

유전알고리즘을 이용한 연속시간 시스템의 파라미터 추정 및 퍼지 모델링

이 현 식¹⁾, 진 강 규²⁾

Parameter Estimation and Fuzzy Modelling of Continuous-time Systems Using Genetic Algorithms

Hyun-Sik Lee¹, Gang-Gyoo Jin²⁾

ABSTRACT

This paper presents two on-line schemes for parameter estimation of continuous time linear systems and fuzzy modelling of continuous time nonlinear systems, based on the model adjustment technique and the genetic algorithm technique. In case of parameter estimation of linear systems, a discrete time model is obtained. A digital prefilter is therefore incorporated to avoid direct approximations of system derivatives from possible noisy observations. The parameters of both the model and the designed filter are adjusted on line by a genetic algorithm.

In case of fuzzy modelling of nonlinear systems, a fuzzy model is characterized by fuzzy If-then rules which represent locally linear input output relations whose consequence part is defined as subsystem of a nonlinear system. A discrete-time model is obtained and the final output is computed based on this model. Then the parameters of both the premise and consequence parts of the fuzzy model are adjusted on-line by a genetic algorithm.

-
- 1) 한국해양대학교 제어계측공학과 석사과정
 - 2) 한국해양대학교 자동화 정보공학부 교수

A set of simulation works for linear and nonlinear systems is carried out to demonstrate the effectiveness of the proposed methods.

1. 서론

본 논문에서는 최적화 도구인 유전알고리즘과 모델 조정기법을 이용하여 연속 시간 선형시스템의 파라미터를 추정하고[1, 2, 3] 비선형시스템을 퍼지 모델링하는 [5, 6, 7] 두 가지 방법을 제안한다.

선형시스템의 파라미터를 추정하는 문제에서는 미분방정식 형태로 표현되는 모델을 쌍선형 변환하여 이산시간 모델을 얻으며[4] 잡음을 제거하기 위하여 IIR 디지털 저역통과 필터를 설계하고 유전알고리즘을 이용하여 시스템의 파라미터와 IIR 필터의 파라미터를 동시에 적응적으로 추정한다.

또한 본 연구에서는 비선형시스템을 부분적인 선형 서브시스템으로 모델링하고 이를 퍼지 규칙으로 결합한 후 유전알고리즘을 이용하여 퍼지 모델을 얻는 한 기법을 제안한다. 제안된 기법들은 모의실험을 통하여 그 유효성을 밝힌다.

2. 선형시스템의 파라미터 추정

2.1 시스템 표현

단일 입출력 연속시스템의 동적방정식은 일반적으로 다음과 같이 표현된다.

$$\dot{\mathbf{x}}_p = \mathbf{f}_p(\boldsymbol{\varphi}_p, \mathbf{x}_p, u) \quad (2.1a)$$

$$y_p = \mathbf{g}_p(\boldsymbol{\varphi}_p, \mathbf{x}_p, u) \quad (2.1b)$$

여기서 $\mathbf{x}_p \in R^n$, $u \in R$ 과 $y_p \in R$ 은 각각 상태벡터, 입력과 출력이며, $\boldsymbol{\varphi}_p$ 는 미지의 파라미터 벡터, $\mathbf{f}_p(\cdot)$ 는 선형 또는 비선형 함수벡터, $\mathbf{g}_p(\cdot)$ 는 선형 또는 비선형 함수이다. 주어진 시스템에서 시스템의 구조와 차수는 미리 알 수 있고 파라미터 벡터 $\boldsymbol{\varphi}_p$ 는 알 수 없으나 $\boldsymbol{\varphi}_p^{(L)} \leq \boldsymbol{\varphi}_p \leq \boldsymbol{\varphi}_p^{(U)}$ 내에 있으며 출력만이 관측된다고 가정하였다. 한편 출력 y_p 는 계속되는 동안 잡음이 섞일 수 있으므로 측정되는 출력 z 는 다음 식으로 표시된다.

$$z = y_p + v \tag{2.2}$$

여기서 잡음 v 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 백색잡음인 것으로 간주한다.

2.2 조정모델

식 (1)의 시스템이 선형이라면 조정모델은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$A(p)y(t) = B(p)u(t) \tag{2.3}$$

$$A(p) = \sum_{i=0}^n a_i p^i \quad (a_0 = 1) \tag{2.4a}$$

$$B(p) = \sum_{i=0}^m b_i p^i \tag{2.4b}$$

여기서 y 는 모델의 출력, $p = d/dt$ 는 미분연산자이고, $A(p)$ 와 $B(p)$ 는 서로소인 다항식, a_i 와 b_i 는 미지의 파라미터이며, n 과 m ($n > m$)은 각각 다항식 $A(p)$ 와 $B(p)$ 의 차수이다. 조정 모델의 구조와 차수는 시스템으로부터 사전에 알 수 있다고 가정한다. 식 (2.4)는 식 (2.5)와 같이 저차 다항식의 곱으로 표시될 수 있다.

$$A(p) = \prod_{j=1}^{n'} (1 + \alpha_j p + \beta_j p^2) \tag{2.5a}$$

$$B(p) = b_0 \prod_{i=1}^{m'} (1 + \gamma_i p + \delta_i p^2) \tag{2.5b}$$

여기서 n 이 짝수이면 $n' = n/2$ 이고, 홀수이면 $n' = (n+1)/2$ 이며 마찬가지로 m 이 짝수이면 $m' = m/2$ 이고, 홀수이면 $m' = (m+1)/2$ 이다. 또한 n 과 m 이 홀수이면 $\beta_{n'} = 0$, $\delta_{m'} = 0$ 이고 $m = 0$ 이면 $\gamma_{m'} = \delta_{m'} = 0$ 이 된다.

2.3 조정모델의 이산화

미분방정식 형태로 표현되는 연속시스템의 파라미터를 추정하는 경우 연속시간 모델을 이산화하는 방법이 있는데 본 연구에서도 이를 이용한다. 식 (2.3), (2.4)의 조정모델에 쌍일차 변환을 적용하면 다음과 같다.

$$\sum_{i=0}^n a_i \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^i y(k) = \sum_{i=0}^n b_i \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^i u(k) \quad (2.6)$$

여기서 T 는 샘플링 시간이고 z^{-1} 는 후향추이 연산자이다. (2.6)의 양변에 $\left[\frac{T}{2} (1+z^{-1}) \right]^n$ 를 곱하고 정리하면 다음의 이산시간 모델을 얻을 수 있다.

$$C(z^{-1})y(k) = D(z^{-1})u(k) \quad (2.7)$$

여기서

$$C(z^{-1}) = \sum_{i=0}^n c_i z^{-i} \quad (c_0=1) \quad (2.8a)$$

$$= \sum_{i=0}^n a_i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-i} (1+z^{-1})^{n-i} (1-z^{-1})^i / \sum_{i=0}^n a_i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-i} \quad (2.8b)$$

$$D(z^{-1}) = \sum_{i=0}^n d_i z^{-i} \quad (2.8c)$$

$$= \sum_{i=0}^n b_i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-i} (1+z^{-1})^{n-i} (1-z^{-1})^i / \sum_{i=0}^n a_i \left(\frac{T}{2} \right)^{n-i} \quad (2.8d)$$

이다.

2.4 IIR 디지털 필터 설계

측정신호로부터 잡음을 제거하기 위하여 IIR 디지털 저역통과 필터를 설계한다. 디지털 필터를 얻는 한 기법으로 아날로그 필터의 전달함수를 얻고, 이를 다시 디지털 필터로 변환하는 방법이 있다. 이상적인 저역통과 필터의 한 근사 필터로 다음과 같은 Butterworth 필터를 사용한다.

$$|H_a(j\omega)|^2 = H_a(j\omega) H_a(-j\omega) = \frac{1}{1 + (\omega/\omega_c)^{2\ell}} \quad (2.9)$$

여기서 ω_c 는 차단 주파수이고, ℓ 은 필터탭이다. 본 연구에서는 $\ell = 3$ 으로 선정하였다. p-평면의 좌반에 배치되는 근만을 고려하여 쌍일차 변환하면 IIR 디지털 필

터는 (2.10)과 같이 얻어진다.

$$H(z) = \frac{1}{(p/\omega_c - e^{j\frac{\pi}{3}})(p/\omega_c - e^{j\frac{2\pi}{3}})(p/\omega_c - e^{j\frac{4\pi}{3}})} \Bigg|_{p = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}} \quad (2.10)$$

여기서 필터탭을 3으로 설정하였기 때문에 ω_c 만이 유일한 파라미터가 된다.

2.5 유전알고리즘을 이용한 파라미터의 추정

유전알고리즘을 이용하여 모델과 필터의 파라미터를 온라인 추정하기 위하여 유한시간 동안만 계산되는 다음과 같은 목적함수를 이용하였다.

$$J(\Phi) = \sum_{j=k-W+1}^k |y_p(j) - y(j)| \quad (2.11)$$

여기서 y_p 는 필터 출력신호이고, Φ 는 조정되는 파라미터 벡터이고, W 는 데이터 윈도우의 크기이다. 유전알고리즘은 목적함수의 값이 최소가 되도록 Φ 를 조정해 나간다.

3. 비선형시스템의 퍼지 모델링

3.1 시스템 표현

다음과 같이 표현되는 단일 입출력 비선형시스템을 생각하자.

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\Phi_p, \mathbf{x}_p, u) \quad (3.1a)$$

$$y_p = g(\Phi_p, \mathbf{x}_p, u) \quad (3.1b)$$

여기서 $\mathbf{x}_p \in R^n$, $u \in R$, $y_p \in R$ 는 각각 시스템의 상태벡터, 입력과 출력이며, Φ_p 는 파라미터 벡터이며, $f(\cdot) \in R^n$ 는 비선형 함수벡터, $g(\cdot) \in R$ 는 선형 또는 비선형 함수이다. 주어진 시스템의 퍼지 모델을 얻기 위하여 시스템으로부터 동적 잡에 시 국부적 입출력 관계를 나타내는 선형모델을 얻을 수 있으며 시스템의 출력과

필요한 상태 변수는 측정잡음 없이 계측 가능하다고 가정한다.

3.2 서브시스템의 모델링

식 (3.1)의 국부적 입출력 관계를 나타내는 선형 서브시스템을 퍼지 규칙으로 결합한 Sugeno-Tagaki 형태의 퍼지 모델은 다음과 같이 표시된다[5].

$$L^i: \text{If } x_{p1} \text{ is } F_1^i \text{ and } x_{p2} \text{ is } F_2^i \text{ and } \dots \text{ and } x_{pn} \text{ is } F_n^i, \\ \text{then } A^i(p)y(t) = B^i(p)u(t) \quad (3.2)$$

$$\text{단, } A^i(p) = \sum_{j=0}^n a_j^i p^j \quad (a_0^i = 1) \quad (1 \leq i \leq l) \quad (3.3a)$$

$$B^i(p) = \sum_{j=0}^m b_j^i p^j \quad (1 \leq i \leq l) \quad (3.3b)$$

여기서 L^i 는 i 번째의 규칙, x_{pj} ($1 \leq j \leq n$)는 시스템의 상태 변수, F_j^i ($1 \leq i \leq l$, $1 \leq j \leq n$)는 퍼지 집합, l 은 퍼지 규칙의 수이다. 한편 후건부의 방정식에서 $p = d/dt$ 는 미분연산자, $A^i(p)$ 와 $B^i(p)$ 는 i 번째 규칙의 서로소인 다항식, a_j^i ($1 \leq j \leq n$)와 b_j^i ($0 \leq j \leq m$)는 미지의 파라미터이며, n 과 m ($n > m$)은 각각 $A^i(p)$ 와 $B^i(p)$ 의 차수이다. 이때 후건부 방정식의 구조와 차수는 원래의 시스템으로부터 사전에 알 수 있는 것으로 간주한다. 다항식 (3.3)은 (3.4)와 같이 변형하여 사용할 수 있다.

$$A^i(p) = \prod_{k=1}^{n'} (1 + \alpha_k^i p + \beta_k^i p^2) \quad (3.4a)$$

$$B^i(p) = \prod_{k=1}^{m'} (1 + \gamma_k^i p + \delta_k^i p^2) \quad (3.4b)$$

여기서 n 이 짝수이면 $n' = n/2$ 이고, 홀수이면 $n' = (n+1)/2$ 이며 마찬가지로 m 이 짝수이면 $m' = m/2$ 이고, 홀수이면 $m' = (m+1)/2$ 이 된다. 또한 n 과 m 이 홀수이면 $\beta_{n'}^i = \delta_{m'}^i = 0$ 이고 $m = 0$ 이면 $\gamma_{m'}^i = \delta_{m'}^i = 0$ 이 된다.

3.3 서브시스템의 이산화

본 연구에서는 앞서와 마찬가지로 식 (3.3)과 같은 연속 방정식을 이산화하여

이용한다. 식 (3.3)을 쌍선형 변환하면 다음과 같다.

$$\sum_{j=0}^n a_j \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^j y(k) = \sum_{j=0}^m b_j \left(\frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}} \right)^j u(k) \quad (3.5)$$

여기서 T 는 샘플링 시간이고 z^{-1} 는 후향추이 연산자이다. 식 (3.5)의 양변에 $\left[\frac{T}{2} (1+z^{-1}) \right]^n$ 를 곱하고 정리하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$C^i(z^{-1})y(k) = D^i(z^{-1})u(k) \quad (3.6)$$

여기서

$$C^i(z^{-1}) = \sum_{j=0}^n c_j z^{-j} \quad (c_0^i = 1) \quad (3.7a)$$

$$= \sum_{j=0}^n a_j \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} (1+z^{-1})^{n-j} (1-z^{-1})^j / \sum_{j=0}^n a_j \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} \quad (3.7b)$$

$$D^i(z^{-1}) = \sum_{j=0}^m d_j z^{-j} \quad (3.7c)$$

$$= \sum_{j=0}^m b_j \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} (1+z^{-1})^{n-j} (1-z^{-1})^j / \sum_{j=0}^m b_j \left(\frac{T}{2} \right)^{n-j} \quad (3.7d)$$

이다. 이를 이용하여 식 (3.8)과 같은 퍼지 모델을 얻을 수 있다.

L^i : If x_{p1} is F_1^i and x_{p2} is F_2^i and \dots and x_{pm} is F_m^i ,

$$\text{then } y^i(k) = - \sum_{j=1}^n c_j^i z^{-j} y(k) + \sum_{j=1}^m d_j^i z^{-j} u(k) u(k) \quad (3.8)$$

여기서 y^i 는 i 번째 퍼지시스템의 출력이다.

3.4 퍼지 규칙의 추론

식 (3.8)에서 시스템의 상태변수 값 $\{x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pm}\}$ 에 대한 i 번째 규칙의 진

건부 적합도 ρ_i 는 다음과 같이 계산된다.

$$\rho_i = \prod_{j=1}^m F_j^i(x_{pj}) \quad (1 \leq i \leq l) \quad (3.9)$$

여기서 $F_j^i(x_{pj})$ 는 x_{pj} 에 대한 퍼지집합의 소속정도이다.

이것을 이용하여 전체 규칙의 추론결과 퍼지모델의 출력 y 는 다음과 같다.

$$y(k) = \frac{\sum_{i=1}^l \rho_i y^i(k)}{\sum_{i=1}^l \rho_i} \quad (3.10)$$

단, $\sum_{i=1}^l \rho_i > 0$ 으로 간주한다.

3.5 유전알고리즘을 이용한 온라인 파라미터 추정

퍼지 분할에 이용되는 퍼지 집합은 Fig.3.1과 같이“내부” 퍼지 집합 또는 “외부” 퍼지 집합 중 하나로 정의된다. 한편 내부 퍼지집합의 소속함수는 중심을 기준으로 대칭인 것으로 간주한다. 이들의 중심과 폭이 전건부의 파라미터가 되며, 후건부의 파라미터는 후건부 방정식의 계수들이다. 특히 유전알고리즘을 이용하여 최적의 폭을 탐색하도록 파라미터들의 탐색구간을 정할 때 퍼지 집합간에 항상 포갠(overlap)이 유지되도록 한다. 유전알고리즘은 퍼지 모델이 시스템의 동적특성이 가까워지도록 계속적으로 전건부의 파라미터와 후건부 파라미터들을 동시에 조정하게 된다. 유전알고리즘을 이용하여 온라인 추정치를 얻기 위한 목적함수는 다음과 같다.

$$J(\Phi) = \sum_{j=k-W+1}^k |y_p(j) - y(j)| \quad (3.11)$$

여기서 Φ 는 퍼지모델의 파라미터 벡터이고 W 는 데이터 윈도우의 크기이다.

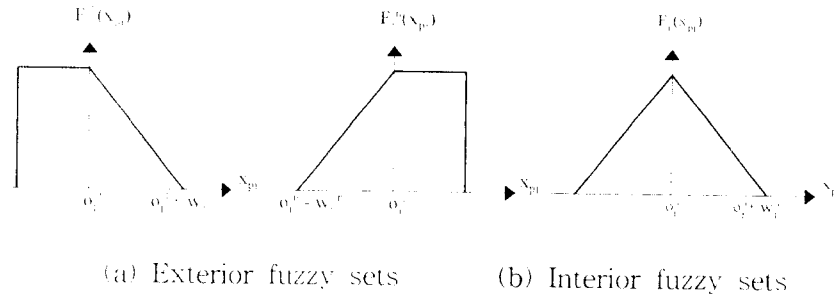


Fig.3.1 Membership function of (a)exterior fuzzy sets and (b)interior fuzzy sets

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

제안된 방법의 유효성을 검토하기 위하여 모의실험을 실시하였다. 모의실험에서 적용자로 하이브리드 유전알고리즘을 사용하였고 그 제어 파라미터로 집단크기 $N=10$, 재생산 개수 $\eta_i=1.7$ ($1 < i < N$), 교배 확률 $P_c=1$, 돌연변이 확률 $P_m=0.005$, 스케일링 윈도우 $W_s=1$ 을 선택하였다[8]. 일반적으로 유전알고리즘으로부터 얻어지는 해의 정확도와 수렴속도는 초기집단의 선택에 따라 달라지므로 이를 배제하기 위하여 각 예제에서는 독립된 씨드(seed)로 생성된 초기집단을 이용해서 각 20회의 모의실험을 행하고, 여기서 얻은 결과를 평균하여 추정치로 사용하였다.

4.1 선형시스템의 파라미터 추정

아래와 같은 선형 2차 시스템을 생각한다.

$$(1 + a_1p + a_2p^2)y_p(t) = b_0u(t) \tag{4.1}$$

단, $a_1=0.4, a_2=0.4, b_0=0.6$

y_p 에는 $N/S=10\%$ 인 백색잡음이 추가되었다. 조정모델은 다음과 같다.

$$(1 + \alpha_1p + \beta_1p^2)y = b_0u(t) \tag{4.2}$$

여기서 α_1, β_1, b_0 와 w_0 를 추정하였다. $W=500, T=0.05$ 초로 선정하였고, 입력신호로 PRBS(Pseudo-random binary sequence)[9]를 이용하였다. 모의실험 결과 시스

템과 필터의 파라미터는 각각 $\hat{\alpha}_1 = 0.39 \pm 0.01$, $\hat{\beta}_1 = 0.39 \pm 0.01$, $\hat{b}_0 = 0.60 \pm 0.01$, $\hat{\omega}_c = 25.6 \pm 0.9$ 로 추정되었다.

4.2 비선형시스템의 퍼지 모델링

다음은 비선형 진자 시스템의 퍼지 모델을 얻는 모의실험을 수행하였다. 시스템의 방정식은 다음과 같이 주어진다.

$$\ddot{\theta} + a_1 \dot{\theta} + a_2 \sin(\theta) = b_0 u \quad (4.3)$$

$$\text{단, } a_1 = 0.6, a_2 = 9.8, b_0 = 2.0$$

여기서 ($\theta = x_{pl} = y_p$)는 진자의 각도이다.

다음과 같은 퍼지 모델을 선정하였다.

$$L^1 : \text{If } x_{pl} \text{ is NB, then } (1 + \alpha_1^1 p + \beta_1^1) y = b_0^1 u \quad (4.4a)$$

$$L^2 : \text{If } x_{pl} \text{ is ZO, then } (1 + \alpha_1^2 p + \beta_1^2) y = b_0^2 u \quad (4.4b)$$

$$L^3 : \text{If } x_{pl} \text{ is PB, then } (1 + \alpha_1^3 p + \beta_1^3) y = b_0^3 u \quad (4.4c)$$

입력변수 x_{pl} 에 대하여 NB, ZO, PB의 3개의 퍼지 집합을 정의하였고 그 의미는 각각 NB : Negative Big, ZO : Zero, PB : Positive Big이다. 전건부 파라미터 중에서 w_1^1, w_1^3 는 각각 4비트 길이의 이진 스트링으로, 그 외의 것은 5비트 길이의 이진 스트링으로 부호화하였고 탐색구간은 $w_1^1 \in [-0.15, 0.0]$, $w_1^2 \in [0.65, 0.96]$, $w_1^3 \in [0.0, 0.15]$, $o_1^1 \in [-0.96, -0.65]$, $o_1^2 = 0.0$, $o_1^3 \in [0.65, 0.96]$ 로 설정하였으며, 후건부의 파라미터 $\alpha_1^i, \beta_1^i, b_0^i$ ($1 \leq i \leq 3$)는 각각 5비트 이진 스트링으로 부호화하였고 탐색 구간은 $0.0 \leq \alpha_1^i, \beta_1^i, b_0^i \leq 5.11$ 로 설정하였다. 데이터 윈도우 $W = 1000$, 샘플링 주기 $T = 0.03$ 초로 선정하였고 입력신호로 다양한 주파수 성분을 가지도록 $u = 0.18\sin(2t) + 0.9\sin(3t) + 0.3\sin(5t) + 0.72\sin(7t)$ 를 사용하였다. 2000세대 동안 진화한 추정 결과 식 (4.5)와 같은 퍼지 모델을 얻었고 이때의 퍼지 집합은 Fig.4.1과 같다.

$$L1 : \text{If } y \text{ is NB, then } (1+0.58p+2.8p^2)y = 2.95u \quad (4.5a)$$

$$L2 : \text{If } y \text{ is ZO, then } (1+3.02p+2.91p^2)y = 1.54u \quad (4.5b)$$

$$L3 : \text{If } y \text{ is PB, then } (1+0.14p+0.12p^2)y = 0.46u \quad (4.5c)$$

Fig.4.2는 파라미터 최적화에 이용되지 않은 다른 정현파 신호인 $u = 0.24\sin(2t) + 1.2\sin(3t) + 0.4\sin(5t) + 0.96\sin(7t)$ 에 대한 시스템, 선형화모델($\sin\theta \approx \theta$)과 퍼지 모델의 응답을 보여 주고 있다.

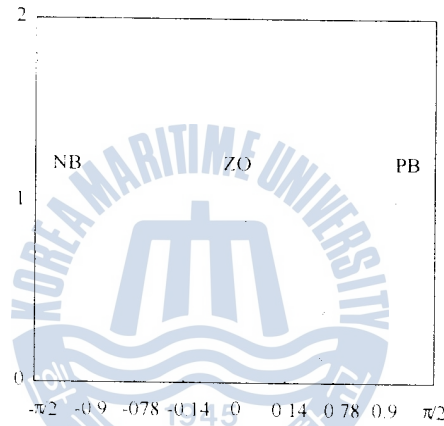


Fig. 4.1 Membership functions of the estimated fuzzy sets (nonlinear pendulum)

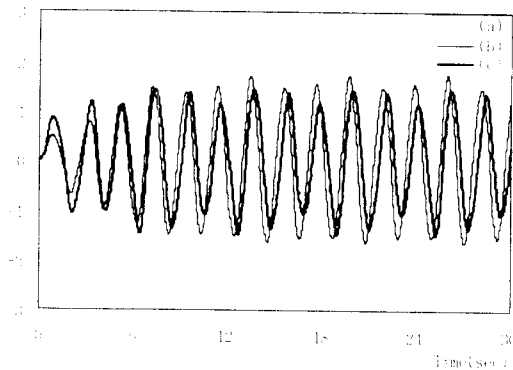


Fig. 4.2 Sinusoidal responses of (a) system, (b) linearized model and (c) fuzzy model (nonlinear pendulum)

5. 결 론

본 논문에서는 모델 조정기법과 유전알고리즘을 이용하여 연속시간 선형시스템의 파라미터를 추정하고, 비선형시스템을 퍼지 모델링하는 두가지 온라인 기법을 제시하였다. 선형시스템의 파라미터를 추정하는 이산시간형의 모델을 얻었으며 잡음을 제거하기 위하여 IIR 디지털 필터를 설계하고 이용하였다. 이때 필터의 성능 또한 필터 파라미터의 선정에 좌우되므로 유전알고리즘을 이용하여 시스템의 파라미터와 필터의 파라미터를 동시에 추정하였다. 이러한 기법으로 선형시스템의 파라미터를 추정하는 모의실험을 실시한 결과, 우수한 추정 성능을 얻을 수 있었다.

한편 비선형시스템을 퍼지 모델링하는 문제에서는 시스템을 몇몇 동작점에서 선형 서브시스템을 얻고 이를 퍼지 규칙으로 결합하여 퍼지 모델을 얻었다. 여기서도 후건부의 서브시스템을 이산화하였다. 이로부터 퍼지 모델의 동특성이 시스템의 동특성과 유사하도록 유전알고리즘을 이용하여 퍼지 모델의 전건부와 후건부의 파라미터를 동시에 추정하였다. 이러한 기법을 이용하여 비선형시스템을 퍼지 모델링하는 모의실험을 실시한 결과, 퍼지 모델이 단일 동작점에서 선형화한 모델보다 원래 시스템에 가까운 동특성을 나타냄을 알 수 있었다.

참고문헌

1. R. Das and D. E. Goldberg, "Discrete-time Parameter Estimation with Genetic Algorithms", Proc.19th Annual Conf. on Modeling and Simulation, pp.2391-2395, 1988
2. K. Kristinsson and G.A. Dumont, "Genetic Algorithms in System Identification", IEEE Trans. On Syst., Man, Cybn., Vol.22, No.5, pp.597-602, 1989
3. G. Jin, "Intelligent Fuzzy Logic Control of Processes with Time Delays", Ph.D. Thesis, University of Wales Cardiff, UK, 1996
4. S. Sagara, Z. Yang and K. Wada, "Identification of Continuous Systems Using digital Low-pass Filters", Int., J. Syst. Sci., Vol.22, No.7, pp.1159-1176, 1991

5. T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling And Control", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol.SMC 15, No.1, pp.116-132, 1985
6. M. Sugeno and G. T. Kang, "Structure Identification of Fuzzy Model", Fuzzy Sets and Systems, Vol.28, pp.15-33, 1988
7. M. Sugeno and K. Tanaka, "Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Application to Prediction of a Complex System", Fuzzy Sets and Systems, Vol.42, pp.315-334, 1991
8. D. T. Pham and G. Jin, "A Hybrid Genetic Algorithm", Proc. 3rd World Cong. on Expert Systems, Seoul, Korea, Vol.2, pp.748-757, 1996
9. I. D. Landau, System Identification and Control Design, Prentice-Hall International, Inc., 1990



