

차량 추적 성능 향상을 위한 퍼지 α - β 필터

정 태진, 김 인택, 안 승수

명지대학교 정보 제어 공학부 경기도 용인시 남동 산 388-2

전화 : (0335) 330-6475 / 팩스 : (0335) 321-0271

Fuzzy α - β filter for vehicle tracking

Tae Jin Jung, Intaek Kim, Seung Su An

Division of Information and Control Engineering, Myongji University

E-mail : tj@uh.myongji.ac.kr

Abstract

In this paper, we present a method for vehicle tracking systems using α - β filter based on fuzzy logic. The α - β filter estimates the future target positions using fixed α - β coefficients. We utilize the fuzzy logic to make α and β coefficients vary with the position. Comparisons of tracking performance made for three different schemes: the α - β filter, α - β filter using fuzzy logic, and the Kalman filter.

1. 서론

표적 추적(target tracking)은 특정 표적에 대한 위치 정보를 알아내어 표적의 속도, 가속도를 찾아내고 일정한 시간 후의 표적의 위치를 예측하는 과정을 포함한다. 그러므로 표적 추적 시스템은 레이더, 적외선 감지기, 카메라 등의 센서에서 측정된 표적의 위치를 이용하여 표적의 탐지, 식별 및 추적을 수행하는 것을 주된 목표로 한다. 일반적으로 레이더를 이용한 대응 표적 추적은 긴 스캔 시간 동안(long scan interval) 3차원 좌표 상에 존재하는 공중 표적을 추적한다. 이에 비해 차량과 같은 지상 표적은 2차원 좌표 상에서 직선 운동을 하고, 스캔 시간이 짧기 때문에 3차원 표적의 추적에 비해 훨씬 간단한 방법으로 추적 및 궤적의 관리가 가능 하다[1].

주행 중인 차량으로부터 획득한 추적 결과는 차량 속도, 교통

량, 사고 유무 등의 교통 상황을 제공하고 있다. 이와 같은 정보는 효율적인 도로 관리뿐만 아니라 차량 운행자에도 유용한 교통 정보를 제공할 수 있는데 이것이 지능형 첨단교통시스템(Intelligent Transport System)의 궁극적인 목적이기도 하다.

차량 추적 시 발생하는 문제점은 근본적으로 불완전한 데이터 수집 과정에 기인한다. 일반적인 영상 감지기를 사용하면 다음과 같은 문제가 발생한다: (1) 데이터 처리 과정 중 배경이 미지와의 차이로 인해 차량을 추출함에 있어 미세한 빛의 변화가 차량의 존재를 무시하게 되는 경우, (2) 빛이나 그림자들로 인해 차량의 일부만 추출되는 이 발생하는 경우, (3) 두 개의 작은 blob이 겹쳐짐에 따라 궤적 관리를 불완전한 blob은 한이 오는 blob 겹침 현상이 일어난 경우 등이 발생할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점들에 의해 발생하는 불완전한 데이터를 가지고 효과적인 추적을 하는데 비교적 선형적인 운동을 하는 차량을 퍼지논리를 이용한 α - β 필터에 의해 쉽게 추적할 수 있는 방법론을 설명하고자 한다. α - β 필터는 칼만 필터보다 단순하고 α - β 계수에 따라 표적을 손쉽게 추적할 수 있는 이점이 있다. 또한 퍼지 논리를 적용하여 비선형적이거나 불완전한 표적 데이터를 알맞게 조절할 수 있다[2].

측정된 차량의 데이터와 예측한 차량 위치의 차이 에러 $e(k)$ 와 에러의 변화를 $\Delta e(k)$ 을 입력 값으로 하는 퍼지 규칙을 이용하고 학습에 의해 $\alpha(k)$ 를 찾고 $\alpha(k)$ 값에 의해 $\beta(k)$ 값을 정한다.

출력 값으로 나타낼 수 있도록 다음의 퍼지 규칙을 적용한다.

$$\text{If } e(h) = e \text{ and } \Delta e(h) = \Delta e \text{ then } \alpha(h) = \alpha$$

본 논문에서는 기존의 α - β 필터와 퍼지 논리를 이용한 α - β 필터와 같은 필터로 차이를 추적하여 비교 분석함으로써 제안된 알고리즘의 특징과 장점을 설명한다.

II. 차량 추적

1. α - β 필터

α - β 필터는 고정된 α , β 값을 사용하여 미래 값을 예측한다

[3]. 여기서 α 와 β 는 각각 위치, 속도를 결정해 주는 계수로 아래와 같이 필터를 표현할 수 있다.

$$x_p(h) = x_p(h-1) + \alpha \times [x_o(h) - x_p(h)]$$

$$v_m(h) = v_m(h-1) + (\beta/T) \times [x_o(h) - x_p(h)]$$

$$x_p(h+1) = x_p(h) + T \times v_m(h)$$

위에서 $x_o(h)$ 는 h 번째 표적의 측정치, $x_p(h)$ 는 h 번째 표적의 예측 위치, $x_s(h)$ 는 h 번째 알의 측정치와 예측치를 사용하여 갱신된 값, $v_m(h)$ 는 h 번째 표적의 속도, T 는 샘플링 주기(스캔 시간을 나타낸다). 먼저 초기 값을 아래와 같이 놓는다

$$x_p(1) = x_p(1) = x_o(1), v_m(1) = 0$$

$$v_m(2) = [x_s(2) - x_p(1)]/T$$

α , β 값은 $\beta = \alpha^2/(2 - \alpha)$ 을 따른다 [4].

2. 퍼지 논리를 이용한 α - β 필터

퍼지 논리를 이용하여 α - β 필터는 예측과 예측의 변화를 입력으로, α 값을 출력으로 얻는 퍼지 규칙을 사용한다 [5].

예측과 예측의 변화 값으로 소속 함수를 만드는 방법은 다음과 같이 얻는다.

- 예측은 h 번째 측정치와 예측치의 차이를 h 번째 예측치로

나누어서 0과 1 사이로 정규화시킨다.

- 예측의 변화량은 h 번째 예측과 $h+1$ 번째 예측의 차이로 나타낸다.

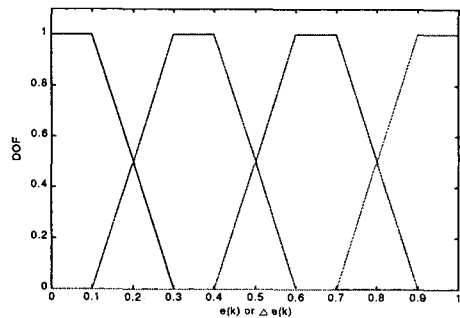


그림 1. $e(h)$ 와 $\Delta e(h)$ 의 소속 함수

그림 1의 퍼지 집합의 입력 소속 함수는 $ZE=[0.0 \ 0.1 \ 0.3]$, $5P=[0.1$

$0.3 \ 0.4 \ 0.6]$, $MP=[0.4 \ 0.6 \ 0.7 \ 0.9]$, $LP=[0.7 \ 0.9 \ 1.0]$ 로 나타낼 수 있

다.

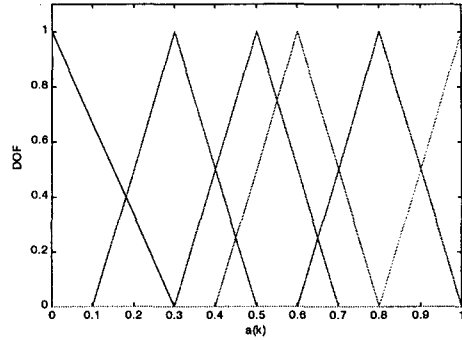


그림 2. $\alpha(h)$ 의 소속 함수

그림 2의 퍼지 집합의 출력 소속 함수는 $ZE=[0.0 \ 0.3]$, $5P=[0.1$

$0.3 \ 0.5]$, $MP=[0.4 \ 0.6 \ 0.8]$, $LP=[0.6 \ 0.8 \ 1.0]$, $UP=[0.6 \ 0.8 \ 1.0]$, $EP=[0.8 \ 1.0]$

로 나타낸다. 입력과 출력의 소속 함수로 퍼지 논리를 만드는 방법은 if-then 규칙을 사용한다.

$$\text{If } e(h) = e \text{ and } \Delta e(h) = \Delta e \text{ then } \alpha(h) = \alpha$$

이러한 소속 함수와 퍼지 규칙을 바탕으로 퍼지 추론을 이용하여 경험에 의한 시행착오를 거쳐서 여러 다른 차량의 데이터들을 모의 실험한 결과로 가장 좋은 출력 α 와 β 값을 찾을 수 있다.

[표 1. $\alpha(h)$ 의 퍼지 상관]

| | | $e(h)$ | | | |
|---------------|----|--------|----|----|----|
| | | ZE | 5P | MP | LP |
| $\Delta e(h)$ | ZE | EP | UP | MP | 5P |
| | 5P | EP | UP | MP | ZE |
| | MP | EP | LP | 5P | ZE |
| | LP | UP | LP | 5P | ZE |

β 값은 표 1에서 얻은 α 로부터 식 $\beta = \alpha^2/(2 - \alpha)$ 을 사용하여 얻는다.

3. 칼만 필터

칼만 필터를 사용한 차량추적은 전통적인 칼만 필터 알고리즘을 사용한다.

$$h_p(h) = \phi \times p(h-1) \times H^T \times [H p(h-1) + h_n]$$

$$x^*(h+1|k) = \phi x^*(h+1|k) + h_p(h) [u(h) - H x^*(h|k-1)]$$

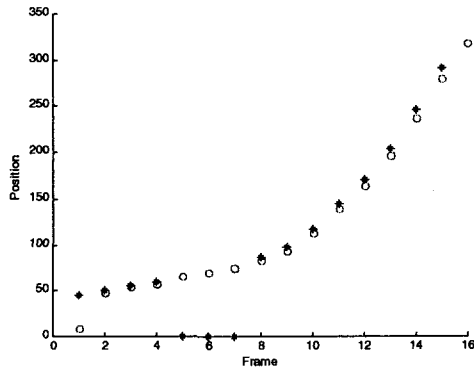


그림 8. 인실 데이터의 칼만 필터 추적

III. 결 론

본 논문에서는 자량 추적 방법으로 퍼지 논리를 이용한 α - β 필터를 제안하였다. 제안된 방법은 α - β 필터의 α 와 β 값이 고정적일 때 비록 본 논문에서는 예러와 예러의 변화를 사용하여 α 를 결정하는 데 퍼지 논리를 사용하였다.

참 고 문 헌

- [1] 김인택, 이응기, "지형 정보를 사용한 다중 저상 표적 추적 알고리즘의 연구," 제어 자동화 시스템 공학 논문지 제6권 2호, pp. 173-180, 2000. 2.
- [2] Intaek Kim, Youngsung Soh, "An Intelligent Vehicle Tracking Method," in Proc. of 7th World Congress on Intelligent Transport Systems, Nov. 6-9, 2000. (in preparation)
- [3] A. C. C. Chan, P. Ott, and H. Leung, "A fuzzy rule based system for maneuvering target tracking," in proc. 27th Int. Symp. Advanced Transportation application: Dedicated Conference on Robotics, Motion, and Machine Vision, Aachen, Germany, pp. 122-134, Nov. 1994.
- [4] T. A. Benedict and G. W. Bordner, "Synthesis of an optimal set of radar track-while-scan smoothing equations," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-7, pp. 27-32, July 1962.
- [5] A. C. C. Chan, U. Lee, and H. Leung, "Radar Tracking for Air Surveillance in a Stressful Environment Using a Fuzzy-Gain Filter," IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol.5, pp.80-89, Feb. 1997.
- [6] Eli Brookner, *Tracking and Kalman Filtering Made easy* Wiley-