

다중센서 융합 및 다수모델 필터 개념을 적용한 강인한 기동물체 추적

현대환

방위사업청 지상지휘통제체계사업팀
(bestexpert@korea.com)

윤희병

국방대학교 국방관리대학원
(hbyoon37@hanmail.net)

다중센서를 이용한 기동물체의 추적은 GPS, INS, 레이더 및 광학장비 등의 위치추적 센서가 이용되며, 이러한 시스템은 UAV, 유도미사일, 우주선 등의 추적·탐지·통제를 위해 사용된다. 기동물체의 위치추적과 관련한 대부분의 연구는 다수의 레이더를 융합하거나 INS, GPS에 보조센서 추가하는 것이다. 하지만 이기종의 센서는 각 시스템특성 및 오차특성이 상이하므로 융합 간에 이를 고려하여 반영강도를 달리하는 연구가 필요하다.

본 논문에서는 다중센서 융합에 의한 추적 성능 향상을 위해 GPS, INS에 지상 레이더를 추가하여 각 센서특성에 따른 오차분석을 실시하고, 융합 간 오차특성에 따라 각 센서의 Sensor Probability를 변화시켜 정밀도와 안정성을 향상시키는 추적 알고리즘을 제안한다. 평가를 위해 UAV의 기동모델에 대한 시뮬레이션을 통해 고도값을 추출하고 제안 알고리즘을 적용하여 성능분석을 실시한다. 연구를 통해 각 센서의 항법정보 융합 간에 오차정도에 따라 측정치의 반영강도를 변화시켜 항법정보의 정확도 향상과 외부의 고의적인 환경변화 및 교란에도 강인한 추적이 가능하다.

논문접수일 : 2008년 12월 26일 논문수정일 : 2009년 02월 03일 게재확정일 : 2009년 03월 08일 교신저자 : 윤희병

1. 서론

최근 산림 및 기상 감시, 지도제작, 원격 탐사 등의 분야에 UAV(Unmanned Aerial Vehicle)를 활용한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 군사분야에서도 각종 첨단제어 및 정밀항법장치, 영상송수신장치 등을 장착하고 실시간 변화하는 환경과 임무에 대처할 수 있는 감시/정찰 UAV 개발에 심혈을 기울이고 있다. 이러한 UAV를 비롯한 유도미사일, 우주선 등과 같이 3차원 기동을 하는 물체의 실시간 임무수행을 위해서는 정확한 위치추적이 필요하다. 그러나 기동물체의 정확한 상태정보를 얻는 것은 각종 시스템 오차, 지형 장애물 등의 환

경적인 오차, 시스템 제한(고장) 등으로 인해 매우 어렵다. 특히 적에 의한 의도적인 재밍이 존재하는 전투환경 하에서 이를 해결하는 것이 더욱 어려운 문제이다.

현재 기동물체 추적과 관련한 연구는 단일센서의 성능 또는 알고리즘을 개선하거나 다중센서를 결합하는 연구가 많이 이루어지고 있으며, 특히 다중센서에 의한 기동물체의 위치추적과 관련해서는 GPS, INS 센서의 결합에 다양한 필터를 적용하거나 저가의 보조센서를 추가하여 성능을 높이기 위한 연구가 주로 수행되고 있다. 그러나 서로 다른 이기종 센서의 시스템특성과 오차특성에 따라 반영강도를 고려하는 연구는 미흡한 실정이다.

이에 따라 본 논문에서는 기동물체의 항법시스템에 문제가 발생시에도 추적이 가능하고, 물체를 탐지상에서 놓치지 않도록 하기 위해 다수모델 필터의 개념에 기반하여 서로 다른 시스템특성 및 오차특성을 가지는 다중센서 측정치를 상이한 모델로 간주하여 측정치를 융합하는 연구를 수행한다. 이는 융합 간 Bayes rule를 기반하여 각 센서의 특성을 추가적인 정보로 대입하여 각 센서의 Sensor Probability(센서의 측정값이 참값일 확률)을 갱신함으로써 기동물체의 추적 성능을 높이는 알고리즘이다. 제안하는 알고리즘은 중앙집중형 Kalman Filter의 단점인 센서의 고장 및 이상발생시 강인성을 보장하기 어려운 점을 보완할 수 있으며, 기존 Track Fusion 방법에 비해 성능을 개선할 수 있다. 이를 위해 본 연구에서는 Kalman Filter를 이용하여 기동물체 추적알고리즘에서 센서의 오차특성을 고려하여 강인성 보장과 정확도 향상에 기여할 수 있는 부분에 대해 연구한다.

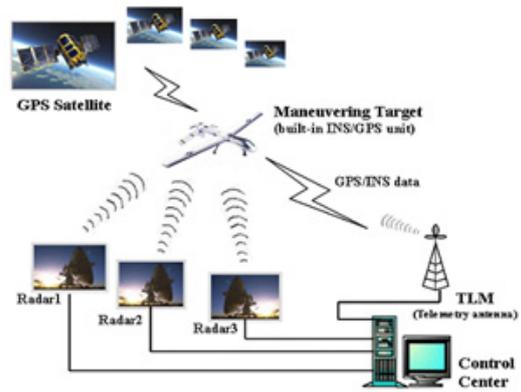
제 2장에서는 기동물체 추적시스템 및 이기종 다중센서의 오차특성과 기동물체 추적 알고리즘에 대해 소개하고 제 3장에서는 각 센서의 상이한 오차특성을 측정데이터 융합 간 Sensor Probability로 고려한 기동물체 추적 알고리즘을 제안하며, 제 4장에서는 Matlab을 통해 UAV에 대한 임의의 기동모델을 생성하고 각 센서의 오차특성이 반영된 각 센서의 고도값 측정치를 생성하여 제안한 알고리즘 적용하여 평가한다.

2. 관련연구

2.1 기동물체 추적시스템

다중센서를 이용한 기동물체 추적은 GPS, INS, 레이더, 광학장비 등의 위치추적 센서가 이용되며,

일반적인 시스템 구조는 <그림 1>과 같다.



<그림 1> 기동물체 추적시스템 구조

기동물체의 위치추적은 각 센서에서의 실시간 측정치들을 지상에서 수집, 융합필터를 이용하여 추정함으로써 이루어진다. 레이더를 이용한 기동물체의 위치추정치는 지상 레이더 장비를 이용하여 측정되며, 기동물체의 내부에 내장되어 있는 INS 및 GPS를 이용한 기동물체의 위치추정치는 Telemetry를 통하여 지상에 전달된다.

일반적인 기동물체의 항법시스템은 소형/경량이어야 하므로 고급항법 센서의 사용이 어려운 문제가 있다. 그러므로 성능이 떨어지는 소형 항법 센서의 단점을 보완할 수 있도록 다중센서 융합에 의해 최종 항법 시스템의 성능개선과 안정성 향상 등을 위한 많은 연구가 필요하다.

2.2 다중센서의 측위원리 및 오차특성

GPS를 이용한 측위는 24개의 GPS 위성을 이용하여 4개 이상의 GPS 위성으로부터 전파의 지연 시간을 측정하고 궤도로부터의 거리에서 현재의 위치를 구하여 이루어진다(Parkinson and Spilker,

1996).

INS는 자이로 센서, 가속도계, 컴퓨터 장치들로 구성되어 있으며 자이로 센서와 가속도계는 3차원 공간정보 계산을 위해 기본적으로 3개씩 내장되어 있다. 초기 위치가 주어지면 항체에 장착된 가속도계를 이용하여 가속도를 측정하여 항체의 속도와 위치를 추정하고, 가속도의 방향과 크기를 측정하기 위해 자이로 센서를 사용한다(Bogler, 1987). 자이로 센서를 이용하여 몸체의 자세를 알기 위해서는 초기 몸체가 이루는 roll, pitch, yaw각에서 자이로 센서로부터 계산된 회전각을 누적시켜 자세를 갱신하게 된다.

레이더는 안테나가 목표물에 의해 반사되어 나오는 반사파를 감지하여 이루어진다. 사용자는 레이더 장비를 이용하여 목표물의 안테나로부터의 거리, 각도, 속도 등을 측정하며 측정 값을 구좌표계를 이용하여 최종의 기동물체 위치를 계산하게 된다(Hvanessian, 1984). 위와 같은 측위원리를 가지는 GPS, INS, 레이더 센서는 시스템에 특성에 따라 <표 1>과 같이 서로 다른 오차특성을 가지게 된다.

<표 1> 센서의 오차특성

구분	장 점	단 점
GPS	<ul style="list-style-type: none"> 누적오차가 없음 위치오차가 ±10m 정도로 양호함 	<ul style="list-style-type: none"> 수신 위성수 감소에 따라 오차 증가 초기오차가 큼 외부잡음/교란에 취약
INS	<ul style="list-style-type: none"> GPS에 비해 전파 방해가 없이 위치 및 자세 감지 가능 짧은 시간 동안 비교적 정확 	<ul style="list-style-type: none"> 물리적인 오차 포함 시간에 따라 적분으로 인한 위치 오차가 누적 소형 센서일수록 큰 오차 범위
레이더	<ul style="list-style-type: none"> 고장시 조치 용이 다수의 레이더를 통한 측정이 가능 	<ul style="list-style-type: none"> 외부 환경에 변화가 큼 저고도에서 지면 및 해수면에 의한 다중경로 발생으로 오차 증가 거리 증가시 오차 증가

<표 1>에서처럼 GPS는 누적오차가 없고 오차 값도 일정하게 공분산 되기 때문에 위치 측정에 많이 이용되지만 전파방해에 취약하여 무기체계에 단일센서로 적용되기는 어렵다. 일반적인 GPS 측위오차는 사용자 등가거리오차(UERE : User Equivalent Range Error)에 대하여 위성의 기하학적인 배치상태에 대한 최종오차로 식 (1)과 같이 표현된다(Parkins and Spliker, 1996).

$$\text{위치오차} = \text{PDOP} \times \text{UERE} \quad (1)$$

PDOP(Positional Dilution of Precision)는 위성의 기하학적인 배치에 따라 정해지며 3이내면 우수, 4~5이면 보통, 6이상이면 불량한 데이터이다.

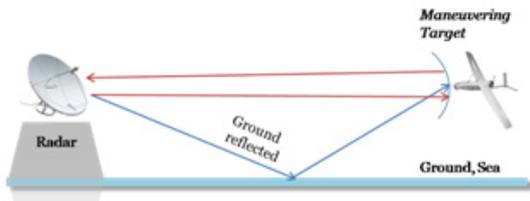
반면에 INS는 외부 도움 없이 위치를 결정할 수 있는 특성으로 지형 및 기상 영향을 받지 않아 무기체계 센서로는 용이하다는 장점이 있다. 그러나 최초 위치의 입력이 필요하고 소형센서 일수록 큰 오차범위를 가지며, 이동거리가 증가함에 따라서 위치오차가 증가하는 단점을 가지고 있다(Titterton and Weston, 1997). 이는 자이로 센서가 적분을 하여야 자세각을 구할 수 있기 때문이며, 자이로 센서와 가속도 센서를 Kalman Filter를 사용하여 융합하더라도 기본적으로 가속도계로 구할 수 없는 yaw각은 시간이 흐르면 항상 발산을 하게 되어 지속적으로 위치오차가 발산하게 된다.

레이더는 식 (2)의 레이더 방정식에서 보는 것처럼 R^4 에 비례하여 잡음비가 증가하게 된다(M. S. Chung et al., 2007).

$$\frac{S}{N} = \frac{PG^2\lambda^2\sigma}{(4\pi)^3 R^4 F_k TB_n} \quad (2)$$

여기서 P는 송신출력, G는 안테나의 이득, λ 는

전파의 파장, σ 는 되반사 면적, R 은 레이더 안테나로부터 목표물까지의 거리, k 는 Boltzmann 상수, T 는 수신장치의 온도, B_n 은 수신기 대역폭, 그리고 F 는 잡음지수이다. 레이더는 기동물체가 저고도 비행시 <그림 2>와 같이 다중경로 문제로 인해 오차가 증가하고(X. R. Li and Shalom, 1993), 지형과 환경에 의해서도 많은 오차가 발생하게 된다.



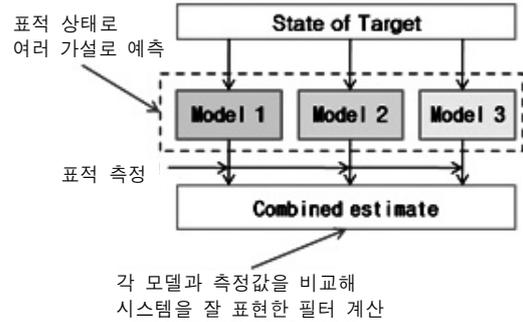
<그림 2> 레이더의 다중경로 발생

2.3 기동물체 추적 알고리즘

최적 필터 이론에 기초한 Kalman Filter(Kalman, 1960)는 기동물체 추적에 널리 사용되어 왔다. 그러나 기동표적 추적에서와 같이 시스템을 정확히 모델링 하기 어려운 경우에 단수모델을 사용하면 추정치의 오차가 커지거나 발산할 수 있다(T. L. Song, 2003). 이러한 이유로 단수모델 필터를 사용하면서도 시스템의 급격한 변화를 감지할 수 있는 가변차원필터(Blom and Shalom, 1988)와 입력추정기법(Bogler, 1987)에 대한 연구 및 Kalman Filter에 기반한 IMM(Interacting Multiple Model) 알고리즘 등의 다양한 다수모델 필터들이 연구되고 있다(Shalom and Birniwal, 1982).

다수모델 필터 알고리즘은 <그림 3>과 같이 여러 가설 또는 모드에 바탕을 둔 모델들에 대응하는 다수의 필터를 사용한 후 필터들의 출력과 실제 시스템의 현재상태를 나타내는 측정치를 비교하여 어떠한 모드에 바탕을 둔 필터가 현재의 시

스템을 가장 잘 표현하고 있는가에 대한 확률을 산출하여 결합추정치(를 얻는데 가중치로 활용한다.



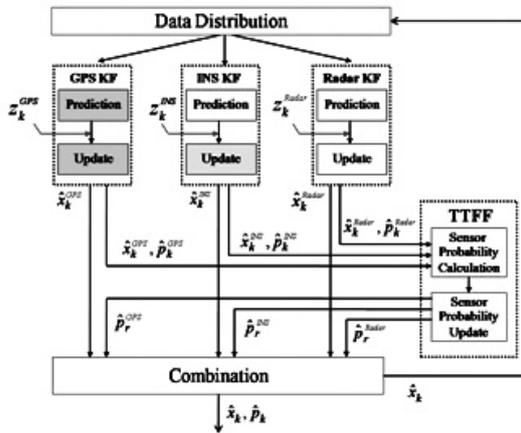
<그림 3> 다수모델 필터의 구조

다중센서의 융합은 융합대상에 따라 각 센서에서 획득한 측정치를 융합하는 Measurement Fusion방법과 각 필터로부터 쇄신된 상태변수를 융합하는 Track Fusion방법으로 나눌 수 있다(Y. Bar-Shalom and X. R. Li, 1995). Measurement Fusion방법의 대표적인 필터인 중앙집중형 Kalman Filter는 다중센서의 통합과정에서 모든 센서의 자료를 하나의 필터에서 처리하여 많은 계산량과 넓은 통신대역폭을 필요로 하며, 센서의 이상이 발생하거나 일시적으로 잘못된 자료가 입력되는 경우 시스템의 강인성을 보장하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서 각 센서의 자료를 각 센서에서 할당된 부필터에서 독립적으로 처리한 후 주 필터에서 다시 융합하는 Track Fusion에 대한 연구가 되었다. 또한 다중센서의 융합방법에 따라 예상추정치에 가장 근접한 측정치를 쇄신추정치로 가정하는 NN(Nearest Neighbor), 가장 신호가 강한 측정치를 쇄신추정치로 가정하는 SN(Strongest Neighbor), 측정치의 확률을 가중치로 사용하는 PDA(Probabilistic Data Association)방법 등이 있다(T. L. Song, 2003).

3. 제안한 기동물체 추적 알고리즘

3.1 다중모델 필터 개념의 다중센서 융합 알고리즘

다수모델 필터의 핵심은 하나의 측정치에 대해서 서로 다른 여러 가설을 통해 예측하고 각 모델과 비교하여 어느 모델이 우수한 예측을 하는지를 비교하는 것이다. 제안하는 알고리즘에서는 이를 고려하여 한 개의 측정치에 대해서 센서 시스템의 특성상 서로 다른 측정치를 보이는 이기종의 다중센서 측정 모델을 각각의 예측모델로 하여 어떤 센서의 측정치가 현재의 실기동을 가장 잘 표현하고 있는가에 대한 확률을 산출하여 결합추정치를 구하는 과정을 <그림 4>와 같이 제안한다.



<그림 4> 기동물체 추적 알고리즘 구조

제안하는 기동물체 추적 알고리즘은 각 센서의 Kalman Filter를 사용하여 갱신된 각 센서의 상태변수 \hat{x}_k 와 공분산 값 \hat{P}_k 는 TTFF(Track to Track Fusion Filter)로 입력되어 Sensor Probability Calculation 과정에서 k시간에서의 각 필터의 공분

산 값 \hat{P}_k 를 비교하여 k시간에서의 Sensor Probability인 \bar{P}_k^i 를 구하게 된다. 다음으로 Sensor Probability Update 과정에서는 Bayes rule에 기반하여 센서의 특성을 추가적인 정보로 하여 갱신된 Sensor Probability 사후 확률인 \hat{P}_k^i 를 구한다. Combination 단계에서는 갱신된 \hat{P}_k^i 를 통해 최종 상태변수를 산출하며 이 값은 각 센서의 KF의 상태예측치로 입력되는 과정을 반복하게 된다.

3.2 KF(Kalman Filter) 설계

기동물체의 이동을 추적하기 위한 추정 상태변수를 식 (3)과 같이 위치, 속도, 가속도로 나타낸다.

$$X^i = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]^T \quad (3)$$

각 축에 대한 항체의 위치는 운동방정식을 이용하여 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k + \dot{x}_k T + \ddot{x}_k \frac{T^2}{2} \\ \dot{x}_{k+1} &= \dot{x}_k + \ddot{x}_k T \\ \ddot{x}_{k+1} &= \ddot{x}_k + a_k \end{aligned} \quad (4)$$

- $X_k, \dot{X}_k, \ddot{X}_k$: k 시간에서의 항체의 위치, 속도, 가속도
 - a_k : 시스템모델링 오차, T : 샘플링 시간
- 각 센서의 시스템 방정식과 측정식은 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} k_k^i &= F_k^i x_k^i + G_k^i u_k^i \\ z_k^i &= H_k^i x_k^i + v_k^i \end{aligned} \quad (5)$$

- x_k^i : 상태변수 벡터 z_k^i : 관측벡터

- F_k^i : 상태전이행렬 H_k^i : 관측행렬
- u_k^i, v_k^i : 시스템 잡음 $\sim N(0, Q_i^2)$, 측정잡음 $\sim N(0, R_i^2)$

여기에서 $Z_k = [xyz]^T$ 이면 각 필터의 PVA(Position-Velocity-Acceleration) 모델의 상태전이 행렬 및 관측행렬은 식 (6)과 같다.

$$F_k^i = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{9 \times 9} \quad (6)$$

$$H_k^i = [H_k^{GPS}], [H_k^{INS}], [H_k^{Radar}]$$

$$H_k^i = [I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 6}]_{3 \times 9}$$

식 (5)를 이용하여 각 센서 필터의 상태전달식의 평균과 공분산을 식 (7)과 같이 정의하며, \hat{X}_{k-1} 은 Combination 과정을 통해 결합된 상태추정 벡터 값이다.

$$\bar{x}_k = F_k \hat{x}_{k-1} \quad (7)$$

$$P_{k+1} = F_k P_k (F_k)^T + Q_k$$

k-1 시간에서 예측한 k에서의 상태추정 벡터 값을 \bar{X}_k , 그 측정값을 이용하여 개선된 상태추정 값을 \hat{X}_k 라고 하면 상태개선식은 식 (8)과 같다.

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k (Z_k - \hat{Z}_k) \quad (8)$$

$$K_k = \bar{P}_k (H_k)^T [H_k \bar{P}_k (H_k)^T + R_k]^{-1}$$

$$\hat{P}_k = [I - K_k H_k] \bar{P}_k$$

- K_k : k에서 구한 칼만이득 행렬
- \hat{P}_k : k에서 추정된 공분산 행렬
- \bar{P}_k : k-1에서 예측한 k에서의 공분산 행렬
- Q_k, R_k : k에서의 시스템 및 관측오차 공분산 행렬
- Z_k : k에서의 측정 값
- \hat{Z}_k : \bar{X}_k 를 이용하여 예측한 값

여기에서 시스템 오차 공분산 행렬 Q_k 와 각 센서의 관측오차 공분산 행렬은 식 (9)와 같다(X. R. Li and Jilkov, 2003).

$$Q_k = qT \begin{bmatrix} \frac{T^4}{20} & 0 & 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{T^4}{20} & 0 & 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^4}{20} & 0 & 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} \\ 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{3} & 0 & 0 & \frac{T}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{3} & 0 & 0 & \frac{T}{2} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^3}{3} & 0 & 0 & \frac{T^2}{3} & 0 & 0 & \frac{T}{2} \\ \frac{T^2}{6} & 0 & 0 & \frac{T}{2} & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & \frac{T^2}{6} & 0 & 0 & \frac{T}{2} & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{T^2}{6} & 0 & 0 & \frac{T}{2} & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}_{9 \times 9} \quad (9)$$

$$R^{GPS} = \begin{bmatrix} \sigma_x^{GPS^2} \\ \sigma_y^{GPS^2} \\ \sigma_z^{GPS^2} \end{bmatrix}, R^{INS} = \begin{bmatrix} \sigma_x^{INS^2} \\ \sigma_y^{INS^2} \\ \sigma_z^{INS^2} \end{bmatrix}, R^{Radar} = \begin{bmatrix} \sigma_x^{Radar^2} \\ \sigma_y^{Radar^2} \\ \sigma_z^{Radar^2} \end{bmatrix}$$

3.3 TTFF(Track to Track Fusion Filter) 설계

각 센서의 Kalman Filter를 통해 각 센서에 의

한 상태변수 추정치와 각 KF의 공분산 값이 계산 되면, 각 센서에서 측정된 필터의 공분산 값이 TTFF(Track to Track Fusion Filter)로 들어오게 되며, 이는 Sensor Probability Calculation 과정을 거쳐 k시간의 측정값에 대한 Sensor Probability를 식 (10)과 같이 구하게 된다.

$$\bar{P}_k^i = \frac{(\hat{P}_k^i)^{-1}}{(\hat{P}_k^{GPS})^{-1} + (\hat{P}_k^{INS})^{-1} + (\hat{P}_k^{Radar})^{-1}} \quad (10)$$

where, i = GPS, INS, Radar

여기에서 KF가 갱신한 값의 정확도는 공분산 값에 반비례하므로 이를 이용하여 k시간 추정치에 대한 Sensor Probability를 계산을 수행한다. 계산된 k시간에서의 필터의 공분산 값이 입력되게 되면 각 센서의 시스템특성과 오차특성을 추가의 정보로 입력하기 위해 식 (11)의 Bayes rule(Hartigan, 1983)에 기반한 Sensor Probability 업데이트 과정을 수행한다.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} = \frac{P(A)P(B|A)}{P(A)P(B|A) + P(A^c)P(B|A^c)} \quad (11)$$

추가정보가 고려되어 사후확률로 갱신된 Sensor Probability인 \hat{P}_k^i 값은 식 (12)와 같이 계산한다.

$$\hat{P}_{r,i} = P(S_k^i|Z_k) = \frac{P(S_k^i)P(Z_k|S_k^i)}{P(S_k^i)} = \frac{P(S_k^i)P(Z_k|S_k^i)}{\sum_{i=1}^N P(S_k^i)P(Z_k|S_k^i)}, \text{ where, } i = \text{GPS, INS, Radar}$$

$$= \frac{P(S_k^i)P(Z_k|S_k^i)}{P(S_k^{GPS})P(Z_k|S_k^{GPS}) + P(S_k^{INS})P(Z_k|S_k^{INS}) + P(S_k^{Radar})P(Z_k|S_k^{Radar})}$$

여기에서 $P(S_k^i)$ 는 Sensor Probability 계산 과정에서 계산된 k시간에서의 \bar{P}_k^i 값이며, k시간에서 각 센서의 추정 값이 참 값일 확률밀도 값으로 합은 1이 된다, $P(Z_k|S_k^i)$ 는 센서의 시스템특성과 오차특성에 기반한 추가적인 정보로써 앞선 분석에 따라 아래의 <표 2>와 같이 가정한다.

<표 2> 센서의 오차특성에 따른 $P(Z_k|S_k^i)$ 값 변화

구 분	Parameter	$P(Z_k S_k^i)$		
		GPS	INS	레이더
Default	◦ 초기값 및 센서 정상작동	33%	33%	33%
GPS 고장	◦ GPS Z_k 데이터 입력없음	0	1	1
GPS수신 초기오차	◦ $0 < T < 10$ Second - 0초 \rightarrow 10초	$0 \rightarrow 1$	1	1
GPS 위성 배열불량	◦ PDOP < 3	1	1	1
	◦ PDOP < 6	0.8	1	1
	◦ PDOP > 6	0	1	1
INS누적오차증가	◦ α (이동거리) ² 에 비례하여 감소	1	$1 \rightarrow 0$ (∞)	1
레이더 다중경로	◦ 레이더 Z_k (고도) < 300m	1	1	0

Bayes rule에서 $P(Z_k|S_k^i)$ 은 추가적인 정보로써 그 합이 1이 되지 않아도 $\sum \hat{P}^i$ 는 1이 성립한다. 이는 단지 추가적인 정보에 대해 각 센서의 관계를 설정해 주는 것으로 <표 2>의 특성이 2개 이상 중복되어 발생하게 되면 $P(Z_k|S_k^i)$ 값은 default 값에 각 센서의 상황 변수를 식 (13)과 계산한다.

$$\text{최종 } P(Z_k|S_k^i) = \text{default} \times \text{특성 1} \times \text{특성 2} \cdots \quad (13)$$

갱신된 \hat{P}^i 값은 각 센서의 KF를 통해서 출력된 상태변수 값과 곱하여 최종 상태변수를 추정하는 Combination 과정을 거치게 되며, 갱신된 상태변수 값은 Data Distribution으로 입력되어 KF의 상태 예측 값으로 대입되는 과정을 반복 수행하게 된다.

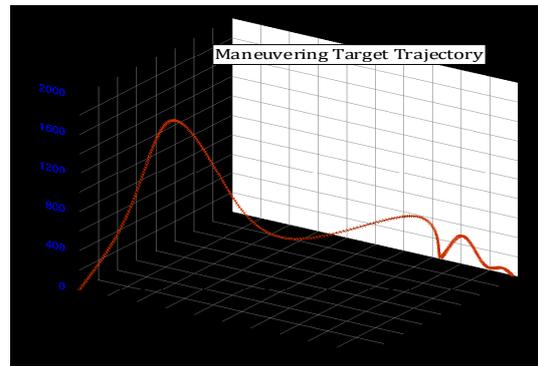
4. 시뮬레이션 및 성능평가

Matlab를 이용하여 시뮬레이션을 수행하며, 제안 알고리즘의 평가를 위해 Cubic Spline Interpolation(Boor, 1978)을 이용하여 UAV의 임의의 기동 경로를 생성 후 오차특성이 반영된 각 센서의 고도값 모델링을 수행하고 각 센서에 대해서 Kalman Filter를 적용해 상태변수 추정치와 공분산 값을 구한다. 다음으로는 Sensor Probability를 구하는 Fusion Filter를 적용한 후 Combination 과정을 거쳐 최종적으로 보정된 고도값을 단일 KF 적용 시와 비교 분석을 실시한다.

4.1 센서 고도값 생성

Cubic Spline Interpolation은 수집된 데이터를 대표할 수 있는 함수를 정의하는 수학적 방법으로 각 구간별로 임의의 데이터를 만족하는 연속적

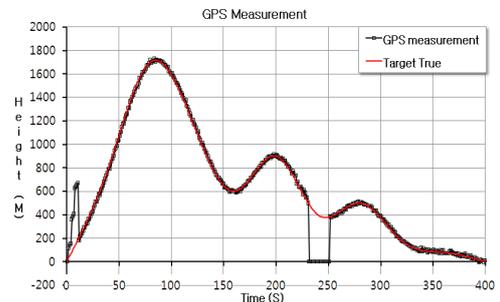
인 3차 함수를 생성하며, 이러한 특성은 UAV의 임의적인 기동을 가정하기에 적당하다. Matlab 함수를 이용하여 11개의 임의의 데이터 값을 대입하여 1-400초까지의 UAV의 3차원 공간상 경로데이터를 생성한 결과는 <그림 5>와 같다.



<그림 5> 생성된 UAV 경로

4.2 각 센서 오차 모델링

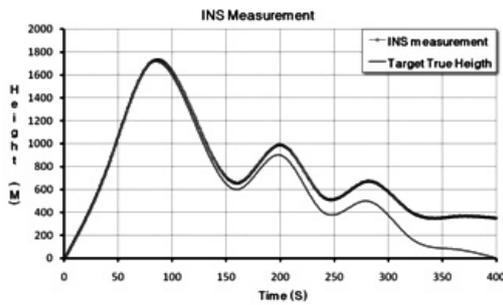
제 2.2절에서 연구되었던 각 센서의 시스템 특성과 오차특성을 생성된 경로 데이터에 반영하여 각 센서의 고도값을 생성한다. GPS 측정 고도값은 10m 오차를 가지는 가우시안 백색잡음을 추가한다. 또한 10초까지의 초기 수신오차와 210~250초



<그림 6> GPS 고도 데이터 생성

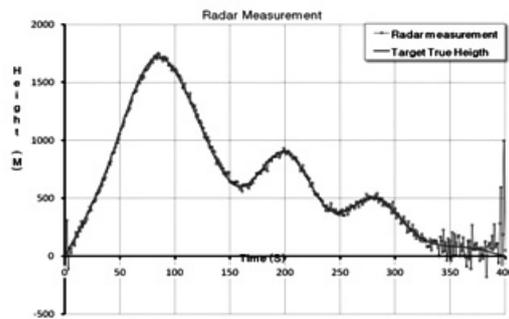
까지 GPS 고장, PDOP 불량 등의 상황을 가정하여 잡음의 증가와 단절 등의 모델링 한 결과는 <그림 6>과 같다.

INS 측정 고도값은 15m의 오차를 가지는 가우시안 백색잡음으로 추가한다. 또한 시간에 따라 지수로 누적되는 자이로 센서 오차를 바이어스로서 지수함수로 증가하도록 모델링한 결과는 <그림 7>과 같다.



<그림 7> INS 고도 데이터 생성

레이더 측정 고도 값은 20m의 오차를 가우시안 백색잡음을 추가하고 레이더와의 거리에 따라 증가하는 오차를 지수함수로 반영한다. 또한 400m 이하에서 다중경로가 발생하여 오차가 증가하도록 모델링한 결과는 <그림 8>과 같다.



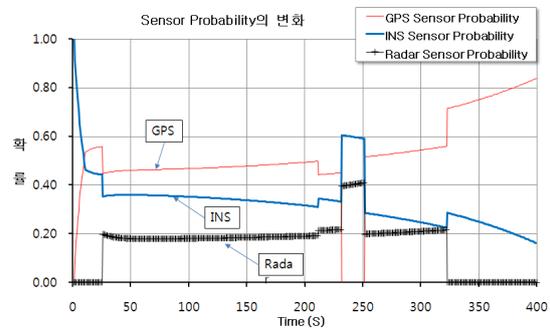
<그림 8> 레이더 고도 데이터 생성

4.3 Kalman 필터링

각 센서에 대해 Kalman Filter를 적용해 k-1 시간에서 결합된 상태변수 값을 예측 단계에서의 상태예측치에 입력하고 공분산 값을 구한다. 또한 모델링된 각 센서의 측정치를 적용하여 갱신과정을 거쳐 상태갱신치와 갱신된 공분산 값과 칼만 이득 값을 구하는 과정을 반복적으로 수행한다.

4.4 Sensor Probability 계산 및 갱신

각 센서에서 계산된 필터의 공분산 값을 비교하여 Sensor Probability 계산을 수행하고 각 센서의 시스템특성과 오차특성을 고려하여 최종적인 각 센서의 Sensor Probability 값을 얻는 Update 과정을 수행한다. 이 과정에서 각 Sensor Probability의 변화 값을 비교한 결과는 <그림 9>와 같다.



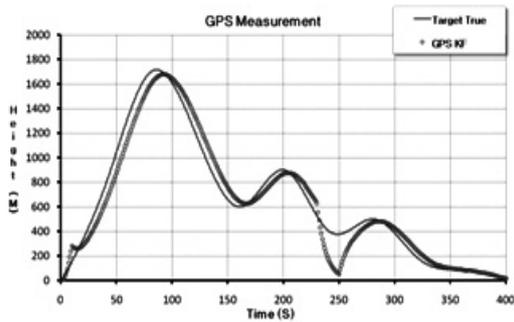
<그림 9> Sensor Probability의 변화

<그림 9>에서 보는 것처럼 GPS의 Sensor Probability는 수신초기와 고장 발생 부분에서 감소하고 INS의 Sensor Probability는 측정초기에 높은 비중을 지니다가 시간이 증가함에 따라 감소한다. 또한 레이더의 Sensor Probability는 다중경로 발생부분에서 감소한다. 이러한 Sensor Probabil-

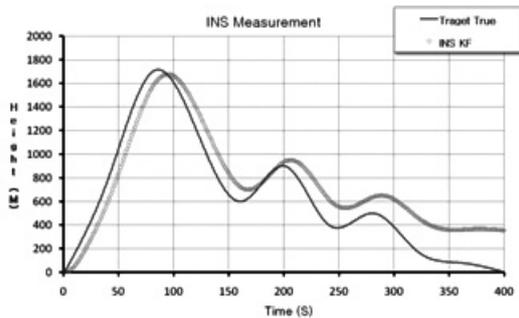
ity의 변화를 통해 우수한 성능을 보이는 센서의 추정치에 많은 가중치가 부여됨을 확인할 수가 있다.

4.5 결합 및 평가

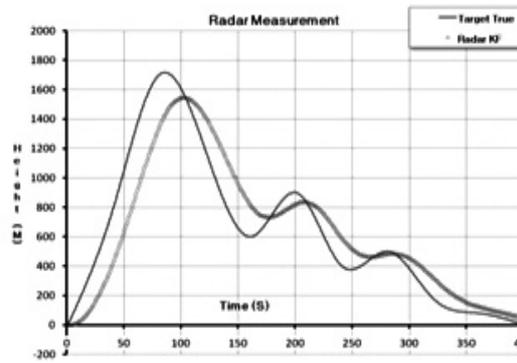
결합 단계에서는 각 센서의 Kalman Filter를 통해 갱신된 상태변수 추정치에 TTFF를 통해서 구해진 Sensor Probability를 이용하여 최종적인 고도값 추정치를 구한다. 제안된 알고리즘의 비교 및 평가를 위해 각 센서특성이 모델링 된 고도값 데이터에 각각의 Kalman Filter가 적용하였으며, 보정된 고도값을 생성하여 실제 고도값과 비교한 결과는 <그림 10>, <그림 11>, <그림 12>와 같다.



<그림 10> GPS KF 필터링 수행



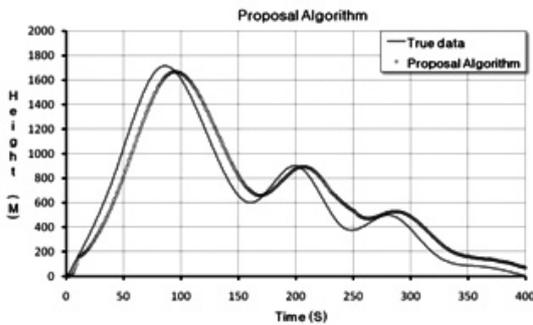
<그림 11> INS KF 필터링 수행



<그림 12> 레이더 KF 필터링 수행

<그림 10>, <그림 11>, <그림 12>에서 각각의 KF에 의해서 보정된 추적성능을 보이고는 있으나 각 센서의 주요 오차에 대한 보정이 제대로 이루어지고 있지 않음을 확인할 수 있다. <그림 10>에서 보면 GPS KF의 데이터는 초기수신구간 및 고장부분의 데이터가 단절된 구간에서 원활한 물체 추적이 되지 않았으며, <그림 11>의 INS KF 데이터는 센서 특성으로 인해 생기는 시간에 따른 누적오차를 제대로 보정하지 못하고 있다. 또한 <그림 12>의 레이더 KF의 데이터 역시 다중경로가 발생하는 구간에서는 유사한 값으로 수렴은 하였으나 실제 데이터와는 상당한 차이를 보였으며, 시스템 및 측정 시에 발생하는 잡음이 다른 센서에 비해 커서 추적 성능이 좋지 못하였다.

이에 반하여 제안된 알고리즘을 통해 오차의 특성을 고려한 Sensor Probability의 적용을 통하여 갱신된 고도값 추정치는 <그림 13>과 같다. 이 그림에서 보면 <그림 10>, <그림 11>, <그림 12>와 비교하여 GPS의 고장 및 PDOP, 초기 수신오차 등에 의한 부분과 INS의 누적오차 부분, 레이더에 의한 다중경로 발생부분 등에도 큰 오차를 보이지 않으며 강인하고 지속적으로 UAV의 고도값에 대한 추적이 이루어지고 있음을 볼 수 있다.



<그림 13> 제안된 알고리즘 적용 후 고도값 변화

5. 결론

본 논문에서는 각 센서가 가지는 특성을 이용하여 다중센서 융합을 통해 정밀도와 안정성을 향상시킬 수 있는 연구를 수행하였다. 이를 위해 각 센서의 시스템특성과 오차특성을 모델링하기 위한 오차 분석을 실시하였으며, Bayes rule을 통하여 센서의 오차특성을 추가적인 정보로 이용하여 다중센서 융합 간에 정밀도 향상과 고장 등에도 강인한 기동 물체 추적 알고리즘을 제안하였다.

제안한 알고리즘의 평가를 위해 Cubic Spline Interpolation을 이용하여 UAV의 3차원 공간상의 임의의 기동모델을 생성하고 각 센서의 오차특성을 가지는 각 센서의 고도값 측정 데이터를 생성하였으며, 이를 제안 알고리즘을 적용하여 개선된 고도값 추정치를 얻을 수 있었다. 이를 각 단일센서에서 KF를 적용하였을 때의 고도값 추정치와 비교하여 우수함을 증명하였다.

본 연구를 통해 각 센서가 가지는 오차 정보까지도 측정 성능 향상을 위해 사용할 수 있음을 보였으며, 동일한 변수의 상태추정치를 가지는 이기종의 다양한 센서의 융합 간에 적용할 수 있을 것으로 판단되었다. 향후에는 각 센서의 시스템특성

과 오차특성에 대하여 좀 더 세부적이고 수학적인 모델링을 통해서 추가적인 정밀도 향상을 위한 연구가 필요하며, UAV의 상태방정식에 대한 추가적인 연구와 IMM 등의 다양한 알고리즘에 적용하는 연구가 필요하다.

참고문헌

Bar-Shalom, Y. and K. Birmiwal, "Variable dimension filter for maneuvering target tracking", *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, Vol.AES-18, No.5(1982), 621~629.

Bar-Shalom, Y. and X. R. Li, *Multitarget-Multisensor Tracking : Principles and Techniques*, YBS Publishing, 1995.

Blom, H. A. P. and Bar-Shalom, "The intersection multiple model algorithm for systems with Markovian Switching coefficients", *IEEE Trans. On Automatic Control*, Vol.Ac-33, No. 8(1988), 780~783.

Bogler, P. L., "Tracking a maneuvering target using input estimation", *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, Vol.AES-23, No.3(1987), 298~310.

Bogler, P. L., "Tracking a maneuvering target using input estimation", *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, Vol.AES-23, No.3(1987), 298~310.

de Boor, C., *A Practical Guide to Splines*, Springer-Verlag, (1978), 43~49.

Hartigan, J. A., *Bayes theory*, Springer Series in Statistics, 1983.

Hvanessian, S. A., *Radar System Design and Analysis*, Arttech House, Inc., Dedham Ma, 1984.

- Kalman, R. E., "A new approach to linear filtering and prediction problems", *J. Basic Eng. Trans. on ASME*, Vol.82D(1960), 35~46.
- LI, X. R. and Vesselin P. Jilkov, "Survey of Maneuvering Target Tracking. Part II : Dynamic Models", *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, Vol.39, No.4(2003), 1333~1364.
- Li, X. R. and Y. Bar-Shalom, "Design of interacting multiple model for air traffic control tracking", *IEEE Trans. Control System Technology*, Vol.1, No.3(Sep., 1993). 186~194.
- Myung-Soo Chung, Dong-Hee Hong, and Dong-Chul Park, "Target Altitude Extraction for Multibeam Surveillance radar in Multipath Environmental Condition", *Journal of the Korea Electromagnetic Engineering Society*, Vol18, No.10(2007).
- Parkinson, B. W. and J. J. Spliker Jr., *Global Position System : Theory and Applications*, Volume I, II, American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc, 1996.
- Song, T. L., "Filtering Theory", *Journal of control, automation and systems engineering*, Vol.9, No.6(2003).
- Titterton, D. H. and J. L. Weston, *strapdown inertial navigation technology*, Peter Peregrinus Ltd. on behalf of the Institution of Electrical Engineers, 1997.

Abstract

Robust Maneuvering Target Tracking Applying the Concept of Multiple Model Filter and the Fusion of Multi-Sensor

Daehwan Hyun* · Heebyung Yoon**

A location tracking sensor such as GPS, INS, Radar, and optical equipments is used in tracking Maneuvering Targets with a multi-sensor, and such systems are used to track, detect, and control UAV, guided missile, and spaceship. Until now, Most of the studies related to tracking Maneuvering Targets are on fusing multiple Radars, or adding a supplementary sensor to INS and GPS. However, A study is required to change the degree of application in fusions since the system property and error property are different from sensors.

In this paper, we perform the error analysis of the sensor properties by adding a ground radar to GPS and INS for improving the tracking performance by multi-sensor fusion, and suggest the tracking algorithm that improves the precision and stability by changing the sensor probability of each sensor according to the error. For evaluation, we extract the altitude values in a simulation for the trajectory of UAV and apply the suggested algorithm to carry out the performance analysis. In this study, we change the weight of the evaluated values according to the degree of error between the navigation information of each sensor to improve the precision of navigation information, and made it possible to have a strong tracking which is not affected by external purposed environmental change and disturbance.

Key Words : Maneuvering Target Tracking System, GPS, INS, Radar, Multiple Model Filter, Fusion Algorithm, Bayes Rule

* Ground C2 System Project Team, Defense Acquisition Program Administration

** School of Defense Information System, Korea National Defense University

저자 소개



현대환

2001년 육군사관학교 졸업하고, 2009년에 국방대학교 전산정보학과에서 공학석사를 취득하였다. 현재 방위사업청 지상지휘통제체계사업팀에서 재직 중이며, 응용 SW 분야 및 차세대 C4I체계에 대한 선행연구를 담당하고 있다. 관심분야는 임베디드SW 개발방법론, 물체추적 알고리즘, C4I체계 등이다.



윤희병

현재 국방대학교 국방관리대학원 전산정보학과 교수로 재직 중이다. 해군사관학교 경영학사(1983), 연세대학교 공학사(1986), 미국 Naval Postgraduate School에서 전산공학 석사(1991), 그리고 미국 Georgia Institute of Technology에서 전산공학 박사학위(1998)를 취득하였다. 2004년 이후 아주대 및 서강대에서 외래교수로 활동 중이며 국방부, 방위사업청, 국방기술품질원에서 자문 및 전문위원, 한국국방연구원의 편집위원 등으로 활동하고 있다. 주요 관심분야는 무인화 무기체계, 센서 융합, 물체인식 및 추적, 미래전투체계, 임베디드 소프트웨어 등이다.