

## 잡음 구분에 의한 지능형 기동표적 추적기법

# Intelligent Maneuvering Target Tracking Based on Noise Separation

손현승\* · 박진배\* · 주영훈\*\*

Hyun Seung Son, Jin Bae Park and Young Hoon Joo

\* 연세대학교 전기전자공학과

\*\* 군산대학교 제어로봇공학과

### 요 약

본 논문에서는 기동표적의 위치 오차값 보상 기법을 이용한 지능형 기동표적 추적 기법을 제안한다. 기동표적의 관측값과 예상위치와의 차이를 가속도와 순수 잡음으로 분리한다. 최적의 수준으로 가속도를 추출하기 위하여 K-means 클러스터링 기법과 TS 퍼지 시스템을 이용한다. K-means 클러스터링에 의해 분리된 가속도와 잡음에 대한 소속함수를 설정하고 퍼지 모델화하여 기동표적의 특성을 파악한다. 계산상의 오차를 보상하기 위하여 분리된 가속도와 잡음은 추적 알고리즘의 계산과정에 적절히 이용된다. 추정값 계산시, 가속도를 분리 하므로써 필터링 과정은 표적의 비선형 기동을 선형기동으로 인식하여 칼만필터의 성능을 유지시킨다. 기동표적의 비선형성에 대한 오차는 추정된 가속도를 통해 보상된다. 제안된 시스템의 소속함수에 사용되는 파라미터값을 조종하여 상황에 따라 적응성과 강인성을 향상시킨다. 제안된 시스템은 실시간 추적이 가능하도록 구성하였으며, 몇 가지 예를 통하여 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 증명한다.

**키워드** : TS 퍼지 시스템, 가속도, 잡음, 필터링, 기동표적추적

### Abstract

This paper presents the intelligent tracking method for maneuvering target using the positional error compensation of the maneuvering target. The difference between measured point and predict point is separated into acceleration and noise. K-means clustering and TS fuzzy system are used to get the optimal acceleration value. The membership function is determined for acceleration and noise which are divided by K-means clustering and the characteristics of the maneuvering target is figured out. Divided acceleration and noise are used in the tracking algorithm to compensate computational error. While calculating expected value, the non-linearity of the maneuvering target is recognized as linear one by dividing acceleration and the capability of Kalman filter is kept in the filtering process. The error for the non-linearity is compensated by approximated acceleration. The proposed system improves the adaptiveness and the robustness by adjusting the parameters in the membership function of fuzzy system. Procedures of the proposed algorithm can be implemented as an on-line system. Finally, some examples are provided to show the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key Words** : TS fuzzy system, acceleration, noise, filtering, maneuvering target tracking

## 1. 서 론

비선형 기동(nonlinear maneuvering) 문제를 다루는 분야는 기동표적 추적과 홈 네트워크 시스템, 텔레매틱스, 로보틱스, 위성항법 시스템 등 전 분야에 걸쳐 있으며, 과거와 달리 비선형성에 대한 해결능력을 확장하여 이에 대해 많은 지능제어 기법들이 제안되었다[1-5]. 그리고 이러한 기법들은 기술이 발전됨에 따라 점점 더 빠른 응답속도를 요구하고 있다. 더욱 중요한 것은 실시간으로 반응하여 필요한 정보를 얻게 해줄 수 있는가 하는 점이다. 과거에는 군에서 사용하고 있는 고단가의 공격무기들에 대해 적용사례가 많은 것이 일반적이었으나, 최근 일상생활에서 쉽게 찾아볼

수 있는 상용품에서도 비선형 운동을 하는데 있어 탐지 및 추적의 기능을 많이 응용하는 것이 보편적인 추세이다. 그래서 저가의 소형 제품에서도 정밀한 추적을 위해서는 표적의 패턴을 인식하여 추적이 이루어지는 동안 원하는 시간내에 원하는 기동이 이루어 질 수 있는 정밀성을 요구하고 있다. 이러한 점에서 모든 시스템들은 최신의 기술을 도입하여 정밀해지고 다양해져가고 있는 현대의 기술적 한계를 극복하려 노력하고 있다. 이러한 기동표적과 관련한 가장 큰 문제는 추적 시스템이 비선형 기동에 대해 탄력적인 반응을 할 수 있어야 하는 점이다.

이러한 비선형성에 대한 어려움을 극복하기 위한 시도는 1960년대 칼만필터(Kalman filter)가 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, 강한 비선형 기동의 경우, 기존의 등속도 운동 모델과는 상당한 오차를 유발하게 되며, 심지어는 표적을 놓치는 경우가 발생한다. 이러한 비선형 측정치의 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만필터(extended Kalman filter)[4-5]가 개발되기도 하였으며, 근래에는 이러한 급격한 기동을 행하는 표적을 추적하기 위한 방법으로 가변차수 기법, 입력추정 기법, 다중모델 기법 등의 다양한 모델이 제시되기도 하였다[6-9]. 이와 관련한 연구는 1차 마코프 프로세스에 기반한 기동표적 추적 모델을 연구한 Singer에 의해 이루어졌다[1]. 그리고 최근 퍼지 이론과 칼만필터의 융합을 통한 추적 시스템의 성능 개선에 관한 연구들이 추적 시스템에 대한 응용 분야에 활발히 적용되었다[10-15]. 퍼지 이론을 뒷받침하는 성능향상의 기법에는 유전 알고리즘(genetic algorithm) 동정을 이용한 것이 일반적인 접근방법이었다. 하지만, 유전 알고리즘 동정을 이용한 퍼지 규칙 기반의 추적 시스템은 칼만필터의 정확성과 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 추론 방식의 전역 최적해 수렴이라는 장점을 모두 살릴 수 있는 방법이었으나, 온라인 기동이 불가능하다는 단점을 지니고 있다. 특히, 기동의 패턴이 바뀌는 순간적인 가속도 입력에 대해서는 그 성능이 현저히 떨어지는 결정적 단점을 지니고 있다.

이러한 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 실제 표적이 기동중인 상황에서 K-means 클러스터링 기법을 통한 자료의 수집과 함께 학습을 통해 동시에 추적의 효과를 나타낼 수 있는 모델을 제안하고자 한다[16-17]. 즉, 사전에 표적의 기동 패턴을 설정하지 않은 상태에서 주어진 위치 관측값만을 입력 값으로 설정하여 주어진 시스템의 계산과정을 통해 퍼지 규칙의 멤버십 함수에 대한 중심 값과 편차를 지속적으로 발전시키고 이에 대한 가속도 추출과정과 필터링 과정을 통해 표적을 추적하는 내용을 제안하고자 한다. 제안된 기법은 먼저 수학적으로 증명된 칼만 필터를 사용한 표적 추적 시스템에 기본을 둔다. 본 논문의 가장 중요한 의미는 비선형 기동을 발생시키는 가속도 입력이 주어짐에도 불구하고 가속도 성분을 추출하여 필터링 과정을 마친 후 다시 보상하는 방법을 취함으로써 필터링 과정은 기동자체를 선형기동으로 인식하여 칼만필터의 우수성을 유지하면서 기동 표적 추적 성능 또한 향상 시키는 두 가지 목적을 달성할 수 있다는 점이다. 가속도 입력에 의한 표적의 비선형 기동 시 선형기동에 기반한 예상 위치와 비선형 기동에 의한 위치 데이터의 적절한 비교를 통해 표적의 속도와 위치 결과를 모두 알아내고자 한다. 마지막으로, 몇 가지 예를 통하여 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 증명한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 기동표적 모델

기동표적을 위한 기본적인 선형 이산 시간 모델(linear discrete-time model)은 각축에 대해 다음과 같다.

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

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

여기서,  $x(k)$ 는 상태 벡터, F와 G는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고,  $\omega(k)$ 는 프로세스 잡음,  $u(k)$ 는 실제 알지 못하는 가속도 입력이다.

주어진 모델의 상태는 각 축에 대하여 각각 위의 방정식을 갖게 되는데, 본 논문에서는 2차원의 표적을 가상으로 설정하고 문제에 접근한다, 따라서, 식 (2)와 같은 상태벡터를 1차원에서 2차원으로 확장하면 다음과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (3)$$

관측 방정식  $z(k)$ 는 다음과 같다.

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \quad (4)$$

여기서,  $H = [1 \ 0]$ 는 관측행렬이고,  $v(k)$ 는 관측잡음이다.  $w(k)$ 와  $v(k)$ 는 각각 분산  $q$ 와  $r$ 을 가지는 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 두 잡음들 사이의 상관관계는 영으로 가정한다. 또한 관측 방정식 역시 2차원 확장시 식 (5)와 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

### 2.2 퍼지추론 모델

본 논문에서는 관측값  $z(k)$ 와 예상 명중위치간의 오차를 계산한 후 그 오차값을 기동에 직접적인 영향을 주는 요소로 이용할 것인지, 단순한 잡음으로 처리하여 필터링 처리할 것인지를 결정한다. 이때, 잡음값을 설정하기 위하여 비선형 값을 효과적으로 근사화 시킬 수 있는 다음과 같은 퍼지 시스템을 이용한다[18-20].

rule  $j$  : if  $x_1$  is  $A_{1j}$  and  $x_2$  is  $A_{2j}$ , then  $y$  is  $q_j$

여기서, 두 입력변수  $x_1$ 과  $x_2$ 는 각각 측정치와 예상명중위치의 오차 그리고 오차의 증감정도를 나타내고, 출력변수  $y$ 는  $j$ 번째 규칙에 대한 프로세스 잡음의 시변분산  $q_j$ 를 나타내는 실수값이고,  $A_{ij}(i=1,2)$ 는 가우시안 소속함수로 다음과 같은 소속도  $\mu_{ij}(x_i)$ 를 가진다.

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x_{ij}-C_{ij}}{\sigma_{ij}}\right)^2\right] \quad (6)$$

여기서,  $C_{ij}$ 와  $\sigma_{ij}$ 는 각각  $j$ 번째 규칙의  $i$ 번째 입력에 대한 가우시안 소속함수의 중심값과 폭을 나타낸다. 이 값들을 설정하는 과정은 표적의 기동패턴에 적응적으로 응답하기 위하여 일련의 계산과정을 거치게 되는데, 다음 장에서 상세히 기술한다. 프로세스 잡음의 분산  $\bar{q}(k)$ 의 추론 결과는 식 (7)과 같다.

$$\bar{q}(k) = \frac{\sum_{j=1}^M q_j (\Pi_{i=1}^2 \mu_{ij}(x_i(k)))}{\sum_{j=1}^M (\Pi_{i=1}^2 \mu_{ij}(x_i(k)))} \quad (7)$$

본 논문에서는 위치오차에서 구해지는  $e(k)$ 값에 대한 K-means 분포에 따라 그 중심값과 분포를 퍼지함수의 중심  $C_{ij}$ 와 분포  $\sigma_{ij}$ 로 이용한다.

### 2.3 K-means 클러스터링 기법을 이용한 가속도 구분

매 측정시간의 관측위치와 추정위치간의 차이를 계산하면 오차값은 일정한 범위내에서 형성되며, 가속도 입력 여부에 따라 그 분포가 상이함을 알 수가 있다. 따라서, 초기 측정시간부터 현재시간까지의 모든 오차를 표본추출(sampling)하여 그 오차의 분포를 단순 잡음, 가속도 입력, 감속도 입력 등 세가지 특성으로 구분시킬 수 있다. 즉, 최초 표본(sample)들의 최소값과 최대값을 산출한 후 0, 최소값, 최대값을 임의의 중심점으로 설정한 후 각 표본들의 거리에 따라 소속군을 형성한다. 다음, 형성된 소속군에서 다시 중심점을 재설정하고 표본들을 다시 소속군별로 재분리하고 중심값을 다시 계산하여 이전 단계의 중심값과 비교한다. 만약, 중심값이 변하지 않을 경우 최종값은 퍼지 규칙의 소속 함수의 중심값으로 사용하고 그 분포를 편차로 사용한다. 이를 도식화 하면 그림 1과 같다.

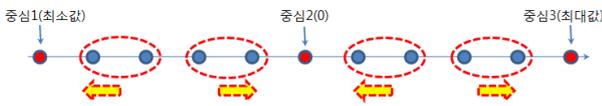


그림 1. 가속도와 잡음의 구분 과정.

Fig. 1. Separation process of acceleration with noise.

## 3. 잡음구분과 가속도 추출에 의한 추적 알고리즘

### 3.1 예상명중위치와의 비교를 통한 가속도 추출

가속도를 추출하는 방법으로 샘플링 시간(k-1)에서의 표적정보를 통해 다음 샘플링 시간의 표적의 예상위치를 다음과 같이 산출한다.

$$u(k|k-1) = \hat{x}(k-1|k-1) + \dot{\hat{x}}(k-1|k-1) \cdot \Delta T \quad (8)$$

여기서,  $u(k|k-1)$ 는 구하고자 하는 단계에서의 예상 위치이며,  $\hat{x}(k-1|k-1)$ 와  $\dot{\hat{x}}(k-1|k-1)$ 은 이전 샘플링 시간에서의 추정위치와 속도 성분을 의미한다. 그리고  $\Delta T$ 는 인접한 샘플링 시간간의 시간차를 의미한다. 그 다음, 구하고자 하는 시점의 관측위치와 차이값을 구하여 다음과 같이 오차를 계산한다.

$$e(k) = z(k) - u(k|k-1) \quad (9)$$

식 (9)에서 결정된 오차값  $e(k)$ 와 2.2절에서 언급한 퍼지 규칙에 의해 설정된 값  $\bar{q}(k)$ 와의 대응관계를 고려하여 가속도 값을 산출한다. 여기서 식 (9)의  $e(k)$ 값은 K-means의  $k=3$ 을 설정 할 경우 그림 2와 같은 분포를 형성한다. 여기서  $k=3$ 의 설정은 순수한 잡음과 가속도, 감속도라는 세 가지 특성을 의미한다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 중심값  $C_{ij}(k)$ 와 편차  $e_m(k)$ ,  $k=1, 2, \dots, n$  (단, 가속도 입력이 주어졌다고 판단되는 시점 제외)에 대한 분포를 확인 할 수 있다. 표적이 기동했는지의 여부, 즉 가속도 입력이 있었는지에 대한 판단은 위의 두 값의 관계에서 결정된다. 즉, 오차값  $e(k)$ 가 식 (7)의  $\bar{q}(k)$ 와 차이가 클 경우 추정된 가속도 입력의 크기는 증가한다.

이렇게 해서 구해진 잡음수준은 식 (9)의 과정을 통해 결정되고, 가속도가 입력된 시점에서의 가속도 추출은 다음과 같이 식 (9)의 차이값에서 식 (7)의 분산값을 뺀 값으로 결정한다.

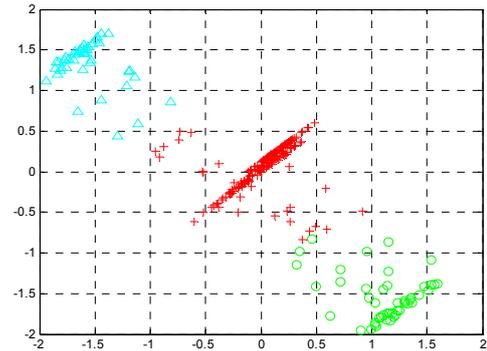


그림 2. 잡음특성에 따른 분포도.

Fig. 2. Distribution of noise characteristics.

$$\hat{a}(k|k-1) = e(k) - \bar{q}(k) \quad (10)$$

다음, 추출된 가속도  $\hat{a}(k|k-1)$ 를 다시 이전 샘플링시간(k-1)의 표적 추정치  $\hat{x}(k|k-1)$ 의 속도성분에 더하여 구하고자 하는 시점( $t=k$ )의 기동표적 추정값을 계산하는 과정을 거친다. 이렇게 가속도를 추정하는 과정은 그림 3과 같다.

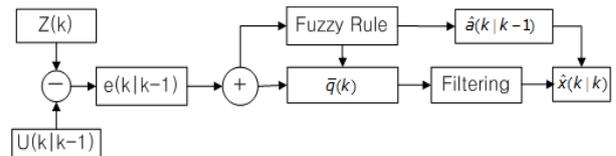


그림 3. 가속도 추출 및 유도과정.

Fig. 3. Extracting acceleration process.

### 3.2 학습화를 통한 파라미터의 유동성 적응

이 절에서는 퍼지 규칙에 의한 가속도 추출 과정에서 기동패턴에 따라 적응적으로 추적을 가능하게 할 수 있는 방법을 제안한다.

먼저, 일정한 패턴의 선형기동과 비선형기동을 예측하기 위해 퍼지 규칙(Fuzzy rule)의 소속함수(Membership function)를 결정하는 중심값(Center)과 편차(Deviation)를 구한다. 그리고 3.1절에서 구해지는 예상명중위치와 관측값과의 차이에서 구해지는 오차값을 입력값으로 설정한다. 다음, 2.3절에서 정해지는 클러스터링 기법을 이용하여 위에서 구해진 오차를 구분하는 과정을 거친다. 그 다음, 표적을 추적하는 과정을 가지는데, 설정된 중심값과 편차의 값이 임의의 기동패턴을 인식하였을 때 그 값이 적절한 수준에 맞지 않을 경우 그 오차는 증가한다. 따라서 어떤 기동패턴에 대해서도 적절히 대응할 수 있는 적응성을 지닌 알고리즘을 만들기 위해서는 주어진 기동패턴 속에서 가속도와 순수 잡음의 일정한 수준을 군집화(Clustering)하여 형성된 값을 퍼지 규칙의 중심값과 편차를 구하는 방법을 제안한다. 이러한 일련의 과정을 거치면 다양한 패턴을 갖는 기동에 대하여 적응적으로 강인한 가속도 수준과 순수 잡음수준을 구할 수 있으며, 필터링 과정에서 최적화된 값을 이용할 수 있다.

이상의 내용을 식으로 정리하면, 식 (9)를 이용하여 계산된 오차값  $e(k)$ 를 매 측정시간마다 구하여 식 (11)과 같이 시간  $t=k$  까지 외부 입력값의 집합을 구성하고,

$e(k) - a(k)$ 의 차이는 순수 잡음으로 구분하여 입력가속도와 순수잡음의 집합을 구성한다.

$$\hat{A}_k = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_k\} \quad (11)$$

다음, 그 값들을 나열하면 일정한 군집을 형성하게 된다. 즉, 순수 잡음의 수준과 가속도 입력값의 수준은 그 성격이 상이하여 크기와 분포가 다르기 때문에 일정한 군집을 이루게 된다. 식 (11)의 값들을 도식화하면 그림 3과 같이 나타낼 수 있다. 그림 3에서, 원으로 표기된 부분은 일반적인 순수 잡음에 비해 그 값의 수준, 즉 절대값의 크기가 일정수준 이상으로 큰 것을 알 수가 있고, 오른쪽으로 편향된 증분과 왼쪽으로 편향된 감소분을 형성한다. 이러한 특성을 갖지 못할 경우 표적은 원하는 기동을 할 수 없기 때문에 가속도 입력이 없는 것으로 판단한다. 또한, 그 중심값은 각각의 값의 강도와 병행하여 설정된다. 즉, 빈번한 값이 형성된 값에 대해서는 높은 강도를 곱하여 전체적인 평균값을 퍼지 규칙을 위한 중심값으로 설정하고, 그 분포는  $\hat{A}_k = \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_k\}$ 의 최대값과 최소값이 형성하는 거리차로 결정한다. 즉 이상의 내용을 식으로 정리하면 다음과 같다.

$$\bar{C}(k) = \frac{\sum_{k=1}^M \mu_k \cdot a_k}{\sum_{k=1}^M \mu_k} \quad (12)$$

$$\bar{\sigma}(k) = \max\{a_k\} - \min\{a_k\} \quad (13)$$

여기서, 같은 값이 중복되는 횟수가 높을 경우 가중치를 높이는 방식으로 강도  $\mu_k$ 를 설정하고, 가중치 형성이 어려운 경우 구간별로 설정하여 계산할 수도 있다. 상기 과정을 통해 구한 중심값과 편차를 기반으로 만들어진 멤버십함수는 그림 4에서 보는바와 같다.

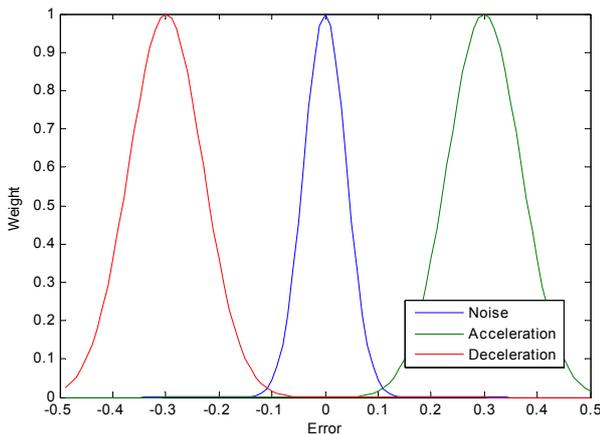


그림 4. 설정된 멤버십 함수.  
Fig. 4. Membership functions.

### 3.3 제안된 퍼지-가속도추출 기반 필터링 기법

본 절에서는 지금까지 소개된 퍼지 규칙, 예상명중위치, 가속도 추출에 의해 추출한 가속도를 기반으로 필터링 기법을 사용하여 오차를 보상하고 기동표적을 추적하는 일련의 과정을 설명한다.

먼저 2.1절에서 보여준 동역학 방정식에 의해 2차원 평면

상에서의 기동표적 정보를 표기하면 다음과 같다.

$$x(k) = [x_x \dot{x}_x \ x_y \dot{x}_y] \quad (14)$$

여기서,  $x_x$ 와  $x_y$ 는 각각 x축과 y축에 대한 위치성분을 의미하고,  $\dot{x}_x$ 와  $\dot{x}_y$ 는 각각 x축과 y축에 대한 속도성분을 의미한다.

식 (1)~(4)를 이용하여 기동표적의 기동을 결정하고, 식 (8)~(10)을 이용하여 가속도를 추출한다. 또한 소속함수에 사용되는 중심값과 편차는 3.2절의 식(11)~(13)의 과정을 통해 구한다. 이렇게 해서 결정된 추정 가속도  $\hat{a}(k)$ 와 순수잡음  $\bar{q}(k)$ 는 다음의 필터링 과정에 이용된다.

$$P_x(k|k-1) = F \cdot P_x(k-1|k-1) \cdot F^T + G \cdot \bar{q}(k) \cdot G^T \quad (15)$$

$$S_x(k|k) = H \cdot P_x(k|k-1) \cdot H^T + R \cdot M \quad (16)$$

여기서,  $M = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ 은 인접한 항(Term)간의 차원(Dimension)을 구성하는 관계행렬(Related matrix)이다.

$$K(k) = P_x(k|k-1) \cdot H^T \cdot S(k)^{-1} \quad (17)$$

다음, 식 (18)-(19)와 같이 최종적인 추정치  $\hat{x}(k|k)$ 를 구할 경우 추정된 가속도  $\hat{a}(k)$ 값을 보상해주는 과정을 추가한 후 최종 추정치를 구하고 공분산(Covariance)  $P_x(k|k)$ 값을 구하는 과정을 거치게 된다.

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k) \cdot \bar{q}(k|k) + G \cdot \hat{a}(k) \quad (18)$$

$$P_x(k|k) = P_x(k|k-1) + K(k) \cdot S(k) \cdot K(k)^T \quad (19)$$

## 4. 모의실험 및 결과고찰

본 장에서는 2차원의 가상표적을 설정한 후 이용한 시뮬레이션을 통하여 제안된 방법의 응용 가능성과 우수성을 보인다. 먼저, 가상표적의 기동패턴은 실험목적상 가속도에 의한 변화를 확인해 보기 위하여 크게 세부분으로 분리한다. 즉, 가속도 입력이 없는 부분과 있는 부분을 명확히 구분하여 선형기동-비선형기동-선형기동 패턴을 묘사한다. 다음, 기동표적의 비선형기동 패턴은 오직 가속도에 의해 형성되도록 인위적인 가속도 입력값들을 각 축에 일정한 수준의 값으로 설정한 후 표적의 기동을 결정한다. 이때, 입력 가속도는 그림 5와 같이 구간별 0.3~0.6km/s<sup>2</sup>의 변화량을 주었다.

이렇게 설정된 기동표적의 기동패턴은 다음과 같다. 관측하고자 하는 기동표적은 최초 관측자로부터 경도 150km, 위도 100km 떨어진 지평선상에서 x축 230° 방향으로 초기 속도 568m/s의 속도를 가지고 관측자에게 접근하는 고속 기동성을 가진 표적을 형성하였다. 표적은 초기 단순한 직선운동을 가지며, 단순한 프로세스 잡음(process noise)과 관측잡음(measurement noise)만을 동반한다. 기동중반, 표적은 입력 가속도(acceleration input)에 의해 좌·우 방향으로 지그재그 기동을 하는 기동패턴을 가진다. 이때, 설정된 기동표적의 패턴은 그림 6과 같다.

상기 내용에 따라 결정된 기동표적을 대상으로 하고, 제안된 방법을 통하여 300초 동안 추적한 결과를 그림 7과 8에 도시하였다. 그림에 의하면, 제안된 기법은 기존 칼만 필

터를 이용했을 때 보다 우월한 추적 성능을 보여주고 있다. 즉, 제안된 기법은 가속도의 입력과 상관없이 일정한 패턴의 추적성능을 보여준다. 이는 입력가속도에 대해 민감히 적응하여 그 정도를 파악하고 상응하는 추적결과를 산출했음을 알 수 있다.

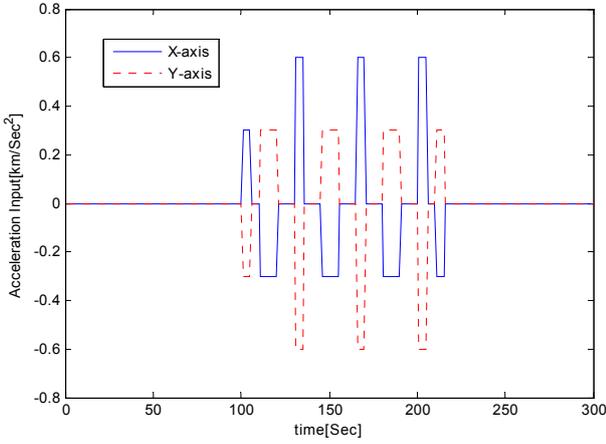


그림 5. 입력 가속도.  
Fig. 5. Acceleration input.

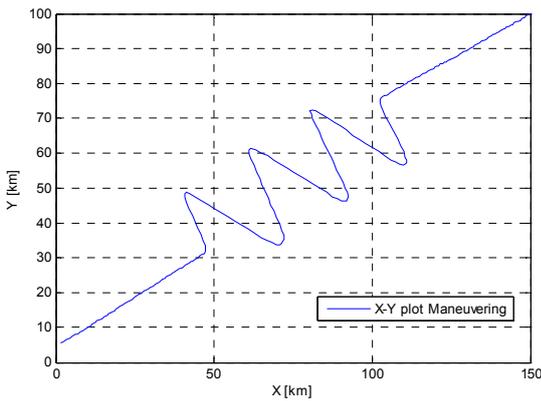


그림 6. 2차원 기동표적.  
Fig. 6. 2-dimensional maneuvering target.

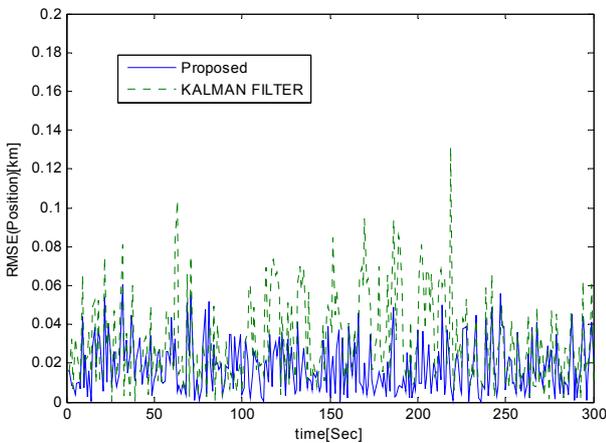


그림 7. 위치추적결과.  
Fig. 7. Tracking result for position.

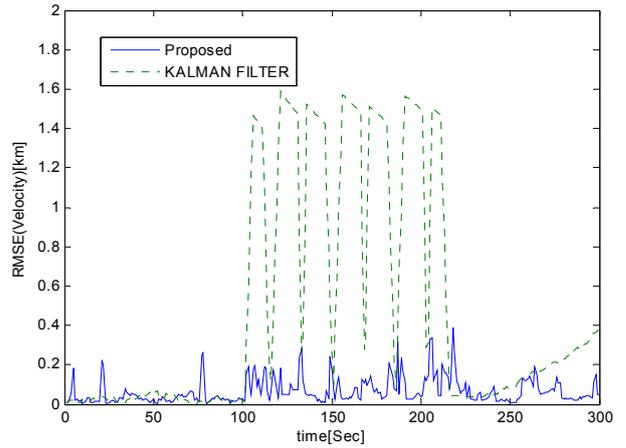


그림 8. 속도추적결과.  
Fig. 8. Tracking result for velocity.

표 1은 칼만필터에 의한 방법과 제안된 방법에 의한 추적성능을 나타낸 표이다. 표 1에서 알 수 있듯이 기존의 칼만필터에 기반한 추적 알고리즘보다 본 논문에서 제안된 추적 알고리즘의 결과가 우수함을 알 수 있다.

표 1. 제안된 기법과 칼만필터의 추적성능 결과(RMSE).  
Table 1. RMSE of proposed method and Kalman filter.

구 분	칼만필터(km)	제안된 기법(km)
위치추적결과	0.0327	0.0173
속도추적결과	0.4722	0.0674
평 균	0.2525	0.0847

## 5. 결 론

본 논문에서는 기동표적을 효과적으로 추적하기 위해 변형된 칼만필터 기반의 추적 알고리즘을 제안하였다. 본 논문의 바탕이 되는 아이디어는 기동의 패턴에서 볼 수 있는 가속도 성분을 추출하여 비선형성의 오차를 보상하고, 필터링 과정을 통해 잡음의 오차를 줄이는 두 가지 기법을 병행한 것이며, 이를 위해 k-means 클러스터링 기법과 퍼지시스템 이론이 사용되었다. 단순한 퍼지시스템 이론은 입력가속도가 추가되는 기동의 추적성능을 향상 시키지는 못했기 때문에 가속도를 추출하는 과정을 통해 그 효율을 극대화 할 수 있었다. 또한 기존의 기동방정식과 달리 2차원 성분의 행렬을 구성하여 하나의 변수에 2차원 성분 4가지를 모두 설정하는 수식을 구성하였다. 제안된 알고리즘은 그 과정이 실시간 기동추적에 가능한 온라인(on-line) 과정이라는 점에 큰 장점이 있다. 마지막으로 시뮬레이션을 통하여 제안한 방법의 우수성을 증명하였다.

## 참 고 문 헌

[1] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets",

*IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 4, pp. 473-483, 1970, 4.

[2] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23, pp. 298-310, 1987.

[3] Y. T. Chan, A. G. C. Hu, and J. B. Plant, "A Kalman filter based tracking scheme with input estimation", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 15, pp. 237-244, 1979.

[4] B. Anderson and J. Moore, *Optimal Filtering*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.

[5] G. A. Einicke and L. B. White, "Robust extended Kalman filtering", *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 47, no. 9, pp. 2596-2599, 1999, 9.

[6] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, and J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking : a survey", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, pp. 103-123, 1998.

[7] H. A. P. Blom and Y. B. Shalom, "The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients", *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 33, pp. 780-783, 1988.

[8] A. Munir and D. P. Atherton, "Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target", *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 142, pp. 11-17, 1995.

[9] Y. B. Shalom and K. Birmiwala, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking", *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 18, pp. 621-629, 1982.

[10] B. J. Lee, J. B. Park, and Y. H. Joo, "Fuzzy-logic-based IMM algorithm for tracking a maneuvering target", *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 152, No. 1, pp. 16-22, 2005.

[11] S. Y. Noh, J. B. Park, and Y. H. Joo, "Intelligent tracking algorithm for maneuvering target using Kalman filter with fuzzy gain", *IET Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 1, No. 3, pp. 241-247, 2007.

[12] McGinnity, S., and Irwin, G.W., "Fuzzy logic approach to maneuvering target tracking", *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 145, No. 6, pp. 337 - 341, 1998, 6.

[13] Hyun Seung Son, Jin Bae Park, and Young Hoon Joo, "Intelligent Maximum Noise-level Algorithm of Tracking the Maneuvering Target", *Proceedings of KIIS Fall Conference 2010*, vol. 20, no. 2, pp. 373-376, 2010.

[14] Hyun Seung Son, Jin Bae Park, and Young Hoon Joo, "Target tracking Method by Acceleration extracting based on Fuzzy rule", *Proceedings of KIIS Spring Conference 2011*, vol. 21, no. 1, pp. 252-253, 2011.

[15] Liu. Jianshu, He. Yajuan, Wang. Xiaoyong, Wu. Xiaozhou, Yang. Na, "A Fuzzy Adaptive Maneuvering Target Tracking Algorithm",

*Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, vol. 30, no. 4, pp. 8-10. July 2010.

[16] Aristidis Likas, Nikos Vlassis, JakobJ. Verbeek, "The global k-means clustering algorithm", *A. Likas et al. / Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 451-461, 2003.

[17] Ohad Shamir, Naftali Tishby, "Stability and model selection in k-means clustering", *Mach Learn*, vol. 80, pp. 213-243, 2010.

[18] T. P. Hong and C. Y. Leeb, "Induction of fuzzy rules and membership functions from training examples", *Fuzzy Set and Systems*, vol. 84, pp. 33-47, 1996.

[19] D. Simon, "Training fuzzy systems with the extended Kalman filter", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 132, pp. 189-199, 2002.

[20] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Fuzzy system modeling by fuzzy partition and GA hybrid schemes", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 86, pp. 279-288, 1997.

## 저 자 소 개



### 손현승(Hyun Seung Son)

2000년 : 해군사관학교(이학사)  
 2007년 : 연세대학교 전기전자공학과 졸업  
 (공학석사)  
 2010~현재 : 연세대학교 전기전자공학과  
 박사과정

Phone : 02-2123-3555  
 E-mail : ssonhyung@yonsei.ac.kr



### 박진배 (Jin Bae Park)

제 20권 2호(2010년 8월호) 참조



### 주영훈(Young Hoon Joo)

제 20권 2호(2010년 8월호) 참조