

신경회로망 PID 제어를 이용한 이동로봇의 군집제어

김용백¹ · 박진현² · 최영규^{3*}

Formation Control of Mobile Robots using PID Controller with Neural Networks

Yong-Baek Kim¹ · Jin-Hyun Park² · Young-Kiu Choi^{3*}

¹Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Pusan 609-735, Korea

Automation Research Dept., Industrial Technology Institute, Hyundai Heavy Industries, Ulsan 682-793, Korea

²Dept. of Mechatronics Eng., Kyeognam National University of Science and Technology, Jinju 660-758, Korea

^{3*}Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Pusan 609-735, Korea

요 약

본 논문은 선도 로봇을 추종 로봇이 일정거리와 각도를 두고 추종하는 군집제어에서, 추종 로봇의 질량이 변할 경우, 신경회로망을 통해 보간된 이득을 갖는 PID제어기를 제안한다. 전체 제어시스템은 기구학 제어기와 동역학을 고려한 동적제어기로 구성하였다. 동적제어기는 가변 이득을 가지는 PID 제어기로 구성하여, 추종 로봇의 대표적 질량에 따라 적절한 PID 이득을 유전 알고리즘으로 구하였다. 유전 알고리즘으로 구한 데이터를 기초로 신경회로망을 학습하여 추종 로봇이 임의의 질량을 갖더라도 최적의 PID 이득을 선정할 수 있었다. 모의실험에서 추종 로봇의 질량이 임의의 값으로 변화하는 경우, 신경회로망을 통해 보간된 이득을 갖는 PID 제어기가 고정된 이득을 가지는 PID 제어기에 비해 군집제어에서 추종 성능을 향상시키는 것을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, a PID controller with interpolated gains by use of neural networks is proposed for the formation control problem that following robots track a leading robot with constant distances and angles when there are changes in the mass of the following robot. The whole control system is composed of a kinematic controller and a dynamic controller considering the robot dynamics. The dynamic controller is the PID controller with varying gains, and the proper gains are obtained for some representative masses of the follower robot by the genetic algorithm. Neural networks is trained using the genetic algorithm with the gain data obtained in the previous step. The trained neural network determines optimal PID gains for a random mass of following robot. Simulation studies show that for arbitrary masses of the tracking robot, the PID controller with interpolated gains by the trained neural network has better tracking performance than that of the PID controller with fixed gains.

키워드 : 군집제어, PID 제어, 유전알고리즘, 신경회로망

Key word : formation control, PID control, genetic algorithm, neural network

접수일자 : 2014. 05. 13 심사완료일자 : 2014. 06. 10 게재확정일자 : 2014. 06. 26

* **Corresponding Author** Young-Kiu Choi(E-mail: ykichoi@pusan.ac.kr)

Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Pusan 609-735, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2014.18.8.1811>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

자연계에서 군집(formation) 생활을 하는 생물들은 먹이 찾기, 적에 대한 방어, 보금자리 짓기 등 군집 행동을 통해 복잡한 문제를 해결할 수 있다. 이러한 생물의 군집 행동을 응용해 여러 가지 문제를 해결하기 위한 연구가 진행되었다. 최근에는 군집 제어에 하는 미로 탐색, 협력 운반, 전투기 자율 비행 등, 군집제어는 다양한 분야에서 널리 연구되어 왔다[1].

이동 로봇의 군집 제어에 대한 연구는 크게 가상 구조 방식, 행동 기반 방식, 선도 로봇 추종 방식으로 나눌 수 있다. 이 중 선도 로봇 추종 방식은 선도 로봇은 주어진 경로를 이동한다고 가정하고 추종 로봇이 선도 로봇을 추종하도록 하는 것으로 확장성이 용이하여 많은 연구가 이루어 졌다[2,3]. 이러한 연구는 기구학적인 모델만을 고려함으로써 실제 이동 로봇의 질량 및 관성 등의 동적 특성의 변화에 의해 추종 성능에 한계가 있다. 따라서 실제 이동 로봇의 동역학적 모델을 고려한 연구가 진행되었다[4-8]. 일반적인 PID 제어기는 산업 현장에서 많이 사용되고 있으나, 동특성의 변화가 있는 경우 고정된 PID 제어기 이득 값으로는 제어 성능에 한계가 있다.

본 논문에서는 로봇 동역학을 포함한 추종 로봇의 질량이 변화하는 경우의 군집제어(formation control)에 대한 연구로 확장하고자 한다. 추종 로봇의 기구학 제어를 상위제어기로 구현하고 동역학이 포함된 동적 제어를 하위제어기로 설정하였다. 하위 제어기에서 추종 로봇의 질량이 변화할 경우, 추종 로봇의 동역학에 의해 적절한 PID 제어기를 선정하기 어렵다. 그러므로 추종 로봇의 고정된 대표적 질량에 대하여 적절한 PID 제어기 이득 값을 전역 탐색 기능이 우수한 유전 알고리즘을 통하여 학습하였다. 이렇게 구한 이득 값과 질량 데이터로 일반화 기능이 뛰어나 불안정한 데이터에 대하여 보간 할 수 있는 신경회로망으로 학습하여 추종 로봇의 질량 변화에 대처하는 제어기를 구현하고자 한다.

II. 군집제어 이동 로봇 모델

본 논문에서는 그림 1과 같은 선도 로봇(leader robot)

과 추종 로봇(follower robot)의 군집제어 모델링을 구성하고 있다.

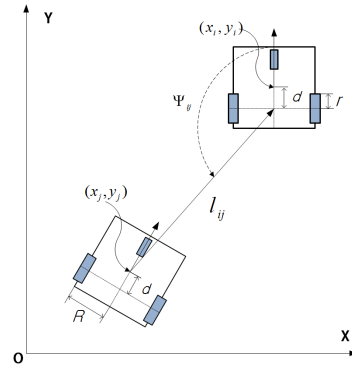


그림 1. 분리관계 군집제어

Fig. 1 Separation-bearing formation control

선도 로봇과 추종 로봇의 위치 관계는 식(1)과 같이 표현된다. 여기서 선도 로봇 자세 (x_i, y_i, θ_i) , 추종 로봇 자세 (x_j, y_j, θ_j) , 두 로봇 사이의 각도 ψ_{ij} , 거리 l_{ij} 이다.

$$\begin{aligned} x_j &= x_i - d \cos \theta_i - l_{ij} \cos(-\pi + \psi_{ij} + \theta_i) \\ &= x_i - d \cos \theta_i + l_{ij} \cos(\psi_{ij} + \theta_i) \\ y_j &= y_i - d \sin \theta_i - l_{ij} \sin(-\pi + \psi_{ij} + \theta_i) \\ &= y_i - d \sin \theta_i + l_{ij} \sin(\psi_{ij} + \theta_i) \end{aligned} \quad (1)$$

선도 로봇의 선속도 v_i 와 각속도 ω_i 가 주어지면 아래의 미분방정식을 통해 선도 로봇의 자세 (x_i, y_i, θ_i) 를 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ \theta_i \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -d \sin \theta_i \\ \sin \theta_i & d \cos \theta_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_i \\ \omega_i \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} v_i \cos \theta_i - d \omega_i \sin \theta_i \\ v_i \sin \theta_i + d \omega_i \cos \theta_i \\ \omega_i \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2)$$

이동 로봇의 선속도 v , 회전 각속도 ω 에 대한 관계는 식(3)이 된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_c \\ \dot{y}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -d \sin \theta \\ \sin \theta & d \sin \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (3)$$

왼쪽, 오른쪽 바퀴 각각의 각속도(ω_l, ω_r)는 아래 식 (4)과 같다.

$$\begin{aligned} \omega_r &= \frac{1}{r}(v + R\omega) \\ \omega_l &= \frac{1}{r}(v - R\omega) \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 R 은 바퀴와 바퀴간의 중심과의 거리이다.

그림 1에 있는 추종 로봇에 대한 비 홀로노믹 (nonholonomic) 이동 로봇의 동역학 방정식은 다음과 같다[7].

$$\begin{aligned} M(q)\ddot{q} + V_m(q, \dot{q})\dot{q} + F(\dot{q}) + G(q) + \tau_d \\ = B(q)\tau - A^T(q)\lambda \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 $M(q)$ 는 관성행렬, $V_m(q, \dot{q})$ 는 원심력과 코리올리스 행렬, $F(\dot{q})$ 는 마찰력, $G(q)$ 는 중력, τ_d 는 미지의 외란(disturbance)이다. 마찰력, 중력, 외란은 무시할 수 있는 작은 값이라고 가정한다.

III. 이동 로봇 제어기 설계

3.1. 기구학 제어기

제어기를 설계하기 위한 오차는 식(6)과 같다.

$$\begin{aligned} e_1 &= l_{ij}^d - l_{ij}(t) \\ e_2 &= \psi_{ij}^d - \psi_{ij}(t) \\ e_3 &= \beta_{ij}^d(t) = \theta_i(t) - \theta_j(t) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 l_{ij}^d, ψ_{ij}^d 는 목표 거리와 목표 각도이다.

기구학 방정식은 식(7)과 같다[2].

$$\begin{aligned} \dot{l}_{ij} &= v_j \cos \gamma_{ij} + d\omega_j \sin \gamma_{ij} - v_i \cos \psi_{ij} \\ \dot{\psi}_{ij} &= -v_j \frac{\sin \gamma_{ij}}{l_{ij}} + d\omega_j \frac{\cos \gamma_{ij}}{l_{ij}} + v_i \frac{\sin \psi_{ij}}{l_{ij}} - \omega_i \\ \dot{\beta}_{ij} &= \omega_i - \omega_j \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $\gamma_{ij} = \beta_{ij} + \psi_{ij} = (\theta_i - \theta_j) + \psi_{ij}$ 이다.

위 식(7)을 벡터-행렬 형태로 바꾸면

$$\begin{aligned} \dot{z}_{ij} &= G_1(z_{ij}, \beta_{ij})u_j + F_1(z_{ij})u_i \\ \dot{\beta}_{ij} &= \omega_i - \omega_j \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, $\dot{z}_{ij} = \begin{bmatrix} \dot{l}_{ij} \\ \dot{\psi}_{ij} \end{bmatrix}$, $u_j = \begin{bmatrix} v_j \\ \omega_j \end{bmatrix}$, $u_i = \begin{bmatrix} v_i \\ \omega_i \end{bmatrix}$,

$$G_1(z_{ij}, \beta_{ij}) = \begin{bmatrix} \cos \gamma_{ij} & d \sin \gamma_{ij} \\ -\frac{\sin \gamma_{ij}}{l_{ij}} & \frac{d \cos \gamma_{ij}}{l_{ij}} \end{bmatrix}, F_1(z_{ij}) = \begin{bmatrix} -\cos \psi_{ij} & 0 \\ \frac{\sin \psi_{ij}}{l_{ij}} & -1 \end{bmatrix}.$$

Input-output feedback linearization을 사용해서 제어량 u_j 를 구하면 다음과 같다[2].

$$\begin{aligned} u_j &= G_1^{-1}(z_{ij}, \beta_{ij})(p_1 - F_1(z_{ij})u_i) \\ &= G_1^{-1}(z_{ij}, \beta_{ij})(K(z_{ij}^d - z_{ij}) - F_1(z_{ij})u_i) \end{aligned} \quad (9)$$

$e \equiv z_{ij}^d - z_{ij}$ 로 정의하고 z_{ij}^d 는 목표 값이며 시간 t 와 무관한 상수벡터이므로 closed-loop equation은 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

따라서 k_1, k_2 가 양의 상수이면 안정함을 알 수 있다.

3.2. 동적 제어기

본 논문에서는 선도 로봇과 추종 로봇의 군집제어로 일정 거리 l_{ij} 와 일정 각도 ψ_{ij} 를 유지하는 것을 목적으로 하고 있다. 군집제어와 관련하여 3.1절의 선도 로봇과 추종 로봇의 기구학적 관계만을 가지고 제어기를 설계할 경우, 실제 군집제어 시 정밀한 제어 성능을 보장할 수 없다. 이는 추종 로봇이 기구학제어기에 의해 만들어진 식(9)의 선속도와 각속도 $u_j = [v_j \ \omega_j]^T$ 를 로봇의 동역학으로 인해 완벽히 추종할 수 없기 때문이다. 따라서 추종 로봇의 동역학을 고려한 제어 시스템을 구성하여야 한다.

그림 2는 추종 로봇의 동역학을 고려한 전체 제어 시

스텝의 블록선도를 나타내었다. 제어 시스템은 2개의 제어 시스템을 가지며, 상위 제어기인 기구학제어기와 하위 제어기인 추종 로봇의 동역학을 고려한 동적제어기로 구성하였다[8].

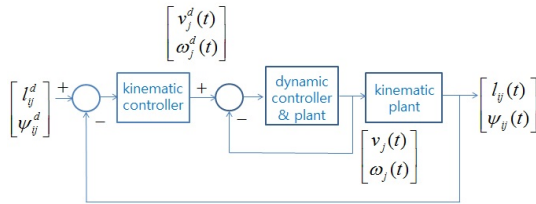


그림 2. 전체 시스템 블록선도
Fig. 2 Block diagram of the total system

그림 3은 하위 제어기인 추종 로봇의 동역학을 포함한 동역학 제어 시스템을 자세히 나타내었다. 선형 제어기인 PID 제어기는 일정 구간의 동작 범위 내에서 좋은 성능을 보이며, 쉽고 간단하게 동작시킬 수 있으나 부하 및 제어 동작 범위가 변화할 경우, 제어기 이득을 다시 조정하여야 한다.

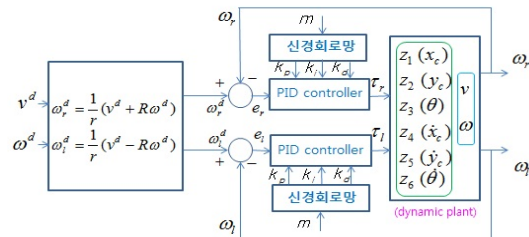


그림 3. 동역학 제어기
Fig. 3 Dynamic controller

그러므로 본 연구에서는 추종 로봇의 질량이 임의로 변화할 경우 동적제어기는 신경회로망을 사용하여 PID 제어기의 이득을 조정함으로써 추종 로봇이 선도 로봇을 잘 추종하도록 설계하였다. 신경회로망의 학습을 위해 추종 로봇의 대표적인 질량(10Kg, 20Kg, 30Kg, 40Kg)에 대해 적절한 PID 제어기 이득을 유전알고리즘을 사용하여 학습하였다. 따라서 추종 로봇이 임의의 질량을 갖는 경우, 신경회로망을 통해 보간된 PID 이득을 구해 추종 로봇이 선도 로봇을 효율적으로 추종

하도록 하였다. 그림 3에서 상위 제어기에서 나오는 추종 로봇의 목표 선속도 v^d 와 각속도 ω^d 를 추종 로봇의 오른쪽 바퀴의 회전 속도 ω_r^d , 왼쪽 바퀴 회전 속도 ω_l^d 로 변환하여 실제 바퀴의 회전 속도 ω_r, ω_l 의 오차 값 e_r, e_l 을 PID 제어기 입력으로 사용하였다.

$$\begin{aligned} e_r &= \omega_r^d - \omega_r \\ e_l &= \omega_l^d - \omega_l \end{aligned} \quad (11)$$

이때 추종 로봇의 질량에 따라 신경회로망에서 보간된 K_p, K_i, K_d 를 PID 제어기 이득으로 설정한다.

IV. 모의실험

본 논문의 모의실험은 선도 로봇, 추종 로봇 각각 1대씩 구성하였으며 모의실험에 사용한 기구적 변수는 $R=0.5m, r=0.05m, d=0.1m$ 이다. 선도 로봇의 초기위치는 $(x_i, y_i, \theta_i) = (0, 0, \pi/2)$ 이고 일정한 선속도 $V=0.5m/s$, 각속도 $\Omega=0.1rad/s$ 로 하고 추종 로봇은 초기위치 $(x_j, y_j, \theta_j) = (0, -1.5, \pi)$ 로 선정하였다. 선도 로봇과 추종 로봇 사이의 목표 거리 및 각도는 각각 $l_{ij}^d = 0.7m, \psi_{ij}^d = 3\pi/4$ 이다.

추종 로봇의 대표 질량에 따라 적절한 PID 제어기의 이득 값을 구하기 위한 유전알고리즘의 평가함수는 식 (12)과 같이 정의하였다.

$$Fitness = \alpha \sum (E_L \cdot t) + \beta \sum (E_\psi \cdot t) \quad (12)$$

여기서, $E_L = |l_{ij}^d - l_{ij}|$ 은 상대 거리 오차, $E_\psi = |\Psi_{ij}^d - \Psi_{ij}|$ 는 상대 각도 오차, t 는 시간이며 α, β 는 평가 함수의 가중치로 $\alpha = 2/3, \beta = 1/3$ 를 사용하였다. 유전 알고리즘의 학습 조건은 세대수 80, 개체 수 20, 돌연변이 비율 0.2, 교차 비율은 0.6으로 설정하여 PID 제어기의 이득 값을 구하였다.

표 1은 추종 로봇의 대표적인 질량에 대해 PID 제어기 이득을 유전 알고리즘으로 구한 값이다. 질량에 따라 PID 제어기의 이득 값이 많이 변화됨을 알 수 있다.

추종 로봇의 질량이 표 1과 같이 유전 알고리즘에 의

해 학습되지 않은 임의의 질량에 대해서는 적절한 PID 제어기의 이득을 선정하기 어렵다. 따라서 신경회로망을 통해서 10Kg ~ 40Kg 사이의 모든 질량의 로봇에 대해 적절한 PID 이득 값을 얻고자 한다.

표 1. 질량에 따른 적절한 PID 이득 데이터
Table 1 Optimal PID gains data for different masses

질량(Kg)	K_p	K_i	K_d
10	1.685	0.5322	0.1726
20	3.3472	0.5488	0.4886
30	5.8007	0.6938	0.3821
40	6.3597	0.6515	0.2072

본 논문에서 사용한 신경회로망은 2개의 은닉층(23, 9노드), 1개의 입력과 3개의 출력으로 구성하였다.

그림 4는 표 1의 질량 변화에 따른 PID 제어기의 이득 값을 신경회로망을 사용하여 학습한 결과이다. 추종 로봇의 임의의 질량에 대해서도 적절한 PID 제어기 이득 값을 출력함을 알 수 있다.

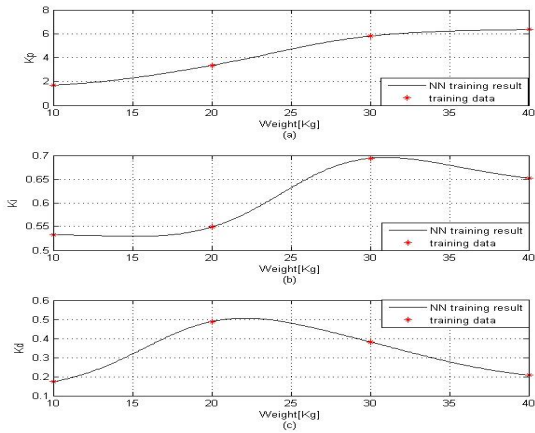


그림 4. 학습된 신경망 출력 (a) Kp (b) Ki (c) Kd
Fig. 4 Outputs of the trained neural network (a) Kp (b) Ki (c) Kd

표 2는 추종 로봇의 3가지 임의의 질량에 대해 추종 성능을 비교하기 위하여 학습된 신경 회로망을 사용하여 구한 이득과 유전알고리즘에서 구한 이득 중 가장 가까운 이득 값을 표시하였다. 임의의 질량 13.8Kg, 24.8Kg, 32Kg에서 신경 회로망을 사용한 제어기 이득

은 보간된 이득 값을 출력함을 알 수 있다.

표 2. 질량에 따른 제어기의 PID 이득
Table 2. PID gains of controllers for different masses

질량 (Kg)	신경회로망			유전 알고리즘에서 구한 가장 가까운 이득 값		
	K_p	K_i	K_d	K_p	K_i	K_d
13.8	2.081	0.5297	0.2713	1.685	0.5322	0.1726
24.8	4.6481	0.6276	0.4836	3.3472	0.5488	0.4886
32	6.0268	0.6939	0.3386	5.8007	0.6938	0.3821

비교 실험은 다음의 2가지 경우에 대해 모의실험을 진행하였다.

- case 1: 신경회로망을 이용한 PID 이득
- case 2: 신경회로망을 사용하지 않은 PID 이득

그림 5, 6은 추종 로봇의 질량을 13.8Kg으로 선정하였을 경우, 표 2와 같이 신경 회로망을 이용한 제어기 이득과 유전 알고리즘에서 구한 가장 가까운 이득 값을 사용한 제어 결과이다.

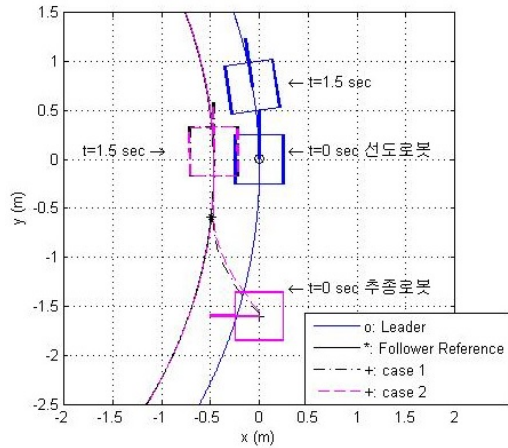


그림 5. m=13.8Kg 경우, 선도로봇과 추종로봇의 궤적
Fig. 5 Case of 13.8kg, trajectories of the leader and follower robots

그림 6은 거리 오차와 각도 오차 값으로 신경 회로망을 사용한 제안된 제어방법이 거리 오차와 각도 오차를 감소시키는 것을 확인할 수 있다.

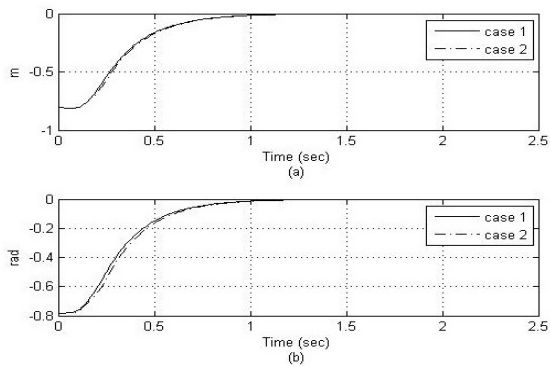


그림 6. $m=13.8\text{Kg}$ 경우, 추종 오차 (a) 거리 오차 (b) 각도 오차
Fig. 6 Case of 13.8kg, tracking errors (a) Distance errors (b) Angle errors

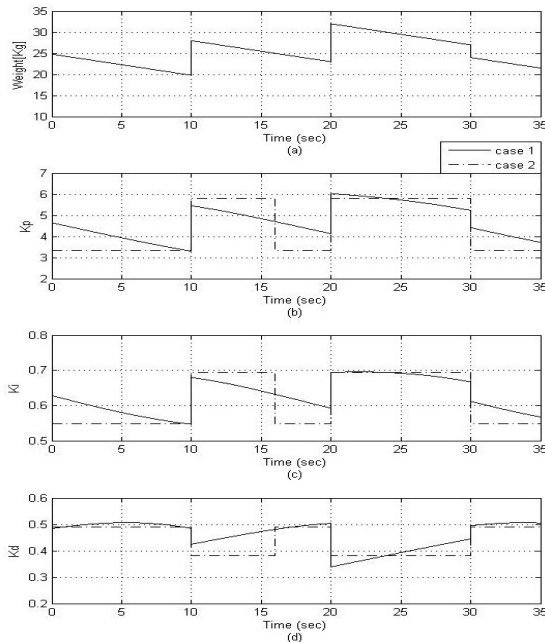


그림 7. 무게 변화에 따른 PID 이득값 (a) 무게 (b) K_p (c) K_i (d) K_d
Fig. 7 PID gains due to changes in weight (a) Weight (b) K_p (c) K_i (d) K_d

그림 7, 8은 추종 로봇의 질량을 그림 7 (a)와 같이 시간에 따라 $13.8\text{kg} \sim 32\text{kg}$ 으로 변화시킨 경우, 신경 회로망을 사용한 제어기(case 1)와 대표적 질량에 가장 가까운 고정된 이득을 사용한 제어기(case 2)를 비교하였다.

그림 7 (b)~(d)에서 신경회로망을 사용한 제어기는 추종 로봇의 질량 변화에 대하여 매우 능동적으로 PID 이득들이 변화됨을 알 수 있다.

그림 8은 이렇게 변화된 추종 로봇의 질량에 대한 추종 로봇과 선도 로봇 사이의 거리 오차와 각도 오차를 표시하였다. 신경회로망을 사용한 PID 제어 결과가 무게에 따라 고정된 이득을 사용한 PID 제어 결과에 비해 매우 우수한 성능을 나타냄을 알 수 있다. 무게 변화에 대해 PID 이득이 변화되도록 신경회로망을 사용한 제어기가 사용하지 않은 제어기보다 더 안정적으로 추종하며 최종 상태까지 더 빨리 도달하는 것을 알 수 있다.

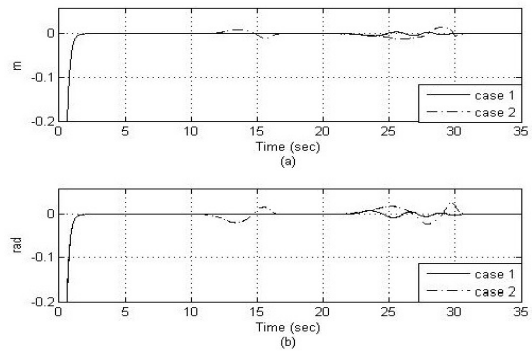


그림 8. 무게 변화에 따른 추종 오차 (a) 거리 오차 (b) 각도 오차
Fig. 8 Tracking errors due to changes in weight (a) Distance errors (b) Angle errors

V. 결론

본 논문은 이동 로봇의 군집제어기에 관한 연구로써 추종 로봇의 질량이 변할 경우, 안정된 제어성을 갖는 PID제어기를 신경회로망을 이용하여 설계하였다. 추종 로봇의 대표적 질량들에 대해 최적의 PID 이득 값을 유전 알고리즘으로 구하였으며, 대표적 질량들과 최적의 PID 이득 값들을 학습 데이터로 하여 신경회로망 제어기를 학습시켰다. 따라서 추종 로봇의 질량이 임의의 값으로 변화할 경우, 신경회로망을 통해 보간된 PID 제어 이득 값을 얻도록 하였다. 모의실험 결과를 통해 임의의 질량을 갖는 추종 로봇이 신경회로망을 통해 보간된 PID 제어기가 그렇지 않은 PID 제어기보다 최종 상태까지 효율적인 움직임을 보이는 것을 알 수 있었으

며, 이를 통해 제안된 신경회로망으로 보간 된 이득을 갖는 PID 제어기의 우수성을 검증할 수 있었다.

REFERENCES

- [1] Y. Q. Chen and Z. Wang, "Formation control: a review and a new consideration," *Proc. IEEE International Conference on Intelligent Robots and systems*, pp. 3181-3186, Aug 2005.
- [2] Aveek K. Das et. al., "A vision-based formation control framework," *IEEE Trans on Robotics and Automaton*, vol. 18, no. 5, Oct 2002.
- [3] J. Shao, G. Xie and L. Wang, "Leader-following formation control of multiple mobile vehicles," *IET Control Theory and Applications*, vol. 1, no. 2, pp. 545-552, Mar 2007.
- [4] R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of a nonholonomic mobile robot: Backstepping kinematics into dynamics," *Proc. IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 3805-3810, 1995.
- [5] A. M. Bloch, M. Reyhanoglu and N. H. McClamroch, "Control and stabilization of nonholonomic dynamic systems," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. 37, pp. 1746-1757, 1992.
- [6] N. Sarkar, X. Yun and V. Kumar, "Control of mechanical system with rolling constraints: Application to dynamical control of mobile robots," *Int. J. Robot. Res.*, vol. 13, no. 1, pp. 55-69, 1994.
- [7] E. R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks," *IEEE Trans on Neural Networks*, vol. 9, no. 4, July 1998.
- [8] Y. B. Kim, J. H. Park and Y. K. Choi, "Design of PID controller with adaptive neural network compensator for formation control of mobile robots," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 18, no. 3, Mar 2014.



김용백 (Yong-Baek Kim)

1998년 2월 부산대학교 전기공학과 학사
 2000년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 석사
 2011년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 박사수료
 2000년 1월~현재 현대중공업 중앙기술원 생산기술연구소 자동화연구실 책임연구원
 ※ 관심분야: 로봇틱스, 지능제어, 임베디드 시스템, 지능형 용접 로봇



박진현 (Jin-Hyun Park)

1992년 2월 부산대학교 전기공학과 학사
 1994년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 석사
 1997년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 박사
 1997년 3월~1999년 2월 부산정보대학 전기전자계열 전임강사
 1996년 7월~1997년 8월 Dept. of System Engineering, Arkansas Univ. at Little Rock, Visiting Scholar
 1999년 3월~현재 경남과학기술대학교 메카트로닉스공학과 교수
 ※ 관심분야: 지능제어, 최적제어, 로봇틱스, 제어계측



최영규 (Young-Kiu Choi)

1980년 2월 서울대학교 전기공학과 공학사
 1982년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사
 1987년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과 공학박사
 1986년 ~ 현재 부산대학교 전기공학과 교수
 ※ 관심분야: 로봇제어, 지능제어, 신경회로망 등