

유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화

The Optimization of Fuzzy Logic Controllers Using Genetic Algorithm

장 육 · 박진배 · 주영훈*

Wook Chang, Jin-Bae Park, and Young-Hoon Joo*

연세대학교 전기공학과, *군산대학교 제어계측공학과

요 약

본 논문에서는 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 설계 자동화 및 최적화 기법이 제안된다. 일반적으로 퍼지 제어기의 설계는 전문가의 지식 습득에 어려움이 있으며 또한 많은 경우에 객관적으로 정당화될 수 없는 경험적이고 발견적인 지식에 의존하고 있다. 이에 따라 설계자가 예상치 못한 플랜트 매개 변수의 변동이나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 또한 이러한 전문가의 경험에 의해 설정된 퍼지 제어기의 여러 구성 요소들의 매개 변수가 최적 값이라는 보장도 없다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 유전 알고리듬을 이용하여 퍼지 제어기를 구성하는 언어 규칙 수의 최적화와 소속함수의 매개변수의 최적화를 동시에 동정할 수 있는 기법을 제안한다. 제안된 기법은 스케일링 팩터를 포함한 퍼지 제어기의 여러 구성 요소와 적절한 규칙의 수를 유전 알고리듬을 이용하여 체계적으로 동정하는 방법을 제안하고 증가된 최적화 대상 매개 변수로 인한 탐색 공간의 증가를 효과적으로 억제하는 방안도 아울러 제안한다. 제안된 기법의 효율성 및 정확성을 평가하기 위하여 2차 시간 지연을 갖는 플랜트에 대한 모의 실험을 수행한다. 그 결과 본 논문에서 제안한 기법에 의해 동정된 퍼지 제어기의 성능이 수동으로 동정된 제어기에 비해 정확성면에서나 규칙 수의 최소화면에서 우수함을 증명하였다.

ABSTRACT

This paper presents the automatic construction and parameter optimization technique for fuzzy logic controllers using genetic algorithm. In general, the design of fuzzy logic controllers has difficulties in the acquisition of expert's knowledge and relies to a great extent on empirical and heuristic knowledge which, in many cases, cannot be objectively justified. So, the performance of the controllers can be degraded in the case of plant parameter variations or unpredictable incident which a designer may have ignored, and the parameters of fuzzy logic controllers obtained by expert's control action may not be optimal. Some of these problems can be resolved by the use of genetic algorithm. The proposed method can tune the parameters of fuzzy logic controllers including scaling factors and determine the appropriate number of fuzzy rules systematically. Finally, we provide the second order dead time plant to evaluate the feasibility and generality of the proposed method. Comparison shows that the proposed method can produce fuzzy logic controllers with higher accuracy and a smaller number of fuzzy rules than manually tuned fuzzy logic controllers.

1. 서 론

현대의 제어 이론은 정확한 수학적인 모델을 다루는 데 있어서 매우 성공적인 결과를 보여왔으나 제어 대상 시스템이 수학적으로 모델링하기 어렵거나 강한 비선형성을 가지는 경우 또는 외부의 환경이 불확실하게 변하는 경우에는 원하는 제어 목적을 얻을 수 없는 문제점을 가지고 있다. 이에 대한 대안으로서 여

러 가지 지능 제어 기법이 제안되었으며 그 중의 하나로서 퍼지 제어 시스템이 제안되었다.

퍼지 제어기는 차량의 자동 주행[1], 교통 제어[2], 로봇 제어[3, 4], 화물선 제어[5]와 수질 제어에서부터 자동 열차 운전 시스템, 핵 반응로의 제어봉의 운전 자동화에 이르기까지 다양한 분야에 성공적으로 적용되고 있다. 퍼지 제어기는 전문가의 경험을 퍼지 논리를 이용하여 언어 규칙으로 표현하고, 이와 같이 이

*이 논문은 서울대학교 "공대 교육 연구재단, 대학 발전 기금" 연구비로 연구되었음(95-6004)

루어진 규칙들로서 제어기를 구성하기 때문에 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적인 모델을 알지 못한다 하더라도 좋은 결과를 얻을 수 있고 간단한 성질을 지니고 있으며 그 구현도 간단하다. 그러나 이러한 퍼지 제어기 구현의 단순성에 비해 퍼지 제어기의 설계는 통상 설계자의 주관적인 경험에 의해 시행착오적으로 이루어지며 이러한 경험적인 방법은 시스템이 복잡해지거나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 또한, 이렇게 전문가의 경험에 의해 설계된 여러 가지 퍼지 제어기의 구성 요소들이 가장 최적의 값이라는 보장도 없다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 다양한 연구가 행해져 왔으며 최근에는 기계 학습 방법을 이용하여 퍼지 제어기의 설계를 자동화하는 연구가 진행되고 있다. 이에는 자기 동조 방식[6], 신경회로망 이론과의 융합 방식[7-10], 유전 알고리듬에 의한 방식[11-20] 등이 많이 사용되고 있다.

자기 동조 방식은 미리 정의된 성능 지표에 기반하여 운전중의 제어기의 성능을 평가하고 그 폐루프 성능을 향상시키기 위해서 규칙 베이스를 수정하는 방법이다[6]. 그러나 이러한 성능 지표의 설정 또한 전문가에 의존하는 단점이 있다. 신경 회로망과의 융합 방식은 신경 회로망의 주요한 특징인 학습 능력과 퍼지 논리 시스템의 추론 능력을 결합하여 두 방법의 장점을 모두 사용하고자 하는 제어 방법이다. 그러나 신경 회로망의 학습에는 적절한 학습 데이터가 필요하며 부적절한 학습 데이터의 선택은 느린 수렴 또는 국부 수렴의 원인이 되기도 한다. 이는 설계자의 경험에 대한 의존성을 말해 주고 있는 것이다. 유전 알고리듬은 진화 과정을 컴퓨터상에서 시뮬레이션함으로써 복잡한 실세계의 문제를 해결하고자 하는 방법론이다. 유전 알고리듬은 자연 선택과 유전 방법론에 기반하여 만들어진 탐색 방법이며 그 특징으로는 임의적이며 병렬적이고 전역적인 해의 탐색 기능을 들 수 있다[20-21]. 유전 알고리듬은 이러한 특징으로 인하여 풀고자하는 문제에 특정한 제한 조건이 없어도 근사 전역해를 탐색할 수 있다는 장점이 있다[21]. 이러한 유전 알고리듬의 특징을 이용하여 퍼지 제어기의 여러 가지 구성 요소들을 최적화하는데 적용되었으며 그 결과는 매우 고무적이었다[11-20]. 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 설계 자동화 및 최적화 방법에는 각 규칙이 개개의 소속 함수를 가지는 경우 [12-13]와 공통의 소속 함수를 각 규칙이 공유하는 방식[15-20]이 있으며 이중 퍼지 제어기를 위해서는 후자가 일반적으로 널리 이용되고 있다. 또한 후자의 경우는 설계 자동화 및 최적화를 소속 함수에 대하여

동정하는 방법[11], 규칙 베이스만을 동정하는 방법[14-19], 소속 함수와 규칙 베이스에 대하여 동시에 동정하는 방법[19] 등이 있다. 그러나 이와 같은 방법들은 입력 변수의 퍼지 분할 수에 의해 미리 결정되는 모든 규칙의 조합에 대해 고려함으로써 효율적인 제어기의 구성을 하지 못한다.

본 논문에서는 퍼지 제어기의 여러 구성 요소와 적절한 규칙의 수를 유전 알고리듬을 이용하여 체계적으로 구성하는 방법을 제안한다. 또한 증가된 최적화 대상 매개 변수로 인한 탐색 시간의 증가를 효과적으로 억제하는 방안도 아울러 제시하여 빠른 시간내에 최적의 퍼지 제어기를 구성할 수 있는 방법을 제안한다. 제안된 기법의 효율성 및 정확성을 평가하기 위하여 2차 시간 지연을 갖는 플랜트에 적용되며 본 논문에서 제안한 기법에 의해 동정된 퍼지 제어기의 성능은 수동으로 동정된 제어기의 성능과 비교를 통하여 그 우수성을 증명한다.

2. 퍼지 제어기

일반적인 퍼지 제어기는 퍼지화, 퍼지 규칙 베이스, 퍼지 추론, 비퍼지화 부분으로 되어 있으며 그 구성은 그림 1과 같다. 본 연구에서 사용하는 퍼지 제어기는 간략화 퍼지 추론법을 사용하며 그 규칙은 식 (1)과 같이 정의한다.

$$\text{Rule } i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1}, \dots, \text{and } x_n \text{ is } A_{in}, \text{then } y_i \text{ is } w_i \quad (1 \leq i \leq c) \quad (1)$$

식 (1)에서 Rule i 는 i 번째 규칙($1 \leq i \leq c$)을 말하며, x_j ($1 \leq j \leq n$)은 퍼지 제어기의 j 번째 입력 변수, y_i 는 i 번째 규칙의 출력을 나타낸다. 본 논문에서는 전제부의 소속 함수 A_{ij} 를 식 (2)와 같이 부등변 삼각형으로 정의하고 결론부는 실수치 w_i 로 정의한다. 소속 함수의

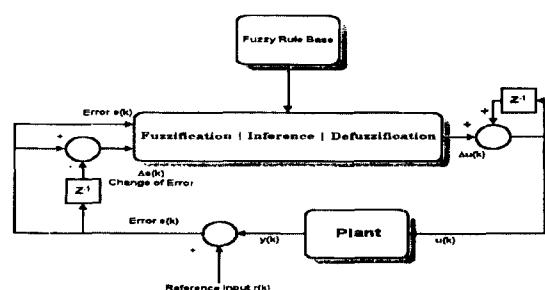


그림 1. 일반적인 퍼지 제어기의 블록도
Fig. 1. The block diagram of a typical fuzzy controller

형태는 그림 2에 나타내었다.

$$A_{ij}(x_j) = \begin{cases} 1 + \frac{x_j - b_{ij}}{b_{ij} - a_{ij}} : a_{ij} \leq x_j < b_{ij} \\ 1 + \frac{b_{ij} - x_j}{c_{ij} - b_{ij}} : b_{ij} \leq x_j \leq c_{ij} \\ 0 : \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

여기서 a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} 는 각각 삼각형의 왼쪽 모서리, 중심, 오른쪽 모서리 위치를 나타낸다. 식 (1)의 규칙들로 구성된 퍼지 제어기에 입력이 주어지는 경우 출력 값의 결정을 위한 추론 과정은 아래와 같다.

1) 입력 벡터 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 에 대해 i번째 규칙의 적합도 μ_i 를 식 (3)과 같이 구한다.

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) \times A_{i2}(x_2) \times \cdots \times A_{in}(x_n) \quad (3)$$

2) 퍼지 추론의 결과 y^* 를 식 (4)에 의해 얻는다.

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i w_i}{\sum_{i=1}^c \mu_i} \quad (4)$$

일반적인 퍼지 제어기의 설계 과정은 다음과 같다.

1. 퍼지 제어기의 입출력 변수의 결정 : 적절한 입출력 변수의 설정에 의해 퍼지 제어기의 유형을 결정할 수 있다. 일반적인 퍼지 제어기의 형태로는 PI형, PD형, PID형 등이 있으며, 이를 위해 기본적인 제어 대상 플랜트에 대한 이해가 필요하다.

2. 퍼지 제어기의 매개 변수의 결정 : 1에서 설정된 각각의 입출력 변수와 관련된 소속 함수의 형태 및 스케일링 팩터의 결정.

3. 퍼지 제어기의 규칙 베이스의 구성.

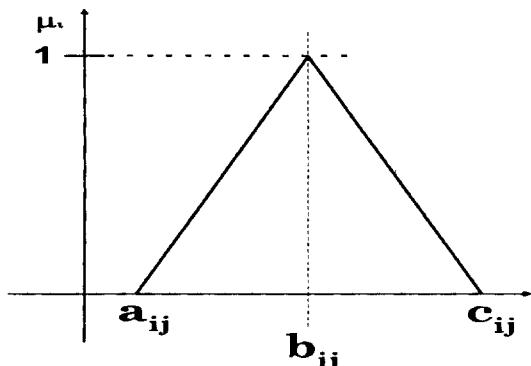


그림 2. 소속 함수의 형태

Fig. 2. The shape of the membership function

4. 퍼지 제어기의 실제 구현.

기준의 퍼지 제어기는 이러한 과정을 시행 차오를 통해 반복하여 최종적인 제어기를 설계하나 이러한 방법은 다음과 같은 단점을 가지고 있다.

1) 전문가의 지식을 퍼지 제어 규칙으로 모두 기술하기는 어렵다.

2) 전문가의 지식을 항상 얻을 수 있는 것은 아니다.

3) 다변수 퍼지 제어기의 규칙 베이스의 구성은 아직까지도 매우 어려운 분야에 속한다.

퍼지 제어기의 설계에서 직면하는 이와 같은 문제들은 기계 학습 방법을 통하여 해결될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 기계 학습 방법의 일종인 유전 알고리듬을 사용하여 퍼지 제어기의 최적화를 하고자 한다. 또한 기준의 방법이 멤버쉽 함수의 형태와 퍼지 제어 규칙만을 최적화하는 것에 반하여 본 논문에서는 퍼지 규칙에 가중치를 부여하여 제어 상황에 필요한 적절한 퍼지 제어 규칙의 수도 결정하도록 한다.

3. 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화

3.1 유전 알고리듬의 개요

유전 알고리듬은 자연의 진화과정을 컴퓨터상에서 모의 실험하여 주어진 문제에 대한 원하는 해를 탐색하는 방법이다. 유전 알고리듬의 본질적인 동작 원리는 자연 선택과 유전론에 근거한 것이다. 자연 선택에서 각 개체는 재생산을 위한 기회를 얻기 위해 경쟁하고 돌연변이에 의해 각 개체에 새로운 형질이 도입된다. 유전 알고리듬을 이용하여 문제를 푸는 경우, 각 개체는 풀고자 하는 문제의 해에 관련한 정보를 가지며 이는 일련의 비트, 정수, 혹은 실수 스트링으로 표현이 된다. 이러한 스트링은 염색체(chromosome)라고 불려진다. 각 개체가 풀고자 하는 문제에 얼마나 적합한지는 적합도(fitness)에 의해 평가되며 이 적합도에 따라 집단 내에서 그 개체의 생존 여부가 결정이 된다. 일반적으로 적합도는 풀고자 하는 문제에 관련된 목적 함수에 의해 결정되며 주로 목적 함수의 지수나 역수 형태를 취한다. 이러한 개체들의 모임인 개체군을 세대(generation)라고 하며 유전 알고리듬은 이 세대에 대해 작동을 한다. 유전 알고리듬은 재생산(reproduction), 교차(crossover), 돌연변이(mutation) 연산자를 사용하여 최적해를 탐색해 간다.

1) 재생 연산자 : 재생은 적합도 함수 값에 의해서 개별적인 스트링이 복제되는 과정이다. 이 연산자를 통해 보다 높은 적합도를 갖는 스트링이 이후의 세대

에서 더 많은 수의 자손(offspring)을 갖게된다. 2개의 스트링이 재생을 위해 선택되면, 스트링의 복제가 이루어지고 복제된 스트링은 다음의 유전 연산을 위해 교배 풀에 놓이게된다.

2) 교차 연산자 : 교배 풀에서 두 스트링은 임의적으로 자신의 짝을 결정한다. 쌍을 이룬 문자열 상에서 한 지점이 교차점으로서 임의적으로 결정된다. 스트링 A의 교차 지점 이후의 모든 내용들은 스트링 B의 그에 상응하는 내용들로 교체된다.

3) 돌연변이 연산자 : 본질적으로 돌연변이는 스트링 공간을 통한 랜덤 작업으로, 재생 및 교차와 함께 사용될 때 중요한 개체의 초기 손실을 막아준다. 문자열이 2진 스트링이라면 코드 상에서 돌연변이는 임의의 스트링의 위치에서 1을 0으로, 0을 1로 바꾸는 것을 의미한다. 본 논문에서는 실수 코드와 정수 코드를 이용하므로 일정한 정수나 실수를 더하거나 빼는 것으로 돌연변이를 행한다.

유전 연산자들을 통한 세대 교체시 최고의 적합도 함수 값을 가지는 개체는 다음 세대에서 보존하는 최우등 개체 보존(elitist theory)을 통하여 적합도 함수의 수렴을 보장한다. 유전 알고리듬의 수행 절차는 아래와 같이 요약된다.

- 단계 1 : 최대 세대수(maximum generation number)와 개체군 수(population number)를 결정하고 교차율(crossover rate)과 돌연변이율(mutation rate)을 정한다. 퍼지 제어기의 입력 변수의 수와 각 입력 변수의 전건부 및 후건부의 분할수를 설정하면 이에 따라 염색체가 구성된다.

- 단계 2 : 임의로 초기 유전 개체들을 발생시킨다.

- 단계 3 : 각 개체의 염색체를 이용하여 퍼지 제어기를 구성하고 모의 실험을 통하여 그 구성을 행한 후 적합도 값을 각 개체에 부여한다.

- 단계 4 : 적합도 값에 비례하여 선택이 이루어지고 교차와 돌연변이를 거쳐 새로운 세대를 구성한다. 이 과정에서 최고의 적합도 함수 값을 갖는 개체는 보존된다.

- 단계 5 : 만족할 만한 결과가 나오거나 최대 세대 수가 지날 때까지 단계 3과 단계 4를 반복한다.

3.2 유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 설계 자동화 및 매개 변수 최적화

3.1절에서 언급된 유전 알고리듬의 특성을 이용하여 퍼지 제어기의 설계를 자동화하고 그 구성 요소를 최적화할 수 있다. 이를 위해서는 먼저 퍼지 제어기의 여러가지 구성요소를 적절히 염색체의 형태로 코딩하는 것과 적절한 적합도 함수의 선택이 필요하다.

3.2.1 염색체 표현

본 절에서는 퍼지 제어기의 설계 절차중 퍼지 제어기의 규칙 수와 각 소속함수의 매개 변수들을 최적으로 동정하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 유전 알고리듬을 이용하여 설계를 자동화하고 매개 변수를 최적화하고자 하는 퍼지 제어기는 입력 변수의 수가 n 개, 출력 변수의 수가 1인 MISO 시스템이다. i 번째 ($1 \leq i \leq n$) 입력 변수의 분할 수가 m_i 개, 각 소속 함수를 나타내는데 필요한 매개 변수의 수는 p_i 개라 하자. 또한 출력 변수의 분할 수는 m_o 개이며 소속 함수를 나타내는데 필요한 매개 변수의 수는 p_o 개라 하자. 기존의 유전 알고리듬은 풀고자 하는 문제를 염색체 스트링로 표현할 경우, 이진 스트링을 사용하였으나 이는 탐색 공간이 커질 수록 스트링의 길이가 길어지므로 메모리 관리에 문제가 있으며 효율적인 탐색을 하기 힘들다. 그러므로 본 논문에서는 이진 스트링 대신 실수 스트링과 정수 스트링을 복합적으로 사용하였다. 여기서, 소속함수의 입력 변수와 출력 변수에 사용되는 염색체의 부스트링은 실수치로 코딩을 하였으며 그 길이는 각각 $m_o \times p_o$, $m_i \times p_i$ 이다. 또한 퍼지 규칙 베이스를 나타내기 위한 부스트링은 각 규칙의 결론부의 퍼지 라벨들을 해당하는 정수로 코딩한다.

따라서 그 길이는 입력 변수가 n 일 경우 $\prod_{i=1}^n m_i$ 이다.

본 논문에서는 유전 알고리듬에 의해 구성되는 제어기의 효율성을 높일 수 있도록 전체 퍼지 규칙중에서 제어 목적을 위해서 필요한 퍼지 규칙만을 선정하여 사용한다. 이와 같은 목적을 위해서 각 규칙에 대한 가중치를 나타내는 부스트링이 퍼지 제어기의 최적화를 위한 염색체에 필요하며 퍼지 규칙이 제어 목적에 필요한 퍼지 규칙인 경우에는 1, 그렇지 않은 경우에는 0으로 코딩되고 그 길이는 퍼지 규칙을 나타내는 부스트링과 같은 $\prod_{i=1}^n m_i$ 이다. 이에 따라 입력 변수의 수가 n 개이고 출력 변수가 1개인 MISO 퍼지 제어기를 최적화하기 위해 필요한 염색체 스트링의 길이는 식 (5)와 같으며 그 구조는 그림 3과 같다.

$$\text{chromosome length} = \sum_{i=1}^n m_i p_i + m_o p_o + 2 \prod_{i=1}^n m_i \quad (5)$$

그림 3에 나타나 있듯이 전체 염색체 구조는 전체 부와 결론부의 매개변수 동정부와 규칙 결정부로 구성되어 있다. 매개변수 동정부는 i 번째 규칙의 전제부 매개변수 a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} 와 결론부 매개변수 ω_i 를 동정하는 부분으로 실수치로 코딩된다. 또한, 규칙 결정부

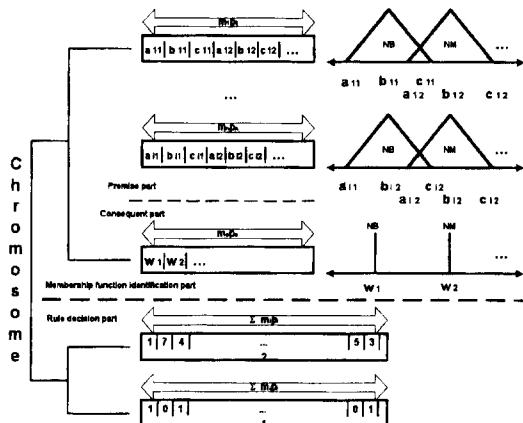


그림 3. 염색체의 구조
Fig. 3. The structure of the chromosome

는 퍼지 제어기를 구성하는 제어 규칙들을 매개변수 동정부로부터 결정하는 부분으로 정수로 코딩되며 {NB, NM, NS, ZO, PS, PM, PB}는 {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7}에 각각 대응함을 나타낸다.

3.2.2 적합도 함수의 결정

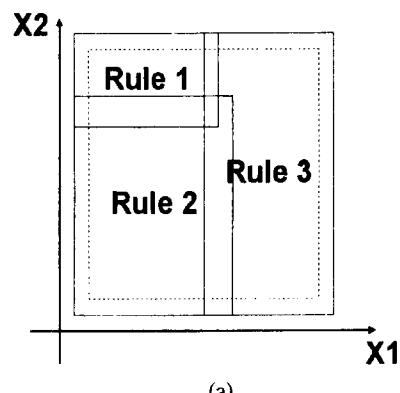
일반적으로 퍼지 제어기의 최적화는 목적 함수값을 최소화시키는 퍼지 규칙의 수와 퍼지 변수를 찾아내는 것이다. 유전 알고리듬에서는 최적화하고자 하는 변수를 염색체를 이용하여 표현한다. 개체군내의 각 개체에 대해서 유전 알고리듬을 적용하기 위해서는 풀고자하는 문제에 대해 그 개체가 어느 정도 적합한가를 평가하는 적합도 함수를 사용한다. 적합도 함수는 풀고자 하는 문제에 따라 특정하게 결정되며 본 논문에서는 시스템 출력이 기준 입력에 빨리 도달하고 정상 상태의 오차가 최소가 되도록 식 (6)을 이용한 식 (7)을 적합도 함수로 설정한다. 따라서 식 (6)의 x 가 일정값 이하로 되도록 하는 방향으로 탐색을 전개하도록 유전 알고리즘을 이용하여 퍼지 제어기를 설계한다.

$$x = \sum_{n=0}^{\text{finish_time}} \left\{ ne_n^2 + n (\Delta e_n)^2 \right\} \quad (6)$$

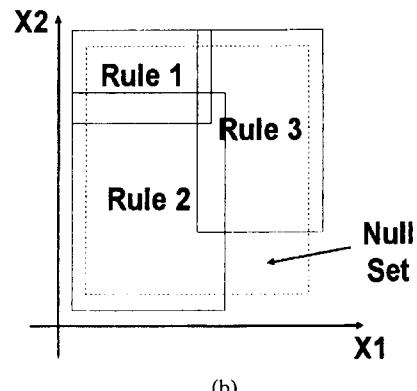
$$\text{If null set exists } f(x) = 0, \text{ other } f(x) = 1/x \quad (7)$$

식 (6)에서 n 은 시간 간격(time index), e 는 플랜트의 출력값과 기준 모델의 출력간의 오차, Δe 는 오차의 변화율이다. 본 논문에서 제안하는 퍼지 제어기 설계 자동화 및 최적화를 위한 퍼지 모델의 또 다른 평가 기준은 전체 입력 집합 내에서 퍼지 제어 규칙의 공집합(null set) 형성 여부이다. 공집합을 형성하는 퍼

지 제어 규칙은 입력 범위내의 일부 입력에 대해서는 그에 해당하는 출력을 생성하지 못하므로 유용한 규칙이 될 수 없다. 그럼 4는 두개의 입력 변수에 대하여 3개의 규칙을 가지는 경우 유용한 모델과 유용하지 않은 모델을 나타낸다. 본 논문에서는 모델링 과정에서 공집합을 갖는 경우가 발생할 경우 적합도의 값에 0을 부과하여 공집합을 갖는 퍼지 제어 규칙의 생성을 막는다. 또한 본 논문에서는 개체군 구성시 임의로 개체군을 구성하지 않고 문제에 대한 지식을 사용하여 개체군을 구성한다. 이는 만족스러운 해에 도달할 때까지의 세대를 줄이는 효과를 가진다. 즉, 소속 함수 및 규칙 수를 사전에 조정하여 초기 개체군을 구성함으로써 효율적인 해의 탐색이 가능하다. 또 하나의 방법으로는 문제의 탐색 공간을 줄이는 것이다. 이를 위해 본 논문에서는 기존의 방법이 퍼지 입력 출력 변수의 대집합을 정규화하고 이 정규화된 공간 내에서 소속 함수의 형태를 변경시킴으로써 스케일링 팩터라는 요소의 고려를 하지 못하는 것에 반하여



(a)



(b)

그림 4. 퍼지 분할의 타당성 (a) 유용한 분할 (b) 공집합을 갖는 분할
Fig. 4. Validity of fuzzy partition (a) Valid partition (b) Partition with null set

염색체의 구성시 대집합의 정규화를 하지 않고 원래의 소속 함수의 매개 변수를 그대로 사용한다. 따라서, 본 논문에서 사용되는 염색체는 스케일링 팩터의 동정까지도 고려하지만 추가적인 탐색 공간의 증가는 없다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 기법의 효용성과 정확성을 평가하기 위하여 식 (8)과 같이 전달 함수 $G_p(s)$ 가 불감 시간대를 갖는 2차 지연 플랜트를 사용한다. 식 (8)에서 $\omega_n(>0)$ 은 각속도, $\xi(>0)$ 는 댐핑 계수(damping factor), L 은 시간 지연(time delay), K 는 이득(gain)을 나타낸다. 여기서, 파라미터 ω_n 은 time scale에만 영향을 미치며 ξ 는 응답에 영향을 미친다. 그럼 5는 본 논문에서 사용한 퍼지 제어기의 시스템 블록도이다.

$$G^P(s) = \frac{K \omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} e^{-Ls}$$

그림 5에서 플랜트의 입력으로는 플랜트의 출력 값과 목표값 간의 오차 $e(k)$ 와 오차의 변화율 $\Delta e(k)$ 이다. 시뮬레이션을 위하여 사용된 퍼지 제어기의 제어 규칙은 식 (9)에 정의된다.

*Rule i : If $e(k)$ is A_{i1} and $\Delta e(k)$ is A_{in} ,
then $\Delta u(k)$ is w_i ($1 \leq i \leq c$)* (9)

여기서 $\Delta u(k)$ 는 출력의 변화량이며 실제 출력은 식 (10)으로 구해진다.

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (10)$$

시뮬레이션은 C++언어를 이용하여 수행되며 샘플링 타임은 10ms로 하였다. 표 1은 모의 실험을 위해 사용된 제어 플랜트의 매개 변수와 유전 알고리즘의 초기 값을 나타낸 표이다.

초기 개체군 구성 시 본 논문에서는 3장에서 언급한

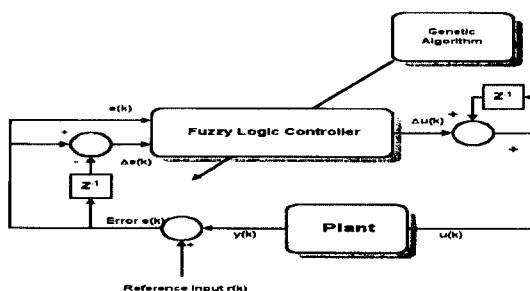


그림 5. GA-퍼지 제어기의 블록도

Fig. 5. The block diagram of the GA-based fuzzy controller

표 1. 제어 대상 플랜트와 유전 알고리듬 초기 파라미터

Table 1. Initial parameters of a plant and GA

Gain K	1
Damping factor ξ	0.75
Natural frequency ω_n	10
Time delay L	0.12
Maximum generation G	50
Population size N	50
Crossover probability P_c	0.9
Mutation probability P_m	0.05

것과 같이 임의적인 개체군의 구성을 피하고 어느 정도의 경험 및 직관에 의해 개체군을 구성하였다. 이에 따라 입출력 변수의 분할수는 7개로 하였고 전전부 입력 변수는 균등 분할하였다. 또한 입력 변수들의 대집합의 범위는 모든 개체군내에서 [-1 1]을 갖도록 하였으며 출력 변수의 대집합의 범위는 [-0.02 0.02]를 가지도록 하였다. 본 논문에서 제안한 기법으로 동정된 퍼지 제어기를 초기 조건을 변화하면서 실험을 하였으며 그 결과를 수동으로 동정된 퍼지 제어기와 비교하였다. 이후의 그림에서 실선은 유전 알고리듬에 의해 동정된 퍼지 제어기에 의한 것이며 점선은 수동으로 동정된 퍼지 제어기에 의한 것이다. 그럼 6은 세대의 진행에 따른 적합도의 변화를 나타낸 그림이다. 최종적으로 동정된 제어 규칙은 표 2에 나타내었으며 동정된 소속 함수의 형태는 그림 7에 그 매개 변수는 표 3에 나타내었다. 표 2에서 갈색으로 표시된 부분은 규칙 베이스에서 제외된 규칙들이다. 표 2에서 알 수 있듯이 수동 제어시 49개의 규칙이 사용되었으나 본 논문에서 제안한 기법을 이용시 27개의 규칙으로 최적화됨을 알 수 있다. 그럼 8은 유전 알고리듬을 사

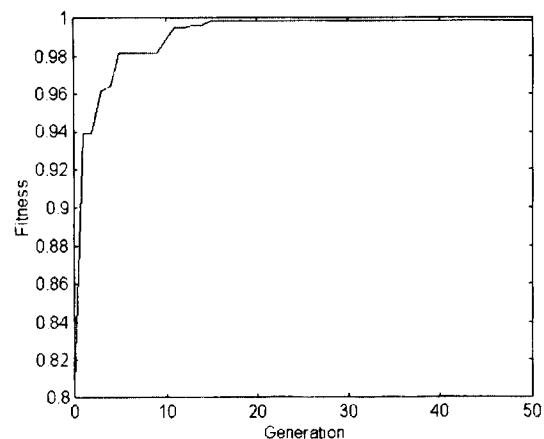


그림 6. 플랜트의 적합도 변동

Fig. 6. Fitness history of the plant

표 2. 동정된 퍼지 규칙
Table 2 Identified fuzzy rules

		change of error(Δe)						
		NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
e	NB	PS	NM	NM	ZE	PM	NB	PM
	NM	NB	ZE	NB	PM	NB	NS	NS
	NS	NB	PM	NB	NS	NS	NB	NP
	ZE	NM	NB	NS	PS	PB	PS	NS
	PS	PM	NM	PM	PS	NM	NM	NB
	PM	NS	ZE	NB	PM	NM	PM	NM
	PB	NM	NS	NS	PB	PB	NB	NS

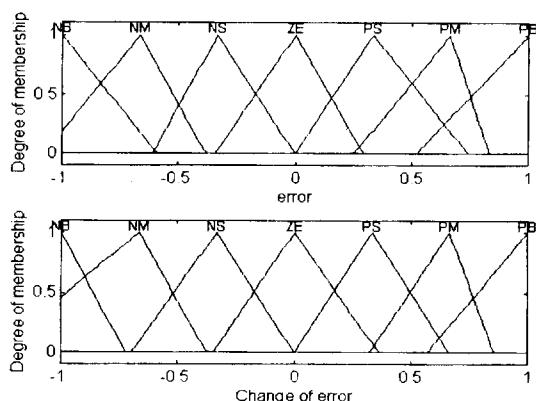


그림 7. 동정된 소속 함수의 형태

Fig. 7. The shapes of identified membership functions

용하여 생성된 퍼지 제어 규칙에 의한 제어 평면을 보인 것이며 그림 9는 동정된 제어기를 이용하여 플랜트를 제어했을 때의 출력을 나타낸 그림이다. 그림 9에서 알 수 있듯이 동정된 퍼지 제어기의 성능은 우수함을 알 수 있다. 그림 10은 유전 알고리듬에 의해

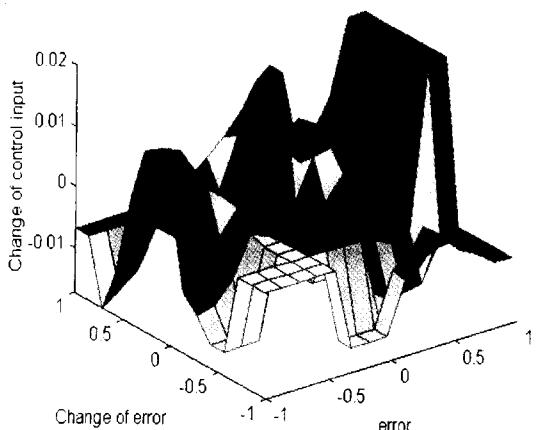


그림 8. 제어 평면
Fig. 8. Control surface

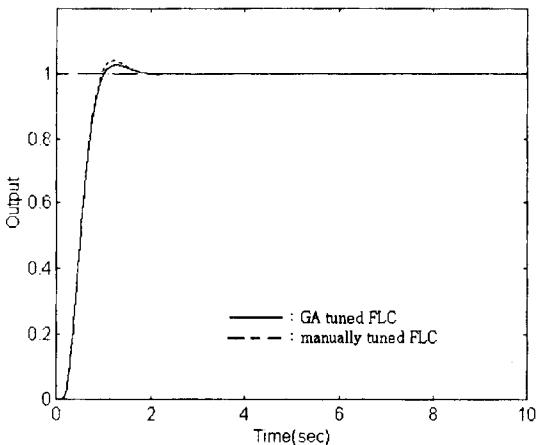


그림 9. 플랜트의 출력
Fig. 9. The output of the plant

생성된 퍼지 제어기의 장인성을 보이기 위해 플랜트

표 3. 동정된 소속 함수의 매개 변수
Table 3. The parameters of identified membership functions

	$e(k)$			$\Delta e(k)$			$\Delta u(k)$
	a_{ij}	b_{ij}	c_{ij}	a_{ij}	b_{ij}	c_{ij}	w_i
NB	-1.34062	-1	-0.59382	-1.43916	-1	-0.72364	-0.02
NM	-1.07293	-0.66667	-0.38232	-1.27823	-0.66667	-0.37555	-0.01333
NS	-0.61091	-0.33333	0	-0.69915	-0.33333	0	-0.00667
ZE	-0.34219	0	0.29538	-0.34792	0	0.36380	0
PS	0	0.33333	0.74471	0	0.33333	0.66667	0.00667
PM	0.25296	0.66667	0.83292	0.32105	0.66667	0.85599	0.01333
PB	0.52159	1	1.33333	0.57219	1	1.33333	0.02

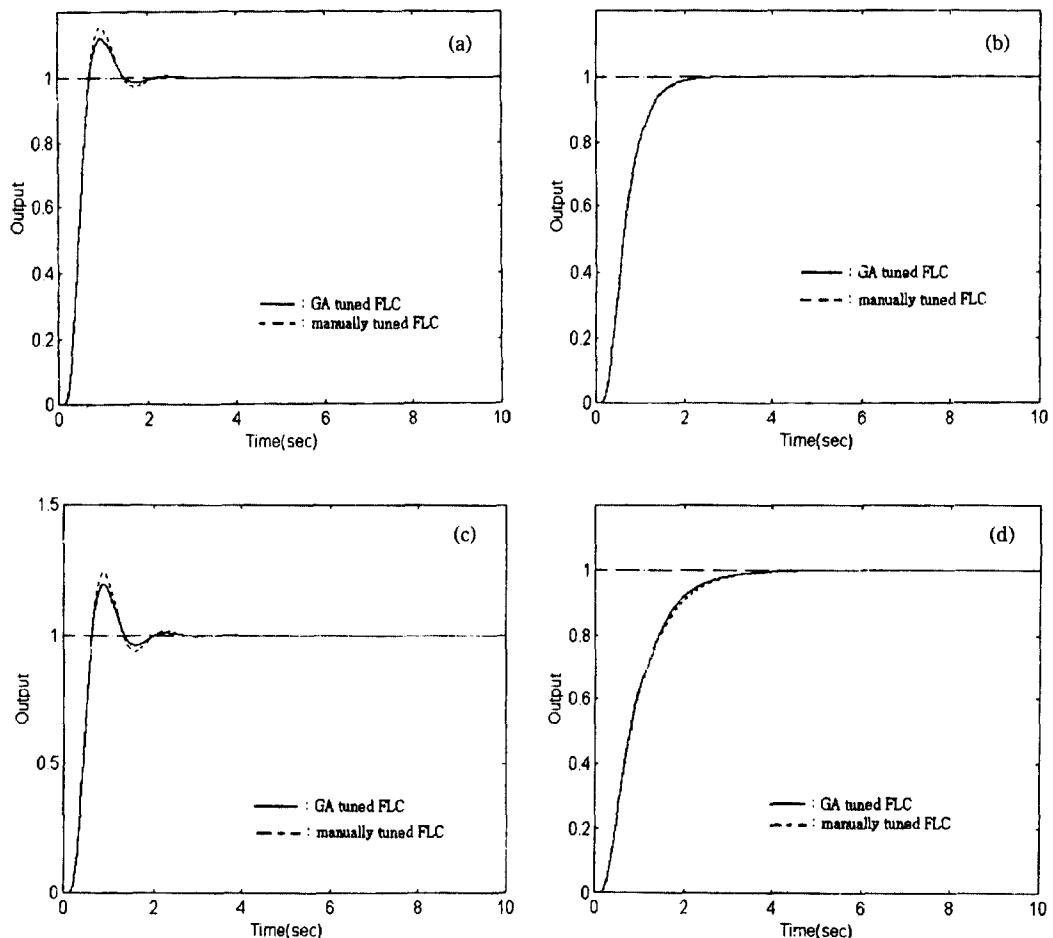


그림 10. 플랜트 매개 변수 K 의 변동에 따른 제어 대상 플랜트의 출력
 (a) K 가 30% 증가 (b) K 가 30% 감소 (c) K 가 50% 증가 (d) K 가 50% 감소

Fig. 10. The output of the plant according to the change of parameter K

(a) Increment of K by 30% (b) Decrement of K by 30% (c) Increment of K by 50% (d) Decrement of K by 50%

매개 변수 K 가 각각 30%, 50% 증가 및 감소하는 경우의 출력 결과를 보인 것이다. 그림에서 보듯이 유전 알고리듬에 의해 동정된 퍼지 제어기는 플랜트의 매개 변수의 변동에 매우 강인함을 보인다. 또한 그림 11은 기준 입력이 각각 0.8, 1.2로 변화한 경우의 제어 대상 플랜트의 출력 결과를 보인 것이다. 각 실험의 결과를 표 4에 표시하였다. 표 4에서 알 수 있듯이 유전 알고리듬에 의해 설계된 퍼지 제어기는 매개 변수의 변동에 대한 강인성을 지니고 또한 기준 입력의 변동에도 적절히 대처함을 알 수 있다. 또한 수동으로 동정된 퍼지 제어기에 비해 성능면에서도 우수하고 필요한 규칙의 수도 적음을 알 수 있다.

5. 결 론

일반적으로 퍼지 제어기의 설계는 전문가의 지식 습득에 어려움이 있으며 또한 많은 경우에 객관적으로 정당화될 수 없는 경험적이고 발견적인 지식에 의존하고 있다. 이에 따라 설계자가 예상치 못한 플랜트 매개 변수의 변동이나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉽다. 또한 이러한 전문가의 경험에 의해 설정된 퍼지 제어기의 여러 구성 요소들의 매개 변수가 최적이라는 보장도 없다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 유전 알고리듬을 이용하여 퍼지 제어기를 구성하는 언어 규칙 수의 최적화와 소속함수의 매개변수의 최적화를 동시에 동정할 수 있는 기

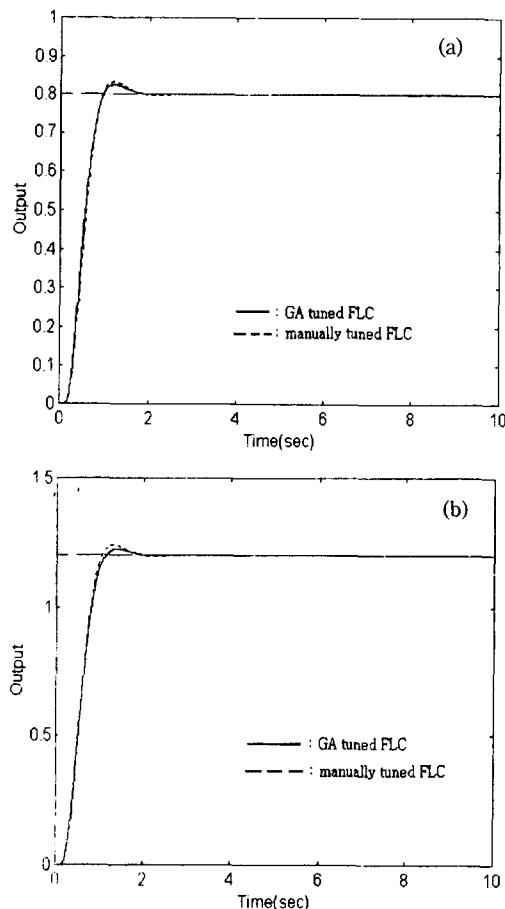


그림 11. 기준 입력의 변동에 따른 플랜트의 출력
(a) 기준입력: 0.8 (b) 기준입력: 1.2

Fig. 11. The output of the plant according to the change of reference input (a) Reference input: 0.8 (b) Reference input: 1.2

법을 제안하였다. 제안된 기법은 스케일링 팩터를 포함한 퍼지 제어기의 여러 구성 요소와 적절한 규칙의 수를 유전 알고리듬을 이용하여 체계적으로 동정하

는 방법을 제안하고 증가된 최적화 대상 매개 변수로 인한 탐색 공간의 증가를 효과적으로 억제하는 방안도 아울러 제안한다. 제안된 방법의 효율성 및 우수성을 평가하기 위하여 2차 시간 지연을 갖는 플랜트에 적용하였다. 그 결과 본 논문에서 제안한 기법에 의해 동정된 퍼지 제어기의 성능은 수동으로 동정된 제어기에 비해 정확성면에서나 규칙 수의 최소화면에서 우수함을 입증하였다.

참고문헌

- [1] Thomas Hessburg and Masayoshi Tomizuka, "Model Reference Adaptive Fuzzy Logic Control for Vehicle Guidance", Proceedings of the American Control Conference, pp. 2287-2291, 1995.
- [2] T. Sasaki and T. Akiyama, "Traffic Control Process of Expressway by Fuzzy Logic", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 26, pp. 165-178, 1988.
- [3] Abdollah Homaifar, Bijan Sayyarrodsari, and John E. Hogans IV, "Fuzzy Controller for Robot Arm Trajectory", Information Sciences, Vol. 2, pp. 69-83, 1994.
- [4] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Woo, and K. B. Kim, "Fuzzy System Modeling And Its Application to Mobile Robot Control", Fuzzy Logic and Its Applications, Information Sciences, and Intelligent Systems, pp. 147-156, 1995.
- [5] Jeffery R. Layne and Kevin M. Passino, "Fuzzy Model Reference Learning Control for Cargo Ship Steering", Proceedings of the 1993 International Symposium on Intelligent Control, pp. 457-462, 1993.
- [6] C. G. Moore and C. J. Harris, "Aspects of Fuzzy Control and Estimation", Advances in Intelligent Control, pp. 201-242, 1994.
- [7] Junhong Nie and D. A. Linkens, "Neural Network-Based Approximate Reasoning", Advances in Intelligent Control, pp. 321-335, 1994.
- [8] Y. Tamaguchi, T. Takagi, and T. Mita, "Self-or-

표 4. 수동으로 동정된 퍼지 제어기와 유전 알고리듬으로 동정된 퍼지 제어기의 성능비교

Fig. 4. Performance comparison between manually tuned fuzzy logic controller and GA tuned fuzzy logic controller

	Manually tuned FLC	GA tuned FLC
Increment of K by 30%	0.0391	0.0376
Decrement of K by 30%	0.0521	0.0528
Increment of K by 50%	0.0382	0.0363
Decrement of K by 50%	0.0656	0.0637
Reference input is changed to 0.8	0.0273	0.0257
Reference input is changed to 1.2	0.0663	0.0651
The number of fuzzy rules	49	27

- ganizing Control Using Fuzzy Neural Networks", *Advances in Intelligent Control*, pp. 337-361
- [9] Yie-Chien Chen, Ching-Cheng Teng, "A Model Reference Control Structure Using a Fuzzy Neural Network", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 73, pp. 291-312, 1995.
- [10] Shin-ichi Horikawa, Takeshi Furuhashi, and Yoshiaki Uchikawa, "On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Networks with the Back-Propagation Algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 801-806, September, 1992.
- [11] Chuck Karr, "Genetic Algorithms for Fuzzy Controllers", *AI EXPERT*, pp. 26-35, February, 1991.
- [12] D. A. Linkens, H. O. Nyongesa, "Genetic Algorithms for Fuzzy Control, Part 1: Offline System Development and Application", *IEE Proc.-Control Theory*, Vol. 142, No. 3, pp. 161-176, 1995.
- [13] D. A. Linkens, H. O. Nyongesa, "Genetic Algorithms for Fuzzy Control, Part 2: Online System Development and Application", *IEE Proc.-Control Theory*, Vol. 142, No. 3, pp. 177-185, 1995.
- [14] Brian Carse, Terence C. Fogarty, Alistair Munro, "Evolving Fuzzy Rule Based Controllers Using Genetic Algorithm", *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 80, pp. 273-293, 1996.
- [15] Wen-Ruey Hwang and Wiley E. Thompson, "Design of Intelligent Fuzzy Logic Controllers Using Genetic Algorithms", Proceedings of 3rd IEEE international conference on fuzzy systems, pp. 1383-1388, 1994.
- [16] Tetsuo Suzuki, Koichiro Shida, Hideji Fujikawa and Shin-ichi Yamada, "A Design Method of MRACS with Fuzzy Adaptive Control Rules Using Genetic Algorithm", *IECON*, pp. 2288-2291, 1993.
- [17] Chin-Chih Hsu, Shin-ichi Yamada, Hideji Fujikawa, Koichiro Shida, "MRFACS with Nonlinear Consequents by Fuzzy Identification of System for Time Delay System", *IECON*, pp. 283-288, 1995.
- [18] Koichiro Shida, Hideki Ochiai, Hideji Fujikawa, and Shin-ichi Yamada, "A Learning Algorithm of Fuzzy Rules Using GA for MRACS with Time-delay", *IECON*, pp. 1387-1391, 1994.
- [19] 장욱, 손유석, 박진배, 주영훈, "유전 알고리듬을 이용한 퍼지 제어기의 최적화", 전기학회 학제학술대회 논문집 B, pp. 1158-1160, 1996.
- [20] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [21] Scott A. Kennedy, "Five Ways to a Smarter Genetic Algorithm", *AI EXPERT*, pp. 35-38, December, 1993.
-
- 

장 융 (Wook Chang) 준회원
 1994년: 연세대 공대 전기공학과 졸업.
 1996년: 연세 대학원 전기공학과 졸업
 (석사).
 현재: 연세대 대학원 박사과정 재학중.
-
- 

박 진 배 (Jin Bae Park) 준회원
 1977년: 연세대 공대 전기공학과 졸업
 1985년~1990년: Kansas State University
 공대 전기 및 컴퓨터 공학과 졸업
 (공박)
 1990년~1991년: Kansas State University
 공대 전기 및 컴퓨터 공학과 조교수
 현 재: 연세대 공대 전기공학과 부교수.
-
- 

주 영 훈 (Young Hoon Joo) 준회원
 1982년: 연세대 공대 전기공학과 졸업
 1984년: 연세대 대학원 전기공학과 졸업
 1995년: 동대학원 전기공학과 졸업
 (박사)
 1986~1995년: 삼성전자(주) 생산기술센
 타 자동화연구소 (선임 연구원).
 1995년 9월~현재: 군산대 공대 제어계측공학과 조교수