

미지의 선형 시스템에 대한 On-Line 모델링 알고리즘 (On-Line Identification Algorithm of Unknown Linear Systems)

催殊駙*, 金炳國*

(Su Il Choi and Byung Kook Kim)

要約

미지의 선형 시스템에 대한 계수, 시간지연 및 차수 추정을 위하여 회귀적인 형태의 직교 ARMA 모델링 알고리즘을 제안하였다. 기본함수에 대한 Gram-Schmidt 직교법을 기초로 하여 일정한 갯수의 입출력 데이터만을 고려한 2차원의 자기상관함수와 상호상관함수를 도입함으로써 모델링 알고리즘은 차수나 계수가 천천히 변하는 시스템에 대해서도 on-line으로 모델링이 가능한 장점이 있다. 시뮬레이션을 통하여 성능을 입증하였다.

Abstract

A recursive on-line algorithm with orthogonal ARMA identification is proposed for linear systems with unknown time delay, order, and parameters. The algorithm is based on the Gram-Schmidt orthogonalization of basis functions, and extended to recursive form by using two dimensional autocorrelations and crosscorrelations of input and output with constant data length. The proposed algorithm can cope with slowly time-varying or order-varying delayed system. Various simulations reveal the performance of the algorithm.

1. 서론

보다 진보된 제어기 설계를 위하여 대상 공정에 대한 모델을 물리적법칙을 이용하여 유도하거나, 실험을 통해 구하는 것이 필요불가결하다.

플랜트의 차수를 알고 있고, 입력과 출력 데이터가 측정 가능한 경우 최소자승법 등의 많은 알고리즘이 공

정계수 추정에 좋은 성능을 보임이 알려져 있다. 그러나, 플랜트의 차수 및 시간지연을 모르는 경우 모델링은 쉽지 않다. 가장 전형적인 차수 추정 방법은 Akaike에¹⁾ 의해 소개된 AIC(Akaike Information Criterion)와 평균자승법에 의해 구해진 다음 샘플시점의 예측된 출력값에 대한 평균자승 에러를 이용하는 FPE(Final Prediction Error)일 것이다. 그 밖에도 여러가지 차수 추정 알고리즘들이 있다.^{2)~4)}

Paarman과 Korenberg는⁵⁾ 신호 모델의 ARMA 계수를 추정하는 여러가지 알고리즘을 비교하였다. 여기에서 그들이 제안한 차수 추정을 겸비한 직교 ARMA 모델링(orthogonal ARMA identifier withinherent order estimation) 알고리즘이 다른

* 正會員, 韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科
(Korea Advanced Institute of Science and Technology, Electrical Engineering and Electronics)

接受日字: 1993年 5月 1日

알고리즘보다 계수 추정의 정확도에서 우수한 성능을 나타냄을 보였다. 이 알고리즘은 모델의 정확도가 만족될때까지 AR 또는 MA 부분의 직교기본함수(orthogonal basis functions)를 회귀적으로 추가하는 방법을 사용하여 계수및 차수 추정을 수행한다. 절차는 Gram-Schmidt 직교법을 이용한다. 또한, 직교함수를 만들지 않고도 간략화된 계산방법을 사용하여 공정에 대한모델링을 할 수 있도록 알고리즘이 개선되었다.^[6] 직교법에 의한 모델링은 노이즈나 외란에 영향을 심하게 받는데, 플랜트의 출력을 고차의 MA 모델로 모사를 한뒤에 입력과 MA 모델의 출력을 이용하여 ARMA 모델을구하는 방법을 이용하면 노이즈의 영향을 줄일 수 있다.^[8] 하지만, 위의 알고리즘은 차수 추정은 회귀적인 방법이지만, 플랜트의 입력과 출력데이터는 이미 주어진 경우에 대하여 off-line으로 공정계수 추정을 수행하는 방법이다. 본 논문에서는 입력과 출력에 대한 2차의 자기상관함수(autocorrelations)와 상호상관함수(cross-correlations)를 도입함으로써 공정의 계수및 차수추정시 함수들에 대한 평균값을 쉽게 구할 수 있도록 하였다. 또한, 매 샘플시간마다 상관함수의 갱신(update)규칙도 회귀적인 형태를 이용하고 일정한 갯수의 과거 데이터만을 이용함으로써, on-line 모델링알고리즘으로 변경하였다. 특히, 시스템의 차수나 계수가 변하는 시변시스템의 경우에는 참조하는 데이터 갯수 만큼의 샘플 시간이 경과한후에는 변경된 플랜트에 대한 정보를 다시 얻을 수 있다. 개선된 알고리즘의 특징은 다음과 같다.

1) on-line 모델링에 적합하도록 알고리즘의 계산량을 줄였다.

2) 공정의 계수나 차수가 천천히 변하는 경우에도 모델링 할수 있다.

3) 시간 지연도 측정 가능하다.

4) 노이즈가 없는 시스템인 경우 모델링의 성능이 정확하며, 노이즈가 있는 경우에도 사용 가능하다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. II장에서는 기본적인 직교최소 자승법 알고리즘을 설명하고, III장에서는 지연 시스템에 대한 on-line 모델링 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 입력과 출력에 대한 2차의 자기상관함수와 상호상관함수를 이용한다. IV장에서는 시뮬레이션을 통해서 제안된 알고리즘의 성능을 입증하였으며, V장에서 결론을 맺는다.

II 기본 알고리즘

1. 직교최소 자승법에 의한 모델링

선형, 시불변, 단일입력, 단일출력, 이산시스템을 대상으로 할경우 표현식은 다음과 같은 ARMA모델이 된다.

$$\sum_{i=1}^L a_i y(t-i) = \sum_{j=0}^M b_j u(t-j) + e(t) \quad (1)$$

여기에서 데이터의 갯수는 $N+1$ 개이며, $y(t)$ 는 출력, $u(t)$ 는 입력, $e(t)$ 는 모델 에러, L 은 AR(auto regressive)의 차수, M 은 MA(moving average)의 차수, $\{a_i\}_{i=0}^L$ 은 AR계수, $\{b_j\}_{j=0}^M$ 은 MA계수들이다. 계수 a_i 는 1로 가정하며 $|a_i| > 0.0 \ 0 \leq i \leq L$, $|b_j| > 0.0 \ 0 \leq j \leq M$ 이라 하자. 위의 식(1)은 다음과 같이 함수의 조합으로 표현될 수 있다.

$$y(t) = \sum_{i=0}^R c_i p_i(t) + e(t) \quad (2)$$

$\{p_i(t)\}_{i=0}^R$ 은 과거의 출력 $y(t)$ 와 현재및 과거의 입력 $u(t)$ 를 포함하는 기본함수들의 집합이며, $R = L + M$ 이다식(2)는 다음과 같이 직교함수를 이용한 표현식으로 변환될 수 있다.

$$y(t) = \sum_{i=0}^R g_i w_i(t) + e(t) \quad (3)$$

$\{w_i(t)\}_{i=0}^R$ 은 상호 직교인 기본함수들의 집합이고, $\{g_i\}_{i=0}^R$ 은 기본함수에 대한 가중치(weights)들의 집합이다실제 주어진 데이터들에 대한 직교함수는 Gram-Schmidt 직교법에 의해서 다음과 같이 회귀적인 형태로 구해 질 수 있다.

$$w_m(t) = p_m(t) - \sum_{r=0}^{m-1} \lambda_{mr} w_r(t) \quad (4)$$

$$\lambda_{mr} = \frac{p_m(t)w_r(t)}{w_r^2(t)} \quad (5)$$

여기에서, $\overline{p_m(t)y(t)}$, $\overline{w_r^2(t)}$ 는 $t=0$ 에서 N 까지의 자료에 대한 평균값을 나타낸다. 식(3)을 벡터의 형태로 나타내면 다음과 같다.

$$y(t) = \theta_\mu^T \phi_\mu(t) + e(t)$$

여기에서 $\phi_\mu(t)$, θ_μ 는 다음과 같다.

$$\phi_\mu(t) = [w_0(t), w_1(t), \dots, w_R(t)]^T$$

$$\theta_\mu = [g_0, g_1, \dots, g_R]^T$$

기준함수(criterion function)를 다음과 같이 정의하면

$$J_N(\theta_r) = \frac{1}{N+1} \sum_{t=1}^N [y(t) - \theta_r^T \phi_r(t)]^2$$

최소자승법에 의해 $J_N(\theta_r)$ 을 최소화 하는 \hat{g}_r 을 구하면 다음과 같다.

$$\hat{g}_r = \frac{\overline{w_r(t)y(t)}}{\overline{w_r^2(t)}}, \quad 0 \leq r \leq R.$$

직교함수 공간내에서 식(3)이 전부 구해지면, 다시 식(2)로의 변환을 필요로 하는데, 방법은 다음과 같은 평균-자승 에러(mean-square error)를 이용한다. 여기서, QR 이며 $Q+1$ 개의 후보자 항이 선택되고, 새로운 후보자 항을 찾는 경우에 해당된다.

$$\begin{aligned} \overline{e^2(t)} &= \overline{\left[y(t) - \sum_{i=0}^Q \hat{g}_i w_i(t) - \hat{g}_m w_m(t) \right]^2} \\ &= \overline{y^2(t)} - \sum_{i=0}^Q \hat{g}_i^2 \overline{w_i^2(t)} - \hat{g}_m^2 \overline{w_m^2(t)} \end{aligned} \quad (7)$$

식(7)은 식(2)의 모델을 구하는데 있어서 후보자 항들의 모델에 대한 기여도를 쉽게 평가할 수 있도록 한다. 다시말하면, $\overline{e^2(t)}$ 이 기준값(threshold)보다 적게 될때까지 $\hat{g}_m^2 \overline{w_m^2(t)}$ 값이 큰 $p_m(t)$ 을 순차적으로 모델에 포함시킴으로써 모델을 구하게된다. $\hat{g}_m^2 \overline{w_m^2(t)}$ 값이 큰 항을 찾기 위해서 $y(t-1)$ 과 $u(t)$ 이 첫번째 후보자 항이 된다. $y(t-1)$ 이 $u(t)$ 보다 모델링 에러 $\overline{e^2(t)}$ 을 크게 줄이는 경우 $y(t-1)$ 이 선택되고, 다음에는 $y(t-2)$ 와 $u(t)$ 이 비교된다. 반대로 $u(t)$ 이 선택되는 경우 두번째 비교대상은 $y(t-1)$ 과 $u(t-1)$ 이 된다. $\overline{e^2(t)}$ 이 기준값(threshold)보다 적게되면, 그전까지 선택된 항들을 이용하여 모델을 구성하게 되며, 이때 모델에 포함된 y 항의 개수가 AR의 차수, u 항의 개수가 MA의 차수가 된다. 그래서, 기준값보다 적게된 $\overline{e^2(t)}$ 값이 최종예측에러(final prediction error measure, FPE)값이 된다. 반면에, 직접최소자승 평가법(direct least-squares estimation)은 새로운 항을 포함시킬지의 여부를 판단하기 위해서 모델의 모든 계수와 평균-자승 에러를 다시 계산해야하는 단점이 있다.

2. 상관함수를 이용한 알고리즘

식(2)의 c 는 식(5)의 λ_m 과식(6)의 \hat{g}_r 로 부터 구해지는데, 입력과 출력의 자기상관함수와 상호상관함수를 이용하면, λ_m 과 \hat{g}_r 에 포함된 평균값을 얻기위해 직교함수 $w_i(t)$ 을 구할 필요가 없다. 여기서, 비선형 MA모델에 적용된 상관함수를 선형 ARMA 모델에 적용했으며, ARMA모델 내의 λ_m 과 \hat{g}_m 에 포함된 평균값을 상관함수를 이용한 식으로 정리하였

다. 식(5)에서 분자항을 구하기 위해서 λ_m , \hat{g}_m 을 다음과 같이 정의하면

$$\lambda_m = \frac{\overline{p_m(t)w_r(t)}}{\overline{w_r^2(t)}} = \frac{D(m,r)}{E(r)}, \quad (8)$$

$m = 1, \dots, R, r = 0, \dots, m-1$

$$\hat{g}_m = \frac{\overline{w_m(t)y(t)}}{\overline{w_m^2(t)}} = \frac{C(m)}{E(m)} \quad (9)$$

$m = 0, \dots, R$

식(8), (9)로부터 $D(m,r)$, $E(m)$, $C(m)$ 은 다음과 같은 회귀적인 형태의 식으로 표현된다.

$$\begin{aligned} D(m,r) &= \overline{p_m(t)w_r(t)} \\ &= \overline{p_m(t)p_r(t)} - \sum_{i=0}^{r-1} \lambda_{m,i} D(m,i) \end{aligned} \quad (10)$$

$m = 2, \dots, R, r = 1, \dots, m-1$

$$\begin{aligned} D(m) &= \overline{w_m^2(t)} \\ &= \overline{p_m^2(t)} - \sum_{i=0}^{m-1} \lambda_{m,i}^2 E(m), \quad m = 1, \dots, R \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} C(m) &= \overline{w_m(t)y(t)} \\ &= \overline{p_m(t)y_r} - \sum_{i=0}^{m-1} \lambda_{m,i} C(m), \quad m = 1, \dots, R \end{aligned} \quad (12)$$

식(10), (11), (12)에 있는 ARMA 함수의 평균값은 다음과 같은 입력과 출력의 자기상관함수와 상호상관함수로부터 직접 구할 수 있다.

$$\phi_{mm}(i) = \frac{1}{N+1} \sum_{t=i}^N u(t-i)u(t) \quad (13a)$$

$$\phi_{yy}(i) = \frac{1}{N+1} \sum_{t=i}^N y(t-i)y(t) \quad (13b)$$

$$\phi_{my}(i) = \frac{1}{N+1} \sum_{t=i}^N u(t-i)y(t) \quad (13c)$$

$$\phi_{yu}(i) = \frac{1}{N+1} \sum_{t=i}^N y(t-i)u(t) \quad (13d)$$

예를 들어, 위의 상관함수를 이용하여 $\overline{p_m(t)p_r(t)}$ 을 구해보면 $p_m(t)=u(t-i)$, $p_r(t)=y(t-j)$, $i=0, \dots, M$, $j=0, \dots, N$ 인 경우 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \overline{p_m(t)p_r(t)} &= \overline{u(t-i)y(t-j)} \\ &= \phi_{my}(i), \quad j=0 \\ &= \phi_{my}(i-j) - \frac{1}{N+1} \sum_{t=N-i+1}^N u(t+j-i)y(t), \quad i \geq j \\ &= \phi_{my}(i), \quad i=0 \\ &= \phi_{yu}(j-i) - \frac{1}{N-1} \sum_{t=N-i+1}^N y(t+i-j)u(t), \quad i \geq j \end{aligned} \quad (14)$$

그리고, $p_m(t)=u(t-i)$, $p_r(t)=u(t-j)$, $i=0, \dots, M$, $j=0, \dots, i$ 라하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \overline{p_m(t)p_r(t)} &= \overline{u(t-i)u(t-j)} \\ &= \phi_m(i), \quad j=0 \\ &= \phi_m(i-j) - \frac{1}{N+1} \sum_{t=N-j+1}^N u(t+j-i)u(t), \quad j \neq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

결과적으로, 식(13)을 이용하여 식(10), (11), (12)를 구하고, 식(8), (9)를 계산하면, ARMA 계수값 c_i 와 AR차수, MA차수를 구할 수 있다.

III. 지연 시스템에 대한 On-Line 모델링 알고리즘

선형, 시불변 또는 시변, 단일 입력, 단일 출력, 결정된 또는 확률적인, 이산 시스템을 대상으로 할 경우 ARMA모델의 표현식은 다음과 같다.

$$\sum_{i=0}^L a_i y(t-i) = \sum_{j=0}^M b_j u(t-d-j) + e(t) \quad (16)$$

식(16)의 조건은 식(1)과 같고, 샘플 시점 $t = 0, 1, 2, 3, \dots$ 을 나타내며, d 는 측정된 시스템의 지연시간이다. 그리고, 항상 N 개의 과거 데이터만을 이용함으로써 시변 시스템을 다룰 수 있도록 하였다. 우선, 2장에서 표현한 수식에 샘플 시점을 같이 나타내는 식으로 다음과 같이 변경한다. 식(5)와 식(6)을 다음과 같이 수정하면,

$$\lambda_{mr,t} = \frac{D_r(m,r)}{E_r(r)}, \quad \hat{g}_{m,t} = \frac{C_r(m)}{E_r(m)} \quad (17)$$

$D_r(m,r)$, $E_r(m)$, $C_r(m)$ 은 다음과 같다.

$$D_r(m,r) = \overline{p_m(t)p_r(t)} - \sum_{i=0}^{r-1} \lambda_{ri} D_r(m,i) \quad (18)$$

$$E_r(m) = \overline{p_m^2(t)} - \sum_{r=0}^{m-1} \lambda_{mr}^2 E_r(r) \quad (19)$$

$$C_r(m) = \overline{p_m(t)y(t)} - \sum_{r=0}^{m-1} \lambda_{mr} C_r(r) \quad (20)$$

식(18), (19), (20)에 있는 $\overline{p_m(t)p_r(t)}$, $\overline{p_m^2(t)}$, $\overline{p_m(t)y(t)}$ 을 구하기 위해서 다음과 같은 2차원의 자기상관함수와 상호상관함수를 제안한다. 제안된 2차원의 상관함수는 샘플 시점 t 에 대해서 현재와 과거의 입출력 데이터를 N 개만 고려함으로써 on-line 모델링이 가능하게 된다 또한, 과거의 모든 정보를 전부 이용하지 않고 시스템의 정보를 포함하고 있는 N 개의 데이터만을 참조함으로써 시스템이 변경된 경우에도 샘플 시

점이 N 스텝 경과된 후 새로운 시스템에 대해서도 정확히 모델링할 수 있게 된다.

(1) 입력간의 상관함수:

$$\phi_{uu,t}(i,j) = \frac{1}{N} \sum_{k=t-N+1}^t u(k-d-i)u(k-d-i) \quad (21)$$

여기에서 $0 \leq j \leq M_{max}$ 이며, N 은 데이터의 일정한 갯수를 나타낸다. d 는 측정된 지연시간, M_{max} 는 MA차수의 상한값을 나타낸다. 식(21)의 갱신규칙(update rule)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_{uu,t}(i,j) &= \phi_{uu,t-1}(i-1, j-1), \quad i \neq 0, j \neq 0 \\ &= \phi_{uu,t-1}(i,0) + \frac{1}{N} [u(t-d-i)u(t-d) - \\ &\quad u(t-N-d-i)u(t-N-d)], \quad j=0 \end{aligned}$$

또한, 초기상태가 안정된 경우 초기값은 다음과 같다.

$$\phi_{uu,-1}(i,j) = u^2(-1)$$

(2) 입력과 출력간의 상관함수:

$$\phi_{uy,t}(i,j) = \frac{1}{N} \sum_{k=t-N+1}^t u(k-d-i)y(k-j) \quad (22)$$

여기에서 $0 \leq i \leq M_{max}$ 이며, $0 \leq j \leq L_{max}$ 이다. 식(22)의 갱신규칙(update rule)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_{uy,t}(i,j) &= \phi_{uy,t-1}(i-1, j-1), \quad i \neq 0, j \neq 0 \\ &= \phi_{uy,t-1}(i,0) + \frac{1}{N} [u(t-d-i)y(t) - \\ &\quad u(t-N-d-i)y(t-N)], \quad j=0 \\ &= \phi_{uy,t-1}(0,j) + \frac{1}{N} [u(t-d)y(t-j) - \\ &\quad u(t-N-d)y(t-N-j)], \quad i=0 \end{aligned}$$

또한, 초기상태가 안정된 경우 초기값은 다음과 같다.

$$\phi_{uy,-1}(i,j) = u(-1)y(-1)$$

(3) 출력간의 상관함수:

$$\phi_{yy,t}(i,j) = \frac{1}{N} \sum_{k=t-N+1}^t y(k-i)y(k-j) \quad (23)$$

여기에서 $0 \leq j \leq L_{max}$ 이다. 식(23)의 갱신규칙(update rule)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_{yy,t}(i,j) &= \phi_{yy,t-1}(i-1, j-1), \quad i \neq 0, j \neq 0 \\ &= \phi_{yy,t-1}(i,0) + \frac{1}{N} [y(t-i)y(t) - \\ &\quad y(t-N-i)y(t-N)], \quad j=0 \end{aligned}$$

또한, 초기상태가 안정된 경우 초기값은 다음과 같다.

$$\phi_{v,i}(i,j) = y^2(-1)$$

앞에서 정의한 2차원의 상관함수를 이용하여 $\overline{p_m(t)p_r(t)}$ 을 구해보면 다음과 같다.

$$\overline{p_m(t)p_r(t)} = \begin{cases} \phi_{m,r}(i,j) & \text{if } p_m(t) = u(t-d-i), \\ & p_r(t) = u(t-d-j), \\ \phi_{v,r}(i,j) & \text{if } p_m(t) = u(t-i), \\ & p_r(t) = u(t-j) \\ \phi_{v,r}(i,j) & \text{if } p_m(t) = u(t-d-i), \\ & p_r(t) = u(t-j). \end{cases} \quad (24)$$

위의 결과는 식(14), (15)와 비교해보면 계산량의 차이를 알 수 있다. $\overline{p_m^2(t)}$ 와 $\overline{p_m(t)y(t)}$ 도 위와같이 구해진다. 결과적으로 2차원의 상관함수를 도입함으로써 $D(r,s), E_l(r), C_l(r)$ 에 포함된 함수들의 평균값을 쉽게 구할수 있고, 나머지 부분들도 회귀적인 방법으로 계산되므로, on-line처리가 가능하게 된다.

제안된 알고리즘은 다음과 같다.

- step 1. 상관함수 $\phi_{m,r}(i,j), \phi_{v,r}(i,j), \phi_{v,i}(i,j)$ 을 초기화 시킨다. 초기응답시간을 지연시간으로 한다.
- step 2. 갱신규칙을 이용하여 상관함수를 갱신한다.
- step 3. $D_l(m,r), E_l(m,r), C_l(m,r)$ 을 계산하고, 식(7)을 이용하여 모델링 에러가 기준값 (threshold) 보다 작게 될때까지 새로운 항을 추가한다.
- step 4. AR과 MA의 차수를 구하고, ARMA계수를 구한다. 다시 step 2.로 진행한다.

IV. 시뮬레이션

미지의 선형 시스템에 대한 실시간 회귀 모델링 알고리즘의 성능을 나타내기 위해서 다음과 같은 세가지 플랜트에 대한 시뮬레이션을 한다.

Plant 1. 2차 시스템

$$(1-q^1+0.8q^2)y(t)=q^1(0.5q^1+0.7q^2)u(t)$$

Plant 2. 3차 시스템

$$(1-0.5q^1+0.4q^2+0.2q^3)y(t)=q^1(1.5q^1-0.5q^2)u(t)$$

Plant 3. 4차 시스템

$$(1-2.41q^1+2.96q^2-2.02q^3+0.73q^4)y(t)=(1-0.17q^1+0.29q^2-0.23q^3+0.58q^4)u(t)$$

플랜트의 입력값은 $|u(t)| < 5.0$ 이고 균일분포인 임의의 값이며, 지연시간의 추정은 플랜트의 응답이 초기의 정상상태에서 다른 값이 추정되는 시간으로 한다. 그림 1은 플랜트 1을 $t=40$ 에서 플랜트 2로 변경

한 경우, 차수와 계수의 모델링 성능을 보여준다. 플랜트 1의 지연시간은 9샘플이며, 분모차수의 상한값 L_{max} 와 분자차수의 상한값 M_{max} 는 5차로 제한하였다. 시뮬레이션은 100샘플 동안 수행하였고, 자료길이는 20샘플, 최종 모델 에러는 식(7)에서 초기 에러값인 $y^2(t)$ 의 0.1%이하로 제한하였다. 자료길이가 20샘플이므로, $t=60$ 부터는 플랜트 2에 대해서 정확한 모델링 성능을 보일 수 있다. 자료길이만큼의 과도상태가 나타나는 이유는 그 기간동안 플랜트 1과 플랜트 2의 모델 정보가 공존하기 때문이다.

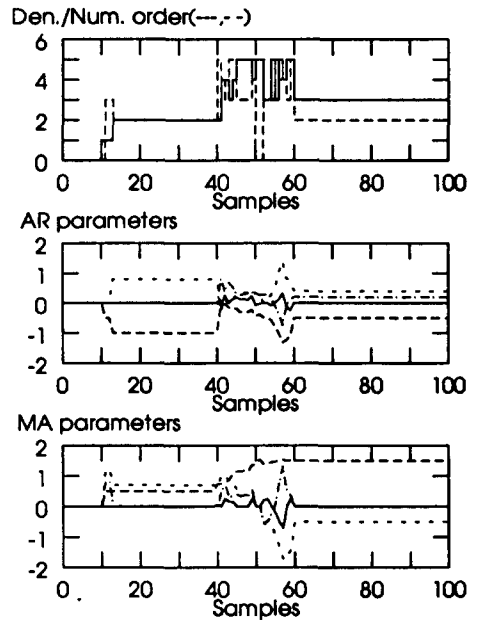


그림 1. $t=40$ 일때 플랜트 1이 플랜트 2로 변경된 경우의 모델링

Fig. 1. Identification of plant 1 changed to plant 2 when $t=40$.

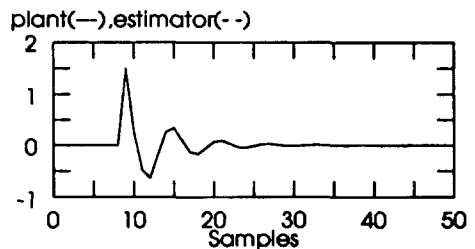


그림 2. 플랜트 2의 단위 샘플 응답

Fig. 2. Unit sample response of plant 2.

그림 2는 플랜트 2의 단위 샘플응답과 모델의 단위 샘플 응답을 보여준다.

노이즈가 있는 경우 플랜트의 출력은 다음과 같은 고차의 MA모델로 근사화 시킨후, $u(t)$ 와 $y(t)$ 대신 $\hat{y}(t)$ 를 on-line 알고리즘에 사용한다. ^[8]

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=0}^L \hat{b}_i u(t-i) \quad (25)$$

그림 3은 플랜트 3에 대한 on-line 노이즈 필터링 성능을 보여준다. 노이즈는 정규분포이며, 플랜트 3에 대한 출력의 MA모델 차수는 40차로 정하였다.

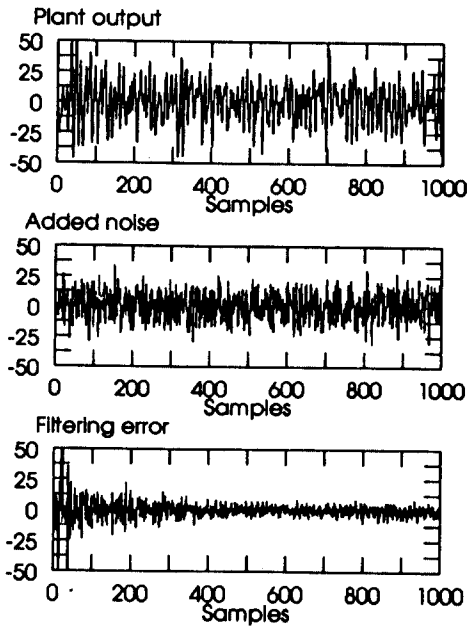


그림 3. 플랜트 3에 대한 노이즈 필터링
Fig. 3. Noise filtering of plant 3.

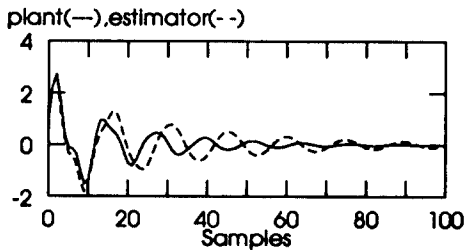


그림 4. 노이즈 필터링을 하지않은 경우의 단위 샘플 응답
Fig. 4. Unit sample response without noise filtering.

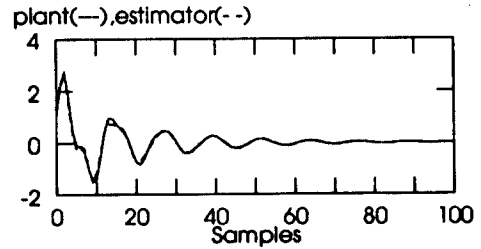


그림 5. 노이즈 필터링을 한 경우의 단위 샘플 응답
Fig. 5. Unit sample response with noise filtering.

그림 4와 그림 5은 노이즈 필터링 유무에 따른 모델링의 성능을 비교하기 위해서 단위 샘플응답을 비교하였다. 이 경우 플랜트 3의 지연시간은 없으며, 분모차수의 상한값 L_{max} 와 분자차수의 상한값 M_{max} 는 8차로 제한하였다. 시뮬레이션은 1000샘플동안 수행하였고, 자료길이는 500샘플, 최종 모델 에러는 초기 에러의 2.0%로 제한하였다. 노이즈가 존재하는 경우 노이즈 필터링을 하면, 상당히 정확한 모델링을 할 수 있다.

V. 결론

미지의 선형 시스템에 대한 계수, 차수, 시간 지연을 알기위한 on-line 모델링 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 2차의 자기상관함수와 상호상관함수의 도입과 회귀적인 형태를 이용하여 시간에 대한 회귀 알고리즘으로 구현되었다. 또한, 과거의 N 개의 데이터만을 가지고 모델링을 하기 때문에 계수나 차수가 천천히 변하는 시스템인 경우에도 제안한 알고리즘의 모델링 성능이 좋으며, 계산량이 적기 때문에 실시간 응용에 적합하다.

데이터 길이 N 은 충분히 크게 정하면 좋으며, 다중입력, 다중출력 시스템으로의 확장이 용이하다고 본다.

參考文獻

- [1] H. Akaike, "A New Look at The Statistical Model Identification", *IEEE trans. AC-19*, pp. 716-723, 1974.
- [2] H. F. Chen and J. F. Zhang, "Identification and Adaptive Control for systems with Unknown Orders, Delay.

- and Coefficients", *IEEE Trans. Automatic Contr.*, vol. 35, no. 8, pp. 866-877, Aug. 1990.
- [3] J. Rissanen, "A Predictive Least-Squares Principle", *IMA J. Math. Control and Information*, vol. 3, pp. 211-222, 1986.
- [4] M. Wax, "Order Selection for AR Models by Predictive Least Squares", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. 36, no. 4, pp. 581-588, April 1988.
- [5] L. D. Paarmann and M. J. Korenberg, "Estimation of The Parameters of AnARMA Signal Model Based on An Orthogonal Search", *IEEE Trans. AC*, vol. 37, no. 3, pp. 347-352, 1992.
- [6] M. J. Korenberg, Functional "Expansions, Parallel Cascades and Nonlinear Difference Equations. In: Marmareling, V.Z., ed. *Advanced Methods of Physiological System Modeling*", Volume 1. Los Angeles: USC Biomedical Simulations Resource, pp. 221-240, 1987.
- [7] M. J. Korenberg, "Identifying Non-linear Difference Equation and Functional Expansion Representations: The Fast Orthogonal Algorithm", *Ann. Biomed. Eng.* 16, pp. 123-142, 1988.
- [8] M. J. Korenberg and L. D. Paarmann, "An Orthogonal ARMA Identifier with Automatic Order Estimation for Biological Modeling", *Annals Biomed. Eng.*, vol. 17, no. 6, pp. 571-592, 1989.

 著 者 紹 介



催 殊 駟(正會員)

1967年 12月 20日生. 1990年 2月 전남대학교 공과대학 전자공학과 졸업. 1992年 8月 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 공학석사 학위취득. 1992年 9月 ~ 현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정 재학중. 주관심 분야는 공정예저, 시스템 모델링 및 로봇트 등임.

金 炳 國(正會員) 第 27卷 第 1號 參照

현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 교수