

# 기동표적의 상태추정을 이용한 포의 사격통제 시스템 향상 연구

論 文

55D-3-2

## Gun fire Control System Design with Maneuvering Target State Estimates

韓斗熙<sup>†</sup> · 李東冠<sup>\*</sup> · 宋澤烈<sup>\*\*</sup>

(Du Hee Han · Dong Gwan Lee · Taek Lyul Song)

**Abstract** - Fire control system(FCS) errors can be classified as hardware errors, filter prediction errors, effective ballistic function errors, and aiming errors. Among these errors, the filter prediction errors are the most significant error sources. To reduce them, a target future position calculation method using the acceleration estimate is suggested and it is compared with the constant velocity target prediction method. Simulation results show that the suggested method has better performance than the constant velocity prediction method. Target tracking algorithm is established with multiple target tracking filters based on IMM structure.

**Key Words** : 사격통제장치, 탄도계산, 예상요격지점, 비행시간조정, IMM, Combination 예측 모델

### 1. 서 론

중구경 포의 사격통제장치는 탐지/추적된 표적정보를 종합하여 예상요격지점으로 탄을 발사시키는 기능을 수행하며 다음과 같이 구분할 수 있다. 1) 탐지레이더와 추적기로부터 표적의 위치와 속도/방향 등 표적정보를 받아 비행경로를 예측한다. 2) 탄종을 결정하여 입력하면 탄 제원 및 포구초속, 기상제원 등이 자동 입력되고, 입력된 자료를 토대로 탄도계산을 수행하여 임의의 시간에 표적과 탄도가 일치하는 예상요격지점을 계산한다. 3) 계산된 예상요격지점으로 포 구동제원을 산출하여 포구를 지향하고 사격을 수행한다. 이와 같은 일련의 사격 통제 절차를 빠르게 반복수행하여 표적을 격추시키게 된다.

표적추적필터의 역할은 크게 2가지로 표현할 수 있다. 하나는 표적의 현재 위치, 속도, 가속도를 추정하고, 두 번째는 이것을 표적의 예상요격지점 산출을 위한 초기 값으로 이용하여 표적의 미래 위치를 예상하는 것이다. 탄도계산 알고리즘은 비행시간조정(Time Of Flight Balance) 과정을 통해 표적의 예상요격지점을 결정하고, 예상요격지점에 해당하는 포 명령을 계산한다[1]. 여기서, 비행시간조정은 표적과 탄이 예상요격지점에 도달하는데 걸리는 비행시간을 서로 동일하게 맞추는 과정이다.

기동이 있는 표적을 명중시키기 위해서는 표적의 위치, 속도, 가속도를 정확히 추정해야 한다. 이를 위하여 추적필

터가 필요하며, 가장 널리 알려진 추적필터는 칼만 필터이다. 칼만 필터는 동적필터로서 표적의 미래 정보를 예측하는 기능을 수행한다[2]. 정밀한 표적추적을 위해서는 표적에 대한 정확한 동역학 모델을 필요로 하지만, 모델링 오차를 제거할 수 없으므로, 이를 공정잡음(process noise)에 포함한다[3]. 이러한 확률적 모델과 측정 잡음에 의한 오차 등을 감안하여 칼만 필터류의 추적필터는 통계적인 처리로서 표적의 위치, 속도, 가속도를 추정하여 제공하게 된다. 추적필터의 성능은 모델링의 정확성에 대해 민감한 특성을 보이며, 선형시스템의 추정에 사용되는 칼만 필터의 경우에는 추정치에 바이어스가 실리거나, 공분산이 증가하거나, 추정치가 발산 할 수도 있다. 모델링의 정확도가 추정성능에 미치는 영향을 감소시키기 위해 달리 설정된 가설에 근거한 다수의 시스템 모델을 사용한 필터들을 동시에 사용하여 추정치와 필터들의 추정치를 비교하여 실제의 시스템이 어느 모델에 맞게 동작하는가를 확률적으로 판단하는 다수모델 필터가 많이 사용되고 있다. 본 논문에서는 다수모델 필터 중 GPB1(Generalized Pseudo Bayesian approach of first order)의 계산량을 가지며 필터의 성능은 GPB2(Generalized Pseudo Bayesian approach of second order)와 유사하다고 알려져 있는 IMM(Interacting Multiple Model) 알고리즘을 활용하여 기동표적에 대한 추정성능을 분석 하고자 한다.

본 논문의 구성은 본론에서 IMM 알고리즘과 필터에 사용된 표적의 기동모델, 추정된 표적의 가속도 정보를 이용한 미래위치 예측방법에 대해서 서술하였고, 시뮬레이션은 본 논문에서 제안한 다수모델 필터를 사용하는 IMM 알고리즘을 통해 추정된 표적정보를 이용하여 예상요격지점을 산출하고, 계산된 포 명령으로 사격을 실시하는 사격통제장치 시뮬레이션을 통하여 예상요격지점에서 발생하는 표적과 탄의 거리오차에 큰 영향을 미치는 원인에 대해 규명하고 분석을 수행하였다.

<sup>†</sup> 교신저자, 正會員 : 漢陽大學 工大 電子電氣制御計測學科 博士課程.

E-mail : hduhee@ihanyang.ac.kr

<sup>\*</sup> 非會員 : 漢陽大學 工大 電子電氣制御計測學科 博士.

<sup>\*\*</sup> 正會員 : 漢陽大學 工大 電子電氣制御計測學科 正教授.

接受日字 : 2005年 11月 16日

最終完了 : 2006年 1月 6日

## 2. 본 론

기동표적의 추적에서와 같이 시스템을 정확히 모델링하기 어려운 경우에 단수모델을 사용하면 추정치의 오차가 커지거나 발산하는 경우가 생긴다. 단수모델 필터를 사용하면서도 시스템의 급격한 변화를 감지할 수 있는 방법에 대한 연구의 예로서 가변차원필터[3]와 입력추정기법[4]을 들 수 있다. 이는 선형시스템이 정상동작 할 때 모델과 시스템이 일치하면 잔여치가 가우시안 분포를 하게 되는 것을 이용하여 잔여치를 제공하여 얻은  $\chi^2$ 분포를 하는 값들을 일정한 개수만큼 더하여 시험 통계치(test statistic)로 사용한다. 지금까지 연구된 몇 가지 유용한 다수모델필터 중에서 IMM 알고리즘을 적용하여 기동표적의 상태변수를 추정하고자 한다 [5].

### 2.1 IMM(Interacting Multiple Model) 알고리즘

N개의 가설에 대하여 Markov chain으로 모델링 되는 선형시스템을 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} x_k &= \Phi(M_k)x_{k-1} + B(M_k)w_{k-1} \\ z_k &= H(M_k)x_k + v_k(M_k) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $M_k$ 는 시스템을 모델링 할 때, 불확실성을 갖는 파라메타에 대한 가설이고 상태전이행렬  $\Phi(M_k)$ 는 가설을 포함하고 있으며 n차 상태변수  $x_{k-1}$ 를 포함하고 있지 않으므로  $x_{k-1}$ 에 '독립적'이다.  $w_{k-1}$ 는 영 평균을 갖는 백색 가우시안 잡음벡터이며 공분산을  $Q_{k-1}$ 로 정의된다. 측정방정식도 측정행렬에 가설  $M_k$ 가 포함된 일반적인 선형방정식이다. 여기서 백색가우시안 잡음  $v_k$ 는 영 평균과 공분산  $R_k$ 을 갖는다. IMM에서는 칼만 필터를 유도하는데 사용되는 베이시안 방법을 변화시켜 그 특징이 되는 interacting 알고리즘을 얻는다. IMM의 또 다른 특징은 다수 모델의 설정에 사용되는 가설의 숫자를 작게 선택하여 필터의 개수를 줄이는 데 있다. 다음 그림 1은 IMM 알고리즘과 칼만 필터의 다른 점을 요약한 것이다.

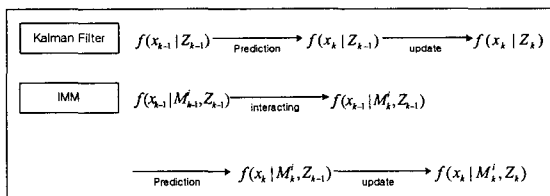


그림 1 칼만 필터와 IMM 알고리즘의 확률분포함수  
Fig. 1 PDF of Kalman filter and IMM algorithm

그림 1에서  $M_k^i$ 는 i번째 모드라는 뜻이며 이는 i번째 가설과 같은 뜻이다. IMM의 가장 핵심이 되는 부분은 그림 1

에서의 interacting에 해당하는 부분과  $t_k$ 에서의 측정치를 이용한 추정치 쇄신 후에 각각의 모드가 맞을 확률을 계산하는 모드 확률 쇄신부분이라고 할 수 있다.

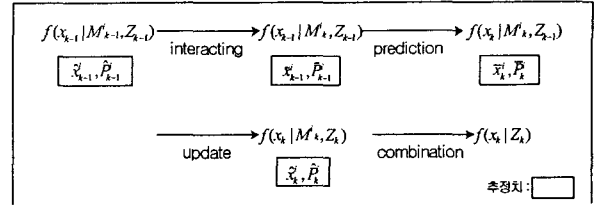


그림 2 IMM 알고리즘  
Fig. 2 IMM algorithm

세부적인 IMM 알고리즘의 개요는 그림 2와 같으며, [6]에서 제안한 IMM 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

#### Interacting step

확률밀도함수  $f(x_{k-1}|M_k^i, Z_{k-1})$ 의 평균과 공분산은  $\tilde{x}_{k-1}^i$ 와  $\tilde{P}_{k-1}^i$ 는 아래식을 만족한다.

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k-1}^i &= \sum_{j=1}^N \hat{x}_{k-1}^j \mu_{ij}^j \\ \tilde{P}_{k-1}^i &= \sum_{j=1}^N (\hat{P}_{k-1}^j + \hat{x}_{k-1}^j (\hat{x}_{k-1}^j)^T) \mu_{ij}^j - \tilde{x}_{k-1}^i (\tilde{x}_{k-1}^i)^T \end{aligned} \quad (2)$$

여기서,  $\mu_{ij}^j$ 와 모드 천이 확률  $\pi_{ij}$ 는 아래와 같다.

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

#### Prediction step

그림 2의 예측 단계에서  $f(x_k | M_k^i, Z_{k-1})$ 의 평균과 공분산은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \bar{x}_k^i &= \Phi(M_k^i) \tilde{x}_{k-1}^i \\ \bar{P}_k^i &= \Phi(M_k^i) \tilde{P}_{k-1}^i \Phi^T(M_k^i) + B(M_k^i) Q_{k-1} B^T(M_k^i) \end{aligned} \quad (3)$$

#### Update step

쇄신 단계에서  $f(x_k | M_k^i, Z_k)$ 의 평균과 공분산은 식(4)와 같으며,

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^i &= \bar{x}_k^i + K_k^i (z_k - H(M_k^i) \bar{x}_k^i) \\ \hat{P}_k^i &= (I - K_k^i H(M_k^i)) \bar{P}_k^i (I - K_k^i H(M_k^i))^T + K_k^i R_k K_k^{iT} \\ K_k^i &= \bar{P}_k^i H^T(M_k^i) (H(M_k^i) \bar{P}_k^i H^T(M_k^i) + R_k)^{-1} \end{aligned} \quad (4)$$

모드 확률 쇄신 값, 즉 가설  $M_k^i$ 가 맞을 확률은 다음과 같이 요약된다.

$$P(M_k^i | Z_k) = \frac{f(z_k | M_k^i, Z_{k-1}) \sum_{j=1}^N \pi_j P(M_{k-1}^j | Z_{k-1})}{\sum_{l=1}^N f(z_k | M_k^l, Z_{k-1}) \sum_{m=1}^N \pi_m P(M_{k-1}^m | Z_{k-1})} \quad (5)$$

**Combination step**

표적의 최종 상태변수와 공분산은 다음과 같이 간단히 구해진다.

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \hat{x}_k^i P(M_k^i | Z_k)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^N (\hat{P}_k^i + (\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)(\hat{x}_k^i - \hat{x}_k)^T) P(M_k^i | Z_k) \quad (6)$$

**2.2 표적 모델**

추적 필터를 구성하기 위해서는 표적의 기동모델이 필요하며 1970년에 Singer에 의하여 최초로 제안되었다[7]. Singer는 시간 t에서 인가된 표적의 기동입력이 작은 시간 t+τ에서도 목표물의 운동에 영향을 준다는 가정아래, 표적의 가속도를 1차 마코프 프로세스(Markov Process)로 모델링 하여 기동이 발생하여도 필터가 발산하지 않고 표적을 추적할 수 있도록 하였다. 또한 Berg는 목표물이 좌표 회전(coordinated turn), 혹은 선회 기동 한다는 가정아래 가속도의 미분치인 jerk항을 속도와 가속도의 함수로 모델링 하여 Singer 모델에 포함시켰다[8]. Berg 모델의 변형된 형태의 Song 모델[9]은 표적의 가속도 성분이 deterministic acceleration와 time-correlated acceleration random process로 구성되며 Berg 모델에  $\hat{A}/\tau$  ( $\hat{A}$ : the latest estimate of acceleration)항이 추가된다. CTR(Constant Turn-Rate) 모델[10]은 대공 표적의 좌표 회전 기동의 궤적 형태를 등속 원운동으로 간주하여 기동 모델을 정의한다. 본 논문에서는 등속, 등가속 및 좌표 회전 기동을 수행하는 대공 표적에 대한 모델로서, CV(Constant Velocity) 모델, CTR 모델 그리고 Song 모델을 이용하여 IMM을 구성하였으며, 상태변수와 이산화된 표적의 동역학 모델은 아래와 같다.

**CV(Constant Velocity) 모델**

상태변수 x는 직교좌표계 각 축의 위치, 속도로 구성되고, 식 (7)의 우변의 위 첨자는 행렬의 transpose를 의미한다.

$$x = [x \quad y \quad z \quad \dot{x} \quad \dot{y} \quad \dot{z}]^T \quad (7)$$

이산화된 상태방정식은 다음과 같다.

$$x_k = \Phi_{CV} x_{k-1} + B_{CV} w_{k-1} \quad (8)$$

식(8)에서 상태전이행렬  $\Phi_{CV}$ 와  $B_{CV}$ 는 샘플링 주기 T와 3×3 단위행렬 I와 영행렬 O로 표현된다.

$$\Phi_{CV} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & T\mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad B_{CV} = \begin{bmatrix} T^2/2\mathbf{I} \\ T\mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$w_{k-1} = [w_x, w_y, w_z]^T$ 는 백색잡음벡터이고 각 축의 가속도에 대한 모델링 오차를 나타내는 공정잡음으로서 각 축의 백색잡음은 상관관계가 없으며 평균이 0, 공분산은 다음의  $Q_{CV}(k-1)$ 이다[10].

$$\text{cov}(B_{CV} w_{k-1}) = Q_{CV}(k-1) = \sigma_{CV}^2 \begin{bmatrix} T^4/4 \mathbf{I} & T^3/2 \mathbf{I} \\ T^3/2 \mathbf{I} & T^2 \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (10)$$

본 논문에서는 각 축에 대해서  $w_{k-1} = [w_x, w_y, w_z]^T$  성분의 분산이 모두 동일한  $\sigma_{CV}^2$ 을 갖는다고 가정한다. 위 모델은 표적의 가속도를 작은 값의 백색잡음으로 가정하였으므로 “small white acceleration models” 혹은 “nearly-constant-velocity models”이라고도 불린다.

**Song 모델**

상태변수 x는 식 (7)에서 각 축의 가속도가 포함되고 이산화된 상태방정식은 다음과 같다.

$$x = [x \quad y \quad z \quad \ddot{x} \quad \ddot{y} \quad \ddot{z}]^T$$

$$x_k = \Phi_S x_{k-1} + \Gamma_S u_{k-1} + \Lambda_S \dot{u}_{k-1} + w_{k-1} \quad (11)$$

식(11)에서  $u_{k-1}$ 은 가속도 추정치이며,  $\dot{u}_{k-1}$ 은 Berg 모델에서 제안된 jerk 항이다[8]. 상태전이행렬  $\Phi_S$ 와  $\Gamma_S$ ,  $\Lambda_S$ 는 3×3 단위행렬 I와 영행렬 O을 이용하여 아래와 같이 정의된다[9].

$$\Phi_S = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{\Pi} & \tau^2(-1+T/\tau+\exp(-T/\tau))\mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} & \tau(1-\exp(-T/\tau))\mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \exp(-T/\tau)\mathbf{I} \end{bmatrix}$$

$$\Gamma_S = \begin{bmatrix} \{T^2/2-\tau^2(-1+T/\tau+\exp(-T/\tau))\}\mathbf{I} \\ \{T-\tau(1-\exp(-T/\tau))\}\mathbf{I} \\ \{1-\exp(-T/\tau)\}\mathbf{I} \end{bmatrix} \quad \Lambda_S = \begin{bmatrix} T^2/6\mathbf{I} \\ T^2/2\mathbf{I} \\ \mathbf{\Pi} \end{bmatrix} \quad (12)$$

칼만 필터에서는 식(11)의 공정잡음  $w_{k-1}$ 의 공분산 행

렬을 사용한다. 공정잡음의 power spectral density,  $q_s = 2\tau\sigma_s^2$ 이며 공분산 행렬  $Q_S(k-1)$ 는 다음과 같다.

$$Q_S(k-1) = 2\tau\sigma_s^2 \begin{bmatrix} q_{11}\mathbf{I} & q_{12}\mathbf{I} & q_{13}\mathbf{I} \\ q_{12}\mathbf{I} & q_{22}\mathbf{I} & q_{23}\mathbf{I} \\ q_{13}\mathbf{I} & q_{23}\mathbf{I} & q_{33}\mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서,  $\mathbf{I}$ 는  $3 \times 3$  단위행렬이고 공분산 행렬  $Q_S(k-1)$ 는 샘플링 주기  $T$ 와 상관 시간(correlation time)  $\tau$ 의 함수로서 행렬의 각 성분은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} q_{11} &= \frac{\tau^3}{2} [1 + 2T/\tau - 2(T/\tau)^2 + 2(T/\tau)^3/3 - e^{-2T/\tau} - 4T/\tau e^{-T/\tau}] \\ q_{12} &= \frac{\tau^2}{2} [1 - 2T/\tau + (T/\tau)^2 + e^{-2T/\tau} - 2e^{-T/\tau} + 2T/\tau e^{-T/\tau}] \\ q_{13} &= \frac{\tau}{2} [1 - e^{-2T/\tau} - 2T/\tau e^{-T/\tau}] \\ q_{22} &= \frac{\tau}{2} [-3 + e^{-2T/\tau} - 2e^{-T/\tau}] \\ q_{23} &= \frac{1}{2} [1 + e^{-2T/\tau} - 2e^{-T/\tau}] \\ q_{33} &= \frac{1}{2\tau} [1 - e^{-2T/\tau}] \end{aligned}$$

**CTR(Constant Turn-Rate) 모델**

상태변수  $x$ 의 구성은 식 (11)과 같으며, 이산화된 상태방정식은 다음과 같다.

$$x_k = \Phi_{CT} x_{k-1} + B_{CT} w_{k-1} \quad (14)$$

상태전이행렬  $\Phi_{CT}$ 와  $B_{CT}$ 는  $3 \times 3$  단위행렬  $\mathbf{I}$ 와 영행렬  $\mathbf{O}$ 를 이용하여 아래와 같이 정의된다[10].

$$\Phi_{CT} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \frac{\sin \omega T}{\omega} \mathbf{I} & \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \cos \omega T \mathbf{I} & \frac{\sin \omega T}{\omega} \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & -\omega \sin \omega T \mathbf{I} & \cos \omega T \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad B_{CT} = \begin{bmatrix} \frac{\omega T - \sin \omega T}{\omega^3} \mathbf{I} \\ \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} \mathbf{I} \\ \frac{\sin \omega T}{\omega} \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (15)$$

식(14)의 공정잡음  $w_{k-1}$ 의 power spectral density,  $\sigma_{CT}^2$ 이며 공분산 행렬  $Q_{CT}(k-1)$ 는 다음과 같다.

$$Q_{CT}(k-1) = \sigma_{CT}^2 \begin{bmatrix} q_{11}\mathbf{I} & q_{12}\mathbf{I} & q_{13}\mathbf{I} \\ q_{12}\mathbf{I} & q_{22}\mathbf{I} & q_{23}\mathbf{I} \\ q_{13}\mathbf{I} & q_{23}\mathbf{I} & q_{33}\mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (16)$$

여기서,  $\mathbf{I}$ 는  $3 \times 3$  단위행렬이고 공분산 행렬  $Q_{CT}(k-1)$ 는 샘플링 주기  $T$ 와 표적의 좌표 회전 각속도  $\omega$ 로 표현되며 행렬의 각 성분은 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} q_{11} &= \left( \frac{\omega T - \sin \omega T}{\omega^3} \right)^2 \\ q_{12} &= \left( \frac{\omega T - \sin \omega T}{\omega^3} \right) \left( \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} \right) \\ q_{13} &= \left( \frac{\omega T - \sin \omega T}{\omega^3} \right) \left( \frac{\sin \omega T}{\omega} \right) \\ q_{22} &= \left( \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} \right)^2 \\ q_{23} &= \left( \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} \right) \left( \frac{\sin \omega T}{\omega} \right) \\ q_{33} &= \left( \frac{\sin \omega T}{\omega} \right)^2 \end{aligned}$$

여기서, 표적의 좌표 회전 각속도  $\omega$ 는 추정된 가속도와 속도의 크기를 이용하여 식(17)과 같이 계산한다.

$$\omega = \frac{\|a\|}{\|v\|} \quad \text{with} \quad \|a\| = \sqrt{\hat{x}^2 + \hat{y}^2 + \hat{z}^2} \quad \|v\| = \sqrt{\hat{x}^2 + \hat{y}^2 + \hat{z}^2} \quad (17)$$

위의 3가지 기동 모델을 이용한 IMM의 흐름도는 다음과 같다.

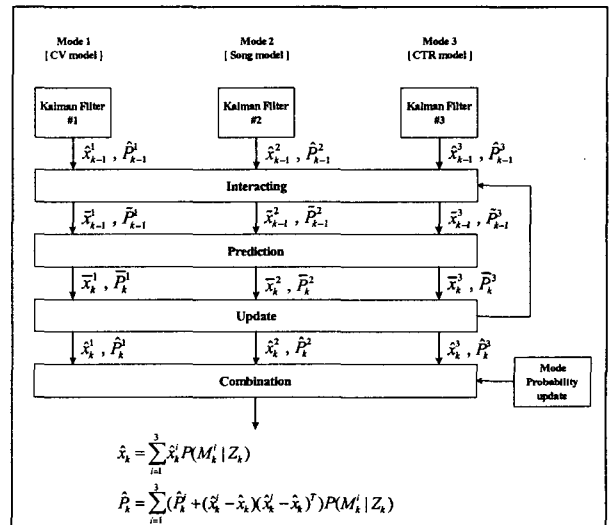


그림 3 IMM의 흐름도  
Fig. 3 Flow chart of the proposed IMM ( case of 3 mode )

### 2.3 측정 방정식

센서로부터 측정된 표적정보는 극좌표계(Polar Coordinate System) 형태로 표시되며, 이러한 극좌표계에서의 측정치,  $(r_m, \theta_m, \psi_m)$ 을 직교좌표계(Cartesian Coordinate System)에서  $(x_m, y_m, z_m)$ 으로 표현하면 식 (18)과 같다.

$$\begin{aligned} x_m &= r_m \cos\theta_m \cos\psi_m \\ y_m &= r_m \cos\theta_m \sin\psi_m \\ z_m &= r_m \sin\theta_m \end{aligned} \quad (18)$$

식 (18)에서 보여주듯이 측정치는 직교좌표계에 대해서 비선형으로 나타나므로 표적의 위치, 속도, 가속도등을 추정하기 위해서는 비선형 칼만 필터를 사용해야 하며 이러한 시스템에 대해서 일반적으로 비선형 칼만 필터(Extended Kalman Filter)를 적용한다[11]. 비선형 칼만 필터는 선형 칼만 필터와 비교하여 계산량이 많으므로 빠른 속도로 기동하는 표적에 대해서 극좌표계의 측정치를 직교좌표계에서의 성분으로 선형화시킨 변환 측정치(converted measurement)를 이용하여 비선형 칼만 필터 대신에 선형 칼만 필터로 추적필터를 구현하는 것이 바람직하다. 대공표적을 추적하기 위해 레이더를 사용하는 추적기의 측정잡음이 [12]의 조건을 만족하며, 극좌표계의 측정치  $(r_m, \theta_m, \psi_m)$ 가, 참값  $(r, \theta, \psi)$ 와 측정 잡음  $(\nu_r, \nu_\theta, \nu_\psi)$ 으로 이루어졌다고 가정하면, 다음과 같이 직교좌표계로 변환된 측정치를 구할 수 있다[13].

$$\begin{aligned} z(k) &= \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x + \nu_x \\ y + \nu_y \\ z + \nu_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_m \cos\psi_m \cos\theta_m \\ r_m \sin\psi_m \cos\theta_m \\ r_m \sin\theta_m \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} r \cos(\psi) \cos(\theta) \\ r \sin(\psi) \cos(\theta) \\ r \sin(\theta) \end{bmatrix} + J \begin{bmatrix} \nu_r \\ \nu_\psi \\ \nu_\theta \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (19)$$

여기서 J는 자코비안(Jacobian)행렬을 나타내고 J는 아래 식을 만족한다.

$$\begin{aligned} J &= \begin{bmatrix} \frac{\partial x}{\partial r} & \frac{\partial x}{\partial \psi} & \frac{\partial x}{\partial \theta} \\ \frac{\partial y}{\partial r} & \frac{\partial y}{\partial \psi} & \frac{\partial y}{\partial \theta} \\ \frac{\partial z}{\partial r} & \frac{\partial z}{\partial \psi} & \frac{\partial z}{\partial \theta} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \cos\theta \cos\psi & -r \cos\theta \sin\psi & -r \sin\theta \cos\psi \\ \cos\theta \sin\psi & r \cos\theta \cos\psi & -r \sin\theta \sin\psi \\ \sin\theta & 0 & r \cos\theta \end{bmatrix} \end{aligned}$$

위 식(19)에서 두 번째 항은 직교좌표계에서의 변환된 측정 잡음  $(\nu_x, \nu_y, \nu_z)^T$ 이며, 직교좌표계로 변환된 측정 잡음의 평균은 0이고[12], 공분산 행렬은 식(20)과 같다.

$$R(k) = J \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\psi^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\theta^2 \end{bmatrix} J^T \quad (20)$$

칼만 필터의 쇄신 단계에서 칼만 이득과 추정오차(residual) 사이에 발생하는 correlation에 의한 바이어스를 줄이기 위하여 식 (20)에서 계산되는 자코비안 행렬의  $\theta$ 와  $\psi$ 대신에 현재 표적의 예측된 값,  $\bar{\theta}$ 와  $\bar{\psi}$ 을 사용한다.

$$\bar{\psi} = \tan^{-1} \frac{\bar{y}}{\bar{x}} \quad \bar{\theta} = \tan^{-1} \frac{\bar{z}}{\sqrt{\bar{x}^2 + \bar{y}^2}} \quad (21)$$

### 2.4 표적예측 모델

추적필터에서 계산된 표적의 위치, 속도, 가속도등은 탄도계산기에 입력되어 비행시간조정과정을 거쳐 표적의 예상 요격지점을 산출하게 된다. 예상요격지점의 산출은 탄의 비행시간동안 표적이 이동할 것을 예측함으로써 이루어지며, 이때 사용되는 표적예측 모델이 전체 사격통제시스템의 성능에 큰 영향을 주게 된다. 예상요격지점을 산출하는 과정은 먼저 예측시간후의 표적의 위치를 예측하고, 이 예측위치까지의 탄의 비행시간을 계산한다. 이제 탄의 비행시간과 예측시간을 서로 비교하여, 이 두 값이 서로 같아지도록 예측시간을 가감하여 다시 표적예측을 수행하는 과정을 반복하게 된다[1]. 이러한 예상요격지점 산출 과정을 비행시간조정이라 한다. 비행시간조정을 하는 과정에서 추적기에 의해 추정된 표적의 위치, 속도, 가속도를 사용하여 얼마나 합리적으로 표적의 미래위치를 예측하는가 하는 것은 전체 사격통제시스템의 성능에 지대한 영향을 준다. 대부분의 사격통제시스템에서는 주로 표적의 운동을 등속운동으로 가정하여 예상요격지점을 산출하는 방법을 많이 사용하였으나 표적의 기동이 완만한 경우에도 예측시간이 길면 예측오차가 매우 커지는 단점이 있다. 기동표적에 대해 사격통제시스템의 성능을 향상시키기 위해서는 표적의 가속도 정보를 사용한 표적예측 모델이 필요하며, 본 논문에서는 IMM의 모드 확률과 모드에 따른 표적예측 모델을 결합하여 표적의 예측위치를 계산하는 combination 예측 방법을 소개하고자 한다.

그림 3의 3개의 기동 모델을 사용한 IMM에서 서브필터의 추정치들로부터 최종적으로 추정된 현재 표적의 위치, 속도, 가속도가 다음과 같을 때

$$x_k = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}] \quad (22)$$

각 모드에서 예측시간 t초 후의 계산된 표적의 예측위치와 모드 확률은 다음과 같다.

**모드 1( Constant Velocity Model )**

$$x_{k+t}^1 = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & t\mathbf{I} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} \end{bmatrix} x_k, P(M_k^1 | Z_k) \quad (23)$$

**모드 2( Song Model )**

$$x_{k+t}^2 = \Phi_S x_k + \Gamma_S u_k + \Lambda_S \dot{u}_k, P(M_k^2 | Z_k) \quad (24)$$

여기서, 식(24)에서  $u_k$ 은 가속도 추정치이며,  $\dot{u}_k$ 은 Berg 모델에서 제안된 jerk 항이다. 상태전이행렬  $\Phi_S, \Gamma_S, \Lambda_S$ 는 식 (12)와 같으며, 샘플링 주기 T대신에 예측시간 t를 사용한다.

**모드 3( CTR Model )**

$$x_{k+t}^3 = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \frac{\sin \omega t}{\omega} \mathbf{I} & \frac{1-\cos \omega t}{\omega^2} \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \cos \omega t \mathbf{I} & \frac{\sin \omega t}{\omega} \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & -\omega \sin \omega t \mathbf{I} & \cos \omega t \mathbf{I} \end{bmatrix} x_k, P(M_k^3 | Z_k) \quad (25)$$

식(25)에서 표적의 좌표 회전 각속도  $\omega$  값이 0인 경우 아래 (26)식과 같이 등가속도 모델로 예측위치를 계산한다.

$$x_{k+t}^3 = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & t\mathbf{I} & \frac{t^2}{2} \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} & t\mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{bmatrix} x_k \quad (26)$$

식 (23)~(26)을 이용한 combination 예측 방법은 각 모드에서 계산된 예측위치에 모드 확률을 곱한 값을 모두 더한 값으로 표적의 예측위치를 산출함으로써 모드 확률이 가장 높은 표적 모델에 기인한 예측 값이 최종 표적의 예측위치에 크게 반영되도록 하였으며, 계산식은 식 (27)과 같다.

$$x_{k+t} = P(M_k^1 | Z_k) \cdot x_{k+t}^1 + P(M_k^2 | Z_k) \cdot x_{k+t}^2 + P(M_k^3 | Z_k) \cdot x_{k+t}^3 \quad (27)$$

**2.5 시뮬레이션 조건 및 결과**

본 절에서는 추적필터 알고리즘과 표적예측 모델을 중심으로 하여 사격통제시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 사격통제 알고리즘을 분석하고자 한다. 우선 등속도 운동과 좌표 회전 기동이 동시에 포함된 표적시나리오에 대하여 추적필터 알고리즘에 대한 시뮬레이션 및 그 결과를 제시하였고, 기동하는 표적에 대한 표적 예측 모델로서 combination 예측 모델과 등속도 예측 모델을 적용한 결과 및 전체 사격통

제시스템의 성능에 대하여 언급하고자 한다.

**추적필터의 특성 비교**

등속 및 좌표 회전 기동이 동시에 포함된 표적시나리오를 선택하여 위에서 소개된 모드 3개를 사용한 IMM Structure\_1과 표 1에 제시된 모드 2개로 구성된 IMM Structure, Singer 모델을 적용한 단수모델 필터와 추정성능 특성을 비교해 보았다.

표 1 필터 구조  
Table 1 Filter Structure

Filter structure	Dynamic models	
	Single Filter	Singer model
IMM Structure_1	Mode 1	Constant velocity model
	Mode 2	Song model
	Mode 3	Coordinated turn model
IMM Structure_2	Mode 1	Constant velocity model
	Mode 2	Song model
IMM Structure_3	Mode 1	Constant velocity model
	Mode 2	Coordinated turn model

시뮬레이션에서 사용한 표적시나리오는 그림 4,5와 같으며, 그 특성은 다음과 같다. 표적의 초기위치는 북쪽으로 5000[m], 동쪽 방향으로 7000[m], 고도(altitude) 3000[m]에서 초기속도 200[m/sec]로 서쪽방향으로 등속운동을 수행하다가 2번의 기동을 수행하게 된다. 기동은 시나리오 시간으로 8초에서 15초 까지 2g(중력의 2배)의 가속도로 상승하였다가 3g(중력의 3배)의 가속도로 아군 방향으로 좌표 회전 기동을 하여 dive하면서 접근하는 비행시나리오이다. 이와 같은 표적시나리오는 먼 거리에서는 아군과 비껴지나가는 궤적을 그리다가, 접근함에 따라 기동을 하여 아군의 추적을 피해 공격하려는 비행시나리오이다.

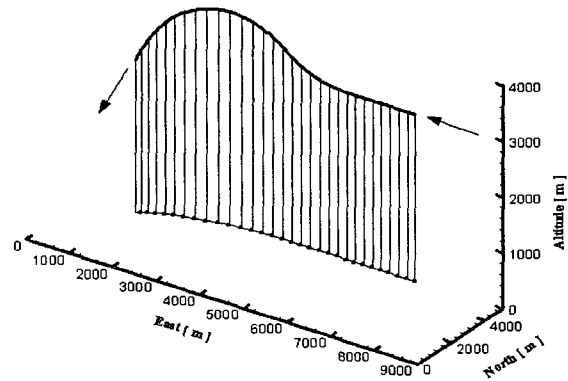


그림 4 표적의 궤적  
Fig. 4 Target trajectories ( straight flight and coordinated turn flight, → : flight direction )

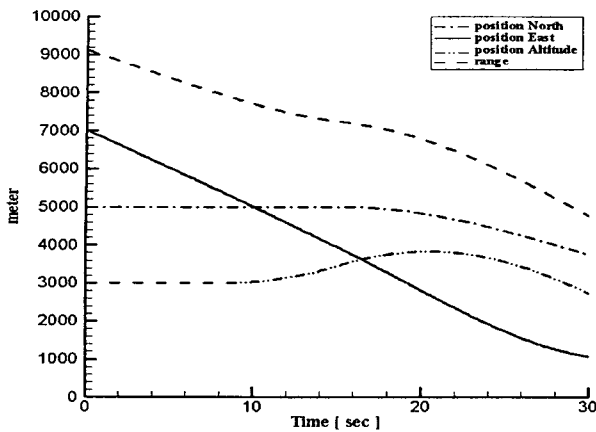


그림 5 기동 표적의 위치 정보  
Fig. 5 3 Position in straight flight and coordinated turn flight

시뮬레이션에 사용된 추적기의 측정오차는 랜덤오차를 주었으며, 이때의 표준편차는 거리(range) 5.0[m], 방위각(bearing or azimuth angle) 0.0007[rad], 고각(elevation angle) 0.0007[rad]이며, 샘플링 주기 T=0.1[sec]이다. 다음은 그림 4의 비행계획에 따른 추적 필터들의 성능비교 및 매개변수 값에 대해서 설명한다. 필터의 상태변수  $\hat{x}_k$ 와 초기오차 공분산  $P_k$ 의 초기치는 [14]에 제시된 방법을 사용하였으며, IMM Structure\_1,2,3의 모드 천이 확률 행렬과 모드 확률의 초기 값은 아래와 같이 설정하였다.

표 2 모드 천이 확률 행렬과 초기 모드 확률  
Table 2 Mode transition probability matrix and initial mode probability of IMM structures

IMM Structure_1	IMM Structure_2,3
<b>mode transition probability matrix</b>	
$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.005 & 0.005 \\ 0.005 & 0.99 & 0.005 \\ 0.005 & 0.005 & 0.99 \end{bmatrix}$	$\pi_{ij} = \begin{bmatrix} 0.99 & 0.01 \\ 0.01 & 0.99 \end{bmatrix}$
<b>initial mode probability</b>	
$P(M'_0   Z_0) = (0.4 \quad 0.3 \quad 0.3)$	$P(M'_0   Z_0) = (0.5 \quad 0.5)$

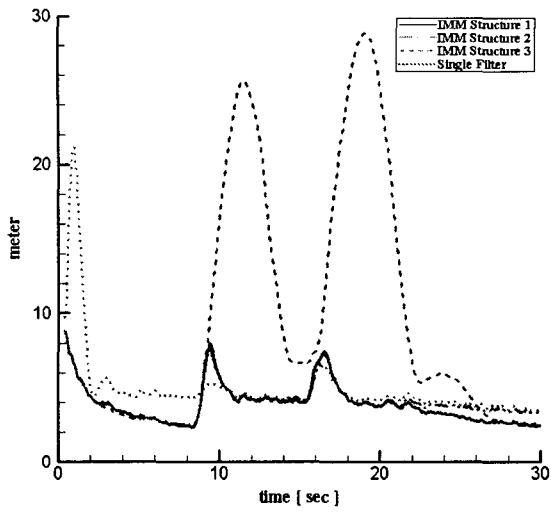
추적필터의 매개변수 값들은 표적의 기동범위에 대해서 최적의 값을 표 3과 같이 사용하였다. Singer 모델을 사용한 단수모델 필터의 특성은 상관시간 상수  $\tau$ 와 표적가속도의 공분산  $\sigma_m^2$ 으로 정해지는 가속도 공분산에 의하여 결정된다. 본 논문에서는 표적의 기동이 없거나 완만한 기동을 하는 구간에서 추적필터가 양호한 성능을 가지면서, 기동이 있는 부분에서도 필터의 추적성능이 현저히 감소하지 않도록 가속도 공분산 값을 결정하였다.

표 3 표적의 기동가속도 편차와 시간상수

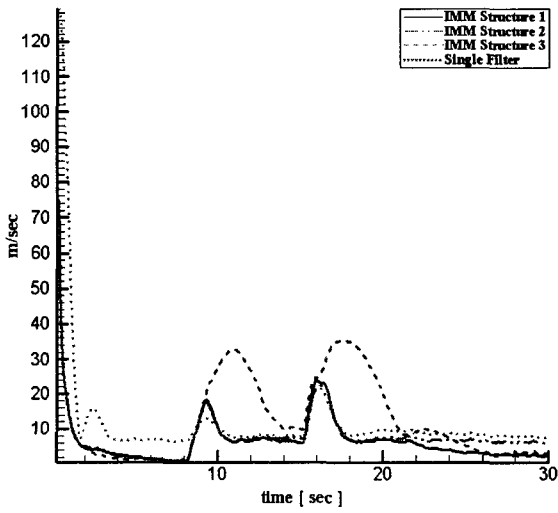
Table 3 The standard deviation and correlation time of target acceleration

Filter structure	Dynamic models	standard deviation	correlation time
Single Filter	Singer model	$\sigma_a = 10[m/sec^2]$	$\tau = 20[sec]$
IMM Structure_1	Mode 1 Constant velocity	$\sigma_a = 0.1[m/sec^2]$	$\tau = 2.0[sec]$
	Mode 2 Song model	$\sigma_a = 10[m/sec^2]$	
	Mode 3 Coordinated turn	$\sigma_a = 1.0[m/sec^2]$	
IMM Structure_2	Mode 1 Constant velocity	$\sigma_a = 0.1[m/sec^2]$	$\tau = 2.0[sec]$
	Mode 2 Song model	$\sigma_a = 10[m/sec^2]$	
IMM Structure_3	Mode 1 Constant velocity	$\sigma_a = 0.1[m/sec^2]$	$\tau = 2.0[sec]$
	Mode 2 Coordinated turn	$\sigma_a = 1.0[m/sec^2]$	

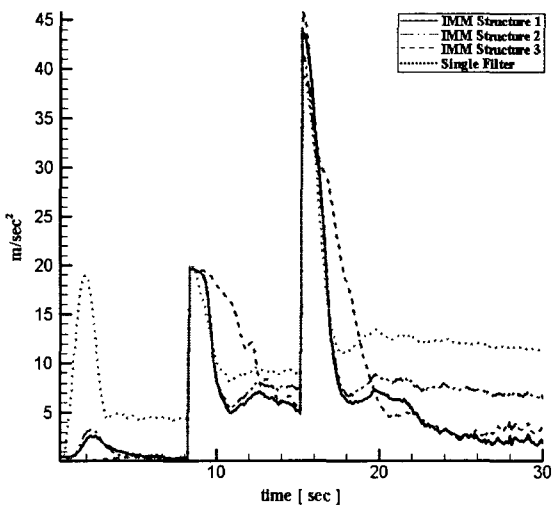
위의 표적 시나리오에 대해서 200번 몬테카를로 시뮬레이션(Monte-Carlo simulation)을 수행한 결과로서 추정된 거리, 속도, 가속도에 대한 RMSE(root mean square error)를 그림 6에 도시하였고, 그림 7은 IMM Structure\_1,2,3의 모드 확률의 결과이다. 그림 6의 결과 필터들이 초기에는 초기치 설정의 오차로 인하여 큰 추적오차를 야기하지만, 약 2~4초 정도 경과하면 오차가 줄어들고 정상적으로 추적을 시작함을 볼 수 있으며, Singer 모델을 적용한 단수모델 필터는 표적의 기동이 없는 구간에서 가속도 공분산 값이 크기 때문에 IMM Structure에 비해 RMSE가 크며 표적 기동이 존재하는 구간에서는 표적이 좌표 회전 기동을 할 때 기존 Singer 모델과 Berg 모델에 비해 추정 편차 오차를 개선시킨 Song 모델을 적용한 IMM Structure\_2와 거리, 속도의 RMSE(그림 6.(a),(b))는 비슷하나 가속도 추정 성능(그림 6.(c))은 좋지 않다. IMM Structure\_1,2의 경우 기동이 검출되면 Singer 모델을 사용한 단수모델 필터보다 더 심한 피크를 보여주는데 그 이유는 Song 모델에  $u_{k-1}$ ,  $\dot{u}_{k-1}$ 항이 추가됨으로서 필터의 예측 단계에서 상태변수에 Singer 모델보다 더 많은 양의 예측이 이루어졌기 때문이다. IMM Structure\_3의 경우 공경잡음 공분산  $\sigma_{CT}^2$ 값이 작기 때문에 표적 기동이 발생하면 가장 큰 피크와 수렴시간이 오래 걸리는 단점이 있지만 시뮬레이션 결과 공분산 값이 작은 경우가 수렴 후 작은 추정오차를 보였기 때문에 본 논문에서는 작은  $\sigma_{CT}^2$ 값을 사용하였다. IMM Structure를 이용할 경우에는 모두 기동이 없는 구간에서는 모두 양호한 추정 결과를 보이고, IMM Structure\_2는 IMM Structure\_3에 비해 기동이 검출되면 빠른 속도로 수렴하는 특성을 나타내지만 수렴 후 추정 성능은 CTR 모델을 적용한 IMM Structure\_3이 더 양호하다. 이러한 IMM Structure\_2,3의 장단점을 고려하여 설계한 IMM Structure\_1의 추정 성능은 단수모델 필터와 2개의 모델을 적용한 IMM Structure\_2,3보다 그림 6에서 알 수 있듯이 표적 기동 여부에 상관없이 좋은 추정 성능을 보여준다.



(a) range

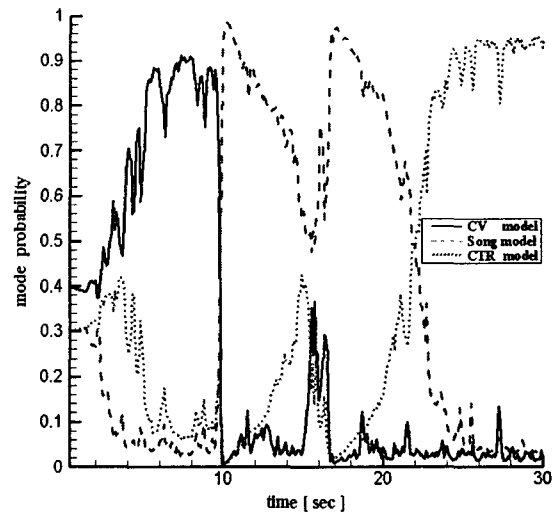


(b) velocity

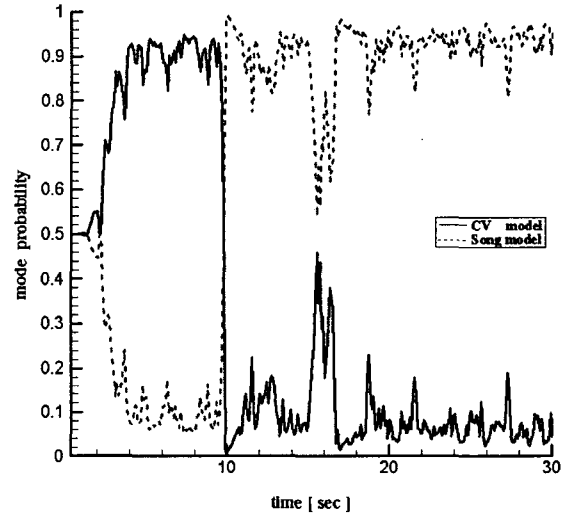


(c) acceleration

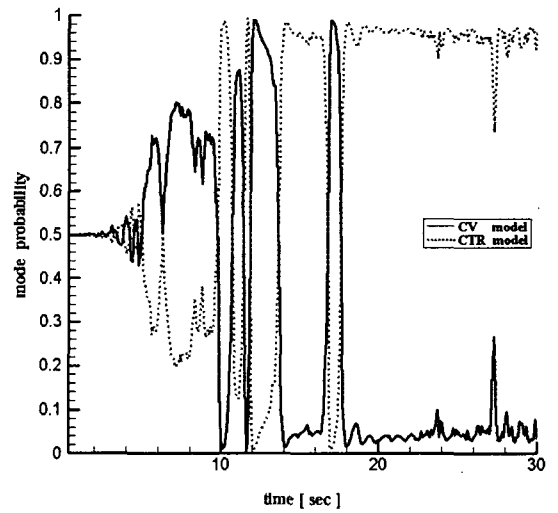
그림 6 rms 거리, 속도, 가속도 추정오차  
Fig. 6 rms estimation errors



(a) IMM Structure\_1



(b) IMM Structure\_2



(c) IMM Structure\_3

그림 7 모드 확률  
Fig. 7 mode probability



추적필터의 추정성능이 좋지 않으면 이 추정치를 사용하게 되는 표적 예측 모델에서 예측시간이 길수록 예측오차도 심각하게 증가하게 된다. 따라서 사격통제 시스템의 추적필터로 사용하기 위해서는 추정치의 안정과 추정 성능에 대한 심도있는 연구가 진행되어야 한다. 또한 추적필터의 실시간 구현을 위해서는 필터 계산량의 축소가 필수적이며, 이를 위하여 IMM의 추정성능을 고려한 모델수의 제한이 요구되어지며 본 논문에서 제안한 IMM Structure의 한 주기에 대한 연산시간은 6만 번의 계산에 대한 평균값으로서 표 4에서 보듯이 실제 샘플링 시간이 0.1[sec]일 경우 연산시간이 작아서 실시간 구현이 가능할 것으로 판단된다. 측정에 사용된 컴퓨터 사양은 CPU 1.4G, 256KB Cache, 512MB RAM 이다.

표 4 IMM Structure의 연산시간  
Table 4 Computation time of IMM Structure

Filter structure	Computation time [msec]
IMM Structure_1	0.27
IMM Structure_2	0.17
IMM Structure_3	0.16

표적 예측 모델을 이용한 사격통제시스템 성능 분석

본 절에서는 등속, 좌표 회전 운동을 수행하는 가상의 대공 표적의 비행궤적을 사용하여 사격통제시스템의 성능을 분석한다. 이때 사용된 추적필터 알고리즘은 3개의 모델을 적용한 IMM Structure\_1을 사용하며, combination 예측 모델과 등속 예측 모델을 사용하여 사격통제시스템의 성능변화를 살펴보았다. 시뮬레이션에 사용된 표적시나리오는 그림 8과 같이 북쪽 6000[m], 동쪽 6000[m], 고도(altitude) 3000[m]에서 초기속도 200[m/sec]로 공습 형태를 갖추고 접근 하강하여 거리 3800[m]에서 아군의 대응사격에 의해 2g의 가속도로 좌표 회전 기동을 시작하며 회피하는 궤적이다. 시뮬레이션에 사용된 탄도계산은 일반적인 사표에서 제시한 표준조건에 대해서 실시간 수치적분법[1]을 이용한 포명령 계산 알고리즘을 적용하였으며, 유효반경(effective radius) 20[m]의 퓨즈를 장착한 근접탄 사용을 고려할 때 표적의 적중판단은 표적과 탄착점간의 거리가 20[m]이내가 되면 적중한 것으로 가정한다. 적용된 무기체계는 최대 사격가능거리가 7000[m], 발사율(rate of fire)이 600[rounds/min]으로 가정하고, 사격 시나리오는 유효사거리내의 표적 추적이 시작되면 필터의 초기수렴시간을 고려하여 5초 후 2000[m]~6000[m]의 사격구간에서 35초간 350발의 연발사격을 수행하게 된다. 일반적으로 예상요격지점에 대한 탄도계산 오차는 매우 작으므로 표적과 탄착점의 실제위치 사이의 오차는 추정치를 사용하는 예상요격지점오차에 크게 기인한다고 볼 수 있으며, 시뮬레이션을 수행한 결과 예상요격지점에 대한 탄도 오차는 모든 탄에 대해서 1[m]이내의 결과를 확인하였다. 시뮬레이션에 사용된 예측 모델은 등속도 예측

모델과 2종류의 combination 예측 모델이다. combination 예측 모델 1은 식(27)에서 제시한 방법이고, 다른 하나는 식(27)을 사용하는데 있어서 모드 확률이 0.9를 넘는 모드가 존재할 경우 모드 확률을 1로 바꾸고 다른 모드 확률을 0으로 하여 가장 높은 모드확률을 갖는 모드에서 예측한 위치를 최종적인 예측 위치로 사용하는 것이다(combination 예측 모델 2).

시나리오에 사용한 기동 표적의 궤적과 위치정보는 아래 그림 8,9에 도시하였다. 그림 8에서 보듯이 아군을 공격하기 위하여 등속 하강을 수행하던 표적이 아군의 대공 사격에 의해 좌표 회전 기동을 수행하여 상승하면서 우회하는 시나리오이다.

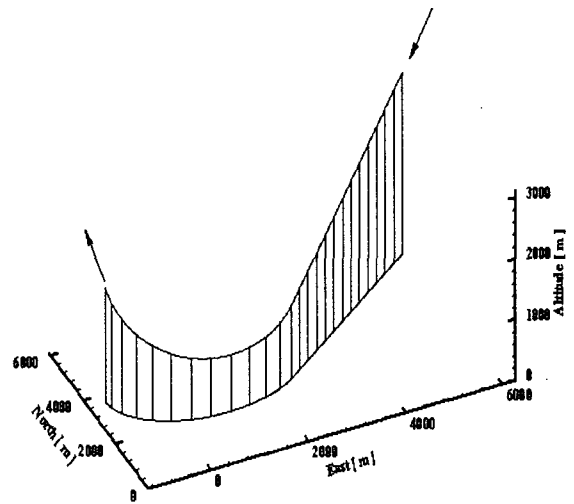


그림 8 표적의 궤적  
Fig. 8 Target trajectories ( straight flight and coordinated turn flight, → : flight direction )

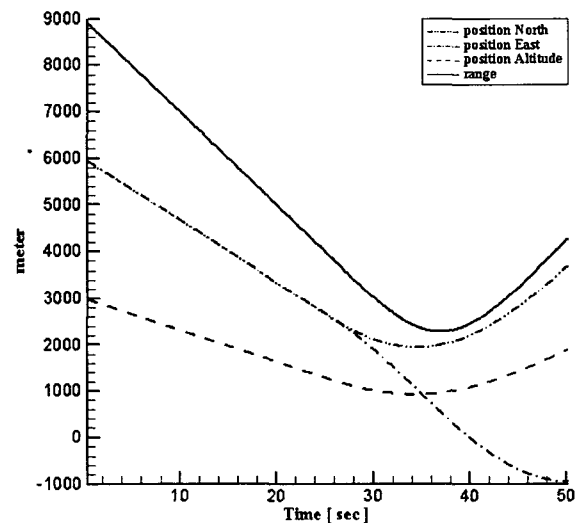


그림 9 기동 표적의 위치 정보  
Fig. 9 3 Position in straight flight and coordinated turn flight

그림 11은 그림 8의 기동 표적에 대한 사격통제장치의 성능을 분석하기 위해 100번 몬테칼로 시뮬레이션을 수행한 결과이며, 3개의 표적 예측 모델을 적용했을 경우의 CPA(the Closest Point of Approach of the shell and the center of the target)로서 표적과 탄착점의 최근접 거리를 나타낸다. 그림 11에서 시뮬레이션 시간 26초에서 표적의 기동이 발생하면 추적 필터에서는 약 0.5초간 모드 천이가 이루어지며 26.5초 이전까지는 등속 모델에 가깝게 표적 예측이 이루어져 예상요격지점을 결정하고 약 30초까지의 포 명령을 계산하기 때문에 CPA가 증가하며, 26.5초 후 추적 필터에 의해 등속 모델에서 Song 모델로 모드 천이가 이루어지면 combination 예측 모델의 경우 기동에 맞게 표적 예측을 수행하기 때문에 30초 후부터 CPA가 작아지게 된다. 등속도 예측 모델은 표적의 미래위치를 등속직선운동으로 가정하여 예측하는 방법으로, 계산식이 간단하여 계산시간이 짧고 추적필터에서 가속도까지 추정할 필요가 없는 장점이 있으나, 그림 11에서 보듯이 표적의 기동이 있는 경우 예측시간이 커지면 예측오차가 증가하는 단점이 있다. 그림 11에서 표적 기동이 있는데도 등속도 예측 모델을 적용했을 경우 30초에서 40초까지 CPA가 작아지는 원인은 기동이 시작하는 시점에서 표적 궤적의 접선방향으로 계산된 포 명령에 의해 30초 부근에서 탄이 표적 시나리오에 접근하게 되고 표적이 접근함에 따라(그림 9) 예측시간이 짧아지면서 표적의 위치를 예측하는데 있어서 가속도 성분의 영향이 크게 작용하지 않기 때문이다. 그러나 표적의 기동이 지속적이므로 탄과 표적이 충분히 가까워 지지 못하고 CPA가 증가하게 된다. 이러한 결과를 볼 때, 표적의 속도만을 고려한 표적예측 모델은 지속적인 기동이 있는 표적에 대해서는 표적의 사거리가 충분히 가까워지기 이전에는 양호한 성능을 보여주지 못함을 알 수 있다. 그림 10은 combination 예측 모델 2를 적용했을 경우 표적의 궤적과 탄의 위치를 도시하였으며, 추적 필터로부터 기동이 검출된 후 계산된 포 명령에 의해 탄이 표적 궤적에 인접하는 모습을 보여주고 있다. 표적의 가속도를 고려한 combination 예측 모델을 사용한 결과 추적 필터에서 기동이 검출된 후 산출된 포 명령에 의해 그림 11에서 30초 후 CPA가 급격히 작아지는 것을 확인할 수 있으며 지속적인 표적의 기동으로 인해 예측시간이 길어져도 20[m] 이내로 CPA가 유지된다.

이상을 요약해 볼 때, 기존의 Singer 모델을 적용한 단수모델 필터의 추정치와 필터 상대천이행렬을 이용한 예측 모델을 사용하는 사격통제장치의 성능은 가속도 공분산 값에 따라서 성능에 큰 차이를 보이게 되는데, 그 이유는 가속도 공분산 값이 표적의 기동을 고려하여 크게 설정되었을 경우는 등속 표적에 대한 추정성능이 좋지 않아 CPA가 증가하게 되며, 작은 가속도 공분산 값은 등속 표적에 대해 추정 성능이 좋기 때문에 양호한 CPA성능을 보여주지만 표적의 기동이 검출되면 추정 오차가 급격히 커지면서 결국 CPA값도 증가하게 되는 단점이 있다. 그러나 IMM을 사용할 경우 표적의 등속과 기동 구간에서 추정성능이 우수하며, 특히 표적의 기동이 있어도 표적의 가속도를 고려한 combination 예측 모델이 양호한 성능을 보임을 알 수 있다.

표 5는 탄의 적중도에 대한 100번 몬테칼로 시뮬레이션 결과이다.

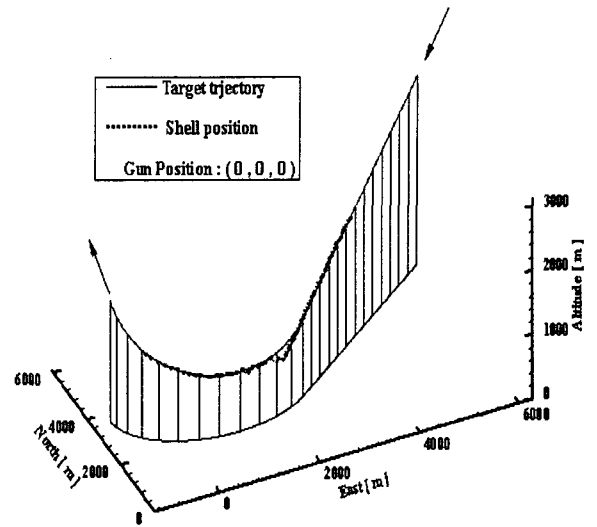


그림 10 Combination 예측 모델 2를 사용한 경우 표적의 궤적과 탄의 위치

Fig. 10 Target trajectory and shell position using combination prediction model 2

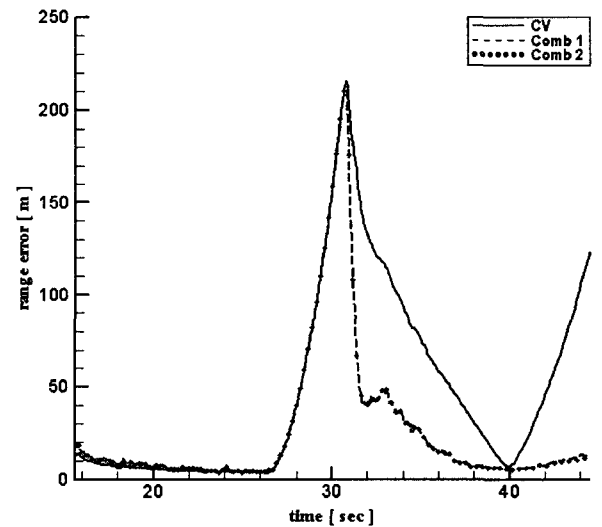


그림 11 표적과 탄의 최근접 거리

Fig. 11 The Closest Point of Approach of the shell and the center of the target

표의 구성은 표적의 기동을 등속으로 판단하고 계산한 포 명령에 의해 적중된 탄과 표적의 기동 검출 후 계산된 포 명령에 의해 적중된 탄의 평균 개수를 표기하였으며, Hit probability는 총 발사 수에 대한 적중된 탄의 수를 %를 표현한 값이다. 표적이 좌표 회전 기동을 하는 경우에 있어서 등속 예측 모델을 사용한 경우보다 combination 예측 모델을 적용한 경우가 약 5배 정도의 탄이 표적에 적중하였으며, combination 예측 모델 2와 combination 예측 모델 1의 전체적인 적중도는 비슷하지만 그림 11에서 볼 때 전체 사격 구간에서 보다 작은 CPA를 보여주고 있다.

표 5 탄의 적중도에 대한 100번 몬테칼로 시뮬레이션 수행 결과

Table 5 100 Monte-Carlo simulation results of mean number of hits, total rounds fired : 350

Prediction model	Mean number of hits		Hit Probability
	Constant velocity	Coordinated turn	[%]
	No. of hits / rounds fired	No. of hits / rounds fired	(rounds fired : 350)
Constant Velocity	168.67 / 211	17.87 / 139	53.3 [%]
Combination Model 1	163.64 / 211	81.61 / 139	70.1 [%]
Combination Model 2	164.21 / 211	83.09 / 139	70.7 [%]

### 3. 결론

사격통제 시스템의 오차 요인은 포를 장착한 배나 혹은 차량의 센서, 추적기 등에 의해 야기되는 기계적인 오차와 추적 필터의 오차, 예상요격지점 산출에 따른 조준오차 등으로 나눌 수 있으며, 이중에서 그 영향이 크고 개선이 용이한 오차요인은 추적필터 추정오차와 예상요격지점 결정시에 포함되는 표적 예측모델의 소프트웨어적인 요소이다. 본 논문에서는 기존의 단수모델 필터와 표적 예측 모델에 대해 모드 3개를 적용한 IMM 알고리즘과 모드 확률을 이용하는 combination 예측 모델을 등속, 좌표 회전 기동을 수행하는 표적 시나리오에 대해 그 성능을 비교, 분석하였다.

추적필터에서 Singer 모델을 이용하여 단수모델 필터를 구성하였을 때, 가속도의 공분산 값에 의해 등속과 좌표 회전 기동을 하는 구간에서 추정성능이 민감하게 변하는 특성을 보였으며, 가속도 공분산 값이 클수록 기동 표적의 추적에 좋은 성능을 보였으나 등속 표적의 경우에 대해서는 상대적으로 추정 성능이 감소함을 보여주었다. 3개의 표적 모델을 사용하는 IMM의 경우 등속과 기동을 수행하는 표적 시나리오에 대해 기존의 단수모델 필터와 모드 2개의 IMM 보다 거리, 속도, 가속도에 대해 가장 양호한 추정성능을 보여주었으며, 한 주기 연산시간이 0.27[msec]로서 실제 샘플링 시간이 0.1[sec]일 경우에 있어서 실시간 구현이 가능함을 확인하였다.

다음으로 본 논문에서는 여러 가지 표적 예측 모델을 비교, 분석하였는데, 단수모델 필터를 사용하는 경우에 있어서 필터의 상태전이행렬을 사용한 예측모델, IMM의 경우 등속도 표적 예측 모델, combination 예측 모델을 고려하였다. 기존의 단수 모델의 경우 가속도 공분산 값에 따라 추정성능이 민감하게 변하기 때문에 등속, 좌표 회전 기동을 수행하는 표적에 대해서는 예상요격지점이 표적궤적에 근접하지 못하여 CPA 성능이 좋지 않았으며, IMM의 경우 추정성능은 좋으나 표적의 기동이 있을 때 등속 예측 모델을 사용하면 표적 기동 평면에서 표적 궤적의 접선 방향으로 예상요격지점을 산출하기 때문에 지속적인 표적의 기동이 있을 경우 CPA가 증가함을 확인하였다. 표적의 가속도 정보까지 사용하는 combination 예측 모델은 등속, 좌표회전 기동을 수행하는 표적에 대해서 가장 높은 적중률을 보였다.

기존의 사격통제시스템의 성능을 개선시키기 위해서는 표적의 위치와 속도 정보만을 사용하는 등속 예측 모델은 한계가 있으며 표적의 가속도 정보까지 이용하는 예측 모델이 필요하다. 특히 표적의 가속도 정보를 이용하는 예측모델을 사용하기 위해서는 추적 필터에서 가속도를 추정해야 하며, 3개의 표적 모델을 적용한 IMM의 경우 단수모델 필터, 2개의 표적 모델을 사용하는 IMM보다 거리, 속도, 가속도에 대해 가장 양호한 추정성능을 보여 주었다.

### 감사의 글

본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

### 참 고 문 헌

- [1] 한두희, 이동관, 송택렬, 이영주, "수치적분법을 이용한 탄도계산기법 연구", 제 5회 해상무기체계 발전 세미나, 전투체계분과 pp. 300-305, 2004년 6월.
- [2] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems", J. Basic Eng. Trans. on ASME, vol. 82D, pp. 35-46, Mar., 1960.
- [3] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation", IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems, AES-23, pp. 298-310, May, 1987.
- [4] T. L. Song, and J. L. Speyer, "A stochastic analysis of a modified gain extended Kalman filter with applications to estimation with bearings only measurements", IEEE Trans. on Automatic Control, AC-30, pp. 940-949, Oct., 1985.
- [5] X. R. Li and Y. Bar-Shalom, "Design of interacting multiple model for air traffic control tracking", IEEE Trans. Control System Technology, Vol. 1, No. 3. pp. 186-194, Sep., 1993.
- [6] 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.
- [7] Singer, R.A, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems, AES-6, pp. 473-483, Jul., 1970.
- [8] Berg, R.F., "Estimation and prediction for maneuvering target trajectories", IEEE Trans. on Automatic Control, AC-28, pp. 294-304, Mar., 1983.
- [9] Song, T.L., Ahn J.Y., and Park C., "Suboptimal filter design with pseudomeasurements for target tracking", IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, AES-24, pp. 28-39, Jan., 1988.
- [10] X. Rong Li, Vesselin P. Jilkov, "A Survey of Maneuvering Target Tracking : Dynamic Models", Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando, FL. USA. Apr., 2000.
- [11] A. Gelb, "Applied Optimal Estimation", MIT Press, 1974.

- [12] Lerro, D., and Bar-Shalom, Y., "Tracking with debiased consistent converted measurements versus EKF", IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems, AES-24, pp.1015-1022, Jan., 1988.
- [13] Blackman, S., "Multiple Target Tracking with Radar Applications.", Dedham, MA: Artech House, 1986.
- [14] E. Daeipour and Y. Bar-Shalom, "An Interacting Multiple Model Approach for Target Tracking with Glint Noise", IEEE Trans. on Aerospace and Electronics Systems, AES-31, pp.706-715, Apr., 1995.

## 저 자 소 개



### 한 두 희 (韓斗熙)

1977년 7월 27일생. 2000년 한양대학교 공대 전자·전기·제어계측공학과 졸업. 2005년 한양대학교 전자·전기·제어계측공학과 대학원 석사. 현재 한양대학교 전자·전기·제어계측공학과 대학원 박사과정

Tel : 031-406-8967, Fax : 031-407-2756  
E-mail : hduhee@ihanyang.ac.kr



### 이 동 관 (李東冠)

1974년 1월 11일생. 1999년 한양대학교 공대 제어계측공학과 졸업. 2001년 한양대학교 전자·전기·제어계측공학과 대학원 석사. 2006년 한양대학교 전자·전기·제어계측공학과 대학원 박사.

Tel : 031-400-4051, Fax : 031-407-2756  
E-mail : jbvq@ihanyang.ac.kr



### 송 택 렬 (宋澤烈)

1974년 서울대 공학사, 1981년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학과 석사. 1983년 Univ. of Texas at Austin 항공 우주공학 박사. 1974 ~ 1995년 국방과학연구소. 1995년~현재 한양대 전자컴퓨터공학부 교수.

Tel : 031-400-5217, Fax : 031-407-2756  
E-mail : tsong@hanyang.ac.kr