

# 곡률을 이용한 기동표적 추적용 회전가속도 추정기 설계

## An Estimator Design of Turning Acceleration for Tracking a Maneuvering Target using Curvature

주재석\*, 박제홍\*, 임상석\*

Jae-Seok Joo\*, Je-Hong Park\*, and Sang-Seok Lim\*

### 요 약

기동표적의 추적은 실제의 표적 궤적과 기동의 통계적 특성을 미리 알 수 없기 때문에 매우 어려운 일이다. 이를 해결하기 위한 여러 가지 기법들이 제안되었고 이들 방식은 과거의 고전적인 방법에 비해 상당한 성능향상을 가져왔다.

본 논문에서는 칼만필터를 기본으로 한 회전가속도 추정기를 포함하는 필터를 제안한다. 제안된 방법은 인노베이션(innovation)을 사용하는 입력 추정법과는 달리 기동표적의 궤적의 모양으로부터 직접 가속도 입력벡터를 추정하여 필터를 갱신하는 방식이다.

가속도 모델 칼만필터 및 입력추정 기법(Input estimation)과의 성능을 비교하기 위해 3가지 종류의 기동표적 운동에 대하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분석한다.

### Abstract

Maneuvering targets are difficult for the Kalman filter to track since the target model of tracking filter might not fit the real target trajectory and the statistical characteristics of the target maneuver are unknown in advance. In order to track such a wildly maneuvering target, several schemes had been proposed and improved the tracking performance in some extent.

In this paper a Kalman filter-based scheme is proposed for maneuvering target tracking. The proposed scheme estimates the target acceleration input vector directly from the feature of maneuvering target trajectories and updates the simple Kalman tracker by use of the acceleration estimates. Simulation results for various target profiles are analyzed for a comparison of the performances of our proposed scheme with that of conventional trackers.

### I. 서 론

위상배열 안테나를 이용한 표적추적 시스템에 칼

만필터는 널리 이용되어 왔다[1]. 기동이 없는 상태에서 칼만필터는 가우시안 잡음을 포함하는 선형모델에 대해서는 최적의 성능을 나타낸다. 그러나 칼만필터는 기동표적에 대해서 그 오차가 급격히 증가

\*한국항공대학교 전자·정보통신·컴퓨터 공학부(School of Electronics, Telecommunication and Computer Eng., Hankuk Aviation University)

· 논문번호 : 2000-2-6

· 접수일자 : 2000년 11월 22일

하는 특성을 보여준다. 이에 대해 칼만 필터를 기본으로 한 여러 가지 기동표적추적 기법들이 제안되었다. Jazwinski[2]는 기동의 시작시점에서 필터의 이득을 증가시키는 기법을 제안하였고, McAulay와 Denlinger[3]는 표준 칼만필터로부터 증가된 차수의 필터로 전환시키는데 사용되는 기동 감지기를 제안하였다. Moose[4]~[6]는 N개의 양자화된 가속도 값에 대한 확률을 계산하여 상대추정기에 결합시키는 방법을 제안하였다. 그러나, 위에서 언급한 접근 방법들은 기본적으로 표적의 기동을 랜덤프로세스로 모델링하는 방법을 채택하고 있다. 가우시안 잡음을 갖는 선형시스템에 대해서는 이러한 알고리즘들이 잘 동작을 하지만 실제상황에서는 표적의 기동 발생과 그 지속시간은 불규칙적이므로 랜덤프로세스 잡음으로 모델링 하기 어렵다.

Chan[7],[8]은 기동의 크기에 관한 과거의 정보를 필요로 하지 않고 추정치와 측정의 차를 이용하는 입력추정(Input Estimation)[8]과 기동감지 기법을 소개하였다.

Alouani[9]는 기동표적 추적용 2단계 칼만필터를 제안하였다. 이 방법은 증가된 차수의 필터가 감소된 차수의 필터와 병렬로 연결되어 사용된다. 전자의 필터는 등속도 표적모델을 사용하고 후자필터는 표적의 위치를 추정한다. 등가속도 필터의 출력은 등속도 필터의 오차를 정정하는데 사용된다. 가속도 모델은 상수대신 백색잡음 프로세스로 모델링 된다.

그러나 사용된 모델들이 고속 원운동과 같은 실제의 표적운동과 일치하지 않을 경우 이러한 필터들 [7]~[9]의 성능은 급격히 떨어진다. 급격히 기동하는 표적추적에 있어서 좋은 성능을 유지시키기 위해서는 정확한 회전가속도의 추정을 필요로 하기 때문이다.

본 논문에서는 입력추정법에서 사용하는 추산치와 측정치의 차이를 사용하지 않고 기동표적 궤적의 모양을 이용하여 가속도를 추정하는 칼만필터를 제안한다. 제안된 칼만필터는 입력 추정에 기본을 두고, 인노베이션을 사용하지 않고 각속도를 이용하여 회전가속도 벡터를 추정해 낸다. 고전적인 방법과 비교하기 위해 여러 종류의 표적기동에 대하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분

석한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제2절은 곡물에 기반한 회전가속도 추정기를 사용하여 표적의 습격한 기동을 추정하는 필터를 제시한다. 제3절에서는 이 회전가속도 추정기 필터의 성능을 입력추정기법과 비교하기 위하여 3가지 대표적 기동표적에 대하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 분석한다. 제4절은 결론을 맺는다.

## II. 회전가속도 추정기를 이용한 칼만필터

### 2-1 추적 방정식

위상배열 안테나를 이용한 추적레이다 시스템에서 예측된 위치가 측정된 위치와 크게 달라 트랙의 손실이 일어날 경우, 예측오차를 감소시키는 일은 매우 중요하다.

가속도를 추정하기 위해 인노베이션을 이용하는 입력추정기를 포함한 칼만 추적기[7],[8]와 2단계 칼만 추정기[9]가 제안되었다. 그러나 도입된 모델이 고속의 원운동과 같은 실제 기동과 일치하지 않을 경우 가속도의 추정은 부정확해지고 인노베이션이 급격히 증가한다. 여기서는 기동표적의 궤적모양으로부터 회전가속도를 직접 추정해 내는데 필요한 가속도 추정기를 포함하는 칼만 추적기를 제안한다.

회전가속도 추정기를 포함하는 칼만추정기는 간단한 입력추정기를 포함한 칼만추정기[7],[8]를 기본으로 사용하며 그림 1과 같이 표준칼만필터와 회전가속도 추정기로 구성된다. 표준칼만필터는 등속도 모델을 사용하고 바이어스가 존재하지 않는다고 가정한다. 회전가속도 필터는 인노베이션 대신 기동표적의 궤적모양으로부터 가속도를 추정해 낸다.

표적이 기동을 할 때 표준 칼만필터의 출력은 추정된 가속도 벡터로 교정된다. 표적의 운동을 나타내는 선형차분방정식은 다음과 같다.

$$x_{k+1} = \Phi x_k + BU_k + \omega_k \quad (1)$$

여기서  $x_k = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, z, \dot{z}]^T$ 는 샘플사각  $k$ 에서의 시스템 상태벡터이고,  $U_k = [u_x^k, u_y^k, u_z^k]$

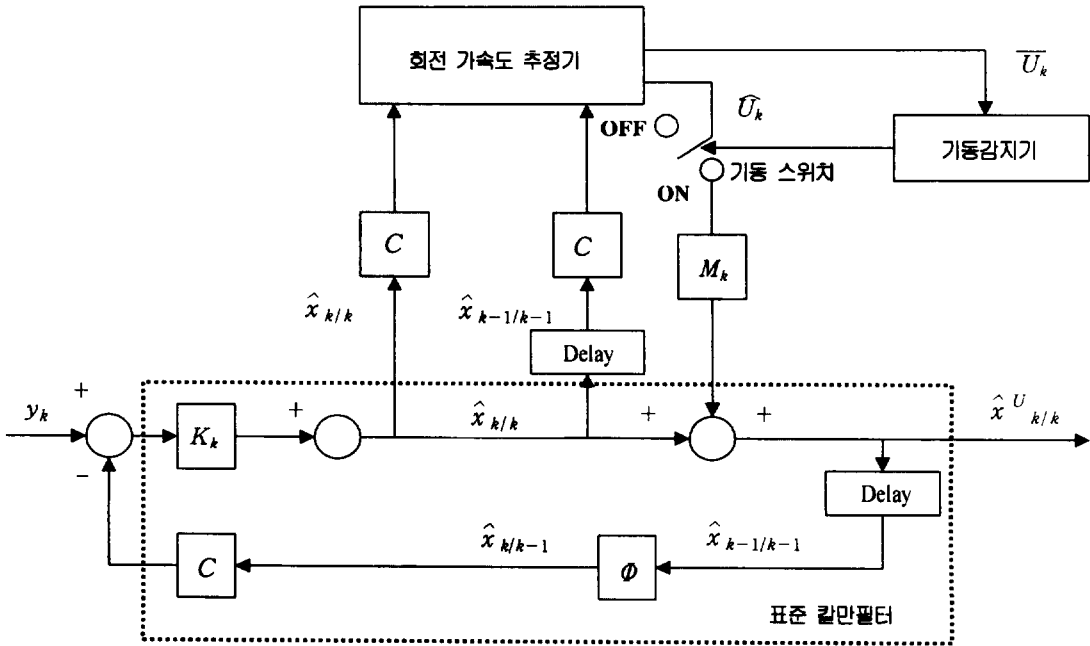


그림 1. 제안된 방법의 개략도

는 가속도의 상태벡터이다.  $\omega_k$ 는 다음과 같이 주어진 평균이 0인 가우시안 랜덤변수 (ZMGRV) 이다.  $\omega_k$ 의 분산은

$$Q_k = E[\omega_k \omega_k^T] \quad (2)$$

이고, 측정방정식은 다음과 같다.

$$y_k = Cx_k + v_k \quad (3)$$

여기서  $y_k$ 는 측정치,  $C_k$ 는 측정행렬이고 측정잡음  $v_k$  역시 분산이 다음과 같은 ZMGRV이다.

$$R_k = E[v_k v_k^T] \quad (4)$$

측정잡음  $v_k$ 는 측정치가 극좌표계로부터 얻어지기 때문에 극좌표 성분 ( $r, \theta, \phi$ )에 더해진다. 회전가속도 추정기를 포함하는 칼만추정기 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}_{k/k} = \hat{x}_{k/k-1} + K_k[y_k - C \hat{x}_{k/k-1}] \quad (5)$$

$$\hat{x}_{k+1/k} = \Phi \hat{x}_{k/k} + B \hat{U}_k \quad (6)$$

$$K_k = \hat{P}_{k/k-1} C^T [C \hat{P}_{k/k-1} C^T + R_k]^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{P}_{k/k} = [I - K_k C] \hat{P}_{k/k-1} \quad (8)$$

$$\hat{P}_{k+1/k} = \Phi \hat{P}_{k/k} \Phi^T + Q_k \quad (9)$$

여기서  $\hat{x}_{k/k}$ 는 샘플시각  $k$ 에서 상태 추정치를 말하고,  $\hat{x}_{k+1/k}$ 은 상태 예측치를 말한다.  $K_k$ 는 필터이득이고,  $\hat{P}_{k/k}$ 와  $\hat{P}_{k+1/k}$ 는 각각 추정치와 예측치의 공분산을 말한다. 그런데  $\hat{U}_k$ 는 미지의 가속도 상태벡터이다. 따라서  $\hat{U}_k = 0$ 이면 제안된 칼만필터가 위치와 속도만을 추정하는 표준칼만필터[1]와 같다는 의미이다. 기동하지 않는 표적에 대해서는  $\hat{U}_k$ 는 0라고 가정하고, 기동이 감지되면 표준칼만필터는 추정된 회전가속도  $\hat{U}_k$ 에 의해 갱신된다. 여기서 가장 핵심이 되는 회전가속도  $\hat{U}_k$ 의 추정은 다음 절에서 기술한다.

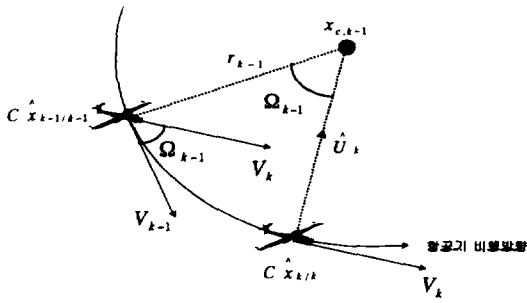


그림 2. 회전가속도 추정기의 원리

2-2 곡률을 이용한 회전가속도의 추정

제안된 칼만필터 추정기는 인노베이션 대신 표적 궤적의 모양으로부터 회전가속도를 추정한다. 회전가속도 추정기의 원리는 그림 2에 표시되어 있다. 표적이 원형회전을 하고 회전방향으로 등속도를 유지한다고 가정하면, 회전가속도는 가장 최근의 표준 칼만필터 추정치  $C\hat{X}_{Mk}$ ,  $C\hat{X}_{k-Mk-1}$ 를 이용하여 다음과 같이 계산된다.

먼저, 곡률을  $\xi$  라고 하면,

$$|V_k \times A_k| = \xi v^2 |V_k| |N_k| \tag{10}$$

여기서  $v$ 는  $k$ 에서의 속력이고 스칼라량이며,  $N_k$ 는  $V_k$ 에 수직이고 크기가 1인 normal 벡터이다.  $V_k$ 와  $A_k$ 는 각각 속도와 가속도 벡터이다.  $A_k$ 는  $k$ 와  $k-1$ 에서의  $V_k$ 와  $V_{k-1}$ 을 이용하여 구한다.  $|V_k| = v$  이므로, 회전반경  $r_k$ 는

$$\xi = \frac{1}{r_k} = \frac{|V_k \times A_k|}{v^3} \tag{11}$$

을 이용하여 구할 수 있다.

$$r_k A_k = \frac{X_c - X_{Mk}}{|X_c - X_{Mk}|} \tag{12}$$

이므로 원의 중심  $X_c$ 를 쉽게 구할 수 있다.

$$|\hat{U}_k| = r_k \Omega_k^2 \tag{13}$$

샘플시각  $k$ 에서 회전가속도 벡터  $\hat{U}_k$ 는 추정된 위치  $C\hat{X}_{Mk}$ 로부터 회전궤적의 중심으로 향하게 된다.  $\Omega_k$ 는 각속도를 나타내며, 샘플링 시간이 1초일 경우  $k$ 와  $k-1$ 에서의 속도벡터의 단위벡터가 이루는 각이 회전운동시의 각속도와 일치한다는 성질을 이용하여 구할 수 있다. 결론적으로 회전가속도의 성분은 다음과 같이 계산된다.

$$u_x^2 + u_y^2 + u_z^2 = (r_k \Omega_k^2)^2 \tag{14}$$

$$u_x : u_y : u_z = (x_c - x_{Mk}) : (y_c - y_{Mk}) : (z_c - z_{Mk}) \tag{15}$$

여기서  $[x_c, y_c, z_c]$ 는 회전운동 중심의 좌표를 나타내고,  $[x_{Mk}, y_{Mk}, z_{Mk}]$ 는  $C\hat{x}_{Mk}$ 의 좌표를 나타낸다. 앞에서 계산한 원의 중심과, 각속도, 회전반경, 식 (14) 및 식 (15)로부터  $[u_x, u_y, u_z]$ 를 계산하면 다음과 같다.

$$u_x = \frac{r_k \Omega_k^2 (x_c - x_{Mk})}{\sqrt{(x_c - x_{Mk})^2 + (y_c - y_{Mk})^2 + (z_c - z_{Mk})^2}} \tag{16}$$

$$u_y = \frac{y_c - y_{Mk}}{x_c - x_{Mk}} u_x \tag{17}$$

$$u_z = \frac{z_c - z_{Mk}}{x_c - x_{Mk}} u_x \tag{18}$$

일단 표적의 기동이 감지되면, 필터는 추정된 회전가속도  $\hat{U}_k$ 에 의해 가속도 성분이 추산치에 반영된다.

2-3 기동감지와 필터갱신

기동감지와 필터갱신은 간단한 입력추정법(Input Estimation)과 같은 방법으로 수행된다. 표적의 기동의 검출은 고정된 기준값과 정규화된 회전가속도  $\chi^2$ 를 비교하여 결정된다.

$$\chi^2 = \overline{U}_k^T L_k^{-1} \overline{U}_k \quad (19)$$

여기서  $\overline{U}_k$ 는 과거의  $l$ 스캔에 대한  $\hat{U}_k$ 의 평균이고  $L_k$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$L_k^{-1} = M^T S_k^{-1} M \quad (20)$$

$$M = CB \quad (21)$$

$$S_k = C \hat{P}_{Mk} C^T + R \quad (22)$$

여기서  $S_k$ 는 오차의 공분산이다.

필터를 갱신하기 위해  $\hat{U}_k$ 의 효과를 필터의 추정치에 더하고,  $\hat{U}_k$ 의 공분산에 근거한 불확실한 값을 추가함으로써 필터의 공분산  $\hat{P}_{Mk}$ 을 증가시킨다. 즉 만약  $\chi^2$ 이 기준값보다 크면 갱신된 상태 추정치  $\hat{X}_{Mk}^U$ 와 공분산 추정치  $\hat{P}_{Mk}^U$ 는  $L$ 을 사용하여 다음과 같이 계산한다.

$$\hat{X}_{Mk}^U = \hat{X}_{Mk} + M \hat{U}_k \quad (23)$$

$$\hat{P}_{Mk}^U = MLM^T + \hat{P}_{Mk} \quad (24)$$

### III. 시뮬레이션 결과

여기서는 위에서 제안한 회전가속도 추정기를 사용하는 필터의 기동표적에 대한 추적성능을 시뮬레이션을 통하여 예증한다. 기동표적의 운동경로는 다음에 기술하는 3가지 경우를 고려한다. 그림 3~그림 5에서 화살표는 표적의 이동방향을 나타낸다.

그림 3은 표적이 직선에 가까운 하강운동을 하고 있는 경우이다. 그림 4는 얼마동안 직선운동을 하던 표적이 약 80~130초 사이에 반경 1.5Km의 원운동을 하다가 다시 직선운동을 계속하는 경우이다. 그림 5는 직선운동을 하던 표적이 약 100~175초 사이에 반경 1.5Km의 원운동을 하다가 반대방향으로 반경 2Km의 원운동을 한 다음 다시 직선운동을 하는 궤적을 나타낸다. 모든 표적에 대하여 200 m/s의 진행 방향으로는 등속도를 유지하였고, 샘플시간  $T$ 는 1초로 가정하였다. 측정 잡음의 표준편차는 거리

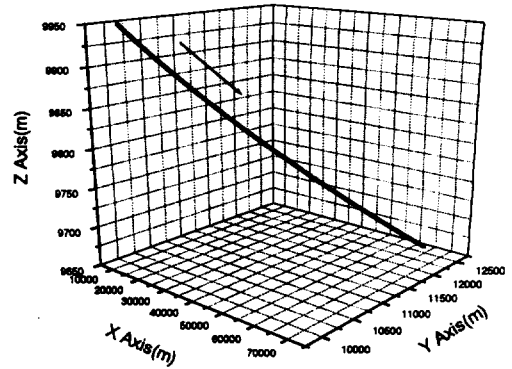


그림 3. 표적의 궤적 1

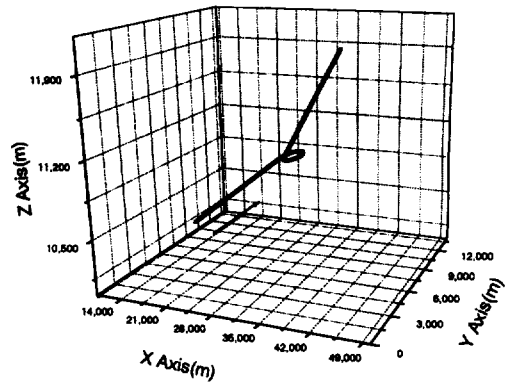


그림 4. 표적의 궤적 2

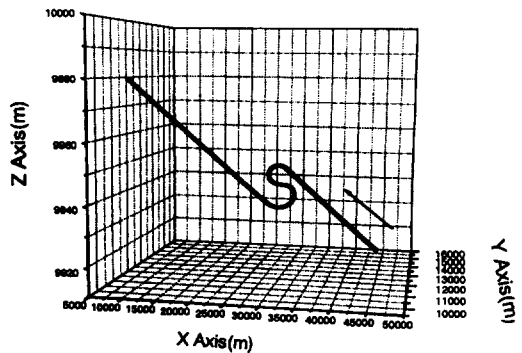


그림 5. 표적의 궤적 3

의 경우 30m, 방위각과 고도각은 0.005 rad으로 가정하였다.

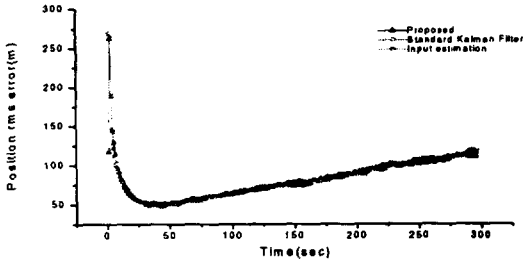


그림 6. 궤적 1에 대한 RMS 오차

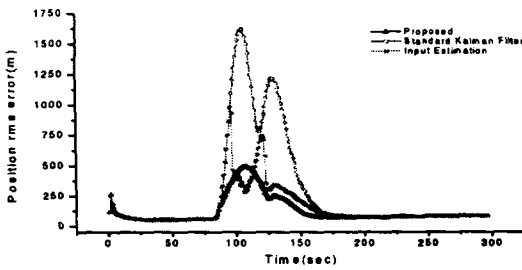


그림 7. 궤적 2에 대한 RMS 오차

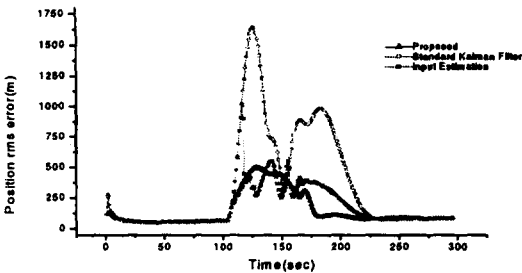


그림 8. 궤적 3에 대한 RMS 오차

필터의 성능을 비교하기 위해 가속도모델 칼만필터와 입력추정 기법을 이용한 칼만필터 그리고 본 논문에서 제안한 방법의 필터의 성능을 비교한다. 위의 표적의 각 궤적에 대한 500회 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하였으며 그 결과는 그림 6~그림 8과 같다. 임계치 설정에 있어서는 제안된 방법의 경우는 최근 3개의 회전가속도 추정치의 평균 사용하였고, 입력추정기법에서는 최근 3개의 인노베이션을

사용하였다.

그림 6은 거의 직선운동을 하고 있는 표적(그림 3)에 대한 RMS 오차를 나타낸 것이다. 회전가속도가 존재하지 않기 때문에 등속도모델 칼만필터와 입력추정기법 필터 그리고 제안된 회전가속도 추정필터의 성능은 차이가 거의 없음을 관찰할 수 있다. 이 경우 표적의 궤적은 보기에 거의 직선인 것 같으나 사실상 약간의 가속도가 포함되어 있으며 이러한 속도의 변화는 RMS 오차 증가에 기여하기 때문에 그림 6에서 보면 시간이 경과할수록 RMS 오차가 증가하는 경향을 나타낸다.

그림 7 및 그림 8의 경우에는 원운동을 하는 동안 제안된 필터의 성능이 등속도 모델 칼만필터 및 입력추정기법보다 우수한 성능을 나타냄을 분명히 확인할 수 있다. 그림 8에서 주목해야 할 점은 반경 1.5Km로 원운동을 하던 표적이  $t=150$  부근에서는 반경이 2Km로 증가한 회전운동을 하기 위해 방향을 바꾸는 몇 초 동안 직선운동에 가까운 이동을 하는데 이때는 가속도 모델필터가 더 잘 적응함을 알 수 있다.

그림 6~그림 8은 각각의 필터에 대한 추적성능을 비교하여 나타내었다. 추적필터는 실제문제에 적용될 때는 실시간으로 최적의 추정치를 산출해 줄 수 있어야 한다. 따라서 추적필터의 성능을 얘기할 때 추적 알고리즘의 계산량 또는 계산속도 역시 고려되어야 하는 중요한 요소이다. 다음에는 본 시뮬레이션에서 실제로 추적필터에서 필요로 하는 CPU 시간을 비교하기 위하여 등속도모델 칼만필터, 회전가속도 추정기 필터 및 입력추정기법에 대하여 계산량을 산출하였다. 비교를 위하여 먼저 표준 칼만필터에 필요한 계산량은 다음과 같다고 가정하고 동일한 기준을 적용했을 때 각 필터가 필요로 하는 계산량을 산출하기로 한다.

표 1에서  $n$ 은  $x_k$ 의 차원이고  $l$ 은  $y_k$ 의 차원이다. 본 시뮬레이션에서 고려한 예제의 경우  $n$ 을 6,  $l$ 을 3이므로 이에 대응되는 계산량을 표 1을 기준으로 하여 표준 등속도모델 칼만필터, 입력추정기법 및 제안된 방법(가속도 추정기 필터)에 대하여 산출하면 표 2와 같다.

표 1. 표준 칼만필터에 필요한 계산량

계산식	계산량 [flops]
$C \times \hat{P}_{Mk-1}$	$n^2 l$
$C \times (C \hat{P}_{Mk-1})^T + R_k$	$\frac{1}{2} n l^2 + \frac{1}{2} n l$
$[C(C \hat{P}_{Mk-1})^T + R_k]^{-1}$	$l^3 + \frac{1}{2} l^2 + \frac{1}{2} l$
$[C(C \hat{P}_{Mk-1})^T + R_k]^{-1} \times (C \hat{P}_{Mk-1})$	$n l^2$
$\hat{P}_{Mk-1} - (C \hat{P}_{Mk-1}) \times [C(C \hat{P}_{Mk-1})^T + R_k]^{-1} (C \hat{P}_{Mk-1})$	$\frac{1}{2} n^2 l + \frac{1}{2} n l$
합 계	$\frac{3}{2} n^2 l + \frac{3}{2} n l^2 + n l + l^3 + \frac{1}{2} l^2 + \frac{1}{2} l$

표 2. 3가지 필터에 대한 계산량의 비교

	등속도모델 칼만필터	제안된 방법	입력추정 기법
계산량	294 flops	543 flops	1653 flops

표 2를 보면 계산상 가장 효율적인 방법은 등속도모델 표준 칼만필터이고 가장 계산량이 많이 요구되는 것은 입력추정기법의 경우이다. 그러나 등속도모델 칼만필터의 경우는 기동이 발생하는 표적의 경우 그 추적 성능이 매우 저하되어 사용하기 곤란하다. 급격한 기동이 수반되는 표적의 경우에는 말할 것도 없이 여기서 제안한 필터 (회전가속도 추정기 사용) 또는 입력추정기법을 사용해야 하는데 이 두 기법을 계산의 효율면에서 비교하면 표 2로부터 제안된 필터의 경우가 입력추정 기법에 비하여 약 3배나 개선된 계산속도를 갖는 것이 명백하다. 따라서 그림 6~그림 8 그리고 표 2로부터 본 논문에서 제시한 회전가속도 추정기를 사용한 필터는 추적성능 (RMS와 계산속도의 측면)에서 입력추정법에 비하여 더 양호함을 관찰할 수 있다.

#### IV. 결 론

본 논문에서는 회전가속도 추정기를 사용한 칼만 필터를 제안하였다. 제안된 필터는 인노베이션 대신에 표적의 기동궤적의 모양으로부터 입력가속도 벡터를 추정해 내고 이것을 이용하여 기동의 효과를

필터 이득에 반영한다. 이 필터는 기동표적 추적에 효과적인 필터로 알려진 입력추정법에 비하여 계산식이 간단하고 계산시간도 작게 소요된다. 이러한 제안된 필터의 성능을 예증하기 위하여 급격한 기동을 포함하는 3가지 종류의 궤적에 대하여 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션 결과로부터 제안된 필터는 고속의 기동표적에 대해 기존의 등속도 모델 칼만필터보다 성능이 현저히 향상되었고 입력추정기법보다도 약간 개선된 RMS오차를 나타냄을 분명하게 확인하였다. 더구나 곡률을 이용한 직접적인 가속도 추정방식을 채택함으로써 입력추정기법의 최대 단점인 복잡한 필터구조와 높은 계산량의 문제를 해소할 수 있음을 예증하였다. 계산속도를 비교해 볼 때 입력추정법에 비교하여 약 3배나 개선됨을 확인하였다. 본 논문에서는 단일표적의 경우에 국한하였으나 이 제안된 필터는 클러터가 존재하는 다중 기동표적 문제에도 쉽게 적용할 수 있을 것으로 기대한다.

#### 참 고 문 헌

[1] Kalman, R. E. and R. S. Bucy, "New results in linear filtering and prediction Theory", *J. Basic Eng., ASME Trans., Ser. D.*, vol. 83, pp. 95-107, March, 1960.  
 [2] A. H. Jazwinski, "Adaptive filtering", *Automatica*, vol. 5, pp. 475-485, 1969.

- [3] McAulay, R. J., and Denlinger, E. J. "A decision-directed adaptive tracker", *IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst.*, AES-9, pp. 229-236, Mar., 1973.
- [4] Gholson, N. H., and Moose, R. L. "Maneuvering Target Tracking using Adaptive State Estimation", *IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst.*, AES-13, 1977, pp. 310-317.
- [5] Moose, R. L. "An adaptive state estimation solution to the maneuvering target problem", *IEEE Trans. Automatic Control*, AC-20, pp. 359-362, June, 1975.
- [6] Moose, R. L., Vanlandingham, H. F., and McCabe, D. H. "Modeling and estimation for tracking maneuvering targets", *IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst.*, AES-15, pp. 448-455, May, 1979.
- [7] Chan, Y. T., Hu, A. G. C. and Plant, J. B. "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation", *IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst.*, AES-15, pp. 237-244, Mar., 1979.
- [8] Chan, Y. T., Plant, J. B., and Bottomley, J. R. T. "A Kalman tracker with a simple input estimator", *IEEE Trans. Aerosp. and Electron. Syst.*, AES-18, no. 2, pp. 235-241, Mar., 1982.
- [9] A. T. Alouani, P. Xia, T. R. Rice, and W. D. Blair "Two-stage Kalman Estimator For Tracking Maneuvering Target", *Proc. of the 30th Conference on Decision and Control*, pp. 761-766, 1991.
- [10] T. R. Benedict and G. W. Bordner, "Synthesis of an Optimal Set of Radar Track-while-Scan Smoothing Equations", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-7, no. 7, pp. 27-32, July, 1962.
- [11] Robert C. James, "University Mathematics", Wadsworth Publishing Company, Inc., pp. 583-642, 1964.
- [12] George M. Siouris, *Aerospace Avionics System*, Academic Press, Inc, 1993.
- [13] Yaakov Bar-Shalom, Thomas E. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, Inc, 1990.
- [14] Mohinder S. Grewal, Angus P. Andrews *Kalman Filtering Theory and Practice*, Prentice Hall, 1991.
- [15] Arthur Gelb, *Applied Optimal Estimation*, The M.I.T. Press, 1974.



주 재 석(朱宰石)



1999년 2월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학사)  
 1999년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 대학원 석사과정 재학중  
 관심분야 : Target Tracking, GPS, CNS/ATM, GPS/INS Integration

tion

박 제 흥(朴濟鴻)



2000년 2월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학사)  
 2000년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 대학원 석사과정 재학중  
 관심분야 : Target Tracking, GPS, CNS/ATM, GPS/INS Integration, Satellite System

tion, Satellite System

임 상 석(林尙石)



1976년 2월 : 한국항공대학교 항공전자공학과(공학사)  
 1984년 10월 : Ottawa 대학교 대학원(공학석사)  
 1990년 5월 : Ottawa 대학교 대학원(공학박사)  
 1976년 3월~1982년 7월 : 국방과

학연구소

1984년 11월~1987년 8월 : 캐나다 DREO  
 1990년 6월~1992년 5월 : Royal Military College Of Canada  
 1992년 6월~1995년 2월 : 캐나다 DREO  
 1995년 3월~현재 : 한국항공대학교 항공전자공학과 부교수  
 관심분야 : Target Tracking, GPS, CNS/ATM, GPS/INS Integration, 항법전자시스템, 레이더응용, Filter 설계