

VEGA 기반 FBFE를 이용한 표적 추적 시스템 설계

The Design of Target Tracking System Using FBFE Based on VEGA

이범직 · 주영훈* · 박진배

Bum Jik Lee, Young Hoon Joo and Jin Bae Park

연세대학교 공과대학 전기및전자공학과

* 군산대학교 공과대학 전자정보공학부

요 약

본 논문에서는 바이러스-진화 유전 알고리즘에 기반한 퍼지 기저 함수 확장을 이용한 표적 추적 시스템의 설계 방법을 제안한다. 일반적으로 표적 추적의 목적은 센서로부터 얻어진 표적의 과거 위치에 기반하여, 미래에 대한 표적의 궤적을 추정하는 것이다. 확장 칼만 필터와 같은 전통적이고 수학적인 비선형 필터링 기법에서 강한 비선형성은 시스템의 성능을 저하시킬 수 있다. 이러한 비선형 필터링 기법의 문제점을 해결하기 위해, 이동 표적의 추적 문제에 인공 지능 기법을 적용함으로써, 전통적 기법과 지능 제어 기법의 장점을 결합한다. 제안된 방법에서, 확장 칼만 필터의 파라미터로 학습 데이터를 구성하고, 강한 근사화 능력을 가지는 퍼지 기저 함수에 유전 알고리즘의 유전적 다양성 상실로 인한 조기 수렴을 방지하는 바이러스-진화 유전 알고리즘을 결합하여, 파라미터와 규칙 수를 동시에 동정시킴으로써 확장 칼만 필터의 오차를 보정한다. 마지막으로, 제안된 방법은 3차원 상의 모의 실험을 통해 그 성능이 입증된다.

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.

Key Words : Target tracking, Fuzzy modeling, Virus genetic algorithms, Fuzzy basis function network

1. 서 론

표적의 추적은 잡음이 포함된 과거의 측정 데이터에 기반하여 표적의 현재 및 미래 상태를 추정하는 것으로, 레이더를 통한 이동 표적의 추적 문제는 상태 추정의 중요한 분야로 많은 연구가 진행되고 있다. 또한, 표적 추적 시스템은 센서로부터 수신된 정보를 처리하여 표적의 위치, 속도 및 가속도를 계산하고, 이를 이용하여 표적을 탐지, 식별 및 추적하는 기능을 수행한다. 본 논문에서는 이러한 표적 추적 시스템의 기능

중 표적의 추적만을 언급한다. 칼만 필터[1-7]는 표적의 상태 천이 중에 첨가되는 프로세스 잡음과 표적의 탐지와 측정 과정에서 들어오는 측정 잡음을 고려하여 연속되는 측정치 열의 최소 제곱 오차 추정 알고리즘으로부터 유도된 상태 추정 알고리즘이다. 일반적으로, 레이더는 표적의 거리, 방위각 및 고각을 측정하고, 이 경우 표적의 측정 방식은 비선형 식이 되므로, 선형으로 근사화한 모델을 사용함으로써, 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 수학

접수일자 : 2001년 05월 19일

완료일자 : 2001년 07월 25일

본 연구는 두뇌 한국 21 프로젝트에 의해 일부 지원 받았습니다.

적인 방법에 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. 칼만 필터를 이용한 표적 추적

2.1 표적 모델

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.

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

여기서, T는 샘플링 시간이다.

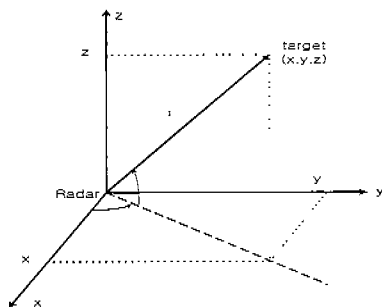


그림 1. 3차원 표적 추적의 기하학적 개요.
Fig. 1. The geometric configuration of 3dimensional target tracking

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.

$$z_k = h(x_k) + n_k \quad (2)$$

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

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.

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

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

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

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

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.

$$H_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=x_k}$$

$$= \begin{bmatrix} \cos \theta_k \cos \phi_k & \sin \theta_k \cos \phi_k & \sin \phi_k & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\sin \theta_k}{r_k \cos \phi_k} & \frac{\cos \theta_k}{r_k \cos \phi_k} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{\cos \theta_k \sin \phi_k}{r_k} & -\frac{\sin \theta_k \sin \phi_k}{r_k} & \frac{\cos \theta_k}{r_k} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

여기서, \bar{x}_k 는 상태 예측치를 나타낸다.

2.2 확장 칼만 필터 알고리즘

잡음이 고려된 이산 비선형 시스템은 일반적으로 식(6)과 같이 표현된다.

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

$$P_{00} = \text{Var}(x_0), \quad \hat{x}_0 = E(x_0), \quad \text{for } k=1, 2, \dots$$

$$P_{k+1|k} = \left[-\frac{\partial f_k}{\partial x_k}(\hat{x}_k) \right] P_{k|k} \left[\frac{\partial f_k}{\partial x_k}(\hat{x}_k) \right]^T + H_k(\hat{x}_k) Q_k H_k(\hat{x}_k)^T$$

$$\hat{x}_{k+1|k} = f_k(\hat{x}_k) \quad (7)$$

$$G_{k+1} = P_{k+1|k} \left[\frac{\partial g_{k+1}}{\partial x_{k+1}}(\hat{x}_{k+1|k}) \right] \cdot \left[\left[\frac{\partial g_{k+1}}{\partial x_{k+1}}(\hat{x}_{k+1|k}) \right] P_{k+1|k} \left[\frac{\partial g_{k+1}}{\partial x_{k+1}}(\hat{x}_{k+1|k}) \right]^T + R_{k+1} \right]^{-1}$$

$$P_{k+1|k+1} = \left[I - G_{k+1} \left[\frac{\partial g_{k+1}}{\partial x_{k+1}}(\hat{x}_{k+1|k}) \right] \right] P_{k+1|k}$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + G_{k+1}(v_{k+1} - g_{k+1}(\hat{x}_{k+1|k}))$$

위의 이산 비선형 시스템에 대한 확장 칼만 필터의 알고리즘은 식(7)과 같다.

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 2와 같다.

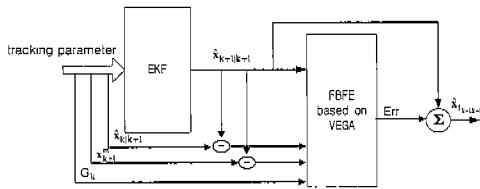


그림 2. 제안된 표적 추적 시스템
Fig. 2. Proposed Target Tracking System

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 좌표계의 측정치 x_{k+1}^m 의 차 및 예측치 $\hat{x}_{k|k+1}$ 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 함수

를 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.

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

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

3.3 바이러스-진화 유전 알고리즘에 의한 퍼지 모델 동정

유전 알고리즘은 생물학적 진화 원리를 컴퓨터 상에서 모의 실험하여 주어진 문제의 해를 탐색하는 일종의 최적화 방법이다. 유전 알고리즘은 먼저, 개체(individual)가 가지는 일련의 정보를 비트, 정수, 또는 실수 스트링으로 표현한다. 이러한 스트링을 염색체(chromosome)라 하며, 개체들의 집합을 개체군(population)이라 한다. 각 개체는 적합도 함수에 의해 평가되고, 그 적합도에 따라 생존 여부가 결정된다. 또한 재생(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 등의 연산자를 이용하여 염색체를 점차적으로 변형함으로써 더 좋은 해를 생성한다. 그러나, 유전 알고리즘은 일반적으로 강인하다고 알려져 있지만, 조기에 우수한 개체군의 출현은 재생 연산자의 사용으로 인해 유전적 다양성을 상실하게 되어 조기 지역 수렴의 결과를 초래할 수 있다. 본 논문에서는 이를 보완하고, 자동적인 표적 추적 시스템의 설계를 위해, 유전 정보의 수평적 전파와 수직적 상속의 진화를 모방한 바이러스 진화 유전 알고리즘을 이용한다. 바이러스-진화 유전 알고리즘에는 재생, 교차 및 돌연변이 연산자에 추가하여, 두 개의 감염 연산자, 즉 역전사 연산자와 형질도입 연산자가 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

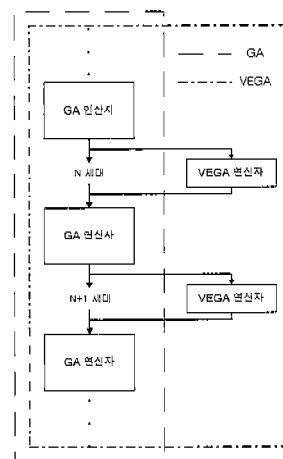


그림 3. GA 연산자와 VEGA 연산자
Fig. 3 GA operators and VEGA operators

그림 3은 유전 알고리즘의 연산자에 감염 연산자가 추가 되는 과정을 보여준다. 또한, 그림 4는 역전사 연산자와 형질도입 연산자의 연산 과정을 보여준다.

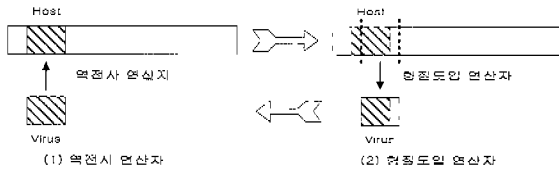


그림 4. 역전사 연산자와 형질도입연산자
Fig. 4. reverse transcription operator and transduction operator

유전 암호화는 하나의 퍼지 규칙이 하나의 염색체로 표현 되는 방식으로, 유전 알고리즘에 의한 퍼지 모델링은 퍼지 모델의 유전 암호화부터 시작한다. 따라서, 주어진 문제에 대한 잠재적인 해들이 암호화되는 과정은 유전 알고리즘의 성능에 중요한 역할을 한다. 그림 5는 퍼지 규칙의 입력이 3개 이고, 출력이 1개인 퍼지 시스템에 대한 유전 암호화 과정을 보여준다. 각각의 입/출력 학습 데이터의 전체 집합에서 임의의 가우시안 소속함수와 임의의 출력 값을 생성하고, 이를 이용하여 염색체를 구성하게 된다. 소속함수 스트링에서 입력부분은 퍼지 시스템에 사용된 전건부 가우시안 소속함수의 중심값 및 분산값이 되고, 출력 부분은 후건부 출력 값으로 암호화된다. 또한, 규칙 수 스트링은 이진 스트링을 이용하여 유효한 규칙에 1을, 유효하지 않은 규칙에는 0을 할당하여 암호화한다.

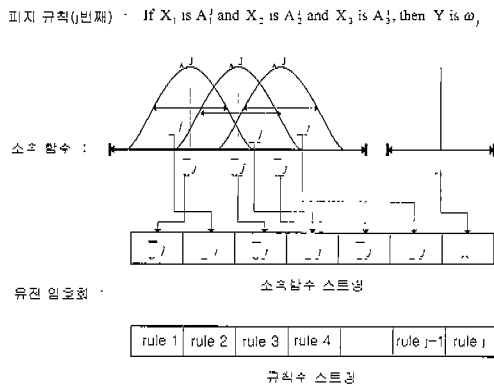


그림 5. 유전 암호화 과정
Fig. 5. The process of genetic coding

최적의 매개변수와 규칙 수를 얻기 위해, 각 개체는 적합도 함수에 의해 평가된다. 본 논문에서는 오차의 최소화와 필요한 규칙수의 최소화를 동시에 만족시키기 위해 적합도 함수를 식(13)과 같이 설정한다. 식에서 알 수 있듯이 적합도는 MSE와 규칙 수에 반비례한다.

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

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

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

$$fitvirus_i = \sum_{j \in S} fitvirus_{ij}$$

여기서, $fithost_j$ 와 $fithost'_j$ 는 j 번째 호스트 개체에 감염되기 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.

$$\text{If } fitvirus_i \geq 0, \text{ then } infrate_i = infrate_i + \beta$$

$$\text{If } fitvirus_i < 0, \text{ then } infrate_i = infrate_i - \beta \quad (15)$$

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 기존의 유전 알고리즘에 두 개의 감염 연산자, 바이러스 개체의 적합도, 감염률, 생명력의 개념이 추가된 것이다.

4. 모의실험 결과

제안된 방법의 향상된 성능을 입증하기 위해 3차원 표적 추적 문제에 대한 모의 실험을 수행한다. 모의실험에 사용된 상태 변수의 초기 조건은 식(17)과 같고, 여기서 측정 단위는 미터(m)이고, 또한 샘플링 시간 T 는 1초로 설정하였다.

$$x_0 = [70000 \quad 60000 \quad 25000 \quad -600 \quad -700 \quad -400] \quad (17)$$

$$\hat{x}_0 = [70050 \quad 60050 \quad 25050 \quad -600 \quad -700 \quad -400]$$

또한, 추정 오차 공분산 행렬 P_0 와 프로세스 잡음과 측정 잡음의 공분산 Q, R 은 각각 식(18)과 식(19)와 같다.

$$P_0 = E\{[x_0 - \hat{x}_0][x_0 - \hat{x}_0]^T | z^k\} \quad (18)$$

$$Q = \text{diag}(0 \quad 0 \quad 0 \quad 0.2^2 \quad 0.2^2 \quad 0.3^2) \quad (19)$$

$$R = \text{diag}(0.3 \quad 0.5^2 \quad 0.4^2)$$

표 1은 실험에 사용된 바이러스-진화 유전 알고리즘의 초기 값을 나타낸다.

표 1. VEGA의 초기 매개 변수
Table 1. The initial parameters of VEGA

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 6과 7은 각각 상태 변수 x 의 VEGA에 의한 적합도의 변화와 규칙 수의 변화를 보여준다. 또한, 그림 7은 각각의 상태 변수에 대해 EKF, GA 기반 FBFE 및 VEGA 기반 FBFE를 이용한 방법의 모의 실험 결과를 보여준다.

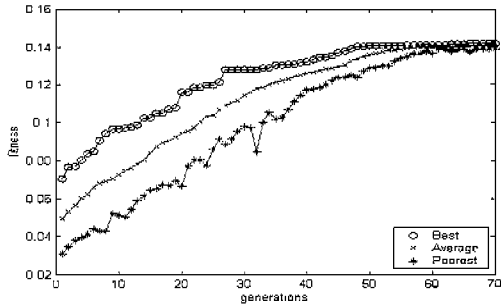


그림 6. 상태 변수 x 의 적합도
Fig. 6. The fitness of state variable, x

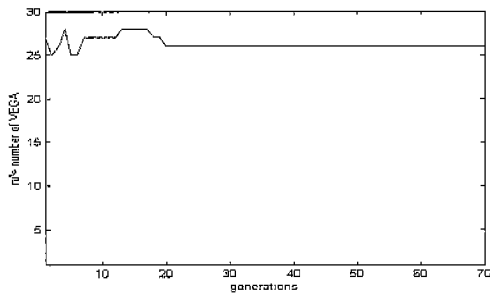
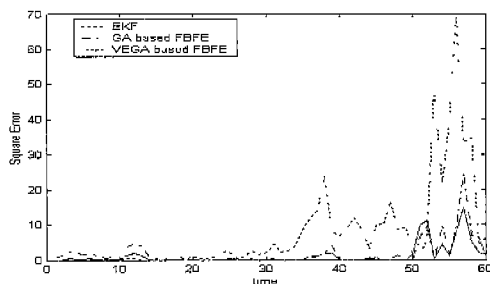
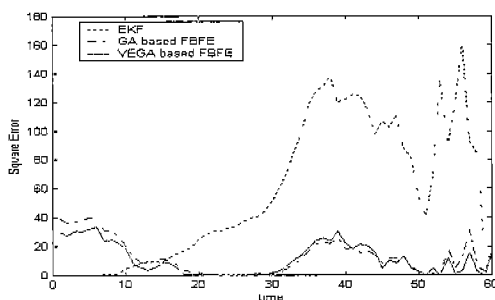


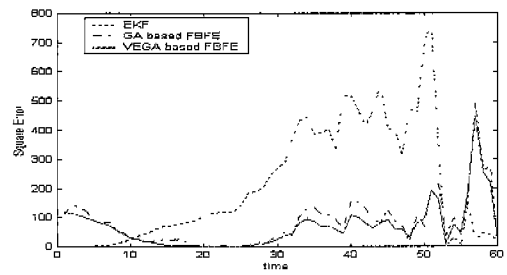
그림 7. 상태 변수 x 의 규칙 수
Fig. 7. The rule number of state variable, x



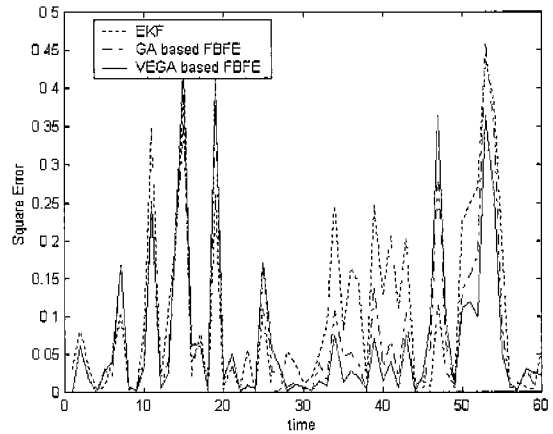
(1) x 의 제곱 오차 비교



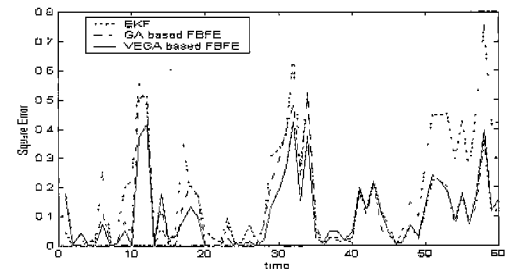
(2) y 의 제곱 오차 비교



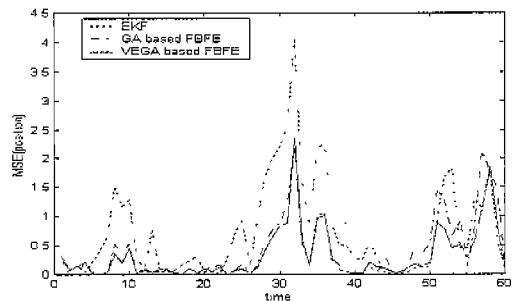
(3) z 의 제곱 오차 비교



(4) x 의 제곱 오차 비교



(5) y 의 제곱 오차 비교



(6) z 의 제곱 오차 비교

그림 7. 모의실험 결과 비교
Fig. 7. The comparison of simulation result

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

표 2. 수치적 결과 비교
Table 2. The comparisons of numerical result

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. 결론

본 논문에서는 레이다의 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 등속 운동을 하는 표적의 레이다 추적 문제의 모의 실험 결과에서 각각 입증되었다.

참고 문헌

[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.*, pp. 175-180, 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.

저 자 소 개



이 범 직 (Bum Jik Lee)

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



주영훈 (Young-Hoon Joo)

1978년 : 연세대학교 전기공학과 졸업.
1984년 : 연세대 대학원 전기공학과졸업.
1995년 : 동 대학원 전기공학과 졸업(공학).
1986~1995년 : 삼성전자(주) 자동화연구소
(선임연구원).
1998~1999년 : 미국 휴스턴대학 전기 및
컴퓨터공학과 교환교수.

1995~현재 : 군산대 공대 전자정보공학부 조교수.

2000~현재 : 한국퍼지 및 지능시스템학회 이사 및 편집부위원장.

2001~현재 : 대한전기학회 제어계측분과 편집위원

관심분야 : 퍼지제어, 지능제어, 유전 알고리즘, 신경회로망,
지능형 로봇, 인터넷기반 가상 실험실.

Phone : 063-469-4706, Fax: 063-469-4706

E-mail: yhjoo@kunsan.ac.kr



박진배 (Jin-Bae Park)

1977년 : 연세대 전기공학과 졸업.
1990년 : Kansas State Univ. 전기 및
컴퓨터 공학과 졸업(공학)
1990~1991년 : Kansas State Univ. 전기
및 컴퓨터 공학과 조교수.
1998~1999년 : 연세대 창업보육센터
(센터장)

1998~1999년 : 연세대 연세공학원 (부원장)

1994. 9~현재 : 연세대 공과대학 전기 및 컴퓨터공학과 (부
교수)

1999년~현재 : 대한전기학회 평의원.

1999년~현재 : 제어자동화시스템공학회 이사

관심분야 : 자동제어, 강인제어, 지능제어, 계측제어, 필터링
이론 및 시스템 동정

Phone : 02-2123-2773, Fax: 02-362-4539

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