

진화 신경회로망 제어기를 이용한 도립진자 시스템의 안정화 제어에 관한 연구

• 김민성*, 정종원*, 성상규*, 박현철*, 심영진**, 이준탁***

A Study on Stabilization Control of Inverted Pendulum System using Evolving Neural Network Controller

• M.S.Kim*, J.W.Jung*, S.G.Sung*, H.C.Park*, Y.J.Sim**, J.T.Lee***

* 동아대학교 전기공학과 대학원

** 양산대학 전기과

*** 동아대학교 전기·전자·컴퓨터공학부

Abstract : The stabilization control of Inverted Pendulum(IP) system is difficult because of its nonlinearity and structural instability. Thus, 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.

Key Words : Evolving Neural Network Controller(ENNC, 진화신경회로망), Inverted Pendulum System(IP, 도립진자시스템), Genetic Algorithm(GA, 유전알고리즘)

1. 서론

로봇이나 2족 보행 로봇(Biped Robots) 및 헬리콥터(Helicopter)의 위치 및 자세제어의 기본이 되고, 시스템에 대한 사전 지식이 불완전하고 비선형성이 강하며, 넓은 범위의 동작조건을 갖는 대표적인 비선형 시스템인 도립진자 시스템은 복잡한 동특성 및 시스템의 시변 특성으로 인하여 물리적 해석 및 수학적 모델링이 대단히 어렵고 번거로우며, 모델링을 하더라도 상당히 복잡한 구조가 된다. 종래의 제어기법으로는 파라미터의 변동에 매우 민감하고 적절한 피드백 이득의 결정이 어려울 뿐만 아니라, 레일의 진동이나 경사 등의 외란 발생 시에 안정화되지 못하는 결점을 갖고 있다. 이와 같은 고전적인 제어 기법의 문제점을 해결하기 위해 1970년대 이후부터는, 신경회로망과 퍼지, 카오스, 유전 알고리즘을 이용한 제어 기법들이 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용되어지고 있

다. 특히, 신경회로망의 경우 뉴런과 뉴런간의 가중치를 조정해야 만이 원하는 응답 특성을 얻을 수 있기 때문에, 뉴런과 뉴런간의 많은 가중치 계산이 필요하고, 학습을, 활성화 함수의 형태, 가중치의 초기값 등에 따라 학습 속도와 성능에 영향을 받게되므로, 최적의 신경회로망 구조(Structure)를 얻기 위해서는 많은 시행착오를 거쳐서 찾을 수밖에 없다. 따라서, 이에 대한 해결책으로 최근, 신경회로망의 자동설계 기법들과 유전 또는 진화 알고리즘을 이용한 신경회로망의 새로운 구축 기법이 시도되고 있다. 그러나, 종래의 ENNC(CENNC)의 진화방식은 노드(뉴런)단위로 교배하며, 특히 활성화 함수를 지닌 은닉층의 뉴런이 입력층의 뉴런으로 대체되는 경우, 입력층 뉴런과 출력층 뉴런 사이의 결합 가중치가 삭제되지 않는 점 등이 해결해야 할 과제로 대두되고 있다. 그러므로, 본 논문에서는 비선형 모델인 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해, 신경회로망 제어기의 구조와 결합 가중치 등의 파라미터를 하나의 염

색채인 실변수로 부호화 하여 선택, 진화 신경회로망 제어기를 이용한 도립진자 시스템의 안정화 제어에 관한 연구교배, 돌연변이의 진화연산자에 의해 최적의 구조로 진화시켜 가는 새로운 형태의 ENNC(PENNC)를 설계하고자 한다. PENNC는 염색체 단위간의 교배가 가능하도록 하였고, 삭제뉴런의 개념을 도입함으로써 연산효율을 높이고 회로망의 구조를 단순화시킬 수 있는 특징이 있다. 또한, 다양한 초기치에 적용된 최적의 구조와 결합 가중치를 갖는 PENNC의 성능을 확인하기 위해 시뮬레이션을 통해 최적의 파라미터 값과 응답특성을 고찰하였고, 이를 ADA-2310보드 및 80586 마이크로 프로세서로 구현하여, 비선형 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하였고, 외란에 대한 적응특성도 고찰함으로써 PENNC의 우수성을 입증하고자 한다.

2. 본 론

2.1 도립진자 시스템의 수학적 모델링

본 시스템의 제어의 목적은 힘 f 를 대차에 인가하여 대차를 좌우 수평방향으로 움직이도록 대차를 원하는 위치로 이동시키는 동시에 진자의균형을 유지하는 것이다. 도립 진자 시스템은 그림 1로부터, 다음의 식(1)~식(4)와 같이 물리적 힘이 작용하는 점에 따라 각각의 2계 미분 방정식으로 모델링할 수 있다.

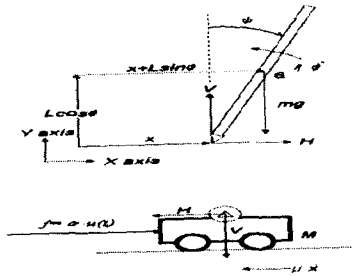


Fig 1. System modeling

진자의 수평방향

$$H(t) = m \frac{d^2}{dt^2} (x(t) + L \sin \phi(t))$$

$$= m \ddot{x}(t) + mL \ddot{\phi}(t) \cos \phi(t) - \dot{\phi}^2(t) \sin \phi(t) \quad (1)$$

진자의 수직방향

$$V(t) - mg = m \frac{d^2}{dt^2} (L \cos \phi(t))$$

$$= -mL \ddot{\phi}(t) \sin \phi(t) + \dot{\phi}^2(t) \cos \phi(t) \quad (2)$$

진자의 회전방향

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

대 차:

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

2.2 제안된 진화 신경회로망 제어기(PENNC)

본 연구에서 제안하는 진화 신경회로망(PENNC)은 종래의 오차 역전파 알고리즘을 사용하지 않고, 기존 신경회로망의 구조와 가중치 등의 파라미터를 실변수로 정수화시켜 하나의 염색체로 인코딩하여, 일반적인 형태의 초기 신경회로망을 선택(Selection) 및 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation)의 진화 연산자를 이용하여 새로운 형태의 최적 신경회로망으로 진화시켜 나가는 것이다. 이를 플랜트 제어기로 이용하는 ENNC의 구조는 그림 2와 같다.

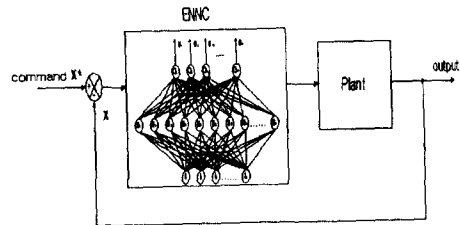


Fig. 2 Structure of PENNC

2.2.1 PENNC의 부호화

하나의 신경회로망을 그림 3(a)와 같이 층별, 뉴런별로 정보를 배열하여 하나의 염색체로 표현할 수 있다. 그리고, 각 뉴런들은 그림 3(b)와 같이 활성화 함수의 형태 및 하위층과의 결합 가중치로 표현한다. 입력층의 뉴런은 PENNC의 부호화 과정에서 제외하고, 은닉층과 출력층의 뉴런만을 이용하여 염색체를 만들었다. 여기서 플래그(F)는 뉴런의 함수 형태를 나타내고, 필요에 따라 임의로 정의하여 사용할 수 있다. 즉, 플래그는 $[1 \sim (N+2)]$ 까지의 값을 가지는데 $1 \sim N$ 의 경우에는 그 뉴런을 각각 입력층의 뉴런으로 대체하고, $(N+1)$ 의 경우에는 뉴런의 입력과는 상관없이 출력이 "0"인 삭제뉴런으로 규정하였다. $(N+2)$ 의 경우에는 hyperbolic tangent 함수를 활성화 함수로 이용하였다.

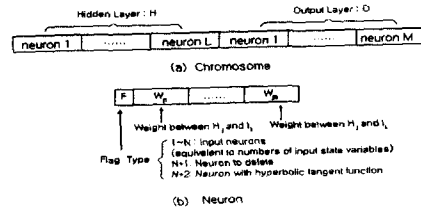


Fig. 3 Encoding method of PENNC

2.2.2 PENNC의 주요 연산자

선택은 해독되어진 신경회로망이 적합도에 따라 그 신경회로망을 그대로 복제하는 과정이며, 적합도가 높은 신경회로망일수록 다음 세대에 생존할 확률이 더 높기 때문에 더 많은 후손을 가지게

된다. 그러므로 본 논문에서는 현재 세대에서 가장 적합도가 높은 개체를 다음 세대에서 최소한 하나 이상 보장하는 엘리트 선택법을 이용하였다. PENNC에서의 교배는 개체군 내에 새로운 개체를 생성하기 위한 것으로, 교배 쌍(Mating Pair)으로 선택된 두 개체는 각자가 가지고 있는 뉴런의 정보를 서로 교환하게 된다. 이렇게 함으로써 결합 가중치의 교환 이외에 좀더 다양한 활성화 함수의 형태와 바이어스, 기울기 등의 정보를 상호 교환하게 된다.

돌연변이는 진화에 있어서의 개체군의 다양성을 유지하도록 하는 중요한 요소이다. 본 논문에서는 돌연변이에 의해 각 변수의 상·하한치 내에서 임의로 발생시켜 얻은 염색체와 엘리트 개체를 제외한 나머지 염색체에 대해서 생성된 새로운 개체가 다음 세대로 진화될 때 개체군의 다양성을 부여하였다.

2.3 PENNC의 설계

시스템에 대한 초기 신경회로망 제어기는 4-10-1인 피드포워드 구조로 하였다. 신경회로망의 입력뉴런에는 대차의 위치 (x), 대차의 속도 (\dot{x}), 진자의 각도 (ϕ), 진자의 각속도 ($\dot{\phi}$)를 각각 이용하였고, 출력 뉴런은 활차를 움직이기 위한 직류서보 모터의 전압 (u)를 출력하도록 하였다. 입력층은 이와 같이 시스템의 4개의 상태 입력으로 고정되어 있기 때문에 PENNC의 부호화 과정에서 제외되고, 중간층 뉴런부터 출력층 뉴런까지 순차적으로 부호화 하였다. 그리고, 초기 염색체를 다수 생성시켜 개체군(population)을 구성하고, 진화 알고리즘을 이용하여 최적화 시켜가며, 개체군내의 각 개체에 대한 평가는 각각의 염색체를 신경회로망으로 디코딩하여 개체별로 적합도 함수를 평가한다.

2.4 시뮬레이션 및 고찰

본 논문에서 수행된 시뮬레이션은 시간 증가 분은 0.02 [sec]이며, 매 시간 스텝에서의 x , \dot{x} , ϕ , $\dot{\phi}$ 의 4개의 상태 변수의 현재 값을 얻을 수 있다. 본 논문에서의 PENNC는 이 4개의 상태 변수 값을 신경회로망의 입력으로 하고, 출력은 활차를 움직이기 위한 직류 전동기의 입력 전압으로 모터 구동 회로를 고려하여 $\pm 30[V]$ 이내로 제한하였고, 활차의 위치는 $\pm 0.665[m]$, 대차의 속도는 $\pm 0.7[m/sec]$, 진자의 각도는 $\pm 0.4[rad]$, 각속도는 $\pm 1.4[rad/sec]$ 의 상수로 각각 나누어 신경회로망의 입력으로 하였다. 본 시뮬레이션에서는 임의 초기치를 갖는 활차를 레일의 유한한 길이인 $\pm 0.665[m]$ 이내에서 움직여서, 30[cm] 길이의 진자를 불안정 평형 점 ($\phi = 0$)에 머물게 하며, 활차를 레일의 한 가운데($x = 0$) 오도록 하는 것이다. 적합 함수로는 식 (5)를 이용하였으며, 각각의 파라미터 값은, $p = 1 \sim 20$, $q = 1 \sim 2000$, $Q = 6$, $N = 4$, $P = 250$ 으로 하였다.

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

여기서, C_p 는 개체군내의 p 번째 염색체이며, q 는 세대수, Q 는 초기치의 상태의 수, N 는 상태변수의 개수, P 는 시간 스텝함수, a_j 는 j 번째 상태변수 오차 가중치, $e_{x_{ijk}}$ 는 i 번째 초기치에 대한 각 시간스텝에서의 상태변수의 오차이다. 본 논문에서의 PENNC는 식 (5)의 적합도 함수를 이용하여 표 1의 6가지 각각의 초기상태의 경우에 대해서 최대의 적합도를 가지도록 신경회로망의 구조와 결합 가중치를 진화시켜 나간다.

Table 1 Postulated 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 $\phi[rad]$	0.2	-0.2	0.2	-0.2	0.2	-0.2
Graphic Description						

시뮬레이션은 표 1의 6가지 경우의 초기치에 대해서 PENNC를 2000세대 진화시켰다. 신경회로망의 적합도의 변화는 그림 4에 나타내었다. 최종 진화한 염색체의 값은 그림 5과 같으며, 이를 디코딩하여 나타낸 신경회로망의 구조를 그림 6에 보였다. 여기서 은닉층 뉴런의 일부는 삭제되거나 혹은, 입력 뉴런으로 대체됨으로서 초기에 10개의 은닉층이 5개로 감소된 것을 알 수 있다.

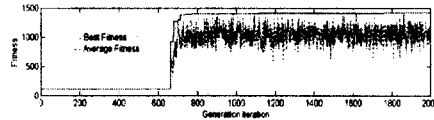


Fig. 4 Convergence patterns of fitness

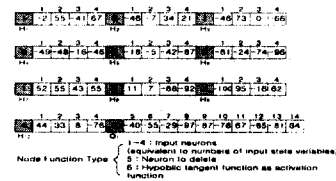
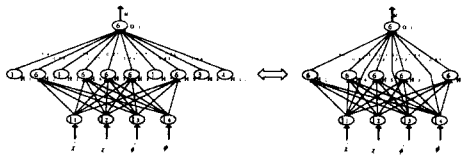


Fig. 5 Encoding of optimized Individual with Best Fitness



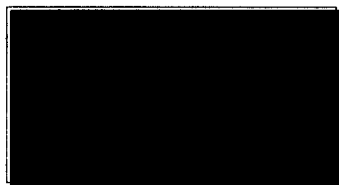
(a) The decoded PENNC (b) The simplified PENNC
Fig. 6 Simplified PENNC Topology

이상과 같이 진화된 신경회로망을 평가하기 위하여 진화 학습에 이용된 초기치는 표2와 같이 9개의 경우로 확장하였으며, 각각 경우에 대한 도립진자의 안정화 제어는 완벽하게 수행되는 것을 확인하였다.

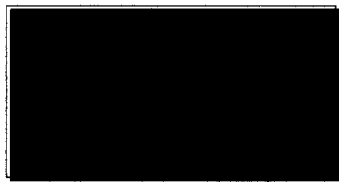
Table 2 Initial states for performance test of controller

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
Graphic Description									

9개의 초기치 중 case 2, case 8에 대한 응답특성을 그림 7로 나타내었다.



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



(b) CENNC (- - - -), PENNC (———) for case 8

Fig. 7 Simulation results for case 2 and case 8

그림 7의 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.

2.5 실험결과 및 고찰

시뮬레이션에 의해 최적화된 새로운 형태의 PENNC를 실제 도립진자 시스템의 안정화 제어에 적용하기 위한 실험 구성도는 그림 8과 같다.

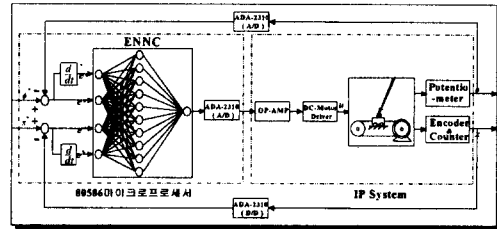


Fig 8 Architecture of PENNC for The IP System

여기서, ϕ^* 및 x^* 는 목표하는 진자 각도 및 활차 위치이며, e_ϕ , \dot{e}_ϕ , e_x , \dot{e}_x 는 진자의 각도 및 활차에 대한 오차 및 오차의 변화율을 각각 나타낸다. 그림 8에서 출력값 x 및 ϕ 는 전 위치계, 엔코더 및 카운터로 측정된다. 본 논문에서는 실제 ENNC의 입력은 x , \dot{x} , ϕ , 및 $\dot{\phi}$ 이며, 출력은 직류서보 전동기의 입력 전압(u)로 하였다. 한편, ϕ 는 전위치계의 아날로그 Data를 12비트 ADA2310 보드에 의해 디지털량으로 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]~30[V]의 아날로그 전압이 직류 서보 전동기에 인가된다. 그림 9과 그림 10에 나타난 것처럼 case 2와 case 8에 대한 응답특성을 고찰하여 보면, case 2에 대한 실험결과와 초기치가 대차의 위치 $x = -0.4[m]$, 진자의 각도 $\phi = 0.2[rad]$ 일 경우로서 1[%]이내 정정 시간에 대한 대차의 위치에서는 약 0.55[sec], 진자의 각도는 0.48[sec]정도, 최대 오버슈트는 활차의 위치에서는 0.01[m], 진자의 각도에서는 0.03[rad]정도 PENNC에서 빠르게 수렴하고 있다. case 8는 초기치가 활차의 위치 $x = -0.4[m]$, 진자의 각도 $\phi = -0.2[rad]$ 일 경우, 1[%]이내 정정 시간은 활차의 위치에서는 0.15[sec], 진자의 각도는 0.10[sec]정도, 최대 오버슈트는 활차의 위치에서는 0.02[m], 진자의 각도에서는 0.14[rad]정도 PENNC가 빠르게 수렴하고 있다.

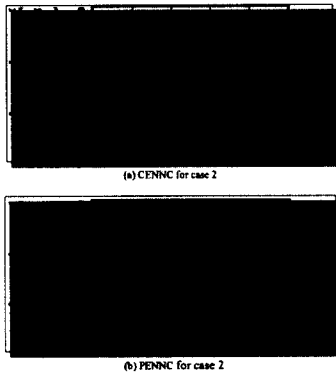


Fig. 9 Comparison between CENN and PENN for case 2

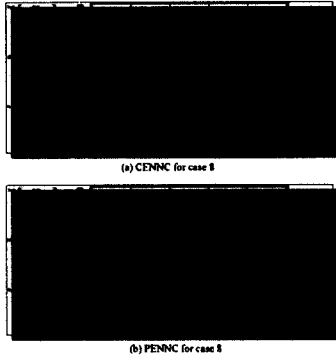


Fig. 10 Comparison between CENN and PENN for case 8

일련의 과정을 통한 시뮬레이션 및 실험의 고찰에서 PENN가 CENN에 비하여 목표위치 점에 정확하고 빠르게 수렴되는 우수성을 확인할 수 있었다. 한편, 제안된 PENN의 외란 적응성능을 확인하기 위하여 안정화 되어지고 난 다음에 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 11와 같이 안정화 제어가 가능하였다. 즉, PENN는 CENN에 비해 큰 오버슈트없이 대차의 위치는 최소 0.28[sec]정도 및 진자의 각도는 최소 0.31[sec]정도 빠르고 정확하게 수렴되었다.

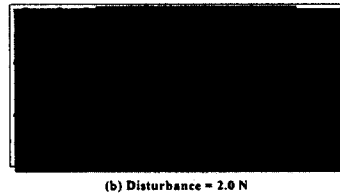


Fig. 11 Experimental results for applied disturbance

3. 결 론

본 논문에서는 도립진자 시스템의 안정화 제어를 위해 선택, 교배, 돌연변이의 진화 연산자를 이용한 새로운 개념의 진화 신경회로망 제어기 설계 알고리즘을 제안하였고, 이를 실험적으로 입증하였다. 이는 종래의 CENN의 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 역전과 학습에 따른 학습시간 지연이나 회로망 구조의 최적 선정 등과 관련된 많은 문제점을 해결할 수 있었다. 특히, 플래그 표현 방식에 따른 삭제 뉴런 개념의 도입 및 교배 방법의 개선 및 우수 염색체 보존을 위한 엘리트 전략의 도입등으로 수렴속도가 현저히 개선되어졌고, 다양한 초기 값에 적용된 최적의 구조와 결합 가중치를 쉽게 얻을 수 있었다. 또한, 도립진자 시스템의 안정화를 위해 시뮬레이션으로 최적화 되어진 PENN를 ADA2310 보드 및 80586 마이크로프로세서로 실현하여 PENN의 우수성과 강인성을 입증하였다.

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.1-424 - 1-429, 1999.
- [2] Jianqiang Yi, Naoyoshi Yubazaki, Kaoru Hirota, "Up swing and Stabilization Control of Inverted Pendulum and Cart System by the SIRMs Dynamically Connected Fuzzy Inference Model", IEEE International Fuzzy Systems Conference Proceedings, pp.1-400 - 1-405, 1999.
- [3] Mark G. Cooper, Jacques J. Vidal, "Genetic Design of Fuzzy Controllers: The Cart and Jointed-Pole Problem",
- [4] J. C. F. Pujol and R. Poli, "Evolving Neural Controller Using

- a Dual Network Representation", Technical Report CSRP-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] 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.