

퍼지 칼만 필터를 이용한 새로운 지능형 추적 알고리즘

A New Intelligent Tracking Algorithm Using Fuzzy Kalman Filter

노선영*, 주영훈**, 박진배*

Noh Sun Young*, Young Hoon Joo**, and Jin Bae Park*

* 연세대학교 전기전자공학과

** 군산대학교 전자정보공학부

요 약

표적의 상태를 추정하기 위해 사용된 칼만 필터는 급 기동을 하거나 비선형적인 운동특성을 가지는 표적이 발생할 때, 모델은 상당한 오차를 유발하며 추적 성능은 현저히 저하될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 본 논문에서는 기동하는 표적을 추정하기 위한 새로운 지능형 추정 알고리즘을 제안 한다. 제안된 알고리즘은 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 칼만 필터를 이용하여 실제 알지 못하는 표적의 가속도를 전체 프로세스 잡음으로 추정한 후, 보정된 필터의 잔여치와 변화를 이용한 퍼지 시스템으로 새로운 퍼지 이득을 추출하여 측정 예측 오차를 보정함으로써 한 개의 필터로 표적 움직임의 비선형성을 효과적으로 다룰 수 있다. 제안된 기법의 우수성을 검증하기 위해서 다중 모델 기법을 사용한 필터와 비교 모의실험을 하였다.

Abstract

The standard Kalman filter has been used to estimate the states of the target, but in the presence of a maneuver, its error is occurred and performance may be seriously degraded. To solve this problem, this paper presents a new intelligent tracking algorithm using the fuzzy Kalman filter. In this algorithm, the unknown acceleration is regarded as an additive process noise by using the fuzzy logic based on genetic algorithm(GA) method. And then, the modified filter is corrected by the new update equation method which is a fuzzy system using the relation between the filter residual and its variation. To shows the feasibility of the suggested method with only one filter, the computer simulations system are provided, this method is compared with multiple model method.

Key Words : Fuzzy Kalman filter, maneuvering target tracking, GA, fuzzy system

1. 서 론

기동표적 시스템의 정확한 모델링 기법은 상태 추정(state estimation)의 분야에서 가장 중요한 문제로 널리 연구 되어 왔다. 칼만 필터(Kalman filter)[1]는 표적의 상태 천이 증첨가되는 프로세스 잡음과 표적의 탐지와 측정 과정에서 들어오는 측정 잡음을 고려하여 표적의 상태를 추정한 알고리즘으로 이용되어 왔으나, 심한 기동 발생시, 정해진 프로세스 잡음의 분산은 기동을 다룰 수 없게 되므로, 필터의 성능은 현저히 저하될 수 있다. 이러한 비선형 측정치의 문제해결을 위한 방법으로 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)[2]가 개발되기도 하였으며, 근래에 있어서는 급격한 기동을 행하는 표적을 추적하기 위한 효율적인 추적 기법으로 가변차수[3]기법, 입력추정 기법[4], 다중 모델기법[5,6]등의 다양한 모델이 제시되기도 하였다. 이러한 기존의 수학적 방법은 정확한 모델을 다루는 데 있어서 성공적인 결과를 보여 왔으나, 대상 시스템이 수학적으로 모델링하기 어렵거나 강한 비선형성을 갖거나 외부 환경이 불확실하게 변하는 경우에는 원하는 목적을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다.

표적의 효과적인 추적과 기존의 문제점들을 해결하기 위

해서 본 논문에서는 수학적으로 성능이 증명된 칼만 필터를 사용한 표적 추적 시스템에 유전 알고리즘에 기반 한 지능형 추적 알고리즘을 적용하여 시스템을 구성한다. 제안된 방법에서, 실제 알려지지 않은 가속도는 추가적인 프로세서 잡음으로 고려하여 전체 프로세서 잡음의 시변 분산(time-varying variance)을 계산하기 위한 퍼지규칙들로 표현된다[7]. 이러한 표적 추적 시스템은 입력 변수가 많고 표적의 동역학이 복잡하여 수동 설계가 매우 어려우므로 본 논문에서는 유전 알고리즘을 사용하여 퍼지 추론 시스템의 매개변수와 구조를 동시에 자동화하는 방법을 제안한다. 또한, 알려지지 않은 가속도를 퍼지시스템으로 보정한 필터의 더욱 정확한 추적성능을 얻기 위해 측정 예측시 발생하는 측정 예측 오차를 모델의 잔여치(residual)와 그 변화를 이용한 퍼지 시스템으로 보상한다. 이때, 퍼지 시스템의 파라미터들과 규칙수를 동정하기 위해 경사기울기법(Gradient descent) 기법이 사용된다. 제안된 기법의 우수성을 증명하기 위해 다중모델 기법과 비교한 모의실험을 하였다.

2. 시스템 기동 모델

확률 이론을 사용한 칼만 필터의 모델링된 이산 시간 선형 시스템 방정식은 다음과 같다:

접수일자 : 2005년 7월 21일

완료일자 : 2005년 10월 1일

$$x_k = Ax_{k-1} + B(u_{k-1} + w_{k-1}) \quad (1)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} T^2/2 \\ T \end{bmatrix}$$

여기서, x_k 는 상태변수로 이루어진 상태 벡터이고, A 와 B 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, w_{k-1} 는 실제 시스템과 시스템 모델과의 차이를 잡음으로 모델링한 프로세스 잡음으로, 평균이 0이고, 분산이 Q_{k-1} 인 백색 가우시안 잡음이며, u_{k-1} 는 실제 알지 못하는 가속도 입력이다. 측정 방정식은 다음과 같다:

$$z_k = H_k x_k + v_k \quad (2)$$

여기서, $H=[1 \ 0]$ 는 측정 행렬이고, 측정 잡음 v_k 는 평균이 0이고, 분산이 R_k 인 백색 가우시안 잡음으로 가정한다. 이때, 측정 잡음 v_k 과 프로세스 잡음 Q_{k-1} 은 서로 연관이 없다고 가정한다.

3. 지능형 추정 알고리즘

3.1 가속도 최적화 결정 방법

실제로 알려지지 않은 가속도 u_{k-1} 는 시스템 동역학 모델과 실제 시스템의 차이를 잡음으로 모델링한 프로세스 잡음 v_{k-1} 에 추가적인 잡음으로 고려되어[7], 식(1) 방정식은 식(3) 방정식으로 표현된다:

$$x_k = Ax_{k-1} + B \overline{w}_{k-1} \quad (3)$$

여기서 \overline{w}_{k-1} 는 가속도 u_{k-1} 가 v_{k-1} 에 더해진 새로운 프로세서 잡음으로, 기동에 의해 발생된 필터의 잔여치와 그 변화 값으로부터 결정되는 \overline{q}_{k-1} 를 갖는다. 이때, 필터는 잡음과 시스템의 불확실성 때문에, 비선형성을 포함하므로 효과적으로 근사화시킬 수 있는 퍼지 시스템이 적용된다. 퍼지 시스템의 입력 값을 각각 x_1, x_2 라 하고 출력을 y 라 하면 퍼지 규칙은 다음과 같다.

$$\text{Rule } j: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}, \text{ THEN } y \text{ is } q_j \quad (4)$$

여기서, 두개의 입력은 각각 필터의 잔여치와 그 변화율을 나타내며 출력 변수는 j 번째 규칙에 대한 프로세스 잡음의 시변 분산, q_j 을 나타내는 실수 값이고, A_{ij} 는 소속도, $\mu_{ij}(x_i)$ 를 갖는 가우시안 소속함수(Gaussian membership function)이다.

$$\mu_{ij}(x_i) = \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2 \right] \quad (5)$$

여기서 c_{ij} 와 σ_{ij} 는 각각 j 번째 규칙의 i 번째 입력에 대한 가우시안 소속함수의 중심 값과 폭을 나타낸다.

식 (4)에 의한 추론 결과는 식 (6)과 같다.

$$\overline{q}_k = \frac{\sum_{j=1}^M q_j \left(\prod_{i=1}^2 \mu_{ij}(x_{ij}) \right)}{\sum_{j=1}^M \left(\prod_{i=1}^2 \mu_{ij}(x_{ij}) \right)} \quad (6)$$

본 논문에서는 전역 최적해 수렴 성능으로 우수한 유전 알고리즘이 식 (4)의 전건부(premise)와 후건부(consequent)

의 소속함수 매개변수 및 규칙수를 최적화시키기 위해 사용된다. 따라서, 최적화하고자 하는 매개변수는 가우시안 소속함수의 c_{ij} 와 σ_{ij} 로 구성되며, 후건부 스트링은 프로세스 잡음의 시변 분산을 나타내는 q_j 로 선택된다. 여기서 규칙수 스트링은 2진 스트링을 이용하여, 유효한 규칙에는 1을 유효하지 않은 규칙에는 0을 할당한다. 이때, 각각의 초기 개체는 전체 범위 내에서 임의로 결정되고, 각 개체의 적합도를 평가하기 위해 다음과 같은 적합도 함수, f 를 사용하였다.

$$f = \lambda \frac{1}{\text{error} + 1} + (1 - \lambda) \frac{1}{\text{rule} + 1} \quad (7)$$

여기서, λ 는 소속함수의 오차값과 규칙수와의 상관관계 정도를 나타내는 변수이다. 염색체군에 의해 생성된 각 염색체의 퍼지추론모델의 오차는 식 (8)에 의해 정의 된다.

$$\sqrt{(\sum \text{position error})^2 + (\sum \text{velocity error})^2} \quad (8)$$

3.2 퍼지 이득을 이용한 측정 예측 오차 보정 방법

유전 알고리즘을 적용한 퍼지 시스템으로 실제로 알려지지 않은 가속도를 결정하여 필터를 보정함으로써 기동에 의한 비선형적 특성을 보완 하였다. 본 논문에서는 더욱 정확한 표적 추적이 가능하도록 하기 위하여 보정된 필터에 퍼지 시스템을 이용한 퍼지이득을 더하여 측정 예측 오차를 보정한다.

칼만 필터 알고리즘은 최소 자승 오차 알고리즘을 이용해 시스템의 상태를 효과적으로 추정하는 알고리즘으로 식 (1)과 식 (2)를 이용한 추정치의 방정식은 식 (6)를 이용하여 보정된 회귀 최소 제곱 추정기로 식 (9)과 같이 표현되며, 예측 오차 공분산은 식 (10)과 같이 표현 된다.

$$\hat{x}_{k|k-1} = A \hat{x}_{k-1|k-1} + B \overline{w}_{k-1} \quad (9)$$

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}F^T + G \overline{q}_k G^T \quad (10)$$

이때, z_k 에서의 시간 $k+1$ 에서 얻어질 측정 예측치의 값은 다음의 식에 의해 얻어질 수 있다.

$$\hat{z}_{k|k-1} = H_k \hat{x}_{k+1|k} \quad (11)$$

식 (11)와 식 (2)를 이용하면 추정치 예측 오차, 식 (12)이 유도되며, 추정치 예측 오차의 공분산 S 는 식 (13)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tilde{z}_k = z_k - \hat{z}_{k|k-1} \quad (12)$$

$$S_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \quad (13)$$

여기서, 칼만 이득은 상태 예측 오차와 추정치 예측 오차 사이의 공분산을 추정치 예측 오차의 공분산으로 나누어준 것으로 다음과 같이 정의 된다:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1} \quad (14)$$

본 논문의 목적인 퍼지 이득을 구하기 위하여 식 (15)와 같이 두개의 입력과 한개의 출력(double-input single-output)을 갖는 퍼지 시스템이 구성된다.

$$\text{Rule } j: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j}, \text{ THEN } y \text{ is } \overline{\gamma}_j \quad (15)$$

여기서, 두개의 입력 x_1, x_2 는 각각, 보정된 필터의 잔여치, 및 변화율 z_{k-1} 이며, 출력 변수 y 는 퍼지이득 γ_j 이다.

식 (15)를 비퍼지화 하면 식 (16)과 같은 함수 형태를 얻을 수 있다.

$$\gamma_j = \frac{\sum_{i=1}^M \gamma_j \left(\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_{ij}) \right)}{\sum_{i=1}^M \left(\prod_{i=1}^2 \phi_{ij}(x_{ij}) \right)} \quad (16)$$

여기서, M 은 최대 규칙수, i 은 입력 변수의 수를 나타낸다. 또한, $\phi_{ij}(x_{ij})$ 는 중심값 c_{ij} , 분산값 σ_{ij} 을 갖는 가우시안 소속함수이다.

이때, 퍼지 규칙의 구조와 소속 함수의 파라미터를 동정하기 위해 GD 기법을 이용하여 퍼지이득 γ_j 를 최적화시킨다. 이때, 전건부와 후건부를 동정시킬 때 에러함수 e^p 식 (17) 는 다음과 같다.

$$e^p = \frac{1}{2M} \left[\sum_{j=1}^M E_j^2 \right] \quad (17)$$

$$E_j \cong \left[\overline{\gamma_j} - \overline{z_k} \right] \quad (18)$$

GD를 이용하여 최적화 시킨 후, 이를 이용하여 상태 예측치 식(9)을 보정하기 위하여 퍼지이득을 다음과 같이 정의한다.

$$\gamma_{FGk} = \left[\overline{\gamma_k} \quad \overline{\gamma_k} \right] \quad (19)$$

식 (16)을 이용하여 상태 예측 방정식 (10)을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\widehat{x}_{FGk} = \widehat{x}_{k-1} + \gamma_{FGk} \quad (20)$$

식 (22)와 같이 상태 예측 방정식을 보정하여 측정 오차를 줄인 후 칼만 이득(14)을 사용하여 시간 k 에서의 추정치를 새롭게 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} \widehat{x}_{k} &= \widehat{x}_{FGk} + K_k(z_k - H_k \widehat{x}_{FGk}) \\ &= \widehat{x}_{k-1} + \gamma_{FGk} + K_k[z_k - H_k(\widehat{x}_{k-1} + \gamma_{FGk})] \\ &= (I - K_k H_k)(\widehat{x}_{k-1} + \gamma_{FGk}) + K_k z_k \end{aligned} \quad (21)$$

시간 k 에서의 상태 공분산은 다음의 식을 따른다.

$$P_{k} = P_{k-1} - K_k S_k K_k^T \quad (22)$$

본 논문은 기존의 칼만필터를 바탕으로 측정 데이터를 이용하여 기동하는 표적의 상태를 유전 알고리즘을 기반으로 한 퍼지 시스템으로 기동을 결정 한 후, 모델의 정확성을 위해 측정치의 예측 과정에서 생기는 오차를 퍼지이득을 이용하여 다시 보정한다. 제안된 이론은 기존의 칼만 필터가 다룰 수 없는 모델 불확실성과 비선형성등을 보정하여 성능을 향상시키는 역할을 수행한다.

4. 모의 실험

제안된 알고리즘의 우수성 및 효용성을 증명하기 위해 2 차원상에서 이동하는 표적의 추적 문제에 대해 적용 상호작용 다중모델 기법과 비교된다. 본 모의실험에서 사용되는 표적의 상태 방정식 및 측정 방정식은 각각 식 (1), 식(2)와 같고 샘플링 주기 T 는 1초로 두었다. 이때, 초기 측정 잡음과 프로세스 잡음은 랜덤하게 주었으며, 전체 프로세스 잡음의 분산 값을 계산하기 위한 퍼지 규칙들의 집합은 표 1에 나타나 있는 초기 매개변수를 사용한 GA 기법을 이용하여, 가속도

퍼지 칼만 필터를 이용한 새로운 지능형 추적 알고리즘

$u_1=0.001 \text{ km/s}^2$, $u_2=0.01 \text{ km/s}^2$, 및 $u_3=0.1 \text{ km/s}^2$ 는 오프라인 상에서 각각 최적화되고, 그 결과 및 퍼지 규칙들은 표 2와 같다.

표 1. GA 초기 매개변수
Table 1. The initial parameters of the GA

Parameters	Values
Maximum Generation	200
Maximum Rule Number	50
Population Size	500
Crossover Rate	0.9
Mutation Rate	0.01
λ	0.75

표적의 초기 상태는 $x-y$ 평면상에서 표적의 초기 위치는 $x_0=72.9 \text{ km}$, $y_0=3.0 \text{ km}$ 이며, 가속도는 x 축을 따라 -150 선상에서 0.3 km/s 의 속도로 이동하며 가속도는 각각의 축에 따라 그림 1과 같이 주어지고, 그에 따른 표적의 운동은 그림 3과 같다[8].

표 2. 학습된 퍼지 규칙들
Table 2. The fuzzy rules optimized by GA

Rules	c_1	σ_1	c_2	σ_2	q
1	0.274	0.156	-0.952	1.447	0.416×10^{-4}
2	0.480	0.255	1.733	2.784	0.383×10^{-4}
3	1.355	0.512	1.469	0.879	0.990×10^{-4}
4	1.585	0.420	0.238	2.054	0.912×10^{-4}
5	1.764	0.160	2.393	4.192	0.837×10^{-4}
6	-0.792	0.373	0.693	1.099	0.985×10^{-4}
7	0.294	0.272	-2.263	3.702	0.562×10^{-4}
8	-0.111	0.362	0.376	1.422	0.339×10^{-4}

각각의 축에 대하여, 영 평균 백색 가우시안 측정 잡음의 표준 편차 및 임의의 가속도 잡음, 즉 프로세스 잡음의 표준 편차는 $R=0.5 \text{ km/s}^2$, $Q=0.001 \text{ km/s}^2$ 이다.

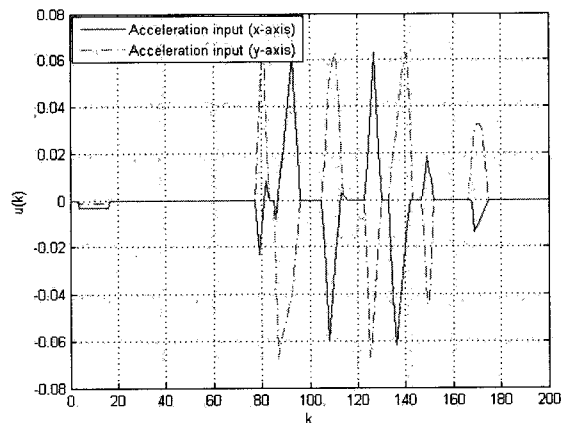


그림 1. 가속도 입력
Fig. 1. The acceleration input

식 (4)에 의해 전체 프로세스 잡음을 계산하여 보정한 다음 식 (15)을 이용하여 퍼지이득을 구한다. 이때, 식 (19)는 0.0001보다 작거나 같게 설정 하였다. GD에 의해 최적화된 결과 및 퍼지 규칙들은 표 3과 같다.

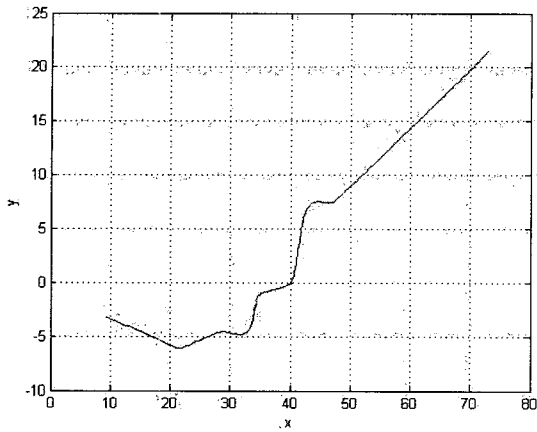


그림 2. 표적의 운동
Fig. 2. The target motion

표 3. GD에 의해 최적화된 퍼지 규칙들
Table 3. The fuzzy rules optimized by GD

Rules	c_1	σ_1	c_2	σ_2	γ
1	0.17605	0.68233	0.58262	0.43989	0.25572×10^{-2}
2	0.40177	0.38468	0.42346	0.49935	0.32371×10^{-2}
3	0.93405	0.83439	0.5155	0.21499	0.268×10^{-2}
4	0.91451	0.50818	0.33387	0.64453	0.57987×10^{-2}
5	0.40905	0.7118	0.4322	0.32199	0.41058×10^{-2}
6	0.88204	0.45402	0.22595	0.9611	0.98999×10^{-2}
7	0.05767	0.30566	0.5798	0.72764	0.35309×10^{-2}

본 실험에서 비교된 다중 모델기법에 사용된 이단 칼만 추정기를 위한 바이어스 필터 및 바이어스-프리 필터의 프로세스 잡음의 표준편차는 각각 $0.001 km/s^2$ 와 $0.001 km/s^2$ 과 같다. N 개의 부-모델에 대한 전환확률행렬 (switching probability matrix)은 다음과 같이 선택되며, 초기 모델 확률 (initial model probability)은 다음과 같이 선택된다.

$$P_{ij} = \begin{cases} 0.97 & \text{if } i=j \\ \frac{1-0.97}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

$$w_i(0) = \begin{cases} 0.6 & \text{if } i=1 \\ \frac{1-0.6}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

상호작용 다중 모델 (Interacting Multiple Method: IMM) 과 적응 상호작용 다중 모델 (Adaptive IMM: AIMM) 기법의 가속도 간격은 표 3과 같다. 이때, IMM3, IMM5,

AIMM3, AIMM5는 각각, 3개의 부모델, 5개의 부-모델을 나타낸다.

표 4. 가속도 간격
Table 4. The acceleration levels

Configurations	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5
1 IMM3	0	-0.1	0.1	-	-
2 IMM5	0	-0.05	0.05	-0.1	0.1
3 AIMM3	$\hat{a}(k)$	$\hat{a}(k)$ +0.04	$\hat{a}(k)$ -0.04	-	-
4 AIMM5	$\hat{a}(k)$	$\hat{a}(k)$ +0.02	$\hat{a}(k)$ -0.02	$\hat{a}(k)$ +0.04	$\hat{a}(k)$ -0.04

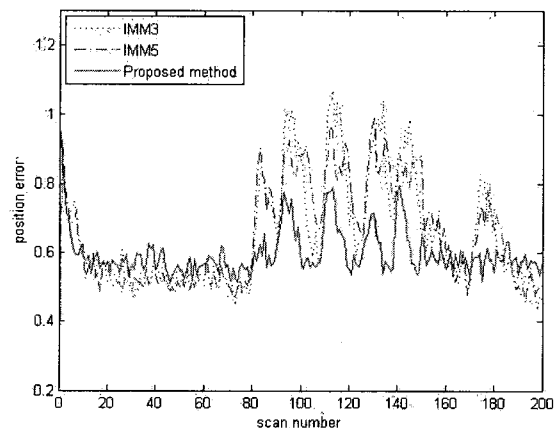
제안된 방법의 실험결과는 100번의 몬테카를로 모의실험의 결과에 따라 다중 모델의 기동 특성을 고려하였다. 그림 3은 본 논문에서 제안한 알고리즘과 상호작용 다중모델 기법을 비교한 결과이며, 그림 4는 적응 상호작용 다중모델 기법과 비교된 결과이다.

각각의 기법에 대한 성능 비교는 식 (23)을 이용하여 위치 및 속도에 대한 표준오차를 적용하였다.

$$P_e(k) = \frac{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (p_x^s(k) - \hat{p}_x^s(k))^2 + (p_y^s(k) - \hat{p}_y^s(k))^2}}{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (p_x^s(k) - z_x^s(k))^2 + (p_y^s(k) - z_y^s(k))^2}}$$

$$V_e(k) = \frac{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (v_x^s(k) - \hat{v}_x^s(k))^2 + (v_y^s(k) - \hat{v}_y^s(k))^2}}{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (v_x^s(k) - \bar{v}_x^s(k))^2 + (v_y^s(k) - \bar{v}_y^s(k))^2}}$$

여기서 $p_x^s(k)$, $p_y^s(k)$ 와 $\hat{p}_x^s(k)$, $\hat{p}_y^s(k)$ 는 각각의 축에 대한 실제 및 추정위치이고, $z_x^s(k)$ 와 $z_y^s(k)$ 는 표적의 측정위치이다. $v_x^s(k)$, $v_y^s(k)$ 와 $\hat{v}_x^s(k)$, $\hat{v}_y^s(k)$ 는 각각의 축에 대한 실제 및 추정속도이고, $\bar{v}_x^s(k)$ 와 $\bar{v}_y^s(k)$ 는 표적의 측정속도이다. N_s 는 모의실험의 수행 횟수를 의미한다.



(a) 표준 위치 오차

표 4. 모의실험 수치적 결과 비교
 Tabel 4. The comparison of the numerical results

Configurations	No. of sub-filters	ζ_p	ζ_v
1 IMM3	3	0.6563	0.2005
2 IMM5	5	0.6556	0.1935
3 AIMM3	3	0.6502	0.1716
4 AIMM5	5	0.6496	0.1723
5 Propose Method	1	0.6026	0.1229

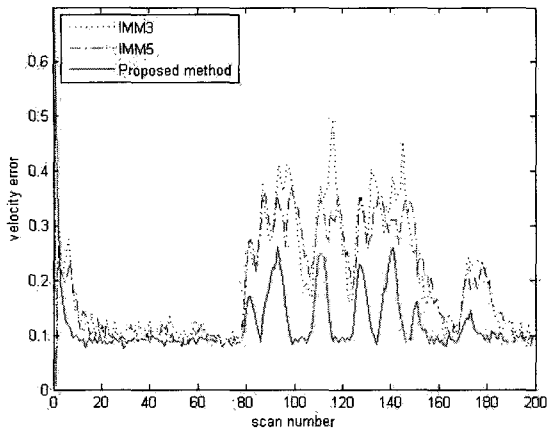
본 모의 실험 결과에서 볼 수 있듯이, 퍼지 이득을 이용한 알고리즘으로 필터를 한개 사용한 기법이 다중 모델을 기법보다 추적 성능이 우수한 성능을 나타내었다.

5. 결 론

본 논문은 기존의 칼만필터를 바탕으로 측정 데이터를 이용하여 기동하는 표적의 상태를 유전 알고리즘을 기반으로 한 퍼지 시스템으로 기동을 결정 한 후, 모델 성능의 정확성을 위해 측정치의 예측 과정에서 생기는 오차를 퍼지이득을 이용하여 다시 보정하였다. 모의 실험 결과 제안된 이론은 단지 한 개의 필터로 기존의 칼만 필터가 다룰 수 없는 모델 불확실성과 비선형 특성을 가지는 표적의 기동에 대하여 다중모델 보다 더욱 우수한 성능을 향상시키는 역할을 수행함을 알 수 있었다.

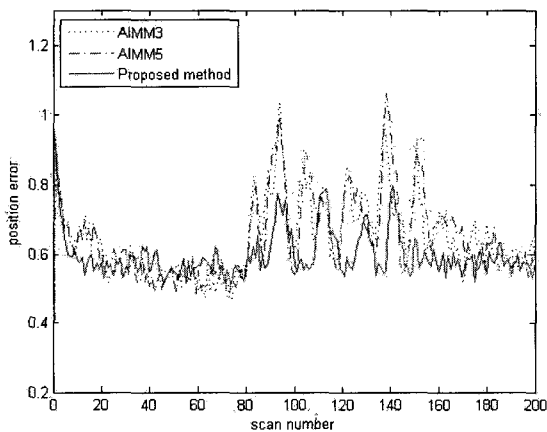
참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and X. Li, *Estimation and Tracking: Principles, Techniques and Software*, Artech House, 1993.
- [2] M. S. Grewal and A. P. Andrews, *Kalman filtering: theory and practice*, Prentice Hall, 1993.
- [3] Y. Bar-Shalom and K. Birmiwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-18, No. 5, pp. 621-629, 1982.
- [4] P. L. Bogler, "Tracking a maneuvering target using input estimation," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, Vol. AES-23, No. 3, pp. 298-310, 1987.
- [5] H. A. P. Blom, and Y. Bar-Shalom, "The interaction multiple model algorithm for systems with Markovian Switching coefficients," *IEEE Trans. on Automatic Control*, Vol. AC-33 No. 8, pp. 780-783, 1988.
- [6] A. Munir and D. P. Atherton, "Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target," *IEE Proc. of Radar., Sonar Navigation*, Vol. 142, No. 1, pp. 11-17, 1995.
- [7] B. J. Lee, Y. H. Joo, and J. B. Park, "The design of target tracking system using the identification of TS fuzzy model," *Proc. of KIEE Summer*

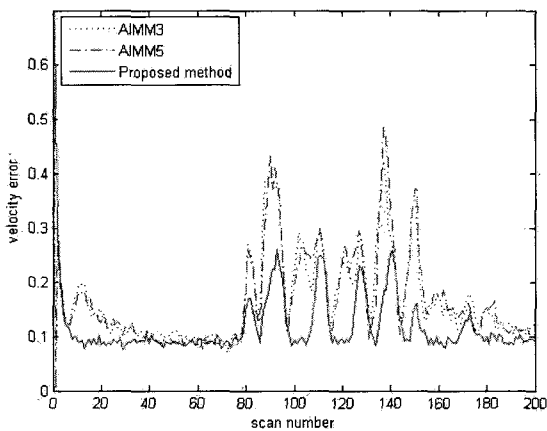


(b) 표준 속도 오차

그림 3. 제안한 알고리즘과 IMM 성능 비교 결과
 Fig. 3. Comparisons of normalized position and velocity errors for proposed algorithm and IMM method



(a) 표준 위치 오차



(b) 표준 속도 오차

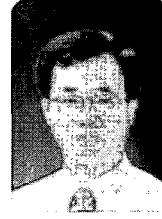
그림 4. 제안한 알고리즘과 AIMM 성능 비교 결과
 Fig. 4. The acceleration levels for the IMM and AIMM methods

- Annual Conference* 2001, pp. 1958-1960, 2001.
- [8] S. McGinnity and G. W. Irwin, "Fuzzy logic approach to maneuvering target tracking," *IEE Proc. Of Radar, Sonar, and Navigation*, Vol. 145, No. 6, pp. 337-341, 1998.
- [9] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Addison-wesley, 1989.
- [10] B. J. Lee, J. B. Park, H. J. Lee and Y. H. Joo, "Fuzzy-logic-based IMM algorithm for tracking a manoeuvring target," *IEE Proc. Radar Sonar Navig.*, Vol. 152, No. 1, pp. 16-22, 2005.
- [11] A. T. Alouani., Price, P., and W. D. Blair, "A two-stage Kalman estimator for state estimation in the presence of random bias for tracking maneuvering targets," *Proc. 30th IEEE Conf. on Decision and Control*, Vol. 2, pp. 2059-2002, 1991.
- [12] B. J. Lee, Y. H. Joo, and J. B. Park, "An intelligent tracking method for a maneuvering target," *Int. Jour. of control, Automation, and Systems* Vol. 1, No. 1, pp. 93-100, 2003.
-



주영훈(Young Hoon Joo)

제 15권 4호(2005년 8월호) 참조



박진배(Jin Bae Park)

제 15권 4호(2005년 8월호) 참조

저 자 소 개



노선영(Sun Young Noh)

1999 : 명지대학교 전기전자공학과 졸업.
2005 : 연세대학교 전기공학과 졸업(석사)
2005 ~ 현재 : 연세대학교 대학원 전기전자공학과 박사과정

Phone : 02-2123-2773
Fax : 02-362-4539
E-mail : rkdhtm@control.yonsei.ac.kr