

웨이블릿 디노이징 필터를 이용한 실내 이동로봇의 방위오차 개선연구: MEMS 자이로 적용

Improvement of Heading Error Using a Wavelet De-noising Filter for Indoor Mobile Robots: Application to MEMS Gyro

배진형, 홍성경*

(Jin Hyung Bae and Sung Kyung Hong)

Abstract : To achieve the challenges of low-cost MEMS gyros for the precise self-localization of mobile robots, this paper examines an effective method of minimizing the drift on the heading angle that relies solely on integration of rate signals from a gyro. The main idea of the proposed approach is to use wavelet de-noising filter in order to reduce random noise which affects short-term performances. The proposed method was applied to Epson XV3500 gyro and the performances are verified by the comparisons with an existing commercial gyro module of vacuum cleaning robots.

Keywords : wavelet denoising filter, gyro, calibration, indoor mobile robot, heading angle

I 서론

최근 지능형 실내 이동 로봇 산업의 증대 및 시장 확대와 더불어 상용화가 가능한 실내 이동 로봇 관련 기술 개발의 연구가 활발히 진행되고 있다. 그 중에서도 위치인식 기술은 자율주행 기술개발을 위하여 가장 먼저 선행되어야 하는 핵심기술이다. 최근 부가적인 외부 센서를 설치할 필요가 없고 저렴한 가격으로 인해 엔코더를 이용한 위치인식 기술이 상용화에 성공하였다. 하지만 바퀴와 바닥과의 미끄럼(slip) 현상으로 인해 방위각 측정에 큰 오차가 발생하며 시간에 따라 누적되는 단점을 갖고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해 자이로 센서와 엔코더를 융합하는 방위각 측정 기술에 대한 다양한 연구가 진행되고 있다[1].

자이로 센서를 이용한 방위각 측정의 문제점은 자이로의 오차와 노이즈(noise)의 영향으로 인해 적분과정에서 방위각 오차가 시간에 따라 누적된다는 것이다. 따라서 적분과정에서 자이로의 오차와 노이즈의 영향을 어떻게 최소화 할 것인가가 중요한 핵심기술이다. 그림 1은 자이로 신호의 주파수 대역별 개념적 구분을 보여주고 있다. 저주파 대역의 Long-Term 오차에는 확정적 오차(deterministic error)인 스케일 팩터(scale factor), 고정 바이어스(fixed bias) 오차 등과 불규칙 오차(random error)인 Bias Drift를 포함한다. 한편 고주파 대역의 short-term 오차는 센서 자체의 노이즈 성분인 ARW(Angle Random Walk)를 의미한다.

본 논문에서는 저사양 MEMS 자이로의 오차(long-term 및 short-term) 특성 별 성능개선을 위한 효과적인 전략을 제

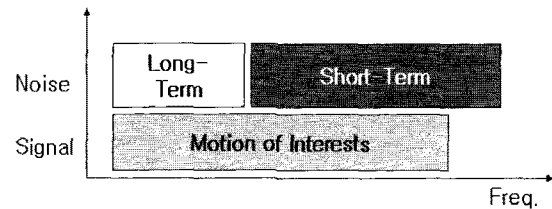


그림 1. 주파수 대역별 자이로 오차 특성.

Fig. 1. The characteristics of gyro error based on frequency region.

안한다. 특히 현재 다양한 연구가 진행되고 있는 short-term 오차인 ARW현상을 줄이기 위한 방법으로서 웨이블릿 디노이징(wavelet de-noising) 필터를 제안하고 그 성능을 실험적으로 입증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 자이로 센서의 오차 모델과 Calibration을 통한 Long-Term 오차의 보상 방법을 제시한다. III장과 IV장에서는 웨이블릿 디노이징 필터의 개념과 기존의 Lowpass Filter(LPF), Moving Average Filter(MAF)와의 비교 실험을 통해 노이즈 제거 성능을 검증하였다. V장에서는 현재 상용 청소로봇에 사용되고 있는 자이로 모듈과의 정량적 성능 비교 결과를 제시하였다.

II 자이로 오차 모델 및 보상

1. 자이로 오차 모델

본 연구에서는 현재 상용화되어 있는 MEMS 자이로 센서 중 크기가 가장 작고 가격 대비 성능이 우수한 Epson사의 XV-8100 모델[2]을 채택하였다. 이 자이로 센서는 이동형 GPS 추측항법 시스템(portable type GPS dead reckoning system)용으로 최근에 개발된 모델이며 주요 스펙은 표 1과 같다.

자이로를 사용하여 방위각을 계산하기 위해서는 적분과정이 필수적이다. 하지만 이러한 적분과정에서 원하지 않는 노이즈신호와 시스템의 오차가 계속 누적되어 방위각의 오

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 5. 15., 채택확정 : 2008. 6. 30.

배진형, 홍성경 : 세종대학교 항공우주공학과

(uavkkang@nate.com/skhong@sejong.ac.kr)

※ 본 논문은 국토해양부 지능형국토정보기술혁신사업 중 "실시간 공중모니터링 기술개발" (07국토정보C03) 과제에서 지원하여 연구하였음.

표 1. XV-8100 스펙.

Table 1. The specifications of XV-8100.

Item	Specifications	Remarks
Supply voltage	3.0V	
Scale factor	2.5mV/deg/s	
Bias	1350mV	Ta=+2.5°C
Rate range	-100deg/s~100deg/s	
Nonlinearity	±0.5% FS	Ta=+2.5°
Bandwidth	215Hz	
Operating temperature	-40°C~+85°C	
Size	5×3.2×1.3mm	

차 값은 시간에 따라 증가하게 된다. (1)은 방위각 측정을 위한 z축 자이로 신호의 일반적 오차모델이다.

$$\tilde{\omega}_z = (1 + S_z)\omega_z + M_x\omega_x + M_y\omega_y + B_{fz} + B_{gx}a_x + B_{gy}a_y + B_{gz}a_z + n_z \quad (1)$$

여기서 $\tilde{\omega}_z$ 는 자이로센서에서 측정된 신호이고, S_z 는 scale factor 오차, ω_x 는 센서에 입력된 각속도 정보, M_x 는 각 축에 대한 커플링(coupling) 오차, B_{fz} 는 고정 bias 오차, $B_{g()}$ 는 g-sensitivity 오차, n_z 는 잡음오차이다. 이중 가장 큰 오차를 발생시키는 지배적인 요소는 S_z 와 B_{fz} , 그리고 n_z 이며, (1)은 (2)와 같이 축소하여 재설정할 수 있다[5].

$$\tilde{\omega}_z = (1 + S_z)\omega_z + B_{fz} + n_z \quad (2)$$

위의 자이로 오차는 크게 확정적 오차(deterministic error)와 불규칙 오차(random error)로 구분할 수 있다. 확정적 오차는 시간에 따라 변하지 않은 오차이고 불규칙 오차는 확률적 또는 비확률적으로 시간에 따라 변하는 오차를 의미한다. 확정적 오차에는 scale factor 오차와 고정 bias 오차가 있고, 불규칙 오차에는 bias drift 에러와 random noise 에러가 있다. 또한 그림 1과 같이 자이로 오차 분석을 주파수 대역에서 해석 할 수 있다. 즉, long-term 오차는 낮은 주파수 대역의 오차로 확정적 오차인 scale factor 오차, 고정 바이어스 오차 그리고 불규칙 오차(Random Error)인 bias drift를 포함한다. short-term 오차는 높은 주파수 대역의 오차로 센서 자체의 노이즈 성분인 불규칙 오차 ARW(Angle Random Walk)가 있다.

2. 자이로 오차 보상

고정 bias 오차의 보상은 고정된 값을 사용하는 것이 아니라, 자이로 센서를 구동할 때 마다 정적인 상태에서 일정 시간 평균을 취하여 고정 bias를 갱신(update)하는 방법을 취한다. 또한 센서의 구동 환경에 따라 정적인 상태가 빈번할 경우, 구동 중 정적인 상태를 판단하여 고정 bias 갱신을 수행하면 더욱 좋은 결과를 얻을 수 있다.

Scale factor 비선형성 오차의 보상은 그림 2와 같이 다항식을 이용한다. 7차 다항식을 사용하여 각속도를 보정한 결과, 최대 scale factor 비선형성 오차는 full scale factor에 대해 0.077%이다. 이는 보상전의 0.1654%에 비해 53.4462%

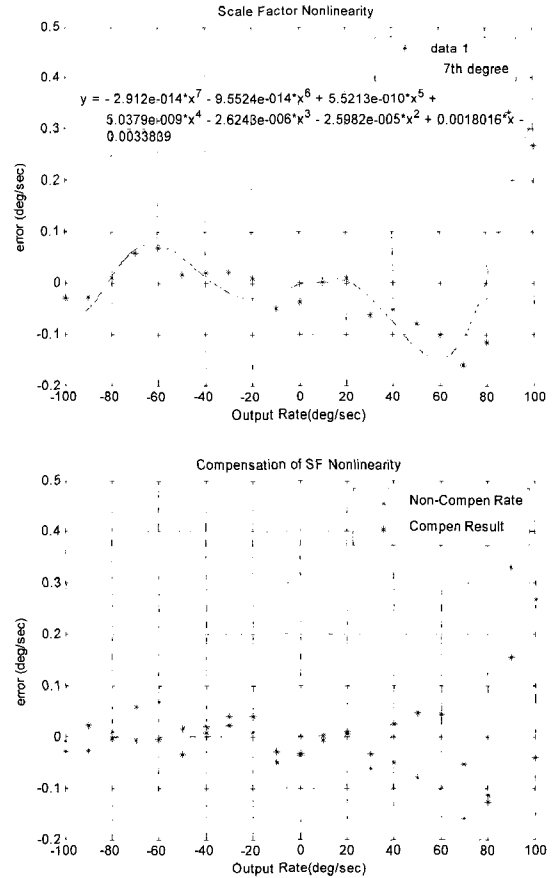


그림 2. 자이로 scale factor 비선형성 오차 보상.
Fig. 2. Error compensation for scale factor nonlinearity.

향상된 결과이다[3].

한편, 센서의 적용 플랫폼이 실내에서 운용되는 실내 이동 로봇(청소로봇)임으로 급격한 온도변화는 없을 것으로 예상되어진다. 또한 Epson사의 XV8100은 센서 내부에서 온도센서를 내장하여 자체 온도보상 기능이 있으며, 그림 3은 온도 특성을 실험적으로 분석한 결과이다. 일반적으로 온도 변화에 따른 오차 특성의 보상은 매우 중요한 과정이나 [4], 결과에서 보듯이 제한된 운영온도 범위 내에서의 온도 특성이 양호하기 때문에 본 논문에서는 추가적인 온도에 의한 bias와 sclae factor 보상은 고려하지 않도록 한다.

III. 웨이블릿 디노이징(wavelet de-noising) 필터

1. 웨이블릿 변환

신호 $f(t)$ 를 효율적으로 분석하거나 특성을 파악하는 방법은 (3)과 같이 기저함수(basis signal) 또는 빌딩블록(building block) $\psi_n(t)$ 를 이용하여 주어진 신호를 재구성하는 것이다.

$$f(t) = \sum_k a_k \psi_k(t) \quad (3)$$

여기서 a_k 는 위 급수전개식의 계수이고, $k \in \mathbb{Z}$, 정수 첨자이다. 만약 기저함수들이 서로 정규직교 한다면 다음과 같다.

$$\langle \psi_k(t), \psi_l(t) \rangle = \int \psi_k(t) \psi_l(t) dt = 0 \quad (4)$$

또한 이러한 직교성질을 사용하여 계수 a_k 는 다음과 같이 내적을 취하여 결정된다.

$$a_k = \langle f(t), \psi_k(t) \rangle = \int f(t) \psi_k(t) dt \quad (5)$$

신호의 재구성에서 계수는 주어진 신호의 기저함수에 대응되는 일종의 스펙트럼 정보를 가지고 있다. 주기 신호의 처리에 가장 많이 사용해 왔던 푸리에 급수에서는 기저함수 $\psi_k(t)$ 가 $\sin(k\omega_0 t)$ 와 $\cos(k\omega_0 t)$ 이다. 또한 테일러급수에서 비정규 기저함수는 t^k 의 단항식과 다양한 다항식의 급수로 구성된다. 한편 웨이블릿 급수 또는 웨이블릿 변환은 두 개의 파라미터를 가진 시스템으로 (6)와 같이 구성된다.

$$f(t) = \sum_k \sum_j a_{jk} \psi_{jk}(t) \quad (6)$$

여기서 j, k 는 정수이고, $\psi_{jk}(t)$ 는 일반적으로 직교의 기저함수인 웨이블릿 급수 함수이다. 또한 웨이블릿 급수 계수 a_{jk} 는 $f(t)$ 의 이산 웨이블릿 변환(DWT : Discrete Wavelet Transform)이다[5].

이러한 웨이블릿 변환은 주어진 신호에 대한 시간과 주파수 영역에서의 정보를 균형적으로 국소화 시킬 수 있다 [6]. 이는 창문 함수의 지지영역을 변화시킴으로써 가능한데, 모든 주파수 영역에서 같은 크기의 창문함수를 갖는 단시간 푸리에변환(short-time Fourier transform)의 단점을 극복할 수 있다는 장점이 있다.

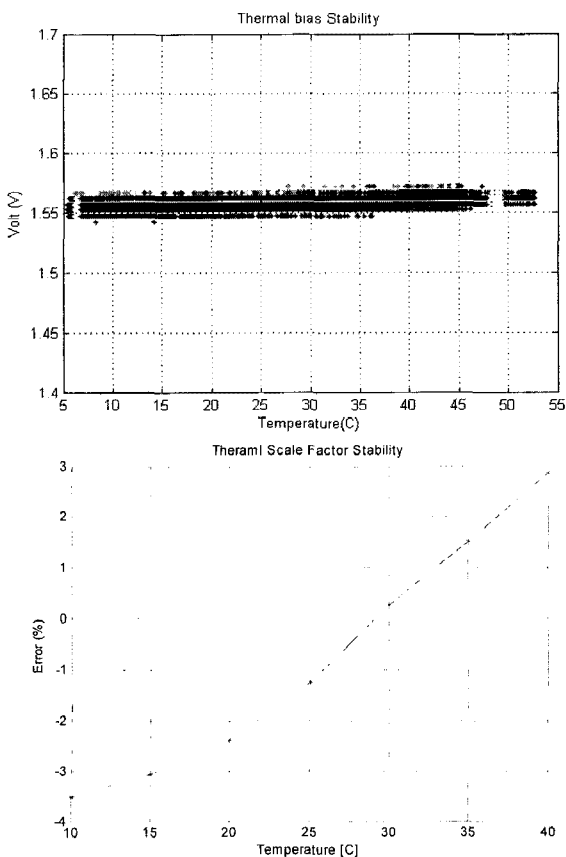


그림 3. 온도에 따른 bias stability & scale factor stability.
Fig. 3. Thermal stability for bias and scale factor.

2. 웨이블릿 디노이징 필터

잡음제거 문제의 일반적 형태는 (7)과 같이 단순화 할 수 있다.

$$y_i = f_i + z_i, \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (7)$$

여기서 y_i 는 관측값이고, z_i 는 잡음이고, f_i 는 원신호이다. 결국 잡음 제거 문제는 원신호 f_i 를 추정하는 것이다. 푸리에 변환을 이용한 잡음 제거의 핵심 이론은 잡음은 모든 주파수 대역에 골고루 퍼지는 반면, 원신호의 정보는 낮은 주파수 대역에 집중된다는 것이다. 하지만 이와 같은 방법은 짧은 시간 내에 존재했다 사라지는 신호의 분석에 많은 문제를 일으킨다. 왜냐하면 급격히 변화하는 신호의 정보는 오히려 높은 주파수 대역에 많이 퍼져 있기 때문이다.

반면 웨이블릿 변환을 이용한 잡음제거는 잡음은 각 웨이블릿 계수로 골고루 퍼져있다는 사실과 추정하고자 하는 정보는 적은 숫자의 웨이블릿 계수로 집중된다는 것이다. 또한 원신호의 에지(edge)가 존재하는 부분에 대해서는 큰 계수 값으로 나타나며 잡음으로 인한 영향은 모든 웨이블릿 영역 내에서 작은 계수들로 나타난다. 이와 같은 사실을 이용하여 Donoho와 Johnstone[6]은 소위 웨이블릿 축소(wavelet shrinkage)를 잡음제거의 한 방법으로 제시하였고, 그림 4와 같이 3단계의 과정을 수행한다.

먼저 웨이블릿 변환을 이용하여 주어진 데이터의 웨이블릿 계수를 구한다. 그 후, 적당한 임계값 λ 와 임계처리방법을 통하여 앞에서 구한 웨이블릿 계수의 크기를 필터링하여 잡음에 관한 신호를 제거한다. 마지막으로 임계처리된 계수에 웨이블릿 역변환을 작용하여 복원하고 원신호의 근사신호를 구한다.

이때 임계값 λ 의 크기와 임계처리 방법을 어떻게 하는가에 대해 많은 논란이 있어왔다. 임계처리 방법에 관해 Donoho와 Johnstone[6]은 hard thresholding과 soft thresholding 방법을 제시하였다. 이 방법을 수식적으로 표현하면 웨이블릿 계수를 w_{jk} 와 threshold λ 에 대해, hard thresholding은 (8)이고, soft thresholding은 (9)이다.

$$\hat{w}_{jk} = \begin{cases} w_{jk} & \text{if } |w_{jk}| \geq \lambda \\ 0 & \text{if } |w_{jk}| < \lambda \end{cases} \quad (8)$$

$$\hat{w}_{jk} = \begin{cases} w_{jk} - \lambda & \text{if } w_{jk} \geq \lambda \\ 0 & \text{if } |w_{jk}| < \lambda \\ w_{jk} + \lambda & \text{if } w_{jk} \leq -\lambda \end{cases} \quad (9)$$

위와 같은 임계처리에서는 임계값 λ 를 효과적으로 선택하여야 하는데 Donoho와 Johnstone [6]은 고정된 임계값,

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log n} \quad (10)$$

와 soft thresholding을 적용한 Visushrink 방법, 그리고

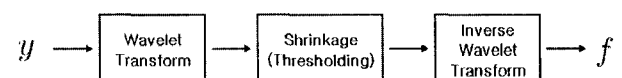


그림 4. 웨이블릿 디노이징 필터 순서.
Fig. 4. The procedure of wavelet de-noising filter.

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log 2^j} \quad (11)$$

을 선택하는 SureShrink 방법을 제안하였다. 여기서 σ 는 MAD(Median absolute deviation)이다[6].

본 논문에서 웨이블릿 디노이징 필터의 구현은 Matlab에서 제공하는 라이브러리와 함수를 사용하였다. 웨이블릿 함수는 Daubechies가 제안한 웨이블릿 함수 가운데 Matlab에서 "sym8"로 명칭되는 웨이블릿을 사용하였다. 또한 임계치 리 함수는 hard thresholding 방법을, 임계값은 (10)을 사용하였다.

IV. 필터 성능 검증

본 4장에서는 2장에서 Calibration 과정을 통하여 확정적 오차가 제거된 자이로 센서 신호를 웨이블릿 디노이징 필터에 적용하여 노이즈(ARW)에 대한 필터 성능을 검증한다. 이를 위하여 Threshold Filter와 Moving Average Filter(MAF) 및 Lowpass Filter(LPF)와 성능을 비교한다.

1. Threshold filter

Threshold filter는 이동로봇이 정지와 직진 주행 시에만 제한적으로 사용되는 필터로, (11)과 같이 임계값 이하의 각속도 값은 0으로 변환 시키는 필터이다.

$$\text{if } |\tilde{\omega}_z| < \omega_{thresh}, \text{ then } \tilde{\omega}_z = 0 \quad (12)$$

이와 같은 threshold filter를 통하여 정지와 직진 주행 시(각속도가 매우 작은 경우) ARW에 의한 오차와 bias drift 오차를 이상적으로 제거 할 수 있다. 하지만 임계값 이하의 정지 및 직진 주행 외의 실제 각속도 운동은 감지하지 못함으로써 방위각 계산시 오차가 증가한다. 때문에 주행로봇의 운동특성에 따른 적절한 임계값을 정하는 것이 중요하다. 본 논문에서는 각속도 2deg/sec을 임계값으로 정하였다.

2. Lowpass filter(LPF)

Lowpass filter(LPF)는 푸리에 변환을 이용한 일반적인 잡음제거 방법으로 임계 주파수 이하의 주파수 정보는 통과시키고, 임계 주파수 이상의 높은 주파수 정보는 차단한다. 때문에 임계 주파수 설정이 중요하다. 본 논문에서는 자이로 센서의 bandwidth가 215Hz임을 고려하여 임계 주파수를 300Hz로 설정하고, 4차의 Butterworth LPF를 설계하였다.

3. Moving average filter(MAF)

Moving average filter(MAF)는 시간에 따라 이동하는 윈도우 크기(데이터 크기) n 을 설정하고, 윈도우 내의 n 개의 데이터를 평균을 취한다. 이러한 MAF는 계산량이 매우 작으며 노이즈 제거에 효과적이다. 또한 윈도우 n 의 크기가 증가함에 따라 노이즈 제거 효과는 커지지만, 급격한 신호에 대해서는 LPF와 같이 지연 현상이 발생한다. 본 논문에서 윈도우 n 의 크기는 10으로 설정하였다.

4. 필터 성능 비교 실험

이상적으로 정적(0deg/sec)인 상태에서 이상적인 적분 결과는 0deg이지만, 적분과정에서 노이즈 영향으로 오차인 ARW현상이 발생한다. 표 2는 10분 동안의 각속도 정보를 각각 필터를 통과한 후 적분한 결과이다. 필터 없이 적분한 값(raw data)과 MAF 그리고 LPF의 결과가 비슷하다. 이는

표 2. RMS 적분 오차 결과.

Table 2. The results of RMS integration error for each filter.

Filter	Without Filter	MAF	LPF	WDF
RMS_Error (Deg)	1.4316	1.4310	1.4411	0.7986

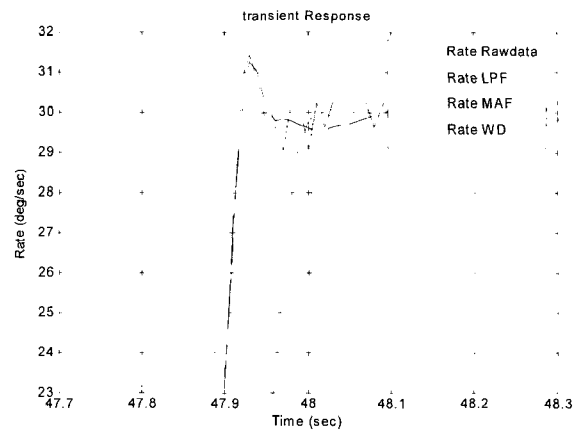


그림 5. 각 필터의 step input 응답특성.

Fig. 5. The characteristics of time delay for step input.

MAF와 LPF가 화이트 노이즈는 줄이지만, ARW은 줄이지 못하는 것으로 해석 할 수 있다. 반면 웨이블릿 디노이징 필터는 오차 값이 44% 향상되었으며, 이는 적분과정에서 발생하는 ARW의 오차를 대폭 줄이고 있음을 의미한다. 또한 정적인 상태에서는 threshold 필터가 이상적으로 전체 시스템에서는 운동 상태에 따라 웨이블릿 디노이징 필터와 threshold 필터를 혼합하여 설계한다.

한편 동적인 상태에서 높은 주파수 대역의 노이즈를 제거하는 필터는 일반적으로 센서의 에지(edge) 신호를 왜곡시키고 시간 지연되는 단점이 있다. 그림 5는 이러한 급격한 모션에 대한 각 필터의 에지 모션의 왜곡을 비교한 것으로 웨이블릿 디노이징 필터 결과는 지연이 거의 없으나 LPF와 MAF는 지연이 웨이블릿 디노이징 필터에 비해 현저히 큼을 알 수 있다. 때문에 정적인 상태는 물론이고 동적인 상태에서도 웨이블릿 디노이징 필터가 더욱 효과적임을 알 수 있다.

V. 센서 비교 실험

Self-localization기능의 방위각 계산을 위하여 자이로 센서 모듈을 채택하고 있는 상용화된 청소로봇 제품 가운데 성능이 검증된 자이로 모듈[8]을 선정하여 그 성능을 비교함으로써 웨이블릿 디노이징 필터의 성능을 입증하고자 한다.

레이트 테이블에 XV8100 자이로와 상용 자이로 모듈을 같이 부착하고, 그림 6과 같이 일반 청소로봇의 반복적인 운동을 구현하도록 각속도를 입력하였다. 청소로봇은 직선 주행과 회전운동을 반복 수행한다. 이때 회전 각도가 정확히 90deg 회전이어야 효율적으로 청소를 수행 할 수 있다. 90deg 회전 운동 시 입력한 각속도는 청소로봇의 회전 각속도를 60deg/sec으로 가정하였으며, 10분의 운영 시간 동안 총 6120deg로 17번 회전을 하였다. 그림 7은 이 때의 실험

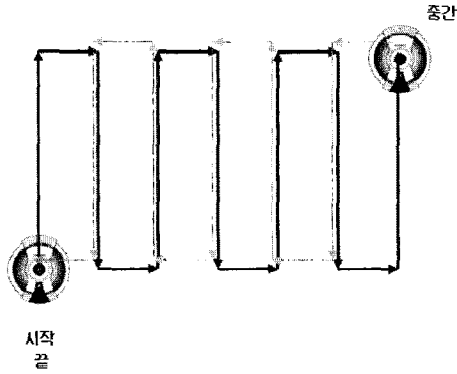


그림 6. 청소로봇 운동.

Fig. 6. A motion pattern for a cleaning robot.

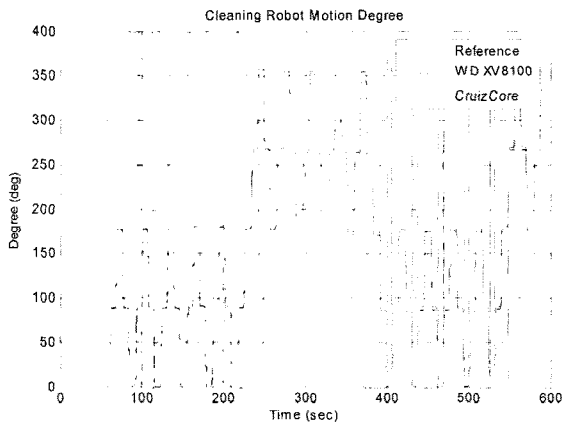


그림 7. 청소로봇 운동에 따른 각도.

Fig. 7. Heading angle for each sensor module.

표 3. 방위각 오차 분석 결과.

Table 3. The analysis of heading angle error.

Model	상용 모듈	WD_XV8100
Final Angle Error(Deg)	-4.0354	-1.6585
RSM_Error(Deg)	13.5652	2.7833

결과를 보여주고 있으며 표 3은 전 구간에서의 방위각 오차를 분석한 것이다. 웨이블릿 디노이징 필터를 통과한 XV8100자이로 결과가 상용 자이로 모듈 보다 최종 각도 오차는 58% 그리고 RMS 오차는 79% 가량 향상되었음을 알 수 있다.



배진형

2006년 세종대 항공우주공학과 공학사. 2008년 동 대학원 공학석사. 관심분야는 무인항공기 제어기 설계, 자이로센서, AHRS, INS, 임베디드 시스템.



홍성경

1987년 연세대 기계공학과 공학사. 1989년 동 대학원 공학석사. 1998년 Texas A&M Univ. 공학박사. 1989년~2000년 국방과학연구소 선임연구원. 2000년~현재 세종대학교 항공우주공학과 교수. 관심분야는 무인시스템

의 유도항법제어.

VI. 결론

본 논문에서는 MEMS 자이로 센서를 이용한 실내 이동 로봇의 방위각 측정시 센서 오차 보정과 웨이블릿 디노이징 필터를 이용하여 노이즈 제거 방법을 제시하였으며, 다른 일반적인 필터(LPF, MAF)와의 비교실험을 통해 웨이블릿 디노이징 필터의 성능을 검증하였다. 또한 현재 청소로봇에 적용되고 있는 상용 자이로 모듈과의 성능을 비교 분석하였다. 이와 같은 검증을 통하여 본 논문에서 제안하는 시스템의 효용성을 입증하였다. 본 제안하는 기술은 실내 이동로봇의 정밀 자기위치추정을 위하여 엔코더와의 융합, 비전센서와의 융합을 통하여 그 성능을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

한편 이와 같은 자이로 센서의 적분 오차 개선 기술은 항공기와 로봇에 많이 사용되는 AHRS(Attitude Heading Reference System) 및 INS(Inertial Navigation System)에 적용할 수 있으며, 저가의 MEMS 자이로 센서의 성능을 개선할 수 있음으로 인해 MEMS 자이로 센서의 응용 범위를 더욱 확대 할 수 있다.

참고문헌

- [1] N. Barbour and G. Schmidt, Inertial Sensor Technology Trends, *IEEE Sensors Journal*, 1(4), pp. 332-339, 2001.
- [2] *Angular Rate Sensor XV8100CB Data sheets*, ver 1.0, Epson Toyocom Corp, 2006.
- [3] 이석천, 배진형, 홍성경, MEMS Gyro의 오차 특성 실험, 한국항공우주학회, 4월, 2004.
- [4] S. K. Hong, Fuzzy Logic based Closed-Loop Stardown Attitude System for Unmanned Aerial Vehicle(UAV), *Sensors and Actuators A-Physical*, 107, pp. 109-118, 2003.
- [5] 강현배 외, *웨이블릿 이론과 응용*, 아카넷, 2001.
- [6] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage, *Biometrika*, vol. 81, pp. 425-455, 1994.
- [7] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage, *J. of the American Statistical Association*, 90, 1200-1224, 1995.
- [8] *CruiCore R1001E Data sheets*. Rev 1.1, Microinfinity, 2006.