

관성센서의 오차 모델 분석

김대영 · 홍석교 · 고영길
아주대학교 전기전자 공학부

An Analysis of Inertial Sensor Error Model

Dae Young. Kim . Suk Kyo. Hong . Young Gil. Go
School of Electrical & Electronics Engineering, Ajou Univ.

Abstract - 항법장치의 핵심요소인 가속도센서와 자이로센서는 선형거리추측(Linear position estimation)과 각 변위 추측(orientation estimation)시 출력 데이터에 포함된 오차성분의 적분에 의하여 시간이 증가함에 따라 선형거리 오차와 각변위 오차가 누적된다.

이에따라 본 논문에서는 정밀한 항법을 위한 저가의 IMU (Inertial Measurement Unit)를 설계하고, 오차성분의 사전해석을 통하여 정확한 오차모델을 찾는데 그 목적이 있다.

1. 서 론

INS는 실제값을 통하여 동적 정보를 제공하는 독립적이고 고장이 없는 추측 항법 장치이다. 그러나 대부분의 경우 INS는 다른 절대 좌표 측정 장치와 함께 동체의 position 정보를 제공한다. 매우 작은 관성측정치 오차에도 orientation, position과 velocity등의 오차는 발산하므로 오랜 시간 동안 신뢰성을 가지기 위해서는 absolute한 절대 측정치로 초기화시켜 누적오차를 제거하는 작업이 필요하다[1~5].

고품질의 항공용 관성시스템은 대부분의 로봇시스템에 사용 되기에는 가격이 고가이기 때문에 이동 로봇에 적용하기에는 부적합하다. 과거에 비해 저가의 관성 시스템이 자동차 산업의 요구에 부응하여 점차 증가추세를 보이고 있고 이에 알맞은 가격대가 형성되었지만 항공용 관성시스템에 비해 position 정보를 정확히 주지 못한다. 따라서 저가의 관성 측정 장치를 효과적으로 이용하기 위해서는 기계적 요인으로 인한 drift오차와 이들의 모델을 자세히 이해하는 것이 중요하다.

본 논문에서는 저가의 고 정밀성의 position 정보를 얻기 위하여 관성센서의 정확한 해석을 수행한다.

2. 본 론

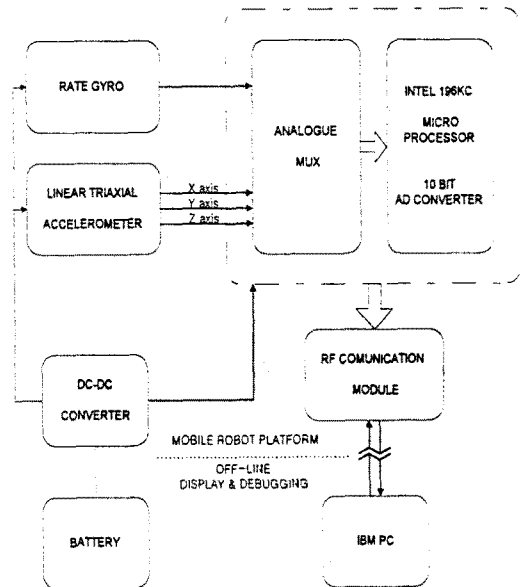


그림 1. IMU(Inertial Measurement Unit) & Hardware implementation.

그림 1에 나타나는 바와 같이 IMU(Inertial measurement unit)는 1축 rate gyroscope와 triaxial linear accelerometer로 구성되어 있다.

2.1 INS의 구성 요소

2.1.1 자이로

본 논문에서는 Murata의 ENV_05S Gyrostar gyroscope가 사용되었다. 자이로는 기존의 것보다 상대적으로 소형이면서 자동차와 서스펜션 시스템을 위해 개발된 저가의 piezoelectric 자이로이다. Gyrostar는 'Elinvar'라는 특별한 물질로 만들어진 삼각 프리즘으로 구성되어 있고, 약 8kHz로 여자되는 piezoelectric transducer가 각 면에 위치하여 면에 직각성분인 진동을 다른 2개의

transducer에 의해 검출된다. 만약 센서가 정지해 있거나 직선 운동을 한다면 transducer에 검출되는 신호는 다른 transducer와 정확히 같다. 또한 회전을 한다면 coriolis force에 비례하는 회전이 발생한다. 자이로는 기기의 주축을 따라 회전하는 차량의 각속도에 비례하는 전압을 발생시켜 $\pm 90^\circ/\text{s}$ 까지 측정이 가능하다.

2.1.2 가속도 센서

실험에 사용된 가속도 센서는 Analog Device의 ADXL05EM-3이다. Noise floor를 가지는 커패시터형 가속도 센서로써 교류(진동), 직류(관성 또는 중력) 성분의 가속도를 5 mg 이하로 측정할 수 있는 분해능을 가진다. 센서는 Vibration이 측정 가능한 저가의 장치로써 확실한 Alarms과 Motion의 측정이 가능하며 관성으로부터 Velocity와 Position으로의 변환이 가능하다.

최대 측정치는 각 축을 따라 $\pm 5\text{ g}$ 이다. 각 축의 출력 전압은 축 방향을 따라 투영된 모든 가속도에 비례한다 [6].

ADXL05는 $\pm 1\text{ g}$ 에서 $\pm 5\text{ g}$ 까지 사용자 임의로 조정 가능하여 본 논문에서는 증폭기를 사용하여 $\pm 1\text{ g}$ 구간만 사용한다. 단 지구 중력방향 가속도 출력은 $0\text{ g} \sim 2\text{ g}$ 구간을 사용한다.

3. 실험

관성센서의 수렴하지 않는 위치오차와 속도오차를 줄이기 위해서는 센서오차를 정확히 모델링하는 것이 필요하다. 항법 시스템의 오차의 많은 비중을 차지하는 관성센서의 drift 편차는 제작기술에 따라 다르다 [7].

오차를 모델링하기 위하여 자이로를 실험실내의 방진테이블위에 고정시키고 오랜시간동안 관성센서의 출력을 기록하였다. 마이크로 프로세서 내장 10bit A/D converter를 사용하여 센서의 출력을 매 샘플마다 Least-squared하여 PC에서 데이터 요구시 추정값을 무선 전송한다.

그림 2의 실험결과로부터 측정데이터의 표준 분산을 자이로의 경우, $0.187^\circ/\text{s}$ 에서 $0.045^\circ/\text{s}$ 로 X축 가속센서의 경우에는 $0.0141^\circ/\text{s}^2$ 에서 $0.0024^\circ/\text{s}^2$ 로 줄일수 있다.

이상적인 자이로와 가속도 센서 출력의 경우, 입력이 가해지지 않은 상태라면 10 bit A/D의 디지털 출력 512에 해당하는 일정한 전압이 나타날 것이나 실제 출력은 상온에서 전원을 가하였을때 이상적인 값보다 낮은 수준에서 출발하여 지수함수 형태로 점차 증가한다. 이러한 출력의 증가는 주로 자이로 내부온도 상승으로인한 바이어스의 시변성 특징을 나타낸다. 따라서 이러한 바이어스의 변

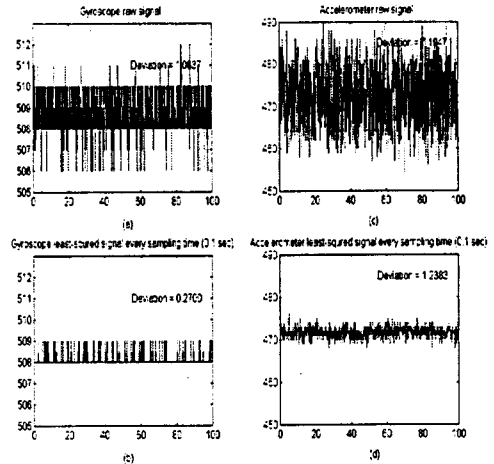


그림 2. Digitized output of Gyro and Accelerometer X Axis every 0.1 sec during 1000 data sampled (a) Gyroscope raw data (b) least - squared Gyroscope data (c) Accelerometer raw data (d) least - squared Accelerometer data when no angular rotation and linear movement

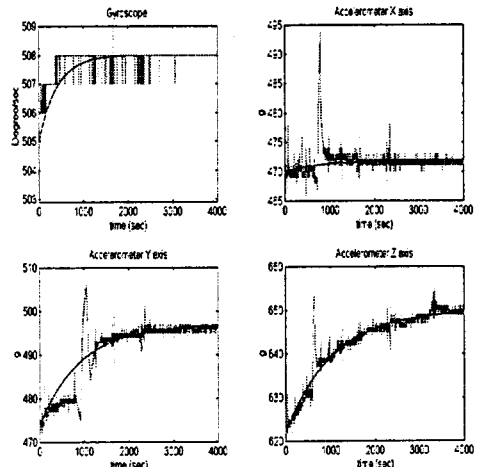


그림 3. Data was collected over a periode of 4000 sampling every 1 sec when no agular rotation applied around the gyro's principle axis and accelerometer's axis were not subject to acceleration except Z axis (subject to gravity).

화는 외부온도에 따라 지수함수 형태로 증가 또는 감소한다 [7].

그림 3은 전원 입력 후 4000초동안 1초 간격으로 수집된 관성센서의 출력이며 약 1시간 후에 정상상태에 도달한다. 드리프트 변화를 모델링하기 위해 $\epsilon(t)$ 를 실제값과 측정값의 바이어스 오차라고

Sensor	C_1	C_2	T
Gyro	3 A/D (0.5273 °/s)	505 A/D (1.223 °/s)	411 sec
Accelerometer X axis	2 A/D (38.28 cm/ s ²)	470 A/D (803.91 cm/ s ²)	953 sec
Accelerometer Y axis	23 A/D (440.23 cm/ s ²)	474 A/D (727.34 cm/ s ²)	937 sec
Accelerometer Z axis	28 A/D (535.94 cm/ s ²)	622 A/D (7694.5 cm/ s ²)	1050 sec

표 1. Drift Error Model Parameters

가정하면 식(1)로 표현할수 있으며 Levenberg-Marguardt iterative least Square fit를 사용하여 표 1과 같은 비선형 오차 모델 $\epsilon_{model}(t)$ 의 파라미터를 찾을 수 있다 [8].

$$\epsilon_{model}(t) = C_1(1 - e^{-\frac{t}{T}}) + C_2 \quad (1)$$

오차모델의 잔차(residuals)의 평균이 영(zero)이고 백색 노이즈이면 이 오차 모델은 적절하다고 판단할 수 있다. 따라서 측정데이터를 가지고 찾아진 오차모델의 잔차가 백색노이즈가 아니면 다시 알맞은 오차모델을 다시 찾아야 한다[9].

잔차 $\omega(k)$ 는 식(2)와 같이 주어지며 두 개의 측정 데이터 샘플의 $R_{\omega\omega}$ (autocovariance)가 Δ 의 함수 일때 정상(stationary)상태라고 가정할수 있다.

$$\omega(k) = \epsilon(k) - \epsilon_{model}(k) \quad (2)$$

$$\hat{R}_{\omega\omega}(\Delta) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-|\Delta|-1} \omega(k) \omega(k+\Delta) \quad (3)$$

이상적인 영-평균 백색잡음의 자기상관함수 (autocorrelation)는 Δ 가 영일 때 분산에 해당하는 양이 나타나고 그이외의 Δ 일때는 영이다. 그러나 한정된 데이터를 가지고 자기상관을 하였을 경우 이상적인 것과는 달리 다음식과 같은 표준오차를 가지는 gaussian 분포로 나타난다.[10]

$$\hat{\sigma}_{R_{\omega\omega}}(\Delta) = \frac{1}{\sqrt{N}} \hat{R}_{\omega\omega}(0) \quad \text{for } \Delta \neq 0. \quad (4)$$

그림 4는 50초간의 10개의 샘플 데이터의 자기상관예의한 앙상블(ensemble) 평균값에 의하여 구할 수 있다. 표준오차는 $\frac{1}{\sqrt{M}}$ (M = data sequence number)의 바운드를 가지고 가지고 있다. 그리고 $\frac{\hat{\sigma}_{R_{\omega\omega}}}{\sqrt{M} \hat{R}_{\omega\omega}(0)}$ 는 한정된 데이터를 가지고 백색 잡음의 자기상관시 gaussian 분포의 표준 오차 바운드를 의미한다. 따라서 샘플된 데이터의 자기상관의 오차의 분포가 Gaussian process이면 총 시간의 95.5% 이상이 $\frac{2 \hat{\sigma}_{R_{\omega\omega}}}{\sqrt{M} \hat{R}_{\omega\omega}(0)}$ 안에 있게 된다.

모든 관성센서의 분석결과 약 98 %의 시간이 $\frac{2 \hat{\sigma}_{R_{\omega\omega}}}{\sqrt{M} \hat{R}_{\omega\omega}(0)}$ 안에 들어오게됨으로 오차모델의 잔차는 백색잡음이며 자이로와 가속도센서의 드리프트 레

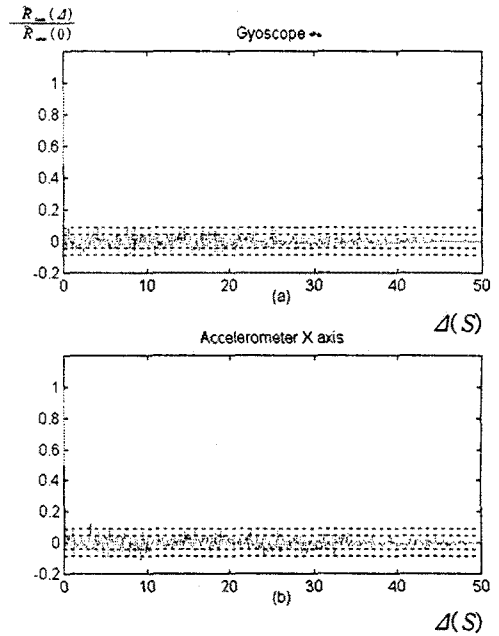


그림 4. Biased sample autocorrelation estimate of the residuals. The result was obtained by ensemble average over the autocorrelations of 10 data sequences, each of 50 second duration.

$\frac{\hat{\sigma}_{R_{\omega\omega}}}{\sqrt{M} \hat{R}_{\omega\omega}(0)}$ values are dotted lines.

이트가알맞게 모델링되었음을 확인할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 자이로나 가속도 센서와 같은 관성 센서들의 오차 성분을 모델링하여 저가의 관성 측정 장치로도 orientation과 position 정보를 이동로봇과 같은 이동물체에 적용할 수 있는 그 기초 연구를 수행하였다.

본 논문의 차후 연구과제로서는 관성센서의 수학적 오차모델을 수정 보완한 다음 추정된 에러값을 forward 값으로 하여 INS의 오차를 보상하고 이동로봇의 position과 orientation을 추정하기 위해 Extended Kalman Filter(EKF)를 적용시킨다.

[참 고 문 헌]

- [1] H. Akbarally and L. Kleeman, "A Sonar Sensor for Accurate 3D Target Localisation and Classification," *IEEE on Robotics and Automation*, pp.3003-3008, 1995
- [2] D.Krantz, "Non-Uniform Dead Reckoning Position Estimate Updates," Univ. of Minnesota, *IEEE on Robotics and Automation*, pp. 2061-2066, 1996
- [3] H. Saito, H. Sugiura, S. Yuta, "Development of Autonomous Dump Trucks System(HIVACS) in Heavy Construction sites," *IEEE on Robotics and Auto.*, pp.2524-2529, 1995
- [4] Tom Logsdon "The Nacstar Global Positioning System," VAN NOSTRAND REINHOLD, pp.103-114, 1992
- [5] C. Facchinetti, F. Tieche, H.Hugli, "Using and Learning Vision-Based Self-Positioning for Autonomous Robot Navigation," *ICARCV*, pp.1694-1698, 1994
- [6] C. Broxmeyer "Inertial Navigation System," McGraw-Hill, pp.76-83, 1964
- [7] S. M. Pandit, W. Zhang, "Modeling Random Gyro Drift Rate by Data Dependent System," *IEEE Vol. AES-22*, No.4 pp.455-459
- [8] Willian H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, B. P. Flannery, *Numerical Recipes in C*, Cambridge, U.K : Cambridge University Press, pp. 683-688, 1988.
- [9] J. M. Mendel, "Lessons in estimation theory for signal processing, communication, and control," Prentics Hall pp. 212-214, 1995
- [10] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Prentics Hall, pp.82-89, 1986