

DWT/UKF 를 이용한 수면 BEACON 의 위치추정

Estimated Position of Sea-Surface Beacon Using DWT/UKF

윤 바다, 윤 하 늘, 최 성 희, 이 장 명*
(Ba-Da Yoon¹, Ha-Neul Yoon¹, Sung-He Choi¹, and Jang-Myung Lee¹)

¹Pusan National University

Abstract: A location estimation algorithm based on the sea-surface beacon is proposed in this paper. The beacon is utilized to provide ultrasonic signals to the underwater vehicles around the beacon to estimate precise position of underwater vehicles (ROV, AUV, Diver robot), which is named as USBL (Ultra Short Baseline) system. It utilizes GPS and INS data for estimating its position and adopts DWT (Discrete Wavelet Transform) de-noising filter and UKF (Unscented KALMAN Filter) elaborating the position estimation. The beacon system aims at estimating the precise position of underwater vehicle by using USBL to receive the tracking signals. The most important one for the precise position estimation of underwater vehicle is estimating the position of the beacon system precisely. Since the beacon is on the sea-waves, the received GPS signals are noisy and unstable most of times. Therefore, the INS data (gyroscope sensor, accelerometer, magnetic compass) are obtained at the beacon on the sea-surface to compensate for the inaccuracy of the GPS data. The noises in the acceleration data from INS data are reduced by using DWT de-noising filter in this research. Finally the UKF localization system is proposed in this paper and the system performance is verified by real experiments.

Keywords: underwater vehicles, unscented KALMAN filter, discrete wavelet transform, sea-surface beacon

I. 서론

지구 면적의 70 %를 차지하는 해양은 인간이 접근하기에는 한계가 있기 때문에 아직 미지의 세계이다. 또한, 광대역 해양 공간 탐사에서 시간과 공간적인 제약 때문에 많은 정보 데이터가 손실되어 해양탐사의 효율이 절감된다. 이를 보완하기 위해서는 다양한 탐사장비를 활용하여 넓은 지역을 동시다발적으로 조사할 수 있는 탐사 기술이 개발되어야 한다. 그리고 이러한 해저탐사 기술 분야에서 가장 중요한 부분은 수중 무선통신분야와 수중 위치인식분야이다.

수중위치인식기술은 APS (Acoustic Positioning System)과 INS (Inertia Navigation System)로 분류된다. APS는 절대 위치 값을 제공하며 INS는 상대적 위치 값을 제공하며 육상, 항공, 해상, 수중 여러 분야에 걸쳐 폭넓게 활용되고 있다. 이러한 APS를 이용한 방법은 USBL, SBL, LBL이 있다.

LBL은 USBL에 위치 오차가 작은 장점을 가지고 있지만, 해저 면에 Transponder를 설치하여 운영하기 때문에 설치 작업에 많은 시간이 소요되는 단점이 있다.

USBL은 USBL/DVL장비를 선박에 고정하거나 수중 인양 물체에 Transducer를 장착하여 사용하기 때문에 배가 움직일 수 없는 좁은 지역에서 사용할 수 없으며 인양비가 많이 소요된다. 또한, 설치 후 Transponder의 정확한 좌표를 파악해야 하므로 위치 추정이 중요한 요소로 작용한다. 그러므로 수중 위치인식 및 수중통신을 하기 위해서 해저 고정형, 수중 이동형 BEACON을 사용한다면 LBL과 USBL의 단점을 보완하

여 좀 더 폭넓은 사용이 가능할 것이다. 하지만 수중에서 파도, 조류, 해풍 등의 영향 때문에 BEACON의 정확한 위치를 인식하기 어렵기 때문에 여러 가지 디노이징 필터, 제어에 관한 개발 및 실용화에 관한 연구가 여러 곳에서 진행되고 있다[2-4]. BEACON의 위치를 인식하기 위해서는 GPS와 INS가 많이 사용되는데, INS는 절대위치와 상대위치를 동시에 추정할 수 있는 가속도 센서, 자이로센서, 마그네틱 컴퍼스 등으로 구성되어 짧은 시간 동안 정밀한 위치 정보를 제공한다. GPS는 위성신호로부터 실시간으로 계속 신호를 수신받아 위치를 보정 하므로 누적 오차를 가지지 않아 장시간의 안정적인 절대 위치 정보를 제공한다. 이 두 가지 방법은 이러한 서로의 특성을 보완하여 실외에서의 정밀한 위치추정을 가능하게 한다[5-7].

하지만 이 두 가지 방법만을 가지고 위치를 추정한다면 INS 센서 자체의 특성 오차 때문에 장시간 사용할 경우 누적 오차가 발생하게 되며 센서 데이터에 더해지는 잡음 성분의 영향으로 더욱 정밀한 위치추적이 어렵다. 또한, GPS는 짧은 시간에 대한 오차가 크고 GPS 신호를 수신 받지 못하는 환경에서 신호의 단절이 있을 수 있다.

그래서 본 논문에서는 INS 센서의 잡음을 제거하기 위해 이산 웨이블릿 변환을 적용하여 INS의 가속도 센서의 데이터를 보정한 뒤 효율적인 INS/GPS의 결합을 위하여 칼만 필터(KALMAN Filter)에 Unscented 변환을 적용한 Unscented 칼만 필터(UKF)를 이용한 수면 BEACON의 정밀 위치 추정 시스템을 소개하고자 한다.

먼저 II 장에서는 UKF에 대해 간단히 설명한다. III 장에서는 이산 웨이블릿 변환에 대하여 설명하고, IV 장에서는 이산 웨이블릿을 이용한 INS 데이터 필터링에 대해 설명한다. V 장에서 실험을 통해 수면 BEACON의 정밀 위치 추정 시스템을 검증하고, 마지막 VI 장에서 결론을 맺는다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2012. 9. 12., 수정: 2013. 1. 23., 채택확정: 2013. 1. 29.
윤바다, 윤하늘, 최성희, 이장명: 부산대학교 전자전기공학부
(badayoon@pusan.ac.kr/haneul1696@pusan.ac.kr/dhmgbds@pusan.ac.kr/jmllee@pusan.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원 융복합형 로봇전문 인력양성 특수환경 Navigation/Localization 로봇기술연구센터 지원 사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2012-H1502-12-1002).

II. UKF(Unscented KALMAN Filter)

동적 시스템에 대한 상태변수 추정 문제를 풀기 위하여 많은 연구가 활발히 진행되고 있는데 이중, 확률론에 근거한 방법은 상태변수로 이루어진 확률공간을 구성하고, 시스템의 동적 특성과 측정치를 이용하여 상태변수를 추정하는 근거가 되는 확률을 결정하는 방법이다. 일반적으로, 이 방법은 베이시안 추정(Bayesian Estimation)기법에 근거한 방법으로서 대표적으로 칼만 필터와 파티클 필터 등이 위치추정 분야에서 활발히 연구되고 있다[11,12]. 비선형 시스템의 상태를 추정하기 위한 필터 중 잡음을 정규분포로 가정하는 EKF나 KF와 비교하면 파티클 필터의 이점은 샘플이 충분하다면 베이시안 최적 추정치에 접근하므로 EKF나 UKF보다 정확하다는 이점이 있다. 표 1은 시스템 모델과 잡음의 종류에 따른 여러 필터의 특징을 정리한 것이다.

평균이 x_m , 공분산이 P_x 인 정규분포를 따르는 상태변수 x 를 고려할 때 $x \sim N(x_m, P_x)$ 가 된다. x 를 임의의 함수 $f(x)$ 로 변환할 때, 함수 $f(x)$ 가 비선형이면 변환된 변수의 평균과 공분산을 해석적으로 알아내기는 어려우므로 수치해석 기법을 이용하여 근사해를 찾을 수밖에 없다. 근사해를 찾는 확실한 해법은 충분한 양의 많은 x 의 샘플을 $f(x)$ 에 대입하여 결과 값에 대한 공분산과 표준을 직접 구하는 몬테카를로 시뮬레이션을 이용하는 것이다. 하지만 몬테카를로 시뮬레이션은 데이터를 획득한 후 후처리를 할 때는 좋은 방법이지만, BEACON에서와같이 실시간으로 사용하면 계산량이 많아서 사용하기 어렵다. 그래서 몬테카를로 시뮬레이션과 유사하면서도 훨씬 적은 샘플로 결과를 얻을 방법이 필요한데, Unscented 변환이 이 역할을 할 수 있다. Unscented 변환은 샘플과 각 샘플의 가중치를 정교하게 선정하기 때문에 몬테카를로 시뮬레이션보다 더 적은 수의 샘플로 $f(x)$ 의 평균과 공분산을 구할 수 있도록 한다.

Unscented 변환은 x 에 대한 임의의 함수 $f(x)$ 의 평균과 공분산을 구하는 것이다. 먼저 x 에 대한 시그마 포인트 χ_i 와 가중치 W_i 를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \chi_1 &= x_m \\ \chi_{i+1} &= x_m + u_i \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \chi_{i+n+1} &= x_m - u_i \\ W_1 &= \frac{k}{n+k} \\ W_{i+1} &= \frac{k}{2(n+k)} \quad i = 1, 2, \dots, n \\ W_{i+n+1} &= \frac{k}{2(n+k)} \end{aligned} \tag{1}$$

식 (1)에서 u_i 는 식 (3)과 같이 행렬 U의 행(column)벡터이고, 식 (2)에서 k 는 임의의 상수이다.

$$U^T U = (n+k)P_x \tag{3}$$

표 1. 시스템 및 잡음 모델에 따른 필터의 종류.

Table 1. Type of filters according to the system and noise models.

필터	시스템 모델	잡음 모델
KF	Linear	Normal distribution
Extended KF	Non-linear	Normal distribution
Unscented KF	Non-linear	Non-normal distribution
PF	Non-linear	Non-normal distribution

함수 $y = f(x)$ 의 평균과 공분산은 아래식 (4), (5)와 같이 구할 수 있다.

$$y_m = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i f(\chi_i) \tag{4}$$

$$P_y = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i \{f(\chi_i) - y_m\} \{f(\chi_i) - y_m\}^T \tag{5}$$

Unscented 변환의 시그마포인트 χ_i 는 몬테카를로 시뮬레이션의 샘플에 해당하는 값이고 가중치 W_i 는 평균과 공분산을 계산 할 때 각 시그마 포인트의 비중을 결정하는 상수이다.

식 (1)과 식 (2)에서 정의된 시그마 포인트와 가중치는 다음과 같은 특성을 만족한다.

$$x_m = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i \chi_i \tag{6}$$

$$P_x = \sum_{i=1}^{2n+1} W_i \{\chi_i - x_m\} \{\chi_i - x_m\}^T \tag{7}$$

Unscented 변환은 무수히 많은 샘플을 동원하지 않아도 $2n+1$ 개의 시그마포인트와 가중치만 있으면 x 의 통계적 특성(평균, 공분산)을 나타낼 수 있다. 다시 말해 시그마포인트와 가중치가 상태변수의 통계적 특성을 나타내는 역할을 할 수 있다.

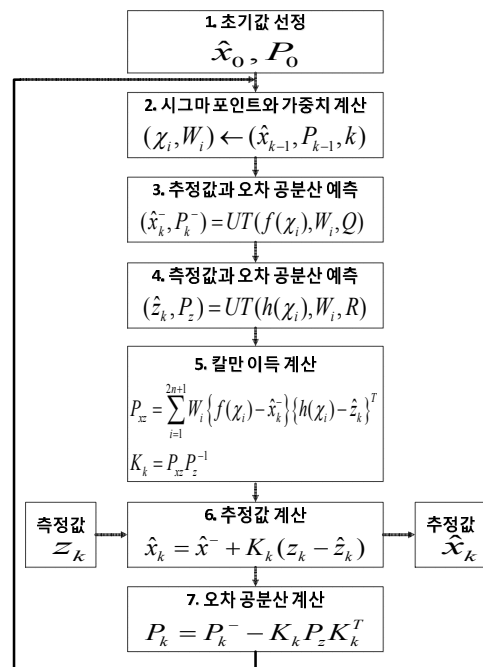


그림 1. Unscented 칼만 필터 알고리즘.

Fig. 1. Algorithm of the unscented Kalman filter.

그리고 EKF는 자코비안을 사용하여 오차 공분산을 계산하는 데 반해 Unscented 변환은 자코비안 없이도 오차 공분산을 계산할 수 있다는 장점이 있다. 또한 UKF는 비선형 시스템에 적용할 수 있는데, BEACON은 비선형이며 잡음 같은 경우도 가우시안이 아닌 경우가 많다. 그래서 본 논문에서는 DSP의 실시간 필터링과 BEACON이 비선형 시스템을 고려해서 파티클 필터 대신 UKF를 적용하였다.

그림 1에서는 UKF 알고리즘의 구조를 보여 준다. 먼저 추정값과 오차 공분산 값을 선정한다. 2단계에서는 현재의 평균(추정값)과 공분산에 맞는 시그마 포인트와 가중치를 선정한다. 3단계에서는 $f(x_k) + w_k$ 의 예측값과 오차 공분산을 구하며, 4단계에서는 $h(x_k) + v_k$ 의 예측값과 오차 공분산을 구한다. 5단계에서는 칼만 이득을 계산한다. 6단계에서는 추정값을 계산하며, 7단계에서는 오차 공분산을 계산한다. 7단계까지 완료되면 다시 2단계로 가서 7단계까지 반복적으로 수행한다.

III. 이산 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환(Wavelet Transform)은 FFT (Fast Fourier Transform), STFT (Short Time Fourier Transform)과 더불어 최근 신호처리 분야에서 많이 활용되고 있는 신호변환 기법이다. 그 중, FFT는 신호처리 및 미분방정식의 해법에 많이 사용되었으나, 그 특성상 주파수 영역에서만 신호를 분석할 수밖에 없어 신호의 시간정보와 주파수 정보를 동시에 파악할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 푸리에 빌딩블록에 윈도우함수라 불리는 시간에 의존하는 가중함수를 붙인 STFT가 도입되었다. 하지만 STFT는 독립적인 윈도우함수를 기존의 푸리에 변환에 가중함수를 붙여 사용하므로 분석 영역이 시간-주파수에 대하여 항상 일정하여 시간의 변화에 따라 확률적인 특성이 변하는 약정상 신호(non-stationary signal)를 효율적으로 분석할 수 없다는 단점을 가지고 있다. 웨이블릿 변환은 이러한 단점을 보완하여 윈도우함수를 사용하지 않고 모 웨이블릿(mother wavelet)을 팽창 또는 수축으로 척도 구성(scaling)하고 이동한 결과로 생기는 함수들을 빌딩블록으로 이용하기 때문에 STFT보다 더 효율적인 시간-주파수 분석이 가능하게 한다.

웨이블릿 변환은 유한한 길이의 기저함수(Basis function)를 사용하여 본래의 신호를 표현할 때 적당한 신호의 모임을 정하고 그에 적절한 신호(Basis signal) v 또는 빌딩블록(Building block) $\phi_k(t)$ 를 이용하여 주어진 신호를 재구성하는 것이다.

벡터공간 v 의 기저(basis)는 선형적으로 독립 벡터들의 집합이다. 벡터 v 는 이런 기저 벡터들의 선형결합으로 쓰여질 수 있다. 하나의 벡터 공간에 대해서 한 개 이상의 기저가 있을 것이다. 그러나 그들 모두는 같은 숫자의 벡터들을 가지며, 이 숫자는 벡터 공간의 차원(dimension)으로 알려진다.

$$v = \sum_k V^k b_k \tag{8}$$

식 (8)은 벡터 v 가 기저벡터 b_k 의 선형결합으로 어떻게 쓰여지는지 계수 V^k 와 어떻게 대응하는지를 보여준다. 벡터들의 용어로 주어진 이런 개념은 기저 함수 $\phi_k(t)$ 들을 가진

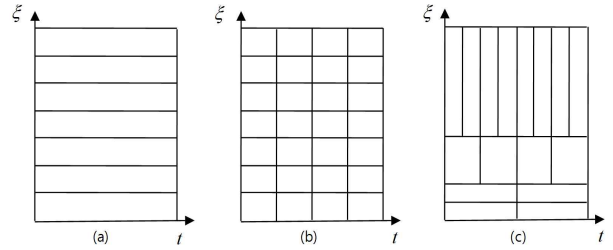


그림 2. (a) 푸리에 변환, (b) 국소 푸리에 변환, (c) 웨이블릿 변환에 의한 시간-주파수 분석 영역.

Fig. 2. (a) Fourier transform, (b) Short time fourier transform, (c) Time-frequency domain analysis by wavelet transform.

기저 벡터를 b_k 와 함수 $f(t)$ 를 가진 벡터 v 로 대체함으로써 쉽게 함수로 일반화될 수 있다. 그러면 식 (8)은 식 (9)와 같이 쓸 수 있다.

$$f(t) = \sum_k \mu_k \phi_k(t) \tag{9}$$

$L^2 \in [a, b]$ 에서 두 개의 함수 $f(t)$ 와 $g(t)$ 가 있다고 하자. 두 개의 함수들의 내적은 식 (10)으로 정의된다.

$$\langle f(t), g(t) \rangle = \int_a^b f(t) \cdot g(t) dt \tag{10}$$

식 (10)의 내적의 정의에 따르면, 웨이블릿 변환은 $\psi(\tau, s)$ 의 기저함수가 될 수 있다.

$$WT_s^v(\tau, s) = \Psi_x^v(\tau, s) = \int x(t) \cdot \psi_{\tau, s}^*(t) dt \tag{11}$$

$$\psi_{\tau, s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{12}$$

여기서 식 (11)은 기본 웨이블릿 변환식이며 식 (12)는 웨이블릿 함수식이다.

이산 웨이블릿 변환은 일반 웨이블릿 변환에 비해 계산 시간을 충분히 감소시키면서도 원신호를 분석하고 조합하는데 충분한 정보를 제공한다. 웨이블릿 변환은 분석창의 스케일이 변함에 따라, 시간에 따라 창을 쉬프팅하고, 신호를 곱하고, 모든 시간에 걸쳐 적분하여 계산되었다. 이와 다르게, 이산 웨이블릿 변환의 경우 잘려진 주파수의 필터들이 다른 스케일에서 신호를 분석하기 위해 사용된다. 다른 주파수 대역에 있어서의 신호의 분석은 간단히 시간영역 신호의 연속적인 하이패스(HPF)와 로우패스(LPF) 필터에 의해 얻어진다. HPF와 LPF들은 각각 독립적이지 아니며, 그들은 아래 식 (13)과 같이 관련되어 있다.

$$g_n(L-1-n) = (-1)^n h_n(n) \tag{13}$$

여기서 g_n 은 LPF, h_n 은 HPF, L 은 필터의 길이(포인트들의 수)이다. 두 개의 필터들은 홀수 인덱스로 서로 교차되는 역 버전이다. LPF에서 HPF로의 전환은 $(-1)^n$ 에 의해 제공된다. 이 조건을 만족하는 필터들은 QMF (Quadrature Mirror Filters)로 알려져 있다. 그리고 신호의 자세한 정보의 양을 측정하는 신호의 해상도는 필터링 작용에 따라 변화되고, 스케일은 업 샘플링과 서브 샘플링(또는 다운 샘플링)에 의해 변화된

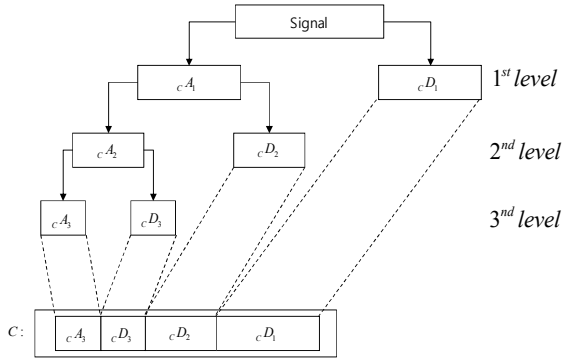


그림 3. 1차원 웨이블릿 변환의 분해.
Fig. 3. Decomposition of one dimension wavelet transformation.

다. 두 개의 필터링과 서브 샘플링 작용은 아래 식 (14), (15) 와 같이 표현될 수 있다.

$$y_{LPF}(k) = \sum_n x(n) \cdot h_n(2k - n) \quad (14)$$

$$y_{HPF}(k) = \sum_n x(n) \cdot g_n(2k - n) \quad (15)$$

또한 이산 웨이블릿 변환은 각각 LPF와 HPF에 관련된 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 곱용한다. 한 단계(level)위의 스케일링 함수는 한 단계 아래의 스케일 함수와 웨이블릿 함수의 합성(Convolution)으로 표현할 수 있다. 이는 저주파영역을 다시 고주파 영역과 저주파 영역으로 분해할 수 있음을 의미한다. 이러한 관계는 그림 3에 나타나 있다.

원 신호에서 그렇게 뚜렷하지 않은 주파수 대역(예를 들면 잡음)들은 아주 작은 진폭을 가졌을 것이며, 이산 웨이블릿 변환을 통해 어떤 주요 정보의 손실 없이 데이터의 감소에 따라 필터링 될 것이다.

IV. 이산 웨이블릿 변환을 이용한 INS 데이터 Filtering

수면 정밀 위치추정 시스템에서 INS는 BEACON의 가속도를 이용해 항체의 변위와 회전각을 측정하는 가속도 센서, 항체의 각속도를 이용해 회전각을 측정하는 자이로 센서, 항체의 진행 방향을 측정할 수 있는 마그네틱 컴퍼스 등으로 구성되어있다.

INS 센서는 외부 진동이나 충격에 매우 민감하게 반응하는데 수면에서는 지상과는 달리 파도, 조류, 해풍의 영향으로 인해 INS 센서의 데이터들에 잡음이 더 많이 섞여서 출력되게 된다.

이러한 잡음의 제거는 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 신호를 분석하고 분석된 잡음을 속도에 따라 VTM을 이용하여 잡음을 제거 할 수 있다. VTM은 이산 웨이블릿 변환을 수행하여 계산된 각 level의 웨이블릿 계수가 임계값에 미치지 못할 경우 0으로 수렴하게 만드는 것이다. VTM는 Soft Threshold를 사용하여 임계화를 하였으며 Soft Threshold는 식 (16)과 같다.

$$T_{\lambda}^{soft} = \begin{cases} u - sign(u)\lambda & \text{if } |u| \geq \lambda \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

식 (16)의 u는 이산 웨이블릿 변환을 수행하여 계산된 웨

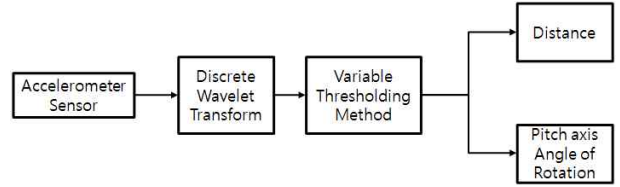


그림 4. DWT, VTM를 이용한 가속도 센서의 잡음제거.
Fig. 4. Denoising of accelerometer sensor using DWT and VTM.

이블릿 계수를 의미하며 VTM에서 성능에 영향을 주는 중요한 요소 중 하나인 기준 값 λ를 어떻게 설정하느냐 하는 문제인데 일반적인 경우 식 (16)에 의해 결정이 되고 σ는 신호의 표준 편차이고, n은 신호의 샘플 개수를 의미한다[9]. 그러나 식 (16)에 의해 결정된 값이 최적의 결과를 가지는 것이 아니므로 실험을 통해 λ를 결정하게 되며 식 (17)과 같다.

$$\lambda = \sqrt{2 \log n} \sigma \quad (17)$$

따라서 VTM은 속도의 변화에 따라 출력되는 실제신호를 고주파, 저주파 성분으로 분해하여 처리함으로 신호의 왜곡을 최소화하면서 잡음을 제거하는 장점을 가지게 된다. 아래 그림 4는 이산 웨이블릿 변환과 VTM을 이용한 가속도 센서 데이터의 잡음제거에 대한 블록도이다.

그림 5-7은 지상과 수면에서의 INS 데이터에 더해진 노이즈를 비교한 그림이다. 그림 5의 가속도 데이터를 보면 지상과 수면에서의 가속도데이터는 수면/지상에서 큰 차이를 보이지 않은 상태에서 노이즈 성분을 가지는 특성을 보이고 있다. 그림 6-7의 수면/지상에서의 자이로, 마그네틱 컴퍼스 데이터를 보면 파도, 해풍과 같은 왜란의 영향으로 인해 실제 데이터 값의 차이가 많이 나는 것을 확인할 수 있다. 이러한 데이터에 이산 웨이블릿 변환을 사용한다면 실제 측정값과 차이가 나게 될 것이며, 이러한 데이터를 UKF에 사용한다면 위치 추정결과값이 실제 이동 궤적을 벗어날 것이다.

그림 5-7의 실험 데이터를 분석한 결과, 왜란의 영향을 가장 적게 받으면서 노이즈를 가장 많이 포함한 것이 가속도 데이터임을 확인할 수 있었다. 그러므로 가속도 데이터를 이산 웨이블릿 변환을 이용한 디 노이징 필터처리를 통해 노이

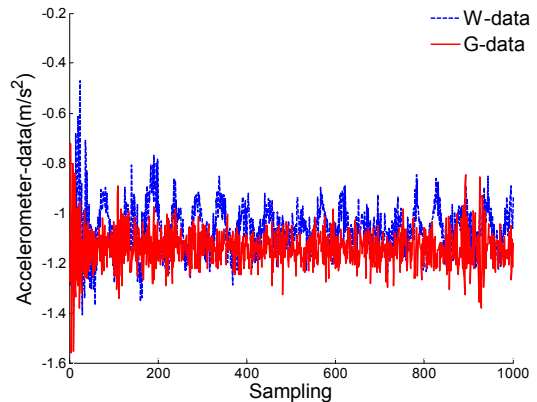


그림 5. 지상 /수면에서의 가속도 데이터 비교.
Fig. 5. Accelerometer data comparison in Ground and Sea-surface.

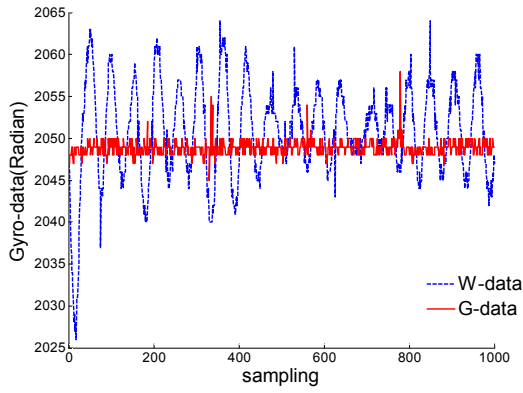


그림 6. 지상 /수면에서의 자이로 데이터 비교.
Fig. 6. Gyroscope data comparison in Ground and Sea-surface.

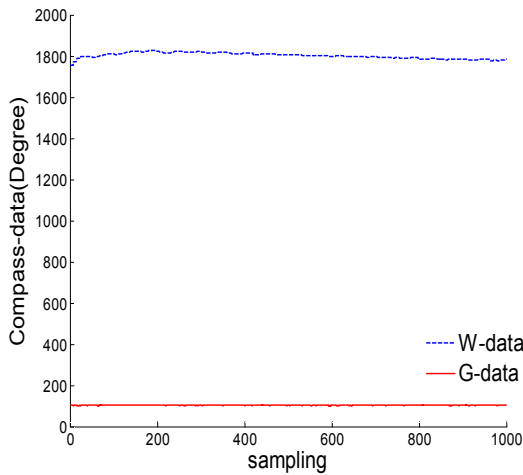


그림 7. 지상 /수면에서의 마그네틱 컴퍼스 데이터 비교.
Fig. 7. Compass data comparison in Ground and Sea-surface.

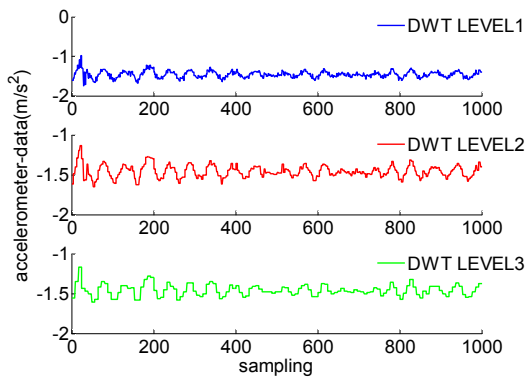


그림 8. 3단계 이상 웨이블릿 변환을 적용한 가속도 센서.
Fig. 8. Accelerometer data applying to the 3 level Discrete Wavelet Transform.

즈를 제거하여 수면 BEACON 시스템의 위치추정에 사용하고자 한다.

그림 8은 가속도 센서를 레벨 3까지 이산 웨이블릿 변환 처리한 결과 그래프이다.

이산 웨이블릿 처리를 레벨 3까지 할 경우, 너무 많은 웨이블릿 처리를 해서 연산량이 늘어나고 원 데이터의 외곡이

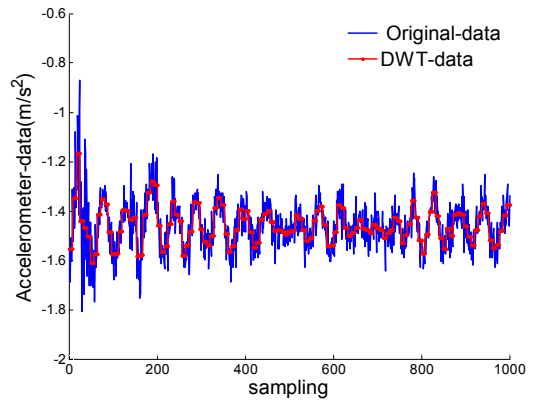


그림 9. DWT를 이용한 가속도 데이터 노이즈 필터링.
Fig. 9. DWT filtering of the acceleration data.

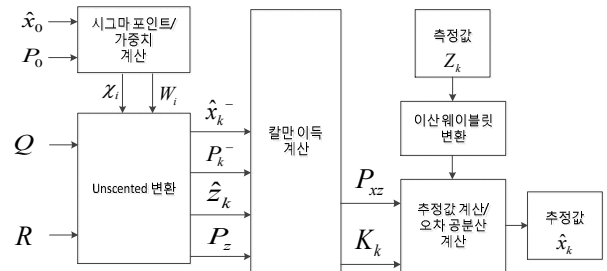


그림 10. BEACON 시스템의 전체 흐름도.
Fig. 10. The overall flow chart of BEACON system.

있기 때문에 본 논문에서는 레벨 1단계의 데이터를 사용하였다. 그림 9는 수면에서의 가속도 데이터를 이산 웨이블릿 변환 1단계 처리한 결과 그래프이다.

그림 10은 이산 웨이블릿 변환을 적용한 가속도 데이터를 UKF에 적용시키는 BEACON 시스템의 전체 흐름도를 나타내고 있다. 그림 10에서 χ_i 는 시그마 포인트, W_i 는 가중치, \hat{x}_k^- 는 측정값, P_k^- 는 추정값 오차 공분산, \hat{z}_k 는 측정값, P_z 는 측정값 오차 공분산, P_{xz} 는 오차 공분산, K_k 는 칼만이득이다. 그림 9에서 이산 웨이블릿을 적용한 가속도 데이터는 그림 10에서 추정값 및 오차 공분산을 계산하는 단계의 입력으로 쓰인다.

V. 실험 및 결과

1. 실험 환경 및 하드웨어 구성

실험에 사용된 INS는 3축 가속도 센서 1개, 1축 자이로 센서 3개, 마그네틱 컴퍼스 1개로 구성된다. 실험에 사용된 각종 센서 및 BEACON 시스템의 하드웨어 구성은 표 2에 나타나 있다.

BEACON의 위치추정을 위해 INS 센서와 GPS 센서를 모듈화 하였고 TMS320F28335에서 사용이 가능하도록 원 보드로 제작하였다. 그림 11에서 실험에 사용된 INS 센서와 GPS 그리고 TMS320F28335를 보여준다.

Thruster 구동부의 방수문제를 해결하기 위해 AUV, ROV에서 많이 사용되고 있는 TECHADYNE사의 TECHADYNE300 모델을 사용하였다[10]. Thruster의 구동을 위해 12비트 바이너리 카운터와 DAC컨버터를 사용하여 $\pm 5V$ 의 구동부 회로를

표 2. BEACON 시스템의 구성.

Table 2. Parts used in the BEACON system.

	제조 회사	상품
Thruster(Moter)	TECHADYNE	TECHADYNE300
MCU	TI	TMS320F28335
자이로 센서	Analog Devices	ADIS6100
가속도 센서	VTI Technologies	SCA3000-D01
마그네틱 컴파스	Philips	KMZ10A
GPS	UI GOODS	UIGGUB02-R001
Bluetooth 모듈	SENA	PARANI-SD1000
배터리(MCU)	AnyRC	11.1V-LiPo-Battery
배터리(Thruster)	Rocket	ES-12-12

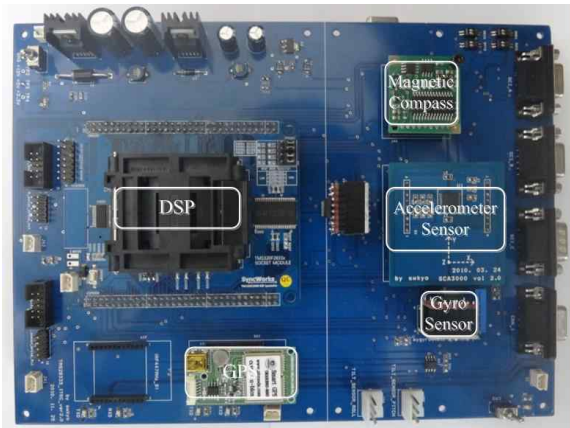


그림 11. 위치추정 시스템의 INS/MCU.
Fig. 11. INS/MCU of the localization system.



그림 12. Thruster 제어 보드.
Fig. 12. Thruster control board.

구성하였으며 Thruster 제어 보드와 실험에 사용된 BEACON을 그림 12와 13에서 나타내었다. DSP구동부와 배터리 Part는 Thruster 구동 시 전류의 소모가 많기 때문에 DSP와 Thruster의 배터리를 각각 독립적으로 사용하였으며, Thruster 하나당 구동 전류가 최대 24V-3A를 사용하기 때문에 배터리는 납축 전지 12V-18Ah를 직렬로 사용하여 24V-18Ah용량을 사용하였다.

그림 13에서 보면 X축을 BEACON의 진행 방향으로 하였으며, INS의 가속도 센서 X축을 BRACON의 진행 방향과 같게 배치 하였고, 자이로센서는 Yaw축, Pitch축, 마그네틱 컴파

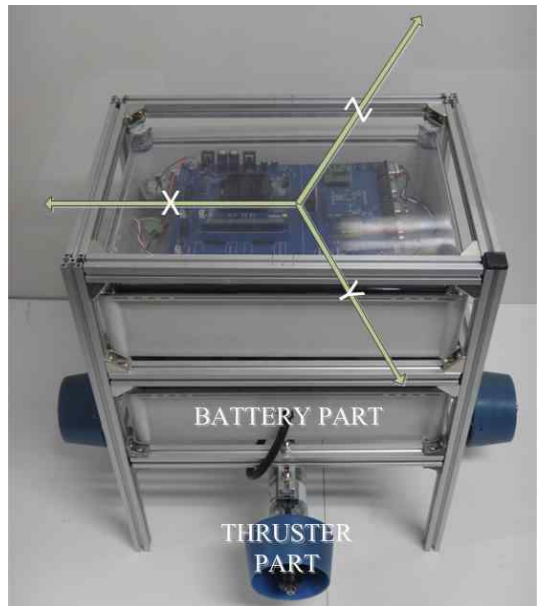


그림 13. BEACON 시스템.
Fig. 13. Experimental BEACON system.

표 3. 실험 환경 세부 사항.

Table 3. Experimental environment details.

날짜	2012.06.13(토) 오후 3시		
풍향	동북동	풍속	3.2 m/s
Gust	6.9 m/s	습도	78 %
수온	21.1	파고	0.6
파주고	5.3 sec	파향	동

스는 Yaw축으로 배치 하였다. Thruster는 90°방향으로 4개를 설치하였다.

BEACON의 운동 특성과 수면에서의 이용 및 주변 환경의 영향을 최소화하기 위하여 파도와 해풍의 영향이 적은 날에 실험을 하였으며, 부산 인근의 바닷가에서 실험 하였다. 실험 관련 세부 사항은 표 3에 정리해 놓았다.

본 시스템의 성능평가를 위한 항체의 기준 이동 정보는 항체로 사용한 BEACON의 GPS정보를 이용하여 항체의 위치를 수신 받았고 INS의 값들을 UKF를 통해 항체의 위치오차를 보정하였다.

2. 실험결과

가속도 신호와 INS의 자이로 센서, 마그네틱 컴파스 신호를 GPS의 NMEA (The National Electronic Association) GPRMC code를 UKF로 결합을 통해 그림 14-15와 같이 곡선주행에서의 BEACON의 이동 궤적을 추정하였다. 그림 14-15의 실험은 이산 웨이블릿 변환을 사용하였을 때와 사용하지 않았을 때 데이터를 비교한 것이다.

먼저 그림 14에서는 이산 웨이블릿 변환을 사용하지 않았을 때의 실험결과이다. 그림에서 녹색궤적은 BEACON이 이동함에 따라 실질적으로 움직여야 할 가상의 목표 궤적이고 흑색은 실제 BEACON의 위치에 따른 GPS 궤적이다. 그리고 적색궤적이 UKF를 적용한 그래프이고 적색 십자가는 최종 추정궤적을 나타낸다. 그림 14에서의 추정 궤적은 UKF의 입력으로 사용한 INS의 Yaw축 회전각의 누적오차와 수면에서

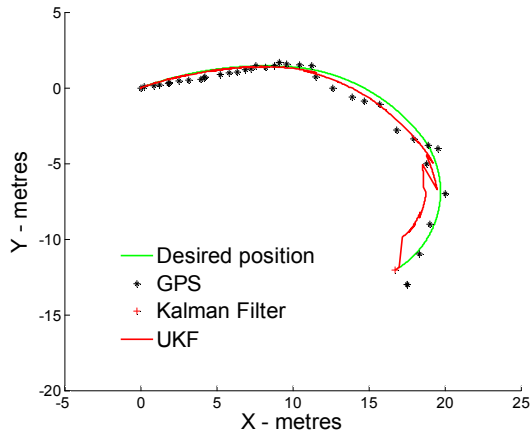


그림 14. UKF를 이용한 INS/GPS 결합의 위치추정 결과.

Fig. 14. Position estimation results of combined INS/GPS which is using UKF.

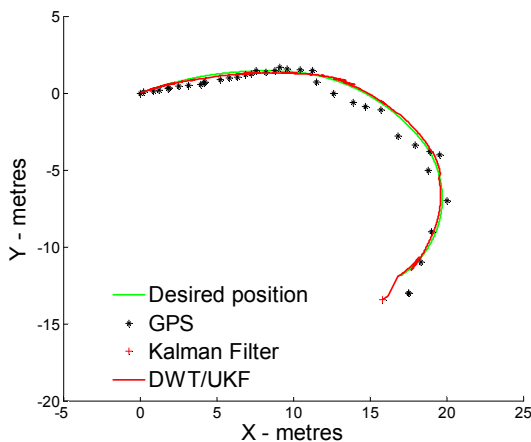


그림 15. DWT/UKF를 이용한 INS/GPS 결합의 위치 추정 결과.

Fig. 15. Position estimation results of combined INS/GPS which is using DWT/UKF.

의 해풍, 조류, 파도의 영향 때문에 시간이 지날수록 오차가 커지며 INS의 가속도 데이터의 노이즈에 의해 시간이 지날수록 추정궤적이 곡선형태를 그리지 못하는 것을 확인할 수 있다.

그림 15에서는 INS 데이터를 UKF에 적용하기 전에 이산 웨이블릿 변환을 적용하여 가속도데이터의 잡음을 제거한 뒤 실험을 한 것이다. 그림 15에서 보여지는 녹색궤적, 적색궤적, 흑색의 데이터는 그림 14에서의 데이터와 같다. 그림 15와 14를 비교해보면 그림 15에서의 적색궤적은 그림 14에서보다 더 목표 궤적에 수렴하는 곡선형태를 그리며 이동한다. 그림 14-15의 결과 그래프를 비교한 결과 이산 웨이블릿 변환을 가속도 데이터에 적용함으로써 노이즈 성분이 제거되어 추정궤적이 실제 이동궤적을 벗어나는 것을 줄일 수 있었다.

VI. 결론

INS와 GPS의 결합 시스템은 실외에서의 GPS의 오차를 보정하는 실외 정밀 위치 인식 분야에 많이 사용되고 있지만, 수중환경에서의 왜란(해풍, 파도 등)의 영향으로 INS에 사용되는 센서들의 잡음을 효과적으로 제거하지 못하는 어려움

이 많다. 또한, INS와 GPS의 잡음을 정규분포 잡음으로 가정하여 시스템을 모델링 함으로써 위치인식에 어려움이 많았다. 본 논문에서는 수중항체의 비선형 운동 특성과 INS와 GPS의 비정규 분포 잡음에 적합한 UKF를 이용하여 INS와 GPS의 데이터를 융합하는 필터링 기법을 제안하였고 수중에서 사용하여 그 성능을 테스트하였다. 제안된 필터링 기법의 효용성은 BEACON의 주행 실험을 통해 입증되었다. 하지만 수중환경에서의 왜란(해풍, 파도 등) 등의 비선형성을 고려하지 않고 필터링했기 때문에 센서가 받는 왜란의 영향을 완전하게 보상하지는 못했다. 차후에 왜란의 영향을 개선한 제어기를 BEACON 시스템에 추가를 한다면 자이로, 마그네틱 컴파스 데이터에도 이산 웨이블릿 변환을 적용할 수 있을 것이며, UKF의 추정 궤적이 목표 궤적에 더욱더 수렴하는 결과를 얻을 수 있을 것이다. 또한, 비선형 시스템의 상태를 추정하기 위한 필터링 기법 중 확률분포를 사용하여 비선형, 비정규분포의 추정에 가장 적합한 파티클 필터를 적용하여 수중환경에서 왜란의 영향을 고려하여 보상하는 알고리즘을 추후에 진행할 계획이다.

참고문헌

- [1] S. H. Lee and D. H. Yoon, "Wavelet transform (Well Defined)," 2nd Ed., JinHan Books (in Korean), 8984321109, 2003.
- [2] J. Opperbecke, "At-sea calibration of a USBL underwater vehicle positioning system," OCEANS '97. MTS/IEEE Conference Proceedings, vol. 1, pp. 721-726, Oct. 1997.
- [3] P. Rigby, O. Pizarro, and S. B. Williams, "Towards geo-referenced AUV navigation through fusion of USBL and DVL measurements," OCEANS 2006. MTS/IEEE Conference Proceedings, vol. 1, pp. 721-726, Oct. 1997.
- [4] M. Morgado, P. Oliveira, C. Silvestre, and J. F. Vasconcelos, "USBL/INS tightly-coupled integration technique for underwater vehicles," Information Fusion, 2006 9th International Conference, vol. 1, pp. 1-8, Jul. 2006.
- [5] G. T. Schmidt, "INS/GPS technology trends," NATO Research and Technology Organization, pp. 1-16, May 2009.
- [6] K. N. Shaikh, A. R. bin M. Shariff, H. Jamaluddin, and S. Mansoor, "GPS-Aided-INS for mobile mapping in precision agriculture," Map Asia Conference, 2003.
- [7] K. J. Kim, C. G. Park, M. J. Yu, and Y. B. Park "A performance comparison of extended and unscented Kalman filters for INS/GPS tightly coupled approach," Journal of Control, Automation, and Systems Engineering, vol. 12, no. 8, Aug. 2007.
- [8] H. B. Kang, D. K. Kin, and J. K. Seo, "Wavelet theory and its applications," DaeWoo 509 (in Korean), 2001.
- [9] A. K. Chan and C. Peng, "Wavelets for sensing technologies," Artech House Publishers, 2003.
- [10] H.-S. Choi, H.-I. Park, M.-S. Roh, and M.-O. So "A sliding mode control of an underwater robotic vehicle under the influence of thrust dynamics," Journal of the Korean Society of Marine Engineering, vol. 33, no. 8, pp. 1203-1211, Nov. 2009.
- [11] W. K. Seo and J. M. Lee, "Precise outdoor localization of a GPS-INS integration system using discrete wavelet transforms and unscented particle filter," The institute of Electronics Engineers of Korea (in Korean), vol. 48, no. 6, pp. 82-90, Nov. 2011.
- [12] S. Y. Hwang and J. M. Lee, "Estimation of attitude and position

of moving objects using multi-filtered inertial navigation system,” *The institute of Electronics Engineers of Korea (in Korean)*, vol. 60, no. 12, pp. 2383-2396, Dec. 2011.

- [13] Y. K. Kim, B. Y. Hyeon, Y. W. Cho, and K. S. Seo, “Robust tracking algorithm for moving object using Kalman filter and variable search window technique,” *Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 18, no. 7, pp. 673-679, Jul. 2012.
- [14] H. C. Cho and G. H. Kim, “Learning of differential neural networks based on Kalman-Bucy filter theory,” *Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 17, no. 8, pp. 777-782, Aug. 2011.



윤 바다

2009년 동서대학교 전자공학과 졸업. 2011년~현재 부산대학교 대학원 로봇관련협동과정 석사과정 재학. 관심분야는 수중 로봇, 마이크로 프로세서 응용, 노이즈 필터링 알고리즘연구.



윤 하늘

2012년 울산대학교 컴퓨터 정보통신공학부 졸업. 2012년~현재 부산대학교 대학원 전자전기공학과 석사과정 재학. 관심분야는 수중로봇, 아날로그 회로설계, 노이즈 필터링 알고리즘연구.



최 성 희

2003년 밀양대학교 정보통신공학과 졸업. 2009년~현재 부산대학교 대학원 전자전기공학과 박사과정 재학. 관심분야는 지능로봇제어, 수중로봇, 수중통신, 마이크로프로세서 응용시스템 설계.



이 장 명

1980년 서울대학교 전자공학과 졸업. 1982년 동 대학원 석사. 1990년 USC 공학박사. 1992년~현재 부산대학교 전자전기공학부 정교수. 관심분야는 지능로봇 시스템 설계 및 제어, 마이크로 프로세서 응용, 센서융합, Navigation/Localization.