Journal of the KIMST, Vol. 18, No. 5, pp. 517-524, 2015
ISSN 1598-9127
DOI http://dx.doi.org/10.9766/KIMST.2015.18.5.517

Research Paper 센서 · 신호처리 부문

능, 수동센서를 이용한 수중환경에서의 표적추적필터 구조 연구

임영택*,1) · 서태일2)

1) 삼성탈레스㈜ 해양/시스템 연구소
2) 국방과학연구소 제6기술연구본부

A Study on Target Tracking Filter Architecture in Underwater Environment using Active and Passive Sensors

Youngtaek Lim*,1) · Taeil Suh2)

1) *Naval/System R&D Center, Samsung Thales Co., Ltd., Korea*
2) *The 6th Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea*

(Received 13 March 2015 / Revised 23 July 2015 / Accepted 14 August 2015)

ABSTRACT

In this paper, we propose a new target tracking filter architecture using active and passive sensors in underwater environment. A passive sensor for target tracking needs a bearing measurement of target. And target tracking filter for using passive sensor has the observability problem. On the other hand, an active sensor does not have the problem associated with system observability problem because an active sensor uses bearing and range measurement. In this paper, the tracking filter algorithm that could be used in the active and passive sensor system is proposed to analyze maneuvering target and to improve target tracking performance.

The proposed tracking filter algorithm is tested by a series of computer simulation runs and the results are analyzed and compared with existing algorithm.

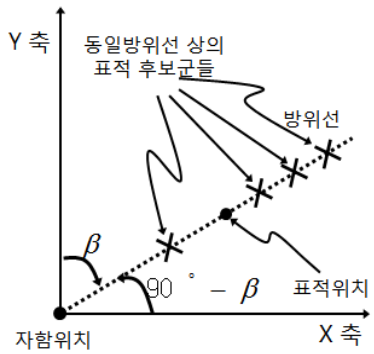
Key Words : Target Tracking Filter, Active Sensor, Passive Sensor, Mixed-mode, Observability

1. 서 론

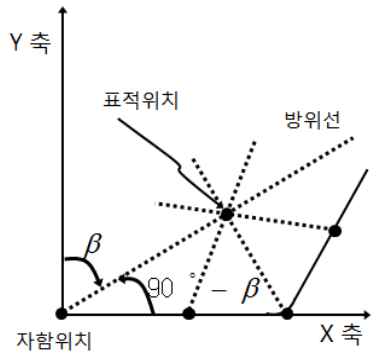
수중환경에서 수동센서를 이용하여 표적의 궤적을 추적할 경우에는 일반적으로 각도정보를 이용한다. 이와 같이 각도정보만을 이용하여 표적의 위치, 속도와 같은 표적 상태변수를 추정할 경우 동일한 각도 선상의 모든 위치가 표적이 존재할 수 있는 후보가 되기 때문에 실제 표적의 위치를 추정하기는 매우 힘든 상황이 발생하게 되며 이는 추적필터의 안정성과 수렴성에 문제를 발생시키는 원인이 될 수 있다. 따라서 상태변수의 추정에 사용되는 추적필터의 안정성과 수렴성을 확보하기 위해서는 시스템의 가관측성 해석이 선행되어야 하며, 이를 위해 관측자의 선 기동이 반드

* Corresponding author, E-mail: youngtaek74.lim@samsung.com
Copyright ⓒ The Korea Institute of Military Science and Technology

시 필요하다[1,3,6,7]. 아래 Fig. 1은 위에서 설명한 수동 센서의 경우에 대하여 자함의 선기동을 통한 가관측성 향상방법을 도식화해서 설명한 것이다.



(a) Not ensuring observabiliy



(b) Ensuring observability using pre-maneuvering

Fig. 1. Observability problem

이와 같이 각도를 측정치로 사용하는 수동센서가 근원적으로 가질 수 밖에 없는 문제점을 해결하기 위한 방법으로 능동센서를 이용하는 방법을 고려할 수 있다. 능동센서의 경우 각도정보를 이용해서 가관측성의 확보가 필요한 수동센서와 달리, 거리정보와 각도정보를 함께 활용하기 때문에 항상 가관측성을 확보할 수 있게 된다. 또한 능동센서는 수동센서의 경우와 달리 표적에 대한 가관측성이 항상 확보되므로 가관측성을 향상시키기 위한 관측자의 선기동이 필요치 않다. 이러한 이유로 능동센서를 이용한 표적 추적의 경우에는 비선형 상태추정문제에서 실용적인 실시간 계산성, 추정치의 정확도를 개선시키는 방향으로 연구가 진행되어 왔다[2,5].

본 논문에서는 이러한 능동센서와 수동센서를 동시에 수중환경에서 적용할 경우 어떠한 필터구조가 적합할 것인가에 대해 연구한 것이다. 일반적으로 표적추적 분야에 있어서 능동형 센서를 이용할 경우에는 최적필터로 잘 알려진 Kalman Filer(KF)알고리즘[4]을, 수동형 센서를 이용할 경우에는 Extended KF(EKF)[4,7] 또는 Modified Gain EKF(MGEKF)알고리즘[1~3]을 보편적으로 활용해 왔다.

본 논문에서는 능동센서와 수동센서에서 획득된 표적 측정치를 동일한 MGEKF 알고리즘을 이용하여 표적추적에 적용한 표적추적필터구조를 제안한다. 또한 제안한 필터구조의 성능과 기존의 KF, MGEKF 알고리즘을 결합한 구조의 필터 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 그 결과를 비교하고, 제안한 구조의 필터 성능이 우수함을 보이고자 한다.

2. 본 론

2.1 시스템 모델

수중환경에서 수동 혹은 능동 센서를 이용하여 표적을 추적할 경우 2차원 평면에서의 표적추적시스템 동력학 모델이 필요하다[8]. 이 시스템의 상태변수로 관측자와 표적간의 상대위치, 상대속도, 표적가속도를 정의하면 시스템 동력학은 식 (1)로 나타낼 수 있다.

$$\dot{x} = Ax + BAm \tag{1}$$

$$x = (P\ V\ A_T)^T = \left(X, Y, \dot{X}, \dot{Y}, A_{T_X}, A_{T_Y}\right)^T \tag{2}$$

여기서 상태변수 x는 식 (2)이며 시스템 행렬 A, B는 각각 다음과 같다.

$$A = \begin{pmatrix} 0_2 & I_2 & 0_2 \\ 0_2 & 0_2 & I_2 \\ 0_2 & 0_2 & 0_2 \end{pmatrix},\ B = \begin{pmatrix} 0_2 \\ -I_2 \\ 0_2 \end{pmatrix} \tag{3}$$

식 (1)에서 A_T는 일정하다고 가정했으며, A_m는 관측자의 가속도를 나타낸다.

수중환경에서 관측자가 변침을 하면서 받아들이는 각도정보에는 잡음이 실리게 되는데 이러한 잡음 환경 하에서의 각도정보는

$$z(t_i)=\tan^{-1}\frac{X(t_i)}{Y(t_i)}+\upsilon(t_i) \tag{4}$$

로 표현되며 이 중에서 잡음이 섞이지 않은 순수한 표적 방위각 β는 다음과 같이 표현된다.

$$\beta(t_i)\equiv\tan^{-1}\frac{X(t_i)}{Y(t_i)}=h(x(t_i)) \tag{5}$$

식 (4)에 나타난 측정잡음 $\upsilon(t_i)$는 평균이 0이고 분산이 σ^2인 백색 가우시안으로 가정한다. 또한 식 (1)의 시스템 동력학 해는 아래와 같다.

$$x(t)=\Phi(t-t_0)x(t_0)+\sum_{i=1}^{n}\left(\int_{t_{ms_i}}^{t_{me_i}}\Phi(t-\sigma)BA_m(\sigma)d\sigma\right) \tag{6}$$

여기에 상태변수 천이행렬 $\Phi(t-t_0)$은 다음과 같이 표현된다.

$$\Phi(t-t_0)=\begin{pmatrix} I_2 & (t-t_0)I_2 & \frac{1}{2}(t-t_0)^2I_2 \\ 0_2 & I_2 & (t-t_0)I_2 \\ 0_2 & 0_2 & I_2 \end{pmatrix} \tag{7}$$

각도정보만을 이용한 표적추적 시스템의 가관측성 해석[1,2,5,6]결과로 관측자가 변침을 통해 가속도 성분을 가져야 시스템의 가관측성을 확보할 수 있다는 것을 알 수 있다.

2.2 능동형 센서를 이용한 표적추적

2.2.1 능동형 센서의 표적추적을 위한 Kalman Filter

수중환경과 같이 2차원으로 표현될 수 있는 공간에서 표적을 추정하는 표적추적문제에 가장 널리 쓰이는 구조의 필터로는 최적필터로 알려져 있는 Kalman Filter 알고리즘을 들 수가 있다. 먼저 Kalman Filter 알고리즘을 살펴보면 다음과 같이 정리할 수 있다.

◆ Propagation Equation

$$\bar{x}_k=\Phi\hat{x}_{k-1} \tag{8}$$

$$\bar{P}_k=\Phi\hat{P}_{k-1}\Phi^T+Q \tag{9}$$

◆ Measurement Update Equation

$$\hat{x}_k=\bar{x}_k+K_k(z_k-H\bar{x}_k) \tag{10}$$

$$K_k=\bar{P}_kH^T(H\bar{P}_kH^T+R)^{-1} \tag{11}$$

$$\begin{aligned}\hat{P}_k&=(I-K_kH)\bar{P}_k(I-K_kH)^T+K_kRK_k^T \\ &=(I-K_kH)\bar{P}_k\end{aligned} \tag{12}$$

위 식에서 본 Kalman Filter 알고리즘은 선형 시불변 시스템에서 최적필터로 적용될 수 있으며 여기에서는 이러한 Kalman Filter 알고리즘을 거리정보를 측정치로 하는 능동형 센서에 적용하고자 한다. 여기서 사용되는 상태변수는 표적과 관측자간의 상대위치, 상대속도에 해당된다.

2.2.2 능동형 센서의 표적추적을 위한 Modified Gain Extended Kalman Filter

수중환경에서 각도정보만을 표적정보로 취하는 수동형 센서에 적용하는 MGEKF 알고리즘에 대한 기동표적의 추정성능에 관한 것들은 기존의 발표된 논문 [1,2,3]에서 그 결과를 이미 확인한 바 있다. 본 논문에서는 거리정보를 포함한 능동형 센서에 MGEKF 알고리즘을 적용하고자 한다.

순차적 추정자인 MGEKF 알고리즘을 기동하는 표적에 대한 추적필터로 적용하기 위해서는 비선형 함수로 표현되는 각도 및 거리정보가 'Modifiable'이라 규정되는 총체적 선형화가 가능한 특수한 Class에 속하는가를 알아보는 것이 선행되어야 한다[1,2,3]. 각도를 측정치로 하는 경우에 대한 증명은 이미 [1,3]에서 하였으므로 여기에서는 거리정보를 이용하는 경우에 대해서 'Modifiable'함을 증명해 보겠다.

정리 1.

어떤 벡터함수 $G(x_i)$가 다음과 같은 등식이 성립할 때 $G(x_i)$를 'Modifiable' 함수라 한다.

$$G(x_i)-G(\bar{x_i})=H(z_i^*,\bar{x})(x_i-\bar{x_i}) \tag{13}$$

거리정보와 각도정보를 활용한 경우에 대한 'Modifiable'을 설명하기 위한 X, Y 좌표상의 기하학적 관계를 나타내면 아래와 같다.

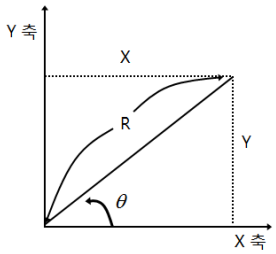


Fig. 2. Geometric relation to proof of 'modifiable'

또한 각도정보에 대한 'Modifiable'함은 이미 [1,2]에서 증명된 바 있으므로 여기에서는 그것을 이용하기만 한다.

$$R=\sqrt{X^2+Y^2} \tag{14}$$
$$R-\overline{R}=\sqrt{X^2+Y^2}-\sqrt{\overline{X}^2+\overline{Y}^2}$$

측정치로 얻어진 거리정보는

$$R=\cos\theta X+\sin\theta Y \tag{15}$$
$$\overline{R}=\cos\bar{\theta}\,\overline{X}+\sin\bar{\theta}\,\overline{Y}$$

로 표현할 수 있는데 이렇게 표현된 것을 이용해서 식 (14)를 다시 나타내면

$$\begin{aligned} R-\overline{R} &= \cos\theta X+\sin\theta Y-\left(\cos\bar{\theta}\,\overline{X}+\sin\bar{\theta}\,\overline{Y}\right) \\ &= \cos\theta X-\cos\bar{\theta}\,\overline{X}+\sin\theta Y-\sin\bar{\theta}\,\overline{Y} \\ &= \cos\theta X-\cos\bar{\theta}\,\overline{X}-\cos\theta\overline{X}+\cos\theta\overline{X} \\ &\quad +\sin\theta Y-\sin\bar{\theta}\,\overline{Y}-\sin\theta\overline{Y}+\sin\theta\overline{Y} \\ &= \cos\theta\left(X-\overline{X}\right)+\frac{\cos\theta-\cos\bar{\theta}}{\theta-\bar{\theta}}\overline{X}(\theta-\bar{\theta}) \\ &\quad +\sin\theta\left(Y-\overline{Y}\right)+\frac{\sin\theta-\sin\bar{\theta}}{\theta-\bar{\theta}}\overline{Y}(\theta-\bar{\theta}) \end{aligned} \tag{16}$$

이렇게 구해진 식 (16)와 [1,2]의 각도정보를 이용하여 정리해보면 다음과 같다.

$$\begin{pmatrix} R-\overline{R} \\ \theta-\bar{\theta} \end{pmatrix}= \tag{17}$$

$$\begin{pmatrix} \cos\theta-\gamma K_1\sin\theta, & \sin\theta+\gamma K_1\cos\theta, & 0,0,0,0 \\ -K_1\sin\theta, & K_1\cos\theta, & 0,0,0,0 \end{pmatrix}\cdot\begin{pmatrix} X-\overline{X} \\ Y-\overline{Y} \\ \dot{X}-\dot{\overline{X}} \\ \dot{Y}-\dot{\overline{Y}} \\ \ddot{X}-\ddot{\overline{X}} \\ \ddot{Y}-\ddot{\overline{Y}} \end{pmatrix}$$

식 (17)에 의해 거리정보를 추정치로 가지는 경우에는 'Modifiable'함을 알 수 있다. 그리고 여기에서

$$K_1=\frac{\dfrac{\tan^{-1}\alpha}{\alpha}}{\cos\theta\overline{X}+\sin\theta\overline{Y}}$$

이고

$$\alpha=\frac{1}{\cos\theta\overline{X}+\sin\theta\overline{Y}}\left(\sin\theta\overline{X}-\cos\theta\overline{Y}\right),$$
$$\gamma=\frac{\overline{X}\left(\cos\theta-\cos\bar{\theta}\right)+\overline{Y}\left(\sin\theta-\sin\bar{\theta}\right)}{\theta-\bar{\theta}}$$

로 정의한다.

위에서 증명한 바에 의해서 거리정보와 각도정보를 측정치로 이용하는 능동센서는 MGEKF 알고리즘을 적용할 수 있음을 알 수 있고, 알고리즘을 정리하면 다음과 같다.

◆ Propagation Equation

$$\overline{x}_k=\Phi\left(t_k-t_{k-1}\right)\hat{x}_{k-1}-\left(x_{m_{k-1}}-\Phi\left(t_k-t_{k-1}\right)x_m\right) \tag{18}$$

$$\overline{P}_k=\Phi\hat{P}_{k-1}\Phi^T+Q \tag{19}$$

◆ Measurement Update Equation

$$\hat{x}_k=\overline{x}_k+K_k\left(z_k-h\left(\overline{x}_k\right)\right) \tag{20}$$

$$K_k=\overline{P}_kC_k^T\left(C_k\overline{P}_kC_k^T+\sigma_k^2\right)^{-1} \tag{21}$$

$$\hat{P}_k=\left(I-K_kg(z_k)\right)\overline{P}_k\left(I-K_kg(z_k)\right)^T+K_k\sigma_k^2K_k^T \tag{22}$$

이와 같이 MGEKF 알고리즘에서 거리정보와 각도정보를 이용하는 경우에 대해 C_k는

$$\frac{C_k=\partial h\left(\overline{x}_k\right)}{\partial x}\Big|_{x=\overline{x_k}}=\begin{pmatrix} -\dfrac{Y}{X^2+Y^2}, & \dfrac{X}{X^2+Y^2}, & 0,0,0,0 \\ \dfrac{X}{\sqrt{X^2+Y^2}} & \dfrac{Y}{\sqrt{X^2+Y^2}} & 0,0,0,0 \end{pmatrix} \tag{23}$$

로 구해지고

$$z_k = \begin{pmatrix} \tan^{-1}\dfrac{Y}{X} \\ \sqrt{X^2+Y^2} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_\theta \\ v_R \end{pmatrix} \quad (24)$$

와 같은 비선형 함수로 표현되며 $h(\overline{x}_k)$는

$$h(\overline{x_k}) = \begin{pmatrix} \tan^{-1}\dfrac{Y}{X} \\ \sqrt{X^2+Y^2} \end{pmatrix}$$

이다. 또한 $g(z_k)$는 식 (15)에서 구해진 행렬식 A = BC에서 B에 해당한다.

2.3 시뮬레이션 조건 및 결과

이 장에서는 앞에서 살펴본 필터 알고리즘들을 이용하여 기동하는 표적에 대한 표적추적필터의 성능을 시뮬레이션을 통해서 비교, 분석하고자 한다.

수중환경에서 수동센서를 이용하여 기동표적에 대한 표적추적을 수행하는 경우에는 가관측성 문제가 먼저 해결되어야 하며, 표적의 기동형태에 따라서 공정잡음의 공분산 값을 설정해 주어야 하고, 이는 실시간으로 동작해야하는 필터의 기능에 효과적이지 못하다. 능동센서의 측정치를 기동표적추적필터의 측정치로 이용할 경우 표적의 측정치를 획득하기 위해 발생시키는 음파에 의해서 적으로부터 관측자의 위치를 추적당해 그 생존성에 문제가 생길 수 있다.

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 앞서 제안한 능동, 수동센서의 측정치를 함께 활용하는 혼합형 필터 알고리즘을 이용하여 기동표적에 대한 추정성능을 알아보고자 한다.

시뮬레이션에 적용한 필터 알고리즘 구조는 첫 번째로는 능동센서 측정치를 활용하는 Kalman Filter 알고리즘과 수동센서 측정치를 활용한 MGEKF 알고리즘의 혼합형 필터 구조(KF + MGEKF 구조)이고, 두 번째로는 능동센서 측정치와 수동센서 측정치를 공히 활용하는 MGEKF 알고리즘의 혼합형 필터 구조(Only MGEKF 구조) 이다.

시뮬레이션 조건으로는 전체 시뮬레이션 시간 10000초 중에서 표적이 직선기동하고, 0 ~ 500초 동안에는 능동센서를 그 이후에는 수동센서로 전환하여 표적을 추적하는 경우와 표적이 3000초와 5100초에 각각 45°의 변침각으로 좌, 우로 각 한번 씩 변침하고, 0 ~ 500초, 2500 ~ 3000초, 5000 ~ 5500초 동안에 능동센서를 적용하고 그 이외 시간에는 수동센서를 사용하는 경우이고 이에 사용되는 공정잡음의 공분산값은

$$Q_1 = \begin{pmatrix} 10^{-3}I_2 & 0_2 & 0_2 \\ 0_2 & 10^{-6}I_2 & 0_2 \\ 0_2 & 0_2 & 0_2 \end{pmatrix} (\text{표적 직선기동의 경우 적용}),$$

$$Q_2 = \begin{pmatrix} 10^{-1}I_2 & 0_2 & 0_2 \\ 0_2 & 3*10^{-3}I_2 & 0_2 \\ 0_2 & 0_2 & 0_2 \end{pmatrix} (\text{표적변침의 경우})$$

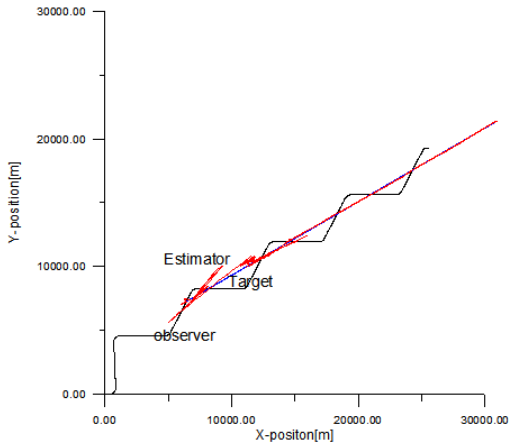
으로 하며 능동, 수동센서에 적용된 측정잡음은 $N(0, 100\ m^2)$의 특성을 갖는 Gaussian Noise를 활용했다.

혼합형 센서의 측정치를 활용한 KF + MGEKF 필터 구조 알고리즘과 Only MGEKF 필터 구조 알고리즘을 시뮬레이션에 적용한 결과는 다음과 같다.

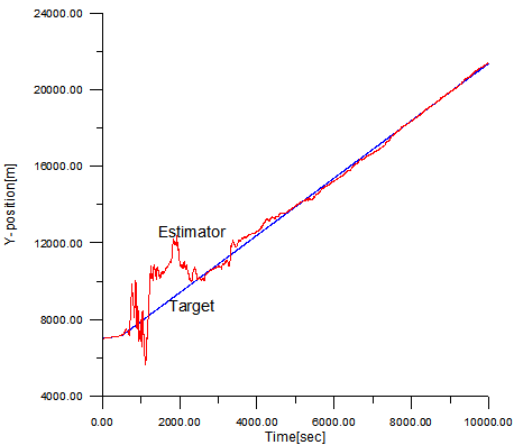
Fig. 3과 4의 결과는 표적이 직선기동을 하고 초기 500초 동안에는 능동센서, 그 이후에는 수동센서를 사용하는 조건에 대해서 KF + MGEKF 구조와 Only MGEKF 구조의 결과를 나타낸 것이다. 시뮬레이션 시간 4000초를 전. 후해서 그 결과를 비교해보면 4000초 이전에서는 필터가 능동에서 수동센서를 활용하는 경우로 전환된 이후 필터 안정화를 위한 시간이 필요하기 때문에 추정 오차가 발생하는 것을 알 수 있으며 4000초 이후에는 두 경우 모두 필터 추정치가 안정적이고 정확하다는 것을 알 수 있다. 굳이 비교를 하자면 KF + MGEKF 구조에 비해 Only MGEKF 구조를 갖는 경우가 4000초 이후의 추정오차가 더 작은 것을 확인할 수 있지만 그 차이가 미미하기 때문에 유사한 추정결과로 보아도 무방할 것으로 보인다.

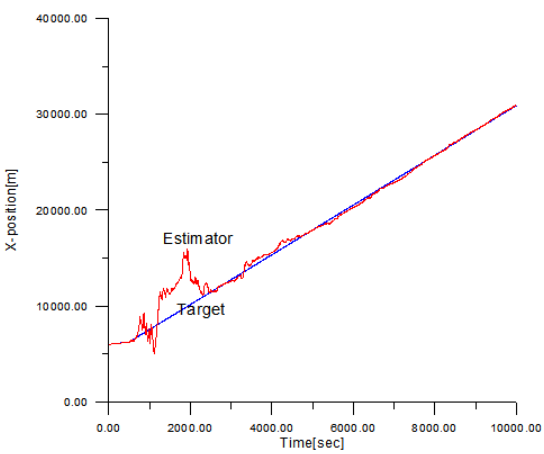
다음은 표적이 두 번 변침하고 능동, 수동센서를 이용한 필터변환을 3번 하는 경우에 시뮬레이션 결과이다.

Fig. 5의 결과를 살펴보면 능동센서를 이용한 필터에서 수동센서를 이용한 필터로 전환되는 과정에서 일정부분 Fluctuation 현상이 발생하는 것을 알 수 있는데 이는 능동형필터로 활용한 Kalman Filter 알고리즘과 수동형 필터로 활용한 MGEKF 알고리즘간의 구조적 불일치에 의해서 발생하는 것으로 보인다. 또한 능동에서 수동으로 전환된 이후 필터 안정화 문제로 인해 그 추정오차가 크게 발생하는 것을 알 수 있다. 이에 반해 Only MGEKF 구조를 사용한 Fig. 6의 결과를 살펴보면 능동, 수동형 필터에 동일한 구조를 갖는 MGEKF 알고리즘을 공히 적용하였기 때문에 구조적 불일치에 의해서 발생하는 Fluctuation 문제가 나타나지



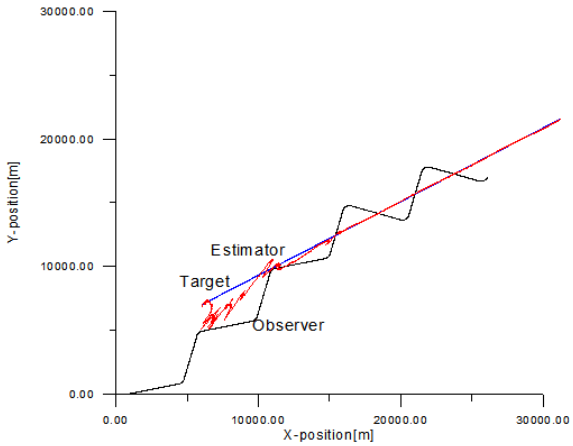
(a) The result of target motion analysis



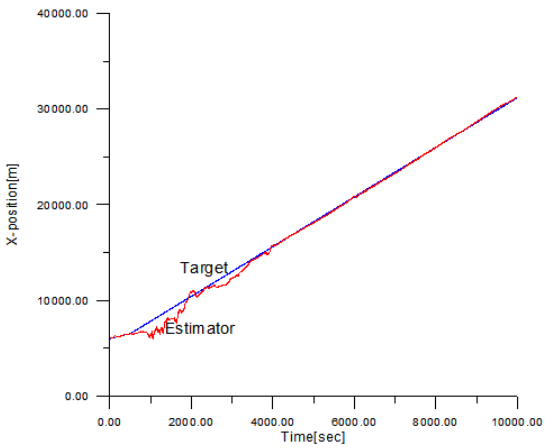


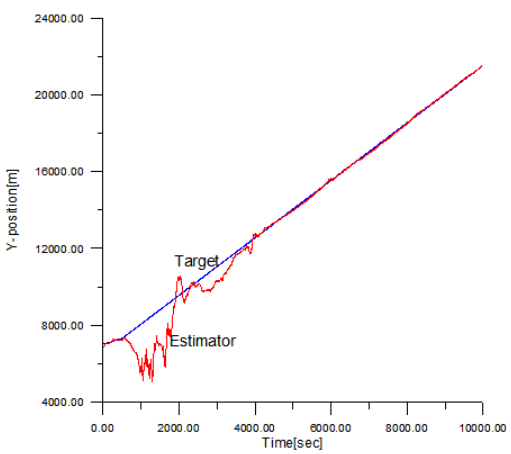
(b) The results of X, Y position estimation

Fig. 3. The results of KF + MGEKF architecture (Case of straight moving target and applied Q_1)



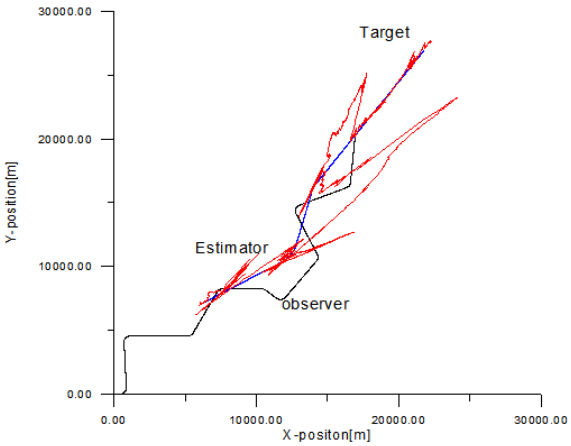
(a) The result of target motion analysis



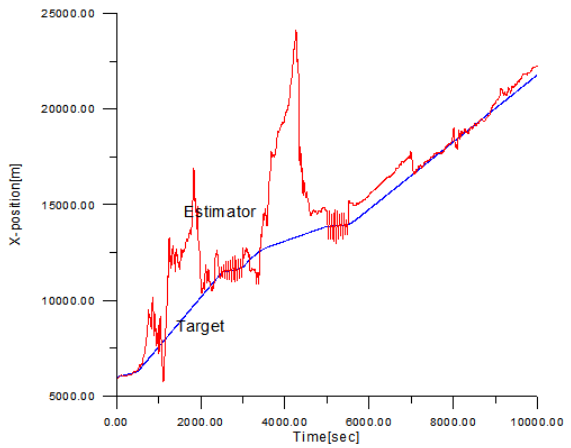


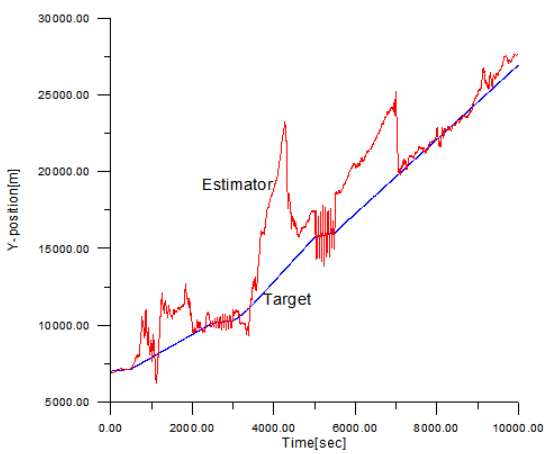
(b) The results of X, Y position estimation

Fig. 4. The results of only MGEKF architecture (Case of straight moving target and applied Q_1)



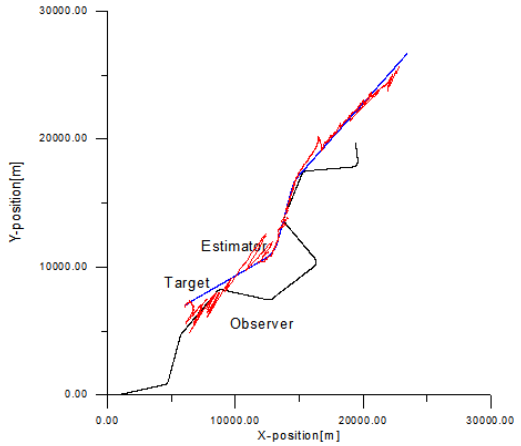
(a) The result of target motion analysis



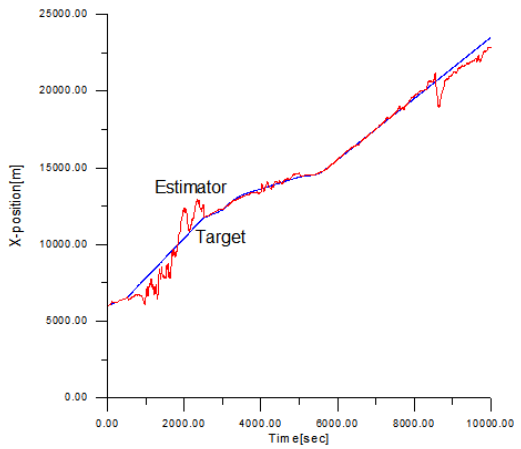


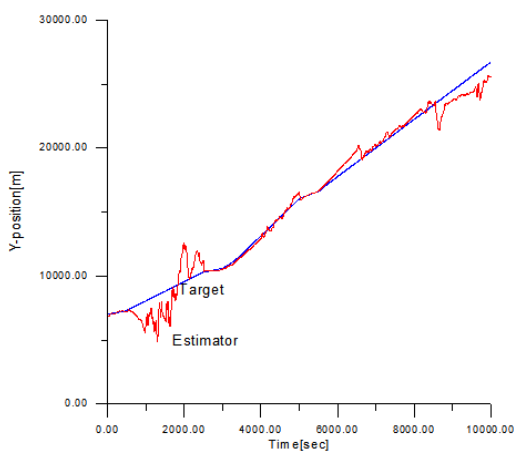
(b) The results of X, Y position estimation

Fig. 5. The results of KF + MGEKF Architecture (Case of maneuvering target and applied Q_2)



(a) The result of target motion analysis





(b) The results of X, Y position estimation

Fig. 6. The results of only MGEKF architecture (Case of maneuvering target and applied Q_2)

Table 1. The results of RMSE

	X Position	Y Position
KF + MGEKF	15741.18 m	19655.42 m
Only MGEKF	568.10 m	926.56 m

않으며 Fig. 5의 결과에 비해 필터 전환 이후의 추정오차가 현저히 감소하는 결과를 보여준다. Table 1의 경우는 Fig. 5와 Fig. 6의 결과에 대해 RMSE(Root Mean Square Error)를 비교한 것이다. 표에서 알 수 있듯이 KF + MGEKF의 경우 보다 Only MGEKF를 적용하는 경우의 RMSE값이 현저히 작다는 것을 알 수 있다.

Fig. 5, 6의 결과와 Table 1의 결과를 통해서 동일한 구조의 필터를 능, 수동형 필터로 활용했을 때 구조적 안정화가 그 추정결과에도 영향을 준다는 것을 반증한다고 할 수 있다.

3. 결 론

본 논문에서 적용한 능동, 수동센서 혼합형 센서의 측정치를 활용한 필터구조에 대한 시뮬레이션 결과를 살펴보면 표적이 직선기동하고 능동, 수동센서가 한번 전환되는 경우에 KF + MGEKF 필터구조와 Only MGEKF 필터구조 모두 기동표적에 대한 표적추적필터 성능은 매우 유사하나 위치에 대한 추정결과를 통해 두 번째 필터구조인 Only MGEKF 필터구조의 성능이 다소 우수함을 알 수 있다. 그러나 표적이 45°의 변침각으로 두 번 변침하고 능동, 수동센서가 세 번 전환되는 경우에 두가지 필터 구조 모두 표적의 기동을 추적하기는 하나, KF + MGEKF 필터구조의 결과에서는 능동, 수동센서에 적용된 필터로 동일한 구조를 갖지 않는 필터를 활용했기 때문에 표적상태변수의 추정치에 Fluctuation현상이 나타나 필터구조의 불안정현상을 나타내 보였고, 전반적인 표적추정성능 역시 좋지 못하였다. 반면 Only MGEKF 필터구조의 경우는 동일한 구조의 필터를 능동, 수동에 공히 적용하였기 때문에 이와 같은 표적상태변수 추정치의 Fluctuation현상 없이 기동표적의 위치를 추정함을 알 수 있고 전반적인 표적추정성능 역시 KF + MGEKF 필터구조를 적용한 경우에 비해 뛰어남을 알 수 있었다.

따라서 이러한 시뮬레이션 결과를 통해 수중환경에서 능동, 수동센서를 혼합하여 활용할 경우 획득되는 측정치에 관계없이 공히 MGEKF(Only MGEKF) 필터구조를 적용한 경우가 기동표적에 대한 추정성능 측면에서나 필터의 안정성 측면에서 더 적합한 형태의 필터구조라는 사실을 확인할 수 있었다.

References

[1] T. L. Song, “Observability of Target Tracking with Bearing-Only Measurement,” IEEE Transactions and Aerospace and Electronic Systems, Vol. 32, No. 4, pp. 1468 ~ 1472, Oct., 1996.

[2] T. L. Song, “Observability of Target Tracking with Range-Only Measurement,” IEEE Journal of Oceanic Engineering, Vol. 24, No. 3, July, 1999.

[3] Y. T. Lim and T. L. Song, “A Study of Maneuvering Target Motion Analysis for a Passive Sonar System with the IMM,” Proceedings of UARC 2000, pp. 91 ~ 95, 12, 2000.

[4] Greg Welch and Gary Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter,” University of North Carolina at Chapel Hill Department of Computer Science Chapel Hill, NC 27599-3175, Copyright 2001 by ACM, Inc.

[5] Ross Deming, John Schindler and Leonid Perlovsky, “Multi-Target/Multi-Sensor Tracking using only Range and Doppler Measurements,” IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems Vol. 45, No. 2, April 2009.

[6] K. Radhakrishnan, A. Unnikrishnan and K. G Balakrishnan, “Bearing only Tracking of Maneuvering Target using a Single Coordinated Turn Model,” International Journal of Computer Application, Vol. 1-No. 1, pp. 25 ~ 33, 2010.

[7] A. R. Reshman, Anooja S and Deepa Elizabeth George, “Bearing only Tracking using Extended Kalman Filter,” International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering Vol. 2, issue2, February 2013.

[8] M. Mallick, M. Morelands, L. Mihaylova, S. Arulampalam and Y. Yan, “Interated Tracking, Classification and Sensor Management,” Theory and Application, Edited by M. Mallick et al, John Wiley and Sons, Inc. 2013