

온라인 피드백 에러 학습을 이용한 이동 로봇의 자율주행 알고리즘 개발

Development of Autonomous Algorithm Using an Online Feedback-Error Learning Based Neural Network for Nonholonomic Mobile Robots

이현동* · 명병수**

Hyun-dong Lee, Byung-soo Myung

* 특허청 기계금속건설심사국 복합기술심사1팀

** 경북대학교 정밀기계공학과

요약

본 논문에서는, 신경망을 이용한 뉴로 인터페이스 설계를 통해 논홀로노믹 이동 로봇을 제어하는 방법을 제시하였다. 특히, 가상의 마스터-슬레이브 로봇 개념을 이용하여, 부분적으로 안정된 마스터 로봇의 역 동적모델이 피드백-에러 학습법을 적용한 신경망을 통해 온라인으로 획득되도록 하였다. 이 피드백 제어기는 PD 보상기에 기초를 두고 있다. 온라인 학습을 위한 신경망은 입력층이 6개의 입력세포들($x_i, i=1\sim6$)로 구성되어있으며, 1개의 은닉층에는 2개의 은닉세포($o_j, j=1\sim2$), 출력층은 2개의 출력세포($\tau_k, k=1\sim2$)로 구성되었고, 신경망의 온라인 학습을 위하여 최소자승법에 의한 오류역전파 알고리즘을 이용하였다. 본 연구에서 개발된 뉴로 인터페이스의 경로추적제어에 관한 성능은 2-wheel 독립구동이 가능한 논홀로노믹 이동 로봇의 시뮬레이션으로 증명하였다.

키워드 : 뉴로 인터페이스, 뉴럴네트웍, 논홀로노믹 이동로봇, 온라인 피드백-에러 학습

Abstract

In this study, a method of designing a neurointerface using neural network (NN) is proposed for controlling nonholonomic mobile robots. According to the concept of virtual master-slave robots, in particular, a partially stable inverse dynamic model of the master robot is acquired online through the NN by applying a feedback-error learning method, in which the feedback controller is assumed to be based on a PD compensator for such a nonholonomic robot. The NN for the online feedback-error learning can be composed that the input layer consists of six units for the inputs $x_i, i=1\sim6$, the hidden layer consists of two hidden units for hidden outputs $o_j, j=1\sim2$, and the output layer consists of two units for the outputs $\tau_k, k=1\sim2$.

A tracking control problem is demonstrated by some simulations for a nonholonomic mobile robot with two-independent driving wheels. The initial q value was set to $[0, 5, \pi]$.

Key Words : Neurointerface, Neural networks, Nonholonomic mobile robots, Online feedback-error learning

1. 서론

로봇의 위치이동은 로봇이 인간과 더불어 공존하는 이유이자 목표라 할 수 있다. 단순한 인간의 명령수행에서부터 창의적인 움직임을 수행하기 위해서는 위치 이동은 필수적이다. 로봇의 위치이동 방법에는 크게 주행 및 보행이 있으며, 그 중 주행을 위해서는 방향전환기술이 필수요소인데, 방향전환 방법으로는 조향륜의 각도 조절에 의한 방향전환

과 구동륜의 회전량 차이에 의한 방향전환(nonholonomic)이 있을 수 있다.

논홀로노믹(nonholonomic) 조건하에서 이동 로봇의 기하학적 모델을 이용한 위치 이동에 대해 많은 연구가 진행되어 왔으며, 특히 이동경로 계획 및 추적 문제를 해결하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔다.

Widrow와 Lamengo[7]은 뉴럴 네트워크에서 reference 값 또는 reference 모델의 출력에 따라 피드포워드 제어 입력을 생성하여 실현하는 역 시스템과 초기 상태의 변화 및 뉴럴 네트워크의 매핑 에러 등으로 인한 효과를 억제하는 피드백 메커니즘으로 구성되는 뉴로 인터페이스를 이용한 접근방식을 제안하였다.

이동 로봇 제어를 위해서는 reference 경로추적, 경로 추종 그리고 위치 안정화라는 세 가지 기본적인 문제를 해결해야 한다. Fierro and Lewis[2]는 운동학적 컨트롤러와 인

접수일자 : 2011년 2월 8일

완료일자 : 2011년 9월 25일

+ 교신저자

감사의 글 : 본 논문은 2010년도 경북대학교 학술연구비에 의하여 연구되었음

공신경망 토크 컨트롤러를 통합할 수 있게 nonholonomic 이동 로봇에 적용할 수 있는 로봇의 제어구조를 제안하였고, Syam 등[5]은 이미 가상 마스터-슬레이브 시스템의 개념을 적용하여 nonholonomic 이동 로봇을 위한 뉴로 인터페이스 프레임 워크에 피드포워드 부분을 구성하는 방법을 제안하였다. Syam 등이 제안한 방법에는 PD 피드백 보상기가 구성되어 있으나, 급변하는 reference를 추적하여 추종이 가능하도록 설계되었다.

본 연구에서는 전 세계적으로 진행되어 온 nonholonomic 이동 로봇의 효과적인 경로추적을 위해 목표점에서의 이동을 위해 계획된 경로로 로봇이 효과적으로 이동할 수 있도록 인공신경망을 기초로 하고, 온라인 피드백 에러 학습 알고리즘을 이용한 이동로봇의 자율주행 알고리즘의 개발을 연구의 목적으로 하였다.

2. 재료 및 방법

(1) 이동 로봇의 구조

이동로봇(mobile robot)이란 주위환경을 인식하여 로봇 자신의 판단에 따라 자율적으로 이동하는 능력을 갖는 기계를 말하며, 이러한 이동 로봇은 동작 제어시 목표지점까지 장애물과의 충돌을 회피하면서 주어진 임무를 수행하기 위해 정밀한 동작을 수행해야 한다.

이동로봇에서 현재의 임의의 위치 및 자세에서 필요한 로봇의 자세를 유지하면서 원하는 위치로 이동하는 동작을 호밍(homing) 또는 도킹(docking) 동작이라 한다. 호밍 동작을 수행하기 위해서는 로봇의 현재 위치로부터 목표 위치까지의 경로를 추적하여 계획하는 로봇의 동작제어 작업이 필요하다.

이동 로봇의 동작제어 방법은 계획기반(plan-based) 제어방법과 센서기반(sensor-based)의 충돌회피(obstacle avoidance) 제어방법으로 분류된다. 계획기반은 작업환경의 모델 또는 지도를 구하여 현재 위치에서 목적지까지의 원하는 궤적을 계산하는 경로계획과 경로추종을 위한 로봇의 동작을 계획(motion planning)하는 과정으로 나뉘며, 센서기반의 충돌회피는 주어진 환경에서 장애물에 대한 충돌을 회피하는 동작을 결정하기 위하여 센서정보들을 이용하는 것이다.

여기서, 특히 경로계획(path planning) 또는 경로추적(path tracking)은 이동로봇의 항법에서 매우 중요한 분야이다. 경로계획은 환경에 대한 정보가 이미 알려진 경우에 대하여 off-line으로 수행하는 대역적 경로계획(global path planning)과 장애물과 환경에 대한 정보가 알려져 있지 않은 경우에 대하여 센서정보를 이용하여 로봇 주위의 환경을 인식한 후 실시간으로 수행하는 국

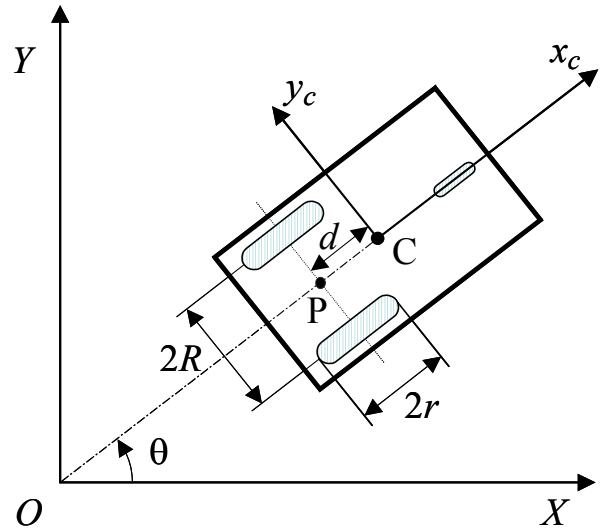


그림 1. nonholonomic 이동 로봇 개념

Fig. 1. The schematic diagram of nonholonomic mobile robot concept

소적 경로계획(local path planning)으로 분류할 수 있다. 가변적이고 장애물이 존재하는 불확실한 경로에서는 로봇 스스로 경로를 찾아 계획을 세워서 목표점을 찾아가는 국소적 경로계획을 통해 목표를 찾아야 하며, 실시간 위치 추적이 가능하도록 피드백을 통한 에러 감소방법을 이용하여 한다.

본 연구에서는 후륜에 2개의 독립된 바퀴와 전륜에 방향이 자유롭게 조절되는 조향 캐스터를 장착한 nonholonomic 이동 로봇을 그림 1과 같이 가정하였다.

본 로봇은 로봇의 진행방향 속도와 회전속도에 의해 제어된다. 그림에서 C점은 로봇의 무게중심을 나타내고, P점은 두 후륜 축 중심을 나타낸다. P점과 C점 사이의 거리를 d , 두 후륜 사이의 거리를 $2R$, 후륜의 반경을 r 로 나타내었다. (X, Y) 는 절대좌표계이며, 이동 로봇의 상태를 위치와 방향을 갖는 $q(t) = [x \ y \ \theta]^T$ 로 표현하였다.

2개의 독립된 구동륜에 의해 제어되는 비선형모델의 위치정보는 식(1)에 의해 정의된다.

$$\ddot{q}(t) = f(\dot{q}(t), q(t), \tau(t)) \quad (1)$$

일반적으로 nonholonomic 이동 로봇의 모델은 식(2)에 의해 나타낼 수 있다.^{1,3)}

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q})\dot{q} = B(q)\tau - A^T(q)\lambda \quad (2)$$

$$M(q) = \begin{bmatrix} m & 0 & m d \sin \theta \\ 0 & m & -m d \cos \theta \\ m d \sin \theta & -m d \cos \theta & I \end{bmatrix}$$

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & m \dot{d} \cos \theta \\ 0 & 0 & m \dot{d} \sin \theta \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B(q) = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\theta \\ \sin\theta & \sin\theta \\ R & -R \end{bmatrix}$$

$$A(q) = [-\sin\theta \quad \cos\theta \quad -d],$$

$$\lambda = -m(\dot{x}_c \cos\theta + \dot{y}_c \sin\theta)\theta$$

where, $q = [x_c \ y_c \ \theta]^T$,
 (x_c, y_c) = the center of gravity of robot
 M = an inertia matrix
 θ = the azimuth. rad.
 B = the input distribution matrix
 A = the matrix associated with the constrains
 λ = the vector of constant forces
 $A(q)\lambda$ = the kinematic equality constrains

(2) 토크 변환 모델

일반적으로 이동 로봇의 조향모델은 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau(t) = g_M(\dot{v}(t))$$

$$= g_M([v(t) - v(t-1)]/\Delta t)$$

여기서, g_M 은 가속도를 토크로 변환하는 함수이며, $v(t) = [v(t) \ \theta(t)]^T$ 는 시간 t 에서의 로봇의 전진속도를 나타낸다. Δt 는 샘플링 타임주기를 나타내며 $\tau(t)$ 는 시간에 따른 구동륜의 입력토크를 나타낸다.

또한, 로봇의 $v(t)$ 는 그림 1을 통해서 식(4)로 나타낼 수 있다.4,5,6)

$$\dot{q}(t) = J(\theta(t))v(t),$$

$$J(\theta(t)) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -d\sin\theta \\ \sin\theta & d\cos\theta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$v(t) = J^+(\theta(t)) \left[\frac{q(t) - q(t-1)}{\Delta t} \right]$$

여기서, $J^+(\theta(t))$ 는 $J(\theta(t))$ 의 유사역행렬을 나타낸다. 조향모델은 역학적 방법에 의해 로봇의 속도변환과 각속도에 의해 구할 수 있다. I 은 로봇의 관성모멘트, m 을 로봇의 질량이라 한다면, 구동륜의 토크와 속도에 관한 관계식은

$$\begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - md^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix}$$

으로 나타낼 수 있다. 따라서 식(3)은

$$\tau(t) = \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix}$$

$$= r \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - md^2 \end{bmatrix} \dot{v}(t)$$

으로 나타낼 수 있다.

(3) 뉴로 인터페이스 구성

가. PD 피드백 제어기

로봇의 이동 위치 목표값인 $q_r(t) = [x_r \ y_r \ \theta_r]^T$ 로 부터 현재 로봇의 위치인 $q(t) = [x \ y \ \theta]^T$ 을 알아 내기 위해 PD 보상기를 사용하였다. 로봇의 위치에러를 $e(t)$ 라 하면 속도입력 $\tilde{q}_{PD}(t)$ 는 식(7)로 나타낼 수 있다.

$$\tilde{q}_{PD}(t) = K_p e(t) + K_d \dot{e}(t)$$

$$e(t) = q_r(t) - q(t)$$

$$\dot{e}(t) = \dot{q}_r(t) - \dot{q}(t)$$

PD 보상기에 의한 입력속도 식은 식(4)을 이용하여 식(8)을 구할 수 있다.

$$v_{PD}(t) = J^+(\theta_r(t)) \tilde{q}_{PD}(t)$$

$$= J^+(\theta_r(t)) \left[\frac{q_{PD}(t) - q_{PD}(t-1)}{\Delta t} \right]$$

그리고 식(6)과 식(8)을 이용하여

$$\tau_{PD}(t) = r \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - md^2 \end{bmatrix} \tilde{v}_{PD}(t)$$

을 구할 수 있다.

여기서 $\tilde{v}_{PD}(t) = [v_{PD}(t) - v_{PD}(t-1)]/\Delta t$ 을 나타낸 것이다.

나. 온라인 피드백-에러 학습

로봇의 이동 위치 목표값을 참조값(reference value)으로 하여 실시간 로봇의 위치를 추적할 수 있는 알고리즘을 그림 2에 나타내었다.

참조값 $q_r(t)$ 을 이용하여 로봇의 속도와 각속도, 그리고 속도변화와 각속도 변화값을 얻는다.

여기서, 만약 식(3)의 속도가 일정하다고 가정하면, $\tau(t)$ 의 값은 0이 된다. 그러나 실제 외부에서는 마찰 등의 외란이 존재하기 때문에 토크가 0이 될 수 없기에 외란에 의한 토크 $\tau_d(t)$ 를 포함해야 한다. 온라인 학

습에 의해 학습되는 인공신경망(Neural Network, NN)

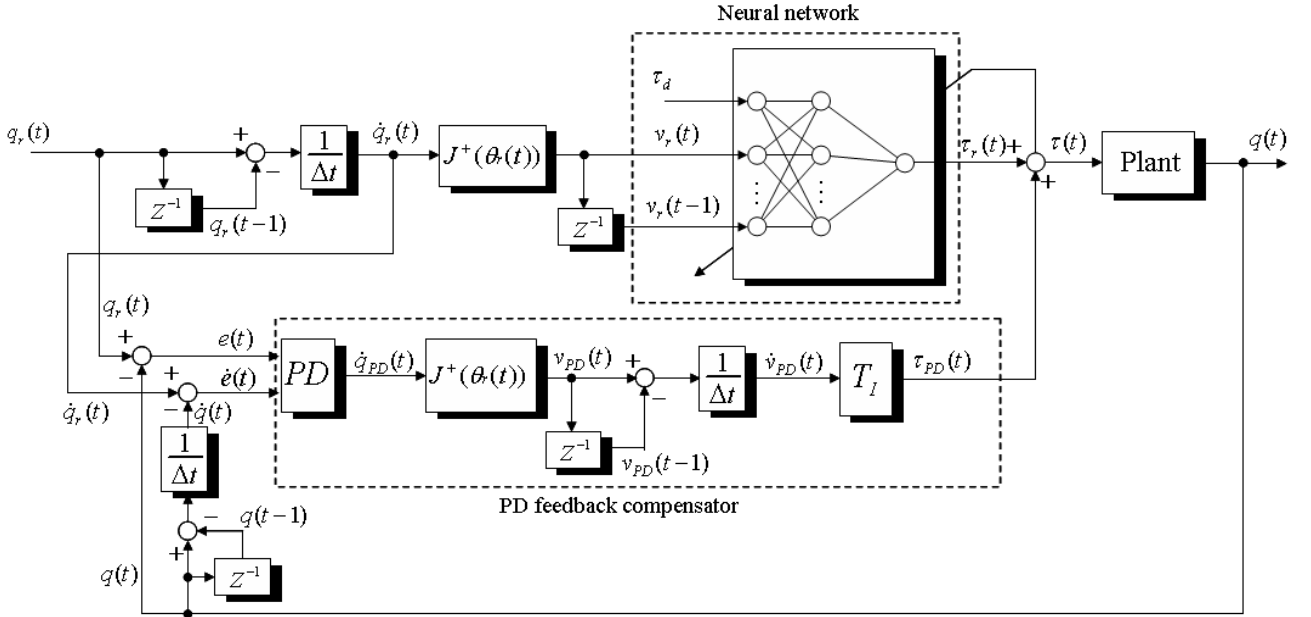


그림 2. 인공신경망을 이용한 feed-forward 온라인 학습 경로추적 모델
Fig. 2. The neurointerface using online feedback-error learning algorithm

을 이용하여 참조값을 기본으로 하는 $\tau_r(t)$ 을 추출해 낸다. 이때 PD 보상기에 의해 산출된 $\tau_{PD}(t)$ 값을 첨가하여 식(9)을 생성한 후 생성된 $\tau(t)$ 값을 이용하여 NN을 학습시킨다. 궁극적으로 $\tau_{PD}(t)$ 의 값이 0이 되도록 NN을 학습시킨다.

$$\tau(t) = \tau_r(t) + \tau_{PD}(t) \quad (10)$$

이렇게 하여 얻어진 $\tau(t)$ 값은 식(2)을 이용하여 $q(t)$ 을 산출한다.

다. Neural Network 설계

식(3)에 외란 $\tau_d(t) = [\tau_{ld} \ \tau_{rd}]^T$ 의 영향을 첨가하면,

$$\tau_r(t) = g_M([v_r(t) - v_r(t-1)]/\Delta t, \tau_d(t)) \quad (11)$$

이 되며, 이는 식(5)과 식(6)을 식(12)과 식(13)으로 변화시킨다.

$$\begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - md^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v}_r \\ \dot{\theta}_r \end{bmatrix} + \tau_d = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_{rr} \\ \tau_{lr} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \tau_r(t) &= \begin{bmatrix} \tau_{rr} \\ \tau_{lr} \end{bmatrix} = r \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - md^2 \end{bmatrix} \dot{v}_r(t) + \tau_d \right) \\ &= \begin{bmatrix} \frac{1}{2} m r \dot{v}_r(t) + \frac{1}{2} r \tau_{rd} + \frac{r}{2R} (I - md^2) \dot{\theta}_r(t) + \frac{r}{2R} \tau_{ld} \\ \frac{1}{2} m r \dot{v}_r(t) + \frac{1}{2} r \tau_{rd} - \frac{r}{2R} (I - md^2) \dot{\theta}_r(t) - \frac{r}{2R} \tau_{ld} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (13)$$

이를 통해 온라인 학습을 위한 NN이 그림 3처럼 구성될 수 있다. 입력층은 6개의 입력세포들 ($x_i, i=1 \sim 6$)로 구성되어있으며, 1개의 은닉층에는 2개의 은닉세포 ($o_j, j=1 \sim 2$), 출력층은 2개의 출력세포($\tau_k, k=1 \sim 2$)로 구성되었다.

NN의 온라인 학습을 위하여 식(14)과 같이 최소자승법에 의한 오류역전과 알고리즘을 이용하였다.5)

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{l(=2)} \varepsilon_k^2(t), \quad \varepsilon_k(t) = \tau_k(t) - \tau_{kr}(t) \quad (14)$$

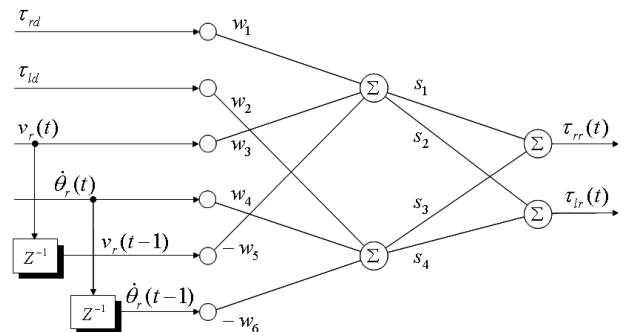


그림 3. 인공신경망을 이용한 온라인 학습 모델
Fig. 3. Neural network structure for the steering model

여기서 τ_k 는 인공신경망의 k 번째 출력 값이다. 입력 층과 은닉층 사이의 w_{ij} 는 학습에 의해 정해지며, 은닉 층과 출력층 사이의 s_{jk} 는 고정 값이다.

$$\tau_{kr}(t) = \sum_{j=1}^{m(=2)} s_{jk}o_j, \quad o_j = \sum_{i=1}^{n(=6)} w_{ij}x_i \quad (15)$$

학습에 의해 변화된 w_{ij} 에 대한 J의 변화량은 식(16)에 의해

$$\frac{\partial J}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^l \frac{\partial J}{\partial \varepsilon_k} \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}} = \sum_{k=1}^l \varepsilon_k \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}} \quad (16)$$

구하여 진다. 여기서

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial w_{ij}} &= \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial \tau_{kr}} \frac{\partial \tau_{kr}}{\partial w_{ij}} = - \frac{\partial \tau_{kr}}{\partial w_{ij}} \\ &= - \frac{\partial \tau_{kr}}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial w_{ij}} = -s_{jk}x_i \end{aligned} \quad (17)$$

이며, 따라서, 연결가중치 변화량은

$$\Delta w_{ij}(t+1) = -n \frac{\partial J}{\partial w_{ij}} = n x_i \sum_{k=1}^l s_{jk} \varepsilon_k \quad (18)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + n x_i \sum_{k=1}^l s_{jk} [\tau_k(t) - \tau_{kr}(t)] \quad (19)$$

이다. 여기서 n 는 학습률을 나타낸 것이며, 간단하게 하기 위하여 $w_{11} = w_1, w_{22} = w_2, w_{31} = w_3, w_{42} = w_4, w_{51} = w_5, w_{62} = w_6, s_{11} = s_1, s_{12} = s_2, s_{21} = s_3, s_{22} = s_4$ 로 나타내었다.

(4) 시뮬레이션

로봇의 가속도는 식(2)에 의한 식(20)으로 구하였으며, 로봇의 위치 $q(t)$ 는 Runge-Kutta-Gill 방법으로 구하였다.^{1,2,3,7)}

$$\ddot{q} = M(q)^{-1} [B(q)\tau - A^T(q)\lambda - V(q, \dot{q})\dot{q}] \quad (20)$$

본 알고리즘에 의해 인공 신경망을 학습시키게 되면,

표 2. 인공신경망에 의해 학습된 연결가중치
Table 2. Learned connection weights by NN

	w_1	w_2	w_3, w_5	w_4, w_6
Ideal	0.025	0.05	12.5	11.5
Learned	0.001	0.55	9.05	8.01

입력층과 출력층 사이를 연결하는 연결 가중치 w_i ($i=1,2,6$)은 식(13)에 의해 $w_1 = r/2, w_2 = r/2R,$

$w_3 = w_5 = mr/2\Delta t, w_4 = w_6 = r(I - md^2)/2R\Delta t$ 과 같은 이상 값을 갖는다. 모의실험에서는 각 연결가중치의 초기값을 -1부터 1사이의 난수를 발생하여 사용하였다. 그러나 은닉층과 출력층을 연결하는 연결가중치 s_n ($n=1,4$)는 $s_1 = s_2 = s_3 = 1, s_4 = -1$ 의 값으로 고정하였다.

모의실험은 임의의 직선경로를 추적하는 실험으로 실시하였으며, 이때 로봇의 속도는 5 m/s 이내, 구동륜의 토크는 5 kg·m 이내로 설정하였다. 기타 본 실험에서 가정한 입력 값들은 표 1에 나타내었다.

3. 시뮬레이션 결과

그림 4는 시뮬레이션의 결과를 나타낸 것이다. 그림을 살펴보면, 그림 4(a)는 알고리즘에 의해 나타낸 로봇의 운동 궤적과 참조값(직선)을 나타낸 것이다. 그림 4(b)는 인공신경망의 학습을 통해 나타낸 연결가중치의 변화 값을 나타낸 것이다. 처음엔 값의 변화량이 컸다가 시간이 지날수록 변화량의 크기가 줄어드는 모습을 보이고 있다. 최종 연결가중치 값을 표 2에 나타내었다. 그림 4(c)는 $\tau_{PD}(t)$ 변화량을 나타내는 것이며, 그림 4(d)는 참조값에 대한 시뮬레이션에 의한 로봇 위치 오차값을 나타낸 것이다.

본 실험에서 $q(0)$ 는 $[0, 5, \pi]$ 로 설정하였다. $\tau_{PD}(t)$ 가 0 일 때 구동륜 토크는 $\tau_{rPD} = 8.14 \times 10^{-6} [kgm],$

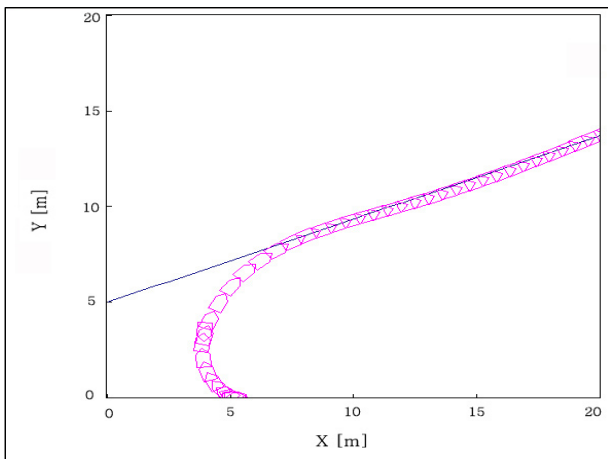
$\tau_{lPD} = 5.55 \times 10^{-6} [kgm]$ 이었고,

최종 로봇의 위치 오차는 $e_x(=x_r - x_c) = 5.16 \times 10^{-3} [m],$
 $e_y(=y_r - y_c) = 6.35 \times 10^{-3} [m], e_\theta(=\theta_r - \theta_c) = 3.94 \times 10^{-3} [rad]$ 의 값을 나타냈다.

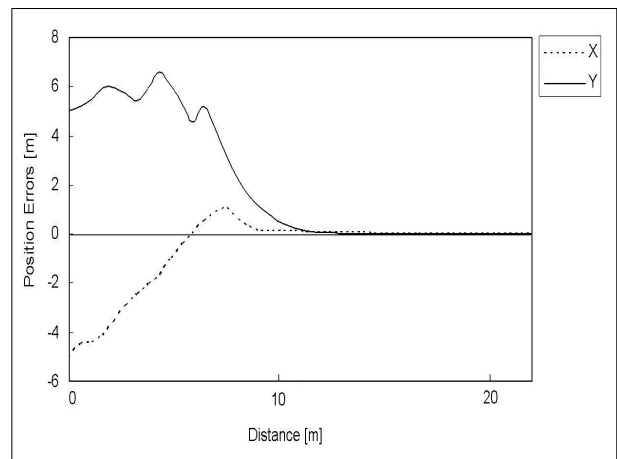
표 1. 시뮬레이션 입력 파라메타

Table 1. The design and physical parameters for simulation

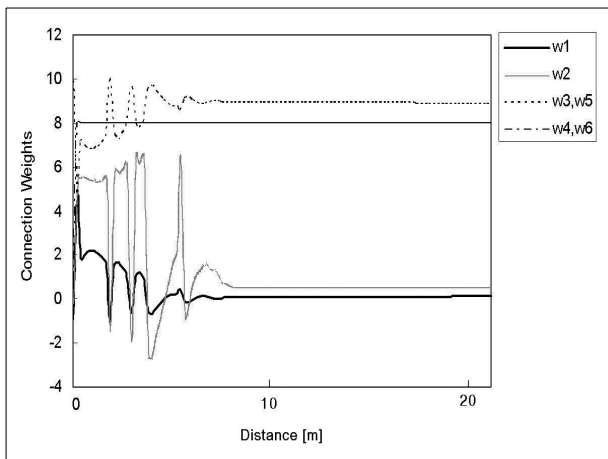
Item	NN			Physical Parameter						PD	
	n	τ_{rd} (kgm)	τ_{ld} (kgm)	m (kg)	I (kgm ²)	R (m)	r (m)	d (m)	s. time (sec)	K _p	K _d
Value	0.3	0.5	0.5	10	5	0.5	0.05	0.2	0.02	2	0.4



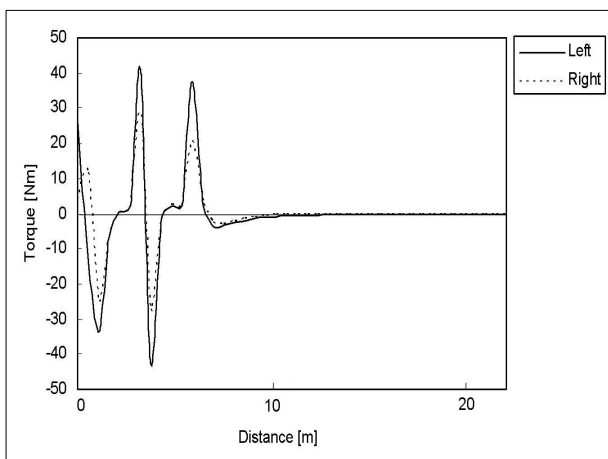
(a)



(d)



(b)



(c)

그림 4. 시뮬레이션 결과

(a) 경로 추적결과, (b) 연결가중치 변화량
(c) τ_{PD} 변화량, (d) 위치오차 변화량

Fig. 4. The simulation result of nonholonomic mobile robot
(a) The result of path tracking, (b) The variation of connection weights, (c) The variation of τ_{PD} , (d) The variation of position error of robot

4. 결론

본 연구에서는 목표점에서의 이동을 위해 계획된 경로로 로봇이 효과적으로 이동할 수 있도록 인공신경망을 기초로 하여 온라인 피드백 에리 학습 알고리즘을 이용한 이동로봇의 자율주행 알고리즘을 제안하였다. 본 알고리즘은 온라인 피드백 에리 학습을 위해 인공신경망과 PD 보상기를 이용하였으며, 논홀로노믹 이동 로봇을 이용한 시뮬레이션 결과 직선경로의 추종에서 위치오차를 줄이는데 적합한 알고리즘으로 분석되었다. 학습된 신경망을 이용하여 직선경로를 추종하는 참고문헌 [5]와 비교하였을때, 최종위치차에서 비슷한 값이 획득되었으나, 온라인 학습을 통한 본 알고리즘이 곡선경로 및 변화되는 환경에서의 적용에 있어서 실시간으로 나타나는 문제들을 더욱 효과적으로 해결할 수 있을 것으로 판단된다.

5. 참고 문헌

[1] Izumi, K., R. Syam, K. Watanabe. 2003. Neural network based disturbance canceller with feedback error learning for nonholonomic mobile robots. *Proc. of the 4th Int. Symposium on AI system (ISIS 2003)* : 443-446
 [2] Fierro, R., F. L. Lewis. 1998. Control of a non-holonomic mobile robot using neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*. Vol.9(4) : 589-600
 [3] Lee, H.D., K.Watanabe, S.H.Jin, R. Syam and K.

- Izumi. 2005. Neurointerface using an online feedback-error learning based neural network for non-holonomic mobile robots. *Proceedings of the ICCAS 2005* : 330-333
- [4] Noguchi, Terao H. 1997. Path planning of an agricultural mobile robot by neural network and genetic algorithm. *Computers and Electronics in Agriculture*. 18 : 187-204
- [5] Syam, Rafiuddin, K. Watanabe, K. Izumi. 2004. Concept of virtual master-slave system and its application to the design of neuro-interface. *Proc. Intl. SICE Annual Conf, Sapporo, Japan, August. 4-6, 2004* : 1108-1113
- [6] Topalov, A. V., J. H. Kim, T. P. Proychev. 1998. Fuzzy-net control of non-holonomic mobile robot using evolutionary feedback-error-learning. *Robotics and Autonomous Systems*. Vol.23 : 187-2003.
- [7] Widrow, B. and M. M. Lamago. 2002. Neuroin terfaces. *IEEE Trans. on control systems tech*. Vol.10(2) : 221-228
-

저 자 소 개



이현동(Lee, Hyun-dong)

1996년 : 충남대학교 생물산업기계공학과 학사
2003년 : 동대학원 박사
2004년 : 일본 사가대학교 방문연구원
2005년~현재 : 특허청 기계금속건설심사국
심사관(사무관)
관심분야 : 로봇동력학, 지능제어, 영상처리

Phone : 042-481-8473
Fax : 042-472-3528
E-mail : twohd@kipo.go.kr



명병수(Myung, Byung-soo)

1978년 : 충남대학교 생물산업기계공학과 학사
1992년 : 동대학원 박사
1995년~현재 : 경북대학교 과학기술대학 정밀
기계공학과 교수
관심분야 : 동력시스템, 내연기관, 로봇제어

Phone : 054-530-1275
Fax : 054-530-1278
E-mail : bsmyung@knu.ac.kr