

성능평가 계층이 있는 자기구성 퍼지제어기 A Self-Organizing Fuzzy Logic Controller with a Performance Evaluation Level

김 동 현* · 이 평 기** · 전 기 준***

Dong-Hyeon Kim, Pyeong Gi-Lee, and Gi-Joon Jeon

* LG전자 디스플레이 제품연구소
** 위덕대학교 컴퓨터제어공학과
***경북대학교 전자·전기공학부

요 약

본 논문에서는 시스템 파라미터의 변화가 있는 경우에 수렴성이 떨어지는 FARMA 자기구성 퍼지제어기의 단점을 보완하기 위하여 수렴성을 평가하여 제어입력을 보상하는 상위 계층이 있는 자기구성 퍼지제어기를 제안한다. 제안한 방법은 하위계층에서 FARMA 자기구성퍼지제어기, 상위계층에서는 조정자가 시스템의 수렴성을 평가하여 수렴성이 저하되는 것이 감지되면 출력 오차와 오차 변화율에 따라 구성된 보상표에 의하여 보상 제어입력을 구해 더해주므로써 수렴성을 개선시키도록 하였다. 도입된 시스템에서 시스템 파라미터의 변화가 있는 경우에 대해 컴퓨터모사한 결과 제안한 방법이 FARMA 자기구성 퍼지제어기에 비하여 응답특성이 개선됨을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a hierarchical self-organizing fuzzy logic controller to improve the performance of the FARMA(Fuzzy auto-regressive moving average) SOC(Self-organizing fuzzy logic controller) when the system parameters change. The proposed controller contains the FARMA SOC in the lower level and has a coordinator in the higher level, which evaluates convergence and when it senses the degradation of system performance it compensates the control input by a look-up table. The proposed controller shows good performance over the FARMA SOC when the system parameters change. We executed some computer simulations on the regulation problem of an inverted pendulum system and compared the results with those of the FARMA SOC. As a result, it has been shown that the proposed controller outperformed the FARMA SOC when the changes of the system parameters occurred.

1. 서론

고전적 제어이론에서는 공정의 모델을 기초로 해석적으로 접근하여 적절한 제어입력량을 산출하므로 제어대상의 수학적 모델링이 시스템의 성능을 결정하는 중요한 역할을 한다. 그러나 시스템이 복잡하거나 불확실성이 존재하면 수학적으로 시스템을 정확히 모델링할 수 없을 뿐만 아니라 원하는 제어 목적을 달성하기가 어렵거나 불가능하다. 따라서 제어이론의 괄목할만한 발전에도 불

구하고 실제 산업현장에서는 아직도 숙련된 전문가의 경험에 의존하는 부분이 많은 실정이다. 이와 같이 시스템의 주변환경에 익숙하면서 경험이 많은 전문가의 정보나 지식을 이용하여 제어규칙을 만들고 이러한 규칙을 토대로 현재 상황에 가장 적절한 제어입력을 추론하는 퍼지제어이론은 그동안 활발히 연구가 진행되어 여러 산업분야에 성공적으로 적용되고 있다[1-5]. 퍼지제어이론은 제어 대상 시스템의 정확한 모델이 없이도 제어가 가능한 것이 가장 큰 장점이나 복잡한 화학공정 제어

와 같은 비선형 시스템에 대해 믿을 수 있는 제어 규칙을 구성하는 것이 어렵고 시스템 주변의 예기치 못한 외란이나 잡음에 대해서도 견실한 성능을 얻을 수 없는 것이 문제점이다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서 제어대상에 대한 제어규칙을 상황에 따라 적절하게 스스로 구성해 가면서 제어하는 자기구성 퍼지제어기(SOC; self-organizing fuzzy logic controller)에 대한 이론이 제시되었다. 주변환경의 변화에 스스로 적응하여 원하는 목표값을 추적하도록 하는 SOC는 숙련된 전문가의 경험에 의해서도 제어규칙을 생성하기 어려운 복잡한 비선형 시스템등의 제어에 매우 유용하다. 이러한 자기구성퍼지제어기는 1979년 Procyk과 Mamdani[6]에 의해 처음으로 소개되었는데 Procyk등이 제안한 SOC는 공정의 수행 중에 얻어진 현재의 나쁜 출력의 원인이 되는 입력정보를 찾아 원하는 출력이 되도록 입력 교정량을 계산하여 성능을 개선시키는 일종의 적응 퍼지제어기이다. 이 방법에서 입력 교정량을 구하기 위해서는 시스템 모델의 자코비안 행렬을 구해야 하는데 시스템의 정확한 자코비안을 구할 수 없는 것이 가장 큰 단점으로 지적될 수 있다. 또한 Sugiyama[7]는 상위계층에서 성능지수표에 의해 규칙을 수정하고 하위계층에서 규칙기반 퍼지논리제어기를 통해 플랜트에 인가될 제어입력을 추론하는 계층구조의 규칙기반 자기구성 퍼지제어기를 소개하였다. 이 방법은 상위계층에서 규칙을 수정할 때 현재의 프로세스 상태가 n 단계 이전의 제어입력에 의해 나타난다는 것을 알아야 하고 연관행렬로써 규칙을 수치화 하여 추론하므로 기억용량 및 실시간 처리에 문제점이 발생할 수도 있다. 그리고 Pavel등[8]은 규칙들의 진리도(Truth degree)의 평가와 규칙공간의 분할을 위해 Kohonen신경망을 사용하는 자기구성퍼지시스템을 제안하였고, 1992년에 Ramaswamy[9]는 규칙들을 퍼지입력변수들의 함수형태로 파라미터화한 후 파라미터들을 오프라인으로 자동동조(Automatic tuning)시키는 방법을 사용하여 핵반응로에 적용하였다. Jang[10]은 퍼지 추론시스템을 신경회로망으로 구성한 다음 역전파 형태의 최대경사법에 의하여 스스로 학습하는 기능을 부여하였다. Karr등[11]은 유전알고리즘을 이용하여 고성능의 퍼지제어기를 얻는방법을 제안하여 pH제어에 적용하였다. 이러한 방법들은 자기학습의 기능

을 가진다는 의미에서 자기구성제어기에 많이 근접한 개념이다. 이와 유사한 방법의 하나로 Park등[12]은 입출력 정보를 이용하여 구성되는 FARMA(Fuzzy auto-regressive moving average) 형태의 퍼지 제어규칙을 사용하는 새로운 자기구성 퍼지제어기를 제안하였다. 이 방법은 숙련된 전문가의 지식이나 정보 없이도 플랜트의 현재 응답과 기준 출력값과의 차에 의해 구성되는 제어규칙의 성능지수에 의해 제어규칙을 생성, 수정해 나가며 온라인으로 제어하는 제어방법이며 플랜트에 대한 정확한 제어규칙을 생성하기 어려운 복잡한 시스템의 경우에 아주 효율적인 퍼지제어 방법이다. 이러한 장점에도 불구하고 이 방법은 규칙을 생성하는 과정에서 시스템 파라미터의 변화가 있을 경우에 시스템 파라미터의 변화가 있기 이전의 제어규칙이 파라미터 변화 이후의 시스템에 대해서는 적절한 제어규칙이 되지 못하는 경우가 발생하면 시스템의 수렴성이 나빠지는 문제점이 있다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 상위계층의 조정자가 시스템의 수렴성을 평가하는 수렴성 평가함수로 시스템 수렴성의 상태를 감지하고 출력 오차의 크기와 방향, 오차의 변화에 따라 구성된 보상표에 의해 적절한 보상을 하여 수렴성을 개선시키도록 하는 계층구조의 자기구성 퍼지제어기를 제안한다. 조정자는 외삽법으로 계산된 예측 출력값에서 구한 출력 오차와 오차 변화로써 예측 출력값이 기준 출력값으로부터 벗어나는 시점을 감지한 후 보상표를 이용하여 적절한 보상을 하도록 한다. 이러한 보상의 성능평가 기준이 되는 수렴성 평가함수는 추적오차와 오차 변화율의 함수로써 구성되며 보상을 위해서 출력 오차를 구할 때는 현재 플랜트출력을 이용하지 않고 예측 출력값을 사용한다. 현재의 오차를 잃어서 이에 해당하는 보상을 하면 한 단계 늦게 보상이 이루어지게 되므로 미리다음 단계에서의 기준 출력값과의 출력 오차값을 예측에 의하여 구한 후에 예측된 오차값에 대응하는 보상 제어입력을 구하여 시스템의 수렴성을 개선시키도록 한다. 수렴성평가함수의 값이 1 보다 작은 경우에는 예측되는 플랜트의 출력값이 기준 출력값에 수렴하는 방향으로 진행되고 있으며 시스템의 성능은 양호한 것으로 판단하고 이와 반대로 성능평가 함수값이 1 보다 큰 경우에는 예측되는 플랜트의 출력값이 기준 출력

값에서부터 멀어지는 방향으로 가고 있거나 가까운 미래에 출력값이 발산할 것임을 나타낸다. 이러한 경우 시스템의 수렴성을 개선시키는 방향으로 보상표로부터 보상량을 구하여 원하는 기준 출력값을 추적할 수 있도록 하는 제어입력을 구한다.

2. 성능평가 계층이 있는 자기구성 퍼지제어기

FARMA 자기구성 퍼지제어기(SOC: self-organizing fuzzy logic controller)는 규칙이 생성되고 출력값이 수렴하는 과정에서 시스템 파라미터의 변화가 있을 경우에 수렴특성이 나빠지는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위하여 그림 1과 같이 수렴특성을 감시하고 수렴성의 감소가 감지될 경우 시스템이 수렴하는 방향으로 보상제어입력을 더해주도록 하는 상위계층 조정자가 있는 자기구성 퍼지제어기를 제안하며 각 구성요소의 세부적인 설명 및 제어 알고리즘은 다음의 각 절에서 설명한다.

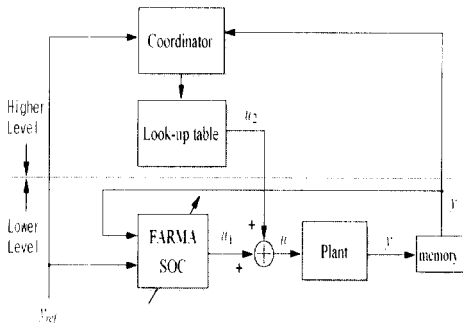


그림 1. 성능평가 계층이 있는 자기구성 퍼지제어기
Fig. 1 A self-organizing fuzzy logic controller with a performance evaluation level

2.1. FARMA 자기구성 퍼지제어기에서의 제어입력 추론

일반적인 단 입출력(SISO) 비선형 이산시간 시스템은

$$y(k+1)=f^*(y(k),y(k-1),\dots,u(k),u(k-1),\dots) \quad (1)$$

로 표현되고 기준 출력 y_{ref} 를 따라가기 위한 다음 단계의 제어입력은 현재 및 과거의 정보의 함수,

$$u(k)=g(y_{ref},y(k),y(k-1),\dots,u(k-1),u(k-2),\dots) \quad (2)$$

즉 로부터 구할 수 있다고 가정한다. 여기서 f 와 g 는 임의로 함수이다. 이 수식을 퍼지제어 개념에서

$$\begin{aligned} Ri : & \text{ IF } y_{ref} \text{ is } A_i, y(k) \text{ is } A_{2i}, \dots, y(k-n+1) \text{ is } A_{(n+1)i}, \\ \text{ AND } & u(k-1) \text{ is } B_i, u(k-2) \text{ is } B_{2i}, \dots, u(k-m) \text{ is } B_{mi}, \\ \text{ THEN } & u(k) \text{ is } C_i, i = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (3)$$

와 같은 FARMA 퍼지제어기의 규칙을 구성한다. 여기서 m, n 은 입출력 변수의 개수, A_i 와 B_i 는 i 번째 규칙의 전건부 퍼지집합, C_i 는 i 번째 규칙의 후건부 퍼지집합, 그리고 N 은 제어규칙의 개수를 나타낸다. FARMA 자기구성 퍼지제어기의 전체적인 구성도는 그림 2와 같다. 그림 2에서 y_{ref} 는 기준 출력값, y_r 는 임시 목표값, reference model은 임시 목표값을 계산하기 위한 부분이고, α 는 임시 목표값이 현재 출력값으로 부터 기준 출력값까지 접근할 비율이다. 퍼지화, 추론, 비퍼지화 과정 및 규칙의 자기구성 과정은 다음 절에서 세부적으로 설명한다.

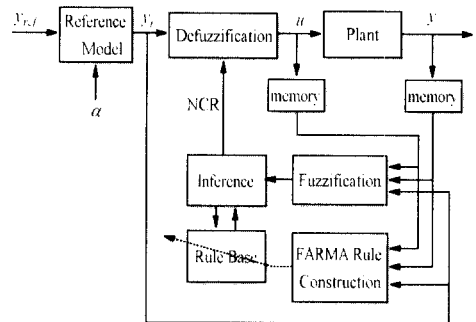


그림 2. FARMA 자기구성 퍼지제어기
Fig. 2 FARMA self-organizing fuzzy logic controller

(1) 퍼지화(Fuzzification) 과정

기준 출력값 y_{ref} 와 시스템의실제 입출력값들인 $y(k), y(k-1), \dots, u(k), u(k-1), \dots$ 로부터 규칙 베이스에 저장될 퍼지 레이블(Fuzzy label)들을 만드는 퍼지화 과정은 다음과 같다. 적절히 가정된 입출력 변수의 전체 구간 상에서 샘플링된 실제 입출력 값에 대한 소속함수값이 최대가 되도록 하는 삼각형 형태의 퍼지 레이블로 퍼지화한다. 한

예로서 입력 또는 출력 변수 x 의 전체구간이 $[a, b]$ 일 때 구간상의 실제 입출력값 x_j 을 퍼지화한 퍼지집합의 소속함수를 수식으로 나타내면

$$\mu_{A_i} = \begin{cases} 1 + (x-x_1)/(b-a), & \text{if } a \leq x < x_1, \\ 1 - (x-x_1)/(b-a), & \text{if } x_1 \leq x \leq b, \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (4)$$

와 같으며 입력 x_1, x_2 를 퍼지화한 퍼지집합 A_1, A_2 를 도식화하면 그림 3과 같다.

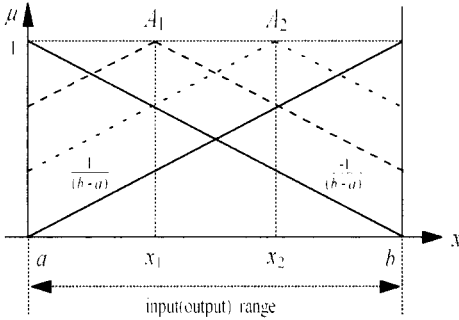


그림 3. 퍼지화 방법

Fig. 3 Fuzzification method

(2) 추론 과정

FARMA 자기구성 퍼지제어기에서 현재의 플랜트 입출력 값으로 부터 제어입력값을 추론하기 위해서는 각 규칙의 전건부 퍼지 레이블의 꼭지점의 x 값 $x_j, i=1, \dots, N, j=1, \dots, n+m+1$ 와 실제 입력변수 $x, j=1, \dots, n+m+1$ 와의 거리

$$D_i = \sqrt{(x_1i - x)^2 + (x_2i - x)^2 + \dots + (x_{(n+m+1)i} - x_{(n+m+1)})^2} \quad (5)$$

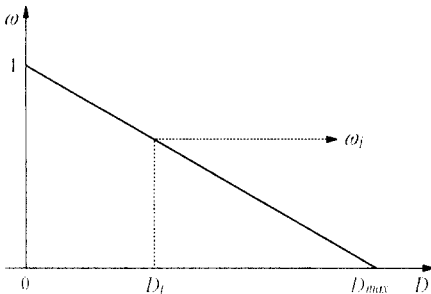


그림 4. 유사도 함수

Fig. 4 Similarity function

를 계산한 후에 그림 4와 같은 유사도함수에 의해 각 규칙의 후건부에 영향을 미치는 참값 ω_i 을 구하는 과정이 필요하다. 유사도 함수에 의해 구해진 참값은 입력 퍼지변수들의 값과 규칙의 전건부 퍼지 레이블들 사이의 유사도를 나타낸다. 그림 4에서 D_i 는 i 번째 규칙에서 구해지는 식 (5)의 유클리드 거리를 나타내며 D_{max} 는 유사도 함수에서 참값이 0이 되는 D_i 의 값이다. 적절한 D_{max} 값은 시행착오적으로 찾는다. 계산된 참값 ω_i 와 i 번째 규칙의 후건부 퍼지집합(C_i)에

$$\hat{C}_i = \omega_i \varphi C_i$$

$$\varphi = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_i \leq \mu_c, \\ \mu_c & \text{if } \omega_i > \mu_c, \quad i=1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (6)$$

와 같이 정의되는 φ 연산을 취하여 i 번째 규칙에서의 제어입력 퍼지집합 \hat{C}_i 을 구한다. 각각의 규칙에서 추론된 제어입력 퍼지집합들에 Min연산을 취하여 구해지는 제어입력 퍼지집합의 최고 소속함수값으로 α -cut을 취하여 최종 제어영역(NCR; net control range)을 구성한다. 한 예로 계산된 참값이 ω_i 이고 i 번째 규칙과 j 번째 규칙의 후건부 퍼지집합이 각각 C_i 와 C_j 일 경우에 얻어지는 최종

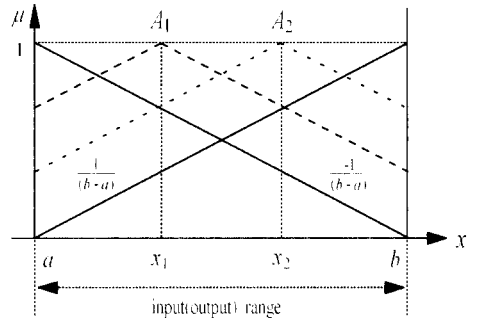


그림 5. 최종 제어영역

Fig. 5 Net control range(NCR)

제어영역은 그림 5와 같이 구할 수 있다. 그림 5에서 μ_c 와 μ_c 는 각각 i 번째 규칙과 j 번째 규칙의 후건부 퍼지집합 C_i 와 C_j 의 멤버십함수이다.

(3) 비퍼지화(Defuzzification) 과정

최종적인 제어입력 퍼지집합으로부터 플랜트에 인가할 제어입력량을 구하기 위해서는 비퍼지화 과정이 필요하다. 뉴턴의 backward-difference 공식

[14]을 이용하여 다음 단계에서의 플랜트 출력을 예측할 수 있도록 하여 현재 단계에서 가해야 할 제어입력의 방향을 결정해 주므로써 최종 제어영역으로부터 신뢰성 있는 제어입력값을 구할 수 있다. 뉴턴의 backward-difference 공식으로부터 구해지는 예측 출력값은

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=0}^l (-1)^i \binom{l}{i} \nabla^i y(k) \quad (7)$$

이고 여기서,

$$\nabla^i y(k) \triangleq \nabla(\nabla^{i-1} y(k)) \text{ for } i \geq 2$$

$$\nabla y(k) \triangleq y(k) - y(k-1)$$

$$\binom{l}{i} = \frac{k(k-1)\dots(k-l+1)}{i!}$$

이며 다음 단계에서 따라가야 할 임시 목표값

$$y_r(k+1) = y(k) + \alpha (y_{ref} - y(k)), \quad 0 < \alpha < 1 \quad (8)$$

을 구한 후 이러한 값들로 부터 제어입력의 방향을 다음과 같이 결정한다. 견실한 응답특성을 나타내기 위하여 예측 출력값이 임시 목표값을 초과하면 플랜트의 동작을 억제하는 쪽으로 제어입력의 방향을 결정하고, 그와 반대인 경우에는 플랜트의 동작을 더해주는 방향으로 제어입력을 결정해야 한다. 제어입력의 방향이 결정되면 바로 전 단계에서의 제어입력값을 기준으로 최종 제어영역을 좌우 두 구간으로 나누어 해당하는 경우에 따라

$$u(k) = \begin{cases} \frac{(u(k-1)+q)}{2}, & \text{경우 1 : } \hat{y}(k+1) < y_r(k+1) \\ \frac{(p+u(k-1))}{2}, & \text{경우 2 : } \hat{y}(k+1) > y_r(k+1) \end{cases} \quad (9)$$

와 같이 제어입력량을 구하며 이러한 과정을 도식적으로 나타내면 그림 6과 같다. 그림 6에서 p 와 q 는 각각 그림 5에서 보는 바와 같이 식 6에 의 해 구해진 i 와 j 의 규칙 후건부의 C_i 와 C_j 멤버쉽 함수값이 1인 a 와 b 구간과 c 와 d 구간의 중복 영역의 하한값인 c 와 상한값인 b 에 해당한다.

(4) 규칙 베이스의 자기구성과정

매 샘플링 단계마다 입출력 정보로부터 생성된 규칙들을 그대로 저장하면 규칙 베이스에 저장되는 규칙의 개수가 매우 많아지게 된다. 따라서 매

모리관리의 효율성 면에서나 수행속도 면에서 볼 때 규칙 베이스에 저장되는 규칙의 개수를 제한할 필요가 있으며 이를 위하여 그림 7에서 처럼 규칙 공간을 유한개의 영역으로 나누어 각 영역마다 하

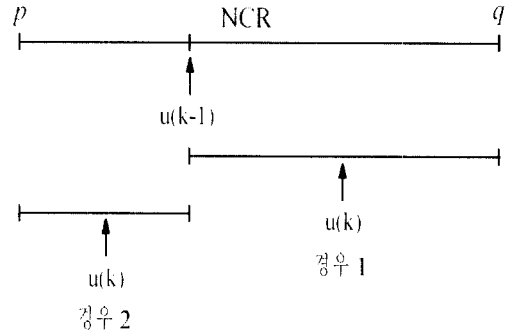


그림 6. 비퍼지화 방법

Fig. 6 Defuzzification method

나의 규칙만이 저장되도록 하는 방법을 사용한다. 이때 제어성능을 개선시키기 위하여 플랜트의 출력값이 기준 출력값에 근접한 영역에서는 좀 더 조밀하게 영역을 분할할 수 있다. 매 단계마다 샘플링한 실제 입출력 정보로부터 생성된 규칙은 규칙공간상의 분할된 영역 중 그 규칙이 포함되는 영

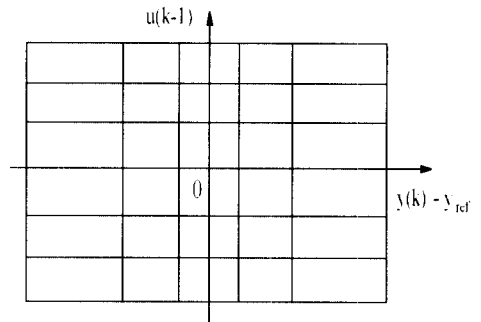


그림 7. 규칙 공간의 분할

Fig. 7 Division of rule space

역 내에 이전에 생성된 다른 규칙이 저장되어 있지 않으면 지정된 영역의 규칙으로서 규칙 베이스에 그대로 저장된다. 그 영역에 이미 저장된 규칙이 있으면 일단 새로운 규칙을 규칙 베이스에 저장하고 갱신된 규칙베이스로 제어입력을 추론하여 제어를 한다. 그리고, 다음 단계에서 플랜트 출력

값과 바로 전 단계에서의 임시 목표값으로 구성된 규칙의 성능지수

$$J(k+1) = |y_c(k+1) - y(k+1)| \quad (10)$$

로 규칙 베이스의 성능을 평가한 결과가 이전 단계에서의 성능보다 더 나은 성능을 보여주면 그 규칙을 그대로 규칙 베이스에 저장하고, 성능이 좋지 못할 경우에는 이전의 규칙을 복구한다. 이러한 규칙의 자기구성과정을 흐름도로 표현하면 그림 8과 같다.

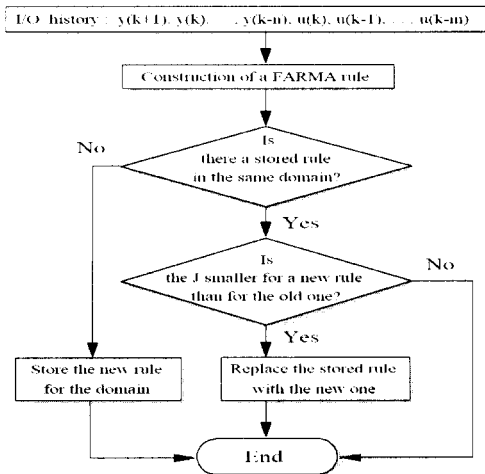


그림 8. 규칙의 자기구성 과정
Fig. 8 Self-organizing procedure of rule base

2.2. 조정자에 의한 보상제어입력의 계산과 제어 알고리즘

정상적으로 동작하고 있는 시스템에서도 주변환경의 변화로 말미암아 시스템 파라미터가 갑자기 바뀌는 경우가 발생할 수 있다. FARMA 자기구성 퍼지제어기의 경우에는 규칙을 생성해 가는 과정에서 시스템 파라미터의 변화가 있을 때 파라미터의 변화가 있기 이전의 제어규칙은 파라미터가 변화한 이후의 시스템에는 부적절하기 때문에 시스템의 수렴 특성이 나빠질 수 있다. 따라서 어떤 이유에서든 시스템 파라미터가 변할 경우 수렴하고자 하는 기준 출력값으로부터 예측 출력값이 벗어나는 시점을 조정자가 감지하여 적절한 보상을 하여야 하며 이러한 보상의 평가 기준이 되는 수렴성 평가함수를

$$dr(k) \triangleq \frac{r(k)}{r(k-1)} \quad (11)$$

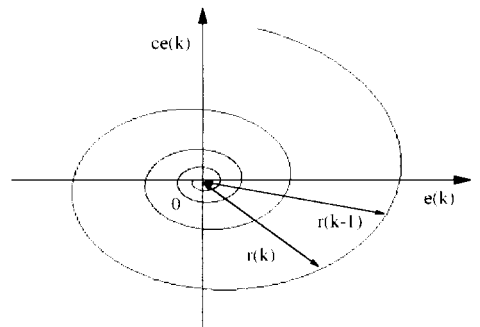
$$r(k) = \hat{e}^2(k) + P \hat{c}e^2(k)$$

$$\hat{e}(k) = \hat{y}(k+1) - y_{ref}$$

$$\hat{c}e(k) = \hat{e}(k) - \hat{e}(k-1)$$

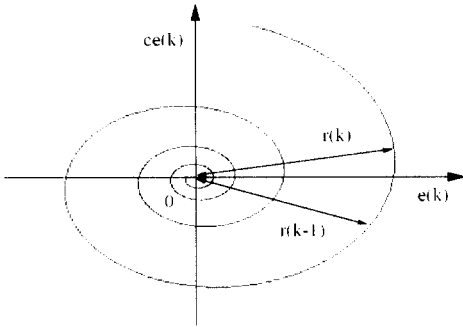
로 정의한다. 여기서 P는 스케일링 요소(Scaling factor)이며 수렴성 평가함수 dr(k)의 값이 특정한 성능평가 기준값 1을 초과하는지의 여부로써 현재의 수렴성을 평가한다. 보상을 하기 위해서 출력오차 $\hat{e}(k)$ 를 구할 때 현재의 출력값을 이용하여 구하지 않고 예측 출력값으로 구한 이유는 현재의 오차를 잃어서 이에 해당하는 보상을 하면 한 단계 늦게 보상이 이루어지게 되므로 미리 다음 단계에서의 출력오차값을 예측하여 구한 후 그 예측된 오차값에 대응하여 보상 제어입력을 구하도록 하기 위해서이다. 출력값이 원하는 기준 출력값으로 수렴하고 있는 경우와 발산하는 경우의 예를 출력오차와 오차 변화율을 축으로 2차원적으로 도식화해 보면 그림 9와 같다. 일반적인 경우 성능평가의 기준값은 1로 두며, dr(k)의 값에 따른 성능평가와 보상은 다음과 같이 이루어진다.

경우 1: dr(k)가 1보다 작을 경우에는 예측되는



(a) 출력값이 수렴하는 경우 : dr(k) < 1
(a) Converging output trajectory : dr(k) < 1

플랜트의 출력값이 기준 출력값으로 수렴하는 방향으로 가고 있으며 시스템의 수렴성은 양호한 것으로 판단된다.



(b) 출력값이 발산하는 경우 : $dr(k) > 1$
 (b) Diverging output trajectory : $dr(k) > 1$

그림 9. 출력 궤적의 예

Fig. 9 Typical output trajectories in phase plane

경우 2: $dr(k)$ 가 1보다 클 경우에는 예측되는 플랜트의 출력값이 기준 출력값으로부터 멀어지는 방향으로 가고 있거나 가까운 미래에 출력값이 발산할 것임을 나타낸다. 따라서 시스템의 수렴성이 좋지 않음을 보여주므로 보상표로부터 보상을 위한 제어입력값을 구하여 FARMA 자기구성 퍼지제어기에서 추천된 제어입력값에 더해준다.

시스템 파라미터의 변화가 있을 때와 없을 때의 수렴성 평가함수값의 변화를 보기 위하여 도립진자(Inverted pendulum) 시스템에 컴퓨터 모사한 경우의 예제들을 그림 10과 그림 11에 보였다. $dr(k)$ 의 변화되는 모습을 좀더 자세하게 보기 위하여 그림에서는 실제 수치를 10배 확대하여 나타내

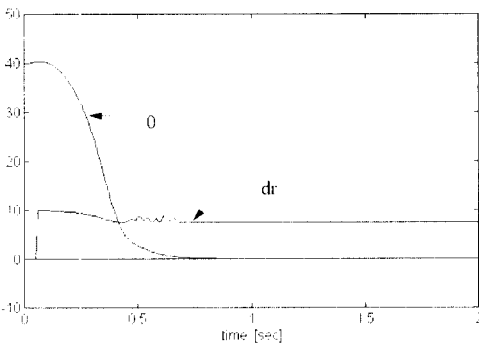


그림 10. 파라미터 변화가 없을 때의 출력값과 수렴성평가함수 $dr(k)$

Fig. 10 Output value and convergence evaluation

function $dr(k)$ when no parameter changes

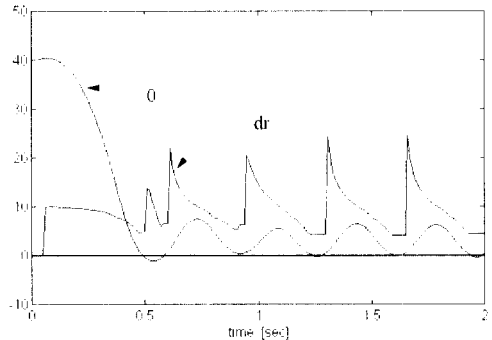


그림 11. 시스템 파라미터 변화가 있을 때의 출력값과 수렴성 평가함수 $dr(k)$

Fig. 11 Output value and convergence evaluation

function $dr(k)$ when system parameters change

었다. 그림 11에서 도립진자의 각도응답이 기준 출력값인 0도에서 멀어지는 곳에서 $dr(k)$ 의 값이 커짐을 알 수 있으며 이러한 경우 적절한 보상 제어입력을 인가해야 전체적인 응답특성을 개선시킬 수 있다. 보상을 위한 제어입력값을 추론해 내기 위한 보상표는 표 1과 같으며 이 표는 도립진자의 각도 응답이 기준출력값과의 오차와 오차 변화의 크기 및 방향의 응답특성을 고려하여 4 에서 -4까지의 보상 제어 요소로서 보상표를 구성하였다. 예를 들면, 도립진자의 각도와 기준 출력값과의 오차가 양의값으로 크고 오차의 변화율이 양의값으로 작은 경우에는 오차가 큰 값에서 더 커지는 방향으로 도립진자가 운동하고 있으므로 양의 큰 제어입력값을 수레에 가해 주므로써 도립진자를 기준값에 가깝게 가도록 해야 된다. 그리고, 보상표는 오차의 정의에 따라 보상 제어 요소의 부호가 결정되어야 하며, 파라미터의 변동이 있을 경우에는 보상 제어 요소를 다르게 구성할 필요가 없이 스케일링 계수만 적절히 조절하므로써 원하는 응답을 얻을 수 있도록 하는 보상 제어량을 산출해 낼 수 있다. 표 1에서 \hat{e} 과 \hat{ce} 의 값은 양자화한 후에 사용된다. 상위계층의 조정자에 의한 성능평가 결과 보상이 필요하다고 판단되는 경우 플랜트에 인가할 제어입력은 보상표에 의해 구해지는 보상 제어량 u_i 와 하위계층의 FARMA SOC에서 추천되는 제어량 u_j 의 합으로써 구성된다.

표 1. 보상표
Table 1. Compensation look-up table

$\hat{e} \backslash \hat{ce}$	-4	-3	-2	-1	0	-1	-2	-3	-4
-4	-4	-4	-3	-3	-2	-1	-1	-1	0
-3	-4	-3	-3	-2	-2	-1	-1	0	1
-2	-3	-2	-2	-1	-1	-1	0	1	1
-1	-2	-2	-1	-1	-1	0	1	2	2
0	-2	-2	-1	0	0	0	1	2	2
1	-2	-2	-1	0	1	1	1	2	2
2	-1	-1	0	1	1	1	2	2	3
3	-1	0	1	1	2	2	3	3	4
4	0	1	1	1	2	3	3	4	4

$$u(k) = u_1(k) + u_2(k) \tag{12}$$

제안한 제어 알고리즘을 단계별로 요약하면 다음과 같다.

단계1 : 규칙 베이스와 입출력 데이터를 초기화한다.

단계2 : 식(7)에 의하여 예측 출력값을 계산하고, 하위계층의 FARMA SOC에서 추론과정을 통하여 제어입력값을 추론한다.

단계3 : 상위계층에서 수렴성 평가함수 $dr(k)$ 를 계산한다. $dr(k) < 1$ 일 경우: 플랜트의 출력값은 기준 출력값으로 수렴하고 있으며 시스템의 성능은 양호한 것으로 판단되므로 보상이 필요하지 않다.

$dr(k) \geq 1$ 일 경우: 조정자에서 보상제어 입력을 계산하여 FARMA SOC에서 추론된 제어입력값에 더해 준다.

단계4 : 그림 8의 규칙의 자기구성과정을 수행한다.

단계5 : 최종 시간이 지나면 멈추고, 그렇지 않으면 단계 2로 간다. 이러한 과정을 흐름도로 나타내면 그림 12와 같다.

3. 모의실험 결과

제안한 제어기를 그림 13과 같은 도립진자시스템

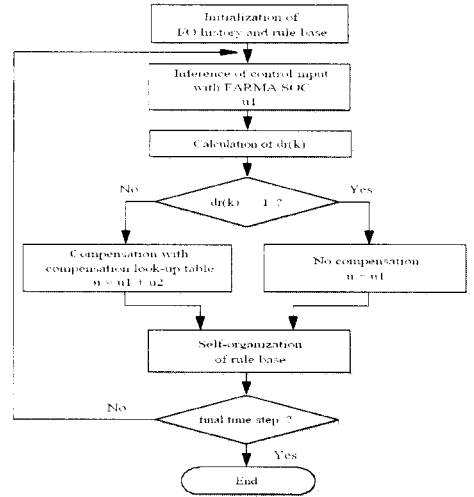


그림 12. 제어 알고리즘의 흐름도

Fig. 12 Flowchart of control algorithm

에 적용하여 성능을 살펴보았다. 도립진자 시스템은 막대로 된 진자의 한쪽 끝이 자유로이 회전할 수 있는 축을 통하여 수레에 고정된 구조로 구성되어 있으며, 수레는 직선 주로상에서 자유로운 운동을 할 수 있도록 되어 있다. 도립진자의 동특성은 식 13과 같이 모델링 하였으며 모의실험에서 마찰력의 영향은 없다고 가정하였다.

$$\ddot{\theta} = \frac{(m+M)g \sin\theta - \cos\theta (u+mL\ddot{\theta} \sin\theta)}{\frac{1}{3}(m+M)L - mL \cos^2\theta} \tag{13}$$

여기서, m, M, L 은 각각 진자의 질량, 수레의 질량, 진자의 무게중심까지의 길이를 나타낸다.

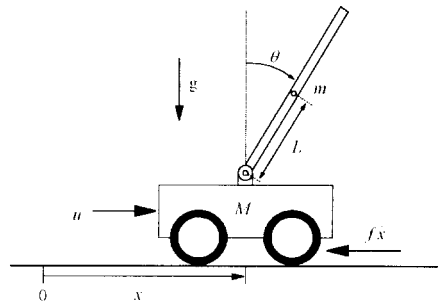
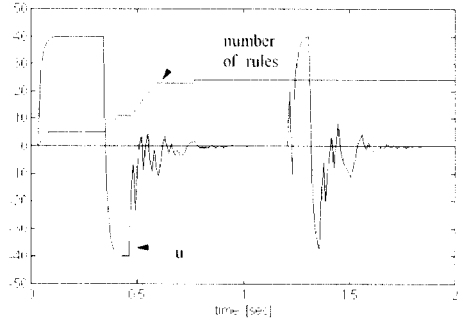


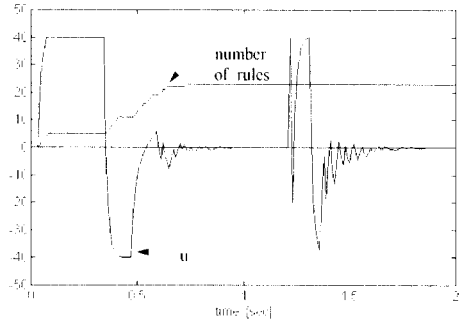
그림 13. 도립진자

Fig. 13 Inverted pendulum system

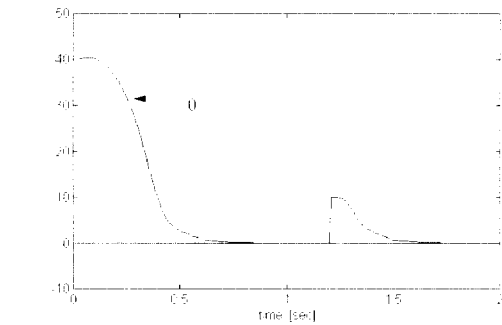
먼저 시스템 파라미터의 값이 각각 $m=1\text{kg}$, $M=1\text{kg}$, $L=1\text{m}$ 인 경우에 대하여 파라미터의 변화가 없을 때 기존의 FARMA SOC와 제안한 제어기의 성능을 비교하는 모의실험을 하였다. 막대와 수직선 사이의 초기각이 40도이고, 막대의 각도가 영도로 수렴한 후 1.2초에서 10도의 외란을 인가하는 경우에 대하여 모의실험을 하였다. 모의실험에서 샘플링 시간 간격은 0.01초이고, 임시 목표값을 계산하는데 필요한 α 값으로는 0.1을 사용하였다. 미분방정식을 적분하는 데에는 Runge-Kutta 알고리즘을 이용하였으며 모의실험의 결과는 그림 14와 같다. 그림 14의 결과에서 알 수 있듯이 시스템 파라미터의 변화가 없을 경우에는 FARMA SOC



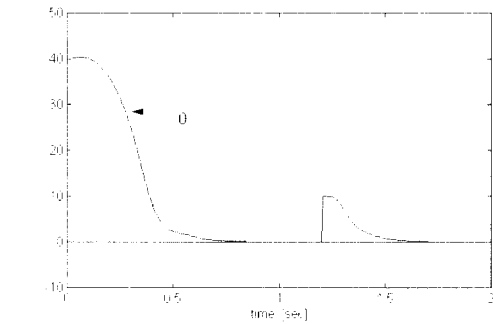
(c) FARMA SOC를 사용한 경우 제어입력, 규칙수
(c) Control input and number of rules with FARMA SOC



(d) 제안한 제어기를 사용한 경우의 제어입력, 규칙수
(d) Control input and number of rules with proposed controller



(a) FARMA SOC를 사용한 경우의 각도 응답
(a) Output angle with FARMA SOC



(b) 제안한 제어기를 사용한 경우의 각도 응답
(b) Output angle with proposed controller

그림 14. 파라미터의 변화가 없을 때의 비교
Fig. 14 comparison with no change of system parameters

그림 14.파라미터의 변화가 없을 때의 비교
Fig. 14 comparison with no change of system parameters

의 수렴성이 좋으며 제안한 제어기에서도 별도의 보상이 이루어지지 않으므로 FARMA SOC와 제안한 제어기의 성능은 거의 차이가 없다. 조금의 차이가 보이는 것은 초기에 FARMA SOC의 제어규칙이 없고 추론에 필수적인 예측 출력값을 구하기 위한 입출력 데이터가 부족하여 제어입력을 추론할 수 없어 제어입력을 인가하지 않으므로 진자가 뒤로 조금 넘어지는 것을 보상이 감지하여 보상을 하였고, 외란이 인가될 경우 수렴성 평가함수의 값이 순간적으로 커져서 이에대한 보상이 이루어졌기 때문이다. 모의실험의 결과로부터 ISE(Integral Squared Error)와 생성된 규칙의 수를 도표화하면 표 2와 같다. 표 2에서 알 수 있듯이 시스템 파라미터의 변화가 없는 경우에는 FARMA

SOC와 제안한 제어기가 ISE와 생성된 규칙수에 있어서 거의 차이가 없다.

표 2. 시스템 파라미터의 변화가 없는 경우 성능비교
Table 2. Performanc comparison with no change of system paramenters

	FARMA SOC	제안한 제어기
ISE	4.488×10^{-4}	4.443×10^{-4}
규칙수	24	23

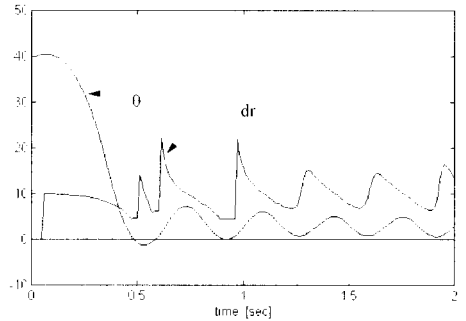
한편 시스템 파라미터가 변할 경우 도립진자의 각도응답 특성을 알아보기 위하여 규칙이 생성되고 진자의 각도가 수렴하는 도중에 진자의 질량을 2배, 수레의 질량을 2배 등으로 변화시킨 경우에 대하여 FARMA SOC와 제안한 제어기의 응답특성을 비교하였다. 진자의 질량이 1kg에서 2kg으로 변하는 경우와 수레의 질량이 1kg에서 2kg으로 변하는 경우에 대하여 각각 모의 실험을 하였다. 모의 실험의 결과는 각각 그림 15와 그림 16과 같다. 각각의 경우에 ISE와 생성된 규칙의 수를 도표화하면 표 3과 같다.

표 3. 시스템 파라미터의 변화가 있는 경우
Table 2. Performanc comparison with no change of system paramenters

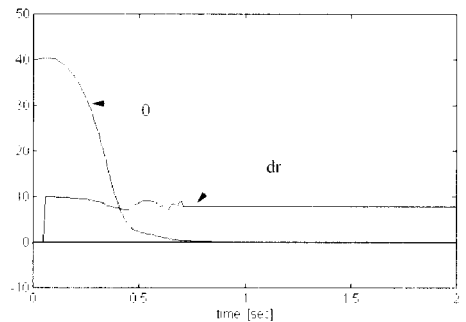
		FARMA SOC	제안한 제어기
파라미터 <i>m</i> 의 변화	ISE	4.543×10^{-4}	4.333×10^{-4}
	규칙수	50	23
	수렴여부	진동	수렴
파라미터 <i>M</i> 의 변화	ISE	4.576×10^{-4}	4.360×10^{-4}
	규칙수	57	44
	수렴여부	진동	수렴

표 3의 결과에서 FARMA SOC와 제안한 제어기의 ISE값이 큰 차이가 없어 보이는데 이것은 진자가 진동하거나 수렴하기 이전의 초기각도가 상대적으로 많이 큰 값이기 때문에 작은 각도의 범위에서의 진동하는 값은 전체의 ISE값에서는 작은

부분을 차지하기 때문이다. 이 모의실험 결과에서 알 수 있듯이 시스템 파라미터의 변화가 있을 경우 FARMA SOC는 파라미터의 변화가 있기 이전에 생성된 제어규칙으로는 변화된 이후의 플랜트를 적절히 제어하지 못하여 수렴성이 상당히 나빠졌으며, 제안한 제어기는 수렴성 평가함수 $dr(k)$ 에 의하여 시스템의 수렴성이 나빠지는 것을 잘 감지하고 보상표에 의하여 보상 제어입력을 가해주므로써 시스템의 파라미터 변화가 있는 경우에 FARMA SOC에 비해 제어성능이 많이 개선되었다. 또한 그림 17과 18은 도립진자의 기준 출력값인 0에 수렴하고 난 후 파라미터가 변하는 경우와 파라미터 m 이 시간 t 에 따라 $2/3 t + 1$ 로 서서히 선형적으로 변화하는 경우에 FARMA SOC와 제안한 제어기에 의한 모의 실험결과를 각각 비교해

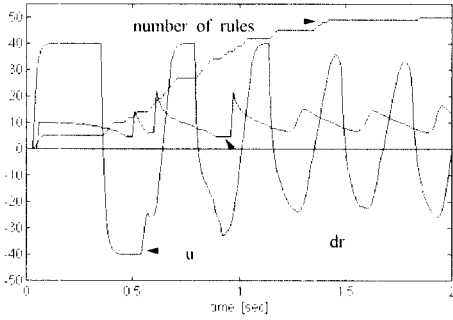


(a) FARMA SOC를 사용한 경우의 각도 응답
(a) Output angle with FARMA SOC

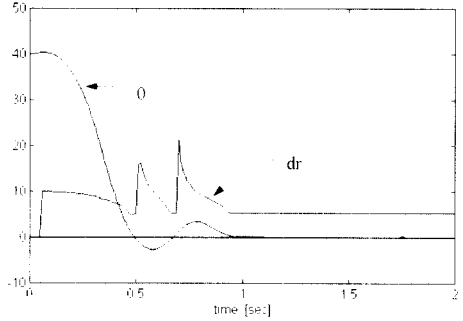


(b) 제안한 제어기를 사용한 경우의 각도 응답
(b) Output angle with proposed controller

그림 15. 파라미터 m 이 변할 때의 성능 비교
Fig. 15 Performance comparison when m changes

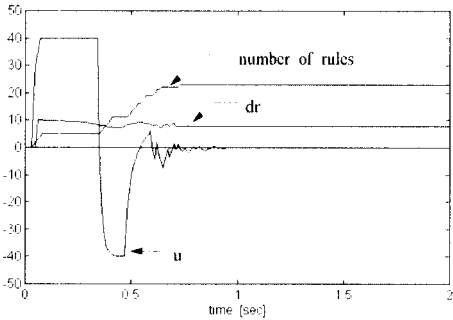


(c) FARMA SOC를 사용한 경우의 제어입력, 규칙수
(c) Control input and number of rules with FARMA SOC

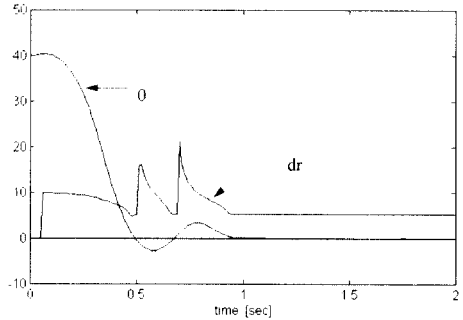


(b) 제안한 제어기의 각도 응답
(b) Output angle with proposed controller

그림 16. 파라미터 M 이 변할 때의 성능 비교
Fig. 16 Performance comparison when M changes

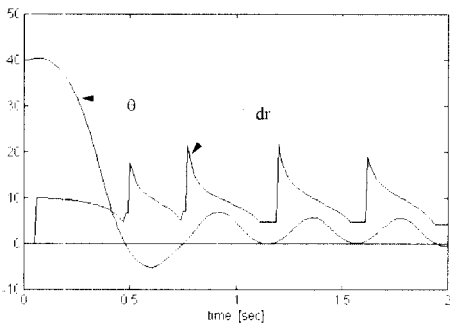


(d) 제안한 제어기를 사용한 경우의 제어입력, 규칙수
(d) Control input and number of rules with proposed controller

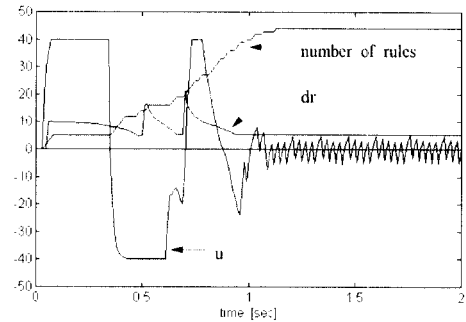


(c) FARMA SOC를 사용한 경우의 제어입력, 규칙수
(c) Control input and number of rules with FARMA SOC

그림 15. 파라미터 m이 변할 때의 성능 비교
Fig. 15 Performance comparison when m changes



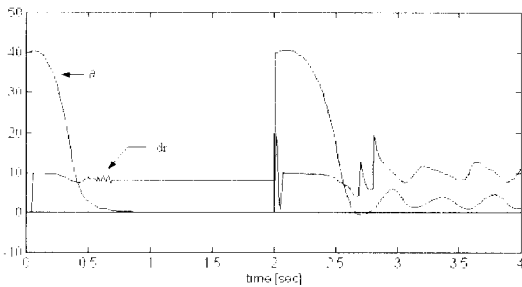
(a) FARMA SOC의 각도 응답
(a) Output angle with FARMA SOC



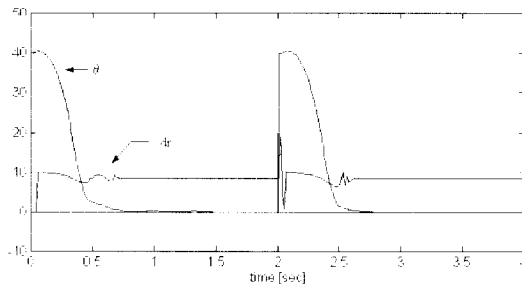
(d) 제안한 제어기를 사용한 경우의 제어입력, 규칙수
(d) Control input and number of rules with proposed controller

그림 16. 파라미터 M 이 변할 때의 성능 비교

Fig. 16 Performance comparison when M changes

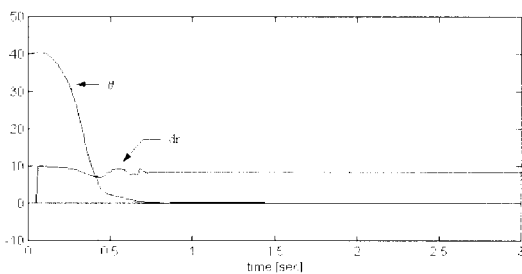


(a) FARMA SOC의 각도 응답
(a) Output angle with FARMA SOC

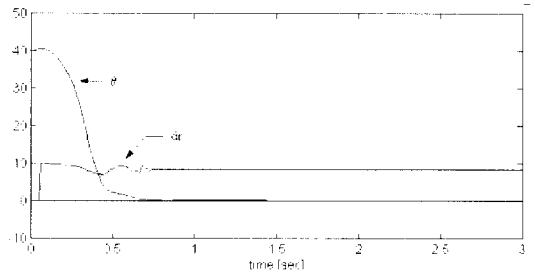


(b) 제안한 제어기의 각도 응답
(b) Output angle with proposed controller

그림 17. 각도 수렴 후 파라미터 m 이 변할 때의 성능 비교
Fig. 17 Performance comparison when M changes after convergence



(a) FARMA SOC의 각도 응답
(a) Output angle with FARMA SOC



(b) 제안한 제어기의 각도 응답
(b) Output angle with proposed controller

그림 18. 파라미터 m 이 천천히 변할 때의 성능 비교
Fig. 18 Performance comparison when M changes slowly

보았다. 이러한 결과에서도 제안한 제어 방법이 예측 출력 오차에 따른 $dr(k)$ 값이 1 보다 커지는 시점을 잘 감지하여 수렴하는 방향으로 제어량을 보상해주므로써 FARMA SOC보다 성능이 개선됨을 알 수 있다.

4. 결론

FARMA SOC는 초기에 제어규칙이 없는 상태에서 입출력 데이터로부터 스스로 제어규칙을 생성하고 온라인으로 제어를 할 수 있는 장점이 있으나 제어규칙을 생성하는 도중에 시스템의 파라미터가 변할 경우 수렴성이 나빠지는 문제점이 있었다. 이는 FARMA SOC에서 생성되는 초기의 규칙이 파라미터가 변화된 시스템에 대하여 적절한 제어규칙으로서 적용될 수 없음을 의미하는 것이고, 이러한 경우에는 FARMA SOC만으로는 수렴성이 좋은 시스템 응답을 얻지 못한다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 우선 플랜트 출력값으로부터 현재 시스템의 수렴성을 파악할 수 있도록 상위계층에 수렴성 평가함수를 도입하여 시스템 수렴성의 상태를 감지할 수 있도록 하고 일단 시스템 수렴성의 저하가 감지되면 상위계층의 보상기가 추적오차의 크기와 오차의 변화에 따라 구성된 보상표에 의해 적절한 보상을 하여 추적성능을 개선시키도록 하는 자기구성 퍼지제어기를 제안하였다. 제안한 제어기를 도입하자 시스템의 레귤레이션 문제에 적용하여 한 번의 계단식

파라미터 변화가있는 경우에 대하여 모의실험을 하였다. 모의실험 결과 예측된 오차값을 이용한 수렴성 평가함수로 시스템의 수렴성이 나빠지는 것을 잘 감지하였고 보상표에 의해 구해지는 보상제어입력을 가해주므로써 시스템 파라미터의 변화가 있는 경우에 FARMA SOC에 비해 많이 개선된 수렴성을 보여줌을 알 수 있었다. 그러나 제안한 방법도 FARMA SOC에 의해 초기에 생성되었던 규칙 자체를 바꾸는 것은 아니므로 수렴 후에는 규칙을 다시 초기화 한 후 변화된 파라미터에 맞도록 규칙을 재생성시켜주는 과정이 필요하다. 그러므로 제안한 제어기는 FARMA SOC에서 규칙의 자기생성 과정과 온라인으로 제어가 이루어지는 특성으로 인하여 일정한 목표값을 추적하는 경우에는 적용이 가능하나 시간에 따라 변하는 목표값을 추적하는 경우와 동적 변화가 심한 시스템 환경에서는 적절한 보상 제어량 계수선정이 쉽지 않으므로 적용이 어려운 한계가 있다.

참고문헌

[1] G. V. S.Raju, J. Zhou, and R. A.Kisner, "Fuzzy Logic Control for Steam Generator Feedwater Control," *Int. J. Man-Machine Study*, vol. 7, no. 1, pp. 1-13, 1975.

[2] S. Yasunobu and S. Miyamoto, "Fuzzy Controller for Automatic Train Operation System," *Proce. 4th IFAC/IFIP/IFORS Int. Congress Contr. in Transport Syst., Baden-Baden, Germany, April 1983.*

[3] F. Fujitec, "FLEX-8800 Series Elevator Group Control System," Fujitec Co, Ltd., Osaka, Japan, 1988.

[4] J. A. Bernard, "Use of Rule Based System for Process Control," *IEEE Contr. Syst. Mag.*, vol. 8, no. 5, pp. 3-13, 1988.

[5] Y. Kasai and Y. Morimoto, "Electronically Controlled Continuously Variable Transmission," *Proc. Congress on Transportation Electron., Dearborn MI, 1988.*

[6] T. J.Procyk and E. H.Mamdani, "ALinguistic Self-Organizing Process Controller," *Automatica*, vol. 15, pp. 15-30, 1979.

[7] Kenji Sugiyama, "Rule-Based Self-Organizing Controller," *Fuzzy Sets and Systems* 26, pp. 341-353, 1988.

[8] Lacramioara Pavel and Mircea Chelaru, "Self-Organizing Fuzzy System Application to Adaptive Control," *Proc. of the 2nd Int. Conf. on Fuzzy Logic and Neural Networks, Iizuka, Japan*, pp. 1131-1134, 1992.

[9] P. Ramaswamy, R. M. Edwards, and K. Y. Lee, "An Automatic Tuning Method of a Fuzzy Logic Controller for Nuclear Reactors," *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 40, no. 4, pp. 1253-1262, August 1993.

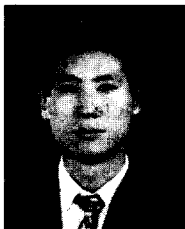
[10] J. S.Jang, "Self-Learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back Propagation," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 714-723, 1992.

[11] C. L. Karr and E. J. Gentry, "Fuzzy Control of pH Using Genetic Algorithm," *IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.*, vol. SMC-19, no. 4, pp. 745-755, 1989.

[12] Y. M. Park, U. C. Moon, and K. Y. Lee, "A Self-Organizing Fuzzy Logic Controller for Dynamic Systems Using a Fuzzy Auto-Regressive Moving Average (FARMA) Model," *IEEE Trans. Fuzzy Systems*, vol. 3 no. 1, February 1995.

[13] G. V. S.Raju and Jun Zhou, "Adaptive Hierarchical Fuzzy Controller," *IEEE Trans. Syst., Man and Cybern.*, vol. 23, no. 4, pp. 973-980, 1993.

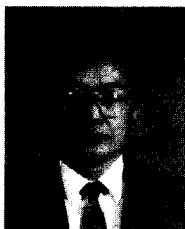
[14] Robert F. Churchhouse, *Numerical Methods, Handbook of Applicable Mathematics*, vol.3, Wiley. approach to discrete hartley and fourier transforms", *IEEE Trans. CAS.*, vol. 36, no. 5, pp. 695-703, 1989.



이 평 기 (Pyeong-Gi Lee) 정회원
1986년 2월: 경북대학교 전자공학과 졸업
1989년 2월: 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
1993년 8월: 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(박사)
1991년 3월~1996년 2월: 안양전문대 제어계측과 조교수
현재: 위덕대학교 컴퓨터제어공학과 전임강사



김 동 현 (Dong-hyeon Kim) 정회원
1985년 2월: 경북대학교 전자공학과 졸업
1997년 2월: 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사)
1991년 3월~현재: LG전자 디스플레이 제품연구소 연구원



전 기 준 (Gi-Joon Jeon) 정회원
1969년 2월: 서울대학교 공과대학 졸업
1978년 8월: University of Houston 전기공학과 졸업(석사)
1983년 12월: University of Houston 전기공학과 졸업(박사)
1996년 12월 ~ 1997년 12월: Purdue University 전기컴퓨터공학과 방문교수
1983년 12월~현재: 경북대학교 전자전기공학부 교수