

간접 칼만 필터 기반의 센서융합을 이용한 실외 주행 이동로봇의 위치 추정

Localization of Outdoor Wheeled Mobile Robots using Indirect Kalman Filter Based Sensor fusion

권 지 욱, 박 문 수, 김 태 은, 좌 동 경*, 홍 석 교
(Ji-Wook Kwon, Mun-Soo Park, Taeun Kim, Dongkyoung Chwa, and Suk-Kyo Hong)

Abstract : This paper presents a localization algorithm of the outdoor wheeled mobile robot using the sensor fusion method based on indirect Kalman filter(IKF). The wheeled mobile robot considered with in this paper is approximated to the two wheeled mobile robot. The mobile robot has the IMU and encoder sensor for inertia positioning system and GPS. Because the IMU and encoder sensor have bias errors, divergence of the estimated position from the measured data can occur when the mobile robot moves for a long time. Because of many natural and artificial conditions (i.e. atmosphere or GPS body itself), GPS has the maximum error about 10~20m when the mobile robot moves for a short time. Thus, the fusion algorithm of IMU, encoder sensor and GPS is needed. For the sensor fusion algorithm, we use IKF that estimates the errors of the position of the mobile robot. IKF proposed in this paper can be used other autonomous agents (i.e. UAV, UGV) because IKF in this paper use the position errors of the mobile robot. We can show the stability of the proposed sensor fusion method, using the fact that the covariance of error state of the IKF is bounded. To evaluate the performance of proposed algorithm, simulation and experimental results of IKF for the position(x-axis position, y-axis position, and yaw angle) of the outdoor wheeled mobile robot are presented.

Keywords : localization, outdoor wheeled mobile robot, indirect Kalman filter, sensor fusion

I. 서론

최근 들어 무인 이동로봇, 무인 항공기, 무인 자동차 등 무인 시스템의 활용도가 높아지고 관심이 증가함에 따라 실외 환경에서 무인 시스템의 정확한 위치 인식을 위한 연구들이 활발하게 진행되어 오고 있고 저가형 관성센서와 저가 GPS(Global Positioning System)의 발달로 인하여 그 응용 분야의 폭은 점차 확대되고 있다. 이러한 위치 인식 시스템들은 무인자동차[2-5], 자율 이동 로봇[6-10], 무인항공기 [11-15] 등의 항법 시스템에서 핵심적인 역할을 담당한다.

관성항법시스템은 자이로스코프 센서, 가속도 센서와 같은 관성센서로부터 획득한 이동개체의 회전 각속도와 가속도를 이용하여 현재 이동개체의 위치를 제공한다. 그러나 관성센서들은 제조과정에서 발생하는 바이어스 오차를 포함하게 되고 회전 각속도와 가속도를 적분하여 위치 정보를 생성하는 과정에서 바이어스 오차가 누적되어 발산하게 된다. 또한 저가형 관성센서들은 고가의 관성센서들에 비해 센서가 가지고 있는 바이어스 오차가 불분명하기 때문에 정확도와 신뢰도가 떨어진다는 단점을 갖는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 신경망을 사용하여 저가형 관성센서의 오차 모델을 추정하고 보상하는 연구가 진행되고 있다[16,17]. 또한 영상 센서 정보를 융합하거나[18-20], GPS와 결합하는 방법들이 연구되어 오고 있다[21-29]. 최근 수행되고 있는 실외주행을 위한

이동개체들에서 주로 GPS 정보와 저가형 관성센서가 제공하는 정보를 융합하여 위치를 추정하는 연구들이 활발하게 진행되고 있다.

GPS는 24개의 저궤도 위성 정보를 이용하여 이동 개체의 현재 위치를 알아낸다. GPS는 하늘이 보이는 환경이라면 어디에서나 이동개체의 위치를 지구 절대 좌표계 상에 표시 가능하다. 그러나 GPS는 측정이 간헐적으로 유효하지 않고, 수신기 자체 오차, 위성 시계 오차, 대기권에서의 전파 지연 등의 이유로 인하여 약 최대 10-20m의 오차 범위를 갖는데, 이러한 문제는 저가형 GPS 사용시 더 부각된다. 일반적으로 GPS를 사용할 때 절대 좌표계에 표시 가능하고 장시간 안정성은 우수한데 반해, 섞여 들어오는 오차로 인하여 단기간의 안정성이 보장되지 않고 주위 환경에 따라 위성의 수신율이 영향을 받게 되는 단점을 나타낸다. 따라서, 관성 항법 시스템과 GPS 정보를 칼만 필터를 사용하여 융합함으로써 위치 인식 시스템의 정확성과 신뢰성을 높이는 연구들이 계속 진행되고 있다. 다양한 센서들의 정보를 융합하여 이동개체의 위치를 추정하는 시스템들은 융합 알고리즘의 신뢰성을 보장해 주어야 한다. 칼만 필터를 사용하여 다양한 센서들의 정보를 융합하는 알고리즘들은 센서 데이터의 측정 지연, 소실 등에 의해 측정 잡음 공분산의 불확실성을 가지게 되고 이러한 불확실성으로 인하여 현재 위치 추정이 불가능해 질 수 있다[30].

이동로봇이 실외환경에서 안전하게 원하는 미션을 수행하기 위해서는 앞에서 언급한 위치 추정의 문제를 해결해야 한다. 특히 실외환경은 실내와 다르게 바닥이 고르지 않고, 외란의 영향이 클 뿐만 아니라 각가지 알지 못하는 불확실성이 존재한다. 따라서 앞에서 언급한 위치 추정의 문제점이 더 크게 부각된다. 본 논문에서는 이동로봇이 실외에서 현재 위

* 책임저자(Corresponding Author)

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

권지욱, 박문수, 김태은, 좌동경, 홍석교 : 아주대학교 전자공학부
(bluemichael@ajou.ac.kr/pmshark@ajou.ac.kr/aang@ajou.ac.kr/dkchwa@ajou.ac.kr/skhong@ajou.ac.kr)

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

치를 추정하기 위해 간접 칼만 필터 기반[1]의 센서융합 방법을 이용하여 이동로봇의 위치와 자세를 결정하는 알고리즘을 제안한다. [1]에서는 간접 칼만 필터 기반의 센서융합 방법을 사용하여 무인기의 각 축에 대한 자세 정보를 추정하였으나, 이동 위치에 대한 위치 추정을 보이지 못하였다. 따라서 본 논문에서는 또한 간접 칼만 필터를 이용한 센서융합 알고리즘을 실제 실외 주행 이동 로봇의 위치 결정에 적용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II장에서 대상이 되는 실외 주행 이동로봇의 모델을 설명하고, III장에서 간접 칼만 필터를 이용한 이동로봇의 위치 추정 알고리즘을 설명한다. IV장에서는 III장에서 제안된 간접 칼만 필터의 안정성을 해석하고, V장과 VI장에서는 모의 실험과 실제 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 유용성을 확인한 후 마지막으로 7장에서 결론을 맺는다.

II. 실외 자동 주행 이동 로봇 시스템 모델 및 구성

본 연구에서 대상으로 하는 이동로봇은 좌우 4바퀴를 갖는 이동로봇으로써 실외 환경에 많이 사용된다. 본 논문에서는 모델의 간단한 적용을 위하여 2바퀴 구동형 로봇으로 근사하여 제안된 알고리즘을 적용한다. 대상 이동로봇의 기구학은 그림 1과 같이 나타낼 수 있다.

이동로봇의 기구학을 직교 좌표계에서 표현하면

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_c \\ \dot{y}_c \\ \dot{\theta}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_c & 0 \\ \sin \theta_c & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_c \\ \omega_c \end{bmatrix} \quad (1)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서 $[x_c \ y_c \ \theta_c]$ 는 각각 이동로봇의 x-축, y-축 좌표와 이동로봇의 자세각을 의미하고 v_c 와 ω_c 는 각각 이동로봇의 직진속도 및 회전 각속도이다. 이동로봇에 제어입력 (v_c, ω_c)을 추종하기 위해서는 좌우 바퀴에 적절한 속도 명령 ($\omega_{r,c}, \omega_{l,c}$)을 주어야 하는데 이동로봇의 속도 및 각속도와 좌우 바퀴의 회전 속도는

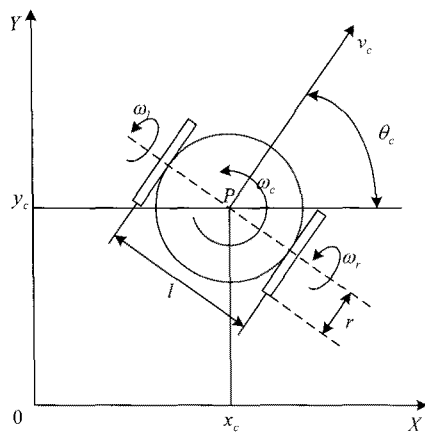


그림 1. 직각 좌표계에서의 두 바퀴 구동형 이동 로봇.
Fig. 1. Two wheeled mobile robots in cartesian coordinates.

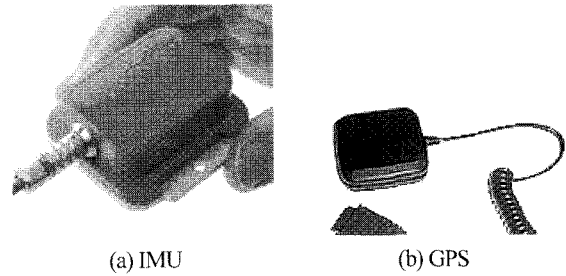


그림 2. 이동로봇에 사용된 IMU와 GPS 모듈.
Fig. 2. IMU and GPS module used in the mobile robot.

$$\begin{bmatrix} \omega_r \\ \omega_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/r & l/r \\ 1/r & -l/r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (2)$$

와 같은 관계를 갖는다. 여기서, r 은 바퀴의 반지름이고, l 는 두 바퀴간의 간격이다. 또한 이 로봇은 기구학적으로 비홀로노믹 구속조건을 가지고 있어서 다음과 같은 식을 만족하게 된다.

$$\dot{x} \sin(\theta) - \dot{y} \cos(\theta) = 0 \quad (3)$$

이와 같은 기구학 모델을 갖는 이동로봇의 위치와 속도 정보를 얻기 위해 측정 센서는 IMU(Inertial Measurement Unit)(MTi 제작사: Xsens)와 바퀴에 장착된 엔코더센서와 시중에 판매되고 있는 저가형 GPS(sirf-III)를 사용한다. 이때 IMU는 IMU 센서 내부에서 자이로스코프와 가속도계, 전자 나침반을 사용하여 회전각 정보를 제공하기 때문에 이동로봇의 자세각을 직접적으로 얻을 수 있다. 그러나 실제 환경에서 자기장에 대한 영향이 시시각각 변화하고 이동로봇의 구동부 및 제어부에서 발생하는 자기장의 영향으로 인해 IMU내의 전자 나침반 정보에 오차가 포함되고, 자이로스코프와 가속도계의 자체 오차로 인하여 IMU가 제공하는 자세각 정보에도 바이어스 된 오차가 포함되게 된다. IMU가 제공하는 자세각 정보만으로는 이동로봇의 위치를 알아내기에는 부족하기 때문에 엔코더 센서로부터 이동로봇의 직진속도 정보를 제공받는다. 이동로봇에 적용된 GPS는 앞장에서도 언급된 것과 같이 최대 10~20m의 오차를 가지게 된다. 또한 이동로봇의 속도 정보를 제공하기 위한 엔코더 센서 또한 바퀴와 바닥의 접촉면이 고르지 않고 많은 외란이 존재함에 따라 누적되는 오차가 생성된다. 그림 2는 이동로봇에 사용된 IMU와 GPS 모듈을 나타낸다.

III. 센서 융합을 위한 간접 칼만 필터

앞서 말한 것과 같이 IMU에서 제공하는 자세정보와 엔코더에서 제공하는 직진속도 정보들에는 센서와 시스템의 특성으로 인하여 생성되는 오차가 누적된다. 또한 GPS에서 제공하는 위치 정보는 누적되는 오차는 없지만 측정 순간의 오차를 가지게 된다. 따라서 보다 정확한 이동로봇의 위치와 자세를 추정하기 위한 간접 칼만 필터를 설계한다.

이동로봇에 사용되는 IMU와 엔코더로부터 제공되는 자세와 속도 정보는 다음과 같이 표시할 수 있다.

$$\begin{aligned}\theta_i(k) &= \theta_i(k) + D_\theta \\ v_i(k) &= v_i(k) + D_v + \bar{n}_v(k)\end{aligned}\quad (3)$$

여기에서 $\theta_i(k)$ 는 IMU로부터 제공받은 자세각 정보, D_θ 는 자세각 정보에 포함된 바이어스 오차, v_i 는 엔코더로부터 얻은 속도 정보, D_v 는 속도 정보에 포함된 바이어스 오차, $\bar{n}_v(k)$ 는 평균이 0이고 분산이 N_v 인 백색잡음이다. 또한 GPS에서부터 측정되는 정보는

$$\begin{aligned}x_m(k) &= x(k) + n_x(k) \\ y_m(k) &= y(k) + n_y(k) \\ \theta_m(k) &= \theta(k) + n_\theta(k)\end{aligned}\quad (4)$$

이다. 이때 x_m, y_m, θ_m 은 각각 x, y, θ 축에 대한 측정값이고, $n_x(k), n_y(k), n_\theta(k)$ 는 각각 x, y, θ 축에 대한 평균이 0이고 분산이 N_x, N_y, N_θ 인 백색 잡음이다. 이와 같은 정보를 이용하여 간접 칼만 필터 구성을 위한 상태 방정식을 다음과 같이 구성한다.

$$\mathbf{p}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{p}(k) + \mathbf{B}z_m^{ins}(k) + \mathbf{G}\bar{n}(k)\quad (5)$$

$\mathbf{p} = [x \ D_x \ y \ D_y \ \theta \ D_\theta]^T$ 는 상태 벡터이고, D_x, D_y, D_θ 는 이동로봇의 위치에 대한 바이어스 오차이다. $z_m^{ins} = [v_x \ v_y \ \omega]^T$ 는 IMU와 엔코더로부터 얻은 x-축 y-축 속도 성분과 회전 각속도이다. $\bar{n}(k) = [\bar{n}_x \ \bar{n}_y \ \bar{n}_\theta]^T$ 는 측정 잡음 벡터이다. 이때 사용되는 시스템 행렬은

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -t_s & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -t_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & -t_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} t_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & t_s & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & t_s \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}\quad (6)$$

이고 t_s 는 샘플링 시간 간격이다.

GPS 측정식 (4)는

$$z_m^{abs}(k) = \mathbf{C}\mathbf{p}(k) + \mathbf{T}\mathbf{v}(k)\quad (7)$$

로 표현되고 $z_m^{abs} = [x_m(k) \ y_m(k) \ \theta_m(k)]^T$ 는 GPS의 측정 벡터이고, $\mathbf{v} = [n_x \ n_y \ n_\theta]^T$ 는 GPS의 측정잡음 벡터이다. 이때의 시스템 행렬은

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\quad (8)$$

이다. 또한 간접 칼만 필터의 오차 성분을 생성하기 위한 적분기를 이용하여 다음과 같은 상태 방정식을 생성한다.

$$\mathbf{p}^i(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{p}^i(k) + \mathbf{B}z_m^{ins}(k)\quad (9)$$

여기서 $\mathbf{p}^i = [x^i \ d_x^i \ y^i \ d_y^i \ \theta^i \ d_\theta^i]^T$ 는 에러를 포함하지 않는 이상적인 이동로봇의 상태 벡터이다.

간접 칼만 필터를 구성하기 위해 (3)-(9)를 이용하여 측정값과 계산값의 오차를 이용한 상태 방정식과 측정식을 다음과 같이 생성할 수 있다.

$$\begin{aligned}\mathbf{p}^e(k+1) &= \mathbf{A}\mathbf{p}^e(k) + \mathbf{G}\bar{n}(k) \\ z^e(k) &= \mathbf{C}\mathbf{p}^e(k) + \mathbf{T}\mathbf{v}(k)\end{aligned}\quad (10)$$

여기서 $\mathbf{p}^e = \mathbf{p} - \mathbf{p}^i$ 는 오차 상태 벡터이고 $z^e = [x_m - x^i \ y_m - y^i \ \theta_m - \theta^i]^T$ 이다. 시스템 연산 잡음의 공분산은 $Q := E\{\mathbf{G}\bar{n}\bar{n}^T\mathbf{G}^T\}$ 로 정의하고 측정잡음의 공분산은 $R := E\{\mathbf{T}\mathbf{v}\mathbf{v}^T\mathbf{T}^T\}$ 로 정의한다. (10)과 같이 오차 상태 방정식을 사용하는 간접 칼만 필터는 예측부분과

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k) &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{p}}^e(k|k) \\ P(k+1|k) &= \mathbf{A}P(k|k)\mathbf{A}^T + Q\end{aligned}\quad (11)$$

업데이트 부분

$$\begin{aligned}K &= P(k+1|k)\mathbf{C}^T[\mathbf{C}P(k+1|k)\mathbf{C}^T + R]^{-1} \\ \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k) + K[z^e(k+1) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k)] \\ P(k+1|k+1) &= P(k+1|k) - K\mathbf{C}P(k+1|k)\end{aligned}\quad (12)$$

으로 구성된다.

IV. 위치 추정을 위한 간접 칼만 필터의 안정성 해석

이 장에서는 앞에서 설계한 간접 칼만 필터 기반의 센서 융합에서 GPS의 간헐적인 측정값 소실과 같은 불확실성에 대한 위치 결정 알고리즘의 안정성을 해석한다. GPS의 측정값에 대한 유효성을 표현하기 위해 확률분포 $P_{r(t)}(\mathbf{1}) = \lambda(k)$ 를 갖는 이진 랜덤변수 λ 를 정의한다. 임의의 변수 σ_v 에 대한 측정잡음 \mathbf{v} 를 다시 정의하면

$$P(\mathbf{v}(k)|\gamma(k)) = \begin{cases} N(0, R) & \gamma(k) = 1 \\ N(0, \sigma_v^2\mathbf{I}) & \gamma(k) = 0 \end{cases}\quad (13)$$

로 표현할 수 있다. (13)을 이용하여 (12)를 다시 정의하면

$$\begin{aligned}K &= P(k+1|k)\mathbf{C}^T[\mathbf{C}P(k+1|k)\mathbf{C}^T + \gamma(k+1)R \\ &\quad + (1-\gamma(k+1))\sigma_v^2\mathbf{I}]^{-1} \\ \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k) - K(z^e(k+1) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k)) \\ P(k+1|k+1) &= P(k+1|k) - K\mathbf{C}P(k+1|k)\end{aligned}\quad (14)$$

과 같이 나타낼 수 있다. GPS의 값이 유효하지 않으면 $\sigma \rightarrow \infty$ 가 되고 (14)는

$$\begin{aligned}
 K &= P(k+1|k)C^T[CP(k+1|k)C^T + R]^{-1} \\
 \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k+1) &= \hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k) - \gamma(k+1)K(z^e(k+1) \\
 &\quad - C\hat{\mathbf{p}}^e(k+1|k)) \\
 P(k+1|k+1) &= P(k+1|k) - \gamma(k+1)KCP(k+1|k)
 \end{aligned} \tag{15}$$

로 표현된다. γ 는 확률변수 이므로 유효측정값을 얻을 수 있는 확률 λ 에 대한 공분산의 상, 하한을 수치 해석적으로 찾는다[31]. [31]의 정리들을 바탕으로 λ 의 임계값 γ_c 의 상한 $\underline{\lambda}$ 과 하한 $\bar{\lambda}$ 를 정의하면 MARE(Modified Algebraic Riccati Equation)으로부터 선형행렬 부등식을 얻어 계산할 수 있다.

$$\underline{\lambda} = \arg \inf_{\lambda} [\exists \bar{S} | \bar{S} = (1-\lambda)A\bar{S}A^T + Q] = 1 - \frac{1}{\sigma^2} \tag{16}$$

$$\bar{\lambda} = \arg \min_{\lambda} \Psi_{\lambda}(Y, Z) > 0, \quad 0 \leq Y < I \tag{17}$$

여기서 $\bar{\sigma} = \max_i |\sigma_i^2|$ 이고, σ_i 는 A의 고유값이다. 그리고

$$\Psi(Y, Z) = \begin{bmatrix} Y & a(YA+ZC) & bYA \\ * & Y & 0 \\ * & * & 0 \end{bmatrix} > 0$$

$a = \sqrt{\lambda}$, $b = \sqrt{1-\lambda}$ 이다. 임의의 $\lambda \geq \lambda_c$ 에 대하여 공분산 행렬 P의 상한 $trace(\bar{S})$ 와 하한 $trace(\bar{V})$ 는

$$\begin{aligned}
 \bar{S} &= (1-\lambda)A\bar{S}A^T + Q \\
 \bar{V} &= g_{\lambda}(\bar{V})
 \end{aligned} \tag{18}$$

로 표현이 가능하고. 여기서, $g_{\lambda}(x) = AXA^T + Q - \lambda AXC^T [CXC^T + R]^{-1} CXA^T$ 이다. (18)은 수치해석적으로 풀 수 있다. (10)에서 정의된 Q와 R이 시스템의 샘플링 시간간격 Δt 의 함수임을 알 수 있고, 추가적으로 [1]에서 언급된 안정성 해석 결과로부터 관성센서와 비관성센서를 융합하여 보다 신뢰성 높은 위치 인식을 할 수 있음을 알 수 있다.

V. 모의 실험을 통한 간접 칼만 필터 기반의

이동로봇의 위치 및 자세 결정

이 장에서는 앞장에서 설계한 간접 칼만 필터를 이용하여 실제 이동로봇에 적용하기 전 모의 실험을 통하여 위치 및 자세 결정 결과를 보인다. 적용된 시나리오는 다음과 같다.

- 이동로봇의 초기위치 [0 0 0]
- 이동로봇의 직진속도 v 5(m/s)
- 이동로봇의 회전속도 ω 0.1(rad/s)
- 샘플링 시간 간격 t_s 0.01(sec)
- IMU에서의 바이어스 자세오차 0.01 (rad/st)
- GPS에서 측정되는 x,y 축에 대한 오차 편차 0.3

제시된 시나리오에 제안된 알고리즘을 적용한 결과는 그림 3과 그림 4에 나타나 있다.

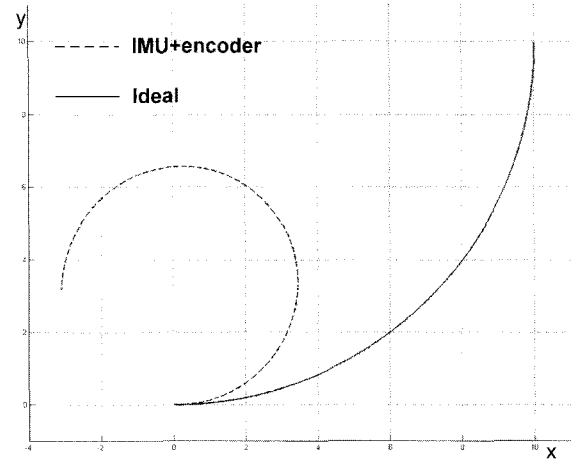


그림 3. 이상적인 이동로봇의 이동궤적과 바이어스 오차를 갖는 IMU와 엔코더 데이터만을 이용한 추정 위치 궤적.

Fig. 3. The route of the mobile robot in the ideal situation and the route of the mobile robot from measured data from IMU and encoder with bias error.

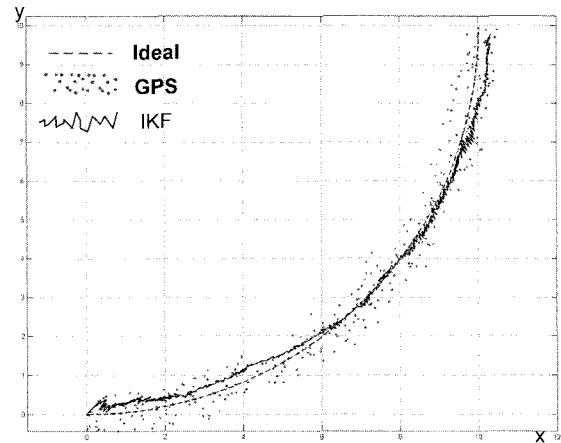


그림 4. 이상적인 이동로봇의 이동궤적과 그때 획득되는 GPS정보와 간접 칼만 필터 기반의 센서융합 알고리즘을 통해 추정된 이동로봇의 위치 궤적 비교.

Fig. 4. The route of the mobile robot in the ideal situation and the route of the mobile robot from measured data from only GPS and the route of the from the sensor fusion based on IKF.

그림 3에서 보는 것과 같이 IMU에서 제공하는 이동로봇의 자세각과 엔코더 데이터만을 적분하여 이동로봇의 위치를 추정하였을 때 바이어스 오차의 누적으로 인하여 위치 추정이 정확하게 이루어 지지 않고 있음을 알 수 있다.

그림 4는 간접 칼만 필터를 사용하여 IMU와 엔코더 데이터, 그리고 GPS정보를 융합하여 이동로봇의 위치를 추정한 결과를 나타낸다. 간접 칼만 필터 기반의 센서융합을 통하여 추정한 이동로봇의 위치는 IMU와 엔코더 데이터가 갖는 바이어스 오차를 해결하고 GPS가 갖는 오차 범위를 줄였음을 보여주고 있다.

또한 제안된 간접 칼만 필터의 안정성을 보이기 위해 4

장에서 언급한 것과 같이 공분산 행렬 P 의 상한 $trace(\bar{S})$ 와 하한 $trace(\bar{V})$ 를 구하고 공분산 행렬 P 의 크기가 항상 그 사이에 있음을 보인다. 그림 5에서는 γ 에 따른 P 의 상, 하한을 나타낸다.

이때 위 +로 나타난 부분이 \bar{S} 의 변화이고, o로 나타난 부분이 \bar{V} 의 변화이다. 그림 6은 $\gamma = 0.7972$ 이고 $t_s = 0.01$ (sec) 일 때, 공분산 행렬 P 과 그 상한과 하한과의 관계를 나타내고 있다.

그림 6을 통하여 공분산 행렬 P 는 \bar{S} 와 \bar{V} 의 사이에서 수렴하는 것을 알 수 있다. 이때 과도 상태에서는 범위 안에 들지 않지만 P 가 안정된 상태에서는 범위 내에서 수렴하는 것을 알 수 있다. 또한 4장에서 언급한 것과 같이 \bar{S} 와 \bar{V} 는 γ 와 t_s 의 함수이기 때문에 γ 와 t_s 의 변화에 따라 다른 값을 나타낸다. 그림 7과 8은 각각 $t_s = 0.02$ (sec)일 때 γ 의 변화에 따른 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화를 나타내고 $\gamma = 0.5$ 일 때 t_s 의 변화에 따른 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화를 나타낸다.

그림 7(a)에서 보는 것과 같이 $t_s = 0.02$ 이고, $\gamma = 0.1$ 일 때, P 는 상, 하한선 내에 들어오지 못한다. 이러한 현상은 $t_s = 0.02$ 일 때 획득 데이터 중 유효데이터가 10%에 지나지

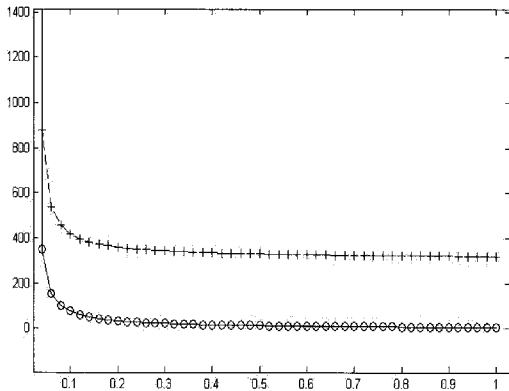


그림 5. γ 에 따른 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화.

Fig 5. \bar{S} and \bar{V} by γ .

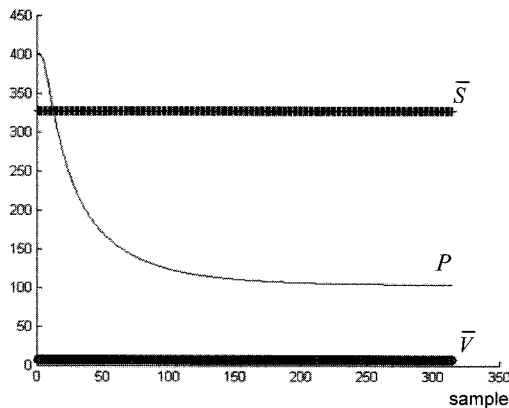
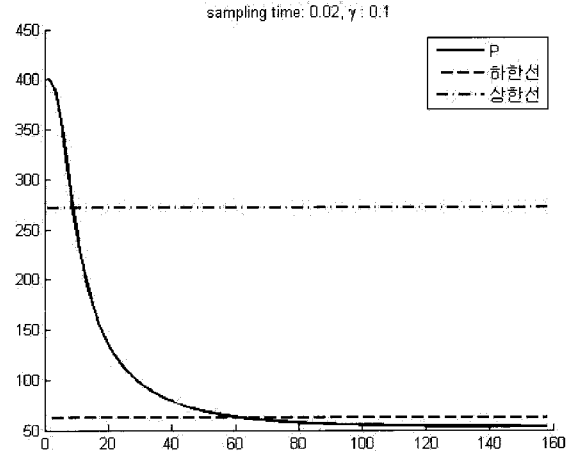


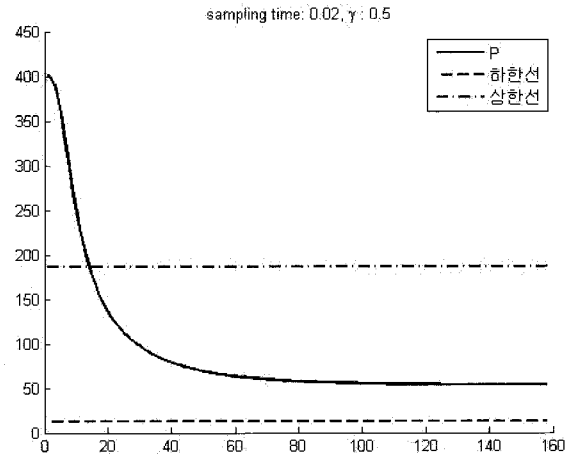
그림 6. $\gamma = 0.7972$ 일 때 \bar{S} , \bar{V} 와 P 의 관계.

Fig. 6. \bar{S} , \bar{V} , and P when $\gamma = 0.7972$.

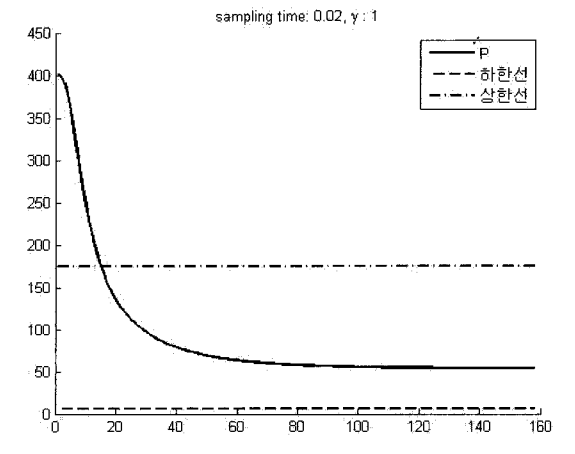
않을 때 유용하게 사용할 수 없다는 것을 의미한다. 그림 7(b)와 (c)에서 $\gamma = 0.5$ 와 $\gamma = 1$ 일 때에는 각각 50%와 100%의 유효데이터를 나타내고 이러한 경우에는 P 가 상, 하한의 범위 내에 존재하기 때문에 추정 결과를 사용하는 것이 가능하다.



(a) $\gamma = 0.1$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화



(b) $\gamma = 0.5$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화



(c) $\gamma = 1$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화

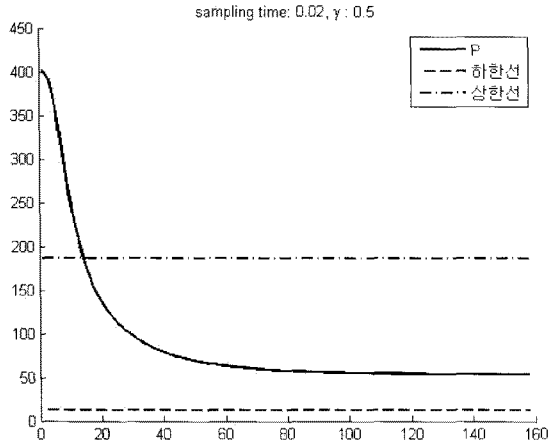
그림 7. $t_s = 0.02$ 일 때 γ 에 따른 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화.

Fig. 7. When $t_s = 0.02$, \bar{S} and \bar{V} by γ .

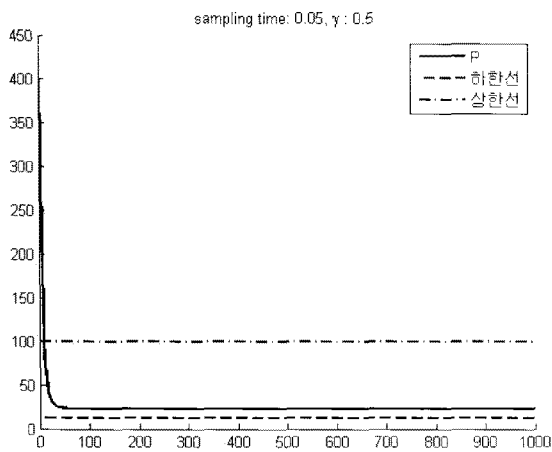
그림 8(a)에서 보는 것과 같이 $\gamma = 0.5$ 일 때 표본시간 $t_s = 0.02(\text{sec})$ 와 $t_s = 0.05(\text{sec})$ 일 때 P 는 상한과 하한의 범위 내에 존재 하게 되므로 유효한 추정결과를 제공한다. P 는 $t_s = 0.05$ 일 때에는 하한선 부근에 존재 하기 때문에 데이터 수신이 원활하지 않게 되면 유효하지 않은 범위로

벗어날 수 있다. $t_s = 0.2(\text{sec})$ 일 때에는 획득데이터의 신뢰도가 50%가 되어도 표본 시간이 매우 느리기 때문에 P 는 유효 범위 내에 들지 못한다.

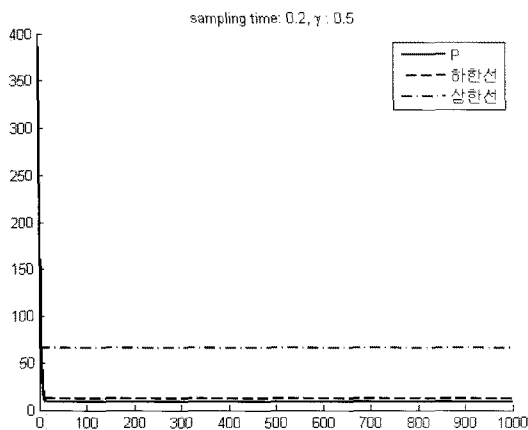
그림 7과 8로부터 P 가 상한과 하한선이 만드는 영역에 존재하는지 아닌지를 이용하여 추정된 값의 유효성을 확인할 수 있고, 이동로봇의 고장 진단 또한 가능하다.



(a) $t_s = 0.02(\text{sec})$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화



(b) $t_s = 0.05(\text{sec})$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화



(c) $t_s = 0.2(\text{sec})$ 일 때 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화

그림 8. $\gamma = 0.5$ 일 때 st 에 따른 \bar{S} 와 \bar{V} 의 변화.

Fig. 8. When $\gamma = 0.5$ \bar{S} and \bar{V} by t_s .

VI. 실험 결과

이 장에서는 앞에서 설계한 간접 칼만 필터를 이용하여 실제 이동로봇에 적용하여 제안된 알고리즘의 타당성과 실효성을 보인다. 그림 9는 실험에 사용된 이동로봇과 장착된 센서들(GPS, IMU, Encoder)을 보여준다. 그림 10에서는 제안된 위치 추정 알고리즘을 실제 환경에서 적용하기 위한 실험 환경과 실험을 나타낸다.

그림 9에 나타난 것과 같이 실험용 주행 로봇은 GPS, IMU, 엔코더 센서를 장착하고 정해진 궤적을 따라가면서 GPS데이터와 IMU, 엔코더 데이터를 융합하여 이동로봇의 위치를 추정한다. 그림 11과 12는 이동로봇의 주행 결과를 나타내고 있다.

그림 11은 IMU와 엔코더 데이터 만을 이용하여 적분을 통하여 얻은 이동로봇의 이동궤적과 GPS에서 획득한 좌표를 비교한다. 이때 이동로봇의 이동궤적을 IMU에서 얻은 속도 정보와 엔코더로부터 생성된 속도정보를 적분하여 획득하였을 때, IMU와 엔코더 데이터의 오차로 인하여 이상적인 이동로봇의 궤적과 많이 차이가 나는 것을 알 수 있다. 또한, GPS에 획득한 좌표 정보에는 전체적으로 누적되는 오차는 보이지 않으나 많은 순간 오차들이 포함되어 있는 것을 알 수 있다.

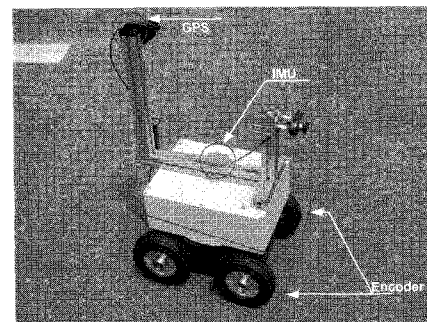


그림 9. 실험에 사용된 실외 주행 이동로봇.

Fig. 9. The mobile robot used in experiment.

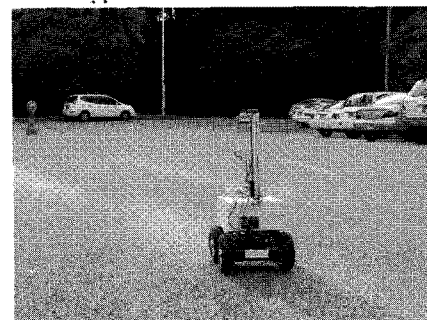


그림 10. 실험 환경 및 실험.

Fig. 10. Experiment environment and experiment.

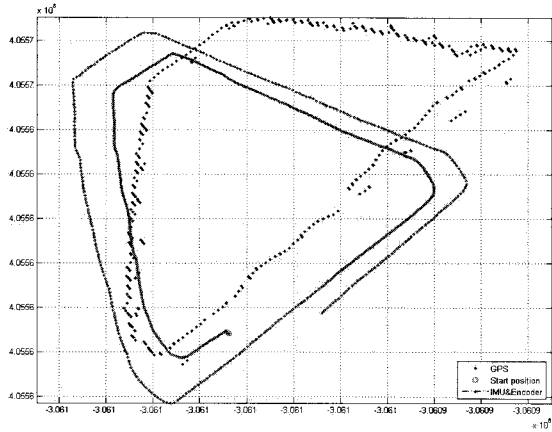


그림 11. IMU와 Encoder를 이용한 위치 생성과 GPS에서 획득한 위치.
 Fig. 11. The calculated position from IMU and encoder and the measured data from GPS.

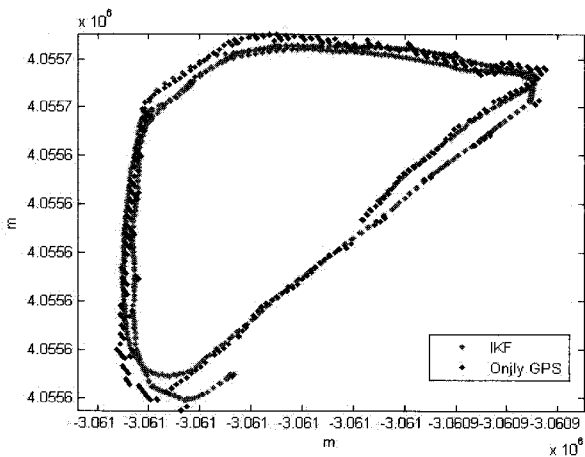


그림 12. GPS에서 획득한 위치와 간접 칼만 필터 기반의 센서 퓨전 알고리즘을 통한 추정 위치.
 Fig. 12. The measured data from GPS and estimated position by fusion algorithm based on IKF.

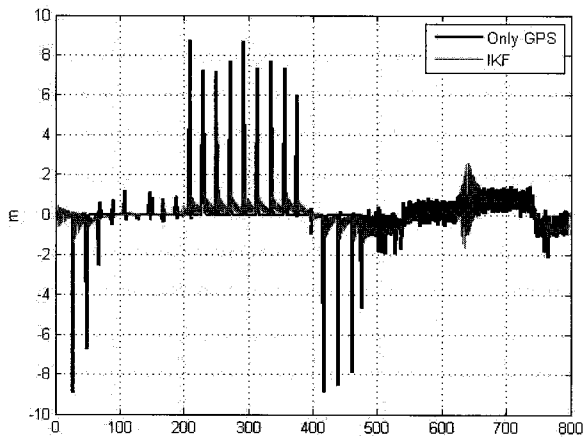


그림 13. GPS만 사용하였을 때와 제안된 알고리즘을 사용하였을 때의 샘플당 위치 데이터 변화 추이.
 Fig. 13. The rate of change of the measured data from GPS and estimated data by the proposed algorithm per sample.

그림 12은 실제 획득한 GPS데이터와 간접 칼만 필터기반의 IMU, 엔코더와 GPS의 데이터의 융합알고리즘을 통한 결과를 보여준다. 제안된 융합 알고리즘을 통하여 얻은 이동로봇의 추정위치는 IMU와 엔코더만을 이용했을 때의 바이어스된 오차를 바로 잡고 GPS의 잡음의 크기가 줄어들었음을 알 수 있다. 그림 13은 GPS만을 사용했을 때의 각 샘플의 변화와 제안된 융합알고리즘을 사용했을 하여 얻은 추정위치의 변화를 보여준다.

그림 13에서 굵은 검은 선은 GPS만을 사용하였을 때 데이터의 변화 추이를 나타내고 얇은 적색 선은 제안된 융합알고리즘을 사용하였을 때 데이터 변화를 보여준다. 이때 GPS만을 사용하였을 때에는 변화량이 6m 이상 나타나는 구간이 나타나 있고 측정값 누수 현상이 보인다. 제안된 알고리즘을 이용하여 이동로봇의 위치를 추정할 후에는 이동로봇의 위치 변화가 실제 이동 가능한 범위에 존재하고 지속적인 위치 추정이 가능한 것을 보인다.

그림 14은 상수 행렬 P의 크기 변화를 도시하였다. 그림 15는 생성된 간접 칼만 필터의 칼만 게인(Kalman gain)의 변화를 보여 준다.

그림 14와 15을 통하여 간접 칼만 필터의 게인이 일정한 작은 상수로 수렴하고 안정적인 위치 추정이 가능함을 확인할 수 있다.

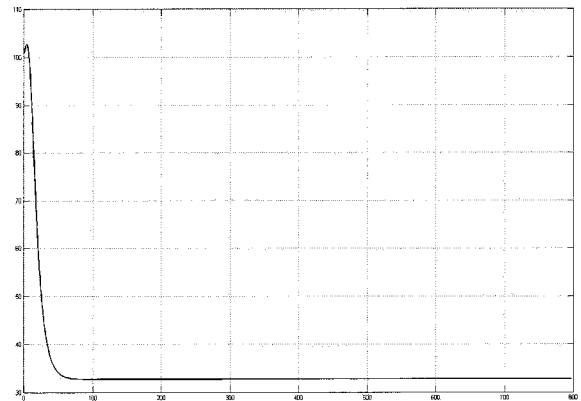


그림 14. 상수 행렬 P의 크기 변화.
 Fig. 14. The change of the magnitude of the constant matrix P.

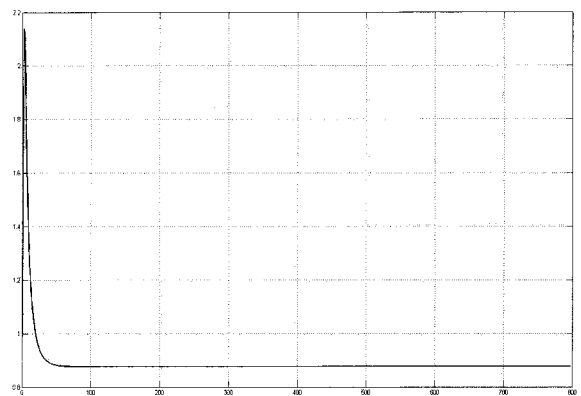


그림 15. 칼만 게인의 크기 변화.
 Fig. 15. The change of the magnitude of the Kalman gain matrix K.

VII. 결론

이 논문에서는 간접 칼만 필터를 기반으로 한 IMU, 엔코더 센서와, GPS를 융합한 실외 주행 이동로봇의 위치 추정 알고리즘을 제안하고, 이동로봇에 적용함으로써 실제 환경에 안정적인 위치추정을 할 수 있음을 보였다. GPS에서 생길 수 있는 측정값의 간헐적인 소실로 인한 안정성을 분석하고, 추정된 오차의 공분산이 일정한 범위 내로 들어오는 것을 보임으로써 제안된 위치 추정 알고리즘의 안정성을 보였다. 또한 제안된 알고리즘은 오차 상태 방정식을 사용하는 간접 칼만 필터를 기반으로 함으로써, 기존의 알고리즘들에 비해 다른 시스템 (무인 항공기, 무인 배 등)에 쉽게 적용 가능할 뿐만 아니라 앞으로 영상 센서 및 최근 많이 연구되는 센서 네트워크를 이용한 시스템과 융합을 통하여 더 좋은 성능의 위치 추정 시스템을 얻고자 할 때에도 적용 가능할 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] 박문수, 홍석교, “저가 관성센서의 오차보상을 위한 간접형 칼만필터 기반 센서융합과 소형 비행로봇의 자세 및 위치 결정,” *Journal of Control, Automation, and Systems Engineering*, vol. 13, no. 7, pp. 637-648, 2007. 7.
- [2] S. Y. Cho and W. S. Choi, “Robust positioning technique in lowcost DR/GPS for land navigation,” *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement*, vol. 55, no. 4, pp. 1132-1142, Aug. 2006.
- [3] 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.
- [4] D. M. Bevely, “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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] N. Metni, 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.
- [14] D. H. Lyon, “A military perspective on small unmanned aerial vehicles,” *IEEE Instrumentation & Measurement Magazine*, vol. 7, no. 3, pp. 27-31, Sep. 2004.
- [15] 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.
- [16] G. Pang and H. Liu, “Evaluation of a low-cost MEMS accelerometer for distance measurement,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 30, pp. 249-256, 2001.
- [17] W. Hao, and W. F. Tian, “Modeling the random drift of micromachined gyroscope with neural network,” *Neural Processing Letters*, vol. 22, no. 3, pp. 235-247, Dec. 2005.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] 김광진, 박찬국, 유명중, 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] C. Hide and T. Moore, “GPS and low cost INS integration for positioning in the Urban environment,” *Proceedings of ION GNSS 2005*, 2005. 9.
- [27] D. H. Hwang, S. H. Oh, and S. J. Lee, et al, “Design of a lowcost attitude determination GPS/INS integrated navigation system,” *GPS Solutions*, vol. 9, no. 4, pp. 294-311, Nov. 2005.
- [28] N. S. Kumar and T. Jann, “Estimation of attitudes from a lowcost miniaturized inertial platform using Kalman filter-based sensor fusion algorithm,” *Sadhana-Academic Proceedings in*

Engineering Sciences, vol. 29, pp. 217-235, Apr. 2004.

[29] 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.

[30] S. Kosanam and D. Simon, "Kalman filtering with uncertain

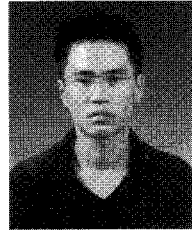
noise covariance," *Proc .of Intelligent Systems and Control*, pp. 375-379 Aug. 2004.

[31] 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.



권지욱

2005년 아주대학교 전자공학부 졸업.
2007년~현재 동 대학원 박사과정 재학 중. 관심분야는 비선형 적응제어, 로봇 제어 응용.



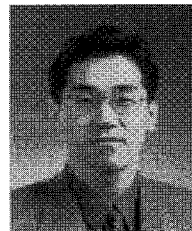
박문수

1998년 아주대학교 전자공학부 졸업.
2007년 동 대학원 박사. 2007년~현재 아주대학교 Post-Doc. 관심분야는 비선형 적응제어 및 로봇틱스 응용, 시스템 판별, 관성항법 및 무인비행체 비행제어.



김태은

2008년 아주대학교 전자공학부 졸업.
2008년~현재 동 대학원 석사과정 재학 중. 관심분야는 로봇제어 응용, 항법시스템, 지능형 알고리즘.



좌동경

1995년 서울대 제어계측공학과 졸업.
2001년 동 대학원 박사. 2005년~현재 아주대학교 전자공학부 교수. 관심분야는 비선형 적응제어, 로봇제어 응용.



홍석교

1971년 서울대학교 전기공학과 졸업.
1973년 동 대학원 석사. 1981년 동 대학원 박사. 1976년~현재 아주대학교 전자공학부 교수. 관심분야는 로봇제어, 컴퓨터응용, 지능제어.