

논문 2009-46SC-3-8

능동형 Kalman filter를 이용한 지상감시레이더의 표적탐지능력 향상에 관한 연구

(Study on Improvement of Target Tracking Performance for
RASIT(RADar of Surveillance for Intermediate Terrain) Using Active
Kalman filter)

명 선 양*, 전 순 용*

(Sun Yang Myung and Soon Yong Chun)

요 약

칼만 필터는 이동 목표물의 운동 상태 특성이 선형이라고 가정할 경우 비교적 정확하게 표적의 위치를 추정할 수 있는 알고리즘으로 목표물의 운동 상태 특성이 얼마나 정확하게 모형화 되었느냐에 따라 성능이 좌우된다. 표적의 다양성을 고려하지 않고 운동 특성을 일반적으로 모형화 하여 칼만필터(SKF : Simple Kalman filter) 알고리즘을 적용하는 경우 표적이 갑작스런 기동을 하게 되면 칼만필터의 고정된 프로세스 잡음 분산은 기동을 다룰 수 없게 되므로 추적 성능은 현저히 저하된다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 표적의 기동에 따른 프로세스 잡음 분산을 능동적으로 변화시켜 적용할 수 있는 능동형 칼만필터(AKF : Active Kalman filter)를 구현하였다. 즉 표적이 가질 수 있는 기동의 범위를 구분하여 설정하고 기동의 정도에 따라 표적을 추적할 수 있는 칼만필터 프로세스 잡음 분산을 구하여 기동 정도에 따른 칼만필터 프로세스 잡음 분산을 오프 라인(off-line)에서 선행 학습시켰다. 선행 학습은 뉴럴네트워크를 이용하여 표적의 기동 상태에 따른 시스템 프로세스 잡음 분산을 인식하도록 하였으며, 그 결과에 따라 레이더가 실제 표적 탐지 및 추적 처리시 칼만필터의 프로세스 잡음 분산을 선택하여 실시간으로 반영할 수 있도록 능동형 칼만필터(AKF : Active Kalman filter)를 구현하고 시뮬레이션을 통해 성능 개선을 입증하였다.

Abstract

If a moving target has a linear characteristics, the Kalman filter can estimate relatively accurate the location of a target, but this performance depends on how the dynamic status characteristics of the target is accurately modeled. In many practical problems of tracking a maneuvering target, a simple kinematic model can fairly accurately describe the target dynamics for a wide class of maneuvers. However, since the target can exhibit a wide range of dynamic characteristics, no fixed SKF(Simple Kalman filter) can be matched to estimate, to the required accuracy, the states of the target for every specific maneuver. In this paper, a new AKF(Active Kalman filter) is proposed to solve this problem. The process noise covariance level of the Kalman filter is adjusted at each time step according to the study result which uses the neural network algorithm. It is demonstrated by means of a computer simulation that the tracking capability of the proposed AKF(Active Kalman filter) is better than that of the SKF(Simple Kalman Filter).

Keywords : 칼만필터, 뉴럴네트워크, 능동형 칼만필터, 표적추적, target tracking

I. 서 론

레이더 시스템에서 이동하는 표적을 추적하고, 위치

정보를 얻기 위해서는 여러 가지 제어 기법이 사용되고 있으나 알고리즘의 단순성과 안정성, 실시간 제어 측면에서 칼만필터 기법이 대표적으로 사용되고 있다. 하지만 기존의 칼만필터는 이동 목표물의 운동 상태 특성이 선형이라고 가정할 경우 비교적 정확하게 표적의 위치나 속도 추정이 가능하나 목표물의 운동 특성을 얼마나

* 정회원, 동양대학교
(Dong Yang University)

접수일자: 2008년10월14일, 수정완료일: 2009년5월8일

정확하게 모형화 하였으나에 따라 표적 추적 성능은 좌우된다^[1]. 기동하는 표적의 추적 문제에는 두 가지 기본적인 과제가 있다. 첫째는 직선을 따라서 등속도 운동을 하고 있는 표적의 모형이 같지 않다는 점, 즉 모형화된 표적의 운동 역학과 실제 표적의 운동 역학 사이에 차이가 존재한다는 것이다. 둘째는 추적을 수행할 때 과중한 계산량이 요구된다는 점이다.

지금까지 제시된 기동검출 및 표적추적기법들은 대개 표적의 운동 역학을 연속형 불규칙 변수로써 모형화 한다. 예를 들어 1970년에 Singer는 가속도를 영평균 시간상관 자기회귀 과정(time-correlated auto-regressive process)인 1차 마코프 과정(Markov process)으로 가정하여 표적의 기동을 표현할 수 있는 모형을 제시하였다^[1]. 이러한 모형이 옳다는 가정 하에서 칼만필터는 표적의 속도와 위치의 최적 추정치를 제공한다. 그러나 표적이 기동을 시작하면, 앞에서 가정했던 모형은 기동 가속도가 연속형 불규칙 변수로 설명될 수 없기 때문에 기동 표적에 대한 올바른 모형이 될 수 없다. 이동 목표물의 상태 특성은 비선형 운동 방정식으로 해석됨으로 확장 칼만필터의 응용이 시도되고 있으나, 비선형 특성 때문에 필터의 분산이 발산하여 안정성을 잃는 경우가 많으며, 기동하는 목표물의 지속적인 추적을 실패하는 경우가 많아 실제 레이더에서 적용하기에는 많은 문제점을 야기하고 있다. 그러므로 기동하는 목표물의 위치 및 속도를 지속적으로 탐지하기 위하여, 통계학적인 관점에서 비행에 적용해 가는 적응 필터의 개발이 요구되어 왔다. 기동하는 목표물에 대한 추적이나 탐지기법으로는 Jazwinski의 유한기억 필터링 기법, Moose의 n개의 전략적 책략 신호 중 Semi-Markov 프로세서에 의한 입력 신호 추정법, 매개 변수들의 점프에 대한 적응제어를 고려한 Swarder의 필터링 기법, Mehra, Wilsky, Chan 들에 의하여 개발된 이노베이션 프로세스(Innovation process)에 대한 잉여순차 테스트(Residual Sequence test)기법, 가변 차원 필터, 및 이단 칼만 추정기 등이 있으나 현재 연구되고 있는 적응 필터는 크게 두 가지로 대별된다.

첫째는 추적 목표물의 가능한 기동을 Semi-Markov 프로세스로 가정하여, 그 프로세스의 가능한 조합으로 입력을 분석해서 기동에 대처하는 것이고, 둘째는 측정된 목표물의 상태를 분석하여 기동을 감지한 후 보상 방법을 통하여 기동에 대한 크기만큼 상태변수를 보상해 줌으로써 빠른 시간 내에 목표물의 상태를 추정하여 지속적으로 필터를 구동하는 방법이다. 하지만 이들 기법은 기본

적인 필터 연산 이외에 별도로 기동 탐지, 가속도 추정 및 추정치 보상이나 기동 및 비기동 필터간의 전환 등의 부가적인 프로세스를 필요로 한다.

지상감시레이더는 시속 수km ~ 수백km의 속도로 움직이는 표적을 탐지하고 칼만필터(SKf : Simple Kalman filter, 이하 "SKf"라 한다) 기법을 이용하여 표적의 위치를 추적하는 장비이다. 하지만 표적이 갑작스런 기동을 할 경우 SKf기법의 고정된 프로세스 잡음 분산은 기동을 다룰 수 없게 되므로 필터의 성능은 현저히 저하될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 표적의 기동 정도에 따른 프로세스 잡음 분산을 뉴럴 네트워크(Neural Network)를 이용하여 학습토록 하여 표적의 상태에 따라 프로세스 잡음 분산을 변화시켜 적용할 수 있는 능동형 칼만필터(AKF : Active Kalman filter, 이하 "AKF"라 한다)를 제시하고 시뮬레이션을 통해 성능 개선을 입증하였다.

II. 본 론

1. 지상감시레이더의 표적추적 알고리즘

지상감시레이더의 여러 기능 중 탐지 간 추적 모드는 탐지된 표적에 기반을 둔 자동 표적 추적 기능을 수행하는데 이 기능은 표적의 거리, 방위각, 표적방사 속도 등을 사용하여 SKf 기법을 적용하여 탐지된 표적을 지속적으로 추적하여 전시하는 기능이다^[2].

SKf 기법은 추적하고자 하는 표적의 운동 특성을 얼마나 정확하게 모형화 하였느냐에 따라 추적 성능이 좌우되지만 지상감시레이더의 표적 모형은 예측이 어려운 불규칙성이 많이 존재하고 있다. 따라서 표적이 갑작스런 기동을 할 경우 SKf의 고정된 프로세스 잡음 분산은 기동을 다룰 수 없게 되므로 필터의 목표물 추적 성능은 현저히 저하될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 표적의 갑작스런 기동 상황이 발생할 경우 표적탐지 능력 향상을 위한 방법에 대해서 고찰하였다.

2. 뉴럴 네트워크를 이용한 능동형 칼만필터 구성

일반적으로 칼만필터는 식(2.1)과 식(2.2)과 같이 시스템을 시스템 상태모형과 측정모형으로 나타낸다.

$$x(k+1) = \Phi x(k) + w(k) \quad (2.1)$$

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (2.2)$$

이동 목표물의 운동 상태 특성이 선형이라고 가정하면 일반적인 선형 시스템은 식(2.1)과 같이 표현되고, 측정치와 상태변수와의 관계가 식(2.2)와 같이 표현되며 아래 세가지 가정들이 성립될 때 칼만필터의 최적 추정치 $\hat{x}(k|k)$ 와 추정된 필터 $\hat{x}(k|k)$ 의 오차분산 $p(k|k)$ 는 각각 식(2.3)~식(2.4)와 같이 주어진다^[3].

첫째, 모든 신호들은 가우시안분포를 갖는다.

둘째, 시스템 잡음 $w(k)$ 와 측정 잡음 $v(k)$ 는 영평균 백색잡음이며 그 분산행렬은 Q 와 R 로서 모두 정확성을 갖는다.

셋째, $x(k)$, $w(k)$, $v(k)$ 들은 모두 상관관계가 없다.

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1|k+1) \\ = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)[z(k+1) - H\hat{x}(k+1|k)] \end{aligned} \quad (2.3)$$

$$p(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H]p(k+1|k) \quad (2.4)$$

여기서

$$\hat{x}(k+1|k) = \Phi\hat{x}(k|k) \quad (2.5)$$

$$K(k+1) = p(k+1|k)H^T[Hp(k+1|k)H^T + R]^{-1} \quad (2.6)$$

$$p(k+1|k) = \Phi p(k|k)\Phi^T + Q \quad (2.7)$$

본 논문에서는 표적의 기동에 따른 프로세스 잡음의 분산을 결정하기 위해 뉴럴 네트워크의 백프로파게이션 학습알고리즘을 이용한다. 표적의 가속도 변화량에 대한 프로세스 잡음 분산을 오프 라인으로 선행 학습시킨 후 실제 표적 탐지 및 추적 처리 시 탐지된 표적의 가속도 변화 정도에 따라 표적을 구분 인식하게 하고 그 결과를 이용하여 프로세스 잡음 분산을 선택하여 반영할 수 있도록 하였다.

표적 상태 모형 식(2.1)은 뉴럴 네트워크의 백프로파게이션 학습알고리즘을 적용하면 식(2.8)과 같이 표현할 수 있다.

$$x(k+1) = \Phi(k)x(k) + \overline{w(k)} \quad (2.8)$$

식(2.8)에서 $\overline{w(k)}$ 은 새로운 프로세스 잡음으로 표적의 가속도 변화 값으로부터 결정되는 분산 \overline{Q} 를 가진다. 이러한 분산 값을 정확하게 계산한다는 것은 매우 어려운 일이므로 효과적으로 근사화 시키기 위해 뉴럴

네트워크를 이용한다.

제안된 뉴럴 네트워크의 학습 알고리즘은 식(2.9)와 같이 표현할 수 있다.

$$L_i = IF \chi_{1is} a_i, \text{ then } y \text{ is } Q_i \quad (2.9)$$

여기서 입력 변수 χ_{1i} 는 표적의 가속도 변화량 a_i 를 나타내고 출력변수 y 는 가속도 변화량 a_i 에 따라 결정되어진 프로세스 잡음의 분산 Q_i 를 나타낸 값이다.

뉴럴 네트워크 알고리즘은 고정되어 있지 않은 연속 시간의 입력에서 출력의 함수관계를 찾는 것으로 식(2.10)와 식(2.11)으로 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} NET &= XW^T \\ &= x_1w_1 + x_2w_2 + x_3w_3 + \dots + x_nw_n \end{aligned} \quad (2.10)$$

$$y = f(NET) \quad (2.11)$$

여기에서 X 는 입력 값으로 목표물의 기동 값이며 W 는 연결강도, 그리고 y 는 그 입력 값에 따른 출력 값으로 새로운 프로세스 잡음 분산 \overline{Q} 이며 NET 는 가중 합이다. 위에서 설명한 수식은 입력 층과 출력층만을 나타낸 단층 뉴럴 네트워크로 실제적인 응용이 불가능하므로 입력 층과 출력 층 사이에 은닉 층(hidden layer)을 삽입하는 다층 뉴럴 네트워크를 이용한다. 다층 뉴럴 네트워크는 많은 학습법이 존재하는데 그중에서 널리 사용되는 것이 백프로파게이션 학습법이다. 이 백프로파게이션 학습법은 입력 패턴을 이용하여 출력을 구하고 그 출력치와 목표치의 오차를 구한 후 오차 값을 역방향으로 전파시켜 출력층의 연결강도 값과 은닉층의 연결강도 값을 변경하는 것을 반복하여 적절한 연결강도 값을 추정하는 기법으로 다음과 같이 식(2.12), 식(2.13)로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} NET_z &= XW^T \\ Z &= f(NET_z) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(-NET_z)} \end{aligned} \quad (2.12)$$

$$\begin{aligned} NET_y &= ZW^T \\ y &= f(NET_y) \\ &= \frac{1}{1 + \exp(-NET_y)} \end{aligned} \quad (2.13)$$

NET_z 는 은닉층의 가중 합이며 은닉층의 출력은 Z 이다. NET_y 는 출력층의 가중 합이며 최종 출력은 y 이다.

여기서 x 는 입력벡터, z 는 은닉층 벡터, y 는 출력층 벡터를 나타낸다. V 는 입력층과 은닉층 간의 연결강도 값을, W 는 은닉층과 출력층간의 연결강도 값을 나타내는 것이다.

입력과 연결강도의 가중합 NET_Z 를 구한 다음 활성화 함수에 의해 출력을 나타낼 수 있는데 본 논문에서는 시그모이드함수를 활성화 함수로 사용한다. 시그모이드 함수는 식(2.14)와 같다.

$$f(NET) = \frac{1}{1 + \exp(-\lambda NET_Z)} \quad (2.14)$$

백프로파게이션 알고리즘은 목적함수의 최소화를 위해 고안된 최적화 기법으로 보편적인 목적함수는 식(2.15)와 같이 정의되는 오차 제곱 합이다.

$$E = \frac{1}{2}(d - y)^2 \quad (2.15)$$

연결강도 값을 반복적으로 변경하여 오차 E 가 허용오차 범위 안으로 수렴해 들어가면 학습을 종료한다.

백프로파게이션 알고리즘에 의해 가속도 변화량에 따른 프로세스 잡음의 분산 값이 학습되어 적용되는 능동형 칼만필터 알고리즘은 다음과 같다^[4].

첫째, 시스템 상태 식(2.16) 및 측정값 식(2.17)를 예측하고

$$\hat{x}(k+1|k) = \Phi \hat{x}(k|k) \quad (2.16)$$

$$\hat{z}(k+1|k) = H \hat{x}(k+1|k) \quad (2.17)$$

둘째, 측정되는 가속도 변화 값에 따른 프로세스 잡음 분산을 식(2.18)으로 표현되는 뉴럴네트워크 시스템에 적용시켜 근사화 한다.

$$L_i = IF \chi_1 \text{ is } a_i \text{ then } y \text{ is } Q_i \quad (2.18)$$

셋째, 뉴럴 네트워크에 시스템에 의해 근사화된 프로세스 잡음 분산 \bar{Q} 를 이용하여 시스템의 오차 공분산 식(2.19)을 예측하며

$$p(k+1|k) = \Phi p(k|k) \Phi^T + \bar{Q} \quad (2.19)$$

그 결과를 이용하여 칼만 이득(Kalman Gain) 식(2.20)을 계산하고

$$K(k+1) = p(k+1|k) H^T [H p(k+1|k) H^T + R]^{-1} \quad (2.20)$$

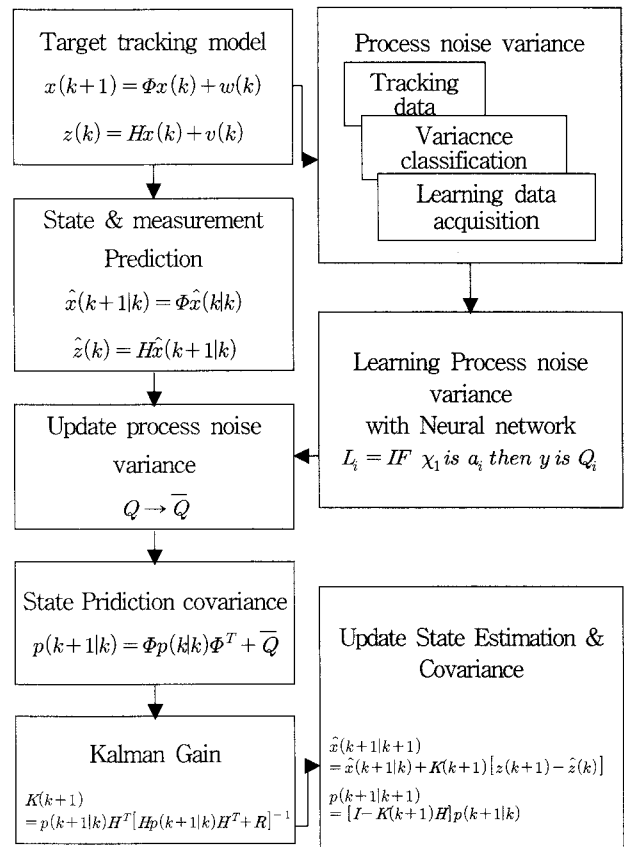


그림 2. 능동형 칼만 필터 알고리즘
Fig. 2. Active Kalman filter algorithm.

마지막으로 시스템의 상태 식(2.21)를 추정하고 추정된 필터의 오차 공분산값 식(2.22)을 갱신한다.

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1) [z(k+1) - H \hat{x}(k+1|k)] \quad (2.21)$$

$$p(k+1|k+1) = [I - K(k+1)H] p(k+1|k) \quad (2.22)$$

앞에서 설명된 뉴럴 네트워크를 이용한 능동형 칼만 필터 알고리즘을 도표화하면 그림 2와 같이 나타낼 수 있다.

3. 시뮬레이션 모형

일반적으로 운동하는 목표물의 방정식을 정확히 기술한다는 것은 매우 어려운 일이나 식(2.23)과 같이 선형 운동 방정식으로 모형화 하였다^[5-6].

$$x(k+1) = \Phi x(k) + w(k) \quad (2.23)$$

식(2.23)에서 $x(k)$ 는 운동 모형의 상태변수, Φ 는 운동 모형의 천이행렬(transition matrix)로 식(2.24), 식(2.25)으로 나타낸다.

$$x(k) = [xy \dot{x} \dot{y} \ddot{x} \ddot{y}]^T \quad (2.24)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 10 & T & 0 & T^2/2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

식 (2.25)에서 T는 샘플링 시간으로 본 논문에서는 2sec로 설정하였다.

표적 운동의 불확정성을 모형화 하는 시스템 입력 잡음 $w(k)$ 는 식(2.26)과 같이 평균이 0이고 분산이 $Q(k)$ 을 갖는 백색잡음으로 가정한다.

$$E[w(k)] = 0 \quad E[w(k)w^T(k)] = Q(k) \quad (2.26)$$

측정 방정식은 식(2.27)로 나타내며

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (2.27)$$

식(2.27)에서 관측함수 H 는 식(2.28)로 나타내고, 측정 잡음 $v(k)$ 는 식(2.29)과 같이 평균이 0이고 분산이 $R(k)$ 인 백색잡음으로 가정한다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.28)$$

$$E[v(k)] = 0 \quad E[v(k)v^T(k)] = R(k) \quad (2.29)$$

시스템 입력 잡음 $w(k)$ 와 측정 잡음 $v(k)$ 의 상관관계 (correlation)는 식(2.30)과 같이 영으로 가정된다.

$$COV[w(k)v^T(k)] = E[w(k)v^T(k)] = 0 \quad (2.30)$$

필터는 Singer가 제안한 기법에 의해 두 개의 측정 벡터를 이용하여 식(2.31)~(2.33)과 같이 초기화 하였다.^[1]

상태변수는 식(2.31)와 같이 초기화 하였고,

$$x(0) = \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ (x_2 - x_1)/T \\ (y_2 - y_1)/T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

예측 오차 공분산 행렬은 식(2.32)과 같이 초기화 하였으며,

$$p(0) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 & \sigma_x^2/T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 & 0 & \sigma_y^2/T & 0 & 0 \\ \sigma_x^2/T & 0 & 2\sigma_x^2/T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2/T & 0 & 2\sigma_y^2/T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

측정 오차의 공분산 행렬은 식(2.33)과 같이 초기화 하였다.

$$R(k) = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

식(2.33)에서 $\sigma_x^2 = \sigma_y^2$ 이며, 측정오차의 표준편차는 10m로 하였다.

III. 시뮬레이션

본 논문에서는 기존의 칼만필터(SKf)와 뉴럴 네트워크 학습 알고리즘을 이용한 능동형 칼만필터(AKF)를 구현하고 시뮬레이션 함으로서 그 성능을 확인하였다. 시뮬레이션을 위해 두 가지 기준 궤적에 따라 수행할 시나리오를 설정하였다. 목표물은 레이더의 x축에 대해서는 등속운동을 하고 y축에 대해서는 속도의 변화를 가지고 움직이도록 설정하였다. 표적 가속도 변화에 따른 \bar{Q} 값 결정을 위해 백프로파게이션 학습알고리즘을 사용하였으며 오차 허용한계는 0.005, 초기 학습치는 0.1, 그리고 은닉 층의 개수는 3개로 하여 지도학습을 실시하였다. 그림 3은 백프로파게이션 알고리즘에 의한 \bar{Q} 값 결정을 위한 지도 학습에 대한 학습률을 보여준다.

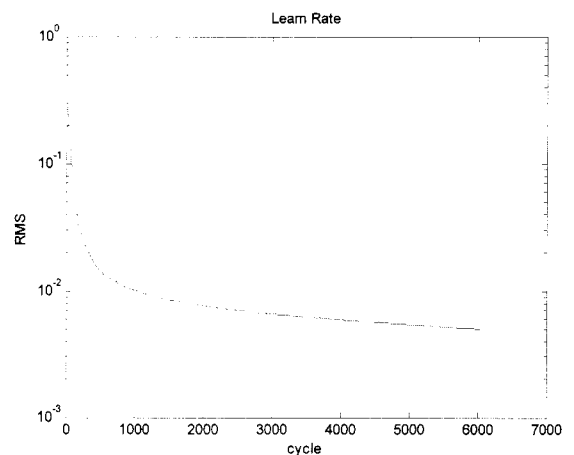


그림 3. 백프로파게이션 알고리즘에 의한 학습률
Fig. 3. Learn rate of the back-propagation algorithm

가. 등속 선형 운동 표적 시나리오

등속 선형 운동 표적 시나리오는 200초 동안 10m/sec의 속도로 등속 운동을 실시하며 표적의 실제 궤적과 시뮬레이션 된 칼만필터(이하 “SKF”라 한다)에 의한 표적 추적 결과와 본 논문에서 제안한 능동형 칼만필터(이하 “AKF”라 한다)에 의한 추적결과를 그림 4에 나타내었다. 또한 표적의 실제 궤적과 추적 궤적의 거리 위치 차이를 나타내는 추적 오차는 그림 5에 나타내었다. 표적의 기동이 없고 등속 운동을 하는 경우에는 표적 추적에 있어 SKF의 표적 추적 오차는 7.916m이고 AKF의 표적 추적 오차는 8.028m으로 두 개의 필터 모두 측정 오차 표준편차 10m 이내의 표적 추적 오차를 가지며 표적을 추적함으로써 양호한 표적 추적 능

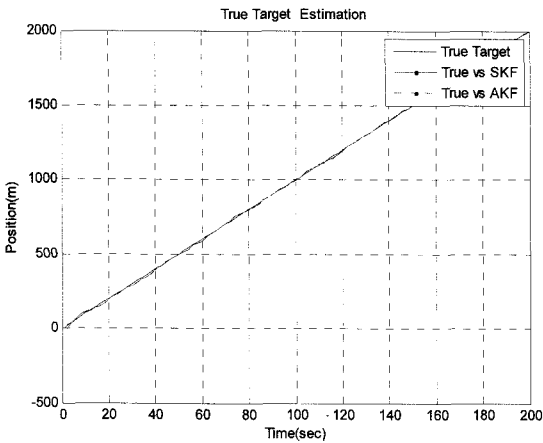


그림 4. 등속 선형 운동 궤적 및 추적 결과
Fig. 4. True target position and estimated position using the SKF and AKF. (A uniform velocity motion)

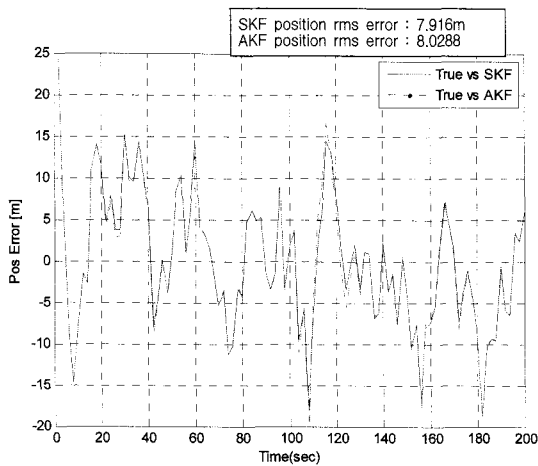


그림 5. 등속 선형 운동 추적 오차
Fig. 5. Tracking error comparisons in position RMS. (A uniform velocity motion)

력을 보이고 있다.

나. 가속도 운동 표적 시나리오

가속도 운동 표적 시나리오는 100초 동안 5m/sec의 속도로 등속 운동을 실시한 후 100초 동안 12.5m/sec²의 속도로 등가속 운동을 실시하며 표적의 실제 궤적과 시뮬레이션 된 SKF에 의한 표적 추적결과와 AKF에 의한 표적 추적 결과를 그림 6에 나타내었다. 또한 추적 오차는 그림 7에 나타내었다.

그림 7에서 확인할 수 있는 것처럼 SKF의 표적 추적 오차는 16.54m이며 AKF의 표적 추적 오차는 8.69m로

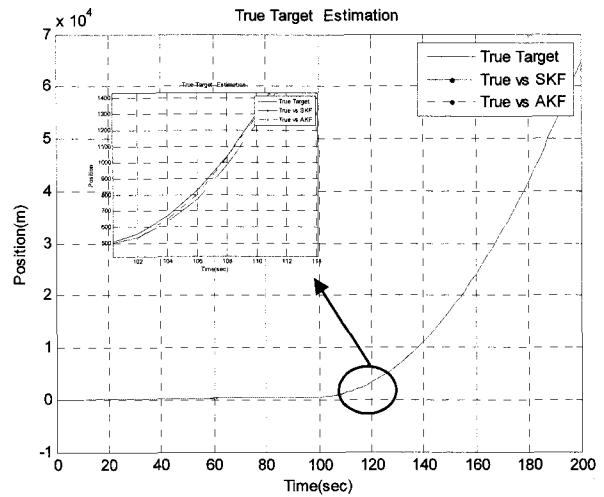


그림 6. 가속도 운동 궤적 및 추적 결과
Fig. 6. True target position and estimated position using the SKF and AKF. (A accelerated velocity motion)

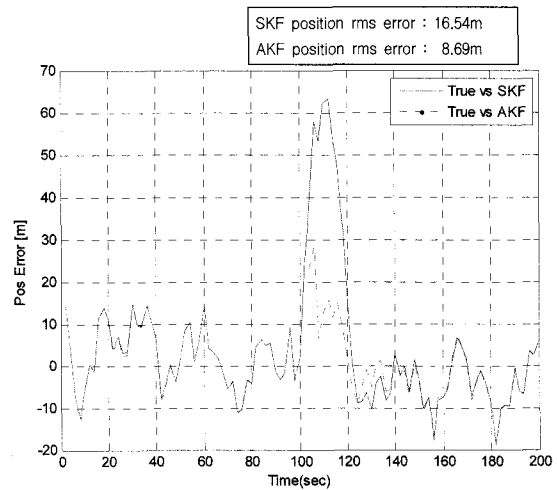


그림 7. 가속도 운동 추적 오차
Fig. 7. Tracking error comparisons in position RMS. (A accelerated velocity motion)

기동이 크게 발생하는 경우 SKF 표적 추적 오차는 측정 표준 편차를 벗어나는 것을 볼 수 있고 AKF 표적 추적 오차는 측정 표준 편차범위 내에서 양호하게 표적을 추적하는 것을 볼 수 있다.

IV. 결 론

레이더시스템은 목표물을 탐지하고 추적하는 시스템으로 다양한 표적 대상물에 대한 탐지와 추적이 이루어져야 한다. 특히 탐지 표적이 갑작스런 기동을 하는 경우에도 목표물의 움직임을 놓치지 않고 지속적으로 추적할 수 있도록 레이더의 추적 시스템은 설계되어야 한다. 본 논문에서는 레이더의 표적 탐지 및 추적 능력 향상을 위해 뉴럴 네트워크의 백프로파게이션 학습 방법을 이용한 능동형 칼만필터를 제안하였다. 제안된 능동형 칼만필터는 표적의 기동 정도에 따라 적절한 칼만필터의 프로세스 잡음 분산 값을 뉴럴 네트워크를 통해 선행 학습토록 하였으며 표적 탐지 후 추적 시 그 학습된 결과에 따라 표적의 기동 정도에 따라 필터의 프로세스 잡음 분산 값을 변화시켜 필터 알고리즘을 수행하여 표적을 추적하도록 하였다. 그 결과 목표물의 움직임에 있어 기동을 발생하지 않고 등속 운동을 하는 경우에는 SKF기법과 AKF기법의 표적 추적 능력에는 차이가 없었으나, 목표물의 기동이 발생하는 경우에는 고정된 프로세스 잡음 분산 값을 적용하는 SKF기법 보다 기동 정도에 따라 각기 다른 프로세스 잡음 분산 값을 적용하는 AKF기법이 표적 추적 능력이 우수함 시뮬레이션을 통해 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter for nanned maneuvering target", *IEEE Trans. on Aerosp. Electron. Syst.* Vol. 6 No. 4, pp. 473-483, July. 1970.
- [2] 지상감시레이더 TPS-224K 사용자 및 부대 정비 교범(5840-37-7862)
- [3] Frank L. Lewis, *Optimal Estimation*, A Wiley-interscience Publication John Wiley & Sons, pp. 67-80, 1986.
- [4] 이범직, 주영훈, 박진배, "지능형 칼만 필터를 이용한 기동 표적 추적", 제12차 유도무기 학술대회 논문집
- [5] A. Gelb, Ed., "Applied Optimal Estimation", MIT

Press, Cambridge, MA, 1974.

- [6] 박인환, 조 설, 조겸래, "적응 칼만 필터를 이용한 MTI 레이더의 이동표적 추적 기법", 한국항공우주학회지, pp. 91-99, 1997.

저 자 소 개



명 선 양(정회원)

1996년 공주대학교 통신공학과
학사 졸업.

2008년 동양대학교 시스템 제어
공학과 석사 졸업.

<주관심분야 : 통신, 시스템 제
어>



전 순 몽(정회원)

1986년 경북대학교 전기공학과
학사 졸업.

1991년 경북대학교 전기공학과
석사 졸업.

1991년 경북대학교 전기공학과
박사 졸업.

현재 동양대학교 전자유도기술학과 부교수

<주관심분야 : 대체의공학, 무기체계설계, 시스템
인식, 퍼지응용>