

학습제어를 이용한 倒立振子の 安定化制御에 관한 研究

신춘식* · 황용연* · 노창주**

A Study on the Stabilization Control of an Inverted Pendulum Using Learning Control

C. S. Shin* · Y. Y. Hwang* · C. J. Roh**

Key words : Inverted Pendulum(도립진자), Neural Network(신경회로망), Learning Control Algorithm(학습제어 알고리즘) Stabilization Control(안정화 제어)

Abstract

Unlike a general inverted pendulum system which is moved on the cart, the proposed inverted pendulum system in this paper has an inverted pendulum which is moved on the two-degree-of-freedom parallelogram link. The dynamic equation of the pendulum system activated by the DD(Direct Drive) motor includes many nonlinear terms and has the high degree of freedoms. The problem is followed that the exact mathematical equations can not be analyzed by a general linear theory. However the neural network trained by a simple learning method can control the dynamic system with hard nonlinearities. Learning procedure is the backpropagation algorithm with supervisory signal.

The plant inputs obtained by the designed neural network in this paper can stabilize the pendulum and get the servo control. Experiment results have prove the effectiveness of the designed neural network controller.

1. 서 론

일반적으로 진자와 대차로 구성된 도립진자 시스템은 대차의 이동에 의해서 진자를 도립시키는 것으로 파라미터의 변동에 민감하고 진자를 도립시키기 위한 제어 알고리즘이 복잡하며, 진자의 각

도 및 외란 발생시 안정화되지 못하는 결점이 있다. 그리고 도립진자는 현대제어이론의 응용에 의해 제어할 수 있는 것으로 알려져 있고^{1,2)}, 최적제어법을 이용하여 도립진자 시스템의 안정화에 대한 시뮬레이션 결과가 많이 발표되어 있다^{3,4)}. 또한 직접 구동형(Direct Drive : 이하 DD) 로봇 제어

* 부경대학교 제어계측공학과(원고접수일 : 98년 11월)

** 한국해양대학교 기관공학과

시스템은 제어의 자유도가 증가하고 비선형성을 많이 포함하게 되므로 제어시스템에 대한 정확한 수학적 모델과 기술이 어려워 일반적인 선형제어 이론으로 정확한 해석이 어렵다. 그러므로 제어의 정확도는 떨어진다고 생각한다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 방법으로서 신경회로망은 정확한 수학적 모델링 없이 간단한 학습과 훈련에 의해서 제어를 행할 수 있으므로 이것에 대한 연구가 많이 진행되고 있다.^{5),6)}

본 논문에서는 대차가 갖고 있는 여러 가지 기계적인 문제점인 벨트의 신장이나 바퀴의 슬립 등을 개선하기 위해서 대차 대신에 DD 모터를 이용하여 설계·제작한 평행링크 로봇을 이용하였으며, 로봇의 운동에 의해서 도립진자의 운동을 제어하도록 하였다.

여기서는 Euler-Lagrange 방정식을 이용하여 시스템의 운동특성 방정식을 유도하였고^{7),8)}, 많은 비선형성 때문에 명확한 수학적인 모델링 없이 학습에 따른 주어진 실측 데이터의 축적을 토대로 진자가 이동하기 위한 진자의 넘어지는 각도와 각속도를 발생시키는 가상목표치 생성부, 진자를 안정하게 도립시키기 위한 조작량을 출력하는 신경회로망을 이용한 학습제어 알고리즘, 그리고 로봇의 팔끝위치를 일정하게 유지시키기 위한 피드백 제어를 설계하고, 도립진자의 안정화 제어에 적용하여 그 유효성을 고찰한다.

2. 로봇을 이용한 도립진자 시스템

일반적인 도립진자 시스템은 대차와 진자로 구성되어 있으므로, 구동 모터의 동력을 대차에 전달하는 벨트의 신장이나, 대차 바퀴의 슬립 등의 문제점을 가지고 있다. 따라서 이러한 문제점을 개선하기 위해서 대차 대신에 평행링크 로봇을 사용하였다. 로봇을 이용한 도립진자의 구성도는 그림 1과 같다.

그림 1에서 θ_1 은 X_1 축과 링크1이 이루는 각, θ_2 는 X_1 축과 링크2가 이루는 각, θ_3 은 링크4와 진자가 이루는 각을 나타내며, 또한 α 는 로봇의 팔끝위치 직교좌표계에서 x 축과 진자가 이루는 각을 나타낸다.

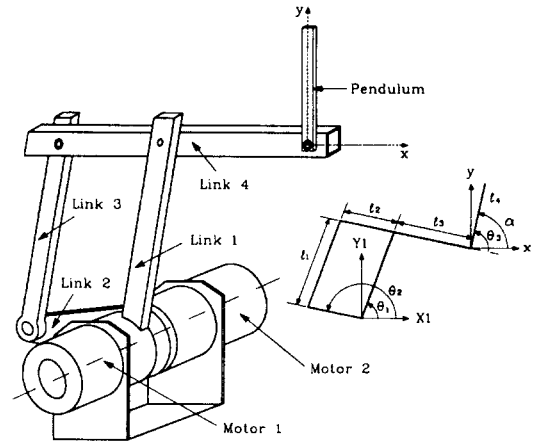


Fig. 1 Configuration of the robot and pendulum system

2.1 도립진자 시스템의 해석

그림 1의 도립진자 시스템에 대한 운동특성 모델은 도립진자의 힘과 변위의 관계로부터 선형화된 수학적 모델을 도입한다. 그림 2는 그림 1에서 진자를 도립시키기 위한 도립진자의 구성도이다. 따라서 Newton의 제2법칙을 적용하여 운동방정식을 구할 수 있다⁹⁾.

진자에 수평으로 작용하는 힘 $F_H(t)$ 와 진자에 수직으로 작용하는 힘 $F_V(t)$ 는 다음과 같다.

$$F_H(t) = m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} + m \frac{d^2}{dt^2} [L \cos \alpha(t)] \quad (1)$$

$$F_V(t) = mg + m \frac{d^2}{dt^2} [L \sin \alpha(t)] \quad (2)$$

또한 진자가 이동한 각변위는 다음과 같다.

$$L F_V(t) \cos \alpha(t) = J_m \frac{d^2 \alpha(t)}{dt^2} + B_2 \frac{d \alpha(t)}{dt} + L F_H(t) \sin \alpha(t) \quad (3)$$

그리고 평행링크 로봇의 운동방정식은 다음과 같다.

$$k_a k_m u(t) = M \frac{d^2 x(t)}{dt^2} + B_1 \frac{dx(t)}{dt} + F_H(t) \quad (4)$$

식(1)에서 m 은 진자의 질량[kg], $x(t)$ 는 평행링크

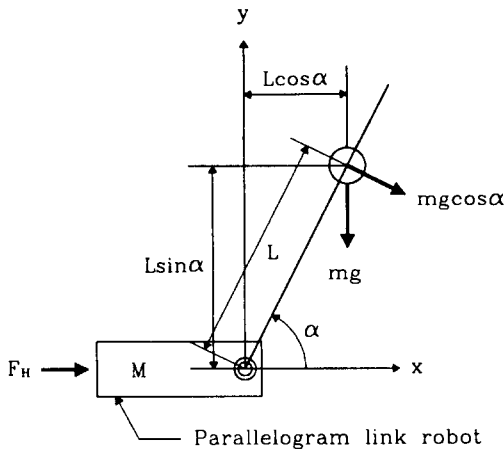


Fig. 2 Coordinate of the inverted pendulum system

크의 팔끝위치 변위[m], L은 진자의 질량 중심과 각도 센서간의 거리[m]이고, $\alpha(t)$ 는 진자의 경사각 [rad]이다. 식(2)에서 g는 중력가속도[m/sec²]이다. 식(3)에서 J_m 은 진자의 질량 중심에 대한 관성 모멘트[kg · m²]이고, B_2 는 진자의 마찰계수[kg · m²/sec]이다. 식(4)에서 $k_a k_m$ 은 구동 모터와 증폭기의 전체 이득[N/V], $u(t)$ 는 증폭기의 입력전압 [V], M은 평행링크 로봇의 등가 질량[kg], B_1 은 평행링크 로봇의 등가 마찰계수[kg/sec]이다.

식(1) - (4)를 정리하여 이론적으로 선형화된 미분방정식을 상태방정식으로 표현하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{bmatrix} \dot{z}_1(t) \\ \dot{z}_2(t) \\ \dot{z}_3(t) \\ \dot{z}_4(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -a_1 - a_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & a_3 & a_4 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ z_3(t) \\ z_4(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ b_1 \\ 0 \\ b_2 \end{bmatrix} u(t) \quad (5)$$

식(5)에서 $z_1(t)=x(t)$, $z_2(t)=\dot{x}(t)$, $z_3(t)=\alpha(t)$, $z_4(t)=\dot{\alpha}(t)$ 로 정의하면, $z(t)=[x(t), \dot{x}(t), \alpha(t), \dot{\alpha}(t)]$ 이고, 상태변수 $z_1(t)$, $z_2(t)$, $z_3(t)$ 및 $z_4(t)$ 를 제어하기 위해서 평행링크 로봇을 이용한다.

2.2 평행링크 로봇의 운동학 방정식

그림 1에서 관절좌표계로서 모터1과 모터2의 관절각, 그리고 각도 센서(Angle sensor)의 전위차를

관절각의 성분으로 취하면 관절변수는 $\theta=[\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]^T$ 이다. 기준좌표계는 모터의 중심축을 z 축으로 하는 직교좌표계(X1, Y1)이다. 따라서 기준좌표계의 원점에서 팔끝의 위치벡터는 $r=[x \ y \ \alpha]^T$ 이고, α 는 팔끝의 자세를 나타내는 변수이다. 또한 2자유도의 경우에 $\theta=[\theta_1 \ \theta_2]^T$, $r=[x \ y]^T$ 이다.

기준좌표계의 원점에서 팔끝까지의 위치좌표 r은 관절변수 θ 를 변수로 하는 매니플레이터의 운동특성 방정식 $A(\theta)$ 로 다음과 같이 정의된다.

$$r=A(\theta) \quad (6)$$

그러므로 식(6)과 그림 1에서 다음과 같이 된다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = A(\theta) = \begin{bmatrix} l_1 \cos \theta_1 - l_3 \cos \theta_2 \\ l_1 \sin \theta_1 - l_3 \sin \theta_2 \end{bmatrix} \quad (7)$$

따라서 식(7)로부터 관절좌표계가 주어질 때 기준좌표계로의 변환을 행할 수가 있다.

역운동특성 방정식 $A^{-1}(r)$ 은 기준좌표계의 원점에서 r의 함수로서 관절좌표 θ 를 나타낸 것으로 다음과 같다.

$$\theta=A^{-1}(r) \quad (8)$$

자코비안 행렬 J를 이용하면 관절변수 θ 와 팔끝위치 r의 미소변위의 관계는 다음과 같이 나타내어진다.

$$dr=Jd\theta \quad (9)$$

또한 관절좌표계에서의 속도와 팔끝위치의 속도와 관계는 다음과 같다.

$$\dot{r}=J \dot{\theta} \quad (10)$$

즉 모터1과 모터2에서 읽어 들이는 관절좌표계의 각위치 θ 는 식(6)과 식(7)에 의해서 기준좌표계의 팔끝위치의 벡터 r로 변환되고, 각속도 $\dot{\theta}$ 는 식(10)을 이용하여 기준좌표계의 팔끝위치 이동속도 \dot{r} 로 변환된다.

그림 1과 같은 평행링크 로봇을 이용한 독립진자 시스템은 모터1에 의해서 링크1을 통해 팔끝위치가 전후운동을 하며, 모터2에 의해서 링크2와 링크3을 통해 팔끝위치가 상하운동을 함으로서 2자유도 평면운동을 실현시킨다. 따라서 매니플레

이터의 운동특성 방정식을 유도하기 위하여 다음의 Euler-Lagrange 방정식을 이용한다.

$$\tau = \mathbf{H}(\theta)\ddot{\theta} + \mathbf{f}_0(\theta, \dot{\theta}) \quad (11)$$

여기서, τ 는 회전관절에서의 발생토크, 우변의 $\mathbf{H}(\theta)\ddot{\theta}$ 는 관성행렬, $\mathbf{f}_0(\theta, \dot{\theta})$ 는 비선형력으로 주어진 항이다.

그림 1에서 도립진자 부분을 제외하고, 식(11)을 이용하여 2자유도 평행링크 매니퓰레이터의 운동특성 방정식을 계산한다.

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{H}(\theta) = \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} \\ H_{21} & H_{22} \end{bmatrix} \quad (13)$$

식(13)에서 H_{11} , H_{12} , H_{21} 및 H_{22} 는 다음과 같다.

$$H_{11} = m_1 l_{c1}^2 + m_3 l_{c3}^2 + m_4 l_1^2 + I_1 + I_3 \quad (14)$$

$$H_{12} = H_{21} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4})c_{1-2} \quad (15)$$

$$H_{22} = m_2 l_{c2}^2 + m_3 l_2^2 + m_4 l_{c4}^2 + I_2 + I_4 \quad (16)$$

여기서 $I_i (i=1,2,3,4)$ 는 i 관절축 주위의 관성모멘트를 나타내며, l_{ci} 는 관절 i 에서 링크 무게중심까지의 길이이고, m_i 는 링크 i 의 질량을 나타내고, $c_{i-j} = \cos(\theta_i - \theta_j)$ 로 표기한다.

또한 식(11)에서 비선형력으로 주어지는 $\mathbf{f}_0(\theta, \dot{\theta})$ 는 다음과 같다.

$$\mathbf{f}_0(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial H_{12}}{\partial \theta_2} \dot{\theta}_2^2 + \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \theta_1} \\ \frac{\partial H_{12}}{\partial \theta_1} \dot{\theta}_1^2 + \frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \theta_2} \end{bmatrix} \quad (17)$$

여기서 $\frac{\partial H_{jk}}{\partial \theta_i}$ 는

$$\frac{\partial H_{12}}{\partial \theta_1} = \frac{\partial H_{21}}{\partial \theta_1} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4})(c_1 s_2 - s_1 c_2) \quad (18)$$

$$\frac{\partial H_{12}}{\partial \theta_2} = \frac{\partial H_{21}}{\partial \theta_2} = (m_3 l_2 l_{c3} - m_4 l_1 l_{c4})(s_1 c_2 - c_1 s_2) \quad (19)$$

가 되고, 여기서 $s_i = \sin \theta_i$, $c_i = \cos \theta_i$ 와 같이 표기한다. 또한, g 를 중력가속도라 할 때 위치에너지 $\frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \theta_i}$ 는

$$\frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \theta_1} = g c_1 (m_1 l_{c1} + m_3 l_{c3} + m_4 l_1) \quad (20)$$

$$\frac{\partial \mathbf{P}}{\partial \theta_2} = g c_2 (m_2 l_{c2} + m_3 l_2 - m_4 l_{c4}) \quad (20)$$

가 된다. 2자유도 평행링크의 경우 $\theta_i \theta_j (i \neq j)$ 의 항으로 표현된 코리올리력은 작용하고 있지 않음을 알 수 있다. 그러므로 평행링크 매니퓰레이터는 직렬링크 매니퓰레이터에 비해 비선형항을 줄일 수 있는 장점을 가지고 있다.

3. 학습제어 알고리즘

운동 요령(로봇의 팔끝 움직임)이란 인간이 경험에 의해 습득한 운동을 실현시키기 위한 정성적인 지식이다. 즉 인간은 주어진 여건이나 환경이 다른 경우에도 습득한 운동을 활용할 수 있다. 이러한 관점으로부터 로봇에 필요한 기능을 부여하기 위해서, 먼저 필요한 운동 요령을 습득시킬 필요가 있다.

그러나 실제로 운동 요령은 감각적으로 습득되어 있는 경우가 많으므로 명확하게 표기를 할 수 없으며, 또는 단편적인 운동에 관한 지식밖에는 표현할 수 없어서 애매하다. 그렇지만 신경회로망에서는 운동과정에 대한 애매하고 단편적인 지식만 주어지더라도 운동과정 전체에 대한 정합성을 학습에 의해서 얻을 수 있다. 그러므로 신경회로망에 의한 학습에 의해서 도립진자를 원하는 방향으로 운동시키기 위한 운동 알고리즘에 대해 유연성 및 강인성에 관한 안정화를 고찰한다.

3.1 도립진자 실현을 위한 정성적 지식

2자유도 평행링크 로봇에 의해 구동되는 도립진자 시스템의 제어목표는 어느 일정 높이를 가진 수평방향에 팔끝을 이동시켜 진자를 안정화(도립)시키고, 고의로 로봇이 진자를 넘어지게 하는 각도를 넘어지는 각 α_d 라 부른다. 로봇의 작업좌표는 초기 위치 $\mathbf{r} = [x, y, \alpha]^T$ 및 임의위치 $\mathbf{r}_t = [x_t, y_t, \alpha_t]^T$ 이다. 로봇의 작업좌표계를 그림 3과 같이 설정한다.

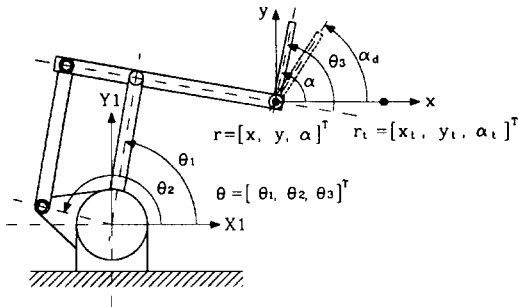


Fig. 3 Coordinate of the robot and pendulum system

그림 3에서 y_t 는 로봇의 팔끝위치가 수평운동을 하므로 일정 높이를 갖는 상수, $\alpha_t = \pi/2$ 로 한다. 또한 어떤 거리 이상에서는 진자가 넘어지지 않도록 각을 일정하게 하고, 이 각도를 최대 넘어지는 각 α_{dmax} 라고 한다. 이상의 팔끝위치와 임의위치의 간격과 진자의 넘어지는 각의 관계를 시그모이드 곡선에 의해 표현하면 다음과 같다.

$$\alpha_d = \alpha_{dmax} \left\{ 1 - \frac{2}{1 + e^{a(x - x_t)}} \right\} + \frac{\pi}{2} \quad (22)$$

식(22)에서 a 는 시그모이드 곡선의 기울기, x 는 팔끝위치, x_t 는 목표 팔끝위치이다. 그러므로 넘어지는 각을 최대로 조정하는 파라미터는 a 와 α_{dmax} 이다. 이 두 개의 파라미터를 조정해서 진자의 도립상태를 고찰하였다. 진자가 넘어지는 속도는 다음과 같다.

$$\dot{\alpha}_d = \alpha_{dmax} \frac{2ae^{a(x - x_t)}}{\{1 + e^{a(x - x_t)}\}^2} \dot{x} \quad (23)$$

식(22)와 식(23)에서 진자에 관한 값 $\alpha_d, \dot{\alpha}_d$ 는 모두 로봇의 팔끝위치 x 와 임의위치 x_t 와의 위치에만 관계하고, 진자의 상태량 $\alpha, \dot{\alpha}$ 와는 무관하다.

3.2 도립진자의 학습제어 알고리즘

평행링크 로봇에 의해 구동되는 도립진자 시스템에서 진자의 운동특성을 좌우하는 것은 진자를 지지하는 로봇의 팔끝위치에 놓여진 팔끝의 가속도이다.

x 방향의 이동가속도를 이용하여 로봇의 팔끝위치 r 을 임의위치 r_t 에 도달하도록 한다. 실제위치

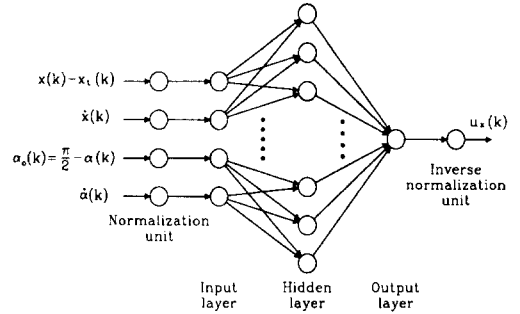


Fig. 4 Learning control algorithm of inverted pendulum

$x(k)$ 와 임의위치 $x_t(k)$ 와의 편차 벡터 $q = [x(k) - x_t(k), \dot{x}(k), \alpha(k), \dot{\alpha}(k)]^T$ 이고, 제어목적 $q_d = [0, 0, \pi/2, 0]^T$ 이다. 팔끝위치 r 과 임의위치 r_t 에서 진자를 도립시키기 위해서 팔끝위치의 x 방향으로 시간에 대한 속도의 변화량 즉 지령가속도 $u_s(k)[m/s^2]$ 를 출력시키도록 한다. 이것을 신경회로망으로 구성된 구성도는 그림 4와 같고, 학습제어 알고리즘이라 부른다. 여기서 $x(k) - x_t(k)$ 는 실제위치와 임의위치의 편차, $\dot{x}(k)$ 는 x 방향의 팔끝속도, $\alpha_0(k)$ 는 진자의 각도를 도립상태에서 0으로 설정하기 위해서 $\pi/2$ 에 진자의 각도 $\alpha(k)$ 를 뺀 값을 나타내며, $\dot{\alpha}(k)$ 는 진자의 각속도를 나타낸다. 신경회로망에 의한 제어기의 학습제어 알고리즘으로서 역전파법(Backpropagation)을 이용하였다^{5),6)}.

그림 4에서 입력층 앞에 정규화 유니트를 설정하고 있지만, 이것은 신경회로망을 구성하는 뉴런의 시그모이드함수의 값이 $-1 \sim 1$ 이기 때문에 입력층으로 입력하는 상태량을 $-1 \sim 1$ 로 변환하는 것이다. 또한, 역으로 출력층에서의 출력을 역정규화 유니트에서 정수를 곱해 물리량으로 변환하고 있다.

신경회로망을 제어기에 응용할 때에 문제가 되는 것은 교사신호를 어떻게 생성시킬 것인가 하는 것이다. 이때 인간이 경험적으로 습득한 운동 요령을 몇 가지 형태의 정량적인 것으로 변환시켜, 이것을 교사신호로 사용하는 것이 유효하다.

평행링크 로봇에 의해 구동되는 도립진자 시스템에서 진자를 도립시키기 위한 학습제어 알고리즘은 이미 유도한 운동특성 방정식을 기초로 하고 있다. 주어진 최종목표치와는 별도로 진자의 각도

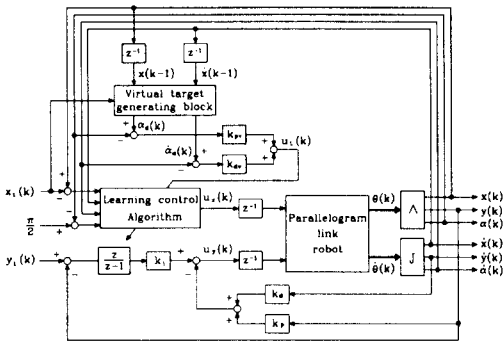


Fig. 5 Stabilization control system based on a neural network

및 각속도 $\{\alpha(k), \dot{\alpha}(k)\}$ 의 일시적인 가상목표치를 각각 식(22)와 식(23)으로 둔다. 그리고 학습제어 알고리즘은 각 시점에 있어 주어진 가상목표치 $\{\alpha_d(k), \dot{\alpha}_d(k)\}$ 와 진자의 상태량 $\{\alpha(k), \dot{\alpha}(k)\}$ 과 일치하도록 하는 지령가속도 $u_x(k)$ 를 출력하도록 학습한다. 그러므로 진자의 각도와 각속도 $\{\alpha(k), \dot{\alpha}(k)\}$ 와 가상목표치 $\{\alpha_d(k), \dot{\alpha}_d(k)\}$ 로부터 지령가속도 $u_x(k)$ 의 교사신호 $u_t(k)$ 는 다음 식으로 구해진다. 여기서 k_{pv} 는 비례정수이고, k_{dv} 는 미분정수이다.

$$u_t(k) = u_{t1}(k) + u_{t2}(k) = k_{pv}\{\alpha_d(k) - \alpha(k)\} + k_{dv}\{\dot{\alpha}_d(k) - \dot{\alpha}(k)\} \quad (24)$$

이 교사신호를 사용한 제어 알고리즘의 학습은 $u_t(k)$ 를 0에 접근하도록 신경회로망을 이용하여 학습을 행한다. 2자유도 평행링크 로봇과 도립진자 시스템에 대한 안정화 제어 시스템의 구성도는 그림 5와 같다.

그림 5에서 $u_y(k)$ 는 PD 제어를 이용하고, $y_t(k)$ 는 초기위치를 일정하게 유지하기 위해서 피드백 제어를 행한다.

4. 실험 및 고찰

그림 6은 실험에 사용하는 평행링크 로봇으로 구동되는 도립진자 시스템으로 제어장치와 주변 장치의 구성을 나타낸다. 2자유도 평행링크 로봇의 구동부는 최대회전수 2.4[rps]인 Yokogawa Precision(주)의 DD 모터를 2개 사용하였으며, 평행링크부는 알루미늄 사각파이프를 사용하여 제

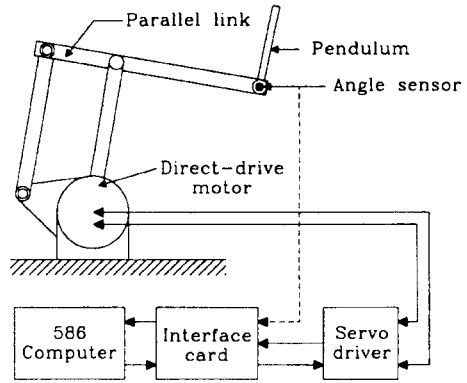


Fig. 6 Configuration of experimental apparatus

작하였다. 또한 진자가 넘어지는 각도를 측정하는 각도 센서는 Copal 전자(주)의 J50S를 사용하였다. 또한 진자의 재질은 Carbon 봉을 사용하였다.

교사신호 생성 파라미터는 $k_{pv}=15$, $k_{dv}=25$ 로 하였으며, 1회의 도립진자의 실행은 최대 샘플링수를 1,500으로 하였다. 그 밖의 신경회로망의 뉴런의 개수는 입력층 4개, 중간층 8개 및 출력층 1개를 사용하였으며, 학습률 η 는 0.2, 그리고 신경회로망의 초기 연결강도는 $-0.05 \sim 0.05$ 로 하였다. 각 정수값은 $k_p=80$, $k_i=20$, $k_d=15$ 이다. 한편 학습제어의 시그모이드 곡선의 경사 $a=15$ 이고, 최대 경사각 $\alpha_{dmax}=10^\circ$ 이다.

실험 방법으로는 초기위치 $(x, y, \alpha) = (0.0[m], 0.0[m], \pi/2[rad])$ 에서 진자가 도립상태를 유지하도록 진자의 길이를 변화하면서 실험을 행하였다. 그림 7은 진자의 길이 $l_p=0.4[m]$ 이고, 진자의 질량 $m=0.1[Kg]$ 의 경우이며, 그림 8은 진자의 길이 $l_p=1.0[m]$ 이고, 진자의 질량 $m=0.18[Kg]$ 인 경우의 실험 결과를 나타낸다.

그림 7과 그림 8에서 (a)는 평행링크 로봇 팔끝의 x축 위치 [m], (b)는 평행링크 로봇 팔끝의 y축 위치 [m], (c)는 진자의 각도 $\alpha_0(\pi/2 - \alpha=0^\circ)[rad]$ 이고, (d)는 신경회로망의 출력인 지령가속도 $u_x(k)[m/s^2]$ 를 나타낸다.

그림 7(a)에서 x축이 진동을 하는 것은 진자가 도립상태를 유지하기 위해서 지령가속도 $u_x(k)$ 가 변화하는 것이지만, 초기위치에서 안정하게 도립상태를 유지하고 있다. 그림 7(b)는 y축이 0으로

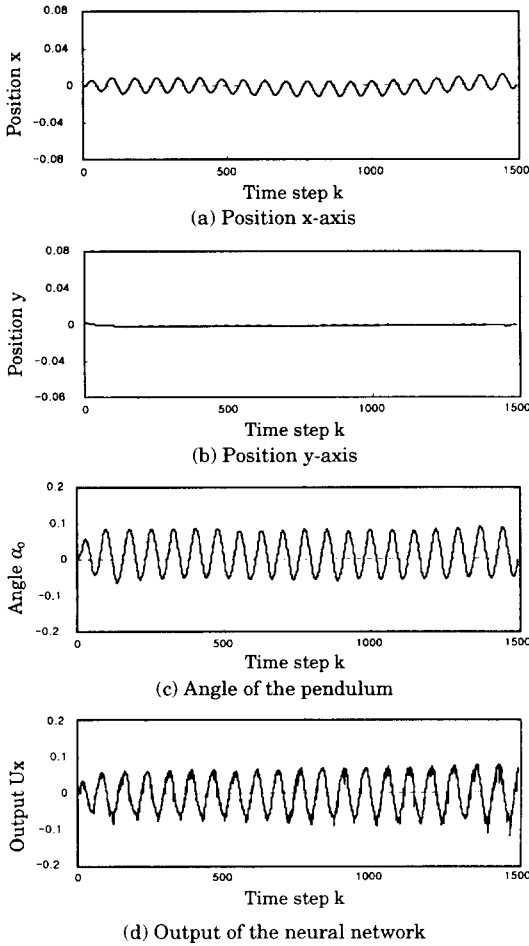


Fig. 7 Responses of the system it $l_p=0.4[m]$, $m=0.1[Kg]$

일정하게 초기위치가 유지되고 있다. 그림 7(c)에서 진자의 초기 각도 α_0 는 고의로 로봇이 진자를 넘어지게 하는 운동이 정의 방향으로 이루어졌기 때문에 정(+)의 값이 된다. 즉 진자의 각도는 x축의 이동과 관련이 있다. 또한 그림 7(d)의 $u_x(k)$ 는 x축의 위치와 진자의 각도를 제어하기 위해 신경회로망으로부터 출력된 지령가속도이다. 그림 7과 그림 8을 비교하면 진자의 길이가 길게 됨에 따라 신경회로망의 출력 $u_x(k)$ 는 적게 되고, 팔끝위치 및 진자의 진폭도 적게 되고 있다. 이것은 진자의 중심 즉 진자의 길이가 길게됨에 따라 진자가 넘어지는 속도가 늦어지게 됨으로서 제어하기 쉽게 되었기 때문이라 생각된다.

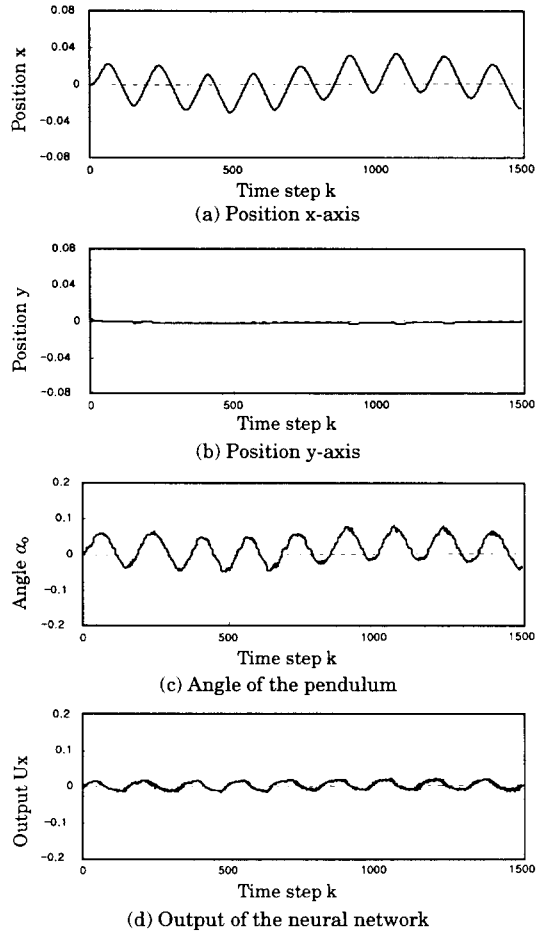


Fig. 8. Responses of the system $l_p=1.0[m]$, $m=0.18[Kg]$

이상의 실험에서 실험에 의해 습득된 독립진자를 위한 운동 요령을 학습한 신경회로망은 구속조건(진자의 길이의 변화)의 변화에 대해서 유연하게 대응하는 것을 알 수 있다.

5. 결 론

일반적으로 대차와 진자로 구성되는 독립진자 시스템이 갖는 여러 가지 기계적인 문제점을 개선하기 위해서 2자유도 평행링크 로봇을 대차로 이용하였다. 이 시스템에서 평행링크 로봇은 Euler-Lagrange 방정식으로, 독립진자 시스템에 대해서는 동적모델링 시스템으로 각각 운동특성 방정식

을 유도하였다. 또한 이 운동특성 방정식에는 여러 가지 비선형성을 가지고 있으므로 명확한 수학적 모델링을 하기 힘들다. 따라서 수학적 모델링을 행하지 않고, 주어진 실측 데이터를 이용한 학습으로 진자의 도립을 가능한 짧은 시간에 원하는 위치로 제어를 행할 수 있는 학습제어 알고리즘을 유도하였으며, 실험을 통해서 다음의 결론을 얻었다.

학습에 따른 데이터의 축적을 토대로 진자가 임의 위치를 향하여 이동하기 위한 넘어지는 각도와 각속도를 발생시키는 가상목표치 생성부, 진자를 안정하게 도립시키기 위한 조작량을 출력하는 신경회로망, 그리고 평행링크 로봇의 팔끝 위치를 일정하게 유지시키기 위한 피드백 제어기로 구성된 도립진자의 학습제어 알고리즘을 제안하였다. 그리고 제안한 학습제어 알고리즘을 이용하여 도립진자 실험에 적용한 결과 신경회로망을 이용하여 진자의 안정화 도립을 위한 수평방향의 조작량을 생성함으로써 제어대상에 대한 모델링이 불필요함을 확인하였다. 또한 습득한 학습 요령을 이용함으로써 제어대상에 대한 파라미터의 수정없이 제어목표를 달성하는 빠른 적응력 및 강인성을 확인할 수 있었다.

앞으로의 연구과제로는 진자를 도립시키기 위한 평행링크 로봇의 수직방향의 제어를 피드백 제어 대신에 신경회로망을 이용하는 문제와 한정된 메모리에서 샘플링 수를 보다 많이 늘림으로서 오랜 시간동안 진자를 도립시킬 수 있는 알고리즘의 개발 등이 향후 연구과제로 남아 있다.

참고문헌

- 1) C. C. Chung and J. Hauser, "Nonlinear Control of a Swinging Pendulum", Automatica, Vol. 31, No. 6, pp. 851-862, 1995.
- 2) 朴英式, "倒立振子 시스템의 最適 安定化 制御에 관한 研究", 동아대학교 대학원 전자공학과 박사학위 논문, 1989.
- 3) Qing Feng and Kazuo Yamafuji, "Design and Simulation of Control Systems of an Inverted Pendulum", Robotica, Vol. 6, pp. 235~241, 1987.
- 4) K. Furuta, T. Ochiai and N. One, "Attitude Con-

trol of a Triple Inverted Pendulum", Int. J. Control, Vol. 39, No. 6, pp. 1351~1365, 1984.

- 5) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning Internal Representation by Error Propagation", Parallel Distributed Processing, Vol. 1, MIT Press, pp. 318~362, 1986.
- 6) Jacek M. Zurada, Artificial Neural Systems, West Publishing Company, 1992.
- 7) 강철구, 권인소, 윤준선, 정완균, 로봇 동역학과 제어, 회중당, 1994.
- 8) 신춘식, 황용연, 노창주, "신경회로망을 이용한 직접 구동형 로봇의 위치제어에 관한 연구", 한국박용기관학회지, Vol. 21, No. 3, pp. 66~74, 1997.8.

저 자 소 개



신춘식 (申春植)

1960년 8월생. 1987년 부경대학교 전자공학과 졸업. 1992년 동아대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1997년 한국해양대학교 대학원 기관공학과 졸업(박사). 1987년~현재 부경대학교 제어계측공학과, 당학회 종신회원.



황용연 (黃龍淵)

1959년 5월생. 1982년 인하대학교(기계공학전공) 졸업. 1989년 일본요코하마국립대학 대학원 박사과정전기 졸업(석사). 1992년 동대학원 박사과정후기 졸업(박사). 1992년~현재 부경대학교 전기·제어계측공학부 부교수, 당학회 회원.



노창주 (盧彰注)

1935년 2월생. 1958년 한국해양대학 기관공학과 졸업. 1967년 동 대학원 졸업(석사). 1973년 동 대학원 졸업(박사). 1979~1989년 영국 Loughborough 대학 전기과 객원교수. 현재 한국해양대학교 기관공학과 교수, 당학회 회원.