

로봇 매니플레이터의 유전알고리즘을 이용한 퍼지제어기에 관한 연구

장 철훈\*, 홍 철호\*\*, 정 영창\*, 김 정도\*\*\*  
 호서대학교 전자공학과\*, 호서대학교 제어계측공학과\*\*, 삼척산업대학교 제어계측공학과\*\*\*

A Study on Fuzzy Controller Using Genetic Algorithms for Robot Manipulator

Jang Choul-Hun\*, Hong Choul-Ho\*, Jung Young-Chang\*, Kim Jung-Do\*\*  
 Hoseo univ.\* Samchok national univ.\*\*

**Abstract** - This paper presents simulation experiment results of the fuzzy controller using genetic algorithms for robot manipulator. The fuzzy controller consists of 9 quantized levels and 25 fuzzy rules. In the simulations, the population size of each generation is set to be 100. The maximum number of generations is 200. The simulation experiment results show the effectiveness of the proposed the fuzzy controller using genetic algorithms.

1. 서 론

생산성 향상 및 정밀화 작업이 더욱더 요구 되어온 산업용 로봇은 동특성이 비선형이며, 링크들 사이에 커플링등이 존재한다. 또한 현대제어 이론의 비약적인 발달에도 불구하고 실제 산업현장에서는 주로 PID제어기를 사용하고 있다. 이러한 PID제어기는 로봇 매니플레이터의 각 관절간의 코리올리(Coriolis)력 및 원심력등의 강한 비선형 결합으로 인해 정확한 동역학 모델 설정이 어렵기 때문에, 정밀 제어에 한계가 나타나고 있다[1]. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 여러 사람들이 사람의 지능을 자동제어 시스템에 응용하는 방법론에 대하여 연구하게 되었으며 그 결과 퍼지제어 알고리즘이 개발되게 되었다. 퍼지 알고리즘은 직관과 경험에 그 기초를 두고 있으며 여러개의 경험론적 결정규칙의 집합으로 볼 수 있다. 이러한 비수학적 제어 알고리즘은 컴퓨터를 사용하면 쉽게 적용시킬 수 있으며 많은 계산시간을 필요로 하지도 않는다.

1970년대 초반 J. Holland에 의해 제시된 유전 알고리즘(genetic algorithm)은 자연계에 존재하는 적자생존의 원리를 이용하여 적합도가 좋은 개체를 다음 세대에 복제함으로써 진역해를 찾아가는 최적화 기법중의 하나이다. 유전 알고리즘은 기존의 최적화 이론들과는 근본적으로 다른 중요한 특징들을 가지고 있다. 즉 목적함수에 연속미분조건이 없으며 다수의 변수들을 하나의 문자열로 부호화함으로써 병렬연산 및 동시 최적화가 가능하다. 이러한 이유로 인해 유전 알고리즘은 최근 주목 받는 최적화 기법중의 하나가 되었으며 특히 공학적인 분야에서 지능제어와 결합하여 많은 적용사례들이 발표되고 있다.

본 논문에서는 퍼지제어기에서 제어규칙을 유전알고리즘을 이용하여 최적해를 찾아가는 모의 실험을 통하여 퍼지제어기에 유전알고리즘 결합의 유효성을 확인하였다.

2. 로봇 매니플레이트의 모델링

본 논문에서 모의 실험을 위해 그림1과 같은 3축을 가지는 로봇 매니플레이터를 선택하였다. 그리고 로봇 매니플레이터의 파라미터들은 표2와 같다. 그리고 로봇 매니플레이터의 일반적인 동역학 모델식은 식(2-1)과 같다.

$$D(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q}) + G(q) = \tau \quad (2-1)$$

여기에서  $D(q)$ 는 매니플레이터의  $n \times n$  질량행렬,  $C(q, \dot{q})$ 는 원심력과 코리올리항의  $n \times 1$  벡터,  $G(q)$ 는 중력의  $n \times 1$  벡터이다.

또한 논문에서 로봇 매니플레이터에 요구되는 궤적은 다음의 식(2-2), (2-3), (2-4)와 같다.

$$x = 0.3 + 0.2 * \sin(w * t) \quad (2-2)$$

$$y = 0.5 + 0.2 * \cos(w * t) \quad (2-3)$$

$$z = 0 \quad (2-4)$$

위의 요구되는 입력을 가지고 각 축마다의 입력을 구할 수 있는데 다음 식(2-5), (2-6), (2-7)과 같다.

$$\theta_1 = \text{atan}(y/x) \quad (2-5)$$

$$r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$$

$$\theta_2 = \text{asin}(r) - \text{asin}(z/r) \quad (2-6)$$

$$\theta_3 = \pi - 2 * \text{asin}(r) \quad (2-7)$$

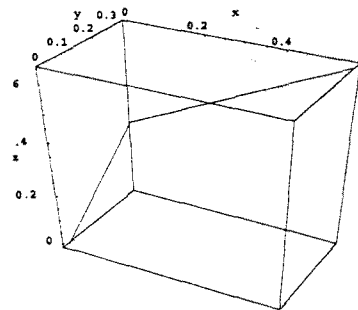


그림 1. 모의 실험 로봇 매니플레이터

표 2. 모의 실험 로봇 링크 파라미터

링크	관절각 (rad)	오프셋 (m)	링크길이 (m)	뒤틀림 (rad)	무게 (kg)
1	$\theta_1$	0	$l_1=0$	0	0
2	$\theta_2$	0	$l_2=0.5$	0	5.0
3	$\theta_3$	0	$l_3=0.5$	0	4.0

3. 제어기의 설계

3.1 퍼지제어

시스템을 인공지능적으로 제어하기 위해서는 제어기에 학습능력과 판단능력을 부여하여야 하고 이에 대한 여러

가지 방법이 연구되고 있다.

퍼지제어는 퍼지논리에 기초를 두고 있다. 퍼지논리는 기존 논리 체계보다 인간의 사고나 자연어의 특성과 많은 유사성을 가지고 있어서, 실제계의 근사적이고 불확실한 현상을 기술하는데 효과적으로 이용될 수가 있다. 퍼지제어기의 핵심적인 부분은 일련의 언어적 형식의 제어규칙이며, 여기에는 퍼지 연관관계가 포함되어 있고, 퍼지합성 규칙에 의해서 제어입력이 생성된다. 결국 퍼지제어기는 전문가의 제어지식을 언어적 형태로 기술한 제어규칙을 자동 제어기가 동작하도록 역할을 바꾸어 주는 기능을 하는 것이다.

그림 2와 같이 퍼지제어기가 전문가의 지식을 퍼지규칙으로 만들고 주어진 편차에 대해 조작량을 판단 결정하는 기능을 가지게 한다(2).

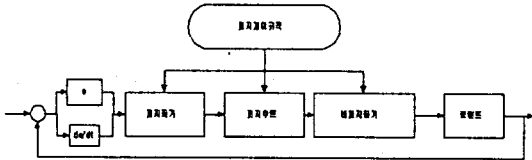


그림 2. 퍼지논리 제어시스템

제어대상이 주어지면 퍼지제어기의 출력변수가 결정되고, 또한 퍼지제어방법에 종속하여 필요한 입력변수의 종류가 결정된다. 또한, 측정결과로부터 입력신호의 최대값과 최소값을 알 수 있으며, 제어대상의 사양으로부터 출력 신호의 대집합이 결정된다. 본 논문에서의 양자화 결과는 표2에 나타나 있다. 표3은 퍼지변수에 대하여 나타내었고, 그림3은 소속함수를 나타낸다.

표 2. 양자화결과

Level	오차 (E)		오차변환 (CE)	
-4	~	-0.2	~	-0.3
-3	-0.2	~ -0.1	-0.3	~ -0.1
-2	-0.1	~ -0.05	-0.1	~ -0.05
-1	-0.05	~ -0.01	-0.05	~ -0.01
0	-0.01	~ 0.01	-0.01	~ 0.01
1	0.01	~ 0.05	0.01	~ 0.05
2	0.05	~ 0.1	0.05	~ 0.1
3	0.1	~ 0.2	0.1	~ 0.3
4	0.2	~	0.3	~

표 3. 퍼지 변수

LN	Large Negative
SN	Small Negative
ZE	Zero
SP	Small Positive
LP	Large Positive

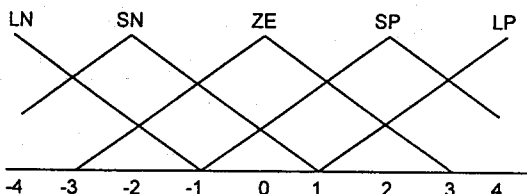


그림 3. 소속함수

퍼지제어규칙의 작성법에는 전문가의 경험적 지식을 활

용하는 방법, 전문가의 조작행위를 모델링하여 작성하는 방법, 제어대상의 퍼지모델을 기반으로 제어규칙을 작성하는 방법, 학습에 의해 제어규칙을 작성하는 방법이 있고, 보통은 네가지의 방법을 복합적으로 사용한다(3-5).

표 4. 초기 퍼지 제어규칙

$\Delta E$ \ E	LN	SN	ZE	SP	LP
LN	-4	-4	-4	-2	0
SN	-4	-2	-2	0	2
ZE	-4	-2	0	2	4
SP	-2	0	2	2	4
LP	0	2	4	4	4

퍼지값을 비퍼지값으로 변환하는 것을 비퍼지화라 하며, 본 논문에서는 무게중심법(Center Of Gravity method)(6)을 사용하였다.

$$u_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \mu(u_i) u_i}{\sum_{i=1}^n \mu(u_i)} \quad (3-1)$$

### 3.2 유전알고리즘

인공 유전 시스템인 유전 알고리즘(Genetic Algorithms : GA)은 자연계의 진화 현상에 기초한 모델로서 John Holland에 의해서 1975년에 개발된 최적화 탐색기법이다. 자연계에서 탐색체가 복제, 교배, 돌연변이를 반복하여 진화하듯이 시스템의 최적해(optimal solution)를 찾는 방법으로 D. E. Goldberg에 의해 체계가 정리된 이후 여러 분야에 응용되고 있다. 유전 알고리즘은 일종의 최적치 계산기법으로, 기존의 방법들은 국부 최적치(local optimum)에 수렴할 확률이 있고, 미분이 불가능한 함수에서는 해석이 어렵다. 반면 유전 알고리즘은 전역적 탐색기법으로서 여러 해의 동시탐색이 가능하고 다중해를 갖는 비선형성이 강한 시스템에도 적용이 가능하다는 이점을 갖고 있다. 그러나 해를 얻기 위해서는 계산량이 많고 이에 따라 많은 시간을 필요로 하며, 정확한 해보다는 근사적 수렴값을 찾는다는 단점이 있다. 따라서 이 시스템은 주로 매개변수가 많은 시스템의 off-line설계에 사용된다(7).

#### A. 재생

적합한 기능의 수행을 위한 값들의 사용에 있어, 현 세대에서 선택된 N/2개체는 다음세대를 낳는 부모가 된다. 이것은 지극히 유전적으로 우수한 개체는 부모가 되기 위해 선택되어 진다는 의미를 갖는다.

#### B. 교배

각각의 유전 정보를 교환하기 위해 무작위적으로 두 부모를 선택하고 두 개의 새로운 개체를 생산한다. 교배작용은 N/2의 새로운 개체가 생산되어 개체군은 크기N을 유지할 때까지 반복된다. 교배 연산자는 다음과 같이 수학적으로 서술된다.

부모가 제어규칙 C\_R1과 제어규칙 C\_R2라면 새로운 개체는

$$\text{새로운개체-1} : C_{R-1} = r \times C_{R1} + (1-r) \times C_{R2}$$

$$\text{새로운개체-2} : C_{R-2} = (1-r) \times C_{R1} + r \times C_{R2}$$

이다. 여기서  $r \in (0,1)$ 은 무작위적인 수이다. 이러한 실수에 대한(십진수) 교배 연산자는 weight average연산자라 불린다.

#### C. 돌연변이

돌연변이는 명확하게 확률에 의해 발생한다. 그러므로 선택된 개체변이의 유전정보와 다음 세대의 새로운 유전 정보가 포함된다. 본 논문에서는 돌연변이를 위해서 다음의 변화를 거친다.

새로운 개체 :  $C\_R = C\_R + (r \cdot 0.5) \times 2 \times C\_R\_max$   
 여기서  $r \in (0,1)$ 은 무작위적인 수이다.  $C\_R\_max$ 는 돌연변이의 조건 하에서 변할 수 있는  $C\_R$ 의 최대값이다.  
 본 논문에서 GA의 기본적 목적이 적절한 함수의 최적화라고 볼 수 있다. 거기에 대한 적절한 함수는 다음과 같다.

$$ISE = \int_0^T \sqrt{E^2} dt \quad (3-2)$$

여기서  $E$ 는 에러를 나타낸다. 본 논문에서는 3축 로봇 매니플레이터를 사용하였으므로 적절한 함수는 다음과 같이 다시 표현 될 수 있다.

$$ISE = \int_0^T \sqrt{E_1^2 + E_2^2 + E_3^2} dt \quad (3-3)$$

여기서  $E_1, E_2, E_3$ 은 조인트 1,2,3에 대한 에러를 나타낸다.

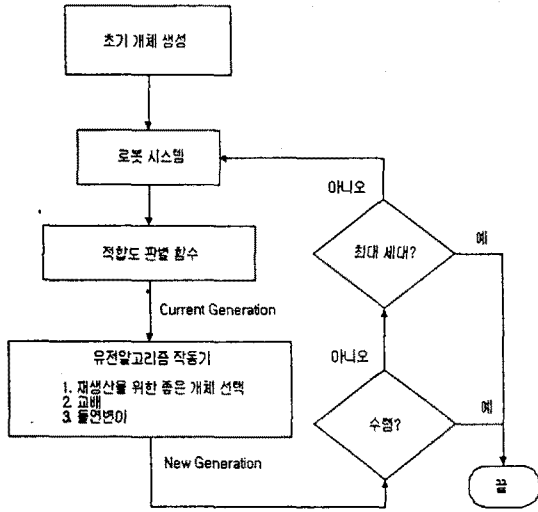


그림 4. 전체 시스템 흐름도

본 논문에서는 제어규칙을 개체로 사용하여 제어규칙에 대한 최적의 해를 구하게 된다.

#### 4. 모의 실험 결과

모의 실험결과 개체를 100으로 하고 세대수를 200으로 하였을 때 그림 5와 같은 세대수에 대한 최대 적합도 결과가 나온다. 적합도는 에러에 대한 판별이므로 최대 적합도가 줄어드는 것으로 보아 최적의 해에 수렴하고 있음을 알 수 있다.

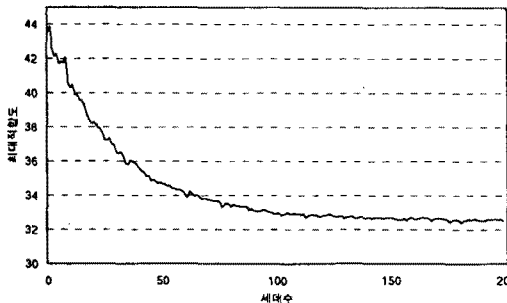


그림 5. 퍼지제어기의 유전알고리즘 적합도

표 5. 최적된 퍼지 제어규칙

$\Delta E$ \ E	LN	SN	ZE	SP	LP
LN	-3.80684	-3.81604	-1.51526	-3.9043	-3.80745
SN	-3.90484	-3.97395	-3.80748	-3.91511	-3.80029
ZE	-3.8339	-3.7884	-0.84568	-0.33876	0.904042
SP	0.423786	1.278871	2.18444	-1.12523	1.42714
LP	0.605148	-1.64708	0.516354	0.45928	0.970801

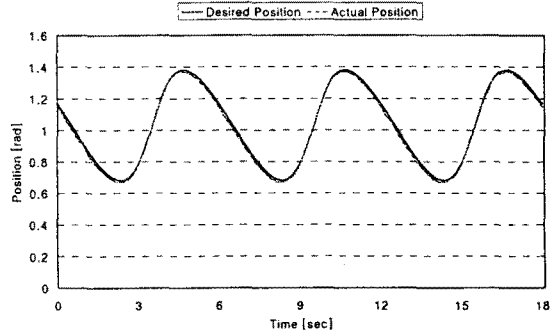


그림 6. 로봇 1축에 대한 입력과 출력값

#### 5. 결 론

본 논문에서 퍼지제어기의 제어규칙은 유전알고리즘으로 최적해를 찾아가도록 구성하였다.

비선형성이 강한 로봇 매니플레이터에 초기의 퍼지제어규칙을 사용하여  $ISE = 50 \pm 1$ 인 결과를 나타내었으나, 이 초기의 퍼지제어규칙 대신에 유전알고리즘을 이용하여 산출된 최적해를 사용함으로써  $ISE = 32 \pm 1$ 인 결과를 나타내었다.

그리고 PID 제어기나 퍼지 제어기와 비교하였을 때 유용성과 제어성능에 있어서 우수성을 나타낸다.

본 논문에서는 모의 실험을 통하여 우수성을 입증하였으나 실제의 로봇 매니플레이터에 적용하여도 좋은 결과를 얻을 수 있으리라 사료된다.

#### (참 고 문 헌)

- [1] 이재원, "매니플레이터의 신경망 제어기 구현과 비교 연구", 호서대학교 석사학위 논문 1997.
- [2] 이광형, 오길록, 퍼지이론및 응용I,II, 홍릉과학출판사 1995.
- [3] C. C. Lee, "Fuzzy Logic in Control System : Fuzzy Logic Controller-PART I.", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cyb., Vol.SMC-20, No. 2, 1990.
- [4] T. Takagi and M. Sugeno, "Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions," in Proc. of the IFAC Symp. on Fuzzy Information, Knowledge Representation and Decision Analysis, Marseille, France, 1983.
- [5] M. Sugeno, "An Introductory Survey of Fuzzy Control," Information Science, Vol. 36, 1985.
- [6] Y. F. Li and C. C. Lau, "Development of Fuzzy Algorithms for Servo Systems", IEEE Control System Magazine, vol. 9, no 3, pp. 65-72, 1989.
- [7] S. S. Ge, T. H. Lee, G. Zhu, "Genetic Algorithm Tuning of Lyapunov-Based Controllers: An Application to a Single-Link Flexible Robot System", IEEE 1996.