

# RBF 회로망을 이용한 비선형 시스템의 적응 선형화 제어기의 설계

탁한호\* · 김명규\*\*

Design of Adaptive Linearization Controller  
for Nonlinear System Using RBF Networks

Han-Ho Tack\* · Myung-Gyu Kim\*\*

## 요 약

본 논문은 방사기저함수(RBF) 회로망이 도립진자 시스템의 검증에 관해 효과적으로 사용됨을 보여준다. 전체적인 제어시스템의 구성은 플랜트를 제어하기 위해 PD제어기와 RBF 회로망 제어기를 사용하여 병렬로 구성하였다. 그리고 제어 결과를 시뮬레이션을 통하여 PD 제어기와 RBF 회로망 제어기를 비교함과 동시에 비선형 제어에 대한 RBF 회로망의 우수성을 제시하였다.

## ABSTRACT

The paper demonstrates that RBF(Radial Basis Function) networks can be used effective for the identification of inverted pendulum system. With the parallel arrangement of the RBF networks controller and PD controller, some characteristics were compared through simulation performance.

## 키워드

RBF(Radial Basis Function) networks, inverted pendulum system, PD controller

---

\* 진주산업대학교 전자공학과 부교수

\*\* 진주산업대학교 기계공학과 부교수

### 1. 서 론

RBF(radial basis function) 회로망은 1988년 Broomhead와 Lowe에 의해서 하나의 신경회로망 논문형태로 소개되었다[1]. 그리고 RBF 회로망 모델은 국부적으로 변화된 응답이 생물학적 뉴런에서 관측되어짐으로 유도되었으며, 비선형 시스템의 해석 및 제어에 선형 제어이론을 그대로 적용하거나 이의 확장적용이 주종을 이룬다.

최근에 비선형 함수를 학습에 의해 표현할 수 있는 다층 신경회로망을 비선형 시스템에 응용하는 방법과 간단한 구조를 지니면서도 빠른 수렴특성을 지니는 방사기저함수 회로망의 우수한 성능으로 인해 다층 전향 신경회로망(multilayered feedforward neural networks)을 RBF 회로망으로 대처하려는 시도들이 이루어지고 있으며, 비선형 시스템의 제어에 사용된 연구도 보고되고 있다[8]. 또한 제어 시스템의 설계에 있어서 고도의 비선형 동적시스템을 제어하기 위해서는 시스템의 동적특성을 수학적으로 모델링 해야한다. 그러나 복잡한 동적특성을 갖는 시스템의 전달함수나, 상태방정식 형태의 정확한 수학적 모델링이 어렵거나, 시스템 매개변수의 변동, 또는 외부 외란이 존재하는 환경에서는 기존의 제어 이론으로 강건한(robust)제어기 구성이 용이하지 않다.

이러한 문제점을 극복하기 위하여 본 논문에서는 RBF 회로망을 이용하여 비선형 시스템인 도립진자 시스템을 제어하고자 한다. 그리고 RBF 회로망의 특징으로는 지역적인 특성의 학습과 새로운 패턴입력이 추가되어도 추가된 부분만 학습이 가능하다는 것이며, RBF 회로망의 학습 알고리즘은 지도학습(Supervised learning)으로서 패턴군들에 대하여 가우시안(Gaussian) 함수의 중심과 폭을 결정할 수 있게 학습한다. 그러므로 RBF 회로망은 학습 초기의 출력이 시스템을 제어하기엔 최적의 해가 아니므로 시스템이 불안정하므로 RBF 회로망과 일반적인 PD(Proportional Derivative)제어기를 병렬로 사용하였다.

본 논문에서는 시뮬레이션을 통하여 PD 제어

기와 RBF 회로망 제어기를 비교함과 동시에 비선형 제어에 대한 RBF 회로망의 우수성을 제시하고자 한다. II장에서는 RBF 회로망의 특징에 대해서 설명하며, III장에서는 도립진자 시스템의 동적특성을 수학적으로 모델링 하고, IV장에서는 RBF 회로망 적용 선형화 제어기를 설계한다. 마지막으로 V장에서는 결론에 대해서 기술한다.

### II. RBF 회로망

RBF 회로망의 이론적 기초는 다변수 함수의 보간법에 가까우며, 다변수 함수는  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^m$ 으로 생각할 수 있다. 대부분의 손실이 없이  $m$ 은 1과 같다고 가정하며,  $(x^\mu, y^\mu)_{\mu=1}^M$ 개의 요소로 된 집합 보간법의 목적은 모든  $\mu=1, \dots, M$ 에 대해  $F(x^\mu) = y^\mu$ 를 가지는 함수  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 를 찾기 위해서 이다. 여기서  $F$ 는 미리 정의된 집합의 함수 요소이다. 보간법 함수  $F$ 로 접근하는 RBF 회로망은 기저함수의 선형결합으로 다음과 같다.

$$F(x) = \sum_{\mu=1}^M b_\mu h(\|x - x^\mu\|) + p(x) \dots (1)$$

여기서  $\|\cdot\|$ 는 Euclidean 놈(norm)으로  $b_1, \dots, b_M$ 이 실수를 의미하며,  $h$ 는 실수화 함수이고,  $p$ 는 다항식  $p \in \Pi_n^d$ 이다. 다항식의 정도는 이미 고정된 항을 가진다. 보간법 문제는 실계수  $b_1, \dots, b_M$ 와 다항식  $p := \sum_{i=1}^D a_i p_i$ 를 결정하기 위한 것이며,  $p_1, \dots, p_D$ 은 기본적으로  $\Pi_n^d$ 이며,  $a_1, \dots, a_D$ 는 실수이다.

그리고  $I$ 개의 입력,  $J$ 개의 노드,  $K$ 개의 출력을 가진 가우시안 RBF 회로망은 그림 1에 나타내었다.

그림 1에서 입력은

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_I], \quad i = 1, 2, \dots, I \dots (2)$$

이며, 입력에 대한 은닉 층의 출력은

$$H_j = \exp\left[-\sum_{i=1}^I \frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2}\right], \quad j = 1, 2, \dots, J \dots (3)$$

이며, 여기서  $m_{ji}$ 는  $i$ -번째 입력에 대한  $j$ -번째 RBF 회로망 함수의 중심값이고,  $\sigma_{ji}^2$ 는  $i$ -번째 입력에 대한  $j$ -번째 RBF 회로망 함수의 분산이며,  $H_j$ 는 은닉 층에 있는  $j$ -번째 뉴런의 출력이다.

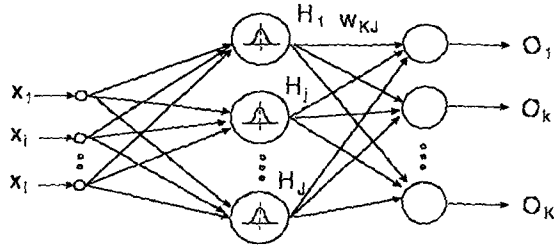


그림 1. 가우시안 RBF 회로망의 구조.  
Fig. 1 Structure of Gaussian RBF networks.

그리고 출력 층의 출력은

$$O_k = \sum_{j=1}^J w_{kj} H_j, \quad k=1, 2, \dots, K \quad \dots \quad (4)$$

이며,  $O_k$ 는 은닉 층에 있는  $j$ -번째 뉴런의 출력이 된다.

가우시안 함수의 중심과 표준편차와 선택은 양호한 근사화를 하기 위해 중요하다. 그리고  $x \ni [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]^T$ 가  $R^N$ 에 완전하게 속한다는 가정 하에, 입력 영역의 모든 차원에 일정한 간격으로 RBF 회로망의 중심을 배치하는 것이고, 표준 편차는 상수로 주어진다.

만약 가우시안 함수들의 중심이 극점과 변곡점, 그리고 도함수의 절대값에 일치하는 표준편차에 위치한다면, 정밀한 근사화는 소수의 RBF 회로망 노드와 짧은 학습시간으로도 접근할 수 있다. 따라서 출력오차를 최소화하는 최적의  $m_{ji}$ ,  $\sigma_{ji}^2$ ,  $W_{kj}$ 를 구하기 위해 RBF 회로망의 적응 학습 알고리즘에서 출력오차는 다음과 같다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K [d_k - O_k]^2 \quad \dots \quad (5)$$

이며,  $d_k$ 는 바라는 출력이다. RBF 회로망의 출

력오차가 최소가 되기 위한 학습 알고리즘은 델타학습규칙과 같고, 출력오차에 대한 출력층의 가중치 변화량은

$$W_{kj} \leftarrow W_{kj} + \Delta W_{kj} \quad \dots \quad (6)$$

$$\Delta W_{kj} = \eta_w \frac{-\partial E}{\partial W_{kj}} = \eta_w (d_k - O_k) H_j \quad \dots \quad (7)$$

이며, 출력오차에 대한 가우시안 함수의 중심 변화량  $\Delta m_{ji}$ 를 구하면,

$$m_{ji} \leftarrow m_{ji} + \Delta m_{ji} \quad \dots \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \Delta m_{ji} &= -\eta_m \frac{\partial E}{\partial m_{ji}} \\ &= 2 \sum_{k=1}^K \eta_m (d_k - O_k) \cdot H_j \cdot \frac{(x_i - m_{ji})}{\sigma_{ji}^2} \quad \dots \quad (9) \end{aligned}$$

가 된다. 그리고 출력오차에 대한 가우시안 함수의 폭 변화량  $\Delta \sigma_{ji}$ 는

$$\sigma_{ji} \leftarrow \sigma_{ji} + \Delta \sigma_{ji} \quad \dots \quad (10)$$

$$\Delta \sigma_{ji} = -\eta_\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ji}}$$

$$= 2 \eta_\sigma \sum_{k=1}^K (d_k - O_k) w_{kj} H_j \frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^3} \quad \dots \quad (11)$$

가 된다. 여기서  $\eta_w$ ,  $\eta_\sigma$ ,  $\eta_m$ 는 학습 상수이다.

가우시안 네트워크에 대한 지역화된 적응 학습규칙에 대해 논의하면 다음과 같다. 먼저 가우시안 함수를 살펴보면

$$H = \exp\left[1 - \frac{(x-m)^2}{\sigma^2}\right] \quad \dots \quad (14)$$

이고,  $x$ ,  $m$ ,  $\sigma$ 들은 1차원의 실수 영역에 있다고 고려하면, 이 함수에 대한 특성은 아래와 같다.

$$\textcircled{1} \lim_{\sigma \rightarrow 0} \exp\left[-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}\right] = \delta(x-c), \delta(0)=1$$

$$\textcircled{2} \lim_{\sigma \rightarrow \infty} \exp\left[-\frac{(x-c)^2}{\sigma^2}\right] = 1$$

①의 특성은  $\sigma$ 가 매우 작을 때,  $j$ -번째 RBF 함수의 출력이 대부분의 입력에 대하여 근사적으로 0이라는 것을 알 수 있고, 또  $\sigma_{ji}$ 의 모두가 너무 작다면, RBF 회로망은 입력 데이터를 완전하게 기억하므로 일반화 능력이 좋지 못하

다는 것을 의미한다. ②의 특성은  $\sigma_{ji}$ 의 모두가 매우 클 때,  $i$ -번째 RBF 회로망 함수의 출력이 어떤 입력에 대해서 1과 같다는 것을 나타낸다. 이 경우에서 RBF 회로망이 좋지 못하는 식별 능력을 갖는다.

입력 벡터와  $j$ -번째 RBF 회로망 중심 벡터와의 거리는 다음 식으로 정의된다.

$$d(x, m_j) = \sqrt{\sum_{i=0}^l \frac{(x_i - m_{ji})^2}{\sigma_{ji}^2}} \dots \dots \dots (15)$$

식 (15)의 특성으로부터  $d(x, m_j) > 3\sigma$  이면, RBF 회로망의  $j$ -번째 출력이 근사적으로 0라는 것을 알 수 있다. 주어진 입력  $x$ 에 대해  $j$ -번째 RBF 회로망 노드의 출력  $H_j$ 가 작은 상수 값인  $\delta$ 보다  $j$ -번째 RBF 노드에 대해 입력  $x$ 가  $d(x, m_j) > 3\sigma$  조건을 만족할 때  $j$ -노드에 관한  $w_{kj}$ ,  $m_{ji}$ ,  $\sigma_{ji}$ 의 수정은 함수 근사화 오차를 거의 줄일 수 없다. 위의 분석을 종합하여 RBF 회로망의 지역된 학습 알고리즘은 아래의 식으로 나타낼 수 있다.

1-번째 RBF 회로망 노드가 활성화될 때

$$w_{kj}(k+1) = \begin{cases} w_{kj}(k) + \Delta w_{kj}(k) \\ w_{kj}(k) \end{cases} \dots \dots \dots (14)$$

$$m_{ji}(k+1) = \begin{cases} m_{ji}(k) + \Delta m_{ji}(k) \\ m_{ji}(k) \end{cases} \dots \dots \dots (15)$$

$$\sigma_{ji}(k+1) = \begin{cases} \sigma_{ji}(k) + \Delta \sigma_{ji}(k) \\ \sigma_{ji}(k) \end{cases} \dots \dots \dots (16)$$

이며, 증분량에 대한 식은 식 (7), (9), (11)과 같고,  $m_{ji}$ ,  $\sigma_{ji}$ 의 초기 값은 랜덤하게 결정하거나 근사화된 함수에 관한 사전정보를 적용하여 결정할 수 있다.

### III. 도립진자 시스템

도립진자에 대한 안정화 문제는 제어기들의 성능을 비교하기 위해서 많이 사용된다. 도립진자의 수레는 모터에 의해 구동되므로 이것은 막 이륙하려는 우주 부스터의 자세제어에 대한 모형이며, 도립진자는 적당한 제어력이 작용하지 않으면 항

상 넘어지려고 한다는 점에서 불안정하며, 비선형 진동시스템이다. 수직의 위치에 진자를 안정되게 하는 것으로 그림 2와 같다.

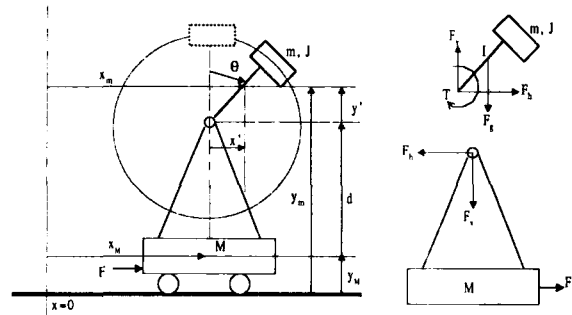


그림 2. 도립진자 시스템.  
Fig. 2. Inverted pendulum system.

도립진자는 진자와 활차의 두 부분으로 나누어지며,  $x=0$ 에 대응하는 진자의 위치는  $x_m$ ,  $y_m$ 이며, 활차의 위치는  $x_M$ ,  $y_M$ 이다. 이들 좌표들은 다음과 같다.

$$x_m = x_M + x' \dots \dots \dots (17)$$

$$y_m = y_M + y' + d \dots \dots \dots (18)$$

여기서  $(x', y')$ 는 활차에 대응하는 진자의 위치이고, 이 위치는 진자의 길이  $l$ 과 진자의 각  $\theta$ 에 의해 다음과 같이 표현된다.

$$x' = \frac{1}{2} l \sin(\theta) \dots \dots \dots (19)$$

$$y' = \frac{1}{2} l \cos(\theta) \dots \dots \dots (20)$$

위 식 (19)와 (20)을 위치에 대해 두 번 미분하면 다음과 같다.

$$\ddot{x}' = \frac{1}{2} l [\cos(\theta) \ddot{\theta} - \sin(\theta) \dot{\theta}^2] \dots \dots \dots (21)$$

$$\ddot{y}' = \frac{1}{2} l [\cos(\theta) \dot{\theta}^2 + \sin(\theta) \ddot{\theta}] \dots \dots \dots (22)$$

위 식 (17)과 (18)를 두 번 미분하면 다음과 같다.

$$\ddot{x}_m = \ddot{x}_M + \ddot{x}' \dots \dots \dots (23)$$

$$\ddot{y}_m = \ddot{y}_M + \ddot{y}' \dots \dots \dots (24)$$

그리고 진자에 가해지는 수평력  $F_h$ 는 다음과 같다.

$$F_h = m \ddot{x}_M + \frac{1}{2} ml [\cos(\theta) \ddot{\theta} - \sin(\theta) \dot{\theta}^2] \quad (25)$$

활차의 위치에 대한 미분방정식은 다음과 같다.

$$M \ddot{x}_M = F - F_h \\ = F - m \ddot{x}_M - \frac{1}{2} ml [\cos(\theta) \ddot{\theta} - \sin(\theta) \dot{\theta}^2] \quad (26)$$

진자에 대한 수직력은 다음과 같다.

$$F_v = m \ddot{y}_m + F_g \\ = -\frac{1}{2} ml [\cos(\theta) \dot{\theta}^2 + \sin(\theta) \ddot{\theta}] + mg \quad (27)$$

진자의 각  $\theta$  에 대한 미분방정식은 다음과 같다.

$$J \ddot{\theta} = -\frac{1}{2} \cos(\theta) F_h + \frac{1}{2} l \sin(\theta) F_v \\ = -\frac{1}{2} \cos(\theta) [m \ddot{x}_M + \frac{1}{2} ml [\cos(\theta) \ddot{\theta} - \sin(\theta) \dot{\theta}^2]] \\ + \frac{1}{2} l \sin(\theta) [-\frac{1}{2} ml [\cos(\theta) \dot{\theta}^2 + \sin(\theta) \ddot{\theta}] + mg] \quad (28)$$

그러므로

$$\ddot{\theta} = \frac{1}{J + \frac{1}{4} ml^2} [-\frac{1}{2} ml \cos(\theta) \ddot{x}_M + \frac{1}{2} mgl \sin(\theta)] \quad (29)$$

#### IV. RBF 회로망 적응 선형화제어기

도립진자의 안정화를 위해 RBF 회로망 적응 선형화제어기를 설계한다. 제어시스템의 구조는 그림 3과 같이 두 개의 RBF 회로망 제어기와 PD 제어기를 이용하여 구성하였으며,  $NN_f$ 는 플랜트를 제어하기 위한 것이고,  $NN_g$ 와 PD 제어기는 학습 초기단계에서 학습주기 동안 점근적 안정성을 보장하기 위한 것이다. 그리고 시뮬레이션은 MATLAB의 Simulink를 이용하였고, 여기에 사용된 파라메타는  $M=1.0[kg]$ ,  $m=0.3[kg]$ ,  $l=0.8[m]$ ,  $J=\frac{1}{4} ml^2[kg/m^2]$ ,  $x_0=0[m]$ ,  $\dot{x}_0=0[m/s]$ ,  $\theta_0=0[rad]$ ,  $\dot{\theta}_0=0[rad/s]$ 이다.

시뮬레이션에서는 단지 진자의 각  $\theta$  만 제어되어지고, 바라는 진자의 각은 2계 선형 기준모델로 정의되며 다음과 같다.

$$\ddot{y}_m = -0.7 \dot{y}_m - y_m + r \quad (30)$$

그리고 기준 입력은 다음과 같다.

$$r = 0.2 \sin(1.6\pi t) \quad (31)$$

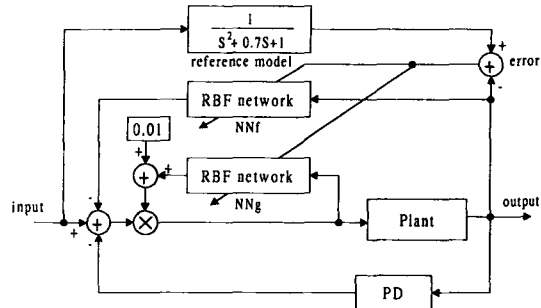


그림 3. 시뮬레이션 구성도.  
Fig. 3. Block diagram of simulation.

도립진자에 대한 미분방정식의 고유해는 다음과 같은 사상으로 접근되도록 RBF 회로망 제어기를 설계한다.

$$NN_f(\theta, \dot{\theta}) \rightarrow \frac{\frac{1}{2} ml \sin(\theta) ((M+m)g - \frac{1}{2} ml \cos(\theta) \dot{\theta}^2)}{(\frac{1}{4} ml^2)(M+m) - \frac{1}{4} m^2 l^2 \cos^2(\theta)} \quad (32)$$

$$NN_g(\theta) \rightarrow \frac{\frac{1}{2} ml \cos(\theta)}{(\frac{1}{4} ml^2)(M+m) - \frac{1}{4} m^2 l^2 \cos^2(\theta)} \quad (33)$$

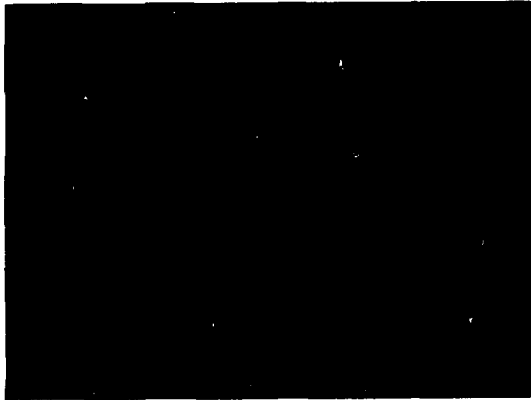
완만한 사상은 RBF 회로망을 사용하여 근사화시키며, RBF 회로망  $NN_f$ 에 대한 파라메타는 학습파라메타  $\gamma=0.05$ , 기저함수의 수  $N=[15, 15]$ , 확산범위  $\sigma^2=[1.2, 1.2]$ , 입력범위  $\theta=[-3.5, 3.5]$ , 입력범위  $\dot{\theta}=[-3.5, 3.5]$ 이며, RBF 회로망  $NN_g$ 에 대한 파라메타는 학습파라메타  $\gamma=0.01$ , 기저함수의 수  $N=15$ , 확산범위  $\sigma=1.2$ , 입력범위  $\theta=[-3.5, 3.5]$ 이다.

두 개의 RBF 회로망의 초기 가중치는 0으로 하였고, RBF 회로망이 0이 아닌 값으로 되어야 하므로 RBF 회로망  $NN_g$ 의 출력값에 0.01의 상수값을 추가하였다. 그리고 PD 제어기의 이득 값은  $k_1=1$ ,  $k_2=0.89$ 로 설정하였다.

그림 4에서 (a)는 PD 제어기의 도립진자 시스템에 대한 응답특성이고, (b)는 RBF 회로망 제

어기에 대한 응답특성을 나타낸 것이다. PD 제어기의 응답특성은 큰 진동을 가지면서 정상상태에 수렴하는 반면, RBF 회로망 제어기의 응답특성은 진동이 작으면서 정상상태에 더 빠르게 수렴함을 알 수 있었다.

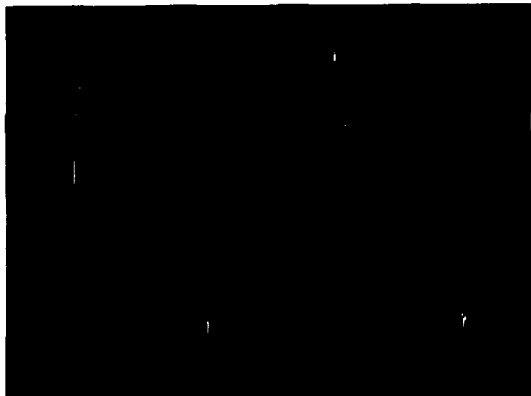
그러므로 RBF 회로망 제어기의 응답특성이 PD 제어기의 응답특성보다는 과도상태 및 정상상태의 응답이 훨씬 더 양호하고 제어성능이 우수함을 보여준다.



(a) PD 제어기



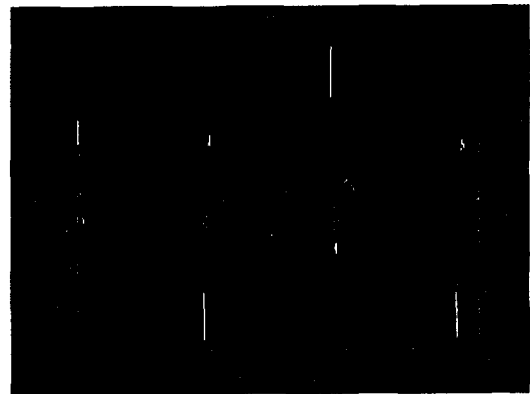
(a) PD 제어기



(b) RBF 회로망 제어기

그림 4. 도립진자 시스템의 출력.

Fig. 4. Output of Inverted pendulum system



(b) RBF 회로망 제어기

그림 4. 도립진자 시스템의 오차값.

Fig. 4. Error of Inverted pendulum system.

그림 5는 오차값을 나타낸 것으로 PD 제어기보다 RBF 회로망 제어기가 진동이 적으면서 빠르게 정상상태에 도달함을 알 수 있다. 따라서 RBF 회로망 제어기가 PD 제어기보다 오차가 적으면서 응답이 우수하게 보인 이유는 신경회로망 제어기의 학습으로 진동을 최소화하기 위한 해를 찾기 때문이다.

## V. 결 론

본 논문은 비선형 시스템인 도립진자 시스템의 안정화 위치제어를 위해 새로운 제어기법인 RBF 회로망 제어이론을 적용하였다. 전체적인 제어시스템의 구성은 플랜트를 제어하기 위해 두 개의 RBF 회로망 제어기와 PD 제어기를

이용하여 구성하였으며, 이들의 제어기법에 대한 특성비교를 위하여 시뮬레이션을 행하였다.

시뮬레이션 결과에서 RBF 회로망 제어기가 PD 제어기보다 원하는 위치를 오차가 적으면서 더 빠른 속도로 수렴함을 알 수 있었다. 결과적으로 이 논문에서 설계한 RBF 회로망을 이용한 적응 선형화 제어기가 독립진자 시스템의 제어에 효과적이라는 것을 알았다.

앞으로의 연구과제는 독립진자 시스템을 실제 구성하여 시뮬레이션과 실험을 통하여 제안된 RBF 회로망 제어기의 효과를 제시하고자 한다.

### 참고문헌

- [1] D. S. Broomhead and D. Lowe, "Multivariable Functional Interpolation and Adaptive Networks", *Complex System*, Vol. 2, pp. 321-355, 1988.
- [2] M. Kawato, Y. Uno, M. Isobe, and R. Suzuki, "A Hierarchical Model for Voluntary Movement and Its Application to Robotics", *IEEE Contr. Syst. Mag.*, vol.8, no. 4, pp. 8-15, 1988.
- [3] F. L. Lewis, A. Yesildirek, and K. Liu, "Multilayer Neural-net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance", *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 7, no. 2, pp. 388-399, 1996.
- [4] S. Chen et al., "Non-linear system identification using neural networks", *Int. J. Control*, vol. 6, pp. 1191-1214, 1990.
- [5] H. Miyamoto, M. Kawato, T. Setoyama and R. Suzuki, "Feedback-Error-Learning Neural Networks for Trajectory Control of a Robotic Manipulator", *Neural Networks*, vol. 1, pp.251-265, 1988.
- [6] T. Setoyama, M. Kawato, and R. Suzuki, "Manipulator Control by Inverse-Dynamic Model Learned in Multi-Layer Neural Network", in *Japan IEICE Tech. Rep.*, vol. MEB87-135, pp. 249-256, 1987.
- [7] Sung-Joo Kim, Jae-Hyun Lee, and

Sang-Bae Lee, "The Study on the Optimal Control of Linear Track Cart Double Inverted Pendulum using Neural Network", *Proc. of the 2nd Asian Control Conference*, vol. 2, pp. 15-18, 1997.

- [8] C. Xiaohong, G. Feng, and Q. Jixin, "Nonlinear Adaptive Control based on RBF Network and Multi-model Method," *Proc. American Control Conference*, Albuquerque, New Mexico, pp. 1563-1567, 1997.



탁한호(Han-Ho Tack)

1987년 : 부경대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1992년 : 동아대학교 대학원 전자공학과졸업(공학석사)

1998년 : 한국해양대학교 대학원 전자통신공학과졸업(공학박사)

1987년1월~1989년2월 (주)홍창 부설연구소 연구원  
 1989년~현재 : 진주산업대학교 전자공학과 부교수  
 ※관심분야 : 멀티미디어시스템, 퍼지-신경망시스템, 로봇틱스, 트랜스포테이션 등



김명규(Meong-Gyu Kim)

1980년 : 경상대학교 농업기계공학과졸업(공학사)

1983년 : 경상대학교 대학원 농업기계공학과졸업(공학석사)

1994년 : 경상대학교 대학원 농업기계공학과졸업(공학박사)  
 1980년6월~1982년8월 대동공업(주) 연구소 연구원  
 1982년~현재 : 진주산업대학교 기계공학과 부교수  
 ※관심분야 : 액체미립화, 연료분사, 연소, 트랜스포테이션 등