

비선형 TOA 측정치를 활용하여 위치해를 산출하기 위한 반복 선형화 추정 기법

■ 이 형 근

(한국항공대학교 항공전자및정보통신공학부)

다양한 제어 응용 시스템에 있어서 이동 혹은 제어 대상의 위치를 정확히 아는 것은 적절한 제어동작을 산출하여 위하여 필수적인 기능에 해당된다. 이동체의 위치를 빠른 속도로 계산하기 위하여 대다수의 응용분야에서는 앞선 고 [1-3] 에서 설명된 관성센서를 활용하게 된다.

관성센서를 활용할 경우 부차적으로 속도 및 자세 정보를 얻을 수 있는 장점이 있다. 반면, 관성센서에 의한 적분방식의 위치 계산은 짧은 기간 내에서는 정확도를 유지할 수 있는 반면 오랜 기간 동안에는 위치오차가 누적되어 발산하게 된다.

관성센서의 누적오차를 제한하기 위해서는 위치 정보의 제공이 가능하며 위치오차 누적이 없는 보조센서의 활용이 필수적이다. 이와 같은 목적으로 가장 널리 활용되는 보조센서로는 전파 측위 센서를 들 수 있다. 본 고에서는 다수의 전파 송신원에 대하여 획득된 신호 전달시간 측정치를 활용하여 수신기의 위치를 결정하기 위한 TOA (Time of Arrival) 알고리즘을 다루고자 한다.

전파를 활용하여 위치를 계산하기 위해서는 두 종류의 정보가 반드시 필요하다. 그중 첫번째는 전파 송신원의 정확한 위치이며 둘째는 전파 송신원으로부터 수신기까지의 신호 전달 시간 측정치가 된다. 전파 송신원의 위치는 고정되거나 빠른 속도로 운동하게 되는데 고정된 전파 송신원의 경우 그 위치를 미리 정확하게 조사하여 활용 가능하다. 반면, 전파 송신원

이 위성과 같이 빠른 운동을 하는 경우에는 송신원의 운동을 정확하게 계산가능 하도록 하여 주며 시간에 따른 변화가 크지 않은 계수값들을 수신기들에 전달하여 준다. GPS 방송계도력(ephemeris)에 활용되는 quasi-Keplerian 계수값은 이의 대표적인 예에 해당된다.

전파 송신원으로부터 수신기까지의 신호 전달시간 측정치는 전파 송신원의 시계오차와 수신기 시계오차를 불가피하게 포함하게 된다. 이들 중 전파 송신원의 시계오차는 인프라적 특성으로 인하여 구현 비용에 상대적으로 제약이 작으므로 적절한 시각 동기 시스템에 의하여 크게 감소시킬 수 있다. 반면, 수신기 시계오차는 구현 비용의 제약을 크게 받으므로 근본적인 제거에 난점이 있으며 측정치의 활용에서 반드시 고려해야 될 제약으로 작용하게 된다.

앞서 설명된 배경으로 인하여 수신기의 위치와 수신기의 시계오차를 동시에 추정할 수 있는 적절한 방법론이 제기 되었으며, 이를 위하여 TOA 알고리즘이 이미 널리 활용되고 있다. 반면, TOA 알고리즘과 관련된 요소 개념들과 이들 사이의 관계를 보조자료의 활용이 필요 없을 정도로 쉽고 상세하게 설명한 문헌을 찾기가 어렵다. 따라서, 본 고에서는 다수의 전파 송신원에 대하여 획득된 신호 전달시간 측정치를 활용하여 수신기의 위치를 결정하기 위한 TOA 알고리즘을 상세히 다루었다.

본 고의 구성은 다음과 같다. 먼저, I 장에서는 벡터 형태의 최적화 지점을 찾기 위해 벡터 및 행렬의 미분을 설명한다. II 장에서는 벡터 및 행렬의 미분을 활용하여 선형 측정치에 대한 최적 상태변수 추정치를 찾는 방법을 설명한다. III 장에서는 비선형 TOA 측정치와 관련된 기하개형과 모델링을 설명한다. IV 장에서는 앞선 I~III 장에서 설명된 요소 개념들을 종합하여 비선형 TOA 측정치에 선형화 및 상태변수 오차 추정을 반복하여 정확한 위치해를 얻는 방법을 설명한다. 마지막으로 결론을 맺도록 한다.

I . 벡터 및 행렬의 미분

TOA 측정치를 활용하여 수신기의 위치 및 시계오차에 해당하는 상태변수를 간접 반복적인 방법으로 구하기 위해서는 벡터 및 행렬의 미분에 해당되는 그래디언트(gradient)와 자코비안(jacobian)을 먼저 이해할 필요가 있다. 이들 중 그래디언트는 스칼라 함수 g 가 특정한 벡터 상태변수 X 에 대하여 얼마만큼의 영향을 받는지를 나타내는 목적으로 활용된다. 이때, 상태변수는 함수의 값에 영향을 주는 다수 개의 독립변수로 구성되므로 그래디언트는 스칼라 함수의 값이 독립변수 각각의 단위 변화에 대하여 어떠한 비율로 변화하는지를 나타내어 준다. 이를 식으로 표현하면 아래와 같이 정리된다.

$$\frac{\partial g}{\partial X} = \left[\frac{\partial g}{\partial x_1} \quad \frac{\partial g}{\partial x_2} \quad \dots \quad \frac{\partial g}{\partial x_N} \right]^T : \text{함수 } g \text{의 } X \text{에 대한 그래디언트} \quad (1)$$

여기서

$$X = [x_1 \quad x_2 \quad \dots \quad x_N]^T \quad (2)$$

자코비안은 그래디언트와 유사한 개념이나 변화 관측의 대상이 스칼라 함수가 아니라 벡터 함수가 되는 경우에 해당된다. 이를 식으로 표현하면 아래와 같이 정리된다.

$$D_X F = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_N} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_M}{\partial x_1} & \frac{\partial f_M}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_M}{\partial x_N} \end{bmatrix} : \text{벡터함수 } F \text{의 } X \text{에 대한 자코비안} \quad (3)$$

여기서

$$F = [f_1 \quad f_2 \quad \dots \quad f_M]^T \quad (4)$$

따라서, 그래디언트는 자코비안의 유사한 특성을 가지는데, 예를 들면 자코비안의 각각의 행은 그래디언트 혹은 그래디언트의 전치행렬에 해당됨을 알 수 있다. 자코비안의 각 행이 그래디언트 혹은 그래디언트의 전치행렬로 사용되는 구분은 교재의 종류 혹은 응용분야에 따라라 차이가 나므로 혼동을 줄 수 있다. 반면, 응용분야에 따라 둘 사이의 관계를 명확하게 정리한 후 일관성 있게 활용하게 되면 큰 차이는 없으므로 일관성 있는 활용이 중요하다 하겠다.

그래디언트와 자코비안의 활용에 있어 빈번하게 활용되는 공식은 기억해둘 필요가 있다. 아래의 식은 자코비안 적용에 있어서 가장 간단한 식에 해당되며 관련된 증명은 (3)을 참조하여 행렬의 각 성분별로 적용하면 쉽게 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial (X^T)}{\partial X} = I \quad (5)$$

위의 (5)을 활용하면 아래의 행렬식을 쉽게 확인할 수 있다.

$$\frac{\partial (Y^T \Omega X)}{\partial X} = \frac{\partial (X^T \Omega^T Y)}{\partial X} = \frac{\partial (X^T)}{\partial X} \Omega^T Y = \Omega^T Y \quad (6)$$

(6)에서 그래디언트의 대상이 되며 가중 내적 (weighted inner product) 을 구성하는 두 개의 벡터는 X 와 Y 에 해당된다. 이들 중 벡터 X 만이 그래디언트를 관측하는 독립변수 X 와 동일함을 주의하여야 한다. 반면, 가중 내적이 벡터 X 에 의해서만 구성될 경우에는 가중 내적의 표현에 있어서 앞에 나타난 벡터 X ((6)에서 X 의 자리)와 뒤에 나타난 벡터 X ((6)에서 Y 의 자리)의 영향을 각각 별도로 고려해야 하므로 다음과 같이 전개된다.

$$\frac{\partial (X^T \Omega X)}{\partial X} = \frac{\partial (X^T)}{\partial X} \Omega X + \frac{\partial (X^T)}{\partial X} \Omega^T X = \Omega X + \Omega^T X \quad (7)$$

(7)에서 가중 내적의 가중치행렬(weighting matrix)에 해당되는 Ω 가 대칭행렬(symmetric matrix)인 경우에는 다음의 관계가 자명하게 성립한다.

$$\frac{\partial(X^T \Omega X)}{\partial X} = 2\Omega X \text{ if } \Omega = \Omega^T \quad (8)$$

II. 선형측정식에 대한 최적 상태변수 추정

비선형 TOA 측정치를 활용하여 추정해야 할 상태변수는 수신기의 위치와 시계오차를 포함한다. 비선형 측정치를 활용한 상태변수 추정은 앞서 설명된 바와 같이 일차 근사화된 간접 측정치를 활용한 선형 추정기가 반복적으로 활용된다. 선형 추정 문제에 있어서 획득된 측정치와 추정하고자 하는 상태변수 사이의 관계는 관측행렬 H 에 의하여 다음과 같이 정리된다.

$$Z = H\theta + V \quad (9)$$

여기서

Z : 측정치 벡터

θ : 상태변수 벡터

$\det(H^T H) \neq 0$: 상태변수에 대한 주어진 측정치의 가관측성

(10)에 나타난 가관측성 (observability) 조건식은 주어진 측정치만으로 상태변수를 충분히 추정할 수 있는지의 여부를 검사하여 주는 식이 된다. 예를 들면, 두 개의 원소로 구성된 측정치 벡터로 세 개의 원소로 구성된 상태변수를 추정하는 것은 불가능하며 이 경우 관측행렬 H 은 rank deficient 하게 되며 가관측성 조건식은 만족되지 않게 된다.

상태변수의 추정 문제에 있어서 단순히 어떠한 추정치가 최적이며 매우 정확하다는 표현은 다소 불명확한 표현이 된다. 명확하게 추정치의 최적성을 표현하기 위해서는 이와 관련된 가격함수(cost function)가 구체적으로 어떠한 형태 인지를 명확하게 밝히고 이에 관련된 설명을 추가해야 한다. 이를 위해서는 다음에 나타난 가격함수(cost function)가 가장 널리 활용된다.

$$J = \frac{1}{2}(Z - H\hat{\theta})^T \Omega (Z - H\hat{\theta}) \quad (11)$$

여기서

$\Omega = \Omega^T$: 양의 정칙(positive definite)이며 대칭(symmetric)인 정방행렬

위의 가격함수를 최소화하는 상태변수 θ 에 대한 추정치 $\hat{\theta}$ 는 다음과 같이 가격함수의 그라디언트가 영이 되도록 하는 관계식에서 도출된다.

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\theta}} = H^T \Omega (Z - H\hat{\theta}) = 0 \quad (12)$$

(12)의 조건식은 (13)과 동일하며 여기서 가중 가관측성 행렬 $H^T \Omega H$ 에 대한 역행렬은 측정식에 나타난 조건식 (10)과 양의 정칙인 Ω 의 특성에 의하여 항상 존재한다.

$$H^T \Omega Z = H^T \Omega H \hat{\theta} \quad (13)$$

따라서, (13)의 좌우변에 가중 가관측성 행렬의 역행렬 $(H^T \Omega H)^{-1}$ 을 가해주면 상태변수 θ 에 대하여 (14)에 나타난 바와 같이 주어진 측정치 Z 를 활용하여 (11)에 표시된 가격함수 J 를 최소화하는 추정치 $\hat{\theta}$ 를 얻을 수 있다.

$$\hat{X} = (H^T \Omega H)^{-1} H^T \Omega Z \quad (14)$$

(14)에서 행렬 $(H^T \Omega H)^{-1} H^T \Omega$ 는 행렬 H 에 대한 의사가중 역행렬(weighted pseudo inverse)로 흔히 지칭되며 여기서 가중치 행렬 Ω 의 자리에는 주로 측정 오차 공분산 행렬 $R \triangleq E[VV^T]$ 의 역행렬이 활용된다.

III. 비선형 측정치의 선형화에 의한 간접 측정치 모델링

수신기가 획득한 j -번째 신호 송신원에 대한 TOA 측정치는 다음의 관계를 만족하며 이와 관련된 기하 개형은 그림 1에 도시되어 있다.

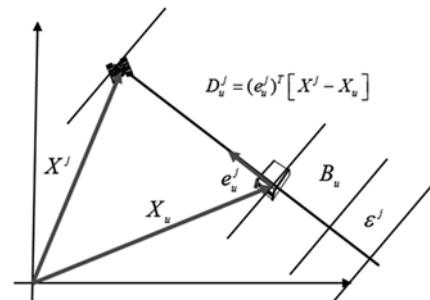


그림 1. TOA 측정치와 관련된 기하 개형.

$$\tilde{\rho}_u^j = (e_u^j)^T D_u^j + B_u + \varepsilon^j \quad (15)$$

여기서 B_u 와 ε^j 는 수신기의 시계오차와 측정오차를 각각 나타낸다. 수신기로부터 j -번째 신호 송신원으로의 시선각 벡터 e_u^j 와 수신기로부터 j -번째 신호 송신원의 상대위치 벡터 D_u^j 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} D &= D_u^j \triangleq X^j - X_u \\ e &= e_u^j \triangleq \frac{X^j - X_u}{\|X^j - X_u\|} = \frac{D}{\|D\|} \end{aligned} \quad (16)$$

여기서

X^j : j -번째 신호 송신원의 알려진 위치
 X_u : 수신기의 위치 (추정의 대상)

(16)에서 신호 송신원의 위치벡터 X^j 가 정확하게 알려져 있다고 가정하면 TOA 측정치는 수신기의 위치, 시계오차, 그리고 측정오차에 영향을 받음을 알 수 있다. (15)는 비선형식에 해당되므로 이를 활용하여 수신기의 위치를 구하기 위해서는 오차항들 사이의 선형식을 구한 후 앞선 (14)를 활용하여 오차값들을 추정하고 보상하는 과정이 필요하다. 이를 위해서는 다음의 (17)에 나타난 바와 같이 추정된 수신기 위치 \hat{X}_u 와 시계오차 \hat{B}_u 를 기반으로 TOA 추정치를 계산하여 활용할 필요가 있다.

$$\tilde{\rho}_u^j = (\hat{e}_u^j)^T [X^j - \hat{X}_u] + \hat{B}_u \quad (17)$$

여기서

$$\begin{aligned} \hat{D} &= \hat{D}_u^j \triangleq X^j - \hat{X}_u = D + \delta D \\ \hat{e} &= \hat{e}_u^j \triangleq \frac{\hat{D}}{\|\hat{D}\|} = e + \delta e \end{aligned} \quad (18)$$

(16)과 (18)에 의하여 상대위치벡터의 오차 δD 는 수신기 위치오차 δX_u 에 다음과 같이 영향을 받음을 알 수 있다.

$$\delta D = -\delta X_u \quad (19)$$

또한, 시선각 오차 δe 는 자코비안 $J_D(e)$ 에 의하여 수신기 위치 오차 δX_u 와 다음과 같이 관련됨을 알 수 있다.

$$\delta e = J_D(e)\delta D = -J_D(e)\delta X_u \quad (20)$$

(16)에 의하면 자코비안 $J_D(e)$ 는 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} J_D(e) &= J_D\left(\frac{D}{(D^T D)^{1/2}}\right) \\ &= \frac{I(D^T D)^{1/2} - D\left[\frac{1}{2}(D^T D)^{-1/2} J_D(D^T D)\right]}{(D^T D)} \\ &= \frac{I(D^T D)^{1/2} - D\left[\frac{1}{2}(D^T D)^{-1/2} (2D^T)\right]}{(D^T D)} \\ &= \frac{I}{\|D\|} - \frac{DD^T}{\|D\|^3} \end{aligned} \quad (21)$$

(20)과 (21)를 결합하면 다음의 관계식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} D^T \delta e &= D^T \left[\frac{I}{\|D\|} - \frac{DD^T}{\|D\|^3} \right] \delta X_u \\ &= \left[\frac{D^T}{\|D\|} - \frac{D^T}{\|D\|^3} \right] \delta X_u = 0 \end{aligned} \quad (22)$$

(22)는 시선각오차의 방향은 위성과 수신기 사이의 상대위치 벡터에 대하여 항상 직교하게 발생하게 됨을 설명하여 준다. (22)에 의하여 (15)에 나타난 TOA 측정치와 (17)에 나타난 TOA 추정치를 차분하게 되면 상태변수 추정오차에 대하여 선형화된 TOA 간접 측정식이 다음과 같이 얻어진다.

$$\begin{aligned} z^j \triangleq \tilde{\rho}_u^j - \hat{\rho}_u^j &= (e_u^j)^T D_u^j + B_u + \varepsilon^j - (\hat{e}_u^j)^T \hat{D}_u^j - \hat{B}_u \\ &= (\hat{e}_u^j)^T \delta X_u - \delta B_u + \varepsilon^j \\ &= \left[(\hat{e}_u^j)^T \mid -1 \right] \begin{bmatrix} \delta X_u \\ \delta B_u \end{bmatrix} + \varepsilon^j \\ &= h^j \begin{bmatrix} \delta X_u \\ \delta B_u \end{bmatrix} + \varepsilon^j \end{aligned} \quad (23)$$

여기서 h^j 는 j -번째 신호 송신원에 대한 관측벡터를 나타내며 다음과 같이 계산된다.

$$h^j = \left[(\hat{e}_u^j)^T \mid -1 \right] \quad (24)$$

N 개의 신호 송신원에 대하여 개별적으로 선형화된 TOA 간접 측정치들을 한 개의 벡터로 누적하여 간접 측정치 벡터를 형성하면 다음의 관계를 만족하게 된다.

$$Z = H \begin{bmatrix} \delta X_u \\ \delta B_u \end{bmatrix} + \varepsilon \quad (25)$$

여기서

$$Z = \begin{bmatrix} z^1 \\ z^2 \\ \vdots \\ z^N \end{bmatrix}, H = \begin{bmatrix} h^1 \\ h^2 \\ \vdots \\ h^N \end{bmatrix}, \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon^1 \\ \varepsilon^2 \\ \vdots \\ \varepsilon^N \end{bmatrix} \quad (26)$$

(25)에 나타난 측정오차 ε 은 일반적으로 다음과 같이 영평균 (mean-zero)이며 오차공분산 행렬 R 은 오차특성 분석을 위하여 충분한 횟수로 미리 시행된 실험에 의하여 알려져 있다고 가정한다.

$$\begin{aligned} E[\varepsilon] &= 0 \\ E[\varepsilon\varepsilon^T] &= R \end{aligned} \quad (27)$$

여기서 $E[\cdot]$ 통계적 기대값(statistical expectation)을 나타낸다.

IV. 반복 선형화에 의한 위치 추정치의 생성

앞서 살펴본 바와 같이 TOA 측정치는 위치 및 수신기 시계 오차를 포함한 상태변수에 대하여 비선형 식에 해당된다.

비선형 측정식을 활용하여 한번의 계산으로 상태변수에 대한 최적 추정치를 구하는 것은 일반적으로 불가능하다.

따라서, 상태변수를 직접적으로 추정하는 대신에 그림 2 혹은 다음에 정리된 절차 1~절차 5를 적용하여 상태변수에 대한 추정치를 간접적으로 얻어낸다.

절차 1) 상태변수의 추정치를 초기화(갱신) 한다

절차 2) 상태변수 추정치를 활용하여 실제 TOA 측정치와 등가한 TOA 추정치를 계산한다.

절차 3) TOA 측정치와 TOA 추정치를 차분하여 상태변수 추정오차에 대한 선형 측정치를 얻는다.

절차 4) 의사역행렬을 활용하여 상태변수 추정오차에 대한

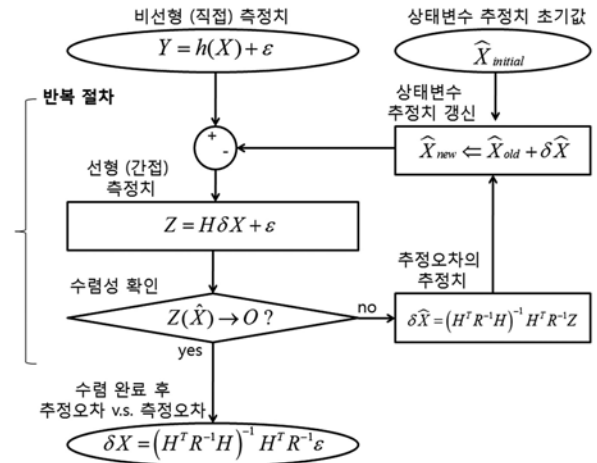


그림 2. 반복적 TOA 방법에 의하여 수신기의 위치 및 시계오차를 추정하는 과정.

최적 추정치를 얻어낸다.

절차 5) 상태변수 추정오차의 크기가 미리 설정된 임계값보다 작은 경우 전체 절차를 종료하고 그렇지 않은 경우에는 1~4의 절차를 반복한다.

위의 절차들은 상태변수를 직접적으로 추정하는 것이 아니라 “상태변수 추정오차”를 추정하여 보상하는 방법에 해당된다. (상태변수 추정오차를 완벽하게 추정하는 것은 상태변수 자체를 완벽하게 추정하는 것과 동일한 의미를 가진다.)

절차 2와 관련된 사항은 (17)에서 확인할 수 있다. 절차 3과 관련해서는 (25)를 참조해야 한다. 절차 4를 위해서는 다음의 (28)을 활용하여 “추정오차에 대한 추정치”를 얻은 다음 이를 “상태변수 추정치”의 보상에 활용한다.

$$\begin{bmatrix} \delta \hat{X}_u \\ \delta \hat{B}_u \end{bmatrix} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} Z \quad (28)$$

상태변수의 추정치가 상태변수의 참값에 근접하는 경우 절차 4에 의한 “추정오차에 대한 추정치”의 크기는 매우 작아지게 되며 이와 관련된 개형은 그림 3에 도시되어 있다. 따라서 추정오차 추정치의 크기를 미리 설정된 임계값을 비교하여 그 크기가 작은 경우에는 “추정오차의 추정치”가 보상된 상태변수 추정치가 상태변수 참값에 수렴하였다고 판단하여 전체 절차를 종료하게 된다. 수신기 위치 및 시계오차의 추정치가 수렴을 완료한 후에는 추정오차와 측정오차 사이에 다음의 관계식들이 동시에 만족되게 된다.

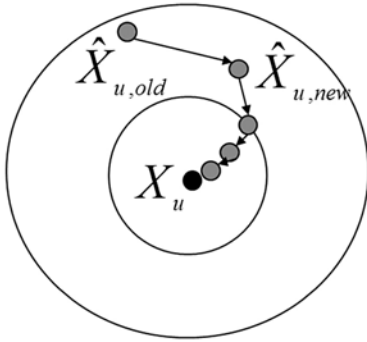


그림 3. 반복적 TOA 방법에 의한 수신기 위치 추정치 수렴 궤적.

$$\begin{bmatrix} \hat{\Delta X}_u \\ \hat{\Delta B}_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta X_u \\ \Delta B_u \end{bmatrix} + (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \varepsilon$$

$$\begin{bmatrix} \hat{X}_u \\ \hat{B}_u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_u \\ B_u \end{bmatrix} + (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \varepsilon \quad (29)$$

(29)에 표현된 관계에 의하여 추정오차의 공분산행렬 P 와 측정오차의 공분산행렬 R 은 관측행렬 H 에 의하여 다음과 같은 관계를 만족하게 된다.

$$P = E \left\{ \begin{bmatrix} \Delta X_u \\ \Delta B_u \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta X_u \\ \Delta B_u \end{bmatrix}^T \right\}$$

$$= (H^T R^{-1} H)^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} & \sigma_{xb} \\ \sigma_{yx} & \sigma_y^2 & \sigma_{yz} & \sigma_{yb} \\ \sigma_{zx} & \sigma_{zy} & \sigma_z^2 & \sigma_{zb} \\ \sigma_{bx} & \sigma_{by} & \sigma_{bz} & \sigma_b^2 \end{bmatrix}$$

$$= \sigma \begin{bmatrix} a_x & a_{xy} & a_{xz} & a_{xb} \\ a_{yx} & a_y & a_{yz} & a_{yb} \\ a_{zx} & a_{zy} & a_z & a_{zb} \\ a_{bx} & a_{by} & a_{bz} & a_b \end{bmatrix} \quad (30)$$

(30)에 표현된 추정오차 공분산행렬의 구조에서 대각 성분들을 활용하면 위치 및 시계 오차의 추정의 정확도와 관련된 다양한 성능지표들이 다음과 같이 도출된다.

$$\text{RMS position error} = \sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + \sigma_z^2} = \sigma \sqrt{a_x + a_y + a_z}$$

$$\text{Position DOP(PDOP)} = \sqrt{a_x + a_y + a_z}$$

$$\text{Time DOP(TDOP)} = \sqrt{a_b}$$

$$\text{Geometric DOP(GDOP)} = \sqrt{a_x + a_y + a_z + a_b}$$

V. 결론

본 고에서는 다수의 전파 송신원에 대하여 획득된 신호 전달시간 측정치를 활용하여 수신기의 위치를 결정하기 위한 TOA 알고리즘을 상세히 다루었다. 반복적인 TOA 방법을 체계적으로 설명하기 위하여 벡터 및 행렬의 미분, 선형 측정치에 대한 최적 추정치, 비선형 TOA 측정치와 관련된 기하개형과 모델링, 비선형 TOA 측정치의 선형화, 반복적인 추정오차의 추정 순으로 관련된 요소 개념을 소개하였다. 또한, 반복적 TOA 방법에 의하여 확립되는 추정오차와 정확도 지표 사이의 관계를 설명하였다. 저자는 본고에서 다루어진 내용이 전파를 활용한 무선 측위에 관심을 가지고 있는 독자들에게 유익한 내용이 되기를 기대하며 글을 맺고자 한다.

참고문헌

- [1] 이형근, “벡터, 좌표계, 좌표값, 그리고 좌표변환 행렬,” 제어로봇시스템학회지, vol. 15, no. 14 겨울호(12월호), pp. 38-42, 2009.
- [2] 이형근, “좌표계의 회전과 코리올리 효과” 제어로봇시스템학회지, vol. 16, no. 1 봄호(3월호), pp. 51-55, 2010.
- [3] 이형근, “중력장 가속도, 중력 가속도, 그리고 가속도계 측정값 사이의 관계” 제어로봇시스템학회지, vol. 16, no. 3 가을호(3월호), pp. 40-45, 2010.

저자약력



이형근

- 1967년 6월 27일생
- 1990년 서울대 제어계측공학과 (공학사).
- 1994년 서울대 제어계측공학과 (석사).
- 2002년 서울대 전기컴퓨터공학부 (박사).
- 1994년~1998년 현대우주항공(주).
- 2003년~현재 : 한국항공대학교 항공전자 및 정보통신공학부 (부교수).

· 관심분야 : 항법, 측위, LBS, ITS, 추정이론