

퍼지 클러스터링에 의한 기동표적의 기동패턴 분석 알고리즘

손현승*, 박진배*, 주영훈**

연세대학교 전기전자공학과*, 군산대학교 제어로봇공학과**

Maneuvering pattern Analysis Algorithm for Maneuvering Target base on FCM

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

Electrical and Electronic Engineering of Yonsei Univ.*, Control and Robot Engineering of Kunsan Univ.**

Abstract -본 논문에서는 비선형 기동을 하는 기동표적의 추정된 잡음을 분석하여 표적의 기동패턴을 분석하는 알고리즘을 제시하고자 한다. 기동표적의 추정위치와 측정치에서 발생하는 잡음을 가속도와 순수 잡음으로 분리하고 분리된 성분을 분석하여 표적의 기동 패턴을 인식하고 동시에 추적을 실시하는 알고리즘을 구성한다. 잡음의 분리는 퍼지 클러스터링(FCM : Fuzzy C-means Clustering) 기법을 이용하여 적절한 추정값을 이용한다. 추정된 표적의 속도와 가속도, 잡음을 재 구성하여 기동표적의 기동패턴을 분석하고, 동시에 추적을 실시한다. 위의 과정을 통해 가속도를 분리한 후 비선형성을 지닌 기동표적의 기동패턴을 선형화 하여 칼만필터를 이용 잡음을 분리하고 가속도를 다시 보상하여 추적 알고리즘을 구성한다. 그리고 제안된 알고리즘의 수행 가능성을 보여주기 위하여 몇 가지 예를 제시하였다.

1. 서 론

필터링 기법을 이용한 기동표적의 추적은 측정치에서 얻어지는 표적의 위치와 인접한 관측시점(sampling time)의 표적 위치의 차이를 통해 오차를 계산하고, 그 오차를 통해 기동표적 추적의 모든 과정이 시작된다. 추적을 위한 가장 중요한 점은 관측치에 포함되는 오차를 얼마나 정확히 구분해 낼 수 있는냐 하는 점인데, 이를 위해 주된 필터링 과정에 성능이 안정적인 칼만필터(Kalman filter)를 이용하게 된다. 하지만, 칼만필터는 선형에 기반한 기법으로 방식으로 오차 범위가 일정한 범위내에 있을 경우에는 우월한 성능을 유지할 수 있지만, 강한 외부 잡음 입력에 대해서는 그 성능이 현저히 떨어지는 문제점을 지니고 있다.

이러한 비선형 측정치의 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만필터(extended Kalman filter) [1-2]가 개발되기도 하였으며, 근래에는 이러한 급격한 기동을 행하는 표적을 추적하기 위한 방법으로 가변차수 기법, 입력추정 기법, 다중모델 기법등의 다양한 모델이 제시되기도 하였다 [3-5].

최근 퍼지 이론(fuzzy theory)과 칼만필터의 융합을 통한 추적 시스템의 성능 개선에 관한 연구들이 추적 시스템에 대한 응용 분야에 활발히 적용 되었다 [6-7]. 퍼지 이론을 뒷받침하는 성능향상의 기법에는 유전 알고리즘(genetic algorithm) 동정을 이용한 것이 일반적인 방식이었다. 하지만, 유전 알고리즘 동정을 이용한 퍼지 규칙 기반의 추적 시스템은 칼만필터의 정확성과 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 추론 방식의 전역 최적해 수렴 이라는 장점을 모두 살릴 수 있는 방법이었으나, 온라인 기동이 불가능하다는 단점을 지니고 있다. 최근 관련 응용장치(application)에서 요구하는 응답속도는 1/1,000초(milli-sec) 수준으로 그 성능은 높아져 빠른 응답속도에 더욱 초점이 맞춰지고 있는 실정이다. 유전 알고리즘은 이러한 시대적 요구사항에 부합하지 못하는 단점을 지니고 있다. 특히, 기동의 패턴이 바뀌는 순간적인 가속도 입력에 대해서는 그 성능이 현저히 떨어지는 결정적 단점이 추가된다.

이러한 문제는 관측치의 입력값이 알 수 있는 일정한 범위내에서 존재하도록 하거나, 알 수 없는 외부 입력값을 적절히 분리하여 모든 추적 과정을 분리된 상태에서 실시한 후 분리된 외부 입력값의 크기 만큼 보상하는 과정을 거쳐야만 한다. 첫 번째의 경우, 표적이 선형기동의 패턴을 가지고 어렵지 않은 환경에서 추적이 이루어진다면 가능하지만, 비선형 기동표적 추적을 할 경우에는 추적 조건을 만족하기에는 쉽지가 않다. 두 번째 경우, 관측값에서 얻어지는 오차를 결정적인 외부 입력값과 순수 잡음으로 분리할 수 있다면 외부 입력값을 표적의 기동 방정식(dynamic equation)의 가속도, 속도, 위치 성분에 적절히 입력하여 모델링 된 기동표적의 추정값을 구해낼 수 있다. 분리된 외부 입력값을 표적의 입력 가속도로 설정하여 등속도 운동을 하는 기동표적의 모델을 변속 기동표적으로 만들 수 있고, 분리된 순수잡음은 필터링 과정을 통해 선형으로 가정된 기동표적 모델을 추정 할 수 있다. 이렇게 계산되는 두 가지 과정을 융합하면 비선형 기동을 하는 기동표적을 선형 기반의 필터링과정과 가속도 보정을 거쳐 적절히 추정할 수 있다.

본 논문에서는 퍼지 C-중간 클러스터링(Fuzzy C-means Clustering) 기법 [8-9]과 칼만필터를 이용하여 두 번째 방법을 통한 기동표적의 기동패턴 분석 추적 알고리즘을 제안하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 관련된 이론적 배경과 제안된 알고리즘을 간단히 설명하고 제안된 기법의 장점과 효율성을 설명한다. 그리고 제안된 알고리즘의 수행 가능성을 보여주기 위하여 몇 가지 예를 제시한다.

2. 본 론

2.1 기동표적 모델

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

$$x(k+1) = Fx(k) + G[u(k) + \omega(k)] \tag{1}$$

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

여기서, $x(k)$ 는 위치와 속도 성분을 지니는 상태 벡터로 다음과 같이 표현된다.

$$x(k) = [x_x \ x_x \ x_y \ x_y \ x_z \ x_z]^T \tag{3}$$

F와 G는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, $\omega(k)$ 는 프로세스 잡음, $u(k)$ 는 실제 알지 못하는 가속도 입력이다. 관측 방정식 $z(k)$ 는 다음과 같다.

$$z(k) = Hx(k) + v(k) \tag{4}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{5}$$

2.2 퍼지 C-중간 클러스터링

Bezdek에 의해 제안된 FCM(Fuzzy C-Means)은 하나의 클러스터에 속해져있는 각각의 데이터 점을 소속 정도에 의해서 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도를 일일이 열거한 데이터 분류 알고리즘이다. 본 논문에서는 예상위치 오차를 가속도와 순수 잡음으로 구분하는 기법으로 사용된다. 그 진행과정은 다음의 4단계를 거친다.

1단계 : 소속함수의 초기화 및 파라미터 결정

2단계 : 퍼지 클러스터 중심 계산

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

3단계 : 소속함수 갱신

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

4단계 : 임계값 비교 및 반복

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

3. 제안된 알고리즘

앞에서 살펴본 내용을 바탕으로 기동표적의 기동 패턴을 분석하여 추정하는 과정은 다음과 같다. 먼저 표적 정보를 통해 매 샘플링 시간마다 식 9와 같은 예상위치를 산출한다.

$$u(k|k-1) = \hat{x}(k-1|k-1) + \dot{x}(k-1|k-1) \cdot \Delta T \quad (9)$$

다음으로 관측치와 식(9)의 오차값을 구한다.

$$e(k) = z(k) - u(k|k-1) \quad (10)$$

오차값을 데이터로 입력하여 2.1절에서 소개한 퍼지 C-중간 클러스터링 기법을 이용 가속도와 잡음으로 분리한다.

$$\hat{a}(k|k-1) = e(k) - \bar{q}(k) \quad (11)$$

분리된 두 값은 다음과 같이 잡음은 필터링 과정을 통해 추정 위치를 구하고 가속도는 필터링 과정을 마친 후 보상하는 과정을 거친다.

$$P_x(k|k-1) = F \cdot P_x(k-1|k-1) \cdot F^T + G \cdot \bar{q}(k) \cdot G^T \quad (12)$$

$$S_x(k|k) = H \cdot P_x(k|k-1) \cdot H^T + R \cdot M \quad (13)$$

$$K(k) = P_x(k|k-1) \cdot H^T \cdot S(k)^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k) \cdot \bar{q}(k|k) + G \cdot \hat{a}(k) \quad (15)$$

$$P_x(k|k) = P_x(k|k-1) + K(k) \cdot S(k) \cdot K(k)^T \quad (16)$$

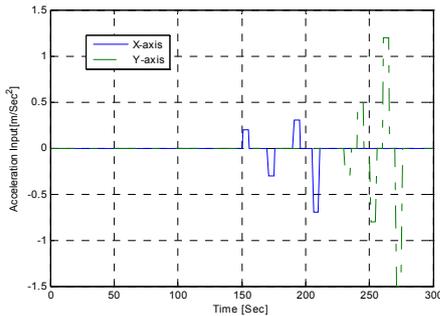
이상의 과정을 간단히 표기하면 그림 1과 같다.



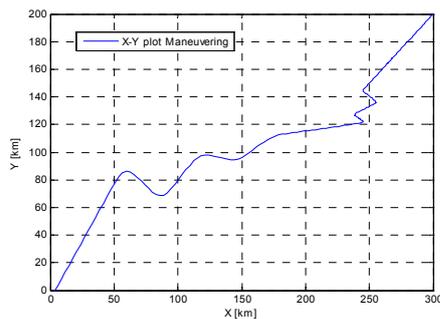
〈그림 1〉 표적의 기동패턴 인식 및 추적 과정

4. 모의실험 및 결과 고찰

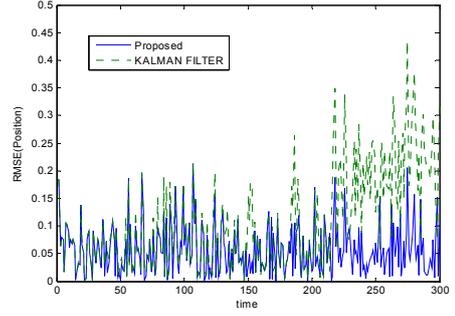
본 장에서는 2차원의 가상표적을 설정한 후 이용한 시뮬레이션을 통하여 제안된 방법의 응용 가능성과 우수성을 보인다. 기동표적은 최초 관측자로부터 경도 300km, 위도 200km 떨어진 지평선상에서 x축 230° 방향으로 초기속도 400%의 속도를 가지고 관측자에게 접근하는 고속 기동성을 가진 표적을 형성하였다. 각 축에 대하여 선형 기동과 비선형 기동을 순차적으로 실시하는 기동패턴을 그림 3과 같이 묘사 하였으며, 기동을 결정하는 결정적 가속도 입력값을 그림2와 같으며, 이에 따라 표적의 기동을 추적한 결과는 그림 4, 5와 같다.



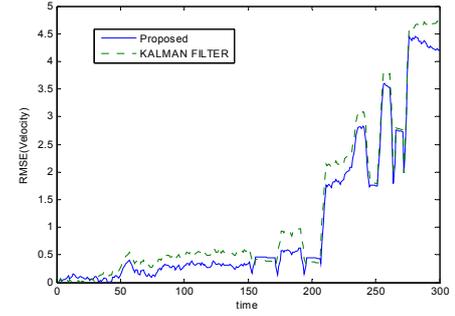
〈그림 2〉 가속도 입력



〈그림 3〉 표적의 기동패턴



〈그림 4〉 위치추정 결과



〈그림 5〉 속도추정 결과

5. 결론

본 논문에서는 퍼지 C-중간 클러스터링 기법을 응용한 기동표적의 기동 패턴 인식과 추적을 위한 추적 알고리즘을 제안하였다. 제안된 기법은 구분할 수 없었던 관측값은 퍼지이론을 기반으로 한 기법에 의해 효율적으로 구분 할 수 있었으며, 비선형 기동을 만드는 요소를 분리해 내므로써 선형적 패턴으로 형성한 값은 칼만필터를 이용하여 그 성능을 감소시키지 않으며 필터링 과정을 만들어 낼 수 있었다. 또한 실제 환경에 적용할 수 있도록 3차원의 기동방정식을 구성 하므로써, 보다 더 현실적인 접근방식을 이루었다. 기존의 기법들에 비해 단순하면서도 효율적인 방식을 거치므로 신속하고 정확한 결과를 이루어 낼 수 있었으며, 복잡한 오프라인 방식을 사용하지 않기 때문에 실시간 운용이 가능하다는 장점이 있다. 이에 대한 내용을 모의실험을 통하여 제안한 방법의 우수성을 증명하였다.

[참고 문헌]

- [1] B. Anderson and J. Moore Optimal Filtering, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.
- [2] 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.
- [3] E. Mazar, 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] McGinnity, S., and Irwin, G.W., "Fuzzy logic approach to maneuvering target tracking", IEE Proceedings-Radar, Sonar Navigation, Vol. 145, No. 6, pp. 337 - 341, 1998, 6.
- [8] J.C. Bezdek, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York 1981.
- [9] Hesam Izakian, Ajith Abraham and Vaclav 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, ISBN: 978-1-4244-5612-3, pp. 1690-1694, 2009