

# 도립 전자 시스템의 안정화를 위한 진화형 신경회로망 제어기

論 文

49D-3-9

## Evolving Neural Network Controller for Stabilization of Inverted Pendulum System

沈永鎮\* · 李浚柝\*\*

(Young-Jin Shim · Joon-Tark Lee)

**Abstract** - 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 Inverted Pendulum(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. Through the simulations, we showed that the finally acquired optimal ENNC was successfully applied to the stabilization control of an IP system.

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

### 1. 서 론

도립 전자 시스템은 활차를 정해진 길이 내에서 좌우로 이동하여 활차 상에 설치된 진자를 불안정 평형점으로 위치시키는 것이다. 로켓이나 2족 보행 로봇(biped robots)의 자세 제어에 응용되기도 하며 특유의 구조적인 불안정성 및 비선형성을 지니고 있어 많은 연구자들에 의해 다양한 종류의 제어기가 제안되고 있다. Schaefer와 Cannon(1966)은 bang-bang 타입의 안정화 제어기를 설계하였고 Koenigsberg와 Frederick(1970)은 출력 피드백을 이용한 제어기를 설계하였다. 또, Strugeon과 Loscutoff(1972)는 극배치법을 이용해 관측기 형태의 제어기를 설계하여 이중 도립 전자 시스템의 동적 안정화를 시도한 바 있다.[1]-[3] 그리고, Feng(1988)은 극배치법과 최적 제어에 의한 안정화 시뮬레이션 결과를 발표하였다.[4] 그러나, 이들 제어 기법들은 파라미터의 변동에 민감하고 적절한 피드백 이득의 결정이 어려울 뿐만 아니라 레일의 진동 및 경사 등 외란의 발생 시에 안정화되지 못하는 결점을 갖고 있다. 이같은 고전 제어 기법의 결점을 개선하기 위하여 1970년대 이후부터는, 신경회로망과 퍼지, 카오스, 유전 진화 알고리즘을 이용한 제어 기법들이, 도립 진자의 안정화 제어에 적용되어지고 있다.[5] 이 중에서 인공 신경회로망(Artificial Neural Network) 제어기를 이용하여 원하는 응답특성을 얻고자 하는 경우, 뉴런간의 결합 가중치를 조정해야 하고, 신경회로망의 층수와 뉴런

의 개수가 고정되는 구조적인 문제점을 가지고 있다[6][7]. 그리고 활성화 함수의 형태와 결합 가중치의 초기 설정이 학습의 수렴 속도와 성능에 큰 영향을 끼치게 된다.

따라서, 종래 구조의 신경회로망은 계산량의 과다로 인한 연산 시간의 지연은 물론, 뉴런의 갯수와 활성화 함수, 초기 결합 가중치 등 각종 파라미터들을 적절하게 선택해야 하는 문제가 있다. 이에 대한 해결책으로 최근, 신뢰성이 높고 범용적인 신경회로망의 자동설계 기법들이 제안되고 있다.

최근에는 유전 또는 진화 알고리즘을 이용한 신경회로망의 구축 기법이 시도되어지고 있다.[8]-[11] 그러나 기존 진화 신경회로망의 진화방식은 노드(뉴런)단위로 교배하여 신경회로망을 진화시킨다. 그리고, 교배위치 선택시 염색체, 뉴런, 뉴런내의 위치 등 세 번의 번거로운 선택 과정이 필요하다. 특히, 활성화 함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층의 뉴런으로 대체되는 경우, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합 가중치가 삭제되지 않는 문제점 등이 지적될 수 있다.[11]

따라서, 본 논문에서는 비선형 모델인 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해, 선택, 교배, 돌연변이의 진화연산자에 의해 일시에 최적의 구조와 결합가중치로 진화시켜 가는 새로운 형태의 ENNC(Evolving Neural Network Controller)를 제안하고자 한다. 이 기법은 기존 신경회로망 제어기의 구조와 결합가중치 등의 파라미터를 실변수로 정수화시켜 하나의 염색체로 인코딩하여, RVEGA로 최적화시켜가는 것이다. 특히, 인코딩시 플래그를 이용하여 뉴런의 형태를 정의할 수 있는 데, 어떠한 입력에도 반응하지 않는 새로운 개념의 삭제 뉴런을 도입하여 수렴속도의 개선 및 구조의 단순화가 가능하도록 하였고, 엘리트 전략을 채택하여 우수 염색체가 보존될 수 있도록 하였다. 그리고, 다양한 초기치에

\* 正 會 員 : 東亞大 電氣工學科 博士 修了

\*\* 正 會 員 : 東亞大 電氣工學科 副教授

接受日字 : 2000年 1月 25日

最終完了 : 2000年 2月 24日

적용된 최적 구조와 결합가중치를 갖는 ENNC를, 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하고, 그 시뮬레이션 결과를 기존의 신경회로망의 특성과 비교함으로써 제안된 제어기의 우수한 성능을 제시하고자 한다.

2. 도립진자 시스템의 수학적 모델링

도립진자 시스템은 그림 1과 같이, 제어의 목적은 힘  $f$ 를 활차에 인가하여 활차를 좌,우 수평방향으로 움직여서 진자의 균형을 유지함과 동시에 활차를 원하는 위치로 이동시키는 것이다. 도립진자 시스템에서 진자의 수직에 대한 각 위치를  $\phi[rad]$ , 각속도를  $\dot{\phi}[rad/s]$ , 활차의 수평방향 위치를  $x[m]$ , 활차의 수평방향 속도를  $\dot{x}[m/s]$ 라 한다. 그리고, 활차의 질량을  $M[Kg]$ , 활차의 마찰계수를  $\mu$ , 진자의 질량을  $m[Kg]$ , 진자의 길이를  $L[m]$ , 진자가 넘어질 때 활차가 진자로부터 받는 반력 또는 활차에 부여된 반력의 반작용에 의한 힘을  $H[Kg \cdot m/s^2]$ 라 한다. 또한, 속도에 비례한 마찰력을  $\mu\dot{x}[Kg/s]$ , 직류 서보 모터에 인가하는 지령전압을  $u[V]$ , 진자의 중력에 의한 힘을  $mg[m/s^2]$ , 진자가 활차로부터 받는 반력을  $V[Kg \cdot m/s^2]$ , 진자가 회전할 때 지점 축의 마찰에 의해 각속도  $\dot{\phi}$ 에 비례한 모멘터  $\eta\dot{\phi}[Kg \cdot m^2/s]$ 를 받는다고 하고, 진자 주위의 관성 모멘터를  $J_p[Kg \cdot m^2]$ 라고 정의한다. 따라서, 도립진자 시스템은 그림 1로부터, 다음의 식(1)~식(4)와 같이 물리적 힘이 작용하는 점에 따라 각각의 2계 미분 방정식으로 모델링할 수 있다.[1]-[5]

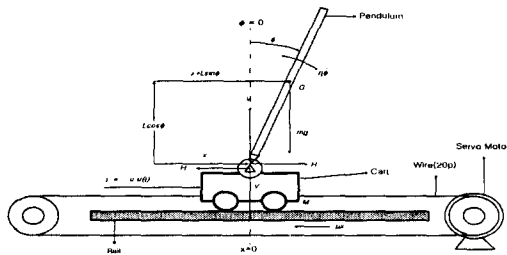


그림 1 시스템의 모델링  
Fig. 1 System Modeling

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

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

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

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

여기서, 상태변수를  $x_1 = x$ ,  $x_2 = \dot{x}$ ,  $x_3 = \phi$ , 및  $x_4 = \dot{\phi}$ 와 같이 각각 정의하면 다음의 상태방정식으로 나타낼 수 있다.

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

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

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

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

도립진자 시스템 파라미터들의 정의는 표 1과 같다.

표 1 도립진자 시스템의 파라미터  
Table 1 Parameters of Inverted Pendulum System

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

3. 진화형 신경회로망

진화형 신경회로망은 일반적인 신경회로망의 구조 및 결합가중치를 하나의 염색체로 표현하여 기존의 오차 역전파 알고리즘을 사용하지 않고, 유전 알고리즘으로 최적의 구조와 결합가중치를 갖도록 진화시켜가는 것이다. 참고문헌[11]에서 제안된 진화형 신경회로망은 뉴런 단위의 교배를 행하고, 교배점이 염색체, 뉴런 및 뉴런내의 위치 순서로 선택되어진다. 또한, 교배시 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 결합가중치가 삭제되지 않는 문제점으로 수렴시간이 길어지게 되고, 구조 또한 복잡해질 수 있다. 본 논문 제안하는 진화형 신경회로망은 이러한 단점들을 극복하기 위하여, 교배는 염색체 단위로 행하며, 교배점의 선택 또한 단순화시켜 염색체를 먼저 선택한 후 뉴

런 내의 위치를 결정한다. 또한, 입력 포텐셜에 반응하지 않는 삭제뉴런을 도입하여, 구조의 단순화 및 수렴시간의 단축을 가능하게 하였다.

이상에서 논의된 기존의 진화형 신경회로망[11]과 본 논문에서 제안하는 새로운 형태의 진화형 신경회로망의 차이점을 표 2에 정리하였다.

표 2 종래의 ENNC 와 새로운 ENNC  
Table 2 Conventional ENNC and Proposed ENNC

Type	Conventional ENNC	Proposed ENNC
교배단위	노드(뉴런)단위	염색체 단위
교배위치 선택	염색체, 뉴런, 뉴런내의 위치 순	염색체, 뉴런내의 위치 순
구조	교배시 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 결합 가중치가 삭제되지 않음	입력 포텐셜에 반응하지 않는 삭제뉴런 도입
적합도 평가	시간에 따른 안정화 부분만 고려	상태변수의 오차, 오차의 변화

3.1. 진화형 신경회로망의 엔코딩

하나의 신경회로망을 그림 2(a)와 같이 층별, 뉴런별로 정보를 배열하여 하나의 염색체로 표현한다. 그리고, 각 뉴런들은 그림 2(b)와 같이 활성화 함수의 형태 및 하위층과의 결합 가중치로 표현한다. 입력층의 뉴런은 엔코딩 과정에서 제외하고, 은닉층과 출력층의 뉴런만을 이용하여 염색체를 만든다. 각층의 플래그에 할당될 수 있는 값을 표 3에 나타내었다.

표 3 각 층의 뉴런 수와 플래그  
Table 3 Number of Neurons and Possible Flags at Each Layer

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

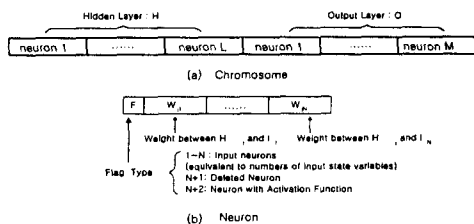


그림 2 진화형 신경회로망을 위한 엔코딩  
Fig. 2 Encoding Method for Evolving Neural Networks

3.2. 진화형 신경회로망의 연산자

1) 선택(Selection)

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

2) 교배(Crossover)

진화형 신경회로망에서의 교배는 개체군 내에 새로운 개체를 생성하기 위한 것으로, 교배 쌍으로 선택되는 두 개체가 가지고 있는 활성화 함수의 형태, 결합 가중치 등의 정보를 상호 교환하게 된다. 교배는 임의의 교배점(Crossover Point)을 기준으로 하여 염색체 단위로 실행되는데 다음과 같이 4가지 경우로 구분 설명될 수 있다.

1. 입력층 뉴런간의 교배

입력을 나타내는 뉴런간의 교배로서 신경회로망의 구조는 복잡해지거나, 단순해지지 않으며, 단순히 두 뉴런의 정보만 교환된다.

2. 입력층 뉴런, 은닉층 뉴런간의 교배

입력층 뉴런과 활성화 함수를 지닌 은닉층 뉴런간의 교배시, 신경회로망의 연결 구조가 복잡해진다. 반면에, 활성화 함수를 지닌 뉴런이 입력층 뉴런으로 대체되는 경우 입력층과의 결합이 끊어지므로 구조는 단순해진다.

3. 활성화 함수를 지닌 뉴런간의 교배

이 경우의 교배는 신경회로망의 구조뿐만 아니라, 결합 가중치가 변화되고, 뉴런의 생성과 소멸, 뉴런의 특성이 변경되기도 한다.

4. 삭제 뉴런과 임의의 뉴런(입력층 뉴런, 활성화함수를 지닌 뉴런, 삭제 뉴런중 하나)간의 교배

본 연구에서는 신경회로망의 구조를 단순화시키기 위해서 플래그가 N+1로 나타나는 삭제 뉴런을 도입하였다. 입력 및 출력 뉴런은 삭제되지 않으며, 출력 뉴런은 입력 뉴런으로 대체될 수 없다고 가정한다.

3) 돌연변이(Mutation)

돌연변이는 진화에 있어서의 개체군의 다양성을 유지하도록 하는 중요한 요소이다. 기존의 유전 알고리즘에서의 돌연변이는 단순히 비트 정보를 교환하는 연산이나, 진화형 신경회로망에서는 다양한 형태의 돌연변이가 요구된다.[11] 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 행한다.

4. 독립 진자 시스템의 안정화를 위한 ENNC의 설계

이 장에서는 이상에서 제안된 ENNC를 독립 진자 시스템의 안정화에 적용하기 위한 설계기법에 대해 기술한다. 본

시스템에 대한 초기 신경회로망 제어기는 최대 4-10-1인 퍼드포워드 구조로 하였다. 여기서, 신경회로망의 입력 뉴런에는 진자의 각도( $\phi$ ), 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 독립진자 시스템의 상태값이 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.

이같은 초기 염색체를 다수 생성시켜 개체군(population)을 구성하고, 제3장에서 설명한 진화 알고리즘을 이용하여 신경회로망의 구조를 최적화 시켜 간다. 개체군내의 각 개체에 대한 평가는 각각의 염색체를 그림 3과 같은 신경회로망으로 디코딩하여 개체별로 적합도 함수를 평가한다. 이에 대해서는 다음 장에서 자세히 다룬다. 그리고 가장 좋은 우성의 개체를 다음 세대에서 유지하기 위해 엘리트 전략이 구사된다. 한편, 교배시에는 교배점이 임의로 선택되므로, 3장에서 설명한 바와 같이 다양한 교배 쌍이 발생할 수 있다.

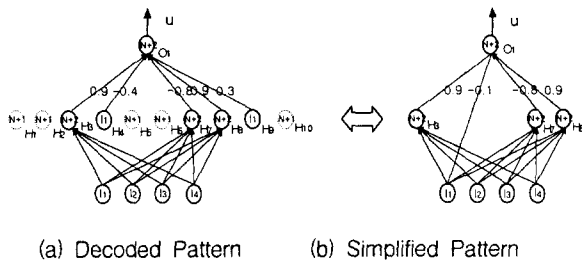


그림 3 진화형 신경회로망의 디코딩 패턴 및 간이화된 ENNC 구조의 예

Fig. 3 Example for Decoding Patterns of Evolving Neural Networks and Its Simplified ENNC Topology

5. 시뮬레이션 및 고찰

시뮬레이션은 제2장에서 언급된 독립진자 시스템의 수학적 모델링 식(5)~(8)의 상태 방정식을 4계 Runge-Kutta 방법을 이용하여 풀이하였다. 시간 증가분은 0.02[sec]로 하였으며, ENNC는  $x, \dot{x}, \phi$  및  $\dot{\phi}$ 인 4개의 상태변수 값을 입력으로 하고, 출력은 활차를 움직이기 위한 직류서보 전동기의 입력 전압으로 하였다. 본 논문에서는 실제의 모터 구동회로 전압을 고려하여  $\pm 30[V]$  이내로 제한하였으며, 기타 입력의 크기도 최대 동작 가능 영역을 고려해 그 입력 범위를 조정하였다.[2][4]

본 시뮬레이션에서는 임의 초기치를 갖는 활차를 레일의 유한한 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 간주한다. 적합도 함수로는 식(9)을 이용하였으며, 각각의 파라미터 값은  $p = 1 \sim 20$ ,  $q = 1 \sim 2000$ ,  $Q = 6$ ,  $N = 4$ ,  $P = 250$ 으로 하였다.

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

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

표 4는 시뮬레이션을 위해 가정한 6가지의 초기상태이다.

표 4 가정된 독립진자 시스템의 초기 상태  
Table 4 Postulated Initial States of Inverted Pendulum 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

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 돌연변이율  $P_m = 0.2$ 의 값으로 최대 2000세대에 걸쳐서 진화시켰다. 일반적으로 진화 알고리즘에서는 더 좋은 해를 얻기 위해 초기 개체수가 많을수록 좋으나, 전체 적합도의 평균치는 상대적으로 느리게 상승할 뿐만 아니라, 우성인 개체의 역할이 상대적으로 미미해지므로 계산 결과가 나빠지는 경우가 있고, 계산량이 증가하는 문제도 있다.

따라서, 본 논문에서는 계산의 효율을 높이기 위해 개체수 20개의 비교적 적은 개체군으로 선정하였으며 상대적으로 돌연변이율을 0.2로 높였다. 또한, 돌연변이율에 의해 우성인 개체가 소실되지 않도록 엘리트 전략을 적용하였다. 엘리트즘이란, 현재 세대의 개체군내에서 최대의 적합도를 갖는 개체의 적합도가 이전 세대에서 최대의 적합도보다 작으면, 이전 세대의 최대 적합도의 개체를 현재 개체군의 최대 적합

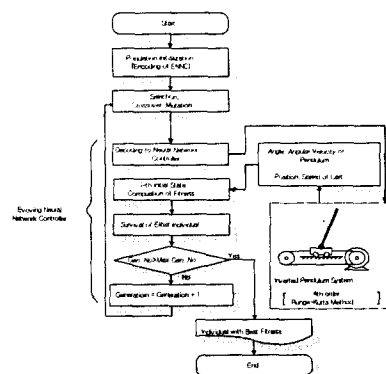


그림 4 독립진자 시스템에 대한 진화형 신경회로망 제어기의 시뮬레이션 흐름도

Fig. 4 Flowchart for Simulation of ENNC of IP

도의 개체와 교체하고, 반대로 크게 되면 이전 세대의 최대 적합도의 개체를 현재 세대의 최소 적합도의 개체와 교체하는 방식이다. 이렇게 함으로써, 유전적으로 우성인 개체를 소실시키지 않고 진화를 계속하게 된다.

그림 4는 ENNC를 얻기 위한 시뮬레이션 과정을 나타내고 있다.

신경회로망의 적합도는 그림 5와 같이 변화하였다. 최대 적합도는 약 1420의 값을 가지며, 개체군의 평균 적합도는 약 1200을 중심으로 진동하였다. 최종 진화한 염색체의 값은 그림 6과 같으며, 이를 디코딩하여 나타낸 신경회로망의 구조를 그림 7에 보였다. 여기서, 은닉층 뉴런의 일부는 삭제되거나 입력 뉴런으로 대체됨으로써 5개로 감소하였다.

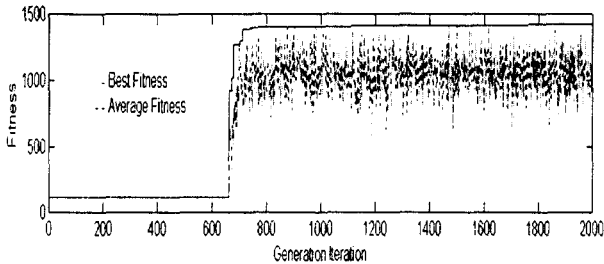


그림 5 세대수에 따른 최대 적합도 및 평균 적합도의 변화  
Fig. 5 Best Fitness and Average Fitness according to Generation Iteration

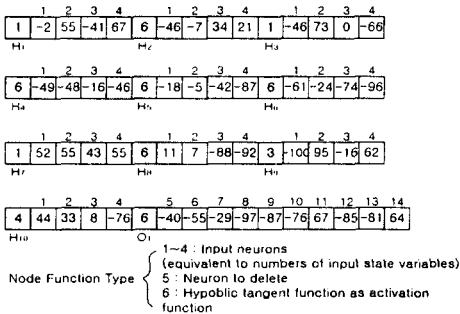
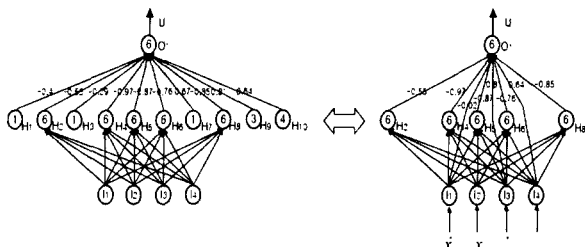


그림 6 최종 진화된 개체  
Fig. 6 Encoded Finally Acquired Individual with Best Fitness



(a) Decoded Pattern (b) Simplified Pattern  
그림 7 진화형 신경회로망 및 간이화된 ENNC 구조  
Fig. 7 Decoded Evolving Neural Network and its Simplified ENNC Topology

학습이 완료되고 난 후의 ENNC에 대하여, 보다 다양한 초기치에서의 적용성을 고찰하기 위해 표5와 같이 9개의 경우에 대하여 시뮬레이션을 행하였다.

표 5 제어기 성능 검증을 위한 초기 상태  
Table 5 Initial States for Performance Test of Controller

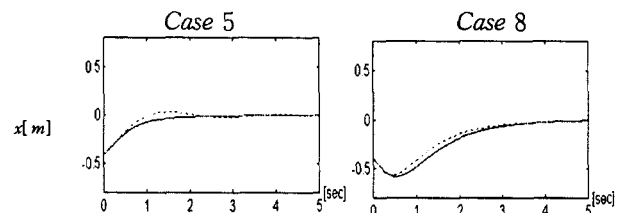
Initial states : $i$ th case	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Cart Position $x[m]$	0	-0.4	0.4	0	-0.4	0.4	0	-0.4	0.4
Pendulum Angle $\phi[rad]$	0	0	0	0.2	0.2	0.2	-0.2	-0.2	-0.2

표 6 시뮬레이션 결과  
Table 6 Simulation Results

Conditions \ Response	Case	Neural Network		Proposed ENNC	
		cart ( $x$ )	pendulum ( $\phi$ )	cart ( $x$ )	pendulum ( $\phi$ )
Settling Time [sec]	Case-2	4.50	4.07	4.19	3.38
	Case-5	3.98	3.68	3.30	2.07
	Case-8	4.17	4.25	4.83	3.70
Overshoot Cart[m], pendulum[rad]	Case-2	0.015	0.06	0	0.04
	Case-5	0.03	0.045	0	0.03
	Case-8	0	0.12	0	0.09

시뮬레이션의 결과를 그림 8에 나타내고 있는데, 9개의 초기치 중 Case-5 및 Case-8에 대한 응답특성을 각각 그림 8의 (a)와 (b)에 나타내었다. 그림에서 각각의 초기상태는 활차 위치의 경우 -0.4[m]로 동일하며, 진자의 각도는 Case-5는 0.2[rad] 그리고, Case-8은 -0.2[rad]로 설정하였다. 시뮬레이션 결과, Case-5의 경우, 본 논문에서 제안한 ENNC가, 종래의 신경회로망에 비해, 아주 미약한 오버슈트로 어떠한 진동도 없이, 목표위치에 대해서는 0.10[sec] 및 진자의 각도는 0.50[sec]만큼 빨리 수렴됨을 알 수 있었다. 기타, Case-8의 경우에 대해서도 유사한 결과를 얻을 수 있었다. 또한, 그림 8(c)의 입력전압은 거의 유사한 데, 제안된 ENNC의 최대 입력 전압  $u$ 는, Case-5의 경우, 0.02[sec]에서 최대 18.113[V]가 인가되었고, Case-8은 0.02[sec]에서 -21.147[V]가 가해졌다.

표 5에서 주어진 모든 초기치의 경우에 대해서도 ENNC로 안정화 제어를 행한 결과, 성공적으로 제어가 수행되는 것이 확인되었다. 9개의 초기치 가운데 Case-5 및 Case-8에 대한 시뮬레이션 결과를 종합하여 표 6에 나타내었다.



(a) Position of Cart

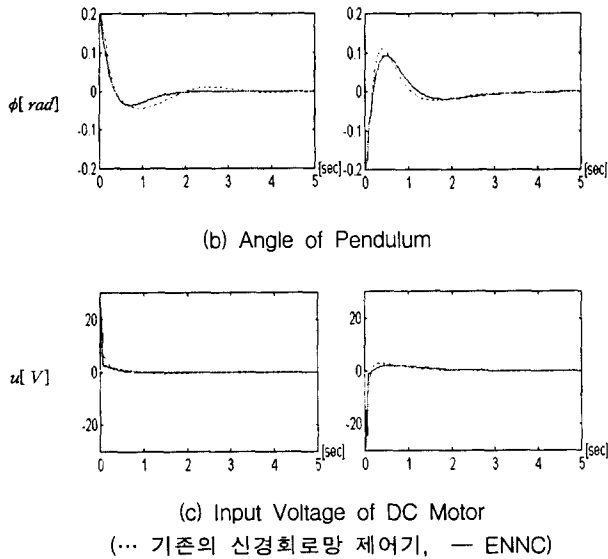


그림 8 Case-5 및 Case-8에 대한 응답특성  
 Fig. 8 Dynamic Responses for Case-5 and Case-8

6. 결 론

도립진자 시스템은 구조적인 불안정성 및 비선형성을 지니고 있어, 다양한 종류의 제어가 제안되고 있다. 특히, 종래의 인공 신경회로망(Artificial Neural Network) 제어기는 오차 역전파 알고리즘 등으로 뉴런과 뉴런간의 결합 가중치를 조정해야 하고, 학습율, 초기 가중치, 활성화 함수의 형태 등의 파라미터 선정이 학습에 지대한 영향을 미칠 뿐만 아니라, 속속적인 변화나 외란에 대해서는 적응성이 저하되는 구조적인 문제점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해 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 최적화된 물론, 각종 파라미터의 초기 선정에 제약이 없는 특징이 있다. 특히, 플래그 표현 방식에 따라 삭제 뉴런개념을 도입하고, 엘리트 전략 및 높은 돌연변이율을 적용함으로써 회로망의 간략화 및 개체군의 다양성을 유지하였으며, 교배위치 선택은 먼저 교배 대상 염색체 및 염색체 내부의 임의의 위치 순서로 진행되므로 수렴시간과 메모리 용량의 절감을 가능하게 하였다.

또한, 실제 시뮬레이션에서는 수렴속도를 고려하여 20개의 소수 개체를 이용하는 대신, 다소 높은 돌연변이율을 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 비교함으로써, 제안된 ENNC의 우수성 여부가 검증되었다.

향후, 제안된 ENNC의 성능 향상을 위해 인코딩시 활성화 함수의 기울기 및 바이어스 등의 각종 파라미터를 추가하는 문제 등이 고려되어야 할 것이다.

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. I-424 - I-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, 1991.
- [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. I-400 - I-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] 이준탁, 이권순, 이상석, 박철영, "신경회로망 제어기를 이용한 직류 서보 전동기의 위치 제어", 하계학술대회 논문집 A, 대한전기학회, pp. 241-243, 1993.
- [7] David E. Goldberg, Genetic Algorithms in Searching, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.
- [8] K. Balakrishnan and V. Honavar, "Evolutionary Design of Neural Architectures", Artificial Intelligence Research Group, CS TR #95-01, Jan, 1995.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] 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

저 자 소 개



심 영 진 (沈 永 鎭)

1956년 09월05일 생. 1991년 부경대 전자공학과 졸업. 1993년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1999년 동아대 전기공학과 박사과정 수료

Tel : 051-200-6859

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



이 준 탁 (李 浚 柝)

1956년 11월 21일 생. 1979년 동아대 공과대학 전기공학과 졸업. 1981년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1988년 중앙대 대학원 전기공학과 졸업 (공학). 1997년 8

월~1998년 2월 일본 쓰꾸바 대학교 객원

연구원. 현재 동아대 전기공학과 부교수

Tel : 051-200-7740

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