

## 축별 분할된 PSO-FCM을 이용한 외란 감소방안: 함정용 레이더의 위상변화 적용

# The Reduction Methodology of External Noise with Segmentalized PSO-FCM: Its Application to Phased Conversion of the Radar System on Board

손 현 승, 박 진 배\*, 주 영 훈

(Hyun Seung Son<sup>1</sup>, Jin Bae Park<sup>1</sup>, and Young Hoon Joo<sup>2</sup>)

<sup>1</sup>Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University

<sup>2</sup>Dept. of Control and Robotics Engineering, Kunsan National University

**Abstract:** This paper presents an intelligent reduction method for external noise. The main idea comes from PSO-FCM (Particle Swam Optimization Fused fuzzy C-Means) clustering. The data of the target is transformed from the antenna coordinates to the vessel one and to the system coordinates. In the conversion, the overall noises hinder observer to get the exact position and velocity of the maneuvering target. While the filter is used for tracking system, unexpected acceleration becomes the main factor which makes the uncertainty. In this paper, the tracking efficiency is improved with the PSO-FCM and the compensation methodology. The acceleration is approximated from the external noise splitted by the proposed clustering method. After extracting the approximated acceleration, the rest in the noise is filtered by the filter and the compensation is added to after that. Proposed tracking method is applicable to the linear model and nonlinear one together. Also, it can do to the on-line system. Finally, some examples are provided to examine the reliability of the proposed method.

**Keywords:** external noise, filter, acceleration, phased conversion, PSO (Particle Swam Optimization), FCM (Fuzzy C-Means) clustering, target tracking

### 1. 서론

고정된 환경과 달리 관측자가 시변 상태를 갖는 해상환경에서의 표적 추적이란 복잡한 계산과정과 다양한 보상기법을 필요로 한다. 특히 정밀한 추적을 요구하는 해상의 대공 추적시스템은 해상의 2차원 문제를 3차원으로 바꾸어 더욱 복잡한 계산 과정을 요구한다. 여기에 고속으로 기동하는 대공 표적의 움직임과 관측자의 위치 및 방향성이 시간에 따라 변화는 환경에서의 추적문제 해결은 더욱 열악한 추적환경을 제공한다.

이러한 문제점을 해결하기 위하여 자이로 및 함 안정장치 등 기계적인 방법으로 함정자세변화를 보상하지만, 정밀한 추적을 요구하는 추적시스템의 표적 값은 자체적인 정밀보상이 추가로 요구된다. 또한 기상이나 압력에 따라 영향을 받는 외부잡음의 필터링 또한 추가 고려사항이다. 더욱이 급격한 변화를 주는 표적의 가속도 입력값은 비선형성을 발생시키는 문제가 되기도 한다[1].

추적시스템은 상태-공간 모델(state-space model)을 기반으로

로 한다. 디지털 컴퓨터의 발전으로 이산시간 모델(discrete-time model)이 연속-시간 모델(continuous-time model)과 혼합-시간 모델(mixed-time model) 보다 모델링의 바탕이 되었다. 또한 관련 연구는 칼만필터(Kalman filter)가 소개된 이후 이를 이용하여 활발히 이루어져 왔다[2-4].

필터는 표적의 관측값을 근사화하여 추가된 잡음을 감소하는 방식이다. 이 방식은 표적의 기동이 선형화 되어 있을 경우 어느 정도 그 성능을 유지할 수 있으나, 비선형 기동에 있어서 그 성능이 감소하는 단점을 지니고 있다. 이러한 비선형성에 대한 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만필터(extended Kalman filter)[5,6]가 개발되기도 하였으며, 가변차수 기법, 입력추정 기법, 다중모델 기법 등의 다양한 모델이 제시되기도 하였다[7-10].

그러나 외란에 의한 기동성 변화가 일어날 경우, 가속도를 동반한 표적의 기동은 비선형을 지닌 새로운 모델을 필요로 한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 다음과 같은 지능형 기법들이 등장하였다. 여러 개의 필터를 사용하는 상호 다중모델(IMM: Interacting Multiple Model)은 필터의 조건을 다르게 두어 성능을 향상 시켰다[11-13]. 이단 칼만필터(two-stage Kalman filter)를 추가하는 적응형 상호다중모델(AIMM: Adaptive Interacting Multiple Model)은 비선형성에 대한 문제에 발전된 성능을 보여주었다[14-16].

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 4. 30., 수정: 2012. 6. 18., 채택확정: 2012. 6. 20.

손현승, 박진배: 연세대학교 전기전자공학과

(ssonhyung@yonsei.ac.kr/jbpark@yonsei.ac.kr)

주영훈: 군산대학교 제어로봇공학과(yhjoo@kunsan.ac.kr)

\* 본 논문은 2012 제 27회 ICROS 학술대회에 초안이 발표되었음.

하지만 이러한 적응성 기법들의 경우, 시변 잡음에 의해 가속도를 적응적으로 추정하기가 쉽지 않았고, 다중모델은 사전에 설정된 다른 조건의 하부모델들을 구성하며, 그 설정값이 관측값의 수준과 어느 정도 일치해야만 원하는 수준의 성능을 보여줄 수 있다는 단점을 지니고 있다. 또한 하부모델들 간의 가속도 수준이 사전에 결정되어야 한다는 문제를 수반하고 있다.

이러한 문제점을 고려하여 최근 퍼지 이론과 필터의 융합을 통한 성능 개선이 활발히 적용되었다[17-21]. 이중 입자-무리의 최적화(PSO: Particle Swarm Optimization)와 융합된 퍼지 c-평균 클러스터링(FCM: Fuzzy C-Means Clustering) 기법은 복잡한 데이터의 분포를 원하고자 하는 기준으로 쉽게 구분한다. PSO는 빠른 응답속도를 가지며, FCM과 융합하여 데이터를 구분할 때 애매한 위치의 데이터를 원하는 클러스터로 빠르게 분리시키는 효과를 가진다.

본 논문에서는 이를 이용하여 사전에 설정된 기준이 없는 상태에서 표적의 관측값만을 가지고, 가속도 및 잡음 수준을 설정하고 추정하여 표적추적을 정밀하게 할 수 있는 기법을 제안한다. 또한 함정의 안테나로부터 획득되는 표적의 정보를 위상변화를 통한 정보전달, 분석, 추정 등 일련의 과정을 나타낸다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 관련된 이론을 간단히 소개하고, 외란 감소방안을 III장에서 제안한다. 모의실험을 통한 성능입증을 IV장에서 보여주고, V장에서 결론을 맺는다.

## II. 이론적 배경

### 1. 다이나믹 모델

먼저 표적의 기동은 다음과 같은 선형 이산 시간 모델(linear discrete-time model)에 따라 표시할 수 있다.

$$X(k+1) = FX(k) + G[a(k) + \omega(k)] \tag{1}$$

$$= FX(k) + G\bar{\omega}(k)$$

여기서  $F$ 와  $G$ 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고,  $\omega(k)$ 는 프로세스 잡음,  $a(k)$ 는 실제 알지 못하는 가속도 입력이다.  $X(k)$ 는 위치와 속도 성분을 지니는 상태 벡터로 다음과 같이 표현된다.

$$X(k) = [x(k) \quad \dot{x}(k) \quad y(k) \quad \dot{y}(k) \quad z(k) \quad \dot{z}(k)]^T \tag{2}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & k & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & k & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & k \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} \frac{k^2}{2} & k & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{k^2}{2} & k & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{k^2}{2} & k \end{bmatrix}$$

관측 방정식  $Z(k)$ 는 다음과 같다.

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \tag{3}$$

여기서  $H$ 는 관측 행렬,  $v(k)$ 는 관측 잡음을 의미한다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

### 2. 입자-무리의 최적화 (PSO)

이 기법은 새떼나 물고기떼의 군집이동 행동방식에서 영감을 얻은 확률적 최적화 기법이다[18]. 수행기법은 간단한 개념을 갖고, 짧은 시간에 위치값을 최신회하며 많은 분야에 적용 되어왔다. 세대간의 속도 최신회는 다음과 같다.

$$v_i(k+1) = w \cdot v_i(k) + c_1 \cdot R_1 \cdot e_p + c_2 \cdot R_2 e_g \tag{4}$$

여기서  $v_i(k)$ 는  $i$ 번째 입자의 속도를 의미하고,  $c_1$ 과  $c_2$ 는 가속도 상수,  $R_1$ 과  $R_2$ 는 0과 1 사이의 랜덤함수,  $e_p = p_i(k) - x_i(k)$ ,  $e_g = p_g(k) - x_i(k)$ ,  $e_p$ 와  $e_g$ 는 각각  $i$ 번째 입자의 사전 최적위치와 무리내의 모든 입자 중 최적의 위치,  $x_i(k)$ 는  $i$ 번째 입자의 위치를 의미하고,  $w$ 는 관성 가중치를 의미한다.  $i$ 번째 입자의 위치는 다음과 같이 최신회된다.

$$x_i(k+1) = (1-\rho)x_i(k) + v_i(k+1) \tag{5}$$

여기서  $1-\rho$ 는 랜덤값  $\rho$ 가  $-0.5$ 와  $+0.5$  사이값을 갖는 위치의 모멘텀이다.

### 3. 퍼지 c-평균 클러스터링 (FCM)

Bezdek에 의해 제안된 이 기법은 각각의 데이터들은 멤버십 함수의 강도에 의해 임의의 클러스터로 범주화하는 데이터 분류 알고리즘이다[19]. 멤버십 함수는 0과 1사이의 적절한 값을 가진다. 이러한 특성에 따라 본 논문에서는 퍼지 c-평균 클러스터링 기법을 관측값과 예상위치와의 오차를 가속도와 잡음으로 구분하는데 이용한다. 주요과정은 다음의 4단계와 같다.

1단계: 클러스터의 개수  $c$  ( $2 \leq c < n$ )을 정하고 지수의 가중치(exponential weight)와  $m$  ( $1 < m < \infty$ )을 선택하고, 소속함수를 초기화한다. 알고리즘 반복 횟수를  $r$  ( $r = 0, 1, 2, \dots$ )로 표시한다. 본 논문에 적용하여  $c$ 는 3이 되고,  $m$ 은 일반적으로 2가 되며,  $r$ 은 4단계에 따라 결정된다.

2단계: 다음 식을 이용하여 클러스터 중심  $v_i^r$ 을 계산한다.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m} \tag{6}$$

이때, 중심값은  $\{v_i^{(r)} | r=1, 2, \dots, c\}$ 을 만족한다.

3단계: 다음과 같이 새로운 소속 함수  $U^{r+1}$ 을 계산한다.

$$u_{ik}^{(r+1)} = \left[ \sum_{j=1}^c \left[ \frac{d_{ik}^r}{d_{jk}^r} \right]^{2/m-1} \right]^{-1} \tag{7}$$

4단계: 다음 식을 계산해서 만일  $\Delta > \epsilon$ 이면  $r = r+1$ 로 정하고 2단계로 가서 알고리즘을 반복 수행하고, 그렇지 않고  $\Delta \leq \epsilon$ 이면 알고리즘을 종료한다. 여기서  $\epsilon$ 는 임계값이다.

$$\Delta = \| U^{r+1} - U^r \| = \max_{ik} |u_{ik}^{r+1} - u_{ik}^r| \tag{8}$$

III. 제안된 외란 감소방안

1. 좌표계 위상변환을 통한 표적정보 획득

함상에 위치한 안테나에 의해 관측되는 표적의 값은 안테나를 포함하는 레이더 좌표계, 함상좌표계, 그리고 시스템 좌표계와의 상관관계를 고려해야 한다.

표적을 탐지하는 안테나는 먼저 안테나 표면에 가상의 평면을 형성하여 그림 1과 같이 공간의 축을 형성한다. 이에 따라 표적의 관측값은 다음 식과 같다.

$$Z_a = \begin{bmatrix} x_a \\ y_a \\ z_a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r \cdot \cos\theta \cdot \cos\Phi \\ r \cdot \cos\theta \cdot \sin\Phi \\ r \cdot \sin\theta + \Delta_a \end{bmatrix} + I(\omega) \quad (9)$$

여기서  $\Delta_a$ 는 안테나의 높이를 의미한다.

다음, 관측용 안테나는 함상에 위치하고, 표적에 따라 운동을 하므로 움직이는 안테나의 위치값을 계산해야 한다. 안테나의 수평면과 함정의 수평면 사이의 관계는 그림 2와 같다. 안테나 좌표계에서 함정 좌표계로의 변환은 다음 식과 같다.

$$T^{va} = \begin{bmatrix} \cos\Phi & 0 & \sin\Phi \\ -\sin\theta\sin\Phi & -\cos\theta & \sin\theta\cos\Phi \\ -\cos\theta\sin\Phi & -\sin\theta\cos\theta & \cos\theta\cos\Phi \end{bmatrix} \quad (10)$$

다음, 함정은 해상에서 롤 및 피치에 의해 자세에 영향을 받게 된다. 함정이 자세를 변화함에 따라 발생하는 함정 좌표계와 시스템좌표계 상의 변화각을  $\gamma_a$ 로 두고, 각 축별 변화량을 나타내면 그림 3과 같고, 함정좌표계에서 시스템

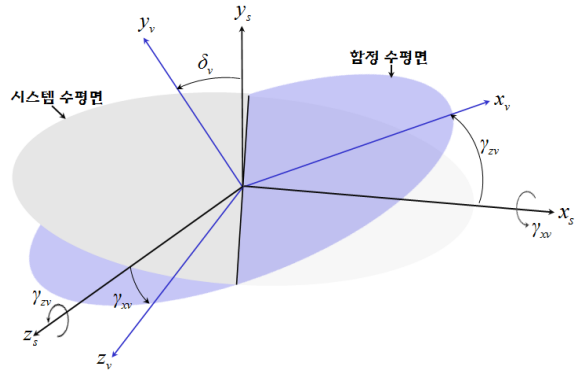


그림 3. 함정 수평면과 시스템 수평면의 관계. Fig. 3. The relation of vessel coordinate with system one.

좌표계로의 변환을 위한 과정은 다음 식과 같다.

$$T^{sv} = \begin{bmatrix} \cos\gamma_{zs} & -\sin\gamma_{zs} & 0 \\ \cos\gamma_{xs}\sin\gamma_{zs} & \cos\gamma_{xs}\cos\gamma_{zs} & -\sin\gamma_{xs} \\ \sin\gamma_{xs}\sin\gamma_{zs} & \sin\gamma_{xs}\cos\gamma_{zs} & \cos\gamma_{xs} \end{bmatrix} \quad (11)$$

함상에 위치한 안테나의 설치 위치 및 방향과 함정의 운동성을 모두 보상하여 관측된 표적의 위치값이 최종 시스템 좌표계로 변환되는 일련의 과정을 정리하면 다음과 같다[22].

$$Z_s = \begin{bmatrix} x_s \\ y_s \\ z_s \end{bmatrix} = [T^{sv}][T^{va}]Z_a \quad (12)$$

여기서  $[x_a, y_a, z_a]^T$ 와  $[x_s, y_s, z_s]^T$ 는 각각 안테나 좌표계와 시스템 좌표계에서의 3차원 관측값을 의미한다.  $T^{sv}$ 와  $T^{va}$ 로 변환되는 함정 좌표계는 생략한다.

2. 필터링과 오차보상을 통한 외란 감소방안

앞에서 살펴본 방법을 응용하여, 추적오차를 감소시키는 과정은 다음과 같다. 먼저, (1)에 따라 표적의 예상위치를 산출하고, (3), (9), (10), (11), (12)에 따라 표적의 관측값을 산출하여 그 오차값을 구한다. 다음 식은 x축에 대한 예이고, 각 축별로 실시한다.

$$\hat{u}_x(k|k-1) = \hat{x}(k-1|k-1) + \dot{x}(k-1|k-1) \cdot \Delta k \quad (13)$$

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

오차 값을 입력 값으로 두고 식 (4)-(8)에 따라 추정된 가속도와 잡음으로 분리한다. 이때, 각 클러스터는 순수잡음만을 고려한 잡음집합, 입력 가속도를 고려한 가속도 집합, 감속도를 고려한 감속도 집합, 세 가지로 구성한다. 샘플링타입이 증가함에 따라 데이터의 분포도는 더욱 정밀해진다. 이를 도식화 하면 그림 4와 같고 추정된 잡음, 감속도, 가속도는 다음과 같다.

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

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

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

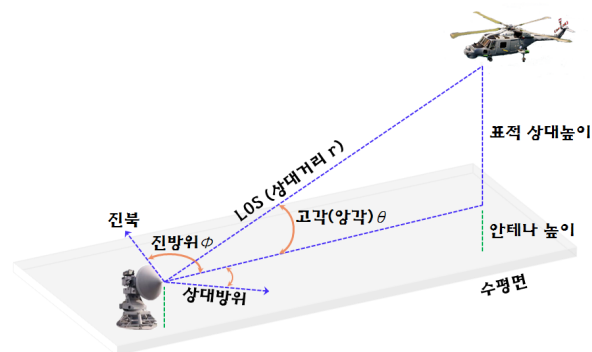


그림 1. 안테나와 표적의 방위-거리 관계. Fig. 1. The relation of bearing-range for antenna with target.

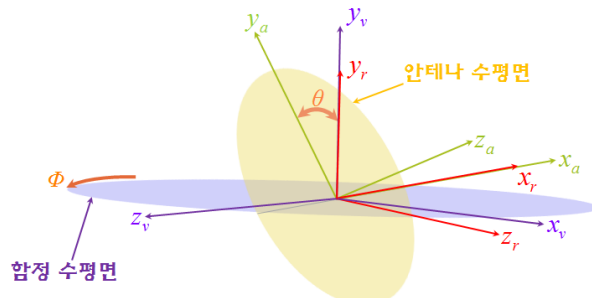
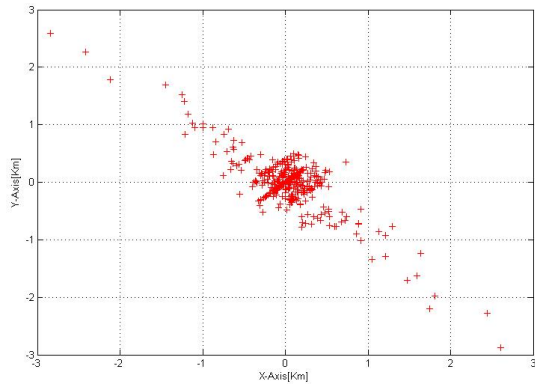
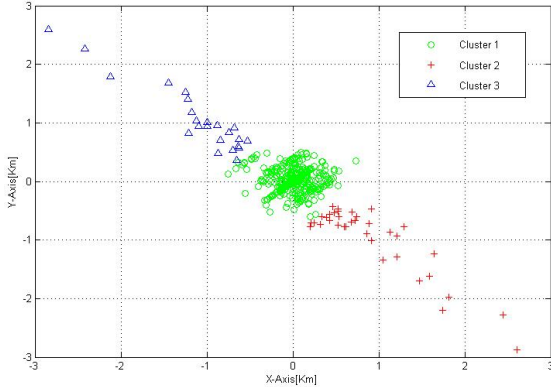


그림 2. 안테나 수평면과 함정 수평면의 관계. Fig. 2. The relation of antenna coordinate with vessel one.



(a) The distribution of input data.



(b) Clustering effect.

그림 4. 입력데이터 분포도와 클러스터링 효과.

Fig. 4. The distribution of input data and the clustering effect.

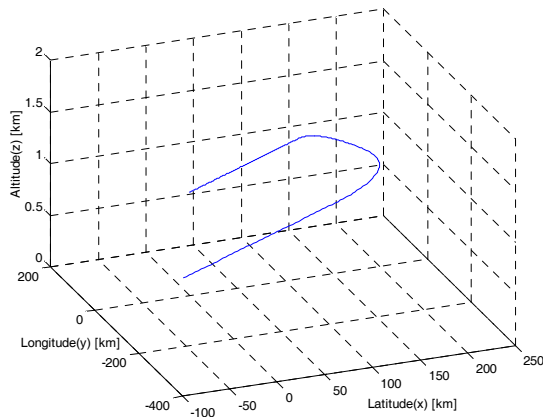


그림 5. 비행표적의 기동패턴.

Fig. 5. The maneuvering pattern of the aviation target.

여기서 아래첨자  $d$ 는 해당 축을 의미하고,  $u_{ij}$ 의  $i$ 는 표적의 좌표축을 나타내며,  $j$ 는 소속된 클러스터를 의미한다.

(15)-(17)의 과정을 (1)에 대입하여 표적의 예상위치를 추정한다.

$$\hat{X}(kk-1) \approx F\hat{X}(k-1|k-1) + G(\hat{a}(kk-1) + \hat{d}(kk-1) + \hat{\eta}(kk-1)) \quad (18)$$

여기서  $\hat{X}(kk-1)$ 은 (2)와 같이 각 축의 위치와 속도 성분을 지닌다.

다음으로 추정된 가속도와 감속도 성분을 제외한 잡음 성분  $\hat{\eta}(kk-1)$ 는 칼만필터에 의해 필터링 되어 지고, 필터링 과정의 출력값에 가속도 성분이 보상하여 최종 표적의 추정위치를 구한다.

$$I_f(kk-1) = Z(kk-1) - \hat{A}(kk-1) \quad (19)$$

여기서  $I_f$ 는 필터에 입력되는 값으로 비선형 요소를 제외한

$$\text{추정값이고, } \hat{A}(kk-1) = \begin{bmatrix} \hat{a}_x(kk-1) + \hat{d}_x(kk-1) \\ \hat{a}_y(kk-1) + \hat{d}_y(kk-1) \\ \hat{a}_z(kk-1) + \hat{d}_z(kk-1) \end{bmatrix} \text{이다.}$$

$$\hat{X}(kk) = \hat{O}_f(kk-1) + G\hat{A}(kk-1) \quad (20)$$

여기서  $\hat{O}_f$ 는 필터링 출력값을 의미한다.

그리고 최종 추정값  $\hat{X}(kk)$ 는 다음 샘플링타임  $k+1$ 의 입력값  $\hat{X}(k+1|k+1)$ 이 된다.

#### IV. 모의실험

본 장에서는 제안된 추적기법의 현실성과 그 추적 성능을 입증하기 위하여 다음과 같이 3차원상의 가상 기동표적을 설정하고, 그 표적을 추적하는 과정을 보여준다. 먼저 표적은 관측자 위치 상공에서 직선운동과 임의의 가속도에 의한 회전운동, 그리고 다시 직선운동을 하는 형태를 가진다. 관측자가 탑재되어 있는 함정은 가상의 롤 및 피치값을 각각  $\pm 15^\circ$ ,  $\pm 5^\circ$ 로 두었다. 안테나는  $45^\circ$ 의 기울임을 두고 있으며, 표적의 기동 중반 입력되는 가속도는 50% ~ 150% 사이의 임의의 값을 주었다. 클러스터링을 위한 매개변수는 다음과 같다. 클러스터의 수  $c=3$ , 가중치  $m=2$ , 임계값  $\epsilon=0.0001$ .

매 1초를 샘플링 타임으로 두고, 500초간 실험을 했을 경우, 실험 대조군으로 칼만필터와 비교하여 그림 6, 7과 표 1과 같은 실험결과를 나타내었다. 실험결과는 실제표적의 값과 제안된 기법, 그리고 실험대조군의 오차의 제곱 평균 제곱근(RMSE: Root Mean Square Error)으로 나타내었다.

#### V. 결론

본 논문에서는 축별 분할된 PSO-FCM 기법을 이용하여 외란 감소방안을 소개하였다. 특히 함상에 위치한 안테나를 추적환경으로 설정하여 위상변화를 통한 추적과정을 기술하였고, 가속도 성분을 추정하여 보상하는 지능형 필터링 과정을 제안하였다. 제안된 기법은 모의실험을 통하여 비교 기법에 비해 월등한 추적성능을 보여주었고, 그 우수성을 증명하였다.

표 1. 제안된 기법과 대조군의 위치 및 속도오차 (RMSE).

Table 1. The RMSE of position and velocity for the proposed method with comparison.

구 분	제안된 기법	대조군
위치오차	0.0132	1.084
속도오차	0.2581	1.792
평 균	0.1357	1.438

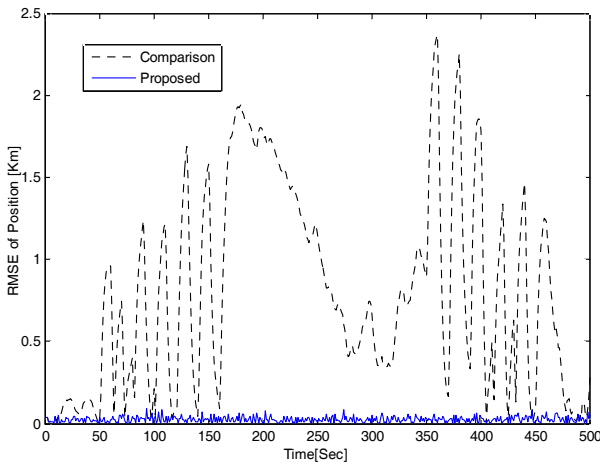


그림 6. 위치 추적결과.

Fig. 6. The tracking results for position.

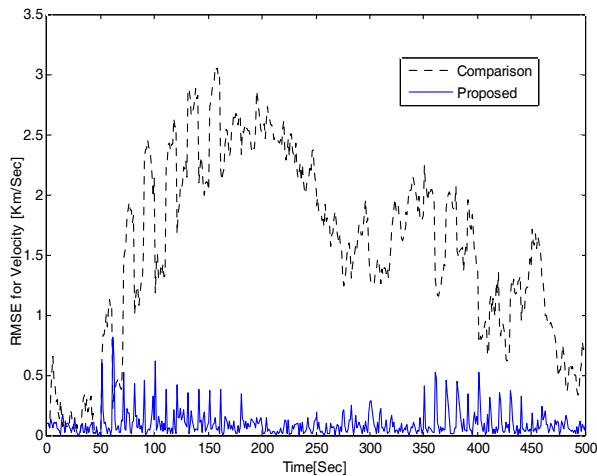


그림 7. 속도 추적결과.

Fig. 7. The tracking results for velocity.

#### 참고문헌

- [1] H. S. Son, J. B. Park, and Y. H. Joo, "SIMM method base on acceleration extraction for nonlinear maneuvering target tracking," *Journal of Electrical Engineering and Technology*, vol. 7, no. 2, pp. 255-263, 2012.
- [2] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter performance for manned maneuvering targets," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 4, pp. 473-483, 1970.
- [3] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 23, pp. 298-310, 1987.
- [4] 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.
- [5] B. Anderson and J. Moore, *Optimal Filtering*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.
- [6] G. A. Einicke and L. B. White, "Robust extended Kalman filtering," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 47, no. 9, pp. 2596-2599, 1999.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Y. B. Shalom and K. Birniwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 18, pp. 621-629, 1982.
- [11] H. A. P. Blom, "An Efficient filter for abruptly changing systems," *Proc. of the 23rd IEEE conf. Decision and Control*, pp. 656-658, Las Vegas, NV, USA, Dec. 1984.
- [12] H. A. P. Blom, "The interacting multiple model algorithm for systems with markovian switching coefficients," *IEEE Trans. on Automatic cont. Syst.*, vol. 33, no. 8, pp. 780-783, 1988.
- [13] Y. Bar-Shalom, K. C. Chang, and H. A. P. Blom, "Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. 25, no. 2, pp. 296-300, 1989.
- [14] D. P. Atherton and H. J. Lin, "Parallel implementation of IMM tracking algorithm using transputers," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 141, pp. 325-332, 1994.
- [15] A. Munir and D. P. Atherton, "Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target," *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, vol. 142, no. 1, pp. 11-17, 1995.
- [16] 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.
- [17] H. S. Son, J. B. Park, and Y. H. Joo, "The study of clustering algorithm for external noise segmentalized by axis using PSO-FCM," *Proc. of the 27th ICROS Annual Conference (in Korean)*, Seoul, Korea, Apr. 2012.
- [18] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," *IEEE International Conf. Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [19] D. Simon, "Training fuzzy systems with the extended

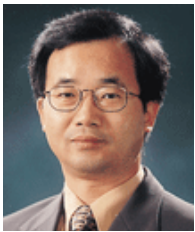
Kalman filter,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 132, pp. 189-199, 2002.

- [20] B. S. Kim, S. K. Park, B. H. Choi, E. T. Kim, H. J. Lee, and H. J. Kang, “Collision risk assessment for pedestrians' safety using neural network,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 1, pp. 6-11, 2011.
- [21] D. W. Kim, H. J. Lee, and J. N. Sur, “T-S Fuzzy model-based waypoints-tracking control of underwater vehicles,” *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 6, pp. 526-530, 2011.
- [22] W. T. Thomson, *Introduction to Space Dynamics*, John Willey & Sons, 1961.



**손 현 승**

2000년 해군사관학교 졸업(이학사). 2007년 연세대학교 전기전자공학과 졸업(공학석사). 2010년~현재 연세대학교 전기전자공학과 박사과정 재학중. 관심분야는 기동표적추적, 퍼지시스템, 비선형 제어, 지능제어.



**박 진 배**

1977년 연세대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1985년~1990년 Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학박사). 1990년~1991년 Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 조교수. 1992년~현재 연세대학교 전기전자공학과 교수. 2006년~2011 제어·로봇·시스템학회 부회장, 편집위원장. 2009년~현재 한국공학한림원 위원. 2009년~현재 한국지식재산연구원 이사. 2009년~현재 교육과학기술부 지주회사설립인가 위원회 위원장. 현재 제어·로봇·시스템학회 차기회장. 관심분야는 강인제어, 필터링, 비선형제어, 지능형 모바일로봇, 퍼지지능제어, 뉴럴네트워크, 하다마드시스템, 카오스이론, 유전자알고리즘.



**주 영 훈**

1982년, 1984년, 1995년 연세대학교 전기 공학과 졸업(공학사, 공학석사, 공학박사). 1986년~1995년 삼성전자 (주) 생산기술센터 팀장. 1995년~현재 군산대학교 제어로봇공학과 교수. 1998년~1999년 미국 휴스턴대학 박사후 과정. 2006년~2007년 제어·로봇·시스템학회 편집주간. 2008년~2009년 한국지능시스템학회 회장. 2010년~2012년 대한전기학회 정보제어부문 부회장. 2009년~2013년 군산대학교 PostBK21 팀장. 2007년~2012년 IJCAS Editor. 관심분야는 지능형로봇, 지능제어, 휴먼로봇, 로봇 비전, Human-Robot Interaction.