工學碩士　學位論文

멀티센서 데이터 융합에 의한 지능 휠체어용 위치추정시스템의 정도 개선에 관한 연구

A Study on the Improvement of the Accuracy of the Positioning System for an Intelligent Wheelchair by Multisensor Data Fusion

指導教授　河　潤　秀

2000年 2月

韓國海洋大學校 大學院

制御計測工學科

崔　鎭　圭

목　　차

Abstract

With the increase of social concern about the disables and elderly people, their participation in social activities is demanded. In this view, an intelligent wheelchair is necessary for giving them better mobility and for saving them a considerable physical effort. To control the motion of the intelligent wheelchair, the current position of the wheelchair must be known as accurately as possible. A well-known method to estimate the current position in the field of wheeled mobile robotics is dead-reckoning. But in the case of the position estimation based on the conventional dead-reckoning for an intelligent wheelchair with pneumatic tires, it is impossible to avoid the position estimation error because of the change of radii of the wheels which depend on an user's weight and a variable environment.

Therefore, this thesis proposes the positioning system which can estimate the error of radii of the wheels using a gyroscope and ultrasonic sensors and can correct the radii of the wheels to reduce the dead-reckoned position error. The extended Kalman filter was used as a method for fusing multisensor data with information on the dead-reckoned position error.

Simulations to verify the effectiveness of the proposed positioning system are performed and they prove good performances demonstrated from the results.

1 장 서 론

최근 우리사회는 의학기술의 진보와 더불어 독립적 생활이 불가능한 노령인구와 교통사고 및 각종 산업재해로 인한 후천적 장애인구의 증가가 새로운 사회문제로 대두되고 있다. 또한 이들 노약자나 장애인의 대부분은 생활의 다방면에서 정상인과 동일한 삶을 영위하기를 원하는 등 적극적인 사회활동을 희망하고 있다. 따라서 이들의 원활한 사회활동을 돕기 위한 방안으로 그들의 불완전한 감각기능, 판단기능, 이동기능 등을 대신하거나 도울 수 있는 지능 휠체어(intelligent wheelchairs)의 개발이 절실히 요구되고 있다.

이러한 지능 휠체어에 있어서의 이동기능이란 가장 기본적이며 중요한 기능으로서 사용자가 원하는 속도, 방향으로의 이동 및 위치를 제어하고 파악하는 것이라 할 수 있다. 이와 같은 이동기능을 부여하기 위해서는 주행환경에서의 현재 자신의 위치를 스스로 파악하는 것은 무엇보다 중요하다. 이를 실현하기 위한 가장 간단한 방법 중의 하나로 이동체의 기구학과 차륜의 회전정보를 이용한 추측항법시스템(dead-reckoning system)의 구성을 들 수 있다. 그러나 대부분의 휠체어는 공기 타이어를 갖고 있으므로 그들의 주행제어에 있어서 추측항법을 이용할 경우, 환경에 따른 공기압의 변화, 사용자의 체중 등에 따라 휠체어 파라미터인 실효 차륜반경과 차륜간 간격이 변하므로 이에 따른 위치추정오차는 피할 수 없다[1].

현재까지 이러한 파라미터 변화에 따른 위치오차를 줄이기 위한 연구 중 Borenstein 과 Feng 이 제안한 일정 사각경로를 시계 또는 반시계 방향으로 주행하게 한 후 위치 및 방위각 오차를 측정하여 이들 정보로부터 추정위치를 교정하는 UMBmark 방법[2,3]이 있다.

그러나 이 방법은 실제 주행에 선행되어 이루어지므로 주행도중 파라미터 변화에 따른 위치오차는 피하기 어렵다. 이 외 다른 연구들[4,5,6,7]은 대부분 정도 있는 위치정보를 얻기 위한 적절한 센서의 선정 및 활용에 대한 것으로서 위치오차의 원인이 되는 파라미터오차의 교정 없이 직접적으로 실제위치를 추정하므로 센서의 오동작이 발생할 경우 위치오차는 피할 수 없다.

본 논문에서는 이러한 연구들의 단점을 보완하기 위하여 휠체어에 방위정보를 얻기 위한 자이로(gyroscope)와 환경인식용 초음파센서(ultrasonic sensors)를 부착하여 이들 정보와 추측항법상의 위치오차 정보를 확장칼만필터(extended Kalman filter)를 통해 융합하고 또 이 결과로부터 위치오차의 원인이 되는 차륜반경의 오차를 추정하여 실효 차륜반경을 수정함으로써 추측항법에 의한 추정위치의 정도를 개선하는 지능 휠체어용 위치추정시스템을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 장에서는 본 연구에서 대상으로 하는 이동체의 구성 및 주행환경에 대하여 설명하고, 제 3 장에서는 추측항법상의 위치오차 및 자이로, 초음파센서를 모델링 하며, 제 4 장에서는 확장칼만필터를 이용하여 위치추정시스템을 구성한다. 그리고 제 5 장에서는 시뮬레이션을 통하여 제안한 위치추정시스템의 성능을 평가한다.

제 2 장 대상 시스템

2.1 이동체의 구성

그림 2.1은 본 연구에서 지능화의 대상으로 하는 SUZUKI사의 전동 휠체어 MC-13S를 나타낸다. MC-13S는 후부(後部)에 움직임 제어를 위한 두개의 구동륜(driving wheels)과 전부(前部)에 자세보조를 위한 두개의 보조륜(casters)을 가진다. 또한 좌ㆍ우 구동륜은 감속기어(기어비 1 : 33.5)를 거쳐 DC 모터(정격 24V 170W)에 연결되어져 있으며 이들 모터에 부착된 엔코더로 회전각속도를 검출하여

그림 2.1 전동 휠체어 MC-13S

Fig. 2.1 The power wheelchair MC-13S

각각 독립적으로 제어함으로써 휠체어의 속도와 방향을 결정하는 PWS(Power Wheeled Steering) 기구학을 가진다.

이러한 MC-13S의 이동은 대부분의 전동 휠체어와 마찬가지로 조이스틱을 통해 제어되기 때문에 이를 능숙하게 조작하기 위해서는 긴 적응 시간이 요구될 뿐만 아니라 팔이나 손에 심한 장애가 있는 경우는 거의 불가능하다. 따라서 전동 휠체어의 이동을 조이스틱에 의존하지 않고 사용자의 최소한의 동작으로 원하는 목표지점을 향해 주어진 경로를 안전하고 정확히 주행하게 하는 이동기능이 요구된다.

그림 2.2는 이와 같은 이동기능을 부여하기 위한 지능 휠체어의 구성을 나타낸 것으로 사용자의 장애 정도에 따라 조이스틱 또는 키패드(keypad)를 선택하여 명령을 입력하게 되어 있다. 조이스틱을 선택하면 기존의 방식에 의해 휠체어의 움직임을 조정하게 되고 키패드를 선택하면 단 한번의 명령에 의해 목표지점 및 주행경로가 결정되어 주어진 경로를 주행하게 된다. 이 중 키패드의 명령에 의한 자율주행(autonomous navigation)에 있어서 안전하고 정확한 주행을 위해서는 정도 있는 위치추정시스템의 구성은 무엇보다 중요하다.

따라서 본 논문은 그림 2.2의 구성을 가진 이동체를 근간으로 하여 정도 있는 위치정보를 얻기 위한 지능 휠체어용 위치추정시스템의 설계에 관한 연구를 다룬다. 그림 2.2에서 알 수 있듯이 제안하는 위치추정시스템의 구성을 위하여 방위정보를 얻기 위한 자이로를 휠체어의 중앙에, 환경인식용 초음파센서를 좌ㆍ우 측면에 부착한다. 여기서 자이로는 Murata사의 ENC-05E Gyrostar, 초음파센서는 Polaroid사의 6500 series의 사용을 전제로 한다.

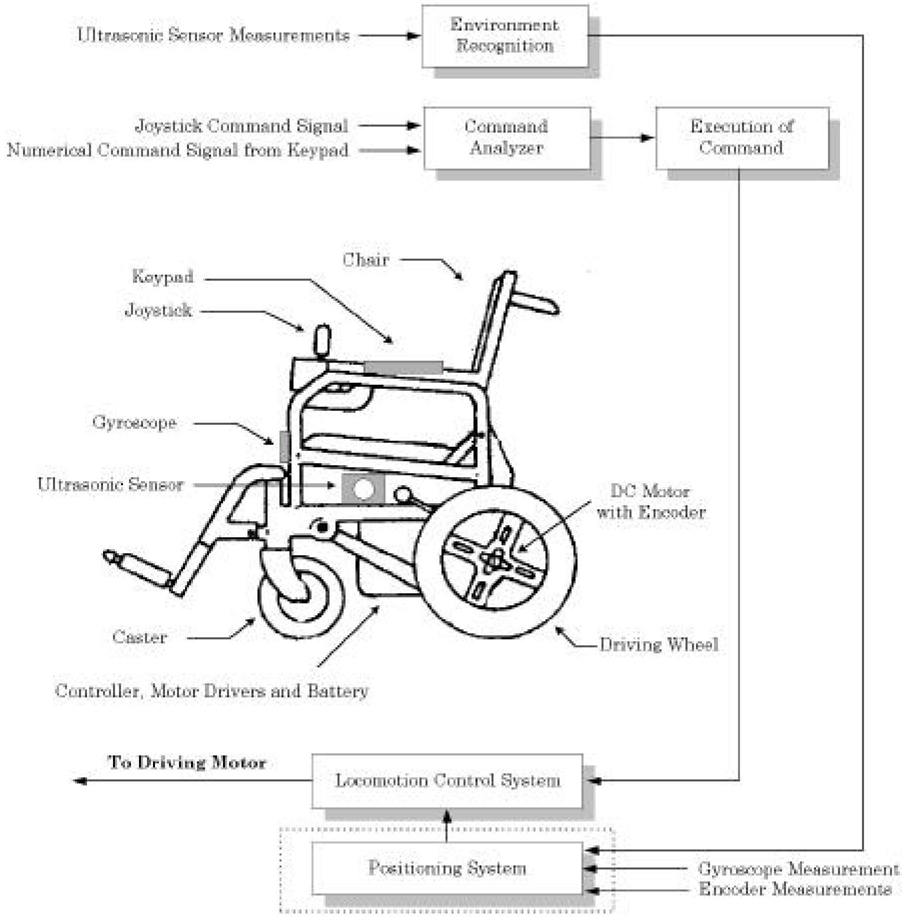

그림 2.2 **지능 휠체어의 구성**

Fig. 2.2 Configuration of the intelligent wheelchair

2.2 주행환경

휠체어는 주로 병원과 같이 벽면이 많은 실내환경에서 사용된다는 점을 고려하여 X-Y 2차원 평면에서 X축 또는 Y축에 평행하게 주행한다고 가정하고 또한 저속으로 사용되기 때문에 주행 시 발생하는 위치추정오차의 원인은 파라미터오차 및 파라미터 잡음 그리고 각 센서의 측정잡음으로 제한한다. 그리고 주행도중 엔코더와 자이로에서 제공하는 위치 및 방위정보는 계속적으로 이용하고 환경인식용 초음파센서에 의한 절대위치정보는 주행경로상의 벽면에 미리 정의해 둔 표식지(landmark)를 인식함으로써 얻는다.

제 3 장 모델링

3.1 이동체 기구학

그림 3.1은 지능 휠체어[그림 2.2]가 X-Y 2차원 평면을 주행할 경우 구동륜을 중심으로 간략화한 것으로 (a)는 휠체어의 위치추정에 이용될 주요 파라미터로서 R_l, R_r, L는 각각 좌、우 차륜반경 및 차륜간 간격을, V, ω는 구동륜축 중심에서의 병진속도 및 회전각속도를 그리고 ω_l, ω_r는 좌、우 차륜의 회전각속도를 나타낸다. 또한 (b)는 X-Y 평면상에서의 위치변수 (x, y, θ)를 나타낸다.

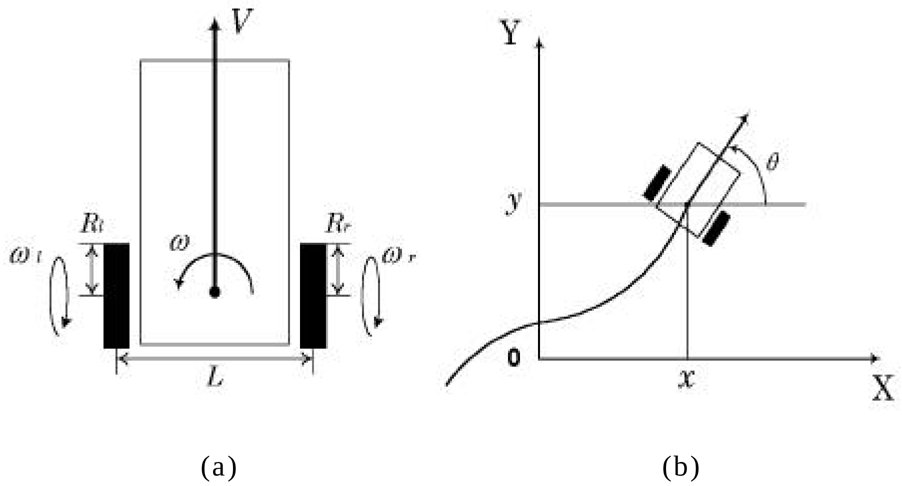

그림 3.1 지능 휠체어의 파라미터(a)와 위치변수(b)

Fig. 3.1 Parameters of the intelligent wheelchair(a) and its position variables for navigation on X-Y plane(b)

따라서 휠체어 중심에서의 병진속도 $V(t)$와 회전각속도 $\omega(t)$는 좌、우 차륜반경, 차륜간 간격 및 좌、우 차륜의 회전각속도로부터 다음과 같이 나타내어질 수 있다.

$$\begin{pmatrix} V(t) \\ \omega(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{R_r}{2} & \frac{R_l}{2} \\ \frac{R_r}{L} & -\frac{R_l}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_l(t) \end{pmatrix} \tag{3.1}$$

3.2 추측항법에 의한 위치추정

식 (3.1)에서 좌、우 차륜의 회전각속도의 정보가 어떤 형태의 센서로부터 획득 가능하다면 이들 회전정보와 이동체 기구학으로부터 X-Y 2차원 평면상의 원점 0에서 출발한 휠체어의 t초 후의 위치 (x, y, θ)는 다음 식과 같이 결정되어진다.

$$x(t) = \int_0^t V(t)\cos(\theta(t))\,dt \tag{3.2}$$

$$y(t) = \int_0^t V(t)\sin(\theta(t))\,dt \tag{3.3}$$

$$\theta(t) = \int_0^t \omega(t)\,dt \tag{3.4}$$

이러한 추측항법은 단구간에서의 정확성, 저 비용, 계산의 단순성 등과 같은 장점으로 인해 최근까지 차륜형 이동로봇 분야에서 가장 일반적으로 이용되는 위치추정방법이다[3]. 그러나 이 방법에 의한 위치추정은 휠체어 파라미터인 차륜반경 및 차륜간 간격에 근거하

기 때문에 주행도중 이러한 파라미터가 변하는 경우에는 이에 의한 위치추정오차는 피할 수 없다.

3.3 파라미터 변화에 따른 추측항법상의 위치오차 해석

앞 절에서 언급한 파라미터 변화에 따른 추측항법상의 위치오차를 해석하기 위해 먼저, 추측항법에 이용되는 초기 차륜반경과 차륜간 간격을 R_{ro}, R_{lo}, L_o **또한 각 파라미터오차를** $\delta R_r, \delta R_l, \delta L$ **라 하고 실효 파라미터** R_r, R_l, L **를 다음과 같이 정의하자.**

$$R_r = R_{ro} + \delta R_r$$
$$R_l = R_{lo} + \delta R_l$$
$$L = L_o + \delta L \tag{3.5}$$

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.**

$$x = x_d + \delta x$$
$$y = y_d + \delta y$$
$$\theta = \theta_d + \delta\theta \tag{3.6}$$

여기서 $\delta\theta, \ \delta R_r, \ \delta R_l, \ \delta L$ **은 아주 작은 것으로 간주하여** $\cos(\delta\theta) \approx 1$, $\sin(\delta\theta) \approx \delta\theta, \ \delta L \ll L$ **로 하고 이차항을 무시하면 파라미터 변화에 의**

한 위치추정오차는 식 (3.1) (3.6)에 의해 다음과 같이 나타낼 수 있다[1].

$$\begin{pmatrix} \delta\theta(t) \\ \delta x(t) \\ \delta y(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_{\theta}(t) & B_{\theta}(t) & C_{\theta}(t) \\ A_{x}(t) & B_{x}(t) & C_{x}(t) \\ A_{y}(t) & B_{y}(t) & C_{y}(t) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \delta R_{r}(t) \\ \delta R_{l}(t) \\ \delta L(t) \end{pmatrix} \tag{3.7}$$

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 추측항법상의 위치오차는 차륜반경 및 차륜간 간격의 변화에 따라 시간에 따른 누적오차를 가짐을 알 수 있다. 따라서 이러한 누적오차를 줄이기 위한 방안으로 오차의 원인이 되는 파라미

터오차를 추정하여 실효 파라미터를 수정하는 방법을 생각한다.

식 (3.7)에서, 위치오차의 추정이 가능하다면 오차의 원인이 되는 파라미터오차를 역으로 추정할 수 있음을 알 수 있다. 따라서 식 (3.7)은 후술하는 위치추정시스템의 구현에 있어서, 확장칼만필터에서 추정된 위치오차를 이용하여 파라미터오차를 추정하는 파라미터 오차 추정기(parameter error estimator)로서의 역할을 한다.

3.4 위치오차모델

일정 샘플링 간격을 T_s라 정의하면 추측항법에 의한 위치추정 계산식인 식 (3.1) (3.4)은 샘플링 시각 k에서 다음과 같이 이산화 되어진다.

$$x_d(k+1) = x_d(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta_d(k))$$

$$y_d(k+1) = y_d(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2} \sin(\theta_d(k))$$

$$\theta_d(k+1) = \theta_d(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) - R_{lo}(k)\omega_l(k)}{L_o(k)} \qquad (3.8)$$

식 (3.8)에 의해 계산된 추정위치는 파라미터오차에 의한 위치추정오차를 포함하기 때문에 실제위치는 식 (3.5)에 의해 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$x(k+1) = x(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2} \cos(\theta(k))$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\cos(\theta(k))$$

$$y(k+1) = y(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2}\sin(\theta(k))$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\sin(\theta(k))$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) - R_{lo}(k)\omega_l(k)}{L_o(k) + \delta L(k)}$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) - \delta R_l(k)\omega_l(k)}{L_o(k) + \delta L(k)} \tag{3.9}$$

따라서 실제위치와 추측항법에 의한 추정위치는 식 (3.6)**의 관계를 가지므로** $\delta\theta$, δL **가 아주 작은 것으로 간주하면 추측항법상의 위치오차모델은 다음 식과 같이 나타내어진다**.

$$\delta x(k+1) = \delta x(k) - T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2}\sin(\theta_d(k))\delta\theta(k)$$

$$- T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\sin(\theta_d(k))\delta\theta(k)$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\cos(\theta_d(k))$$

$$\delta y(k+1) = \delta y(k) + T_s \frac{R_{ro}(k)\omega_r(k) + R_{lo}(k)\omega_l(k)}{2}\cos(\theta_d(k))\delta\theta(k)$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\cos(\theta_d(k))\delta\theta(k)$$

$$+ T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) + \delta R_l(k)\omega_l(k)}{2}\sin(\theta_d(k))$$

$$\delta\theta(k+1) = \delta\theta(k) + T_s \frac{\delta R_r(k)\omega_r(k) - \delta R_l(k)\omega_l(k)}{L_o(k)} \tag{3.10}$$

식 (3.10)에서 모델에 이용된 휠체어 파라미터인 차륜반경과 차륜간 간격에 잡음(noise)이 부가될 경우에는 위치오차 또는 실효 파라미터를 추정하는데 있어 오차의 원인이 된다. 따라서 휠체어 파라미터에 부가되는 잡음을 고려할 필요가 있다. 그러나 이러한 파라미터의 잡음은 다른 상태들의 조합과 연관성을 가지고 있으며 본질적으로 휠체어의 다이나믹스(dynamics)에 기인하기 때문에 정확히 모델링하기란 쉽지가 않다. 따라서 편의상 파라미터의 잡음이 랜덤워크(random walk)의 성질을 가진다고 가정하면 다음 식과 같이 백색잡음의 적분으로 나타낼 수 있다[8].

$$
\begin{aligned}
R_{ro}(k+1) &= R_{ro}(k) + T_s n_{R_{ro}}(k) \\
R_{lo}(k+1) &= R_{lo}(k) + T_s n_{R_{lo}}(k) \\
L_o(k+1) &= L_o(k) + T_s n_{L_o}(k)
\end{aligned}
\tag{3.11}
$$

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.

3.5 측정모델

3.5.1 자이로

휠체어와 같은 차륜형 이동체의 위치추정에 있어 엔코더만에 의한 추측항법(odometry)을 이용할 경우 발생하는 방위각오차를 보상하기 위해 사용되어져 온 광섬유 자이로(optical fiber gyroscopes), 압전 자이로(piezo-electric gyroscopes) 등은 항공기에서 사용하는 기계 자이로(mechanical gyros)와 비교하여 가격이 저렴하고 부피가 적은 반면 동작 중 점차적인 온도상승에 따른 큰 드리프트오차(drift error)를 가지는 특징이 있다. 따라서 이러한 자이로를 사용하는데 있어서 드리프트오차를 줄이는 방법은 매우 중요하다[6,7,9].

본 연구에서는 코리올리의 힘(Coriolis force)을 이용하는 압전 자이로인 Murata사의 ENC-05E Gyrostar의 사용을 전제로 드리프트 오차를 줄이기 위한 방안으로 다음과 같은 자이로 데이터의 오차모델을 이용한다[9].

$$\varepsilon_g(t) = C_1(1 - e^{-\frac{t}{T}}) + C_2 \tag{3.12}$$

식 (3.12)는 영 입력(zero input)일 때 자이로 출력의 시간에 따른 드리프트오차를 나타낸 것으로 장시간의 샘플을 통한 데이터를 Levenberg-Marquardt 반복 최소자승법을 이용하여 지수적으로 모델링한 것으로 다음과 같은 미분방정식으로 나타내어진다.

$$\dot{\varepsilon}_g(t) = \frac{C_1 + C_2}{T_1} - \frac{1}{T_1}\varepsilon_g(t) \tag{3.13}$$

여기서 $\varepsilon_g(0) = C_2$, $\dot{\varepsilon}_g(0) = \frac{C_1}{T_1}$. **그리고 식** (3.13)**을 필터의 구현을 위해 이산화 하면 다음과 같다.**

$$\varepsilon_g(k+1) = \frac{T_1}{T_1 + T_g}\varepsilon_g(k) + \frac{T_g}{T_1 + T_g}(C_1 + C_2) \tag{3.14}$$

$$\varepsilon_\theta(k+1) = \varepsilon_\theta(k) + T_g\,\varepsilon_g(k) \tag{3.15}$$

여기서 $\varepsilon_g(0) = C_2$ **그리고** T_1, C_1, C_2**는 실험에 의한 튜닝**(tuning)**에 의해 구해지며** T_g**는 자이로 데이터의 샘플링 주기를 나타낸다. 그리고** ε_θ**는 방위각 정보를 얻기위해 자이로 데이터의 드리프트오차를 적분한 것이다. 따라서 추측항법상의 방위각오차 정보를 얻기 위한 자이로의 측정모델은 다음과 같은 형태로 나타낼 수 있다.**

$$z_g(k+1) = \delta\theta(k+1) + \varepsilon_\theta(k+1) + v_g(k+1) \tag{3.16}$$

여기서 v_g**는 자이로의 측정치에 부가되는 잡음으로 평균치가 영이고 분산이** σ_g^2**인 백색잡음이라 가정한다.**

3.5.2 초음파센서

엔코더, 자이로와 같은 이동체의 내부적인 움직임을 검출하기 위한 내계센서(internal sensors)를 이용한 위치추정은 비록 그러한 센서가 신뢰성 있는 정보를 제공한다 해도 장시간의 주행에 따른 누적오차는 피할 수 없다. 일반적으로 이러한 누적오차는 초음파센서, 비젼(vision)과 같은 환경인식용 외계센서(external sensors)가 제공하는 절대위치정보에 의해 리셋(reset) 되어진다[36]. 이러한 외계센서는 대부분 미리 정의해 둔 지도(map)상의 표식지나 등대(beacon) 등을 인식함으로써 절대위치정보를 제공하게 된다.

본 연구에서는 표식지 인식을 위한 환경인식용 초음파센서에 Polaroid사의 6500 series를 이용하는 것으로 한다. 따라서 일반적으로 휠체어는 벽이 많은 실내환경에서 사용된다는 점을 고려하여 X-Y 좌표에서 X축 또는 Y축을 따라 주행한다고 가정하면 위치오차 정보를 얻기 위한 초음파센서의 측정모델은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z_u(k+1) = \begin{cases} \delta y(k+1) + v_u(k+1) & (X \text{ 축을 따라 주행할 때}) \\ \delta x(k+1) + v_u(k+1) & (Y \text{ 축을 따라 주행할 때}) \end{cases} \tag{3.17}$$

여기서 v_u는 초음파센서의 측정잡음으로서 평균치가 영이고 분산이 σ_u^2인 백색잡음이라 가정한다.

제 4 장 위치추정시스템의 구현

이 장에서는 전술의 모델을 바탕으로 위치추정시스템을 설계한다. 설계에 앞서 먼저, 제안한 위치추정시스템의 구성과 이용된 데이터 융합 알고리즘에 대하여 알아본다.

4.1 위치추정시스템의 구성

그림 4.1은 전형적인 위치추정시스템의 구조[10]를 나타낸 것으로 모델, 센서 그리고 그들의 데이터 융합 알고리즘으로 구성된다. 이러한 위치추정시스템의 구조는 이동체의 위치와 방위각을 직접적으

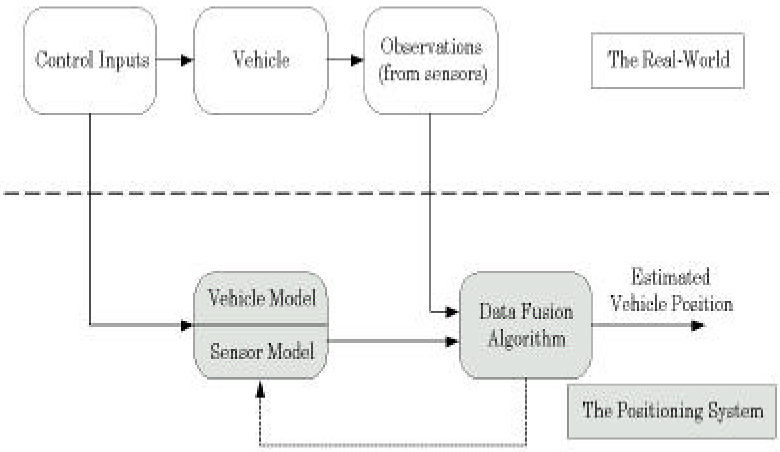

그림 4.1 전형적인 위치추정시스템의 구조

Fig. 4.1 The structure of a typical positioning system

로 추정하는 방법이다. 따라서 데이터 융합 알고리즘으로 이용되는 필터의 발산, 센서의 오동작이 발생할 경우 정도 있는 위치, 방위각 정보를 제공하지 못한다는 단점이 있다.

따라서 본 논문에서는 이러한 단점을 극복하기 위하여 직접적으로 위치를 추정하지 않고 위치오차를 추정하여 이를 앞되먹임함으로써 실제위치를 계산하는 간접 위치추정시스템(indirect positioning system) 구조[18]를 이용하고 또한 추정된 위치오차를 이용하여 오차의 원인이 되는 파라미터오차를 추정하고 이로부터 실효 파라미터를 수정함으로써 휠체어의 추정위치의 정도를 개선하는 위치추정시스템을 제안한다.

그림 4.2는 제안한 지능 휠체어용 위치추정시스템의 구성을 나타낸다. 그 구성은 추측항법시스템, 확장칼만필터, 파라미터오차 추정기의 세 부분으로 구성된다. 이 중 확장칼만필터와 파라미터오차 추정기는 파라미터 변화에 따른 추측항법시스템에서의 위치추정오차를 줄이기 위한 목적으로 추가된 것이다.

제안한 위치추정시스템의 주요 데이터 흐름을 설명하면 다음과 같다. 확장칼만필터는 이전 장에서 구한 위치오차모델 및 자이로, 초음파센서의 측정모델에서 제공하는 정보와 각 센서의 실제 측정치를 융합하여 위치오차를 추정하는 역할을 하며 이렇게 추정된 위치오차는 추측항법시스템으로 앞되먹임되어 실제위치를 계산한다. 그리고 파라미터오차 추정기는 확장칼만필터에서 추정된 위치오차를 이용하여 파라미터오차를 추정하는 역할을 하며 추정된 파라미터오차는 필터에서 제공하는 초기 파라미터값과 더해짐으로써 위치오차의 원인이 되는 실효 파라미터를 계산하여 추측항법시스템에 이용되는 파라미터를 수정한다.

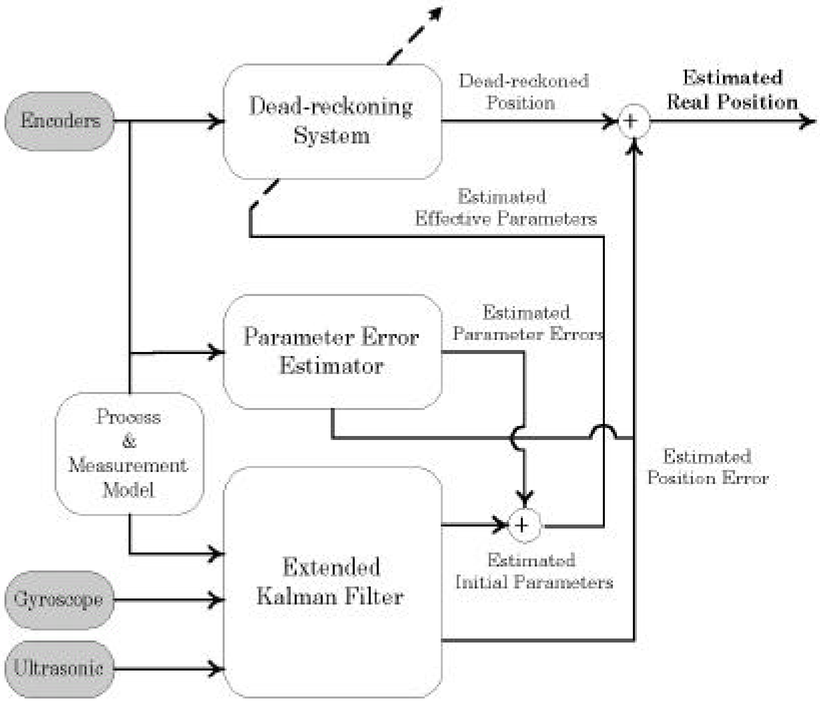

그림 4.2 **제안한 지능 휠체어용 위치추정시스템**

Fig. 4.2 The proposed positioning system for an intelligent wheelchair

4.2 데이터 융합 알고리즘

제안한 위치추정시스템에서 데이터 융합 알고리즘으로 이용되는 확장칼만필터는 칼만필터의 비선형 시스템 문제로의 적용으로서 확장칼만필터의 설계에 앞서 먼저 칼만필터에 대한 개략적인 내용과 동작원리에 대하여 알아본다.

4.2.1 칼만필터

칼만필터는 백색잡음이 부가된 선형 확률시스템에 있어 최적의 추정치를 제공하며 재귀성(recursiveness)의 특징으로 인해 최근까지 차륜형 이동로봇의 위치추정문제에 있어 데이터 융합 알고리즘으로 가장 널리 이용되고 있다[10,11,12,13].

그림 4.3은 이산시간 칼만필터식(discrete-time Kalman fitler equations)을 나타내고 있다. 백색잡음의 영향을 받는 시스템 공정모델(process model)과 측정모델(measurement model)이 식 (a), (b)와 같은 선형 확률시스템으로 주어질 때 칼만필터의 동작은 다음과 같이 상태예측(state prediction)과 교정(correction)의 두 단계로 구성된다. 이후에 언급될 사전(a priori), 사후(a posteriori)는 센서 측정치에 의한 보상 전、후를 나타낸다.

(1) 상태예측 : 상태의 예측치인 사전추정치 $\hat{X}^{-}(k+1)$은 공정모델에서의 상태천이행렬 $\Phi(k)$와 필터의 이전 스텝에서의 사후추정치 $\hat{X}^{+}(k)$에 의해 식 (c)와 같이 공정잡음 $W(k)$의 영향을 제거한 형

- **System model**

Process model :

$$X(k+1) = \Phi(k)X(k) + W(k) \quad \text{(a)}$$

$$W(k) \sim N(0, \sigma_W^2)$$

Measurement model :

$$Z(k+1) = H(k+1)X(k+1) + V(k+1) \quad \text{(b)}$$

$$V(k+1) \sim N(0, \sigma_V^2)$$

- **Filter iteration**

Sate prediction :

$$\hat{X}^-(k+1) = \Phi(k)\hat{X}^+(k) \quad \text{(c)}$$

$$\Sigma^-(k+1) = \Phi(k)\Sigma^+(k)\Phi(k)^T + \sigma_W^2 \quad \text{(d)}$$

Correction :

$$\hat{X}^+(k+1) = \Phi(k)\hat{X}^+(k) + K(k+1)(Z(k+1) - H(k+1)\hat{X}^-(k+1)) \quad \text{(e)}$$

$$\Sigma^+(k+1) = (I - K(k+1)H(k+1))\Sigma^-(k+1) \quad \text{(f)}$$

$$K(k+1) = \Sigma^-(k+1)H^T(k+1)(H(k+1)\Sigma^-(k+1)H^T(k+1) + \sigma_V^2)^{-1} \quad \text{(g)}$$

그림 4.3 **칼만필터식**

Fig. 4.3 The Kalman filter equations

태로 구해지게 되고 이러한 사전추정치의 평가는 식 (d)의 사전공분산을 계산함으로써 이루어진다.

(2) 교정 : 식 (e)에 포함되어 있는 $(Z(k+1) - H(k+1)\hat{X}^-(k+1))$은 측정모델의 예측치와 실제 측정치와의 차를 나타낸 것으로 이노베

이션(innovation) 또는 잔여치(residual)라 한다. 이러한 이노베이션 (또는 잔여치)은 식 (e)와 같이 적당한 가중행렬과 곱해짐으로써 예측된 사전추정치를 교정하여 사후추정치를 구하게 되는데 이러한 가중행렬을 칼만게인(Kalman gain)이라 한다. 칼만게인 $K(k+1)$는 사후공분산을 계산하는 식 (f)를 최소화하도록 식 (g)에 의해 계산되어지며 이노베이션이 사후추정치에 미치는 정도를 결정한다. 또한 이노베이션은 지능 휠체어용 위치추정시스템의 안정성을 위하여 필터의 발산 또는 센서의 오동작을 판단하는 데이터차단필터(data rejection filter)로 이용되어 지는데 그 형태는 다음과 같다[13].

If $|(Z(k+1)-H(k+1)\hat{X}^{-}(k+1))-(Z(k)-H(k)\hat{X}^{-}(k))| > A_{MAX}$,

then reject data (단, A : amplitude)

칼만필터는 이러한 상태예측과 교정의 반복적인 동작에 의해 매 필터스텝에서 최적의 추정치를 제공한다. 그림 4.4는 이러한 칼만필터의 구조를 나타낸다

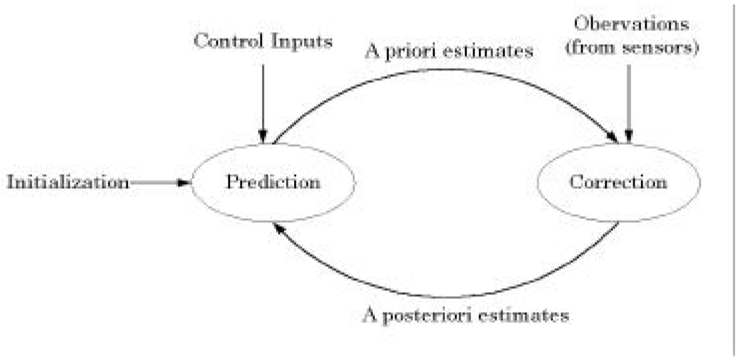

그림 4.4 칼만필터의 구조

Fig. 4.4 The structure of the Kalman filter

4.2.2 비선형 시스템으로의 확장 - 확장칼만필터

실세계(real world)에서의 거의 모든 시스템은 비선형의 성질을 띄고 있으며 또한 대부분의 차륜형 이동체의 위치추정은 비선형 시스템의 문제이다. 그러나 칼만필터에서의 선형 추정기(linear estimator)는 이러한 비선형 시스템의 상태 추정에 있어 최적의 추정치를 제공하지 못한다. 따라서 비선형 시스템의 경우, 공칭궤적(nominal trajectory)에서의 선형화를 통하여 칼만필터식을 이용하는 선형칼만필터(linearized Kalman filter)의 설계를 생각할 수 있다. 그러나 실제궤적(actual trajectory)과 공칭궤적의 편차에 의해 시간에 따른 누적오차를 가지는 단점이 있다.

확장칼만필터는 이러한 누적오차의 대안으로 공칭궤적을 추정치로 대치하여 얻은 선형 확률시스템을 칼만필터식[그림 4.3]에 이용하는 방법으로서 시스템이 충분히 가관측 하다면 실제궤적과의 편차는 매우 작게 되어 최적의 추정치를 제공하게 된다[13].

이러한 확장칼만필터의 동작은 추정치에서의 선형화를 제외한 부분에 있어 앞서 설명한 칼만필터와 동일한 구조를 가지고 있다. 따라서 이후 절에서 설명될 확장칼만필터의 설계에서 자세히 살펴본다.

4.3 확장칼만필터를 이용한 데이터 융합 및 위치오차 추정

자이로의 드리프트오차와 휠체어 파라미터의 잡음을 고려한 초기 파라미터를 추가한 상태벡터를 $\boldsymbol{X} = (\delta x\ \delta y\ \delta\theta\ R_{ro}\ R_{lo}\ L_o\ \varepsilon_\theta\ \varepsilon_g)^T$**라 정의하고 휠체어의 양차륜에 부착된 엔코더로부터 검출되는 회전각속도를 입력벡터** $\boldsymbol{U} = (\omega_r\ \omega_l)^T$, **측정벡터를** $\boldsymbol{Z} = (z_g\ z_u)^T$**라 정의하면 위치추정시스템에 이용되는 공정모델과 측정모델은 다음과 같은 행렬형태로 나타낼 수 있다**.

$$\boldsymbol{X}(k+1) = f(\boldsymbol{X}(k),\ \boldsymbol{U}(k) + \boldsymbol{n}_U,\ k) + \boldsymbol{W}(k) \tag{4.1}$$

$$\boldsymbol{Z}(k+1) = \boldsymbol{H}\,\boldsymbol{X}(k+1) + \boldsymbol{V}(k+1) \tag{4.2}$$

여기서 $\boldsymbol{n}_U$, $\boldsymbol{W}$, $\boldsymbol{V}$**는 입력벡터의 잡음**, **시스템 공정잡음 그리고 측정잡음으로서 평균치가 영이고 분산이 각각** $\sigma_{n_U}{}^2$, $\sigma_W{}^2$, $\sigma_V{}^2$**인 백색잡음이며 다음과 같은 관계를 가진다**.

$$E[\boldsymbol{n}_U(j)\ \boldsymbol{n}_U^T(k)] = \sigma^2_{\boldsymbol{n}_U}\ \delta_{jk} \qquad \textbf{단},\ \delta_{jk} = \begin{cases} 1, & j = k \\ 0, & j \neq k \end{cases}$$

$$E[\boldsymbol{W}(j)\ \boldsymbol{W}^T(k)] = \sigma^2_{\boldsymbol{W}}\ \delta_{jk}$$

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

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

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

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

식 (4.1)을 사후추정치 $\widehat{X}^{+}(k)$와 입력벡터의 평균치 $\overline{U}(k)$ 근방에서 테일러 급수(Taylor series) 전개하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$X(k+1) = f(\widehat{X}^{+}(k), \overline{U}(k), k) + \nabla_X f \, \widetilde{X}(k) + \nabla_U f \, \widetilde{U}(k)$$
$$+ W(k) + \text{higher order terms} \qquad (4.3)$$

여기서 $\widetilde{X}$ 는 $\widetilde{X} = X - \widehat{X}^{+}$, $\nabla_X f, \nabla_U f$ 는 각각 X, U에 대한 f의 자코비안 행렬(jacobian matrix)로서 다음과 같다. 편의상, $\delta\theta = \delta\hat{\theta}^{+}(k)$, $\delta R_r = \delta R_r(k)$, $\delta R_l = \delta R_l(k)$, $R_{ro} = \widehat{R}^{+}_{ro}(k)$, $R_{lo} = \widehat{R}^{+}_{lo}(k)$, $L_o = \widehat{L}^{+}_{o}(k)$, $v = \dfrac{(\widehat{R}^{+}_{ro}(k) + \delta R_r(k))\overline{\omega}_r(k) + (\widehat{R}^{+}_{lo}(k) + \delta R_l(k))\overline{\omega}_l(k)}{2}$, $\omega_r = \overline{\omega}_r(k)$, $\omega_l = \overline{\omega}_l(k)$로 표기한다

$$\nabla_x f = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -T_s v \sin(\theta_d) & -T_s \frac{\omega_r}{2}\sin(\theta_d)\delta\theta & -T_s \frac{\omega_l}{2}\sin(\theta_d)\delta\theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T_s v \cos(\theta_d) & T_s \frac{\omega_r}{2}\cos(\theta_d)\delta\theta & T_s \frac{\omega_l}{2}\cos(\theta_d)\delta\theta & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & -T_s \frac{\delta R_r \omega_r - \delta R_l \omega_l}{L_o^2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T_s \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{T_1}{T_1 + T_2} \end{pmatrix}$$

$$\nabla_U f = \begin{pmatrix} -T_s \dfrac{(R_{r0} + \delta R_r)\sin(\theta_d)\delta\theta - \delta R_r \cos(\theta_d)}{2} & -T_s \dfrac{(R_{l0} + \delta R_l)\sin(\theta_d)\delta\theta - \delta R_l \cos(\theta_d)}{2} \\ T_s \dfrac{(R_{r0} + \delta R_r)\cos(\theta_d)\delta\theta + \delta R_r \sin(\theta_d)}{2} & T_s \dfrac{(R_{l0} + \delta R_l)\cos(\theta_d)\delta\theta + \delta R_l \sin(\theta_d)}{2} \\ T_s \dfrac{\delta R_r}{L_0} & -T_s \dfrac{\delta R_l}{L_0} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

식 (4.3)에서, 이차항을 포함한 고차항과 공정잡음 $W(k)$는 추정치와 평균치 근방에서의 선형화에 따른 오차로 볼 수 있다. 따라서 이러한 선형화오차를 무시한다고 가정하면 예측된 사전추정치는 다음 식과 같다.

$$\widehat{\boldsymbol{X}}^{-}(k+1) = f(\widehat{\boldsymbol{X}}^{+}(k), \overline{\boldsymbol{U}}(k), k) \tag{4.4}$$

여기서 사전추정치에 대한 오차는 식 (4.3)을 1차 근사화 하면 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \widetilde{\boldsymbol{X}}(k+1) &= \boldsymbol{X}(k+1) - \widehat{\boldsymbol{X}}^{-}(k+1) \\ &\approx \nabla_X f \; \widetilde{\boldsymbol{X}}(k) + \nabla_U f \; \boldsymbol{U}(k) + \boldsymbol{W}(k) \end{aligned} \tag{4.5}$$

따라서 식 (4.5)를 외적(outer product)하여 기대치(expectation)를 취하면 다음과 같이 사전공분산을 구할 수 있다.

$$\Sigma^{-}(k+1) = \nabla_X f(k+1)\ \Sigma^{+}(k)\nabla_X f^T(k+1)$$
$$+\ \nabla_U f(k+1)\ \sigma_{n_U}^2\ \nabla_U f^T(k+1) + \sigma_W^2 \qquad (4.6)$$

식 (4.5)는 추정치와 평균치 근방에서 선형화된 식을 나타낸다. 따라서 식 (4.5)와 칼만필터식[그림 4.3]을 이용하면 사후공분산을 구하는 식 (4.8)을 최소화하는 칼만게인을 식 (4.9)에 의해 계산함으로써 식 (4.7)과 같이 사후추정치를 구할 수 있다.

$$\widehat{X}^{+}(k+1) = \widehat{X}^{-}(k+1) + K(k+1)(Z(k+1) - H\widehat{X}^{-}(k+1)) \qquad (4.7)$$

$$\Sigma^{+}(k+1) = [I - K(k+1)H]\Sigma^{-}(k+1) \qquad (4.8)$$

$$K(k+1) = \Sigma^{-}(k+1)H^T(H\Sigma^{-}(k+1)H^T + \sigma_V^2)^{-1} \qquad (4.9)$$

이렇게 추정된 상태 중 추측항법상의 위치오차는 그림 4.2와 같이 추측항법시스템으로 앞되먹임되어 추측항법상의 추정위치와 더해짐으로써 실제위치를 계산하게되고 또한 다음절의 휠체어 파라미터오차를 추정하는데 이용되어진다.

4.4 실효 차륜반경의 추정

추측항법상의 위치추정오차의 원인이 되는 파라미터오차는 식 (4.7)**에서 구해진 위치오차 추정치를 이용하여 식** (3.7)**에 의해 다음과 같이 추정되어진다.**

$$\begin{pmatrix} \delta \hat{R}_r(k+1) \\ \delta \hat{R}_l(k+1) \\ \delta \hat{L}(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_\theta(k+1) & B_\theta(k+1) & C_\theta(k+1) \\ A_x(k+1) & B_x(k+1) & C_x(k+1) \\ A_y(k+1) & B_y(k+1) & C_y(k+1) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \delta \hat{\theta}^+(k+1) \\ \delta \hat{x}^+(k+1) \\ \delta \hat{y}^+(k+1) \end{pmatrix} \quad (4.10)$$

이와 같이 추정된 파라미터오차는 식 (3.5)**의 관계에 의해 확장칼만필터에서 추정된 초기 파라미터값과 더해져서 실효 파라미터를 계산하게되고 또한 추측항법시스템에 이용되는 파라미터를 수정함으로써 결과적으로 추정위치의 정도를 개선하게된다. 단, 추정된 파라미터오차 중 차륜간 간격오차는 실제에 있어 매우 작으므로 무시한다.**

제 5 장 시뮬레이션 및 결과 고찰

5.1 시뮬레이션 조건

제안한 지능 휠체어용 위치추정시스템의 타당성을 입증하기 위한 시뮬레이션에는 표 5.1에 나타낸 바와 같이 SUZUKI사의 전동 휠체어 MC-13S의 실제 파라미터를 이용한다.

표 5.1 MC-13S의 파라미터

Table 5.1 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]

시뮬레이션에 이용된 엔코더, 자이로, 초음파센서에 부가되는 측정잡음의 표준편차는 각각 5%, 1%, 2%이고 휠체어 파라미터인 차륜반경과 차륜간 간격에 부가되는 잡음의 경우는 각각 0.7%, 0.1%이다. 그리고 초기 좌ㆍ우 차륜반경치는 각 19.25cm, 초기 차륜간 간격치는 57cm이다. 또한 자이로의 오차모델에 이용된 파라미터는 [9]에서 실험적으로 얻어진 Murata사의 ENV-05S Gyrostar의 사용을 위한 최적의 값인 $C_1 = 0.153\,°/s$, $C_2 = -0.264\,°/s$, $T_1 = 5.64$ min로서 그림 5.1은 영 입력일 때 방위각 정보에 대한 필터의 출력을 나타내고있다.

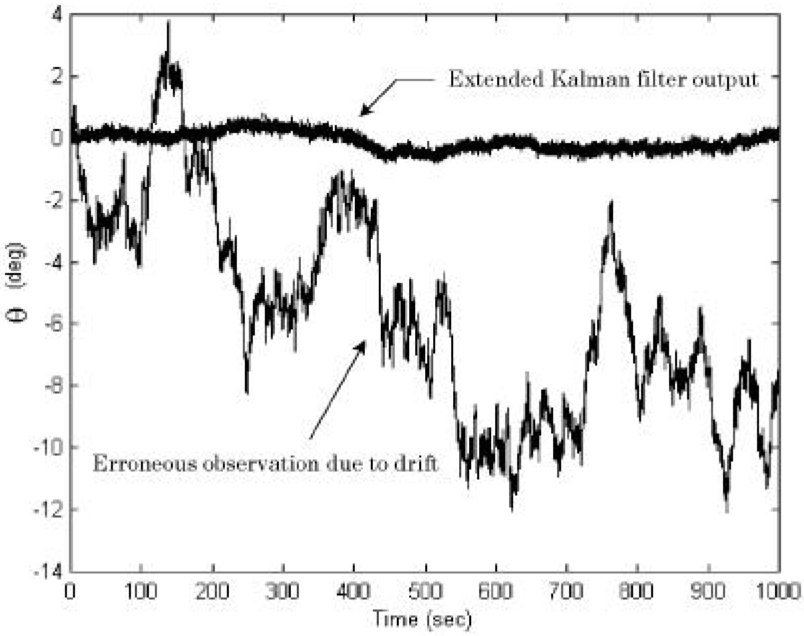

그림 5.1 **영 입력일 때 자이로의 방위각 출력**

Fig. 5.1 Gyro output of orientation for zero input

그리고 시뮬레이션에 이용된 필터의 초기치는 다음과 같다.

$$\boldsymbol{X}^{+}(0) = (0\ \ 0\ \ 0\ \ 19.25\ \ 19.25\ \ 57\ \ -0.00023\ \ -0.0046)^{T}$$

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

5.2 시뮬레이션 I

본 시뮬레이션은 제안한 위치추정시스템에 의해 추정된 실효 차륜반경치에 대한 평가를 하고 또한 실효 차륜반경치를 수정한 주행에 있어서의 위치추정치를 평가한다.

주행환경은 그림 5.2와 같이 휠체어를 X-Y 2차원 평면에서 Y축으로 주어진 10m의 직선경로를 20cm/s의 속도로 주행하게 하고 주행도중 계속적으로 자이로에서 제공하는 방위정보를 이용하도록 한다. 또한 2m, 3m, 5m지점에 이미 알고 있는 표식지를 두고 환경인식용 초음파센서를 이용하여 인식하게 한 후 위치오차의 원인이 되는 실효 차륜반경을 추정, 수정한다.

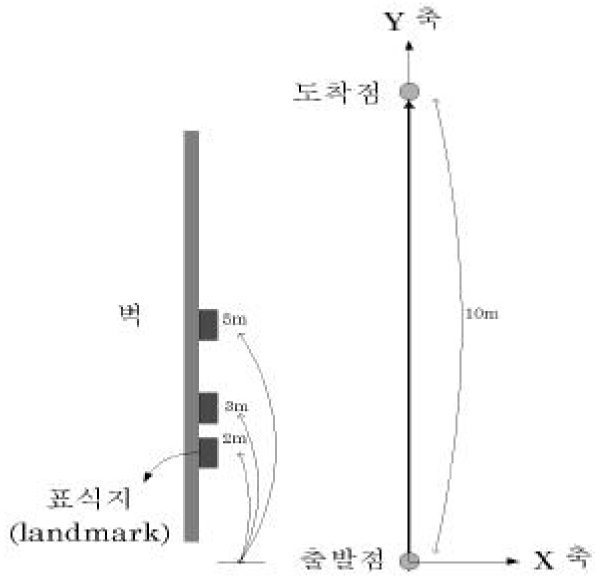

그림 5.2 시뮬레이션 I의 주행환경

Fig. 5.2 Navigation environment for simulation I

또한 파라미터오차의 크기에 따른 위치추정시스템의 성능을 알아보기 위하여 좌ㆍ우 차륜의 공기압의 불균형을 가정한 파라미터오차를 포함한 실효 차륜반경이 (i) R_r= 18.6cm, R_l= 19cm, (ii) R_r= 19.35cm, R_l= 19.15cm인 두 가지 경우에 대해 시뮬레이션 한다.

(i) 실효 차륜반경이 R_r= 18.6cm, R_l= 19cm인 경우

그림 5.3은 실효 차륜반경치에 대한 추정치를 나타낸 것으로 세 번의 수정으로 5%이내의 추정오차를 보임을 알 수 있다. 그리고 추정치에서 나타나는 옵셋오차(offset error)는 진행방향에 대한 위치정보의 부재에 기인된 것으로 휠체어가 X축으로 방향을 바꾸어 주행할 때 표식지 인식을 통해 해결될 수 있다. 그리고 차륜반경 추정치를 살펴보면 추정치가 크게 변하는 지점이 있는데 이 지점은 2m, 3m, 5m지점에 있는 표식지를 초음파센서로 인식한 후 실효 차륜반경을 추정, 수정한 곳이 되겠다.

그림 5.4는 제안한 위치추정시스템을 이용한 위치추정 결과치와 엔코더만에 의한 위치추정치 그리고 자이로와 초음파센서를 이용한 위치추정치를 비교한 것으로서 실제위치는 파라미터오차에 의해 오른쪽으로 바이어스되어 나타남을 알 수 있으며 엔코더만에 의한 위치추정치는 파라미터오차를 고려하지 않았기 때문에 실제위치와 많은 차이를 보임을 알 수 있다. 그리고 자이로, 초음파센서를 이용한 위치 추정치는 방위각과 절대위치정보에 의해 엔코더만에 의한 위치추정치 보다 정도가 상당히 개선됨을 알 수 있다. 한편, 제안한 위치추정시스템의 경우를 보면, 세 지점의 표식지에서 실효 차륜반경을 추정하여 수정한 후의 주행에 있어서 다른 경우의 추정위치에 비해 실제위치에 매우 근사한 위치추정치를 제공함을 알 수 있다.

(ii) 실효 차륜반경이 R_r= 19.35cm, R_l= 19.15cm인 경우

그림 5.5를 보면 앞의 (i)의 경우와 마찬가지로 차륜반경 추정치가 실효 차륜반경치에 상당히 근사해 감을 알 수 있다. 그러나 앞의 (i)의 경우에 비해 채털링(chattering)이 많이 일어남을 알 수 있는데 그 이유는 파라미터오차가 상대적으로 작기 때문에 파라미터 잡음의 영향에 민감하게 반응한 것으로 사료된다.

그림 5.6은 제안한 위치추정시스템에 의한 위치추정 결과치가 다른 방법들에 의한 위치추정치와 비교하여 그 추정위치의 정도가 상당히 개선됨을 나타낸다.

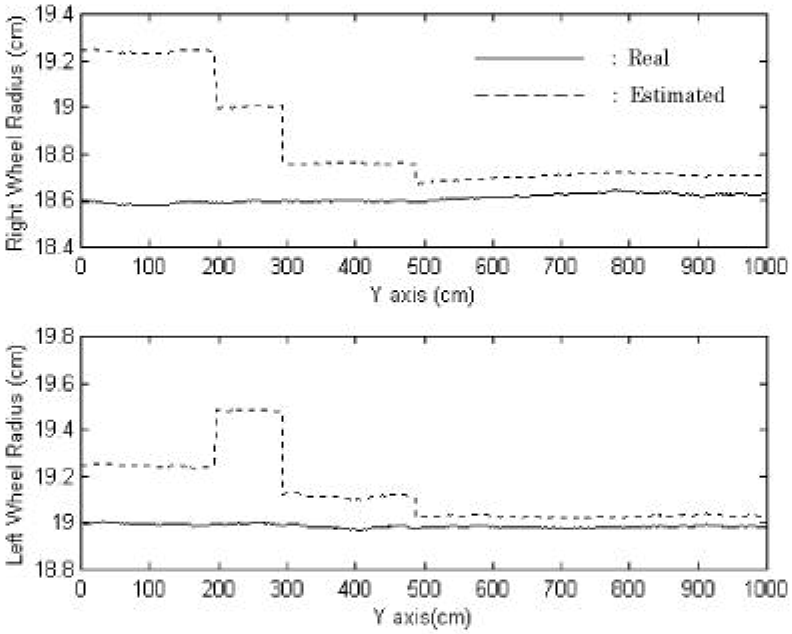

그림 5.3 **차륜반경 추정치** ((i)**의 경우**)

Fig. 5.3 Wheel radius estimates (case (i))

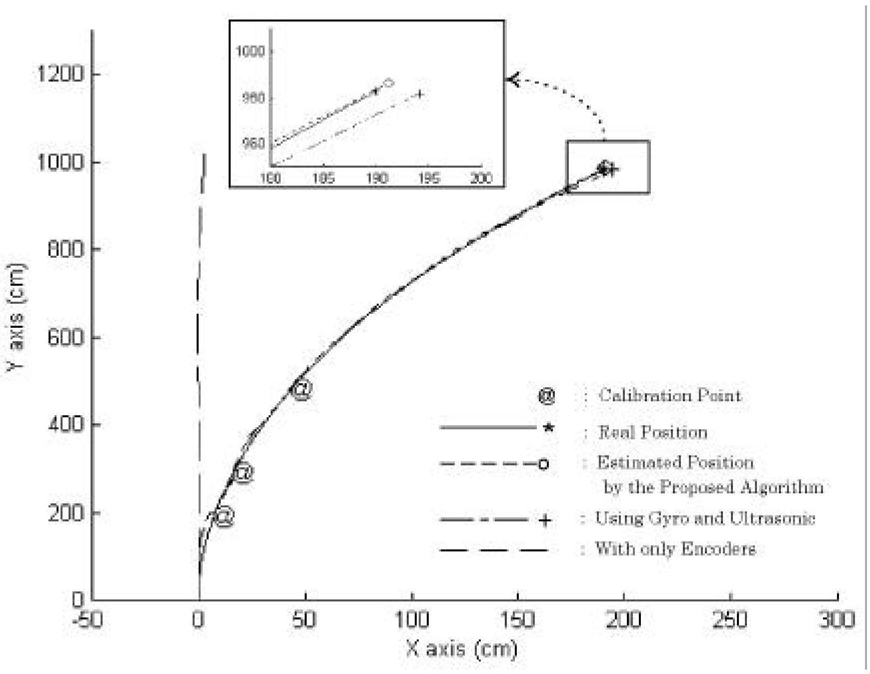

그림 5.4 **위치 추정치** ((i)**의 경우**)

Fig. 5.4 Position estimates (case (i))

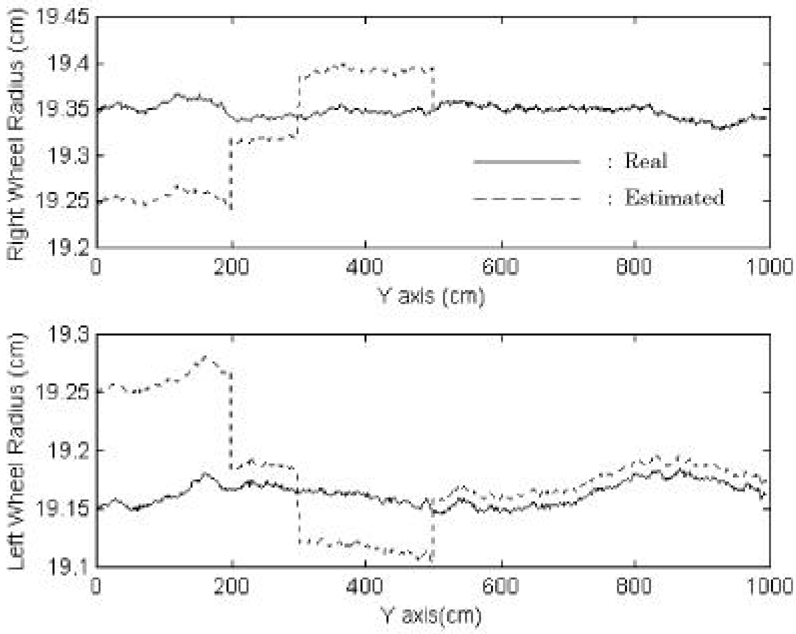

그림 5.5 **차륜반경 추정치** ((ii)**의 경우**)

Fig. 5.5 Wheel radius estimates (case (ii))

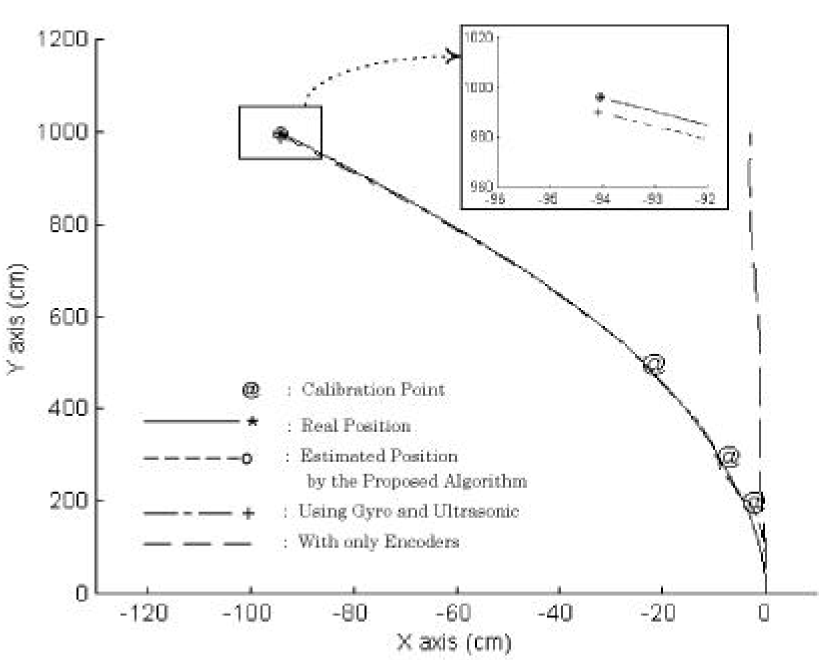

그림 5.6 **위치 추정치** ((ii)**의 경우**)

Fig. 5.6 Position estimates (case (ii))

5.3 시뮬레이션 II

본 시뮬레이션은 2차원 경로에서의 주행 시 제안한 위치추정시스템의 성능을 평가한다.

주행환경은 그림 5.7과 같이 X-Y 2차원 좌표계의 Y축으로 주어진 10m의 직선경로를 20cm/s로 주행하다가 -90° 방향을 바꾸어 X축으로 주어진 10m 직선경로를 주행한다. 표식지는 Y축 진행방향으로 2m, 5m지점 그리고 방향을 바꾸어 X축으로 2m, 5m 지점에 있다. 또한 파라미터오차를 포함한 실효 차륜반경치는 $R_r = 18.6cm$, $R_l = 19cm$이다.

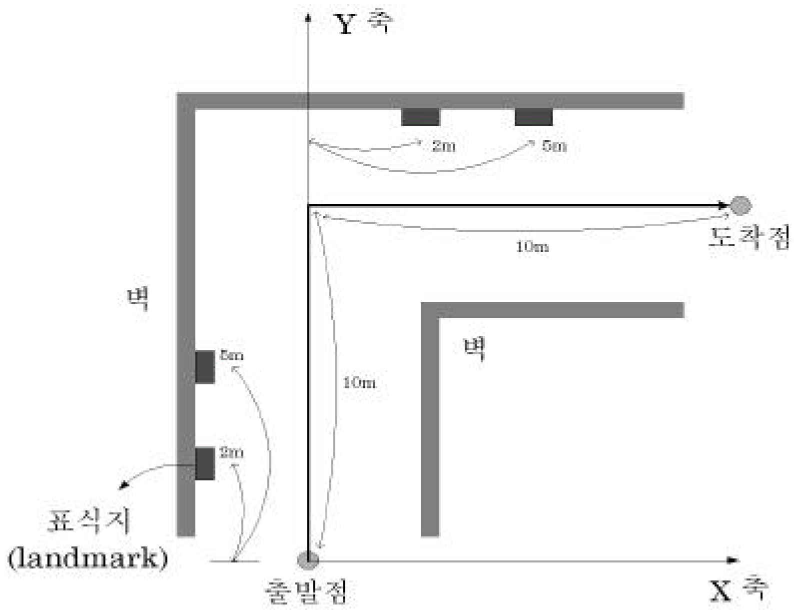

그림 5.7 시뮬레이션 II의 주행환경

Fig. 5.7 Navigation environment for simulation II

그림 5.7의 차륜반경 추정치를 보면 다소 옵셋오차가 있으나 시뮬레이션 I의 결과인 그림 5.3에 비해 실효 차륜반경치에 상당히 근사한 값을 가짐을 알 수 있다.

그림 5.8은 위치 추정치를 나타내는 것으로 자이로, 초음파센서를 이용한 위치 추정치를 보면 시뮬레이션 I의 1차원 경로와는 달리 거리에 따른 누적오차에 의해 실제위치와 다소 차이가 있음을 알 수 있다. 반면, 제안한 위치추정시스템에 의한 위치추정치는 실제위치에 상당히 근사한 추정치를 제공함을 알 수 있다.

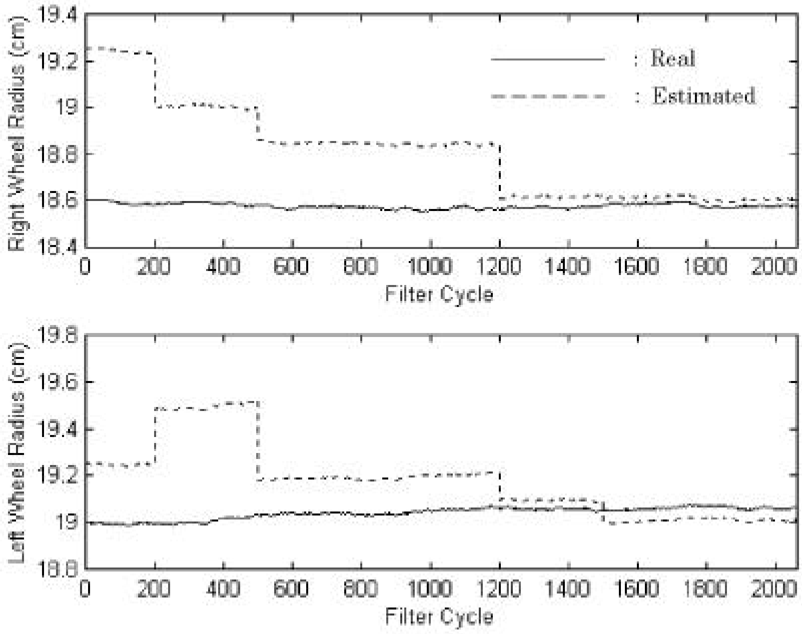

그림 5.8 **차륜반경 추정치**

Fig. 5.8 Wheel radius estimates

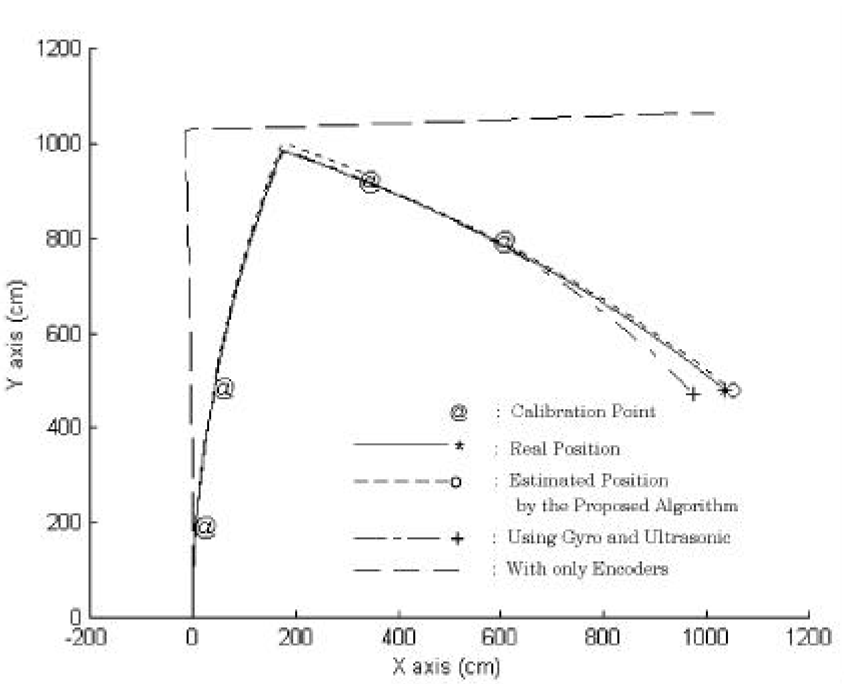

그림 5.9 **위치 추정치**

Fig. 5.9 Position estimates

제 6 장 결 론

본 논문에서는 지능 휠체어용 위치추정시스템의 구성 시 환경변화에 따른 공기압의 변화, 사용자의 체중 등에 따른 실효 차륜반경 변화에 의해 초래되는 위치추정오차를 줄이는 방안으로 엔코더, 자이로, 초음파센서를 이용하여 위치오차의 원인이 되는 차륜반경의 오차를 추정하고 이로부터 실효 차륜반경을 수정함으로써 추측항법 상의 추정위치의 정도를 개선하는 위치추정시스템을 제안하였다. 또한 위치오차를 추정하고 이를 앞되먹임하여 실제위치를 구하는 간접 위치추정시스템의 구조를 가지게 함으로써 필터의 발산 및 센서의 오동작에 대처하도록 하였고 제안한 위치추정시스템의 타당성을 입증하기 위하여 시뮬레이션을 행하였으며 그 결과 만족할 만한 결과를 얻었다.

따라서 기타 공기 타이어를 갖는 차륜형 이동체로의 응용이 기대되며 금후의 과제로 주행실험을 통한 시뮬레이션 결과와의 비교 검토가 요구된다.

참고문헌

[1] **上田 曉彦, 油田 信一, "內外界センサのデ一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)***, pp. 85-88, 1992.

[2] J. Borenstein and L. Feng, "UMBmark: A Benchmark Test for Measuring Odometry Errors in Mobile Robots", *Proc. 1995 SPIE Conference on Mobile Robots*, 1995.

[3] J. Borenstein, H. R. Everett and L. Feng, *"Where am I? Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning"*, The University of Michigan, 1996.

[4] F. Chenavier and J. L. Crowley, "Position Estimation for a Mobile Robot Using Vision and Odometry", *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2588-2593, 1992

[5] L. Kleeman, "Optimal Estimation of Position and Heading for Mobile Robots Using Ultrasonic Beacons and Dead-reckoning", *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 2582-2587, 1992

[6] B. Barshan and H. F. Durrant-Whyte, "Orientation Estimate for Mobile Robots using Gyroscopic Information", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS '94)*, pp. 1867-1874, 1994.

[7] 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), pp. 143-149, 1994.

[8] S. Scheding, G. Dissanayake, E. Nebot and H. Durrant-Whyte, "Slip Modelling and Aided Inertial Navigation of an LHD", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1997.

[9] B. Barshan and H. F. Durrant-Whyte, "Inertial Navigation Systems for Mobile Robots", *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol. 11, No. 3, 1995.

[10] S. J. Julier, *"Process Models for the Navigation of High-Speed Land Vehicles"*, PhD Thesis, University of Oxford, 1997.

[11] J. Manyika and H. Durrant-Whyte, *"Data Fusion and Sensor Management : A Decentralized Information-Theoretic Approach"*, Ellis Horwood, 1994.

[12] Y. Bar-Shalom and X. Li, *"Estimation and Tracking : Principles, Techniques and Software"*, Artech House, 1993.

[13] M. S. Grewal and A. P. Andrews, *"Kalman Filtering Theory and Practice"*, Prentice Hall, 1993.

[14] G. Welch and G. Bishop. "An Introduction to the Kalman Filter", *UNC-CH Computer Science Technical Report 95-041*, 1995.

[15] J. S. Meditch, *"Stochastic Optimal Linear Estimation and Control"*, McGraw-Hill, 1969.

[16] H. F. Durrant-Whyte, "An Autonomous Guided Vehicle for Cargo Handling Application", *International journal of*

Robotics Research, Vol. 15, No. 5, pp. 407-440, 1996
[17] 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)*, pp. 1347-1354, 1994.
[18] **박규철**, **정학영**, **이장규**, "**자이로스코프와 차등 엔코더를 사용한 이동로보트의 추측항법 시스템**", ***한국자동제어학술회의 논문집 1권***, pp. 241-244, 1997.
[19] **최진규**, **하윤수**, **진강규**, "**지능 휠체어용 위치추정시스템에 관한 연구**", ***한국자동제어학술회의 논문집*** *A*, pp. 350-353, 1999.
[20] **최진규**, **하윤수**, **진강규**, "**멀티센서 데이터 융합에 의한 차륜형 이동체 위치추정시스템의 정도 개선에 관한 연구**", ***한국박용기관학회 추계학술대회 논문집***, pp. 179-184, 1999.

감사의 글

논문을 완성하고 보니 알몸을 보이는 듯 부끄러운 마음 금할 길이 없습니다. 겸손한 마음으로 항상 노력하는 자세를 가질 것을 다시 한번 마음속 깊이 다짐해 봅니다.

먼저, 부족한 저에게 항상 믿음으로 자신감을 주시고 학문적 자세를 일깨워 주신 하윤수 지도교수님께 진심 어린 감사를 드립니다. 그리고 항상 세심한 배려와 격려를 아끼지 않으신 존경하는 김종화 교수님, 바쁘신 와중에도 본 논문에 많은 도움을 주신 기계공학부의 최형식 교수님께도 감사를 드립니다. 또한 학부, 대학원과정 동안 학문의 세계로 손을 잡고 인도해 주신 존경하는 진강규 교수님, 류길수 교수님, 유영호 교수님, 조석제 교수님, 황승욱 교수님께 머리 숙여 감사를 드립니다.

그리고 지능로봇연구실에서 논문이 완성되기까지 자신의 일처럼 걱정해 주고 믿음으로 지켜봐 준 덕곤, 운학, 용욱에게 고마운 마음을 전하고 지금은 취업일선에 나가 있는 창세 선배, 정석 선배에게도 고마운 마음 전합니다. 아울러 대학원 석사과정 내내 여러 문제로 고민해 온 나와 많은 이야기를 나누어 준 군호 선배, 병만 그리고 승수 선배, 태훈, 동기, 병수, 현식, 원룡, 강주에게 고마운 마음 전합니다.

끝으로, 항상 막내에게 애정과 정성을 쏟아온 사랑하는 가족에게 이 논문을 바칩니다.