

# 측정잡음 분산추정 적응필터를 이용한 INS/GPS 결합 시스템

## INS/GPS Integration System Using Adaptive Filter with Estimating Measurement Noise Variance

유 명 종\*  
(Myeong-Jong Yu)

**Abstract :** The INS/GPS integration system is designed by employing an adaptive filter that can estimate the measurement noise variance using the residual of the filter. To verify the efficiency of the proposed loosely-coupled INS/GPS integration system, simulation is performed by assuming that GPS information has large position errors. Simulation results show that the proposed integration system with the adaptive filter is more effective in estimating the position and attitude errors than those with the Extended Kalman Filter.

**Keywords :** INS/GPS integration system, adaptive filter, measurement noise variance

### I. 서론

관성항법시스템에서 항법오차를 추정하고, 보정하기 위하여 일반적으로 확장형 칼만필터(extended Kalman filter)가 많이 사용되고 있다. 확장형 칼만필터의 경우 측정잡음 및 공정잡음의 분산 값은 필터 수행 초기에 확정된 값을 사용하며, 확정된 초기값은 필터의 성능에 큰 영향을 준다. 따라서 초기 측정잡음 및 공정잡음 분산 값을 결정 할 때 반드시 튜닝과정을 수행하여 적절한 값을 선정하게 된다. 이러한 선정과정은 많은 실험정보와 여러 경우에 대한 시뮬레이션을 통해서만이 가능하다. 특히 관성항법시스템과 같은 비선형시스템에 적용될 때 더욱 복잡해진다[1-8].

INS/GPS 결합기법에서도 항법오차를 추정하고, 보정하기 위하여 확장형 칼만필터가 많이 사용되고 있으며, GPS는 필터의 측정치를 제공하게 된다. 적용된 확장형 칼만필터가 정상적으로 항법오차를 추정하기 위해서는 초기에 확정된 측정잡음 분산 값을 기준으로 일정범위의 오차를 가진 GPS정보를 요구한다. 그러나 GPS에서 측정된 정보의 경우, 전장상황이 아닌 일반 상황에서도 비정상 동작을 할 수 있다. 특히, 항계근처의 radio emitters들에 의한 제밍(jamming)으로 수백m 이상의 위치오차가 유발될 수 있으며, 또한 저고도에서 빌딩, 산 등에 의한 DOP 저하 및 다중경로(multipath) 효과에 의한 성능저하 등으로 측정오차가 발생할 수 있다. 이러한 측정오차들 때문에 측정잡음의 크기는 일정 범위를 벗어나게 된다 [9, 10]. 따라서 측정잡음이 커지면 필터 초기에 확정된 공정잡음 분산 값의 한계범위를 벗어 나게 되며, 확장형 칼만필터는 큰 오차를 유발할 수 있다. 그러므로 GPS의 이러한 오차들을 고려하기 위하여 측정잡음 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용 가능한 적응필터 기법이 요구된다.

본 논문에서는 측정치의 잉여 값(residual)을 이용하여 측정잡음 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용 가능한 적응필터를 제시한다. 또한 INS/GPS 결합시스템을 구성하고 차량시험을 통하여 적응필터와 확장형 칼만필터 적용에 따른 성능

을 비교, 분석한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 적응필터, 3절에서는 INS/GPS 결합시스템을 각각 설명하고, 4절에서는 차량 시험을 수행하여 제시된 시스템의 성능을 확인하며, 5절에서 결론을 제시한다.

### II. 적응필터 구성

비선형 시스템에 일반적으로 적용되는 확장형 칼만필터 성능은 공정잡음 및 측정잡음의 초기 분산 값 설정에 크게 의존한다. 그러나 이들 값을 초기에 정확하게 결정하는 것은 필터를 사용할 때 가장 큰 문제 중의 하나이다. 따라서 비선형 시스템의 경우 필터를 구성할 때 발생 가능한 모델링오차 및 튜닝의 정확도를 고려하기 위하여 공정잡음 분산 값 추정 적응필터를 사용하거나, 측정치의 모델링오차 혹은 측정치의 불확실성을 고려하기 위하여 측정잡음 분산 값 추정 적응필터를 사용한다[4-8]. 참고문헌[4]에서는 필터 측정치의 잉여 값 정보를 이용하여 측정잡음의 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용 가능한 적응필터를 제시하였다.

본 논문에서는 참고문헌[4]에서 제시한 적응필터에 대해 조건을 추가한 필터를 제시한다.

아래의 비선형 시스템을 고려하자.

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

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

비선형 시스템의 이산화된 측정방정식은 (3)과 같으며, 두 종류의 측정잡음을 가정하였다.

$$\begin{aligned} z(k+1) &= h(x(k+1)) + v(k+1) \\ &= h(x(k+1)) + v_1(k+1) + \alpha v_2(k+1) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서  $\alpha$  는  $\alpha \geq 0$  을 만족하는 실수 값이며,  $v_1(k+1)$  는 일정한 분산 값을 가지는 측정잡음,  $v_2(k+1)$  는 시간에 대하여 변화하는 측정잡음이다. 또한 두 측정잡음 사이에는 상관 관계가 없다고 가정하였다. 측정값 및 상태변수의 추정 값을 고려하면 측정잡음의 잉여 값은 (4)와 같다.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2006. 10. 2., 채택확정 : 2007. 5. 15

유명종 : 국방과학연구소(mjyu@add.re.kr)

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}(k+1) &= h(x(k+1)) + v(k+1) - h(\hat{x}(k+1|k)) \\ &= H(k+1)(x(k+1) - \hat{x}(k+1|k)) + v_1(k+1) \\ &\quad + \alpha v_2(k+1) + \chi(x(k+1), \hat{x}(k+1|k)) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서  $\chi(x(k+1), \hat{x}(k+1|k))$  는 측정치에서 발생하는 추정 오차의 고차 항이다. 추정오차의 고차 항을 무시하면 (4)는 (5)와 같이 단순화되며, 무시되는 값은 측정잡음의 분산 값으로 반영이 가능하다.

$$\hat{\varepsilon}(k+1) = H(k+1)\tilde{x}(k+1|k) + v_1(k+1) + \alpha v_2(k+1) \quad (5)$$

여기서  $\tilde{x}(k+1|k) (\equiv x(k+1) - \hat{x}(k+1|k))$  는 추정오차이다. (5)을 이용하여 잉여 값의 분산 값을 구해보면 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} S(k+1|k) &= E\{\hat{\varepsilon}(k+1)\hat{\varepsilon}(k+1)^T\} \\ &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서  $\beta = \alpha^2$ ,  $R_1(k+1) = E\{v_1(k+1)v_1(k+1)^T\}$ ,  $R_2(k+1) = E\{v_2(k+1)v_2(k+1)^T\}$  이다.

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q_d \quad (7)$$

(7)을 (6)에 대입하고 다시 정리하면 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} S(k+1|k) &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \\ &= H(k+1)[\Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T \\ &\quad + Q_d]H(k+1)^T + R_1(k+1) + \beta R_2(k+1) \\ &= L_1 + \beta L_2 \end{aligned} \quad (8)$$

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. (8)은 측정잡음 잉여 값의 정보를 포함하고 있다. 또한 (4)로부터 구해지는  $N$  개의 잉여 값을 이용하면 분산의 평균값을 직접 구할 수 있으며 그 값은 (9)와 같다.

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N [\hat{\varepsilon}(k+1-N+i)\hat{\varepsilon}(k+1-N+i)^T] \quad (9)$$

(8) 및 (9)는 모두 잉여 값의 정보를 포함하고 있기 때문에 이들을 이용하여 적응필터에 필요한  $\beta$  를 구할 수 있다.  $\beta$  를 실시간으로 추정하기 위하여 가격함수는 (10)과 같이 Frobenius norm으로 정의하고, Frobenius norm을 최소화(minimization)하도록  $\beta$  값을 구한다.

$$\min_{\beta>0} \{J(\beta) = \|M - L_1 - \beta L_2\|^2\} \quad (10)$$

여기서  $\|\cdot\|^2$  은 Frobenius norm을 의미하며,  $\|A\|^2 = tr(AA^T)$  와 같이 정의된다. (10)으로부터  $J(\beta)$  를 구하면 아래와 같다.

$$\begin{aligned} J(\beta) &= \|M - L_1 - \beta L_2\|^2 \\ &= tr((M - L_1 - \beta L_2)(M - L_1 - \beta L_2)^T) \end{aligned} \quad (11)$$

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

또한, 가격함수를 최소화하기 위하여 (11)을  $\beta$  에 대하여 미분하면 (12)와 같으며, 그 값을 0으로 두고 추정하기 위한  $\beta$  를 계산하면 (13)과 같다.

$$\frac{\partial J(\beta)}{\partial \beta} = 2\beta tr(L_2 L_2^T) - 2tr((M - L_1)L_2^T) \quad (12)$$

$$\hat{\beta} = \frac{tr((M - L_1)L_2^T)}{tr(L_2 L_2^T)} \quad (13)$$

추정된  $\hat{\beta}$  는 필터를 계산 할 때 (8)에 대입하여 사용하게 된다.  $\beta$  의 조건들을 고려하여 제시된 적응필터를 정리하면 (14)-(23)과 같다.

$$\hat{x}(k+1|k) = \hat{x}(k|k) + \int_{t_k}^{t_{k+1}} f(\hat{x}(t|t_k))dt \quad (14)$$

$$P(k+1|k) = \Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T + Q_d \quad (15)$$

$$\begin{aligned} L_1 &= H(k+1)[\Phi(k+1, k)P(k|k)\Phi(k+1, k)^T]H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) \end{aligned} \quad (16)$$

$$L_2 = R_2(k+1) \quad (17)$$

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N [\hat{\varepsilon}(k+1-N+i)\hat{\varepsilon}(k+1-N+i)^T] \quad (18)$$

$$\hat{\beta} = \frac{tr((M - L_1)L_2^T)}{tr(L_2 L_2^T)} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} S(k+1|k) &= H(k+1)P(k+1|k)H(k+1)^T \\ &\quad + R_1(k+1) + \hat{\beta} R_2(k+1) \end{aligned} \quad (20)$$

$$K(k+1) = P(k+1|k)H(k+1)^T S(k+1|k)^{-1} \quad (21)$$

$$\hat{x}(k+1|k+1) = \hat{x}(k+1|k) + K(k+1)[z(k+1) - h(\hat{x}(k+1|k))] \quad (22)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1|k) \quad (23)$$

제시된 적응필터의 (19)에서 추정된  $\hat{\beta}$  는 여러 가지 방법으로 적용이 가능하다. 본 논문에서는 두 가지 경우를 고려하여 필터를 제시한다. Case I은 측정잡음 분산 값의 하한만 가지는 경우( $\hat{\beta} \leq 0$  이면  $\hat{\beta} = 0$ )이며, Case II는 측정잡음 분산 값의 하한 및 상한을 모두 가지는 경우( $\hat{\beta} \leq 0$  이면  $\hat{\beta} = 0$  그리고  $\hat{\beta} \geq \max \beta$  이면  $\hat{\beta} = \max \beta$ )이다. 여기서  $\hat{\beta} = \max \beta$  는 적용 시스템에 따라서 사용자가 결정할 수 있으며, 결정된 값은 (6) 및 (20)에서 보여 주는 바와 같이 측정잡음 분산 값의 상한을 설정하는 것이다. 이 경우 분산 값의 상한을 설정하지 않을 경우 발생 가능한 필터의 불안정성 문제를 고려할 수 있다[14,15]. 지금까지 측정잡음 분산 값의 상한 값 설정 여부에 따라 두 종류의 필터를 제시하였으며, 두 필터의 특성들은 다음 장에서 시뮬레이션을 통하여 설명한다.

시스템 측정방정식 (3)에서  $z(k+1)$  는 일반적으로 여러 개로 구성된다. 이 경우 측정치 마다 특성이 다르기 때문에 측정치 각각에 대하여 행렬형태의  $\hat{\beta}$  를 구해 사용해야 한다.

그러나 (19)의 경우 모든 측정치에 대하여 하나의  $\hat{\beta}$  값이 결정된다. 이러한 문제점을 본 논문에서는 스칼라 측정 갱신 U/D공분산 분해필터(scalar measurement update for the U/D covariance factorization filter)를 이용하여 해결하였다. 또한 위에서 제시된 적응필터를 구현할 때 U/D공분산 분해필터를 사용하여 구현하면 안정성 및 계산 측면에서 효율적이다[1]. 특히 스칼라 측정 갱신 U/D 공분산 분해필터를 이용하여 구현할 경우 측정치 각각에 대하여  $\hat{\beta}$ 를 구할 수 있기 때문에 계산이 효율적이며, 행렬형태의  $\hat{\beta}$ 를 구할 필요 없이 직접사용이 가능하다.

### III. 적응필터 적용 INS/GPS 구성

본 논문에서는 관성항법시스템의 항법오차를 줄이기 위하여 GPS에서 제공되는 위치정보를 사용하였다. INS/GPS결합 시스템은 보정형 필터 구성시 간접 피드백(indirect feedback) 방법을 적용하였으며, 약 결합 기법으로 구성되었다[5]. 본 절에서는 필터 구성에서 요구되는 항법시스템 오차모델 및 측정 오차모델을 정리한다.

#### 1. 시스템 오차모델

스트랩다운 관성항법시스템의 위치, 속도 및 자세 방정식은 (24)-(28)과 같으며, 관성측정기에서 제공되는 가속도 및 각속도를 사용하여 실시간으로 적분하면 위치, 속도 및 자세를 구할 수 있다[11-14].

$$\dot{L} = \frac{v_N}{R_m + h} \quad (24)$$

$$\dot{l} = \frac{v_E}{(R_l + h)\cos l} \quad (25)$$

$$\dot{h} = -v_D \quad (26)$$

$$\dot{v}^n = C_b^n f^b - [2w_{ie}^n + w_{en}^n] \times v^n + g^n \quad (27)$$

$$\dot{Q} = \frac{1}{2} Q * [w_{nb}^b] \quad (28)$$

여기서 첨자  $i$ 는 관성좌표계,  $n$ 는 항법좌표계,  $e$ 는 지구고정좌표계,  $b$ 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,  $R_l$ 는 지구 단반경,  $w_{en}^n = [\rho_N \ \rho_E \ \rho_D]^T$  그리고  $w_{in}^n = w_{ie}^n + w_{en}^n$ 이다.

합형 쿼터니언(additive quaternion) 오차모델을 이용한 관성항법시스템의 위치, 속도 및 자세 오차모델은 (29)-(31)과 같다[5].

$$\delta \dot{p} = \delta v^n \quad (29)$$

$$\delta \dot{v}^n = -2[C_b^n f^b] \times Y^T \delta Q - [2w_{ie}^n + w_{en}^n] \times \delta v^n + C_b^n \delta f^b + v^n \times (2\delta w_{ie}^n + \delta w_{en}^n) + \delta g^n \quad (30)$$

$$\delta \dot{Q} = M \delta Q + \frac{1}{2} (U \delta w_{ib}^b - Y \delta w_{in}^n) \quad (31)$$

여기서  $\delta p = [\delta p_N \ \delta p_E \ \delta p_D]^T$ 는 위치오차,  $\delta v^n = [\delta v_N \ \delta v_E \ \delta v_D]^T$ 는

속도오차,  $\delta Q = [\delta q_0 \ \delta q_1 \ \delta q_2 \ \delta q_3]^T$ 는 합형 쿼터니언 오차를 나타낸다. 그리고  $\delta v^n$ 는 가속도계 오차,  $\delta w_{ib}^b$ 는 자이로 오차,  $\delta g^n$ 는 중력오차,  $Y$ ,  $U$  및  $M$ 은 아래와 같다.

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

$$M = \frac{1}{2} \left\{ \begin{bmatrix} 0 & -w_X & -w_Y & -w_Z \\ w_X & 0 & w_Z & -w_Y \\ w_Y & -w_Z & 0 & w_X \\ w_Z & w_Y & -w_X & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & -w_N & -w_E & -w_D \\ w_N & 0 & -w_D & w_Y \\ w_E & w_D & 0 & -w_N \\ w_D & -w_E & w_N & 0 \end{bmatrix} \right\},$$

여기서  $w_X$ ,  $w_Y$  및  $w_Z$ 는 자이로 측정값의 세축 성분이며,  $w_N$ ,  $w_E$  및  $w_D$ 는  $w_m^n$ 의 성분이다. 그리고  $\tilde{q}_0$ ,  $\tilde{q}_1$ ,  $\tilde{q}_2$  및  $\tilde{q}_3$ 은 쿼터니언,  $Q$ 의 성분이다.

#### 2. 측정 오차모델

GPS수신기에서 제공되는 항체의 위치 ( $[L_{GPS} \ I_{GPS} \ h_{GPS}]^T$ )와 스트랩다운 관성항법시스템에서 구해지는 항체의 위치 ( $[L_{INS} \ I_{INS} \ h_{INS}]^T$ )를 이용하면 측정 오차모델이 구해진다. 측정 오차모델을 구하기 위하여 GPS 수신기에서 전송되는 항체의 위치에 시간지연 오차,  $\Delta t$ 가 있다고 가정하였다. 이러한 가정 하에 측정 오차모델을 구하면 (32)와 같다. 측정 오차모델은 측정잡음 잉여 값을 나타내는 (4)에서 고차 항을 무시한 물리 량과 같으며, 무시된 고차 항은 측정잡음으로 고려할 수 있다.

$$\delta z(t) = \begin{bmatrix} [L_{INS}(t) - L_{GPS}(t - \Delta t)](R_m + h_{INS}) \\ [I_{INS}(t) - I_{GPS}(t - \Delta t)](R_l + h_{INS}) \cos(l_{INS}) \\ -[h_{INS} - h_{GPS}(t - \Delta t)] \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$= \begin{bmatrix} \delta p_N(t) + v_{GPSN}(t)\Delta t + p_{mN}(t) \\ \delta p_E(t) + v_{GPSE}(t)\Delta t + p_{mE}(t) \\ \delta p_D(t) + v_{GPSD}(t)\Delta t + p_{mD}(t) \end{bmatrix}$$

여기서 ( $[v_{GPSN} \ v_{GPSE} \ v_{GPSD}]^T$ )는 GPS에서 제공되는 속도이며, ( $[p_{mN} \ p_{mE} \ p_{mD}]^T$ )는 측정잡음을 나타낸다. 그러나 GPS에서 제공되는 항체의 속도를 제공하지 못 할 경우 GPS속도 대신에 관성항법시스템에서 직접 계산된 항체 속도를 사용할 수 있으며, 그 식은 (33)과 같다.

$$\delta z(t) = \begin{bmatrix} \delta p_N(t) + v_N(t)\Delta t + p_{mN}(t) \\ \delta p_E(t) + v_E(t)\Delta t + p_{mE}(t) \\ \delta p_D(t) + v_D(t)\Delta t + p_{mD}(t) \end{bmatrix} \quad (33)$$

다음 절에서 GPS 수신기에서 측정되는 항체 위치정보에 큰 오차가 발생할 경우를 가정하여 2절에서 제시된 측정잡음 분산추정 적응필터에 대한 성능분석을 수행한다.

### IV. 차량시험 및 결과

제시된 적응필터의 성능을 분석하기 위하여 차량시험을 수행하였다. 차량시험을 위해 3절에서 설명한 약 결합 INS/

GPS 시스템을 구성하였다. 상태변수는 위치(3개), 속도(3개), 자세(4개) 및 진동지연 오차(1개)를 고려하여 11차로 구성하였다. 차량시험은 관성측정기, GPS 수신기 및 정밀항법시스템을 차량에 탑재하고 주행하면서 400Hz 마다 관성측정기의 자이로 및 가속도계 정보를 획득하였으며, 1Hz 마다 GPS수신기에서 제공되는 위도, 경도 및 고도 정보를 획득하였다. 또한 구성된 항법시스템의 결과들을 비교하기 위하여 0.3mil 급의 정밀관성항법장치인 MAPS를 사용하였으며, 1Hz마다 항법정보를 획득하여 기준정보로 사용하였다. 관성측정기는 LN200 IMU를 사용하였으며, 주요 오차성분인 bias는 1Deg/hr 이고, random walk은 0.07 Deg/ $\sqrt{hr}$  이다. 차량시험에 사용된 GPS수신기는 GPS와 GLONASS가 동시에 수신 가능한 Ashtech사의 GG24모델을 사용하였다. GPS와 GLONASS동시 수신의 경우 위치오차(95%)는 16m이며, 속도오차(95%)는 0.3m/sec이다. 자세오차를 비교하기 위하여 차량탑재 시험을 수행하기 전에 광학정렬 기법을 이용하여 구성된 관성항법시스템과 기준 관성항법시스템의 상대적인 자세를 측정하였으며, 구성된 관성항법시스템의 항법 해를 구한 후, 기준 관성항법시스템의 결과와 비교하였다. 차량시험은 모두 9회를 수행하였다. 매회 약 13km를 740초간 주행하면서 시뮬레이션에 필요한 모든 정보를 획득하였으며, 이들 정보를 이용하여 시뮬레이션이 수행되었다. 초기 수평축 자세는 가속도계를 이용하여 초기정렬을 수행한 후 그 값을 사용하였으며, 방위각은 임의의 오차를 가정하기 위하여 정밀관성항법시스템의 방위각에 1도의 오차를 더하여 구성된 관성항법시스템의 초기 방위각으로 사용하였다. 이렇게 함으로써 초기 방위각오차가 1도 발생하였다고 볼 수 있다. 또한 GPS 수신기에서 수신된 항체의 위치정보에 오차를 가정하기 위하여 차량탑재시험으로부터 얻어진 GPS수신 위치정보에 임의로 다음과 같은 큰 위치오차를 추가적으로 첨가하여 GPS에서 측정된 정보에 추가적인 오차가 존재함을 가정하였다. 이러한 위치오차는 필터의 성능을 분석하기 위하여 임의로 가정된 값들이다. 측정된 GPS 위치정보에 가정된 위치오차를 임의로 추가하였으며, 주행 궤적에 따른 오차추가는 그림 1 및 표 1과 같다.

제시된 필터의 성능을 분석하기 위하여 적용된 필터들은 확장형 칼만필터 및 적응필터이며, 먼저, 측정잡음 분산 값에 따른 두 종류의 확장형 칼만필터를 사용하였다. 측정잡음의 분산 값을 작게 한 경우(위도, 경도, 고도 오차 측정잡음 분산 값을 각각 3<sup>2</sup>, 3<sup>2</sup>, 5<sup>2</sup>로 가정, 단위는 m<sup>2</sup> 임)의 확장형 칼만필터(EKFR3L)와 측정잡음의 분산 값을 크게 한 경우(위도, 경도, 고도 오차의 측정잡음 분산 값을 각각 10<sup>2</sup>, 10<sup>2</sup>, 15<sup>2</sup>로

표 1. 추가 위치오차.  
Table1. Additional position errors.

	위도오차	경도오차	고도오차
100sec ≤ t ≤ 120sec	80m	100m	50m
200sec ≤ t ≤ 250sec	-90m	100m	80m
350sec ≤ t ≤ 370sec	-60m	-100m	80m
550sec ≤ t ≤ 570sec	300km	200km	100km

가정의 확장형 칼만필터(EKFR10H) 및 2절에서 제시된 적응필터의 경우, (19)에서 CASE I을 사용(위도, 경도, 고도 오차의 측정잡음 분산 값의 하한을 각각 3<sup>2</sup>, 3<sup>2</sup>, 5<sup>2</sup>로 가정)한 필터(ADFR3LULH)와 CASE II를 사용(위도, 경도, 고도 오차의 측정잡음 분산 값의 하한을 각각 3<sup>2</sup>, 3<sup>2</sup>, 5<sup>2</sup>로 가정)하고, 상한을 각각 10<sup>2</sup>, 10<sup>2</sup>, 15<sup>2</sup>로 가정)한 적응필터(ADFR3L10H), 모두 네 종류의 필터를 사용하였다. 특히 ADFR3LULH의 경우 실시간으로 추정되는 측정잡음 분산 값에는 하한만 존재한다. 그러나 ADFR3L10H의 경우 상한 및 하한이 모두 존재하며, 그 사이에서  $\hat{\beta}$ 를 실시간으로 추정하여 측정잡음의 분산 값을 결정하게 된다.

시뮬레이션 결과 확장형 칼만필터의 경우 주행 후 550sec ≤ t ≤ 570sec 에서 가정된 큰 오차들 때문에 550초 이 후에 발산하였다. 그러나 적응필터인 ADFR3LULH의 경우 필터는 정상적으로 수행되었다. 또한 적응필터인 ADFR3LULH의 경우 550sec ≤ t ≤ 570sec 에서 큰 측정 오차가 검출된다고 가정하여 시뮬레이션을 수행한 결과와 검출을 사용하지 않은 결과는 유사하였다. 그 결과는 후에 표와 그림에서 보여줄 것이다.

다음으로 확장형 칼만필터와 적응필터의 성능을 분석하기 위하여 확장형 칼만필터인 EKFR3L 및 EKFR10H 그리고 적응필터 ADFR3L10H의 경우 550sec ≤ t ≤ 570sec 에서 가정된 오차에 대해서는 오차가 크기 때문에 검출된다고 가정하여 이 구간에서는 순수항법을 사용하고, 나머지 구간에서는 필터를 사용하는 방법을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다.

표 2. 위치 및 방위각 오차(실험 2의 결과).  
Table 2. Position and heading errors(results of test 2).

	ADFR3L10H	ADFR3LULH	EKFR10H	EKFR3L
방위각 오차 (Deg)	0.006	0.004	0.213	0.543
위도 오차(m)	8.57	8.49	8.37	11.93
경도 오차(m)	6.39	6.31	14.15	7.64
고도 오차(m)	28.37	28.33	43.14	24.24

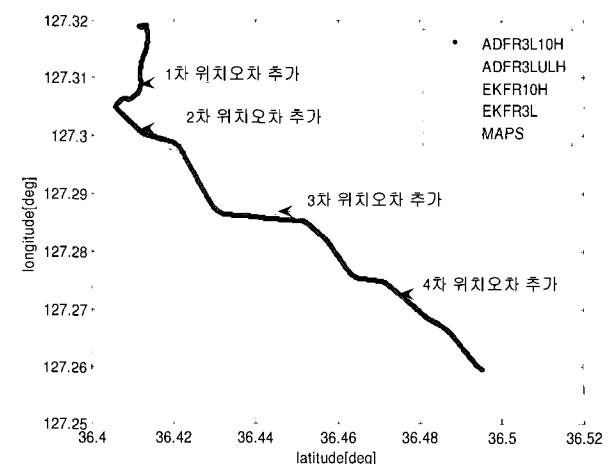


그림 1. 필터에 따른 위치.  
Fig. 1. The position according to filter.

차량시험 9회 중에서 대표적인 2번째 시험에 대한 결과는 표 2 및 그림 1~5와 같다. 그림 1은 적응필터에 따른 전체 주행궤적에 대한 항법시스템의 위치를 나타낸다. 그림 2는 그림 1에서 2차로 위치오차가 추가된 구간에 대한 위치를 확대한 것이다. 적응필터의 경우 기준 항법시스템의 위치와 유사하나, 확장형 칼만필터의 경우 위치오차가 상대적으로 커짐을 보여준다. 그림 3은 전체 구간에서의 방위각을 나타내며, 표 2 및 그림 5는 740초 주행 후의 최종 값을 보여준다. 확장형 칼만필터의 경우 측정잡음 분산 값의 크기에 따라 성능이 크게 변화하는 것을 알 수 있다. 그림에서와 같이 측정잡음에 큰 오차가 존재하면 확장형 칼만필터의 경우 위치오차 및 자세오차는 증가한다. 반면에 적응필터의 경우 위치 및 자세오차는 증가하지 않거나, 그 값은 작다. 또한 측정잡음 분산 값을 작게 할 경우(EKFR3L) 위치오차는 작아지나, 방위각오차는 0.543도로 커진다. 또한 분산 값을 크게 할 경우(EKFR10H) 상대적으로 방위각오차 추정 성능은 좋아지나, 위치오차가 증가한다. 반면에 적응필터의 경우 두 경우 모두 확장형 칼만필터 보다 방위각 및 위치 추정 성능 면에서 우수하며, 안정적이다. 따라서 위의 결과들은 측정치에 큰 오차

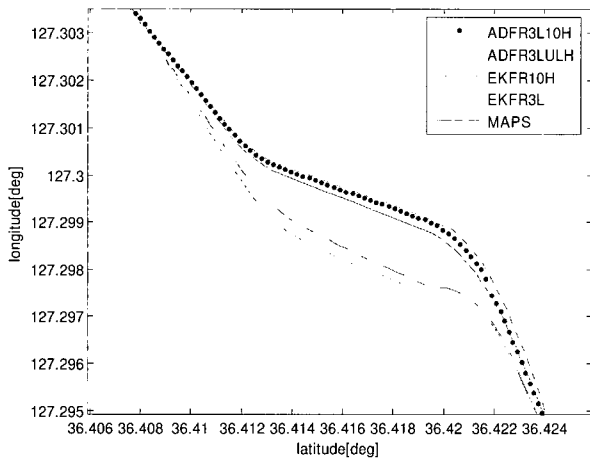


그림 2. 필터에 따른 확대한 위치.  
Fig. 2. The zoomed position according to filter.

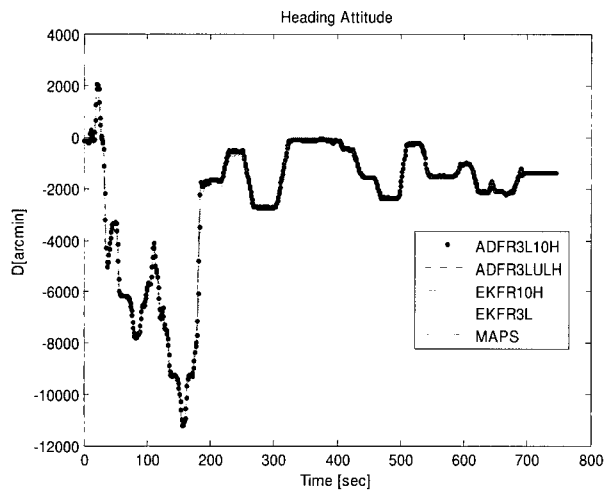


그림 3. 필터에 따른 방위각.  
Fig. 3. The heading according to filter.

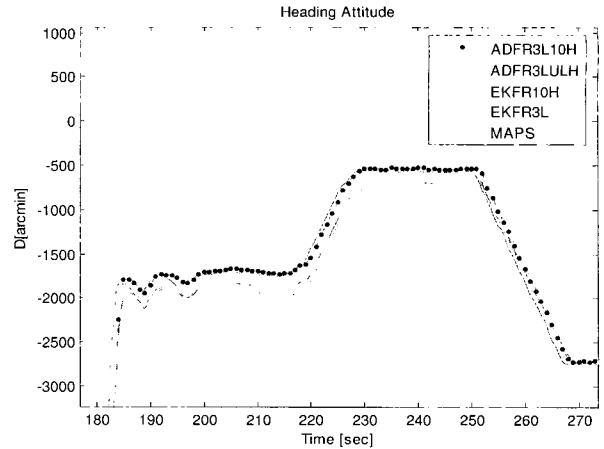


그림 4. 필터에 따른 확대한 방위각.  
Fig. 4. The zoomed heading according to filter.

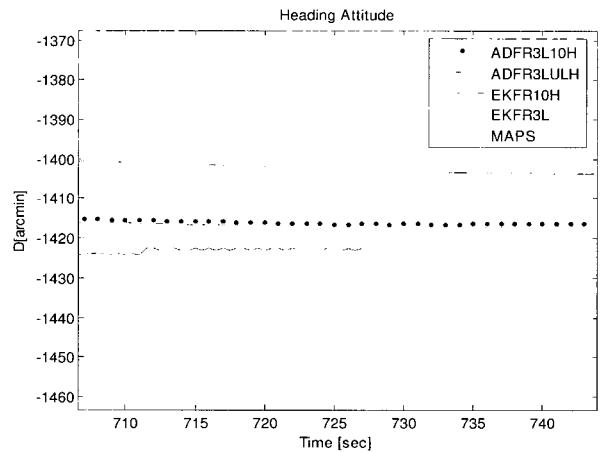


그림 5. 필터에 따른 최종 방위각.  
Fig. 5. The final heading according to filter.

표 3. 필터에 따른 위치 및 방위각 평균오차(시험 전체 결과).

Table 3. Position and heading mean errors according to filter(total results of tests).

	ADFR3L10H	ADFR3LULH	EKFR10H	EKFR3L
방위각 오차 (Deg)	0.112	0.103	0.552	1.324
위도 오차(m)	7.31	13.65	8.56	8.12
경도 오차(m)	7.81	7.84	12.49	6.49
고도 오차(m)	15.61	15.60	26.92	12.59

표 4. 필터에 따른 위치 및 방위각 RMS오차(시험 전체 결과).

Table 4. Position and heading RMS errors according to filter(total results of tests).

	ADFR3L10H	ADFR3LULH	EKFR10H	EKFR3L
방위각 오차 (Deg)	0.165	0.153	0.599	1.749
위도 오차(m)	8.85	21.88	9.58	9.41
경도 오차(m)	8.44	8.48	13.02	7.39
고도 오차(m)	18.48	18.45	29.54	15.45

가 있는 경우, 적응필터는 확장형 칼만필터 보다 우수함을 보여 준다.

표 3 및 표 4는 차량시험 총9회에 대한 740초 후의 위치오차 및 방위각오차에 대한 평균값 및 RMS값을 나타낸다. 확장형 칼만필터의 경우 측정잡음 분산 값의 초기설정에 따라서 오차가 크게 차이 남을 알 수 있다. 또한 측정잡음 분산 값을 작게 한 EKFR3L의 경우 위치오차는 작아지나, 방위각 오차는 크게 나타나며, 측정잡음 분산 값을 크게 한 경우인 EKFR10H의 경우 방위각오차는 작아 지나 위치오차는 증가함을 알 수 있다.

이들 결과는 확장형 칼만필터의 경우 초기 측정잡음 분산 값의 결정이 어려우면 필터 성능이 저하될 수 있음을 보여준다. 그러나 측정잡음 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용하는 적응필터의 성능은 확장형 칼만필터 성능보다 안정적이다. (19)에서 CASE I를 사용한 경우인(ADFR3LULH)와 CASE II를 사용한(ADFR3L10H)를 비교하면 CASE II를 사용한 경우가 위치오차 추정 측면에서 우수함을 보여준다. 이는 적응필터를 사용할 경우 측정잡음의 분산 값을 일정 범위에서 추정하여 사용하는 것이 유용함을 알 수 있다.

## V. 결론

큰 측정치 오차에 의한 잡음을 고려하기 위하여 필터의 잉여 값으로부터 측정잡음의 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용 가능한 적응필터를 제시하였다. 제시된 필터를 약 결합 INS/GPS시스템에 적용하여 확장형 칼만필터와 성능을 비교한 결과, 제시된 적응필터는 확장형 칼만필터 보다 자세오차 및 위치오차 추정성능에서 우수함을 보였다. 특히, 측정잡음 분산 값의 상한과 하한을 둔 적응필터의 경우 안정적인 필터 성능을 가짐을 보여주었다. 따라서 GPS의 이상 동작을 고려하여 INS/GPS결합시스템을 구성할 경우 확장형 측정잡음의 분산 값을 사용하는 확장형 칼만필터 보다 분산 값을 실시간으로 추정하여 사용 가능한 적응필터가 더 효과적인 것으로 판단된다.

## 참고문헌

- [1] P. S. Maybeck, *Stochastic Models, Estimation, and Control*, vol. 2, New York: Academic Press, 1979.
- [2] C. Hihe, T. Moore, and M. Smith, "Adaptive Kalman filtering for low cost INS/GPS," *Proceedings of the Institute of Navigation*

*GPS-2002*, pp. 1143-1147.

- [3] D. Choukroun, I. Y. Bar-Itzhack, and Y. Oshman, "Novel quaternion Kalman filter," *Proceedings of the American Institute of Aeronautics and Astronautics*, AIAA 2002-4460, 2002.
- [4] 유명중, 박찬주, 김현백, "레이다 보정형 스트랩다운 관성항법 시스템을 위한 적응필터 구성," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 9 권, 제 6 호, pp. 420-424, 2003.
- [5] 유명중, "INS/GPS를 위한 적응필터 구성," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 11 권, 제 8 호, pp. 717-725, 2005.
- [6] 엄태운, "확장된 가관측행렬의 영공간을 이용한 잡음 공분산 추정 기법 연구," 서울대학교 공학박사 학위논문, 2000.
- [7] A. H. Mohamed and K. P. Schwarz, "Adaptive Kalman filtering for INS/GPS," *Journal of Geodesy*, vol. 73, pp.193-203, 1999.
- [8] O. S. Salychev, *Applied Inertial Navigation: Problems and Solutions*, Moscow Russia, BMSTU Press, 2004.
- [9] D. Damjanovic and J. Schiefele, "Enhancing general aviation safety with synthetic vision systems," *Proceedings of Institute of Navigation NTM*, 423-432, 2000.
- [10] Y. Oshman and M. Koifman, "Robust navigation using the global positioning system in the presence of spoofing," *AIAA Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, vol. 29, no. 1, pp. 95-104, 2006.
- [11] 유명중, 전창배, "자세오차 및 속도오차 미분방정식에 따른 속도보정 SDINS의 칼만필터 성능분석," 95 한국자동차제어학술회의 논문집, pp. 1065-1068, 1995.
- [12] 유명중, 이장규, 박찬국, "Lyapunov 변환을 이용한 SDINS 등가 오차모델," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제 8 권, 제 2 호, pp. 167-177, 2002.
- [13] M.-J. Yu, J. G. Lee, and H.-W. Park, "Comparison of SDINS in-flight alignment using equivalent error model," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 35, no. 3, pp. 1046-1054, 1999.
- [14] M.-J. Yu, J. G. Lee, and C. G. Park, "Nonlinear robust observer design for strapdown INS in-flight alignment," *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 3, pp. 797-807, 2004.
- [15] K. Reif, S. Gunther, E. Yaz, and R. Unbehauen, "Stochastic stability of the discret-time extended Kalman filter," *IEEE Transaction on Automatic Control*, vol. 44, no. 4, pp. 714-728, 1999.

## 유 명 중

제어·자동화·시스템공학 논문지 제 9 권 제 10 호 참조.