

VEGA 기반 FBFE를 이용한 표적 추적 시스템 설계

The Design of Target Tracking System Using FBFE based on VEGA

이 범 직* · 주 영 훈** · 박 진 배*
(Bum-Jik Lee · Young-Hoon Joo · Jin-Bae Park)

* 연세대학교 전기전자공학과

** 군산대학교 전자정보공학부

Abstract: In this paper, we propose the design methodology of target tracking system using fuzzy basis function expansion(FBFE) based on virus evolutionary genetic algorithm(VEGA). In general, the objective of target tracking is to estimate the future trajectory of the target based on the past position of the target obtained from the sensor. In the conventional and mathematical nonlinear filtering method such as extended Kalman filter(EKF), the performance of the system may be deteriorated in highly nonlinear situation. To resolve these problems of nonlinear filtering technique, by applying artificial intelligent technique to the tracking control of moving targets, we combine the advantages of both traditional and intelligent control technique. In the proposed method, after composing training datum from the parameters of extended Kalman filter, by combining FBFE, which has the strong ability for the approximation, with VEGA, which prevent GA from converging prematurely in the case of lack of genetic diversity of population, and by identifying the parameters and rule numbers of fuzzy basis function simultaneously, we can reduce the tracking error of EKF. Finally, the proposed method is applied to three dimensional tracking problem, and the simulation results shows that the tracking performance is improved by the proposed method.

1. 서 론

표적의 추적은 잡음이 포함된 과거의 측정 데이터에 기반하여 표적의 현재 상태를 추정하는 것으로, 레이더를 통한 이동 표적의 추적 문제는 상태 추정의 중요한 분야로 많은 연구가 진행되고 있다. 레이더는 표적의 거리, 방위각 및 고각을 측정하고, 이 경우 표적의 측정 방정식은 비선형이 되므로, 선형으로 근사화한 모델을 사용하여 확장 칼만 필터를 구성함으로써, 비선형성을 해결할 수 있고, 직접 측정되지 않는 위치와 속도 등의 상태 변수들을 추정할 수 있다.

여러 가지 비선형 필터링의 접근 방법 중, 칼만 형의 필터들은 단순함과 효율성으로 인하여 폭넓게 사용되어 왔다. 그러나 선형 근사화에 의존하는 대부분의 필터들은 복잡하고 비선형적인 상황에서 수렴 속도나 성능 면에서 만족스럽지 않은 결과를 보여왔다. 이러한 문제점을 해결하기 위해, 본 논문에서는 레이더의 추적 성능을 향상시키고, 비선형 필터링 기법을 발전시키기 위해 기존의 수학적 방법에서 지능 제어 기법이 적용된다.

본 논문에서는 이동 표적을 효과적으로 추적하기 위해 바이러스-진화 유전 알고리즘(VEGA)에 기반한 퍼지 기저 함수 확장(FBFE)을 이용한 표적 추적 시스템을 제안한다. 퍼지 기저 함수 확장은 확장 칼만 필터의 비선형성에 대한 오차를 근사화하기 위해 사용되고, 퍼지 기저 함수에 기반하여 표현되는 퍼지 규칙의 구조 및 파라미터를 동정하기 위해 바이러스-진화 유전 알고리즘을 사용한다. 이는 수학적으로 성능이 증명된 확장 칼만 필터에 바이러스-진화 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수 확장을 적용시킴으로써, 기존의 방법과 인공 지능 기법간의 장점을 동시에 얻을 수 있다.

유전 알고리즘에서 우수한 개체군의 조기 출현은 재생 연산자의 사용으로 인해 유전적 다양성을 상실하게 되므로 조기 지역 수렴의 결과를 초래할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이를 보완하고자 유전 정보의 수평적 전파와 수직적 상속의 진화를 모방한 바이러스-진화 유전 알고리즘을 이용한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안된 방법의 향상된 성능은 3차원 표적 추적 모델의 모의 실험을 통하여 입증한다.

2. 확장 칼만 필터를 이용한 표적 추적

2.1 표적 모델

본 연구는 두뇌 한국 21 프로젝트에 의해 지원 받았음.

Cartesian 좌표 계에서 표현되는 표적의 운동은 추가적인 잡음이 고려된 선형 이산형 차분 방정식으로 다음과 같다.

$$x_{k+1} = F_k x_k + G_k m_k \quad (1)$$

여기서, Cartesian 상태 벡터 x_k 는 3차원 공간상에서 이동하는 표적의 위치와 속도로 구성되고 프로세스 잡음 m_k 는 영 평균 백색 잡음이고, 공분산은 다음과 같다.

$$E [m_k m_k^T] = Q_k$$

또한, 시스템 행렬 F_k 는 다음과 같고, G_k 는 단위 행렬이다.

$$F_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

그림 1에서 나타난 것처럼, 표적은 원점에 고정된 레이더에 의해 추적되고, 센서는 표적의 거리 r 와, 방위각 θ 및 고각 ϕ 를 측정한다. 이 경우, 측정 방정식은 비선형 이산 방정식으로 식 (2)와 같다.

$$z_k = h(x_k) + n_k = \begin{bmatrix} (x_k^2 + y_k^2 + z_k^2)^{1/2} \\ \tan^{-1}(y_k/x_k) \\ \tan^{-1}(z_k/(x_k^2 + y_k^2)^{1/2}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_r \\ n_\theta \\ n_\phi \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 측정 잡음 n_r, n_θ, n_ϕ 는 상호 독립적인 영 평균 가우시안 백색 잡음이고, 각각 $\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\phi^2$ 의 분산을 가진다. 따라서, 측정 잡음의 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$R_k = \text{diag}\{\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\phi^2\}$$

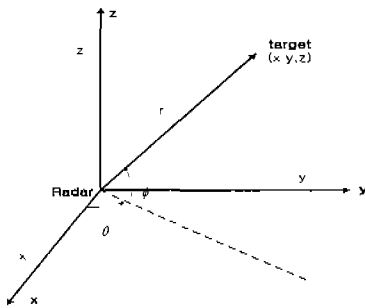


그림 1. 3차원 표적 추적의 기하학적 개요

측정 방정식을 식(3)의 형태로 표현하면, 식(4)의 측정 변환식을 이용하여 극 좌표 계의 측정값을 Cartesian 좌표 계의 측정값으로 변형할 수 있다.

$$z_k = \begin{bmatrix} r_k^m \\ \theta_k^m \\ \phi_k^m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ \phi_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} n_{r_k} \\ n_{\theta_k} \\ n_{\phi_k} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} x_k^m &= r_k^m \cos \theta_k^m \cos \phi_k^m \\ y_k^m &= r_k^m \sin \theta_k^m \cos \phi_k^m \\ z_k^m &= r_k^m \sin \theta_k^m \sin \phi_k^m \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, 첨자 m 은 측정값을 의미한다. 또한, x_k^m, y_k^m, z_k^m 은 Cartesian 좌표 측정 벡터 z_k 의 스칼라 성분을 나타낸다. 측정 방정식의 측정 함수 $h(\cdot)$ 의 선형화는 Jacobian 행렬을 이용하여 다음 식과 같이 얻을 수 있다.

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=\bar{x}_k} = \begin{bmatrix} \cos \theta_k \cos \phi_k & \sin \theta_k \cos \phi_k & \sin \phi_k & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\sin \theta_k}{r_k \cos \phi_k} & \frac{\cos \theta_k}{r_k \cos \phi_k} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\cos \theta_k \sin \phi_k}{r_k} & -\frac{\sin \theta_k \sin \phi_k}{r_k} & \frac{\cos \theta_k}{r_k} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서, \bar{x}_k 는 상태 예측치를 나타낸다.

2.2 확장 칼만 필터 알고리즘

일반적으로 식(6)로 표현된, 잡음이 고려된 이산 비선형 시스템의 상태를 추적하는 확장 칼만 필터의 블록도는 그림 2와 같다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= f_k(x_k) + H_k(x_k)\xi_k \\ v_k &= g_k(x_k) + \eta_k \end{aligned} \quad (6)$$

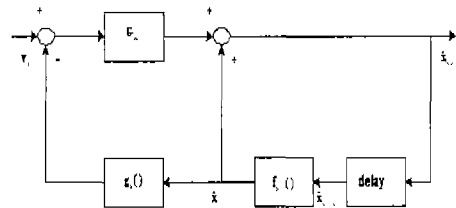


그림 2. 확장 칼만 필터의 블록도

또한, 확장 칼만 필터의 알고리즘은 식(7)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} P_{0|0} &= \text{Var}(x_0), \quad \hat{x}_0 = E(x_0), \quad \text{for } k=1, 2, \dots \\ P_{k|k-1} &= \left[\frac{\partial f_{k-1}}{\partial x_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) \right] P_{k-1|k-1} \left[\frac{\partial f_{k-1}}{\partial x_{k-1}}(\hat{x}_{k-1}) \right]^T \\ &\quad + H_{k-1}(\hat{x}_{k-1}) Q_{k-1} H_{k-1}(\hat{x}_{k-1})^T \\ \hat{x}_{k|k-1} &= f_{k-1}(\hat{x}_{k-1}) \\ G_k &= P_{k|k-1} \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] \\ &\quad \cdot \left[\left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] P_{k|k-1} \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right]^T + R_k \right]^{-1} \\ P_{k|k} &= \left[I - G_k \left[\frac{\partial g_k}{\partial x_k}(\hat{x}_{k|k-1}) \right] \right] P_{k|k-1} \\ \hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k-1} + G_k (v_k - g_k(\hat{x}_{k|k-1})) \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, \hat{x}, G, P 는 각각 추정 상태, 칼만 이득 행렬, 추정 오차 공분산 행렬을 나타낸다.

3. VEGA 기반 FBFE를 이용한 표적 추적

3.1 표적 추적 시스템의 구조

본 논문에서 제안하는 바이러스-진화 유전 알고리즘 기반 퍼지 기저 함수 확장을 이용한 확장 칼만 필터 표적 추적 시스템의 구조는 그림 3과 같다.

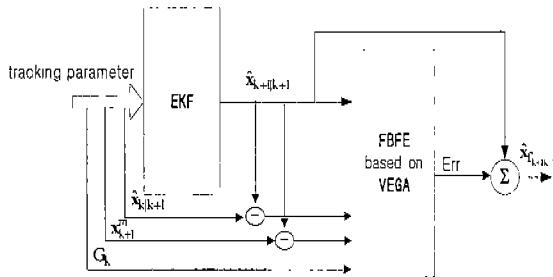


그림 3. 제안된 표적 추적 시스템

제안된 방법은 확장 칼만 필터에 사용되는 모델의 비선형성에 의한 오차를 바이러스-진화 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수 확장의 근사화를 이용하여 보정한다. 이 시스템의 입력은 칼만 이득 G_k , 추정치 $\hat{x}_{k+1|k+1}$ 와 Cartesian 좌표 계의 측정치 x_{k+1}^m 의 차 및 예측치 $\hat{x}_{k|k}$ 와 추정치 $\hat{x}_{k-1|k+1}$ 의 차를 사용한다.

또한, 시스템 출력은 x_{k+1} 와 $\hat{x}_{k|k+1}$ 의 차로 구성한다. 그림 3에서 나타낸 것처럼, 입력에 대한 바이러스-진화 유전 알고리즘 기반 퍼지 기저 함수 확장의 결과는 Err로 정의되고, 이 Err 값으로 확장 칼만 필터의 추정치 $\hat{x}_{k+1|k+1}$ 을 보정하여, 모델의 불확실성에 의한 오차를 제거한다.

3.2 퍼지 기저 함수 확장

본 논문에서는 퍼지화기, 퍼지 규칙 근거, 퍼지 추론 엔진 및 비퍼지화기로 구성된 퍼지 시스템을 고려한다[8]. M개의 규칙들로 구성된 퍼지 규칙은 식(8)과 같고, singleton 퍼지화기, product 추론, 무게 중심 비퍼지화기 및 가우시안 소속함수를 가지는 퍼지 시스템의 집합들은 식(9)의 형태의 함수들로 구성된다.

$$R_j: \text{If } x_1 \text{ is } A_1^j \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^j \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_n^j, \text{ then } z \text{ is } B^j \quad (8)$$

여기서, j 는 퍼지 규칙수, x_i 와 z 는 각각 입, 출력 변수, A_i^j 와 B^j 는 각각 입,출력 소속함수 $\mu_{A_i^j}$ 와 μ_{B^j} 로 특정화된 언어적 부분이다.

$$f(x) = \frac{\sum_{j=1}^M \bar{z}^j (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))}{\sum_{j=1}^M (\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i))} \quad (9)$$

여기서, \bar{z}^j 는 $\mu_{B^j}(z)$ 가 최대가 되는 출력 공간상의 한 점이다. 또한, 가우시안 소속함수는 식(10)과 같고, 퍼지 기저 함수를 식(11)과 같이 정의하면, 식(9)의 퍼지

시스템은 식(12)과 같은 퍼지 기저 함수 확장의 형태로 표현된다.

$$\mu_{A_i^j}(x_i) = a_i^j \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^j}{\sigma_i^j} \right)^2 \right] \quad (10)$$

여기서, $0 < a_i^j \leq 1$ 이고, \bar{x}_i^j 는 중심값, σ_i^j 는 분산값이다.

$$p_i(x) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^M \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^j}(x_i)} \quad j=1, 2, \dots, M \quad (11)$$

$$f(x) = \sum_{j=1}^M p_i(x) \theta_j \quad (12)$$

3.3 바이러스-진화 유전 알고리즘에 의한 모델 동정

자동적인 표적 추적 시스템 설계를 위해 퍼지 기저 함수에 바이러스 진화 유전 알고리즘이 적용된다. 유전 알고리즘은 생물학적인 진화 원리에 기반한 최적화 방법으로서 일반적으로 강인하다고 알려져 있지만, 초기에 우수한 개체군의 출현은 재생 연산자의 사용으로 인해 유전적 다양성을 상실하게 되어 초기 지역 수렴의 결과를 초래할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이를 보완하고자 유전 정보의 수평적 전파와 수직적 상속의 진화를 모방한 바이러스 진화 유전 알고리즘을 이용한다. 여기에는 유전 알고리즘의 재생(reproduction), 교차(crossover), 및 돌연변이(mutation) 연산자에 추가하여, 두 개의 감염 연산자, 즉 역전사 연산자(reverse transcription operator)와 형질도입 연산자(transduction operator)가 도입된다.

- 역전사 연산자 : 바이러스 개체의 유전 형질을 호스트 개체에 정해진 비율로 감염시키는 연산자
- 형질도입 연산자 : 바이러스 개체의 생명력에 따라 새로운 바이러스 개체를 생성하고, 바이러스 개체의 적합도에 따라 바이러스의 크기를 조정하여, 새로운 형질을 도입하는 연산자

그림 4는 제안된 유전 암호화 과정을 보여준다. 매개변수는 제안된 퍼지 시스템에 사용된 전건부 가우시안 소속함수의 중심값 및 분산값과 후건부 출력 값으로 암호화되고, 규칙 수는 이진 스트리밍을 이용하여 유효한 규칙에 1을 할당하여 암호화한다.

퍼지 규칙(이진화) : If X_1 is A_1^j and X_2 is A_2^j and X_3 is A_3^j , then Y is ω_j

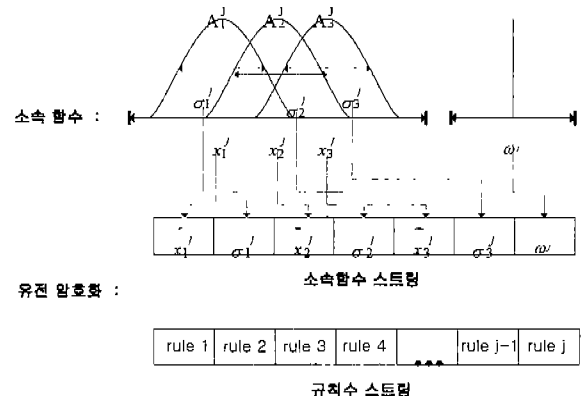


그림 4. 유전 암호화 과정

최적의 매개변수와 규칙 수를 얻기 위해, 각 개체는 적합도 함수에 의해 평가된다. 본 논문에서 사용되는 적합도 함수는 식 (13)과 같다.

$$fitness = \lambda \frac{1}{MSE+1} + (1-\lambda) \frac{1}{rule\ number+1} \quad (13)$$

여기서, λ 는 오차 값과 규칙수의 상호 비중을 나타낸다. 또한 바이러스 적합도, 감염률 및 생명력은 각각 식 (14), (15) 및 (16)과 같다.

$$fitvirus_{ij} = fithost'_j - fithost_j \quad (14)$$

$$fitvirus_i = \sum_{j=5} fitvirus_{ij}$$

여기서, $fithost_j$ 와 $fithost'_j$ 는 j 번째 호스트 개체에 감염시키기 전과 후의 적합도, $fitvirus_{ij}$ 는 i 번째 바이러스가 j 번째 호스트를 감염시키기 전과 후의 호스트 개체의 적합도의 차이, 그리고 $fitvirus_i$ 는 i 번째 바이러스의 적합도를 나타낸다.

If $fitvirus_i \geq 0$, then $infrare_i = infrate_i + \beta$
 If $fitvirus_i < 0$, then $infrare_i = infrate_i - \beta \quad (15)$

여기서, $infrate_i$ 는 바이러스 개체가 호스트 개체를 감염시키는 감염률로 바이러스 개체의 적합도에 따라 결정된다.

$$life_{i,t+1} = \gamma \times life_{i,t} + \alpha \times fitvirus_i \quad (16)$$

여기서, $life_{i,t}$ 는 t 세대의 생명력, γ 는 감소율, α 는 생명도 계수를 나타낸다. 생명력의 값에 따라 바이러스 개체가 다음 세대에 살아남을 것인지, 새로운 형질이 도입될 것인지가 결정된다.

바이러스-진화 유전 알고리즘은 위에서 언급한 것처럼 유전 알고리즘에 두 개의 감염 연산자, 바이러스 개체의 적합도, 감염률, 생명력의 개념이 추가된 것으로 학습 과정은 다음과 같다.

단계1 : 교차율, 돌연변이율, 감염률과 생명도 계수를 결정하고, 최대 세대수, 개체군 수와 바이러스 개체의 문자열의 길이 등을 초기화한다.

단계2 : 동정될 시스템의 입출력 데이터를 정규화하고, 초기 세대를 위한 호스트 및 바이러스 개체를 생성한다.

단계3 : 바이러스의 적합도와 감염율에 따라 역전사 연산에 의해 호스트 개체는 바이러스에 감염되고, 감염되기 전과 후의 호스트 개체의 적합도를 평가하고, 다음 세대를 위한 감염률과 생명력을 구한다.

단계4 : 적합도에 비례한 선택에 따라 재생산이 이루어지고, 교차와 돌연변이를 거쳐 새로운 세대를 구성한다. 또한, 형질 도입 연산에 의해 다음 세대를 위한 바이러스 개체를 생성한다.

단계5 : 미리 설정한 세대수가 지날 때까지 단계3에서 단계4를 반복한다.

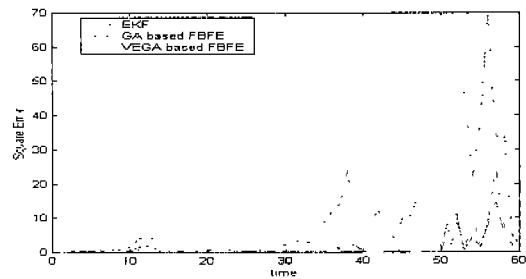
4. 모의실험 결과

제안된 방법의 향상된 성능을 입증하기 위해 3차원 표적 추적 문제에 대한 모의 실험을 수행한다. 표 1은 실험에 사용된 바이러스-진화 유전 알고리즘의 초기 값을 나타낸다.

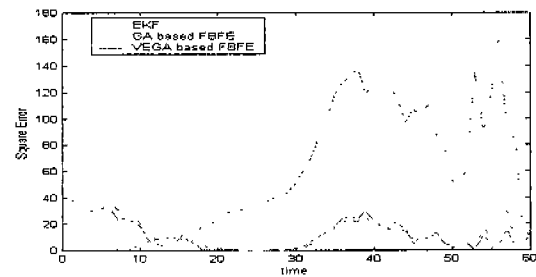
표 1. VEGA의 초기 매개 변수

Parameters	Value
Maximum Generation	70
Maximum Rule Number	30
Population Size	120
Virus Population Size	12
Crossover Rate	0.9
Mutation Rate	0.1
$\lambda / \beta / \gamma / \alpha$	0.55 / 0.01 / 0.1 / 0.9

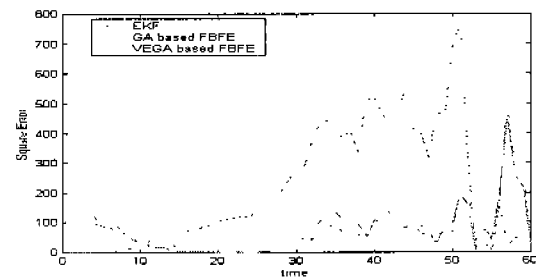
그림 5는 각각의 상태 변수에 대해 EKF, GA 기반 FBFE 및 VEGA 기반 FBFE를 이용한 방법의 모의 실험 결과를 보여준다.



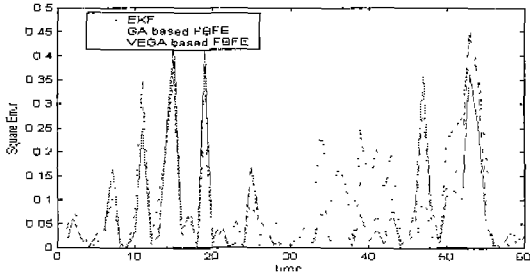
(1) x의 제곱 오차 비교



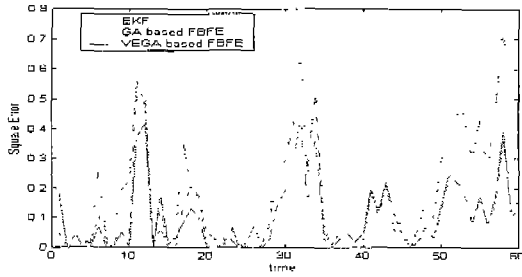
(2) y의 제곱 오차 비교



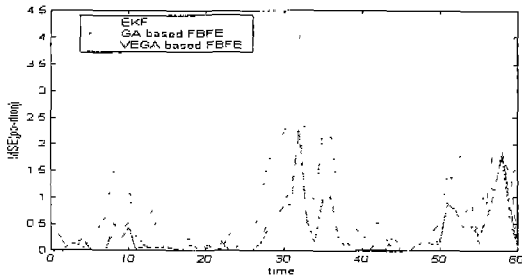
(3) z의 제곱 오차 비교



(4) x 의 제곱 오차 비교



(5) y 의 제곱 오차 비교



(6) z 의 제곱 오차 비교

그림 5. 모의실험 결과 비교

표 2은 3가지 방법에 대한 각 상태 변수별 제곱 오차의 합을 수치적으로 보여준다.

표 2. 수치적 결과 비교

state	EKF	GA based FBFE	VEGA based FBFE
x	459.51	119.19	79.27
y	3,404.73	786.08	681.31
z	12,599.44	4,894.61	4,020.52
\dot{x}	5.89	4.51	4.24
\dot{y}	11.36	7.23	6.29
\dot{z}	43.83	24.52	19.61

5. 결 론

본 논문에서는 레이더의 표적 추적 성능을 향상시키고, 비선형 필터링 기법을 발전시키기 위해 기존의 확장 칼만 필터에 바이러스-진화 유전 알고리즘 기반 퍼지

기저 함수 확장을 적용하였다. 제안된 구조에서, 강한 근사화 능력을 가지는 퍼지 기저 함수에 바이러스-진화 유전 알고리즘을 결합하고, 이를 기존의 확장 칼만 필터에 적용함으로써, 기존의 수학적 방법과 지능 제어 기법의 장점을 결합하였다. 제안된 방법은 먼저 확장 칼만 필터에서 학습 데이터를 구성하고, 이를 바이러스-진화 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수 확장을 이용하여 학습시킴으로써, 퍼지 기저 함수의 소속 함수 파라미터와 규칙 수를 동시에 최적화시켜, 확장 칼만 필터의 비선형성에 의한 오차를 보정하였다. 또한 바이러스-진화 유전 알고리즘의 감염 연산자를 이용함으로써 우수한 개체의 조기 생성으로 인한 유전적 다양성의 상실을 방지하였다. 제안된 방법의 우수한 성능은 3차원 상에서 동속 운동을 하는 표적의 레이더 추적 문제의 모의 실험 결과에서 각각 입증되었다.

참 고 문 헌

- [1] Y. Bar-Shalom and T. E. Fortmann, "Tracking and Data Association", *Academic Press Inc.*, pp. 110 -116, 1988.
- [2] J. S. R. Jang, "Neuro Fuzzy and Soft Computing", *Prentice-Hall International Inc.*, pp175-180, 1997.
- [3] R. A. Singer, "Estimating Optimal Tracking Filter Performance for Manned Maneuvering Targets", *IEEE Trans. on Aero. and Electro. Sys.*, Vol.AES-6, No.4, pp.473-483, July, 1970.
- [4] Tzoo-Hseng S. Li, "Estimation of One-dimensional Radar Tracking via Fuzzy-Kalman Filter", *IECON '93*, pp. 2384-2388, 1993.
- [5] Leonard Chin, "Application of Neural Network in Target Tracking Data Fusion", *IEEE Trans. on Aero. and Electro.sys.*, Vol.30, No.1, pp.281-187, 1994.
- [6] K. C. Chan, H. Leung, and V. Lee, "Maneuvering Target Tracking Using Fuzzy Logic", *IEEE Trans. on Aero. and Electro.sys.*, Vol. AES-28, No.5, pp. 782-792, 1997.
- [7] W. R. Hwang and W. E. Thompson, "Design of Intelligent Fuzzy Logic Controllers Using Genetic Algorithms", *Proc. of 3rd IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 1383-1388, 1994.
- [8] N. Kubota, T. Fukuda, K. and Shimojima, "Virus-Evolutionary Genetic Algorithm for a Self- Organizing Manufacturing System", *Computer & Industrial Engineering*, Vol. 30, pp.1015-1026, 1996
- [9] N. Kubota, K. Shimojima and T. Fukuda, "The role of Virus Infection in Virus-Evolutionary Genetic Algorithm", *Proc. of IEEE Int. Conf.*, pp.182-187, 1996
- [10] L. X. Wang and J. M. Mendel, "Fuzzy Basis Function, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning", *IEEE Trans. on Neural Net.*, Vol.3, No.5, pp.807-814 Sept., 1992.