

# 퍼지 논리를 이용한 차량 추적

## Vehicle Tracking Using Fuzzy Logic

정 태 진, 김 인 택

Tae Jin Jung, Intae kim

명지대학교 정보제어공학과

경기도 용인 시 남동 38-2

(0335)-330—6475

### 요 약

본 논문에서는 퍼지 논리를 이용한 차량 추적 시스템의 설계에 관한 방법을 제안한다.  $\alpha-\beta$  필터는 고정된  $\alpha-\beta$ 에 따라 표적의 미래 위치를 예측하는데 우리는 if-then 퍼지 논리를 사용하여 각 위치마다  $\alpha, \beta$ 를 바꿔줌으로써 추적을 효율적으로 하였다. 카메라 영상에 의해 들어온 차량 데이터를 표준  $\alpha-\beta$ 필터, 퍼지 논리를 이용한  $\alpha-\beta$ 필터, 칼만 필터로 추적하여 각각 비교 분석한다.

### ABSTRACT

In this paper, we propose a method for vehicle tracking systems using fuzzy logic. The standard  $\alpha-\beta$  filter estimates the future target positions using fixed  $\alpha, \beta$  coefficients. We utilize the if-then fuzzy logic to make  $\alpha$  and  $\beta$  coefficients vary with the position. Comparisons are made in tracking vehicles using three different schemes: the standard  $\alpha-\beta$  filter,  $\alpha-\beta$  filter using fuzzy logic, and the Kalman filter.

### I. 서 론

표적 추적(target tracking)은 관심이 있는 표적의 이동에 대해 현재 위치, 속도, 가속도 등을 알아내어 미래의 표적 궤적을 예측하는 것을 의미한다.

레이더, 적외선 감지기, 카메라 등의 센서에서 측정된 표적의 측정 데이터를 처리하고 이를 이용하여 표적의 탐지, 식별 및 추적을 수

행하는 것을 표적 추적 시스템이라 한다. 레이더를 이용한 추적은 3차원 좌표의 곡선 운동하는 공중 표적을 추적하며 긴 스캔 시간을 가진다. 그러나 지상 목표물의 추적은 2차원 좌표에서 직선 운동하는 목표물을 추적할 뿐만 아니라 짧은 스캔 시간을 요한다. 따라서 추적을 수행하는데 필요한 조작, 궤적 관리가 훨씬 용이하다[1].

지상 표적 추적 중 차량추적은 도로의 차량을 센서로 감지 하여 도로 상황, 교통량, 사고유무 등의 교통관련 변수들을 찾아내어 이용자들에게 편의를 제공하거나 효율적인 도로 관리를 가능하게 한다. 이러한 정보들은 지능형 교통 관제 시스템 (ITS)에 중요하게 사용된다.

기존의 칼만 필터를 적용한 추적은 앞에서 설명한 바와 같이 고도의 비선형적인 운동과 스캔 시간이 긴 상황에서 널리 사용되는 방법이다. 그러나 차량추적은 비교적 짧은 스캔 시간 동안에 선형적인 운동을 하기 때문에 칼만 필터를 써야 하는데 재고할 필요가 있다. 이에 비해  $\alpha-\beta$  필터는 칼만 필터보다 단순하고  $\alpha-\beta$  계수에 따라 표적을 손쉽게 추적 할 수 있는 이점이 있다. 본 논문에서는 주어진 에러와 에러의 변화를 퍼지 if-then 규칙에 적용하여  $\alpha, \beta$  계수를 결정하는 방법을 사용하여 차량을 추적하고 칼만 필터를 사용하여 차량을 추적한 결과를 각각 비교 분석 하였다.

## II. 차량 추적

### 1. 표준 $\alpha-\beta$ 필터

$\alpha-\beta$  필터는 고정된  $\alpha, \beta$  값을 사용하여 미래 값을 예측한다[2]. 여기서  $\alpha, \beta$ 는 각각 위치, 속도를 결정해 주는 계수로 아래와 같이 필터를 표현할 수 있다.

$$x_s(k) = x_p(k) + \alpha \times [x_o(k) - x_p(k)]$$

$$v_{xs}(k) = v_{xs}(k-1) + (\beta/T) \times [x_o(k) - x_p(k)]$$

$$x_p(k+1) = x_s(k) + T \times v_{xs}(k)$$

위에서  $x_o(k)$ 는 k번째 표적의 측정치,  $x_p(k)$ 는 k번째 표적의 예측위치,  $x_s(k)$ 는 k번째 앞의 측정치와 예측치를 사용하여 갱신된 값,  $v_{xs}(k)$ 는 k번째 표적의 속도, T는 샘플링 주기 (스캔 시간)를 나타낸다.

먼저 초기값을 아래와 같이 놓고

$$x_s(1) = x_p(1) = x_o(1), v_{xs}(1) = 0$$

$$v_{xs}(2) = [x_o(2) - x_p(1)]/T$$

$\alpha, \beta$  값은  $\beta = \alpha^2/(2 - \alpha)$  을 따른다[3].

### 2. 퍼지 논리를 이용한 $\alpha-\beta$ 필터

퍼지논리를 이용하여  $\alpha, \beta$  값을 결정하는 방법은 두개의 입력 변수 값(에러, 에러의 변화)과 두개의 출력 변수 값( $\alpha, \beta$ )을 지정하여 퍼지 규칙을 만들어 사용한다.

에러와 에러의 변화 값으로 소속함수를 만드는 방법은 다음과 같이 얻는다.

- 만약  $x_o(k)$ 와  $x_o(k-1)$ 이 같지 않다면  $e(k) = (x_o(k) - x_p(k)) / |x_o(k) - x_p(k)|$
- 만약  $x_o(k)$ 와  $x_o(k-1)$ 가 같다면  $e(k) = (x_o(k) - x_p(k)) / |x_o(k) - x_p(k)|$  그렇지 않으면 0으로 에러를 정규화 시키고
- 에러의 변화는  $\Delta e(k) = (e(k) - e(k-1)) / e(k)$ 로 나타낸다.

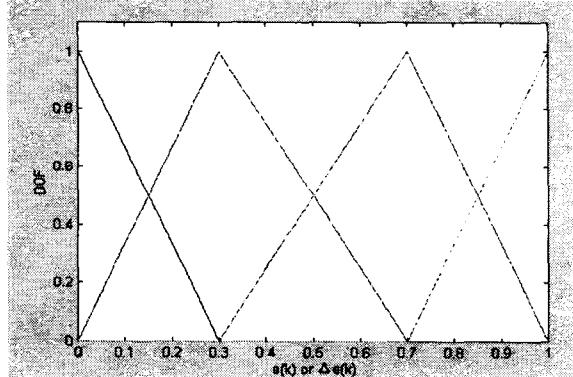


그림 1.  $e(k)$  와  $\Delta e(k)$  의 소속 함수

그림 1의 퍼지 set의 입력 소속 함수는 ZE=[0 0 0.3], SP=[0 0.3 0.7], MP=[0.3 0.7 1], LP=[0.7 1 1] 로 나타낼 수 있다.

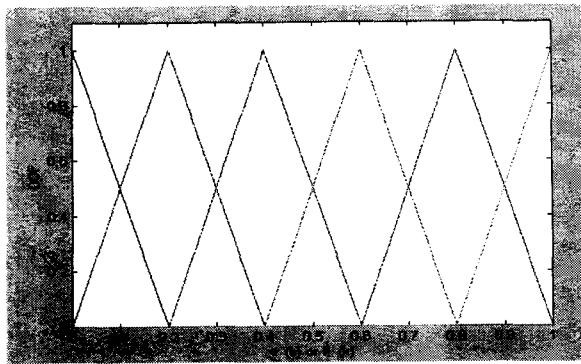


그림 2.  $\alpha(k)$  와  $\beta(k)$ 의 소속 함수

그림 2의 퍼지 set의 출력 소속 함수는  $ZE = [0 \ 0 \ 0.2]$ ,  $SP = [0.2 \ 0.4 \ 0.6]$ ,  $MP = [0.4 \ 0.6 \ 0.8]$ ,  $LP = [0.4 \ 0.6 \ 0.8]$ ,  $VP = [0.6 \ 0.8 \ 1]$ ,  $EP = [0.8 \ 1 \ 1]$ 로 나타낸다.

입력과 출력의 소속 함수로 퍼지 논리를 만드는 방법은 if – then 규칙을 사용한다.

If  $e(k) = e$  이고  $\Delta e(k) = \Delta e$  이면  $\alpha(k) = \alpha$  그리고  $\beta(k) = \beta$ 이다.

이러한 소속 함수와 퍼지 규칙을 바탕으로 퍼지 추론을 이용하여 경험에 의한 시행 착오를 거쳐서 여러 다른 차량의 데이터들을 모의 실험한 결과로 가장 좋은 출력  $\alpha$  와  $\beta$ 를 찾을 수 있다.

[표 1.  $\alpha(k)$ 의 퍼지상관]

		e(k)			
		ZE	SP	MP	LP
$\Delta e(k)$	ZE	VP	SP	EP	EP
	SP	LP	LP	VP	VP
	MP	EP	VP	MP	MP
	LP	VP	ZE	MP	EP

[표 2.  $\beta(k)$ 의 퍼지상관]

		e(k)			
		ZE	SP	MP	LP
$\Delta e(k)$	ZE	VP	SP	ZE	EP
	SP	ZE	ZE	ZE	ZE
	MP	ZE	ZE	LP	VP
	LP	ZE	LP	MP	SP

퍼지논리를 이용한 차량 추적은 표 1, 2의 퍼지 관계로 결정된  $\alpha$  와  $\beta$  값으로 위치를 결정한다[4].

### 3. 칼만 필터

칼만 필터를 사용한 차량추적은 전통적인 칼만 필터 알고리즘을 사용한다.

$$k_p(k) = \Phi \times p(k | k-1) \times H^T \times [H p(k | k-1)^T + R_c]$$

$$x'(k+1 | k) = \Phi x'(k+1 | k) + k_p(k) [y(k) - H x'(k | k-1)]$$

$$p(k+1 | k) = [\Phi - k_p(k) H] p(k | k-1) \Phi^T + Q$$

여기서  $x'$ 는 표적 상태 벡터,  $y$ 는 측정 벡터,  $\Phi$ 는 상태 변화 행렬,  $P(k)$ 는  $k$ 번째 에러 공분산 행렬,  $k_p(k)$ 는  $k$ 번째 이득,  $Q$ 는 시스템 노이즈,  $H$ 는 관측 행렬이다[5].

표준  $\alpha-\beta$ 필터와 퍼지 논리를 이용한  $\alpha-\beta$ 필터, 칼만 필터를 사용하여 차량을 추적한 결과를 그림 3~그림 5에 나타냈다.

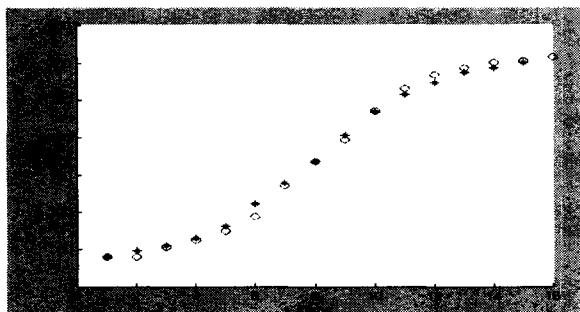


그림 3. 고정된  $\alpha-\beta$  필터를 사용한 추적

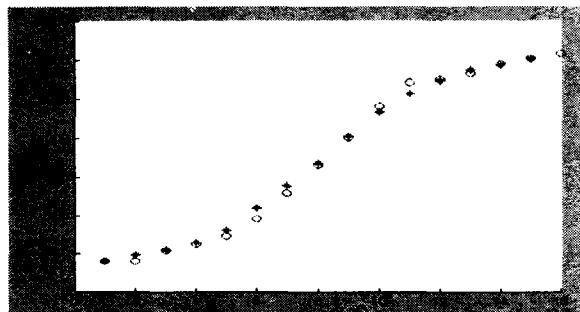


그림 4. 에러와 에러의 변화를 이용한  $\alpha-\beta$  필터를 사용한 추적

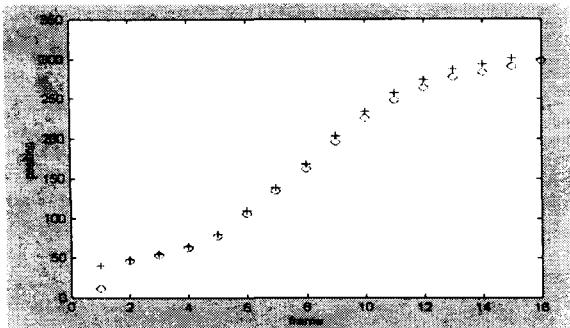


그림 5. 칼만 필터를 이용한 추적

[표 3. RMSE값]

고정된 $\alpha$ - $\beta$ 필터	6.9601
퍼지논리 이용한 $\alpha$ - $\beta$ 필터	6.7473
칼만 필터	6.9933

차량의 위치데이터를 이용하여 고정된  $\alpha$ - $\beta$ 필터를 사용한 결과는 그림 3 에러와 에러의 변화를 이용한  $\alpha$ - $\beta$ 필터를 사용한 결과는 그림 4 칼만 필터를 이용한 결과는 그림 5이다. 각각의 RMSE는 표 3으로 정리해 놓았다.

target tracking," in proc. 27<sup>th</sup> Int. Symp. Advanced Transportation Application: Dedicated Conference on Robotics, Motion, and Machine Vision, Aachen, Germany, Nov. 1994, pp. 122-134

[3] T. R. Benedict and G. W. Bordner, "Synthesis of an optimal set of radar track-while-scan smoothing equations," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC, pp. 27-32, July 1962

[4] K. C. C chan, V. 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

[5] Eli Brookner, *Tracking and Kalman Filtering Made easy*: wileyinterscience, Sudbury,MA, 1998

### III. 결 론

본 논문에서는 차량의 상태를 추적 하는 방법으로 퍼지 논리를 이용한  $\alpha$ - $\beta$  필터를 제안하였다. 제안된 방법은 에러와 에러의 변화를 입력으로 한 출력  $\alpha, \beta$ 를 결정하여 위치를 예측하는데 이는 고정된  $\alpha$ - $\beta$  필터나 칼만 필터를 사용한 차량추적과 비교해 정확하게 차량을 추적할 수 있다.

### IV. 참고문헌

- [1] 김인택, 이응기, "지형 정보를 사용한 다중 지상 표적 추적 알고리즘의 연구," 제어 자동화 시스템 공학 논문지 제6권 2호, pp. 173-180, 2000.2.
- [2] K. C. C. Chan, P. Ott, and H. Leung, "A fuzzy rule based system for maneuvering