

Back Propagation 알고리즘을 이용한 산업용 로봇의 견실 제어

윤주식*, 이희섭+, 윤대식**, 한성현***

Robust Control of Industrial Robot Based on Back Propagation Algorithm

Ju-Sik Youn*, Hee-Seob Lee+, Dae-Sik Youn**, Sung-Hyun Han***

Abstract

Neural networks are works are used in the framework of sensor based tracking control of robot manipulators. They learn by practice movements the relationship between PSD(an analog Position Sensitive Detector) sensor readings for target positions and the joint commands to reach them. Using this configuration, the system can track or follow a moving or stationary object in real time. Furthermore, an efficient neural network architecture has been developed for real time learning. This network uses multiple sets of simple back propagation networks one of which is selected according to which division(corresponding to a cluster of the self-organizing feature map) in data space the current input data belongs to. This lends itself to a very training and processing implementation required for real time control.

Key Words : PSD(Position Sensitive Detector), Back Propagation Algorithm, Neural Network, Real Time Control

1. 서론

최근에는 신경회로의 병렬성, 학습, 그리고 일반화라는 특성을 바탕으로 한 시각제어 연구가 진행되고 있다. 대표적인 예로서는 Kupersic의 INFANT나 Schulten 등이 제안한 'Neural-Gas'를 사용한 Topology Conserving Controller^{1,2}, Miller의 CMAC을 이용한 제어³ 등의 신경 회로망을 이용한 로봇의 시각 서보제어 등이 있다. 이러한 연구들은 주로 CCD camera를 사용해서 시각정보를 추출하고 그로부터 로봇을 구동하는것이 대부분이다.

그러므로, 방대한 영상 데이터 처리에 따른 많은 시간소모로 인한 실시간 제어에 한계가 대두되고 있다.

작업환경 공간에서 로봇을 능률적으로 제어하기 위해 여러 센서들이 사용되고 있는데 그 중 대표적인 것으로 시각 센서를 들 수 있다. 시각센서로서 일반적으로 CCD camera를 많이 쓰고 있는 데 이를 통해 얻은 영상 데이터를 처리함으로써 효율적인 제어를 할 수 있다.

그러나 이러한 제어를 함에 있어 영상처리 알고리즘의 구성, 목표물의 위치와 구동명령간의 관계를 위한 로봇의 기구학, 역 기구학, 역 자코비안 등을 구하기란 쉽지 않으며

* 윤주식, 경남대학교 기계설계학과
주소: 631-701 경남 마산시 월영동 449번지
+ 대우중공업
++ 한국 ABB
+++ 경남대학교 기계자동화공학부

camera와 로봇작업공간 간의 좌표계 교정 등의 여러 가지 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 위치제어를 위한 센서로서 CCD camera 대신 PSD(Position Sensitive Detector)라는 센서를 사용한 시각 제어를 구성하여 빠르고 정밀한 제어를 실험을 통해 보이고자 한다. 신경제어기로서 기존에 많이 쓰이고 있는 역전파 알고리즘을 개선하여 빠르고 정확한 제어를 시도하였다.

또한, 실험은 산업용 6축 로봇인 AMI을 대상으로 하였으며 이를 통해 기술습득 시스템의 가능성을 보이고자 한다.

2. 신경회로 제어기의 구조

신경회로가 제어기로 쓰이기 위해서는 시각센서로부터 얻은 위치데이터와 로봇의 구동명령간의 관계를 학습해야 한다. 이러한 제어기 구실을 할 수 있는 신경회로로서 우선 가장 일반적으로 여러 가지 응용에 널리 쓰이고 있는 역전파 알고리즘을 생각할 수 있다. 이 알고리즘은 망의 연결강도를 변화시킴으로써 임의의 함수관계를 학습하게 된다. 이러한 역전파 알고리즘은 여러 가지 문제에 적용했을 때 좋은 결과를 나타내어 주어 가장 많이 쓰이고 있으나 문제점으로는 신경회로 학습시 국부 최소치에 빠질 위험이 있으며, 학습이 느리게 진행된다는 것, 그 규모가 큰 신경회로에 대해서는 학습에 어려운 것 등이 있다.

이러한 문제점을 고려해서 Nishikawa⁴ 등은 주어진 큰 문제를 작은 문제로 나누고 국부적으로 학습시키는 구조를 제안한바 있다. 로봇의 작업공간내의 위치와 이에 도달하기 위한 구동명령과의 관계를 학습시키는 것은 상당한 규모의 신경회로를 요구 하게되며 이로 인해 오랜 시간동안 비효율적으로 학습을 하게 된다. Schiulten 등은 역전파 신경회로 대신 'Neural-Gas'라고 명명한 SOFM과 비슷한 구조의 신경회로를 사용함으로써 센서 데이터와 구동명령과의 관계를 학습시켰다⁵.

본 논문에서는 이러한 생각들을 바탕으로 로봇의 센서와 구동 명령사이를 보다 효율적으로 학습하기 위한 신경회로 구조를 제안하고 이를 사용한 제어기를 구성하였다.

2.1 제안된 신경회로의 구조

제안된 신경회로는 Kohonen의 SOFM을 사용하여 입력을 2차원적으로 배열된 구역들로 나누고 나뉜 구역에 대해서 Back Propagation(BP)을 사용하여 부분적인 학습을

시킨다. 두 개의 센서로부터 4차원의 입력 데이터를 얻는데 입력 데이터의 분포에 따라 SOFM을 학습한다. 학습된 SOFM은 각각이 입력을 구역별로 나누는 구실을 한다. 입력이 들어오면 특정한 구역이 선택되어지고 선택된 지역에 할당된 은닉층들을 통하여 구동명령의 출력을 발생하게 된다. 제안된 신경회로의 구조는 다음과 같다.

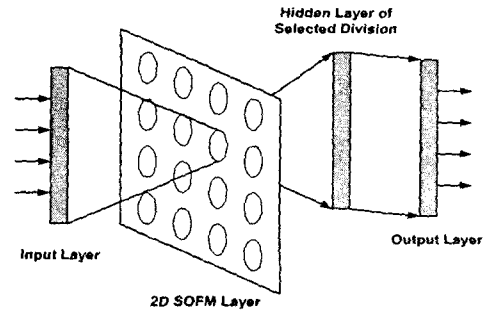


Fig. 1. Structure of neural network

2.2 신경회로의 학습

학습은 두 단계로 이루어진다. 즉, 첫단계는 구역을 나누어주기 위한 SOFM 학습이고 두 번째 학습은 Kohonen의 학습률을 따르게 되며 다음과 같다.

구역을 N개로 나누고 입력 v가 p개로 주어진다면 들어온 입력에 대해 구역 m이 선택된다.

$$y_{m,p} = 1, \quad \text{for } m \parallel ||w_{m,p} - v_p|| \\ = \min ||w_{m,p} - v_p|| \\ y_{n,p} = 0, \quad \text{for } n \neq m, \quad 1 \leq n \leq N \\ w_p(t+1) = w_p(t) \\ \Delta W_{l,p}(t) = N(m,t) * \beta(t) * (v_p - w_{l,p}), \\ \text{for } l \in N(m,t) \\ \Delta w_{n,p} = 0 \quad \text{for } n \notin N(m,t)$$

$\beta(t)$: iteration에 따라 감소되는 양의 값의 파라미터
 $N(M,t)$: 선택된 구역의 이웃 구역 파라미터

센서에서 들어오는 데이터로부터 로봇의 구동명령으로의 직접적인 변환관계는 SOFM에 의해 선택된 은닉층의 역전파 알고리즘에 의해 학습된다. 구역별로 할당된 은닉층의 개수는 일정하게 할 수도 있으나 오차가 큰 상태에서 학습이 더 이상 진행이 안 되는 경우에는 은닉층의 갯수를 증가

시키는 방법을 취했다. 즉 Hirose 등의 구조에서처럼 은닉층의 갯수를 가변함으로써 신경회로가 국부적 최소치에서 벗어날 수 있도록 하고 학습이 잘 안되는 부분에 대해서는 더욱 상세한 학습이 되도록 그 구역의 크기를 확장한다.

3. 제어시스템의 구성

제어 시스템은 학습된 신경제어기와 제어 알고리즘 그리고 이를 구현하는 하드웨어로 이루어진다. 시스템을 구성하는 요소들로는 다음과 같은 것들이 있다. PSD 센서시스템, 인터페이스 보드, 로봇 시스템, 그리고 신경제어기 등이 그것이다.

Fig. 2는 시스템을 구성하는 하드웨어의 개략적인 구성을 나타낸다.

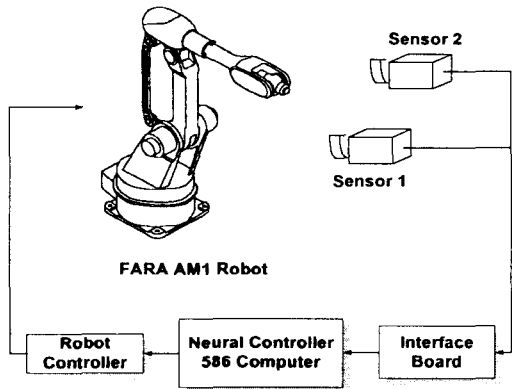


Fig. 2. Structure of PSD system.

3.1 PSD시스템과 신호처리회로

시각 센서로 가장 많이 쓰이는 CCD는 512×512 , 640×480 정도의 영상 데이터를 얻는다. 이러한 데이터를 처리함으로써 원하는 형태를 추출하여 필요한 용도로 사용하게 된다. 이러한 방법으로 로봇의 위치를 감지해서 구동하기에는 데이터처리를 위한 시각 알고리즘도 필요하지만 그 처리에 따르는 시간 소모로 인해서 실시간 제어가 힘들게 된다. 이러한 난점을 해결하기 위해 CCD대신 PSD 소자를 사용함으로써 여러 가지 이득을 볼 수 있다. PSD는 적외선(920mm)의 불빛의 위치를 아날로그 값으로 출력한다. 이것의 가장 큰 특성은 빠른 응답($30 \mu s$)과 최소한의 데이터량(2개의 아날로그 출력), 그리고 높은 분해능 등을 들 수 있다. 여기서, 사용된 소자는 HAMAMATSU사의 S1200 센서와 C4758 Signal Processing Circuit이다.

3.2 로봇 시스템

삼성전자에서 개발한 AM-1 6축 로봇이 사용되었다. 위치제어를 하기 위해서 방위를 고정했으며 위치 구동 명령만으로 움직이도록 했다.

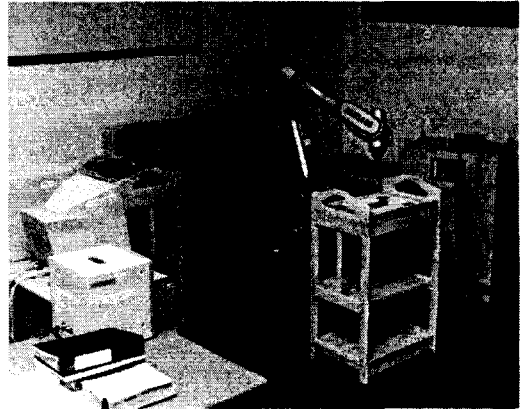


Fig. 3. AM1 robot system.

4. 제어 알고리즘

센서로부터 얻어진 데이터와 로봇의 끝점을 위치시키기 위한 제어알고리즘은 학습과 제어라는 두 개의 큰 모드로 나누어진다.

4.1 학습 알고리즘

신경제어기의 학습과정은 로봇의 끝점에 불빛을 고정시키고 작업영역내의 여러 위치로 이동하면서, 구동명령과 센서로부터 얻은 영상좌표와의 관계를 배우도록 학습한다. 세부적인 단계는 다음과 같다.

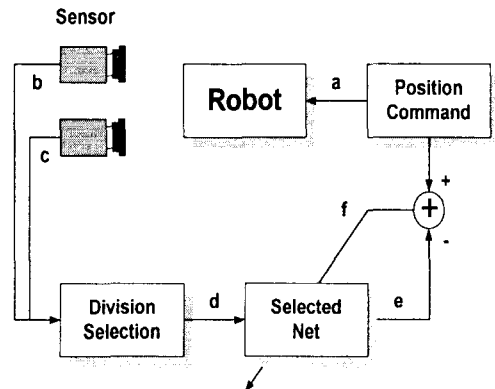


Fig. 4. Learning structure.

- 1단계 : 작업 영역내의 위치를 결정하여 로봇을 구동시킨다(a).
- 2단계 : 목표위치로 움직인 로봇의 손끝에서의 불빛이 센서를 통해 데이터로 입력된다(b, c).
- 3단계 : 선택된 구역은 주어진 입력에 대한 출력을 계산한다(d, e).
- 4단계 : 목표위치값과 비교를 통해서 얻어진 오차를 신경회로에 역전파 알고리즘을 통해서 학습시킨다(f).

4.2 제어 알고리즘

신경제어기의 학습이 완료되면 로봇의 위치제어기로 사용되며 Fig. 5에 그 구조를 나타내었다.

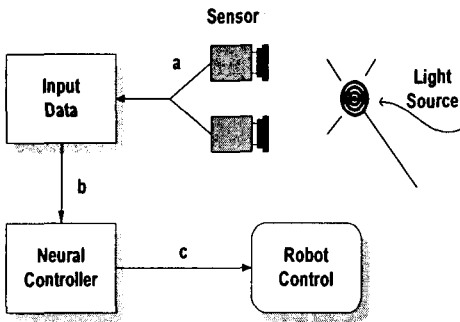


Fig. 5. Control structure.

제어 알고리즘은 크게 두 가지 모드로 나누어지는데 그 중 하나는 오프 라인 방식으로 불빛을 작업영역내의 임의의 위치로 움직인 다음 학습된 신경제어기를 통해 그 위치로의 구동명령을 얻음으로 경로를 만들어서 작업환경에서 사용하는 것이고 두 번째는 온 라인 방식으로 즉 불빛의 위치가 움직일 때 이를 즉시 따라가는 추적제어기로 사용하는 방법이 있다. 하지만 구동명령만으로 정확한 추적이 어려운데, 이는 움직이는 물체의 현재위치뿐만 아니라 그 다음 단계의 위치 값이 필요하기 때문이다. 추적제어기를 구현하기 위해서는 다음 단계의 위치를 판단하는 알고리즘이 필요하고 이것을 통해서 움직이는 물체를 빠르게 추적하도록 해야 한다. 본 연구에서 제시한 PSD 센서와 개선된 신경제어기를 통하여 빠르고 효과적으로 수행되어 질 수 있다.

5. 실험 및 결과

본 장에서는 제안된 신경회로(SOFM+BP)와 일반적인 신경회로(Back Propagation)의 학습성능을 비교하고, 제안

된 전체 시스템의 성능을 보인다.

5.1 신경회로 학습 데이터

신경회로를 학습하기 위해서는 작업공간에서 각 위치에 대한 2개의 센서 정보와 그때의 로봇 구동명령을 필요로 한다. Fig. 6은 작업공간 내에서의 여러 위치들을, Fig. 7은 각 점에 대한 센서 값들을 나타낸다.

5.2 신경제어기의 학습

제안된 신경제어기의 학습과정을 나타내었다. Fig. 8은 SOFM으로 입력 데이터의 분포대로 구역을 나누는 과정을 보이고 있으며 나누어진 이 구역들은 입력과 같은 분포를 가지게 된다. 가장 먼저 입력분포로 여러 구역들을 2차원적으로 분포시키는 과정을 보이고 있다. 이러한 구역들은 입력 데이터와 같은 분포를 가지게 된다.

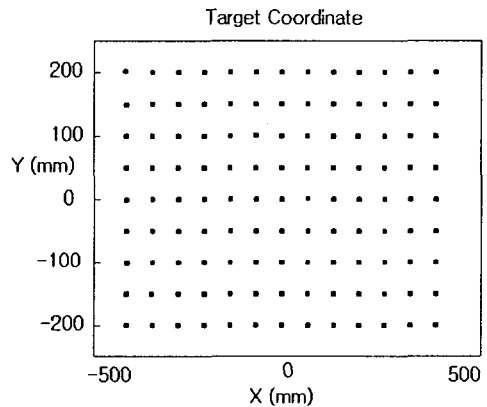


Fig. 6. Position data of work range.

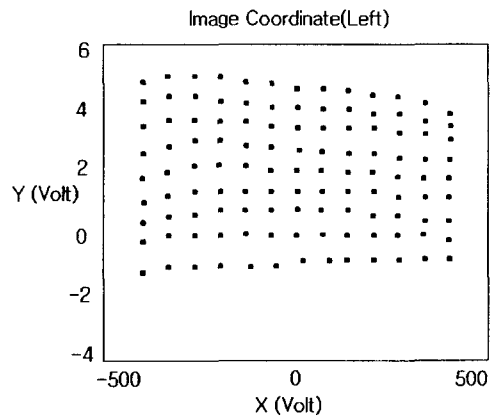


Fig. 7. Data from sensor detecting.

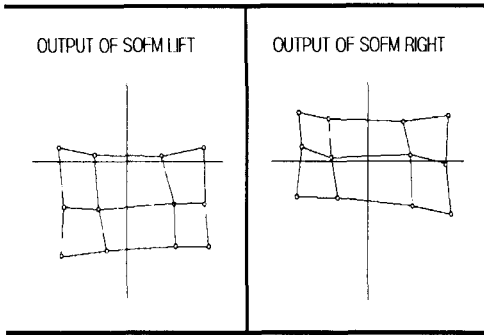


Fig. 8. Learning for block distribution.

5.3 신경제어기의 제어성능

학습된 신경제어기의 실제적인 응용으로 사용할 수 있으며, 경로형성과 추적제어기로 시스템의 모델이나 다른 센서를 사용하지 않고 오직 시각 센서만을 사용함으로 구현할 수 있다.

우선 경로 형성의 경우 신경제어기는 센서의 데이터와 구동명령사이의 관계를 지어줌으로 수식적으로 표현이 어렵거나 구현하기 힘든 경로를 단지 불빛을 위치시키며 따라감으로써 경로를 쉽게 만들 수 있다. 이러한 경로는 로봇의 반복작업이 필요한 경우에 유용하게 쓰일 수 있다. 아래의 Fig. 9는 작업영역내의 원하는 경로에 불빛을 위치시킴으로 형성된 로봇 손끝점의 경로들을 나타낸다.

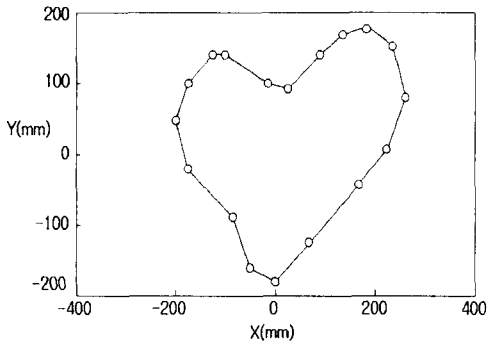


Fig. 9. Formative path with light.

또한, 신경회로 제어기는 움직이는 불빛의 실시간 추적제어기로 사용되어질 수 있다. 이것은 시각 센서의 빠른 응답에 기인하는데 임의의 경로로 움직이는 불빛에 대해서도 추적이 가능하다.

6. 결론

본 연구에서는 Back Propagation 알고리즘이 로봇의 모델이나 환경에 대한 정보 없이 단지 시각 데이터만을 가지고 제어하는데 훌륭히 쓰여질 수 있음을 보였고, 시각 센서로서 빠른 응답과 높은 분해능을 가지는 PSD 센서를 사용함으로써 추적제어기를 구성하였다. 그리고 보다 높은 정밀도를 이루기 위해 좀 더 효율적이고 빠른 특성을 가지는 신경회로를 제안하였다. 시각센서는 로봇의 보다 능률적인 제어를 위해서 반드시 필요한 것으로 생각된다. 또한 움직이는 물체를 추적하기 위해서 반드시 빠르고 정확한 센서의 사용이 있어야 한다. PSD는 그러한 센서중의 한 예라고 볼 수 있다. 목표물을 묘사하는데는 위치 정보만 필요한 것은 아니므로 다른 센서와의 결합을 통해 보다 향상된 센서 제어 시스템을 기대한다.

참고 문헌

1. Koivo, A. J., Houshangi, N. : Real-time vision feedback for servoing robotic manipulator with self-tuning controller, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Vol.21, No.1, pp.134-142, 1991.
2. Lippmann, R. P. : An introduction to computing with neural nets, IEEE ASSP Mag., Apr., 1987.
3. Miller, W. T. : Sensor-based control of robotic manipulators using a general learning algorithm, IEEE J. Robotics and Automation, Vol.RA-3, No.2, pp.157-165, April, 1987.
4. Nishikawa, Y., Kita, H. and Kawamura, A. : NN/I : neural Network with Divides and Learns Environments, Proc. of IJCNN, Feb., 1989.
5. Walter, J. A., Schulten, K. J. : Implementation of self-organizing neural networks for visuo-motor control of an industrial Robot, IEEE Trans. on Neural Networks, Vol.4, No.1, pp.86-95, 1993.