한국측량학회지, 제 26권 제 3호, pp. 263~273(2008년 06월 30일)

IMU/Range 시스템의 필터링기법별 위치정확도 비교 연구

A Comparison on the Positioning Accuracy from Different Filtering Strategies in IMU/Ranging System

권재현[1] · 이종기[2]

Kwon, Jay Hyoun · Lee, Jong Ki

Abstract

The precision of sensors' position is particularly important in the application of road extraction or digital map generation. In general, the various ranging solution systems such as GPS, Total Station, and Laser Ranger have been employed for the position of the sensor. Basically, the ranging solution system has problems that the signal may be blocked or degraded by various environmental circumstances and has low temporal resolution. To overcome those limitations a IMU/range integrated system could be introduced. In this paper, after pointing out the limitation of extended Kalman filter which has been used for workhorse in navigation and geodetic community, the two sampling based nonlinear filters which are sigma point Kalman filter using nonlinear transformation and carefully chosen sigma points and particle filter using the non-gaussian assumption are implemented and compared with extended Kalman filter in a simulation test. For the ranging solution system, the GPS and Total station was selected and the three levels of IMUs(IMU400C, HG1700, LN100) are chosen for the simulation. For all ranging solution system and IMUs the sampling based nonlinear filter yield improved position result and it is more noticeable that the superiority of nonlinear filter in low temporal resolution such as 5 sec. Therefore, it is recommended to apply non-linear filter to determine the sensor's position with low degree position sensors.

Keywords : Extended Kalman filter, Nonlinear filter, Sigma point Kalman filter, Particle filter

초 록

위치 센서를 기반으로 하는 디지털 지도의 구축과 이로부터의 도로의 추출과 같은 생성물의 정확도는 센서의 위치 정확도에 좌우되며, 센서의 위치결정을 위하여 GPS, 토탈스테이션, 레이저거리계 등 다양한 거리측정시스템들이 사용되어 왔다. 일반적으로 거리측정시스템들은 주위 다양한 환경에 따라 신호단절 및 감퇴의 문제점과 낮은 시간해상도를 가지고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해 관성 장치와 같은 자동 항법 장치를 이용하여 상호 보완 및 통합하여 IMU/Range 통합 시스템을 구성 할 수 있다. 본 논문에서는 항법 및 측지분야에서 성공적으로 사용되어 왔던 선형필터인 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter, EKF)의 문제점을 지적하고, 비선형 변환과 선택된 시그마 포인트를 이용한 시그마 포인트 칼만 필터(sigma point Kalman filter, SPKF)와 비가우시안 가정과 샘플링 방식의 파티클 필터(Particle filter, PF) 등 두가지 비선형 필터를 구현하고, 시뮬레이션을 수행하여 그 결과를 확장 칼만 필터의 경우와 비교하였다. 시뮬레이션의 거리측정시스템으로 GPS와 토탈스테이션이 사용되었고 IMU의 경우, 정밀도 레벨에 따른 일반적인 3가지 센서(IMU400C, HG1700, LN100)가 선택되었다. 모든 IMU와 거리측정시스템에 대해서 샘플링 기반의 비선형 필터인 SPKF와 PF가 EKF에 비해 통계 결과에서 향상된 위치 결과를 보여 주었으며 특히 거리측정시스템의 갱신간격이 길어질수록(1초→5초) 비선형 필터의 우수성이 나타났다. 따라서 저가형 위치센서의 경우, 비선형 필터를 적용하여 센서 위치의 정확도를 높일 수 있는 것으로 판단된다.

핵심어 : 확장 칼만 필터, 비선형 필터, 시그마 포인트 칼만 필터, 파티클 필터

1) 연결저자 · 정회원 · 서울시립대학교 공간정보공학과 부교수(E-mail:jkwon@uos.ac.kr)

2) Ohio State University Division of Geodetic and Geospatial Science Ph.D. Candidate(E-mail:lee.2608@osu.edu)

1. 서 론

디지털 사진측량으로부터 생성되는 지도의 정확도는 장착된 카메라의 위치와 자세의 정확도가 직접적으로 영향을 미치며, 또한 디지털 마그네틱 센서와 위치 센서 등 다중센서를 이용하는 지구 물리 매핑에서도 지하 시설물이나 객체의 탐사 및 탐색의 성공 여부는 탐지 센서(여기서는 마그네틱 센서)의 정확한 위치 결정도에 의존한다 (Simms and Carin, 2004). 그러므로 센서의 정밀 지리위치 (geolocation, geolocation은 인터넷에 연결된 컴퓨터의 지리적 위치를 식별하기 위해 사용되는 용어로 본 본문에서는 센서의 지리적 위치를 의미 한다.)는 차량 항법(vehicle navigation), 지역 매핑(Area Mapping), 디지털 지구 물리 매핑(Digital Geophysical Mapping) 등 위치센서를 포함하는 다중센서 또는 위치센서 응용 분야에서 결과물의 정확도와 탐색의 성공 등을 좌우하는 중요한 의미를 갖는다.

각 응용 분야의 다양한 환경과 목표 정확도를 위해 일반적으로 사용되어온 거리측정시스템으로는 GPS, 토탈스테이션(Total Station), 레이저(Laser), 음파(Acoustic) 시스템 등이 있다. 이러한 다양한 거리측정시스템들은 사용자가 원하는 정밀한 위치정확도를 제공할 수 있지만, 산림이나 장애물 등의 주위 환경에 따라 신호가 단절(block) 되거나 감퇴(degraded) 되는 공통 문제를 가지고 있다. 또한, 정밀한 위치 측정 시스템이 필요한 지역 매핑이나, 디지털 지구 물리 매핑의 응용 분야인 지하 병기 관리(subsurface mention management) 등의 응용 분야에서는 GPS 등의 거리측정시스템이 제공하는 1~10Hz 관측치 갱신 간격은 요구되는 정밀도 및 공간 해상도 등을 확보하기에 불충분하다(U.S. Army Corps of Engineers 2006). 따라서, 다양한 응용분야에서 센티미터 레벨의 위치 정확도와 함께 높은 시간 해상도(temporal resolution)의 확보가 필요하며 이에 따라 GPS 등의 거리측정 시스템과 자동 항법이 가능한 관성 센서(Inertial Measurement Unit, IMU)의 결합이 적합한 해가 될 수 있다.

일반적으로 이질 센서들의 통합과 정밀 위치추정에 가장 널리 사용되어온 알고리즘은 선형 확장칼만필터(Extended Kalman Filter) 이다. 최근에는 시스템의 선형을 가정하지 않은 샘플링 방식의 비선형 필터들이 개발되었는데, 비선형 모델의 선형화(linearization)와 시스템 상태(state)의 가우시안(Gaussian) 가정 없이 위치와 오리엔테이션 정보를 추출 할 수 있어 경우에 따라 선형화된 항법식을 사용하는 확장칼만필터보다 수치적 우위성(numerical superiority)을 가진 것으로 나타났다 (P. Aggarwal, 2006).

본 논문에서는 기존에 널리 사용되어 오던 선형필터인 확장칼만필터와 샘플링 방식 기반의 두 가지 비선형 필터들인 시그마 포인트 칼만필터(sigma-point Kalman filter, SPKF)와 (시그마 포인트) 파티클 필터((sigma-point) particle filter, PF)를 구현하고 이들을 관성항법 장치와 거리측정시스템을 통합하는 경우에 적용하여 그 성능을 비교하고 분석하였다. 관측과 환경에 따른 오차를 배제하기 위하여 성능 비교에는 선정한 시스템의 오차모델을 가정한 시뮬레이션 자료를 이용하였는데 거리측정시스템으로 GPS와 토탈스테이션(Total station) 그리고 관성항법장치로는 다른 정밀도를 가진 3가지 센서(IMU400C, HG1700, LN100)를 선택하여 분석을 수행하였다.

2. IMU와 거리측정 통합 시스템

IMU와 거리측정 통합 시스템의 정확한 위치정보 추출을 위하여 일반적으로 사용되는 데이터 처리 과정은 크게 데이터 전처리, 필터링을 이용한 통합, 그리고 데이터 후처리의 세가지 단계로 요약할 수 있으며 각 단계별로 고려된 방법과 대안을 열거 하였다.<표 1>

데이터 전처리 단계에서는 신호와 잡음을 명확하게 분리하여 관성 센서의 출력값의 질을 높이는 방법 들이 주를 이룬다. 이중 웨이블렛 변환(wavelet transform)을 이용하여 신호를 신호와 잡음으로 분해(decomposing)함으로써 차량항법에서 엔진 잡음이나 차량의 동적운동 등에 의한 고주파 잡음 신호를 분리하여 신호의 잡음 감소(de-noising) 효과를 얻을 수 있다. 일반적으로 INS/GPS 시스템의 위치 오차는 약 13% ~ 34% 그리고 자유 관성항법의 위치 오차는 약 60%가 감소될 수 있다 (Nassar 2003).

데이터 후처리 단계에서 주로 사용되는 스무딩(smoothig) 방법은 GPS등의 거리측정시스템의 신호단절 사이에서도 정확도를 유지 할 수 있으므로 간단한 포워드(forward) 예측 방법 보다는 좋은 결과를 보인다. 일반적으로 Rauch-Tung -Striebel(RTS) 백워드(backward) 스무딩 방법이 그 구현의 편의성과 성능으로 인해 광범위하게 사용되어 왔다(Meditch, 1969; Gelb, 1974; Jansson, 1998).

데이터 전처리와 후처리 단계에서 정확도 향상을 기대

할 수 있지만 이질적인 센서를 통합하여 정밀한 위치 정보를 추출하는 기본적인 단계는 필터링을 통한 통합 단계이다. 최적 통합을 위한 필터링 방법들로는 일반적으로 전통적인(확장) 칼만 필터(traditional(extended) Kalman filter), 시그마 포틴트 칼만 필터(sigma-point Kalman filter)나 파티클 필터(particle filter) 등의 샘플링 방법에 기반을 둔 칼만 필터, 그리고 뉴럴 네트워크(Neural Network)나 퍼지 로직 시스템(Fuzzy Logic)같은 인공지능(artificial intelligence, AI) 방법 등 다른 성질을 가진 세가지 주요한 방법이 존재하지만, AI 방법은 정확한 수학적 모델 대신에 동적 가중치(weight)를 이용하므로 정밀 항법 시스템엔 적합하지 않음이 알려져 있다(Shin 2005).

대부분의 관성 센서 오차들은 비선형인데 비해 확장 칼만 필터와 같이 선형화된 필터(lineraizrd filter)들은 센서 오차를 선형으로 가정하므로 선형 필터는 오차의 정확한 특성을 표현하는 것이 어렵고 오차값이 클 경우에는 추정해의 발산(divergence)이나 불안전성(instability)을 야기하므로 비선형 필터를 이용하는 방법은 선형필터에 비해 수학적인 우수성을 갖는다. 칼만필터에 대한 이론은 널리 알려져 있으므로, 본 논문에서는 개략적인 필터의 특징만을 서술하였고, 비선형필터의 핵심부인 언센티드변환에 대해서는 개념을 좀 더 상세히 기술하였다.

2.1 칼만필터(Kalman filter)

칼만 필터(Kalman filter, 또는 비선형 시스템을 위한 확장칼만필터(Extended Kalman filter, 이하 EKF))는 항법 시스템, 특히 GPS/INS와 같은 통합 항법 시스템 등의 위치를 추정하기 위해 개발된 방법으로 많은 성공적인 사례들을 통하여 그 적합성과 사용성을 증명해왔다(Farrell and Barth, 1998; Rogers, 2000; Jekeli 2000). 확장칼만필터(Extended Kalman filter, EKF)는 비선형 모델(nonlinear model)의 상태를 추정하기 위해 선형화(linearization) 과정을 거친 칼만 필터이며 그 개념은 다음 두 가지로 요약할 수 있다. 첫 번째, 동적오차 모델(dynamic error model)과 외부 관측(observation)을 이용한 갱신 등과 관련된 비선형 관측 방정식에 선형화를 위해 테일러 시리즈(Taylor series)를 적용한다. 선형화된 시리즈의 첫 번째 항까지 절삭 하여 선형 근사 모델(linear approximation model)을 생성하는 것이다. 두 번째, 시스템 오차 상태의 확률 밀도 함수(probability density function)를 가우시안(Gaussian)으로 가정한다. 이 두 가지 조건 안에서 오차 상태 값들의 최적 값을 적합한 조건 최소 오차 분산 값(minimum error variance) 하에서 상태 오차를 추측하는 것이다. 이러한 과정은 상태와 연관된 주어진 관측들 모델을 적합하게 하는 일종의 순차 최소제곱법(recursive least-square method)이다 (Jekeli, 2000).

이러한 두가지 성질(선형화, 가우시안)은 필터의 여러 가지 한계성과, 그 구현의 난해성을 초래할 수 있다. 예를 들어, 자코비안 행렬(Jacobian Matrix)이 복잡하다면 매 계산 단계마다 시간과 구현이 어렵다고 주장했다 (Julier et al 2000). 또한 확장칼만필터의 동적오차모델은 선형 모델을 따르므로, 작은 오차 증분값으로 표현되어야 한다. 만약 시스템이나 관측 방정식 등 이 비선형(nonlinear)라면, 1차 항 까지만 선형 추정된 모델은 편향된 해(Biased solution)나 공분산의 전파과정에서 불안전성(instability)을 야기 할 수 있다.

그럼에도 불구하고, EKF는 INS/GPS 통합 시스템 자료처리 등 시간 의존성(time-dependent) 을 갖는 응용 분야

표 1. 데이터 처리 단계별 접근방법

■ 데이터 처리 단계	접근방법
■ 데이터 전처리	Wavelet Multi-Resolution analysis(WMRA) Smoothing
■ 필터를 이용한 통합 (Integration with filtering)	Wave Estimator
	EKF(Extended Kalman Filter)
	AKF(Adaptive Kalman Filter)
	SPKF(Sigma Point Kalman Filter)
	PF(Particle Filter), SPPF(Sigma Point Particle Filter)
	NN(Neural Network)
	Fuzzy Logic
■ 데이터 후처리	RTS(Rauch-Tung-Striebel)

에서 다양하고 폭넓게 사용되어 왔다. 최근 조사를 통하면 연구의 방향은 동적 환경에서 센서 오차의 특성을 부여하여 위치 정확도를 향상시킬 수 있는 어댑티브 알고리즘(adaptive algorithm)이 연구되고 있다(Salytcheva 2004; Hide et al. 2004; Ding et al. 2006).

2.2 샘플링 방식의 필터링 방법(Kalman Filter based on sampling methods)

샘플링 방식의 필터링 방법들은 그 도함수(derivatives)의 구성이나 계산 등 선형화 과정에서 필요했던 과정들이 생략될 수 있다. 이를 위해 상태들의 통계치를 비선형 모델의 몇개의 상태 샘플(sample)을 이용하여 통계적 또는 경험적으로 전파시킨다. 최종 결과치는 상태값의 예측값(평균값)으로 EKF와 같지만 이 필터링 방법으로 전파된 상태들은 선형 추정을 통해 전파되었던 상태들보다 참 값에 좀더 가까운 결과를 보인다.

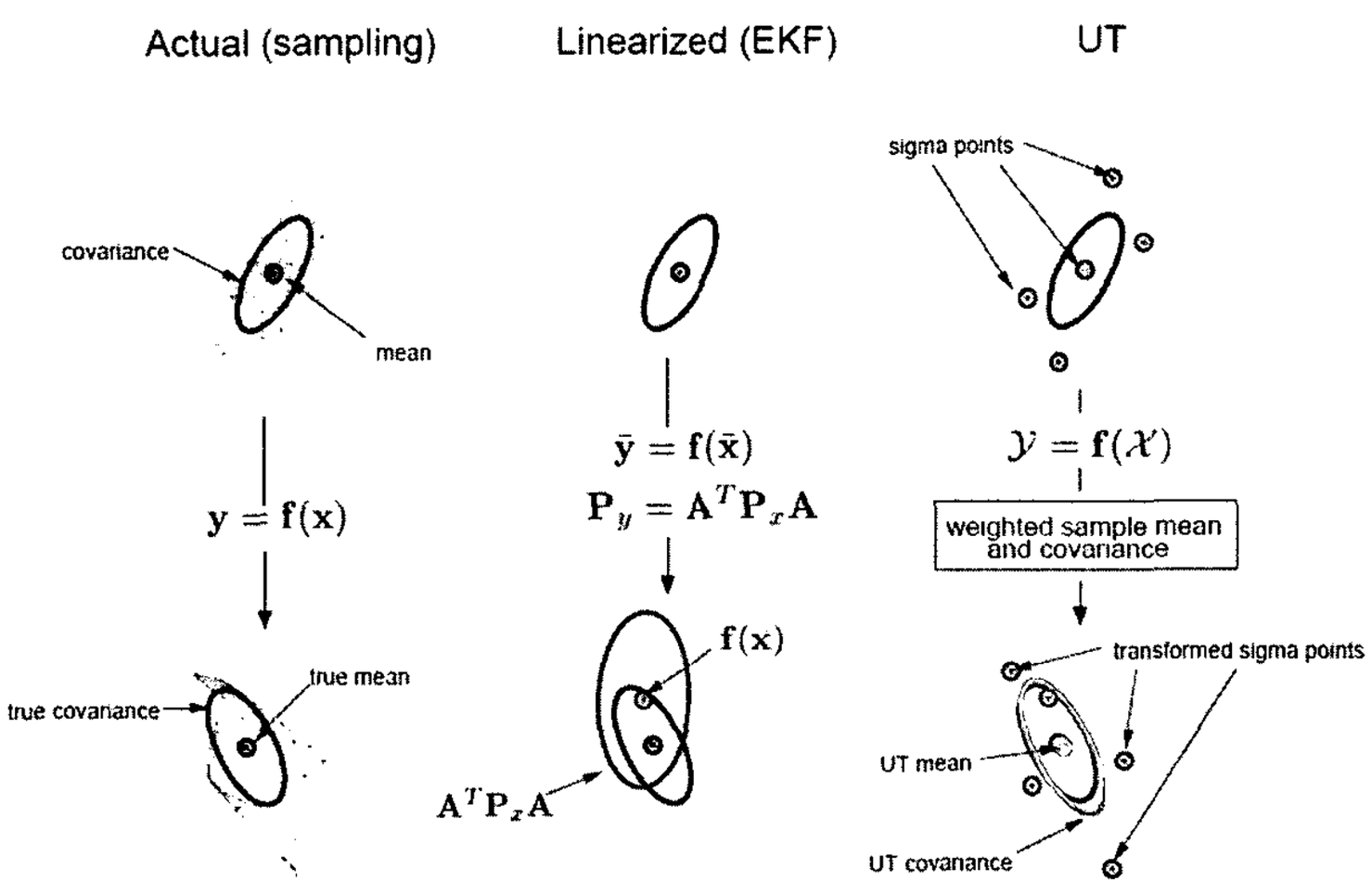
시그마 포인트 칼만 필터(Sigma Point Kalman Filter, SPKF, 또는 언센티드 칼만필터(Unscented Kalman filter, UKF로 불림)는 Julier 와 Uhlmann 등에 의해 개발되었으며, 확장칼만필터가 주어진 비선형 함수를 선형으로 변환하여 근사화된 함수의 평균값을 계산하는 반면, 시그마 포인트 칼만 필터는 주어진 평균과 분산에서 시그마 포인트(sigma-point)로 불리는 선택된 샘플(sample)의 셋을 추출한 후 언센티드변환(Unscented Transformation, UT)으로 불리는 비선형 변환을 통해 평균을 변환시켜 3차수(order)의 정확한 평균과 표준편차를 추측하는 것이다(Van der Merwe and Wan 2004).

언센티드변환(Unscented Transformation)은 랜덤 비선형 변환을 하는 랜덤변수의 통계치를 계산하는 방법으로, 비선형 함수($y=f(x)$)을 통해 전파되는 랜덤 변수(x, 차수는 L)가 평균($\bar{x}$)와 공분산(Px)을 가질때 y의 통계치를 계산하기 위해, $2L+1$의 시그마(sigma) 벡터(χ_i)를 가진 행열(χ)을 구성하게 된다(그림 1).

$$
\begin{aligned}
\chi_0 &= \bar{x} \\
\chi_i &= \bar{x} + \left(\sqrt{(L+\lambda)P_x}\right)_i \quad , \quad i = 1,...,L \\
\chi_i &= \bar{x} - \left(\sqrt{(L+\lambda)P_x}\right)_{i-L}, \quad i = L+1,...,2L
\end{aligned} \tag{1}
$$

여기서 $\lambda = \alpha^2(L+\kappa) - L$는 스케일 파라미터이고, 상수 α는 $\bar{x}$주변의 시그마 포인트 분포를 디자인하기위해 쓰이며 일반적으로 작은 숫자가 쓰인다 (e.g. $1 \le \alpha \le 10^{-4}$). 상수 K는 두번째 스케일 파라미터로서 일반적으로 $3-L$로 결정된다. 시그마 벡터는 다음과 같이 비선형 함수를 이용하여 전파되며

$$
Y_i = f(\chi_i) \quad , \quad i = 0,...,2L \tag{2}
$$



(a) 실제 데이터, (b) 1차 선형화(EKF), (c) 언센티드 변환(Julier, S.J. 2000)

그림 1. 평균과 분산 전파를 위한 언센티드변환(UT)의 예

y의 평균과 분산은 전파된 시그마 포인트에 가중치를 이용한 평균과 분산을 통해 예측된다.

$$\bar{y} \approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_i \tag{3}$$

$$P_y \approx \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} (Y_i - \bar{y})(Y_i - \bar{y})^T \tag{4}$$

이때, 가중치 W_i는 다음과 같이 계산된다.

$$W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{L+\lambda} \tag{5}$$

$$W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{L+\lambda} + 1 - \alpha^2 + \beta \tag{6}$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{1}{2(L+\lambda)} \qquad i = 1,...,2L \tag{7}$$

수식 (6)에서 β는 x분포에 대한 정보에 따라 결정되는데 가우시안 분포인 경우 β=2이다.

파티클 필터(Particle filter), 또는 순차 몬테카를로 샘플링 방법(sequential Monte Carlo sampling method)로 불리는 방법은 언센티드필터와 같은 개념이지만, 샘플링 방법에 있어서 언센티드필터가 일련의 결정적 단계(수식 1)를 걸치는 반면 파티클 필터에서는 랜덤으로 수행한다는 점에서 차이가 있다. 파티클 필터는 베이시안 필터 이론(Bayesian Filter theory)을 바탕으로 비선형/비 가우시안 프로세스를 위해 1950년대부터 연구되어 왔으나 파티클 계산시 많은 계산량으로 인해 구현하기 어려운 단점이 있었다. 근래에 들어 컴퓨터 계산 속도의 향상으로 파티클 필터를 이용한 레이다 타겟 트랙킹(radar target tracking), 통신(communication), 컴퓨터 비젼(computer vision) 등에 많은 연구가 이루어지고 있다(godsill et al., 2000). 파티클 필터는 비선형모델을 적용하고, 확률밀도함수에 대해 어떠한 가정도 하지 않으므로 다른 필터링 방법에 비해 수학적인 우수성을 가진다. 언센티드 파티클필터(unscented particle filter)는 언센티드 칼만필터 구현시 사용되는 언센티드변환(unscented transformation)을 이용하여 생성된 파티클의 정확한 평균과 표준편차를 계산하는 방법으로 언센티드 필터와 파티클 필터의 장점을 결합한 필터이다(P. Aggarwal et al., 2006). 즉, 언센티드 필터가 가지는 비선형 함수에서의 추정의 정확도와 파티클 필터가 가지는 확률 모형을 사용할 수 있다는 것에 그 우수성이 있다. 근본적으로 언센티드 파티클 필터와 시그마 포인트 파티클 필터의 차이점은 앞서 설명한 바와 같이 샘플링 방법에 있어서의 차이다.

3. 시뮬레이션

3.1 시뮬레이션 개요

IMU와 거리측정 시스템이 정확도 향상을 위하여 제안된 비선형 필터들과 세가지 레벨의 IMU, 그리고 두가지 거리측정시스템을 기본으로한 시뮬레이션 테스트를 수행하였다. 본 연구는 필터의 비교가 주요 목적이므로 분산필터(decentralized filter)를 이용한 약결합(loosely coupled GPS/INS integration)을 사용하였다<그림 2>.

약결합 방법에서는 GPS에서 관측된 의사거리 s와 반송파 $\varnothing$로부터 위치(ϕ_{GPS}, λ_{GPS})를 계산하고, IMU 관측치인 속도와 각도의 증가치(Δv, $\Delta\theta$) 로부터 계산된 위치(ϕ_{INS}, λ_{INS})를 결합하여 추정된 위치($\hat{\phi}$, $\hat{\lambda}$)를 산출한다. C_s^n는 센서프레임에서 지역좌표계로의 변환 행렬이다.

성능에 따라 고려된 세가지 레벨의 IMU는 첫번째, Crossbow사의 IMU400C로 저가의 MEMS 센서이고, 두번째, LN200 또는 HG1700와 같은 중급 또는 전술 급

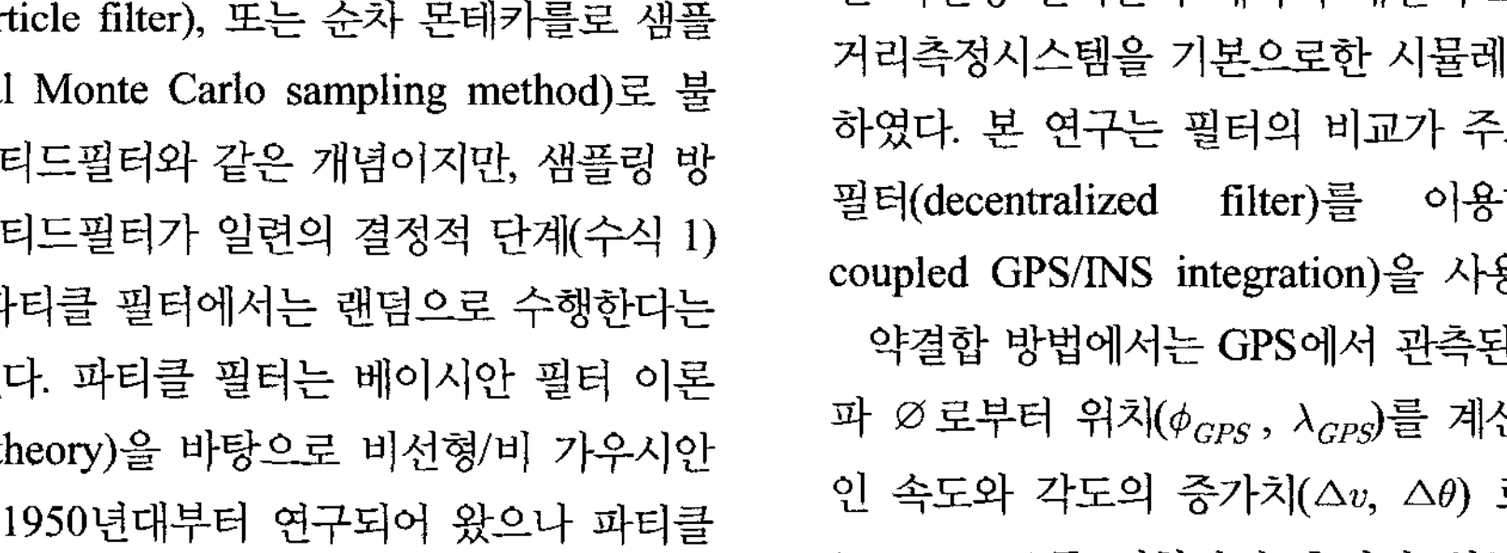


그림 2. 약결합 분산필터 GPS/INS 시스템(Jekeli 2000)

표 2. IMU별 기본 오차 항목

	가속도계 오차			자이로 오차		
	Bias	Scale actor	Random walk	Bias	Scale actor	Random walk
IMU400C	8.5 mg	104 ppm	0.05 m/s/$\sqrt{hr}$	3600 deg/hr	104 ppm	0.85 deg/$\sqrt{hr}$
HG1700	1.0 mg	300 ppm	0.25 mg/$\sqrt{hr}$	1 deg/hr	150 ppm	0.125 deg/$\sqrt{hr}$
LN100	20 μg	40 ppm	5.0 μg/$\sqrt{hr}$	0.01 deg/hr	1 ppm	0.001 deg/$\sqrt{hr}$

표 3. 네비게이션과 시스템 상태 벡터

네비게이션 오차 상태 벡터(navigation error states)	
ψ_N, ψ_E, ψ_D	Orientation error
$\delta\dot{\phi}, \delta\dot{\lambda}, \delta\dot{h}$	Velocity error
$\delta\phi, \delta\lambda, \delta h$	Position error
시스템 오차 상태 벡터(system error parameters)	
d	Gyroscope bias
b	Accelerometer bias
K_G	Gyroscope scale factor
D_A	Accelerometer scale factor
W_G	Gyroscope white noise
W_A	Accelerometer white noise

(tactical grade) 관성센서 장치, 마지막으로 Honeywell H764 또는 Litton LN100과 같은 상업적으로 가능한 정밀 시스템 등의 3단계의 IMU가 고려되었다. 다음 <표 2>는 본 연구에서 IMU에 따라 고려된 기본적인 오차 항목으로서 시뮬레이션에서 사용하는 실제 IMU데이터 생성시에 사용되었다.

필터 디자인을 위하여 네비게이션 오차 상태와 시스템 오차 상태를 포함하여, 총 21개의 시스템 상태벡터가 사용되었다. <표 3>은 EKF 구현시 사용된 상태 벡터를 보여주고 있다. SPKF와 SPPF 필터에서는 싱귤라 (singular) 문제를 피하기 위하여 오리엔테이션 오차 대신에 쿼터니안 벡터(q_b^n; b는 바디프레임(body-frame), n은 네비게이션 프레임(navigation-frame)을 나타냄)가 사용되었다.

3.2 데이터 생성

오차가 없는 기본 데이터 셋을 생성하기 위해 매트랩 INSToolkit®이 사용되었다. 이 프로그램을 위한 입력과 출력은 <표 5> 에 열거 되었다. 생성된 가속도계 값과 자이로 값을 이용하여 속도 증분치(incremental velocities, δv)와 각도 증분치(incremental angles, $\delta\theta$)를 유추한 후 거리측정시스템(Ranging System, RS)궤적)과 관성 항법 시스템의 궤적(이하 INS 궤적)을 계산하였다. INS 궤적은 오차 없는 속도와 각도 증분치에 IMU별 오차 <표 2>를 추가한 후 항법 방정식(Jekeli 2000, Ch 4)을 이용하여 계산한다. 식 (8)은 오차가 포함된 데이터를 생성하기 위한 수학적 모델이다.

$$\Delta\tilde{\theta} = (1+\kappa_G)\Delta\theta + (d+w_G)\Delta t$$
$$\Delta\tilde{v} = (1+\kappa_A)\Delta v + (b+w_A)\Delta t \quad (8)$$

여기서 d는 자이로 바이어스(bias), b는 가속도계 바이어스, W_G는 자이로 화이트 노이즈(white noise), W_A는 가속도계 화이트 노이즈,W_A and W_G are 해당하는 스케일 팩터 오차(scale factor errors), 그리고 Δt=(Δt=t_{k+1}-t_k)는 데이터의 시간 간격이다.

기준 궤적과 INS궤적 뿐만 아니라, RS 궤적을 생성하기 위해서 GPS와 같은 거리측정시스템은 화이트 노이즈만을 가지고 있다고 가정하였다. 거리측정시스템의 성능에 따른 랜덤 오차를 생성하여 기준 궤적에 추가하기 위한 간단한 모델은 다음과 같다.

$$\tilde{\phi}_{Range\,solution} = \phi_{Range\,solution} + \nu \cdot \sigma_{Range\,solution}$$
$$\tilde{\lambda}_{Range\,solution} = \lambda_{Range\,solution} + \nu \cdot \sigma_{Range\,solution}$$
$$\tilde{h}_{Range\,solution} = h_{Range\,solution} + \nu \cdot \sigma_{Range\,solution} \quad (9)$$

여기서 υ는 가우시안 분포 $N(0,1^2)$를 가지는 랜덤 넘버이다.

정밀 위치를 위한 거리측정시스템을 위해 RTK-GPS와 토탈스테이션의 대표적인 두 종류의 시스템이 고려되었

다. RTK-GPS의 예로서 TRIMBLE 4700 RTK-GPS 시스템이 선택되었고, total station의 예로서 Leica TPS1100 dual laser RTS이 이용되었다. 각 시스템의 거리 측정 정확도는 다음<표 4>와 같다.

INS 궤적은 20Hz 갱신간격을 가지고 있으며, 기준 궤적과 거리측정 시스템 궤적은 1초와 5초의 갱신간격을 가지고 있다. <그림 3>은 고안된 시뮬레이션 궤적을 보여주고 있다. 시스템의 속도는 1m/s이고, 궤적의 총 길이는 약 1000m이다.

시뮬레이션을 통해 생성된 INS와 RS 궤적(trajectory)의 데이터를 통합하여 정확한 위치 정보를 추출하기 위한 3가지 추정 알고리즘; 확장 칼만 필터(the extended Kalman filter(EKF)), 시그마 포인트 칼만 필터(sigma-point Kalman filter(SPKF)), 시그마 포인트 파티클 필터(sigma-point particle filter(SPPF))를 테스트하고 비교하였다.

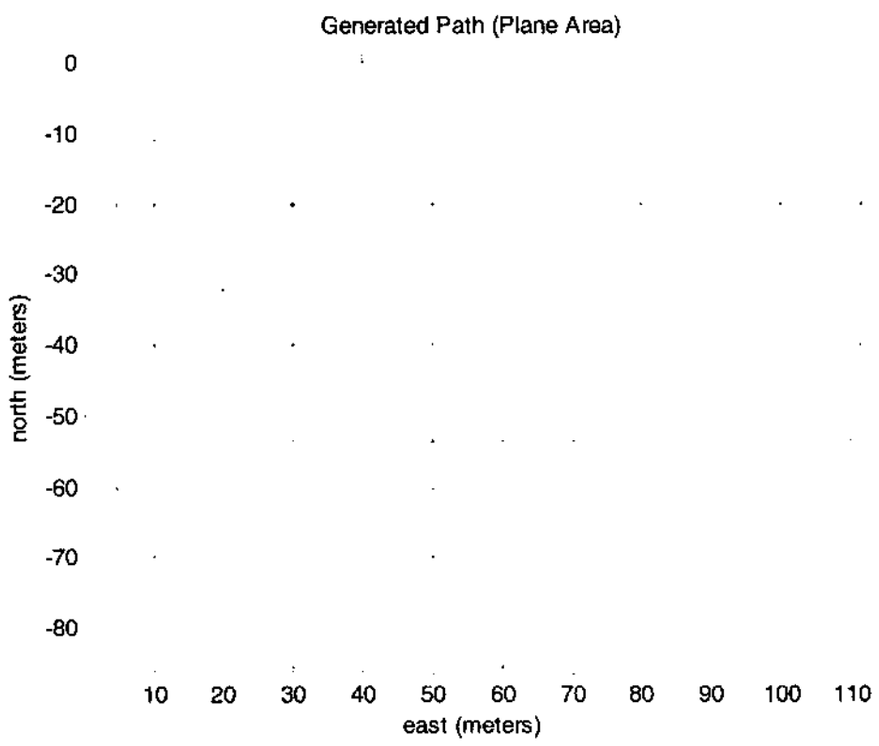


그림 3. 시뮬레이션에서 생성된 궤적

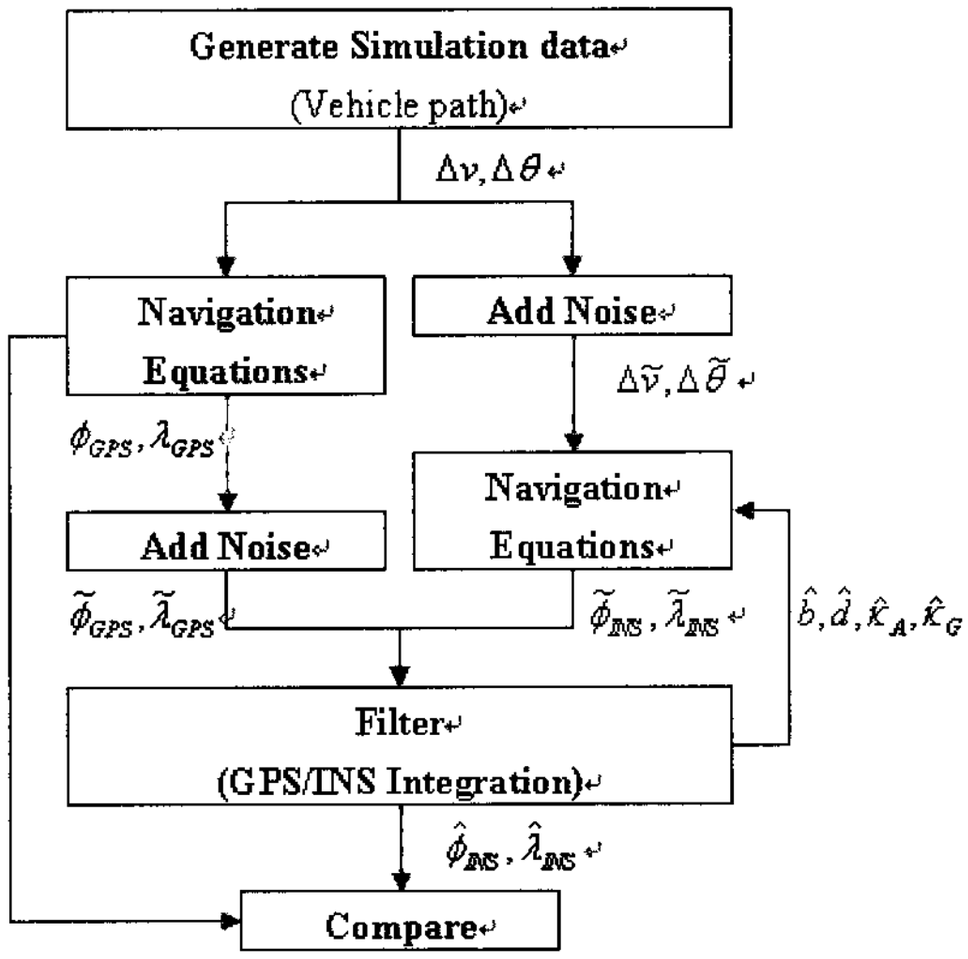


그림 4. 시뮬레이션 분석을 위한 플로우 차트

표 4. 거리측정시스템의 성능과 예(*Prism Mode)

	오차범위($\sigma_{Ranging\ Solution}$)	시스템 예
RTK-GPS	Horizontal: 10mm + 1ppm Vertical: 20mm + 1ppm	Trimble 4700 RTK GPS
Total Station	Horizontal & Vertical: 2mm + 2ppm *	Leica TPS1100 dual laser RTS

표 5. 매트랩 INSToolkit의 입력과 출력

	파라미터	내용
입력	Initpos	initial position of vehicle(ENU cartesian coordinates)(meters)
	Initvel	initial velocity vector(ENU Cartesian coordinates)(m/s)
	Initaccel	Initial acceleration(m/s2)
	initdcm	initial direction cosine matrix(nav-to-body) or vehicle attitude
	segparam	segment and turn parameters;
출력	profile(i,1:3)	ENU path generated
	profile(i,4:6)*	ENU velocity
	profile(i,7:9)	ENU acceleration
	profile(i,10:18)*	elements of the direction cosine matrix(DCM) for vehicle attitude
	profile(i,19)	simulation run time(seconds)

표 6. 3가지 필터를 이용한 1Hz와 0.2Hz의 갱신 간격을 가진 GPS와 3가지 등급에 따른 IMU오차에 대한 통계(단위: cm)

갱신 간격			1 초		5 초	
IMU	필터	좌표계	평균	표준편차	평균	표준편차
IMU400C	EKF	north	0.14	6.83	-71.86	496.77
		east	0.82	9.23	-62.97	451.11
		down	-21.26	4.04	-156.35	46.20
	SPKF	north	-1.20	8.75	21.93	457.59
		east	3.07	7.91	-33.61	427.52
		down	11.77	3.42	175.72	26.00
	SPPF	north	-0.66	8.93	-32.15	452.15
		east	0.54	7.01	25.87	425.21
		down	4.40	2.17	125.36	22.25
HG1700	EKF	north	-0.11	3.32	-2.44	27.50
		east	0.02	3.34	0.96	33.56
		down	-2.85	1.84	-15.10	3.84
	SPKF	north	0.23	2.37	0.23	16.43
		east	0.04	2.37	-0.36	15.81
		down	2.34	2.18	15.24	3.08
	SPPF	north	0.04	2.37	0.68	15.15
		east	0.04	2.37	-0.28	14.77
		down	1.11	2.05	10.88	3.02
LN100	EKF	north	-0.66	1.72	-1.27	4.11
		east	0.44	1.82	0.85	4.61
		down	0.39	1.41	2.38	2.48
	SPKF	north	0.41	1.23	0.28	3.62
		east	-0.09	1.12	-0.16	3.72
		down	0.20	1.40	1.61	2.98
	SPPF	north	-0.18	1.26	-0.34	3.26
		east	-0.12	1.12	-0.26	3.30
		down	-0.38	1.36	-1.83	2.41

3.3 테스트 결과

본 시뮬레이션 테스트에서는 3.2절에서 생성된 데이터를 이용한 자유 관성 항법 해(free-inertial navigation solution , $\tilde{\phi}_{INS}, \tilde{\lambda}_{INS}, \tilde{h}_{INS}$)와 거리측정시스템에 따른 오차를 포함한 궤적(거리측정시스템 관측치, $\tilde{\phi}_{GPS}, \tilde{\lambda}_{GPS}, \tilde{h}_{GPS}$)과의 통합을 통하여 최소제곱오차를 가진 최적 위치 예측값을 계산하고, 그 과정에서 최종적으로 바이어스와 스케일 팩터 같은 IMU오차의 해가 계산된다. 갱신 간격 사이의 INS궤적과 기준 궤적과의 차이에 대한 통계정보는 거리측정시스템(GPS and Total station)에 따라서 다음 두개의 <표 6>과 <표 7>로 정리되었다. 각 표는 등급에 따른 3가지 IMU<표 2>와 통합 시스템의 정밀 위치를 위해 비교하고자 하는 3가지 필터링 방법에 따른 시뮬레이션 위치 오차 결과들이다. 1초 갱신 간격은 신호 간섭이 없는 이상적인 환경을 의미하고 5초 갱신간격은 신호단절이 자주 발생되는 산림지역(wooded area)이나 도시지역(urban area)등을 의미한다.

GPS가 거리측정시스템으로 사용된 첫번째 시뮬레이션 테스트에서는 모든 IMU에 대해서 샘플링 기반의 비선형 필터인 SPKF와 SPPF가 EKF에 비해 평균값과 표준편차 두가지 통계 결과에서 모두 향상된 결과를 보여 주었다. SPKF와 SPPF의 비교에서는 1초 갱신 간격일 경우 표준편차의 비교에서는SPPF가 SPKF는 유사한 결과를 보여

표 7. 3가지 필터를 이용한 1Hz와 0.2Hz의 갱신 간격을 가진 Total Station과 3가지 등급에 따른 IMU오차에 대한 통계정보 (단위: cm)

갱신 간격			1 초		5 초	
IMU	필터	좌표계	평균	표준편차	평균	표준편차
IMU400C	EKF	north	0.45	6.70	-45.29	421.50
		east	0.62	6.61	64.77	302.65
		down	-8.25	0.53	-209.95	10.83
	SPKF	north	-0.76	6.73	95.28	335.52
		east	-1.70	6.84	-58.99	313.69
		down	5.02	0.61	190.93	24.74
	SPPF	north	1.06	6.28	36.71	335.57
		east	0.26	5.95	48.85	285.86
		down	4.08	0.53	175.6	23.94
HG1700	EKF	north	0.05	1.22	1.91	18.09
		east	0.03	1.15	0.77	18.33
		down	-2.59	1.61	-24.24	1.47
	SPKF	north	0.01	0.64	-0.34	8.52
		east	0.01	0.62	-0.36	7.84
		down	0.55	0.55	12.68	1.82
	SPPF	north	0.04	0.64	-0.20	8.51
		east	0.01	0.62	-0.37	7.84
		down	0.10	0.38	10.66	1.03
LN100	EKF	north	0.03	0.35	0.20	0.93
		east	0.04	0.35	-0.01	0.91
		down	0.07	0.27	0.35	1.01
	SPKF	north	-0.01	0.32	-0.03	0.89
		east	0.01	0.31	0.00	1.01
		down	0.11	0.30	0.65	0.74
	SPPF	north	-0.01	0.32	-0.05	0.89
		east	0.00	0.31	0.00	1.01
		down	-0.15	0.35	-0.15	0.75

주었고, 평균에서는 SPPF 가 향상된 결과를 보여주었다.

갱신 간격이 5초로 길어질 때는 LN100에서는 SPPF가 SPKF보다 약 8mm, HG1700에서는 약 2cm의 향상을 보였다. 즉, 갱신간격이 길어지면 샘플링 개수가 늘어나게 되고(본연구에서는 5개에서 200개로 증가) 이에 따라 좀 더 정확한 평균값의 예측이 가능하였으나 증가한 샘플 개수에 비해서 그 효과는 미비하였다. 파티클 필터는 오차에 대해 비 가우시안 확률 밀도 함수 가정할 수 있으나, 가우시안 노이즈를 이용해서 IMU데이터를 생성하였기 때문에 SPPF와 SPKF가 비슷하거나 크게 향상되지 못한 통계 결과를 보였다. 저가형 IMU(IMU400C)의 경우에는 IMU오차가 비선형 문제 등을 초과할 할 정도로 크므로 비선형 샘플링 기반 필터들은 EKF보다 크게 향상된 결과를 보여주지 못했다.

두번째 시뮬레이션 테스트에서는 거리측정시스템으로 토탈스테이션이 사용되었다. 이를 이용한 통합시스템은 GPS를 이용한 통합 시스템에 비해 모든 IMU에 대해 전반적인 정확도 향상이 나타났으나 필터링 방법에 따른 차이는 감소하였다. 또한, 첫번째 테스트와 동일하게 샘플링 기반의 필터링 방법들이 EKF보다 더 좋은 결과를 보였다. 1초 갱신간격에서 IMU400C와 LN100 의 경우에는 필터링 방법간의 차이가 구별하기 힘들었고, HG1700

에서는 샘플링 기반 필터가 EKF에 비해 좋은 결과를 보였다. 갱신간격이 5초 이상이고 모든 IMU의 경우에서는 샘플링 기반 필터링 방법의 우수성을 좀더 확실히 볼 수 있다. 즉, GPS보다 정확한 거리측정시스템인 토탈스테이션으로 필터간의 차이를 줄일 수는 있으나 갱신간격이 길어질수록 비선형 필터를 이용한 데이터 처리방법이 좋은 결과를 보였다.

시뮬레이션 데이터 생성을 위해 가우시안 노이즈를 사용했으므로 SPKF와 SPPF의 사이에는 큰 차이가 없다. 이러한 결과는 GPS를 거리측정 시스템으로 사용한 첫번째 시뮬레이션 테스트와 동일하다. 파티클 필터의 유용성을 좀 더 정확하게 분석하기 위해서는 비 가우시안 데이터 셋인 실제 측량 데이터와 같은 것이 필요하다.

예상대로, LN100와 같은 고정밀 IMU는 위 두가지 테스트에서 항상 좋은 결과를 보여주었으나, 이러한 장비는 일반적으로 보유 및 사용이 어려운 고가의 장비이며 크기나, 무게, 그리고 전력 소모 측면에서도 적합하지 않다.

4. 결 론

정밀한 센서의 위치 정확도를 위해서는 주로 GPS 나 토탈스테이션, 음파를 이용한 측정장치 등이 사용되어 왔으나, 고시간 해상도와 신호단절이나 쇠퇴가 발생하는 산림 지역 같은 경우에도 끊김없는 위치 정보를 제공하기 위해서는 관성센서와 같은 자동 항법 시스템과 통합된 INS/거리측정시스템 등이 필요하다. 본 논문에서는 INS/거리측정시스템의 정확도 향상을 위해 SPKF와 PF 등의 샘플링 방식의 비선형 필터를 이용하여 정밀 위치 측정을 위한 최적의 필터링 방법에 대한 분석을 수행하였다.

첫째, 시뮬레이션 테스트에서는 IMU레벨에 따른 위치 정확도와 그 브리징(bridging) 능력이 테스트 되었다. 전술급의 IMU는 신호단절이 1초 이상 일어났을 때에도 자신의 정확도(표준편차 기준)를 3cm 미만으로 유지 할 수 있었다. 저가형 IMU의 경우에는 1초 갱신간격에서는 약 12cm의 정밀도를 보였으나 1초 이상의 시간간격(본 연구에서는 5초)에서는 6m를 초과하는 등 정밀 위치에 적합하지 않는 결과를 보였다.

둘째, 샘플링 방법에 기반을 둔 비선형 필터들은 IMU와 거리측정시스템에 상관없이 전통적인 선형필터보다 좋은 결과를 보였다. 비선형 필터의 우수성은 갱신 간격이 길어질수록 뚜렷하게 나타났지만 토탈스테이션과 같은 정확한 거리측정시스템의 위치정보가 통합을 위한 관측치로 사용될 경우 또는 LN100과 같은 고성능 관성센서가 이용될 경우에는 선형과 비선형 필터간의 차이는 감소하였다.

셋째, PF는 SPKF에 비해 향상된 결과를 보여 주었지만 증가된 샘플 개수(5개 → 200개)에 비해 그 효과는 미비하였다.

향후 연구의 방향으로는 우선 시뮬레이션이 아닌 실 측량 데이터와 같은 비선형 가우시안 분포를 가진 데이터를 통하여 필터링 기법의 상호 비교가 검증되어야 한다. 또한 SPKF에서 사용되었던 비선형 변환을 위한 파라미터들의 대한 민감도(sensitivity) 분석 등이 이루어져야 할 것이다.

감사의 글

이 논문은 2007년도 서울시립대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음.

참고문헌

Aggarwal, P., Gu, D., El-Sheimy, N. (2006), Adaptive Particle Filter for INS/GPS Integration. ION GNSS 19th International Technical Meeting of the Satellite Division, 26-29 September 2006, pp. 1606-1613.

Ding, M., Zhou, Q., Wang, Q. (2006), The Application of Self-adaptive Kalman filter in NGIMU/GPS Integrated Navigation System. Volume 2 of the Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Oct. 2006, pp. 61-65.

Gelb, A. (ed.) (1974), Applied Optimal Estimation. MITPress, Cambridge, MA.

Godsill, S. J., Doucet, A., West, M. (2000), Monte Carlo smoothing for nonlinear timeseries.In Symposium on Frontiers of Time Series Modeling, Tokyo, Japan, Institute of Statistical Mathematics.

Gustafsson, F., Gunnarsson, F., Bergman, N., Forssell, U., Jansson, J., Karlsson, R., Nordlund, P.-J. (2002), Particle filters for positioning, navigation, and tracking., IEEE Transactionson Signal Processing, Vol. 50, pp. 425-437.

Farrell J. and Barth M., (1998), The Global Positioning System and Inertial Navigation. McGraw-Hill, NewYork.

Hide, C., Moore, T., Smith, M. (2004), Adaptive Kalman filtering algorithms for integrating GPS and low cost INS. Position Location and Navigation Symposium 2004 (PLANS 2004), 26-29 April 2004, pp. 227-233.

Jekeli, C. (2000), Inertial Navigation Systems with Geodetic

Applications. Walter deGruyter, Inc., Berlin.
Julier, S.J., Uhlmann, J.K., and Durrant-Whyte, H.F. (2000), A new approach for nonlinear transformations of means and covariances in filters and estimators. IEEE Transactionson Automatic Control, Vol. 45, pp. 477-482.
Meditch, J.S. (1969), Stochastic Optimal Linear Estimation and Control. McGraw-Hill, NewYork.
Nassar, S. (2003), Improving the Inertial Navigation System (INS) Error Model for INS and INS/DGPS Applications. Ph.D. Thesis, University of Calgary, UCGE Report No.20183.
Rogers R.M. (2000), Applied Mathematics in Integrated Navigation Systems. AIAA Education Series American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., Reston,VA.
Salytcheva, A.O. (2004), Medium Accuracy INS/GPS Integration in Various GPS Environments. M.Sc. Thesis, University of Calgary, UCGE Report 20200.
Shin, E.H. (2005), Estimation Techniques for Low-Cost Inertial Navigation. Ph.D. Thesis, University of Calgary, UCGE Report 20219.
Simms, J., Carin L. (2004), Innovative navigation systems to support digital geophysical mapping ESTCP #200129 phase II demonstrations. Revised Report, September 2004, U.S.Army Corps of Engineers Engineer Research and Development Center, Vicksburg, MS.
U.S. Army Corps of Engineers (2006), Innovative navigation systems to support digital geophysical mapping ESTCP #200129, Phase III APG demonstrations and Phase IV development. Final Report, 17 February 2006, U.S. Army Corps of Engineers, Engineering and Support Center, Huntsville, AL.

(접수일 2008. 5. 9, 심사일 2008. 6. 1, 심사완료일 2008. 6. 10)