

라오-블랙웰라이즈드 입자필터를 이용한 지형참조 수중항법

Terrain-referenced Underwater Navigation using Rao-Blackwellized Particle Filter

김 태 윤, 김 진 환*, 최 현 택
(Taeyun Kim¹, Jinwhan Kim¹, and Hyun-Taek Choi²)

¹Ocean Robotics & Intelligence Lab., Division of Ocean Systems Engineering, KAIST

²Korea Institute of Ocean Science and Technology

Abstract: Navigation is a crucial capability for all types of manned or unmanned vehicles. However, vehicle navigation in underwater environments still remains a challenging problem since GPS signals for position fixes are not available in the water. Terrain-referenced underwater navigation is an alternative navigation technique that utilizes geometric information of the subsea terrain to correct drift errors due to dead-reckoning or inertial navigation. Terrain-referenced navigation requires the description of an undulating terrain surface as a mathematical function or table, which often leads to a highly nonlinear estimation problem. Recently, PFs (Particle Filters), which do not require any restrictive assumptions about the system dynamics and uncertainty distributions, have been widely used for nonlinear filtering applications. However, PF has considerable computational requirements which used to limit its applicability to problems of relatively low state dimensions. This study proposes the use of a Rao-Blackwellized particle filter that is computationally more efficient than the standard PF for terrain-referenced underwater navigation involving a moderate number of states, and its performance is compared with that of the extended Kalman filter algorithm. The validity and feasibility of the proposed algorithm is demonstrated through numerical simulations.

Keywords: terrain-referenced navigation, nonlinear estimation, rao-blackwellized particle filter, underwater vehicle

I. 서론

항법(또는 측위)는 운동체의 위치 및 자세, 움직임을 파악하는 기술로, 수중 운동체뿐만 아니라 항공, 지상, 수상 등 모든 유/무인 운동체의 실제적 운용을 위한 가장 기본적이며 필수적인 기술이다. 일반적으로 개방된 야외 환경에서는 GPS (Global Positioning System)로부터 절대위치에 대한 정보가 주어지므로 비교적 손쉽게 관성 항법에 의한 표류 오차를 보정하는 것이 가능하다. 그러나 수중 환경 환경에서는 전자기파의 특성상 GPS의 사용이 불가능하며 이로 인해 항법에 많은 어려움이 발생하게 된다.

이러한 특수한 환경에서 사용할 수 있는 대표적인 대체항법 기법이 지형참조 항법(terrain-referenced navigation)이다. 지형참조 항법은 지형 정보를 이용하여 추측 항법(dead-reckoning navigation) 또는 관성 항법에 의해 발생하는 표류 오차를 최소화하는 기술이다.

지형참조의 개념을 항법에 적용한 최초의 연구는 TERCOM (Terrain Contour Matching) [1]이라 불리는 지형고도 대조 기법으로 이미 GPS 등장 이전에 순항 미사일과 항공기에 적용될 목적으로 개발되었다. 이후 전산기의 발달과 갈만

필터링 기법의 등장에 따라 TERCOM 알고리즘은 미국 Sandia 연구소에서 개발한 SITAN, BAE사에서 개발한 TERPROM 등으로 발전되어 왔고, 현재까지도 그 성능을 향상시키기 위한 연구가 진행되고 있다[2].

해양 분야에서는 상대적으로 최근에 들어서야 지형참조 항법을 수중 운동체의 항법에 적용하고자 하는 시도가 이루어지고 있다[3,4]. 특히 스웨덴과 노르웨이 등 북구의 해양 선진국에서 상대적으로 활발한 연구가 진행되고 있으며 노르웨이의 방위 산업체인 Kongsberg사에서는 자사의 군수 및 상업용 AUV인 Hugin에 지형기반항법 기능을 적용하고자 하는 연구를 지속적으로 수행해오고 있다[5-7].

지형참조 항법은 복잡한 형태의 지형 굴곡을 함수 또는 표로 표현해야 하므로 결과적으로 비선형 추정 문제로 귀결된다. 최근 들어 지형참조 항법을 위해 확장칼만필터(EKF: Extended Kalman Filter)보다는 입자필터(PF: Particle Filter) 또는 점질량필터(Point Mass Filter)의 적용이 제안되고 있다[4,8]. 일반적으로 지형참조 항법과 같이 시스템의 비선형이 심한 경우에는 시스템 선형화에 기반을 두고 있는 확장칼만필터보다는 특별한 수학적 근사를 필요로 하지 않는 입자필터가 더 강건하고 나은 결과를 나타내는 것으로 알려져 있다[8].

그러나 입자필터는 그 계산의 특성상 신뢰성 있는 결과를 얻기 위해서는 충분한 수의 입자가 필요하며 결과적으로 상당한 수준 이상의 컴퓨터 연산 능력이 요구된다. 항법 시스템은 일반적으로 실시간 운용을 목적으로 하기 때문에 시스템의 계산효율은 중요한 의미를 가진다. 이를 감안하여 본 연구에서는 항법의 추정 성능과 계산효율 증가를 위해 확장칼만필터와 입자필터의 특성을 혼합한 RB (Rao-Blackwellized)

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received May 15, 2013 / revised June 10, 2013 / accepted June 30, 2013

김태윤, 김진환: 한국과학기술원 해양시스템공학전공
(xelloscor@kaist.ac.kr/jinwhan@kaist.ac.kr)

최현택: 한국해양과학기술원(htchoiphd@kiost.ac)

※ 본 연구는 한국연구재단을 통한 교육과학기술부의 세계수준의 연구중심대학육성사업(WCU) (R31-2008-000-10045-0) 및 한국해양과학기술원의 “고정밀 임무 수행을 위한 인공지능 기반 수중 로봇기술 개발” 과제로부터 지원을 받아 수행되었음.

입자필터를 적용한 지형참조 항법 알고리즘의 사용을 제안한다.

지형참조 항법은 해저면과 운동체의 상대거리 정보, 즉 운동체의 고도(altitude) 정보를 통하여 운동체의 위치를 추정한다. 이 때 조석류로 인해 해수면의 조위 변화가 발생하면 운동체의 수면으로부터의 깊이와 고도의 관계가 변하게 되며 조위 변화를 제대로 고려하지 않을 경우 지형참조 항법에 오차가 발생하게 된다. 본 연구에서는 조위 변화를 시스템 상태 변수로 함께 고려하여 지형 참조 항법을 수행하고자 한다.

그리고 실험적 지형정보를 이용한 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행하고 그 결과를 추측 항법 및 확장칼만필터 결과와 비교함으로써 본 연구에서 제안하는 항법 알고리즘의 성능을 평가한다.

II. 지형 참조 수중 항법

지형참조 항법은 운동체의 위치 파악을 위해 운용 중인 수역에 해저지형 정보를 이용하는 기술이다. 해수면으로부터 해저면까지의 깊이 분포를 나타내는 해저지형도(bathymetric map)가 미리 주어진다 가정할 때, 이를 바탕으로 임의의 위치에서 수중 운동체의 깊이(depth from the surface, z_d)와 고도 정보(altitude, z_a)를 이용하여 해저지형도 상에서의 운동체의 수평면 위치를 추정하는 것이 가능하다.

단, 조석류에 의한 조위 변화로 인해 해저지형도 작성 시의 해수면과 운동체의 운용 시 해수면의 높이 차이(depth bias, b_z)가 나타날 경우 기존에 알고 있던 해저지형 정보(the seafloor at the time of the map creation)는 현재 지형 정보(the present seafloor)와 높이 차이가 나타나게 된다. 따라서 올바른 지형참조 항법을 위해서는 조위 변화에 대한 고려가 요구된다(그림 1 참조).

실시간 운용이 가능한 지형참조 수중항법 알고리즘의 구현을 위해서는 이를 재귀 추정 문제로 수식화하는 과정이 필요하며 이를 위해 먼저 수중 운동체에 대한 운동 방정식과 필터에 이용할 계측 방정식이 기술되어야 한다.

1. 6자유도 운동 모델

일반적으로 수중 운동체는 공간 상에서 6자유도 운동을 하며 이러한 6자유도 운동은 관성 센서로부터 주어진 가속도와 각속도를 적분하여 구할 수 있다.

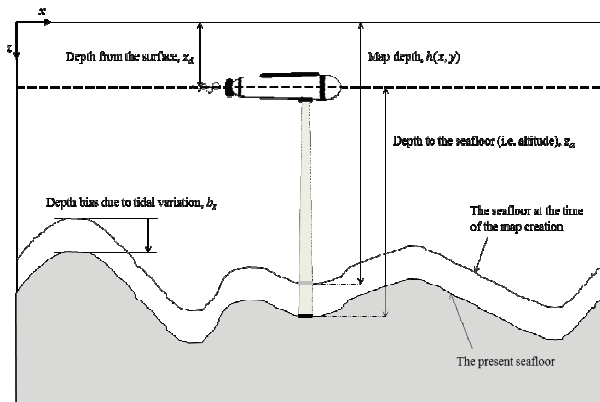


그림 1. 지형참조 항법 개략도.

Fig. 1. A schematic of terrain-referenced navigation.

운동체의 6자유도 기구학 모델은 아래 식 (1)-(10)과 같이 나타낼 수 있다[9]. 운동체의 위치를 나타내는 x, y, z 는 관성 좌표계(inertial frame)에서 표현되며 선속도 u, v, w 는 동체좌표계(body frame)에서 표현된다. ϕ, θ, ψ 는 운동체의 자세를 나타내는 오일러각(Euler angles)이다.

$$\dot{x} = u \cos \theta \cos \psi + v (\sin \phi \sin \theta \cos \psi - \cos \phi \sin \psi) + w (\cos \phi \sin \theta \cos \psi + \sin \phi \sin \psi) \quad (1)$$

$$\dot{y} = u \cos \theta \sin \psi + v (\sin \phi \sin \theta \sin \psi + \cos \phi \cos \psi) + w (\cos \phi \sin \theta \sin \psi - \sin \phi \cos \psi) \quad (2)$$

$$\dot{z} = -u \sin \theta + v \sin \phi \cos \theta + w \cos \phi \cos \theta \quad (3)$$

$$\dot{\phi} = z_p + z_q \sin \phi \tan \theta + z_r \cos \phi \tan \theta \quad (4)$$

$$\dot{\theta} = z_q \cos \phi - z_r \sin \phi \quad (5)$$

$$\dot{\psi} = z_q \frac{\sin \phi}{\cos \theta} + z_r \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \quad (6)$$

$$\dot{u} = z_x - g \sin \theta - z_q w + z_r v \quad (7)$$

$$\dot{v} = z_y + g \sin \phi \cos \theta - z_r u + z_p w \quad (8)$$

$$\dot{w} = z_z + g \cos \phi \cos \theta - z_p v + z_q u \quad (9)$$

where

$$\mathbf{z}_{imu} = [z_x \ z_y \ z_z \ z_p \ z_q \ z_r]^T \quad (10)$$

여기서 \mathbf{z}_{imu} 는 관성 측정 장치(IMU: Inertial Measurement Unit)로부터 얻어지는 동체좌표계에서의 가속도와 각속도를 의미한다.

2. 조위 변화의 고려

조위는 대략 하루에 2회 주기로 상승과 하강을 반복한다 [10]. 이는 수중 운동체의 움직임에 비하면 상당히 느린 변화이므로 운동체 운용 중에 조위의 변화는 시변 편차(bias)로 표현하고 운동 상태 변수와 함께 동시 추정하기로 한다.

조위 변화로 인해 발생하는 수심 편차(depth bias)는 간단히 조위 변화가 발생하기 전에 알고 있던 해저지형의 깊이와 현재 운동체의 깊이, 운동체의 고도와의 관계로 나타낼 수 있다. 즉 수심 편차는 실제 운동체의 위치에 의해 결정되는 값이라고 볼 수 있다.

본 연구에서 수심 편차는 평균값 0의 정규분포를 가지는 임의보행(random walk) 모델로 표현 가능하다고 가정하였다 ($\mathbf{n}_{b_z} \sim N(0, \sigma_{b_z}^2)$).

$$\dot{b}_z = \mathbf{n}_{b_z} \quad (11)$$

식 (11)을 이용하면 조위의 변화를 고려한 시스템 모델을 구성할 수 있다. 조위 상태 변수가 포함된 최종적인 상태 벡터 \mathbf{x} 는 아래와 같다.

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_m \\ b_z \end{bmatrix} \quad (12)$$

where

$$\mathbf{x}_m = [x \ y \ z \ \phi \ \theta \ \psi \ u \ v \ w]^T \quad (13)$$

이에 따른 상태공간에서의 시스템 모델은 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mathbf{x}}_m \\ \dot{\mathbf{b}}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f(\mathbf{x}_m, \mathbf{z}_{imu}) \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_w \\ \mathbf{n}_b \end{bmatrix} \quad (14)$$

$f(\mathbf{x}_m, \mathbf{z}_{imu})$ 는 앞서 식 (1)~(10)으로 나타낸 수중 운동체의 6자유도 운동 모델이다. 그리고 \mathbf{n}_w 는 환경 외란을 포함하는 프로세스 잡음(process noise)을 나타낸다.

3. 계측 모델

수중에서 해저면과 운동체 간의 상대거리는 음파 기반의 센서를 통해서 측정하는 것이 일반적이다. 이러한 센서로는 다중빔 소나(MBE: Multibeam Echosounder), 도플러 속도계(DVL: Doppler Velocity Log), 단일빔 초음파 고도계(single-beam acoustic altimeter) 등이 있다. 본 연구에서는 이 센서들 가운데 가장 단순한 형태인 단일빔 고도계의 사용을 가정한다. MBE나 DVL과는 달리 단일빔 고도계는 1회 계측 시 해저의 한 지점에 대한 상대거리 정보만을 제공한다. 상대적으로 얻을 수 있는 정보량이 적기는 하나 저가 센서로 시스템 구성이 가능하다. 운동체의 운동 상태를 계측하기 위해 DVL과 자세 방위 장치(AHRS: Attitude Heading Reference System), 깊이 센서(depth sensor)의 사용을 가정한다. 본 연구에서 이용된 계측방정식은 아래와 같이 표현된다.

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_d \\ z_a \\ z_u \\ z_v \\ z_w \\ z_\phi \\ z_\theta \\ z_\psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z \\ h(x, y) - z + b_z \\ u \\ v \\ w \\ \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} + \mathbf{n}_v \quad (15)$$

여기서 z_d 는 해수면으로부터 운동체의 깊이에 대한 계측치를 나타낸다. z_a 는 운동체로부터 해저면까지의 연직거리의 측정치(혹은 운동체의 고도 계측치)로써 h 는 수평면 상에서의 운동체 위치에 대해 해저면과의 상대거리를 표현하는 함수를 의미한다. 앞서 언급하였듯이, 운동체의 고도는 해저지형의 깊이와 운동체의 깊이, 수심 편차와의 관계로 표현된다. 그리고 z_u, z_v, z_w 는 DVL로부터 측정된 동체좌표계에서의 운동체의 선속도를 나타내고, z_ϕ, z_θ, z_ψ 는 오일러각으로 표현되는 운동체의 자세각 계측치를 의미한다. 그리고 \mathbf{n}_v 는 평균값 0의 정규분포를 가지는 센서의 계측 잡음(measurement noise)를 나타낸다.

수평면 상에서의 운동체 위치에 따른 해저면과의 상대거리를 나타내는 함수 h 는, 자연적으로 형성된 해저지형의 굴곡을 표현하자면 심한 비선형성을 갖는 것이 일반적이다. 이에 대한 일반적인 선형 근사는 추정기의 신뢰도를 떨어뜨리며 특히 초기 추정치가 충분히 정확하지 않은 경우 필터는 정상적으로 수렴하지 못하거나 수치적으로 발산할 가능성이 크다. 지형참조 항법에서 필터의 유용성은 이러한 비선형성을 얼마나 잘 다루느냐에 달려 있으며 이러한 문제의 특성을

감안하여 본 연구에서는 칼만필터와 입자필터의 혼합된 형태인 RB 입자필터의 사용을 제안한다.

III. RAO-BLACKWELLIZED 입자필터

RB 입자필터는 확장칼만필터와 입자필터의 장점을 동시에 수용하고자 Rao-Blackwell 정리를 바탕으로 제안된 혼합형 필터 알고리즘이다[11-13]. 그 기본적인 개념은 시스템 상태 변수를 두 개의 그룹으로 나눈 후 상대적으로 비선형성 또는 비정규분포 특성이 강한 상태변수 그룹은 입자필터로 처리하고 그 특성이 상대적으로 약한 상태변수 그룹은 (확장)칼만필터와 같은 가우시안 기반의 해석적 추정 기법으로 처리하는 것이다. 이 방법의 적용은 기본적으로 입자필터의 각 입자에 대한 칼만필터링을 의미하므로, 같은 입자 개수를 이용할 경우 계산량은 입자필터에 비해 더 많아진다. 그러나 RB 입자필터는 상태변수의 일부를 칼만필터로 처리하므로 일반 입자필터에 비해 상대적으로 적은 입자 개수만으로도 전체 시스템을 효과적으로 표현할 수 있고, 결국 시스템의 총 연산량을 감소시킬 수 있다.

일반적인 RB 입자필터 알고리즘의 구성을 나타내는 의사 코드(pseudocode)를 표 1에 보인다[12].

표 1. RB 입자필터 알고리즘[12].

Table 1. The algorithm of Rao-Blackwellized particle filter [12].

<p>For the system</p> $\mathbf{x}_{t+1}^p = f^p(\mathbf{x}_t^p) + F^p(\mathbf{x}_t^p)\mathbf{x}_t^k + G^p(\mathbf{x}_t^p)\mathbf{w}_t^p$ $\mathbf{x}_{t+1}^k = f^k(\mathbf{x}_t^p) + F^k(\mathbf{x}_t^p)\mathbf{x}_t^k + G^k(\mathbf{x}_t^p)\mathbf{w}_t^k$ $\mathbf{y}_t = h(\mathbf{x}_t^p) + H^p(\mathbf{x}_t^p)\mathbf{x}_t^k + \mathbf{e}_t ;$ <p>(1) Initialization: For $i = 1, \dots, N$, $\mathbf{x}_{q-1}^p \sim p_{p_0^{(i)}}(\mathbf{x}_0^p)$ and set $\{\mathbf{x}_{q-1}^{k(i)}, p^{(i)}\} = \{\mathbf{x}_0^k, p_0\}$. Let $t = 0$.</p> <p>(2) PF measurement update: For $i = 1, \dots, N$, evaluate the importance weights $\tilde{w}_t^{(i)} = p(\mathbf{y}_t \mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)}, \mathbf{x}_{\Phi}^{p(i)}, Y_{t-1})$, and normalize $w_t^{(i)} = \tilde{w}_t^{(i)} / \sum_j \tilde{w}_t^{(j)}$.</p> <p>(3) Resample N particles with replacement: $\Pr(\mathbf{x}_{\Phi}^{p(i)} = \mathbf{x}_{\Phi}^{p(j)}) = w_t^{(j)}$.</p> <p>(4) PF time update and KF:</p> <p>(a) KF measurement update:</p> $\mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)} = \mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)} + K_t^{(i)}(\mathbf{y}_t - \mathbf{h}_t^{(i)} - H_t^{p(i)}\mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)})$ $P_{\Phi}^{(i)} = P_{\Phi}^{(i)} - K_t^{(i)}M_t^{(i)}K_t^{(i)T}$ $M_t^{(i)} = H_t^{p(i)}P_{\Phi}^{(i)}H_t^{p(i)T} + R$ $K_t^{(i)} = P_{\Phi}^{(i)}H_t^{p(i)T}M_t^{(i)-1}$ <p>(b) PF time update: For $i = 1, \dots, N$ predict new particles $\mathbf{x}_{t+\Phi}^{p(i)} \sim p(\mathbf{x}_{t+\Phi}^p \mathbf{X}_t^{p(i)}, Y_t)$</p> <p>(c) KF time update:</p> $\mathbf{x}_{t+\Phi}^{k(i)} = F_t^{k(i)}\mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)} + f_t^{k(i)} + L_t^{(i)}(z_t^{(i)} - F_t^{p(i)}\mathbf{x}_{\Phi}^{k(i)})$ $P_{t+\Phi}^{(i)} = F_t^{k(i)}P_{\Phi}^{(i)}F_t^{k(i)T} + G_t^{k(i)}Q^kG_t^{k(i)T} - L_t^{(i)}N_t^{(i)}L_t^{(i)T}$ $N_t^{(i)} = F_t^{p(i)}D_{\Phi}^{(i)}F_t^{p(i)T} + G_t^{p(i)}Q^pG_t^{p(i)T}$ $L_t^{(i)} = F_t^{k(i)}P_{\Phi}^{(i)}F_t^{k(i)T}N_t^{(i)-1}$ <p>where $z_t^{(i)} = \mathbf{x}_{t+1}^{p(i)} - f_t^{p(i)}$</p> <p>(5) Increase time and repeat from step 2.</p>

IV. 수치 시뮬레이션

본 연구의 타당성을 정성적, 정량적으로 확인하기 위하여 적절히 설계된 시뮬레이션 시나리오에 대한 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 본 시뮬레이션은 실제 측정된 해저지형을 이용하여 수행되었고, 제안하는 항법 알고리즘의 성능에 대한 효율적인 검증과 비교를 위해서 동일한 시나리오에 대해 100회 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행한 후 적절한 통계 분석이 수행되었다.

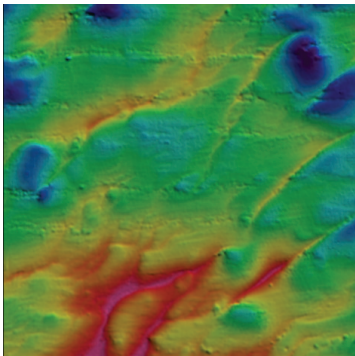
1. 실험역 해저지형

본 항법 알고리즘의 실현가능성을 판단하기 위해서 실측 해저지형을 이용한 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 지형 정보로는 위도 37도 00분, 동경 126도 06분의 서해안 태안 인근 수역의 실제 해저지형 정보를 사용하였다.

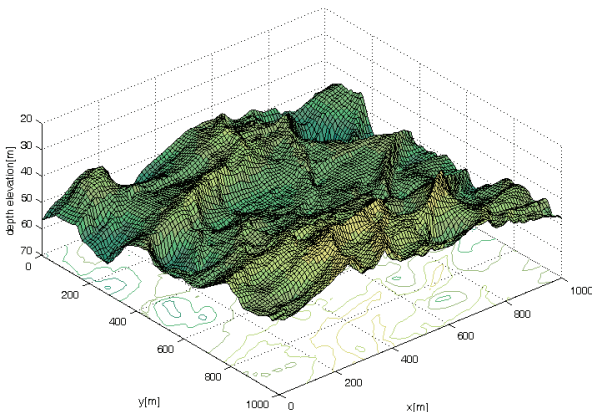
그림 2는 항법에 사용된 수역의 실제 해저지형을 2차원과 3차원으로 도식화한 것이다. 이용된 해저지형의 구역 크기는 1000m X 1000m로, 수심은 약 25m에서 65m의 값을 가진다.

2. 시뮬레이션 시나리오

본 연구에서 제안하는 지형참조 항법 알고리즘의 성능 평가를 위하여 동일한 시뮬레이션 시나리오에 대해 3가지 종류의 항법 알고리즘을 적용하고, 100회 Monte-Carlo 시뮬레이션을 수행한 후 그 항법 결과를 비교하였다. 첫째는 운동체의 운동 상태를 계측하는 DVL, AHRS, 깊이 센서만을 이용한 추측 항법, 둘째는 확장칼만필터를 이용한 지형참조 항법, 그리고 마지막으로 본 연구에서 제안하는 RB 입자필터를 이용한 지형참조 항법이다.



(a) 2D bathymetric map.



(b) 3D bathymetric map.

그림 2. 태안 부근 서해 해역의 해저지형.
Fig. 2. Actual seafloor terrain elevation (in Yellow Sea).

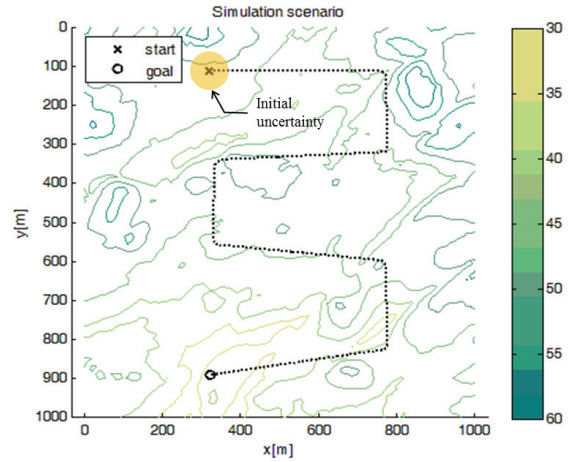


그림 3. 시뮬레이션 시나리오.
Fig. 3. Simulation scenario.

표 2. 시뮬레이션 초기치 및 필터 상수 값 설정.

Table 2. Initial settings and filter parameters for the simulations.

Simulation parameter	Value	Unit
Initial x, y, z	300.0, 100.0, 0.0	m
Initial ϕ, θ, ψ	0.0, 0.0, 0.0	deg
Nominal speed	4.0	knot
Measurement noise in depth	0.01	m
Measurement noise in altitude	0.1	m
Measurement noise of ϕ, θ, ψ	1.0	deg
Measurement noise of u, v, w	0.5	m/s

그림 3은 지형참조 항법 수치 시뮬레이션 시나리오를 보여준다. 그림에서 검은 점선은 수평면 상에서의 수중 운동체의 기준경로를 나타내고 운동체는 이 경로를 따라 좌측 상단에서 좌측 하단으로 이동한다. 그리고 운동체의 초기 상태 추정치는 불확실성을 내포하고 있다.

시뮬레이션 초기치 및 필터 상수 값을 표 2에 보인다.

3. 시뮬레이션 결과

동일한 시뮬레이션 시나리오에 대해 적용한 3가지 항법 알고리즘에 대한 시뮬레이션 결과를 다음에 보인다. 그림 4-6은 각각 운동체의 기준경로에 대하여 추측 항법 결과, 확장칼만필터를 이용한 지형참조 항법 결과, 그리고 RB 입자필터를 이용한 지형참조 항법 결과를 보여주고 있다. 각 결과는 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해 얻어진 100가지의 운동체 추정 경로와 이에 따른 기준경로와의 거리 오차를 보여준다.

시뮬레이션 결과에는 각 시뮬레이션에서의 운동체의 출발 위치 분포와 최종 도달위치 분포를 표시하였으며 이를 통해 초기 상태 추정치의 불확실성에 대한 최종 상태 추정치의 분포를 살펴봄으로써 각 항법 알고리즘의 강건성 및 수렴성을 비교하였다.

먼저 그림 4를 보면, 추측 항법을 통해 추정된 운동체 궤적은 시간이 흐름에 따라 기준경로에 수렴하지 않고 서서히 발산하고 있음을 볼 수 있다. 이는 추측 항법의 경우, 운동체의 절대 위치에 대한 정보는 없고 DVL을 통해 계측된 선속도를 적분하는 과정에서 적분 오차가 발생하기 때문이다. 기

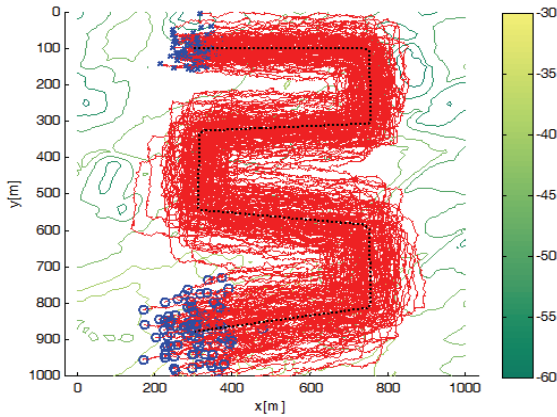


그림 4. 추측 항법 추정 결과.

Fig. 4. Result: Simulation.

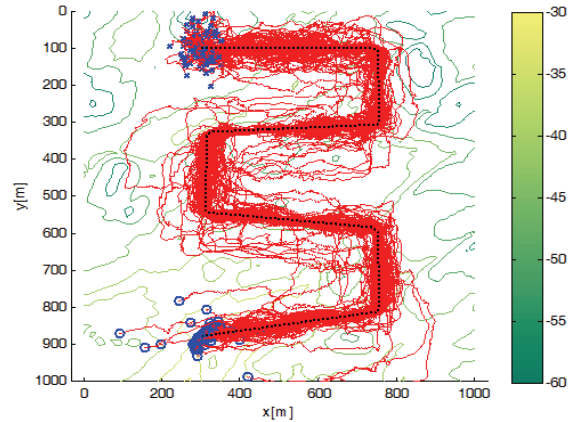


그림 6. RBPF 지형참조 항법 추정 결과.

Fig. 6. Result: Terrain-referenced navigation using RBPF.

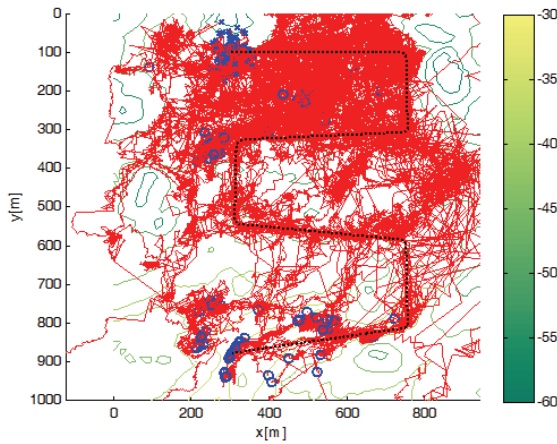


그림 5. EKF 지형참조 항법 추정 결과.

Fig. 5. Result: Terrain-referenced navigation using EKF.

본적으로 추측 항법은 시간에 따라 추정 오차가 지속적으로 증가하며 오차 증가의 정도는 운동 계측 센서의 성능에 따라 좌우된다.

그림 5는 확장칼만필터를 이용한 지형참조 항법의 결과를 보여준다. 결과를 살펴보면, 거의 대부분의 추정된 운동체 궤적이 발산하고 소수의 경우에만 기준경로에 수렴함을 볼 수 있다. 항법 결과가 제대로 수렴할 시에는 작은 거리오차가 발생하며 최종 목표점을 올바르게 추정하지만 발산 시에는 다른 2가지 항법 알고리즘에 비해 상대적으로 큰 거리오차를 보여주고 있다.

반면에 그림 6에서 보여지는 RB 입자필터의 항법 추정 결과의 경우, 다른 두 가지 항법 알고리즘에 비해 거리오차가 작게 나타나고 있으며 대부분의 시뮬레이션 결과가 운동체의 실제 기준경로에 성공적으로 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 또한 항법 결과가 올바르게 수렴할 경우 초기 추정치 분포에 비해 최종 추정치 분포는 보다 작게 나타남을 볼 수 있는데, 이는 본 항법 알고리즘을 통해서 상태 오차 분산값이 감소함을 보여준다.

보다 명확한 항법 추정 결과 비교를 위해 각 항법 결과의 거리오차 대한 Box plot을 그림 7에 나타낸다. 3가지 항법 결과에 대한 Monte-Carlo 시뮬레이션 결과 중에 추정 결과와

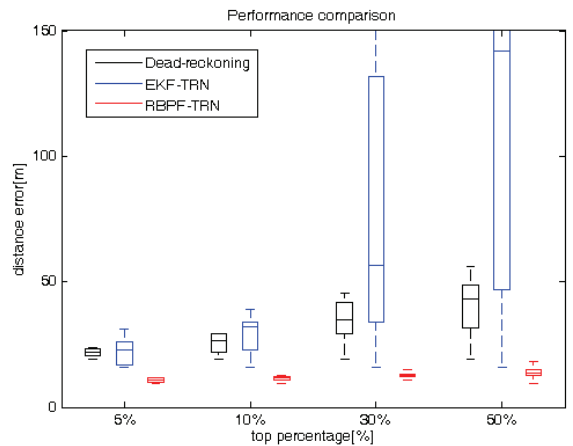


그림 7. 거리오차 Box plot (상위 5%, 10%, 30%, 50% 결과).

Fig. 7. Box plot of distance error (the results of top 5%, 10%, 30% and 50%).

좋은 상위 5%, 10%, 30%, 50% 결과에 대한 거리 오차이다. 결과를 살펴보면, RB 입자필터의 경우 다른 두 가지 항법 결과에 비해 훨씬 좋은 성능을 보이고 있다. 상위 5%의 항법 결과와 50%의 결과에 큰 차이가 없으며, 전체적으로 오차의 중간값(median value) 뿐만 아니라 분산(variance)도 비교적 상당히 작게 나타나고 있다. 추측 항법의 경우 RB 입자필터의 항법 결과에 비해 오차가 크며 상위 추정 결과의 범위를 넓힐수록 그 오차가 점점 커짐을 보이고 있다.

확장칼만필터를 이용한 항법 결과를 살펴보면, 이 항법의 최소 거리오차는 추측 항법의 최소 거리오차보다 더 작게 나타나는 것을 볼 수 있으나 이는 확장칼만필터가 제대로 수렴했을 경우에 한하는 것으로 그림 5에 나타나듯이 실제로는 많은 경우 필터가 수렴하지 못하며 그렇기 때문에 상위 추정 결과의 범위를 넓힐수록 급속도로 추정 오차가 커지게 되는 것을 볼 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 수중 운동체 운용에 있어 지형참조 항법이 유용한 기술이라는 점에 주목하고 지형참조 항법 성능의 향상을 위해 RB 입자필터의 사용 가능성과 타당성을 검증하였

다. 수중 운동체의 운동 외의 조위 변화의 고려를 위하여 조위 변화를 수심 편차로써 모델링하고 이를 시스템 상태 변수로 추가하여 전체 항법 시스템을 구성하였다.

6자유도 운동체 시스템의 수학적 모델링과 실제 해저지형 정보를 이용한 Monte-Carlo 시뮬레이션을 통해서, RB 입자필터를 이용한 지형참조 항법의 경우 DVL을 이용한 추측 항법과 확장칼만필터를 이용하는 경우에 비해 향상된 항법 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] J. P. Golden, "Terrain contour matching (TERCOM): A cruise missile guidance aid," *SPIE*, vol. 238, pp. 10-18, 1980.
- [2] S. M. Lee, Y. M. Yoo, W. H. Lee, D. H. Lee, and C. G. Park, "Performance improvement of TRN batch processing using the slope profile," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 4, pp. 384-390, 2012.
- [3] I. Nygren, "Terrain navigation for underwater vehicles," Ph.D. dissertation, Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden, 2005.
- [4] D. K. Meduna, S. Rock and R. McEwen, "Low-cost terrain relative navigation for long-range AUVs," *Proc. of the OCEANS 2008 MTS/IEEE QUEBEC Conference*, Quebec City, Canada, 2008.
- [5] J. Carlstrom and I. Nygren, "Terrain navigation of the swedish AUV62F vehicle," *International Symposium UUST05*, Durham, NH, 2005.
- [6] K. B. Anonsen and O. K. Hagen, "Analysis of real-time terrain aided navigation results from a HUGIN AUV," *IEEE Oceans 2010*, Seattle, WA, 2010.
- [7] O. K. Hagen, K. B. Anonsen and M. Mandt, "The HUGIN real-time terrain navigation system," *IEEE Oceans 2010*, Seattle, WA, 2010.
- [8] J. Kim and T. Kim, "Terrain-based localization using particle filter for underwater navigation," *International Journal of Ocean System Engineering*, vol. 1, no. 2, pp. 90-95, 2011.
- [9] J. W. Langelaan, "State estimation for autonomous flight in cluttered environments," Ph.D. dissertation, Stanford University, pp. 19-21, 2006.
- [10] D. A. Ross, *Introduction to Oceanography*, NY: HarperCollins College Publishers, New York.
- [11] T. Schon and F. Gustafsson, "Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 53, no. 7, pp. 2279-2289, 2005.
- [12] G. Hendeby, R. Karlsson, and F. Gustafsson, "The rao-blackwellized particle filter: A filter bank implementation," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2010, 2010.
- [13] J. Kim, S. S. Vaddi, P. K. Menon, and E. Ohlmeyer, "Comparison between three spiraling ballistic missile state estimators," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 1, pp. 525-541, 2012.



김 태 운

2010년 한국과학기술원 기계공학전공 학사. 2012년 한국과학기술원 해양시스템전공 석사. 2012년~현재 동 대학원 박사과정. 관심분야는 수중항법, 비선형 필터 알고리즘, SLAM.



김 진 환

1993년 서울대학교 조선해양공학 학사. 1995년 서울대학교 조선해양공학 석사. 2007년 Stanford University 항공우주공학 박사. 1995년~2000년 한국기계연구원/한국해양연구원 선박해양공학연구센터 (KRISO) 연구원/선임연구원. 2007년~2010년 Optimal Synthesis Inc. Research Scientist. 2010년~현재 한국과학기술원 해양시스템전공 조교수. 관심분야는 해양로봇 및 항법제어.



최 현 택

1991년 한양대학교 전자공학 학사. 1993년 한양대학교 전자공학과 석사. 2000년 한양대학교 전자공학과(제어 및 로봇스) 공학박사. 1993년~1995년 KT 연구개발원 S/W 연구소 전임연구원. 1996년~2000년 한양대학교 컴퓨터교육위원회 강사. 2000년~2000년 KT 연구개발원 멀티미디어 연구소 전임연구원. 2000년~2003년 하와이 주립대학교 기계공학과 Post-Doc. 2003년~현재 한국해양과학기술원 책임연구원. 관심분야는 수중 로봇, 해양 시스템, 강인 제어.