

## 論文

DOI:<http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2012.40.1.23>클러스터가 존재하는 환경에서의 ITS 필터를 이용한  
재진입 발사체의 낙하지점 추정 기법 연구

문경록\*, 김태한\*\*, 송택렬\*\*

A Study on Impact Point Prediction of a Reentry Vehicle using  
Integrated Track Splitting Filters in a Cluttered Environment

Kyung-Rok Moon\*, Tae-Han Kim\*\* and Taek Lyul Song\*\*

## ABSTRACT

Space launch vehicles are designed to fly according to the elaborate pre-determined path. However, if a vehicle went out of the planned trajectory or its thrust terminated abnormally, or if a free-fall atmospheric reentry vehicle tracked by a tracking sensor became impossible to be measured, it is required to attempt to track by a another track equipment or estimate its impact point rapidly. In this paper a new algorithm is proposed, named the ITS-EKF combined with the Integrated Track Splitting (ITS) algorithm and the Extended Kalman Filter (EKF) to obtain the location information of a ballistic projectile without thrust, create its track and maintain it in an environment with clutter. For the reentry vehicle, the track performance is to be verified and the impact point is estimated by applying the simulation through ITS-EKF algorithm. To ensure the proposed algorithm's adequacy, by comparing the track performance and impact point distribution by the ITS-EKF with those of ITS-PF combined with ITS and Particle Filter (PF), it is confirmed that the ITS-EKF algorithm can be used an effective real-time On-line impact point prediction.

## 초 록

우주 발사체는 치밀한 비행 계획에 따라 사전에 결정된 경로를 비행하도록 설계된다. 그러나 비정상적으로 추력이 종료되거나 계획된 비행경로를 이탈한 경우, 또는 자유 낙하 중인 대기권 재진입 발사체에 대한 추적 과정에서 추적 센서의 측정이 불가하게 된 경우 등에는 별도의 추적 장비를 이용한 추적 또는 신속한 낙하지점 추정이 필요하다. 본 논문에서는 클러스터 환경에서 무추력 탄도 비행 중인 발사체에 대한 위치 정보를 획득하고 트랙을 생성 및 유지하기 위하여 Integrated Track Splitting(ITS) 알고리즘과 Extended Kalman Filter(EKF)를 결합한 ITS-EKF 알고리즘 적용을 제안한다. 따라서 대기권 재진입 발사체에 대하여 ITS-EKF 알고리즘을 적용한 시뮬레이션을 통해 추적 성능 확인 및 지상 낙하지점을 추정한다. ITS-EKF 알고리즘 적용 결과의 적절성을 확인하기 위하여 ITS와 Particle Filter를 결합한 ITS-PF 알고리즘을 적용하여 구한 추적 성능 및 낙하지점 분포 결과와 비교하여 제시된 알고리즘이 효과적인 실시간 On-line 낙하지점 추정에 사용이 가능함을 확인한다.

† 2011년 11월 8일 접수 ~ 2011년 12월 28일 심사완료

\* 정희원, 한국항공우주연구원 발사대개발팀

교신저자, E-mail : mkrok@kari.re.kr

대전시 유성구 과학로 115

\*\* 정희원, 한양대학교 전자전기제어계측공학과

**Key Words** : Reentry Vehicle(재진입 발사체), Impact Point Prediction(낙하지점 추정), Integrated Track Splitting(ITS), Extended Kalman Filter(EKF), Particle Filter(PF)

## I. 서 론

다단 로켓으로 구성된 위성 발사체 또는 과학 로켓 등의 우주 발사체의 경우 비행 중 추력이 소진 된 후 단 분리된 부스터나 추력이 중단된 로켓은 무추력 탄도 비행 후 자유 낙하하여 지상에 충돌한다. 우주 발사체는 치밀한 비행 계획에 따라 사전에 결정된 경로를 비행하도록 설계되며 단 분리된 부스터는 기 계획된 지점으로 낙하하기 때문에 지상 레이더를 통한 추적은 필요 없을 수 있다. 그러나 비정상적으로 추력이 종료되거나 계획된 비행경로를 이탈한 경우, 또는 자유 낙하 중인 대기권 재진입 발사체에 대한 추적 과정에서 추적 센서의 측정이 불가하게 된 경우 등에는 모드 변경을 통한 재 추적이나 제3의 추적 장비를 이용한 추적시도 등을 통한 신속한 낙하지점 추정이 필요하다. 발사체의 지상 낙하지점 추정은 우주 발사체 비행 안전 운영을 위한 높은 중요도를 갖는 문제로서 여러 형태의 연구가 수행되고 있다. 비행 중인 발사체는 어떤 시점에서의 위치 및 속도 벡터를 알면 좌표 변환을 포함한 관계식을 이용하여 낙하지점을 실시간으로 예측할 수 있다[1]. 그러나 비행 중인 발사체는 중력과 대기에 의한 항력에 대한 동력학 모델의 부정확도, 바람과 같은 외란의 영향, 시스템의 비선형성 등의 원인에 따라서 낙하지점은 넓은 범위의 분포를 갖게 되므로 계산된 낙하지점은 실제와 차이를 가질 수 있다. [2]에서는 클러터 환경에서 자유 낙하하는 부스터를 추적하는 방법으로 Particle Filter[11,15] 알고리즘을 사용하여 On-line 낙하지점을 예측하는 기법을 제안하였다. Particle Filter는 비선형 시스템 추정 문제의 경우 최적의 해를 구할 수 있는 알고리즘으로 알려져 있으나 연산량이 많기 때문에 고성능 하드웨어가 필요하며 실시간 추정을 보장할 수 없는 단점이 있다.

우주 발사체는 대기권 재진입 시 대기 중의 구름의 영향 등 클러터가 존재하는 환경에 놓이게 되고 다양한 전파 간섭 등에 의하여 측정치에 잡음의 영향을 받을 수 있다. 따라서 클러터 환경에서 추적 대상인 표적 신호를 클러터 신호로부터 구분하고 이를 유지해온 트랙에 결합시키는 기법이 필요하다. 본 논문에서는 지상레이더를 통해 낙하 비행 중인 발사체에 대한 위치

정보를 획득하고 트랙을 생성 및 유지하기 위하여 Integrated Track Splitting(ITS) 알고리즘 [9,10]과 비선형 동력학식을 고려하여 Extended Kalman Filter(EKF)[11]와 결합한 ITS-EKF 알고리즘 적용을 제안한다. 따라서 재진입 발사체에 대하여 ITS-EKF 알고리즘을 적용한 시뮬레이션을 통해 추적 성능을 확인하고 이때 획득한 정보를 이용하여 지상 낙하지점을 예측한다. 그리고 제시된 알고리즘의 적절성을 확인하기 위하여 ITS 알고리즘과 Particle Filter를 결합한 ITS-PF 알고리즘을 적용한 시뮬레이션을 통하여 구한 추적 성능 및 낙하지점 분포 결과와 비교함으로써 ITS-EKF 알고리즘이 효과적인 실시간 On-line 낙하지점 예측에 사용이 가능함을 확인한다.

## II. 동력학 모델

대기권 재진입 발사체의 운동을 모델링하기 위하여 지구를 자전하는 완전한 구로 가정하였으며 실제의 발사체 운동방식과 다른 부분은 공정잡음으로 모델링한다. 발사체 동력학 모델에 사용되는 좌표계는 Fig. 1과 같다.

Fig. 1에서 사용된 좌표계는 크게 세 가지로 지구 중심 관성좌표계인 Earth Centered Inertial(ECI) 좌표계( $O_{x_I y_I z_I}$ ), 원점을 ECI 좌표계와 공유하고 지구 자전 각속도로 회전하는 Earth Centered

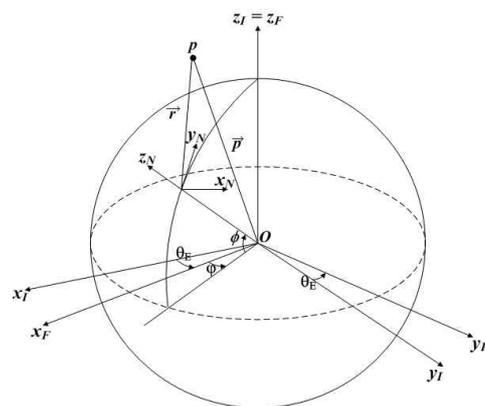


Fig. 1. Geometry

Earth Fixed(ECEF) 좌표계( $O_{x_F y_F z_F}$ ), 그리고 추적 레이더가 놓여있는 지표면에 좌표계의 원점이 놓이고 지표에 고정되어 지구와 함께 회전하는 East-North-Up (ENU) 좌표계( $O_{x_N y_N z_N}$ ) 등이다. 단, ENU 좌표계의 Up방향인  $z_N$ 축은 지표에 수직인 방향,  $x_N$ 축은 동쪽 방향,  $y_N$ 축은 북쪽 방향을 가리키며 본 논문에서는 추적 표적 정보를 ENU 좌표계를 기준으로 표시하며 편의상 첨자 N을 생략한다.

발사체의 낙하지점을 추정하기 위하여 낙하운동을 표현하는 동역학 모델링은 [3,4]에서 사용된 모델을 근거로 하였다. 재진입 발사체의 궤적은 보통 Boost, Ballistic (or Coast), Reentry의 세 개의 Phase로 나뉜다[3]. Boost Phase에서는 중력, 추력, 항력의 영향을 받고, Ballistic Phase에서는 중력의 영향을 받으며, Reentry Phase에서는 중력과 항력의 영향을 받게 된다. 본 논문에서는 Ballistic Phase 이후에 해당하는 경우의 문제를 다루며 고도에 따라 중력 또는 중력과 항력을 고려한다. 따라서 중력 및 항력의 영향에 의한 가속도 모델을 만들면 낙하하는 발사체의 가속도 모델을 만들 수 있다. 먼저 지구를 Spherical Earth Model로 가정하면 중력가속도를 ECI 좌표계에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{a}_G(\vec{p}) = -\frac{\mu}{p^2} \vec{u}_p = -\frac{\mu}{p^3} \vec{p} = -\frac{\mu}{p^3} \begin{pmatrix} x_I \\ y_I \\ z_I \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기에서  $\mu$  값은  $3.986005 \times 10^{14} m^3/s^2$ 으로 지구중력상수이고  $\vec{p}$ 는 Earth Centered Earth Fixed(ECEF) 좌표계에서의 표적의 위치벡터로서  $p \cong \|\vec{p}\|$ ,  $\vec{u}_p \cong \frac{\vec{p}}{p}$ 로 정의한다. 그리고 식(1)을 ENU 좌표계로 변환하면

$$\vec{a}_G = \frac{d^2}{dt^2} \vec{p} \Big|_I - 2\vec{\omega}_e \times \vec{V} - \vec{\omega}_e \times (\vec{\omega}_e \times \vec{p}) \quad (2)$$

와 같고, 식(2)에서  $2\vec{\omega}_e \times \vec{V}$ 는 Coriolis force,  $\vec{\omega}_e \times (\vec{\omega}_e \times \vec{p})$ 는 Centrifugal force를 나타낸다. 또한 ENU 좌표계에서 지구자전 각속도 벡터는

$$\vec{\omega}_e = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T = (0, \Omega_E \cos\phi, \Omega_E \sin\phi)^T \quad (3)$$

으로 나타낼 수 있으며, 식(1)~(3)으로 부터

ENU 좌표계에서의 중력가속도식을 정리하면 다음과 같다.

$$\vec{a}_G = \left( -\frac{\mu}{p^3} I - \Omega_E^2 \Phi^2 \right) \begin{pmatrix} x \\ y \\ z+r' \end{pmatrix} - 2\Omega_E \Phi \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{pmatrix} \quad (4)$$

식(4)에서  $\Phi$ 는 식(5)와 같이 표현하였으며,  $\phi$ 는 레이더가 위치한 위도,  $r'$ 는 지구중심에서 레이더의 거리를 나타낸다.

$$\Phi = \begin{pmatrix} 0 & -\sin\phi \cos\phi \\ \sin\phi & 0 & 0 \\ -\cos\phi & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

항력에 의한 가속도는 다음의 식(6)과 같다.

$$\vec{a}_D = -\frac{1}{2} \alpha \rho g V \vec{V} = -\frac{\rho g}{2\beta} V \vec{V} \quad (6)$$

식(6)에서  $\alpha$ 는 drag parameter로 탄도계수(ballistic coefficient)  $\beta$ 의 역수이며,  $\beta = \frac{mg}{C_D S}$ 로서  $m$ 은 추적 표적의 질량,  $C_D$ 는 항력계수,  $S$ 는 표적의 기준 면적(reference area)이다. 공기밀도  $\rho$ 는 고도에 따른 함수로

$$\rho(h) = \rho_0 e^{-\frac{h}{K}} \quad (7)$$

와 같이 모델링되며 미국 표준 대기 모델을 사용하였다.  $g$ 는 현재 고도에서의 중력 가속도이다.

식(6)에서 탄도계수  $\beta$ 는 상수가 아닌 미지의 변수로 표적의 고도, 마하수, 항력계수  $C_D$  등의 함수이다. 만일 발사체의 질량, 항력계수 등의 정보를 모를 경우 탄도계수 역시 추정이 필요하다[7]. 그러나 본 논문에서는 비행하는 발사체의 기준 면적, 고도에 따른 중력가속도 등의 관련 정보를 사전에 알고 있는 것으로 가정하고 True 표적의 시뮬레이션을 통해 항력 계수  $C_D$  값을 구하여  $\beta$ 를 계산하도록 한다. 여기서 탄도계수  $\beta$ 를 이용하여 새로운 변수  $\zeta$ 를 식(8)과 같이 정의한다.

$$\zeta = \frac{\rho}{\beta} \quad (8)$$

항력에 의한 가속도를 구하기 위해 식(8)을 식(6)에 대입하여 ENU 좌표계에 표현하면 다음과 같다.

$$\vec{a}_D = -\frac{1}{2} \zeta g \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2} \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{pmatrix} \quad (9)$$

따라서 식(4)와 식(9)를 이용하면 Reentry Phase에서의 발사체 가속도 모델은 다음의 식(10)과 같다.

$$\vec{a} = \vec{a}_G + \vec{a}_D = -\left(\frac{\mu}{p^3} I + \omega_e^2 \Phi^2\right) \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} - \left(2\omega_e \Phi + \frac{1}{2} \zeta g \sqrt{\dot{x}^2 + \dot{y}^2 + \dot{z}^2}\right) \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{pmatrix} \quad (10)$$

### III. 표적 추적 문제

표적의 동력학, 센서의 측정 잡음 및 표적 이외의 근원으로부터 발생한 측정치인 클러터 등을 실제 환경과 똑같이 모델링 하는 것은 불가능하기 때문에 표적추적 알고리즘은 확률적 이론에 따른 가설들과 모델을 바탕으로 한다. 본 논문은 추력이 소진된 후 대기권으로 재진입하는 발사체를 추적하는 단일 표적 추적(single target tracking) 문제를 다루기 때문에 센서의 감시영역(surveillance area)내에 표적이 한 개 있다고 가정한다. 또한 표적의 존재여부는 탐지 확률에 따른 랜덤사건으로 가정한다. 본 절에서는 측정치의 정의, 추적필터의 동력학 모델, 클러터 모델 등을 다룬다.

#### 3.1 측정치의 정의

클러터가 존재하는 환경에서 표적을 추적할 때 센서는 각 샘플링 시간  $k$ 에서 근원(source)을 사전에 알 수 없는 측정치들을 획득하게 된다. 표적으로부터 기인한 측정치는 탐지확률  $P_D$ 에 따라 존재하며, 표적 이외의 측정치들, 즉 클러터는 감시영역 내에서 균질(uniform)하게 분포하고, 개수는 프아송(Poisson) 분포를 따른다고 가정한다. 또한 표적으로부터 발생한 측정치는 최대 1개 존재하며, 각각의 측정치들은 단 하나의 근원으로부터 발생한다고 가정한다.  $n_k$ 개의 원소를 가지는 유효측정치 집합  $z(k)$ 를 결정하기 위해 센서로부터 획득된 모든 측정치에 게이팅 과정(gating process)이 적용된다. 만약, 표적이 존재하고, 탐지되었다면, 그로부터 기인한 측정치는 유효측정치 집합  $z(k)$ 에 포함될 것이며, 유효측정영역 내에 존재할 확률  $P_G$ 를 가질 것이다.  $Z^k = z(k) \cup Z^{k-1}$ 은  $k$ 시간까지 선택된 모든 유효측정치들의 집합을 의미하며,  $z(k)$ 의  $i$ 번째 유효측정치를  $z_i(k)$ 라 표기하였다.

#### 3.2 필터 동력학

발사체의 추적을 위하여 발사체는 위도  $36^\circ$ , 경도  $126^\circ$ 에서 발사하여 정남향으로 Range 약 180km 최고고도 약 570km를 비행하는 궤적을 사용하였다. 레이더의 위치는 발사지점과 동일한 곳으로 가정하였으며 발사체는 발사 이륙 후 123초에 추력이 소진되어 Ballistic Phase 단계로 진입한다. 따라서 Ballistic Phase 단계 이후 표적의 추적과 Propagation에 이용된 상태변수는  $X = (x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z})$ 이고, 필터의 동력학 모델은 식(11)과 같다.

$$\frac{d}{dt} X = \begin{pmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ \left(-\frac{\mu}{p^3} + \Omega_E^2\right)x - 2\Omega_E(-\dot{y}\sin\phi + \dot{z}\cos\phi) - \frac{\zeta}{2}gV\dot{x} \\ \left(-\frac{\mu}{p^3} + \Omega_E^2\sin^2\phi\right)y - \Omega_E^2\cos\phi\sin\phi(z+r') - 2\Omega_E\dot{x}\sin\phi - \frac{\zeta}{2}gV\dot{y} \\ \left(-\frac{\mu}{p^3} + \Omega_E^2\cos^2\phi\right)(z+r')x - \Omega_E^2y\cos\phi\sin\phi + 2\Omega_E\dot{x}\cos\phi - \frac{\zeta}{2}gV\dot{z} \end{pmatrix} \quad (11)$$

#### 3.3 클러터 모델

일반적으로 표적으로 탐지된 측정치 이외의 측정치들을 클러터라 부른다. 클러터 공간밀도를 나타내는 확률밀도함수를  $\rho(z)$ 라 할 때, 클러터의 개수는 프아송 프로세스(Poisson process)로 모델링 할 수 있다[5]. 즉,  $z$ 를 중심으로 한 감시영역의 크기를  $dV$ 라 할 때, 클러터의 개수는  $\rho(z)dV$ 로 나타낼 수 있으며, 본 논문에서 적용한 클러터 모델은 가장 일반적인 conventional Poisson process로써  $\rho(z) = \rho \forall z$ 를 만족한다.

### IV. 트랙의 정의

트랙은 표적으로 간주되는 측정치가 이동하는 자취를 의미한다. 따라서 트랙은 근원을 알 수 없는 측정치들을 이용하여 생성된다. 그러나 표적 측정치를 이용하여 트랙이 생성되더라도 어

는 시점에서 클러터에 의해 트랙이 발산하여 표적추적을 실패할 가능성도 존재한다. 따라서 생성된 각각의 트랙에서 표적의 존재 여부는 랜덤 사건으로 정의하고, 시간  $k$ 에서 표적추정치  $z_i(k)$ 의 존재여부에 따른 사건은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$\chi_k$ : 표적이 존재할 사건

$\bar{\chi}_k$ : 표적이 존재하지 않을 사건

$\kappa_k = 0$ : 유효추정치가 표적으로 탐지되지 않을 사건

$\kappa_k = i$ : 유효추정치  $z_i(k)$ 가 표적으로 탐지될 사건

시간  $k$ 에서 트랙 상태는 표적이 존재할 사건을 의미하는  $\chi_k$ 와 추정된 트랙 상태를 의미하는  $x(k)$ 를 이용하여 정의할 수 있으며, 트랙의 사후확률밀도함수는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$p(x(k), \chi_k | Z^k) = P(\chi_k | Z^k) p(x(k) | \chi_k, Z^k) \quad (12)$$

시간  $k$ 에서  $k+1$ 시간으로 트랙의 상태전이는 Markov process를 이용하며, 매 스캔 센서에서 측정된 측정치를 이용하여 트랙의 상태를 쇄신한다. ITS를 이용한 상태 쇄신 과정은 V절에서 설명한다. 식(12)의  $P(\chi_k | Z^k)$ 를 간단히 표현하면

$$\psi_{kp} \simeq P(\chi_k | Z^p) \quad (13)$$

이며, 이는 시간  $p$ 까지의 측정치 정보가 주어졌을 때, 시간  $k$ 에서의 표적존재확률을 의미한다. 표적존재확률은 마코브 체인 1 모델(Markov chain 1 model)[5]을 이용하여 예측하며, 이 모델은 표적이 존재할 경우 탐지확률  $P_D$ 에 따라 항상 탐지가 가능하다는 가설과 표적이 존재하지 않는다는 가설 2가지를 가정으로 한다[6]. 마코브 체인 1 모델에서 상태전이 확률은  $\Delta_{11} \simeq P(\chi_k | \chi_{k-1})$  과  $\Delta_{21} \simeq P(\chi_k | \bar{\chi}_{k-1})$ 로 정의할 수 있다.  $\Delta_{11}$ 은  $k-1$ 시간에서 표적이 존재하였고,  $k$ 시간에도 표적이 존재할 확률을 의미하며,  $\Delta_{21}$ 은  $k-1$ 시간에서 표적이 존재하지 않았으나,  $k$ 시간에는 표적이 존재할 확률을 의미한다.

새로운 트랙은 연속하는 시간동안 센서로부터 획득한 측정치들을 이용하여 생성할 수 있다. Fig. 2와 같이 검정색 점을  $k-1$ 시간의 측정치, 하얀색 점을  $k$ 시간의 측정치라 할 때, 표적의 최대속도  $V_{max}$ 를 이용하여 두 측정치 사이의 트랙 생성 여부를 결정하게 된다. 만약  $k-1$ 시간의 측정치  $z_1$ 을 중심으로 하여  $V_{max}$ 가 고려된

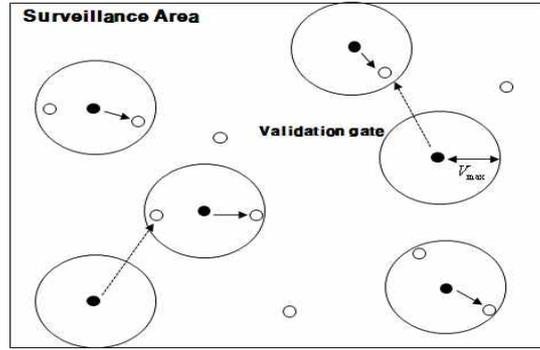


Fig. 2. Track Initialization

유효추정영역이 설정될 경우 내부에  $k$ 시간의 측정치  $z_2$ 가 존재한다면, 새로운 트랙이 생성된다. 이때 트랙의 상태는 다음과 같다.

$$\hat{x}_{2|2} = \begin{bmatrix} z_2 & \frac{z_2 - z_1}{\Delta T} \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

$$P_{2|2} = \begin{bmatrix} R_2 & \frac{R_2}{\Delta T} \\ \frac{R_2}{\Delta T} & \frac{R_1 + R_2}{(\Delta T)^2} \end{bmatrix}$$

트랙이 생성된 이후 초기 표적존재확률을  $\psi_{2|2}$ 이라 할 때, 표적존재확률이 확정문턱치  $\tau^c$ 를 넘긴다면 확정트랙으로써 트랙을 유지하며, 제거문턱치  $\tau^d$ 보다 낮아진다면 트랙은 제거된다. 또한 추적중인 트랙이 확정트랙일 경우 표적트랙정의(true track definition)를 통해 표적으로부터 기인한 트랙인지 아닌지를 판별하게 된다. 즉, 표적트랙정의는 상태 추정 오차가 표적트랙으로 정의할 수 있는 허용오차 이내에 포함될 경우 트랙을 표적트랙으로 판별한다. 이를 트랙 관리(Track management)[7]라 한다. 본 논문에서는 확정된 참 트랙(confirmed true track)을 이용하여 발사체의 낙하지점을 추정한다.

## V. ITS Algorithm

ITS에서 컴포넌트는 Fig. 3과 같이 연속하는 스캔에서 표적트랙의 가능성이 있는 유효추정치들 또는 null 측정치(예측위치)를 연결함으로써 측정치 히스토리를 가지는 하나의 트랙과 같이 관리된다.  $k$ 시간에서 각각의 컴포넌트  $\tau$ 는 가우시안 분포를 하는 상태변수 추정 및 예측 확률 밀도함수  $p^\tau(x_k)$ 를 가지며, 표적트랙의 상태변수

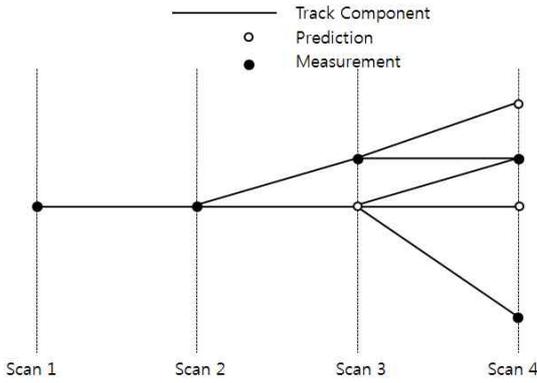


Fig. 3. Track Splitting Diagram

는 각각의 컴포넌트들의 확률밀도함수  $p^r(x_k)$ 를 이용하여 추정할 수 있다. IIS 알고리즘은 Prediction Step, Measurement Selection Step, Update Step, Component Management Step의 네 가지 단계로 전개하며 상세 내용은 다음과 같다.

### A) Prediction Step

$k-1$ 시간에서 쇄신단계를 수행한 표적트랙은 트랙존재확률  $P(\chi_{k-1}|Z^{k-1})$ 와 모든 컴포넌트 확률밀도함수의 가중치 합으로 계산된  $p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, Z^{k-1})$ 로 표현된다.

$$\begin{aligned} p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, Z^{k-1}) \\ = \sum_{\kappa^{k-1}} p(x_{k-1}|\chi_{k-1}, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) P(\kappa^{k-1}|\chi_{k-1}, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (15)$$

예측단계에서 각각의 컴포넌트는 다음 식과 같이 상태변수 확률밀도함수를 예측할 수 있으며, Chapman Kolmogorov 방정식을 따른다.

$$\begin{aligned} p(x_k|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) \\ = \int_{x_{k-1}} p(x_k|x_{k-1}) \times p(x_{k-1}|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) dx_{k-1} \end{aligned} \quad (16)$$

식(16)은 표준 칼만필터의 예측단계로 선형화시킬 수 있으며, 표적트랙의 사전 확률밀도함수는 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(x_k|\chi_k, Z^{k-1}) \\ = \sum_{\kappa^{k-1}} p(x_k|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) P(\kappa^{k-1}|\chi_k, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (17)$$

트랙존재 사전확률  $\psi_{k|k-1}$ 은 마코브 체인 1 모델을 따르며, 다음 수식을 통하여 계산된다.

$$P(\chi_k|Z^{k-1}) = \Delta_{11}P(\chi_{k-1}|Z^{k-1}) + \Delta_{21}P(\bar{\chi}_{k-1}|Z^{k-1}) \quad (18)$$

$\Delta_{11}$ 은  $P(\chi_k|\chi_{k-1})$ 로써  $k-1$ 시간에 표적이 존재하고,  $k$ 시간에도 표적이 존재할 확률을 나타내며,  $\Delta_{21}$ 은  $P(\chi_k|\bar{\chi}_{k-1})$ 로써  $k-1$ 시간에서 표적이 존재하지 않았으나,  $k$ 시간에는 표적이 존재할 천이확률이다. 본 논문에서  $\Delta_{21}=0$ 이라 가정하였다. 즉,  $\Delta_{21}=0$ 은 트랙이 없다가 생겨나는 천이확률을 의미하며 트랙 초기화 과정으로 대신할 수 있기 때문에 확률을 0으로 가정할 수 있다.

### B) Measurement Selection Step

식(16)을 사용하여 각각의 컴포넌트에서 다음과 같이  $k$ 시간에 입력된 측정치  $z$ 의 사전 확률밀도함수를 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(z|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) \\ = \int_{x_k} p(z|x_k) p(x_k|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) dx_k \end{aligned} \quad (19)$$

식(19)에서 계산된 확률밀도함수를 이용하여 각 컴포넌트의 유효측정영역을 형성할 수 있으며, 유효측정치를 선택할 수 있다. 각각의 컴포넌트에서 선택한 모든 유효측정치의 집합을  $z(k)$ 로 표기할 수 있고, 모든 유효측정치는 새로운 컴포넌트를 형성하여 쇄신 및 예측과정을 수행하게 된다. 쇄신과정에서 사용하게 될 유효측정치의 사전확률밀도 함수는 컴포넌트 확률을 사용한 가우시안 혼합과정(gaussian mixture)을 통해 계산할 수 있다.

$p_i(k, \kappa^{k-1}) \simeq p(z_i(k)|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1})$ 를 컴포넌트  $\kappa^{k-1}$ 에서 선택한 유효측정치의 사전 확률밀도함수라고 할 때, 유효측정치의 사전확률밀도 함수는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(z_i(k)|\chi_k, Z^{k-1}) \simeq p_i(k) \\ = \sum_{\kappa^{k-1}} p_i(k, \kappa^{k-1}) P(\kappa^{k-1}|\chi_k, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (20)$$

### C) Update Step

본 단계에서는 선택된 유효측정치 집합  $z(k)$ 가 주어졌을 때  $k$ 시간에서 표적트랙의 상태변수

쇄신과정을 설명한다.  $z(k)$ 를 적용하기 전 표적 트랙은 트랙존재확률  $\psi_{klk-1}$ 과 사전 확률밀도함수  $p(x_k|\chi_k, Z^{k-1})$ 로 정의된다.  $z(k)$ 가 주어졌을 때 각 컴포넌트는 다음 수식과 같이 상태변수의 사후 확률밀도함수를 계산할 수 있다.

$$p(x_k|\chi_k, \kappa^k, Z^k) = \frac{p(z_i(k)|\chi_k, x_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1})}{p(z_i(k)|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1})} \times p(x_k|\chi_k, \kappa^{k-1}, Z^{k-1}) \quad (21)$$

식(21)은 표준 칼만필터의 쇄신단계로 선형화시킬 수 있으며, 표적트랙의 사후 확률밀도함수는 각 컴포넌트의 가우시안 혼합과정을 통하여 계산할 수 있다.

$$p(x_k|\chi_k, Z^k) = \sum_{\kappa^{k-1}} p(x_k|\chi_k, \kappa^k, Z^k) P(\kappa^k|\chi_k, Z^k) \quad (22)$$

우도비(likelihood ratio)  $\lambda_k$ 를 사용하여 컴포넌트 확률 및 트랙존재 사후확률을 계산할 수 있으며  $\lambda_k$ 는 다음과 같이 전개할 수 있다.

$$\lambda_k \approx \frac{p(z(k)|\chi_k)}{p(z(k)|\chi_k)} = 1 - P_D P_G + P_D P_G \sum_{i=1}^{n_k} \frac{p_i(k)}{\rho_i(k)} \quad (23)$$

$\lambda_k$ 를 사용하여 각각의 컴포넌트 확률을 다음과 같이 쇄신할 수 있다.

$$P(\kappa^k|\chi_k, Z^k) = \frac{P(\kappa^{k-1}|\chi_k, Z^{k-1})}{\lambda_k} \left\{ \begin{array}{l} 1 - P_D P_G, \quad \kappa^k = i \\ P_D P_G \frac{p_i(k, \kappa^{k-1})}{\rho_i(k)}, \quad \kappa^k = i > 0 \end{array} \right\} \quad (24)$$

또한 트랙존재 사후확률 또한  $\lambda_k$ 를 사용하여 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$\psi_{klk} = \frac{\lambda_k \psi_{klk-1}}{1 - (1 - \lambda_k) \psi_{klk-1}} \quad (25)$$

#### D) Component Management Step

ITS는 MHT(Multiple Hypothesis Tracking)[8] 알고리즘과 같이 여러 스캔동안 형성된 가능성 있는 측정치 히스토리를 사용하여 표적의 상태

변수를 추정하는 다중-스캔 표적추적 알고리즘이다. 따라서 매 스캔마다 컴포넌트의 개수는 기하급수적으로 증가하기 때문에 이를 관리하기 위한 방법이 필요하다. ITS 알고리즘에서는 컴포넌트의 개수를 관리하는 방법으로써 Pruning 기법과 N-scan merging 기법을 사용한다. Pruning 기법은 다음 식과 같이 일정 문턱치 이하의 확률을 가지는 컴포넌트를 제거하는 방식이다.

$$P(\kappa^k|\chi_k, Z^k) < \tau \quad (26)$$

N-scan merging 기법은 N스캔 이전부터 현재 스캔에 이르기 까지 측정치 히스토리가 동일한 컴포넌트 트랙들을 하나의 트랙으로 융합하는 방식이다. 측정치 히스토리가 동일한 l개의 컴포넌트 트랙을 하나의 트랙으로 융합할 때, 컴포넌트 확률 및 상태변수는 다음 수식과 같이 계산할 수 있다.

$$P(\kappa^k(l)|\chi_k, Z^k) = \sum_l P(\kappa^k|\chi_k, Z^k) \quad (27)$$

$$p(x_k^l|\chi_k, \kappa^k, Z^k) = \sum_l \frac{P(\kappa^k|\chi_k, Z^k)}{P(\kappa^k(l)|\chi_k, Z^k)} \times p(x_k|\chi_k, \kappa^k, Z^k) \quad (28)$$

#### 5.1 ITS-Extended Kalman Filter

발사체의 대기권 재진입 후 자유낙하 시 표적의 움직임은 중력, 항력 등으로 인해 비선형성을 가지게 된다. 따라서 이러한 비선형 시스템을 해석을 위해서 대표적 준 최적필터로 Analytic Approximations Solution 기법의 확장칼만필터(EKF)[11]를 사용한다. 확장칼만필터는 주어진 동력학과 측정치 모델이 비선형일 경우 이를 선형화함으로써 칼만필터와 같이 평균과 분산만을 이용하여 표적의 상태변수를 추정한다. 다음은 비선형 시스템의 동력학 모델과 측정치 모델을 나타낸 것이다.

$$X_{k+1} = f_k(X_k) + w_k \quad (29)$$

$$z_k = h(X_k) + v_k$$

where

$$h(X_k) = \begin{bmatrix} \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \\ \tan^{-1}\left(\frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}}\right) \\ \tan^{-1}\left(\frac{y}{x}\right) \end{bmatrix}$$

여기에서  $w_k$ 는 공정잡음,  $v_k$ 는 측정잡음을 의미하며, 모두 백색 가우시안 모델(White Gaussian model)로 가정한다. 식(29)에서  $h(X_k)$ 는 측정 방정식으로써  $h(X_k) = [r, \theta, \psi]^T$ 를 의미하며,  $r$ 은 추적레이더와표적의 상대거리,  $\theta$ 는 고각,  $\psi$ 는 방위각을 뜻한다. 확장칼만필터는 칼만필터와 동일하게 예측과정(prediction step)과 쇄신과정(update step)을 수행한다. 예측과정을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\bar{X}_{k+1} = f_k(\hat{X}_k) \quad (30)$$

$$\bar{P}_{k+1} = F_k \hat{P}_k F_k^T + Q_k$$

where

$$F_k = \left. \frac{\partial f_k(X_k)}{\partial X_k} \right|_{X_k = \hat{X}_k}$$

여기에서  $F_k$ 는 비선형 시스템  $f_k(X_k)$ 를 선형화시킨 것이며,  $\bar{X}_{k+1}$ 은 미분방정식  $f_k(X_k)$ 의 적분과정을 통해 산출해 낼 수 있다. 쇄신과정을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\hat{X}_{k+1} = \bar{X}_{k+1} + K_{k+1}(z_k - h(\bar{X}_{k+1})) \quad (31)$$

$$\hat{P}_{k+1} = \bar{P}_{k+1} - K_{k+1} S_{k+1} K_{k+1}^T$$

where

$$S_{k+1} = H_{k+1} \bar{P}_{k+1} H_{k+1}^T + R_{k+1}$$

$$K_{k+1} = \bar{P}_{k+1} H_{k+1}^T S_{k+1}^{-1}$$

$$H_{k+1} = \left. \frac{\partial h(X_{k+1})}{\partial X_{k+1}} \right|_{X_{k+1} = \bar{X}_{k+1}}$$

$$R_{k+1} = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\theta^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\psi^2 \end{bmatrix}$$

여기에서  $H_{k+1}$ 는 비선형 측정치 모델을 선형화시키기 위한 측정치 행렬(measurement matrix)을 의미하며, 이는 극좌표계의 측정치를 입력받더라도 직좌표계상에서 상태변수 추정이 가능하도록 한다.  $R_{k+1}$ 은 극좌표계에서의 측정잡음 공분산(measurement noise covariance)을 나타낸다. 식(30)과 식(31)에서 보는 바와 같이  $F_k$ 와  $H_{k+1}$ 의 선형화 과정을 거쳐서 ITS-EKF

로 알고리즘을 구성할 수 있다. ITS의 컴포넌트들은 칼만필터를 이용하여 각각의 상태변수를 쇄신 및 예측하여 가우시안 혼합 모델(Gaussian mixture model)을 이용하여 트랙의 상태변수를 얻을 수 있으며, 이를 확장칼만필터로 바꾸어 줌으로써 ITS-EKF를 설계하였다.

## 5.2 ITS-Particle Filter

비선형 시스템 추정에 최적필터로 알려져 있는 파티클 필터는 추정의 대상이 되는 표적의 사전, 사후 확률 밀도 함수  $p(x_k|Z^{k-1}), p(x_k|Z^k)$ 를 파티클 및 샘플들로 표현하는 순차몬테카를로(Sequential Monte Carlo : SMC) 기법[11-14]에 기초를 둔다. ITS 추적필터와 파티클 필터의 결합 시 주요 고려 사항은 ITS 추적필터가 가지는 확률적 특성을 파티클 필터에 적용하는 것이다. 파티클 필터의 사후 확률 밀도 함수  $p(x_k|Z^k)$ 는  $N$  개의 파티클 상태 변수  $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 과 이에 연계한 중요 가중치  $\{w_k^i\}_{i=1}^N$ 으로 다음의 식과 같이 표현한다.

$$p(x_k|Z^k) \simeq \sum_{i=1}^N w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (32)$$

파티클 필터는 시스템이 비선형성을 가지거나 백색 가우시안 잡음 시스템이 아닐 경우에 사후 확률 밀도 함수  $p(x_k|Z^k)$ 를 가우시안으로 가정하지 않고, 파티클을 이용하여 전체 확률 분포의 특성을 파악할 수 있다는 장점을 가진다. 따라서 파티클 필터의 핵심은  $p(x_k|Z^k)$ 의 전체 사후 확률 분포를 구하기 위해 Importance Sampling을 위한 Importance Density의 선택과 이에 따른 중요 가중치  $w_k^i$ 를 구하는 것이다. 가장 일반적인 파티클 필터인 SIS/SIR(Sequential Importance Sampling/Sequential Importance Resampling)의 중요 가중치  $w_k^i$ 는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$w_k^i \propto \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)} w_{k-1}^i = p(z_k|x_k^i) w_{k-1}^i \quad (33)$$

where

$$q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i|x_{k-1}^i)$$

식(33)에서  $q(x_k^i|x_{k-1}^i, z_k)$ 는 중요 가중치 함수를

나타내며, 이를 상태전이함수  $p(x_k^i|x_{k-1}^i)$ 로 선택하는 것이 가장 일반적이다. ITS 추적필터와 파티클 필터의 결합 간 달라지는 수식은 트랙존재 확률  $P(\chi_k|Z^k)$ 의 계산과 식(33)의 중요가중치 함수를 결정짓는 우도함수  $p(z_k|x_k^i)$ 를 결정하는 것이다. 트랙존재확률  $P(\chi_k|Z^k)$ 는 식(23)~식(25)를 이용하여 계산할 수 있으며, 이때  $p_i(k)$ 를 다음과 같이 파티클을 이용하여 산출할 수 있다[15].

$$p_i(k) = \sum_{i=1}^N \frac{N(\nu_k^{i,j}; 0, R_k)}{P_G}, \nu_k^{i,j} = z_k^j - H_k x_k^i \quad (34)$$

식(34)에서,  $\nu_k^{i,j}$ 는  $i$ 번째 파티클 상태변수  $x_k^i$ 와  $j$ 번째 측정치  $z_k^j$ 의 측정잔차로 정의되며, 중요가중치 쇄신을 위한  $p(z_k|x_k^i)$ 는 다음과 같이 계산한다[15].

$$p(z_k|x_k^i) \propto \beta_k^0 + \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^j \frac{1}{p_j(k)} p(z_k^j|\chi_k^j, \chi_k^i; x_k^i) \quad (35)$$

$$= \beta_k^0 + \sum_{j=1}^{m_k} \beta_k^j \frac{1}{p_j(k)} \frac{N(\nu_k^{i,j}; 0, R_k)}{P_G}$$

### VI. Simulation Result

식(11)의 필터 동력학과 ITS-EKF 알고리즘을 이용하여 지구모델을 자전하는 완전한 구로 가정하여 대기권으로 재진입하는 초고속 표적에 대한 추적을 수행하고 Monte-Carlo Simulation을 통해 충돌지점에 대한 분포를 비교하였다.

True 표적인 Nominal 발사체는 발사시각+123초에 추력이 소진된 후 Ballistic Phase에 진입한다. 낙하가 시작되는 발사시각+500초부터 추적을 시작하며, 이때 True 표적은 고도 564.3 km, 비행거리 98.2 km, 지구 상대속도 451.4 m/sec를 가지며 탄도계수는 6631 kg/msec<sup>2</sup>이다. 총 세 가지 경우에 대하여 낙하지점의 분포를 확인하였다. 먼저 ITS-EKF를 이용하여 추적 시작시점부터 착지시각까지 전체 구간에 대한 추적 성능 및 낙하지점을 확인하였다. 또한 추적 수행 중 발사시각+600초, 발사시각+700초에 측정이 중단되어 측정치가 입력되는 않는 것으로 가정하고 알고리즘의 Propagation만을 수행하여 낙하지점을 추정하였다. 추적 필터는 센서로부터  $(r, \theta, \psi)$ 의 극좌표 형태의 측정치를 16Hz의 주기로 입력 받으며 White Gaussian Noise로 가정한 측정잡음 (20m, 0.01°, 0.01°)을 신고 좌표 변환을 통해 기준 좌표계인 ENU 좌표계 값으로

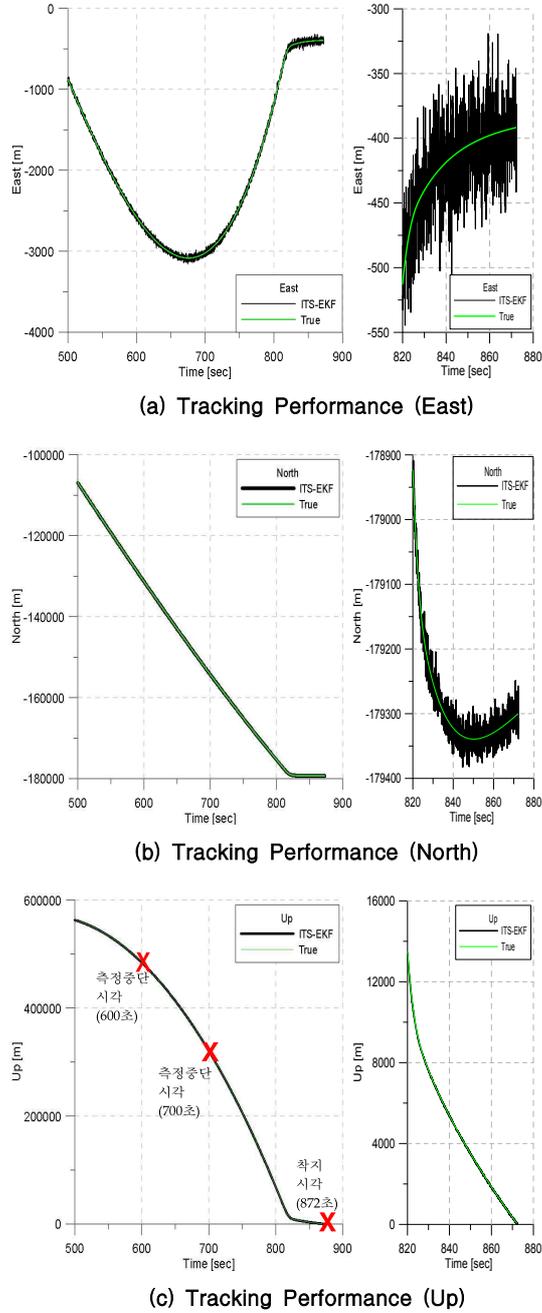
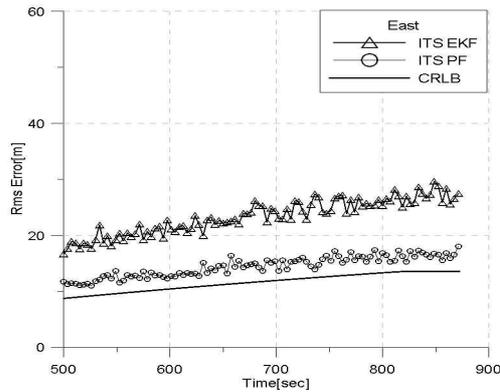


Fig. 4. Tracking Trajectory of Each Axes using ITS-EKF Algorithm

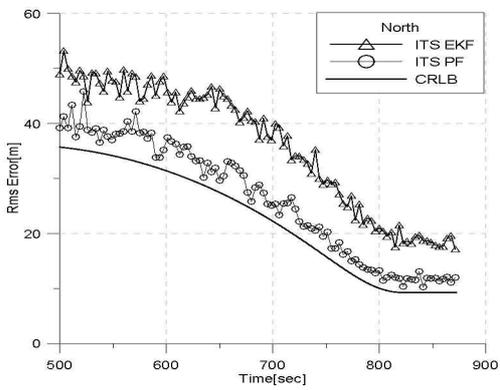
변환한다. 또한 클러터의 공간밀도는  $10^{-9}$  /scan/m<sup>3</sup>으로 가정하여 평균 클러터 개수는 필터의 예측위치를 중심으로 (1km, 1km, 1km) 영역에 1개로 설정하였다. ITS-EKF의 경우 전 구간 추적 및 측정이 중단되는 경우를 포함하여

몬테칼로 시뮬레이션을 각 200회 수행하였으며 세 가지 경우에 대한 각 낙하지점의 분포를 확인하였다.

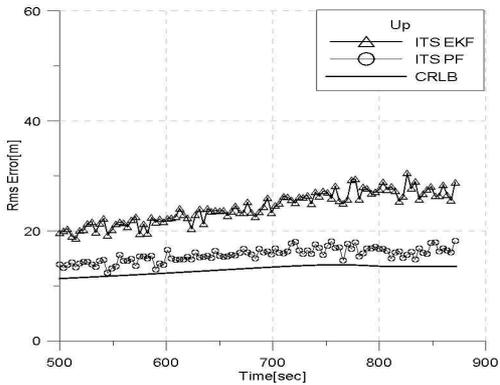
Fig. 4는 추적 시작부터 착지시각까지 구간의 발사체의 궤적 및 ITS-EKF를 이용한 위치 상태 변수의 추정결과를 각 축별(East, North, Up)로 나타낸 것이다. 발사체 추적이 시작되는 500초



(a) RMSE (East)



(b) RMSE (North)



(c) RMSE (Up)

Fig. 5. RMS Error of Each Axes

부터 착지하는 872초까지 트랙을 잃지 않고, 상태 변수 추정이 잘 이루어지고 있음을 확인할 수 있다.

Fig. 5는 각 East, North, Up축의 위치 상태 변수에 대한 RMSE (Root Mean Square Error)를 나타낸 것이다. ITS-PF에 의한 결과가 CRLB (Cramer-Rao Lower Bound)[11]에 매우 근접되어 ITS-EKF 보다 우수한 성능을 나타내고 있다. 따라서 RMSE 추이 결과는 상태변수 추정이 ITS-EKF 보다 ITS-PF에서 더 정밀하게 이루어짐을 의미한다. 그러나 ITS-EKF와 ITS-PF 간의 결과가 약 10~15m 정도의 차이를 보이고 있어 ITS-EKF 역시 좋은 추정 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

Fig. 6은 ITS-EKF와 ITS-PF를 이용하여 표적을 추적하고, 몬테칼로 시뮬레이션 200회를 수행하여 얻은 예상 낙하지점 산출 결과이다. ITS-PF에서 파티클의 개수는 5000개로써 ITS-PF 알고리즘을 사용하였을 경우 예상 낙하지점의 분포가 True 낙하지점을 중심으로 직경 100m 미만으로 예측되었다. Graph 상으로는 ITS-EKF의 예상 낙하지점의 분포가 ITS-PF의 경우 보다 조금 넓게 형성되어있으나 상호 비슷한 경향을 보이며 직경 120m 미만의 범위의 분포를 보여 우수한 성능의 낙하지점 예측이 수행되었다 할 수 있다.

Fig. 7은 ITS-EKF를 이용하여 표적 추적 수행 중 센서의 오작동, 외란 등으로 인해 측정치를 탐지하지 못하는 상황을 가정하여 Fig. 4의 (c)에 표시한 특정 시점(IP1 : 발사시각+600초, IP2 :

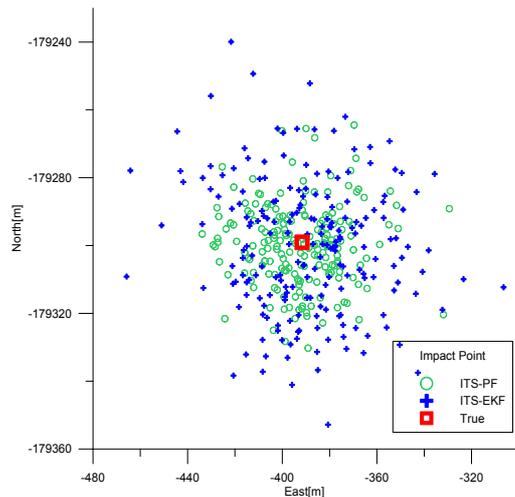


Fig. 6. Comparison of Impact Point Prediction in ITS-EKF and ITS-PF

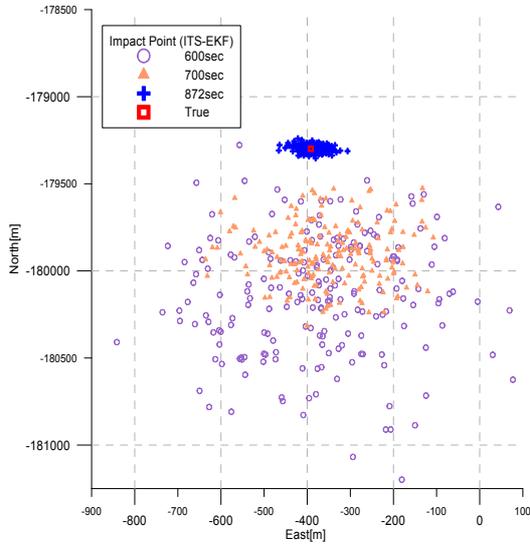


Fig. 7. ITS-EKF Impact Points Prediction by Propagation at Specific Points

발사시각+700초)에서 측정을 중단하고 알고리즘의 Propagation 만을 수행하여 예측한 예상 낙하지점을 나타낸 것이다. 가장 고점에서 측정이 중단된 IP1의 경우 가장 넓은 범위의 분포를 가짐을 확인할 수 있다. 그러나 True 낙하지점에서 최대 1km 미만의 범위로 비교적 정확도 높은 낙하지점이 예측되었다 할 수 있다.

Table 1은 ITS-EKF와 ITS-PF의 알고리즘 수행 시간을 정리한 것이다. ITS-PF의 경우 발사 후 500초부터 착지하는 872초까지 16Hz의 측정 주기로 1회 알고리즘 동작에 평균 3.5시간이 소요되었다. 반면, ITS-EKF의 경우는 같은 구간 평균 3초미만이 소요되어 ITS-PF의 평균 수행시간보다 현저히 빠른 실시간 추정이 가능함을 알 수 있다.

만일 최적의 추정성능을 나타내기 위해 ITS-PF의 파티클 개수를 무한대로 늘려나간다면 보다 정확한 결과를 예상할 수 있겠으나 계산량 또한 기하급수적으로 증가하게 될 것이다.

Table 1. Run-Time Comparison of Each Algorithms (5,952 scan/ 372 sec)

구분	평균수행시간*
ITS-EKF	2.865 sec/run
ITS-PF	3.5 hr/run

\*Intel(R) Core i7-2600 CPU 3.40GHz, 8GB RAM

### III. 결 론

본 논문에서는 ITS 알고리즘을 이용하여 대기권의 재진입 발사체 표적에 대한 추적 성능 확인 및 낙하지점 예측을 수행하였다. 클러스터가 존재하고 추적 중 트랙 소실 확률이 높은 환경에서 효과적인 추적을 위해 ITS와 확장칼만필터를 결합한 ITS-EKF 알고리즘 적용을 제안하고 트랙 관리 기법 및 수식을 확인하였다. 먼저 ITS-EKF 알고리즘을 적용하여 추적 시작 시점부터 지상 충돌지점까지의 구간에 대한 추적 성능을 확인하였다. ITS와 Particle Filter를 결합한 ITS-PF 알고리즘의 경우 비선형 시스템에서의 최적에 가까운 추적 성능을 예상할 수 있으므로 동일 구간에 대하여 ITS-EKF 및 ITS-PF의 추적 성능을 비교하였다. ITS-EKF 및 ITS-PF 각각의 RMSE(Root Mean Square Error) 값을 비교하고, 몬테칼로 시뮬레이션을 통해 각 낙하지점 분포를 비교함으로써 ITS-EKF의 결과가 ITS-PF의 결과에 근사한 성능을 발휘함을 확인하였다. 또한 지상 레이더의 표적 측정이 중단되는 두 시점을 가정하여 각 구간 별 낙하지점과 전체 구간에 대해 추적을 수행한 낙하지점 결과를 몬테칼로 시뮬레이션을 통하여 그 분포를 비교하고, ITS-EKF와 ITS-PF의 알고리즘 수행 시간을 비교하여 계산 량 과다로 실용적이지 못한 단점이 있는 ITS-PF에 비해 ITS-EKF 알고리즘으로 효과적인 실시간 On-line 낙하지점 예측이 가능함을 확인하였다.

### 참고문헌

- 1) 안재명, 노용래, 박정주, 조광래, “과학로켓의 순간낙하점 계산 알고리즘과 비행안전시스템에의 적용” 한국항공우주학회지, 제28권, 제6호, 2000, pp. 86~93.
- 2) 배중수, 김다술, 송택렬, “Particle filter를 이용한 KSLV-I 부스터 낙하지점 추정기법 연구” 우주발사체기술 심포지움, 2005, pp. 308~313.
- 3) X. Rong Li and Vesselin P. Jilkov, “A Survey of Maneuvering Target Tracking-Part II: Ballistic Target Models”, Proceedings of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, vol. 4473 San Diego, CA, USA, July-August, 2001.
- 4) George M. Siouris, Guanrong Chen, and

Jianrong Wang, "Tracking an Incoming Ballistic Missile Using an Extended Interval Kalman Filter", IEEE Trans. on AES, Vol. 33, No. 1, Jan, 1997, pp. 232~240

5) D. Musicki, R. Evans, and S. Stankovic, "Integrated Probabilistic Data Association", IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 39, No. 6, June, 1994, pp. 1237~1241

6) Ning Li and X. Rong Li, "Target Perceivability and its Applications", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol 49, No. 11, Nov. 2001, pp. 2588~2604

7) D. Musicki, T. Hanselmann, "Optimal Signal Detection for False Track Discrimination", Information Fusion, 7th International Conference, July 2005, pp. 352~357

8) Y. Bar-Shalom and X. Rong Li, Multitarget Multisensor Tracking : Principles and Techniques, University of Connecticut, 1995, pp. 334~354

9) Musicki, D., Evans, R. J., and La Scala, B. F., "Integrated Track Splitting Filter-Efficient Multi-Scan Single Target Tracking in Clutter", IEEE Trans on Aerospace and Electronic

systems. Vol. 43. No. 4. Oct 2007.

10) Musicki, D., Evans, R. J., and La Scala, B. F. "Integrated track splitting suite of target tracking filters", In 6th International Conference on Information Fusion(Fusion 2003), Cairns, Australia, July 2003.

11) Branko Ristic, Sanjeev Arulampalam, and Neil Gordon, *Beyond the Kalman Filter*, Artech House, 2004.

12) Arnaud Doucet, Nando de Freitas, and Neil Gordon, *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, Springer-Verlag, New York, 2001.

13) C. Musso, N. Oudjane, and F. LeGland, *Improving regularised particle filters, in Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, New York:Springer, 2001.

14) J. Carpenter, P. Clifford, P. Fearnhead, "Improved particle filter for nonlinear problem", IEE Proceedings - Radar, Sonar and Navigation, Vol.146, No. 1, Feb. 1999.

15) 김다솔, "파티클 필터 구조의 HPDA를 이용한 수동형 및 능동형 소나 시스템에서의 다수 표적 자동추적 기법에 관한 연구", 한양대학교 박사학위논문, 2011.