

## 저가 관성센서와 마그네틱 컴퍼스를 이용한 3차원 자세추정

박상경\*(울산대 대학원), 강희준, 서영수, 김한실(울산대학교), 손영득(현대중공업)

### 3-Dimensional Attitude Estimation using Low Cost Inertial Sensors and a Magnetic Compass

Sang-Kyeong Park\*(Graduate School, UOU),  
Hee-Jun Kang, Young-Soo Suh, Han-Sil Kim(UOU), Young-Duk Son(HHI)

#### ABSTRACT

This work is towards the development of a low-cost, small-sized inertial navigation system(INS) which consists of 3 accelerometers, 3 semiconductor gyros and a magnetic compass sensor. This paper explains in detail the structure of the developed system and proposes a 3 dimensional attitude estimation algorithm with Indirect Kalman Filter. The experiments are performed with the developed system attached to a 6 DOF robot for showing the effectiveness of the algorithm.

**Key Words** : INS(관성항법장치), Gyro(자이로 센서), Accelerometers(가속도계), Magnetic Compass(마그네틱컴퍼스), Attitude Estimation(자세추정), Indirect Kalman Filter(간접칼만필터), AHRS(Attitude Heading Reference System)

#### 1. 서론

오늘날 사람이 직접 수행하던 많은 작업들을 대체할 목적으로 자율 이동 로봇의 개발이 많아지고 있다. 이러한 이동 로봇의 자율성이 요구되기 위해서는 이동체의 자세와 현재 위치 정보 등이 중요한 요소로서 등장하게 된다. 이러한 정보를 외부의 조력자를 통해 알 수 있지만, 여러 제한요소가 뒤따르게 된다. 이러한 부분을 내부적으로 해결하기 위하여 이동체에 관성력을 측정할 수 있는 관성 센서를 설치하고, 센서 데이터를 조합하여 이동체의 자세 및 위치를 추정할 수 있다.

이전의 관성측정장치는 센서 자체가 상당히 고가이며, 부피가 비교적 큰 것이 대부분이었다. 그리고 항상 일정한 자세를 유지하기 위한 주변 장치도 필요로 하였다. 하지만 오늘날 MEMS(Micro Electro Mechanical Systems)의 발달로 저가이면서 소형의 관성 센서들이 많이 개발되고 있다. 또한 센서 데이터를 처리할 마이크로프로세서의 처리속도도 비약적으로 증가하고 있기 때문에 관성센서, AHRS, 관성 항법 장치(INS : Inertial Navigation System)의 사용 범위가 점차 확대될 것이다[1][2].

관성 센서는 종류에 따라 노이즈의 영향과 상황에 따른 출력특성이 다르게 된다. 이러한 센서 특성을 상호 보완하기 위한 데이터 결합에 간접 칼만 필터를 사용하였다. 간접 칼만 필터는 개별적으로 시스템이 운영되고 있는 중에도, 센서들의 추가를 통한 조합을 다양하게 할 수 있고, 측정값의 추가사항은 하나의 칼만 필터에 의해 처리되므로, 추가된 센서 값들의 다양한 혼합을 손쉽게 수용할 수 있다. 칼만 필터 모델의 경우 프로세서의 역학 관계와 측정 사이에 선형 관계가 성립해야만 하는데, 모든 상태 변수들이 이런 조건을 만족하지 않는 경우가 종종 발생한다. 하지만 간접 칼만 필터는 측정되는 센서 데이터에만 의존하게 되므로 필터 구성이 용이하다. 또한 위치, 속도, 자세 등의 상태 변수의 추정에 있어서 빠른 동적 응답을 유지할 수 있다[3].

본 논문에서는 저가, 소형의 자이로스코프와 가속도계, 마그네틱 컴퍼스를 결합한 스트랩 다운 방식의 관성측정장치(IMU : Inertial Measurement Unit)를 직접 구성 하였으며, 관성 측정 장치에서 나오는 센서 데이터를 비교적 저성능인 8비트 프로세서에서 간접 칼만 필터를 이용하여 3차원 자세 추정을 하였다.

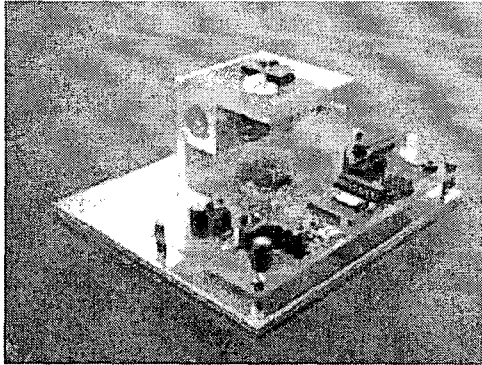


Fig. 1 직접 제작한 관성 측정 장치 내부

## 2. 관성측정장치의 구성

관성측정장치는 3차원 상의 자유공간에서의 6 자유도 운동을 측정하기 위하여 자이로와 가속도계를 각각 3개 이상씩 사용하여 서로 직교하도록 배치한다. 직접 구성한 관성측정장치는 Fig. 1 과 같다.

센서가 장착되는 내부 프레임은 정확한 직교를 구성하기 위하여 정밀 가공이 가능한 밀링 머신을 이용하였다. 또한, 센서가 부착되는 위치를 미리 설계시에 고려하여 각 자이로 센서 측정축의 연장선이 가속도 센서에서 교차하도록 하였으며, 그 거리가 전부 동일하다. 이렇게 함으로써, 자이로 센서에 작용되는 가속도 차이에 의한 영향을 동일하게 하였다.

z축 방향의 회전각을 측정하기 위한 센서로 마그네틱 컴퍼스를 추가로 사용하였다. 마그네틱 컴퍼스는 지구 중심 방향 벡터에 대해서 수직으로 놓여질 경우 정확한 방위각을 계산할 수 있다. 정확한 방위각 계산을 위해서는 가속도 센서, 자이로 센서를 통한 경사각을 측정하여 마그네틱 컴퍼스의 출력에 보상하여야 한다. 그렇게 하기 위해서는 3축의 자자기 값을 측정할 수 있어야 한다[6].

내부에 각 센서의 데이터 측정과 간단한 알고리즘을 처리하기 위해서 Atmel사의 Atmega128을 사용하였다. Atmega128은 내부적으로 128KByte의 프로그램 저장을 위한 플래시 메모리와 ADC(8채널), USART(2채널), 외부 인터럽트(8채널), 타이머(4종류), SPI, TWI 등의 기능을 포함하고 있기 때문에 자체적인 시스템 구성이 용이하며, 곱셈기가 하드웨어적으로 지원되기 때문에 산술연산에도 비교적 빠른 처리 결과를 가진다. 또한 ISP(In System Programming)을 이용하여 쉽게 프로그램 다운로드가 가능하기 때문에 작업속도도 상당히 빠른 편이다. 그 밖에 다른 8비트 프로세서와 비교하여 빠른 계산과 외부 환경에 강인한 프로세서로서 많은 사용자층을 확보하고 있다.

자이로 센서와 마그네틱 센서의 출력을 측정하기 위한 A/D 변환은 TI사의 TLC2543 12비트 ADC를 사용하였으며, 가속도계의 PWM은 Atmega128의 16비트 카운터를 사용하여 측정하였다.

## 3. 자세 추정

### 3.1 자세 추정을 위한 정의

본 논문에서는 x축 회전을  $\phi$ , y축 회전을  $\theta$ , z축 회전을  $\psi$ 로 정의한다. 관성측정장치의 좌표(Body axis)를  $(x_b, y_b, z_b)$ 로 정의하고, 공간상의 기준 축(Inertial axis)을  $(x_w, y_w, z_w)$ 로 정의한다. 이러한 정의는 기본적인 항공분야에서 사용되어지는 정의를 사용하였다[4].

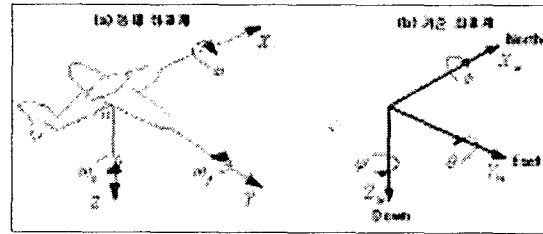


Fig. 2 동체 좌표계, 기준 좌표계의 정의

본 논문에서는 3차원 상의 자세를 추정하기 위하여, 6개의 측정 데이터를 사용한다.

- $a_x, a_y$  : 가속도계 출력
- $m_z$  : 마그네틱 컴퍼스 출력
- $g_x, g_y, g_z$  : 자이로 센서 출력

### 3.2 자세 계산 알고리즘

스트랩 다운방식의 시스템에서는 항법 컴퓨터에 탑재된 자세계산 알고리즘이, 짐벌(Gimbal) 시스템에서의 기계적 안정대를 대신하여, 기준 좌표계와 동체 좌표계 사이의 상대 자세 정보를 나타내는 좌표 변환 행렬이 필요하게 된다. 이러한 알고리즘으로는 쿼터니언을 이용한 알고리즘, 방향코사인 행렬을 이용하는 알고리즘 및 오일러각을 이용하는 알고리즘이 있다[5].

본 논문에서는 동체 좌표축에 설치된 자이로의 출력을 이용하고 있기 때문에, 쉽게 접근할 수 있는 오일러 각을 이용하는 방법을 사용하였다. 오일러각(Euler angle)을 이용하는 방법은 Roll, Pitch 및 Yaw 등 3개의 자세각을 자이로 출력을 통하여 계산하는 방법으로서 물리적 이해는 쉽지만, Pitch 각이 90도가 되는 경우에는 Roll, Yaw의 각이 불안정해 지는 단점을 갖는다.

동체 좌표계의 각 축의 각속도를 기준 좌표계의 각속도로 변환하는 행렬은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin\phi \tan\theta & \cos\phi \tan\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi \sec\theta & \cos\phi \sec\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

### 3.3 간접 칼만 필터

간접 칼만 필터는 보상 필터의 개념이 소개된 1960년대부터 연구되어 오면서 실제 통합 문제 해결의 기초가 되었고, 많은 장점을 가지고 있다. 간접 칼만 필터는 개별적으로 시스템이 운영되고 있는 중에도, 센서들의 추가를 통한 조합을 다양하게 할 수 있다. 그리고, 측정값의 추가사항은 하나의 칼만 필터에 의해 처리되므로, 추가된 센서 값들의 다양한 혼합을 손쉽게 수용할 수 있다. 통합을 위해 보상 필터의 형태가 선택되는 것은 칼만 필터 모델의 응용이 제한적이기 때문이다. 칼만 필터 모델의 경우 프로세서의 역학 관계와 측정 사이에 선형 관계가 성립해야만 하는데, 모든 상태 변수들이 이런 조건을 만족하지 않는 경우가 종종 발생한다. 또한 보상 필터의 형태는 위치, 속도, 자세 등의 상태 변수의 추정에 있어서 빠른 동적 응답을 유지할 수 있다.

본 논문에서 사용하고 있는 feed-back 구조의 간접 칼만 필터는 자이로스코프에서 얻은 동체 좌표계의 각속도 측정값을 오일러 변환을 통하여 기준 좌표계 상의 각속도 값으로 변환한 뒤, 적분을 하게 되고, 가속도 센서에서 얻게 되는 기울기 정보와 마그네틱 컴퍼스의 방위각 정보를 기준값으로 이용한다. 이렇게 함으로써, 기준치에 대한 오차를 칼만 필터의 상태변수로 표현하여 추정된 상태변수를 시스템의 입력부분에 피드백을 통한 보정으로, 적분에 의하여 얻어지는 추정값의 발산을 방지할 수 있고, 바이어스의 영향을 제거할 수 있다.

간접 칼만 필터는 연속 칼만 필터(Continuous Kalman Filter)를 기초로 하고 있다. 연속 칼만 필터를 위한 프로세스와 측정 모델을 (2)과 (3)와 같이 정의한다.

$$\dot{x} = Fx + Gu \quad (2)$$

$$z = Hx + v \quad (3)$$

이 때,

$$E\{u(t)u^T(\tau)\} = Q\delta(t-\tau) \quad (4)$$

$$E\{v(t)v^T(\tau)\} = R\delta(t-\tau) \quad (5)$$

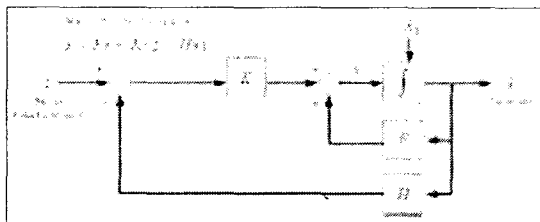


Fig 3 연속 칼만 필터 블록 다이어그램

$$E\{u(t)v^T(\tau)\} = 0 \quad (6)$$

이산 칼만 필터의  $Q_k = E\{w_k w_k^T\}$ ,  $R_k = E\{v_k v_k^T\}$ 와 비교하면,

$$Q_k = GQG^T \Delta t \quad (7)$$

$$R_k = R/\Delta t \quad (8)$$

이산 칼만 필터의 칼만 계수를 구하기 위한 식을 고쳐보면 다음과 같다.

$$K = PH^T R^{-1} \quad (9)$$

오차 공분산 방정식을 구해보면,

$$\dot{P} = FP + PF^T - PH^T R^{-1} HP + GQG^T \quad (10)$$

$$P(0) = P_0$$

여기에서 이론적으로 오차 공분산을 위한 P에 대한 방정식의 계산을 Riccati 방정식을 이용하여 off-line에서 먼저 계산할 수 있다. 이산 칼만 필터의 경우 계속적인 P의 계산을 통하여 추정을 하는 반면, 연속 칼만 필터에서는 미리 계산이 가능하므로, 실시간으로 추정을 하는 시스템에 사용할 때 계산량을 줄일 수 있게 된다.

상태 추정 방정식은 식 (11)와 같다.

$$\dot{\hat{x}} = F\hat{x} + K(z - H\hat{x}) \quad (11)$$

Fig 3은 연속 칼만 필터의 블록 다이어그램을 나타낸 것이다.

### 3.4 자세 추정

본 논문에서는 가속도계를 G-Slave 모드로 사용하였다. G-Slave 모드는 정적인 상태의 가속도계는 중력 가속도만 존재하는 것을 이용한 것으로, 가속도계 각 축에 사용되는 가속도의 크기를 이용하여, 경사각으로 환산하는 것이다. 이 경우 가속도계를 이용한  $\phi$ ,  $\theta$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$\theta = \sin^{-1}(a_x), \quad \phi = \sin^{-1}(a_y) \quad (12)$$

G-Slave 모드로 구한 경사각은 자이로 출력의 적분을 통하여 구하게 되는 경사각과 비교하여 볼 때, 시간 경과에 따른 적분오차의 누적이 없고, 동체 좌표계가 아닌 기준 좌표계를 기준으로 하기 때문에, 동체 좌표계에서 기준 좌표계로의 변환이 필요 없게 된다. 하지만 노이즈에 의한 영향이 비선형으로 나타나며, 진동 등의 노이즈에 취약하다는 단점이 있다.

자이로 센서의 출력을 오일러 방식에 의한 자세

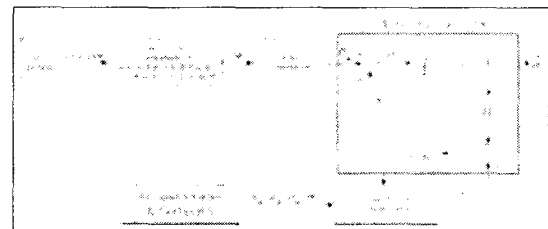


Fig 4 자세 추정 알고리즘

계산 이후에 적분을 통해 구한  $\hat{\theta}_y$  과 가속도계의 입력 및 마그네틱 컴퍼스의 입력인  $\theta_{ac}$  을 간접 칼만 필터를 이용하여 자세 추정 값을 구하게 된다. 여기서 마그네틱 컴퍼스의 경우, 기울어진 경사각에 대한 보상이 필요하게 된다[6].

$$\begin{aligned} X_H &= X \cos \phi + Y \sin \theta \cos \phi - Z \cos \theta \sin \phi \\ Y_H &= Y \cos \theta + Z \sin \theta \\ m_z &= \tan^{-1}(Y_H/X_H) \end{aligned} \quad (10)$$

여기에서  $X, Y, Z$ 는 각 축의 지자기 센서의 출력이며,  $(\phi, \theta, \psi)$ 는 한 단계 이전의 자세 값이다. 이 값들을 이용하여 마그네틱 센서를 이용한 Z축에 회전각을 구하게 된다.

간접 칼만 필터에서 사용되는  $Q$ 와  $R$ 의 값은 각 센서의 일정시간 영입력을 통해 구한 분산값을 사용하였다. 이 때, 각 센서의 단위를 각도로 통일하기 위하여, 가속도계의 출력은 식 (1)에 의해 각도로 변환하고, 자이로 센서의 출력은 1차 적분을 통하여 각도로 변환하였다.

#### 4. 실험

3차원 상에서 AHRS에 일정한 입력을 주기 위하여 6축 로봇인 삼성 FARA 로봇을 사용하였다. 로봇



Fig 5 로봇에 의한 자세 추정 실험

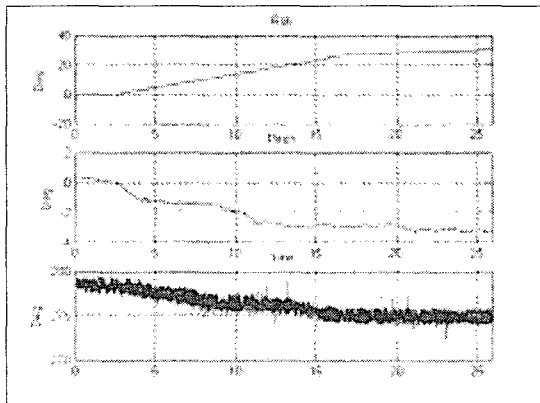


fig 6 로봇을 이용한 자세 실험

각 축의 Encoder값을 이용하면, AHRS에 주어진 실제 자세 변화를 측정할 수 있다. fig 6은 x축 기준 회전인 Roll 각을 0[rad]에서 0.5[rad]까지의 변화를 주었을 때, AHRS 통해 구한 자세 값의 비교이다. 결과를 보면 y축과 z축의 실험 결과가 로봇의 회전시에 같이 반응하여 약 3의 자세 변화가 생기는 것을 볼 수 있다. 이것은 로봇에 설정한 AHRS의 기준 좌표축과 실제 부착하였을 때의 좌표축의 차이에 의해 로봇의 기동 시에 해당 센서에 자세 변화를 측정하는 것으로 생각된다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 저가의 관성센서와 마그네틱 컴퍼스를 이용하여 3차원상의 자세를 측정하는 AHRS를 구현하였다. 적은 계산으로 저성능의 프로세서에서도 자세 추정이 가능하도록 간접 칼만 필터를 이용하여 자세 추정을 시도하였다.

정확한 측정 기반이 마련되지 않은 상태에서 실험을 위하여 로봇을 이용하였는데, 로봇과 AHRS사이의 정확한 일치이 이루어지지 않은 상태에서 어느 정도의 오차를 감안할 수밖에 없는 실험이었다.

앞으로 본 연구가 나아가야 할 방향은 위치 데이터까지 추정할 수 있는 INS를 구현하는 것이며, 향후 GPS와의 결합을 통하여 3차원 상에서의 항법 시스템을 구성하는 것이다.

#### 후기

본 연구는 지역전략산업 석·박사 연구인력 양성 사업의 지원을 받아 수행하였습니다. 지원에 감사드립니다.

#### 참고문헌

1. Kevin J Walchko, Paul A. C. Mason, "Inertial Navigation," 2002 Florida Conference on Recent Advances in Robotics, 2002.
2. E. Foxlin, "Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter," in Proceedings of the IEEE 1996 Virtual Reality Annual International Symposium, pp. 185-194, 1996.
3. R.G. Brown, P. Y. C. Hwang, Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering. New York:John Wiley & Sons, 1997.
4. J. M. Cooke, M. J. Zyda, D. R. Pratt, R. B. McGhee, "Flight Simulation Dynamic Modeling Using Quaternions," NPSNET, Vol. 1, No. 4, pp 404-420, 1994.
5. 박찬국, "스트랩다운 시스템 Alignment 성능 비교," 서울대학교 석사학위 논문, 1987.
6. Michael J. Caruso, "Applications of Magnetoresistive Sensors in Navigation Systems." Honeywell Inc.