

신경회로망을 이용한 초음파모터의 속도 특성에 관한 연구

차인수* 조제황*
 동신대학교 전기전자공학부

김병호** 송찬일** 이상일**
 조선대학교 전기공학부

A Study on Ultrasonic Motor Speed Control
 Characteristic with Neural Networks

Cha In-Su* Cho Je-Hwang* Kim Pyeng-Ho** Song Chan-Il** Lee Sang-Il**
 Dept. of Electrical and Electronic Eng. Dept. of Electrical Eng.
 Dong Shin University Cho Sun University

Abstract

The inherent performance of Ultrasonic Motor(USM) which is on of highlighted a directly-driven positioning servo motor/actuator.

In this paper, the speed of control USM based on neural network control. The neural network control can roughly be classified as the direct control and indirect control schemes. An indirect control scheme is adopted for Ultrasonic Motor speed control. A back propagation algorithm is used to train neural network controller. The Simulation results show that this neural network control system can provide good dynamical responses.

1. 서론

초음파 모터는 신행 actuator의 하나로서 주목되어 그 개발이 활발하게 이루어지고 있다.

초음파 모터는 압전소자에 의한 초음파 진동을 이용한 마찰 구동형 모터이다. 기존 전자식 모터와는 달리 자기회로 즉 철심과 코일이 없는 단순구조를 갖는 소형모터로 그 특성은 고효율성과 저속, 큰 토크를 갖고 있다.^{[1],[2]}

초음파 모터를 로봇 구동용으로 이용했을 경우 위치제어는 물론 토크 제어를 단순한 알고리즘에 의해서 손쉽게 실현할 수 있고, 감속기가 없이 다이렉트 드라이브 방식을 취할 수 있을 뿐만 아니라 동역학계의 임피던스 제어가 가능하여 동적 환경은 물론 접촉 작업용 로봇트를 실현하기 위한 actuator 구동용 모터로 각광을 받고 있다.^[3]

최근까지 시이보운전을 위한 제어방법으로 산위 환경에서 널리 쓰이고 있는 제어기는 비례분제어기(PI), 또는 비례적분비분(PID)제어기이다. PI혹은 PID제어기는 제어상수값이 적절히 조절될 경우 좋은 운전 특성을 얻을 수 있다.

최근에는 학습기능을 가지고 있어서 외부환경이나 시스템 자체에 관한 지식이 없이도 제어환경의 변화에 스스로 적응할 수 있는 신경회로망을 제어분야에 응용하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다.^[4]

본 논문에서는 신경회로망 제어기를 통하여 초음파모터의 실제 속도와 기준 속도와의 오차 항을 역전파시켜 신경망 제어기 출력단에서의 오차항을 구하는 간접법을 사용하여 초음파모터의 속도제어기를 구성하였다. 그리고 시뮬레이션을 통하여 타당성을 확인하였다. 또한 신경회로망을 학습하기

위하여 오차 역전파 알고리즘을 사용하였다.

2. 초음파 모터의 특성

1) 신행파 발생

그림1은 본실험에서 사용되어진 초음파모터의 실제 구동을 나타낸다.

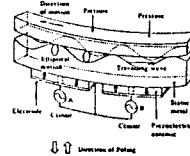


그림 1. 신행파형 모터의 원리

Fig. 1. Principle of the travelling-wave motor

이는 분자의 탄성운동을 일으키게 하는 탄성체에 신행파를 일으켜 주는 초음파모터의 특성을 나타내 준다.

실제적으로는 공간적으로 90°로 배치된 A상과 B상에 시간적으로 90°의 위상차를 갖는 2-상 정현파 전원을 인가하면 각 상에서 발생한 정상파가 탄성체(고정자) 내부에서 합성되면서 고정자 표면에 신행파로 나타난다.

지금 A상과 B상에 각각 정현파 전압을 인가하면 각상에 다음과 같은 정상파가 발생한다.

$$Y_A = 2A \sin(2\pi x/\lambda + \Psi_A) \cos(\omega_0 t + \theta_A) \quad (1)$$

$$Y_B = 2A \sin(2\pi x/\lambda + \Psi_B) \cos(\omega_0 t + \theta_B) \quad (2)$$

A, B상에 공급하는 전원의 시간적 위상차가 90°이기 때문에 $\Psi_A = 0$, $\Psi_B = \pi/2$, $\theta_A = -\pi/2$, $\theta_B = 0$ 으로 놓을 수 있으므로 (1),(2)식은 다음과 같이된다.

$$Y_A = 2A \sin(2\pi x/\lambda) \sin(\omega_0 t) \quad (3)$$

$$Y_B = 2A \cos(2\pi x/\lambda) \cos(\omega_0 t) \quad (4)$$

$$Y_0 = Y_A + Y_B \quad (5)$$

$$= 2A \cos(2\pi x/\lambda - \omega_0 t) = \xi_0 \cos(\pi x - \omega_0 t)$$

(단. ξ_0 : 정수(=2A), n 원주상의 전상파수 ($2\pi/\lambda$))

(5)식은 탄성체의 중성면의 중방향(축방향)의 변위를 나타내고 있다.

2) 기생 LC 임피던스를 이용한 2-상 공진형 인버터

초음파 모터를 구동하기 위해 2-상 인버터는 이 주파수 범위 위에서 구동되어 저야하며 2-상 고주파수 교류 전압이 초음파 모터에 $\pi/2$ -rad 위상차를 가지면서 공급되어야 한다.

그림 2는 초음파 모터를 포함한 기생 공진형 임피던스를 이용한 2-상 고주파 전압-패드 MOSFET/IGBT의 새로운 설계 회로를 나타냈다.

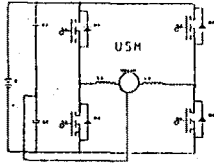


그림 2 초음파 모터에 상호 작용하는 기생 공진형 임피던스를 이용한 2-상 인버터

Fig. 2 Two-phase inverter utilizing parasitic resonant impedances incorporated into USM.

이 공진형 인버터는 바이폴라 전력 트랜지스터를 이용한 종래적인 선형전력 증폭기를 대체한 회로이다. 이런 고주파 스위치 모드 전력 공급기는 정류기 혹은 배터리 그리고 2-상 반-브릿지형 직렬 부하 공진형 고주파 인버터로써 구성된다. 초음파 모터의 각속도를 ω (rad/sec)로, 발생토크 T(Nm)로 주어질때 회진체의 운동방정식은 식 (6)으로 주어진다.

$$J \frac{d\omega}{dt} = T - T_L = T - mg\gamma \quad (6)$$

위 식에서 T_L 은 부하토크, g 는 중력의 가속도를 의미한다. 모터의 회전수 n(rpm)는 무부하시에 토크와 직선특성을 가지며 다음 식으로 주어진다.

$$n = n_0 \left(1 - \frac{T}{T_0} \right) \quad (7)$$

회전수 n(rpm)와 회전각속도 ω (rad/sec)의 관계로부터 상기 식은 다음 식으로 주어진다.

$$T = T_0 \left(1 - \frac{\omega}{\omega_0} \right) \quad (8)$$

식 (6), (7), (8)로 부터 $t=0$, $\omega(0)=0$ 로 주어질때 회전각속도 $\omega(t)$ 는 다음 식으로 주어진다.

$$\omega(t) = \omega_0 \left(\frac{1 - mg\gamma}{T_0} \right) \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{T_0}{J\omega_0} t\right) \right\} \quad (9)$$

3. 신경회로망 제어기 설계

현재 학습 모델로 가장 각광을 받고 있는 것은 "Back-Propagation" 이라고 할 수 있다. 이는 입력과 출력 사이에 중간 계층구조를 도입함으로써 복잡한 논리나 지식도 배울수 있음을 보여준다.

BPN을 사용하여 플랜트를 학습시키기 위하여 간접학습, 일반학습, 특정학습 방식이라고 불리는 세가지 방식이 있다. 본 연구에서는 그림 3과 같은 간접학습 방법으로 이는 신경회로망의 원하는 플랜트의 출력을 입력하여 그때 신경회로망의 출력을 플랜트에 대한 제어 입력으로 사용한다. 또한 실제 플랜트 출력을 측정하여 동일한 신경망으로 입력하고 그때의 출력과 제어 입력과의 차를 사용하여 플랜트의 역동특성을 학습한다.

초기에 임의로 정해진 연결강도에 의해 어떤 출력이 나타나는데 이때의 출력과 원하는 값을 비교하여 오차를 구하고, 이를 사용하여 역방향 즉, 출력단자에서 입력단자방향 순으로 연결강도를 보정하는 과정을 오차가 최소가 될 때까지 반복 실행한다.

신경망 제어기의 궁극적인 목적은 플랜트의 실제출력이 기준 출력값을 잘 추종할 수 있도록, 학습을 통하여 플랜트 출력단에서의 오차량이 최소가 되도록 하는 제어값을 생성하는 것이다.

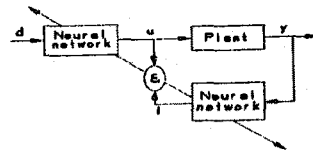


그림 3 간접학습방법
Fig 3 Indirect Learning Architecture

전형적인 전향 신경회로망은 그림6과 같이 다층으로 구성되며 입력층, 중간계층, 출력층으로 구성된 3층 회로망을 사용했다.

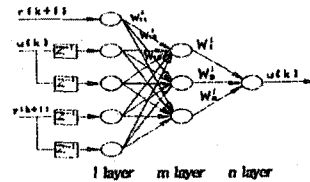


그림 4 신경회로망 제어기
Fig. 4 Neural Network Controller

신경회로망의 구조는 다음과 같다.

$O_{ik} = K$ 번째층의 i 번째 뉴런의 출력

$net_{ik} = K$ 번째층에서 i 번째 뉴런에 대한 전체 입력.

$W_{ijk} = K$ 번째층에 있는 i 번째 뉴런과 $(K-1)$ 번째 층에 있는 j 번째 뉴런사이의 연결치.

뉴런에 대한 전체 입력은 다음과 같다.

$$net_{ik} = \sum_j W_{ijk} * O_{j,k-1} \quad (11)$$

그리고, 뉴런의 출력은 다음과 같다.

$$O_{ik} = f(net_{ik}) \quad (12)$$

이 때 f 는 일반적으로 비감쇄, 미분가능 함수인 전달함수 혹은 활성화 함수이다.

위와 같이 실제 플랜트 입력과 추정된 플랜트 입력 사이의 차는 신경 회로망에서 전진치 조절하기 위해서 사용되고 다음과 같이 계산된다.

$$e = u - t \quad (13)$$

t 는 추정된 플랜트의 입력이고, u 는 실제 플랜트 입력이다.

출력층에서는 식 (13)과 같이 연결강도를 조절하기 위한 오차를 직접 얻을 수 있으므로 출력층에서 오차신호 δ 는 다음과 같다.

$$\delta = (u - t) * f'(net_{ik}) \quad (14)$$

그러나 중간계층에서는 연결강도를 조절하기 위한 오차를 직접 얻을 수 없기 때문에 출력층에서 얻은 오차신호 δ 를 사용하여 다음과 같이 각 뉴런에 대한 오차신호를 얻을 수 있다.

$$\delta_j = f'(net_{j,k}) * \sum_i \delta_{i,k+1} W_{ij,k+1} \quad (15)$$

이와 같은 오차신호를 사용하여 일반화된 delta rule을 적용할 때 K와 K-1층 사이의 i와 j뉴런 간의 연결강도 $W_{ij,k+1}$ 의 변화율은 다음과 같다.

$$\Delta W_{ij,k} = \eta * \delta * O_{j,k-1} \quad (16)$$

$$W_{ij,k} = W_{ij,k(n)} * \Delta W_{ij,k} \quad (17)$$

이때 $w_{ij,k}(n)$ 은 연결강도를 조정하기 전의 값을 나타내고 η 는 학습률을 나타내는 것으로 학습률이 너무 작다면 수렴은 무척 느리지고 너무 크면 부분적으로나 혹은 연속적으로 불안정한 수렴이 나타나게 된다.

학습과정중 안정한 수렴을 보장하면서 학습시간을 향상시키기 위하여 모멘텀(Momentum)을 사용하였다. 모멘텀은 연결강도에서 한번 조정이 이루어지면 이 값을 기억하고 있다가 다음 연결강도 조정에서 쓰이게 된다. 이것을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\Delta W_{ij,k(n+1)} = \eta * \delta * O_{j,k-1} + \alpha * \Delta W_{ij,k(n)} \quad (18)$$

$$W_{ij,k(n+1)} = W_{ij,k(n)} + \Delta W_{ij,k(n+1)} \quad (19)$$

이때 α 는 모멘텀상수이다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

그림 7은 시뮬레이션을 위하여 구성된 USM의 속도 제어 시스템이다.

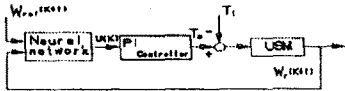


그림 7. USM의 속도제어시스템
Fig. 7 Speed Control System of USM

$u(k)$ 는 신경망제어기의 출력인 USM의 입력전압이며, 신경망 제어기 입력은 속도기준치, 현재속도이며 과거속도, 과거의 제어입력이다.

또한, 신경회로망은 중간계층에서 각각의 뉴런의 전달함수는 다음과 시그모이드 함수로 취했다.

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$$

출력층에서 전달함수는 $g(x) = K * X$ 이며 여기서 X는 조율파모터의 현재속도를 의미한다.

시뮬레이션을 위하여 플랜트의 초기조건은 0으로 간주하며 초기 연결 강도는 임의로 0과 1 사이의 값으로 할당한다.

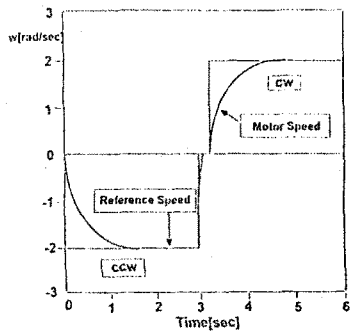
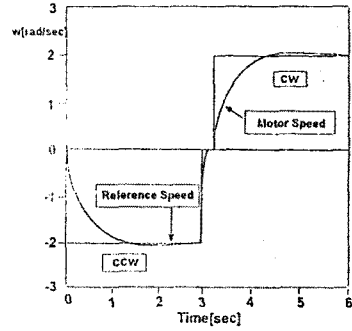
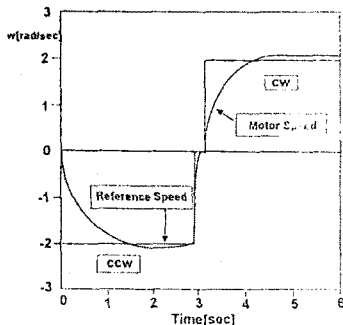


그림 8. 초음파 모터의 속도 특성
Fig. 8. Speed Characteristic of USM

- (a) 30회 학습후
- (b) 60회 학습후
- (c) 100회 학습후

그림 8은 각각 30회 60회 100회 학습시 초음파모터의 속도 파형을 보여준다. 30회시에 제이기가 기준속도를 잘 추종하지 못하지만 60회 학습시에는 약간의 오버슈트가 존재하면서 수렴특성을 보여주고있다. 100회 학습시에는 제이기가 기준속도값을 잘 추종함을 잘 보여주고있다.

초음파파 모터의 경회전과 역회전부분 선형부분으로써 구별되어 속도특성을 보여주고있다.

향후 최적의 신경망 제어기 구조를 최적히 선정하여 초음파모터의 유연성 제어에 관한 연구를 하고자한다.

참고 문헌

- [1] Tanaka, T., Okazkiki, K., and Ichinose, N. "Piezoelectric ceramics. Gakkensha", Tokyo, 1973
- [2] Y. Kikuchi, "Ultrasonic Transducers", Tokyo, Corona Publishing Co., Ltd., 1969.
- [3] A.Kato. Ito, and M. Ito, "Compliance Control of Circular Traveling Wave Motor.", Proc. of IEEE IECON '91, pp 538-542, 1991
- [4] K.J.Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, and P.J.Gawthrop, "Neural Networks for Control System-A Survey", Automatica, vol.28, no.6, pp.1083-1112, 1992.