

설비시스템을 위한 자기동조기법에 의한 학습 FUZZY제어기 설계

(Design of Learning Fuzzy Controller by the Self-Tuning
Algorithm for Equipment Systems)

李 勝*
(Seung Lee)

요 약

본 논문은 퍼지추론 규칙의 자기동조 알고리즘을 이용하여 미지 비선형 플랜트의 제어를 위한 학습 퍼지 제어기의 설계방법을 다루었다. 이 방법은 퍼지 추론 시스템에 의한 비선형부의 동정모델과 선형부의 선형 동정 모델을 결합하여 퍼지 동정 모델을 구하였다. 이 퍼지동정 모델을 비선형 플랜트에 추종하도록 Decent 기법에 의해 자기동조 시킨다. 마지막으로 기준 모델 적용 시스템을 학습구조로 하는 퍼지 동정 모델의 학습 퍼지 제어기를 설계하였다. 제안된 설계기법의 유용성을 입증하기 위해 2차 비선형 플랜트에 대한 시뮬레이션을 실행하였다.

Abstract

This paper deals with a design method of learning fuzzy controller for control of an unknown nonlinear plant using the self-tuning algorithm of fuzzy inference rules. In this method the fuzzy identification model obtained that the joined identification model of nonlinear part and linear identification model of linear part by fuzzy inference systems. This fuzzy identification model ordered self-tuning by Decent method so as to be servile to nonlinear plant. At the end, designed learning fuzzy controller of fuzzy identification model have learning structure to model reference adaptive system. The simulation results show that the suggested identification and learning control schemes are practically feasible and effective.

1. 서론

퍼지 집합 이론은 입·출력 관계의 정량적인 분석이 어려운 여러가지 공정의 제어 시스템에서 전달 함수(Transfer Function)나 상태 방정식(State Equation)에 기초한 기존의 제어기 설계

*正會員 : 대림전문대학 전자기계과 전임강사
接受日字 : 1995年 5月 17日

기법의 부적합한 점을 보완 대체하여 성공적으로 도입되고 있다. 1-2)

퍼지 제어 이론은 수학적으로 다루기 힘든 모호한 사실들을 퍼지 집합들로 표현하여 조작자의 경험과 지식을 기술할 수 있는 다수의 조건문 형태의 제어 규칙들로 제어기를 구성한후, 퍼지 논리에 의해 추론하여 제어기의 출력을 결정하는 것이다. 3-5) 그러나 복잡하고 동특성의 변화가 심한 제어 시스템의 경우에는 제어 규칙들을 기술하는데 필요한 특징 추출의 어려움이 있고, 또한 적절한 제어를 위해 필요한 제어 규칙의 수가 매우 커지게 되는 경우에는 이를 조작자의 경험과 지식으로 부터 완벽히 기술하는데는 한계가 있다. 6)

한편 자기 동조(Self-Tuning)에 의한 퍼지 추론 규칙 학습 기법은 주어진 입·출력 데이터 사이의 관계(Relation)를 설명할 수 있는 퍼지 추론 규칙들을 학습 시키며 이 과정에서 Descent 기법을 이용하여 전건부(Antecedent Part)소속함수(Membership Function)와 후건부(Consequent Part)를 조정하게 된다. 7)

본 논문에서 제안하는 설계기법은 퍼지 추론 시스템에 의한 비선형부의 동정모델과 선형부의 선형 동정 모델을 결합하여 퍼지 동정 모델을 구하였다. 이 퍼지동정 모델을 비선형 플랜트에 추종하도록 Decent 기법에 의해 자기동조 시킨다. 마지막으로 기준 모델 적용 시스템을 학습구조로 하는 퍼지 동정 모델의 학습 퍼지 제어기를 설계하였다. 제안된 설계기법의 유용성을 입증하기 위해 2차 비선형 플랜트에 대한 시뮬레이션을 실행하였다.

2. 퍼지 모델과 학습 퍼지 제어기

본 논문에서 고려하는 플랜트 P는 비선형성(Nonlinearity)과 제한-입력 제한-출력 안정(Bounded-Input Bounded-Output Stable : BIBO Stable)인 성질을 갖고 모든 상태(State)가 관측 가능하다고 가정하며 제어 입력이 선형으로 표현되는 다음과 같은 이산계 모델로 나타낼 수 있다.

$$y_p[k+1] = f(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) + \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i \cdot u[k-1] \quad (n \geq m) \quad (2.1)$$

여기서 $f(\cdot)$ 은 비선형 함수이고 β_i 는 상수이다.

식 (2.1)의 플랜트에서 $f(\cdot)$ 와 β 를 모르는 경우 동정 문제가 발생하게 된다. 몇개의 계수를 포함한 선형 동정 모델을 이용한 선형 플랜트의 동정 문제에 대해서는 만족할 만한 결과를 제시하고 있지만 비선형 플랜트에 대해서는 그렇지 못하고 있다.

따라서 비선형 플랜트를 정확히 모델링하기 보다는 비선형 플랜트의 입·출력을 그대로 구현시킬 수 있는 동정 모델을 구성하는 것이 좀더 쉬운 작업이며 또한 선형 동정 모델을 이용하기 보다는 자체 비선형성을 갖고 비선형 함수를 근사 추정할 수 있는 퍼지 추론 시스템을 동정 모델로 이용하는 것이 유용할 것이다.

2.1 퍼지 모델(Fuzzy Model)

본 논문에서는 동정 모델을 선형부분에 대해서는 선형 동정 모델을 사용하며 미지 비선형 함수 $f(\cdot)$ 에 대해서는 퍼지추론규칙들의 집합인 퍼지 추론 시스템 F로 비선형 동정 모델을 구성한다. 이러한 동정 모델을 퍼지 모델이라 하겠다. 즉, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_i[k+1] = F + \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i \cdot u[k-1] \quad (n \geq m)$$

여기서 $y_i[k+1]$ 은 퍼지 모델의 추정 출력이며 β_i 는 선형 입력부 계수의 추정치이다.

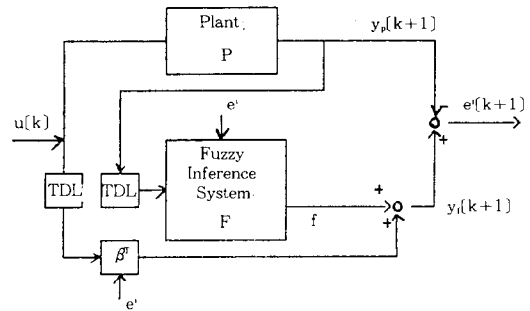


그림 2.1 직렬-병렬 동정 모델
Fig. 2.1 series-parallel identification model

동정 모델의 구조로는 병렬 모델(parallel identification model)과 그림 2.1과 같은 직렬 병렬 모델(series-parallel identification model)이 있다. 이중 병렬 모델은 모델의 과거 출력들을 모델의 입력으로 케환시키기 때문에 안정도가 보장되지 않는다는 단점이 있다.

그러나 플랜트의 과거 출력들을 모델의 입력으로 케환시키는 직렬-병렬 모델은 플랜트가 BIBO 안정이라는 가정으로 부터 모델 내의 모든 신호들의 크기가 제한된다는 장점이 있다.

따라서 본 논문에서는 퍼지 모델의 구조로 직렬-병렬 모델을 사용한다.

이때 퍼지 추론 시스템 F에 사용되는 퍼지 추론 규칙의 형식은 다음과 같다.

규칙 i : If $(y_p[k]$ is A_{i1} and $y_p[k-1]$ is A_{i2} and...

and $y_p[k-n+1]$ is A_{in} Then f is w_i

($i=1, 2, \dots, r$)

여기서 i 는 규칙의 번호이고 $y_p[k-j+1]$ ($j=1, \dots, n$)은 플랜트의 k 번째의 각 시점에서의 출력을 나타내며 퍼지추론 시스템의 입력변수가 된다. 또한 A_{ij} 는 입력변수에 대한 전건부 소속함수를, w_i 는 후건부를 나타내며 f 는 퍼지 추론 시스템의 출력 변수가 된다. 미지 플랜트의 비선형 함수 $f(\cdot)$ 부분은 퍼지 추론 시스템에 의해 모델링 하여 플랜트의 과거 출력들을 입력으로 인가하며 플랜트 입력에 대해 선형인 부분인 선형 모델에 의해 모델링 한다. 즉 같은 입력 $u[k]$ 을 인가했을 때 플랜트 출력 $y_p[k+1]$ 과 퍼지 모델의 출력 $y_f[k+1]$ 이 같아지도록 퍼지 모델을 학습시킨다. 직렬-병렬 구조의 퍼지 모델을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$y_f(k+1) = F(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) + \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i \cdot u[k-1] \quad (n \geq m) \quad (2.2)$$

전건부 소속함수(A_{ij})는 계산상의 잇점을 고려하여 이등변 삼각형(Isosceles Triangle)으로 선택했으며 소속함수의 형태를 결정하는 요소는 중심값 a_{ij} 와 폭 b_{ij} 가 된다.

여기서 퍼지 추론 시스템 F의 출력 f 는 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$A_{ij}(y_p[k-j+1]) = 1 - \frac{2 \cdot |y_p[k-j+1] - a_{ij}|}{b_{ij}} \quad (2.3)$$

$$\eta_i = A_{i1}(y_p[k]) \cdot A_{i2}(y_p[k-1]) \cdot \dots \cdot A_{in}(y_p[k-n+1]) \quad (2.4)$$

$$f = \frac{\sum_{i=1}^r \eta_i \cdot w_i}{\sum_{i=1}^r \eta_i} \quad (2.5)$$

여기서 η_i 는 퍼지 추론 시스템 입력들에 대한 각 규칙의 적합도를 나타낸다.

동정 오차를 다음과 같이 정의하고

$$e'_{k+1} = y_f[k+1] - y_p[k+1]$$

이에 대한 목적함수를 다음과 같이 정의하자.

$$E'_{k+1} = \frac{1}{2} e'_{k+1}{}^2 \quad (2.7)$$

식 (2.2)부터 식 (2.6)을 이용하면 식 (2.7)의 목적함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} E'_{k+1} &= \frac{1}{2} e'_{k+1}{}^2 \\ &= \frac{1}{2} (y_f[k+1] - y_p[k+1])^2 \\ &= \frac{1}{2} \{F(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) + \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i \cdot u[k-1] - y_p[k+1]\}^2 \\ &= \frac{1}{2} \cdot \frac{\sum_{i=1}^r \prod_{j=1}^n A_{ij}(y_p[k-j+1]) \cdot w_i}{\sum_{i=1}^r \prod_{j=1}^n A_{ij}(y_p[k-j+1])} + \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i \\ &\cdot u[k-1] - y_p[k+1] \}^2 \quad (2.8) \end{aligned}$$

식 (2.8)의 목적함수 E'_{k+1} 은 조정계수로서 퍼지 추론 시스템의 전건부 소속함수의 형태를 결정하는 a_{ij} , b_{ij} 와 후건부 계수 w_i , 그리고 플랜트의 선형 입력부의 미지 계수 β 를 포함하게 된다. 그러므로 Descent 기법에 의한 학습 규칙은 다음과 같이 표현된다.

$$a_{ij}[k+1] = a_{ij}[k] - K_a \cdot \frac{\partial E'_{k+1}}{\partial a_{ij}} \quad (2.9)$$

$$b_{ij}[k+1] = b_{ij}[k] - K_b \cdot \frac{\partial E'_{k+1}}{\partial b_{ij}} \quad (2.10)$$

$$w_i[k+1] = w_i[k] - K_w \cdot \frac{\partial E_{k+1}^i}{\partial w_i} \quad (2.11)$$

$$\beta[k+1] = \beta[k] - K \cdot \frac{\partial E_{k+1}}{\partial \beta} \quad (2.12)$$

위의 학습 규칙들을 이용한 퍼지 모델의 학습 단계는 퍼지 추론 시스템의 계수들을 조정하기 전에 선형 모델의 계수들을 먼저 조정한다.

2.2 학습 퍼지 제어

기준모델 적응제어 기법은 기준입력에 대하여 플랜트의 출력이 기준 모델의 출력을 추종하여 원하는 출력 특성을 얻도록 하는 것이다.

즉, $\lim_{k \rightarrow \infty} |y_p[k] - y_m[k]| \leq \epsilon$ ($\epsilon \geq 0$)인 유한

제어 입력 $u[k]$ 를 결정하는 것이다.

여기서 $y_p[k]$ 는 플랜트의 출력이고 $y_m[k]$ 는 기준 모델의 출력이다.

기준 모델 적응 제어 시스템의 전체 제어 방법에는 출력 오차(Output Error) e^c 에 기초하여 제어기의 매개 변수를 직접 조정하는 직접법과 동정 오차 e^i 에 기초하여 동정 모델을 구성한 후 이를 기반으로 제어기의 매개 변수를 조정하는 간접법이 있다.

2.2.1 간접법을 이용한 학습 제어

본 절에서는 학습된 퍼지 모델을 제어기의 초기 상태로 하여 간접 제어 기법을 이용한 퍼지 제어에 대해서 설명하겠다. 제어할 시스템의 기준 모델을 다음과 같이 설정하자.

$$y_m[k+1] = \alpha_0 \cdot y_m[k] + \alpha_1 \cdot y_m[k-1] + \dots + \alpha_{n-1} \cdot y_m[k-n+1] + r[k] = \sum_{j=1}^n \alpha_{j-1} \cdot y_m[k-j+1] + r[k] \quad (2.13)$$

여기서 $r[k]$ 는 유계(Bounded)인 기준 입력(Reference Input)이며 기준 모델의 특성 방정식(Characteristic Equation)

$$z^n - \alpha_0 z^{n-1} - \dots - \alpha_{n-1} = 0$$

의 모든 근이 z -평면상의 단위원(Unit Circle)내부에 존재한다고 가정한다.

즉, 임의의 기초조건에서 $\lim_{k \rightarrow \infty} y_m[k] = 0$ 이다.

만약 식 (2.1)의 플랜트에서 비선형 함수 $f(\cdot)$

와 선형 입력부의 계수인 β 들을 알고 있다고 가정하면 플랜트의 출력 $y_p[k+1]$ 이 기준 모델의 출력 $y_m[k+1]$ 을 추종하도록 하는 제어 입력 $u[k]$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$u[k] = \frac{1}{\beta_0} \left\{ - \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i^c \cdot u[k-1] - f(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) + \sum_{j=1}^n \alpha_{j-1} \cdot y_p[k-j+1] + r[k] \right\} \quad (2.14)$$

그러나 실제로는 비선형 함수 $f(\cdot)$ 와 β_i 값들은 모르므로 이들의 추정치를 이용한다. 즉, 2.1 절에서 설명한 플랜트의 퍼지 모델의 학습 과정에서 얻은 퍼지 추론 시스템 F 와 β_i 들로 대체하게 된다. 그러므로 추정 제어 입력 $u[k]$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$u[k] = \frac{1}{\beta_0} \cdot \left\{ - \sum_{i=0}^{m-1} \beta_i^c \cdot u[k-1] - f(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) + \sum_{j=1}^n \alpha_{j-1} \cdot y_p[k-j+1] + r[k] \right\} \quad (2.15)$$

간접법을 이용한 학습퍼지제어는 일단 미지 플랜트의 특성을 학습한 퍼지모델을 제어기의 초기 상태로 하여 플랜트 동정을 수행하면서 이 때 얻어진 $f(\cdot)$ 의 추정치 $F(\cdot)$ 와 β_i 의 추정치 β_i^c 를 식 (2.15)의 추정제어입력에 대입하여 제어를 동시에 수행하게 된다.

2.2.2 직접법을 이용한 학습 제어

직접법은 플랜트의 출력 $y_p[k+1]$ 과 기준모델의 출력 $y_m[k+1]$ 사이의 출력오차에 초기하여 제어기를 직접조정하는 방식으로서 2.2.1절에서 설명한 간접법에 비해 제어구조가 간단하다. 2.2.1절에서 식 (2.1)에서 $u[k]$ 는 식 (2.15)와 같으며 출력 오차를 다음과 같이 정의하고

$$e_{k+1}^c = y_p[k+1] - y_m[k+1] \quad (2.16)$$

이에 대한 목적함수를 다음과 같이 정의하자.

$$E_{k+1}^c = \frac{1}{2} e_{k+1}^c{}^2 \quad (2.17)$$

식 (2.15)와 식 (2.16)을 이용하면 식 (2.17)의 목적함수는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_{k+1}^c = \frac{1}{2} e_{k+1}^c{}^2 = \frac{1}{2} (y_p[k+1] - y_m[k+1])^2$$

$$= \frac{1}{2} \cdot \{f(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) \quad (2.24)$$

$$+ \sum_{\ell=1}^{m-1} \beta_{\ell} \cdot u[k-1] + \frac{\beta_0}{\beta_0} \cdot \{- \sum_{\ell=1}^{m-1} \beta_{\ell} \cdot u$$

$$[k-1] - F(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1])\}$$

$$+ \sum_{j=1}^n \alpha_{r-1} \cdot y_p[k-j+1] + r[k] - y_m[k+1]\}^2 \quad (2.18)$$

식 (2.18)에 있는 퍼지 추론 시스템 F를 식 (2.3), (2.4) 그리고 (2.5)를 이용하여 대치하면 목적함수는 다음과 같이 표현된다.

$$E_{k+1}^c = \frac{1}{2} \cdot \{f(y_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1])$$

$$+ \sum_{\ell=1}^{m-1} \beta_{\ell} \cdot u[k-1] + \frac{\beta_0}{\beta_0} \cdot \{- \sum_{\ell=1}^{m-1} \beta_{\ell} \cdot u[k-1]$$

$$- \frac{\sum_{i=1}^l \prod_{j=1}^l A_{ij}(y_p[k-j+1]) \cdot w_i}{\sum_{i=1}^n \prod_{j=1}^n A_{ij}(y_p[k-j+1])} + \sum_{j=1}^n \alpha_{r-1} \cdot y_p$$

$$[k-j+1] + r[k]\} - y_m[k+1]\}^2 \quad (2.19)$$

Descent 기법에 의한 학습 규칙은 다음과 같이 표현된다.

$$a_{ij}[k+1] = a_{ij}[k] - K_a \cdot \frac{\partial E_{k+1}^c}{\partial a_{ij}} \quad (2.20)$$

$$b_{ij}[k+1] = b_{ij}[k] - K_b \cdot \frac{\partial E_{k+1}^c}{\partial b_{ij}} \quad (2.21)$$

$$w_i[k+1] = w_i[k] - K_w \cdot \frac{\partial E_{k+1}^c}{\partial w_i} \quad (2.22)$$

$$\beta_{\ell}[k+1] = \beta_{\ell}[k] - K \cdot \frac{\partial E_{k+1}^c}{\partial \beta_{\ell}} \quad (2.23)$$

식 (2.20)부터 식 (2.23)까지의 각 학습 규칙에 있는 Gradient는 목적함수 E_{k+1}^c 를 각 조정계수에 대해 편미분 함으로써 얻을 수 있다. 따라서 학습규칙은 결과적으로 다음과 같이 표현된다.

$$a_{ij}[k+1] = a_{ij}[k] + K_a \cdot \frac{\beta_0}{\beta_0} \cdot \frac{\eta_i}{\sum_{i=1}^l \eta_i} e^{c_{k+1}} \cdot$$

$$(w_i - f) \cdot \text{sgn}(y_p[k-j+1] - a_{ij}) \cdot$$

$$b_{ij}[k+1] = b_{ij}[k] + K_b \cdot \frac{\beta_0}{\beta_0} \cdot \frac{\eta_i}{\sum_{i=1}^l \eta_i} e^{c_{k+1}} \cdot$$

$$(w_i - f) \cdot \frac{1 - A_{ij}(y_p[k-j+1])}{A_{ij}(y_p[k-j+1])} \cdot \frac{1}{D_{ij}} \quad (2.25)$$

$$w_i[k+1] = w_i[k] + K_w \cdot \frac{\beta_0}{\beta_0} \cdot \frac{\eta_i}{\sum_{i=1}^l \eta_i} e^{c_{k+1}}$$

$$(2.26)$$

$$\beta_{\ell}[k+1] = \beta_{\ell}[k] + K \cdot \frac{\beta_0}{\beta_0} e^{c_{k+1}} \cdot u[k-1]$$

$$(\ell = 1, \dots, m-1) \quad (2.27)$$

$$\beta_0'[k+1] = \beta_0'[k] + K \cdot \frac{\beta_0}{\beta_0^2} e^{c_{k+1}} \cdot \{-F(y$$

$$_p[k], y_p[k-1], \dots, y_p[k-n+1]) - \sum_{\ell=1}^{m-1} \beta_{\ell} \cdot u[k$$

$$- 1] + \sum_{j=1}^n \alpha_{r-1} \cdot y_p[k-j+1] + r[k]\} \quad (2.28)$$

위의 학습 규칙들의 우변에는 플랜트의 미지 계수인 β_0 가 포함된다. 그러므로 각 학습 규칙의 학습율(Learning Rate)과 β_0 을 곱하여 새로운 학습율로 대치한다. 즉,

$$K_a' = K_a \cdot \beta_0 \quad K_b' = K_b \cdot \beta_0 \quad K_w' = K_w \cdot \beta_0 \quad K' = K \cdot \beta_0$$

로 대치한다.

3. 시뮬레이션

3.1 적용예

시뮬레이션 대상은 다음과 같은 차분 방정식 (Difference Equation)으로 표현 되는 2차 비선형 플랜트를 선정하였다.

$$y_p[k+1] = f\{y_p[k], y_p[k-1] + u[k]\} =$$

$$\frac{y_p[k] \cdot y_p[k-1] \cdot (y_p[k] + 2.5)}{1 + y_p^2[k] + y_p^2[k-1]} + u[k] \quad (3.1)$$

여기서 비선형 함수 $f(\cdot)$ 만 모른다고 가정하였다. 기준 모델은 다음과 같이 2차 차분 방정식으로 선택하였다.

$$y_m[k+1] = 0.6 \cdot y_m[k] \cdot 0.2 \cdot y_m[k-1] + r[k]$$

(3.2)

여기서 기준 입력 $r[k]=0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/25)+0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/10)$ 이다.

(1) 퍼지 모델

그림 3.1은 $r[k]=u[k]=0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/25)+0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/10)$ 에 대한 플랜트와 기준모델의 출력을 나타낸다. 이 그림으로 부터 플랜트 출력은 $-1 < y_p[k] < 3$ 의 범위에 있고 기준모델의 출력은 $-2 < y_m[k] < 2$ 의 범위에 있음을 알 수 있다. 그러므로 퍼지 모델의 전건부 소속함수의 초기화는 -2 부터 3 범위에서 각 입력 변수에 대해 10개로 퍼지 분할하여 서로의 조합으로 모두 100개의 퍼지 추론 규칙을 형성하였다. 또한 후건부 계수는 모두 0으로 초기화 시킨다.

플랜트 동정은 $u[k]=0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/25)+0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/10)$ 에 대해 한 주기 동안의 동정 오차의 자승합(square sum)이 0.01보다 작

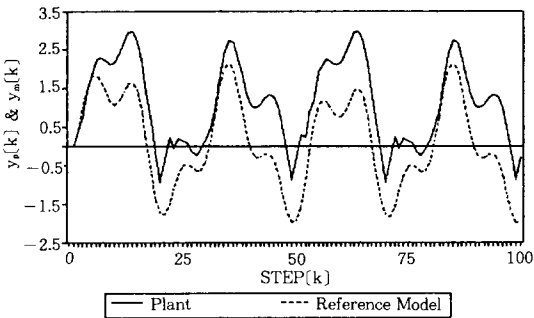


그림 3.1 $r=u=0.5\sin(2\pi k/25)+0.5\sin(2\pi k/10)$ 일때의 플랜트 출력과 기준모델의 출력

Fig. 3.1 The outputs of plant and reference model for $r=u=0.5\sin(2\pi k/25)+0.5\sin(2\pi k/10)$

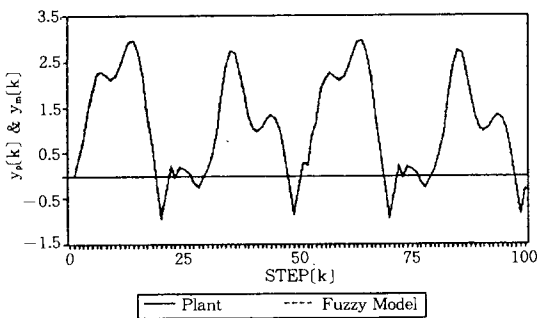


그림 3.2 학습 후 플랜트 출력과 퍼지 모델의 출력

Fig. 3.2 The outputs of plant and fuzzy model after learning

아질 때까지 수행하였으며 이때까지의 학습 반복 회수는 949이며 동정 오차는 최대 0.009232이었다. 그 결과를 그림 3.2에 나타내었다.

(2) 학습 제어

제어의 목적은 $\lim_{k \rightarrow \infty} e_c[k]=0$ 유한 크기의 제어 입력(Control Signal) $u[k]$ 를 구하는 것이다. 만약 $f(\cdot)$ 을 안다면 k 번째 단계에서의 제어 입력 $u[k]$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$u[k] = -f(y_p[k], y_p[k-1]) + 0.6 \cdot y_p[k] \cdot 0.2 \cdot y_p[k-1] + r[k] \quad (3.3)$$

이때 출력 오차방정식은 $e_c[k+1]=0.6 \cdot e_c[k]+0.2 \cdot e_c[k-1]$ 이 된다. 또한 기준 모델이 점근 안정(Asymptotic Stable)이므로 임의의 초기 조건에서 $\lim_{k \rightarrow \infty} e_c[k]=0$ 이 된다.

그러나 $f(\cdot)$ 는 미지이므로 대신 이것의 추정치인 $F(y_p[k], y_p[k-1])$ 로 대체한다. 그러면 k 번

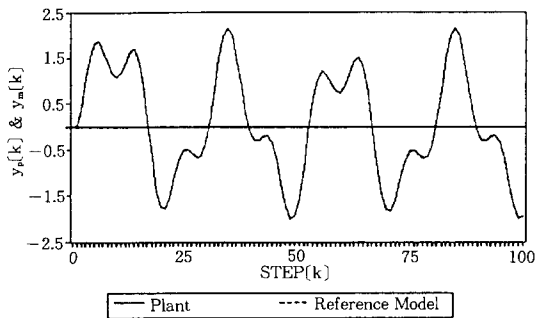


그림 3.3 간접법을 이용한 학습 후의 플랜트 출력과 기준 모델의 출력

Fig. 3.3 The outputs of plant and reference model after learning using the indirect method

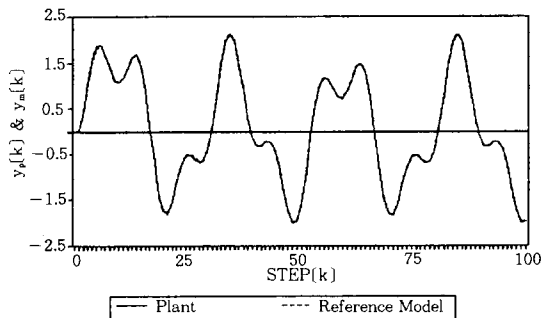


그림 3.4 직접법을 이용한 학습 후의 플랜트 출력과 기준 모델의 출력

Fig. 3.4 The outputs of plant and reference model after learning using the direct method

제 단계에서의 추정 제어 입력 $u[k]$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$u[k] = -F(y_p[k], y_p[k-1] + 0.6 \cdot y_p[k] + 0.2 \cdot y_p[k-1]) + r[k] \quad (3.4)$$

플랜트 동정 후 얻어진 퍼지 모델을 기반으로 기준 입력 $r[k] = 0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/25) + 0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot k/10)$ 에 대하여 $k=0$ 부터 식 (3.4)를 제어 입력으로 이용하여 한 주기 동안의 출력 오차의 자승합이 0.01보다 작아질 때까지 제어와 동정을 동시에 수행하였으며 이때까지의 학습 반복 회수는 799이었고 출력 오차는 0.009633이었다. 그 결과를 그림 3.3에 나타내었다.

4. 결론

본 논문에서는 퍼지 추론 시스템을 이용한 미지 비선형 플랜트의 학습 퍼지 제어에 대해서 연구하였다. 이 방법은 퍼지 추론 시스템에 의한 비선형부의 동정모델과 선형부의 선형 동정 모델을 결합하여 퍼지 동정 모델을 구하였다. 이 퍼지동정 모델을 비선형 플랜트에 추종하도록 Decent 기법에 의해 자기동조 시킨다. 마지막으로 기준 모델 적용 시스템을 학습구조로 하는 퍼지 동정 모델의 학습 퍼지 제어를 설계하였다. 제안된 설계기법의 유용성을 입증하기 위해 2차 비선형 플랜트에 대한 시뮬레이션을 실행하였다.

산업현장에서 전기 설비 시스템에 유용하게 응

용할 수 있으리라 사료되며 앞으로 퍼지추론 규칙의 초기화 문제, 즉 학습 단계 부터 필요한 규칙들만 유추하는 기법 및 최적한 퍼지 추론 규칙수의 결정과 시변 학습률을 도입한 학습 기법에 대한 연구가 진행되어야 할 것이다.

본 논문은 '95년도 학교법인 대림학원의 학술연구 조성비에 의하여 연구되었음

참 고 문 헌

- 1) E.H. Mamdani, "Application of Fuzzy algorithms for simple dynamic plant", Proc. IEE, Vol.121, no.12, pp. 1585~1588, 1974
- 2) S. Shao, "Fuzzy self-organizing controller and its applicator for dynamic processes," Fuzzy Sets Syst., Vol.26, pp.151~164, 1988.
- 3) L.A. Zadeh, "Fuzzy Sets", Informat. Control, Vol. 8, pp.338~353, 1965.
- 4) L.A. Zadeh, "Fuzzy Algorithm", Informat. Control, Vol.12, pp.94~102, 1968.
- 5) M. Sugeno, "An introductory survey of fuzzy control", Inform. Sci., Vol.36, pp.59~83, 1985.
- 6) E.Czogala and W. Pedrycz, "On identification in fuzzy systems and its applications in control problems", Fuzzy Sets Syst. Vol.6, no.1, pp.73~83, 1981.
- 7) H.Nomura, I.Hayashi and N. Wakami, "Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method", IEEE International Conference on Fuzzy Systems, pp.203~210, 1992

◆ 著 者 紹 介 ◆



李 勝(이승)

1963년 5월 12日生. 1988년 성균관대 공대 전기공학과 졸. 1990년 동대학원 전기공학과 졸(석사). 1993년 동 대학원 박사과정 수료. 현재 대림전문대학 전자기계과 전임강사.