

## Performance Evaluation of the Modified IMMPDA Filter Using 3-D Maneuvering Targets In Clutter

김기철\*, 홍금식\*\*, 최성린\*\*\*  
(Ki-Cheol Kim\*, Keum-Shik Hong\*\*, and Sung-Lin Choi\*\*\*)

\* 부산대학교 대학원 지능기계공학과, 부산시 금정구 장전동 산 30 (우)609-735.  
Tel: 051-510-1481, E-mail: dural303@chollian.net

\*\* 부산대학교 기계공학부 및 기계기술연구소, 부산시 금정구 장전동 산 30 번지.  
(우)609-735, Tel: 051-510-2454, Fax: 051-514-0685,

E-mail: kshong@hyowon.pusan.ac.kr

\*\*\* 국방과학연구소, 경남 진해시 진해우체국 사서함 18 호 (우)645-600,  
Tel: 055-540-6312, Fax: 055-542-3737, Email: slchoi@sunam.kreonet.re.kr

**Abstract:** The multiple targets tracking problem has been one of main issues in the radar applications area in the last decade. Besides the standard Kalman filtering, various methods including the variable dimension filter, input estimation filter, interacting multiple model (IMM) filter, federated variable dimension filter with input estimation, probable data association (PDA) filter etc., have been proposed to address the tracking and sensor fusion issues. In this paper, two existing tracking algorithms, i.e., the IMMPDA filter and the variable dimension filter with input estimation (VDIE), are combined for the purpose of improving the tracking performance of maneuvering targets in clutter. To evaluate the tracking performance of the proposed algorithm, three typical maneuvering patterns, i.e. Waver, Pop-Up, and High-Diver motions, are defined and are applied to the modified IMMPDA filter considered as well as the standard IMM filter. The smaller RMS tracking errors, in position and velocity, of the modified IMMPDA filter than the standard IMM filter are demonstrated through computer simulations.

### I. 서론

표적은 추적회피 및 효과적인 공격을 위하여 다양한 형태의 기동을 하는 반면 함정에서는 이에 대처하기 위해 표적의 기동 패턴을 고려한 추적필터를 사용할 필요가 있다. 표적이 기동하기 시작하면 연관된 상태변수에 가속도 항이 추가되기 때문에 Kalman 필터만을 단독으로 사용하는 것은 적절하지 않다[1,3]. 또한 추적필터는 표적의 운동을 나타낼 수 있는 최소한의 상태 변수만으로 구성이 되었을 때 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있기 때문에 표적의 기동을 고려하지 않은 체 설계된 Kalman 필터는 이러한 경우에는 적합하지 않다[9].

등속도 운동모델에서 등속의 표적이 갑자기 기동을 하면 추적필터의 잔류오차가 증가하게 된다. 잔류오차의 증가는 등속도 운동모델에 추가된 외부입력으로부터 발생된다고 볼 수 있기 때문에, 추적필터의 잔류오차를 관찰함으로써 표적의 기동, 즉 운동모델의 입력을 추정하게 되고, 기동이 판단되었을 시 표적의 기동시점 및 상태변수에 가속도항을 추가하여 재추정함으로써 잔류오차를 줄이려는 연구가 계속되어 왔다[7]. 그러나 이러한 필터는 계산량이 다른 필터보다 많다는 단점이 있다[5]. 그 중에서 IMM 필터는 계산량을 최소로 하면서 성능을 최대화 한다는 문제에서 실현 가능한 최고의 절충안으로 인식되고 있다.

기동표적 추적필터와는 달리 클러터 환경 하에서 PDA 필터는 이미 궤적이 개시된 단일 표적을 추적하기 위한 준최적 베이시안 기법으로 예상 궤적의 유효화 영역 내에 출현하는 모든 측정값을 사용하여 궤적을 추정한다. 유효화된 모든 측정값을 이용하는 과정은 각각의 측정값이 궤적으로부터 유래할 사후 확률(a posterior probability)을 계산하고, 각각의 측정값을 계산해낸다. 그리고 다수의 가설 발생으로 인하여 가설의 작성, 평가 및 소거로 계산량이 가중되는 다중 가설 추적기에 비해 계산량이 적고 다른 부가적인 조치가 없더라도 필터 순환 시에 계산량이 증가하지 않는다는 장점을 가진다[6,8].

이러한 장점들을 이용하여 클러터 환경 하에서 기동하는 단일 표적을 추적하기 위해서 IMM 필터와 PDA 필터를 결합하면 효과적인 표적 추적을 수행할 수 있다. 두 기법의 결합은 IMM 필터가 가지고 있는 각각의 부필터가 PDA 필터에 의해 추정값을 구하고 모든 측정치에 대한 PDA 필터의 공산합수를 사용한 모델확률을 구함으로써 이루어진다.

본 논문에서는 표적의 기동여부에 따라 시스템의 상태변수를 변경시키는 입력추정 가변차원필터와 클러터 환경 하에서 다중센서로부터 받아들인 데이터를 융합하는 IMMPDA 필터를 결합함으로써, 기동 시에 잔류오차로 일어나는 성능저하와 클러터에 의해 발생하는 오차를 보완하고 있으며, 기동 시작 시간을 추

정할 수 있는 수정된 IMMPDA 필터를 제안하고 있다. 그리고 기동이 발생할 경우 기동입력값을 추정함으로써 기동시점을 추정할 수 있다. 또한 해상 함정에 있어서 3 차원으로 기동하는 항공기, 함정, 그리고 잠수함 등의 공격 궤적을 가정하여 이 수정된 IMMPDA 필터의 성능을 평가하고자 한다.

### II. 수정된 IMMPDA 필터

각각의 부필터에서 채택하는 표적의 운동모델과 측정모델은 Singer[10]의 모델을 바탕으로 하였으며, 한 표적의 운동은 Houles 와 Bar-Shalom[7]이 제안한 등속, 등가속, 급속가속 운동의 세가지 모델방식을 사용하는 선형이산확률 다중모델로서 다음과 같다.

$$x_t(k+1) = F_t x_t(k) + G(k)w(k) \quad (1)$$

$$z(k) = Hx_t(k) + v(k) \quad (2)$$

여기서  $x_t(k)$ 는  $k$  시간  $t$  번째 필터에서 표적의 운동모델에 대한 9 차의 상태벡터이고, 각 요소는 직교좌표계에서  $x$  축에서의 위치, 속도, 가속도,  $y$  축에서의 위치, 속도, 가속도,  $z$  축에서의 위치, 속도, 가속도이며,  $z(k)$ 는  $k$  시간에서의 측정벡터이다.  $v(k)$ ,  $w(k)$ 는 서로 독립적인 영평균 백색 가우시안 잡음이며, 각각의 공분산 행렬은  $Q(k)$  와  $R(k)$  로 이미 알고 있다고 가정한다.

상호작용 다중모델필터의 기본적인 가정은 표적의 운동이 가능한 유한개의 운동모델 중의 하나이며, 표적운동 형태의 변경은 마르코프 체인(Markov chain)에 의해 모델링 된다는 것이다. 마르코프 체인을 포함하는 표적 모델링은 다중모델기법의 확장된 형태로 볼 수 있다. 표적의 가능한 모델 가설에 따라 다수의 필터를 동시에 사용하고, 각각의 상태 추정값들을 모델에 대한 신뢰확률에 따라 베이시안 법칙으로 합하여 최종 추정치를 구하게 된다.

표적의 운동을  $N$  개의 다중모델  $M_1, M_2, \dots, M_N$  으로 표기하고 표적의 운동이 구간  $[k-1, k]$  에서 모델  $M_t$  와 일치한다는 가설을  $M_t(k)$  로 표기하면 가설  $M_t(k)$  하에서 모델  $M_t$  를 사용하는 필터의 출력과 해당 모델의 신뢰도를 나타내는 표적 모델확률은 각각 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\hat{x}_t(k|k) = E\{x(k) | M_t(k), Z^k\} \quad (3)$$

$$P_t(k|k) = E\{(x(k) - \hat{x}_t(k|k))\{x(k) - \hat{x}_t(k|k)\}^T | M_t(k), Z^k\} \quad (4)$$