퍼지모델을 이용한 비선형 공정의 적응 모델예측제어에 관한 연구

A Study on an Adaptive Model Predictive Control for Nonlinear Processes using Fuzzy Model

박 종 진*, 우 광 방*
Jong-Jin Park*, Kwang-Bang Woo*

요 약

본 논문에서는 퍼지모델을 이용한 비선형 공정의 적응모델예측제어가 제안된다. 모델예측제어의 적응구조는 순환 퍼지모델링을 통해 구현된다. 사용된 퍼지모델의 후건부가 입, 출력 변수의 선형식이기 때문에, 전체 공정의 모델을 구하고 이를 이용하여 미래 공정출력을 구한 후 비용함수를 최소로하는 제어법칙은 일반형 예측제어(GPC)와 같은 형태가 된다. 제안된 적응 퍼지모델 예측제어는 퍼지모델이 가지는 본래적인 비선형성으로 인해 비선형공정을 우수한 성능으로 제어한다. 공정제어입력의 변화량을 출력값으로 하는 적응 퍼지모델 예측제어(AFMPC)인 경우, 상수의 기준입력에 대해 정상상태가 없고 매우 우수한 성능을 보인다. 제안된 제어구조의 특성 및 성능을 비선형 공정의 모의실험에 의해 검증한다.

ABSTRACT

In this paper, an adaptive model predictive controller for nonlinear processes using fuzzy model is proposed. Adaptive structure is implemented by recursive fuzzy modeling. The model and control law can be obtained the same as GPC, because the consequent parts of the fuzzy model comprise linear equations of input and output variables. The proposed Adaptive fuzzy model predictive controller (AFMPC) controls nonlinear process well due to the intrinsic nonlinearity of the fuzzy model. When AFMPC's output is variation in the process control input, it maintains zero steady-state offset for a constant reference input and has superior performance. The properties and performance of the proposed control scheme were examined with nonlinear plant by simulation.

I. 도 입

70년대 Richalet[1] 등에 의해 제시된 모델예측제어(MPC, Model Predictive Control)는 사용되는 플랜트의 모델과 비용함수에 따라 다양한 형태로 발전되어 왔고 여러 분야에서 성공적으로 적용되었다. 최근에는 이러한 방법들을 UPC(Unified Predictive Control)로 통합하려는 움직임이 있어왔다[2]. 이들은 모두 추정된 공정모델을 이용한 출력예측(output prediction)과 이동구간원리(receding horizon principle)에 기초

*연세대학교 전기공학과

를 둔다. 출력예측에서는 일정한 예측구간내의 미래 공정모델 출력을 구하며 모델예측제어는 예측된 N개의 공정모델 출력과 원하는 공정출력의 차인 예측오차가 최소가 되도록 P개의 미래 제어출력을 결정한다. 이동구간원리는 결정된 P개의 미래 제어출력 중 현시점의 제어출력 u(k)만 공정에 인가하고 다음 샘플링 시점에 앞의 과정을 다시 행한다.

위의 방법들은 선형모델에 기초한 것으로 비선형 공정에의 적용은 한계가 있다. 그러나 기존의 제어기법과는 다르게 모델예측제어는 비선형 공정에 대한 적절한 비선형 모델이 존재한다면 비선형 모델예측제어로 쉽게 확장될 수 있다. 이러한 의미에서 퍼지모델은 모델예측제어의 비선형 모델의 좋은 대상이 될 수 있다. 최근에 Sugeno와 Kang의 퍼지모델을 이용한 모델예측제어[3]와 Fuzzy relation models을 이용한 모델예측제어[4]가 연구되어져 왔다. 그러나 앞의 첫번째 방법은 동정된 퍼지모델에서 Fuzzy impulse response model을 구하는 모델변환과정을 시행함으로 실시간 적용이 불가능하고 모델의 파라미터 수가 많아지며, 두번째 방법은 동정된 모델의 규칙수가 일반적으로 첫번째 방법의 퍼지모델보다 월등히 많고 성능이 나쁜 단점이 있다.

본 논문에서는 퍼지모델을 비선형 공정의 모델로 사용하고 순환 퍼지모델링(recursive fuzzy modeling)을 이용하여 실시간으로 파라미터를 조정하는 비선형 공정의 적응 모델예측제어를 제안한다. 이는 Sugeno와 Kang의 퍼지모델을 사용하고, 이의 후건부가 선형식이므로 각 부분모델의 적합도를 고려하여 전체

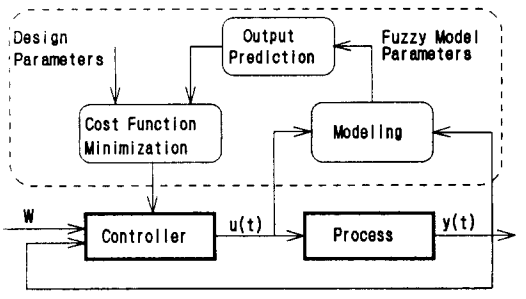

그림 1. 퍼지모델 예측제어의 구조
Fig. 1. The structure of FMPC

공정의 모델을 전달함수 형태로 구한 후 비선형 공정을 위한 퍼지모델 예측제어(FMPC, Fuzzy Model Predictive Control)를 구현한다. 이 때, 상수의 기준입력에 대해서 정상상태 오차없이 제어하도록 제어입력의 증분을 제어기의 출력으로 한다. 이것의 제어법칙은 일반예측제어(GPC)와 같은 형태를 가진다. 제안된 제어구조는 우수한 성능을 갖는다. 제안된 알고리즘의 특성과 성능을 고찰하기위해 비선형 공정으로 시뮬레이션을 행한다. 본 논문에서 제안된 퍼지모델을 이용한 적응 모델 예측제어의 전체적인 구조가 그림 1에 보인다.

Ⅱ. 퍼지 모델링

퍼지 모델링[5, 6]은 입력 공간을 퍼지 부분 공간으로 분할하여 각 부분 공간의 입-출력 관계를 선형식으로 나타내고 가중치를 고려한 이들의 합에 의해 비선형 시스템의 입출력 관계를 나타내는 것으로 전반부 구조 동정과 파라미터 동정 그리고 후반부 구조동정 그리고 파라미터 동정의 4단계로 구분된다.

단계 1: 전반부 구조동정은 비선형 시스템의 입출력 관계를 최적으로 나타내기 위한 퍼지규칙을 찾아내는 것으로 입력변수들의 선택과 퍼지 분할을 의미하며 퍼지 c-means 클러스터링 방법을 사용한다.

단계 2: 전반부 파라미터 동정이란 구조 동정에 의해 결정된 입력 퍼지 변수의 멤버쉽 함수의 최적 파라미터를 찾는 것을 의미한다. 이를 위해 비선형 최적화 프로그래밍 기법인 complex 방법을 사용한다.

단계 3: 후반부 구조 동정은 입출력 변수중 어떤 변수가 성능지수(PI)를 최적으로 하는데 필요하지 않는가를 찾아내는 것이다.

단계 4: 후반부 파라미터 동정은 전반부 구조와 파라미터, 후반부 구조가 결정되었다면 주어진 성능지수를 최소로 하는 파라미터들을 결정하는 것으로 최소자승법(least square method)이 사용된다. 다음의 그림 2는 퍼지모델링의 구성도를 나타낸다.

앞의 단계들에 의해 동정된 퍼지 모델은 식(2.1)의 표현으로 구성된다.

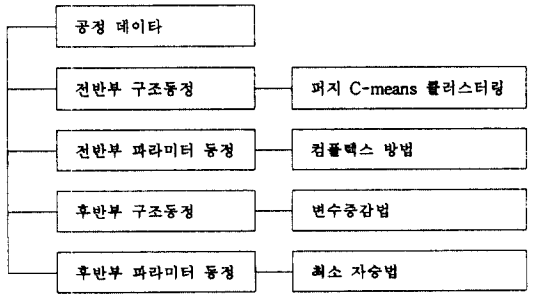

그림 2 퍼지 모델링 구성도
Fig. 2 A scheme of the fuzzy modeling

$$R^k: If\ y(t)\ is\ A_0^k,\ y(t-1)\ is\ A_1^k, \cdots y(t-n)\ is\ A_n^k$$
$$u(t)\ is\ B_0^k,\ u(t-1)\ is\ B_1^k, \cdots u(t-m)\ is\ B_m^k \qquad (2.1)$$
$$Then\ y^k(t+1)=\sum_{i=0}^{n} a_i^k\, y(t-i)+\sum_{j=0}^{m} b_j^k\, u(k-j-d)$$

여기서, k:k번째 퍼지규칙 ($k=1,\cdots,N$), n:출력의 차수 ($=Na$),
m:제어 입력의 차수($=Nb$), A_i^k, B_i^k:퍼지 집합의 멤버쉽함수
d:플랜트의 지연시간.

식(2.1)의 규칙들에 의해 추정된 모델 출력 $\hat{y}(t+1)$는 다음과 같다.

$$\hat{y}(t+1)=\frac{\sum_{k=1}^{N} w_{t+1}^k\, y^k(t+1)}{\sum_{k=1}^{N} w_{t+1}^k} \qquad (2.2)$$

여기서, w_{t+1}^k는 시간 t+1일때 규칙 R^k의 적합도, N은 퍼지 규칙의 수이다.

Ⅲ. 퍼지모델 예측제어 알고리즘

3.1 출력 예측(Output Prediction)

모델예측제어는 M개의 공정모델 예측출력과 원하는 공정모델 출력과의 차인 예측오차가 최소가 되도록 P개의 미래 제어출력을 결정하는 것으로 미래의 공정출력값을 예측하는 것이 필요하다. 퍼지 모델에 의한 출력예측을 행하기 위해 식(2.2)를 다시 정리하면 다음과 같다. 여기서, 플랜트의 지연시간, d는 0으로 하였다.

$$\begin{aligned}
\hat{y}(t+1)&=\sum_{k=1}^{N} \hat{w}_{t+1}^k\, y^k(t+1)\\
&=\hat{w}_{t+1}^1 a_0^1 y(t)+\hat{w}_{t+1}^1 a_1^1 y(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^1 a_n^1 y(t-n)\\
&+\hat{w}_{t+1}^1 b_0^1 u(t)+\hat{w}_{t+1}^1 b_1^1 u(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^1 b_m^1 u(t-m)\\
&+\hat{w}_{t+1}^2 a_0^2 y(t)+\hat{w}_{t+1}^2 a_1^2 y(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^2 a_n^2 y(t-n)\\
&+\hat{w}_{t+1}^2 b_0^2 u(t)+\hat{w}_{t+1}^2 b_1^2 u(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^2 b_m^2 u(t-m)\\
&+\cdots\\
&\vdots\\
&+\hat{w}_{t+1}^N a_0^N y(t)+\hat{w}_{t+1}^N a_1^N y(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N a_n^N y(t-n)\\
&+\hat{w}_{t+1}^N b_0^N u(t)+\hat{w}_{t+1}^N b_1^N u(t-1)+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N b_m^N u(t-m)\\
&=(\hat{w}_{t+1}^1 a_0^1+\hat{w}_{t+1}^2 a_0^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N a_0^N)\, y(t)\\
&+(\hat{w}_{t+1}^1 a_1^1+\hat{w}_{t+1}^2 a_1^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N a_1^N)\, y(t-1)\\
&+\cdots\\
&+(\hat{w}_{t+1}^1 a_n^1+\hat{w}_{t+1}^2 a_n^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N a_n^N)\, y(t-n)\\
&+(\hat{w}_{t+1}^1 b_0^1+\hat{w}_{t+1}^2 b_0^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N b_0^N)\, u(t)\\
&+(\hat{w}_{t+1}^1 b_1^1+\hat{w}_{t+1}^2 b_1^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N b_1^N)\, u(t-1)\\
&+\cdots\\
&+(\hat{w}_{t+1}^1 b_m^1+\hat{w}_{t+1}^2 b_m^2+\cdots+\hat{w}_{t+1}^N b_m^N)\, u(t-m)\\
&=\hat{a}_{0,1}\, y(t)+\hat{a}_{1,1}\, y(t-1)+\cdots+\hat{a}_{n,1}\, y(t-n)\\
&+\hat{b}_{0,1}\, u(t)+\hat{b}_{1,1}\, u(t-1)+\cdots+\hat{b}_{m,1}\, u(t-m)
\end{aligned} \qquad (3.1)$$

여기서, $\hat{w}_{t+1}^k=\dfrac{w_{t+1}^k}{\sum_{k=1}^{N} w_{t+1}^k}$,

$$\hat{a}_{i,1}=\sum_{k=1}^{N} \hat{w}_{t+1}^k a_i^k\ (i=0,\cdots,n),$$

$$\hat{b}_{j,1}=\sum_{k=1}^{N} \hat{w}_{t+1}^k b_j^k\ (j=0,\cdots,m).$$

제어기의 출력이 제어입력 $u(t)$가 아닌 제어입력 변화량 $\Delta u(t)$인 경우, 제어기에 적분기능인 생기므로 상수의 기준입력에 대한 정상상태 오차가 없게 된다. 제어기의 출력이 제어입력 변하량인 퍼지모델 예측제어를 위한 출력 예측식을 구하기 위해서 동정된 퍼지 모델의 전체 모델출력인 식(3.1)에 Δ를 정리하면 추정된 공정모델출력 $\hat{y}(t+1)$는 다음과 같다.

$$\Delta\hat{y}(t+1)=\hat{a}_{0,1}\,\Delta y(t)+\hat{a}_{1,1}\,\Delta y(t-1)+\cdots+\hat{a}_{n,1}\,\Delta y(t-n)$$

$$+\hat{b}_{0,1}\Delta u(t)+\hat{b}_{1,1}\Delta u(t-1)+\cdots+\hat{b}_{m,1}\Delta u(t-m) \tag{3.2}$$

$$\hat{y}(t+1)=\tilde{a}_{0,1}y(t)+\tilde{a}_{0,1}y(t-1)+\cdots+\tilde{a}_{n,1}y(t-n)+\tilde{a}_{n+1,1}y(t-(n+1)) \tag{3.3}$$
$$+\hat{b}_{0,1}\Delta u(t)+\hat{b}_{1,1}\Delta u(t-1)+\cdots+\hat{b}_{m,1}\Delta u(t-m)$$

여기서, $\Delta=1-q^{-1}$ (q^{-1}는 후향연산자),

$\tilde{a}_{0,1}=1+\hat{a}_{0,1}$, $\tilde{a}_{1,1}=\hat{a}_{1,1}-\hat{a}_{0,1}$,$\cdots$,
$\tilde{a}_{n,1}=\hat{a}_{n,1}-\hat{a}_{n-1,1}$, $\hat{a}_{n+1,1}=-\hat{a}_{n,1}$

일반예측제어(Generalized Predictive Control)에서는 미래의 모델출력을 구하기 위해 diophantine 항등식을 풀지만 식(3.3)의 퍼지모델에서는 샘플링 시간마다 퍼지규칙의 적합도가 달라져 모델의 파라미터가 변하므로 diophantine 항등식을 사용하지 않고 시점을 하나씩 증가시켜 다음과 같이 M개의 미래 모델출력을 구한다. 이때, 예측구간이 커질수록 현시점에서 가까운 시점의 모델출력을 제외하고는 미래 공정출력에 의한 퍼지규칙의 적합도가 필요하다. 미래 공정출력을 구할 수 없으므로 이의 근사값으로 이전 시점에서 구해지는 모델출력의 미래값을 사용한다.

$$\hat{y}(t+1)=\tilde{a}_{0,1}y(t)+\tilde{a}_{1,1}y(t-1)+\cdots+\tilde{a}_{n,1}y(t-n)+\tilde{a}_{n+1,1}y(t-(n+1)) \tag{3.4}$$
$$+\hat{b}_{0,1}\Delta u(t)+\hat{b}_{1,1}\Delta u(t-1)+\cdots+\hat{b}_{m,1}\Delta u(t-m)$$

$$\hat{y}(t+2)=\tilde{a}_{0,2}y(t+1)+\tilde{a}_{1,2}y(t)+\cdots+\tilde{a}_{n,2}y(t-n-1)+\tilde{a}_{n+1,2}y(t-n-2) \tag{3.5}$$
$$+\hat{b}_{0,2}\Delta u(t+1)+\hat{b}_{1,2}\Delta u(t-1)+\cdots+\hat{b}_{m,2}\Delta u(t-m-1)$$
$$\vdots$$
$$\hat{y}(t+M)=\tilde{a}_{0,M}y(t+M-1)+\tilde{a}_{1,M}y(t+M-2)+\cdots+\tilde{a}_{n,M}y(t-n+M-1)+\tilde{a}_{n+1,M}y(t-n+M-2) \tag{3.6}$$
$$+\hat{b}_{0,M}\Delta u(t+M-1)+\hat{b}_{1,M}\Delta u(t+M-2)+\cdots+\hat{b}_{m,M}\Delta u(t-m+M-1)$$

여기서, $\tilde{a}_{0,l}=1+\hat{a}_{0,l}$, $\tilde{a}_{1,l}=\hat{a}_{1,l}-\hat{a}_{0,l}$,$\cdots$,
$\tilde{a}_{n,l}=\hat{a}_{n,l}-\hat{a}_{n-1,l}$, $\hat{a}_{n+1,l}=-\hat{a}_{n,l}$

$$\hat{a}_{i,l}=\sum_{k=1}^{N}\hat{w}_{t+l}^{k}\ a_i^k(i=0,\cdots,n,\ l=1,\cdots,M),$$

$$\hat{b}_{j,l}=\sum_{k=1}^{N}\hat{w}_{t+l}^{k}\ b_j^k(j=0,\cdots,m)$$

식(3.4), 식(3.5) 그리고 식(3.6)에서 과거의 공정 출력과 제어 입력으로 이루어진 항과 미래의 제어 입력으로 이루어진 항으로 나누어진 출력예측식을 얻기 위해, 이전 시점의 출력들을 이후 시점의 출력에 대입하여 정리하면, 다음과 같은 일반적인 출력예측식을 얻을 수 있다.

$$\boldsymbol{Y}_F=[\hat{y}(t+1)\ \hat{y}(t+2)\cdots\hat{y}(t+M)]^T$$
$$\boldsymbol{U}_F=[\Delta u(t)\ \Delta u(t+1)\cdots\Delta u(t+M-1)]^T$$
여기서, $$\boldsymbol{U}_P=[\Delta u(t-1)\ \Delta u(t-2)\cdots\Delta u(t-m)]^T$$
$$\boldsymbol{Y}_P=[y(t)\ y(t-1)\cdots y(t-(n+1)]^T$$

$$\boldsymbol{G}=\begin{bmatrix} g_0^1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_0^2 & g_1^2 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_0^M & g_1^M & \cdots & \cdots & g_{M-1}^M \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} h_1^1 & h_2^1 & \cdots & h_m^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1^M & h_2^M & \cdots & h_m^M \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{F}=\begin{bmatrix} f_0^1 & f_1^1 & \cdots & f_n^1 & f_{n+1}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ f_0^M & f_1^M & \cdots & f_n^M & f_{n+1}^M \end{bmatrix}$$

행렬 $\boldsymbol{G}$, $\boldsymbol{H}$ 그리고 $\boldsymbol{F}$의 각 요소들은 다음의 알고리즘 1, 2 그리고 3에 의해 각각 구해진다.

〈알고리즘 1 : $\boldsymbol{G}$〉
단계 1. $FOR\ i=1,\cdots,M\ g_{i-1}^{i}=\hat{b}_{0,i}$
단계 2. $FOR\ i=2,\cdots,M\ do$ 단계 3−4
단계 3. $If\ i>N_a,\ \ l=i-N_a$ / $else\ ,\ \ l=0$
단계 4. $FOR\ j=0,\cdots,M-i\ do$ 단계 5−6
단계 5. $g_j^{i+j}=\sum_{k=1}^{i-l-j}\hat{a}_{k-1,i+j}*g_j^{i+j-k}$
단계 6. $If\ i<N_b,\ g_j^{i+j}=g_j^{i+j}+\hat{b}_{i-1,i+j}$
단계 7. $STOP$

〈알고리즘 2 : $\boldsymbol{H}$〉
단계 1. $FOR\ i=1,\cdots,N_b\ h_i^1=\hat{b}_{i,1}$
단계 2. $FOR\ i=1,\cdots,N_b\ do$ 단계 3
단계 3. $FOR\ j=2,\cdots,M\ do$ 단계 4−6

단계 4. $\begin{matrix} If\ j \rangle N_a+1,\ l=j-(N_a+1) \\ else\qquad\quad ,\ l=0 \end{matrix}$

단계 5. $h_i^j=\sum_{k=1}^{j-l} \hat{a}_{k-1,j} * h_i^{j-k}$

단계 6. $If\ j+i-1 \le N_b,\ h_i^j=h_i^j+\hat{b}_{i+j-1,j}$

단계 7. $STOP$

〈알고리즘 3 : F〉

단계 1. $FOR\ i=1,\cdots,N_a+1\ f_{i-1}^1=\hat{a}_{i-1,1}$

단계 2. $FOR\ i=1,\cdots,N_a+1\ do$ 단계 3

단계 3. $FOR\ j=2,\cdots,M\ do$ 단계 4−6

단계 4. $\begin{matrix} If\ j \rangle N_a+1,\ l=j-(N_a+1) \\ else\qquad\quad ,\ l=0 \end{matrix}$

단계 5. $f_{i-1}^j=\sum_{k=1}^{j-l} \hat{a}_{k-1,j} * f_{i-1}^{j-k}$

단계 6. $If\ i+j-1 \le N_a+1,\ f_{i-1}^j=f_{i-1}^j+\hat{a}_{i+j-2,j}$

단계 7. $STOP$

3.2 순환 퍼지모델링(Recursive Fuzzy Modeling)

적응 퍼지모델예측제어를 위한 순환 퍼지모델링은 기존에 제안된 퍼지모델 축차 조정법을 이용한다[8]. 이미 인식된 퍼지모델에서 시스템 파라미터의 변화에 따라 결론부 파라미터들을 조정하는 방법은 다음과 같다. 식(2.2)를 정리하면, 다음 식(3.8)과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1)&=\sum_{k=1}^{N} \hat{w}^k\, y^k(t+1) \\ &=a_0^1 g_0^1+a_1^1 g_1^1+\cdots+a_n^1 g_n^1 \\ &\quad+b_0^1 f_0^1+b_1^1 f_1^1+\cdots+b_m^1 f_m^1 \\ &\quad+\cdots \\ &\quad\vdots \\ &=a_0^N g_0^N+a_1^N g_1^N+\cdots+a_n^N g_n^N \\ &\quad+b_0^N f_0^N+b_1^N f_1^N+\cdots+b_m^N f_m^N \end{aligned} \tag{3.8}$$

여기서, $g_i^k=\dfrac{w_{i+1}^k\, y(t-i)}{\sum_{k=1}^{N} w_{i+1}^k}$,

$$f_j^k=\frac{w_{i+1}^k\, u(t-j)}{\sum_{k=1}^{N} w_{i+1}^k}$$

위 식에 보듯이, 출력 $\hat{y}(t+1)$는 결론부 파라미터들의 한개의 선형식으로 표시된다. 그러므로 결론부 파라미터들은 선형시스템에서 사용되는 순환 파라미터 추정법(Recursive Least Square Estimation, RLSE)을 통해 조정될 수 있다.

3.3 예측제어 알고리즘

모델 예측 제어에서는 최적의 미래 제어입력들을 찾기위하여 최소화하는 비용함수(Cost function)로서 일반적으로

$$J=\sum_{l=N_1}^{N_2} [y(t+l)-W(t+l)]^2+\sum_{l=1}^{N_u} \lambda(l)[Q(q^{-1})u(t+l-1)]^2 \tag{3.9}$$

를 사용한다.

여기서, N_1 : 최소비용구간(minimum costing horizon),
N_2 : 최대비용구간(maximum costing horizon),
$\lambda(l)$: 제어입력 가중벡터(control weighting vector),
N_u : 제어입력 예측구간,
$Q(q^{-1})$: 제어입력 변화함수,
$W(t+l)$: 기준경로(reference trajectory).

현재의 공정출력에서 설정치(Sp, Set-point)로의 원할한 접근을 위해 기준경로를 다음과 같이 정한다.

$$\begin{aligned} &W(t+j)=\alpha\, W(t+j-1)+(1-\alpha)\, Sp \\ &(j=1,\cdots,0 \le \alpha 1) \end{aligned} \tag{3.10}$$

제안된 퍼지모델 예측제어의 경우, 식(3.9)의 비용함수에서 N_1은 1, $N_2(=N_u)$는 M, $\lambda(l)$은 상수 λ, 그리고 제어입력 변화함수 $Q(q^{-1})$는 $\Delta(=1-q^{-1})$로 하면 비용함수는 다음과 같이 표현된다.

$$J=\{(\boldsymbol{Y}_F-\boldsymbol{W})^T(\boldsymbol{Y}_F-\boldsymbol{W})+\lambda\, \boldsymbol{U}_F^T\, \boldsymbol{U}_F\} \tag{3.11}$$

식(3.7)을 이용하여 식(3.11)을 다시 표현하면,

$$\begin{aligned} J=&\{(\boldsymbol{G}\boldsymbol{U}_F+\boldsymbol{H}\boldsymbol{U}_P+\boldsymbol{F}\boldsymbol{Y}_P-\boldsymbol{W})^T \\ &(\boldsymbol{G}\boldsymbol{U}_F+\boldsymbol{H}\boldsymbol{U}_P+\boldsymbol{F}\boldsymbol{Y}_P-\boldsymbol{W})+\lambda\, \boldsymbol{U}_F^T\, \boldsymbol{U}_F\} \end{aligned}$$

와 같고, 입·출력변수에 제한이 없다면 이를 최소화

하는 제어입력 변화량 벡터 U_F는

$$U_F=(G^T G+\lambda I)^{-1} G^T(W-HU_P-FY_P) \quad (3.12)$$

가 된다. 이 중 첫번째 제어변화량인

$$\Delta u(t)=g^T (W-HU_P-FY_P) \quad (3.13)$$

여기서, $g^T=[1\ 0\ 0\cdots 0]\,(G^T G+\lambda I)^{-1} G^T$

로부터 다음과 같은 최종적인 제어입력 u(t)를 구하여 공정에 인가한다. 이 경우 제어법칙은 일반예측제어(GPC)와 같은 형태가 된다[7].

$$u(t)=u(t-1)+g^T (W-HU_P-FY_P) \quad (3.14)$$

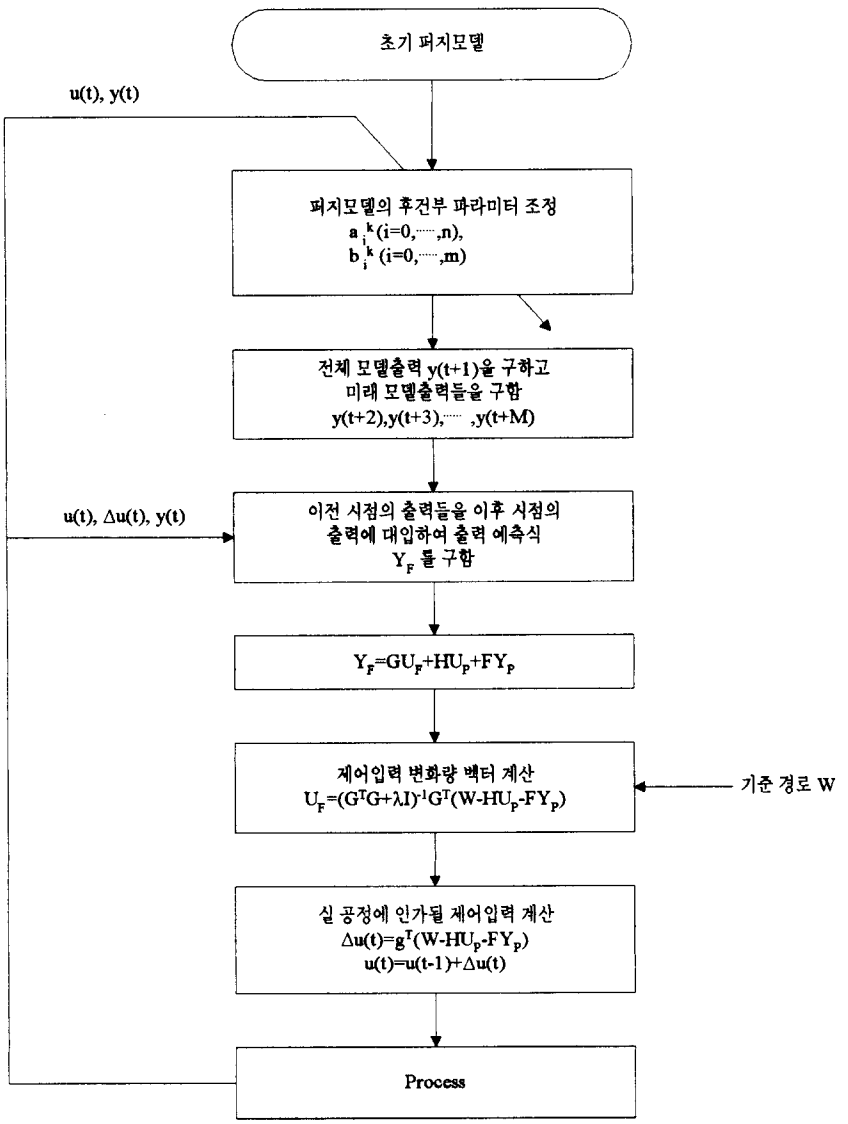

그림 3. 제안된 적응 퍼지모델 예측제어 알고리즘의 흐름도
Fig. 3. Flowchart of proposed adaptive FMPC algorithm

그림 3은 제안된 알고리즘의 전체적인 흐름도를 보여준다.

Ⅳ. 시뮬레이션 및 결과고찰

제안된 알고리즘의 특성과 성능 고찰을 위해 비선형 공정의 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 적응 퍼지모델 예측제어의 성능을 평가하기 위해 사용된 비선형 플랜트는 다음 식(4.1)과 같다.

$$y(k+1)=\alpha\frac{y(k)y(k-1)[y(k)+2.5]}{(1+y(k)^2+y(k-1)^2)}+u(k) \quad (4.1)$$

식(4.1)의 비선형 플랜트에서 파라미터 α의 변화에 따른 적응 퍼지모델 예측제어 시뮬레이션을 위해 $\alpha=1$일 때의 퍼지모델을 구하였다. 그림 4는 이 때의 동정된 비선형 플랜트의 퍼지모델을 나타낸다.

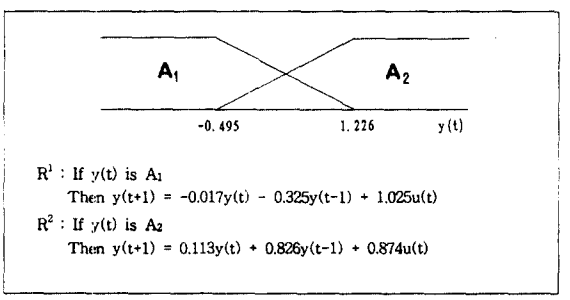

그림 4. 비선형 공정의 퍼지모델
Fig. 4. Fuzzy model of nonlinear plant

동정된 비선형 플랜트의 퍼지모델을 이용하여 제안된 퍼지모델 예측제어로 $\alpha=1$인 경우에 비선형 플랜트를 제어하고 이의 결과를 일반예측제어에 의한 결과와 비교하였다. 제어기 설계변수인 N_1, N_2, U_u 그리고 λ는 퍼지모델 예측제어인 경우 1, 5, 2 그리고 5.3, 일반예측제어인 경우 1, 5, 2 그리고 2로 하였다. 설정치는 각각 4이다. 이들 제어기에 의한 출력이 그림 5에 보인다. 이를 보면 퍼지모델 예측제어는 오버슈트 없이 우수하게 제어함을 볼 수 있다.

적응 퍼지모델 예측제어의 시뮬레이션을 위해 식(4.1)의 비선형 플랜트에서 α를 다음과 같이 변화시켰다.

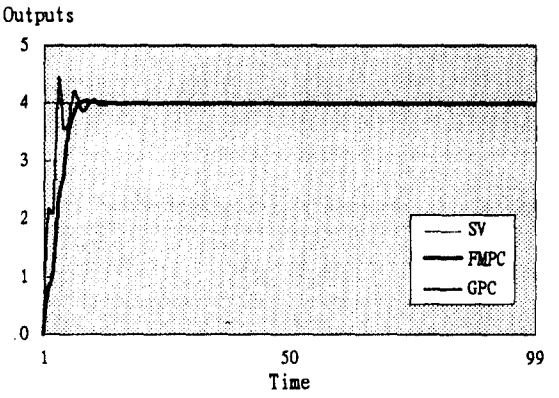

그림 5. 퍼지모델 예측제어와 GPC에 의한 출력
Fig. 5. Outputs by FMPC and GPC

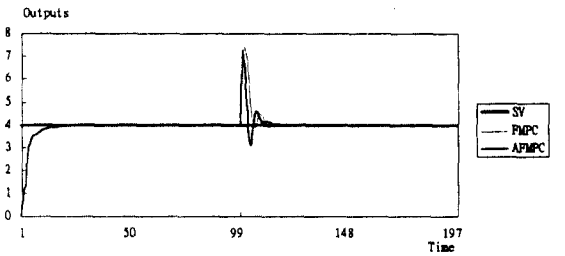

그림 6. 퍼지모델 예측제어와 적응 퍼지모델 예측제어에 의한 결과 비교
Fig. 6. Comparison of the results by FMPC and AFMPC

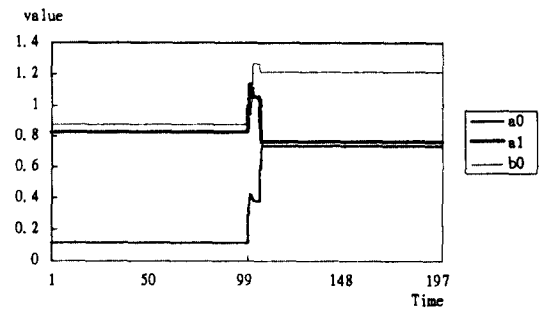

그림 7. 퍼지모델 파라미터의 변화
Fig. 7. Variation of parameters of the fuzzy model

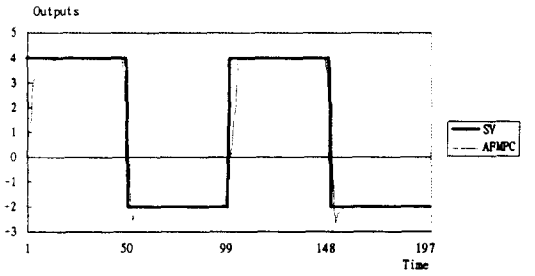

그림 8. 설정치가 변하는 경우의 적응 퍼지모델 예측제어에 의한 결과
Fig. 8. Result by AFMPC with varing Set-Values

$$\alpha = \begin{cases} 1 & (0 \le t < 100) \\ 2 & (100 \le t \le 200) \end{cases} \tag{4.2}$$

그림 6은 적응구조가 없는 퍼지모델 예측제어에 의한 결과와 적응 퍼지모델 예측제어에 의한 결과를 보여준다. 이를 보면, 적응 퍼지모델 예측제어가 플랜트 파라미터의 변화에 대해 더 좋은 응답을 하는 것을 알 수 있다. 그림 7은 적응 퍼지모델 예측제어에 의한 퍼지모델의 2번째 규칙의 후건부 파라미터의 변화를 보인다.

그림 8은 설정값(Set-Values, SV)이 변하는 경우의 적응 퍼지모델 예측제어에 의한 제어결과를 보여준다. ($\alpha = 1$) 제안된 적응 퍼지모델 예측제어는 설정값이 변하는 경우 이를 잘 추종함을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 비선형 공정을 위한 적응 퍼지모델 예측제어(AFMPC) 알고리즘이 제안되었다. 사용된 퍼지모델의 각 규칙은 후건부가 입, 출력 변수에 대한 선형식이므로 비선형 모델예측제어를 위해 사용될 수 있고 구현된 적응 퍼지모델 예측제어의 예측제어법칙(predictive control law)은 일반예측제어(GPC)와 동일한 형태가 된다. 비선형 플랜트의 시뮬레이션을 통해 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

· 제안된 퍼지모델 예측제어기는 비선형 공정의 출력을 설정값으로 빠르게 접근시키고 정상상태 오차없이 제어하며,

· 설정값이 변하는 경우에도 우수하게 제어하고,

· 플랜트 파라미터가 변하는 경우에는 순환 퍼지모델링에 의해 퍼지모델의 파라미터가 조정된다.

참 고 문 헌

1. Richalet, J., A. Rault, J. L. Testud and J. Papon, "Model predictive heuristic control: applications to industrial processes", *Automatica*, 14, 413-428, 1978.
2. R. Soeterboek, "Predictive Control-A Unified Approach", Prentice Hall, 1992.
3. Nakamori, Y., Suzuki, K., and Yamanaka, T., "Model Predictive Control using Fuzzy Dynamic Models", IFSA '91 Brussels, pp 135-138, 1991.
4. J. Valente, and J. M. Lemos, "Fuzzy Model Based Long-Range Predictive Control", *Proc. of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp 378-381, 1994.
5. M. Sugeno and Kang, G. T., "Fuzzy Modeling and Control of Multilayer Incinerator", *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 18, pp 329-346, 1986.
6. T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control", IEEE SMC. vol. 15, no. 1, pp. 116-132, 1985.
7. Clarke, D. W., Mohtadi, C., and Tuffs, P. S., "Generalized Predictive Control", *Automatica*, vol. 23, (3) parts 1 & 2, pp 137-160, 1987.
8. 장용줄, 이원장, 강근택, "안정성을 고려한 퍼지적응제어기의 설계", 한국 퍼지 시스템 학회 1994년도 춘계학술대회 논문집, pp 178-184, 1994.

박 종 진(Jong-Jin Park) 정회원
1967년 4월 12일생.
1989년 : 연세대학교 전기공학과 졸업
1991년 : 동 대학원 전기공학과 졸업(석사)
현재 : 동 대학원 전기공학과 박사과정

우 광 방(Kwang-Bang Woo) 정회원
1934년 1월 25일생.
1957년 : 연세대 전기공학과 졸업.
1962년 : 미국 Oregon State Univ. 전기공학과 졸업 (MS).

1964년 : 미국 Oregon State Univ. 전기공학과 졸업 (Ph. D).
1965년 : Univ. of Michigan 박사후 연구원.
1966년 : Washington Univ.(St. Louis) 전기공학과 조교수.
1971년 : 미 National Cancer Institute 책임연구원.
1979년 : 미 The Johns Hopkins Univ. School of Medicine Oncology Center 연구원.
1982년~현재 : 연세대학교 전기공학과 교수.
1992년~현재 : 연세대 자동화기술연구소장.
1995년 3월~8월 : 고등기술연구원 연구교수.
1980년 : 재미한국과학기술자협회 회장.