

신경망 예측기를 이용한 인버티드 펜듈럼의 제어

문형석, *이규열, *강영호, *김낙교
*건국대학교 전기공학과

Control of an Inverted Pendulum Using Neural Network Predictor

Hyeong-Sug Moon, *Kyu-Yul Lee, *Young-Ho Kang, *Lark-Kyo Kim
*Dep. of Electrical Engineering, Kon Kuk University

Abstract

Now is an automation age. Therefore it is required that machine can do work which was done by men. Artificial Neural Network was developed by the necessity of this purpose. This paper shows a Predictive Control with a Neural Network. The Neural Network learns an Inverted Pendulum in various situations. Then, it has a power to predict the next state after accept the current state. And the Neural Network directs the Bang-Bang Controller to give input to a plant. It seems like that a human expert looks the state of a plant and then controls the plant. It is used a Feedforward Neural Network and shown control state according to the learning. We could get a satisfactory results after complete learning.

1. 서론

도립진자 제어의 목적은 진자를 도립된 상태 즉 불안정 평형점에 강제적으로 머물게 하는 것이다. 도립진자 제어시스템은 비선형 시스템의 전형적인 예로서 간주되어 오고 있다[1]. 진자를 제어하는 제어기법이 Bryson과 Luenberger(1970)에 의해서 상태공간 접근법으로 고안되었는데 로켓 발사를 위한 제어기 설계에 좋은 자료가 되었던 것으로 알려지고 있다[2]. Koenigs Berg와 Frederick(1970)는 출력 피드백에 기초한 제어기를 설계했다[1]. 이러한 고전제이적인 접근법은 프로세스를 수학적으로 모델링하고 그 모델들을 분석함으로써 제어하는 방식이다. 이러한 접근법의 단점은 제어기 설계상의 수식유도가 어렵고 제어에 소요되는 계산량이 많은 것이다. 따라서 근래에는 인간의 경험, 지식, 또는 생물학적인 학습체계를 제어로 구현하여 설계자의 의도를 플랜트의 제어에 직접 반영하려는 연구가 진행되고 있으며, 이러한 인공지능 시스템이라는 제어도구는 수식계산에 대한 의존성이 적고 비교적 간단히 제어대상을 다룰 수 있다. 또한 신경회로망은 학습능력을 보유하고 있으므로 환경 변화에 적용할 수 있고, 학습의 진행에 따라 성능개선의 효과를 가져온다. 또한 대량의 신호를 병렬처리하기 때문에 빠른 계산속도를 갖고 있다. 또한 신경회로망 일부 회로소자 고장에 대한 견고성등에서 수학적

제이론보다 중요한 실용적 장점이 있다[3][4]. 본 논문에서는 역전파 학습 알고리즘을 예측기로 사용한다. 또한 도립진자 시스템 모델을 플랜트로 사용하여 신경망예측기를 학습하고 제어 결과를 통하여 제안된 제어 방법의 우수성을 확인한다.

2. 플랜트의 구조

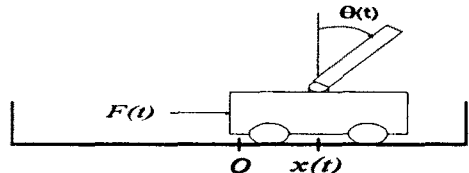


그림 1. 인버티드펜듈럼의 구조

인버티드 펜듈럼은 그림 1과 같이 트랙을 따라 이동하는 바퀴 달린 차에 축이 달려 있다. 차와 펜듈럼은 2차원적으로 움직일 수 있도록 되어 있다. 시간 t에서의 상태는 네 개의 실수치에 의해 규정된다.

$$\theta[t+1] = \theta[t] + \dot{\theta}[t]$$

$$\dot{\theta}[t+1] = \dot{\theta}[t] + \frac{mgs \sin(\theta(t)) - M}{(4/3)ml - m_p l \cos^2(\theta(t))}$$

$$M = \cos(\theta(t)) [F(t) + m_p l (\dot{\theta}(t))^2 \sin(\theta(t))]$$

$$x[t+1] = x[t] + \dot{x}[t]$$

$$\dot{x}[t+1] = \dot{x}[t] + (F(t) + L)/m$$

$$L = m_p l (\dot{\theta}(t))^2 \sin(\theta(t)) - \ddot{\theta}(t) \cos(\theta(t))$$

기호	파라메타	단위
$\theta(t)$	수직으로부터의 막대의 각	[degree]
$\dot{\theta}(t)$	막대의 각속도	[degree/s]
$x(t)$	중심에서 차까지의 거리	[m]
$\dot{x}(t)$	차의 속도	[m/s]
$F(t)$	차에 주어지는 힘	[N]

또한 본 논문에서 쓰고자 하는 파라메타는 다음과 같다.

기호	파라메타	크기
g	중력가속도	9.8 [m/s ²]
m	차와 막대의 중량	1.1 [kg]
m_p	막대만의 중량	0.1 [kg]
l	막대의 길이	0.5 [m]

3. BP 신경회로망

복잡한 사고와 인지작용을 하는 인간의 뇌는 약 10억~100억 개의 신경세포(neuron)가 있고, 각 신경세포는 약 1000~10만개의 다른 신경세포와 신경 연결을 통해 연결되어 있다. 인간의 사고와 인지에 관심을 갖고 있던 과학자들은 이런 신경해부학적 현상을 토대로 하여, 간단한 연산기능만을 갖는 처리기(뉴런)을 고안했다. 그리고 이러한 처리기들을 연결한 망의 형태로 계산 모델을 제시했다. 이렇게 제안된 것이 신경회로망이다[7].

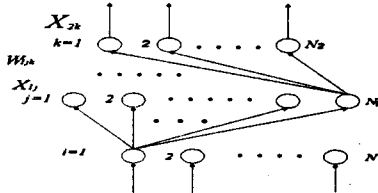


그림 2. 3층 뉴럴 네트워크의 구조

그림2는 3층 신경망의 기초적인 그림을 나타낸다. θ_{1j} 와 θ_{2k} 들은 은닉층과 출력층의 문턱값이고 $1 \leq j \leq N_1, 1 \leq k \leq N_2$ 이다. 신경망의 출력과 가중치값은 다음과 같은 다섯단계에 의해서 계산된다.

가) 은닉층의 출력은 계산한다.

$$X_{1j}(t) = \frac{1}{1 + \exp(-O_{1j} - \theta_{1j})}$$

$$O_{1j} = \sum_{i=1}^{N_1} W_{ij} X_i(t), j=1, 2, \dots, N_2$$

나) 출력층의 출력을 계산한다.

$$X_{2k}(t) = \frac{1}{1 + \exp(-O_{2k} - \theta_{2k})}$$

여기서

$$O_{2k} = \sum_{j=1}^{N_1} W_{jk} X_{1j}(t), k=1, 2, \dots, N_2.$$

다) 은닉층으로부터 출력층으로의 가중치를 계산한다.

$$W_{jk}(t + \Delta t) = W_{jk}(t) + \Delta W_{jk}$$

여기서

$$\Delta W_{jk} = \eta_1 \delta_{1k} X_{1j}(t)$$

$$\delta_{1k} = (X_{2ka}(t) - X_{2k}(t)) X_{2k}(t) (1 - X_{2k}(t))$$

여기서 X_{2ka} 는 X_{2k} 의 목표치이다.

라) 입력층으로부터 은닉층으로의 가중치를 갱신한다.

$$W_{ij}(t + \Delta t) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij}$$

여기서

$$\Delta W_{ij} = \eta_2 \delta_{1j} X_i(t)$$

$$\delta_{1j} = \left[\sum_{k=1}^{N_2} \delta_{1k} W_{jk}(t + \Delta t) \right] X_{1j}(t) (1 - X_{1j}(t))$$

마) 문턱값을 갱신한다.

$$\theta_{2k}(t + \Delta t) = \theta_{2k}(t) + \eta_1 \delta_{1k}$$

$$\theta_{1j}(t + \Delta t) = \theta_{1j}(t) + \eta_2 \delta_{1j}$$

4. 제어 방법

본 논문에서 쓰고자 하는 신경망은 3층 신경망으로 입력유니트는 5개인데 4개는 상태변수용이고 하나는 바이어스 항이다. 은닉층은 20개의 유니트로 했으며 출력층은 1개의 유니트로서 다음상태의 각도이다. 학습할 때 학습률은 0.05로 했으며 Error Threshold값은 0.01로 잡았다. 구체적인 학습 다이어그램은 다음과 같다.

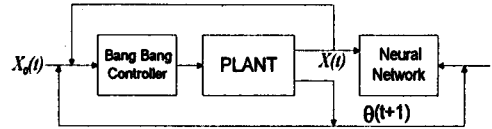


그림 3. 신경망 예측기의 학습 다이어그램

학습은 모든 초기상태를 0으로 한후 랜덤하게 입력을 가하여 에러를 검출하고 학습 알고리즘에 적용한다. 각도가 $\pm 12^\circ$ 를 넘어서거나 위치의 한계인 $\pm 2.4mm$ 를 지나게 되면 막대가 넘어진 것으로 간주하여 다시 원위치에 놓고 학습한다. 제어 블록 다이어그램은 다음과 같다.

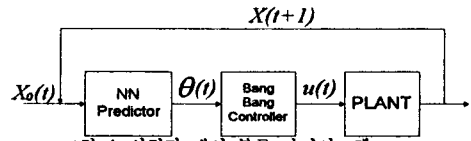


그림 4. 신경망 제어 블록 다이어그램

초기상태 변수는 모두 0으로 놓고 시작한다. 즉 차는 중앙에 위치하고 팬들럼이 똑바로 선상태에서 아무런 힘을 주지 않고 시간이 지나면 팬들럼은 왼쪽이나 오른쪽으로 기울어지게 되며 각도의 절대값이 점점 커지고 한계각도를 넘어서게 되면 선택터는 각도를 줄여주는 방향으로 제어입력을 가한다. 이때 선택터는 단순히 상황을 판단하여 동일한 힘을 오른쪽 또는 왼쪽으로 가하는 역할만 하므로 일종의 뱀방제어형태를 취한다. 물론 한계각도와 제어 입력의 크기를 조절함으로써 더 세밀한 제어를 할 수 있다. 그러나 한계각도의 크기를 너무 작게하면 한 번 제어입력이 가해질 때 반대편 방향으로 기울어져 버리는 역효과를 갖게 되고 제어입력의 크기를 너무 작게 하면 한쪽방향으로만 계속 힘이 가해지게 되고 결국 차의 위치가 한쪽 모서리로 이동하게 되어 버리고 팬들럼을 세울수 없게 된다.

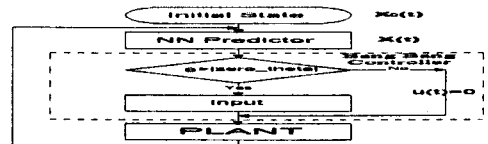


그림 5. 제어 신호 플로우 차트

플로우 차트는 그림5와 같다. 먼저 초기상태를 지정하여 신경망 예측기에 입력으로 가한다. 그러면 신경망 예측기는 다음 상태를 예측하여 뱀방입력기에 알려준다. 그러면 뱀방 입력기는 다음 상태중에서 각도만을 보고 각도가 한계각도의 절대값을 넘는지 넘지 않는지를 평가한다. 한계각도를

넘지 않으면 입력을 가하지 않고 한계각도의 절대값을 넘게 되면 입력을 가한다. 이때 각도가 양의 방향으로 기울어져 있으면 음의 방향의 힘을 음의 방향으로 기울어져 있으면 양의 방향의 힘을 입력으로 준다. 그림에서 $|zero_theta|$ 는 한계각도의 절대값을 의미한다.

5. 결과 및 고찰

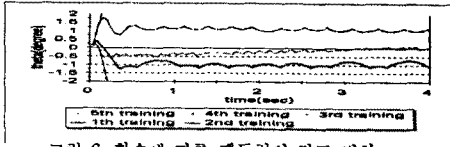


그림 6. 학습에 따른 펜듈럼의 각도 변화

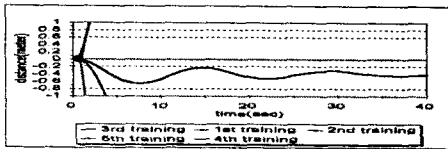


그림 7. 학습에 따른 차의 위치 변화

그림 6과 그림 7에서는 신경회로망이 잘 학습하여 예측하는 경우 각도가 수렴하고 위치도 고정점에 머무는 것을 보여주고 있다. 인간 전문가(expert)가 풍부한 경험이 있고 플랫폼에 대해 잘 알고 있으면 잘 제어 할 수 있는 것과 같다.

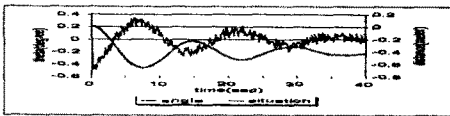


그림 8. 제어 입력이 5N 일때의 각도와 위치

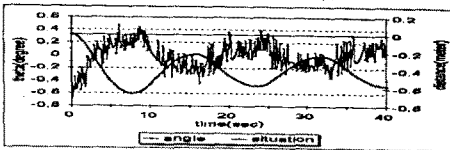


그림 9. 제어 입력이 10N일 때의 각도와 위치

그림 8과 그림 9는 제어 입력이 각도에 미치는 영향을 보여준다. 작은 입력으로 제어를 하면 한쪽방향으로 많이 기울어진 상황에서는 세울만한 영향력을 발휘하지 못하지만 신경망의 학습이 잘되고 기준점에서 제어를 시작할 때는 좀더 세밀한 제어를 할 수 있다. 또한 각도가 양의 방향으로 기울어져 있을 때는 음의 방향으로 힘이 가해지기 때문에 위치는 음의 쪽으로 움직이고 각도가 음의 방향일 때는 그만큼의 힘이 작용하고 위치는 양의 쪽으로 이동한다.

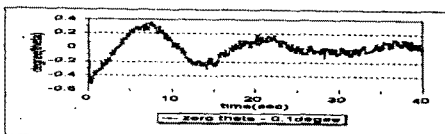


그림 10. zero-theta값이 0.1도일 때의 각도 변화

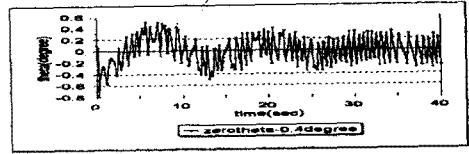


그림 11. zero-theta값이 0.4도일 때의 각도

그림 10 와 그림 11 은 뱃벙제어기가 입력을 가하기 시작하는 각도를 변화시켜서 관찰한 것이다. 0.1도일때 0.4도일때보다 미세한 제어를 할 수 있었다. 이것을 통하여 힘이 가해지는 빈도가 많을수록 좁은 각도로 펜듈럼을 세울 수 있었다.

6. 결론

본 논문에서는 3층 역전파 알고리즘을 가진 신경망 예측기를 통하여 입력을 지시받을 때 인버티드 펜듈럼이 잘 제어됨을 보였 다. 이와 같은 알고리즘을 사용하면 다음과 같은 장점이 있다. 첫째, 신경망 한 개를 사용하여 제어하므로 학습하는데 시간이 짧게 걸린다. 둘째, 인간 전문가의 제어와 매우 흡사하므로 성능 좋은 신경망을 사용할 경우 공장 자동화나 기존에 사람의 힘으로 하던 것을 기계에게 맡길 수 있는 영역의 확대를 꾀할 수 있을 것이다. 셋째, 비선형제어를 효과적으로 할 수 있다.

참고 문헌

- [1] Shozo M., Hiroyoshi N. and Katsuhisa F., "Control of unstable mechanical system Control of pendulum" INT. J. CONTROL, 1976, VOL.23, NO.5, 673-682
- [2] Katsuhisa F., Hiroyuki K and Kazuhiro K., "Digital control of a double inverted pendulum on an inclined rail" INT. J. CONTROL, 1980, VOL.32, NO. 5, 907-924
- [3] C.W. Anderson, "Learning to Control an Inverted Pendulum Using Neural Networks", IEEE Control System Magazine, 9(3), pp.31-37, 1989
- [4] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 1, pp.4-27, Mar 1990.
- [5] Chin E. Lin, and Yih-Ran Sheu, "A Hybrid-Control Approach for Pendulum-Car Control", IEEE TRANSACTIONS ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, VOL. 39, NO.3, JUNE 1992
- [6] Xianhong Cui, and Kang G. Shin., "Intelligent Coordination of Multiple Systems with Neural Networks", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol.21, no.6, pp 1488-1497, Nov./Dec.1991
- [7] Madan M. Gupta, Dandina H. Rao, "Neuro-Control Systems", IEEE Press 1994