

# 복싱로봇 형태의 무선통신을 이용한 Mobile Inverted Pendulum의 자율 위치제어 Position Tracking Control of Mobile Inverted Pendulum for Boxing Type Robot using Wireless Communication

\*노진석<sup>1</sup>, 제태진<sup>1</sup>, 최두선<sup>1</sup>, 이응숙<sup>1</sup>, 박경택<sup>1</sup>, #정 슐<sup>2</sup>

\*J. S. Noh<sup>1</sup>, T. J. Je<sup>1</sup>, D. S. Choi<sup>1</sup>, E. S. Lee<sup>1</sup>, K. T. Park<sup>1</sup>, #S Jung (jungs@cnu.ac.kr)<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 한국기계연구원, <sup>2</sup> 충남대학교 메카트로닉스공학과

Key words : Mobile Inverted Pendulum(MIP), Boxing Robot, RBF, RCT, Joystick, Blue-tooth

## 1. 서론

역진자 시스템은 비선형 시스템의 대표적으로 교육적으로나 연구에 있어서 많이 사용되고 있다. 그 특성이 비선형이고 SIMO(Single Input Multi Output)로 간단하면서 흥미가 있기 때문에 관심도가 높다. 일반적인 역진자 시스템은 고정된 프레임의 역진자 시스템으로 이동로봇 형태의 역진자 시스템 보다는 불확실성이 상대적으로 작기 때문에 제어가 쉽다. 이동로봇 형태의 역진자 시스템이 어려운 이유는 응답이 빨라야 하고 두 바퀴의 균형이 맞아야 각도와 위치의 동시제어가 가능하기 때문이다. 본 연구의 선행연구로서, 이동로봇 형태의 역진자에 대한 결과를 실험을 통하여 검증한 바 있다. 일반적인 형태의 진자(Pole)을 복싱로봇의 상체로 교체하여 좀 더 비선형이 강하고 시스템의 전체 특성을 달리하여 실험하고자 한다. 본 논문은 기존의 MLP(Multi-Layer Perceptron) net과 비교하여 가중치가 은닉층과 출력층 사이에만 존재하기 때문에 학습속도가 빠른 RBF 네트워크를 사용하여 PID제어기의 보조제어기 역할로 비선형 시스템에 대하여 불확실성을 보상하게 된다. 또한 기존의 토크에 보상하는 방법과는 달리 기준입력에 보상하는 입력보상 방식인 RCT(Reference Compensation Technique)를 사용하여 신경회로망의 보상입력을 기준입력에 더하게 된다. 신경회로망의 학습 방법은 역전과 알고리즘을 사용하였으며, 학습이 가능하도록 학습 알고리즘을 유도하였다. 구성은 두 바퀴를 갖는 모바일 형태의 cart와 복싱로봇의 상체로 구성되어 있으며, 무선통신 모듈인 블루투스를 이용하여 복싱로봇 형태의 상체를 세우며 조이스틱으로 위치명령을 주어 자율 이동제어가 가능하도록 하였다.

## 2. 신경회로망 제어방식

### 2.1 Radial Basis Function

비선형 제어기인 신경회로망 중 RBF(Radial Basis Function)는 수식적으로 설명 가능하고 간단하여 제어 분야에서 많이 사용되고 있으며, 출력부분이 간단히 선형적으로 합하게 되므로 가중치의 수도 MLP 네트워크와 비교하여 매우 적다. 이러한 이점은 이론적인 분석에도 영향을 미쳐 시스템의 안정성을 쉽게 분석하게 된다. Fig. 1은 RBF network의 구조를 나타내고 있다.

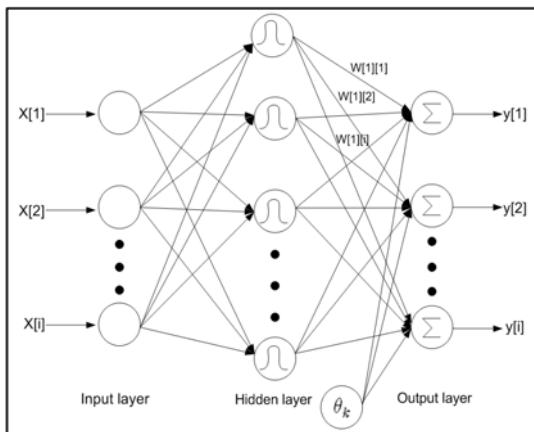


Fig 1. RBF neural network structure

RBF에서는 가오시안(Gaussian) 함수가 주로 사용되고 있으며, 본 논문에서도 가오시안 함수를 적용하여 실험하였다. 은닉층의 노드수는 사용자에게 의해서 결정이 되며, Fig. 1에서와 같이 은닉층과 출력층 사이에는 서로를 연결해 주는 가중치가 존재한다. 은닉층은 비선형 함수로 구성되어 입력 데이터를 비선형적으로 변환시켜 출력층으로 내보낸다. 입력데이터는 은닉층의 가오시안 함수를 거쳐 가중치와 곱해진 후 출력된다. 이는 RBF network가 함수의 근사치를 구하는 방법으로부터 유추되었다는 것을 나타낸다. 또한 이러한 간단한 구조로 인해 학습이 빠르다는 장점을 나타낸 것이다. 가오시안 함수의 수식은 다음과 같다.

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|X-\mu_j\|^2}{\sigma_j^2}\right), j=1,2,\dots,M \quad (1)$$

여기서  $\phi_j$ 는 비선형 Radial Basis Function 함수로써, 가오시안 함수를 나타낸다.  $\mu_j$ 는 평균값, 그리고  $x$ 는 입력 벡터들으로써, 전체 입력들을 나타낸다.  $\sigma_j$ 는  $j$ 번째 공분산이다. 가오시안 함수를 사용하면 거리가 0 일 때 최대값 1을 출력하게 되고 거리가 멀어지면 0에 가깝게 된다. 은닉층에서는 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 계산하며 출력층에서는  $w_{jk}$ 를 곱해 합한다.  $w_{jk}$ 는 은닉층과 출력층 사이의 가중치로 사용된다. RBF 신경회로망에서의 출력층의 출력은 아래 수식과 같다.

$$y_k = \sum_{j=1}^M w_{jk}\phi_j + \theta_k, k=1,2,\dots,N \quad (2)$$

### 2.2 학습방법

RBF를 학습하는 방법으로 그래디언트 디센트(gradient descent) 알고리즘의 역전과 알고리즘을 사용한다. 다층 퍼셉트론 넷은 비선형 함수로 시그모이드(Sigmoid) 함수를 사용하고 있으나, RBF net은 패턴간의 유클리드 거리를 사용한다. 여기서 델타 법칙을 이용하여 각각의 그래디언트를 구해보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta c_{jk} &= -\eta_c \frac{\partial E}{\partial c_{jk}} = \eta_c e_k \phi_j \\ \Delta b_k &= -\eta_b \frac{\partial E}{\partial b_k} = \eta_w e_k \end{aligned} \quad (3)$$

$$\Delta \mu_j = -\eta_\mu \frac{\partial E}{\partial \mu_j} = \eta_\mu \phi_j \sum_{i=1}^{N_i} \frac{(x_i - \mu_j)}{\sigma_j^2} \sum_{k=1}^{N_o} e_k c_{jk}$$

$$\Delta \sigma_j = -\eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_j} = \eta_\sigma \phi_j \sum_{i=1}^{N_i} \frac{(x_i - \mu_j)^2}{\sigma_j^3} \sum_{k=1}^{N_o} e_k c_{jk}$$

### 2.3 입력보상방식

아래의 Fig. 2는 신경회로망의 제어 방식 중 입력보상 방식을 나타낸다.

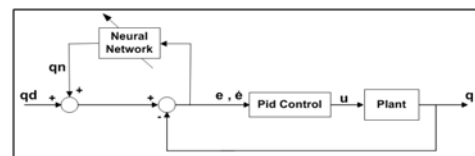


Fig 2. RCT control scheme

PID 제어를 기본제어기로 사용하고 비선형 제어기인 신경회로망중 RBF 함수를 이용한 제어입력을 보상해 주는 시스템이다. 입력보상방식의 장점으로써는 공정의 변수나 변화에 대한 불확실성을 보상해 줌으로써 출력오차를 보상할 수 있다. 또한 FEL(Feedback Error Learning) 기반의 방식과 구조적으로 비교해서 RCT 기반의 방식은 시스템의 내부를 건드리지 않고 외부에서 보상하는 장점이 있다. 입력보상방식은 기준 입력에 신경회로망이 위치하여 마치 선필터(prefilter)역할을 하는 구조이다. 여기서 신경망의 역할은 기준 입력을 조절하여 시스템의 불확실성을 줄이는 것이다. 조절된 기준 입력값은 제어기를 거치면서 증폭되어 시스템의 입력으로 들어가게 되는데 이 입력에 보상신호가 포함되어진 것이다.

3. 복싱로봇 형태의 Mobile Inverted Pendulum System

그림 3은 복싱로봇 형태의 상체와 이동로봇 형태의 두 바퀴를 갖춘 카트의 형태로써, MIP 구조를 나타낸다. 왼쪽의 Fig. (a)는 기존의 이동로봇 구조의 수레와 막대 구조로 되어 있는 MIP이다. 손으로 진자를 쳤을 때 즉, 외부의 외란이 발생하였을 때 초기의 0도인 각도가 변하게 되는데 그 때 수레가 이동하여 각도를 세우고 다시 초기의 위치로 되돌아오는 실험이다. 오른쪽 Fig. (b)는 진자를 좀 더 무겁고 비선형성이 강한 복싱로봇 형태로 수정한 모습이다. 각도에 대한 신호는 자이로 센서를 사용하였으며, 위치제어에 사용한 센서는 엔코더로부터 나오는 PWM을 발생시켜 DC모터에 직접 제어신호를 인가하여 시스템을 제어하게 된다.

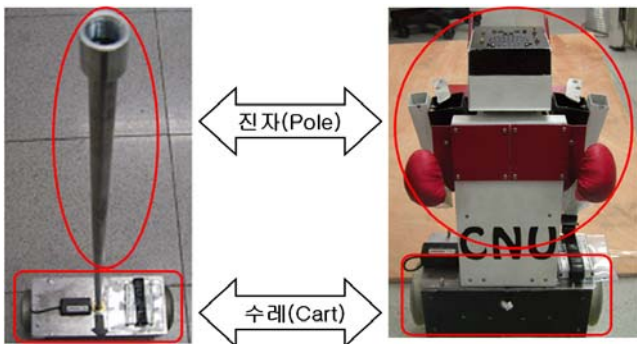


Fig 3. Mobile Inverted Pendulum System

그림 4는 MIP시스템의 내부 구조로서 크게 제어시스템과 로봇 시스템으로 구성되어 있으며, 제어시스템에서는 연산량이 많은 신경회로망을 실시간 처리하여 가중치를 학습하고 PID제어기를 구동하며, 각각의 센서의 신호를 받아 처리한다. 로봇시스템에서는 모터드라이브를 통해 DC모터를 구동하며, 자이로 센서와 엔코더 센서의 신호를 제어 시스템의 DSP로 보내어 오차를 계산하여 실시간 제어한다.

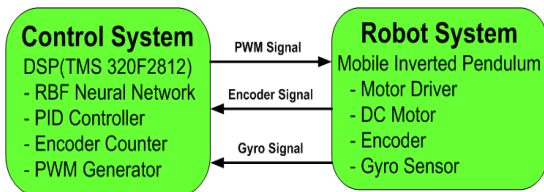


Fig 4. Control and Robot System of MIP

3.1 MIP의 제어실험

Fig. 5는 실제 실험 구성도로서, 조이스틱의 키패드 정보를 AVR에서 읽어 들여 그 정보를 무선통신 모듈인 블루투스 모듈로 데이터를 slave 쪽으로 전송하여 제어시스템인 DSP에서 연산하여 제어하게 된다. Fig. 6과 같이 MIP의 cart 내부에 회로부를 삽입하여 Stand-alone Type으로 구성하였다. 중앙에 있는 모듈은 TI사의 DSP로써 간단한 PID제어 알고리즘과 RBF신경회로망의 Back-propagation 연산을 수행하기 위한 하드웨어이다.

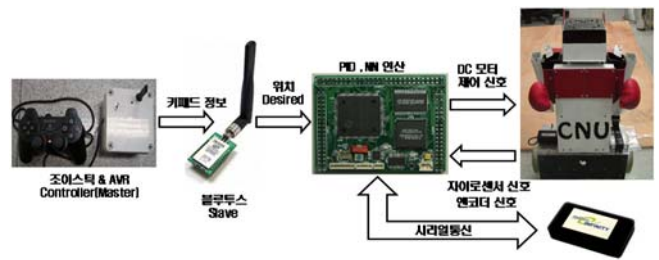


Fig 5. Overall system structure

왼쪽편의 전선들은 각각의 모터를 제어하기 위한 모터드라이버와 자이로센서의 전원공급을 위한 USB포트로 구성되어 있다. 오른쪽의 안테나는 무선통신을 위한 모듈인 블루투스로서, 기존의 유선 RS232 케이블 방식을 무선방식으로 대체한 모듈이다.



Fig 6. MIP cart of stand-alone Type

Fig. 7은 PID 제어기와 보조제어기인 RBF 신경회로망을 이용하여 복싱로봇 형태인 MIP의 실제 실험결과로써, 왼쪽 그림은 MIP의 각도와 위치를 동시제어 하고 있는 실험 결과이다. 외란이 발생하여도 비선형 제어기인 신경회로망의 학습을 통하여 초기 각도인 0도와 초기 위치를 유지하는 것을 확인할 수 있었다. 오른쪽의 그림의 결과는 조이스틱의 키패드에 대한 데이터 정보를 Slave 쪽에서 Master 블루투스로 전송하여 그 데이터 값을 가지고 앞뒤 방향 및 좌우 방향으로 각도를 세우며 자율주행하며 이동하는 실험결과로써, 조이스틱에 대한 위치의 명령을 받아 추종하는 것을 확인할 수 있었다.



Fig 7. Angle and Position Control of MIP

4. 결론

본 논문에서는 RBF 가오시안 함수를 사용하여 입력보상방식을 이용한 지능제어기를 설계하여 복싱로봇 형태의 MIP의 성능 또한 실험을 통하여 입증하였다. RCT의 장점인 내부 제어기의 출력을 변화시키지 않고서도 제어가 가능한 것을 확인할 수 있었으며, 무선통신 모듈인 블루투스를 사용하여 새로운 위치 명령을 조이스틱으로 데이터를 보내 무선 자율주행 또한 실험을 통하여 검증하였다. 추후과제로 보다 나은 지능제어기를 통한 시스템의 성능 향상 및 결과를 확인 해 볼 필요가 있다.

참고문헌

1. 정술, "인공지능시스템1: 신경회로망의 구조 및 사용법", 충남대학교 출판부
2. M. W. Spong, "The swing up control problem for the acrobat", *IEEE Control Systems Magazine*, 15, pp. 72-79, 1995