

## 論文

## 적응 칼만 필터를 이용한 MTI 레이더의 이동표적 추적 기법

박인환\* · 조 설\*\* · 조겸래\*\*\*

## Moving Target Tracking Technique of MTI Radar Using Adaptive Kalman Filter

In-Hwan Park\*, Sul Cho\*\* and Kyeum-Rae Cho\*\*\*

## ABSTRACT

An adaptive tracking algorithm selectively using a different Kalman filter according to the stability of the dynamic system for the flight target is made, tested and implemented in real Moving Target Indicator(MTI) radar system. When the target is not in the maneuvering mode, a standard Kalman filter with the states consisting of position, velocity, and white gaussian noise which represents the change of velocity is used. If it is decided that a maneuver occurred, by comparing the sum of the weighted innovation with the threshold, the augmented type of Kalman filter with the states consisting of acceleration in addition to the same parameters as standard Kalman filter is used.

This target tracking algorithm is mathematically analyzed and simulated for the constant velocity flight trajectory, the path maneuvering flight trajectory, and the height maneuvering flight trajectory. The simulation results show the acceptable performance of the adaptive Kalman filter which changes the dimension of the dynamic system on condition of target maneuvering status.

## 초 록

이동 비행 목표물 시스템 안정성에 따라 칼만 필터의 종류를 선택적으로 채택하는 추적 기법이 고안되어 실제 이동표적 추적 레이더에서 시험되고 장착되었다.

본 논문에서 새로이 고안된 필터의 개념은 다음과 같다. 기동이 존재하지 않을 때는 위치정보, 속도정보, 그리고 속도의 변화를 나타내는 백색잡음을 상태변수로 하는 일반적인 칼만 필터를 사용하고, 기동이 감지되었을 때는 이노베이션 가중치의 합과 임계치를 비교하여 앞서 말한 일반적인 칼만 필터 상태변수외에 가속도 성분을 상태변수로 하는 증가 시스템 칼만 필터가 사용되었다.

목표물 추적 알고리즘은 등속선형비행, 경로기동비행, 그리고 고도변화 기동비행에 대해 수학적으로 분석되고 모의시험하였다. 모의시험 결과를 통해 목표물의 기동상태에 따라서 동역학 시스템 상태변수의 차원을 변화시키는 적응 칼만 필터가 만족할 만한 성능을 보여줌을 알 수 있었다.

## I. 서 론

MTI (Moving Target Indicator) 레이더 시스템

에서 이동하는 목표물을 추적하고, 위치 정보를 얻기 위해서는 여러 가지 동역학적 제어 기법이 사용되고 있으나, 알고리즘의 단순성과 안정성, 실시간

+ 1997년 8월 14일 접수

\* LG정보통신 중앙연구소 광위성통신실

\*\* 대불대학교 기계산업시스템공학부

\*\*\* 정희원, 부산대학교 항공우주공학과 기계기술연구소

제어의 측면에서 칼만 필터 기법이 대표적으로 사용되고 있다.

기존의 칼만 필터는 이동 목표물의 운동학적 상태 특성이 선형이라고 가정할 경우 주어진 정보로서 비교적 정확하게 목표물의 위치나 속도를 추정할 수 있다[1]. 그러나 이동 목표의 상태특성은 비선형 운동 방정식으로 해석됨으로 확장 칼만 필터의 응용이 시도되고 있으나, 비선형 특성 때문에 필터의 분산이 발산하여 안정성을 잃는 경우가 많으며, 기동비행(Maneuver) 하는 목표물의 지속적인 추적을 실패하는 경우가 많아 실제 MTI 레이더에서 적용하기에는 많은 문제점을 야기하고 있다.

그러므로 기동비행하는 목표물의 위치 및 속도를 지속적으로 탐지하기 위하여, 통계학적인 관점에서 비행에 적응해 가는 적응 필터의 개발이 요구되어 왔다. 기동비행을 하는 목표물에 대한 추적이나 탐색법으로는 Jazwinski의 유한기억 필터링 기법, Moose의 n개의 전략적 채택 신호중 Semi-Markov 프로세서에 의한 입력 신호 추정법, 매개 변수들의 점프에 대한 적응 제어를 고려한 Swarder의 필터링기법, Mehra, Wilsky, Chan 등에 의하여 개발된 이노베이션 프로세스(Innovation process)에 대한 잉여순차 테스트(Residual Sequence test) 기법 등이 있으나, 현재 연구되고 있는 적응 필터의 개발 방향은 크게 두 가지로 대별된다[3].

첫째는 추적 목표물의 가능한 기동을 Semi-Markov 프로세서로 가정하여, 그 프로세스의 가능한 조합으로 입력을 분석해서 기동에 대처하는 것이고, 둘째는 측정된 목표물의 상태를 분석하여 기동을 감지한 후 보상 방법을 통하여 기동에 대한 크기만큼 상태 변수를 보상해 줌으로써 빠른 시간 내에 목표물의 상태를 추정하여, 지속적으로 필터를 구동하는 방법이다[2].

본 연구에서는 기동비행이 없는 시스템의 상태 추정에 널리 응용되고 있는 칼만 필터를 근본으로 하여 이전 상태의 이노베이션에 가중치를 가한 값의 합과 주어진 임계치와 비교하여 목표물의 기동을 탐지한 후, 칼만 필터의 시스템 파라메타 상태를 바꾸어 줌으로써 기동에 적응해가는 적응 칼만 필터에 대해 논하고, 시뮬레이션을 통하여 성능을 평가하였다.

## II. 시스템의 구성

본 연구에서 제안한 추적 필터 시스템은 크게 보아 목표물이 등속도에 가깝게 이동하고, 속도의 변화를 외란으로 해석하는 정상시스템모델(Normal System Model)에서 구동되는 칼만 필터와 기동비행이 발생하고, 이로인한 가속도 변화를 외란으로

해석하는 증가시스템모델(Augmented System Model)에서 구동되는 칼만 필터, 그리고 이노베이션에 가중치를 곱하여 임계치와 비교하여 기동을 탐지하는 기동비행 탐지기 세 가지로 구성되어 있다.

### 2-1. 정상시스템모델(Normal System Model)

일반적으로 기동비행이 존재하지 않을 때, 목표물은 등속도로 운동하여, 속도의 변화를 외란(Noise)으로 가지는 구조로 모델링되고 다음의 선형 추계학적 이산 방정식으로 표시된다[4].

$$X(K+1) = \Phi X(K) + GW(K) \quad \dots\dots\dots (1)$$

측정 방정식은

$$Z(K) = HX(K) + u(K) \quad \dots\dots\dots (2)$$

으로 표시되며,  $X(K) \in R^4$ 는 시스템의 상태벡터로

$$X = [x \dot{x} y \dot{y}] \quad \dots\dots\dots (3)$$

이며 초기치  $X(0)$ 는

$$X(0) = E[X(0)] \quad \dots\dots\dots (4)$$

$$P(0) = E[X(0)X^T(0)] \quad \dots\dots\dots (5)$$

인 평균( $X$ )과 오차 분산( $P$ )을 갖는다.

$Z(K) \in R^2$ 는 측정벡터이고, 시스템 입력잡음  $W(K)$ 와 측정잡음  $u(K)$ 는

$$E[W(K)] = 0, E[W(K)W^T(K)] = Q(K) \quad \dots\dots (6)$$

$$E[u(K)] = 0, E[u(K)u^T(K)] = R(K) \quad \dots\dots (7)$$

$$COV[W(K)u^T(K)] = E[W(K)u^T(K)] = 0 \quad \dots\dots (8)$$

을 갖는 백색 잡음으로 가정한다.

### 2-2. 증가시스템모델(Augmented System Model)

일반적으로 기동비행이 존재할 때 목표물은 등가속도로 운동하며, 가속도의 변화를 외란(Noise)으로 가지는 구조로 모델링되며 다음과 같은 상태 방정식으로 표시된다.

$$X_m(K+1) = \Phi_m X_m(K) + G_m W_m(K) \quad \dots\dots\dots (9)$$

$$Z_m(K) = H_m X_m(K) + u(K) \quad (10)$$

$X_m(K) \in R^6$ 는 시스템의 상태벡터로

$$X_m = [x_m \dot{x}_m y_m \dot{y}_m \ddot{x}_m \ddot{y}_m] \quad (11)$$

이며  $W_m(K)$ 는

$$E[W_m(K)] = 0 \quad E[W_m(K)W_m^T(K)] = Q_m(K) \quad (12)$$

을 갖는 백색 잡음으로 가정한다.

### 2-3. 기동비행의 탐지

정상시스템모델(Normal System Model)에서 기동을 탐지하기 위해서 기동 탐지 변수  $\mu(K)$ 를 가정한다.  $\mu(K)$ 는 제한데이터 창(Data Window) 상에서 이노베이션에 가중치를 곱한 값을 더하여서 결정한다.

$$\mu(K) = \alpha\mu(K-1) + \delta(K) \quad (13)$$

$$\delta(K) = V(K)S^{-1}(K)V(K) \quad (14)$$

여기서  $V(K)$ 는 칼만 필터의 이노베이션 프로세서이며  $S(K)$ 는 이노베이션의 분산이다.

또한 가중치는  $0 < \alpha < 1$ 이며  $\delta(K)$ 는 가우시안 가정에 의해  $n$  자유도를 가지는 Chi-Square[5] 분포로 가정한다.

그러므로

$$\lim_{k \rightarrow \infty} E[\mu(K)] = n / (1 - \alpha) \quad (15)$$

그리고 기동을 탐지하는 제한데이터 창의 크기는

$$\Delta = (1 - \alpha)^{-1} \quad (16)$$

로 결정한다.

여기서  $\mu(K)$ 가 어떠한 임계치  $\eta_m$  보다 크면 기동 비행이 일어난 것이라 가정하고 추정 필터는 증가시스템모델로 넘어간다.

증가시스템모델에서 정상시스템모델로 다시 전환되기 위해서는, 제한데이터 창 내에서의 가속도 분포가 기동의 의미를 갖지 않아야 한다.

이것을 탐지하는 변수가  $\mu_a(K)$ 이며 다음과 같이 결정한다.

$$\delta_a(K) = \hat{a}^T(K|K)P_a^m(K|K)^{-1}\hat{a}(K|K) \quad (17)$$

$$\mu_a(K) = \sum_{j=k-p+1}^k \delta_a(j) \quad (18)$$

여기서  $P_a^m(K|K)$ 는 오차분산 행렬에서 가속도에 상응하는 분산 행렬이며,  $P$ 는 제한데이터 창의 크기가 2고  $\mu_a(K)$ 가 임계치  $\eta_a$  보다 적을 때 가속도의 분포가 의미를 갖지 않으므로 정상시스템모델로 전환된다. 그리고 여기서 가중치를 주지 않은 것은 가속도의 변화를 가정한 증가모델에서는 기동에 대한 응답이 빠르기 때문이다.

### III. 칼만 필터의 구성

이동 목표물의 운동 상태특성이 선형이라고 가정할 경우, 그리고 상태 변수 변화에 있어, 기동비행이 일어나지 않을 때, 칼만 필터는 이동 목표물 추적에 널리 응용되고 있다.

칼만 필터에서는 상태 추정 예측기는

$$\hat{X}(K+1|K) = \Phi\hat{X}(K|K) \quad (19)$$

이고 이노베이션 프로세서는

$$V(K) = Z(K) - H\hat{X}(K|K-1) \quad (20)$$

로써 백색 잡음 프로세서이다.  
보정기는

$$\hat{X}(K) = G(K)V(K) \quad (21)$$

이며  $G(K)$ 는 칼만 이득 행렬이다.  
추정기(Estimator)는

$$\begin{aligned} \hat{X}(K|K) &= \hat{X}(K|K-1) + \hat{X}(K) \\ &= \Phi\hat{X}(K-1|K-1) + G(K)V(K) \end{aligned} \quad (22)$$

이 된다.

여기서 " $\hat{\cdot}$ "는 추정된 상태를 의미하고,  $X(i|j)$ 는  $[X(i)|Z(j)]$ 를 약어로 쓴 표현이며 측정벡터  $Z(j)$ 를 조건부로 하여  $X(i)$ 를 추정함을 의미한다.

예측기의 오차분산은

$$P(K+1|K) = \Phi P(K|K)\Phi^T + Q \quad (23)$$

이노베이션  $V(K)$ 의 오차분산은

$$S(K) = HP(K|K-1)H^T + R \quad (24)$$

이며, 칼만 이득  $G(K)$ 는 다음 식으로 구해진다.

$$G(K) = P(K|K-1)H^T S^{-1}(K) \quad (25)$$

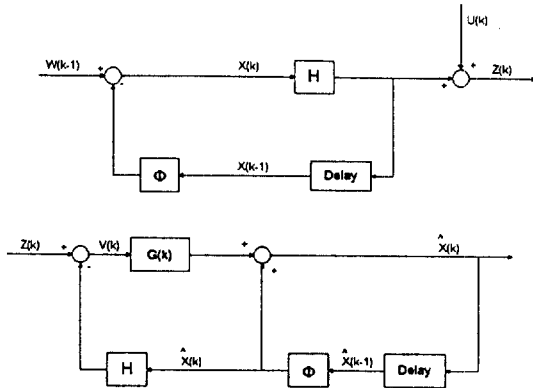


Fig. 1. System Model and Discrete Kalman Filter.

추정된 필터  $X(K|K)$ 의 오차분산은

$$P(K|K) = P(K|K-1) - G(K)HP(K|K-1) \quad (26)$$

이다.

Fig. 1은 정상시스템모델 및 이산 칼만 필터를 보여준다.

여기서 칼만 필터 알고리즘을 다시 살펴보면 칼만 필터가 정상상태(Steady State) 상태에 있을 때 (23)-(26) 식의 오차분산과 칼만 이득은 일정한 값으로 수렴하여 거의 불변하게 된다. 이때 기동비행이 발생하면 (20)식의 이노베이션은 큰 값을 가지게 되지만 (23)-(26)식의 오차분산을 증가시켜서 칼만 이득을 증가 시켜줄 적절한 방법이 없으므로 상태 변수를 정확히 보상하지 못해 칼만 필터 알고리즘 기능을 제대로 발휘하지 못한다.

그러므로 기동비행이 일어나면 칼만 필터 알고리즘 특성 때문에 실시간 추정 및 지속된 필터의 구동이 어려워진다.

#### IV. 적응 필터의 구성

기동비행이 발생하였을 때, 전술한 기동비행 탐지 방법에 의해 기동비행을 확인하고, 정상시스템모델을 증가시스템모델로 바꾸어 증가 칼만 필터(Augmented Kalman Filter)를 구동한다. 증가 칼만 필터가 구동된 후 다시 가속도 변화를 확인한다.

가속도 변화의 분포가 의미를 갖지 않을 때, 즉 이동표적이 등속도 운동을 하면 시스템의 모델을 정상 모델로 바꾸어 정상 칼만 필터를 구동하면서 이동표적의 위치정보를 계속 추정한다.

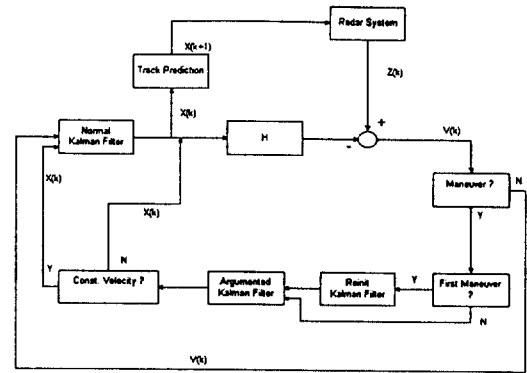


Fig. 2. Block Diagram of Adaptive Kalman Filter.

- $X(K+1)$  : Predicted State
- $X(K)$  : Estimated State
- $Z(K)$  : Measurement
- $H$  : Observation Matrix
- $V(K)$  : Innovation
- $\mu(k)$  : Maneuver Detection Factor
- $\mu_a(k)$  : Constant Velocity Detection Factor
- $\eta_m$  : Maneuver Threshold
- $\eta_a$  : Constant Velocity Threshold

Fig. 2는 적응 칼만 필터의 알고리즘을 설명한 것이다.

#### V. 시뮬레이션

##### 5-1. 시뮬레이션 모델

전술한 적응 칼만 필터의 알고리즘을 평가하기 위해 정상 시스템 모델을 통계학적 동적시스템으로 가정하여 모델링하면 다음과 같다.

$$X(K+1) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(K) + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} W(K) \quad (27)$$

필터는 Singer가 제안한 기법에 의해 두 개의 측정벡터를 이용하여 초기화한다[1].

$$X(0) = \begin{bmatrix} x_2 \\ (x_2 - x_1)/T \\ y_2 \\ (y_2 - y_1)/T \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$P(0) = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & 0 & 0 \\ P_{12} & P_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & P_{33} & P_{34} \\ 0 & 0 & P_{34} & P_{44} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (29)$$

$$Q(k) = \begin{bmatrix} \sigma_{s1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{s2}^2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (30)$$

$$R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (31)$$

$$P_{11} = \sigma_x^2 \dots\dots\dots (32)$$

$$P_{12} = \sigma_x^2/T \dots\dots\dots (33)$$

$$P_{22} = \sigma_{s1}^2 + (2\sigma_x^2/T^2) \dots\dots\dots (34)$$

$$P_{33} = \sigma_y^2 \dots\dots\dots (35)$$

$$P_{34} = \sigma_y^2/T \dots\dots\dots (36)$$

$$P_{44} = \sigma_{s2}^2 + (2\sigma_y^2/T^2) \dots\dots\dots (37)$$

레이더에서 직각 좌표계의 좌표 정보만을 측정하므로 측정 방정식은

$$Z(K) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} X(K) + v(K) \dots\dots\dots (38)$$

로 결정되며,  $T$ 는 샘플링 시간이며, 본 논문에서는 MTI 레이더 안테나 회전속도가 30 RPM 임으로  $T = 2 \text{ sec}$  로 설정하였다.

정상시스템모델에서 가중치  $\alpha$  는 0.75 로 하고, 기동을 탐지하는 제한데이터 창크기의 크기는 4로 결정한다. 임계치  $\eta_m$  은 8 자유도 Chi-Square 분포에서

95%의 신뢰구간을 갖도록 정하면, Table 1에서  $\eta_m = 15.5$  이다. 증가시스템모델에서 가속도 분포를 살피기 위한 데이터 창 크기는 2로 정하며, 임계치  $\eta_a$  는 4 자유도 Chi-Square 분포에서 96%의 신뢰구간을 갖도록 정해주면 Table 1에서  $\eta_a = 9.49$ 이다.

Table 1은 Chi-Square 분포를 보여준다.

## 5-2. 백색 가우시안잡음의 인가

시스템에 인가된 잡음은 X, Y 방향 속도의 10%에 해당하는 백색 잡음, 즉, 분산이

$$E[W(K)W^T(K)] = Q(K) = (15.5m/sec)^2 \dots\dots\dots (39)$$

인 잡음을 인가하고

측정 잡음은 속도를 감안하여 분산이

$$E[v(K)v^T(K)] = R(K) = (12.5m)^2 \dots\dots\dots (40)$$

로 주어지는 백색 잡음을 인가하였다.

백색 잡음은 Box와 Muller가 제안한 파워잉여법(Power Residue Method)[6]에 의해 랜덤 수치를 만들어 표준화(Normalize)시킨 후 편차를 곱해서 발생시킨다.

## 5-3. 목표물의 비행 시나리오 및 시뮬레이션 결과

전술한 상태 방정식을 갖는 목표물의 비행 시나리

Table 1. The Chi-Square Distribution with n Degrees of Freedom

| n  | $\chi_{0.995}^2$ | $\chi_{0.99}^2$ | $\chi_{0.975}^2$ | $\chi_{0.95}^2$ | $\chi_{0.90}^2$ | $\chi_{0.75}^2$ | $\chi_{0.50}^2$ | $\chi_{0.25}^2$ | $\chi_{0.10}^2$ | $\chi_{0.05}^2$ | $\chi_{0.025}^2$ | $\chi_{0.01}^2$ | $\chi_{0.005}^2$ |
|----|------------------|-----------------|------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------------|-----------------|------------------|
| 1  | 7.88             | 6.63            | 5.02             | 3.84            | 2.71            | 1.32            | 0.455           | 0.102           | 0.0158          | 0.0039          | 0.0010           | 0.0002          | 0.0000           |
| 2  | 10.6             | 9.21            | 7.38             | 5.99            | 4.61            | 2.77            | 1.39            | 0.575           | 0.211           | 0.103           | 0.0506           | 0.0201          | 0.0100           |
| 3  | 12.8             | 11.3            | 9.35             | 7.81            | 6.25            | 4.11            | 2.37            | 1.21            | 0.584           | 0.352           | 0.216            | 0.115           | 0.072            |
| 4  | 14.9             | 13.3            | 11.1             | 9.49            | 7.78            | 5.39            | 3.36            | 1.92            | 1.06            | 0.711           | 0.484            | 0.297           | 0.207            |
| 5  | 16.7             | 15.1            | 12.8             | 11.1            | 9.24            | 6.63            | 4.35            | 2.67            | 1.61            | 1.15            | 0.831            | 0.554           | 0.412            |
| 6  | 18.5             | 16.8            | 14.4             | 12.6            | 10.6            | 7.84            | 5.35            | 3.45            | 2.20            | 1.64            | 1.24             | 0.872           | 0.676            |
| 7  | 20.3             | 18.5            | 16.0             | 14.1            | 12.0            | 9.04            | 6.35            | 4.25            | 2.83            | 2.17            | 1.69             | 1.24            | 0.989            |
| 8  | 22.0             | 20.1            | 17.5             | 15.5            | 13.4            | 10.2            | 7.34            | 5.07            | 3.49            | 2.73            | 2.18             | 1.65            | 1.34             |
| 9  | 23.6             | 21.7            | 19.0             | 16.9            | 14.7            | 11.4            | 8.34            | 5.90            | 4.17            | 3.33            | 2.70             | 2.09            | 1.73             |
| 10 | 25.2             | 23.2            | 20.5             | 18.3            | 16.0            | 12.5            | 9.34            | 6.74            | 4.87            | 3.94            | 3.25             | 2.56            | 2.16             |
| 11 | 26.8             | 24.7            | 21.9             | 19.7            | 17.3            | 13.7            | 10.3            | 7.58            | 5.58            | 4.57            | 3.82             | 3.05            | 2.60             |
| 12 | 28.3             | 26.2            | 23.3             | 21.0            | 18.5            | 14.8            | 11.3            | 8.44            | 6.30            | 5.23            | 4.40             | 3.57            | 3.07             |
| 13 | 29.8             | 27.7            | 24.7             | 22.4            | 19.8            | 16.0            | 12.3            | 9.30            | 7.04            | 5.89            | 5.01             | 4.11            | 3.57             |
| 14 | 31.3             | 29.1            | 26.1             | 23.7            | 21.1            | 17.1            | 13.3            | 10.2            | 7.79            | 6.57            | 5.63             | 4.66            | 4.07             |

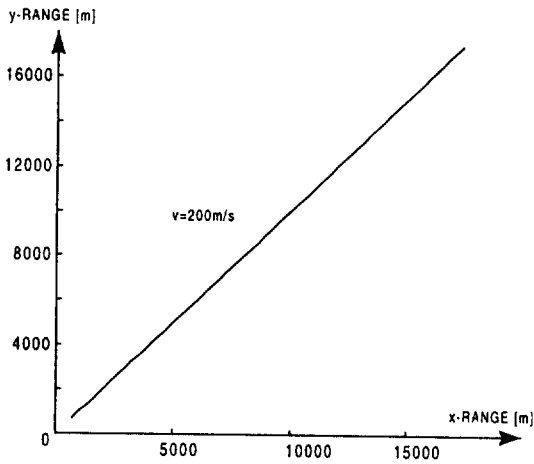


Fig. 3. Constant Velocity Trajectory.

오로 다음의 세 가지 기준 궤적을 생각하였다. MTI 레이더 시스템에서 추적할 수 있는 목표물 비행 시나리오는 이러한 세가지 기준 궤적의 조합으로 생각할 수 있다.

- A) 목표물이 레이더의 경사면상에서 고도의 변화 없이 등속 선형비행을 할 경우 목표물은 초기상태  $X(0) = [x, \dot{x}, y, \dot{y}] = [2500\sqrt{2}, 100\sqrt{2}, 2500\sqrt{2}, 100\sqrt{2}]$ 로 Fig. 3과 같이 100 sec 동안 등속 비행하며, Fig. 4는 시뮬레이션 결과를 나타내며, Fig. 9와 Fig. 10은 목표물의 위치 오차를 나타낸다.

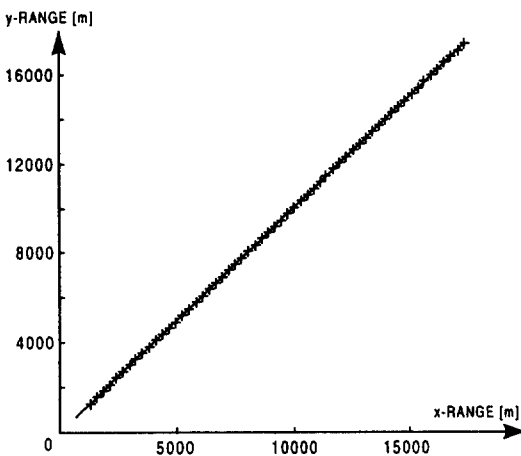


Fig. 4. Constant Velocity Tracking Result.

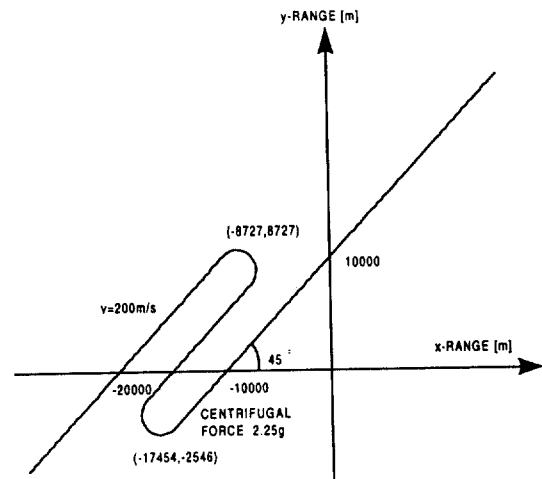


Fig. 5. Path Maneuvering Trajectory.

- B) 목표물이 레이더의 경사면상에서 고도 변화 없이 기동할 경우 목표물은 초기상태  $X(0) = [x, \dot{x}, y, \dot{y}] = [-20000, 100\sqrt{2}, 0, 100\sqrt{2}]$ 로 Fig. 5와 같이 250 sec 동안 등속 비행하며, Fig. 6은 시뮬레이션 결과를 나타내며, Fig. 11과 Fig. 12은 목표물의 위치 오차를 나타낸다.
- C) 목표물이 고도 변화를 가지면서 등속 비행 할 경우 목표물은 초기상태  $X(0) = [x, \dot{x}, y, \dot{y}] = [125000\sqrt{2}, 100\sqrt{2}, 125000\sqrt{2}, 100\sqrt{2}]$ 로 Fig. 7과 같이 120 sec 동안 등속 비행하며, Fig. 8은 시뮬레이션 결과를 나타내며, Fig. 13와 Fig. 14은 목표물의 위치 오차를 나타낸다.

## VI. 결 론

전술한 추적 시스템을 컴퓨터 모의 실험을 한 결과 적응 칼만 필터의 상태는 첫 번째 목표물 비행 시나리오에 대해서는 정상 시스템 필터 모델에서 동작하였으며 추정된 값과 실제 값 사이의 오차는 시스템 잡음과 측정 잡음의 범위 내에 존재하였다. 목표물의 비행 시나리오중 두 번째, 세 번째 경우에는 필터의 기동 탐지 계수가 실제로 임계치를 넘어 기동 발생을 탐지하였고, 동역학 시스템 모델을 증가 시스템 모델로 전환하여, 기속도 파라메타에 대해 칼만 필터가 동작하였고, 실제 기동비행이 발생하였을 때 필터가 기동비행 탐지 계수를 계산하여 기동비행이 발생하였다고 인정될 때에만 증가 모델로 전환되었다. 추정된 값과 실제 값 사이의 오차는 첫 번째 경

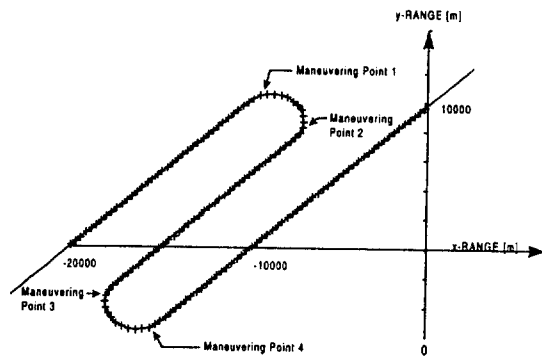


Fig. 6. Path Maneuvering Tracking Result.

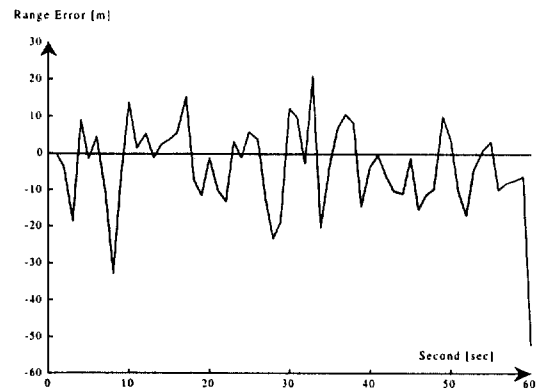


Fig. 9. Range Error.

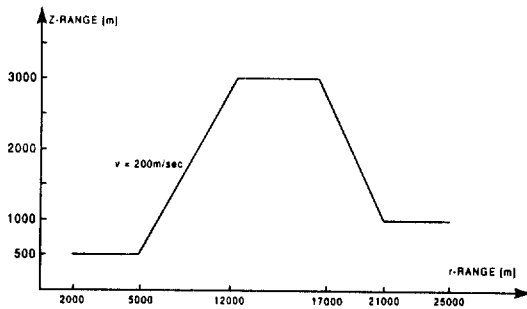


Fig. 7. Height Maneuvering Trajectory.

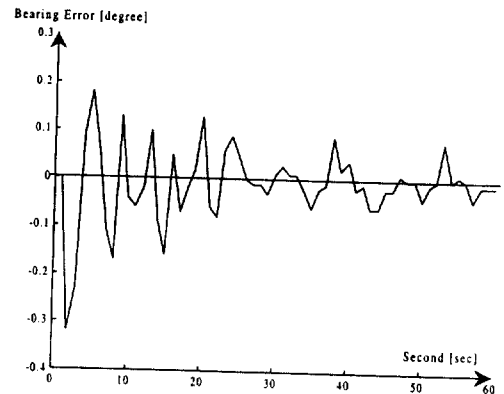


Fig. 10. Bearing Error.

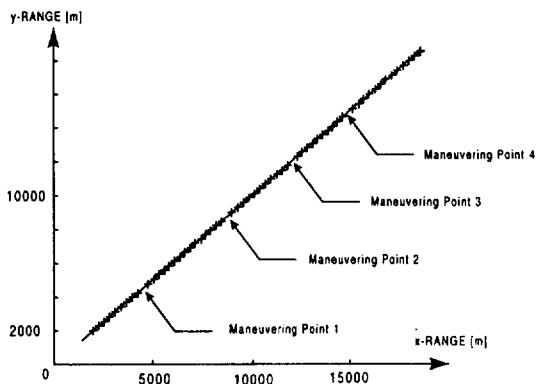


Fig. 8. Height Maneuvering Tracking Result.

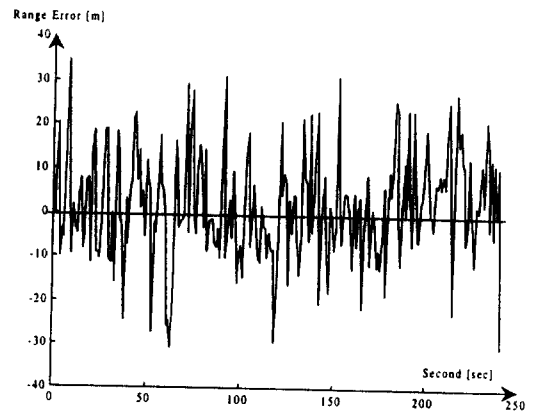


Fig. 11. Range Error.

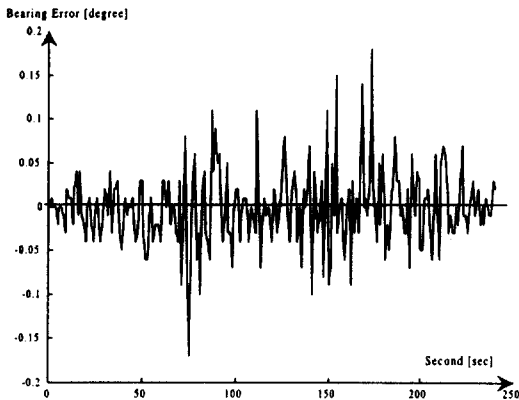


Fig. 12. Bearing Error.

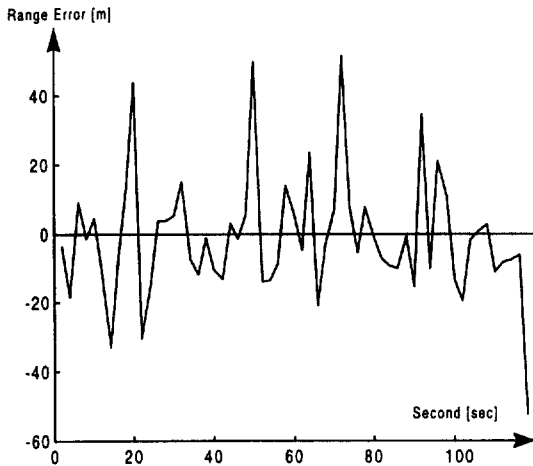


Fig. 13. Range Error.

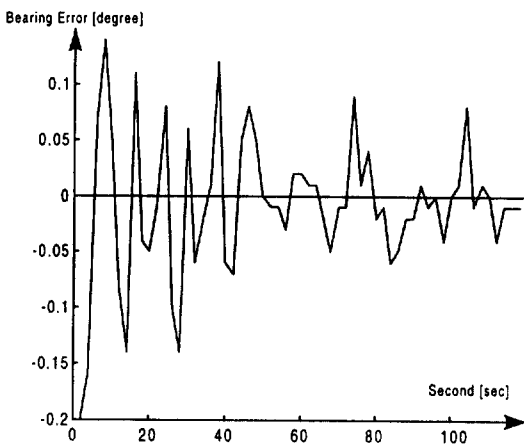


Fig. 14. Bearing Error.

우에 비하여 약간의 차이가 발생하였다.

결과를 살펴보면 시스템에 있어 거리 오차는  $\pm 0.5\%$ 를 넘지 않고 있으며, 베어링 오차는  $\pm 0.15^\circ$ 이 내로서 비행 목표물을 추적하는 MTI 레이더 시스템에 있어서는 만족할만한 결과로 생각된다. 또한 여기서 사용된 칼만 필터의 계산량은 항상 가속도 파라메타를 고려하는 것이 아니므로, 다른 적응 필터보다 기동 탐지 계산량과 추적 계산량이 상대적으로 적으므로 목표물의 비행 궤적을 실시간 내에 탐지하고 추적할 수 있었다. 이는 실제 레이더 시스템에서 메모리량과 마이크로 프로세서의 부하를 줄여서 프로세스 하드웨어 구성에도 용이하다.

## 참 고 문 헌

1. R.A. Singer and K.W. Behnke, "Real-Time Tracking Filter Evaluations and Selection for Tactical Applications," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-7, pp.100-110, January 1971.
2. C. B. Chang and J. A. Tabaczynski, "Application of State Estimation to Target Tracking," IEEE Trans. Automat. Contr., pp.99-109, 1984.
3. Y. B. S. and K. Birminwal, "Variable Dimension Filter for Maneuvering Target Tracking," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, Vol. AES-18, No.5, pp.621-629, September, 1982.
4. A. Gelb, Ed., *Applied Optimal Estimation*. Cambridge, MA:M.T.I press, 1974.
5. M. R. Spiegel, Ed., *Statistics*. Shaum's Outline Series : McGraw-Hill Book Company
6. Byron S. Gittfried, Ed., *Elements of Stochastic Process Simulation* : Prentice-Hall.



## APPENDIX

증가 칼만 필터의 초기화  
추정기의 초기화

$$X_m(K) = \begin{bmatrix} \hat{x}_m \\ \hat{x}_m \\ \hat{y}_m \\ \hat{y}_m \\ y_m \\ \hat{x}_m \\ \hat{x}_m \\ \hat{y}_m \\ \hat{y}_m \end{bmatrix} \quad \text{..... (A-1)}$$

$$\hat{x}_m = (2/T^2) [Z_1(K) - \hat{x}] \quad \text{..... (A-2)}$$

$$\hat{y}_m = (2/T^2) [Z_2(K) - \hat{y}] \quad \text{..... (A-3)}$$

$$\hat{x}_m = \hat{x} \quad \text{..... (A-4)}$$

$$\hat{y}_m = \hat{y} \quad \text{..... (A-5)}$$

$$\hat{x}_m = \hat{x} + \hat{x}_m T \quad \text{..... (A-6)}$$

$$\hat{y}_m = \hat{y} + \hat{y}_m T \quad \text{..... (A-7)}$$

오차분산 행렬의 초기화

$$P_m = \begin{bmatrix} P_{11m} & P_{12m} & 0 & 0 & P_{15m} & 0 \\ P_{12m} & P_{22m} & 0 & 0 & P_{25m} & 0 \\ 0 & 0 & P_{33m} & P_{34m} & 0 & P_{36m} \\ 0 & 0 & P_{34m} & P_{44m} & 0 & P_{46m} \\ P_{15m} & P_{25m} & 0 & 0 & P_{55m} & 0 \\ 0 & 0 & P_{35m} & P_{46m} & 0 & P_{66m} \end{bmatrix} \quad \text{..... (A-8)}$$

$$P_{11m} = \sigma_x^2 \quad \text{..... (A-9)}$$

$$P_{33m} = \sigma_y^2 \quad \text{..... (A-10)}$$

$$P_{22m} = (4/T^2) \sigma_x^2 + (4/T^2) P_{11} + P_{22} + (4/T) P_{12} \quad \text{..... (A-11)}$$

$$P_{44m} = (4/T^2) \sigma_y^2 + (4/T^2) P_{33} + P_{44} + (4/T) P_{34} \quad \text{..... (A-12)}$$

$$P_{55m} = (4/T^4) [\sigma_x^2 + P_{11} + 2P_{12}T + P_{22}T^2] \quad \text{..... (A-13)}$$

$$P_{66m} = (4/T^4) [\sigma_y^2 + P_{33} + 2P_{34}T + P_{44}T^2] \quad \text{..... (A-14)}$$

$$P_{12m} = (2/T) \sigma_x^2 \quad \text{..... (A-15)}$$

$$P_{34m} = (2/T) \sigma_y^2 \quad \text{..... (A-16)}$$

$$P_{15m} = (s/T^2) \sigma_x^2 \quad \text{..... (A-17)}$$

$$P_{36m} = (2/T^2) \sigma_y^2 \quad \text{..... (A-18)}$$

$$P_{25m} = (4/T^3) \sigma_x^2 + (4/T^3) P_{11} + (2/T) P_{22} + (6/T^2) P_{12} \quad \text{..... (A-19)}$$

$$P_{46m} = (4/T^3) \sigma_y^2 + (4/T^3) P_{33} + (2/T) P_{44} + (6/T^2) P_{34} \quad \text{..... (A-20)}$$