

PIP 개념을 이용한 비선형 기동 표적 추적 기법

Non-linear Maneuvering Target Tracking Method Using PIP

손현승*, 박진배*, 주영훈**

Hyun Seung Son*, Jin Bae Park*, Young Hoon Joo**

*연세대학교 전기전자공학과

**군산대학교 전자정보공학부

요 약

본 논문에서는 비선형 기동표적의 추적에 대한 새로운 접근 방식을 소개한다. 제안된 알고리즘은 예측 명중위치 개념을 이용한 칼만필터 기반의 적응 상호작용 다중모델 기법으로 측정된 위치 값과 예측된 명중위치 사이의 차이를 고려한 변형된 칼만필터 기법을 이용한다. 알 수 없는 가속도는 표적의 기동모델에 있어서 추가적인 프로세스 잡음으로 간주되고, 알고리즘 내의 하부 모델들은 각각의 가속도 수준에 따라 구해지는 전체적인 프로세스 잡음에 따라 특성화 된다. 칼만필터 기법이 비선형 기동에 있어 성능이 저하되는 점을 보완하기 위하여 상황에 따라 제안된 기법과 칼만필터를 적응적으로 이용할 수 있는 선택적 알고리즘을 구현하고자 한다. 표적의 기동중에 나타나는 가속도를 효과적으로 다루기 위하여 잡음의 크기가 급격히 증가할 경우 그 증가분을 가속도로 인식하여 기동표적 관계식에 이용한다. 그리고 제안된 알고리즘의 수행 가능성은 몇 가지 수치 예를 통하여 증명한다.

Abstract

This paper proposes a new approach on nonlinear maneuvering target tracking. In this paper, proposed algorithm is the Kalman filter based on the adaptive interactive multiple model using the concept of predicted impact point and utilize modified Kalman filter regarding the error between measurement position and predicted impact point. The unknown target acceleration is regarded as an additional process noise to the target model, and each sub-model is characterized in accordance with the variance of the overall process noise which is obtained on the basis of each acceleration interval. To compensate the decreasing performance of Kalman filter in nonlinear maneuver, we construct optional algorithm to utilize proposed method or Kalman filter selectively. To effectively estimate the acceleration during the target maneuvering, the rapid increase of the noise scale is recognized as the acceleration to be used in maneuvering target's movement equation. And a few examples are presented to show suggested algorithm's executional potential.

키워드 : 기동표적 추적, 적응 다중 모델기법, 칼만 필터, 예측 명중 위치

1. 서 론

기동표적(maneuvering target)에 대한 문제는 군에서의 문제일 뿐만 아니라 우리의 일상생활에서도 밀접한 관계를 맺고 있다. 표적 추적과 홈 네트워크 시스템, 텔레메틱스, 로보틱스, 위성항법 시스템 등 모든 기법들은 표적 추적이라고 하는 중요한 문제를 다루고 있다. 더욱 중요한 것은 실시간으로 반응하여 필요한 정보를 얻게 해줄 수 있는가 하는 점이다. 일반적으로 항공기나 유도탄이나 어뢰 등의 표적들은 비선형적 운동을 하는데 비해 이를 탐지 및 추적하는 감지센서들은 절대 표적의 위치만을 측정한다. 하지만 표적의 정밀한 추적을 위해서는 표적의 패턴을 인식하여 추적이 이루어지는 동안 원하는 시간에 표적에 공격수단이 명중할 수 있는 정밀함을 요구하고 있다. 이러한 점에서 모든 시스템들은 최

신에 기술을 도입하여 정밀해지고 다양해져가고 있는 현대의 전장 환경을 극복하려 노력하고 있다. 이러한 기동표적과 관련한 가장 큰 문제는 추적 시스템이 비선형 기동에 대한 탄력적인 반응을 할 수 있어야 하는 점이다.

이러한 어려움을 극복하기 위한 시도는 1960년대 칼만필터가 소개된 이후 이를 이용하여 활발히 이루어져 왔다 [1-3]. 이 경우 표적의 운동을 선형으로 근사화한 모델을 사용하여 칼만필터를 구성함으로써 측정 오차와 표적 움직임의 비선형성을 어느 정도는 해결할 수 있었다. 그러나 표적이 방향 전환이나 탐지회피를 위하여 강한 비선형 기동을 수행할 경우 가속도를 포함한 운동을 하게 되므로 기존의 등속도 운동 모델과는 상당한 오차를 유발하게 되며, 심지어는 표적을 놓치는 경우가 발생한다. 이러한 비선형 측정치의 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만 필터(extended Kalman filter) [4]가 개발되기도 하였으며, 근래에는 이러한 급격한 기동을 행하는 표적을 추적하기 위한 방법으로 가변차수 기법, 입력추정 기법, 다중모델 기법등의 다양한 모델이 제시되기도 하였다 [5-7]. 이 중에서 본 논문은 멀티 모델을 이용한 접근방법에 대해 연구하고 발전된 방향을 찾고자 한다. 1차 마

접수일자 : 2006년 10월 4일

완료일자 : 2007년 2월 6일

감사의 글 : 본 연구는 2006년도 두뇌한국21사업에 의하여 지원되었음

코프 프로세스에 기반한 기동표적 추적 모델을 연구한 Singer에 의해 이루어 졌다. 이후 기술의 발전을 거듭하여 상호 다중모델 기법(IMM : Interactive Multiple Model)이 제안 되었다. 이 기법은 여러개의 필터모델을 둔 상태에서 각각의 모델에서 구해지는 추정치들을 가중치의 합으로 구하는 방법이다. 그러나 이러한 알고리즘은 사전에 다른 차원이나 프로세스 잡음 수준으로 형성된 하부 필터가 준비되어야 한다는 점에서 단점을 보이고 있다. 기존의 수학적 방법은 정확한 모델을 다루는데 있어서 매우 성공적인 결과를 보여 오기는 하였으나 대상 시스템이 수학적으로 모델링하기 어렵거나 강한 비선형성을 가지는 경우, 원하는 목적을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다. 이에 대한 대안으로서 여러 가지 지능제어 기법들이 제안 되었다. 그 중 퍼지 이론과 칼만 필터의 융합을 통한 추적 시스템의 성능 개선에 관한 연구들이 추적 시스템에 대한 응용 분야에 활발히 적용되었다 [8-10]. 하지만, 유전 알고리즘 동정을 이용한 퍼지 규칙 기반의 추적 시스템으로 칼만 필터의 정확성과 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 추론 방식의 전역 최적해 수렴이라는 장점을 모두 살릴 수 있는 방법이었으나, 온라인 기동이 불가능하다는 단점을 지니고 있다.

본 논문에서는 실제 표적이 기동중인 상황에서 자료의 수집과 함께 학습을 이루어 나가면서 동시에 추적의 효과를 나타낼 수 있는 모델을 제시하고자 한다. 즉 사전에 표적의 기동 패턴을 설정하지 않은 상태에서 주어진 위치 데이터만을 이용하여 실시간으로 추적결과를 도출할 수 있는 방법을 제시하고자 한다. 제안된 방법은 먼저 수학적으로 증명된 칼만 필터를 사용한 표적 추적 시스템을 바탕으로 하고 있다. 표적의 움직임이 선형 기동이라고 판단될 경우 칼만 필터에 의한 접근 방식은 좋은 결과를 나타낸다. 그러나 가속도의 입력에 의한 표적의 비선형 기동 시 선형기동에 의한 예상 위치와 비선형 기동에 의한 위치 데이터의 적절한 비교를 통해 표적의 속도와 위치 결과를 모두 알아내하고자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 기동표적 모델

기동표적을 위한 선형 이산 시간 모델(linear discrete time model)은 각각의 축에 대하여 다음과 같다.

$$x(k+1) = Fx(k) + G[u(k) + w(k)] \quad (1)$$

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

여기서, $x(k)$ 는 상태 벡터, F 와 G 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, $w(k)$ 는 프로세스 잡음, $u(k)$ 는 실제로 알지 못하는 결정적(deterministic) 가속도 입력이다. 또한 측정 방정식은 다음과 같다.

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

여기서, $H=[1 \ 0]$ 는 측정 행렬이고, $v(k)$ 는 측정 잡음이다. $w(k)$ 와 $v(k)$ 는 각각 분산 q 와 r 을 가지는 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 두 잡음들 사이의 상관관계는 영으로 가정한다.

2.2 적응 상호작용 다중모델 기법

적응 상호작용 다중모델 기법은 각각의 축에 대해 제한된 수의 부-모델들을 가지고, 부-모델들은 추정된 가속도와 이러한 가속도에 대해 대칭적으로 분포하는 가속도 수준으로 표현된다. N 개의 부-모델을 가지는 경우, 다중모델 집합 M 은 다음과 같이 표현된다.

$$M = \{m_1, m_2, \dots, m_N\} \\ = \{\hat{a}(k), \hat{a}(k) \pm \varepsilon_1, \dots, \hat{a}(k) \pm \varepsilon_{(N-1)/2}\} \quad (4)$$

여기서, $\hat{a}(k)$ 는 추정된 표적의 가속도를, $\varepsilon_{(N-1)/2}$ 은 사전에 결정된 가속도 간격을 나타낸다. 적응 상호작용 모델 기법에서 표적의 가속도는 바이어스(bias)필터와 바이어스-프리(bias-free) 필터로 구성된 이단 칼만 추정기(two-stage kalman filter)에 의해 각각의 축에 대해 병렬로 추정된다. 적응 상호작용 모델 기법의 알고리즘 [11]은 아래 4가지 단계의 내용을 주 내용으로 한다.

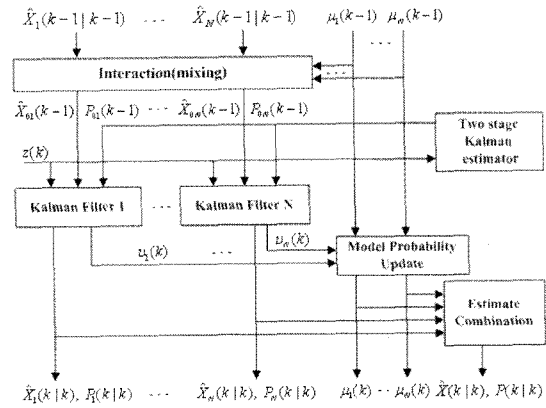


그림 1. 적응 상호작용 다중모델 기법
Fig. 1. Adaptive interacting multiple method

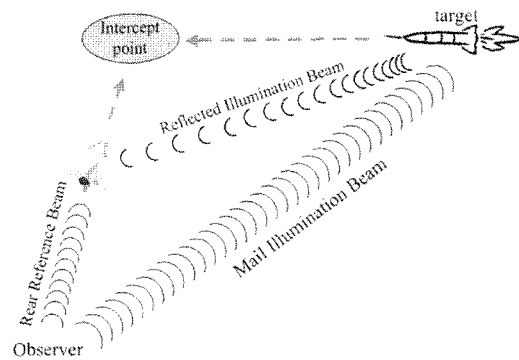


그림 2. 예상 명중 위치
Fig. 2. Predicted impact point

- 1 단계 추정치의 상호작용(혼합) : 단 하나의 필터모델에서 벗어나 여러 개의 필터모델을 사용하여 각 모델간의 추정치를 어떠한 방법으로 혼합할 것인가에 대한 문제를 다음과 같은 방법에 의해 계산한다. 원하는 추정치는 각각의 추정치와 그 추정치가 지니는 확률의 가중합에 의한다.
- 2 단계 필터링 알고리즘 : 칼만 필터 알고리즘은 본 절의

적응상호작용 다중모델 기법에서 사용하는 부-모델로써 사용된다.

3 단계 모델 확률 갱신 : 각각의 부모델(sub-model)이 전체에서 차지하는 값의 비율을 계산한다.

4 단계 추정치 조합 : 추정치와 그 나머지 공분산에 대한 조합은 부모델로부터 얻어지는 추정치와 그 나머지 공분산의 확률적 합에 의해 얻어진다.

이상의 전체적인 적응 상호작용 다중 모델기법은 그림 1과 같다.

2.3 예상명중 위치(PIP)의 개념

먼저 이 용어의 개념은 군사 분야 혹은 비행과 관련한 분야에서 국한되어 설명되는 용어임을 알려준다. PIP (Predicted intercept point)는 비행을 하는 탄환이 발사체로부터 발사된 후에 표적에 명중하게 되는 순간의 위치를 명중시점 이전에 계산하여 얻어진 위치의 개념이다 [12]. 이 개념은 항상 전문적인 컴퓨터에 의해 계산되는 동적인 의미는 지나는 값이다. PIP는 계산이 되어진 후에 HUD(Head-up display)의 스크린 상에 실시간 하나의 점으로 표시가 된다. 이것은 HUD가 사용되는 주요 목적이기 때문에 무기를 운용하는 작동 수는 항상 현재 자신의 눈에 보이는 실제 표적의 위치보다는 명중될 수 있는 순간의 지점을 표시한 스크린상의 PIP를 주시하게 된다. 이 상황을 그림으로 표현하면 그림 2와 같다.

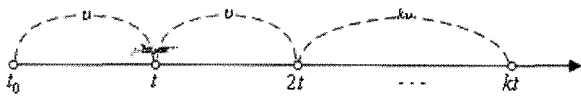


그림 4. 표적의 선형기동
Fig. 4. Linear maneuvering of the target

현대기술로 개발된 모든 전투기들은 기체내에 장착된 어떠한 무기체계라도 항상 사용할 수 있도록 PIP를 계산할 수 있는 장비를 갖추고 있다. PIP 계산 시 발생할 수 있는 변수들은 항공기의 속도, 표적의 속도, 표적의 고도, 항공기와 표적간의 거리, 탄환에 작용될 수 있는 중력과 저항력 등이 있다. 표적이 상당히 멀리 떨어진 상태에서도 스크린에 표시되는 PIP를 통하여 조종사들은 높은 명중률에 도달할 수 있게 된다. 레이저에 의한 사격 조준점을 표시하게 하는 방법도 PIP의 한 가지 예라고 할 수 있다. 이 때 작동수의 렌즈를 통해 조준된 위치를 빨간 점을 이용하여 표시하는 것을 쉽게 볼 수 있다. HUD와 같이 현재 표적이 있는 위치를 표시하는 것이 아니라, 실제 발사된 무장이 표적에 명중하게 될 위치를 빨간 점은 항상 보여준다. 이때 실제적으로 사용되는 컴퓨터는 내부의 단말기뿐만 아니라 외부의 데이터를 이용한 방식을 알아야 한다.

3. PIP를 이용한 지능적 칼만필터 기법

3.1 PIP 이론을 이용한 가속도의 이용

앞에서 설명했듯이 일정한 속도를 가진 기동표적의 예측 위치는 시간과 속도에 의존한다. 비선형 기동성을 지닌 기동 표적은 모델링 과정에서 칼만 필터의 사용을 위해 선형 기동에 기초한 dynamic equation을 설정하게 된다. 여기서 가속

도는 프로세스 잡음으로 들어가게 된다. 이 부분을 분리하기 위해 몇 가지 가정을 둔다. 먼저 측정 잡음과 프로세스 잡음을 상관관계가 없으며, 기술의 발달에 의해 기동의 가속도는 위의 두 가지 잡음보다 그 크기가 훨씬 크다는 것이다. 이것은 실제 전장 환경에서도 그대로 적용되는 사실이다.

그러면 먼저 표적의 선형 기동에서의 상태를 살펴보자. 실제 환경에서의 3차원의 표적위치 성분을 각 축에 의해 분리해 생각해보면 1차원의 움직임으로 속도가 높아질수록 직선 상에서 먼 거리를 이동하고 속도가 작다면 작은 거리를 이동하게 될 것이다. 임의의 시점(t)에서 매 시간의 샘플링 시간을 (t)로 설정하고 임의의 시간에 측정된 표적의 위치정보를 추정치로 둔다면 선형 기동의 표적위치는 그림 4와 같이 보여질 것이다. 여기서, 표적의 속도는 v 이고 샘플링 시간은 t 이다.

다음은 표적의 비선형 기동에 대해서 생각해보자. 이 경우 각각의 샘플링 타임마다 표적이 원래 위치해야만 하는 점을 이탈한다는 점을 인식할 수 있다. 그것은 선형 기동 이라하면 기존의 속도(t)만큼 거리가 이동이 되어야 하는데, 이동 순간에 주어진 가속도에 의해 속도(v)가 변하기 때문이다. 그리고 우리가 주어진 가속도를 정확히 알 수 없다면 그 예상 위치도 정확히 알 수 없는 것이다. 앞의 2장에서 정의 했듯이 표적의 가속도는 또 다른 잡음으로 설정 했듯이 전체의 잡음 총합의 크기만큼 표적의 위치는 선형기동 예상위치에서 이탈하게 될 것이다. 다시 말해 임의의 샘플링 시간(t)에서 다음 샘플링 시간(2t)으로 넘어가는 순간의 예상위치는 잡음총합 (Noise Sum) × 샘플링시간(t) 만큼 이탈하게 된다. 이상의 내용을 정리하면 그림 5와 같이 표현이 되고 여기서 이탈되는 양을 결정하는 성분은 프로세스 잡음, 측정 잡음, 입력 가속도, 지연시간, 등이 있다. 실제 전장 환경에서 측정된 값과 계산된 값이 차이를 생각해보면 상당한 오차가 있음을 알 수 있다.

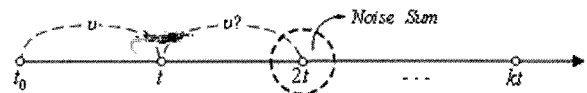


그림 5. 표적의 비선형기동
Fig. 5. Nonlinear maneuvering of the target

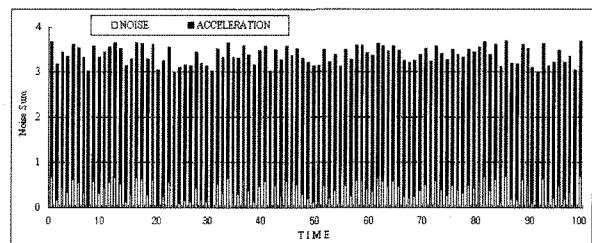


그림 6. 잡음 총합
Fig. 6. Noise sum

본 논문에서는 예상위치를 계산하는데 오차를 발생 시키는 비선형 기동의 요소인 이 잡음총합을 이용하고자 한다. 식 (1), (2)에서 볼 수 있듯이 가속도와 잡음의 크기는 알 수 없는 상태로 주어진다. 그리고 우리는 오직 측정치인 z(k)만을 이용할 수 있다. 이전까지의 논문에서는 이 잡음의 항을 근본적으로 이용하지 못하는 가정 하에 접근하였으나, 본 논문에서는 이 잡음 항을 집중적으로 분석하여 예상 위치를 계

산하는데 이용하고자 한다.

선형 기동 표적의 예상위치는 오직 시간과 속도에 의존한다. 비선형성을 가지는 표적의 다이나믹 방정식을 세우는 것은 칼만 필터의 사용을 위한 선형 기동 기반의 과정이다. 여기서 가속도는 잡음의 한가지로 포함된다. 이 부분을 분리해 내기 위하여 몇 가지 가정을 설정한다. 먼저 측정 잡음과 프로세스 잡음과는 상관관계가 없는 것이다. 두 번째는 기동에 주어진 가속도의 크기는 앞의 두 가지 잡음의 크기보다 크다는 것이다. 이것은 기술의 발달에 따라 현대의 전장 환경에서 적용되는 사실이다. 세 번째는 실제 우리가 프로세스 잡음의 크기를 알 수 없다 하더라도 그것이 가질 수 있는 최대의 범위를 알 수 있다는 것이다. 이것은 장비가 가지고 있는 정밀도의 특성을 의미하는 것이다. 즉 프로세스 잡음의 크기는 (-) 최대의 프로세스 잡음과 (+) 최대의 프로세스 잡음 사이에 존재한다. 이 부분을 수학적으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \|\omega(k)\| &\leq \|\max \omega(k)\| \\ \omega(k) &= \sqrt{q} \text{ random}(k) \\ \|\omega(k)\| &= \|\sqrt{q} \text{ random}(k)\| \\ &\leq \|\sqrt{q}\| \|\text{random}(k)\| \end{aligned}$$

여기서, q 는 상수로 주어지는 정밀도이다. 가속도 스케일과 프로세스 잡음 스케일 그리고 잡음 조합간의 양적 상관관계는 그림 6에서 보는 바와 같다. 그림 6은 가속도 스케일이 3이고 프로세스 잡음이 임의적으로 0과 0.7 사이의 값으로 주어진 가정하의 전체적 양의 상관관계를 표시한 것이다.

그림 6에서 보듯이 주어진 가속도는 이미 주어진 프로세스 잡음과 큰 차이를 보이고 있으며 잡음 총합의 크기에 큰 변화를 주고 있다. 본 논문에서는 이것을 다이나믹 방정식에 이용하려고 한다.

지금까지 기술한 선형기동과 비선형기동, 프로세스 잡음과 가속도, 최대 잡음 스케일을 고려한 내용을 종합하면 그림 7과 같이 표시된다.

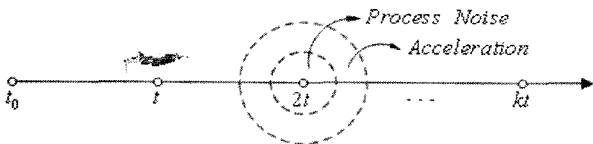


그림 7. 가속도와 잡음을 고려한 기동

Fig. 7. Maneuvering with acceleration and noise

그림 7에서의 내부원은 가속도가 고려되지 않은 상태에서 오직 프로세스 잡음만을 고려한 선형 상태에서의 표적의 예상위치를 의미하는 위치이고, 외부원은 가속도와 프로세스 잡음이 동시에 주어진 비선형 기동의 표적 예상 위치이다. 그림 5와 그림 7을 동시에 고려해 볼 때 비선형 기동의 경우, 계산되어질 샘플링 타임에서 표적의 예상 위치는 내부원을 벗어나서 내부원과 외부원 사이의 임의의 지점에 놓이게 된다. 이것은 외부원이 잡음 총합을 의미하기 때문이다. 본 논문에서는 (외부원 - 내부원)의 크기를 기존의 다이나믹방정식에 이용하여 새로운 알고리즘을 세우도록 할 것이다. 다시 말해 샘플링 시간(t)에서 다음 샘플링 시간의 PIP와 측정치를 동시에 계산하고, 두 값의 차이를 수정된 필터링 방정식에 예상되는 가속도로서 이용하는 것이다. 각 샘플링 타임마다 예상위치를 계산 했을 때, 내부원을 벗어나는 경우 제안된 알

고리즘을 이용하고 내부원을 벗어나지 않을 경우 선형 기동으로 간주하여 기존의 칼만필터를 작동하게 된다. 자세한 설명은 다음 장에서 계속하도록 한다. 어떠한 필터를 사용할 것인가 하는 결정의 문제는 다음과 같은 절차를 통해 이루어진다. 임의의 샘플링 시간(t)에서 PIP에 의한 선형 기동의 예상위치와 실제 측정치를 동시에 구하고 두 계산 값의 차이를 계산하여 그 값이 내부원의 크기를 벗어나면 그 때의 (잡음 총합 - 최대 프로세스 잡음) 값을 제안된 필터의 가속도로 간주하여 알고리즘을 작동한다. 입력 가속도는 각각의 샘플링 타임마다 임의로 주어진다. 그리고 이 과정은 그림 8과 같이 정리된다.

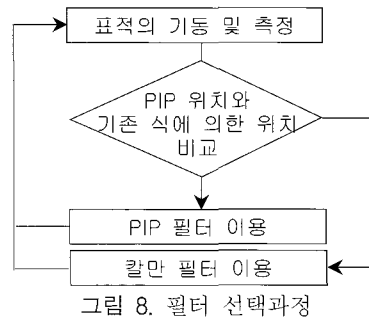


그림 8. 필터 선택과정

Fig. 8. Selective filtering flow chart

3.2 PIP 이론에 의한 추적 알고리즘

본 논문에서 기동표적의 알 수 없는 가속도 $a(k)$ 는 추가적인 잡음으로 인식된다. 그러므로 식(1)은 다음과 같이 다시 표현된다.

$$x(k+1) = Fx(k) + G\bar{\omega}(k) \tag{5}$$

여기서 프로세스 잡음 총합 $\bar{\omega}(k) = a(k) + \omega(k)$ 이다. 적용적으로 어렵잡기가 힘든 이 값을 구하기 위해 앞에서 설명한 비교 계산과정을 응용한다. 즉, 앞에서 설명한 프로세스 잡음 총합의 크기에서 최대의 프로세스 잡음을 뺀 값을 필요한 가속도로 간주하여 계산하는 것이고 샘플링 시간(k)에서의 속도는 샘플링 시간(k-1)에서의 속도에 더해진다. 이 과정은 다음과 같다.

$$\hat{a}(k) = \hat{x}(k|k-1) - z(k) - \max \|\bar{\omega}\| \tag{6}$$

$$\hat{v}(k) = \hat{v}(k-1) + \hat{a}(k) \tag{7}$$

여기서, $\hat{a}(k)$ 는 시간(k)에서의 예측된 가속도이고, \hat{v} 는 시간(k)에서의 예측된 속도, $\hat{x}(k|k-1)$ 는 시간(k)에서의 PIP이다.

$\hat{x}_m(k)$ 를 시간(k)에서의 m번째 하부 모델의 예상 위치라고 할 때 $\hat{x}(k)$ 는 시간(k)에서의 모든 하부 모델의 통합된 예측 값이다. 제안된 알고리즘의 한 샘플링 타임에서의 진행 과정은 다음과 같다.

1 단계 : 추정치의 상호작용(혼합)

혼합된 상태 추정치를 $\hat{x}_{0m}(k-1|k-1)$, 오차 공분산을 $\hat{P}_{0m}(k-1|k-1)$ 는 다음과 같은 계산 과정을 가진다.

$$\hat{x}_{0m}(k-1|k-1) = \sum_{n=1}^N \mu_{nm}(k-1|k-1) \hat{x}_n(k-1|k-1) \tag{8}$$

$$P_{0m}(k-1, k-1) = \sum_{n=1}^N \mu_{nm}(k-1, k-1) (\mathcal{P}_n(k-1, k-1) + (\hat{x}_n(k-1, k-1) - \hat{x}_{0m}(k-1, k-1)) \times (\hat{x}_n(k-1, k-1) - \hat{x}_{0m}(k-1, k-1))^T) \quad (9)$$

여기서, 혼합 확률(mixing probability), μ_{nm} 과 상수 α_m 은 다음과 같다.

$$\mu_{nm}(k-1, k-1) = \frac{1}{\alpha_m} \phi_{nm} \mu_n(k-1) \quad (10)$$

$$\alpha_m = \sum_{n=1}^N \mu_n(k-1)$$

여기서, ϕ_{nm} 은 n번째 하부모델부터 m번째 모델까지의 모드 전환확률(mode transition probability)이고, $\mu_{nm}(k-1)$ 은 시간 k-1에서 n번째 하부모델의 모델 확률(model probability)이다.

2 단계 : 필터링 알고리즘

각각의 하부모델들은 PIP($\hat{x}(k|k-1)$)와 측정치($z(k)$) 사이의 에러($e(k)$)를 이용한 모델상태 갱신을 하게 된다.

$$\hat{x}_m(k|k-1) = F \hat{x}_m(k-1|k-1) \quad (11)$$

$$e_m(k) = z(k) - \hat{x}_m(k|k-1) \quad (12)$$

$$a_m(k) = e_m(k) / T - \max \| \omega(k) \| \quad (13)$$

$$v_m(k) = v_m(k-1) + a_m(k) \quad (14)$$

$$M_m(k) = \begin{bmatrix} v(k) & 0 \\ 0 & a(k) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\hat{x}_m = \hat{x}_m(k-1) + \begin{bmatrix} T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} M_m(k) \quad (16)$$

여기서, $e_m(k)$ 는 측정치와 PIP 간의 위치에러를 나타내고, $a_m(k)$ 와 $v_m(k)$ 는 시간 k에서의 $x(k)$ 의 추정치 계산에 필요한 가속도와 속도를 나타낸다.

3 단계 : 모델추정 계산

모델의 공산함수(model likelihood)는 다음의 가우시안 함수에 의해 구해진다.

$$\Lambda_m(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi|S_m(k)|}} \exp\left(-\frac{1}{2} v^T(k) S_m^{-1}(k) v_m(k)\right) \quad (17)$$

4 단계 : 모델 확률 갱신

모델 확률 $\mu_m(k)$ 는 일정한 상태의 마코프 체인에 의해 정해지는 공산 함수 $\Lambda_m(k)$ 와 모드 전환 확률(mode transition probability)에 의해 갱신 된다.

$$\mu_m(k) = \frac{\Lambda_m(k) \alpha_m}{\sum_{n=1}^N \Lambda_n(k) \alpha_n} \quad (18)$$

5단계 : 추정치 조합

조합된 상태 추정치와 에러 공분산 값은 각각의 모델에서 구해지는 상태 추정치와 그 에러 공분산의 확률적 합에 의해 구해진다.

$$\hat{x}(k|k) = \sum_{m=1}^N \mu_m(k) \hat{x}_m(k|k) \quad (19)$$

$$P(k|k) = \sum_{m=1}^N \mu_m(k) (P_m(k|k) + (\hat{x}_m(k|k) - \hat{x}(k|k)) \times (\hat{x}_m(k|k) - \hat{x}(k|k))^T) \quad (20)$$

제안된 알고리즘의 전체적인 과정은 그림 9와 같다.

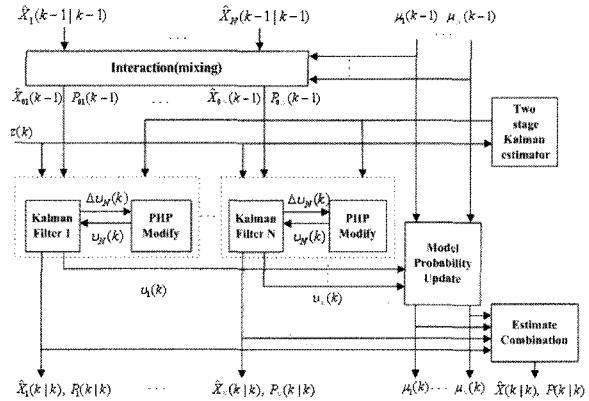


그림 9. 제안된 알고리즘
Fig. 9. Proposed algorithm

4. 모의실험 및 결과고찰

이 절에서는 가상표적을 설정한 모의실험을 통하여 제안된 방법의 성능이 적절히 표현되는지를 확인하고 기존의 모델과 비교확인을 통하여 성능의 차이를 알아보고자 한다. 먼저 가상의 표적은 초기 등속도 운동을 하는 기동표적으로 초기 위치는 임의의 지점에서 초기 속도 0.01km/sec으로 기동을 시작한다. 20~40 샘플링 구간 동안 가속도 0.03km/sec², 60~80 샘플링 구간 동안 가속도 -0.03km/sec²,을 입력하여 그림 10과 같은 가상의 기동표적 운동을 얻었다.

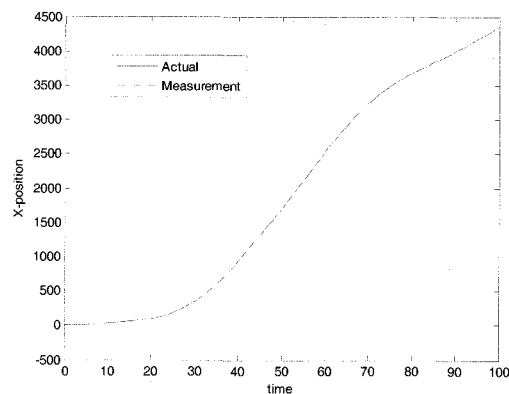


그림 10. 가상표적 기동
Fig. 10. Simulated target maneuver

가상표적의 추적 결과를 위치추적과 속도추적 두 가지 측면에서 관찰했을 때, 제안된 알고리즘은 위치 추적에서 뿐만 아니라 특히 속도 추적에서 월등한 성능을 볼 수 있었다. 그림 11은 일부구간 확대된 위치추적 결과를 보여주고 그림 12

는 한 개의 하부 모델에서 나올 수 있는 속도추적 결과를 보여주는 그래프이다. 그리고 전체적인 추적성능을 판단하기 위해 위치추적과 속도추적, 기존의 칼만 필터 기반의 기법과 제안된 기법을 항목으로 한 평균오차(Root mean square error)를 실제 표적의 데이터를 기준으로 계산하여 표 1에 도시하였다. 표 1에서 볼 수 있듯이 기존의 칼만 필터에 기반한 추적 알고리즘과 제안된 변형된 칼만필터 기법을 응용한 추적 알고리즘의 가장 큰 차이는 프로세스 잡음으로 인식되어진 가속도의 크기를 어렵잡아 추출하여 추적에 필요한 가속도 입력 값으로 사용할 수 있으나 없느냐의 문제이다. 본 논문에서 제안된 기법은 표적이 선형 기동을 할 경우 기존의 칼만 필터 기반의 알고리즘을 그대로 사용하였다. 표적이 비선형 기동을 할 경우 잡음의 크기를 장비성능의 스케일과 비교하여 샘플링 시간마다 선형과 비선형 기동의 여부를 판단 할 수 있는지의 여부가 본 논문에서 얻을 수 있는 큰 장점이라 할 수 있다.

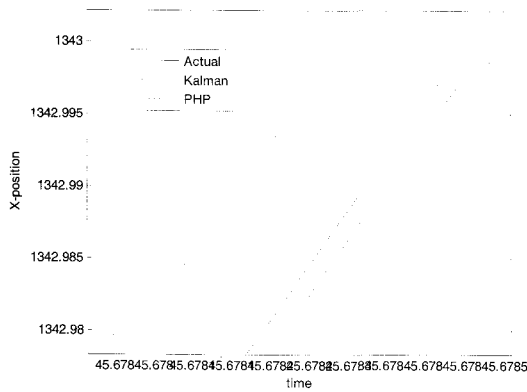


그림 11. 위치추적 결과
Fig. 11. Position tracking result

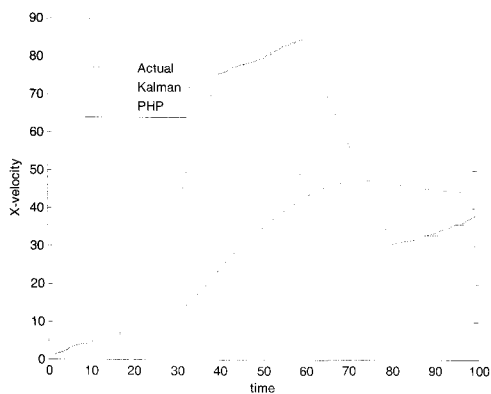


그림 12. 속도추적 결과
Fig. 12. Velocity tracking result

4. 결 론

본 논문에서는 기동표적을 효과적으로 추적하기 위해 변형된 칼만 필터 기반의 추적 알고리즘을 제안하였다. 본 논문이 지닌 가장 큰 장점은 첫째 실기동중 추적이라는 점에

그 의미가 있고, 둘째 위치뿐만 아니라 속도 추적에 있어서 월등한 성능을 보인다는 것이다. 최근 유전 알고리즘을 이용한 매개변수 동정을 통한 방법이 성능을 높이는 좋은 방법으로 제안되었으나 실제 표적의 위치 및 속도 값을 오프라인 동정을 통한 학습화라는 단계를 거치므로 실제 표적의 기동이 완료된 후에 다시 초기치부터 동정해 가는 과정을 반복하게 된다. 이 방법은 사전의 학습화된 데이터가 없을 경우 추적 능력이 현저히 떨어진다는 단점을 지니고 있기 때문에 본 논문에서는 이점에 의미를 두고 새로운 기법을 유도하였다. 마지막으로, 제안된 알고리즘은 표적이 기동하는 동안 빠른 학습을 실시하고 동시에 추적을 해 나가는 온라인 기동 추적이라는 점에서 그 의미가 있으며, 기존의 상호작용 다중모델 기법과 칼만 필터가 가지고 있는 장점을 그대로 실현할 수 있음을 입증하였다.

표 1. 추적결과 비교

Table. 1. Tracking result comparison

평균오차	기존 기법	제안된 기법
위치추적	0.0733	0.0306
속도추적	20.4961	0.8962

참 고 문 헌

- [1] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets", IEEE Trans. Aero. Electron. Sys., Vol. AES-6, No. 4, pp. 473-483, 1970
- [2] H. A. P. Blom and Y. Bar-Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with a jump-linear smoothing application", IEEE Trans. Autom. Control, AC-33, Vol. (8), pp. 780-783, 1988
- [3] Y. Bar-Shalom, K. C. Chan, and H. A. P. Blom. "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm", IEEE Trans. Aero. Electron. Sys., AES-25, (2), pp. 296-300, 1989.
- [4] I. A. Gura, "Extension of Linear Estimation Technique to Nonlinear Problem", Jour. of Astronomical Science, Vol. 4, pp. 194-205, 1968.
- [5] Y. T. Chan, A. G. C. Hu and J. B. Plant, "A Kalman Filter Based Tracking Scheme with Input Estimation", IEEE Trans. on Aero. and Electro. sys., Vol. AES-15, No. 2, pp. 237-244, 1979.
- [6] Y. T. Chan, J. B. Plant, and J. R. T. Bottomley, "A Kalman Tracker with a Simple Input Estimator", IEEE Trans. on Aero. and Electro. sys., Vol. AES-18, No. 2, pp. 235-241, 1992.
- [7] K. C. C. Chan, H. Leung, and V. Lee, "Maneuvering Target Tracking Using Fuzzy Logic", IEEE Trans. on Aero. and Electro. sys., Vol. AES-28, No. 5, pp. 782-792, 1997.
- [8] T. H. S. Li, "Estimation of one-Dimensional Radar

Tracking via Fuzzy-Kalman Filter”, IECON’ 93, pp. 2384-2388, 1993.

- [9] C. G. Moore and C. J. Harris, “Aspects of Fuzzy Control and Estimation”, Advances in Intelligent Control, pp. 201-242, 1994.
 - [10] B. J. Lee, J. B. Park, H. J. Lee and Y. H. Joo, “Fuzzy-Logic-Based IMM Algorithm for Tracking a Maneuvering Target”, IEE Proc. Radar, Sonar and Nav. Vol. 152 pp.16-22, 2005.
 - [11] A. Munir and D. P. Atherton, “Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target”, IEE Proc. of Radar Sonar and Nav. Vol 142, No.1, pp. 11-17, 1995.
 - [12] Frank Jay : ‘IEEE Standard Dictionary of Electrical and Electronics Terms’, The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. New York, NY, Third Edition, 1984, pp. 1133
-

저 자 소 개



손현승(Hyun Seung Son)
2000년 : 해군사관학교(이학사)
2005~현재 : 연세대학교 전기전자공학과
석사과정

Tel : 02-2123-2773
Fax : 02-362-4539
E-mail : ssonhyung@yonsei.ac.kr

주영훈(Young Hoon Joo)
2006년 제16권 6호 참조

박진배(Jin Bae Park)
2006년 제16권 6호 참조