

적응적 유전자 알고리즘을 이용한 무인운송차의 제어

Autonomous Guided Vehicle Control Using SOC Genetic Algorithm

장 봉 석* 배 상 현** 정 현***
Bong-Seog Jang Sang-Hyun Bae Jeong, Heon

요 약

FA의 중요성이 증가함에 따라 AGV(Autonomous Guided Vehicle)의 역할 또한 중요시되고 있다. 본 논문은 인공지능의 여러 방법론을 통합하여 하이브리드 형태의 제어가 가질 수 있는 상호 보완적인 특징을 이용하여 자기 조직이 가능한 유전자 알고리즘에 의한 퍼지 제어기로써 능동적이고 효과적인 AGV 제어를 구성한다. 자기 조직이 가능한 퍼지 제어를 구성하기 위하여 GA(Genetic Algorithm)를 사용하여 멤버십 함수와 제어 규칙을 최적으로 근사하게 튜닝하였으며 제어 규칙의 자기 수정 또는 생성을 통하여 제어 성능을 향상시킨다.

Abstract

According to increase of the factory-automation's(FA) in the field of production, the autonomous guided vehicle's(AGV) role is also increased. The study about an active and effective controller which can flexibly prepare for the changeable circumstance is in progressed. For this study, the research about action base system to evolve by itself is also being actively considered. In this paper, we composed an active and effective AGV fuzzy controller to be able to do self-organization. For composing it, we tuned suboptimally membership function using genetic algorithm(GA) and improved the control efficiency by the self-correction and generating the control rules. self-organizing controlled(SOC) fuzzy controller proposed in this paper is capable of Self-organizing by using the characteristics of fuzzy controller and genetic algorithm. It intuitionally controls AGV and easily adapts to the circumstance.

1. 서 론

인간과 같이 유연한 적응력을 가진 지적기계의 실현을 목표로 하는 로보틱스는 전형적인 인공지능의 연구분야이다. 인공지능 로봇에 관한 많은 연구가 행해지고 있으나, 로보틱스는 많은 부분의 지식과 융합된 연구를 필요로 하므로 많은 어려움이 따른다. AGV(Autonomous Guided Vehicle)는 AMR(Autonomous Mobile Robot)의 범주를 산업 현장으로 한정시킨 것으로서 생산 현장에서 FA의 중요성이 증가함에 따라 AGV(Autonomous Guided Vehicle)의 역할 또한 중요시되고 있다. 변

화하는 환경에 유연하게 대처할 수 있는 AGV의 능동적이고 효과적인 제어기에 관한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 이를 위하여 스스로 진화하여 학습하도록 하는 행동 기반 시스템에 관한 연구 또한 활발히 진행되고 있다.

지금까지의 인공지능 개발 방법론은 인간 지능의 한 측면에 기초를 두고 연구되었다. 퍼지 이론, 신경망 이론, 전문가 시스템, 유전자 알고리즘, 카오스 등이 그것이다. 이들 이론은 모두 일부 분야에 적용되어 상당한 성공을 거두고 있다. 이들 시스템은 공통적으로 인간의 지적 행동을 모사하는 것을 목적으로 하고 있는데, 인간의 지능은 이 모든 것을 융합한 것보다도 더 복잡한 형태를 이루고 있다. 따라서 본 논문은 여러 방법론을 통합하여 하이브리드 형태의 제어가 가질 수 있는 장점을 살리고 상호 보완적으로 동작하

* 정 회 원 : 목포대학교 정보공학부 멀티미디어공학과 교수
jang@maclab.mokpo.ac.kr

** 종신회원 : 조선대학교 자연과학대학 전산통계학과 교수
shbae@chosun.ac.kr

*** 비 회 원 : 초당대학교 전자공학과 전임강사

여 약점을 보완할 수 있도록 하고자 하며, 본 논문에서는 이것을 응용하여 자기 조적이 가능한 퍼지 제어기를 이용하여 능동적이고 효과적인 AGV 제어기를 구성하였다. 자기 조적이 가능한 퍼지 제어기를 구성하기 위하여 GA(Genetic Algorithm)를 사용하여 멤버십 함수를 최적에 가깝게 튜닝하였으며 제어 규칙의 자기 수정 또는 생성을 통하여 제어 성능을 향상시켰다.

기존의 AGV는 PID 형태의 제어기를 사용함으로써 직관성과 유연성이 떨어지며 제어의 효율성도 떨어지는 단점이 있다. 또한 변화하는 환경에 능동적으로 대처할 수 있는 능력이 결여되어 있다. 이에 SOC(self-organizing control) 퍼지 제어기는 학습과 적용이 가능하여 제어 규칙의 생성과 수정이 가능하므로 다변하는 환경에 유연하게 대처할 수 있으며 퍼지 논리를 사용함으로써 실제계의 근사적이고 애매한 현상을 효과적으로 표현할 수 있고 linguistic한 표현에 의하여 직관적인 제어기를 만들 수 있다. 본 논문의 SOC 퍼지 제어기는 퍼지 제어기와 유전자 알고리즘의 각각의 특성을 이용하여 자기 조적이 가능하고 인간과 유사한 직관적이고 환경에 적용할 수 있는 AGV 제어를 가능하게 한다.

2. 퍼지 제어기

퍼지 논리는 1965년 Zadeh 교수에 의해 소개된 퍼지 집합 이론에 기초를 두고 있다. “많다”, “적다”와 같은 애매한 특성이 있는 언어적인 값을 정량적으로 기술하는 방법으로는 퍼지 집합이 유용하다. 애매한 상황에서의 의사결정은 고전 논리로는 설명할 수 없으며 퍼지 논리를 도입하여 설명해야 한다. 퍼지 이론은 인간의 의사결정 능력을 인위적으로 구현할 수 있는 대표적인 도구로써 전문가의 경험적 지식을 if - then 형식으로 기술하여 인간의 의사결정 메커니즘을 인위적으로 구현하여 인간 전문가와 비슷한 기능을 수행하는 전문가 시스템을 구현할 수 있다. 퍼지의 응용은

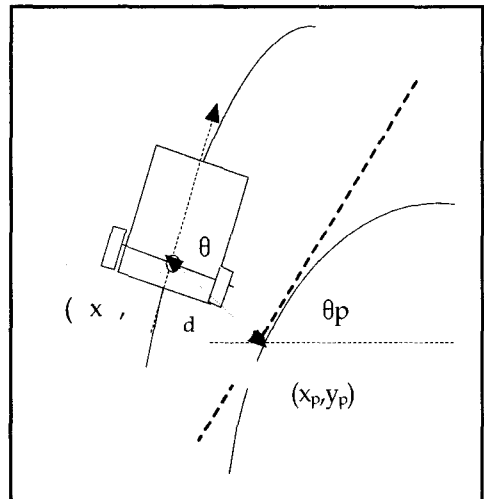
인간의 의사결정 능력을 모방할 수 있는 도구가기 때문에 공학, 사회과학, 의학 분야 등의 여러 분야에 널리 이용이 가능하다.

2.1 퍼지 제어기의 입력 변수와 퍼지값 결정

퍼지 제어를 하기 위해 사용되는 퍼지 추론은 다음과 같은 형태의 rule base를 갖는 다입력 단일 출력 형태(MISO)의 규칙들의 집합으로 표현할 수 있다.

R1:IF X is A(1) and Y is B(1) THEN Z is C(1),also
 R2:IF X is A(2) and Y is B(2) THEN Z is C(2),also
 ⋮ ⋮
 RN:IF X is A(n) and Y is B(n) THEN Z is C(n)

여기서 A(1), A(2), ... , A(n)과 B(1), B(2), ... , B(n)과 C(1), C(2), ... , C(n)은 각각 입력 변수 X, Y와 출력 변수 Z에 대한 언어 항들의 퍼지 집합이고, 위의 식은 다음과 같은 하나의 퍼지 관계(fuzzy relation)로 변환된다. 즉, $R=also(R_1, R_2, \dots, R_N)$ 로 표현된다.



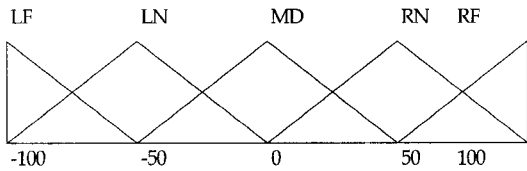
(그림 1) 모의 수행에 사용된 AGV의 입력 변수

조건부에 사용한 2개의 입력 변수는 각각 AGV가 목표선으로부터 떨어진 거리 d 와 AGV의 진행 방향 θ 를 나타낸다. 결론부에 사용한 1개의 출력 변수는 AGV의 핸들링 각도를 나타낸다. 여기서 입력과 출력 변수에 각각 다음과 같은 퍼지 집합을 설정하였다.

• AGV와 목표선과의 거리(D)

$D \in \{LF(\text{Left Far}), LN(\text{Left Near}), MD(\text{Middle}), RN(\text{Right Near}), RF(\text{Right Far})\}$

퍼지 변수 LF는 AGV가 목표선에서 오른쪽으로 멀리 벗어나 있음을 나타낸다. MD는 목표선 위를 주행하고 있음을 나타내며 RN은 AGV가 목표선의 오른쪽 가까이 주행하고 있음을 나타낸다.

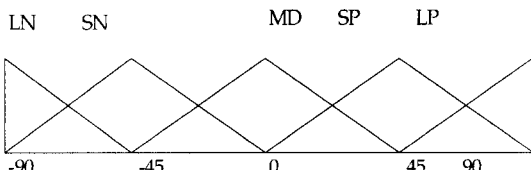


(그림 2) 목표선과 거리 입력 변수의 멤버십 함수

• AGV의 진행 방향(V)

$V \in \{LN(\text{Large negative}), SN(\text{Small Negative}), MD(\text{Middle}), SP(\text{Small Positive}), LP(\text{Large Positive})\}$

퍼지 변수 LN은 AGV의 진행 방향이 목표선의 왼쪽을 향하고 있음을 나타내고, 퍼지 변수 MD는 목표선과 방향이 일치하여 주행함을 의미한다.

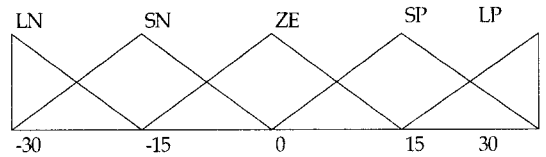


(그림 3) AGV 주행 방향 입력 변수의 멤버십 함수

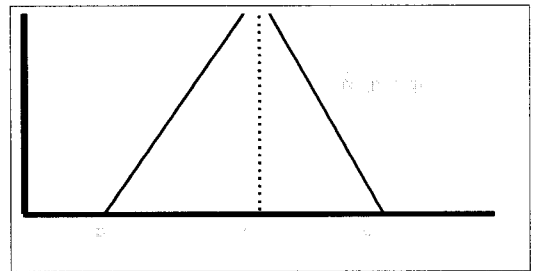
• AGV의 핸들링 각도(A)

$A \in \{LN(\text{Large Negative}), SN(\text{Small Negative}), ZE(\text{Zero Equal}), SP(\text{Small Positive}), LP(\text{Large Positive})\}$

퍼지 변수 LN은 AGV의 핸들을 좌로 크게 돌리는 것을 의미하며, ZE는 핸들의 조작없이 똑바로 진행함을 의미하며, 퍼지 변수 SP는 AGV의 핸들을 오른쪽으로 작게 돌리는 것을 의미한다.



(그림 4) AGV 핸들링 각도 출력 변수의 멤버십 함수



(그림 5) 퍼지수 \tilde{r} 에 대한 소속 함수

위와 같이 입력과 출력 변수에 각각 퍼지 집합을 설정하였다. 정교한 제어를 위해서는 미세하게 단계를 나누어야 하지만, 초기 단계의 실험을 위해서 위와 같이 설정하였다. 퍼지 제어를 하기 위해서는 먼저 퍼지화에 따른 소속 함수가 정의되어야 한다. 일반적으로 소속 함수는 삼각형, 사다리꼴, 종형, 지수형 등이 있으며 본 논문에서는 일반적으로 많이 사용되고 계산이 편리한 삼각형의 소속 함수를 사용하였다.

$$\mu_{\tilde{r}}(x) = \begin{cases} \frac{1}{r-p}(x-p) + 1 & (x \leq r) \\ -\frac{1}{q-r}(x-r) + 1 & (x > r) \end{cases}, x \in X$$

여기서 삼각형의 아래변의 위치를 나타내는 좌표점을 p, q 로 나타내고 그 x 좌표에서 멤버십 값이 0으로 된다. 따라서 삼각형의 소속 함수는 p, r, q 세 개의 패러미터(parameter)에 의해서 완전히 결정된다. r 은 소속 함수의 중심 값으로 적합도(grade)가 최대가 되는 값이다.

퍼지 추론 방법은 correlation minimum 방법을 사용하였고 비퍼지화 방법으로는 centroid defuzzification 방법을 사용하였다.

본 논문의 AGV는 2개의 입력 변수를 갖는 퍼지 규칙으로 제어되는데, 규칙의 수나 각 규칙에서 사용하는 입력 변수의 수 및 소속 함수의 형태 등이 제어기의 성능과 특성을 결정하므로 적절한 선택을 해야한다. 일반적으로 퍼지 분할에 대한 법칙이나 알고리즘이 없으며, 숙련 운전자의 경험적 지식과 제어 전문가의 지식, 그리고 실제 데이터를 이용한다. 그러나 경험적 지식을 완벽히 기술하였다고 보기 어렵기 때문에 좋은 성능의 제어 규칙을 구현하기 위해서는 cut-and-try 과정이 필요하다. 본 연구에서는 이들의 최적 결정을 위하여 GA를 사용하였다.

2.2 퍼지 제어 규칙

퍼지 제어기 설계에 사용되고 있는 퍼지 제어 규칙에는 특성상 상태 평가형(state evaluation)과 목적 평가형(object evaluation)이 있다. 상태 평가형 퍼지 제어 규칙이 퍼지 제어에 가장 널리 도입되는 것으로 본 연구의 모의 수행에도 사용되었으며 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$R_i : \text{If } x \text{ is } A_i, \dots, \text{ and } y \text{ is } B_i \text{ then } z = f_i(x, \dots, y)$$

목적 평가형 퍼지 제어 규칙 형태의 퍼지 제어 규칙은 예측형 퍼지 제어(predictive fuzzy control) 규칙이라고도 하며 일반적인 형태는 다음과 같다.

$$R_i : \text{If } (u \text{ is } C_i \rightarrow (x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i)) \text{ then } u \text{ is } C_i$$

이 형태의 제어규칙을 사용하면 잠시 후의 플랜트의 상태를 예측할 수 있어서, 보다 부드러운 제어를 할 수 있는 장점이 있다.

퍼지 제어 규칙을 추출하는 방법에는 (1)전문가의 경험 및 제어 지식을 도입하는 방법, (2)인간 조작자의 기능을 추출하는 방법, (3)제어되는 프로세스의 퍼지 모델을 이용하는 방법, (4)제어기에 학습 능력을 부가하는 방법 등이 있다. 본 연구에서는 학습/적용 능력이 있는 능동적인 제어기의 구성을 목표로 한다. 우선 휴리스틱한 제어 규칙을 부여한 후 유전자 알고리즘을 사용한 적응 제어(self-organizing control(SOC))가 가능한 퍼지 제어기에 의하여 규칙의 생성 및 재구성이 가능하도록 하였다.

거리 방향	LF	LN	MD	RN	RF
LN	LP	LP	LP	SP	ZE
SN	LP	SP	SP	ZE	SN
MD	LP	SP	ZE	SN	LN
SP	SP	ZE	SN	SN	LN
LP	ZE	SN	LN	LN	LN

(그림 6) 퍼지 제어 규칙

2.3 퍼지 추론 및 비퍼지화

추론이란 어떤 주어진 사실이나 관계로부터 새로운 다른 사실이나 관계를 유추하는 과정을 말한다. 그러므로 제어기 입력과 제어 규칙을 사용하여 새롭게 합성된 제어기 출력값을 구할 수 있다. 본 논문에서는 여러 가지 추론 방법 중에서 Max-Min 규칙을 사용하였다. Max-Min 규칙은 E. H Mamdani가 제안하였으며 이 방법의 함의와 추론은 다음과 같다.

$$\mu R(e, ce, co) = \text{Min}(\mu E(e), \mu CE(ce), \mu CO(co))$$

$$\mu CO'(co) = \text{Max-Min}(\mu E(e'), \mu CE(ce'), \mu CO(co))$$

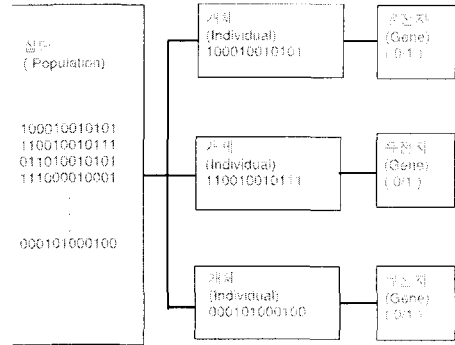
여기서 e' 와 ce' , co' 는 각각 제어기 입력의 퍼지 집합, 추론된 제어기 출력값이며 μ 는 소속 함수값을 나타낸다.

퍼지 추론을 통하여 얻어진 최종적인 값은 플랜트를 제어하기 위한 결정적인 값이 아니므로 플랜트의 입력으로 사용하기 위해서는 하나의 상수 값으로 만들어야 한다. 이 과정을 비퍼지화라고 한다. 비퍼지화 방법에는 (1)simplified COG, (2)center of gravity method, (3)max criterion method, (4)mean of maxima method 등과 같은 방법들이 주로 사용된다. 본 연구의 비퍼지화 방법으로는 보편적으로 많이 사용하는 무게중심법(Center Of Gravity method(COG))을 채택하였다. 대집합 U 를 양자화 한 후의 비퍼지화 값 u^* 는 다음과 같이 정의된다.

$$u^* = \text{defuzzifier}(B) = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_B(u_j) \cdot u_j}{\sum_{j=1}^n \mu_B(u_j)}$$

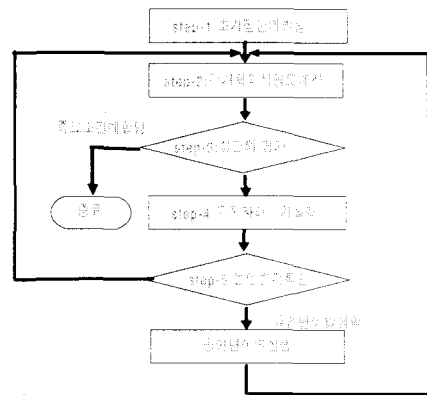
3. Genetic algorithm(GA)

GA(Genetic Algorithm)는 *Jone Holland*에 의해 제안된 자연계의 진화 현상을 바탕으로 한 최적화 방법이다. GA는 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 일정한 형태의 유전자라는 자료구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 자연계의 적자생존과 우성유전과 같은 개념으로 점점 더 좋은 해들을 생성하게 된다. 유전자 알고리즘은 탐색, 최적화 및 기계 학습의 도구로 많이 사용되고 있으며 구조가 단순하면서도 응용 범위가 상당히 넓은 특징을 가지고 있다. 유전자 알고리즘은 최적화에 근사한 값을 찾기 위한 효과적인 방법으로 많이 알려져 있으며 최근에는 여러 가지 이론과의 결합이 활발히 이루어지고 있다. 생물의 진화과정을 모방한 유전자 알고리즘은 기본적으로 문제를 해결하기 위해서 유전자형을 집단으로 유지한다.



(그림 7) 집단의 구성

이들로부터 교배나 돌연변이라는 연산자를 통하여 새로운 유전자형을 형성하고 이 중 문제 해결을 위한 적합도가 높은 것들을 선택하여 새로운 집단을 형성하면서 점차적으로 문제를 해결해 나간다. 기본적인 유전자 알고리즘은 다음과 같다.



(그림 8) 유전자 알고리즘

[단계 1] : 초기 집단의 발생

단일 염색체(chromosome)로 구성된 잠재적인 해집단을 각 최적화 변수의 범위 내에서 랜덤하게 초기 값을 발생시켜 초기 잠재적인 해집단을 구성한다.

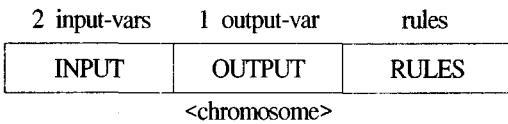
[단계 2] : 각 개체의 적응도 계산

집단의 각 개체에 대하여 적응도를 계산한다. 적응도 평가는 GA와 최적화 문제 간의 인터페이스

스 역할을 한다. 적응도 평가 작용은 대처하는 최적화 문제에 의존해서 복잡하거나 단순해진다. step 2의 종결 조건은 일반적으로 특정 세대 후로 결정하거나 일정한 세대가 지나도 적합도의 향상이 없을 때 알고리즘의 수행을 종료한다.

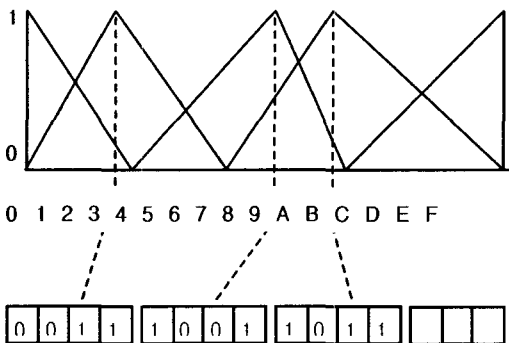
3.1 유전자 표현형

본 논문에서는 AGV를 제어하는 퍼지 시스템의 매개변수를 유전자형으로 표현하고 이들 중 적합도가 높은 것들을 교배와 돌연변이를 시켜 새로운 유전자 코드를 만들고 이들을 다시 퍼지 시스템에 적용하는 방식으로 최적에 가까운 매개변수를 구했다. 유전자형의 구조는 다음과 같다.



(그림 9) 유전자의 구성

즉 2개의 퍼지 입력 변수와 1개의 출력 변수, 그리고 제어 규칙을 인코드하고 있다. 입력과 출력에 인코드되는 각각의 입출력 변수는 그림과 같이 소속 함수를 결정하기 위하여 12비트가 필요하므로 퍼지 입출력 변수의 인코드에 총 36비트가 소요된다.



(그림 10) 소속 함수의 코딩 방법

3.2 제어 규칙의 코딩 방법

제어 규칙을 염색체로 코딩하는 방법은 하나의 제어 규칙을 정수로 치환하여 미리 정해놓은 순서대로 나열하는 방법이 사용된다. 퍼지 제어를 유전자 알고리즘으로 코딩하는 방법 또한 앞서 설명한 소속 함수와 제어 규칙의 코딩 방법에 따라 입력 변수와 제어 변수들을 각각 코딩하여 하나의 염색체 안에 나열하고 그 뒤에 제어 규칙을 코딩한 것을 나열한다.

거리 방향	LF	LN	MD	RN	RF
LN	0	0	0	1	2
SN	0	1	1	2	3
MD	0	1	2	3	4
SP	1	2	3	3	4
LP	2	3	4	4	4

00012 01123 01234 12334 23444

(그림 11) 제어 규칙의 코딩 방법

3.3 유전 연산자

- 재생산(reproduction) : 높은 적합도를 갖는 개체가 다음 세대에서 더 많은 자손을 남기도록 하는 과정으로 우성 선택법을 사용하였다.
- 교배(crossover) : 재생산된 부모 개체 중에 스트링의 한 부분을 임의로 선택해 교배한다.
- 돌연변이(mutation) : 집단 내의 각 개체의 각 유전자에 대해서 [0,1] 사이의 수치를 랜덤하게 발생시켜 돌연변이 작용자의 값보다 작은 값이 발생하였을 때 그 위치의 유전자를 다른 값으로 변화시키는 것이다.

3.4 GA를 이용한 퍼지 추론의 최적화

퍼지 소속 함수는 시스템에 따라서 여러 가지

형태로 적용될 수 있으며, 본 논문에서는 가장 일반적으로 사용되는 삼각 함수를 퍼지 소속 함수로 사용한다. 다음은 소속 함수로 사용되는 삼각 함수를 수식화 한 것이다.

$$f_i : x \rightarrow [0, 1]$$

$$f_i(x; \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) = 0, \quad (x \leq \alpha_i)$$

$$f_i(x; \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) = (x - \alpha_i) / (\beta_i - \alpha_i), \quad (\alpha_i < x \leq \beta_i)$$

$$f_i(x; \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) = (\gamma_i - x) / (\gamma_i - \beta_i), \quad (\beta_i < x \leq \gamma_i)$$

$$f_i(x; \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) = 0, \quad (x \geq \gamma_i)$$

여기서 β_i 는 삼각 퍼지 소속 함수 f_i 의 중점값, α_i 와 γ_i 는 양 끝점을 나타낸다. 본 논문에서는 다음의 식에 의하여 위의 소속 함수를 조정한다.

$$\alpha_i := (\alpha_i + \delta_i \sin \eta_i) - \eta_i$$

$$\beta_i := (\beta_i + \delta_i)$$

$$\gamma_i := (\gamma_i + \delta_i) + \eta_i$$

즉, 퍼지 소속 함수는 매개 변수 δ_i 와 η_i 에 의해 조정되며, δ_i 는 소속 함수를 좌우로 이동시키고 η_i 는 소속 함수의 폭을 조정한다. 본 논문에서는 퍼지 소속 함수를 최적화 해주는 매개 변수 δ_i 와 η_i 를 찾기 위해 GA를 사용하였다. 퍼지 추론을 최적화 하기 위한 GA의 염색체의 구성은 그림 13과 같다.

염색체의 적합도를 계산하기 위한 평가 함수는 다음과 같다.

$$F = \frac{1}{(1 + \Delta e^2)}$$

위 식의 mean square error는 다음과 같다.

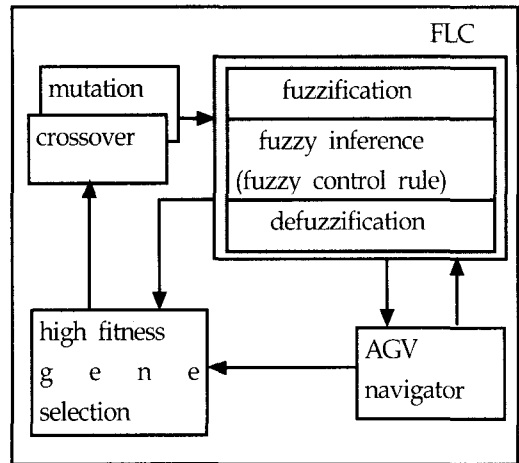
$$\Delta e^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (n_i - n_{mi})^2}{\sum_{i=1}^n n_i^2}$$

이때 n_i 는 퍼지 논리 제어기의 실제 출력값이고, n_{mi} 는 기대 출력값이다. v 는 이산화 된 데이터

의 수이다. 따라서 유전자 알고리즘의 각 세대는 mean square error가 감소하는 방향으로 진화하게 된다.

3.5 제어 규칙의 돌연변이

유전자 내에 코딩된 제어 규칙도 일반적인 유전자 알고리즘 돌연변이가 연산처럼 일정한 확률로 돌연변이가 일어나게 한다. 제어 규칙은 결론부의 linguistic term의 개수만큼 표현이 가능하므로 돌연변이가 일어나면 기존의 값을 제외한 나머지 중의 한 값을 새로운 제어 규칙으로써 갖게 된다.



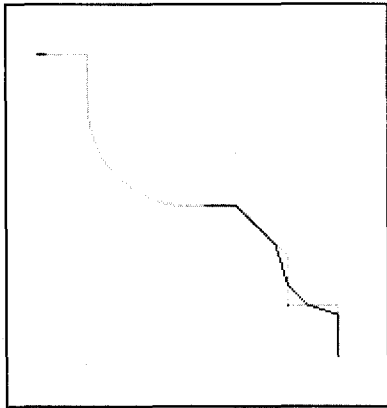
(그림 12) GA에 의한 퍼지 시스템 튜닝 구조

4. 시뮬레이션 및 결과

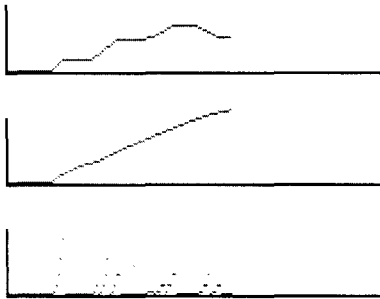
4.1 시뮬레이션

시뮬레이션에서 제안된 적응 퍼지 제어기는 퍼지 소속 함수와 rule을 최적으로 학습하여 퍼지 제어의 수행을 하였다. 여기서 속도는 일정하다고 가정하였다.

그림 13은 시뮬레이션에 사용된 AGV의 입출력 상태변수를 나타내었다. 조건부 변수로는 목표

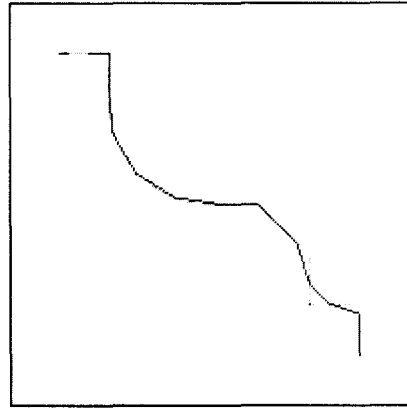


(a)

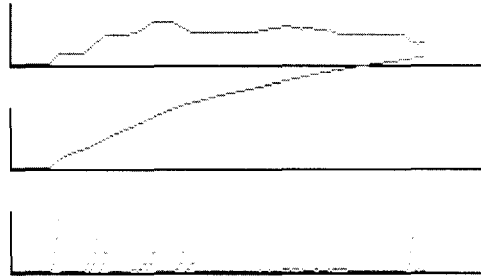


(b)

(그림 15) 모의 수행시 이동 경로



(a)



(b)

(그림 16) 초기의 실험 결과

4.2 AGV 경로 계획과 navigation

다음은 AGV의 global navigation 알고리즘을 간단히 나타낸 것이다.

- ```

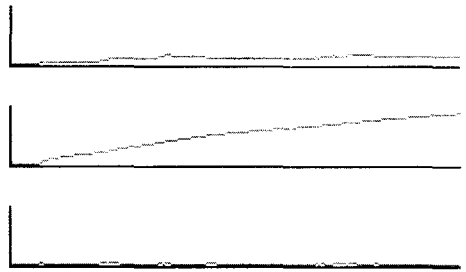
step 1 : workspace의 global map 작성
step 2 : global path planning
step 3 : AGV의 local navigation
 (1) : IF current position = goal point
 THEN navigation terminate
 (2) : IF obstacle exist
 THEN obstacle avoidance ,
 local path planning ,
 go straight to sub-goal point,
 path recovery ,
 (3) : go straight to goal point
step 4 : go to step 3

```

AGV의 navigation은 global path planning에 의해 생성된 경로를 따라서 AGV pilot module에 의해서 시작점에서 목표점까지를 주행하게 된다. 본 연구에 사용된 그림 12의 시뮬레이션을 위한 경로는 작업 환경에 대한 정보는 이미 알려져 있다는 전제 하에 global path planning의 일부분만을 표시한 것으로 AGV 제어기의 성능을 평가하기 위해서 사용되었다. 주행 성능을 평가하기 위한 함수로서 수평 위치 오차(lateral position error)는 AGV의 중심이 목표 경로에서 벗어난 정도를 나타내는 것으로 이탈된 거리의 절대 값을  $e$ 라고 정의하며 일정 거리에서 수평 위치 오차  $e$ 의 총합을 평가 함수로 한다. 평가 함수의 값이 적은 값이 나올수록 목표 경로에 정확한 주행을 했다는 것을 의미한다. 최종 실험 결과는 그림 15에 나타내었다.

그림 14는 제안된 방법으로 생성된 최적에 근사한 소속 함수의 모양을 나타낸 것이다. 생성된 소속 함수의 모양과 제어 규칙을 초기의 휴리스틱한 방법으로 부여했던 것과 유전자 알고리즘에 의해 새로 생성된 소속 함수의 모양과 제어 규칙을 비교해 보면 선형 제어보다는 비선형 제어가 성능이 향상되었다는 것을 알 수 있다.

AGV와 목표 경로 간의 오차가 클 때는 대략적으로 핸들을 크게 조작하고, 오차의 양이 미세할 경우는 핸들링이 거의 일어나지 않는 정도의 미세 제어를 하는 것이 적합도가 향상되었다. 그림 18의 (a)는 시뮬레이션 중 발생하는 오차  $e$ 의 변화 그래프로서 오차의 크기가 적을수록 양호한 제어기라 볼 수 있다. 그림 (b)는 오차  $e$ 를 누적시킨 모양의 그래프이다. 최종적으로 누적된 값은 오차  $e$ 의 총합을 나타내므로 제어기의 성능과 연관성이 깊다. 그러므로,  $e$ 의 총합을 적합도 계산에 사용하여 제어기의 성능을 평가한다. 그림 (c)는  $\Delta e$ 의 변화를 나타내는 것으로서  $\Delta e$ 의 진폭은 AGV의 안정된 주행과 관계가 깊다.  $\Delta e$ 의 진폭이



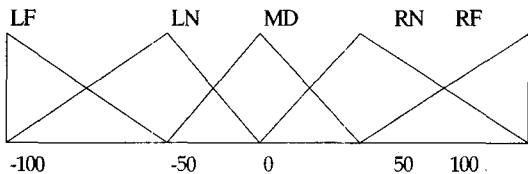
(a) 오차  $e$ 의 크기 변화 그래프  
 (b)  $e$ 의 크기 누적 변화 그래프  
 (c)  $\Delta e$ 의 변화 그래프

(그림 18)

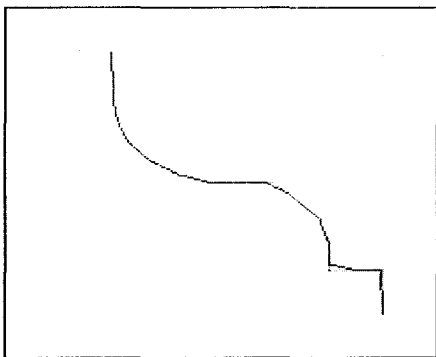
작을수록 에러의 변화량이 작아지므로 계획된 경로 위를 적은 핸들링만으로도 주행이 가능하게 되므로 안정적인 주행이 가능하게 되는 것이다. 안정성도 적합도 계산을 위한 한 패러미터로서 적용되었다. 그림 (c)는 대체로 안정적인 변화를 보이므로 AGV의 주행성이 안정적이라 볼 수 있을 것이다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 AGV의 효율적인 제어를 위한 자기 적응성 퍼지 제어 시스템을 구성하여 AGV의 navigation에 적용할 수 있는 운행 제어기를 제안하였다. 기존의 AGV 제어 알고리즘은 전문가적인 지식에만 의존하여 제어를 행하므로 패러미터의 최적화 등에 한계가 있기 때문에 AGV의 효율성에도 한계가 있었다. 또한 다수의 규칙과 복잡한 계산으로 인하여 제어기를 직관적으로 이해하는데 어려움이 많았다. 따라서, linguistic variable을 사용하는 퍼지 시스템의 특성으로 이해하기 쉽고 직관적인 제어기를 구성하였으며, 변화하는 환경에 능동적으로 대처할 수 있는 제어기를 구성하기 위하여 유전자 알고리즘을 이용한 SOC 퍼지 제어기를 사용하여 소속 함수를 최적화 시켰고 제어 규칙의 자기 수정 및 생성으로 최적의 AGV navigation이 가능하도록 하였다. 그러나 유



(그림 16) 조정된 멤버십 함수의 예



(그림 17) 최종 주행 경로

전자 알고리즘을 이용하여 퍼지 제어 규칙을 조정하는 것은 오프라인(off-line)의 경우에는 좋은 성능의 퍼지 제어를 얻을 수 있으나, 실시간의 경우에는 적용할 수 없다는 단점이 있다. 다변하는 환경에 유연하게 능동적으로 대처하기 위해서는 실시간에도 적용할 수 있는 모델을 필요로 한다. 따라서 본 연구에 덧붙여서 실시간 학습이 가능하도록 하여 AGV navigation 중 발생하는 임의의 방해물 회피 등에 적용하는 연구를 계속하고자 한다.

### Acknowledgement

The study was supported by Research Funds from Chosun University, 2000.

### 참 고 문 헌

- [1] Borenstein, J., Koren, Y. "The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robot". IEEE Trans. Robotics Automat(1991). pp.278-288.
- [2] Floor Van Der Rhee and Hans Van Nauta Lemke. "Knowledge Based Fuzzy Control of System". IEEE Trans. Automatic Control 35(1990). pp.148-159.
- [3] Georgess Girait. "Mobile Robots", NATO ASI Series Vol. F11 Robotics and Artificial Intelligence(1990). pp.78-97.
- [4] J.J.Buckley and Y.Hayashi. "Fuzzy neural networks : a survey, Fuzzy Sets and Systems 66"(1994). pp.1-13.
- [5] Kun-chee Henry Fo and Mansur R. Kabuka. "A Flexible Multiple Mobile Robot System" IEEE Trans. Robotics and Autonomation 8(1992). pp.607-622.
- [6] Mikio Maeda, Yasushi Maeda and Shuta Murakami. "Advances Fuzzy Logic Control of a Model Car in Extreme Situations". Fuzzy Sets and Systems(1992). pp.41-52.
- [7] Slack, M.G. "Navigational templates: mediating qualitative guidance and quantitative control in mobile robots". IEEE Trans. Syst. Man Cybern (1993). pp.452-466.
- [8] A.Meystel. "Autonomous Mobile Robot". World Scientific(1991).
- [9] 김학만, 신명철. "유전 알고리즘을 이용한 전력 계통의 경제급전". 한국 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지. 6권, 1호(1996). pp.36-41.
- [10] 이승익, 조성배. "유전자 최적화 방식에 의한 이동 로봇의 퍼지제어". 한국 정보과학회 학술발표 논문지. 23권, 1호(1996). pp.1025-1028.
- [11] 임영희, 박대회. "유전자 알고리즘과 신경망의 융합을 이용한 퍼지 추론 모델의 최적화". 한국정보과학회 논문지. 22권, 5호 (1996). pp. 766-775.
- [12] 이광형, 오길록. "퍼지 이론 및 응용 I,II". 흥릉과학출판사. 1991.

● 저자 소개 ●



**장 봉 석**

1989년 조선대학교 전산통계학과 졸업(학사)  
1993년 메사츄세츠 주립대, 전산학과 졸업(석사)  
1997년 메사츄세츠 주립대, 전산학과 졸업(박사)  
1997년~1999년 삼성전자 통신연구소 IMT-2000 시스템개발그룹 선임연구원  
1999년~현재 목포대학교 정보공학부 멀티미디어공학과 전임강사  
관심분야 : Packet Video, Networking QoS, Optimization Computation  
E-mail:jang@nmlab.mokpo.ac.kr



**배 상 현**

1982년 조선대학교 전기공학과 졸업(학사)  
1984년 조선대학교 대학원 전기,전자공학과 졸업(석사)  
1988년 일본 동경도립대학 전자정보통신공학부 졸업(박사)  
1984년~1985년 일본동경공대 객원연구원  
1995년~1996년 일본 NAIST 초빙교수  
1999년~현재 조선대학교 전산통계학과 교수  
관심분야 : 대규모 지식베이스, 인공신경망, 퍼지시스템, GIS, 전문가시스템  
E-mail:shbae@chosun.ac.kr

**정 현**

1999년 조선대학교 제어계측공학과 대학원 졸업(박사)  
1999년 초당대학교 전자공학과 전임강사