

멀티센서 데이터 융합에 의한 차륜형 이동체 위치추정시스템의 정도 개선에 관한 연구

최진규* · 하윤수**

A Study on the Improvement of the Accuracy of a Wheeled Vehicle Positioning System by Multisensor Data Fusion

J. K. Choi* · Y. S. Ha**

Key words : Positioning System, Dead-reckoning, Multisensor Data Fusion, Extended Kalman Filter

Abstract

In constructing the positioning system based on a conventional dead-reckoning for a wheeled vehicle with pneumatic tires, the position estimation error is inevitable as changes of the radius of the wheels depend on live load and variable environment. Therefore, this paper proposes the positioning system which can estimate the error source i.e. the vehicle parameter errors, such as the right and left wheel radius error, using gyroscope and ultrasonic sensor and correct the parameter to reduce the dead-reckoned position estimation error. The extended Kalman filter was used as a method for the multisensor data fusion. The simulation to verify the effectiveness of the proposed positioning system is performed.

1. 서론

최근 로봇공학의 발전과 더불어 가속화 되고있는 공장 및 항만 자동화에 있어서 주어진 경로를 안전하고 정확히 주행할 수 있는 자율 이동체 (autonomous vehicles)의 요구가 증가하고 있다. 자율 이동체가 목적지를 향해 주어진 경로를 가능

한 잘 추종하기 위해서는 작업환경에서의 현재 자기위치를 정확히 파악하는 것은 무엇보다 중요하다. 이를 실현하기 위한 가장 간단한 방법중의 하나로 이동체의 기구학과 차륜의 회전정보를 이용한 추측항법시스템(dead-reckoning system)의 구성을 들 수 있다. 추측항법은 단구간에서의 정확성, 저비용, 계산의 단순성 등과 같은 장점으로 인

* 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과(원고접수일 : 99년 11월)

** 한국해양대학교 자동차·정보공학부

해 최근까지 차륜형 이동로봇 분야에서 가장 일반적으로 이용되는 위치추정방법이다¹⁾. 그러나 산업 현장에서 사용되고 있는 대부분의 차륜형 이동체는 공기 타이어를 갖고 있으므로 그들의 주행제어에 있어서 추측항법을 이용할 경우, 환경에 따른 공기압의 변화, 차체 하중 등에 따라 차륜의 실효반경과 차륜간 간격이 변하므로 이에 따른 위치추정오차를 피할 수 없다²⁾.

따라서 본 논문에서는 이러한 오차를 줄이기 위한 방안으로 이동체에 방위정보를 얻기 위한 자이로(gyroscope)와 환경인식용 초음파센서(ultrasonic sensor)를 부착하여 이들 정보와 추측항법상의 위치오차 정보를 확장칼만필터(extended Kalman filter)를 통해 융합하고 또 이 결과로부터 위치추정오차의 원인이 되는 파라미터의 오차를 추정하고 실효 파라미터를 수정함으로써 추측항법에 의한 추정위치의 정도를 개선할 수 있는 위치추정시스템을 제안한다.

2. 이동체 모델링

2.1 추측항법에 의한 위치추정

그림 1은 후부(後部)에 움직임 제어를 위한 2개의 구동륜(driving wheels)과 전부(前部)에 자세보조를 위한 2개의 보조륜(casters)을 가지는 차륜형 이동체를 구동륜을 중심으로 간략화한 그림으로서 파라미터 R_r, R_l, L 와 위치변수 (x, y, θ) 를 정의하고 있다.

차륜형 이동체가 X-Y 2차원 평면의 원점 0에서 출발하여 t 초 후의 이동체 중심의 선속도가 $v(t)$,

회전각속도가 $\omega(t)$ 라 한다면 이동체의 위치 (x, y, θ) 는 다음과 같이 결정되어진다.

$$\begin{pmatrix} v(t) \\ w(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R_r}{2} & \frac{R_l}{2} \\ \frac{R_r}{L} & -\frac{R_l}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_r(t) \\ w_l(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$x(t) = \int_0^t v(t) \cos(\theta(t)) dt \quad (2)$$

$$y(t) = \int_0^t v(t) \sin(\theta(t)) dt \quad (3)$$

$$\theta(t) = \int_0^t \omega(t) dt \quad (4)$$

식(1)을 관찰해 보면, 추측항법에 의한 위치추정은 이동체의 파라미터인 차륜반경, 차륜간 간격에 근거함을 알 수 있다. 따라서 주행도중 이러한 파라미터가 변하는 경우에는 이에 의한 위치추정오차는 피할 수 없다.

2.2 파라미터 변화에 따른 위치추정오차의 해석

앞 절에서 언급한 파라미터 변화에 의한 추측항법상의 위치추정오차를 해석하기 위해 먼저, 추측항법에 이용되는 초기 좌.우 차륜반경 및 차륜간 간격치를 R_{r0}, R_{l0}, L_0 또한 각 파라미터오차를 $\delta R_r, \delta R_l, \delta L$ 라고 하고 실효 파라미터 R_r, R_l, L 를 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} R_r &= R_{r0} + \delta R_r \\ R_l &= R_{l0} + \delta R_l \\ L &= L_0 + \delta L \end{aligned} \quad (5)$$

또한 추측항법에 의한 위치추정치를 (x_d, y_d, θ_d) , 파라미터 변화에 따른 위치추정오차를 $(\delta x, \delta y, \delta \theta)$ 라 하면 실제위치 (x, y, θ) 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} x &= x_d + \delta x \\ y &= y_d + \delta y \\ \theta &= \theta_d + \delta \theta \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 $\delta \theta, \delta R_r, \delta R_l, \delta L$ 은 아주 작은 것으로 간주하여 $\cos(\delta \theta) \approx 1, \sin(\delta \theta) \approx \delta \theta, \delta L \ll L_0$ 로 하고 이 차항을 무시하면 파라미터 변화에 의한 위치추정오차는 식(1)~(6)에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다²⁾.

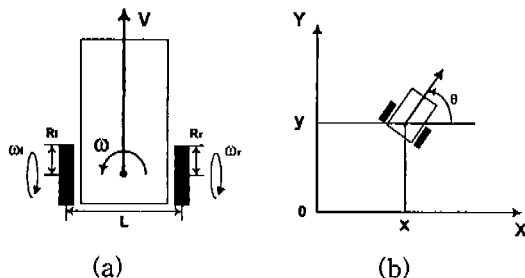


Fig. 1. Parameters of a wheeled vehicle(a) and its position variables for navigation on X-Y plane(b)

$$\begin{pmatrix} \delta\theta(t) \\ \delta x(t) \\ \delta y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_\theta(t) & B_\theta(t) & C_\theta(t) \\ A_x(t) & B_x(t) & C_x(t) \\ A_y(t) & B_y(t) & C_y(t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta R_r(t) \\ \delta R_l(t) \\ \delta L(t) \end{pmatrix} \quad (7)$$

단, $A_\theta(T) = \int_0^T \frac{\omega_r(t)}{L_o(t)} dt$

$$A_x(t) = \frac{1}{2} \int_0^t \omega_r(t) \cos(\theta_d(t)) dt - \int_0^t A_\theta(t) v(t) \sin(\theta_d(t)) dt$$

$$A_y(t) = \frac{1}{2} \int_0^t \omega_r(t) \sin(\theta_d(t)) dt + \int_0^t A_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t)) dt$$

$$B_\theta(t) = - \int_0^t \frac{\omega_l(t)}{L_o(t)} dt$$

$$B_x(t) = \frac{1}{2} \int_0^t \omega_l(t) \cos(\theta_d(t)) dt - \int_0^t B_\theta(t) v(t) \sin(\theta_d(t)) dt$$

$$B_y(t) = \frac{1}{2} \int_0^t \omega_l(t) \sin(\theta_d(t)) dt + \int_0^t B_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t)) dt$$

$$C_\theta(t) = \frac{\theta_d(t)}{L_o(t)}$$

$$C_x(t) = \int_0^t C_\theta(t) v(t) \sin(\theta_d(t)) dt$$

$$C_y(t) = \int_0^t C_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t)) dt$$

이와 같이 위치추정오차는 차륜반경 및 차륜간 간격의 변화에 따라 시간에 따른 누적오차를 가짐을 알 수 있다. 따라서 이러한 누적오차를 줄이기 위한 방안으로 위치오차의 원인이 되는 파라미터의 오차를 추정하고 실효 파라미터를 수정해주는 방법을 생각한다.

2.3 위치추정오차 모델

일정 샘플링 간격을 T_s 라 정의하면 추측항법에 의한 위치추정 계산식인 식(1)~(4)은 샘플링 시각 k 에서 다음과 같이 이산화 되어진다.

$$\begin{aligned} x_d(k+1) &= x_d(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta_d(k)) \\ y_d(k+1) &= y_d(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta_d(k)) \\ \theta_d(k+1) &= \theta_d(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) - R_{l0}(k)\omega_l(k)}{L_o(k)} \end{aligned} \quad (8)$$

그리고 식(8)에 의해 계산된 추정위치는 파라미

터오차에 의한 위치추정오차를 포함하기 때문에 실제위치는 식(5)에 의해 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= x(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta(k)) \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta(k)) \\ y(k+1) &= y(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta(k)) \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta(k)) \\ \theta(k+1) &= \theta(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) - R_{l0}(k)\omega_l(k)}{L_o(k) + \delta L(k)} \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) - \delta R_l(k)\omega_l(k)}{L_o(k) + \delta L(k)} \end{aligned} \quad (9)$$

따라서 실제위치와 추측항법에 의한 추정위치는 식(6)의 관계를 가지므로 $\delta\theta$, δL 가 아주 작은 것으로 간주하면 추측항법상의 위치오차모델은 다음 식과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} \delta x(k+1) &= \delta x(k) - T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta_d(k)) \delta\theta(k) \\ &\quad - T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta_d(k)) \delta\theta(k) \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta_d(k)) \\ \delta y(k+1) &= \delta y(k) + T_s \frac{R_{r0}(k)\omega_r(k) + R_{l0}(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta_d(k)) \delta\theta(k) \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta_d(k)) \delta\theta(k) \\ &\quad + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta_d(k)) \\ \delta\theta(k+1) &= \delta\theta(k) + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) - \delta R_l(k)\omega_l(k)}{L_o(k)} \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 모델에 이용되는 차륜반경과 차륜간 간격에 잡음(noise)이 부가될 경우에는 위치오차 또는 파라미터오차를 추정하는데 있어 추정오차의 원인이 된다. 따라서 이동체 파라미터인 차륜반경과 차륜간 간격의 잡음을 고려할 필요가 있다. 그러나 이러한 파라미터는 다른 상태들의 조합과 연관성을 가지고 있으며 본질적으로 이동체의 다이내믹스(dynamics)에 기인하기 때문에 정확히 모

델팅하기란 쉽지가 않다. 따라서 편의상 파라미터의 잡음이 랜덤시퀀스(random sequence)의 성질을 가진다고 가정하면 다음 식과 같이 백색잡음의 적분으로 나타낼 수 있다^[3].

$$\begin{aligned} R_{ro}(k+1) &= R_{ro}(k) + T_s n_{R_{ro}}(k) \\ R_{lo}(k+1) &= R_{lo}(k) + T_s n_{R_{lo}}(k) \\ L_o(k+1) &= L_o(k) + T_s n_{L_o}(k) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서 $n_{R_{ro}}, n_{R_{lo}}, n_{L_o}$ 는 평균치가 영이고 분산이 각각 $\sigma_{R_{ro}}^2, \sigma_{R_{lo}}^2, \sigma_{L_o}^2$ 인 백색잡음이라 가정한다.

2.4 측정모델

2.4.1 자이로

이동로봇의 위치추정에 있어 엔코더만에 의한 추측항법(odometry)을 이용할 경우 발생하는 방위각 오차를 보상하기 위해 사용되어져 온 자이로는 항공기에서 사용하는 기계 자이로(mechanical gyros)와 비교하여 가격이 저렴하고 부피가 적은 반면 동작 중 점차적인 온도상승에 따른 큰 드리프트오차(drift error)를 가지고 있는 특징이 있다^[14]. 따라서 이동로봇용 자이로를 사용하는데 있어서 이러한 드리프트오차를 줄이는 방법은 매우 중요하다.

본 연구에서는 Murata사의 ENC-05E Gyrostar의 사용을 전제로 드리프트오차를 줄이기 위한 방안으로 다음과 같은 드리프트에 따른 바이어스오차(bias error) 모델을 이용한다^[4].

$$\varepsilon_g(t) = C_1(1 - e^{-t/T}) + C_2 \quad (12)$$

위 식은 영 입력(zero input)일 때 자이로 출력의 시간에 따른 바이어스오차를 지수적으로 모델링한 것으로 필터의 구현을 위해 이산화 하면 다음과 같다.

$$\varepsilon_g(k+1) = \frac{T_1}{T_1 + T_g} \varepsilon_g(k) + \frac{T_g}{T_1 + T_g} (C_1 + C_2) \quad (13)$$

$$x_{sf}(k+1) = x_{sf}(k) + T_g \varepsilon_g(k) \quad (14)$$

여기서 T_1, C_1, C_2 는 실험에 의한 튜닝(tuning)에 의해 구해지며 T_g 는 자이로의 샘플링 주기를 나타낸다^[4]. 그리고 x_{sf} 는 방위각 정보를 얻기 위해 바이어스오차를 적분한 것을 나타낸다. 따라서 방위각

오차 정보를 위한 자이로의 측정모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_g(k+1) = \delta\theta(k+1) + x_{sf}(k+1) + v_g(k+1) \quad (15)$$

여기서 v_g 는 자이로의 측정치에 부가되는 잡음으로 평균치가 영이고 분산이 $\sigma_{v_g}^2$ 인 백색잡음이라 가정한다.

2.4.2 초음파센서

엔코더, 자이로와 같은 내계센서(internal sensor)를 이용한 주행에 있어 피할 수 없는 누적오차는 외계센서(external sensor)의 환경인식에 따른 절대위치정보에 의해 리셋(reset)되어진다. 이러한 외계센서는 일반적으로 미리 정의해 둔 내부 맵(map)상의 표식지(landmark)나 등대(beacon)를 인식함으로써 절대위치정보를 제공하게 된다.

본 연구에서는 이동체의 위치오차를 보상하기 위한 환경인식용 초음파센서에 Polaroid사의 6500 series를 이용하는 것으로 한다. 따라서 일반적으로 차륜형 이동체는 주로 벽이 많은 환경에서 사용된다는 점을 고려하여 X-Y 좌표에서 X축 또는 Y축을 따라 주행한다고 가정하면 초음파센서의 측정모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_u(k+1) = \begin{cases} \delta y(k+1) + v_u(k+1) & (X\text{축을 따라 주행}) \\ \delta x(k+1) + v_u(k+1) & (Y\text{축을 따라 주행}) \end{cases} \quad (16)$$

여기서 v_u 는 초음파센서의 측정잡음으로서 평균치가 영이고 분산이 $\sigma_{v_u}^2$ 인 백색잡음이라 가정한다.

3. 위치추정시스템의 구현

3.1 추측항법상의 위치오차의 추정

자이로의 바이어스 오차모델과 이동체 파라미터의 잡음을 고려한 초기 파라미터값을 추가한 상태벡터를 $X = (\delta_x \delta_y \delta\theta R_{ro} R_{lo} L_o x_{sf} \varepsilon_g)^T$ 라 정의하고 이동체의 양차륜에 부착된 엔코더로부터 검출되는 회전각속도를 입력벡터 $U = (\omega_r \omega_l)^T$, 측정벡터를 $Z = (z_g z_u)^T$ 라 정의하면 위치추정시스템의 공정모델(process model)과 측정모델(measurement model)은 각각 다음과 같은 행렬형태로 나

타낼 수 있다.

$$\mathbf{X}(k+1) = f(\mathbf{X}(k), \mathbf{U}(k) + \mathbf{n}_U, k) + \mathbf{W}(k) \quad (17)$$

$$\mathbf{Z}(k+1) = \mathbf{H}\mathbf{X}(k+1) + \mathbf{V}(k+1) \quad (18)$$

여기서 \mathbf{n}_U , \mathbf{W} , \mathbf{V} 는 입력벡터의 잡음과 시스템 공정잡음 그리고 측정잡음으로서 평균치가 영이고 분산이 각각 $\sigma_{n_U}^2$, σ_W^2 , σ_V^2 인 백색잡음으로서 다음과 같은 관계를 가진다.

$$E[\mathbf{n}_U(j) \mathbf{n}_U^T(k)] = \sigma_{n_U}^2 \delta_{jk} \quad \text{단, } \delta_{jk} = \begin{cases} 1, & j=k \\ 0, & j \neq k \end{cases}$$

$$E[\mathbf{W}(j) \mathbf{W}^T(k)] = \sigma_W^2 \delta_{jk}$$

$$E[\mathbf{V}(j+1) \mathbf{V}^T(k+1)] = \sigma_V^2 \delta_{jk}$$

$$E[\mathbf{n}_U(j) \mathbf{W}^T(k)] = 0$$

$$E[\mathbf{n}_U(j) \mathbf{V}^T(k)] = 0$$

$$E[\mathbf{V}(j) \mathbf{W}^T(k)] = 0$$

칼만방정식을 이용하기 위하여 식(17)을 추정치 $\hat{\mathbf{X}}^+$ 와 입력벡터의 평균치 $\bar{\mathbf{U}}$ 근방에서 선형화 하면 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1) = \nabla_{\mathbf{x}} f \hat{\mathbf{X}}(k) + \nabla_{\mathbf{u}} f \bar{\mathbf{u}}_U(k) + \mathbf{W}(k) \quad (19)$$

여기서 $\nabla_{\mathbf{x}} f$, $\nabla_{\mathbf{u}} f$ 는 각각 \mathbf{X} , \mathbf{U} 에 대한 f 의 자코비안 행렬로서 다음과 같다. 단, $\delta\theta = \delta\hat{\theta}^+(k)$, $\delta R_r = \delta R_r(k)$, $\delta R_l = \delta R_l(k)$, $R_{r0} = \hat{R}_{r0}^+(k)$, $R_{l0} = \hat{R}_{l0}^+(k)$, $L_o = \hat{L}_o^+(k)$, $v = \frac{\hat{R}_{r0}^+(k) + \delta R_r(k) \bar{\omega}_r(k) + (\hat{R}_{l0}^+(k) + \delta R_l(k)) \bar{\omega}_l(k)}{2}$,

$\omega_r = \bar{\omega}_r(k)$, $\omega_l = \bar{\omega}_l(k)$ 로 표기한다.

따라서 위치오차 추정치는 (17)~(19)식과 칼만 방정식^{[6][7]}에 의해 다음과 같이 구해진다.

$$\nabla_{\mathbf{x}} f = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -T_r \sin(\theta_r) & -T_r \frac{\omega_r}{2} \sin(\theta_r) \delta\theta & -T_r \frac{\omega_r}{2} \sin(\theta_r) \delta\theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T_r \cos(\theta_r) & T_r \frac{\omega_r}{2} \cos(\theta_r) \delta\theta & T_r \frac{\omega_r}{2} \cos(\theta_r) \delta\theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -T_r \frac{\delta R_{r0} - \delta R_{l0}}{L_o^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \frac{T_r}{L_o} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{T_r}{L_o + L_r} \end{pmatrix}$$

$$\nabla_{\mathbf{u}} f = \begin{pmatrix} -T_r \frac{(R_r + \delta R_r) \sin(\theta_r) \delta\theta - \delta R_r \cos(\theta_r)}{2} & -T_r \frac{(R_r + \delta R_r) \sin(\theta_r) \delta\theta - \delta R_r \cos(\theta_r)}{2} \\ T_r \frac{(R_r + \delta R_r) \cos(\theta_r) \delta\theta - \delta R_r \sin(\theta_r)}{2} & T_r \frac{(R_r + \delta R_r) \cos(\theta_r) \delta\theta - \delta R_r \sin(\theta_r)}{2} \\ T_r \frac{\delta R_r}{L_o} & -T_r \frac{\delta R_r}{L_o} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\hat{\mathbf{X}}^+(k+1) = \hat{\mathbf{X}}^-(k+1) + \mathbf{K}(k+1)(\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}^-(k+1)) \quad (20)$$

$$\hat{\Sigma}^+(k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{H}] \hat{\Sigma}^-(k+1)$$

단, $\hat{\mathbf{X}}^-(k+1) = f(\hat{\mathbf{X}}^+(k), \bar{\mathbf{U}}(k), k)$

$$\hat{\Sigma}^-(k+1) = \nabla_{\mathbf{x}} f(k+1) \hat{\Sigma}^+(k) \nabla_{\mathbf{x}} f^T(k+1)$$

$$+ \nabla_{\mathbf{u}} f(k+1) \sigma_{n_U}^2 \nabla_{\mathbf{u}} f^T(k+1) + \sigma_W^2$$

$$\mathbf{K}(k+1) = \hat{\Sigma}^-(k+1) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \hat{\Sigma}^-(k+1) \mathbf{H}^T + \sigma_V^2)^{-1}$$

여기서 -, +는 각각 센서측정에 의한 보상 전후를, $\hat{\Sigma}$ 는 추정된 상태에 대한 공분산을, 그리고 \mathbf{K} 는 칼만게인을 나타낸다. 이와 같이 추정된 위치오차 추정치는 휠체어 파라미터오차를 추정하는데 이용되어지고 또한 추측항법시스템으로 앞뒤먹임(feedforward)되어 실제위치를 계산하게 된다.

3.2 차륜반경의 추정

추측항법상의 위치추정오차의 원인이 되는 파라미터오차는 식(20)에서 구해진 위치오차 추정치를 이용하여 식(7)에 의해 다음과 같이 추정되어진다.

$$\begin{pmatrix} \delta \hat{R}_r(k+1) \\ \delta \hat{R}_l(k+1) \\ \delta \hat{L}(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_d(k) & B_d(k) & C_d(k) \\ A_x(k) & B_x(k) & C_x(k) \\ A_y(k) & B_y(k) & C_y(k) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \delta \hat{\theta}^+(k) \\ \delta \hat{x}^+(k) \\ \delta \hat{y}^+(k) \end{pmatrix} \quad (21)$$

또한 이와 같이 추정된 파라미터오차는 (5)식에 의해 실효 파라미터를 계산하여 추측항법에 이용되는 파라미터를 갱신함으로써 결과적으로 추정

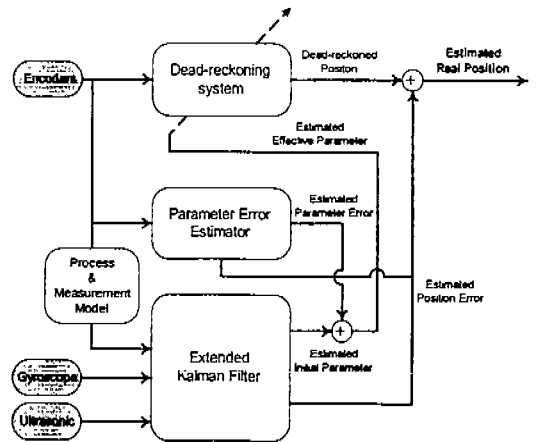


Fig. 2. The proposed positioning system

위치의 정도를 개선하게 된다. 단, 추정된 차륜간 간격오차는 실제 주행 시 그 변화가 매우 작으므로 무시한다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 위치추정시스템의 구성을 나타낸 것이다.

4. 시뮬레이션

제안한 위치추정시스템의 시뮬레이션을 위하여 한국해양대학교 지능 로봇 연구실에서 지능화의 대상으로 연구중인 SUZUKI사의 MC-13S 전동 휠체어의 파라미터를 이용한다. 표 1은 MC-13S의 주요 파라미터를 나타낸다.

Table 1. Parameters of MC-13S

Size L×W×H		1060×635×860[mm]
Wheel Radius	Right	192.5 [mm]
	Left	192.5 [mm]
Distance between the two wheels		570 [mm]

시뮬레이션 환경은 그림 3과 같이 이동체를 X-Y 좌표계의 Y축을 따라 주어진 10m의 직선경로를 20cm/s의 속도로 주행하게 하고 주행도중 계속적인 자이로의 방위각 정보를 이용하도록 한다. 또한 2m, 3m, 5m지점에 표식지를 두고 표식지까지의 거리를 초음파센서로 측정하여 절대위치정보를 얻은 후 차륜반경의 오차를 추정하여 실효 차륜반경을 수정한다.

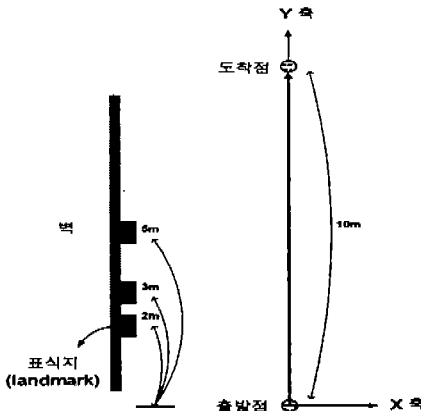


Fig. 3. Simulation environment

시뮬레이션에 이용된 자이로, 초음파센서 그리고 엔코더 측정치의 표준편차는 각각 5%, 1%, 2%이며 차륜반경과 차륜간 간격 잡음의 표준편차는 각각 0.7%, 0.1%이다. 또한 자이로의 오차모델에 이용된 파라미터는 [4]에서 실험적으로 얻어진 Murata사의 ENV-05S Gyrostar의 사용을 위한 최적의 값인 $C_1=0.153^\circ/s$, $C_2=-0.264^\circ/s$, $T_1=5.64min$ 이며 자이로 오차모델의 초기치는 $\epsilon_g(0)=C_2$ 이다. 그리고 위치추정시스템에 사용된 필터의 초기치는 다음과 같다.

$$X^T(0) = (0 \ 0 \ 0 \ 19.25 \ 19.25 \ 57 \ -0.00023 \ -0.0046)^T$$

$$\Sigma^T(0) = \text{diag}(0.01^2 \ 0.01^2 \ 0.0001^2 \ 0.002^2 \ 0.002^2 \ 0.0001^2 \ 0.001^2 \ 0.001^2)$$

또한 파라미터오차의 크기에 따른 위치추정시스템의 성능을 알아보기 위하여 좌,우 차륜의 공기압의 불균형에 따른 파라미터오차를 포함한 실효 차륜반경치가 각각 (i) $R_r=18.6cm$, $R_l=19cm$, (ii) $R_r=19.35cm$, $R_l=19.15cm$ 인 경우에 대해 시뮬레이션 한다.

(i) 실효 차륜반경치가 $R_r=18.6cm$, $R_l=19cm$ 인 경우

그림 4는 차륜반경의 실효치에 대한 추정치를 나타내는 것으로 3번의 수정으로 5%이내의 추정오차를 보임을 알 수 있었다. 그리고 추정치에서 나타나는 오프셋오차(offset error)는 진행방향에 대한 위치정보의 부재에 기인한 것으로 이동체가 X축으로 방향을 바꾸어 주행할 때 표식지 인식을 통해 해결될 수 있다

그림 5는 제안한 위치추정시스템을 이용한 위치추정 결과와 엔코더만에 의한 위치추정 그리고 자이로와 초음파센서를 이용한 위치추정치를 비교한 것으로 제안한 위치추정시스템의 경우를 보면, 세 지점의 표식지에서 실효 차륜반경을 추정하여 갱신한 후의 주행에 있어서 다른 경우보다 그 추정치가 실제위치에 상당히 근사함을 알 수 있다.

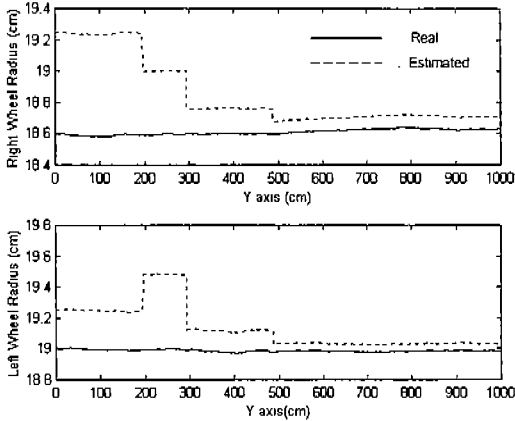


Fig. 4. Wheel radius estimates (case (i))

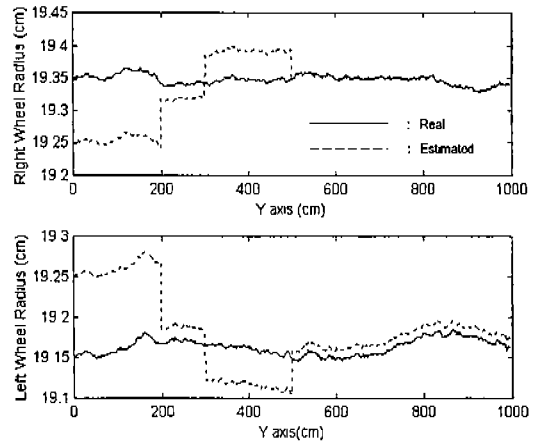


Fig. 6. Wheel radius estimates (case (ii))

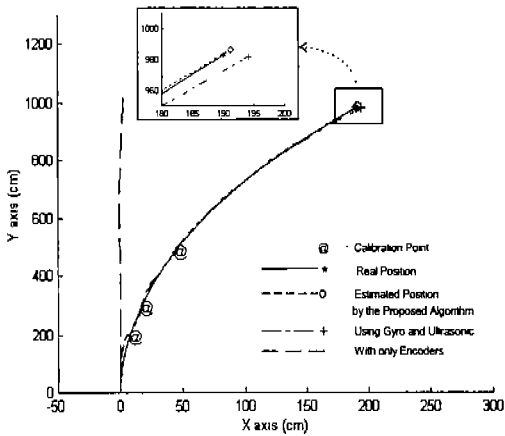


Fig. 5. Position estimates (case (i))

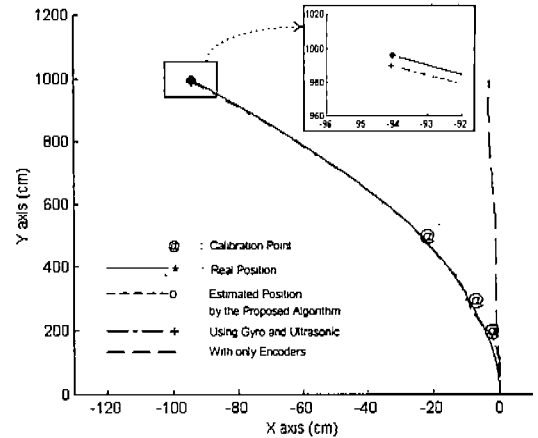


Fig. 7. Position estimates (case (ii))

(ii) 실효 차륜반경치가 $R_r=19.35\text{cm}$, $R_l=19.15\text{cm}$ 인 경우

그림 6을 보면 앞의 (i)의 경우와 마찬가지로 차륜반경 추정치가 실효 차륜반경치에 상당히 근사해 감을 알 수 있다. 그러나 차륜반경 추정치를 살펴보면 앞의 (i)의 경우에 비해 채터링(chattering)이 많이 일어남을 알 수 있는데 그 이유는 파라미터오차가 상대적으로 작기 때문에 파라미터 잡음의 영향에 민감하게 반응한 것으로 사료된다.

그림 6은 제안한 위치추정시스템에 의한 위치추정 결과치가 다른 방법에 의한 위치추정치에 비해 그 추정위치의 정도가 상당히 개선되었음을 나타

낸다.

5. 결론 및 금후의 과제

이상으로 본 논문에서는 추측항법에 근거한 차륜형 이동체 위치추정시스템의 개발 시 차체하중과 환경변화에 따른 차륜반경 변화에 의해 초래되는 위치추정오차를 줄이는 방안으로 자이로와 초음파센서의 데이터를 이용하여 위치오차의 원인이 되는 파라미터의 오차를 추정하여 파라미터의 실효치를 수정함으로써 추정위치의 정도를 개선시키는 위치추정시스템을 제안하였고 이에 대한

타당성을 입증하기 위하여 시뮬레이션을 행하였으며 그 결과 만족할 만한 결과를 얻었다. 따라서 금후의 과제로 주행 실험을 통한 시뮬레이션 결과와의 비교분석이 요구된다.

참고문헌

[1] J. Borenstein, H. R. Everett and L. Feng. "Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning", The University of Michigan, 1996.
 [2] 上田 曉彦, 油田 信一, "内外界センサのデータ融合に基づく車輪型移動ロボットのポジショニング", 日本ロボット學會第10回 學術講演會豫稿集 (1), p.p. 85~88, 1992.
 [3] S. Scheding, G. Dissanayake, E. Nebot and H. F. Durrant-Whyte, "Slip Modelling and Aided Inertial Navigation of an LHD", *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 1997.
 [4] B. Barshan and H. F. Durrant-Whyte, "Inertial Navigation Systems for Mobile Robots", *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 11, No. 3, 1995.
 [5] K. Komoriya and E. Oyama, "Position Estimation of a Mobile Robot Using Optical Fiber Gyroscope (OFG)", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '94)*, p.p. 143~149, 1994.
 [6] M. S. Grewal and A. P. Andrews, "Kalman Filtering Theory and Practice", Prentice Hall, 1993.

[7] G. Welch and G. Bishop. "An Introduction to the Kalman Filter", *UNC-CH Computer Science Technical Report 95-041*, 1995.
 [8] S. J. Julier, "Process Models for the Navigation of High-Speed Land Vehicle-s", PhD Thesis, University of Oxford, 1997.
 [9] 최진규, 하운수, 진강규, "지능 휠체어용 위치추정 시스템에 관한 연구", 한국자동제어 학술회의 논문집 A, p.p. 350-353, 1999.
 [10] 최진규, 하운수, 진강규, "멀티센서 데이터 융합에 의한 차륜형 이동체 위치추정시스템의 정도 개선에 관한 연구", 한국박용기 관학회 추계학술대회 논문집, p.p. 179~184, 1999.

저 자 소 개



최진규(崔領圭)

1971년 5월생. 1998년 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업. 1998~현재 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과 석사과정.



하운수(河潤秀)

1962년 4월생. 1986년 한국해양대학교 기관학과 졸업. 1990년 동 대학원 졸업(석사). 1996년 일본 쓰쿠바대학 대학원 졸업(박사). 1996년~현재 한국해양대학교 자동화·정보 공학부 조교수.