

회전가속도 추정기, 입력추정 및 가변차원 필터의 기동 추적 성능 해석

Performance Analysis of the Turning Acceleration Estimator, Input Estimation and Variable Dimension Filters for Tracking Maneuvers

최 성 원*, 임 상 석*

Sung-Won Choi* 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. 이들 중에서 많이 사용되고 있는 방법은 입력추정, 가변차원 및 회전가속도 추정기를 사용하는 필터이다. 이들에 대한 성능은 각각 해석되어 왔으나 비교 분석되지 않았다. 본 논문에서는 칼만필터를 기본으로 한 이들 필터에 대하여 추적 성능을 비교한다. 실제적인 기동표적의 추적에 용이하게 적용할 수 있도록 3가지 종류의 회전 기동에 대해 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 비교 분석함으로써 각 필터에 대한 특성을 해석한다.

Abstract

Maneuvering targets are difficult to track for the Kalman filter 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 highly maneuvering target, several schemes have been proposed and improved the tracking performance in some extent. Among those tracking schemes the Input Estimation(IE), Variable Dimension(VD) and Turning Acceleration Estimator(TAE) became popular. However, so far their tracking performances were analyzed individually and were not compared. In this paper, the tracking performances of the typical IE, VD and TAE schemes for a maneuvering target are compared. Monte-Carlo Simulations for three maneuvering profiles are carried out and the results are analyzed towards practical applications.

I. 서 론

표적 추적 문제는 주어지는 상황에 따라 여러 가지 문제를 포함할 수 있다[1]. 일반적으로 비행기나 미사일 등의 표적들은 비선형의 운동 역학에 의하여

운동하며, 일반적인 감지 센서는 표적의 위치 정보만을 측정한다. 이 경우 표적의 운동을 선형으로 근사화한 모델을 사용하여 칼만필터를 구성함으로써 측정오차와 표적역학의 비선형성을 해결할 수 있으며, 직접 측정되지 않는 속도나 가속도 등의 표적 상태 변수들을 추정할 수 있다[2],[3]. 전통적으로 표

* 한국항공대학교 전자·정보통신·컴퓨터공학부(The Schools of Electronics, Telecommunication, and Computer Engineering, Hankuk Aviation University)

· 논문번호 : 2002-8-4

· 접수일자 : 2002년 7월 16일

적의 운동 모델은 표적이 등속도로 직선 운동한다는 가정 하에 만들어진 등속도 직선운동 모델을 사용하여 왔으며, 이 경우 표적의 위치 및 속도만을 고려하여 모델링하게 된다. 그러나 표적이 방향 전환이나 탐지 회피 등을 위하여 기동(maneuver)을 수행할 경우 가속도를 포함하는 운동을 하므로, 기존의 등속도 직선운동 모델은 상당한 오차를 유발하여 심지어는 표적을 유실하는 경우도 발생한다. 따라서 기동을 수반하는 표적의 추적을 위한 새로운 표적 추적 기법이 요구된다[4].

입력추정기법[5]은 기동에 의하여 영향을 받은 필터의 인노베이션으로부터 기동을 야기하는 기동 입력을 최소자승법(least square)에 의거하여 추정하고 이와 함께 추적 필터의 상태 추정치를 보상하는 방법이다. 이 방법은 미리 설정된 원도우의 시작점에서 기동이 개시되었다고 가정하여 기동 입력을 추정하므로, 기동이 급격한 표적에 대해서는 양호한 성능을 제공하지만 완전한 기동을 가지는 표적에 대해서는 과다 보상으로 인한 추적성능의 저하를 가져온다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 Bogler[6]는 기동 입력의 크기뿐만 아니라 기동이 개시된 시점도 동시에 추정하는 기법을 제안하였다. 이 기법은 완전하거나 기동에 대한 기동 시점의 검출을 위하여 상당히 긴 기동 검색 구간을 필요로 하므로 많은 계산량을 요구하는 단점이 있다.

Bar-Shalom과 Birnmiwal[7]은 표적의 기동이 없는 경우, 위치와 속도만을 고려한 등속도 운동 모델을 사용하여 필터링을 수행하고, 기동이 검출된 경우에는 가속도까지 고려한 모델을 사용하여 필터링하는 가변차원기법을 제안하였다. 그러나 이 기법은 필터의 변환과정에서 필터의 상태방정식과 잡음 공분산의 초기화시에 필터의 충격 및 수렴시간 등의 문제점이 발견되었다.

회전가속도 추정기를 사용하는 필터[8]에서는 입력 추정 기법에서 사용하는 추산치와 측정치의 차이를 사용하지 않고 기동표적 궤적의 모양을 이용하여 가속도를 추정하는 회전가속도 추정기가 포함된 칼만 필터를 사용한다. 특히 급격히 기동하는 표적추적에 있어서 좋은 성능을 유지시키기 위해서는 정확한 회전가속도의 추정이 필요한데 제안된 필터는 입

력 추정 기법에 기본을 두고 있으나, 인노베이션을 사용하지 않고 각속도를 이용하여 회전가속도 벡터를 추정해 내는 알고리즘을 갖고 있으므로 빠른 알고리즘 처리속도와 좋은 기동 추적 성능을 나타낸다.

이와 같은 기동 추적 필터들은 칼만 필터를 기반으로 하고 개개의 기동 검출 및 추적법을 통하여 상당한 성능의 향상을 가져왔으나 각각 특정한 표적에 대해서 개별적으로 성능을 해석하였다. 따라서 이들 기법 중에서 많이 사용되고 있는 입력추정, 가변차원 및 회전가속도 추정기에 의한 필터 성능을 함께 비교하는 것은 실제적인 문제에 적용할 때 하나의 기준을 제공하게 될 것이다. 본 논문에서는 이들 3 필터의 성능을 함께 비교 해석한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제2절에서는 대표적 기동 표적 추적용 필터인 입력 추정 필터, 가변 차원 필터 및 회전가속도 추정기를 사용한 필터의 알고리즘과 기동검출 및 추정에 대해 간단히 기술한다. 제3절에서는 3종류의 기동표적에 대해 IE, VD 및 TAE 필터의 성능을 비교 해석한다. 해석을 위해서 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 비교한다. 끝으로 제 4절에서 결론을 맺는다.

II. 기동 표적 추적용 필터

여기서는 기동 표적의 추적에 흔히 사용되고 있는 입력추정법, 가변차원법 및 회전가속도 추정법을 간략하게 기술한다.

2-1 입력 추정 필터(IEF)

입력 추정(IE) 기법은 추적 필터의 인노베이션의 자승치를 이용한 검정을 통하여 표적의 기동을 검출하고 최소 자승 추정의 기법을 이용하여 표적의 기동 입력을 추정하여 추적 필터의 상태 변수를 갱신하는 방법이다. 추적 필터의 상태 변수의 갱신은 기동 입력의 추정치를 이용하여 상태 변수를 수정하고 추정 오차의 공분산을 적절하게 증가시키는 단계를 포함한다.

2-1-1 필터 방정식

입력 추정 기법에서는 상태벡터를 $x = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z}]^T$ 라 할 때 표적의 기동은 모델은 다음과 같이 미지 입력 $u(k)$ 를 사용하여 나타낸다.

$$x(k+1) = Fx(k) + Gu(k) + w(k) \quad (1)$$

여기서 $w(k)$ 는 시스템의 잡음을 나타내며 평균 0이고 공분산 Q 인 백색잡음이라고 가정한다. $u(k)$ 는 표적의 기동을 나타낸다. 따라서 기동이 없으면 $u(k)$ 는 0이므로 아래와 같은 상태 방정식을 갖게 된다.

$$x(k+1) = Fx(k) + w(k) \quad (2)$$

측정방정식은 다음과 같다.

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (3)$$

여기서 $v(k)$ 는 측정 잡음을 나타내고 평균이 0이고 공분산 $R(k) = E[v(k)v^T(k)]$ 인 백색잡음이며 프로세스 잡음 $w(k)$ 와는 독립이라고 가정한다.

2-1-2 기동의 검출과 추정

먼저 기동이 없는 표적의 상태를 다음과 같이 나타낸다.

$$x^*(k+1) = Fx^*(k) + w(k) \quad (4)$$

식 (4)를 기준으로 하는 칼만 필터의 인노베이션을 이용하여 기동 입력의 검출과 추정, 그리고 상태 추정치의 갱신을 수행한다. 입력 추정 기법에서는 시간에 따른 계산량의 증가를 막기 위하여 현재 시간으로부터 현재 시간 이전으로 유한한 윈도우를 설정하고 설정된 윈도우내에 속하는 데이터만을 이용하여 표적의 기동을 검출한다.

현재 시간을 $t = k$ 라 하고 설정된 윈도우의 길이를 s 라 하였을 때 표적이 시간 $t = k-s$ 에서 기동을 개시하였다고 가정한다. 이때 시간 구간 $[k-s, k-s+1, \dots, k]$ 에서 미지의 입력을 $u(i), i =$

$k-s, k-s+1, \dots, k$ 로 표시한다.

식 (4)의 무-기동 모델에 대해서 칼만 필터의 순환식을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^*(i+1 | i) &= F[I - K(i)H] \hat{x}^*(i | i-1) \\ &+ FK(i)z(i) \equiv \Phi(i) \hat{x}^*(i | i-1) \\ &+ FK(i)z(i), \quad i = k-s, \dots, k-1 \end{aligned} \quad (5)$$

기동이 시작되기 전 상태 변수의 초기 조건은 다음과 같다.

$$\hat{x}^*(k-s | k-s-1) = \hat{x}(k-s | k-s-1) \quad (6)$$

식 (5)에서 $K(i)$ 는 표준 칼만 필터의 이득이다:

$$K(i+1) = P(i+1 | i)H^T S(i+1)^{-1} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} P(i+1 | i) &= F[P(i | i-1) - P(i | i-1) \\ &H^T S(i)^{-1} H P(i | i-1)] F^T + Q \end{aligned} \quad (8)$$

$$S(i+1) = H P(i+1 | i) H^T + R \quad (9)$$

식 (6)에서 시간 $t = k-s$ 에서의 상태 예측치는 식 (5)를 초기치로 하여 얻을 수 있으며 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{x}^*(i+1 | i) &= \left[\prod_{j=k-s}^i \Phi(j) \right] \hat{x}(k | k-1) \\ &+ \sum_{j=k-s}^i \left[\prod_{m=k-s}^{j-1} \Phi(m) \right] FK(j)z(j), \\ &i = k-s, \dots, k-1 \end{aligned} \quad (10)$$

같은 방법으로 식 (1)의 기동 모델에 대한 칼만 필터의 순환식을 구하면 다음의 식 (11)과 같다. 이때 식의 유도를 위해서 윈도우 내의 기동 입력 $u(i)$ 를 미리 알고 있다고 가정한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(i+1 | i) &= \Phi(i) \hat{x}(i | i-1) + FK(i)z(i) + Gu(i) \\ &= \left[\prod_{j=k-s}^i \Phi(j) \right] \hat{x}(k | k-1) \\ &+ \sum_{j=k-s}^i \left[\prod_{m=k-s}^{j-1} \Phi(m) \right] [FK(j)z(j) + Gu(j)], \\ &i = k-s, \dots, k-1 \end{aligned} \quad (11)$$

위의 상태 추정치를 식 (10)의 상태 추정치와 비교해 보면, 기동 입력 $u(i)$ 에 의한 항만큼의 차이가 있는 것을 알 수 있다. 식 (11)으로부터 인노베이션을 다음과 같이 계산한다.

$$\nu(i+1) = z(i+1) - H\hat{x}(i+1|i) \quad (12)$$

이 $\nu(i+1)$ 는 평균이 0이고 공분산이 $S(i+1)$ 인 백색 잡음이 된다. 마찬가지로 식 (10)에 대한 인노베이션은 다음과 같다.

$$\nu^*(i+1) = z(i+1) - H\hat{x}^*(i+1|i) \quad (13)$$

식 (12)와 (13)으로부터 다음 식을 얻는다.

$$\nu^*(i+1) = \nu(i+1) + H \sum_{j=k-s}^i \begin{bmatrix} j-1 \\ \prod_{m=k-s}^j \Phi(m) \end{bmatrix} Gu(i) \quad (14)$$

다음과 같이 입력 $u(i)$ 는 시간 구간 $[k-s, k-s+1, \dots, k]$ 에서 일정하다고 가정하자.

$$u(i) = u, \quad i = k-s, k-s+1, \dots, k-1 \quad (15)$$

그러면 식 (14)는 다음과 같이 간단하게 표현된다.

$$\nu^*(i+1) = \Psi(i+1)u + \nu(i+1), \quad i = k-s, \dots, k-1 \quad (16)$$

$$\Psi(i+1) \equiv H \sum_{j=k-s}^i \begin{bmatrix} j-1 \\ \prod_{m=k-s}^j \Phi(m) \end{bmatrix} G \quad (17)$$

또 식 (16)을 행렬로 표현하면 아래와 같다.

$$y = \Psi u + \varepsilon \quad (18)$$

여기서 각 성분은 다음과 같다.

$$y = \begin{bmatrix} \nu^*(k-s+1) \\ \vdots \\ \nu^*(k) \end{bmatrix}, \quad \Psi = \begin{bmatrix} \Psi(k-s+1) \\ \vdots \\ \Psi(k) \end{bmatrix}$$

$$\varepsilon = \begin{bmatrix} \nu(k-s+1) \\ \vdots \\ \nu(k) \end{bmatrix} \quad (19)$$

여기서 ε 은 공분산 $S = \text{diag}\{S(k-s+1), \dots, S(k)\}$ 이고 평균 0인 확률변수로 주어진다. 식 (18)로부터 최소자승기법을 이용하여 미지 입력 u 의 최소자승추정치를 구하면 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{u} = (\Psi^T S^{-1} \Psi)^{-1} \Psi^T S^{-1} y \quad (20)$$

이때 기동 입력의 추정치 \hat{u} 의 추정 오차 공분산 L 은 다음과 같이 주어진다.

$$L = (\Psi^T S^{-1} \Psi)^{-1} \quad (21)$$

기동 입력의 추정치는 식 (20)에 의하여 수행된다. 기동의 검출은 추정된 기동 입력이 통계학적 중요도(significance)를 기준으로 하여 판정한다.

$u=0$ (기동없음)인 경우 식 (20)의 기동 입력 추정치는 다음과 같이 정규 분포를 따른다.

$$\hat{u} \sim N(0, L) \quad (22)$$

기동 입력 추정치의 정규화 값을

$$d(\hat{u}) \equiv \hat{u}^T L^{-1} \hat{u} \quad (23)$$

와 같이 정의하면 $d(\hat{u})$ 는 n_u -자유도를 갖는 χ^2 분포가 된다.

오경보 확률(Probability of false alarm)을 α 라고 하면 표적의 기동 검출은 다음과 같은 가설평가를 통하여 수행된다. $P(d(\hat{u}) \geq c) = \alpha$ 에서 α 가 0.01 이하이도록 판정기준 c 를 선택할 때 다음 조건이 만족되면 기동이 검출된 것으로 판정하게 된다.

$$d(\hat{u}) \geq c \quad (24)$$

2-1-3 필터의 갱신

표적의 기동이 검출되면 시간 $t = k+1$ 에서 추

정된 기동력에 따라 상태 변수 및 그 공분산은 다음과 같이 갱신한다.

$$\hat{x}^U(k+1|k) = \hat{x}^*(k+1|k) + M \hat{u}, \quad (25)$$

$$P^U(k+1|k) = P(k+1|k) + MLM^T. \quad (26)$$

여기서

$$M = H \sum_{j=k-s}^k \prod_{m=k-s}^{j-1} \Phi(m) G.$$

2-2 가변 차원 필터(VDF)

가변 차원 필터 기법(VDF)에서는 기동이 없는 모델을 사용한 추적 필터의 추정 오차의 감쇠기억평균(fading memory average)을 이용하여 표적의 기동을 검출한다. 기동이 검출되면 가속도를 표적 추적 시스템의 상태 변수에 추가하여 기동 모델로 전환한다. 기동모델로 전환 후 다른 판정법에 의해 등속모델로 전환하기 전까지는 등가속도 모델로 추적을 수행한다. 즉, 표적의 추적을 위해 등속도 모델과 등가속도 모델을 교대로 사용한다.

2-2-1 필터방정식

먼저 등속도 모델은 기동이 없는 경우의 모델이며 그 상태 방정식은 다음과 같다.

$$x(k+1) = Fx(k) + Gu(k) \quad (27)$$

여기서 $x(k)$ 는 x, y, z 방향의 위치와 속도 성분을 갖는 벡터이다.

$$x = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y} \ z \ \dot{z}]^T \quad (28)$$

여기서 상태전이행렬 F 와 잡음이득행렬 G 는 다음과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$G = \begin{bmatrix} T/2 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & T/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & T/2 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (30)$$

이때 표적의 프로세스 잡음 w 는 평균이 0이고 공분산이 Q 인 가우시안이라 가정한다.

추정치 $z(k)$ 는 식 (3)과 같고 이의 측정 행렬은 아래와 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (31)$$

다음에는 등가속도 모델인 기동 모델의 상태방정식은 아래와 같다.

$$x^m(k+1) = F^m x^m(k) + G^m w^m(k) \quad (32)$$

여기서 $x^m(k)$ 는 $x(k)$ 와 달리 다음과 같이 가속도 성분을 포함하는 상태변수이다.

$$x^m = [x \ \dot{x} \ \ddot{x} \ y \ \dot{y} \ \ddot{y} \ z \ \dot{z} \ \ddot{z}]^T \quad (33)$$

기동 모델의 상태전이행렬 및 잡음이득행렬은 다음과 같다.

$$F^m = \begin{bmatrix} F_1 & O_1 & O_1 \\ O_1 & F_1 & O_1 \\ O_1 & O_1 & F_1 \end{bmatrix}, \quad F_1 = \begin{bmatrix} 1 & T & T^2/2 \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad O_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$G^m = \begin{bmatrix} G_1 & O_2 & O_2 \\ O_2 & G_1 & O_2 \\ O_2 & O_2 & G_1 \end{bmatrix}, \quad G_1 = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \\ 1 \end{bmatrix}, \quad O_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (35)$$

여기서 잡음 $w^m = [w_1 \ w_2 \ w_3]^T$ 는 평균이 0이고 분산이 Q^m 인 가우시안이다.

기동 모델의 측정방정식에서 측정치 행렬은 아래와 같다.

$$H^m = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (36)$$

2-2-2 표적의 기동 검출

가변 차원 필터(VDF)는 등속도 모델을 사용하여 개시되며 표적의 기동 검출은 다음과 같은 과정으로 수행된다. 등속도 모델에 대해 다음과 같이 인노베이션의 감쇠기억평균을 정의한다.

$$\rho(k) = \alpha\rho(k-1) + \varepsilon(k) \quad (37)$$

$$\varepsilon(k) = \nu^T(k)S^{-1}(k)\nu(k) \quad (38)$$

여기서 $\nu(k)$ 는 공분산 $S(k)$ 를 갖는 인노베이션이며, α 는 $0 < \alpha < 1$ 인 상수이다. 이 인노베이션 $\nu(k)$ 가 정규분포를 갖는다는 가정하에서, $\varepsilon(k)$ 는 n_z -자유도의 χ^2 분포이므로 정상상태에서 감쇠기억평균 $\rho(k)$ 의 기대치는 다음과 같다.

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E\rho(k) = \frac{n_z}{(1-\alpha)} \quad (39)$$

또 s 를 다음과 같이 정의하면

$$s \equiv \frac{1}{(1-\alpha)} \quad (40)$$

s 는 정상 상태에서 기동의 검출을 위한 유효 윈도우 길이(effective window length)로 간주할 수 있다. $\rho(k)$ 가 이미 설정해 놓은 기준치를 초과하면 기동이 검출된 것으로 판정하고 기동이 검출되면 추적 필터는 무-기동 모델로부터 기동 모델로 전환한다.

2-2-3 표적의 가속도 성분 산출

기동 모델로 전환한 후 추정된 가속도는 표준편차와 비교하여 가속도의 통계치의 중요도가 낮을 경우 다시 등속도 모델로 전환한다. $\hat{a}(k|k)$ 를 가속도 성분의 추정치, $P_a^m(k|k)$ 를 기동 모델의 공분산 행렬의 부행렬이라 할 때, 먼저 가속도 추정치의 중요도 검정을 위한 통계량을 다음과 같이 정의한다.

$$\delta_a(k) = \hat{a}^T(k|k)[P_a^m(k|k)^{-1}]\hat{a}(k|k) \quad (41)$$

길이 p 인 이동 윈도우 내에서의 통계량 δ_a 의 합 $\rho_a(k)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$$\rho_a(k) = \sum_{j=k-p+1}^k \delta_a(j) \quad (42)$$

가속도 추정치에 대한 중요도 판정은 $\rho_a(k)$ 의 값이 기설정된 기준치보다 작으면 등속도 모델로 전환하고 아니면 등가속도 모델 그대로 유지된다.

2-2-4 기동 모델에 대한 상태 변수의 초기화 및 갱신

기동의 검출시 모델 전환 후 기동 모델에 대한 상태 변수 초기화 과정은 다음과 같다. 유효 윈도우의 길이를 s 라 하였을 때 시간 k 에서 기동이 검출되면 추적 필터는 표적이 시간 $k-s-1$ 에서부터 등가속도 비행을 개시하였다고 가정한다. 표적 추적 시스템의 상태 변수 초기화는 시간 $k-s$ 에서 이루어진다.

먼저 시간 $k-s$ 에서 가속도의 추정치는 다음과 같이 설정된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{4+i}^m(k-s|k-s) &= \frac{2}{T^2} \cdot \\ & [z_i(k-s) - \hat{z}_i(k-s|k-s-1)] \\ & i=1,2 \end{aligned} \quad (43)$$

그리고 시간 $k-s$ 에서의 표적 위치의 추정치는 다음 식과 같은 측정치로 대체한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{2i-1}^m(k-s|k-s) &= z_i(k-s) \\ & i=1,2 \end{aligned} \quad (44)$$

이때 시간 $k-s$ 에서의 표적 속도의 추정치는 식 (43)의 가속도의 추정치를 이용하면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{2i}^m(k-s|k-s) &= \hat{x}_{2i}(k-s|k-s-1) \\ & + T\hat{x}_{4+i}^m(k-s|k-s) \\ & i=1,2 \end{aligned} \quad (45)$$

이에 대응되는 공분산은 $P^m(k-s|k-s)$ 이다. 이 공분산 및 설정된 상태 변수에 대한 잡음 공분산 행렬도 적절하게 초기화 시켜야 한다. 이 초기화 절차는 Bar-Shalom과 Birmiwal의 논문[7]에 기술되어 있다.

2-3 회전가속도 추정기를 사용한 칼만필터

회전 가속도 추정기를 사용하는 칼만필터는 간단한 입력추정기법을 기본으로 사용하고 표준칼만필터와 회전가속도 추정기로 구성된다. 표준칼만필터는 등속도 모델을 사용하고 바이어스가 존재하지 않는다고 가정한다. 표적의 운동을 나타내는 상태 방정식은

$$x(k+1) = \Phi x(k) + BU(k) + w(k) \quad (46)$$

이고, 여기서 $x(k) = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y} \quad z \quad \dot{z}]^T$ 는 샘플시각 k 에서의 시스템 상태벡터이다. $U(k) = [u^x(k), u^y(k), u^z(k)]$ 는 가속도의 상태벡터를 나타낸다. 시스템 잡음 $w(k)$ 는 평균이 0이고 분산이 $Q(k) = E\{w(k)w^T(k)\}$ 인 가우시안 랜덤변수이다. 추정방정식은 식 (3)과 같다.

2-3-1 필터 방정식

회전가속도 추정기를 포함하는 칼만 추적기의 알고리즘은 다음과 같다.

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)[z(k) - H\hat{x}(k|k-1)] \quad (47)$$

$$\hat{x}(k+1|k) = \Phi \hat{x}(k|k) + B \hat{U}(k) \quad (48)$$

$$K(k) = \hat{P}(k|k-1)H^T[HP(k|k-1)H^T + R(k)]^{-1} \quad (49)$$

$$\hat{P}(k|k) = [I - K(k)H]\hat{P}(k|k-1) \quad (50)$$

$$\hat{P}(k+1|k) = \Phi \hat{P}(k|k) \Phi^T + Q(k) \quad (51)$$

여기서 $\hat{U}(k)$ 는 미지의 가속도 상태벡터의 입력 성분이다. 따라서 $\hat{U}(k) = 0$ 이면 회전 가속도 추정기를 사용한 칼만필터가 위치와 속도만을 추정하는

등속도 표준 칼만 필터와 같다는 의미이다. 무-기동이면 $\hat{U}(k) = 0$ 이 되고 기동이 검출되면 추정된 회전가속도 $\hat{U}(k)$ 에 의해 필터의 갱신이 이루어진다.

2-3-2 회전 가속도 계산

표적의 궤적으로부터 곡률을 구하고 이것을 이용하면 회전가속도 성분은 각각 다음과 같이 계산된다 [8].

$$u_x = \frac{r(k) \Omega^2 (x_c - x(k|k))}{\sqrt{(x_c - x(k|k))^2 + (y_c - y(k|k))^2 + (z_c - z(k|k))^2}} \quad (52)$$

$$u_y = \frac{y_c - y(k|k)}{x_c - x(k|k)} u_x \quad (53)$$

$$u_z = \frac{z_c - z(k|k)}{x_c - x(k|k)} u_x \quad (54)$$

여기서 $r(k)$ 는 회전반경, $\Omega(k)$ 는 회전각속도, (x_c, y_c, z_c) 는 표적 회전운동중심의 좌표를 나타낸다.

2-3-3 기동의 검출과 필터 갱신

표적의 기동의 검출은 고정된 기준값과 정규화된 회전가속도 χ^2 를 비교하여 결정한다.

$$\chi^2 = \overline{U^T(k)} L^{-1}(k) \overline{U}(k) \quad (55)$$

여기서 $\overline{U}(k)$ 는 일정한 과거 스캔 시간 l 스캔에 대한 $\hat{U}(k)$ 의 평균이고 $L(k)$ 는 다음과 같다.

$$L_k^{-1} = M^T S_k^{-1} M \quad (56)$$

$$M = HB \quad (57)$$

$$S(k) = H \hat{P}(k|k) H^T + R \quad (58)$$

만약 χ^2 가 기준값보다 크면 갱신된 상태추정치 $\hat{X}^U(k|k)$ 와 공분산 추정치 $\hat{P}^U(k|k)$ 는 L 을 사용하여 다음과 같이 필터를 갱신한다.

$$\hat{X}^U(k|k) = \hat{X}(k|k) + M \hat{U}(k) \quad (59)$$

$$\hat{P}^U(k|k) = MLM^T + \hat{P}(k|k) \quad (60)$$

Ⅲ. 기동의 추적 성능 비교

제 2절에서 기술한 입력추정필터, 가변차원필터와 회전가속도추정기 필터의 성능을 비교 해석한다. 기동에 대한 추적 성능은 3개의 전형적인 기동 표적에 대하여 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통하여 비교한다.

기동표적의 운동경로는 그림 1~그림 3과 같다. 이들 그림에서의 화살표는 표적의 이동방향을 나타낸다. 그림 1은 처음에 직선운동을 하던 표적이 약 80~130 스캔(scan) 사이에 반경 1.5 km의 원형의 기동(maneuver)을 하다가 다시 직선으로 상승 운동을 하는 궤적이다. 그림 2는 직선에 가까운 하강 운동을 하던 표적이 약 70~120 스캔(scan) 사이에 왼쪽으로 넓은 곡선을 그리며 운동하다가 약 125~230 스캔에 다시 반대방향(오른쪽)으로 반경 2 km의 원형의 기동을 한 다음 직선에 가까운 상승 운동을 하는 궤적을 나타낸다. 그림 3은 직선운동을 하던 표적이 약 70~145 스캔 사이에 우측으로 반경 1.5 km의 타원형의 빠른 기동을 하다가 다시 같은 방향으로 145~250 스캔 사이에 반경 2.5km의 넓은 타원형의 기동 운동을 하다가 다시 직선운동을 하는 궤적을 나타낸다.

그림 1~그림 3의 모든 궤적에 대해 직선운동 구간은 진행방향으로 200 m/s의 등속도를 유지하였고

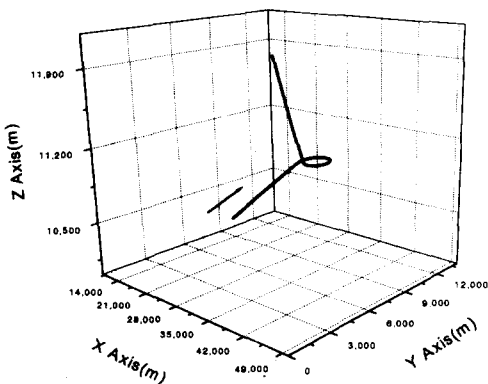


그림 1. 표적의 궤적 A
Fig. 1. The target trajectory A.

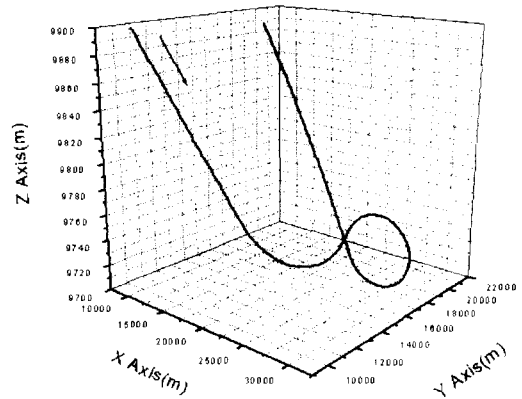


그림 2. 표적의 궤적 B
Fig. 2. The target trajectory B.

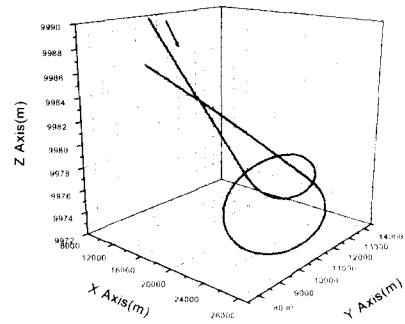


그림 3. 표적의 궤적 C
Fig. 3. The target trajectory C.

샘플시간 (T)은 1초로 가정하였다. 측정잡음의 표준편차는 거리의 경우 30 m, 방위각과 고도각은 0.005 rad으로 가정하였다.

추적필터의 성능은 위치 오차에 대한 RMS 값으로 평가하였다. 위치 Θ 의 RMS 오차는 다음과 같이 정의한다.

$$\Theta_{RMS}(k) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [\Theta(i) - \hat{\Theta}(i)]^2} \quad (61)$$

여기서 $\hat{\Theta}$ 는 위치 Θ 의 추산값이다.

본 시뮬레이션에서는 각 추적 필터의 성능을 비교하기 위해서 각각의 필터에 대해서 500회의 Monte

-Carlo 시뮬레이션을 수행하였다. 기준치(threshold) 설정에 있어서 회전가속도 추정기 필터(TAEF)의 경우 최근 3개의 회전가속도 추정치의 평균을 사용하였으며 입력 추정 기법(IE)에서는 최근 3개의 인노베이션을 사용하였다.

그림 4~그림 6은 3개의 기동 표적의 궤적 A, B, C에 대한 RMS 위치 오차를 나타낸 것이다. 비교를 용이하게 할 수 있도록 서로 다른 기동을 갖는 표적에 대하여 각 필터의 추정 결과를 동일한 그림에 나타내었다. 이들 그림에서 IE는 입력추정, VD는 가변차원 그리고 Acc. Est.는 회전가속도 추정기 방식을 나타낸다.

그림 4는 표적 궤적 A에 대한 추적 결과를 나타낸다. 이 결과를 해석하면 다음과 같다.

1. 초기(스캔 1~스캔 3)에는 3개의 필터 모두 거의 같은 크기의 초기화 오차를 나타내며 3개의 필터는 모두 별다른 차이를 나타내지 않는다. 초기화 이후 표적이 등속도 운동을 하는 구간(스캔 4~스캔 83)동안에는 추적오차가 계속 감소한다. 이 구간에서는 가변차원 방식이 다른 2가지 방식에 비하여 가장 양호한 추적 성능을 나타낸다.
2. 스캔 83 부근에서 표적의 기동이 시작됨에 따라 3개의 필터는 추적오차에 있어서 상당한 차이를 나타낸다. 입력추정(IE)과 가변차원(VD) 필터는 스캔 95 정도에서 오차가 급격히 증가하는 특성을 나타내고 Acc.Est.(회전가속도 추정) 필

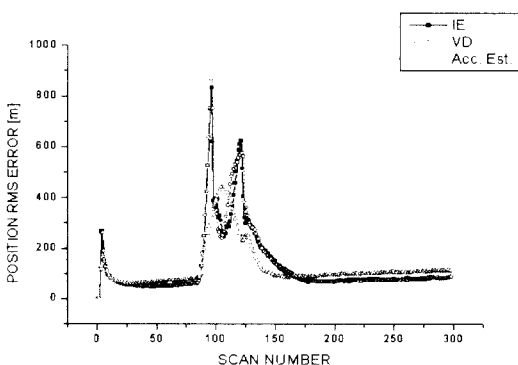


그림 4. 표적 궤적 A에 대한 위치 RMS 오차
Fig. 4. The RMS position error for the trajectory A.

터는 스캔 105 정도에서 오차가 크게 증가한다. 그 최대 오차의 크기는 Acc. Est의 경우 IE나 VD에 비하여 절반 정도로 작은 것을 알 수 있다. 이 구간에서는 IE나 VD에 비하여 Acc. Est가 양호한 추적 성능을 나타낸다.

3. 기동이 계속됨에 따라 필터의 추적 오차도 점차로 감소해 가는데 기동이 끝나는 시점인 스캔 125 부근에서 IE와 VD는 다시 오차가 급격히 증가한다. 한편 Acc. Est의 경우 기동이 끝나는 데 따른 오차의 증가는 확연히 구분될 정도로 큰 것은 아니며 눈에 잘 띄지 않을 정도이다. 이 구간에서는 IE나 VD에 비하여 Acc. Est가 가장 양호한 추적 성능을 나타낸다.
4. 스캔 150 이후에는 3개의 필터가 모두 안정화되어 동일한 수준의 오차를 나타낸다. 이 구간에서는 필터간의 성능의 차이를 찾아보기 어렵다.
5. 전체적으로 보면 기동구간 동안에는 Acc.Est 필터의 성능이 가장 우수함을 쉽게 확인할 수 있다. 특히 IE 및 VD 필터는 표적의 기동 개시 시점을 이미 설정된 윈도우의 시작 지점으로 하기 때문에, 실제 표적의 기동 시점과의 차이가 생긴다. IE에서는 이러한 차이가 커질수록 추정된 기동 입력치의 신뢰도가 낮아진다. 또 무-기동 모델만을 사용하므로 표적의 기동 구간에서 기동 검출이 반복적으로 이루어져 표적 추적 오차의 동요가 심하다. VD 필터는 표적의 기동상황에 따라 능동적으로 등속모델과 등 가속 모델 사이에 전환이 이루어지는데 모델을 전환할 때에 상태변수 및 공 분산을 초기화하는 과정에서 추정된 기동 시점에서의 측정치만을 사용하기 때문에 기동 모델로 전환 후에 표적 추적 시스템의 오차가 크게 증가하는 것을 관찰할 수 있다. 반면에 Acc. Est 필터는 궤적의 모양으로부터 입력 가속도를 추정하고 이것을 기동필터에 반영하기 때문에 IE나 VD 필터가 갖는 이러한 문제가 발생하지 않는다.

그림 5는 표적 궤적 B에 대한 추적 결과를 나타낸다. 이 결과를 보면 대체적으로 표적 A의 경우(그림 4)와 거의 동일한 특성을 3개의 필터가 나타낸다는 것을 쉽게 알 수 있다. 궤적 A의

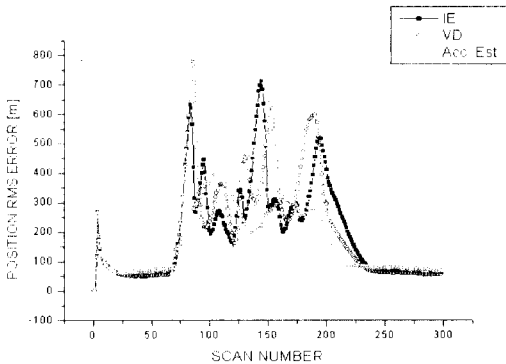


그림 5. 표적 궤적 B에 대한 위치 RMS 오차

Fig. 5. The RMS position error for the trajectory B.

경우와 비교하여 특이한 점은 다음과 같다.

6. 표적의 기동이 왼쪽에서 그 방향이 오른쪽으로 바뀌는 구간(스캔 140-스캔 150)에서 IE와 VD 필터의 추적오차가 크게 증가하는데 비하여 Acc. Est 필터는 비교적 동요가 없는 결과를 보여준다. 그 이유는 IE나 VD의 경우 기동이 일단 발생하면 필터가 크게 동요되는 특성을 갖고 있지만 Acc. Est 필터의 경우 이러한 변화에 대한 충격이 비교적 작은데서 생기는 현상으로 볼 수 있다. 이 경우에도 역시 Acc. est 필터가 세 필터 중에서 가장 양호한 특성을 나타낸다.

그림 6은 표적 궤적 C에 대한 추적 결과를 나타낸다. 이 결과를 보면 대체적으로 표적 A와 B의 경우(그림 4 및 그림 5)와 거의 동일한 특성을 3개의 필터가 나타낸다는 것을 분명하게 관찰할 수 있다. 위의 두 궤적 A와 B의 경우와 비교하여 다른 점은 다음과 같다.

7. 이 경우에는 기동이 동일한 방향으로 계속되지만 스캔 150 부근에서 회전 반경의 크기가 갑작스레 변화함에 따라 IE와 VD 필터가 크게 동요되고 Acc. Est 필터도 오차가 상당히 증가하는 결과를 보여준다. 이 결과도 역시 위의 관측 6과 같은 맥락에서 해석할 수 있다. 즉, 궤적 B의 경우 기동의 방향이 변화한 반면에 이 경우에는 기동의 크기가 변화한 것이므로 서로 다른 종류의 기동으로 본다면 동일한 필터의 특성이 예측되기 때문이며 이 결과는 이러한 예측결과

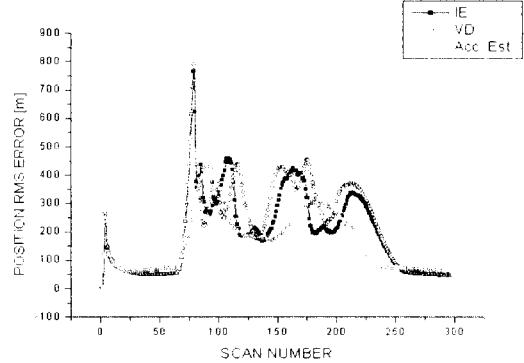


그림 6. 표적 궤적 C에 대한 위치 RMS 오차

Fig. 6. The RMS position error for the trajectory C.

와 일치한다고 볼 수 있다.

본 시뮬레이션에는 위의 궤적 A, B, C 이외에도 4 종류의 다른 기동표적에 대해서 위에 나타난 것과 유사한 결과를 얻었으나 여기에는 지면 제약으로 수록하지 않는다. 요약하면 원형의 기동을 추적하는데는 IE나 VD 필터보다 Acc. Est 필터가 양호한 성능을 나타냄을 알 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 기동 표적 추적에 흔히 사용되고 있는 3가지 방법인 입력추정, 가변차원 및 회전가속도추정기 필터의 성능을 비교하였다. 이들 3가지 필터의 성능을 비교하기 위하여 7 종류의 기동 표적에 대해 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 해석하였다. 입력추정 및 가변차원 필터는 기동이 시작되거나 기동이 끝나는 구간에서 추적 오차가 급격히 증가하는 반면에 회전가속도추정기 필터는 비교적 안정된 성능을 나타내었다. 회전가속도 추정기를 사용한 필터는 인노베이션 대신에 표적의 궤적의 모양으로부터 입력 가속도 벡터를 추정해 내고, 이것을 이용하여 기동의 효과를 필터이득에 반영한다. 이렇게 함으로써 기존의 입력추정기법의 단점인 복잡한 필터 구조와 많은 계산량의 문제를 해결하고 가변차원필터의 등속도 모델과 등가속도 모델의 전환 과정에서 발생하는 과도 현상 문제를 해결할 수 있음을 관찰하였다. 원형의 기동 궤적에 대해서 회전가속도추정기를

사용한 필터는 입력추정 필터 및 가변차원 필터와 비교하여 상당한 성능 개선을 나타내는 것을 확인하였다. 원형에 국한되지 아니한 일반적인 기동표적이거나 실제의 기동 데이터에 대한 성능 비교는 현재 연구중에 있다.

참 고 문 헌

[1] S. S. Blackman, *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*, Artech House, 1986.
 [2] P. L. Bogler, *Radar Principles with Applications to Tracking Systems*, John Wiley & Sons, 1990.
 [3] C. F. Lin, *Modern Navigation Guidance and Control Processing*, Prentice-Hall, 1991.
 [4] Y. Bar-Shalom and T. Fortmann, *Tracking and Data Association*, Academic Press, New York, 1988.

[5] Y. T. Chan, A. G. C. Hu, and J. B. Plant, "A Kalman Filter Based Scheme with Input Estimation", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, AES-15, Mar. 1979, pp 237-244.
 [6] P. L. Bogler, "Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, AES-23, May. 1987, pp 298-310.
 [7] Y. Barshalom and K. Birmiwal, "Variable Dimension Filter for Maneuvering Target tracking", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, AES-18, Sept. 1982, pp 621-629.
 [8] 주재석, 박제홍, 임상석, "곡률을 이용한 기동 표적 추적용 회전가속도 추정기 설계", 한국항공학회 논문지, 제4권 2호, pp.162-170, 2000년 12월.

최 성 원(崔成源)



1999년 2월: 국립한밭대학교 정보통신공학과 (공학사)
 2001년 8월: 한국항공대학교 항공전자공학과 (공학석사)
 2001년 10월~현재 : 정보통신연구진흥원 출연사업부 산업기술팀 연구원

관심분야 : Target Tracking, GPS/INS 통합.

임 상 석(林尙石)



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

학연구소 연구원

1984년 11월~1987년 8월 : 캐나다 DREO

1990년 6월~1992년 5월: Royal Military College, Kingston, Canada

1992년 6월~1995년 2월: 캐나다 DREO

1995년 3월~현재: 한국항공대학교 항공전자공학과 부교수

관심분야 : 항공전자, CNS/ATM, GPS응용, 레이더, filter 설계, Target Tracking