

# Fuzzy Interacting Multiple Model을 이용한 관측왜곡 시스템의 차량추적

## Vehicle-Tracking with Distorted Measurement via Fuzzy Interacting Multiple Model

박성근 · 황재필 · 류경진 · 김은태\*

Seongkeun Park, Jae Pil Hwang, Kyungjin Rou and Euntai Kim

연세대학교 전기전자공학부

Yonsei University, School of Electrical and Electronic Engr.

### 요 약

본 논문에서는 관측왜곡을 포함하고 있는 적응형 순항 제어 시스템개발에 필수적인 필터링 방식에 대한 연구를 진행한다. 앞선 차량의 정확한 추적과 의도파악을 위하여 기본적으로 IMM (Interacting multiple model)을 사용하며 관측의 왜곡을 보상하기 위하여 확률적 퍼지 모델을 제안한다. 확률적 퍼지 모델은 기존의 결정형 퍼지모델과 달리 모델링 오차를 확률로 모델링한다. 끝으로 확률퍼지모델과 IMM을 결합한 FIMM (Fuzzy IMM)을 제안하여 관측왜곡이 발생하는 레이더를 이용한 전방차량의 추적 알고리즘을 제안한다.

### Abstract

In this paper, a new filtering scheme for vehicle tracking with distorted measurement is presented. This filtering scheme is essential for the implementation of the adaptive cruise control (ACC) system. The proposed method combines the IMM and the probabilistic fuzzy model and is named as the Fuzzy IMM (FIMM). The IMM is employed to recognize the intention of the preceding vehicle. The probabilistic fuzzy model is introduced to compensate the distortion of the range sensor. Finally, a computer simulation is performed to illustrate the validity of the suggested algorithms.

Key Words : Vehicle tracking, IMM, Fuzzy system, Adaptive cruise control, Measurement distortion

### 1. 서 론

자동차 산업의 발전과 자동차의 보급은 인간에게 많은 편리함을 가져다주었지만, 동시에 자동차 사고로 인한 많은 사회적인 위험을 증가시켰다. 통계청에 따르면 2003년 20대 사망 원인의 1위를 차지할 정도로 차량으로 인한 사고의 위험은 매우 크다. 이러한 이유로 최근 자동차 기술의 발달은 운전자의 편의성을 위한 연구뿐만 아니라, 운전자와 보행자의 안전을 위한 많은 연구들이 진행되었다. 이전의 안전을 위한 연구는, 에어백 같이 사고가 난 후의 운전자의 안전을 보장해주는 수동형 안전 시스템은 사고의 피해를 최소화 할 뿐, 실제 사고 자체를 방지하지는 못한다. 최근에는 이러한 단점을 극복하기 위해 능동 안전 시스템 개발이 활발히 진행되고 있다. 능동 안전 시스템은 자동차 주변의 환경을 인식하여 운전자에게 사고의 위험을 알려주고, 자동차의 제어에 직접적으로 관여하는 시스템을 총칭한다. 이러한 시스템에는 적응형 순항 제어(Adaptive Cruise Control

System), 도로 신호 인식 시스템, 사각 경고 시스템 등이 해당된다.

이중 적응형 순항 제어 시스템은 지능형 교통 시스템(Intelligent Transportation System)과도 연결되어 연구가 널리 진행되고 있다 [1,2]. 적응형 순항제어 시스템의 성능은 주로 앞서가는 차량에 대한 추적을 얼마나 정확하게 할 수 있는가와 앞선 차량의 의도를 얼마나 정확히 판단하는가에 따라 결정된다. 일반적으로 이러한 적응형 순항제어 시스템을 구축하기 위해서 장거리레이더를 이용하게 되는데 이러한 장거리 레이더의 경우 먼거리쪽으로 가면 왜곡이 심해지고 관측오차도 증가하는 단점을 가지고 있다.

본 논문에서는 이러한 관측왜곡을 포함하고 있는 적응형 순항제어 시스템개발에 필수적인 필터링 방식에 대한 연구를 진행한다. 앞선 차량의 정확한 추적과 의도파악을 위하여 기본적으로 IMM (Interacting multiple model)을 사용하며 관측의 왜곡을 보상하기 위하여 확률적 퍼지 모델을 제안한다 [3,4]. 추적하는 차량까지의 거리가 멀어지면 멀어질 수록, 차량까지의 거리가 포화 상태에 이르기 때문에, 거리까지의 측정치가 왜곡되어 IMM 성능에 심각한 영향을 끼치게 된다. 이를 보상하기 위해, 포화 상태에 이르는 측정방정식을 나타내는 확률적 퍼지 모델을 제안하고 이를 IMM과 결합한 FIMM (Fuzzy IMM)을 제안하여 관측왜곡이 발생하는 레이더를 이용한 전방차량의 추적 알고리즘을

접수일자 : 2007년 10월 5일

완료일자 : 2008년 1월 10일

\* 교신 저자

본 연구는 한국과학재단의 특정기초연구사업의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.(R01-2006-000-11016-0)

제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 기존의 결정(deterministic) 퍼지 모델과 다른 확률(probabilistic) 퍼지모델을 제안한다. 3장에서는 제안한 확률적 퍼지모델을 이용하여 왜곡을 포함한 장거리 레이다의 확률모델을 진행하고 이를 IMM과 결합한 FIMM을 제안한다. 4장에서는 FIMM을 장착한 적응형 순항제어 시스템의 전방차량 추적 성능을 컴퓨터 모의실험을 통하여 확인하고 5장에서 논문을 마무리한다.

## 2. 확률형 퍼지모델

### 2.1 구조

Takagi 등에 의해서 제안된 TSK (Takagi-Sugeno-Kang) 퍼지 모델은 적은수의 퍼지 규칙을 가지고도 비선형 시스템을 표현할 수 있다 [5-8]. 이는 입력공간의 퍼지 분할에 입각하여 식(1)과 (2)에서 나타낸 바와 같이 구분 선형 분할의 확장으로 여겨질 수 있다.

$$R^r: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^r \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^r, \dots, x_M \text{ is } A_M^r$$

$$\text{then } z^r = a_0^r + a_1^r x_1 + \dots + a_M^r x_M \quad (1)$$

$$\hat{z} = \frac{\sum_{i=1}^c w^i z^i}{\sum_{i=1}^c w^i} \text{ where } w^r = \text{MIN}_{s=1}^m A_s^r(x_s) \quad (2)$$

여기서  $R^r (r=1, 2, \dots, c)$  는  $r$ 번째 퍼지 규칙이고  $x_s (s=1, 2, \dots, M)$  은 입력을  $z^r$  는 퍼지 규칙  $R^r$  의 출력이다. 문제를 간단히 하기 위하여 시스템을 다입력 일출력(MISO)인 것으로 가정하자. 다출력 시스템인 경우에 대해서는  $z_1^r, z_2^r$  등과 같은 출력변수들을 사용하게 된다.  $A_1^r, A_2^r, \dots, A_M^r$  은 퍼지 변수로서 종형(bell-type), 사다리꼴, 삼각형 등과 같은 형태의 퍼지 집합으로 표현되며 퍼지 합인  $R^r$  의 추론 시에 적용되는 파라미터들을 나타낸다. 다음의 그림 1은 TSK 퍼지 모델의 기본적인 아이디어를 설명해 준다.

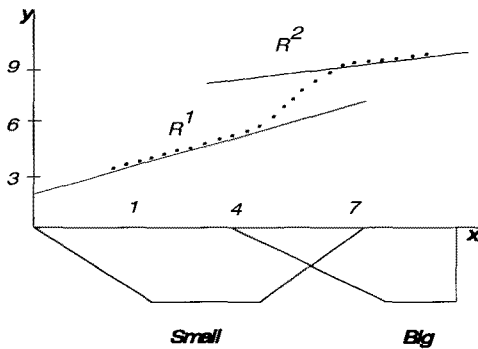


그림 1. Sugeno형 퍼지 모델  
Fig 1. Sugeno-type fuzzy model

그러나 실제의 경우 입력과 출력의 관계가 항상 일정할

수는 없고 이에대한 모델링도 필요하게 되는 데 본 논문에서는 다음과 같은 확률적인 TSK 모델을 고려한다.

$$R^r: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^r \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^r, \dots, x_M \text{ is } A_M^r$$

$$\text{then } z^r = a_0^r + a_1^r x_1 + \dots + a_M^r x_M + n \quad (3)$$

$$\hat{z} = \frac{\sum_{i=1}^c w^i z^i}{\sum_{i=1}^c w^i} + n$$

여기서  $n \rightarrow N(0, \sigma^2)$  이고

$$w^r = \text{MIN}_{s=1}^m A_s^r(x_s) \quad (4)$$

즉 기존의 TSK 퍼지모델에 가우시안 노이즈를 첨가한 모델로

- 1) 기존의 모델과 달리 입출력 특성과 함께 확률특성까지 모델링을 한다는 장점이 있지만
- 2) 확률특성 모델링을 위해 연산이 증가하는 단점이 있다.

### 2.2 설정

위의 확률적 퍼지모델의 설정은 기존의 2단계 방식을 이용한다. 2단계 방식이란 퍼지모델의 파라미터를 대략조정(coarse tuning)과 미세조정(fine tuning)으로 나뉘어서 파라미터를 설정하는 방식이다. 대략조정은 클러스터링을 통해 하이퍼평면을 찾아내는 단계이고 FCRM방식 [6,7]이나 Successive clustering방식 [8]을 이용할 수 있다. 본 논문에서는 편의상 FCRM을 이용한 방식을 소개한다.

----- FCRM 알고리즘 -----

$N$  개의 샘플  $(x_q, z_q), 1 \leq q \leq N$ 로부터  $c$  개의 퍼지규칙을 가지고 있는 퍼지모델을 생성한다. 여기서  $x_q = (1 x_{q1} x_{q2} \dots x_{qM})^T$  이다.

단계 1: 다음과 같이  $c$  개의 초평면 클러스터를 생성한다.

$$z^1 = x^T P^1(1)$$

$$\dots$$

$$z^c = x^T P^c(1)$$

여기서 1은 초기단계를 의미하고  $x = (1 x_1 x_2 \dots x_M)^T$  이고  $P^r = (p_0^r p_1^r p_2^r \dots p_M^r)^T$  이다.

단계 2:  $l$  번째 단계에서 각 샘플  $(x_q, z_q), 1 \leq q \leq N$  을  $c$  개의 클러스터에 할당한다. 즉  $c \times N$  크기의 행렬  $U(l)$  을 다음과 같이 정의한다.

$$I_q \equiv \{r | 1 \leq r \leq c, d_q^r \equiv \|z_q - x_q^T P^r(l)\| = 0\}$$

$$\tilde{I}_q \equiv \{1, 2, \dots, c\} - I_q$$

$$I_q = \emptyset \Rightarrow \mu_q^r = 1 / \left[ \sum_{s=1}^c (d_q^s / d_q^r)^{2/(m-1)} \right]$$

$$I_q \neq \emptyset \Rightarrow \mu_q^r = 0 \forall r \in \tilde{I}_q \text{ and } \sum_{r \in I_q} \mu_q^r = 1$$

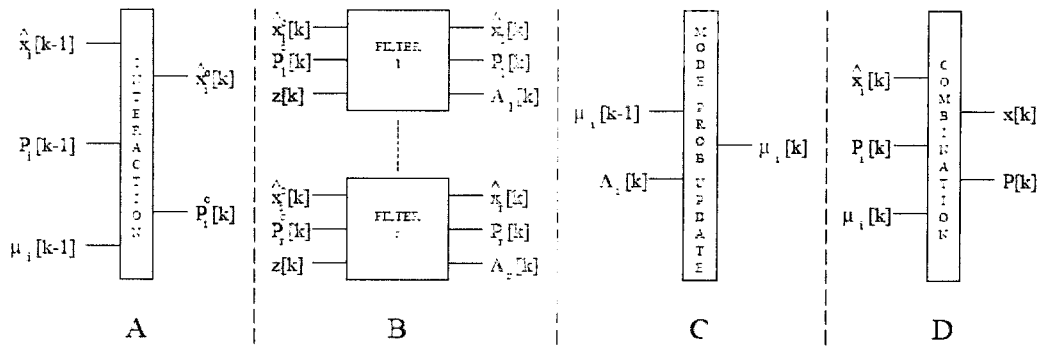


그림 2. IMM의 기본구조 (Schematic of IMM)  
Fig 2. Schematic of IMM

단계 3 :  $\|U(l) - U(l-1)\| \leq \epsilon$  면 단계 4로 간다.  
단계 4 :  $(l+1)$  단계에서의 새 클러스터 대표값

$$z^r = x^T P^r(l+1) \text{ for } r=1, \dots, c$$

를 단계2의  $\mu_i^r$ 과 Weighted Recursive Least Square (WRLS)를 이용하여 계산한다.

단계 5 : 단계 2로 가고  $l = l+1$ .

미세조정은 다음과 같이 실제출력과 퍼지모델의 출력사이 오차  $e$ 를 줄이는 방향으로 퍼지모델의 식을 조정하는 단계이다.

$$e = z - \hat{z} = z - \frac{\sum_{i=1}^c w^r z^r}{\sum_{i=1}^c w^r} \quad (5)$$

$$\Delta\theta = -\gamma \frac{\partial}{\partial \theta} \left( \frac{e^2}{2} \right) = -\gamma e \frac{\partial e}{\partial \theta} \quad (6)$$

여기서  $\theta$ 는 퍼지모델의 파라미터를 의미하고  $\gamma$ 는 학습률이다. 이러한 설정이 끝난 이후 다음과 같이 확률파라미터를 결정할 수 있다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{q=1}^N (z_q - \hat{z}(x_q))^2} \quad (7)$$

미세조정의 자세한 식은 [6,7]를 참조한다.

### 3. Fuzzy Interacting Multiple Model (FIMM)

#### 3.1 개요

적응형 순항제어 시스템을 구현하는데 가장 중요한 것은 앞선 차량을 정확히 추적하여 그 차량의 행동에 따라 나의 제어를 바꾸는 것이다. 앞선차량의 의도등을 정확하고 부드럽게 추적하기 위하여 흔히 사용되는 방식이 IMM (Interacting Multiple Model)방식이다. IMM은 항공/방위

산업에서 물체추적에 널리 사용되던 방식으로 최근 자동차 산업에서 적응 순항시스템의 구현에 사용되고 있다. IMM은 다수개의 필터를 병렬로 연결하여 사용하고 각 필터는 추적하는 시스템의 특정모드에 해당하여 동작하게 된다. 다음의 그림은 IMM의 기본동작을 설명하는 그림이다.

그러나 이러한 IMM을 실제 자동차의 적응순항시스템에 적용하는 경우 레인지 센서의 왜곡으로 정확한 추적이 어렵게 된다. 즉 적응순항시스템에 사용되는 레인지 센서는 대부분 원거리 레이더로 거리가 먼 경우는 거리상 왜곡이 발생하여 IMM을 통한 앞선차량의 정확한 추적이 어렵게 된다. 따라서 본 논문에서는 이를 개선하기 위하여 레인지 센서 시스템에 대한 입출력 데이터를 미리 취득하여 이를 2장에서 제안한 확률적 퍼지 모델로 표현하고 이를 IMM과 연결한 FIMM을 제안하여 차량의 추적능력을 향상시킨다.

#### 3.2 앞선차량의 동적 모델

본 논문에서 사용되는 전방차량의 다이내믹스는 다음의 식 (8)으로 표현된다.

$$x(k) = Fx(k-1) + \Gamma w(k-1) \quad (8)$$

$$F = \begin{pmatrix} 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\Gamma = \begin{pmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

여기서 장착된 장거리 레이더를 중심으로 가로축은  $\xi$ , 세로축은  $\eta$ 로 표시할 때  $x = (\xi \dot{\xi} \ddot{\xi} \eta \dot{\eta} \ddot{\eta})^T$ 이다. 즉 상태변수  $x$ 는  $\xi$ 과  $\eta$ 의 두종류 변수의 위치, 속도, 가속도의 세가지

정보를 의미하며  $T$ 는 샘플링 타임이다.  $w(k)$ 는 프로세스 노이즈이며 그 공분산은  $Q(k)$ 로 나타낸다. 실제로  $w(k)$ 는 차량의 가속 및 감속을 의미한다.

### 3.3 장거리 레인지 센서의 확률모델

레인지 센서의 왜곡을 보상하기 위하여 적응 순항 시스템에 사용하는 레인지 센서 센서로부터 데이터를 취합한다. 데이터를 8000개 취득하며 다음의 그림은 실제 데이터를 취득한 장애물의 위치이다.

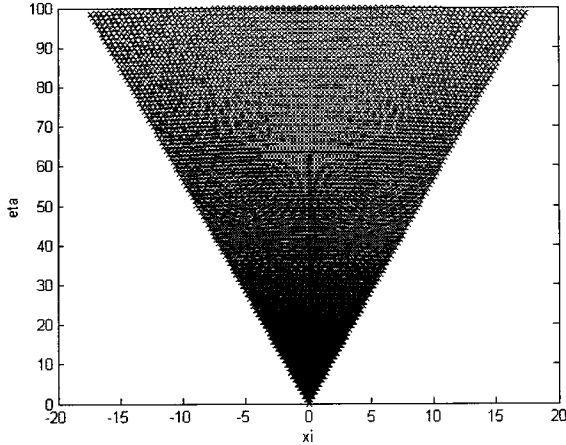


그림 3. 레인지 센서의 데이터 취득  
Fig 3. Range sensor data

이제 위의 데이터를 2장에서 제안한 방식을 이용하여 확률적 퍼지모델을 설계한다. 레인지 센서의 출력은

$$z = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \end{pmatrix} = h(\xi, \eta) = \begin{pmatrix} h_1(\xi, \eta) \\ h_2(\xi, \eta) \end{pmatrix} \quad (9)$$

로 표현하고 변수별로 3개의 퍼지규칙을 가지고 표현하면 얻어지는 장거리 레인지 센서의 퍼지 모델은 다음과 같다.

### 3.4 Fuzzy IMM

퍼지모델로 표현되는 장거리 레인지 센서의 왜곡모델을 이용하여 Fuzzy IMM을 구현한다. 식 (3)의 IF-THEN 규칙으로 표현되는 장거리 레인지 센서는 다음의 식으로 표현한다.

$$z_1 = h_1(\xi, \eta) = \frac{\sum_{r=1}^c w_1^r(\xi, \eta) (a_{10}^r + a_{1\xi}^r \xi + a_{1\eta}^r \eta)}{\sum_{r=1}^c w_1^r(\xi, \eta)} \quad (10-1)$$

$$z_2 = h_2(\xi, \eta) = \frac{\sum_{r=1}^c w_2^r(\xi, \eta) (a_{20}^r + a_{2\xi}^r \xi + a_{2\eta}^r \eta)}{\sum_{r=1}^c w_2^r(\xi, \eta)} \quad (10-2)$$

이제 FIMM을 구하기 위하여 관측모델의 자코비안을 계산하면

$$\nabla h = \begin{pmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial \xi} & 0 & \frac{\partial h_1}{\partial \eta} & 0 \\ \frac{\partial h_2}{\partial \xi} & 0 & \frac{\partial h_2}{\partial \eta} & 0 \end{pmatrix}$$

이고

$$\frac{\partial h_1}{\partial \xi} = \frac{\sum_{r=1}^c \left\{ \frac{\partial w_1^r}{\partial \xi} (a_{10}^r + a_{1\xi}^r \xi + a_{1\eta}^r \eta - z_1) + w_1^r a_{1\xi}^r \right\}}{\sum_{r=1}^c w_1^r(\xi, \eta)}$$

$$\frac{\partial h_1}{\partial \eta} = \frac{\sum_{r=1}^c \left\{ \frac{\partial w_1^r}{\partial \eta} (a_{10}^r + a_{1\xi}^r \xi + a_{1\eta}^r \eta - z_1) + w_1^r a_{1\eta}^r \right\}}{\sum_{r=1}^c w_1^r(\xi, \eta)}$$

$$\frac{\partial h_2}{\partial \xi} = \frac{\sum_{r=1}^c \left\{ \frac{\partial w_2^r}{\partial \xi} (a_{20}^r + a_{2\xi}^r \xi + a_{2\eta}^r \eta - z_2) + w_2^r a_{2\xi}^r \right\}}{\sum_{r=1}^c w_2^r(\xi, \eta)}$$

$$\frac{\partial h_2}{\partial \eta} = \frac{\sum_{r=1}^c \left\{ \frac{\partial w_2^r}{\partial \eta} (a_{20}^r + a_{2\xi}^r \xi + a_{2\eta}^r \eta - z_2) + w_2^r a_{2\eta}^r \right\}}{\sum_{r=1}^c w_2^r(\xi, \eta)}$$

식 (9)의 퍼지모델로 표현되는 레인지센서를 반영한 FIMM 알고리즘은 다음과 같다.

- Fuzzy Interacting Multiple Model (FIMM) -  
STEP 1. Interaction

$$\bar{\mu}_j(k|k-1) \equiv P(m_j(k)|Z^{k-1}) = \sum_{i=1}^r \{ \pi_{ij} \mu_i(k-1) \}$$

$$\mu_{ij}(k-1) = \frac{\pi_{ij} \mu_i(k-1)}{\bar{\mu}_j(k|k-1)}$$

$$\hat{x}_j^o(k-1) \equiv E(x(k-1)|m_j(k), Z^{k-1}) \\ = \sum_{i=1}^r \{ \hat{x}_i(k-1) \mu_{ij}(k-1) \}$$

$$P_j^o(k-1) \equiv E[(x(k-1) - \hat{x}_j^o(k-1))(x(k-1) - \hat{x}_j^o(k-1))^T | m_j(k), Z^{k-1}] \\ = \sum_{i=1}^r (P_i(k-1) + (\hat{x}_i(k-1) - \hat{x}_j^o(k-1))(\hat{x}_i(k-1) - \hat{x}_j^o(k-1)))$$

STEP 2. Filtering (KF)

$$\hat{x}_j(k|k-1) = F_j \hat{x}_j^o(k-1) + \Gamma_j \bar{w}_j(k-1) = F_j \hat{x}_j^o(k-1)$$

$$P_j(k|k-1) = F_j P_j^o(k-1) F_j^T + \Gamma_j Q_j(k) \Gamma_j^T$$

$$v_j(k) = z(k) - h_j(\hat{x}_j(k|k-1))$$

$$S_j(k) = \nabla h_j P_j(k|k-1) \nabla h_j^T + R_j(k).$$

$$W_j(k) = P_j(k|k-1) \nabla h_j^T S_j^{-1}(k)$$

$$\begin{aligned} \hat{x}_j(k) &= \hat{x}_j(k|k) = \hat{x}_j(k|k-1) + W_j(k)v_j(k) \\ P_j(k) &= P_j(k|k) = P_j(k|k-1) - W_j(k)S_j(k)W_j^T(k) \\ &= [I - W_j(k)H_j]P_j(k|k-1) \end{aligned}$$

STEP 3: Model Probability Update

$$\begin{aligned} \mu_j(k) &\equiv P(m_j(k)|Z^k) = \frac{\Lambda_j(k)\bar{\mu}_j(k)}{\sum_{j=1}^r \Lambda_j(k)\bar{\mu}_j(k)} \\ \Lambda_j(k) &= P(z(k)|m_j(k), Z^{k-1}) = |2\pi S_j(k)|^{-1/2} \\ &\quad \exp\left\{-\frac{1}{2}v_j^T(k)S_j^{-1}(k)v_j(k)\right\} \end{aligned}$$

STEP 4: Combination

$$\begin{aligned} \hat{x}(k) &\equiv E(x(k)|Z^k) = \sum_{i=1}^r \hat{x}_i(k)\mu_i(k) \\ P(k) &\equiv E[(x(k) - \hat{x}(k))(x(k) - \hat{x}(k))^T | Z^k] \\ &= \sum_{j=1}^r \{ [P_j(k) + (\hat{x}(k) - \hat{x}_j(k))(\hat{x}(k) - \hat{x}_j(k))^T] \times \mu_j(k) \} \end{aligned}$$

#### 4. 컴퓨터 모의실험

본 모의실험에서는 왜곡된 센서에서 FIMM과 IMM의 성능을 비교한다. 적응형 순항제어 차량은 30 m/s로 주행하고 있고 추적차량은 33m/s로 주행하는 것으로 한다. 적응형 순항제어 차량은 2차선을 주행하고 있고 추적차량은 1차선의 같은위치에서 주행을 시작하여 1-4초동안 적응형 순항제어 차량을 앞으로 끼어들기를 실시하고 약 15초 후 다시 1차선으로 돌아가는 주행을 한다. 모의실험을 20초간 진행하며 추적차량은 “주행모드”와 “차선변경모드”의 두 가지 모드를 갖는 것으로 한다. 두모드 모두 직선 주행이므로 식 (8)의  $F$ 와  $\Gamma$ 를 사용하며 단지 프로세스 노이즈만이 다르게 나타난다. 즉

$$\Gamma^T Q \Gamma = \begin{pmatrix} \frac{1}{4}T^4 & \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2}T^3 & T^2 & T & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2}T^2 & T & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{4}T^4 & \frac{1}{2}T^3 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}T^3 & T^2 & T \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2}T^2 & T & 1 \end{pmatrix} q \quad (11)$$

이고 “주행모드”의 경우

$$\sqrt{q_1} = 9.81 \times 10^{-4}$$

으로 사용하였고 “차선변경모드”의 경우

$$\sqrt{q_2} = 5 \times 9.81 \times 10^{-4}$$

로 하였다 [9]. 그림 4와 5는 추적차량의  $\xi$ 축과  $\eta$ 축 위치와 속도 명령을 나타낸 것이다. 즉 0-4초 사이 끼어들기를 시작하고 14-18초 사이에 다시 1차선으로 돌아가는 것을 볼 수 있다.

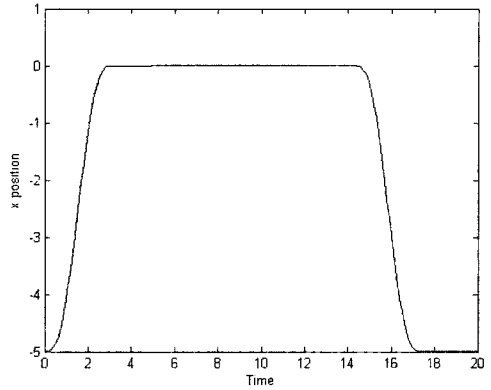
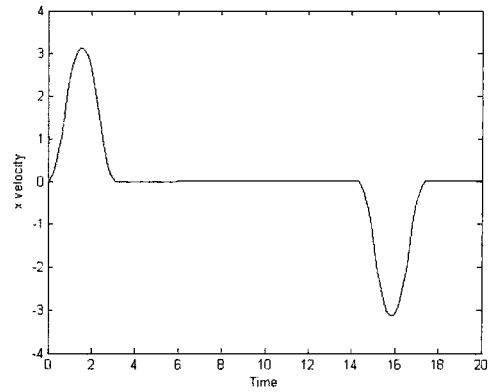


그림 4.  $\xi$ 축 위치와 속도 명령

Fig 4. Position and velocity comand of  $\xi$  axis

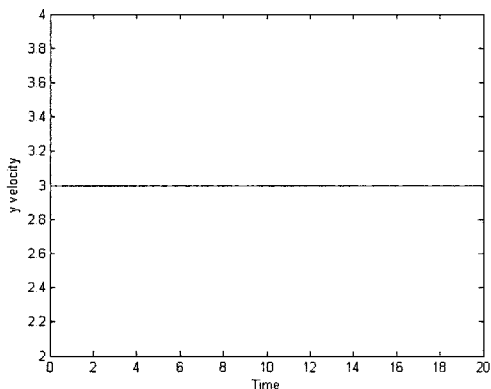
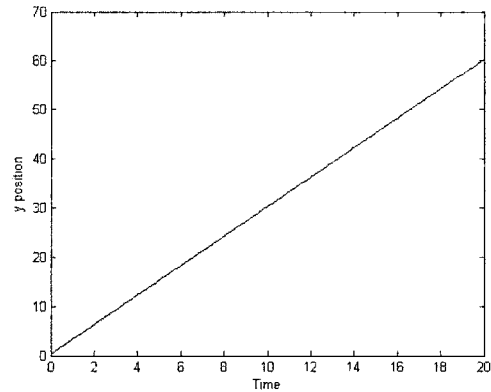


그림 5.  $\eta$ 축 위치와 속도 명령

Fig 5. Position and velocity comand of  $\eta$  axis

다음의 그림6부터 은 추정치의 노이즈의 공분산 행렬이 각각  $R = \begin{pmatrix} 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0.1^2 \end{pmatrix}$ ,  $R = \begin{pmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}$ ,  $R = \begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$ ,  $R = \begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$ 인 백색 잡음인 경우의 추적차량을 실제 IMM과 FIMM을 이용하여 추적한 결과이다.

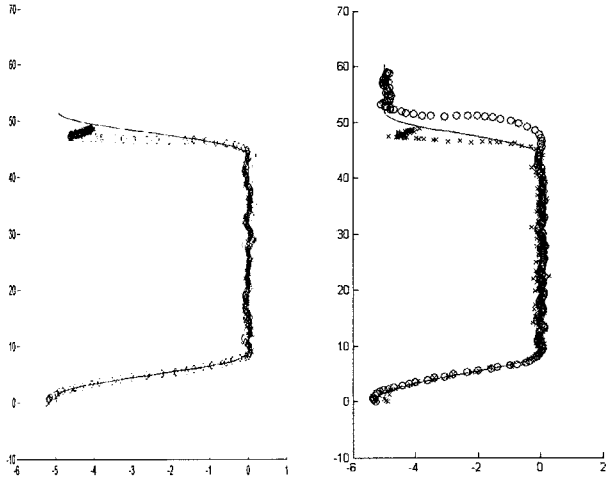


그림 6.  $R = \begin{pmatrix} 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0.1^2 \end{pmatrix}$  앞선차량의 추적 결과 (a) IMM (b) FIMM

Fig 6. Tracking result of proceeding vehicle :  $R = \begin{pmatrix} 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0.1^2 \end{pmatrix}$  case (a) IMM (b) FIMM

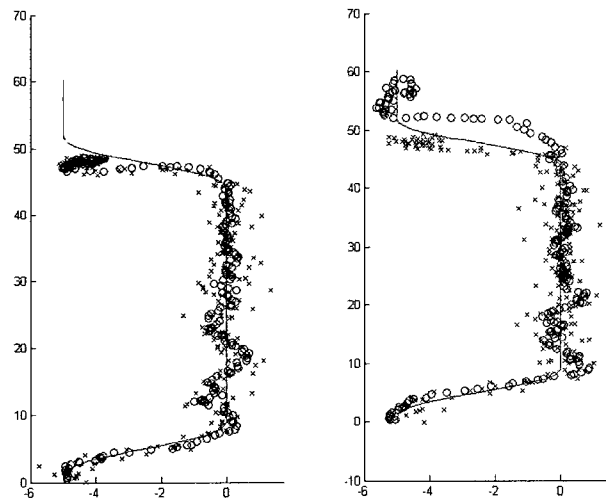


그림 7.  $R = \begin{pmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}$  앞선차량의 추적 결과 (a) IMM (b) FIMM

Fig 7. Tracking result of proceeding vehicle :  $R = \begin{pmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}$  case (a) IMM (b) FIMM

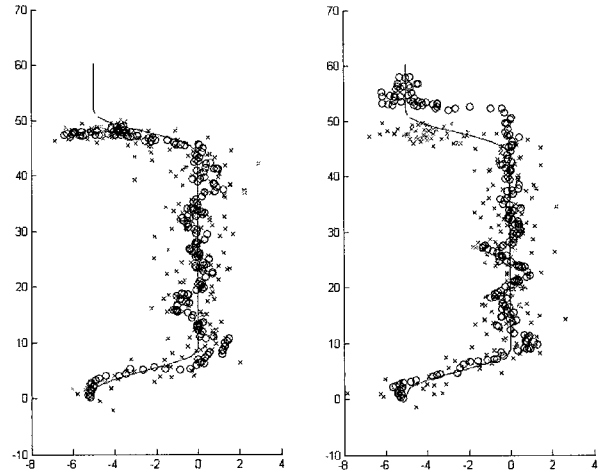


그림 8.  $R = \begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$  앞선차량의 추적 결과 (a) IMM (b) FIMM

Fig 8. Tracking result of proceeding vehicle :

$R = \begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$  case (a) IMM (b) FIMM

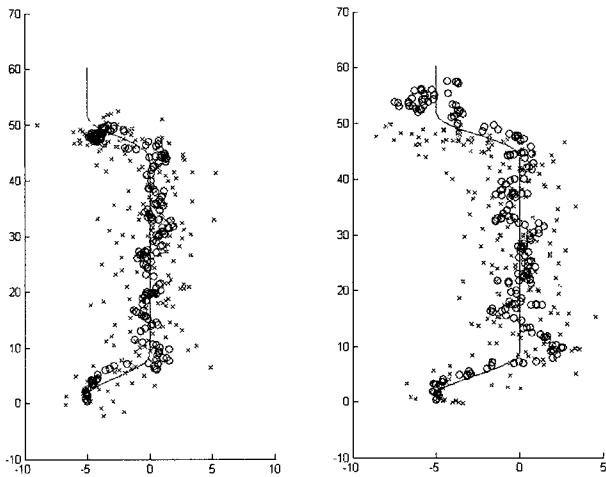


그림 8.  $R = \begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$  앞선차량의 추적 결과 (a) IMM (b) FIMM

Fig 8. Tracking result of proceeding vehicle :

$R = \begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$  case (a) IMM (b) FIMM

위 그림에서 직선은 추적차량의 실제 움직임을 나타내고 x표는 장거리레이더로 부터의 입력 o는 추정위치를 나타낸다. 추정 잡음의 크기와 상관 없이, IMM의 경우 추적차량이 적응형 순항제어 차량과 40m이상 떨어진 경우 레인지센서의 왜곡으로 차량 추적이 부정확한 것을 볼 수 있다. 반면 FIMM의 경우 장거리레이더의 입력력특성을 확률적 퍼지모델로 모델링을 수행하여 보상하였으므로 추적성능이 크게 개선된 것을 볼 수 있다. 다음의 표는 20초간의 시물레이션에 대해서 추정오차를 비교한 표이다. 그림에서와 같이 FIMM이 IMM 보다 우수한 성능을 보이는 것을 알 수 있다.

표 1. 성능비교

Table 1. Tracking performance

$MSE = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^N (x(k) - \hat{x}(k))^2$	IMM	FLMM
$R = \begin{pmatrix} 0.1^2 & 0 \\ 0 & 0.1^2 \end{pmatrix}$	10.0795	1.1752
$R = \begin{pmatrix} 0.5^2 & 0 \\ 0 & 0.5^2 \end{pmatrix}$	10.9410	2.0137
$R = \begin{pmatrix} 1^2 & 0 \\ 0 & 1^2 \end{pmatrix}$	11.4160	2.4189
$R = \begin{pmatrix} 2^2 & 0 \\ 0 & 2^2 \end{pmatrix}$	5.9691	13.3480

### 5. 결론

본 논문에서는 관측왜곡을 포함하고 있는 적응형 순항제어 시스템개발에 필수적인 필터링 방식에 대한 연구를 진행하였다. 관측시스템의 왜곡을 표현하기 위해서 확률적 퍼지 모델을 제안하였고 이를 IMM과 결합하여 FIMM을 제안하였다. 제안한 시스템을 실제시스템과 비슷한 차량의 주행환경에 적용하여 성능을 확인하였고 기존의 IMM보다 좋은 성능을 보이는 것을 확인하였다.

### 참고 문헌

[1] 류경진, 박성근, 황재필, 김은태, 강형진, "물체 인식을 위한 레이더 센서 데이터의 그룹핑," *한국 퍼지 및 지능시스템 학회 2007년도 춘계학술대회 학술발표 논문집*, Vol. 17, No 1, pp. 394-396, 2007년 4월.

[2] 류경진, 박성근, 김은태, 강형진, "최소자승법을 이용한 레이더 센서 데이터에서 자동차 선별 시스템," *한국자동차공학회 2007년도 춘계학술대회논문집*, pp.2275~2279, 2007년 6월.

[3] X.R.Li, Y. Bar-Shalom, "Design of an interacting multiple model algorithm for air traffic control tracking," *IEEE Trans on Control Systems Technology*, Vol.1, no. 3, pp. 186 - 194, Sept. 1993.

[4] E. Mazor, A. Averbuch, Y. Bar-Shalom, J. Dayan, "Interacting multiple model methods in target tracking: a survey," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 34, no. 1, Jan. Page(s):103 - 123, 1998.

[5] 손현승, 주영훈, 박진배, "퍼지뉴럴 네트워크 기반 다중모델기법 추정시스템," *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, vol. 16, no. 4. 472-478, 2006.

[6] M. Sugeno and G. T. Kang, "Fuzzy modeling and control of multilayer incinerator", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 18, pp 329-346, 1986.

[7] E. Kim, M. Park, S. Ji and M. Park, "A new approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 5, No. 3, pp. 328-337, Aug, 1997.

[8] E. Kim, M. Park, S. Kim and M. Park, "A transformed input-domain approach to fuzzy modeling," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 6, no. 4, pp.596-604, 1998.

[9] W. Chung and E. Kim, "A New Two-phase Approach to Fuzzy Modeling for Nonlinear Function Approximation," *IEICE Trans. Inf & Syst.*, Vol. E89-D, no.9, 2473-2483, Sep., 2006.

[10] D. S. Caveney, Multiple Target Tracking in the Adaptive Cruise Control Environment Using Multiple Models and Probabilistic Data Association, Master Thesis, UC Berkeley, 1999.

### 저자 소개



박성근(Seongkeun Park)

2004년; 연세대학교 전기전자공학과 학사  
2004년~현재: 연세대학교 전기전자공학과 석박 통합 과정

관심분야 : 지능형차량, state estimation  
Phone : 02-2123-2863  
Fax : 02-313-2879  
E-mail : keiny@yonsei.ac.kr



황재필(Jae Pil Hwang)

2003년: 연세대학교 전기전자공학과 학사  
2005년: 연세대학교 전기전자공학과 석사  
2005년~현재: 연세대학교 전기전자공학과 박사과정

관심분야 : 지능형차량, 로봇 비전  
Phone : 02-2123-2863  
Fax : 02-313-2879  
E-mail : purnnara@yonsei.ac.kr



류경진 (Kyungjin Rou)

2006년 : 연세대학교 전기전자공학과 학사  
2008년 : 연세대학교 전기전자공학과 석사

관심분야 : 지능형차량, 레이더 신호 처리

Phone : 02-2123-2863

Fax : 02-313-2879

E-mail : ysc025@yonsei.ac.kr



김은태 (Euntai Kim)

1992년 : 연세대학교 전자공학과 졸업  
(공학사, 전체수석)

1994년 : 연세대학교 전자공학과 석사과정  
졸업(공학석사)

1999년 : 연세대학교 전자공학과 박사과정  
졸업(공학박사)

1999년 3월~2002년 2월 : 국립한경대학교  
제어계측공학과 조교수

2002년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학부 부교수

2003년 : University of Alberta, visiting researcher

1998년~현재 : IEEE TFS, IEEE SMC, IEEE CAS,

FSS 등에서 심의위원 활동 중

2003년 : 대한 전자공학회 해동상 수상

관심분야 : Computational intelligence, 지능형 로봇

Phone : +82-2-2123-2863

E-mail : etkim@yonsei.ac.kr