

저가 관성센서의 오차보상을 위한 간접형 칼만필터 기반 센서융합과 소형 비행로봇의 자세 및 위치결정

Indirect Kalman Filter based Sensor Fusion for Error Compensation of Low-Cost Inertial Sensors and Its Application to Attitude and Position Determination of Small Flying robot

박문수, 홍석교*
(Mun-Soo Park and Suk-Kyo Hong)

Abstract : This paper presents a sensor fusion method based on indirect Kalman filter(IKF) for error compensation of low-cost inertial sensors and its application to the determination of attitude and position of small flying robots. First, the analysis of the measurement error characteristics to zero input is performed, focusing on the bias due to the temperature variation, to derive a simple nonlinear bias model of low-cost inertial sensors. Moreover, from the experimental results that the coefficients of this bias model possess non-deterministic (stochastic) uncertainties, the bias of low-cost inertial sensors is characterized as consisting of both deterministic and stochastic bias terms. Then, IKF is derived to improve long term stability dominated by the stochastic bias error, fusing low-cost inertial sensor measurements compensated by the deterministic bias model with non-inertial sensor measurement. In addition, in case of using intermittent non-inertial sensor measurements due to the unreliable data link, the upper and lower bounds of the state estimation error covariance matrix of discrete-time IKF are analyzed by solving stochastic algebraic Riccati equation and it is shown that they are dependant on the throughput of the data link and sampling period. To evaluate the performance of proposed method, experimental results of IKF for the attitude determination of a small flying robot are presented in comparison with that of extended Kaman filter which compensates only deterministic bias error model.

Keywords : low-cost inertial sensor, sensor fusion, indirect Kalman filter, stochastic algebraic Riccati equation

I. 서론

최근 들어, 저가 관성센서의 발달로 인한 관성항법시스템의 응용분야의 폭이 점차 확대되고 있다. 실 예로, 저가 관성센서는 저가 GPS(Global Positioning System) 등과 더불어 소형 무인항공기를[1-5] 비롯해서, 무인수중로봇[6-10], 자율이동로봇[11-15], 무인자동차[16-19] 등의 유도 및 항법시스템에서 핵심적인 요소로 사용되고 있다. 또한, 산업용 로봇[20]이나 병렬기계장치(PKM: Parallel Kinematic Machine)[21,22]등의 매개변수의 보정과 변위 측정 등에도 활용되고 있다.

관성항법시스템은 자이로스코프, 가속도계와 같은 관성센서를 이용하여 공간에서 움직이는 물체의 회전 각속도 및 가속도, 그리고 적분과정을 통해 자세 및 위치 정보를 제공한다. 그러나, 관성센서는 일반적으로 제조방법에 따른 바이어스 오차를 포함하고 있어, 적분된 위치 및 자세는 누적되는 오차로 인해 발산하게 된다. 더욱이, MEMS기술로 제작된 저가 관성센서의 경우에는 저가라는 장점이 있는 반면, 바이어스의 특성이 불확실하여 중·고가 관성센서에 비해 정확도 및 신뢰성이 낮다. 이는 저가 관성센서의 활용에 대한 장애 요소중의 하나로, 이러한 문제를 해결하기 위한 연구가 현재 까지도 활발히 진행되고 있다. 저가 관성센서의 오차를 보상하는 방법에는 바이어스를 직접 추정하여 보상하는 방법과

다른 센서와의 융합을 이용한 방법이 있다. 그 특성이 확률과정인 저가 관성센서의 바이어스를 추정하기 위해 신경망을 사용한 연구 결과가 최근 발표 되었다[23,24]. 센서융합을 이용한 방법으로는 GPS와 결합하는 방법이 주로 이용되고 [25-33], 최근에는 영상센서와 저가 관성센서를 융합하는 방법에 관한 연구도 발표되고 있다[34-36]. 이러한 방법들은 Kalman 필터를 이용하여 저가 관성센서와 비관성센서를 융합하는데, 보조적으로 사용되는 센서들의 종류에 따라 각각 장단점이 있고 다양한 센서를 활용할수록 보다 정확하고 신뢰성이 높은 관성항법시스템을 구성하게 된다.

다양한 센서의 정보를 동시 또는 선별적으로 활용하는 추정방법에서의 가장 큰 문제점은 각 센서의 측정 주기와 측정된 신호의 신뢰성이다. 특히, 유·무선 데이터 링크를 사용하는 경우에 이러한 문제는 보다 명백해진다. 즉, Kalman 필터 기반의 다중센서융합 방법을 이용한 추정에 있어, 데이터 전송에서의 손실이나 지연은 측정잡음 공분산의 불확실성을 야기하게 되고 이는 결국 상태추정 오차의 발산을 초래한다 [37]. 최근에, 센서 네트워크의 발달과 함께 측정주기가 다른 또는 불규칙한 다양한 센서로부터 Kalman 필터를 이용하여 필요한 정보를 추정하는 문제에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. [38]에서는 확률적 동역학 시스템의 측정값이 불규칙하여 포아송 과정의 특성을 가질 때의 Kalman 필터를 이용한 상태추정에 대한 문제를 다루었다. 그리고 [39]에서는 이를 확장하여 측정값이 베르누이 과정의 특성을 갖는 이산 시간 시스템의 상태추정 문제를 다루었고, 그 결과로서 센서 네트워크에서 측정값의 손실이나 지연이 상태추정오차 공분산에 미치는 영향을 해석하였다. 또한, [40]에서는 부분적인

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 3. 22., 채택확정 : 2007. 5. 2.

박문수, 홍석교 : 아주대학교 전자공학부

(pmsark@ajou.ac.kr/skhong@ajou.ac.kr)

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구 R01-2006-000-11373-0 지원으로 수행되었음.

측정값의 손실을 고려함으로써 센서 네트워크의 효율과 상태추정오차의 공분산과의 관계를 해석적으로 제시하였다.

이 논문에서는 저가 관성센서의 오차보상을 위한 간접형 Kalman 필터(IKF: Indirect Kalman Filter)기반의 센서융합 방법과 이를 이용한 소형 비행로봇의 자세 및 위치결정 방법을 제시한다. 또한, GPS와 같이 비관성센서의 측정이 간헐적으로 유효하지 않은 경우, 이산시간 IKF에 대한 측정값의 유효성 및 표본주기가 상태추정오차 공분산에 미치는 영향을 해석적으로 분석한다. 먼저, 상온에서의 정적시험 결과를 이용한 저가 관성센서의 오차특성 분석결과로부터 비선형 바이어스 모델을 유도하고, 온도변화에 대한 응답시험을 통해 이 바이어스 모델의 계수가 온도변화에 따른 불확실성을 포함함을 보인다. 또한 이 불확실성을 충분히 작은 평균을 갖는 확률과정으로 간주함으로써 저가 관성센서의 바이어스 특성이 결정적(deterministic) 성분과 확률적 성분의 합으로 표현될 수 있음을 보인다. 확률적 바이어스 성분에 의해 지배되는 장기안정성(long-term stability)을 향상시키기 위해, 저가 관성센서와 비관성센서를 융합하는 IKF를 설계한다. 또한, 비관성센서의 측정값이 간헐적으로 유효하지 않은 경우를 고려할 때 IKF의 상태추정오차 공분산 행렬식이 확률적 공분산 행렬식(SARE: Stochastic Algebraic Riccati Equation)으로 표현됨을 보이고, 이 때 공분산 행렬의 상한과 하한이 이산시간 IKF의 표본주기와 측정값이 유효할 확률에 의존함을 수치해석적 방법으로 증명한다. 그리고, 소형 비행로봇의 자세추정 실험결과로부터 제안한 방법과 결정적 오차만 보상하는 확장칼만 필터(EKF: Extended Kalman Filter)의 성능을 비교 분석한다.

2장에서 저가 관성센서의 오차보상에 관한 기존 연구결과로부터 문제를 정의하고, 관성센서의 오차분석 실험을 통한 바이어스 오차모델과 특성을 3장에서 설명한다. 4장에서는 기존 EKF에 의한 결정적 오차 보상방법을 살펴보고, 확률적 오차보상을 위한 IKF를 설계한다. 그리고, 비관성센서의 측정값이 간헐적으로 유효하지 않은 경우에 대한 상태추정오차 공분산 행렬의 특성을 해석적으로 분석한다. 5장에서는 소형 비행로봇의 자세추정 실험을 통해 제안한 방법과 기존 EKF를 이용한 방법의 성능을 비교 분석하고, 6장에서 결론을 맺는다.

II. 기존연구 및 문제정의

반도체형 저가 관성센서(예: 자이로스코프)의 출력은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\omega_m(k) = \omega(k) + d'_\omega(k) + n_\omega(k) \quad (1)$$

여기서, ω_m 는 자이로스코프의 출력, ω 는 회전각속도의 실제 값, d'_ω 는 바이어스의 실제 값, n_ω 은 평균이 영이고 분산이 N_ω 인 백색잡음이다. (1)에서 알 수 있듯이, 저가 관성센서를 이용한 관성항법시스템의 정확성은 관성센서의 바이어스 보정성능에 의해 결정된다. 따라서, 저가 관성센서를 이용한 소형 비행로봇의 위치 및 자세 결정을 위해서는 이러한 바이어스의 효과를 충분히 보정해야 한다.

저가 관성센서의 오차성분 중에서 센서 내부의 온도변화

에 의한 바이어스를 다음과 같이 일차 차분방정식으로 표현할 수 있다고 가정하자.

$$d''_\omega(k+1) = \frac{\tau}{\tau+t_s} d''_\omega(k) + \frac{t_s}{\tau+t_s} (\alpha + \beta) \quad (2)$$

여기서, d''_ω 는 바이어스 모델의 출력, 아래첨자 ω 는 자이로스코프를 나타내고, t_s 는 표본시간, τ 는 시상수, 그리고 상수 α 와 β 는 각각 $\alpha = d(\infty) - \beta$ 와 $\beta = d(0)$ 를 만족한다. 즉, (2)는 시간에 대해 지수적으로 증가 또는 감소하다 일정한 값에 수렴하는 저가 관성센서의 오차특성을 나타낸다. 그러면, 센서 내부의 온도변화에 의한 바이어스의 모델은 (2)의 해로써 다음과 같이 표현된다[14].

$$d''_\omega(k) = \alpha(1 - e^{-(k/\tau)}) + \beta \quad (3)$$

만약, (1)에서 d'_ω 가 시불변이고 결정적이어서 바이어스 모델 (3)으로 충분히 정확히 표현 가능하다면 즉, 시간 $t > 0$ 에 대해 $\tilde{d}_\omega = |d'_\omega - d''_\omega| \approx 0$ 이면, [14]에서와 같이 EKF를 이용하여 소형 비행로봇의 위치 및 자세결정을 위한 관성항법시스템의 구현이 가능하다. 그러나 실제로 (3)에서 모델계수는 외부 온도 및 환경에 따라 가변적이고 정확한 측정이 거의 불가능하다. 이러한 특성을 고려하면 (3)은 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{d}(k) = (\alpha + \Delta\alpha)(1 - e^{-(k/(\tau + \Delta\tau))}) + (\beta + \Delta\beta) \quad (4)$$

여기서, $\Delta\alpha$, $\Delta\beta$, $\Delta\tau$ 는 각각 모델계수 α , β , τ 의 불확실성이다. 만약, 시상수의 불확실성 $\Delta\tau$ 가 충분히 작아 무시할 수 있다면, (4)는 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\bar{d}''_\omega(k) = d''_\omega(k) + \Delta d''_\omega(k) \quad (5)$$

여기서, $\Delta d''_\omega \triangleq \Delta\alpha(1 - e^{-(k/\tau)}) + \Delta\beta$ 로 바이어스 모델 (3)의 불확실성이고, 시간이 지남에 따라 $\Delta d''_\omega \approx \Delta\alpha + \Delta\beta$ 이 된다. 따라서, $\Delta d''_\omega$ 를 평균이 D_ω 인 백색잡음으로 가정하고 평균이 영인 백색잡음 $n_{\Delta d}$ 를 이용하면, (5)는

$$\bar{d}''_\omega(k) = d''_\omega(k) + D_\omega + n_{\Delta d}(k) \quad (6)$$

이 된다. 즉, (6)은 결정적 성분 d''_ω 와 확률적 성분 $\Delta d''_\omega \approx D_\omega + n_{\Delta d}$ 를 포함한 바이어스 모델로 [24]에서 이용한 바이어스 모델과 같은 형태이다. 따라서, (5)와 (6)으로부터 d'_ω 대신 \bar{d}''_ω 를 이용하면 (1)은

$$\bar{\omega}_m(k) = \omega(k) + d''_\omega(k) + D_\omega + \bar{n}_\omega(k) \quad (7)$$

된다. 여기서, $\bar{n}_\omega(k) = n_\omega(k) + n_{\Delta d}(k)$ 는 평균이 영이고 분산이 \bar{N}_ω 인 백색잡음이다. 즉, (7)로부터 (3)의 결정적 바이어스 성분을 추정하여 보정하더라도 저가 관성센서 출력은 모델계수의 불확실성으로 인한 확률적 바이어스성분 $\Delta d''_\omega$ 를 여전히 포함하게 되고, 따라서 장시간 운행시 누적되는 위치

및 자세 오차로 인해 관성항법시스템의 성능이 저하된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 결국 비관성센서(경사계, GPS 등)의 정보를 저가 관성센서의 정보와 융합하는 추정기의 설계가 불가피하다. 그러나, 일반적으로 GPS와 같은 비관성센서는 충분히 정확한 절대위치 정보를 제공하는 반면, 위성으로부터 전송되는 정보의 유효성(예: 가시위성 수)이나 무선 데이터 링크에 의한 시간지연이나 정보손실 같은 불확실성을 내포하는 단점이 있다. 뿐만 아니라, 항후 센서 네트워크를 활용하여 영상센서 등과 같이 다양한 센서정보를 동시 또는 선별적으로 사용하고자 할 때, 네트워크의 효율문제에 의한 센서융합 필터의 안정성 해석이 반드시 필요하다.

이 논문에서는 저가 관성센서를 이용한 소형 비행로봇의 자세 및 위치 결정에 있어, 추정성능 향상을 위한 저가 관성센서의 바이어스 분석 및 모델구현과 저가 관성센서와 비관성센서의 융합에 의한 오차보상 방법을 제시한다. 그리고 시간지연 및 데이터손실에 의한 IKF기반 센서융합필터의 안정성을 해석한다.

III. 저가 관성센서의 오차모델 및 특성분석

1. 저가 관성센서를 이용한 관성측정장치의 구성

이 논문에서 사용한 저가 관성센서는 Silicon Sensing Systems사의 자이로스코프(CRS03)와 Crossbow Technology사의 3축 가속도계(CXL01LF3)이다. CRS03은 분해능이 0.025deg/sec인 저가 진동형 센서로 회전 속도에 비례하는 DC전압을 출력한다. 최대 측정값은 ±100deg/sec 이고, 만약 측정값이 측정한계를 넘게 되면 각도 및 각속도 정보는 오차에 노출되어 리셋을 해야 한다. 가속도계는 저가 용량형 센서로 직교하는 세 좌표축(X,Y,Z) 방향의 선형 가속도에 대한 전하량의 변화를 가속도에 비례하는 직류전압으로 변환하여 제공한다. 단, 가속도계가 중력방향에 대해 수직으로 위치 했을 때 Z축의 출력값은 중력가속도 1g를 보상한 값을 출력하도록 설계되어 있다. 제조사에서 제공하는 관성센서의 특성은 표 1, 2와 같다.

표 1과 2에 설명된 저가 관성센서를 이용하여 그림 1과 같이 소형 비행로봇의 위치 및 자세결정을 위한 관성측정 장치를 구성하였다. 자이로스코프 3개가 서로 직교하고, 3축 가속도계는 Z축이 중력방향을 향하도록 하여 제작된 치구에 부착하였다. 전압 레귤레이터와 직류-직류 변환기를 사용하여 전원 잡음을 최소화 하였고, 관성센서의 온도특성을 분석하기 위해 온도센서(LM35)를 관성측정장치 내부에 장착하였다.

관성센서의 오차특성 분석과 소형 비행로봇의 위치 및 자세를 결정하기 위한 하드웨어의 구성은 그림 2와 같다. 경사계와 방위센서는 각각 Digital Advanced Sensor사의 DM1과 Robot Electronics사의 CMPS03을 이용하였고, 관성센서와 온도센서의 출력은 고속 12bit A/D변환기와 아날로그 멀티플렉서를 거쳐 내장형 컴퓨터에 저장된다.

2. 저가 관성센서의 응답특성 분석

저가 관성센서의 바이어스 모델과 모델계수를 산출하기 위해, 먼저 정적시험 결과를 이용하여 센서의 응답특성을 분석하였다. 상온(25°C)에서 그림 1의 관성측정장치를 방진테이블 위에 놓고 10시간 동안의 응답을 1초 간격으로 측정하

표 1. 자이로스코프 특성.

Table 1. The characteristics of gyroscopes.

특성	범위
Rate Range	±100 deg/sec
Scale Factor	20 mV/(deg/sec)
Bias Offset	±1 deg/sec
Bias Variation over Temp.	±3 (deg/sec)/°C
Bias Drift	0.3 deg/sec
Bandwidth	> 10 Hz
Quiescent Noise	< 0.2 deg/sec
Noise under Vibration	0.1 (deg/sec)/G

표 2. 가속도계 특성.

Table 2. The characteristics of accelerometer.

특성	범위
Detection Range	±2 g
Scale Factor	1 V/ g
Bias Offset	±10 mg
Bias Variation over Temp.	±4 mg/°C
Bias Drift	0.2 mg
Bandwidth(X,Y : Z)	>30 Hz : >7 Hz
Quiescent Noise	1 mg rms
Noise under Vibration	2 mg : 15 mg

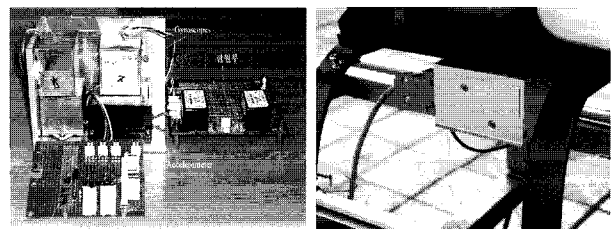


그림 1. 저가 관성센서를 이용한 관성측정장치.

Fig. 1. IMU using low-cost inertial sensors.

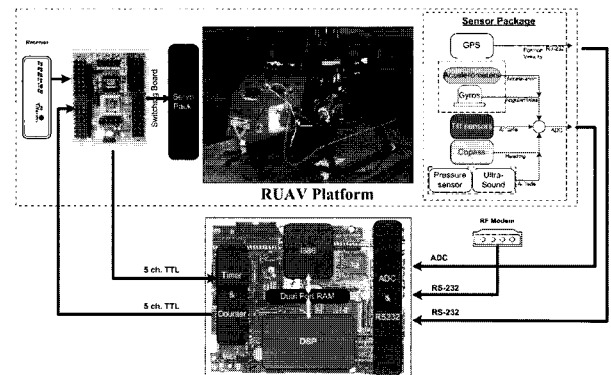
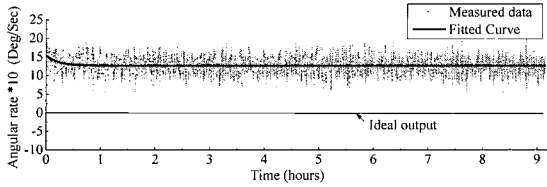


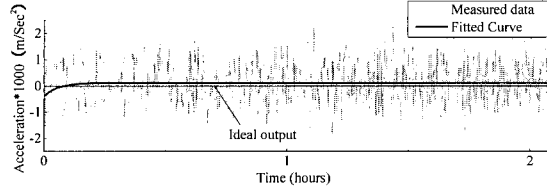
그림 2. Onboard 하드웨어 시스템의 구성.

Fig. 2. Configuration of onboard hardware system.

였다. 그림 3(a)와 (b)는 각각 측정된 Z축 자이로스코프와 가속도계의 출력을 도시한 것으로, 비교를 위해 이상적인 출력



(a) Z축 자이로스코프



(b) Z축 가속도계

그림 3. 저가 관성센서의 출력(25°C).

Fig. 3. The output histories of low-cost INS sensors at 25°C.

표 3. (3)의 바이어스 모델계수(25°C).

Table 3. Bias model parameters of (3)(25°C).

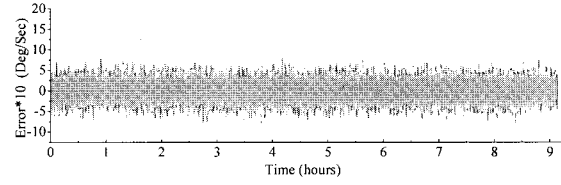
특성	α	β	τ
자이로스코프	-0.2771	1.5469	800.0562
가속도계	0.0745	0.00213	88.3138

값을 가는 실선으로 나타내었다. 전원이 인가된 시점에서 Z축 자이로스코프의 출력은 이상적인 값보다 높고, 시간이 지남에 따라 점차 지수함수 형태로 감소하여 수분 후에 약 1.3deg/sec로 수렴하는 것을 알 수 있다. 한편, 가속도계의 출력은 전원이 인가된 시점에서 이상적인 출력보다 낮고, 시간이 지남에 따라 점차 지수함수 형태로 증가함을 알 수 있다. 이러한 바이어스는 센서내부의 온도변화에 의한 것으로 실험에 사용된 저가 관성센서의 내재된 오차 특성임을 반복 실험을 통해 확인할 수 있었다.

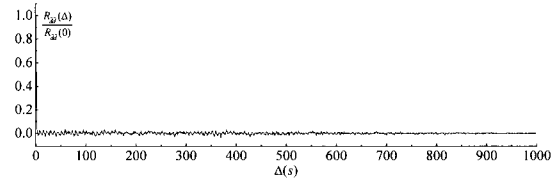
3. 바이어스 모델 및 계수추정

전술한 바와 같이, 시간에 따라 지수함수 형태로 변하는 저가 관성센서의 바이어스는 (3)의 비선형식으로 표현 할 수 있다. 그림 3(a)와 (b)에 제시된 데이터에 대해, Levenberg-Marquardt 비선형 곡선 근사화(curve fitting)를 통해 모델계수를 구하면 위의 표 3과 같다.

표 3의 모델계수를 갖는 바이어스 모델의 응답을 그림 3(a)와 (b)에 각각 실선으로 도시하였다. 일반적으로, (3)의 바이어스 모델 d^m 에 대해 실제 바이어스를 (1)과 같이 d' 라 할 때, 모델오차 $\tilde{d} = d' - d^m$ 가 평균이 영인 가우시안 백색잡음이면 d^m 는 d' 의 모델로 적절하다고 간주할 수 있다. 또한 모델오차 \tilde{d} 가 정상(Stationary)이면, \tilde{d} 의 자기상관함수는 표본시간의 함수로 표현된다. 그림 4(a)는 Z축 자이로스코프에 대한 바이어스의 모델오차 \tilde{d}_ω 이고, 그림 4(b)는 1000개의 표본 데이터에 대한 공분산 $R_{\tilde{d}\tilde{d}}(0)$ 로 스케일된 \tilde{d}_ω 의 자기상관함수 $R_{\tilde{d}\tilde{d}}(\Delta)$ 이다. 그림에서 보듯이, 영이 아닌 Δ 에 대한 자기상관함수 추정치는 평균이 영이고 표준편차가



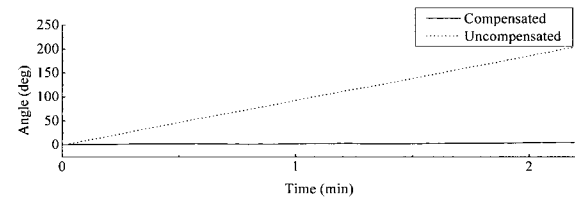
(a) 바이어스 보상 후 센서응답 (Z축 자이로스코프)



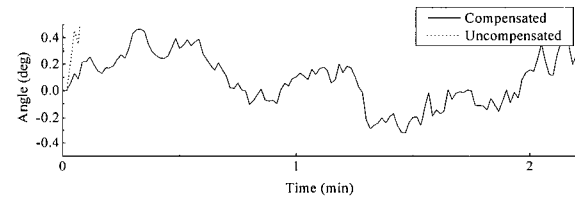
(b) (a)의 자기상관 함수

그림 4. 바이어스 모델 분석(Z축 자이로스코프).

Fig. 4. Statistics of the bias model(Z axis gyroscope).



(a) Z축 회전각도 추정결과



(b) Z축 회전각도 추정결과(확대)

그림 5. (3)을 이용한 바이어스 보상 후 자세추정.

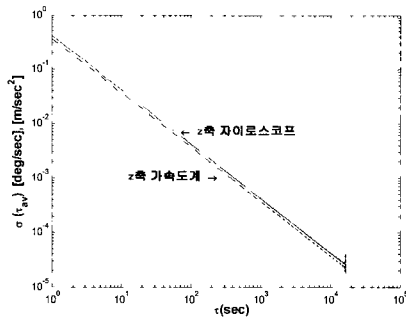
Fig. 5. The attitude estimation after bias compensation using (3).

$\sigma = R_{\tilde{d}\tilde{d}}(0) / \sqrt{1000}$ 인 가우시안 분포로 근사가 가능하고 96% 이상의 시간에 대해 2σ 내에 존재한다. 따라서, 표 3과 (3)으로 표현되는 Z축 자이로스코프의 바이어스 모델은 단기안정성(short-term stability) 관점에서 적절함을 알 수 있다.

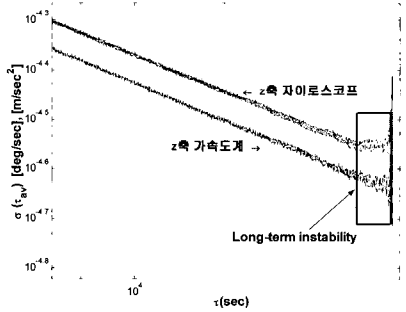
4. Allan-variance Chart 기반 바이어스 모델의 적절성 분석

먼저, 바이어스 모델 (3)의 적절성을 판단하기 위해 Z축 자이로스코프의 출력으로부터 각도 추정결과를 그림 5에 도시하였다. 그림에서 (3)의 바이어스 모델을 이용한 오차 보상 후, 2분 후에 약 200도 정도의 오차를 줄일 수 있음을 확인할 수 있다. 그러나 그림 5(b)에서 보듯이, 바이어스 보상 후에도 자이로스코프 출력의 백색잡음에 의한 추정된 자세각의 랜덤워크(random walk)가 존재한다. 이는 단기안정성을 지배하는 오차 성분으로 필터링을 통해 최소화 할 수 있다.

Allan-deviation 차트를 이용하면 보다 정확한 바이어스의 안정성을 분석할 수 있다. 그림 6은 저가 관성센서(Z축 자이로스코프와 가속도계)에 대한 Allan-deviation 차트이다. 대략



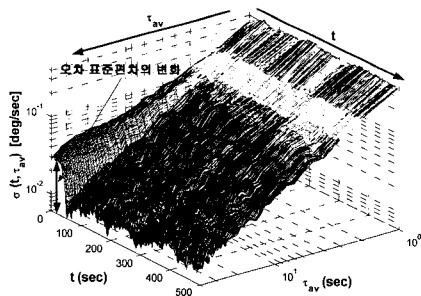
(a) Z축 가속도계와 자이로스코프



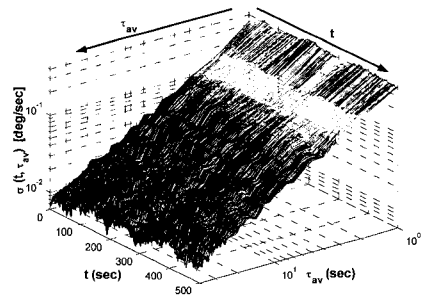
(b) Z축 가속도계와 자이로스코프(확대)

그림 6. 저가 관성센서의 Allan deviation 차트.

Fig. 6. Allan deviation chart of low-cost inertial sensors.



(a) 보상 전

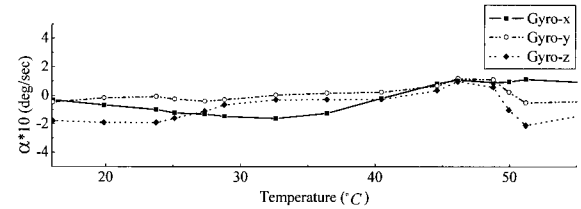


(b) 보상 후

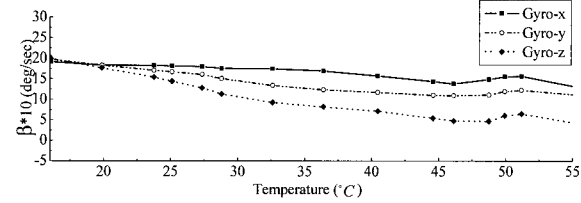
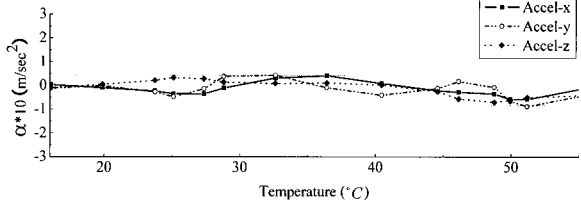
그림 7. Z축 자이로스코프의 dynamic Allan deviation 차트.

Fig. 7. Dynamic Allan deviation chart of Z-axis gyroscope.

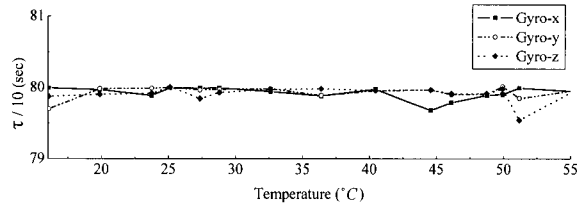
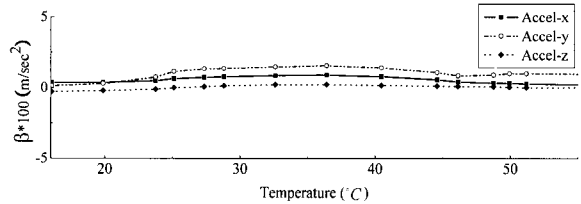
18,000초까지 저가 관성센서의 출력은 광대역 잡음에 의해 지배됨을 그림 6(a)로부터 알 수 있고, 이는 이 구간에서의 주요 오차요인이 각도의 랜덤워크임을 의미[41]하는 것으로



(a) 온도에 따른 α 변화 추이



(b) 온도에 따른 β 변화 추이



(c) 온도에 따른 τ 변화 추이

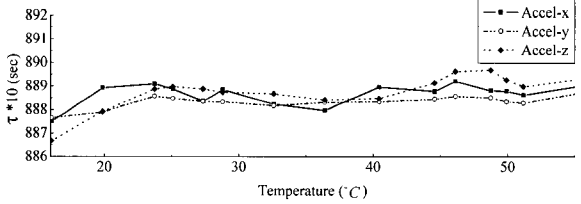


그림 8. 바이어스 모델계수의 온도 변화특성.

Fig. 8. The characteristics of bias model parameters due to temperature variation.

서 그림 5(b)로 증명된다.

한편, 18,000초 이후에는 두 센서 모두 지수적으로 상관된 과정에 의해 오차가 지배됨을 그림 6(b)로부터 알 수 있고, 이는 장기안정성을 저하를 의미한다.

그림 7은 (3)을 이용한 바이어스 보상 전과 후 Z축 자이로스코프의 오차에 대한 dynamic Allan-deviation 차트이다. 그림 7(a)에서 보상 전 오차의 편차가 80초 근처에서 크게 변하는

표 4. 바이어스 모델계수의 온도 변화특성.

Table 4. The characteristics of bias model parameters due to temperature variation.

파라미터		α (deg/sec, m/sec ²)		β (deg/sec, m/sec ²)		τ (sec)	
		평균	최대편차 ($\Delta\alpha$)	평균	최대편차 ($\Delta\beta$)	평균	최대편차 ($\Delta\tau$)
자이로스코프	X 축	-0.065	[-0.34 0.14]	1.851	[-1.65 1.29]	799.329	[-0.58 2.55]
	Y 축	0.006	[-0.16 0.23]	1.392	[-0.63 0.33]	799.339	[-0.77 2.35]
	Z 축	-0.084	[-0.28 0.48]	0.986	[-1.08 0.70]	799.099	[-0.96 3.68]
가속도계	X 축	-0.017	[-0.11 0.15]	0.491	[-0.48 0.49]	88.797	[-0.49 1.05]
	Y 축	-0.019	[-0.11 0.23]	0.914	[-0.89 0.72]	88.209	[-0.97 1.82]
	Z 축	-0.013	[-0.09 0.10]	0.046	[-0.19 0.28]	88.896	[-1.16 2.48]

것을 확인할 수 있고, 보상 후에는 전체적으로 광대역 잡음의 특성을 나타내는 것을 그림 7(b)에서 확인할 수 있다[42].

5. 바이어스 모델계수의 온도특성

표 3에 제시된 두 센서에 대한 바이어스 모델의 계수는 상온에서 측정된 데이터에 대한 값으로 온도의 변화에 의한 불확실성을 포함한다. 이러한 특성을 분석하기 위해 일정한 온도 유지가 가능한 항온조(chamber) 내에서 저가 관성센서의 출력을 측정하였다. 이 실험에서 관성측정장치 내에 장착된 온도센서로 측정된 온도를 센서 내부의 온도로 가정하였다. 그림 8은 각 관성센서에 대한 모델계수의 온도특성을 나타낸다.

그림에서 보는 것과 같이, 각 관성센서에 대한 바이어스 모델의 계수는 온도에 따라 불규칙적으로 변화함을 알 수 있고, 이러한 특성을 요약하면 표 4에 제시된 것과 같다. 또한, 같은 온도에 대해서도 모델계수가 항상 일정치 않음을 여러 차례의 반복실험을 통해 확인할 수 있었다. 표 4에서 $\Delta\tau$ 는 $\Delta\alpha$ 와 $\Delta\beta$ 의 경우에 비해 평균치 τ 보다 충분히 작음을 알 수 있다. 2장에서 기술한 것과 같이, 이와 같은 모델계수의 불확실성은 평균치가 충분히 작은 확률적 바이어스 성분(6)으로 간주할 수 있고, 이는 장시간 운용 시 누적되어 발산하게 된다. 따라서, (3)의 바이어스 모델을 이용한 관성센서의 오차보상은 저가 관성센서를 이용한 소형 비행로봇의 자세 및 위치 추정에 있어 운용시간을 제한할 뿐 아니라 정확도도 충분치 못하다. 이 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 경사계나 GPS와 같은 비관성센서와 관성센서의 정보를 융합하는 방법을 4장에서 제시한다.

IV. 저가 관성센서의 오차 보상방법

1. EKF를 이용한 오차보상[14]

이 절에서는 소형 비행로봇의 위치 및 자세 결정을 위한 저가 관성센서의 오차보상을 위해 (3)의 바이어스 모델을 이용한 EKF를 [14]의 방법을 이용하여 설계한다. 그림 9에서 ϕ, θ, ψ 는 각각 롤-피치-요(roll-pitch-yaw)각을 의미하고, u, v, w 는 각각 x-y-z축 방향의 속도를 나타낸다.

먼저, d' 대신 d^m 를 사용하여 관성센서의 측정식 (1)을 각 축에 대해 확장하면 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} \mathbf{z}_\omega(k) &= \boldsymbol{\omega}(k) + \mathbf{d}_\omega(k) + \mathbf{n}_\omega(k) \\ \mathbf{z}_a(k) &= \mathbf{C}_b^n(k) \cdot \mathbf{a}(k) + \mathbf{d}_a(k) + \mathbf{n}_a(k) \end{aligned} \tag{8}$$

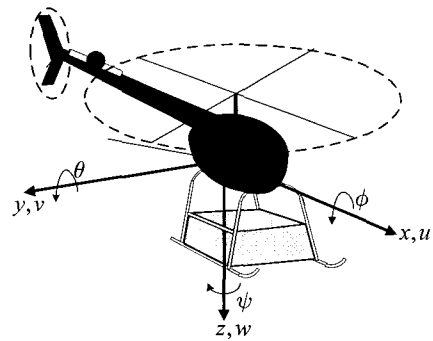


그림 9. 소형 비행로봇의 동체 좌표계.

Fig. 9. Body coordinate system of small flying robot.

여기서, $\mathbf{z}_\omega = [\omega_{mx} \ \omega_{my} \ \omega_{mz}]^T$ 와 $\mathbf{z}_a = [a_{mx} \ a_{my} \ a_{mz}]^T$ 는 측정벡터, $\mathbf{d}_\omega = [d_\phi^m \ d_\theta^m \ d_\psi^m]^T$ 와 $\mathbf{d}_a = [d_u^m \ d_v^m \ d_w^m]^T$ 는 바이어스 벡터, $\mathbf{n}_\omega = [n_\phi \ n_\theta \ n_\psi]^T$ 와 $\mathbf{n}_a = [n_u \ n_v \ n_w]^T$ 는 측정잡음벡터이고, 아래첨자 ω 와 a 는 각각 자이로스코프와 가속도계를 의미한다. 그리고,

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} c\theta c\psi & -c\phi s\psi + s\phi s\theta c\psi & s\phi s\psi + c\phi s\theta c\psi \\ c\theta s\psi & c\phi c\psi + s\phi s\theta s\psi & -s\phi c\psi + c\phi s\theta s\psi \\ -s\theta & s\phi c\theta & c\phi c\theta \end{bmatrix}$$

는 방향코사인행렬(direction cosine matrix)이고, $c\theta = \cos\theta$ 이고 $s\theta = \sin\theta$ 이다. 또한, 바이어스를 포함하는 상태 벡터를 이용하면 (8)은 다음과 같이 행렬로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{n}(k) \tag{9}$$

여기서, $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_\phi \ \mathbf{x}_\theta \ \mathbf{x}_\psi \ \mathbf{x}_u \ \mathbf{x}_v \ \mathbf{x}_w]^T$ 는 확장된 상태벡터로서 각각의 원소들은 각 축에 대하여 $\mathbf{x}_\phi = [\phi \ \dot{\phi} \ \ddot{\phi} \ d_\phi^m]^T$, $\mathbf{x}_u = [x \ u \ \dot{u} \ d_u^m]^T$ 와 같이 주어지고, $\mathbf{n} = [\mathbf{n}_\omega \ \mathbf{n}_a]^T$ 는 측정잡음 벡터다. (9)의 측정방정식에 대하여 다음과 같이 EKF의 상태 방정식을 유도할 수 있다.

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k) + \mathbf{u} + \mathbf{w}(k) \tag{10}$$

여기서, $\mathbf{u} = [\mathbf{u}_\phi \ \mathbf{u}_\theta \ \mathbf{u}_\psi \ \mathbf{u}_u \ \mathbf{u}_v \ \mathbf{u}_w]^T$ 이고, \mathbf{u} 및 블록행렬 \mathbf{F} 의

각 원소들은 부록 A를 참조한다. 또한, 시스템 잡음 \mathbf{w} 의 공분산은 $\bar{\mathbf{Q}} = E\{\mathbf{w}^k \mathbf{w}^{kT}\}$ 로 정의된다(부록 A 참조). 그리고 각각의 $\bar{\mathbf{Q}}_\omega$ 와 $\bar{\mathbf{Q}}_\alpha$ 는 해당 상태변수의 분산값과 그림 4의 결과로부터 얻은 보상 후 오차의 분산값에 의해 결정된다. 그러면 EKF에 의해 추정된 상태벡터는 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1|k+1) = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}(k|k) + \mathbf{u} + \mathbf{K}(k+1)(\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}(k+1|k))) \quad (11)$$

여기서, \mathbf{K} 는 필터의 이득이고 EKF의 나머지 방정식은 [14]를 참조한다.

2. 센서융합을 위한 IKF

전술한 것 같이, (3)의 바이어스 오차를 보상하더라도 장시간 운용 시 누적되는 오차로 인해 충분히 정확한 자세 및 위치 정보를 얻는데 부족함이 있다. 따라서, 이 절에서는 보다 정확한 소형 비행로봇의 위치 및 자세추정을 위해 비관성센서의 정보와 저가 관성센서의 정보를 융합하는 IKF를 설계한다. 편의상 x-축 방향의 위치와 롤 자세각의 추정을 위한 IKF식을 유도하고, 나머지 두 축 방향의 위치와 자세 추정을 위한 IKF식은 이 장에서 유도한 내용을 확장하여 쉽게 구현할 수 있다.

먼저, (3)의 결정적 바이어스를 보상한 후의 저가 관성센서의 출력은 (7)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \tilde{\omega}_{mx}(k) &= \dot{\phi}(k) + D_\phi + \bar{n}_\phi(k) \\ \tilde{a}_{mx}(k) &= a_x(k) + D_u + \bar{n}_u(k) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, $\tilde{\omega}_{mx} = \omega_{mx} - d_\phi^m$, $\tilde{a}_{mx} = a_{mx} - d_u^m$, 아래첨자 x 는 축의 방향, 바이어스 모델 d_ϕ^m 와 d_u^m 는 (3)과 같고 모델계수들은 상온에서 반복실험을 거쳐 구한 평균값을 각각 이용한다. 또한, 이상적인 경우(측정값의 손실이나 지연이 없는 경우)를 가정하면 비관성센서의 출력은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \phi_m(k) &= \phi(k) + n_\phi(k) \\ x_m(k) &= x(k) + n_x(k) \end{aligned} \quad (13)$$

여기서, 비관성센서의 측정잡음 n_ϕ 와 n_x 는 평균이 영이고 분산이 각각 N_ϕ 와 N_x 인 백색잡음이다. 그러면, IKF 구성을 위한 상태방정식은 측정식 (12)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{y}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{y}(k) + \mathbf{B}\mathbf{z}_m^{ins}(k) + \mathbf{G}\bar{\mathbf{n}}(k) \quad (14)$$

여기서, $\mathbf{y} = [\phi \ D_\phi \ x \ v \ D_u]^T$ 는 상태벡터, $\mathbf{z}_m^{ins} = [\tilde{\omega}_{mx} \ \tilde{a}_{mx}]^T$ 는 관성센서의 측정벡터, $\bar{\mathbf{n}} = [\bar{n}_\phi \ \bar{n}_u]^T$ 는 관성센서의 측정잡음벡터이고, 각 시스템 행렬은 부록 B를 참조한다.

그리고, 비관성센서의 측정식 (13)은 다음과 같이 벡터식으로 다시 쓸 수 있다.

$$\mathbf{z}_m^{obs}(k) = \mathbf{C}\mathbf{y}(k) + \mathbf{\Gamma}\mathbf{v}(k) \quad (15)$$

여기서, $\mathbf{z}_m^{obs} = [\phi_m \ x_m]^T$ 는 비관성센서의 측정벡터, $\mathbf{v} = [n_\phi \ n_x]^T$ 는 비관성센서의 측정잡음벡터이고 각 시스템 행렬은

다음과 같다.

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

한편, 자세와 위치를 계산하기 위한 적분기의 상태방정식은 다음과 같다.

$$\mathbf{y}^i(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{y}^i(k+1) + \mathbf{B}\mathbf{z}_m^{ins}(k+1) \quad (16)$$

여기서, $\mathbf{y}^i = [\phi^i \ b_\phi^i \ x^i \ v^i \ b_u^i]^T$ 는 적분기의 상태벡터이다. 그러면, (14)-(16)으로부터 측정값과 계산값의 오차를 상태변수로 하는 IKF를 위한 상태방정식과 측정식은 다음과 같이 표현된다.

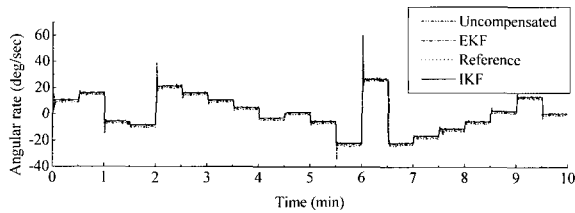
$$\begin{aligned} \mathbf{y}^e(k+1) &= \mathbf{A}\mathbf{y}^e(k) + \mathbf{G}\bar{\mathbf{n}}(k) \\ \mathbf{z}^e(k) &= \mathbf{C}\mathbf{y}^e(k) + \mathbf{\Gamma}\mathbf{v}(k) \end{aligned} \quad (17)$$

여기서, $\mathbf{z}^e = \mathbf{z}_m^{obs} - \mathbf{C}\mathbf{y}^i = [\phi^e \ x^e]^T = [\phi_m - \phi^i \ x_m - x^i]^T$ 오차 측정벡터, $\mathbf{y}^e = \mathbf{y} - \mathbf{y}^i$ 는 오차상태벡터이고, 시스템 잡음과 측정잡음의 공분산은 $\mathbf{Q} \triangleq E\{\mathbf{G}\bar{\mathbf{n}}\bar{\mathbf{n}}^T\mathbf{G}^T\}$ 와 $\mathbf{R} \triangleq E\{\mathbf{\Gamma}\mathbf{v}\mathbf{v}^T\mathbf{\Gamma}^T\}$ 로 각각 정의된다. 그리고, (17)에 대한 IKF 방정식은 다음과 같이 주어진다.

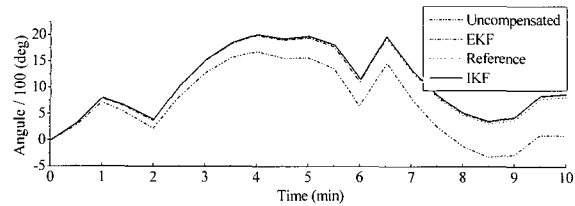
$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k) &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{y}}^e(k|k) \\ \mathbf{P}(k+1|k) &= \mathbf{A}\mathbf{P}(k|k)\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \\ \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k) + \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T \\ &\quad \times [\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1} \\ &\quad \times (\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k)) \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T \\ &\quad \times [\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1} \\ &\quad \times \mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k) \end{aligned} \quad (18)$$

3. 자세추정 결과

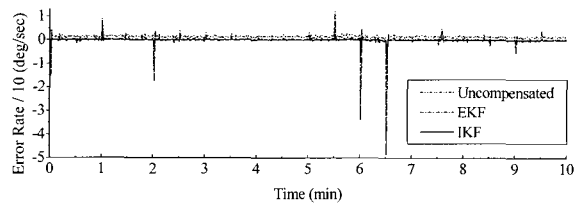
이 절에서는 저가 관성센서의 동적시험(dynamic test)를 통해 앞 절에서 설계한 EKF와 IKF의 자세추정 성능을 비교한다. 먼저, EKF를 이용한 방법에서는 (9)와 (10)에서 알 수 있듯이 (3)의 결정적 바이어스 모델을 추정하여 보상한다. 반면, IKF를 이용한 방법에서는 (12)와 같이 측정값에 대해 결정적 바이어스 (3)을 계산하여 보상한 후, 확률적 바이어스 Δd_m^m 에 의한 오차저감을 위해 (17), (18)과 같이 비관성센서(경사계)의 융합한다. 두 경우 모두 결정적 바이어스 모델 (3)의 계수는 상온에서 반복실험을 거쳐 구한 평균값을 이용하였다. 단위계단 형태의 기준 회전속도 입력에 대한 동적시험 결과 중에서 X축에 대한 회전속도, 자세각 및 오차를 그림 10에 도시하였다. EKF를 이용한 경우보다 IKF를 이용한 경우에 추정오차가 현저히 감소됨을 확인할 수 있다. 그림 10(e)에서 두 경우 모두 계단형태의 자세추정오차가 존재하는데, 이는 단위계단 형태의 기준 회전속도 입력의 고주파 성분에 기인한 것으로서 보다 낮은 대역폭을 갖는 소형 비행로봇의 자세결정에서는 크게 문제되지 않을 것으로 판단된다.



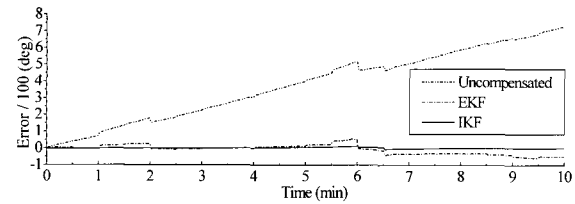
(a) X축 회전속도



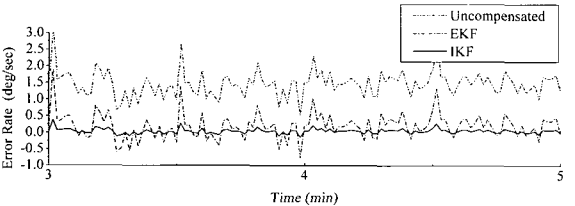
(b) X축 자세각



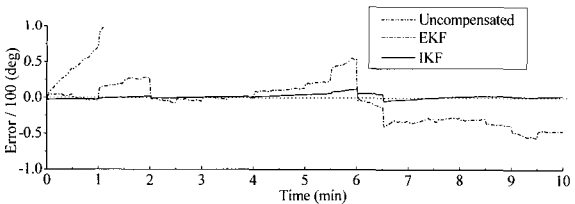
(c) X축 회전속도 오차



(d) X축 자세각 오차



(e) X축 회전속도 오차(확대)



(f) X축 자세각 오차(확대)

그림 10. 소형 비행로봇의 자세추정.
Fig. 10. Attitude Estimation of small flying robot.

4. IKF의 안정성 해석

GPS와 같은 위성항법시스템은 위성으로부터 전송된 데이터를 이용하여 계산된 절대위치를 제공하는데, 이를 위해서는 항상 4개 이상의 가시위성으로부터 데이터를 받아야 한

다. 또한, DGPS(Differential GPS)나 센서 네트워크를 통한 다중센서융합을 위해서는 유무선 데이터 링크를 통한 통신이 필요한데, 일반적으로 통신을 이용한 데이터 전송에서는 손실이나 지연과 같은 불확실한 요소가 발생하게 된다. 이 절에서는, 앞장에서 설계한 IKF 기반의 센서융합에서 비관성센서 측정값의 손실이나 지연과 같은 불확실성에 대한 자세 및 위치 결정시스템의 안정성을 해석한다. 먼저, 시간 $t = kt_s + t_0$ 에서 비관성센서 측정값의 유효성을 확률적으로 표현하기 위해 확률분포 $p_{\gamma(k)}(1) = \lambda(k)$ 를 갖는 이진 랜덤변수 γ 를 정의하자. 그리고, 임의의 σ_v 에 대하여 측정잡음 \mathbf{v} 를 다음과 같이 다시 정의한다.

$$p(\mathbf{v}(k) | \gamma(k)) = \begin{cases} \mathcal{N}(0, \mathbf{R}), & \gamma(k) = 1 \\ \mathcal{N}(0, \sigma_v^2 \mathbf{I}), & \gamma(k) = 0 \end{cases} \quad (19)$$

즉, 시간 $t = kt_s + t_0$ 에서 측정값이 유효($\gamma = 1$)하면 측정잡음의 공분산은 \mathbf{R} 이고, 그렇지 않으면($\gamma = 0$) $\sigma_v^2 \mathbf{I}$ 가 된다. 실제로 측정 값이 없는 경우, σ_v 는 무한대의 값을 갖게 되고, IKF는 측정값 없이 무한대의 측정잡음 공분산에 대해 상태를 추정하게 된다. 이제, (19)를 이용하면 (18)의 세 번째와 네 번째 식은 (20)과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k) + \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T \\ &\times [\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T + \gamma(k+1)\mathbf{R} + (1-\gamma(k+1))\sigma^2\mathbf{I}]^{-1} \\ &\times (\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k)) \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k) - \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T \\ &\times [\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T + \gamma(k+1)\mathbf{R} + (1-\gamma(k+1))\sigma^2\mathbf{I}]^{-1} \\ &\times \mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k) \end{aligned} \quad (20)$$

만약, 비관성센서의 측정값이 유효하지 않아 $\sigma \rightarrow \infty$ 로 하면 (20)은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k) + \gamma(k+1)\mathbf{K}(k+1) \\ &\times (\mathbf{z}(k+1) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{y}}^e(k+1|k)) \\ \mathbf{P}(k+1|k+1) &= \mathbf{P}(k+1|k) - \gamma(k+1)\mathbf{K}(k+1)\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k) \end{aligned} \quad (21)$$

여기서, $\mathbf{K}(k+1) = \mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T [\mathbf{C}\mathbf{P}(k+1|k)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1}$ 로 IKF의 이득행렬이다. 또한, (21)에서 $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}(k+1|k)$ 로 간단히 쓰면 공분산 행렬식은 다음과 같이 SARE이 된다.

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_k\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} - \gamma(k+1)\mathbf{A}\mathbf{P}_k\mathbf{C}^T [\mathbf{C}\mathbf{P}_k\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1} \mathbf{C}\mathbf{P}_k\mathbf{A}^T \quad (22)$$

결국, γ 가 확률변수이므로 추정오차 공분산의 수렴여부는 (21)로부터 직접 확인할 수 없고, 유효 측정값을 얻을 수 있는 확률 λ 에 대한 공분산의 상한과 하한을 수치해석적으로 찾아야 한다[39]. 만약, (17)의 시스템 행렬 \mathbf{A} 가 불안정할 때, λ 의 임계값 λ_c 에 대하여 $\lambda > \lambda_c$ 이면 공분산은 전역적으로 유계이고, 그렇지 않으면 임의의 초기조건에 대하여 발산한다[39]의 정리 2). 또한 임계값 λ_c 의 상한 $\bar{\lambda}$ 는 시스템의 고유값으로부터, 하한 $\bar{\lambda}$ 는 (22)에 대한 MARE(Modified Algebraic

Riccati Equation)으로부터 유도되는 선형행렬 부등식(LMI: Linear Matrix Inequality)을 풀어서 각각 계산된다([39]의 정리 3). 즉,

$$\lambda = \arg \inf_{\lambda} [\exists \hat{S} | \hat{S} = (1 - \lambda)A\hat{S}A^T + Q] = 1 - \frac{1}{\bar{\sigma}^2} \quad (23)$$

여기서, $\bar{\sigma} = \max_i |\sigma_i|$ 이고 σ_i 는 A 의 고유값이다. 그리고

$$\bar{\lambda} = \arg \min_{\lambda} \Psi_{\lambda}(Y, Z) > 0, \quad 0 \leq Y \leq I \quad (24)$$

여기서,

$$\Psi(Y, Z) = \begin{bmatrix} Y & a(YA + ZC) & bYA \\ a(A^T Y + Z^T C^T) & Y & 0 \\ bA^T Y & 0 & Y \end{bmatrix} > 0,$$

$a = \sqrt{\lambda}$, $b = \sqrt{1 - \lambda}$ 이고, 나머지 인자는 [39]를 참조한다. (24)는 유사 볼록최적화(quasi-convex optimization) 문제로 그 해는 [39]에서와 같이 λ 에 대한 bisection 방법과 LMI 타당성(feasibility)문제를 풀어서 구할 수 있다. 그리고, 임의의 $\lambda \geq \lambda_c$ 에 대한 공분산 행렬 P 의 상한 $\text{trace}(\bar{S})$ 와 하한 $\text{trace}(\bar{V})$ 는 다음과 같이 두 대수방정식의 해로 주어진다.

$$\begin{aligned} \bar{S} &= (1 - \lambda)A\bar{S}A^T + Q \\ \bar{V} &= g_{\lambda}(\bar{V}) \end{aligned} \quad (25)$$

여기서, $g_{\lambda}(X) = AXA^T + Q - \lambda AX C^T [CXC^T + R]^{-1} C X A^T$ 는 (22)에 대한 MARE이고, $0 < S_i \leq E[P_i] \leq \bar{V}_i$ 에 대해 $\lim_{t \rightarrow \infty} S_i = \bar{S}$ 이고 $\lim_{t \rightarrow \infty} V_i = \bar{V}$ 이다. (25)의 해는 수치해석방법을 이용하여 구할 수 있는데, 첫 번째 식은 표준 Lyapunov equation solver를 이용하고 두 번째 식은 semidefinite programming(SDP) 문제를 풀면 된다. 즉, \bar{V} 는 다음 SDP의 해와 같다.

$$\begin{aligned} &\arg \max_{\mathbf{V}} \quad \text{Trace}(\mathbf{V}) \\ &\text{subject to} \quad \begin{bmatrix} \mathbf{A}\mathbf{V}\mathbf{A}^T - \mathbf{V} & \sqrt{\lambda}\mathbf{A}\mathbf{V}\mathbf{C}^T \\ \sqrt{\lambda}\mathbf{C}\mathbf{V}\mathbf{A}^T & \mathbf{C}\mathbf{V}\mathbf{C}^T + \mathbf{R} \end{bmatrix} \geq 0, \quad \mathbf{V} \geq 0 \end{aligned} \quad (26)$$

이러한 결과를 IKF (20)에 적용하면, 먼저 (14)로부터 시스템 (17)은 한계적으로 안정(marginally stable)하므로 (23)과 (24)

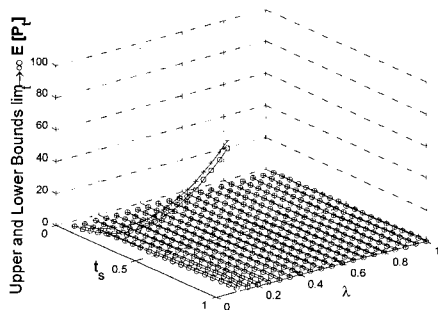
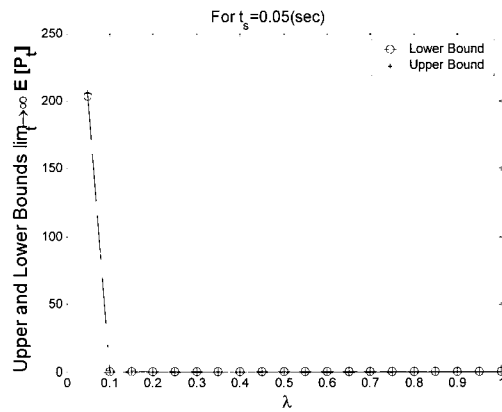
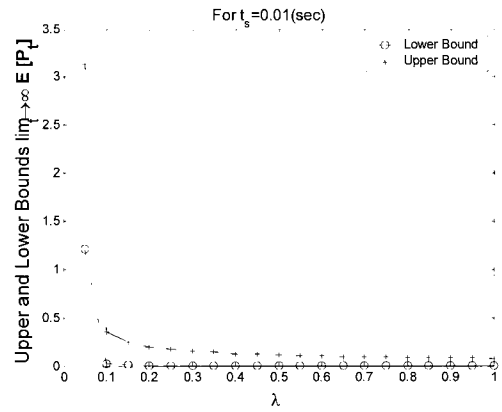
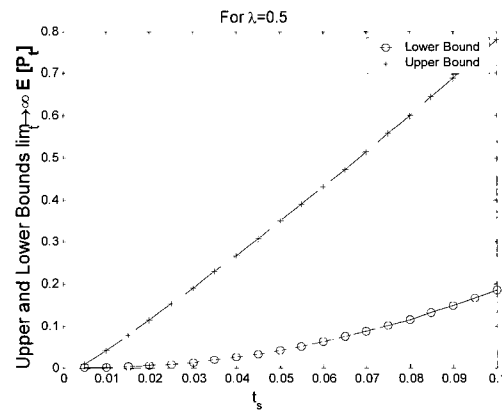
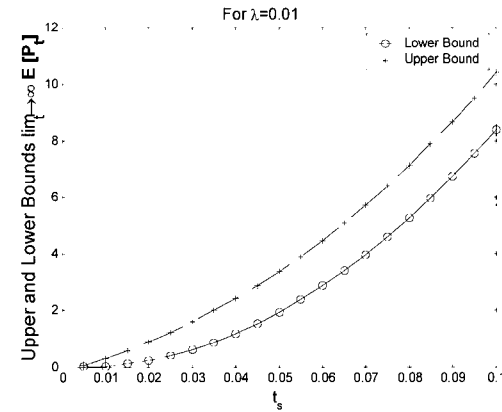


그림 11. 공분산 행렬의 trace의 상한과 하한(1).
Fig. 11. Lower and upper bound of the covariance matrix(1).



(a) λ 에 대한 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화



(b) t_s 에 대한 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화

그림 12. 공분산 행렬의 trace의 상한과 하한(2).
Fig. 12. Lower and upper bound of the covariance matrix(2).

를 이용하면 $\bar{\lambda}=1$ 이고 $\underline{\lambda}=0$ 이다. (17)에서 $\mathbf{Q} \triangleq E\{\mathbf{G}\bar{\mathbf{n}}\bar{\mathbf{n}}^T\mathbf{G}^T\}$ 이고 $\mathbf{R} \triangleq E\{\mathbf{\Gamma}\mathbf{v}\mathbf{v}^T\mathbf{\Gamma}^T\}$ 이므로, 공분산 행렬 \mathbf{P} 의 상한과 하한은 (25)와 (26)으로부터 측정값이 유효할 확률 λ 와 시스템의 표본주기 t_s 의 함수임을 알 수 있다. 그림 11은 λ 와 t_s 에 공분산 행렬의 상한과 하한을 도시한 것으로, ○와 실선은 하한을 나타내고 +와 점선은 상한을 나타낸다. 또한, $\lambda=0.01, 0.5$ 일 때와 $t_s=0.01, 0.05$ 일 때 공분산 행렬의 상한과 하한을 그림 12(a)와 (b)에 각각 도시하였다.

표본주기가 일정할 때 공분산 행렬의 상한과 하한은 측정값이 유효할 확률 λ 가 증가할수록 감소하고 표본주기 t_s 가 크면 상한과 하한이 모두 증가함을 그림 12(a)로부터 알 수 있다. 또한, λ 가 일정할 경우 표본주기가 증가할수록 공분산 행렬의 상한과 하한이 증가하고, λ 가 크면 상한에 비해 하한의 증가속도가 느림을 그림 12(b)로부터 확인할 수 있다. 이러한 결과는 향후 GPS, 영상센서 등 다양한 센서의 정보를 융합하여 보다 신뢰성 높은 자세 및 위치 결정시스템을 구현하는데 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

V. 소형 비행로봇의 자세결정

이 장에서는 앞서 설계한 IKF를 이용하여 소형 비행로봇의 자세추정 실험결과를 제시한다. 그림 13은 자세추정 결과를 정확히 비교하기 위해 기준센서(엔코더)를 장착하여 제작한 3자유도 스탠드를 나타낸다.

3장에서 설명한 관성측정장치와 자세결정시스템을 탑재한 소형 비행로봇을 그림 13의 스탠드에 부착하고, 앞서 설계한 EKF와 IKF를 이용하여 무선 조종을 통해 움직이는 소형 비행로봇의 자세를 추정하였다. 또한, 소형 비행로봇을 구동하는 엔진의 진동으로 인해 측정잡음 증가하므로, EKF와 IKF의 측정잡음 공분산은 이를 고려하여 설정하였다.

그림 14는 실험비행 데이터를 도시한 것으로, 롤 각과 피치 각 모두에서 EKF를 이용한 방법보다 IKF를 이용한 방법의 추정성능이 우수함을 알 수 있고, 엔진의 진동에 의한 잡음에도 불구하고 기준센서로 측정되는 실제 자세 각과 비교했을 때 IKF에 대한 추정오차가 충분히 작음을 알 수 있다.

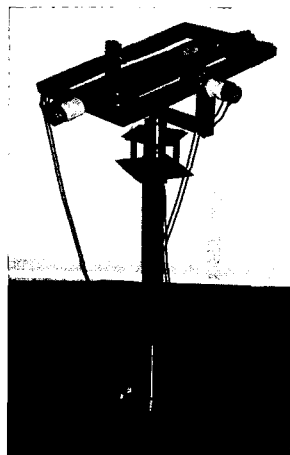


그림 13. 3자유도 스탠드.
Fig. 13. 3 degree of freedom stand.

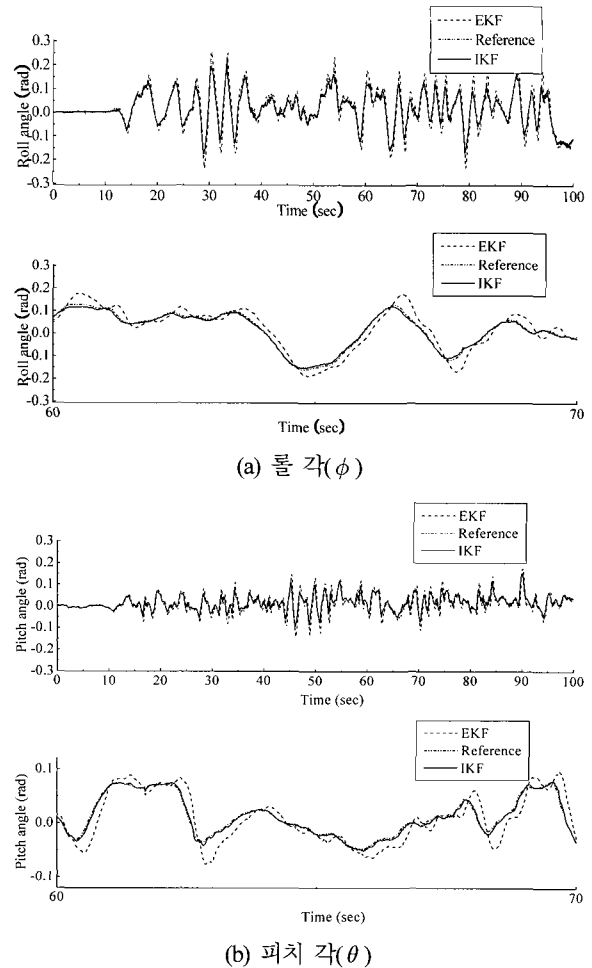


그림 14. 비행실험 데이터.
Fig. 14. Flight test data.

VI. 결론

이 논문에서는 저가 관성센서의 오차보상을 위한 IKF 기반의 센서융합 방법과 이를 이용한 소형 비행로봇의 자세 및 위치결정 방법을 제시하였다. 또한, 이산시간 IKF에서 측정값의 유효성과 표본주기가 상태추정오차 공분산에 미치는 영향을 분석하였다. 이에 앞서, 정적시험 결과를 이용하여 저가 관성센서의 오차특성을 분석하고 결정적 바이어스 모델을 유도하였다. 그리고, 온도변화에 대한 오차모델 계수의 불확실성을 고려함으로써 저가 관성센서의 바이어스 특성을 결정적 성분과 확률적 성분의 합으로 표현될 수 있음을 확인하였다.

확률적 바이어스성분에 의한 장기 안정성을 향상시키기 위해, 저가 관성센서와 비관성센서를 융합하는 IKF를 설계했고, 상태추정오차 공분산 행렬의 상한과 하한이 유무선 데이터 링크의 효율과 표본주기에 의존함을 해석적으로 분석하였다. 끝으로, 기존의 결정적 오차만 보상하는 방법(EKF)에 비해 제한한 방법(IKF)의 성능이 월등히 우수함을 소형 비행로봇의 자세추정 실험을 통해 확인하였다. 향후, 영상센서, DGPS 등 다양한 센서의 정보융합을 센서 네트워크를 통해 구현함에 있어 이 연구의 결과를 충분히 활용할 수 있을 것으로 판단된다.

참고문헌

- [1] P. Li, W. TianMiao, L. JianHon, and W. Song, "An attitude estimate approach using MEMS sensors for small UAVs," *IEEE International Conference on Industrial Informatics*, pp. 1113-1117, Aug. 2006.
- [2] A. K. Broun, "GPS/INS uses low-cost MEMS IMU," *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, vol. 20, no. 4, pp. 3-10, Sep. 2005.
- [3] N. Metri, J. M. Pflimlin, and T. Hamel, et al, "Attitude and gyro bias estimation for a VTOL UAV," *Control Engineering Practice*, vol. 14, no. 12, pp. 1511-1520, Dec. 2004.
- [4] D. H. Lyon, "A military perspective on small unmanned aerial vehicles," *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, vol. 7, no. 3, pp. 27-31, Sep. 2004.
- [5] S. K. Hong, "Fuzzy logic based closed-loop strapdown attitude system for Unmanned Aerial Vehicle(UAV)," *Sensors and Actuators A-Physical*, vol. 107, no. 2, pp. 109-118, Oct. 2003.
- [6] D. Loebis, R. Sutton, and J. Chudley, et al., "Adaptive tuning of a Kalman filter via fuzzy logic for an intelligent AUV navigation system," *Control Engineering Practice*, vol. 12, no. 12, pp. 1531-1539, Dec. 2004.
- [7] A. Huster, E. W. Frew, and S. M. Rock, "Relative position estimation for AUVs by fusing bearing and inertial rate sensor Measurements," *Proc. MTS/IEEE Oceans*, pp. 1863-1870, Oct. 2002.
- [8] G. Grenon, P. E. An, S. M. Smith, and A. J. Healey, "Enhancement of the inertial navigation system for the morpheus autonomous underwater vehicle," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 26, no. 4, pp. 548-560, Oct. 2001.
- [9] X. Yun, E. R. Bachmann, and Suat Arslan, "An Inertial navigation system for small autonomous underwater vehicles," *Proc. IEEE International Conference of Robotics & Automation*, pp. 1781-1786, Oct. 2001.
- [10] X. Yun, E. R. Bachmann, and S. Arslan, "An inertial navigation system for small autonomous underwater vehicles," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1781-1786, 2000. 4.
- [11] G. Ippoliti, L. Jetto, and S. Longhi, "Localization of mobile robots: Development and comparative evaluation of algorithms based on odometric and inertial sensors," *Journal of Robotic Systems*, vol. 22, no. 12, pp. 725-735, Dec. 2005.
- [12] S. Panzieri, F. Pascucci, and G. Ulivi, "An outdoor navigation system using GPS and inertial platform," *IEEE Trans. on Mechatronics*, vol. 7, no. 2, pp. 134-142, Jun. 2002.
- [13] S. I. Roumeliotis, G. S. Sukhatme, and G. A. Bekey, "Smoother based 3D attitude estimation for mobile robot localization," *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, vol. 3, pp. 1979-1986, Oct. 1999.
- [14] B. Barshan and H. Durrant-Whyte, "Inertial navigation systems for mobile robots," *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, vol. 11, no. 3, pp. 328-342, Jun. 1995.
- [15] 정광윤, 조영석, 심덕선, "무인탐사체 항법을 위한 GPS/INS 초강결합 성능분석," *제어·자동화·시스템공학 논문지*, 제 12 권, 제 8 호, pp. 773-779, Aug. 2006.
- [16] S. Y. Cho and W. S. Choi, "Robust positioning technique in low-cost DR/GPS for land navigation," *IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement*, vol. 55, no. 4, pp. 1132-1142, Aug. 2006.
- [17] L. B. Cremean, et. al., "Alice: An information-rich autonomous vehicle for high-speed desert navigation," *Journal of Robotic Systems*, vol. 23, no. 9, pp. 777-810, Sep. 2006.
- [18] D. M. Bevly, "Global Positioning System(GPS): A low-cost velocity sensor for correcting inertial sensor errors on ground vehicle," *Journal of Dynamic Systems Measurement and Control Trans. of The ASME*, vol. 126, no. 2, pp. 255-264, Jun. 2004.
- [19] J. P. Wang, W. F. Tian, and Z. H. Jin, "Study on integrated micro inertial navigation systems/GPS for land vehicles," *Proc. intelligent transportation systems*, vol. 2, pp. 1650-1553, Oct. 2003.
- [20] H. Janocha and B. Diewald, "ICAROS: Over-all-calibration of industrial robots," *Industrial Robot: An International Journal*, vol. 22, no. 3, pp. 15-20, Jun. 1995.
- [21] J. Gao, P. Webb, and N. Gindy., "Research on an inertial positioning system for a parallel Kinematic machine," *mechatronics*, vol. 15, no. 1, pp. 1-22, Feb. 2005.
- [22] J. Gao, P. Webb, and N. Gindy., "Error reduction for an inertial-sensor-based dynamic parallel Kinematic machine positioning system," *Measurement Science & Technology*, vol. 14, no. 5, pp. 543-550, May 2003.
- [23] G. Pang and HI Liu, "Evaluation of a low-cost MEMS accelerometer for distance measurement," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 30, pp. 249-256, 2001.
- [24] W. Hao, and W. F. Tian, "Modeling the random drift of micro-machined gyroscope with neural network," *Neural Processing Letters*, vol. 22, no. 3, pp. 235-247, Dec. 2005.
- [25] S. Hong, M. H. Lee, and H. H. Chun, et al., "Experimental study on the estimation of lever arm in GPS/INS," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 55, no. 2, pp. 431-448, Mar. 2006.
- [26] Y. S. Suh, S. K. Park, and H. J. Kang, et al, "Attitude estimation adaptively compensating external acceleration," *JSME Int. journal series C-mechanical systems machine elements and manufacturing*, vol. 49, no. 1, pp. 172-179, Mar. 2006.
- [27] 김광진, 박찬국, 유명종, 박영범, "INS/GPS 강결합 기법에 대한 EKF와 UKF의 성능 비교," *제어·자동화·시스템공학 논문지*, 제 12 권, 제 8 호, pp. 780-788, 2006. 8.
- [28] S. P. Hong, M. H. Lee, and H. H. Chun, et al., "Observability of error states in GPS/INS integrations," *IEEE Trans. on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 2, pp. 731-743, Mar. 2005.
- [29] S. Park, C. W. Tan, and J. Park, "A scheme for improving the performance of a gyroscope-free inertial measurement unit," *Sensors and Actuators A-Physical*, vol. 121, no. 2, pp. 410-420, Jun. 2005.
- [30] C. Hide and T. Moore, "GPS and low cost INS integration for positioning in the Urban environment," *Proceedings of ION GNSS 2005*, 2005. 9.
- [31] D. H. Hwang, S. H. Oh, and S. J. Lee, et al, "Design of a low-cost attitude determination GPS/INS integrated navigation system," *GPS Solutions*, vol. 9, no. 4, pp. 294-311, Nov. 2005.
- [32] N. S. Kumar and T. Jann, "Estimation of attitudes from a low-cost miniaturized inertial platform using Kalman filter-based sensor fusion algorithm," *Sadhana-Academic Proceedings in Engineering Sciences*, vol. 29, pp. 217-235, Apr. 2004.
- [33] M. Haid and J. Breitenbach, "Low cost inertial orientation tracking with Kalman filter," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 153, no. 2, pp. 567-575, Jun. 2004.

[34] J. M. Hespanha, O. A. Yakimenko, I. I. Kaminer, and A. M. Pascoal, "Linear parametrically varying systems with brief instabilities: an application to vision/inertial navigation," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 40, no. 3, pp. 889-902, Jul. 2004.

[35] P. Croke, "An inertial and visual sensing system, for a small autonomous helicopter," *Journal of Robotic Systems*, vol. 21, no. 2, pp. 43-52, Feb. 2004.

[36] 오승진, 김우현, 이장규, 이형근, 박찬국, "INS/영상센서 결합 항법시스템 설계," 제어 · 자동화 · 시스템공학회 논문지, 제 12 권, 제 10 호, pp. 982-988, 2006. 10.

[37] S. Kosanam and D. Simon, "Kalman filtering with uncertain noise covariance," *Proc. of Intelligent Systems and Control*, pp. 375-379 Aug. 2004.

[38] M. Micheli and M. I. Jordan, "Random sampling of a continuous-time stochastic dynamical system," *Proc of the International Symposium on Mathematical Theory of Networks and Systems*, 2002.

[39] B. Sinooli, L. Schenato, and M. Franceschetti, et al, "Kalman filtering with intermittent observations," *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 49, no. 9, pp. 1453-1464, Sep. 2004.

[40] X. Liu and A. Goldsmith, "Kalman filtering with partial observation losses," *Proc of IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 4180-4186, Dec. 2004.

[41] D. Gebre-Egziabher, R. C. Hayward, and J. D. Power, "A low-cost GPS/inertial Attitude Heading Reference System(AHRS) for general aviation application," *IEEE Position Location and Navigation Symposium*, pp. 518-525, Apr. 1998.

[40] L. Galleani and P. Tavella, "The characterization of clock behavior with the dynamic allan variance," *Proc of IEEE International Frequency Control Symposium and PDA Exhibition*, pp. 239-244, May. 2003.

부록

A. (10)에서 \mathbf{u} 와 블록행렬 \mathbf{F} 의 각 원소는 각각 다음과 같은 방법으로 결정된다.

$$\mathbf{u}_\phi = \left[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ \frac{t_s(\alpha_\phi + \beta_\phi)}{\tau_\phi + t_s} \right]^T, \quad \mathbf{u}_p = \left[0 \ 0 \ 0 \ \frac{t_s(\alpha_p + \beta_p)}{\tau_p + t_s} \right]^T$$

이고,



박문수

1998년 아주대 전자공학부 졸업. 2000년 동 대학원 석사. 2002년 동 대학원 박사 수료. 2002년~현재 아주대 정보전자기술 연구소 연구원. 관심분야는 시스템 판별, 로봇 및 무인 비행체의 비선형 적응제어.

$$F_p \triangleq \begin{bmatrix} 1 & t_s & \frac{1}{2}t_s^2 & 0 \\ 0 & 1 & t_s & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{\tau_p}{\tau_p + t_s} \end{bmatrix},$$

$$F_\phi \triangleq \begin{bmatrix} 1 & t_s & \frac{1}{2}t_s^2 & \frac{1}{6}t_s^3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & t_s & \frac{1}{2}t_s^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & t_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{\tau_\phi}{\tau_\phi + t_s} \end{bmatrix}.$$

또한, 시스템 잡음 \mathbf{w} 의 공분산은 다음과 같다.

$$\bar{\mathbf{Q}} = E\{\mathbf{w}^k \mathbf{w}^{kT}\} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{Q}}_{\omega_x} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \bar{\mathbf{Q}}_{\omega_y} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \bar{\mathbf{Q}}_{\omega_z} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \bar{\mathbf{Q}}_{a_x} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \bar{\mathbf{Q}}_{a_y} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \bar{\mathbf{Q}}_{a_z} \end{bmatrix},$$

B. (14)에서 각 시스템 행렬은 다음과 같다.

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -t_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & t_s & -t_s^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -t_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} t_s & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & t_s^2/2 \\ 0 & t_s \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} -t_s & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & -t_s^2/2 \\ 0 & -t_s \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

홍석교

제어 · 자동화 · 시스템공학회 논문지 제 11 권 제 10 호 참조.