

# 비행시험통제컴퓨터용 실시간 데이터 융합 알고리즘의 구현

## Implementation of a Real-time Data Fusion Algorithm for Flight Test Computer

**이용재\***                      **원종훈\*\***                      **이자성\*\*\***  
 Yong Jae Lee                      Jong Hoon Won                      Ja Sung Lee

### ABSTRACT

This paper presents an implementation of a real-time multi-sensor data fusion algorithm for Flight Test Computer. The sensor data consist of positional information of the target from a radar, a GPS receiver and an INS. The data fusion algorithm is designed by the 21st order distributed Kalman Filter which is based on the PVA model with sensor bias states. A fault detection and correction logics are included in the algorithm for bad measurements and sensor faults. The statistical parameters for the states are obtained from Monte Carlo simulations and covariance analysis using test tracking data. The designed filter is verified by using real data both in post processing and real-time processing.

주요기술용어(주제어) : Flight Test Computer(비행시험통제컴퓨터), Real-time data fusion(실시간 자료융합), Distributed Kalman Filter(분산형 칼만필터)

### 1. 서론

고속 비행체의 탄도를 추적 관찰하고 통제하기 위한 FTC(Flight Test Computer)는 레이더 시스템 및 원격측정 시스템, GPS 등 다양한 계측센서로부터 들어오는 탄도추적 자료를 실시간으로 처리하여 통제 원에게 필요한 정보를 제공하는 시스템이다. FTC의 시스템 개요를 그림 1에 나타내었다. FTC에 탑재되는 비행시험통제용 데이터 융합 알고리즘의 성능은 내부에 탑재된 칼만필터의 성능에 좌우된다.

이와 같은 FTC용 데이터 융합 알고리즘은 실시간 처리, 분산 다중 센서 처리, 다중 샘플링 주기 처리, 비동기 데이터 처리, 센서 바이어스 오차 처리, 센서 오동작 검출기능, 통신지연 보상기능 등을 내장해야 한다<sup>[1,2]</sup>. 데이터 융합 알고리즘의 설계와 구현에 있어서 설계된 소프트웨어의 성능을 시험하기 위해서는 비행체의 동력학과 각종 센서 측정오차의 확률정보에 근거한 공분산 해석 및 시뮬레이션을 통한 검증이 필수적이다<sup>[3~5]</sup>. 따라서, 본 논문에서는 시험통제용 실시간 데이터 융합 알고리즘 구현에 관하여 설명하고 이에 대한 몬테칼로 시뮬레이션을 통한 수치적 오차 성능과 공분산 해석을 통한 해석적 오차 성능을 비교하였다. 또한 성능분석을 통하여 얻은 필터 계수들을 이용하여 필터를 튜닝한 후 실측데이터에 적용하는 실시간 처리 실험을 후처리 실험과 병행함으로써 전체 알고리즘의 동작성능을 검증하였다. 참고로 본 논

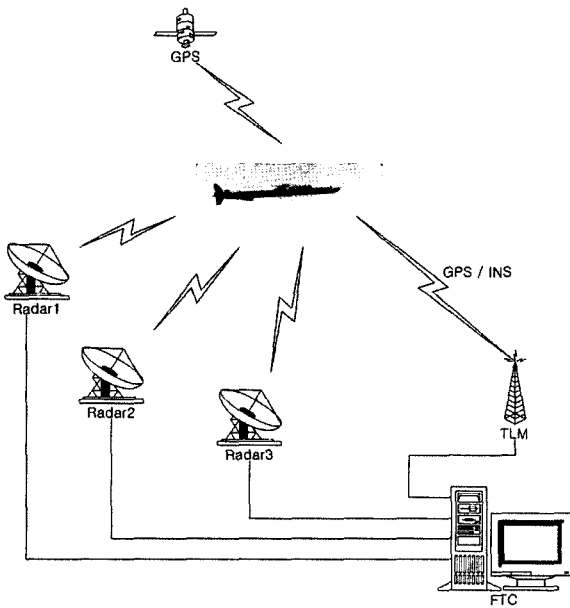
† 2005년 5월 31일 접수~2005년 12월 15일 게재승인

\* 국방과학연구소(ADD)

\*\* 한국항공우주연구원(KARI)

\*\*\* 아주대학교

주저자 이메일 : yjlee@add.re.kr



[그림 1] FTC 시스템 개요

문에서 사용한 계측센서인 레이더 시스템, 원격측정 시스템, GPS를 각각 RIR, TLM, GPS라 표기한다.

## 2. 실시간 데이터 융합 알고리즘 설계

비행체의 기동특성과 센서오차특성을 고려하여 실시간 데이터 융합 알고리즘을 설계한다. 융합 알고리즘의 설계는 먼저 준최적(sub-optimal) 중앙집중식 칼만필터(centralized Kalman filter)를 설계한 후, 이를 기반으로 주필터(master filter)와 부필터(slave filter)로 이루어진 2단계 분산형 칼만필터(distributed Kalman filter) 구조로 설계하였다<sup>[1,2]</sup>.

본 논문에서는 해수면에서 저고도로 기동하는 비행체의 운동을 위치, 속도, 가속도를 포함하는 PVA (Position-Velocity-Acceleration) 모델로 표현하고 센서의 바이어스오차를 PV모델로 표현하여 아래와 같은 21차 상태벡터를 칼만필터에 적용하였다.

$$X = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, rb_x, rb_y, rb_z, \dot{rb}_x, \dot{rb}_y, \dot{rb}_z, tb_x, tb_y, tb_z, \dot{tb}_x, \dot{tb}_y, \dot{tb}_z]$$

여기서,  $(x, y, z)$ 는 국부 ENU(Earth-North-Up) 좌표계에서 정의되는 비행체의 3차원 위치이고,  $(rb_x, rb_y, rb_z)$ 와  $(tb_x, tb_y, tb_z)$ 는 각각 RIR과 TLM의 바이어스 오차항이다.

위와 같은 상태벡터에 대하여 시스템 방정식과 측정식은 다음과 같다.

$$\text{시스템 방정식 : } X_{k+1} = F_k X_k + G_k u_k \quad (1)$$

$$\text{측정식 : } Z_k = H_k X_k + v_k \quad (2)$$

여기서,  $X_k$ 는 시간  $k$ 에서 정의되는 상태변수벡터,  $Z_k$ 는 관측벡터,  $F_k$ 는 시스템 천이행렬,  $H_k$ 는 관측행렬,  $u_k$ 와  $v_k$ 는 각각 공정잡음( $\sim N(0, Q^2)$ )과 측정잡음( $\sim N(0, R^2)$ )이다.

시스템의 천이행렬  $F_k$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$F_k = \begin{bmatrix} F_a & \mathbf{0}_{9 \times 12} \\ \mathbf{0}_{12 \times 9} & F_b \end{bmatrix}_{21 \times 21} \quad (3)$$

여기서,  $\mathbf{0}_{m \times n}$ 은  $m \times n$  영행렬,  $F_a$ 와  $F_b$ 는 각각 비행체의 운동과 센서 바이어스 오차항에 대한 시스템 천이행렬로서 다음과 같이 주어진다.

$$F_a = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & \Delta t \cdot I_{3 \times 3} & \frac{1}{2} \Delta t^2 \cdot I_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & \Delta t \cdot I_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix}_{9 \times 9}$$

$$F_b = \begin{bmatrix} I_{6 \times 6} & \Delta t \cdot I_{6 \times 6} \\ \mathbf{0}_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \end{bmatrix}_{12 \times 12} \quad (4)$$

여기서,  $I_{m \times n}$ 은  $m \times n$  전치행렬,  $\Delta t$ 는 샘플링 시간이다. 센서 오차의 동력학적 특성을 필터에 고려하여 좀 더 강한 필터 성능을 얻기 위하여 위와 같이 RIR과 TLM의 바이어스 오차를 짧은 시간구간 내에서 간단한 PV 모델을 이용하였다<sup>[6]</sup>.

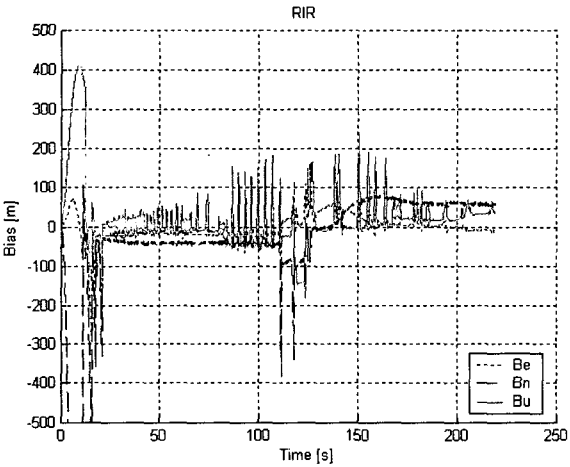
정상적으로 동작하는 구간에서의 GPS 측정치를 기준값으로 취하면 다음과 같이 GPS에 대한 RIR과

TLM의 상대적인 바이어스 오차를 정의할 수 있다.

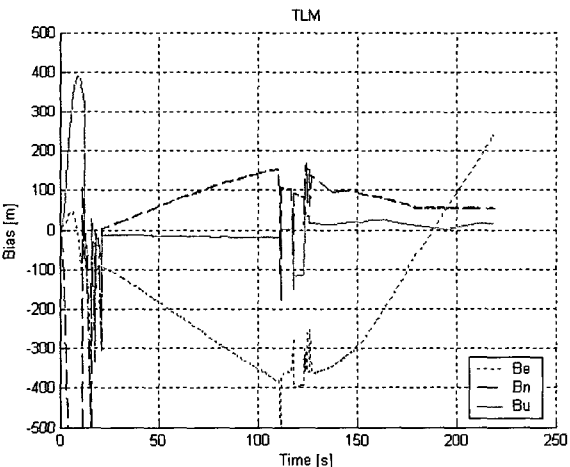
$$RIR \text{ Bias} = \text{Radar Measurement} - \text{GPS Measurement} \quad (5)$$

$$TLM \text{ Bias} = \text{TLM Measurement} - \text{GPS Measurement} \quad (6)$$

그림 2와 그림 3에 각각 GPS에 대한 RIR과 TLM의 상대적인 바이어스 오차를 도시하였다. 개개의 센서에 대한 관측행렬은 다음과 같다.



[그림 2] RIR 바이어스 오차 특성



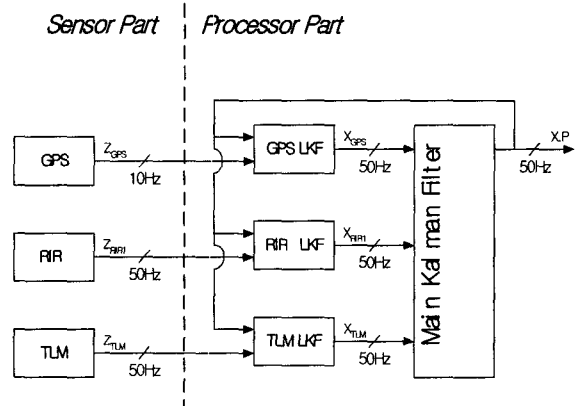
[그림 3] TLM 바이어스 오차 특성

$$H_k^{GPS} = [I_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 18}]_{3 \times 21} \quad (7)$$

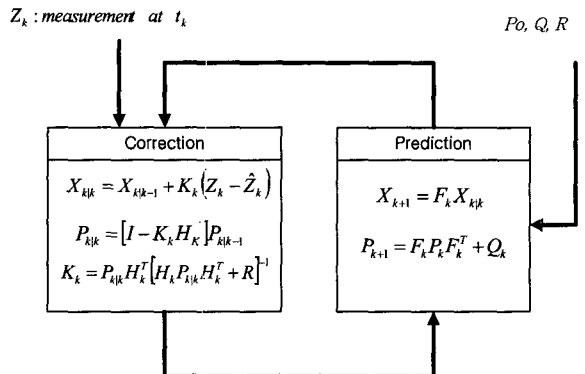
$$H_k^{RIR} = [I_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 6} \quad I_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 9}]_{3 \times 21} \quad (8)$$

$$H_k^{TLM} = [I_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 9} \quad I_{3 \times 3} \quad \mathbf{0}_{3 \times 6}]_{3 \times 21} \quad (9)$$

중앙집중식 칼만필터 형태는 상태벡터의 오차측면에서 최적의 형태이지만 실시간 시스템 적용 시 센서의 출력주기의 상이성, 시간지연의 발생 그리고 시각의 비동기 문제로 인해 실제 구현하는 것이 어렵다. 이를 해결하기 위해 3차원 위치-속도-가속도(PVA)의 9차 모델을 갖는 부필터를 설계하였으며, RIR과 TLM의 바이어스 오차성분을 위치-속도(PV)로 각각 모델



[그림 4] 설계된 전체 칼만필터



[그림 5] 공분산형 칼만필터

링하여 12차의 오차 성분을 포함한 21차 형태를 갖는 주필터의 형태로 그림 4와 같이 설계하였다. 각각의 센서는 서로 다른 rate로 위치자료를 출력한다.

또한, 각각의 칼만필터부는 그림 5와 같이 공분산형 칼만필터로 설계하였다.

### 3. 센서의 오동작과 비정상 측정데이터의 검출

센서의 오동작과 돌발적인 환경으로 야기되는 비정상적인 측정데이터를 감지하지 않고 그대로 칼만필터에 적용하면 추정오차가 증가할 뿐만이 아니라, 그러한 현상이 지속될 경우 추정값의 발산을 가져오고 결과적으로 목표물 추적의 실패를 초래하게 된다. 이러한 비정상적인 데이터는 다음 식과 같이 측정잔류값(measurement residual)의 공분산값에 대한 비율을 통계적인 임계값(threshold value)과 비교함으로써 검출이 가능하다.

$$s = \text{Cov} [Z_k - \hat{Z}_k] / (H_k P_k H_k^T + R_k) < s_0 \quad (10)$$

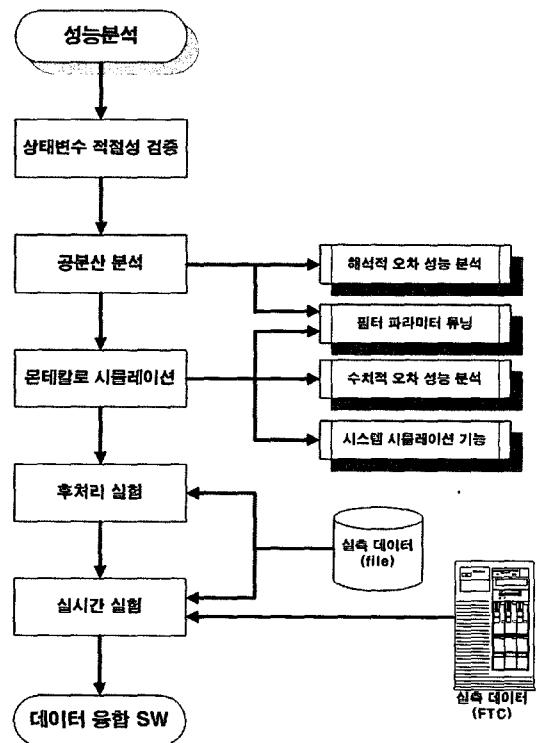
여기서  $H_k$ 는 개개 칼만필터의 관측행렬,  $R_k$ 은 관측 오차행렬,  $s_0$ 는 오차확률에 따라 미리 정의된 값으로서 99% 오차확률( $3\sigma$ )을 적용할 경우  $3^2$ 으로 설정된다. 따라서 개개 칼만필터에서  $s < s_0$ 이면 측정값을 칼만필터의 개선식에 이용하고, 그렇지 않으면 측정값을 센서의 이상이나 비정상적인 측정치로 판단, 칼만필터에 적용하지 않는 로직을 구현하였다. 또한 기준 센서인 GPS 수신기가 정상적으로 동작하지 않는 경우(예를 들어 GPS 신호가 차단된 경우), GPS 수신기가 이전의 위치를 출력하므로 이러한 상황은 다음과 같은 간단한 로직을 추가하여 GPS 데이터의 이상 검출 알고리즘을 보완하였다.

$$|z_{k+1}^{GPS} - z_k^{GPS}| / \Delta t_{GPS} < k_0 \quad (11)$$

여기서  $\Delta t_{GPS}$ 는 GPS의 샘플링 시간간격,  $k_0$ 는 비행체의 최소 기동을 나타내는 값이다.

### 4. 공분산 해석과 몬테칼로 시뮬레이션을 통한 필터계수의 추정

설계된 분산형 칼만필터로는 센서에 따른 부분적인 공분산 해석만 가능하므로 전체적인 시스템의 성능을 분석하기 위해서 같은 상태벡터를 갖는 중앙집중형 칼만필터에서 얻어지는 공분산을 이용하였다. 분산형 칼만필터의 계수는 이에 대한 해석과 튜닝을 통해 얻어진다. 분산형 칼만필터는 중앙집중형 칼만필터에 비하여 오차 성능은 떨어지나 실제 실시간 구현이 가능한 시스템이고 또한 센서 오동작시 이를 검출하는 기능을 쉽게 첨가할 수 있는 장점을 갖는다. 동일한 필터계수로 튜닝된 분산형 칼만필터의 오차특성은 중앙집중형 칼만필터의 오차특성을 능가할 수 없으므로 중앙집중형 칼만필터의 공분산 해석 및 몬테칼로 시뮬레이션을 통하여 얻어지는 결과는 분산형 칼만필터의 최고성능을 예측하는데 활용된다<sup>[7]</sup>. 성능분석 절차를 그림 6에 나타내었다.



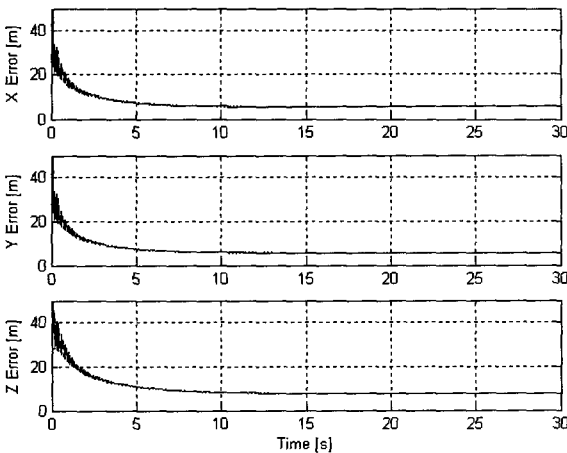
[그림 6] 공분산 해석절차

가. 공분산 해석

공분산 해석은 측정치와 상태벡터 추정치의 계산없이 공분산 행렬에 대한 계산만으로 시스템의 성능을 분석하는 기법이므로 측정치와는 독립적으로 튜닝된 필터의 계수 값에 따른 성능지수를 판별할 수 있다. 본 논문에서는 공분산 해석의 결과를 필터 계수의 튜닝과 최종 상태변수해의 해석적 오차범위를 정하는데 이용하였다. 기본적으로 필터 계수 튜닝은 최적의 추정성능을 내도록 필터의 확률적 계수값들, 즉, 초기 상태오차행렬( $P(0)$ ), 시스템 오차행렬( $Q$ ), 관측오차행렬( $R$ )들을 조정하는 것이다. 실제 구현되는 실시간 분산형 칼만필터로 전체적인 성능을 직접 분석할 수 없으므로 중앙집중식 칼만필터의 성능을 분석하여 실시간 분산형 칼만필터의 성능을 예측하는 방식을 택하였다. 필터 튜닝계수와 관련된  $P$ ,  $Q$ ,  $R$ 들은 단지 실제 시스템 오차 및 추정치 오차값 만을 의미하는

[표 1] 필터 계수 튜닝값

P0	Q	R
$P_1 \sim P_3 = 1000^2$	1.0	$R_{GPS} = \text{diag}\{8^2, 8^2, 8^2\}$ $R_{RIR} = \text{diag}\{15^2, 15^2, 20^2\}$ $R_{TLM} = \text{diag}\{10^2, 10^2, 10^2\}$
$P_4 \sim P_6 = 500^2$		
$P_7 \sim P_9 = 100^2$		
$P_{10} \sim P_{15} = 500^2$		
$P_{16} \sim P_{21} = 100^2$		



$[3\sigma_x, 3\sigma_y, 3\sigma_z] = [7.2929, 7.2929, 9.8354]$

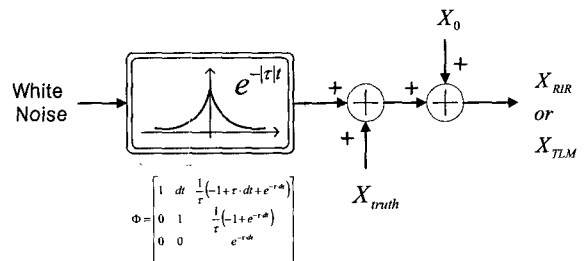
[그림 7] 공분산 해석 결과

것이 아니라, 가정된 필터 모델이 어느 정도 적합한가를 나타내주는 요소이다. 표 1과 같이 필터 계수를 튜닝했을 때 출력되는 x, y, z 위치 성분의 공분산 궤적을 그림 7에 나타내었다. 최종 위치오차는 7~10m 정도로 수렴하였다.

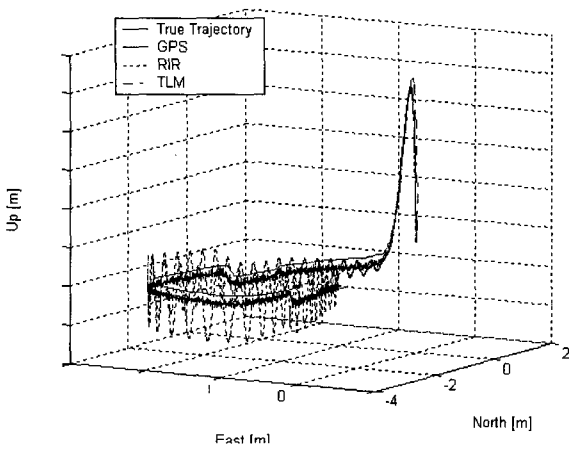
나. 몬테칼로 시뮬레이션

상태변수의 공분산 값과 실제 추정되는 상태변수의 값의 부합성 확인과 비선형 시스템의 선형화 과정에서 고려하지 않은 여러 오차 요소 효과들에 대한 평가를 위하여 20회 몬테칼로 시뮬레이션을 수행하였다. 비행체의 참 궤적을 모르므로 실제 얻어진 다중 센서의 측정값을 이용하여 비행궤적을 추정한 후 내삽법(interpolation)과 스무딩(smoothing) 기법을 이용하여 실제에 가까운 궤적을 생성하여 참값으로 이용하였다. 실험할 시뮬레이션 측정데이터를 생성하기 위해 각 센서의 특징에 따라 바이어스와 잡음을 추가하였다. GPS 오차는 백색잡음으로, RIR과 TLM오차는 그림 8과 같이 2차 마코프 프로세스로 모델링 하였다. 가급적 실제상황에 근접하도록 각 센서의 상이한 오차특성을 고려하여 GPS의 경우 수직방향 오차가 수평방향 오차보다 크게, TLM은 3축에서 같은 확률의 부정확도를 갖게, RIR의 수직방향 오차특성은 비행체와 Radar 사이의 거리( $R$ )에 비례하는 확률적 크기를 갖는 측정 잡음으로 모델링 하였다.

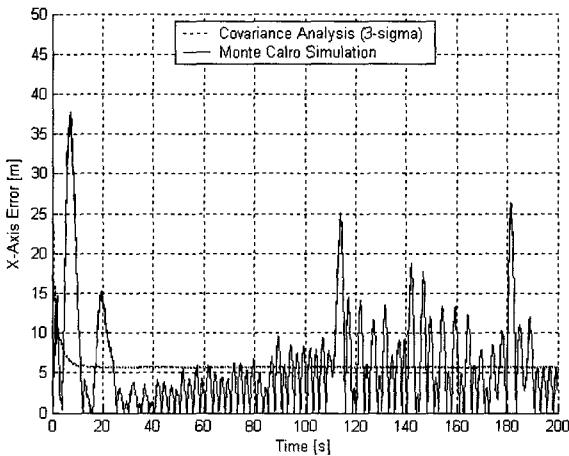
그림 9에 시뮬레이션에서 생성한 참 비행궤적 및 센서에서 측정된 궤적을 나타내었다. 비행체는 수직으로 350m의 고도까지 상승하였다가 하강한 후 해면을 따라 U-턴 비행한다. 이 모의 궤적은 고도와 거리에 따른 측정 잡음의 변화와 수직 및 수평의 동적 변화에 대한 알고리즘의 성능을 실험하기에 적합하



[그림 8] 센서오차 생성기



[그림 9] 참 비행궤적 및 생성된 센서 측정치



[그림 10] 공분산 해석 및 몬테칼로 시뮬레이션 결과 비교

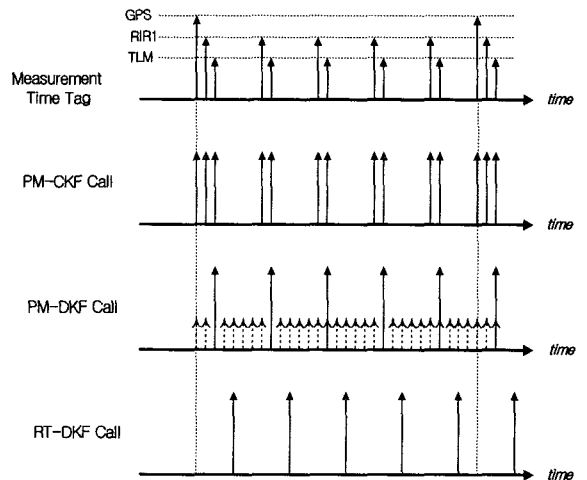
다. 세 개의 센서, 즉 GPS, RIR, TLM의 측정데이터에 설계된 필터를 이용하여 20회 몬테칼로 시뮬레이션 결과 얻어진 x-축 방향 위치 추정 오차를 앞서 얻은 공분산 결과와 함께 그림 10에 도시하였다. 공분산 해석결과와 시뮬레이션 결과가 부합하는 것을 볼 수 있다.

## 5. 실측 데이터 실험

공분산 해석 및 몬테칼로 시뮬레이션을 통하여 얻

은 필터의 실제 동작 성능을 확인하고자 실측데이터를 이용하여 실험하였다. 설계된 실시간 필터의 성능 검증을 위해 후처리 과정에서 얻어진 결과와 비교하였다. 이를 위해 다음 세 가지 형태의 알고리즘을 실행하고 비교·분석하였다: 1) Matlab으로 구현한 중앙집중형 칼만필터(PM-CKF : Post Mission - Centralized Kalman Filter), 2) C 언어로 구현한 후처리용 분산형 칼만필터(PM-DKF : Post Mission - Distributed Kalman Filter), 3) C 언어로 구현한 실시간 처리용 분산형 칼만필터(RT-DKF : Real-Time - Distributed Kalman Filter). 센서 데이터의 입력 타이밍과 위 세가지 S/W 모듈들의 실행시간을 그림 11에 도시하였다. 실시간 분산형 칼만필터의 기능은 비동기된 센서의 측정치들을 융합하여 일정한 시간 간격으로 추정치를 실시간 생성하는 것이다.

후처리 실험은 PM-CKF와 PM-DKF에 기 수집된 GPS, RIR, TLM실측데이터를 입력하는 방식으로 수행되었다. 후처리 방식 실험에서는 실시간 처리 방식과 비교하여 계산시간의 제약이 없으므로 측정데이터가 발생할 때마다 칼만필터의 상태전과 및 개선식을 구동한다. 분산형 칼만필터에서는 융합 알고리즘 함수의 호출 시간간격을 짧게 하여 가급적 주필터에서 시간지연이 발생하지 않도록 설정하였다. 실측 데이터를 이용한 실험 시 실제 비행체의 참 비행궤적을

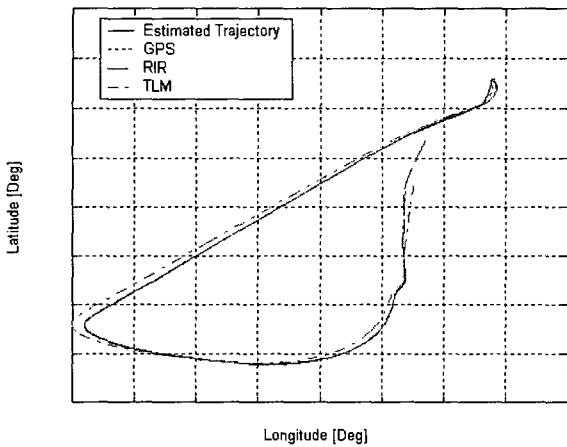


[그림 11] GPS, RIR, TLM 측정치 및 필터 함수 호출 타이밍 차이

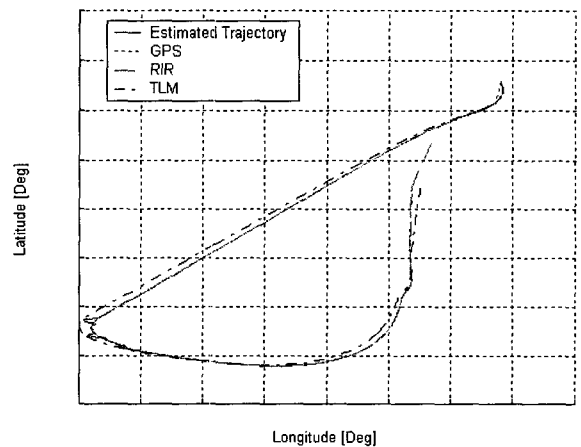
알 수 없으므로 정확한 오차계산이 불가능하다. 따라서, 추정된 상태벡터가 잡음처럼 변화하는 센서의 측정치를 제거한 평균적인 궤적을 따라가는지를 판단하여 설계된 필터의 가용성을 확인하였다.

그림 12와 13에 각각 중앙집중식 칼만필터와 분산형 칼만필터의 후처리 실험 결과를 나타내었다. 중앙집중형 칼만필터의 경우 초기 발사구간에서 발생하는 GPS의 오동작을 검출하지 못하므로 일시적으로 실제 비행체의 궤적과는 반대로 발산하는 궤적을 그린다. 분산형 칼만필터의 경우 센서 오동작 검출을 통하여 초기 GPS 오동작 구간에서도 성공적으로 위치추정을 수행하였다.

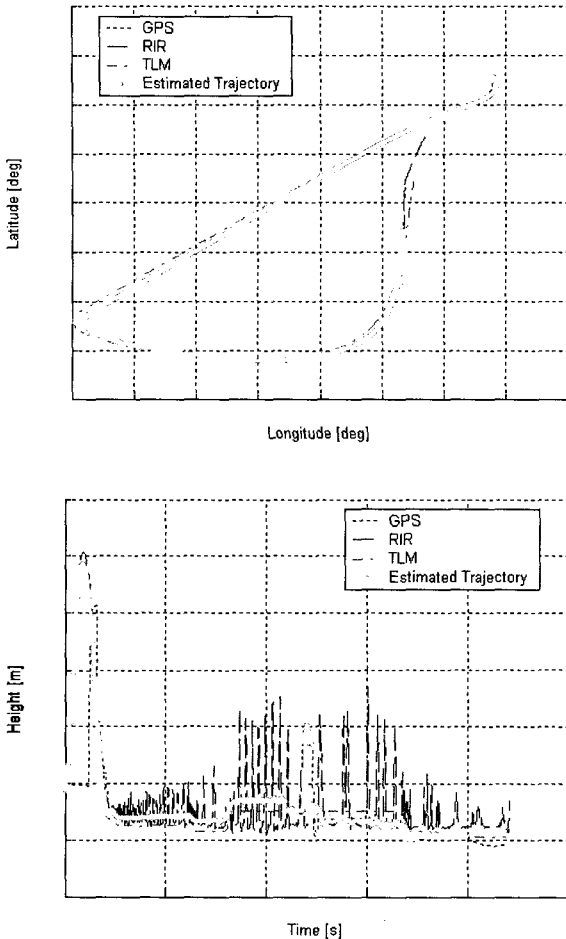
실시간 처리용 RT-DKF는 FTC에 태스크 스케줄링(Task Scheduling) 로직과 함께 이식한 후 실측데이터를 실제 통신 시스템을 통하여 입력받아 처리하는 방식으로 수행되었다. 각각 센서에 대한 부 태스크 주기를 RIR은 50Hz, TLM은 20Hz, GPS는 10Hz로 설계하였으며, 주 태스크 주기는 시스템의 현재시간과 통신시스템으로부터 수신된 원천자료의 시간지연이나 시간 역전으로 인한 RT-DKF의 오동작을 방지하고 최대 갱신주기를 갖도록 50Hz로 설계하였다. 그림 14에 분산형 칼만필터의 실시간 처리 결과를 나타내었다. 실시간 처리 실험의 경우도 후처리 실험의 경우와 마찬가지로 성공적인 위치추정을 보여주었다.



[그림 12] 후처리 실험 결과-중앙집중식 칼만필터 (PM-CKF)



[그림 13] 후처리 실험 결과-분산형 칼만필터 (PM-DKF)



[그림 14] 실시간 처리 실험 결과-분산형 칼만필터 (RT-DKF)

## 6. 결론

본 논문에서는 FTC에 탑재되는 비행체 추적용 실시간 데이터 융합 알고리즘인 21차 부/주 2단계 분산형 칼만필터를 설계하고 그 성능을 검증하였다. 분산형 칼만필터의 성능검증을 위하여 중앙집중형 칼만필터의 공분산 결과를 이용하였으며 몬테칼로 시뮬레이션을 통하여 해석적 오차특성과 수치적 오차특성을

비교·분석하여 최종 필터 계수 값을 결정하였다. 필터의 실제 동작성능을 확인하기 위하여 실측데이터에 대한 후처리 및 실시간 처리 실험을 3가지 모드(후처리 중앙집중형 칼만필터, 후처리 분산형 칼만필터, 실시간 분산형 칼만필터)를 통하여 센서의 오차개선 및 오동작 검출과 잡음에 강인한 특성을 갖는 알고리즘의 동작성능을 입증하였다. 필터적용 전의 각 센서의 위치오차는 GPS의 경우 10m, TLM의 경우 바이어스에 의한 최대 400m, RIR의 경우 최대 400m였으나 필터적용 후 위치오차는 약 10m 이내로 추정함을 보여주었다. 앞으로 개발된 알고리즘을 이용하여 추적 센서 실패 시 융합된 자료를 추적센서의 Slaving자료로 활용하는 기법연구도 수행할 예정이다.

## 참 고 문 헌

- [1] 이용재 외, “비행시험용 실시간 데이터 융합필터 성능분석”, 대한전기학회 하계학술대회 논문집, 2003. 7, pp.2034~2036.
- [2] 이용재 외, “비행체 추적용 실시간 데이터 융합 알고리즘 구현 및 성능분석”, 제4회 시험평가 기술 심포지움, 2003. 10, pp.121~133.
- [3] Gelb, A., Applied Optimal Estimation, The MIT Press, 1992.
- [4] Maybeck, P. S., Stochastic Models, Estimation, and Control, Vol. 1, Academic Press, 1979.
- [5] Siouris, G. M., An Engineering Approach to Optimal Control and Estimation Theory, A Wiley-Interscience Publication, 1996.
- [6] Friedland, B., “Treatment of Bias in Recursive Filtering”, IEEE Trans. on Automatic Control, Vol. AC-14, No. 4, Aug 1969, pp.359~367.
- [7] Felter, S. C., “A Covariance Analysis Technique for the Federated Kalman Filter”, CH3158-3/92/0000-0399, IEEE, 1992.