

레이저 센서 기반의 Cascaded 제어기 및 신경회로망을 이용한 이동로봇의 위치 추종 실험적 연구

Experimental Studies of a Cascaded Controller with a Neural Network for Position Tracking Control of a Mobile Robot Based on a Laser Sensor

장 평 수, 장 은 수, 전 상 운, 정 슬*

(Pyoung Soo Jang, Eun Su Jang, Sang Woon Jeon, and Seul Jung)

Abstract : In this paper, position control of a car-like mobile robot using a neural network is presented. positional information of the mobile robot is given by a laser range finder located remotely through wireless communication. The heading angle is measured by a gyro sensor. Considering these two sensor information as a reference, the robot posture is corrected by a cascaded controller. To improve the tracking performance, a neural network with a cascaded controller is used to compensate for any uncertainty in the robot. The neural network functions as a compensator to minimize the positional errors in on-line fashion. A car-like mobile robot is built as a test-bed and experimental studies of several controllers are conducted and compared. Experimental results show that the best position control performance can be achieved by a cascaded controller with a neural network.

Keywords : mobile robot, neural network, cascaded controller, reference compensation technique

I. 서론

이동로봇은 움직일 수 있다는 구조적인 특징으로 인해 많은 사람들의 관심과 연구의 대상이 되어 왔다[1-12]. 이동로봇의 궁극적인 목적인 자율주행을 해결하기 위해서는 먼저 로봇의 기구적인 특징과 동적인 특성을 알아야 하고, 각 센서의 특성을 파악함과 동시에 센서기반의 상태를 추정하여 주행제어를 잘 해야한다. 대부분의 연구에서는 칼만 필터를 사용하여 상태를 추정하였고, 이를 위해 센서의 특성에 대한 연구도 병행되었다[3,4].

이동로봇은 non-holonomic한 동적 특성의 구속조건을 고려해야 하는 이유로 동력학을 유도하는 것이 어렵다. 하지만, 간략화된 동력학을 구해보면 로봇은 간단한 관성 시스템처럼 작동하는 것을 알 수 있다[5-7]. 이러한 이유로 이동로봇의 속도나 위치제어를 하기 위해서는 기구학적인 모델을 기반으로 제어 알고리즘을 적용하는 것이 일반적이다. 최근에는 이동로봇의 위치제어를 위해 안정성을 보장하는 백스테핑 제어기와 신경회로망을 이용한 제어 등이 제안되었다[8-12].

기구학을 기반으로 한 로봇의 제어는 센서의 정확도에 따라 성능이 좌우된다. 로봇의 방향각을 알려주는 자이로 센서, 로봇의 위치를 알려주는 엔코더 센서 등을 기반으로 하는 dead-reckoning 방식은 오차가 있다. Dead-reckoning의

오차를 줄이기 위해서는 절대 센서가 필요한데, 지상에서는 초정밀 GPS와 같은 센서를 사용할 수 있고, 바다 밑에서는 초음파 센서인 LBL(Long Base Line)센서를 사용하는데 이들은 모두 고가이다. 따라서, 이전의 연구에서는 고가의 GPS나 LBL과 같은 센서를 모방하여 카메라를 절대 센서로 사용하여 이동로봇의 방향과 위치를 추출하여 위치 추종을 실험하였다[7]. PD 제어기 기반의 다양한 제어방식의 성능을 실험적으로 얻었는데, 신경회로망을 사용한 방식의 성능이 가장 우수함을 실험적으로 검증하였다.

본 논문에서는 기구학 기반의 Cascaded 제어방식을 사용하여, 점근적인 안정성 기반의 제어를 적용하고자 한다. Cascaded 알고리즘은 오차 기구학에 근거한 제어 법칙으로 간단하고 안정성이 보장되며 성능이 우수하다[13]. 기구학에 근거한 Cascaded 제어 방식에서 발생하는 오차를 보정하고자 입력 보상 방식을 사용한 신경회로망을 사용하였다. 입력 보상 방식은 내부의 제어기를 수정할 필요 없이 외부에서 제어할 수 있는 장점이 있으므로 이를 이용하여 무선 통신에 의한 이동로봇을 제어한다는 점에서 매우 효과적이라 할 수 있다[7,14]. 실험을 통해 검증하고자 실제로 야외용 이동로봇을 제작하였으며, 레이저 파인더 센서를 사용하여 이동로봇의 위치 추종을 하였다. 일반적으로 레이저 파인더 센서는 이동로봇 몸체에 붙여 사용하지만, 본 논문에서는 외부 센서로 사용하였다. 또한 로봇의 미끄러짐 현상을 만들기 위해 로봇이 모래 위에서 움직이도록 실험하였다.

II. 이동로봇

1. 전체 시스템의 개요

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2003. 7. 19., 채택확정 : 2004. 5. 25.

장평수, 장은수, 정 슬 : 충남대학교 메카트로닉스공학과

(j-water@hanmail.net;cdcmp@hanmail.net;jung@cnu.ac.kr)

전상원 : 한국항공우주연구소(swjeon@kari.re.kr)

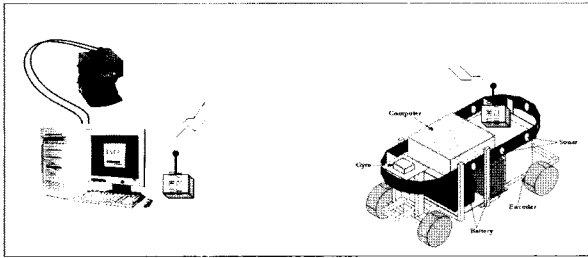


그림 1. 이동 로봇의 위치 추종 전체 시스템 구성도.
Fig. 1. Overall system of a mobile robot control.

이동로봇 시스템은 외부에서 로봇의 위치를 알려주면 현재 자신의 위치를 기반으로 목표점을 추종하게 된다. 따라서 이동로봇 시스템은 그림 1과 같이 외부에서 로봇의 위치를 파악하기 위한 레이저 센서 시스템과 이동 로봇 부분 크게 두 부분으로 나누어 볼 수 있다. 외부에서 전달해주는 정보 이외에 로봇은 자신의 자세와 주변 환경을 인식하기 위해 몇 가지 센서를 포함하고 있다.

2. 센서

본 논문에서 사용된 센서는 로봇의 위치를 외부에서 파악하기 위해 사용된 레이저 파인더, 로봇의 구동과 방향 각을 알기 위해 사용된 엔코더, 로봇 주변에 가까운 물체를 인식하기 위한 초음파 센서와 로봇의 자세 각을 보정하기 위한 자이로 센서로 모두 4가지 종류의 센서들이 사용되었다.

2.1 레이저 거리 측정기

초음파의 경우 먼 거리에 대한 신뢰도가 떨어지고 거리 계산이 정확하지 못하므로 최근에는 주로 이동 로봇 전방 또는 후방에 레이저 파인더를 부착하여 주변 환경을 인식한다. 본 논문에서는 SICK사에서 제조된 레이저 파인더를 사용하였다. 레이저 센서는 100m까지 정확한 원거리 측정이 가능하므로 로봇의 좌표정보를 줄 수 있다. 하지만, 원거리에서 방향각에 대한 정보는 자이로 센서에 의존해야 한다.

시리얼 통신은 1개의 start bit, 8개의 data bit와 1개의 stop bit로 구성되어 있다. 2 바이트(16bit)의 길이를 갖는 361개의 데이터가 시리얼 케이블을 통해 입력되면, 입력되는 16진수 값을(HEX) 거리값(cm)으로 환산하여 산출한다.

2.2 엔코더 센서

실험에 사용된 엔코더는 광학식 로터리 엔코더로 원판의 틈을 통해 광원의 광선이 수광부에 검출되게 해 놓으면 원판이 회전시 광선이 차단되면서 회전속도에 따라 펄스의 수/sec를 얻게 하는 원리이다. 회전원판에 슬릿(slot) 수가 많으면 분해능이 높은 로터리 엔코더의 성능을 갖게 된다.

2.3 초음파 센서

실험에 사용된 폴라로이드(Polaroid)사의 초음파 센서의 측정 거리는 최소 12cm부터 최대 10m까지의 측정이 가능하며 USB 포트를 사용함으로써 빠른 데이터 전송이 이루어진다. 작동 주파수는 50kHz이며 해상도는 0.5cm이다. 5m 내에서는 90%이상의 높은 성능을 발휘하지만, 그 이상이 되면 신뢰도가 급속히 떨어진다. 이런 이유로 초음파 센서는 근거리 센서로 주로 사용된다. 사용된 초음파 센서는 총 11개로 이동로봇의 후방과 좌우 측면에 부착되어 있다. 초음파는 콘 형태의 음파가 대략 30°각을 이루며 발생되며 옆에

부착된 센서의 간섭 때문에 동작 시간과 약간의 시간차를 두어야 한다. 본 논문에서는 로봇 주위 의 벽을 감지하여 충돌을 방지하는데 사용되었다.

2.4 자이로 센서

사용된 자이로 센서는 KVH사의 E·Core 1100으로 12V DC의 전원 공급을 사용하며, 출력은 RS232를 통한 시리얼 통신으로 데이터를 전송한다. 최대회전각은 초당 ±100도까지 검출할 수 있다. 또한, 전원을 인가하면 1초 내에 초기화된다.

총 8바이트가 출력되며, checksum, 2바이트 시리얼번호, built/reverse 관련 값, 온도 값, 각도 값 순으로 출력된다. 각도 값은 총 2바이트로 표현되며, 마지막 2바이트를 이용한다. Gyro rate/위치와 온도 데이터는 항상 2의 보수 바이너리 형태로 출력된다. 전송속도는 9600 보드율이며, 8비트, 패리티 비트(parity bit)는 없다. 자이로를 초기화 할 수 있으며, 자이로를 반 시계방향으로 돌리면 -값이 나오고 시계방향으로 돌리면 +값이 나온다. 센서의 영점은 정지상태에서 5-30초 동안 측정된 데이터값을 평균하여 사용한다. 자이로가 고정될 평면이 5도 이상 기울어지면 오차값이 커지므로 주의해야한다.

III. 이동로봇의 기구학 및 오차 방정식

일반적으로 이동로봇은 간단한 관성 시스템으로 모델되어 지므로 동역학 기반의 제어를 구성하기보다는 기구학 기반의 제어를 구성하는 것이 간단하다[8-10]. 전방 선속도 v 와 각속도 w 가 각각 독립적으로 제어 가능하다고 가정하고 x 와 y 는 무게중심의 좌표로 놓고 θ 는 x 축과 방향각 사이 각으로 정의한다. 그리고 바퀴에 의한 미끄러짐이 없다고 가정한다.

이동로봇의 추적제어 문제를 해결하기 위해서는 새로운 오차 좌표계로 변환이 필요하다[10]. 그림 2에 나타난 것처럼 x_d, y_d, θ_d 을 기준 경로라 하면 오차식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d - x \\ y_d - y \\ \theta_d - \theta \end{bmatrix} \quad (1)$$

$[x_d - x, y_d - y]^T$ 에서 $[x_e, y_e]^T$ 로 전역 변환 좌표는 오차 변수가 관성 좌표계에서 각각 독립적으로 선택할 수 있게 만든다.

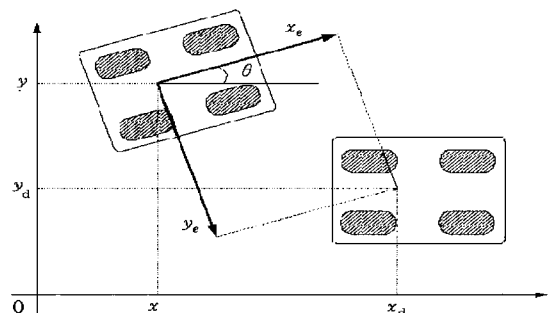


그림 2. 전역 오차 좌표계.
Fig. 2. Global error system coordinate.

(1)을 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_e &= -\sin\theta(x_d-x)\dot{\theta} + \cos\theta\dot{x}_d - \cos\theta\dot{x} \\ &\quad + \cos\theta(y_d-y)\dot{\theta} + \sin\theta\dot{y}_d - \sin\theta\dot{y} \\ \dot{y}_e &= -\cos\theta(x_d-x)\dot{\theta} - \sin\theta\dot{x}_d + \sin\theta\dot{x} \\ &\quad - \sin\theta(y_d-y)\dot{\theta} + \cos\theta\dot{y}_d - \cos\theta\dot{y} \\ \dot{\theta}_e &= \dot{\theta}_d - \dot{\theta} \end{aligned} \quad (2)$$

(2)를 정리하면 이동로봇의 추적 오차식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_e &= \omega y_e - v + v_d \cos\theta_e \\ \dot{y}_e &= -\omega x_e + v_d \sin\theta_e \\ \dot{\theta}_e &= \omega_d - \omega \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 x_e 와 y_e 은 위치 오차이며, θ_e 는 방향 오차이다. 그리고 v_d 및 ω_d 는 원하는 궤적의 선속도 및 각속도를 나타낸다. 제어 입력은 선속도 v 와 각속도 ω 이다.

추적 제어 문제에서는 추적오차 $(x_e, y_e, \theta_e)^T$ 가 영으로 수렴하도록 제어 입력 v 와 ω 를 적절하게 선택하는 것이다. 본 논문에서는 (3)에서 오차를 영으로 수렴하도록 하기 위해 간단한 cascaded 제어를 설계하였다.

IV. Cascaded 제어기

1. Cascaded 시스템의 정의

어떤 시스템 $\dot{z} = f(t, z)$ 이 아래와 같은 구조로 구성될 수 있고 f_1, f_2 는 각각 서브 시스템이다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= f_1(t, z_1) + g(t, z_1, z_2)z_2 \\ \dot{z}_2 &= f_2(t, z_2) \end{aligned} \quad (4)$$

그리고 $z_1 \in R^n, z_2 \in R^m$ 인 z_1 에 대하여 (t, z_1) 구간에서 $f_1(t, z_1)$ 이 연속 미분 가능하여야 한다. 그리고 z_2 와 (z_1, z_2) 에 대해서 $f_2(t, z_2)$ 와 $g(t, z_1, z_2)$ 는 연속이며, 각각이 locally Lipschitz이면, 이 시스템을 cascaded 시스템이라고 한다[13].

따라서 cascaded 시스템에서는 하나의 시스템을 2개의 시스템으로 만들 수 있다. (4)에서 $z_2 = 0$ 이면 (4)의 시스템은 아래와 같은 시스템으로 줄일 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= f_1(t, z_1) \\ \dot{z}_2 &= f_2(t, z_2) \end{aligned} \quad (5)$$

만약 (5)의 서브 시스템이 $\lim_{t \rightarrow \infty} z_1(t) = 0$ 이고, $\lim_{t \rightarrow \infty} z_2(t) = 0$ 이라고 가정한다면, 이 시스템은 점근적으로 안정하다고 할 수 있다.

2. Cascaded 제어기 설계

이동로봇의 추적 제어 문제에 대하여 cascaded 제어를 설계하기 위해서는 추적 오차식이 점근적으로 안정하다는 것을 증명하여야 한다.

먼저 한 서브 시스템을 안정하게 하기 위해 하나의 입력을 사용한다. 각속도 입력 ω 를 사용하면 (3)의 마지막 서브 시스템을 쉽게 안정화시킬 수 있다. 이 경우의 제어 법칙은 아래와 같다.

$$\omega = \omega_d + k_1 \theta_e \quad k_1 > 0 \quad (6)$$

(6)을 (3)에 대입하면 θ_e 는 아래와 같다.

$$\dot{\theta}_e = -k_1 \theta_e \quad k_1 > 0 \quad (7)$$

(7)의 서브 시스템은 점근적으로 안정하다.

(7)을 (3)에 대입하면 나머지는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_e &= \omega_d y_e + k_1 \theta_e y_e - v + v_d \cos\theta_e \\ \dot{y}_e &= -\omega_d x_e - k_1 \theta_e x_e + v_d \sin\theta_e \end{aligned} \quad (8)$$

(3)과 (7)에서 θ_e 가 안정화되었다고 가정하고, (8)에 $\theta_e(t) = 0$ 을 대입하면 아래와 같은 간단한 선형 시변형 시스템으로 변경된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \omega_d \\ -\omega_d & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} [v_d - v] \quad (9)$$

$\omega_d(t)$ 가 계속 존재한다고 가정하고 선속도 v 를 아래와 같이 선택하면

$$v = v_d + k_2 x_e - k_3 \omega_d y_e \quad k_2 > 0, k_3 > -1 \quad (10)$$

(9)의 시스템은 전역 점근적으로 안정하며 행렬로 나타내면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_2 & (1+k_3)\omega_d \\ -\omega_d & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \end{bmatrix} \quad (11)$$

그러므로 cascaded 제어를 아래와 같이 선택하면 (3)과 같은 추적 오차식을 제어할 경우 전역 점근적으로 안정하다.

$$\begin{aligned} \omega &= \omega_d + k_1 \theta_e \quad k_1 > 0 \\ v &= v_d + k_2 x_e - k_3 \omega_d y_e \quad k_2 > 0, k_3 > -1 \end{aligned} \quad (12)$$

이처럼 cascaded 제어기는 백스테핑 제어기보다 수식 유도가 매우 간단하고 수학적으로 안정성이 보장되는 장점이 있다. 단, v_d 이 한정되고 ω_d 이 persistently excited 되어야 한다.

V. 제안하는 제어 방식

1. 제어 방식 1 : 엔코더 기반의 cascaded 제어

그림 3에 보여진 cascaded 제어기는 입력으로 현재 로봇의 좌표, x_r, y_r, θ_r ,를 받고 제어입력 v, ω 를 출력한다.

x_r, y_r, θ_r 는 로봇이 실제로 움직인 값으로 엔코더 센서의 출력으로부터 측정되며, 이는 추종 오차를 산출하는데 사용된다. 이 오차값은 cascaded제어기 입력으로 사용된다. Cascaded 출력 v, ω 는 좌표변환을 통해서 로봇의 원하

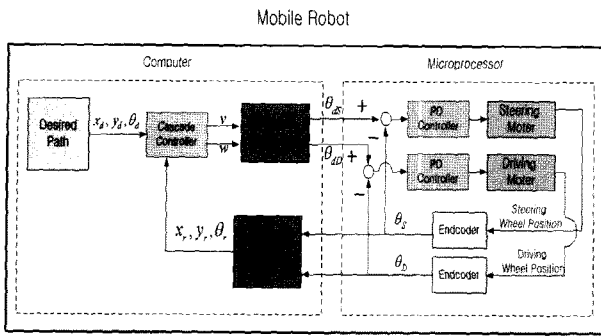


그림 3. 엔코더 기반의 Cascaded 제어.
Fig. 3. Cascaded control based on encoder signals.

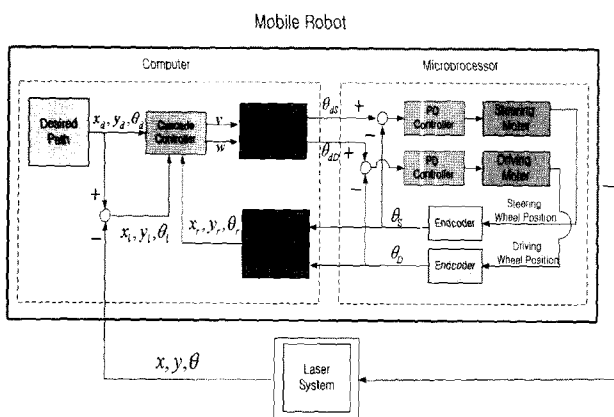


그림 4. 레이저 센서기반의 Cascaded 제어.
Fig. 4. Cascaded control based on laser sensor.

는 자세로 변환되어 PD 제어기 입력으로 들어간다. 제어법칙은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \omega &= \omega_d + k_1 \theta_e \\ v &= v_d + k_2 x_e - k_3 \omega_d y_e \end{aligned} \quad (13)$$

여기서 $x_e = x_d - x_r, y_e = y_d - y_r, \theta_e = \theta_d - \theta_r$ 이고 k_1, k_2, k_3 는 제어 이득 값이고, w_d 은 기준 각속도, v_d 은 기준 선속도를 나타낸다. θ_d 는 기준방향각, 그리고 θ_r 는 실제 바퀴의 회전수로 엔코더 데이터를 각으로 변환한 값을 나타낸다.

결과적으로 로봇의 위치를 엔코더 센서에 의존하므로 dead-reckoning이 된다.

2. 제어 방식 2 : 레이저 센서 기반 cascaded 제어

그림 4는 내부 엔코더 PD 제어와 외부 레이저 스캐너의 정보를 사용한 경우를 나타낸다. 외부 레이저 스캐너의 정보는 이동 로봇의 정확한 절대 위치 정보 x, y, θ 를 준다. 로봇의 위치와 자세 각에 대한 정보는 cascaded 제어기 입력으로 사용되며, 내부 루프는 엔코더 기반의 PD 제어로 제어방식 1과 같다.

레이저 스캐너를 통하여 현재 로봇의 자세를 구하여 다음에 로봇이 이루어야 할 자세를 수정하여 전달한다.

$$\begin{aligned} \omega &= \omega_d + k_1(\theta_e + \theta_{le}), \\ v &= v_d + k_2(x_e + x_{le}) - k_3 \omega_d(y_e + y_{le}) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 $x_{le} = x_d - x, y_{le} = y_d - y, \theta_{le} = \theta_d - \theta$ 로서 기준 좌표와 레이저 스캐너로부터 얻은 로봇과의 오차를 나타낸다. 위 식은 제어 방식 1에 레이저 정보에 의한 오차를 cascaded제어기에 사용한 것으로 이것은 로봇이 Dead reckoning으로 인해 생기는 오차를 줄여준다.

3. 제어 방식 3 : 신경망을 이용한 PD 제어

제어 방식 3은 제어 방식 2에 신경회로망을 추가한 것으로 그림 5에 나타나 있다. 신경회로망은 기구학 기반의 cascaded 제어기에서 나타나는 동적인 영향과 내부 센서 오류에 의한 오차를 보정해 주어 로봇의 추종 성능을 향상시키는 역할을 한다.

이 제어방식은 제어방식 2에 입력되는 값에 신경망의 출력을 더한 것으로 아래 식과 같다.

$$\begin{aligned} \omega &= \omega_d + k_1(\theta_e + \theta_{le}) + N_w \\ v &= v_d + k_2(x_e + x_{le}) - k_3 \omega_d(y_e + y_{le}) + N_v \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 N_w 와 N_v 는 신경망의 출력이다.

신경망을 온라인(on-line)으로 학습하기 위해서는 학습신호를 정의하는 것이 중요하다. 학습신호를 다음과 같이 이동 로봇의 추종 오차의 형태로 정의한다.

$$t_n = k_p p_{le} + k_{dp} \dot{p}_{le} + k_{\theta} \theta_{le} + k_{d\theta} \dot{\theta}_{le} \quad (16)$$

여기서 $p_{le} = \sqrt{x_{le}^2 + y_{le}^2}, \theta_{le} = \theta_d - \theta$ 이다.

로봇의 추종오차를 영으로 수렴시키기 위해서, 즉 $t_n = 0$ 으로 만들기 위한 목적함수는 다음과 같이 설정한다.

$$E = \frac{1}{2} t_n^T t_n \quad (17)$$

역전파 알고리즘을 적용하기 위해서는 그래디언트를 사용한다.

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \frac{\partial E}{\partial t_n} \frac{\partial t_n}{\partial w} = t_n^T \frac{\partial t_n}{\partial w} \quad (18)$$

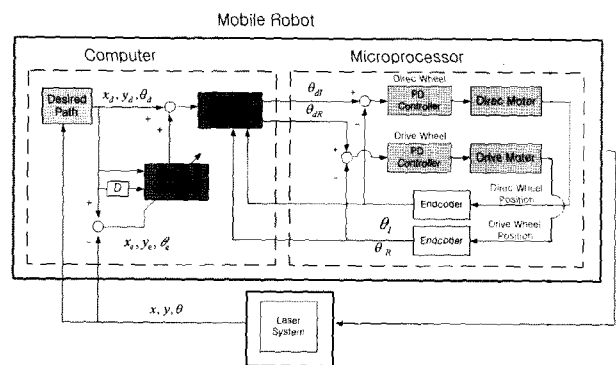


그림 5. 레이저 센서 기반의 cascaded + 신경망 제어기.
Fig. 5. Cascaded + neural network control.

VI. 실험 결과

1. 실험 환경

레이저 센서는 절대 센서의 역할을 하게 된다. 초음파 센서는 주변 물체와의 거리를 감안하여 로봇의 구동에 관한 명령을 내리는데 사용된다. 자이로와 엔코더는 이동로봇 자체적인 자세를 판단하는 중요한 역할을 하게 된다. 이 실험에서 초음파 센서는 벽에 부딪히지 않도록 하는데 사용하였다. 그림 6은 다양한 센서의 정보를 나타내는 GUI창을 보여준다.

그림 7은 실제 제작된 로봇의 모습을 나타낸다.

그림 8은 레이저 센서의 데이터를 GUI상에서 나타낸 것이다.

그림 9는 로봇의 좌표를 정확하게 알려주기 위한 레이저 센서 시스템의 실험 환경을 나타낸다. 로봇과 멀리 떨어져 위치하며 매 샘플마다 로봇의 좌표를 계산하여 무선으로 로봇에게 전달한다.

모든 실험의 cascaded 제어기의 이득값은 다음과 같이 $k_1 = 0.2, k_2 = 0.13, k_3 = -0.23$ 으로 설정하였다.

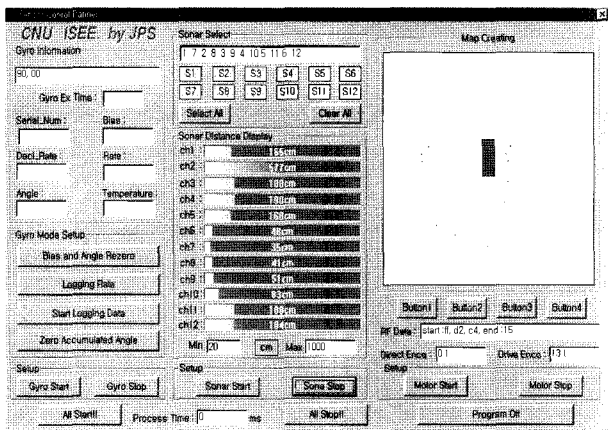


그림 6. 이동 로봇 Main Control Program 화면.
Fig. 6. GUI of main control program.

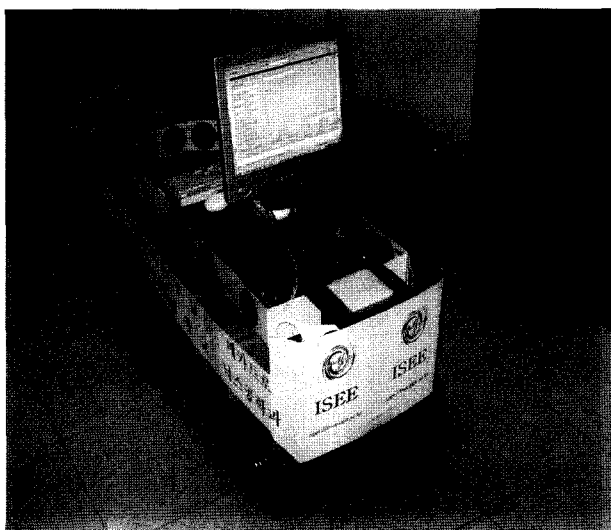


그림 7. 제작된 로봇.
Fig. 7. Mobile robot.

2. 실험 1 : 근거리 위치 추정

2.1 Encoder 기반의 로봇 위치 추정

일반적으로 엔코더만을 사용하는 dead-reckoning의 경우에는 초기의 작은 오차가 쌓여 주행 거리가 늘어날 수록 오차가 커지는 일이 발생한다. 그림 10에서 로봇이 약 3m를 주행함에 있어서 경로 (2)는 로봇이 알고있는 좌표를 나타내고 경로 (1)은 레이저 스캐너에서 본 로봇의 실제 좌표를 보여준다. 따라서 로봇은 직선으로 주행을 하고 있다고 알고

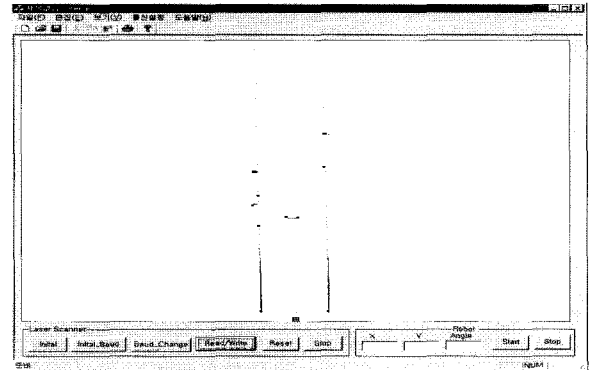


그림 8. 로봇 위치 파악을 위한 레이저 센서 정보.
Fig. 8. Laser sensor data display on GUI.

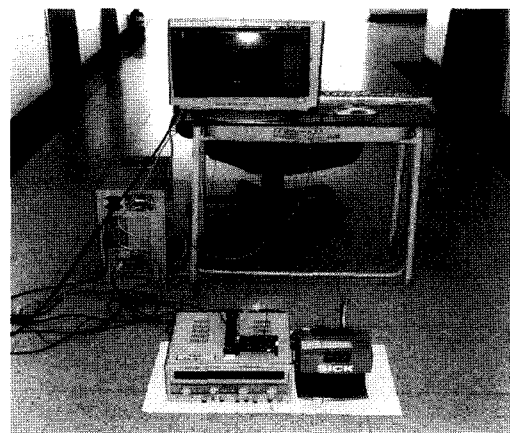


그림 9. 레이저 센서 시스템.
Fig. 9. Laser sensor system.

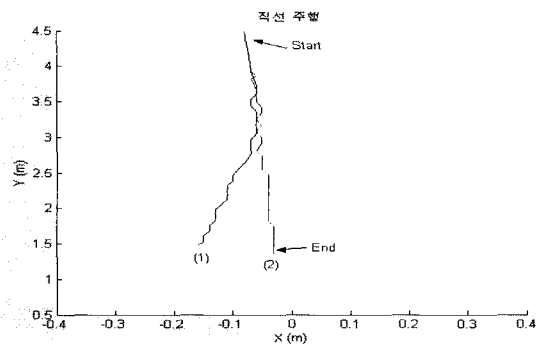


그림 10. Dead reckoning의 직선 주행.
Fig. 10. Straight line tracking with dead reckoning.

있지만 실제적으로 벗어난 궤적을 주행하고 있음을 알 수 있다.

2.2 레이저 기반의 신경망을 이용한 위치 추종

이동 로봇처럼 독립적으로 움직이는 경우에는 외부에서 전체 좌표에서 로봇의 위치를 알려줄 수 있는 센서가 반드시 필요하다. 여기서는 레이저 센서로부터 위치와 방향각 정보를 추출하여 사용하였다. 실험 결과가 보여주는 것처럼 엔코더만을 이용한 경우보다 로봇의 자세가 훨씬 좋아진 것을 볼 수 있다. 경로 (2)는 cascaded 제어기에 신경망을 이용한 경우이고 경로 (1)은 신경망을 이용하지 않은 것이다.

그림 11의 실험 결과를 보면 이동 로봇이 레이저 센서에 의한 보정으로 자세를 잡고 있는 상태에서는 신경망의 효과를 크게 볼 수 없다. 하지만, 그림 12에서는 초기에 자세가 틀어져 있는 경우에는 엔코더에서 오는 오차를 레이저 센서만으로 보정하는 것보다 신경망을 사용함으로써 좀 더 효과적으로 보정이 됨을 볼 수 있다.

신경망 변수로 은닉층의 개수는 9개이고 학습율은 $\eta = 0.075$ 모멘텀은 $\alpha = 0.03$ 를 사용하였다. 경로 (1)의 경우 신경망을 사용하지 않은 경우이고 경로 (2)는 사용한 경우이다. 두 제어 방식 모두 이동로봇이 목표점에 도달하였으나 신경회로망을 사용한 경우에 추종 오차가 작음을 알 수 있다.

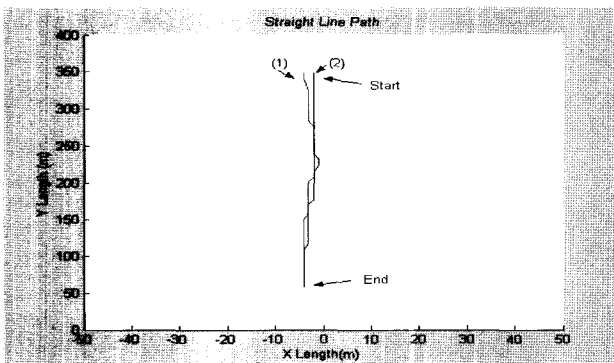


그림 11. 레이저와 신경망을 이용한 직선 주행.
Fig. 11. Straight line tracking with laser sensor.

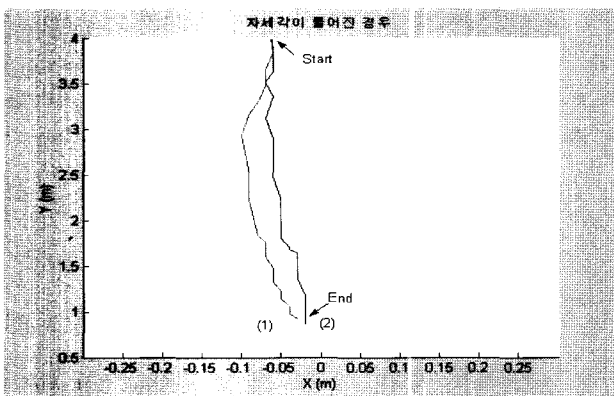


그림 12. 틀어진 자세에서의 위치 추정.
Fig. 12. Tracking with offset angle in orientation.

3. 실험 2 : 원거리 추종 실험

근거리의 경우 추종 오차가 크지 않아 큰 차이를 볼 수 없었다. 원거리의 경우에는 레이저 센서로는 로봇의 위치를 알 수 있지만 오리엔테이션을 정확히 알 수 없다. 따라서, 엔코더를 기본적으로 사용하고 자이로를 추가로 사용하였다. 이동로봇의 초기 위치는 정면에서 틀어진 자세를 갖고 시작한다. 그림 4와 5의 제어 블록도에서 방향각을 추출하기 위해 레이저 센서대신 자이로 센서를 사용하여 실험하였다.

3.1 자이로 센서기반의 Cascaded 제어기 방식

그림 13은 자이로 센서에만 의존한 로봇의 위치 추종을 나타내는데 그림 14의 자이로 센서 데이터의 오실레이션이 위치 추종에 그대로 반영됨을 볼 수 있다. 자이로센서를 사용한 경우 전체 좌표계에서 오는 오차를 수정할 수 없는 것을 볼 수 있다.

로봇의 방향각은 $1^\circ - 2^\circ$ 오차만을 갖고 주행하는 것을 볼 수 있는데 이는 자이로 센서에 의존한 dead reckoning이 된다. 로봇의 초기 방향각은 36° 이고 대략 11m 정도 주행하였다.

3.2 자이로와 레이저 센서기반의 Cascaded 제어

그림 15에서는 레이저 센서를 사용함으로써 로봇의 위치를 보정할 수 있어 로봇의 방향각과 자세 오차가 줄어드는 것을 볼 수 있다. 그림 15로부터 대략 5cm 정도의 추종 오차가 발생함을 볼 수 있다. 로봇의 초기 방향각은 35° 이다. 방향각은 그림 16에 보여진 것처럼 오차가 영에 가까운 것을 알 수 있다.

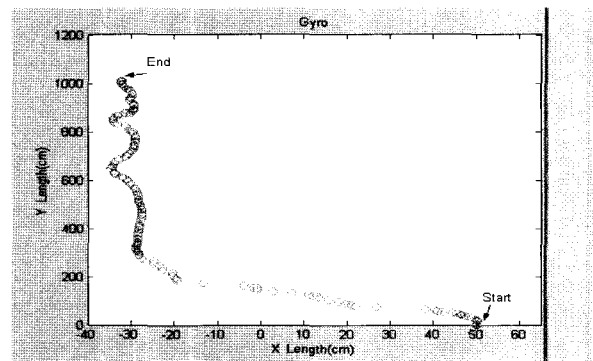


그림 13. 제어방식 1 : 자이로센서를 이용한 위치추종.
Fig. 13. Scheme 1 : Tracking based on a Gyro.

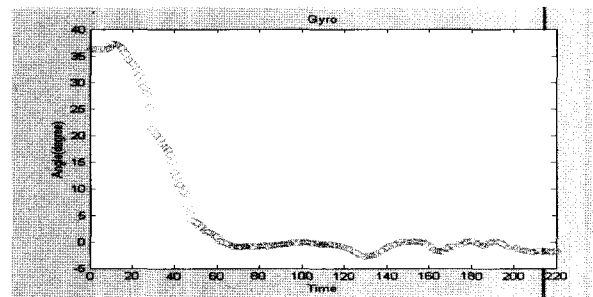


그림 14. 제어 방식 1 : 자이로 센서의 각도 값.
Fig. 14. Scheme 1 : Gyro sensor value.

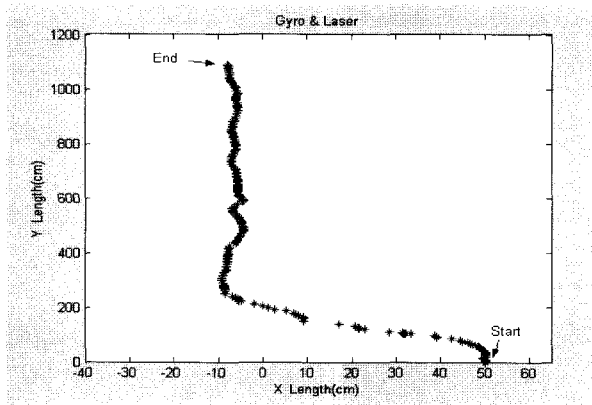


그림 15. 제어 방식 2 : 이동로봇의 위치 추정.
Fig. 15. Scheme 2 : Tracking control.

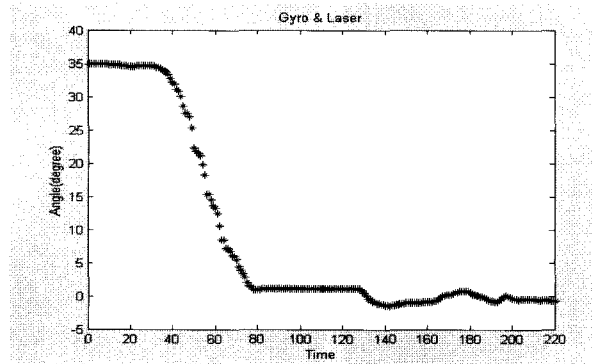


그림 16. 제어 방식 2 : 자이로 센서의 각도 값.
Fig. 16. Scheme 2 : Gyro sensor output.

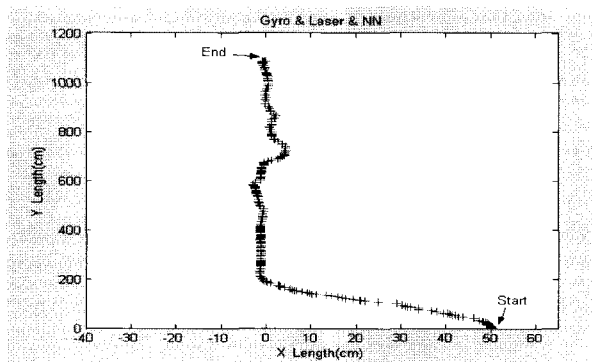


그림 17. 제어 방식 3 : 자이로+레이저기반의 신경망 이용한 이동 로봇의 위치 추정.
Fig. 17. Scheme 3 : Neural control tracking based on Gyro + Laser.

3.3 자이로 + 레이저기반의 신경망 제어

신경망의 출력을 추가적으로 사용함으로써 로봇의 자세 오차를 더욱 줄일 수 있음을 실험결과를 통해 볼 수 있다. 신경망 변수로는 은닉층의 뉴런 개수를 9개 사용하였고, 학습율 0.08, 모멘텀 0.03을 사용하였다.

그림 17에서 보면 그림15에서 보다 오차가 영에 가까운 것을 알 수 있다. 그림 18의 자이로 데이터를 통한 로봇의 초기 방향각은 36.5 도이다. 그림 19는 각 위치 추종 방식에

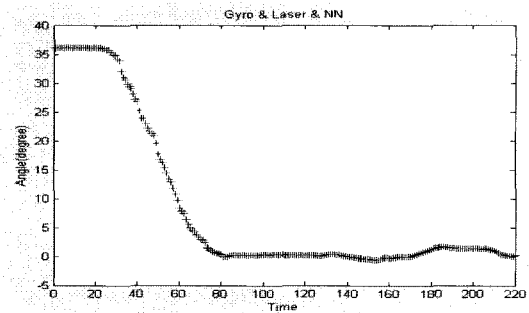


그림 18. 제어 방식 3 : 자이로, 레이저 기반의 신경망 제어방식 센서의 각도 값.
Fig. 18. Gyro sensor output of scheme 3.

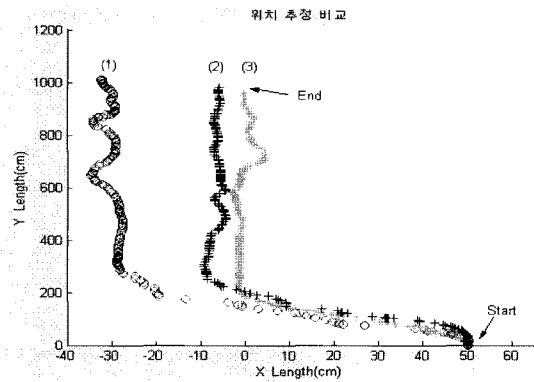


그림 19. 각 제어 방식의 위치 추정 비교.
Fig. 19. Comparison of control schemes in tracking.

표 1. 복도에서의 위치 추정 결과.

Table 1. Tracking result of control methods.

	제어 방식(1)	제어방식(2)	제어방식(3)
사용된 센서	Encoder, Gyro, 초음파	Encoder, Gyro,Laser, 초음파	Encoder, Gyro, Laser, 초음파
제어기	Cascaded	Cascaded	Cascaded+ NN
방향각 정착시간	60초	80초	80초
방향각 오차	2도	0도	0도
추종 오차	33 cm	10 cm	0 cm

비교해서 그림그림으로 신경망을 사용한 경우에 가장 우수한 것을 알 수 있다. 표 1은 각 실험 환경과 제어기의 성능을 비교하여 보여준다.

4. 실험 3 : 모래 위에서 주행

세 번째 실험으로 그림 20에서처럼 바닥에 모래를 깔아 줌으로써 바퀴에서 생기는 미끄러짐 현상에 대한 로봇의 위치 추정에 대한 결과를 알아보기 위한 실험을 수행하였다.



그림 20. 모래 위 주행 실험.

Fig. 20. Tracking on sand.

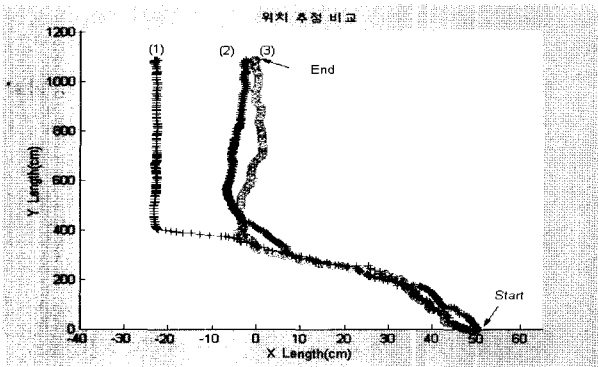


그림 21. 각 제어방식의 모래위에서의 위치추정 비교.

Fig. 21. Comparison of control schemes on sand.

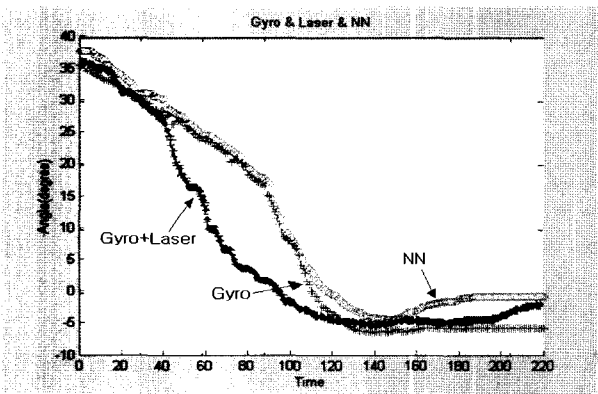


그림 22. 각 제어 방식의 자이로 센서 값 비교.

Fig. 22. Gyro sensor outputs of all schemes.

바닥에 모래를 깔아 실험결과를 보면 초기 조향을 하면서 바닥의 미끄러짐으로 인해 로봇이 자세를 잡는데 좀 더 많은 시간이 걸림을 볼 수 있다. 그림 21에서 보면 제어방식 1의 경우에 시간이 지나면서 로봇은 방향각을 잘 추종함을 볼 수 있으나, 대략 23cm의 추종 오차가 크게 발생함을 알 수 있다. 로봇의 초기 방향각은 35°이며 130초 후에 방향각의 오차는 5도 정도 된다.

신경망의 출력을 추가로 사용한 경우 실제 로봇의 움직임

표 2. 모래 위에서의 위치 추정 데이터.

Table 2. Data of control methods on sand.

	제어방식(1)	제어방식(2)	제어방식(3)
사용된 센서	Encoder, Gyro, 초음파	Encoder, Gyro+Laser, 초음파	Encoder, Gyro+Laser, 초음파
제어방식	Cascaded	Cascaded	Cascaded+ NN
방향각 정착시간	130초	200초	180초
방향각 오차	5도	2도	0도
근사치 추종 오차	23cm	3cm	0cm

임을 보면 모래가 깔려 있음에도 로봇이 자세를 비교적 짧은 시간에 보정하며, 자세와 방향각의 오차 또한 줄어드는 것을 볼 수 있다. 신경망 변수로 9개의 은닉층 뉴론을 사용하였고 학습율은 $\eta=0.075$, 모멘텀 상수는 $\alpha=0.03$ 을 사용하였다. 표2는 각 제어방식의 결과를 비교하여 보여주고 있다.

Ⅶ. 결론

본 논문에서는 이동 로봇을 제작하여 위치 추종 실험을 하였다. 엔코더 값에 의한 위치 추종은 실시간으로 로봇의 위치를 가장 빠르고 쉽게 얻을 수 있지만, 오차의 누적으로 성능이 떨어졌다. 이런 오차를 보정하기 위해 절대 위치를 알 수 있는 레이저 센서를 사용하였고, 다양한 형태의 제어 알고리즘의 성능을 비교 분석해 보았다. 결과를 보면 cascaded 제어 방식과 함께 신경망을 이용한 경우의 이동 로봇 추종 성능이 가장 우수함을 할 수 있다. 신경회로망의 RCT 제어 방식은 이동로봇과 떨어진 위치에서 무선으로 보정된 로봇의 제어 정보를 줌으로써 기존의 PD제어기는 수정하지 않고 외부적으로 보정할 수 있는 장점이 있음을 확인하였다.

참고문헌

[1] K. Moore and N. Flann, "A Six-Wheeled Omnidirectional Autonomous Mobile Robot", *IEEE Control Systems Magazine*, pp.53-66, 2000.

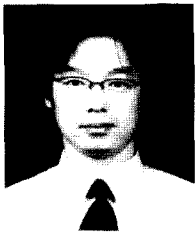
[2] Y. Chung, C. Park, and F. Harashima, "A Position Control Differential Drive Wheeled Mobile Robot", *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, pp.853-863, 2001.

[3] J. Borenstein, "Experimental Evaluation of a Fiber Optic Gyroscope for Improving Dead-reckoning Accuracy in mobile Robots", *IEEE Conf. on Robotics and Automations*, pp. 356-3461, 1998.

[4] L. Jetto, S. Longhi, G. Venturini, "Development and Experimental Validation of an Adaptive Extended Kalman Filter for the Localization of Mobile Robots", *IEEE*

Transactions on Robotics and Automation, vol. 15, no. 2 pp. 219-229, April 1999.

- [5] N. Sarkar, X. Yun, V. Kumar, "Control of Mechanical Systems with Rolling Constraints : Application to Dynamic Control of Mobile Robots", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 13, no. 1, February pp. 55-69, 1994,
- [6] I. Kolmanovsky and N. H. McClamroch, "Developments in Nonholonomic Control Problems", *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 20-31, 1995.
- [7] 정 슬, 장평수, 원문철, 홍섭, "신경회로망을 이용한 비전 기반 이동로봇의 위치제어에 대한 실험적 연구", pp. 515- 526, 제 9권, 7호, 제어 · 자동화 · 시스템 공학회, 2003.
- [8] Z. P. Jang and H. Nijmeijer, "Tracking Control of Mobile Robots: A Case Study in Backstepping," *Automatica*, vol. 33, no.7, pp. 1393-1399, 1997.
- [9] W. Wu, H. Chen, Y. Wang, "Backstepping Design for Path Tracking of Mobile Robots", *Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1822-1827, 1999.
- [10] Y. Kanayama and F. Fahroo, "A New Line Tracking Method for Nonholonomic Vehicles", *IEEE Robotics and Automations*, pp 2908-2913, 1997.
- [11] 주진화, 이장명, "신경망을 이용한 이동 로봇의 실시간 고속 정밀제어", 제어 · 자동화 · 시스템 공학회 논문지, 제5권 제1호, pp. 95-104, 1999.
- [12] 김무진, 이영진, 박성준, 이만형 "신경망을 이용한 이동 로봇의 정밀제어", 제어 자동화 시스템 공학 논문지, 제6권 제8호, pp. 689-696, 2000.
- [13] Panteley, E. and A. Loria, "On global uniform asymptotic stability of nonlinear time-varying systems in cascade", *Systems and Control Letters*, Vol. 33, pp. 131-138, 1998.
- [14] 정 슬, 임선빈, "신경회로망을 이용한 비선형 시스템 제어의 실험적 연구", 제어 · 자동화 · 시스템 공학회 논문지, 제7권 제11호, pp. 918-926, 2001.



장 평 수

1974년 11월 20일생. 2001년 충남대학교 메카트로닉스공학과 학사 졸업. 2003년 동대학 석사 졸업. 관심분야는 이동로봇. 센서 퓨전. 신경망 응용.



장 은 수

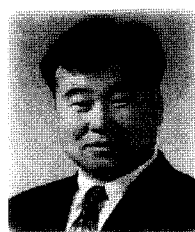
1976년 2월 16일생. 2002년 2월 경일대학교 제어계측공학과 학사 졸업. 현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 석사과정. 관심분야는 이동로봇의 장애물 회피 알고리즘. 임베디드 리눅스 시스템.



전 상 운

1968년 3월1일생. 1993년 경북대학교 전자공학과 학사 졸업. 1996년 경북대학교 전자공학과 석사 졸업. 현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 박사과정 및 한국항공우주연구소 연구원. 관심분야는 추력기 시스템. 센서 퓨전 알고리즘.

이동로봇 위치 추정.



정 슬

1964년 9월 11일생. 1988년 미국 웨인주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업. 1991 미국 캘리포니아대 전기공학과 석사. 동대학 박사. 1997년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 부교수. 관심분야는 지능 제어 알고리즘 및 하드

웨어 구현. 필드 로봇 시스템.