

이동구간 예측제어 기법을 이용한 적응 제어기의 전기로 적용

Application of Adaptive Controller using Receding-Horizon Predictive Control Strategy to the Electric Furnace

김진환, 허욱열
(Jin-Hwan Kim and Uk-Youl Huh)

Abstract : Model Based Predictive Control(MBPC) has been widely used in predictive control since 80's. GPC[1] which is the superset of many MBPC strategies is a popular method, but GPC has some weakness, such as insufficient stability analysis, non-applicability to internally unstable systems. However, CRHPC[2] proposed in 1991 overcomes the above limitations. So we chose RHPC based on CRHPC for electric furnace control. An electric furnace which has nonlinear properties and large time delay is difficult to control by linear controller because it needs nearly perfect modelling and optimal gain in case of PID. As a result, those controls are very time-consuming. In this paper, we applied RHPC with equality constraint to electric furnace. The results of experiments also include the case of RHPC with monotonic weighting improving the transient response and including unmodelled dynamics. So, This paper proved the practical aspect of RHPC for real processes.

Keywords: MBPC, CRHPC, RHPC, monotonic weighting, unmodelled dynamics, robustness, electric furnace

I. 서론

일반적으로 공정 제어는 시간지연과 더불어 비선형 요소를 포함하고 있기 때문에 산업계에서 쉽고 널리 쓰여온 PID제어를 적용할 때 최적 개인의 설정에 시행 착오를 통한 상당한 시간이 필요하다. 따라서 좀 더 효율적인 제어를 위해 다양한 제어 기법들이 공정 제어를 위해 채택되고 있다. 본 논문에서는 공정 제어를 위해 단순하면서 효과적이라고 판단되는 모델기준예측제어(Model Based Predictive Control ; MBPC)를 사용하여 실험 모델로 선정한 전기로온도 제어에 적용하여 실용성을 검토해 보고자 한다.

MBPC 기법은 1980년대 이후 예측제어 분야에서 주류를 이루고 있으며 많은 MBPC 기법들이 제안되어 왔다[1~5]. 또한 MBPC는 산업계에서 실험적으로 얻을 수 있는 모델을 기초로 좋은 성능을 제공하여 실용성 역시 뛰어나다[6]. 일반적인 MBPC는 이동구간제어(receding-horizon control)에 기초를 두고 있으며 LRPC(Long Range Predictive Control), 또는 이동구간 예측제어(Receding Horizon Predictive Control ; RHPC)로도 불려 진다. 특히, 그중 GPC(Generalized Predictive Control)는 여러 가지 MBPC 기법들 중 가장 관심 받는 제어 기법이며 90년대 이후로 제한형 이동구간 예측제어(Constrained Receding Horizon Predictive Control ; CRHPC)와 같이 예측구간의 최대구간 부분에 터미널 제한(terminal constraint)을 가지는 제어 기법들이 소개되고 있다[2].

이러한 MBPC는 웅답성능에서의 우수함에도 불구하고 안정도 해석이 충분치 못하다. 이것은 프로세스의 모델이 상태공간모델이 아닌 전달함수모델이며 제어기의 조정 파라미터(tuning knobs)가 많음에 기인하기도 한다. 또한 견실 제어와 마찬가지로 MBPC를 이용한 적응제어의 강인성 향상 문제에 많은 연구가 이루어지고 있다. 90년대에 들어서도 MBPC의 이론적인 연구는 안정도 해석과 강인성 향상 문제가 주류를 이루고 있다.

적용 제어에서 비모델화 성분(unmodelled dynamics)에 대한 강인성 향상 문제는 두 가지로 구분하여 생각할 수 있다. 제어 기법에서의 강인성 문제와 프로세스의 식별(Iden-

tification)에서의 강인성 문제이다. 제어 기법에서의 강인성 문제는, GPC의 경우 평균레벨(mean level), 데드비트(dead beat) 경우에 대한 해석[7]과 견실 제어 이론을 바탕으로 강인성 향상을 고려한 필터(prefilter) 설계 방법이 제시되었다[8]. 또한, 좀더 일반적인 형태의 강인성 향상을 고려한 필터(prefilter) 설계 방법도 제시되었다[9]. 프로세스의 식별에서는 1) 비모델화 성분이 존재할 경우 데드존(dead-zone)을 고려하는 식별 방법 등과 같은 식별자 입장에 강인성을 고려하는 경우[10]와 2) LRPI(Long Range Predictive Identification)와 같이 제어기와 연관하여 설계하는 식별자를 설계하는 경우가 있다[11]. 또한, 비모델화 성분에 대한 저주파 통과 필터(low-pass prefilter) 도입시 안정도를 확보하지만 상승시간이 느려지는 반면 LRPI는 이와 같은 점을 개선시켰다.

본 논문은 CRHPC형태의 RHPC기법을 사용한 적응예측제어기를 전기로의 온도 제어에 적용한다. 일반적인 공정 프로세스는 시간 지연, 동작점의 변화 등으로 비선형성을 내포한다고 볼 수 있다. 마찬가지로 실험 대상인 전기로는 시간 지연이 크고 각 기준온도에 따라 dc-개인이 다르기 때문에 PID제어나 모델링이 요구되는 선형 제어기로 제어할 경우 성능 면에서 만족할 만한 결과를 얻기 힘들다. 예측 제어는 현재 시점 이후의 미래에 대한 출력 예측으로 이러한 비선형공정을 제어하기 용이하다고 여겨진다. 본 논문은 제한요소(constraint)를 가지는 RHPC의 전기로 실험 사례를 보여주며, 비모델화 성분을 지니는 전기로 제어를 위해 필터(prefilter)를 사용한 결과와 과도상태 특성을 개선시킬 수 있도록 가중치를 부여한 실험 결과를 보여준다. 실험 결과들로부터 실제공정에 대한 실용성을 확인할 수 있다.

II. 이동구간 예측 제어기

1. 플랜트

MBPC는 모델에 기준한 예측 제어이므로 기준 모델이 설정되어야 한다. 플랜트에 대한 모델은 IIR(Infinte Impulse Response)모델로부터 유도된 (1)과 같은 CARIMA(Controlled Auto-Regressive Intergrated Moving-Average) 모델로 설정한다.

$$y(t) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(t-1) + \frac{T_c(q^{-1})}{A(q^{-1})A(q^{-1})} \xi(t) \quad (1)$$

여기서 $\xi(t)$ 는 영 평균을 갖는 잡음이다.

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \cdots + a_{na} q^{-na} \\ B(q^{-1}) &= b_0 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \cdots + b_{nb} q^{-nb} \\ T_c(q^{-1}) &= 1 + t_1 q^{-1} + t_2 q^{-2} + \cdots + t_{nt} q^{-nt} \\ \Delta(q^{-1}) &= 1 - q^{-1} \end{aligned}$$

본 논문에서 적용하는 예측 제어기는 (1)에 대한 예측식을 구성하여 LQ(Linear Quadratic) 형태의 최적 제어기로 설계된다. RHPC에서 기준으로 설정한 (1)과 같은 플랜트 모델이 전기로의 모델로 설정 가능한지 3장에서 확인한다.

2. 이동 구간 예측 제어 기법

주어진 샘플링 시간에서 최적화된 입력을 구하기 위해 다음과 같은 성능 지표를 사용한다.

$$\begin{aligned} J = & \sum_{j=N_1}^{N_2} \mu(j)(r(t+j) - \hat{y}(t+j))^2 \\ & + \sum_{j=N_1+1}^{N_2} (r(t+j) - \hat{y}(t+j))^2 \\ & + \sum_{j=1}^{N_u} \rho(j) \Delta u(t+j-1)^2 \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 N_1 은 최소 예측 구간으로 시간 지연과 함께 놓을 수 있으며, N_2 는 최대 출력 예측 구간, N_u 는 제어 입력 구간, N_u+1 은 최소 제한 예측 구간으로 $N_u+1 \sim N_2$ 인 구간에서 임의의 설정 값과 같게 되도록 최적화 시킨다.

(2)에서 $N_y = N_2$ 일 때 GPC와 같고 둘째 항에서 보여지는 바와 같은 터미널 등가 제한(terminal equality constraint)를 가진다. 따라서 Δu 를 구하기 위해 (2)을 다음의 (3)에 대해 최소화시켜야 한다.

$$\begin{cases} \Delta u(t+j) = 0 & \text{for } j \geq N_u \\ y(t+N_y+j) = r(t+N_y+j) & \text{for } j = 1, \dots, N_2 - N_y \end{cases} \quad (3)$$

또한, (2)을 최소화시키기 위해 $y(t+j)$, $j = 1, \dots, N_2$ 의 예측식이 필요하다. 예측식은 다음의 다이아판틴(diophantine) 방정식을 사용하여 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} T_c(q^{-1}) &= E_c(q^{-1})A(q^{-1}) + q^{-1}F_c(q^{-1}) \\ E_c(q^{-1})B(q^{-1}) &= G_c(q^{-1})T_c(q^{-1}) + q^{-1}H_c(q^{-1}) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+j|t) &= \frac{G_c(q^{-1})}{T_c(q^{-1})} \Delta u(t+j-1) \\ &+ \frac{H_c(q^{-1})}{T_c(q^{-1})} \Delta u(t) + \frac{F_c(q^{-1})}{T_c(q^{-1})} y(t) \end{aligned} \quad (5)$$

(5)을 (2)의 성능지표에 대입하여 다시 풀면 최적화 되는 제어 입력은 다음과 같은 행렬식으로부터 구할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} G^T M G + \Lambda & G_c^T \\ G_c & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(t) \\ \lambda(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G^T M(w(t) - f(t)) \\ w_c(t) - f_c(t) \end{bmatrix} \quad (6)$$

여기서 $\lambda(t)$ 는 라그랑지 파라미터(lagrange multiplier), $e(t+j) = w(t+j) - y(t+j)$, $e_c(t+j) = w_c(t+j) - y_c(t+j)$,

$$M = \text{diag}[\mu(N_1) \mu(N_1+1) \cdots \mu(N_2)],$$

$$\Lambda = \text{diag}[\rho(0) \rho(1) \cdots \rho(N_u-1)],$$

$$f = \sum_{j=1}^{N_u} \left\{ \frac{H_c(q^{-1})}{T(q^{-1})} \Delta u(t) + \frac{F_c(q^{-1})}{T(q^{-1})} y(t) \right\}$$

이며 f_c 는 f 와 마찬가지로 N_y 에서 N_2 까지의 합으로 구할 수 있다.

최종적으로 최적화된 $\Delta u(t)$ 는 역행렬 정리(inverse lemma)를 사용하여 이동구간기법(Receding horizon strategy)에 의해 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\Delta u(t) = [1 \ 0 \ 0 \ \cdots \ 0] \cdot$$

$$[I - \tilde{G}G_c^T(G_c\tilde{G}G_c^T)^{-1}G_c] \cdot$$

$$\begin{aligned} & \tilde{G}G_c^T M(w - f) \\ & + \tilde{G}G_c^T(G_c\tilde{G}G_c^T)^{-T}(w_c - f_c) \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{여기서 } \tilde{G} = (G_c^T M G_c + \Lambda_c)^{-1}$$

이상과 같이 이동구간 예측 제어기는 (1)~(7)까지 단계를 거쳐서 미래의 출력오차에 대한 최적화된 제어 입력을 구할 수 있다. 그러나 조정 파라미터(tuning knobs)의 개수가 많기 때문에 조정 파라미터의 과다한 설정으로 계산량이 많아 질 수 있다. 따라서 안정한 제어를 보장하는 범위 내에서 최소한의 계산량을 가지도록 조정 파라미터를 세팅해야 한다. GPC의 경우에도 마찬가지로 조정 파라미터의 수가 많지만 안정도 해석에 대한 증명이 충분치 못하다. 따라서 GPC 제어시 일반적으로 $N_u = 1$, $N_2 \rightarrow \infty$ 로 설정하는 평균 레벨(mean level) 세팅을 기본으로 한다. 그러나 제한요소(constraint)를 포함하는 RHPC는 다음과 같은 정리로부터 안정된 파라미터를 설정할 수 있다. 즉, 안정도를 보장하는 충분조건은 다음과 같다.

정리 1. (1)과 같은 시스템이 안정가능(stabilizable)하고 검출가능(detectable)할 때 다음 조건을 만족하면 RHPC (1)과 같은 시스템을 점근적으로 안정화시킨다(asymptotically stabilizable)[6].

$$N_u \geq n, N_y = N_u + 1, N_2 = N_y + n$$

$$\text{여기서 } n = \max(\deg(B) + 1, \deg(A\Delta))$$

정리 1에서는 N_u 의 설정이 시스템의 차수에 따라 커지게 된다. 따라서 계산상의 부담을 줄이기 위해 안정도를 보장하는 한도 내에서 가능한 한 제한(constraint) 구간을 줄이는 것이 바람직하다. 이에 대한 충분조건은 다음 정리로부터 볼 수 있다.

정리 2. 다음 조건을 만족하면 RHPC는 (1)과 같은 시스템을 안정화시킨다[9].

$$N_u \geq n_{ad}, N_y \geq N_u + n - n_{ad} + 1, N_2 = N_y + n_{ad}$$

여기서 n_{ad} 는 $A\Delta$ 의 차수이다. 정리 1과 2에 대한 증명의 기본 개념은 Riccati 차분 방정식의 단조 감소성을 사용하여 증명할 수 있다[12]. 실험에서 전기로에 적용하는 파라미터는 정리 1과 2를 기준으로 설정한다.

Bitmead는 극점과 영점이 상쇄될 수 있는 플랜트에 대해 GPC는 안정도를 보장하지 않음을 지적하였고 이에 대한 해결 방법으로 (8)과 같은 시퀀스를 가지는 단조형 가중치를 도입함으로써 폐루프 안정도를 보장할 수 있다[12].

$$\mu(j) \leq \mu(j+1), \rho(j) \leq \rho(j+1) \quad (8)$$

또한, 단조형 가중치의 도입은 과도 특성의 향상을 피할 수 있으며 (9)과 같은 지수형 가중치를 GPC에 도입함으로써 Bitmead에 의해 지적된 내부적 불안정 시스템(불안정한 극점과 영점이 상쇄될 수 있는 시스템)이나 부족진동 특성을 가지는 시스템에서도 안정한 제어가 가능하다[13]. 본 논문에서는 RHPC 제어기에 (9)의 가중치를 도입함으로써 실험을 통해 전기로의 과도 상태의 응답이 개선되는지를 확인해 본다.

$$\mu(j) = \bar{\mu} \alpha^{-2j}, \rho(j) = \bar{\rho} \alpha^{-2j} \quad (9)$$

여기서 $\alpha \leq 1$, $0 < \bar{\mu} \leq 1$, $0 \leq \bar{\rho} \leq 1$ 이다.

제어기의 안정도와 더불어서 80년대 이후로부터 적용제어에서 이슈로 부각된 것은 플랜트에 비모델화 성분이 존재할 때 폐루프 시스템의 안정도를 보장하는 개인성 향상 문제이다. 폐루프 시스템의 개인성을 개선하기 위한 방법은 고주파 역에서 생기는 비모델화 성분을 다루는 문제이며 저주파 통과 필터(low-pass filter)를 사용하여 처리한다. 이에 대한

RHPC의 방법은 다음에서 설명된다.

3. 강인성 향상

모델링에서 고려하지 않는 불확실성은 구조적(structured), 비구조적(unstructured) 불확실성으로 분류한다. 적용제어에서는 미지의 플랜트의 계수를 추정하므로 비구조적 불확실성, 또는 비모델화 성분만을 고려하면 된다. 페루프 시스템에서 비모델화 성분이 존재할 때 강인성 향상을 위해 비모델화 성분이 포함된 페루프 시스템의 강인성 경계치(robustness bound)를 알아야 한다. (10)과 같은 비모델화 성분이 존재할 때 강인성 경계치는 (11)과 같이 구할 수 있다[14]. 결론적으로 (11)에서 볼 수 있듯이 필터, T_c 를 어떻게 설계 하냐에 따라

페루프 시스템의 강인성 향상을 꾀할 수 있다.

$$G^*(s) = G^0 + \hat{G} \quad (10)$$

$$|\hat{G}| < \left| \frac{P_c T_c}{AS} \right| \quad (11)$$

여기서 $| \cdot |$ 는 주파수 역에서 계인을 나타내고 G^0 는 공칭 모델(norminal model), \hat{G} 는 비모델화 성분이다. P_c 는 페루프 시스템의 특성 방정식, S 는 제어기를 $R\Delta u(t) = T_c w(t) - S y(t)$ 와 같이 표현할 때 플랜트 출력에 관계되는 다항식이다.

(11)에서 비모델화 성분에 의한 오차는 고주파 영역에서 유발되며 일반적으로 저주파 통과 필터(low-pass filter)를 제어기에 포함함으로써 처리하고자 한다. Robinson은 조정 파라미터의 세팅이 평균레벨과 데드비트인 경우에만 T_c 를 저주파 통과 필터로 설계함에 따라 강인성이 향상됨을 보여주었다[7]. 반면, Yoon은 평균 레벨과 데드비트의 조정 파라미터 세팅에서 T_c 가 저주파 통과 필터로 설계되더라도 강인성이 반드시 향상되지 않음을 지적하여 다음과 같은 좀 더 일반화된 T_c 의 설계 방법은 제시하였다[9].

$$T_c = \hat{A} T^* \quad (12)$$

$$T_c = (1 - t_o q^{-1})^n, \quad n \geq N_1 - \deg(P_d)$$

여기서 P_d 는 모델추종을 위한 다항식이고 본 논문에서는 $P_d = 1$ 로 한다.

이상과 같이 설명된 RHPC제어기로 전기로 온도 제어를 하고자 한다. 다음 장에서는 전기로의 온도 제어를 위해 전기로의 모델링과정을 설명하고 전기로에서 발생할 수 있는 비모델화 성분에 대해 설명한다. 실험에서 설정하는 조정 파라미터는 정리 1과 2를 기준으로 설정한다.

III. 전기로 제어 시스템

1. 전기로 모델링

일반적으로 열 공정의 모델링은 3가지 열 전달 메카니즘(대류, 방사, 전도)에 의해 전개된다. 그러나 이와 같은 유도는 모델링이 매우 복잡해진다. 전기로 내부의 바닥에 있는 히터에 의해 가열된 전기로 내부 공기가 대류에 의해 센서로부터 감지되므로 열 전달 메카니즘 중 대류만을 고려한 전기로의 수학적 모델은 내부의 에너지는 외부의 인가된 에너지와 같은 에너지 형식으로부터 (13)과 같이 유도할 수 있다.

$$C \frac{dy(t)}{dt} = p(t) - \frac{(y(t) - y_c(t))}{R} \quad (13)$$

여기서 C 는 열 용량(thermal capacitance), $p(t)$ 는 히터로부터 공급되는 열, R 은 열 저항(thermal resistance) $y(t)$ 는 전기로 내부 온도, $y_c(t)$ 는 상온을 나타낸다. (13)을 라플라스 변환을 거치면 (14)와 같다.

$$Y(s) = \frac{1}{C(s+1/RC)} U(s) \quad (14)$$

여기서 $U(s)$ 는 $(P(s) + Y_c(s)/R)$, 즉 히터로부터 인가된 열과 상온이다. (14)식을 Z-변환하면 다음과 같은 이산화 식을 얻을 수 있다.

$$G(q^{-1}) = \frac{b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_n q^{-n}}{1 + a_1 q^{-1}} \quad (15)$$

여기서 $a_1 = -e^{-\frac{1}{RC} T_i}$, 즉 내부 열 용량과 열 저항 계수에 관계되는 시정수이고 b_i 들은 상온과 히터로부터 인가되는 열을 의미한다. 따라서 전기로 추정 모델을 ARX(Auto-Regressive Xoneous)모델로 설정할 수 있다. 즉, (15)에서 구한 전기로의 모델식은 외부 잡음항을 포함시키면 (1)식의 CARIMA모델로 간주할 수 있으며 본 논문에서 설계한 RHPC제어기를 적용하기에 타당한 모델이다.

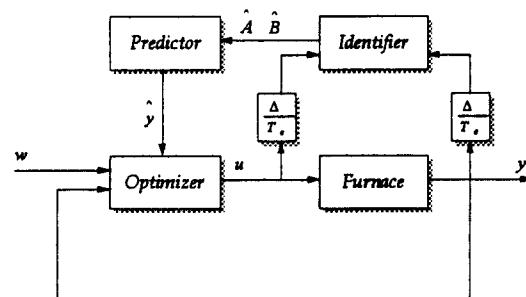


그림 1. 전기로 제어 시스템의 블럭선도.

Fig. 1. Block diagram of electric furnace control system.

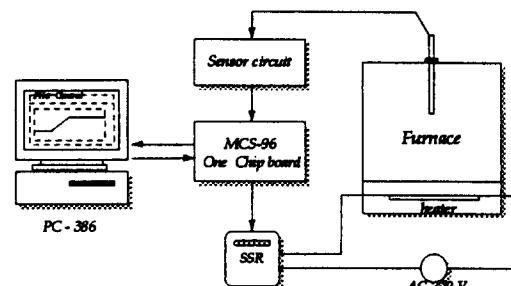


그림 2. 전기로 제어 시스템.

Fig. 2. Electric furnace system.

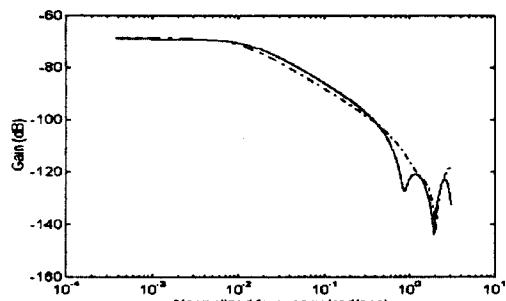
2. 전기로 온도 제어 시스템

전기로의 온도 제어 시스템은 그림 2에서 볼 수 있듯이 다섯 가지 모듈로 구성된다. 전기로는 시작점의 온도와 예열 정도에 따라 시간 지연이 달라지고 각 계단 응답에 대해서 동작점이 변하므로 비선형성을 가진 시변시스템으로 간주할 수 있다. 전기로의 온도는 히터에 의해 0~180°C까지 가열될 수 있다. 센서부는 백금 저항(PT 100Ω) 터미스터를 사용하고, A/D변환과 PWM신호를 발생하기 위해 MCS-96 board를 사용하고 SSR(Solid State Relay)로 이루어진 액츄에이터부, 알고리즘을 실현하기 위하여 PC-386 컴퓨터가 제어기로서 사용된다. 또한, MCS-96 board의 사용으로 전체 시스템을 하드웨어적으로 축소시킬 수 있다. 전기로의 히터 용량이 작기 때문에 결과적으로 시간 지연이 크고 최대 180°C까지 가열할 수 있다. SSR에 대한 PWM값은 1초당 0~50000까지 나누어서 입력할 수 있다.

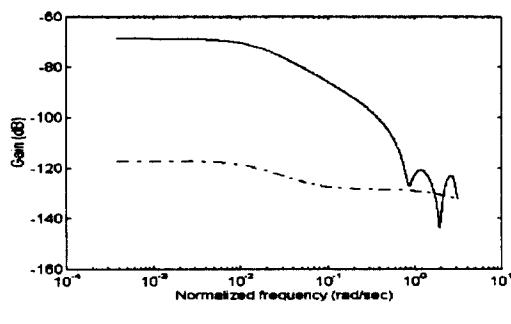
3. 전기로의 비모델화 성분

전기로의 계수는 동작점에 따라 변한다. (15)와 같은 ARX모델에 대해 각 동작점마다 a_1 은 0.95 ~ 0.99 범위 내

에 있다. 따라서 비모델화 성분은 입력 측에 대한 계수들만으로 고려할 수 있다. 실험 결과를 통해서 입력 계수의 개수(n_b)를 3개 이하, 동정기 필터를 $T_e = (1 - 0.9q^{-1})$ 로 설정하여 전기로 계수 추정을 할 때 앞에서 제시한 RHPG는 기준 온도로 전기로를 제어하지 못함을 알 수 있었다. 이러한 결론을 확인하기 위해 추정한 전기로 계수로부터 충분한 계수($n_b=8$)를 가질 때의 개인과 이 보다 작은 계수를 가질 때의 개인을 비교해 보도록 한다.



(a)



(b)

그림 3(b). 모델($n_b=3$, 점선)과 전기로($n_b=8$, 실선).
Fig. 3(b). Model($n_b=3$, dotted line) and furnace($n_b=8$, solid line).

그림 3은 기준온도 60°C 에 대해서 $n_a=1$, $n_b=8$ 일 때 추정한 전기로의 계수를 기준으로 n_b 의 변화에 따른 개인의 경계치(bound)를 보여준다. 그림 3(a)는 $n_b=6$ 일 때 추정한 전기로 계수를 $n_b=8$ 일 때와 비교한 경우로 개인의 크기가 거의 비슷하다. 그림 3(b)는 $n_b=3$ 일 때의 경우로 $n_b=8$ 일 때와 비교할 때 저주파 역에서 즉, 정상상태에서 개인의 차이가 크게 나타나고 고주파 역에서도 개인 차이가 난다. 실험을 통해 $n_b=3$ 인 경우, 비모델화 성분으로 인한 오차가 전기로 제어에 어떤 영향을 끼치는지 살펴본다.

IV. 실험 사례

이산화 제어를 위한 샘플링 시간은 플랜트의 동특성을 잘 파악하도록 선정 되어야 한다. 실험에서 설정한 샘플링 시간은 30초이다. 15초로 선정할 경우는 플랜트의 차수가 고차로 되며 45초로 선정할 경우는 동특성 파악이 어렵다. 전기로의 계수 추정은 최소자승(RLS) 추정자를 사용하고 추정자의 초기 개인 값은 수렴속도를 빠르게 하기 위해 10^{10} 으로 설정하였다. (15)와 같은 ARX에 대한 모델에 대해 시간 지연을 고려할 때 충분한 차수를 가지고 $n_a=1$, $n_b=8$ 로 하고 초기 계수 값은 여러 번의 실험에서 얻어진 경험에 의해 계수 추정의 수렴성이 보장되는 $\hat{\alpha}_1=-0.1$, $\hat{\beta}_0=0.1$, $\hat{\beta}_1 \dots \hat{\beta}_7=0$ 으로 설정하였다. 파라미터 추정시 $\Delta=(1-q^{-1})$, $T_e=(1-0.9q^{-1})$ 와 같은 저주파 통과 필터를 사용하고 초

기 제어시 50°C 까지 최대 PWM입력을 가한다. 이것은 초기 계수 추정시 초기 과도 상태에서 계수추정이 어느 정도 수렴성을 보이기 전까지는 응답특성이 좋지 않으므로 어느 정도 계수 추정이 된 후 제어를 시작하기 위한 것이다. 실험 결과에 대한 그래프의 가로축의 단위는 샘플링 시간(30초당 샘플)이고 세로축은 전기로의 온도와 PWM 값(0~50000)에 대해 0~50까지 규범화(normalization)된 값이다. 모든 실험에 대해 (9)의 추적오차 대한 가중치는 $\bar{\mu}=1$ 로 설정한다. 첫 번째 실험으로 최소 예측 구간을 갖는 정리 2로부터 $N_1=1$, $N_u=2$, $N_y=9$, $N_2=11$, $\bar{\rho}=0$, $\alpha=1$ 로 설정한다.

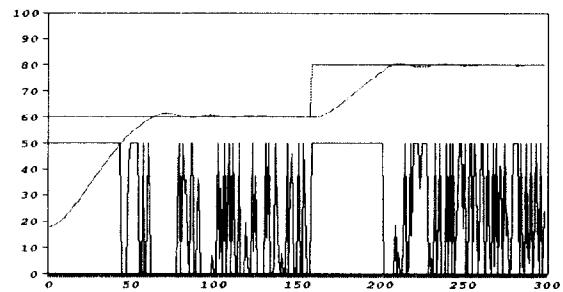


그림 4. 전기로의 온도 응답.

Fig. 4. The temperature response of furnace.

$$(N_1=1, N_u=2, N_y=9, N_2=11, \bar{\rho}=0, \alpha=1)$$

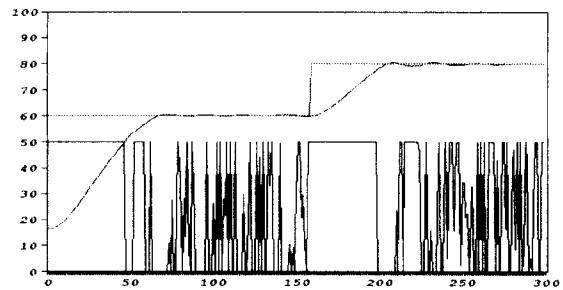


그림 5. 전기로 온도 응답.

Fig. 5. The temperature response of furnace

$$(N_1=1, N_u=2, N_y=10, N_2=15, \bar{\rho}=0, \alpha=1)$$

그림 4는 정리 2로부터 설정한 최소 예측 제어 구간에 의한 응답결과이다. 기준온도 60°C 에서 초기 오버슈트(overshoot)는 1.3°C 이고 80°C 에서 언더슈트(undershoot)는 -0.67°C 이다. 그리고 각 기준온도에서 정상상태 오차는 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ 내로 생긴다. 그러나 PWM제어 입력은 정상 상태에서 수렴성을 보이지 않는다. 이것은 전기로의 계수 추정시 입력 다항식의 계수 값이 약 $10^{-6} \sim 10^{-7}$ 의 범위에서 구해지고 측정 잡음이 생기기 때문이다. 추정된 계수 값이 작은 원인은 PWM의 입력범위가 1초당 0~50000이지만 측정온도의 범위는 100°C 내외이기 때문이다. 기준온도가 60°C 일 때 상승시간은 약 35분, 정상상태 수렴 시간은 약 40분 걸린다. 80°C 에서는 상승시간이 80분을 기준으로 할 때 약 25분 걸린다. PID로 전기로 온도 제어할 경우 개인 세팅에 상당한 시간과 시행 차오가 필요할 것이다. 이에 반해 RHPG는 조정 파라미터의 설정이 쉽고 만족할 만한 결과를 보여준다.

다음은 출력예측 구간을 그림 4보다 크게 설정했을 때의 결과를 보도록 한다. 그림 5는 예측 구간 N_2 를 15로 크게 설정했을 때 80°C 에서 초기 오버슈트가 0.5°C 로 그림 4에 비해 개선됨을 보여준다. 상승시간과 정상 상태 수렴 시간은 그림 4의 결과와 비슷하다. 정상상태 오차도 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ 내에 있다. 그림 4, 5는 $\bar{\rho}=0$ 으로 함으로써 제어입력이 민감하

계 동작함을 보여준다. 따라서 제어입력의 수렴성을 보기 위해 $\bar{\rho}=1$ 로 설정해 보기로 한다.

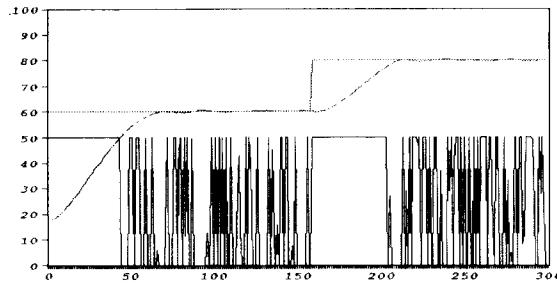


그림 6. 전기로의 온도 응답.

Fig. 6. The temperature response of furnace

$$(N_1 = 1, N_u = 2, N_y = 10, N_2 = 15, \bar{\rho} = 1, \alpha = 1).$$

그림 6의 결과로부터 $\bar{\rho}=1$ 로 하더라도 정상상태에서 제어입력의 수렴성은 보이지 않는다. 이것은 앞에서 설명한 바와 같이 추정된 모델의 입력 다항식의 계수가 너무 작기 때문이다. 오히려 80°C의 정상상태에서 약간의 오차(+0.2~-0.5) 범위 내에서 진동(oscillation)이 보인다.

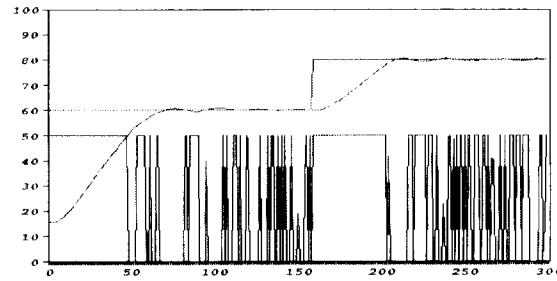


그림 7. 전기로의 온도 응답.

Fig. 7. The temperature response of furnace

$$(N_1 = 1, N_u = 8, N_y = 10, N_2 = 15, \bar{\rho} = 0, \alpha = 1).$$

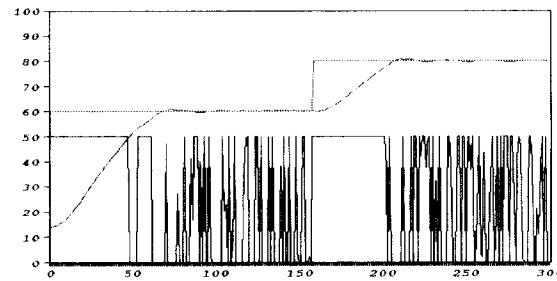


그림 8. 전기로의 온도 응답.

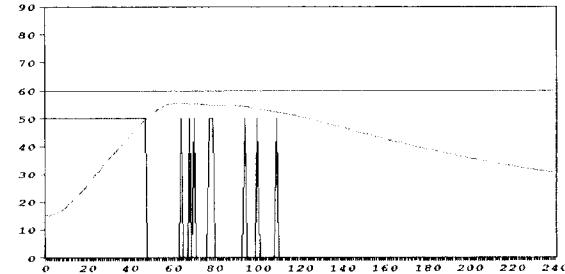
Fig. 8. The temperature response of furnace

$$(N_1 = 1, N_u = 2, N_y = 10, N_2 = 15, \bar{\rho} = 0, \alpha = 0.1).$$

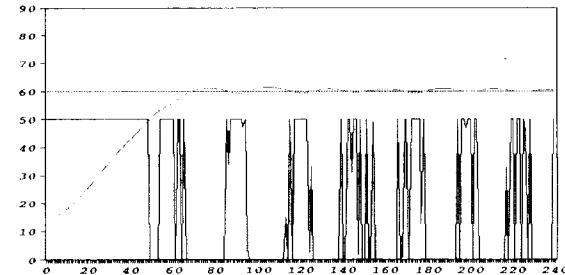
RHPC는 (3)에서 보여지듯이 $N_u - 1$ 이후에 $\Delta u(t+j) = 0$ 가 되도록 최적 제어 입력을 구하기 때문에 그림 7의 결과에서 볼 수 있듯이 그림 4의 결과에 비교해서 N_u 가 클수록 정상상태에서 응답특성이 좋지 않다.

다음은 단조형 가중치 $\alpha < 1$ 일 때의 결과를 보기로 한다. 2장에서 서술한 바와 같이 단조형 가중치(monotonic weighting)는 과도상태 특성을 개선시킨다. 이에 대한 실험 결과로서 그림 8은 그림 4의 세팅된 조정 파라미터에 가중치 $\alpha=0.1$ 를 설정했을 때의 응답결과를 보여준다. 60°C에서 초기 오버슈트는 그림 4의 1.6°C에 비해 0.7°C로 작아지

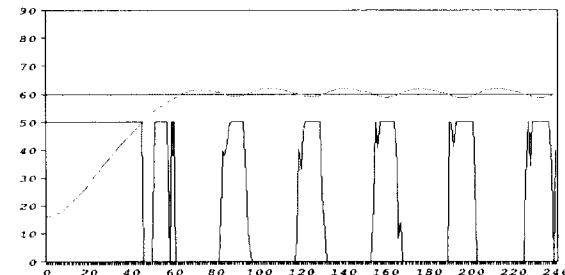
고 정상상태 오차도 ±0.35 범위로 작아진다.



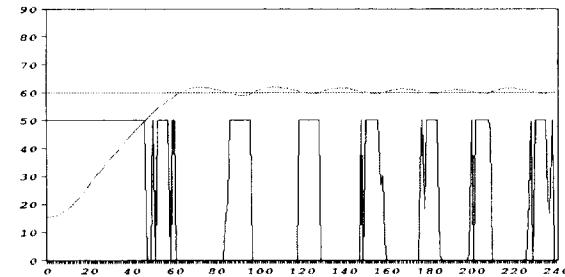
$$(a) (T_e = (1 - 0.9q^{-1}), T_c = 1)$$



$$(b) (T_e = (1 - 0.95q^{-1}), T_c = 1)$$



$$(c) (T_e = (1 - 0.95q^{-1}), T_c = (1 - 0.7q^{-1}))$$



$$(d) T_e = (1 - 0.95q^{-1})$$

$$T_c = (1 - 0.9848q^{-1})(1 - 0.7q^{-1})$$

그림 9. 전기로의 온도 응답.

Fig. 9. The temperature response of furnace.

다음은 비모델화 성분이 있을 때에 대한 실험사례를 보기로 한다. RHPC 제어기의 파라미터는 그림 5와 같은 $N_1 = 1, N_u = 2, N_y = 10, N_2 = 15, \bar{\rho} = 0, \alpha = 1$ 로 설정한다. 3장에서 설명한대로 $T_e = (1 - 0.9^{-1})$ 일 때 입력측 추정계수의 개수를 3개로 할 때 그림 9(a)의 결과에서 보이는 바와 같이 기준온도 60°C로 제어되지 않는다. 이러한 비모델화 성분에 대한 강인성 향상을 위해 (12)와 같이 T_c 의 설계방법이 있으나 이것은 먼저 추정자에서 공칭 모델에 대한 추정이 올바르게 선행 되어야 한다. 즉, 비모델화 성분이

있더라도 정상 상태 특성은 추정할 수 있어야 한다. 마찬가지로 추정자의 강인성을 고려해서 $T_e = (1 - 0.95q^{-1})$ 로 설계했을 때 그림 9(b)의 결과에서 보여지는 바와 같이 안정한 제어가 됨을 볼 수 있다. 그림 9(c)는 제어기의 강인성에 영향을 주는 필터를 $T_c = (1 - 0.7q^{-1})$ 와 같이 설계했을 때 결과를 보여준다. 그러나 응답성능은 개선되지 않는다. 이것은 저주파 필터에 의해 폐루프 시스템의 동특성이 느려지기 때문이다. 그림 9(d)는 (14)에서 설명한 바와 같이 T_c 를 저주파 필터와 출력다항식 \hat{A} 에 의해 설계 했을 때의 결과이다. 이 경우 정상 상태에서 진동으로부터 응답 성능이 그림 9(c) 보다는 약간 개선됨을 볼 수 있다. 그림 4~8의 실험에서 추정된 결과로부터 $\hat{A} = (1 - 0.9848q^{-1})$ 로 한다. 마찬가지로 안정된 결과를 보이지만 응답성능의 개선은 보이지 않는다. 결국 그림 9(c), (d)로부터 제어 시스템의 강인성 향상은 동정기의 계수 추정에도 밀접한 관계가 있다. 즉, 동정기는 공정의 저주파 특성만은 추정할 수 있어야 한다. 이러한 원인을 해석적으로 살펴보기 위해 주파수 역에서 $nb=8$ 일 때를 기준으로 한 모델에 비교해서 그림 9(a)~(d)의 사례를 살펴보도록 한다.

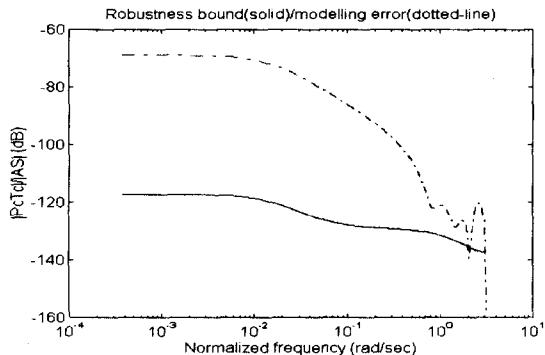
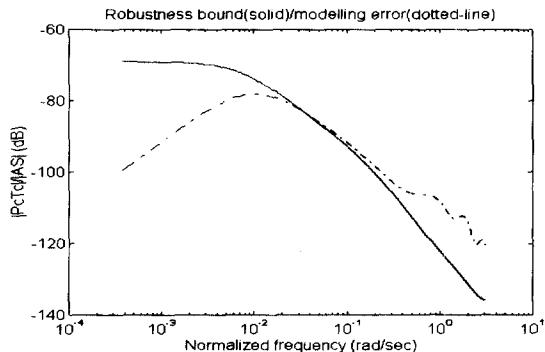
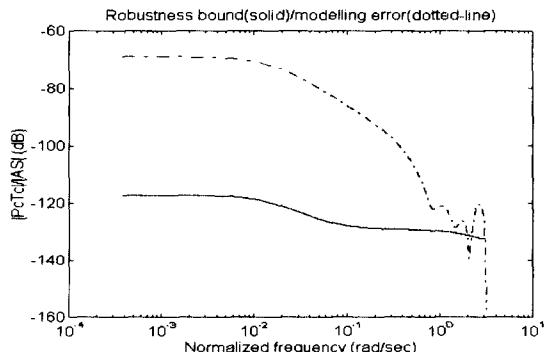
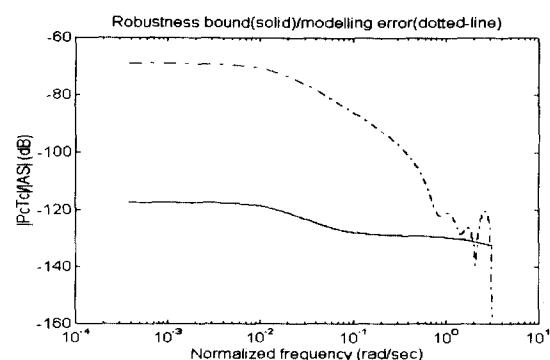
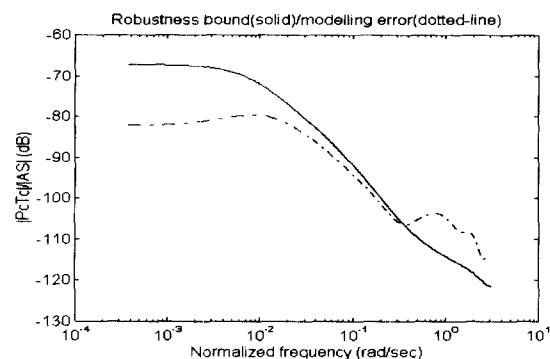
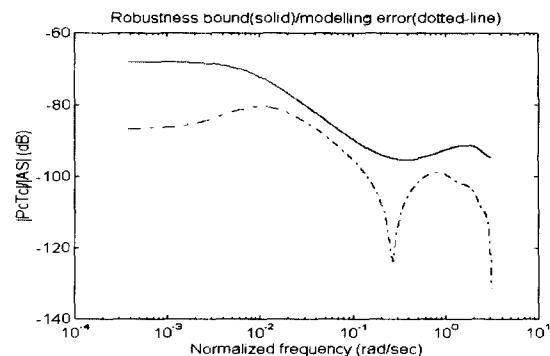
(a) ($T_e = (1 - 0.95^{-1})$, $T_c = 1$)(b) ($T_e = (1 - 0.9^{-1})$, $T_c = 1$)(c) ($T_e = (1 - 0.9^{-1})$, $T_c = \hat{A}(1 - 0.95q^{-1})$)(d) ($T_e = (1 - 0.9^{-1})$, $T_c = (1 - 0.95^{-1})$)(e) ($T_e = (1 - 0.95^{-1})$, $T_c = (1 - 0.7^{-1})$)(f) ($T_e = (1 - 0.95^{-1})$, $T_c = \hat{A}(1 - 0.7^{-1})$)

그림 10. 모델링 오차의 개인(점선)과 견실성 경계치(실선).

Fig. 10. Gain of modelling error(dotted line) and robustness bound(solid line).

그림 10 은 그림 9 에서와 같이 RHPC제어기를 $N_1=1$, $N_2=10$, $N_3=15$, $\bar{\rho}=0$, $\alpha=1$ 로 설정했을 때 (11)에서 표현한 강인성 경계치(robustness bound)와 모델링 오차에 대한 주파수 역에서의 개인을 보여준다. 그림 10(a),(b),(c)는 $T_e = (1 - 0.9^{-1})$ 이고 $na=1$, $nb=3$ 일 때 추정된 계수에 대한 개인을 보여주며 그림에서 보여지듯이 정상상태에서의 모델링 오차는 폐루프 시스템의 강인성 경계치를 훨씬 더 벗어난다. 따라서 그림 9(a)에서의 응답 결과에서 볼 수 있듯이 제대로 제어되지 못한다. 그림 10(d),(e),(f)는 각각 그림 9(b),(c),(d)에 대한 모델링 오차와 강인성에 대한 개인의 크기를 보여준다. 그림에서 볼 수 있듯이 모델링 오차에 대한 개인은 정상상태에서 강인성 경계치(robustness bound)보다 작다. 고주파 역에서 모델링 오차가 강인성 경계치 보다 조금 커짐은 그림 9(b),(c),(d)에서 초기 진동현상의 원인으로 보이나 시간이 지남에 따라 기준온도로 수렴함을 보인다.

결론적으로 그림 9와 10으로부터 강인한 적용 예측 제어를 위해 동정기의 강인성 향상도 고려 되어야 함을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 RHPC 형태의 등가제한(equality constraint)을 가지는 예측제어기를 전기로에 적용하여 실험하였다. 실험결과로부터 RHPC의 실용적인 면을 충분히 확인하였다. 특히, 비모델화 성분을 가지는 전기로에 대해 저주파 필터를 사용한 RHPC는 효과적으로 대처할 수 있음을 알 수 있다. 또한, 단조형 가중치를 가질 때의 결과에서 과도 상태의 개선을 확인할 수 있었고 비모델화 성분을 고려한 실험으로부터 제어기의 강인성을 향상시키기 위한 T_c 의 설계는 미지의 모델 계수를 추정하는 적용제어 방식이므로 동정기의 강인성 향상을 반드시 고려해야 함을 결론 내릴 수 있다. 마찬가지로 동정기의 강인성 향상은 동정기의 필터(prefilter)의 설계로 모아진다. 이후 과제로는 비모델화 성분이 존재하더라도 플랜트의 정상상태 특성을 추정할 수 있는 강인한 계수 추정 알고리즘과 RHPC의 강인성 향상을 위한 동정기를 포함한 적용 예측 제어 시스템의 전체적인 해석(global analysis)에 의한 필터(prefilter) 설계 방법이 제시 되야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] D. W. Clarke, C. Mohtadi and P. S. Tuffs, "Generalized Predictive Control-Part 1, 2," *Automatica*, vol. 23, no. 2, pp. 137-148, 1987.
- [2] D. W. Clarke, and R. Scattolini "Constrained receding horizon predictive control," *IEE Proc. Part D*, vol. 138, no. 4, pp. 347-354, 1991.
- [3] C. R. Cutler, and B. L. Ramaker, "Dynamic matrix control - a computer control algorithm," *Proc JACC*, San Fransico, CA, 1980.
- [4] P. M. Bruijn and H. B. Verbruggen, "Model algoritmic control using impulse response models," *Journal A*, vol. 25, no. 2, pp. 69-74, 1984.
- [5] De Keyser, R. M. C and Van Cauwenbergh, A. R., "Extended prediction self adaptive con-
- trol," *In IFAC Symp. on Identification and System parameter Estimation*, York, U.K, 1985.
- [6] J. Richalet, "Industrial Applications of Model Based Predictive Control," *Automatica*, vol. 29, no. 5, pp. 1251 -1274, 1993.
- [7] B. D. Robinson and D. W. Clarke, "Robustness effects of a prefilter in generalised predictive control," *IEE Proc. Part D*, vol 138, no. 1, pp. 2-8, 1991.
- [8] B. Kouvaritakis, J. A. Rossiter and A. O. T. Chang, "Stable generalised predictive control : an algorithm with guaranteed stability," *IEE Proc. Part D*, vol. 139, no. 4, pp. 349 362, 1992.
- [9] T.-W. Yoon and D. W. Clarke, "Towards robust adaptive predictive control," *Advances in model based predictive control*, Oxford, UK, pp. 402-414, 1994.
- [10] G. C. Goodwin and R. H. Middleton, *Digital control and Estimation*, Prentice-Hall, 1990.
- [11] D. S. Shook, C. Mohtadi and S. L. Shah, "A Control-Relevant Identification Strategy for GPC," *IEEE Trans. on AC*, vol. 37, no. 7, pp. 975-980, 1992.
- [12] R. R. Bitmead, M. Gevers and V. Wetz, *Adaptive optimal control : the thinking man's GPC*, Prentice-Hall, 1990.
- [13] T. -W. Yoon and D. W. Clarke, "Receding horizon predictive control with exponential weighting," *Int. J. Sys. Sci.*, vol. 24, no. 9, pp. 1745-1757, 1993.
- [14] K. J. Astrom, and B. Wittenmark, *Computer controlled systems*, Prentice Hall, 1990.



김 진 환

1967년 5월 15일생. 1991년 2월 인하대학교 전기공학과(학사) 졸업. 1993년 2월 인하대 전기공학과(석사) 졸업. 1993년 ~ 현재 인하대 전기공학과 박사과정. 주관심 분야는 Process Control, Adaptive Predictive Control,

Fuzzy Theory, Neural Networks, Signal Processing.



허 육 열

1951년 12월 13일생. 1974년 2월 서울대학교 전기공학과(학사) 졸업. 1978년 2월 서울대 전기공학과(석사) 졸업. 1982년 8월 서울대 전기공학과(박사) 졸업. 1977년 ~ 1980년 서울대학교 조교. 1980년 ~ 현재 인하대학교 전기공학과 교수, 제어계측 신기술 연구센터 참여교수. 1985년 ~ 1986년 (美)일리노이대학 전기 및 컴퓨터 공학과 방문교수. 주관심 분야는 Servo Control, Intelligent Control, Adaptive Control.