

광대역 기동표적 대응 IMM 필터뱅크

IMM Filterbank for Wideband-maneuvering Target Tracking

이 정 철, 유 창 호, 최 재 원*

(Jeong Cheor Lee¹, Chang Ho Yu², and Jae Weon Choi^{1,*})

¹School of Mechanical Engineering, Pusan National University

²Research Institute of Mechanical Technology, Pusan National University

Abstract: This paper deals with a filterbank based on the IMM (Interacting Multiple Model) that combines data from a sensor and uses them selectively depending on a level of maneuver. Furthermore, within the maneuver interval, the existing IMM filter has disadvantages such as unnecessary target estimation errors caused by using a constant velocity model and an increase of computation load because of a fixed structure. On the other hand, the proposed IMM filterbank overcomes these disadvantages by using three model groups and designs a filterbank to cope with a wideband-maneuvering target. The performances of the IMM filterbank was evaluated through comparison with the existing IMM via computer simulations. The results show good performances for a wideband-maneuvering target.

Keywords: Kalman filter, IMM, target tracking, filterbank, wideband-maneuver

1. 서론

현대 항공기술의 비약적인 발전으로 인하여 해전의 양상은 급속도로 변화되고 있다. 전투 환경은 고속화되고 복잡한 양상을 보이며, 이에 대한 대응무기체계는 정교하고 강력한 무기체계를 요구하게 되었다. 사격통제체계는 대함 유도탄의 속도가 고속이여도 직선 비행 패턴을 가지고 있다면 격추시킬 수 있는 능력을 보유하고 있지만, 기동(maneuver)이 심해지면 심해질수록 사격오차는 커지고 방어확률은 떨어진다. 따라서 현대의 함정은 위에서 언급한 바와 같이 빠른 속도로 고속화, 고기동화로 발전해가는 표적의 공격에 대처할 수 있는 대응 방안에 대한 연구가 필요하고 무기체계에 적용될 핵심 기반기술을 획득함으로써 미래의 복잡한 전장 상황 변화에 능동적으로 대처할 필요가 있다.

표적추적 시스템(TTS: Target Tracking System)은 레이더, 적외선 탐지기, 그리고 음향 탐지기 등의 센서로부터의 측정치를 이용하여 공간상에서 운동하는 표적의 위치, 속도 및 가속도 등의 상태정보를 실시간 추정(estimation)하고 이를 이용하여 가까운 미래의 표적의 위치를 예측하는 것을 목표로 한다. 이러한 정보의 획득은 대공감시 시스템에서 매우 중요하다. 일반적으로 비행기나 미사일 등의 표적들은 비선형의 운동역학에 의하여 운동하며, 일반적인 감시센서는 표적의 위치만을 측정한다. 이 경우 표적의 운동을 선형으로 근사화한 모델을 사용하여 칼만 필터를 구성함으로써

추정오차와 표적 역학의 비선형성을 해결할 수 있으며, 직접 측정 되지 않는 속도나 가속도 등의 상태변수들을 추정할 수 있다[1].

기동표적 추적필터는 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 첫째는 표적이 기동을 개시하거나 중지했을 때 이전까지의 표적운동 정보로부터 계산된 위치 예측값과 센서로부터 획득된 측정값의 차이를 관찰함으로써 표적의 운동패턴이 바뀌었다는 것을 탐지하고 표적의 운동에 가장 적합한 운동 모델로 변화하는 방식이다. 그 대표적인 필터로서 Bar-Shalom 및 Birmiwal [2]이 제안한 가변차원필터(variable dimension filter)와 Bogler [1]가 제안한 입력추정필터(input estimation filter), 그리고 가변차원필터와 입력추정필터를 결합한 가변차원 입력추정필터(variable dimension filter with input estimation) [3] 등을 예로 들 수 있다.

두 번째로는 표적이 가질 수 있는 운동의 종류는 제한되어 있기 때문에 표적의 실제 운동은 표적이 나타낼 수 있는 유한개의 운동모델과 일치한다고 가정하고, 이와 같이 가정된 모든 형태의 운동에 대하여 각 운동형태에 따른 Kalman 필터를 병렬로 실행하여 각각의 결과를 신뢰도에 따라 병합하는 방식이다. 대표적인 필터로는 Bar-Shalom [4]이 제안한 상호작용 다중모델(IMM: Interacting Multiple Model) 필터가 있다.

등속 운동모델에서 등속의 표적이 갑자기 기동을 하면 추적필터의 잔류오차가 증가하게 된다. 잔류오차의 증가는 등속 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 재 추정함으로써 잔류오차를 줄이려는 연구가 계속 되어 왔고, 표적의 운동이 전환될 때 기존의 IMM 필터가 표적 운동의 전환을 효과적으로 표현하지 못하여 발생하는

* Corresponding Author

Manuscript received January 7, 2014 / revised March 10, 2014 / accepted May 2, 2014

이정철, 최재원: 부산대학교 기계공학부

(leejc9020@gmail.com/choijw@pusan.ac.kr)

유창호: 부산대학교 기계기술연구원(changhoyu@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

최대 추정오차를 줄이려는 연구가 진행되고 있다[5].

기존 IMM 필터의 고정된 구조의 모델그룹으로 인한 저기동 및 고기동 표적추적 시 성능저하의 문제점을 보완하기 위해, 본 논문에서는 재 정의된 3개의 IMM 필터들을 병렬구조로 구성한 필터뱅크 개념을 도입하여 기동의 등급에 따라 필터를 선택적으로 사용함으로써 무기동, 저기동 그리고 고기동 모두 통괄하는 광대역 기동 표적에 대해 원활한 추적성능을 보여주는 IMM 필터뱅크를 제안한다. 제안하는 기법은 기동이 없는 구간에서는 등속 운동모델을 포함한 IMM 필터를 매칭하고, 기동이 있는 구간에서는 등속 운동모델을 제외하고 가속도 항을 고려한 운동모델을 포함한 IMM 필터를 매칭한다. 결과적으로 표적의 기동유무와 관계없이 항상 등속 운동모델이 적용되는 기존의 IMM 필터에 비해 제안하는 광대역 기동표적 대응 IMM 필터뱅크는 추적성능이 개선되며, 계산량 감소의 효과를 볼 수 있다. 또한 해상 함정에 있어 3차원으로 자함을 향해 저기동으로 기동하는 유도탄과 광대역으로 기동하는 sea-skimming & pop-up 미사일의 공격 시나리오를 가정하여 본 논문에서 제안된 IMM 필터뱅크의 성능을 평가하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. I 장의 서론에 이어, II 장에서는 문제를 설정하고, III 장에서는 IMM 필터에 대해서 소개하고, IV 장에서는 본 논문에서 제시한 IMM 필터뱅크 설계와 알고리즘을 제시하고, V 장에서는 표적의 3차원 기동패턴에 대해 기술하며, 기동패턴에 따른 시뮬레이션을 통하여 IMM 필터뱅크가 기존의 IMM 필터보다 우수한 추적성능을 가짐을 보인다. 마지막으로 VI 장에서는 본 문에 대한 결론을 맺는다.

II. 표적 모델

본 논문은 상공에서 광대역으로 기동하는 표적의 상태를 추정하기 위해 등속 운동모델과 등가속 및 급속가속 운동모델을 사용한 IMM 필터뱅크를 제안한다. 이를 위해 본 장에서는 3차원 공간인 상공에서 움직이는 표적의 상태를 표현하기 위해 등속 운동모델과 등가속 및 급속가속 운동모델의 상태공간 방정식과 측정 방정식을 식 (1), 식 (2)로 정의한다[6].

$$x(k+1) = F(k)x(k) + G(k)w(k), \tag{1}$$

$$z(k) = H(k)x(k) + v(k), \tag{2}$$

여기서, $F(k)$ 는 상태 천이행렬(state transition matrix), $x(k)$ 는 상태벡터, $G(k)$ 는 공정잡음 입력행렬, $w(k)$ 는 정규분포 $N(0, Q)$ 의 특징을 가지는 백색(white)의 독립적인 공정잡음(process noise) 벡터, $H(k)$ 는 측정행렬, $v(k)$ 는 정규분포 $N(0, R)$ 의 특징을 가지는 백색의 독립적인 측정잡음(measurement noise) 벡터이다.

1. 등속 운동모델

등속(CV: Constant Velocity)으로 운동하는 표적의 상태벡터는 3차원 좌표계에서 위치와 속도 성분으로 구성되므로 k 번째 시간에서의 상태벡터 $x_{CV}(k)$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$x_{CV}(k) = [x(k) \dot{x}(k) y(k) \dot{y}(k) z(k) \dot{z}(k)]^T, \tag{3}$$

여기서, $x(k)$, $\dot{x}(k)$ 는 x 방향의 위치와 속도를 나타내고, $y(k)$, $\dot{y}(k)$ 는 y 방향의 위치와 속도를 나타내며, $z(k)$, $\dot{z}(k)$ 는 z 방향의 위치와 속도를 나타낸다.

각각의 등속 운동모델의 상태 천이행렬, 공정잡음 공분산행렬 그리고 측정행렬은 다음과 같다[7].

$$F_{CV}(k) = \text{diag}[F_1 F_1 F_1], \tag{4}$$

$$Q_{CV}(k) = \text{diag}[Q_1 Q_1 Q_1]q_{CV}, \tag{5}$$

$$H_{CV}(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \tag{6}$$

여기서,

$$F_1 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, Q_1 = G_{CV}(k)G_{CV}(k)^T = \begin{bmatrix} T^4 & T^3 \\ 4 & 2 \\ T^3 & T^2 \\ 2 & T^2 \end{bmatrix}, \tag{7}$$

$$G_{CV}(k) = [T^2/2 \ T]^T,$$

q_{CV} 는 등속 운동모델의 공정잡음 강도(intensity)를 의미하고, Q_1 는 공정잡음 입력행렬인 $G_{CV}(k)$ 을 통해 얻을 수 있으며, T 는 각 샘플간의 시간 간격 즉, 샘플링 시간을 의미한다[8].

2. 등가속 및 급속가속 운동모델

등가속(CA: Constant Acceleration) 및 급속가속(AA: Abrupt Acceleration)으로 운동하는 표적의 상태벡터는 등속 운동모델의 상태벡터인 위치, 속도에 가속도 성분이 추가적으로 구성되므로, k 번째 시간에서의 상태벡터 $x_{CA/AA}(k)$ 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$x_{CA/AA}(k) = [x(k) \dot{x}(k) \ddot{x}(k) y(k) \dot{y}(k) \ddot{y}(k) z(k) \dot{z}(k) \ddot{z}(k)]^T, \tag{8}$$

여기서, $x(k)$, $\dot{x}(k)$, $\ddot{x}(k)$ 는 x 방향의 위치, 속도, 그리고 가속도를 나타내고, $y(k)$, $\dot{y}(k)$, $\ddot{y}(k)$ 는 y 방향의 위치, 속도, 그리고 가속도를 나타내며, $z(k)$, $\dot{z}(k)$, $\ddot{z}(k)$ 는 z 방향의 위치, 속도, 그리고 가속도를 나타낸다.

각각의 등가속 및 급속가속 운동모델의 상태 천이행렬, 공정잡음 공분산행렬 그리고 측정행렬 다음과 같다[9].

$$F_{CA/AA}(k) = \text{diag}[F_2 F_2 F_2], \tag{9}$$

$$Q_{CA/AA}(k) = \text{diag}[Q_2 Q_2 Q_2]q_{CA/AA}, \tag{10}$$

$$H_{CA/AA} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \tag{11}$$

여기서,

$$F_2 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{12}$$

$$Q_2 = G_{CA}(k)G_{CA}(k)^T = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{2} & T^2 \\ \frac{T^3}{2} & T^2 & T \\ \frac{T^2}{2} & T & 1 \end{bmatrix},$$

$$G_{CA}(k) = [T^2/2 \quad T \quad 1]^T,$$

$q_{CA/AA}$ 는 등가속 운동모델의 공정잡음 강도를 의미하고, Q_2 는 공정잡음 입력행렬인 $G_{CA}(k)$ 을 통해 얻을 수 있다 [7].

III. IMM 필터

IMM 필터는 다양한 거동 패턴을 갖는 표적을 추적하는데 널리 활용되는 알고리즘으로[10], 표적이 유한한 복수의 거동 패턴을 갖는다고 가정하여 각각의 거동 패턴에 맞는 동역학적 모델의 예측을 통해서 표적의 상태를 추정하는 알고리즘이다. 센서로부터 얻은 측정값은 각각의 모델을 통과하며, 알고리즘의 결과 값인 상태 추정치와 오차 공분산이 계산되게 된다. 이때 모델 사이의 변화는 Markov Chain에 의해서 확률적으로 파악되며, 각각의 모델 내에서 거동의 추정은 칼만필터에 의해서 이루어진다. 또한 이 필터들은 사전에 예측된 표적의 거동에 맞는 동역학적 모델을 기반으로 서로 독립적으로 물체를 추적한다[9,11]. IMM 필터의 구조는 그림 1과 같이 나타낼 수 있으며, 각각의 단계를 구체적으로 기술하면 다음과 같다[12].

1. 상호작용

첫 번째 단계는 상호작용(Interaction)이다. 이 단계에서는 이전 사이클의 출력 값인 최종 추정치 $\hat{x}(k)$ 및 공분산 $P(k)$ 을 입력 값으로 사용하기 위해 재정의 한다. r 개의 모델을 사용하는 경우, i 에서 j 번째 모델에 대한 혼합확률은 식 (13)으로 표현된다.

$$\mu_{ij}(k-1) = \frac{\pi_{ij}\mu_i(k-1)}{\mu_j}, \tag{13}$$

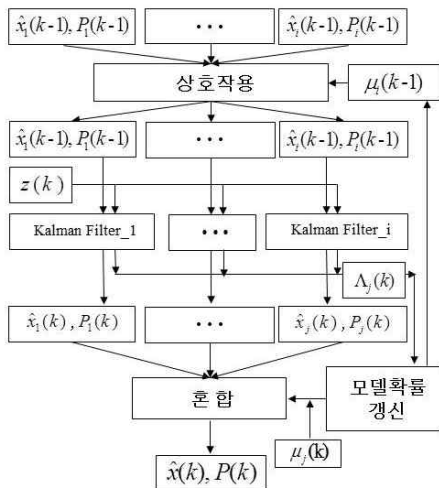


그림 1. IMM 필터의 알고리즘.
Fig. 1. Algorithm of IMM filter.

여기서, π_{ij} 는 Markov 체인이라고 가정할 때, 모델 i 에서 j 로의 전이 확률이며 r 은 모델의 개수를 나타낸다. 그리고 식 (13)에서의 분모항인 $\bar{\mu}_j$ 는 예측된 모드에 대한 확률로 식 (14)로 표현된다.

$$\bar{\mu}_j = \sum_{n=1}^r \pi_{nj}\mu_n(k-1). \tag{14}$$

모델 j 에 대한 혼합된 초기 조건 중에서 초기 상태와 초기 오차 공분산은 식 (15), (16)으로 표현된다.

$$\hat{x}_j^0(k-1) = \sum_{i=1}^r \hat{x}_i(k-1)\mu_{ij}(k-1), \tag{15}$$

$$P_j^0(k-1) = \sum_{i=1}^r \mu_{ij}(k-1)P_i(k-1) + [\hat{x}_i(k-1) - \hat{x}_j^0(k-1)][\hat{x}_i(k-1) - \hat{x}_j^0(k-1)]^T. \tag{16}$$

2. 부필터링

각각의 칼만필터가 서로 독립적으로 필터링을 수행한다. j 번째 필터의 예측된 상태 추정은 식 (17)로 추정에 대한 공분산은 식 (18)로 표현된다.

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F_j\hat{x}_j^0(k-1) + G_j\omega_j(k-1), \tag{17}$$

$$P_j(k|k-1) = F_jP_j^0(k-1)F_j^T + G_jQ_jG_j^T, \tag{18}$$

여기서, $w_j(k-1)$ 는 프로세스 노이즈이다.

선형 측정 모델 z 와 실제 측정치와의 차이는 식 (19)로 표현된다

$$v_j = z(k) - H_j\hat{x}_j(k|k-1). \tag{19}$$

측정치에 대한 오차 공분산은 식 (20)으로 표현된다.

$$S_j(k) = H_jP_j(k|k-1)H_j^T + R_j(k). \tag{20}$$

칼만이득 값은 식 (21)로 계산된다.

$$W_j(k) = P_j(k|k-1)H_jS_j(k)^{-1}. \tag{21}$$

칼만이득을 사용하여 필터 j 에 대해 새로운 상태추정은 식 (22)로, 공분산은 식 (23)으로 계산된다.

$$\hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + W_j(k)v_j(k), \tag{22}$$

$$P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - W_j(k)S_j(k)W_j^T(k). \tag{23}$$

3. 모델확률 갱신

새로 얻은 측정치로 모델확률을 갱신하기 위해서는 likelihood function 값이 필요하고 식 (24)로 계산된다.

$$A_j(k) = |2\pi S_j(k)|^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{1}{2}v_j^T(k)S_j^{-1}(k)v_j(k)}. \tag{24}$$

각각의 모델에 대한 확률은 식 (25)로 갱신된다.

$$\mu_j(k) = \frac{A_j(k)\bar{\mu}_j(k)}{\sum_{i=1}^r A_i(k)\bar{\mu}_i(k)}. \tag{25}$$

4. 혼합

r 개의 추정치과 오차 공분산으로 최종 추정치와 오차 공분산이 식 (26), (27)로 계산된다.

$$\hat{x}(k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) x_j(k|k), \quad (26)$$

$$P(k) = \sum_{j=1}^r \mu_j(k) \times \{P_i(k|k) + [\hat{x}(k|k) - \hat{x}_j(k|k)][\hat{x}(k|k) - \hat{x}_j(k|k)]^T\}. \quad (27)$$

IV. IMM filterbank

IMM 필터는 일반적인 기동에 대해서는 우수한 성능을 보장하지만 고기동과 저기동에서는 그렇지 못하다. 특히, 고기동에서는 기존의 포함된 모델 이외의 모델을 사용해야 하는데 이 경우, 고정된 구조를 가지고 있기 때문에 모델 수의 증가는 계산량을 증가시킬 뿐만 아니라 다수의 모델을 사용하다 보면 실제 표적과 상관없는 모델도 포함될 수 있기 때문에 성능 또한 좋지 못하다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 본 논문에서 제안한 IMM 필터뱅크는 일반적인 기동에 대해서 우수한 추적성능을 보이는 IMM 필터를 기반으로 하나 이상의 모델그룹을 사용하여 고기동 및 저기동에 대처하기 위하여 다수의 필터뱅크를 구성한다. 즉, 일반 기동, 고기동, 저기동에 대해서 각각 추적성능이 우수한 IMM 필터들을 구성하고 이 필터들을 적응적으로 사용함으로써 우수한 표적추적 성능을 유지 하면서도 다양한 기동에 대응한다.

제안한 필터뱅크는 먼저 IMM 필터 기반으로 3개의 모델 그룹을 설계하고 그림 2와 같이 기동 탐지, 기동 등급 추정 그리고 필터 매칭으로 구성되어있다.

1. 모델그룹 설계

본 논문에서는 등속 직선 운동을 제외한 모든 경우를 기동으로 간주한다.

1.1 고기동을 위한 모델그룹

기존의 IMM 필터는 기동구간에서도 등속 운동모델을 사용한다. 물론 기동구간에서는 등속 운동모델의 모델확률이 아주 낮아지고 이 모델확률만큼 등속 운동모델에 대한 가중치도 낮지만, 기동구간에서 등속 운동모델에 기반한 추정치가 계속해서 반영이 되고 있다. 따라서 고기동을 위한 모델그룹 설계에서 불필요한 오차를 발생시키는 등속 운동모델을 제외한 등가속 운동모델과 급속가속 운동모델만을 이용한다. 등가속 운동모델과 급속가속 운동모델은 동일한 모델을 사용하지만 급속가속 운동모델은 등가속 운동모델보다 더 큰 크기의 공정잡음으로 설계되었다. 왜냐하면 실제로 공정잡음은 알 수 없는 값이지만 기동의 크기가 높을수록 잡음의 크기가 크고 기동의 크기가 작을수록 잡음의 크기가 작다는 것이 알려져 있는 사실이기 때문이다[13].

등속 운동모델을 제외한 나머지 2개의 모델로 고기동을 위한 모델그룹을 설계하였고 다음과 같다.

$$IMM_H = [CA_H, AA_H], \quad (28)$$

여기서, CA_H, AA_H 는 각각 고기동을 위한 등가속 운동모델과 급속가속 운동모델이다.

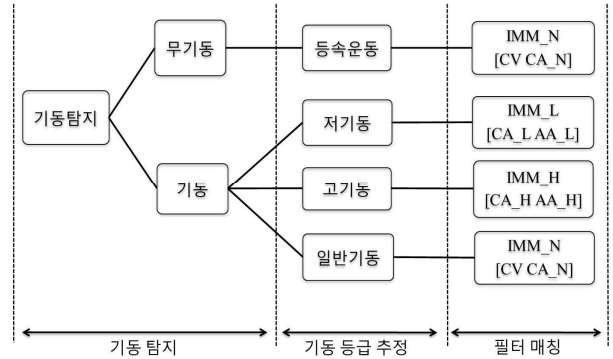


그림 2. IMM 필터뱅크 개략도.

Fig. 2. Schematic of the IMM filterbank.

1.2 저기동을 위한 모델그룹

저기동의 표적의 경우에 가속도의 크기가 작고 공정잡음의 크기가 일정이상 되면 필요이상의 가속도 보정을 하기 때문에 추적오차가 증가하게 된다. 또한 가속도의 크기가 작기 때문에 잡음 성분과 구별이 잘 되지 않는 문제점이 있다. 가속도 구간에서 등속 운동모델을 제외한 등가속 운동모델만으로 모델그룹을 구성한 것이 저기동의 경우에도 장점이 된다. 저기동을 위한 모델들은 고기동을 위한 모델과 반대로 공정잡음의 크기를 작게 설정하였고 구성요소는 다음과 같다.

$$IMM_L = [CA_L, AA_L], \quad (29)$$

여기서, CA_L, AA_L 는 각각 저기동을 위한 등가속 운동모델과 급속가속 운동모델이다.

2. 기동탐지

기존의 단일 표적모델 추적 필터인 칼만필터에서는 측정치와 등속 운동모델의 예측치와의 오차(잔류오차)를 이용하여 이 값이 일정이상의 값을 초과하면 기동이 발생한 것으로 판단하였다.

IMM 필터뱅크에서는 위와 같이 모델그룹을 설정하고 이 모델그룹에 포함된 각각의 모델들의 확률을 통하여 기동을 판정한다.

다음의 조건으로 기동여부를 탐지할 수 있다.

$$\text{무기동} : \mu_{CV} > \mu_{CA}, \quad \mu_{CV} > th_{CV}, \quad (30)$$

$$\text{기동} : \mu_{CA} > \mu_{CV}, \quad \mu_{CA} > th_{CA}, \quad (31)$$

여기서, μ_{CV} 는 등속 운동모델의 모델확률, μ_{CA} 는 등가 운동모델의 모델확률, th_{CV} 는 등속 운동모델의 모델확률 임계값, 그리고 th_{CA} 는 등가속 운동모델의 모델확률 임계값이다.

식 (30)과 같이 μ_{CV} 의 값이 μ_{CA} 보다 크고 μ_{CV} 의 값이 th_{CV} 이상일 때, 기동이 없다고 판단하고 IMM_N 을 이용하여 표적을 추적한다. 만약 식 (31)과 같이 μ_{CA} 의 값이 μ_{CV} 보다 크고 μ_{CA} 의 값이 th_{CA} 이상일 때, 표적이 기동을 시작했다고 판단하고 IMM_N 에서 IMM_H 또는 IMM_L 으로 모델그룹을 교체한다.

3. 기동 등급 추정 및 필터 매칭

일단 기동의 탐지가 이루어지면, बैं크 안에 정의된 필터들의 교체를 위해서 기동의 크기를 판단해야 한다. 본 논문에서 다루게 될 기동의 크기는 총 3가지이며 5g 초과 10g 이하의 범위사이에 존재하는 기동을 고기동이라고 정의한다. 여기서, g는 중력가속도(9.8m/s²)이다. 전투기의 경우에 10g 이상의 기동은 조종사에게 위험하기 때문에 실제 전장에서도 잘 사용되지 않으므로 고려하지 않았다. 그리고 1g 이하의 기동을 저기동이라고 정의하고 보통 저기동은 유도탄의 경우에 잘 나타난다. 최근의 유도탄은 낮은 등급의 가속도로 서서히 자함으로 접근하기 때문에 등속 운동도 아니고 그렇다고 등가속 운동이라 하기에는 가속도의 값이 너무 작아 가속도 성분의 값이 잡음과 구별이 잘 되지 않아 실제의 표적과 오차가 지속적으로 발생하는 문제점이 존재한다.

기동의 크기는 추정된 가속도를 이용하여 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{a} = \sqrt{\hat{a}_x^2 + \hat{a}_y^2 + \hat{a}_z^2}, \quad (32)$$

$$\begin{aligned} \hat{a} \leq 1g &\Rightarrow \text{activate } IMM_L, \\ 1g < \hat{a} \leq 5g &\Rightarrow \text{activate } IMM_N, \\ 5g < \hat{a} \leq 10g &\Rightarrow \text{activate } IMM_H, \end{aligned} \quad (33)$$

여기서, \hat{a} 는 각 방향의 가속도에 대한 평균값이고, $\hat{a}_x, \hat{a}_y, \hat{a}_z$ 는 각각 x축, y축, z축 방향의 가속도이다.

가속도의 크기가 저기동 크기이면 IMM_L 필터로 매칭하고 가속도의 크기가 고기동 크기이면 IMM_H 필터로 매칭한다. 그리고 가속도의 크기가 저기동과 고기동 사이의 크기이면 IMM_N 필터를 유지한다.

기동에 따라 새로운 필터 매칭이 이루어질 경우, 초기 모드 확률 μ 는 이전 필터에서 계산된 모드 확률을 사용하지 않고 식 (37)과 같이 기 설정된 값을 사용한다. 그 이유는 필터 간 설정된 표적모델들이 상이하여 이전 필터에서 계산된 모드 확률을 새로운 필터의 모드 확률의 초기값으로 사용하기에 적절하지 않기 때문이다.

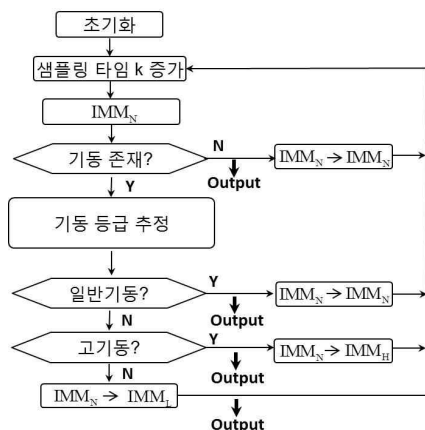


그림 3. IMM 필터뱅크 알고리즘.
Fig. 3. Algorithm of IMM filterbank.

4. IMM 필터뱅크 알고리즘

필터뱅크 초기 구동 시, 기동이 없다는 가정 하에 등속 운동모델과 등가속 운동모델로 구성된 IMM_N 필터로 시작한다. IMM_N 필터에는 등가속 운동모델이 포함되어 있어 표적의 가속도를 추정할 수 있으므로 가속도항을 관찰하고, 그 값이 설정된 임계값을 초과하면 기동이 있다고 판단하여 필터뱅크의 다른 IMM 필터를 호출한다. 이때 식 (33)에 의해 기동 등급을 추정하여 등급에 맞는 필터로 매칭한다. 만약 기동 등급이 1g 이하의 저기동으로 판단되면 k+1시간에서의 입력필터는 IMM_L이 된다. 그림 3과 같이 매 샘플링 타임마다 반복적으로 진행되며 IMM 필터뱅크를 구동한다.

V. 시뮬레이션 및 성능 평가

시뮬레이션은 두 개의 시나리오로 성능 평가하였다. 샘플링 간격 T는 0.1초이고 측정잡음 공분산행렬 R_{CV}(k), R_{CA/AA}(k)과 등속 운동모델 및 등가속 운동모델의 상태오차 공분산행렬의 초기값 P_{CV}(0)와 P_{CA}(0)는 다음과 같이 설정한다.

$$R_{CV}(k) = \begin{bmatrix} 5^2 & 0 \\ 0 & 5^2 \end{bmatrix} m^2, \quad R_{CA/AA}(k) = \begin{bmatrix} 5^2 & 0 & 0 \\ 0 & 5^2 & 0 \\ 0 & 0 & 5^2 \end{bmatrix} m^2, \quad (34)$$

$$P_{CV}(0) = 10^2 I(6 \times 6) m^2, \quad P_{CA}(0) = 10^2 I(9 \times 9) m^2. \quad (35)$$

모델 전이 확률 행렬 π_{ij} 와 초기 모드 확률 μ 는 다음과 같이 가정한다.

$$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.9 & 0.1 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}, \quad (36)$$

$$\mu = [0.5 \ 0.5]. \quad (37)$$

그리고 모든 시뮬레이션은 동일한 조건하에서 100회의 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통하여 구해진 추정오차의 RMS를 통하여 성능평가 하였다.

1. 시나리오 1

함정을 목표로 이동하는 유도탄의 대표적인 기동 패턴을 나타내는 저기동 궤적이다. 그림 4와 같이 초기위치(6000 m

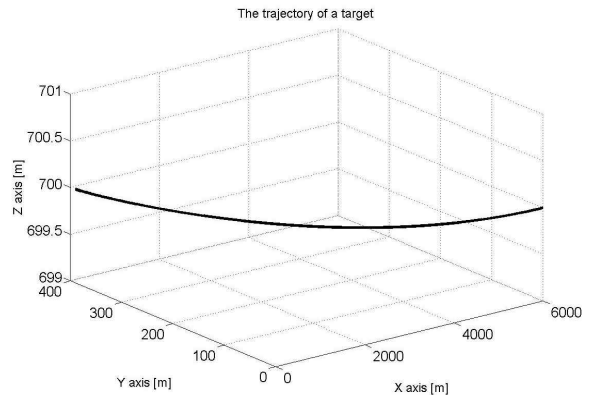


그림 4. 시나리오 1의 표적 궤적.
Fig. 4. Target trajectory of scenario #1.

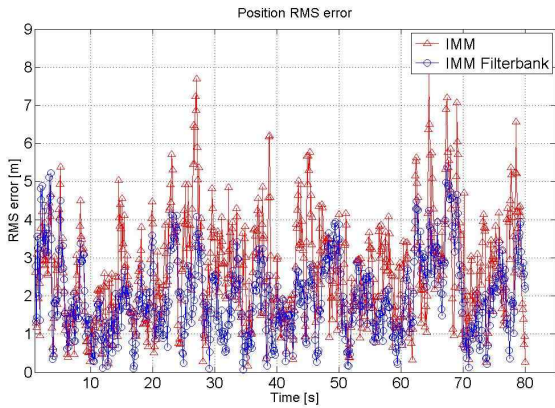


그림 5. 위치 RMS 오차.
Fig. 5. Position RMS error.

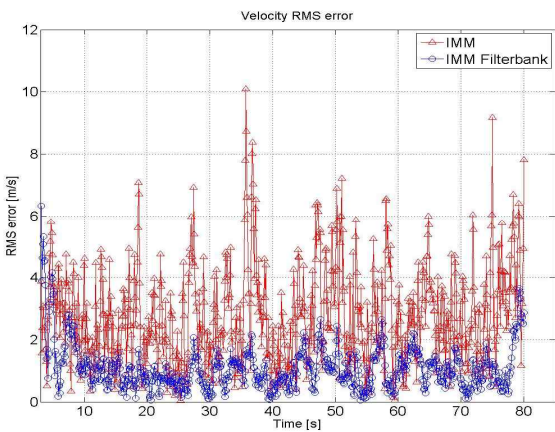


그림 6. 속도 RMS 오차.
Fig. 6. Velocity RMS error.

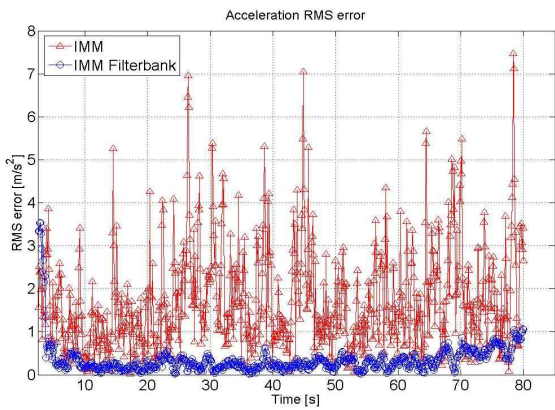


그림 7. 가속도 RMS 오차.
Fig. 7. Acceleration RMS error.

표 1. 시나리오 1의 RMS 오차 평균값.

Table 1. RMS error average of scenario #1.

	Position (m)	Velocity (m/s)	Acceleration (m/s ²)
IMM	2.412	2.548	1.507
IMM Filterbank	1.899	1.223	0.508

0m, 700m)에서 75m/s(x축 방향)의 초기 속도로 1초~80초까지 0.1m/s²에서 3m/s²까지 점점 가속도가 증가하는 저기동 표적이다. 표적은 시간이 지남에 천천히 자함으로 근접해오다가 점점 가속도가 증가하는 것으로 설정하였다.

시나리오 1의 표적은 처음부터 작은 크기의 가속도를 가지는 저기동 표적이다. 따라서 시뮬레이션의 모든 구간에서 그림 5, 6, 7과 표 1의 결과처럼 본 논문에서 제시한 IMM 필터뱅크가 위치, 속도, 가속도 모든 영역에서 더 좋은 성능을 보인다. 기존의 IMM 필터는 일반적인 기동에 대응하기 위해 설계된다. 저기동 표적은 가속도 크기가 작기 때문에 기존의 필터의 공정잡음 크기로는 필요 이상의 보상을 해주기 때문에 오차가 좀 더 발생한다. 본 논문에서 설계한 IMM_N 모델그룹은 공정잡음의 크기가 작게 설계되어 있어 보상을 작게 해주므로써 모든 영역에서 기존의 IMM 필터보다 제한한 필터뱅크가 보다 안정적인 추적 성능을 보여줄 수 있다.

2. 시나리오 2

시나리오 2는 그림 8과 같이 자함을 향해 기동하는 미사일의 궤적의 형태인 sea-skimming & pop-up 궤적으로, 초기 위치 (2900m, 300m, -700m)에서 280m/s(x축 방향)의 초기 속도를 갖는다. 1초에서 74초까지는 등속운동을 하다가 75초에서 135초까지 z축 방향으로 상승하는 일반기동을 하며 136초에서 210초까지 방향전환을 위해 고기동으로 하강하는 궤적이다.

그림 9, 10, 11에 도시된 바와 같이, 기동이 시작되기 전인 74초까지는 기존의 IMM 필터와 IMM 필터뱅크의 추적 성능은 유사하지만, 기동 구간인 76초에서 210초 사이에는 IMM 필터뱅크의 추적성능이 우수함을 확인할 수 있다. 또한 표 2의 RMS 오차의 평균값으로 추적성능의 우수함을 증명할 수 있다. 이는 식 (28)처럼 기동구간을 표현하는데 있어 불필요한 등속 운동모델을 사용하지 않아 등속 운동 모델에 의해 발생하는 추정오차를 줄일 수 있기 때문이며, 이는 결과적으로 계산량 감소의 효과를 가져 올 수 있다.

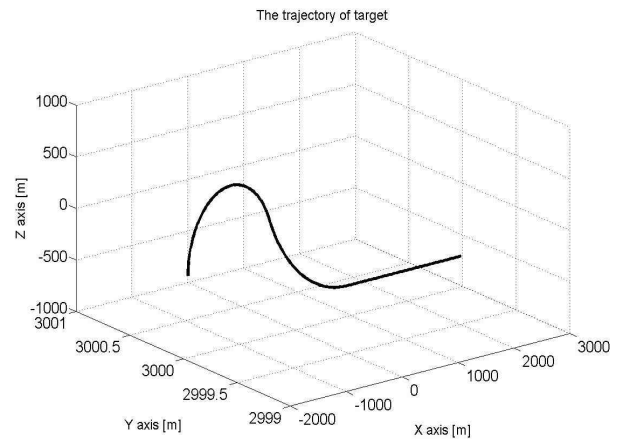


그림 8. 시나리오 2의 표적궤적.

Fig. 8. Target trajectory of scenario #2.

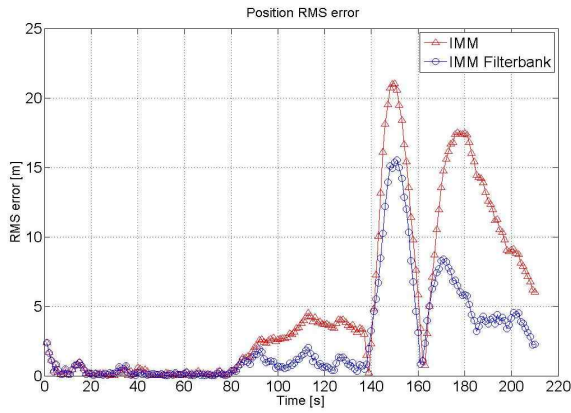


그림 9. 위치 RMS 오차.
Fig. 9. Position RMS error.

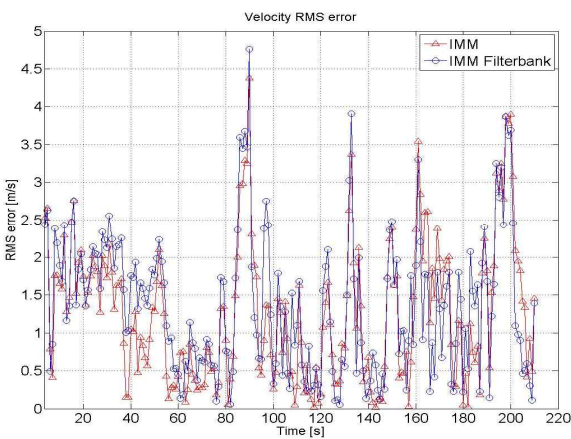


그림 10. 속도 RMS 오차.
Fig. 10. Velocity RMS error.

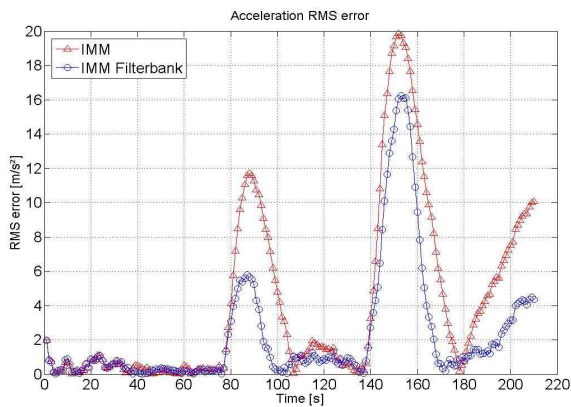


그림 11. 가속도 RMS 오차.
Fig. 11. Acceleration RMS error.

표 2. 시나리오 2의 RMS 오차 평균값.

Table 2. RMS error average of scenario #2.

	Position (m)	Velocity (m/s)	Acceleration (m/s ²)
IMM	5.436	1.715	4.065
IMM Filterbank	2.960	1.543	2.274

VI. 결론

본 논문에서는 IMM 필터의 우수한 성능을 유지하면서도 광대역으로 기동하는 표적에 대응할 수 있도록 고기동과 저기동에 적절한 모델들로 모델그룹을 구성하고, 구성된 모델그룹을 기동 등급에 따라 적응적으로 선택함으로써 다양한 기동에 대처할 수 있는 IMM 필터뱅크를 제안하였다. 제안된 IMM 필터뱅크는 기동이 없는 구간에서는 등속 운동모델을 포함한 IMM 필터인 IMM_N을 구동한다. 반면에 기동이 있는 구간에서는 등속 운동모델을 제외하고 기동 가속도를 포함한 운동 모델인 IMM_H 또는 IMM_L과 같은 IMM 필터를 적응적으로 사용함으로써 표적의 기동유무와 관계없이 항상 등속 운동모델이 적용되는 기존의 IMM 필터에 비해 추적성능이 개선되며, 계산량 감소의 효과를 볼 수 있다. 이를 위해 각 시나리오에 대해 100회 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하였으며, 제시한 IMM 필터뱅크와 기존의 IMM 필터의 성능을 비교 평가를 통해 제안한 IMM 필터뱅크 추적성능의 우수성을 입증하였다.

REFERENCES

- [1] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. AES-23, no. 1, pp. 298-310, May 1987.
- [2] Y. Bar-Shalom and K. Birimiwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics System*, vol. AES-18, no. 5, pp. 621-629, Sep. 1982.
- [3] B. W. Ahn, J. W. Choi, T. H. Fang, and T. L. Song, "Maneuvering target tracking using modified variable dimension filter with input estimation," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering (in Korean)*, vol. 8, no. 11, pp. 976-983, Nov. 2002.
- [4] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronics*, vol. 25, no. 2, pp. 296-300, Mar. 1989.
- [5] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Multiple-model estimation with variable structure," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. AC-41, no. 4, pp. 478-493, Apr. 1996.
- [6] X. R. Li and V. P. Jilkov, "Survey of maneuvering target tracking. Part I: Dynamic models," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 1, pp. 103-123, 1998.
- [7] Y. Bar-Shalom, X. R. Li, and T. Kirubarajan, *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms, and Software*, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [8] C. H. Yu and J. W. Choi, "Sensor nodes selecting schemes-based distributed target tracking filter for underwater wireless sensor networks," *Journal of Institute of*

Control, Robotics and Systems (in Korean), vol. 19, no. 8, pp. 694-701, Aug. 2013.

- [9] D. Musicki, "Tracking in clutter using IMM-IPDA-based algorithms," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 44, pp. 111-126, Jan. 2008.
- [10] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, and J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: a survey," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 1, pp. 103-123, 1998.
- [11] C. E. Seah, "Algorithm for performance analysis of the IMM algorithm," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 47, pp. 1114-1124, Apr. 2011.
- [12] J. H. Sun, W. S. Lee, and Y. S. Kang, "Neighboring vehicle maneuver detection using IMM algorithm for ADAS," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 8, pp. 718-724, Aug. 2013.
- [13] X. R. Li and V. P. Jilkov, "A survey of maneuvering target tracking: Dynamic models," *Proc. of the 2000 SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets*, vol. 4048, pp. 212-236, Apr. 2000.



최재원

1987년 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1989년 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학석사. 1995년 서울대학교 대학원 제어계측공학과 공학박사. 1999년 8월~현재 IFAC Technical Committee on Aerospace 및 Technical Committee on Linear Control Systems 운영위원. 현재 부산대학교 기계공학부 교수. 2000년 5월 한국과학기술단체총연합회 수여 제10회 과학기술우수논문상 수상. 2002년 4월 제35회 과학의 날 과학기술진흥유공포상 국무총리 표창수상. 2008년 10월 제어로봇시스템학회 고명삼 학술상수상. 2009년 11월 공학교육혁신유공 교육과학기술부장관 표창. 관심분야는 추적필터 설계, 선형시변시스템 제어이론, U-health 시스템.



이정철

2012년 한국해양대학교 기계·에너지 시스템공학부 졸업. 2012년~현재 부산대학교 대학원 기계공학부 석사과정. 관심분야는 추적필터 설계.



유창호

2002년 부산대학교 기계공학부 졸업. 2014년 부산대학교 대학원 지능기계공학과 공학박사. 현재 부산대학교 기계기술연구원 Postdoctoral Fellow. 2009년 8월 ICROS-SICE International Joint Conference 2009 수여 Student Travel Grant Award 수상. 관심분야는 추적필터 설계, 항법 및 유도제어 시스템, U-health 시스템.