

$$B(t, D) \doteq \{b_m^0 + b_m^1(t-T)\}D^m + \dots + b_0^0 + b_0^1(t-T) \\ = B_0(D) + B_1(t-T, D) \quad (5)$$

(4)식과 (5)식을 사용하여 (2)식을 다시 쓰면

$$y \doteq \frac{1}{F} (F-A_0)y \\ - \frac{1}{F} \{a_{n-1}^1(t-T)D^{n-1}y + \dots + a_0^1(t-T)y\} \\ + \frac{1}{F} B u \\ + \frac{1}{F} \{b_m^1(t-T)D^m u + \dots + b_0^1(t-T)u\} \quad (6)$$

윗 식을 추정해야 할 파라미터 벡터와 우리가 얻을 수 있는 신호벡터와의 급으로 나타내기 위하여 다음의 Lemma를 이용한다.

Lemma.

$$i) \frac{1}{D} t D y(t) = t y(t) - \frac{1}{D} y(t) \\ ii) \frac{1}{D} (t-T) D y(t) = (t-T) y(t) - \frac{1}{D} y(t) \\ iii) \frac{1}{F(D)} (t-T) D y(t) = \frac{D}{F(D)} (t-T) y(t) - \frac{1}{F(D)} y(t) \\ iv) \frac{1}{F(D)} (t-T) D^m y(t) = \frac{D^m}{F(D)} (t-T) y(t) - \frac{D^{m-1}}{F(D)} y(t)$$

[증명] 부록 참조

위 Lemma를 사용하여 (6)식을 정리하면

$$y(t) = x^T \Theta \quad (7)$$

여기서

$$\Theta^T = [f_{n-1}^1, f_{n-2}^1 + (n-1)a_{n-1}^1, \dots, f_c^1 + a_1^1, -a_{n-1}^1, \dots, -a_0^1 \\ b_m^0, b_{m-1}^0 - m b_m^1, \dots, b_0^0 - b_1^1, b_m^1, \dots, b_0^1] \\ x^T = [\frac{D^{n-1}}{F} y, \frac{D^{n-2}}{F} y, \dots, \frac{1}{F} y, \frac{D^{n-1}}{F} (t-T)y, \dots, \frac{1}{F} (t-T)y \\ \frac{D^m}{F} u, \frac{D^{m-1}}{F} u, \dots, \frac{1}{F} u, \frac{D^m}{F} (t-T)u, \dots, \frac{1}{F} (t-T)u] \\ f_i^1 = f_i^0 - a_i^0$$

3. 파라미터의 추정

본 논문의 파라미터 추정 방법은 다음과 같다.

1) 동작점을 $T = jT'$ ($j = 0, 1, 2, \dots$)로 변화시켜 가며 다음의 사영 알고리즘을 사용 $\hat{\Theta}$ 를 추정한다.

파라미터 추정 알고리즘 1.; $v(t)=0$ 일 경우

$$\hat{\Theta}(t) = P\{\alpha x(t)e(t)/(1+x(t)^T x(t))\};$$

$$0 < \alpha < \infty, \quad e(t) = y(t) - x(t)^T \hat{\Theta}(t),$$

P: 사영 연산자

파라미터 추정 알고리즘 2.; $v(t) \neq 0$ 일 경우

$$\hat{\Theta}(t) = P\{\alpha x(t)z(t)/(1+x(t)^T x(t))\};$$

$$z(t) = e(t) \max\{ |e(t)| - d(t), |e(t)|, 0 \}$$

여기서 $d(t)$ 는 다음을 만족하는 $e_0, \sigma > 0$ 이 존재한다는 가정하에서 정의된 우리가 알고 있는 값이다.

$$|v(t)| < e_0 \sup_{0 \leq \tau \leq t} \{\exp(-\sigma(t-\tau))w(x(\tau))\} = d(t)$$

$$\text{여기서 } 0 < w(x) < \|x\|, \quad \forall x$$

2) 추정된 $\hat{\Theta}$ 로부터 실제의 파라미터를 구한다. 즉 $jT' < t < (j+1)T'$ 일 때

$$\hat{a}_{ij}^0 = \hat{a}_i^0, \quad \hat{a}_{ij}^1 = \hat{a}_i^1, \quad \hat{b}_{ij}^0 = \hat{b}_i^0, \quad \hat{b}_{ij}^1 = \hat{b}_i^1$$

라 하면

$$\hat{a}_i(t) = \hat{a}_{ij}^0 + \hat{a}_{ij}^1 (t-jT'), \quad jT' < t < (j+1)T'$$

$$\hat{b}_i(t) = \hat{b}_{ij}^0 + \hat{b}_{ij}^1 (t-jT'), \quad jT' < t < (j+1)T'$$

3) T가 변하는 순간, 다시 말하면 $t=jT'$ ($j=0, 1, 2, \dots$) 일 순간

$$\hat{a}_{ij}^0 = \hat{a}_i^0(j-1) + \hat{a}_i^1(j-1)T'$$

$$\hat{b}_{ij}^0 = \hat{b}_i^0(j-1) + \hat{b}_i^1(j-1)T'$$

로 새롭게 하여 준다.

4. 적응 제어

위에서 소개한 방법으로 추정된 파라미터값으로 기준모델 적응제어등 여러가지 제어입력을 구할 수 있겠으나 본 논문에서는 극배치제어에 대하여 논한다.

제어입력은 다음 식으로부터 계산된다.

$$\hat{L} \frac{1}{F} (-u) = P \left(\frac{1}{F} y^* - \frac{1}{F} y \right) \quad (8)$$

여기서 y^* 는 유한한 기준입력신호이고 \hat{L}, \hat{P} 는 D의 다항식으로 각각 n차와 n-1차이며 다음의 항등식을 만족한다.

$$\hat{A} \hat{L} + \hat{B} \hat{P} = A^* \quad (9)$$

또 여기서 A^* 는 임의로 설계된 D의 2n차 다항식이며 다음을 만족한다.

$$\text{Re}[\lambda_i(A^*)] < -\sigma < 0$$

여기서 $\lambda_i(i)$ 는 i 번째 다항식의 근을 나타내고 Re 는 실수부를 뜻한다.

여기서 (9)의 항등식이 유한한 $|\hat{L}|, |\hat{P}|$ 값을 보장하게 하기위해 다음과 같은 가정을 한다. ($|\cdot|$ 는 다항식 계수벡터의 노름을 뜻한다.)

가정;

모든 $\hat{\theta}$ 는 convex region $C \subset \mathbb{R}^{(n+1)}$ 에 속해있으며 또한 C 는 모든 $\theta \in C$ 에 대하여 유한한 $|\hat{L}|, |\hat{P}|$

을 가지는 (9)식의 해를 준다.

위 가정은 시변 시스템의 제어의 경우 흔히 볼 수 있는 가정이며 특별한 것은 아니다 [6].

(8) 식을 다시 쓰면

$$u = \frac{1}{F} \hat{L} u + \frac{1}{F} \hat{P} (-y^* - \dots) - \frac{1}{F} y \quad (10)$$

입력 u 는 (10)식으로 주어 진다.

5. 컴퓨터 모의 실험

본 논문에서 제안한 알고리즘은 시스템의 수학적 모델을 구하는 방법과 파라미터의 추정방법이 특이하므로 여기에 초점을 맞추고 Goodwin의 방법과 비교하여 보았다. 제안한 방법은 Goodwin의 방법에 비해 복잡하며 추정해야 할 파라미터의 수가 2배로 늘어남에 유의하라. 그리고 Goodwin은 모든 선형시변시스템근을 다루고 있는 반면 본 논문에서는 (1)식으로 표현되는 시스템만 고려했음을 밝혀둔다.

다음 식으로 주어지는 시스템을 생각하자.

$$(D + a(t))y(t) = b(t)u(t)$$

여기서

$$a(t) = 2 + \cos(0.2t)$$

$$b(t) = 5 + \cos(0.4t)$$

F 는 두 방법에서 모두 $(D + 7)$ 로 한다.

Goodwin의 방법으로 모델링하면

$$y = x^T \theta + v$$

$$x^T = [(1/F)y, (1/F)u]$$

$$\theta^T = [5 - \cos(0.2t), 5 + \cos(0.4t)]$$

$$v = - \frac{1}{D+7} (0.2\sin(0.2t)) \frac{1}{D+7} y(t)$$

$$+ \frac{1}{D+7} (0.4\sin(0.4t)) \frac{1}{D+7} u(t)$$

제안한 방법으로 모델링하면

$$x^T = [(1/F)y, (1/F)(t-T)y, (1/F)u, (1/F)(t-T)u]$$

$$\theta^T = [5 - \cos(0.2T), 0.2\sin(0.2T), 5 + \cos(0.4T), -0.4\sin(0.4T)]$$

$$v = - \frac{1}{D+7} \left(- \frac{0.04}{2!} \cos(0.2T)(t-T) + \dots \right) y(t) + \frac{1}{D+7} \left(\frac{0.16}{2!} \cos(0.4T)(t-T) + \dots \right) u(t)$$

그림 1-a)는 Goodwin의 방법에 의한 $a(t)$ 의 추정치를 나타내고 그림 1-b)는 추정오차를 나타낸다. 또 그림 2-a)는 본 논문에서 제안한 방법으로 추정된 $a(t)$ 이며 그림 2-b)는 추정오차이다. 그림에서 본 논문의 방법이 파라미터 수렴특성이 좋고 추정오차를 작게함을 알 수 있다. 이것으로 미루어 보아 본 논문에서 제안한 추정 방법을 쓰면 보다 정확한 시변시스템의 제어입력을 구할 수 있을 것으로 기대된다.

6. 맺 음 말

본 논문에서는 시변시스템의 모델링 오차를 작게 하기 위하여 시변파라미터를 맥급수로 전개하여 추정하여 보았다. 그 결과 제안한 방법은 모델오차를 작게하여 데드 존을 줄일 수 있으며 결과적으로 정확한 파라미터 추정을 할 수 있음을 보였다.

제안한 방법이, T' 이 0으로 수렴할 경우 Goodwin이 제안한 방법과 같아지고 T' 이 너무 커진다면 모델오차가 오히려 커지는 것을 생각하면 오차를 최소화 하는 T' 값과 또 그 값을 찾는 데 필요한 정보가 무엇인지 밝히는 문제가 숙제로 남는다. 또 광범위한 시변 시스템에 적용할 수 있는 일반적인 방법을 구하는 문제, 안정도와 강인성을 증명하는 문제도 풀어야 할 과제이다.

참 고 문 헌

- [1] A. Feuer and A.S. Morse, "Adaptive Control of single input-single output linear system," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-23, pp. 557-570, 1978
- [2] K.S. Narendra, Y.H. Lin, and L.S. Valavani, "Stable adaptive controller design, Part II: Proof of stability," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-25, pp. 440-449, 1980.
- [3] G.C. Goodwin, P.J. Ramadge, and P.E. Caines, "Discrete time multi-variable adaptive control," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. AC-25, pp. 449-456, 1980.
- [4] C.E. Rhors, L.S. Valavani, M. Athans, and G. Stein, "Robustness of adaptive control algorithm in the presence of unmodelled dynamics," in Proc. 21st IEEE Conf. Decision Contr., fl, 1982, pp. 3-11
- [5] G.C. Goodwin and D.Q. Mayne, "Parameter estimation perspective of continuous time model reference adaptive control," Automatica, vol. 23, pp. 57-70, Jan. 1987
- [6] G.C. Goodwin and K.S. Sin, Adaptive Filtering, Prediction and control, EngleWood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1984
- [7] R.H. Middleton and G.C. Goodwin, "Adaptive control of time-varying linear system," IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 33, No. 2, pp. 150-155, Feb. 1988

Lemma의 증명

[증명]

$$\begin{aligned}
 \text{i) } \int_0^t \frac{dy}{d\tau} d\tau &= \int_0^t dy \\
 &= ty(t) - \int_0^t y(\tau) d\tau \\
 \text{ii) } \int_0^t (\tau - T) \frac{dy}{d\tau} d\tau &= \int_0^t \tau dy - T \int_0^t dy \\
 &= ty(t) - \frac{1}{D} y(t) - Ty(t)
 \end{aligned}$$

(일반성을 잃지 않으므로 $y(0)=0$ 로하였다.)

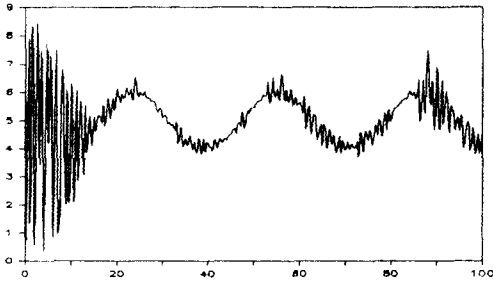
$$\begin{aligned}
 \text{iii) } \frac{1}{F(D)} (t-T) Dy(t) &= s(t) \text{ 라하면} \\
 (t-T) Dy(t) &= F(D) S(t) \\
 (1/D)(t-T)y(t) &= (F(D)/D) s(t) \\
 (t-T)y(t) - (1/D)y(t) &= (F(D)/D) s(t) \\
 s(t) &= (D/F(D))(t-T)y(t) - (1/F(D))y(t) \\
 \text{iv) } \frac{1}{F(D)} (t-T) D(D^{m-1} y(t)) & \\
 &= D \frac{1}{F(D)} (t-T) D^{m-1} y(t) - \frac{D^{m-1}}{F(D)} y(t)
 \end{aligned}$$

또

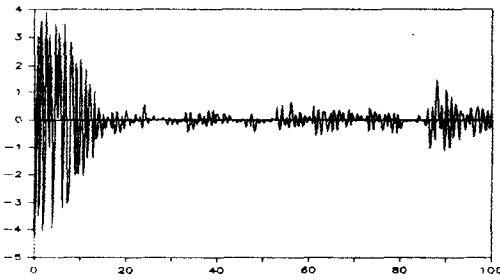
$$\begin{aligned}
 &\frac{1}{F(D)} (t-T) D^{m-1} y(t) \\
 &= \frac{D}{F(D)} (t-T) D^{m-2} y(t) - \frac{D^{m-2}}{F(D)} y(t) \\
 &\dots \\
 &\frac{1}{F(D)} (t-T) D y(t) \\
 &= \frac{D^2}{F(D)} (t-T) D^{m-2} y(t) - 2 \frac{D^{m-1}}{F(D)} y(t)
 \end{aligned}$$

위 과정을 반복하면

$$\frac{1}{F(D)} (t-T) D y(t) \approx \frac{D^m}{F(D)} (t-T)y(t) - m \frac{D^{m-1}}{F(D)} y(t)$$

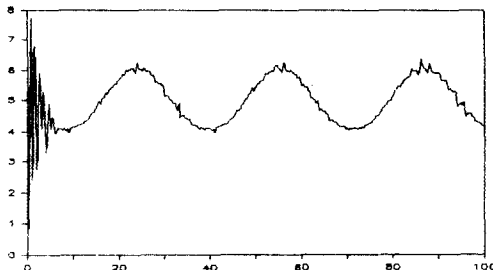


(a)

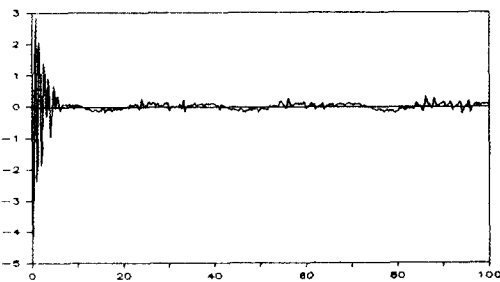


(b)

그림 1. Goodwin의 방법에 의한 시뮬레이션 결과
a) a(t)의 추정치 b) a(t)의 추정 오차
Fig. 1. Simulation Results with Goodwin's method
a) Estimates of a(t) b) Estimation error of a(t)



(a)



(b)

그림 2. 본 논문의 방법에 의한 시뮬레이션 결과
a) a(t)의 추정치 b) a(t)의 추정 오차
Fig. 2. Simulation Results with proposed method
a) Estimates of a(t) b) Estimation error of a(t)