

논문 2015-10-42

INS/GPS와 간접 되먹임 칼만 필터를 사용하는 이동 로봇의 복합 항법 시스템의 구현

(Implementation of a Hybrid Navigation System for a Mobile Robot by Using INS/GPS and Indirect Feedback Kalman Filter)

김민지, 주문갑*

(Min J. Kim, Moon G. Joo)

Abstract : A hybrid navigation system is implemented to apply for a mobile robot. The hybrid navigation system consists of an inertial navigation system and a global positioning system. The inertial navigation system quickly calculates the position and the attitude of the robot by integrating directional accelerations, angular speed, and heading angle from a strap-down inertial measurement unit, but the results are available for a short time since it tends to diverge quickly. Global positioning system delivers position, heading angle, and traveling speed stably, but it has large deviation with slow update. Therefore, a hybrid navigation system uses the result from an inertial navigation system and corrects the result with the help of the global positioning system where an indirect feedback Kalman filter is used. We implement and confirm the performance of the hybrid navigation system through driving a car attaching it.

Keywords : Indirect feedback Kalman filter, IMU, GPS, Hybrid navigation system

1. 서론

최근 무인 시스템의 활용도가 높아짐에 따라 무인 시스템의 부류인 이동 로봇의 실외 환경에서 정확한 위치 인식에 대한 관심이 증가하고 있다[1]. 이동 로봇의 위치 인식 방법 중 하나는 복합 항법 시스템이다. 복합 항법 시스템은 다양한 센서의 결합을 통한 항법 시스템으로 그 중에서 INS/GPS 복합 항법 시스템인 경우 INS와 GPS를 결합한 항법 시스템이다. 위성 항법 시스템은 실외에서 사용함에 있어서 주변 환경 제한이 있지만, 안정적으로 동작

하며 오차가 크다. 관성 항법 시스템은 관성 센서 오차 및 초기 정렬 오차의 누적 등에 의하여 시간이 지남에 따라 발산하지만, 짧은 시간동안 주위 환경에 영향을 받지 않고 독립적이고 연속적으로 자세 및 속도, 위치 정보를 출력한다[2]. 복합 항법 시스템에서 위성 항법 시스템이 관성 항법 시스템의 누적 오차를 보완하고, 관성 항법 시스템은 위성 항법 시스템의 주위 환경에 대한 단점을 보완한다. 또한 복합 항법 시스템은 고가의 INS 장비와 달리 위성 항법 시스템과 관성 항법 시스템을 결합하여 비용 절감의 효과와 보다 높은 성능을 기대할 수 있다.

이 두 시스템의 결합에는 주로 칼만 필터가 사용된다[3]. 칼만 필터는 시스템 모델과 측정값을 이용하여 시스템의 상태 변수를 찾는 최적의 추정 기법이다. 칼만 필터에서 얻은 상태 변수 추정치와 측정치의 오차를 추정하는 방식을 간접 되먹임(indirect feedback)이라 한다[4, 5]. 본 논문에서는 오차 상태 변수 추정치를 구하는 간접 되먹임 방식의 칼만 필터를 사용하여 정확한 항법 정보를

*Corresponding Author(gabi@pknu.ac.kr)

Received: 20 May 2015, Revised: 3 July 2015,

Accepted: 3 Aug. 2015.

M.J. Kim, M.G. Joo: Pukyong National University

※ 이 논문은 2013학년도 부경대학교 연구년[II] 교수 지원사업에 의하여 연구되었음(C-D-2013-0913).

언는다. 이러한 복합 항법 시스템을 이동 로봇에 적용한다.

기존의 논문 [6]의 간접 항법 시스템은 운동체의 x, y, z 방향별 위치, 속도, 자세의 9개의 상태 벡터를 사용하였다. 본 논문에서는 논문 [6]보다 정확성을 높이기 위해 방향별 위치, 속도, 자세, 가속도 바이어스, 자이로 바이어스의 15개의 상태 벡터를 사용한다. 시스템 초기에 얻어진 15개의 상태 벡터들은 시간이 지남에 따라 오차가 누적되므로 간접 되먹임 칼만 필터를 사용하여 상태 벡터의 오차값이 추정된다. 추정된 15개의 상태 벡터들은 현재 측정값에 더해져 최종적으로 이동 로봇의 위치와 속도, 자세를 구하게 된다.

본 논문의 구성은 2장에서 복합 항법 시스템에 대하여 기술하고, 3장에서는 자동차를 사용하여 실험한 복합 항법 시스템의 실험 결과를 제시하며, 4장에서 결론으로 논문을 맺는다.

II. 본 론

1. 복합 항법 시스템의 구성

본 논문에서는 이동 로봇이 지상에서 사용할 수 있는 복합 항법 시스템을 구현하였다. 복합 항법 시스템은 GPS와 IMU로 구성되어 있다. 그 중 GPS는 4개 이상의 위성으로부터 GPS 정보를 수신하여 위치 정보를 얻을 수 있지만, 위성 데이터를 수신할 수 없는 터널이나, 수신 강도가 약한 곳에서는 위치 정보를 얻을 수 없다[7]. 한편 IMU는 가속도 센서로부터 이를 적분하여 속도를 구하고, 다시 속도를 적분하여 이동한 거리를 구한다. IMU는 장소나 전파에 영향을 받지 않지만, 누적 오차로 인하여 시간이 경과함에 따라 항법 오차가 증가하는 단점이 있다. 이를 서로 보완하기 위해 본 논문에서는 GPS와 IMU를 결합하여 시스템을 구성한다[8]. 시스템의 구성은 그림 1과 같다.

가속도 센서와 자이로 센서는 센서 보정을 거쳐 가속도 출력(f_b)과 각속도 출력(w_b)을 구한다. 초기에 센서 보정을 할 때, 자기 센서는 초기 자세각을 출력하여 초기 방향 코사인 행렬을 구한다. f_b 와 w_b 는 INS 방정식을 통해 x_{INS} 를 구한다. 최종적으로 상태 벡터 x 는 GPS의 위치(L, h)와 방향별 속도(V_N, V_E, V_D)와 간접 되먹임 칼만 필터를 통해 얻은 오차 추정값(δx)과 INS 방정식의 결과값(x_{INS})을 합하여 얻어진다.

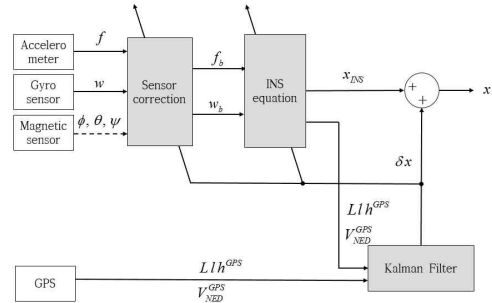


그림 1. 복합 항법 시스템의 구성

Fig. 1 Configuration of Hybrid Navigation System

2. IMU/자이로 센서의 초기 보정

본 논문에서는 보다 신뢰성 있는 항법 시스템을 위하여 IMU와 자이로 센서의 보정을 실행한다. 가속도의 바이어스(f^b)와 가속도의 스케일(s_a)은 IMU 센서에서 출력되는 가속도의 평균값($f_{x.avg}, f_{y.avg}, f_{z.avg}$)을 기반으로 식 (1)에서 구할 수 있다. 각속도 바이어스(w^b)는 자이로 센서에서 출력되는 각속도(p, q, r)의 평균값이다. 초기 자세각($\phi_{avg}, \theta_{avg}, \psi_{avg}$)는 자기 센서 출력의 평균값이다.

$$f^b = \begin{pmatrix} f_{x.avg} - \sin(\theta_{avg}) \times 9.81 \\ f_{y.avg} - \cos(\theta_{avg}) \sin(\phi_{avg}) \times 9.81 \\ f_{z.avg} + \cos(\theta_{avg}) \cos(\phi_{avg}) \times 9.81 \end{pmatrix},$$

$$w^b = \begin{pmatrix} p_{avg} \\ q_{avg} \\ r_{avg} \end{pmatrix},$$

$$s_a = \frac{9.81}{\sqrt{f_{x.avg}^2 + f_{y.avg}^2 + f_{z.avg}^2}}.$$
(1)

IMU 센서에서는 현재 이동 로봇의 가속도(f)를 출력하고, 자이로 센서는 각속도(w)를 출력한다. 20 초 동안 이루어진 IMU 센서와 자이로 센서의 보정에 따라, 각속도(w_b)와 가속도(f_b)는 식 (2)와 같이 구한다.

$$f = (f_x, f_y, f_z), w = (p, q, r)$$

$$f_b = s_a(f - f^b), w_b = w - w^b$$
(2)

3. 방향 코사인 행렬

초기 자세각(ϕ, θ, ψ)로부터 초기 방향 코사인 행렬 C_b^n 은 다음 식 (3)과 같이 구한다.

$$C_b^n = \begin{pmatrix} \cos(\theta)\cos(\psi), & \sin(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi) - \cos(\phi)\sin(\psi), \\ \cos(\theta)\sin(\psi), & \sin(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi)\cos(\phi)\cos(\psi), \\ -\sin(\theta), & \sin(\phi)\cos(\theta), \\ \cos(\phi)\sin(\theta)\cos(\psi) + \sin(\phi)\sin(\psi), \\ \cos(\phi)\sin(\theta)\sin(\psi) - \sin(\phi)\cos(\psi) \\ \cos(\phi)\cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (3)$$

이후 칼만 필터와 INS 방정식에 의해 보상되는 방향 코사인 행렬로부터 로봇의 자세각이 다음 식 (4)와 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \phi &= \text{atan2}(C_b^n(3,2), C_b^n(3,3)) \\ \theta &= \text{atan2}(C_b^n(3,1), \sqrt{1 - C_b^n(3,1)^2}) \\ \psi &= \text{atan2}(C_b^n(2,1), C_b^n(1,1)) \end{aligned} \quad (4)$$

4. INS 방정식

INS 방정식은 IMU와 자이로 센서를 사용한 위치 및 자세의 미분 방정식이다. INS 방정식의 입력은 가속도(f_b), 각속도(w_b)이고, 출력은 위치(L, l, h)와 방향별 속도(V_N, V_E, V_D)이다. INS 방정식은 바로 이전의 위도, 경도, 고도, 속도, 방향을 기반으로 위도 미분 방정식(\dot{L}), 경도 미분 방정식(\dot{l}), 고도 미분 방정식(\dot{h}), 속도 미분 방정식(\dot{V})에 의하여 현재의 이동 로봇의 위치와 속도를 갱신한다. 식 (5-1)에서 식 (5-2)를 사용하여 ($\dot{L}, \dot{l}, \dot{h}$)을 구한 후 지구 고정 좌표계의 속도 미분 방정식(\dot{V}^n)을 구한다.

$$\begin{aligned} \dot{L} &= \frac{V_n}{R_m + h} \\ \dot{l} &= \frac{V_E}{(R_l + h)\cos L} \\ \dot{h} &= -V_D \\ \dot{V}^n &= C_b^n f_b - (2(w_{ie}^n \times) + (w_{en}^n \times)) V^n + g^n \end{aligned} \quad (5-1)$$

$$\begin{aligned} R_m &= \frac{R_o(1-e^2)}{(1-e^2\sin^2 L)^{3/2}}, \quad R_l = \frac{R_o}{(1-e^2\sin^2 L)^{1/2}}, \\ V^n &= (V_N, V_E, V_D)^T, \quad e = 0.0818191908426, \\ R_o &= 6378137, \quad g^n = [0 \ 0 \ 9.8]^T \end{aligned} \quad (5-2)$$

방향 코사인 행렬(C_b^n)의 미분 방정식은 다음 식 (6-2)를 사용하여 (6-1)과 같이 구한다.

$$\begin{aligned} \dot{C}_b^n &= C_b^n [w_{nb}^b]_{3 \times 3} \\ &= C_b^n \begin{pmatrix} 0 & -w_{nb}^b(3) & w_{nb}^b(2) \\ w_{nb}^b(3) & 0 & -w_{nb}^b(1) \\ -w_{nb}^b(2) & w_{nb}^b(1) & 0 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (6-1)$$

$$\begin{aligned} \Omega &= 15(\text{deg/h}) \\ w_{ie}^n &= \begin{pmatrix} \Omega \cos L \\ 0 \\ -\Omega \sin L \end{pmatrix}, \quad w_{en}^n = \begin{pmatrix} \dot{L} \cos L \\ -\dot{L} \\ -\dot{l} \sin L \end{pmatrix} \\ w_{in}^n &= w_{ie}^n + w_{en}^n, \quad w_{nb}^b = w_{ib}^b - C_b^n w_{in}^n \end{aligned} \quad (6-2)$$

5. 간접 되먹임 칼만 필터

INS 방정식으로부터 구해지는 로봇의 위치와 자세는 두 번의 적분으로 인하여 쉽게 발산하기 때문에, GPS로부터의 위치(L, l, h)와 속도(V_N, V_E, V_D) 정보가 출력될 때마다 INS에서 출력되는 위치와 속도 정보의 차를 사용한 칼만 필터를 통해 INS의 오차 추정 및 보정이 필요하다. 다음 식 (7)과 같이 INS 방정식 결과값(x_{INS})에 칼만 필터의 오차 추정값(δx)을 더하여 상태 벡터 x 를 보정한다.

$$x = x_{INS} - \delta x \quad (7)$$

이것은 칼만 필터가 x 가 아닌 δx 를 추정하는 방식이며, 이런 방식을 간접 방식이라고 한다. 위 식을 통하여 이동 로봇의 최종적인 위치와 속도, 자세를 구한다. 칼만 필터의 오차 상태 방정식은 식 (8)로 표현된다. w 와 v 는 평균이 0이며 분산이 각각 Q, R 인 정규 분포를 나타낸다.

$$\begin{aligned} \dot{\delta x} &= F\delta x + Gw \\ z &= H\delta x + v \\ w &= N(0, Q) \\ v &= N(0, R) \end{aligned} \quad (8)$$

δx 는 15개의 상태 벡터로 정의되며 식 (9)와 같다[6].

$$\delta x = [\delta L \ \delta l \ \delta h \ \delta v_N \ \delta v_E \ \delta v_D \ \phi_N \ \phi_E \ \phi_D \ \nabla_X \ \nabla_Y \ \nabla_Z \ \epsilon_X \ \epsilon_Y \ \epsilon_Z]^T \quad (9)$$

$\delta L, \delta l, \delta h$ 는 위도, 경도, 고도의 오차값이고 $\delta v_N, \delta v_E, \delta v_D$ 는 속도의 오차값으로 INS 방정식에서 계산된 속도와 이동 로봇의 속도와 차이를 의미한다. ϕ_N, ϕ_E, ϕ_D 는 자세의 오차값, $\nabla_X, \nabla_Y, \nabla_Z$ 는 가속도 센서 바이어스, $\epsilon_X, \epsilon_Y, \epsilon_Z$ 는 자이로 센서 바이어스이다. 이 값들은 식 (10)을 통하여 시스템에 반영된다.

$$\begin{aligned} f_b &= s_a(f - f^b) - (\nabla_x \ \nabla_y \ \nabla_z)^T \\ w_b &= (w - w^b) - (\epsilon_x \ \epsilon_y \ \epsilon_z)^T \\ C_b^n &= (I - \text{skew}(\phi_N, \phi_E, \phi_D))^{-1} C_b^n \end{aligned} \quad (10)$$

시스템 모델(A_k)을 구하기 위한 시스템 모델 F 는 식 (11-1)과 같고, 식(11-2)로 구성된다.

$$F = \begin{pmatrix} F_{11} & F_{12} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} & F_{24} & 0_{2 \times 3} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} & 0_{3 \times 3} & F_{35} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad (11-1)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial R_m}{\partial L} &= R_{mm} = \frac{3R_o(1-e^2)e^2 \sin L \cdot \cos L}{(1-e^2 \sin^2 L)^{5/2}} \\ \frac{\partial R_t}{\partial L} &= R_{tt} = \frac{R_o e^2 \sin L \cdot \cos L}{(1-e^2 \sin^2 L)^{3/2}} \\ F_{11} &= \begin{pmatrix} \frac{\rho_E \times R_{mm}}{R_m + h} & 0 & \frac{\rho_E}{R_m + h} \end{pmatrix} \\ F_{12} &= \begin{pmatrix} \frac{1}{R_m + h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sec L}{R_t + h} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \\ F_{21} &= \begin{pmatrix} \left(\frac{\rho_E R_{mm} V_D}{R_m + h} \right), & 0, \\ \left(-(\rho_N \sec^2 L + 2\Omega_N) V_E - \rho_N \rho_D R_{tt} \right), & 0, \\ \left((2\Omega_N + \rho_N \sec^2 L + \rho_D \frac{R_{tt}}{R_t + h}) V_N \right), & 0, \\ \left(-(\frac{\rho_N R_{tt}}{R_t + h} - 2\Omega_D) V_D \right), & 0, \\ \left(\rho_N^2 R_{tt} + \rho_E^2 R_{mm} - 2\Omega_D V_E, \right. & 0, \\ \left. \frac{\rho_E}{R_m + h} V_D - \rho_N \rho_D \right), & \\ \left(\frac{\rho_D}{R_t + h} V_N \frac{\rho_N}{R_t + h} V_D \right), & \\ \left. \rho_N^2 + \rho_E^2 \right) \end{pmatrix} \quad (11-2) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F_{22} &= \begin{pmatrix} \frac{V_D}{R_m + h} & 2\Omega_D + 2\rho_D & -\rho_E \\ -2\Omega_D - \rho_D & \frac{V_N \tan L + V_D}{R_t + h} & 2\Omega_N + \rho_N \\ 2\rho_E & -2\Omega_N - 2\rho_N & 0 \end{pmatrix} \\ F_{23} &= \begin{pmatrix} 0 & -f_D & f_E \\ f_D & 0 & -f_N \\ -f_E & f_N & 0 \end{pmatrix} \\ F_{24} &= C_b^a \\ F_{31} &= \begin{pmatrix} \Omega_D - \frac{\rho_N R_{tt}}{R_t + h} & 0 & -\frac{\rho_N}{R_t + h} \\ -\frac{\rho_E R_{mm}}{R_m + h} & 0 & \frac{-\rho_E}{R_m + h} \\ -\Omega_N - \rho_N \sec^2 L - \frac{\rho_D R_{tt}}{R_t + h} & 0 & -\frac{\rho_D}{R_t + h} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} F_{32} &= \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{R_t + h} & 0 \\ -\frac{1}{R_m + h} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\tan L}{R_t + h} & 0 \end{pmatrix} \\ F_{33} &= \begin{pmatrix} 0 & \Omega_D + \rho_D & -\rho_E \\ -\Omega_D - \rho_D & 0 & \Omega_N + \rho_N \\ \rho_E & -\Omega_N - \rho_N & 0 \end{pmatrix} \\ F_{35} &= -C_b^a \end{aligned}$$

이제 이산 시간 시스템의 칼만 필터를 다음 식 (12)와 같이 구성한다. 식 (12)의 샘플링 타임 T는 0.01초이다.

$$A_k = I + TF$$

$$G_k = \begin{pmatrix} 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} \\ 0_{33} & C_b^a & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} \\ 0_{33} & 0_{33} & -C_b^a & 0_{33} & 0_{33} \\ 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} \\ 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} & 0_{33} \end{pmatrix} \times T$$

$$R = \text{diag}(1.1981 \times 10^{-14}, 1.0595 \times 10^{-15}, 1.1548, 4.2144 \times 10^{-5}, 2.733 \times 10^{-5}, 0.0134)^T \quad (12)$$

$$Q = \text{diag}(0, 0, 0, 0.05^2, 0.05^2, 0.05^2, 0.01^2, 0.01^2, 0.01^2, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$

$$H = \begin{pmatrix} 1000000000000000 \\ 0100000000000000 \\ 0010000000000000 \\ 0001000000000000 \\ 0000100000000000 \\ 0000010000000000 \\ 0000001000000000 \end{pmatrix}$$

칼만 필터는 다음 식들로 진행된다. 이때, 측정값(z_k)은 다음 식 (13)와 같다.

$$z_k = \begin{pmatrix} \Delta h_{NED}^{INS} - \Delta h_{NED}^{GPS} \\ V_{NED}^{INS} - V_{NED}^{GPS} \end{pmatrix} \quad (13)$$

간접 되먹임 칼만 필터의 계산 과정은 다음 그림 2와 같다. 칼만 필터는 측정값을 입력하여 추정값을 구하는데 먼저 예측 추정값과 예측 오차 공분산을 구하여 예측하는 과정을 거친다. 그 후에 칼만 이득을 계산하고 추정값을 계산한 후 출력한다. 그리고 다음 시간에서 사용될 오차 공분산을 계산하게 된다.

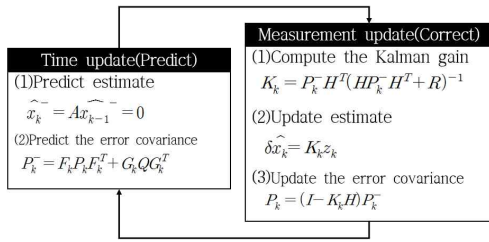


그림 2. 간접 피드백 칼만 필터의 계산 과정

Fig. 2 Calculating procedure of indirect feedback Kalman filter

III. 실험

본 시스템의 성능을 확인하는 실험은 IMU와 GPS를 자동차에 부착한 후, 자동차를 동작시켜 수행하였다. IMU와 GPS는 두 가지가 결합되어 있는 micro strain사의 3DM-GX-35를 사용하였다. IMU는 0.01초, GPS는 1초마다 데이터가 갱신된다. 실험은 미국의 센트럴 플로리다 대학 근처에서 수행되었다.

실험은 일정 시간 동안 지상에서 자동차가 실험한 데이터를 기반으로 복합 항법 시스템을 사용하여 주행 내용을 확인하는 방법으로 실행되었다. 370초까지는 GPS 신호를 주기적으로 사용하여 IMU를 수정 보완하는 복합 항법 시스템을 사용한다.

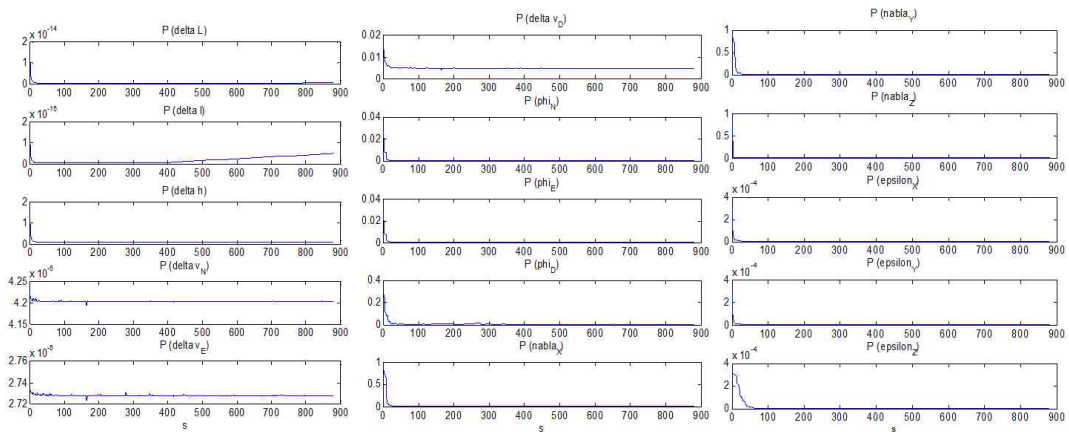
이 때, 각 방향별 속도(V_N, V_E, V_D)는 GPS로부터 얻어진 선속도를 IMU의 방향 코사인 행렬(C_n^b)을 곱한 값으로 변환하여 사용하였다.

그림 3은 오차 공분산 행렬 P 의 대각 성분의 변화를 나타낸다. 각각의 값들은 일정한 값으로 수렴한다. 이는 칼만 필터가 안정됨을 의미한다. $P(\delta L)$ 과 $P(\delta l)$ 는 370초 이후로 증가하는데 이는 GPS를 370초 이후에 끄기 때문이다.

그림 4는 자동차의 위치(L, l, h), 속도(V_N, V_E, V_D), 자세(roll, pitch, yaw)나타낸다. 370초 이후는 GPS를 끈 상태에서 관성 항법만으로 주행한 것을 나타낸다. 다만, 자동차 주행 속도를 실시간으로 컴퓨터에 전달하기 위하여, GPS의 선속도 정보와 높이 정보 h 를 사용하였다.

이것은 추후 본 시스템을 수중 로봇 시스템에 적용하기 위한 가정으로서, 수중 로봇의 속도와 깊이는 DVL과 깊이 센서를 통하여 항상 측정 가능하다는 것을 반영한 것이다. 이 경우에도 그림 5, 6와 같이 관성 항법 시스템이 GPS 신호를 잘 추정하는 것을 확인할 수 있다.

GPS 신호가 없는 경우의 위치 인식은 사용된 IMU 센서와 속도 측정값의 정확도에 크게 좌우된다. 실험에 사용된 증거가의 센서값으로부터 칼만 필터를 통하여 최적화된 위치 추정값은 GPS의 보정이 없는 시간이 길어지면 길어질수록 오차가 누적된다.

그림 3. 칼만 필터의 행렬 P 의 대각 성분Fig. 3 P Matrix's diagonal component of Kalman filter

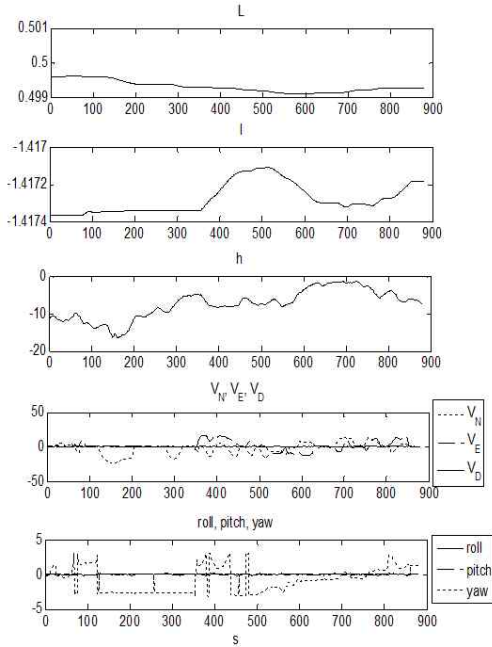


그림 4. 추정된 자동차의 위치, 속도, 자세
Fig. 4 Estimated position, velocity, posture of the car

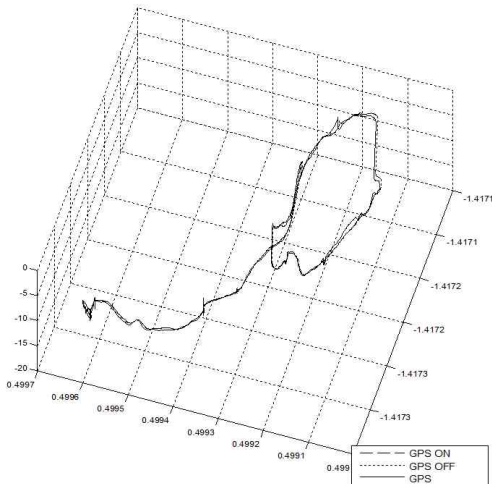


그림 5. GPS 측정값과 실제 이동 경로와 복합 항법 시스템의 경로(1)
Fig. 5 The measured path from GPS and the estimated path from hybrid navigation system(1)

Fig. 5 The measured path from GPS and the estimated path from hybrid navigation system(1)

IV. 결 론

본 논문에서는 위치, 속도, 자세, 가속도 바이어스, 각속도 바이어스의 상태 변수를 기반으로 IMU 방정식과 간접 되먹임 칼만 필터를 사용하여 이동 로봇의 위치와 속도를 구한다. 실험 결과를 통하여 자동차의 실제 이동 경로와 복합 항법 시스템의 이동 경로와 서로 일치하는 것을 확인하였다.

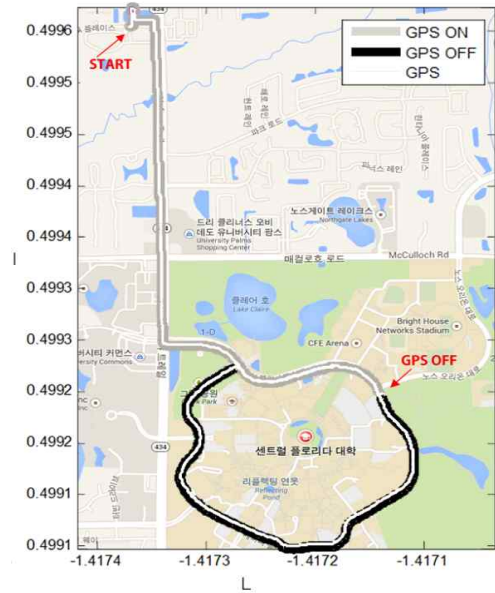


그림 6. 실제 이동 경로와 복합 항법 시스템의 경로(2)
Fig. 6 The path of actual movement and the path of hybrid navigation system(2)

제안한 복합 항법 시스템은 시스템 초반에는 GPS 위치 데이터를 수신 받아 위치를 구하다가 GPS 위치 데이터를 사용하지 않는다. 그럼에도 복합 항법 시스템은 이동 로봇의 위치를 잘 추정하는 것을 알 수 있다. 추후에는 지상뿐 만아니라 수중에서도 본 시스템을 적용할 수 있도록 수중 속도를 측정할 수 있는 DVL과 깊이 센서를 추가하여 수중에서의 이동 로봇의 위치 파악을 연구할 계획이다.

References

- [1] J.W. Kwon, M.S. Park, T.E. Kim, D.K. Chwa, S.K. Hong, "Localization of Outdoor Wheeled

- Mobile Robots using Indirect Kalman Filter Based Sensor fusion," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 14, No. 8, pp. 800-808, 2008 (in Korean).
- [2] T.S. Yoo, S.I. Yoon, "DVL-RPM based Velocity Filter Design for a Performance Improvement Underwater Integrated Navigation System," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 19, No. 9, pp. 774-781, 2013 (in Korean).
- [3] S.Y. Cho, M. Enkhtur, K.H. Kim, "AMRHKF Filter based Integrated Navigation Technology for Vehicle Augmented Reality System," Proceedings of ICROS, pp.109-110, 2012 (in Korean).
- [4] S.H. Mok, H.C. Bang, J.H. Kwon, M.J. Yu, "Terrain Referenced Navigation for Autonomous Underwater Vehicles," Journal of Institute of Control, Robotics and Systems, Vol. 19, No. 8, pp. 702-708, 2013 (in Korean).
- [5] C.M. Lee, P.M. Lee, W.J. Seong, "Underwater Hybrid Navigation Algorithm Based on an Inertial Sensor and a Doppler Velocity Log Using an Indirect Feedback Kalman Filter," Journal of Ocean Engineering and Technology, Vol. 17, No. 6, pp. 80-90, 2003 (in Korean).
- [6] S.B. Bae, M.J. Kim, D.H. Shin, S.T. Kwon, W.K. Baek, M.G. Joo, "A Design of a Simplified Hybrid Navigation System for a Mobile Robot by Using Kalman Filter," IEMEK J. Embed. Syst. Appl., Vol. 9, No. 5, pp. 299-305, 2014 (in Korean).
- [7] J.W. Lee, H.S. Kim, "A Study of High Precision Position Estimator Using GPS/INS Sensor Fusion," Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea, Vol. 49, No. 11, pp. 159-166, 2012 (in Korean).
- [8] S.Y. Cho, B.D. Kim, S.C. Young, W.S. Choi, "Multi-Filter Fusion Technique for INS/GPS," Journal of The Korean Society for Aeronautical & Space Sciences, Vol. 34, No. 10, pp.48-55, 2006 (in Korean).

Min J. Kim (김민지)



She received her B.S. in telecommunication engineering from Pukyong National University, Busan, Korea in 2014. She is currently working toward M.S. degree at

Pukyong National University. Her research interests include factory automation, embedded system, and unmanned vehicle systems.

Email: kaymayjay@pknu.ac.kr

Moon G. Joo (주목갑)



He received his B.S. in electronics and electric engineering, an M.S. in computer and communications engineering, and a Ph.D. in electrical and computer engineer-

ing from Pohang University of Science and Technology, Pohang, Korea in 1992, 1994, and 2001, respectively. Since 2003, he is a professor of Information and Communications engineering at Pukyong National University, Busan, Korea. His research interests include factory automation and intelligent control.

Email: gabi@pknu.ac.kr