

# 속도추정 기반의 2 자유도 도립진자의 안정화를 위한 입력보상 방식의 분산 신경망 제어기에 관한 실험적 연구

## Experimental Studies on Decentralized Neural Networks Using Reference Compensation Technique For Controlling 2-DOF Inverted Pendulum Based on Velocity Estimation.

조 현택, 정 슬\*  
(Hyun-Taek Cho and Seul Jung)

**Abstract :** In this paper, the decentralized neural network control of the reference compensation technique is proposed to control a 2-DOF inverted pendulum on an x-y plane. The cart with the 2-DOF inverted pendulum moves on the x-y plane and the 2-DOF inverted pendulum rotates freely on the x-y axis. Since the 2-DOF inverted pendulum is divided into two 1-DOF inverted pendulums, the decentralized neural network control is applied not only to balance the angle of pendulum, but also to control the position tracking of the cart. Especially, a circular trajectory tracking is tested for position tracking control of the cart while maintaining the angle of the pendulum. Experimental results show that position control of the inverted pendulum system is successful.

**Keywords :** neural network, inverted pendulum, SIMO system, reference compensation technique

### 1. 서론

PID제어기는 그 단순성과 뛰어난 효율성으로 현재까지도 공정제어의 90% 이상을 점유하고 있는 제어기이다. 그러나 PID제어기를 이용하여 플랜트가 원하는 응답을 출력하기 위해서는 플랜트의 동특성 변화에 따라 제어기의 계수를 조정하는 과정이 필요하다. 하지만 PID제어기는 이득값이 공정에 맞게 고정되어 있고, 공정이 비선형이거나 외란과 불확실성에 대한 보장이 없다는 단점이 있다.

이를 해결하기 위한 지능 제어의 한 방법으로 사용되는 신경회로망은 인간의 뇌의 구조를 파악하여 그와 비슷한 역할을 할 수 있도록 수학적으로 구현한 인공지능 시스템이다. 신경회로망은 비선형 함수의 맵핑 능력, 일반화 능력 및 학습 능력이 있어 다양한 분야에서 사용되고 있다[1]. 이러한 신경회로망은 제어할 공정의 정확한 모델을 실제적으로 얻기 어려운 제어시스템 및 정확하지 않은 대략적인 동적방정식이 주어진 제어시스템 등의 불확실성과 부정확성을 해결하기 위해 보조적으로 사용되어 기존의 PID 또는 PD제어기와 더불어 보조 제어기 역할로 안정상태에서의 오차를 영으로 수렴하도록 하는 역할로 사용되어지고 있다[2,3].

이러한 신경회로망 제어는 여러 방법이 제안되었는데, 그림 1은 잘 알려진 귀환오차 학습방법이다[4]. 이 논문에서 사용되는 신경회로망 제어방식은 그림 2에 보여진 것처럼 입력 경로에 신호를 보상하는 입력보상 방식과 PID제어기를 사용한다[3]. 일반적으로 역진자 제어는 1축 제어가 대부분이었고 도립진자의 균형과 카트의 위치를 영으로 수렴시키는 것을 목적으로 하였다[5-7].

본 논문에서는 도립진자가 x-y 평면에서 움직이는 2 자유도를 갖고 있으며, 주어진 경로를 추종하도록 신경망 제어를 사용하고자 한다. 이전 논문의 연장으로 x-y 테이블을 작게 만들어 2축 제어가 가능하도록 하였다[3,8]. 또한 도립진자의 속도를 분석하여 추정하는 방식을 사용함으로써 좀더 정확한 속도 상태를 평가하여 제어 성능을 높이하고자 하였다[9-12]. 각 축을 간섭을 최소화하기 위해 따로 분리하여 제어하는 분산 신경망 제어 방식을 사용하였다. 따라서 제안하는 제어방식의 성능은 x-y테이블 위에서 도립진자가 넘어지지 않도록 각도만을 제어하는 것이 아니라 주어진 경로를 따라 잘 추종하도록 하는 실험을 통해 검증하였다.

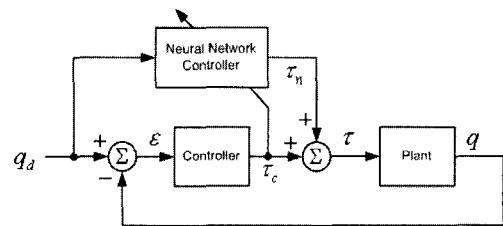


그림 1. 신경회로망 귀환 오차 학습 방식.  
Fig. 1. Feedback error learning scheme.

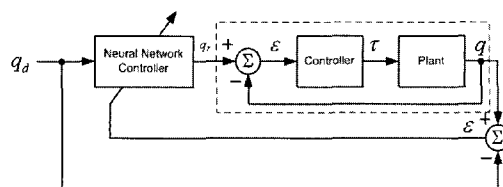


그림 2. 신경회로망 입력보상 학습 방식.  
Fig. 2. Reference compensation technique scheme.

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2003. 4. 22., 채택확정 : 2003. 11. 17.

조현택, 정슬 : 충남대학교 메카트로닉스공학과

(htaek@dreamx.net/jungsc@cnu.ac.kr)

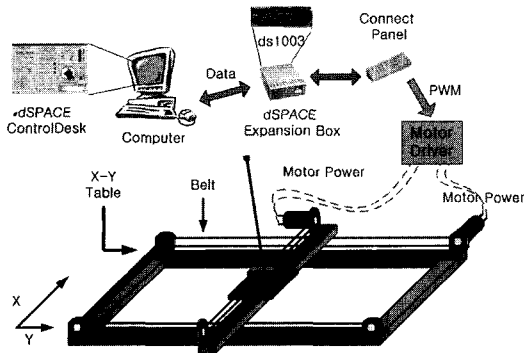


그림 3. 전체 시스템 구성.  
Fig. 3. The overall system.

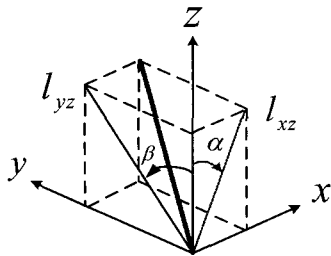


그림 4. x-z와 y-z 평면에 대한 도립진자의 투영.  
Fig. 4. Projections of pendulum onto x-z and y-z planes.

II. 전체 시스템 구성

1. 전체 시스템

대략적인 전체 시스템 구성은 그림 3과 같이 크게 제어부, 구동부 및 구조부로 나뉘어진다. 제어부는 프로그램을 수행하는 dSPACE사의 Modular 시스템과 Control Desk라는 프로그램을 이용하여 Modular 시스템의 데이터를 확인 및 저장이 가능한 컴퓨터로 구성되어 있다. Modular 시스템은 계산량이 많은 신경망 처리를 실시간으로 하기위해서 TI사의 부동 소수점 처리 DSP인 TMS320C40가 있는 DS1003보드, 25KHz의 10bit PWM신호를 출력하고 디지털 신호를 입출력하는 DS2201보드 및 10개의 엔코더 신호를 받을 수 있는 DS3001 보드로 이루어져 있다. 구조부인 x-y 테이블은 0.8m x 0.9m 크기로 되어 있으며, 그림 3처럼 2-DOF 도립진자와 카트가 LM Guide에 의해 무게가 5kg인 단축(x축) 위에서 움직이고 다시 단축이 LM Guide에 의해 장축(y축) 위에서 서로 직교하게 움직이는 형태로 되어 있다. 그래서 2 DOF 도립진자가 x-y 평면에서 자유롭게 움직일 수 있도록 하였다. 구동부는 1:5의 기어헤드와 70W의 파워를 가지는 두 개의 Maxon DC 모터로 단축과 장축을 각각 타이밍 벨트에 의해서 움직인다.

2. 자유도 도립진자

유니버설 조인트(Universal joint)형태인 2자유도 도립진자는 그림 4와 같이 Cartesian 평면에서 x-z와 y-z평면으로 투영될 수 있으며, 각각의 투영은 두 개의 직교한 평면 안에 1자유도 도립진자들이 서로 결합된 형태로 생각할 수 있다.

그리고 투영된 1자유도 도립진자들의 관성모멘트는 각각 (1)과 (2)로 구할 수 있다.

$$J_{xz} = \frac{l_{xz}^2}{l^2} J = \frac{1}{1 + \frac{\cos^2 \alpha}{\cos^2 \beta} \sin^2 \beta} J \quad (1)$$

$$J_{yz} = \frac{l_{yz}^2}{l^2} J = \frac{1}{1 + \frac{\cos^2 \alpha}{\cos^2 \beta} \sin^2 \alpha} J \quad (2)$$

여기서,

$l$  : 2자유도 도립진자의 길이

$J$  : 2자유도 도립진자의 관성모멘트

이때  $\alpha, \beta$  가  $\pm 10^\circ$  이내이면  $\cos \alpha \approx \cos \beta \approx 1$ ,  $\sin \alpha \approx \sin \beta \approx 0$ 이므로 (3)과 (4)로 간략화할 수 있으며 이런 경우에 2자유도 도립진자는 다른 평면에서 움직이는 독립적인 1자유도 도립진자들로 가정하여 제어할 수 있다.

$$l_{xz} \approx l_{yz} \approx l \quad (3)$$

$$J_{xz} \approx J_{yz} \approx J \quad (4)$$

각 축의 움직임은 서로 수직하게 움직이므로 커플된 정도가 매우 약함을 알 수 있다. 따라서 분산 신경망을 사용하여 각 축을 따로 제어하고자 한다.

3. 센서 시스템

중분형 광학엔코더는 높은 정밀도와 정확성 및 디지털 제어기에서의 쉬운 적용 때문에 많은 응용에서 위치와 속도를 측정하는 센서로 매우 넓게 사용되어지고 있다. 본 논문에서도 모터와 도립진자의 위치 및 속도를 측정하기 위해서 4개의 엔코더를 사용하였다. 모터의 위치와 도립진자의 각도 분해능은 약 0.015796mm, 0.045도이다. 이러한 중분형 광학엔코더의 위치 측정엔 엔코더 신호의 펄스의 수를 계산하는 방법으로 절대 위치가 아니라 상대 위치를 discrete 하게 측정할 수 있다. 그리고 속도 측정은 보통 일정 시간에 위치의 변화량을 측정하는 방법(LPP방법)과 엔코더 펄스 신호의 시간을 측정하는 방법이 있으며 위의 두 가지 방법을 보완한 M/T 방법이 있다[9]. 보통 일반적으로 일정 시간에 위치의 변화량을 측정하여 속도를 계산한다. 이러한 방법은 (5)와 같은 샘플링 시간이 줄어들수록 실제 속도와의 오차가 커지고 낮은 속도의 추정에 어려움이 있다[11]. 실제로 도립진자 같은 경우는 매우 느리게 움직이기 때문에 위와 같은 문제가 생긴다. 그래서 이러한 단점을 보완하기 위해서 Least Squares Fit(LSF) 1/8 FIR 필터와 지역 필터를 사용하였다.

아래는 엔코더 값으로부터 간단하게 각속도를 추정하는 방법을 나타낸다.

$$\omega_k = \frac{\theta_k - \theta_{k-1}}{T_s}, \Delta \omega = \frac{2\Delta \theta}{T_s} = \frac{4\pi}{NT_s} \quad (5)$$

여기서,

$$\Delta \theta = \frac{2\pi}{N} : \text{최대 가능 오차}$$

$w_k$  : 이산 각속도,

$\Delta w$  : 각속도 최대 오차

$N$  : 엔코더 펄스수

$T_s$  : Sampling Time

LSF n/m 필터는 다음과 같은 방법으로 구할 수 있다. 시간  $t_k$  일 때 위치는 (6)처럼 다항식 형태로 근사화 할 수 있으며 속도는 (7)처럼  $\theta_k$  를 일차 미분으로 구할 수 있다.

$$\theta_k = a_0 + a_1 t_k + a_2 t_k^2 + \dots + a_n t_k^n \quad (6)$$

$$\dot{\theta}_k = a_1 + 2a_2 t_k + 3a_3 t_k^2 + \dots + n a_n t_k^{n-1} \quad (7)$$

계수  $a_i$  ( $i=0, \dots, n$ )를 결정하기 위해서 (6)을 (8)과 같은 행렬 형태로 다시 쓸 수 있다.

$$Y = C \cdot A \quad (8)$$

여기서,

$$Y = [\theta_k \dots \theta_{k-m+1}]^T$$

$$A = [a_0 \dots a_n]^T$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & t_k & \dots & t_k^n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & t_{k-m+1} & \dots & t_{k-m+1}^n \end{bmatrix}$$

그러면 행렬 A는 (9)처럼 일반적인 최소 오차제곱 방법으로 구할 수 있다.

$$A = (C^T \cdot C)^{-1} \cdot C^T \cdot Y \quad (9)$$

이러한 방법으로 구한 LSF 1/8 필터는 (10)과 같다.

$$v_k = \frac{7\theta_k + 5\theta_{k-1} + 3\theta_{k-2} + \theta_{k-3} - \theta_{k-4} - 3\theta_{k-5} - 5\theta_{k-6} - 7\theta_{k-7}}{84T_s} \quad (10)$$

### III. 분산 신경망 제어 방식

#### 1. 입력보상방법

본 논문에서는 2자유도 도립진자를 (3), (4)의 가정하에 x축과 y축이 독립적인 시스템으로 분리하여 각각 같은 PID 제어를 사용하였다. 이렇게 하면 제어가 간단해지고 제어할 변수가 줄어들지만 couple된 효과가 없어진 것은 아니다. 또한 PID 제어기만으로 도립진자의 각도와 카트의 위치를 동시에 제어하기가 상당히 어렵다[3]. 그러므로 본 논문에서는 신경망을 사용하여 couple된 효과와 불확실성 그리고 비선형성을 제거하는 목적으로 사용하였다. 그리고 설명을 간단히 하기 위해 본 장에서는 x축에 대한 내용만을 설명하였다.

그림 5에는 본 논문에서 사용한 입력보상 제어 방식의 구조가 나타나 있다. 신경망 제어기는 제어 회로 밖에서 선 필터의

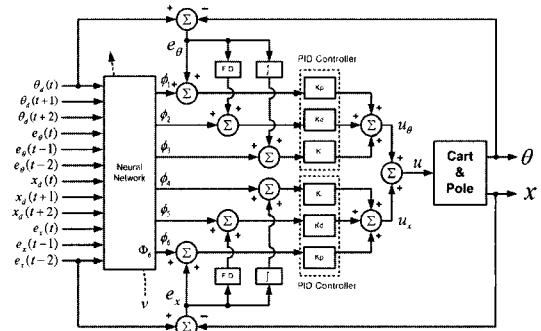


그림 5. 1-DOF 도립진자에 사용된 신경망 제어방법.

Fig. 5. Neural control block diagram for 1-DOF inverted pendulum.

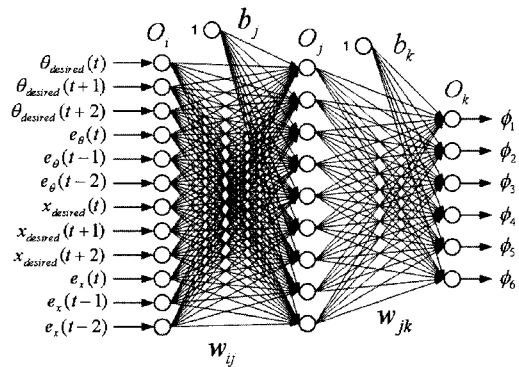


그림 6. 사용한 신경망 제어기 구성.

Fig. 6. The structure of used neural network.

기능을 수행한다. 즉 신경회로망이 PID 제어기로 들어가는 경로 오차의 입력신호를 보상해주는 방식이다. 이렇게 보상된 신호는 PID제어기에서 게인값과 곱해져서 증폭이 된다. 이러한 방식을 사용함으로써 신경망이 공정대상의 역모델을 학습하는 것이 아니라 PID제어기로 제어된 공정의 역모델을 학습하고 신경망 제어기의 안정성을 확보할 수 있다. 제어 신호는 (11), (12), (13), (14)와 같으며 y축 제어기도 그림 5와 같은 구조이다.

$$e_\theta = \theta_d - \theta, \quad e_x = x_d - x \quad (11)$$

$$u_\theta = k_{p\theta}(e_\theta + \phi_1) + k_{d\theta}(\dot{e}_\theta + \phi_2) + k_{i\theta} \left( \int e_\theta dt + \phi_3 \right) \quad (12)$$

$$u_x = k_{px}(e_x + \phi_4) + k_{dx}(\dot{e}_x + \phi_5) + k_{ix} \left( \int e_x dt + \phi_6 \right) \quad (13)$$

$$u = u_\theta + u_x \quad (14)$$

본 논문에서 사용한 신경망은 그림 6에 나타난 바와 같이 입력층과 은닉층 그리고 출력층으로 구성된 다층 역전파 신경회로망을 사용하였다. 입력층, 은닉층, 출력층은 각각 12개, 9개, 6개의 뉴런으로 이루어져 있고 신경망 입력층의 입력으로는 각도 지령, 위치 지령, 각도 오차, 위치 오차를 사용하였다. 각각은 신경망이 동적 행동을 학습할 수 있도록 지령은 2 step 이전의 값과 오차는 2 step 이후의 값까지 같이

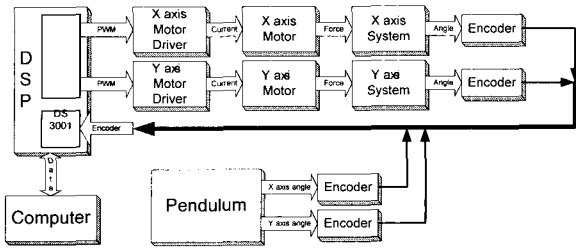


그림 7. 실험장치의 구성도.  
Fig. 7. Schematic diagram of experimental equipment.

력하였다. 그리고 뉴런의 비선형 함수로는 (15)와 같은 Tangent hyperbolic 함수를 사용하였다.

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (15)$$

2. 신경망 학습

여기에서는 역전파 알고리즘을 사용하여 시스템 자코비안이 필요없이 온라인(on-line) 학습이 가능하도록 하였다. 신경망의 출력을 다음과 같이 지정하자.

$$\Phi = \Phi_{\theta} + \Phi_x \quad (16)$$

$$\Phi_{\theta} = k_{p\theta}\phi_1 + k_{d\theta}\phi_2 + k_{i\theta}\phi_3 \quad (17)$$

$$\Phi_x = k_{px}\phi_4 + k_{dx}\phi_5 + k_{ix}\phi_6 \quad (18)$$

만약 도립진자의 동력학식이  $f(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{x}, \dot{x}, x)$  이면 다음과 같은 식으로 유도할 수 있다.

$$k_{p\theta}e_{\theta} + k_{d\theta}\dot{e}_{\theta} + k_{i\theta} \int e_{\theta} dt + k_{px}e_x + k_{dx}\dot{e}_x + k_{ix} \int e_x dt = f(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{x}, \dot{x}, x) - \Phi \quad (19)$$

이때 신경망 학습 신호를 (20)과 같이 설정하고 목적함수를 (21)처럼 정하여 목적함수가 영으로 수렴하도록 신경망을 학습시킨다.

이렇게 신경망이 학습이 되면  $\Phi \cong f(\ddot{\theta}, \dot{\theta}, \theta, \ddot{x}, \dot{x}, x)$  되어 시스템의 역동력학 계산(inverse dynamics)을 수행한다.

$$v = k_{p\theta}e_{\theta} + k_{d\theta}\dot{e}_{\theta} + k_{i\theta} \int e_{\theta} dt + k_{px}e_x + k_{dx}\dot{e}_x + k_{ix} \int e_x dt \quad (20)$$

$$E = \frac{1}{2} v^2 \quad (21)$$

(21)을 가중치에 대해서 미분하면 목적함수 E의 그래디언트를 (22)처럼 구할 수 있다.

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \frac{\partial E}{\partial v} \frac{\partial v}{\partial w} = v \frac{\partial v}{\partial w} = -v \frac{\partial \Phi}{\partial w} = -v \left( \frac{\partial \Phi_{\theta}}{\partial w} + \frac{\partial \Phi_x}{\partial w} \right) \quad (22)$$

$$\frac{\partial \Phi_{\theta}}{\partial w} = k_{p\theta} \frac{\partial \phi_1}{\partial w} + k_{d\theta} \frac{\partial \phi_2}{\partial w} + k_{i\theta} \frac{\partial \phi_3}{\partial w} \quad (23)$$

$$\frac{\partial \Phi_x}{\partial w} = k_{px} \frac{\partial \phi_4}{\partial w} + k_{dx} \frac{\partial \phi_5}{\partial w} + k_{ix} \frac{\partial \phi_6}{\partial w} \quad (24)$$

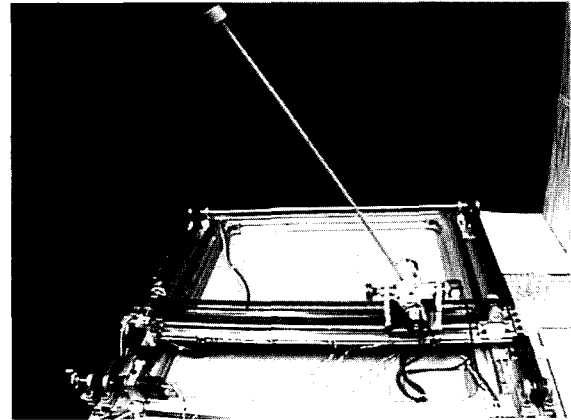


그림 8. 제작한 2 자유도 도립진자와 x-y테이블.  
Fig. 8. 2-DOF inverted pendulum and x-y table.

위에서 구한 (22), (23), (24)을 이용하여 역전파 알고리즘에 사용하면 다음과 같다.

$$\Delta w(t) = \eta \frac{\partial E}{\partial w} v + \alpha \Delta w(t-1) \quad (25)$$

$$w(t+1) = w(t) + \Delta w(t) \quad (26)$$

여기서,  $\eta$ 는 학습률(learning rate),  $\alpha$ 는 운동량(momentum) 상수

IV. 실험

1. 실험 환경 및 방법

대략적인 전체 시스템 구성은 그림 7이며, 실험은 TMS320C40이 내장된 dSPACE사의 DS1003 DSP 보드, DS2201, DS3001을 이용하여 제어를 만들었고 샘플링은 1KHz로 수행한다. 제안된 이론에 따라서 PWM 명령을 생성하여 모터 드라이버로 명령을 전달하면 모터 드라이버는 DC 모터를 H-Bridge 회로를 이용하여 구동시키고 모터에 붙어 있는 풀리와 타이밍 벨트에 의해서 x-y 테이블이 움직인다. 테이블이 이동한 거리측정은 풀리축에 연결되어 있는 엔코더를 사용하였다.

실제 제작된 x-y 테이블 시스템은 그림 8에 나타나 있다. 이렇게 구성된 x-y테이블은 쿨롬(Coulomb) 마찰력과 타이밍 벨트에 의한 장력으로 비선형성을 가진다. 모터 드라이버에 그림 9와 같은 PWM프로파일을 인가하면서 테이블의 변위를 엔코더로 관찰하면 그림 10에서와 같은 히스테리시스를 측정할 수 있다. 처음에는 PWM이 증가하여도 정지하고 있다가 어느 순간 구름이 시작되고 일단 구름이 시작되면 선형적으로 움직이다가 PWM의 기울기가 반대가 될 때 타이밍 벨트에 의한 장력과 관성 때문에 이동거리가 짧아진다. 그림 10에서 y축이 무게가 더 나가고 타이밍 벨트가 양쪽으로 구동되므로 x축보다는 더 비선형함을 알 수 있다.

2. 속도 추정 필터 실험

그림 11은 도립진자의 자유운동을 분해능이 0.045 도인 엔코더만을 이용하여 회전축에 붙여서 측정한 결과이다. (a)는 약 60도일 때부터 측정된 결과이고 (b)는 약 2.8도일 때부터

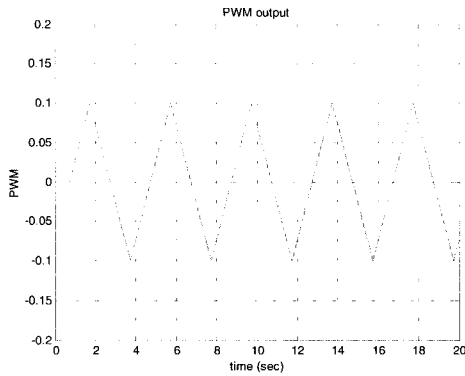


그림 9. 모터 드라이버에 인가한 pwm값.  
Fig. 9. The pwm value which is applied to motor driver.

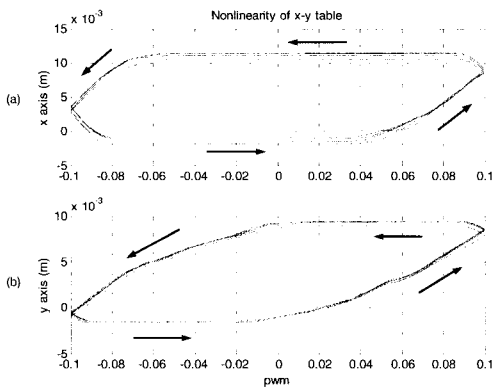


그림 10. x-y 테이블에 대한 히스테리시스 측정 결과.  
(a) x축, (b) y축.  
Fig. 10. Result of hysteresis of x-y table. (a) x axis, (b) y axis.

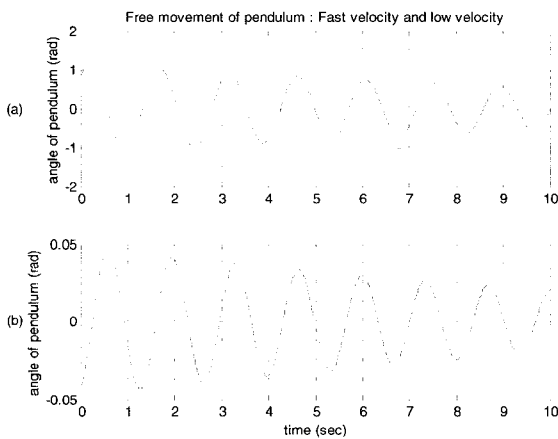


그림 11. 자유 진동하는 진자의 각도. (a) 빠른 속도, (b) 느린 속도.  
Fig. 11. Free movement of pendulum. (a) fast velocity, (b) low velocity.

측정한 결과이다. 이러한 위치 결과를 가지고 기존에 사용되는 미분으로 속도를 구해보면 그림 12 (a)와 그림 13 (a)와 같다. 그림 12 (a)처럼 속도가 빠른 경우에는 이러한 방법으로 약간의 리플이 있지만 어느 정도의 속도를 측정할 수 있다. 하지만 그림 13 (a)처럼 느린 경우에는 매우 부정확한 값을 가진다. 모터는 보통 빠른 속도로 움직이므로 큰 문제가 안 생

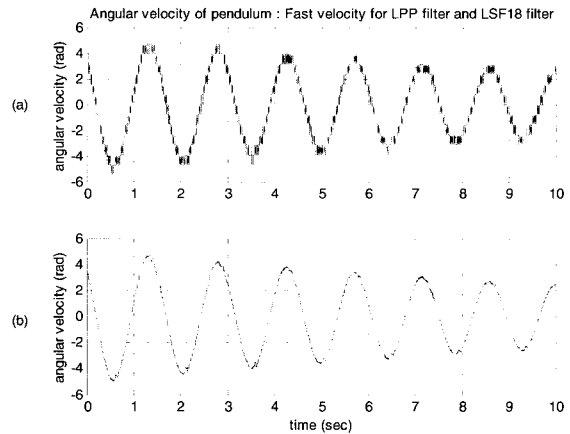


그림 12. 빠른 진자의 각속도 추정값. (a) LPP 필터, (b) LSF 1/8 필터.  
Fig. 12. Velocity estimator for fast movement of pendulum. (a) LPP filter, (b) LSF 1/8 filter

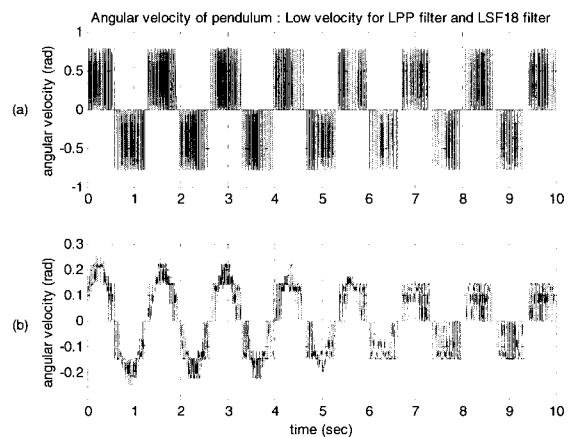


그림 13. 느린 각속도 추정값. (a) LPP 필터, (b) LSF 1/8 필터.  
Fig. 13. Velocity estimator for slow movement of the pendulum. (a) LPP filter, (b) LSF 1/8 filter.

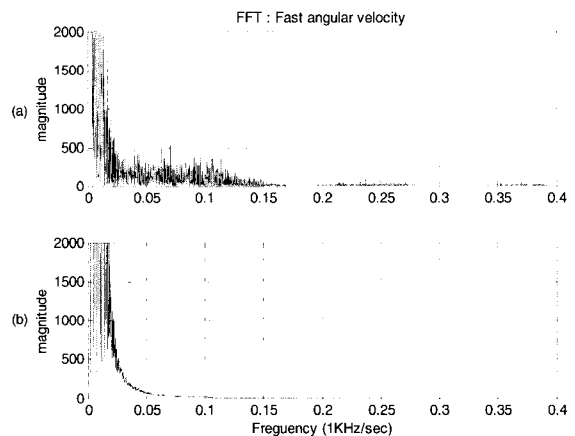


그림 14. 빠른 각속도 추정값의 FFT. (a) LSF 1/8 필터만 사용, (b) LSF 1/8 필터와 lowpass 필터를 같이 사용.  
Fig. 14. FFT of velocity estimator for fast movement of the pendulum. (a) LSF 1/8 filter, (b) LSF 1/8 filter and lowpass filter.

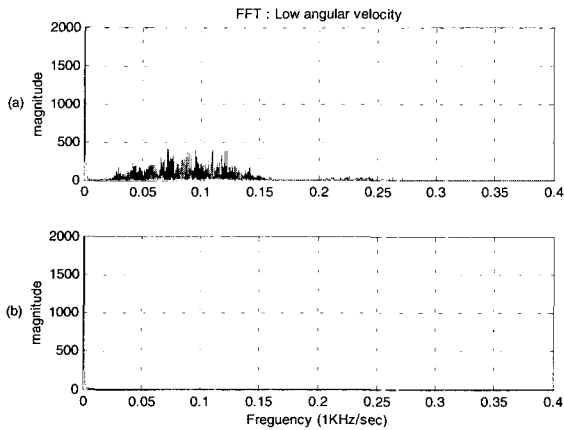


그림 15. 느린 각속도 추정값의 FFT. (a) LSF 1/8 필터만 사용, (b) LSF 1/8 필터와 lowpass 필터를 같이 사용.  
 Fig. 15. FFT of velocity estimator for slow movement of the pendulum (a) LSF 1/8 filter, (b) LSF 1/8 filter and lowpass filter.

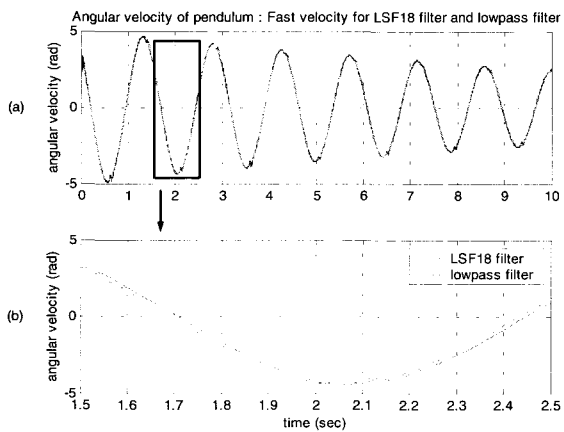


그림 16. LSF 1/8 필터와 lowpass 필터를 사용하여 빠른 각속도 추정값. (a) 전체 결과, (b) 확대한 결과.  
 Fig. 16. Velocity estimator for fast movement of the pendulum with LSF 1/8 filter and lowpass filter. (a) all data, (b) close-up data.

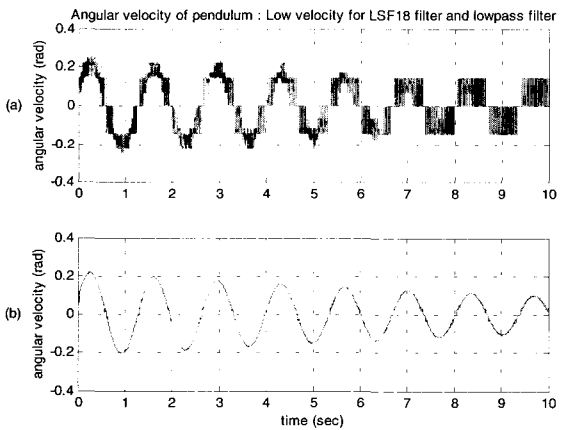


그림 17. 느리게 움직이는 진자의 각속도 추정값. (a) LSF 1/8 필터만 사용, (b) LSF 1/8 필터와 lowpass 필터 사용.  
 Fig. 17. Velocity estimator for slow movement of the pendulum. (a) LSF 1/8 filter. (b) LSF 1/8 filter and lowpass filter.

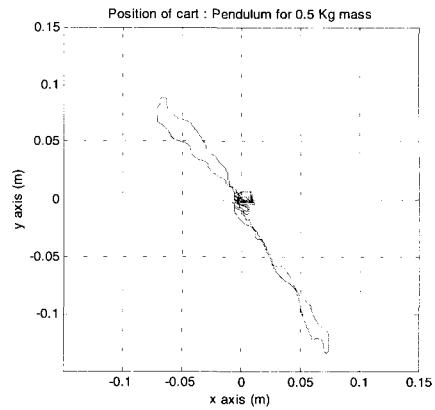


그림 18. 카트의 움직임.  
 Fig. 18. Movement of the cart on x-y plane.

기지만 도립진자처럼 매우 작은 범위(±5°)로 천천히 움직이는 경우에는 그림 13 (a)와 같은 부정확한 값을 가진다. 그림 14 (b)와 그림 13 (b)는 LSF 1/8 filter를 이용하여 구한 속도값으로 미분방식보다 더 정확한 값을 가지는 것을 알 수 있다. 하지만 역시 그림 13 (b)처럼 느린 경우에는 큰 리플이 생긴다. 이것을 해결하기 위해 그림 14 (a)와 그림 15 (a)처럼 FFT를 해보면 30Hz에서 노이즈가 나타나는 것을 알 수 있다. 그래서 이것에 2차 Butterworth 저역필터를 적용하여 그림 16 (a)와 그림 17 (b)와 같은 결과를 얻을 수 있다. 이때 저역필터의 적용으로 그림 16 (b)처럼 약 20ms의 딜레이가 생긴다. 본 실험에서는 이런 방법으로 x축과 y축 모터의 속도 및 도립진자의 각속도를 구했다.

3. 도립진자와 카트의 위치제어 실험

도립진자의 위치제어 실험을 진자의 무게가 다른 두 가지 경우로 실험을 하였으며, 신경망과 PID제어기의 게인값은 표 1과 같다. 시스템의 구조상 swing up 과정없이 도립진자를 세워놓고 그 각도를 원점으로 초기화한 후, 외란으로 임의로 진자를 쳤을 때 다시 진자와 카트가 원점으로 오도록 하였다.

표 1. 위치제어 실험시 사용된 이득값.

Table 1. Gains for position experiments.

Gain		X axis	Y axis
Pendulum	$k_p$	-5.5	6.5
	$k_d$	-0.7	1.4
	$k_i$	0.01	0.01
Cart	$k_p$	-0.8	-0.8
	$k_d$	-0.9	-1.4
	$k_i$	-0.01	-0.015
$\eta$		0.0012	0.0013
$\alpha$		0.2	0.2

그림 18은 진자의 추가 0.5kg인 경우일 때의 xy 평면에서 움직인 카트의 위치실험을 나타내고 있다. 카트가 외란을 준 방향의 반대로 돌아오고 원점 주위에서 계속 유지하고 있는

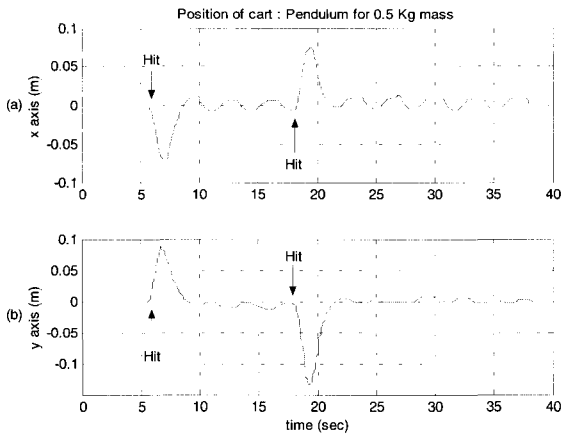


그림 19. 카트의 위치. (a) x축, (b) y축.  
Fig. 19. Position of the cart (a) x axis, (b) y axis.

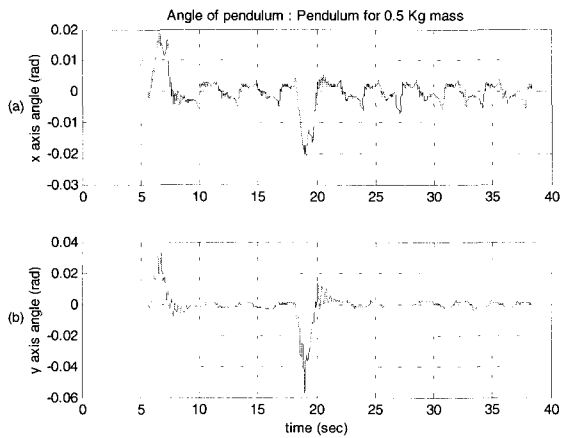


그림 20. 도립진자의 각도. (a) x 축, (b) y 축.  
Fig. 20. Angle of the pendulum for (a) x axis, (b) y axis.

것을 알 수 있다. 그림 19는 그림 18의 결과를 x축과 y축 각각 따로 본 것이다. 카트가 정확하게 원으로 수렴하지는 않지만 x축과 y축 모두 약  $\pm 2\text{cm}$  사이의 영역에서 계속 유지하고 있다. 이 때의 도립진자의 각도는 그림 20과 같다. 카트와 마찬가지로 외란을 준 후에  $\pm 0.005\text{rad}$  사이의 영역에서 일정하게 유지되고 있다. 이렇게 원점으로 수렴하지 않는 것은 모터의 dead zone, 카트의 마찰력과 벨트의 장력에 의한 영향으로 생각된다.

4. 카트의 속도제어 실험

이 번 실험은 도립진자를 원점에서 유지시키고 카트가 x-y 평면에서 원을 그리도록 실험을 하였다. 원 주기는  $8 * \pi \text{ sec}$  이며 반지름은  $0.1\text{m}$ 이다. 도립진자는 이전의 실험과 마찬가지로 세워놓고 초기화하였다. 신경망과 PID제어기에 사용된 게인값은 표 2와 같다.

그림 21은 세 번째 원을 그릴 때의 카트의 위치를 나타내고 있고 있으며, 그림 22는 전체 실험 시간동안 x축과 y축에 대한 카트의 위치를 표시하고 있다. 카트가 첫 번째보다 두 번째, 두 번째보다 세 번째 원을 그릴 때 더 잘 추종하는 것을 볼 수 있다. 이것은 신경망이 계속 학습을 하는 결과로 볼 수 있으며 표 3에 잘 나타나 있다. 표 3은 카트와 진자에

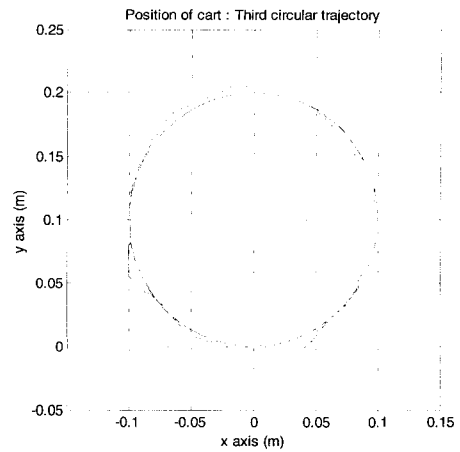


그림 21. 세 번째 원 궤적일 때의 카트의 위치.  
Fig. 21. Circular trajectory tracking of third circle.

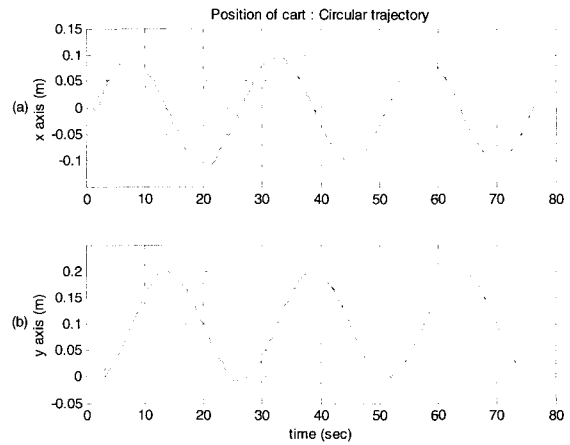


그림 22. 카트의 위치. (a) x 축, (b) y 축.  
Fig. 22. Position tracking of the cart. (a) x axis, (b) y axis.

표 2. 속도제어 실험시 사용된 이득값.

Table 2. Gains for circular trajectory tracking experiments.

Gain		X axis	Y axis
Pendulum	$k_p$	-5.5	6.0
	$k_d$	-1.3	1.3
	$k_i$	0.002	-0.002
Cart	$k_p$	-1.5	-1.6
	$k_d$	-1.3	-1.4
	$k_i$	-0.05	-0.05
$\eta$		0.0015	0.0015
$\alpha$		0.6	0.6

대한 RMS 오차를 나타내고 있다. 카트는 약 40% 정도 오차가 줄었으며, 진자는 초기의 잘못된 값 때문에 약 8% 정도 오차가 늘었지만 더 이상 커지지는 않는다.

그림 23은 도립진자의 각도를 나타내고 있다. 시스템의 구조와 진자의 마찰력 때문에 처음에 정확하게 중력 방향에

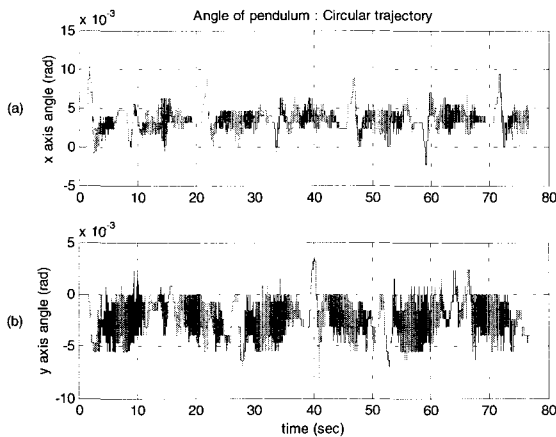


그림 23. 도립진자의 각도. (a) x 축, (b) y 축.  
 Fig. 23. Angle of the pendulum. (a) x axis, (b) y axis.

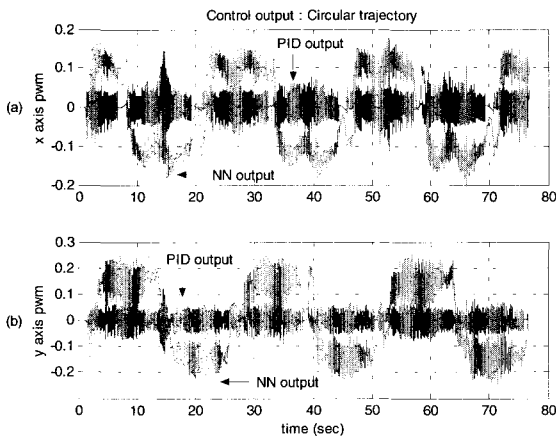


그림 24. PWM 출력값. (a) x 축, (b) y 축.  
 Fig. 24. PWM output. (a) x axis, (b) y axis.

표 3. 카트의 도립진자의 RMSE 오차값.

Table 3. RMSE error of the cart and the inverted pendulum.

RMSE	First Circle	Second Circle	Third Circle
Distance (mm)	10.9137	6.3209	4.489
Angle of z axis (rad)	0.002823	0.003052	0.003002

일치하게 진자를 세울 수 없는 원인으로 생긴 결과로 약 0.002~0.003rad 정도 벗어나 있는 것을 알 수 있다. 이것은 진자의 각도가 초기에 잘못되어 있어도 제어가 잘 됨을 알 수 있다. 그림 24는 수식 (17), (18)과 (20)에 대한 출력신호를 나타내고 있으며, 신경망이 PID신호를 학습하여 PID값이 ±0.05 이상 커지지 않는 것을 알 수 있다.

VI. 결론

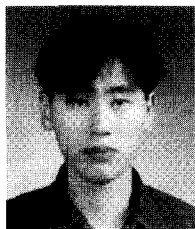
본 논문에서는 x-y 평면에서 움직이는 2자유도 도립진자와 카트의 움직임을 제어하기 위해 분산 제어 방식을 사용하였다.

각 축을 1자유도 도립진자 시스템으로 분리하였고, SIMO 시스템을 위한 PID제어기와 입력보상 방법의 신경망 제어방식을 사용하였다. PID제어기의 이득값을 튜닝하는 대신에 신경망으로부터 보상 신호를 만들어 제어를 하였다. 느린 움직임의 진자의 속도를 추종하기 위해 실험적으로 히스테리시스를 구하였고 다양한 필터를 사용하여 정확한 속도를 측정하고자 하여 제어 성능을 향상시켰다. 그리고 실제 시스템을 실험하여 제안한 제어기의 우수성을 입증하였다. 도립진자가 균형을 유지하며 카트가 원궤적을 추종하도록 실험하였으며, 작은 오차의 범위 안에서 성공적으로 실행함을 알 수 있었다.

참고문헌

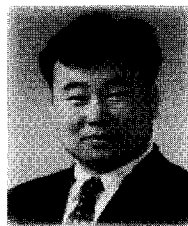
- [1] W. T. Miller, R. S. Sutton, and P. J. Werbos, "Neural Networks for Control", The MIT Press, 1991.
- [2] 정술, "지능제어시스템," 충남대 강의교재, 2002.
- [3] 정술, 임선빈, "신경회로망을 이용한 비선형 시스템 제어의 실험적 연구," 제어 · 자동화 · 시스템공학 논문지, 제 7 권, 제 11 호, pp. 918-926, 2001. 11.
- [4] M. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama, and R. Suzuki, "Feedback error learning," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 1, pp. 251-265, 1988.
- [5] T. H. Hung, M. F. Yeh, and H. C. Lu, "A pi-like fuzzy controller implementation for the inverted pendulum system," *Proc. of IEEE Conference on Intelligent Processing Systems*, pp. 218-222, 1997.
- [6] M. E. Magana, and F. Holzapfel, "Fuzzy-logic control of an inverted pendulum with vision feedback," *IEEE Trans. on Education*, vol. 41, no. 2, pp. 165-170, 1998.
- [7] S. Omatu, T. Fujinaka, and M. Yoshioka, "Neuro-pid control for inverted single and double pendulums," *IEEE Conf.*, pp. 2685-2690, 2000.
- [8] S. Jung and H. T. Cho, "Decentralized neural network reference compensation technique for balancing two degrees-of-freedom inverted pendulum," *ICCAS Korea-Japan Joint Workshop on Intelligent System*, October 2002.
- [9] S. H. Lee, and J. B. Song, "Acceleration estimator for low-velocity and low-acceleration regions based on encoder position data," *IEEE/ASME Trans. on Mechatronics*, vol. 6, no. 1, pp. 58-64, 2001.
- [10] P. S. Carpenter, R. H. Brown, J. A. Heinen, and S. C. Schneider, "On algorithms for velocity estimation using discrete position encoders," *Industrial Electronics, Control, and Instrumentation*, Vol. 2, pp. 844-849, 1995.
- [11] R. H. Brown, S. C. Schneider, and M. G. Mulligan, "Analysis of algorithms for velocity estimation from discrete position versus time data," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, Vol. 39, No. 1, pp. 11-19, 1992.
- [12] M. F. Benkhoris and M. Ait-Ahmed, "Discrete speed estimation from a position encoder for motor drives," *Power Electronics and Variable Speed Drives, Conf. Publ. No. 429*, pp.283-287, 1996.





**조현택**

1974년 7월 7일생. 2000년 충남대학교 메카트로닉스공학과 졸업, 2003년 동대학원 석사 졸업. 현재 기계연구원 지능 정밀 기계 부문 연구원. 관심 분야는 신경회로망 제어기 및 DSP 시스템.



**정슬**

1964년 9월 11일 생. 1988년 미국 웨인주립대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업. 1991 미국 캘리포니아대 데이비스 석사, 동대학 박사(1996). 1997년~현재 충남대학교 메카트로닉스공학과 부교수. 관심분야는 지능 제어기의 하드웨어 구현, 감성 공학

및 로봇시스템.