

간편 간접추론 방식의 퍼지논리에 의한 확장 칼만필터의 성능 향상

채창현*[#]

*금오공과대학교 전자공학부

Performance Improvement of an Extended Kalman Filter Using Simplified Indirect Inference Method Fuzzy Logic

Chang-Hyun Chai*[#]

*School of Electronic Engineering, KIT

(Received 26 February 2016; accepted 29 March 2016)

ABSTRACT

In order to improve the performance of an extended Kalman filter, a simplified indirect inference method (SIIM) fuzzy logic system (FLS) is proposed. The proposed FLS is composed of two fuzzy input variables, four fuzzy rules and one fuzzy output. Two normalized fuzzy input variables are the variance between the trace of a prior and a posterior covariance matrix, and the residual error of a Kalman algorithm. One fuzzy output variable is the weighting factor to adjust for the Kalman gain. There is no need to decide the number and the membership function of input variables, because we employ the normalized monotone increasing/decreasing function. The single parameter to be determined is the magnitude of a universe of discourse in the output variable. The structure of the proposed FLS is simple and easy to apply to various nonlinear state estimation problems. The simulation results show that the proposed FLS has strong adaptability to estimate the states of the incoming/outgoing moving objects, and outperforms the conventional extended Kalman filter algorithm by providing solutions that are more accurate.

Key Words : Extended Kalman Filter(확장칼만필터), Fuzzy Logic(퍼지논리), Simplified Indirect Inference(간편 간접추론), State Estimation(상태추정)

1. 서 론

최근 탄도 미사일을 포함하는 이동물체(moving objects)의 추적이나 정밀 제어를 위해 위치추정에 필요한 상태추정(state estimation)이 중요한 연구문제로 대두되고 있다. 칼만필터는 잡음이 포함된 확률(stochastic) 선형 시스템의 상태 추정에 대한

최적(optimal) 알고리즘으로 알려져 왔다. 그러나 이동 물체의 추적 문제는 상태모델이나 측정모델의 전부 또는 일부가 잡음이 포함된 비선형 시스템이므로 확장 칼만필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 사용하여야 한다. 확장 칼만필터는 비선형 시스템을 매 샘플링 시간마다 온라인으로 1차 선형 모델로 선형화한 후에 칼만필터 알고리즘을 적용하는 것으로 확률 비선형 시스템의 추정, 제어 등의 문제에 널리 사용되고 있다. 확장 칼만필터에서 사용하는 선형화 모델은 비선형 상태모델을

Corresponding Author : cnyun@kumoh.ac.kr

Tel: +82-54-478-7453, Fax: +82-54-478-7449

유도할 때 발생하는 모델링 오차와 상태변수의 추정 값을 명목점(nominal point)에서 선형화하는 과정에서 발생하는 선형화 오차를 포함하고 있다. 따라서 초기 상태추정 또는 추정 오차공분산을 잘못 선정하거나 비선형 시스템의 모델링이 부정확하면 필터의 성능이 저하되거나 심하면 발산하는 단점을 가지고 있다.^[1,2]

선형화 오차를 해결하기 위해 제안된 이차(2nd-order) 확장 칼만필터나 반복(iterated) 확장 칼만필터는 선형화 과정에 Taylor 급수 전개의 2차항을 포함시키거나, 추정값을 구한 후에 다시 선형화를 반복하는 방법으로 측정값의 재선형화 절차를 이용하는 기법이다. 그러나 선형화 오차를 해결하기 위해 제안된 다양한 기법들은 계산량이 증가하거나 특정한 경우 상태예측값을 보장할 수 없다는 단점이 있다.^[3]

한편, 모델링 오차에 대한 단점을 보완하기 위해 확장 칼만필터에 강인성(robustness)를 부여하는 방법이 제안되고 있다. Habibi 등^[3]은 가변구조에 근거한 유연 가변구조필터(SVSF: Smooth Variable Structure Filter) 등을 제안하였다. 그러나 강인성을 도입하는 기법도 시스템의 차수가 증가할수록 계산량이 크게 증가하게 되므로 실시간 적용에 많은 어려움이 예상된다.

이상에서 논의한 바와는 다르게 확장 칼만필터의 성능을 향상하기 위해 Lewis^[4]가 공분산 행렬에 지수함수 하중값(exponential data weighting)을 제안된 이래 Abdelnour 등^[5]은 퍼지논리를 도입하여 칼만이득을 조정하였으나, 3개의 퍼지입력과 2개의 퍼지출력, 그리고 24개의 규칙을 갖는 복잡한 알고리즘으로 실시간 적용에 어려움이 있었다. 이후 Sasiadek 등^[6]은 2개의 퍼지입력과 1개의 퍼지출력, 그리고 9개의 규칙으로 구성된 2개의 퍼지논리 제어기를 제안하여 상태추정을 위한 데이터 융합 (data fusion) 등에 사용하였다.

본 논문에서는 확장 칼만필터의 성능 향상을 위해 간편 간접추론 방식(SIIM: Simplified Indirect Inference Method)의 퍼지 논리를 도입한다. 제안한 SIIM 퍼지 제어기는 2개의 규준화(normalization)된 퍼지입력을 사용하므로 퍼지 입력변수의 소속함수와 대집합의 크기를 시행착오적으로 구할 필요가

없다. 또한 4개의 퍼지규칙과 1개의 퍼지출력으로 구성되는 간단한 구조를 가진다. 퍼지 출력변수의 대집합의 크기는 제어대상의 특성이나 구동기(actuator)의 공칭 입력의 크기에 따라 쉽게 결정할 수 있다는 장점을 가진다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 확장 칼만필터를 간단하게 소개하고, 성능 향상을 위한 퍼지 입력변수와 퍼지 출력변수를 추출한다. 3장에서는 간편 간접추론 방식의 퍼지논리에 대해 소개한다. 4장에서는 다가오는 이동물체와 멀어지는 이동물체에 대해 모의실험을 수행하여 마지막으로 결론을 서술한다.

2. SIIM 퍼지논리에 의한 EKF

2.1 확장 칼만필터

칼만필터는 확률 선형 시스템의 상태 추정에 적합한 최적 알고리즘으로 예측(prediction)과 갱신(update or correction)의 두 단계로 구성되는 재귀 알고리즘이다.

아래 식으로 주어지는 이산시간(discrete-time) 선형 시스템을 고려하자.

$$x(k+1) = F(k)x(k) + B(k)u(k) + \omega(k) \quad (1)$$

$$z(k) = H(k)x(k) + \nu(k) \quad (2)$$

여기서, $F(k)$ 과 $B(k)$ 는 각각 샘플링 시간 k 에서 계산된 시스템 행렬과 입력 행렬, $x \in R^n$ 은 상태변수, $z \in R^m$ 인 측정변수이다. 또한 $\omega(k)$ 과 $\nu(k)$ 는 모두 평균이 0이고 각각 공분산행렬이 Q 와 R 인 백색 가우시안 잡음이다. 이때 초기상태와 잡음, 그리고 각 잡음변수는 모두 상호 독립이라고 가정한다.

칼만필터의 예측(a priori)단계는 시간 $(k-1)$ 에서 갱신된 상태값을 사용하여 시간 k 에서의 상태와 오차공분산을 예측하는 단계로 아래의 식 (3)과 (4)를 사용한다.

$$\hat{x}(k|k-1) = F(k)\hat{x}(k-1|k-1) + B(k)u(k) \quad (3)$$

$$P(k|k-1) = cov[x(k) - \hat{x}(k|k-1)] \\ = F(k)P(k-1|k-1)F^T(k) + Q(k-1) \quad (4)$$

또한 갱신(a posterior)단계는 예측값과 실제 측

정값의 오차인 식 (5)를 이용하여 식 (6)과 같이 상태 예측값을 보정하는 단계이다.

$$\tilde{z}(k) = z(k) - H(k)\hat{x}(k|k-1) \quad (5)$$

$$\hat{x}(k|k) = \hat{x}(k|k-1) + K(k)\tilde{z}(k) \quad (6)$$

여기서, $K(k)$ 는 칼만이득(Kalman Gain)으로 사후 오차공분산의 최소자승오차(MMSE : Minimum Mean-Square Error)로 유도된다.

사후 오차공분산은 실제 상태값과 시간 k 에서의 갱신값의 차인 $x(k) - \hat{x}(k|k)$ 의 공분산으로 식 (7)과 같이 정리된다.

$$P(k|k) = [I - K(k)H(k)]P(k|k-1)[I - K(k)H(k)]^T + K(k)R(k)K^T(k) \quad (7)$$

칼만이득은 사후 상태추정오차의 크기를 제공하여 기댓값을 최소화하여 구해진다. 따라서, 사후 오차 공분산 행렬의 대각합(trace)을 최소화하는 것과 동일하며 최종적으로 유도된 칼만이득은 식 (8)와 같으며, 최적이득이 적용된 오차공분산 행렬은 식 (9)으로 구해진다.

$$K(k) = P(k|k-1)H^T(k)S(k)^{-1} \quad (8)$$

$$P(k|k) = P(k|k-1) - K(k)H(k)P(k|k-1) \quad (9)$$

식 (9)의 사후 오차공분산 행렬은 최적의 칼만 이득을 사용하여 구해진 식이다. 따라서 최적이 아닌 경우에는 오히려 칼만필터의 성능이 저하될 가능성이 높으므로 식 (7)의 사후 오차공분산 행렬을 사용해야 한다.

시스템이 식 (10)와 식 (11)로 주어지는 비선형인 경우에는 확장 칼만필터를 사용한다.

$$x(k) = f(x(k-1), u(k-1)) + \omega(k-1) \quad (10)$$

$$z(k) = h(x(k)) + \nu(k) \quad (11)$$

여기서, 비선형 함수 f 와 h 는 미분가능하다고 가정한다.

확장 칼만필터는 단순 칼만필터를 비선형 시스템에 적용하기 위해 확장한 것으로 식 (13)으로 주어지는 선형화 과정에 의한 자코비안(Jacobian) 행렬을 사용한다.

$$F(k-1) \equiv \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\hat{x}(k-1|k-1), u(k)}, \quad H \equiv \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{x}(k|k-1)} \quad (12)$$

여기서, 자코비안 행렬은 공칭점(nominal value)이 아닌 직전 추정값 \hat{x}_k 에 의해 구해진다.

2.2 퍼지논리에 의한 EKF

확장 칼만필터의 경우, 비선형 모델의 자코비안 행렬을 유도할 때 무시한 Taylor 급수 전개에서 무시한 2차항 이상이 무시할 수 없을 정도로 크거나, 초기상태의 오차가 매우 큰 상황에서는 확장 칼만필터의 성능은 크게 저하된다.^[1,2]

앞절의 확장 칼만필터 알고리즘에서 식 (8)로 주어지는 최적 칼만이득은 시스템 모델의 공분산 행렬 Q 와 측정모델의 공분산 행렬 R 의 함수로 Q 가 증가하면 사전 오차공분산이 커지고, R 이 증가하면 감소한다. 이러한 결과를 정리하여 Sasiadek 등^[6]은 잔여오차의 공분산행렬 P_2 와 평균을 2개의 퍼지입력으로 사용하는 9개의 규칙을 제안하고, 생성된 퍼지출력 α 를 이용한 하중치 $\alpha^{-2(k+1)}$ (여기서, $\alpha \geq 1$)을 각각 Q 와 R 에 곱하여 샘플링 시간 k 가 증가할수록 Q 와 R 이 감소하도록 동일한 하중치를 적용하였다. Sasiadek 등의 방법은 시간이 지날수록 지수함수적으로 감소하므로 잔여오차에 따른 칼만필터의 반응도 늦어진다.

박성용 등^[8]은 잔여오차, 이동물체의 각속도, 그리고 센서의 측정변화율을 포함한 3개의 퍼지입력과 19개의 퍼지규칙을 2단 퍼지추론 방식으로 퍼지출력 α 를 생성하여 Q 와 R 의 하중치 α^2 과 α^{-2} 로 사용하였다. 그러나 박성용 등의 방법은 확장 칼만필터 알고리즘의 잔여오차와 센서 출력을 퍼지 입력변수로 사용하였고 퍼지규칙이 다소 복잡하다는 단점이 있다.

한편, Liu 등^[9]은 GPS 측정오차의 변화율인 PDOP를 퍼지입력으로 사용하는 Sugeno Type의 퍼지 시스템을 사용하였으며, 퍼지출력 α 를 R 에만 곱하는 방안을 제시하였다.

이상의 방법들은 퍼지입력과 규칙의 수가 너무 많거나, 이동물체의 각속도 또는 GPS 측정오차의

변화율과 같이 칼만 알고리즘 이외의 데이터를 사용하는 기법이므로 시스템 모델이 변하거나 측정 모델(센서)이 바뀌면 FLS의 모든 변수들을 새롭게 시행착오적으로 정의해야 하는 단점이 발생한다.

본 논문에서 제안한 확장 칼만필터의 성능 향상을 위한 SIIM 퍼지논리 제어기는 아래와 같다.^[10]

2.1.1 퍼지화 (Fuzzification)

SIIM 퍼지 제어기의 입력 소속함수는 그림 1과 같은 단조 선형함수(monotonic linear function)로 식 (13)으로 주어지며, 소속정도 ω_i 는 식 (14)에 의해 결정된다.

$$PA(x_i) = \frac{x_i + L}{2L}, \quad NA(x_i) = \frac{-x_i + L}{2L} \quad (13)$$

$$\omega_i = PA(x_i) \quad \text{또는} \quad \omega_i = NA(x_i) \quad (14)$$

여기서, x_i 는 입력변수이고, L 은 입력 소속함수에 관한 대집합(universe of discourse)의 크기이다.

본 논문에서는 2개의 입력변수로 식 (15)로 정의되는 사전 및 사후 오차공분산 행렬에 대한 대각함(trace)의 변화량과 잔여오차의 크기를 규준화(normalization, $\pm L = 1$)하여 사용한다.

$$\begin{aligned} x_1 &= [tr(P(k|k-1)) - tr(P(k|k))]/tr(P(k|k-1)) \\ x_2 &= [z(k) - h(\hat{x}(k|k-1))]/z(k) \end{aligned} \quad (15)$$

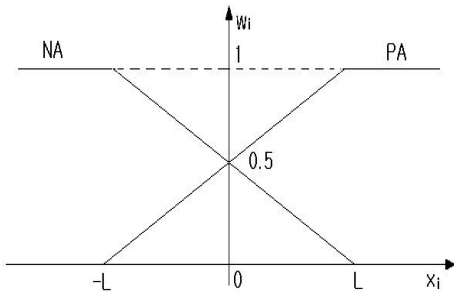


Fig. 1 Membership Function for Input Variables

2.2.2 퍼지제어규칙 (Fuzzy Control Rules)

입력변수에 대한 퍼지 제어규칙은 각각 두 개의 간단한 제어규칙으로 구성된다.

(R1) If x_1 is PA, Then u_{11} is PC^{-1} .

(R2) If x_1 is NA, Then u_{12} is NC^{-1} .

(R3) If x_2 is PA, Then u_{21} is PC^{-1} .

(R4) If x_2 is NA, Then u_{22} is NC^{-1} .

출력변수 PC 및 NC 에 관한 소속함수는 그림 2와 같은 단조증가 비선형 함수로 그에 대한 역함수(inverse function)는 식 (16)과 같다.

$$PC^{-1} = M \times [-2 + \sqrt{21.25 - (\omega_i - 4.5)^2}] \quad (16)$$

$$NC^{-1} = M \times [2 - \sqrt{21.25 - (\omega_i - 4.5)^2}]$$

여기서, 출력 소속함수에 관한 대집합의 크기 $\pm M$ 은 제어기로 사용하는 경우에는 제어대상의 특성이나 구동기(actuator) 공칭입력의 크기에 의해 정해지나, 본 논문에서는 시스템 모델의 공분산 행렬의 크기에 비례하여 선정한다.

규칙 (R1)과 규칙 (R2)가 적용되는 입력변수 x_1 에 관한 소속정도 ω_1 은 그림 2의 출력 소속함수 PC^{-1} 에서 구해지고, 소속정도 ω_2 는 출력 소속함수 NC^{-1} 를 이용하여 구하며, 식 (17)과 같다.

$$u_{11} = PC^{-1}(\omega_1), \quad u_{12} = NC^{-1}(\omega_2) \quad (17)$$

규칙 (R3)과 규칙 (R4)가 적용되는 입력변수 x_2 에 관한 입력의 소속정도 ω_3 와 ω_4 도 마찬가지로 그림

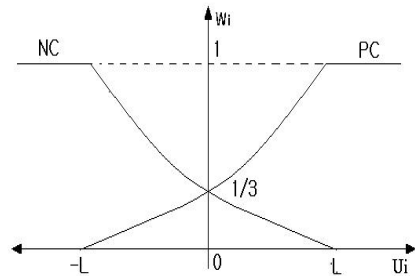


Fig. 2 Membership Function for Output Variables

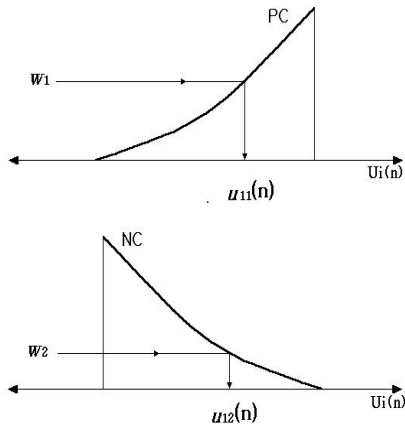


Fig. 3 SIIM Method of cx_1

출력 소속함수 NC^{-1} 를 이용하면 식 (18)과 같다.

$$u_{21} = PC^{-1}(\omega_3), u_{22} = NC^{-1}(\omega_4) \quad (18)$$

2.2.3 비퍼지화 (Defuzzification)

전체 퍼지출력 α 는 식 (19)로 주어지는 가중치 합의 평균(weighted sum mean)을 사용한다.

$$\alpha = \frac{\sum_i^n \sum_j^n w_i u_{ij} / \sum_i^n w_i}{\sum_i^n w_i} \quad (19)$$

식 (19)로 생성된 퍼지 출력은 식 (20)의 속도 알고리즘으로 칼만필터 알고리즘에 적용된다.

$$\begin{aligned} Q(k) &= Q(k-1) - \alpha \times M \times Q(k-1) \\ R(k) &= R(k-1) + \alpha \times M \times R(k-1) \end{aligned} \quad (20)$$

3. 모의실험

본 논문에서 제안한 SIIM 퍼지논리에 의한 확장 칼만필터의 효용성을 입증하기 위해 사용된 실험모형은 그림 4와 같다.

첫 번째 실험은 멀리서 지상에 설치된 레이더로 다가오는 이동물체의 위치각을 측정하여 위치, 속도 및 가속도를 추정하는 순방향목표 추적 시스템으로 시스템 모델과 관측 모델은 식 (21)과 같다.^[11]

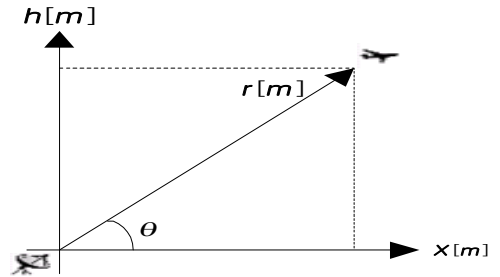


Fig. 4 The Experimental Model for moving objects.

$$X(k) = \Phi X(k-1) + \Gamma Q(k) \quad (21)$$

$$Z(k) = \arctan\left(\frac{y(k) - y_0}{x(k) - x_0}\right) + V(k)$$

여기서, 상태변수는 이동물체의 x 축과 y 축의 위치와 속도인 $X(k+1) = [x(k), \dot{x}(k), y(k), \dot{y}(k)]$ 이다. $Q(k)$ 는 전자파 방해 등을 의미하는 확률 섭동 (random perturbation) 로 공분산행렬은 $Q(k) = 1 \times e^{-4} \times eye(2)$ 로 가정한다. 또한, 시스템 행렬과 입력 행렬은 식 (22)와 같다.

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (22)$$

식 (22)에서 T 는 샘플링 시간이며, 관측모델의 측정잡음 $V(k)$ 의 공분산 R 은 $0.1^\circ \times 180/\pi [rad]$ 로 주어진다고 가정한다.

식 (23)에서 관측모델이 비선형이므로 Jacobian 행렬 H 를 구하면 식 (27)과 같다.

$$H = \frac{\partial Z(k)}{\partial X(k)} = \left[\frac{-(y(k) - y_0)}{XX}, 0, \frac{(x(k) - x_0)}{XX}, 0 \right] \quad (23)$$

여기서, $XX = (x(k) - x_0)^2 + (y(k) - y_0)^2$ 이고 관측점 위치는 $(x_0, y_0) = (0, 1000)$ 이다.

상태변수의 초기상태를 $X(0) = [0, 2, 1400, -10]$, 오차공분산의 초기값을 $P(0) = eye(4)$, 샘플링 시간을 $T=1$, 그리고 퍼지출력 대집합의 크기인 $M=0.0002$ 로 선정하고 모의실험을 수행한 결과는 그림 5에서 그림 8과 같다.

그림 5에서 본 논문에서 제안한 FuzzyEKF에 의

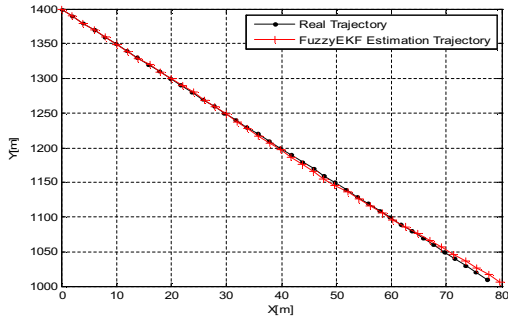


Fig. 5 Real and FuzzyEKF Estimated Trajectory

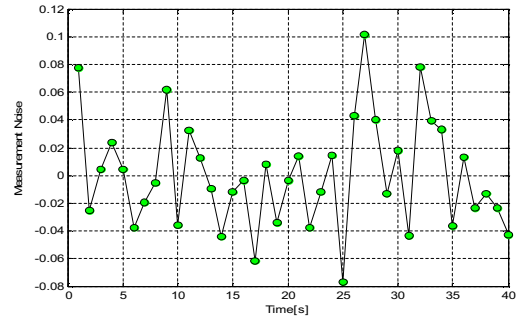


Fig. 8 Estimated Measurement Noise of FuzzyEKF

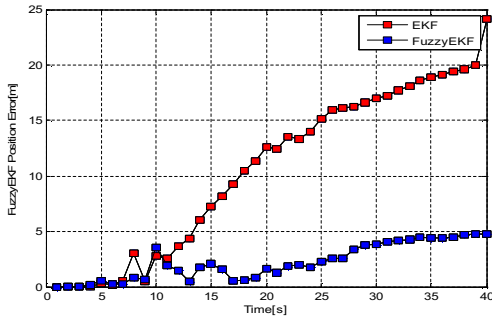


Fig. 6 RMS Error of Estimated Trajectory

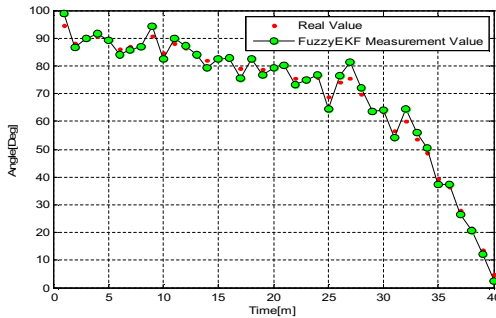


Fig. 7 Real Angle and FuzzyEKF Estimation Angle

해 추정된 궤적을 실제 궤적과 비교한 것으로 실제 궤적을 충실하게 추정하고 있음을 알 수 있다.

그림 6은 실제 궤적과 추정궤적의 RMS 오차를 비교한 것으로 종래의 EKF에 의한 오차가 최대 25[m]임에 비해 FuzzyEKF는 최대 5[m]로 평균적으로 25% 정도로 감소한 것을 알 수 있다.

그림 7은 이동물체의 실제 각도와 FuzzyEKF가 추정한 각도를 비교한 것으로, 이동물체의 각도

변화를 지연 없이 추종하고 있음을 알 수 있다.

마지막으로 그림 8에서 FuzzyEKF가 측정잡음의 분산인 $\pm 1[^\circ]$ 를 적절하게 추정하고 있음을 확인할 수 있다.

두 번째 모의실험은 지상에 설치된 레이더에서 멀어지는 이동물체에 대해 직선거리를 측정하여 위치와 고도를 추정하는 문제이다.^[15] 이동물체가 2차원 평면의 일정한 고도 1[km]에서 100[m/s]의 속도로 움직인다고 가정할 때, 물체의 시스템 모델과 측정모델은 각각 식 (24)과 같다.

식 (24)에서 상태변수는 $x = [s \ v \ h]'$ 는 거리, 속도, 그리고 고도이며 r 은 레이더에서 물체까지의 직선거리이다. 또한 시스템 잡음 w_1, w_2 와 측정잡음 ν 는 Gaussian 백색잡음으로 가정한다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ w_1 \\ w_2 \end{bmatrix} \\ z &= \sqrt{x_1^2 + x_2^2} + \nu \equiv h(x) + \nu \end{aligned} \quad (24)$$

초기조건으로 속도와 고도에 10%의 오차가 포함되도록 $x_0 = [0 \ 90 \ 1100]$ 으로 선정하였고, 오차공분산 행렬은 각각 다음과 같다.

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.001 & 0 \\ 0 & 0 & 0.001 \end{bmatrix}, R = 10 \quad (25)$$

샘플링 주기를 0.05[s], 그리고 퍼지출력 대집합의 크기인 $M=0.0001$ 로 선정하여 모의실험을 수행한 결과는 그림 9에서 그림 12와 같다.

그림 9는 이동물체의 속도를 추정한 결과이며, 그림 10은 일부 구간을 확대한 결과이다.

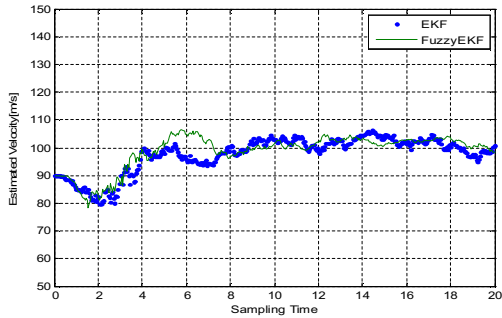


Fig. 9 Estimated Velocity of moving objects

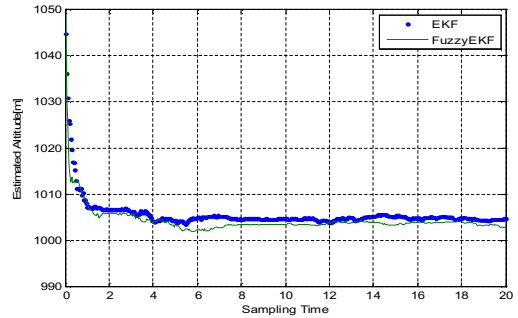


Fig. 11 Estimated Altitude of moving objects.

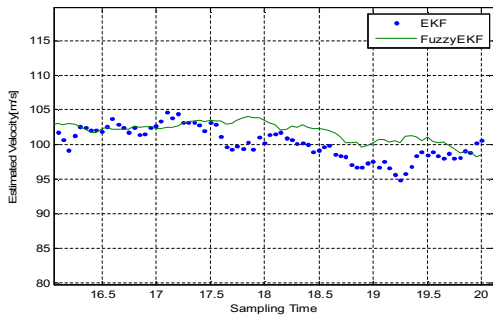


Fig. 10 Estimated Velocity of moving objects

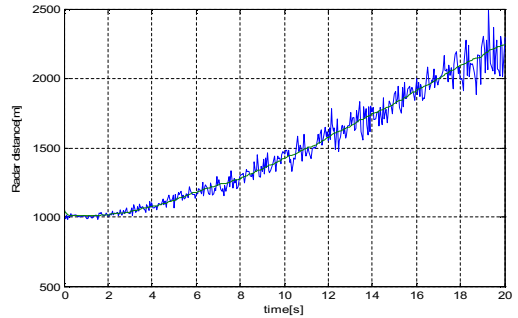


Fig. 12 Measured & Estimated distance of FuzzyEKF.

그림 10에서 EKF는 20 샘플링 시간 근방에서 참값인 $100 \pm 5[m/s]$ 의 진폭으로 추정하고 있으나, FuzzyEKF는 $100 \pm 2[m/s]$ 의 진폭으로 추정하고 있다. 100 샘플링 시간까지 모의실험을 수행한 결과, EKF의 추정속도는 $\pm 40[m/s]$ 까지 오차가 크게 증가하나, FuzzyEKF의 경우에는 $\pm 1.1[m/s]$ 이내로 안정한 것으로 조사되었다.

그림 11은 이동물체의 고도를 추정한 결과로 EKF의 추정 고도는 $1000 \pm 5[m]$ 이나, FuzzyEKF의 추정 고도는 $1000 \pm 3.5[m]$ 로 제안한 방법의 우수성을 확인할 수 있다.

그림 12는 레이더의 측정거리와 FuzzyEKF에서 추정고도와 추정 수평거리로 계산한 추정 측정거리로, 측정값의 잡음이 거의 제거되고 있으며, 이동물체의 이동에 따른 측정거리의 변화도 잘 반영하고 있음을 알 수 있다.

마지막으로 그림 13는 퍼지 입력변수인 오차공분산 행렬의 변화와 잔여오차의 변화에 따른 제안

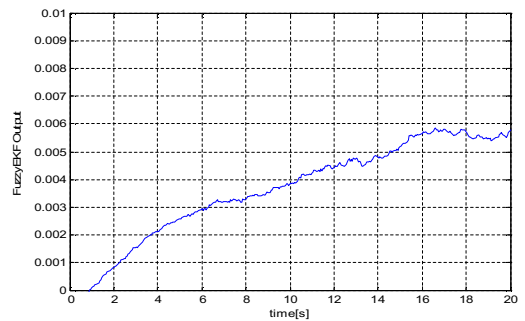


Fig. 13 FuzzyEKF Output.

한 FuzzyEKF의 출력을 도시한 것으로 FuzzyEKF의 칼만이득이 전 샘플링 시간 동안 끈임 없이 변화하였다는 것을 간접적으로 의미하고 있다.

4. 결론

본 논문에서는 확장 칼만필터의 성능을 향상시키기 위해 간편 간접추론방식의 퍼지논리를 제안하였다. 제안한 방법의 장점은 아래와 같다. 첫째, 칼만필터에 사용되는 매개변수만을 사용하므로 시스템 모델이나 관측모델의 변화에 무관하다. 둘째, 표준화된 퍼지입력을 사용하므로 대집합의 크기나 멤버십 함수를 조정해야 하는 어려움이 없다. 마지막으로 퍼지입력의 수와 퍼지규칙의 수가 크게 감소하여 실시간 적용에 보다 효율적이다.

제안한 방법을 이동물체의 운동에 따른 상태변수를 추정하는 모의실험을 수행하여 종래의 확장 칼만필터에 비해 RMS 오차가 1/4로 감소하거나, 정밀도가 최대 0.35%까지 향상시키는 것을 입증하였다.

추후 시스템 잡음과 측정잡음 각각에 특화된 간편 간접추론 퍼지논리를 개발한다면, 확장 칼만필터의 성능을 보다 개선할 수 있을 것으로 사료된다.

후 기

“이 연구는 금오공과대학교학술연구비에 의하여 지원된 논문임.”

REFERENCES

- Anderson, B. D. and Moore, J. B., Optimal Filtering, Prentice-Hall Electrical Engineering Series, 1979.
- Lewis, F. L., Optimal Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory, John Wiley & Sons, Inc., 1986.
- Habibi, S., “The Smooth Variable Structure Filter,” Proceedings of the IEEE, Vol. 95, No. 5, pp. 1026-1059, 2007.
- Lewis, F. L., Optimal Estimation with an Introduction to Stochastic Control Theory, John Wiley & Sons, Inc., 1986.
- Abdelnour, G., Chand, S., Chiu, S. and Kido, T., “On-line Detection & Correction of Kalman Filter Divergence by Fuzzy Logic,” American Control Conference, No. 30, pp. 1835-1839, 1993.
- Sasiadek, J. Z. and Wang, Q., “Fuzzy Adaptive Kalman Filtering for INS/GPS Data Fusion and Accurate Positioning,” Preprints of the 15th IFAC Symposium on Automatic Control in Aerospace, pp. 451-459, 2001.
- Noh, S. Y., Joo Y. H. and Park J. B., “A New Intelligent Tracking Algorithm Using Fuzzy Kalman Filter,” Journal of Korean Institute of Intelligent Systems, Vol. 15, No. 5, pp. 593-598, 2005.
- Park, S. Y., Park, J. H., Wang H. Y., No, J. H. and Huh, U. Y., “Localization using Fuzzy-Extended Kalman Filter,” The Transactions of The Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 63, No. 2, pp. 277-283, 2014.
- Liu, M. and Xiong, F., “A Fuzzy Adaptive INS/GPS Integrated Navigation Algorithm,” Procedia Engineering, Vol. 15, pp. 660-664, 2011.
- Chai, C. H., “Discrete-Time Sliding Mode Control with SIIM Fuzzy Adaptive Switching Gain,” International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems, Vol. 12, No. 1, pp.47-52, 2012.
- Huang, X. P. and Wang Y., The Principle and Application of Kalman Filter with Matlab Simulation, Publishing House of Electronics Industry, China, 2015.
- Kim, S. P., Understanding of Kalman Filter using Matlab, A-Jin Publishing Co. Ltd., 2012.