

# 신경회로망을 이용한 유연한 로봇트 빔의 위치제어에 관한 연구

탁 한 호\* · 이 상 배\*

A Study on the Position Control of Flexible Robot Beam Using Neural Networks

*Han-Ho Tack\* · Sang-Bae Lee\**

|                    |                 |
|--------------------|-----------------|
| Abstract           | 2. LQR제어기       |
| I. 서론              | 3. 신경회로망 제어기    |
| II. 유연한 로봇트 빔의 모델링 | IV. 컴퓨터 시뮬레이션결과 |
| III. 제어시스템 설계      | V. 결론           |
| 1. PD제어기           | 參考文獻            |

## Abstract

In this paper, applications of multilayer neural networks to control of flexible robot beam are considered. The multilayer neural networks can be used to approximate any continuous function to a desired degree of accuracy and the weights are updated by Gradient Method. When a flexible beam is rotated by a motor through the fixed end, transverse vibration may occur. The motor torque should be controlled in such a way that the motor rotates by a specified angle, while simultaneously stabilizing vibration of the flexible manipulators so that it is arrested as soon as possible at the end of rotation. Accurate control of lightweight beam during the large changes in configuration common to robotic tasks requires dynamic models that describe both the rigid body motions, as well as the flexural vibrations.

Therefore, a linear dynamic state-space model for a single link flexible robot beam is derived and PD controller, LQR controller, and inverse dynamical neural networks controller are composed. The effectiveness the proposed control system is confirmed by computer simulation.

\* 한국해양대학교 전자통신공학과

## I. 서 론

산업사회의 산업용 로봇은 생산성 향상을 위해 신속한 동작과 높은 정밀도, 에너지의 효율성을 요구하고 있다. 그러나 대부분의 산업용 로봇들은 반복작업과 정밀한 위치선정을 위해 무겁고 단단하게 제작되고 있다. 이로 인해 산업용 로봇에는 크고 강력한 구동기가 필요하게 되었고, 에너지의 소모도 증가하게 되었다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 가볍고 두께가 얇은 링크를 갖는 유연한 로봇트 빔에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다<sup>[1]-[5]</sup>. 유연한 로봇트 빔은 그 경량성으로 인하여 고속동작이 가능하며 에너지의 효율성과 안정성이 증대된다. 그러나 링크는 그 유연성으로 인해 동작시 진동(vibration)을 일으키므로 정밀한 위치제어를 위해서는 진동을 제어해야 한다. 이를 위해서는 보다 정밀한 동력학 방정식과 효율적인 제어알고리즘이 필요하게 된다. Yoshiyuki Sakawa<sup>[1]</sup>와 Zheng-Hua Luo<sup>[2]</sup>는 유연한 빔에 최적제어를 적용하여 그 유용성을 입증하였다. 그러나 선형최적제어나 선형폐환제어는 한정된 선형영역에서만 강건하므로 예측하지 못한 큰 외란이 발생하였을 경우, 시스템은 외란에 민감하게 된다. 따라서 시스템 환경이 미지이거나 불확실한 경우에는 이에 대처할 수 있도록 시스템의 매개변수를 조정해 줄 필요가 있다.

최근 제어문제에 어려움을 극복하기 위하여 기존의 수학적 해석기법과는 다르게 인간의 뇌신경을 모델링한 신경회로망(neural networks) 이론을 응용한 제어기법이 많은 연구가들에 의해 병렬처리, 학습, 비선형 맵핑, 패턴인식, 정보처리, 산업응용등에 연구가 진행되고 있다<sup>[9]</sup>. 신경회로망의 장점은 학습을 통하여 임의의 함수를 근사화할 수 있고, 병렬 처리와 Fault Tolerance를 성취시키기가 용이하다. 즉 정확히 알지 못하는 시스템의 동력학 방정식을 신경회로망을 사용하여 근사화시킬 수 있다. 제어 관점에서 가장 널리 사용되는 신경회로망 구조는 오차 역전파 알고리즘을 이용하는 다층신경회로망이다. 역전파 알고리즘을 이용한 다층신경회로망은 어떤 원하는 정확한 정도까지 비선형 함수를 근사화할 수 있다. 수학적으로 시스템을

정확히 모델링하는 데는 어려움이 많으므로 이를 해결하는 방법으로 다층 신경회로망을 기초로 한 제어기가 많이 제안되었고 신경회로망을 이용한 제어 시스템의 안정도에 대한 연구가 발표되고 있다<sup>[6]-[8]</sup>.

본 논문에서는 가정모드(assumed mode)법과 Lagrange 방정식을 이용한 유연한 로봇트 빔의 운동방정식을 사용하였으며, 제어기는 PD 제어기와 LQR 제어기 및 신경회로망 제어기로 구성하였다. 본 논문에서 제시된 신경회로망 제어 알고리즘의 효율성을 입증하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 그 결과를 제시하였다.

## II. 유연한 로봇트 빔의 모델링

그림 1은 단일링크 유연한 로봇트 빔의 구조를 나타낸 것이다. 빔은 식 (1)로서 표현되는 가늘고 긴 균일한 Bernouli-Euler 빔이며, 회전관성과 전단변형은 무시할 수 있고, 굴절의 크기는 작다고 가정한다. 그리고 운동의 미분방정식은 자유 횡진동이 존재하는 빔에 대해서 만족해야 하므로 다음과 같은 방정식으로 주어진다<sup>[10]</sup>.

$$\rho A(x) \frac{\partial^2 w(x, t)}{\partial t^2} + \frac{\partial^2}{\partial x^2} [EI(x) \frac{\partial^2 w(x, t)}{\partial x^2}] = 0 \dots\dots\dots (1)$$

여기서  $\rho$ 는 선형질량농도,  $A(x)$ 는 빔의 단면적,  $EI(x)$ 는 빔의 굽힘강성 이다. 또한 빔의 임의의 점  $x$ 에 대한 탄성변형(elastic deflection)  $w(x, t)$ 는 다음으로 표현된다.

$$w(x, t) = \sum_{i=1}^n \phi_i(x) q_i(t) \dots\dots\dots (2)$$

여기서  $\phi_i(x)$ 는 빔의 진동모드 형태로써 clamped-free 고유함수이며,  $q_i(t)$ 는 일반화 좌표이고,  $n$ 은 모드의 수로써 모델의 정확도를 향상시킬 때 증가된다. 즉 유연성 시스템의 3차 이상의 고차 모드의 크기는 1차 모드의 크기에 비하여 대단히 작으므로 모드 수는 2차 모드로 하여도 시스템을 정확히 분석할 수 있다.

그리고 빔은 관성모멘트  $I_b$ , 길이  $l$ 을 가지고, 빔의 각 변형은  $\theta(t)$ 로써 표시한다. 빔 위의 점들은 변위  $x$ 에 의해 고정되는 점을 가진다. 점  $x$ 에서 탄성

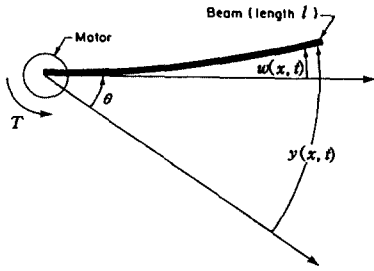


Fig. 1 Flexible robot beam.

변형은  $w(x, t)$ 로 주어지고,  $y(x, t)$ 는 전체변위로써 식 (3)과 같다.

$$y(x, t) = \theta(t)x + w(x, t) \dots\dots\dots (3)$$

임의점  $x$  에서 전체변위는 강제변형과 탄성변형의 합이다. 그림 2에서 프레임  $x-y$  는 빔이 모터의 중추(hub)에 부착된 점에서 강체로 부착되고, 프레임  $X-Y$  는  $x=0$  에서 빔의 기울기가 영과 같이 회전한다.

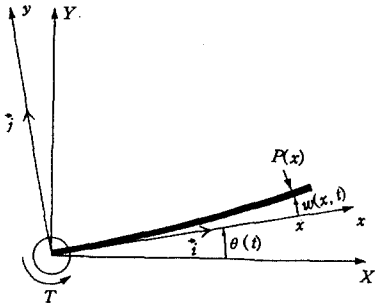


Fig. 2 Coordinate frames.

이것의  $w(x, t)$ 에 대한 경계조건은 고정-자유단 (clamped-free) 빔을 의미하며,  $w(x, t)$ 는 다음과 같이 가정모드 접근에 사용되어 확장될 수 있고, 시간함수와 공간함수에 대한 곱의 무한급수로 나타낼 수 있다.

여기서 고유함수  $\phi_i(x)$ 는 다음과 같다.

$$w(x, t) = \phi_1(x)q_1(t) + \phi_2(x)q_2(t) + \dots + \phi_n(x)q_n(t) = \sum_{i=1}^n \phi_i(x)q_i(t) \dots\dots\dots (4)$$

$$\phi_i(x) = c_1 \sin \beta x + c_2 \cos \beta x + c_3 \sinh \beta x + c_4 \cosh \beta x \dots\dots (5)$$

여기서  $c_i$  는 임의상수,  $\beta = \frac{\rho A \omega^2}{EI}$  이고,  $x=0$  에서 고정되고,  $x=l$  에서 자유로운 빔으로 가정하면 경계조건은 다음과 같다.

고정 끝점 ( $x=0$ ) 에 대해

- 1)  $\phi(0) = 0$  : 변형은 0이되어야 한다.
- 2)  $\phi'(0) = 0$  : 휨 변형의 경사가 0이되어야 한다.

자유 끝점 ( $x=l$ ) 에 대해

- 1)  $\phi''(l) = 0$  : 굽힘모멘트는 0이되어야 한다.
- 2)  $\phi'''(l) = 0$  : 전단력이 0이되어야 한다.

위의 경계조건은 고유주파수  $\beta x$  에 대한 초월함수를 발생하고 진동수 방정식은 다음과 같다.

$$\cosh(\beta x)\cos(\beta x) + 1 = 0 \dots\dots\dots (6)$$

그리고 고유함수의 정규화는 다음 식 (7)로 주어진다.

$$\int_0^x \phi_i(x)^2 dx = 1 \dots\dots\dots (7)$$

다음은 운동방정식의 유도로, 입력은 모터 토크  $T$  로 표현되고, 출력은 전체 빔의 끝점 (end-point) 변형으로 표현된다.

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

hub로 부터 빔 위의 점에 대한 위치  $P(x)$ 는

$$P(x) = \begin{bmatrix} X_p \\ Y_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \cos \theta - w(x, t) \sin \theta \\ x \sin \theta + w(x, t) \cos \theta \end{bmatrix} \dots\dots (9)$$

이며,  $\vec{p}$  는 빔의 end-point의 위치벡터,  $\vec{r}$  은 일반적 위치  $x$  에서 유연한 빔의 위치벡터로써

$$\vec{p} = x \vec{i} + w(x, t) \vec{j} \dots\dots\dots (10)$$

$$\vec{r} = x \vec{i} + w(x, t) \vec{j} \dots\dots\dots (11)$$

로 표현되며, 식 (10), (11)의 절대속도에 대해 벡터의 내적을 이용하면 다음과 같다.

$$\vec{r}' \cdot \vec{r}' = \dot{x}^2 + \dot{w}^2 + 2\dot{x}\dot{w} + \omega^2 \dot{\theta}^2 \dots\dots (12)$$

또한 운동에너지  $K$  는

$$\begin{aligned}
 K &= K_{motor} + K_{beam\ deformation} \\
 &= \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \int_0^x r' \dot{r} dm \\
 &= \frac{1}{2} I_h \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \int_0^x x^2 dm \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \int_0^x \dot{w}^2 dm \\
 &\quad + \int_0^x \dot{w} x \dot{\theta} dm + \frac{1}{2} \int_0^x w^2 \dot{\theta}^2 dm \quad \dots\dots\dots (13)
 \end{aligned}$$

이다. 여기서  $I_h$  는 hub 관성이고 위치에너지  $V$  는

$$V = V_{beam} = \frac{1}{2} \int_0^x EI \left( \frac{\partial^2 w}{\partial x^2} \right)^2 dx \quad \dots\dots\dots (14)$$

이며, 탄성변형  $w$  가 매우 작다고 가정할 때

$$\int_0^x (x^2 + w^2) dm = \int_0^x x^2 dm \quad \dots\dots\dots (15)$$

이다. 그리고 운동에너지 함수는 관성모멘트  $I_b$  에 의해 접근되므로 다음 식과 같다.

$$I_b = \int_0^x x^2 dm \quad \dots\dots\dots (16)$$

그러므로  $L = K - V$  로써 다음 식과 같이 표현 된다.

$$\begin{aligned}
 L &= \frac{1}{2} (I_h + I_b) \dot{\theta}^2 + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \dot{q}_i^2 \\
 &\quad + \dot{\theta} \sum_{j=1}^n \dot{q}_j \int_0^x \phi_j x dm - \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n q_k^2 \omega_k^2
 \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (17)$$

여기서  $\omega_k$  는 clamped-free 고유함수의 공진주파수이다.  $q_i$  는 시스템의 일반화 좌표이므로 운동방정식은 다음의 Euler-Lagrange 방정식을 적용할 수 있다.

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{q}_i} - \frac{\partial L}{\partial q_i} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad \dots\dots\dots (18)$$

$$\frac{d}{dt} \frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} - \frac{\partial L}{\partial \theta} = T \quad \dots\dots\dots (19)$$

식 (17)를 식 (18), (19)에 대입하여 정리하면

$$\ddot{\theta} = \frac{T + \sum_{j=1}^n q_j \omega_j^2 \int_0^x \phi_j x dm}{I_h} \quad \dots\dots\dots (20)$$

$$\begin{aligned}
 \ddot{q}_i &= -\frac{T}{I_h} \int_0^x \phi_i x dm \\
 &\quad - q_i \omega_i^2 \left[ 1 + \frac{\left( \int_0^x \phi_i x dm \right)^2}{I_h} \right] \quad \dots\dots\dots (21)
 \end{aligned}$$

$$- \sum_{j=1}^n \frac{q_j \omega_j^2 \int_0^x \phi_j x dm \int_0^x \phi_i x dm}{I_h}$$

이며, 식 (21)의 맨 우측항은 계수가 커지면 0이고, 관성모멘트에 대해 Bessel의 등식으로 표현이 가능하다. 즉

$$I_b = \int_0^x x^2 dm = \sum_{j=1}^{\infty} \left( \int_0^x \phi_j x dm \right)^2 \quad \dots\dots\dots (22)$$

이므로 다음과 같이 표현된다.

$$I_b - \sum_{i=1}^n \left( \int_0^x \phi_i x dm \right)^2 = 0 \quad \dots\dots\dots (23)$$

여기서  $n \rightarrow \infty$ 이면 zero에 접근하고, 상태공간 방정식으로 유도하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= Ax + Bu \\
 y &= Cx
 \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (24)$$

이고, 행렬  $x, A, B, C,$  를  $n=3$  의 경우에 대해서 적용하면

$$A = \begin{pmatrix}
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & \omega_1^2 \frac{\gamma_1}{I_h} & 0 & \omega_2^2 \frac{\gamma_2}{I_h} & 0 & \omega_3^2 \frac{\gamma_3}{I_h} & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & -\omega_1^2 \left( 1 + \frac{\gamma_1^2}{I_h} \right) & 0 & -\omega_2^2 \frac{\gamma_2 \gamma_1}{I_h} & 0 & -\omega_3^2 \frac{\gamma_3 \gamma_1}{I_h} & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & -\omega_1^2 \gamma_1 \frac{\gamma_2}{I_h} & 0 & -\omega_2^2 \left( 1 + \frac{\gamma_2^2}{I_h} \right) & 0 & -\omega_3^2 \frac{\gamma_3 \gamma_2}{I_h} & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & -\omega_1^2 \frac{\gamma_1 \gamma_3}{I_h} & 0 & -\omega_2^2 \frac{\gamma_2 \gamma_3}{I_h} & 0 & -\omega_3^2 \left( 1 + \frac{\gamma_3^2}{I_h} \right) & 0
 \end{pmatrix}$$

$$x = \begin{bmatrix} \theta \\ \dot{\theta} \\ q_1 \\ \dot{q}_1 \\ q_2 \\ \dot{q}_2 \\ q_3 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{I_h} \\ 0 \\ -\frac{\gamma_1}{I_h} \\ 0 \\ \frac{\gamma_2}{I_h} \\ 0 \\ \frac{\gamma_3}{I_h} \end{bmatrix}, \quad C = [x_0\phi_1(x)0\phi_2(x)0\phi_3(x)0]$$

여기서

$$\gamma_i = \int_0^x \phi_i(x) dx \quad (25)$$

이다.

### III. 제어시스템 설계

#### 1. PD 제어기

PD 제어기는 사용되는 모델을 제어하기 위하여 간단하게 설계된다. 그 설계된 제어기는 그림 3과 같다. 그리고 플랜트의 출력은 단지 강성빔의 각  $\theta$  이고, 입력은 hub 모터의 토크  $T$  이다. 제어기에 대한 이득의 선택에서 중요한 파라미터는 모터에 의해 이용할 수 있는 최대 토크이며, 모터에 대해 요구되는 전류  $i$ 는 주어진 어떤 상수에서 시스템의 기준 편차각과 강성빔의 편차각 사이의 차이를 사용한다. 이용 가능한 토크  $T$ 는 플랜트가 토크 감도요소  $T_s$ 에 의해 증폭되어지는 간단한 전류로 동작된다. 본 논문에서 사용된 모터의 토크 감도는 17.0 [N-cm/amp(24.1 oz-in/amp)] 이고, 이득값은 근체적을 이용하여  $K_p=65.8$ 과  $K_D=5.9$ 로 구해졌다.

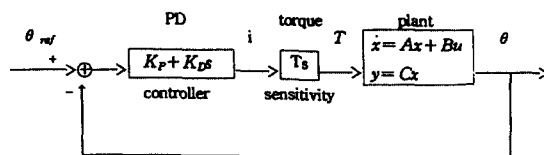


Fig. 3 PD controller.

#### 2. LQR 제어기

LQ 레귤레이터는 시불변 궤환제어기로서 플랜트를 기준상태로부터 원하는 편차이내로 유지시키기 위하여 사용되며, LQR 제어기를 그림 4와 같이 설계했다. 그림 4에서 CC(Command Converter)블럭은 상태공간형에서 기준입력을 간단히 변환시키는 역할을 한다.

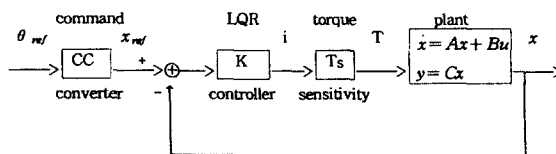


Fig. 4 LQR controller.

LQR 제어기는 모든 상태궤환기를 이용하여 설계했고, 모든 상태궤환기는 데이터 입력으로 부터 유효한 모든 정보를 사용하는 것이다. 또한 그것은 정적인 특징 때문에 실행하기가 쉽고, 좋은 이득과 위상여유를 보장하여 상대적으로 플랜트의 불확실성에 대해서 강인하다. 그리고 표준 LQR 문제는 다음의 가격함수를 최소화하는 것을 요구한다.

$$J = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} [x^T Q x + \delta] \quad (26)$$

여기서  $x$ 는 상태벡터,  $\delta$ 는 제어입력벡터,  $Q$ 는 상태가중치행렬,  $R$ 은 제어가중치행렬 이다. 그리고 상태가중행렬  $Q$ 는

$$Q = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} & 0 \\ 0 & \begin{bmatrix} q_2 & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (27)$$

이고, 여기서  $q_1$ 과  $q_2$ 는 각각  $\theta$ 와  $\dot{\theta}$ 의 가중치이며, 모든 유연성 상태의 가중치는 1의 형태로 간단히 표현된다. 그리고 토오크  $T$ 는

$$T = -K(x - x_{ref}) \dots\dots\dots (28)$$

이고, 여기서  $K$ 는 모든 상태제환 이득행렬이며, 적당한 레귤레이터 이득행렬  $K$ 는 바라는 응답이 될 때까지  $q_1$ ,  $q_2$ 와  $R$ 의 값을 변화시켜 찾는다. 본 논문에서의 제어기 이득  $K$ 는  $q_1=4000$ ,  $q_2=2500$ ,  $R=10$ 의 값을 가질 때 얻었으며, 이득  $K$ 는 [14.5095 14.5788 1.6608 3.0870]이다.

3. 신경회로망 제어기

신경회로망은 인간 뇌의 신경구조를 모방한 것으로서 비선형 매핑(mapping)기능과 학습능력이 있고, 외부환경이나 제어대상에 대한 사전 지식이 없어도 변화하는 제어 환경에 스스로 적응할 수 있으며, 복잡한 제어이론이 없이 단지 제어 대상의 입출력 패턴만으로 미지의 플랜트를 제어할 수 있는 장점이 있다. 또한 보통 신경회로망의 학습에는 올바른 교사(teaching)신호가 필요하다.

본 제안에서는 특별한 외부 교사신호가 없이 신경회로망 에뮬레이터(emulator)을 이용하여 제어대상을 학습하고자 한다. 본 논문에 사용된 다층신경회로망의 기본구조는 그림 5와 같이 입력층과 1개의 은닉층, 출력층으로 구성된다. 그리고 은닉층의 활성화함수는 제어에 적합한 -1과 +1사이의 값을 갖는 tan-sigmoid 함수를 사용하였고, 출력층의 활성화함수는 pur-linear 함수를 선택했다. 그림 5에서  $O_k$ ,  $O_j$ ,  $O_i$ 는 각각 출력층, 은닉층, 입력층의 출력값이고,  $W_{kj}$ 는 출력층에서의 유니트  $k$ 에서 은닉층의 유니트  $j$  사이의 가중치이며,  $W_{ji}$ 는 은닉층의 유니트  $j$ 에서 입력층의 유니트  $i$  사이의 가중치이다. 그리고  $\theta_j$ ,  $\theta_k$ 는 각각 은닉

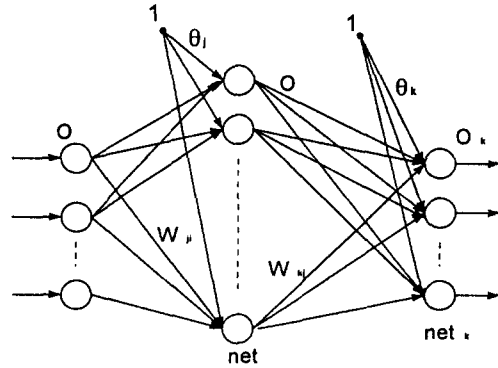


Fig. 5 Basic structure of a multilayer neural network.

층과 출력층의 바이어스에 대한 가중치이다. 여기서 출력층의 출력은 다음과 같다.

$$O_k = f(net_k) \quad k=1, 2, 3, \dots \dots n \dots\dots\dots (29)$$

$$net_k = \sum_j W_{kj} O_j + \theta_k \quad j=1, 2, 3, \dots \dots n \dots\dots\dots (30)$$

그리고 은닉층의 출력은 다음과 같다.

$$O_j = f(net_j) \dots\dots\dots (31)$$

$$net_j = \sum_i W_{ji} O_i + \theta_j \quad i=1, 2, 3, \dots \dots n \dots\dots\dots (32)$$

여기서  $f(x)$ 는

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \dots\dots\dots (33)$$

이고, 본 논문에서 제안한 신경회로망의 패러미터 학습방법은 원하는 출력과 실제 출력값 사이의 오차를 구하여 이 오차를 최소화시키는 방향으로 가중치를 조절하고, 학습을 위해 사용된 평가함수는 원하는 출력  $r_k$ 와 실제 출력인  $y_k$  사이의 오차함수로 다음과 같다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k (r_k - y_k)^2 \dots\dots\dots (34)$$

급경사법(steepest descent method)에 따라 출력층

에 대한 가중치의 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta W_{kj} \propto -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{kj}}, \quad \eta > 0 \quad (35)$$

여기서  $\eta$  는 학습율이고,  $\Delta W_{kj}$  는 가중치의 변화량으로 다음 식과 같이 표현된다.

$$\Delta W_{kj} = W_{kj}(new) - W_{kj}(old) \quad (36)$$

그리고 일반화된 오차신호를 다음 식 (37)과 같이 정의한다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial net_k} \quad (37)$$

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_{ki}} = \frac{\partial E_p}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{ki}} = -\delta_k \frac{\partial net_k}{\partial W_{ki}} \quad (38)$$

$$\frac{\partial net_k}{\partial W_{ki}} = \frac{\partial (\sum_j W_{kj} O_j + \theta_k)}{\partial W_{ki}} = O_j \quad (39)$$

그러므로

$$\Delta W_{ki} = \eta \delta_k O_j \quad (40)$$

이고,  $\delta_k$  의 값은 식 (29), (34)로부터 다음과 같이 표현된다.

$$\delta_k = -\frac{\partial E_p}{\partial net_k} = O_k(1 - O_k)(r_k - y_k) \quad (41)$$

그리고 은닉층에 대하여

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial W_{ji}} \quad (42)$$

이고, 일반화된 오차신호를 다음 식 (43)과 같이 정의한다

$$\delta_j = -\frac{\partial E_p}{\partial net_j} \quad (43)$$

그러므로 식 (32)로부터 다음 식을 얻는다.

$$\frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}} = O_i \quad (44)$$

그래서

$$\Delta W_{ji} = \eta \delta_j O_i \quad (45)$$

이며,  $\delta_j$  의 값은

$$\begin{aligned} \delta_j &= -\frac{\partial E_p}{\partial net_j} = \sum_k \delta_k W_{kj} f'(net_j) \\ &= O_j(1 - O_j) \sum_k \delta_k W_{kj} \end{aligned} \quad (46)$$

이다. 그러므로 각 층사이의 가중치의 변화량은 식 (36), (40), (45)로부터 다음과 같이 조절된다.

$$\Delta W_{kj}(t+1) = \eta \delta_k O_j + \alpha \Delta W_{kj}(t) \quad (47)$$

$$\Delta W_{ji}(t+1) = \eta \delta_j O_i + \alpha \Delta W_{ji}(t) \quad (48)$$

여기서  $\alpha$  는 상수이다.

본 논문에서 제안하는 제어계의 구조는 그림 6과 같다. 제어계는 플랜트를 인식하기 위해 신경회로망을 이용하는 방식으로 제어입력  $u$ 를 이용하여 플랜트를 정확히 인식할 수 있다. 또한 신경회로망은 시스템 출력값이 바라는 값이 되도록 제어 입력 값을 조절하고 추정되어질 수 없는 시스템 방정식에 포함된 비선형항을 보상한다. 그리고 NN1은 신경회로망 에뮬레이터로써 모델링 오차  $\epsilon$ 가 최소로 되도록 학습을 행하고, NN2는 신경회로망 제어기로써 역동적 매핑을 실현시킨다.

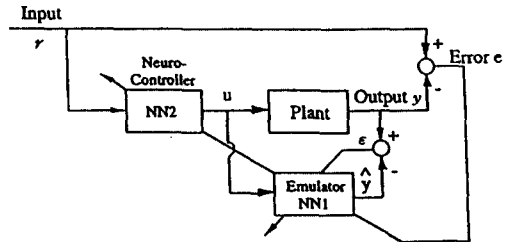


Fig. 6 Neural network controller system.

제어기에 대한 가중치의 초기값은 [-0.1, 0.1] 사

이의 난수로 하였고, 신경회로망의 학습률은 0.01로 하였다. 신경회로망 NN1의 입력층에 대한 입력 신호는 4개로서 전류토포크, 플랜트각도, 탄성변형 및 탄성변형속도를 입력하고, NN2의 입력은 목표각도, 목표각속도, 목표탄성변형, 목표탄성변형속도를 입력하며, 은닉층의 뉴런 수는 15개로 하였고, 출력층은 1개의 뉴런을 사용하였으며, 출력변수로는 NN1에서는 위치추정치 이고, NN2에서는 전류토포크 이다. 그리고 은닉층과 출력층에는 각각 바이어스 가중치를 주었다.

#### IV. 컴퓨터 시뮬레이션 결과

앞에서 기술한 세가지 제어시스템의 구조를 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 성능을 비교하였다. 본 논문에서 사용된 시스템의 매개변수는 빔의 길이  $l=1.2[m]$ , 빔의 폭  $2.5[Cm]$ , 선형질량밀도  $\rho=0.2332[Kg/m]$ , 탄성계수  $EI=6.715[N \cdot m^2]$ , hub관성  $I_h=0.005[Kg/m^2]$ 를 사용하였으며, tip mass는 고려하지 않았다. 제어 시스템의 컴퓨터 시뮬레이션을 위하여 제 5차 Runge-Kutta 적분법을 사용하였고, 원하는 시스템의 출력은 빔의 위치를 변화시키는 각도로 하였다.

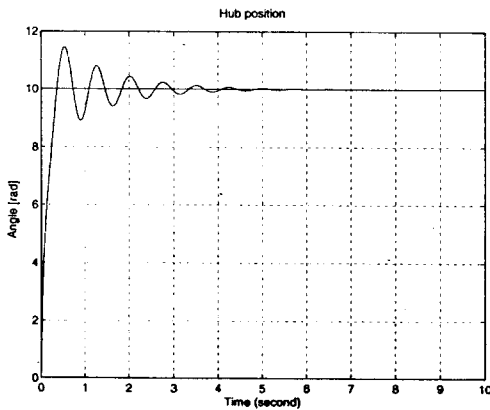


Fig. 7 System output using PD controller.

본 논문의 시뮬레이션은 로보트 빔을 0o에서 10o로 이동시킬 때 기준궤적과 실제궤적을 비교하며, 동시에 침투진동도 조사하였다. 그림 7은 PD 제어기의 출력을 나타낸 것으로 약 5초 후 정상위치에 도달되었고, 그림 8은 PD 제어기에 대한 침투진동을 나타낸다. 그리고 그림 9는 LQR 제어기와 신경회로망 제어기에 대한 시스템 출력으로써 실선은 LQR의 출력이고, 점선은 신경회로망의 출력을 나타낸다. 이 결과에서 LQR 및 신경회로망 제어기가 PD 제어기보다 빠르게 정상상태에 도달하는 반면 LQR 제어기에 비해 신경회로망 제어기가 진동이 적음을 볼 수 있고, 그림 10은 LQR 및 신경회로망 제어기에 대한 침투진동을 나타낸 것으로 신경회로망 제어기의 출력이 PD 제어기에 비해 더 빠른 시간내에 안정화가 이루어 진다는 것을 볼 수 있다. 또한 그림 11은 LQR 제어기와 신경회로망 제어기의 위치제어 과정 중 약 6초에서 외란을 첨가한 것이고, 그림 12는 외란을 첨가했을 경우 LQR 및 신경회로망 제어기에 대한 침투진동을 나타낸다.

시뮬레이션 결과에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 신경회로망에 의한 위치제어는 신속하게 기준궤적을 추적함을 볼 수 있으며, 외란을 가한 경우에서도 빠른 시간내에 바라는 기준궤적을 추적함을 알 수 있다.

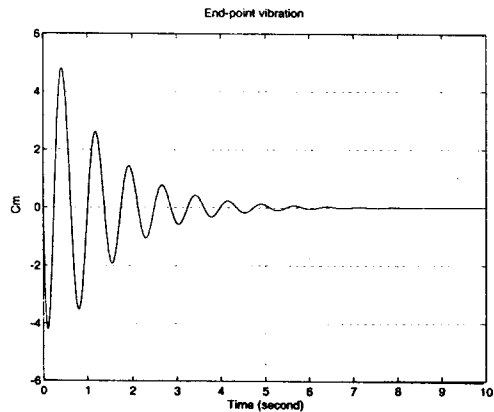


Fig. 8 End-point vibration using PD controller.



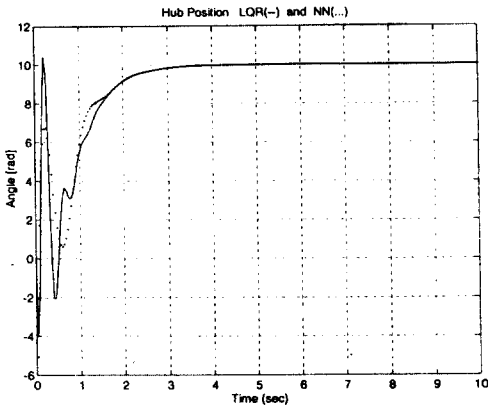


Fig. 9 System output using LQR and neural network controller.

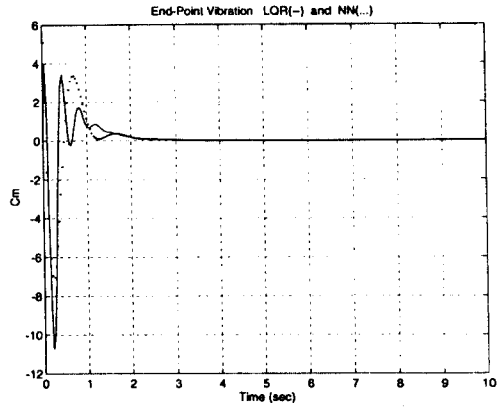


Fig. 10 End-point vibration using LQR and neural network controller.

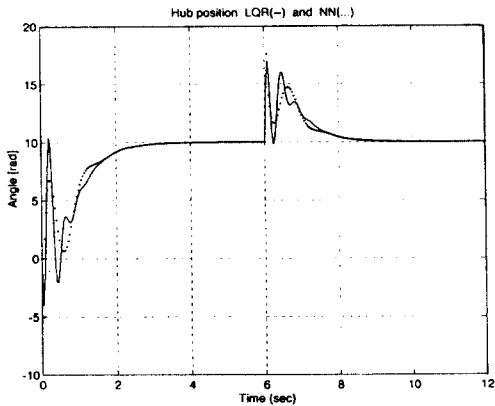


Fig. 11 System output using LQR and neural network controller with disturbance at  $t=6(\text{sec})$ .

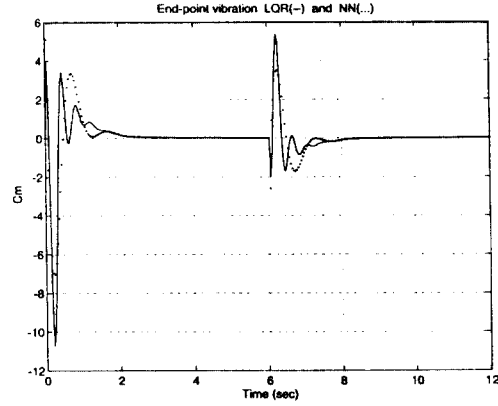


Fig. 12 End-point vibration using LQR and neural network controller with disturbance at  $t=6(\text{sec})$ .

## V. 결 론

본 논문은 전통적인 제어 기법에서 다루어지는 제어문제의 어려움을 극복하기 위해 기존의 수학적 해석기법과는 다르게 다층 신경회로망 이론을 적용하여 유연한 로봇 빔의 위치제어를 행하였다. 제어시스템은 PD 제어기와 LQR 제어기 및 신경회로망 제어기를 구성하였고, 다층 신경회로망의 가중치를 개선하기 위해 그래디언트 방법을 사용하였다. 컴퓨터 시뮬레이션 결과 PD 제어기보다 LQR 제어기의 출력특성이 더 빠른 시간내에 시스템의 원하는 출력에 따라 감을 알 수 있었고, 또한

제안된 신경회로망 제어기가 PD 제어기나 LQR 제어기 보다 더 빠른 시간내에 진동이 적으면서 시스템의 원하는 출력에 따라 감을 알 수 있었다. 향후 연구 과제는 실제 시스템을 구성하여 하드웨어적 실험에서 신경회로망 제어기의 효과적인 제어 특성을 증명하는 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Yoshiyuki Sakawa, Fumitoshi Matsuno, and Shigenobu Fukushima, "Modeling and Feedback Control of A Flexible Arm",

- Journal of Robotic System, Vol. 2, No. 4, pp. 453-472, (1985).
- [2] Zheng-Hua Luo, "Direct Strain Feedback Control of Flexible Robot Arms: New Theoretical and Experimental Results", IEEE Tran. on Automatic Control. Vol. 38, No. 11, pp. 1610-1622, (1993).
- [3] S. Nicosia, P. Tomei, and A. Tornambe, "Non-Linear Control and Observation Algorithms for A Single-Link Flexible Robot Arm", Int. J. Control, Vol. 49, No. 3, pp. 827-840, (1989).
- [4] Zheng-Hua Luo, "Modeling and Control of Coupled Bending and Torsional Vibrations of Flexible Beams", IEEE Tran. on Automatic Control. Vol. 34, No. 9, pp. 970-977, (1989).
- [5] Omer Morgul, "Orientation and Stabilization of A Flexible Beam Attached to a Rigid Body: Planar Motion", IEEE Tran. on Automatic Control. Vol. 38, No. 11, pp. 953-962, (1991).
- [6] K. G. Shin and X. Cui, "Design of a Knowledge-Based Controller for Intelligent Neural Networks", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. 21, No 6, pp. 1488-1497, (1991).
- [7] X. Cui and K. G. Shin, "Intelligent Coordination of Multiple Systems with Control System", IEEE Trans. Syst., Man, Cybe., Vol. 21, No. 2, pp. 368-375, (1991).
- [8] W. T. Miller, R. P. Hewes, F. H. Glanz and L. G. Kraft, "Real Time Dynamic Control of an Industrial Manipulator using a Neural network based Learning Controller", IEEE Trans. Robotics Automat., Vol. 6, No. 1, pp. 1-9, (1990).
- [9] James A. Freeman and David M. Skapura, "Neural Networks (algorithms, applications, and programming techniques)", Addison Wesley, pp. 89-125, (1992).
- [10] Daniel J. Inman, Engineering Vibration, Prentice Hall, pp. 126-166, (1994).
- [11] William T. Thomason, Theory of Vibration with Applications, Prentice Hall, pp. 221-228, (1993).
- [12] Sigeru Omatu, Marzuki Khalid and Rubiyah Yusof, Neuro-Control and its Applications, Springer, pp. 15-107 (1996).