

이동하는 물체의 자세와 위치를 추정하기 위한 다중 필터 관성 항법 시스템.

논 문
60-12-26

Estimation of Attitude and Position of Moving Objects Using Multi-filtered Inertial Navigation System

황 서 영* · 이 장 명†
(Seo-Young Hwang · Jang-Myung Lee)

Abstract - This paper proposes a new multi-filtered inertial navigation system to estimate the attitude and position of moving objects. This system has two states, the one is attitude state and the other is position/velocity state. For compensating IMU sensor errors, each of the two states uses a different filter: the attitude state uses the EKF and the position state uses the UPF. The fast and precise characteristics of the EKF have been properly utilized for the attitude estimation, while superior dynamic characteristics of the UPF have been fully adopted for the position estimation. The combination of these two filters in an inertial navigation system improves the system performance to be faster and more accurate. Experimental results demonstrate the superiority of this approach comparing to the conventional ones..

Key Words : UPF, IMU sensor, EKF, Attitude, Position

1. 서 론

Microelectromechanical Systems(MEMS)는 기계 부품, 센서, 액추에이터, 전자회로를 하나의 기판 위에 집적화 한 장치를 가리킨다. MEMS의 센서들은 각각의 특성에 해당하는 환경정보를 측정하고 이 측정 데이터들을 융합하여 원하는 정보를 얻어낼 수 있다. 그 중 각속도 센서(gyroscope)나 가속도센서(accelerometer) 등의 관성센서를 이용한 IMU(Inertial Measurement Unit)는 자세 및 위치 추정의 용도로 지상뿐만 아니라 항공 해양 분야에서 다양하게 이용되고 있다. IMU를 이용한 자세나 위치 추정은 초기상태에 대한 상대적인 자세나 위치를 나타내는데 샘플링 주파수가 높아 짧은 시간 동안 정밀한 위치 정보를 제공해줄 수 있다. 하지만 장시간 사용할 경우 필요한 정보를 얻기 위해 센서 데이터의 누적값을 이용하므로 센서자체의 특성 오차와 외란에 의해 오차가 누적되어 추정된 값이 참값에서 점점 멀어질 수 있다. 이를 보정하기 위해 시간에 따라 변하지 않는 절대값을 가지는 센서를 IMU와 융합하여 사용할 수 있다[1],[2].

INS(Inertial Navigation System)는 IMU를 활용하여 항체의 위치와 이동 경로를 추정하는 시스템이다. 관성센서의 누적오차로 인한 단점을 극복하고 정확도를 높이기 위해 지자기센서, GPS나 초음파, Wifi 등의 절대 정보를 측정하는 센서의 정보 관성 센서의 정보에 융합하여 사용한다[3]. 이 데이터들을 융합하는 방법으로 사용되는 것이 칼만 필터(Kalman Filter)이다. 그러나 칼만 필터는 선형시스템에만

적용이 가능하다는 한계 때문에 시스템을 부분적으로 선형화 시켜 칼만 필터를 적용하는 방법인 EKF(Extended Kalman Filter)를 주로 사용한다. 비록 EKF가 많은 분야에서 유용하게 활용되고 있지만 테일러 시리즈 전개(Taylor series expansion)를 이용하여 비선형 시스템을 역지로 선형 시스템으로 바꾸고 오차가 정규분포를 따른다고 가정하고 있으므로 비선형이 심하고 오차의 분포를 규정하기 힘든 시스템일 경우 시간이 갈수록 오차가 커지는 단점을 가지고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 PF(Particle Filter)를 사용하거나 보다 정확도를 높이기 위해 EKF나 UKF(Unscented Kalman Filter)를 PF와 융합하여 사용하는 하이브리드(Hybrid)형 필터를 사용하기도 한다[4]. PF는 추가적인 가정 없이 실제시스템을 정확하게 추정하지만 particle의 개수에 따라 계산 양이 늘어나 메모리 소모가 높고 처리속도가 오래 걸려 임베디드로 구현하기에 무리가 따른다는 단점이 있다. 실시간으로 위치를 추정하며 원하는 목표로 이동하는 무인 이동 로봇을 개발하기 위해서는 보다 빠르고 정확한 시스템을 요구한다.

이를 위해 본 논문에서는 전체 시스템을 자세추정 부와 위치추정 부로 나누어 각각의 부분에 필터 적용을 달리하는 방법을 제안한다. 빠르게 갱신되어야 하는 자세 추정에는 EKF를 사용하고 관성센서에 비해 데이터 획득 주기가 느린 GPS정보를 이용하여 갱신하는 위치 추정에는 UPF를 사용하여 보다 정확도를 높일 수 있도록 한다. 본문에서의 2절에서는 SDINS(Strapdown INS)의 시스템과 오차 모델을 정리하고 3절에서는 다양한 확률 기반 필터의 특성에 대해 언급할 것이다. 그리고 4절에서 다중 필터를 가지는 관성항법 시스템을 제안할 것이다. 그리고 시뮬레이션 및 실험을 통하여 새로운 구조를 가진 시스템의 정확도와 추정시간을 기존의 필터와 비교, 분석하여 타당성을 확인하도록 할 것이다.

* 준 회원 : 부산대 공대 전자전기공학과 석사과정

† 교신저자, 정회원 : 부산대 전자전기공학과 정교수

E-mail : jmlee@pusan.ac.kr

접수일자 : 2011년 9월 21일

최종완료 : 2011년 10월 25일

2. 관성항법시스템

2.1 SDINS

그림 1은 Strapdown 관성 항법 알고리즘을 블록도로 나타낸 것이다. Strapdown 시스템은 관성센서들이 항체에 완전히 고정되어있어 센서의 출력인 각속도와 가속도 값이 항체 좌표 계(body frame)에 대한 변화량으로 나타난다. 그러므로 우선 측정값을 항법 좌표 계(navigation frame)의 값으로 바꾸어 주는 과정이 필요하다[5]. 우선 측정된 각속도를 누적하여 추정된 자세 정보로 항체 좌표계에서 항법좌표 계로 변환시켜줄 변환행렬을 구한다. 그리고 구한 변환행렬을 이용해 항체 좌표계의 가속도 값을 항법 좌표계로 변환시키고 가속도에 포함된 중력을 제거하여 순수하게 움직임으로 인한 가속도 값을 구한다. 주어진 속도와 위치의 초기 값에 가속도를 누적하여 현재의 속도와 위치를 구할 수 있다.

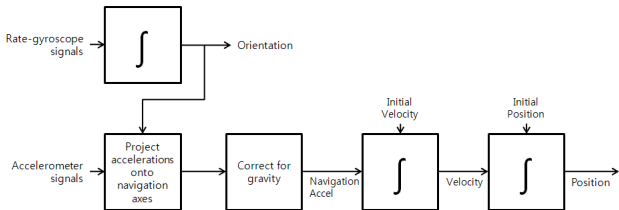


그림 1 Strapdown 관성 항법 알고리즘
Fig. 1 Strapdown inertial navigation algorithm

표 1 다양한 좌표변환 방식의 장단점

Table 1 The pros and cons of the various coordinate transformation method

좌표변환	장점	단점
오일러 각 (Euler Angles)	- 최소한의 매개변수 (roll, pitch, yaw)로 계산 - 물리적으로 이해하기 쉬움	- 미분방정식이 비선형 - 삼각함수의 특이점 문제 (singularity)가 나타날 수 있음 - 회전의 순서가 중요
방향코사인 (Direction Cosines)	- singularity가 존재하지 않음 - 변환행렬 바로 계산 가능	- 9개의 미분 방정식을 가지므로 계산 량 부담
쿼터니언 (Quaternions)	- 4개의 선형 미분 방정식으로 이루어지므로 계산이 상대적으로 간단함 - singularity가 존재하지 않음 - 짐벌락 (Gimbal-Lock) 현상을 피할 수 있음	- 물리적으로 이해하기 어려움 - 초기 값은 오일러 각을 이용해 구해야 함

좌표 변환 방식으로 주로 사용되는 것은 방향코사인 (direction cosine), 오일러 각(Euler angle), 쿼터니언의 방법이 있다. 각 방법의 특징과 장단점을 비교해 보면 표 1과 같다[6].

본 연구에서는 빠르고 정확한 시스템을 지향하므로 쿼터니언 방식을 이용해 항체의 3차원 자세를 구하도록 한다.

2.1 Aided Inertial Navigation System

Aided INS는 관성 센서의 값을 누적하여 위치 값을 얻는 INS가 오차가 누적되는 단점을 극복하기 위해 절대 값을 가지는 센서를 융합한 것이다[7]. 그림 2는 자자기센서와 GPS에서 얻은 정보를 이용하여 자세와 위치를 보정하는 aided SDINS의 블록도를 나타낸 것이다.

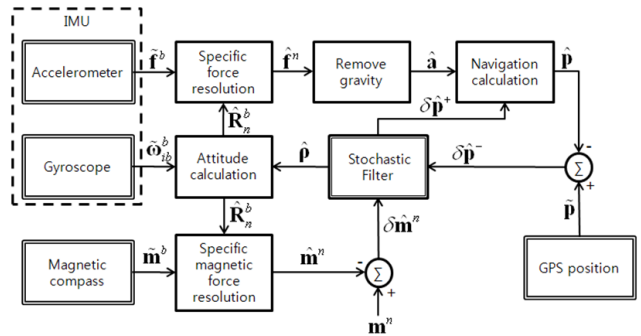


그림 2 Aided Inertial Navigation의 블록도
Fig. 2 Block diagram of Aided Inertial Navigation

2.1에서 설명하였듯이 자이로센서에서 얻은 각속도($\tilde{\omega}_{ib}^b$)를 이용하여 쿼터니언(quaternion)으로 표현된 자세(\hat{q})를 갱신한다.

$$\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} -\hat{q}_2 & -\hat{q}_3 & -\hat{q}_4 \\ \hat{q}_1 & \hat{q}_4 & -\hat{q}_3 \\ -\hat{q}_4 & \hat{q}_1 & \hat{q}_2 \\ \hat{q}_3 & -\hat{q}_2 & -\hat{q}_1 \end{bmatrix} (\tilde{\omega}_{ib}^b - \hat{b}_{gyro}) \quad (1)$$

쿼터니언으로 표현된 자세로 다음과 같이 항체 좌표계에서 항법좌표계로 변환시켜 주는 변환 행렬을 구할 수 있다.

$$\hat{R}_n^b = \begin{bmatrix} \hat{q}_1^2 + \hat{q}_2^2 - \hat{q}_3^2 - \hat{q}_4^2 & 2(\hat{q}_2\hat{q}_3 - \hat{q}_1\hat{q}_4) & 2(\hat{q}_1\hat{q}_3 + \hat{q}_2\hat{q}_4) \\ 2(\hat{q}_2\hat{q}_3 + \hat{q}_1\hat{q}_4) & \hat{q}_1^2 - \hat{q}_2^2 + \hat{q}_3^2 - \hat{q}_4^2 & 2(\hat{q}_3\hat{q}_4 - \hat{q}_1\hat{q}_2) \\ 2(\hat{q}_2\hat{q}_4 + \hat{q}_1\hat{q}_3) & 2(\hat{q}_3\hat{q}_4 + \hat{q}_1\hat{q}_2) & \hat{q}_1^2 - \hat{q}_2^2 - \hat{q}_3^2 + \hat{q}_4^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

항법 좌표계의 가속도(\hat{a})를 두 번 누적하여 구한 위치(\hat{p})와 GPS로부터 얻은 위치(\tilde{p})의 차를 $\delta\hat{p} \equiv \tilde{p} - \hat{p}$ 로 정의한다. 그리고 자자기 센서를 통해 측정된 값(\tilde{m}^b)을 변환행렬을 이용해 항법좌표계의 값($\tilde{m}^n = \hat{R}_n^b \tilde{m}^b$)으로 바꾸면 지구자기장의 값을 측정할 수 있다. 실제 지구자기장(m^n)과 계산으로 얻은 지구자기장의 값의 차를 $\delta\tilde{m}^n \equiv \tilde{m}^n - \hat{m}^n$ 라고 정의한다. $\delta\hat{p}$ 과 $\delta\tilde{m}^n$ 을 측정값으로 가지는 확률 기

반 필터의 상태 공간 방정식을 식(3)과 같이 설계하여 자세 오차($\hat{\rho}$)와 위치 오차(δp^T)를 추정한다. 이렇게 구해진 오차 정보들로 자세와 위치를 갱신하여 보정된 정보를 얻을 수 있다[8]. 이 때 \hat{k} 는 k 의 추정 값, \tilde{k} 는 k 의 측정값으로 정의한다.

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{x}_k &= f_k(\delta \mathbf{x}_{k-1}) + \boldsymbol{\omega}_k \\ \delta \mathbf{y}_k &= h_k(\delta \mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (3)$$

식 (3)에서 f_k 는 상태 전파 함수(system eq.), h_k 는 측정 방정식(measurement eq.), w_k 와 v_k 는 각각 시스템과 측정 오차 그리고 δy_k 는 측정값이다.

그림 2와 같은 시스템의 추정필터에서 사용하는 상태 (state)는 각각 3차원의 위치오차(δp), 속도오차(δv), 자세오차(ρ), 가속도 센서와 자이로 센서의 바이어스 오차(δb_{acc} , δb_{gyro})를 확률변수로 가져 총 15개의 차원

$\delta \mathbf{x} = [\delta p^T \ \delta v^T \ \rho^T \ \delta b_{acc}^T \ \delta b_{gyro}^T]^T$ 을 가진다. 이 때 $\delta k \equiv k - \hat{k}$ 로 정의하고 각 확률변수의 요소는 다음과 같이 정의한다. $p \equiv [x \ y \ z]^T$, $v \equiv [v_x \ v_y \ v_z]^T$, $\rho \equiv [\epsilon_N \ \epsilon_E \ \epsilon_D]^T$, ϵ_N, ϵ_E : tilt errors, ϵ_D : heading error.

3. 확률 기반 필터

현재 여러 분야에서 동적 시스템에 대한 상태변수 추정 문제를 풀기 위하여 많은 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 중 확률론에 근거한 방법은 상태변수로 이루어진 확률공간을 구성하고, 시스템의 동적 특성과 측정치를 이용하여 초기 확률밀도($p(\mathbf{x}_0)$)와 상태 전이 모델의 상태 전이 밀도($p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$) 그리고 측정모델의 공산(likelihood)($p(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k)$) 이 주어졌을 때 입력과 측정값을 토대로 최적의 현재 상태 값, 본질적으로는 그 사후 확률($p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{0:k})$ 또는 $p(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{y}_{0:k})$) 을 추정하는 것이다. 이 방법은 일반적으로 베이저안 추정 (Bayesian Estimation)기법에 근거한 방법으로 위치추정 분야에서는 대표적으로 칼만 필터(KF: Kalman Filter)의 확장인 EKF(Extended KF), UKF(Unscented KF)와 파티클 필터 등이 연구되고 있다[1].

표 2 시스템 및 잡음 모델에 따른 필터

Table 2 The filter of the system and noise model

필터	시스템 모델	잡음
KF	선형	정규분포
EKF	비선형	정규분포
UKF	비선형	정규분포
PF	비선형	비정규분포

시스템 모델과 잡음 분포의 특성을 어떻게 규정하느냐에 따라 필터를 다르게 적용하는데 각 대표적인 필터들의 특징을 표 2에 정리하였다.

KF의 경우 선형 시스템에만 사용할 수 있으므로 실제로 적용할 수 있는 분야가 많지 않기 때문에 KF가 개발된 직후에 EKF가 바로 등장하였다. EKF는 다양한 분야에서 가장 보편적으로 활용되고 있는 확률기반의 필터로 매 추정 시 비선형 시스템을 직전에 추정한 상태의 값으로 테일러시리즈 전개하여 선형화하는 방법을 사용한다[9]. 이 방법은 빠르고 간단하다는 장점을 가지고 있으나 비선형이 심하거나 잡음이 정규분포에서 많이 벗어 날 경우 오차가 커질 수 있다는 단점이 있다. 그래서 제안된 방법이 UKF이다. UKF는 EKF와 마찬가지로 비선형, 정규분포 잡음을 가진 모델에서 사용할 수 있는 필터이나 EKF와 같이 선형화를 시키는 것이 아니라 분산을 이용하여 계산한 기대 값 주변의 샘플 포인트(sigma point)를 생성하여 보다 정확한 다음 상태의 기대 값과 분산을 구하는 방법이다[10],[11].

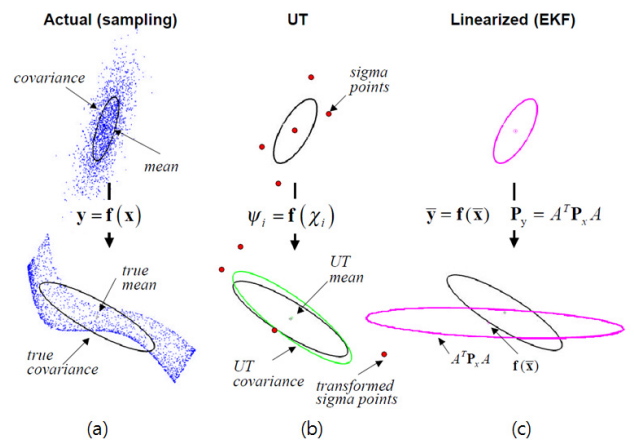


그림 3 UKF와 EKF의 다음상태 추정 비교
Fig. 3 Estimation comparison of UKF and EKF

그림 3에서 (a)는 sampling한 모든 점을 비선형 시스템 f 에 통과 시켜 실제의 평균과 분산을 구한 것이고 (b)는 UKF의 UT(Unscented Transform)을 통해, (c)는 EKF의 선형화 방법을 통해 다음 상태의 기대값과 분산을 예측한 것이다. 그림에서 확인할 수 있듯이 UPF는 EKF에 비해 비선형 시스템에서 다음 상태를 더욱 정확히 예측할 수 있다. 그러므로 비선형이 심한 시스템에서 UKF가 EKF보다 적합한 필터라고 할 수 있다[12]. 그러나 UKF역시 오차가 정규분포를 따르고 있다고 가정하고 있으므로 실제 시스템의 모델과는 차이가 있다.

PF는 몬테카를로 적분을 반복적으로 시행하여 다른 필터들과 달리 가정을 최소로 하는 비선형 시스템, 비정규분포의 오차 모델을 활용하므로 가장 정확도가 높은 추정을 할 수 있다. 실외 이동로봇의 경우 환경적인 원인으로 오차나 외란을 특정한 형태로 가정하기 힘들기 때문에 PF를 사용하면 정확도를 높일 수 있다. PF의 알고리즘은 그림 3과 같이 상태 전이 함수를 이용해 다음 파티클의 상태와 가중치를 예측(prediction)하고, 측정값을 이용하여 파티클 가중치의 갱신(update) 및 정규화(normalize) 후 가중치가 편중되어 유효 파티클의 개수가 줄어드는 것을 막기 위한 파티클의 재 추출(re-sampling) 순서로 진행된다[13],[14].

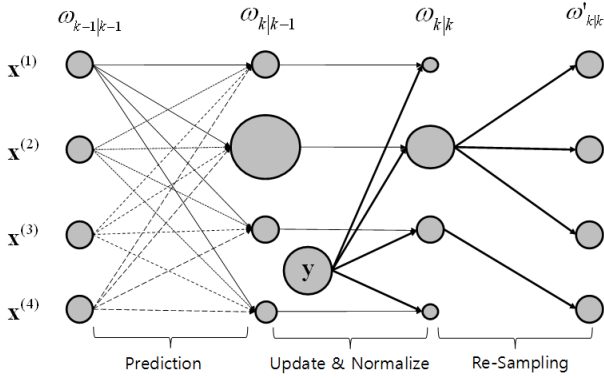


그림 4 PF 진행 과정
Fig. 4 Process of PF

이 때 예측 단계에서 EKF나 UKF의 방법을 사용하면 더욱 정확한 다음 파티클의 상태와 가중치를 예측할 수 있다 [4],[15]. 본 연구에서는 다양한 주변 환경에서 정밀한 위치 추정을 가능하게 하기 위해 PF에 UKF를 접목한 UPF(Unscented Particle Filter)를 이용하기로 한다.

3. 다중 필터 관성 항법 시스템

그림 5는 본 논문에서 제시하는 Aided INS로 왼쪽의 자세 추정 부와 오른쪽의 위치 추정 부로 시스템을 나누어 각 부분에 다른 필터를 적용하였다. 이런 구조의 시스템을 본 논문에서는 편의 상 MFINS (Multi-filtered Inertial Navigation System)라 부르기로 한다. 그림 5에서 (a)는 자세 추정 부로 항체의 기울어짐과 진행방향을 추정하는 AHRS (Attitude and Heading Reference System)를 구성한

것이다. 자자기센서의 출력력을 항법 좌표계로 변환한 값과 실제 지구 자기장의 차(δm^n)과 가속도 센서의 출력에서 실제 물체가 이동하는 가속도를 제거하여 얻을 수 있는 항법 좌표계의 중력 값(\hat{g}^n)과 실제 지구 중력 값(g^n)의 차($\delta \hat{g}^n$)를 측정값으로 두어 EKF로 자세 오차($\hat{\rho}$)를 추정한다.

이 때 δm^n 은 항체의 진행 방향을, $\delta \hat{g}^n$ 는 항체의 기울기 (pitch 와 roll 각)의 오차를 추정하는데 사용된다. AHRS의 오차 상태 (error state)는 $\delta \mathbf{x}_a = [\rho^T \ \delta \mathbf{b}_{acc}^T \ \delta \mathbf{b}_{gyro}^T]^T$ 로 각각 3차원의 자세오차, 가속도와 자이로 센서의 바이어스 오차를 확률 변수로 가지는 총 9차 시스템으로 구성하였다.

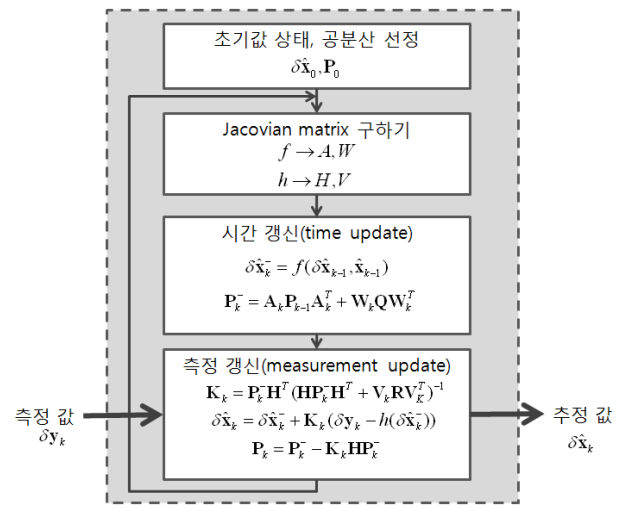


그림 6 EKF 진행 과정
Fig. 6 Process of EKF

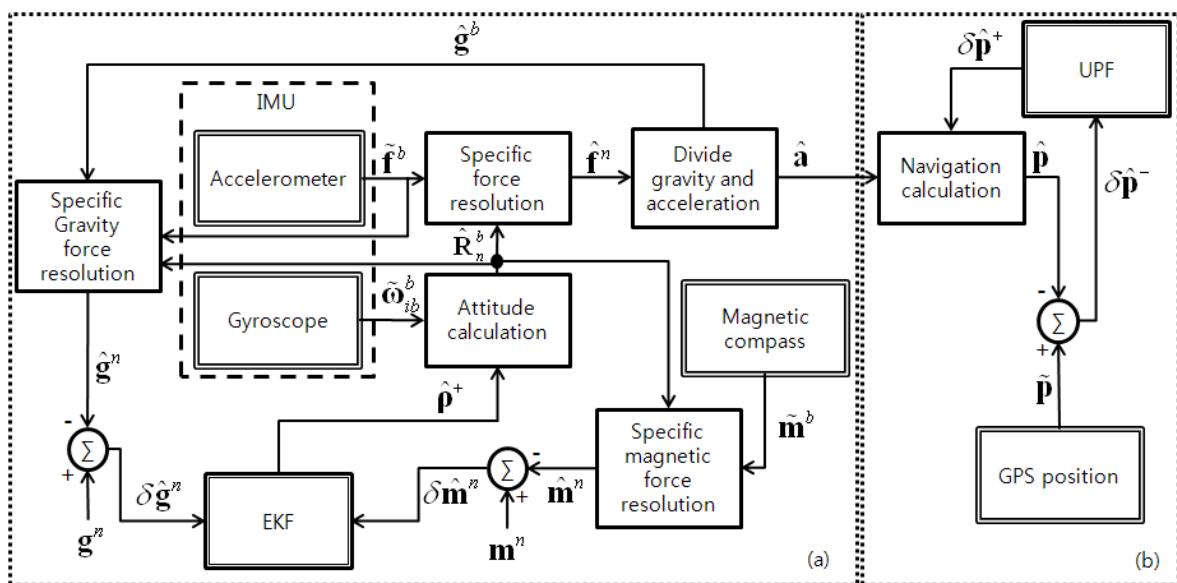


그림 5 다중 필터 관성 항법 시스템
Fig. 5 Multi-filtered Inertial Navigation System

자세 추정과 갱신은 측정 주기가 짧은 IMU센서와 지자 기 센서의 값이 시스템으로 입력 될 때마다 시행하는데 비선형이 심한 시스템이라더라도 짧은 시간 내에서는 비선형적인 특징이 크게 나타나지 않으므로 EKF를 적용하는 것이 문제가 되지 않는다. 그리고 EKF는 여러 개의 샘플을 계산하지 않기 때문에 연산이 적어 빠르게 진행시킬 수 있어 자세 추정에 알맞다고 할 수 있다. 그리고 그림 5의 (b)는 위치 추정 부로 (a)에서 예측한 이동하는 물체의 항법 좌표계 상의 3차원 가속도(\hat{a})를 누적하여 위치(\hat{p})를 계산한다. 위치 추정 부에서는 비교적 샘플링 속도가 느린 GPS를 이용하므로 갱신 빈도가 낮아 자세 추정에 비해 느린 속도로 추정하는 것이 허용되고 비선형적이고 정규분포를 따르지 않는 오차를 가지는 실제 시스템에 가까운 모델에 적용할 수 있도록 하기위해 UPF를 사용하였다. 이 값과 GPS로부터 얻은 위치 좌표(\tilde{p})의 차(δp)를 UPF의 측정값으로 주어 GPS 데이터가 시스템으로 입력 될 때 마다 위치 오차를 갱신하여 δp^+ 를 추정한다. UPF는 그림 7과 같이 진행되는 UKF에서 추정된 $\delta \hat{x}$ 와 P_k 를 이용하여 정규분포 $N(\delta \hat{x}, P_k)$ 를 따르는 파티클을 생성하고 가중치를 계산하여 다음 파티클의 상태와 가중치를 예측하고 그림 4와 같이 파티클 필터 알고리즘을 따라 진행하여 최종 추정 값을 얻는다.

이 값으로 위치를 보정하여 정확한 위치를 얻을 수 있다.

이 때 UPF의 오차 상태는 $\delta \mathbf{x}_p = [\delta \mathbf{p}^T \ \delta \mathbf{v}^T \ \delta \mathbf{a}^T]^T$ 로 각각 3차원의 위치와 속도의 오차, (a)에서 구한 가속도 오차를 요소로 가져 총 9차 시스템으로 나타낼 수 있다. 이 때 UKF를 위한 샘플 포인트는 19개($9 \times 2 + 1$)가 필요하다.

자세 추정 부에서 위치 추정 부로 가속도 값을 입력 받기는 하지만 위치 추정 부에서 가속도 오차를 하나의 독립변수로 돕으로써 오차 추정에서는 두 상태를 서로 독립적으로 계산할 수 있도록 한다.

2.1.2에서 설명한 aided INS는 식(1)과 같이 15개의 확률 변수를 가지고 있기 때문에 UPF를 적용할 경우 각 파티클마다 UKF에 필요한 31개($15 \times 2 + 1$)의 샘플 포인트를 가지므로 n 개의 파티클에 적용 할 시 추정을 한 번 진행할 때마다 31n개 확률 변수의 연산을 필요로 한다. IMU의 센서 데이터는 빠른 속도로 시스템으로 입력되기 때문에 계산량이 지나치게 많을 경우 다음 센서 데이터가 들어오기 전에 다음 상태를 추정하지 못 할 수 있다. 그러나 그림 5와 같이 제안한 형태로 필터를 구성하면 UPF에서 n 개의 파티클을 이용할 때 자세 추정 부에서 9개, 위치 추정 부에서 19n개로 한 번 추정을 시행 할 때 마다 총 19n+9개 확률 변수의 연산을 필요로 한다. 추정부에서 한번에 15차의 상태를 연산하는 것에 비하여 약 61%의 연산만을 수행하면 되기 때문에 연산 시간을 줄일 수 있다.

5. 실험 및 검토

본 논문에서는 순수하게 시스템의 구조와 필터의 종류에 따른 성능을 비교하려고 하므로 임의로 직선과 원형 경로를

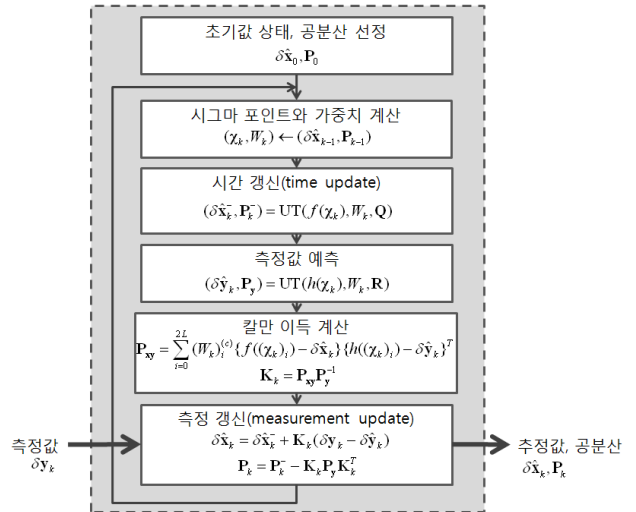


그림 7 UKF의 진행과정
Fig. 7 Process of UKF

혼합한 주행 정보를 생성하여 생성한 주행 정보와 임의로 오차를 삽입한 신호로 추정한 주행 정보(자세, 위치)를 비교하도록 한다. 이 때 정확도와 더불어 실행 시간을 측정하여 각 시스템과 필터의 성능을 분석할 것이다.

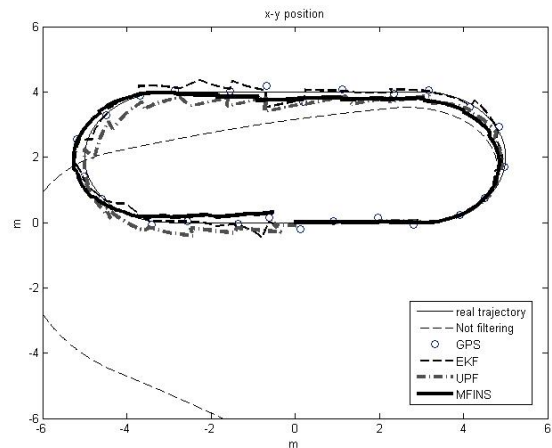


그림 8 추정된 위치(파티클 개수=50)
Fig. 8 Estimated position (particle number=50)

MFINS의 우수성을 증명하기 위해 필터를 거치지 않고 관성센서 정보만을 이용하여 구한 결과와 기존의 GPS aided INS에 EKF와 UPF를 적용한 결과, 그리고 MFINS의 결과를 비교해 보았다. UPF의 파티클 개수는 10, 50, 250개로 5배 씩 변화시켜가며 실험하였고 각 경우에 추정을 한 번 실행하는 데 걸리는 시간을 MATLAB의 tic-toc 함수를 이용하여 구하였다.

그림 8은 추정된 항체의 위치를 나타낸 것이다. 실제 경로는 (0,0)의 위치에서 오른 쪽 방향으로 출발하여 3 m 직진 후 반경 2 m인 반원 경로로 회전하여 6 m 직진, 그리고 다시 2m 반경 반원 경로로 회전하고 3 m 직진하여 처음 위치로 돌아오도록 지정하였다.

각 필터의 성능을 정량적으로 비교하기 위하여 각 오차와

시간을 파티클 개수 별로 실험을 10번씩 반복하여 그 평균 값을 표로 정리하였다.

표 3 자세오차와 위치오차의 평균

Table 3 Mean of the error of attitude and position

필터	자세오차(rad)	위치오차(m)
Not filtering	0.0026	1.2189
EKF	0.0118	0.3232
UPF - 10	0.0065	0.2793
UPF - 50	0.0037	0.2068
UPF - 250	0.0029	0.1856
MFINS - 10	0.0014	0.1483
MFINS - 50		0.1372
MFINS - 250		0.1372

표 3에는 각 필터별로 자세와 위치오차의 평균값을 나타내었다. MFINS에서는 자세를 EKF를 이용해 따로 계산하기 때문에 자세오차가 파티클의 개수에는 영향을 받지 않음을 알 수 있다. 표에서 확인할 수 있듯이 EKF에 비해 UPF의 오차가 작은 것을 확인할 수 있다. 그리고 파티클 개수가 늘어날수록 더 정확한 값을 추정할 수 있었다. 본 연구에서 제안한 MFINS가 EKF나 혹은 UPF를 단독으로 사용하는 경우보다 가장 작은 위치 오차와 자세오차를 가짐을 확인할 수 있었다.

표 4 상태를 한 번 추정할 때 걸리는 시간

Table 4 Time of one step of estimation

필터	진행시간 (10^{-4} sec)
Not filtering	0.697
EKF	2.115
UPF - 10	9.181
UPF - 50	35.952
UPF - 250	172.366
MFINS - 10	8.668
MFINS - 50	29.479
MFINS - 250	133.745

표 4에는 각 필터에서 상태를 한 번 추정할 때 걸리는 시간의 평균을 구한 것이다. EKF는 다른 필터에 비해 확연히 빠른 속도를 보였다. UPF는 파티클 개수에 따라 필요한 연산이 더 많아지기 때문에 EKF보다 진행시간이 많이 걸리는 것을 확인할 수 있다. 그러나 본 연구에서 제안한 MFINS는 UPF에 비해 연산을 많이 줄였으므로 진행 시간이 확연히 줄어들었음을 확인할 수 있었다. 즉, UPF보다 더 작은 연산량으로 EKF보다 더 정확한 추정을 할 수 있음을 확인하였다.

6. 결 론

EKF는 빠르고 간편한데다 오랜 세월 이용되며 검증되어 현재까지도 여러 분야에서 가장 널리 응용되고 있는 확률기반 필터이다. 하지만 비선형이 심한 시스템에 사용하기에는 무리가 따르기 때문에 보다 실제 시스템에 가까운 모델에

적용하기 위한 다양한 필터가 연구되고 있다. 그 중 UPF는 PF의 일종으로 비선형 적이고 비정규분포 오차를 가지는 실제의 시스템과 유사한 모델을 이용하고 UKF의 방법을 이용해 추정의 정확도를 더욱 높인 필터이다. 그러나 다른 필터에 비해 계산량이 많아진다는 단점을 가지고 있다. 본 논문에서는 3차원 공간에서 이동하는 항체의 움직임을 관성센서를 활용하여 추정하는 SDINS의 구조를 자세 추정부와 위치 추정부의 두 부분으로 나누고 관성센서의 값을 이용하여 빠른 속도로 갱신되는 자세 추정에는 빠르고 계산량이 적은 EKF를 적용하고 비교적 느린 속도로 시스템에 입력되는 GPS 신호를 이용하는 위치 추정에는 UPF를 적용하여 정확도를 더욱 높이는 방법을 제안하였다. 시스템을 두 부분으로 나눔으로써 UPF에 사용되는 상태(state)의 개수를 줄여 추정 시간을 줄였고 자세 추정 부를 위치 추정 부와는 독립적으로 두어 저가의 GPS를 사용할 때 생길 수 있는 큰 GPS 오차에 영향을 받지 않을 수 있도록 하였다. 그리고 시뮬레이션을 통해 정확도와 추정 시간 면에서 이런 성능의 향상을 확인하였다. 이 시스템을 활용하면 메모리 사용과 계산량을 줄일 수 있으므로 고 정밀 위치추정을 비교적 저비용으로 구현할 수 있을 것이다. 이러한 시스템은 위치 추정 부에서 GPS대신 다른 보조 센서를 이용할 수 있도록 수정하면 비교적 간단하게 실외 주행 로봇뿐만 아니라 자세와 위치 정보를 필요로 하는 많은 분야에 응용될 수 있을 것으로 생각된다.

감사의 글

본 연구는 (부산대학교 특수환경 Navigation/Localization 기술연구센터를 통한) 지식경제부/정보통신산업진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 수행되었음.

참 고 문 헌

- [1] Jong Ki Lee, "The Estimation Methods for an Integrated INS/GPS UXO Geolocation System," The Ohio State University Report no. 493, December 2009.
- [2] Priyanka Aggarwal Zainab Syed Aboelmagd Noureldin Naser El-Sheimy, MEMS-Based Integrated Navigation, Artech House, 2010.
- [3] Pavel Davidson, Jani Hautamäki and Jussi Collin, "USING LOW-COST MEMS 3D ACCELEROMETER AND ONE GYRO TO ASSIST GPS BASED CAR NAVIGATION SYSTEM," Konferenssijulkaisu, 2008.
- [4] Priyanka Aggarwal, Zainab Syed and Naser El-sheimy, "Hybrid extended particle filter(HEPF) for integrated inertial navigation and global positioning system," Measurement Science and Technology, no.20, April 2009.
- [5] Oliver J.Woodman, "An introduction to inertial

navigation," University of Cambridge Technical Report, no.696, August 2007.

- [6] G.M. Siouris, "Aerospace Avionics Systems A Modern Synthesis", Academic Press Inc., p.67, 1993.
- [7] Isaac Skog and Peter Handel, "Time synchronization errors in GPS-aided inertial navigation system," IEEE transactions on intelligent transportation systems, January 2011.
- [8] Jay A. Farrell, Aided Navigation, McGrawHill, 2008.
- [9] Leonimer Flavio de Melo and Jose Fernando Mangili Junior, "Trajectory Planning for Nonholonomic Mobile Robot Using Extended Kalman Filter," Mathematical Problems in Engineering, November 2010.
- [10] Eric A. Wan and Rudolph van der Merwe, "The Unscented Kalman Filter for Nonlinear Estimation," Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000, p.153 - 158, Oct 2000.
- [11] Jouni Hartikainen and Simo Sarkka, "Optimal filtering with Kalman filters and smoothers - a Manual for Matlab toolbox EKF / UKF," Biomedical Engineering, 2008.
- [12] S. Haykin, Kalman Filtering and Neural Networks, John Wiley & Sons, inc., New York, 2001.
- [13] Fredrik Gustafsson, Fredrik Gunnarsson, Niclas Bergman, Urban Forssell, Jonas Jansson, Rickard Karlsson, and Per-Johan Nordlund, "Particle Filters for Positioning, Navigation, and Tracking," IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 50, NO. 2, FEBRUARY 2002.
- [14] Ning Yang, Wei Feng Tian, Zhi Hua Jin and Chuan Bin Zhang, "Particle filter for sensor fusion in a land vehicle navigation system," MEASUREMENT SCIENCE AND TECHNOLOGY, 16, 2005.
- [15] Zhe Chen, "Bayesian Filtering: From Kalman Filters to Particle Filters, and Beyond," Citeseer, p.1-69, 2003

저 자 소 개



황 서 영 (黃 西 英)

2010년 부산대 전자전기공학과 졸업
2010년~현재 부산대학교 대학원 전자전기공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 지능제어시스템, 위치추정 시스템, 센서 융합.



이 장 명 (李 章 明)

1980년 서울대 전자공학과 졸업
1982년 동대학원 석사.
1990년 USC 공학박사(미국 남가주 대학교).
1993년~현재 부산대 정교수. 관심분야는 지능로봇 시스템 제어, 마이크로프로세서 응용, Navigation.Localization.