

퍼지 적응 제어

朴 玟 用

延世大學校 電子工學科

I. 서 론

모든 실제 시스템은 시간에 따라 그 특성이 비선형적으로 변화한다. 이와같이 변화하는 시스템 특성을 미리 결정된 (deterministic) 제어 법칙으로는 정확한 제어를 할 수 없다. 이런 이유로 해서 오래전부터 적응 제어가 연구되어 왔다. 항상 변화하는 시스템 특성을 감지하고 감지된 특성으로부터 새로운 제어 규칙을 구성하는 적응제어 기법은 오래전부터 많은 사람들의 관심을 끄는 연구분야로서 발전되어 왔다. 그러나, 산업계에서는 적응 제어가 비현실적인 분야로 취급되어 환영을 받지 못했던 것도 사실이다. 적응제어의 이론적 근거와 필요성을 인정하지 않는 사람은 없지만 방법론에 있어서 과도한 계산시간을 필요로 하고 수렴성에 한계를 보이고 있기 때문이다.

퍼지논리를 이용한 퍼지적응 제어는 위에서 기술한 기존의 적응제어가 갖는 난점을 해결하는 측면에서 출발한 것은 아니다. 퍼지제어는 인간의 경험적 지식을 기초로 해서 정의되는 일종의 인간 감각적 제어 방식이기 때문에, 퍼지 제어 알고리즘 자체가 논리성을 갖고 있지는 못하다. 특히 퍼지제어의 핵심인 멤버십 함수(memberhip function)의 정의 방법에서 논리적인 증명방법이나 적합성을 확인할 수 있는 수학적 근거가 없는 것이 장점이 되기도 하지만 커다란 단점으로 인식되고 있다. 퍼지 적응제어는 이와 같은 퍼지 제어기의 단점의 극복을 위하여 출발하였다. 그러나, 퍼지 기법 자체가 수학적 계산성이 적으며 강건성과 수렴성을 갖고 있기 때문에 기존의 적응 제어 기법의 단점을 극복하는 많은 장점 또한 갖고 있으며 이런 측면에서 많은 연구가 진행되고 있다.

퍼지 적응제어는 학습제어적 사고를 도입한 방법이

다. 이것은 퍼지제어 규칙을 학습에 의해 자동적으로 만들어 가는 제어방식이다. 이를 위해서는 현재의 제어가 좋은가 나쁜가, 좋지 않다면 어떤 제어 규칙을 만들면 좋겠는가, 혹은 어떻게 수정하면 좋은가를 결정하는 슈퍼바이저(supervisor)가 필요하며 슈퍼바이저의 결정방법에 따라 퍼지 적응제어는 여러 분류로 나누어진다.

II. 퍼지 적응제어의 기본원리

퍼지 제어는 여러 산업공정, 특히 전통적인 제어설계 기술로서는 적용하기 어려운 분야에 성공적으로 적용되어 왔다. 그럼에도 불구하고 퍼지제어를 설계할 때마다 부딪히는 두가지의 문제점이 있다.¹⁾

○프로세스의 동작에 대한 경험적인 지식은 항상 불충분하며 그 지식을 규칙 베이스로 변환하는데는 어려움이 있다. 더구나 프로세스의 특성이 복잡한 경우에는 이 문제는 더욱 커진다.

○프로세스가 시간에 따라 비선형적으로 변하는 경우에는 이 문제는 더욱 커진다.

이런 문제들을 해결하기 위해서 다음과 같은 기능을 갖는 퍼지 적응 제어기가 필요하다.

○프로세서의 변하는 특성 감지

○프로세서의 변화에 적응하는 제어기 구성
따라서, 퍼지 적응 제어기는 적응 제어 개념의 확장으로 볼 수 있다.

퍼지 적응 제어기의 기본 구조는 그림 1과 같다.

규칙의 가치 판단은 시스템에 근거를 둔 퍼지 규칙으로 구성된다. 각각 샘플링 순간 k 에서 판단기준

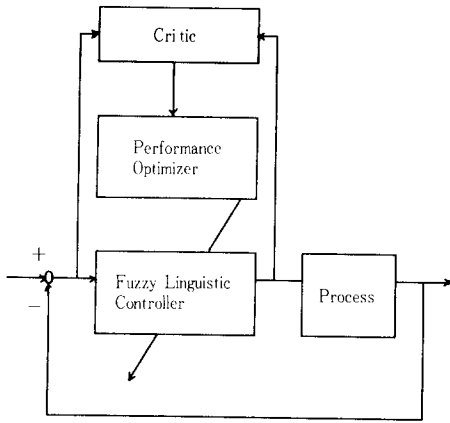


그림 1. 자기 동조 퍼지 제어 시스템의 구조

(critic)은 선행제어동작 U_{k-1} 을 구하고 기대값으로부터 프로세스 에러(process error)의 편차의 크기와 방향을 나타내는 단일값 c_k 로 성능 최적화기(performance optimizer)를 세공해 준다. c_k 는 구간 $[-1, 1]$ 에서 정의되고 이때 -1 은 응답이 너무 느린 것들의 미하고 $+1$ 은 응답이 너무 빠르다는 것을 의미한다. 이를 보일수 있도록 주 제어 규칙(primary control rule)이 다음과 같이 주어진다 가정하자.

if c_k SP and ce_k is Z then du_k is SP

c_k : 샘플링 순간 k에서의 출력오차

ce_k : 샘플링 순간 k에서의 에러오차

평가기준(critic)에 다음과 같은 형태의 여러가지 규칙이 나타난다.

if c_{k-1} is SP and ce_{k-1} is Z and du_{k-1} is SP and e_k is Z then c_k is OK;

else if e_{k-1} is SP and ce_{k-1} is Z and du_{k-1} is SP and e_k is SP then c_k is slow;

else if e_{k-1} is SP and ce_{k-1} is Z and du_{k-1} is SP and e_k is SN then c_k is fast;

(SP:speed positive, SN:speed negative)

여기서, fast, slow, ok는 적당한 논의영계(universe of discourse)의 퍼지 부분집합으로 정의되며, 제어규칙은 재구성되어 다른 프로세스 특성에 적합한 새로운 퍼지 추론 결과를 제공한다.

Ⅲ. 퍼지 적응 제어 시스템¹⁹⁾

1. 시스템 I (모델 베이스)

아래의 제어기 구조는 퍼지 모델 베이스 제어기로 순간적인(simultaneous) 인식과 제어를 행한다. 모델 베이스 제어기는 명확한 프로세스 모델을 가지고 있기 때문에, 퍼지 적응 제어기를 얻기 위한 모델 베이스 제어와 더불어 프로세스의 온라인 인식을 이용하기 쉽다.

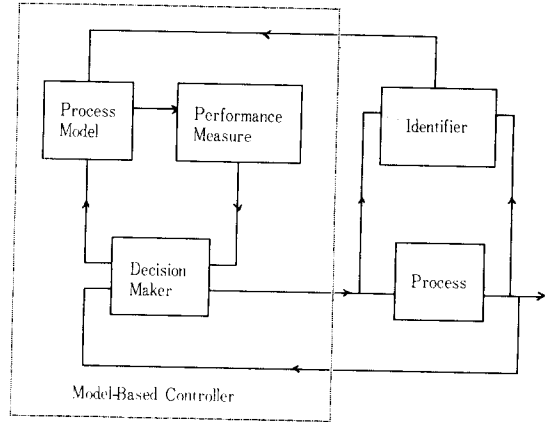


그림 2. 퍼지 모델 베이스 적응제어기

제어기의 알고리즘

1단계 : 과거와 현재의 프로세스의 입출력값으로 퍼지 인식을 이용하여 프로세스 모델을 바꾼다.

2단계 : 개선된 모델로 모델 베이스 제어 알고리즘을 이용하여 새로운 제어기 출력을 계산한다.

퍼지 적응 제어기에는 동적인 이산-시간 모델이 필요하다. 단지 하나의 샘플 시간에 대한 특정한 제어 동작의 효과만 측정 할 수 있고, 측정된 효과는 현재의 제어 동작과 더불어 이전의 제어 동작과 프로세스 출력의 함수일 것이다.

1) 인식 알고리즘

(1) 관계-베이스 인식

관계 베이스 인식은 페드릭즈(Pedrycz)에 의해 사용되었다.

시간 k에서 이전의 퍼지 관계 모델 : R_{k-1}

프로세스로부터의 데이터 집합 : $\{X_k; U_k^1, U_k^2, \dots, U_k^N\}$

관계 R'는 이러한 데이터 집합으로 형성된다.

$$R' = U_k^1 \times U_k^2 \times U_k^N \times X_k$$

\times : 카테션 프로덕트

새로운 관계 모델 R_k 는 다음과 같이 얻어진다.

$$R_k = R' \cup R_{k-1}$$

간단하게 이차원 시스템에서는

$$R_k(i, j) = \max\{R'(i, j), R_{k-1}(i, j)\}, \quad i=1, \dots, n \text{이다.}$$

이러한 알고리즘은 일관성 있는 프로세스 데이터들로 부터는 퍼지 모델을 적절히 인식할 수 있다. 즉, 데이터가 하나의 프로세스 동작점 부근에서 수집되고 삼음 수준이 기준 퍼지집합의 폭보다 작은 경우이다. 그러나 이 알고리즘은 변화되는 프로세스 조건을 설명하는 모델은 민감하게 수정하지 못한다.

예를 들어, 만일 프로세스가 다음 규칙

IF U is HIGH THEN X is HIGH with possibility 1.0에서

IF U is HIGH THEN X is MEDIUM with possibility 1.0로 변화면

위의 인식은 퍼지 관계에서 두개의 규칙을 동시에 포함한다. 보다 좋은 인식 구조는 어긋난 첫번째 규칙의 규칙 가능성을 줄이는 것이다. 이러한 구조는 전과 새로운 관계의 가중 평균으로 얻을 수 있다. 새로운 퍼지 관계 R'에는 높은 가능성으로 좀더 큰 가중치를 둔다. 바로 다차원 시스템에 확장할 수 있지만, 이 알고리즘을 간단히 하나의 입력, 하나의 출력에 적용하면 다음과 같다.

FOR $i=1, \dots, m$ do

 If $\max(R'(i, j)) > 0.5$

$j=1, \dots, n$

$$R_k(i, j) = \alpha \cdot R'(i, j) + (1-\alpha) \cdot R_{k-1}(i, j),$$

$j=1, \dots, n$

 else

$$R_k(i, j) = \max(R'(i, j), R_{k-1}(i, j)), \quad j=1, \dots, n$$

다양한 값의 α 가 쓰인다. α 가 0에서 1로 움직임에 따라 적응 속도는 증가한다. 그러나 적응속도는 적응 알고리즘의 강건성에 반비례한다. α 가 0.5인 값이 프로세스 잡음의 존재하에서 높은 수준의 강건성으로 좋은 적응속도를 제공한다.

(2) 규칙-베이스 인식

규칙 베이스 인식은 완전한 관계 R'보다는 프로세스 데이터 집합으로부터 하나의 단순한 규칙을 생성한다. 이러한 종류의 인식은 통(Tong)에 의해 제안되었다. 아래는 통(Tong)의 접근방법의 일반화이다.

이 알고리즘은 단순히 기준 집합이 어디에서 최대의 가능성 척도를 가지는 지 결정한다. 예를 들어, 만일 현재의 데이터 집합이 $\{X_k; U_k\}$ 이고 X_k 가 최대 가능성 척도를 X_i 에 U_k 가 최대 가능성 척도를 Y_j 에 가

지면 다음의 규칙이 생성된다.

IF U IS Y_j THEN X IS X_i with possibility 1.0
만일 "IF U IS Y_j ,"에 해당하는 규칙이 규칙 베이스 모델에 없으면, 이 규칙은 단순히 모델에 더해진다. 그러나 만일 전의 규칙

IF U IS Y_j THEN X IS X_k with possibility 1.0과 충돌하면 기준 집합 X_i 과 X_k 의 침자의 가중 평균으로 새로운 규칙이 생성되어 규칙 베이스 모델에 더해진다.

$$l = \text{nearest interger to } (1-\alpha) \cdot k + \alpha \cdot i$$

α 는 0에서 1사이

새로운 규칙 IF U IS Y_j , THEN X IS X_l with possibility 1.0은 전의 규칙을 대체하고 처음 생성된 규칙은 무시된다. 가중치 α 의 효과는 앞의 관계 베이스 알고리즘의 경우와 같다. 만일 α 가 1이면 새로운 규칙은 완전히 전의 규칙을 대체하고 적응 속도는 최대이다. 그러나 α 가 작아질수록 인식의 강건성은 증가된다.

2. 시스템 II (온라인 자기 조정)¹¹⁾

퍼지 제어기의 멤버십 함수는 다음과 같은 유동적인 식으로 주어진다.

$$\mu_{Pi}(e_i) = \frac{1}{\pi} \tan^{-1}(a_i * e_i) + 0.5$$

$$\mu_{Ni}(e_i) = \frac{1}{\pi} \tan^{-1}(-a_i * e_i) + 0.5$$

$$\mu_{P_i}(\Delta u) = \frac{1}{2 * b_i} \Delta u + 0.5$$

$$\mu_{N_i}(\Delta u) = -\frac{1}{2 * b_i} \Delta u + 0.5 \quad (i=1,2,3)$$

퍼지 제어장치의 파라메타를 실시간 조정하는 방법에 대해서 설명한다.

실시간 파라메타 조정이란 제어량의 응답(y_k)가 목표응답(y_k^*)에 일치하도록 제어장치의 파라메타를 실시간에서 조정하는 것이다. 목표응답에 대한 제어 응답으로는 그림 3에서 보여주는 패턴들을 생각한다. 예를 들면 m 샘플전에 응답편차가 양(+)이고, 현 시점에서도 편차가 양이고 크게 되는 것으로부터 m 샘플후에는 편차가 더욱 크게 될 것이다 라는 것을 나타내고 있다. 시각 k에서는 4가지 패턴들과 조작량의 관계는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

(1) $e_k^* \geq 0, \Delta e_k^* \geq 0$ 일 때 Δu_k 를 크게 증가시킨다.

(2) $e_k^* \geq 0, \Delta e_k^* \leq 0$ 일 때 Δu_k 를 조금 감소시킨다.

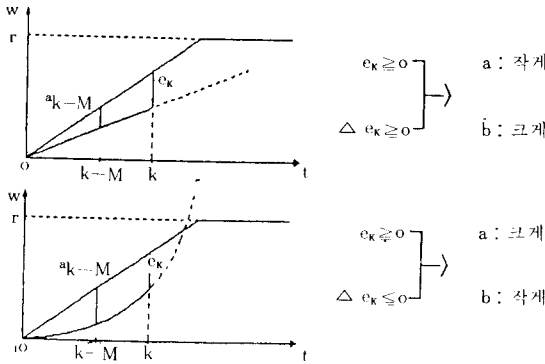


그림 3. 실시간 응답패턴

(3) $e_k^* \leq 0, \Delta e_k^* \geq 0$ 일 때 Δu_k 를 조금 증가시킨다.

(4) $e_k^* \leq 0, \Delta e_k^* \leq 0$ 일 때 Δu_k 를 크게 감소시킨다.

여기에서 \sim 는 퍼지 기호이며 시각 k 에서

$e_k^* = y_k^* - y_k$ e_k^* : 응답 편차

$\Delta e_k^* = e_k^* - e_{k-1}^*$ Δe_k^* : 응답편차의 m 샘플간의 변화분

m : 시간 간격

(1)-(4)의 개념을 기초로 해서 반복적인 모의 실험 등을 통해 표 1과 같은 퍼지 규칙 베이스를 구축한다.

표 1. 온라인 (on-line) 파라미터 조정 규칙

전 전 부		후 전 부	
e_k^*	Δe_k^*	Δa	Δb
P_e	$P \Delta e$	NB_a	PB_b
P_e	$N \Delta e$	PS_a	NS_b
N_e	$P \Delta e$	NS_a	PS_b
N_e	$N \Delta e$	PB_a	NB_b

파라메타 $a_i, b_i (i=1,2,3)$ 은 표 1에 따라 간략 추론하는 것으로 얻은 값으로 수정되지만 여기에서는 계산을 간단히 하기 위해 어떤 하나의 파라메타값을 추론하고, 그 값을 다음 파라메타에 비율 배분하는 방법을 채용한다.

또한, 파라메타 a_i, b_i 의 조정은 동시에 하지 않고 번갈아 행한다. 그것은 a_i 를 변화시켜 Δu 를 증가시켜도 b_i 를 움직이면 Δu 가 감소하는 경우가 있기 때문이다.

또, 파라메타 조정 시기도 간단한 규칙으로 설정된

다. 이것은 「제어 편차가 작을 때는 조정시간 간격을 크게 취하고, 제어편차가 클 때는 조정 시간 간격을 작게 취한다」라고 하는 것이다.

IV. 결 론

퍼지 적응 제어의 원리에서부터 알고리즘까지를 기술했다. 퍼지 적응 제어 알고리즘은 슈퍼바이저에 새로운 퍼지 룰 베이스(rule-base)를 사용했느냐, 하지 않았느냐에 따라 크게 두가지로 분류할 수 있다.

(1) 일반적인 퍼포먼스 인덱스(performance index)의 개념을 도입하여 퍼지 제어를 구성하여 멤버십 함수의 타당성을 평가하는 방법이다.

(2) 퍼지 제어를 구성하는 멤버십 함수의 타당성을 판단하는 룰 베이스(rule-base)를 구성하여 다층 구조로서 추론하는 방법이다.

(1)의 방법에서 정확한 판단 결정을 위해서는 퍼포먼스 인덱스의 구조가 복잡해지며 그로 인해 과다한 계산량의 필요라는 현실적인 문제에 부딪히게 되며 (2)의 방법에서는 새로운 룰 베이스(rule-base)를 이용하여 제어기의 멤버십 함수의 타당성을 판단하기 때문에 그 새로운 룰에 대한 신뢰도에 확신이 없으므로 또 다른 슈퍼바이저를 필요로 하게 되어 결국은 개념상의 무한 루프에 빠질 수도 있다.

이와 같이 퍼지적응 제어는 아직도 기법상의 최적화가 이루어지지 않은 상태이므로 앞으로도 많은 사람들의 관심과 연구를 필요로 하지만 일반 퍼지 제어와 기존의 적응 제어가 갖고 있는 난점을 해결해 줄 수 있는 새로운 방법이기도 하다.

參 考 文 獻

[1] K. Astrom & B. Wittenmark, "Adaptive Control."
 [2] M. Sugeno, "Fuzzy Control System."
 [3] Gholamreza Langari & Masayoshi Tomizuka, "Self Organizing Fuzzy Linguistic Control with Application to Arc Welding."
 [4] Mikio Maeda & Shuta Murayama, "Self-Tuning Fuzzy Algorithm".
 [5] T.J. Pedryk, "A Self-Organizing Controller for Dynamic Processes".
 [6] T. Yamazaki, "An Improved Algorithm for

a Self-Organizing Controller, and its Experimental Analysis.”

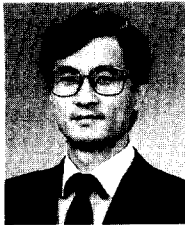
[7] L.A. Zadeh, “Fuzzy Sets, Information and Control.”

[8] H. J. Zimmerman, “Fuzzy Set Theory and its Applications.”

[9] B.P. Graham & R.B. Newell, “Fuzzy Adaptive Control of a First-Order Process.”

[10] Mikio Maeda & Shuta Murakami, “Self-Tuning Fuzzy Controller.”

筆者紹介



朴 玟 用
 1950年 9月 6日生
 1973年 연세대 전자공학과(공학사)
 1977年 연세대 대학원 전자공학과(공학석사)
 1982年 일본 동경대학 대학원 전자공학과(공학박사)

1982年~현재 연세대학교 전자공학과 조교수, 부교수