

# 전력설비시스템을 위한 퍼지 평가함수와 신경회로망을 사용한 PID제어기의 자동동조

(An Auto-tuning of PID Controller using Fuzzy Performance Measure  
and Neural Network for Equipment Systems)

이수흠\* · 박현태\*\* · 이내일\*\*\*  
(Soo-Heum Lee · Hyun-Tae Park · Nae-Il Lee)

## 요 약

본 논문은 여러 설비시스템의 프로세스제어에 사용되는 PID제어기의 최적 자동동조에 관한 새로운 방법을 제안하고자 한다.

이 방법은 먼저, 제어대상의 계단응답으로부터 모델링 된 1차 지연계를 Padé 근사화하고, Ziegler-Nichols의 한계감도법으로 초기값을 정한 후, 최대 오버슈트, 감쇠비, 상승시간, 정정시간에 대한 퍼지 평가함수를 최대로 하는 최적화된 PID 계수를 목표치로 하여 신경회로망의 역전파 알고리즘을 통해 충분히 반복, 학습시켜 새로운 K, L, T값을 입력하였을 때 근사적으로 최적화된 PID 계수를 구함으로써 퍼지추론에 의한 제어규칙이 불필요하여 자동 동조시간이 짧다는 장점을 가지고 있다.

## Abstract

This paper is proposed a new method to deal with the optimized auto-tuning for the PID controller which is used to the process-control in various fields. First of all, in this method, 1st order delay system with dead time which is modelled from the unit step response of the system is Padé-approximated, then initial values are determined by the Ziegler-Nichols method. So we can find the parameters of PID controller so as to minimize the fuzzy criterion function which includes the maximum overshoot, damping ratio, rising time and settling time. Finally, after studying the parameters of PID controller by Backpropagation of Neural-Network, when we give new K, L, T values to Neural-Network, the optimized parameter of PID controller is found by Neural-Network Program.

\*정회원 : 경남대학교 전기공학과 교수

\*\*\*정회원 : 경남대학교 전기공학과 석사과정

\*\*정회원 : 영진전문대학 전기계열 부교수

\* 이 논문은 1998년도 경남대학교 학술연구구성비 지원에 의하여 씌어진 것임

## 1. 서 론

현대 제어이론의 발전에도 불구하고 산업 공정에서 지속적으로 널리 이용되고 있는 전력설비제어 알고리즘은 대부분이 PID 제어기이며, 그 이유는 계구성의 단순성, 견실성 그리고 넓은 적용성의 장점으로 제어 기술자에게는 가장 익숙한 제어 설비방식이기 때문이다.[1]

지난 40여년간 산업 공정에서 제어 기술자들은 제어 대상에 따른 PID 제어 계수를 경험적인 방법으로 수동으로 동조하여 왔다.

최근 마이크로 프로세서의 등장으로 PID 제어기 계수를 자동으로 동조하는 연구가 활발히 진행되고 있는 실정이다. [2~6]

본 연구에서는 이러한 점을 착안하여 PID 제어기의 최적 자동 동조에 관한 새로운 설계방법을 제안하고자 한다.

이 방법은 먼저 제어 대상의 계단응답으로부터 모델링된 1차 지연계를 Padé[7],[8] 근사화 하고, Ziegler-Nichols[9~10]의 한계감도법[11]으로 초기 값을 정한 후 최대 오버슈트, 감쇠비, 상승시간, 정정시간에 대한 퍼지 평가함수[12]를 최대로 하는 PID 값들을 저장하여 1986년에 Rumlhart에 의하여 제안된 Neural-Network의 역전파 알고리즘(Back-propagation)[13]으로 충분히 학습시킨 후, 새로운 K, L, T 값을 Neural-Network[14]에 입력하여 순수한 신경망 프로그램으로 최적화된 PID 값을 얻고자 한다.

## 2. PID제어기의 구성

이 장에서는 퍼지제어기를 이용한 PID제어기와 학습을 통해 PID값을 찾아가는 Neural Network에 대하여 서술한다.

### 2.1 PID제어기의 구성

우선 전력설비 시스템에 사용되는 제어기를 구성하기 위하여 PID제어기의 전달함수( $G_c(s)$ )와 1차 지연계( $G_p(s)$ )로 모델링된 제어대상의 정수(부동작시간, 시정수, 비례정수)들을 이용하여 제어기의 페루프 전달함수를 정식화하고, 이로부터 제어대상의 계단응

답을 역라플라스변환[15]에 의하여 계산할 수 있도록 한다. 아래그림은 플랜트 PID제어의 개략도를 나타낸 것이다.

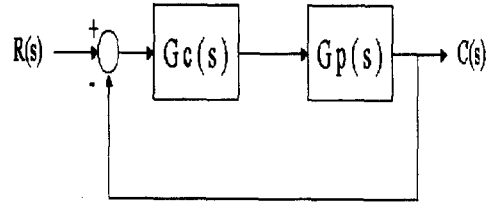


그림 1. 플랜트의 PID제어  
Fig. 1. PID control of plant

다음으로 전력설비 시스템에 사용되는 Fuzzy추론부가 PID제어기의 블록선도를 그림 2에서 나타내었다.

이 블록선도에서 나타낸 바와 같이 목표치로 계단 입력을 가하면, 동정부에서 제어대상을 동정한 후 계산된 K, L, T의 값은 초기 PID값을 설정하기 위하여 PID설정부로 입력된다. 이 때, Ziegler-Nichols의 한계 감도법으로 초기 PID계수가 설정된 후 PID제어기의 출력은 제어대상에 입력되고, 이것의 계단입력 응답을 feedback시켜서 퍼지 추론부의 퍼지인식부를 거쳐서 4가지의 평가지수 값을 계산하고, 또한 퍼지 평가함수를 구하며, 이것은 다시 퍼지 추론부를 통하여 조금전의 퍼지 평가함수의 값과 비교하며, 대소에 따라 현재의 PID값의 저장 유무를 가리게 된다. 만일 지금의 값이 조금전의 값보다 크게되면, 지금의 PID값과 평가함수의 값을 기억장치에 기억시키고, 다른 PID값을 설정하여 다시 앞의 과정을 반복한다. 이렇게 하여 퍼지 평가함수의 값이 최대가 되는 PID 값을 얻을 수가 있다.

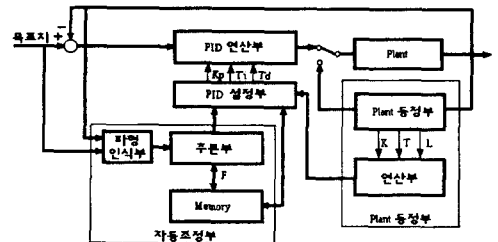


그림 2. Fuzzy추론 부가 PID 제어계의 블록선도  
Fig. 2. Block diagram of PID control system using Fuzzy inference

다음은 Fuzzy추론에 의해 산출된 최대의 PID값을 통한 Neural Network의 블록선도를 그림 3에 나타내었다.

이 블록선도에서는 Fuzzy추론에 의해 최적화된 PID값들을 저장하여 Neural Network의 학습부에 충분히 학습시켜서 1986년 Rumelhart에 의하여 제안된 역전파 알고리즘을 통해 K, L, T값을 넣어 근사적으로 최적화된 PID값을 구할 수 있다.

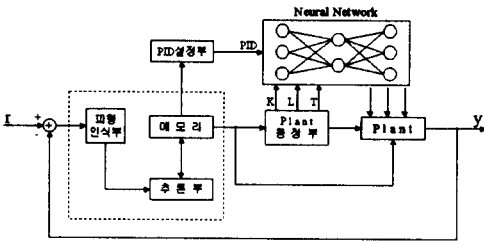


그림 3. Neural-Network 역전파 알고리즘 블록선도  
Fig. 3. Block diagram of PID control system using Backpropagation of Neural-Network

### 2.2 제어기 및 제어대상의 정식화

제어대상을 수학적 모델로 유도할 수 있는 경우, 페루우프 시스템의 과도 및 정상 상태의 조건을 만족하는 제어기의 파라미터를 결정하는데 여러 가지 설계방식의 적용이 가능하지만 제어 대상이 너무 복잡하여 수학적 모델을 쉽게 얻을 수 없을 때에는 PID제어기 설계의 해석적 접근이 불가능하므로 제어기 설계에 실험적 접근이 필요하다.

따라서, 시뮬레이션에 사용한 PID제어기의 전달함수는 다음과 같이 정의한다.

$$G_C(S) = K_P \left( 1 + \frac{1}{T_I S} + T_D S \right) \quad (2.1)$$

여기서  $K_P$ 는 제어기의 비례이득,  $T_I$ 는 적분시간,  $T_D$ 는 미분시간이다.

그리고 Ziegler-Nichols의 한계감도법에 의해 식(2.1)에서 초기 PID 제어계수를  $T_D=0, T_I=\infty$ 로 설정함으로써 전달함수는 다음과 같다.

$$G_C(S) = K_P \quad (2.2)$$

제어대상은 가장 일반적인 모델인, Kűpfmüller[16, 17]의 방법을 사용한 1차 지연계를 채택하기로 한다. 이렇게 하여 모델링된 제어대상의 전달함수는

$$G_P(S) = \frac{Ke^{-LS}}{1 + TS} \quad (2.3)$$

와 같고  $e^{-LS}$ 를 2차까지 Padé 근사화한 식은 다음과 같다.

$$e^{-LS} = \frac{1 - \frac{L}{2} S + \frac{1}{12} L^2 S^2}{1 + \frac{L}{2} S + \frac{1}{12} L^2 S^2} \quad (2.4)$$

식(2.4)을 식(2.3)에 대입하여 얻은 제어대상의 전달함수는 다음과 같다.

$$G_P(S) = K \frac{(L^2 S^2 - 6LS + 12)}{TL^2 S^3 + (6TL + L^2)S^2 + (12T + 6L)S + 12} \quad (2.5)$$

식(2.5)와 식(2.2)에 의해서 전방경로 전달함수  $G(S)$ 를 계산하면, 다음과 같다.

$$G(S) = K K_P \frac{(L^2 S^2 - 6LS + 12)}{TL^2 S^3 + (6TL + L^2)S^2 + (12T + 6L)S + 12} \quad (2.6)$$

제어대상의 페루우프 전달함수를 계산하면,

$$M(S) = \frac{G(S)}{1 + G(S)} = \frac{K K_P (L^2 S^2 - 6LS + 12)}{TL^2 S^3 + (6TL + L^2 + K K_P L^2)S^2 + (12T + 6L - 6K K_P L)S + 12K K_P + 12} \quad (2.7)$$

가 된다.

이제 제어대상만 결정되면 ( $K, L, T$ 값의 결정), Ziegler-Nichols의 한계감도법 및 Routh-Hurwitz의 안정도 판별법을 이용하여 PID 제어계수 ( $K_P, T_I, T_D$ )를 결정한다.

### 2.3 퍼지 평가함수

제어대상에 대한 계단응답의 패턴을 분석하기 위

한 평가지수로서 최대 오버슈트(OV), 감쇠비(DP), 상승시간(RT), 정정시간(ST)을 채택하였다. 이는 초기 응답특성을 나타내는 것으로 응답의 변화에 대한 평가지수가 될 수 있다. 이것들은 그림 4와 같이 정의한다.

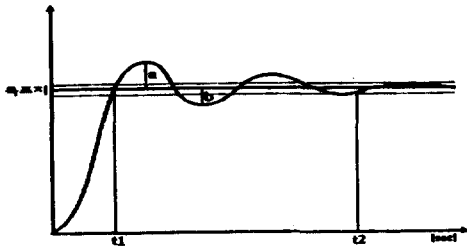


그림 4. 계단응답의 평가지수  
Fig. 4. A criterion index of step response

그림 4에서 정의한 평가지수들은 다음과 같다.

$$a = \text{최대오버슈트} \quad \frac{b}{a} = \text{감쇠비}$$

$$t_1 = \text{상승시간} \quad t_2 = \text{정정시간}$$

그리고 그림 4에서 정의한 평가지수들의 퍼지 소속함수를 그림 5와 같이 정의하였다.

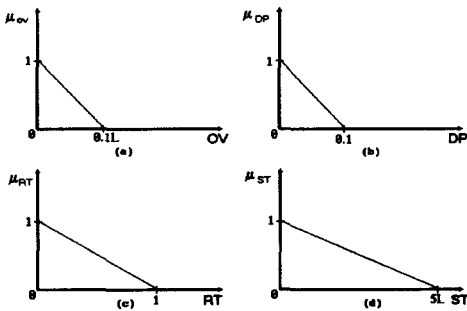


그림 5. 퍼지 소속함수  
Fig. 5. Fuzzy membership function

그림 5에서 OV, DP, RT, ST의 멤버쉽함수는 각각  $\mu_{OV}$ ,  $\mu_{DP}$ ,  $\mu_{RT}$  및  $\mu_{ST}$ 이다.

실험에 의한 결과 오버슈트와 상승시간은 제어대상 부동차시간(L)값에 따라 변화가 심하여 때로는 소속함수의 값이 1과 0사이의 값이 아니라 항상 0이 되어 퍼지 평가지수가 제대로 구실을 하지 못하는 경우가 있었기 때문에 L값에 따라 소속함수의 폭을

가변할 수 있도록 퍼지 소속함수를 정의하였다. 그리고 각각의 소속함수의 최대치를 제어대상의 특징에 따라 특정한 지수에 비중을 더 줄 수 있도록 하였다. 따라서 본 장에서 제안한 퍼지 평가함수를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$F = W_{OV} \times \mu_{OV} + W_{DP} \times \mu_{DP} + W_{RT} \times \mu_{RT} + W_{ST} \times \mu_{ST} \quad (2.8)$$

여기서  $W_{OV}$ ,  $W_{DP}$ ,  $W_{RT}$ ,  $W_{ST}$ 는 최대 오버슈트, 감쇠비, 상승시간 및 정정시간의 하중이며,  $\mu_{OV}$ ,  $\mu_{DP}$ ,  $\mu_{RT}$  및  $\mu_{ST}$ 는 최대 오버슈트, 감쇠비, 상승시간 및 정정시간에 대한 멤버쉽 함수의 값으로서 아래와 같이 주어진다.

$$\mu_{OV} = \begin{cases} -10t/L + 1 & , t \leq 0.1L \\ 0 & , t > 0.1L \end{cases} \quad (2.9)$$

$$\mu_{DP} = \begin{cases} -10t + 1 & , t \leq 0.1 \\ 0 & , t > 0.1 \end{cases} \quad (2.10)$$

$$\mu_{RT} = \begin{cases} -t + 1 & , t \leq 1 \\ 0 & , t > 1 \end{cases} \quad (2.11)$$

$$\mu_{ST} = \begin{cases} -0.2t + 1 & , t \leq 5L \\ 0 & , t > 5L \end{cases} \quad (2.12)$$

## 2.4 역전파 알고리즘 (Back Propagation)

신경회로망은 다수의 원소가 동시에 동작하는 병렬 처리 기계의 일종으로, 인간 뇌의 정보처럼 하드웨어 및 소프트웨어적인 병렬 분산 처리를 하는 시스템으로서 그중 역전파 알고리즘(Backpropagation)은 입력값을 넣어 나온 실출력값과 기대하는 목표치를 비교하여 그 차를 줄여나가도록 연결강도를 조정하여 이를 Feedback시켜 그 오차값을 줄여 원하는 값을 구할 수 있다.

2.3절에서의 방법으로 최적의 PID값들을 역전파

알고리즘에 학습시키면 그 학습범위 내에서의 값들은 퍼지평가함수를 사용하지 않고 역전파 알고리즘 만으로도 쉽게 구해질 수 있다.

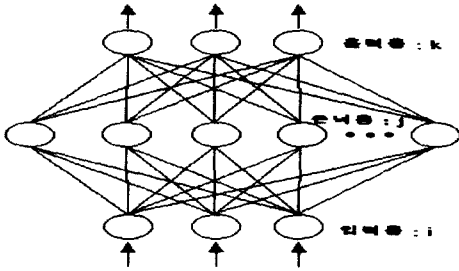


그림 6. 역전파알고리즘 구조  
Fig. 6. Model of Backpropagation

그림 6은 역전파 알고리즘의 구조도이며, 여기서 p번째의 입력/목표출력 패턴이 제시되는 경우에 노드 i에서 노드 j로의 연결강도의 변화는 다음과 같다.

$$\Delta_p W_{ji} = \eta(t_{pj} - o_{pj})i_{pi} = \eta \delta_{pj} i_{pi} \quad (2.13)$$

여기서  $t_{pj}$ 는 p번째 은닉층(출력층)의 목표치,  $o_{pj}$ 는 p번째 은닉층(출력층)의 실제출력,  $i_{pi}$ 는 p번째 입력층의 입력값,  $\eta$ 는 학습률이다.

여기서  $\Delta$ 규칙을 적용시켜 오차제곱의 총합을 최소로 하도록 연결강도를 조절하면 연결강도의 변화는 오차제곱을 높이로 하는 곡면에 최급하강을 한다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \Rightarrow \textcircled{1}, \quad E = \sum_p E_p \Rightarrow \textcircled{2} \quad (2.14)$$

식 (2.14)의 ①②는 오차제곱과 오차제곱의 총합을 나타낸다. 이 오차제곱의 총합을 최소로 하도록 연결강도를 조정하기 위해 각각의 연결강도  $\Delta p W_{ji}$ 로 미분한 것이  $\Delta$ 규칙에서의 연결강도 변화량에 비례하는 것을 알 수 있다. 따라서 오차에 대한 미분방정식은

$$\frac{dE_p}{dW_{ji}} = \frac{dE_p}{dO_{pj}} \times \frac{dO_{pj}}{dW_{ji}} \quad (2.15)$$

가 된다.

식 (2.14)의 ①식을 식 (2.15)의 우변의 첫 번째 항에 대입시키면

$$\begin{aligned} \frac{dE_p}{dO_{pj}} &= \frac{1}{2} (-2t_{pj} + 2o_{pj}) \\ &= -(t_{pj} - o_{pj}) = -\delta_{pj} \end{aligned} \quad (2.16)$$

가 되고,

식(2.15)의 우변의 두번째항에서  $O_{pj}$ (실출력) =  $\sum_i W_{ji}$ (연결강도)  $i_{pi}$ (입력) 이므로

$$\begin{aligned} \frac{dO_{pj}}{dW_{ji}} &= \frac{d(W_{ji} i_{pi})}{dW_{ji}} \\ &= i_{pi} \end{aligned} \quad (2.17)$$

가 되며,

따라서 식(2.16)과 식(2.17)에 의해 식(2.15)는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{-dE_p}{dW_{ji}} = \delta_{pj} i_{pi} \quad (2.18)$$

이식은 앞에서 구한 연결강도 변화식인 식(2.13)식과 동일함을 알 수 있다. 따라서 오차의 제곱을 각각의 연결강도로 미분한 것은  $\Delta$ 규칙에서의 연결강도 변화량에 비례함을 알 수 있으며 이를 통해 역전파 알고리즘의 학습부분을 수식화하여 프로그래밍을 할 수 있게 된다.

### 3. 제어 알고리즘

이 장에서는 퍼지 제어기와 Neural Network의 최적 자동 동조 알고리즘을 서술한다.

2.3절과 2.4절에서 정의된 PID제어기의 자동 동조 과정을 살펴보면 다음과 같이 요약될 수 있다.

우선, 제어대상을 결정하기 위한 정수(K, L, T)를 입력받아 제어대상을 결정하고, 이렇게 입력받은 정수를 이용하여 Ziegler-Nichols의 한계감도법에 의한 PID제어기의 초기값을 설정하고, 이 값들을 적절한 범위 내에서 변화시켜 제어대상에 입력한 후, 제어대상의 계단응답을 분석하여 퍼지 평가함수를 식(2.8)

에 의해서 계산한다. 이러한 과정을 계속 되풀이하여 평가함수의 값이 가장 크다고 판단 되었을 때의 PID 값을 저장한다. 이 저장된 PID값들을 반복시켜 충분히 학습시킨 후 새로운 초기값(K, L, T)을 Neural Network에 입력하면 순수한 신경망 프로그램으로 최적화된 P, I, D값과 파형이 그려질 것이다. 이 과정을 순서도로 좀더 자세하게 나타낸 것이 그림 7이다.

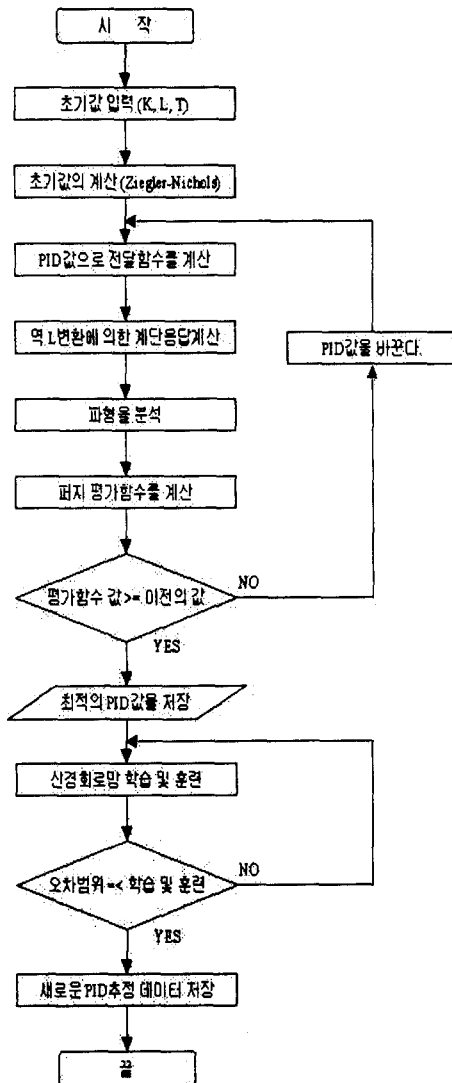


그림 7. Fuzzy + Neural Network 제어계의 순서도  
Fig. 7. Flow chart of control system

#### 4. 시뮬레이션 및 고찰

본 연구에서는 위와 같이 구성된 제어기를 시뮬레이션 하기 위해서 수치계산 프로그래머인 MATLAB[18]을 이용하여 자동 동조 프로그램을 제작 사용하였다

시뮬레이션에서 사용된 제어 대상은 다음의 2가지 모델을 선정하였다. 모델 1은 L=0.5, T=80, K=1인 시스템, 모델 2는 L=0.1, T=100, K=1인 시스템으로서 부동작 시간과 시정수를 동시에 변화시킴으로써 각 정수가 미치는 영향을 쉽게 파악할 수가 있을 것이다. 그리고 이들 각각의 모델에 대해 하중백터 [WOV, WDP, WRT, WST]를 [1,1,1,1]로 두고서(무조정 상태) 시뮬레이션 한 것을 나타내었다.

본 연구에서는 Routh-Hurwitz의 안정 한계값을 이용한 검색 범위를 안정 한계값의 ±20% 범위 내에서 5%씩, 각각 10단계로 파라미터를 변화시킨 Fuzzy 제어방식을 사용하였고, 이 값을 K=0.5~2.0, L=0.01~1, T=50~100 범위 내에서 학습시킨 Neural Network를 채택하였다.

제어대상을 모델 1로 정의하고 모든 하중을 1(하중백터 I)로 하였을 때의 Ziegler-Nichols방법, Fuzzy제어, Neural Network의 계단응답을 시뮬레이션 한 결과는 그림 8~10에 나타내었다.

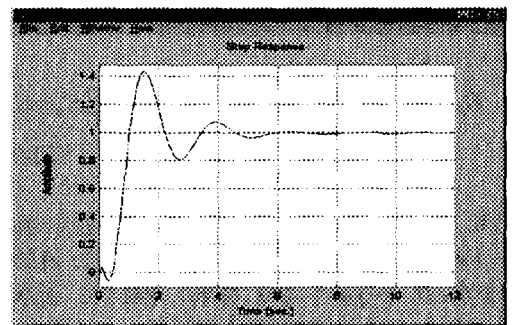


그림 8. Ziegler-Nichols방법에 의한 계단응답  
Fig. 8. Step-response by Ziegler-Nichols Method (model 1)

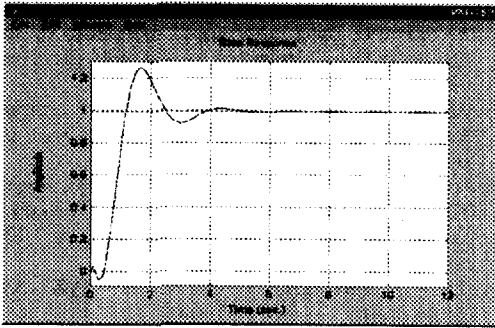


그림 9. Fuzzy제어에 의한 계단응답  
Fig. 9. Step-response by Fuzzy Inference (model 1)

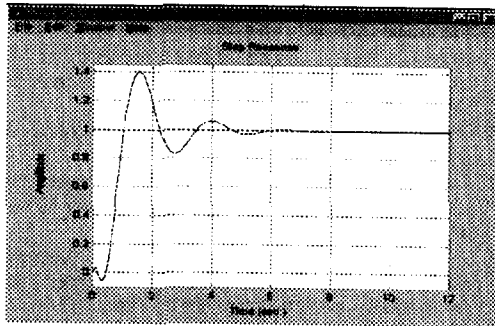


그림 10. Neural Network에 의한 학습 추론된 계단 응답  
Fig. 10. Step-response by Neural-Network (model 1)

모델 1에 대한 시뮬레이션 결과를 살펴보면 Ziegler-Nichols방법에 의한 계단응답 보다 Fuzzy, Neural-Network에 의한 계단응답이 안정됨을 볼 수 있다. 그리고 Neural-Network에 의한 학습 추론된 계단응답이 Fuzzy제어에 의한 계단응답보다 안정성이 떨어짐을 알 수 있다. 이것은 Fuzzy제어의 최적화된 출력값 500개를 Neural-Network에 학습시킨 것으로 Neural-Network의 학습률을 높임으로써 향상된다.

이에 따라 다음은 Neural-Network의 학습률을 더욱 향상시켜 Fuzzy제어의 최적화된 출력값 103개를 적용한 제어방식으로, 제어대상을 모델 2로 정의하고 모든 하중을 1(하중벡터 I)로 하였을 때의 Ziegler-Nichols방법, Fuzzy제어, Neural Network의

계단응답을 시뮬레이션 한 결과는 그림 11~13에 나타내었다.

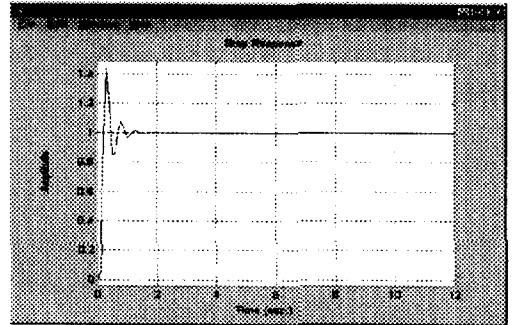


그림 11. Ziegler-Nichols방법에 의한 계단응답  
Fig. 11. Step-response by Ziegler-Nichols Method (model 2)

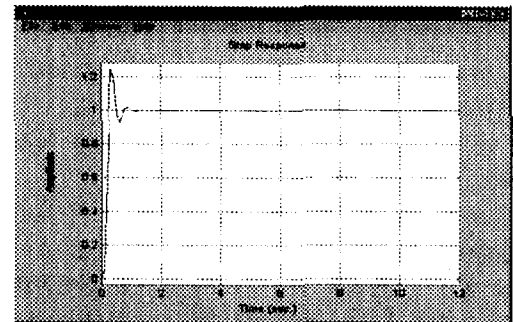


그림 12. Fuzzy제어에 의한 계단응답  
Fig. 12. Step-response by Fuzzy Inference (model 2)

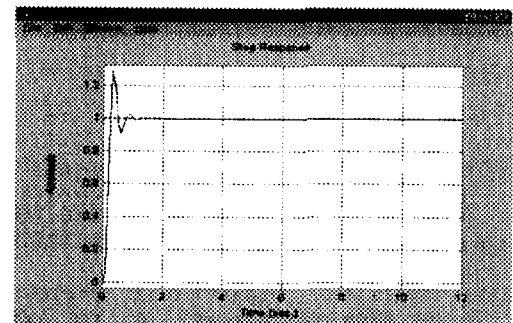


그림 13. Neural Network에 의한 학습 추론된 계단 응답  
Fig. 13. Step-response by Neural-Network (model 2)

모델 2의 결과를 보면, 앞서와 마찬가지로 Fuzzy, Neural-Network에 의한 계단응답특성이 향상됨을 볼 수 있다. 그리고 Fuzzy제어에 의한 계단응답과 Neural-Network에 의한 학습 추론된 계단응답을 비교해 볼 때, 학습률을 높임으로써 Fuzzy제어에 의한 계단응답과 거의 같다는 것을 알 수 있다.

### 5. 결 론

본 연구에서는 퍼지 평가함수와 Neural -Network를 사용한 자동동조 PID 제어기를 제안하고 시뮬레이션을 통하여 그 타당성을 입증하였다.

기존의 Ziegler-Nichols의 방법과 비교하여 이 방법의 특징은 다음과 같다.

- 1) Fuzzy 제어는 제어대상의 부동작 시간 변화 및 시정수의 변화에도 적응성이 좋다.
- 2) 퍼지 평가함수의 하중변화에 의해 응답특성의 조절이 가능하다.
- 3) Neural Network의 응답은 퍼지추론에 의한 제어규칙이 불필요하므로 자동동조시간이 짧다.
- 4) 제어규칙을 찾기 힘든 비선형성이 강한 시스템에도 적용이 가능하다.

그러나 제어 대상의 부동작 시간(L) 및 시정수(T) 변화에 따른 최적 퍼지평가함수의 발견과 2차계이상에 대한 이 방법의 적용 가능성과 또한 신경회로망의 역전파 훈련은 전역 최소값을 얻기보다 지역 최소값에 종종 빠지게 되는데, 이 때는 더 많은 뉴런과 층을 갖는 네트워크를 설계해야만 좋은 결과를 얻을 수 있으나, 이것에 대한 학습이 완료되는 시기를 찾는 것이 앞으로의 연구 과제로 남는다.

### 참 고 문 헌

- [1] GAWTHROP,P.J , "Automatic Tuning of Commercial PID Controllers computer control of real-Time processes.", IEEE control system magazine January pp. 37-57, 1990.
- [2] 林東均 外, "PID 制御機の最適同調", 電氣工學會論文誌, 第30卷 B. 第11號, pp. 1075-1084, 1993
- [3] K.J Astrom et al. , "Automatic tuning and adaptation for PID Controllers - A survey", Control Eng, Practice Vol.1 No.4, pp. 699-714, 1993.
- [4] K.J. Astrom et al. , "Automatic tuning and adaptation for PID Controllers - A Survey", Adaptive systems in control and signal processing 1992, pp. 371-376, 1992.

- [5] Hyeong-Pyo Hong et al. , "A Design of Auto-Tuning PID Controller using Fuzzy Logic", proceeding of The 1992 International Conference on Industrial electronics control, Vol.2, pp. 971-976.
- [6] M.Zhuang, DP Atherton, "Automatic tuning of optimum PID Controllers", IEEE Proceedings-D, Vol.140 No.3, pp. 216-224, 1993.
- [7] ING-RONG HORONG and JYH-HORONG CHOU, "Digital PID controller design via general discrete orthogonal polynomials" , INT.J.Control Vol.47 No.1, pp. 187-192, 1988.
- [8] 黃聚善 外 共譯, "動的 시스템의 피드백 制御", 大光文化社, 1990.
- [9] J.G Ziegler, N.B Nichols, "optimum settings for automatic controllers", Trans ASME Vol.65, pp. 433-444, 1942.
- [10] Hill,AG : Venable,S.W. , "The Effect of model Error on optimum PID controller tuning", ISA/89, pp. 51-64, 1989.
- [11] P.Persson and I.J.Astrom , "Dominant pole Design-A unified view of PID controller tuning", IFAC Adaptive systems in control and signal processing Grenoble, France, pp. 377-382, 1992.
- [12] Zhen-yu Zhao , "Fuzzy Gain scheduling of PID controllers", IEEE Transactions on system man and Cybernetics, Vol.23 No.5, pp. 1392-1398, 1993.
- [13] Dae-Ju Kim, "Neural Networks Theory and Applications" pp.91-144 1992.
- [14] Tor Steinal Schei , "A method for closed loop automatic tuning of PID controllers", IFAC, Vol.13 No.3, pp. 155-162, 1992.
- [15] L.S.Cheung, Allied Fibers & Plastics, "A New Automated optimal tuning strategy for a PID controller", ISA Transactions, Vol.27 No.1, pp. 69-75, 1988.
- [16] "System & Control encyclopedia", pergamon press Vol.4, pp. 2320-2325
- [17] Fernando L. at al. , "An Intelligent PID Controller Based on expert system Techniques", SCI. (POLAND) Vol.17 No.4, pp. 73-80, 1991.
- [18] Woo-Hyoun Hwang, "Matlab Applications" pp.81-103, 126-132, 1995.

### ◇ 저자소개 ◇

#### 이수훈 (李壽欽)

1946년 5월 1일생. 1969년 영남대 공대 전기공학과 졸업. 1975년 영남대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1987년 경북대학원 전자공학과 졸업(박사). 1988년~1989년 일본 동경대 공학부 계수공학과 연구교수. 현재 경남대 공과대 전기전자공학부 교수.

#### 박현태 (朴賢泰)

1947년 1월 21일생. 1969년 영남대 공대 전기공학과 졸업. 1994년 경남대 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1997년 경남대학원 전기공학과 박사과정 수료 현재 영진전문대학 전기계열 부교수.

#### 이내일 (李來一)

1973년 9월 21일생. 1999년 경남대 공대 전기공학과 졸업. 현재 경남대학교 전기공학과 석사과정.