

다중센서 융합 기반 무인잠수정 위치추정 개선

Improvement of Position Estimation Based on the Multisensor Fusion in Underwater Unmanned Vehicles

이경수 · 윤희병*

Kyungsoo Lee and Heebyung Yoon*

국방대학교 국방정보체계학과

요 약

본 논문은 상태변수 평준화 및 피드백구조를 이용하여 무인잠수정의 위치추정을 개선하기 위한 다중센서 융합 기반의 위치추정 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 먼저 상대적으로 오차가 큰 주 센서인 INS와 오차가 작은 보조센서인 DVL에서 측정되는 상태변수를 예측단계 이전에 융합하여 상태변수 평준화 과정을 수행한다. 그 다음, 평준화된 상태변수를 각 필터에 입력하여 예측 및 수정단계의 칼만 필터링 과정을 통해 최종 수정된 상태변수를 융합시키며, 마지막으로 이를 다시 주 센서에 피드백함으로써 무인잠수정의 위치추정을 개선한다. 평가를 위해 무인잠수정의 기동모델에 대한 시뮬레이션을 실시하여 기동경로를 생성하고 제안 알고리즘을 적용하여 위치추정 성능을 확인한다. 평가 결과, 제안 알고리즘이 다중센서 융합 알고리즘 중 가장 우수한 위치추정 성능을 보였으며, 또한 기동침로가 변경되는 구간에서도 강인한 위치추정이 가능하다는 것이 증명되었다.

키워드 : 무인잠수정, 다중센서 융합, 칼만 필터, 상태변수 평준화, 위치추정

Abstract

In this paper, we propose the position estimation algorithm based on the multisensor fusion using equalization of state variables and feedback structure. First, the state variables measured from INS of main sensor with large error and DVL of assistance sensor with small error are measured before prediction phase. Next, the equalized state variables are entered to each filter and fused the enhanced state variables for prediction and update phases. Finally, the fused state variables are returned to the main sensor for improving the position estimation of UUV. For evaluation, we create the moving course of UUV by simulation and confirm the performance of position estimation by applying the proposed algorithm. The evaluation results show that the proposed algorithm is the best for position estimation and also possible for robust position estimation at the change period of moving courses.

Key Words : UUV, Multisensor Fusion, Kalman Filter, State Variable Equalization, Position Estimation

1. 서 론

무인잠수정(UUV: Unmanned Underwater Vehicle)을 비롯하여 3차원 공간을 기동하는 무인항공기(UAV: Unmanned Aerial Vehicle)와 유도미사일 등은 탑재센서가 성능을 좌우하는 주요 요소가 되고 있으며, 실시간 임무 수행을 위해 정확한 위치추정이 반드시 필요하다. 그러나 주 센서와 여러 보조센서 등이 특별한 결합 없이 제작될지라도 입력값에 의한 정밀한 위치추정은 사실상 불가능하며, 기동 물체의 정확한 상태정보(위치, 속도 등)를 얻기 위해서는 각종 시스템 오차 등 센서특성을 정확히 이해하고 잡음에 강인하도록 설계하여야 한다. 또한 기동물체의 정확한 위치추정과 신뢰성 확보를 위해서는 단일 센서가 아닌 다중센서를 함께 사용하는 것이 일반적이므로 동종 및 이종의 다중화 센서로부터 입력된 여러 개의 측정값 상태변수를 추정하는

경우에 각종 센서의 측정값을 융합하는 필터의 역할이 매우 중요하다.

다중센서를 이용한 무인잠수정의 위치추정은 주로 관성항법시스템을 주 센서로 이용하고 비관성 센서인 도플러속도계(DVL: Doppler Velocity Log)나 심도계, GPS 등의 보조센서를 이용하여 수중복합항법을 구현하고 있으며, 최근에는 LBL(Long Baseline) 또는 초음파 거리계(RS: Range Sonar) 등 음파를 이용한 연구도 활발히 진행 중에 있다[1, 2, 3]. 그러나 군사용 무인잠수정의 경우에는 대부분 관성항법센서를 주 센서로 하고 기타 센서를 보조센서로 이용하고 있으며, 음파를 이용한 수중항법은 자신의 위치를 노출시킬 수 있거나 기준점(Transponder)이 기 설치된 임무구역 내에서만 위치추정이 가능하므로 센서의 선택이 제한된다는 특성이 있다.

본 논문에서는 다중센서 융합 기반의 무인잠수정 위치추정을 위해 먼저 각 센서의 특성을 고려하여 상태변수를 예측단계 이전에 융합하여 상태변수의 평준화 과정을 수행한다. 평준화된 상태변수를 각각의 독립된 칼만 필터(Kalman Filter)에 입력하여 예측 및 수정단계를 거쳐 최종적으로 융

접수일자 : 2010년 9월 21일

완료일자 : 2011년 4월 15일

* 교신저자

합된 상태변수를 다시 INS(Inertial Navigation System)에 보상하는 되먹임 방식을 적용하여 누적시간에 따른 INS의 오차가 급격히 증가하는 현상을 방지한다. 제안 알고리즘은 칼만 필터 기반의 다중센서 데이터 융합방법으로 위치추정 시 단일 센서보다 더 정확한 위치추정이 가능하고 서로 상이한 오차특성 및 시스템 특성을 갖는 다수의 데이터 융합을 통해 최적의 출력값을 구할 수 있다. 또한 칼만 필터 기반의 상태벡터 융합방법으로 무인잠수정의 항법시스템에 문제가 발생하더라도 쉽게 고장 탐지가 용이하다는 장점을 가지고 있다[4].

제안 알고리즘 평가를 위해 최초 모션에서 분리하여 수심 100m까지 잠항하여 '르'자 탐색을 실시한 후 부상하는 무인잠수정 기동모델에 대한 기동경로를 생성하고, 제안 알고리즘을 적용하여 데이터 융합을 통한 성능분석을 실시한다.

2. 관련연구

2.1 무인잠수정 항법시스템

2.1.1 관성항법장치(INS)

관성항법장치 INS는 항체의 각속도 및 가속도를 시간에 대해 연속적인 적분을 수행하여 항체의 위치와 속도, 진행 방향을 계산하는 항법장치로서 GPS와 달리 필요한 정보의 외부의 도움 없이 본체 내에 설치된 센서를 통해 획득할 수 있다.

INS는 자이로, 가속도계, 컴퓨터 장치들로 구성되어 있으며, 자이로와 가속도계는 3차원 공간정보 계산을 위해 3개씩 내장되어 있다. INS에 초기 위치가 주어지면 가속도계를 이용해 항체의 속도와 위치를 추정하고 동시에 가속도의 방향과 크기를 측정하기 위해 자이로 센서를 사용한다. INS는 가속도를 적분해서 위치를 추정하며, 항법정보에는 관성 센서의 고유오차와 항법계산 방식에서 발생하는 수치적 계산오차가 포함되어 있다. 하지만 INS에는 시간이 증가함에 따라 거리오차가 증폭되는 특성이 있으므로 장시간 사용 시 오차를 수정하기 위한 추가적인 보조항법 센서가 필요하다.

2.1.2 도플러 속도계(DVL)

도플러 효과는 관측자의 음원이 정지해 있는 경우와 달리 운동하고 있을 때 소리의 주파수가 다르게 관측되며, 음원과 관측자의 상대적인 운동에 의해 소리의 고저가 변화되는 현상을 이용하여 관측자의 속도를 측정한다. 이러한 도플러 효과를 실제 수중에 적용하여 기동물체의 속도를 측정하는 장치가 DVL이며, 현재 함정, 잠수함, 무인잠수정 등 수상 및 수중에서 기동하는 거의 모든 장비에 설치되어 운용되고 있다.

수중에서 실제 운용되는 도플러 센서는 해상에서 기동하는 함정의 하부에 장착된 송신기에서 초음파를 발사하여 반사체로부터 오는 반향음에 포함된 주파수를 이용해서 기동물체의 속도와 방향을 측정한다. 이 때 센서에서는 4개의 빔을 발신하며, 3개 이상의 반향음을 이용하여 위치를 추정하게 된다.

2.1.3 기타 항법시스템

LBL은 오차가 가장 적은 센서로 최근 민간분야에서 널리 사용되고 있다. 측정원리는 기준점을 임무구역 내에 설치하여 음파를 발신하고 응답된 신호를 이용해 수중에서 3

차원 위치측정을 수행한다. 그러나 고가의 장비로 설치 및 제거에 장시간이 소요되며, 임무 가능구역이 제한되는 단점이 있다.

SBL(Short Baseline)은 LBL의 단점을 개선하기 위해 개발되었다. 작동원리는 기준점을 모함 선저에 일정간격으로 설치하여 위치측정을 하는 센서로 LBL에 비해 설치작업이 따로 필요하지 않으며, 이동이 간편하다. 하지만 위치오차는 LBL에 비해 크며 임무 가능구역 역시 제한되는 문제점이 있다[5].

GPS는 모든 센서 중에서 가장 정확한 위치추정이 가능하나 GPS의 신호가 수중까지 전달되지 못하기 때문에 주로 천해 작전용 무인잠수정에 적용되고 있다.

마지막으로, 심도계(Depth Gauge)는 수심에 비례하는 수압을 이용하여 수심을 측정하는 보조 항법센서로 심도계 단독으로 위치추정이 불가능하다. 따라서 최근에는 LBL/SBL 센서의 DOP(Dilution Of Precision) 보정용으로 사용하거나 INS 등 주 센서의 위치 보정용 복합항법시스템으로 사용되고 있다.

이러한 항법시스템 중 음파를 이용한 LBL과 SBL은 기준점 설치로 인해 임무가능 구역이 제한될 뿐 아니라 설치/제거시간이 장시간 소요되며 무엇보다도 은밀성을 중요시하는 군사분야에서 자신의 위치를 노출시키기 때문에 군사용으로 부적합하다. GPS나 심도계 역시 단독으로 운용되지 못하고 주로 주 센서의 위치를 보정하는 보조 항법센서로만 이용되고 있다.

2.2 다중센서 융합 위치추정 알고리즘

다중센서 융합은 그림 1과 같이 융합대상에 따라 좌측의 측정치 융합(Measurement Fusion) 방법과 우측의 상태벡터 융합(Track to Track Fusion) 방법이 있다. 측정치 융합은 각 센서에서 획득한 측정치들을 융합하는 방법이고, 상태벡터 융합은 각 필터로부터 쇠퇴된 상태변수를 융합하는 방법이다[6].

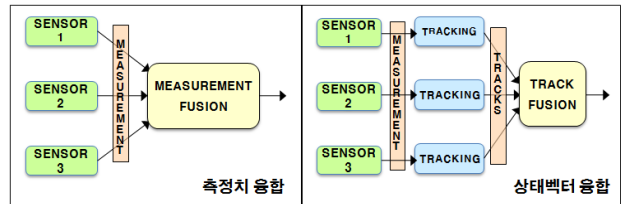


그림 1. 다중센서의 융합대상에 따른 분류
Fig. 1. Classification of multisensor according to object of fusion

측정치 융합의 대표적 필터인 중앙집중형 칼만 필터는 다중센서의 통합과정에서 모든 센서의 자료를 하나의 필터에서 처리하게 되므로 많은 계산량이 필요하고, 센서의 이상이 발생하거나 일시적으로 잘못된 자료가 입력될 시 시스템의 강인성을 보장하기 어려운 단점이 있다. 반면 각 센서의 자료를 각각의 부 필터에서 독립적으로 처리 후 주 필터에서 다시 융합하는 형태의 상태벡터 융합은 고장탐지 및 분리가 쉬운 장점을 가지고 있으나 위치추정 성능은 측정치 융합보다는 좋지 않다[4].

다중센서 융합을 이용한 위치추정 알고리즘의 연구사례를 [6]과 [7]을 중심으로 비교해보면, 먼저 [6]은 위치추정을 위해 상태벡터 융합방법을 이용하였으며, 각 센서의 센서

확률(Sensor Probability)에 따라 가장 양호한 성능을 보이는 센서를 위주로 트랙융합을 실시하였다. 이 연구는 센서 성능이 급격히 저하되는 구간에서 추적성을 개선할 수 있고, 센서의 종류가 많으면 많을수록 위치추정이 효과적이라는 장점이 있다. 특히 레이더 센서를 보유한 지상관제소와 연계하여 GPS와 INS 센서를 장착한 UAV와 UGV의 위치추정에는 매우 효과적이거나 INS와 DVL 센서만을 이용하는 군 UUV의 위치추정에는 효과적이지 못하다. [7]은 위치추정을 위해 측정치 융합방법을 이용하였으며, 연산의 단순화 및 실시간 처리를 위해 퍼지추론을, 비선형 잡음 처리를 위해 언센티드 파티클 필터를 이용하여 융합을 실시하였다. 이 연구는 GPS와 INS 센서가 장착된 UGV의 위치추정에는 효과적이지만 측정치 융합방법이 갖고 있는 자체의 특성과 GPS 센서를 이용하지 못하는 군 UUV에서는 효과적이지 못한 단점이 있다.

3. 무인잠수정 위치추정 알고리즘 제안

3.1 개념 및 구조

무인잠수정의 효율적인 위치추정 알고리즘 제안을 위해 운용목적과 항법시스템 측면에서 표 1과 같이 군에서 사용되는 무인잠수정의 특수성을 고려해야 한다. 먼저 운용목적 측면에서 무인잠수정은 수심 300m 이내에서 자율기동을 통한 감시정찰, 대기뢰전 및 대잠전 등을 수행할 수 있어야 하며, 항법시스템 측면에서 무인잠수정은 다양한 센서(IMU, DVL, GPS 등) 사용이 제한된다는 것이다. 이를 위해 제안 알고리즘은 다양한 센서 사용의 제한을 극복하기 위해 다중센서를 융합해야 하며, 정확한 위치추정을 위해 상태변수 평준화 및 센서의 오차 특성을 고려한 되먹임 구조 등을 고려해야 한다.

표 1. 제안 알고리즘 고려요소

Table 1. Considerations of the proposed algorithm

민간 및 군의 무인잠수정 특수성	제안 알고리즘 고려요소
<ul style="list-style-type: none"> 무인잠수정 운용목적 <ul style="list-style-type: none"> 민간: 심해해저의 자원탐색 및 연구 군: 수심 300m 이내에서 자율기동을 통한 감시정찰, 대기뢰전, 대잠전 등 	<ul style="list-style-type: none"> 군 무인잠수정의 다양한 센서 사용의 제한을 극복하기 위해 다중센서 융합 <ul style="list-style-type: none"> INS + DVL 다중센서융합알고리즘 개선을 통한 정확한 위치추정 <ul style="list-style-type: none"> 상태변수 평준화 센서의 오차특성을 고려한 되먹임 구조
<ul style="list-style-type: none"> 무인잠수정 항법시스템 <ul style="list-style-type: none"> 민간: IMU, DVL, GPS, LBL, SBL, 심도계 등 다양하게 이용 가능 군: IMU, DVL, GPS 등 사용범위 제한 	

이와 같은 무인잠수정의 특성을 고려하여 그림 2와 같은 구조를 갖는 개선된 다중센서 융합 기반의 무인잠수정 위치추정 알고리즘을 제안한다.

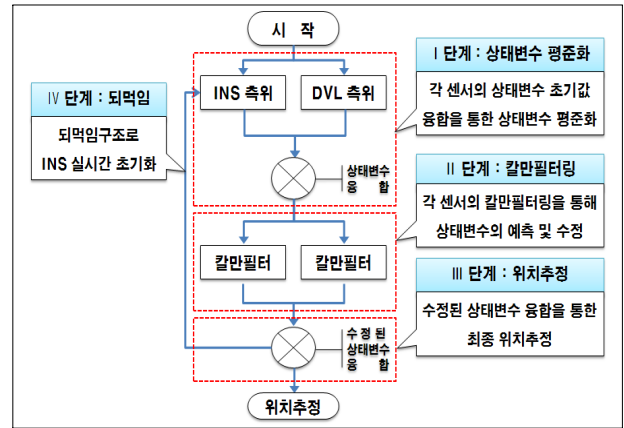


그림 2. 제안 알고리즘 구조

Fig. 2. Structure of the proposed algorithm

제안 알고리즘의 주 센서는 INS가 되며, 이를 보정하기 위한 보조 센서는 DVL이 된다. INS에서 측정된 가속도를 두 번 적분하여 이동거리를 구하며, 이때 INS의 가속도계에는 벡터 성분이 없기 때문에 현재 방향을 알기 위한 자이로가 필요하다. 자이로를 이용하여 기동방향을 계산하기 위해 회전축을 중심으로 각속도를 측정하고 이를 적분하여 기동방향을 계산한다. 최종적으로 가속도계의 가속도와 자이로의 각속도 계산을 통해 무인잠수정의 위치와 기동방향인 \hat{x}_{k-1}^{INS} 가 결정된다. DVL은 무인잠수정에서 송·수신한 초음파를 이용하여 기동물체의 속도와 방향을 측정하며, 이를 적분하여 현재의 위치인 \hat{x}_{k-1}^{DVL} 를 계산한다. 이 때 INS에서 발생하는 누적거리 오차와 DVL에서 발생하는 오차는 잡음인 w_k^{sensor} 와 v_k^{sensor} 로 모델링한다.

INS의 상태변수와 보조 센서인 DVL의 상태변수는 그림 2의 1단계 과정인 상태변수 평준화 과정을 거쳐 $\hat{x}_{k-1}^{I\oplus D}$ 를 유도하며, 평준화된 상태변수 $\hat{x}_{k-1}^{I\oplus D}$ 를 주 필터인 칼만 필터에 각각 입력하여 예측 및 수정단계인 2단계 과정을 거친다. 이렇게 수정된 상태변수 \hat{x}_k^{INS} 와 \hat{x}_k^{DVL} 를 다시 융합하여 위치추정 오차를 보정할 수 있는 상태변수 $\hat{x}_k^{I\oplus D}$ 를 3단계 과정에서 최종적으로 유도한다. 그러나 INS의 특성상 시간이 지날수록 오차가 급속하게 커지게 되며, DVL을 이용한 수정에 한계가 발생하게 된다. 따라서 최종적으로 수정된 상태변수 $\hat{x}_k^{I\oplus D}$ 를 주 센서인 INS에 되먹임(Feedback)함으로써 INS의 항법오차를 실시간으로 초기화할 수 있는 구조를 가진다.

본 알고리즘의 핵심은 주 센서인 INS에 보조 센서인 DVL을 융합하여 1차적으로 상태변수를 평준화시키고, 그 다음 평준화된 상태변수를 다시 주 필터에서 처리하여 수정된 상태변수를 최종적으로 융합하여 보다 정밀한 위치를 추정하는 것이다. 동시에 INS의 누적되는 위치오차를 보정하기 위해 되먹임 방식을 적용하여 개선된 상태변수를 실시간으로 주 센서인 INS에 전달함으로써 보다 정확한 위치추정이 가능하다는 것이다.

3.2 알고리즘 설계

공간상 기동하는 물체의 위치추정에서 가장 중요한 것은 기동물체의 경로를 예측하는 것으로 비록 기동물체가 공간상 점으로 존재하지 않더라도 위치추정 중에는 점으로 표현

된다. 특히 칼만 필터를 이용하면 현재와 과거에 점으로 존재하는 시점의 추정치로부터 예측 및 수정단계를 거쳐 정확한 시스템의 상태변수 추정치를 계속해서 재귀적으로 구할 수 있다.

시스템을 모델링하기 위해 상태변수를 X(Longitude), Y(Latitude), Z(Depth)의 직각좌표계(Cartesian Coordinate System)에 식 (1)과 같이 위치, 속도, 가속도를 포함하는 PVA(Position-Velocity-Acceleration) 모델로 정의한다[8].

$$X^{Sensor} = [x \ y \ z \ \dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z} \ \ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}] \quad (1)$$

여기에서 X^{Sensor} 는 어떤 기동물체의 위치, 속도, 가속도를 포함하는 상태를 정의하고 있으며, $[x \ y \ z]$ 는 기동물체의 직각좌표계에 대한 현 위치를 나타낸다. $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{z}]$ 는 기동물체의 x, y, z 축에 대한 속도벡터를, $[\ddot{x} \ \ddot{y} \ \ddot{z}]$ 는 기동물체의 x, y, z 축에 대한 가속도벡터를 나타낸다.

각 축에 대한 샘플링 시간 k 는 1초이며, 무인잠수정의 상태는 운동방정식을 이용하여 식 (2), (3), (4)와 같이 표현할 수 있다.

$$x_{k+1}^{sensor} = x_k^{sensor} + \dot{x}_k^{sensor} t + \ddot{x}_k^{sensor} \frac{t^2}{2} \quad (2)$$

$$\dot{x}_{k+1}^{sensor} = \dot{x}_k^{sensor} + \ddot{x}_k^{sensor} t \quad (3)$$

$$\ddot{x}_{k+1}^{sensor} = \ddot{x}_k^{sensor} + \alpha_k^{sensor} \quad (4)$$

여기에서 $x_k^{sensor}, \dot{x}_k^{sensor}, \ddot{x}_k^{sensor}$ 는 k 시간의 무인잠수정 위치, 속도, 가속도를 의미하며 α_k^{sensor} 는 시스템 모델링 오차, t 는 샘플링 오차를 의미한다.

위의 상태벡터에 대한 운동방정식의 시스템방정식과 관측방정식은 식 (5) 및 (6)과 같이 정의하며, 이 때 관측방정식은 상태변수와 센서로부터 측정값과의 관계를 선형방정식으로 표현한 것이다. 기동물체의 운동방정식은 정밀한 위치추정을 위해 정확한 시스템 모델이 중요하지만 모델링 오차를 완전히 제거할 수 없으므로 이를 공정잡음에 포함하여 모델링을 하게 된다[8]. 여기에서 공정잡음 w_k^{sensor} 와 측정잡음 v_k^{sensor} 는 백색 가우시안 잡음인 공분산행렬 Q, R로 가정하며, 각각의 잡음은 서로 독립적으로 각각의 참값에 대해 정규분포하고 평균은 0인 공분산이 된다.

$$x_k^{sensor} = A_k^{sensor} x_{k-1}^{sensor} + w_k^{sensor} \quad (5)$$

$$z_k^{sensor} = H^{sensor} x_k^{sensor} + v_k^{sensor} \quad (6)$$

여기에서 x_k^{sensor} 는 상태변수 벡터 x_{k-1}^{sensor} 에 의한 시스템방정식을 정의하며, z_k^{sensor} 는 관측방정식, A_k^{sensor} 는 상태전이행렬(State Transition Matrix), H_k^{sensor} 는 관측행렬로 정의된다. 또한 w_k^{sensor} 는 평균이 0이고 공분산행렬이 Q인 공정잡음 정규분포 $N(0, Q_k^2)$ 를 정의하며, v_k^{sensor} 는 평균이 0이고 공분산행렬 R인 측정잡음은 정규분포 $N(0, R_k^2)$ 이다. 위의 식 (5)와 (6)에서 시스템방정식의 상태전이행렬 A와 관측방정식의 관측행렬 H는 본 논문에서 다음과 같이 정의하며, 상태전이행렬 A에서 T는 샘플링 주기를 의미한다.

$$A_k^{sensor} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad H^{sensor} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

공정잡음 및 측정잡음의 공분산 행렬 Q, R은 다음과 같이 정의하며, 여기에서 w_k, v_k 는 공정잡음 및 측정잡음의 표준편차가 된다[9]. 본 논문에서 시스템방정식의 공정잡음 표준편차는 $w_k^{INS} = 10m$, $w_k^{DVL} = 1m$ 로 설정하며, 관측방정식의 측정잡음 표준편차는 $v_k^{INS} = 1g (\approx 9.8m/s^2)$, $v_k^{DVL} = 0.02m/s^2$ 로 설정한다[10, 11].

$$Q_k^{sensor} = \begin{bmatrix} w^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w^2 \end{bmatrix} \quad R_k^{sensor} = \begin{pmatrix} v^2 & 0 & 0 \\ 0 & v^2 & 0 \\ 0 & 0 & v^2 \end{pmatrix}$$

칼만 필터의 Time Update(Predict) 단계에서 주 필터인 각 센서필터의 상태전달식과 공분산은 식 (7)과 같이 정의하며[12], 식 (7)의 $k-1$ 에서 예측한 k 의 상태변수는 \hat{x}_k^- 가 된다.

$$\begin{aligned} \hat{x}_k^- &= A_k \hat{x}_{k-1} \\ P_k^- &= A_k P_{k-1} A^T + Q \end{aligned} \quad (7)$$

\hat{x}_k^- 를 이용하여 수정된 상태변수를 \hat{x}_k 라 하면 칼만 필터의 Measurement Update(Correct) 단계에서는 식 (8)과 같이 정의되며[12], 이를 개략적으로 도식화하면 그림 3과 같이 구성된다.

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k &= \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \\ P_k &= (I - K_k H) P_k^- \end{aligned} \quad (8)$$

여기에서 K_k 는 k 에서 구한 칼만 게인, z_k 는 k 에서의 측정값, P_k^- 는 k 이전의 공분산행렬, P_k 는 k 에서 수정된 공분산 행렬을 의미한다.

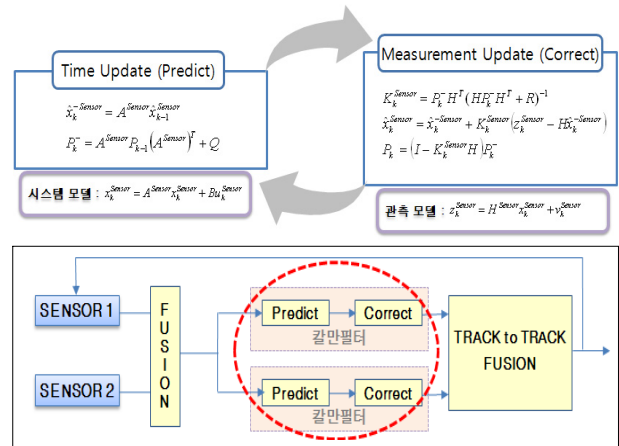


그림 3. 기동 모델링을 위한 칼만 필터링 과정
Fig. 3. Kalman filtering process for motion modeling

각 센서에서 측정되는 상태변수 \hat{x}_{k-1}^{INS} , \hat{x}_{k-1}^{DVL} 를 부 필터에서 융합하기 위한 과정은 그림 4와 같으며, 이를 수식으로 표현하면 식(9)와 같다[13]. 식 (9)처럼 각 센서를 통해 측정된 상태변수 \hat{x}_{k-1}^{INS} , \hat{x}_{k-1}^{DVL} 를 융합하여 $\hat{x}_{k-1}^{I\oplus D}$ 를 구할 수 있다.

$$R_k^{I\oplus D} = ((R_k^{INS})^{-1} + (R_k^{DVL})^{-1})^{-1}$$

$$\hat{x}_k^{I\oplus D} = (R_k^{INS})^{-1} R_k^{I\oplus D} \hat{x}_k^{INS} + (R_k^{DVL})^{-1} R_k^{I\oplus D} \hat{x}_k^{DVL} \quad (9)$$

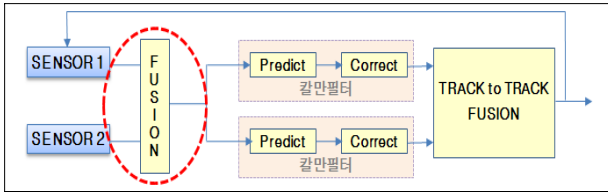


그림 4. 제안 알고리즘의 부 필터 상태변수 융합
Fig. 4. Sub-filter state variable fusion of proposed algorithm

각 센서에서 측정된 상태변수를 융합하여 생성된 $\hat{x}_{k-1}^{I\oplus D}$ 를 다시 주 필터에 입력하여 수정된 상태변수인 \hat{x}_k^{INS} , \hat{x}_k^{DVL} 를 최종적으로 그림 5와 같이 식 (10)으로 융합하며[13], 이를 통해 $\hat{x}_k^{I\oplus D}$ 를 유도할 수 있다.

$$P_k^{I\oplus D} = ((P_k^{INS})^{-1} + (P_k^{DVL})^{-1})^{-1}$$

$$\hat{x}_k^{I\oplus D} = (P_k^{INS})^{-1} P_k^{I\oplus D} \hat{x}_k^{INS} + (P_k^{DVL})^{-1} P_k^{I\oplus D} \hat{x}_k^{DVL} \quad (10)$$

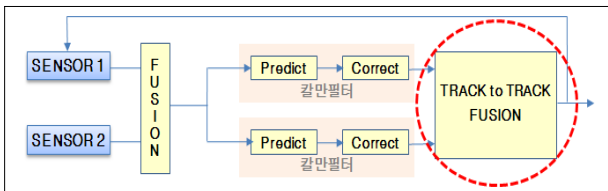


그림 5. 제안 알고리즘의 주 필터 상태변수 융합
Fig. 5. Main-filter state variable fusion of proposed algorithm

식 (10)에서 주 센서인 INS 오차를 보조 센서인 DVL을 이용하여 보정하나 INS의 특성상 시간이 지날수록 drift 현상이 커지게 되며 DVL을 이용한 수정에 한계가 있다. 따라서 본 논문에서는 되먹임 방식을 이용하여 주 센서에 칼만 필터의 추정오차인 $\hat{x}_k^{I\oplus D}$ 를 되먹임하여 INS의 항법오차를 실시간으로 초기화한다.

4. 실험 및 평가

제안 알고리즘을 평가하기 위해 3차 스플라인 보간법 (Cubic Spline Interpolation)을 활용하여 무인잠수정의 기동경로를 생성한다. 이 때 실제 무인잠수정의 수중 기동 경로 데이터를 구할 수 없기 때문에 여러 번의 실험을 통해 나온 무인잠수정의 기동경로 중에서 실제 수중임무 수행과 유사한 최적의 기동경로 모델을 선정하며, 선정된 기동경로

는 매트랩(Matlab)을 이용하여 시뮬레이션을 수행한다.

제안 알고리즘의 성능평가를 위해 기존의 다중센서 융합의 대표적인 기법인 측정치 융합 방법과 상태벡터 융합 방법에 대해 시뮬레이션을 실시하고 그 결과를 비교·분석하여 제안 알고리즘의 성능을 확인한다.

4.1 실험구성

본 논문에서는 매트랩 함수를 이용하여 X, Y, Z축에 25개의 임의 데이터 값을 대입하여 무인잠수정의 기동경로를 생성한다. 기동시간은 1,000초이며, 샘플링시간은 1초로 설정한다. 좀 더 정확한 기동경로를 묘사하기 위해 실제 무인잠수정의 수중 기동 특성을 최대한 반영하고 여러 번의 실험을 통해 최적의 기동경로 모델을 선정하며, 이때 사용하는 경로 모델링 시나리오는 다음과 같다. 최초 무인잠수정은 해수면의 모선에서 분리 후 해저에 부설된 기뢰를 탐색하기 위해 사전 설정된 수심 100m까지 잠항을 실시한다. 일정 수심에서 무인잠수정은 기뢰를 탐색하기 위해 해저를 'ㄷ'자 형태로 자율기동 탐색을 실시한다. 이 때 비선형 기동구간에서 위치추정 성능결과가 어떻게 나오는지 평가하기 위해 총 10회의 침로변경과 1~6kts로 가속이 되도록 하였다. 여러 번의 실험을 통해 선정한 최적의 기동경로는 그림 6과 같다. 그림에서 우측 하단의 점선으로 된 원은 $t=440\pm 7$ 초 구간, 즉 침로를 변경하는 구간에서의 기동경로이다.

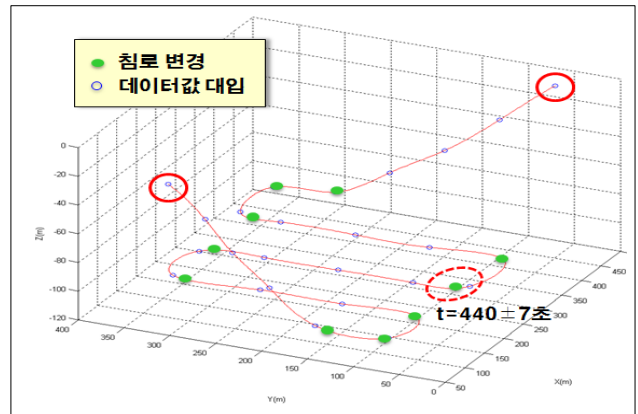


그림 6. 무인잠수정 기동경로
Fig. 6. Motion course of UUV

4.2 실험 및 평가

4.2.1 실험

제안 알고리즘의 위치추정 효율성을 검증하기 위해 매트랩을 이용한 시뮬레이션을 통해 기존의 다중센서 융합 알고리즘과 비교 분석한다. 먼저 3차 스플라인 보간법으로 생성된 무인잠수정의 기동경로를 이용하여 측정치 융합방법의 대표적 필터인 중앙집중형 칼만 필터 방식을 구현하여 위치추정을 실시하였으며, 그 결과는 그림 7과 같다. 좌측 알고리즘은 2002년 미국의 Keafort Guidance & Navigation Corporation사와 덴마크공대에서 공동연구를 통해 제작된 무인잠수정 "MARPOS"에 적용한 다중센서 융합 알고리즘인 측정치 융합방법이며[1], 우측 그림은 측정치 융합방법을 이용하여 실제 $t=440\pm 7$ 초 구간, 즉 침로를 변경하는 구간에서의 기동경로를 확대한 부분이다.

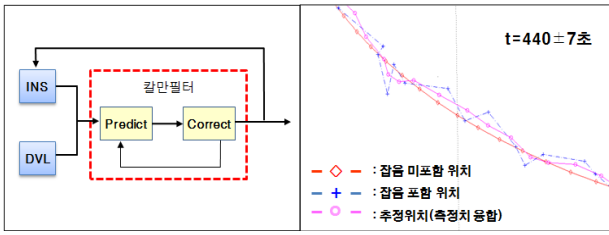


그림 7. 측정치 융합방법의 기동경로
Fig. 7. Motion course of measurement fusion

시뮬레이션 결과, 시간에 따른 거리오차와 거리오차별 발생횟수를 나타낸 히스토그램 그래프는 그림 8과 같다. 측정치 융합방법을 무인잠수정에 적용한 결과 1,000초간의 기동 후 거리오차는 약 3.67m, 표준편차는 약 1.01m로 나타났다. 특히 그림 좌측의 거리오차 그래프에서 총 6개 구간에 거리오차가 급격히 증가한 후 다시 안정화되는 현상을 볼 수 있는데, 거리오차가 증가한 구간은 t=210, 412, 430, 630, 810 초 부근으로 실제 경로데이터를 분석한 결과, 이 구간은 무인잠수정의 기동침로가 변경되는 부분으로 확인되었으며, 이 부근에서는 추적 성능이 저하되는 것을 알 수 있다. 우측의 히스토그램을 분석해보면 약 3.7m 부근에서 거리오차가 수렴하는데, 이는 거리오차 평균인 3.67m와 유사한 정규분포를 보이고 있다는 것을 알 수 있다.

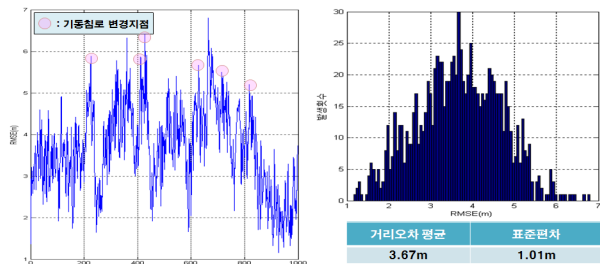


그림 8. 측정치 융합방법의 거리오차(RMSE) 및 히스토그램
Fig. 8. RMSE and histogram of measurement fusion

다음은 상태벡터 융합방법을 구현하여 위치추정을 실시하였으며, 그 결과는 그림 9와 같다. 이 융합방법은 UAV나 로봇의 위치추정에 주로 적용되고 있으나, 실제 무인잠수정에 적용한 경우는 없었다.

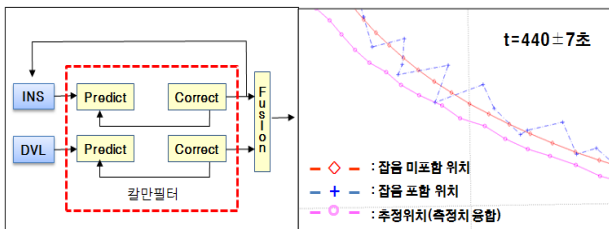


그림 9. 상태벡터 융합방법의 기동경로
Fig. 9. Motion course of Track to Track fusion

시뮬레이션 결과, 시간에 따른 거리오차 및 히스토그램은 그림 10과 같다. 무인잠수정은 1,000초간의 기동 후 거리오차는 약 1.83m, 표준편차는 약 1.53m로 측정치 융합방법에 비해 거리오차는 크게 감소하였지만, 측정치 융합방법과 마

찬가지로 그림 좌측의 시간에 따른 거리오차 그래프의 8개 구간(t= 200, 257, 420, 435, 605, 629, 770, 808초)에서 거리오차가 급격히 증가하는 현상을 볼 수 있다. 또한 우측 히스토그램에서도 거리오차가 약 1.2m 부근에서 수렴하지만 오히려 시간에 따른 거리오차 평균은 1.83m로 더 높게 나타나고 있으며, 그림 9의 우측 하단 기동경로를 확대한 t=440±7초 구간에서도 필터를 거치지 않을 때보다 오히려 오차가 더 증가되는 것을 알 수 있다. 이러한 현상은 기동침로가 변경되는 구간인 t= 200, 257, 420, 435, 605, 629, 770, 808초 구간에서도 동일하게 나타나고 있다.

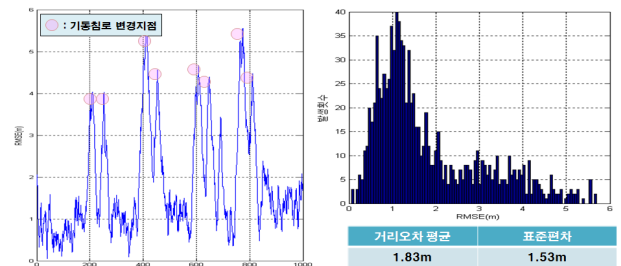


그림 10. 상태벡터 융합방법의 거리오차(RMSE) 및 히스토그램
Fig. 10. RMSE and histogram of Track to Track fusion

제안 알고리즘을 적용하여 위치추정을 실시한 결과는 그림 11과 같다. 제안 알고리즘은 각 센서에서 측정된 상태변수를 융합하여 그 결과를 각 필터에 입력하고 이를 통해 주 필터에서 수정된 상태변수를 최종적으로 융합한 후, 주 센서인 INS에 추정오차를 되먹임하는 구조이다.

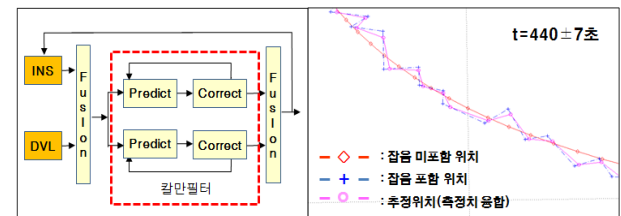


그림 11. 제안 알고리즘의 기동경로
Fig. 11. Motion course of the proposed algorithm

제안 알고리즘을 적용한 무인잠수정의 수중복합항법 시뮬레이션의 거리오차 및 표준편차 결과는 그림 12와 같다. 무인잠수정은 1,000초간의 기동 후 시간에 따른 거리오차는 약 1.34m, 표준편차는 약 0.31m로 비교 대상 알고리즘 중 거리오차와 표준편차가 가장 우수하였다. 특히 좌측의 시간에 따른 거리오차 그래프에서 이전의 알고리즘과 비교 시 기동침로가 변경되는 지점에서 거리오차가 급격히 증가하는 부분이 발생하지 않고 전반적으로 거리오차가 약 1.4±0.1m로 수렴하는 안정적인 위치추정을 하고 있는데, 이는 제안 알고리즘이 비선형 구간에서도 강한 위치추정이 가능하다는 것을 보여주고 있다.

그러나 군사분야에서의 무인잠수정은 일정 수심을 유지하며 해저를 탐사하는 목적으로 대부분 운용되고 있으므로 무인잠수정의 위치추적 성능평가를 위해서는 수심을 포함하는 3차원 공간상의 평가도 중요하지만 평면상에서 평면 운동에 대한 위치추정의 성능평가 역시 매우 중요하다. 이에 따라 무인잠수정의 평면기동에 따른 거리오차와 표준편

차를 분석하였으며, 3차원 기동경로와 같이 $t=440\pm 5$ 초에서 실제 위치추정을 비교하여 확대한 결과는 그림 13과 같다. 시뮬레이션 결과, X, Y축에 대한 평면기동 역시 제안 알고리즘의 거리오차가 1.07m, 표준편차는 0.29m로 가장 우수하였으며, 기동경로의 확대 부분에서도 다른 융합 알고리즘보다 좀 더 실제경로에 가깝다는 것을 알 수 있다.

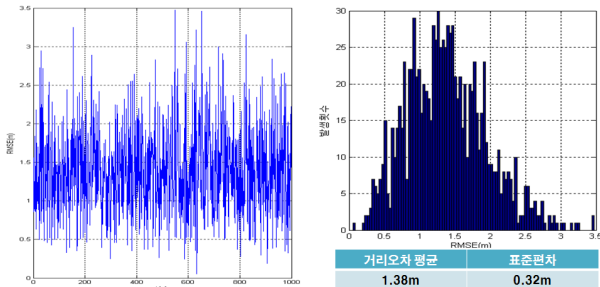


그림 12. 제안 알고리즘의 거리오차(RMSE) 및 히스토그램
Fig. 12. RMSE and histogram of the proposed algorithm

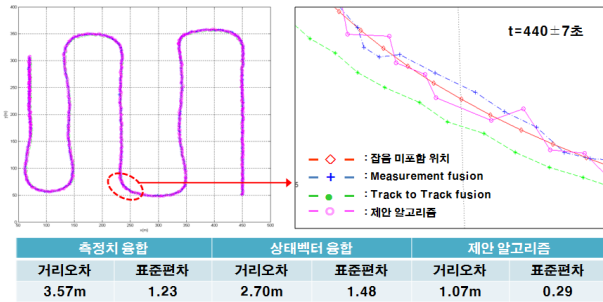


그림 13. X, Y 평면기동에 따른 거리오차 및 표준편차
Fig. 13. RMSE and standard deviation according to X, Y surface motion

4.2.2 평가

기존의 다중센서 융합의 대표적인 방법인 측정치 융합방법과 상태벡터 융합방법에 대한 3차원 시뮬레이션 결과를 종합해서 비교해보면 표 2와 같다.

표 2. 시간에 따른 거리오차 및 표준편차 비교(3차원)
Table 2. Comparison the RMSE and standard deviation according to time(3-dimensions)

구 분	거리오차	표준편차
측정치 융합	3.67m	1.01m
상태벡터 융합	1.83m	1.53m
제안 알고리즘	1.38m	0.32m

시뮬레이션 결과를 분석해보면, 제안 알고리즘은 측정치 융합방법보다 거리오차 평균은 3.67m→1.38m로 약 37% 감소하였으며, 표준편차는 1.01m→0.32m로 약 31% 감소하였다. 상태벡터 융합방법에 비해서는 거리오차 평균은 1.83m→1.38m로 약 75% 감소하였으며, 표준편차는 1.53m→0.32m로 약 21% 감소되어 다중센서 융합 알고리즘 중 가장 우수한 위치추정 성능을 보였으며, 또한 무인잠수정의 기동침로가 변경되는 비선형 구간에서도 가장 우수한 위치

추적 성능을 보이고 있다.

또한 군사분야에서 무인잠수정은 일정 수심을 유지한 상태에서 해저에 대한 탐색을 주 목적으로 운용하고 있어 이러한 2차원 평면기동에 따른 거리오차 분석을 실시하였으며, 기존 융합방법과의 비교 결과는 표 3과 같다.

표 3. 시간에 따른 거리오차 및 표준편차 비교(2차원 평면기동)

Table 3. Comparison the RMSE and standard deviation according to time(2-dimensions)

구 분	거리오차	표준편차
측정치 융합	3.57m	1.23m
상태벡터 융합	2.70m	1.48m
제안 알고리즘	1.07m	0.29m

평면기동에 따른 거리오차와 표준편차는 측정치 융합방법과 비교 시 거리오차 평균은 3.57m→1.07m로 약 30% 감소하였으며, 표준편차는 1.23m→0.29m로 약 23% 감소하였다. 상태벡터 융합방법에 비해서는 거리오차 평균은 2.70m→1.07m로 약 39% 감소하였으며, 표준편차는 1.48m→0.29m로 약 19% 감소되어 평면기동 역시 제안 알고리즘이 다중센서 융합 알고리즘 중에서 가장 우수한 위치추정 성능을 보였다. 또한 특정 시간에서의 기동경로 확대 부분에서도 제안 알고리즘이 다른 다중센서 융합 알고리즘보다 실제 경로에 더 가깝다는 것을 알 수 있으며, 특히 제안 알고리즘이 비선형 구간에서도 거리오차의 급격한 증가 없이 강인한 위치추정 성능을 보여주고 있다는 것을 확인하였다.

5. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 무인잠수정의 수중복합항법 구현을 위해 INS를 주 센서로 하고 DVL을 보조 센서로 이용하여 데이터를 융합하는 개선된 위치추정 알고리즘을 제안하였다. 각 센서로 들어오는 입력값을 1차적으로 융합하고 그 결과를 각각의 주 필터에서 예측-수정과정을 거쳐 나온 상태변수를 다시 융합함으로써 기존의 비선형 문제에 대해서도 강인한 위치추정을 할 수 있으며, 기존 알고리즘과도 비교할 때도 가장 우수한 성능을 보였다.

제한한 알고리즘의 성능평가를 위해 3차 스플라인 보간법을 이용하여 무인잠수정의 실제 수중기동과 유사한 3차원 공간상의 임의의 기동모형을 생성하였고, 생성된 경로값에 각 센서의 시스템 특성과 잡음을 반영하여 제안 알고리즘을 구현하였다. 시뮬레이션 결과, 제안 알고리즘이 다른 융합 알고리즘인 측정치 융합방법보다 거리오차 평균은 약 37%, 표준편차는 31%로 줄어들었으며, 상태벡터 융합방법에 비해서도 거리오차 평균은 약 75%, 표준편차는 약 21%로 줄어들어 다중센서 융합 알고리즘 중 가장 우수한 위치추정 성능을 보였다. 또한 기동침로가 변경되는 구간에서도 강인한 위치추정이 가능하다는 것을 증명하였다.

향후 연구로는 본 알고리즘을 이용하여 비선형 문제 해결에 적합한 EKF(Extended KF) 또는 UKF(Unscented KF) 등의 알고리즘에 적용하거나 제안 알고리즘의 각 센서에서 나오는 상태변수에 가중치를 줄 수 있는 기법에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] M.B. Larsen, "High performance Autonomous Underwater Navigation-Experimental Results," *GITC(Article Reprint)*, vol. 6, no. 1, pp. 1-5, Feb. 2002.

[2] J.C. Kinsey and L.L. Whitcomb, "Towards In-Situ Calibration of Gyro and Doppler Navigation Sensors for Precision Underwater Vehicle Navigation," *IEEE international conference on Robotics and Automation*, pp. 4016-4023, May 2002.

[3] P.M. Lee, S.M. Kim, B.H. Jeon, H.T. Choi, and C.M. Lee, "Improvement on an Inertial-Doppler Navigation System of Unmanned Underwater Vehicles Using a complementary Range Sonar," *International Symposium on Underwater Technology*, pp. 133-138, April, 2004.

[4] C.M. Rogers, "Methods of Multisensor Tracking," *London Communications Symposium*, pp. 1-4, 2003.

[5] U.S Navy, *The Navy Unmanned Undersea Vehicle(UUV) Master Plan*, pp. 39-42, Nov. 2004.

[6] D. Hyun, H. Yoon, "A Fusion Algorithm Considering Error Characteristics of the Multi-sensor," *Journal of KIISE: Computer Systems and Theory*, vol. 36, no. 4, pp. 274-282, Aug. 2009.

[7] S. Lee and H. Yoon, "GPS/INS Data Fusion and Localization using Fuzzy Inference/UPF," *KIIS*, vol. 19, no. 3, pp. 408-414, June 2009.

[9] X. Rong Li and V.P. Jklkov, "Survey of Maneuvering Target Tracking," *IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1255-1321, Oct. 2003.

[10] T. Kirubarajan and Y. Bar-shalom, "Kalman Filter Versus IMM Estimator: When Do We Need the Latter?," *IEEE Transactions On Aerospace and Electronic Systems*, vol. 39, no. 4, pp. 1452-1457, Oct. 2003.

[11] K. Gade, *Introduction to Inertial Navigation and Kalman filtering, INS Tutorial*, Norwegian Space Center, p. 19, June 2008.

[12] A.M. Plotink and S.M. Rock, "A Multi-sensor Approach to Automatic Tracking of Midwater Targets by an ROV," *AIAA Guidance, Navigation and Control Conference*, pp. 1-10, Aug. 2005.

[13] G. Welch, G. Bishop, *An introduction to the Kalman Filter*, UNC-Chapel Hill, pp. 4-12, July 2006.

[14] M.G Song and Y. Park, "Multi-sensor Data Fusion Methods Based on Kalman Filter for Attitude and Vibration Control of The Biped Robot," *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, vol. 25, no. 4, pp. 39-46, April 2008.

저 자 소 개



이경수(Kyungsoo Lee)

2000년 : 해군사관학교 조선공학과졸업
 2010년 : 국방대학교 국방정보체계학과 석사

관심분야 : 데이터 융합 및 위치추정, 무인화 무기체계
 Phone : 02-300-2138
 E-mail : worm573@yahoo.co.kr



윤희병(Heebyung Yoon)

1983년 : 해군사관학교(이학사)
 1986년 : 연세대학교(공학사)
 1991년 : 미국 Naval Postgraduate School 전산공학 석사
 1998년 : 미국 Georgia Institute of Technology 전산공학 박사
 2002년~현재 : 국방대학교 국방정보체계학과 부교수

관심분야 : 무인화 무기체계, 무인 로봇, 자가적응 소프트웨어, 임베디드 SW, NCW 서비스와 기술
 Phone : 02-300-2138
 E-mail : hbyoon37@gmail.com