

신경회로망을 이용한 이동로봇의 정밀 제어

A Precision Control of Wheeled Mobile Robots Using Neural Network

김 무 진, 이 영 진, 박 성 준, 이 만 형

(Moo-Jin Kim, Young-Jin Lee, Sung-Jun Park, and Man-Hyung Lee)

Abstract - In this paper, we propose an eminent controller for wheeled mobile robots. This controller consists of an input-output linearization controller trying to stabilize the system and a neural network controller to compensate for uncertainties. The uncertainties are divided into two parts. First, unstructured uncertainties include the elements related with system order such as friction, disturbance. Second, structured uncertainties are the incorrect system parameters. A neural network structure of the proposed overall controller learns structural errors of the wheeled mobile robots with uncertainties and includes the neural network output. This controller learns quickly the model and has good tracking performance. Simulation results show that the proposed controller is more efficient than analog controllers.

Keywords : neural networks, tracking control, wheeled mobile robot, input-output linearization, learning model

I. 서론

신경회로망의 역전파 알고리즘은 비선형 사상을 통해 단층 퍼셉트론의 한계를 극복하였다[1]~[7]. 이 알고리즘은 수식화되지 않는 모델을 학습이라는 방법을 통해 근사 모델을 제시함으로써, 제어분야에 활용될 수 있다. 특히 로봇 시스템 자체가 비선형성을 내포하고 있고 우리가 추정하기 힘든 비모델 동역학이 존재한다면 시스템의 정밀한 제어는 어려워진다. 비선형 시스템은 기존의 정형화된 선형제어 알고리즘 적용은 물론이고 시스템 자체의 특성해석도 어렵다. 그리고 비모델 동역학은 우리가 실제 시스템에 대한 정확한 정보를 가지지 못한 경우에 고려될 수 있는 것으로서, 구조적 불확실성과 비구조적 불확실성으로 나눌 수 있다. 전자는 시스템 파라미터들의 불확실성을 의미하고, 후자는 시스템 차수에 관계하는 마찰이나 외란 등을 포함한다. 이 불확실성들은 로봇시스템에 바람직하지 않은 영향을 미쳐 정밀한 제어에 장애요인이 되는데, 많은 연구들이 이를 극복하기 위해 오류 역전파 신경회로망 구조를 이용하였다[8]~[13].

로봇시스템에 대한 역전파 신경회로망 제어기의 성능향상을 위해 일부 논문들은 학습구조를 변화시켜 시스템에 적용하였다. Ishiguro 등[11]이 제안한 학습구조는 불확실성 보상을 위해 추가적인 모델 다이나믹스를 생성시켰으나 신경회로망 입력을 고려하지 않았기 때문에 제어가 효과적이지 못하고, Nam 등[13]의 학습구조는 오차모델에 가속도항이 포함되어 있어 외부입력 변화에 민감하게 반응한다. Sudd 등[10]은 신경회로망을 이용하여 로봇시스템의 입출력 관계를 묘사하였지만 관직 가속도 생성을 위해 부가적인 신경회로망을 이용함으로써 효율성이 떨어진다. 그리고 Kim 등[12]은 학습모델을 평가함수에 포함시켜 평가함수가 최소가 되도록 신경회로망을 학습시켰지만 평가모델에는 확인 가능한 모델도 포함되어 있어 신경회로망의 부가적인 학습이 요구된다.

본 논문에서는 비선형 시스템에 안정한 제어성능을 발휘할 수 있는 입출력 선형화 기법과 미지의 불확실성을 학습할 수 있는 신경회로망의 장점들을 이용한 입출력 선형화-신경회로망 제어를 제안한다. 제안된 제어기는 모델학습을 통해 빠른 신경회로망 학습이 가능하게 하였고, 시스템에 대한 신경회로망 출력의 영향을 고려해 출력오차를 더욱 작게 할 수 있으므로 언급한 기존의 유사 연구에 비해 뛰어난 제어성능을 보일 수 있다.

본 논문은 제안한 제어알고리즘을 바퀴형 이동로봇에 적용하였다. 이 바퀴형 이동로봇은 복잡한 비선형 구조를 가지고 경로 추적이나 장애물 회피 문제 등에 따라 정밀한 제어가 필요하다. 또한 이동로봇은 논홀로노믹 구속조건(nonholonomic constraints)을 가져 자유도에 비해 항상 많은 좌표계를 다루게 되므로 모델링이 복잡해지고 따라서 제어가 좀 더 까다롭다는 어려운 점이 있지만, 그 응용과 활용도를 감안한다면 연구의 가치가 매우 높다고 할 수 있다. 그러므로 본 논문에서 제안한 제어기를 이동로봇에 적용하는 것은 좋은 연구가 될 수 있을 것으로 사료된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 이동로봇의 기구학과 동역학을 소개하고 3장에서 제안된 선형화 기법과 신경회로망으로 구성된 제어기를 서술한다. 4장에서는 불확실성을 가지는 이동로봇에 대한 모의실험을 통해 다른 유사 제어구조들과 비교, 검토하고 5장에서 결론을 내린다.

II. 바퀴형 이동로봇의 기구학 및 동역학 모델

1. 이동로봇의 기구학 모델

이동로봇의 기구학은 회전바퀴의 각속도와 이동로봇의 전진방향 속도(forward velocity) 사이의 관계를 나타내며, 동역학 모델식에서 구속행렬의 영공간(null space)으로 활용된다. 그림 1은 본 논문의 제어 대상인 이동로봇의 개략도로서, 로봇 형태를 정의하고 기구학적 조건을 나타내기 위한 제어변수벡터의 방향을 표시하였다[14].

여기서 이동로봇의 바퀴 각속도와 로봇 이동속도 사이의 관계를 (1)과 같이 표시할 수 있고, (2)와 (4)는 이동로봇의 속도 성분, (3)은 이동로봇의 기구학적 변환 행렬(transition

접수일자 1999. 11. 09., 수정완료 2000. 4. 03.

김무진 포항공과대학교 기계공학과

이영진 부산대학교 지능기계공학과

박성준 동명대학교 전기공학과

이만형 부산대학교 기계공학과

matrix)을 각각 나타낸다[14].

$$\dot{q}_s(t) = G(\theta)v(t) \tag{1}$$

$$\dot{q}_s(t) = \frac{d}{dt}[x_g(t) \ y_g(t) \ \theta(t)]^T \tag{2}$$

$$G(\theta) = \frac{r}{2d} \begin{bmatrix} -2b\sin\theta + d\cos\theta & 2b\sin\theta + d\cos\theta \\ 2b\cos\theta + d\sin\theta & -2b\cos\theta + d\sin\theta \\ 0 & -2 \end{bmatrix} \tag{3}$$

$$v = [\dot{\theta}_r(t) \ \dot{\theta}_l(t)] = [\omega_r(t) \ \omega_l(t)] \tag{4}$$

그림 1에서 X, Y는 전역좌표계, 소문자 x, y는 국소좌표계, G는 추적점을 가리킨다. x_g, y_g 는 전역 좌표계 위에서 이동 로봇의 추적점이고, θ 는 전역좌표계와 국소좌표계가 이루는 각이다. r은 바퀴의 반지름, b는 구동축과 추적점 사이의 거리, d는 양 구동바퀴 사이의 거리이다. 그리고 η, ζ 는 이동 로봇의 추적점에서의 정면방향과 측면방향의 속도성분이다. θ_r, θ_l 은 좌, 우 바퀴의 회전각을 의미한다.

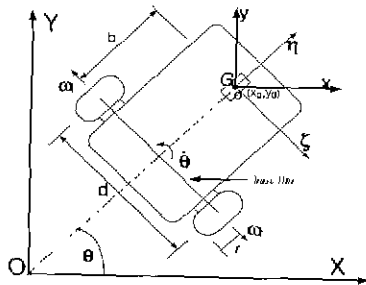


그림 1. 이동로봇의 구조.

Fig. 1. The structure and notations of the mobile robot.

2. 이동로봇의 동역학 모델

본 논문에서 제안하는 제어 기법은 이동로봇의 동역학 모델에 적용된다. 이것은 기구학 모델만에 대한 적용과는 달리 시스템의 마찰 및 외란 등이 고려될 수 있어 좀 더 실제 시스템에 근접한 근사가 될 수 있다. 본 논문에서 제시된 형태의 이동로봇 동역학 모델은 다음과 같다[15].

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) = P(q)\tau - A^T(q)\lambda \tag{5}$$

$$M(q) = \begin{bmatrix} m & 0 & 2m_B b \sin\theta & 0 & 0 \\ 0 & m & -2m_B b \cos\theta & 0 & 0 \\ 2m_B b \sin\theta & -2m_B b \cos\theta & I & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_B & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_B \end{bmatrix} \tag{6}$$

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} 2m_B b \dot{\theta}^2 \cos\theta \\ 2m_B b \dot{\theta}^2 \sin\theta \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \tag{7}$$

$$P(q) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{8}$$

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$q = [x_g \ y_g \ \theta \ \theta_r \ \theta_l]^T \tag{10}$$

$$A(q) = \begin{bmatrix} -\sin\theta & \cos\theta & -b & 0 & 0 \\ -\cos\theta & -\sin\theta & -\frac{d}{2} & r & 0 \\ -\cos\theta & -\sin\theta & \frac{d}{2} & 0 & r \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$m = m_A + 2m_B \tag{12}$$

$$I = I_A + 2m_B(b^2 + \frac{d^2}{4}) + 2I_B \tag{13}$$

m_A, I_A 는 각각 이동로봇의 몸체 질량과 몸체 관성모멘트이고, m_B, I_B 는 바퀴의 질량과 바퀴 관성모멘트이다. q 는 $n \times 1$ 의 상태벡터이고, $M(q)$ 는 $n \times n$ 관성행렬. $V(q, \dot{q})$ 는 $n \times 1$ 의 구심력 및 코리올리스 벡터. $P(q)$ 는 $n \times r$ 의 입력 변환 행렬. τ 는 $r \times 1$ 입력 토크 벡터, $A(q)$ 는 $m \times n$ 자코비안 행렬, λ 는 $m \times 1$ 의 Lagrange Multiplier를 각각 나타낸다. 또한 n, r, m 은 상태, 입력, 구속방정식의 개수를 나타낸다. $A(q)$ 행렬은 구속방정식인 (14)의 요소로서, 기구학적인 속도 구속방정식 (15), (16), (17)로부터 구성된다.

$$A(q)\dot{q} = 0 \tag{14}$$

$$\dot{y}_g \cos\theta - \dot{x}_g \sin\theta - b\dot{\theta} = 0 \tag{15}$$

$$\dot{x}_g \cos\theta + \dot{y}_g \sin\theta + \frac{d}{2}\dot{\theta} = r\dot{\theta}_r \tag{16}$$

$$\dot{x}_g \cos\theta + \dot{y}_g \sin\theta - \frac{d}{2}\dot{\theta} = r\dot{\theta}_l \tag{17}$$

시스템의 제어를 용이하게 하기 위해 위 식들을 바탕으로 Lagrange Multiplier를 제거하면 그 결과는 (18)과 같다[15].

$$S^T(MS\dot{v}(t) + MSv(t) + V) = S^T P\tau \tag{18}$$

$$S(\theta) = \begin{bmatrix} -\frac{br}{d}\sin\theta + \frac{r}{2}\cos\theta & \frac{br}{d}\sin\theta + \frac{r}{2}\cos\theta \\ \frac{br}{d}\cos\theta + \frac{r}{2}\sin\theta & -\frac{br}{d}\cos\theta + \frac{r}{2}\sin\theta \\ \frac{r}{d} & -\frac{r}{d} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{19}$$

(18)은 일반적인 로봇 방정식과 유사하므로 이용하기가 용이해 졌지만 시스템 동적 모델에 $S(\theta)$ 의 비선형 요소가 첨가되었으므로 입출력 선형화 제어가 설계시 고려해야한다.

III. 입출력 선형화-신경회로망 제어기의 설계

본 논문에서 제안되는 제어구조는 입출력 선형화 알고리즘과 인공 신경회로망의 복합적인 구성을 지닌다. 입출력 선형화 기법은 시스템의 비선형 성분을 제거하여 입출력간의 관계를 선형화한다. 이것은 제어기 설계를 용이하게 하며 시스템 안정화에 영향을 준다. 그리고 제안된 신경회로망 제어기는 입출력 선형화 제어 알고리즘에서 고려할 수 없는 구조적 불확실성 및 비구조적 불확실성을 학습하여, 결국 이동로봇의 위치 및 속도 오차를 없애는 결정적인 영향력을 제공한다. 본 논문의 제어기는 이 두 알고리즘을 같이 사용함으로써 입출력 선형화 기법은 시스템의 안정도를 보장하며 신경회로망 제어기는 시스템에 존재하는 불확실성을 빠른 학습속도로 보

상하여 본 시스템의 추종성능을 빠르게 하고 추적오차를 최소화시킨다. 그림 2는 설계된 전체 제어시스템의 구조를 보여 준다

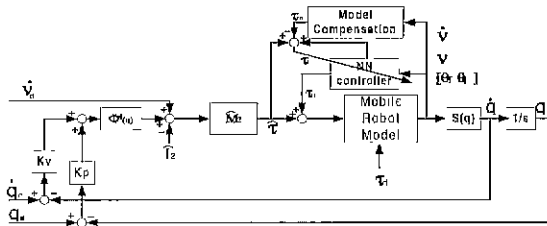


그림 2. 제안된 제어기의 구조.
Fig. 2. The structure of the proposed controller.

1. 입출력 선형화 알고리즘

비선형 시스템의 제어를 위해 이 입출력 선형화 설계기법을 사용하여 입출력 관계를 선형화 시킬 수 있다. 이 기법으로 시스템의 안정한 제어가 용이하게 된다. (4)와 (10)을 합쳐 새로운 상태변수 $x = [q^T \nu^T]^T$ 로 상태공간 모델을 정의한다

$$x = \begin{bmatrix} S\nu \\ f_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ (S^TMS)^{-1}S^TP \end{bmatrix} \tau \quad (20)$$

$$f_i = (S^TMS)^{-1}(-S^TMS\nu - S^TV) \quad (21)$$

$$\tau = ((S^TMS)^{-1}S^TP)^{-1}(u - f_i) \quad (22)$$

$$x = f(x) + g(x)u \quad (23)$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} S(q)\nu \\ 0 \end{bmatrix} \quad g(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

u 를 설계하기 위해 입출력 선형화 방법을 이용한다[15]. 출력 y 를 $[x_r \ y_r]^T$ 로 결정했을 때 생성되는 제어입력 u 는 다음과 같다.

$$u = \Phi^{-1}(q)(\dot{y} - \Phi(q)\nu) \quad (25)$$

$$\Phi(x) = J_h(q)S(q) \quad (26)$$

$$\dot{y} = \dot{y}_d - k_v\dot{e} - k_p e \quad (27)$$

여기서 $J_h = \frac{\partial y}{\partial q}$ 이고 $(n-m) \times n$ 크기의 자코비언 행렬이다. \dot{y}_d 는 출력 y 의 가속도 성분의 추정치이고, e 출력의 오차 성분이다.

2. 신경회로망 제어기

앞 절에서 입출력 선형화 제어 알고리즘은 본 논문의 시스템에 대해 점근 안정(asymptotic stable)을 제공하지 못하고, 외란 및 불확실성이 존재한다면 그에 대한 영향이 출력오차로 나타나게 된다. 만일 불확실성에 대한 오차를 시스템에 보상을 한다면 출력오차는 더욱 작아질 수 있다. 신경회로망 보상은 이 불확실성에 관한 오차모델을 다음 과정에서 생성하여 학습한다. 이 학습모델을 통해 시스템의 불확실성을 보상하여 전체 출력오차를 줄인다. 다음은 이동로봇의 학습 대상이 되는 오차모델을 유도하는 과정이다.

동역학 모델식 (18)에서 불확실성과 입력토크에 대한 외란을 고려하면 (28)과 같다.

$$S^TMS\nu(t) + S^TMS\nu(t) + S^TV + \tau_d = S^TP\hat{\tau} + \tau_n \quad (28)$$

τ_d 는 일반화된 외란토크, τ_n 는 신경회로망 제어기 입력을 나타내고, 여기서 $\hat{\tau}$ 는 시스템 파라미터에 대한 불확실성인 \hat{M}, \hat{V} 이 고려된 입력으로 다음 식으로 나타난다. 첨자 \wedge 는 추정치를 나타낸다.

$$\hat{\tau} = ((S^T\hat{M}S)^{-1}S^TP)^{-1}(u - \hat{f}_i) \quad (29)$$

$$\hat{f}_i = (S^T\hat{M}S)^{-1}(-S^T\hat{M}\hat{S}\nu - S^T\hat{V}) \quad (30)$$

(27)을 (25)에 대입한 결과, 제어입력 u 는 (31)과 같다

$$u = \dot{v}_d + k_v\Phi^{-1}(q)\dot{e} + k_p\Phi^{-1}(q)e \quad (31)$$

$$\dot{v}_d = \Phi^{-1}(q)(\dot{y}_d - \Phi(q)\nu) \quad (32)$$

(8)에서의 $P(q)$ 와 (18)의 $S(q)$ 의 계산 결과로 $S^TP = \hat{S}^TP = I$ 임이 확인되고, (27)에 $\hat{\tau}$ 와 u 를 대입하여 정리하면,

$$M_2\nu + f_2 + \tau_d = \hat{M}_2(\dot{v}_d + k_v\Phi^{-1}\dot{e} + k_p\Phi^{-1}e) + \hat{f}_2 + \tau_n \quad (33)$$

$$M_2 = S^TMS, \quad f_2 = S^TMS\nu + S^TV \quad (34)$$

(35)의 정의에 의해, (33)은 (36), (37)로 전환되고, 결국 (37)은 시스템의 오차방정식이 된다.

$$\Delta M_2 = M_2 - \hat{M}_2, \quad (35)$$

$$\Delta f_2 = f_2 - \hat{f}_2, \quad \ddot{e}_v = \dot{v}_d - \nu$$

$$\Delta M_2\nu + \Delta f_2 + \tau_d = \hat{M}_2(\ddot{e}_v + k_v\Phi^{-1}\dot{e} + k_p\Phi^{-1}e) + \tau_n \quad (36)$$

$$\ddot{e}_v + k_v\Phi^{-1}\dot{e} + k_p\Phi^{-1}e = \hat{M}_2^{-1}(\Delta M_2\nu + \Delta f_2 + \tau_d - \tau_n) \quad (37)$$

위 식의 좌변은 PD 제어를 위한 오차모델이 되고 우변은 시스템에 고려된 신경회로망 입력 및 불확실성들의 항이다. 만일 $\tau_n = \Delta M_2\nu + \Delta f_2 + \tau_d$ 이 된다면 (37)의 우변항은 0이 되고 외란 및 불확실성이 입출력 선형화 제어기에 미치는 영향은 없어진다.

본 논문을 포함한 여러 논문들이 이동로봇의 정밀한 제어를 위해 신경회로망을 이용하여 시스템에 대한 불확실성을 보상하고자 하였다. 기타 다른 논문들의 신경회로망을 이용한 제어구조는 그림 3, 그림 4, 그림 5와 같다.

그림 3은 Kim[12]이 제안한 제어구조로 불확실성 모델을 Ψ 로 정의하여 신경회로망 출력이 이와 같아지도록 학습하였

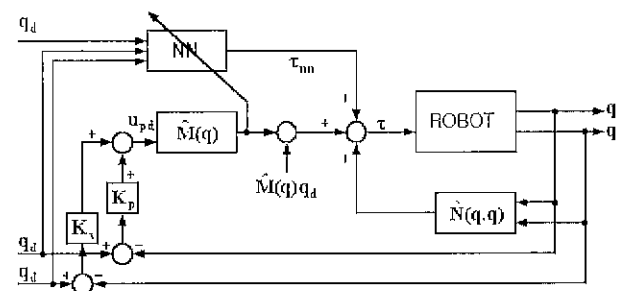


그림 3. 김의 제어 계획.
Fig. 3. Kim's control scheme.

다. 실질적으로 학습모델을 생성하지 않고 Ψ 와 신경회로망 출력간의 오차모델을 가중치 변화에 이용하였다. 다음 식은 Kim의 제어구조를 이동로봇에 맞게 변형시킨 오차방정식이다.

$$\widehat{M}_2(k_s\Phi^{-1}e + k_p\Phi^{-1}e) = M_2\dot{\nu} - \widehat{M}_2\dot{\nu}_d + \Delta f_{\ell} + \tau_d - \tau_n \quad (38)$$

$$= \Psi - \tau_n$$

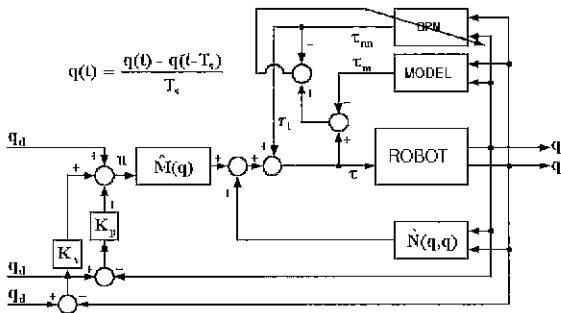


그림 4. 이시구로의 제어 계획
Fig. 4. Ishiguro's control scheme.

위 (38)에서 $\|\Psi - \tau_n\| \rightarrow 0$ 이 되도록 오차모델을 이용하였다. 이 제어방법은 오차 모델 속에는 추정 가능한 요소와 불가능한 요소 모두 포함되어 있으므로 신경회로망이 모델을 학습하는 데 많은 시간이 소요된다.

그림 4는 Ishiguro[11]가 제안한 신경회로망을 이용한 제어 구조이다. 이 구조는 기준 제어입력과 제어입력의 차를 통해 학습모델을 생성한다. 그리고 신경회로망의 출력은 이 학습모델과 같아지도록 한다. 신경회로망 제어기의 학습신호 유도를 위해 (39)로 기준 토크입력 τ_m 을 정의한다. τ_m 은 입출력 선형화 제어입력을 포함하는 입력토크로서, 시스템의 동적 모델을 재구성하는 과정에서 추정요소들을 포함한다

$$S^T P \tau_m = \widehat{M}_2 \dot{\nu} + \widehat{f}_{\ell} \quad (39)$$

$$S^T P \tau = M_2 \dot{\nu} + f_{\ell} + \tau_d \quad (40)$$

위 식으로부터 학습토크식 τ_i 이 유도된다.

$$\tau_i = S^T P(\tau - \tau_m) = (\tau - \tau_m) = \Delta M_2 \dot{\nu} + \Delta f_{\ell} + \tau_d \quad (41)$$

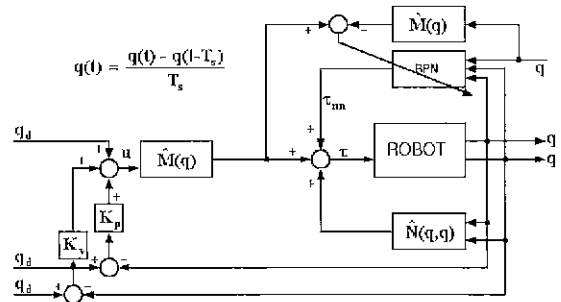


그림 5. 남의 제어 계획.
Fig. 5. Nam's control scheme.

이 τ_i 을 신경회로망 출력 τ_n 이 학습하여 시스템 전체의 불확실성을 보상한다. 그러나 시스템에 포함되는 신경회로망 출

력의 영향을 고려하지 않았기 때문에 신경회로망 출력에 기인한 오차가 발생할 수 있다. 그림 5는 Nam[13]이 제안한 제어구조이다. 위의 Ishiguro의 구조를 변화시켜 오차모델을 생성한다. 가속도 성분을 이용한 오차모델은 이동로봇 모델에서 다음과 같이 유도된다.

$$E = \tau_i - \tau_n = \Delta M_2 \dot{\nu} + \Delta f_{\ell} + \tau_d - \tau_n \quad (42)$$

$$= \widehat{M}_2(\ddot{e}_v + k_s\Phi^{-1}e + k_p\Phi^{-1}e) = \widehat{M}_2(u - \dot{\nu})$$

위 오차모델은 단순화된 구조로 다른 방법에 비해 학습속도는 빠를 수 있지만, 오차 모델을 학습함에 있어 생성한 가속도 모델은 속도를 통해 근사적으로 구성된 모델이므로 그 가속도 오차가 출력부의 추적오차를 수렴시키지 못하는 요인이 될 수 있다.

본 논문에서 이러한 선행연구들이 가지는 문제점을 개선하고 이동로봇의 정밀한 제어를 수행하기 위하여 그림 2와 같은 새로운 제어모델을 제안한다. 이 모델은 (43) 및 (44)와 같이 시스템의 구조적 오차를 학습하고 신경회로망 출력의 영향까지 고려한다.

$$S^T P(\tau + \tau_n) = M_2 \nu + f_{\ell} + \tau_d \quad (43)$$

$$\tau_i = S^T P(\tau + \tau_n - \tau_m) \quad (44)$$

$$= (\tau + \tau_n - \tau_m) = \Delta M_2 \nu + \Delta f_{\ell} + \tau_d$$

기존의 관련 다른 논문과 비교할 때 핵심적인 차이점은 이 모델 구조 학습식에 존재한다. 신경회로망 출력까지 고려한 불확실성 모델을 학습하여 빠른 학습속도와 출력오차를 좀 더 줄일 수 있다.

IV. 모의 실험 및 결과

그림 6은 이동로봇의 평면 및 측면도 상의 형태로 각 이동로봇의 설정변수들이 표시되어 있다. 각 변수들의 데이터 값들은 동역학 모델링 시에 이용되고 주어진 설정값들은 모의 실험 시 그대로 반영된다.

표 1은 모의실험에 이용된 이동로봇의 파라미터들의 값을 정의하였다. 파라미터의 불확실성을 시스템에 고려하기 위하여 양 바퀴간 거리와 무게 및 바퀴의 질량을 실제 값과 10~30% 정도 차이가 난다고 가정하였다. 로봇의 길이인 치수 b와 d의 부정확성은 측정오차의 최대범위로 간주될 수 있다.

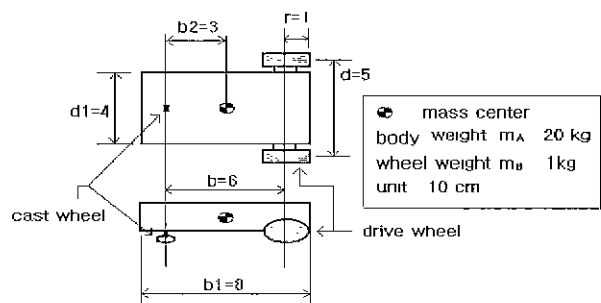


그림 6. 이동로봇의 구조와 기호.
Fig. 6. The structure and notations of the mobile robot.

표 1 파라미터의 선정.

Table 1. Selected parameters.

변수명	값	단위
b (기준선부터 후적점까지 거리)	0.6	m
d (양 바퀴사이 거리)	0.5	m
r (바퀴 반지름)	0.1	m
m_A (몸체질량)	20	kg
I_A (몸체관성모멘트)	3.133	$kg \cdot m^2$
I_B (바퀴관성모멘트)	0.005	$kg \cdot m^2$
I (전체관성모멘트)	4	$kg \cdot m^2$
$/b$ (b의 추정치) = $0.9 \times b$		
$/d$ (d의 추정치) = $0.9 \times d$		
$/m_A$ (m_A 의 추정치) = $0.7 \times m_A$		
$/m_B$ (m_B 의 추정치) = $0.9 \times m_B$		

그리고 비구조적인 불확실성으로 마찰과 외란을 고려하였다. 마찰은 오른쪽 및 왼쪽 바퀴의 점성마찰계수를 각각 7.8, 3.2, 또 양 바퀴의 쿨롱마찰계수를 0.8로 설정하였다. 또한 부가적인 외란으로써 로봇 입력토크의 10%인 상수 외란토크가 발생한다고 가정하였다. 이것은 고려되지 못한 외부적인 입력으로 가정한다. 이 외란 토크의 크기는 오른쪽 바퀴에 50 Nm, 왼쪽 바퀴에 -30 Nm로 설정하였고 이 수치들은 실제 상황에서 충분히 이동로봇에 영향을 줄 수 있는 크기를 반영한 것이다. 위치오차와 속도오차로 구성된 PD 제어기의 게인들 k_p, k_v 는 일반적인 단순 2차 감쇄기 시스템에서 설정할 수 있는 크기로서 $k_v = 20, k_p = (k_v/2)^2 = 100$ 으로 정했다.

이 제어기의 게인을 선정하는 데 있어서 별다른 큰 고려없이 선정된 이유는 신경회로망 제어기에서 제어효과를 증대시켜 주기 때문이다.

신경회로망 제어기의 구성은 그림 7의 구조로 이루어지고 비교 대상인 다른 신경회로망들도 모의실험에서 이 구조와 동일하게 했다. i, j, k 는 각각 입력층, 은닉층, 출력층의 노드 개수이다. P 는 입력벡터, W_{ij}, W_{kj} 는 가중치 행렬들이고, B_j, B_k 는 바이이스들이다. net 는 이전 층의 가중치 연산과 바이이스들의 합이고, out 은 전이함수를 거친 출력을 의미한다

신경회로망의 입력변수는 구동바퀴의 상태변수들인 $\theta, \dot{\theta}_i, \dot{\theta}_j, \dot{\theta}_k, \frac{\{\dot{\theta}_i(i) - \dot{\theta}_i(i-1)\}}{s}, \frac{\{\dot{\theta}_j(j) - \dot{\theta}_j(j-1)\}}{s}$ 의 6개 입력으로 구성한다. 각가속도는 실제 측정시 많은 어려움이 있으므로 각속도의 변화량을 이용한다 s 는 샘플링 주기이다 은닉층은 임의적으로 6개의 1층 노드로 구성되었고, 출력층은 2개의 노드를 가지는 데, 구동바퀴에 대한 오른쪽·왼쪽 토크를 의미한다. 다음 식들은 출력, 은닉층의 전이함수들이다 은닉층의 전이함수는 계수들의 조절을 통해 bipolar 형태를 가질 수 있도록 하였다.

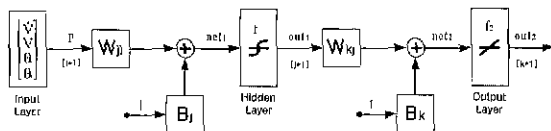


그림 7 신경회로망 제어기의 구조.

Fig 7. Structure of neural network controller.

$$f_2(net) = net \tag{44}$$

$$f_1(net) = \frac{2}{1 + e^{-2net}} - 1 \tag{45}$$

신경회로망 제어기의 학습은 일반화된 델타 알고리즘 (generalized delta algorithm)으로 수행하였고 부가적으로 모멘텀과 바이이스를 이용하였다. 가중치 학습을 α , 바이이스 학습을 α_b , 모멘텀 계수 β 는 다양하게 변화시키며 모의실험 하였으나 본 논문에서는 임의적으로 변수들을 각각 0.9, 0.55, 0.5로 선정된 결과들을 제시한다. 학습률에 따라 절대적 성능 결과는 달랐지만 각 연구결과 간의 상대적인 성능차는 대체적으로 유사하게 나타났다. 가중치들의 초기값들은 모두 0.5로 임의적으로 설정하였다. 그 이유는 초기값을 난수발생을 이용해서 확률적으로 설정한 경우에서 결과변동이 별로 크지 않았고 본 모의실험에서 다른 제어기들의 성능과 동일한 비교조건을 제공하기 위함이다.

모의 실험은 임의의 기준궤적 밖의 초기위치에서 (46)의 원 궤적을 이동로봇이 추적하도록 하였다. x, y축을 가지는 직교 좌표계에서 이동로봇이 추적해야 하는 기준 궤적의 시간함수들은 다음과 같다.

$$y = 5 \cos(\pi t) + 3, x = 5 \sin(\pi t) + 4 \tag{46}$$

(46)은 좌표 (3, 7)에서 초기오차를 가지고 기준속도 $v_d = 5\pi\sqrt{2}$ m/s로 중심 (4, 3), 반지름이 5m인, 좌표 (4, 8)에서 시작하는 원의 궤적추적을 의미한다. v_d 는 x축 방향의 속도성분과 y축 방향의 속도성분 벡터합의 크기성분이다. 그 결과는 다음의 그림들과 같다. 경로추적 그림에서 실선이 기준궤적이고 작은 원으로 이뤄진 선이 추적궤적이다. 위치오차는 x축 성분의 오차와 y축 성분의 오차의 합벡터의 크기성분으로 표시하였다. 그림 8과 9는 입출력 선형화 제어기만을 이

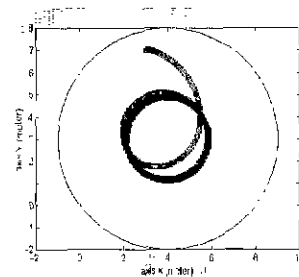


그림 8. 입출력 선형화 제어기의 경로추적 결과.

Fig. 8. Only input output linearization controller's path tracking.

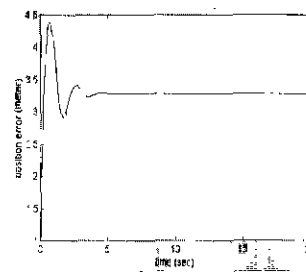


그림 9. 입출력 선형화 제어기의 위치오차 결과.

Fig. 9. Only input-output linearization controller's position error.

용한 결과이다. 안정하긴 하지만 큰 오차를 보여주고 있다. 그림 10과 11은 Ishiguro의 제어기를 이용한 결과인데 신경회로망이 없는 경우보다는 출력오차가 작지만 어느 정도의 에러 윅셋을 가진다. 그림 12와 13은 Kim, 그림 14와 15는 Nam의 제어기 결과이다. Kim의 경우는 오차는 계속적으로 줄어들지

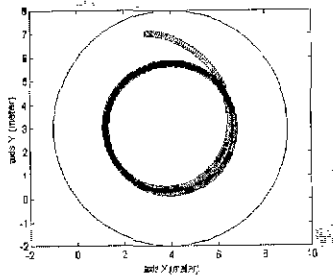


그림 10. 이시구로의 경로추적 결과
Fig. 10. Ishiguro's path tracking.

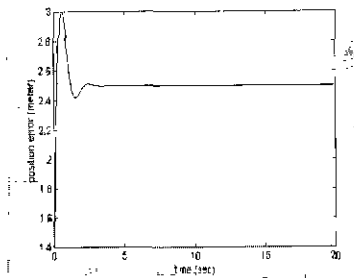


그림 11. 이시구로의 위치오차 결과.
Fig. 11. Ishiguro's position error.

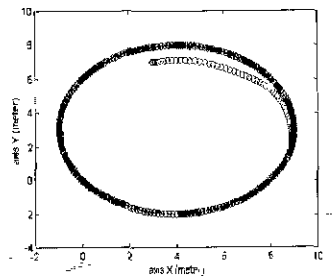


그림 12. 김의 경로추적 결과.
Fig. 12. Kim's path tracking.

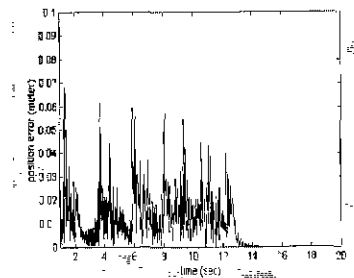


그림 13. 김의 위치오차 결과.
Fig. 13. Kim's position error.

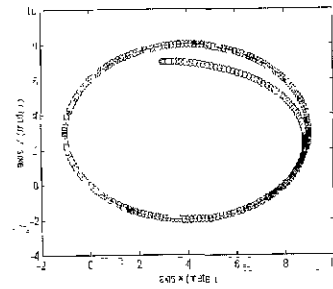


그림 14. 남의 경로추적 결과.
Fig. 14. Nam's path tracking.

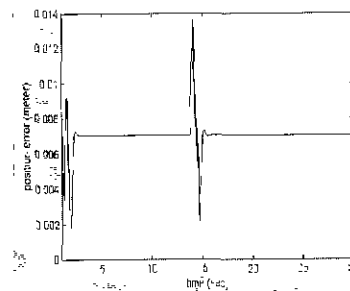


그림 15. 남의 위치오차 결과.
Fig. 15. Nam's position error.

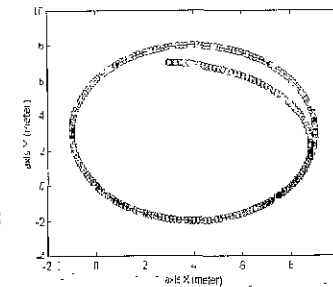


그림 16. 제안된 제어기의 경로추적 결과.
Fig. 16 A proposed controller's path tracking.

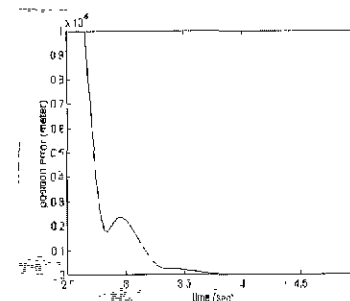


그림 17 제안된 제어기의 위치오차 결과.
Fig. 17. A proposed controller's position error.

만 학습시간이 오래 걸리고, Nam은 학습은 빠르나 일정한 오차를 가지고 더 이상 신경회로망의 학습효과가 없다. 제안된 논문의 제어기의 결과는 그림 16과 17로써 다른 제어기에 비해 학습속도와 출력오차의 범위가 더 우수한 것을 보여준다.

V. 결론

본 논문에서는 이동로봇에 대한 새로운 신경회로망 학습구조를 가지는 입출력 선형화-신경회로망 제어를 제안하였다. 이동로봇은 자체의 논홀로노믹 구속조건을 가지므로 일반 로봇제어에 비해 부가적 고려사항이 존재한다. 이에 대한 제어는 입출력 선형화 기법을 이용한 제어기에 불확실성 보상을 위한 신경회로망이 부가적으로 추가되었다. 이와 같은 구조는 신경회로망 단독으로 제어를 구성하는 것에 비해 학습속도와 더 나은 제어성을 제공하며 단순 입출력 선형화 기법을 통한 제어와 비교해서도 불확실성 보상을 통해 더 나은 추적성을 제공한다.

전체 제어기에 포함되는 신경회로망은 본 논문에서 제안된 것으로서 Ishiguro의 신경회로망 구조를 개선시킨 것이다. 제안한 신경회로망 보상은 Ishiguro가 고려하지 않았던 전체 시스템에 대한 신경회로망 출력의 영향을 고려함으로써 Ishiguro의 신경회로망 뿐만 아니라 기타 유사 신경회로망 구조보다 더 나은 추적성을 제시한다.

모의실험에서는 제안된 제어기를 이동로봇에 적용하고, 다른 신경회로망 구조를 가지는 제어기들과 동일한 조건으로 비교하였다. 그 결과 제안된 제어 방식이 시스템의 구조적 불확실성 및 비구조적 불확실성에 강인함을 보이고, 기타 다른 유사 연구들에 비해 빠른 추적성과 더 작은 위치오차를 발생시킴을 검증하였다.

참고문헌

- [1] J. J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational abilities," *Proceedings of the National Academy of Sciences, USA*, vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [2] A. G. Barto, R. S. Sutton, and C. W. Anderson, "Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-13, pp. 834-846, 1983.
- [3] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, eds., *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition*, vol. 1, MIT Press, Cambridge, 1986.
- [4] D. S. Broomhead and D. Lowe, "Multivariable functional interpolation and adaptive networks," *Complex Systems*, vol. 2, pp. 321-355, 1988.
- [5] S. Grossberg, "Competitive learning from interactive activation to adaptive resonance," in *Neural Networks and Natural Intelligence*, S. Grossberg, ed., MA:MIT Press, Cambridge, 1998.
- [6] S. Haykin, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation," Prentice-Hall, New Jersey, 1999.
- [7] 최진영, 박현주, "신경회로망을 이용한 시스템 모델링 및 제어," *제어·자동화·시스템공학회지*, vol. 1, no. 3, pp. 62-73, 1995
- [8] F. L. Lewis, K. Liu, and A. Yesildirek, "Neural net robot controller with guaranteed tracking performance," *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol. 6, no. 3, pp. 703-715, 1995.
- [9] R. Fierro and F. L. Lewis, "Robust practical point stabilization of a nonholonomic mobile robot using neural networks," *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 20, no 2-4, 295-317, 1997.
- [10] M. Saad, P. Bigras, L. A. DEssaint, and K. Al Haddad, "Adaptive robot control using neural networks," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 41, no. 2, pp. 173-181, 1994.
- [11] A. Ishiguro, T. Furuhashi, S. Okuma, and Y. Uchikawa, "A neural network compensator for uncertainties of robotics manipulator," *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, no. 6, pp. 565-570, 1992.
- [12] 김성우, 이주장, "불확실성이 있는 로봇시스템의 역모델 학습에 의한 신경회로망 제어," *제어·자동화·시스템공학 논문지*, vol. 1, no. 2, pp. 88-93, 1995
- [13] B. H. Nam, S. J. Lee, and S. W. Lee, "A neural network for the trajectory control of robotic manipulators with uncertainties," *Proc. of the 1997 International Conference on Neural Networks (ICNN'97)*, vol. 3, pp. 1777-1780, 1997.
- [14] Y. L. Zhang, S. A. Velinsky, and X. Feng, "On the tracking control of differentially steered wheeled mobile robots," *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 119, 455-461, 1997.
- [15] N. Sarkar, X. Yun, and 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, pp. 55-69, 1994.



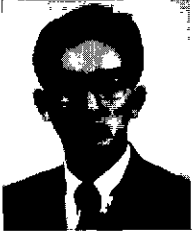
김 무 진

1998년 부산대 제어기계공학과 졸업. 부산대 지능기계공학과 석사(2000), 현재 포항공과대학교 기계공학과 박사과정. 관심분야는 Neural Network, 마이크로 시스템 제어.



이 영 진

1995년 부산대 기계공학과 졸업, 동대학원 석사(1998), 동대학원 지능기계공학과 박사수료(2000). 현재 부산대학교 기계기술연구소 전임연구원. 관심분야는 ITS, 마이크로 프로세서, DSP 응용, 환경제측 및 제어시스템.

**박성준**

1991년 부산대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1993), 동대학 박사(1996). 2000년~현재 동명대학 전기과 전임강사. 관심분야는 전력전자, 전동기제어 및 컴퓨터응용 제어.

**이만형**

1969년 부산대 전기공학과 졸업. 동대학원 석사(1971), 미국 오리건 주립대 전기·컴퓨터공학과 박사(1983). 1975년~현재 부산대학교 기계공학부 교수. 관심분야는 메카트로닉스, 비선형제어, 확률제어, 파라메타 추정기법.