

제어구조 변경과 신경망 보정에 의한 적응제어에 관한 연구

김윤상\*, 이종수, 최경삼  
홍익대학교 전기제어공학과

A Research on the Adaptive Control by the Modification of Control Structure and Neural Network Compensation

Yun-Sang Kim, Jong-Soo Lee, Kyung-Sam Choi  
Dept. of Electrical and Control Eng. Hongik Univ.

Abstract

In this paper, we propose a new control algorithm based on the neural network(NN) feedback compensation with a desired trajectory modification. The proposed algorithm decreases trajectory errors by a feed-forward desired torque combined with a neural network feedback torque component. And, to robustly control the tracking error, we modified the desired trajectory by variable structure concept smoothed by a fuzzy logic.

For the numerical simulation, a 2-link robot manipulator model was assumed. To simulate the disturbance due to the modelling uncertainty.

As a result of this simulation, the proposed method shows better trajectory tracking performance compared with the CTM and decreases the chattering in control inputs.

Keywords - Inverse Model, Variable Structure, Fuzzy, Neural Network

1. 서 론

로봇을 산업자동화에 이용함에 있어서 품질을 개선하고 생산성을 향상시키기 위해서는 운동경로의 오차감소와 이동속도의 향상이 중요한 관건이지만, 종래의 산업용 로봇은 감속기를 채택함에 따른 back lash, 마찰 등의 오차로 인해 정밀 제어가 어렵고 또한 감속비 만큼의 속도 저하를 가져옴으로써 고속화의 요구에 부합하기가 어려웠다.[1]

본 논문은 모델링되지 않은 요소의 영향에도 강인성이 보장되는 제어기를 구현하고자, 규정경로에 의한 feed-forward 토크와 토크성분으로 제어하며, 신경망에 의한 오차보상과 슬라이딩 모드(sliding mode) 이론을 이용하는 새로운 방법을 제안한다.

2. 본 론

2.1 관련이론

2.1.1 Feedforward와 Feedback 결합제어

일반적인 로봇 동역학 방정식은 Lagrange's Equation에 의하여 다음의 식으로 표현되어진다.

$$M(q)\ddot{q} + V(q, \dot{q}) + F_v\dot{q} + F_d(\dot{q}) + G(q) + \tau_d = \tau$$

여기서,  $N(q, \dot{q}) = V(q, \dot{q}) + F_v\dot{q} + F_d(\dot{q}) + G(q)$ 로 비선형 항을 간략화 하면 다음과 같다.

$$M(q)\ddot{q} + N(q, \dot{q}) + \tau_d = \tau$$

$q(t)$ 는 관절 변수,  $M(q)$ 는 관성 행렬,  $V(q, \dot{q})$ 는 Coriolis력과 원심력 벡터,  $F_v$ 는 점성 마찰력,  $F_d$ 는 운동 마찰력,  $G(q)$ 는 중력,  $\tau_d$ 는 외란,  $\tau(t)$ 는 제어토크이다. 여기서, 제어입력은 다음과 같다.

$$\tau_{ff} = M(q_d)\ddot{q}_d + N(q_d, \dot{q}_d)$$

일반적으로 open loop에 의한 제어는 강인한 제어를 하기에는 현실적으로 곤란하기 때문에 기준입력과 실제 출력간의 오차에 대한 값으로 제어를 한다. 그러나, 규정 경로를 이용한 feed-forward 토크의 계산은 off-line 계산이 가능하므로 계산부담이 적지만, feedback으로 규정 경로에 대한 제어 입력과 실제 모델간의 오차를 보정하지 않으면 외란에 대한 강인성은 보장 받지 못하게 된다. 따라서, 경로오차를 on-line으로 보상하기 위한 feedback 제어가 필요하며 일반적인 제어입력은 다음과 같다.

$$e = q_d - q$$

$$\tau_{fb} = K_v \dot{e} + K_p e + K_i \int e$$

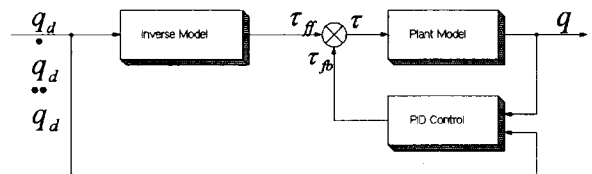


그림 1 feedback 제어 블록 선도

2.1.2 Sliding Mode

가변구조 제어 이론은 주어진 시스템의 상태공간내에 제어 목적에 맞는 스위칭 평면 혹은 슬라이딩 평면을 설정하고 스위칭 입력을 통하여 상태궤적이 임의의 초기위치로부터 설정된 평면에 도달하여 평면(sliding surface)을 따라 움직이도록 하는 제어 이론이다.

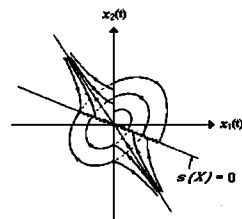


그림 2 떨림을 수반하는 근사 슬라이딩 모드

2.1.3 Fuzzy, Neural Network

퍼지 이론은 애매하게 표현된 자연 현상의 자료를 우리에게 유용한 자료로 만들기 위하여 퍼지 집합

(fuzzy set), 퍼지 논리(fuzzy logic), 퍼지 숫자(fuzzy number) 등의 개념을 포함하고 있으며 수학적 계산방법도 개발되어 있다.

퍼지규칙을 사용하는 이유는 일반적인 시스템은 복잡하여 수학적 모델링을 하기 어렵고, 언어학적 표현으로 직관적으로 이해하기 쉬우며, 일반적인 문제에 있어 그 정도를 정확한 값으로 표현이 어렵기 때문이다. 또한, NN을 사용하는 이유는 몇몇 뉴런(neuron)들의 오류는 전체 시스템 실행에 많은 영향을 주지 않으며, 학습과 적응 능력이 있고, 어떤 비선형적인 연속 함수를 근사화 하는 능력이 있으며, 다변수 시스템에 쉽게 응용이 가능하기 때문이다.

## 2.2 제안하는 알고리즘

### 2.2.1 규정 경로의 변경

제어기의 한계로 인해 오차가 발생하는 경향을 보일 경우, 모델의 규정경로를 변경하여 제어기의 추종성능을 향상시킬 수 있다.

로봇의 규정경로와 속도, 가속도를 각각  $q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d$  라 표시하고 feedback받는 실제 경로와 속도, 가속도를 각각  $q, \dot{q}, \ddot{q}$  로 표시할 경우 위치오차와 속도오차, 가속도 오차  $e, \dot{e}, \ddot{e}$  는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned} e &= q_d - q \\ \dot{e} &= \dot{q}_d - \dot{q} \\ \ddot{e} &= \ddot{q}_d - \ddot{q} \end{aligned}$$

변형시킨 규정경로, 속도, 가속도를 각각  $q_d', \dot{q}_d', \ddot{q}_d'$  이라고 표시하고 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} q_d' &= q_d + f(s) \\ \dot{q}_d' &= \dot{q}_d + g(s) \\ \ddot{q}_d' &= \ddot{q}_d \end{aligned}$$

또한 변형된 규정경로와 실제경로와의 위치오차, 속도오차, 가속도오차를 각각  $e_r, \dot{e}_r, \ddot{e}_r$  로 표시하고 다음과 같이 정의하며

$$\begin{aligned} e_r &= q_d' - q \\ \dot{e}_r &= \dot{q}_d' - \dot{q} \\ \ddot{e}_r &= \ddot{q}_d' - \ddot{q} \end{aligned}$$

변형된 규정경로를 인가한 경우의 시스템의 상태를  $s_r$  이라고 표시하고 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} s_r &= ce_r + \dot{e}_r \\ &= c(q_d' - q) + \dot{q}_d' - \dot{q} \\ &= c(q_d - q) + q_d - \dot{q} + cf(s) + g(s) \\ &= s + cf(s) + g(s) \end{aligned}$$

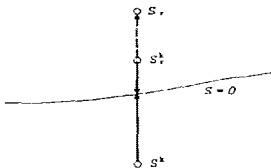


그림 3 시스템의 상태

$s^k$  는 원래의 규정경로를 제어기에 인가한 경우의  $k$  번째 시스템의 상태를 나타내며,  $s_r^k$  는 변형된 규정경로를 인가한 경우의  $k$  번째 시스템의 상태를 나타낸다.

이 경우 시스템의 상태를 슬라이딩 평면으로 수립시키기 위한 충분조건은 다음의 식으로 나타낼 수 있다.

$$s_r^k = -k_2 \operatorname{sgn}(s^k) \quad (k_2 : \text{양의상수})$$

$s_r = 0$  과  $s_r^k$  과의 오차는  $s = 0$  과  $s^k$  의 오차에 비례하게 되며 이를 불확실한 동역학으로 인한 미지의

값,  $k_1$  를 사용하여 표현하기로 한다.

이 경우  $s_r$  에 대한  $s_r^k$  의 위치는

$$s_r^k = s^r + k_1 s^k$$

로 표현할 수 있으며, 대입하여 정리하면,

$$s_r + k_1 s^k = -k_2 \operatorname{sgn}(s^k)$$

로 나타낼 수 있다.

$s$  에 대한  $s_r$  은 다음과 같이 나타낼 수 있으므로

$$s_r = (\dot{q}_d - \dot{q}_d') + c(q_d - q_d')$$

윗 식에 의해

$$cf(s^k) + g(s^k) = k_1 s^k + k_2 \operatorname{sgn}(s^k)$$

시스템의 불확실성의 상한선이 알려져 있다면 적절한  $k_1$  과  $k_2$  를 선정해주어 산출된  $f(s)$  와  $g(s)$  를  $k+1$  번째 단계의 규정경로와 속도에 더해줌으로써 시스템의 상태를 보장하여 평면으로 수립하도록 할 수 있다.

이에 본 논문에서는 새로 변형된 규정경로와 속도, 가속도  $q_d', \dot{q}_d', \ddot{q}_d'$  를 각각 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} q_d' &= q_d + P_p s + Q_p \operatorname{sgn}(s) \\ \dot{q}_d' &= \dot{q}_d + P_v s + Q_v \operatorname{sgn}(s) \\ \ddot{q}_d' &= \ddot{q}_d \end{aligned}$$

여기서,  $cP_p + P_v = k_1$  이며,  $cQ_p + Q_v = k_2$  이다.

### 2.2.2 퍼지를 이용한 떨림 현상 감소 방안

떨림 현상을 감소시키기 위해 슬라이딩면의 주위에 두께가  $\alpha$  인 경계층(boundary layer)을 도입하고 이 경계층의 내부,  $[-\alpha, \alpha]$  안에서 불연속적인 스위칭함수를 퍼지 시스템을 사용하여 연속화시켰다.

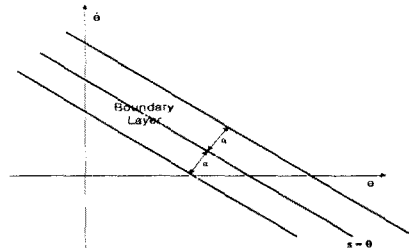


그림 4 슬라이딩 평면주위의 경계층

퍼지 시스템의 입력은  $s \in [-\alpha, \alpha]$  에 입력 환산 계수  $1/\alpha$  를 곱한  $s/\alpha$  이며, 출력은 정규화된  $f(s)$  이다.

또한 퍼지 시스템의 입력력 소속함수는 미분 연속성 ( $C^\infty$ )을 보장할 수 있도록 다음과 같은 지수함수형태를 채택하였다.

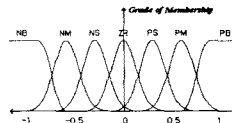


그림 5 입력의 소속함수

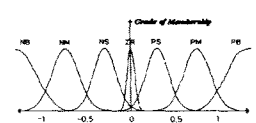


그림 6 출력의 소속함수

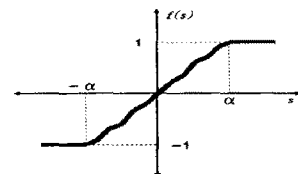


그림 7 연속화된 스위칭 함수

### 2.2.3 신경망을 이용한 외란의 보상 방안

위치오차와 속도오차, 가속도 오차  $e, \dot{e}, \ddot{e}$  는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$e = q_d - q$$

가중치  $W$ 를 갱신시키기 위한 비용 함수  $E(t)$ 를 다음과 같이 정의하고,

$$E(t) = \frac{1}{2} \{q_d(t) - q(t)\}^2$$

그 때  $W(k)$ 의 학습 식은 다음과 같다.

$$W(t) = W(t-1) - \eta \frac{\partial E}{\partial W(t-1)}$$

신경회로망의 출력은 다음과 같다.

$$\tau_c(t) = f(W; \{e(t), \dot{e}(t-1), \ddot{e}(t-2), \ddot{e}(t-3)\})$$

보상 torque 값( $\tau_c$ )으로 적절히 보상하여 제어하도록 학습하였다.

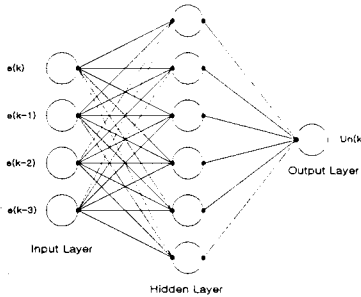


그림 8 NN의 기본적 구조

### 2.2.4 제안하는 제어 블록선도

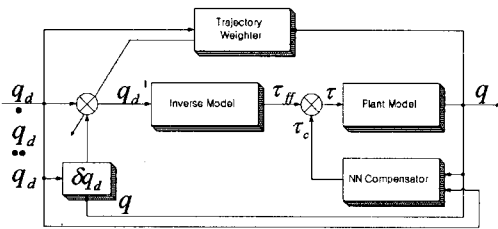


그림 9 제안하는 제어 블록선도

실제 모델을 구동을 시키기 위한 driver에 들어가는 입력을 torque  $\tau(t)$ 라고하고, 원하는 규정 경로가 발생될 경우 이를  $q_d(t)$ 라 할 경우, inverse model에 의한 제어 입력은 다음과 같다.

$$\tau = M(q_d') \ddot{q}_d' + N(q_d', \dot{q}_d') + \tau_c$$

즉, 일정 boundary안에서의 제어는 NN에 의한 보정이 이루어질 것이며, 일정 boundary에 벗어나는 큰 오차에 대해서는 규정경로의 변경으로 제어를 하는 구조이다.

### 2.3 시뮬레이션 모델

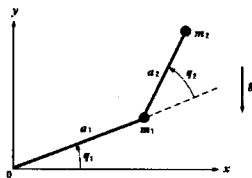


그림 10 2-link Model

모델에서 사용된 계수들의 값은

$$m_1 = 1 \text{ (kg)} \quad m_2 = 1 \text{ (kg)} \\ a_1 = 1 \text{ (m)} \quad a_2 = 1 \text{ (m)}$$

모델에 사용될 선택 규정경로

$$\theta_{1d} = g_1 \sin(2\pi t / T) \\ \theta_{2d} = g_2 \cos(2\pi t / T)$$

이 때 로봇의 각 요소는 다음과 같다.

$$M(q) \ddot{q} + N(q, \dot{q}) = \tau$$

$$N(q, \dot{q}) = V(q, \dot{q}) + G(q)$$

$$= M(q) \begin{bmatrix} [(m_1 + m_2) a_1^2 + m_2 a_2^2 + 2m_2 a_1 a_2 \cos q_2] & [m_2 a_2^2 + m_2 a_1 a_2 \cos q_2] \\ [m_2 a_2^2 + m_2 a_1 a_2 \cos q_2] & [m_2 a_2^2] \end{bmatrix}$$

$$V(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} -m_2 a_1 a_2 (2 \dot{q}_1 \dot{q}_2 + \dot{q}_2^2) \sin q_2 \\ m_2 a_1 a_2 \dot{q}_1^2 \sin q_2 \end{bmatrix}$$

$$G(q) = \begin{bmatrix} (m_1 + m_2) g a_1 \cos q_1 + m_2 g a_2 \cos(q_1 + q_2) \\ m_2 g a_2 \cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix}$$

### 3. 결론

제한한 알고리즘의 평가를 위해 아래에 성능평가 지수와 위치오차의 RMS(Root Mean Square)값과 최대값을 고려하여 본 논문에서 제안한 알고리즘에 의한 결과를 기존의 CTM에 의한 결과와 비교하여 그 결과를 <표 1>에서 나타내었다.

$$E_p = \sum_{k=1}^N (q_d^k - q^k)^T (q_d^k - q^k)$$

<표 1> CTM과 제안한 알고리즘의 성능 평가지수

모델링 오차	평가 지수	CTM		제안한 알고리즘	
		관절 1	관절 2	관절 1	관절 2
관성행렬오차 4 (%)	$E_p$	0.0228	0.3805	$1.6504 \times 10^{-7}$	$5.7102 \times 10^{-7}$
	RMS	0.0048	0.0252	$1.2992 \times 10^{-5}$	$2.0470 \times 10^{-5}$
	부하 오차 0.3 (kg)	MAX	0.0127	0.0321	$3.0316 \times 10^{-4}$
관성행렬오차 7 (%)	$E_p$	0.0606	1.6589	$8.1208 \times 10^{-7}$	$7.4580 \times 10^{-7}$
	RMS	0.0078	0.0525	$2.8483 \times 10^{-5}$	$3.5227 \times 10^{-5}$
	부하 오차 0.6 (kg)	MAX	0.0140	0.0661	$3.9851 \times 10^{-4}$
관성행렬오차 10 (%)	$E_p$	0.1277	3.9132	$2.6828 \times 10^{-6}$	$1.8070 \times 10^{-6}$
	RMS	0.0113	0.0807	$4.1001 \times 10^{-5}$	$5.4832 \times 10^{-5}$
	부하 오차 0.9 (kg)	MAX	0.0154	0.1005	$4.8709 \times 10^{-4}$

2-관절 로봇 매니플레이터를 모델로 하여 관성행렬의 각 요소에 오차를 인가해주고 말단 장치에는 부하오차를 인가하여 시뮬레이션을 수행한 결과 기존의 토크 계산법에 비해서 모델링 오차로 인한 경로 추종 오차가 현저히 감소하였음을 볼 수 있었다.

또한 가변구조 시스템에 수반되는 제어 입력의 떨림현상을 감소시키고자 퍼지를 이용하여 스위칭 함수를 연속화시킨 결과 제어입력의 떨림 현상의 감소와 함께 추종오차가 줄어들었음을 볼 수 있었다.

#### [참고 문헌]

- [1] Masakazu Ejiri, "Views on Robotics for Future Industry", *Robotics Research : 2nd Int. Symposium*, MIT press, pp.462-467, 1987.