

신경망을 이용한 차동조향 이동로봇의 추적제어

계중읍*, 김무진*, 이영진*, 이만형**

Tracking Control of Differentially Steered Wheeled Mobile Robot using Neural Networks

Joong-Eup Keh*, Moo-Jin Kim*, Young-Jin Lee* and Man-Hyung Lee**

ABSTRACT

In this paper, we propose a controller for differentially steered wheeled mobile robots. The controller uses input-output linearization algorithm and artificial neural network to stabilize the dynamic model and compensate uncertainties. The proposed neural network part has 6 inputs, 1 hidden layer, 2 torque outputs and features fast online learning and good performance on structure error learning basis. Simulation results show that the proposed controller perform precisely tracking of reference path and is robust to uncertainties.

Key Words : tracking control (추적제어), tracking point position (추적점의 위치), mobile robot (이동로봇), input-output linearization (입출력 선형화), neural networks (신경망)

기호설명

- θ_r, θ_l = the rotation angles of the right, left drive wheels
- θ = azimuth of mobile robot.
- r = radius of wheel
- η, ζ = the forward and the lateral velocity
- $\dot{\theta}$ = the yaw rate
- b = the length between tracking point and base line
- X, Y = generalized axis
- x, y = local axis
- G = tracking point

1. 서론

바퀴형 이동로봇(Wheeled mobile robot)은 최근 에 많은 연구의 주제가 되어왔다⁽¹⁾. 비록 이동로봇에서 전방향(omnidirectional)이나 공 모양의 바퀴를 가지는 높은 mobility의 특수한 바퀴 배치형태가 개발되었지만, 아직은 전형적인 바퀴를 가지는 이동로봇이 더 단순하고 신뢰성이 있다. 이동로봇에 특수한 경로를 따라 움직이는 작업 수행이 필요할 때는, 기준궤적을 정확하게 추적하는 능력이 이동로봇의 작업목적에 주요한 기준요소가 되므로, 이를 위한 정밀한 제어가 요구된다.

정밀한 성능을 위한 바퀴형 이동로봇의 제어 알고리즘은 로봇의 기구학 또는 동역학을 기술하는 수학적 모델을 근거로 발전하였고, 이에 대한 많은

* 부산대학교 지능기계공학과

** 부산대학교 기계공학부

연구들이 진행되었다. Kanayama/Kimura/Miyazaki는 기구학을 바탕으로 한 비선형 제어 알고리즘을 제안하였고⁽²⁾, d'Andrea-Novel/Campion/Bastin은 이동로봇의 여러 구조를 정의해서 각 모델에 적합한 제어알고리즘을 제안하였다⁽³⁾. 그리고 Watanabe/Tang/Nakamura/Koga/Fukuda는 동적모델에 퍼지-루로제어기를 접목시켰고⁽⁴⁾, Fierro/Lewis는 동역학 모델에 기구학을 바탕으로한 신경망 제어를 제시하였으며⁽⁵⁾, Colbaugh/Glass는 분산화 적응제어(Decentralized adaptive) 알고리즘을 제안하였다⁽⁶⁾.

하나의 중요한 고려사항은, 앞서 제시된 연구들이 구동바퀴들의 중심을 연결하는 기준선(base line) 상에 목표 운동경로를 추종해야 하는 추적점(tracking point)을 고정시켜, 추적제어에 제한을 가했다는 점이다. 그러나 실제 경우에 있어서는 추적점이 기준선 상에 위치하는 경우가 필수적인 것은 아니며, 이동로봇의 기준선 위에 추적점이 위치하지 않을 경우에도 적용될 수 있는 제어알고리즘이 요구된다⁽⁷⁾.

이와 같은 추적점이 기준선 밖에 있는 경우를 고려한 연구들에 있어 Zhang/Velinsky/Feng은 기구학 모델을 바탕으로 제어기를 구성하였고⁽⁷⁾, LeSantis는 구동모터까지 고려한 동역학 모델을 바탕으로한 제어알고리즘을 제안하였다⁽⁸⁾. 그리고 Sarkar/Yun/Kumar는 동역학 모델의 구조를 이용해서 입출력 선형화 제어기를 제안하였다⁽⁹⁾. 그러나 앞선 논문들에 있어서는 제어기 설계 시 불확실성이 고려되지 못하여 그에 대한 강인한 제어성능을 보여 줄 수 없었다. 여기서 불확실성은 구조적 불확실성(structured uncertainty)과 비구조적 불확실성(unstructured uncertainty)으로 나뉘질 수 있다⁽¹²⁾. 구조적 불확실성은 시스템 구조에 포함되어 있는 파라미터들의 불확실성을 의미하고, 비구조적 불확실성은 시스템의 차수와 관계있는 마찰 및 외란 등을 의미한다. 이러한 오차 발생요소들은 제어기 설계 단계에서 고려되어 시스템의 안정한 성능이 보장될 수 있도록 해야 한다.

본 논문은 추적점이 기준선 위에 있지 않는 이동로봇의 추적제어를 다룬다. 후륜구동 형식의 이동로봇에 추적점을 로봇 전반부에 위치시켜 제시된 기구학적인 특이한 조건을 고려한다, 본 논문은 기구학적 해석과 동역학적인 모델을 바탕으로, Sarkar/Yun/Kumar가 제안한 입출력 선형화 알고리즘과 외란 및 불확실성에 강인한 성능을 가지는

신경망(Neural Networks) 알고리즘을 접목시킨 입출력 선형화-신경망 제어기를 제안하였다. 제안된 제어기내의 입출력 선형화 알고리즘은 시스템의 구조를 안정시키고, 신경망 제어기는 온라인으로 시스템에 작용하며 외란 및 불확실성을 보상하여 고성능의 추적제어를 실현하도록 한다.

본 논문은 서론을 포함해 전체 5절로 구성되어 있다. 2절은 본 논문의 대상인 바퀴형 이동로봇의 기구학, 동역학적 특징을 다루고, 3절에서는 제안된 입출력 선형화-신경망 제어기의 구조와 특성을 서술하여 4절의 모의실험에서 제안된 제어기의 성능을 검증한다. 그리고 5절에서 결론과 향후 연구 방향에 대해서 기술한다.

2. 차동조향 이동로봇의 기구학 및 동역학 모델

본 논문에서 제시된 차동조향 이동로봇은 추적점이 차동조향의 축이되는 기준선 상에 있지 않으므로 기준선 위의 한 점을 추적하는 일반적인 경우와 다른 기구학적, 동역학적 특성이 있다.

2.1 이동로봇의 기구학 모델

이동로봇의 기구학은 회전바퀴의 각속도와 이동로봇 속도의 관계를 나타내고, 동역학 모델식에서 구속행렬의 영공간(Null Space)으로 활용된다. 추적점이 기준선에 위치하지 않으므로, 그렇지 않은 경우에 비해, 변환행렬 $G(\theta)$ 에 추적점과 기준선간의 거리 b 에 관한 식들이 추가된다.

Fig. 1은 본 논문의 제어 대상인 이동로봇의 구조로서, 로봇 형태를 정의하고 기구학적 조건을 나타내기 위한 벡터 표기의 방향을 표시하였다⁽²⁾.

이동로봇의 바퀴 각속도와 로봇 이동속도간의 관계를 식 (1)과 같이 표시할 수 있고, 식 (2), (4)는 이동로봇의 속도성분, 식 (3)은 이동로봇의 기구학적 변환 행렬(transition matrix)을 나타낸다⁽⁷⁾.

$$\dot{q}_1(t) = G(\theta)v(t) \quad (1)$$

$$\dot{q}_1(t) = \frac{d}{dt}[x_g(t) \ y_g(t) \ \theta(t)]^T \quad (2)$$

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

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

x_g, y_g 는 전역 좌표 X - O - Y 부터의 추적점이다.

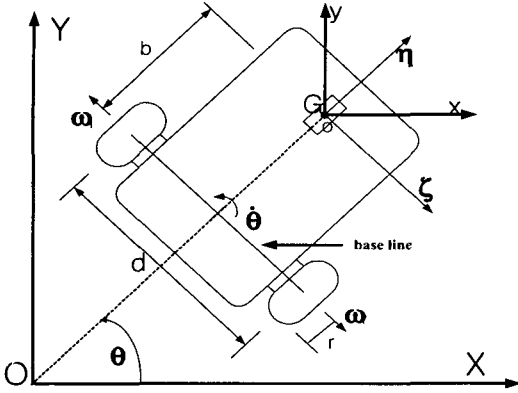


Fig. 1 The structure and notations of the mobile robot (1)

2.2 이동로봇의 동역학 모델

본 논문에서 제시된 형태의 이동로봇 동역학 모델을 일반적인 로봇 방정식 형태로 표현하면 식 (5)와 같다⁽⁹⁾.

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

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

$$A(q) = \begin{bmatrix} -\sin \theta & \cos \theta & -b & 0 & 0 \\ -\cos \theta & -\sin \theta & -\frac{d}{2} & r & 0 \\ -\cos \theta & -\sin \theta & \frac{d}{2} & 0 & r \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$q = [x_g \ y_g \ \theta \ \theta_r \ \theta_l]^T \quad (8)$$

$$m = m_A + 2m_B \quad (9)$$

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

$$P(q) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad \tau = \begin{bmatrix} \tau_r \\ \tau_l \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$I = I_A + 2m_B(b^2 + \frac{d^2}{4}) + 2I_B \quad (11)$$

m_A, I_A 는 각각 이동로봇의 몸체 질량과 평면에 수직방향의 몸체 관성모멘트이고, m_B, I_B 는 바퀴의 질량과 평면에 수직방향의 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 $m \times n$ 자코비언 행렬, λ 는 $m \times 1$ 의 라그랑지 멀티플라이어이다. n, r, m 은 각각 상태, 입력, 구속방정식의 개수이다.

$A(q)$ 행렬은 구속방정식인 식 (12)의 요소로서, 기구학적인 속도 구속방정식 (13), (14), (15)로부터 구성된다⁽¹⁰⁾.

$$A(q)\dot{q} = 0 \quad (12)$$

$$\dot{x}_g \cos \theta - \dot{y}_g \sin \theta - b\dot{\theta} = 0 \quad (13)$$

$$\dot{x}_g \cos \theta + \dot{y}_g \sin \theta + \frac{d}{2} \dot{\theta} = r\dot{\theta}_r \quad (14)$$

$$\dot{x}_g \cos \theta + \dot{y}_g \sin \theta - \frac{d}{2} \dot{\theta} = r\dot{\theta}_l \quad (15)$$

식 (13)은 ζ 방향의 구속조건식이고, 식 (14), (15)는 η 방향의 구속조건식으로 구동바퀴의 완전구름을 설명한다⁽⁹⁾.

동역학 모델에서 해석이 어려운 라그랑지 멀티플라이어를 제거하기 위해 이동로봇의 속도가 $A(q)$ 의 영공간이라는 사실을 이용한다.

기구학 모델에서 제시된 속도 변환 행렬 $G(\theta)$ 은 동역학 모델의 상태와 차수를 맞추기 위해 식 (16)과 같은 조정이 필요하다.

$$\begin{aligned} \dot{q}_1 &= G(\theta)\nu \\ \dot{q} &= [G(q); I_{2 \times 2}]\nu = S(q)\nu \end{aligned} \quad (16)$$

$$S(\theta) = \begin{bmatrix} -\frac{br}{d} \sin \theta + \frac{r}{2} \cos \theta & \frac{br}{d} \sin \theta + \frac{r}{2} \cos \theta \\ \frac{br}{d} \cos \theta + \frac{r}{2} \sin \theta & -\frac{br}{d} \cos \theta + \frac{r}{2} \sin \theta \\ \frac{r}{d} & -\frac{r}{d} \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

식 (16)을 식(12)에 대입해서 $A(q)S(q)=0$ 이 유도된다. 즉 이것은 S 가 A 의 영공간 포함됨을 의미하고 식 (5)의 양변에 S^T 를 곱하면, $S^T A^T = 0$ 이므로 $S^T A^T \lambda$ 는 제거되어 식 (18) 같이된다. 식 (18)은 라그랑지 멀티플라이어 제거된 동적 방정식이다.

$$S^T(MS\dot{x}(t) + M\dot{S}x(t) + V) = S^T P \tau \quad (18)$$

3. 입출력 선형화-신경망 제어기의 설계

본 논문에서 제안되는 제어구조는 입출력 선형화 알고리즘과 인공 신경망의 복합적인 구성을 지닌다. 입출력 선형화 기법은 시스템의 비선형 성분을 제거하여 입출력 간의 관계를 선형화한다. 이것은 제어기 설계를 용이하게 하며 시스템 안정화에 영향을 준다. 그리고 제안된 신경망 제어기는 입출력 선형화 제어 알고리즘에서 고려할 수 없는 외란 및 불확실성을 학습하여, 결국 이동로봇의 위치 및 속도 오차를 없애는 결정적인 영향력을 제공한다. 본 논문의 제어기는 이 두 제어 알고리즘을 같이 사용함으로써 시스템에 불확실성이 존재하더라도 추종성능을 빠르게 하고 추적오차를 최소화시킨다. Fig. 2는 본 논문에서 제안한 전체 제어시스템 구조를 보여준다.

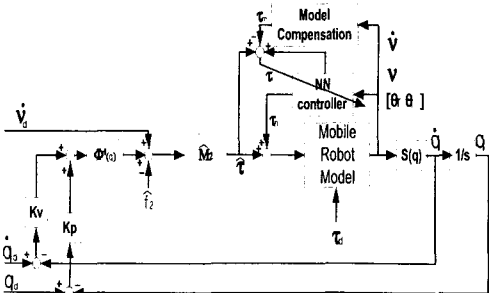


Fig. 2 The supposed controller structure

3.1 입출력 선형화 알고리즘

식 (4)와 식 (8)을 합쳐 새로운 상태변수 $x = [q^T \nu^T]^T$ 로 상태공간 모델을 정의한다.

$$\dot{x} = \begin{bmatrix} S\nu \\ f_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ (S^T M S)^{-1} S^T P \end{bmatrix} \tau \quad (19)$$

$$f_t = (S^T M S)^{-1} (-S^T M \dot{S} \nu - S^T V) \quad (20)$$

입력선형화를 위해 τ 는 식 (21)의 비선형 되먹임으로 결정된다.

$$\tau = ((S^T M S)^{-1} S^T P)^{-1} (u - f_t) \quad (21)$$

$$\dot{x} = f(x) + g(x)u \quad (22)$$

$$f(x) = \begin{bmatrix} S(q)\nu \\ 0 \end{bmatrix} \quad g(x) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

u 를 설계하기 위해 입출력 선형화 방법을 이용한다. 이 알고리즘은 Sarkar/Yun/Kumar가 제안한 방법을 따른다⁽⁹⁾. 한편,

$$\Phi(x) = J_h(q)S(q) \quad (24)$$

여기서 $J_h = \frac{\partial y}{\partial q}$ 이고 $(n-m) \times n$ 크기의 자코비언 행렬이다. 그리고 $y = [x_g \ y_g]^T$ 이다. 입출력 방정식의 선형화를 위한 필요 충분조건으로 decoupling 행렬 $\Phi(x)$ 는 완전 계수가 되어야 한다⁽¹²⁾. 시스템에 대한 $\Phi(x)$ 의 크기는 $(n-m) \times (n-m)$ 이다.

$S(q)$ 가 $A(q)$ 의 영공간에 속하므로, J_h 가 $A(q)$ 의 행에 독립이라면 $\Phi(x)$ 는 비특이(nonsingular)라는 것을 쉽게 알 수 있다.

입출력 선형화 방법에 기인해서 새로운 상태공간 변수 z 를 정의한다. 시스템에 대한 새로운 상태변수 방정식은 미분을 통해 다음으로 표시된다⁽⁹⁾.

$$\dot{z}_1 = \frac{\partial y}{\partial q} \dot{q} = z_2 \quad (25)$$

$$\dot{z}_2 = \Phi(q)\nu + \Phi(q)u \quad (26)$$

$$\dot{z}_3 = J_y^{-1} S \nu = J_y^{-1} S \nu (J_y S)^{-1} z_2 \quad (27)$$

즉, $\dot{z}_1 = z_2$, $\dot{z}_2 = \dot{y}$, $z_1 = y$ 이 성립하므로 시스템의 관측부에 의해 시스템의 입출력 선형화와 출력 디커플링(decoupling)을 얻는다.

식 (26)에서 입력 u 가 나타나므로 상대 차수(relative degree)는 2이고 식 (27)은 인터널 다이내믹스(internal dynamics)가 된다. 식 (27)에서 출력 y 가

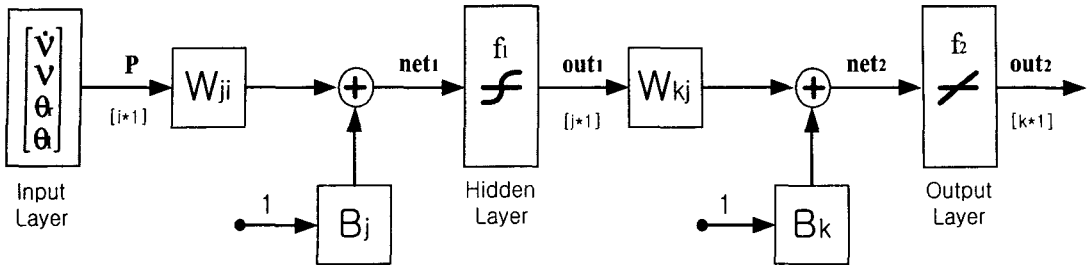


Fig. 3 Structure of neural network controller

0으로 가정될 때 이 식은 제로 다이내믹스(zero dynamics)가 되고, 이 제로 다이내믹스가 안정하다면 설계된 u 에 의해 시스템은 안정할 수 있다⁽¹²⁾.

입출력 선형화 알고리즘에 근거하여, u 를 다음과 같이 결정할 수 있다.

$$u = \Phi^{-1}(q)(\hat{y} - \Phi(q)v) \quad (28)$$

\hat{y} 는 출력 y 의 가속도 성분의 추정치이다.

$\hat{y} = \hat{z}_2$ 가 되도록 하는 PD제어 알고리즘을 다음과 같이 구성한다.

$$\hat{z}_2 = \hat{y} = \ddot{y}_d - k_v \dot{e} - k_p e \quad (29)$$

$$\dot{e} = \dot{y}_d - \dot{y}, e = y_d - y \quad (30)$$

d 첨자는 입력부의 기준신호를 의미한다. 적당한 양의 이득 k_v, k_p 결정에 의해 식 (29)은 점근 안정하여 $y = z_1 = 0$ 과 $\dot{y} = z_2 = 0$ 을 만족시킨다. 결국 이것은 시스템의 제로 다이내믹스가 된 식 (27)이 안정함을 나타내고, 시스템이 점근 안정은 아니지만, 명백히 라그랑지 안정도를 만족하도록 한다⁽⁹⁾.

3.2 신경망 제어기

앞선 입출력 선형화 제어 알고리즘은 본 논문의 시스템에 대해 점근 안정을 제공하지 못하고, 외란 및 불확실성이 존재한다면 그에 대한 영향이 출력 오차로 나타나게 된다. 본 논문에서 제안한 신경망 제어기의 알고리즘은 이 결점을 보완한다.

식 (18)에서 구조적 불확실성과 입력토크에 대한 외란을 고려하면 식 (31)와 같다.

$$\begin{aligned} S^T M S \dot{u}(t) + S^T M S u(t) + S^T V + \bar{D} \\ = S^T P \hat{\tau} + \tau_n \end{aligned} \quad (31)$$

\bar{D} 는 일반화된 외란, τ_n 는 신경망 제어기 입력

을 나타내고, $\hat{\tau}$ 는 시스템 파라미터에 대한 구조적 불확실성인 \hat{M}, \hat{V} 이 고려된 입력으로 다음 식으로 나타내어진다. 첨자 \wedge 는 추정치를 나타낸다.

$$\hat{\tau} = ((\hat{S}^T \hat{M} \hat{S})^{-1} \hat{S}^T P)^{-1} (u - \hat{f}_i) \quad (32)$$

$$\hat{f}_i = (\hat{S}^T \hat{M} \hat{S})^{-1} (-\hat{S}^T \hat{M} \hat{S} v - \hat{S}^T \hat{V}) \quad (33)$$

식 (29)를 식(28)에 대입한 결과, u 는 식 (34)과 같다.

$$u = \dot{v}_d + k_v \Phi^{-1}(q) \dot{e} + k_p \Phi^{-1}(q) e \quad (34)$$

$$\dot{v}_d = \Phi^{-1}(q)(\ddot{y}_d - \Phi(q)v) \quad (35)$$

식 (10)에서의 $P(q)$ 와 식 (17) $S(q)$ 의 계산 결과로 $S^T P = \hat{S}^T P = I$ 임이 확인되고, 식 (31)에 $\hat{\tau}$ 와 u 를 대입하여 정리하면,

$$\begin{aligned} M_2 \dot{v} + f_e + \bar{D} = \\ \hat{M}_2 (\dot{v}_d + k_v \Phi^{-1} \dot{e} + k_p \Phi^{-1} e) + \hat{f}_e + \tau_n \end{aligned} \quad (36)$$

$$M_2 = S^T M S, f_e = S^T M S v + S^T V \quad (37)$$

다음의 식 (38)의 정의에 의해, 식 (36)은 식 (39), (40)으로 전환되고, 결국 식 (40)은 시스템의 오차방정식이 된다.

$$\Delta M_2 = M_2 - \hat{M}_2, \quad (38)$$

$$\Delta f_e = f_e - \hat{f}_e, \quad \ddot{e}_v = \dot{v}_d - \dot{v}$$

$$\begin{aligned} \Delta M_2 \dot{v} + \Delta f_e + \bar{D} \\ = \hat{M}_2 (\ddot{e}_v + k_v \Phi^{-1} \dot{e} + k_p \Phi^{-1} e) + \tau_n \end{aligned} \quad (39)$$

$$\begin{aligned} \ddot{e}_v + k_v \Phi^{-1} \dot{e} + k_p \Phi^{-1} e \\ = \hat{M}_2^{-1} (\Delta M_2 \dot{v} + \Delta f_e + \bar{D} - \tau_n) \end{aligned} \quad (40)$$

만일 $\tau_n = \Delta M_2 \dot{v} + \Delta f_e + \bar{D}$ 이 된다면 식 (40)의 우변항은 0이 되고 외란 및 불확실성에 대해서 k_p, k_v 제어 이득에 부가되는 의무는 없어진다. 신경망 제어기의 학습신호 유도를 위해 식 (41)로 기준 토크입력 τ_m 을 정의한다.

$$S^T P \tau_m = \widehat{M}_2 \dot{\nu} + \widehat{f}_2 \quad (41)$$

$$S^T P \tau = M_2 \dot{\nu} + f_2 + \overline{D} - \tau_n \quad (42)$$

위 식으로부터 학습토크식 τ_l 이 유도된다.

$$\begin{aligned} \tau_l &= S^T P(\tau - \tau_m) = (\tau - \tau_m) \\ &= \Delta M_2 \dot{\nu} + \Delta f_2 + \overline{D} - \tau_n \end{aligned} \quad (43)$$

목표 토크로 신경망 제어기 출력 토크를 수립시키기 위해 식 (43)의 τ_n 을 이전 스텝의 τ_n 으로 보삼시킨다. 새로운 학습 토크 τ_L 의 i 번째의 출력은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tau_L(i) &= \\ \tau(i-1) - \widehat{M}_2 \dot{\nu}(i) - \widehat{f}_2(i) + \tau_n(i-1) \end{aligned} \quad (44)$$

본 논문의 신경망제어기와 유사한 것으로 Ishiguro /Furuhashi/Okuma/Uchikawa가 제안한 신경망 제어기가 있다. 이것은 로봇 매니플레이터의 제어를 위해 제안된 것인데, 본 논문에서 제안한 제어기와 비교를 위해서 대상 시스템인 이동로봇에 적합하게 제어를 변형할 수 있다. 이 유사 제어기는 입출력 선형화법의 특별한 경우인 계산된 토크법을 토대로 설계된 것들이므로, 입출력 선형과 기법에 대한 전문적 지식이 있다면 이 신경망 제어기들을 본 논문에 맞게 확장 적용하는 것이 가능하다. 기준제어입력과 제어입력의 차를 통해 학습모델을 생성한다. 신경망의 출력은 이 학습모델과 같아지도록 한다. 신경망 제어기의 학습 방정식 유도를 위해 식 (45)로 기준 토크입력 τ_m 을 정의한다.

$$S^T P \tau_m = \widehat{M}_2 \dot{\nu} + \widehat{f}_2 \quad (45)$$

$$S^T P \tau = M_2 \dot{\nu} + f_2 + \overline{D} \quad (46)$$

위 식으로부터 학습토크식 τ_l 이 유도된다.

$$\begin{aligned} \tau_l &= S^T P(\tau - \tau_m) = (\tau - \tau_m) \\ &= \Delta M_2 \dot{\nu} + \Delta f_2 + \overline{D} \end{aligned} \quad (47)$$

○ τ_l 을 신경망 출력 τ_n 이 학습하여 시스템 전체의 불확실성을 보상한다. 그러나 시스템에 포함되는 신경망 출력의 영향을 고려하지 않기 때문에 신경망 출력에 기인한 오차가 발생할 수 있다.

신경망 제어기의 구성은 Fig. 3의 구조로 이루어진다. i, j, k 는 각각 입력층, 은닉층, 출력층의 노드 개수이다. P는 입력벡터, W_{ji}, W_{kj} 는 가중치

행렬들이고, B_j, B_k 는 바이어스들이다. net는 이전 층의 가중치 연산과 바이어스들의 합이고, out은 전이함수를 거친 출력을 의미한다.

신경망의 입력변수들은 구동바퀴의 상태변수

$$\theta_r, \theta_l, \dot{\theta}_r, \dot{\theta}_l, \frac{\{\theta_r(i) - \theta_r(i-1)\}}{s}, \frac{\{\theta_l(i) - \theta_l(i-1)\}}{s}$$

의 6개 입력으로 구성한다. 각각속도는 실제 측정시 많은 어려움이 있으므로 각속도의 변화량을 이용한다. s는 샘플링 주기이다. 은닉층은 임의적으로 6개의 1층 노드로 구성되었고, 출력층은 2개의 노드를 가지는데, 구동바퀴에 대한 오른쪽, 왼쪽 토크를 의미한다.

다음 식들은 출력, 은닉층의 전이함수들이다. 은닉층의 전이함수는 계수들의 조절을 통해 쌍극성(bipolar) 형태를 가질 수 있도록 하였다.

$$f_2(net) = net \quad (48)$$

$$f_1(net) = \frac{2}{1 + e^{-2net}} - 1 \quad (49)$$

본 논문에서 신경망 제어기는 학습과정과 적용 과정이 분리되지 않고 온라인으로 적용된다. 기준 입력이 시스템에 작용한 뒤 출력이 다시 되먹임 되기까지 신경망은 입력토크와 속도 및 위치 오차를 이용한 시스템의 구조적 오차를 1회 학습하고 신경망 출력을 내보낸다. 신경망 제어기의 학습은 일반화된 델타 알고리즘(generalized delta algorithm)으로 수행하였다. 이 알고리즘은 오차역전파(error backpropagation)라고도 불리며 단순한 반면 신경망 구조의 모든 가중치들을 변화시켜 안정된 성능을 제공하므로 일반적으로 가장 많이 쓰이는 신경망 학습법 중의 하나이다. 그러나 국소 최소값에 빠질 위험이 크므로, 이 단점들을 보완하기 위해 모멘텀과 바이어스를 부가적으로 적용하였다. 전이함수가 시그모이드 함수일 때에는 바이어스의 역할이 상당히 중요하므로, 바이어스 역시 학습에 의한 변화하여 유효한 값이 되하도록 했다⁽¹¹⁾. 학습속도가 느리다는 단점은 입출력 선형화 제어기의 입력이 시스템의 발산을 막으므로 문제가 되지 않는다. 다음 식 (50)~(53)은 가중치와 바이어스의 업데이트를 나타낸다.

$$\begin{aligned} W_{kj}(i+1) &= \\ W_{kj}(i) + \alpha \{ \tau_l - out_j \} out_j^T \\ &+ \beta \{ W_{kj}(i) - W_{kj}(i-1) \} \end{aligned} \quad (50)$$

$$W_{ji}(i+1) = W_{ji}(i) + \alpha f_1(\text{net}_1)\{I - f_1(\text{net}_1)\}^T W_{kj}^T \{\tau_1 - \text{out}_2\} P^T + \beta \{W_{ji}(i) - W_{ji}(i-1)\} \quad (51)$$

$$B_k(i+1) = B_k(i) + \alpha_b \{\tau_1 - \text{out}_2\} + \beta \{B_k(i) - B_k(i-1)\} \quad (52)$$

$$B_j(i+1) = B_j(i) + \alpha_b f_1(\text{net}_1)\{I - f_1(\text{net}_1)\}^T W_{kj}^T \{\tau_1 - \text{out}_2\} + \beta \{B_j(i) - B_j(i-1)\} \quad (53)$$

위 식들의 기호들은 Fig. 3의 것들의 의미와 동일하고, α , α_b , β 는 각각 가중치, 바이어스, 모멘텀 상수들이다. 이것들은 신경망의 학습속도와 목표값 수렴여부에 따라 결정된다.

4. 모의 실험 및 결과

Table 1은 모의실험에 이용된 이동로봇의 파라미터들의 값을 정의하였다. 불확실성을 시스템에 고려하기 위하여 양바퀴간 거리와 몸체 및 바퀴의 질량을 실제 값과 10~30% 정도 차이가 난다고 가정하였다. 로봇의 길이 치수 b 와 d 의 부정확성은 측정오차의 최대범위로 간주될 수 있다. 그리고 부가적으로 외란을 고려했는데 로봇의 입력토크에 걸릴 수 있는 범위의 10%의 상수 외란이 발생한다고 가정한다. 이것은 고려되지 못한 외부적인 입력으로 가정한다. 이 외란 토크의 크기는 오른쪽 바퀴에 $50 \text{ N} \cdot \text{m}$, 왼쪽 바퀴에 $-30 \text{ N} \cdot \text{m}$ 로 설정하였고 이 수치들은 실제 상황에서도 충분히 이동로봇에 영향을 줄 수 있는 크기이다.

위치오차와 속도오차로 구성된 PD 제어기의 게인들 k_p , k_v 는 일반적인 단순 2차 감쇠기 시스템에서 잡을 수 있는 크기를 설정했다. $k_v = 20$, $k_p = (k_v/2)^2 = 100$ 으로 정했다. 이 제어기의 게인을 선정하는 데 있어서 별다른 큰 고려없이 선정하는 이유는 신경망 제어기에서 제어효과를 증대시켜 주기 때문이다.

가중치 학습율 α , 바이어스 학습율 α_b , 모멘텀 계수 β 는 시행착오를 거쳐 각각 0.0090, 0.55, 0.005로 선정하였다. 계수의 크기가 작으면 가중치들의 합의 변화는 완만해지고 계수의 크기가 너무 크면 가중치들의 합의 발산하므로, 계수들을 결정하는데

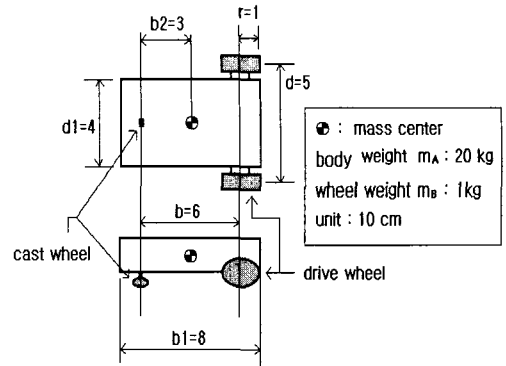


Fig. 4 The structure and notations of the mobile robot(2)

있어 가중치들의 합의 변화의 특성을 참고로 이용하였다. 가중치들의 초기값들은 모두 0.5로 임의적으로 설정하였다. 만일 이 초기값들의 설정이 부적합하면 최적가중치들에 대한 가중치들의 오차가 국소 최소에 수렴할 수 있다.

Fig. 4는 이동로봇의 평면 및 측면도 상의 형태이고 각 이동로봇의 설정변수들이 표시되어 있다. 각 변수들의 데이터 값들은 나중에 동역학 모델링시에 이용되고 주어진 설정값들은 모의 실험 시 그대로 반영된다.

모의 실험은 2가지 기준 궤적을 가지고 실험하였고, 같은 조건에서 Sarkar 및 Ishiguro의 제어기와 성능을 비교하였다 앞서 언급한 바와 같이 Ishiguro의 제어기는 이동로봇에 맞게 타당하게 수정되었고 나머지 파라미터들의 선정은 동일하다. x , y 축을 가지는 직교좌표계에서 이동로봇이 추적해야 하는 기준 궤적의 시간함수들은 다음과 같다. 다음의 t 는 시간을 의미한다.

$$y = t, x = t \quad (54)$$

$$y = 5 \cos(\pi t) + 3, x = 5 \sin(\pi t) + 4 \quad (55)$$

식 (54)은 좌표 (1.5, 0.5)에서 기준속도 $v_d = \sqrt{2}$ m/s로 시작점이 (0,0)인 $y = x$ 의 직선을 추적함을 의미하고, 식 (55)는 좌표 (3, 7)에서 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 로봇 정면방향의 속력으로 각 연구들의 결과비교에 용이하게 이용된다. 이 두가지의 테스트

Table 1 Setting parameters

변수명	값	단위
b (기준선부터 추적점까지 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	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
I_B (바퀴관성모멘트)	0.005	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
I (전체관성모멘트)	4	$\text{kg} \cdot \text{m}^2$
m_B (바퀴질량)	1	kg
\bar{b} (b의 추정치) = $0.9 \times b$		
\bar{d} (d의 추정치) = $0.9 \times d$		
\bar{m}_A (m_A 의 추정치) = $0.7 \times m_A$		
\bar{m}_B (m_B 의 추정치) = $0.9 \times m_B$		

트 패턴들은 실제 이동로봇의 운동에 일반적으로 이용될 수 있는 것들이다. Fig. 5~12는 모의실험 결과를 보여준다.

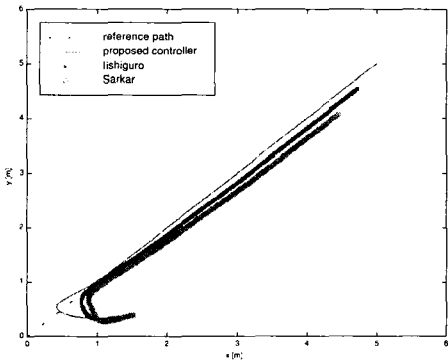


Fig. 5 Tracking path(straight line)

Fig. 5는 직선 추적에 대한 각 제어기들의 성능을 보여준다. 제안된 제어기는 주어진 경로를 추적하지만 다른 두 제어기는 그렇지 못하다. Ishiguro의 제어기는 신경망 보상으로 인해 Sarkar의 것에 비해 약간의 성능개선을 보여준다.

Fig. 6은 각 제어기의 직선에서 속도 추적성능의 비교인데 마찬가지로 제안된 제어기의 추적성

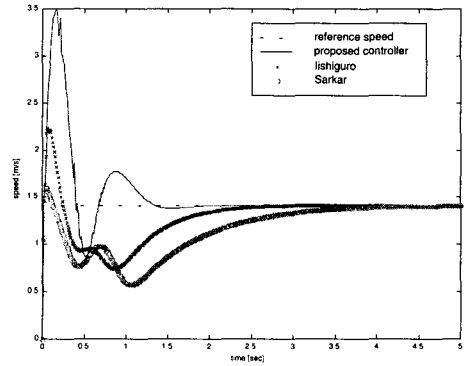


Fig. 6 Forward speed(straight line)

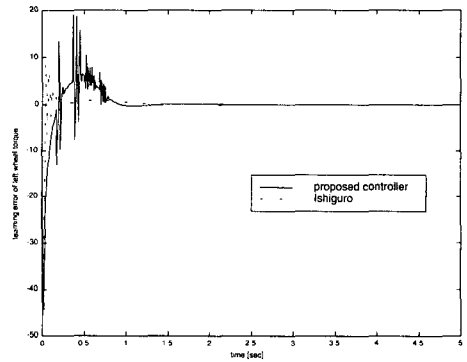


Fig. 7 Learning error of left wheel torque (straight line)

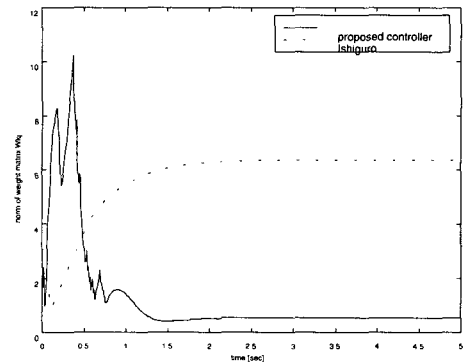


Fig. 8 norm of weight matrix w_{kj} (straight line)

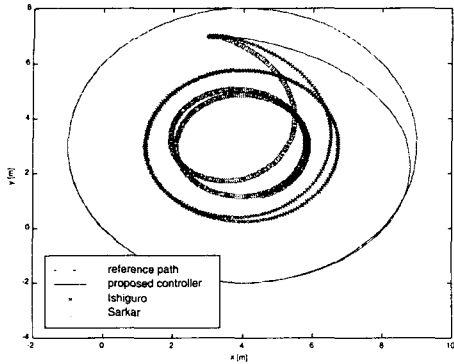


Fig. 9 Tracking path(circle)

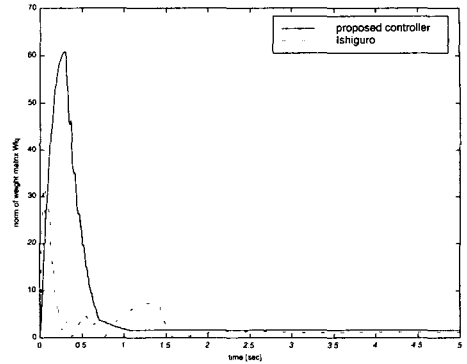


Fig. 12 norm of weight matrix w_{kj} (circle)

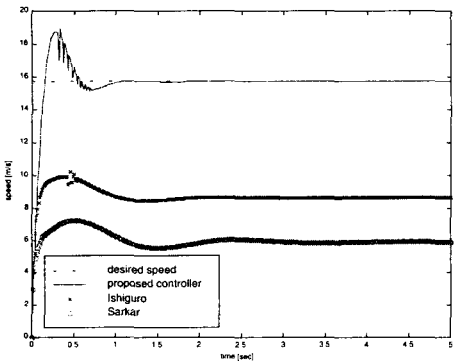


Fig. 10 Forward speed(circle)

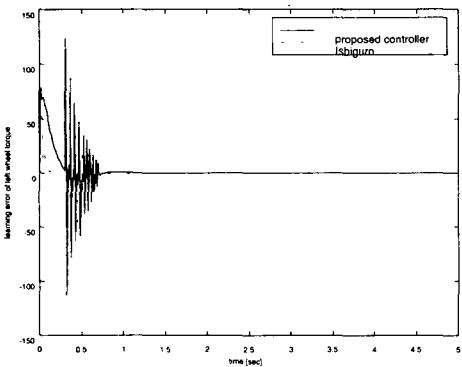


Fig. 11 Learning error of left wheel torque (circle)

능이 가장 우수하다. Ishiguro의 제어기의 속도 추적도 괜찮아 보이나 응답의 기준 속도로의 접근이 제안된 제어기에 비해 늦다는 것을 알 수 있다. Fig. 7은 직선경로에서 제안된 제어기의 신경망과 Ishiguro의 신경망과의 학습오차 비교이다. Ishiguro가 학습이 더욱 빠르고 떨림이 없어 보이지만 이것은 신경망 출력이 학습에 반영되지 않았기 때문이다. Fig. 8은 직선에서 제안한 신경망과 Ishiguro의 신경망의 norm(중)을 비교하였다. Frobenius norm(프러비니우스 놈)을 이용하였고 이 그림은 신경망의 수렴여부를 보여준다. 신경망의 수렴은 일정시간 이후에 신경망에 기인해서 시스템이 불안정해지지 않는다는 것을 의미한다. Fig. 8에서는 두 경우 모두 수렴하고 그 수렴속도는 거의 비슷하다는 것을 알 수 있다.

Fig. 9~12는 원 궤적에 대한 제어기들의 성능 비교이다. 그림의 특징은 앞선 직선의 경우와 유사하며 제안된 제어기가 가장 우수한 성능을 보여준다. Sarkar의 제어기는 입출력 선형화 기법만을 이용한 제어기로서 시스템에 포함되는 불확실성에는 매우 취약한 제어성능을 보였다. Ishiguro의 제어기는 제안한 제어기와 유사한 구조로, 학습이 빠르고 우수해 보이지만 학습에 있어서 신경망의 출력을 고려하지 않았으므로 그에 따른 오차로 인해 출력 오차가 제안된 제어기에 비해 매우 크다.

5. 결론

본 논문은 추적점이 구동 기준축에 있지 않는 기구학적 특성을 가지는 이동로봇에 대해 동역학적

모델식을 근간으로 하고 시스템의 안정화를 위한 입출력선형화 기법과 외란 및 불확실성을 보상을 목적으로 하는 신경망을 결합한 입출력선형화 신경제어기를 제안하였다.

이전에 제안한 이동로봇에 대한 입출력 선형화 제어기는 외란이나 불확실성에 대해 추적오차를 0으로 수렴할 수 없었으나⁹⁾, 본 논문에서 제안한 제어기는 초기 오차를 가지는 제적에 임의의 외란이나 불확실성이 존재하더라도 추적오차를 0으로 보내며 뛰어난 명령추종성능과 미지의 확실성들에 강한 성능을 보였다. 그리고 제안된 제어기에 이용된 신경망 제어 알고리즘은 다른 유사 신경망에 비해 빠른 학습 및 뛰어난 효과를 보여준다.

추후 연구과제의 진행에서는, 앞서 모델링된 대로 이동로봇을 제작하여 제안된 제어알고리즘을 접목시켜 그 우수성을 하드웨어적으로 검증할 수 있을 것이다.

참고문헌

1. A. Meystel, "Autonomous Mobile Robots," World Scientific, pp. 30-50, 1991.
2. Y. Kanayama, Y. Kimura, F. Miyazaki, T. Noguchi, "A Stable Tracking Control Method for an Autonomous Mobile Robot," Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol. 1, pp. 384-389, 1990.
3. B. d'Andrea-Novet, G. Campion, G. Bastin, "Control of Nonholonomic Wheeled Mobile Robots by State Feedback Linearization," Int. J. of Robotics Research, Vol. 14, No. 6, pp. 543-559, 1995.
4. Keigo Watanabe, Jun Tang, Masatoshi Nakamura, Shinji Koga, and Toshio Fukuda, "A Fuzzy-Gaussian Neural Network and Its Application to Mobile Robot Control," IEEE Trans. on control systems technology, Vol. 4, No. 2, 1996.
5. 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, pp. 295-317, 1997.
6. R. Colbaugh, K. Glass, "Decentralized adaptive control of nonholonomic mechanical systems," Computers & Electrical Engineering, Vol. 24, pp. 135-165, 1998.
7. Y. L. Zhang, S. A. Velinsky, X. Feng, "On the tracking control of differentially steered wheeled mobile robots," J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control, Vol. 119, pp. 455-461, 1997.
8. R. M. DeSantis, "Modeling and path-tracking control of a mobile wheeled robot with a differential drive," Robotica, Vol. 13, pp. 401-410, 1995.
9. Nilanjan Sarkar, Xiaoping Yun, Vijay 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.
10. Donald T. Greenwood, "Principles of Dynamics," Prentice Hall, pp. 280-287, 1988.
11. 임영도, 이상부, 피지·신경망·유전진화, 영과 일, pp. 129-142, 1996.
12. Jean-Jacques E.Slotine, Weiping Li, Applied Nonlinear Control, Prentice-Hall, pp. 207-256, 1991.
13. A. Ishiguro, T. Furuhashi, S. Okuma, Y. Uchikawa, "A neural network compensator for uncertainties of robotics manipulator," IEEE Trans. Industrial Electronics, Vol. 39, No. 6, pp. 565-570, 1992.