

적응 이동 구간 칼만 필터를 이용한 무인 잠수정의 항법 시스템에 관한 연구

조경남*, 서동철**, 최항순†***

서울대학교 해양기술인력양성사업단*
서울대학교 조선해양공학과**
서울대학교 해양시스템 공학연구소***

A Study on the Underwater Navigation System with Adaptive Receding Horizon Kalman Filter

Gyungnam Jo*, Dong C. Seo** and Hang S. Choi†***

Marine Technology Education and Research Center, Seoul National University*
Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Seoul National University**
Research Institute of Marine Systems Engineering, Seoul National University***

Abstract

In this paper, an underwater navigation system with adaptive receding horizon Kalman filter (ARHKF) is studied. It is well known that incorrect statistical information and temporal disturbance invoke errors of any navigation systems with Kalman filter, which makes the autonomous navigation difficult in real underwater environment. In this context, two kinds of problems are herein considered. The first one is the development of an algorithm, which estimates the noise covariance of a linear discrete time-varying stochastic system. The second one is the implementation of ARHKF to underwater navigation systems. The performance of the derived estimation algorithm of noise covariance and the ARHKF are verified by simulation and experiment in the towing tank of Seoul National University.

※Keywords: Unmanned underwater vehicle (무인 잠수정), Navigation system (항법 시스템), Adaptive receding horizon (적응 이동 구간), Kalman filter (칼만 필터)

접수일: 2008년 4월 24일, 승인일: 2008년 6월 2일

†교신저자: hschoi@snu.ac.kr, 02-880-7329

1. 도입

이 연구에서는 적응 이동 구간 칼만 필터 (Adaptive Receding Horizon Kalman Filter, ARHKF)를 이용한 수중 항법 시스템의 설계를 다룬다. 장거리 순항형 무인 잠수정은 GPS 와 같은 위성 항법 시스템이나 제한된 범위만을 지원할 수 있는 LBL 의 보정을 받지 못한다 (Jo and Choi 2006b). 따라서 순항형 잠수정은 관성 항법 시스템을 기반으로 심도계, 자기 방위계 및 DVL 등 비관성 센서의 도움을 받아 항법 시스템을 구성한다. 이러한 복수의 센서 정보를 통합하는 목적으로 칼만 필터와 같은 최적 필터 기법이 보편적으로 사용되고 있다 (Yoon and Rhee 2001, 2003, Lee and Ha 2003).

Lee et al. (2003) 은 간접 되먹임 상태 변수를 이용한 칼만 필터를 이용하여 수중 복합 항법 시스템을 제안하였고, Lee et al. (2004, 2005)은 이 결과를 초음파 거리계로 확장하는 위치 보정 항법 시스템을 제안하였다. Jo and Choi (2004, 2006b) 은 이동 구간 칼만 필터를 이용한 속도 보정 수중 항법 시스템이 일시적인 외란에 강인한 항법 성능을 발휘할 수 있음을 밝혔다. 하지만 칼만 필터는 잡음에 관한 통계 정보가 정확히 알려져 있다는 전제 하에만 최적 필터가 된다. 따라서 잡음에 관한 부정확 통계 정보는 항법 시스템의 정밀도를 떨어뜨릴 수 있고, 심한 경우에는 필터의 안정성을 깨뜨릴 수도 있다 (Jo 2007a). 장거리를 순항하는 무인 잠수정의 잡음 통계 정보는 지속적으로 변한다. 따라서 순항형 잠수정을 위한 보다 정밀한 항법 시스템을 구성하기 위하여 잡음 정보를 실시간으로 갱신할 수 있는 항법 필터가 필요하다.

이 연구에서는 크게 두 가지 문제를 다룬다. 먼저 선형 이산 시변 확률 시스템의 잡음 공분산을 추정하는 알고리즘을 유도한다. 유도한 알고리즘은 정상 상태라는 가정을 필요로 하지 않는다. 두 번째는 적응 이동 구간 칼만 필터의 유도이다. 유도한 잡음 공분산 추정 알고리즘과 ARHKF 의 성능은 시뮬레이션과 서울대학교 예인 전차를 이용한 실험으로 외란을 능동적으로 제거함을 확인함

으로써 순항형 무인 잠수정의 항법 시스템에 적용할 수 있음을 보였다.

2. 적응 칼만 필터

아래와 같은 선형 이산 시변 확률 시스템을 고려한다.

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F_k x_k + G_k w_k \\ z_k &= H_k x_k + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $x_k \in \mathbb{R}^n$ 은 상태 변수를, $z_k \in \mathbb{R}^r$ 는 출력 벡터를 나타내며, $F_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 은 시스템, $G_k \in \mathbb{R}^{n \times q}$ 와 $H_k \in \mathbb{R}^{r \times n}$ 은 관측치를 나타낸다. 그리고 공정 잡음과 계측 잡음은 서로 독립이며, 다음과 같은 속성을 지닌다고 가정한다.

$$\begin{aligned} E[w_i w_j^T] &= Q_k \delta_{ij}, \quad E[v_i v_j^T] = R_k \delta_{ij} \quad \forall i, j \\ Q_k &\geq 0, \quad R_k > 0 \end{aligned} \quad (2)$$

시스템의 잡음 공분산을 아래와 같이 알려진 상수 행렬의 선형합으로 놓을 수 있다고 가정한다.

$$R_k = \sum_{i=1}^N R_i \theta_i, \quad Q_k = \sum_{i=1}^N Q_i \theta_i \quad (3)$$

여기서 R_i 과 Q_i 는 서로 중복되지 않는 상수 행렬이고, θ_i 는 벡터 θ 의 i 번째 원소이다. 본 연구에서는 각각 (i, i) 원소만 1 이고 나머지는 모두 0 인 행렬로 구성하였다. 그리고 N 은 두 잡음 공분산 행렬에 포함된 원소의 총 개수를 의미한다. 이렇게 잡음 공분산을 매개 변수화할 경우 잡음 공분산을 추정하는 것은 적절한 관측식을 구성하여 최적의 벡터 θ 를 구하는 문제로 귀결된다.

잡음 공분산을 추정하기 위한 관측식을 선형 칼만 필터를 이용하여 구성한다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1}^- &= F_k \hat{x}_k^- + F_k K_k e_k \\ e_k &= z_k - H_k \hat{x}_k^- \end{aligned} \quad (4)$$

필터를 구성하기 위하여 임의의 잡음 공분산 행렬 R_a 과 Q_a 를 선택하여 추정 공분산 행렬을 구

성한다.

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_a)^{-1} \\ P_{k+1}^- &= F_k (I - K_k H_k) P_k^- (I - K_k H_k)^T F_k^T \\ &\quad + G_k Q_a G_k^T + F_k K_k R_a K_k^T F_k^T \end{aligned} \quad (5)$$

추정 오차를 $\tilde{x}_k = x_k - \hat{x}_k^-$ 라 정의하고 (1)과 (4)를 이용하면 추정 오차에 대한 차분 방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k+1} &= F_k (I - K_k H_k) \tilde{x}_k + G_j w_j - F_k K_k v_k \\ &= \psi_{k+1,0} \tilde{x}_0 + \sum_{j=0}^k \psi_{k,j+1} (G_j w_j - F_j K_j v_j) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 ψ_{k_1, k_2} 는 추정 오차에 관한 상태 천이 행렬이며, 아래와 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \psi_{k_1, k_2} &= (F_{k_1-1} - F_{k_1-1} K_{k_1-1} H_{k_1-1}) (F_{k_1-2} - F_{k_1-2} K_{k_1-2} H_{k_1-2}) \dots \\ &\quad \dots [(F_{k_2} - F_{k_2} K_{k_2} H_{k_2})] \\ \psi_{k_1, k_1} &= I, \quad k_1 > k_2 \end{aligned} \quad (7)$$

(4)의 잉여치에 대한 자기 상관 함수를 정의한다.

$$\begin{aligned} E \{ e_k e_{k-l}^T \} &= H_k E \{ \tilde{x}_k \tilde{x}_{k-l}^T \} H_{k-l}^T + H_k E \{ \tilde{x}_k v_{k-l}^T \} \\ &\quad + R_a \delta_{k, k-l}, \quad l \geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

시스템이 가관측/가제어하다고 가정하면 필터는 점근적으로 안정하므로 $\psi_{k,0}$ 는 시간이 지날수록 작아진다. 따라서 $\psi_{k,0} \tilde{x}_0$ 로 표현되는 초기 상태 변수의 추정 오차의 기여도는 충분히 작다고 볼 수 있다. 잉여치의 자기 상관 함수는 추정 오차에 대한 차분 방정식을 이용하여 아래와 같이 정리할 수 있다.

$$E \{ e_k e_{k-l}^T \} - H_k \psi_{k,0} P_0 \psi_{k-l,0}^T H_{k-l}^T = \sum_{i=1}^N A_{k,l}^i \theta_i \quad (9)$$

$$\begin{aligned} A_{k,l}^i &= H_k \left(\sum_{j=0}^{k-l-1} \psi_{k,j+1} (G_j Q_a G_j^T + F_j K_j R_a K_j^T F_j^T) \psi_{k-l,j+1}^T \right) H_{k-l}^T \\ &\quad - H_k \psi_{k, k-l+1} F_{k-l} K_{k-l} R_a u_{l-1} + R_a \delta_l \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 u_k 는 첨자 k 가 음수이면 0, 음이 아닌 정수이면 1 로 정의되는 단위계단함수이다.

(9)로 주어진 잉여치의 자기 상관 함수에 속한 벡터 θ 를 추정하기 위하여 이동 구간 추정기를 설계한다. $l > 0$ 에 대하여 (9)의 좌변을 (10)과 같이 $m^2 \times 1$ 벡터 형태로 재구성한다.

$$\tilde{d}_{k,l} = \text{vec} \{ e_k e_{k-l}^T - H_k \psi_{k,0} P_0 \psi_{k-l,0}^T H_{k-l}^T \} \quad (11)$$

마찬가지로 (9)의 우변을 $m^2 \times 1$ 벡터형태로 재구성한다.

$$\tilde{A}_{k,l} = [\text{vec} \{ A_{k,l}^1 \}, \text{vec} \{ A_{k,l}^2 \}, \dots, \text{vec} \{ A_{k,l}^N \}] \quad (12)$$

(11)과 (12)에서 $l=0$ 일 때 $e_k e_{k-l}^T - H_k \psi_{k,0} P_0 \psi_{k-l,0}^T H_{k-l}^T$ 와 $A_{k,l}^i$ 가 대칭 행렬이 되므로 반복되는 성분을 제거하기 위하여 $j \geq i$ 인 항만 취한다.

(11)과 (12)를 이용하여 (13)을 얻는다.

$$\tilde{d}_{k,l} = \tilde{A}_{k,l} \theta + \tilde{\eta}_{k,l} \quad (13)$$

여기서 $\tilde{\eta}_{k,l}$ 는 모델링 불확실성과 수치 오차 등의 잡음에 관한 항이다.

(13)에서 계측값 $\tilde{d}_{k,l}$ 을 $\tilde{d}_{1,1}$, $\tilde{d}_{2,2}$, $\tilde{d}_{2,1}$, $\tilde{d}_{2,0}$, $\tilde{d}_{3,3}$, \dots , $\tilde{d}_{k,l}$ 로 정렬한다. k, l 및 m^2 로 구성된 색인을 재정의하여 (9)를 다시 쓰면 다음과 같다.

$$\tilde{d}_s = \tilde{A}_s \theta + \tilde{\eta}_s \quad (14)$$

여기서 s 는 $s = m^2 \{ (k-1)(L+1) + l \} = m^2 t$ 로 정의한 계수이며, L 은 이동 구간을 정의하는 l 의 최댓값이다.

잡음 공분산이 시간에 관계없이 변하지 않는 경우 (통계적 정상 과정; stationary process)와 그렇

지 않는 경우 (통계적 비정상 과정; nonstationary process)에 대한 매개변수 θ 의 추정엔 서로 다른 방법을 사용한다. 이는 잡음이 시간에 따라 변하지 않는 경우 추정 오차를 최소화하는 추정기를 사용한다. 그리고 시간에 따라 변하는 경우는 추정 오차를 다소 희생하더라도 추정기의 수렴 속도를 빠르게 할 수 있다.

(14)의 θ_s 가 시간에 따라 변하는 통계적 비정상 과정이라 하자. 이 때 (9)에서 l 이 증가할수록 현재의 통계적 특성에 대한 e_{k-l} 의 기여도는 작아진다고 볼 수 있다. 따라서 $\lambda < 1$ 인 상실 계수를 적용한 EWRLS(Exponentially Weighted Recursive Least Square)를 이용하여 (14)의 매개 변수를 추정한다. 이 때 (14)의 색인 s 는 l 이 k 에서 시작하여 0에서 끝나도록 정의하였다. 만약 l 이 충분히 크다면 상실계수의 영향으로 l 이 k 에서 시작하지 않고 $k-L$ 에서 정해진 이동 구간까지의 계측치만을 이용하여 (14)를 구성하여도 추정 오차에는 큰 차이가 없다 (Choi and Bien 1989, Manolakis et al. 1987).

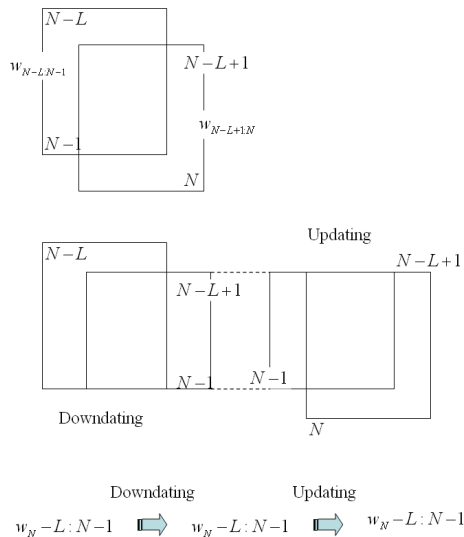


Fig. 1 Sketch of SWEWRLS (Sliding Window Exponentially Weighted Recursive Least Square)

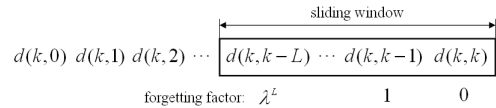


Fig. 2 Sketch of sliding window for SWEWRLS

Fig. 1 과 Fig. 2 는 이동 구간을 갖는 EWRLS 의 작동 원리를 보여준다. Fig. 2 에서 상실 계수와 이동 구간의 크기는 밀접한 관계를 갖게 되는데, Manolakis et al. (1987)의 연구에 따르면 EWRLS 의 상실계수 λ 와 SWRLS(Sliding Windowed RLS)의 구간 크기 L 에 따른 추정 오차는 $\lambda = (L-1)/(L+1)$ 의 관계로 비슷한 크기를 갖는다.

EWRLS 에 이동 구간 개념을 추가한 SWEWRLS 역시 해가 진동하는 현상이 나타날 수 있다 (Choi and Bien 1989). 따라서 이 연구에서는 EWRLS 에 대한 Manolakis et al. (1987)의 결과에서 SWEWRLS 의 상실계수에 따른 이동 구간의 크기를

$$\lambda = \frac{L-1.5}{L+1.5} \tag{15}$$

로 하여 수렴된 해의 진동을 줄인다.

추정치 θ 의 참값이 짧은 시간 동안 급격히 변하면 이동 구간의 길이를 고정하는 것보다 변화시키는 것이 보다 효과적으로 추정치의 변화를 쫓을 수 있다 (Zhang and Jiang 2004). 이 연구에서는 구간 길이를 변화시키기 위하여 (16)의 추정 오차에 대한 이동 평균을 측도로 정의한다.

$$\zeta_\theta(k) = \gamma \left| \|\bar{\theta}_N(k)\|_2 - \|\bar{\theta}_N(k-1)\|_2 \right| + (1-\gamma) \sum_{j=k-N+1}^k \left| \|\bar{\theta}_N(j-1)\|_2 - \|\bar{\theta}_N(j-2)\|_2 \right| \tag{16}$$

where, $\bar{\theta}_N(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N+1}^k \hat{\theta}_L(j)$

여기서 γ 는 과거의 정보와 최근 정보 사이의 가중치를 의미하는 0 과 1 사이의 실수이며, $\hat{\theta}_L$ 은 (17)로 정리되는 k 번째 시간에서의 구간 길이 $L(k)$ 에 따른 최적 추정치이다 (Sayed 2003).

$$\hat{\theta}_L(k) = \left[\sum_{j=k-L(k)+1}^k \lambda^{k-j} \tilde{A}_{j-1} \tilde{A}_{j-1}^T \right]^{-1} \left[\sum_{j=k-L(k)+1}^k \lambda^{k-j} \tilde{A}_{j-1}^T d_j \right] \quad (17)$$

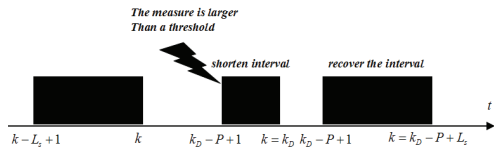


Fig. 3 Sketch of variable-length SWEWRLS

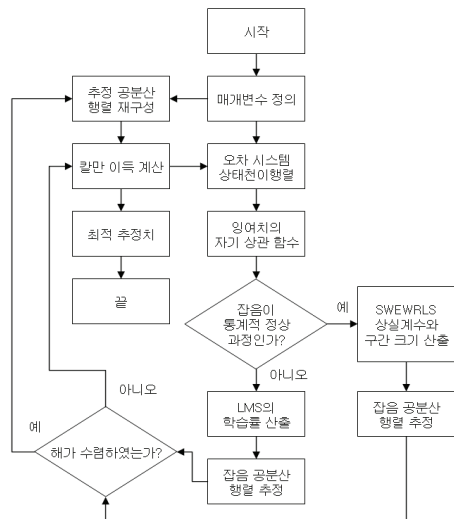


Fig. 4 Flow chart of covariance estimation

추정치가 충분히 수렴한 상태에서 (16)의 $\zeta_\theta(k)$ 가 일정한 값 이상이 된다는 것은 추정하고자 하는 잡음 공분산이 다른 값으로 변화하고 있음을 의미한다. 이동 구간의 길이를 줄일수록 추정치의 수렴 속도가 증가한다 (Manolakis et al. 1987, Zhang and Jiang 2004). 따라서 $\zeta_\theta(k)$ 가 미리 정의한 기준값 이상이 되면 Fig. 3 과 같이 이동 구간 길이 $L(k)$ 를 줄여 추정치의 수렴 속도를 증가시켜 추종 성능을 향상시킨다. 한편 $\zeta_\theta(k)$ 가 기준값 이하로 줄어들면 구간 길이를 서서히 회복시켜 추정치의 진동 현상을 완화시킨다. 따라서 통계적 비정상 과정에 대한 잡음 공분산 추정

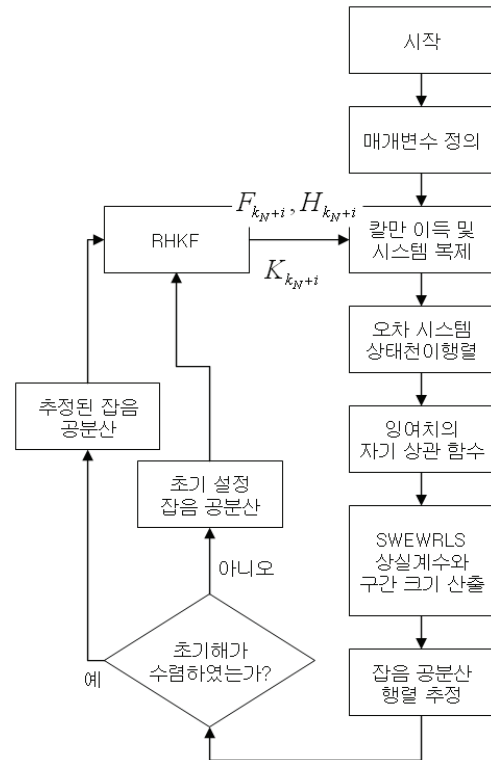


Fig. 5 Flow chart of ARHKF

알고리즘을 Fig. 4 와 같이 도입한다. 지금까지 전개한 공분산 추정 알고리즘은 Fig. 5 와 같이 요약할 수 있다. 잡음이 통계적으로 비정상인 경우에도 적용할 수 있으며, 시간이 지나더라도 계산량이 증가하지 않는다.

3. ARHKF

외란이 존재하는 구간 내에서 잡음 특성은 일시적으로 바뀌는 것으로 생각할 수 있다. 그리고 잡음 공분산이 고정된 RHKF (Receding Horizon Kalman Filter)는 이러한 잡음의 변화를 능동적으로 반영하지 못한다. 앞에서 제안한 잡음 공분산 추정 방법을 RHKF 에 적용하여 외란에 대한 추정치의 능동성을 높인 적응 이동 구간 칼만 필터를 유도한다.

RHKF 의 구간 최종 시간에서 칼만 이득은 충분히

수렴한 상태이다 (Jo et al. 2006a). 2장에서 제안한 공분산 추정식의 k 번째 시간에서의 잉여치는 RHKF의 최종 시간에서의 시스템, 관측식 및 칼만 이득 값으로 구성된다. 이렇게 (4)의 잉여치를 구성한 후 앞에서 제안한 추정식을 구성한다. 그리고 공분산 추정치의 매개변수는 SWEWRLS를 이용하여 매개변수를 추정한다. 추정된 매개변수를 이용하여 잡음 공분산 행렬을 구성하고, 이를 RHKF에 되먹임한다.

ARHKF를 설계할 때, 앞에서 제안한 공분산 추정기는 RHKF의 최종 시간에서 계산된 시스템과 관측 행렬 및 칼만 이득 정보를 매 시간 받아 구성한다. 그리고 추정된 잡음 공분산을 RHKF에 되먹임한다. 다시 말해 k 번째 시간에서 추정한 공분산 행렬 Q_k 와 R_k 를 같은 k 번째 시간에서 $\bar{\Omega}_k$ 와 Q 에 되먹임하여 ARHKF를 구성한다. 이렇게 구성된 ARHKF는 공분산 행렬을 실시간으로 추정하여 외란의 영향을 반영하고, 상태 추정치의 능동성을 확보할 수 있다.

4. 시뮬레이션

서울대학교 예인수조에 설치된 고속 전차가 등속 직진 운동을 할 때, SNU-LBL을 이용한 복합 항법의 잡음 공분산을 추정한다. 실험 설정은 Fig. 6과 같다. 좌표계의 원점은 #1번과 #2번 수신

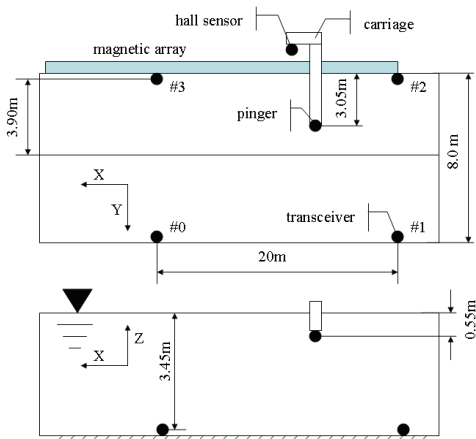


Fig. 6 Sketch of experimental setup

기를 잇는 선분의 중점이 XY 평면의 원점이 되고, Z 방향 원점은 수면으로 한다.

Fig. 7에 보인 바와 같이 수조의 물은 표면부터 3m 수심까지 10도 정도의 차이를 보인다. 이 때문에 Fig. 8에서와 같이 중심부와 벽이 있는 측면과도 다른 온도 분포를 보인다. 예인 수조에서 음파는 온도차에 따른 굴절이 있을 수 있으며, 평균 음속이 송/수신기의 위치에 따라 달라질 수 있다.

음향 발신기를 (10, -0.95, -0.55)에 위치시킨 후 2Hz 간격으로 150 초 동안 신호를 계측하였다.

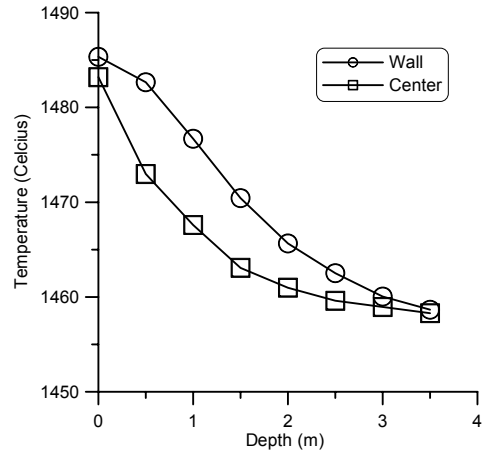


Fig. 7 Temperature profile in the Experimental tank

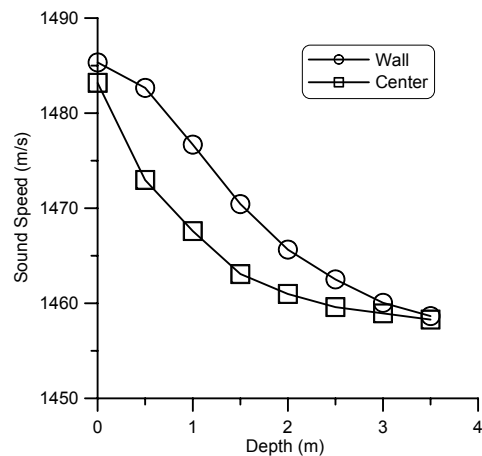


Fig. 8 Sound speed profile in the experimental tank

소나는 고정되어 있으므로 잡음은 통계적으로 정상 과정이라 볼 수 있다. 따라서 LMS (Least Mean Square)를 이용하여 (14)를 풀면 Fig. 9 와 같은 결과를 얻는다.

추정된 소나의 잡음 공분산으로 4.63cm(1-σ) 를 얻었다. 한편 Fig. 6 에서 송/수신기까지의 거리를 알 수 있으므로 계측된 데이터에 포함된 오차의 표준편차는 0.63cm(1-σ)였다. 이는 실제 잡음 수준보다 큰 값이다. 실제 소나에서 발생하는 잡음 수준은 70KHz 소나에서 발생하는 파장이 약 2cm 이므로 소나 내부 시계의 오차와 하이드로폰의 자체 감쇠에 의한 발생하는 오차라고 볼 수 있다. 따라서 추정된 잡음 수준은 실제 잡음 수준보다 크다.

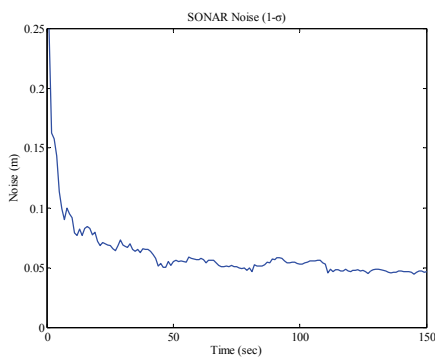


Fig. 9 Estimated noise covariance: Experimental data

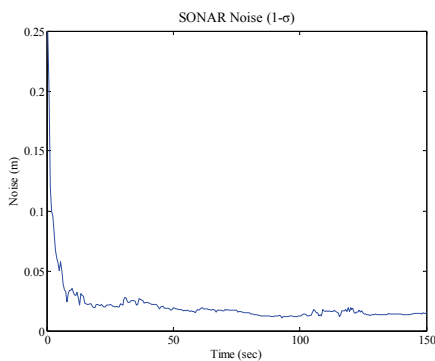


Fig. 10 Estimated noise covariance: Simulated data

동일한 실험 조건에서 소나에서 계측된 거리 정보에 0.63cm (1-σ)의 가우시안 잡음을 주고 시뮬레이션 하였다. Fig. 10 에서와 같이 추정된 소나의 잡음 공분산은 1.49cm (1-σ)이었다. 추정된 잡음 공분산은 실제 잡음 수준보다는 크지만 실제에 가까운 결과를 얻을 수 있었다.

실험 결과에서 계측된 거리 정보의 측정 잡음을 일표본 Kolmogorov-Smirnov 검정으로 정규 분포를 따르는지 검정하였다. Fig. 11 에서와 같이 검정 결과 측정된 거리 정보는 정규 분포로 보기 어렵다는 결론을 얻었다. 따라서 실험 결과를 바탕으로 추정된 소나의 잡음 공분산은 실험 설정에서 오는 오차와 함께 잡음이 정규분포를 따르지 않기

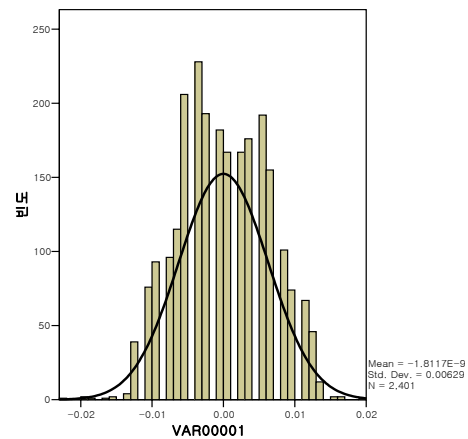


Fig. 11 Histogram of SONAR noise

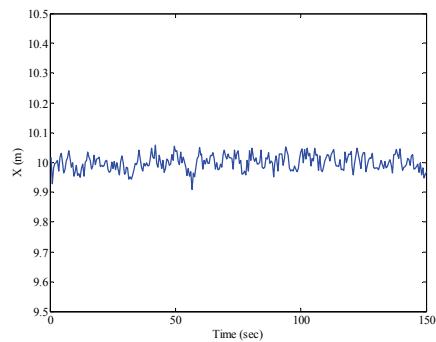


Fig. 12 Estimated X-position: Depth-aided navigation

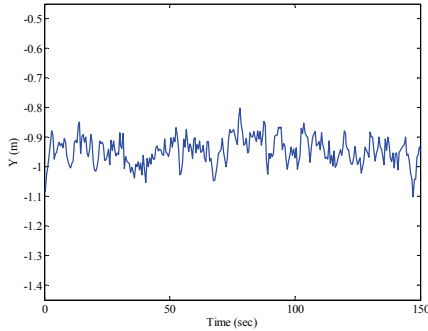


Fig. 13 Estimated Y-position: Depth-aided navigation

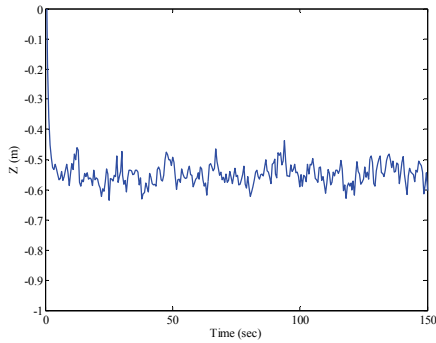


Fig. 14 Estimated Z-position: Depth-aided navigation

때문에 추정된 공분산이 실제 값과 다르게 얻어졌다고 해석할 수 있다.

추정된 소나의 측정 잡음 수준을 반영하여 심도계 보정 항법 시스템으로 얻은 위치해는 Fig. 12~14 와 같다. Fig. 12~14 에서 추정된 공분산을 이용하여 수압계 정보를 보정 받는 복합시스템을 구성하면 LBL 단독 항법의 오차를 줄일 수 있음을 확인하였다.

5. 수중 관성 항법 시스템에의 적용

이번 절에서는 ARHKF 를 유속계 보정 관성 항법 시스템에 적용하여 성능을 평가하는 내용을 다룬다. 해저면에 근접하여 탐사를 하는 잠수정은

DVL (Doppler Velocity Logger)와 초음파 거리계 등을 사용하여 수중복합항법시스템을 구성할 수 있다(Lee et al. 2003, Lee et al. 2004, 2005). 이번 연구에서 사용한 속도 보정 항법 시스템은 Jo et al. (2006a)이 제안한 시스템과 조건을 동일하게 사용한다. 먼저 수중 운동체는 IMU (3축 가속도계 및 3축 자이로)와 자기 컴퍼스, 수압계 그리고 유속계를 탑재한다. 시뮬레이션 조건은 초기에 북위 129 도, 동경 36 도, 깊이 50m 지점에서 자세각 변화없이 북쪽으로 2m/s 그리고 아래 방향으로 0.05m/s 로 직진하는 상황을 가정하였다. 이는 IMU를 기반으로 항법 시스템을 구성할 때 자세각의 변화가 없을 경우가 항법 시스템의 가관측성이 가장 나쁘기 때문이다 (Park et al. 2000, Chung et al. 1996, Jo 2007a).

시뮬레이션은 1200 초 동안 수행하였다. IMU는 100Hz 로 갱신하였으며 나머지 센서는 1 초에 한번씩 정보를 제공한다. Table 1 은 시뮬레이션에 사용된 센서의 제원을 보여준다. RHKF 는 갑작스럽게 발생하는 일시적인 외란을 빠르고 정확하게 추정하는 특성을 지니고 있다 (Jo and Choi 2004). Jo et al. (2006a) 은 유속계 정보를 보정받는 수중 운동체가 정속으로 진행하는 동안 아랫방향에서 일시적인 조류를 받는 경우 칼만필터의 경우 위치해가 발산하며, RHKF 는 위치해를 잃지 않고 강인하게 반응하는 것을 보였다. 수중 운동체가 Fig. 15 와 같은 용승류를 받는 상황을 가정한다. 이 때 수중 운동체의 실제 궤적은 Fig. 16 과 같다.

Fig. 17~19 는 각각 Kalman filter, RHKF 그리고 ARHKF 의 추정 깊이를 보여준다.

Table 1 Specification of sensors

	Bias (1σ)	Noise (1σ)
가속도계	1mG	50uG
자이로	1deg/hr	0.35deg/hr
압력계	0.1m	0.1m
유속계	0.01m/s	0.01m/s
컴퍼스	1deg	1deg

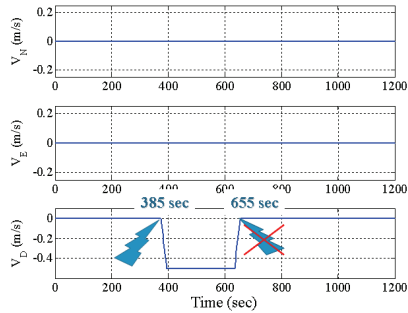


Fig. 15 Velocity profile of the upwelling current

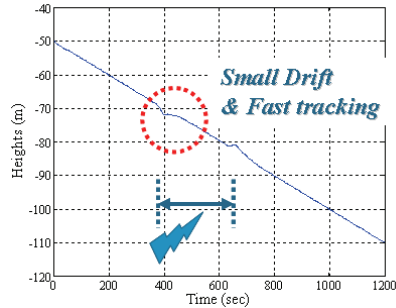


Fig. 18 Estimated trajectory by RHKF: Depth (Jo and Choi 2006b)

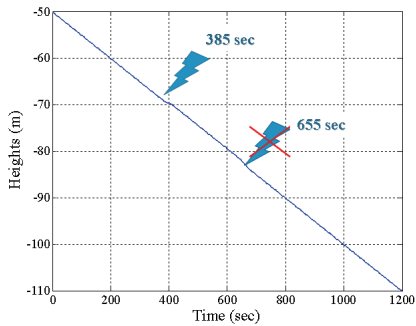


Fig. 16 Reference trajectory: Depth

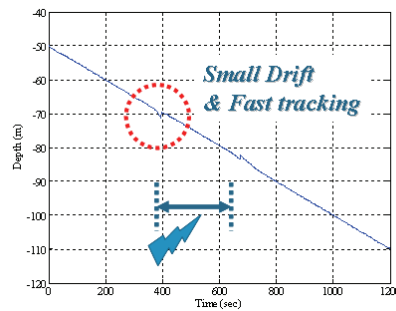


Fig. 19 Estimated trajectory by ARHKF: Depth

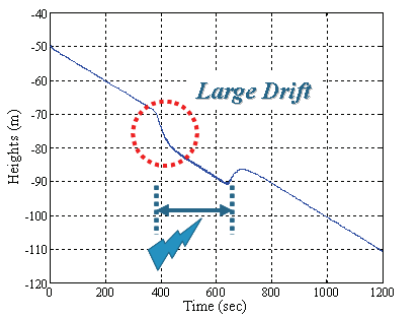


Fig. 17 Estimated trajectory by KF: Depth (Jo and Choi 2006b)

Fig. 19 에서 보는 바와 같이 ARHKF 는 RHKF 의 일시적 외란에 대한 강인한 성질을 그대로 물려받고 있다. 게다가 일시적인 용승의 영향이 RHKF 의 경우보다도 덜 나타나는 것을 확인할 수 있다. AHRKF 는 외란 등으로 인하여 잘못된 정보가 들어올 경우 해당 채널의 정보에 대응하는 공분산 추정치가 증가하게끔 설계되어 있다. 따라서

Fig. 19 의 결과는 용승류로 인해 유속계의 D (Down)방향 속도 정보의 공분산 추정치가 증가하였고, 이로 인하여 용승류가 작용하는 동안에 유속계의 D 방향 속도 정보가 위치해의 추정에는 영향이 작아진 것으로 생각할 수 있다.

6. 토의

본 연구에서 제안한 적응 이동 구간 칼만 필터는 잡음에 관한 통계정보가 불확실한 상황에서도 안정적인 항법 시스템을 제공할 수 있음을 보였다. RHKF 의 일시적 외란에 대한 강인성과 빠른 수렴 성능을 그대로 상속하는 것도 확인하였다. 하지만 잡음에 관한 통계정보를 추적하기 위하여 구성하는 보조 시스템이 추정하고자 하는 공분산 개수의 제공에 비례하여 증가하는 단점을 가지고 있다. 즉, 일반적인 칼만필터나 RHKF 의 경우보다 훨씬 많은 계산 시간을 요구하기 때문에 실시간 구현이

어려워질 수 있기 때문에 주의가 필요하다.

변화하는 잡음 수준을 추정하기 위하여 잉여치를 이용한 확률 시변 선형 시스템에 포함된 잡음 공분산을 추정하는 기법을 새로이 제안하였다. 제안한 추정 기법은 필터의 정상 상태를 가정하지 않는다. 그리고 이동 구간 기법을 이용하여 시간이 지나도 계산량이 증가하지 않도록 구성할 수 있다. 또한 추정 오차의 이동 평균값을 점검하여 추정 오차가 급격히 증가하는 경우 공분산 추정 알고리즘의 이동 구간의 길이를 유동적으로 설계할 수 있도록 하였다. 이러한 가변 길이 추정법을 이용하여 제안한 잡음 공분산 추정 기법은 보다 빠르게 외란에 반응할 수 있다.

또한 일시적 외란과 같이 센서에 잘못된 정보가 유입될 때 이 영향이 잡음 공분산을 증가시키기 때문에 해당 센서가 항법해에 끼치는 영향을 줄여 전체적으로 해가 오염되는 문제를 피할 수 있다. 하지만 센서의 오작동이나 외란에 의한 영향이 포함된 잡음 정보가 정규분포가 될 가능성은 낮기 때문에 이때 추정된 잡음 수준이 실제 센서의 잡음 수준과는 다를 수 있다.

7. 맺음말

이 논문에서는 확률 시변 선형 시스템에 포함된 공분산의 추정 방법과 이를 이용한 적응 이동 구간 칼만 필터를 개발하였고, 이를 이용한 수중 항법 시스템을 설계하였다.

잡음 공분산 추정 기법과 RHKF 를 이용한 적응 RHKF 는 RHKF 의 일시적 외란에 대한 강인성과 적응 칼만 필터의 외란에 대한 능동성을 동시에 지닐 수 있도록 하였다. 이를 이용하여 예인 수조와 같이 좁은 영역에서 급격한 수온 변화를 지니는 환경 또는 조류와 같은 잡음 공분산을 하나의 값으로 특정하기 어려운 환경에서 수중 운동체의 복합 항법 시스템을 설계할 수 있음을 보였다. 무인 잠수정과 같은 순항형 수중 운동체의 항법 시스템을 구성할 때 칼만필터나 RHKF 보다 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

후 기

이 논문의 내용은 첫 저자의 공학박사 학위논문 중 일부 내용과 서울대학교 BK21 해양인력양성사업단의 지원으로 수행된 것을 정리한 것으로, 위 기관의 후원에 감사드립니다.

참 고 문 헌

- Choi, B.Y. and Bien, Z., 1989, "Sliding-Windowed Weighted Recursive Least-Squares Method for Parameter Estimation," IEEE Electronics Letters, Vol. 25, No. 20, pp. 1381-1382.
- Chung, D.H., Lee, J.G., Park, C.G. and Park, H.W. 1996, "Strapdown INS Error Model for Multiposition Alignment," IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 32, No. 4, pp. 1362-1366.
- Jo, G. and Choi, H.S. 2004, "Underwater Navigation System with Velocity Measurement by a Receding Horizon Kalman Filter," IEEE/MTS proc. of Underwater Technology 04, pp. 1612-1619.
- Jo, G.N., Seo, D.C. and Choi, H.S., 2006a, "Underwater Navigation System with Velocity Reference Using a Receding Horizon Kalman Filter," Proc. of the Annual Spring Meeting the SNACK, 2006, pp. 727-732.
- Jo, G. and Choi, H.S., 2006b, "Velocity-Aided Underwater Navigation System Using Receding Horizon Kalman Filter," Journal of Oceanic Engineering. Vol. 31, No. 3, pp. 565-573.
- Jo, G., 2007a, A Study of Adaptive Receding Horizon Kalman Filter for Underwater Navigation Systems, Ph. D. Dissertation, Seoul National University.
- Jo, G., Seo, D.C. and Choi, H.S., 2007b, "A Study of the Estimation of Noise Covariance

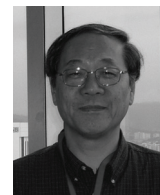
- for Unmanned Underwater Vehicles with Adaptive Receding Horizon Kalman Filter,” Proc. of the Annual Spring Meeting the SNACK 2007, pp. 1040–1047.
- Lee, D.Y. and Ha M.K., 2003, “A Study on the Design Parameters of Controller for Dynamic Positioning System,” Journal of Society of Naval Architects of Korea, Vol. 40, No. 1, pp. 8–19.
 - Lee, J.M., Lee P.M. and Seoung, W.J. 2003, “Underwater Hybrid Navigation Algorithm Based on an Inertial Sensor and a Doppler velocity Log Using an Indirect Feedback Kalman Filter,” Journal of Korean Society of Ocean Engineering, Vol. 17, No. 6, pp. 83–90.
 - Lee P.M., Jeon, B.W., Kim, S.M., Lee, J.M., Rheem Y.G. and Yang, S.I., 2004, “A Hybrid Navigation System for Underwater Unmanned Vehicles using a Range Sonar” , Journal of Korean Society of Ocean Engineering, Vol. 18, No. 4, pp. 33–39.
 - Lee, P.M., Jeon, B.W., Kim, S.M., Choi, H.T., Lee J.M. and Kim K.H., 2005, “Convergence of Initial Estimation Error in a Hybrid Underwater Navigation System with a Range Sonar,” Journal of Korean Society of Ocean Engineering, Vol. 19, No. 6, pp. 78–85.
 - Manolakis, D.G., Ling, F. and Proakis, J.G. , 1987, “Efficient Time-Recursive Least-Square Algorithms for Finite Memory Adaptive Filtering,” IEEE Trans. on Circuits system, Vol. 34, No. 4, pp. 400–108.
 - Park, J.G., Lee , J.G., Kim, J.W. and Park, C. G., 2000, “Observability Analysis of SDINS In-Flight Alignment,” Proc. of ION GPS 2000, Salt Lake City, Utah, pp. 19–22.
 - Sayed, A.H., 2003, Fundamentals of Adaptive Filtering. Wiley-Interscience, USA.
 - Yoon, H.K. and Rhee, K.P. 2001, “Estimation of External Forces and Current Variables in Sea Trial by Using the Estimation-Before-Modeling Method,” Journal of Society of Naval Architects of Korea, Vol. 38, No. 4, pp. 30–38.
 - Yoon, H.K. and Rhee, K.P., 2003, “Comparison of the Estimation-Before-Modeling Technique with the Parameter Estimation Method Using the Extended Kalman Filter in the Estimation of Manoeuvring Derivatives of a Ship,” Journal of the Society of Naval Architects of Korea, Vol. 40, No. 5, pp. 43–52.
 - Zhang, Y. and Jiang, J., 2004, “A Novel Variable-length Sliding Window Blockwise Least-squares Algorithm for On-line Estimation of Time-varying Parameters,” International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, Vol. 18, No. 6, pp. 505–521.



< 조 경 남 >



< 서 동 철 >



< 최 항 순 >