

## 간접형 칼만필터에 의한 모형 헬리콥터의 자세추정

### Attitude Estimation for Model Helicopter Using Indirect Kalman Filter

김 양 옥, 노 치 원, 이 자 성, 홍 석 교, 이 광 원

(Yang Ook Kim, Chi Won Roh, Ja Sung Lee, Suk Kyo Hong, and Kwang Won Lee)

**Abstract** : This paper presents a technique for estimating the attitude of a model helicopter at near hovering using a combination of inertial and non-inertial sensors such as gyroscope and potentiometer. To estimate the attitude of helicopter a simplified indirect Kalman filter based on sensor modeling is derived and the characteristics of sensors are studied, which are used in determining the optimal Kalman gain. To verify the effectiveness of the proposed algorithm simulation results are presented with real flight data. Our approach avoids a complex dynamic modeling of helicopter and allows for an elegant combination of various sensor data with different measurement frequencies. We also describe the method of implementation of the algorithm in the model helicopter.

**Keywords** : RC helicopter, indirect Kalman filter

#### I. 서론

헬리콥터는 고정익 비행기로는 불가능한 수직 이착륙, 정지 비행, 전후좌우 비행이 가능하다는 장점이 있어 개발 초기부터 다양한 산업 분야에서 그 이용 범위를 넓히고 있다. 무인 헬리콥터는 헬리콥터가 갖는 이러한 특성을 이용하여 사람이 접근하기 어려운 지역의 탐사, 촬영, 정보 수집 등에 이용할 수 있으며 전력선 검사와 비료, 농약의 살포 등의 목적에 효과적으로 사용할 수 있다. 최근 모형 헬리콥터를 이용한 무인 헬리콥터에 대한 연구가 활발히 진행 중이다[1]~[3]. 모형 헬리콥터는 실제 헬리콥터와 많은 부분에서 동일한 특성을 갖고 있으나 실제 헬리콥터에 비해 소형, 경량인 관계로 훨씬 제어하기가 어렵다. 무인 헬리콥터를 특정용도에 효율적으로 이용하려면 위치 및 자세 제어기가 필요하다. 특히 헬리콥터의 위치제어는 자세를 기초로 하여 결정되므로 자세의 정확한 측정이 필요하다.

일반적으로 항공기와 같은 비행 물체의 자세를 측정하는데 사용되는 센서로는 가속도 센서와 자이로스코프를 조합한 관성항법 장치(Inertial Navigation System)가 이용된다[4][5]. 그러나 관성 항법 장치는 비교적 높은 정밀도를 갖고 있으면서도 고유한 오차가 있어서 이에 대한 보상이 주기적으로 이루어져야 한다. 이를 위해 경사 센서 및 카메라를 이용한 영상기법 등 누적 오차를 갖지 않는 센서와의 조합을 통해 오차를 제거하는 방법과 또한 수 센티미터의 정밀도를 갖는 GPS(Global Positioning System)를 이용한 방법이 제시되고 있다[6][7].

이 논문에서는 무선조종 모형 헬리콥터의 부하 능력을 고려하여 경량, 소형이면서 저가의 센서인 비례형 자이로와 비관성 센서인 포텐서미터를 사용한 경우에 적용할 수 있는 칼만필터를 이용한 자세추정 알고리즘을 유도한다. 제시한 알고리즘은 복잡한 헬리콥터의 운동에 대한 동역학적 모델링을 이용하지 않고 시스템의 상태에 대한 간단

한 오차 모델을 이용한 간접형 칼만 필터이다[8]. Kyosho사의 Concept-60 모형 헬리콥터를 3자유도를 갖는 김벌장치에 장착한 후 간접형 칼만 필터 알고리즘과 센서의 오차 특성을 이용하여 필터를 설계하고 실험으로부터 측정된 데이터에 적용하여 제안된 알고리즘의 유효성을 검증하였다.

#### II. 자세 센서와 잡음 특성

3차원 공간에서 이동 물체가 갖는 자세를 추정하는데 사용하는 측정 장치는 일반적으로 물체에 작용하는 관성에 비례하는 출력을 갖는 관성 센서와 관성에 상관없는 비관성 센서의 조합으로 이루어진다. 관성 센서로는 가속도 센서 및 회전 속도에 비례하는 출력값을 갖는 비례형 자이로등이 있다. 항법에 사용되는 관성 항법 장치(INS)는 이들 센서의 조합으로 이루어져 있으며 위의 측정 원리는 DR(Dead Reckoning)항법시 주로 이용된다[5]. 절대 센서에는 지자기 센서 및 지구 중력을 측정하여 물체의 기울어진 각도를 측정하는 경사 센서 등이 있다. 최근에는 GPS의 반송파를 이용하거나 카메라를 통한 주변 지형물의 인식기법이 이동 물체의 자세 결정에 이용되고 있다.

모형 헬리콥터의 자세를 추정하기 위해 표 1의 규격을 갖는 1축 비례형 자이로 3개를 축이 서로 직각이 되도록 장착하고 또한 용이한 실험을 위하여 헬리콥터와 동일한, 움직임을 갖는 비행 스탠드를 제작하여 각 회전축(롤, 피치, 요)에 포텐서미터를 부착하여 비관성센서로 이용하였다. 헬

표 1. 자이로스코프 특성.

Table 1. Rate gyroscope characteristics.

특 성	범 위
Rate Range	±100 deg/sec
Output Scale Factor	20mV/(deg/sec)±0.5%
Bias Offset	±1 deg/sec
Bias variation over Temp.	±3 deg/sec
Bias Drift	0.3 deg/sec
Bandwidth	10 Hz
Quiescent Noise	0.2 deg/sec (3~10Hz)
Noise under vibration	0.1 (deg/sec)/G

접수일자 : 2000. 4. 15., 수정완료 : 2000. 7. 12.

김양옥 : (주) 소울 시스템

노치원, 이자성, 홍석교, 이광원 : 아주대학교 전자공학과

리콥터동체에 부착되어 동체의 회전 속도에 대한 정보를 제공하는 자이로 측정값은 헬리콥터의 실제 회전 각속도와 편향오차(Bias Drift), 랜덤워크, 기체가 갖는 토크 잡음 등과 같은 자이로의 오차 성분이 결합된 것으로 생각할 수 있다[9]. 편향 오차를 제외한 자이로가 갖는 전체 오차를 백색잡음으로 간주하면 1개의 자이로에 대한 간단한 출력의 모델은 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$\omega_{m_k} = \omega_k + b_k + n_{\omega_k} \quad (1)$$

단,  $\omega_{m_k}$  : 자이로 출력

$\omega_k$  : 헬리콥터의 실제 회전각 속도

$b_k$  : 바이어스 오차

$n_{\omega_k}$  : 자이로 백색잡음

여기서,  $n_{\omega_k}$ 는 평균이 0이고 분산이  $N_{\omega}$ 인 가우시안 백색잡음으로 가정한다. 즉,

$$E[n_{\omega_k}] = 0$$

$$E[n_{\omega_k} \cdot n'_{\omega_k}] = N_{\omega} \delta(k - k')$$

단,  $\delta(k - k')$ 는 Kronecker delta 함수.

헬리콥터의 자세각의 절대값을 측정하기 위해 비행 스탠드의 회전축에 부착된 포텐서미터의 출력은 (2)와 같이 표현된다.

$$\theta_{m_k} = \theta_k + n_{\theta_k} \quad (2)$$

단,  $n_{\theta_k}$  : 센서의 측정 잡음으로 평균이 0 이며 분산이  $N_{\theta}$ 인 백색 잡음

다음에는 센서가 갖고 있는 잡음의 분산값을 구하는 방법을 생각한다. 시간 영역에서 신호  $x_k$ 의 공분산 함수  $c_m$ 은  $c_m = E[x_k \cdot x_{k+m}]$ 으로 표현되며 이를 FFT하여 얻은 Power Spectral Density 함수  $S_n$ 사이에는 다음 관계가 성립한다.

$$c_m = \frac{1}{2N-1} \sum_{n=-(N-1)}^{N-1} S_n e^{\frac{j2\pi mn}{2N-1}} \quad (3)$$

$$S_n = \sum_{m=-(N-1)}^{N-1} c_m e^{-\frac{j2\pi mn}{2N-1}}$$

이 때 N개의 샘플 신호의 분산값  $c_0$ 는  $S_n$ 의 평균으로부터 구할 수 있으며 백색잡음의 분산값은 고주파영역을 평균하여 구할 수 있다. 자이로와 포텐서미터의 잡음 분산값을 구하기 위하여 모형 헬리콥터를 구동할 때와 구동하지 않을 때의 데이터에 대한 Power Spectrum을 구하면 그림 1과 같으며 세 축에 대하여 엔진 정지에 자이로의 잡음 표준편차는 0.34~0.40 [deg/sec], 포텐서미터의 잡음 표준편차는 1.29~1.39 [deg]이며 엔진 구동시에는 각각 7.72~8.71 [deg/sec], 1.37~1.45 [deg]이다. 자이로의 잡음 표준편차가 엔진 구동시에 26 dB정도 증가하는 것은 전원잡음과 실험장치의 진동에 의한 영향으로 생각된다.

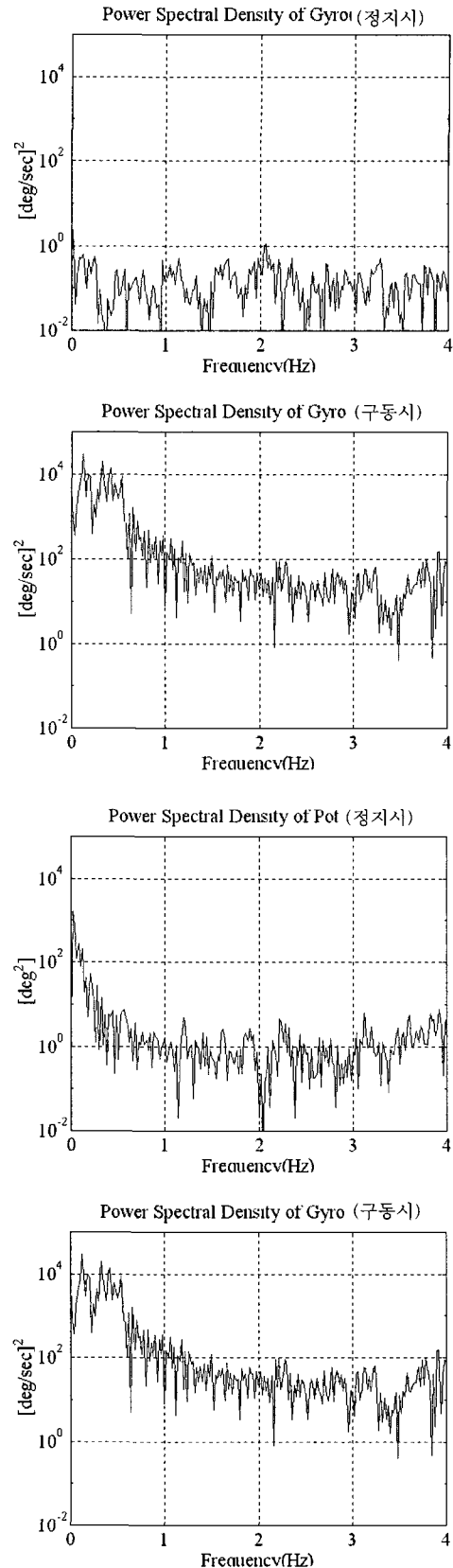


그림 1. 자이로와 포텐쇼미터의 power spectral density.

Fig. 1. Power spectral density of gyroscope and potentiometer.

III. 간접형 칼만 필터 알고리즘

1. 간접형 칼만 필터 알고리즘

칼만 필터를 구성하는 방법으로는 시스템의 동력학적 모델링을 바탕으로 하여 시스템이 갖는 전 상태 벡터를 이용하거나 상태의 추정값과 측정값의 오차를 이용하는 오차 상태 공간 모델을 이용하는 간접형 접근 방법이 있다. 전 상태 벡터를 이용한 방법은 제어기의 관측기 설계시 이용된다.

샘플링 시간,  $T_s$ 가 충분히 작고 바이어스 오차가 일정하다면 헬리콥터의 실제 자세각도  $\theta_k$ 는 (1)로부터 다음과 같다.

$$\theta_k = \theta_{k-1} - T_s b_{k-1} + T_s \omega_{m_{k-1}} - T_s n_{\omega_{k-1}} \quad (4)$$

$$b_k = b_{k-1}$$

자이로의 측정값만으로 계산되는 자세각  $\theta_{c_k}$ 는 다음과 같다. 여기서 첨자 c는 계산된 값을 나타낸다.

$$\theta_{c_k} = \theta_{c_{k-1}} - T_s b_{c_{k-1}} + T_s \omega_{m_{k-1}} \quad (5)$$

$$b_{c_k} = b_{c_{k-1}}$$

(4)와 (5)에서 자세각과 바이어스 오차를 상태변수로 잡으면 다음과 같은 방정식으로 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} X_k &= F X_{k-1} + B Z_{1k-1} + G W_{k-1} \\ X_{c_k} &= F X_{c_{k-1}} + B Z_{1k-1} \end{aligned} \quad (6)$$

$$Z_{2k} = H X_k + V_k$$

$$(X - X_c)_k = F(X - X_c)_{k-1} + G W_{k-1}$$

$$Z_{e_k} = H(X - X_c)_k + V_k$$

단,  $X = \begin{bmatrix} \theta \\ b \end{bmatrix}$ ,  $X_c = \begin{bmatrix} \theta_c \\ b_c \end{bmatrix}$ ,  $Z_1 = \omega_m$ ,  $Z_2 = \theta_m$   
 $W = n_\omega$ ,  $V = n_\theta$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & -T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, B = -G = \begin{bmatrix} T_s \\ 0 \end{bmatrix}, H = [1 \ 0]$$

$$Z_e = Z_2 - H X_c = \theta_m - \theta_c$$

위의 상태방정식에서  $t = k-1$  일 때 추정된 상태 오차로부터  $t = k$  일 때의 상태오차를 추정하는 칼만 필터식은 다음과 같이 정리된다. (7)에서 뿔첨자(-)는 센서에 의한 측정이 검출되기 전의 단계를 의미한다.

Prediction Equation

$$\begin{aligned} (\hat{X} - X_c)_k^- &= F (\hat{X} - X_c)_{k-1}^- \\ P_k^- &= F P_{k-1}^- F^T + G Q G^T \end{aligned} \quad (7)$$

Update Equation

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T \frac{1}{\alpha_k}, \alpha_k = H P_k^- H^T + R \\ (\hat{X} - X_c)_k &= (\hat{X} - X_c)_k^- + K_k [Z_{e_k} - H (\hat{X} - X_c)_k^-] \\ P_k &= (I - K_k H) P_k^- \end{aligned}$$

단,  $Q = E[W_k \ W_k^T]$  : 자이로의 백색잡음 공분산

$R = E[V_k \ V_k^T]$  : 비관성센서의 백색잡음 공분산

윗 식을  $\hat{X}$ 에 대하여 풀면 (8)과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{X}_k^- &= F \hat{X}_{k-1}^- + B Z_{1k-1} && : \text{Prediction} \\ \hat{X}_k &= \hat{X}_k^- + K_k (Z_{2k} - H \hat{X}_k^-) && : \text{Update} \end{aligned} \quad (8)$$

자이로의 샘플주기와 비관성센서의 샘플주기가 다른 경우까지를 고려한 알고리즘의 블록도류 그림 2에 보인다

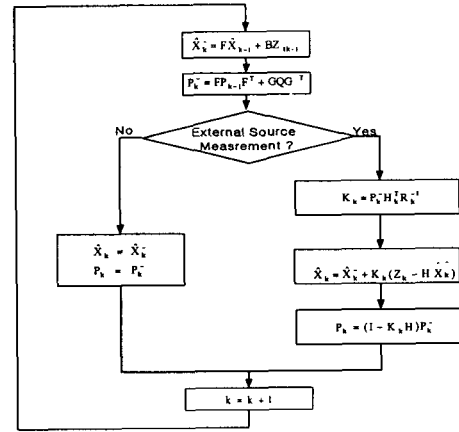


그림 2. 알고리즘의 흐름도.

Fig. 2. Algorithm flow chart.

2. 오차 공분산 특성 및 변형된 시스템 행렬.

비관성 센서로부터의 정보가 빠르지 못하여 자이로의 샘플주기 m번마다 비관성센서를 이용하여 자세를 교정하는 경우를 생각하자. 이때의 상태 방정식은 (9)와 같이 정리할 수 있다.

$$\begin{aligned} (X - X_c)_k &= F^m (X - X_c)_{k-1} + \sqrt{m} G W_{k-1} \\ Z_{e_k} &= H(X - X_c)_k + V_k \end{aligned} \quad (9)$$

단,  $F^m = \begin{bmatrix} 1 & -mT_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

위의 식으로부터 칼만필터식은 다음과 같이 구할 수 있다.

Prediction Equation

$$\begin{aligned} \hat{X}_k^- &= F^m \hat{X}_{k-1}^- + m B Z_{1k-1} \\ P_k^- &= F^m P_{k-1}^- (F^m)^T + m G Q G^T \end{aligned} \quad (10)$$

Update Equation

$$\begin{aligned} K_k &= P_k^- H^T \frac{1}{\alpha_k}, \alpha_k = H P_k^- H^T + R \\ \hat{X}_k &= \hat{X}_k^- + K_k (Z_k - H \hat{X}_k^-) \\ P_k &= (I - K_k H) P_k^- \end{aligned}$$

정상상태의 오차 공분산 P와 칼만 이득  $k_1, k_2$ 를 행렬의 각 원을 맞추는 방법으로 구하면

$$P^- = \begin{bmatrix} p_{11}^- & p_{12}^- \\ p_{21}^- & p_{22}^- \end{bmatrix}$$

$$p_{11}^- = N_0 \sqrt{\beta} \left( \sqrt{1 + \frac{\beta}{4}} + \frac{\sqrt{\beta}}{2} \right) \quad p_{12}^- = p_{21}^- = p_{22}^- = 0 \quad (11)$$

$$k_1 = \frac{p_{11}^-}{a} = \frac{\sqrt{\beta} \left( \sqrt{1 + \frac{\beta}{4}} + \frac{\sqrt{\beta}}{2} \right)}{1 + \sqrt{\beta} \left( \sqrt{1 + \frac{\beta}{4}} + \frac{\sqrt{\beta}}{2} \right)}, \quad k_2 = 0$$

단,  $\alpha = N_0 \left\{ 1 + \sqrt{\beta} \left( \sqrt{1 + \frac{\beta}{4}} + \frac{\sqrt{\beta}}{2} \right) \right\}$

$$\beta = m T_s^2 N_w / N_0$$

정상상태 칼만 이득  $k_1$ 과 오차 공분산  $P_{11}$ 는 잡음 공분산비  $\beta$ 에 따라 변하며,  $\beta$ 는 잡음 공분산비와 자이로와 외부센서와의 샘플주기비  $m$ 에 따라 변함을 알 수 있다. 이것을 그래프로 표시하면 그림 3과 같다.

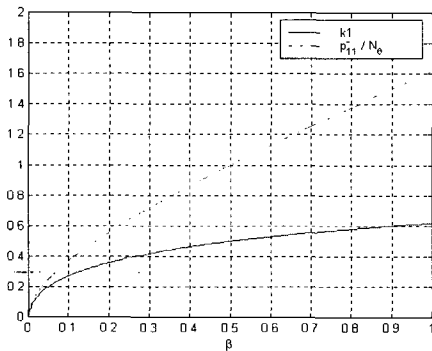


그림 3.  $\beta$ 에 대한 칼만이득과 오차공분산.  
Fig. 3. Kalman gain and error covariance with  $\beta$ .

장시간 비행으로 자이로의 바이어스가 일정하지 않고 서서히 변한다고 하면 바이어스를 자이로 측정값의 저주파 성분으로 생각할 수 있으므로 (4)의 상태방정식은 (12)와 같은 상태 방정식으로 변형된다.

$$\begin{aligned} \theta_k &= \theta_{k-1} - T_s b_{k-1} + T_s \omega_{m_{k-1}} - T_s n_{\omega_{k-1}} \\ b_k &= (1 - \gamma) b_{k-1} + \gamma \omega_{m_{k-1}} \end{aligned} \quad (12)$$

위의 식을 바이어스가 일정한 경우와 같은 방법으로 정리하면 시스템 행렬  $F$ 와 행렬  $B, G$ 가 다음과 같이 변경된다.

$$F = \begin{bmatrix} 1 & -T_s \\ 0 & 1 - \gamma \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} T_s \\ \gamma \end{bmatrix}, \quad G = \begin{bmatrix} -T_s \\ 0 \end{bmatrix}$$

즉 바이어스의 차단주파수비  $\gamma$ 에 따라 시스템이 변하며 바이어스 변화 특성에 맞게 적절하게  $\gamma$ 를 선택하면 장시간 사용 경우 추정기의 성능을 향상시킬 수 있다.

**IV. 자세추정 결과**

**1. 실험 시스템 구성**

모형 헬리콥터의 실험을 위해 다음과 같은 비행 스탠드를 제작하였다. 스탠드는 헬리콥터의 움직임과 동일한 움직임을 갖도록 김벌위에 장착하였다. 각 관절에서는 포텐서미터가 부착되어 센서를 통해 헬리콥터의 상태를 확인

할 수 있다. 전체적인 실험 장치 구성은 그림 4와 같고, 제작된 비행 스탠드는 그림 5와 같다.

A/D 샘플링은 RC 서보 모터의 시상수에 맞춰 매 20msec 마다 한번씩 하였다.

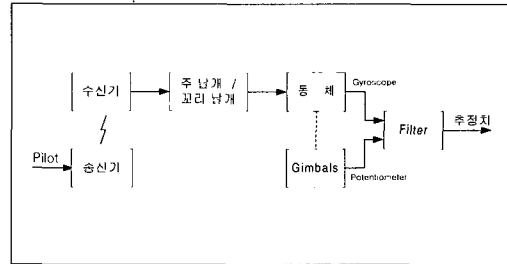


그림 4. 실험 장치 구성.  
Fig. 4. Experimental setup configuration.

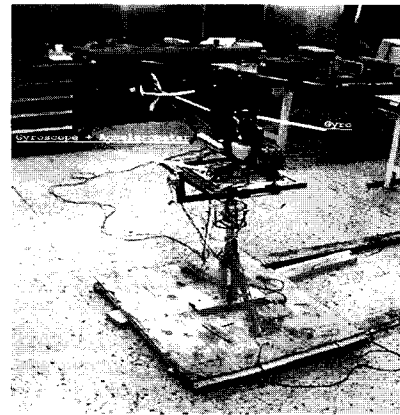


그림 5. 헬리콥터 김벌 장치.  
Fig. 5. Helicopter gimbals setup.

**2. 실험 결과**

그림 6은 자이로의 바이어스가 일정하다고 했을 때 자이로 롤 축의 샘플링주기와 포텐서미터의 샘플링주기를 다르게 하여 자세추정을 했을 때에 칼만이득의 변화를 나타낸다. 샘플링 주기비를 1, 5, 25, 100으로 했을 때  $\beta$ 는 각각 0.01, 0.05, 0.27, 1.06이 된다. 정상상태 이득  $K_1$ 가  $\beta$ 에 비례

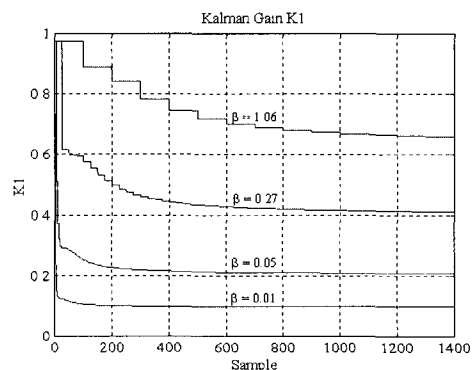


그림 6.  $\beta$ 에 대한 칼만이득의 변화.  
Fig. 6. Kalman gain variations with  $\beta$ .

함을 볼 수 있다. 그림7은 샘플링주기비에 따른 자세추정 오차  $P_{11}$ 과 측정잡음 분산  $N_{\theta}$ 와의 비의 제곱근의 변화를 나타낸다. 알고리즘에서 오차공분산 초기값은  $P_{11}(0)=100[\text{deg}^2]$ ,  $P_{22}(0)=4[(\text{deg}/\text{sec})^2]$ ,  $P_{12}^-(0)=P_{21}^-(0)=0$ 으로 하였다.

그림 8은 자이로의 바이어스가 자이로 출력의 저주파 성분이고 샘플링주기비가 25일 때  $\gamma$ 에 따른 추정치와 측정치 차이의 RMS를 나타낸다. 이 차이가 최소로 되는  $\gamma$ 의 값은 0.006 일 때이며 바이어스를 일정하게 한 경우보다 편차를 줄일 수 있음을 알 수 있다.

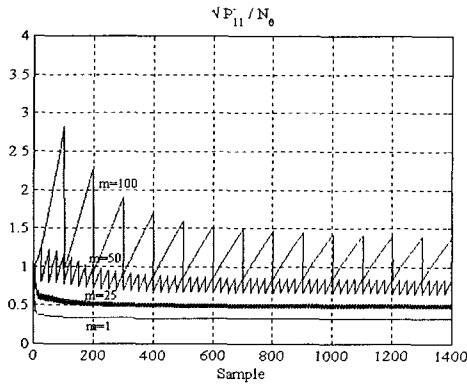


그림 7. 샘플링 주기비에 따른  $\sqrt{\frac{P_{11}}{N_{\theta}}}$ 의 변화.  
Fig. 7. Variations of  $\sqrt{\frac{P_{11}}{N_{\theta}}}$  with sampling period ratio.

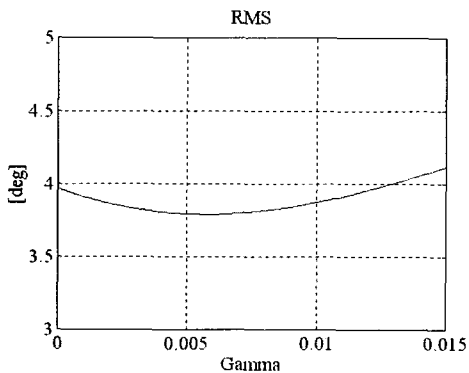


그림 8.  $\gamma$ 에 대한 추정치와 측정치 편차의 RMS변화.  
Fig. 8. RMS variation of deviation between estimation and measurement with  $\gamma$ .

그림 9는 바이어스 오차가 일정한 것으로 가정한 경우 ( $\gamma=0$ )와 그림10은 바이어스 오차가 측정 시간중 서서히 변하는 것으로 가정한 경우 ( $\gamma=0.006$ )의 자세편차 크기를 나타낸다.  $\gamma=0$ 인 경우는 약 3.3 [deg]의 오차가 발생하며  $\gamma$ 가 0.006인 경우는 약 3.1 [deg]로 오차가 줄어들며 그림으로부터 자이로의 바이어스가 변하는 것으로 모형한 경우가 전체적인 편차가 작아진 것을 볼 수 있다.

실험결과의 그림은 롤축에 대한 것이며 피치축이나 요축에 대해서도 비슷한 결과를 얻을 수 있었다.

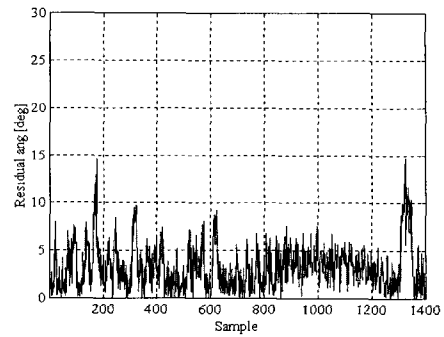


그림 9.  $\gamma=0$ 인 경우의 추정오차 절대값.  
Fig. 9. Absolute value of estimation error when  $\gamma=0$ .

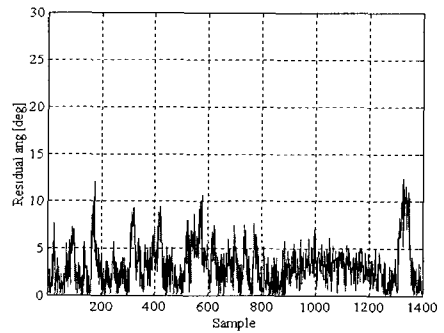


그림 10.  $\gamma=0.006$ 인 경우의 추정오차 절대값.  
Fig. 10. Absolute value of estimation error when  $\gamma=0.006$ .

V. 결론

헬리콥터의 자세를 추정하기 위해 관성센서인 자이로와 비관성센서의 신호로부터 자세를 추정하는 칼만 필터 알고리즘을 유도하였다. 자세추정에 사용된 센서잡음의 실험적 데이터로부터 분산의 기대치를 구하였고 헬리콥터의 복잡한 동역학식을 이용하지 않고 시스템 상태에 대한 간단한 오차모델을 유도하여 자세에 대한 오차가 최소화되도록 하는 간접형 칼만 필터를 구성하였다. 헬리콥터를 김벌에 장착한 후 비행을 통해 획득된 데이터를 이용하여 제안된 필터 설계 알고리즘의 유효성을 검증하였다. 자세 추정오차는 샘플링주기비에 따라 달라지며 자이로 바이어스의 시간 변화를 고려하면 개선된 성능을 얻을 수 있음을 확인하였다.

추후 연구 과제로 헬리콥터를 김벌에 장착하지 않고 자유비행시에 관성센서와 비관성센서를 부착하여 자세를 추정하고 자율 항법 시스템을 구현하기 위해 헬리콥터의 위치에 대한 추정 필터에 대한 연구가 필요하다.

참고문헌

[1] A. H., Fagg, M. A., Lewis, J. F., Montgomery, and G. A., Bekey, "The USC autonomous flying vehicle : an experiment in real-time behavior-based control", *Proceedings of the 1993 IEEE Conference on Intelligent Robots and Systems*, July, Yokohama, Japan.

[2] Xiayun Zhu and Michiel Van Nieuwstadt, "The caltech helicopter control experiment," *CDC TR-96-009*, 1996.

[3] T. J. Koo, F. Hoffmann, B. Sinopoli, S. Sastry, "Hybrid control of an autonomous helicopter" In *Proceedings of IFAC Workshop on Motion Control*, Grenoble, France, Septemeber, 1998.

[4] R. G. Brown and P. Y. C. Hwang, *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*, John Wiley & Sons Inc. 1983.

[5] Charles Broxmeyer, *Inertial Navigation Systems*, McGraw-Hill Book Company, 1964.

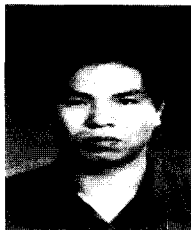
[6] Bruce R. Woodley, Henry L. Jones, Edward A. LeMaster, Eric W. Frew, and Stephen M. Rock. "Carrier phase GPS and computer vision for

thecontrol of anautonomous helicopter", In *Proceedings of the Institute of Navigation GPS-96 Conference*, 461- 465, Kansas City MO, September, 1996.

[7] Andrew R. Conway. *Autonomous Control of an Unstable Helicopter Using Carrier Phase GPS Only*. PhD thesis, Stanford. March, 1995.

[8] S. I., Roumeliotis G. S., Sukhatme, and G. A, Bekey "Circumventing dynamic modeling: Evaluation of the error-state kalman filter applied to mobile robot localization", *Proc. 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Detroit, , pp. 1656-1663, May, 1999.

[9] Mohinder S. Grewal and Angus P. Andrews. *Kalman Filtering Theory and Practice*, Prentice Hall, 1993.



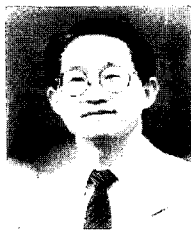
**김 양 옥**

1971년 9월 21일생. 1998년 아주대학교 전자공학부 졸업(학사). 2000년 아주대학교 전자공학과 대학원 졸업(석사). 2000년~현재 (주)소울시스템 근무. 관심분야는 시스템 제어, 신호 처리, Computer Network.



**노 치 원**

1969년 5월 20일생. 1995년 아주대 제어계측공학과 졸업. 동대학원 석사(1997), LG산전 플랜트 연구소(1999). 1999년~현재 아주대학교 전자공학과 박사과정. 관심분야는 다변수제어, 항법알고리즘, 전력전자.



**이 자 성**

1949년 1월 27일생. 1975년 한양대학교 전기공학과 학사. 1977년 University of Southern California 전기공학과 석사. 1981년 University of Southern California 전기공학과 박사. 1981~1992년 Rockwell International Corp.

선임 연구원. 1992년~ 현재 아주대학교 전자공학부 교수.



**홍 석 교**

1948년 8월 23일생. 1971년 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사). 1973년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 1981년 서울대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 아주대학교 공과대학 전자공학부 교수.

관심분야는 로보틱스응용 및 자동화.



**이 광 원**

1946년 3월 27일생. 1969년 서울대 전기공학과 졸업. 1975년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(공학석사). 1989년 동 대학원 전기 및 전자공학과 졸업(공학박사). 1969~1980년 한국과학기술연구원 선임연구원. 현재

아주대학교 전자공학부 교수.