

유연성 로봇 링크의 위치제어를 위한 신경망 제어기의 설계

The Design of Neural Networks Controller for Position Control of Flexible Robot Link

탁 한 호*, 이 주 원, 이 상 배

*진주산업대학교 전자공학과, 한국해양대학교 전자통신공학과

*Han Ho Tack, Ju Won Lee, Sang Bae Lee

*Chinju Nat. Univ., Dept. of Electronic Eng., Korea Maritime Univ., Dept. of Electr. & Comm. Eng.

ABSTRACT

In this paper, applications of self-recurrent neural networks based on adaptive controller to position control of flexible robot link are considered. The self-recurrent neural networks can be used to approximate any continuous function to any desired degree of accuracy and the weights are updated by feedback-error learning algorithm.

Therefore, a comparative analysis was made with linear controller through an simulation. The results are presented to illustrate the advantages and improved performance of the proposed position tracking controller over the conventional linear controller.

I. 서 론

현재 산업현장에서 자동화와 생산성 증대를 위해 많이 이용되고 있는 로봇은 대부분 강체로 아주 두껍고 무거운 링크를 가진 로봇이다. 강체 로봇이 가지는 여러 가지 단점을 보완하기 위해 로봇 링크의 무게를 보다 가볍게 하고 유연성이 많은 로봇 링크에 대한 연구가 많이 진행되고 있다^{[1]-[3]}. 그러나 링크는 그 유연성으로 인해 동작시 진동을 일으키고, 구조적인 탄성을 갖는 시스템으로 제어 입력보다 일반화좌표의 수가 많기 때문에 Yoshiyuki Sakaw 등은 유연성 링크에 최적제어를 적용하였고^[1], K. S. Yeung 등은 가변구조 제어법칙을 적용하였으며^[3], 그의 PID 제환 제어법칙^[2]을 이용하여 그 유용성을 입증하였다.

이 논문에서는 유연성 로봇 링크의 탄성과 위치를 능동적으로 제어하기 위해 신경망 제어기를 이용하며, 제환오차학습 알고리즘을 이용하였다. 그리고 제시된 신경망 제어기의 효율성을 입증하기 위해 선형 제어기와 시뮬레이션을 통하여 그 결과를 비교 분석하였다.

II. 자기순환 신경망

이 논문의 신경망 제어기에 이용되는 자기순환 신경망을 그림 1과 같이 나타내며, 수학적 모델은 다음과 같다.

$$O(n) = \sum_j W_j^p X_j(n) + \theta_k, \quad X_j(n) = f(S_j(n)) + \theta_j, \quad S_j(n) = W_j^p X_j(n-1) + \sum_i W_{ij} I_i(n) \quad (1)$$

여기서 $f(\cdot)$ 는 시그모이드 함수이고, 가중치의 학습은 제환오차학습을 이용하였다. 이 알고리즘을 유도하기 위해 자기순환 신경망에 대한 오차함수를 다음과 같이 정의한다.

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (r(n) - y(n))^2 \quad (2)$$

그림 1에서 출력, 순환 및 입력 가중치에 관계되는 출력 기울기는 각각 다음과 같다.

$$\frac{\partial O(n)}{\partial W_j^p} = X_j(n), \quad \frac{\partial O(n)}{\partial W_j^p} = W_j^p P_j(n), \quad \frac{\partial O(n)}{\partial W_{ij}^p} = W_j^p Q_{ij}(n) \quad (3)$$

그러므로

$$P_j(n) = f'(S_j)(X_j(n-1) + W_j^p P_j(n-1)), \quad P_j(0) = 0 \quad (4)$$

$$Q_{ij}(n) = f'(S_j)(I_j(n) + W_j^p Q_{ij}(n-1)), \quad Q_{ij}(0) = 0 \quad (5)$$

그리고 각 층의 가중치들은 기울기 방법에 의해서 조절되어지며, 가중치의 갱신법칙은 다음과 같다.

$$W(n+1) = W(n) + \eta \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial W} \right) \quad (6)$$

여기서 η 는 학습율을 나타낸다.

III. 유연성 링크의 모델링

그림 2는 유연성 로봇 링크 시스템을 나타낸다. 유연성 링크는 전단변형과 회전 관성효과를 무시할 수 있는 가늘고 긴 균일한 Bernoulli-Euler 빔으로 모델화한다^[6]. 그림 2에서 I_h 는 허브의 질량 관성모멘트이고, M_e 와 J_e 는 엔드 이펙터와 유로하중을 합한 링크의 끝지점 질량과 질량 관성모멘트이며, g 는 z 축 아래로 향하는 중력이다.

링크의 임의의 점 x 에 대한 탄성변형 $w(x, t)$ 는 가정된 모드접근에 사용되어 확장될 수 있으므로 다음과 같이 표현된다^[6].

$$w(x, t) = \sum_{i=1}^n \phi_i(x) q_i(t) \quad (7)$$

그리고 링크는 길이 l 을 가지며, 각 변형은 $\theta(t)$ 로써 표시되고, 전체변위 $y(l, t)$ 는 다음 식과 같다.

$$y(l, t) = \theta(t)l + w(x, t) \quad (8)$$

가정된 모드법을 이용하여 시스템의 운동에너지 K 와 위치에너지 V 의 방정식을 유연성 링크의 끝지점 질량과 질량 관성모멘트 및 중력은 고려하지 않은 상태에서 표현하면

$$K = \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \int_0^l x^2 \dot{\theta}^2 dm + \frac{1}{2} \int_0^l \dot{w}^2 dm + \int_0^l \dot{w} x \dot{\theta} dm + \frac{1}{2} \int_0^l w^2 \dot{\theta}^2 dm \quad (9)$$

$$V = \frac{1}{2} EI \int_0^l \left(\frac{\partial^2 w}{\partial x^2} \right)^2 dx \quad (10)$$

그러므로 링크의 운동방정식은 Euler-Lagrange 방정식^[6]을 적용하여 유도하면

$$\ddot{\theta} = \frac{\tau + \sum_{i=1}^n q_i \omega_i^2 \int_0^l \phi_i x dm}{I_h} \quad (11)$$

$$\dot{q}_i = -\frac{\tau}{I_h} \int_0^l \phi_i x dm - q_i \omega_i^2 \left[1 + \frac{\left(\int_0^l \phi_i x dm \right)^2}{I_h} \right] - \sum_{j \neq i} \frac{q_j \omega_j^2 \int_0^l \phi_j x dm \int_0^l \phi_i x dm}{I_h} \quad (12)$$

여기서 τ 는 모터에 가해지는 입력 토크이다.

IV. 제어시스템의 설계

이 논문의 실험에 이용될 제어기의 구조는 그림 3과 같고, 전체 제어기의 구성은 출력측에

서 제한되어진 오차항을 포함하는 선형 제어기의 출력값을 신경망 제어기가 학습에 이용하는 형태의 병렬로 구성되었다. 선형 제어기는 PD 제어기로서 고정된 이득을 가지면서 외란에 대하여 전체 시스템을 안정되게 한다. 신경망 제어기의 내부 가중치는 플랜트의 역 모델로 이루어진다. 온라인으로 인한 학습회수의 증가에 의해 $u_c(k)$ 의 값이 작아지면서 $u_{nn}(k)$ 는 큰 값으로 변화된다. $u_{nn}(k)$ 의 값이 $u_c(k)$ 의 값보다 크지면 신경망 제어기가 플랜트를 제어한다. 일반적으로 제한오차학습의 잇점은 교사신호가 신경망을 학습하기 위해 요구되지 않는 대신에 제한오차신호가 학습신호로써 사용되고, 학습과 제어는 전통적인 학습 후 제어접근과는 달리 동시에 실행된다.

V. 시뮬레이션 결과

이 장에서는 앞에서 구성된 제어기를 시뮬레이션하기 위해서 유연성 로봇 링크의 바라는 값을 스텝입력인 초기위치를 0에서 각도 $\pm 1[\text{rad}]$ 로 변화시키는 것으로 하였다. 그리고 시스템의 매개변수는 $I_h = 0.005 [\text{Kg/m}^2]$, $\rho = 0.2332 [\text{Kg/m}]$, $EI = 6.715 [\text{N}\cdot\text{m}^2]$, $l = 1.2 [\text{m}]$ 및 링크의 재질은 알루미늄이다. PD 제어기의 이득값 $[K_p, K_d]$ 는 $[0.1, 5.6]$ 으로 하였다. 그리고 신경망 제어기의 입력층, 은닉층 및 출력층의 뉴런은 각각 6개, 10개 및 1개를 가진다. 입력과 은닉층에는 양극 시그모이드함수, 출력층은 선형함수를 사용하고, 은닉층과 출력층에는 각각 바이아스 가중치를 주었다. 제어기에 대한 가중치의 초기값과 바이어스 가중치는 $[1, -1]$ 사이의 난수로 하였고, 학습율은 0.094, 샘플링 시간은 $1[\text{ms}]$ 로 하였다.

그림 4는 스텝입력에 대한 전체변위 응답을 나타낸다. 그림 (a)는 PD 제어기의 응답, (b)는 PD 제어기에 대한 오차값, (c)는 신경망 제어기의 응답, (d)는 신경망 제어기에 대한 오차값을 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 신경망 제어가 PD 제어기보다 초기 오차값이 적으면서 상당히 빠른 수렴을 보이므로 제어성능이 우수하다는 것을 알 수 있다. 그림 5는 모터각도에 대한 응답을 나타낸 것이고, 그림 6은 탄성변형에 대한 응답을 나타낸 것이다.

따라서 시뮬레이션 결과에서 알 수 있듯이 이 논문에서 제안한 신경망 제어기가 PD 제어기 보다는 유연성 로봇 링크의 위치제어에 있어서는 탄성변형을 빠르게 안정시키면서 전체변위를 바라는 응답으로 빠르게 접근하므로 빠른 적응력과 제어성능이 우수함을 알 수 있었다.

VI. 결론

시뮬레이션 결과에서 선형 제어기인 PD 제어기보다 비선형 제어기인 신경망 제어기가 원하는 위치를 탄성변형이 적으면서 더 빠른 시간내에 안정화가 이루어졌고, 입력에 대해 오차값은 더 적으면서 잘 수렴함으로 고도의 적응력과 제어성능이 우수함을 알 수 있었다.

앞으로의 연구과제는 유연성 링크의 끝지점에 여러 가지 유로하중을 포함시켜 시뮬레이션과 실험에서 신경망 제어기와 다른 선형 제어기의 제어특성을 비교·검토하는 것이다.

References

- [1] Y. Sakawa, F. Matsuno, and S. Fukushima, "Modeling and Feedback Control of A Flexible Arm", Journal of Robotic System, Vol. 2, No. 4, pp. 453-472, 1985.
- [2] S. Nicosia, P. Tomei, and A. Tornambe, "Non-Linear Control and Observation Algorithm for A Single-Link Flexible Robot Arm", Int. J. Control, Vol. 49, No. 3, pp. 827-840, 1989.
- [3] K. S. Yeung and Y. P. Chen, "Sliding mode controller design of a single-link flexible manipulator under gravity", Int. J. Control, Vol. 52, No. 1, pp. 101-117, 1990.

- [4] A. U. Levin and K. S. Narendra, "Control of Nonlinear Dynamical Systems Using Neural Networks-Part II: Observability, Identification, and Control", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 7, No. 1, pp. 30-42, 1996.
- [5] C. C. Ku and K. Y. Lee, "System Identification and Control Using Diagonal Recurrent Neural Networks", in Proc. American Control Conf., pp. 545-549, 1992.
- [6] L. Meirovitch, "Analytical Methods in Vibrations", Macmillan Publishing Co, 1996.

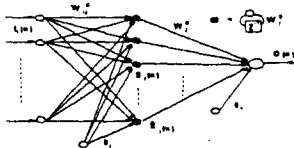


그림 1. 자기순환 신경망의 구조

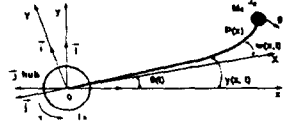


그림 2. 유연성 로봇 링크 시스템

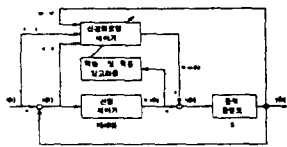
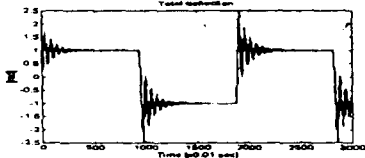
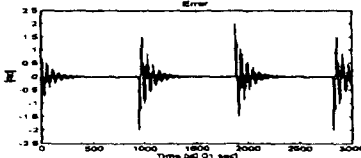


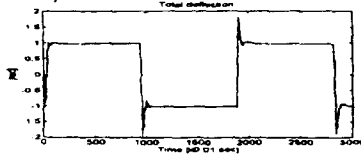
그림 3. 신경망 제어기의 구조



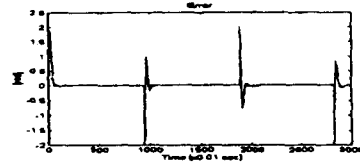
(a) PD 제어기의 스텝응답



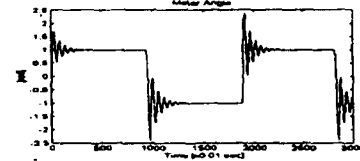
(b) PD 제어기의 오차값



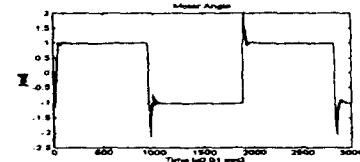
(c) 신경망 제어기의 스텝응답



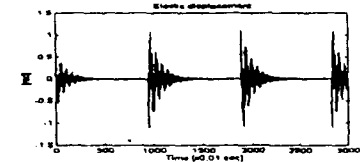
(d) 신경망 제어기의 오차값
그림 4. 스텝입력에 대한 전체변위 응답과 오차값



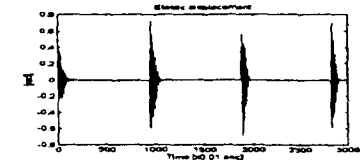
(a) PD 제어기



(b) 신경망 제어기
그림 5. 스텝입력에 대한 모터각도



(a) PD 제어기



(b) 신경망 제어기
그림 6. 스텝입력에 대한 탄성변형