

## 무향 변환 기반 필터링을 이용한 전술표적 추적 성능 연구

변재욱<sup>\*,1)</sup> · 정효영<sup>1)</sup> · 이새움<sup>1)</sup> · 김기성<sup>2)</sup> · 김기선<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> 광주과학기술원 정보통신공학부  
<sup>2)</sup> 국방과학연구소 함정전투체계개발단

### Study on Tactical Target Tracking Performance Using Unscented Transform-based Filtering

Jaeuk Byun<sup>\*,1)</sup> · Hyoyoung Jung<sup>1)</sup> · Saewoom Lee<sup>1)</sup> · Gi-sung Kim<sup>2)</sup> · Kiseon Kim<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> School of Information and Communications, Gwangju Institute of Science and Technology, Korea  
<sup>2)</sup> Naval combat systems PEO, Agency for Defense Development, Korea

(Received 15 October 2013 / Revised 9 December 2013 / Accepted 20 December 2013)

#### ABSTRACT

Tracking the tactical object is a fundamental affair in network-equipped modern warfare. Geodetic coordinate system based on longitude, latitude, and height is suitable to represent the location of tactical objects considering multi platform data fusion. The motion of tactical object described as a dynamic model requires an appropriate filtering to overcome the system and measurement noise in acquiring information from multiple sensors. This paper introduces the filter suitable for multi-sensor data fusion and tactical object tracking, particularly the unscented transform(UT) and its detail. The UT in Unscented Kalman Filter(UKF) uses a few samples to estimate nonlinear-propagated statistic parameters, and UT has better performance and complexity than the conventional linearization method. We show the effects of UT-based filtering via simulation considering practical tactical object tracking scenario.

Key Words : Communication, Network Centric Operational Environment, Tracking, Geodetic Coordinate System, Kalman Filter, Unscented Transform

#### 1. 서론

정보통신 기술이 발달함에 따라 현대의 작전 환경

또한 변하고 있다. 전장의 요소들은 디지털 기술과 결합해 지능화, 첨단화로 변모하고 있으며, 전장의 여러 요소들을 네트워크로 결합해 상호간 전장상황을 공유하는 네트워크 중심 작전환경(NCOE : Network-Centric Operational Environment) 또한 국방의 차세대 발전 방향으로 관심을 받고 있다. 그 한 예로 미국은 네트워

\* Corresponding author, E-mail: zeus@gist.ac.kr  
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

크 중심 작전환경을 전장에 도입해 걸프전에서 80분이 소요됐던 결심주기를 이라크 전에서는 20분으로 단축시켜 작전효율을 크게 향상시켰다<sup>[1]</sup>. 네트워크 중심 작전환경은 정보망을 구성하고 정보를 획득하는 정보 도메인(information domain), 전장상황을 인식하고 작전 명령을 내리는 인지 도메인(cognitive domain), 작전을 수행하고 정보를 다시 반환하는 작전 도메인(physical domain)으로 구성된다. 네트워크 중심 작전환경은 이러한 세 요소들 간의 정보공유를 통해 질 높은 전장정보를 창출하고 전장정보에 대한 이해를 도모해 작전 수행능력을 향상시킨다<sup>[2]</sup>.

네트워크 중심 작전환경이 효율적으로 이루어지기 위해서는 정보 도메인의 각 센서 및 플랫폼에서 전술표적들에 대한 질 높은 위치정보를 획득하는 것이 중요하다. 플랫폼에 탑재된 여러 센서를 통해 들어오는 일련의 정보들은 레이더의 신호특성 및 주변 환경 등의 요인으로 그 정보가 크게 오염되어 얻게 된다. 특히 적의 의도적인 재밍 공격이나 잡음이 있는 경우 관측된 정보만으로는 올바른 작전 수행이 어려우므로 센서들로부터 얻어지는 잡음 섞인 정보들을 적절히 가공하여 적 비행체의 실제 위치를 잘 추적할 수 있는 필터링 기법이 요구된다. 전술표적을 추적하기 위해서는 적의 전투기 및 미사일 등 고속 비행체를 실시간으로 추적할 수 있어야하며, 이를 위해 먼저 표적의 위치와 운동을 모델링하는 것이 필요하다.

전술표적의 위치를 나타내기 위한 다양한 좌표계 모델 중 직교좌표계와 측지좌표계 모델이 대표적이다. 위치 정보를 얻기 위한 GPS(Global Positioning System)는 측지좌표계에 기반을 두어 위도와 경도, 고도를 통해 지구물리학적 위치를 표현한다. 하지만 필터링 과정에서 직교좌표계 모델을 사용할 경우 플랫폼 간 정보를 공유함에 있어서 많은 좌표계 변환을 거쳐 오차가 누적되므로 측지 좌표계를 쓰는 것이 더 유리하다.

전술표적의 운동은 상태변수(state variable)를 이용한 동적 모델(dynamic model)로 표현된다<sup>[3,4]</sup>. 동적 모델은 표적의 운동 및 레이더 관측 정보를 상태변수로 정의하고 상태변수들 간의 관계를 시간에 따른 동적 관계로 나타낸다. 동적 상태공간 모델(dynamic state-space model)은 이러한 상태변수 간의 관계를 그래프로 나타낸 것으로, 가시적인(visible) 관측 정보와 그로부터 알고자 하는 실제 정보 간의 관계를 보여준다.

동적 모델에 기반해 상태변수를 추정하는 필터 중 기본적인 형태는 베이즈 필터(Bayes Filter)<sup>[5]</sup>로, 그 실

용적인 갈래인 칼만 필터(Kalman Filter)<sup>[6]</sup>는 상태변수의 평균 및 공분산만을 이용하여 연산 효율적인 선형 최적추정기법으로 알려져 있다. 하지만 칼만 필터는 측지 좌표계와 같은 비선형 모델에는 적용할 수 없으므로 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter)<sup>[7]</sup> 또는 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter)<sup>[8]</sup>와 같은 변형된 비선형 필터링 기법을 사용한다. 그 중 무향 칼만 필터는 무향 변환을 이용한 상태추정에 적은 수의 샘플을 이용하므로 선형화 방법에 비해 연산이 간단하고 정확하다.

본 논문에서는 동적 상태추정을 수행하기 위한 필터링 기법들 중, 비선형 필터링 기법인 무향 칼만 필터와 무향 변환에 대해 검토하고, 고속 이동하는 전술표적의 실제적 기동 특성을 고려한 추적 시나리오에서 측지 좌표계에 기반한 무향 칼만 필터를 적용해 전술표적 추적을 실험한다.

## 2. 시스템 모델

### 2.1 위치 표현 방법(좌표계)

고속 기동특성을 갖는 전술객체의 복잡한 움직임을 추적하기 위해서는 먼저 위치, 속도 등의 운동 정보를 정확하게 나타낼 수 있는 좌표계가 필요하다. 측지 좌표계는 위도( $\mu$ ), 경도( $\beta$ ), 고도( $h$ )를 이용한 방법으로, 지구타원체 모델에 기반해 지구상의 위치를 나타내는 통합된 좌표계다. 직교좌표계는 상대적인 위치를 쉽게 나타내지만 절대좌표계가 정해지지 않아 다양한 플랫폼에서 관측된 정보를 처리하는데 많은 변환을 거치게 된다. 또한 지표면의 곡률 등 정확한 특성을 반영하지 않으므로 가시권 밖의 먼 전술객체를 추적하는 경우 큰 오차를 가지기 쉽다. 측지 좌표계를 쓸 경우 지구공간을 하나의 통합된 좌표계로 나타내므로 변환이 불필요하고 넓은 작전 영역에서도 전술객체의 위치를 정확히 나타낼 수 있다. 특히 WGS-84 측지좌표계는 전 세계 측지 데이터가 두루 일치하도록 개발된 표준 지구타원체 모델로, GPS 등 다양한 분야에 이용되고 있다<sup>[9]</sup>.

### 2.2 상태변수 정의 및 상태방정식

측지 좌표계를 이용한 전술표적 추적에서 표적의 위치 및 운동을 나타내기 위해 필요한 변수들을 식 (1)과 같이 시스템 상태(system state)로 정의한다.

$$x_k = [\mu(k), v_\mu(k), a_\mu(k), \beta(k), v_\beta(k), a_\beta(k), h(k), v_h(k), a_h(k), \omega(k)]^T \quad (1)$$

여기서  $\mu(k)$ ,  $\beta(k)$ ,  $h(k)$ 는 각각 이산시간  $k$ 에서의 위도, 경도, 고도를 나타내며,  $v_\mu(k)$ ,  $v_\beta(k)$ ,  $v_h(k)$ 와  $a_\mu(k)$ ,  $a_\beta(k)$ ,  $a_h(k)$ 는 각각 위도, 경도, 고도 방향의 속도와 가속도를 나타낸다.  $\omega(k)$ 는 표적의 회전율(turn rate)이다.

전술표적의 운동에 따른 시스템 상태의 변화는 포함된 변수간의 물리적 관계로부터 시스템 모델  $g$ 를 통해 나타낼 수 있다. 주기 마다 센서로 표적 운동을 관측할 때 이산시간 에서 시스템 상태의 관계는 식 (2)와 같다.

$$x_k = g(k, x_{k-1}) = \begin{pmatrix} \mu + \frac{\frac{\sin \omega T}{T} v_\mu + \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} a_\mu}{N \cos \beta} \\ \beta + \frac{\cos \omega T v_\mu + \frac{\sin \omega T}{T} a_\mu - \omega \sin \omega T v_\mu + \cos \omega T a_\mu}{N \cos \beta} \\ h + \frac{\frac{\sin \omega T}{T} v_\beta + \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} a_\beta}{\cos \omega T v_\beta + \frac{\sin \omega T}{T} a_\beta} \\ \omega + \frac{-\omega \sin \omega T v_\beta + \cos \omega T a_\beta}{\frac{\sin \omega T}{T} v_h + \frac{1 - \cos \omega T}{\omega^2} a_h} \\ \omega + \frac{\cos \omega T v_h + \frac{\sin \omega T}{T} a_h}{- \omega \sin \omega T v_h + \cos \omega T a_h} \end{pmatrix} \quad (2)$$

시스템 모델 외적으로 전술표적의 위치, 속도 등 시스템 상태에 영향을 줄 수 있는 요인들은 가산잡음이 추가되는 것으로 고려할 수 있다. 본 연구에서는 시스템 잡음  $w_k$ 를 공분산  $Q_k$ 를 갖는 가우시안 프로세스 로 가정하고 매 시간시스템 상태 변화는 식 (3)과 같이 시스템 방정식으로 정의한다.

$$x_k = g(k, x_{k-1}) + w_k \quad (3)$$

전술표적의 운동으로 식 (3)을 따라 변하는 시스템 상태는 직접 알 수 없고 레이더 관측 정보로부터 추

정될 수 있다. 시스템 상태로부터 레이더를 통해 관측된 정보를 측정 상태(measurement state)  $z_k$ 로 식 (4)와 같이 정의한다.

$$z_k = [\mu_r, \beta_r, h_r]^T \quad (4)$$

이때 레이더의 위치를  $(\mu_r, \beta_r, 0)$ , 전술표적의 위치를  $(\mu_t, \beta_t, h)$ 라고 했을 때 이로부터 계산된 측지거리(geodetic length)  $s_{rt}$ 와 레이더 기준 표적의 방위각(azimuth)  $\alpha_{rt}$ 로부터 측정 상태  $z_k$ 와 모델링된 표적의 실제 위치  $x_k$ 는 식 (5)와 같은 측정 방정식의 관계를 갖는다. 이러한 변수 관계는 Fig. 1과 같다.

$$z_k = h(k, x_k) + v_k = \begin{pmatrix} \mu_r + \frac{1}{A} \tan^{-1} \frac{A \tan \sigma \sin \alpha_{rt}}{B \cos \beta_r - \tan \sigma \sin \beta_r \cos \alpha_{rt}} \\ \beta_r + 2D \times \left[ B - \frac{3}{2} e'^2 D \sin(2\beta_r + \frac{4}{3} B D) \right] \\ h \end{pmatrix} + v_k \quad (5)$$

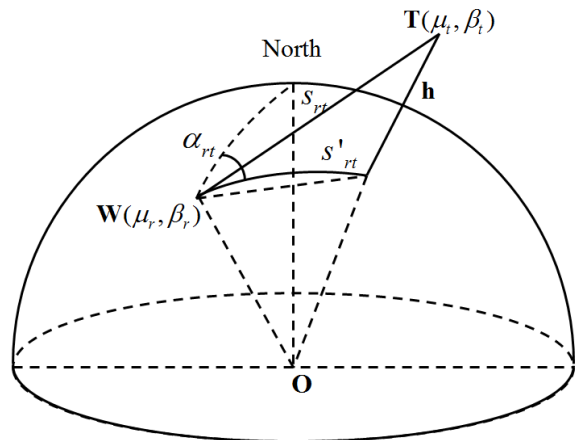


Fig. 1. Geophysical relationship between the radar and target on geodetic coordinate system

여기서  $A$ ,  $B$ ,  $\sigma$ ,  $D$ 는 연산을 위해 레이더와 표적의 위치적 관계로 정의되는 파라미터로, 식 (6)~(10)과 같다.

$$A = (1 + e'^2 \cos^4 \beta_r)^{1/2} \quad (6)$$

$$B = (1 + e'^2 \cos^2 \beta_r)^{1/2} \quad (7)$$

$$C = (1 + e'^2) \quad (8)$$

$$\sigma = s_{rt} \times B^2/aC \quad (9)$$

$$D = \arcsin \sin \sigma [\cos \alpha_{rt} - (1/A) \sin \beta_r \times \sin \alpha_{rt} \times \tan \omega] / 2 \quad (10)$$

식 (5)에서  $h$ 는 측정 모델로, 시스템 상태의 변수와 측정 상태의 변수 관계로 정의된다.  $v_k$ 는 센서의 부정확성 또는 센서 외적인 작용으로 관측된 정보에 영향을 줄 수 있는 요인을 잡음적으로 고려한 것이다. 여기서  $v_k$ 는  $R_k$ 의 공분산을 갖는 가우시안 프로세스로 가정한다.

### 2.3 전술표적의 동적 모델

전술표적의 운동을 모델링한 시스템 방정식과 그로부터 관측되는 정보를 모델링한 측정 방정식은 Fig. 2의 동적 상태공간 모델(dynamic state-space model)과 같은 관계를 가진다. 표적 위치, 속도 등 시스템 상태  $x_k$ 는 매 시간 시스템 모델  $g$ 에 의해 변하며, 레이더 관측에 해당하는 측정 상태  $z_k$ 는  $x_k$ 로부터 측정 모델  $h$ 를 통해 관측된다.

전술표적을 추적하는 문제는 시스템 상태  $x_k$ 에 대한 정보 없이 레이더 관측정보  $z_k$ 만 주어졌을 때 시스템 상태를 예측하는 일이다. 그러나  $z_k$ 의 정보는 관측과정에서 센서의 부정확성 및 외부 잡음 등으로 인해 매우 조악하다. 특히 적의 의도적인 재밍 공격이 있는 경우 오류가 큰 정보를 얻게 될 수 있으므로 단일 측정치를 쓰는 것은 바람직하지 않다. 따라서 전술표적에 대해 얻어진 측정 상태  $z_k$ 를 통해 시스템의 상태  $x_k$ 를 적절히 추정하기 위한 필터링 알고리즘이 요구된다.

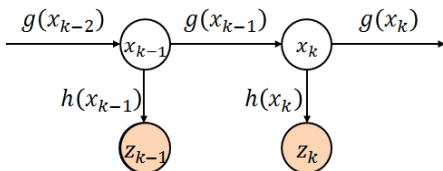


Fig. 2. Diagram of Dynamic State-Space model

### 3. 상태추정을 위한 비선형 필터링 알고리즘

동적 상태공간 모델로 나타내어지는 상태 추정 문제를 다루기 위한 기본적인 아이디어는 베이지 필터(Bayes filter)다<sup>[5]</sup>. 베이지 필터는 각 상태변수 간의 전이확률  $p(x_k|x_{k-1})$ 과  $p(z_k|x_k)$ 를 알고 있을 때, 상태변수 간 추정관계를 베이지 정리(Bayes theorem)에 따라 수학적으로 나타낸 것으로 직전상태의 값을 이용하여  $x_k$ 의 확률 분포를 회귀적으로 추정하는 방법이다.  $x_k$ 의 추정된 확률을  $bel(x_k)$ 라고 했을 때,  $bel(x_k)$ 는 이전 상태의  $bel(x_{k-1})$ 로부터  $p(x_k|x_{k-1})$ 에 의해 예측되고(predict), 예측된 확률을  $\overline{bel}(x_k)$ 라고 했을 때 전이확률  $p(z_k|x_k)$ 을 통해 보정(update)하여  $bel(x_k)$ 를 추정한다. 베이지 필터는 이처럼 매 시간 예측과 보정을 반복함으로써  $x_k$ 의 확률 분포를 결정하고 그 평균으로 상태추정을 나타낸다. 이러한 베이지 필터의 알고리즘을 Algorithm 1에 나타내었다.

```

Given  $bel(x_{k-1}), z_k$ ,
 $\overline{bel}(x_k) = \int p(x_k|x_{k-1})bel(x_{k-1})dx_{k-1}$ 
 $bel(x_k) = \eta p(z_k|x_k)\overline{bel}(x_k)$ 
return  $bel(x_k)$ 
    
```

Algorithm 1. Bayes filtering algorithm

베이지 필터는 동적 상태추정 문제의 해를 수학적으로 정확히 얻을 수 있지만, 실제로는 각 상태변수에서 정확한 전이확률의 분포  $p(x_k|x_{k-1})$ ,  $p(z_k|x_k)$ 를 알기 어렵고, 피적분함수의 시스템 모델  $g$  또는 확률 분포가 복잡해지는 경우 예측과정의 적분이 매우 어려워 비실용적이다. 또한, 시스템 상태의 차수가 높은 경우 예측과정의 적분은 많은 적분을 수행해야하므로 비효율적이게 된다.

동적 모델의 상태추정문제를 보다 실용적으로 접근하기 위한 베이지 필터 기반 변형 알고리즘으로 파티클 필터(particle filter)<sup>[10]</sup>, 그리고 칼만 필터<sup>[6]</sup>에 기반을 둔 확장 칼만 필터<sup>[7]</sup>와 무향 칼만 필터<sup>[8]</sup>가 있다. 이중 파티클 필터는 전이 확률로부터 다수 샘플을 추출해 전이된 상태변수의 확률 분포를 근사하는 방법으로, 추정이 비교적 정확하지만 복잡한 확률분포를 근사하기 위해 많은 수의 샘플이 요구되는 단점이 있다.

특히, 고속으로 이동하는 다수의 표적을 추적하기 위한 전술 시나리오에서는 사용할 수 있는 샘플 수가 제한적이므로 적용하기 어렵다. 한편, 칼만 필터 기반 알고리즘은 상태변수를 전체 확률분포 대신 평균과 공분산만으로 나타내어 연산 효율적이나, 정확한 수학적 모델과 전이된 상태변수의 평균과 공분산을 예측하는 성능이 중요하다. 이 중 선형에만 적용 가능한 칼만 필터를 비선형 문제에 적용하기 위해 시스템 및 측정 모델을 선형화하는 확장 칼만 필터는 근사 과정의 선형화 오차로 인해 평균과 공분산을 계산하는 정확도가 크게 제한된다. 현재까지 보고된 바에 의하면 [11~18] 확장 칼만 필터보다 무향 칼만 필터가 성능이 더 좋으며 [11,12], [13]에서는 파티클 필터 샘플 수에 따른 성능을 칼만 필터와 비교해 복잡한 문제일수록 파티클 필터가 더 정확하다는 결론을 내렸다 [13,14]. 또한, [15]에서 제안된 상호 다중 모델(Interacting Multiple Model)을 이용해 [16], [17] 등에서 다양한 시스템 모델을 확률적으로 적용할 경우 단일 모델보다 크게 성능 개선하는 것이 알려졌다, [18]에서는 이동 표적 수, 표적 운동 및 측정 불확실성에 따른 성능을 비교해 상호 다중 모델의 적용 기준을 제시하였다.

칼만 필터를 비선형 문제로 적용하기 위한 또다른 방법으로 무향 칼만 필터가 있다. 무향 칼만 필터는 동적 모델의 각 상태변수로부터 소수 샘플을 결정론적인 방법으로 획득해 평균과 공분산을 나타내는 방법으로, 타 방법들에 비해 연산 효율적이고 비선형, 비 가우시안 문제에도 적용 가능하다. 먼저 무향 칼만 필터를 상세히 설명하기에 앞서 무향 변환에 대해 정리하고, 무향 변환의 무향 칼만 필터로의 적용 관계에 대해 설명한다.

### 3.1 무향 변환(Unscented Transform)

무향 변환은 유한한 모멘트를 갖는 확률분포의 비선형 변환을 추정하는 문제에서 몬테 카를로 방법(MC : Monte Carlo method)을 대체하기 위해 개발된 수학적 접근방법이다 [19,20]. 이러한 무향 변환은 시그마 포인트라고 하는 이산 점과 가중치를 이용해 확률분포의 비선형 변환된 모멘트를 추정한다. 무향 변환은 모델이 갖는 정보를 그대로 이용하므로 모델을 선형화하는 방법에 비해 더 정확하고 효율적이다.

무향 변환의 시그마 포인트를 얻는 과정은 다음과 같다. 먼저 평균이  $\mu_x$  이고 분산이  $\sigma_x^2$  인 입력변수  $x$  와 분산이 같고 평균이 0인 정규화 된 확률변수  $\hat{x}$  를

이용해  $x = \mu_x + \hat{x}$  와 같이 정의할 수 있다.  $x = \mu_x + \hat{x}$  를  $\mu_x$  근방에서 비선형 변환  $g$  에 통과시킨 확률변수  $y = g(x)$  를 Taylor 급수로 전개하면

$$g(\mu_x + \hat{x}) = a_0 + a_1 \hat{x} + a_2 \hat{x}^2 + \dots + a_n \hat{x}^n = a_0 + k(\hat{x}) \quad (11)$$

$$\text{where } a_n = \frac{1}{n!} \left( \frac{d^n g}{dx^n} \Big|_{x=\mu_x} \right), \quad a_0 = g(\mu_x)$$

시스템에 의해 변환된 변수  $y = g(x)$  의 평균  $\mu_y$  과 분산  $\sigma_y^2$  은 식 (12), (13)와 같다.

$$\mu_y = E[g(\mu_x + \hat{x})] = a_0 + E[k(\hat{x})] = g(\mu_x) + \mu_k \quad (12)$$

$$\text{where } \mu_k = E[k(\hat{x})]$$

$$\sigma_y^2 = E[(g(x) - \mu_y)^2] = E[k^2(\hat{x})] - \mu_k^2 \quad (13)$$

무향 변환의 연산에서 사용되는 시그마 포인트  $X^i$  는 특정 값을 가지며, 할당된 가중치  $W^i$  와 함께 정의된다. 이들은 확률변수의 이산적인 값을 나타내므로 시그마 포인트를 이용한  $y = g(x)$  의 평균은 식 (14)과 같다.

$$\mu_y = W^0 g(\mu_x + X^0) + \sum_{i=1}^{n-1} W^i g(\mu_x + X^i) \quad (14)$$

여기서  $n$  은 시그마 포인트의 수를 의미한다. 식 (14)에 식 (11)을 대입해 식 (15)과 같이 얻어진다.

$$\mu_y = \left[ W^0 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i \right] g(\mu_x) + \sum_{i=1}^{n-1} W^i k(X^i) \quad (15)$$

그리고 식 (12)과 (15)의 두 결과를 비교하여 식 (16)의 관계를 얻는다.

$$\left[ W^0 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i \right] = 1, \quad \sum_{i=1}^{n-1} W^i k(X^i) = \mu_k \quad (16)$$

위의 과정과 유사하게, 가중된 시그마 포인트의 분산은 다음과 같이 정리된다.

$$\sigma_y^2 = W^0 [g(\mu_x) - \mu_y]^2 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i [g(\mu_x + X^i) - \mu_y]^2 \quad (17)$$

$$= W^0 \mu_k^2 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i [k(X^i) - \mu_k]^2$$

$$= [W^0 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i] \mu_k^2 + \sum_{i=1}^{n-1} W^i [k^2(X^i) - 2\mu_k k(X^i)] \quad (18)$$

이로부터 식 (19)를 얻고, 식 (13)와 (19)을 비교하여 식 (20)의 관계를 얻는다.

$$\sigma_y^2 = \sum_{i=1}^{n-1} W^i [k^2(X^i)] - \mu_k^2 \quad (19)$$

$$E[k^2(\hat{x})] = \sum_{i=1}^{n-1} W^i k(X^i)^2 \quad (20)$$

일반적으로, 무향 변환에 사용되는 시그마 포인트와 가중치는 확률변수  $x$ 의 모멘트와 식 (21)의 관계를 가진다.

$$E[x^k] = \sum_{i=1}^{n-1} W^i (X^i)^k \quad (21)$$

무향 칼만 필터는 식 (21)로부터 선택된 조건들을 만족하는 시그마 포인트를 적용하여 얻는다.

### 3.2 무향 칼만 필터(Unscented Kalman Filter)

앞서 살펴본 무향 변환의 개념을 트래킹에 적용하여 잘 알려진 경우로 무향 칼만 필터가 있다<sup>[8]</sup>. 기본적인 무향 칼만 필터에서 사용된 무향 변환은  $L$ 차원 확률변수  $x$ 의 평균  $\mu_x$ 와 공분산  $P_x$ 가 알려졌을 때 임의의 모델 함수  $g$ 를 통해 변환된  $y = g(x)$ 의 평균  $\mu_y$ 와 공분산  $P_y$ 를 찾는 방법으로, 앞서 본 식 (21)에서 평균과 공분산만을 쓰는 칼만 필터의 특징을 고려하여 식 (22)~(24)의 연립방정식을 선택해 시그마 포인트  $X^i$  및 가중치  $W^i$ 를 도출하여 적용한다.

$$\sum_{i=1}^{n-1} W^i = 1 \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} W^i X^i = \mu_x \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} W^i (X^i - \mu_x)(X^i - \mu_x)^T = P_x \quad (24)$$

식 (22)~(24)으로부터 무향 변환은 식 (25)~(27)과

같이 평균을 중심으로  $\pm \sqrt{P_x}$ 만큼 떨어진 점들을 이용하여  $2L+1$ 개의 점을 선택한다. 단,  $\kappa$ 는 시그마 포인트의 간격과 가중치를 조절하기 위한 매개변수로, 자유 파라미터이다.

$$X^1 = \mu_x \quad (25)$$

$$X^i = \mu_x + (\sqrt{(L+\kappa)P_x})_i, \quad i = 2, \dots, L+1 \quad (26)$$

$$X^i = \mu_x - (\sqrt{(L+\kappa)P_x})_{i-L-1}, \quad i = L+2, \dots, 2L+1 \quad (27)$$

이때 식 (26), (27)의  $(\sqrt{(L+\kappa)P_x})_i$ 는  $(\sqrt{(L+\kappa)P_x})$ 의  $i$ 번째 열(column)이며 평균과 샘플점 사이의 거리를 의미한다. 이렇게 설정된 점들을 시그마 포인트라고 하고 각 점에 해당하는 가중치를 식 (28)과 같이 정의한다.

$$W^1 = \frac{\kappa}{L+\kappa}, \quad W^i = \frac{1}{2(L+\kappa)}, \quad i = 2, \dots, 2L+1 \quad (28)$$

그리고  $g$ 를 통해 변환된 각 샘플들의 가중 합으로 식 (29), (30)과 같이  $g(x)$ 의 평균과 공분산을 근사한다.

$$\mu_y = \sum_{i=1}^{2L+1} W^i g(X^i) \quad (29)$$

$$P_y = \sum_{i=1}^{2L+1} W^i [g(X^i) - \mu_y][g(X^i) - \mu_y]^T \quad (30)$$

무향 칼만 필터는 식 (25)~(30)의 무향 변환을 이용하여 칼만 필터에서 예측과정의 전이된 상태변수  $x_k = g(x_{k-1})$ 과  $z_k = h(x_k)$ 의 평균과 공분산을 근사한다. 여기서,  $x_k$ 와  $z_k$ 의 평균과 공분산을 각각  $\mu_{xk}$ ,  $P_{xk}$ ,  $\mu_{zk}$ ,  $P_{zk}$ 로 구분하여 무향 칼만 필터의 이 같은 알고리즘을 Algorithm 2에 정리하였다.

이같이 무향 칼만 필터는 평균과 공분산을 이산분포로 근사하여 비선형 모델에 통과시킨 상태변수의 평균 및 공분산을 적은 수의 샘플을 통한 가중 합으로 구한다. 따라서 [5, 6, 7, 10]의 방법들과 비교했을 때 베이즈 필터와 같은 복잡한 적분연산이 불필요하며, 칼만 필터의 한 갈래로 전체 확률분포 대신 평균과 공

Given  $\mu_{x_{k-1}} = E[x_{k-1}]$ ,  $P_{x_{k-1}} = cov(x_{k-1}, x_{k-1})$

Prediction :

$$X_k^i = [\mu_{x_{k-1}} \quad \mu_{x_{k-1}} \pm \sqrt{(L+\kappa)P_{x_{k-1}}}]$$

$$W_k^0 = \frac{\kappa}{L+\kappa}, \quad W_k^i = \frac{1}{2(L+\kappa)}, \quad i = 1, \dots, 2L$$

$$\overline{\mu}_{x_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_k^i g(X_k^i)$$

$$\overline{P}_{x_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_k^i [g(X_k^i) - \overline{\mu}_{x_k}][g(X_k^i) - \overline{\mu}_{x_k}]^T$$

Kalman gain :

$$\overline{\mu}_{z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_k^i h(X_k^i)$$

$$\overline{P}_{z_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_k^i [h(X_k^i) - \overline{\mu}_{z_k}][h(X_k^i) - \overline{\mu}_{z_k}]^T$$

$$P_{x_{zk}} = \sum_{i=0}^{2L} W_k^i [g(X_k^i) - \overline{\mu}_{x_k}][h(X_k^i) - \overline{\mu}_{z_k}]^T$$

$$K_k = P_{x_{zk}} \overline{P}_{z_k}^{-1}$$

Update :

$$\mu_{x_k} = \overline{\mu}_{x_k} + K_k(z_k - h(\overline{\mu}_{x_k}))$$

$$P_{x_k} = \overline{P}_{x_k} - K_k \overline{P}_{z_k} K_k^T$$

return  $\mu_{x_k}, P_{x_k}$

Algorithm 2. Unscented Kalman filtering

분산을 이용해 연산에 이점이 있다. 또한 랜덤 샘플링으로 통계가 수렴하기까지 다수 샘플이 사용되는 파티클 필터와 달리 결정론적으로 선택되는 소수 샘플을 이용하므로 다수 고속 전술표적을 추적하는 전술 시나리오에 보다 적합하다. 무향 변환을 이용하는 무

향 칼만 필터는 모델을 선형화과정 없이 그대로 사용하므로 선형화를 쓴 방법보다 개선된 성능을 가지며, 자코비안 행렬의 유도로부터 자유롭고 선형화할 수 없는(미분 불가능한) 모델에 대해서도 적용될 수 있다<sup>[19][21]</sup>. 이러한 알고리즘들의 특징을 비교하여 Table 1에 정리하였다.

비선형 필터링을 수행하기 위한 무향 변환에서 지금까지의 많은 연구들은 시그마 포인트를 설정하는데 비선형 모델을 직접 고려하지 않았다. 무향 변환은 모델을 선형화하지 않으므로 구현이 간단하고 연산 효율적이지만, 임의의 비선형 변환에서 모멘트를 추정하는 성능에는 한계가 있다. 이는 시그마 포인트의 선택에서 모델의 정보를 고려하지 않기 때문이다. 시그마 포인트 방법으로 정확한 추정을 하기 위해서는 입력변수의 통계적 정보와 비선형 모델의 특징이 모두 고려되어야 한다. 일반적으로 비선형 필터링 문제에서 입력의 분포보다 비선형 모델에 대한 정보가 더 잘 알려져 있음에도 지금까지 시그마 포인트의 선택에 비선형 모델을 고려하지 않은 것은, 그만큼 비선형 모델을 고려할 경우 시그마 포인트 설정 방법이 복잡해질 수 있으며, 임의의 비선형 모델에서도 성능을 보장하기란 매우 도전적인 일이기 때문이다. 하지만 입력의 모멘트에만 의존하는 기존의 방법에는 추정 성능의 한계가 있으며, 이러한 한계를 개선하기 위해서는 모델을 고려한 시그마 포인트 선택 방안에 대한 연구가 필요하다<sup>[22,23]</sup>.

#### 4. 실험

본 절에서는 측지 좌표계에 기반하여 비선형 필터링

Table 1. Comparison of dynamic model-based nonlinear filtering algorithms

|  | 적용성      |        |               | 성능                  |                       |
|--|----------|--------|---------------|---------------------|-----------------------|
|  | Nolinear | Moment | Linearization | Accuracy            | Complexity            |
| Bayes filter <sup>[5]</sup>            | O        | X      | X             | exact               | complex               |
| Particle filter <sup>[10]</sup>        | O        | X      | X             | exact for large $n$ | complex for large $n$ |
| Kalman filter <sup>[6]</sup>           | X        | O      | X             | exact               | simple                |
| Extended Kalman filter <sup>[7]</sup>  | O        | O      | O             | Taylor 1st order    | complex               |
| Unscented Kalman filter <sup>[8]</sup> | O        | O      | X             | Taylor 2nd order    | simple                |

기법을 통한 기동 전술객체의 추적을 실험한다. 먼저 Table 2는 알려진 몇 가지 순항 미사일의 특징을 요약한 것으로, 실험에서는 스틱스(SS-N-2c), 실크웜(HY-2) 미사일의 제원<sup>[24,25]</sup>을 참고하였다.

순항 미사일의 경우 비행거리를 일정한 속도로 비행하다가 종말 단계에서 임의의 나선 비행(corkscrew)을 실시하므로, 일반적으로 이 두 가지 운동에 대한 성능 실험이 필요하다. 따라서 실험은 전술객체가 일정한 곡선 운동을 하는 경우와 갑작스러운 방향전환을 포함하는 경우의 두 가지 실험을 고려하였다. 실험 방법은 전술 기동이 고려된 표적의 트랙을 미리 생성하여 매 감지 주기(sensing period)마다 단일 레이더를 통해 단일 표적을 추적하는 상황을 설정하였고, 플랫폼은 탑재된 레이더를 이용하여 거리와 방위각을 측정해 표적의 측지 좌표를 얻을 수 있는 것으로 가정하였다. 단, 플랫폼의 레이더는 표적과의 거리에 관계없이 일정한 센서 성능을 갖는 것으로 가정하였고, 단일 측정치만을 사용한 경우와 무향 칼만 필터를 적용한 경우 추정 결과를 100회 반복하여 RMSE로 성능을 비교하였다.

표적의 트랙은 Table 2의 실제 순항미사일의 제원을 참고하여, 50km의 레이더 탐지 반경 내에 들어온 순항 미사일(SS-N-2c)을 10초마다 추적하는 것으로 가정하였고, 순항미사일은 비행시간동안 점차 가속한 뒤 최고속도에 도달한 이후 가속을 거의 멈추는 것으로 설정하였다. 실험에서 고려된 순항 미사일은 탑재된 고도계의 한계로 인해 저고도 비행을 수행하므로 비행고도를 100m~300m 구간에서 점차 고도를 낮춰 해수면에 가까워지는 운동을 설정하였다. 이러한 특징들을 고려하여 실험에서 설정된 파라미터들을 Table 3에 요약하였다.

Table 2. Characteristics of cruise missiles

| 특징 \ 위협    | 순항미사일           |               |            |
|------------|-----------------|---------------|------------|
|            | 스틱스 (SS-N-2a/b) | 스틱스 (SS-N-2c) | 실크웜 (HY-2) |
| 최대사거리(km)  | 46-50           | 83            | 80         |
| 비행고도(m)    | -               | 100-300       | -          |
| 최대속도(mach) | 0.8             | 0.9           | 0.9        |
| 탄두중량(kg)   | 400             | 450           | -          |
| 기동특성       | 능동유도, 저고도       |               |            |

Table 3. Simulation parameters

| 실험 관련 파라미터     |  |
|----------------|--|
| 총 시뮬레이션 시간     | 200second  |
| 실험 반복 횟수       | 100times   |
| 시스템 상태의 차원 수   | 10   |
| 측정 상태의 차원 수    | 3  |
| 플랫폼 관련 파라미터    |  |
| 플랫폼 개수         | 1  |
| 최대 탐지 반경       | 50km   |
| 탐지 주기          | 10second   |
| 위치(고정)         | (131.44°, 37.44°, 0m)  |
| 측정 잡음 표준편차     | (49.2m, 111.1m, 68.2m)   |
| 표적 관련 파라미터     |  |
| 초기 위치          | (131.44°, 37.17°, 300m)  |
| 초기 속도          | (-42.5m/s, 241.3m/s, -2m/s)  |
| 표적 가속도         | (0.2m/s <sup>2</sup> , 0.4m/s <sup>2</sup> , 0.01m/s <sup>2</sup> )<br>(0 - 160sec)<br>(0m/s <sup>2</sup> , 0m/s <sup>2</sup> , 0.01m/s <sup>2</sup> )<br>(160 - 200sec) |
| 초기 방위각         | 100°   |
| 시스템 잡음 표준편차    | (9.8m, 22.2m, 13.6m)   |
| 비행 고도 변위       | 100m - 300m  |
| 비행 속도 변위       | 245m/s - 305m/s<br>(0.72mach - 0.9mach)  |
| 탐지범위 내 총 비행 거리 | 47.5km   |

#### 4.1 곡선운동 모델

무향 칼만 필터를 이용한 비선형 동적 상태추정을 실험하기 위해 곡선운동을 하는 전술표적을 먼저 고려한다. 실험에서 전술표적은 각각  $\mu$ ,  $\beta$ ,  $h$  방향으로 (0.2, 0.4, 0.01) (m/s<sup>2</sup>)의 일정한 가속을 통해 곡선운동 중인 상태를 설정하였다. 이때 표적의 움직임은 Fig. 3과 같고, 측정치와 필터링 결과의 RMSE 성능은 Fig. 4와 5에 나타내었다. Fig. 4, 5는 시간  $k$ 에서 전술 기동 중인 표적의 위치를 추적할 때 단일 측정치를 쓴



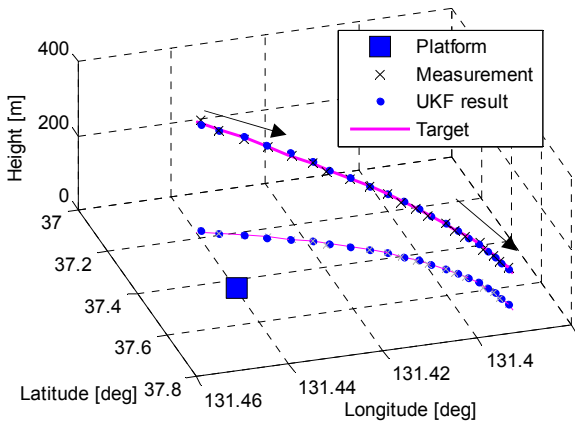


Fig. 3. Experimental result of curve track

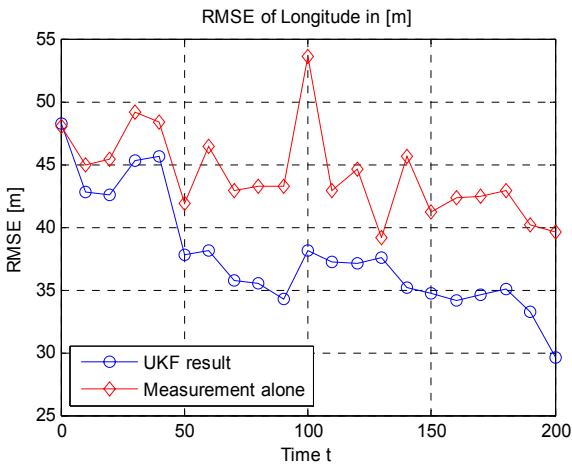


Fig. 4. RMSE of estimated longitude for curve track

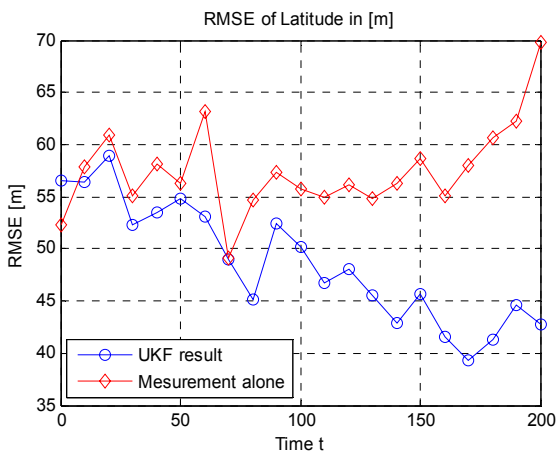


Fig. 5. RMSE of latitude estimation for curve track

경우와 무향 칼만 필터를 쓴 경우의 경도 및 위도 추정 성능을 나타낸다. 그림에서 보듯 측정치를 그대로 쓰는 경우 표적의 움직임이나 센서의 관측에서 추가되는 잡음의 영향을 그대로 반영하므로 꾸준히 오차가 발생하는 것을 볼 수 있다. 하지만 무향 칼만 필터를 쓴 경우에는 처음에는 측정치에 의존하여 추적을 시작하므로 측정치만을 이용한 결과와 비슷하지만, 시간이 곧 지남에 따라 모델에 의한 예측 정보와 측정으로 얻은 위치 정보를 비교하게 되므로 오차를 줄인다. 시간이 지날수록 무향 칼만 필터 경우 실제 트랙의 위치에 가깝게 추정하게 되고, 따라서 오차는 보다 작은 값에 수렴하게 된다.

#### 4.2 급격한 방향전환을 포함한 곡선 운동

본 실험에서는 곡선운동 도중 급격한 방향전환을 갖는 전술 객체의 운동을 추적하는 실험을 수행한다. 실제 전장에서 미사일 및 전투기 등의 전술 객체는 고속 이동 및 기동 전술에 의한 복잡한 움직임이 가능하며, 따라서 칼만 필터를 전술 객체 추적에 도입하기 위해서는 급격한 방향전환과 같은 움직임에 대해서도 성능이 평가되어야 한다. 급격한 방향 전환을 갖는 전술표적 트랙을 실험하기 위해, 앞서 수행한 곡선운동 실험의 환경에서  $t = 100$ s일 때 전술 객체의 방위각을  $+12.36^\circ$ 도 꺾어 서북쪽을 향하게 되는 운동을 추가하였다. 이러한 전술표적의 운동 트랙은 Fig. 6과 같다. Fig. 6의 운동에 따른 경도 및 위도 RMSE 성능 비교는 Fig. 7, 8에 나타내었다.

Fig. 7, 8은 각각 전술표적이 급격한 방향 전환을 한 경우 경도 및 위도 RMSE 성능에서 무향 칼만 필터를 이용한 결과가 단일 측정치보다 부정확한 추정을 얻게 되는 것을 보여준다. 특히 전술표적이 부드러운 기동(smooth maneuvering)을 하는 동안 필터링을 적용한 추정 결과의 오차는 점점 수렴하지만, 급격한 방향 전환이 발생한  $t = 100$ s 시점부터 추정이 매우 불안정하며 RMSE 성능에서 큰 오차를 야기하는 것을 볼 수 있다. 이는 칼만 이득을 통한 예측과정과 관측정보 간의 가중 평균을 취하는 칼만 필터의 구조로 인해 발생하는 문제점으로, 표적의 움직임에서 급격한 변화(sudden change)가 발생한 경우 칼만 필터의 ‘이전 추정치’에 대한 신뢰도는 실질적으로 크게 상실하는 반면, 예측 결과 및 관측 결과 모두 특정 가중치를 가함으로서 급격한 변화를 바로 따라가지 못해 추정 오차가 발생하게 된다.

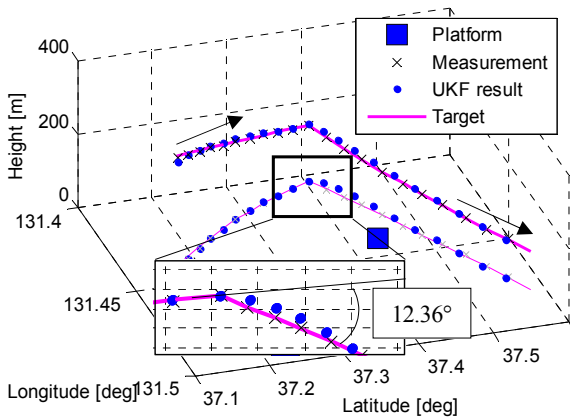


Fig. 6. Experiment for curve track with abrupt turn

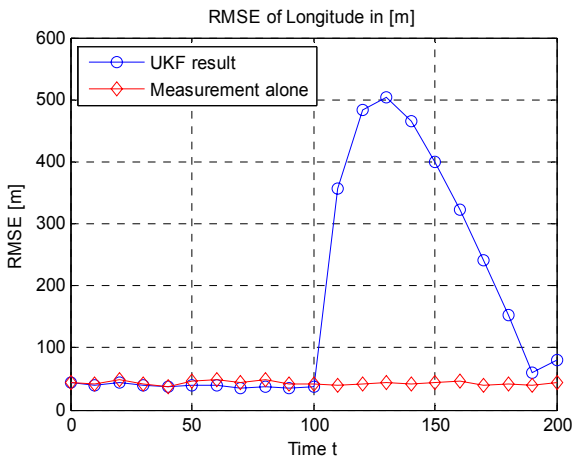


Fig. 7. RMSE of longitude for abrupt turn model

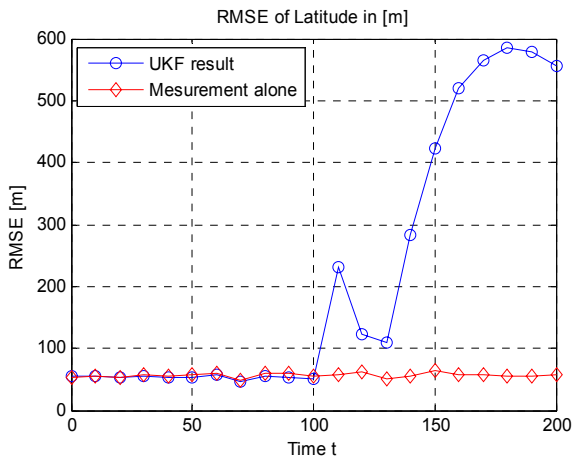


Fig. 8. RMSE of latitude for abrupt turn model

지금까지 두 가지 전술표적의 운동 모델에 대하여 측정치를 이용한 결과와 무향 칼만 필터의 실험 성능 결과를 비교하였다. 무향 칼만 필터는 무향 변환을 이용해 적은 수의 점으로 평균과 공분산을 모사함에도 비선형이 심한 측지 좌표계에서의 추적 문제에도 적용 가능하다. 실험된 두 가지 운동 모델에서 무향 칼만 필터 적용에 따른 RMSE 성능 개선 정도를 Table 4에 정리하였다.

Table 4. Performance evaluation owing to Unscented Kalman filtering for two target motion model

|           | 경도       |        | 위도     |        |
|-----------|----------|--------|--------|--------|
|           | 평균       | 최대     | 평균     | 최대     |
| 곡선 운동     | 23.78%   | 41.95% | 15.43% | 36.76% |
| 급격한 방향 전환 | -273.46% | 28.45% | -279%  | 12.44% |

## 5. 결론

네트워크 기술이 전장에 도입됨에 따라 다양한 기동 전술을 가지는 전술표적의 움직임을 레이더로 관측하고 이를 잘 가공해 질 높은 위치 정보를 얻는 것이 중요하다. 레이더의 측정치는 다양한 요인으로 오염되어 얻게 되므로, 이에 적절한 필터링 기법이 필요하다. 전술표적의 운동 및 관측 관계는 동적 상태공간 모델로 나타낼 수 있으며, 이를 기반으로 한 정보추정 필터링 기법들이 있다. 그 중 무향 칼만 필터는 시그마 포인트를 이용한 적은 수의 샘플로 칼만 필터에 필요한 평균과 공분산을 추정하므로 고속 이동하는 전술표적을 실시간 추적하기에 적합하다. 무향 칼만 필터에서 비선형 변환된 확률변수의 평균을 구하기 위한 방법인 무향 변환은 평균과 공분산을 사용해 선택되지만 여전히 취약성이 있어 보다 많은 연구가 요구된다. 본 연구에서는 실제적으로 고려된 전술 환경에서 표적의 대표적인 두 가지 운동을 고려하여 실험을 진행하였다. 칼만 필터에 기반을 둔 무향 칼만 필터는 측지 좌표계로 표현되어 매우 복잡한 모델에도 적용할 수 있는 반면, 추적 성능의 오류는 여전히 남아 있으며 이러한 오류는 시그마 포인트의 개선을 통해 향상될 수 있다. 한편, 무향 칼만 필터를 이용한

추정은 칼만 필터의 구조적 특징으로 인해 전술 객체의 급격한 방향 전환에서 성능이 저하될 수 있음을 확인하였다. 이처럼 급격한 변화(sudden change)를 잘 따르지 못하는 칼만 필터의 문제를 보완하기 위한 방법이 기존 소개된 바 있으나<sup>[26,27]</sup>, 무향 칼만 필터로의 적용은 다루어진 바가 거의 없어 별도 연구가 필요하다.

## 후 기

본 연구는 국방과학연구소 기초연구과제사업(ADD 080601), 해양수산부 및 미래창조과학부(2009-00422)의 지원에 의한 것입니다.

## References

[1] 박휘락, 김관호, “미래 NCW 수행을 위한 육군 야전 자동화 정보체계 운용방안 연구,” 2008 육군정책과제 보고서, 사단법인 21세기군사연구소, pp. 12-18, 2008.

[2] 임재성, “NCW 시대에 요구되는 국방 IT 기술”, 제10회 통신핵심기술 워크샵, 아주대학교 국방전술네트워크 연구센터, 2008.

[3] X. R. Li and V. P. Jilkov, “Survey of Maneuvering Target Tracking,” IEEE Trans. on AES, Vol. 39, pp. 1333-1363, Oct. 2003.

[4] R. K. Saha, “Trak-to-track Fusion with Dissimilar Sensors,” IEEE Trans. on AES, Vol. 32, pp. 1021-1029, July 1996.

[5] D. Fox, J. Hightower, H. Kautz, L. Liao, and D. J. Patterson, “Bayesian Techniques for Location Estimation,” in Proc. UBIComp Workshop, pp. 16-18, 2003.

[6] R. E. Kalman, “A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems,” Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering, pp. 35-45, Mar. 1960.

[7] G. Welch and G. Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter,” Technical Report TR 95-041, University of North Carolina at Chapel Hill, 1995.

[8] S. J. Julier, J. K. Uhlmann and H. F. Durrant-

Whyte, “A New Approach for Filtering Nonlinear Systems,” In American Control Conference, Seattle, Washington, pp. 1628-1632, 1995.

[9] International Hydrographic Organization, “User’s Handbook on Datum Transformations Involving WGS 84,” International Hydrographic Bureau, 2003.

[10] M. S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp, “A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking,” IEEE Trans. Signal Processing, Vol. 50, No. 2, pp. 174-188, Feb. 2002.

[11] E. Wan and R. van der Merwe, “The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation,” Presented at the Proc. Symp. 2000 Adaptive Systems Signal Processing, Communications, and Control, Lake Louise, AB, Canada, 2000.

[12] M. St-Pierre and D. Gingras, “Comparison between the Unscented Kalman Filter and the Extended Kalman Filter for the Position Estimation Module of an Integrated Navigation Information System,” in Proc. IEEE Intell. Veh., Symp., Parma, Italy, pp. 831-835, Jun. 2004.

[13] M. Marron, “Comparing a Kalman Filter and a Particle Filter in a Multiple Objects Tracking Application,” Intelligent Signal Processing 2007, IEEE International Symposium on. IEEE, 2007.

[14] K. C. Lee, “A Comparison between Unscented Kalman Filtering and Particle Filtering for RSSI-based Tracking,” Positioning Navigation and Communication(WPNC), 2010 7th Workshop on. IEEE, 2010.

[15] H. A. P. Blom, “An Efficient Filter for Abruptly Changing Systems,” Decision and Control, 1984. The 23rd IEEE Conference on. Vol. 23, IEEE, 1984.

[16] Y. Bar-Shalom, et al. “Tracking a Maneuvering Target Using Input Estimation Versus the Interacting Multiple Model Algorithm,” Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on 25.2, pp. 296-300, 1989.

[17] Y. Boers, Y. et al., “Interacting Multiple Model Particle Filter,” IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation 150.5, pp. 344-349, 2003.

[18] T. Kirubarajan, Y. Bar-Shalom, “Kalman Filter vs.

- IMM Estimator : When Do We Need the Latter?," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 39, No. 4, pp. 1452-1457, Oct. 2003.
- [19] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "Unscented Filtering and Nonlinear Estimation," Proceedings of the IEEE, Vol. 92, No. 3, pp. 401-422, March 2004.
- [20] R. van der Merwe, "Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models," In Workshop on Advances in Machine Learning, Montreal, June 2003.
- [21] R. van der Merwe, "Sigma-Point Kalman Filters for Probabilistic Inference in Dynamic State-Space Models," PhD thesis, OGI School of Science & Engineering at Oregon Health & Science University, Portland, OR, April 2004.
- [22] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, "The scaled Unscented Transformation," in Proc. Amer. Control Conf., pp. 4555-4559, 2002.
- [23] R. Turner and C. E. Rasmussen, "Model Based Learning of Sigma Points in Unscented Kalman Filtering," Neurocomputing, Vol. 80, pp. 47-53, 2012.
- [24] K. C. Bailey, "Iraq's Asymmetric Threat to the United States and US Allies," Comparative Strategy 21.3, pp. 161-177, 2002.
- [25] J. Kueter, K. Howard, "The Cruise Missile Challenge : Designing a Defense Against Asymmetric Threats," George C. Marshall Institute, 2007.
- [26] C. Hu, et al., "Adaptive Kalman Filtering for Vehicle Navigation," Journal of Global Positioning Systems 2.1, pp. 42-47, 2003.
- [27] R. O. Zetik, et al., "Kalman Filter Based Tracking of Moving Persons Using UWB Sensors," Wireless Sensing, Local Positioning, and RFID, 2009. IMWS 2009. IEEE MTT-S International Microwave Workshop on. IEEE, 2009.