

확장형 칼만필터를 이용한 무인 자동차의 자율항법 최적화 알고리즘 개발

윤득선¹⁾ · 유환신^{*2)}

경기공업대학 메카트로닉스과¹⁾ · 호원대학교 자동차 · 기계공학부²⁾

Development of the Optimized Autonomous Navigation Algorithm for the Unmanned Vehicle using Extended Kalman Filter

DukSun Yun¹⁾ · HwanShin Yu^{*2)}

¹⁾Department of Mechatronics Engineering, Kyonggi Institute of Technology, Gyeonggi 429-450, Korea

²⁾Department of Automotive & Mechanical Engineering, Howon University, Jeonbuk 573-718, Korea

(Received 21 February 2007 / Accepted 10 January 2008)

Abstract : Unmanned vehicle has a performance for finding the path and the way point by itself, so called orientation and direction. For the more precise navigation performance, Extended kalman filter, which is integrated with inertial navigation system and global positioning system is proposed in this paper. Extended kalman filter's performance is evaluated by the simulation and applied to the unmanned vehicle. The test result shows the effectiveness of Extended kalman filter for the navigation.

Key words : Unmanned vehicle(무인 자동차), Extended Kalman filter(확장형 칼만필터), GPS(범 지구 측위 시스템), INS(관성 항법 시스템), Navigation(항법)

Nomenclature

ψ : yaw
 θ : pitch
 ϕ : roll
 Φ_k : relationship matrix of x_k and x_{k+1}
 Ω : rotation rate of earth to the solar
 $\delta w_x, \delta w_y, \delta w_z$: bias of the gyro sensor
 $\ddot{x}_b, \ddot{y}_b, \ddot{z}_b$: bias of the acceleration sensor
 x_p, x_f : receiver clock's *phase* and *frequency* bias
 x_k : state variable vector at t_k , [n×1]
 u_k : given white noise of process, [n×1]
 v_k : given white noise of measurement, [n×1]
 H_k : relationship matrix of the state and measure-

ment at t_k , [m×n]

R_m : meridian radius of curvature
 R_t : traverse radius of curvature
 P_k : measurement noise covariance
 Q_k : process noise covariance

1. 서론

최근의 무인자동차의 발전은 ‘미래형 자동차’라는 테마로 활발하게 연구가 진행 중이며 보다 지능적이고, 보다 친환경적이며 에너지를 적게 소모하는 시스템으로 발전해 가고 있다.

특히, 지능형 자율항법의 발달에 있어서는 스스로 항법에 필요한 자료를 수집하여 가공하고 분석, 분류하여 주행이 가능한 경로를 지속적으로 탐색함으로써 최종 목적지에 도달하는 일련의 과정이 매

*Corresponding author, E-mail: hsyu@mail.howon.ac.kr

우 지능화되어 경로의 탐색뿐만 아니라 주변의 환경에 민감하게 반응하여 주행 안정성을 높인 시스템이 개발되고 있다.

무인 자동차의 항법에 관련한 연구를 수행한 Lumelsky²⁾ 등은 환경지도를 생성하지 않으며 미지의 환경을 주행할 수 있는 주행기법을 제안하였으나 최적경로의 생성은 불가능하였다.

Zelinsky⁵⁾는 부분적인 사진트리의 구조를 가진 환경지도를 가지고 자율주행하는 방법을 제안하였으나 지도상의 영역한계가 명확하지 못하여 실제로 적용하는 것은 매우 어렵다.

무인 자동차가 자율주행과정에서 접할 수 있는 장애물을 회피하여 사고를 피하는 방법에는 Borstein¹⁾이 등간격의 윈도우에 장애물은 척력, 주행 가능한 도로는 인력이 작용한다고 가정하는 VFF (virtual force field) 기법을 제안하였다. 그러나 이 방식은 무인자동차가 장애물 내에 갇히게 되어 주행을 중단하는 경우가 발생하게 되며 본래의 최적경로로 회귀하는 시간이 상대적으로 길어진다.³⁾

본 논문에서는 무인자동차의 자율항법의 최적화를 위하여 확장형 칼만필터를 설계하여 항법 시스템에 도입하였다. GPS와 INS의 데이터를 융합하여 필터링하고 확장형 칼만필터에서 항법에 적합한 정보를 추출해내는 것을 목표로 하였으며 시뮬레이션으로써 필터의 성능을 검증하고 무인자동차에 적용하며 봄으로써 성능의 향상을 확인하였다.

2장에서는 본 논문에서 개발한 알고리즘이 적용된 무인자동차의 소개와 차량의 모델링, 확장형 칼만필터의 구성을 소개하고 3장에서는 실차실험의 시나리오, 실험방법과 결과 등을 제시하였다.

2. 무인자동차의 시스템 구성

무인자동차의 가장 기본적인 기능은 설정된 목적지를 자율적으로 찾아가는 것이다. 이를 위해서는 차량의 운동을 제어하는 제어 시스템과 이동을 감시하여 목적지에 도달하도록 하는 항법 시스템이 필요하다. 제어 시스템에서는 항법 알고리즘에서 전달된 명령을 정확히 구현할 수 있는 정밀도가 요구되며 항법 시스템은 현재 위치를 알아내는 자기위치추정기술(self-localization)과 어디로 어떻게 움직

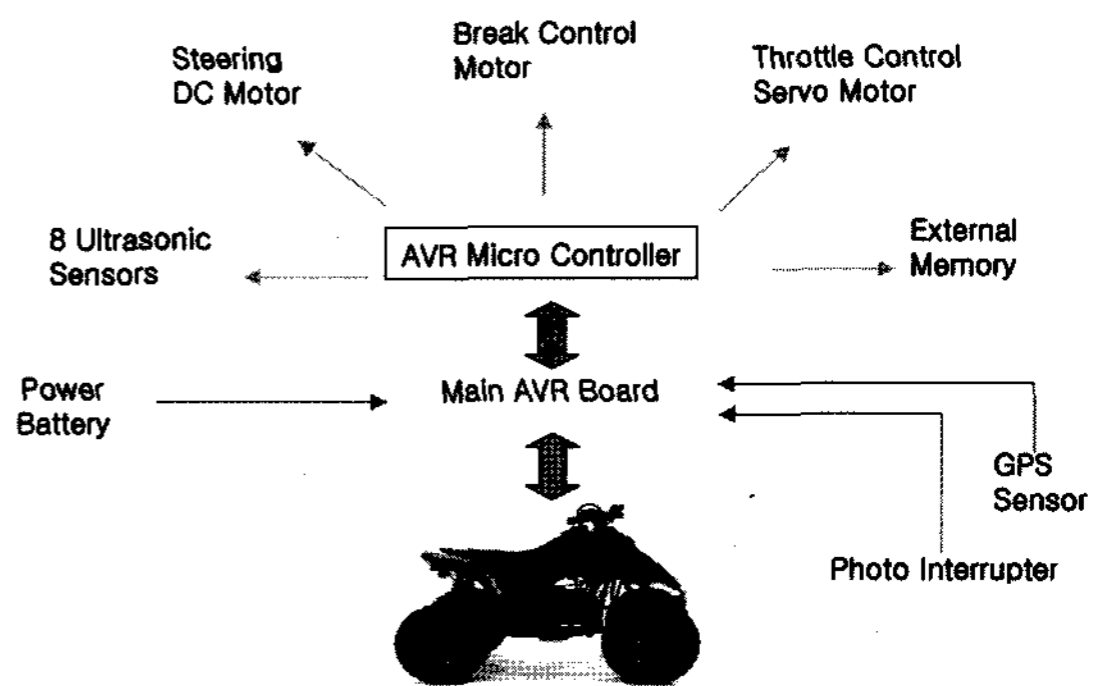


Fig. 1 Concept of the autonomous unmanned vehicle

직여야 하는지를 결정하는 경로계획(navigation) 및 경로추종기술이 필요하다.

2.1 무인자동차의 구조

본 논문의 무인자동차는 Fig. 1에 보이듯이 100cc 출력을 가진 ATV(All Terrain Vehicle)을 개조하였다. 횡방향 제어는 조향축에 직류모터를 직접 연결하고 동축회전 엔코더를 이용하여 조향각을 제어하였다. 종방향 제어는 텐던방식으로 되어있는 기존의 시스템에 RC서보모터를 이용하여 제어하였다.

본 논문에서 사용하는 센서 시스템은 초음파 센서, 자이로 센서 그리고 가속도 센서 등이다. 초음파 센서는 근거리의 장애물을 검출하여 회피하도록 정보를 제공하며 자이로 센서는 선회방향의 각속도를 생성하고 가속도계는 각 축방향의 가속도를 생성하여 지역경로계획 정보를 제공하게 된다.

2.2 무인자동차의 항법 시스템

무인자동차의 물리적인 특성을 감지하는 센서들을 이용한 관성항법에 사용되는 센서로는 지자기 센서, 가속도 센서와 자이로 센서 등이 있다. 관성항법은 적분연산을 이용하는 항법이므로 고주파 성분의 잡음을 제거한 항법정보를 연속적으로 계산할 수 있다는 장점은 있으나 가속도와 각속도 적분과정에서 발생하여 누적되는 오차를 배제하기 어려워 결국 발산하는 특성이 있다.

위성항법은 GPS 위성에서 보내오는 1[Hz]의 데이터를 이동 중인 무인자동차에서 수신하여 지구상에서의 위치를 측정하므로 데이터의 수신시 마다

새로운 위치 데이터를 갱신하므로 오차의 범위는 발산하지 않는다. 그러나 기본적으로 가진 정밀도의 오차범위가 있고 데이터의 갱신속도가 느리며 전파 장애물, 가시위성의 수 등의 주변 환경에 영향을 쉽게 받으므로 GPS를 단독으로 이용하여 항법을 구성하는 것은 정밀도가 매우 떨어지게 된다.⁸⁾

확장형 칼만필터(EKF: extended kalman filter)는 무인자동차의 주행궤적을 추적함에 있어서 간접적으로 계수를 추정하여 접근하는 방식으로 추가된 상태변수와 같은 미지의 계수들을 인위적으로 범위를 한정하고 시스템의 모델을 테일러 급수 전개로써 선형화하여 단순한 상태추정 문제로 변형하는 방법이다.⁴⁾

2.3 INS와 GPS를 융합한 확장형 칼만필터

2.3.1 시스템 운영

INS와 GPS의 융합은 GPS의 제한된 수준의 오차와 INS의 높은 데이터 주기 및 외부 독립성 등의 장점을 취하여 전체 시스템의 성능을 향상시킬 수 있다. 그러나 모든 센서들은 각각 다른 주기를 가지므로 이를 동기화 시키는 것이 핵심기술이 된다.

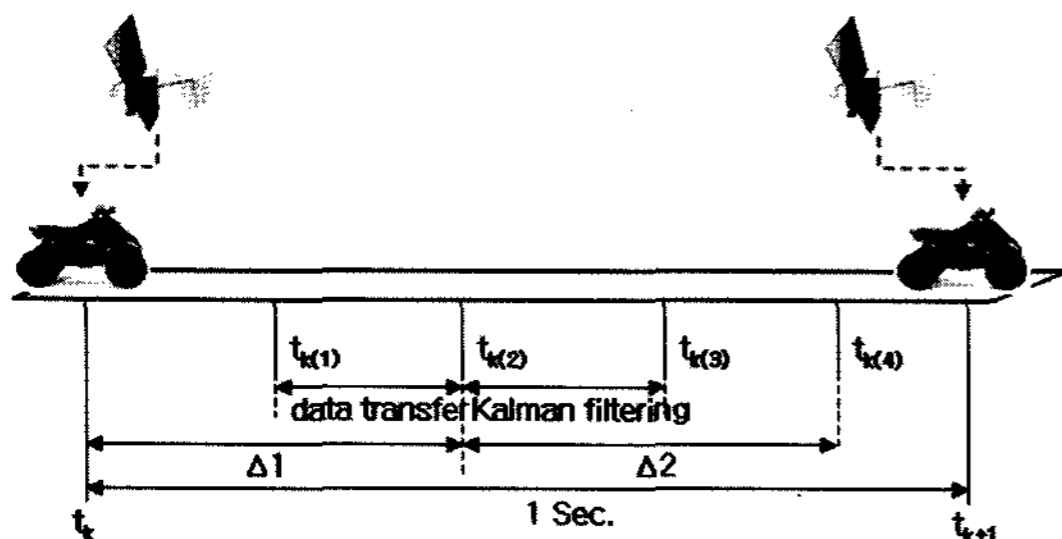


Fig. 2 INS & GPS data synchronization timing plot

Fig. 2에서 t_k 와 t_{k+1} 은 GPS에서 1[Hz]의 데이터를 수신하는 시점이며 t_k 에서 수신 데이터를 토대로 광역경로항법을 위한 연산을 시작하고 연산결과를 $t_{k(1)}$ 에서 항법용 컴퓨터로 전송한다.

이 연산결과는 항법용 $t_{k(2)}$ 에서 EKF를 시작하여 $t_{k(3)}$ 에서 필터링 연산을 종료하고 여기서 새로이 생성된 데이터로써 100[Hz]의 주기를 가진 INS의 시각동기 오차(timing synchro error)를 보상하였고 $\Delta 1$ 과 $\Delta 2$ 의 합은 1초를 넘기지 않도록 하였다.

2.3.2 시스템 좌표계

본 논문에서 설정한 좌표계는 지구중심 고정 좌표계(ECEF: Earth Centered Earth Fixed Frame)를 사용하였으며 x_e, y_e, z_e 로 표기하였다. 여기서 x_e 축은 그리니치 천문대를 나타내며 z_e 축은 북극점을 나타낸다. 또한 무인자동차에 설정한 좌표계에서 x 축은 롤(roll), y 축은 피치(pitch)를 나타내고 z 축은 요우(yaw) 방향을 나타내도록 하였다.⁶⁾

무인자동차의 자세(orientation)를 계산하기 위하여 방향코사인 행렬연산을 사용하였다. 무인자동차의 자세를 연산하기 위해서는 자이로 센서의 각속도에 대한 데이터가 필수적이다. 무인자동차의 좌표계를 나타내는 $w_{nb}^b = [w_{nbx}^b \ w_{nby}^b \ w_{nbz}^b]^T$ 와 자이로 센서의 출력을 나타내는 w_{ib}^b 는 아래의 식으로 구할 수 있다.

$$w_{nb}^b = w_{nbx}^b - C_n^b w_{in}^n \quad (1)$$

$$\text{여기서, } C_n^b = X(\psi) Y(\theta) Z(\phi)$$

$$= \begin{bmatrix} c\psi & s\psi & 0 \\ -s\psi & c\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c\theta & 0 & -s\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ s\theta & 0 & c\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c\phi & s\phi \\ 0 & -s\phi & c\phi \end{bmatrix} \quad (2)$$

식 (1)에서 w_{in}^n 은 아래의 식 (2)를 통하여 구할 수 있다.

$$w_{in}^n = w_{ie}^n + w_{en}^n \quad (3)$$

$$w_{ie}^n = [\Omega \cos L, 0, -\Omega \sin L] \quad (4)$$

$$w_{en}^n = [\dot{l} \cos L, -\dot{L}, -\dot{l} \sin L] \quad (5)$$

여기서, 식 (2)에 테일러 급수를 적용하여 무인자동차의 자세를 나타내는 방향코사인 C_n^b 를 구하면 무인자동차의 자세를 나타내는 ϕ (roll), θ (pitch), ψ (yaw)각을 아래와 같이 연산할 수 있다. 여기서, L 은 무인자동차의 경도(longitude)를 나타내며 l 은 위도(latitude)를 나타낸다.

$$\phi = \tan^{-1}\left(\frac{\sin \phi}{\cos \phi}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{C_{32}}{C_{33}}\right) \quad (6)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{\sin \theta}{\cos \theta}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{C_{31}}{\sqrt{C_{11}^2 + C_{21}^2}}\right) \quad (7)$$

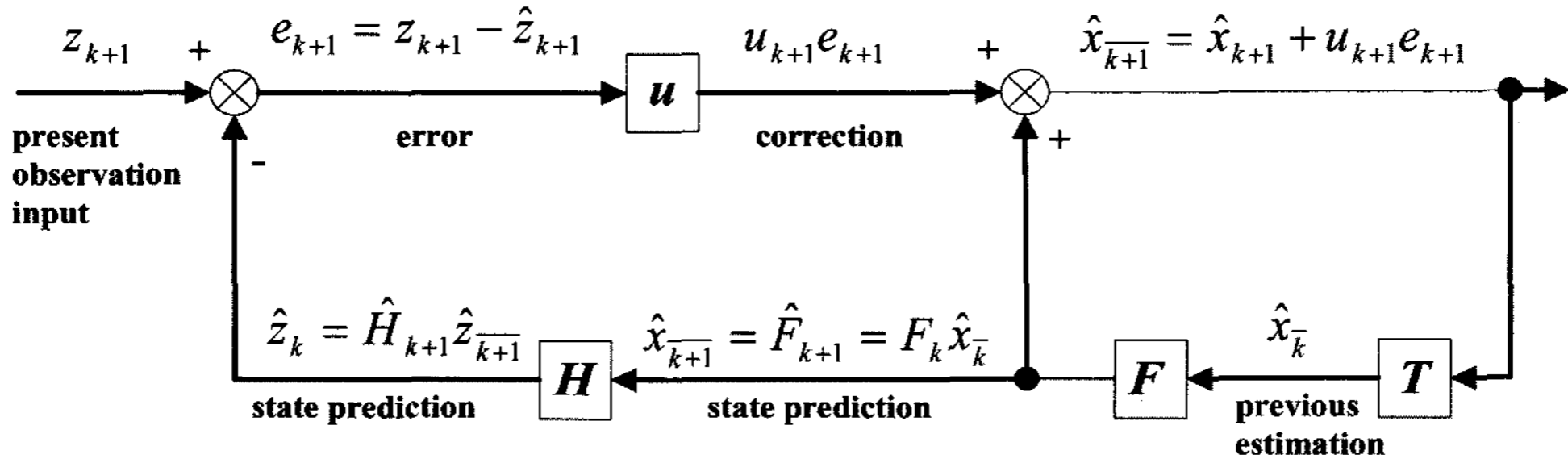


Fig. 3 Information flow of state and observation model for the unmanned vehicle

$$\psi = \tan^{-1}\left(\frac{\sin \psi}{\cos \psi}\right) = \tan^{-1}\left(\frac{C_{21}}{C_{11}}\right) \quad (8)$$

2.3.3 시스템 모델링

확장형 칼만필터 알고리즘을 이용한 자이로, 가속도 센서의 바이어스 추정에는 아래의 시스템 모델과 관측모델을 이용하였다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= F_k x_k + G_k u_k \\ z &= H_k x_k + v_k \end{aligned} \quad (9)$$

위의 시스템 모델을 이산화하면 아래와 같으며 각 이산시점에서 센서로부터 데이터를 검출한다.

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + u_k \quad (10)$$

$$x = [\psi \ \theta \ \phi \ \delta\omega_z \ \delta\omega_y \ \delta\omega_x \ \ddot{x}_b \ \ddot{y}_b \ \ddot{z}_b]^T \quad (11)$$

또한, 공정잡음 u_k 과 측정잡음 v_k 는 아래와 같으며 $E[u_k \cdot v_k^T] = 0$ 이 되므로 서로 무관한 변수임을 알 수 있다.

공정잡음 공분산 행렬:

$$E[u_k \cdot u_k^T] = \begin{cases} Q_k, & i = k \\ 0 & \end{cases} \quad (12)$$

측정잡음 공분산 행렬:

$$E[v_k \cdot v_k^T] = \begin{cases} P_k, & i = k \\ 0 & \end{cases} \quad (13)$$

일반적으로 k 까지 정보가 주어진 경우, 시간 $k+1$ 에서의 상태추정은 \hat{x}_k 라 정의하면 이때의 추정오차는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$e_k = x_k - \hat{x}_k \quad (14)$$

그리고 잡음을 가진 측정값 z_k 와 초기 추정치 \hat{x}_k 를 선형적으로 융합하면 상태추정변수를 갱신할 수 있는 식으로 유도할 수 있다.

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k + K_k(z_k - H_k \hat{x}_k) \quad (15)$$

위의 \hat{x}_k 는 갱신된 상태추정변수이며 K_k 는 미정의 칼만이득이다. 칼만이득을 상태오차추정 공분산 행렬 P_k 에 대하여 정리하면 아래의 식과 같다.

$$K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + R_k)^{-1} \quad (16)$$

칼만이득을 이용하여 상태추정변수의 평균제곱오차(MSE)를 최소화할 수 있으며 이로써 시스템의 다음 상태를 예측하고 실제 모델과 측정된 데이터 간의 오류를 최소화할 수 있다.

그러므로 Fig. 3에 보이듯이 예측과 실측에 의한 데이터의 수정을 반복함으로써 필터링의 효과를 얻을 수 있게 된다. 칼만이득을 상태오차추정 공분산 행렬 P_k 과의 관계식을 유도하면 아래와 같다.

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k \quad (17)$$

2.4 시스템 바이어스 오차 모델링

2.4.1 GPS 오차 모델링

GPS의 상태변수는 수신기의 동적모델과 시계모델을 고려해야만 한다. 또한 x, y, z 축의 위치, 속도, 시계 바이어스, 부유(drift) 오차를 포함하고 있어야 하므로 아래의 식 (18)과 같이 기술할 수 있다.

$$\dot{x}_{GPS} = F_{GPS} x_{GPS} + w_{GPS} \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ \dot{x}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F_x & O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} \\ O_{2 \times 2} & F_y & O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & F_z & O_{2 \times 2} \\ O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & O_{2 \times 2} & F_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ x_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_x \\ w_y \\ w_z \\ w_c \end{bmatrix}$$

$$F_x = F_y = F_z = F_c = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad x_c = \begin{bmatrix} x_p \\ x_f \end{bmatrix}$$

여기서, 부유오차는 수신기 시계의 위상과 주파수의 오차이며 아래의 식 (19)와 같이 2개의 상태변수모델로 표현할 수 있다.

$$\dot{x}_c = F_c x_c + w_c \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_p \\ \dot{x}_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_p \\ w_f \end{bmatrix}$$

식 (19)를 이산화시키면 식 (20)과 같다.

$$x_{k(GPS)} = \Phi_{\Delta t(GPS)} x_{k+1(GPS)} + w_{k+1(GPS)} \quad (20)$$

여기서, $x_{GPS} = [x \dot{x} y \dot{y} z \dot{z} x_p x_f]$ 이며 측정식 z_{GPS} 는 식 (21)과 같이 쓸 수 있다.

$$z_{GPS} = \Delta \rho = \hat{\rho} - \rho = H_{GPS} x_{GPS} + v_{GPS} \quad (21)$$

여기서, 행렬 H 는 GPS 위성과 수신기의 연결을 나타내므로 측정연결행렬(measurement connection matrix)라 한다. 만약, 가시위성이 4개 이하가 되면 해를 구할 수 없으므로 본 논문에서는 가시위성이 4개 이상 확보된 것을 가정하여 식 (22)와 같이 정의하였다.

$$H_{GPS} = \begin{bmatrix} s_{x1} & s_{y1} & s_{z1} & 1 \\ s_{x2} & s_{y2} & s_{z2} & 1 \\ s_{x3} & s_{y3} & s_{z3} & 1 \\ s_{x4} & s_{y4} & s_{z4} & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

2.4.2 INS 오차 모델링

관성항법에서 고려할 오차는 위치오차 δP , 속도 오차 δV , 자세오차 δA 등이 있으며 가속도 센서의 바이어스 오차 δf^b , 자이로 센서의 바이어스 오차 δw_b 도 고려해야만 한다. INS 오차모델의 시스템방정식과 성분은 식 (23)과 같다.

$$x_{INS} = [\delta P^{nT} \quad \delta V^{nT} \quad \delta A^{nT} \quad \delta f^{nT} \quad \delta w^{nT}]^T \quad (23)$$

$$\delta P^n = [\delta P_N \quad \delta P_E \quad \delta P_D]^T$$

$$\delta V^n = [\delta V_N \quad \delta V_E \quad \delta V_D]^T$$

$$\delta A^n = [\delta A_N \quad \delta A_E \quad \delta A_D]^T$$

$$\delta f^n = [\delta f_N \quad \delta f_E \quad \delta f_D]^T$$

$$\delta w_{ib}^n = [\delta w_{ibN}^n \quad \delta w_{ibE}^n \quad \delta w_{ibD}^n]^T$$

여기서, 무인자동차에 정의된 좌표계 상의 가속도센서와 자이로센서에서의 데이터는 각각 δf^b , δw_b 으로 표현할 수 있으며 항법 좌표계로 변환이 되어야 한다. 따라서 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\delta f^n = C_b^m \delta f^b \quad (24)$$

$$\delta w_{ib}^n = C_b^m \delta w_{ib}^b$$

따라서 위치, 속도, 자세에 대한 방정식 오차모델을 표현하면 식 (25)와 같이 쓸 수 있다.

$$\delta \dot{V}^n = -(2w_{ie}^n + w_{en}^n) \times \delta V^n \quad (25)$$

$$+ f^n \times \delta A^n + \delta G^m + C_b^m \delta f^b$$

$$\delta \dot{P}^n = -w_{ie}^n \times \delta P^n + \delta V^n$$

$$\delta \dot{A}^n = -w_{ie}^n \times \delta A^n + w_{en}^n + C_b^m \delta w_{ib}^b$$

그러므로 INS의 측정치는 무인자동차의 위치값 P_{INS} 와 GPS의 위치값 P_{GPS} 의 차이값으로 표현할 수 있으며 아래와 식 (26)과 같이 쓸 수 있다.

$$z_{INS} = P_{INS} - P_{GPS} = H_{INS} x_{INS} + v_{INS}$$

$$H_{INS} = [I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3}] \quad (26)$$

2.5 통합필터 설계

GPS와 INS를 통합하는 필터를 설계하는 방식은 GPS와 INS의 자체의 필터를 통과한 데이터를 통합하는 것이므로 이중필터의 효과를 누릴 수 있다.⁷⁾

여기서, 통합필터의 측정방정식과 구성행렬 H 는 식 (27)과 같이 기술할 수 있다.

$$z_{INS} = H_{INS} x_{INS} + v_{INS} \quad (27)$$

$$= [H \quad 0_{6 \times 9}] \begin{bmatrix} x_{GPS} \\ x_{INS} \end{bmatrix} + v_{INS}$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ R_m + h & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_t + h & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Fig. 4에서는 필터 시스템의 내부 구성도를 보이고 있으며 확장형 칼만필터에서의 최종출력은 항법의 구현에 필요한 정보이다.

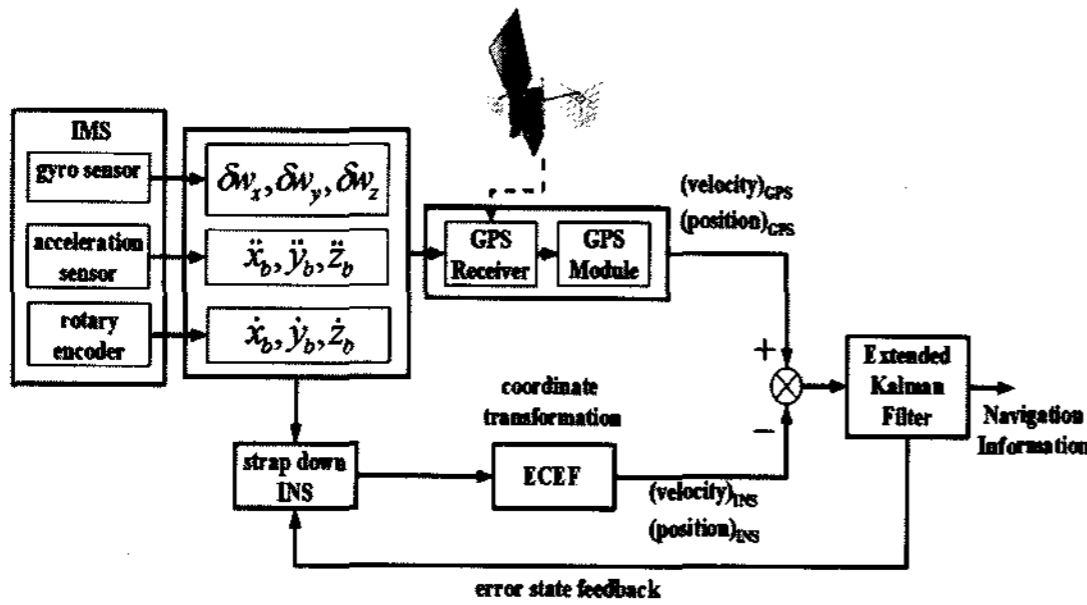


Fig. 4 Internal block diagram of navigation system

3. 실험 및 검증

3.1 필터의 성능검증

필터의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 실시하였다. Table 1에서는 시뮬레이션에 필요한 무인자동차의 주행 시나리오를 나타내었다.

필터의 성능을 실험하는 단계에서는 최적의 주행 궤도로 회귀하는 실험은 배제하고 오로지 목적지에 정확히 도달하는 성능을 관측함으로써 필터의 성능을 확인하였다. Fig. 5에서는 시뮬레이션의 결과를 보이고 있다. Fig. 5(a)~(d)까지의 모든 결과에서 x ,

Table 1 Scenario for the unmanned vehicle movement

Time[sec.]	Movement	Velocity	Acceleration
0~10	stop	0 [m/sec]	0
10~20	acceleration	increase	0.1 [m/sec ²]
20~120	uniform velocity	1 [m/sec]	0
120~130	deceleration	decrease	0.1 [m/sec ²]
130~	stop	0 [m/sec]	0

y 축 모두 거리를 나타내며 시간에 대한 차원은 Table 1의 주행 시나리오에서 나타내었다. 즉, 그래프 상의 위치 (0,0)은 출발지를 나타내며 (10,10)은 목적지를 나타낸다.

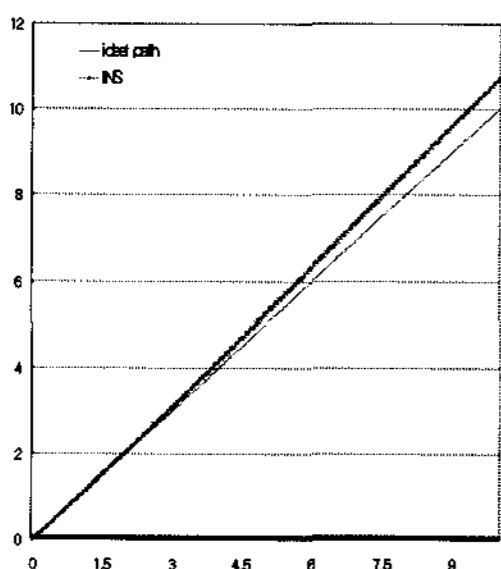
Fig. 5(a)는 필터에서 INS의 성능만을 검증하여 본 결과이다. 출발지에 위치하고 자세는 목적지 방향을 향하여 출발하였음에도 불구하고 도착지는 목적지와 약 1[m] 정도 벗어나게 되었다. 이는 에러를 누적하게 되므로 보정이 어려운 INS의 특성에 따른 결과로 사료된다.

Fig. 5(b)는 GPS의 정밀도에 대한 시뮬레이션 결과이다. 무인자동차가 지정된 경로를 완벽하게 주행하는 경우에 GPS에서 수신한 위치 데이터를 표현한 것으로서 오차의 범위는 x, y 축 방향으로 최대 1[m] 정도로 사료된다.

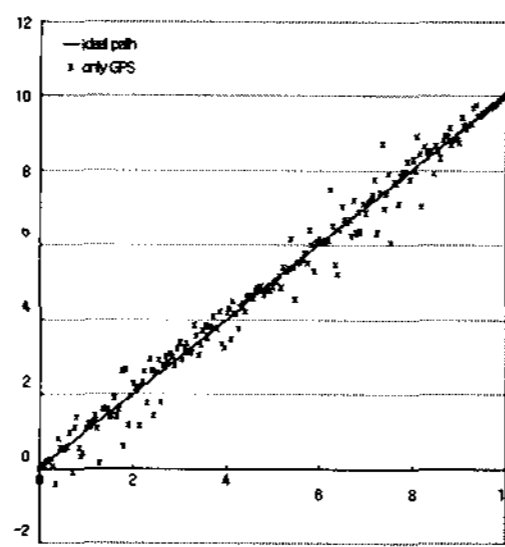
Fig. 5(c)는 출발지와 목적지는 같으나 주행방향을 y 축 방향으로 45° 벗어나게 하고 Fig. 5(d)는 x 축 방향으로 20° 벗어나게 한 후의 시뮬레이션 결과이다. EKF의 역할로써 목적지에 정확하게 도달하는 것을 볼 수 있었으나 주행경로를 추종하지 않고 있다.

3.2 실차실험

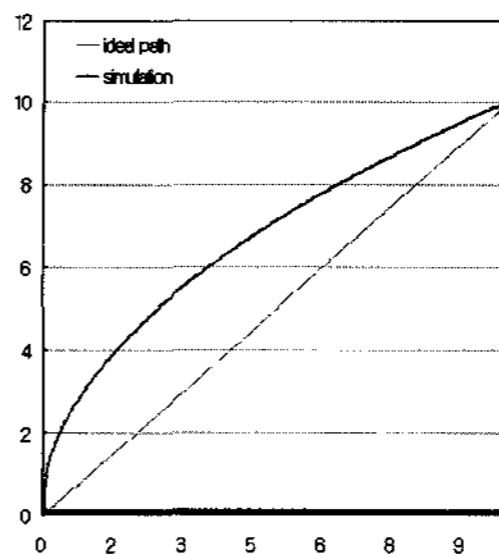
실차실험은 무인자동차가 최적으로 선정된 궤적



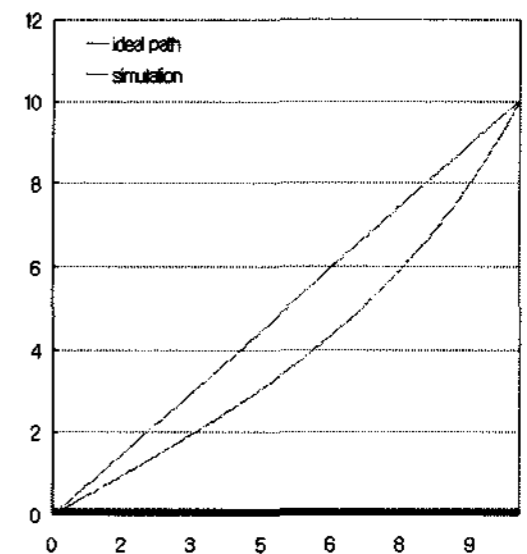
(a) INS simulation result



(b) GPS simulation result

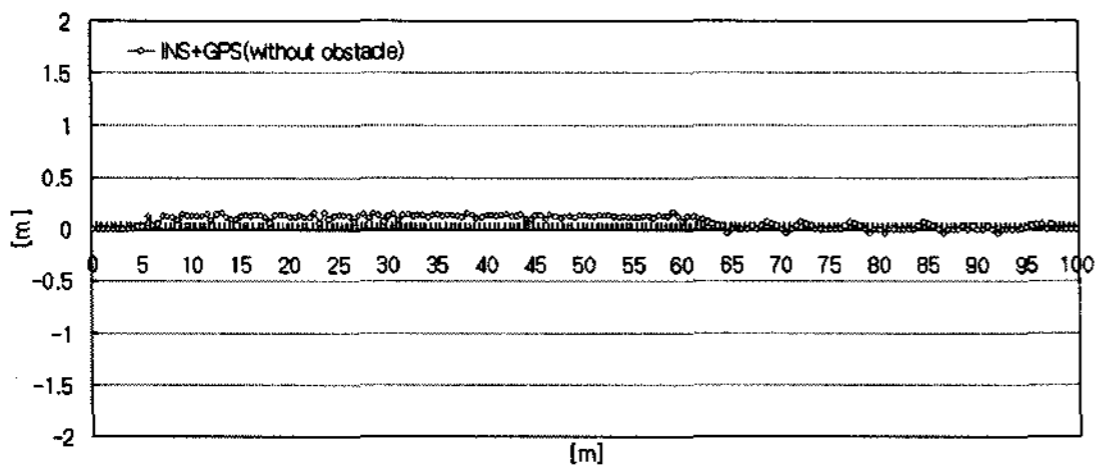


(c) +45° propensity(EKF)

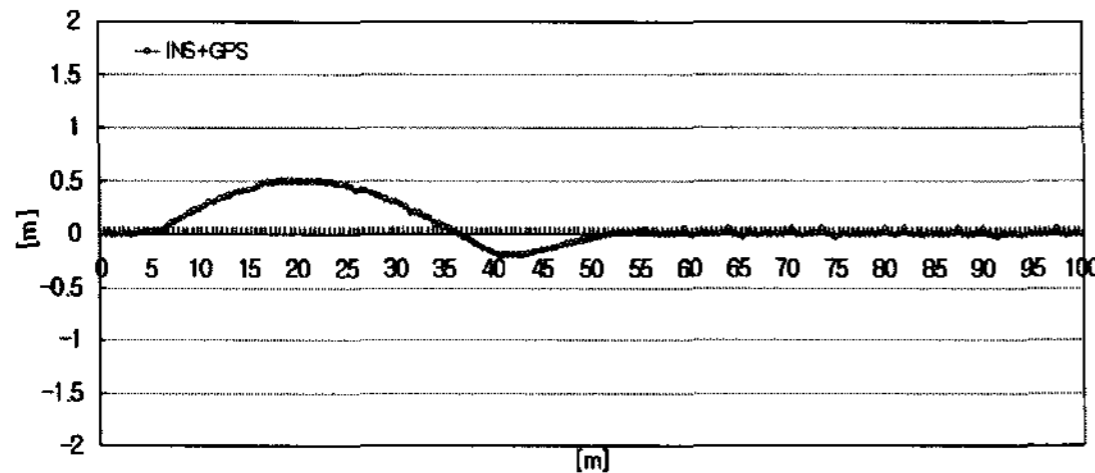


(d) -20° propensity(EKF)

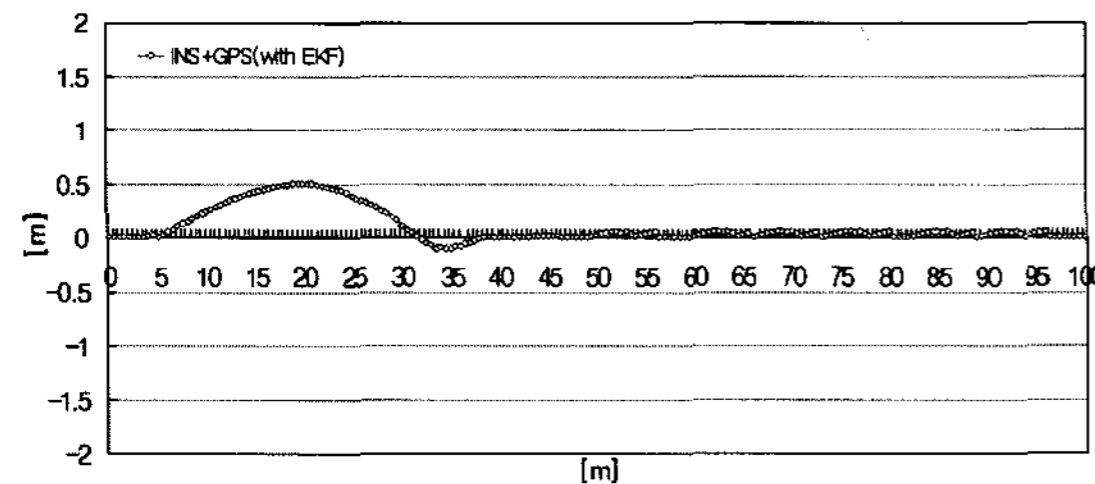
Fig. 5 EKF performance evaluation



(a) Case of INS+GPS without obstacle and EKF



(b) Case of INS+GPS without EKF



(c) Case of INS+GPS with EKF

Fig. 6 The improved navigation result of the EKF

을 주행 중에 장애물을 만나게 되어 회피동작을 수행한 후, 다시 최적의 주행경로로 회귀하는 시나리오를 구성하여 실시하였다. 직선도로에 설치된 장애물은 초음파 센서로 감지하여 회피동작을 수행하도록 프로그램 하였으며 회귀동작은 EKF를 이용한 알고리즘으로 수행하였다.

지름이 40[cm]인 원통형 장애물의 위치는 출발점으로부터 10[m] 경과된 곳 한 가운데에 설치하였고 시뮬레이션 결과와 비교하기 위하여 무인자동차의 속도는 등속으로 1[m/sec]가 되도록 제한하였다.

Fig. 6 (a)는 무인자동차의 주행성능을 검증하기 위한 실험이다. 장애물을 설치하지 않은 주행조건에서 GPS와 INS만으로 최적의 주행경로로 지정된 직선도로를 추종하는 성능을 검증하였다. EKF를 적용하지 않은 이 결과에서는 20[cm] 정도의 오차를 보이며 경로에서 벗어나는 경향도 있었으나 보

정이 되면서 수렴하는 결과를 보였다. 이는 GPS의 오차를 EKF 없이 완벽하게 제거하기가 어렵기 때문이다.

Fig. 6 (b)는 INS와 GPS만을 기반으로 초음파 센서를 이용하여 장애물을 검출, 회피동작을 수행케 함으로써 안정성을 높인 주행성능을 확인하였다. 그러나 주행경로를 25[cm] 이탈하고 있다.

Fig. 6 (c)는 INS와 GPS, 그리고 두 시스템을 융합한 확장형 칼만필터를 이용한 최적화된 항법 시스템으로 주행성능을 검증한 결과이다.

초음파 센서를 이용하여 장애물을 회피하는 성능은 크게 향상된 바는 없으나 주행경로로 회귀하는 성능은 보다 향상된 것으로 사료된다.

장애물을 회피하고 다시 주행경로로 복귀하는 거리가 Fig. 6 (b)의 경우는 출발점으로부터 37[m]이었으나 Fig. 6 (c)의 경우는 31[m]로서 6[m] 감소하는 성능향상을 보이고 있다.

또한, Fig. 6 (b)의 경우는 최고속도로 설정된 1 [m/sec] 보다 더 낮은 속도로 주행하여 목표속도에 미달하였으나 Fig. 6 (c)의 EKF를 연동한 경우에는 최고 속도도 1 [m/sec]에 이르렀을 뿐 아니라 등속주행으로 인하여 데이터의 간격이 일정하게 획득되었다.

4. 결론

INS와 GPS의 이질적인 데이터를 융합하여 생성된 무인 자동차의 선행적 주행정보를 바이어스 오차를 모델링하여 확장형 칼만필터를 이용하여 오차를 갱신하며 줄여나감으로써 자율항법의 성능을 최적화하였고 성능의 향상을 보이는 결과를 무인자동차의 실차실험을 통하여 도출해낼 수 있었다. 그러나 회피동작을 수행하고 주행궤도에 회귀한 이후에도 미세하게 궤도를 벗어나는 특성을 볼 수 있다. 이것에 대한 원인은 아래와 같이 정의할 수 있다.

- 1) 무인자동차의 무게중심점에서 벗어난 곳에 GPS 수신기를 설치함으로 인하여 편향된 에러가 발생하였다.
- 2) 편향 오차와 INS의 오차를 최소화하는 과정에서 시각차를 고려하지 않았기 때문에 편향오차와 INS 오차의 커플링이 발생하여 오차를 분리할 수 없으므로 완벽하게 제거되지 못하였다.

따라서 추후의 연구방향은 편향된 GPS 수신기 위치오차와 INS 오차의 모델을 융합하여 필터링 함으로써 보다 정밀한 항법 시스템을 설계하고 있다.

후 기

본 연구는 2007년도 호원대학교 교내 학술연구비에 의해 조성된 연구로서 관계부처에 감사드립니다.

References

- 1) J. Borenstein and Y. Koren, "The Vector Field Histogram - Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots," IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol.7, No.3, pp.278-288, 1991.
- 2) V. J. Lumelsky and A. A. Stepanov, "Path Planning Strategies for a Point Mobile Automation Moving Amidst Unknown Obstacles of Arbitrary Shape," Algorithmica, Vol.7, No.3, pp.28-288, 1991.
- 3) D. S. Yun, H. Y. Lim, H. S. Yu and J. H. Kim, "Collision Avoidance Algorithm and System Development for Unmanned Driving Safety of All Terrain Vehicle," Journal of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences, Vol.33, No.10, pp.104-110, 2005.
- 4) P. H. Winston, Artificial Intelligence, 3th edn, Addison-Wesley, 1993.
- 5) A. Zelinsky, "A Mobile Robot Exploration Algorithm," IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol.8, No.6, pp.707-717, 1992.
- 6) S. Hong, M. H. Lee, S. H. Kwon and H. H. Chun, "A Car Test for the Estimation of GPS/INS Alignment Errors," IEEE Transactions of Intelligent Transportation System, Vol.5, No.3, pp.208-218, 2004.
- 7) J. Y. Kim and K. S. Huh, "Development of Tire Lateral Force Monitoring Systems Using Non-linear Observers," Transactions of KSAE, Vol.8, No.4, pp.169-176, 2000.
- 8) J. A. Farrell, M. Barth, The Global Positioning System & Inertial Navigation, McGraw Hill, NewYork, 1999.