

논문 2012-49SC-3-12

FCM 기반 추정 가속도 보상을 이용한 기동표적 추적기법 설계

(Designing Tracking Method using Compensating Acceleration with
FCM for Maneuvering Target)

손현승*, 박진배**, 주영훈***

(Hyun-Seung Son, Jin-Bae Park, and Young-Hoon Joo)

요약

본 논문에서는 기동표적의 위치오차에서 구해지는 가속도를 보상하는 지능형 추적 알고리즘을 소개한다. 관측치와 예상위치와의 차이값은 가속도와 순수잡음으로 분리된다. 이때, 최적의 가속도를 얻기 위하여 퍼지 c-means 클러스터링 기법과 예상명중위치 기법이 이용되었다. 분리된 가속도와 잡음에 대한 퍼지 이론의 멤버십 함수를 결정되고, 이에 따라 기동표적의 기동특성이 인식되어진다. 분리된 가속도와 잡음은 추적 알고리즘 내에서 추정된 오차값을 보상하는데 이용된다. 표적의 추정값을 계산하는 일련의 과정중 필터링 과정은 기동표적의 비선형성을 선형성으로 인식하게 된다. 이것은 필터가 위치오차에서 가속도를 추출하여 남겨진 잡음만을 인식하기 때문이다. 필터링 과정 이후 추출된 가속도를 보상하여 표적의 추정값을 구해낸다. 제안된 기법은 퍼지 시스템의 멤버십 함수에서 파라미터를 조절하여 적응성과 강인성을 향상 시켰다. 제안된 시스템의 효율성을 극대화하기 위하여 제안된 기법을 다중모델 구조로 형성한다. 또한 제안된 기법은 온라인 시스템으로서의 수행이 가능하다. 마지막으로 제안된 알고리즘의 효율성을 보여주기 위하여 몇 가지 예를 추가하였다.

Abstract

This paper presents the intelligent tracking algorithm 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. Fuzzy c-mean clustering and predicted impact point are used to get the optimal acceleration value. The membership function is determined for acceleration and noise which are divided by fuzzy c-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. The filtering process in a series of the algorithm which estimates the target value recognize the nonlinear maneuvering target as linear one because the filter recognize only remained noise by extracting acceleration from the positional error. After filtering process, we get the estimates target by compensating extracted acceleration. The proposed system improves the adaptiveness and the robustness by adjusting the parameters in the membership function of fuzzy system. To maximize the effectiveness of the proposed system, we construct the multiple model structure. 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.

Keywords : Acceleration, fuzzy c-means clustering (FCM), interacting multiple model (IMM), maneuvering target, non-linear

* 학생회원, 연세대학교 박사과정

(Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

** 정회원, 연세대학교 전기전자공학과

(Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University)

*** 정회원, 군산대학교 제어로봇공학과

(Dept. of Control and Robot Engineering, Kunsan National University)

※ 본 연구는 2012년도 지식경제부의 재원으로 한국에너지 기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20104010100590)

접수일자: 2011년7월7일, 수정완료일: 2012년5월8일

I. 서 론

현대전에서는 과학기술의 발전이 바탕이 되어 기동 무기체계의 기술이 곧 전투와 전쟁의 승리라는 공식이 세워졌다. 이러한 추세가 이어질 경우, 높은 기술을 겸비한 최첨단 장비들의 기술력이 전쟁의 결과를 예상할 수 있는 주요 요소가 될 것이다. 특히 무인 비행체 및 항해체계의 발달은 기술이 진보함에 따라 비선형 기동(nonlinear maneuvering)에 대한 해결능력을 확장하기 위하여 많은 지능제어 기법들이 제안되었다.

이러한 비선형성에 대한 어려움을 극복하기 위한 시도는 1960년대 칼만필터(Kalman filter)가 소개된 이후 이를 이용하여 활발히 이루어져 왔다^[1~2]. 이 경우 표적 움직임의 비선형성을 어느 정도는 해결할 수 있었지만, 강한 비선형 기동의 경우, 기존의 등속도 운동 모델과는 상당한 오차를 유발하게 되고, 표적을 놓치는 경우가 발생한다. 이러한 비선형성의 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만필터(extended Kalman filter)^[3~4]가 개발되기도 하였으며, 근래에는 이러한 급격한 기동을 하는 표적을 추적하기 위하여 가변차수 기법, 입력추정 기법, 다중모델 기법등이 제시되기도 하였다^[5~7].

최근 퍼지 이론과 필터의 융합을 통한 성능 개선이 활발히 적용되었다^[8~10]. 이중 퍼지 c-중간 클러스터링(fuzzy c-means clustering)의 경우 유전 알고리즘(genetic algorithm)과 같은 오프라인 진화기법을 사용하는 소요시간의 단점을 배제하고 복잡한 데이터의 분포를 원하고자 하는 기준으로 구분하는 효과를 이용할 수 있어, 본 논문에서 잡음의 분포를 분석하여 가속도를 이용하는 기법으로 사용하고자 한다^[11~12].

본 논문에서는 이러한 이론들의 장점과 단점을 분석하고 보완하여 실제 표적이 기동중인 상황에서 자료의 수집과 함께 학습을 통해 동시에 추적의 효과를 나타낼 수 있는 모델을 제안하고자 한다. 본 논문에서는 잡음의 구분과 표적의 예상위치를 융합한 계산에 의해 추출되는 가속도를 보상하여 기동표적의 정보를 추정해내고 기존의 필터링 연산에서 볼 수 있는 비선형성에 대한 적응성 부족이라는 단점을 보완하기 위하여 병렬 구조인 상호다중모델(interactive multiple model)의 모델구조를 묘사하여 병렬모델의 효과를 더한다. 제안하고자 하는 기법은 표적의 관측값만을 이용하여 주어진 시스템의 계산과정을 통해 퍼지 규칙의 멤버십 함수에 대한 중심 값과 편차를 지속적으로 발전시키고 이에 따라 가

속도 추출과정과 필터링 과정을 통해 표적을 추적하는 방식이다. 비선형 발생 원인인 가속도 입력이 주어짐에도 불구하고 제안된 기법에서의 필터는 비선형 기동표적을 선형기동으로 인식하여 칼만필터의 우수성을 유지할 수 있다.

II장에서는 본 논문에 사용된 이론을 간략히 소개하고, III장에서는 각각의 이론들을 융합하여 제안된 추적 기법을 설명한다. IV장에서는 몇 가지 예를 통하여 본 논문에서 제안한 방법의 우수성을 증명하고, V장에서는 결론을 맺는다.

II. 이론적 배경

1. 기동표적 모델

본 논문에서 사용하는 상태 변수 $X(k)$ 는 위치와 속도 성분을 지니는 상태 벡터로 다음과 같이 표현된다.

$$X(k) = [x \quad \dot{x} \quad y \quad \dot{y}]^T \quad (1)$$

여기서 x 와 \dot{x} 는 x 축으로의 위치정보와 속도정보이고, y 와 \dot{y} 는 y 축으로의 위치정보와 속도정보를 의미한다. 기동표적을 위한 기본적인 선형 이산 시간 모델(linear discrete-time model)은 각축에 대해 다음과 같다.

$$X(k+1) = FX(k) + G[a(k) + \omega(k)] \quad (2)$$

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

여기서, $X(k)$ 는 상태 벡터, F 와 G 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, $\omega(k)$ 는 프로세스 잡음, $a(k)$ 는 실제 알지 못하는 가속도 입력이다.

주어진 모델의 상태는 각 축에 대하여 각각 위의 방정식을 갖게 되는데, 본 논문에서는 2차원의 표적을 대상으로 설정하고 문제에 접근한다. 따라서, (3)과 같은 상태벡터를 1차원에서 2차원으로 확장하면 다음과 같다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & k & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & k \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} k^2/2 & 0 \\ k & 0 \\ 0 & k^2/2 \\ 0 & k \end{bmatrix} \quad (4)$$

관측 방정식 $Z(k)$ 는 다음과 같다.

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \quad (5)$$

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 (6)과 같다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

2. 퍼지 c-중간 클러스터링

Bezdek에 의해 제안된 퍼지 c-중간 클러스터링(FCM : Fuzzy c-means clustering)은 하나의 클러스터에 속해져 있는 각각의 데이터 점을 소속 정도에 의해서 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도를 일일이 열거한 데이터 분류 알고리즘이다. 퍼지 c-중간 클러스터링의 주된 장점은 기존의 클러스터링 기법에 비해 적응성이 높은 점이다. 본 논문에서는 예상위치 오차를 가속도와 순수 잡음으로 구분하는 기법으로 사용된다. 그 진행과정은 다음의 4단계를 거친다^[7].

1단계 : 소속함수의 초기화 및 파라미터 결정

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \frac{\|x_j - v_i\|^{2/m-1}}{\|x_j - v_k\|^{2/m-1}} \right]^{-1} \quad (7)$$

2단계 : 퍼지 클러스터 중심 계산

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (8)$$

3단계 : 소속함수 갱신

$$u_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{d_{ik}^r}{d_{jk}^r} \right]^{2/m-1}} \quad (9)$$

4단계 : 임계값 비교 및 반복

$$\Delta = \|U^{r+1} - U^r\| = \max_{ik} |u_{ik}^{r+1} - u_{ik}^r| \quad (10)$$

III. 제안된 추적 알고리즘

1. 잡음내의 추정된 가속도 추출

가. 예상명중위치

먼저 표적의 1차원 선형 기동을 살펴보자. 표적은 현 위치와 속도에 의해 이동한다. 샘플링 시간을 (Δk)로 설정하고 임의의 시간에 측정된 표적의 위치정보를 보면 그림 1과 같이 일정한 간격으로 이동을 할 것이다.

다음으로 표적의 비선형 기동에 대해서 생각해보자. 이 경우 표적은 각각의 샘플링 타임마다 원래 위치할 지점을 이탈한다. 이는 이동 순간에 주어진 가속도 등의 잡음에 의해 속도가 변하기 때문이다. 그리고 우리가 주어진 가속도를 정확히 알 수 없다면 그 예상 위치도 정확히 알 수 없다. 여기서 이탈되는 양을 결정하는 성분으로 잡음, 입력 가속도, 지연시간 등이 있다.

본 논문에서는 예상위치를 계산하는데 오차를 발생시키는 비선형 기동의 요소인 이 잡음총합을 퍼지 c-중간 클러스터링을 이용하여 구분 하고자 한다.

나. 퍼지 C-중간 클러스터링 기반 가속도 추출

앞에서 살펴본 내용을 바탕으로 기동표적의 기동 패턴을 분석하여 추정하는 과정은 다음과 같다. 먼저 표적 정보를 통해 매 샘플링 시간마다 (11),(12)과 같은 예상위치를 산출한다.

$$\hat{u}_x(k|k-1) = \hat{x}(k-1|k-1) + \dot{\hat{x}}(k-1|k-1) \cdot \Delta k \quad (11)$$

$$\hat{u}_y(k|k-1) = \hat{y}(k-1|k-1) + \dot{\hat{y}}(k-1|k-1) \cdot \Delta k \quad (12)$$

다음으로 관측치(Measurement)와 (11)의 오차값을

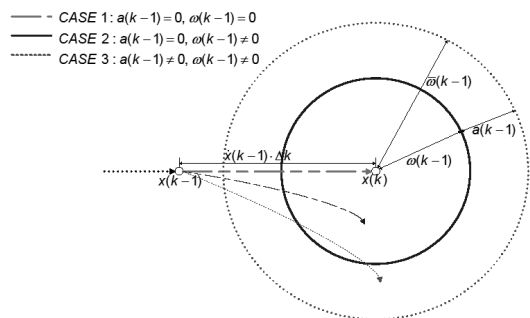


그림 1. 예상명중위치 개념
Fig. 1. Concept of predicted impact point.

구한다. 여기서 계산된 오차값은 관측시간 k 에서의 잡음 총합으로 간주되어 가속도를 추출해 내는 대상이 된다.

$$\hat{e}_x(k) = Z_x(k) - \hat{u}_x(k|k-1) \quad (13)$$

$$\hat{e}_y(k) = Z_y(k) - \hat{u}_y(k|k-1) \quad (14)$$

오차값을 입력값으로 두고 II장에서 소개한 퍼지 c-중간 클러스터링 기법을 이용 가속도와 잡음으로 분리한다. 이때, 클러스터는 순수잡음만을 고려한 잡음집합, 입력 가속도를 고려한 가속도 집합, 감속도를 고려한 감속도 집합, 세 가지로 구성한다. (7)~(10)은 다음과 같이 구체화 된다. 데이터의 수 m , 현재시간 k 까지의 관측된 표적의 정보 수 n , 클러스터의 수 c 는 잡음, 가속도, 감속도로 구분하여 3이 되고, 거리차 d 는 각각의 클러스터 중심과 표적의 위치 오차가 된다. (0,0,0)을 중심으로 임의의 가속도와 감속도를 추가하여 위에서의 오차값 (11),(12)에 대한 분포를 가정할 때, 이를 도식화 하면 그림 2-(a)의 데이터 분포가 그림 2-(b)의 형태로 분리된다. 클러스터링 계산과정을 종료하게 되면 0을 중심으로 형성된 하나의 집합을 순수잡음으로 지정하고, +값을 가지는 하나의 집합을 가속도 입력 집합, -값을 가지는 하나의 집합을 감속도 입력 집합으로 둔다. 이때 가속도의 값은 입력값이 가지는 각 클러스터와의 소속도 u_{ij} 와 오차값 $\hat{e}(k)$ 의 곱으로 나타난다. 즉 최종 소속도가 $[\mu_{11} \mu_{12} \mu_{13}]$ 일 경우, 오차값과 소속도의 곱에 대한 각 성분은 감속도, 순수잡음, 가속도 성분이 된다. 최종 k 시점에서의 각 성분은 각각 (15), (16), (17)와 같이 추정된다.

$$\hat{d}(k|k-1) = \hat{e}(k) \cdot \mu_{11}(k) \quad (15)$$

$$\hat{\eta}(k|k-1) = \hat{e}(k) \cdot \mu_{12}(k) \quad (16)$$

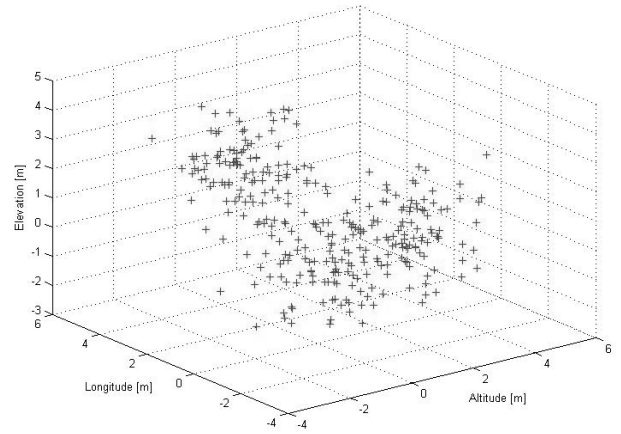
$$\hat{a}(k|k-1) = \hat{e}(k) \cdot \mu_{13}(k) \quad (17)$$

여기서, u_{ij} 의 i 는 표적의 좌표축을 의미하고, j 는 소속된 클러스터를 의미한다.

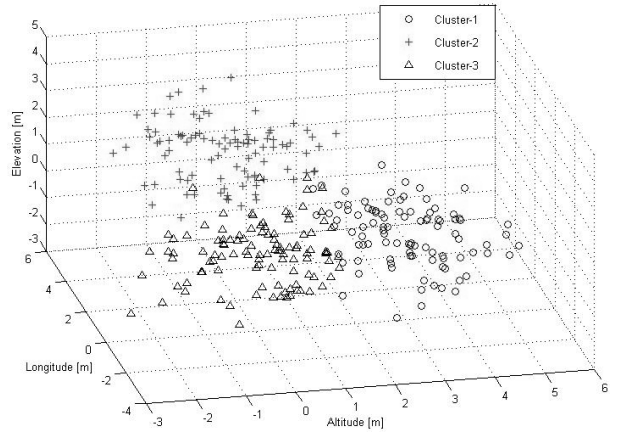
2. FCM 기반 적응형 상호다중모델

가. 가속도 추출과 필터링 과정

가속도와 잡음의 구분 후 잡음만을 고려한 필터링 과정은 다음과 같다.



(a) 잡음의 분포 (클러스터링 전)
(a) Distribution of the noises (before clustering)



(b) 잡음의 분포 (클러스터링 후)
(b) Distribution of the noises (after clustering)

그림 2. 클러스터링 전후의 잡음의 분포
Fig. 2. Distribution of the noise before clustering and after that.

$$P(k|k-1) = FP(k-1|k-1)F^T + G\hat{\eta}(k)G^T \quad (18)$$

여기서, $\hat{\eta}(k)$ 값은 앞에서의 추정된 가속도를 배제한 순수 잡음의 추정치이다.

$$S(k|k) = HP(k|k-1)H^T + RM \quad (19)$$

여기서, M은 표적정보의 차원(dimension)을 맞춰주는 행렬(matrix) 이다.

$$K(k) = P(k|k-1)H^T S(k|k)^{-1} \quad (20)$$

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)\hat{\eta}(k|k) + G(\hat{a}(k) + \hat{d}(k)) \quad (21)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) + K(k)S(k)K(k)^T \quad (22)$$

이러한 과정을 통해서 기존의 기동방정식에서 나타나는 불확실성(uncertainty)을 가진 항(term)이 (23)으로 주어지지만 위의 과정으로 통하여 다시 (24)과 같이 분리할 수 있는 효과를 지닌다.

$$\begin{aligned} X(k+1) &= FX(k) + G[a(k) + \omega(k)] \\ &= FX(k) + G\bar{\omega}(k) \end{aligned} \quad (23)$$

$$X(k+1) \approx FX(k) + G[\hat{a}(k) + \hat{\eta}(k) + \hat{d}(k)] \quad (24)$$

이 과정이 가지는 중요한 점은 비선형 기동을 하는 표적의 정보를 사용하지만, 가속도를 추정한 변형된 추적 정보를 필터링 과정에 입력하고 필터링 종료 후 추정된 가속도의 크기를 보상하기 때문에 필터링 과정은 표적 정보의 기동 패턴을 선형기동으로 인식한다는 점이다. 이렇게 하면 기존의 칼만필터가 지닌 비선형성에 그 성능이 현저히 떨어지는 약점을 보완하게 된다. 다음, 필터링 과정까지의 일련의 과정을 하나의 하부필터로 가지는 상호다중모델을 구상한다. 즉 전체적인 추적 알고리즘은 다음의 6단계 과정을 거친다.

- 1 단계 : 추정치의 상호작용(혼합)
- 2 단계 : 가속도 추정
- 3 단계 : 필터링 알고리즘
- 4 단계 : 모델추정 계산
- 5 단계 : 모델 확률 갱신
- 6 단계 : 추정치 조합 및 반복

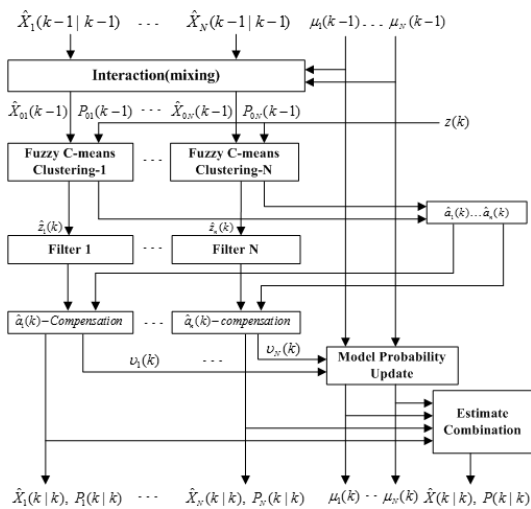


그림 3. FCM 기반 적응형 상호다중모델
Fig. 3. FCM based adaptive interacting multiple model.

이상의 제안된 추적 알고리즘을 도식화 하면 그림 3과 같다.

IV. 모의실험

본 장에서는 제안된 알고리즘을 2차원의 가상표적을 묘사하는 시뮬레이션에 적용하여 제안된 기법의 현실성과 그 성능의 정도를 보이고자 한다. 가상의 기동표적은 고속 기동을 하는 비행체로서 비행초기 선형기동을 하다가 기동중반 가속도 입력에 따라 심하게 지그재그 기동을 하는 고속표적이다. 실험목적상 기동방정식에 의해 형성되는 가상의 표적은 가속도 입력에 대한 반응을 위주로 보여야 하기 때문에 입력가속도에 따라 기동의 패턴을 쉽게 알아 볼 수 있도록 세 가지 구간으로 구분하여 설정한다. 즉, 가속도 입력이 없는 부분과 있는 부분을 명확히 구분하여 선형기동-비선형기동-선형기동 패턴을 묘사한다.

다음, 기동표적의 비선형기동 패턴은 오직 가속도에 의해 형성되도록 인위적인 가속도 입력값을 각 축에 일정한 수준으로 설정한 후 표적의 기동을 결정한다. 이때, 입력 가속도는 그림 4와 같이 구간별 0.3~0.6 km/s²의 변화량을 주었다. 임의의 가속도를 설정하고 입력된 가속도에 따라 앞에서 보여준 기동방정식이 형성한 표적의 비행패적(Trajectory)을 도식화 하면 그림 5와 같다.

이렇게 설정된 기동표적의 기동패턴은 다음과 같다. 관측하고자 하는 기동표적은 최초 관측자로부터 경도 300km, 위도 200km 떨어진 수평선상에서 관측자의 위치인 남서방향으로 초기속도 450m/s의 속도를 가지고

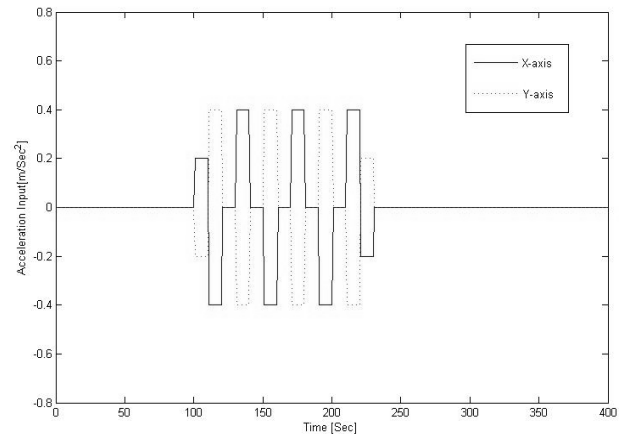


그림 4. 가속도 입력
Fig. 4. Acceleration input.

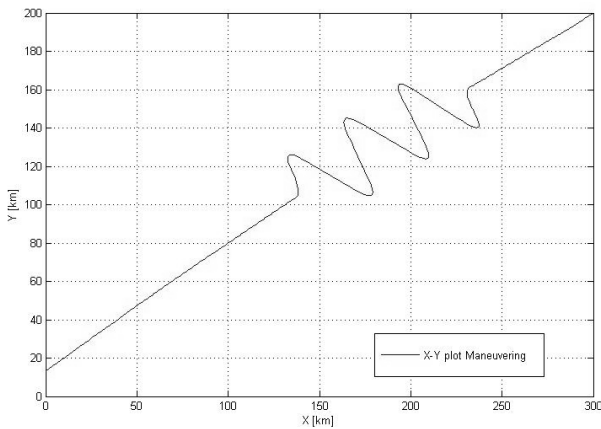
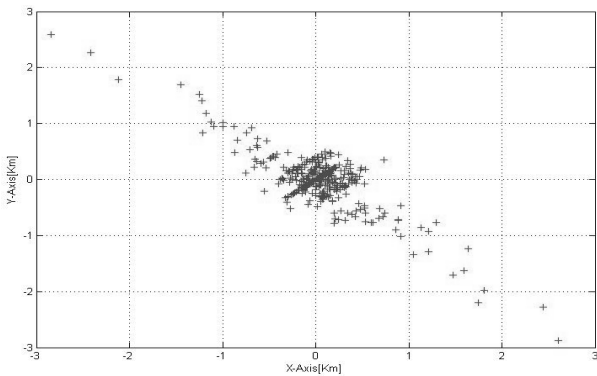
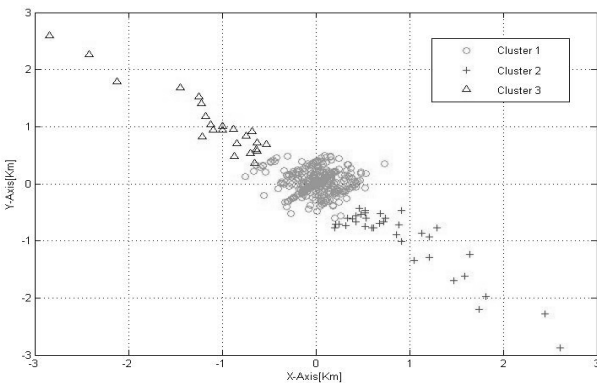


그림 5. 표적의 기동패턴
Fig. 5. Maneuvering pattern of the target.



(a) 오차 분포도
(a) distribution of the errors



(b) 클러스터링 결과
(b) clustering effect

그림 6 오차분포에 대한 클러스터링 효과
Fig. 6. Clustering effect for the distribution of errors.

400초 동안 관측자에게 접근하는 고속 기동 표적이다. 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 기

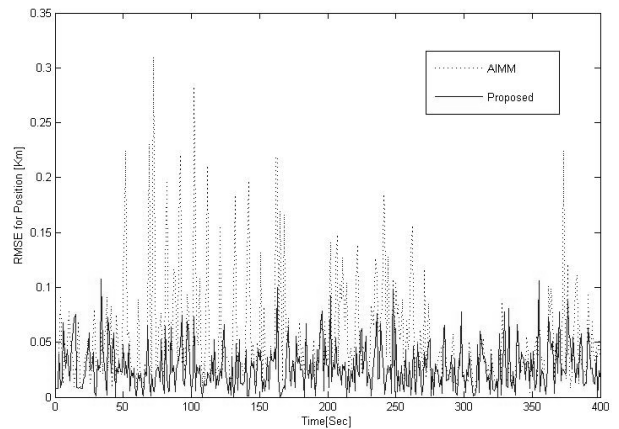


그림 7. 위치추적 결과
Fig. 7. Tracking result (position).

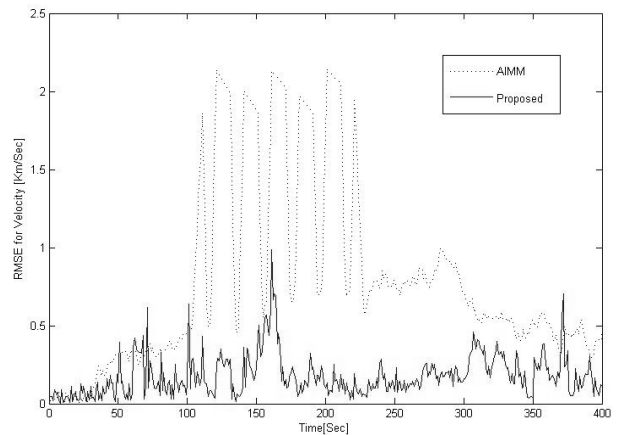


그림 8. 속도추적 결과
Fig. 8. Tracking result (velocity).

동패턴을 가진다.

본 논문에서 가장 강조되는 잡음을 활용한 추정 가속도와 순수잡음의 추정인데, 이는 위의 데이터를 이용한 계산 결과 그림 6-(a)과 같은 잡음의 분포를 그림 6-(b)의 형태로 구분할 수 있게 된다.

필터링 과정을 포함한 모든 일련의 과정을 실행한 결과 표적의 위치 추적과 속도 추적에 대한 결과는 그림 7과 8에 각각 도시하였으며, 실험대조군으로서 단일 필터와 적응상호다중모델기법(AIMM)을 함께 도시하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 기동표적을 효과적으로 추적하기 위해 퍼지 c-중간 클러스터링 기반 가속도 추출에 의한 속도보상 상호다중모델기법을 제안하였다.

본 논문이 지닌 가장 큰 장점은 잡음을 효과적으로 분리하여 가속도와 순수잡음을 추정하고 이 값들을 이

용하여 기동표적 추적에 보상할 수 있다는 점이다. 다음, 모든 추적 알고리즘이 실시간으로 이루어지는 온라인 시스템이라는 점이다. 셋째, 추정된 가속도를 분리한 후 필터링 과정을 거치고 완료된 필터링 결과에 가속도를 보상하는 과정을 거치기 때문에 필터링 과정은 표적의 기동을 선형으로 인식하여 계산상의 오차를 줄일 수 있는 장점이 있다. 단순한 클러스터링 기법을 가속도 추출이라는 과정에 적절히 적용 하므로써 고성능의 추적 알고리즘을 만들었으며, 시뮬레이션을 이용하여 그 우수성을 증명하였다.

- [10] D. Simon, "Training fuzzy systems with the extended Kalman filter," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 132, pp. 189-199, 2002.
- [11] J. C. Bezdek, *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*, Plenum Press, New York 1981.
- [12] H. Izakian, A. Abraham, and V. Snasel, "Fuzzy clustering using hybrid fuzzy c-means and fuzzy particle swarm optimization," *World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009)*, India, IEEE Press, pp. 1690-1694, 2009.

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.
- [2] 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.
- [3] B. Anderson and J. Moore *Optimal Filtering*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.
- [4] G. A. Einicke and L. B. White, "Robust extended Kalman filtering," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 47, no. 9, pp. 2596-2599, 1999.
- [5] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23, pp. 298-310, 1987.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] S. McGinnity and G. W. Irwin, "Fuzzy logic approach to maneuvering target tracking," *IEE Proceedings-Radar, Sonar Navigation*, Vol. 145, No. 6, pp. 337 - 341, 1998.
- [9] 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.

저 자 소 개



손 현 승(학생회원)
 2000년 해군사관학교(이학사)
 2007년 연세대학교 전기전자
 공학과 졸업 (공학석사)
 2010년~현재 연세대학교 전기
 전자공학과 박사과정

<주관심분야 : 기동표적추적, 퍼지시스템, 비선형
 제어, 지능제어>



주 영 훈(정회원)
 1982년, 1984년, 1995년 연세대학
 교 전기 공학과 졸업
 (공학사, 공학석사,
 공학박사)
 1986년~1995년 삼성전자 (주)
 생산기술센터 팀장

1995년~현재 군산대학교 제어로봇공학과 교수
 1998년~1999년 미국 휴스턴대학 박사후과정
 2006년~2007년 제어로봇 시스템학회 편집주간
 2008년~2009년 한국지능시스템학회 회장
 2010년~2012년 대한전기학회 정보·제어부분
 부회장
 2009년~2013년 군산대학교 PostBK21 팀장
 2007년~2012년 IJCAS Editor
 <주관심분야 : 지능형로봇, 지능제어, 휴먼로봇,
 로봇 비전, Human-Robot Interaction >



박 진 배(정회원)-교신저자
 1977년 연세대학교 전기공학과
 졸업
 1985년~1990년 Kansas State
 University 전기 및 컴퓨
 터 공학과 졸업(공학박
 사)

1990년~1991년 Kansas State University 전기
 및 컴퓨터 공학과 조교수
 1992년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수
 2006년~2011년 제어·로봇 시스템학회 부회장,
 편집위원장
 2009년~현재 한국공학한림원 위원
 2009년~현재 한국지식재산연구원 이사
 2009년~현재 교육과학부 지주회사설립인가
 위원회 위원장
 <주관심분야 : 강인제어, 필터링, 비선형제어, 지
 능형모바일로봇, 퍼지지능제어, 뉴럴네트워크, 하
 다마드시스템, 카오스이론, 유전자알고리즘>