

## 신경회로망과 유전알고리즘을 이용한 과감쇠 시스템용 자기동조 PID 제어기의 설계

진 강 규<sup>†</sup> · 유 성 호\* · 손 영 득\*\*

(원고접수일 : 2002년 9월 10일, 심사완료일 : 2002년 10월 11일)

### Design of a Self-tuning PID Controller for Over-damped Systems Using Neural Networks and Genetic Algorithms

Gang-Gyoo Jin<sup>†</sup> · Sung-Ho Yoo\* · Yung-Deug Son\*\*

**Key words** : Self-tuning PID controller(자기동조 PID 제어기), Genetic algorithms(유전알고리즘), Neural networks(신경회로망), First-order with time delay model(시간지연 1차모델)

#### Abstract

The PID controller has been widely used in industrial applications due to its simple structure and robustness. Even if it is initially well tuned, the PID controller must be retuned to maintain acceptable performance when there are system parameter changes due to the change of operation conditions. In this paper, a self-tuning control scheme which comprises a parameter estimator, a NN-based rule emulator and a PID controller is proposed, which can cope with changing environments. This method involves combining neural networks and real-coded genetic algorithms(RCGAs) with conventional approaches to provide a stable and satisfactory response. A RCGA-based parameter estimation method is first described to obtain the first-order with time delay model from over-damped high-order systems. Then, a set of optimum PID parameters are calculated based on the estimated model such that they cover the entire spectrum of system operations and an optimum tuning rule is trained with a BP-based neural network.

A set of simulation works on systems with time delay are carried out to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

<sup>†</sup> 책임저자(한국해양대학교, 기계·정보공학부), E-mail : ggjin@mail.hhu.ac.kr, T : 051)410 - 4341

\* (주) Rotem 전장품 개발팀 연구원

\*\* (주) 현대중공업 선박해양연구소 제품개발팀

## 1. 서론

PID 제어기가 산업현장에서 지속적으로 널리 이용되는 이유는 강인성, 설비의 단순성, 응용성 등을 들 수 있다<sup>[14]</sup>. PID 제어기의 설계에 있어서 중요한 문제는 제어기의 계수인 비례이득, 적분시간, 미분시간을 적절히 선정하는 것으로서 대부분의 경우 전문가에 의하여 시행 착오적으로 이루어지고 있다. 현재까지 제안한 동조법으로 여러 가지가 있으나 Ziegler-Nichols(Z-N) 동조법<sup>[2]</sup>, Cohen-Coon(C-C) 동조법<sup>[3]</sup>이 널리 이용되고 있다. Ziegler-Nichols 동조법과 Cohen-Coon 동조법은 모델을 사용하지 않고서도 간단한 동조과정을 거쳐 계수를 결정할 수 있다.

이와 같은 고전적인 방법들은 개루프 상태에서 반응곡선을 얻기 때문에 실제 시스템 응답이 외란이나 잡음에 대해 민감하여 정확한 매개변수를 결정하기가 어렵고, 비선형성이 강한 실제 시스템에 적용하기에는 제약이 있다. 비록 초기에 계수가 잘 조정되었다 해도 운전조건, 설비의 노후 등으로 파라미터의 변화가 크게 되면 만족스러운 제어성능을 유지하기 위해서 지속적인 재동조가 필요하게 된다. 이런 문제점을 보완하는 방법으로는 릴레이 피드백을 이용한 자동동조 방법<sup>[4]</sup>, 초기 파라미터의 실시간 적응동조 방법<sup>[5]</sup>, 패턴을 이용한 전문가 동조법<sup>[15]</sup>, 모델기반 동조<sup>[6,7]</sup> 등이 있다. 최근에는 비선형 특성이 있어 정확한 응답을 기대할 수 없는 시스템에 신경회로망(Neural networks)을 접목하여 좋은 결과를 얻고 있다<sup>[8]</sup>.

본 논문에서는 환경 변화에서도 지속적으로 만족스러운 성능을 유지하도록 시스템 파라미터 추정자, 신경회로망 기반의 동조규칙 추정기, PID 제어로 구성되는 자기동조 PID 제어기를 설계한다. 고차의 과감쇠 제어대상을 시간지연 1차 모델로 근사화하여 그 파라미터를 추정하는 문제를 다루며, 시스템의 동적 거동이 모델의 집합으로 표시되는 상황에서 유전알고리즘을 기반으로 최적의 PID 계수 집합을 계산하며, 동조된 계수를 바탕으로 신경회로망과 오차 역전파 알고리즘으로 동조규칙 추정기를 구현한

다. 제안된 방법의 자기동조 성능을 확인하기 위하여 시간지연을 가지는 1차 시스템과 3차 시스템에 적용한다.

## 2. PID 제어기의 최적 동조

### 2.1 PID 제어시스템

자기동조 PID 제어기(Self-tuning PID controller)를 설계하기에 앞서 오프라인 상에서 모델과 유전알고리즘을 기반으로 PID 제어기를 최적 동조하는 문제를 다룬다. Fig. 1과 같은 PID 제어시스템을 고려한다.

PID 제어기는 (1)와 같이 비례제어, 적분제어, 미분제어의 병렬결합 형태로 구현된다.

$$G_c(s) = K_p \left( 1 + \frac{1}{\tau_i s} + \tau_d s \right) \quad (1)$$

여기서  $K_p$ 는 비례이득,  $\tau_i$ 는 적분시간,  $\tau_d$ 는 미분시간을 의미한다. 제어대상은 1차 시간지연 시스템으로 모델링할 수 있는 것으로 간주하며 식 (2)로 표시한다.

$$G_p(s) = \frac{Ke^{-Ls}}{1 + \tau s} \quad (2)$$

여기서  $K$ 는 정상이득,  $\tau$ 는 시정수,  $L$ 은 시간지연을 의미한다. 식 (2)의 모델을 선정한 이유는 세 파라미터  $K$ ,  $\tau$ ,  $L$ 를 적절히 조정함으로써 산업현장에서 운전되는 많은 고차의 과감쇠 프로세스들로부터 이와 같은 구조의 근사모델을 얻는 것이 가능하기 때문이다.

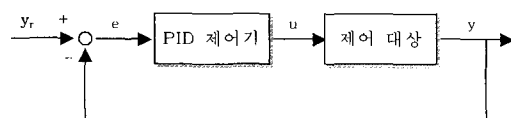


Fig. 1 PID control system.

## 2.2 유전알고리즘을 이용한 최적동조

현재까지 제안된 동조방법은 여러 가지가 있다<sup>[24]9</sup>. 여기서는 앞에서 가정한 모델과 유전알고리즘(Genetic algorithm: GA)을 이용하여 PID 계수를 최적으로 동조하는 문제를 다룬다.

### (1) 최적화 도구로서의 GA

GA는 유전학과 진화원리를 컴퓨터 알고리즘과 접목시켜 최적화 문제를 해결하려는 도구<sup>[10]</sup>로서 그 탐색 프로세스는 크게 초기화, 적합도 평가, 재생산, 교배, 돌연변이 5단계로 구분된다. 초기화 단계에서는 주어진 문제의 해가 될 가능성이 있는 개체들의 집단이 형성된다. 다음 단계에서 개체들은 복호화되어 목적함수를 제공하고 이로부터 적합도가 계산된다. 개체들의 상대적인 적합도 값에 따라 현재 집단 내의 개체들이 재생산을 위해 선택된다. 일반적으로 성능이 좋은 개체들은 더 많이 선택되어 복제되고 성능이 나쁜 개체들은 집단으로부터 소멸된다. 선택된 개체들은 교배를 통해 서로 간에 유전정보를 교환함으로써 집단에 새로운 개체를 도입하게 된다. 마지막으로 돌연변이를 통해 개체의 유전정보를 임의로 변경하여 집단에 새로운 정보를 도입한다. 이렇게 해서 새롭게 형성된 집단은 최적의 해가 발견될 때까지 적합도 평가, 재생산, 교배, 돌연변이 연산을 반복하게 된다.

GA를 적용할 때 동조할 파라미터는 부호공간상의 자연 파라미터로 변환된다. 이를 위해 이진코딩이 폭넓게 채용되어 왔으나 최근에는 정밀도 개선, 연산시간의 절감 등에 잇점이 있는 실수코딩을 채용하는 경향이 있어 본 논문에서

는 실수코딩 유전알고리즘(Real-coded genetic algorithm: RCGA)을 이용한다<sup>[11]</sup>. Fig. 2는 RCGA를 이용하여 PID 계수를 최적 동조하기 위한 블럭선도이다.

그림에서 RCGA는 출력이 가급적 빨리 설정치에 유지되도록  $K_p$ ,  $\tau_i$ ,  $\tau_d$ 를 조정하게 된다. 실수코딩을 채용함으로써 검색체  $s = (K_p \tau_i \tau_d) \in S$ 로 표현되고, 계수들은  $0 \leq K_p \leq K_{pmax}$ ,  $0 \leq \tau_i \leq \tau_{imax}$ ,  $0 \leq \tau_d \leq \tau_{dmax}$ 에서 탐색된다. 여기서  $S$ 는 검색체 공간을,  $K_{pmax}$ ,  $\tau_{imax}$ ,  $\tau_{dmax}$ 은 탐색되어야 할 계수들의 상한치를 의미한다.

### (2) 성능지수

집단에 모의진화가 진행되는 동안 RCGA는 개체간의 우열을 평가하도록 적합도를 필요로 하는데 적합도는 성능지수(목적함수)로부터 계산된다. 본 논문에서는 성능지수로 식 (3)과 같이 유한 시간동안 적분되는 절대오차 적분(IAE)를 사용한다.

$$J = \int_0^{t_f} |e(t)| dt \quad (3)$$

여기서는  $t_f$ 이후의  $e(t)$ 가 무시되어도 좋을 정도로 충분히 큰 시간으로서 경험적으로 정해진다.

이는 최소화 문제로서 RCGA에 적합한 최대화 문제로 전환하기 위하여 식 (4)와 같은 적합도 함수가 정의된다.

$$f = -J(\varphi) + \alpha \quad (4)$$

여기서  $\varphi$ 는 항상  $f \geq 0$ 의 관계를 만족시키는 상수이다. 흔히  $\alpha$ 는 탐색공간 내에서 목적함수의 최소값을 미리 알 수 없어 경험적으로 선정되는데, 고정하게 되면 탐색성능이 나빠진다. 이를 보완해줄 수 있는 한 방법이 스케일링 윈도우기법(Scaling window scheme)<sup>[10]</sup>이다.

### (3) 최적 동조규칙

만약 제어대상 시스템의 파라미터 집합이 있다고 가정하고 이를 근거로 모델 파라미터 집합을 구하고 이 집합내의 모든 파라미터에 대해

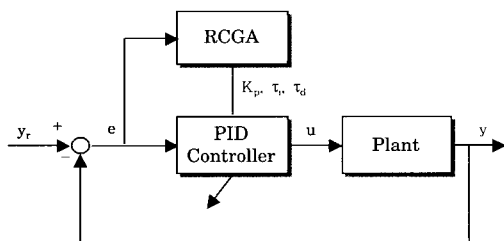


Fig. 2 Optimal tuning of the PID controller using a RCGA.

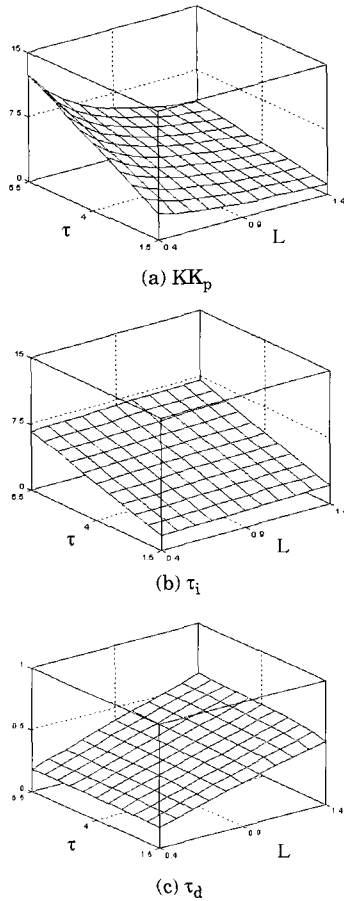


Fig. 3 3-D representation of the RCGA-based tuning rule.

식 (4)를 최소로 하는 최적성능의 PID 계수를 계산할 수 있다. 이를 신경회로망의 목표치로 이용한다면 해당 시스템용 동조규칙 추정기를 얻는 것이 가능하다. 일례로 Fig. 3은 모델의 파라미터가  $1.5 \leq \tau \leq 6.5$ ,  $0.4 \leq L \leq 1.4$  범위 내에 있는 것으로 간주하고 이들을 각각 0.1, 0.5씩 증분시키면서 최적 PID 계수를 계산하고 3-D 그래프를 그린 것이다. 이 때 RCGA의 제어 파라미터로 집단 크기  $N=20$ , 재생산계수  $\eta_i=1.7(1 < i < N)$ , 교배 확률  $P_c=0.9$ , 돌연변이 확률  $P_m=0.1$ 로 사용하였다.

### 3. 자기동조 PID 제어기의 설계

#### 3.1 자기동조 PID 제어기의 구성

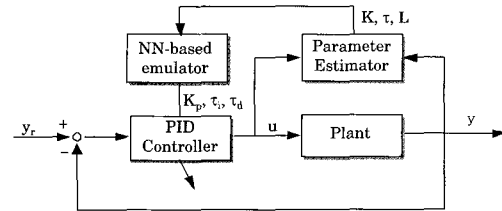


Fig. 4 Proposed self-tuning controller.

PID 제어기는 플랜트 파라미터가 설계값에서 약간 벗어나도 강인하지만, 환경 변화에 따라 그 변동 폭이 클 때에는 어떤 환경에서는 제어 성능이 나빠질 수 있다. 이러한 경우에는 조정 가능한 제어기 계수들을 적응적으로 변화시켜 플랜트 변동을 보상할 수 있는 메커니즘이 필요하다. Fig. 4는 제안하는 자기동조 PID 제어기 (Self-tuning PID controller)의 구조를 나타내고 있다. 제안하는 제어기는 크게 시스템 파라미터 추정자(System parameter estimator), 신경회로망 기반의 동조규칙 추정기(NN-based tuning rule emulator), PID 제어기로 이루어져 있다. 시스템 파라미터 추정자는 모델의 파라미터를 온라인적으로 추정하여 이를 추정기에 전달하고, 추정기는 적합한 계수를 계산해서 전달하고, PID 제어기는 이를 받아 돌아가게 된다.

짐작할 수 있듯이 제안하는 자기동조 PID 제어기는 파라미터 추정에 많은 계산량을 요구하므로 시스템의 동특성이 빠를 경우에는 실시간으로 PID 계수를 조절하는 데는 한계가 있을 수 밖에 없다. 이 경우에는 일정한 시간 간격으로 위의 과정을 반복하던지 아니면 제어환경 변경으로 플랜트 파라미터가 달라졌다는 확신이 있을 때 재동조 목적으로 사용하는 것이 좋다.

#### 3.2 시스템 파라미터 추정자

앞서 최적의 PID 계수는 지연요소를 갖는 1차 모델을 기반으로 결정되었고, 고차의 제어대상은 이와 같은 모델로 근사화할 수 있는 것으로 간주하였다. 식 (2)와 같이 표현되는 방정식은 입력 신호를 이용하여 다시 쓰면 식 (5)와 같다.

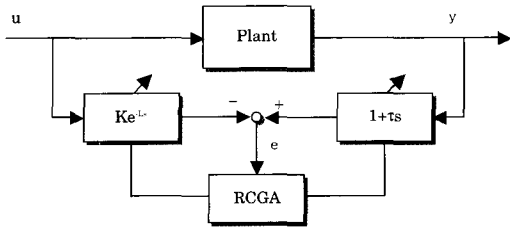


Fig. 5 Block diagram for on-line parameter estimation.

$$(1 + \tau s) Y(s) = Ke^{-Ls}U(s) \quad (5)$$

시스템과 모델간의 불일치는 식 (6)으로 표시할 수 있다.

$$E(s) = (1 + \tau s) Y(s) - Ke^{-Ls}U(s) \quad (6)$$

Fig. 5는 모델의 파라미터를 온라인 추정하기 위한 블록선도를 보여주고 있다.

적응자로서의 RCGA는 관측된 입출력 데이터를 이용하여 모델의 동특성이 시스템의 그것에 가깝도록 연속적으로 조정하게 된다. 온라인 추정을 위해서 RCGA는 식 (7)의 목적함수 값이 최소가 되도록 모델의 파라미터를 조정한다.

$$J_2 = \int_{(k-w+1)T}^{kT} |e(t)| dt \quad (7)$$

여기서  $e(t)$ 는 플랜트와 모델과의 오차,  $T$ 는 샘플링 시간이고,  $W$ 는 데이터 윈도우의 크기로서 추정치의 정밀도와 연산시간 사이에서 적절히 타협되는 매개변수이다. 식 (7)에서도 알 수 있듯이 목적함수는 유한 시간 동안 계산되기 때문에 모델을 구동하기 위한  $W$ 개의 입출력 데이터 쌍( $u, y$ )을 버퍼에 저장해야 한다. 새로운 데이터 쌍이 얻어질 때마다 버퍼의 내용은 쉬프트되고 갱신된다. 한편 이 경우에도 적합도 함수는 식 (4)와 유사하게 정의된다.

### 3.3 동조규칙 추정기

#### (1) 동조규칙 추정기의 구조

Fig. 6은 동조규칙 추정기로 사용할 다층 신경회로망(Multi-layered neural network)의 구조

를 나타낸다. 신경회로망은 입력층과 출력층, 두 개의 은닉층을 가지는 4층 구조이다.

입력은  $\tau, L$ 이고, 출력은  $KK_p, \tau_i, \tau_d$ 이며, 입력단과 출력단의 뉴런수는 각각 2개와 3개이고, 은닉층의 뉴런수는 각각 8개와 6개이다. 활성화함수(Activation function)로는 은닉층에는 하이퍼볼릭 탄젠트 함수를 출력층에는 선형함수를 사용하였다.

#### (2) 동조규칙의 학습

앞서 다룬 방법으로 구한 PID 계수 집합으로부터 동조규칙 추정기를 얻기 위해 오차 역전파 학습규칙(Back propagation learning rule)으로 학습한다. 학습의 목표는 출력층 뉴런의 출력과 목표치 사이의 자승오차의 합이 최소가 되도록 연결강도를 변경하는 것이다. Fig. 7은 Fig. 3의 데이터를 이용하였을 때 학습해 가는 과정을 보여주고 있다. 이 때 학습률을 0.01로 하였고,

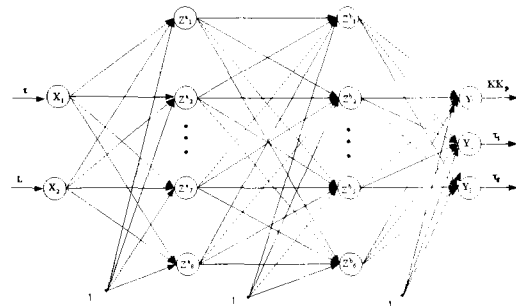


Fig. 6 Structure of the four-layered neural network.

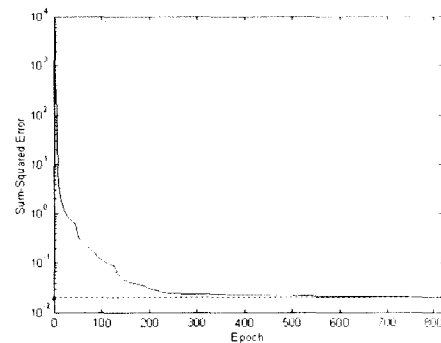


Fig. 7 Training process of the PID parameter using BP.

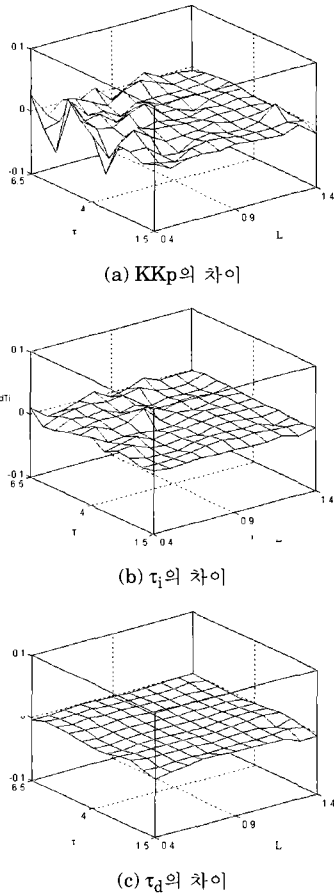


Fig. 8 Error between the target curve and the BP trained curve.

rms 오차가 0.01 이하가 되면 학습을 종료하였다. 그림에서 보여지는 것처럼 800 epoch 만에 목표치에 도달했다.

Fig. 8은 목표치 곡면과 학습이 완료된 추정기 곡면과의 차이를 나타낸다.

#### 4. 시뮬레이션 및 결과검토

##### 4.1 예제 1

다음과 같은 시간지연 1차 시스템을 생각한다.

$$G_p(s) = \frac{Ke^{-Ls}}{1 + \tau s} \tag{8}$$

(29)

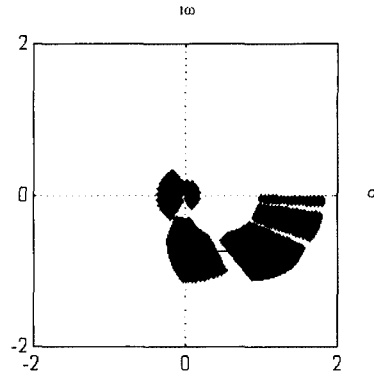


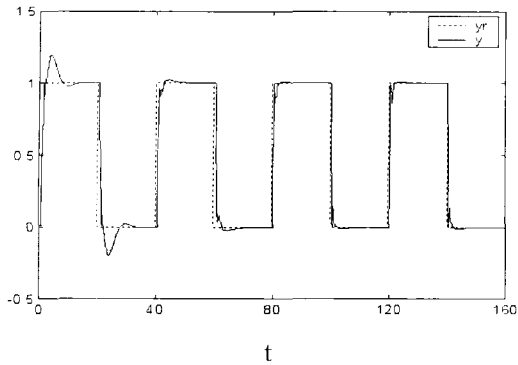
Fig. 9 Nyquist band for example 1.

시스템의 세 파라미터는  $0.8 \leq K \leq 1.8$ ,  $1.5 \leq \tau \leq 6.5$ ,  $0.4 \leq L \leq 1.4$  범위 내에 있는 것으로 간주하였다. Fig. 9는 나이퀴스트 밴드를 그린 것이다.

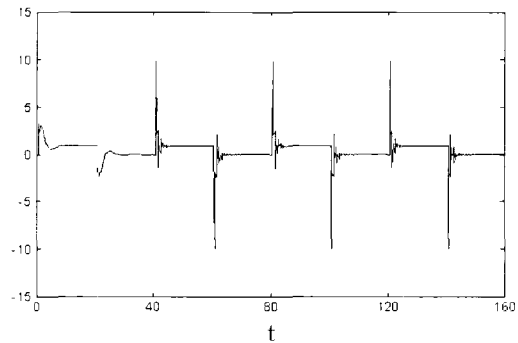
첫번째 시뮬레이션은 PID 계수의 초기 설정이 잘못된 경우에도 자기동조 루프가 반복적으로 수행되면 응답이 개선됨을 살펴보기 위해 K,  $\tau$ , L을 각각 1.25, 4.0, 0.9로 고정하고 초기 PID 계수를 불안정하지 않게 임의로 선정하였다. 자기동조 루프는 W개의 데이터 버퍼가 모두 채워질 때 온라인 추정치를 내기 시작하므로 40초 주기로 계단상의 설정치가 인가되는 동안 샘플링된 입력력 신호를 버퍼에 저장하게 된다. 이 때 샘플링 주기를 0.1초, 데이터 윈도우를 400으로 하였다. 매 샘플링마다 추정기에 전달되는 추정치는 10세대 동안 진화된 집단 내에서 가장 좋은 개체를 선정한 결과이다.

Fig.10은 자기동조 시스템의 응답을 보여준다. PID 계수의 초기 설정치 때문에 초기 응답은 만족스럽지 못하지만 시간이 진행될수록 최적의 성능을 유지하도록 변화되어 감을 확인할 수 있다.

Fig. 11은 환경변화에 관계없이 최적의 성능을 유지하도록 변화되어 가는 모습을 보이기 위한 것으로서, 위의 시뮬레이션에서 160초가 되었을 때 K와 L을 각각 1.25, 0.9에서 0.55, 1.1로 변경하였을 때, 자기동조 제어기의 응답을 보인 것이다. 시간이 지남에 따라 시스템 응답이 점차적으로 개선되어 가는 것을 볼 수 있다.



(a) Set-point and output



(b) Control input

Fig. 10 Response of the self-tuning system.

4.2 예제 2

시간지연을 갖는 3차 시스템을 생각하자.

$$G_p(s) = \frac{Ke^{-Ls}}{(1+T_1s)(1+T_2s)(1+T_3s)} \quad (9)$$

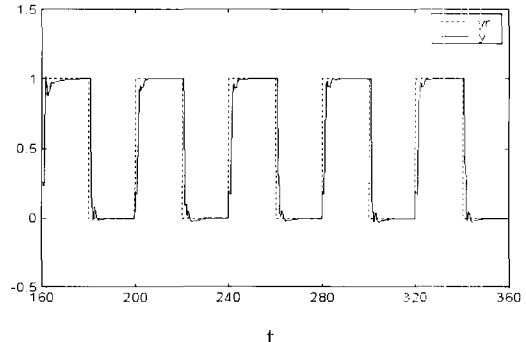
이 시스템에서  $T_2=1/2$ ,  $T_3=1/3$ 이며,  $K$ ,  $T_1$ ,  $L$ 은  $0.8 \leq K \leq 1.8$ ,  $0.8 \leq T_1 \leq 1.2$ ,  $0.7 \leq L \leq 1.4$  범위 내에서 있는 것으로 간주하였다. Fig. 12는 식 (9)의 나이퀴스트 밴드를 그린 것이다.

앞의 예제와 같이 시스템으로부터 취해지는 입출력 정보로부터 식(2)의 모델로 추정하고 추정기로부터 PID 계수를 갱신하게 된다.

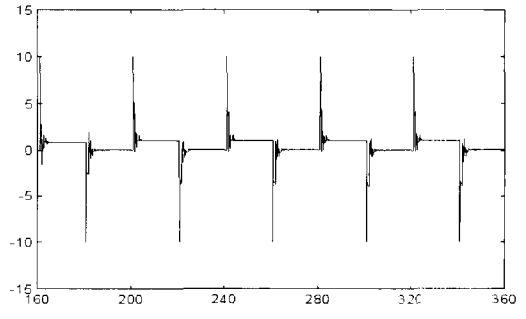
Fig. 13은 파라미터값으로 각각  $K=1$ ,  $T_1=1$ ,  $T_2=1/2$ ,  $T_3=1/3$ ,  $L=1$ 를 가질 때 자기동조 시스템에서 사용된 동조과정을 나타낸 것이다. 그림

에서 보는 바와 같이 시간이 지남에 따라 시스템 응답이 점차적으로 개선되어 가는 것을 알 수 있다.

Fig. 14는 운전 중 시스템의 파라미터가 변경



(a) Set-point and output



(b) Control input

Fig. 11 Response of the self-tuning system to parameter changes.

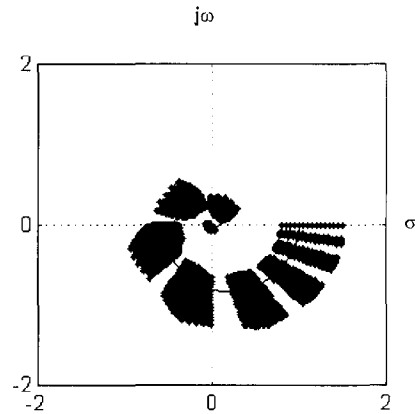
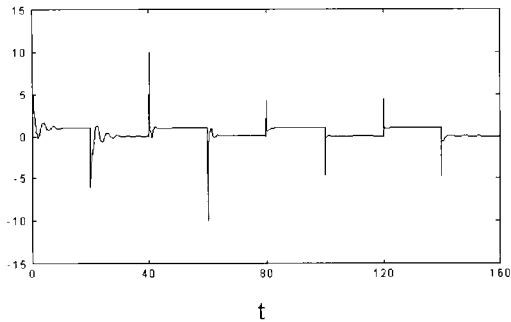
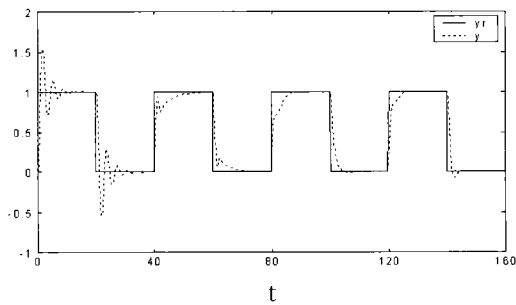


Fig. 12 Nyquist band for example 2.



(a) Set-point and output



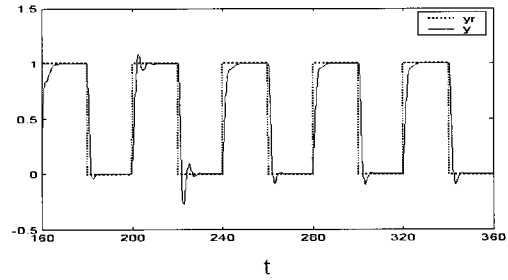
(b) Control input

Fig. 13 Response of the self-tuning system.

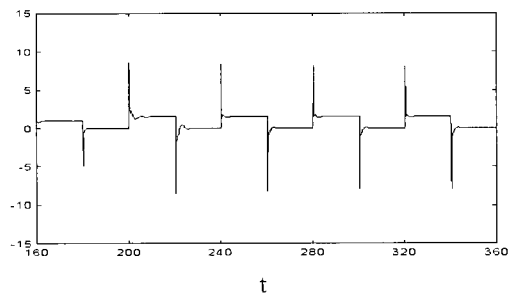
될 시의 자기동조 PID 제어기의 성능을 확인하기 위해  $t=160$ 초에서  $K$ ,  $T_1$ ,  $L$ 을 각각  $2/3$ ,  $2/3$ ,  $0.4$ 로 변경하였을 때 응답을 보인다. 시간이 지남에 따라 시스템 응답이 점차적으로 개선되어 가는 것을 볼 수 있다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 신경회로망과 유전알고리즘을 이용하여 자기동조 PID 제어를 설계하는 문제를 다루었다. 제안한 제어기는 시스템 파라미터 추정자, 신경회로망 기반의 동조규칙 추정기, PID 제어기로 구성되었다. 먼저 고차의 과감쇠 제어대상을 시간지연 1차 시스템으로 가정하고 파라미터를 추정하는 문제를 다루고, 추정된 모델과 유전알고리즘을 기반으로 최적의 PID 계수를 동조하였다. 동조된 계수를 바탕으로 신경회로망과 오차 역전파 알고리즘으로 동조규칙



(a) Set-point and output



(b) Control input

Fig. 14 Response of the self-tuning system to parameter changes.

추정기를 구현하였다. 제안된 방법의 실효성을 확인하기 위하여 자기동조 PID 제어시스템을 구성한 결과 제어응답이 적응적으로 개선되어 가는 것을 확인할 수 있었다.

### 후 기

본 논문은 BK21 사업단에서 지원하여 연구 하였습니다.

### 참 고 문 헌

- [1] C. A. Smith and A. B. Corripio, Principle and Practice of Automatic Process Control, John Wiley and Sons, 1985.
- [2] J. G. Ziegler and N. B. Nichols, "Optimum Setting for Automatic Controllers," Trans. ASME, Vol. 64, pp. 759~768, 1942.
- [3] G. H. Cohen and G. A. Coon, "Theoretical



- Considerations of Retarded Control," Trans. ASME, 75, 827~834, 1953.
- [4] K. J. Astrom and T. Haggglund and C. C. Hang and W. K. Ho, "Automatic Tuning and Adaptation for PID Controllers - A Survey," Control Eng. Practice, Vol. 1, No. 4, pp. 699~714, 1993.
- [5] T. Yamamoto et al., "Intelligent Tuning PID controllers," Proc. IEEE Int. Conf. on SMC, Vol. 5, pp. 2610~2615, 1995.
- [6] P. Wang and D. P. Kwok, "Optimal Design of PID Process Controllers Based on Genetic Algorithms," Proc. 12th Triennial World Congress of IFAC, Sydney, Australia, Vol. 4, pp. 193~197, 1993.
- [7] A. M. Lopez, C. L. Miller and C. L. Murill, "Tuning controller with error-integral criteria," Instrumentation Technology, Vol. 14(2), 57~62, 1967.
- [8] 선권석, "PID-신경망 제어기를 이용한 Rotary Inverted Pendulum 제어," 대한전자공학회, 하계 종합학술대회 논문집, pp. 901~904, 1998.
- [9] S. W. Sung and I. B. Lee, PID Controllers and Automatic Tuning, A-Jin Publishing co., Korea, 1999.
- [10] 진강규, 유전알고리즘과 그 응용, 교우사, 2000.
- [11] G. Jin and S. Joo, "A Study on a Real-coded Genetic Algorithm," Journal of Control Automation and Systems Engineering, Vol. 6, No. 4, pp. 268~275, 2000.

## 저 자 소 개



### 진강규(陳康奎)

1953년 10월생. 1977년 한국해양대학교 기관학과(학사). 1985년 Florida Institute of Technology. 전기·전자·컴퓨터공학과(석사). 1996년 University of Wales Cardiff, 전기·전자·시스템공학과(박사). 현재 한국해양대학교 기계·정보공학부 정교수.



### 유성호(劉星浩)

1972년 8월생. 2000년 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 2002년 동대학원 제어계측공학과 졸업(석사). 현재 (주)Rotem 전장품 개발팀 연구원.



### 손영득(孫榮得)

1971년 12월생. 1997년 한국해양대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 1998 동경공업대학 교환학생, 2001년 고베상선대학 졸업(석사). 현재 (주)현대중공업 선박해양연구소 제품개발팀.