

지능 휠체어용 위치추정시스템에 관한 연구

최진규* · 하윤수**

A Study on the Positioning System for an Intelligent Wheelchair

Jinkyu Choi* · Yunsu Ha**

Abstract

In constructing the positioning system using a dead-reckoning method for intelligent wheelchairs with pneumatic tires, the position estimation error is inevitable as changes of its radius of wheels depend on the weight of its user and its variable environment. Therefore this paper proposes a positioning system which can estimate the error source i.e. the right and left wheel radius error and correct them using gyroscope and ultrasonic sensors to reduce the dead-reckoned position estimation error. The extended Kalman filter was used as a method for multisensor data fusion. The simulation to verify the effectiveness of the proposed positioning system was performed and a good performance was demonstrated from the results.

Keywords : Intelligent Wheelchair, Positioning System, Dead-reckoning, Extended Kalman Filter

1. 서론

최근 의학기술의 진보와 더불어 급격히 증가하고 있는 노령층인구, 선천성 신체장애자, 교통사고 및 각종 산업재해로 인한 후천성 신체장애자들의 사회활동에 대한 요구가 증가하고 있다. 따라서 이들의 적극적인 사회활동을 돕기 위한 방안으로 그들의 불완전한 감각기능, 판단기능, 이동기능 등을 대신하거나 도울 수 있는 지능 휠체어의 개발이 절실히 요구되고 있다. 이러한 지능 휠체어에 있어서의 이동기능이란 가장 기본적인 기능으로서 이용자가 원하는 속도, 방향으로의 이동 및 위치를 제어하고 파악하는 것이라 할 수 있다. 이와 같은 이동기능을 부여하기 위해서는 현재 자신의 위치를 스스로 파악하는 것은 무엇보다 중요하다. 이를 실현하기 위한 가장 간단한 방법중의

* 한국해양대학교 대학원 제어계측공학과

** 한국해양대학교 자동차·정보공학부 조교수

하나로 휠체어의 기구학과 차륜의 회전정보를 이용한 추측항법시스템(dead-reckoning system)의 구성을 들 수 있다. 추측항법은 단구간에서의 정확성, 저비용, 계산의 단순성 등과 같은 장점으로 인해 최근까지 차륜형 이동로봇 분야에서 가장 일반적으로 이용되는 위치추정방법이다[1]. 그러나 대부분의 휠체어는 공기 타이어를 갖고 있으므로 그들의 주행제어에 있어서 추측항법을 이용할 경우, 환경에 따른 공기압의 변화, 사용자의 체중 등에 따라 차륜의 실효 반경과 차륜간 간격이 변하므로 이에 따른 위치추정오차를 피할 수 없다[2].

따라서 본 논문에서는 이러한 오차를 줄이기 위한 방안으로 휠체어에 방위정보를 얻기 위한 자이로와 환경인식용 초음파센서를 부착하여 이들 정보와 추측항법상의 위치오차 정보를 확장칼만 필터를 통해 융합하고 또 이 결과로부터 위치추정오차의 원인이 되는 파라미터인 실효 차륜반경을 추정하고 갱신하여 추측항법에 의한 추정위치 정도를 개선할 수 있는 지능 휠체어용 위치추정시스템을 제안한다

2. 모델링

2.1 추측항법에 의한 위치추정

그림 1은 전형적인 휠체어의 파라미터 R_r, R_l, L 와 위치변수 (x, y, θ) 를 정의하고 있다.

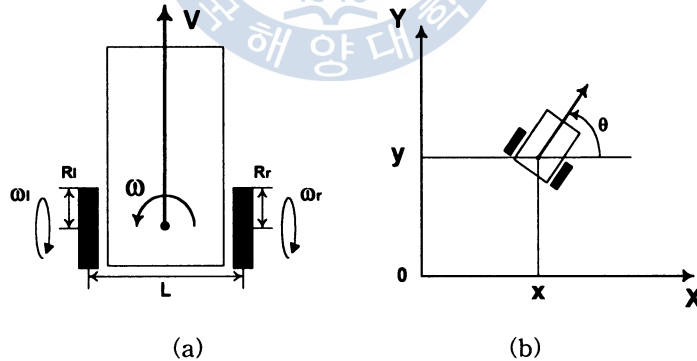


Fig. 1. Parameters of a typical wheelchair(a) and its position variables for navigation on X-Y plane(b)

휠체어가 X-Y 2차원 평면의 원점 0에서 출발하여 t 초 후의 휠체어 중심의 선속도가 $v(t)$, 회전각속도가 $\omega(t)$ 라 한다면 위치 (x, y, θ) 는 다음과 같이 결정되어진다.

$$\begin{pmatrix} v(t) \\ \omega(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R_r}{2} & \frac{R_l}{2} \\ \frac{R_r}{L} & -\frac{R_l}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_l(t) \end{pmatrix} \dots\dots\dots (1)$$

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

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

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

식(1)을 관찰해 보면, 추측항법에 의한 위치추정은 휠체어 파라미터인 차륜반경, 차륜간 간격에 근거함을 알 수 있다. 따라서 주행도중 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 좌·우 차륜반경 및 차륜간 간격의 초기치를 R_r, R_b, L_o . 또한 각 파라미터 오차를 $\delta R_r, \delta R_b, \delta L$ 라고 하고 실효 파라미터 R_r, R_b, L 를 다음과 같이 정의하자.

$$\begin{aligned} R_r &= R_{r0} + \delta R_r \\ R_b &= R_{b0} + \delta R_b \\ L &= L_o + \delta L \end{aligned} \dots\dots\dots (5)$$

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.

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

여기서 $\delta \theta, \delta R_r, \delta R_b, \delta L$ 은 아주 작은 것으로 간주하여 $\cos(\delta \theta) \approx 1, \sin(\delta \theta) \approx \delta \theta, \delta L \approx 0$ 로 근사화 하고 이차항을 무시하면 파라미터 변화에 의한 위치추정오차는 식(1)~(6)에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다[2].

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

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

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

$$\begin{aligned}
 A_y(t) &= \frac{1}{2} \int_0^t \omega_r(t) \sin(\theta_d(t)) + \int_0^t A_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t)) \\
 B_\theta(t) &= - \int_0^t \frac{\omega_f(t)}{L_o(t)} dt \\
 B_x(t) &= \frac{1}{2} \int_0^t \omega_f(t) \cos(\theta_d(t)) dt - \int_0^t B_\theta(t) v(t) \sin(\theta_d(t)) dt \\
 B_y(t) &= \frac{1}{2} \int_0^t \omega_f(t) \sin(\theta_d(t)) + \int_0^t B_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t)) \\
 C_\theta(t) &= \frac{\theta_d(t)}{L_o(t)} \\
 C_x(t) &= \int_0^t C_\theta(t) v(t) \sin(\theta_d(t)) dt \\
 C_y(t) &= \int_0^t C_\theta(t) v(t) \cos(\theta_d(t))
 \end{aligned}$$

이와 같이 위치추정오차는 차륜반경 및 차륜간 간격의 변화에 따라 시간에 따른 누적오차를 가짐을 알 수 있다. 따라서 이러한 누적오차를 줄이기 위한 방안으로 오차의 원인이 되는 실효 파라미터를 추정하여 이를 갱신하는 방법을 생각할 수 있다.

2.3 위치추정오차 모델

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

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

그리고 식(8)에 의해 계산된 추정위치는 파라미터오차에 의한 위치추정오차를 포함하기 때문에 실제위치는 식(5)에 의해 다음과 같이 얻을 수 있다.

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

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

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

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

차륜반경과 차륜간 간격에 잡음(noise)이 부가될 경우에는 위치오차 추정에 있어 오차의 원인이 된다. 따라서 휠체어 파라미터인 차륜반경과 차륜간 간격의 잡음을 고려할 필요가 있다. 그러나 이러한 파라미터는 다른 상태들의 조합과 연관성을 가지고 있으며 본질적으로 휠체어의 다이내믹스(dynamics)에 기인하기 때문에 정확히 모델링하기란 쉽지가 않다. 따라서 편의상 파라미터의 잡음이 랜덤시퀀스(random sequence)의 성질을 가진다고 간주하면 다음 식과 같이 백색잡음의 적분으로 나타낼 수 있다[3].

$$\begin{aligned} R_{r0}(k+1) &= R_{r0}(k) + T_s n_{R_r}(k) \\ R_{l0}(k+1) &= R_{l0}(k) + T_s n_{R_l}(k) \quad \dots\dots\dots (11) \\ L_o(k+1) &= L_o(k) + T_s n_{L_o}(k) \end{aligned}$$

여기서 $n_{R_r}, n_{R_l}, n_{L_o}$ 는 평균이 영이고 분산이 각각 $\sigma_{R_r}^2, \sigma_{R_l}^2, \sigma_{L_o}^2$ 인 백색잡음이라 가정한다.

2.4 측정모델

2.4.1 자이로

휠체어와 같은 차륜형 이동로봇의 위치추정에 있어 엔코더만에 의한 추측항법(odometry)을 이용

할 경우 발생하는 방위각 오차를 보상하기 위해 사용되어져 온 자이로는 항공기에서 사용하는 기계 자이로(mechanical gyros)와 비교하여 가격이 저렴하고 부피가 적은 반면 동작중 시간에 따른 점차적인 온도상승에 따라 큰 드리프트 오차(drift error)를 가지고 있는 특징이 있다[1][4]. 따라서 이 동로봇용 자이로를 사용하는데 있어서 이러한 드리프트 오차를 줄이는 방법은 매우 중요하다.

본 연구에서는 Murata사의 ENC-05E Gyrostar의 사용을 전제로 드리프트 오차를 줄이기 위한 방안으로 다음과 같은 드리프트에 따른 바이어스 오차(bias error) 모델을 이용한다[4][5].

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

위 식은 영 입력(zero input)일 때 자이로 출력의 시간에 따른 바이어스 오차를 나타낸 것으로 필터의 구현을 위해 이산화 하면 다음과 같다.

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

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

여기서 T_1 , C_1 , C_2 는 실험에 의한 튜닝(tuning)에 의해 구해지며 T_g 는 자이로 출력의 샘플링 주기를 나타낸다[4]. 그리고 x_{sf} 방위각 정보를 위한 자이로 바이어스 오차의 적분을 나타낸다. 따라서 자이로의 측정모델은 다음과 같이 나타낸다.

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

여기서 v_g 는 자이로의 측정치에 부가되는 잡음으로 평균이 영이고 분산이 σ_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 내부 맵(map)상의 표식지(landmark)나 등대(beacon)를 인식함으로써 절대위치정보를 제공하게 된다.

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

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

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

3. 위치추정시스템의 구현

3.1 추측항법상의 위치오차의 추정

자이로의 바이어스 오차모델과 휠체어 파라미터를 추가한 상태벡터를 $\mathbf{X} = (\delta x \ \delta y \ \delta \theta \ R_m \ R_b \ L_o \ x_{sf} \ \varepsilon_g)^T$ 라 정의하고 휠체어의 양차륜에서 검출되는 회전각속도를 입력벡터 $\mathbf{U} = (\omega_r \ \omega_l)^T$, 측정벡터를 $\mathbf{Z} = (z_g \ z_u)^T$ 라 정의하면 위치추정시스템의 공정모델(process model)과 측정모델(measurement model)은 다음과 같은 행렬형태로 나타낼 수 있다.

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

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

여기서 \mathbf{n}_U , \mathbf{W} , \mathbf{V} 는 입력벡터의 잡음과 시스템 공정잡음 그리고 측정잡음으로서 서로 독립이며 평균이 영이고 분산이 각각 $\sigma_{n_U}^2$, σ_W^2 , σ_V^2 인 백색잡음이라 가정한다. $E[\mathbf{n}_U(j) \mathbf{n}_U^T(k)] = \sigma_{n_U}^2 \delta_{jk}$

$$\text{단, } \delta_{jk} = \begin{cases} 1, & j=k \\ 0, & j \neq k \end{cases}$$

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

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

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

$$\hat{\mathbf{X}}(k+1) = \nabla_{\mathbf{X}} f \hat{\mathbf{X}}(k) + \nabla_{\mathbf{U}} f \bar{\mathbf{U}}(k) + \mathbf{W}(k) \dots\dots\dots (19)$$

여기서 $\nabla_{\mathbf{X}} f$, $\nabla_{\mathbf{U}} f$ 는 각각 \mathbf{X} , \mathbf{U} 에 대한 f 의 자코비안 행렬로서 다음과 같다.

$$\text{단, } \delta \theta = \delta \hat{\theta}^+(k), \ \delta R_r = \delta R_r(k), \ \delta R_l = \delta R_l(k), \ R_m = \hat{R}_m^+(k), \ R_b = \hat{R}_b^+(k), \ L_o = \hat{L}_o^+(k),$$

$$\omega_r = \bar{\omega}_r(k), \ \omega_l = \bar{\omega}_l(k), \ v = \frac{(\hat{R}_m^+(k) + \delta R_r(k)) \bar{\omega}_r(k) + (\hat{R}_b^+(k) + \delta R_l(k)) \bar{\omega}_l(k)}{2} \text{로 표기}$$

한다.

$$\nabla_{\mathbf{X}} f = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -T_r v \sin(\theta_r) & -T_r \frac{\omega_r}{2} \sin(\theta_r) \delta \theta & -T_r \frac{\omega_r}{2} \sin(\theta_r) \delta \theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T_r v \cos(\theta_r) & T_r \frac{\omega_r}{2} \cos(\theta_r) \delta \theta & T_r \frac{\omega_r}{2} \cos(\theta_r) \delta \theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -T_r \frac{\delta R_r \omega_r - \delta R_l \omega_l}{L_o^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T_r \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{T_r}{T_r + T_l} \end{pmatrix}$$

$$\nabla_{\nu} f = \begin{pmatrix} -T_x \frac{(R_{\infty} + \delta R_x) \sin(\theta_x) \delta \theta - \delta R_x \cos(\theta_x)}{2} & -T_x \frac{(R_{\infty} + \delta R_x) \sin(\theta_x) \delta \theta - \delta R_x \cos(\theta_x)}{2} \\ T_x \frac{(R_{\infty} + \delta R_x) \cos(\theta_x) \delta \theta + \delta R_x \sin(\theta_x)}{2} & T_x \frac{(R_{\infty} + \delta R_x) \cos(\theta_x) \delta \theta + \delta R_x \sin(\theta_x)}{2} \\ T_x \frac{\delta R_x}{L_o} & -T_x \frac{\delta R_x}{L_o} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

따라서 위치오차 추정치는 식(17)~(19)과 칼만방정식[6][7]에 의해 다음과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{X}}^{-}(k+1) &= f(\widehat{\mathbf{X}}^{+}(k), \overline{\mathbf{U}}(k), k) \\ \Sigma^{-}(k+1) &= \nabla_x f(k+1) \Sigma^{+}(k) \nabla_x f^T(k+1) + \nabla_{\nu} f(k+1) \sigma_{\nu}^2 \nabla_{\nu} f^T(k+1) + \sigma_w^2 \\ \widehat{\mathbf{X}}^{+}(k+1) &= \widehat{\mathbf{X}}^{-}(k+1) + \mathbf{K}(k+1)(\mathbf{Z}(k+1) - \mathbf{H} \widehat{\mathbf{X}}^{-}(k+1)) \\ \Sigma^{+}(k+1) &= [I - \mathbf{K}(k+1) \mathbf{H}] \Sigma^{-}(k+1) \\ \mathbf{K}(k+1) &= \Sigma^{-}(k+1) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \Sigma^{-}(k+1) \mathbf{H}^T + \sigma_v^2)^{-1} \end{aligned} \tag{20}$$

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

3.2 차륜반경의 추정

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

$$\begin{pmatrix} \delta \widehat{R}_r(k+1) \\ \delta \widehat{R}_l(k+1) \\ \delta \widehat{L}(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{\theta}(k+1) & B_{\theta}(k+1) & C_{\theta}(k+1) \\ A_x(k+1) & B_x(k+1) & C_x(k+1) \\ A_y(k+1) & B_y(k+1) & C_y(k+1) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \delta \widehat{\theta}^{+}(k+1) \\ \delta \widehat{x}^{+}(k+1) \\ \delta \widehat{y}^{+}(k+1) \end{pmatrix} \tag{21}$$

또한 이와 같이 추정된 파라미터오차는 식(5)에 의해 실효 파라미터를 계산하여 추측항법에 이용되는 파라미터를 갱신함으로써 결과적으로 추정위치의 정도를 개선하게된다. 단, 추정된 차륜간 간격오차는 실제 주행 시 그 변화가 매우 작으므로 무시한다.

그림 2는 본 논문에서 제안하는 지능 휠체어용 위치추정시스템의 구성을 나타낸 것이다.

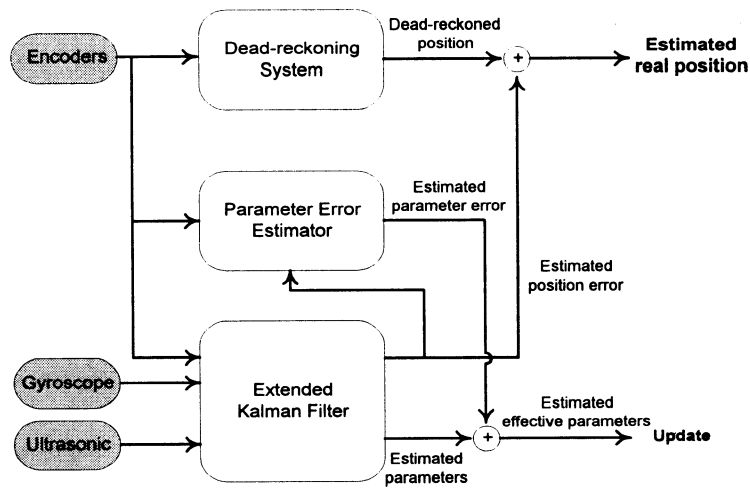


Fig. 2. The proposed positioning system for an intelligent wheelchair

4. 시뮬레이션

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

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]

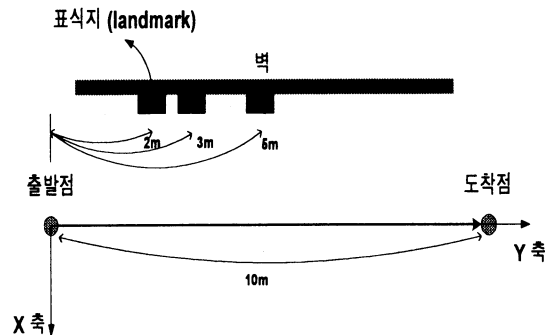


Fig. 3. Simulation environment

시물레이션 환경은 그림 3과 같이 휠체어를 X-Y 좌표계의 Y축을 따라 주어진 10m의 직선경로를 20cm/s의 속도로 주행하게 하고 주행도중 계속적인 자이로센서의 방위각 정보를 이용하도록 한다. 또한 2m, 3m, 5m지점에 표식지를 두고 표식지까지의 거리를 초음파센서로 측정하여 절대위치정보를 얻은 후 실효 차륜반경을 추정, 갱신한다. 시물레이션에 이용된 자이로센서, 초음파센서 그리고 엔코더센서의 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 최적의 값인 $C_1 = 0.153^\circ/s$, $C_2 = -0.264^\circ/s$, $T_1 = 5.64$ min이며 자이로 오차모델의 초기치는 $\varepsilon_g(0) = C_2$ 이다.

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 휠체어가 X축으로 방향을 바꾸어 주행할 때 표식지 인식을 통해 해결될 수 있다.

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

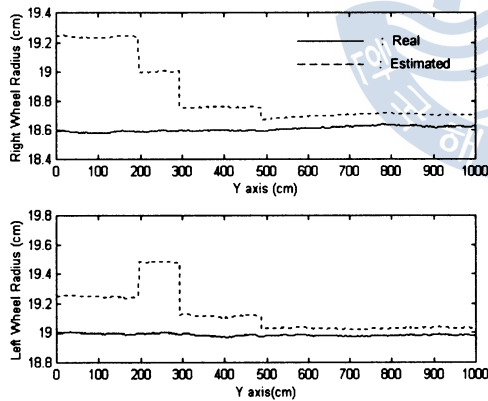


Fig. 4. Wheel radius estimates

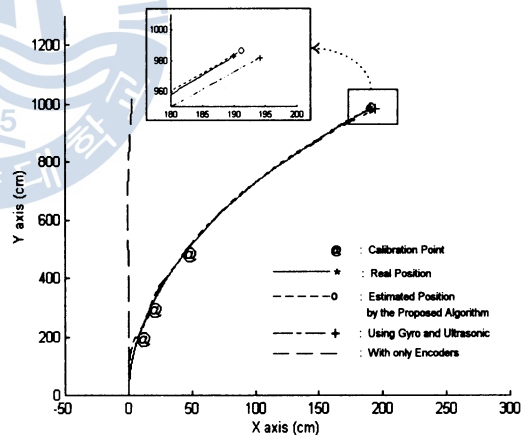


Fig. 5. Position estimates

5. 결론 및 금후의 과제

이상으로 본 논문에서는 추측항법에 근거한 지능 휠체어용 위치추정시스템의 개발 시 환경변화에 따른 차륜반경 변화에 의해 초래되는 위치추정오차를 줄이는 방안으로 자이로센서와 초음파센서의 데이터를 이용하여 오차의 원인이 되는 파라미터의 실효치를 추정, 갱신함으로써 추정위치의 정도를 개선시키는 위치추정시스템을 제안하였다. 그리고 이에 대한 타당성을 입증하기 위하여 시물레이션을 행하였으며 이 결과 만족할 만한 결과를 얻었다. 따라서 공기 타이어를 갖는 기타 차

륜형 이동체로의 응용이 기대되며 금후의 과제로 주행실험을 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. Scheduling, 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, H. F. Durrant-Whyte, "Inertial Navigation Systems for Mobile Robots", *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 11, No. 3, 1995.
- [5] K. Komoriya, 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, 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 Vehicles", PhD thesis, University of Oxford, 1997.
- [9] Y. Bar-Shalom, X. Li, "Estimation and Tracking : Principles, Techniques and software", Artech House, 1993.
- [10] H. F. Durrant-Whyte, "An Autonomous Guided Vehicle for Cargo Handling Application", *International journal of Robotics Research*, Vol. 15, No. 5, p.p. 407-440, 1996
- [11] Y. Tonouchi, T. Tsubouchi, and S. Arimoto, "Fusion of Dead-reckoned Position with a Workspace Model for a Mobile Robot by Bayesian Inference", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '94)*, p.p. 1347-1354, 1994.
- [12] 최진규, 하운수, 진강규, "지능 휠체어용 위치추정시스템에 관한 연구", 한국자동제어학술회의 논문집 A, p.p. 350-353, 1999.

