

반응표면분석법을 이용한 퍼지제어기 설계

Design of a Fuzzy Logic Controller Using Response Surface Methodology

김동철 · 이세헌

Dongcheol Kim and Sehun Rhee

한양대학교 정밀기계공학과

요 약

플랜트 모델이나 경험에 근거하여 설계된 퍼지제어기를 실제 플랜트에 적용할 경우, 모델링 오차와 플랜트에 대한 관련지식의 부족으로 만족할 만한 제어 결과를 나타내지 못할 경우가 있다. 이 경우 제어성능을 향상시키기 위해 제어기의 제어인자를 다시 조정하여야 하고, 이 조정과정은 시행착오방법으로 수행되기 때문에 많은 시간과 비용을 필요로 한다. 이런 문제점을 해결하기 위해 본 연구에서는 반응표면분석법을 이용하여 퍼지제어기를 설계하는 체계적이고 효과적인 방법을 제안한다. 첫 단계에서는 모델링 오차를 포함하고 있는 기준 플랜트 모델에 대해 최적화 알고리즘을 이용하여 제어인자의 초기 최적조건을 결정한다. 다음 단계에서는 반응표면분석법을 이용하여 제어인자의 최종 최적조건을 결정한다. 제안된 방법의 타당성을 보이기 위해 모의실험을 수행하였다.

ABSTRACT

When fuzzy logic controllers which are designed based on plant models and intuitive base are applied to real plants, the control systems may not give satisfactory control results due to the modeling error and the lack of knowledge on the plants. In that case, the controller must be retuned by adjusting the control parameters; this retuning process may require a large number of trial-and-error evaluations and thus much time and cost. In order to resolve these problems, we propose a systematic and efficient procedure for designing a fuzzy logic controller using response surface methodology. First we select the initial optimal conditions of control parameters using a genetic algorithm, in which a nominal plant model with intrinsic modeling errors is used. And then we determine the final optimal conditions of the control parameters using response surface methodology. Computer simulations are performed to verify the capability of the proposed method.

1. 서 론

퍼지제어기는 복잡한 시스템에 대하여 기존의 해석적인 비퍼지제어기보다 양호한 성능을 발휘하고 있고, 여러 산업현장에 적용되고 있다[1]. 특히 퍼지제어기는 제어대상에 대한 작업자의 경험이나 전문가의 언어적인 표현을 쉽게 제어기와 결합시킬 수 있는 장점을 지니고 있다. 또 플랜트의 파라미터 변동이나 외부 외란에 크게 영향을 받지 않는 강인한 제어기의 특성도 지니고 있다[2]. 이런 퍼지제어기의 성능은 주로 입출력 변수의 스케일 팩터(scale factors), 소속함수의 모양, 제어규칙에 의해 영향을 받고, 양호한 응답특성을 얻기 위해서는 이들 인자들에 대한 최적조건을 선택할 필요가 있다.

초기의 퍼지제어기 설계에서는 제어인자들의 조건이 주로 작업자의 경험이나 설계자의 플랜트에 대한 지식으로부터 결정되었으며 시행착오와 경험적으로

제어인자를 수정하였다[3,4]. 이렇게 경험이나 시행착오에 의한 설계방법은 어느 정도 양호한 제어 결과를 얻을 수 있지만, 그 제어 시스템에 최적이라고 보장할 수 없을 뿐만 아니라 이런 설계 방법은 많은 시간, 노력, 비용이 드는 단점을 가지고 있다. 이런 단점들을 극복하기 위해 플랜트 모델에 기초하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제어기를 최적화하는 연구들이 있었다[5,6]. 이런 플랜트 모델에 기초한 최적화 방법은 처음부터 실제 플랜트를 대상으로 퍼지 제어인자를 튜닝하는 것보다 시간과 비용면에서 매우 효과적이다. 그러나 플랜트 모델은 플랜트의 복잡성, 비선형성 등으로 인해 기본적으로 모델링 오차를 가지고 있기 때문에 기준 플랜트 모델에 기초하여 설정된 제어인자 값을 실제 플랜트에 적용할 경우 만족할 만한 성능을 나타내지 못할 경우가 있다[7]. 이 경우 플랜트 모델에 기초하여 설정된 제어인자값은 다시 설정되어야 하고 지금까지는 주로

많은 실험횟수를 필요로 하는 시행착오방법을 이용하였다.

본 연구에서는 실제 플랜트에 대하여 적은 실험횟수로 양호한 제어성능을 발휘할 수 있는 퍼지제어기 설계법을 제안한다. 첫 단계에서는 플랜트 모델에 기초한 기존의 퍼지제어기 최적화 방법을 이용하여 제어인자의 초기 최적조건(initial optimal conditions)을 결정한다. 본 연구에서는 최적화 방법으로 유전알고리즘을 이용하였다. 다음 단계에서는 실제 플랜트를 대상으로 첫 단계의 유전알고리즘에 의해 구한 제어인자의 초기 최적조건 근방을 관심영역으로 하여 반응표면분석법으로 제어성능인덱스를 추정하고, 제어성능인덱스를 최적화하는 최종 최적조건(final optimal conditions)을 결정한다. 본 연구에서는 두번째 단계에서의 제어기 설계에 초점을 두었으며, 제안된 설계방법의 타당성을 컴퓨터 시뮬레이션을 이용하여 검증하였다.

2. 퍼지제어기

그림 1은 본 연구에서 사용한 퍼지제어시스템을 나타내고 있다. 일반적으로 퍼지제어기는 퍼지화기(fuzzifier), 제어규칙(control rules), 비퍼지화기(defuzzifier)로 구성되어 있다.

본 연구에서 사용한 입력변수는 오차(e_k)와 오차의 변화량(Δe_k)으로 하였고, 출력변수는 제어기 출력의 변화량(Δu_k)으로 하였다. 입력변수는 다음과 같이 정의하였다.

$$e_k = (y_k - r_k) \times GE$$

$$\Delta e_k = (e_k^* - e_{k-1}^*) \times GC \tag{1}$$

여기서, r_k 은 기준입력이고, y_k 는 플랜트 출력, $e_k^* = y_k - r_k$, GE 와 GC 는 각각 오차와 오차의 변화량에 대한 스케일 팩터이다. 입력변수인 오차와 오차변화량에 대한 기본소속함수는 각각 5개로 구성하였으며 그림 2와 같다. 출력변수의 기본 소속함수는 7개로 구성하였으며 그림 3과 같다. 이와 같이 정의된 입력변수와 출력변수의 퍼지집합을 이용하여 표 1과 같이 제어규칙을 구성하였으며, 이것은 Li and Gatland[8]에 의해 제안된 강인한 제어규칙(robust control rules)과 유사한 것이다.

퍼지제어기의 출력은 계산면에서 효율적인 가중평균 비퍼지화기(weighted average defuzzifier)에 의해 플랜트에 입력될 실수값으로 변환하였다[9]. 출력변수의 스케일 팩터를 고려한 제어기 출력은 다음의 식으로 계산된다.

$$\Delta u_k^* = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta \bar{u}_i \mu_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \times GU \tag{2}$$

여기서 $\Delta \bar{u}_i$ 은 i 번째 제어규칙에 해당되는 출력 퍼지 변수의 중심값을 나타내며, $\mu_i = \min(\mu_{\alpha}(e_k), \mu_{\beta}(\Delta e_k))$ 을 나타낸다. 본 논문에서 이용한 PI형 퍼지 제어기의 경우에는 플랜트에 들어가는 실제 입력은 다음과 같이

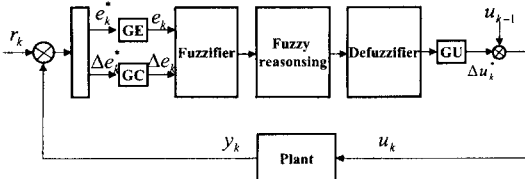


그림 1. 퍼지 제어시스템 구조
Fig. 1. Structure of a fuzzy control system

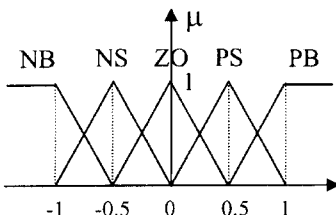


그림 2. e_k 와 Δe_k 에 대한 기본소속함수
Fig. 2. Primary membership functions for e_k and Δe_k

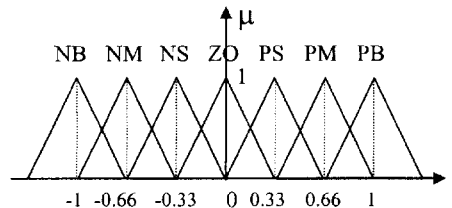


그림 3. Δu_k 에 대한 기본소속함수
Fig. 3. Primary membership functions for Δu_k

표 1. 퍼지 제어규칙
Table 1. Fuzzy control rules

$\Delta e_k \backslash e_k$	NB	NS	ZO	PS	PB
NB	PB	PB	PM	PS	ZO
NS	PB	PM	PS	ZO	NS
ZO	PM	PS	ZO	NS	NM
PS	PS	ZO	NS	NM	NB
PB	ZO	NS	NM	NB	NB

계산된다.

$$u_k = u_{k-1} + \Delta u_k^* \quad (3)$$

위에서 설명한 것처럼 본 연구에서 구성한 퍼지제어기의 제어규칙은 표 1과 같이 고정하였고, 소속함수 모양도 삼각형 형태로 고정하여, 퍼지제어기의 출력은 입력력 변수의 스케일 팩터인 GE, GC, GU에 의해 결정되도록 하였다.

3. 퍼지제어시스템 최적화를 위한 유전알고리즘

플랜트 모델을 대상으로 퍼지제어기의 제어인자의 최적조건을 결정하기 위해 유전알고리즘(genetic algorithm)을 이용하였다. 유전알고리즘은 자연계의 자연선택과 유전론에 근거하여 개발된 최적화 알고리즘으로 지역적인 탐색알고리즘이 가진 단점을 극복할 수 있는 전역적인 최적화 방법으로 다음과 같은 특징을 가지고 있다[10]. 1) 최적화 문제의 예상되는 해(candidate solution)는 일정한 길이를 가진 스트링(string)으로 코드화 되고 일반적으로 이진 코드(binary code)로 나타내진다. 2) 해를 구하기 위해 탐색공간에서 예상되는 해의 개체군을 동시에 고려한다. 유전 알고리즘의 이런 병렬처리는 몇 개의 극점을 갖는 탐색공간에서 지역적 극점으로 수렴하는 것을 방지하여 전역적인 극점을 찾는 역할을 한다. 3) 새로운 개체군을 발생시키기 위해 각 스트링의 적합도 함수값만을 사용하기 때문에 그 적합도 함수가 반드시 연속적이거나 미분가능할 필요는 없다.

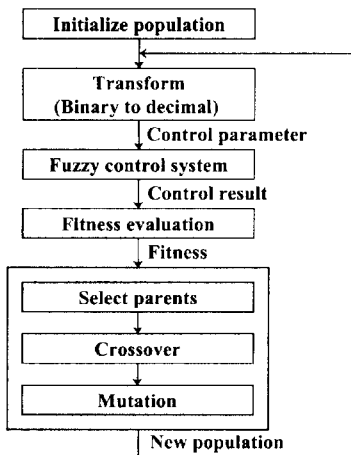


그림 4. 유전알고리즘에 의한 제어인자의 최적화 과정
Fig. 4. Procedure of optimizing control parameters by GA

이런 특성을 가진 유전알고리즘은 재생산(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자를 이용하여 한 세대의 개체군으로부터 다음 세대의 개체군을 순차적으로 결정한다. 그림 4는 유전알고리즘을 이용하여 퍼지제어기를 최적화하는 과정을 보여주고 있다. 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지제어기를 최적화하기 위해서는 다음 세대의 생존을 결정하는 적합도를 평가하는 지수(index)가 필요하다. 퍼지제어기의 성능을 평가하는 성능지수로서는 기준 스텝 입력에 대한 응답의 과도상태응답특성과 정상상태응답특성을 고려하여 만들어진 ITAE(integral time absolute error)를 사용하였고, 적합도함수는 ITAE의 역수를 사용하였다.

유전알고리즘에서 개체수, 교차율, 돌연변이율, 스트링 길이 등은 알고리즘의 성능에 중요한 인자들이다 [10-12]. 본 연구에서는 시뮬레이션 시간을 줄이기 위해 가능한 작은 개체수에서도 양호한 수렴결과를 얻기 위해 Grefenstette[12]의 연구에 근거하여 표 2와 같이 파라미터를 설정하였다.

4. 반응표면분석법

전절의 유전알고리즘에 의해 구한 퍼지제어기의 제어인자의 최적조건은 모델링 오차를 가진 플랜트 모델을 대상으로 하여 결정되었기 때문에 실제 플랜트에 적용할 경우 원하는 제어성능을 나타내지 못할 경우가 있고, 이 때는 실제 플랜트를 대상으로 제어기의 제어인자를 다시 설정해야 한다. 그러나 퍼지제어기의 제어인자와 제어성능사이의 상관관계는 공조조건과 제어대상에 따라 다르기 때문에 최적인 제어인자를 결정하는데 많은 시간과 비용을 필요로 한다. 이런 문제점을 해결하기 위해 반응표면분석법을 이용하여 제어인자의 최적조건을 결정하였다.

반응표면분석법은 계획된 실험을 이용하여 응답(responses)의 최적화에 자주 사용되고, 출력변수와 입력변수사이의 근사모델을 만들기 위한 실험계획, 그 모델을 유도하기 위한 통계적 모델링, 출력변수를 최적화하는 입력변수값을 알아내는 것으로 구성된다[13]. 본 연구에서는 반응표면분석법을 이용하여 제어성

표 2. 유전알고리즘의 파라미터 설정값
Table 2. Parameter setting for the genetic algorithm

Maximum generation	20
Population size	30
Crossover rate	0.95
Mutation rate	0.01

능을 최적화하는 제어인자값을 결정하기 위해 퍼지제어기의 제어인자인 GE, GC, GU를 각각 선형변환시킨 x_1, x_2, x_3 을 독립변수로 하고 제어성능을 나타내는 지수인 ITAE를 종속변수로 하는 관계식을 다음과 같이 이차 다항식 모델로 가정하였다.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^3 \beta_i x_i + \sum_{i=1}^3 \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j}^3 \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (4)$$

여기서, y 는 ITAE를 나타내고, 계수 β 는 모르는 상수로 그 값들은 실험결과로부터 최소제곱법 (method of least squares)에 의해 구해지고, ϵ 은 모델에 의해 설명될 수 없는 램덤값을 의미한다. 또 본 연구에서는 적은 횟수의 실험으로 식(4)의 2차 회귀모델을 유도하기 위한 실험 계획으로는 중심합성계획(central composite design, CCD)을 사용하였다. p 개의 독립변수에 대한 출력변수의 반응곡면을 추정하기 위한 중심합성계획은 2^k 요인실험, $2k$ 축점실험, n_c 중심점실험으로 구성된다[13]. 각 실험점에서는 관심있는 응답을 측정하는데 본 연구에서는 제어기의 성능을 나타내는 인자인 ITAE를 의미한다. 그리고 CCD를 이용하여 얻은 데이터로부터 최소제곱법을 이용하여 식(4)의 계수값을 계산할 수 있다. 이렇게 유도된 회귀식(4)는 선형변환된 제어인자 x_1, x_2, x_3 에 대한 제어기의 성능지수를 나타내는 관계식이 되고 최적제어이론에 따른 제어인자의 최적조건은 제어기의 성능지수를 최소화하는 것을 의미한다. 그리고 그 제어인자의 최적조건은 관심영역에서 여러 가지 최적화 알고리즘을 이용하여 결정할 수 있다.

5. 시뮬레이션 및 결과 고찰

어떤 플랜트에 대하여 퍼지제어시스템을 구성하여 양호한 제어응답을 얻기 위해서는 제어기의 제어인자를 조정해야 한다. 그러나 처음부터 실제 시스템을 대상으로 제어인자를 조정하기에는 탐색공간이 너무 크기 때문에 많은 시간과 비용이 드는 단점이 있다. 따라서 물리적인 법칙에 근거한 해석적인 방법이나 시스템식별법(system identification)을 등을 이용하여 얻은 플랜트 모델에 근거하여 초기 제어인자 값을 획득한 후 실제 시스템에 적용하여 그 값을 기준으로 다시 튜닝하는 것이 효과적이다. 본 논문에서 제안한 방법을 이용하여 퍼지제어기를 설계하는 방법의 타당성을 보이기 위해 모델링 방법에 의해 얻은 기준 플랜트 모델(nominal plant model)을 다음과 같이 가정하였다.

표 3. 제어인자의 탐색범위와 비트수

Table 3. Search range for control parameters and the corresponding number of bits

Parameter	Range	Number of bits
GE	1~5	8
GC	0~40	8
GU	0~2	8

$$G_n(s) = \frac{1}{s+1} e^{-0.2s} \quad (5)$$

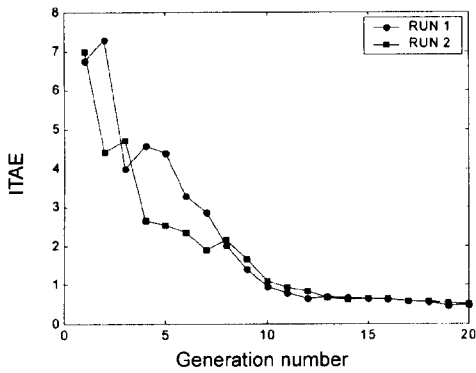
위 플랜트 모델에 대해 본 연구에서 구성한 퍼지제어기의 제어인자인 입출력 변수의 스케일 팩터를 유전알리즘을 이용하여 결정하였다. 유전 알고리즘에서 사용된 적합도 함수는 ITAE의 역수로 다음과 같다.

$$J = 1/ITAE \quad (6)$$

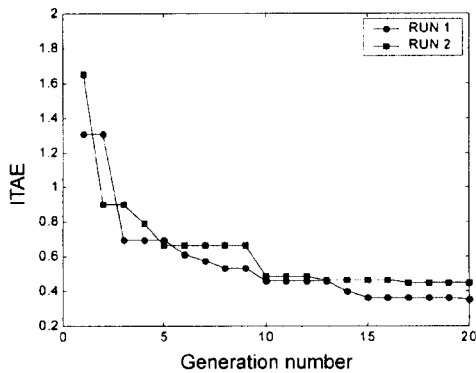
여기서 $ITAE = \sum_{t=0}^T (|e(t)|\Delta t)$, Δt 는 샘플링시간, T 는 시뮬레이션 시간, $\Delta t = 0.1 \text{ sec}$, $T = 10 \text{ sec}$ 였다. 따라서 최적인 제어성능을 발휘하기 위해서는 ITAE를 최소화하는 즉, J 를 최대로 하는 퍼지제어기의 스케일 팩터를 결정해야 한다. 그리고 퍼지 제어기의 스케일 팩터에 대한 탐색 범위와 비트수는 표 3과 같이 하였다.

ITAE에 관한 제어인자의 최적조건을 구하기 위한 유전알리즘의 컴퓨터 시뮬레이션 절차는 다음과 같다. 표 2의 값을 초기화하고 퍼지제어기의 스케일 팩터에 대한 파라미터 값을 이진 스트링으로 개체수만큼 발생시키고 표 3의 범위의 값으로 변환시킨다. 그리고 이 변환된 파라미터 값을 퍼지제어시스템에 입력한 후, 스텝응답 시뮬레이션을 수행하여 성능지수 ITAE 및 적합도 함수값 J 를 계산한다. 이렇게 각 개체에 대하여 계산된 적합도 함수값에 따라 유전알리즘의 세 연산자를 이용하여 다음 세대의 개체군을 결정한다. 이 과정을 20세대까지 수행한다.

그림 5와 6은 플랜트 모델에 대한 유전알리즘을 적용한 결과 중 2개를 보여주고 있다. 그림 5(a)와 5(b)는 유전알리즘으로 구한 ITAE의 평균값과 최소값을 각각 보여주고 있다. 그림으로부터 세대수가 증가함에 따라 적합도가 어떤 값으로 수렴해 감을 알 수 있고, 시행1(RUN1)이 시행2(RUN2)보다 좋은 결과를 나타내고 있다. 그림 6은 유전알리즘의 시행1과 시행2로부터 획득된 스케일 팩터를 이용하여 구성된 퍼지제어기의 기준 플랜트 모델 $G_n(s)$ 에 대한 스텝응답 결과를 나타내고 있다. 상승시간과 오버슈트의 제어성능에 대해서는 상승시간은 시행1로부터 얻은 제



(a) 세대별 평균 결과
(a) Generation average results



(b) 세대별 최적 결과
(b) Generation best results

그림 5. 기준 플랜트 모델에 대한 유전알리즘의 결과
Fig. 5. The results of GA for nominal plant

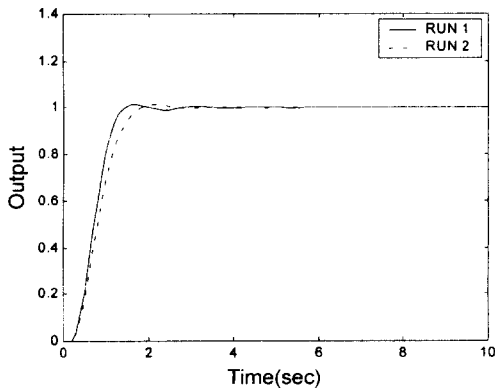


그림 6. 초기 최적조건에 의한 기준 플랜트 모델의 출력
Fig. 6. Output of the nominal plant model using the initial optimal conditions

어시스템이 시행2로부터 얻은 것보다 작고, 오버슈트의 크기는 비슷한 것을 알 수 있다.

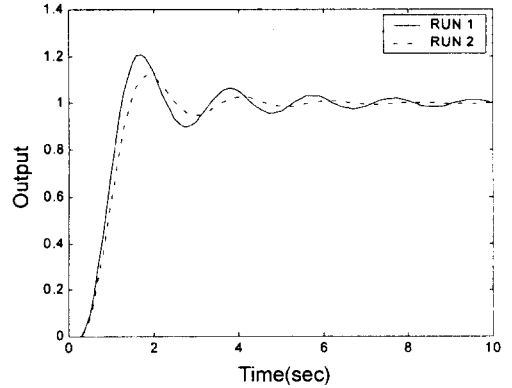


그림 7. 초기 최적조건에 의한 실제 플랜트 모델의 출력
Fig. 7. Output of the real plant model using the initial optimal conditions

유전알리즘을 이용하여 구한 두 쌍의 최적 제어 조건은 만족할 만한 제어 성능을 보여주고 있다. 그러나 기준 플랜트 모델은 플랜트의 복잡성, 비선형성 등으로 인해 기본적으로 모델링 오차를 포함하고 있기 때문에 식(5)와 일치하지 못하고, 또 모델링하는데 드는 시간과 비용 등으로 정확한 모델을 구하기 어렵다. 이런 경우에 퍼지제어기는 그 자체의 강인성으로 어느 정도 만족할 만한 제어 결과를 보일 수 있지만 플랜트가 복잡할수록 그에 따른 모델링 오차가 클수록 식(5)에 근거하여 결정된 제어인자의 최적조건은 실제플랜트에 대하여 만족할 만한 제어성능을 발휘하지 못할 경우가 있고, 이때 제어성능을 향상시키기 위해 제어인자를 다시 설정해야 한다. 식(5)로 표현된 기준모델에 대한 실제 플랜트를 나타내는 전달함수를 다음과 같이 가정하였다.

$$G_r(s) = \frac{1}{1.2s+1} e^{-0.3s} \quad (7)$$

식(7)로 표현된 실제 플랜트에 식(5)를 근거로 유전알리즘을 이용하여 구한 두 쌍의 제어인자의 최적 조건을 적용한 결과를 그림 7에 나타내었다. 그림 7로부터 기준 모델식(5)를 이용하여 얻은 제어조건을 실제 플랜트에 적용했을 경우, 시행2로부터 얻은 제어 조건이 시행1로부터 얻은 조건보다는 오버슈트가 작은 성능을 보이고 있지만, 기준모델에 비해 성능에 현저하게 떨어지는 제어 성능을 보이고 있으므로 제어인자를 다시 설정해야 할 필요가 있다.

제어인자의 재설정을 위해 이용된 반응표면분석법의 과정은 다음과 같다. 플랜트에 대한 기준모델 $G_r(s)$ 에 근거하여 유전알리즘으로부터 얻은 두 쌍

표 4. 중심합성계획의 인자와 수준

Table 4. Factors and levels for a central composite design

Factor	Factor name	-1 level	0 level	+1 level
GE	Scaling factor for e_k	0.8377	1.0471	1.2565
GC	Scaling factor for Δe_k	4.8941	6.1176	7.3411
GU	Scaling factor for Δu_k	0.3953	0.4941	0.5929

표 5. 중심합성계획과 모의실험결과

Table 5. Central composite design and the simulation results

Trial	Natural unit			Coded unit			Response ITAE
	GE	GC	GU	x_1	x_2	x_3	
1	0.8377	4.8941	0.3953	-1	-1	-1	1.3973
2	1.2565	4.8941	0.3953	1	-1	-1	2.0456
3	0.8377	7.3411	0.3953	-1	1	-1	1.1156
4	1.2565	7.3411	0.3953	1	1	-1	1.0444
5	0.8377	4.8941	0.5929	-1	-1	1	1.0571
6	1.2565	4.8941	0.5929	1	-1	1	2.7347
7	0.8377	7.3411	0.5929	-1	1	1	1.0186
8	1.2565	7.3411	0.5929	1	1	1	2.2039
9	0.8377	6.1176	0.4941	-1	0	0	0.7956
10	1.2565	6.1176	0.4941	1	0	0	1.5436
11	1.0471	4.8941	0.4941	0	-1	0	1.4825
12	1.0471	7.3411	0.4941	0	1	0	0.8765
13	1.0471	6.1176	0.3953	0	0	-1	1.0692
14	1.0471	6.1176	0.5929	0	0	1	1.4388
15	1.0471	6.1176	0.4941	0	0	0	1.0546

의 제어인자의 최적조건 중에서 시행2로부터 얻은 스케일 팩터의 최적조건을 기준값으로 하고, 이 기준값의 $\pm 20\%$ 의 영역을 탐색영역으로 하고, 스케일 팩터(GE, GC, GU)에 따른 제어성능지수인 ITAE의 함수 관계식을 식(4)로 가정하고 모델의 계수를 구하였다.

표 4는 CCD를 위한 각 제어인자에 대한 수준(level)을 나타내고 있으며, 여기서 0 수준 값은 유전알고리즘을 이용하여 구한 제어인자에 값을 나타낸다. 제어인자의 실제 값(natural unit)과 선형변환된 독립변수 값(coded unit)은 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$x_1 = \frac{GE - GE_0}{0.2GE_0}, x_2 = \frac{GC - GC_0}{0.2GC_0}, x_3 = \frac{GU - GU_0}{0.2GU_0} \quad (8)$$

여기서 GE_0, GC_0, GU_0 는 $G_m(s)$ 을 이용하여 유전알고리즘으로 구한 제어인자의 최적조건을 나타낸다. 표 5는 표 4를 이용하여 구성한 CCD와 실제모델 $G_m(s)$ 에 대하여 각 제어조건에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션으로 구한 제어성능지수인 ITAE 값을 나타내고 있다. 표 5에 나타난 자료를 이용하여 최소제곱법에 의해 구해

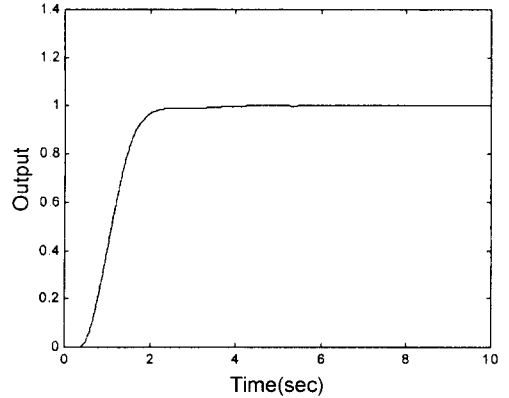


그림 8. 최종 최적조건에 의한 실제 플랜트 모델의 출력
Fig. 8. Output of the real plant model using the final optimal conditions

진 독립변수인 스케일 팩터와 반응변수인 ITAE의 관계를 나타내는 회귀모델은 다음과 같다.

$$\hat{y} = 1.0250 + 0.4188x_1 - 0.2458x_2 + 0.1781x_3 + 0.1520x_1^2 + 0.1619x_2^2 + 0.2364x_3^2 - 0.1515x_1x_2 + 0.2857x_1x_3 + 0.0892x_2x_3 \quad (9)$$

실제 플랜트의 출력이 기초하여 유도된 식(9)을 이용하여 관심영역 내에서 제어성능지수인 ITAE값을 최소로 하는 제어인자의 최적조건을 유전알고리즘을 이용하여 구하였다. 유전알고리즘으로 구한 제어인자의 최적조건은 $(x_1, x_2, x_3) = (-1.0000, 0.2063, 0.1476)$ 이고, 실제값으로 변화된 제어인자의 최적조건은 (GE, GC, GU) = (0.8377, 6.3700, 0.5087)이다.

그림 8은 반응표면분석을 이용하여 구한 제어인자의 최적조건을 이용하여 구성된 퍼지제어시스템을 실제 플랜트에 적용한 경우 단위스텝기준입력에 대한 플랜트의 응답을 나타내고 있다. 제어성능이 기준 플랜트 모델로부터 구한 초기 최적조건에 비해 현저하게 향상되었다는 것을 알 수 있다. 그리고 이 결과는 단지 15회의 시뮬레이션으로부터 얻어진 결과로써 시간과 노력을 현저하게 줄일 수 있음을 보여주고 있다.

결과적으로 모델링오차가 포함된 플랜트 모델을 이용하여 얻은 초기 제어조건을 기준으로 반응표면분석법을 이용하면 제어기의 파라미터를 튜닝하는데 드는 시간과 비용을 줄이면서 양호한 응답결과를 획득할 수 있다는 것을 보였다. 그리고 이 방법은 기존에 경험적인 방법으로 결정된 퍼지제어기의 제어인자를 다시 설정하여 보다 향상된 제어성능을 얻기 위한 시스템에도 쉽게 적용할 수 있을 것이다.

6. 결 론

실제 플랜트에 대하여 적은 실험횟수로 퍼지제어기를 설계하는 방법을 제안하였다. 먼저 퍼지제어기의 제어인자인 스케일 팩터의 초기 최적조건은 플랜트 모델에 대하여 최적화 알고리즘을 이용하여 구한다. 둘째로 실제 플랜트에 대하여 초기 최적조건을 기준으로 계획된 실험을 수행하고, 제어인자와 제어성능 사이의 정량적인 관계를 나타내는 회귀모델을 유도한다. 마지막으로 유도된 회귀모델에 최적화 알고리즘을 적용하여 퍼지제어기의 최종 최적조건을 결정한다. 제안된 설계법을 컴퓨터 시뮬레이션을 이용하여 타당성을 검토하였다. 시뮬레이션 결과는 제안된 방법이 퍼지제어기를 설계하는데 효과적이라는 것을 보였다. 그리고 제안된 설계법은 적은 실험횟수로 제어인자의 최적조건을 결정할 수 있기 때문에 비용과 시간면에서 엄격한 제한이 있을 때 특히 효과적이다.

참고문헌

- [1] M. Sugeno editor, Industrial applications of fuzzy control, Elsevier Science Publishers B.V., 1985.
- [2] E. H. Mamdani, "Twenty years of fuzzy control: Experiences gained and lessons learnt," Proc. 2nd IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems, San Francisco, CA, pp. 339-344, 1993.
- [3] M. Braae and D. A. Rutherford, "Selection of parameters for a fuzzy logic controller," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 2, pp. 185-199, 1979.
- [4] W. J. M. Kickert and H. R. Van Nauta Lemke, "Application of a fuzzy controller in a warm water plant," *Automatica*, vol. 12, pp. 301-308, 1976.
- [5] A. Athalye, D. Edwards, V. S. Manoranjan, and A. de Sam Lazardro, "On designing a fuzzy control system using an optimization algorithm," *Fuzzy Sets and Systems* 56, pp. 281-290, 1993.
- [6] 장욱, 박진배, 주영훈, "유전 알고리즘을 이용한 퍼지 제어기의 최적화," 한국퍼지 및 지능시스템학회 논문지, 제7권, 제 4호, pp. 48-57, 1997.
- [7] H. X. Li and H. B. Gatland, "A new methodology for designing a fuzzy logic controller," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-25, pp. 505-510, 1995.
- [8] H. X. Li and H. B. Gatland, "Conventional fuzzy control and its enhancement," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-26, pp. 791-797, 1996.
- [9] L. X. Wang, A course in fuzzy systems and control, Prentice-Hall, Inc., 1997, pp. 108-115.
- [10] D. E. Goldberg, Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning, Addison-Wesley, 1989.
- [11] K. A. DeJong, Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems, Ph.D. thesis, Dept. Computer and Communication Sciences, Univ. of Michigan, 1975.
- [12] J. J. Grefenstette, "Optimization of control parameters for genetic algorithms," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-16, pp. 122-128, 1986.
- [13] R. H. Myers and D. C. Montgomery, Response surface methodology: Process and product optimization using designed experiments, John Wiley & Sons, Inc., 1995.

김 동 철 (Dongcheol Kim)



1993년 : 한양대학교 정밀기계공학과 (학사)
 1995년 : 한양대학교 정밀기계공학과 (공학석사)
 1995년~현재 : 한양대학교 정밀기계공학과 박사과정
 관심분야 : 퍼지제어기 설계, 유전알고리즘, 용접공정의 퍼지제어

이 세 헌 (Sehun Rhee)



1979년 : 한양대학교 기계공학과(학사)
 1981년 : 서울대학교 기계설계학과 (공학석사)
 1990년 : Univ. of Michigan at Ann Arbor(공학박사)
 1991년~1994년 2월 : 한국생산기술연구원
 1994년 3월~현재 : 한양대학교 정밀기계공학과 교수
 관심분야 : 퍼지논리 및 제어, 신경회로망, 용접공정의 뉴로-퍼지 제어, 레이저 용접모니터링 시스템