

구륜 이동 로봇의 경로 추적을 위한 퍼지-신경망 제어기 설계

A Design of Fuzzy-Neural Network Controller of Wheeled-Mobile Robot for Path-Tracking

김 상 원*, 박 종 국
(Sangwon Kim and Chongkug Park)

Abstract : A controller of wheeled mobile robot(WMR) based on Lyapunov theory is designed and a Fuzzy-Neural Network algorithm is applied to this system to adjust controller gain. In conventional controller of WMR that adopts fixed controller gain, controller can not pursuit trajectory perfectly when initial condition of system is changed. Moreover, acquisition of optimal value of controller gain due to variation of initial condition is not easy because it can be get through lots of try and error process. To solve such problem, a Fuzzy-Neural Network algorithm is proposed. The Fuzzy logic adjusts gains to act up to position error and position error rate. And, the Neural Network algorithm optimizes gains according to initial position and initial direction. Computer simulation shows that the proposed Fuzzy-Neural Network controller is effective.

Keywords : wheeled mobile robot, fuzzy-neural network, controller gain

I. 서론

산업현장에서 널리 사용되고 있는 매니플레이터는 고정된 위치에서 반복된 작업만을 하는 작업 가능 영역이 제한돼 있어, 작업 영역을 확대하기 위한 이동성을 갖춘 로봇에 대한 필요성이 대두되고 그러한 기능을 하는 이동로봇에 대한 연구가 현재 활발히 진행되고 있다[1-5]. 구륜 이동 로봇의 궁극적 목적은 외부의 지원 없이 자율적으로 목적지점으로 이동하며 작업을 수행하는 데 있다[4][5]. 구륜 이동로봇에서 고전적으로 사용되는 제어기는 환경에 대한 적응력이 떨어져 초기 위치의 변화나 다른 여러 가지 환경적인 요인으로 인하여 많은 영향을 받는다.

고전 제어기의 경우는 초기위치와 방향에 상관없이 고정된 제어 이득 값을 사용하기 때문에 초기상태가 변하게 되면 원하는 경로를 추적하기 힘들다. 또한 이때 사용한 제어 이득 값은 많은 시행착오를 거쳐 최적의 제어 이득값을 구하기 때문에 각각의 초기상태에 따라서 제어 이득값을 모두 구하는 것은 많은 어려움과 시간이 소요된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 제어 입력에 사용된 제어 이득 값을 퍼지-신경망 알고리즘으로 조정함으로써 경로 추적에서의 오차를 감소시킬 수 있는 제어기를 설계 하였다. 여기서 퍼지 알고리즘은 경로 추적 시 위치오차와 오차 변화량을 이용하여 제어 이득 값을 변화 시킨다. 또한 신경망 알고리즘은 WMR의 위치와 방향에 따라서 최적의 제어 이득 값을 최적화 시키는 기능을 한다.

본 논문은 4륜 2자유도 이동 로봇을 대상으로 기준 궤적에 대하여 초기 위치와 방향에 상관없이 유효하게 경로를 추적하기 위해 퍼지-신경망 알고리즘 제어기를 설계하고 이에 대해 모의실험을 통해 제어기의 유효성을 제시한다.

II. 구륜 이동 로봇

1. 구륜 이동 로봇의 구조 및 좌표할당

본 논문에서 제안된 구륜 이동 로봇은 4-구륜 2자유도 구륜 이동로봇으로써, 구동기에 의해 구동되는 2개의 전륜 구

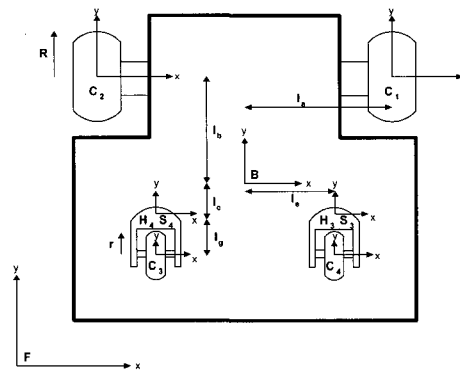


그림 1. 구륜 이동로봇의 상면도.

Fig. 1. The top plan of WMR.

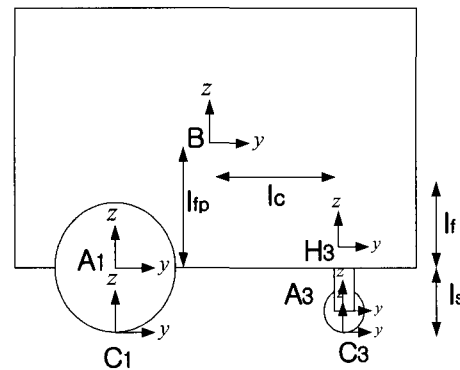


그림 2. 구륜 이동로봇의 측면도.

Fig. 2. The side plan of WMR.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2004. 10. 25., 채택확정 : 2004. 11. 11.

김상원, 박종국 : 경희대학교 전자공학과

(netcon@khu.ac.kr/ckpark@khu.ac.kr)

동구륜과 안정성을 위해 뒤에 설치된 2개의 보조구륜으로 이루어진다. 각각의 구동구륜은 2개의 자유도를 갖으며 첫 번째 자유도는 구륜의 회전에 대한 방향이고 두 번째 자유도는 바닥과 구륜 사이의 접촉점에 대한 회전이다. 즉, 구륜 이동로봇의 직진성분과 회전 성분을 뜻한다. 그림 1은 구륜 이동로봇의 평면도이며 그림 2는 측면도이다.

좌표 할당은 Sheth-Uicker 표기법을 이용하였다[6]. B는 본체의 질량중심에 할당된 본체 좌표계이며, F는 이동면의 바닥 좌표계이다. C는 구륜과 주행면 사이의 접촉점에 할당된 접촉좌표계이고, S는 조향 축에 할당된 조향 좌표계이다. H는 조향좌표계의 z축과 동일한 방향을 갖지만 본체에 할당된 좌표계이며, A는 구륜과 본체의 접촉점에 할당된 구륜 축 좌표계이다. 구륜 이동로봇의 방향전환은 두 개의 독립적인 구동 구륜의 속도 차에 의해 이루어진다. 구륜 이동로봇의 좌표계 원점은 기하학적인 구륜 이동로봇의 무게중심에 위치한다.

2. 구륜 이동 로봇의 기구학

기구학은 구륜 이동 로봇의 본체 속도와 구륜 속도 사이의 속도 관계를 나타낸다. 구륜 이동로봇을 구성하는 구성 요소 사이의 상대적 위치와 방향을 나타내고 구성 요소 사이의 동작 관계를 분석하기 위해서 Sheth-Uicker 표기법을 이용하여 각 구성 요소에 좌표계를 할당한다[6]. 구륜 이동로봇의 Non-holonomic 제약을 고려하여 속도 및 가속도를 위치와 독립적으로 표기하기 위해 순간일치 좌표계를 도입한다[7]. 4x4 동차 변환행렬을 이용하여 구성요소 사이의 상대적 위치와 방향을 표현한다. 또한 좌표 변환행렬의 대수적 연산과 미분을 유도하여 구륜 이동로봇의 기구학 방정식과 자코비안 행렬을 유도하여 구륜의 각속도를 본체 속도로 변환한다. 유도된 기구학은 순간일치 좌표계 형태로 표현되므로, 기준 좌표계에 대한 본체 좌표계의 변환행렬을 이용하여 기구학 방정식을 기준 좌표계에 대한 형태로 변환한다. 구륜 속도의 성분을 구동 성분과 비 구동 성분으로 구분하여 역 기구학을 유도한다. 또한 구륜 속도의 성분을 감지 성분과 비감지 성분으로 구분하여 전향 기구학을 유도한다. 전향 기구학은 구륜에 부착된 엔코더에 의해 감지된 구륜 속도로부터 본체의 선속도 및 회전속도를 산출한다. 역 기구학은 구륜 이동로봇이 기준 궤적을 추적하기 위해 요구되는 구륜 속도를 계산한다. 기준 궤적이 본체 속도 및 회전 속도로 주어졌을 경우, 역 기구학을 이용하여 기준 궤적을 추적하기 위해 필요한 양 구륜 속도를 산출한다. 기구학 모델링의 단순화를 위해서 다음과 같이 가정한다[4][5].

- ① 구륜 이동로봇의 구조는 유연성을 갖지 않는다.
- ② 구륜 이동로봇은 평지에서 이동한다.
- ③ 구륜과 주행 면 사이의 접촉점에서는 마찰력이 충분히 크다.

가정 ①은 구륜 이동 로봇의 구성 요소의 진동과 구륜의 변형을 고려하지 않음을 의미한다.

가정 ②는 주행면의 불규칙성을 고려하지 않으며, 모든 회전 운동은 z-축을 중심으로 이루어짐을 의미한다.

가정 ③은 구륜과 주행면과의 접촉점에서 미끄러짐이 발생하지 않음을 의미하며, 이러한 가정에 따라 본체 속도는

선속도 및 회전 속도로 나타낼 수 있다.

3. 역기구학과 전향기구학

기구학은 구륜 이동로봇의 본체와 구동구륜의 동작관계를 나타낸다. 전향기구학은 엔코더에 의해 측정된 구동구륜의 속도($A_1\omega_{w_{1x}}, A_2\omega_{w_{2x}}$)로부터 구륜 이동로봇 본체의 속도(${}^Bv_{B_x}, {}^Bv_{B_y}, {}^B\omega_{B_z}$)를 구한다. 역기구학은 구륜 이동로봇이 주어진 기준궤적을 추적하기 위한 구동구륜의 속도를 구한다.

구륜 이동로봇의 역기구학 해를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} A_1\omega_{w_{1x}} \\ A_2\omega_{w_{2x}} \end{bmatrix} = \frac{1}{R(l_b^2+1)} \begin{bmatrix} -l_a l_b & -(l_b^2+1) & -l_a \\ l_a l_b & -(l_b^2+1) & l_a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^Bv_{B_x} \\ {}^Bv_{B_y} \\ {}^B\omega_{B_z} \end{bmatrix} \quad (1)$$

구륜 이동로봇의 전향기구학 해를 구하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} {}^Bv_{B_x} \\ {}^Bv_{B_y} \\ {}^B\omega_{B_z} \end{bmatrix} = \frac{R}{2l_a} \begin{bmatrix} -l_b & l_b \\ -l_a & l_a \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1\omega_{w_{1x}} \\ A_2\omega_{w_{2x}} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서

- $A_i\omega_{w_i}$: 구동구륜의 속도 ($i = 1, 2$)
- ${}^Bv_{B_x}$: 본체좌표계에 대한 본체의 속도 ($i = x, y$)
- ${}^B\omega_{B_z}$: z축에 대한 본체의 회전속도
- R : 구동 구륜의 반경
- l_a : 본체의 폭/2

4. 위치 추정

일반적으로 이동 로봇의 위치 추정은 엔코더에 기초한 Dead-Reckoning에 의해 이루어진다[4][5]. Dead-reckoning은 실시간에서 이동로봇의 위치를 결정하기 위하여 각각 샘플링 구간에서 위치의 증분을 전단계의 위치에 더하여 이루어진다. 각 샘플링 구간에서 속도는 일정하다고 가정한다.

시간 $t = (n - 1) T$ 에서 $t = nT$ 까지의 샘플링 구간에서 이동 로봇의 이동거리와 방향각의 증분은 각각 ΔD_k 와 $\Delta \theta_k$ 이며, 다음과 같이 표현한다.

$$\Delta D_k = \frac{(R\Delta w_{1k} + R\Delta w_{2k})}{2} T \quad (3)$$

$$\Delta \theta_k = \frac{(R\Delta w_{1k} - R\Delta w_{2k})}{2l_b} T \quad (4)$$

여기서 R은 구동구륜의 반경이며, Δw_1 과 Δw_2 는 각각 양 구륜의 한 주기 당 속도의 증분이며, T는 샘플링 구간이다. 현재 위치는 구륜의 속도 및 속도차를 이용하여 구해지며 기준 좌표계에 대한 현재 위치는 전 단계에서의 샘플링 순간의 위치증분과 $t = (n - 1) T$ 에서의 이동 로봇

위치의 합에 의해서 현재 샘플링 순간 $t = nT$ 에서의 이동 로봇의 위치를 구한다.

$$\begin{aligned} x[k] &= x[k-1] + \Delta D[k-1] \cos(\theta[k-1] + \Delta\theta[k-1]/2) \\ y[k] &= y[k-1] + \Delta D[k-1] \sin(\theta[k-1] + \Delta\theta[k-1]/2) \\ \theta[k] &= \theta[k-1] + \Delta\theta[k-1] \end{aligned} \quad (5)$$

III. Lyapunov Theory를 이용한 제어기

1. 위치 오차

본 절에서는 로봇이 선행물체를 추종함에 있어서 생길 수 있는 위치오차를 정의한다. 그림 3에서 P_c 는 로봇의 현 위치를 P_r 은 이동 로봇이 있어야 할 기준 위치를 나타낸다. P_e 는 P_c 와 P_r 간의 위치오차를 나타낸다.

본 논문에서 사용된 제어시스템에서는 기준궤적에서의 위치오차 $P_e = (x_e, y_e, \theta_e)^T$ 에 대해 다음과 같이 정의한다.

$$P_e = \begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ \theta_e \end{bmatrix} = T_e(P_r - P_c) = \begin{bmatrix} \cos\theta_c & \sin\theta_c & 0 \\ -\sin\theta_c & \cos\theta_c & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_r - x_c \\ y_r - y_c \\ \theta_r - \theta_c \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 T_e 는 기준좌표계에 대한 위치오차의 변환행렬이다. 제어기의 목적은 위에서 정의한 오차가 "0"으로 수렴하게 하기 위한 것이다.

2. 제어 입력

Lyapunov의 안정도 이론을 이용하여 제어기를 설계하는 방법은 크게 두 가지가 있다. 첫 번째로 제어입력을 가정하고, 이를 정당화 할 수 있는 Lyapunov 함수를 찾는 것이며, 두 번째로 Lyapunov 함수를 결정하고 이를 안정화시킬 수 있는 제어입력을 결정하는 것이다. 본 논문에서는 두 번째 방법을 선택하였다. Lyapunov의 Direct Method를 이용하여 Lyapunov 함수를 구성한 후 비선형 시스템의 안정도를 판별하게 된다. 시스템이 임계안정으로 판별이 났을 때 비선형 시스템의 평형 점을 점근적 안정하게 만들기 위해 Lyapunov의 Linearization Method를 적용하여 비선형 시스템의 평형 점을 점근적 안정하게 만드는 제어입력을 구하여 비선형 시스템에 적용하게 된다. 이로써 시스템은 안정하게 된다.

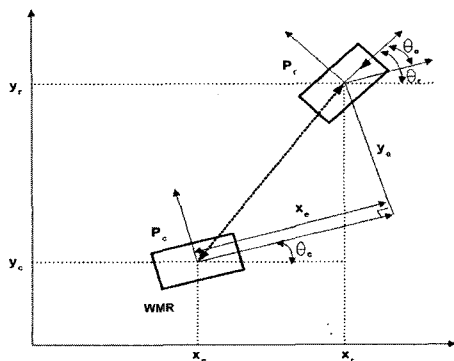


그림 3. 위치 오차 정의.

Fig. 3. Definition of position error.

6에서 각각의 성분 P_e, P_r, P_c 는 모두 시간에 대한 함수이므로 시간에 대해 미분, 정리하여 시스템에 대한 기준 입력 $q_r = (v_r, \omega_r)^T$ 과 오차를 보상하기 위해 필요한 입력 $q_e = (v(p_e, q_r), \omega(p_e, q_r))^T$ 으로 나타내면 다음과 같다[8][9].

$$P_e = f(t, p_e) = \begin{bmatrix} w(p_e, q_r)y_e - v(p_e, q_r) + v_r \cos \theta_e \\ -w(p_e, q_r)x_e + v_r \sin \theta_e \\ w_r - w(p_e, q_r) \end{bmatrix} \quad (7)$$

(7)에서의 비선형 시스템에 대해 점근적으로 안정하기 위한 입력 $q = (v(p_e, q_r), \omega(p_e, q_r))^T$ 을 결정하기 위하여 다음의 Lyapunov 함수를 사용한다.

$$V = \frac{1}{2}(k_x x_e^2 + k_y y_e^2) + (1 - \cos \theta_e)/k_\theta \quad (8)$$

여기서 k_x, k_y 는 양의 상수이다. 시스템을 안정하게 하기 위한 제어입력은 Lyapunov 함수에 대한 다음 (8) 조건을 만족해야 한다.

$$V \geq 0, \quad -\frac{dV}{dt} = \dot{V} < 0 \quad (9)$$

(8)의 조건을 만족하는 제어 입력은 다음과 같이 제시될 수 있다.

$$q = \begin{bmatrix} v(p_e, q_r) \\ \omega(p_e, q_r) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_r \cos \theta_e + k_x x_e \\ w_r + v_r (k_y y_e + k_\theta \sin \theta_e) \end{bmatrix} \quad (10)$$

여기서 k_x, k_y, k_θ 는 양의 상수이다.

3. Lyapunov Theory 제어기

(10)과 같은 제어 입력을 이용하여 그림 4와 같은 제어기를 이용하였다. 모의실험을 위하여 역기구와 전향 기구학을 사용하였으며, Dead-Reckoning 알고리즘을 사용하여 로봇의 현재 위치를 추정하였다.

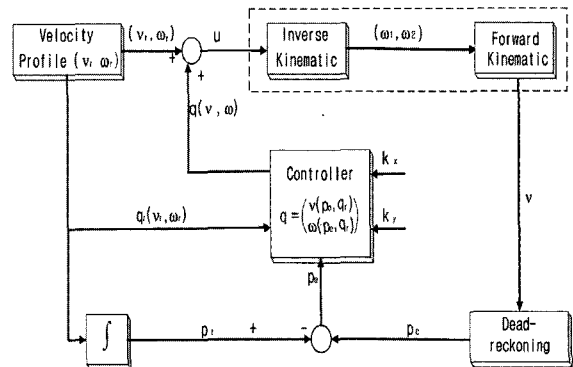


그림 4. 고전 제어기 블록도.

Fig. 4. A block diagram of conventional controller.

4. 모의실험

로봇의 위치 추종 시 가장 많이 영향을 주는 것으로 이득 값 K_x, K_y 이다.

초기 위치 (0, 0, 0)에서의 $K_x=10.106, K_y=10.64$ 일 때와 초기 위치가 달라짐에 따라 로봇이 이동궤적의 변화를 모의실험을 하였다. 모의실험은 구륜 이동 로봇이 추적해야할 초기위치에서 사선으로 일정하게 X, Y 축으로 증가하여 종점 (10, 10, 45°)으로 가는 것이다. 이때 초기 위치와 방향은 (0, 0, 0°) 은 기준으로 X, Y 위치와 방향을 0°~60°까지 변화를 주어 각각의 위치 추종 형태를 확인하였다. 이때 모의실험에 사용된 구륜의 재원과 매개 변수는 표 1과 같다.

Lyapunov Theory를 근간으로 설계한 제어기를 통한 모의 실험은 구륜 이동 로봇의 고정된 제어 이득값을 사용하여 초기위치와 방향에 따른 각각의 이동 궤적은 그림 5, 그림 6과 같다.

그림 5은 초기 위치 (0, 0, 0°)에서 경로 추적을 위한 제어 이득 값이 $K_x=10.106, K_y=10.64$ 일 때, 그림 7과 같이 초기 위치를 달리 하여 로봇이 이동하는 경로를 모의 실험을 통하여 모여 실험한 것이고, 그림 6은 (0, 0, 0)에서 각도를 0°~60°까지 초기 각도를 달리 하여 로봇이 이동하는 경로를 모의실험 한 결과이다.

표 1. 구륜 이동 로봇의 재원 및 매개 변수.

Table 1. Resource and parameter of WMR.

기 호	수치값	단 위	내 용
la	0.22	m	본체 폭/2
lb	0.25	m	본체 길이/2
lc	0.22	m	보조구륜의 y변위
ld	0.11	m	구동구륜의 z변위
le	0.12	m	보조구륜의 x변위
lf	0.15	m	보조구륜의 z변위
R	0.05	m	구동구륜의 반경
r	0.025	m	보조구륜의 반경

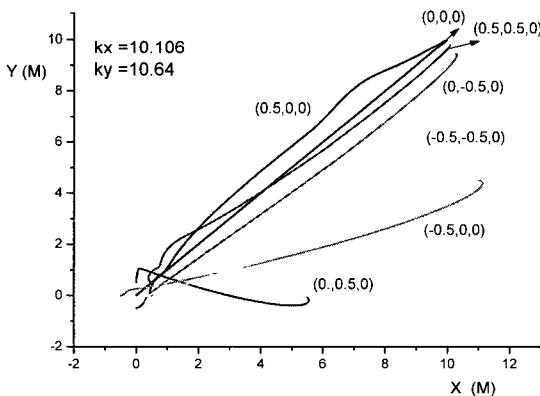


그림 5. 초기위치 변화에 따른 로봇의 이동궤적.
Fig. 5. Path-tracking due to change of initial position.

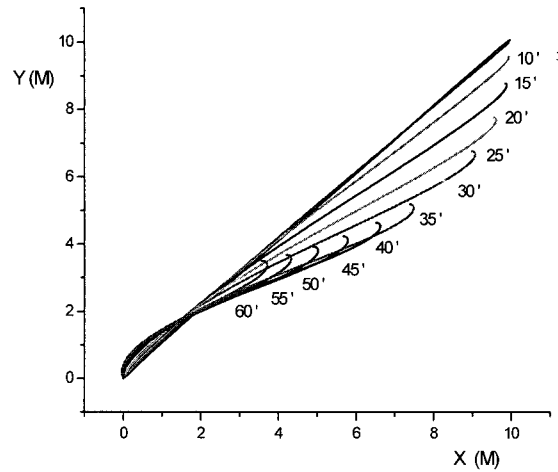


그림 6. 초기 각도 변화에 따른 로봇의 이동궤적.
Fig. 6. Path-tracking due to change of initial angle.

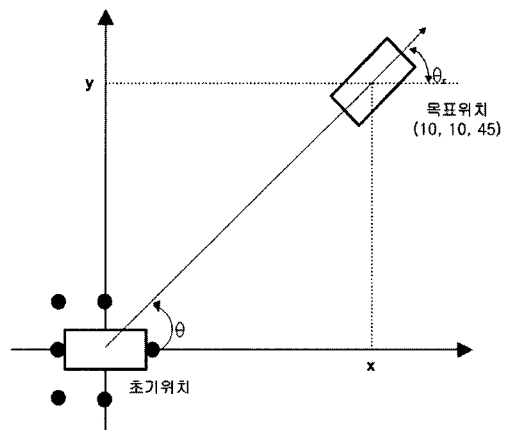


그림 7. 이동 로봇의 초기위치와 각도 변화.
Fig. 7. WMR of the change of initial position and initial angle.

실험 결과 이동 로봇이 초기값에 따라서 설정된 이동 경로를 제대로 추적 하지 못하는 것을 볼 수 있다. 위 결과에서 보는 바와 같이 제어 이득 값은 초기 위치나 방향의 변할 경우 각기 다른 값을 설정해 주어야 한다는 점을 확인하였다.

IV. 퍼지-신경망 제어기

1. 퍼지 제어 알고리즘

퍼지 제어기의 입력변수는 매 샘플링 시점마다 기준 위치와 현재 위치의 오차(Pe)와 오차 변화량(Δε)으로부터 결정된다. 입력되는 값은 정규화(normalization)를 거쳐 “IF-THEN 형식”의 언어적인 규칙으로 표현된다. 퍼지 규칙(fuzzy rule)에서 추론된 최종적인 결론값은 비퍼지화(defuzzifier) 과정을 통해 출력된다[10-14].

7가지의 퍼지 라벨(fuzzy label)은 연속적인 삼각형 형태의 소속 함수(membership function)를 사용하였고, 전문가의 경험과 지식을 바탕으로 구성된 퍼지 규칙은 다음 표와 같다.

표 2. x축에 대한 퍼지 규칙.

Table2. Fuzzy rule for x axis.

Pe ΔPe	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	NB	NB	NB	NB	PM	NS	ZO
NM	NB	NB	NB	NB	NS	ZO	NS
NS	NB	NB	NM	NS	ZO	NS	NM
ZO	NS	NM	NM	NS	ZO	NS	NM
PS	NM	NS	NS	NB	NB	NB	NB
PM	NB	NB	NM	NB	NB	NB	NB
PB	NB	NB	NM	NB	NB	NB	NB

표 3. y축에 대한 퍼지 규칙.

Table3. Fuzzy rule for y axis.

Pe ΔPe	NB	NM	NS	ZO	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PB	PM	PS	ZO
NM	PB	PB	PB	PM	PS	ZO	NS
NS	PB	PB	PM	PS	ZO	NS	NM
ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	ZO	PM	PB
PS	PM	PS	PS	PM	PM	PB	PB
PM	PS	PM	PM	PM	PM	PB	PB
PB	PM	PM	PM	PB	PB	PB	PB

여기서 PB : Positive Big PM : Positive Medium
 PS : Positive Small ZO : Zero
 NS : Negative Small NM : Negative Medium
 NB : Negative Big

퍼지 알고리즘의 단점은 입력값을 퍼지화 할 때 정규화 과정을 거치므로 추론된 결과로써 출력되는 비퍼지화된 값을 바로 제어 이득값으로 사용할 수 없다. 따라서 역정규화 과정에서 고정된 이득값을 곱해서 사용해야한다. 하지만 이 고정된 이득값은 상태에 따라 계속 변경하지 않으므로써 최적의 제어 이득값을 생성할 수 없다. 역정규화 과정에서 곱해지는 이득값을 신경망 알고리즘을 사용하여 구하였다.

퍼지 알고리즘의 퍼지 추론 방법으로 MANDANI법칙을 적용하였고, 비퍼지화 방법은 무게 중심법 (center of gravity) 사용하였다[10-14].

2. 신경망 알고리즘

미분의 반복 규칙을 여러 번 반복적으로 적용하여 확률 근사치를 유도해내는 신경망 알고리즘인 일반적인 BPN (backpropagation neural network)을 이용하여 입력 층 3개, 중간층 12개, 출력 층 2개의 뉴런으로 구성하였다[11][13][14]. 3개의 입력 층은 WMR의 위치값(x, y, θ)이 각각 입력되게 된다. 그리고 출력 층은 Kx_N, Ky_N에 해당하는 두 개의 뉴런으로 구성되어 있다. 이 BPN에서 출력되는 값은 퍼지 제어기에서 출력되는 역정규화(denormalization) 되지 않은 비퍼지화 값에 곱해서 최적의 제어 이득값을 가지도록 조정하도록 한다.

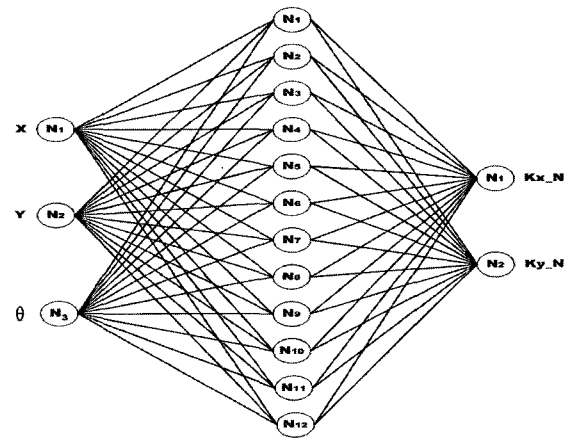


그림 8. 신경망 구조도.

Fig. 8. The organization of neural network.

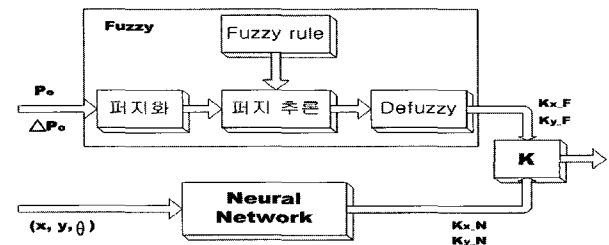


그림 9. 퍼지-신경망 블록도.

Fig. 9. Block diagram of fuzzy-neural network.

3. 제어기 설계

구륜 이동로봇이 기준궤적을 이탈 없이 경로오차를 최소화 할 수 있도록 제어 이득값을 퍼지와 신경망 알고리즘을 이용하여 변경하는 것이 목적이다.

연구 목적을 수행하기 위해서 퍼지 제어기에서는 기준궤로에 대한 오차와 오차 변화량을 이용하여 제어 입력의 이득값을 산출해 내고, 신경망 알고리즘을 이용하여 퍼지에서 추론된 값에 곱하여 이득값의 크기를 정한 다음 제어기에 입력할 제어 이득값을 최적화한다. 제어 이득값을 샘플링 시간마다 변화 시켜주기 위한 퍼지-신경망의 블록도는 그림 9와 같이 구성하였다.

퍼지-신경망 알고리즘을 이용한 제어기에서 제어 이득값은 11과 같이 퍼지 알고리즘을 통하여 출력된 Ky_F, Kx_F와 신경망 알고리즘에 의해 출력된 Kx_N, Ky_N의 곱의 값에 해당하는 값을 통하여 제어기에 입력되는 제어 이득 값이 매 샘플링 시간마다 변하게 된다.

$$\begin{aligned} Kx(t) &= Kx(t-1) + Kx_F(t) \times Kx_N(t) \\ Ky(t) &= Ky(t-1) + Ky_F(t) \times Ky_N(t) \end{aligned} \quad (11)$$

4. 퍼지-신경망 알고리즘 적용

퍼지-신경망 알고리즘 제어기의 입력값은 Dead-Reckoning에서의 측정된 위치와 기준 위치 사이의 위치 오차 $P_e(x_e, y_e, \theta_e)$ 와 오차 변화율 $\Delta P_e(\Delta x_e, \Delta y_e, \Delta \theta_e)$ 이다.

퍼지-신경망을 이용한 제어기의 형태는 그림 10과 같고, 제어 이득값을 퍼지-신경망을 바꾸어주는 구조로 되어 있다.

5. 퍼지-신경망 알고리즘 모의실험

퍼지-신경망 제어 알고리즘의 효율성을 증명하기 위하여 모의실험을 수행한다. 로봇의 초기 위치는 $(0.5, 0, 0^\circ)$, $(-0.5, 0, 0^\circ)$, $(0, 0.5, 0^\circ)$, $(0, -0.5, 0^\circ)$ 으로 하였으며, 초기 각도는 초기 위치 $(0, 0, 0^\circ)$ 에서 각도를 $0^\circ \sim 40^\circ$ 까지 변화를 주었다. 모의실험은 구륜 이동 로봇이 추적해야 할 초기 위치에서 사선으로 일정하게 X, Y 축으로 증가하여 종점 $(10, 10, 45^\circ)$ 으로 가는 것이다. 이때 모의실험에 사용된 구륜의 재원과 매개 변수는 표 1과 같다.

5.1 초기 위치 변화에 따른 퍼지-신경망 제어기의 효율성

그림 5에서와 같이 제어 이득값이 고정 된 값일 경우 각각의 초기 위치에 따라 주어진 기준 궤적을 따라가지 못하고 경로를 이탈하는 경우가 대부분이었으나 퍼지-신경망을 이용하여 제어 이득값을 변화 시킨 경우 그림 15와 같이 경로 추정에 있어 초기 위치에 관계없이 능동적인 것을 확인할 수 있다. 그림 11~14는 그림 15에서의 결과를 기존 제어기와 퍼지-신경망 알고리즘을 이용한 제어기의 이동경로를 각각 비교한 것이다.

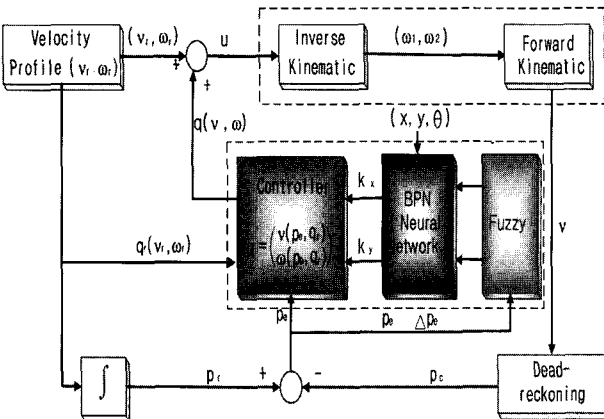


그림 10. 퍼지-신경망을 이용한 제어기 블록도.
Fig. 10. Block diagram of controller of fuzzy-neural network.

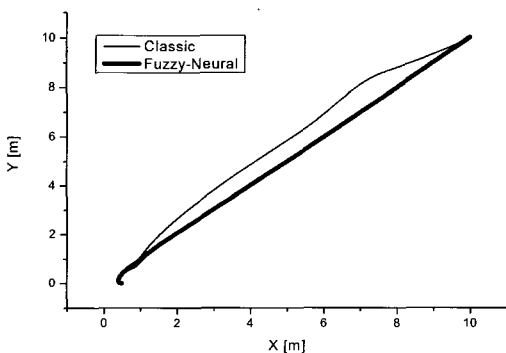


그림 11. $(0.5, 0, 0^\circ)$ 에서의 초기위치 개선사항.
Fig. 11. Results of improvement for $(0.5, 0, 0^\circ)$ of initial position.

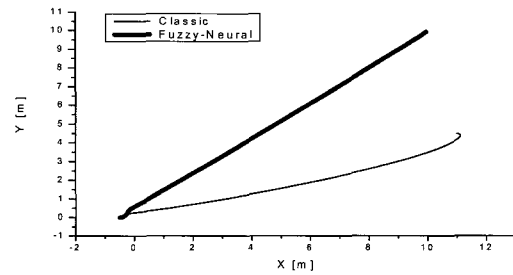


그림 12. $(-0.5, 0, 0^\circ)$ 에서의 초기위치 개선사항.
Fig. 12. Results of improvement for $(-0.5, 0, 0^\circ)$ of initial position.

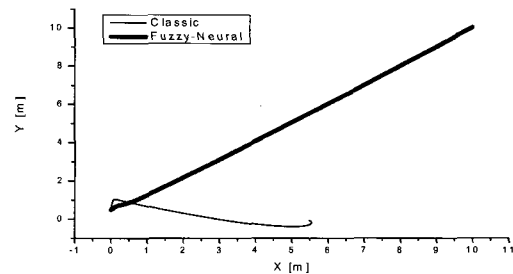


그림 13. $(0, 0.5, 0^\circ)$ 에서의 초기위치 개선사항.
Fig. 13. Results of improvement for $(0, 0.5, 0^\circ)$ of initial position.

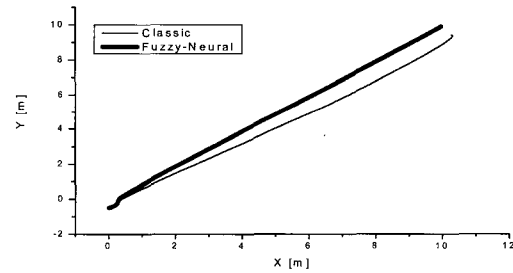


그림 14. $(0, -0.5, 0^\circ)$ 에서의 초기위치 개선사항.
Fig. 14. Results of improvement for $(0, -0.5, 0^\circ)$ of initial position.

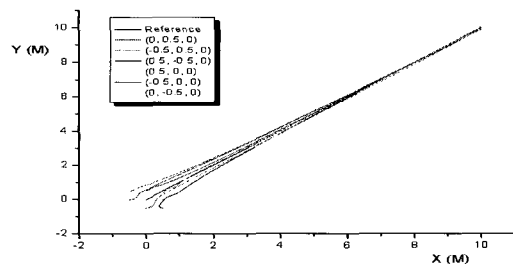


그림 15. 퍼지-신경망 제어기의 초기위치 변화에 따른 로봇의 이동궤적.
Fig. 15. Results of path-tracking due to change of initial position.

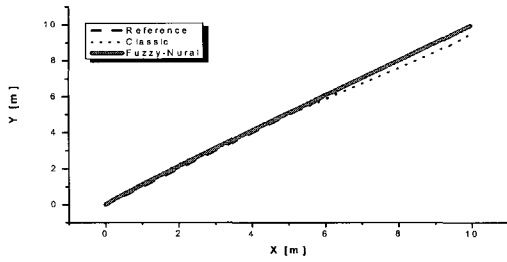


그림 16. 초기 각도가 10도일 경우의 로봇의 이동궤적 개선 사항.

Fig. 16. Results of improvement for 10 degree of initial angle.

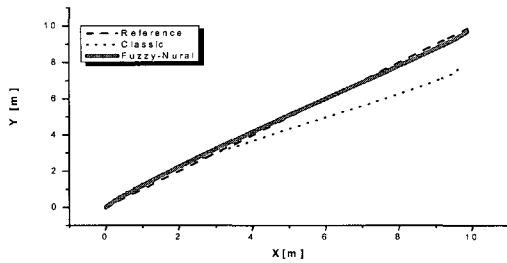


그림 17. 초기 각도가 20도일 경우의 로봇의 이동궤적 개선 사항.

Fig. 17. Results of improvement for 20 degree of initial angle.

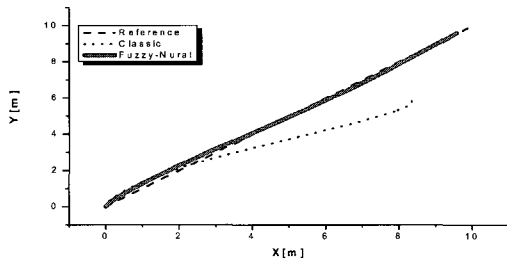


그림 18. 초기 각도가 30도일 경우의 로봇의 이동궤적 개선 사항.

Fig. 18. Results of improvement for 30 degree of initial angle.

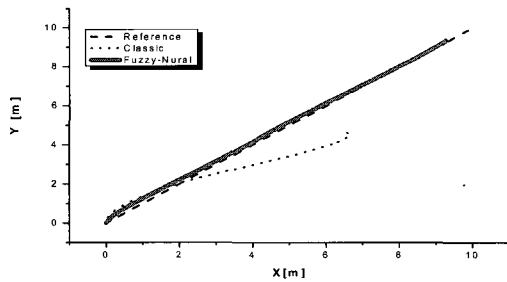


그림 19. 초기 각도가 40도일 경우의 로봇의 이동궤적 개선 사항.

Fig. 19. Results of improvement for 40 degree of initial angle.

5.2 초기 각도 변화에 따른 퍼지-신경망 제어기의 효율성

퍼지-신경망을 이용하여 제어 이득값을 변화시킨 경우 경로 추정에 있어 초기각도를 0°~40°까지 변화시켜 주었을 경우 그림 6의 기존의 제어기와 비교 하였을 때 향상된 결과를 확인 할 수 있다. 그림 16~19는 초기 각도에 따른 변화를 기존 제어기와 비교한 것이다.

V. 결론

기존 로봇이 지나는 지역적 한계성을 극복하기 위해 구륜 이동로봇에 대한 연구가 진행되고 있으나, 구륜 이동로봇은 모델링의 불확실성과 Non-holonomic 등의 제약조건과 환경에 대한 적응력이 떨어지는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 여러 가지 알고리즘을 이용한 제어기가 연구되고 있으나 제한된 범위에 머물고 있는 상황이다. Lyapunov Theory에 의해 설계한 고전 제어기의 경우 초기위치와 각도변화에 상관없이 고정된 제어 이득값을 가지고 있다. 비선형 시스템의 경우 초기 상태가 변하게 되면 다른 결과가 출력 되는데, 이동 로봇 또한 비선형 시스템으로서 초기 상태가 변하게 되면 원하는 경로를 추적하지 못하게 된다. 따라서 초기상태가 변하게 되면 각기 다른 제어 이득값을 주어야 한다.

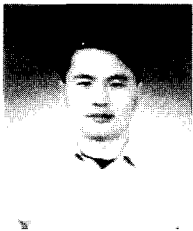
모의실험을 통하여 고전 제어기의 초기 위치와 각도 변화에 따른 이동경로 변화를 확인한 결과 초기 위치와 방향이 바뀔 때 따라 주어진 경로를 추적하지 못하는 것을 확인하였다. 고전 제어기의 경우는 초기위치와 방향에 상관없이 하나의 제어 이득값을 사용하기 때문에 초기상태가 변하게 되면 원하는 경로를 추적하기 힘들다. 이때 사용한 제어 이득값을 각각의 경우에 따라서 구하는 것은 상당히 어렵다. 하나의 제어 이득값을 많은 시행착오를 거쳐 최적의 값을 구하는 것이기 때문에 각각의 상태에 따라서 제어 이득값을 구하는 것은 한계가 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 제어 입력에 사용된 이득값을 퍼지-신경망 알고리즘으로 조정함으로써 추적에서의 오차를 감소시킬 수 있었다. 퍼지 알고리즘은 경로 추적 시 위치오차와 오차 변화량을 입력받아 제어 이득값을 변화 시킨다. 퍼지 알고리즘은 입력값을 퍼지화 할 때 정규화 과정을 거치므로 추론된 결과로써 출력되는 비퍼지화된 값을 바로 제어 이득값으로 사용할 수 없다. 따라서 역정규화 과정에서 고정된 이득값을 곱해서 사용해야한다. 이 고정된 이득값을 신경망 알고리즘을 사용하여 위치와 방향에 따라서 최적의 제어 이득값을 구할 수 있도록 조정한다.

이 본문에서 제안된 퍼지-신경망 제어기를 이용한 컴퓨터 모의실험을 통해 제어기의 유용성을 제시 하였다.

참고문헌

[1] G. Campion, G. Bastin, and B. D'Andrea-Novel, "Structural properties and classification of kinematic and dynamic models of wheeled mobile robots," *IEEE trans. on Robotics and Auto.* vol. 12, PP. 47-62, 1996.
 [2] P. F. Muir and C. P. Neuman, "Kinematic modeling for feedback control of an omnidirectional wheeled mobile

- robot," *Inter. Conf. on Robotics and Auto*, pp. 1772-1778, 1987.
- [3] B. Thuilot, B. D'Andrea-Novet and A. Micaelli, "Modeling and feedback control of mobile robots equipped with several steering wheels," *IEEE trans. on Robotics and Auto*, vol 12, pp. 375-390, 1996.
- [4] A. Meystel, *Autonomous Mobile Robots*, World Scientific, 1991.
- [5] Yuan F. Zheng, *Recent Trends in Mobile Robots*, World Scientific, 1993.
- [6] P. N. Sheth, J. J. Uicker, "A generalized symbolic notation for mechanisms," *Journal of Engineering for Industry, Series B*, vol. 93, no. 70-Mech-19, pp. 102-112, 1971.
- [7] I. Kolmanovsky, N. H. McClamroch, "Developments in non-holonomic control problems," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 15, pp. 20-36, 1995.
- [8] Y. Kanayama, Y. Kimuro, F. Miyazai, T. Noguchi, "A stable tracking control method for an autonomous mobile Robot," *IEEE International Conference*, pp. 384-389. 1990.
- [9] C. Samson and K. Ait-Abderrahim, "Feedback control of a non-holonomics wheeled cart in cartesian space," *IEEE Inter. Conf. Robotics and Auto.*, pp. 1136-1141, 1991.
- [10] B. G. Hu, G. K. I. Mann and R. G. Gosine, "Theoretic and genetic design of a three-rule fuzzy PI controller," *FUZZ-IEEE*, pp. 489-496, 1997.
- [11] J. A. Freeman, D. M. Skapura, *Neural Networks Algorithm, Applications and Programming Techniques*, Assison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [12] G. J. Klir and B. Yuan, *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic Theory and Application*, Prentice Hall, USA, 1995.
- [13] S. T. Welstead, *Neural Network and Fuzzy Logic Application in C/C++*, Wiley Professional Computing, USA. 1994.
- [14] P. Melin, O. Castillo, "Intelligent control of non-linear dynamic plants using type-2 fuzzy logic and neural networks," *Fuzzy Information Processing Society, 2002. Proceedings. NAFIPS*, pp. 22-27, 27-29 June 2002.



김 상 원

1996년 경희대 전자공학과 졸업. 동대학원 석사(1998), 1999년~현재 경희대학교 전자공학과 박사과정. 관심분야는 로보 텍스, 퍼지, 신경망, 유전 알고리즘.



박 종 국

1971년 서울대 물리학과 졸업. 연세대학원 석사(1975), 동대학원 박사(1979), 1980년~현재 경희대학교 전자공학과 교수. 관심분야는 로보 텍스, 퍼지, 신경망, 유전 알고리즘.