

농업환경과 같은 가변적이고 장애물이 존재하는 불확실한 경로에서는 로봇 스스로 경로를 찾아 계획을 세워서 목표점을 찾아가는 국소적 경로계획을 통해 목표를 찾아야 하며, 실시간 위치 추적이 가능하도록 feedback을 통한 error 감소방법을 이용하여야 한다.

본 논문에서는 feedback 보상에 기초한 제어기의 오차를 최소화하기 위하여 feedforward error learning 방법을 이용하여 로봇의 현재 위치와 로봇의 이동 목표점과의 오차를 최소화하며 이동하도록 경로를 추적하는데 목적을 두었다.

따라서 본 연구에서는 시설농업에서 작업자를 대신하여 고랑이나 작물 사이를 자유로이 주행하며 농작물의 운반 및 이동을 수행할 수 있는 지능형 이동 로봇 시스템을 개발하는데에 있어서, 목표점에서의 이동을 위해 계획된 경로로 로봇이 효과적으로 이동할 수 있도록 feedforward error learning인 온라인 학습을 이용한 이동 알고리즘을 개발하는데 연구의 목적이 있으며, 그 구체적인 연구목적은 다음과 같다.

- 1) 시설농업을 위한 이동 로봇 시스템의 구동방법을 설정하고,
- 2) 이동 로봇에 적합한 Neuro-Interface에 기초한 온라인 학습 알고리즘을 개발하여
- 3) 시뮬레이션을 통한 알고리즘의 적정성을 검증한다.

2. 재료 및 방법

가. 이동 로봇의 구조

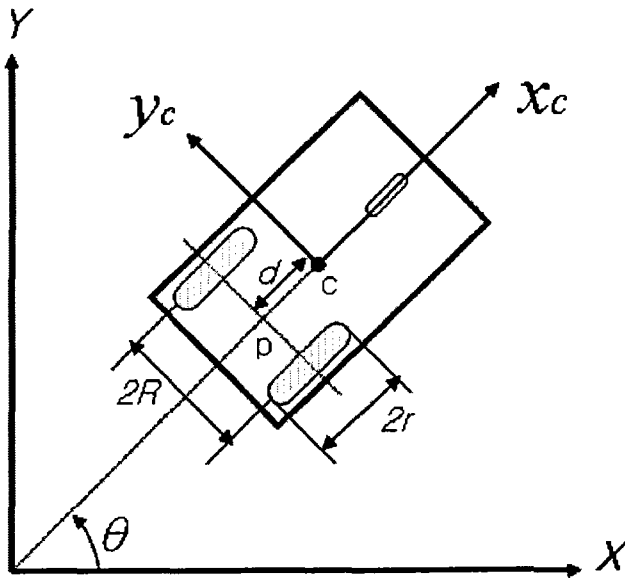


Fig. 1 The schematic diagram of Nonholonomic mobile robot concept

시설농업을 위한 이동 로봇은 폭이 좁고 굴곡이 많은 고랑이나 농로 등을 이동해야 하기 때문에 빠른 방향전환과 안정성을 바탕에 두고 개발되어야 한다. 따라서, 후륜에 2개의 독립된 바퀴와 전륜에 방향이 자유롭게 조절되는 캐스터를 장착한 nonholonomic 이동 로봇을 그림 1과 같이 가정하였다.

본 로봇은 로봇의 진행방향 속도와 회전각속도에 의해 제어된다. 그림에서 C점은 로봇의 무게중심을 나타내고, P점은 두 후륜 축 중심을 나타낸다. P점과 C점 사이의 거리를 d , 두 후륜 사이의 거리는 $2R$, 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 정의되며,

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

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

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

$$M(q) = \begin{bmatrix} m & 0 & mdsin\theta \\ 0 & m & -mdcos\theta \\ mdsin\theta & -mdcos\theta & I \end{bmatrix}$$

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & md\dot{\theta}cos\theta \\ 0 & 0 & md\dot{\theta}sin\theta \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B(q) = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} cos\theta & cos\theta \\ sin\theta & sin\theta \\ R & -R \end{bmatrix}$$

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

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

where, $q = [x_c \ y_c \ \theta]^T$, (x_c, y_c) is 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

나. 구동륜 입력토크 변환 모델

일반적으로 이동 로봇의 조향모델은 식(3)과 같이 나타낼 수 있다.

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

$$= g_M([u(t) - u(t-1)]/\Delta t) \quad (3)$$

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

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

$$\dot{u}(t) = J(\theta(t))\dot{u}(t), \quad J(\theta(t)) = \begin{bmatrix} cos\theta & -dsin\theta \\ sin\theta & dcos\theta \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

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

여기서, $J^+(\theta(t))$ 는 $J(\theta(t))$ 의 유사역행렬을 나타낸다.

조향모델은 역학적 방법에 의해 로봇의 속도변환과 각속도에 의해 구할 수 있다. I 를 로봇의 관성모멘트, m 을 로봇의 질량이라 한다면, 구동륜의 토크와 속도에 관한 관계식은

$$\begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - m\ell^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix} \quad (5)$$

으로 나타낼 수 있다. 따라서, 식(3)는

$$\tau(t) = \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix} = r \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ R & -R \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} m & 0 \\ 0 & I - m\ell^2 \end{bmatrix} \dot{u}(t) \quad (6)$$

으로 나타낼 수 있다.

다. PD 보상기 설계

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

$$\begin{aligned}\dot{q}_{PD}(t) &= K_p e(t) + K_d \dot{e}(t) \\ e(t) &= q_r(t) - q(t) \\ \dot{e}(t) &= \dot{q}_r(t) - \dot{q}(t)\end{aligned}\quad (7)$$

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

$$v_{PD}(t) = J^+(\theta_r(t)) \dot{q}_{PD}(t) = J^+(\theta_r(t)) \left[\frac{q_{PD}(t) - q_{PD}(t-1)}{\Delta t} \right] \quad (8)$$

그리고 식(6)와 식(8)을 이용하여

$$\tau_{PD}(t) = T_I \dot{v}_{PD}(t) \quad (9)$$

을 구할 수 있다. 여기서 $\dot{v}_{PD}(t) = [v_{PD}(t) - v_{PD}(t-1)]/\Delta t$ 을 나타내며, T_I 는 식(6)에 의한 변환행렬을 나타낸 것이다.

라. online learning을 이용한 경로추적 알고리즘

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 노지에서는 마찰 등의 외란이 존재하기 때문에 토크가 0이 될 수 없기에 외란에 의한 토크 $\tau_d(t)$ 를 포함해야 한다. 온라인 학습에 의해 학습되는 NN을 이용하여 참조값을 기본으로 하는 $\tau_r(t)$ 를 추출해 낸다. 이 때 PD 보상기에 의해 산출된 $\tau_{PD}(t)$ 값을 첨가하여 식(9)를 생성한 후 생성된 $\tau(t)$ 값을 이용하여 NN을 학습시킨다. 궁극적으로 $\tau_{PD}(t)$ 의 값이 0가 되도록 NN을 학습시킨다.

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

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

마. Neural Network에 의한 online learning 모델 설계

식(3)에 외란 $\tau_d(t) = [\tau_{dx} \ \tau_{dy}]^T$ 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)와 식(6)를

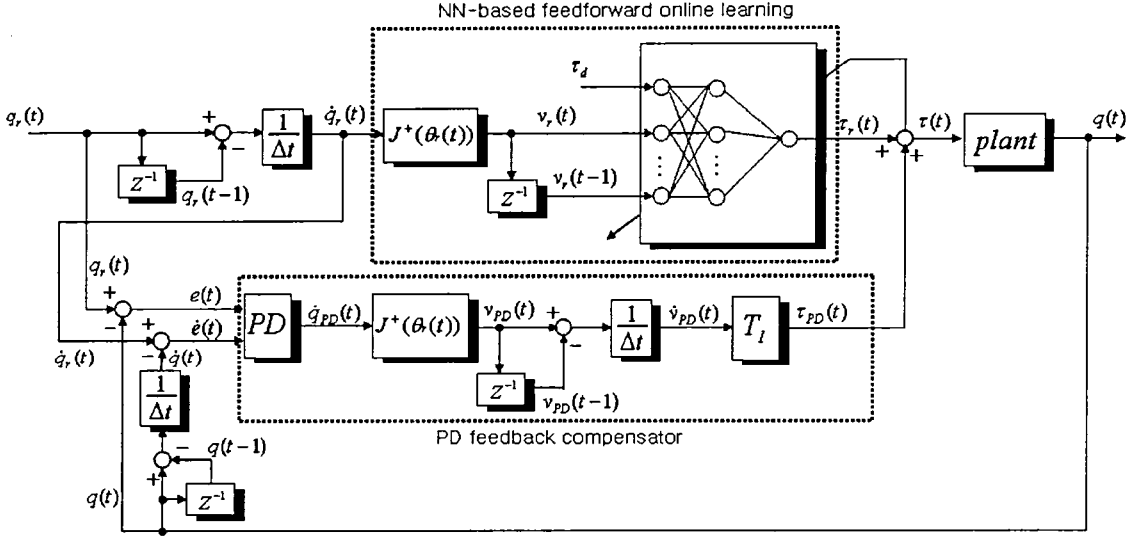


Fig. 2 The path tracking algorithm by NN-based feedforward online learning

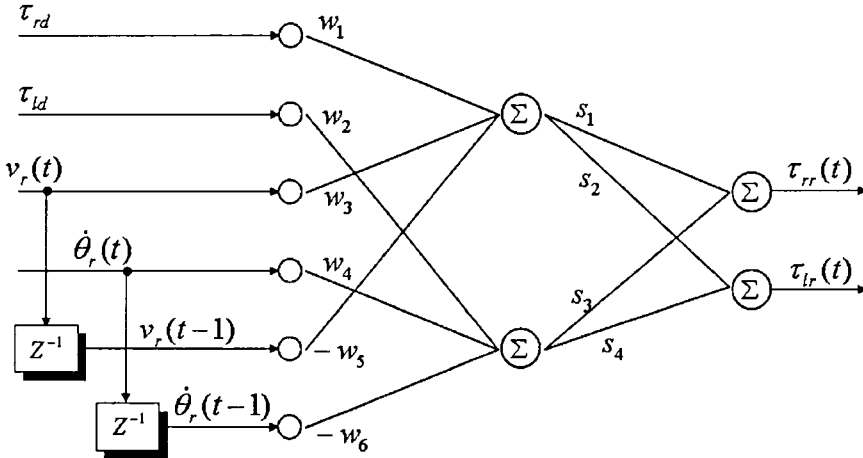


Fig. 3 The model of online learning based neural network

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

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

으로 변환시킨다.

이를 통해 온라인 학습을 위한 Neural Network(NN)가 그림 3처럼 구성될 수 있다. 입력층은 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 구성되었다. NN의 학습은 식(14)를 이용한 오류역전파 알고리즘을 이용하였다.

$$e_k(t) = \tau(t) - \tau_r(t) \quad (14)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta x_i \sum_{k=1}^l s_{jk} e_k$$

입력층과 출력층사이를 연결하는 연결 가중치 $w_i(i=1,2,\dots,6)$ 는 식(13)에 의해 $w_1 = 1/2r, w_2 = r/2R, w_3 = w_5 = \eta r/2\Delta t, w_4 = w_6 = r(I - m d^2)/2R\Delta t$ 과 같은 이상값을 갖는다. 또한, 은닉층과 출력층을 연결하는 연결가중치는 $s_n(n=1,\dots,4)$ 는 $s_1 = s_2 = s_3 = 1, s_4 = -1$ 의 값으로 고정되었다.

바. 시뮬레이션

모의실험은 임의의 직선경로와 곡선경로로 실험을 실시하였으며, feedforward 온라인 학습 알고리즘을 통하여 계획된 경로를 잘 추적하는지를 살펴보았다.

이동 로봇의 계획경로와의 위치 오차, 구동륜의 좌우 바퀴의 토크, 이동 속도 등을 살펴본다, PD 보상기만을 이용했을 때의 결과와의 비교를 통해 feedforward 온라인 학습 알고리즘의 성능을 검증하였다. 본 실험에서 가정한 입력 값들은 표 1과 같다.

Table 1 The input parameter for simulation

Item	NN			Physical Paramter						PD	
parameter	η	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	0.005	0.005	10	5	0.5	0.05	0.2	0.1	100	20

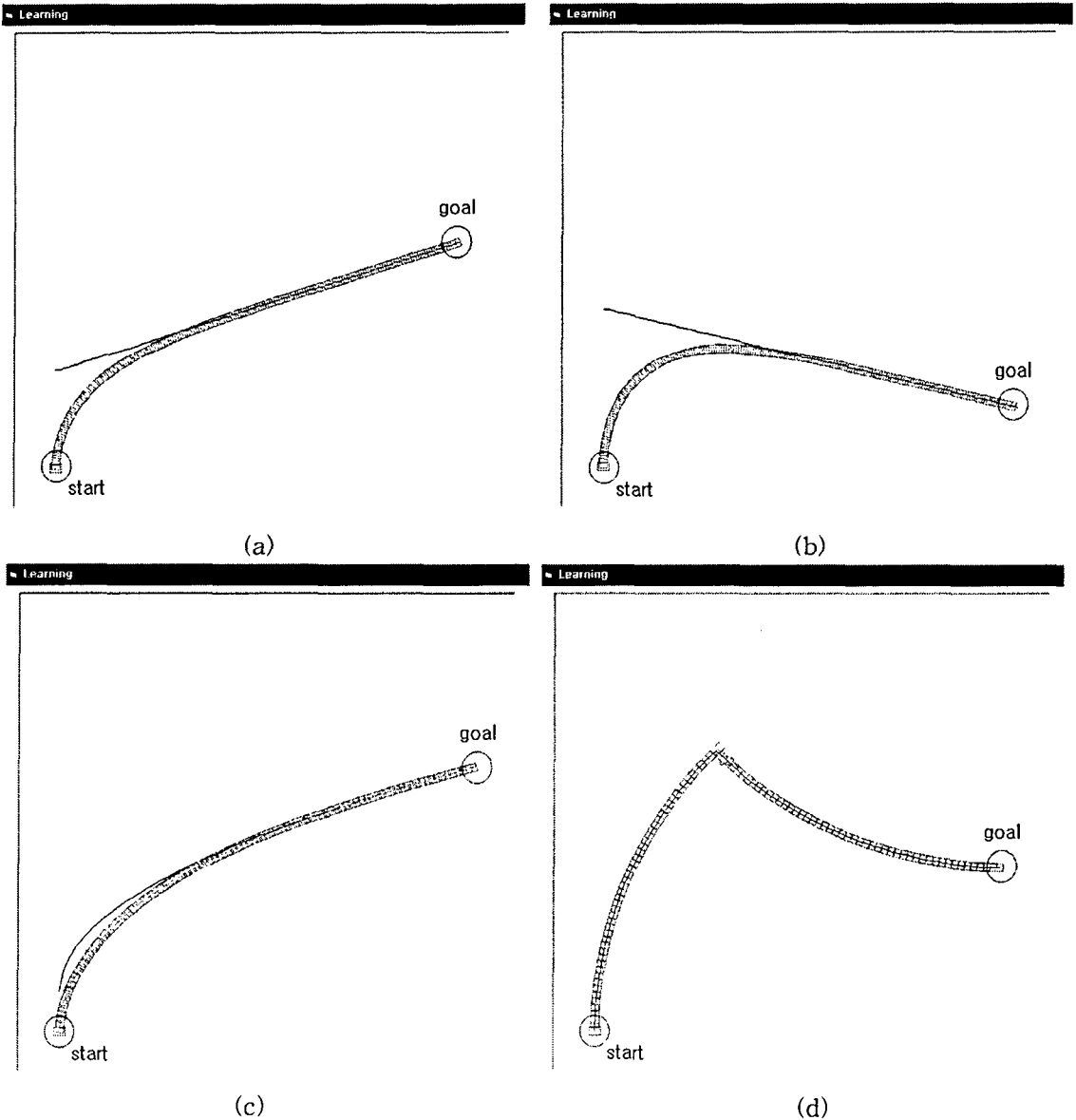


Fig. 4 The path tracking of mobile robot using NN-based feedforward online learning;
 (a) linear path 1, (b) linear path 2, (c) nonlinear path 1, (d) nonlinear path 2

구동륜 양쪽 바퀴의 외란 토크는 일정값으로 고정시켰으며, PD 보상기의 K_p , K_d 계수는 일반적인 단순 2차 감쇠기 시스템으로 잡을 수 있는 크기로 설정하였다.

3. 결과 및 고찰

본 연구는 feedforward 제어기인 multi-layer NN 을 실시간 온라인으로 학습시키는 알고리즘으로 이동 경로를 추적하여 이동 로봇의 위치를 제어 할 수 있는 알고리즘으로 개발되었다. nonholonomic 구속 조건을 가지는 독립된 구동륜 2개의 구동 토크를 제어함으로써 조

향과 전진이 가능하게 하였다.

PD 보상기만을 이용하여 제어하였을 경우 (x, y)의 오차가 (3.02×10^{-2} m, 2.56×10^{-2} m)의 오차를 나타냈으며, NN의 학습반복속도가 200번이었을 경우, feedforward 온라인 학습에 의한 오차는 (5.16×10^{-3} m, 6.53×10^{-3} m)의 오차를 나타내었다.

그림 4는 시뮬레이션에 의해 계획된 경로를 통해 목표점에 접근하는 알고리즘의 결과를 나타낸 것이다.

4. 요약 및 결론

본 연구에서는 시설농업에서 작업자를 대신하여 고랑이나 작물 사이를 자유로이 주행하며 농작물의 운반 및 이동을 수행할 수 있는 지능형 이동 로봇 시스템을 개발하는 데에 있어서, 목표점으로의 이동을 위해 계획된 경로로 로봇이 효과적으로 이동할 수 있도록 feedforward error learning인 온라인 학습을 이용한 로봇의 이동 알고리즘을 개발하였으며, 그 구체적인 연구결과는 다음과 같다.

- 1) nonholonomic 구속조건의 시설농업을 위한 이동 로봇 시스템의 구동방법을 설정하였다.
- 2) 이동 로봇에 적합한 NN에 기초한 feedforward 온라인 학습 알고리즘을 개발하였다.
- 3) 시뮬레이션을 통한 알고리즘의 적정성을 검증한 결과 위치 오차는 (5.16×10^{-3} m, 6.53×10^{-3} m)으로 나타났다.

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 nonholonomic mobile robot using neural networks. IEEE Trans. on Neural Networks Vol.9(4) : 589-600
3. 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
4. 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
5. 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.
6. Widrow, B. and M. M. Lamego. 2002. Neurointerfaces. IEEE Trans. on control systems tech. Vol.10(2) : 221-228