

# GPS와 INS의 센서융합을 이용한 확장형 칼만필터 설계 및 자율항법용 회피알고리즘 개발

## Avoidance Algorithm and Extended Kalman Filter Design for Autonomous Navigation with GPS & INS Sensor System Fusion

유환신 \*

Hwan-Shin Yu \*

### 요 약

무인자동차는 스스로 목적지와 경유지를 찾아서 항행할 수 있는 이동체이다. 이러한 항행의 성능을 보다 정밀하게 향상시키기 위하여 본 논문에서는 관성항법과 GPS를 융합한 확장형 칼만필터를 적용한 보정 알고리즘을 개발하였다. 확장형 칼만필터의 성능을 검증하기 위하여 무인자동차의 실차실험을 실시하고 그 결과로서 필터의 효율성을 확인하였다.

### Abstract

Autonomous unmanned vehicle is able to find the path and the way point by itself. 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, extended kalman filter, global positioning system, inertial navigation system

### Nomenclature

$\psi$  : yaw

$\theta$  : pitch

$\phi$  : roll

$\Phi_k$  : relationship matrix of  $X_k$  and  $X_{k+1}$

$\Omega$  : 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  $t_k$ ,  $[n \times 1]$

$u_k$  : given white noise of process,  $[n \times 1]$

$v_k$  : given white noise of measurement,  $[n \times 1]$

$H_k$  : relationship matrix of the state and measurement  
at  $t_k$ ,  $[m \times n]$

$R_m$  : meridian radius of curvature

$R_t$  : traverse radius of curvature

$P_k$  : measurement noise covariance

$Q_k$  : process noise covariance

\* 호원대학교 자동차기계공학부(College of Automotive and Mechanical Eng., Howon University)

· 제1저자 (First Author) : 유환신

· 접수일자 : 2007년 4월 3일



## Subscripts

b : local frame on the unmanned vehicle body  
 n : navigation frame  
 N : north  
 E : east  
 D : down

## I. 서 론

첨단차량에 관한 연구는 미래에 가장 큰 고부가가치를 창출하는 산업이 될 것이라는 믿음으로 세계 각국에서 활발히 연구가 진행되고 있는 중이다.

특히, 항법에 관련한 연구에서 Lumelsky[1] 등은 지도를 생성하지 않으며 미지의 환경을 주행할 수 있는 기법을 제안하였으나 최적경로의 생성이 불가능하였다.

Zelinsky[2]는 부분적인 트리의 구조를 가진 환경 지도를 가지고 자율주행하는 방법을 제안하였으나 지도상의 영역한계가 명확하지 못하여 실제로 적용하는 것은 매우 어려웠다.

자율항법은 출발점과 목표점의 정보를 가지며 오프라인으로도 구성이 가능한 광역경로계획과 주행 중에 예기치 않은 장애물을 회피하기 위한 온라인의 지역경로계획이 반드시 필요하다.

광역경로계획은 A\* 알고리즘을 대표적으로 사용하나 생성한 최단경로가 지나치게 많은 조향명령을 가지게 되어 굴곡이 심한 경로가 생성되므로 메모리가 부족한 무인자동차는 조향명령이 예정된 지점들을 모두 저장할 수 없으므로 주행속도를 높일 수 없게 된다[3].

장애물 회피하는 방법에 있어서 Borenstein[4]은 등간격의 원도우에 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 길어진다.

또한, 도로에 설치된 자기센서를 이용하여 무인자동차를 주행하게 하는 방식도 개발되었으나 장치비용이 많이 소요되고 규정된 도로 이외에는 주행이 불가능하다는 단점이 있다[5].

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

## II. 무인자동차의 시스템 구성

### 2-1 무인자동차의 구조

본 논문의 무인자동차는 그림 1에서 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 기존 시스템에 RC서보모터로 제어하였다.

또한 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 정보를 제공한다.



그림 1. 관성항법 시스템이 장착된 측면모습  
 Fig. 1. Side view of inertial navigation system installation

### 2-2 무인자동차의 항법 시스템

#### 2-2-1 관성항법과 위성항법

무인자동차의 물리적인 특성을 감지하는 센서들



을 이용한 관성항법에 사용되는 센서로는 자자기 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[3].

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[6].

### 2-2-2 확장형 칼만필터

칼만필터는 평균제곱오차(MSE: mean squared error)를 최소화하는 방법을 사용하여 순환적으로 무인자동차의 다음 상태를 예측하여 실제 모델과 측정된 데이터 간의 오류를 최소화할 수 있다.

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

## 2-3 INS와 GPS를 융합한 확장형 칼만필터

### 2-3-1 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[5].

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.

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

$$C_n^b = X(\psi) Y(\theta) Z(\phi)$$

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

식 (1)에서  $w_{in}^n$ 은 식 (3)으로 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  $\phi$ (roll),  $\theta$ (pitch),  $\psi$ (yaw)각을 아래와 같이 구할 수 있다. 여기서,  $L$ 은 경도(longitude)를 나타내며  $l$ 은 위도(latitude)를 나타낸다[8].

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

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

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

### 2-3-2 시스템 모델링

EKF 알고리즘을 이용한 센서의 바이어스 추정은 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



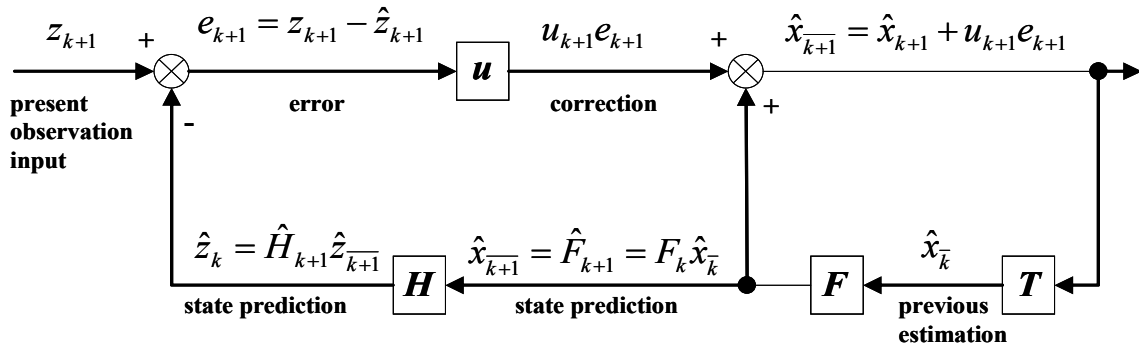


그림 2. 무인자동차의 상태 관측 모델의 신호흐름도

Fig. 2. Information flow of state and observation model for the unmanned vehicle

이산시점에서 센서로부터 데이터를 검출한다.

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

상태변수의 설정은 아래와 같이 할 수 있다.

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

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 그림 2에 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 알고리즘 개발

### 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 식 (19)의 상태변수모델로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_c &= F_c x_c + w_c \\ \begin{bmatrix} \dot{x}_p \\ \dot{x}_f \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ x_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_p \\ w_f \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (19)$$

식 (19)를 이산화 시키면 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  $\delta P$ , 속도 오차  $\delta V$ , 자세오차  $\delta A$  등이 있으며 가속도 센서의 바이어스 오차  $\delta f^b$ , 자이로 센서의 바이어스 오차  $\delta w_b$ 도 고려해야만 한다. INS 오차모델의 시스템방정식과 성분은 식 (23)과 같다.

$$\begin{aligned} x_{INS} &= [\delta P^n \delta V^n \delta A^n \delta f^n \delta w^n]^T \quad (23) \\ \delta P^n &= [\delta P_N \delta P_E \delta P_D]^T \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \delta V^n &= [\delta V_N \delta V_E \delta V_D]^T \\ \delta A^n &= [\delta A_N \delta A_E \delta A_D]^T \\ \delta f^n &= [\delta f_N \delta f_E \delta f_D]^T \\ \delta w_{ib}^n &= [\delta w_{ibN}^n \delta w_{ibE}^n \delta w_{ibD}^n]^T \end{aligned}$$

여기서, 무인자동차에 정의된 좌표계 상의 가속도 센서와 자이로센서에서의 데이터는 각각  $\delta f^b$ ,  $\delta w_b$ 으로 표현할 수 있으며 항법 좌표계로 변환이 되어야 한다. 따라서 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \delta f^n &= C_b^n \delta f^b \\ \delta w_{ib}^n &= C_b^n \delta w_{ib}^b \end{aligned} \quad (24)$$

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

$$\begin{aligned} \dot{\delta V}^n &= -(2w_{ie}^n + w_{en}^n) \times \delta V^n \\ &\quad + f^n \times \delta A^n + \delta G^n + C_b^n \delta f^b \\ \dot{\delta P}^n &= -w_{ie}^n \times \delta P^n + \delta V^n \\ \dot{\delta A}^n &= -w_{ie}^n \times \delta A^n + w_{en}^n + C_b^n \delta w_{ib}^b \end{aligned} \quad (25)$$

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.

$$\begin{aligned} z_{INS} &= P_{INS} - P_{GPS} = H_{INS} x_{INS} + v_{INS} \\ H_{INS} &= [I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3}] \end{aligned} \quad (26)$$

#### 2-5 통합필터 설계

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

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

$$\begin{aligned} z_{INS} &= H_{INS} x_{INS} + v_{INS} \\ &= [H \quad 0_{6 \times 9}] \begin{bmatrix} x_{GPS} \\ x_{INS} \end{bmatrix} + v_{INS} \end{aligned} \quad (27)$$



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

그림 3에서는 필터 시스템의 내부 구성도를 보이고 있으며 확장형 칼만필터에서의 최종출력은 항법의 구현에 필요한 정보이다.

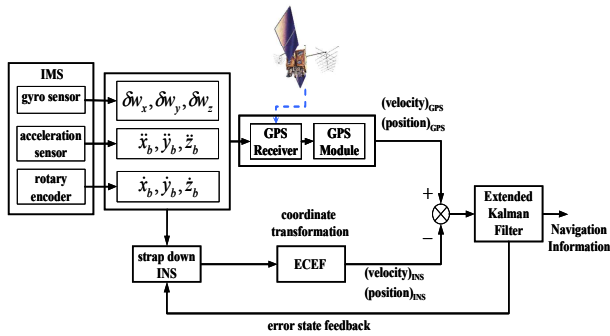


그림 3. 항법 시스템의 내부 구조도

Fig. 3. Internal block diagram of navigation system

### III. 실험 및 검증

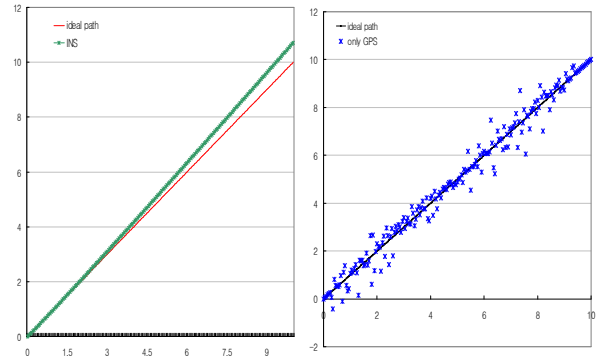
#### 3-1 필터의 성능검증

필터의 성능을 검증하기 위하여 시뮬레이션을 실시하였다. 표 1에서는 시뮬레이션에 필요한 무인자동차의 주행 시나리오를 나타내었다. 필터의 성능을 실험하는 단계에서는 최적의 주행궤도로 회귀하는 실험은 배제하고 오로지 목적지에 정확히 도달하는 성능을 관측하여 필터의 성능을 확인하였다.

표 1. 무인자동차의 모의실험 주행 시나리오

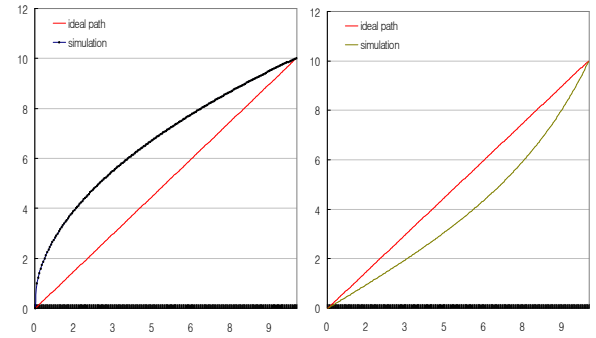
Table 1 Scenario for the unmanned vehicle movement

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



(a) INS simulation result

(b) GPS simulation result



(c) +45° propensity(EKF)

(d) -20° propensity(EKF)

그림 4. EKF의 성능평가

Fig. 4. EKF performance evaluation

그림 4에서는 시뮬레이션의 결과를 보이고 있다.

(a)~(d)까지의 모든 결과에서  $x$ ,  $y$  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.

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

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

(c)는 출발지와 목적지는 같으나 주행방향을  $y$  축 방향으로 45° 벗어나게 하고 (d)는  $x$  축 방향으로 20° 벗어나게 한 후의 시뮬레이션 결과이다. EKF의 역할로써 목적지에 정확하게 도달하는 것을 볼 수 있었으

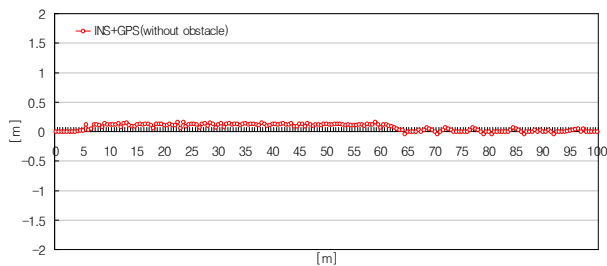


나 주행경로를 추종하지 않고 있다.

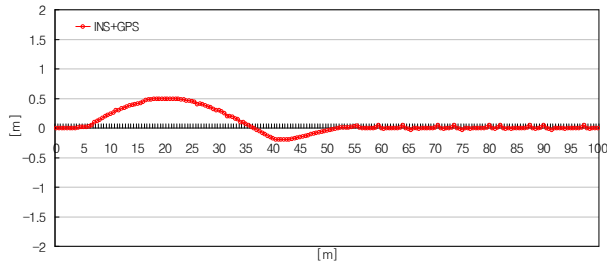
### 3-2 실차실험

실차실험은 무인자동차가 최적으로 선정된 궤적을 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 회피동작은 EKF를 이용한 알고리즘으로 수행하였다.

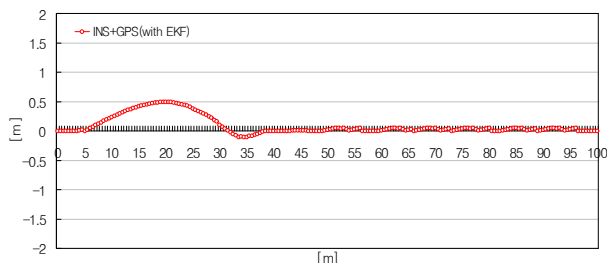
지름이 40cm인 원통형 장애물의 위치는 출발점으로부터 10m 경과된 곳 한 가운데에 설치하였고 시뮬레이션 결과와 비교하기 위하여 무인자동차의 속도는 등속으로 1m/sec가 되도록 제한하였다.



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



(b) case of INS+GPS without EKF



(c) case of INS+GPS with EKF

그림 5. EKF로 인한 성능향상 결과 그래프

Fig. 5. The improved navigation result of the EKF

(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 20cm 정도의 오차를 보이며 경로에서 벗어나는 경향도 있었으나 보정이 되면서 수렴하는 결과를 보였다. 이는 GPS의 오차를 EKF 없이 완벽하게 제거하기가 어렵기 때문이다. (b)는 INS와 GPS만을 기반으로 초음파 센서를 이용하여 장애물을 검출, 회피동작을 수행케 함으로써 안정성을 높인 주행성능을 확인하였다. 그러나 경로를 25cm 이탈하는 성능을 보이고 있다.

(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 비는 없으나 주행경로로 회귀하는 성능은 보다 향상된 것으로 사료된다.

장애물을 회피하고 다시 주행경로로 복귀하는 거리가 (b)의 경우는 출발점으로부터 37m이었으나 (c)의 경우는 31m로서 6m 감소하는 성능향상을 보이고 있다.

또한, (b)의 경우는 최고속도로 설정된 1m/sec 보다 더 낮은 속도로 주행하여 목표속도에 미달하였으나 (c)와 같이 EKF를 연동한 경우에는 최고속도도 1m/sec에 이르렀을 뿐 아니라 등속주행으로 인하여 데이터의 간격이 일정하게 획득되었다.

## IV. 결 론

INS와 GPS를 융합하고 바이어스 오차를 모델링하여 확장형 칼만필터를 이용하여 오차를 갱신하며 줄여나감으로써 자율항법의 성능을 최적화하였고 성능의 향상을 보이는 결과를 무인자동차의 실차실험을 통하여 도출해낼 수 있었다.

그러나 (c)의 결과에는 회피동작을 수행하고 주행 궤도에 회귀한 이후에도 미세하게 궤도를 벗어나는 특성을 볼 수 있다. 이것에 대한 원인은 무인자동차의 무게중심점에서 벗어난 곳에 GPS 수신기를 설치함으로 인하여 편향된 에러가 발생한 것으로 사료되며 이 오차와 INS의 오차를 최소화하는 과정에서 고



려하지 않았기 때문에 완벽하게 제거되지 못한 것으로 사료된다.

본 연구에서 개발한 알고리즘은 산업용이나 군사용의 이동로봇에 이식하여 사용함으로써 보다 빠르고 정확한 로봇의 위치제어와 항법의 제어에 사용할 수 있다.

### 감사의 글

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

### 참 고 문 헌

- [1] V. J. Lumelsky, 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.
- [2] A. Zelinsky, "A Mobile Robot Exploration Algorithm", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 8, No. 6, pp. 707-717, 1992.
- [3] P. H. Winston, *Artificial Intelligence* 3<sup>th</sup> edition, Addison-Wesley, pp. 213-349, 1993. ISBN 0-291-53377-4
- [4] Borenstein, 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.
- [5] 김명준, 김의선, 류영재, 임영철, "자기 센서 방식 자율 주행 차량의 경로 인식 성능 개선", *센서학회지*, 제12권, 제5호, pp. 211-217, 2003.
- [6] 김영민, 임영철, 김태곤, 김의선, "자계 극배치를 이용한 지능형 차량용 도로 정보의 인식", *센서학회지*, 제14권, 제6호, pp. 409-414, 2005.
- [7] 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.

- [8] Y.S. Nam, H.Y. Jang, S.S. Park, "Fault Detection System Design and HILS Evaluation for the Smart UAV FCS", *ICAS*, vol. 5, no. 1, pp. 104-109, 2007.

### 유 환 신 (劉桓臣)



1993년 2월: 동국대학교 전자공학과(공학사)

2001년 2월: 국민대학교 자동차공학전문대학원 (공학석사)

2006년 2월: 국민대학교 자동차공학전문대학원 (공학박사)

관심분야 : mixer and oscillator