

파티클 필터의 GPS/INS 초강결합 성능분석

Particle Filter Performance for Ultra-tightly GPS/INS integration

박진우, 양철관, 심덕선*
(Jin-Woo Park, Cheol-Kwan Yang, and Duk-Sun Shim)

Abstract : Ultra-tightly coupled GPS/INS integration has been reported to show better navigation performance than that of other integration methods such as loosely coupled and tightly coupled integration. This paper uses the particle filter for ultra-tightly coupled GPS/INS integration and analyzes the navigation performance according to vehicle trajectory and the number of particles. The navigation performance of particle filter is compared with those of EKF and UKF.

Keywords : particle filter, uncented Kalman filter, EKF, sampling importance resampling, GPS/INS, ultra-tightly integration

I 서론

GPS(Global Positioning System)와 관성항법시스템(Inertial Navigation System, INS)은 서로 상호 보완적인 특성을 가지고 있는데 관성 항법 시스템은 짧은 시간동안 정밀한 항법 해를 제공하지만 시간이 지남에 따라 오차가 누적되는 단점을 가진다. GPS는 짧은 시간의 오차가 크고 터널 등에서 신호의 단절이 있을 수 있으나 오차의 누적이나 증가 없이 장기간 동안 안정적인 항법해를 제공한다. 따라서 두 방법은 서로 독자적인 항법을 수행할 수 있지만, 서로의 성능향상을 위해서 두 가지 항법을 결합하여 사용하는 것이 유리하다. 이에 따라 약결합과 강결합 방식[1]의 항법 시스템이 오래전부터 연구되었으며 최근에는 고압력, 고회전 그리고 전파방해에 강한 성능을 보이는 초강결합 시스템[5-7,9,10]이 활발히 연구되고 있다. GPS/INS 결합 항법시스템에서는 일반적으로 확장 칼만필터(EKF)를 사용하며 최근에 UKF(Unscented Kalman Filter)를 사용하는 연구가 많이 진행되고 있다. 본 논문에서는 비가우시안 노이즈를 갖는 비선형 시스템의 상태추정에 적합한 파티클필터(Particle Filter, PF) 알고리즘을 사용하여 초강결합 방식의 GPS/INS 통합 시스템의 항법 성능을 EKF와 UKF 알고리즘을 사용한 경우와 비교한다. 세 필터의 성능비교를 위해서 가우시안 노이즈를 사용하였고 선형가속, 원형궤적, 선회의 세 경로에 대해 위치오차의 정확도와 알고리즘 계산 소요시간을 고려하였다.

II. GPS/INS 결합 항법 시스템

GPS/INS 결합 항법 시스템은 GPS 항법 정보를 이용하는 방법에 따라 크게 약결합 방식(loosely coupled integration), 강결합 방식(tightly coupled integration), 초강결합 방식(ultra-tightly coupled integration 또는 deeply coupled integration)으로 나눌 수 있다.

각 결합 방식의 구분은 GPS와 INS의 어떤 측정값을 비교하는가에 따라 달라진다. 약결합 방식은 INS의 가속도계와 자이로의 출력을 이용하여 구한 항법 정보(위치, 속도, 자세)와, GPS 수신기의 출력인 의사 거리(pseudorange)와 그 변화율을 이용하여 구한 항법 정보(위치, 속도, 시간)의 차를 칼만 필터의 측정치로 사용한다.

강결합 방식은 약결합 방식과는 달리 INS의 항법 정보(위치, 속도)로부터 GPS 위성의 의사 거리와 의사 거리 변화율을 구하고 GPS 수신기 출력인 의사 거리와 의사 거리 변화율을 구하여, 이 두 가지의 차를 칼만 필터의 측정치로 사용한다.

초강결합 방식은 약결합 방식과 강결합 방식에 비해 GPS 수신기 내부와 INS가 밀접하게 결합되는 방식으로 복잡한 특성을 가지고 있다. 초강결합 기법[5,10]은 GPS 수신기 내부의 신호 추적 루프의 I 신호와 Q신호와 INS의 위치, 속도로부터 추정된 I 신호와 Q신호의 차를 칼만 필터의 측정치로 사용하는 방식으로 결합의 강도가 강결합 방식보다 강해진 것이다. 약결합, 강결합, 초강결합의 순서로 결합의 복잡도가 커지는 반면에 항법 성능은 향상되는 것으로 알려져 있다[9,10].

III. 파티클 필터를 이용한 GPS/INS 초강결합

1. 파티클 필터[8]

파티클 필터는 1950년대 Sequential Importance Sampling(SIS)이 소개되며 연구가 시작 되었고 1960년대와 1970년대에 산발적으로 연구가 지속되었으나 과도한 계산량 때문에 1980년대에 들어 잊혀졌다. 1990년대에 'Resampling' 개념을 도입한 Sampling Importance Resampling(SIR)으로 계산시간의 단축이 가능해지자 다시 연구가 확대되었다.

연속적인 분포를 갖는 상태변수의 추정은 많은 어려움이 따르며 칼만필터 이후 많은 필터들이 연구되었다. 시스템 모델과 노이즈의 종류에 따라 여러 필터들의 특징은 표 1과 같이 정리할 수 있다.

필터의 특성상 비정규분포의 잡음을 갖는 비선형 시스템의 상태를 추정하기 위해서는 파티클 필터가 적합하다고 할 수 있다[8].

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

박진우, 양철관, 심덕선 : 중앙대학교 전자전기공학부

(leuit_park@naver.com/ckyang92@empal.com/dshim@cau.ac.kr)

※ 본 논문은 2008년도 중앙대학교 학술연구비(일반연구비)에서 지원하여 연구하였음.

표 1. 시스템 및 노이즈 모델에 따른 필터.

Table 1. Filters for system model and noise.

필터 종류	시스템 모델	노이즈
칼만필터	선형	가우시안
확장칼만필터	비선형	가우시안
Unscented 칼만필터	비선형	Non-가우시안
파티클 필터	비선형	Non-가우시안

SIS 알고리즘을 구성하기 위해서 먼저 시스템 상태 변수를 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} x_k &= f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \\ z_k &= h_k(x_k, n_k) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 함수 f_k 는 시간전파함수, h_k 는 측정 함수로 반드시 선형일 필요가 없고, 잡음인 v_{k-1} 과 n_k 도 반드시 정규 분포를 따를 필요는 없다.

측정값에 대한 확률밀도함수 $p(x_k|Z_k)$ 는 연속적인 함수로 존재하며 이로부터 구하는 $p(x_k|Z_{k-1})$ 또한 연속적인 함수로 표현 할 수 있다. 이것을 Chapman-Kolmogorov 방정식을 사용하여 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$p(x_k|Z_{k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|Z_{k-1})dx_{k-1} \quad (2)$$

그리고 Bayes' rule을 사용하여 k 시간에서의 측정값 z_k 를 얻었을 때의 갱신식 $p(x_k|Z_k)$ 를 (3)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} p(x_k|Z_k) &= \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} \\ &= \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} \end{aligned} \quad (3)$$

이 때 $p(z_k|x_k)$ 를 Chapman-Kolmogorov 방정식으로 (4)를 구할 수 있으며 normalize의 역할을 수행한다.

$$p(z_k|Z_{k-1}) = \int p(z_k|x_k)p(x_k|Z_{k-1})dx_k \quad (4)$$

이와 같이 연속된 함수로 표현한다면 최적성은 유지할 수 있으나 계산의 어려움이 생기므로 이산화하여 해결하게 된다.

파티클 필터의 목적은 관측된 측정값들과 시스템 모델로부터 현재 상태 변수들의 확률 분포를 추정해내는 것이다. 상태 변수들의 기대값, 분산 등의 통계적 특성들은 사후 확률 밀도 함수(posterior probability density function)에 의해 구해지고, 이 때 확률밀도함수는 랜덤한 표본과 그에 대한 가중치(weight) 들을 사용한 질량 함수(mass function)를 사용하여 표시된다. 이때의 랜덤 표본들을 파티클(particle) 이라고 한다.

조밀하며 연속적인 상태변수 구간을 분할한 대표값이 파티클의 모든 확률분포를 적분한 값 ω_{klk}^i 를 갖는다면 (2), (3), (4)로부터 이산화된 파티클 필터식 (5)-(8)을 구할 수 있

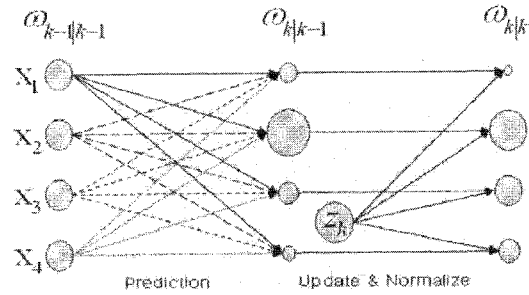


그림 1. 파티클필터 진행과정.
Fig. 1. Progress of particle filter.

다. 단 파티클 필터는 이산화 과정에서 최적 조건을 상실하게 된다.

$$p(x_k|Z_{k-1}) \approx \sum_{i=1}^N \omega_{klk-1}^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (5)$$

$$p(x_k|Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_{klk}^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (6)$$

$$\omega_{klk-1}^i \approx \sum_{j=1}^N \omega_{klk-1}^j p(\bar{x}_k^i | \bar{x}_{k-1}^j) \quad (7)$$

$$\omega_{klk}^i \approx \frac{\omega_{klk-1}^i p(z_k | \bar{x}_k^i)}{\sum_{j=1}^N \omega_{klk-1}^j p(z_k | \bar{x}_k^j)} \quad (8)$$

SIS의 문제점을 해결하기 위해 resampling 개념이 도입된 Sampling Importance Resampling(SIR)을 사용하며, 최적 조건을 상실하는 퇴화(degeneracy) 현상 및 계산 시간을 감소시키는 효과를 갖고 있다.

그림 1은 일반적인 파티클 필터의 진행 과정을 보이며 $k-1$ 시간에서 상태변수 x 가 $x_1 \sim x_4$ 까지 4개의 파티클 만으로 구성될 때 각 파티클의 확률을 원의 크기로 표현한 것이다.

$k-1$ 의 측정값으로 예측한(prediction) k 시간의 상태변수 확률분포는 $k-1$ 시간의 모든 파티클들이 k 시간의 각 파티클로 이동할 확률을 더한 것이다.

측정값 z_{k-1} 에서의 파티클 x_1 이 k 시간에서 참이 될 확률을 예로 들면, x_1 이 참이면서 k 시간에서도 참으로 남은 확률과, 참이었던 x_2 가 x_1 이 될 확률, 마찬가지로 x_3, x_4 가 참이었으나 x_1 으로 변할 확률을 더하여 k 시간의 x_1 을 구하는 것이다.

그리고 k 시간에서 측정값 z_k 를 획득하게 되면 그 값이 나올 확률만큼 각각의 파티클을 갱신한다. z_k 가 획득 된 후의 파티클 x_1 이 참인 확률은, $k-1$ 의 측정값으로 추정한 k 시간의 파티클 x_1 이 참인 확률과, 그 x_1 이 참일 때 z_k 가 획득 될 확률만큼 곱하고, 다들 확률과 비교하기 위해 normalize 한다.

$k+1$ 시간에서 상태변수의 확률을 알기 위해 ω_{klk} 를 알아야 한다. 그러나 그림 1처럼 x_1 이 참이 될 확률은 희박하고 x_2 가 참이 될 확률이 더 크므로 아래의 그림 2와 같

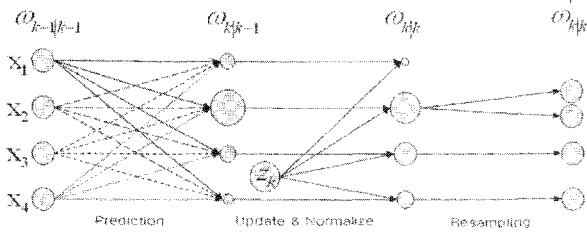


그림 2. 파티클필터의 resampling.
Fig. 2. Resampling of particle filter.

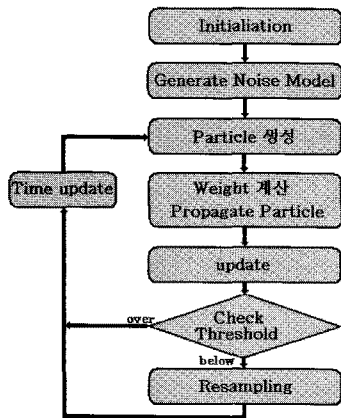


그림 3. SIR 알고리즘.
Fig. 3. SIR algorithm.

이 희박한 확률의 파티클을 제거하고 확률이 큰 파티클 x_2 를 둘로 나누어 필터를 수행하는 것이 더 효율적이다. 파티클을 재구성하되 계산된 확률분포를 최대한 유지하는 알고리즘을 resampling이라 한다.

SIS와 resampling을 모두 적용한 알고리즘은 그림 3과 같이 구현된다.

2. 초강결합 GPS/INS 파티클 필터

초강결합 시스템은 17차 칼만 필터로 구성된다. 17개의 상태변수는 위치오차, 속도오차, 자세오차, 가속바이어스, 자이로바이어스와 수신기 시계바이어스와 드리프트로 구성되고 (9), (10), (11)과 같은 상태식으로 표현된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_{nav} \\ \dot{x}_{acc} \\ \dot{x}_{gyro} \\ \dot{x}_{gps} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} & F_{14} \\ 0 & F_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & F_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & F_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{nav} \\ x_{acc} \\ x_{gyro} \\ x_{gps} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_{acc} \\ \omega_{gyro} \\ \omega_{gps} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$x_{nav} = [\delta P_N \ \delta P_E \ \delta P_D \ : \ \delta V_N \ \delta V_E \ \delta V_D \ \dots \ : \ \delta A_N \ \delta A_E \ \delta A_D]^T \quad (10a)$$

$$x_{acc} = [\delta f_N \ \delta f_E \ \delta f_D]^T \quad (10b)$$

$$x_{gyro} = [\delta \omega_{ibN}^n \ \delta \omega_{ibE}^n \ \delta \omega_{ibD}^n]^T \quad (10c)$$

$$x_{gps} = [x_p \ x_f]^T \quad (10d)$$

$$\omega_{acc} = [0 \ 0 \ 0]^T \ : \ \text{random constant} \quad (11a)$$

$$\omega_{gyro} = [0 \ 0 \ 0]^T \ : \ \text{random constant} \quad (11b)$$

$$\omega_{gps} = [\omega_p \ \omega_f]^T \ : \ \text{white noise} \quad (11c)$$

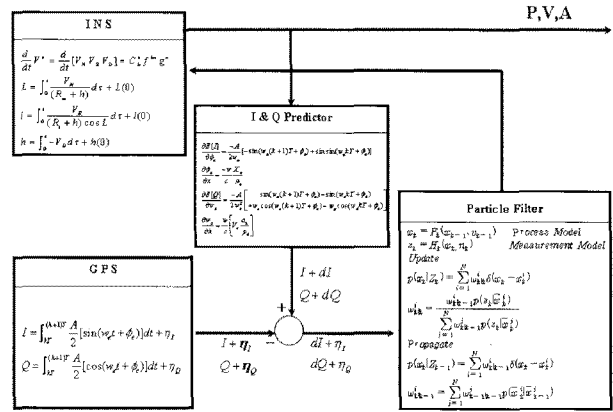


그림 4. 초강결합 파티클 필터의 구조.
Fig. 4. GPS/INS ultra-tightly coupled integration.

초강결합 GPS/INS 파티클 필터의 측정값은 다음과 같다.

$$z = \{\text{INS predicted measurements} - \text{GPS measurements}\} \\ z = \{I + dI, Q + dQ\}_i - \{I + \eta_I, Q + \eta_Q\}_i \quad (12a)$$

$$z = \{dI - \eta_I, dQ - \eta_Q\}_i \quad (12b)$$

(12)에서 dI, dQ 는 INS의 오차로부터 예측된 I & Q 신호이고 η_I, η_Q 는 GPS에서 I & Q 신호 잡음 구성요소이다. i 는 추적되는 위성채널의 번호를 나타낸다. INS에서 추정된 I&Q 신호는 INS 위치와 속도에 관한 식에서 비롯되며, 이것에 관련된 식들은 [10]에 나타내었다. 그림 4는 초강결합에서 사용되는 파티클 필터의 구조를 블록으로 보인 것이 다[5,6,10].

측정 행렬 H_k 를 정의하면 다음과 같다[6,7,10].

$$H = \begin{bmatrix} h_{xi} & h_{yi} & h_{zi} & 0 & 0 & 0 & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & h_{xi} & h_{yi} & h_{zi} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

여기서 i 는 추적되는 위성채널의 번호이다.

$$h_{x1} = \left[\frac{\partial E[I]}{\partial \phi_e} \frac{\partial \phi_e}{\partial x} \right] dx, \quad h_{x1} = \left[\frac{\partial E[Q]}{\partial \omega_e} \frac{\partial \omega_e}{\partial x} \right] dx \quad (14)$$

h_{x1} 는 dx 를 채널 1에서 추적되는 I 신호의 측정치와 관계 짓는 벡터이고 h_{x1} 는 dx 를 Q 신호의 측정치와 관계 짓는다. (14)에서 위상과 주파수 에러는 각각 PLL(Phase Locked Loop)과 FLL(Frequency Locked Loop)로부터 얻을 수 있다. I&Q 신호의 측정 잡음을 이해하는 것은 R 행렬을 초기화하기 위해 필요하다. (12b)에서 잡음 샘플 η_I 와 η_Q 는 평균값 영을 갖는 가우시안 랜덤 변수로 간주한다.

$$\eta_I = N(0, 1), \quad \eta_Q = N(0, 1) \quad (15)$$

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_{I(1,1)}^2 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{Q(1,1)}^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{I(2,2)}^2 & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \sigma_{Q(2n,2n)}^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

(15)에서 N 은 정상상태 확률분포를 나타내고 랜덤변수인 η_j 와 η_Q 는 독립적이다. 행렬 R 의 크기는 $(2n \times 2n)$ 이고 n 은 가시위성의 개수이다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 비교 분석

이 장에서는 EKF(Extended Kalman Filter)와 UKF(Uncended Kalman Filter), PF(Particle Filter)를 사용한 초강결합 GPS/INS의 위치 오차의 성능 비교를 위해서 가우시안 노이즈에 대해 여러 궤적의 항법 결과와 추정된 궤적과의 오차를 그래프로 나타내어 분석하였다.

항법 시뮬레이션은 초강결합 GPS/INS 시스템에 대해 통합 필터로 EKF와 UKF, PF를 사용하였고 선형가속, 원형, 선회의 3가지 궤적에 대하여 시뮬레이션 해보았다. 초강결합 시스템의 가상궤적은 정지 상태에서 북측 방향으로 가속도 $1[m/s^2]$ 으로 운항하는 직선 등가속 궤적과 북측 방향으로 시속 $500[km/h]$ 의 속력에 중력(down)방향 각속도 $\omega_m^b = \pi/100[rad/s]$ 로 200초간 운항한 원형궤적, 원형궤적과 비슷하나 항공기가 선회하는 형태인 롤(roll)과 피치(pitch)를 각각 $0.1/\pi, 0.01/\pi[rad]$ 기울인 곡선(curve)의 경우에 대해 시뮬레이션 하였으며 궤적의 형태는 그림 5와 같다.

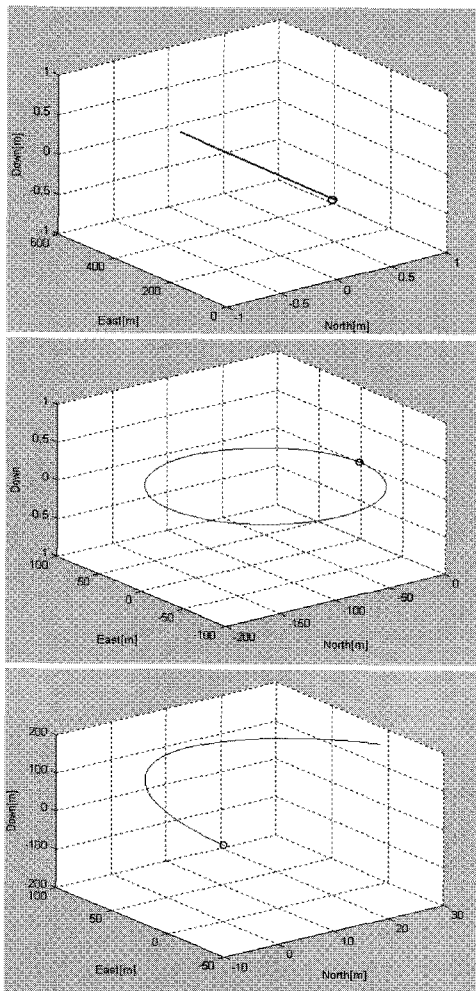


그림 5. 생성된 궤적.
Fig. 5. Generated trajectory.

필터의 성능 분석을 위한 오차공분산 행렬 P 의 위치 오차 성분(1σ)을 비교한 결과는 그림 6-8과 같이 EKF, UKF, PF를 나타냈으며 각 필터의 시뮬레이션에 소요된 시간을 표 2에 나타내었다. 그림 6-8에서의 파티클필터는 1000개의 파티클을 사용하였다.

시뮬레이션 결과인 그림 6-8을 보면 EKF의 성능이 가장 좋지 않은 것을 볼 수 있다. 시뮬레이션 초기에는 UKF보다 PF의 위치 오차가 빠르게 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 시간이 지나면 UKF와 PF의 성능이 비슷해진다. 여기서 파티클 필터는 파티클의 개수를 1000개를 사용하였다.

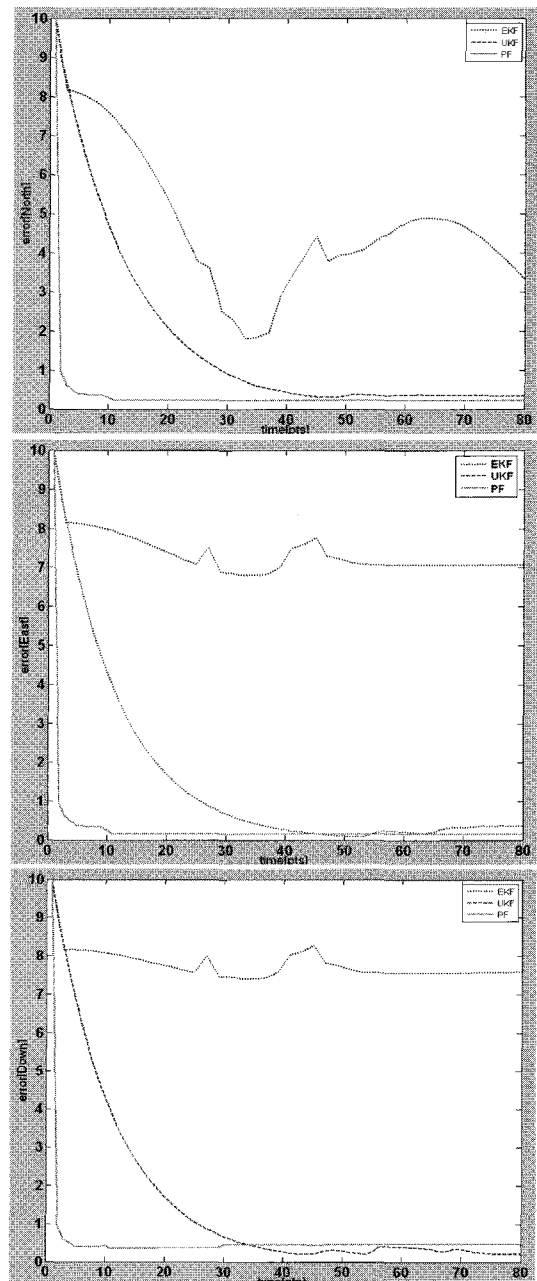


그림 6. 등가속 궤적에 대한 위치 오차(1σ).
Fig. 6. Position error due to trajectory with straight acceleration (1σ).

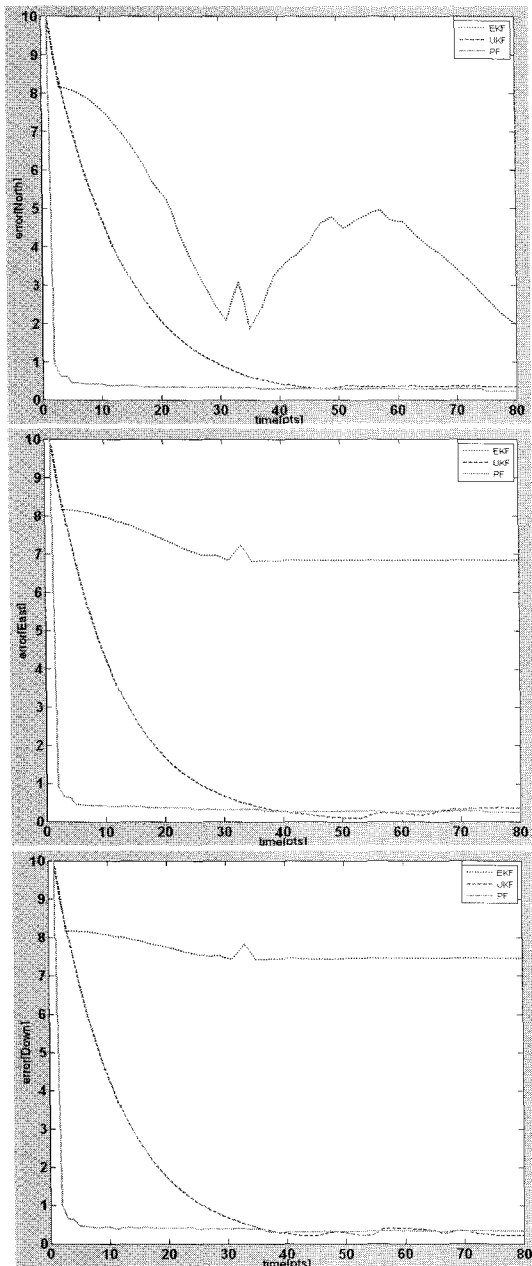


그림 7. 원형 궤적에 대한 위치 오차(1σ).

Fig. 7. Position error due to circle trajectory (1σ).

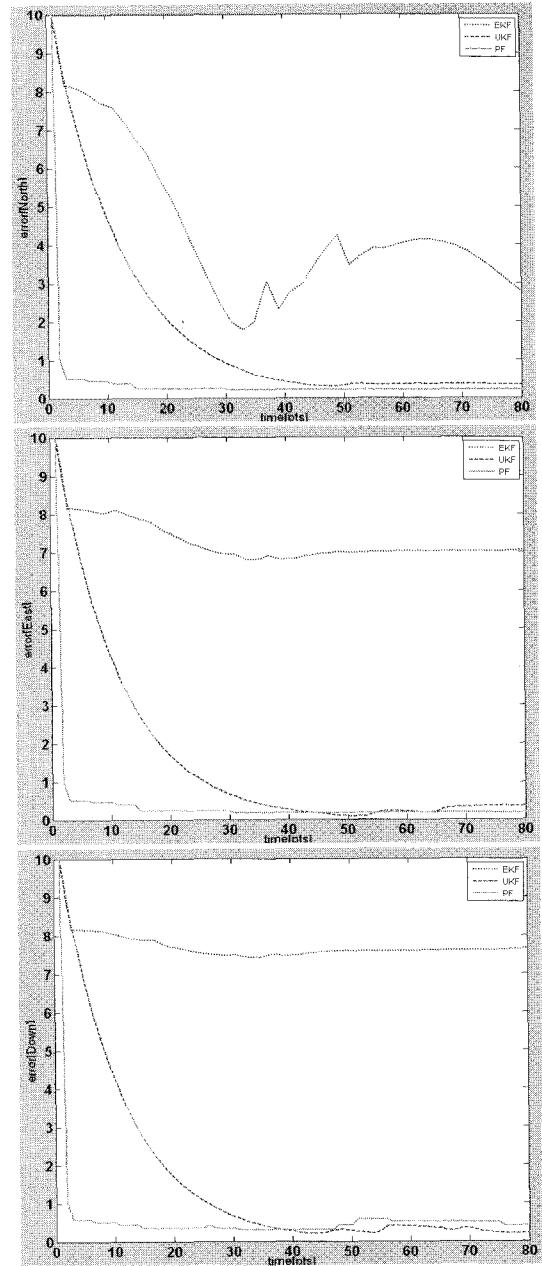


그림 8. 선회 궤적에 대한 위치 오차(1σ).

Fig. 8. Position error due to turning trajectory (1σ).

표 2. 각 필터의 궤적에 대한 필터링 수행시간(sec).

Table 2. Filtering time due to filters and trajectories(sec).

구분	EKF	UKF	PF(파티클 수)		
			10	100	1000
등가속	0.12	2.66	0.64	1.93	139.71
원형	0.10	3.02	0.69	1.86	116.33
선회	0.21	2.62	0.60	1.99	116.08

표 2는 그림 6-8의 시뮬레이션 수행시간을 나타낸 것이며 파티클 필터는 파티클의 개수를 10개, 100개, 1000개를 사용하여 수행 시간을 구해 보았다. 파티클의 개수가 증가할수록 계산 시간도 길어지는 것을 표 2에서 알 수 있으며

이 시간은 실행 환경 및 궤적 종류 등에 따라 조금씩 달라진다.

파티클 필터의 파티클 개수에 따른 성능 분석을 위해 원형 궤적의 오차공분산행렬의 위치오차를 그림 9에 나타냈다. 표 2에서 파티클의 개수가 클수록 수행 시간은 오래 걸리지만 그림 9에서 위치 오차가 작아지는 것을 볼 수 있다.

그림 9에서 각각의 그래프가 완만하게 떨어지지 않고 계단 형태를 나타내는 것은 resampling 과정을 거칠 때 가중치 값의 변화량이 없는 단계가 반복되어 나타나 같은 결과를 수행하였기 때문이다.

파티클의 개수가 증가할수록 빨리 수렴하여 오차 크기가 작아지지만 계산량의 증가로 시간이 오래 걸리는 것을 알

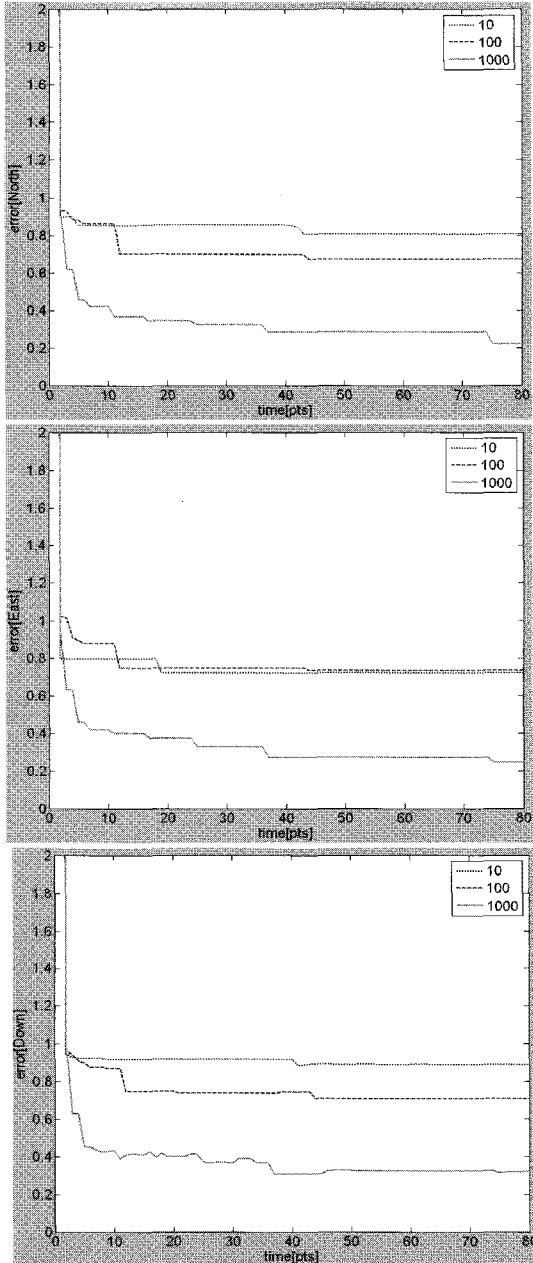


그림 9. 원형 궤적에 대한 파티클 개수별 위치 오차(1σ).
 Fig. 9. Position error due to the number of particles for circle trajectory (1σ).

수 있다. 파티클 개수에 따라 UKF와의 성능비교를 위해서 파티클의 수를 10개, 50개, 100개, 200개, ..., 1000개로 늘려가며 원형궤적의 복측방향의 오차를 구해 보았다. 그림 10에서는 각각에 대해서 50번 수행한 값의 평균을 보여주고 있다. 그림 10에서는 파티클의 개수가 증가할 때 위치오차가 매끄럽게 감소하지 못하고 있는데 이는 파티클 필터가 Monte Carlo 시뮬레이션을 수행하므로 더 많은 시뮬레이션 결과를 average해야 함을 보여준다. 그림 10을 보면 400개 이상의 파티클을 사용할 때 PF가 UKF와 비슷한 성능을 보여주고 있다. 그림 11을 보면 파티클의 수가 400개 이면 파티클필터의 계산시간이 UKF보다 2배 이상 길다는

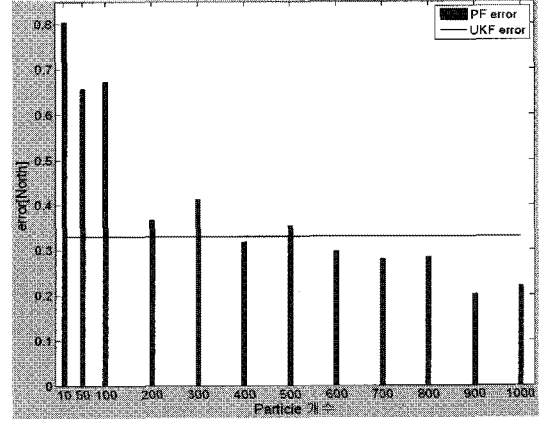


그림 10. 원형 궤적에 대한 파티클 개수별 복측위치 오차(1σ) (50회의 mean값).
 Fig. 10. North position error of circle trajectory due to the number of particles(1σ) (mean value of 50 times).

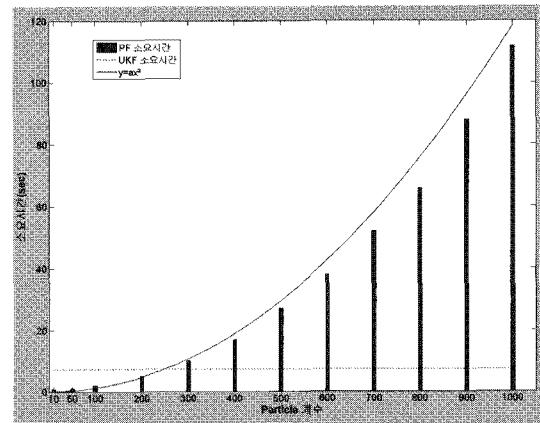


그림 11. 파티클필터의 계산 소요시간과 파티클수의 관계 (이차식의 계수 $\hat{a}=1.18$).
 Fig. 11. Computation time of particle filter due to the number of particles (quadratic coefficient $\hat{a}=1.18$)

것을 알 수 있다.

그림 11은 파티클의 개수에 대한 파티클필터의 계산 소요시간을 그린 것이다. 소요시간과 파티클의 개수는 근사적으로 볼 때 $y = ax^2$ 와 같이 2차함수의 모양을 나타내고 있고 계수 a 의 최소자승 추정값은 $\hat{a}=1.18$ 로 계산된다.

V. 결론

직선 등가속, 원형 및 선회 궤적을 그리며 이동하는 고속 항체에 대하여 GPS/INS 초강결합 시스템의 위치 오차 추정성능을 확장칼만필터(EKF), unscented 칼만필터(UKF), 파티클 필터(PF)에 대해 비교해 보았다. 같은 조건에서의 성능 비교를 위해서 노이즈는 가우시안으로 가정했다.

EKF, UKF, PK의 오차 공분산 행렬의 위치 오차 성분에 대해 비교한 결과는, UKF와 PF의 성능이 EKF보다 월등히 좋았다. 시뮬레이션 초기에는 PF가 UKF에 비해 좋은 성능을 보이지만 시간이 조금 지나면 성능이 비슷해짐을 알 수

있었다.

그림 10과 그림 11에서 PF와 UKF의 위치오차 추정 성능을 함께 하는 파티클의 개수에 대한 계산 소요시간이 PF가 UKF보다 훨씬 커서 가우시안 노이즈에 대해서는 UKF가 PF보다 항법 정확도와 계산 시간을 고려했을 때 성능이 좋은 것을 볼 수 있었다.

PF는 파티클의 수가 늘어나면 항법 성능이 좋아지나 필터의 계산 소요시간은 증가하며 근사적으로 계산 소요시간이 파티클 수의 2차식으로 표현할 수 있었다.

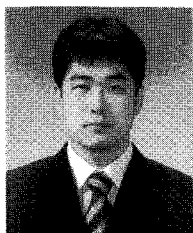
PF를 장시간 시뮬레이션 할 때 오차 성분이 다소 증가하는 현상도 발생한다. 이는 반복되는 큰 오차값이 더 많은 importance 가중치를 갖게 되어 생기는 것이며 time step 이 계속 갱신되면 다시 사라지는 것을 확인 할 수 있었다.

PF는 매 time step마다 상태변수와 파티클의 개수만큼 sampling과 resampling을 반복한다. 그 효과로 지속적인 impulse는 파티클의 개수가 많을수록 빠르게 회복되지만 계산시간이 늘어나 실시간 시스템에 적용하기에는 어려움이 있다. 그러므로 필터 설계시 파티클의 개수의 조절이 필요하다.

참고문헌

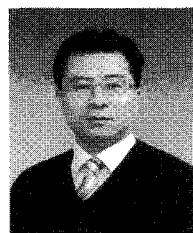
[1] J. A. Farrell and M. Barth, *The Global Positioning System & Inertial Navigation*, McGraw-Hill, 1999.

[2] E. D. Kaplan, *Understanding GPS Principles and Applications*, Artech House, Inc, 2006.
 [3] C.-F. Lin, *Modern Navigation, Guidance, and Control Processing*, Prentice Hall, 1991.
 [4] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*, John Wiley & Sons, 2001.
 [5] R. Babu and J. Wang, "Performance of code tracking loop in ultra-tight GPS/INS integration," *ENC-GNSS 2005*, Munich, Germany, 19-22 July 2005.
 [6] R. Babu and J. Wang, "Improving the quality of IMU-derived doppler estimates for ultra-tight GPS/INS integration." *GNSS 2004, Rotterdam*, The Netherlands.
 [7] S. Alban, "Design and performance of a robust GPS/INS attitude system for automobile application," Ph.D. Thesis, Stanford University, 2004.
 [8] B. Ristic, S. Arulampalam, N. Gordon, *Beyond the Kalman Filter: Particle Filters for Tracking Application*, Artech House, Boston & London, 2004.
 [9] 정광윤, 조영석, 심덕선, "무인탐사체 항법을 위한 GPS/INS 초강결합 성능분석," 제어·자동화·시스템 공학회 논문지, vol. 12, no. 8, pp. 773-779, 2006. 8.
 [10] 조영석, 심덕선, 양철관, 박진우, "GPS/INS 초강결합 기법에 대한 UKF의 성능분석," 제어·자동화·시스템 공학회 논문지, vol. 13, no. 8, pp. 817-823, 2007. 8.



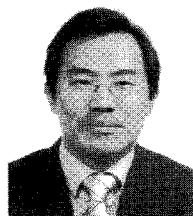
박진우

2003년 중앙대 컴퓨터공학 공학사. 2008년 동 대학원 전자전기공학부 석사. 현재 웅진코웨이 R&D 센터 전장 회로팀 재직. 관심분야는 GPS, 관성항법 시스템, C++/C# 프로그래밍, 마이크로프로세서.



양철관

1996년 중앙대 제어계측공학 공학사, 1998년 동대학원 전자전기공학 공학석사, 2003년 동대학원 전자전기공학 공학박사, 현재 유한대 전기정보과 교수, 관심분야는 고장검출, 항법알고리즘, GPS, 강인필터.



심덕선

1984년 서울대 제어계측공학 공학사 1986년 동 대학원 제어계측공학 공학석사. 1993년 미시간대 항공우주공학과 공학박사. 1994년 1월~1995년 1월 미시간대 전기공학과 포스트닥. 1995년 3월~현재 중앙대학교 전자전기공학

부 교수. 관심분야는 강인제어, GPS, 관성항법시스템, 필터링, 고장검출.