

진화형 신경회로망에 의한 도립진자 제어시스템의 구현

심영진, 김민성, 박두환, 최우진, 하홍곤, 이준탁

Implementation of Evolving Neural Network Controller for Inverted Pendulum System

Young-Jin Shim*, Min-Sung Kim*, Doo-Hwan Park*, Woo-Jin Choi**, Hong-Gon Ha***, Joon-tark Lee*
 * Dong-a Univ. ** Saracom.Ltd, *** Dong-Eui Univ.

Abstract - The stabilization control of Inverted Pendulum(IP) system is difficult because of its nonlinearity and structural unstability. Futhermore, 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. Through the simulation and experimental results, we showed that the finally acquired optimal ENNC was very useful in the stabilization control of IP system.

을 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.

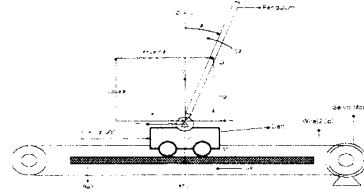


Fig. 1 System Modeling

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 :

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

활차 :

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

1. 서 론

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. 특히, 신경회로망 제어를 이용한 경우, 활성화 함수의 형태와 결합가중치의 초기 설정이 학습의 수렴 속도와 성능에 큰 영향을 미치게 된다. 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, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합가중치가 삭제되지 않는 문제점 등이 지적될 수 있다.

따라서, 본 논문에서는 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위하여 선택, 교배, 돌연변이의 진화연산자에 의해 일시에 최적의 구조와 결합가중치로 진화시켜 가는 새로운 형태의 ENNC(Evolving Neural Network Controller)를 제안하고자 한다. 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. 본 론

2.1 수학적 모델링

본 시스템에서의 제어의 목적은 힘 f 를 활차에 인가하여 활차를 좌, 우 수평방향으로 움직여서 진자의 균형을

2.2 도립진자 시스템을 위한 ENNC의 설계

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. 따라서, 본 논문에서 제안하는 ENNC는 이러한 문제점을 해결하기 위해, 교배는 염색체 단위로 행하며, 입력 포텐셜에 반응하지 않는 삭제뉴런을 도입하여, 구조의 단순화 및 수렴시간의 단축을 가능하게 하였다.

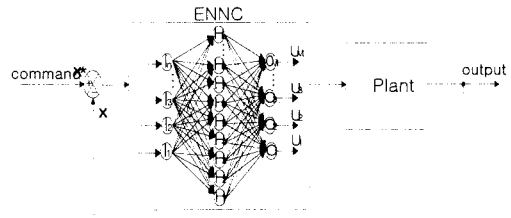


Fig. 2 Structure of ENNC

2.2.1 ENNC의 인코딩

신경회로망을 그림 3(a)와 같이 층별, 뉴런별로 정보를 배열하여 하나의 염색체로 표현하고, 각 뉴런들은 그

림 3(b)와 같이 활성화 함수의 형태 및 하위층과의 결합 가중치로 표현한다. 여기서 F는 뉴런의 함수 형태를 나타내는 플래그로서, 필요에 따라 임의로 정의하여 사용할 수 있다. 즉, 그 플래그는 1~N+2까지의 값을 가지는데 1~N의 경우에는 그 뉴런을 각각 입력층의 뉴런으로 대체하고, N+1의 경우에는 뉴런의 입력과는 상관없이 출력이 "0"인 뉴런으로 규정하였다. N+2인 경우에는 hyperbolic tangent 함수를 활성화 함수로 이용하였다.

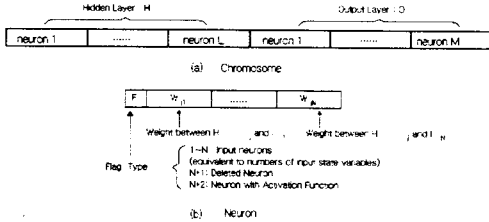


Fig. 3 Encoding Method for Evolving Neural Networks

2.2.2 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.

2.2.3 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 인코딩하였다. 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.

3. 시뮬레이션 및 실험

3.1 시뮬레이션

시뮬레이션에서 시간 증가는 0.02(sec)로 하였으며, $x, \dot{x}, \phi, \dot{\phi}$ 및 ϕ 인 4개의 상태변수 값을 입력으로 하고, 출력은 직류서보 전동기의 입력 전압으로 하였다. 본 논문에서는 실제의 모터 구동 회로 전압을 고려하여 $\pm 30[V]$ 이내로 제한하였으며, 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 임의의 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. 적합도 함수로는 식 (5)를 이용하였으며, 각각의 파라미터 값은 $p=1\sim 20, q=1\sim 2000, Q=6, N=4, P=250$ 으로 하였다.

$$F(c_p, q) = \sum_{i=1}^Q \left(\frac{1}{\sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^P \alpha_j e_{x_{ijk}}^2} \right) \quad (5)$$

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, $e_{x_{ijk}}$ 는 i 번째 초기치에 대한 각 시간 스텝에서의 상태변수의 오차이다.

표 4는 시뮬레이션을 위해 가정한 도립 진자 시스템에 대한 6가지 경우의 초기 상태를 나타내고 있다.

Table 2 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

시뮬레이션은 표 3의 6가지 경우의 초기치에 대해서 진화형 신경회로망을 2000세대까지 진화시켰다. 신경회로망의 적합도는 그림 4와 같이 변화하였다. 최종 진화한 염색체의 값은 그림 5와 같으며, 이를 디코딩하여 나타낸 신경회로망의 구조를 그림 6에 보였다. 여기서, 은닉층 뉴런의 일부는 삭제되거나 혹은, 입력 뉴런으로 대체됨으로써 초기에 10개의 은닉층이 5개로 감소된 것을 알 수 있다.

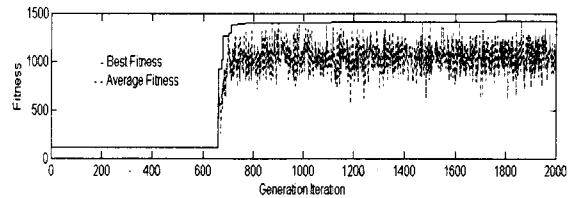


Fig. 5 Best Fitness and Average Fitness According to Generation Iteration

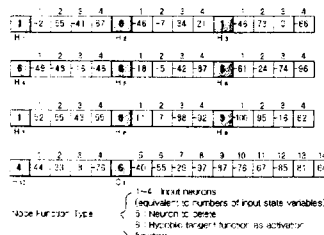
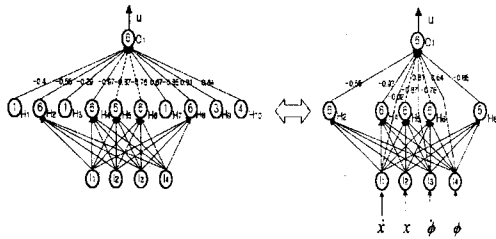


Fig. 6 Encoded Finally Acquired Individual with Best Fitness



(a) Decoded Pattern (b) Simplified Pattern
Fig. 7 Decoded Evolving Neural Network and Its Simplified ENNC Topology

그림 8에 학습이 완료되고 난 후의 ENNC에 대하여, 보다 다양한 초기치에서의 적응성을 고찰하기 위해 Case-2, Case-5, Case-8에 대한 응답특성을 고찰하였다.

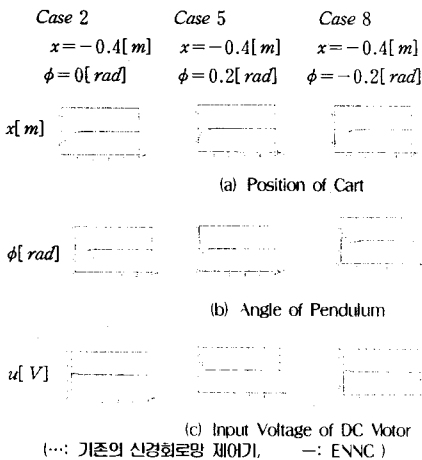


그림 8 Case-2, Case-5 및 Case-8에 대한 응답특성

3.2 실험

그림 9는 시뮬레이션에 의해 최적화된 ENNC를 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하기 위한 실험 구성도를 나타낸다.

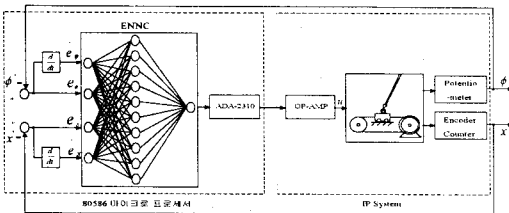


그림 9 도립진자 제어를 위한 ENNC의 구성도

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. 그림 9에서 출력값 x 및 ϕ 는 전위차계, 엔코더 및 카운터로 측정된다. 본 논문에서 실제 ENNC의 입력은 $x, \dot{x}, \phi, \dot{\phi}$ 이며, 출력은 직류서보 전동기의 입력 전압(u)로 하였다. 한편, ϕ 는 전위차계의 아날로그 Data를 12비트 ADA2310 보드에 의해 디지털 양으로 변환 값을 계측한 양이며, x 는 엔코더로부터 8bit 업다운 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 10에 나타내고 있다.

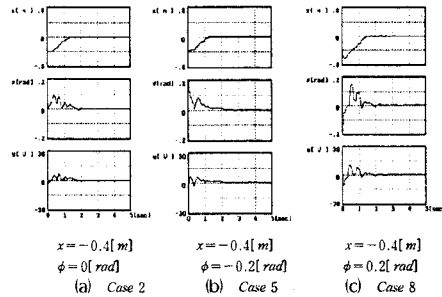


그림 10 Case-2, 5, 8에 대한 응답특성

3. 결 론

도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해 본 논문에서는 새로운 개념의 진화형 신경 회로망 제어기를 제안하였다. 제안하는 신경 회로망 제어기는 뉴런의 활성화 함수의 형태, 결합 가중치를 하나의 염색체로 정수화 엔코딩하고, 진화연산을 이용하여 가중치 및 구조가 최적화 됨은 물론, 각종 파라미터의 초기 선정에 제약이 없는 특징이 있다. 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. 즉, ADA2310 보드 및 80586 마이크로프로세서로 ENNC를 실험하여 자체 제작한 도립진자 시스템에 적용한 결과 진자의 각도에 대해서는 미량의 잔류편차가 고찰되었으나, 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 엔코딩시 활성화 함수의 기울기 및 바이어스 등의 각종 파라미터를 추가하는 문제와 실제 플랜트 적용시 미세한 내부 파라미터의 미동에도 목표위치 및 각도에 잔류편차 없이 정확히 추종할 수 있는 강인성을 가진 제어기법을 추가하고자 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.