신경회로망을 이용한 PID 제어기의 이득조정

문 석 우°, 이 종 호
인하대학교 공과대학 전기공학과

Neural Network Method for Tuning PID Gains

Seok-Woo Moon, Chong Ho Lee
Dept. of Electrical Engineering, Inha University

Abstract

This paper presents a neural network method for tuning PID controller of a time-varying process. Three gains of PID controller are tuned for a certain desirable response pattern by back-propagation neural network. The neural network is trained using changes of output features vs. changes of PID gains. But sometimes it needs longer training time and larger structure to train the correlation between the process and controller on entire region of the process. The difficulty in system identification is that the inverse function of the system can not be clearly stated. To cope with the problem, we do not train the neural network to respond correctly for the entire regions but train for only local region where the system is heading toward by training the neural network and tuning of the PID controller. It may be trained for fine-tuning itself. Simulation results show that the adaptive PID controller using neural network trained in the local area performs remarkably for time-varying second order process.

1. 서론

신경회로망은 연결강도라 불리우는 단방향 신호채널로 서로 결합된 정보처리소자로 구성된 병렬, 분산 정보처리구조로써 학습하는 능력, 빠른 연상과 재현을 특징으로한다[1]. 신경회로망의 학습능력은 등록성을 모르는 프로세스로 부터의 입출력 데이타를 수집하여 신경회로망에 인가, 학습함에의해 입력데이타 공간으로 부터 출력데이타공간으로 사상시키는 역할을 신경회로망이 담당할 수 있으므로 신경회로망은 이와같이 등록성을 모르는 프로세스도 모델링할 수 있다. 대부분 제어문제에서 불확실한 모델링은 매우 심각한 문제를 발생시키고 종종 비선형, 시간지연, 포화, 시간적으로 변하는 파라미터 그리고 모델의 복잡성등과 같은 프로세스 특성을 표현하기란 쉽지않다[2]. 이와같이 전통적인 해석적 방법에 의해 처리하기 힘든 많은 문제들을 다룰 수 있는 잠재적 능력을 신경회로망은 갖고있다. 특히 역전파학습 신경회로망은 비선형 사상을 통하여 시스템 특성을 학습할 수 있는 능력을 갖고 있어 제어응용을 위해 적합한 신경회로망 구조이다. 신경회로망의 제어분야 응용은 여러방법으로 시도되고 있으며, 대부분 이 분야에서의 신경회로망은 기존에 사용하는 제어기 기능을 학습하여 대체하는 기능, 적응예측, 시스템등정 그리고 시스템 역함수의 등정등의 역할을 담당하게 된다[2]-[4].

본 논문에서 프로세스를 제어하기 위해 사용한 PID 제어기의 제어이득은 대부분 여러차례의 실험에 의하여 구하거나[5], Ziegler-Nichols방법[6]에 의해 구해진다. Ziegler-Nichols방법은 제어목표, 즉 단위계단함수응답이 고정되어 있어서 다양한 제어목표를 설정할 수 없고, 여러차례의 실험에 의한 방법은 실험을 통해 많은 경험을 바탕으로 결정되기 때문에 많은 시간 또는 경험을 가진 전문가가 요구된다. PID 제어기의 제어이득을 구하는 과정에서 얻어진 많은 경험은 신경회로망에 인가되어 새로운 시스템에 대한 제어이득을 얻는데 사용될 수 있고, 이와같은 기능을 신경회로망이 담당하기 위해 신경회로망은 PID 제어기의 비례이득, 미분이득 그리고 적분이득의 증감과 전체 시스템에 대한 단위계단함수응답으로 발생되는 특징의 증감에 대한 역함수 등정을 수행한다. 역함수 등정시 발생되는 시스템에 대한 잘 정의된 역함수 존재여부의 문제점을 피하기 위해 전 입력공간에 대한 학습을 수행하지 않고 프로세스가 위치한 관심있는 주변공간에 대해서 학습과 재현을 통하여 제어기를 변화시키고 다시 새로 위치한 프로세스 주변공간에 대한 학습과 재현과정을 반복 수행한다.

2. PID 제어기

PID 제어기는 산업제어 시스템에서 매우 자주 사용되는 제어기로서 전달함수 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$G_c(s) = K_p + \frac{K_I}{s} + K_d s \qquad (2\text{-}1)$$

여기에서 K_p는 비례이득, K_I는 적분이득, K_d는 미분이득.

만약 프로세스의 수학적 모델링이 가능하면, 폐루프 시스템에서 원하는 과도응답과 정상상태 응답을 갖기위해 제어기 계수를 결정하는 여러가지 해석적 방법이 존재한다. 그러나 프로세스가 수학적 모델로 표현 불가능하면 PID 제어기 구성을 위한 해석적 방법은 존재하지 않는다. 이와 같은 경우에 PID 제어기를 구성하기 위해 실험적인 방법을 주로 사용한다. 어떤 주어진 성능규격을 위한 제어기 계수를 선택하는 과정을 제어기 조정이라 하며, Ziegler와 Nichols는 실험적인 계단응답을 기초로한 PID 제어기 계수를 조정하는 규칙을 제안하였다. 특히 Ziegler와 Nichols 방법은 프로세스의 수학적 모델을 모를때 매우 편리하며, 개루프 방법과 폐루프 조정방법이 있다. 두 방법 모두 계단응답에서 25%의 최대 오우버슈트를 얻는데 제어목표를 둔다[5].

3. 제어문제 와 특징추출

3.1 제어문제

대상시스템은 시변 2차 프로세스로 알려지지 않은 프로세스 상수 α, β 와 γ로 표현된다. 신경회로망의 학습능력과 추정능력을 사용하여 사용자에 의해서 주어진 단위계단함수에 의한 제어목표보다 나은 특성 또는 주어진 목표와 같은 특성을 갖기위해 학습과 추정에 의해 PID 제어기의 각 계수를 조정하며, 제어대상 프로세스의 전달함수는 다음과 같다.

$$G(s) = \frac{\gamma}{s^2 + \alpha s + \beta} \qquad (3\text{-}1)$$

PID 제어기의 각 이득을 조정하기 위해 신경회로망을 학습시켜 조정기로서 역할을 수행한다. 신경회로망의 학습을 위한 입력데이타로는 대상시스템의 단위계단함수 응답으로 부터 5가지의 특징을 추출하여 전에 추출한 특징과의 변화를 증가, 감소 및 불변 세가지 표현에 의해 사용한다. 출력데이타로는 PID 제어기 이득변화를 사용하고, 그 표현방법도 입력데이타와 등일한 세가지 표현방법을 사용한다. 신경회로망 이득 조정기가 부착된 전체적인 시스템 구

성도는 그림 3.1에 나타나 있다.

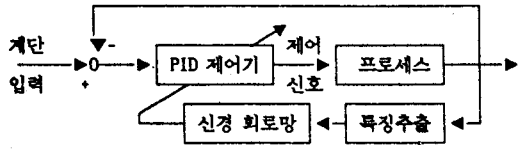

그림 3.1 신경회로망이 부가된 시스템 구성도

3.2 특징추출

에너지 축적능력을 가진 시스템은 입력이나 외란에 대해 순간적으로 반응하지 않고 과도현상을 보이게 된다. 실제 제어시스템의 과도응답은 정상상태에 이르기 전에 감쇄진동을 보이며, 계단함수입력에 대한 제어시스템의 과도응답 특성은 다음과 같은 5가지의 요소로 설명된다. 첫째로 지연시간은 계단함수응답이 정상상태값의 1/2까지 도달하는 시간이며, 둘째로 상승시간은 계단함수응답이 정상상태의 10%에서 90%까지 도달하는 시간이며, 셋째로 최고치 도달시간은 오우버슈트의 첫번째 최고치에 도달하는 시간, 넷째로는 최고치로서 정상상태로 부터 측정된 제일 큰 최고값이다. 마지막으로 안정시간은 정상상태값의 2%내에 의해 정해진 범위내에 응답이 도달하는 시간으로 표현된다.

4. 신경회로망과 학습

4.1 신경회로망의 구조와 파라미터

신경회로망의 구조는 뉴런과 시냅스의 연결상태에 의해 결정되며 입출력층의 뉴런수는 입출력 데이타구조에 의하여 결정된다. 그러나 적절한 은닉층의 수와 뉴런수는 적용되는 응용문제에 따라 서로 다르며, 논리적 결정방법이 존재하지 않기 때문에 수 많은 시행착오를 거친 경험에 의해 결정된다.

본 논문에서는 일반화능력을 위해 하나의 은닉층을 사용하며, 입력층의 뉴런은 5개, 출력층은 3개로 한다. 그리고 은닉층의 뉴런수와 학습파라미터 결정을 위해 2차 프로세스를 대상으로 실험한 결과 은닉층 뉴런수는 15개, 학습율은 0.7 그리고 모멘텀은 0.9에서 가장 좋은 학습결과를 얻었다.

4.2 학습정보의 추출과 학습방법

본 논문에서는 임의로 PID 제어이득을 변화시켜서 신경회로망 학습정보를 추출하는 off-line 제어방법과 시스템을 실제로 제어하는 환경에서 학습정보를 추출하는 on-line 제어방법을 제안, 사용한다.

4.2.1 off-line 제어를 통한 방법

본 논문에서 사용된 신경회로망은 주어진 시스템 상태에서 PID 제어기의 이득변화에 대한 전체시스템의 단위계단함수 응답변화에 대한 역함수 관계를 학습시키기 위해 학습용 입출력 정보를 획득해야 한다. 입출력 정보를 위해 현재 제어기의 이득변수인 비례, 미분 그리고 적분이득등을 강제적으로 증감시켜 모두 8가지 경우에 대한 전체시스템의 단위계단함수 응답변화를 얻는다. 제어기의 이득변화와 전체시스템의 응답변화는 변화량을 사용하지 않고 단지 증가, 감소및 불변으로만 표현하며 역전파 신경회로망 학습을 위해 증가는 1.0, 감소는 0.0 그리고 불변은 0.5로 수치화하여 사용한다. 표4.1은 역전파 신경회로망 학습을 위해 사용된 학습데이타의 한 예이다.

표4.1
학습에 사용한 데이타의 예

DT	RT	ST	PK	PT	Kp	Kd	Ki
1.0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0
0.5	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0
0.5	0.5	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0
0.5	0.5	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0
0.5	0.0	0.0	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0
0.5	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	0.0
0.5	0.5	0.5	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0

위의 표에서 첫번째 열은 현재 제어기에서 비례, 미분과 적분이득을 모두 감소한 경우에 지연시간, 상승시간, 안정시간 그리고 최고치시간은 증가하고, 최고치는 감소함을 의미한다. 본 논문에서는 역함수 등정을 수행하므로 신경회로망의 입력데이타는 전체시스템의 단위계단함수 응답인 지연시간, 상승시간, 안정시간, 최고치와 최고치 도달시간의 증감변화로 하고 출력데이타로는 제어기의 이득 증감변화로 한다.

학습방법은 학습데이타에 의한 신경회로망 학습, 신경회로망 재현과 그결과에 의한 제어기 이득변경등 3단계로 이루어지며, 신경회로망 학습단계는 위에서 얻은 학습데이타를 역전파 신경회로망에 학습시키는 과정이며, 신경회로망 재현단계는 신경회로망에 의해 분산 기억되어 있는 과거의 학습데이타에서 사용자에 의해 정해진 제어목표로 접근시키기 위해 재현용 데이타와 유사한 정보를 찾아내는 과정이다. 제어기 이득변경은 전 단계에서 얻은 제어기 이득 증감변화에 의해 장착된 PID 제어기의 3개 이득을 수정한다. 이와같은 과정을 통하여 전체 시스템은 제어목표를 쫓아가며, 신경회로망은 과거 추적경로 근방에 대한 정보들을 학습, 기억하게 된다. 표4.2는 재현단계에서 사용된 재현데이타의 한 예를 보인 것이다.

표4.2
학습중 재현을 위해 사용한 데이타의 예

제어목표	현재값	증감	재현데이타
0.6	0.6	—	0.5
1.2	1.2	—	0.5
10.0	15.0	▼	0.0
1.1	1.0	▲	1.0
5.0	8.3	▼	0.0

표4.2에서 제어목표는 지연시간 0.6초, 상승시간 1.2초, 안정시간 10.0초, 최고치 1.1 그리고 최고치도달시간 5.0초이고 현재 시스템의 응답특징은 각각 0.6초, 1.2초, 15.0초, 1.0(오우버슈트 0%) 그리고 8.3초이므로 그 차이값을 증감데이타로 표시하면 위의 재현데이타와 같으며, 현재 시스템의 응답특징이 제어목표에 이르기 위해서 안정시간과 최고치도달시간은 줄이고 최고치는 증가시키라는 재현데이타를 신경회로망에 인가, 제어기이득을 재현된 결과에 의해 조정한다. 재현결과에 의한 제어기 이득변경 예는 표4.3에 나타나 있다.

표4.3
학습중 재현결과에 의한 제어기 이득변경

재현출력	현재제어기	다음제어기
0.13	1.05	1.04
0.95	0.89	0.90
0.84	0.82	0.83

4.2.2 on-line 제어를 통한 방법

실시간 제어를 통한 방법은 역전파 신경회로망의 학습정보를 얻기위한 PID 이득조작 절차없이 시스템 운영상태에서 학습정보를 추출하고 신경회로망 학습과 재현을 수행한다. 따라서 이 방법은 시스템 운영환경하에서 학습정보 추출, 신경회로망 학습및 재현과 PID 이득조정이 가능하다. off-line 제어에 의한 학습추출과 같이 신경회로망은 주어진 시스템 상태에서 PID 제어기의 이득변화에 대한 전체시스템의 단위계단함수 응답변화에 대한 역함수 관계를 학습시키기 위해 학습용 입출력 정보를 획득한다. 입력정보를 위해 현재 단위계단함수 응답과 전에 얻은 응답사이의 변화를 전절에서 처럼 증가, 감소및 불변등의 세가지 정보로 변환하여 사용하고, 출력정보 또한 현재 PID 제어이득과 전에 사용한 PID 제어이득사이의 변화를 앞에서와 같은 세가지 표현을 사용한다. 그림4.1은 on-line 제어를 통한 학습정보추출, 학습, 재현과 제어이득변경등에 관한 흐름도를 보이고 있으며, 표4.4는 역전파 신경회로망 학습을위해 사용된 데이타의 한 예이며, 신경회로망 재현을 위해

사용된 데이타와 제어기 이득변경은 표4.2와 표4.3과 동일하다.

표4.4
학습에 사용한 데이타의 예

DT	RT	ST	PK	PT	Kp	Kd	Ki
0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0
1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	1.0

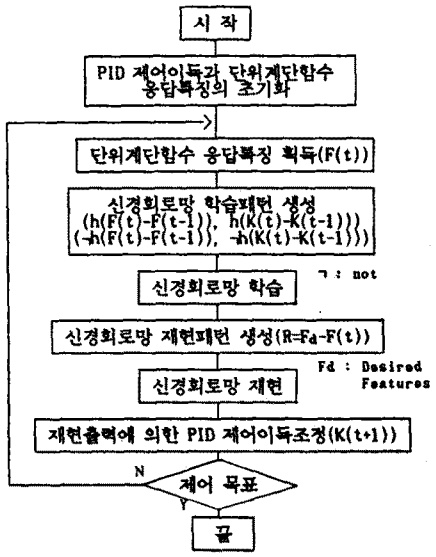

그림4.1 on-line 제어를 통한 방법의 순서도

5. 실험결과

대상프로세스로써 시변 프로세스를 사용하여 실험하였으며, 어느 특정 시간에서 2차 전달함수중 3개의 계수를 모두 가변하여 모의실험하였다. 모의실험에서 PID 제어기의 제어이득은 모두 1.0으로 초기화하여 사용하였다. 제어목표의 응답특징은 지연시간 0.6초, 상승시간 1.2초, 안정시간 10.0초, 최고치 1.1(오우버슈트 10%) 그리고 최고치도달시간 5.0초로 하여 실험한다. off-line 제어를 통한 실험은 $\alpha=\beta=\gamma=0.3$ 인 프로세스에 대해 위에서 정한 제어목표에 대하여 수행했으며, 제어결과와 제어이득변화는 그림 5.4에서 그림5.10과 같으며, 신경회로망의 적응능력을 시험하기 위해 제어대상 프로세스계수 α에는 +0.3, β에는 -0.3, γ에는 +0.3 씩 500회에서 변화를 가했다. 그림5.12는 실시간 제어 상태에서 학습한 경우로서 시간적으로 변하는 프로세스를 대상으로 한다. 실험초기에는 $\alpha=\beta=\gamma=1.0$인 프로세스를 사용하고 시간이 흘러감에 따라 프로세스의 각 계수는 서로 위상지연을 갖는 sin 함수를 사용한다. 그림5.12(a)는 초기프로세스에 대한 응답곡선이고, 그림5.12(b)와 같은 프로세스 계수변화에 대해 신경회로망은 그림5.12(d)와 같이 PID 이득을 조정한다. 그림5.12는 프로세스의 주기적인 변화에 대해서 신경회로망은 PID 이득을 같은 주기로 제어함을 알 수 있으며, 제어에 따른 제어목표와의 오차변화는 그림 5.12(c)와 같다.

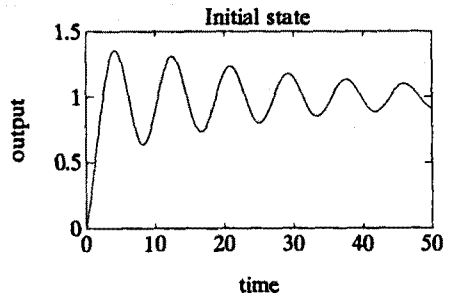

그림 5.1 초기상태의 단위계단함수응답($\alpha=\beta=\gamma=0.3$)

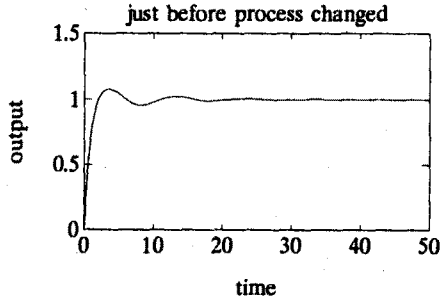

그림 5.2 프로세스 변경직전의 신경회로망 제어에 의한 응답

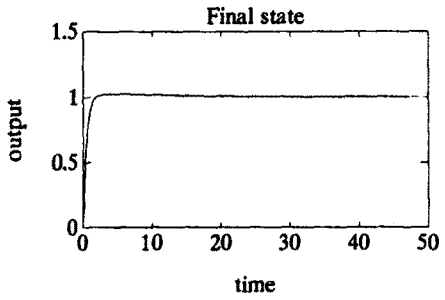

그림 5.3 프로세스 변경후 최후 응답

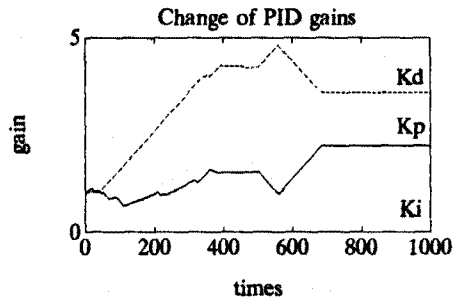

그림 5.4 PID 제어이득 변화
(500회에서 프로세스 변경)

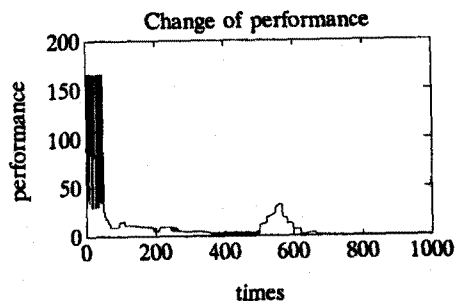

그림 5.5 제어이득변화에 따른 성능변화

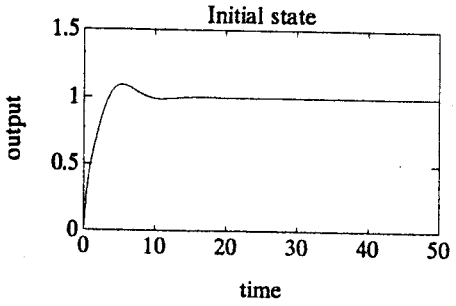

그림 5.6 초기상태의 단위계단함수응답($\alpha=\beta=\gamma=1.0$)

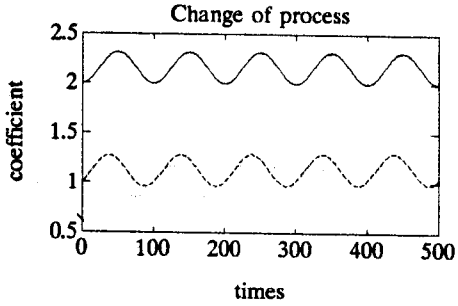

그림 5.7 프로세스 계수변화

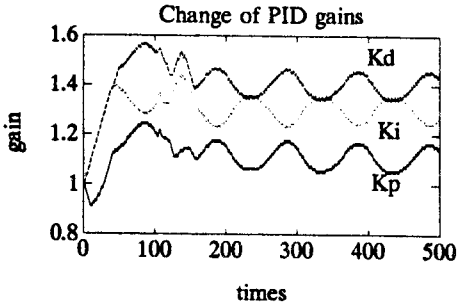

그림 5.8 PID 제어이득 변화

6. 결론

일반적으로 프로세스의 제어기로써 PID 제어기를 사용하기 위해서는 Ziegler-Nichols 방법 또는 시행착오에 의해 각 제어이득을 구해야 한다. 또한 Ziegler-Nichols의 방법은 제어목표가 고정되어 있어, 가변적인 제어목표에 대한 제어이득선정은 불가능하다. 본 논문에서는 PID 제어기의 이득선정을 위해 학습이 가능한 신경회로망을 사용함으로써, 시불변 프로세스 뿐만 아니라 시변 프로세스에 대해서도 제어가 가능하였으며 Ziegler-Nichols의 방법보다 나은 제어응답을 얻을 수 있었으며 사용자에 의해 정해진 제어목표에 따라 신경회로망이 학습함으로써 다양한 제어목표를 가질 수 있었다. 특히 실시간 제어에 의한 학습은 학습정보를 얻기위한 과정을 제거할 수 있어서 초기에 정해진 PID 이득으로 부터 시스템을 실제로 운영하면서 제어목표로 접근시킬수 있었다.

그러나 주어진 프로세스의 전달함수에 따라 가끔씩 제어기 이득은 실현 불가능할 정도로 커다란 값을 갖기도 하며, 음의 이득으로 진행하여 원하는 제어목표에 도달하지 못하는 경우도 발생하였으며, 그러한 결과는 신경망 학습과정에서 불충분한 학습정보에 의한 신경회로망 학습에 기인함을 알수 있었다. 또한 본 논문에서 사용한 방법을 실제 프로세스에 적용하기 위해서는 시스템 입력으로 계단함수를 사용해야 한다는 제약이 문제점으로 남는다.

참고문헌

[1] Sanjay S. Kumar and Allon Guez, "ART Based Adaptive Pole Placement for Neurocontrollers," Neural Networks, Vol.4, pp.319-335, 1991.
[2] Fu-Chuang Chen, "Back-Propagation Neural Networks for Nonlinear Self-Tuning Adaptive Control," IEEE Control Systems Magazine, pp.44-48, 1990.
[3] Demetri Psaltis, Athanasios Sideris, and Alan A.Yamamura, "A Multilayered Neural Network Controller," IEEE Control System Magazine, pp.17-21, 1988.
[4] Andrew G.Barto, "Connectionist Learning for Control," Neural Networks for Control, MIT Press, Cambridge, MA, pp5-58, 1990.
[5] Katsuhiko Ogata, Modern Control Engineering, 2nd edition, Prentice-Hall Inc., 1990.
[6] Karl Johan Astrom and Bjorn Wittenmark, Adaptive Control, Addison-Wesley Publishing Company, 1989.