

# 디지털 시그널 프로세서를 이용한 스카라 로봇의 적응 - 신경제어기 설계

한성현\*, 차보남\*\*

## Design of Adaptive - Neuro Controller of SCARA Robot Using Digital Signal Processor

Sung-Hyun Han\*, Boo-Nam Cha\*\*

### Abstract

During the past decade, there were many well-established theories for the adaptive control of linear systems, but there exists relatively little general theory for the adaptive control of nonlinear systems. Adaptive control technique is essential for providing a stable and robust performance for application of industrial robot control. Neural network computing methods provide one approach to the development of adaptive and learning behavior in robotic system for manufacturing. Computational neural networks have been demonstrated which exhibit capabilities for supervised learning, matching, and generalization for problems on an experimental scale. Supervised learning could improve the efficiency of training and development of robotic systems. In this paper, a new scheme of adaptive-neuro control system to implement real-time control of robot manipulator using digital signal processors is proposed. Digital signal processors, DSPs, are micro-processors that are developed particularly for fast numerical computations involving sums and products of variables. The proposed neuro control algorithm is one of learning a model based error back-propagation scheme using Lyapunov stability analysis method. The proposed adaptive-neuro control scheme is illustrated to be an efficient control scheme for implementation of real-time control for SCARA robot with four-axes by experiment.

Keywords : Error Back-Propagation(오차역전파), Lyapunov Function(리아프노브 함수), Digital Signal Processor(디지털 신호처리기), Adaptive Control(적응제어), Neuro Control(뉴로 제어)

### 1. 서 론

기존의 산업용 로봇 매니플레이터의 제어방식은 전체

적인 운동방정식이 고려되지 않고, 로봇 매니플레이터의 비선형 동특성을 거의 무시한 상태에서 각 관절의 독립제어만으로 운용되고 있는 실정이므로 기존의 로봇은 간단하고 단순한 위치적인 임무의 수행에 그 기능이 국한

\*경남대학교 기계설계학과  
\*\*대우중공업 로봇팀

되어 있는 실정이다. 즉, 로봇트 매니플레이터의 정밀, 고속 제어를 위해서는 model-based 제어기의 구조가 바람직하나 플랜트의 정확한 모델링을 요하는 이런 제어방식은 질량, 관성 모멘트, 질량중심과 같은 매니플레이터의 역학 파라메타에 존재하는 불확실성으로 인하여 고정밀도의 제어를 하기가 힘들다는 단점을 가지고 있다. 특히 부하변동을 하는 경우 end-effector의 일부가 되는 부하의 역학 파라메타들은 정확한 값을 알기가 힘든 경우가 대부분이므로 이들에 의한 모델링 오차는 제어기의 성능을 저하시키는 주요 원인이 된다.<sup>(11)</sup> 따라서 이러한 파라메타들의 불확실성을 줄이기 위해 로봇트 매니플레이터의 동적 모델링에 있어서 매개변수의 불확실성과 비선형성의 존재 및 부하의 변동과 모델링 오차의 존재하에서도 좋은 성능을 얻을 수 있는 진보된 제어방법이 절실하게 요구되어 많은 관심이 집중되고 있다.

본 논문에서는 부하변동이 심하고 많은 외란이 존재하는 실제의 공정에서 두드러진 성능의 저하를 초래하는 기존의 산업용 로봇트 제어기 설계방법을 보완하고 개선하여, 미지의 부하변동으로 인한 로봇트 모델의 역학적 특성변화, 모델링오차에 기인하는 관성상수 및 링크상수 등의 파라미터 불확실성, 그리고 제어기 실현시 수반되는 계산시간의 지연 등이 존재하는 경우에서도 건실하고 정확한 제어성능이 유지될 수 있는 새로운 로봇트 매니플레이터의 뉴로-적응제어기법을 제안한다.<sup>(2)</sup>

신경회로망 기법은 시스템의 특성이 불확실 하더라도 신경망 학습기능으로 인하여 건실한 제어 성능을 얻고자 하는 것이 본 논문의 의도이다. 비선형 동적 시스템을 표현하고 제어할 수 있는 뉴럴 네트워크 구조를 사용할 때 요구되는 것들중에 하나는 공학적인 문제에 직면하게 되는 동적 시스템을 얼마나 정확하게 모델링 하는가 하는 것이다. 그리고 동적 시스템의 입-출력 변수를 어떻게 선정 할 것이냐 하는 문제가 따르게 된다. 동적 시스템 거동을 근사화 시키는 작업을 하기 위하여 뉴럴 네트워크 방식에 의한 피이드백 가중치의 적용이 매우 효율적 접근 방법이라는 것이 많은 관련분야의 연구보고에 의해 그 타당성이 제시되고 있다. 복잡한 동적특성을 갖는 시스템의 파라미터 변동, 또는 부하외란이 존재하는 동적환경에서 기존의 제어방법으로는 좋은 결과를 얻지 못하는 실정이다. 본 논문에서 채택한 적응 제어 기법은 컴퓨터 토크 제어 기법에서 부하 변동이나 알 수 없는 외란에도 변화하는

관성이나 마찰항을 추종하는 적응 제어 기법을 사용하고 있다.<sup>(3-5)</sup> 뉴럴네트워크에 관련한 여러 학술지에서 제안되고 있는 그러한 네트워크는 오차 역전파라 불리는 세포 모델에 의한 학습방법을 제안하고 있다. 따라서 뉴럴 네트워크의 입출력 관계는 가중치와 관련된 파라미터의 조합의 값으로 결정되므로 위에서 언급한 네트워크의 능력은 바로 동적 시스템의 거동을 표현할 수 있는 가중치의 조합이 존재하는가에 달려있다고 할 수 있다. 또한 신경제어는 모든 계산이 각 뉴런에서 독립적으로 병렬 처리되므로 실시간 제어가 가능하고, 학습된 제어정보가 분산 저장되므로 입력정보에 잡음이 섞이는 경우에도 안정된 동작을 한다. 지금까지 발표된 많은 신경회로망 모델중 제어 문제에 가장 많이 적용되는 모델은 다층 퍼셉트론이다.<sup>(6)</sup> 이러한 다층 신경회로망에서 원하는 기능을 수행하기 위한 적절한 가중치(weight)를 구하는 방법으로 오차 역전파(error back-propagation)학습이 많이 사용되고 있다.<sup>(7-8)</sup> 신경회로망 제어기법과 마찬가지로 적응제어 기법에도 학습기능이 있다. 다시 말해서, 적응제어 시스템의 적응화와 신경회로망의 학습은 다소 흡사한 개념이다. 적응화는 한번 제어 동작에 바람직한 동작 즉, 시스템 다이나믹스를 고려하여 점근적인 안정(asymptotic stability)를 보장하는 것이고 학습은 여러번 시도하여 바람직한 제어동작을 하게 하는 것이다. 그리고, 학습에 관련된 수식도 비슷한 형태를 가지고 있다. 따라서 이런 공통된 특성을 이용하여 오차를 줄이고자 하는 노력이 많이 시도되고 있다. 즉, 신경회로망 제어기에 적응 기법을 이용한 학습방법, 적응 제어를 신경회로망으로 구성하는 범등 많은 형태의 제어기가 개발되었다.

본 논문에서 제안되는 제어기는 리아프노브 안정도 이론을 근거로 한 신경회로망 제어기가 전체 시스템의 주요 구조로서 안정된 제어입력을 공급할 수 있도록 설계하고 적응제어기법으로 더욱더 보강된 형태의 제어구조로 설계된다. 제어기의 실현은 실시간 제어의 실현을 위하여 병렬처리 구조로서 그 처리 속도가 매우 빠른 디지털 시그널 프로세서(digital signal processor) TMS320C30칩을 사용하여 실현 하였다. 성능실험을 위해 전자부품조립용 로봇트인 4자유도 스카라 로봇트 매니플레이터<sup>(9)</sup>의 위치 및 속도제어에 적용함으로써 그 효율성을 입증하고자 한다.

## 2. 뉴럴네트워크 제어척 유도

본 논문에서 사용한 신경회로망은 전체 시스템에 크게 영향을 미치는 개인을 보상해주는 가변 이득과 같은 역할을 한다. 뉴럴네트워크는 전체 시스템의 오차에 대해 빠른 적응성을 갖기 위하여 간단하게 설계한다. 신경회로망의 입력은 실제모델과 원하는 모델과의 오차이며 출력은 플랜트의 제어입력이다. 본 논문의 학습규칙은 입력층과 출력층 사이의 갱신 가중치 법칙을 리아프노브 이론에 근거에 의하여 정함으로써 학습된다.

$$\tau_n = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots, x_n w_n = \sum_{i=1}^n w_i x_i(t) \quad (1)$$

$$\tau_n(t) = \sum_{i=1}^n w_i x_i(t) \quad (2)$$

여기서  $x_i(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]$ 이며,  $i = 1, \dots, n$  는  $i$ 번째 요소의 제어입력이다.  $W_i$ 는 가중치 요소이다.

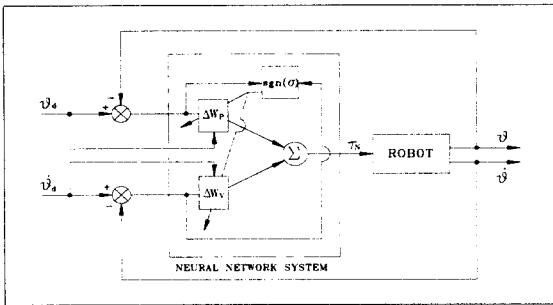


Fig. 1 The block diagram of neural network

기준모델 제어방법은 크게 3가지가 있는데 기율기 법, 리아프노브 안정성 이론 그리고 초안정도 이론이 있는데 본 논문은 리아프노브 안정성 이론을 근거로 해석한다. 선형 시불변 시스템인 기준모델과 실제 플랜트의 동적모델로 되어있고, 플랜트의 출력이 기준모델의 출력을 추정하도록 제어하는 기법으로서 파라미터를 정확하게 알수 없거나, 혹은 외부 환경의 변화에 대한 명확한 정보를 알수 없는 시스템의 제어에 적합한 제어방법이라 할 수 있다. 전방향 제어입력은 신경회로망의 원하는 입력과 시스템 출력의 차이로, 부재한 입력은 신경망 메카니즘(neural-network mechanism)에서 만들어진다. 제어 대상은 산업용 로봇의 매니플레이터의 각 링크에 대한 기준 모델을 상태방정식으로 나타내면 다음과 같이 정할

수 있다.

$$\dot{X}_m = A_m X_m + B_m U_i \quad (3)$$

$$U_i = [u_1, \dots, u_n]^T \quad (4)$$

여기서,

$$A_m = \begin{bmatrix} 0, & I \\ -\omega_n^2, & -2\zeta\omega_n \end{bmatrix} \quad B_m = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 \end{bmatrix}$$

그리고, 비선형 시변인 매니플레이터의 방정식은 일반적으로 다음과 같이 된다.

$$H(\theta) \ddot{\theta} + V_m(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) = \tau \quad (5)$$

이 식을 상태방정식으로 다시 정리하면 다음과 같다.

$$\dot{X}_p = A_p X_p + B_p U_p \quad (6)$$

$$A_p = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -D^{-1} V_m & -D^{-1} G \end{bmatrix} \quad B_p = \begin{bmatrix} 0 \\ D^{-1} G \end{bmatrix} \quad (7)$$

Fig.1은 뉴럴네트워크의 블록선도를 나타내고 있다. Fig.1의 구조로 부터 제어출력은 다음과 같이 정의 될 수 있다.

$$\tau_n = W_i X_i \quad (8)$$

$\tau_n$ 은 신경회로망 레귤레이터로부터 나오는 제어출력이다. 제어척을 유도하기 위하여는 리아프노브 이론에 의해 이끌어 낸다. 식 (3), (6), (8)으로부터

$$\dot{X}_p(t) = A_p x_p(t) + B_p [W_i X_i] \quad (9)$$

$$\dot{X}_m(t) = A_m x_m(t) + B_m [W_i^* X_i] \quad (10)$$

여기서  $W_i$ 는 출력층 가중치 행렬 이며,  $W_i^*$ 는 상수이다.

식(9)와 식(10)에서 다음과 같은 오차방정식이 유도된다. [단,  $A_p \equiv A_m$ ]

$$\begin{aligned} e_a(t) &\equiv X_p(t) - X_m(t), \quad \varphi(t) \equiv W_i(t) - W_i^*(t) \\ \dot{e}_a(t) &= A_m e_a(t) + B_p \varphi(t) X_i(t) \end{aligned} \quad (11)$$

여기서  $e_a(t)$ 는 기준모델과 실제모델의 상태 오차이

고,  $\varphi$  는 평형점에서의 가중치 오차이다.

안정성 해석 및 뉴럴 제어칙을 유도하기 위한 리아프노브 함수 즉, 성능 함수를 최소화 하는데 있어서 학습 알고리즘이 유도된다.

$$V(e_a, \varphi) \hat{=} \frac{1}{2} [ e_a^2 + |B_p|(\varphi^2)] \quad (12)$$

안정조건(stability condition) :  $\dot{V}(e, \varphi) < 0$

$$\begin{aligned} \dot{V}(e_a, \varphi, \psi) &= e_a \dot{e}_a + |B_p|[\varphi \dot{\varphi}] \quad (13) \\ &= e_a [A_m e_a(t) + B_p \varphi(t) X_i(t)] + |B_p|[\varphi \dot{\varphi}] \\ &= A_m e_a^2 + B_p \varphi e_a X_p - |B_p|[\text{sgn}(B_p) \varphi e_a X_i] \\ &= A_m e_a^2 \leq 0 \end{aligned}$$

안정성(stability) 조건을 만족하기 위한 갱신법칙을 유도한다.

$$\dot{W}_i(t) = \dot{\varphi}(t) = -\eta \text{sgn}(B_p) e_a(t) X_i(t) \quad (14)$$

여기서,  $\eta$  는 학습율을 나타낸다.

### 3. 적응제어칙 유도

본 논문에서 접근한 적응제어는 질량이나 마찰계수와 같은 것을 추정하는 것이 아니기 때문에 정확한 제어 플랜트의 모델링을 요구하지 않는다는 것이 큰 특징이라 할 수 있다. 본 연구에서 적용된 적응제어의 기본구조는 컴퓨터-토크 제어알고리즘을 이용하여 파라미터 즉, 관성 모멘트나 코리올리 원심력항을 추정해주는 갱신 법칙을 부가시킴으로써 파라미터 오차벡터가 재로가 되도록 하여 점근적인 안정을 추구하는 방법이다.

다음 식은 로봇 동역학과 서보 모터 및 기어비를 고려한 로봇 매니퓰레이터에 대한 동적 방정식을 나타내고 있다.

$$L(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})\psi = H(\theta)\ddot{\theta} + V_m(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta) + F(\dot{\theta}) \quad (15)$$

$$\tau = L(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})\dot{\psi} \quad (16)$$

여기서,  $L(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})$ 는 알려진 시간함수의  $n \times s$  행렬,  $\psi$ 는 미지의 파라미터 벡터, 그리고  $D, V_m, G, F$ 는 각각 관성, 코리올리 및 원심력, 중력, 그리고 마찰력항을 나타낸다.

적용 제어 입력 토크는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tau = \hat{D}(\theta)(\ddot{\theta}_d + K_v \dot{e} + K_p e) + \hat{V}_m(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + \hat{G}(\theta) + \hat{F}(\dot{\theta}) \quad (17)$$

여기서,  $\ddot{\theta}_d$ 는 원하는 기준입력의 가속도,  $K_v$ 는 속도 오차 게인,  $K_p$ 는 위치 오차 게인을 나타낸다. 그리고  $\hat{\cdot}$ 는 미지의 알 수 없는 파라미터 추종자를 나타낸다.

추적오차의 정의 ( $\varepsilon = \ddot{\theta}_d - \ddot{\theta}$ )로 부터 식(3)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\tau = \hat{D}(\theta)(\ddot{\varepsilon} + K_v \dot{\varepsilon} + K_p \varepsilon) + \hat{D}(\theta)\ddot{\theta} + \hat{V}_m(\theta, \dot{\theta})\dot{\theta} + \hat{G}(\theta) + \hat{F}(\dot{\theta}) \quad (18)$$

식(15)와 식(18)로 부터 다음과 같은 입력 토크 식이 유도 된다.

$$\tau = \hat{D}(\theta)(\ddot{\varepsilon} + K_v \dot{\varepsilon} + K_p \varepsilon) + \theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})\hat{\psi} \quad (19)$$

여기서,  $\hat{\psi}$ 은 알 수 없는 미지 파라미터의 시변 추정을 나타내는  $n \times 1$  벡터이다.

오차 방정식의 형태로 식을 정리하면 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\ddot{\varepsilon} + K_v \dot{\varepsilon} + K_p \varepsilon = \hat{D}^{-1}(\theta)L(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})\tilde{\psi} \quad (20)$$

파라미터 오차는 다음과 같이 정의한다.

$$\tilde{\psi} = \psi - \hat{\psi} \quad (21)$$

오차 방정식을 상태 공간 형태로 다시 쓰면 다음과 같은 형태로 된다.

$$\dot{\varepsilon} = A\varepsilon + B\hat{D}^{-1}(\theta)L(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta})\tilde{\psi} \quad (22)$$

추종 오차 벡터는 다음과 같이 정의한다.

$$\rho = \begin{bmatrix} \varepsilon \\ \dot{\varepsilon} \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$B = \begin{bmatrix} O_n \\ I_n \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} O_n & I_n \\ -K_p & -K_v \end{bmatrix} \quad (24)$$

Fig.2는 제안된 적응제어구조에 대한 블록선도를 나타내고 있다.

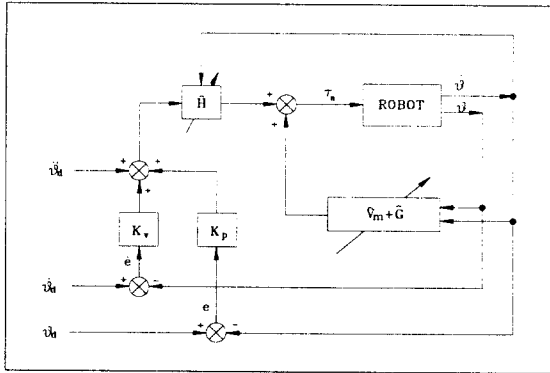


Fig. 2 Block diagram of the adaptive controller

다음은 리아프노브 안정성 해석을 통하여 추종 오차 벡터  $e$ 가 점근적인 안정을 하도록 하는 적응 제어칙을 선택하기 위하여 양의 한정인 리아프노브 함수를 다음과 같이 선정한다.

$$V = e^T P e + \hat{\psi}^T \Gamma^{-1} \hat{\psi} \quad (25)$$

여기서,  $F$ 는  $2n \times 2n$ 의 양의 한정 상수 대칭행렬이고,  $\Gamma$ 는 양의 한정인  $r \times r$  대각 행렬이다.

$$\Gamma = \text{diag}(y_1, y_2, \dots, y_r) \quad (26)$$

리아프노브 함수를 시간에 대하여 미분함으로써 다음과 같이 된다.

$$\dot{V} = e^T P \dot{e} + \dot{e}^T P e + 2 \hat{\psi}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{\psi}} \quad (27)$$

$$\dot{\hat{\psi}}^T \Gamma^{-1} \hat{\psi} = \hat{\psi}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{\psi}}$$

식(22)를 식(27)에 대입하여 정리하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} = & e^T P A e + B \hat{D}^{-1}(\theta) L(\cdot) \dot{\hat{\psi}} \\ & + (A e + B \hat{D}^{-1}(\theta) L(\cdot) \dot{\hat{\psi}})^T P e \\ & + 2 \hat{\psi}^T \Gamma^{-1} \dot{\hat{\psi}} \end{aligned} \quad (28)$$

스칼라 전치의 특성을 이용하여 항별로 조합하면 다음과 같은 식이 나온다.

$$\begin{aligned} \dot{V} = & -e^T Q e + 2 \hat{\psi}^T (\Gamma^{-1} \dot{\hat{\psi}} \\ & + R^T(\cdot) \hat{D}^{-1}(\theta) B^T P e) \end{aligned} \quad (29)$$

여기서,  $Q$ 는 리아프노브 함수를 만족하는 양의 한정 행렬이다.

$$A^T P + P A = -Q \quad (30)$$

$\dot{V}$ 는 항상 최소한 음의 반한정이어야 안정하다는 사실에서 적응 갱신 법칙을 다음과 같이 유도 할 수 있다.

$$\dot{\hat{\psi}} = -\Gamma R^T(\cdot) \hat{H}^{-1}(\theta) B^T P e \quad (31)$$

$$\dot{V} = -e^T Q e \quad (32)$$

$\dot{\hat{\psi}}$ 가 0이기 때문에 파라미터 추종 벡터  $\hat{\psi}$ 를 적응 갱신 법칙에 대입하면 다음과 같은 최종 적응제어칙을 형성한다.

$$\hat{\psi} = \Gamma R^{-1}(\cdot) \hat{H}^{-1}(\theta) B^T P e \quad (33)$$

$\dot{V}$ 는 ( $A > 0$ ) 항상 음이면 오차와 점근적으로 영으로 간다. 위의 사실과  $V$ 가 항상 시간에 따른 연속함수라면, 다음의 결론을 얻을 수 있다.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \dot{V} = 0$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0 \quad (34)$$

각 관절의 가속도  $\ddot{\theta}_a$ 는 다음과 같이 실제적으로 수치 미분의 형태로 아래와 같이 계산될 수 있다.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_a^{t+1} &= \frac{\dot{\theta}_a^{t+1} - \dot{\theta}_a^t}{\Delta t} \\ &\cong \frac{\dot{\theta}_a^t - \dot{\theta}_a^{t-1}}{\Delta t} \end{aligned} \quad (35)$$

#### 4. 뉴로-적응제어계 구성

전체 제어 알고리즘은 토크 계산 방법의 기본 구조에 의한 적응 제어 기법으로 각 링크의 관성 항과 코리올리 원심력 항인 불확실한 파라미터를 추정하여 실제 값에 근접한 파라미터 값을 산출하고, 신경망제어로 부터 기준 모델에서 제시된 상태파라미터와 실제 플랜트의 차를 학습 가중치 갱신(weight update) 법칙에 보내어 가중치가 갱신된다. 각각의 갱신 가중치가 궤적 계획에서 생성된 원하는 궤적과 실제 제어 대상인 플랜트의 궤적과의 오차 벡터와 대수적으로 곱해져서 신경망 제어 토크를 산출하고 적응제어칙에서 산출한 파라미터값이 최종제어칙에 대입되어 적응-신경 제어 토크를 산출하는 구조로 설계하였다.

$$\begin{aligned} \tau_c(t) = & \hat{D}'(t) [\ddot{\theta}(t) + W_n(t)e(t) + \\ & W_v(t)\dot{e}(t)] + \hat{V}'(t) + \hat{G}'(t) \end{aligned} \quad (36)$$

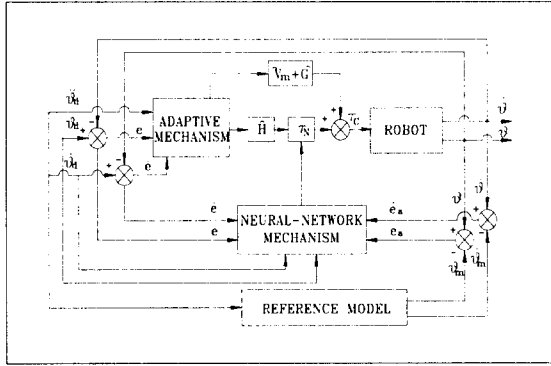


Fig. 3 The block diagram of adaptive-neuro controller.

$$W_p(t) = \text{diag}[W_{p1}(t), W_{p2}(t), \dots, W_{pn}(t)]$$

$$W_v(t) = \text{diag}[W_{v1}(t), W_{v2}(t), \dots, W_{vn}(t)]$$

여기서,  $\tau_c$ 는 적응-신경 제어기의 최종 제어 토오르크를 나타내며 적응 제어칙에 의한 파라미터 갱신 알고리즘은 식 (37)으로 정의 된다.

$$\begin{aligned} \hat{D}'(t+1) &= \hat{D}'(t) + \lambda_i \int_0^t R_{ij}(t) / \hat{D}'(t) \\ &\quad [P_2 e_i(t) + P_3 \dot{e}_i(t)] dt \end{aligned} \quad (37-a)$$

$$\begin{aligned} \hat{V}'(t+1) &= \hat{V}'(t) + \lambda_i \int_0^t R_{ij}(t) / \hat{D}'(t) \\ &\quad [P_2 e_i(t) + P_3 \dot{e}_i(t)] dt \end{aligned} \quad (37-b)$$

(단,  $\lambda_i > 0$ )

여기서,  $\hat{D}'(t+1)$ 과  $\hat{V}'(t+1)$ 은 각각 관성 항과 등가 점성 마찰을 추정하는 갱신 알고리즘이며,  $\lambda_i$ 은  $i$ 번째 관절의 갱신비이고,  $P_2$ 와  $P_3$ 은 다음 식에서 구할 수 있다.

$$P = \begin{bmatrix} P_1 I_n & P_2 I_n \\ P_3 I_n & P_1 I_n \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} (k_p + 1/2 k_v) I_n & 1/2 I_n \\ 1/2 I_n & I_n \end{bmatrix} \quad (38)$$

여기서,  $F$ 는 대칭 양의 행렬이고,  $I_n$ 은  $2 \times 2$  단위 행렬(identity matrix)이다.

뉴럴네트워크(neural network)의 제어칙을 유도하기 위한 기준모델의 토오르크 방정식은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$U_{mi} = J^{eq}_i \ddot{\theta}_{di}(t) + B^{eq}_i \dot{\theta}_{di}(t) + F^{eq}_i \quad (39)$$

여기서,  $J^{eq}_i$ 는 관성모멘트의 선형요소와 모터의 부하

축으로의 등가 관성모멘트의 합을 나타내고,  $B^{eq}_i$ 는 모터 회전자의 감쇠계수항, 역기전력에 의한, 매니플레이터의 점성계수의 합을 나타내고,  $F^{eq}_i$ 는 로봇 매니플레이터와 모터의 마찰항을 나타낸다. 기준 모델의 토오르크로 인한 파라미터 출력으로 가중치를 갱신하는 것은 가중치의 크기를 조정하게 되는 효과가 있다. 신경회로망의 가중치 증감을 결정해주는 알고리즘을 유도하기 위하여 식(20)의 오차 방정식 형태로 재 표현 하자.

$$\ddot{e} + K_v \dot{e} + K_p e = \hat{D}^{-1} R(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \tilde{\varphi} \quad (40)$$

위의 식을 상태 방정식으로 나타내면 다음과 같이 정의 된다.

$$\begin{aligned} \dot{X}^c_{1i} &= X^c_{2i} \\ \dot{X}^c_{2i} &= -K_{vi} X^c_{2i} - K_{pi} X^c_{1i} \\ &\quad + \hat{D}^{-1} R(\theta, \dot{\theta}, \ddot{\theta}) \tilde{\varphi} \end{aligned} \quad (41)$$

여기서,  $X^c_i$ 는  $i$ 번째 관절의 오차상태벡터이다.

오차 상태 공간상에서 절환선(transition line)인 접근적인 안정 다항식  $\kappa_i(t)$ 을 선택하여 신경망 가중치 진행 방향을 제어 하게될 조건을 다음과 같이 선정한다.

$$\begin{aligned} \kappa_i(t) &= C^T X^c(t) = C_{1i} X^c_{1i}(t) \\ &\quad + C_{2i} X^c_{2i}(t) \leq 0 \end{aligned} \quad (42)$$

$$\sigma_i(t) = X^c_{1i}(t)(C_{1i} X^c_{1i}(t) + C_{2i} X^c_{2i}(t)) \quad (43)$$

여기서  $\sigma$ 에 의하여 신경망 제어칙의 증감 방향을 결정하게 되며,  $C_{1i}$ 와  $C_{2i}$ 는 절환선의 기울기를 결정하는 상수이며 설계자가 적절하게 선정한다.  $C_{1i}$ 와  $C_{2i}$ 의 값은 오차 상태 공간 상에서의 오차에 대한 절환선의 기울기를 결정하는 값이므로 설계자에 의해 최적의 값으로 설정되어야 한다.

$$W_{pi}(t+1) = W_{pi}(t) + \eta_{pi} \int_0^t \text{sgn}(\sigma) |e_{ai} \theta_{di}| dt \quad (44)$$

$$W_{vi}(t+1) = W_{vi}(t) + \eta_{vi} \int_0^t \text{sgn}(\sigma) |\dot{e}_{ai} \dot{\theta}_{di}| dt \quad (45)$$

(단  $\eta_{pi} > 0$ ,  $\eta_{vi} > 0$ )

$$\text{sgn}(\sigma) = \begin{cases} 1 & \sigma > 0 \\ -1 & \sigma < 0 \end{cases} \quad (46)$$

여기서, 각각  $W_{pi}(t)$ ,  $W_{vi}(t)$ 는 비례 게인(proportional gain)과 미분 게인(derivative gain)을 추종하는 가변 게인이다.

## 5. 실험

### 5.1 실험 장치의 구성

제한된 제어알고리즘을 실시간에 의해 실험적으로 검토하기 위해 스카라 로봇에 제어기로서 DSPs(digital signal processor)를 이용하여 제어기를 구성하였고, 이를 이용해서 2축에 대한 실시간 적응-신경제어를 수행하여 그 성능을 평가하였다. Fig. 6은 본연구의 실험에서 사용된 시스템의 전체 구성도를 블록선도로 나타낸 것이다. 또한 Fig.7은 실제 실험장치를 나타내고 있다.

제어기의 전체 제어는 INTEL 80486 프로세서를 기반으로 하고 real-time OS를 사용하여 제어기와 주변기기를 동시제어 하도록 하고 있다. 본 실험에서 사용한 Joint 제어기의 CPU는 TI사의 DSP TMS320C31를 채용하였다. TMS320C31는 33MHZ clock으로 동작하고 1 instruction 수행시간이 60ns에 이르는 32bit 고속 CPU로, 이를 토대로 1ms의 샘플링 time으로 프로그램을 실행하도록 하였다.

전체 제어기의 구성은 power supply, servo BSI, noise filter 및 각각의 역할을 수행하는 보드들로 구성되어 있다. 이들 보드들은 main board, system I/O board, user I/O board, BSC( bus interfaced servo controller) board 등으로 구성되어 있으며, 모두 back plan board 에 부착되어 있다.

이들 보드의 기능을 보면, main board는 제어기의 기능을 수행하는 CPU가 위치하는 곳으로 IBM 80486DX-33 프로세서를 채용하고, 추가로 ROM(2MB)과 backup용 SRAM( 512KB)로 구성되어 있어서, system booting, robot 구동, 파라메타 backup, motion 계산, BSC에 ROBOT 구동 명령지령 등을 수행한다. system I/O board는 제어기의 기본적인 I/O을 담당하는 곳으로써, ROBOT동작에 필요한 대부분의 신호를 주고 받으며 teaching pendant 및 외부의 PC와 main board간의 interface를 하고, 비상정지, ROBOT limit sensor검출등의 일을 한다. BSC( bus interfaced servo controller) board는 2축제어용 Servo drive로써 연결된 main으로 부터 16ms 이동량을 입력 받아 interpolation을 수행하여 1ms 위치지령을 내부의 위치 제어기에 인가한 후 모터로부터 엔코더 신호 입력을 받아 위치를 검출하고 제어를 수행한 후 계

산 결과를 BSI(bus interfaced servo inverter)에서 PWM신호를 출력하도록 한다. 따라서 BSC에서는 TMS320C31에서 가지고 있는 4개의 interrupt 입력 port를 모두 사용 하고 있다.

BSI( bus interfaced servo inverter)는 BSC와 20 pin으로 연결되어있고, 입출력이 12bit인 A/D, D/A 회로등으로 구성 되어 있으면서 모터를 구동하기 위한 PWM 출력과, 기타 주변 장치를 구동하기 위한 port가 배정되어 있어 직접적으로 ROBOT의 모터를 구동 하는 부분이다. 그리고, 이들 장치간의 통신은 주제어기가 주(host)가 되어 시작하며 BSC등 나머지는 종(slave)이 되어 명령을 수행한다.

TMS320c3x으로 구현한 제어 프로그램을 실험하기 위해, TI XDS510 에뮬레이터를 TMS320c31 CPU 프로세서(BSC)와 486 PC의 사이에 설치 하여, 두축을 동시에 제어하면서 실험 할 수 있게 하였다.

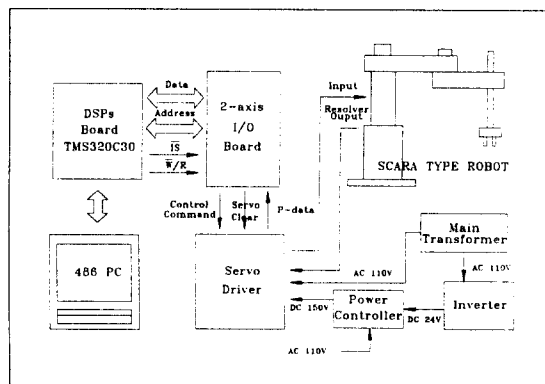


Fig. 4 The total control system of a SCARA robot.

### 5.2 관절제어기 하드웨어 구성

실시간 제어를 위하여 고속 수치 전용 chip인 TMS320C30을 사용한 관절 제어기를 구성하였다.

Fig.5 에서 관절제어기로부터 관절구동부로 전달되는 신호는 속도명령, 전류명령, 서보 ON/OFF명령, 그리고 서보 RESET명령 등이다. 그리고 관절구동부로부터 관절제어기로 전달되는 신호는 위치신호, 속도신호, error 신호 등이고, 또한 관절제어기로부터 속도명령 계산은 리졸비-디지털(R/D) 변환기에서 계산하여 12Bits 위치값과 아날로그 속도값으로 바꾸어 상위의 관절제어기로 공급된다.

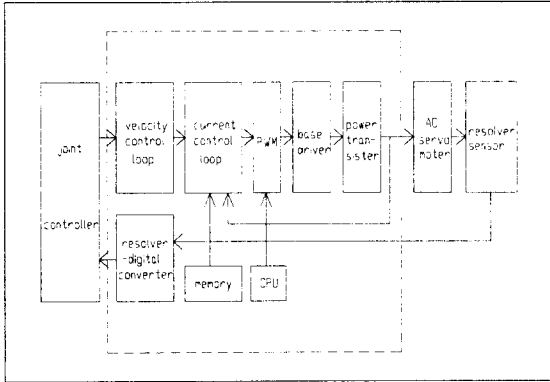


Fig. 5 AC joint driver.

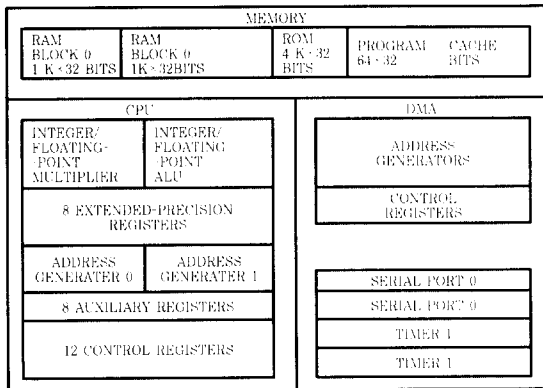


Fig. 6 TMX32C30 block diagram.

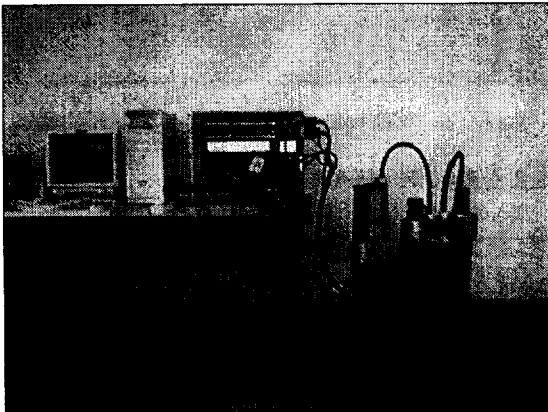


Fig. 7 Experiment set-up equipment

### 5.3 실험 방법 및 결과

설계된 디지털 적응제어기의 성능 실험을 위하여 스카

라 로봇의 각 관절에 대한 위치 및 속도 추종제어 성능 실험을 수행하였다. 실험에 사용한 ROBOT는 스카라형 로봇인 FARA SM5 모델을 이용하였다. 각 관절의 감속기로는 1축과 2축은 하모닉드라이브, 3축과 4축은 볼스큐류우인데, 각각의 감속비는 1축과 2축은 50 대 1, 3축과 4축은 각각 45 대 1 과 12 대 1로 되어 있다. 출력되는 pulses는 모터 1회전당 8192 pulses로 되고, 최고속도는 1축에서 4축 모두 3000rpm으로 운영되고 있고 속도 피이드 백이  $\pm 1229$  pluses 일때  $\pm 3000$ rpm을 나타내고 있다. 또한, 토크는 1536 pluses 일때 모터 정격 출력의 300% 토크를 발생 시키게 되어 있어 제한하도록 구성되어 있다. 실험에 사용된 스카라 로봇의 사양 및 실험에 사용된 제반 파라미터의 값은 부록에

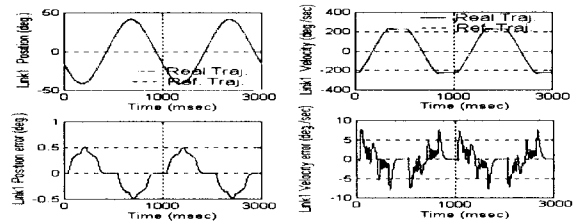


Fig. 8 Control performance of PID controller for the position and velocity trajectory of link 1 with no-load.

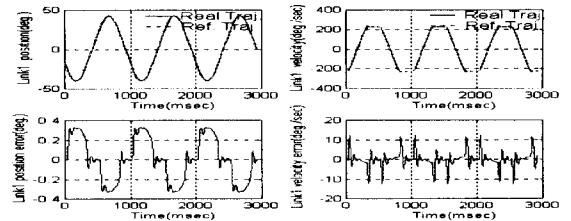


Fig. 9 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory of link 1 with no-load

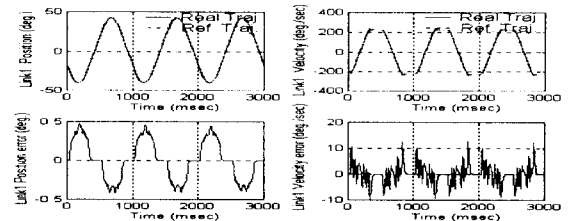


Fig. 10 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory of link 1 with inertia parameter uncertainties(20%).



서 나타내고 있다.

본 실험에서 적용하여 사용한 에뮬레이터는 TI XDS510 으로 486 PC와 통신하도록 하여, 실험된 data를 각각 1축과 2축, 3축과 4축 별로 동시에 두축의 data를 2ms 마다 메모리 순환 저장방식으로 저장하고, 이를 intel hex object format file로 전환하여 10진수로 데이터를 분석 할 수 있도록 하였다. FARA로봇의 관절제어기에 적응제어알고리즘을 적용한 TMS320C3x 어셈블리어 프로그램을 구현하고, 실제 실험을 통하여 FARA 로봇의 1축과 2축, 3축과 4축에 대한 각각의 속도 및 위치 궤적 추종 성능에 대한 적응 제어의 성능을 입증하였다. 실험수행은 무부하 및 부하하중의 증가에 대해 각 관절의 위치 및 속도 추종성능에 대해 실험하여 그 결과를 분석하였다.

Fig.8은 기존의 스카라 로봇의 제어기인 PID제어의 무부하 상태의 관절1에 대한 위치 및 속도궤적 추적에 대한 제어성능을 나타내고 있다. Fig.9는 제안된 신경-적응제어의 무부하 상태에서의 관절1에 대한 위치 및 속도의 추종성능을 나타내고 있다. 그리고 Fig.10은 제안된 신경-적응제어의 20%의 파라미터 불확실성을 고려한 상태에서 관절1의 위치 및 속도궤적 추종성능을 나타내고 있다. 제안된 제어기는 20%의 파라미터 불확실성을 고려한 상태에서도 아주 양호한 궤적추종성능을 나타내고 있다.

Fig.11은 기존의 PID제어의 관절 2에 대한 무부하 상태 궤적추종성능을 나타내고 있다. 또한 Fig.12는 20%의 파라미터 불확실성을 고려한 상태에서의 제안된 제어기의 관절2에 대한 위치 및 속도의 궤적추종성능을 나타내고 있다.

이상의 실험 결과에서 보는 바와 같이, 제안된 신경-적응제어기는 기존의 PID제어기에 비하여 파라미터의 불확실성이 고려된 상태에서도 정확한 궤적추종성능을 나타내므로써 산업용 로봇과 같이 복잡한 생산과정에서의 실시간 건설제어에의 효율적 적용 가능성을 제시하고 있다. Fig.13은 제안된 신경-적응제어기의 관절1과 2의 궤적추종 상태시의 입력 토오르크를 나타내고 있다.

## 6. 결 론

본 연구에서는 산업용 로봇의 건설실시간제어 실험을 위하여 오차 역전파 형태의 뉴럴네트워크를 기본구조로

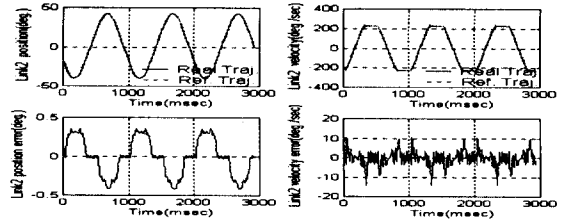


Fig. 10 Control performance of PID controller for the position and velocity trajectory of link 2 with no-load.

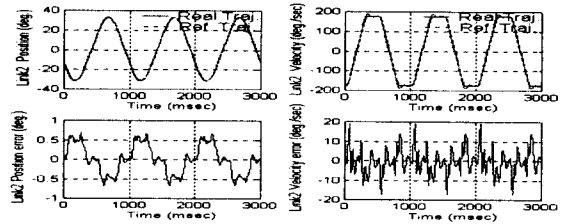


Fig. 12 Control performance of adaptive-neuro controller for the position and velocity trajectory of link 2 with inertia parameter uncertainties(20%)

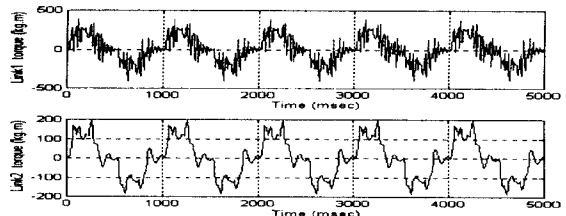


Fig. 13 Torque response for reference trajectory tracking of link 1 and 2 by adaptive-neuro controller with inertia parameter uncertainties(20%)

하고, 적응제어적으로 건설성을 보완한 로봇 매니플레이터에 대한 새로운 구조의 뉴럴-적응제어기를 제안하였다. 제안된 뉴럴-적응제어기의 실시간 제어실험을 위하여 각 관절 제어기는 디지털 신호 처리기 (digital signal processor)인 TMS320C30을 사용한 관절 제어기를 설계 하였으며, 제안된 뉴로-적응제어 알고리즘에 대한 TMS320C3x의 어셈블리 S/W를 개발하여 제어기의 성능실험을 수행 하였다.

개발한 어셈블리어 프로그램은 16ms 마다 goal position를 받아, 1ms 마다 interpolation 하여 위치 루프로 보내도록 구성되었으며, 속도 루프와 위치 루프를

구별하여, 센싱한 속도 및 위치 피이드 백을 적절히 이용해 하도록 하였다. 또한 속도 부분은 제한을 두어 모터에 충격이 가지 않도록 하였으며, 기준 모델 루프는 독립시켜 두고 불러서 사용 하도록 하였다.

또한, 제안된 제어기의 성능평가를 위하여 TMS320C3X XDS510 에뮬레이터를 스카라 로봇에 연결하여 시행한 실험을 통하여 제어된 적응-신경제어기의 위치 및 속도의 궤적추종에 대한 건실성을 입증하였다. 실험결과 로봇이 외란을 받거나, 부하변동 및 기준궤적의 변동시에도 신속 정확한 제어동작이 요구되는 곳에서 실시간으로 안정된 동작이 유지됨을 실험결과를 통하여 검증하였다. 따라서 제안된 뉴럴-적응제어기는 비선형 시스템의 온 라인 제어에의 효율적 적용 가능성을 제시하면서 향후 연구계획은 실험을 통해서 얻은 제어성능을 바탕으로 수직 다관절형인 6관절 PUMA형 로봇 및 기타 다양한 구조의 로봇 제어기에 적용 가능성 및 제품의 국산화를 위한 신뢰성을 검증하고자 한다.

### 참고문헌

- (1) D. H. Cha, Y. S. Park and H. S. Cho, "Neural Network-based Compliance Control for Master-Slave Manipulators with time delay", IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol. 8, No. 2, pp. 176-185, 1992.
- (2) S. Dubowsky and D.T. DesForges, "The Application of Model Reference Adaptation Control to Robot Manipulators," ASME J. Dyn. Syst., Meas., Contr., Vol. 101, pp. 193-200, 1979.
- (3) P.C.V. Parks, "Lyapunov Redesign of Model Reference adaptive Control System," IEEE Trans. Auto. Contr., Vol. AC-11, No.3, pp. 362-267, 1966.
- (4) P. Tomei, "Adaptive PD Controller for Robot Manipulators," IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol. 7, No. 4, 1991.
- (5) J. J. E. Slotine and W. Li, "Adaptive Manipulator Control - A case Study," Proc. IEEE Conf. Robotics and Automation., pp. 1392-1400, 1987.

- (6) D. Psaltis, A. Sidiris, and A. Yamamura, "A Multilayered Neural Network controller," IEEE Control Systems Magazine, pp. 17-21, 1988.
- (7) K. Watanabe and S.G. Tzafestas, "Learning Algorithms for Neural Networks with the Kalman Filters," J. Intelligent and Robotic Systems, Vol. 3, No. 4, pp. 305-319, 1990.
- (8) K. C. Koh, T. G. Him, H. R. Beom and H. S. Cho, "Development of a PC-based SCARA Robot Control System", Proc. '90 KACC, Vol. 1, pp. 493-496, 1990.

### (부 록)

#### 1. 스카라 로봇 기구학적 해석

스카라 로봇은 Fig. A1 에서 보는 바와 같이 3개의 회전관절과 1개의 병진 관절로 구성된 전자부품 조립용 로봇로서 4관절 로봇 시스템이다. 표1은 스카라 로봇의 링크 파라미터를 나타내고 있다.

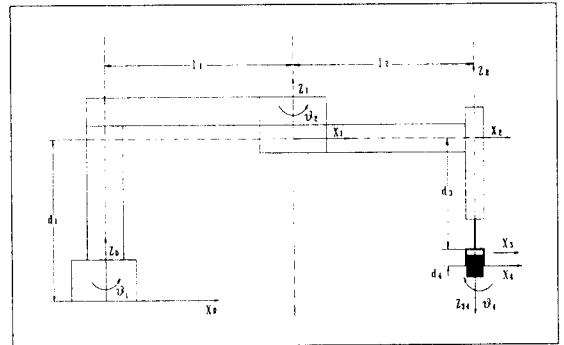


Fig. A1 Coordinates frame of a SCARA robot.

Table 1. The link parameters of a SCARA robot.

Joint	$\theta_i$	$\alpha_i$	$a_i$	$d_i$
1	$\theta_1$	0	$l_1$	$d_1$
2	$\theta_2$	0	$l_2$	0
3	0	180°	0	$d_3$
4	$\theta_4$	0	0	$d_4$

2. 스카라 로봇의 동적 모델링

스카라 로봇의 각 관절에 대한 토오크 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 H_{11} \ddot{\theta}_1 + H_{12} \ddot{\theta}_2 + H_{14} \ddot{\theta}_4 + V_{m112} \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + V_{m122} \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2^2 + f_1 \dot{\theta}_1 + k_1 \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_1) &= \tau_1 \\
 H_{21} \ddot{\theta}_1 + H_{22} \ddot{\theta}_2 + H_{24} \ddot{\theta}_4 + V_{m212} \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + V_{m221} \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + f_2 \dot{\theta}_2 + k_2 \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_2) &= \tau_2 \\
 H_{33} \ddot{d}_3 + G_3 + f_3 \dot{d}_3 + k_3 \operatorname{sgn}(\dot{d}_3) &= \tau_3 \\
 H_{41} \ddot{\theta}_4 + H_{42} \ddot{\theta}_2 + H_{44} \ddot{\theta}_4 + f_4 \dot{\theta}_4 + k_4 \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_4) &= \tau_4 \\
 H_{11} = m_1 l_{c1}^2 + I_1 + m_2 (l_{c1}^2 + l_{c2}^2 + 2 l_1 l_2 \cos \theta_2) + I_2 + (m_3 + m_4) (l_{c1}^2 + l_{c2}^2 + 2 l_1 l_2 \cos \theta_2) + I_4 \\
 H_{12} = H_{21} = m_2 (l_{c2}^2 + 2 l_1 l_2 \cos \theta_2) + I_2 + (m_3 + m_4) (l_{c2}^2 + 2 l_1 l_2 \cos \theta_2) + I_4 \\
 H_{22} = m_2 l_{c2}^2 + I_2 + m_3 l_{c2}^2 + m_4 l_{c2}^2 + I_4 \\
 H_{14} = H_{41} = H_{24} = H_{42} = -I_4 \\
 H_{33} = m_3 + m_4 \\
 H_{13} = H_{31} = H_{23} = H_{32} = H_{34} = H_{43} = 0
 \end{aligned}$$

Table 2. The specification of SCARA robot

Link mass (kg)		Link length (m)		Gear ratio	
m1	15.067	l1	0.35	n1	1/100
m2	8.994	l2	0.3	n2	1/80
m3	3.0	d3	0.175	n3	1/200
m4	1.0	d4	0.007	n4	1/75

Table 4. The simulation condition.

Initial weighting value	$w_{p1} = 0.0$	$w_{p2} = 0.0$	$w_{v1} = 0.0$	$w_{v2} = 0.0$
	$w_{p3} = 0.0$	$w_{p4} = 0.0$	$w_{v3} = 0.0$	$w_{v4} = 0.0$
Updating ratio of adaptive gain	$\lambda_1 = 0.001$		$\lambda_2 = 0.001$	
	$\lambda_3 = 0.01$		$\lambda_4 = 0.01$	
Learning ratio of neural-network	$\eta_{p1} = 1.0$	$\eta_{p2} = 1.0$	$\eta_{v1} = 0.01$	$\eta_{v2} = 0.01$
	$\eta_{p3} = 1.0$	$\eta_{p4} = 1.0$	$\eta_{v3} = 0.01$	$\eta_{v4} = 0.01$
Parameter estimator values	$\widehat{H}_1 = 2.5$	$\widehat{H}_2 = 1.5$	$\widehat{V}_{m1} = 0.5$	$\widehat{V}_{m2} = 0.5$
	$\widehat{H}_3 = 0.1$	$\widehat{H}_4 = 0.02$	$\widehat{V}_{m3} = 0.002$	$\widehat{V}_{m4} = 0.001$
샘플링 시간	1 (ms)			

$$\begin{aligned}
 V_{m112} &= -2 m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2 - 2(m_3 + m_4) l_1 l_2 \sin \theta_2 \\
 V_{m122} &= -m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2 - (m_3 + m_4) l_1 l_2 \sin \theta_2 \\
 V_{m211} &= m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2 + (m_3 + m_4) l_1 l_2 \sin \theta_2 \\
 V_{m212} &= -V_{m221} = -0.5(m_2 l_1 l_{c2} \sin \theta_2 - 2(m_3 + m_4) l_1 l_2 \sin \theta_2)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 G_1 = G_2 = G_4 &= 0 \\
 G_3 &= -g(m_3 + m_4)
 \end{aligned}$$

$f(\dot{\theta}_i)$  : 점성 마찰력

$k \operatorname{sgn}(\dot{\theta}_i)$  : 쿨롱 마찰력

$\theta_i$  : i번째 축 링크의 회전각도

$d_3$  : 3번째 축 병진운동의 변위

$m_i$  : i번째 링크의 질량

$l_i$  : i번째 링크의 길이

$l_{ci}$  : i번째의 좌표에서 i번째 링크의 중심까지 거리

$I_i$  : i번째 링크의 회전 관성모멘트

Table 3. The specification of motor.

Torque Constant (KmA)		Emf. constant (V/(rad/s))		Equivalent Register	
Ka1	$21.48 \times 10^{-2}$	Kb1	$214.85 \times 10^{-3}$	Ra1	1.5
Ka2	$20.01 \times 10^{-2}$	Kb2	$200.53 \times 10^{-3}$	Ra2	4.2
Ka3	$20.01 \times 10^{-2}$	Kb3	$200.53 \times 10^{-3}$	Ra3	9
Ka4	$17.65 \times 10^{-2}$	Kb4	$176.66 \times 10^{-3}$	Ra4	20