1}{V_G} \frac{m_k!}{(l_j - 1)! (m_k - l_j)!} \times \left(\frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{l_j-1} \left(1 - \frac{D_{l_j}}{\gamma}\right)^{m_k-l_j} \mu_F(m_k) f_0^T(a_{l_j}) \tag{28}$$

여기서  $D_{l_j}$  는  $j$ 번째 모드에서 MPDA에 의해 선택된  $l_j$  번째 측정치  $z_k^j$  의 NDS로  $D_{l_j} = (z_k^j - \bar{z}_k^j)^T (S_k^j)^{-1} (z_k^j - \bar{z}_k^j)$  를 나타내고,  $\bar{z}_k^j$  는  $j$ 번째 모드의 예측 측정치를 나타내며  $S_k^j$  는  $j$  번째 모드의 측정잔차 공분산을 의미한다. (26)은 유효측정영역 내에 표적이 존재하고, MPDA 알고리즘에 의해 선택된 측정치가 표적으로부터 기인했을 경우의 likelihood 확률을 나타내며, (27)은 표적이 존재하나 선택된 측정치가 표적이 아닌 클러터로부터 기인했을 경우의 likelihood 확률을 나타낸다. (28)은 유효측정영역 내에 표적이 존재하지 않는다는 조건이 전제되었으므로 선택된 측정치가 클러터로부터 기인했을 경우의 likelihood 확률을 의미한다.

### III. 시뮬레이션

제안하는 다수모델구조 추적필터를 클러터가 존재하는 해

양환경에서 다중표적의 자동탐지 및 추적을 위한 트랙초기화 성능을 검증하기 위해 가상의 8개의 표적에 대한 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다.

8개의 가상의 표적 모두 가속도  $0.25\text{m/s}^2$ 의 편차를 갖는 불규칙한 형태의 기동을 하도록 설정하였다. 시뮬레이션 시작 시점부터 종결시점까지 8개 가상표적의 궤적특성은 그림 3과 같다. 추적필터의 샘플링 주기는 10초 이고, 공간상의 클러터 밀도는  $0.0001[\text{개}/\text{m}^2]$ 이다. 또한, 8개의 표적의 초기위치 및 속도, 그리고 발현시점부터 사라질 때까지 시간은 다음과 같다.

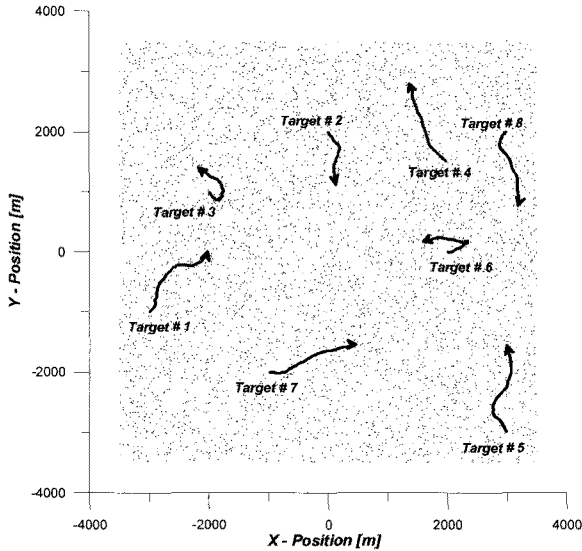


그림 3. 가상 표적의 궤적.  
Fig. 3. Trajectories of targets in cluttered environment.

표 1. 가상표적 초기상태 및 발현시간.

Table 1. Initial state and appearance time for targets.

Tgt	Time Interval T=10 sec	Initial state
1	[10T, 100T]	[-3000m, -1000m, 1.5 m/s, 0.5 m/s]
2	[30T, 90T]	[0m, 2000m, 1.0 m/s, -1.2 m/s]
3	[60T, 150T]	[-2000m, 1000m, 1.0 m/s, -0.5 m/s]
4	[70T, 150T]	[2000m, 1500m, -1.5 m/s, 1.0 m/s]
5	[90T, 190T]	[3000m, -3000m, -0.8 m/s, 1.0 m/s]
6	[110T, 200T]	[2000m, 0m, 1.0 m/s, -0.5 m/s]
7	[130T, 200T]	[-1000m, -2000m, 1.5 m/s, 0.2 m/s]
8	[170T, 240T]	[3000m, 2000m, -1.0 m/s, -0.5 m/s]

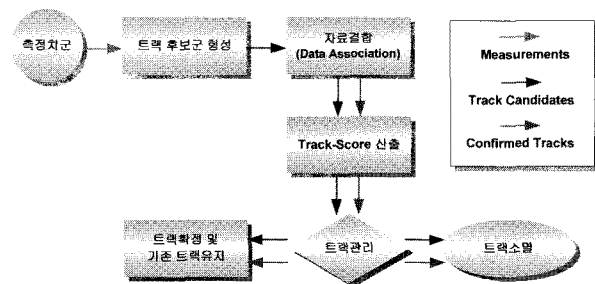


그림 4. 추적트랙 초기화 개념도.  
Fig. 4. The concept of track-initiation.

표적 탐지확률인  $P_D$ 는 0.8로 설정하였고, 표적 및 클러터의 신호세기분포에서 신호대 잡음비를 의미하는  $\rho$  값은 10으로 설정하여 표적과 클러터의 신호세기를 Chi-square 분포를 따르도록 발생시켰다. 센서 노이즈를 의미하는 측정오차는 평균이 '0', 표준편차가 10m 인 white Gaussian 분포를 따르며, 표적 동역학 시스템 모델의 실제와의 불확실성을 의미하는 공정잡음 또한 평균이 '0'이고 표준편차가  $0.01\text{m/s}^2$ 인 white Gaussian 분포를 따르도록 설정하였다.

추적트랙의 초기화를 위해 추적중인 대상이 표적이라 확정하기 이전에 계속적인 추적을 수행하여 동시에 표적이 존재할 확률을 계산하는 TBD(Track Before Detect) 기법을 이용하였다. TBD 기법을 이용한 추적트랙의 초기화 및 관리에 대한 개념을 그림 (4)에 도식적으로 나타내었다. 본 시뮬레이션에서는 track-score라 불리는 트랙존재확률이 0.9 이상 3회 연속 발생하면 추적트랙을 표적에 대한 트랙이라 확정

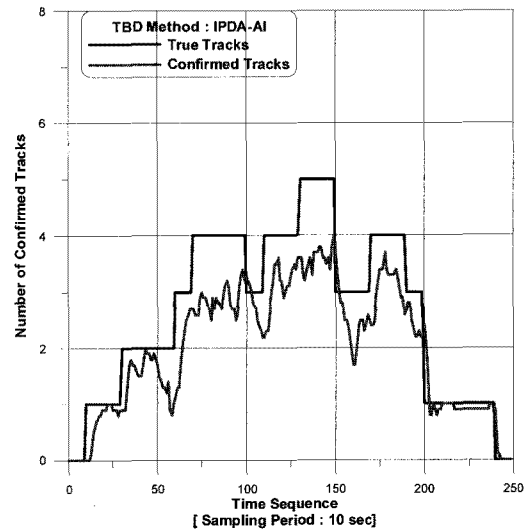


그림 5. 단일 IPDA-AI 적용 시 초기화된 트랙개수.  
Fig. 5. The number of initiated tracks for IPDA-AI.

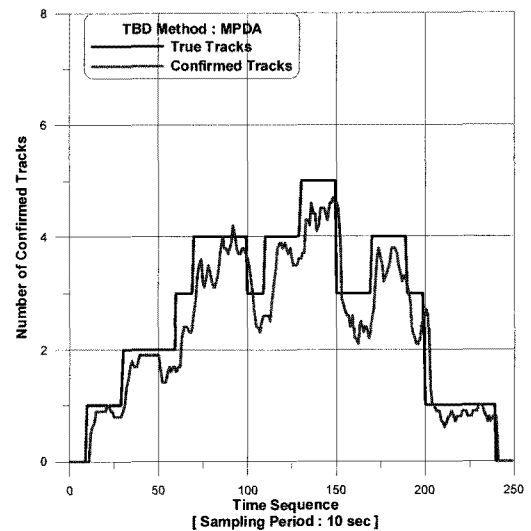


그림 6. 단일 MPDA 적용 시 초기화된 트랙개수.  
Fig. 6. The number of initiated tracks for MPDA.

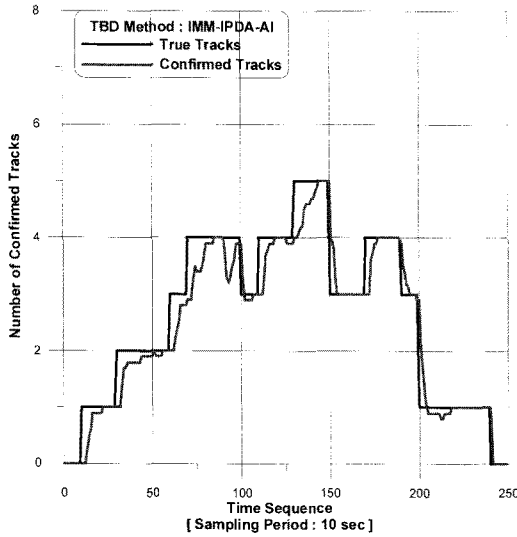


그림 7. IMM-PDA-AI 적용 시 초기화된 트랙개수.  
Fig. 7. The number of initiated tracks for IMM-PDA-AI.

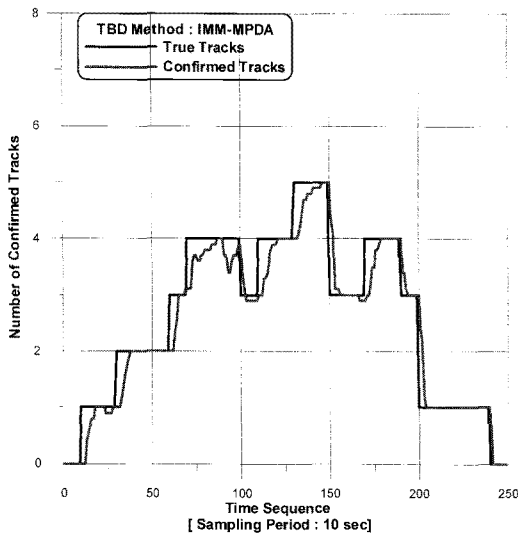


그림 8. IMM-MPDA 적용 시 초기화된 트랙개수.  
Fig. 8. The number of initiated tracks for IMM-MPDA.

(confirmation)하는 트랙초기화를 수행하고, track-score가 0.5 이하 3 이상 혹은 자료결합에 사용할 유효측정영역 내의 측정치의 개수가 '0'인  $M_0$  상황이 2회 이상 발생될 시 추적중인

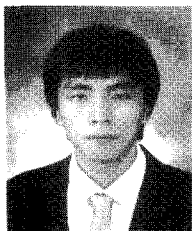
해당 트랙을 소멸시키도록 설정하였다. 100회의 몬테칼로 (Monte Carlo) 시뮬레이션을 수행하여 각 샘플링 시간에 초기화된 트랙이 평균개수를 적용된 트랙초기화 기법 별로 시뮬레이션 결과를 나타내면 그림 5-8과 같다.

**IV. 결론**

다수기동표적의 추적트랙초기화 시뮬레이션 결과를 통해 특정시간의 실제 표적개수를 추정함에 있어서 단일모델 경우보다 IMM-IPDA-AI, IMM-MPDA 기법이 보다 더 우수한 성능을 보임을 알 수 있다 IMM-IPDA-AI 기법과 IMM-MPDA 기법은 전반적으로 유사한 특성 및 성능을 보이나 선택된 단일의 측정치를 이용해 자료결합을 수행하는 IMM-MPDA 기법이 알고리즘 복잡도 및 연산시간 측면에서 다소 유리하다 판단된다. 결론적으로 기동표적에 대해 자동탐지 및 추적 수행 시 IMM-IPDA-AI, IMM-MPDA 기법 등의 다수 모델 구조의 추적필터 및 트랙초기화 기법을 적용하는 것이 단일모델의 추적필터를 적용하는 것보다 추적필터의 안정도 및 추정치의 수렴성 측면에서 적절하다 판단된다.

**참고문헌**

- [1] H.A.P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients," *IEEE Trans. On Automatic Control*, AC-33, pp. 780-783, Aug. 1988.
- [2] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, and J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: A survey," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 34, 1, 103-123, 1998.
- [3] 임영택, 송택렬, 서익수, "표적추적과 트랙초기화를 위한 클러터 환경에서의 NDS 정렬을 통한 새로운 자료결합 기법 연구," *수중 음향학 학술발표회*, 2005, 10.
- [4] R.E. Helmick and G.A Watson, "IMM-IPDAF for track formation on maneuvering targets in cluttered environments," *SPIE*, 2235:460-471, 1994.
- [5] Darko Musicki, Subhash Challa, and Sofia Suvorova, "Automatic track initiation of manoeuvring target in clutter," *The 5th Asian Control Conference*, 2004.
- [6] D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated probabilistic data association" *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 39, no. 6, June 1994.



**배승한**

2006년 한양대학교 전자전기공학부(공학사). 2008년 동교 동과(공학석사). 2008년~현재 LIG넥스원 연구원. 관심분야는 레이더 신호처리, 정보처리.



**송택렬**

1974년 서울대학교 공대(공학사). 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학(공학석사). 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공우주공학(공학박사). 1995년~현재 한양대학교 공대 교수. 관심분야는 유도제어, 항법, 표적상태추정,

Stochastic Control theory & Application.