

## 진화 신경망을 이용한 독립진자 시스템의 안정화 제어기에 관한 연구

박영식\* · 이준탁\*\* · 심영진\*\*\*

### A Study on the Stabilization Control of IP System Using Evolving Neural Network

Y-S Park\* · J-T Lee\*\* · Y-J Sim\*\*\*

**Key words** : evolving neural network controller(진화 신경망 제어기), Genetic Algorithm(유전 알고리즘), Inverted Pendulum System(도립진자시스템)

#### Abstract

The stabilization control of inverted pendulum (IP) system is difficult because of its nonlinearity and structural unstability. In this paper, an Evolving Neural Network Controller (ENNC) without Error Back Propagation (EBP) is presented. An ENNC is described simply by genetic representation using an encoding strategy for types and slope values of each active functions, biases, weights and so on. By an evolutionary programming which has three genetic operation; selection, crossover and mutation, the predetermine controller is optimally evolved by updating simultaneously the connection patterns and weights of the neural networks. The performances of the proposed ENNC (PENNC) are compared with the ones of conventional optimal controller and the conventional evolving neural network controller (CENNC) through the simulation and experimental results. And we showed that the finally optimized PENNC was very useful in the stabilization control of an IP system.

#### 1. 서 론

과학기술의 발달과 더불어 여러 가지 복잡한 시스템이 제시되고 있으며, 이와 함께 최근까지 연구

되어 온 대부분의 제어 알고리즘은 시스템의 수학적 모델링에 기반을 두고 진행되어 왔기 때문에 시스템의 동특성에 대한 정확한 정보를 획득하는 것이 선결과제로 간주되어 졌다. 그러나 대부분의 시

\* 동의대학교 전산통계학과(원고접수일 : 2000년 11월)

\*\* 동아대학교 전기·전자·컴퓨터공학부

\*\*\* 양산대학 전기과

시스템은 동특성이 부분적으로 알려져 있거나, 복잡하여 시스템의 모델링이 상당히 어려운 실정이다. 특히, 비선형성이 강한 시스템의 경우, 파라미터가 정확하게 선정되어도 시스템 및 환경의 변화에 대해 만족스런 제어성능을 얻지 못할 뿐 아니라, 강인한 제어기의 구성도 용이하지 못하다. 또한, 불확실한 비선형 시스템은 복잡한 동특성 및 시스템의 시변 특성으로 인하여 물리적 해석 및 수학적 모델링이 대단히 어렵고, 번거로우며, 모델링을 하더라도 상당히 복잡한 구조가 된다. 본 논문에서는 이러한 시스템 중의 하나로서 비선형성이 강하며, 넓은 범위의 동작조건을 갖고 있는 로켓이나 2축 보행로봇 및 헬리콥터의 위치 및 자세제어에 기본이 되는 독립진자 시스템을 안정화 제어하고자 한다.

종래의 제어기법들로는 Schaefer 등이 제안한 bang-bang타입의 안정화 제어기, Koenigsberg의 출력 피드백 제어기 등을 들 수 있다. Strugeon 등의 극 배치기법에 기반한 관측기 형태의 제어기 등을 들 수 있다. 그러나, 이 기법들은 파라미터의 변동에 매우 민감하고 적절한 피드백 이득의 결정이 어려울 뿐 아니라, 레일의 진동이나 경사 등의 외란 발생 시에 안정화되지 못하는 결점을 갖고 있다<sup>1-3)</sup>.

이와 같은 고전적인 제어기법의 문제점을 해결하기 위하여 1970년 이후부터는 신경회로망과 퍼지, 카오스, 유전 진화 알고리즘 등을 이용한 제어기법들이 독립진자의 안정화 제어에 적용되어지고 있다. 그러나, 신경회로망은 뉴런과 뉴런간의 많은 가중치 계산이 필요하고, 실시간 제어시 제어기의 설계에 상당한 부담이 따른다. 또한, 학습율, 활성화 함수의 형태, 가중치의 초기값 등에 따라 학습 속도와 성능에 영향을 받게 되므로, 최적의 신경회로망 구조를 얻기 위해서는 많은 시행착오를 거쳐서 찾을 수밖에 없다. 그래서 최근에는 유전 또는 진화 알고리즘을 이용하여 비선형성이 강하면서 빠른 적응성능을 요구하는 독립진자 시스템의 경우와 같은 실시간 안정화 제어 문제에 대해 적용할 수 있는 진화 신경회로망의 자동설계 기법들이 제안되고 있다<sup>4-6)</sup>.

그러나, 기존 진화형 신경회로망(CENNC)의 경우, 노드(뉴런)단위로 교배하여 신경회로망을 진화시키고, 초기의 개체를 선택하는 방법에서는 염색

체, 뉴런, 뉴런내의 위치 등 세 번의 선택과정이 필요하며, 또한, 활성화 함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층의 뉴런으로 대체되는 경우, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합가중치가 삭제되지 않는 점등이 해결해야 할 과제로 대두되고 있다<sup>17-19)</sup>.

따라서 본 논문에서는 불안정한 독립진자 시스템의 안정화 제어를 위하여 선택, 교배, 돌연변이의 진화연산자에 의해 최적의 구조와 결합가중치를 갖는 신경회로망으로 진화시켜 가는 새로운 형태의 진화 신경회로망 제어기(PENNC)을 제안한다.

PENNC에서 신경회로망의 구조는 활성화함수의 형태와 기울기, 바이어스, 연결가중치를 하나의 염색체로 간단히 실수 부호화를 하여, 염색체 단위간의 교배가 가능하도록 하였다. 특히, 삭제뉴런의 개념을 도입함으로써 연산효율을 높이고 회로망의 구조를 단순화시킬 수 있는 특징이 있다. 다양한 초기 값에 적용된 최적의 구조와 결합가중치를 갖는 PENNC의 성능을 확인하기 위하여 시뮬레이션을 통하여 최적의 파라미터 값과 응답특성을 고찰하였다. 그리고, 이를 ADA-2310보드 및 80586 마이크로 프로세서로 구현하여 자체 제작한 불안정 독립진자시스템의 안정화 제어에 적용시켰으며, 외란에 대한 적응특성도 고찰하였다. 또한 동일한 조건하에 일련의 시뮬레이션과 실험을 통하여 CENNC보다 PENNC가 응답특성이 양호하다는 것을 제시한다.

## 2. 독립진자 시스템의 모델링

진화 신경회로망 제어기를 대표적인 비선형 시스템인 독립진자의 안정화 문제에 적용하기 위하여 그림 1과 같은 대차(cart)와 대차가 자유로이 움직일 수 있는 레일, 그리고 대차에 부착되어 수직면상으로 자유롭게 움직이는 진자(inverted pendulum)시스템을 구성한다. 레일의 길이는 유한하므로 유한한 길이 내에서 진자를 세우는 문제로, 레일을 벗어나거나, 진자가 넘어지는 경우는 제어에 실패한 것으로 간주한다. 그리고 실험장치는 그림 2와 같이 공장 자동화에 흔히 쓰이는 시판용 LMG(Linear Motion Guider)와 LMB(Linear Motion Block)로 설계 제작하였다. 설계한 독립

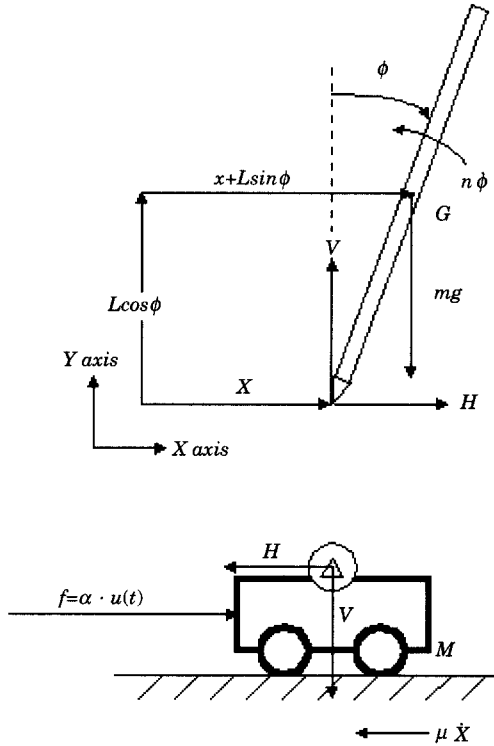


Fig. 1 System modeling

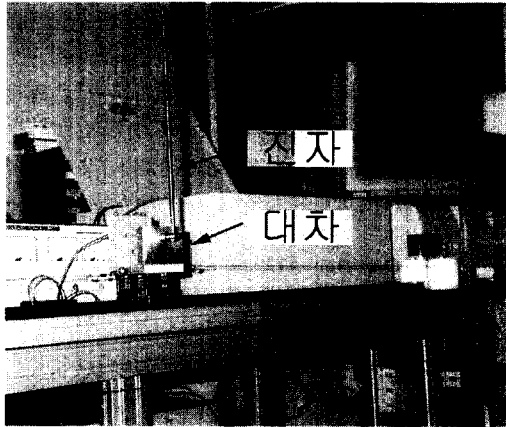


Fig. 2 Inverted pendulum system

진자 시스템은 다음의 식 (1)~식 (4)와 같이 물리적 힘이 작용하는 위치에 따라 각각의 2계 미분방정식으로 모델링되며, 이에 관련된 파라미터 값은 표 1과 같이된다.

Table 1 Parameters of the inverted pendulum system

Parameter	Description	Value	Unit
$m$	Mass of the pendulum	0.067	$Kg$
$L$	Length from the pivot to the mass center of pendulum	0.15	$m$
$V$	Vertical reaction force at the pivot	-	$Kg \cdot m/s^2$
$H$	Horizontal reaction force at the pivot	-	$Kg \cdot m/s^2$
$J$	Inertia moment of the pendulum	0.00205	$Kg \cdot m^2$
$M$	Mass of the cart	0.886	$Kg$
$x$	Horizontal position of the cart	-0.655~0.655	$m$
$\phi$	Angle of the pendulum from the vertical line	-x~x	$rad$
$\alpha$	Driving force coefficient	0.738	$Kg \cdot m/s^2/V$
$u$	Input voltage to push the cart	-30~30	$V$
$G$	Mass center of the pendulum	-	-
$g$	Gravitational acceleration constant	9.8	$m/s^2$
$\mu$	Friction coefficient	2.215	$Kg/s$
$\eta$	Coefficient related to rotation moment of the pendulum	0.00199	$Kg \cdot m/s^2$

대차 :

$$M\ddot{x}(t) + \mu\dot{x}(t) = \alpha u(t) - H(t) \quad (1)$$

진자의 수평 방향 :

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

진자의 수직 방향 :

$$\begin{aligned} V(t) - mg &= m \frac{d^2}{dt^2} \{L \cos \phi(t)\} \\ &= -mL\{\ddot{\phi}(t) \sin \phi(t) + \dot{\phi}^2(t) \cos \phi(t)\} \end{aligned} \quad (3)$$

진자의 회전방향 :

$$J_p \ddot{\phi}(t) = LV(t) \sin \phi(t) - LH(t) \cos \phi(t) - \eta \dot{\phi}(t) \quad (4)$$

### 3. 진화 신경회로망 제어기

시스템 모델링과 제어분야에서 각광 받고 있는 일반적인 다층 신경회로망의 구조는 그림 3과 같이 입력층(I), 은닉층(H), 출력층(O)을 가지며, 입력층과 중간층 사이의 가중치  $W_{ji}$ , 중간층과 출력층 사이의 가중치  $W_{kj}$ 을 가진다.

일반적인 신경회로망의 학습은 BP알고리즘 등에 의해 원하는 목표치에 도달되도록 각 층간의 결합가중치를 조정하는 방식으로 수행된다.

이처럼, 기존 신경회로망은 병렬처리 능력과 학습능력이 탁월함에도 불구하고, 회로망의 구조, 활성화 함수의 형태 및 결합가중치의 초기설정, 학습방법 등이 학습의 수렴속도와 제어기 성능에 미치는 영향이 크므로, 이에 대한 실용화의 문제점이 제기되고 있다. 특히, BP학습 알고리즘을 사용하는 경우, 학습에 따른 소요시간이 길어져서, 비선형성이 강하고, 빠른 적응성을 요구하는 독립진자 시스템의 경우와 같은 실시간 안정화 제어 문제에 대한 적용을 어렵게 만든다.

이런 구조적인 문제점을 해결하기 위해서 신경회로망을 유전알고리즘과 결합시킨 방식이 종래의 진화 신경회로망(CEENC)이다. 이는 신경회로망의 구조와 결합가중치, 기울기, 학습률 등 제반 초기치 선정에 제약을 받지 않을 뿐만 아니라, 많은 연산시간을 요하는 BP학습 알고리즘을 배제시키더라도, 유전 알고리즘(GA)에 의해 신경회로망의 구조와 결합가중치를 동시에 최적으로 진화시켜 갈 수 있는 알고리즘이다. 그러나, CENNC의 구조는 다음과 같은 4가지의 문제점이 지적될 수 있다. 첫째 이진 스트링을 사용하므로 양자화의 오차와 연산량의 증가로 연산시간과 메모리의 효율

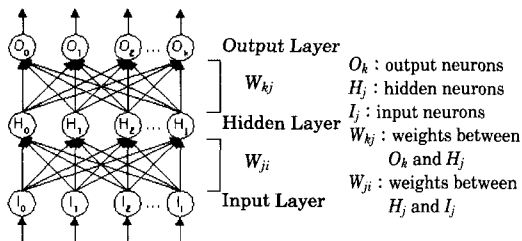


Fig. 3 Common neural network

저하 현상이 나타나고, 둘째 노드단위의 교배는 교배과정이 복잡하고, 셋째 교배 때에 활성화함수를 지닌 은닉층 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 결합가중치가 삭제되지 않아 회로망의 간략화가 어렵고, 넷째 적합도 함수평가에서 시간함수만을 사용함으로써 비선형 시스템의 정밀제어가 어렵게 된다. 따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 새로운 방법을 제시하며 그 차이점을 표 2에 요약하여 나타내었다.

초기에 규모가 큰 회로망에서 출발하여 소규모의 최적 신경회로망 구조를 탐색함으로써, 실시간 온라인 제어에 적합한 새로운 형태의 제안된 진화 신경회로망(PENNC) 제어기를 구성하고자 한다.

이는 첫째로 기존 GA염색체를 각각의 비트로 형성하여 스트링을 만드는 것과는 달리, PENNC는 활성화 함수의 형태와 기울기, 바이어스 그리고, 다른 뉴런과의 연결가중치로 염색체에 해당하는 개체를 부호화하는 방식이다. 이렇게 함으로써 진화에 의해 활성화함수의 형태와 기울기, 바이어스, 가중치를 동시에 조정할 수 있을 뿐만 아니라, 뉴런의 개수가 증가 또는 감소함에 따라 최적의 신경회로망의 구조를 찾도록 하는 구조이다. 둘째로 신경회로망의 구조와 가중치를 동시에 진화시키는 새로운 형태로서 하나 이상의 다양한 활성화함수를 이용할 수 있으므로, 결합가중치를 다루는데 있어서 BP학습 알고리즘이나 델타법과 같은 범용의 신경회로망에서 일반화된 어떤 연산도 필요로 하지 않는다. 구체적으로 진화연산에 이용되는 선택, 교배, 돌연변이의 진화 연산자에 의해 일시에

Table 2 Conventional ENNC and Proposed ENNC

Type	Conventional ENNC	Proposed ENNC
교배단위	노드(뉴런) 단위	염색체 단위
교배위치선택	염색체, 뉴런, 뉴런내의 위치순	염색체, 뉴런, 뉴런내의 위치순
구조	교배시 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 결합 가중치가 삭제되지 않음	입력 위치에 반응하지 않는 삭제뉴런 도입
적합도 평가	시간에 따른 안정화부분만 고려	상태변수의 오차, 오차의 변화

최적의 구조와 결합가중치를 진화시키는 형태이다. 셋째로 불안정한 도립진자 시스템에 적용하여 시뮬레이션 및 실험을 통하여 안정화 제어가 가능하다는 것을 나타낸다.

3.1 PENNC의 부호화 기법

하나의 신경회로망을 그림 4(a)와 같이 입력층 뉴런부터 출력층 뉴런까지 같은 구조를 가지는 층별, 뉴런 별로 정보를 배열하여 하나의 염색체로 표현하고, 그림 4(b)와 같이 각 뉴런들은 활성화함수의 형태와 하위층과의 결합가중치로 표현한다. 입력층의 뉴런은 PENNC의 부호화과정에서 제외한다. 활성화함수의 형태는 간단히 플래그(F)를 이용하여 선정할 수 있고, 필요에 따라 임의로 정의하여 사용할 수 있으므로 [1~(N+2)]까지 허용된다. (1~N)인 경우에는 그 뉴런을 입력층의 뉴런으로 대체한다. (N+1)인 경우는 뉴런의 입력과는 상관없이 출력이 "0"인 삭제뉴런으로 규정한다. (N+2)인 경우에는 hyperbolic tangent 함수를 활성화함수로 이용한다.

L(단,  $L \geq N$ )개의 뉴런으로 구성되는 은닉층은 복수의 은닉층으로 확장도 가능하다. 즉, 그림 4(b)

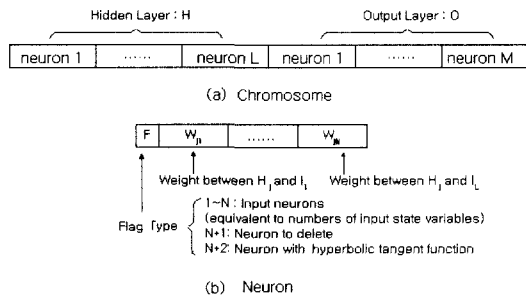


Fig. 4 Encoding method of PENNC

Table 3 Number of neurons and possible flags

Layer	No. of neuron	Flag type
Input	N	1~N : Input 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

에서 입력층 플래그에 할당될 수 있는 값은 (1~N)이며, 은닉층에서의 플래그는 (1~N), (N+1), (N+2)의 값으로 할당이 가능하다. 그러므로, 출력층에서는 L+1번째의 뉴런이 출력뉴런이 된다. 즉, 은닉층의 수만큼의 Field가 출력층에 할당되며, 이상을 정리하면 표 3과 같다. 연결가중치는 -1.0~1.0사이의 실수 값을 가지나, 연산의 편리를 위해 -100~100사이의 정수 값으로 환산하여 표기하였다.

3.2 PENNC의 주요 연산자

1) 선택(Selection)

선택은 해독되어진 신경회로망의 적합도 함수(fitness function)에 따라 그 신경회로망을 그대로 복제하는 과정이며, 적합도가 높은 신경회로망일수록 다음 세대에 생존할 확률이 더 높게 된다. 본문에서는 현재 세대에서 가장 적합도가 높은 개체를 다음 세대에서 최소한 하나 이상 보장하는 엘리트 선택법(elitist strategy)을 이용하였다.

2) 교배(Crossover)

진화 신경회로망에서의 교배는 개체군 내에 새로운 개체를 생성하기 위한 것으로, 교배 쌍으로 선택된 두 개체의 뉴런의 정보를 서로 교환하고, 결합가중치의 교환 이외에 좀더 다양한 활성화함수의 형태와 바이어스, 기울기를 지닌 뉴런과 정보를 교환할 수 있다.

교배는 임의의 교배 점을 기준으로 하여 염색체 단위로 실행되므로 다음 4가지 경우로 구분한다.

① 입력층 뉴런간의 교배

그림 5와 같이  $I_a$ 와  $I_A$ 는 입력을 나타내는 뉴런간의 교배로서 신경회로망의 구조는 복잡해지거나, 단순해지지 않으며, 단순히 두 뉴런의 교환만 일어난다.

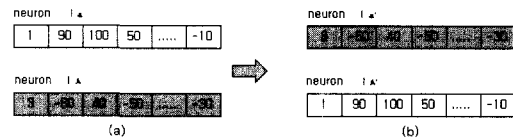


Fig. 5 Crossover between neuron Ia and neuron IA

② 입력층 뉴런, 은닉층 뉴런간의 교배

그림 6과 같이 입력층 뉴런  $I_b$ 와 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런  $H_B$ 간의 교배시, 자손  $I_b'$ 의 신경 회로망의 연결 구조는 복잡해진다. 반면에, 활성화 함수를 지닌 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 자손  $H_B'$ 는 입력층과의 결합이 끊어지므로 구조는 단순해진다.

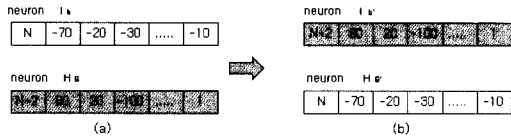


Fig. 6 Crossover between neuron  $I_b$  and neuron  $H_B$

③ 활성화함수를 지닌 뉴런간의 교배

이 경우의 교배는 신경회로망의 구조뿐만 아니라, 결합가중치가 변경되고, 뉴런의 생성과 소멸, 뉴런의 특성이 변경되기도 한다. 그림 7(a)의 경우 두 뉴런 모두 활성화 함수를 지니므로, 임의의 교배점이 선택되면 교배 후의 뉴런은 그림 7(b)와 같이 된다.

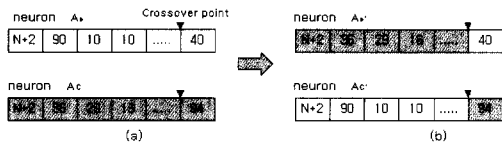


Fig. 7. Crossover between neuron  $A_c$  and neuron  $A_c$

④ 삭제 뉴런, 임의의 뉴런(입력층, 활성화 함수, 삭제 뉴런간의 교배)

활성화함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체될 경우에는, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합가중치가 없어지지 않는 문제점이 발생하였다. 따라서, 본 연구에서는 이 문제를 해

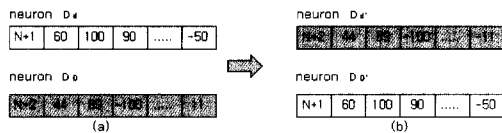


Fig. 8 Crossover between neuron  $D_d$  and neuron  $D_D$

결하여 신경회로망의 구조를 단순화시키기 위해서 그림 8과 같이  $Flag$ 가  $N+1$ 로 나타나는 삭제 뉴런을 도입하였다.

3) 돌연변이(Mutation)

돌연변이는 개체군의 다양성을 유지하도록 하는 중요한 요소이다. 기존 유전 알고리즘에서의 돌연변이는 단순히 복제 혹은 교배 할 때에 비트 정보를 교환하면서 복제 혹은 교배되도록 하고 있다. 본 논문에서는 뉴런의 제거나 뉴런의 재생은 개체의 길이가 일정하므로 플래그를 이용하여 나타내었으며, 뉴런 갯수의 한도 내에서 삭제와 재생이 가능하다. 이렇게 은닉층에 입력층 뉴런을 넣거나, 은닉층에 삭제 뉴런을 넣음으로써, 신경회로망의 복잡도를 감소시킬 수 있으며, 그 역의 경우로 복잡도를 증가시킬 수 있다. 이에 따른 돌연변이의 확률( $P_m$ )에 의한 각 염색체 길이는( $L$ )이고 개체의 수( $N$ )로서  $[m = NL \cdot P_m]$ 에 셀 수만큼, 해당 셀의 값을 미리 정해진 상·하한치 내에서 난수로 발생시켜 뉴런의 돌연변이를 행한다.

4. 독립진자 시스템의 안정화를 위한 PENNC의 설계

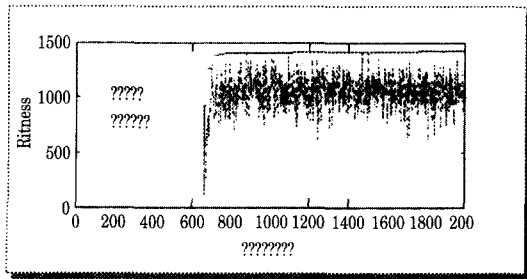
독립진자 시스템은 진자의 각도( $\phi$ ), 각속도( $\dot{\phi}$ ) 및 대차의 위치( $x$ ) 및 속도( $\dot{x}$ )의 4개 변수로 표현되어진 시스템이다. 그리고, 이 시스템에 대한 초기 신경회로망 제어기는 입력층에는 4개의 뉴런, 은닉층의 뉴런이 10개, 출력층은 대차를 움직이기 위한 직류서보 모터의 전압( $u$ )를 출력하는 1개의 뉴런인 4-10-1인 피드포워드 구조로 설정하였다.

그림 9와 같이 초기의 PENNC를 부호화하였다. 여기서, 초기 값은 미리 설정된 뉴런의 형태 및 결합가중치의 상·하한치 내에서 임의의 수를 발생하여 만든다. 염색체 내의 각 변수는 실수형으로 처리할 수도 있으나, 컴퓨터의 계산속도 및 메모리의 효율을 높이기 위해 정수를 이용하였다. 즉, 본 논문에서의 결합가중치는  $-100 \sim 100$ 의 범위를 가지며, 신경회로망의 출력을 계산할 시에는 다시 100으로 나누어 실수치로 환산하였다. 역상으로 표시된 활성화함수의 형태는  $(1 \sim N+2)$ 의 플래그

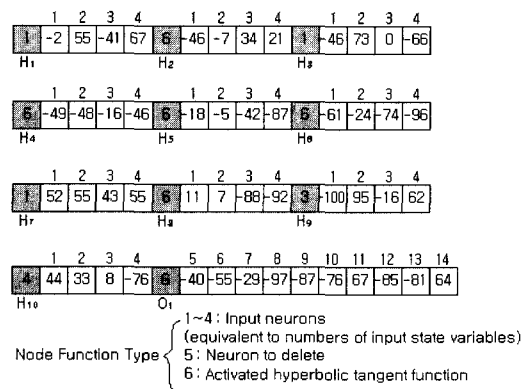


**Table 4 Initial states of inverted pendulum**

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 $\phi(deg)$	0.2	-0.2	0.2	-0.2	0.2	-0.2
Graphic Description						



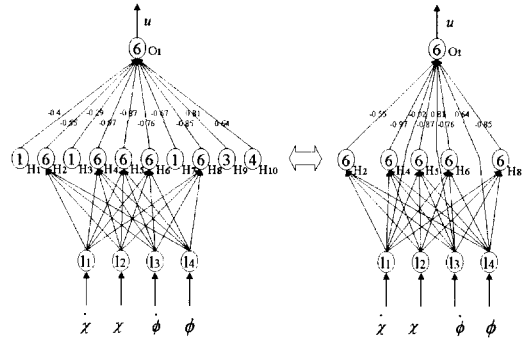
**Fig. 11. Convergence patterns of fitness**



**Fig. 12 Encoding of optimized individual with best fitness**

은 최대동작 가능영역을 고려해 그 입력범위를 조정하였다. 여기서, 대차위치는 0.665[m]이내에 움직여서 진자의 길이 30[cm]를 가진 불안정 평형 점에 머물게 하며 대차를 레일의 한 가운데 오도록 하는 것이다. 만일 진자가 넘어지거나, 대차가 레일을 벗어나면 제어에 실패한 것으로 간주한다.

시뮬레이션에서는 은닉층에 최대 10개의 뉴런을 갖는 20개의 개체로 개체군을 만들어 최대



(a) The decoded PENNC (b) The simplified PENNC

**Fig. 13 Simplified PENNC topology**

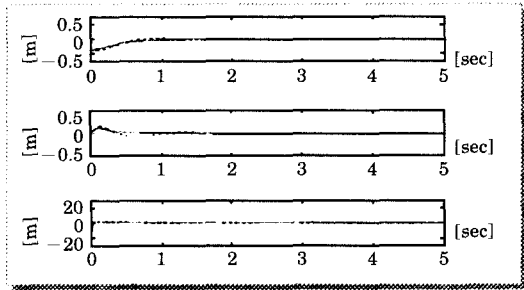
2000세대에 걸쳐서 진화시켰다. 교배, 돌연변이 연산에 있어서 교배율은 0.8, 돌연변이율은 0.2로 하였으며, 활성화 함수의 형태는 Hyperbolic tangent 함수만을 이용하였다.

시뮬레이션은 표 4의 6가지 경우의 초기치에 대해서 신경망을 2000세대까지 진화시켰다. 이에 따른 신경회로망의 적합도는 그림 11과 같이 변화하였는데, 최대 적합도는 약 1420이며, 평균 적합도는 약 1200을 중심으로 진동함을 알 수 있다.

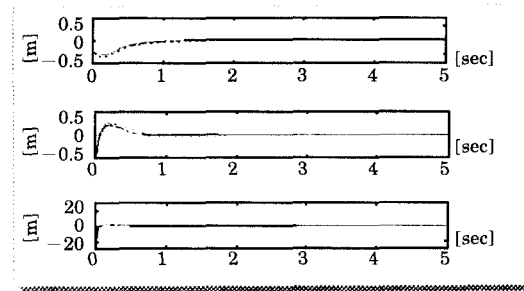
시뮬레이션 결과에서 최종 진화된 최적화된 패턴의 염색체 값은 그림 12와 같고, 이를 해독하여 나타낸 등가 신경회로망인 그림 13으로부터 은닉층 뉴런의 일부가 삭제되거나 입력뉴런으로 대체됨으로서 5개로 감소되어 지는 것을 알 수 있다.

시뮬레이션에서는 여러 가지 실험된 데이터들 중에서 다음 두 가지 경우를 비교하면 case 2는 초기 값이 대차의 위치  $x = -0.4[m]$ , 진자의 각도  $\phi = 0.2[rad]$ 일 경우이고, 그리고, case 8은 초기 값이 대차의 위치  $x = -0.4[m]$ , 진자의 각도  $\phi = -0.2[rad]$ 일 경우이다. 그림 14에 보여진 응답특성을 고찰하면 CENNC에 비하여 PENNC는 1%이내의 정정 시간에서 대차의 위치는 최소 0.05[sec]에서 최대 0.26[sec]정도 빨리 수렴함을 알 수 있으며, 진자의 각도는 최소 0.04[sec]에서 최대 0.16[sec]정도 신속하게 수렴함을 알 수 있었다. 한편 최대 오버슈트를 비교해 보면 대차의 위치는 최대 0.01[m], 진자의 각도는 최대 0.04[rad]정도가 빠르게 수렴하였다.





(a) CENNC( ... ), PENNC( -- ) for case 2



(b) CENNC( ... ) PENNC( -- ) for case 8

Fig. 14 Simulation results for case 2 and case 8

### 6. 실험결과 및 고찰

시뮬레이션에 의해 최적화된 새로운 형태의 PENNC를 실제 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하기 위한 실험 구성도는 그림 15와 같다.

여기서  $x$  및  $\phi$ 는 목표하는 진자의 각도와 대차의 위치이고,  $e_\phi, e_\phi', e_x, e_x'$ 는 각각의 진자의 각도와 대차의 오차와 오차의 변화율이다. 그리고,  $x$ 는 엔코더 및 카운터로 측정되어지며 8비트 업다운 카운터로 계수가 되어 80586 마이크로프로세서로 입력된다. 는 전위차계의 아날로그 데이터를 12비트 ADA2310 보드에 의해 디지털 양으로 변환한 값을 계측한 양이다.

ENNC의 출력(입력신호  $u$ )은 OP앰프로 3배 증폭되어  $-30$ 에서  $+30[V]$ 의 아날로그 전압이 직류서보 전동기에 인가되어진다. 시뮬레이션에서 고찰되어진 데이터를 동일한 조건하에서 5초간에 걸쳐서 실험을 행하여 안정화 제어가 성공적으로 수행된 실험의 결과 값을 구하여 서로 비교되어진 응

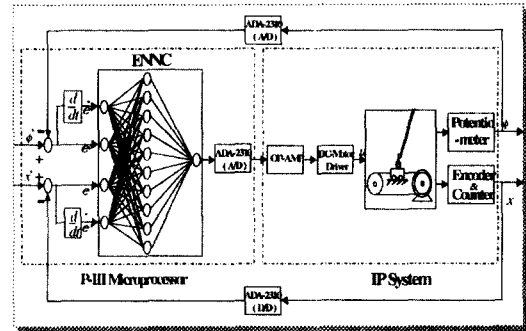


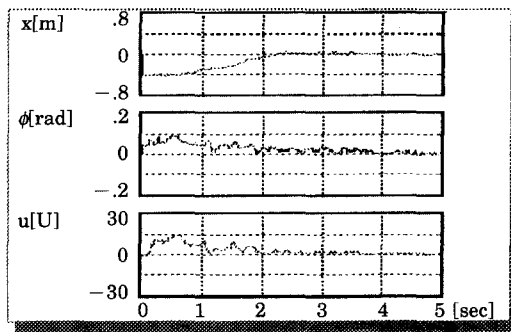
Fig. 15 Architecture of PENNC for The IP system

답특성을 표 5에 나타내었다. 그리고, 안정화 제어기에서 여러 가지의 CENNC와 PENNC의 비교되어지는 실험에 대한 결과 중에서 그림 16에 나타난 것처럼 case 2와 case 8에 대한 응답특성을 고찰하여 보면, case 2에 대한 실험결과는 초기 값이 대차의 위치  $-0.4[m]$ , 진자의 각도는  $0.2[rad]$ 일 경우에 1%이내의 정정 시간에 대한 대차의 위치는 최소  $0.55[sec]$ , 진자의 각도는  $0.48[sec]$ 정도 신속하게 수렴함을 알 수 있었다. 한편 최대 오버슈트를 비교해 보면 대차의 위치는 최대  $0.01[m]$ , 진자의 각도는 최대  $0.03[rad]$ 정도가 빠르게 수렴하였다.

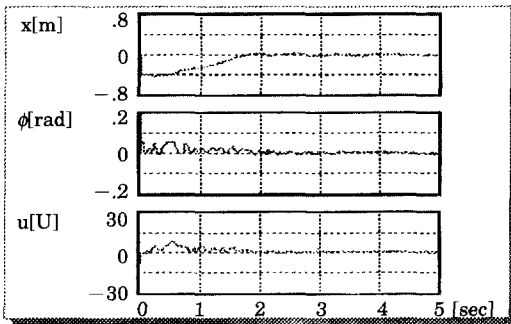
case 8에 대한 실험 결과는 초기 값이 대차의 위치  $-0.4[m]$ , 진자의 각도는  $-0.2[rad]$ 일 경우에 1%이내의 정정 시간에 대한 대차의 위치는  $0.15[sec]$ , 진자의 각도는  $0.10[sec]$ 정도 신속하게 수렴함을 알 수 있었다. 한편 최대 오버슈트를 비교해 보면 대차의 위치는 최대  $0.02[m]$ , 진자의 각도는 최대  $0.14[rad]$ 정도가 빠르게 수렴된다.

학습이 완료되고 난 후의 PENNC에 대하여 보다 다양한 초기 값에 대한 적응성을 고찰해 본 결과를 표 5에 정리하였다. 일련의 과정을 통한 시뮬레이션 및 실험의 고찰에서 PENNC가 CENNC에 비하여 목표 위치 점에 정확하고 빠르게 수렴되는 우수성을 확인할 수 있었다.

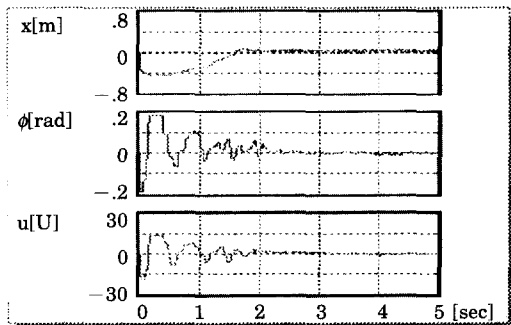
한편, 제안된 PENNC의 외란 적응 성능을 확인하기 위하여, 안정화되어지고 난 다음,  $1[sec]$  후에 진자의 상단부에 가해지는 충격량인  $0.5[N]$  및  $1.0, 1.5, 2.0, 2.5[N]$ 의 외란을 부가한 결과, 그림 17과 같이 안정화 제어가 가능하였다. 즉,



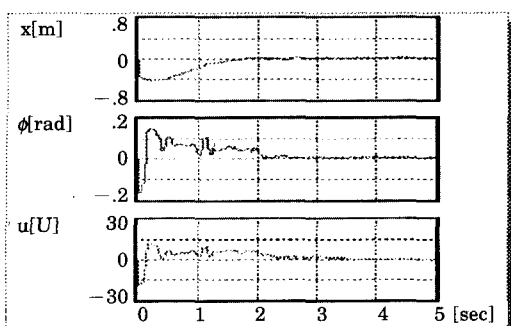
(a) CENNC for case 2



(b) PENNC for case 2



(a) CENNC for case 8



(b) PENNC for case 8

Fig. 16 Comparison between CENNC and PENNC

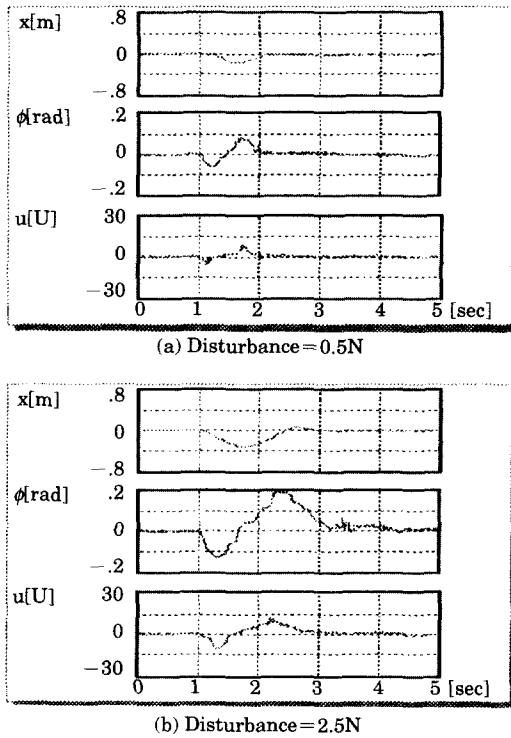
Table 5 Comparisons between simulation and experimental results

Conditions Response	Case	Simulation		Experiment	
		Cart ( $x$ )	Pendulum ( $\phi$ )	Cart ( $x$ )	Pendulum ( $\phi$ )
1[%] Stotling Time	Case-1	0	0	0	0
	Case-2	1.53	1.79	1.65	1.85
	Case-3	1.43	1.88	1.50	1.95
	Case-4	1.09	1.81	1.15	1.95
	Case-5	1.07	1.56	1.17	1.85
	Case-6	1.80	1.81	1.85	1.95
	Case-7	1.00	1.84	1.01	1.75
	Case-8	1.41	1.87	1.50	2.01
	Case-9	1.46	1.85	1.85	2.00
Maximum Overshoot	Case-1	0	0	0	0
	Case-2	0	0.05	0	0.05
	Case-3	0	0.04	0.01	0.08
	Case-4	0	0.05	0	0.08
	Case-5	0	0.04	0.01	0.08
	Case-6	0.04	0.08	0.04	0.08
	Case-7	0	0.12	0	0.14
	Case-8	0.05	0.13	0.08	0.14
	Case-9	0	0.11	0	0.13

PENNC는 CENNC에 비해 큰 오버슈트없이 대차의 위치는 최소 0.28[sec] 정도 및 진자의 각도는 최소 0.31[sec] 정도 빠르게 정확하게 수렴되었다.

### 7. 결 론

본 논문에서는 비선형 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해 선택, 교배, 돌연변이의 진화 연산자를 이용한 새로운 개념의 진화 신경회로망 제어기 설계 알고리즘을 제안하였고 이를 실험적으로 입증하였다. 이는 종래의 ENNC의 단점을 보강하여 신경회로망의 구조와 결합 가중치 등의 파라미터를 하나의 염색체로 부호화하여 실변수 엘리트스트 유전 알고리즘으로 최적화시키는 알고리즘이다. 제안된 알고리즘은 회로망 구조 또한 단순화가 가능하였다. 또한 종래의 신경회로망의 단점인 오차 역전파 학습에 따른 학습시간 지연이나 회로망 구조의 최적 선정 등과 관련된 많은 문제점을 해결할 수 있었다. 특히, 플래그 표현 방식에



**Fig. 17 Experimental results for applied disturbance**

따른 삭제 뉴런 개념의 도입 및 교배 방법의 개선 및 우수 염색체 보존을 위한 엘리트 전략의 도입 등으로 수렴 속도가 현저히 개선되어졌고, 다양한 초기 값에 적용된 최적의 구조와 결합 가중치를 쉽게 얻을 수 있었다. 또한, 독립진자 시스템의 안정화를 위해 시뮬레이션으로 최적화되어진 PENNC를 ADA2310 보드 및 80586 마이크로프로세서로 실현하여 PENNC의 우수성과 강인성을 입증하였다.

## 참고문헌

- [1] Shozo Mori, Hiroyoshi Nishihara, Katsuhisa Furuta, "Control of Unstable Mechanical System Control of Pendulum", *INT. J. Control*, Vol. 23, No. 5, pp. 673~692, 1976.
- [2] P. E. Wellstead, V. Chrimes, P. R. Flecher, R. Moody, and A. J. Robin, "The Ball and Beam Control Experiment", *Int. J. Elec. Engine Educ.*, Vol. 15, pp. 21~39, 1978.
- [3] Eric Bailey, Aristotle Arapostahis, "Simple Sliding Mode Control Applied to Robot Manipulators", *INT. J. Control*, Vol. 45, pp. 1197~1209, 1987.
- [4] J. C. F. Pujol and R. Poli, *Evolving Neural Controller Using a Dual Network Representation*, Technical Report CSR-97-25, The University of Birmingham, School of Computer Science, 1997
- [5] David E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Searching, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [6] Shigeyasu Kawaji, Teruyuki Maeda, "Fuzzy Servo Control System for an Inverted Pendulum", *Fuzzy Engineering toward Human Friendly Systems*, Vol.2, pp.812~823, 1991.
- [7] Mitsuo Gen, Runwei Cheng, *Genetic Algorithms & Engineering Design*, Wiley, 1997.
- [8] 川谷 實治, "現代制御理論を使った倒立振子の實驗 [1]", *トランジスタ技術*, pp.315~322, May, 1993.
- [9] 外川一仁, 川谷 實治, "現代制御理論を使った倒立振子の實驗[2]", *トランジスタ技術*, pp.367~373, June, 1993.
- [10] G. F. Franklin & J. David Powell "Feedback Control of Dynamic Systems" Addison-Wesley. pp31~33, 1994.

## 저 자 소 개



**박영식(朴英式)**

1953년 9월 17일생. 1990년 동아대 전자공학과 공학박사. 현재 동의대학교 전산통계학과 부교수. 관심분야 영상처리 및 시스템제어



**이준탁(李浚植)**

1956년 11월 21일생. 중앙대 대학원 전기공학과 졸업. 1988년 중앙대 대학원 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 동아대 공대 전기전자 컴퓨터공학부 교수. 1997년 日本 Tsukuba 大學 객원 교수. 관심분야 비선형 시스템 및 지 제어이론

**심영진(沈永鎭)**

1956년 9월 5일 생. 1991년 부경대. 전자공학과 졸업. 2000년 동아대. 전기공학과 박사. 현재 양산대학. 전기과 조교수