

기동표적 추적을 위한 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터

A DNA Coding-Based Intelligent Kalman Filter for Tracking a Maneuvering Target

이범직* · 주영훈** · 박진배*

Bum Jik Lee, Young Hoon Joo, and Jin Bae Park

* 연세대학교 전기전자공학과,

** 군산대학교 전자정보공학부

요 약

기동표적 추적의 문제는 상태추정의 분야에서 수 십 년에 걸쳐 연구되어 왔다. 칼만 필터는 표적의 상태를 추정하기 위해 널리 사용되어 왔으나, 기동이 발생할 경우, 그 성능은 현저히 저하될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하고, 기동표적을 효과적으로 추적하기 위해, DNA 코딩에 기반한 지능형 칼만 필터를 제안한다. 제안된 기법은 DNA 코딩에 기반한 퍼지 논리를 이용함으로써, 기존의 기법들이 가지는 수학적 한계를 극복하고, 기동표적을 효과적으로 추적할 수 있다. 컴퓨터 모의실험을 통하여, 제안된 기법의 추적 성능은 적응 상호작용 다중모델 기법 및 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터와 비교된다.

Abstract

The problem of maneuvering target tracking has been studied in the field of the state estimation over decades. The Kalman filter has been widely used to estimate the states of the target, but in the presence of a maneuver, its performance may be seriously degraded. In this paper, to solve this problem and track a maneuvering target effectively, DNA coding-based intelligent Kalman filter (DNA coding-based IKF) is proposed. The proposed method can overcome the mathematical limits of conventional methods and can effectively track a maneuvering target with only one filter by using the fuzzy logic based on DNA coding method. The tracking performance of the proposed method is compared with those of the adaptive interacting multiple model (AIMM) method and the GA-based IKF in computer simulations.

Key Words : Maneuvering target tracking, DNA coding-based Intelligent Kalman filter (DNA coding-based IKF), Fuzzy logic, Adaptive interacting multiple model (AIMM) method, GA-based IKF

1. 서 론

칼만 필터는 표적의 상태 즉, 표적의 위치, 속도 및 가속도를 추정하기 위한 추적필터로 널리 이용되어 왔다. 그러나, 표적이 기동할 경우, 정해진 프로세스 잡음의 분산은 기동을 다룰 수 없게 되므로, 필터의 성능은 현저히 저하될 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 1970년에 Singer는 표적의 가속도를 시간 연관(time correlation)이 있는 1차 마코프 프로세스(first order Markov process)로 가정하여, 표적의 기동을 표현할 수 있는 모델을 제안하였다 [1]. Singer의 방법 이후, 기동 표적을 추적하기 위한 여러 기법들이 소개되었는데, 이는 크게 두 가지로 구분된다 [2]. 첫째는 기동을 검출하여 이에 적절히 대처하는 기법으로서, 입력 추정 기법(input estimation technique), 가변 차원 필터(variable dimension filter) 및 이단 칼만 추정기(two-stage

Kalman estimator) 등이 있다. 둘째는 다중모델을 이용하여 표적의 운동을 표현하는 기법으로, 상호작용 다중 모델(interacting multiple model : IMM) 기법 및 적응 상호작용 다중모델(adaptive IMM : AIMM) 기법 등이 있다. 그러나 첫 번째 기법들의 경우, 기본적인 필터의 연산 이외에 별도로 기동 탐지, 가속도 추정 및 추정치 보상이나 기동 및 비기동 필터간의 전환 등의 부가적인 절차를 필요로 한다. 또한 두 번째 기법들의 경우에도, 실제 알지 못하는 기동특성을 사전에 고려하여 다중모델을 구성해야하는 문제점을 가진다.

본 논문에서는 기동표적을 효과적 추적하고, 앞서 언급한 기존의 기법들의 부가적인 절차와 문제점들을 해결하기 위해 DNA 코딩에 기반한 지능형 칼만 필터(DNA coding-based intelligent Kalman filter : DNA coding-based IKF)를 제안한다. 제안된 기법에서, 실제 알지 못하는 표적의 가속도 입력은 추가적인 프로세스 잡음으로 고려되고, 따라서 전체 프로세스 잡음의 분산(variance)은 시변(time-varying)이고, 비선형적 특성을 가지게 된다. 이러한 프로세스 잡음의 분산 값은 수학적으로 계산

접수일자 : 2002년 11월 7일

완료일자 : 2003년 2월 1일

하기 어렵기 때문에, 필터의 잔차(residual)와 프로세스 잡음의 분산과의 관계를 이용한 퍼지 시스템이 적용된다. 또한, 이러한 퍼지 시스템의 파라미터들과 규칙수를 동정하기 위해 DNA 코딩 기법이 사용된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기동표적 모델을 언급하고, 3절에서는 본 논문에서 제안한 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터에 대해 설명한다. 4절에서는 모의실험을 통하여, 제안된 기법의 추적 성능이 적응 상호작용 다중모델 기법 및 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터(GA based-IKF) 기법과 비교되고, 마지막으로 5절에서는 결론이 도출된다.

2. 기동표적 모델

기동표적을 위한 선형 이산시간 모델(linear discrete time model)은 각각의 축에 대하여 다음과 같다.

$$X(k+1) = FX(k) + G[u(k) + w(k)] \quad (1)$$

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

여기서, $x(k) = [\xi \ \eta]^T$ 는 상태 벡터, F 와 G 는 각각 시스템 행렬과 이득 행렬이고, $w(k)$ 는 프로세스 잡음, $u(k)$ 는 실제로 알지 못하는 결정적(deterministic) 가속도 입력이다. 또한 측정 방정식은 다음과 같다.

$$Z(k) = HX(k) + v(k) \quad (2)$$

여기서, $H = [1 \ 0]$ 는 측정 행렬이고, $v(k)$ 는 측정 잡음이다. $w(k)$ 와 $v(k)$ 는 각각 분산 q 와 r 을 가지는 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 두 잡음들 간의 상관관계(correlation)는 영으로 가정된다.

3. DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터

3.1 퍼지 추론 시스템

본 논문에서, 가속도 입력 $u(k)$ 는 추가적인 잡음으로 고려되고, 따라서 식(1)은 다음과 같이 표현된다.

$$X(k+1) = FX(k) + G\bar{w}(k) \quad (3)$$

여기서, $\bar{w}(k)$ 는 새로운 프로세스 잡음으로, 임의의 기동 입력에 대하여 발생하는 필터의 잔차와 그 변화 값으로부터 결정되는 분산 $\bar{q}(k)$ 를 가진다. 이러한 분산 값의 수학적 계산은 매우 어려우므로, 비선형 시스템을 효과적으로 근사화시킬 수 있는 퍼지 시스템이 적용된다. 제안된 $j(j=1, \dots, M)$ 번째 퍼지규칙의 구조는 다음과 같다.

$$R_j: \text{IF } x_1 \text{ is } A_{1j} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{2j} \text{ THEN } y \text{ is } q_j$$

여기서 두 입력 변수, x_1 과 x_2 는 각각 필터의 잔차, $v(k)$ 와 그 변화, $\Delta v(k)$ 을 나타내고, 출력 변수 y 는 j 번째 규칙에 대한 프로세스 잡음의 시변 분산, q_j 을 나타내는 실수 값이고, $A_{ij} (i=1, 2)$ 는 가우시안 소속함수(Gaussian membership function)로 다음과 같은 소속도(membership grade), $\theta_{A_{ij}}(x_i)$ 를 가진다.

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

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

프로덕트(product) 추론 및 무게중심 비퍼지화를 이용한 프로세스 잡음의 분산, $\bar{q}(k)$ 의 추론 결과는 다음과 같다.

$$\bar{q}(k) = \frac{\sum_{j=1}^M q_j (\prod_{i=1}^2 \theta_{A_{ij}}(x_i(k)))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^2 \theta_{A_{ij}}(x_i(k)))} \quad (4)$$

3.2 DNA 코딩 기법을 이용한 퍼지 시스템의 최적화

위에서 언급한 퍼지규칙들의 파라미터와 규칙수를 동정하기 위하여 DNA 코딩 기법이 적용된다. DNA 코딩 기법은 생물학적 DNA의 구조에 기반하여 만들어진 최적화 기법으로 일반적으로 유전 알고리즘보다 지식의 표현이 다양하고, 최적화 성능이 우수한 것으로 알려져 있다[3]. 생물학적 DNA의 기본적 요소는 4개의 핵산(nucleotide)이다. 핵산은 A(Adenine), G(Guanine), C(Cytosine), 및 T(Thymine)으로 구성되고, 3개의 핵산이 결합하여 하나의 코돈(codon)을 형성한다. 이러한 64개의 코돈은 유전정보를 가지는 아미노산(amino acid)으로 표 1과 같이 해석되어 진다. 표에서 각각의 아미노산이 가지는 유전정보를 나타내는 팔호안의 값은 입력 및 출력 학습데이터 상에서 임의로 분할된 값을 지정하는 역할을 한다.

표 1. 코돈에서 아미노산의 번역

Table 1. Translation from codons to amino acids

First Base	Second Base			Third Base	
	T	C	A		G
T	Phe (1)	Ser (10)	Tyr (4)	Cys (19)	T
	Phe (1)	Ser (10)	Tyr (4)	Cys (19)	C
	Leu (9)	Ser (10)	Tyr (4)	Trp (20)	A
	Leu (9)	Ser (10)	His (5)	Trp (20)	G
C	Leu (9)	Pro (7)	His (5)	Arg (11)	T
	Leu (9)	Pro (7)	His (5)	Arg (11)	C
	Leu (9)	Pro (7)	Gln (14)	Arg (11)	A
	Leu (9)	Pro (7)	Gln (14)	Arg (11)	G
A	Ile (2)	Thr (8)	Asn (15)	Ser (10)	T
	Ile (2)	Thr (8)	Asn (15)	Ser (10)	C
	Met (3)	Thr (8)	Lys (16)	Arg (11)	A
	Met (3)	Thr (8)	Lys (16)	Arg (11)	G
G	Val (6)	Ala (12)	Asp (17)	Gly (13)	T
	Val (6)	Ala (12)	Asp (17)	Gly (13)	C
	Val (6)	Ala (12)	Glu (18)	Gly (13)	A
	Val (6)	Ala (12)	Glu (18)	Gly (13)	G

그림 1은 코돈이 아미노산으로 번역되고, 아미노산이 가지는 유전정보에 따라 퍼지규칙이 생성되는 과정을 보여준다.

하나의 세대(generation)동안 개체군(population)을 형성하는 각각의 개체(individual)는 다음과 같이 표현된다.

$$S_j = \{c_{1j}, \sigma_{1j}, c_{2j}, \sigma_{2j}, q_j\}$$

$$S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$$

여기서 S_j 은 하나의 개체에서 j 번째 규칙에 대한 파라미터 스트링을 나타낸다.

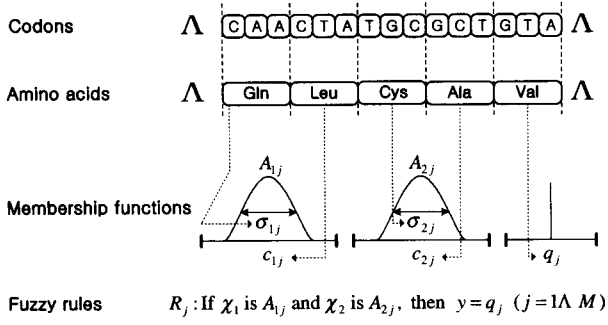


그림 1. 염색체로부터 퍼지규칙의 생성
Fig. 1. Generation of fuzzy rules from chromosome

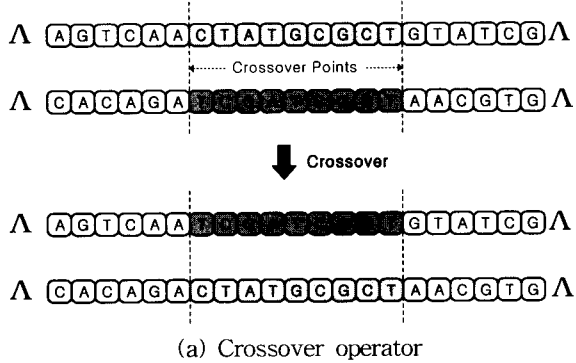
일반적으로 퍼지 시스템은 다음의 목적함수의 값이 최소가 되도록 설계된다.

$$J = \sqrt{(\sum(\text{position error}))^2 + (\sum(\text{velocity error}))^2} \quad (5)$$

따라서 각 개체가 가지는 적합도는 다음과 같은 적합도 함수에 의해 평가된다.

$$f(J) = \frac{\lambda}{J+1} + \frac{1-\lambda}{M+1} \quad (6)$$

여기서 λ 는 오차와 규칙수 사이의 가중치를 나타낸다. 각각의 개체들은 유전 연산자를 이용하여 진화하게 되는데, 여기서는 교차(crossover), 돌연변이(mutation), 삭제(deletion), 삽입(insertion), 및 변위(inversion) 연산자가 사용되었다. 이러한 과정에서 적합도가 높은 개체는 다음 세대로 재생된다. 각각의 유전 연산자들의 작동 원리는 그림 2과 같다.



(a) Crossover operator

(b) Mutation operator

(c) Deletion operator

기동표적 추적을 위한 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터

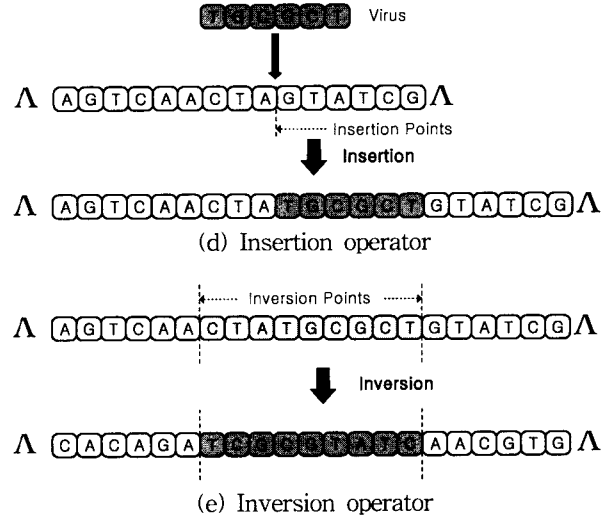


그림 2. 유전 연산자
Fig. 2. Genetic operators

3.3 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터

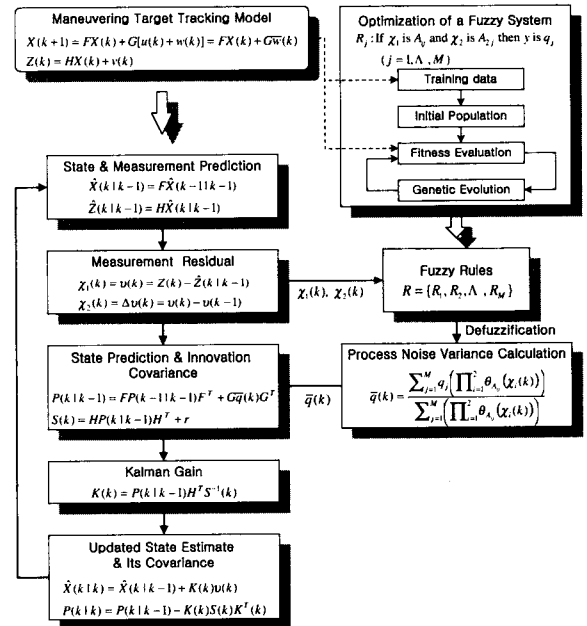


그림 3. DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터
Fig. 3. DNA coding-based IKF

DNA 코딩 기법으로 동정된 퍼지규칙들을 이용하여 전체 프로세스 잡음의 분산값이 계산되는 지능형 칼만 필터의 알고리즘은 다음과 같다.

1. State & measurement prediction

$$\hat{X}(k|k-1) = F\hat{X}(k-1|k-1) \quad (7)$$

$$\hat{Z}(k|k-1) = H\hat{X}(k|k-1) \quad (8)$$

2. Input for fuzzy system (residual & its variation)

$$\chi_1(k) = v(k) = Z(k) - \hat{Z}(k|k-1) \quad (9)$$

$$\chi_2(k) = \Delta v(k) = v(k) - v(k-1) \quad (10)$$

3. Time-varying process noise variance calculation

$$\bar{q}(k) = \frac{\sum_{i=1}^M q_i (\Pi_{i=1}^2 \theta_{A_i}(x_i(k)))}{\sum_{i=1}^M (\Pi_{i=1}^2 \theta_{A_i}(x_i(k)))} \quad (11)$$

4. State prediction covariance

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

5. Innovation covariance

$$S(k) = HP(k|k-1)H^T + r \quad (13)$$

6. Kalman gain

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

7. Updated state estimate and its covariance

$$\hat{X}(k|k) = \hat{X}(k|k-1) + K(k)y(k) \quad (15)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)S(k)K^T(k) \quad (16)$$

그림 3은 이러한 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터의 개요를 보여준다.

4. 모의실험 결과

이 절에서는 모의실험을 통하여 제안된 방법의 표적추적 성능이 적용 상호작용 다중모델 기법 및 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터와 비교된다[4, 5]. DNA 코딩 기법에 사용된 초기 매개변수는 표 2와 같다.

표 2. DNA 코딩 기법의 초기 매개변수
Table 2. Initial parameters for DNA coding method

매개변수	값
최대 세대수	200
최대 규칙수	50
개체군 크기	500
교차/돌연변이율	0.9/0.01
삭제/삽입/도치율	0.01/0.01/0.01
λ	0.95

표 3. DNA 코딩 기법에 의해 최적화된 퍼지규칙
Table 3. Fuzzy rules optimized by DNA coding method

No. of rules	Parameters				
	c_1	σ_1	c_2	σ_2	q
1	1.8252	0.2553	1.9225	2.2241	0.1020×10^{-1}
2	1.3147	2.2974	-1.1571	0.1711	0.0293×10^{-1}
3	-0.9828	0.7658	1.0671	0.1711	0.0293×10^{-1}
4	-0.9828	3.8290	-1.1570	0.1711	0.0293×10^{-1}

본 모의실험에서는 표적의 최대 가속도 입력이 0.1 km/s^2 으로 가정된다. 전체 프로세스 잡음의 분산 값을 계산하기 위한 퍼지규칙들의 집합은 DNA 코딩 기법을 이용하여 오프라인 상에서 가속도 입력이 $u_1=0.001 \text{ km/s}^2$, $u_2=0.01 \text{ km/s}^2$ 및 $u_3=0.1 \text{ km/s}^2$ 에 대하여 동시에 최적화되고, 그 결과 얻어진 퍼지규칙들은 표 3과 같다.

표적의 초기 위치는 $x-y$ 평면상에서 (72.9, 21.5) km 이고, x 축에 대하여 -150° 선상으로 0.3 km/s 의 일정한 속도로 이동한다. 각각의 축에 대한 가속도 입력은 그림 5와 같이 주어지고, 그에 따른 표적의 운동은 그림 6과 같다.

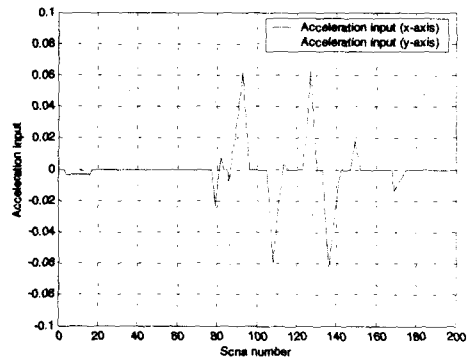


그림 4. 가속도 입력
Fig. 4. Acceleration input

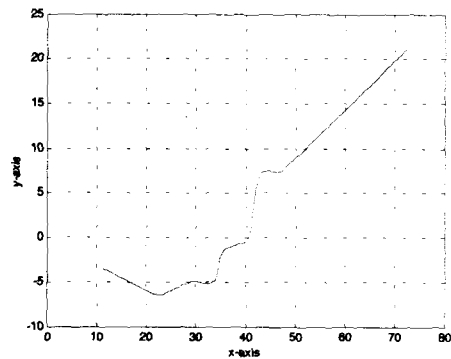


그림 5. 표적의 운동
Fig. 5. Motion of the target

각각의 축에 대하여, 영 평균 백색 가우시안 측정 잡음의 표준 편차는 0.5 km 이고, 임의의 가속도 잡음, 즉 프로세스 잡음의 표준 편차는 0.001 km/s^2 이다. 또한 적용 상호작용 다중모델 기법에 사용되는 이단 칼만 추정기를 위한 바이어스 필터 및 바이어스-프리 필터의 프로세스 잡음의 표준 편차는 각각 0.01 km/s^2 와 0.001 km/s^2 과 같다. 각각의 부 모델에 대한 전환 확률 행렬 (switching probability matrix)과 초기 모델 확률(initial model probability)은 다음과 같이 선택된다.

$$P_{ij} = \begin{cases} 0.97 & \text{if } i=j \\ \frac{1-0.97}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$$w_i(0) = \begin{cases} 0.6 & \text{if } i=1 \\ \frac{1-0.6}{N-1} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

적용 상호작용 다중모델 기법에서 추정된 가속도에 가감되는 부 모델들의 가속도 수준은 3개의 다중 모델의 경우(AIMM3)에 0.04이고, 5개의 다중 모델의 경우(AIMM5) 0.02와 0.04로 선택된다. 이러한 가속도 수준은 기동의 특성을 고려하여, 여러 번의 실험을 통하여 결정되었다.

모의실험은 200번에 걸쳐 수행되고, 제안된 방법의 실험결과는 그림5에서 적용 상호작용 다중모델 기법과, 또한 그림6에서 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터와 비교된다. 각각의 기법에 대한 성능 비교는 다음의 식과 같이 위치 및 속도에 대한 표준오차(normalized error)를 적용하였다.

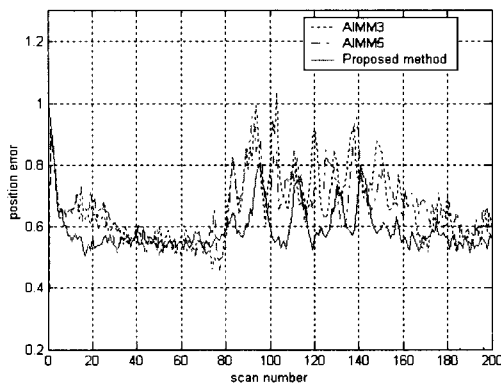
$$P_e(k) = \frac{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (p_x^s(k) - \hat{p}_x^s(k))^2 + (p_y^s(k) - \hat{p}_y^s(k))^2}}{\sqrt{\sum_{s=1}^{N_s} (p_x^s(k) - z_x^s(k))^2 + (p_y^s(k) - z_y^s(k))^2}}$$

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

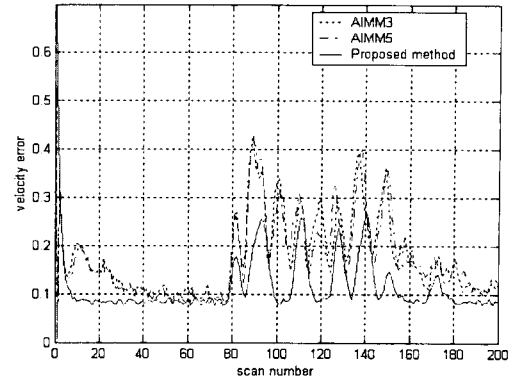
여기서 $p_x^s(k)$, $p_y^s(k)$ 와 $\hat{p}_x^s(k)$, $\hat{p}_y^s(k)$ 는 각각의 축에 대한 실제 및 추정위치이고, $z_x^s(k)$ 와 $z_y^s(k)$ 는 표적의 측정위치이다. $v_x^s(k)$, $v_y^s(k)$ 와 $\hat{v}_x^s(k)$, $\hat{v}_y^s(k)$ 는 각각의 축에 대한 실제 및 추정속도이고, $\bar{v}_x^s(k)$ 와 $\bar{v}_y^s(k)$ 는 표적의 측정속도이다. N_s 는 모의실험의 수행 횟수를 의미한다. 또한 각각의 기법들에 대한 수치적인 결과 비교 및 사용된 퍼지규칙의 수는 표 4에서 보여준다. 수치적 결과는 표준오차의 합을 전체 스캔, S로 나눈 다음 식을 이용하여 비교하였다.

$$\zeta_p = \frac{\sum_{k=1}^S P_e(k)}{S} \quad (19)$$

$$\zeta_v = \frac{\sum_{k=1}^S V_e(k)}{S} \quad (20)$$

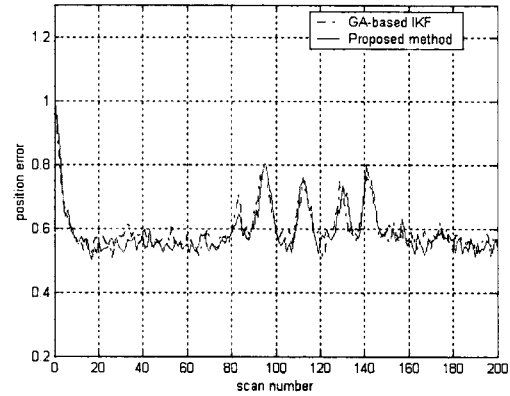


(가) 표준 위치 오차, $P_e(k)$
(a) Normalized position error, $P_e(k)$

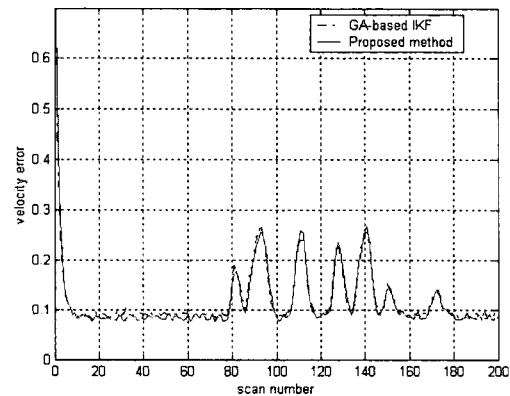


(나) 표준 속도 오차, $V_e(k)$
(b) Normalized velocity error, $V_e(k)$

그림 6. 적용 상호작용 다중모델 기법과 결과 비교
Fig. 6. Comparison with AIMM method



(가) 표준 위치 오차, $P_e(k)$
(a) Normalized position error, $P_e(k)$



(나) 표준 속도 오차, $V_e(k)$
(b) Normalized velocity error, $V_e(k)$

그림 7. 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터와 비교
Fig. 7. Comparison with GA-based IKF

표 4. 수치적 결과 및 사용된 퍼지규칙 수의 비교
Table 4. Comparison of numerical results and number of fuzzy rules

Configurations	No. of sub-models	ζ_p	ζ_v	No. of fuzzy rules
AIMM3	3	0.6633	0.1818	-
AIMM5	5	0.6593	0.1784	-
GA-based IKF	-	0.5994	0.1226	7
Proposed Method	-	0.5950	0.1209	4

5. 결론

본 논문에서는 기동표적을 효과적으로 추적하기 위해 퍼지논리를 이용한 DNA 코딩 기반 지능형 칼만 필터를 제안하였다. 제안된 방법에서 실제 알지 못하는 표적의 기동을 다루기 위해, 프로세스 잡음의 시변 분산을 가지는 새로운 표적 모델이 사용되었다. 이러한 복잡한 시변 분산을 계산하기 위해 퍼지 시스템이 적용되고, 또한 퍼지규칙을 동정하기 위해 DNA 코딩 기법이 사용되었다. 모의실험 결과는 제안된 방법의 표적 추적 성능이 적응 상호작용 다중모델 기법과 비교하여 월등히 우수함을 보여준다. 또한 유전 알고리즘 기반 지능형 칼만 필터와 비교하여 더 적은 퍼지규칙을 이용하여 다소 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

참고문헌

- [1] R. A. Singer, "Estimating optimal tracking filter for manned maneuvering targets", IEEE Trans. on Aerosp. Electron. Syst., Vol. 6, No. 4, pp. 473-483, 1970.
- [2] Y. Bar-Shalom and X. Li, Estimation and Tracking ; Principles, Techniques and Software, Norwood, MA : Artech House, 1993
- [3] Y.-S. Ding and L.-H. Ren, "DNA genetic algorithm for design of the generalized membership-type Tagaki- Sugeno fuzzy control system", Proceedings of IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, USA, 3862-3867, Oct., 2000.
- [3] L. X. Wang, A Course in Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall, NJ, 1998.
- [4] 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.
- [5] B. J. Lee, Y. H. Joo and J. B. Park, "Maneuvering target tracking using intelligent control techniques", Proceedings of ICCAS 2002, pp. 2205-2209, Oct., 2002.

저 자 소 개



이범직(Bum Jik Lee)

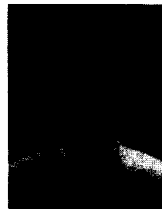
1993년 : 해군사관학교 기계공학과 졸업
2000년 : 연세대 대학원 전기전자공학과 졸업(석사)
2001년~현재 : 동대학원 박사과정

관심분야 : 표적추적, 퍼지 모델링, 유전 알고리즘, DNA 코딩

Phone : 02-2123-2773

Fax : 02-362-4539

E-mail : bumjik@control.yonsei.ac.kr



주영훈(Young Hoon Joo)

1978년 : 연세대 전기공학과 졸업
1995년 : 연세대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사)

1986~1995년 8월 : 삼성전자(주) 자동차 연구소(선임연구원)

1995년 9월~현재 : 군산대 공대 전자정보 공학부 부교수

2001년~현재 대한전기학회 제어계측분과 편집위원

2003년~현재 한국 퍼지 및 지능시스템학회 편집위원장

관심분야 : 퍼지제어, 지능제어, 유전알고리즘, 지능형 로봇

Phone : 063-469-4706

Fax : 063-469-4706

E-mail : yhjoo@kunsan.ac.kr



박전배(Jin Bae Park)

1977년 : 연세대 전기공학과 졸업

1990년 : Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학박사)

1990~1991년 : Kansas State University 전기 및 컴퓨터 공학과 조교수

1994년 9월~현재 : 연세대 공대 전기전자 공학과 교수

2000년~현재 : 대한전기학회 평의원, 편집이사

2000년~현재 : 제어자동화시스템 공학회 이사

관심분야 : 자동제어, 강인제어, 지능제어, 필터링 이론

Phone : 02-2123-2773

Fax : 02-362-4539

E-mail : jbpark@yonsei.ac.kr