

시그마 포인트 기반 RHKF 필터를 사용한 지상항법용 DR/GPS 결합시스템의 성능 향상

Improving the Performance of DR/GPS Integrated System For Land Navigation Using Sigma Point Based RHKF Filter

조 성 윤*, 최 완 식
(Seong Yun Cho and Wan Sik Choi)

Abstract : This paper describes a DR construction for land navigation and the sigma point based receding horizon Kalman FIR (SPRHKF) filter for DR/GPS hybrid navigation system. A simple DR construction is adopted to improve the performance both of the pure DR navigation and the DR/GSP hybrid navigation system. In order to overcome the flaws of the EKF, the SPKF is merged with the receding horizon strategy. This filter has several advantages over the EKF, the SPKF, and the RHKF filter. The advantages include the robustness to the system model uncertainty, the initial estimation error, temporary unknown bias, and etc. The computational burden is reduced. Especially, the proposed filter works well even in the case of exiting the unmodeled random walk of the inertial sensors, which can be occurred in the MEMS inertial sensors by temperature variation. Therefore, the SPRHKF filter can provide the navigation information with good quality in the DR/GPS hybrid navigation system for land navigation seamlessly.

Keywords : tightly coupled DR/GPS, SPKF, receding horizon FIR strategy, SPRHKF filter

1. 서론

텔레매틱스 (Telematics: TELEcommunications and inforMATICs)는 차량의 위치기반 서비스 (LBS: Location Based Service)를 제공하기 위한 측위, 서버, 단말, 통신 등의 기술이 통합된 산업으로 IT839 전략 중 8대 신규서비스와 9대 신성장동력에 포함되는 핵심 IT 산업이다. 위치기반 서비스를 위한 측위(항법) 기술은 텔레매틱스 산업에서 중요한 핵심 기술 중 하나이다. 일반적으로 차량용 항법 시스템은 GPS 수신기와 디지털 지도로 구성된다. 그리고 도심 지역에서도 단절없는 측위 정보(seamless positioning) 제공을 위해 DR(Dead Reckoning)/GPS 결합시스템으로 구성하기도 한다[1-3]. 이때 차량용 DR 시스템은 시장성을 고려하여 군용/항해용 INS와는 달리 최소 시스템 사양의 저가형 센서로 구성되어야 한다. 본 논문에서는 저가형 1~2축 가속도계와 1축 자이로를 사용하여 DR 시스템을 구성하는 것으로 가정하며 이 DR 시스템을 사용하는 차량용 DR/GPS 결합시스템의 성능 향상을 위한 기법을 제안한다.

최근까지 DR/GPS 결합시스템은 확장칼만필터(EKF: Extended Kalman Filter)를 사용하여 개발되어왔다. EKF는 비선형시스템의 결합에 일반적으로 사용되는 잘 알려진 방법(well-known approach)이다[3]. 그러나 EKF는 여러 가지 단점들을 가지고 있으며 이 단점들은 필터의 준최적(sub-optimal) 성능을 갖게 하며 때로는 필터의 발산을 야기하기도 한다. 최근에 이런 단점들을 보완하기 위한 여러 형태의 필터들이 연구되어오고 있다. 대표적인 필터에는 시그마 포인트 칼만 필터(SPKE: Sigma Point Kalman Filter)[4-6]와 이동구간 칼만 FIR(RHKF: Receding Horizon Kalman FIR) 필터[7-9]가 있다.

EKF에서 초기 추정오차가 큰 경우 EKF 구현에 필요한 자코비안(Jacobian) 행렬에 심각한 문제점이 발생하므로 이 필터는 발산할 수 있다. 반면에, SPKF에서는 자코비안 행렬 계산이 필요 없으므로 큰 초기 추정오차에 강인한(robust) 특성을 갖는다[6]. 시스템 모델에 모델링 오차가 있거나 일시적으로 발생하는 불확실성 바이어스가 있는 경우 EKF는 이런 오차들에 큰 영향을 받게 된다. RHKF 필터는 최근 구간의 유한개의 측정치만 사용하므로 IIR 구조의 필터의 발산을 야기하는 이런 오차들에 강인한 특성을 갖고 있다[7-9]. 이렇게 SPKF와 RHKF 필터는 EKF의 단점이 보완된 필터이다. 그러나 SPKF는 RHKF 필터의 장점을 갖지 않으며 RHKF 필터 또한 SPKF의 장점을 갖고 있지 않다. 따라서 본 논문에서는 이 두 필터의 장점을 결합한 새로운 필터를 제안한다. 이 필터를 시그마 포인트 기반 RHKF (SPRHKF: Sigma Point based RHKF) 필터라 부른다.

DR/GPS 결합시스템은 DR과 GPS의 장점을 결합하여 최적의 측위 솔루션을 제공한다. 이 시스템에서 결합 필터의 성능뿐 아니라 순수 DR의 성능 또한 중요하다. 지상항법용 DR은 차량의 제한적 움직임에 의하여 IMU대신 센서 레벨의 DR 시스템을 구성할 수 있다. 2D 위치 계산을 위해 1~2축 가속도계를 사용할 수 있다. 속도 정보 갱신을 위해 기존의 INS 속도 갱신식을 사용하는 경우 2축의 가속도계가 필요하다. 그러나 본 논문에서는 속도계를 사용하는 접촉식 DR 시스템과 같은 구조의 비접촉식 DR 시스템 구성을 위해 1축 가속도계만을 사용하는 것을 고려한다. 그러나 1축 가속도계만을 사용하는 DR 시스템이 2축 가속도계를 사용하는 DR 시스템보다 순수 DR과 DR/GPS 결합시스템에서 더 좋은 성능을 갖는 것을 보인다. 이런 구조의 DR을 사용하여 DR/GPS 강결합 시스템을 구성한다.

이 논문에서 오차 특성이 다른 여러 가지 경우에 EKF와 SPKF 그리고 제안된 SPRHKF 필터의 성능을 시뮬레이션을

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2005. 4. 18., 채택확정 : 2005. 10. 24.

조성윤, 최완식 : 한국전자통신연구원 텔레매틱스연구단
(sycho@etri.re.kr/choiws@etri.re.kr)

통해 비교 분석 하였다. SPKF와 SPRHKF 필터는 큰 초기 방위각 추정 오차에도 잘 동작하는 특성을 보인다. 이것은 EKF와 달리 자코비안 행렬 계산이 필요 없기 때문이다. 특히 SPRHKF 필터는 관성 센서가 모델링 되지 않은 랜덤 워크 특성의 오차를 갖거나 일시적으로 발생하는 불확실성 바이어스가 있는 경우 다른 두 필터보다 강한 특성을 보인다.

본 논문의 2장에서는 EKF의 단점을 보완하는 SPKF와 RHKF 필터를 소개하고 새로운 형태의 SPRHKF 필터를 제안한다. 3장에서는 초기 방위각 추정 오차에 강한 DR의 구조와 그 성능을 보이며 SPRHKF 필터를 사용하여 DR/GPS 강결합 시스템을 구성하는 방법을 나타낸다. 그리고 시뮬레이션 결과를 통한 성능 분석을 4장에서 보이며 5장에서 결론을 맺는다.

II. 시그마 포인트 기반 RHKF 필터

비선형 항법시스템에서 오차 추정 및 센서 퓨전에 가장 많이 사용되던 EKF에는 여러 가지 구현상의 문제점을 갖고 있다. EKF가 갖는 취약점 중 하나는 오차 상태변수의 분포(distribution)가 가우시안(Gaussian) 랜덤 변수로 근사화 되고 이렇게 근사화 된 값이 비선형 시스템의 1차 선형화된 함수에 의해 시간 전파(time propagation) 된다는 것이다. 이때 초기 추정 오차가 큰 경우, 선형화 과정에서 무시된 2차 이상의 항들의 값이 커질 수 있다. 이로 인하여 시간 전파된 평균과 공분산값은 큰 오차를 갖게 되며 이런 구조적 오차 요인에 의하여 필터의 준최적 성능 또는 발산을 야기할 수 있다. 또 다른 EKF의 단점은 IIR 구조 특성에 의하여 모델 불확실성 및 일시적으로 발생하는 바이어스 등과 같은 오차에 전적으로 영향을 받게 되며 필터의 오차 증가의 중요 요인이 된다. 이 장에서는 이런 오차 요인들에게 EKF보다 강한 특성을 갖는 대체 필터를 소개하고 보다 성능 향상된 필터를 제안한다.

1. 시그마 포인트 칼만필터(SPKF)

비선형 시스템에서 상태변수 추정의 최적해(optimal solution)는 재귀적 Bayesian 추정기에서 얻을 수 있다. 그러나 실제 시스템에서 다중차수 시스템의 구현은 어려움이 있다. 실제 시스템 구현을 위한 근사화 기법으로 EKF가 있으나 EKF는 비선형 시스템 및 관측식의 선형화를 위한 자코비안 행렬 계산에 문제점을 갖고 있다. 이런 결점들은 시스템의 통계적 특성을 반영하는 유한개의 확률 분포 샘플을 선정한 후 샘플을 독립적으로 전파하는 particle 필터에 의해 극복될 수 있다. 비선형 함수를 통해 변환된 샘플들은 시스템의 통계적 특성을 정확하게 반영한다. 그러나 이 필터의 신뢰성을 향상시키기 위해 필요한 샘플들의 수는 매우 커야 한다. 이런 이유에 의하여 실제 구현에 계산상의 문제점이 발생하며 이 문제점을 해결하기 위한 추가적인 메카니즘으로 re-sampling 기법이 연구되었다. 그러나 이 필터는 여전히 계산량과 안정성 사이에 큰 교환조건(trade-off)의 관계를 갖는다. 이런 EKF와 particle 필터의 단점들을 극복하기 위해 고안된 개념이 Unscented Transformation (UT) 이다. UT는 비선형 함수를 선형 근사화시키지 않는 대신 가우시안 가정에 의해 정의된 작은 개수의 시그마 포인트들을 사용하여 확률 분포 함수를 근사화 한다.

시그마 포인트는 이전시간(prior) 확률 분포 함수의 평균과 공분산 정보를 내포하고 있으며 비선형 함수를 통해 직접 시간 전파된 시그마 포인트들을 사용하여 이후시간(posterior) 평균과 공분산을 계산한다. 이렇게 계산된 평균과 공분산은 EKF에서 선형 근사화된 식을 사용하여 시간 전파된 평균과 공분산과는 달리 작은 오차를 갖는다는 것이 UT의 기본 개념이다. 시그만 포인트 칼만 필터 (SPKF)는 UT 개념을 사용하여 구성된 필터이며 이 필터 범주 안에 필터의 구성 형태에 따라 UKF (Unscented Kalman Filter), CDKF (Central Difference Kalman Filter), SRUKF (Square-Root UKF), SRCDFK (Square-Root CKFF), reduced SPKF 등이 있다. UKF는 다음과 같이 구성된다[4-6].

우선 이산시간 비선형 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$x_{k+1} = f(x_k) + w_k, w_k \sim N(0, Q) \quad (1.1)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k, v_k \sim N(0, R) \quad (1.2)$$

상태변수와 공분산은 가우시안으로 정의된 잡음의 적용을 위해 다음과 같이 확장된다.

$$\hat{x}_0^a = E[x_0^T \ w_0^T \ v_0^T]^T = [\hat{x}_0^T \ 0 \ 0]^T \quad (2)$$

$$P_0^a = E[(x_0 - \hat{x}_0^a)(x_0 - \hat{x}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} P_0 & 0 & 0 \\ 0 & Q & 0 \\ 0 & 0 & R \end{bmatrix} \quad (3)$$

그리고 마지막 초기화로 시그마 포인트의 가중치를 위해 다음과 같이 필터 구동 전에 미리 구성한다.

$$W_0^{(m)} = \lambda / (L + \lambda) \quad (4.1)$$

$$W_0^{(c)} = \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (4.2)$$

$$W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = 1/2(L + \lambda), i = 1, \dots, 2L \quad (4.3)$$

여기서 $\lambda = (\alpha^2 - 1)L$ 는 조정 매개변수이며, α 는 추정된 평균 \hat{x}_0 주위의 시그마 포인트들의 분포 범위를 의미하며 ($1 \leq \alpha \leq 1e^{-3}$), β 는 상태변수 확률 분포의 선형 지식을 의미하며 가우시안 분포인 경우 2가 최적이다.

SPKF에서는 시그마 포인트를 설정하는 것이 중요하며 다음과 같이 설정함으로써 재귀적 필터의 구현이 시작된다.

$$\chi_{k-1}^a = \left[\hat{x}_{k-1}^a \quad \hat{x}_{k-1}^a \pm \sqrt{(L + \lambda)P_{k-1}^a} \right] \quad (5)$$

그 다음 설정된 시그마 포인트는 다음과 같이 비선형 시스템 함수를 통하여 독립적으로 시간 전파 된다.

$$\chi_{k|k-1}^x = f(\chi_{k-1}^x) + \chi_{k-1}^w \quad (6)$$

이렇게 계산된 시간 전파된 시그마 포인트를 사용하여 다음과 같이 상태변수, 공분산, 그리고 측정치의 추정치가 계산된다.

$$\hat{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{i,k|k-1}^x \quad (7)$$

$$P_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[\chi_{i,k|k-1}^x - \hat{x}_k^- \right] \left[\chi_{i,k|k-1}^x - \hat{x}_k^- \right]^T \quad (8)$$

$$\hat{y}_k^- = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \left[h(\chi_{i,k|k-1}^x) + \chi_{k-1}^v \right] \quad (9)$$

관측값이 들어오면 다음과 같이 필터 이득(gain)값을 계산한다.

$$K_k = P_{x_k y_k} P_{y_k y_k}^{-1} \quad (10)$$

여기서

$$P_{x_k y_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[\chi_{i,k|k-1}^x - \hat{x}_k^- \right] \left[h(\chi_{i,k|k-1}^x) - \hat{y}_k^- \right]^T \quad (11)$$

$$P_{y_k y_k} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} \left[h(\chi_{i,k|k-1}^x) - \hat{y}_k^- \right] \left[h(\chi_{i,k|k-1}^x) - \hat{y}_k^- \right]^T \quad (12)$$

마지막으로 상태변수와 공분산은 다음과 같이 각각 측정치 갱신된다.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - \hat{y}_k^-) \quad (13)$$

$$P_k = P_k^- - K_k P_{y_k y_k} K_k^T \quad (14)$$

(2)-(4)는 필터 구동 전에 전처리(preprocess)된다. 그 다음 (5)-(14)는 재귀적으로 구동된다.

2. 이동구간 칼만 FIR (RHKF) 필터

필터가 모델 불확실성, 일시적인 바이어스 등과 같은 오차를 갖는 경우, 추정 성능은 사용되는 필터의 특성에 따라 다른 경향을 보인다. 지금까지 비선형 시스템의 상태변수 추정에 가장 많이 사용되던 EKF는 IIR 구조 특성에 의하여 정확한 상태변수 추정에 어려움이 발생한다. 본 논문에서는 이런 오차 환경에서 필터의 성능을 향상시키기 위하여 RHKF 필터를 소개한다[7-9].

그림 1은 RHKF 필터의 개념을 나타낸 것이다. 이 그림에 의하여 현재의 상태변수 x_k 는 최근의 측정치 구간 $[k-N, k]$ (N 은 이동구간 크기)의 측정치만 사용하여 추정한다. RHKF 필터는 FIR 특성에 의하여 빠른 추정 성능을 갖고 있으며 모델 불확실성, 일시적인 시변 바이어스 등과 같은 오차에 제한적으로 영향을 받는 특성을 갖는다. 그리고 선형 시스템에서는 이동구간 초기 상태변수에 대한 정보가 없어도 특이성 문제(singularity problem) 없이 사용할 수 있다. 그러나 비선형 시스템에 적용할 수 있는 RHKF 필터에 대한 연구는 현재까지 충분히 이루어지지 않았다. EKF와 같이 비선형 시스템에 적용하기 위해 비선형 함수의 선형화가 필요하며 이에 의하여 비선형 시스템에 RHKF 필터를 적용하기 위한 연구는 더디게 이루어지고 있다. RHKF 필터가 갖는 장점을 DR/GPS 결합시스템에 적용하기 위하여 본 논문은 시그마 포인트의 개념을 RHKF 필터에 적용하여 RHKF 필터가 갖는 단점을 보완하는 새로운 형태의 필터를 다음 장에서 제안한다.

3. 시그마 포인트 기반 RHKF (SPRHKF) 필터

RHKF 필터는 초기 추정 정보를 모른다고 가정하고 초기 오차 공분산 값을 무한대로 설정하기 때문에 칼만 필터의 역

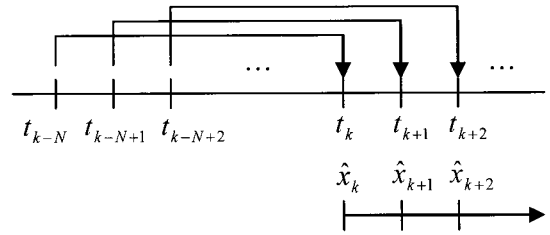


그림 1. RHKF 필터의 개념.

Fig. 1. Concept of the RHKF filter.

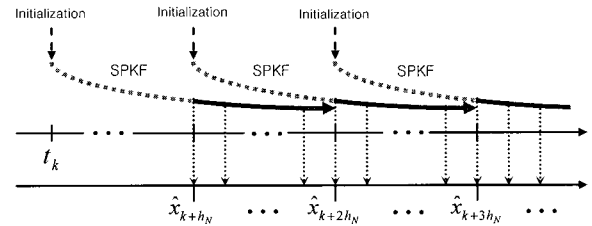


그림 2. SPRHKF 필터의 개념.

Fig. 2. Concept of the SPRHKF filter.

공분산(inverse covariance) 행렬의 형태로 설계된다. 그러나 비선형 시스템에서는 비선형 함수의 선형 근사화를 위해 오차가 작은 초기 추정 정보를 알아야 한다. 따라서 비선형 시스템에 적용하는 RHKF 필터는 선형화 과정에 제약조건을 갖는다.

이 논문에서는 RHKF 필터의 제약 조건을 약하게 하도록 설계하였다. 앞에서 언급한 것과 같이 SPKF는 큰 초기 추정 오차에도 잘 구동되는 특성을 갖는다. SPRHKF 필터는 여러 가지 오차 특성에 강인성을 보장하기 위해 RHKF 필터와 SPKF의 장점을 결합한다.

SPRHKF 필터의 개념을 그림 2에 나타내었다. 이 그림에서 h_N 은 이동 구간의 크기를 의미한다. 구간 $[t_{k+h_N}, t_{k+2h_N}]$ 에서 추정해를 제공하기 위하여 SPKF가 시간 t_k 에서부터 구동된다. 동시에 다음 구간을 위한 SPKF가 시간 t_{k+h_N} 에서부터 구동된다. 그리고 다음 구간을 위한 SPKF에서 추정된 해는 구간 $[t_{k+2h_N}, t_{k+3h_N}]$ 에서 제공된다.

SPRHKF 필터는 EKF, RHKF 필터, 그리고 SPKF보다 향상된 세 가지 장점을 갖는다. 첫째, SPRHKF 필터는 FIR 특성에 의하여 여러 오차 요인들에게 강인한 특성을 갖는다. 둘째, SPRHKF 필터는 또한 SPKF의 장점에 의하여 구간 초기 오차에 강인한 특성을 갖는다. 마지막으로 이 필터는 이동구간의 이동 간격(receding interval)을 1에서 h_N 으로 확대함으로써 RHKF 필터가 갖는 단점인 많은 계산량을 줄였다. 이렇게 성능 향상된 새로운 형태의 필터는 다음 장에서 지상항법용 DR/GPS 결합시스템에서 사용함으로써 그 성능을 검증한다.

III. 지상항법용 DR/GPS 결합시스템 설계

지상항법용 DR시스템에서는 INS와 달리 제한된 개수의 센서로만 구성된다. 이런 경우 기존의 방법과는 다른 형태의

항법계산으로 DR 시스템과 DR/GPS 결합시스템의 성능향상을 고려할 수 있다. 그리고 앞에서 제안한 SPRHKF 필터를 DR/GPS 결합시스템에 적용하는 문제를 이 장에서 다룬다.

1. 초기 방위각 추정오차에 강인한 DR 구조

본 논문에서는 2축 가속도계와 1축 자이로로 차량용 DR 시스템을 구성하는 것으로 가정한다.

INS의 속도계산 미분방정식은 다음과 같다.

$$\dot{V}^n = C_b^n f^b - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times V^n + g^n \quad (15)$$

지상항법용 DR에서 2D만을 고려하는 경우 중력에 대한 항은 제거할 수 있으며 저급 가속도계를 사용하여 저속 차량으로 운행하는 경우 전향력(coriolis force) 항 또한 무시할 수 있다. 이런 구조로 된 계산식과 속도계를 쓰는 경우에 사용되는 식의 형태로 각각 이산시간 구조로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$DR_M1: V^n(k) = V^n(k-1) + C_b^n(k) f^b(k) dk \quad (16)$$

여기서

$$C_b^n = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$DR_M2: V_x^b(k) = V_x^b(k-1) + f_x^b(k) dk \quad (18.1)$$

$$V^n(k) = (C_b^n)'(k) V_x^b(k) \quad (18.2)$$

여기서

$$(C_b^n)' = \begin{bmatrix} \cos \psi \\ \sin \psi \end{bmatrix} \quad (19)$$

DR_M1은 동체 좌표계 상에서 출력되는 가속도계 값을 좌표변환하여 항법 좌표계상의 속도를 계산하는 방법이다. 만약 등속도로 회전하는 경우 가속도계의 출력은 $f^b = [0 \ V\omega]^T$ 가 된다. 여기서 V 는 차량의 속도이며 ω 는 회전 각속도를 나타낸 것이다. 즉 y축 가속도계에 원심력이 나타난다. 그러나 차량의 속도가 낮거나 각속도가 작은 경우 y축 가속도계에 나타나는 원심력이 저급 MEMS형 가속도계의 오차 성분보다 작은 경우 회전에 의한 속도 변화를 반영할 수 없게 된다.

DR_M2는 x축 가속도계에서 출력되는 차량의 전진방향 속도만 사용하여 차량의 전진방향 속력만 계산한다. 차량은 미끄럼 현상이 나타나지 않는 이상 x축 방향으로만 움직이며 회전을 하는 경우에도 x축 가속도계는 회전 곡면의 접선 방향을 향하기 때문에 원심력에 의한 영향이 나타나지 않는다. 따라서 이 식의 사용이 가능하다.

DR_M1과 DR_M2 식을 사용하여 각각 DR을 수행하는 경우 서로 다른 특성을 보인다. 두 방법의 특성 분석을 위해 각각 선형 섭동법(linear perturbation)을 사용하여 오차식을 다음과 같이 구성하였다.

$$DR_M1: \delta V^n(k) = \delta V^n(k-1) + C_b^n(k) \nabla(k) dk + \delta C_b^n(k) f^b(k) dk \quad (20)$$

여기서 ∇ 는 가속도계 바이어스를 의미하며,

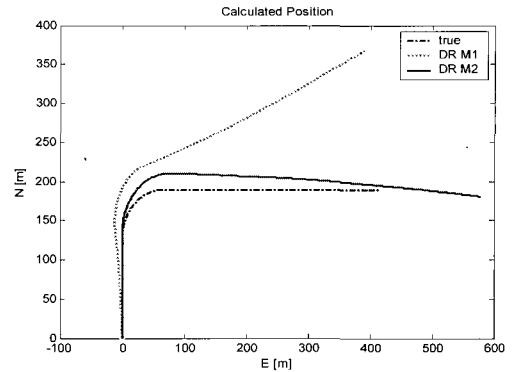


그림 3. DR_M1과 DR_M2의 비교.

Fig. 3. Comparison between DR_M1 and DR_M2. Gyro Bias = 0.1 [deg/s], Accelerometer Bias = [0.1 -0.1] [m/s²].

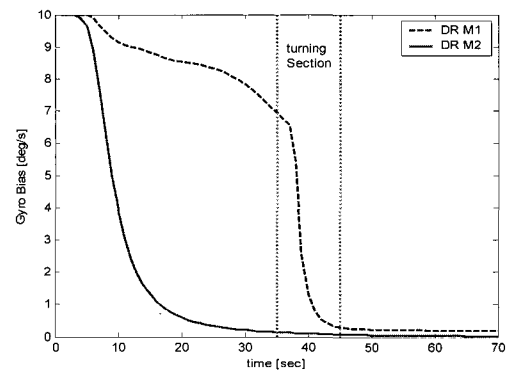


그림 4. 자이로 바이어스 공분산.

Fig. 4. Gyro bias covariance.

$$\delta C_b^n = \begin{bmatrix} -\sin \psi & -\cos \psi \\ \cos \psi & -\sin \psi \end{bmatrix} \delta \psi \quad (21)$$

$$DR_M2: \delta V_x^b(k) = \delta V_x^b(k-1) + \nabla_x(k) dk \quad (22.1)$$

$$\delta V^n(k) = (C_b^n)'(k) \delta V_x^b(k) + \delta (C_b^n)'(k) V_x^b(k) \quad (22.2)$$

여기서

$$\delta (C_b^n)' = \begin{bmatrix} -\sin \psi \\ \cos \psi \end{bmatrix} \delta \psi \quad (23)$$

그리고 여기서 자세오차 $\delta \psi$ 는 다음과 같다.

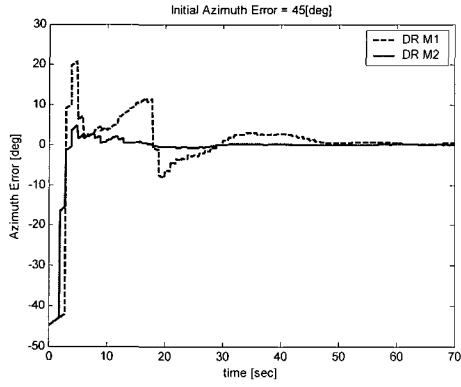
$$\delta \psi(k) = \delta \psi(k-1) + \varepsilon_z dk \quad (24)$$

(20)-(23)을 통해 DR_M1과 DR_M2의 경우 가속도계 바이어스가 속도오차에 미치는 영향은 각각 (25)와 (26)과 같다.

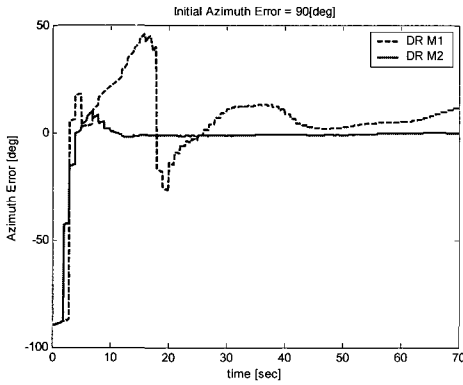
$$\begin{bmatrix} \delta V_N^n \\ \delta V_E^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla_x \cos \psi - \nabla_y \sin \psi \\ \nabla_x \sin \psi + \nabla_y \cos \psi \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\begin{bmatrix} \delta V_N^n \\ \delta V_E^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla_x \cos \psi \\ \nabla_x \sin \psi \end{bmatrix} \quad (26)$$

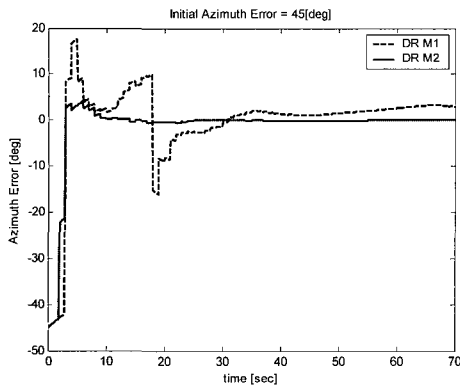
(25), (26)에서와 같이 그림 3은 두 경우의 성능을 비교한 것으로 DR M2는 x축 가속도계 오차에만 영향을 받으나 DR



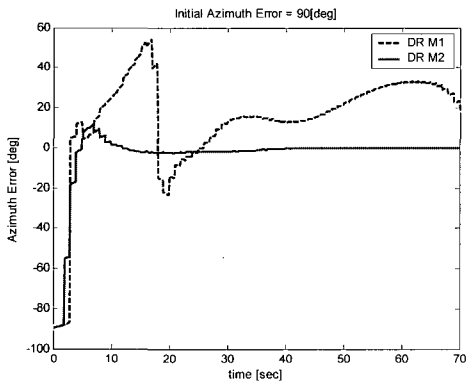
(a) $\delta\psi_0 = 45^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 53 sec]



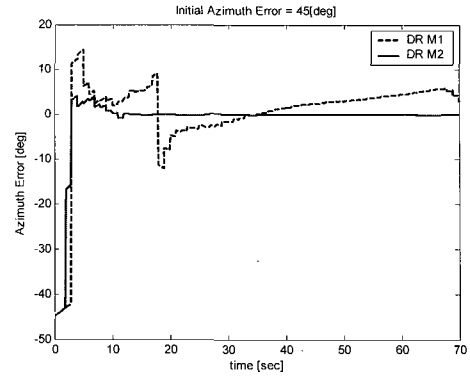
(b) $\delta\psi_0 = 90^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 53 sec]



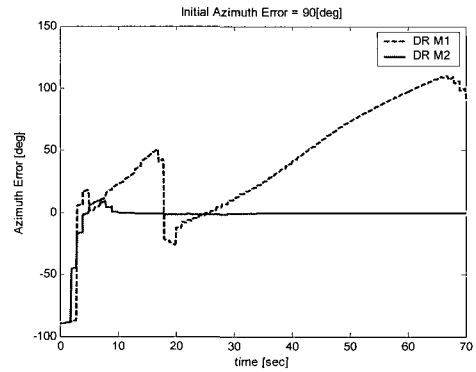
(c) $\delta\psi_0 = 45^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 33 sec]



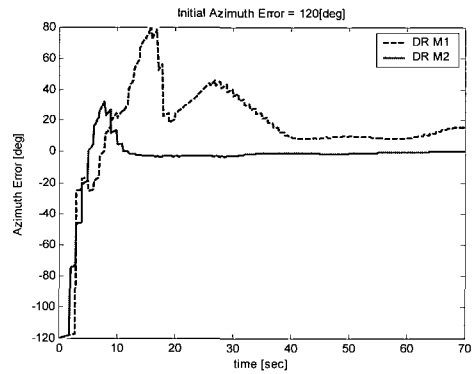
(d) $\delta\psi_0 = 90^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 33 sec]



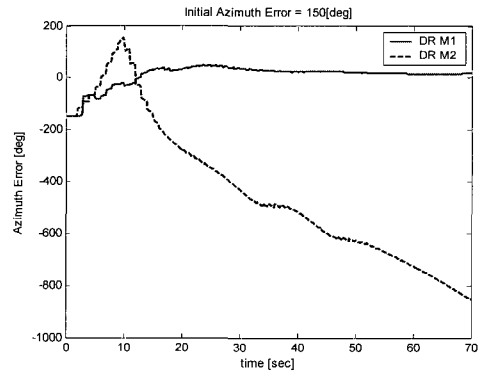
(e) $\delta\psi_0 = 45^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 25 sec]



(f) $\delta\psi_0 = 90^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 25 sec]



(g) $\delta\psi_0 = 120^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 53 sec]



(h) $\delta\psi_0 = 150^\circ, \dot{\psi} = 20^\circ/s$ [15 ~ 53 sec]

그림 5. DR_M1과 DR_M2의 성능 비교.

Fig. 5. Performance comparison between DR_M1 and DR_M2.

M1은 두 축 가속도계 오차에 영향을 받아 속도 및 위치 오차가 발생하므로 더 큰 오차 누적이 예상된다. 이 시뮬레이션에서 초기 자세 오차는 없는 것으로 가정하였다.

이 두 방법은 DR/GPS 결합시스템에서도 성능 차이를 보인다. EKF로 DR/GPS 결합시스템을 구성하는 경우 일반적으로 초기 방위각 추정 오차의 크기가 필터의 수렴 또는 발산의 절대적인 요인으로 알려져 있다. 성능 분석을 위해 EKF를 사용하여 두 방법의 DR/GPS 결합시스템을 시뮬레이션하였다. 먼저 공분산 해석을 하였으며 그림 4는 자이로 바이어스의 공분산을 나타낸 것이다. 이 그림을 통해 DR_M2의 경우 운항 궤적에 관계없이 가관측한 것을 알 수 있다. 그러나 DR_M1의 경우 순항 구간에서는 가관측성이 만족되지 않으며 회전 구간에서만 가관측성한 것을 볼 수 있다. 이 공분산 해석을 통해 DR_M2의 추정 성능이 DR_M1보다 뛰어난 것을 알 수 있다.

그림 5는 초기 방위각 추정 오차의 크기에 따른 자세 오차를 각각 비교 분석한 것이다. 그림 5(a), (b), (g)와 (h)는 구간 [15~53sec]에서, 그림 5(c)와 (d)는 구간 [15~33sec]에서, 그리고 그림 5(e)와 (f)는 구간 [15~23sec]에서 회전을 하며 나머지 구간에서는 순항하는 것으로 하였다.

그림 5를 통해 DR_M2는 초기 방위각 추정 오차가 크더라도 방위각 오차가 0으로 수렴하는 것을 볼 수 있다. 그러나 DR_M1은 회전 구간에서 가관측성이 향상되어 수렴하다가 그 이후 순항 구간에서는 오차가 발산하는 것을 볼 수 있다. 이런 현상은 회전 구간이 짧을수록 더욱 두드러지게 나타나며 초기 오차의 크기가 클수록 더욱 크게 나타난다. 그림 5(h)를 통해 회전 구간이 크더라도 초기 오차의 크기가 큰 경우 결국 필터가 발산하는 것을 알 수 있다. 따라서 제안된 DR_M2 구조가 순수 DR인 경우뿐 아니라 DR/GPS 결합시스템에서도 좋은 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

2. SPRHKF 필터를 사용한 DR/GPS 강결합 시스템

도심지역에서 위성의 가시성이 낮은 것은 잘 알려진 사실이다. 건물, 터널 등과 같은 환경에 의하여 4개 이하의 위성 가시성이 발생하거나 일시적인 신호 불수신, 큰 다중경로 오차 등이 빈번하게 발생한다. 이런 환경에서 단절없이 측위 정보를 계산하기 위해 일반적으로 강결합 기법으로 DR/GPS 결합시스템을 구성한다. 본 논문에서는 앞 절에서 제안한 DR_M2 방식으로 DR 시스템을 구성하고 2장에서 제안한 SPRHKF 필터를 사용하여 그림 6과 같이 DR/GPS 결합시스템을 구현한다.

1축 가속도계는 차량의 전진방향 가속도를 측정하고 1축 자이로는 차량의 방위각 변화율을 측정한다. 추정할 상태변수는 항법 좌표계 상의 2D 위치(P_N, P_E)와 동체 좌표계 상의 속도(V^b), 방위각(ψ), 가속도계 바이어스(∇), 자이로 바이어스(ϵ), 그리고 수신기 시계 바이어스(c)로 설정한다.

먼저, 시그마 포인트를 (5)를 사용하여 생성한다. 그 다음 다음과 같이 $2L+1$ 개의 시그마 포인트들을 독립적으로 각각 비선형 함수를 통하여 시간 전파 시킨다.

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1}^x(1, j) &= \chi_{k-1}^x(1, j) \\ &+ \chi_{k-1}^x(3, j) \cos(\chi_{k-1}^x(4, j))dt + \chi_{k-1}^v(1, j) \end{aligned} \quad (27)$$

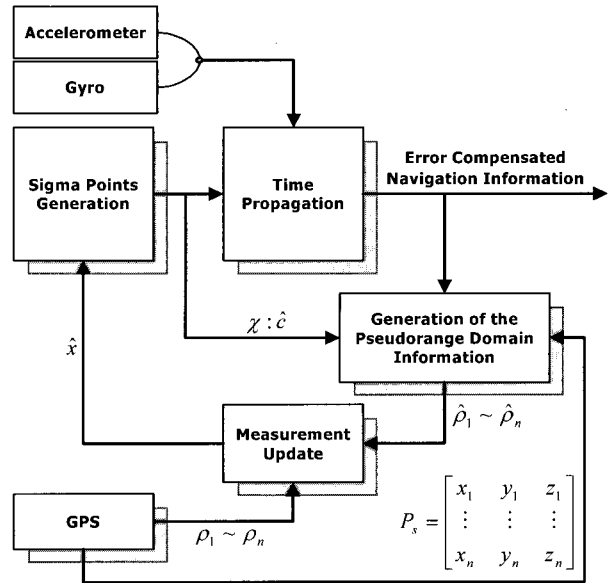


그림 6. SPRHKF 필터를 사용한 DR/GPS 강결합 시스템의 구성도.

Fig. 6. Block diagram of the tightly coupled DR/GPS using the SPRHKF filter.

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1}^x(2, j) &= \chi_{k-1}^x(2, j) \\ &+ \chi_{k-1}^x(3, j) \sin(\chi_{k-1}^x(4, j))dt + \chi_{k-1}^v(2, j) \end{aligned} \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1}^x(3, j) &= \chi_{k-1}^x(3, j) \\ &+ (f_x^b - \chi_{k-1}^x(5, j))dt + \chi_{k-1}^v(3, j) \end{aligned} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \chi_{k|k-1}^x(4, j) &= \chi_{k-1}^x(4, j) \\ &+ (\omega_z - \chi_{k-1}^x(6, j))dt + \chi_{k-1}^v(4, j) \end{aligned} \quad (30)$$

$$\chi_{k|k-1}^x(5, j) = \chi_{k-1}^x(5, j) + \chi_{k-1}^v(5, j) \quad (31)$$

$$\chi_{k|k-1}^x(6, j) = \chi_{k-1}^x(6, j) + \chi_{k-1}^v(6, j) \quad (32)$$

$$\chi_{k|k-1}^x(7, j) = \chi_{k-1}^x(7, j) + \chi_{k-1}^v(7, j) \quad (33)$$

여기서 $j = 1, 2, \dots, 2L+1$

EKF에서는 오차 상태변수들 사이의 관계가 자코비안 행렬 안에 명확하게 나타내어져야 한다. 그러나 SPRHKF 필터에서는 (27)-(33)에서 나타낸 것과 같이 시그마 포인트들의 시간 전파과정에서 상태변수들 사이의 관계가 명시되어야 한다.

시간 전파 과정 후, 강결합 구동에서 측정치 갱신을 위해 의사거리(pseudorange) 영역의 정보를 생성한다. 이 논문에서는 의사거리만 필터 측정치로 사용된다. 의사거리는 다음과 같이 생성한다.

$$\begin{aligned} \hat{\rho}_{i-k}(j) &= \sqrt{(x_i - x_u)^2 + (y_i - y_u)^2 + (z_i - z_u)^2} \\ &+ \chi_{k|k-1}^x(7, j) \end{aligned} \quad (34)$$

여기서 $j = 1, 2, \dots, 2L+1$. $[x_i \ y_i \ z_i]$ 는 i 번째 위성의 위치로 GPS 수신기로부터 획득된다. $[x_u \ y_u \ z_u]$ 는 ECEF 좌표계상의 차량의 위치로 다음과 같이 계산된다.

$$[L_u \ l_u \ h_u]^T = [L_0 + P_N/R_e \ l_0 + P_E/R_e \ h_0]^T \quad (35)$$

$$\begin{bmatrix} x_u \\ y_u \\ z_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (R_e + h_u) \cos L_u \cos l_u \\ (R_e + h_u) \cos L_u \sin l_u \\ (R_e + h_u) \sin L_u \end{bmatrix} \quad (36)$$

여기서 $[L_u \ l_u \ h_u]$ 는 차량의 위도, 경도, 고도를 의미하며 $[L_0 \ l_0 \ h_0]$ 는 차량의 항법 초기 위치를 나타낸 것이며, R_e 는 지구 반경을 의미한다.

상태변수 및 측정치의 시간 전파는 (7)-(9)를 사용하여 완료한 다음, 마지막으로 측정치 갱신은 (10)-(14)를 사용하여 수행한다.

이 장에서 나타낸 것처럼, SPRHKF 필터는 EKF를 사용한 DR/GPS 강결합에서 필요한 시스템과 측정치의 복잡한 자코비안 행렬 계산을 필요로 하지 않는다. 그러므로 제안된 SPRHKF 필터를 사용하여 DR/GPS 결합시스템을 쉽게 구현할 수 있다.

IV. 시뮬레이션 및 성능 분석

제안한 필터의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 수행하였다. DR 시스템은 DR_M2의 구조로 설계하였다. 6가지 상황을 설정하여 EKF와 SPKF, 그리고 제안한 SPRHKF 필터를 그 상황에서 구동한 후 각 필터들 사이의 성능을 비교 분석하였다. 여기서 DR은 10Hz로 계산되며 필터는 GPS 데이터 출력주기인 1Hz로 구동하는 것으로 하였다. 그리고 SPRHKF 필터의 이동 구간의 크기는 15초로 하였다. 시뮬레이션 궤적은 그림 7과 같이 가속속(a_x)과 등속(V_x), 그리고 회전(w_z) 궤적을 포함하고 있다. 이탤릭체는 시간을 나타낸 것이다. 시뮬레이션에서 사용된 GPS 데이터는 MATLAB Toolbox를 사용하여 생성하였으며 GPS 오차는 열잡음(thermal noise), 대류권오차(trapospheric error), 그리고 다중경로오차(multipath error)를 모두 포함하는 것으로 가정하였다. 이온층오차(ionospheric error)는 오차 모델에 의한 보상을 가정하여 무시하였다. 각 상황에서 그림의 (a)는 위치오차, (b)는 방위각 오차 그리고 (c)는 센서오차의 추정 오차를 나타낸 것이다.

1. 상황 I

- 센서 오차를 랜덤 상수로 모델링 한다.
- 필터에서 센서 오차의 모델을 랜덤 상수로 한다.

관성 센서의 오차를 다음과 같이 랜덤 상수와 백색 잡음으로 모델링 한다.

$$\delta f^b = \nabla + w_a, \quad \nabla_k = \nabla_{k-1}, \quad \nabla_0 \sim N(0, P_a), \quad w_a \sim N(0, Q_a) \quad (37.1)$$

$$\delta \omega_{ib}^b = \varepsilon + w_g, \quad \varepsilon_k = \varepsilon_{k-1}, \quad \varepsilon_0 \sim N(0, P_g), \quad w_g \sim N(0, Q_g) \quad (37.2)$$

이 상황에서 SPRHKF 필터의 수렴 특성을 고려하여 이동 구간의 크기를 2배 하였다. 결과 그림 8과 표 1을 통하여 상황 1에서 세 필터의 성능이 비슷함을 알 수 있다. SPRHKF 필터의 경우 이동 구간의 크기를 크게 설정할수록 수렴 특성은 향상될 수 있다.

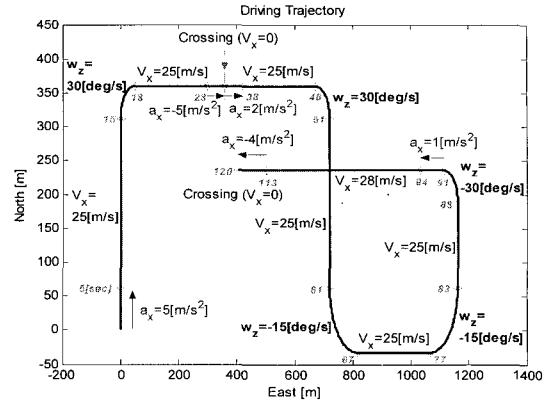


그림 7. 시뮬레이션 궤적.
Fig. 7. Simulation trajectory.

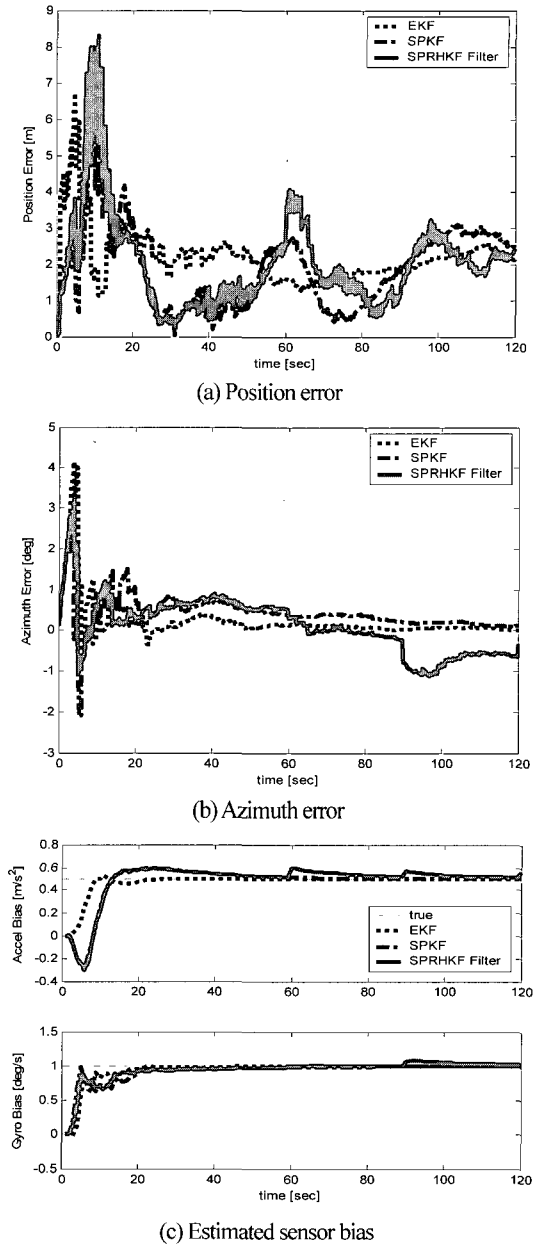


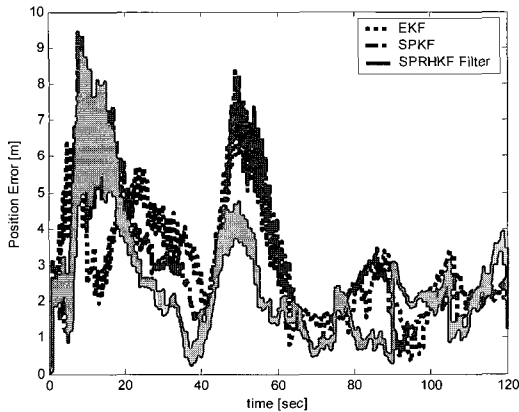
그림 8. 상황 I의 결과.
Fig. 8. Results of the situation I.

표 1. 추정 오차: 상황 I.

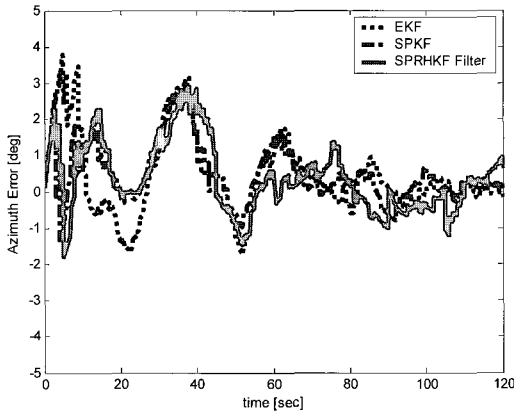
Table 1. Estimation error: situation I.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	2.2057	0.2293	-0.0270	-0.0595
(2)	1.9365	0.4085	-0.0274	-0.0739
(3)	2.0097	0.1151	-0.0105	-0.0572

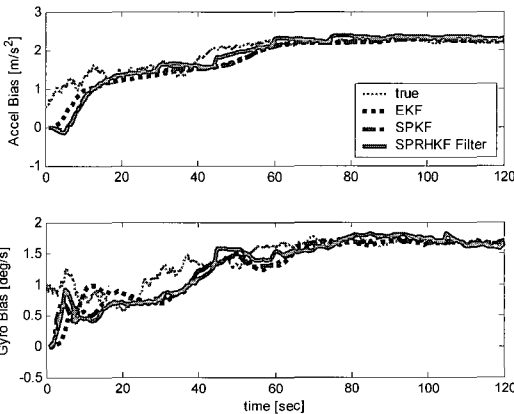
(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter



(a) Position error



(b) Azimuth error



(c) Estimated sensor bias

그림 9. 상황 II의 결과.

Fig. 9. Results of the situation II.

표 2. 추정 오차: 상황 II.

Table 2. Estimation error: situation II.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	3.0609	0.4044	-0.1594	-0.1128
(2)	3.0695	0.4788	-0.1622	-0.1214
(3)	2.4177	0.3633	-0.0801	-0.1021

(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter

표 3. 추정 오차: 상황 III.

Table 3. Estimation error: situation III.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	30.9046	4.6663	-0.4068	-0.2956
(2)	30.1450	5.5686	-0.3851	-0.3382
(3)	2.7947	0.3155	-0.0851	-0.0885

(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter

2. 상황 II

- 센서 오차를 랜덤 워크로 모델링 한다.
- 필터에서 센서 오차의 모델을 랜덤 워크로 한다.

일반적으로 저급 관성 센서의 오차는 영평균이 아니며 (non-zero mean) 비안정 특성(non-stationary behavior)을 보이며 다음과 같이 랜덤 워크로 모델링 된다.

$$\nabla_k = \nabla_{k-1} + w_{\nabla,k}, w_{\nabla} \sim N(0, Q_{\nabla}) \quad (38.1)$$

$$\varepsilon_k = \varepsilon_{k-1} + w_{\varepsilon,k}, w_{\varepsilon} \sim N(0, Q_{\varepsilon}) \quad (38.2)$$

필터 설계 시 공정 잡음은 반드시 Q_{∇} 와 Q_{ε} 으로 설정한다.

저급 MEMS형 관성센서는 온도에 의하여 오차 특성이 달라지며 전원이 켜진 후 온도가 안정화 되기까지 랜덤 워크의 형태로 센서 바이어스가 달라지는 현상을 볼 수 있다. 그림 9를 통해 랜덤 워크 성분을 갖는 MEMS형 관성센서를 사용하는 경우 필터에서 센서 오차를 랜덤 워크로 모델링 함으로써 그 영향을 반영하는 것을 볼 수 있다. 이 경우 3개의 필터 성능은 유사한 경향을 보인다.

3. 상황 III

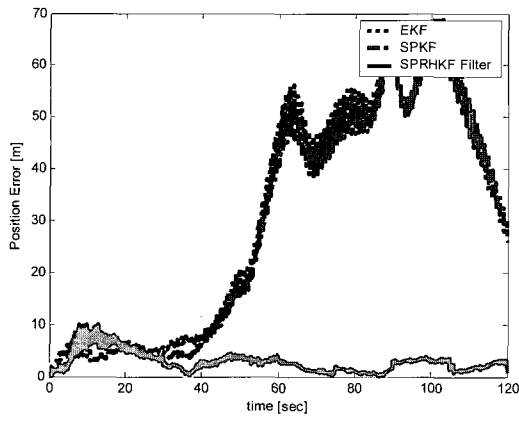
- 센서 오차를 랜덤 워크로 모델링 한다.
- 필터에서 센서 오차의 모델을 랜덤 상수로 한다.

중급 이상의 관성 센서나 H/W 신호 처리가 잘된 저급 관성 센서의 오차는 랜덤 상수의 특성을 보이며 이를 고려하여 필터에서 센서 오차를 주로 랜덤 상수로 모델링 한다. 이 상황에서 EKF와 SPKF의 추정 오차는 점차 발산하는 것을 그림 10을 통해 알 수 있다. 센서 오차를 랜덤 상수로 모델링 한 필터는 랜덤 워크 특성을 갖는 오차를 제대로 추정하지 못하며 이로 인하여 위치 오차와 방위각 오차가 점점 커지게 되며 때로 발산하기도 한다. 이에 반해 SPRHKF 필터는 랜덤 워크 특성을 갖는 센서 오차를 잘 추정하며 한계(bound)를 갖는 범위 내로 수렴한다. 그러므로 제안된 SPRHKF 필터는 모델 불확실성에 강인한 특성을 보이는 것을 알 수 있다.

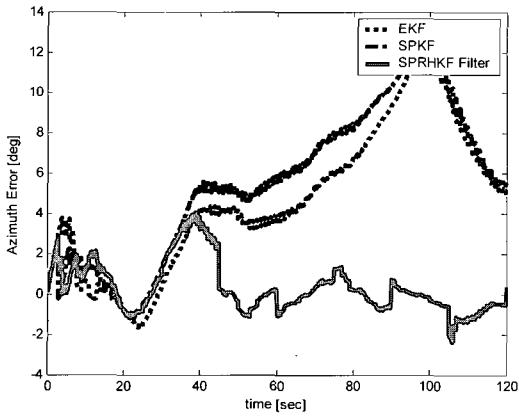
4. 상황 IV

4.1 상황 I

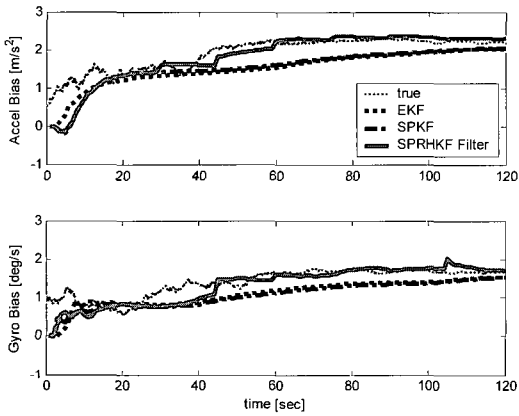
- 가속도계 오차는 일시적인 점프(jump) 바이어스를 갖는다.



(a) Position error



(b) Azimuth error



(c) Estimated sensor bias

그림 10. 상황 III의 결과.

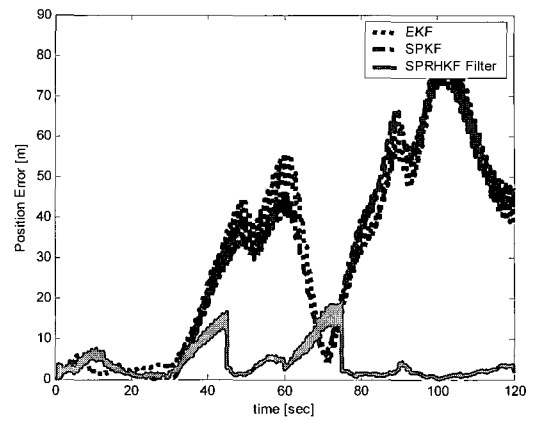
Fig. 10. Results of the situation III.

표 4. 추정 오차: 상황 IV.

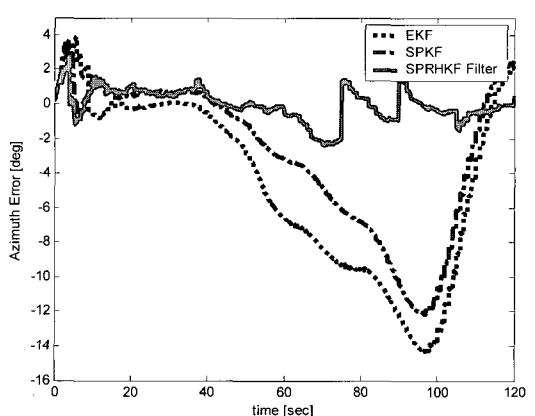
Table 4. Estimation error: situation IV.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	30.7769	-4.5437	0.0349	0.0771
(2)	30.3588	-2.8993	0.0633	0.0128
(3)	4.0153	-0.0236	0.0523	-0.0357

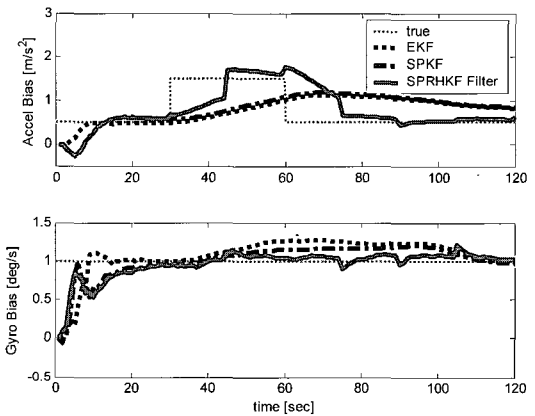
(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter



(a) Position error



(b) Azimuth error



(c) Estimated sensor bias

그림 11. 상황 IV의 결과.

Fig. 11. Results of the situation IV.

상황 4는 상황 1의 상태에서 가속도계 오차에 다음과 같이 일시적인 점프된 바이어스를 갖는 경우이다.

$$B_{a,k} = \begin{cases} 1[m/s^2] & , 30 \leq k \leq 60 \\ 0 & , otherwise \end{cases} \quad (39)$$

세 필터는 이 점프 바이어스에 모두 영향을 받는다. 그러나 SPRHKF 필터는 FIR 구조에 의하여 다른 필터에 비해 제

한적인 영향을 받게 된다. 따라서 SPRHKF 필터의 추정 오차는 EKF와 SPKF의 추정 오차에 비해 작게 나타나는 것을 그림 11에서 볼 수 있다. 그림 (c)에서 SPRHKF 필터의 추정 속도가 다른 두 필터보다 빠른 것을 볼 수 있다. 이것은 이동 구간의 크기 조절에 따라 다른 특성을 보인다. FIR 필터에서 이동 구간 크기를 크게 설정하는 경우 추정치의 지연 현상이 크게 나타나며 이동 구간 크기를 작게 설정하는 경우 추정치의 수렴성이 떨어지므로 적절하게 설정하는 것이 중요하다.

5. 상황 V

• 상황 II

- 초기 방위각 오차를 크게 설정한다.

상황 V는 초기 방위각 오차를 크게 설정한 경우로 이 상황에서 필터의 특성을 분석하였다. 앞에서 DR_M2 구조의 경우 DR_M1 구조인 경우보다 초기 추정 오차에 강한 특성을 보이는 것을 설명하였다. 그러나 EKF를 사용하는 경우 큰 초기 방위각 추정 오차에 항상 좋은 결과를 나타내지는 않는다. 상황 V에서는 초기 방위각 추정 오차를 160도로 하였다. 그림 12에서 볼 수 있듯이 EKF의 경우 자이로 오차 추정값이 큰 바이어스를 갖는 것을 그림 (c)에서 볼 수 있으며 이로 인한 방위각 추정 오차는 발산하는 것을 그림 (b)에서 볼 수 있다. 위치 또한 진동하는 특성을 보이며 큰 오차를 갖는 것을 알 수 있다. 이에 반해 SPKF와 SPRHKF 필터는 자코비안 행렬 계산이 필요 없으므로 EKF보다 큰 초기 방위각 오차에 보다 강인한 특성을 보이는 것을 볼 수 있다. 따라서 제안한 SPRHKF 필터는 여러 오차 환경에서 다른 필터들 보다 강인한 것을 확인할 수 있다.

6. 상황 VI

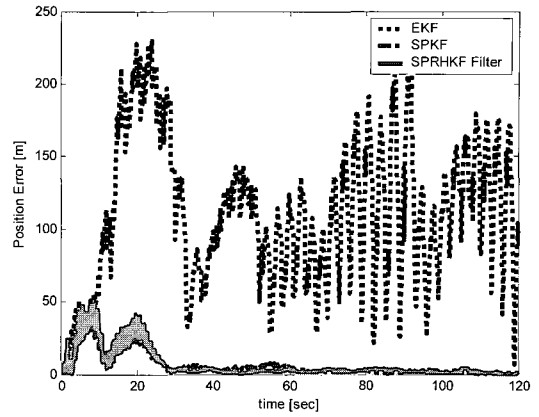
• 상황 II

- GPS 가시위성의 수가 4개 미만인 경우

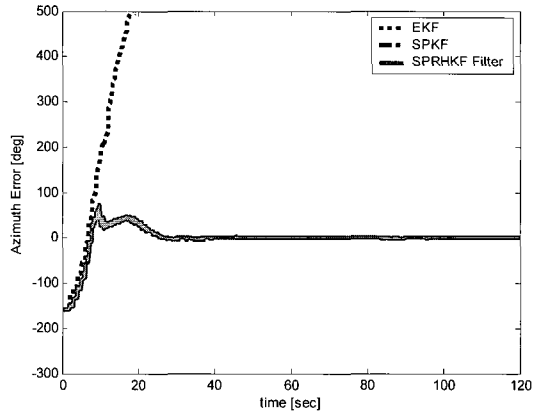
강결합 기법으로 DR과 GPS를 결합한 경우 가시위성의 수가 4개 미만인 경우에도 필터를 구동할 수 있다. 상황 6에서는 다음과 같이 가시 위성의 수가 변하는 경우를 가정하였다.

$$\begin{cases} (A):SVnum = 2, [45sec \sim 53sec] \\ (B):SVnum = 0, [54sec \sim 60sec] \end{cases} \quad (40)$$

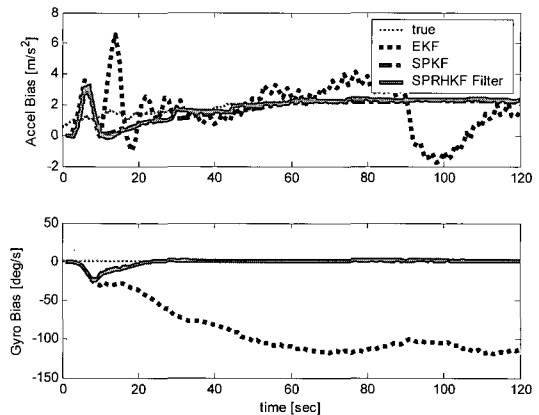
가시위성의 수가 0개인 경우 이전에 추정된 센서 오차의 정확성에 근거하여 오차가 증가하는 것을 그림 13에서 볼 수 있다. 가시위성의 수가 2개인 구간 (A)에서 EKF와 SPKF 보다 SPRHKF 필터가 센서 오차를 더 잘 추정하는 것을 볼 수 있으며 이로 인하여 방위각 오차와 위치 오차의 증가 정도가 다른 것을 알 수 있다. 즉 EKF와 SPKF의 경우 구간 (A)에서 센서 오차 추정 정확도가 낮으므로 구간 (B)에서 DR만 구동하는 경우 오차의 증가가 크며 SPRHKF 필터의 경우 다른 두 필터보다 나은 성능을 보인다. 위성의 가시성이 다시 회복되어 필터를 재 구동하는 경우 EKF보다 SPKF와 SPRHKF 필터의 오차 수렴성이 더 큰 것을 알 수 있다. 이 시뮬레이션을 통하여 제안된 SPRHKF 필터가 여러 오차 상황 속에서 EKF와 SPKF 보다 더 강인한 특성을 보이는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서 제안된 필터의 우수한 성능을 시뮬레이션을 통한 검증하였다.



(a) Position error



(b) Azimuth error



(c) Estimated sensor bias

그림 12. 상황 V의 결과.

Fig. 12. Results of the situation V.

표 5. 추정 오차: 상황 V.

Table 5. Estimation error: situation V.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	98.3853	∞	-1.0345	-100.957
(2)	6.4736	-2.6329	-0.2036	-1.5988
(3)	6.6375	-2.3688	-0.0899	-1.7158

(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter

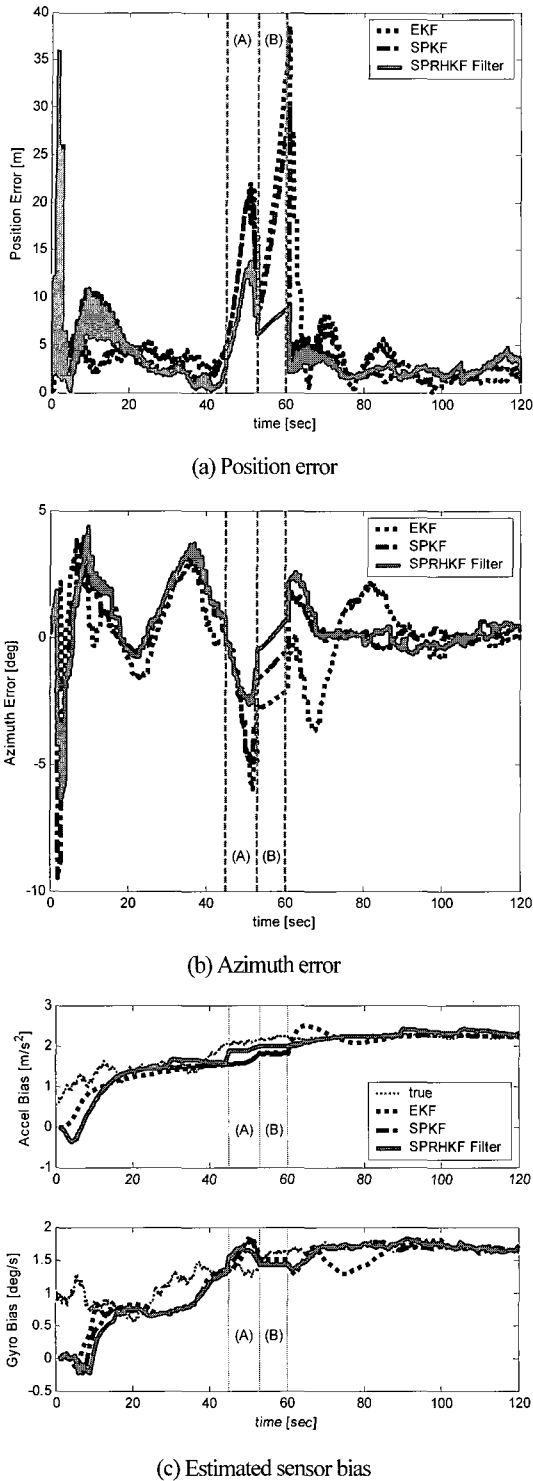


그림 13. 상황 VI의 결과.
Fig. 13. Results of the situation VI.

표 6. 추정 오차: 상황 VI.

Table 6. Estimation error: situation VI.

	Position [m]	Azimuth [deg]	Acc Bias [m/s ²]	Gyro Bias [deg/sec]
(1)	5.0937	0.4262	-0.1663	-0.1412
(2)	6.4736	0.2165	-0.1955	-0.1338
(3)	3.8979	-0.0967	-0.1183	-0.1399

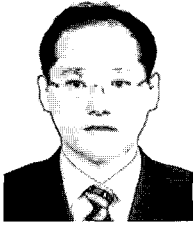
(1) EKF (2) SPKF (3) SPRHKF Filter

V. 결론

본 논문에서 지상항법용 DR/GPS 결합시스템을 위한 DR 구조와 시그마 포인트 기반 RHKF 필터를 개발하고 여러 상황 속에서 시뮬레이션 하였다. EKF의 단점을 보완하기 위해 제안된 SPRHKF 필터는 FIR 특성에 의하여 모델링 오차 및 일시적인 불확실성 바이어스 등에 강인한 추정 성능을 보인다. 또한 SPKF의 장점에 의하여 큰 초기 방위각 추정 오차 상황 속에서도 잘 수렴하는 특성을 갖는다. 그리고 RHKF 필터의 단점인 계산량 증가를 제한하는 구조로 SPRHKF 필터를 설계하였다. 따라서 제안된 SPRHKF 필터를 사용하여 여러 환경에서 강인한 특성을 갖는 지상항법용 DR/GPS 결합 시스템의 구현을 기대할 수 있을 것이다.

참고문헌

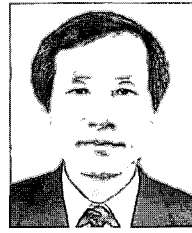
- [1] J. A. Farrell, and M. Barth, *The Global Positioning System & Inertial Navigation*, McGraw-Hill, 1999.
- [2] M. S. Grewal, L. R. Weill, and A. P. Andrews, *Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration*, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [3] R. G. Brown and P. Y. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, New York : Wiley, (1992).
- [4] S. Julier, J. Uhlmann, and H. Durrant-Whyte, "A new approach for filtering nonlinear systems," *In Proc. Acc.*, Seattle, July 1995.
- [5] R. van der Merwe, E. Wan, and S. Julier, "Sigma-point kalman filters for nonlinear estimation and sensor fusion-applications to integrated navigation," *In Proceedings ALAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit*, Providence, 2004.
- [6] E.-H. Shin, and N. E.-Sheimy, "An unscented kalman filter for in-motion alignment of low-cost IMUs," *In Proceedings of the IEEE Frames Conference*, 2004.
- [7] L. Danyand, and L. Xuanhuang, "Optimal state estimation without the requirement of a priori statistics information of the initial state," *IEEE Trans. AC*, vol. 39, no. 10, 1994.
- [8] W. H. Kwon, P. S. Kim, and P. G. Park, "A receding horizon kalman FIR filter for discrete time-invariant systems," *IEEE Trans. AC*, vol. 44, no. 9, 1999.
- [9] K. V. Ling, and K. W. Lim, "Receding horizon recursive state estimation," *IEEE Trans. AC*, vol. 44, no. 9, 1999.



조성운

1998년 광운대학교 제어계측공학과 졸업(학사). 2000년 동 대학원 졸업(공학석사). 2004년 동 대학원 졸업(공학박사). 2003년 서울대학교 자동화연구소 연구보조원. 2004년 서울대학교 기계항공공학부 BK21 박사후연구원. 2004년 9월~

현재 한국전자통신연구원(ETRI) 선임연구원. 관심분야는 항법시스템 (INS, INS/GPS, PNS, RNS), 필터 설계(선형/비선형 시스템), 텔레메틱스 응용시스템.



최완식

1979년 성균관대학교 기계공학과 졸업(학사). 1986년 The Univ. of Alabama 기계공학과 졸업(공학석사). 1988년 동대학 응용수학과 졸업(석사), 1992년 동대학 기계공학과 졸업(공학박사). 1979년~1984년 국방과학연구소 국방품질검사소 연구원. 1992년

~현재 한국전자통신연구원(ETRI) 선임/책임연구원. 관심분야는 텔레메틱스, 고정밀 측위, 최적제어.