

도립진자 시스템을 위한 진화형 신경회로망 제어기의 실현

(Implementation of Evolving Neural Network Controller for Inverted Pendulum System)

심영진* · 김태우* · 최우진** · 이준탁***

(Young-Jin Shim · Woo-Tae Kim · Woo-Jin Choi · Joon-Tark Lee)

요 약

로켓이나 2족 보행 로봇(Biped Robots)의 자세 제어에 응용되는 도립진자 시스템(Inverted Pendulum System)은 대표적 비선형 시스템으로 수학적 모델링이 대단히 어려우며, 모델링을 하였다 하더라도 복잡한 구조가 된다. 이의 해결을 위한 고전적인 제어 기법으로 1970년대 이후부터는, 신경회로망과 퍼지, 카오스, 유전 알고리즘을 이용한 제어 기법들이 도립진자의 안정화 제어에 적용되어지고 있으며, 최근 신경회로망의 자동설계 기법들과 유전 또는 진화 알고리즘을 이용한 신경회로망의 구축 기법인 종래의 진화형 신경회로망 제어기(ENNC : Evolving Neural Network Controller)가 시도되어지고 있다. 그러나, 종래의 ENNC의 진화방식은 노드(뉴런)단위로 교배하며, 특히, 활성화 함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층의 뉴런으로 대체되는 경우, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합 가중치가 삭제되지 않는 등의 문제점이 지적될 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위하여 선택, 교배, 돌연변이의 진화 연산자에 의해 일시에 최적의 구조와 결합가중치로 진화시켜 가는 새로운 형태의 ENNC를 제안하고자 한다. 또한, 다양한 초기치에 적용된 최적 구조와 결합가중치를 갖는 새로운 형태의 ENNC를 시뮬레이션을 통하여 얻고, 이를 ADA-2310보드 및 80586 마이크로 프로세서로 실현하여, 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용함으로써 본 논문에서 제안한 ENNC의 우수성과 강인성을 입증하고자 한다.

Abstract

The stabilization control of Inverted Pendulum(IP) system is difficult because of its nonlinearity and structural instability. Furthermore, a series of conventional techniques such as the pole placement and the optimal control based on the local linearizations have narrow stabilizable regions. At the same time, the fine tunings of their gain parameters are also troublesome. Thus, in this paper, an Evolving Neural Network Controller(ENNC) which its structure and its connection weights are optimized simultaneously by Real Variable Elitist Genetic Algorithm(RVEGA) was presented for stabilization of an IP system with nonlinearity. This proposed ENNC was described by a simple genetic chromosome. And the deletion of neuron, the determinations of input or output neuron, the deleted neuron and the activation functions types are given according to the various flag types. Therefore, the connection weights, its structure and the neuron types in the given ENNC can be optimized by the proposed evolution strategy. And the proposed ENNC was implemented successfully on the ADA-2310 data acquisition board and the 80586 microprocessor in order to stabilize the IP system. Through the simulation and experimental results, we showed that the finally acquired optimal ENNC was very useful in the stabilization control of IP system.

Key Words : Evolving Neural Network Controller(ENNC), Real Variable Elitist Genetic Algorithm(RVEGA), Inverted Pendulum(IP), Evolution Strategy

*정회원 : 東亞大 工大 電氣工學科 博士課程

**정회원 : (株) 사라콤 선임연구원

***정회원 : 東亞大 工大 電氣電子컴퓨터工學部 教授

접수일자 : 2000년 3월 6일

1. 서 론

로켓이나 2족 보행 로봇(biped robots)의 자세 제어에 응용되는 도립진자 시스템은 복잡한 동특성 및 시스템의 시변 특성으로 인하여 물리적 해석과 수학적 모델링이 대단히 어려우며, 모델링을 하였다 하더라도 복잡한 구조가 된다. 이와같은 특유의 구조적인 불안정성 및 비선형성을 지니고 있어 많은 연구자들에 의해 다양한 종류의 제어기가 제안되고 있다. 1966년 Schaefer 등이 bang-bang 타입의 안정화 제어 설계 기법을 제시한 이래, 1970년 Koenigsberg와 Frederick은 출력 피드백을 이용한 제어기를 설계하였다.

이용한 제어기를 설계하였다. 또한, 1972년에는 Strugeon 등이 극 배치기법을 이용해 이중 도립진자 시스템의 동적 안정화를 시도한 바 있다[1]-[3]. 그리고, 1988년Feng은 극 배치기법과 최적 제어를 결합한 형태인 안정화 제어기법을 적용한 연구사례를 발표한 바 있다[4]. 그러나, 이들 제어 기법들은 파라미터의 변동에 민감하고 적절한 피드백 이득의 결정이 어려울 뿐만 아니라, 레일의 진동 및 경사 등 외란 발생시에 안정화되지 못하는 결점을 갖고 있다.

이와 같은 고전적인 제어 기법의 문제점을 해결하기 위해 1970년대 이후부터는, 신경회로망과 퍼지, 카오스, 유전 알고리즘을 이용한 제어 기법들이 도립진자의 안정화 제어에 적용되어지고 있으나, 신경회로망 제어기를 이용한 경우, 활성화 함수의 형태와 결합가중치의 초기 설정이 학습의 수렴 속도와 성능에 큰 영향을 미치게 된다[5-7]. 이에 대한 해결책으로 최근, 신경회로망의 자동설계 기법들과 유전 또는 진화 알고리즘을 이용한 신경회로망의 구축 기법이 시도되어지고 있다. 그러나 기존 진화 신경회로망의 진화방식은 노드(뉴런)단위로 교배하며, 특히, 활성화 함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층의 뉴런으로 대체되는 경우, 결합가중치가 삭제되지 않는 문제점 등이 지적될 수 있다[8-10].

따라서, 본 논문에서는 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위하여 선택, 교배, 돌연변이의 진화연산자에 의해 일시에 최적의 구조와 결합가중치로 진화시켜가는 새로운 형태의 ENNC(Evolving Neural Network Controller)를 제안하고자 한다. 이 기법은 기존 신경회로망 제어기의 구조와 결합가중치 등의 파라미터를 하나의 염색체로 인코딩하여, RVEGA로 최적화시켜

가는 것이다. 또한, 다양한 초기치에 적용된 최적 구조와 결합가중치를 갖는 ENNC를 시뮬레이션을 통하여 얻고, 이를 ADA-2310보드 및 80586 마이크로 프로세서로 실현하여, 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용함으로써 제안한 진화형 신경 회로망의 우수성을 입증하고자 한다.

2. 수학적 모델링

본 시스템에서의 제어의 목적은 힘 f 를 활차에 인가하여 활차를 수평방향으로 움직여서 진자의 균형을 유지함과 동시에 활차를 원하는 위치로 이동시키는 것이다. 따라서, 도립진자 시스템은 그림 1로부터, 다음의 식(1)~식(4)와 같이 물리적 힘이 작용하는 위치에 따라 각각의 2계 미분 방정식으로 모델링 할 수 있다.

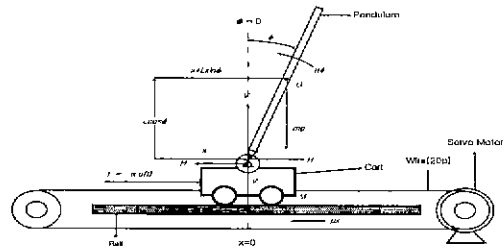


그림 1. 시스템의 모델링
Fig. 1. Modeling of System

진자의 수직방향 :

$$V(t) - mg = m \frac{d^2}{dt^2} \{L \cos \phi(t)\} = -mL \{ \ddot{\phi}(t) \sin \phi(t) + \dot{\phi}^2(t) \cos \phi(t) \} \quad (1)$$

진자의 수평방향 :

$$H(t) = m \frac{d^2}{dt^2} \{x(t) + L \sin \phi(t)\} = m\ddot{x}(t) + mL \{ \ddot{\phi}(t) \cos \phi(t) - \dot{\phi}^2(t) \sin \phi(t) \} \quad (2)$$

진자의 회전방향 :

$$J_p \ddot{\phi}(t) = LV(t) \sin \phi(t) - LH(t) \cos \phi(t) - \eta \dot{\phi} \quad (3)$$

활 차 :

$$M\ddot{x}(t) + \mu \dot{x}(t) = a \cdot u(t) - H(t) \quad (4)$$

도립진자 시스템을 위한 진화형 신경회로망 제어기의 실현

여기서, 상태변수를 $x_1 = x$, $x_2 = \dot{x}$, $x_3 = \phi$,
 및 $x_4 = \dot{\phi}$ 로 나타내면 상태방정식은 다음과 같다

$$\dot{x}_1 = x_2 \quad (5)$$

$$\dot{x}_2 = \frac{a}{M} u - \frac{\mu}{M} x_2 \quad (6)$$

$$\dot{x}_3 = x_4 \quad (7)$$

$$\dot{x}_4 = \frac{mgL \sin x_3}{J_p + mL^2} + \frac{\mu mL \cos x_3}{M(J_p + mL^2)} x_2 - \frac{\eta}{J_p + mL^2} x_4 - \frac{a mL \cos x_3}{M(J_p + mL^2)} u \quad (8)$$

3. 도립진자 시스템의 안정화를 위한 ENNC의 설계

1) ENNC

ENNC는 그림 2와 같은 일반적인 신경회로망의 구조 및 결합가중치를 하나의 염색체로 표현하여 기존의 오차 역전파 알고리즘을 사용하지 않고, 유전 알고리즘으로 최적의 구조와 결합가중치를 갖도록 진화시켜 가는 것이다. 본 논문에서 제안하는 ENNC에서는 교배는 염색체단위로 행하며, 교배점의 선택 또한 단순화시켜 염색체를 먼저 선택한 후 뉴런 내의 위치를 결정한다. 또한, 입력 포텐셜에 반응하지 않는 삭제뉴런을 도입하여, 구조의 단순화 및 수렴시간의 단축을 가능하게 하였다. 기타, 선택(Selection) 및 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation)의 연산자는 그대로 이용되며, RVEGA에 의해 최적 신경회로망으로 진화시켜 나간다. 그림 2는 진화형 신경회로망을 플랜트 제어기로 이용하는 경우의 한 예를 나타내고 있다.

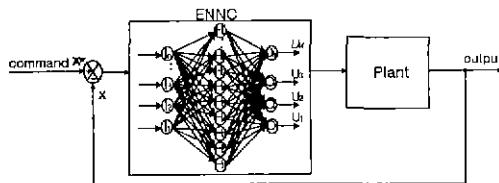


그림 2. ENNC의 구조
 Fig. 2. Structure of proposed ENNC

2) ENNC의 엔코딩

신경회로망을 그림 4(a)와 같이 층별, 뉴런별로 정보를 배열하여 하나의 염색체로 표현하고, 각 뉴런들은 그림 4(b)와 같이 활성화 함수의 형태 및 하위층과의 결합 가중치로 표현한다.

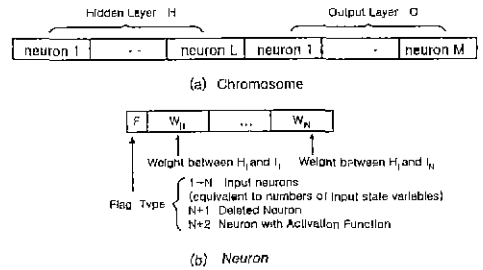


그림 3. ENNC를 위한 엔코딩
 Fig. 3. Encoding Method for Proposed ENNC

그리고, 엔코딩시 각각의 층에 할당될 수 있는 값은 입력층 플래그에는 1~N이, 은닉층에서 플래그는 1~N(입력뉴런), N+1(삭제뉴런), N+2(활성화 함수를 갖는 뉴런)의 값으로 할당이 가능하다.

표 1. 각층의 뉴런 수와 플래그
 Table 1. Number of Neurons and Possible Flages

Layer	No. of Neuron	Flag Type
Input	N	1~N : Inputs state Variables
Hidden	L	1~N : Input Neurons N+1 : Deleted Neuron N+2 : Neuron with Activation Function
Output	M	N+2 : Neuron with Activation Function

3) ENNC의 연산자

ENNC의 진화연산자에서 선택은 신경회로망의 적합도 함수(Fitness Function)에 따라 그 신경회로망을 선택하는 과정이며, 적합도가 높은 신경회로망일수록 다음 세대에 생존할 확률이 높게 된다. 그리고 교배는

진화형 신경회로망에서 새로운 개체를 생성하기 위한 과정이며, 교배 쌍으로 선택되는 두 개체는 가지고 있는 활성화 함수의 형태, 결합 가중치 등의 정보를 상호 교환한다. 교배는 임의의 교배점(Crossover Point)을 기준으로 하여 염색체 단위로 실행되며, 종류로는 입력층 뉴런간의 교배, 입력층 뉴런과 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런간의 교배, 활성화 함수를 지닌 뉴런간의 교배 및 삭제 뉴런과 임의의 뉴런간의 교배로 4가지 경우의 교배과정이 있다.

한편, 돌연변이의 경우 기존의 유전 알고리즘에서의 돌연변이는 단순히 비트 정보를 교환하면서 비트 값이 '1'이면 '0', '0'이면 '1'로 복제 혹은 교배되는 연산이나, 진화형 신경회로망에서는 다양한 형태의 돌연변이가 요구된다[10]. 본 논문에서는 돌연변이에 의해 각 변수의 상·하한치 내에서 난수로 발생시켜 얻은 염색체와 엘리트 개체를 제외한 나머지 염색체에 의해서 생성된 새로운 개체가 다음 세대로 진화되도록 하여 개체군의 다양성을 부여하였다. 돌연변이 확률(P_m)에 의한 각 염색체의 길이를 L 셀이라고 하면, $m = N \times L \times P_m$ 의 셀 수 만큼, 해당 셀의 값을 미리 정해진 상·하한치 내에서 난수로 발생시켜 뉴런의 돌연변이를 행하게 된다. 이상에서 논의된 종래의 ENNC와 본 논문에서 제안하는 새로운 형태의

ENNC의 차이점을 비교 요약하면 표 2과 같다.

4) ENNC의 설계

시스템에 대한 초기 신경회로망 제어기는 최대 4-10-1인 피드포워드 구조로 하였다. 여기서, 신경회로망의 입력 뉴런에는 진자의 각도(ϕ), 진자의 각속도($\dot{\phi}$), 활차의 위치(x), 활차의 속도(\dot{x})가 입력되며, 출력 뉴런은 활차를 움직이기 위한 직류서보 전동기의 전압(u)를 출력하도록 하였다. 입력 뉴런은 도립진자 시스템의 상태 값이 입력되므로 삭제되지 않으며, 또한 활성화 함수를 갖지 않는다. 따라서 이를 제외한 은닉층 뉴런과 출력층 뉴런을 순차적으로 엔코딩하였다. 그리고, 결합 가중치의 초기값은 정의된 상·하한치 내 즉, 정수화된 -100과 100 사이의 난수로 설정하였다.

염색체 내의 각 변수는 실수형으로 처리할 수도 있으나, 시뮬레이션의 계산 속도 및 메모리의 효율을 높이기 위해 정수를 이용하였다. 그러므로, 디코딩 시에는 다시 100으로 나누어 실수치로 환산하여 이용하였다. 그리고, 초기 염색체를 다수 생성시켜 개체군(population)을 구성하고, 진화 알고리즘을 이용하여 신경회로망의 구조를 최적화 시켜가며, 개체군내의 각 개체에 대한 평가는 각각의 염색체를 신경회로망으로 디코딩하여 개체별로 적합도 함수를 평가하였다.

표 2. 종래의 ENNC와 새로운 형태의 ENNC
Table 2. The Difference of Conventional ENNC and Proposed ENNC

Type	Conventional ENNC	Proposed ENNC
교 배 단 위	노드(뉴런)단위	염색체 단위
교배위치선택	염색체, 뉴런, 뉴런내의 위치순	염색체, 뉴런내의 위치순
구 조	교배시 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 결합가중치가 삭제되지않음	입력 포텐셜에 반응하지 않는 삭제뉴런 도입
적합도평가	시간에 따른 안정화 부분만 고려	상태변수의 오차, 오차의 변화

4. 시뮬레이션 및 실험

4.1 시뮬레이션

시뮬레이션은 제 2장에서 언급된 도립진자 시스템의 수학적 모델링인 식(5)~(8)의 상태 방정식을 4계 Runge-Kutta방법을 이용하여 풀이하였다. 시간 증가는 0.02[sec]로 하였으며, ENNC는 x, \dot{x}, ϕ 및 $\dot{\phi}$ 인 4개의 상태변수 값을 입력으로 하고, 출력은 활차를 움직이기 위한 직류서보 전동기의 입력 전압으로 하였다. 본 논문에서는 실제의 모터 구동 회로 전압을 고려하여 $\pm 30[V]$ 이내로 제한하였으며, 기타 입력의 크기도 최대 동작 가능 영역을 고려해 그 입력 범위를 조정하였다[2][4]. 즉, 활차의 위치는 $\pm 0.665[m]$, 활차의 속도는 $\pm 0.7[m/sec]$, 진자의 각도는 $\pm 0.4[rad]$, 각속도는 $\pm 1.4[rad/sec]$ 로 하였다. 본 시뮬레이션에서는 임의 초기치를 갖는 활차를 레일의 유한

도립진자 시스템을 위한 진화형 신경회로망 제어기의 실현

한 길이인 $\pm 0.665[m]$ 이내에서 움직여서, 길이 30[cm] 인 진자를 불안정 평형점($\phi=0$)에 머물게 하며 활차를 레일의 한 가운데($x=0$) 오도록 하는 것이다. 만일 진자가 넘어지거나, 활차가 레일의 정해진 길이를 벗어나면 제어에 실패한 것으로 간주하였다. 적합도 함수로는 식 (9)를 이용하였으며, 각각의 파라미터 값은 $p=1\sim 20$, $q=1\sim 2000$, $Q=6$, $N=4$, $P=250$ 으로 하였다.

$$F(c_p, q) = \sum_{i=1}^Q \left\{ \frac{1}{\sum_{j=1}^P \sum_{k=1}^N \alpha_j e_{x_{i,k}}^2} \right\} \quad (9)$$

여기서, C_p 는 개체군내의 p 번째 염색체이며, q 는 세대수, Q 는 초기치의 상태의 수, N 는 상태변수의 개수, P 는 시간 스텝수, α_j 는 j 번째 상태변수 오차 가중치, $e_{x_{i,k}}$ 는 i 번째 초기치에 대한 각 시간 스텝에서의 상태변수의 오차이다.

적합도를 나타내는 식 (9)가 최대로 되는 경우, 진자의 각도 및 각속도의 오차, 활차의 위치 및 속도의 오차가 최소화될 수 있다. 시뮬레이션에 이용한 신경회로망은 입력층 뉴런 4개, 은닉층 10개, 출력층 1개로 하였으며, 임의 선정된 20개의 염색체를 개체군으로 하여 교배율 $C_m=0.8$ 및 돌연변이 확률 $P_m=0.2$ 의 값으로 최대 2000세대에 걸쳐서 진화시켰다. 또한, 본 논문에서는 계산의 효율을 높이기 위해 개체수 20개의 비교적 적은 개체군으로 선정하였으며 상대적으로 돌연변이 확률을 0.2로 높였다. 또한, 돌연변이 확률에 의해 우성인 개체가 소실되지 않도록 엘리트 전략을 적용하였다

표 3은 시뮬레이션을 위해 가정한 도립 진자 시스템에 대한 6가지 경우의 초기 상태를 나타내고 있다.

표 3. 가정된 도립진자 시스템의 초기 상태
Table 3. Postulated Initial States of IP System for Evaluation

Initial States case · i	1	2	3	4	5	6
Cart Position $X[m]$	0	0	-0.4	-0.4	0.4	0.4
Pendulum Angle $\phi[deg]$	5	-5	5	-5	5	-5
Graphic Description						

시뮬레이션은 표 3의 6가지 경우의 초기치에 대해서 진화형 신경회로망을 2000세대까지 진화시켰다. 신경회로망의 적합도는 그림 4와 같이 변화하였다. 최대 적합도는 약 1420의 값을 가지며, 개체군의 평균 적합도는 약 1200을 중심으로 진동하였다. 최종 진화한 염색체의 값은 그림 5와 같으며, 이를 디코딩하여 나타낸 신경회로망의 구조를 그림 6에 보였다. 여기서, 은닉층 뉴런의 일부는 삭제되거나 혹은, 입력 뉴런으로 대체됨으로써 시뮬레이션에 사용된 도립진자 초기에 10개의 은닉층이 5개로 감소된 것을 알 수 있다.

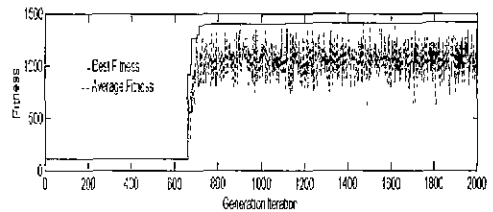
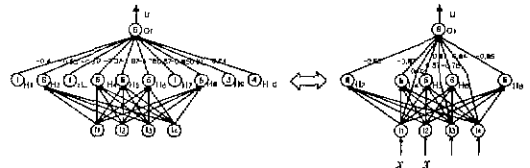


그림 4. 세대수에 따른 적합도의 변화
Fig. 4. Best Fitness and Average Fitness According to Generation Iteration



(a) Decoded Pattern (b) Simplified Pattern

그림 5. 진화된 신경회로망 및 간이화된 ENNC
Fig. 5. Decoded Evolving Neural Network and Its Simplified ENNC

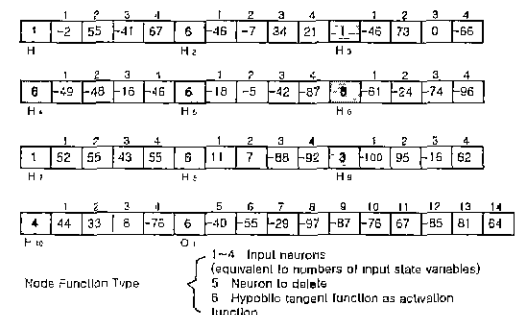


그림 6. 최종 진화된 개체
Fig. 6. Encoded Finally Acquired Individual with Best Fitness

그림 7에는 ENNC를 적용한 도립진자 시스템의 실험 과정을 흐름도로 나타내었다.

학습이 완료되고 난 후의 ENCC에 대하여, 보다 다양한 초기치에서의 적응성을 고찰하기 위해 표 4와 같이 9개의 경우에 대하여 시뮬레이션을 행하였다. 모든 경우에 대한 도립진자의 안정화 제어는 완벽하게 수행되는 것을 확인하였다.

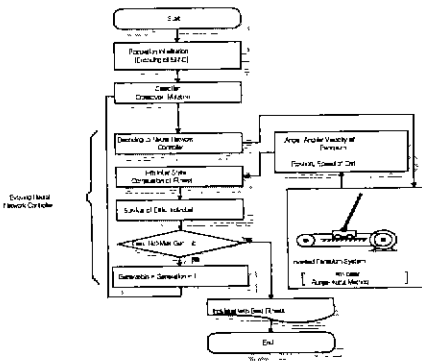


그림 7. 도립진자 시스템의 실험 과정 흐름도
Fig. 7. Flowchart of Proposed ENNC for Experimental IP System

표 4. 제어기 성능 검증을 위한 초기 상태
Table 4. Initial States for Performance Test of Proposed ENNC

Initial states : i th case	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Cart Position $x[m]$	0	-0.4	0.4	0	-0.4	0.4	0	-0.4	0.4
Pendulum Angle $\phi[rad]$	0	0	0	0.2	0.2	0.2	-0.2	-0.2	-0.2
Graphic Description									

시뮬레이션의 결과를 그림 8에 나타내고 있는데, 본 논문에서 제안한 ENNC는 종래의 신경회로망에 비해 목표위치 수렴은 잔류편차 없이 목표위치에 대해서는 0.21[sec] 및 진자의 각도는 0.58[sec]만큼 빨

리 수렴됨을 알 수 있었다. 기타, Case-5 및 Case-8의 경우에 대해서도 양호한 성능을 각각 얻을 수 있었다. 또한, 그림 8(c)의 입력전압은 거의 유사한 데, 제안된 ENNC의 최대 입력 전압 u 는, Case-2의 경우, 0.02[sec]에서 -5.427[V]이 가해지고, Case-5는 0.02[sec]에서 최대 18.113[V]가 인가되었고, Case-8은 0.02[sec]에서 -25.147[V]가 가해졌음을 알 수 있다.

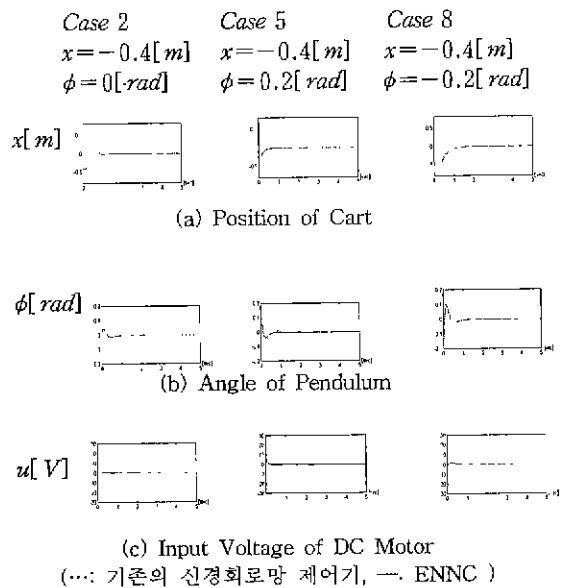


그림 8. case-2, 5, 8에 대한 응답 특성
Fig. 8. Simulation Results for Case-2, 5, and 8.

4.2 실험

그림 9는 ENNC 구현을 위해 실제 제작된 도립진자 시스템의 실험장치 외형을 나타내고 있는데, 그림과 같이 레일위를 자유롭게 이동할 수 있는 활차, 그리고 활차에 부착되어 수직면상으로 1자유도 운동을 할 수 있는 진자로 구성된다.



그림 9. 자체 제작한 도립진자 시스템
Fig. 9. A Made IP System

도립진자 시스템을 위한 진화형 신경회로망 제어기의 실현

실험에 사용된 도립진자 시스템의 제원을 표 5에 나타내었다. 활차는 마찰을 최소화하기 위해 가능한 부드러운 작동을 실현할 수 있는 시판용 LM 가이드를 사용하였다. 이것은 LM 레일과 LM 블록의 한 세트에 이루어진다

표 5. 도립진자 시스템의 제원
Table 5. Specification of The IP System

PHYSICAL MEANING	TYPE(MAKER)
LM GUIDE	SR20-2020L(THK)
LM BLOCK	SR20TB(THK)
BALL BUSH	SK-13S9(AMICK)
BEARING	686Z(EZO)
WIRE	ϕ_1
LM GUIDE FRAME	DF3090(AMICK)
LEVELLING FOOT	LF16100
DC SERVO MOTOR	TS1410N4-90W-2.5kgf·cm-30V-4A
PENDULUM	ϕ_6 -510L-112g
INCREMENTAL ENCODER	TS1905N46E6(TAMAGAWA SEIKI)
DATA ACQUISITION BOARD	ADA2310 (C.I. ENGINEERING)

실험에서는 활차 위에 설치되어 있는 진자의 상태를 실시간 파악하여 직류 서보 전동기에 의해 활차를 움직임으로써 안정화 제어를 행하게 된다.

본 시스템은 유한한 길이의 레일에서 활차를 움직여 원하는 위치로 이동함과 동시에 진자를 불안정 평형점에 도립시키는 문제로, 진자가 레일을 벗어나거나, 넘어지는 경우는 제어에 실패한 것으로 간주한다.

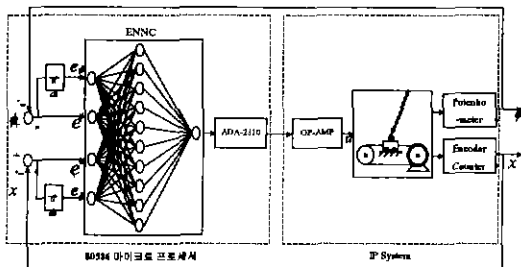


그림 10. 도립진자 제어를 위한 ENNC 구성도
Fig. 10. Architecture of Proposed ENNv for The IP System

그림 10은 시뮬레이션에 의해 최적화된 ENNC를 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하기 위한 실험 구성도를 나타낸다.

여기서, ϕ^* 및 x^* 는 목표하는 진자 각도 및 활차 위치이며, $e_\phi, \dot{e}_\phi, e_x, \dot{e}_x$ 는 진자의 각도 및 활차에 대한 오차 및 오차의 변화율을 각각 나타낸다.

그림에서 출력값 x 및 ϕ 는 전위차계, 엔코더 및 카운터로 측정된다. 본 논문에서 실제 ENNC의 입력은 $x, \dot{x}, \phi,$ 및 $\dot{\phi}$ 이며, 출력은 직류서보 전동기의 입력 전압(u)로 하였다. 한편, ϕ 는 전위차계의 아날로그 Data를 12비트 ADA2310 보드에 의해 디지털량으로 변환 값을 계측한 양이며, x 는 엔코더로부터 8bit 입다운 카운터로 계수되어 80586 마이크로프로세서로 입력된다. ENNC의 출력 즉, 입력 신호 u 는 OP 앰프로 3배 증폭되어 $-30[V] \sim 30[V]$ 의 아날로그 전압이 직류 서보 전동기에 인가된다.

그리고, 시뮬레이션 시와 동일한 조건으로 자체 제작한 도립진자 시스템에 적용하여 5초간에 걸쳐서 실험을 행하였으며, 그 결과를 그림 11에 나타내고 있다.

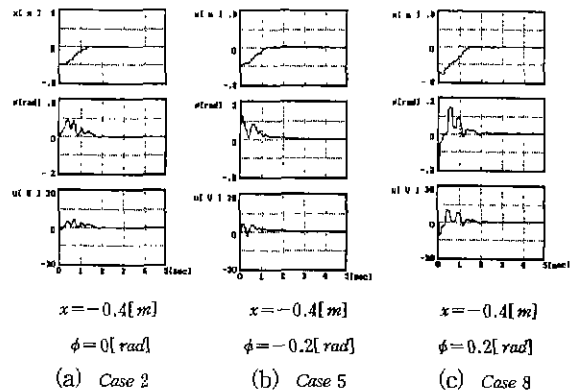


그림 11. Case-2, 5, 8에 대한 응답특성
Fig. 11. Experimental Results for Case-2,5, and 8.

5. 결과 고찰

실험에서의 결과(그림11)와 시뮬레이션에서의 결과(그림 8)를 비교하면, Case-2의 경우, 실험의 경우 1%이내의 정정시간이 활차는 0.22[sec], 진자는 0.21[sec] 그리고 Case-5의 경우, 1%이내의 정정시간

이 활차는 0.40[sec], 진자는 1.25[sec]정도, Case-8의 경우인 그림 1[%] 정정시간이 활차는 0.21[sec], 진자는 0.95[sec]정도가 각각 지연되었다. 이는 주로 시뮬레이션 과정에서 충분히 반영되지 못한 도립진자 시스템의 모델링 오차 즉, 비선형성 및 각 파라미터 선정시의 오차에 기인한 것으로 사료된다. 특히, 시뮬레이션에 비해 실험 결과에서의 잔류편차가 다소 커지는 것을 볼 수 있다. 이는 그림 11의 실험 결과에서 보는 바와 같이 도립진자 시스템 자체의 구조적인 불안정과 진자 각도 ϕ 측정시 전위차계에 인가되는 전압의 미동에 기인한 것으로 보여진다.

이와같은, 일련의 시뮬레이션 및 실험을 통해 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해 제안된 ENNC가 성공적으로 동작되고 있음을 확인할 수 있으며, 주요 결과를 정리하여 아래의 표 6에 나타내었다.

표 6. 시뮬레이션 및 실험 표형
Table 6. Comparisons between Simulation and Experimental Results

	Case	Simulation				Experiment Proposed ENNC	
		Neural Network		Proposed ENNC		cart	pendulum
		cart	pendulum	cart	pendulum		
Settling Time [sec]	Case -2	1.35	1.53	1.15	0.95	1.37	1.75
	Case -5	0.85	1.25	0.75	0.75	1.15	2.00
	Case -8	1.25	1.25	1.25	1.25	1.46	2.20

6. 결 론

도립진자 시스템의 안정화 제어를 위한 종래의 인공 신경회로망(Artificial Neural Network) 제어기는 오차 역전과 알고리즘 등으로 뉴런과 뉴런간의 결합 가중치를 조정해야 하고, 학습율, 초기 가중치, 활성화 함수의 형태 등의 파라미터 선정이 학습에 지대한 영향을 미칠 뿐만 아니라, 속응적인 변화나 외란에 대해서는 적응성이 저하되는 구조적인 문제점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결할 수 있는 새로운 개념의 진화형 신경 회로망 제어기를 제안하였다. 제안하는 신경 회로망 제어기는 뉴런의 활성화 함수의 형태, 결합 가중치를 하나의 염색체로 정수화 인코딩하고, 진화연산을 이용하여 가중치 및 구조가 최적화 됨은 물론, 각종 파라미터의 초기 선정에 제약이 없는 특징이 있다. 특히, 플래그 표현 방식에 따라 삭제 뉴런 개념을 도입하고, 엘리트 전략 및 높은 돌연변이율을 적용함으로써 회로망의 간략화 및 개체군의 다양성을 유지하였으며, 교배위치 선택은 먼저 교배 대상 염색체 및 염색체 내부의 임의 위치 순서로 진행되므로 수렴시간과 메모리 용량의 절감을 가능하게 하였다. 또한, 시뮬레이션에서는 수렴속도를 고려하여 20개의 소수 개체를 이용하는 대신, 다소 높은 돌연변이 확률을 유지하면서, 6가지 초기치의 경우에 대해 적합도 함수가 최대로 되는 최적의 진화형 신경회로망 제어기를 얻도록 하였다. 임의로 선정된 다양한 초기 조건하에서도 안정화 제어가 성공적으로 수행되었고, 종래의 신경회로망으로 얻어진 결과와 비교하고 이를 실험함으로써, 제안된 ENNC의 우수성 여부가 검증되었다.

즉, ADA2310 보드 및 80586 마이크로프로세서로 ENNC를 실현하여 자체 제작한 도립진자 시스템에 적용한 결과 진자의 각도에 대해서는 미량의 잔류편차가 관찰되었으나, 안정화 제어가 성공적으로 행해짐을 확인할 수 있었다. 이같은 잔류편차는 주로 구조적인 불안정에 따른 도립진자 시스템의 모델링 오차 즉, 비선형성 및 각 파라미터 선정시의 오차에 기인한 것이거나, 진자 각도 ϕ 측정시 전위차계에 인가되는 전압의 미동에 기인한 것으로 보여진다.

향후, 제안된 ENNC의 성능 향상을 위해 인코딩시 활성화 함수의 기울기 및 바이어스 등의 각종 파라미터를 추가하는 문제와 실제 플랫폼 적용시 미세한 내부 파라미터의 미동에도 목표위치 및 각도에 잔류편차 없이 정확히 추종할 수 있는 강인성을 가진 제어 기법을 부가하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] H. F. Shao, B. G. Hu, Z. L. Zhu, "A Case Study of One-to-Two Mapping Fuzzy PD Controllers on Inverted Pendulum" IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, pp. 424-429, 1999.

- [2] Shigeyasu Kawaji, Teruyuki Maeda, "Fuzzy Servo Control System for an Inverted Pendulum", Fuzzy Engineering toward Human Friendly Systems, Vol.2, pp. 812-823,
- [3] Jianqiang Yi, Naoyoshi Yubazaki, Kaoru Hirota, "Upswing and Stabilization Control of Inverted Pendulum and Cart System by the SIRMs Dynamically Connected Fuzzy Inference Model", IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, pp. 400-405, 1999.
- [4] Mark G. Cooper, Jacques J. Vidal, "Genetic Design of Fuzzy Controllers: The Cart and Jointed-Pole Problem", 1994.
- [5] Branko Souck and The IRIS Group, Dynamic, Genetic and Chaotic Programming, A Wiley-Interscience Publication, 1992.
- [6] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Searching, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.
- [7] K. Balakrishnan and V. Honavar, "Evolutionary Design of Neural Architectures", Artificial Intelligence Research Group, CS TR #95-01, Jan, 1995.
- [8] D. Whitley, F. Gruau, and L. Pyeatt, "Cellular Encoding Applied to Neurocontrol", In Proceedings of 6th International Conference on Genetic Algorithms, pp. 460-467, 1995.
- [9] F. Gruau, D. Whitley, and L. Pyeatt, "A Comparison between Cellular Encoding and Direct Encoding for Genetic Neural Networks, In J. Koza, D. Goldberg, D. Fogel, and R. Riolo, editors, Genetic Programming 1996: Proceedings of the First Annual Conference, pp. 81-89, 1996.
- [10] Mitsuo Gen, Runwei Cheng, Genetic Algorithms & Engineering Design, Wiley, 1997.

◇ 저자소개 ◇

심 영 진 (沈永鎭)

1956년 09월05일 생 1991년 부경대 전자공학과 졸업.
1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사) 1999년 동아
대학교 박사과정 수료.
Tel) 051-200-6859

E-mail : yjshim@mail.yangsan.ac.kr

최 우 진 (崔宇進)

1971년 12월06일 생 1994년 동아대 전기공학과 졸업.
1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 (주)
사라콤 선임연구원
Tel) 051-600-9152

E-mail : wjchoi@saracom.net

김 태 우 (金太佑)

1963년 11월20일 생. 1989년 동아대 전기공학과 졸업.
1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 2000년 동아
대학교 대학원 전기공학과 졸업(박사).
Tel) 051-200-6859

E-mail : twkimkor@dava.kepco.co.kr

이 준 탁 (李浚柝)

1956년 11월21일 생. 1979년 동아대학교 공과대학 전
기공학과 졸업. 1981년 동아대학원 전기공학과 졸업(석
사). 1988년 중앙대 대학원 전기공학과 졸업(박사).
1997년 8월~1998년 2월 일본 쓰쿠바 대학교 객원 연
구원. 현재 동아대 전기전자컴퓨터 공학부 교수
Tel) 051-200-7740

E-mail : jtlee@mail.donga.ac.kr