

정보이론기반 지형 험준도 및 정보이득을 이용한 지형대조항법 성능 향상 기법

남 성 호^{*,1)}

¹⁾ 국방과학연구소 제3기술연구본부

Performance Enhancing Technique for Terrain Referenced Navigation Systems using Terrain Roughness and Information Gain Based on Information Theory

Seongho Nam^{*,1)}

¹⁾ *The 3rd Research and Development Institute, Agency for Defense Development, Korea*

(Received 20 October 2016 / Revised 1 February 2017 / Accepted 14 April 2017)

ABSTRACT

Terrain referenced navigation(TRN) system is an attractive method for obtaining position based on terrain measurements and a terrain map. We focus on TRN systems based on the point mass filter(PMF) which is one of the recursive Bayesian method. In this paper, we propose two kinds of performance index for Bayesian filter. The proposed indices are based on entropy and mutual information from information theory. The first index measures roughness of terrain based on entropy of likelihood. The second index named by information gain, which is the mutual information between priori and posteriori distribution, is a quantity of information gained by updating measurement at each step. The proposed two indices are used to determine whether the solution from TRN is adequate for TRN/INS integration or not, and this scheme gives the performance improvement. Simulation result shows that the proposed indices are meaningful and the proposed algorithm performs better than normal TRN algorithm.

Key Words : Terrain Referenced Navigation(지형 대조 항법), Entropy(엔트로피), Mutual Information(상호정보)

1. 서 론

관성항법장치는 자이로스코프 및 가속도계의 출력인 각속도와 가속도를 이용하여 위치, 속도, 자세를 제공하는 장치이다. 관성항법장치는 다른 외부 영향 없이 각속도와 가속도를 적분하여 위치, 속도, 자세를 계산하는데, 시간이 지남에 따라 센서 오차 누적에 의해

* Corresponding author, E-mail: shnam@add.re.kr
Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

항법오차가 증가한다. 때문에 관성항법장치는 GNSS, 레이더추적시스템, 영상센서 등의 보조센서를 이용하여 보정항법을 수행한다.

지형대조항법(TRN : Terrain Referenced Navigation)은 지형 DB와 전파고도계(RA : Radar Altimeter) 출력을 비교하여 항체의 위치를 추정하는 항법 방식이다. 기존에 주로 사용하는 보조센서인 GPS의 경우 재밍(Jamming), 스푸핑(Spoofing)과 같은 의도적인 전파 교란에 취약한 반면, 지형대조항법은 외부의 도움 없이 자율적인 항법이 수행 가능한 장점이 있어, 전투기나 순항미사일 등에 사용되고 있다¹¹.

지형대조항법은 크게 프로파일 방식과 순차처리 방식으로 나뉜다. 프로파일 방식은 일정 시간 동안 비행 경로를 따라 측정된 지표고도 프로파일과 지형 DB의 등고선(contour)을 비교하여 상관성을 기반으로 항법 해를 찾는 방식이다. 대표적으로 토마호크 순항미사일에 적용된 TERCOM(Terrain Contour Matching) 방식이 있다^{2,3}. 순차처리 방식은 프로파일 방식과 다르게 각 시간마다 순차적으로 항법 해를 찾는 방법으로 비선형 모델을 선형화하여 사용하는 EKF(Extended Kalman Filter)를 비롯해 다수의 필터를 이용해 추정하는 BKF(Bank of Kalman Filter)가 연구되었다^{4,5}. 하지만, 비선형성이 심한 지형 모델을 선형화하여 사용하기 때문에 위치오차 불확실성이 큰 경우 정확하지 않다. 비선형 모델에서도 추정이 가능한 베이시안 추정 기법을 기반으로 하는 PMF(Point Mass Filter)와 PF(Particle Filter)에 기반한 지형대조항법이 연구되었다^{6,7}.

Bergman은 베이시안 추정 기법을 기반으로 하며 연속적인 상태변수 공간을 이산적으로 격자화하여 처리하는 기법인 PMF기반 지형대조항법을 제안하였다⁸. Bergman은 지형대조항법에서의 PMF 뿐만 아니라 구체적인 격자 설정 방법까지 제안하였다. Anonsen은 Bergman과 달리 고도오차까지 포함한 3차원 추정 모델의 PMF를 제안하였다⁶.

지형대조항법 시스템에서는 지형 험준도에 따라 성능이 영향을 크게 받으나, 기존에 제안된 지형 험준도 산출 방식은 프로파일 방식에서만 한정되어 적용될 수 있다⁹. 베이시안 필터기반의 순차처리 방식 지형대조항법 시스템에서 실시간으로 현재 위치의 지형 험준도를 계산하거나, 더 나아가 현재 성능을 추정할 수 있는 지표가 있다면 지형대조항법 시스템을 구성하는데 큰 도움이 될 것이다.

본 논문에서는 베이시안 필터기반의 지형대조항법

시스템에서 사용할 수 있는 지형 험준도 및 성능 지수를 제시하고, 이를 이용해 항법 성능을 개선하고 안정성을 높이는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 지형 험준도와 성능 지수는 정보이론을 기반으로 한다. 먼저, 측정치 우도 분포함수의 엔트로피(Entropy)를 기반으로 하는 지형 험준도 지수를 제안하며, 현재 측정치를 통해 얻은 정보량을 정량적으로 표현할 수 있는 정보 이득(Information Gain)을 제안한다. 제안하는 험준도 지수는 측정치 우도 분포함수의 엔트로피를 기반으로 하는 지수이며, 정보 이득은 상호 정보량(Mutual Information)을 기반으로 하는 지수이다. 그리고 제안하는 성능 지수를 이용한 PMF 기반 지형대조항법 시스템을 제안한다. 시뮬레이션 결과를 통해 제안한 두 지수들이 얼마나 적합한 지 확인하며, 이를 적용한 PMF 알고리즘의 성능이 향상되고, 안정성이 개선되는 것을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 베이시안 필터 기반 지형대조항법에 대해 기술하고, 기존 PMF 알고리즘에 대하여 기술한다. 3장에서는 정보이론 기반의 새로운 지수를 제안하고 이를 이용한 새로운 PMF기반 지형대조항법 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 시뮬레이션 결과를 통해 제안 방법의 효용성을 보이며, 5장에서 결론을 맺는다.

2. PMF 기반 지형대조항법

2.1 시스템 모델

일반적인 지형대조항법의 시스템 모델은 2차원 위치(위도, 경도)를 상태변수 x_k 로 설정하며, 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$x_{k+1} = x_k + u_k + v_k \quad (1)$$

여기서 u_k 는 시간 k 에서 시간 $k+1$ 까지 위치 증분 벡터이고, v_k 는 백색 잡음으로, 속도오차에 해당되며, $E[v_k v_k'] = Q_k$ 와 같다.

본 논문에서는 전파고도계를 이용한 측정치 모델을 고려한다. 전파고도계의 출력을 항체의 고도와 수치표고자료(DEM)의 차와 비교하여 위치를 추정한다. 전파고도계를 이용한 측정치 모델은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} z_k &= h_{INSk} - h_{DEM}(x_k) + w_k \\ &= h(x_k) + w_k \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, h_{INSk} 는 INS가 추정한 항체의 고도, $h_{DEM}(x_k)$ 는 x_k 위치에서의 DEM값이며, 결국, $h(x_k)$ 는 항체 고도와 항체의 직하방 DEM 값의 차를 의미한다. w_k 는 측정치 잡음으로, 측정 오차와 DEM 오차, 항체의 고도 오차를 모두 포함한다. 식 (2)는 전과고도계를 이용한 측정치 모델이나, 간접계 레이더 고도계를 이용한 측정치 모델로도 사용할 수 있다.

2.2 베이시안 필터

식 (2)에 의해 표현되는 측정치 모델은 비선형 함수를 포함하고 있다. 지형 자체가 비선형성이 매우 크기 때문에 EKF나 UKF를 기반으로 하여 지형대조항법을 수행하면 오차가 크게 되며, 발산할 가능성이 크다. 본 논문에서는 비선형 시스템에서 사용할 수 있는 베이시안 필터를 기반으로 하여 지형대조항법을 수행한다.

Z_k 를 k 시점까지의 측정치들의 집합이라고 할 때, 베이시안 필터를 이용한 상태변수의 사후확률 분포는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} p(x_k|Z_k) &= \frac{p(z_k|x_k, Z_{k-1})p(x_k|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} \\ &= \alpha_k^{-1} p_{w_k}(z_k - h(x_k)) p(x_k|Z_{k-1}) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, α_k 는 정규화를 시키기 위한 값으로, $\alpha_k = \int p_{w_k}(z_k - h(x_k)) p(x_k|Z_{k-1}) dx_k$ 이다.

상태변수의 시간전과 식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} p(x_{k+1}|Z_k) &= \int p(x_{k+1}, x_k|Z_k) dx_k \\ &= \int p(x_{k+1}|x_k, Z_k) p(x_k|Z_k) dx_k \\ &= \int p_{v_k}(x_{k+1} - x_k - u_k) p(x_k|Z_k) dx_k \end{aligned} \quad (4)$$

초기 위치에 대한 확률 분포가 주어진다면 식 (3)과 식 (4)를 이용해 재귀적으로 확률 분포를 계산할 수 있으며, 구해진 확률분포를 이용해 MAP, MMSE 추정을 이용하여 추정값과 공분산 행렬을 구할 수 있다. 본 논문에서는 MMSE 추정을 이용하여 추정한다. x_k 의 확률분포로부터 MMSE 추정값은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_k &= E[x_k|Z_k] \\ &= \int x_k p(x_k|Z_k) dx_k \end{aligned} \quad (5)$$

이 때, 공분산 행렬은 다음과 같다.

$$\hat{P}_k = \int (x_k - \hat{x}_k)(x_k - \hat{x}_k)' p(x_k|Z_k) dx_k \quad (6)$$

베이시안 필터에 포함되어 있는 적분연산은 실제로는 계산이 불가능하다. 베이시안 필터를 구현하기 위해 PMF 및 PF가 제안되었으며, 본 논문에서는 PMF 기반 지형대조항법을 중심으로 다룬다.

2.3 PMF(Point mass filter)

PMF는 상태변수 공간을 격자로 나누어 연속적인 상태공간을 이산적으로 처리하는 기법이다. 먼저 2차원 상태변수 공간 탐색 영역을 $M \times N$ 격자로 나눈다. 그리고 각 격자점에서 확률분포 $p(x_k|Z_k)$ 를 $p(x_k(i,j)|Z_k)$ 로 근사화 한다. 여기서 $i=1, \dots, M$, $j=1, \dots, N$ 이다. 본 논문에서는 격자간격이 Δ 로 일정하다고 가정한다. 먼저, 초기 상태변수의 분포 $p(x_0(i,j)|Z_0)$ 는 다음과 같이 표현 할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(x_0(i,j)|Z_0) &= p(x_0(i,j)) \\ &= \alpha_0^{-1} p(x_0)|_{x_0=x_0(i,j)} \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, α_0 는 정규화를 시키기 위한 값으로, $\alpha_0 = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N p(x_0(i,j)) \Delta^2$ 이다.

PMF에서 측정치 업데이트 식 (3)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} p(x_k(i,j)|Z_k) &= \alpha_k^{-1} p_{w_k}(z_k - h(x_k(i,j))) \\ &\quad \cdot p(x_k(i,j)|Z_{k-1}) \end{aligned} \quad (8)$$

시간전과 식은 식 (4)의 적분을 합으로 바꿈으로서 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} p(x_{k+1}(i,j)|Z_k) &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [p_{v_k}(x_{k+1}(i,j) - x_k(m,n) - u_k) \\ &\quad \cdot p(x_k(m,n)|Z_k)] \Delta^2 \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)는 2차원 컨벌루션 식으로서 많은 계산량을 요구한다. 하지만, [6]에서 제안된 것과 같이 위도, 경도 방향의 시간전과 잡음이 독립이라 가정하면, 2차원 컨벌루션을 2개의 1차원 컨벌루션으로 바꾸어 계산이 가능하고 이를 통해 계산량을 감소시킬 수 있다.

추정위치와 공분산은 각각 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N x_k(i,j) p(x_k(i,j)|Z_k) \Delta^2 \quad (10)$$

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x_k(i,j) - \hat{x}_k)(x_k(i,j) - \hat{x}_k)' \cdot p(x_k(i,j)|Z_k) \Delta^2 \quad (11)$$

3. 정보이론을 이용한 지형 험준도 및 성능지표

지형대조항법은 GPS없이 운용이 가능한 장점이 있지만, 탐색하는 영역의 지형 험준도에 따라 성능이 영향을 받는다. 평탄한 지형보다는 험준한 지형에서 정확한 항법 해를 찾을 확률이 높다. 따라서 지형 험준도는 지형대조항법의 중요한 성능 지표가 될 수 있다. 하지만, 이러한 지형 험준도를 수치화 하기는 쉽지가 않다. 기존에 TERCOM에서 사용된 프로파일 방식 지형대조항법에서는 프로파일 기반의 험준도를 제시하였다^[9]. 하지만 이러한 험준도는 베이지안 필터를 기반으로 하는 순차처리방식인 PMF 기반 지형대조항법에 활용이 불가능하다.

지형의 분산을 이용하여 지형의 험준도를 판단하는 기존 연구가 있었지만, 분산은 지형의 험준도를 대변하지 못한다. 분산은 평균으로부터 분포가 얼마나 퍼져있는 가를 나타내는 것으로, 단봉형(unimodal) 분포에서는 분산이 크면 평탄한 지형이고, 분산이 작으면 험준한 지형으로 판단할 수 있다. 하지만, 다봉형(multi-modal) 분포에서는 험준도를 분산으로 판단할 수 없다.

본 논문에서는 측정치의 우도함수(likelihood) 분포의 특성을 이용하여 지형 험준도를 판별한다. 만약, 탐색하는 영역의 지형이 험준하다면, 우도함수 분포도 험준할 것이고, 반대로 평탄한 지형이라면, 우도함수 분포도 평탄할 것이다. 본 논문에서는 정보이론에서 데이터 또는 확률분포에 내포된 정보의 양을 측정하는 척도로 쓰이는 엔트로피(entropy)와 상호정보(mutual

information)를 이용한 지형 험준도 및 성능 지수를 제시한다.

먼저 엔트로피와 상호정보의 정의에 대해 알아본다. 이산시스템이 아닌 연속시스템에서 확률변수 X 의 엔트로피(differential entropy) $H(X)$ 은 다음과 같이 정의한다^[10].

$$H(X) = - \int p(x) \log p(x) dx \quad (12)$$

엔트로피의 의미는 확률변수 X 의 불확실성(uncertainty) 정도를 나타낸다. 예를 들어, 균일 분포를 따르는 확률변수의 경우 불확실성이 최대이며, 엔트로피도 최대 값을 가진다.

상호 정보(mutual information)는 다음과 같이 정의한다^[10].

$$I(X;Y) = \iint p(x,y) \log \frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} dx dy = H(X) - H(X|Y) \quad (13)$$

상호정보의 의미는 Y 를 측정함으로써 감소하는 X 의 엔트로피 양이라고 간주할 수 있다. 즉, 측정치 Y 를 통해 얻은 정보의 양이라고 볼 수 있다.

제안하는 지형 험준도 및 성능 지수는 우도 함수 분포의 엔트로피를 이용한 방법과 측정치의 상호정보를 이용한 방법이다. 먼저, 우도함수의 엔트로피를 이용한 지형 험준도는 다음과 같이 정의한다.

$$\sigma_H = H(z_k|x_k, Z_{k-1}) \quad (14)$$

σ_H 는 우도함수의 엔트로피로, 본 논문에서는 정규화한 우도함수를 사용한다. 우도함수의 의미를 생각해 보면 x_k 도메인에서 우도함수가 큰 값을 가지는 x_k 가 해일 확률이 높다. 이는 지형대조항법의 지형 험준도 측면에서 다음과 같이 해석될 수 있다. 만약 항체가 해상 또는 평지 지역을 비행한다면 지형을 통해 아무런 정보를 얻을 수 없어 우도함수가 균일 분포를 가지게 되어, 지형대조항법을 통해 위치 추정이 불가능하다. 반대로 봉우리가 있는 지형을 비행한다면 우도함수가 봉우리 지역에서만 값이 존재할 것이고, 쉽게 위치 추정을 할 수 가 있다. 즉, 평준한 지형에서는 우도함수의 불확실성이 높고, 험준한 지형에서는 우도함수의 불확실성이 낮다고 표현할 수 있다. 따라서 우

도함수의 엔트로피를 통해 현재 비행하는 지역의 지형 험준도를 판별 할 수 있다. 예를 들어, 평탄한 지형을 비행하여 우도 함수가 균일 분포라면, σ_H 는 최대값을 가지고, 험준한 지형을 비행하여 특정 격자점 한 곳에서만 값을 가지며 나머지는 모두 0인 경우 σ_H 는 0이 된다. 즉, 이를 이용하여 험준한 지형에서 σ_H 가 임계치 이하 인 경우에 측정치 갱신을 통한 위치 추정이 가능하다고 판단할 수 있다.

또한, 본 논문에서는 정보이득 g_I 를 추정치의 상호 정보를 이용하여 다음과 같이 정의한다.

$$g_I = I(x_k; z_k | Z_{k-1}) = H(x_k | Z_{k-1}) - H(x_k | z_k, Z_{k-1}) \quad (15)$$

정보 이득 g_I 의 의미는 측정치를 갱신하기 전에 비해서 측정치를 갱신한 후 감소한 불확실성 양으로 z_k 측정치를 통해 얻은 정보의 양이라고 볼 수 있다. 즉, g_I 가 크면 이번 측정치를 통해 얻은 정보의 양이 많다는 뜻이며, g_I 가 작으면 이번 측정치를 통해서 얻은 정보가 작다는 뜻이다. 만약 측정치 z_k 가 험준한 지형에서 얻은 것이라면, 측정치를 갱신함에 따라 추정치의 확률분포가 이전에 비해서 더 명확하게 나타날 것이므로, g_I 값이 클 것이다. 이를 통해, 현재 베이시안 필터 기반의 지형대조항법의 성능을 파악할 수 있다. 기존의 칼만 필터의 경우 가우시안 분포라고 가정을 하였기 때문에, 분산을 이용해 현재 해의 신뢰도 등을 추정할 수 있지만, 비선형시스템에 적용되는 베이시안 필터의 경우, 현재 분포의 특성을 알 수 가 없다. 본 논문에서 제안하는 g_I 지수를 이용하면 베이시안 필터로 추정되는 분포의 특성을 알 수 있으며, 이는 좋은 성능 지표로 활용 할 수가 있다.

본 논문에서 고려하는 PMF기반 지형대조항법 시스템은 연속적인 상태변수 공간을 이산화하여 처리하는 시스템이므로, 연속시스템을 이산화한 엔트로피를 고려해야 한다. 연속시스템을 동일격자간격 Δ 으로 이산화한 엔트로피는 다음과 같다^[10].

$$H(X^\Delta) = - \sum \Delta f(x_i) \log f(x_i) - \log \Delta \quad (16)$$

이를 바탕으로, 본 논문에서 제안하는 지형 험준도 σ_H 와 정보 이득 g_I 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_H &= H(z_k | x_k, Z_k) \\ &= - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [p_{w_k}(z_k - h(x_k(i,j))) \cdot \log p_{w_k}(z_k - h(x_k(i,j)))] \Delta^2 \\ &\quad - \log \Delta^2 \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} g_I &= I(x_k; z_k | Z_{k-1}) \\ &= H(x_k | Z_{k-1}) - H(x_k | z_k, Z_{k-1}) \\ &= - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [p(x_k(i,j) | Z_{k-1}) \log p(x_k(i,j) | Z_{k-1})] \Delta^2 \\ &\quad + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [p(x_k(i,j) | Z_k) \log p(x_k(i,j) | Z_k)] \Delta^2 \end{aligned} \quad (18)$$

σ_H 는 우도함수가 균일 분포일 때 최대값을 가진다.

즉, 모든 i, j 에 대하여 $p_{w_k}(z_k - h(x_k(i,j))) = \frac{1}{MN\Delta^2}$ 일 때, 최대값을 가지며 그 값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \sigma_H &\leq - \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \Delta^2 \left(\frac{1}{MN\Delta^2} \cdot \log \frac{1}{MN\Delta^2} \right) - \log \Delta^2 \\ &= - \log \frac{1}{MN\Delta^2} - \log \Delta^2 \\ &= \log MN \end{aligned} \quad (19)$$

본 논문에서는 새로 제안하는 성능 지수를 고려하여 PMF기반 지형대조항법을 수행한다. PMF 기반 지형대조항법의 해를 그대로 사용하는 것이 아닌 지형 대조 필터와 통합 보정 필터를 분리 설계하여 활용한다. 지형 대조 필터는, 상태변수가 위도, 경도인 2차 PMF이며, 이격고도를 측정치로 이용하여 지형대조항법을 수행한다. 통합 보정 필터는 상태 변수가 위치, 속도, 자세, 자이로 바이어스, 가속도 바이어스로 총 15차인 EKF로 설계한다. 지형 대조 필터에서 추정된 항법해 (\hat{x}_k)와 공분산(\hat{P}_k)을 통합 보정 필터에서 측정치와 측정치 공분산으로 사용하여 위치, 속도 자세, 센서 오차를 추정한다. 평탄한 지형에서는 지형대조항법의 결과가 좋지 않기 때문에 통합 보정 필터에서는 험준한 지형에서만 지형 대조 필터의 해를 사용하도록 한다. 제안하는 통합 보정 필터의 구조는 Fig. 1과 같다.

Fig. 1과 같이 PMF 기반 지형 대조 필터에서는 업데이트를 수행할 때마다, 추정치와 공분산뿐만 아니라 제안하는 지형 험준도(σ_H)와 정보 이득(g_I)을 계산하여 통합 보정 필터로 전달한다. 통합 보정 필터에서는

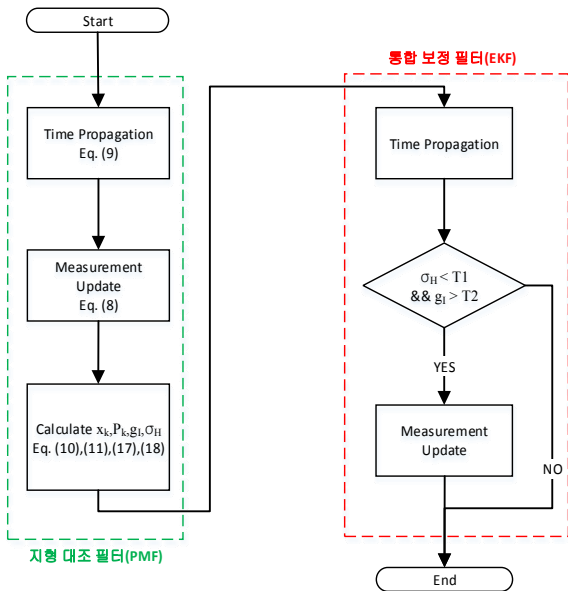


Fig. 1. Flowchart of the proposed algorithm

엔트로피 기반의 지형 험준도(σ_H)가 임계값 ($T1$) 이하이고, 정보 이득(g_I)이 임계값($T2$) 이상일 경우에만 통합 보정 필터에서 지형 대조 필터의 해를 사용하여 업데이트를 수행하고 그렇지 않은 경우, 통합 보정 필터는 시간전파만 수행한다. 즉, 험준도가 보장되는 영역에서 정보이득이 일정이상 존재하는 경우에만 통합 보정 필터를 업데이트함으로써, 오보정하여 발산하는 것을 줄일 수 있다.

4. 시뮬레이션 결과

본 장에서는 제안한 알고리즘의 효율성을 보이기 위해 수행한 시뮬레이션 결과에 대해 기술한다. 본 시뮬레이션을 통해 제안하는 지형 험준도 및 정보 이득이 유효한지 확인하고, 기존의 지형 험준도를 고려하지 않은 지형대조항법 알고리즘과 3장에서 제안한 지형대조항법 알고리즘의 성능을 비교하였다. 초기 위치 오차는 30 m로 가정하였으며, PMF의 격자수는 50 × 50으로 설정하였다. 본 시뮬레이션에서 사용한 관성항법장치는 1 Nm/hr 급의 관성항법장치라 가정하고 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션의 궤적은 Fig. 2와 같다. 시뮬레이션 궤적은 평지, 도심, 산간, 바다 지형들을 포함한 궤적이며, 궤적의 지형 프로파일은

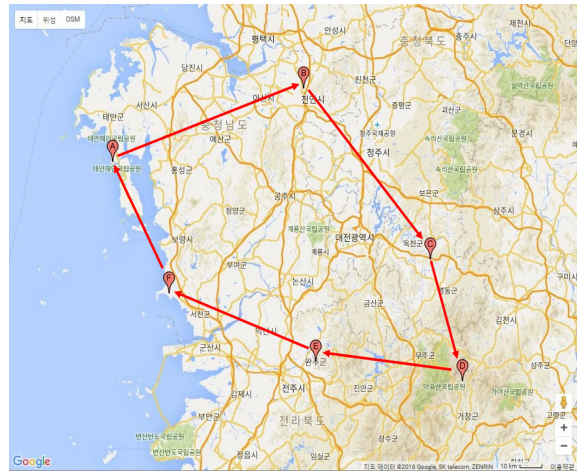


Fig. 2. Trajectory of simulation

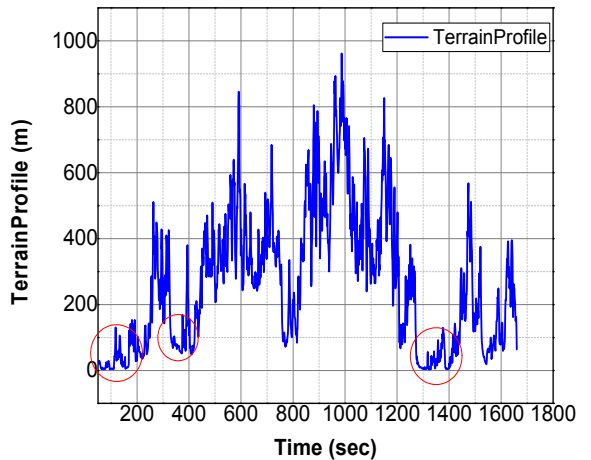


Fig. 3. Terrain profile

Fig. 3과 같다. 대부분 험준한 지형이나 빨간색 원으로 표시해놓은 지형은 바다 및 평지와 같은 평탄한 지형이다.

통합 보정 필터의 업데이트를 결정하는 임계치 $T1$, $T2$ 는 각각 $T1 = 7.7$, $T2 = 0$ 으로 설정하였다. 참고로, 격자수가 50 × 50 일 때, σ_H 의 최대값은 식 (19)에 의해 7.824이다. 즉, 우도함수 영역의 지형이 완전히 평탄할 경우 σ_H 값이 최대값 7.824값을 가지므로, σ_H 7.7이상의 값을 가질 경우 평탄한 지형이라 간주하여 $T1$ 을 7.7로 설정하였다. 또한 g_I 가 0보다 클 경우에만 업데이트를 통해 얻을 수 있는 정보가 존재한다는 의미므로 $T2$ 를 0으로 설정하였다. 이것은 Fig. 4의 그

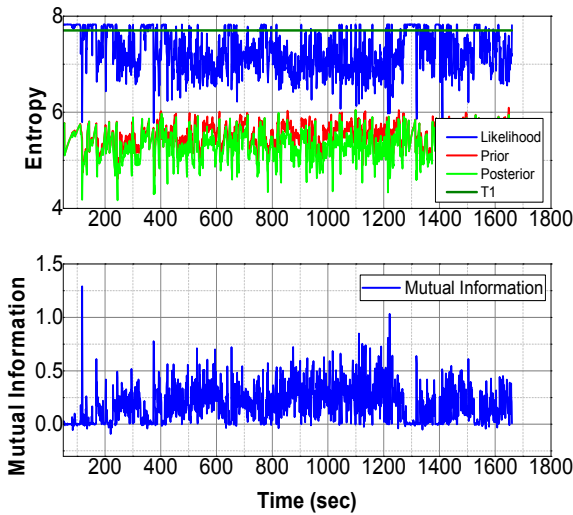


Fig. 4. (a) Entropy of likelihood, prior and posterior distribution. (b) Mutual Information

래프를 통해 쉽게 확인할 수 있다. Fig. 4의 (a)는 시간에 따른 우도분포, 사전 확률분포, 사후 확률분포의 엔트로피이며, (b)는 상호정보이다. 즉, (a)의 파란색 그래프는 제안하는 지형 험준도(σ_H)이며, (b)는 정보 이득(g_I)이다. 그래프를 보면 알 수 있다시피, 험준한 지형에서는 우도함수의 엔트로피가 상대적으로 작은 값을 가지며, 바다지형에서는 최대값을 가진다. 정보 이득도 마찬가지로, 험준한 지형에서는 값이 존재하지만, 바다지형에서는 0의 값을 가진다. 즉, 바다지형에서는 어떠한 정보도 얻지 못한다는 의미이다. 이를 통해, 제안하는 험준도 및 성능지수가 상당한 의미를 가지는 것을 확인 할 수 있다.

Fig. 5는 통합 보정 필터 항법해의 위치 오차 그래프이다. 빨간색 그래프는 기존의 PMF기반 지형대조항법의 결과이며, 파란색 그래프는 제안하는 알고리즘이다. 결과를 보면 알 수 있다시피, 기존 방법에 비해 제안하는 방법의 성능이 더 좋은 것을 알 수 있다. 특히, 200초 부근을 살펴보면, 제안 알고리즘의 성능이 월등히 좋은 것을 확인할 수 있다. 해당시간에 지나가는 지형을 살펴보면 험준도가 낮은 구간으로, 기존의 알고리즘은 통합 보정 필터가 오보정하여 오차가 증가한 것으로 판단된다. 이를 통해, 제안기법은 평탄한 지형 및 측정치가 유효하지 않은 경우, 통합 보정 필터에서는 지형대조항법의 해를 사용하지 않음으로써 필터의 발산 가능성을 줄일 수 있다.

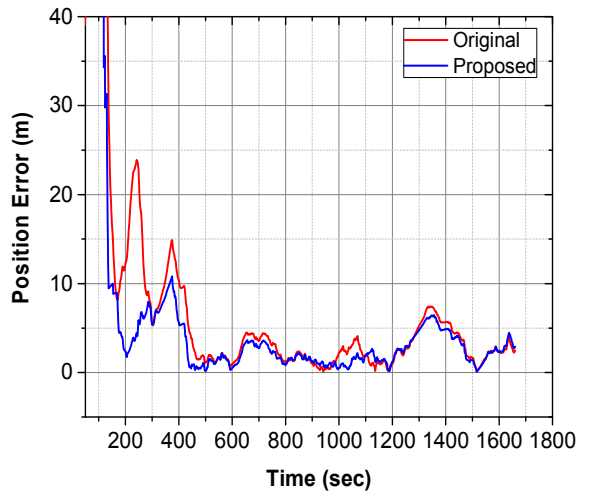


Fig. 5. Position error of TRN algorithm

5. 결론

본 논문에서는 베이지안 필터 기반 지형대조항법에서 사용할 수 있는 지형 험준도 및 정보 이득 지수를 제안하였다. 정보이론을 바탕으로 우도함수의 엔트로피를 이용한 지형 험준도를 제안하였고, 추정치 분포의 상호정보를 이용한 정보이득을 제안하였다. 이를 바탕으로 지형대조필터와 통합 보정 필터로 구성된 PMF기반 지형대조항법 알고리즘을 제안하였다. 시뮬레이션 결과, 제안하는 험준도 및 성능지표가 유효한 의미를 가지는 것을 확인하였고, 이를 이용한 PMF기반 지형대조항법의 성능과 안정성이 개선됨을 확인하였다.

References

- [1] K. Yoo, C. Sung, S. Choi, H. Yoo, H. Kim and K. Yoon, "Terrain Referenced Navigation - Current Status and Future Works," KIMST Annual Conference Proceedings, 2008.
- [2] J. P. Golden, "Terrain Contour Matching(TERCOM): A Cruise Missile Guidance Aid," Proceedings of SPIE, Image Processing for Missile Guidance, pp. 10-19. Dec. 1980.
- [3] O. Eroglu and G. Yilmaz "A Terrain Referenced

- UAV Localization Algorithm using Binary Search Method,” *J. Intell. Robot. Syst.*, Vol. 73, pp. 309-323, Jan, 2014.
- [4] J. Hollowell, “Heli/SITAN: A Terrain Referenced Navigation Algorithm for Helicopters,” *Proceedings of IEEE Posit. Location Navigat. Symp.*, pp. 616-625, Mar, 1990.
- [5] C. A. Baird, F. B. Snyder, and M. Beierle, “Terrain-aided Altitude Computations on the AFTI/F-16,” *Proceedings of IEEE Posit. Location Navigat. Symp.*, pp. 474-481, Mar, 1990.
- [6] K. B. Ånonsen, O. Hallingstad, “Terrain Aided Underwater Navigation Using Point Mass and Particle Filters,” *Proceedings of IEEE/ION PLANS*, pp. 1027-1035, 2006.
- [7] F. Gustafsson, F. Gunnarsson, N. Bergman, U. Forssell, J. Jansson, R. Kalsson, P. J. Nordlund, “Particle Filters for Positioning, Navigation and Tracking,” *IEE Trans. Signal Processing*, Vol. 50, No. 2, pp. 425-436, 2002.
- [8] Niclas Bergman, “Recursive Bayesian Estimation,” *Dissertation*, Linköping University, 1999.
- [9] G. M. Siouris, “Missile Guidance and Control Systems,” *Springer-Verlag*, New York, 2003.
- [10] Thomas M. Cover, Joy A. Thomas, “Elements of Information Theory,” *John Wiley & Sons, Inc*, Canada, 2006.