

# 다중센서 오차특성을 고려한 융합 알고리즘

## (A Fusion Algorithm considering Error Characteristics of the Multi-Sensor)

현 대 환 <sup>†</sup>      윤 희 병 <sup>\*\*</sup>  
(Daehwan Hyun)      (Heebyung Yoon)

**요 약** 기동물체 추적을 위해서 GPS, INS, 레이더 및 광학장비 등의 다양한 위치추적 센서가 이용되고 있으며, 기동물체의 강한 추적성능을 유지하기 위해 이기종 센서의 효과적인 융합방법이 필요하다. 이기종 다중센서를 이용한 추적성능 향상을 위해 센서의 서로 다른 오차특성을 고려하여 각 센서의 측정치를 상이한 모델로 간주하여 융합하는 연구가 수행되었지만, 한 센서의 오차가 급격히 증가하는 구간에서 다른 센서의 추정치에 대한 오차가 증가하고 각 센서의 측정값이 참 값일 확률인 Sensor Probability 값에 대해 센서 측정치 변화를 실시간으로 반영하지 못하였다.

본 논문에서는 각 센서 칼만필터의 갱신추정치와 측정치 간의 차이에 대한 RMSE(Root Mean Square Error)를 비교하여 Sensor Probability를 구하고, 결합추정치를 다시 각 센서 칼만필터 입력값으로 대입하는 과정을 제외하여 센서 측정치에 대한 실시간적인 반영과 센서 성능이 급격히 저하되는 구간에서의 추적성능을 개선한다. 제안하는 알고리즘은 각 센서의 오차특성을 조건부 확률값으로 추가하여 각 센서의 Sensor Probability에 따라 가장 양호한 성능을 보이는 센서 위주로 트랙융합을 함으로써 강인성을 보장한다. 실험을 통해 UAV의 기동 경로를 생성하고 제안 알고리즘을 적용하여 다른 융합 알고리즘과 성능분석을 실시한다.

**키워드** : 실시간 시스템, 다중센서, GPS, INS, 레이더, 융합알고리즘, 칼만필터

**Abstract** Various location tracking sensors; such as GPS, INS, radar, and optical equipment; are used for tracking moving targets. In order to effectively track moving targets, it is necessary to develop an effective fusion method for these heterogeneous devices. There have been studies in which the estimated values of each sensors were regarded as different models and fused together, considering the different error characteristics of the sensors for the improvement of tracking performance using heterogeneous multi-sensor. However, the rate of errors for the estimated values of other sensors has increased, in that there has been a sharp increase in sensor errors and the attempts to change the estimated sensor values for the Sensor Probability could not be applied in real time.

In this study, the Sensor Probability is obtained by comparing the RMSE (Root Mean Square Error) for the difference between the updated and measured values of the Kalman filter for each sensor. The process of substituting the new combined values for the Kalman filter input values for each sensor is excluded. There are improvements in both the real-time application of estimated sensor values, and the tracking performance for the areas in which the sensor performance has rapidly decreased.

The proposed algorithm adds the error characteristic of each sensor as a conditional probability value, and ensures greater accuracy by performing the track fusion with the sensors with the most reliable performance. The trajectory of a UAV is generated in an experiment and a performance analysis is conducted with other fusion algorithms.

**Key words** : Realtime System, Multisensor, GPS, INS, Radar, Fusion Algorithm, Kalman Filter

<sup>†</sup> 정 회 원 : 방위사업청 지상지휘통제체계사업팀  
bestexpert@korea.com

<sup>\*\*</sup> 종신회원 : 국방대학교 전산정보학화 교수  
hbyoon37@hanmail.net

논문접수 : 2009년 1월 12일

심사완료 : 2009년 5월 8일

Copyright©2009 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지 : 시스템 및 이론 제36권 제4호(2009.8)

1. 서론

UAV(Unmanned Aerial Vehicle), 유도미사일, 우주선 등과 같이 3차원 공간상을 기동하는 물체의 정확한 위치추적은 실시간 임무수행을 위해서 반드시 필요하다. 그러나 기동하는 물체의 정확한 상태정보를 얻기 위해서는 기동물체의 정확한 동역학 모델링 예측과 각종 시스템 오차 및 환경적인 오차 등의 수많은 요소가 고려되어야 하며, 적에 의한 의도적인 교란이 존재하는 전투 환경에 있어서는 기동물체 추적성능의 강인성(robustness)까지도 보장되어야 한다. 현재 기동물체 추적과 관련한 연구는 단일센서의 성능 및 알고리즘을 개선하거나 다수의 레이더 센서를 결합하는 연구들이 주로 수행되고 있으며, 기동물체 자신의 위치추적을 위한 연구로는 GPS(Global Positioning System), INS(Inertial Navigations System) 센서에 다양한 필터를 적용하거나 저가의 보조센서를 추가하여 성능을 높이기 위한 연구가 주로 수행되고 있다[1,2]. 그러나 강인한 기동물체의 추적성능을 유지하기 위해서는 동종의 센서를 결합하는 것보다 서로 다른 이기종 센서를 결합하는 것이 효과적이며, 이러한 이기종 다중센서는 자기 다른 오차특성을 가지게 된다. 다중센서 융합 간에 서로 다른 오차특성을 고려하면 기동물체 추적의 강인성과 정밀도를 향상시킬 수 있다. 이를 고려하여 기동물체의 항법시스템에 문제가 발생하는 경우에도 추적이 가능하고, 어떠한 외부환경의 변화에도 기동물체를 놓치지 않도록 하기 위해 서로 다른 시스템특성 및 오차특성을 가지는 다중센서 측정치를 상이한 모델로 간주하여 융합하는 연구가 수행되었지만[3], 한 센서의 오차가 급격히 증가하는 구간에서 다른 센서의 정확도를 저하시키는 부분을 완벽하게 해결하지 못하였고, 각 센서의 측정값이 참 값일 확률인 Sensor Probability 값에 대해 센서 측정치 변화를 실시간적으로 반영하지 못하였다.

따라서 본 논문에서는 각 센서의 Sensor Probability를 산출하기 위한 입력변수를 각 센서 칼만필터의 공분산 값에서 각 필터의 상태변수 갱신추정치와 측정값 차이의 평균계급근 오차값으로 변경하고, 결합된 최종 상태추정치를 각 센서 필터의 상태추정치 입력값으로 대입하는 부분을 제외하여 각 센서의 측정치에 대한 Sensor Probability의 민감도를 개선한다. 또한 한 센서의 고장구간에서도 다른 센서로 오차 전이가 발생하지 않도록 한다. 제안하는 알고리즘은 융합 간 Bayes rule에 기반을 두어 각 센서의 오차특성을 추가적인 정보로 대입하여 구하는 요소를 각각 갱신함으로써 기동물체의 추적성능을 높이는 알고리즘이다. 2장에서는 이기종 다중센서의 오차특성과 이를 고려한 기동물체 추적알고리

즘에 대한 관련연구를 수행하고, 3장에서는 알고리즘을 제안하며 4장에서 실험을 통해 알고리즘의 평가 및 다른 융합알고리즘과 비교분석을 실시한다.

2. 관련연구

2.1 다중센서의 측위원리 및 오차특성

기동물체 추적시스템은 UAV, 유도미사일 등의 기동물체를 지상의 레이더 시스템과 기동물체 내부의 항법장치로부터 위치신호를 지상통제소에서 수신하여 추적하는 시스템이다. 이러한 추적시스템에서 사용자가 원하는 용도로 기동물체를 사용하기 위해서는 통제센터에서 기동물체의 정확한 위치를 놓치지 않고 추적이 가능하도록 시스템이 구성되어야 한다. 그러나 기동물체의 항법시스템은 소형/경량이어야 하므로 고급항법 센서의 사용이 어려워 성능이 떨어지는 소형 항법센서의 단점을 보완할 수 있도록 이기종 다중센서 융합에 의한 성능개선이 필요하다.

GPS 측위는 24개의 GPS위성을 이용하여 4개 이상의 GPS 위성으로부터 발사되는 전파의 지연시간을 측정하고 궤도로부터의 거리에서 현재의 위치를 구하여 이루어진다[4]. 일반적으로 측정된 의사거리에는 수신기의 시계오차와 수신기오차, 수신기 주변 난반사에 의한 다중경로오차, 전리층과 대류층에 의한 전파지연오차, 위성의 시계오차 등을 포함하고 있다[5]. 이러한 일반적인 GPS 측위오차는 사용자 등가거리오차(UERE: User Equivalent Range Error)에 대하여 위성의 기하학적인 배치 상태에 대한 최종오차로 나타난다[6]. 같은 수신기를 사용해 같은 수의 GPS 위성을 관측한다 하더라도, 그림 1 처럼 PDOP(Positional Dilution of Precision)인 위성의 배열에 따라 위치 계산 결과가 다르게 나올 수 있다. 위성의 기하학적인 배치에 따라 정해지며 3이내면 우수, 4~5이면 보통, 6이상이면 불량한 데이터이다.

INS는 자이로 센서, 가속도계, 컴퓨터 장치들로 구성되어 있으며 자이로 센서와 가속도계는 3차원 공간정보 계산을 위해 기본적으로 3개씩 내장되어 있다. INS는 기동물체의 회전 각속도를 측정하는 자이로 출력을 이

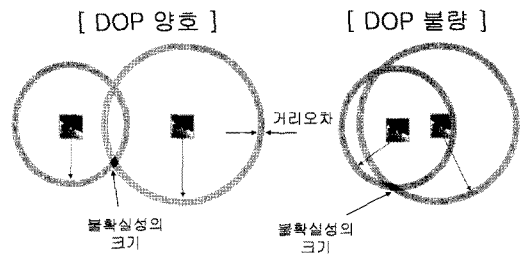


그림 1 위성의 상대적인 위치와 DOP

용하여 기준 항법좌표계를 형성하고, 항법컴퓨터는 기준 항법좌표계 상의 가속도계 출력으로부터 중력 가속도 성분을 보상한 후 적분을 취하여 기동물체의 속도를 얻어내고 이것을 다시 적분하여 비행한 거리를 구함으로써 최종적으로 현재의 위치를 알게 된다[7].

레이더(RADAR: Radio Detecting and Ranging)를 이용한 위치추적은 안테나가 목표물에 의해 반사되어 나오는 반사파를 감지하여 이루어진다. 사용자는 레이더 장비를 이용하여 안테나가 목표물에 반사되어 나오는 반사파를 감지하여 목표물의 안테나로부터 거리, 각도, 속도 등을 측정하며, 레이더는 식 (1)의 레이더 방정식[8]에서 보는 것처럼  $R^4$ 에 비례하여 잡음비가 증가하게 된다.

$$\frac{S}{N} = \frac{PG^2\lambda^2\sigma}{(4\pi)^3R^4FkTB_n} \quad (1)$$

여기서 P는 송신출력, G는 안테나 이득,  $\lambda$ 는 전파의 파장,  $\sigma$ 는 되반사 면적, R은 레이더 안테나로부터 목표물까지의 거리, k는 Boltzmann 상수, T는 수신장치의 온도,  $B_n$ 은 수신기 대역폭, F는 잡음지수이다. 위와 같은 측위원리를 갖는 GPS, INS, 레이더는 시스템 특성에 따라 표 1과 같이 서로 다른 오차특성을 가지게 된다.

표 1에서 보는 것처럼 GPS는 누적오차가 없고 오차 값도 일정하게 공분산되기 때문에 위치추정에 많이 이용되지만 전파방해에 취약하여 무기체계에 단일센서로 적용되기는 어렵다. 반면에 INS는 외부의 도움 없이 위치를 결정할 수 있는 특성으로 지형/기상에 영향을 받지 않아 무기체계 센서로 용이하다는 장점이 있다. 그러나 최초 위치의 입력이 필요하고 소형센서 일수록 큰 오차범위를 가지며, 이동거리가 증가함에 따라서 위치오차가 증가하는 단점을 가지고 있다[9]. 이는 자이로 센서가 적분을 해야 자세각을 구할 수 있기 때문이며, 자

이로 센서와 가속도 센서를 칼만필터를 사용하여 융합 하더라도 기본적으로 가속도계로 구할 수 없는 yaw각은 시간이 흐르면 항상 발산하게 되어 지수적으로 위치 오차가 누적되게 된다. 레이더를 이용한 측위시스템은 하나의 센서로 여러 기동물체를 동시에 추적할 수 있으며, 여러 개의 레이더를 배치하여 감지구역을 확대하거나 융합을 통하여 성능을 발휘할 수 있다. 또한 항체의 상태와 관련 없이 측정이 가능하며 고장 시에 조치가 가능하고 누적오차가 없다는 장점이 있다. 그러나 저고도에서 지면 및 해수면에 의한 전파 난반사로 인해 다중경로가 발생되며, 레이더 안테나에서 물체가 멀어질수록 오차정도가 커지게 된다.

2.2 다중센서의 융합 방법

다중센서의 융합은 융합대상에 따라 그림 2와 같이 크게 Measurement Fusion과 Track Fusion으로 나누어진다. Measurement Fusion은 각 센서에서 획득한 측정치들을 융합하는 방법이고, Track Fusion은 각 필터로부터 쇄신된 상태변수를 융합하는 방법이다[10,11].

Measurement Fusion의 대표적인 필터인 중앙집중형 칼만필터의 경우 다중센서의 통합과정에서 모든 센서의 자료를 하나의 필터에서 처리하여 많은 계산량과 넓은 통신대역폭을 필요로 한다. 또한 센서의 이상이 발생하거나 일시적으로 잘못된 자료가 입력되는 경우 시스템의 강인성을 보장하기 어렵다는 단점이 있다. 따라서 각 센서의 자료를 각 센서에 할당된 부필터에서 독립적으로 처리한 후 주 필터에서 다시 융합하는 형태의 Track Fusion에 대한 연구가 되어왔다[12]. 또한 다중센서의 융합방법에 따라 분류하면 NN(Nearest Neighbor), SN(Strongest Neighbor), PDA(Probabilistic Data Association) 방법 등이 있다[13]. NN 방법은 예상추정치에 가장 근접한 측정치를 쇄신추정치로 가정하는 방법이며, SN 방법은 가장 신호가 강한 측정치를 쇄신추정치로 가정하는 방법이다. 그리고 PDA 방법은 측정치의 확률을 가중치로 사용해 쇄신추정치를 가정하는 방법이다.

표 1 센서의 시스템특성 및 오차특성 비교

구분	장 점	단 점
GPS	· 누적오차 없고 한정된 오차로 장기간 운행시 좋음 · 위치오차가 ±10m 정도로 양호함 · 사용이 간편	· 외부환경(장애물, 신호 교란)에 취약 · 수신 위성 수 감소에 따라 오차 증가 · 초기오차가 큼
INS	· 짧은 시간 내에 정확하고 연속적 항법정보 획득 가능 · 외부환경에 영향 받지 않음 · 적분기법으로 해를 구해 높은 주파수 잡음에 강함	· 적분기법으로 해를 구해 바이어스 성분에 의해 해 발산 및 오차 누적 · 소형 센서일수록 큰 오차 범위
레이더	· 추적물체의 시스템과 상관 없이 항법정보 획득 가능 · 고장 시 조치 용이 · 다수 레이더를 통한 측정 가능	· 식별거리의 제한/거리 증가시 오차 증가 · 저고도에서 지면 및 해수면에 의한 다중경로 발생으로 오차 증가 · 외부환경에 변화가 큼

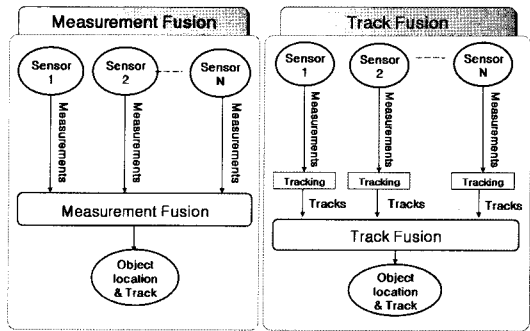


그림 2 융합대상에 따른 다중센서 융합 방법

### 2.3 다수모델 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. 다수모델 필터 개념의 다중센서 융합 알고리즘은 이러한 다수모델 필터의 개념을 고려하여 한 개의 측정치에 대해서 센서 특성상 서로 다른 측정치를 보이는 이기종의 다중센서 측정모델을 각각의 예측모델로 하여 어떤 센서의 측정치가 현재의 실기동을 가장 잘 표현하고 있는가에 대한 확률을 산출하여 결합추정치를 구하는 알고리즘으로 기본적인 구조는 그림 3과 같다[3].

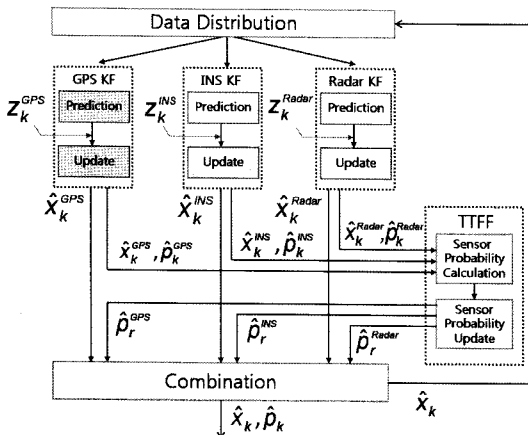


그림 3 오차특성을 고려한 기동물체 추적 알고리즘

그림 3에서 보는 것처럼 각 센서의 오차 개선을 위해 PVA(Position-Velocity-Acceleration) 모델로 칼만필터를 설계하고 추정 상태변수를 식 (2)와 같이 위치, 속도, 가속도로 나타내었으며, 각 센서의 시스템 방정식과 측정식은 식 (3)과 같다.

$$x^i = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]^T \quad (2)$$

$$x_{k+1}^i = F_k^i x_k^i + G_k^i u_k^i \quad (3)$$

$$z_k^i = H_k^i x_k^i + v_k^i$$

- $x_k^i$ : 상태변수벡터,  $z_k^i$ : 관측벡터
- $F_k^i$ : 상태전이행렬,  $G_k^i$ : 이득행렬,  $H_k^i$ : 관측행렬
- $u_k^i, v_k^i$ : 시스템잡음  $\sim N(0, Q_k^2)$ , 측정잡음  $\sim N(0, R_k^2)$

각 센서의 칼만필터는 기동물체의 상태 예측과정과 측정 후 상태 갱신과정으로 이루어지며, 각 센서의 칼만필터를 거쳐 갱신된 측정치를 이용하여 Track 융합을 하는 TTFF(Track to Track Fusion Filter)과정을 수행하게 된다. 각 센서의 칼만필터를 통해 갱신된 필터의 공분산 값을 비교하여 Sensor Probability 계산과정을 거쳐 k시간의 센서에 대한 Sensor Probability 예측치

를 구하고, 오차특성을 고려하여 센서의 특성을 추가적인 정보로 하여 갱신된 Sensor Probability를 구하여 최종 상태변수를 산출하며, 이 값은 각 센서의 칼만필터의 상태예측치로 다시 입력되는 과정을 반복함으로써 오차특성을 고려하여 추적성능을 개선하게 된다[3]. 하지만 필터의 공분산 값을 비교하고 결합추정치를 피드백하는 알고리즘으로 인해 한 센서에서 큰 오차가 발생시에 나쁜 성능을 보이는 센서의 오차가 다른센서의 측정성능을 저하시키는 구간이 일부 존재하였으며, Sensor Probability 반영시 센서 측정치를 실시간으로 반영하지 못한 제한점이 있다.

### 3. 제안 알고리즘

#### 3.1 개념 및 구조

동일한 상태변수를 측정할 수 있는 이기종 다중센서의 경우 센서의 시스템 및 오차특성에 의해 하나의 실제 기동치에 서로 다른 측정치를 보일 수가 있다. 본 논문에서는 이를 고려하여 서로 다른 측정치를 보이는 이기종 다중센서의 측정모델을 각각의 예측모델로 하여 어떤 센서의 측정치가 현재의 실기동을 가장 잘 표현하고 있는가에 대한 확률을 산출하여 결합추정치를 구하는 융합 알고리즘을 제안한다. 알고리즘의 핵심은 센서의 오차특성을 분석하여 각 센서의 칼만필터링 이후 상태변수의 Track Fusion을 위해 Sensor Probability를 계산하고 갱신하는 과정으로 알고리즘 구조는 그림 4와 같다.

각 센서의 칼만필터를 사용하여 갱신된 각 센서의 상태변수  $\hat{x}_k$ 와 측정값  $Z_k^i$ 는 입력되어 Sensor Probability 계산과정에서 k시간에서의 각 필터의 RMSE(Root Mean Square Error)를 비교하여 k시간에서의 Sensor Probability인  $\hat{P}_k^i$ 를 구한다. 여기서 RMSE는  $\sqrt{(\hat{Z}_k^i - Z_k^i)^2}$  로

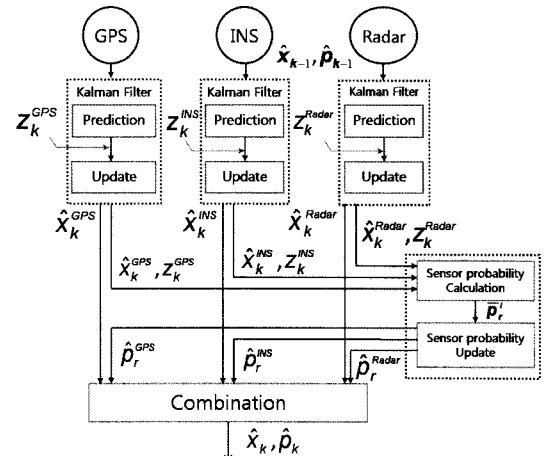


그림 4 제안 알고리즘 구조

칼만필터에 의한 상태변수의 갱신추정치와 측정값 간의 잔차로써 필터의 성능에 반비례한다. 다음으로 Sensor Probability의 갱신과정에서는 Bayes rule에 기반하여 센서의 특성을 추가적인 정보로 조건부확률로 반영하여 갱신된 Sensor Probability 사후확률인  $\hat{P}^i$ 을 구한다. 결합 단계에서는 갱신된  $\hat{P}^i$ 을 통해 최종 상태변수를 갱신하는 과정을 수행한다.

3.2 Sensor Probability 계산 및 갱신

각 센서의 칼만필터를 거쳐 갱신된 측정치를 이용하여 Track 융합을 하는 과정으로 여기서는 각 센서의 칼만필터를 통해 각 센서에 의한 상태변수 추정치와 측정치 상의 RMSE 값이 Sensor Probability 계산과정을 거쳐 k시간의 센서에 대한 Sensor Probability 예측치인  $\bar{P}r_k^i$ 을 식 (4)와 같이 구한다.

$$\bar{P}r_k^i = \frac{(\hat{P}_k^i)^{-1}}{(\hat{P}_k^{GPS})^{-1} + (\hat{P}_k^{INS})^{-1} + (\hat{P}_k^{Radar})^{-1}} \quad (4)$$

where,  $i = GPS, INS, Radar$

여기서 칼만필터가 갱신한 값의 정확도는 각 센서의 RMSE 값에 반비례한다. 계산된 k시간에서의 필터의 Sensor Probability 값이 구해지면 각 센서의 시스템특성과 오차특성을 추가 정보로 입력하기 위해 Bayes rule[14]에 기반을 둔 Sensor Probability 갱신과정을 수행한다. 각 센서의 오차특성이 조건부확률로 고려되어 사후확률로 갱신된 Sensor Probability인  $\hat{P}^i$  값은 식 (5)과 같이 계산한다[3].

$$\hat{P}r^i = P(S_k^i | Z_k) = \frac{P(S_k^i)P(Z_k | S_k^i)}{P(Z_k)}$$

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

$$= \frac{P(S_k^i)P(Z_k | S_k^i)}{P(S_k^{GPS})P(Z_k | S_k^{GPS}) + P(S_k^{INS})P(Z_k | S_k^{INS}) + P(S_k^{Radar})P(Z_k | S_k^{Radar})} \quad (5)$$

여기서  $P(S_k^i)$ 는 Sensor Probability 계산과정에서 계산된 k시간에서의 Sensor Probability 예측치인  $\bar{P}r_k^i$  값이며, k시간에서 각 센서의 추정값이 참 값일 확률밀도 값으로 합은 1이 된다,  $P(Z_k | S_k^i)$ 는 센서의 오차특성에 기반을 둔 추가정보로써 표 2와 같이 가정한다[3].

표 2에서  $P(Z_k | S_k^i)$ 는 Bayes rule의 추가적인 정보로, 그 합이 1이 아니라도  $\sum \hat{P}^i$ 는 1이 성립한다.  $P(Z_k | S_k^i)$ 는 단지 추가정보에 대해 각 센서의 관계를 설정해 주는 것으로 표 2의 오차특성이 2개 이상 중복되어 발생하게 되면  $P(Z_k | S_k^i)$ 값은 default 값에 각 센서의 오차특성 변수를 모두 곱하여 식 (6)과 계산한다.

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

구분	Parameter	오차특성 변수			
		GPS	INS	레이더	
$P(Z_k   S_k^i)$ 의 Default 값	·초기값 및 센서 정상작동	33%	33%	33%	
GPS	고장	·GPS $Z_k$ 데이터 입력 없음	0	1	1
	수신초기 오차	· $0 < T < 10$ Second - 0초 → 10초	0 → 1	1	1
	위상 배열 불량	·PDOP < 3	1	1	1
·PDOP < 6		0.8	1	1	
·PDOP ≥ 6		0	1	1	
INS 누적오차 증가	· $a^2$ 에(이동거리) 비례하여 감소	1	1 → 0( $\infty$ )	1	
레이더 다중경로	·레이더 $Z_k$ (고도) < 300m	1	1	0	

$$\text{최종 } P(Z_k | S_k^i) = \text{Default값} \times \text{오차특성 변수1} \times \text{오차특성 변수2} \quad (6)$$

초기값 및 각 센서가 모두 정상 작동할 경우에 센서 오차특성이 각 센서의 Sensor Probability의 변화에 미치는 영향이 동등한 것으로 가정하여 Default 값을 각각 1/3로 한다. 그리고 GPS 센서의 측위특성 상 적의 교란 및 재밍에 취약하므로 고장 등의 상황에 의해 측정신호가 미입력 되는 경우  $P(Z_k | S_k^{GPS})$ 값을 0으로 하고, 수신초기에 GPS 위성신호를 받아서 초기화하는 시간(0~10초)을 고려하여  $P(Z_k | S_k^{GPS})$ 값이 0에서 1로 증가되도록 한다. 또한 가우시안 잡음으로 가정한 GPS 센서의 많은 오차정도가 DOP값에 따라 달라지므로, 위상 배열의 양호, 보통, 불량에 따라서 상이한  $P(Z_k | S_k^{GPS})$ 값을 부여한다.

다른 센서의 보정없이 제거할 수 없는 INS 누적오차에 대해서는  $P(Z_k | S_k^{INS})$ 가 최초 1에서 측정거리에 따라 지수함수로 증가하여 무한대에서 0으로 수렴하는 값이 되도록 한다. 즉 누적오차가 생길수록  $P(Z_k | S_k^{INS})$  누적오차에 대한 값은 1에서 0으로 수렴하게 된다. 상수 a 값은 INS의 센서의 성능과 기동물체의 시간에 대한 이동거리, 유효한 INS 센서의 누적오차 허용치에 따라 결정되는 값으로 본 논문의 실험에서는 1deg/hr의 성능을 가진 INS 센서로 평균 180km/hr로 이동하는 기동물체를 추적하면서 유효한 최대 허용오차를 250m로 가정하여 계산하였다. 이는 INS 센서에 다른 센서로부터의 측정치가 주기적으로 갱신되지 않는 상황을 가정한 것으로 일정기간마다 INS의 누적오차가 갱신되어 초기화 된다면 그 시점에서  $P(Z_k | S_k^{INS})$ 값은 1이 되며, 다시 측정거리와 시간에 따라 1에서부터 감소하게 된다. 레이더는

비, 온도, 안개 등의 수많은 요인에 의해 오차가 존재하지만 이를 수치화하기가 어렵기 때문에 레이더의 특성에 따라 다중경로가 발생하는 고도에서  $P(Z_k|S_k^{Radar})$  값이 0으로 수렴하도록 하였으며, 본 논문에서 실험 간에는 400m부터 다중경로가 발생하여 300m부터는 다중경로에 의해 측정잡음이 급격히 심화되는 것으로 가정한다. 갱신된  $\hat{P}_k$  값은 각 센서의 칼만필터를 통해서 출력된 상태변수 값과 결합하여 최종 상태변수를 추정하는 결합과정을 거치게 된다.

#### 4. 실험 및 평가

실험은 Matlab를 이용하여 수행하며, Cubic Spline Interpolation[15]을 이용하여 UAV의 임의의 기동경로를 생성한 후 오차특성이 반영된 각 센서의 고도값 모델링을 수행하고 각 센서에 대해서 칼만필터를 적용하여 상태변수 추정치와 공분산 값을 구한다. 다음으로 Sensor Probability 계산하고 갱신하며 결합하는 과정을 거쳐 최종적으로 추정된 상태변수 추정치를 구하여 다른 융합 알고리즘과 비교 분석을 실시한다.

##### 4.1 실험데이터 생성

Cubic Spline Interpolation은 수집된 데이터를 대표할 수 있는 함수를 정의하는 수학적인 방법으로 각 구간별로 임의의 데이터를 만족하는 연속적인 3차 함수를 생성하며, 이러한 특성은 UAV의 임의적인 기동을 가정하기에 적합하다. Matlab 함수를 이용하여 11개의 임의의 데이터 값을 대입하여 1-400초까지의 UAV의 3차원 공간상 경로데이터를 생성한 결과는 그림 5와 같다[14].

각 센서의 시스템특성과 오차특성을 생성된 경로 데이터에 반영하여 GPS, INS, 레이더 센서의 측정값을 생성한다. GPS 측정치는 시작부터 10초까지의 초기 수

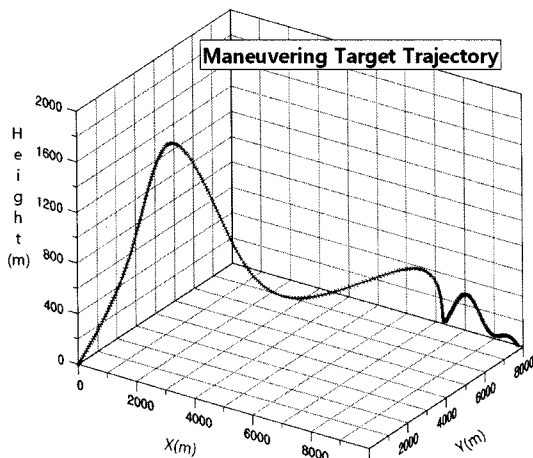


그림 5 Matlab을 통해 생성된 UAV 경로

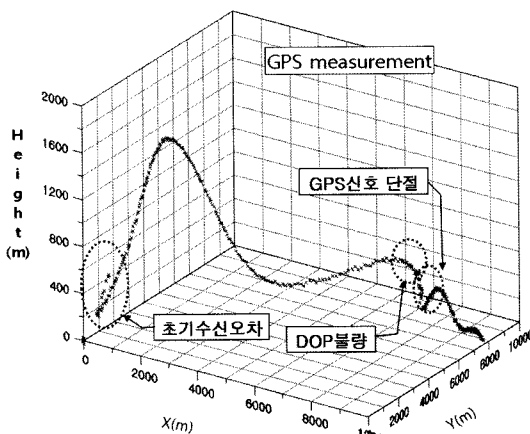


그림 6 GPS 측정 데이터 생성

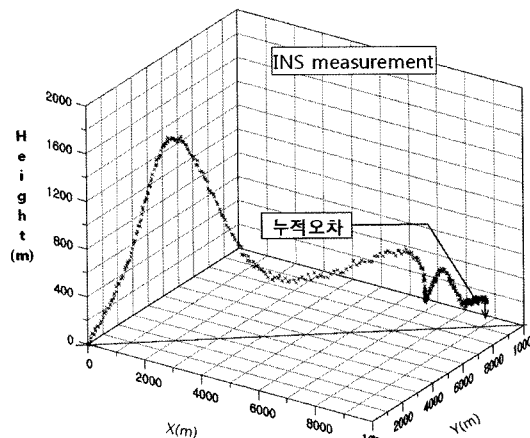


그림 7 INS 측정 데이터 생성

신오차를 반영하고 외부교란 및 재밍 등 취약한 상황과 PDOP가 불량한 상황 등을 가정하여 210-250초까지 잡음의 증가와 단절 등을 모델링 한다. 또한 GPS의 일반적인 오차를 고려하여 10m 오차를 가지는 가우시안 백색잡음을 추가하여 그림 6과 같이 생성한다. INS 측정치는 15m의 오차를 가지는 가우시안 백색잡음으로 추가하고, 또한 시간에 따라 지수로 누적되는 자이로 센서 오차를 바이어스로써 지수함수로 증가하도록 모델링하여 그림 7과 같이 생성한다.

레이더 측정치는 20m의 오차를 가우시안 백색잡음으로 추가하고 레이더와의 거리에 따라 증가하는 오차를 지수함수로 반영한다. 또한 다중경로 구간에서는 지면에 가까워지면 구간별로 분산이 증가하도록 잡음을 추가하여 모델링 그림 8과 같이 생성한다.

##### 4.2 TFEC(Track Fusion considering Error Characteristics)

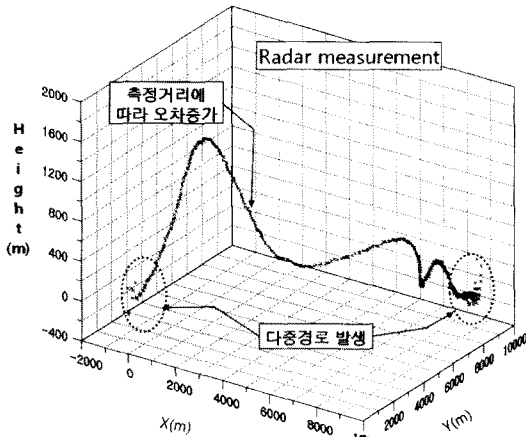


그림 8 레이더 측정 데이터 생성

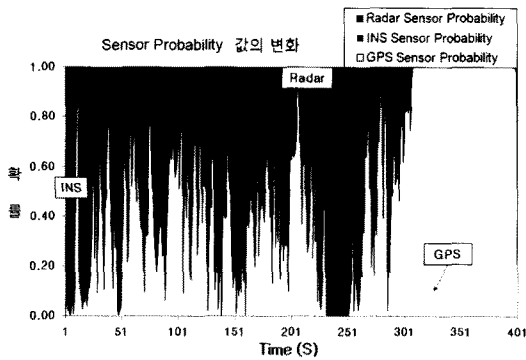


그림 9 Sensor Probability 값의 변화

각 센서에서 계산된 필터의  $\sqrt{(\hat{Z}_k - Z_k)^2}$ 를 비교하여 Sensor Probability 계산을 수행하고 각 센서의 시스템 특성과 오차특성을 고려하여 최종적인 각 센서의 Sensor Probability 값을 얻는 갱신과정을 수행한다. 표 2에서의  $P(Z_k|S_k^i)$ 을 적용하여 Sensor Probability의 변

화 값을 비교한 결과는 그림 9와 같다.

그림 9에서 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 다중경로발생부분에서 감소한다. 각 센서가 정상 작동하는 부분에서는  $P(Z_k|S_k^i)$  값이 Default 값이 되므로 각 센서의 RMSE 값이 우수한 센서의 Sensor Probability가 높은 확률을 가지는 것을 볼 수가 있다. 결과적으로 이러한 Sensor Probability의 변화를 통해 우수한 성능을 보이는 센서의 추정치에 많은 가중치가 부여되어 성능이 개선됨을 알 수 있다.

### 4.3 비교 및 분석

그림 10은 각 센서에서의 칼만필터링 수행 후와 오차 특성을 고려한 제안 알고리즘을 적용한 경로추정치와 실제 이동경로와의 3차원상의 위치오차를 비교한 것이다. 그림에서 보는 것처럼 각 센서의 칼만필터링 수행 후 센서의 측정데이터를 일부분 개선하여 보정된 추적성능을 보이고는 있으나 여전히 급기동부분과 센서의 측정성능이 저하되는 구간에서는 오차에 대한 보정이 제대로 이루어지고 있지 않음을 확인할 수 있다. GPS 칼만필터의 데이터는 초기 수신구간 및 고장부분의 데이터가 단절된 구간에서는 원활한 물체추적이 되지 않았으며, INS 칼만필터의 데이터는 센서특성으로 인해 생기는 시간에 따른 누적오차를 제대로 보정하지 못하고 있다. 또한 레이더 칼만필터의 데이터 역시 다중경로가 발생하는 구간에서 실제 데이터와는 상당한 차이를 보이는 것을 볼 수 있다. 즉 각 센서에서 필터링을 하더라도 제대로 기동물체의 추적이 불가능하여 센서 간 융합을 통한 보완이 필요함을 알 수 있다. 반면에 제안 알고리즘을 적용한 결과 GPS 고장 및 PDOP 불량, 초기 수신오차 발생 등에 의한 부분과 INS의 누적오차 부분, 레이더에 의한 다중경로 발생부분 등에도 큰 오차를 보이지 않으며 강인하

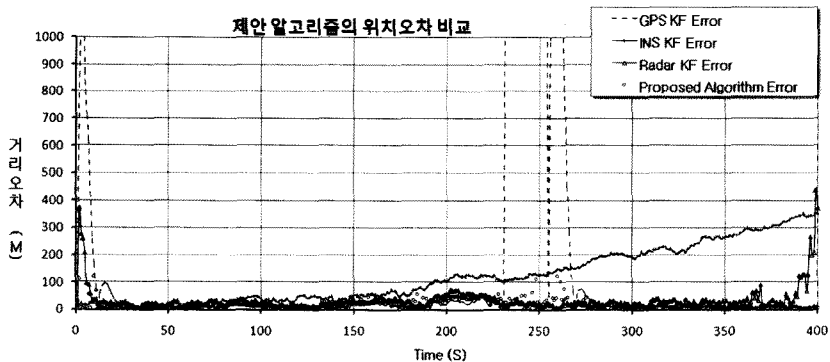


그림 10 칼만필터와 제안 알고리즘의 위치오차 비교

고 지속적으로 UAV 고도값에 대한 추적이 이루어지고 있음을 볼 수 있다. 230-250초 사이에 GPS 센서의 고장과 INS 센서의 누적오차가 150m 이상 발생한 지점에서 일부 오차값이 증가되었으나, 이는 본 연구에서 INS 센서 측정치 모델링 시 소규모이고 1deg/hr 정도의 오차를 가지는 MEMS INS로 가정하였기 때문이며, 이는 좀 더 정밀도 높은 INS 센서의 사용이나, 일정시점에서 주기적으로 INS 센서의 누적오차 부분의 보정이 이루어진다면 더욱 추적성능을 높일 수 있다.

제안 알고리즘에 대한 위치오차에 대한 다른 융합 알고리즘과 비교를 위해 오차특성을 고려하지 않은 Track Fusion(PDA) 알고리즘과 비교를 실시하였으며, Track Fusion(PDA) 알고리즘은 큰 오차가 발생한 GPS의 고장구간(20초)에 대한 위치오차를 제외하고 분석을 실시하였다. 분석결과 오차특성을 고려한 제안 알고리즘과 고려하지 않은 Track Fusion 알고리즘에 비해 GPS의 초기 수신오차 발생구간과 고장구간에서 일부 오차가 증가하기는 하지만 상당히 개선됨을 확인할 수 있다. 또한 분석 결과 표 3에서 보는 것처럼 제안 알고리즘의 위치오차의 표준편차가 18.42m로 GPS 고장구간을 제외한 Track Fusion(PDA) 알고리즘을 적용한 결과인 61.70m에 비해 상당히 개선됨을 알 수 있다.

위치오차 부분 중에 가장 큰 편차를 보이는 고도오차

표 3 제안 알고리즘 성능 분석(위치오차)

구 분	표준 편차 (m)	SE 평균 (m)	최대값 (m)	비고
Track Fusion (PDA)	61.70	3.17	474.35	GPS 고장구간 20초 제외
Proposed Algorithm	18.42	0.92	124.14	

에 대한 성능분석을 위해 Measurement Fusion(중앙집중형 칼만필터), Track Fusion(PDA), 제안알고리즘을 적용하여 비교한 결과 그림 11에서 보는 것처럼 Measurement Fusion의 대표적인 필터인 중앙집중형 칼만필터를 적용했을 경우 전반적으로 양호한 오차정도를 보이나, GPS 센서의 초기수신오차 발생부분과 GPS 센서의 고장부분 등에서 심한 발산이 발생하는 것을 볼 수 있다. 이는 Measurement Fusion의 경우 센서의 이상이 발생하거나 일시적으로 잘못된 자료가 입력되는 경우 시스템의 강인성을 보장하기 어렵다는 단점을 보여주는 그래프이다. 다음으로 PDA 알고리즘을 적용한 Track Fusion 방법을 적용한 경우 확률밀도가 고려되어 GPS 센서의 고장부분에서 Measurement Fusion에 비해 양호한 성능을 보였으나 INS와 레이더 센서의 성능이 함께 저하되는 300초 이후 구간에서는 성능이 급격히 떨어지는 것을 볼 수 있다. 이들 알고리즘에 비해 오차특성을 고려하여 센서 추정치의 반영밀도를 달리하는 제안 알고리즘을 적용하는 경우에는 GPS 고장구간에서 오차가 증가하기는 하였지만, 전반적으로 오차가 크게 발산하지 않고 기동물체 추적이 가능함을 확인할 수가 있었다.

표 4에서 보는 바와 같이 고도값 오차에 대해서 제안 알고리즘은 오차 최대값이 다른 융합 알고리즘에 비해

표 4 제안 알고리즘 성능 분석(고도오차)

구 분	평균 (m)	표준 편차 (m)	SE 평균 (m)	최대값 (m)
Measurement Fusion	23.57	76.48	3.82	399.88
Track Fusion (PDA)	43.59	65.96	3.30	307.82
Proposed Algorithm	10.84	17.22	0.86	123.83

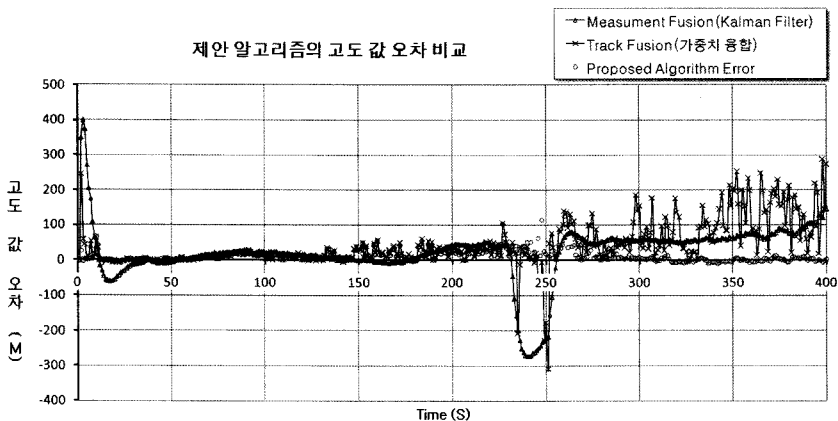


그림 11 Measurement Fusion(Kalman Filter), Track Fusion(PDA), 제안 알고리즘의 고도오차 비교



우수한 성능을 보였으며, 전체적인 오차의 표준편차 값이 PDA 알고리즘을 적용한 Track Fusion의 26.11% 수준이었으며, Measurement Fusion 적용 시에 비해 22.52%의 표준편차 값을 보였다.

5. 결론

본 논문에서는 각 센서가 가지는 특성을 이용하여 다중센서 융합을 통해 정밀도와 안정성을 향상시킬 수 있는 연구를 수행하였다. 실험 결과 고도추정치에 대한 오차의 표준편차 값이 Measurement Fusion(중앙집중형 칼만필터) 방법에 비해 22.52%, Track Fusion(PDA) 방법에 비해 26.11%의 수준으로 향상되었다. 제안한 알고리즘은 오차특성의 반영으로 인해 추적성능이 심하게 저하되거나 추적이 불가능하게 되는 구간에서도 일정한 수준을 유지하였으며, 강인하고 정밀도가 향상된 추적이 가능함을 증명하였다. 본 연구를 통해 각 센서가 가지는 오차 정보까지도 추적성능 향상을 위해 사용할 수 있음을 보였으며, 또한 각 센서의 항법정보 융합 간에 오차 특성과 정도에 따라 각 센서 추정치의 반영강도를 변화 시킴으로써 항법정보의 정확도 향상과 외부의 고의적인 환경변화 및 교란에도 강인한 기동물체추적 알고리즘을 제안하였다. 이를 통해 미래전장 환경에서 필수적으로 요구되는 군의 UAV 및 유도미사일 등의 정확한 위치 추적에 기여할 것으로 기대된다. 향후연구로는 단일센서의 필터링 부분에 적용된 칼만필터 부분을 EKF, PF, IMM 등 다양한 알고리즘을 적용하거나 비전센서 등의 다양한 다중센서의 조합을 변경하면서 추적성능을 개선하는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] INS/GPS Technology Trends, NATO RTO Report, RTO-EN-SET-064, 2004.

[2] J.H. Kim, "A baro-altimeter augmented INS/GPS navigation system for an uninhabited aerial vehicle," The 6th International Symposium on Satellite Navigation Technology Including Mobile Positioning & Location Services, 2003.

[3] Daehwan Hyun, Heebyung Yoon, "Robust Maneuvering Target Tracking Applying the Concept of Multiple Model Filter and the Fusion of Multi-Sensor," Journal of Intelligence and Information Systems, vol.15, no.1, pp.51-64, 2009.3.

[4] B.W.Parkinson, J.J Spliker Jr., "Global Position System : Theory and Applications, Volume I, II," American Institute of Aeronautics and Astronautics Inc., 1996.

[5] B. W. Parkinson, J. J Spliker Jr., "Global Position System : Theory and Applications, Volume I, II," American Institute of Aeronautics and Astro-

nautics Inc., 1996.

[6] Sai Kiran, Ph. D. Dissertation, "A Wideband Airport Pseudolite Architecture for the Local Area Augmentation System," Ohio University, USA, pp.23-32, 2003.

[7] 문흥기, 「자이로의 군사분야 응용 및 발전전망」, 물리학과 첨단기술, 제15권 1호/2호, pp.19-24, 2006.

[8] Myung-Soo Chung, Dong-Hee Hong, Dong-Chul Park, "Target Altitude Extraction for Multibeam Surveillance radar in Multipath Environmental Condition," Journal of the Korea Electromagnetic Engineering Society, vol.18, no.10, 2007.

[9] D.H. Titterton and J.L. Weston, "Strapdown inertial navigation technology," Peter Peregrinus Ltd. on behalf of the Institution of Electrical Engineers, 1997.

[10] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, "Estimation and Tracking: Principles and Techniques, and Software," Artech House, Inc., 1993.

[11] Y. Bar-Shalom and X. R. Li, "Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques," YBS Publishing, 1995.

[12] 이용재, 「비행시험통제용 탄도추적 자료융합 알고리즘 개발에 관한 연구」, 아주대학교 박사논문, 2007.

[13] T.L.Song, "Filtering Theory," Journal of control, automation and systems engineering, vol.9 no.6, 2003.

[14] J.A. Hartigan, "Bayes theory," Springer Series in Statistics, 1983.

[15] de Boor, C., "A Practical Guide to Splines," Springer-Verlag, pp.43-49, 1978.



현 대 환

2001년 육군사관학교 졸업(학사). 2009년 국방대학교 전산정보학과 졸업(석사) 2009년~현재 방위사업청 지상지휘통제 체계사업팀 근무, 응용SW담당. 관심분야는 임베디드 SW 개발방법론, 추적 알고리즘, C4I체계 등



윤 희 병

1983년 해군사관학교 경영학사. 1986년 연세대학교 공학사. 1991년 미국 Naval Postgraduate School 전산공학 석사 1998년 미국 Georgia Institute of Technology 전산공학 박사. 2002년~현재 국방대학교 국방관리대학원 전산정보학과 교수. 2004년~현재 서강대 외래교수, 국방부, 방위사업청, 국방기술품질원 자문 및 전문위원, 한국국방연구원 편집위원. 관심분야는 무인화 무기체계, 센서 융합, 물체인식 및 추적, 미래전투체계, 임베디드 소프트웨어 등