Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (2013) 19(8):702-708
http://dx.doi.org/10.5302/J.ICROS.2013.13.9017 ISSN:1976-5622 eISSN:2233-4335

# 자율무인잠수정의 지형참조항법 연구

# Terrain Referenced Navigation for Autonomous Underwater Vehicles

목 성 훈, 방 효 충*, 권 재 현, 유 명 종
(Sung-Hoon Mok[1], Hyochoong Bang[1], Jayhyun Kwon[2], and Myeongjong Yu[3])
[1]Department of Aerospace Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology
[2]Department of Geo-Informatics, University of Seoul
[3]Inertial Navigation Laboratory, Agency of Defense Development

**Abstract:** Underwater TRN (Underwater Terrain Referenced Navigation) estimates an underwater vehicle state by measuring a distance between the vehicle and undersea terrain, and comparing it with the known terrain database. TRN belongs to absolute navigation methods, which are used to compensate a drift error of dead reckoning measurements such as IMU (Inertial Measurement Unit) or DVL (Doppler Velocity Log). However, underwater TRN is different to other absolute methods such as USBL (Ultra-Short Baseline) and LBL (Long Baseline), because TRN is independent of the external environment. As a magnetic-field-based navigation, TRN is a kind of geophysical navigation. This paper develops an EKF (Extended Kalman Filter) formulation for underwater TRN. A filter propagation part is composed by an inertial navigation system, and a filter update is executed with echo-sounder measurement. For large-initial-error cases, an adaptive EKF approach is also presented, to keep the filter be stable. At the end, simulation studies are given to verify the performance of the proposed TRN filter. With simplified sensor and terrain database models, the simulation results show that the underwater TRN could support conventional underwater navigation methods.

**Keywords:** underwater terrain referenced navigation, autonomous underwater vehicle, extended Kalman filter, adaptive filter

## I. 서론

수중 항법(underwater navigation)에 대한 연구는 잠수정의 개발과 함께 시작되어 더 정확하고 신뢰도 있는 항법 시스템을 위해 최근까지도 진행되고 있다. 수중 항법에 사용되는 센서에는 관성 센서(IMU), 도플러 속도 센서(DVL), 트랜스폰더(transponder)를 이용한 USBL, LBL 방식의 항법(acoustic navigation) 등이 있다[1-3]. 또한, 국내에서는 최근 전자기파 센서, 적외선 센서 및 나침반, 수중 무선 센서 네트워크 등을 이용한 수중 항법 연구도 수행하고 있다[4-6]. 한편, 수중에서는 지상과 달리 GPS 사용이 제한된다. 따라서 장시간 잠항을 위해서는 관성 센서나 DVL의 추측 항법 시스템(dead reckoning)을 보정할 수 있는 절대 항법(absolute navigation) 정보가 필수적이다.

수중 지형참조항법(underwater terrain referenced navigation)은 트랜스폰더와 같이 절대 항법으로 사용될 수 있는 항법 기술로 1990년대부터 본격적인 연구가 시작되었다[7-11]. 지형참조항법은 자기장이나 중력장을 사용하는 항법과 마찬가지로 주위 환경(environment)을 이용한 방법 중 하나로 지상에서는 이미 유도무기, 무인항공기 등에 널리 활용되고 있다. 기구축된 해저지형지도(bathymetry)로부터 알 수 있는 해저지형까지의 거리와 음향측심기로부터 측정되는 거리를 서로 비교하는 방법을 통해 잠수정의 위치를 추정한다. 노르웨이 국방관련 연구소(FFI)에서는 1997년 이미 개발된 지형참조항법 기술인 SITAN 알고리듬을 잠수정에 맞게 수정하여 수중 항법에 적용하였다. 2001년에는 DVL을 추가하여 TRIN이라는 알고리듬을 개발하고 NATO의 자율무인잠수정(AUV: Autonomous Underwater Vehicle) 실험을 수행해 성능을 검증하였다. 또한, 자국에서 보유한 HUGIN AUV를 이용해 실시간 잠수정 위치 추정 온보드 알고리듬(TerrP)을 테스트하였다[12,13].

지형참조항법은 지형의 비선형성(nonlinearity)으로 인해 측정 방정식(measurement equation)이 비선형 방정식 형태를 갖는다. 따라서 비선형 필터 기법들이 항법 알고리듬으로 적용된다. 가장 널리 알려진 비선형 필터 기술로는 확장 칼만 필터(extended Kalman filter)를 들 수 있다[14]. 하지만 지형의 변화가 심할 때는 Taylor 1차 미분까지만 활용하는 EKF 적용 시 항법 해가 발산할 가능성이 높다. 비선형성에 대해 강건성(robustness)을 높이기 위한 방법으로 지형참조항법에서는 UKF(unscented KF)나 파티클 필터와 같은 고차원 비선형 필터를 사용하거나[15,16], 적응형 EKF(adaptive EKF) 방식을 사용한다[14,17]. 본 논문에서는 adaptive EKF를 필터 알고리듬으로 사용한다.

본 연구에서는 관성 센서 기반의 15차 오차 모델을 사용하여 시스템을 구성한다. 위치, 속도, 자세 등 9개의 상태치와 관성 센서 바이어스를 나타내는 6개의 상태치를 활용한다. 음향측심기(echo sounder)와 압력고도계(pressure altimeter)를 활용하여 측정 방정식을 유도한다. 해저지형 데이터베이스로는 NOAA의 GEBCO_08[18] 모델을 사용한다. 유도된 시스템 모델과 측정치 모델을 이용하여 확장 칼만 필터 형태의 지형참조항법을 개발한다. 또한, 비선형성을 고려하여 적응형 확장

* 책임저자(Corresponding Author)
Manuscript received May 15, 2013 / revised June 10, 2013 / accepted June 30, 2013
목성훈, 방효충: 한국과학기술원 항공우주공학과 (shmok/hcbang@ascl.kaist.ac.kr)
권재현: 서울시립대학교 공간정보공학과(jkwon@uos.ac.kr)
유명종: 국방과학연구소 3본부 4부(mjyu@add.re.kr)
※ 본 연구는 방위사업청/국방과학연구소 09' 착수 기초 연구사업 '지능형 데이터베이스 기반 항법 기술'에 의하여 연구되었음.

Copyright© ICROS 2013

칼만 필터에 대한 연구를 수행한다. 마지막으로 특정 미션 지역에 대해 논문에서 소개한 EKF 기반의 지형참조항법 시뮬레이션을 수행한다. 단순화된 센서 및 DB 모델에서 수중에 대한 지형참조항법의 적용 가능성을 시뮬레이션 결과를 통해 확인한다.

본 논문의 순서는 다음과 같다. II 장에서는 관성 센서 기반의 시스템 모델 방정식을 소개한다. 소나 센서 기반 측정 방정식을 III 장에서 유도하고 IV 장에서는 확장 칼만 필터 기반의 지형참조항법 적용 방법을 기술한다. V 장에서는 국내의 특정 지역에 대해 시뮬레이션을 수행하고 결과를 분석한다.

## II. 관성 센서 기반 시스템 모델

칼만 필터를 구성하기 위해서는 선체의 동역학 모델을 모사하는 시스템 방정식과 센서 특성을 나타내는 측정 방정식의 유도가 필요하다. 본 장 및 다음 장에서는 AUV의 시스템 모델 및 측정치 모델을 각각 소개한다.

관성 센서에서 획득한 가속도 및 각속도 값을 이용하여 AUV의 위치 및 자세를 획득할 수 있다. 본 논문에서는 선체에 스트랩다운(strapdown) 형식의 관성 센서가 탑재되었다고 가정한다. 또한, GPS/INS와 같은 INS 보정 항법에서 널리 사용되는 오차 모델 방정식(error-state equation)을 항법 방정식으로 사용한다. 오차 모델 방법은 일반적인 전체 모델(full-state)을 사용한 직접적 칼만 필터(direct KF)가 아닌 간접적 칼만 필터(indirect KF) 방식을 사용한다.

본 연구에서는 선체의 상태치 벡터(state vector)로 15개의 상태값들(state variables)을 사용한다. 위치 벡터, 속도 벡터, 3축 자세 등으로 9개의 성분을 구성하고 관성 센서의 가속도계 및 자이로 바이어스 벡터가 나머지 6개의 성분이 된다. 각각의 상태 오차는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\delta\mathbf{x} = [\delta\mathbf{r} \quad \delta\mathbf{v} \quad \delta\boldsymbol{\varepsilon} \quad \delta\mathbf{f}^{b} \quad \delta\boldsymbol{\omega}^{b}]^{T} \tag{1}$$

$\delta\mathbf{x}$ 는 오차 상태치 벡터를 나타낸다. AUV의 실제 위치 $\mathbf{x}$ 와 추정 위치 $\hat{\mathbf{x}}$ 의 차이로 구성된다. $\delta\mathbf{r}$ 은 위치 오차벡터로 위도, 경도, 심도 오차를 포함하고, $\delta\mathbf{v}$ 은 N-E-D 좌표계에서의 속도 오차를 나타내며 $\delta\boldsymbol{\varepsilon}$ 는 오일러 각 오차를 표현한다. $\delta\mathbf{f}^{b}$ 와 $\delta\boldsymbol{\omega}^{b}$ 는 각각 가속도계 및 자이로 바이어스 오차를 나타낸다.

식 (1)의 오차 상태 벡터에 대한 AUV의 정역학(kinematics) 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\delta\dot{\mathbf{x}} = F\delta\mathbf{x} + G\mathbf{w} \tag{2}$$

$F$ 및 $G$ 행렬은 각각 15x15, 15x6 크기를 갖고 시스템 모델 및 관성 센서 오차에 의한 영향을 나타낸다. 관성 센서의 오차는 백색잡음(white noise)으로 가속도계 및 자이로에서 생성되는 오차이며 $\mathbf{w}$ 벡터로 표현된다. $F$ 및 $G$ 행렬의 성분은 다음과 같이 이루어진다.

$$F = \begin{bmatrix} F_{rr} & F_{rv} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ F_{vr} & F_{vv} & F_{v\varepsilon} & -C_b^n & \mathbf{0} \\ F_{\varepsilon r} & F_{\varepsilon v} & F_{\varepsilon\varepsilon} & \mathbf{0} & C_b^n \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$G = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ C_b^n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -C_b^n \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \tag{4}$$

$C_b^n$ 행렬은 동체 좌표계에서 N-E-D 좌표계까지의 좌표 변환 행렬을 나타내며, 그 외 다른 성분들은 참고문헌 [19]에서 자세히 확인할 수 있다.

## III. 소나 센서 기반 측정치 모델

관성 센서만으로 위치를 추정할 경우 시간에 따른 드리프트(drift)가 존재한다. 이를 보정하기 위해 절대값 정보(absolute information)가 필요하다. AUV에 사용되는 절대값 계측 장비에는 USBL, LBL (Long Base Line), SBL (Short Base Line), 압력고도계(심도계, pressure altimeter), 음향측심기(echo sounder) 등이 있다.

본 논문에서는 이 중 AUV에 압력고도계 및 음향측심기가 탑재되었다고 가정한다. 음향측심기는 잠수정에서 해저지형까지의 거리를 측정하고, 압력심도계는 해수면(Mean Sea Level)으로부터 잠수정의 심도를 측정한다. 음향측심기는 음파 발생 방식에 따라 단일빔(single beam)과 멀티빔(multi beam)으로 구분할 수 있는데, 본 연구에서는 단일빔 음향측심기를 가정하고 시뮬레이션 환경을 구성한다. 두 센서를 탑재한 AUV의 측정 방정식은 다음과 같이 모델링된다.

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_{\text{sonar}} \\ z_{\text{press}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h - h_{\text{DB}}(\phi,\lambda) \\ h \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{\text{sonar}} \\ v_{\text{press}} \end{bmatrix} \tag{5}$$

$\mathbf{z} = [z_{\text{sonar}} \quad z_{\text{press}}]^{T}$ 는 음향측심기 및 압력고도계 센서에서 획득된 측정치를 나타내고, $\mathbf{v} = [v_{\text{sonar}} \quad v_{\text{press}}]^{T}$ 는 두 센서의 성능에서 결정되는 백색잡음 벡터 값을 표현한다. $\phi$, $\lambda$, $h$ 는 각각 AUV의 위도, 경도, 수심을 나타낸다. $h_{\text{DB}}(\phi,\lambda)$ 함수는 $(\phi,\lambda)$ 위치에서의 해수면 기준 해저지형 심도를 출력 값으로 하는 함수로, AUV에 탑재된 해저지형 데이터베이스(database)에서 추출된다. 식 (5)는 full-state 기반 측정 방정식으로 error-state에 대한 측정치 모델은 다음과 같이 유도될 수 있다.

$$\begin{aligned} \delta\mathbf{z} &= \hat{\mathbf{z}}(\hat{\mathbf{x}}) - \mathbf{z}(\mathbf{x},\mathbf{v}) \\ &\approx H(\hat{\mathbf{x}})\delta\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{aligned} \tag{6}$$

식 (6)의 $H$ 행렬은 측정 방정식의 자코비안 행렬(Jacobian matrix)로

$$H(\hat{\mathbf{x}}) = \begin{bmatrix} -\left.\dfrac{\partial h_{\text{DB}}}{\partial\phi}\right|_{\hat{\phi},\hat{\lambda}} & -\left.\dfrac{\partial h_{\text{DB}}}{\partial\lambda}\right|_{\hat{\phi},\hat{\lambda}} & 1 & \mathbf{0}_{1\times 12} \\ 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1\times 12} \end{bmatrix} \tag{7}$$

과 같이 표현된다. $\partial h_{DB}/\partial\phi$ 과 $\partial h_{DB}/\partial\lambda$ 는 데이터베이스에서의 위도 축 및 경도 축으로의 지형 경사도를 각각 나타낸다.

AUV의 측정치 모델 식 (6)과 관성 센서 기반 시스템 모델 식 (2)를 같이 활용하여 칼만 필터를 구성할 수 있다. 지형참조항법에서는 측정치 모델의 비선형성으로 인해 비선형 필터 알고리듬이 필요한데, 본 논문에서는 그 중, 확장 칼만 필

터(Extended Kalman Filter)를 활용한다. EKF를 활용한 AUV의 지형참조항법 필터 구성은 다음 장에 요약한다.

## IV. 확장 칼만 필터를 적용한 지형참조항법

EKF는 상태 전파(state propagation) 단계와 상태 업데이트(state update) 단계로 나뉠 수 있다. 상태 전파 단계에서는 시스템 모델을 사용하여 상태 추정치를 예측하고, 측정치가 획득되면 업데이트 단계에서 측정치를 활용하여 상태 추정치를 보정한다. 본 논문에서는 II 장의 시스템 모델이 전파 단계에서 사용되며, III 장의 측정치 모델이 업데이트 단계에 적용된다.

상태 전파 단계에서의 상태 추정치 벡터 및 공분산 행렬은 다음과 같이 전파된다.

$$\begin{aligned}\delta\hat{\mathbf{x}}_k^- &= f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \delta\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+) = (I + F_{k-1}\Delta t)\delta\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ \\ \hat{P}_k^- &= \Phi_{k-1}\hat{P}_{k-1}^+\Phi_{k-1}^T + \Phi_{k-1}G_{k-1}QG_{k-1}^T\Phi_{k-1}^T\Delta t^2\end{aligned} \tag{8}$$

$\delta\hat{\mathbf{x}}_k$ 는 k-step에서의 추정 오차 상태치 벡터이고 위첨자 -, + 는 각각 priori, posteriori 추정치를 나타낸다. $\hat{P}_k$ 는 공분산 행렬, $\Phi_{k-1} = I + F_{k-1}\Delta t$ 는 STM (State Transition Matrix) 행렬을 나타내고, $\Delta t$ 는 적분 스텝 크기, $Q$ 는 관성 센서의 백색 잡음 공분산 행렬을 나타낸다.

측정치 업데이트 단계에서의 상태 추정치 벡터 및 공분산 행렬의 업데이트는

$$\begin{aligned}K_k &= \hat{P}_k^- H_k^T (H_k \hat{P}_k^- H_k^T + R)^{-1} \\ \delta\hat{\mathbf{x}}_k^+ &= \delta\hat{\mathbf{x}}_k^- + K_k(\delta\mathbf{z}_k - \delta\hat{\mathbf{z}}_k) \\ \hat{P}_k^+ &= (I - K_k H_k)\hat{P}_k^- (I - K_k H_k)^T + K_k R K_k^T\end{aligned} \tag{9}$$

와 같이 정리될 수 있다. $K_k$ 는 칼만 이득 행렬, $R$ 은 센서 성능에 따라 정의되는 센서 오차 공분산 행렬이다. $\delta\mathbf{z}_k$ 및 $H_k$ 는 식 (6)과 (7)로부터 정의된다.

앞에서 유도된 식 (8)과 (9)를 이용하면 상태 오차 값 $\delta\hat{\mathbf{x}}_k$ 을 추정할 수 있다. 추정된 오차 값을 사용하면 AUV의 상태치를 보정할 수 있다. 한편, 본 논문에서는 오차 모델 기반 간접적 칼만 필터 기법 중 오차 되먹임(feedback) 방법을 이용한다. 매 스텝에서 오차 추정치 $\delta\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+$ 는 $\mathbf{0}$ (zero) 벡터로 초기화되며, 그 결과 $\delta\hat{\mathbf{x}}_k$ 와 $\delta\hat{\mathbf{z}}_k$ 벡터도 $\mathbf{0}$ 벡터가 된다.

한편, 확장 칼만 필터는 기존의 칼만 필터를 비선형 시스템에도 확장 적용하기 위해 개발된 기법이다. 확장하는 방법으로 테일러 1차 급수 방식의 간단한 선형화 방법이 사용되는데, 이로 인해 시스템의 비선형성이 클수록 항법의 발산 가능성이 커진다는 단점이 있다. 지형참조항법은 측정 방정식의 비선형성이 비교적 큰 시스템으로 구분될 수 있다. 그 이유는 지형 변화를 선형 모델로 모사할 경우 범위가 큰 영역에 대해서는 이러한 근사가 어렵기 때문이다. 실제 지형은 선형적으로 증감하지 않고 복잡한 비선형 형태를 띠는 특징이 있다.

이러한 비선형성으로 인한 오차는 확장 칼만 필터에서 식 (7)의 $H$ 행렬을 계산할 때 두드러진다. 지형참조항법에서 비선형성에 대한 강건성(robustness)을 키우기 위한 방법으로는 크게 두 가지가 있다. 먼저 UKF (Unscented Kalman Filter)나 PF (Particle Filter)와 같은 고차원 비선형 칼만 필터를 사용하는 방법이 있다. UKF는 EKF와 달리 필터 업데이트 시 측정 방정식을 2차 항까지 고려할 수 있지만 3차 이상의 오차에 대해서는 여전히 발산 가능성이 존재한다. PF는 이론적으로 3차 이상의 N차 다항식에도 활용 가능하지만 계산 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 두 번째 방법에는 adaptive 방식의 EKF가 있다. $H$ 행렬을 계산할 때 최소 제곱법(least squares method)을 사용하여 경사도 추정 오차로 인한 영향을 감소시킬 수 있다. 참고문헌 [14,17]에서 이러한 방법(stochastic linearization)에 대하여 설명하고 있으며 본 논문에서도 adaptive EKF 방식을 활용한다.

참고문헌 [17]의 내용을 간략히 요약하면 다음과 같다. 그림 1과 2는 conventional EKF와 adaptive EKF에서의 지형 경사면 추정 방법을 나타낸다. 그림 1의 중앙에 위치한 파란색 점은 AUV의 추정 위치를 나타낸다. $-a\sigma$ 와 $+a\sigma$ 경계는 AUV의 위치 추정 범위를 정의한다. 그림 1과 2는 각각 동일한 지형을 나타내는데, 지형의 비선형성을 볼 수 있다. 이러한 지형 변화는 선형으로 근사하기 힘들다. 그림 1은 일반적인 EKF에서의 지형 경사도 추정 방법을 도시한다. 추정 위치 범위의 평균치에서의 1차 미분값을 지형 경사도로 사용한다. 반면, 그림 2는 적응 EKF 방식에서의 최소 제곱법을 사용한 경사도 추정 방법을 나타낸다. 그림 1과 달리 추정 범위 내의 지형 변화를 포괄적으로 나타낼 수 있는 기울기를 사용함을 볼 수 있다.

적응형 EKF에 대한 수식적 유도는 다음과 같이 요약된다.

$$\begin{aligned}\delta z_{\text{sonar}} &= \hat{z}_{\text{sonar}} - z_{\text{sonar}} \\ &= \left(\hat{h} - h_{DB}(\hat{\phi},\hat{\lambda})\right) - \left(h - h_{DB}(\phi,\lambda) + v_{\text{sonar}}\right) \\ &\simeq \left(\hat{h} - h\right) - \left.\frac{\partial h_{DB}}{\partial\phi}\right|_{LS}\left(\hat{\phi} - \phi\right) - \left.\frac{\partial h_{DB}}{\partial\lambda}\right|_{LS}\left(\hat{\lambda} - \lambda\right) \\ &\quad - v_{\text{sonar}} + v_{LS} \\ &= \left[-\left.\frac{\partial h_{DB}}{\partial\phi}\right|_{LS} \quad -\left.\frac{\partial h_{DB}}{\partial\lambda}\right|_{LS} \quad 1\right]\delta\mathbf{x} + v_{\text{sonar}} + v_{LS} \\ &= H_{LS}\delta\mathbf{x} + v_{\text{sonar}} + v_{LS}\end{aligned} \tag{10}$$

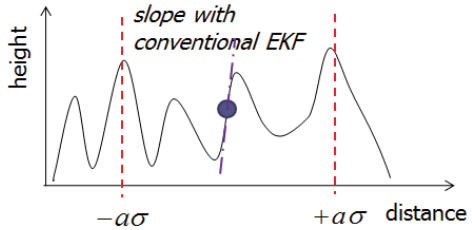



그림 1. 기존의 확장 칼만 필터를 사용한 지형 경사면 추정.
Fig. 1. Terrain slope estimation with conventional EKF.

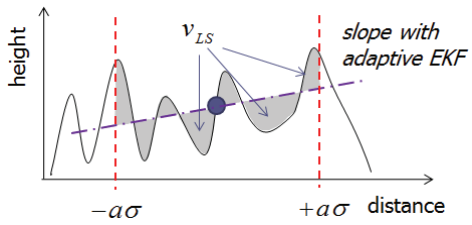



그림 2. 적응형 확장 칼만 필터를 사용한 지형 경사면 추정.
Fig. 2. Terrain slope estimation with adaptive EKF.

센서 오차 공분산 행렬은

$$R_{LS} = \begin{bmatrix} r_{\text{sonar}} + r_{\text{LS}} & 0 \\ 0 & r_{\text{press}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

과 같이 정의된다. 식 (10)에서 "LS"는 Least Squares의 약자로 최소 제곱법을 이용해 구해진 지형 경사도 및 $H$ 행렬을 나타낸다. 적응형 EKF 방식은 일반적 EKF 방식에 비해 정확하고 보수적인(conservative) 방식으로 항법 해를 추정한다. 지역적(local) 정보가 아닌 넓은 범위의 정보를 활용하므로 보다 정확하고, $v_{LS}$ 라는 센서 오차 공분산에 추가적인 잡음을 활용하기 때문에 보수적으로 작동한다. 또한, UKF나 PF와 달리 EKF를 기반으로 하기 때문에 계산 시간 측면에서 고차원 비선형 필터에 비해 실용적임을 예상할 수 있다.

본 논문에서는 소개된 적응형 확장 칼만 필터를 지형참조항법 기법으로 활용한다. 가상의 지역에 대해 시뮬레이션을 수행하여 지형참조항법의 활용 가능성을 살펴보고, 적응형 EKF가 일반적 EKF에 비해 상대적으로 강건함을 확인한다.

## V. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 특정 시뮬레이션 지역에 대해 지형참조항법을 수행하고 결과를 분석한다. 표 1은 시뮬레이션 환경을 정리한다. AUV의 속도는 5노트로 가정하고 북쪽 직선 궤적을 고려한다. 해저지형 데이터베이스로는 GEBCO_08 모델을 이용하였다. 하지만 GEBCO_08은 격자 간격이 30 arc-seconds (약 900m)로 데이터베이스가 표현할 수 있는 해저 지형의 최대 주파수가 1/1,800m이다. 그러나 실제 해저 지형은 GEBCO_08에서 모사하지 못한 고주파 성분들이 존재할 수 있고, 본 논문에서는 900m, 450m 등의 단파장을 갖는 지형 모델을 추가하여 가수심 데이터를 생성하고 시뮬레이션에 적용하였다. 생성된 가수심 데이터베이스의 등고선도는 그림 3에서 확인할 수 있다. 또한, 잠항 심도는 1000m로 고려하며, 음향측심기 및 압력고도계의 백색잡음 1-sigma 오차는 0.1m, 0.5m로 각각 가정한다.

표 1. 시뮬레이션 환경.
Table 1. Simulation conditions.

| 시뮬레이션 환경 | |
|---|---|
| 시작 위치 | 위도 36도, 경도 130.4도 |
| 종료 위치 | 위도 36.005도, 경도 130.4도 |
| 잠항 속도 | 5knot(9.3 km/h) |
| 잠항 시간 | 216초 |
| 해저지형 DB | GEBCO_08 [15] |
| 지형 DB 격자 간격 | 1/3 arc-seconds (약 10m) |

표 2. 시뮬레이션 초기 오차.
Table 2. Initial state errors.

| 초기 오차(1σ) | |
|---|---|
| 위치 오차 | 1: (3m, 3m, 0.5m)<br>2: (10m, 10m, 0.5m) |
| 속도 오차 | N(0.1m/s), E(0.1m/s), D(0.5m/s) |
| 오일러각 오차 | Roll, Pitch(0.01°), Yaw(0.05°) |
| 가속도 바이어스 오차 | 1 mg |
| 자이로 바이어스 오차 | 1 deg/hr |

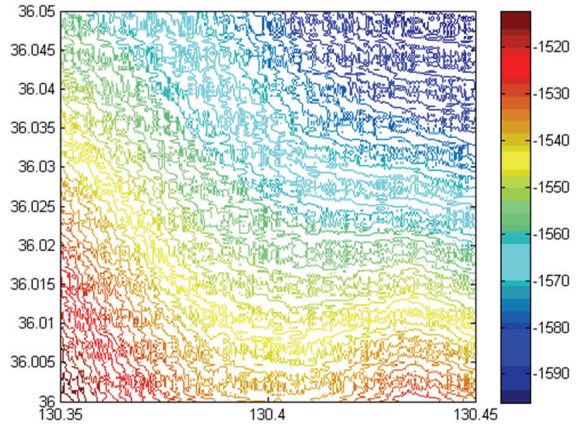



그림 3. 시뮬레이션 지역 근처의 해저지형 등고선도.
Fig. 3. Bathymetry contour plot in the simulation region.

표 2는 시뮬레이션의 초기 오차를 나타낸다. 총 15개의 상태치에 대한 초기 오차를 나타내며 해당 값들은 추정 오차 공분산의 1-sigma 값으로 사용된다. 위치 오차는 두 가지 시나리오를 고려하였다. 위치 오차가 작을 때는 conventional EKF가 잘 작동하지만 클 때는 비선형 필터의 한계를 드러내며 발산하고, adaptive EKF가 이러한 한계를 잘 극복함을 확인할 수 있다.

먼저 초기 오차가 (3m, 3m, 0.5m)일 때에 대한 시뮬레이션 결과를 분석한다. 그림 4-7은 지형참조항법 결과를 도시한다. 그림 4와 5는 위도 및 경도 축 오차를 나타낸다. GPS나 트랜스폰더 등의 외부 환경에 대한 정보가 없는 지형참조항법임에도, AUV의 위치를 관성 센서로 인한 발산 없이 추정하고 있음을 확인할 수 있다. 물론 간략화된 센서 모델과 고해상도 데이터베이스를 가정하였지만 향후 절대 항법(absolute navigation)으로서 지형참조항법의 가능성을 살펴볼 수 있다. 그림 6은 N-E-D 좌표계에서의 선체 속도에 대한 추정 오차를 도시한다. 그림 7은 2차원 평면에서의 지형참조항법 결과를 관성 센서만을 사용했을 때의 결과와 비교한다. 지형참조항법에서는 음향측심기와 지형 데이터베이스 정보를 활용하여 드리프트 오차를 보정하고 있음을 볼 수 있다.

그림 8-12는 위치 오차가 (10m, 10m, 0.5m)로 상대적으로 클 때에 대한 시뮬레이션 결과를 나타낸다. 그림 8과 9는 각각 기존의 EKF와 적응형 EKF가 적용되었을 때의 위도 축 오차를 나타낸다. 위치 오차가 클 때는 추정 오차 범위 내의 지형 변화를 선형 함수로 근사하기가 힘들고 필터의 발산 가능성이 증가한다. 그림 8에서 이와 같은 현상을 볼 수 있다. 위도 축 오차가 항법의 3-sigma 범위 내로 구속되지 못한 것을 확인할 수 있다. 반면, 그림 9에서 적응형 EKF는 그림 2에서 소개한 수정된 지형 경사도 추정 방식을 이용하여 필터의 안정성이 향상됨을 볼 수 있다. 그림 10과 11은 각 필터에서의 추정 궤적을 나타낸다. 그림 12는 추정 궤적을 서로 비교한다. 적응형 EKF를 사용하였을 때 실제 궤적(true trajectory)에 더 빨리 접근하고, 또한 실제 궤적으로부터의 평균 오차가 작은 것을 확인할 수 있다.

한편, 항법 시뮬레이션은 생성된 가우시안 잡음에 따라 같은 시나리오에서도 결과가 크게 바뀔 수 있는데, 본 연구에

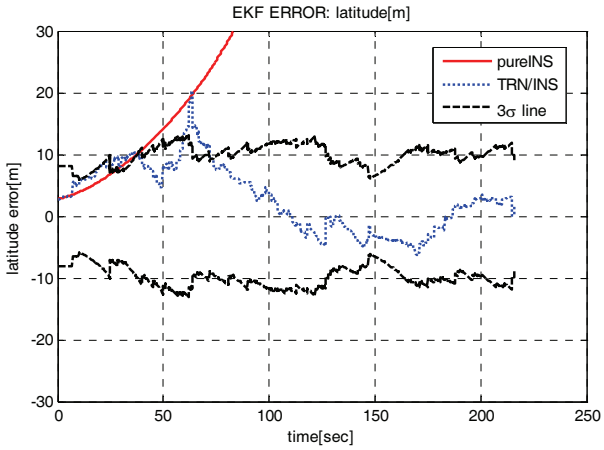



그림 4. Case 1: 위도 축 오차.

Fig. 4. Case 1: Latitude error history.

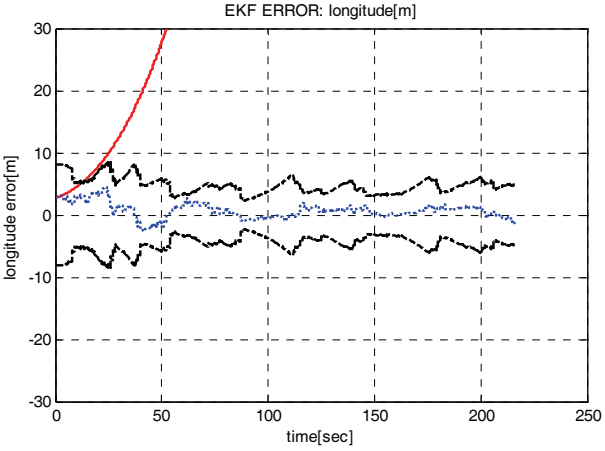



그림 5. Case 1: 경도 축 오차.

Fig. 5. Case 1: Longitude error history.

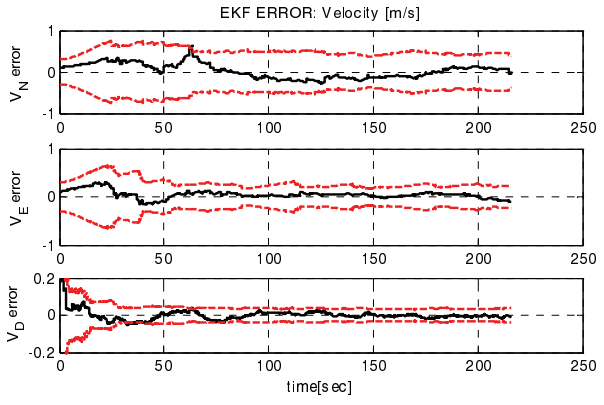



그림 6. Case 1: 속도 오차 성분.

Fig. 6. Case 1: Velocity error components history.

서는 결과의 신빙성을 높이기 위해 몬테카를로(Monte-Carlo) 시뮬레이션을 수행하였다. 두 개의 측정 센서에 사용되는 잡음 기초값(seed number)을 바꿔가며 총 100개의 샘플을 사용하였다. 각 샘플에서는 실제 궤적과 추정 궤적 간의 수평면 오차(horizontal error) 평균값을 계산하여 항법 성능을 나타낸

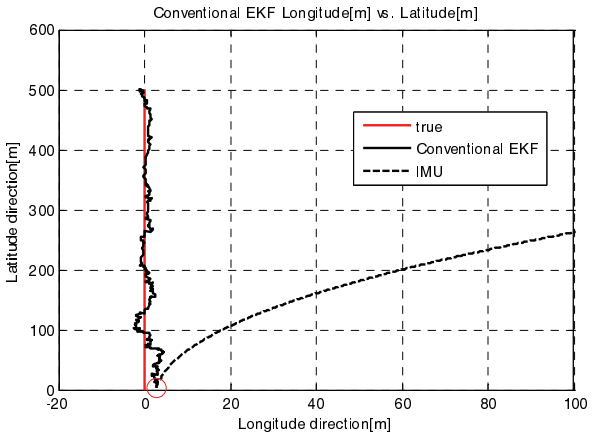



그림 7. Case 1: 경도 vs. 위도.

Fig. 7. Case 1: Longitude vs. latitude.

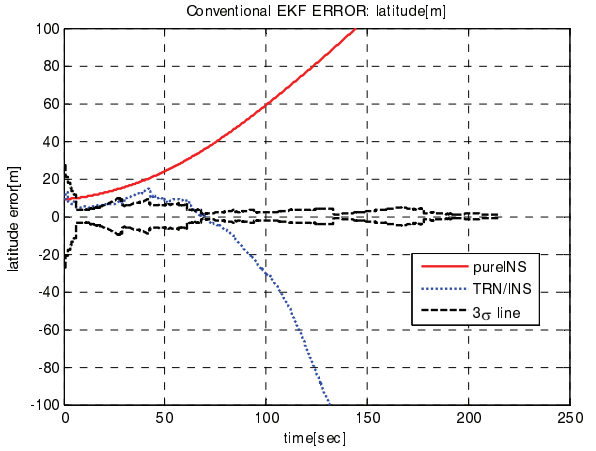



그림 8. Case 2: 기존의 EKF 적용 시 위도 축 오차.

Fig. 8. Case 2: Latitude error history with conventional EKF.

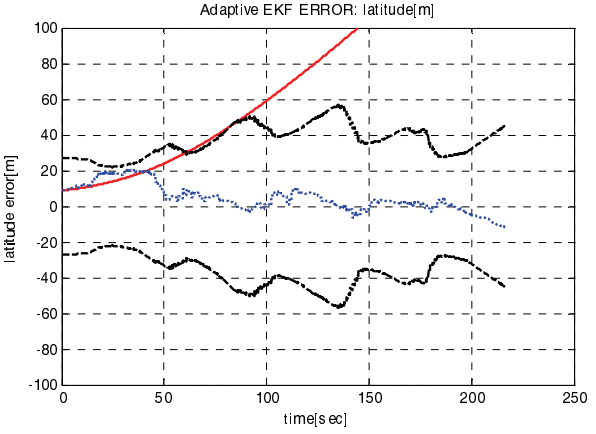



그림 9. Case 2: 적응형 EKF 적용 시 위도 축 오차.

Fig. 9. Case 2: Latitude error history with adaptive EKF.

다. 수평면 오차 평균값은 다음 식과 같이 정의한다.

$$e_{horizon} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\sqrt{\left(\hat{\phi}(t_k)-\phi(t_k)\right)^2+\left(\hat{\lambda}(t_k)-\lambda(t_k)\right)^2} \qquad (12)$$

$N$ 은 시뮬레이션 적분 간격 $\Delta t$ 를 통해 디지털화된 시간의

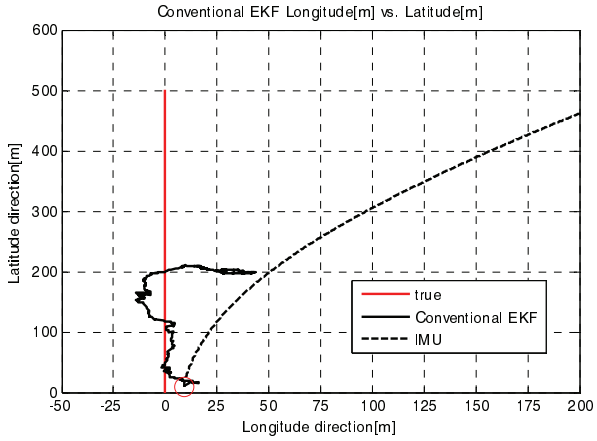



그림 10. Case 2: 기존의 EKF 적용 시 추정 궤적.
Fig. 10. Case 2: Estimated trajectory with conventional EKF.

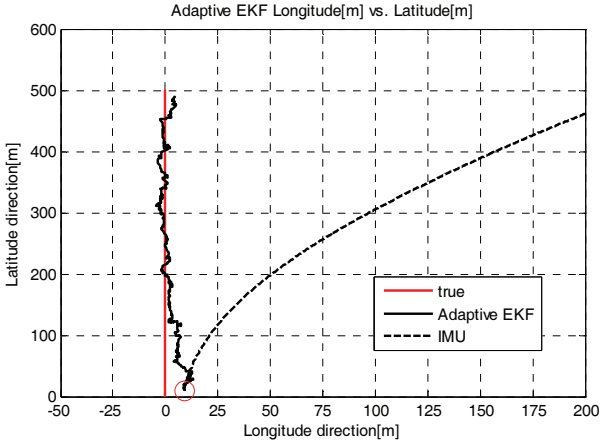



그림 11. Case 2: 적응형 EKF 적용 시 추정 궤적.
Fig. 11. Case 2: Estimated trajectory with adaptive EKF.

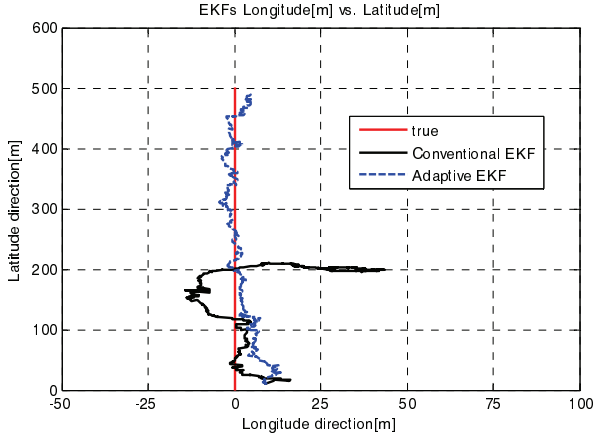



그림 12. Case 2: 추정 궤적 비교.
Fig. 12. Case 2: Estimated trajectories comparison.

최종 시간의 인덱스를 나타낸다.

표 3은 앞서 정의한 두 가지 시나리오에 대한 몬테카를로 시뮬레이션 결과를 정리한다. 먼저, 전체적으로 초기 위치 오차가 클 때 두 가지 필터 모두에서 수평면 오차가 증가하는 것을 볼 수 있다. 이는 앞서 하나의 대표 샘플로 해석한 결과와 일치함을 알 수 있다. 그리고, 일반적 EKF에 비해 적응형 EKF가 사용되었을 때 필터의 발산이 줄어드는 것을 볼 수 있다. 시나리오 1에서는 발산 확률이 47%에서 10%로, 시나리오 2에서는 66%에서 24%로 각각 감소하였다. 적응형 필터에서는 위치 오차 크기에 따라 지형 경사면 추정에 사용되는 영역 크기를 달리함으로써 필터의 안정성을 향상시키는 것을 확인할 수 있다.

표 3. 각 샘플에서의 수평면 평균 오차.
Table 3. Number of samples in each error interval.

| Scenario | EKF method | # of samples in error intervals | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | | 0-10 | 11-20 | 0-20 | >20[m] |
| CASE 1 | conventional | 37 | 16 | 53 | 47 |
| | adaptive | 79 | 11 | 90 | 10 |
| CASE 2 | conventional | 24 | 10 | 34 | 66 |
| | adaptive | 51 | 25 | 76 | 24 |

## VI. 결론

본 논문에서는 수중에서 잠수정의 위치를 파악할 수 있는 항법 기술로 지형참조항법을 소개하였다. 지형참조항법은 GPS나 트랜스폰더를 이용한 기존의 수중 항법과 달리 외부 환경에 독립적인 항법 시스템으로, 무인 항공기, 유도 무기 등에는 이미 널리 사용되는 기술이다. 최근 국외에서는 수중 항법에 대한 보조 기술로도 연구가 진행되고 있다. 본 연구에서는 확장 칼만 필터 방식의 비선형 필터를 이용하여 관성 센서 측정치와 음향측심기에서 획득하는 측정치를 융합한다. 위치에 대한 절대 정보(absolute navigation)를 제공하는 소나 데이터를 활용하여 관성 센서로 인한 항법 오차의 발산을 구속한다.

국내의 특정 지역에 대한 해저지형 데이터베이스를 이용하여 제안된 항법 알고리듬에 대한 시뮬레이션을 수행한다. 단순화된 센서 및 DB 모델에서 수중에 대한 지형참조항법의 적용 가능성을 시뮬레이션 결과를 통해 확인하였다. 또한, 기존 확장 칼만 필터의 단점을 개선할 수 있는 적응형(adaptive) 방법을 초기 오차가 큰 경우에 대해 적용하였다. 기존의 필터를 적용했을 때 발산하는 시뮬레이션 조건에서 적응형 필터는 강건하게 작동함을 확인하였다.

## REFERENCES

[1] C.-M. Lee, P.-M. Lee, and W.-J. Seong, “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 Coastal and Ocean Engineers (in Korean)*, vol. 17, no. 6, pp. 83-90, 2003.

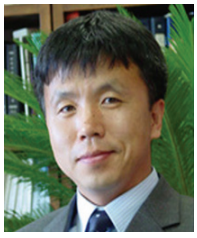
[2] P.-M. Lee, B.-H. Jeon, S.-M. Kim, C.-M. Lee, Y.-K. Lim, and S.-I. Yang, “A hybrid navigation system for underwater unmanned vehicles, using a range sonar,” *Journal of Korean Society of Coastal and Ocean Engineers (in Korean)*, vol. 18, no. 4, pp. 33-39, 2004.

[3] K.-H. Kim, H.-T. Choi, S.-M. Kim, P.-M. Lee, C.-M. Lee, and S.-K. Cho, “Implementation of deep-sea UUV precise underwater navigation based on multiple sensor fusion,” *Journal of Korean Society of Coastal and Ocean Engineers (in Korean)*, vol. 24, no. 3, pp. 46-51, 2010.

[4] K.-M. Kwak and J.-H. Kim, "Development of 3-dimensional sensor nodes using electro-magnetic waves for underwater localization," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 19, no. 2, pp. 107-112, 2013.
[5] D.-H. Lee, H.-W. Kim, and J.-M. Lee, "Obstacle recognition and avoidance of the bio-mimetic underwater robot using IR and compass sensors," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 10, pp. 928-933, 2012.
[6] D.-G. Park, K.-M. Kwak, W.-K. Chung, and J.-H. Kim, "Infrastructure-based localization system using underwater wireless sensor network," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 8, pp. 699-705, 2012.
[7] O. Bergem, "Bathymetric navigation of autonomous underwater vehicles using a multi-beam sonar and a Kalman filter with relative measurement covariance matrices," Ph.D. Thesis, University of Trondheim, 1993.
[8] J. J. Leonard, A. A. Bennett, C. M. Smith, and H. J. S. Feder, "Autonomous underwater vehicle navigation," *Proc. IEEE ICRA Workshop Navigat. Outdoor Auton. Vehicles*, Leuven, Belgium, May 1998.
[9] L. Stutters and H. Liu, "Navigation technologies for autonomous underwater vehicles," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 38, no. 4, pp. 581-589, 2008.
[10] I. T. Ruiz, S. Raucourt, Y. Petillot, and D. M. Lane, "Concurrent mapping and localization using sidescan sonar," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 29, no. 2, pp. 442-456, 2004.
[11] I. Nygren, "Robust and efficient terrain navigation of underwater vehicles," *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, May 2008.
[12] B. Jalving, M. Mandt, O. Hagen, and F. Pohner "Terrain referenced navigation of AUVs and submarines using multibeam echo sounders," *Proc. of the UDT Europe*, Nice, France, Jun. 2004.
[13] K. B. Anonsen and O. K. Hagen, "An analysis of real-time terrain aided navigation results from a HUGIN AUV," *OCEANS 2010*, Sep. 2010.
[14] D. H. Larry and D. A. Ronald, "Nonlinear Kalman filtering techniques for terrain-aided navigation," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 28, no. 3, pp. 315-323, 1983.
[15] J. Metzger, K. Wisotzky, J. Wendel, and G. F. Trommer, "Sigma-point filter for terrain-referenced navigation," *AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*, San Francisco, California, Aug. 2005.
[16] N. Bergman, L. Ljung, and F. Gustafsson "Point-mass filter and Cramer-Rao bound for terrain-aided navigation," *Conference on Decision and Control*, Dec. 1997.
[17] S.-H. Mok and H.-C. Bang, "Terrain slope estimation methods using the least squares approach for terrain referenced navigation," *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, vol. 14, no. 1, pp. 85-90, 2013.
[18] Available online at http://www.gebco.net/data_and_products/gridded_bathymetry_data/
[19] D. H. Titterton and J. L. Weston, *Strapdown Inertial Navigation Technology*, The Institution of Electrical Engineers, pp. 17-58, 2004.

**목 성 훈**

2010년 KAIST 항공우주공학과 석사 졸업. 현재 KAIST 항공우주공학과 박사 과정. 관심분야는 인공위성 군집비행 제어, 인공위성 궤도 결정, 달 탐사 유도항법제어 기술, 지형참조항법.



**방 효 충**

1987년 서울대학교 항공우주공학과 졸업. 1992년 Texas A&M University 박사취득. 현 KAIST 항공우주공학과 교수. 관심분야는 인공위성 자세역학 및 제어, 궤도 역학 및 제어, 무인비행체 시스템 개발 및 제어, 영상 처리 기술.

**권 재 현**

1992년 서울대학교 지구과학교육과 졸업. 2000년 Ohio State University 박사취득. 현 서울시립대학교 공간정보공학과 교수. 관심분야는 정밀위성측위 알고리즘, 측위/자세 센서융합, 정밀 항법, 지각 및 해수면 변화분석.

**유 명 종**

1987년 경북대학교 전자공학과 졸업. 2002년 서울대학교 박사취득. 현 국방과학연구소 책임연구원. 관심분야는 강인필터 및 적응필터링 기법, 항법시스템 개발.