

레이다 보정형 스트랩다운 관성항법시스템을 위한 적응필터 구성

Adaptive Filter Design for Radar Aided SDINS

유 명 중, 박 찬 주, 김 현 백
(Myeong-Jong Yu, Chan Ju Park, and Hyun Baik Kim)

Abstract : A new adaptive filter is proposed for an aided strapdown inertial navigation system(SDINS). The proposed filter can be used to effectively estimate the time-varying variance of the measurement noise. Then, the in-flight alignment for the radar aided SDINS is designed using the additive quaternion error model. Simulation results show that the proposed adaptive filter effectively improves the performance of the radar aided SDINS.

Keywords : adaptive filter, radar aided SDINS, additive quaternion error model

I. 서론

스트랩다운 관성항법시스템(SDINS)에서는 오차를 추정하고 보정하기 위하여 비관성 센서들 및 확장형 칼만필터를 이용하여 보정형 시스템을 구성한다 [1-5]. 보정형 시스템 구성에서 비관성 센서의 특성에 의해 필터구성 및 성능은 달라 질 수 있다. 비관성 센서의 오차 모델을 알 수 있는 경우에는 오차를 필터의 상태변수로 선정하고, 그 값을 추정하여 보정함으로써 시스템의 성능을 개선 할 수 있으나, 그렇게 할 수 없을 경우에는 비관성 센서의 오차 특성은 필터를 구성 할 때 측정잡음의 분산을 결정하기 위해 사용된다. 그러나 스트랩다운 관성항법시스템은 비선형 시스템이므로 측정잡음의 분산을 결정하기가 어렵다. 그리고 잘못 결정된 측정잡음의 분산 값은 필터의 성능을 저하시키는 요인이 된다[6]. 따라서 여러 번의 반복적인 시뮬레이션이나 시험을 통하여 획득된 정보를 이용하여 그 값을 결정하게된다. 이러한 과정은 많은 노력과 시간이 소요되며, 그 값이 시변일 경우에는 더욱 결정하기가 쉽지는 않다. 그러므로 그 값을 효율적으로 결정하는 방법의 연구가 요구되어 왔다.

보정형 시스템을 구성하기 위해 비관성 센서인 레이다에서 제공되는 항체의 위치정보를 이용 할 수 있다. 이 경우, 제공되는 위치정보의 정확도는 레이다의 성능에 좌우되며, 레이다로부터 항체가 멀어지면 그 정확도는 레이다에 대한 항체의 거리의 함수로 증가하게 된다[1][7][8]. 그러므로 레이다 위치 보정형 관성항법시스템을 구성할 경우에 필터의 측정잡음의 분산은 시변 값이 되며, 그 크기 또한 증가하게 된다. 그러므로 그 값을 결정하기는 쉽지 않다. 측정 잡음의 분산을 크게 할 경우에는 초기의 정확한 레이다 위치정보를 효율적으로 사용할 수 없으며, 그 값을 작게 할 경우에는 시간이 지날수록 시스템의 성능은 저하된다. 따라서 시변적으로 값을 계산 할 수 있는 방법이 요구되어 왔다[10-11].

본 논문에서는 레이다 위치 보정형 관성항법시스템을 구성 할 때 발생하는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 측정

잡음의 분산을 실시간으로 추정하는 적응필터를 제시한다. 그리고 합형 쿼터니언을 이용하여 보정형 필터를 구성하였으며, 기존의 확장형 칼만필터와 제시된 적응필터를 이용하여 성능을 분석한다.

II. 적응필터 구성

시스템의 오차를 추정하고 보정하기 위하여 일반적으로 필터링 기법을 사용한다. 그러나 비선형 시스템의 경우 필터를 구성하기 위하여 오차모델을 유도하는 과정에서 모델링 오차가 발생하며, 측정치를 제공하는 값에도 또한 오차가 존재한다. 따라서 비선형 시스템에서는 공정잡음과 측정잡음의 공 분산값에 의하여 필터성능이 좌우 될 수 있다. 본 절에서는 필터 측정치의 잉여 값(residual)을 이용하여 측정잡음의 분산 값을 실시간으로 추정하는 적응필터를 제시한다. 아래의 비선형 시스템을 고려하자.

$$\dot{x}(t) = f[x(t)] + G(t)w(t) \quad (1)$$

$$z(t) = h[x(t)] + v(t) \quad (2)$$

이산화된 시스템의 측정방정식은 (3)과 같다.

$$z(k+1) = h(x(k+1)) + v(k+1) \quad (3)$$

(3)에서 측정잡음, $v(k+1)$ 은 (4)와 같이 두 종류로 분리한다. 하나는 일정한 분산 값을 가지는 측정잡음, $v_1(k+1)$ 이며, 다른 하나는 분산 값이 시간에 대하여 변화하는 측정잡음, $v_2(k+1)$ 이다. 그리고 두 측정잡음사이에는 서로 상관관계가 없다고 가정한다.

$$\begin{aligned} z(k+1) &= h(x(k+1)) + v(k+1) \\ &= h(x(k+1)) + v_1(k+1) + av_2(k+1) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 a 는 $a \geq 0$ 을 만족하는 실수 값이며, 시간에 대하여 변화하는 값이다. 예를 들면 레이다 정보의 경우 a 는 시간에 대하여 증가하는 값이 된다. 추정 값을 이용하여 측정잡음 잉여 값(residual)을 구해보면 (5)와 같다.

$$\begin{aligned} \delta z(k+1) &= h(x(k+1)) + v(k+1) - h(\hat{x}(k+1|k)) \\ &= H(k+1)(x(k+1) - \hat{x}(k+1|k)) + v_1(k+1) \\ &\quad + av_2(k+1) + \chi(x(k+1), \hat{x}(k+1|k)) \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $\hat{x}(k+1|k)$ 는 필터의 추정 값이며, $\chi(x(k+1), \hat{x}(k+1|k))$ 는 추정오차의 고차 항이다. 추정오차의 고차 항을 무시하면, (5)는 (6)와 같이 단순화된다.

$$\delta z(k+1) \equiv H(k+1)(\hat{x}(k+1|k)) + v_1(k+1) + av_2(k+1) \quad (6)$$

(6)에서 고차 항을 생략한다고 가정하였으나, 그 값을 측정 잡음에 반영 할 수도 있다. (6)을 이용하여 잉여 값의 분산을 구해보면 (7)과 같다.

$$\begin{aligned} S(k+1|k) &= E\{\delta z(k+1)\delta z(k+1)^T\} \\ &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) + \alpha^2 R_2(k+1) \quad (7) \\ &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \end{aligned}$$

여기서 $R_1(k+1) = E\{v_1(k+1)v_1(k+1)^T\}$, $R_2(k+1) = E\{v_2(k+1)v_2(k+1)^T\}$ 그리고 $P(k+1|k)$ 는 추정 오차의 공분산 값이며 (8)과 같다.

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q_d \quad (8)$$

여기서 Q_d 는 공정잡음의 분산 값이다. (8)을 (7)에 대입하면 (9)와 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} S(k+1|k) &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \\ &= H(k+1)[\Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T \\ &\quad + Q_d]H(k+1)^T + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \\ &= L_1 + \beta L_2 \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $L_1 = H(k+1)[\Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q_d]H(k+1)^T + R_1(k+1)$ 이고, $L_2 = R_2(k+1)$ 이다.

(9)는 측정잡음 잉여 값의 정보를 포함하고 있는 식이다. (9)에서 β 값을 추정하기 위하여 (10)와 같이 정의되는 N 개의 개수를 가진 잉여 값 분산의 평균값을 사용한다.

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\delta z(k+1-N+i)\delta z(k+1-N+i)^T] \quad (10)$$

(9)와 (10)을 이용하여 가격함수(cost function)을 설정한 후, β 값을 추정 할 수 있다. 그러므로 가격함수 선정에 따라서 β 값은 달라 질 수 있다. 또한 (10)에서 M 을 구하기 위해서 사용되는 잉여 값의 개수는 N 이 클수록 스무딩(smoothing) 효과는 커지나, 시스템의 동적 특성은 작게 반영된다. 따라서 적용되는 시스템의 특성에 따라서 N 의 크기는 결정되어야 한다.

본 논문에서는 가격함수로써 (11)과 같이 Frobenius norm 을 정의한다. 그리고 Frobenius norm을 최소화 (minimization)하도록 β 값을 구한다.

$$\min_{\beta \geq 0} \{ J(\beta) = \|M - L_1 - \beta L_2\|^2 \} \quad (11)$$

여기서 norm $\|\cdot\|$ 은 Frobenius norm을 의미하며, 그 norm은 $\|A\|^2 = \text{tr}(AA^T)$ 와 같이 정의된다. β 를 구하기 위하여 먼저, (11)에서 $J(\beta)$ 를 구해보면 (12)와 같다.

$$\begin{aligned} J(\beta) &= \|M - L_1 - \beta L_2\|^2 \\ &= \text{tr}\{(M - L_1 - \beta L_2)(M - L_1 - \beta L_2)^T\} \\ &= \beta^2 \text{tr}(L_2 L_2^T) - 2\beta \text{tr}\{(M - L_1)L_2^T\} \\ &\quad + \text{tr}\{(M - L_1)(M - L_1)^T\} \end{aligned} \quad (12)$$

(12)를 β 에 대하여 미분한 값은 (13)과 같으며, 가격함수를 최소화하도록 하는 값은 (13)이 0이 되는 β 이다. 이러한 관계식으로부터 추정된 β 는 (14)와 같다.

$$\frac{dJ(\beta)}{d\beta} = 2\beta \text{tr}(L_2 L_2^T) - 2\text{tr}\{(M - L_1)L_2^T\} \quad (13)$$

$$\beta = \frac{\text{tr}\{(M - L_1)L_2^T\}}{\text{tr}(L_2 L_2^T)} \quad (14)$$

(11)의 조건에 의해 β 는 0보다 같거나 크다. 따라서 추정된 β 가 0보다 작을 경우에는 β 를 0으로 사용한다. (14)에서 구해진 β 를 (7)에 대입함으로써 측정잡음 분산의 추정 값을 구할 수 있으며, 이렇게 추정된 측정잡음의 분산 값을 필터를 계산하기 위하여 사용하게된다. 따라서 제시된 필터는 측정잡음의 분산을 실시간으로 구할 수 있다.

앞에서 구해진 β 와 식들을 이용하여 적응필터를 다시 정리하면 (15)-(24)와 같다.

$$\hat{x}(k+1|k) = \hat{x}(k|k) + \int_k^{k+1} f(\hat{x}(t|k)) dt \quad (15)$$

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q_d \quad (16)$$

$$\begin{aligned} L_1 &= H(k+1)[\Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T \\ &\quad + Q_d]H(k+1)^T + R_1(k+1) \end{aligned} \quad (17)$$

$$L_2 = R_2(k+1) \quad (18)$$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\delta z(k+1-N+i)\delta z(k+1-N+i)^T] \quad (19)$$

$$\beta = \frac{\text{tr}\{(M - L_1)L_2^T\}}{\text{tr}(L_2 L_2^T)}, \quad \beta < 0 \text{이면 } \beta = 0 \quad (20)$$

$$S(k+1|k) = H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \quad (21)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)^T S(k+1|k)^{-1} \quad (22)$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)[z(k+1) - h(\hat{x}(k+1|k))] \quad (23)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1|k) \quad (24)$$

III. 레이더 보정형 SDINS

레이더에서 제공되는 위치정보를 이용한 보정형 스트랩다운 관성항법시스템을 구성한다. 보정형 필터 구성 방법은 간접 되먹임(indirect feedback) 방법을 사용하였다. 보정형 시스템을 구성하기 위해서는 관성항법시스템의 오차모델 및 레이더에서 제공되는 항체의 위치를 측정값으로 사용하는

측정 오차모델이 필요하다. 본 절에서는 시스템 오차모델 및 측정 오차모델을 제시한다.

1. 시스템 오차모델

스트랩다운 관성항법시스템에서 항법좌표계 (N, E, D) 를 기준으로 한 시스템 방정식은 (25)-(29)와 같이 위치[위도: L , 경도: l , 고도: h], 속도 및 자세방정식으로 구성된다.

$$\dot{L} = \frac{v_N}{R_m + h} \tag{25}$$

$$\dot{l} = \frac{v_E}{(R_t + h)\cos L} \tag{26}$$

$$\dot{h} = -v_D \tag{27}$$

$$\dot{v}^n = C_b^n f^b - [2w_{ie}^n + w_{en}^n] \times v^n + g^n \tag{28}$$

$$\dot{Q} = \frac{1}{2} Q * [w_{nb}^b] \tag{29}$$

여기서 첨자 i 는 관성좌표계, n 은 항법좌표계, e 는 지구 좌표계, b 는 동체좌표계를 각각 의미한다. C_b^n 은 자세 변환행렬, v 는 속도, Q 는 쿼터니언, f^b 는 가속도계 출력, w_{nb}^b 는 자이로 출력으로부터 계산된 각속도, g^n 는 중력, R_m 는 지구 장반경, R_t 는 지구 단반경, $w_{en}^n = [\rho_N \ \rho_E \ \rho_D]^T$ 그리고 $w_{in}^n = w_{ie}^n + w_{en}^n$ 이다. 오차모델은 자세오차를 나타내는 방법에 따라서 여러 가지로 표현이 가능하다. 본 논문에서 자세오차는 합형 쿼터니언 오차(AQE)를 사용하였으며, 이렇게 구해진 위치, 속도 및 자세 오차모델은 (30)-(32)와 같다.

$$\delta \dot{p} = \delta v^n \tag{30}$$

$$\delta \dot{v}^n = -2[C_b^n f^b] \times Y^T \delta Q - [2w_{ie}^n + w_{en}^n] \times \delta v^n + C_b^n \delta f^b + v^n \times (2\delta w_{ie}^n + \delta w_{en}^n) + \delta g^n \tag{31}$$

$$\delta \dot{Q} = M_1 \delta Q + \frac{1}{2} (U \delta \omega_{ib}^b - Y \delta \omega_{in}^n) \tag{32}$$

여기서 $\delta p (\equiv [\delta p_N, \delta p_E, \delta p_D]^T)$ 는 위치오차, $\delta v^n (\equiv [v_N, v_E, v_D]^T)$ 는 속도오차, $\delta Q (\equiv [\delta q_0, \delta q_1, \delta q_2, \delta q_3]^T)$ 는 합형 쿼터니언 오차를 나타낸다. 그리고 δf^b 는 가속도계 오차, $\delta \omega_{ib}^b$ 는 자이로 오차, δg^n 는 중력오차, M_1, Y 및 U 는 아래와 같다

$$M_1 \equiv \frac{1}{2} \left\{ \begin{bmatrix} 0 & -\omega_X & -\omega_Y & -\omega_Z \\ \omega_X & 0 & \omega_Z & -\omega_Y \\ \omega_Y & -\omega_Z & 0 & \omega_X \\ \omega_Z & \omega_Y & -\omega_X & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & -\omega_N & -\omega_E & -\omega_D \\ \omega_N & 0 & -\omega_D & \omega_E \\ \omega_E & \omega_D & 0 & -\omega_N \\ \omega_D & -\omega_E & \omega_N & 0 \end{bmatrix} \right\},$$

$$Y = \begin{bmatrix} -\tilde{q}_1 & -\tilde{q}_2 & -\tilde{q}_3 \\ \tilde{q}_0 & \tilde{q}_3 & -\tilde{q}_2 \\ -\tilde{q}_3 & \tilde{q}_0 & \tilde{q}_1 \\ \tilde{q}_2 & -\tilde{q}_1 & \tilde{q}_0 \end{bmatrix}, \quad U = \begin{bmatrix} -\tilde{q}_1 & -\tilde{q}_2 & -\tilde{q}_3 \\ \tilde{q}_0 & -\tilde{q}_3 & \tilde{q}_2 \\ \tilde{q}_3 & \tilde{q}_0 & -\tilde{q}_1 \\ -\tilde{q}_2 & \tilde{q}_1 & \tilde{q}_0 \end{bmatrix}$$

여기서 w_X, w_Y 및 w_Z 는 자이로 측정값의 세축 성분이며, w_N, w_E 및 w_D 는 w_{in}^n 의 세축 성분, 그리고 $\tilde{q}_0, \tilde{q}_1, \tilde{q}_2$ 및 \tilde{q}_3 은 쿼터니언, $Q (\equiv [\tilde{q}_0, \tilde{q}_1, \tilde{q}_2, \tilde{q}_3]^T)$ 의 성분을 의미한다.

2. 측정 오차모델

레이다는 레이다에서 측정하는 항체까지의 거리, azimuth 각 및 elevation 각을 이용하여 레이다 위치에서 항체까지의 거리정보를 계산 할 수 있다. 그리고 레이다가 있는 위치정보를 안다고 가정하면, 그 값을 이용하여 항체의 위치 ($[L_{Radars}, I_{Radars}, h_{Radars}]^T$)를 구할 수 있다[1][7]. 그러나 항체의 위치계산에서 사용되는 거리 및 각 정보에 오차가 존재 할 경우, 위치에 오차를 유발하게된다. 또한 위치정보는 레이다의 신호처리 과정 및 처리 후 항체까지의 전송 등에 의하여 전송지연 오차를 가진다. 따라서 측정 오차모델을 구하기 위하여 이러한 시간 지연 오차를 고려하여야 한다. 관성항법시스템에서 계산되는 항체의 위치 ($[L_{INS}, I_{INS}, h_{INS}]^T$)를 이용하면 측정 오차모델은 (33)과 같이 구해진다.

$$\delta z(t) = \begin{bmatrix} [L_{INS}(t) - L_{Radars}(t - \Delta t)](R_m + h_{INS}) \\ [I_{INS}(t) - I_{Radars}(t - \Delta t)](R_t + h_{INS}) \cos(L_{INS}) \\ -[H_{INS}(t) - h_{Radars}(t - \Delta t)] \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} [\delta L_{INS}(t) + \frac{dL_{Radars}(t)}{dt} \Delta t - \delta L_{Radars}(t)](R_m + h_{INS}) \\ [\delta I_{INS}(t) + \frac{dI_{Radars}(t)}{dt} \Delta t - \delta I_{Radars}(t)](R_t + h_{INS}) \cos(L_{INS}) \\ -[\delta h_{INS}(t) + \frac{dh_{Radars}(t)}{dt} \Delta t - \delta h_{Radars}(t)] \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \delta p_N(t) + v_{RadarsN}(t) \Delta t + p_{mN}(t) \\ \delta p_E(t) + v_{RadarsE}(t) \Delta t + p_{mE}(t) \\ \delta p_D(t) + v_{RadarsD}(t) \Delta t + p_{mD}(t) \end{bmatrix} \tag{33}$$

여기서 Δt 는 레이다 전송 시간지연 오차, $v_{Radars} (\equiv [v_{RadarsN}, v_{RadarsE}, v_{RadarsD}]^T)$ 는 레이다에서 제공되는 항체의 속도 및 $p_m (\equiv [p_{mN}, p_{mE}, p_{mD}]^T)$ 은 측정잡음을 나타낸다. (33)에서와 같이 레이다 정보의 시간지연 오차는 측정 오차모델에서 레이다에서 제공하는 속도정보를 요구한다. 그러나 그 값들이 제공되지 못 할 경우에는 레이다 속도정보 대신에 관성항법시스템에서 계산하는 속도정보를 이용할 수 있으며, 이 경우 (33)은 (34)와 같이 근사화 된다.

$$\delta z(t) \equiv \begin{bmatrix} \delta p_N(t) + v_N(t) \Delta t + p_{mN}(t) \\ \delta p_E(t) + v_E(t) \Delta t + p_{mE}(t) \\ \delta p_D(t) + v_D(t) \Delta t + p_{mD}(t) \end{bmatrix} \tag{34}$$

(34)에서 측정잡음 p_m 의 분산 값은 레이다 특성에 의해 레이다 위치에서 항체까지의 거리가 증가할수록 그 값은 커지는 특성을 가진다. 따라서 필터를 구성 할 때 이러한 특성을 반영하는 것이 필요하다. 그러므로 이러한 특성을 II절에서 제시한 적응필터를 이용하여 그 값을 추정하게된다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 분석

본 논문에서 제시된 적응필터의 성능을 분석하기 위하여 III절에서 제시한 오차모델을 사용하여 레이다 위치 보정형

스트랩다운 관성항법시스템을 구성하였다. 상태변수는 위치(3개), 속도(3개), 자세(4개) 및 레이더 전송 지연오차(1개)인 10차로 구성하였으며, 시뮬레이션에 사용된 관성관측기는 자이로 바이어스 (3 deg/hr), 자이로 척도계수오차(1000 ppm), 가속도계 바이어스 오차(1000 ug) 및 척도계수오차(200ppm)를 고려하였고, 자이로 바이어스 및 가속도계 바이어스는 랜덤상수로 가정하였다. 또한 레이더 오차는 거리오차를 7 m 그리고 azimuth 각 및 elevation 각 오차를 각각 5 arcmin으로 가정하였다. 초기 자세오차를 위해 수평축 자세오차는 0.15 deg, 기수각 자세오차는 0.5 deg를 각각 가정하였으며, 전송시간 지연오차는 10 msec로 하였다.

시뮬레이션은 확장형 칼만필터와 제시된 적응필터를 이용하여 수행하였으며, 몬테칼로 방식으로 20회 수행하였다.

표 1. 300초 후 필터에 따른 위치 오차 및 기수각 오차.
Table 1. Position error and heading error after 300 seconds according to the filters.

	EKF with FD	ADF with FD
위치오차(C.E.P.) (m)	90	64
자세오차 (arcmin)	11.5	7

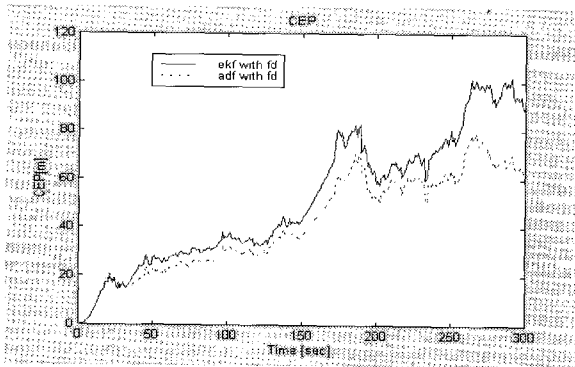


그림 1. 위치오차(C.E.P.).
Fig. 1. Position error(C.E.P.).

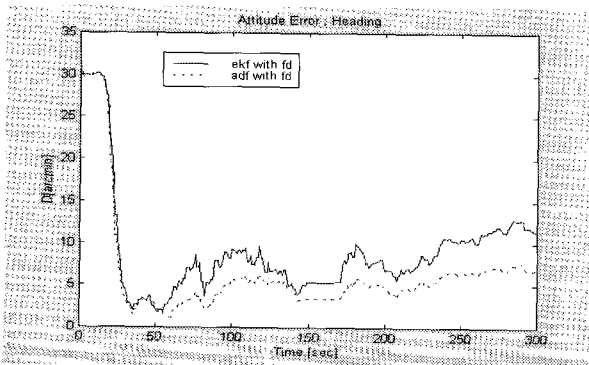


그림 2. 기수각 오차.
Fig. 2. Heading error.

필터의 갱신 주기는 1초이며, 총 300초간 시뮬레이션을 수행하였다. 그리고 레이더 측정치의 순간적인 외란 오차를 고려하기 위하여 레이더 특성에 의한 위치오차 외에 150초에서 20초 동안 N축 및 E축 위치 측정오차를 각각 3km와 2km를 첨가하여 측정치로 사용하였다. 시뮬레이션은 외란이 들어오는 경우에 외란이 감지(fault detection)되었다고 가정하고 수행되었다. 필터계산 방법은 측정값의 외란이 감지되는 구간인 150초부터 20초 동안은 필터를 수행하지 않고, 순수항법만 수행하다가 다시 필터를 사용하였다. 제시된 필터의 성능을 분석하기 위하여 확장형 칼만필터(ekf with fd)와 적응필터(adf with fd)를 이용하였으며, 위치 및 기수각에 대한 시뮬레이션 결과는 그림 1 및 그림 2와 같으며, 300초 후의 결과는 표1과 같다. 그림 1, 그림 2 그리고 표1로부터 제시된 적응필터의 위치 및 자세 추정 성능이 확장형 칼만필터 보다 우수한 것으로 나타났다. 표1에서 보여주는 바와 같이 300초 후, 적응필터를 적용한 경우는 확장형 칼만필터를 적용한 경우 보다 위치오차는 26m정도 감소하며, 자세오차는 약 4.5 arcmin정도 감소하였다. 따라서 시뮬레이션 결과는 외란이 감지된다고 가정할 경우, 측정 잡음의 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용하는 제시된 적응필터의 위치 및 자세 추정 성능이 확장형 칼만필터 보다 각각 28% 및 40%가 개선됨을 보여주었다.

V. 결론

보정형 스트랩다운 관성항법시스템을 구성하기 위한 적응필터를 제시하였다. 제시된 적응필터는 측정잡음의 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용할 수 있도록 구성하였다. 그리고 합형 쿼터니언 오차모델을 이용하여 레이더 위치 보정형 스트랩다운 관성항법시스템을 구성하였으며, 제시된 필터의 성능을 분석하였다. 시뮬레이션 결과 기존의 확장형 칼만필터의 성능보다 제시된 적응필터의 위치 및 자세오차의 추정 성능이 각각 28% 및 40%가 개선되는 것으로 나타났다. 특히, 제시된 필터는 시간이 지날수록 측정잡음의 분산 값이 증가하는 특성을 가진 레이더 보정형 스트랩다운 관성항법시스템 뿐만 아니라 측정잡음의 분산 값이 시변적으로 변화하는 특성을 가진 시스템에 사용 가능할 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] G. M. Siouris, *Aerospace Avionics System: A Modern Synthesis*, Academic Press, 1993.
- [2] M.-J. Yu, J. G. Lee, and H.-W. Park, "Comparison of SDINS in-flight alignment using equivalent error models," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 1046-1054 July, 1999.
- [3] M. Shibata, "Error analysis strapdown inertial navigation using quaternions," *J. of Guidance*, vol. 9, no. 3, pp. 379-381, May-June, 1986.
- [4] S. Vathsal, "Derivation of the relative quaternion differential equation," *J. of Guidance and Control*, vol. 14, no. 5, pp. 1061-1064, Sept.-Oct., 1991.

- [5] 유명중, 이장규, 박찬국, "Lyapunov 변환을 이용한 SDINS 등가 오차모델," 제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제 8 권, 제 2 호, pp. 167-177, 2002.
- [6] J. M. Mendel, *Lessons in Estimation Theory for Signal Processing, Communications, and Control*, Prentice-Hall International, Inc., 1995.
- [7] C. Johnson, E. J. Ohlmeyer, and T. R. Pepitone, "Attitude dilution of precision - A new metric for observability of inflight alignment," In *Proceedings of the AIAA 2000 GNC Conference*, Aug., 2000; AIAA 2000-4277.
- [8] 박찬주, 김현백, 송기원, "시간지연이 있는 Uplink된 위치 데이터를 이용한 유도탄 SDINS 비행중 정렬," ICAS2001.
- [9] A. H. Jazwinski, *Stochastic Processes and Filtering Theory*, Academic Press, 1970.
- [10] D. Choukroun, I. Y. Bar-Itzhack, and Y. Oshman, "A novel quaternion kalman filter," In *Proceedings of the AIAA 2002 GNC Conference*, Aug., 2002; AIAA 2002-4460.
- [11] 엄태윤, "확장된 가관측행렬의 영공간을 이용한 잠음 공분산 추정 기법 연구," 서울대학교 공학박사 학위논문, 2000.

유 명 중



1964년 12월 20일생. 1987년 경북대학교 공대 전자공학과 졸업. 1990년 동대학원 석사. 2002년 서울대학교 전기컴퓨터공학부 졸업(공학박사). 1990년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 관심분야는 관성항법시스템, 오차 모델링, 강인필터링 등.

텔링, 강인필터링 등.

박 찬 주



1968년 10월 14일생. 1994년 부산대학교 공대 정밀기계공학과 졸업. 1996년 동대학원 석사. 1996년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 2003년~현재 충남대학교 공대 전자공학과 박사과정 재학 중. 관심분야는 관성항법시스템, 추정이론, GPS/INS 결합항법시스템.

추정이론, GPS/INS 결합항법시스템.

김 현 백



1957년 4월 8일생. 1978년 인하대학교 공대 기계공학과 졸업. 1978년~현재 국방과학연구소 선임연구원. 관심분야는 관성항법시스템, 오차모델링 및 시뮬레이션.