

진화 전략을 이용한 지능형 로봇의 주행 제어

조 상균*, 소 제윤*, 주 영훈*, 박 진배**

군산대학교 전자 정보 공학부, 연세대학교 전기전자공학과

The Navigation Control for Intelligent Robot Using Evolution Strategy

Cho Sang Kyun, Jea Yun So, Young Hoon Joo, and Jin Bae Park

* School of Electronic & Information Engineering, Kunsan National University

** Department of Electrical and Electronic Eng. Yonsei Univ. Korea

Abstract - 본 논문에서는 진화 알고리즘의 한 방법인 mGA를 이용하여 지능형 로봇의 주행제어 방법을 제안한다. 지능형 로봇의 주행에 필요한 퍼지 제어기의 설계는 전문가적 지식에 많이 의존한다. 이러한 전문가의 경험에 의해 설정된 퍼지 제어기의 여러 구성 요소들의 매개 변수 값들이 최적의 값이라는 보장이 없다. 상기 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 퍼지 제어기의 구성 요소인 퍼지 규칙의 수와 멤버쉽 함수의 매개 변수들을 mGA를 이용하여 동정하는 방법을 제안한다. 제안된 방법에 의해 동정된 매개 변수들의 정확성과 효율성을 평가하기 위하여 지능형 로봇의 벽면 주행에 대한 모의실험을 수행한다.

국소 최적 해를 갖는 비선형 시스템의 전체 최적 해를 구하는데 많이 이용되어 왔다. 그러나, 풀고자하는 해의 집합인 탐색체는 세대가 바뀌어도 고정된 길이를 갖는 단점을 갖는다. 최근에는 이러한 단점을 보완하기 위해 메시 유전 알고리즘(messy Genetic Algorithm, mGA)를 사용하여 더욱 효과적인 탐색체를 구성하는 방법이 제안되고 있다. Kargupta[5]는 유전자 표현 메시 유전자 알고리즘(gene expression messy genetic algorithm, GEMGA)을 제안하여 블랙박스 최적화 문제에 응용하였으며, Hoffmann[6]은 메시 유전자 알고리즘을 계층적 퍼지 추론 시스템의 규칙을 최적화 하는데 적용하여 이동 로봇의 최적 경로를 찾는데 응용하였다.

1. 서론

지능형 로봇은 주위 환경을 인식하여 로봇 자신의 판단에 따라 자율적으로 이동하는 능력을 갖는 로봇이지만, 이를 위해서는 각종 센서를 이용하여 환경 정보를 입수하고, 이 정보를 분석하여 이동 경로의 결정에 따라 이동 가능한 제어 기구가 필요하다. 이동 로봇은 이동 중에 바퀴의 미끄러짐이나 외부 센서들의 오차 등으로 인해 만족스러운 수학적인 모델을 얻지 못하는 복잡한 시스템중 하나이다. 즉, 전통적인 제어 이론으로는 이동 로봇의 제어에 대해 유용성이 떨어진다. 대안으로서 퍼지 제어, 신경 회로망 이론을 이용한 제어, 퍼지-신경망 제어 등 여러 가지 지능제어 기법이 제안되었다 [1, 2]. 그중 퍼지 제어기는 전문가의 경험을 퍼지 논리를 이용하여 언어 규칙으로 표현하고, 이와 같이 이루어진 규칙들로서 제어기를 구성하기 때문에 제어 대상 플랜트의 정확한 수학적 모델을 알지 못한다 하더라도 좋은 결과를 얻을 수 있고 강인한 성질을 지니고 있으며 그 구현도 간단하다고 알려져 있다. 그러나, 퍼지 제어기는 제어기를 구성하고 있는 퍼지 제어 규칙의 수와 몇몇 구성요소를 플랜트에 맞게 조정해야한다. 이를 위해서는 전문가의 지식이 필요하다. 그러나, 전문가의 지식은 얻기가 힘들고 전문가의 주관적인 경험에 의해 시행착오적인 방법으로 구성되는 제어기는 시스템의 복잡도가 증가하거나 돌발적인 상황에 처했을 경우 제어 성능이 떨어지기 쉬우며, 시스템의 구성 요소가 최적의 값이라는 보장이 없어 정확도 면에서 신뢰가 부족하다고 알려져 있다. 이러한 이유로 퍼지 제어기를 구성하는 구성 요소를 최적화시키기 위한 여러 가지 동조 이론이 등장하였는데 여기에는 신경 회로망 이론의 융합 방식, 비선형 프로그래밍 기법 등을 이용한 자기 동조 방식, 전역 최적화 탐색 기법인 유전 알고리즘에 의한 방식 등이 많이 사용되고 있다. Joo등은 퍼지 모델의 구조 동정에 클러스터링 방법을 이용하고, 퍼지 규칙을 구성하고 있는 소속 함수의 파라미터들은 유전자 알고리즘을 이용하여 동정하는 방법을 제안하였다 [3, 4]. 유전자 알고리즘은 특히 많은

본 논문에서는 진화 알고리즘의 일종인 mGA를 이용하여 지능형 로봇의 주행제어 방법을 제안한다. 이를 위해, 벽면 주행을 위한 퍼지 규칙을 구성하고 있는 소속 함수의 파라미터를 메시 유전자 알고리즘을 이용하여 동정하는 방법을 제안한다. 마지막으로, 본 논문에서 제안한 방법으로 동정된 파라미터가 우수함을 지능형 로봇의 벽면 추종 주행을 이용하여 증명한다.

2. 퍼지 제어기

본 논문에서 사용한 퍼 주행 제어기의 간략추론법을 사용하였다. 간략추론법의 퍼지 규칙의 구조는 식 (1)과 같다.

$$Rule\ i : \text{If } x_1 \text{ is } A_{i1}, \dots, \text{ and } x_n \text{ is } A_{in}, \text{ then } y \text{ is } c_i \quad (1)$$

(1 ≤ i ≤ 25)

식 (1)에서 Rule i는 i번째 규칙, x_j 은 퍼지 제어기의 j번째 입력 변수, y 은 출력변수, A_{ij} 은 규칙 i 번째, 입력 j 번째 소속 함수이고, c_i 는 i번째 규칙의 출력이다. 본 논문에서는 전제부의 소속 함수 A_{ij} , B_{ij} 를 식 (2)와 같이 부등변 삼각형으로 정의한다. 소속 함수의 형태는 그림 1과 같다.

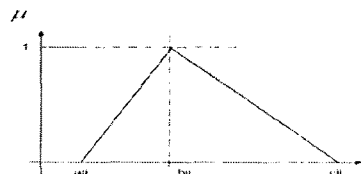


그림 1 전반부 소속 함수의 형태
Fig. 1 Membership function in the premise

$$A_{ij}(x_{ij}) = \begin{cases} \frac{x_{ij} - a_{ij}}{b_{ij} - a_{ij}}, & a_{ij} \leq x_{ij} < b_{ij} \\ \frac{c_{ij} - x_{ij}}{c_{ij} - b_{ij}}, & b_{ij} \leq x_{ij} \leq c_{ij} \\ 0, & x < a_{ij}, x > c_{ij} \end{cases} \quad (2)$$

여기서, a b c는 소속 함수의 왼쪽 모서리, 중심, 오른쪽 모서리의 위치를 나타낸다.

본 논문에서는 입력과 출력 변수 값들을 -1과 1사이로 정규화 하였으며 각 입력 변수들은 NB(Negative Big), NS(Negative Small), Z(Zero), PS(Positive Small), PB(Positive Big) 등 다섯 개로 초기에 퍼지 분할되고, 출력 변수는 실수 치이다. 그림 2는 출력변수의 소속 함수를 나타낸다.

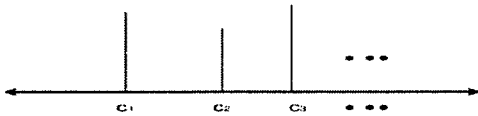


그림 2 후반부의 소속 함수
Fig. 2 Membership function in the consequent

입력에 대한 I번째 규칙의 적합도 μ_i 는 식 (2)과 같이 구하며 최종 추론값은 식 (3)과 같은 무게 중심법을 사용한다

$$\mu_i = A_{i1}(x_1) \wedge A_{i2}(x_2) \quad (2)$$

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i \times c_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (3)$$

3. 퍼지 제어기의 매개변수 동정을 위한 messy GA

3.1 mGA 알고리즘의 개요

유전자 알고리즘은 생물학적 유전학과 자연 선택설을 바탕으로 한 탐색 알고리즘이다. 기존의 유전 알고리즘은 문제의 최적화 해의 공간을 고정된 길이와 고정된 위치의 스트링으로 암호화한다. 이렇게 스트링으로 암호화된 개체는 적합한 정도를 평가하는 적합도 함수를 계산하는데 쉬운 장점이 있다. 유전자 알고리즘은 특히 많은 국소 최적 해를 갖는 비선형 시스템의 전체 최적 해를 구하는데 많이 이용되어왔다. 그러나, 풀고자 하는 문제의 해의 집합인 염색체를 세대다 바뀌어도 고정된 길이를 갖는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 messy GA를 사용하여 더욱 효과적인 염색체를 구성하는 방법이 제안되고 있다.



그림 3 개체군의 변형 표
Fig. 3 A typical population reduction schedule

mGA 진화 시에는 선택 연산자를 사용하여 개체군의 많은 후보 스트링 중에서 진화시킬 개체를 선별하기만하는 원시상과, 보통의 유전자 알고리즘에서 사용하는 돌연변이 연산자와 교차 연산자 대신 다루기 쉬운 자르기와 붙이기 연산자를 사용하여 개체를 진화시키는 병치상이라 불리우는 두 개의 상으로 이루어진다. 그림 3에서는 mGA의 진화시에 나타나는 두 개의 상을 표현한 것이다.

3.2 mGA의 연산자

mGA에서는 GA에서의 연산 과정인 교차 연산자 대신에 붙이기와 자르기 연산자를 사용한다. GA에서의 교차 연산자는 고정된 스트링의 동일한 위치에서 교차점을 갖지만, 자르기와 붙이기 연산자는 가변스트링을 사용하며 동일한 위치에 교차점을 가질 필요가 없다. 그림 3은 mGA에서의 자르기 연산 과정을 나타낸다.

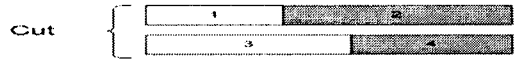


그림 4 mGA에서의 자르기 연산
Fig. 4 Cut operation of mGA

자르기 연산은 두 부모 개체에서 자르기 확률 pc 에 의해 무작위로 선택된 위치에서 스트링을 자른다. 그림 4에서는 mGA에서의 붙이기 연산과정을 나타낸다.



그림 5 mGA에서의 붙이기 연산
Fig. 5 Splice operation of mGA

붙이기 연산은 붙이기 확률 ps 에 의해 무작위로 잘라진 스트링을 잇는 연산을 한다. 따라서 생성된 자식 스트링은 이전의 부모 스트링의 길이와 다르게 변경된다.

3.3 mGA에서의 퍼지 규칙 암호화

mGA에서의 유전인자는 의미를 타다내는 인덱스(index)와 값(value)을 가리키는 쌍으로 구성된다. 그 정수 쌍에서 첫 번째는 의미를 명확하게 하기 위한 것이고, 두 번째는 유전 인자의 값을 나타내기 위한 것이다. 그림6은 일반적인 mGA에서 퍼지 절을 유전인자로 암호화하는 방법과 암호화된 유전 인자를 파라미터 행렬 형태로 변환하는 방법을 나타낸다. 입력 변수 x_1 의 삼각형 소속 함수(A_{i1})의 세 파라미터는 각 ai_1, bi_1, ci_1 이고 변수 x_2 의 삼각형 소속 함수(A_{i2})의 세 파라미터는 각 ai_2, bi_2, ci_2 이고 출력변수 y 의 소속 함수(c_i)는 실수형으로 나타낸다.

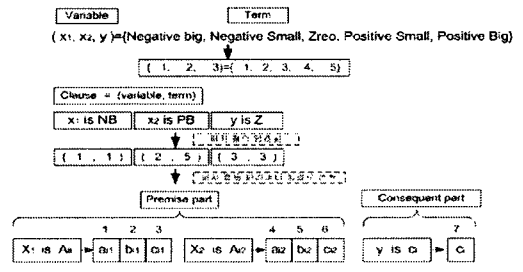


그림 6 퍼지 절의 암호화 및 파라미터
Fig. 6 Coding and parameters of fuzzy clause

그림 7은 각 퍼지 규칙의 파라미터 행렬 변환 방법을 나타낸다. 본 논문에서는 25개의 규칙을 사용하기 때문에 25개의 규칙을 암호화하면 25X7 행렬이 만들어진다. 여기서 행은 규칙수를 의미하고, 열은 세 변수들의 각 파라미터를 의미한다.

4. 시뮬레이션 및 결과 고찰

본 논문에서 제안한 mGA을 이용하여 지능형 로봇의 주행 제어에 필요한 퍼지 제어기의 소속 함수의 파라미터

를 동정하였다. 동정을 위해서는 실험 데이터를 필요로 하는데 이 실험 데이터는 여러 초기 조건을 가지고 이동 로봇을 직접 수동 조작하여 획득하거나 이미 우수함이 증명된 제어기를 이용하여 이동 로봇을 주행하여 데이터를 획득하는 방법이 있다.

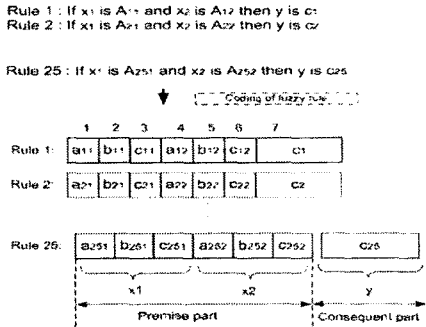


그림 7 퍼지 규칙의 파라미터
 Fig. 7 Parameters for fuzzy rule

본 논문에서는 전자인 수동 조작으로 데이터를 획득한 방법을 선택하였으며, 초기 조건은 기준선을 100[cm], 진행 방향을 10[degree]로 설정하였다.

표 1 mGA의 초기 파라미터
 Table 1 initial parameter of mGA

매개 변수	설정치
초기 개체군의 크기	500
원시상과 병치상에서의 세대수	400
자르기 확률	0.2
돌연변이율	0.2
자르기 확률	1.0
λ	0.95
반복되는 세대수	1000

표 1은 모의실험을 위해 사용된 mGA의 초기 값을 나타낸다. 그림 8. (a)는 수동 동정된 소속 함수의 파라미터를 나타낸 그림이다.

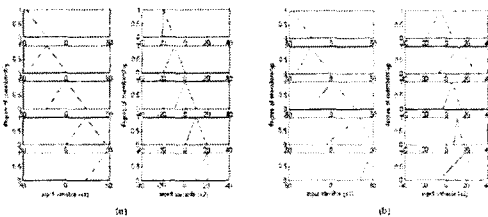


그림 8 (a) 수동으로 동정된 소속 함수
 (b) mGA로 동정된 소속 함수
 Fig. 8 (a) Membership function of hand-operated identified
 (b) Membership function of identified by mGA

수동으로 동정된 입력력 변수는 5개로 균등분할 하였다. 그림 8.(b)는 mGA로 동정된 소속 함수를 나타낸다. 그림 9는 수동으로 동정된 소속 함수의 파라미터로 모의실험을 나타낸 그림이다. 그림 10은 mGA로 동정된 소속 함수의 파라미터로 모의실험을 나타낸 그림이다. 그림 9와 그림 10을 비교하면 수동으로 동정된 퍼지 제어기보다

mGA로 동정된 퍼지 제어기로 모의실험 했을 경우가 기준선에 빠르고 정확하게 수렴하는 것을 볼 수 있다.

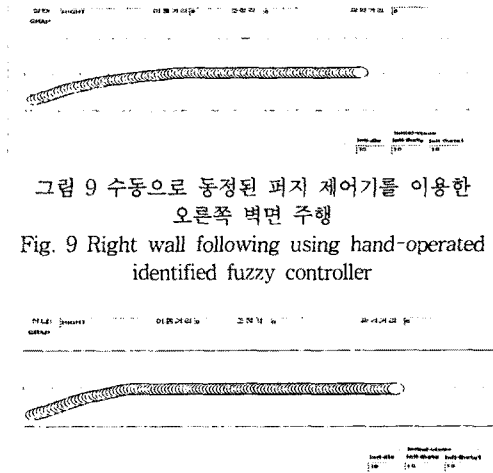


그림 9 수동으로 동정된 퍼지 제어기를 이용한 오른쪽 벽면 주행

Fig. 9 Right wall following using hand-operated identified fuzzy controller

그림 10 mGA로 동정된 퍼지 제어기의 오른쪽 벽면 주행

Fig. 10 Right wall following of identified fuzzy controller by mGA

5. 결론

본 논문에서는 mGA를 이용하여 지능형 이동 로봇의 주행제어에 필요한 퍼지 제어기의 구성 요소를 동정하는 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 이동 로봇의 주행에 필요한 퍼지 제어기의 구성 요소 중의 하나인 입력력변수의 소속 함수의 파라미터를 mGA를 이용하여 동정하는 방법이다. 소속 함수의 파라미터를 유전인자로 암호화해서 우수한 유전인자를 다음 세대에까지 물려줌으로써 최적의 해를 찾는 것이다. 본 논문에서 제안한 방법은 이동 로봇의 오른쪽 벽면 주行的 모의실험을 통하여 수동으로 동정된 퍼지 제어기보다 우수함을 증명하였다.

이 논문은 2005년도 군산대학교 두뇌한국21사업에 의하여 일부 지원되었음

참고 문헌

[1] Shihuang SHAO, "Fuzzy Self-Organizing Controller And Its Application for Dynamic Processes", Fuzzy Sets and Systems, Vol. 26, pp. 151-164, 1988,
 [2] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 1, pp. 7-31, 1993
 [3] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim and K. B. Woo, "Linguistic Model Identification for Fuzzy System", Electronics Letters, Vol. 31, pp. 330-331, 1995.
 [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, Kluwer Academic Publishers, pp. 47-156, 1995, 12.
 [5] H. Kargupta, "The Gene Expression Messy Genetic Algorithm", Proc. of IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation, Nagoya, Japan, 1996.
 [6] F. Hoffmann and G. Pfister, "A New Learning Method for the Design of Hierarchical Fuzzy Controllers Using Messy Genetic Algorithms", Proc. IJSA'95, July 1995.