

# GPS를 이용한 자세결정에서 Unscented Kalman Filter를 이용한 성능 향상

## Performance Improvement in GPS Attitude Determination Using Unscented Kalman Filters

천 세 범, 이 은 성, 이 영 재\*, 강 태 삼, 지 규 인  
(Sebum Chun, Eunsung Lee, Young Jae Lee, Taesam Kang, and Gyu-In Jee)

**Abstract :** With precise GPS carrier positioning result, we can get attitude information if GPS antenna has adequate attaching position on the vehicle. In this case, baseline length information can be handled as an additional measurement or constraint. In this paper, we have proposed a method to improve the attitude accuracy. To overcome nonlinearity of baseline observation model, we analyze attitude estimation result using existing estimation method like a least square method and Kalman filter, and apply a new nonlinear estimation method an unscented Kalman filter. Finally we confirm the improvement of attitude estimation result in the case of applying the unscented Kalman filter.

**Keywords :** GPS, RTK, attitude determination, unscented transform, unscented Kalman filter

### I. 서론

운행체(vehicle)에 부착된 두개 이상의 GPS 안테나에서 상대적인 위치를 측정하면, 항체의 자세를 측정 해 낼 수 있다. 몇 가지 경우를 제외하고 두 안테나 사이의 거리가 수 미터 이내로 제한되는 경우가 대부분이기 때문에 코드를 이용한 위치 해의 경우는 자세를 계산 해 낼 수 없다. 이러한 이유로 자세 결정에 있어서 GPS 반송파의 적용은 필수적이라고 할 수 있다.

GPS 반송파를 이용해 자세를 측정하는 경우 자세 측정 전용 수신기를 사용하는 것도 가능하나 측지용 수신기를 사용할 수도 있다. 측지용 수신기를 사용하는 경우 대부분 이중 차분을 통해 수신기간 공통 오차를 제거해서 사용하며, 이 과정에서 미지 정수의 추정이 필수적이다. 일반적인 측량이나 항법에서와는 달리 자세 결정 응용에서는 두 안테나 사이의 기저선 길이를 사전에 매우 정확히 알아 낼 수 있기 때문에 이를 추가적인 측정 정보, 혹은 측정치로 사용하는 것이 가능하다.

기저선 길이 정보는 자세 측정 과정 중 각 단계에서 다양한 방법으로 활용이 가능하다. 이러한 정보를 이용하여 반송파 미지 정수의 검색 시 검색 공간의 결정에도 적용 할 수 있고 하나의 제한 조건으로 참 미지 정수의 판별을 위한 목적 함수에 직접 추가 할 수도 있다[1,2].

본 논문에서는 다양한 기저선 정보 응용 방법 중 최종적인 자세 추정 단계에서 제한 조건으로 사용하는 방법에 대

해 연구하였다. 이러한 제한 조건의 적용은 최종적인 자세 정보의 분산을 감소시킬 수 있는 방법이나, 기저선 모델이 가지고 있는 비선형성으로 인해 일반적인 선형 시스템에서의 추정 방법으로는 초기치의 정밀도에 따라 발산하거나 오히려 기저선을 적용하지 않았을 경우보다 추정치의 분산이 더 커진다는 문제가 있다. 이러한 단점의 극복을 위해 기존의 추정 방법인 최소 제곱법(least square method)과 변형된 최소 제곱법, 그리고 확장 칼만 필터(extended Kalman filter) 등을 적용하여 그 특성을 분석하였으며 비선형 모델에 직접 적용이 가능한 unscented Kalman filter를 이용하여 최종적인 자세 추정 성능이 향상됨을 보였다.

### II. 기저선 제한 조건의 이용

운행체에 부착된 두 개 이상의 GPS 안테나에서 상대적인 위치를 측정하면, 운행체의 자세를 측정 해 낼 수 있다. 대부분의 경우 운행체의 물리적인 크기로 인해 안테나 사이의 거리가 수십 cm에서 수 m로 제한되며 이러한 경우 사전에 안테나 사이의 거리를 매우 정확히 알 수 있는 경우가 대부분이다. 기저선 제한 조건을 GPS 반송파를 이용한 자세 결정 시 이용할 수 있는 방법은 다음과 같이 분류 할 수 있다.

#### 1. 검색 공간의 설정에 이용

GPS 반송파 미지 정수는 이름 그대로 정수의 성질을 가지고 있기 때문에 일반적인 최소제곱법으로는 구할 수 없고 검색의 과정을 거쳐서 추정 해 내어야 한다[3]. 이때 기저선 길이를 이용하면 수 미터 이내에서는 코드 측정치를 이용한 경우 보다 적은 수의 후보를 결정 할 수 있다[1].

#### 2. 미지 정수 후보의 검정에 이용

기저선 길이나 코드 정보를 이용하여 얻어진 미지 정수 후보들을 이용하여 기저선 길이를 계산하고 이를 사전에 측정된 기저선 길이를 이용하여 검정할 수 있다[2].

#### 3. 최종적인 자세 측정 결과의 향상

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 9. 10., 채택확정 : 2005. 3. 23.

천세범, 이은성, 이영재, 강태삼, 지규인 : 건국대학교 차세대혁신기술연구원

(tucano@tucanokorea.com/koreagnss@koreagnss.com/younglee@konkuk.ac.kr/tskang@konkuk.ac.kr/gjlee@konkuk.ac.kr)

※ 본 논문은 산업 자원부 지원으로 수행하는 “항공우주 기술 개발 사업”의 일환으로 수행되었음.

기저선 길이 정보는 그 자체로 매우 높은 정밀도의 독립적인 측정치나 제한 조건으로 취급되어 질 수 있기 때문에 최종적인 추정치의 분산을 감소시킬 수 있다.

4. 고장 검출/바이어스 추정

기저선 길이 정보는 사전에 매우 정확하게 측정 할 수 있고 또한 환경 변화에 따라 그 변화가 매우 작기 때문에 고장 검출이나 측정치에 섞여 있는 바이어스 추정에 이용되어 질 수 있다. 본 논문에서는 최종적인 측정 결과의 향상에 초점을 맞추어 기저선 길이 정보를 이용하였다.

III. 기저선 길이 관측 모델

운행체의 자세를 결정하기 위해 그림 1과 같은 안테나 배열을 이용한다고 하자.

(1)은 그림 1과 같은 안테나 배치에서의 비선형 관측 모델을 나타 낸 것이다.

$$l = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2 + (z_A - z_B)^2} \tag{1}$$

$x_A, y_A, z_A$  : 안테나 A의 위치  
 $x_B, y_B, z_B$  : 안테나 B의 위치  
 $l$  : 저선의 길이

이러한 비선형 모델은 최소 제곱법이나 칼만 필터 등과 같은 선형 추정 필터를 사용하는 것이 불가능하기 때문에 선형화 기준점(nominal point)에 대해 선형화시켜 사용해야 한다. 선형화 기준점에 대해 관측 모델을 테일러 시리즈로 전개한 뒤 선형성을 유지하고 있는 2차 항 이후를 절삭하면 일반적인 최소 제곱법이나 칼만 필터에 적용 할 수 있는 (2)와 같은 선형 관측 모델이 얻어 진다. 일반적인 GPS 반송파의 관측 모델도 이와 같은 방법으로 선형화 시킬 수 있다. (3)은 GPS 관측 모델과 기저선 관측 모델 함께 표현한 것이다.

$$y_{BL} = l_{BL} - l_0 = \begin{bmatrix} x_{B0} - x_A & y_{B0} - y_A & z_{B0} - z_A \\ l_0 & l_0 & l_0 \end{bmatrix} \cdot \mathbf{dx} + \mathbf{v}_{BL} \tag{2}$$

$$= \mathbf{H}_{BL} \cdot \mathbf{dx} + \mathbf{v}_{BL}$$

$x_A, y_A, z_A$  : 안테나 A의 기준 위치  
 $x_{B0}, y_{B0}, z_{B0}$  : 안테나 B의 추정된 초기 위치  
 $l_{BL}$  : 사전에 측정된 기저선 길이  
 $l_0$  : 추정된 기저선 길이  
 $\mathbf{dx}$  : 위치 보정 벡터  
 $\mathbf{v}_{BL}$  : 기저선 길이 추정잡음  
 $\mathbf{H}_{BL}$  : 선형화된 기저선 관측 모델 행렬

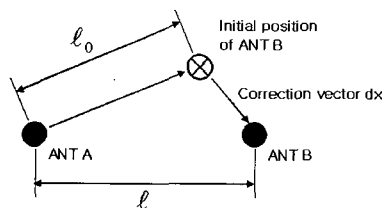


그림 1. 2개의 안테나를 이용한 자세 결정.  
 Fig. 1. Attitude determination using two GPS antennas.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_{GPS} \\ \mathbf{y}_{BL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{GPS} \\ \mathbf{H}_{BL} \end{bmatrix} \mathbf{dx} + \lambda \begin{bmatrix} \mathbf{N} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{GPS} \\ \mathbf{v}_{BL} \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Hdx} + \lambda \mathbf{N} + \mathbf{v}$$

$$\mathbf{y}_{GPS} = \lambda \Phi - \mathbf{p}_0, \mathbf{y}_{BL} = l_{BL} - l_0$$

$$\mathbf{H}_{GPS} = \begin{bmatrix} x_{B0} - x^2 & x_{B0} - x^1 & y_{B0} - y^2 & y_{B0} - y^1 & z_{B0} - z^2 & z_{B0} - z^1 \\ \rho_0^2 & \rho_0^1 & \rho_0^2 & \rho_0^1 & \rho_0^2 & \rho_0^1 \\ x_{B0} - x^3 & x_{B0} - x^2 & y_{B0} - y^3 & y_{B0} - y^2 & z_{B0} - z^3 & z_{B0} - z^2 \\ \rho_0^3 & \rho_0^2 & \rho_0^3 & \rho_0^2 & \rho_0^3 & \rho_0^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}$$

$\lambda$  : 반송파 파장

$\Phi$  : 이중 차분된 반송파 위상 측정치

$\rho_0^n$  : 초기 위치에서 계산된 n번째 위성과의 거리

$x^n, y^n, z^n$  : n번째 인공위성의 좌표

$x_{B0}, y_{B0}, z_{B0}$  : 안테나 B의 초기 위치

선형화 된 모델을 최소 제곱법에 적용할 경우 얻을 수 있는 최종 추정치의 이론적인 공분산은 기저선 길이 정보를 사용하지 않을 경 (4.1)와 같고 기저선 정보를 사용할 경우는 (4.2)와 같다. 여기서 볼 수 있듯이 기저선 정보의 적용으로 이론적인 공분산의 크기가 감소한다는 것을 확인할 수 있다[4].

$$\mathbf{Q}_{dx} = (\mathbf{H}_{GPS}^T \cdot \mathbf{Q}_\Phi^{-1} \cdot \mathbf{H}_{GPS})^{-1} \tag{4.1}$$

$$\mathbf{Q}_{dx} = (\mathbf{H}_{GPS}^T \cdot \mathbf{Q}_\Phi^{-1} \cdot \mathbf{H}_{GPS} + \mathbf{H}_{BL}^T \cdot \mathbf{Q}_{BL}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{BL})^{-1} \tag{4.2}$$

IV. Unscented Kalman Filter

비선형성이 강한 시스템/관측 모델을 사용하는 경우 선형화 된 모델을 사용하는 최소 제곱법이나 EKF 등에 적용 할 때 선형화 기준점 오차에 매우 민감해져서 발산하거나 최종 추정치의 분산이 커진다는 것은 일반적으로 잘 알려져 있다. 본 연구에서 사용하는 기저선 모델도 자세 결정에서와 같이 기저선 길이가 매우 짧은 경우 비선형성이 강하게 나타난다. 이러한 비선형성으로 인해 갖게 되는 한계를 극복하기 위해 unscented Kalman filter(이하 UKF)를 이용하여 자세를 추정하였다.

1. Unscented transform

일반적으로 비선형 함수를 이용하여 임의의 랜덤 변수를 변환할 때 변환된 랜덤 변수(random variable)의 값 자체를 추정하는 것 보다 랜덤 변수의 평균과 분산을 추정하는 것이 더 용이하다. 이러한 용도로 제시된 unscented transform(이하 UT)는 정상 분포를 갖는 랜덤 변수에 대해 비선형 변환을 수행하여 변환된 랜덤 변수의 평균과 분산을 추정하는 방법이다. 시그마 포인트(sigma point)는 상태 벡터의 평균점에서 상태 벡터의 분산 정보를 이용하여 모든 상태 벡터의 방향으로 전개된 점들이다. 각각의 시그마 포인트들은 비선형 함수에 의해 변환 된 뒤 비선형 함수에 의해 변환 된 상태 벡터 평균과 분산을 추정하는데 이용된다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 시그마 포인트는 정상 분포를 갖는 랜덤 변수의 평균과 분산을 2차 근사하고 있음을 알 수 있다[5].

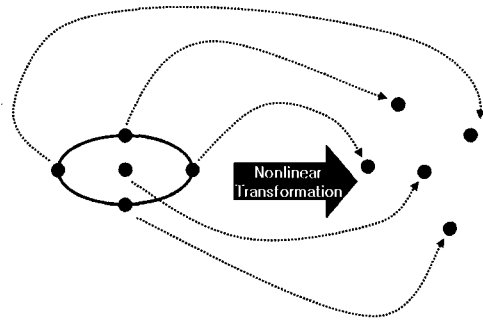


그림 2. Unscented transform의 개념.  
Fig. 2. Concept of the unscented transform.

UT는 다음과 같은 특징을 갖는다.

- 유한 개수의 시그마 포인트를 사용하기 때문에 UT 모델은 표준 모듈로써 비선형 함수의 형태와는 상관없이 적용시킬 수 있는 표준 모듈화시킬 수 있다.
- 동일한 비선형 함수를 사용할 경우 연산량은 확장 칼만 필터(이하 EKF)와 거의 동일하다.
- 랜덤 변수의 평균과 분산을 정확히 표현하고 있는 시그마 포인트는 미분을 수행할 필요 없이 변환된 랜덤 변수의 분포를 2차로 정확히 표현해준다.
- UT는 불연속 함수에도 적용될 수 있다.

2. Unscented Kalman filter

앞서 언급한 UT의 특징으로 인해 비선형 변환 부분만을 UT로 교체한 칼만 필터의 구성이 가능하며 이러한 필터를 UKF라고 한다. 다음은 UKF의 구성을 나타낸 것이다[6-8].

2.1 초기 조건과 시그마 포인트 설정

(5)는 UKF의 초기 상태를 나타내며 (6)은 시그마 포인트를 나타낸다.

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_0 &= E[\mathbf{x}_0] \\ \mathbf{P}_0 &= E[(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^T] \\ \bar{\mathbf{x}}_0^a &= E[\mathbf{x}_0^a] = E[\bar{\mathbf{x}}_0^T \quad \mathbf{v}_0 \quad \mathbf{n}_0]^T = E[\bar{\mathbf{x}}_0^T \quad 0 \quad 0]^T \\ \mathbf{P}_0^a &= E[(\mathbf{x}_0^a - \bar{\mathbf{x}}_0^a)(\mathbf{x}_0^a - \bar{\mathbf{x}}_0^a)^T] = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_0 & & \\ & \mathbf{Q} & \\ & & \mathbf{R} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{i|t-1}^a & \mathbf{x}_{i|t-1}^a \pm \sqrt{(n_a + \lambda) \mathbf{P}_{i|t-1}^a} \end{bmatrix} \tag{6}$$

- $\bar{\mathbf{x}}$  : 상태 벡터의 평균
- $\bar{\mathbf{x}}^a$  : 확장된 상태 벡터의 평균
- $\mathbf{P}^a$  : 확장된 상태 벡터의 공분산 행렬
- $\mathbf{P}$  : 상태 벡터의 공분산 행렬
- $\mathbf{Q}$  : 공정 잡음 벡터의 공분산 행렬
- $\mathbf{R}$  : 측정치 벡터의 공분산 행렬
- $\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^a$  : 확장된 상태 벡터의 시그마 포인트 행렬
- $n^a$  : 확장된 상태 벡터의 차원
- $\lambda$  : 상태 벡터 차원에 따른 튜닝 값

2.2 Time propagation

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x &= \mathbf{f}(\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x, \boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^v) \\ \boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{i|t-1}^a & \mathbf{x}_{i|t-1}^a \pm \sqrt{(n_a + \lambda) \mathbf{P}_{i|t-1}^a} \end{bmatrix} \\ \bar{\mathbf{x}}_{i|t-1} &= \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(m)} \boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x \\ \mathbf{P}_{i|t-1} &= \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \left[ (\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x - \bar{\mathbf{x}}_{i|t-1})(\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x - \bar{\mathbf{x}}_{i|t-1})^T \right] \\ \boldsymbol{\psi}_{i|t-1} &= \mathbf{h}(\boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^x, \boldsymbol{\chi}_{i|t-1}^n) \\ \bar{\mathbf{y}}_{i|t-1} &= \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(m)} \boldsymbol{\psi}_{i|t-1} \end{aligned} \tag{7}$$

$\mathbf{x}_t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{t-1})$  : 시스템 모델

$\mathbf{y}_t = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t)$  : 관측 모델

$\boldsymbol{\psi}_{i|t-1}$  : 관측 모델을 이용해 전개된 시그마 포인트

$W_i^{(m)}$  : 평균을 위한 가중치

$W_i^{(c)}$  : 분산을 위한 가중치

2.3 Measurement update

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{y}}_t} &= \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \left[ (\boldsymbol{\psi}_{i|t-1} - \bar{\mathbf{y}}_{i|t-1})(\boldsymbol{\psi}_{i|t-1} - \bar{\mathbf{y}}_{i|t-1})^T \right] \\ \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}_t} &= \sum_{i=0}^{2n_a} W_i^{(c)} \left[ (\boldsymbol{\chi}_{i|t-1} - \bar{\mathbf{x}}_{i|t-1})(\boldsymbol{\psi}_{i|t-1} - \bar{\mathbf{y}}_{i|t-1})^T \right] \\ \mathbf{K}_t &= \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}_t} \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{y}}_t}^{-1} \\ \bar{\mathbf{x}}_t &= \bar{\mathbf{x}}_{i|t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{y}_t - \bar{\mathbf{y}}_{i|t-1}) \\ \mathbf{P}_{i|t-1} &= \mathbf{P}_{i|t-1} - \mathbf{K}_t \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{y}}_t} \mathbf{K}_t^T \end{aligned} \tag{8}$$

V. 기저선 길이 정보를 이용한 자세 추정방법 분석

기저선 관측 모델을 사용할 경우 수렴 속도 및 정밀도 등의 추정 성능을 비교하기 위해 최소 제곱법, 변형된 최소 제곱법, EKF, UKF 등을 사용하여 비교하였다.

1. 최소 제곱법/변형된 최소 제곱법

최소 제곱법에서 사용한 관측 모델은 앞서 언급한 기저선 관측 모델과 일반적인 GPS 위상의 관측 모델을 사용한다. 최소 제곱법의 경우 일반적인 경우와 동일하나 변형된 최소 제곱법의 경우 (9)와 같이 2단계로 추정하게 된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{d}\hat{\mathbf{x}}_{GPS} &= (\mathbf{H}_{GPS}^T \cdot \mathbf{Q}_{GPS}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{GPS})^{-1} \cdot \mathbf{H}_{GPS}^T \cdot \mathbf{Q}_{GPS}^{-1} \cdot \mathbf{y}_{GPS} \\ \mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}^{-1} &= (\mathbf{H}_{GPS}^T \cdot \mathbf{Q}_{GPS}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{GPS})^{-1} \\ \mathbf{d}\hat{\mathbf{x}}_{BL} &= (\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}^{-1} + \mathbf{H}_{BL}^T \cdot \mathbf{Q}_{BL}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{BL})^{-1} \cdot (\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}^{-1} \cdot \mathbf{d}\hat{\mathbf{x}}_{GPS} + \mathbf{H}_{BL}^T \cdot \mathbf{Q}_{BL}^{-1} \cdot \mathbf{y}_{BL}) \\ \mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}^{-1} &= (\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}^{-1} + \mathbf{H}_{BL}^T \cdot \mathbf{Q}_{BL}^{-1} \cdot \mathbf{H}_{BL})^{-1} \end{aligned} \tag{9}$$

- $\mathbf{d}\hat{\mathbf{x}}_{GPS}$  : GPS 측정치만을 이용한 추정치
- $\mathbf{H}_{GPS}$  : 선형화된 GPS 관측 행렬
- $\mathbf{Q}_{GPS}$  : GPS 측정치의 공분산 행렬
- $\mathbf{Q}_{\hat{\mathbf{x}}_{GPS}}$  : GPS 정보만을 이용한 경우 추정치의 공분산 행렬
- $\mathbf{d}\hat{\mathbf{x}}_{GPS}$  : GPS 측정치와 기저선 정보를 이용한 경우의 추정치

- $H_{BL}$  : 선형화된 기저선 관측 행렬
- $Q_{BL}$  : 기저선 정보의 공분산
- $y_{BL}$  : 기저선 관측값
- $Q_{BL}^{-1}$  : GPS 측정지와 기저선 정보를 모두 이용한 경우 추정치의 공분산 행렬

2. EKF

EKF의 경우는 동일한 선형화 과정을 거친다는 점에서 최소 제곱법과 동일하나 두 단계로 나뉘어서 추정을 하지는 않는다. 운행체의 동적 모델은 사용하지 않기 때문에 정적인 운동으로 가정하였으나 최소 제곱법 등과의 공정한 비교와 추정 성능 향상의 원인 분석을 위해 공정 잡음에 대한 공분산 행렬을 크게 설정하는 방법으로 모델에 대한 신뢰도를 낮춰서 이에 의해 자세 추정 결과가 영향을 받지 않도록 하였다.

3. UKF

UKF는 관측 모델을 선형화 시키지 않은 상태에서도 필터 적용이 가능하므로 최소 제곱법이나 EKF의 경우와 달리 비선형 관측 모델을 직접 사용한다. UKF에 적용하는 관측 모델은 (10)과 같다. GPS 측정치는 2중 차분을 수행한 뒤 사용한다.

$$\begin{bmatrix} y_{GPS} \\ y_{BL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x^2-x_1)^2+(y^2-y_1)^2+(z^2-z_1)^2} - \sqrt{(x^1-x_1)^2+(y^1-y_1)^2+(z^1-z_1)^2} \\ -\sqrt{(x^1-x_2)^2+(y^1-y_2)^2+(z^1-z_2)^2} + \sqrt{(x^1-x_1)^2+(y^1-y_1)^2+(z^1-z_1)^2} \\ \vdots \\ \vdots \\ \sqrt{(x_A-x_B)^2+(y_A-y_B)^2+(z_A-z_B)^2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{GPS} \\ v_{BL} \end{bmatrix} \tag{10}$$

EKF와 마찬가지로 이유로 공정 잡음의 공분산 행렬을 크게 하여 동적 모델에 의해 추정 결과가 영향을 받지 않도록 하였다.

VI. 자세 추정 방법에 따른 결과 비교

앞서 언급한 다양한 추정 방법들의 성능 비교를 위해 시뮬레이션을 통해 정적/동적인 경우에서의 자세 추정 결과를 비교하였다. 정적 동적인 경우 모두 1초 간격으로 데이터를 생성하였으며 총 200 에폭의 데이터를 분석에 이용하였다. GPS 반송파 미지 정수는 사전에 추정되어져 있다고 가정하였다.

1. 정적 환경

기준 안테나와 부 안테나를 0.5m의 거리로 고정 해 놓은 상태를 가정하여 GPS 데이터를 생성하였다. 표 1은 이러한 정적 환경에서 heading(heading) 추정 결과로써 heading 참값에 대한 편차를 계산한 것이다. 이 결과에서 볼 때 비선형 모델을 사용한 UKF의 경우 최종 추정치의 분산이 가장 작음을 알 수 있다. EKF의 경우는 초기치가 정확할 경우는 UKF 이상의 결과를 제공하였으나 동등한 수준의 초기치를 주었을 때는 UKF가 상대적으로 더 나은 결과를 제공하는 것을 확인할 수 있었다.

2. 동적 환경

정적 환경에서는 초기의 수렴 이후에 이동이 없기 때문에 비선형성에 대한 영향이 잘 드러나지 않는다. 이러한 이유로 두 안테나가 회전하는 경우에 대해서도 분석을 수행하였다. 기저선 길이는 정적인 경우와 동일하게 0.5m로 설정하였으며 두 안테나는 수평면 위치하고 있다고 가정하였다. 안테나가 장착된 평면의 법선 벡터를 회전축으로 하여 일정한 속도로 회전시키는 경우에 대해 시뮬레이션을 수행하였으며 표 2는 이 경우의 heading 추정치를 비교 한 것으로, 시뮬레이션에 사용된 참 값에 대한 편차를 나타낸 것이다.

표 1. 추정방법에 따른 추정치 비교 (정적).

Table 1. Estimation error comparison between different estimation methods (static case).

기저선 미적용	기저선 적용		
	최소제곱법	EKF	UKF
0.2451	0.2456	0.17505	0.1453

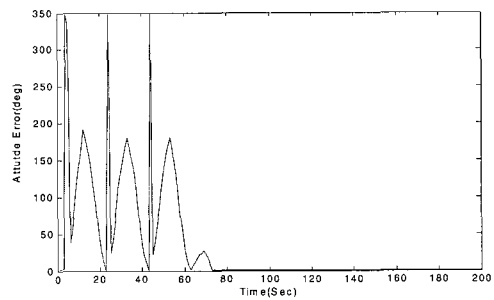
(표준 편차, 단위: deg)

표 2. 추정방법에 따른 추정치 비교 (동적).

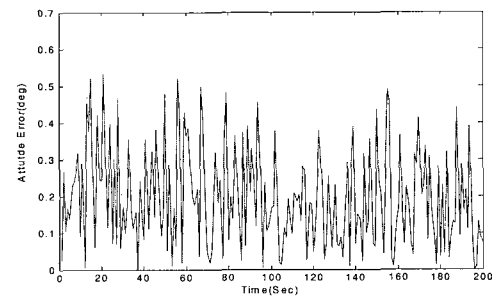
Table 2. Estimation error comparison between different estimation methods (dynamic case).

기저선 미적용	기저선 적용		
	최소제곱법	EKF	UKF
0.2398	0.2397	0.3140	0.1964

(표준 편차, 단위: deg)



(a) EKF



(b) UKF

그림 3. 시간에 따른 자세 오차 비교.

Fig. 3. Time history of estimation error.

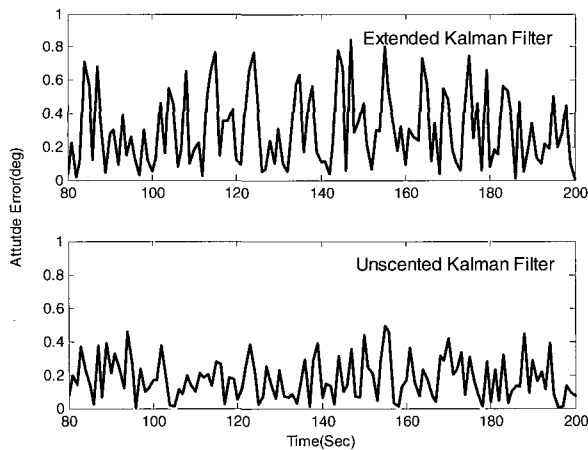


그림 4. 수렴 이후의 자세 정밀도 비교.  
Fig. 4. Comparison of the attitude accuracy after convergence.

표 2에서 볼 수 있듯이 기저선 길이의 감소로 인해 전체적인 자세 정밀도가 줄어드는 것을 확인 할 수 있다. 이 경우에도 최소 제곱법을 사용한 경우 기저선 적용에 따른 추정치의 정밀도 향상은 없는 것을 확인 할 수 있다. 그러나 EKF와 UKF 결과를 보면 EKF 경우 표준 편차가 매우 나빠지는 것을 확인 할 수 있다. EKF와 UKF의 시간에 따른 오차는 그림 3, 4와 같다.

그림 3에서 볼 수 있듯이 EKF의 경우는 안테나의 회전에 따라 필터 수렴으로 인한 선형화 오차의 감소를 기대 할 수 없음으로 동적인 경우 지속적인 오차가 발생하는 것을 볼 수 있다. 이에 반해 UKF는 수렴 과정에서나 그 이후에 있어서도 상대적으로 매우 작은 오차 레벨을 나타내고 있음을 알 수 있다. 이러한 특성은 수렴이 진행 되고 있는 동안에 더욱 두드러지고 수렴 이후에도 그림 4와 같이 차이가 발생하는 것을 확인 할 수 있다.

지금까지의 결과에서 정적인 경우나 동적인 경우 모두 비선형 모델을 선형화 과정 없이 직접 사용하는 UKF의 경우가 최종 추정치의 정밀도가 더 높으며 특히 동적인 경우 선형화 기준점 문제로 인해 EKF보다 월등히 성능이 향상됨을 확인 할 수 있었다.

**VII. 결론**

본 논문에서 GPS 반송파를 이용한 자세 측정 시 최종 추정치의 정밀도 향상을 위해 기저선 길이 조건을 적용 하는

방법에 대해 연구하였다. 기저선 관측 모델이 가지고 있는 비선형성으로 인해 최소 제곱법, EKF등의 추정 방식에 따라 최종 자세 정밀도에 받는 영향을 분석하였으며, 비선형 모델을 직접 적용 할 수 있는 UKF를 적용하여 비교 분석하였다. 결과적으로 시스템의 비선형성을 잘 반영하지 못하는 최소 제곱법이나 EKF 등의 방법으로는 최종적인 추정치의 정밀도가 떨어지거나 초기치에 매우 민감해 지는 문제가 발생하였다. 반면 UKF를 적용한 경우는 최종 추정치의 분산도 다른 방법에 비해 상대적으로 작은 것으로 분석 되었고 초기치의 정확도에도 거의 영향을 받지 않고 안정적으로 수렴하는 모습을 보였다. 이러한 결과에서 선형화 오차가 급격히 증가하는 자세 측정 응용, 특히 기저선 길이가 매우 짧은 경우 UKF를 적용함으로써 최종적인 정밀도와 수렴 안정성 등과 같은 특성들을 급격히 향상 시킬 수 있음을 확인 하였다.

**참고문헌**

- [1] 박찬식, GPS 반송파 위상을 이용한 위치결정, 서울대학교 제어계측공학과 박사학위논문, 1997.
- [2] 김대제, “기저선 제한 조건을 이용한 동적 환경에서의 GPS 반송파 미지 정수 결정 성능 향상,” 한국 항공우주공학회 춘계학술대회, pp. 440-443, 2003. 4.
- [3] P. J. G. Teunissen, *GPS for Geodesy*, 2nd Ed, Springer, 1998.
- [4] P. J. G. Teunissen, *Adjustment Theory*, Delft University Press, 2000.
- [5] S. J. Julier, “The scaled unscented transform,” *Proceeding of the American Control Conference*, pp. 4555-4559, May 8-10, 2002.
- [6] S. J. Julier, “Unscented filtering and nonlinear estimation,” *Proceeding of the IEEE*, vol. 92, Issue. 3, pp. 401-422, Mar. 2004.
- [7] E. A. Wan, “The unscented Kalman filter for nonlinear estimation,” *Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000*, pp. 153-158, Mar. 2000.
- [8] R. van der Merwe, “The unscented particle filter,” *Technical Report CUED/F-INFENG/TR 380*, Cambridge University Engineering Department, August 16, 2000.



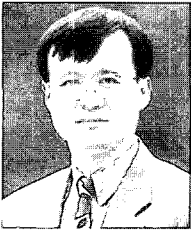
**천 세 범**

2000년 건국대학교 항공우주공학과 졸업. 2002년 동 대학원 석사 졸업. 2005년 현재 동대학원 박사과정 재학중. 관심분야는 GPS, 비선형 시스템 추정, 센서 fusion.



**이 은 성**

1996년 건국대학교 항공우주공학과 졸업. 1998년 건국대학교 대학원 기계공학과 졸업. 2005년 건국대학교 대학원 항공우주공학과 박사 졸업. 현재 동 대학교 박사 후 연수과정. 관심분야는 인공위성, GPS, 고장 검출.



### 이 영 재

1982년 서울대학교 항공공학과 학사 졸업. 1985년 동 대학원 석사 졸업. 1990년 미국 The Univ. of Texas at Austin 항공우주공학 박사. 1996~현재 건국대학교 항공우주공학과 교수. 관심 분야는 GPS를 이용한 정밀위치결정,

기타 GPS응용.



### 지 규 인

1982년 서울대학교 제어계측학과 학사 졸업. 1984년 동 대학원 석사 졸업. 1989년 Case Western Reserve University 제어 및 시스템 공학박사. 1992~현재 건국대학교 전자정보통신공학과 교수. 관심분야는 제어공학, 디지털제어, GPS.



### 강 태 삼

1986년 서울대학교 제어계측공학과 학사 졸업. 1988년 동 대학원 석사 졸업. 1992년 동 대학원 제어계측 공학박사. 2001년 9월~현재 건국대학교 항공우주공학과 부교수. 관심분야는 MEMS센서, 자동비행, 전자 제어 시스템.