

GA-Fuzzy 시스템을 이용한 무인 운송차의 제어

나 영 남, 손 영 수, 오 창 윤, 이 강 현, 배 상 현

Autonomous Guided Vehicle Control Using GA-Fuzzy System

Young-Nam Na, Young-Soo Son, Chang-Yun Oh, Kang-Hyeon Rhee, Sang-Hyun Bae

요 약

FA의 중요성이 증가함에 따라 AGV(Autonomous Guided Vehicle)의 역할 또한 중요시되고 있다. 본 논문은 인공 지능의 여러 방법론을 통합하여 하이브리드 형태의 제어기가 가질 수 있는 상호 보완적인 특징을 이용하고자 하며, 유전자 알고리즘에 의한 자기 조직이 가능한 퍼지 제어기로서 능동적이고 효과적인 AGV 제어기를 구성하고자 한다. 자기 조직이 가능한 퍼지 제어기를 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 the increase of factory-automation in the field of production, the importance of 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.

Key Words: fuzzy system, genetic algorithm, AGV, FA, fusion

1. 서 론

인간과 같이 유연한 적응력을 가진 지적기계의 실현을 목표로 하는 로봇틱스는 전형적인 인공지능의 연구 분야이다. 인공지능 로봇에 관한 많은 연구가 행해지고 있으나, 로봇틱스는 많은 부분의 지식과 복합된 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 AGV의 역할 또한 중요시되고 있다. 변화하는 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 모사 하는 것을 목적으로 하고 있는데, 인간의 지능은 이 모든 것을 통합한 것

보다도 더 복잡한 형태를 이루고 있다. 따라서, 본 논문은 여러 방법론을 통합한 하이브리드 형태의 제어를 구성하여 장점을 살리고 상호 보완적으로 동작하여 약점을 보완할 수 있도록 하였다. 또한, 본 논문에서는 이것을 응용하여 자기 조직이 가능한 퍼지 제어를 설계하여 능동적이고 효과적인 AGV 제어를 구성하였다. 자기 조직이 가능한 퍼지 제어를 구성하기 위하여 GA(Genetic Algorithm)를 사용하여 멤버십 함수를 최적으로 가깝게 튜닝하였으며 제어 규칙의 자기 수정 또는 생성을 통하여 제어 성능을 향상 시켰다.

기존의 AGV는 PID 형태의 제어를 사용함으로써 직관성과 유연성이 떨어지며 제어의 효율성도 떨어지는 단점이 있다. 또한 변화하는 환경에 능동적으로 대처할 수 있는 능력이 결여되어있다. 이에 SOC(self-organizing control) 퍼지 제어기는 학습과 적응이 가능하여 제어 규칙의 생성과 수정이 가능하므로 다변하는 환경에 유연하게 대처할 수 있으며 퍼지 논리를 사용함으로써 실제계의 근사적이고 애매한 현상을 효과적으로 표현할 수 있고 언어적 표현을 사용하여 직관적인 제어를 만들 수 있다. 본 논문의 SOC 퍼지 제어기는 퍼지 제어기와 유전자 알고리즘의 각각의 특성을 이용하여 자기 조직이 가능하고 인간과 유사한 직관적이고 환경에 적응할 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 의사 결정 능력을 인위적으로 구현할 수 있는 대표적인 도구으로써 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 도구이기 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.

R_1 : IF X is A(1) and Y is B(1) THEN Z is C(1), also

R_2 : IF X is A(2) and Y is B(2) THEN Z is C(2), also
 R_N : 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 출력변수 Y에 대한 언어 항들의 퍼지 집합이고, 위의 식은 다음과 같은 하나의 퍼지 관계(fuzzy relation)로 변환된다. 즉, 다음과 같이 표현된다

$$R = \text{also}(R_1, R_2, \dots, R_N)$$

그림 1은 본 논문의 실험을 위해 설정된 모델로써 각각의 변수에 대한 자세한 설명은 4장에서 덧붙인다. 조건부에 사용한 2개의 입력변수는 각각 AGV가 목표 선으로부터 떨어진 거리 d와 AGV의 진행 방향 θ 를 나타낸다. 결론 부에 사용한 1개의 출력변수는 AGV의 핸들링 각도를 나타낸다. 여기에서 입력과 출력 변수에 각각 다음과 같은 퍼지 집합을 설정하였다. 소속 함수의 구간을 정하기 위한 특정한 규칙이 없으므로 전문가나 숙련된 기술자의 주관적인 판단에 의해서 소속 함수의 구간과 제어 규칙을 결정하게 된다. 그로 인하여, 퍼지 시스템의 객관성이 결여되는 것이다. 본 논문에서는 이와같은 퍼지 시스템의 단점을 극복하고 최적의 상태를 구하기 위하여 유전자 알고리즘을 사용하여 기본 형태로 주어진 소속 함수의 구간 및 제어 규칙을 재조정함으로써 제어기의 성능을 높게 된다. 이것을 위하여 먼저 다음과 같이 기본적인 소속 함수의 구간과 제어 규칙이 정해진다.

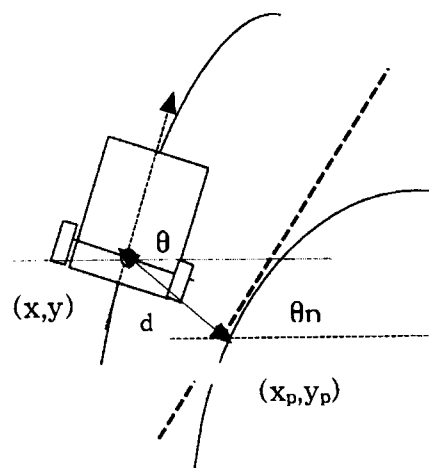


그림 1 모의 수행에 사용된 AGV의 입력 변수
 Fig. 1 AGV input variables used in simulation.

a. 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 목표 선에서 오른쪽으로 멀리 벗어나 있음을 나타낸다. MD는 목표선 위를 주행하고 있음을 나타내며 RN은 AGV가 목표선의 오른쪽 가까이 주행하고 있음을 나타낸다.

b. 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 목표 선과 방향이 일치하여 주행함을 의미한다.

c. AGV의 핸들링 각도 (A)

$A \in \{ LN(\text{Large Negative}), SN(\text{Small Negative}),$

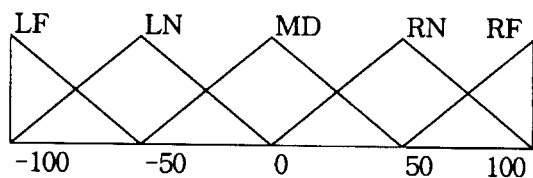


그림 2 목표 선과 거리 입력변수의 멤버십함수
Fig. 2 The membership function for distance from target path

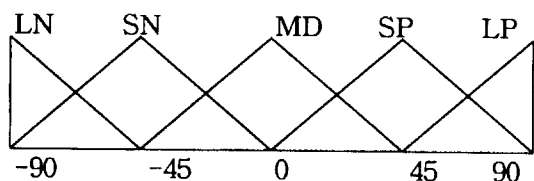


그림 3 AGV의 주행 방향 입력 변수의 멤버십함수
Fig. 3 The membership function for the moving direction of AGV

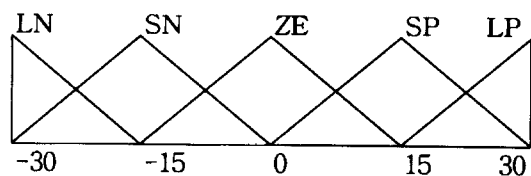


그림 4 AGV의 핸들링 각도 출력 변수의 멤버십 함수
Fig. 4 The membership function for the handling angle of AGV

$\{ ZE(\text{Zero Equal}), SP(\text{Small Positive}), LP(\text{Large Positive}) \}$ 퍼지 변수 LN은 AGV의 핸들을 좌로 크게 돌리는 것을 의미하며, ZE는 핸들의 조작 없이 똑바로 진행함을 의미하며, 퍼지 변수 SP는 AGV의 핸들을 오른쪽으로 작게 돌리는 것을 의미한다.

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.

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

단, 삼각형의 아래 변의 위치를 나타내는 좌표 점을 p, q로 나타내고 그 x 좌표에서 멤버십 값이 0으로 된다. 따라서 삼각형의 소속 함수는 p, r, q 세 개의 페러미터(parameter)에 의해서 완전히 결정된다. r은 소속 함수의 중심 값으로 적합도가 최대가 되는 값이다.

퍼지 추론 방법은 correlation minimum 방법을 사용하였고 비퍼지화 방법으로는 fusion method의 적용을 위하여 변형된 centroid defuzzification 방법과 원래의 centroid defuzzification 방법을 각각 다른 단계에서 적용하여 사용하였다.

본 논문의 AGV는 2개의 입력변수를 갖는 퍼지 규칙으로 제어되는데, 규칙의 수나 각 규칙에서 사용하는 입력 변수의

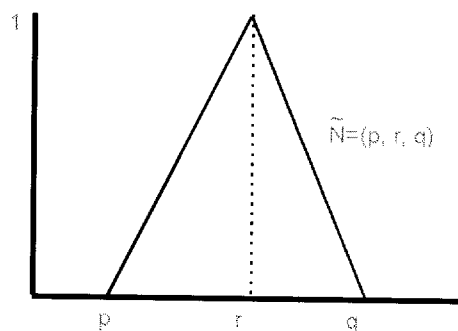


그림 5 퍼지수 r-tilde에 대한 소속 함수
Fig. 5 The membership function for fuzzy number r-tilde

수 및 소속함수의 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 제어규칙을 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)규칙 이라고도 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 잠시후의 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 추가하는 방법 등이 있다. 본 연구에서는 학습/적응 능력이 있는 능동적인 제어기의 구성을 목표로 한다. 우선 휴리스틱한 제어규칙을 부여한 후 유전자 알고리즘을 사용한 적응제어(Self-Organizing Control (SOC))가 가능한 퍼지 제어기에 의하여 규칙의 생성 및 재구성이 가능하도록 하였다.

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 출력 값을

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
Fig. 6 Fuzzy Control Rule

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.

$$\begin{aligned} \mu R(e, ce, co) &= \text{Min}(\mu E(e), \mu CE(ce), \mu CO(co)) \\ \mu CO'(co) &= \text{Max} - \text{Min}(\mu E(e'), \mu CE(ce'), \mu CO(co)) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 e' 와 ce' , co' 는 각각 제어기 입력의 퍼지집합, 추론된 제어기 출력 값이며 는 소속함수값을 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 U를 양자 화한 후의 비퍼지화값 u^* 는 다음과 같이 정의된다.

$$u^* = \text{def } uzzifier(B') = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{B'}(u_j) \cdot u_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{B'}(u_j)} \quad (3)$$

3. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 Jone Holland에 의해 제안된 자연계의 진화 현상을 바탕으로한 최적화 방법이다. GA는 풀고자 하는

문제에 대한 가능한 해들을 일정한 형태의 유전자라는 자료 구조로 표현한 다음 이들을 점차적으로 변형함으로써 자연계의 적자생존과 우성 유전과 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.

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.

step-1 : 초기 집단의 발생

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

step-2 : 각 개체의 적응도 계산

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

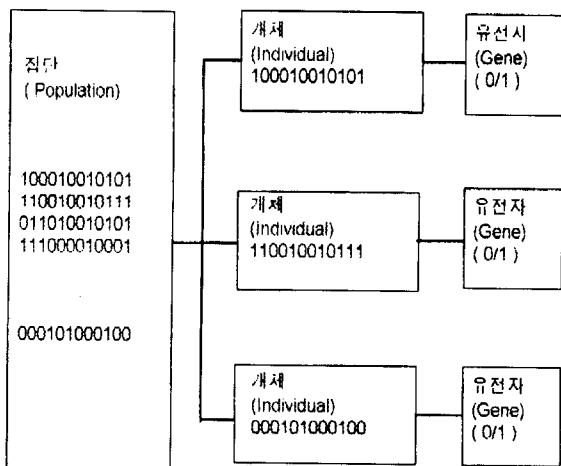


그림 7 집단의 구성
Fig. 7 components of population

3.1 유전자 표현형

본 논문에서는 AGV를 제어하는 퍼지 시스템의 매개변수를 유전자형으로 표현하고 이들중 적합도가 높은 것들을 교배와 돌연변이를 시켜 새로운 유전자 코드를 만들고 이들을 다시

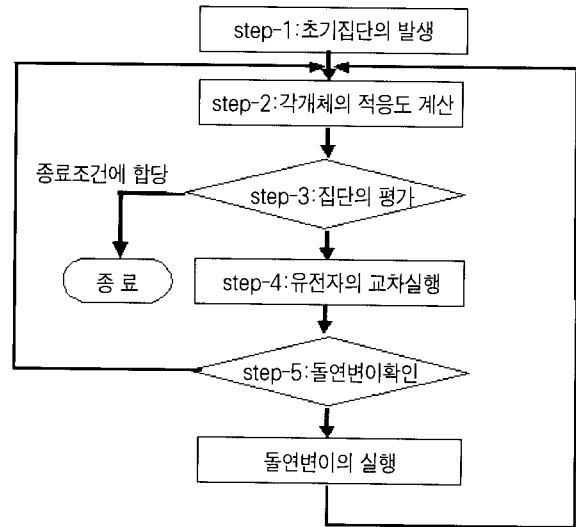


그림 8 유전자 알고리즘
Fig. 8 A Genetic Algorithm

2 input-vars 1 output-var rules

INPUT	OUTPUT	RULES
chromosome>		

그림 9 유전자의 구성
Fig. 9 The structure of gene

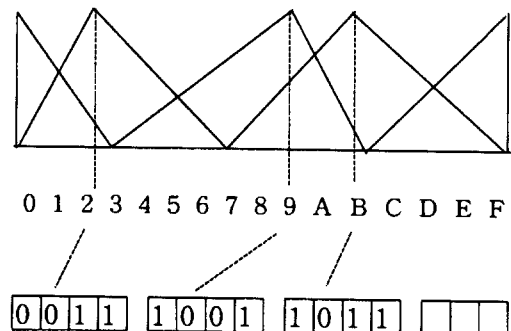


그림 10 소속 함수의 코딩 방법
Fig. 10 The coding method of the membership function

퍼지 시스템에 적용하는 방식으로 최적에 가까운 매개변수를 구했다. 유전자형의 구조는 다음과 같다.

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

3.2 제어 규칙의 코딩 방법

제어규칙을 염색체로 코딩하는 방법은 하나의 제어규칙을 정수로 치환하여 미리 정해놓은 순서대로 나열하는 방법이 사용된다. 퍼지제어기를 유전자 알고리즘으로 코딩하는 방법 또한 앞서 설명한 소속함수와 제어규칙의 코딩 방법에 따라 입력 변수와 제어변수들을 각각 코딩하여 하나의 염색체 안에 나열하고 그 뒤에 제어규칙을 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 코딩의 방법
Fig. 11 The coding method of control rules

3.3 유전 연산자

1. **재생산(reproduction)** : 높은 적합도를 갖는 개체가 다음 세대에서 더 많은 자손을 남기도록 하는 과정으로, 우성 선택 법을 사용하였다.

2. **교배(crossover)** : 재생산된 부모 개체 중에, 스트링의 한 부분을 임의로 선택해 교배한다.

3. **돌연변이(mutation)** : 집단내의 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 수식 화한 것이다.

$$\begin{aligned}
 f_i &: x \rightarrow [0,1] \\
 f_i(x, \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) &= 0, & (x \leq \alpha_i) \\
 f_i(x, \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) &= (x - \alpha_i) / (\beta_i - \alpha_i), & (\alpha < x \leq \beta_i) \\
 f_i(x, \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) &= (x - \gamma_i) / (\beta_i - \alpha_i), & (\beta_i < x \leq \gamma_i) \\
 f_i(x, \alpha_i, \beta_i, \gamma_i) &= 0, & (x \leq \gamma_i)
 \end{aligned} \tag{4}$$

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

$$\begin{aligned}
 \alpha_i &:= (\alpha_i + \delta_{suni}) - \eta_i \\
 \beta_i &:= (\beta_i + \delta_i) \\
 \gamma_i &:= (\gamma_i + \delta_i) + \eta_i
 \end{aligned} \tag{5}$$

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.

$$F = \frac{1}{(1 + \Delta e^2)} \tag{6}$$

위 식의 mean square error는 다음과 같이 나타낸다.

$$\Delta e^2 = \sum_{i=1}^v (n_{ri} - n_{mi})^2 / \sum_{i=1}^v n_{ri}^2 \tag{7}$$

이때 n_{ri} 는 퍼지 논리 제어기의 실제 출력 값이고, n_{mi} 는 기대 출력 값이다. v 는 이산화된 데이터의 수이다. 따라서 유전자 알고리즘의 각 세대는 mean square error가 감소하는 방향으로 진화하게 된다.

3.5 제어규칙의 돌연변이

유전자 내에 코딩된 제어 규칙도 일반적인 유전자 알고리즘 돌연변이가 연산처럼 일정한 확률로 돌연변이가 일어나게 한

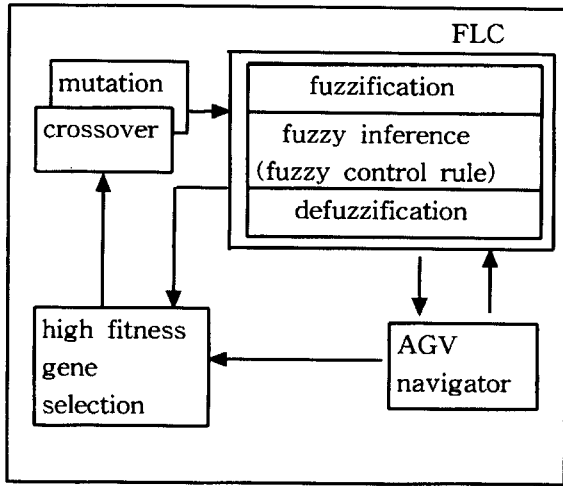


그림 12 GA에 의한 퍼지 시스템 튜닝 구조
Fig. 12 The tuning structure of the fuzzy system by GA

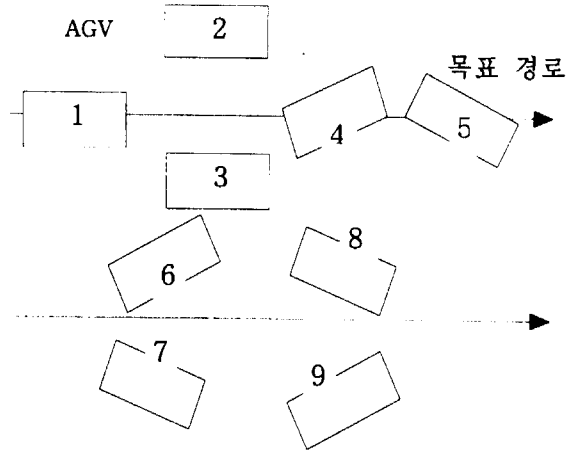


그림 13 목표 경로와 AGV의 위치
Fig. 13 The target path and the location of AGV

다. 제어 규칙은 결론 부의 언어항의 개수만큼 표현이 가능하므로 돌연변이가 일어나면 기존의 값을 제외한 나머지 중의 한 값을 새로운 제어 규칙으로써 갖게된다.

4. 모의 실험 및 결과

4.1 모의 실험

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

그림 1은 시뮬레이션에 사용된 AGV의 입, 출력 상태변수를 나타내었다. 조건부 변수로는 AGV가 목표 선으로부터 떨어진 거리를 d 라 하고, AGV의 진행방향을 θ 로 정한다. 결론부 변수는 AGV의 핸들을 꺾는 각도를 ϕ 라고 한다. 변수 d 는 AGV와 목표 경로와의 거리를 나타내며 목표 경로에서 AGV의 위치에 따라 거리 d 의 부호가 결정된다.

- $d < 0$: AGV가 목표 경로의 좌측에 위치
- $d > 0$: AGV가 목표 경로의 우측에 위치
- $d = 0$: AGV가 목표 경로와 일치

d 의 크기는 fuzzy variable로 변환되어 언어적 값으로써 입력된다. 주행성능을 평가하는 과정에서 d 는 오차 e 로써 표현되며 d 의 변화량 Δd 는 오차의 변화량 Δe 로써 평가함수의 입력으로 사용되어 AGV의 주행 성능을 측정한다.

AGV의 주행 성능을 검토하기 위하여 학습 도중에 매 Δt 시간마다 오차의 변이를 추적하여 누적 오차를 계산한다.

$$\Delta E_{sum}(t) = E(t - \Delta t) + \frac{1}{2} \Delta E_{sum}(t - \Delta t) \quad (8)$$

여기서 $E(t - \Delta t)$ 은 t 와 Δt 사이의 오차의 변화량을 나타내며 $\Delta E_{sum}(t - \Delta t)$ 는 오차의 누적 변화량을 나타낸다.

θ 는 AGV의 주행 방향을 나타내며 θ_p 와의 비교한 값에 의해 AGV와 목표 경로와의 관계를 알 수 있으며 이에 따라 아래의 그림과 같은 경우에 따라 퍼지 규칙을 만들 수 있다. 퍼지 규칙을 생성할 수 있다. 그림 13은 목표 경로와 AGV 간의 위치 관계를 나타낸 것이다.

그림 11과 같은 제어 규칙을 구성하여, 논의된 유전자 알고리즘과 퍼지 추론에 의하여 다음과 같은 국부적인 경로에서 모의 주행 시험이 수행되었다. 모의 수행은 전역 경로 계획이 이루어진 후 생성된 workspace의 전역 경로를 목표로한 AGV의 주행을 필요로 한다. 그러나 GA를 적용하여 평가함수 값을 구하고 우성의 유전자를 추출하기에는 너무 많은 시간이 필요하였으므로 그림 14와 같이 단순한 형태의 경로 주행을 통하여 본 논문의 퍼지 제어기를 실험하였다.

※ GA 적용 환경

· 전체 인구 : 100

· Fitness함수 :
$$Fitness_i = \frac{1}{1 + \sum_{i=0}^{216} |error_i|} \quad (9)$$

· Error 값 : $error_i = E_i - F_i$

· 재생산 방식 : Roulette 방식,

$$\rho_i = \frac{Fitness_i}{\sum_{j=0}^{100} Fitness_j}, (\rho \text{는 reproduction 확률}) \quad (10)$$

- maximum fitness : 0.98
- 교배율 : 0.6
- 돌연변이율 : 0.01

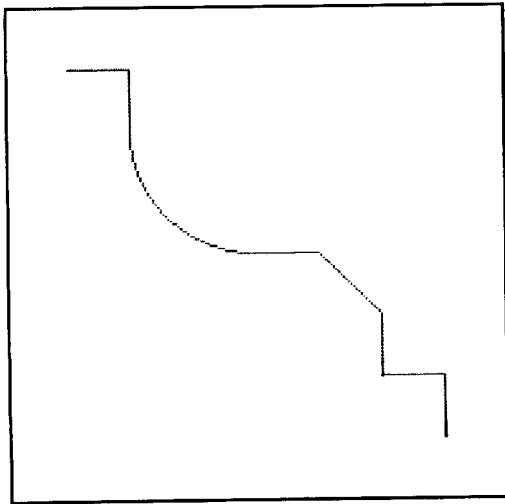
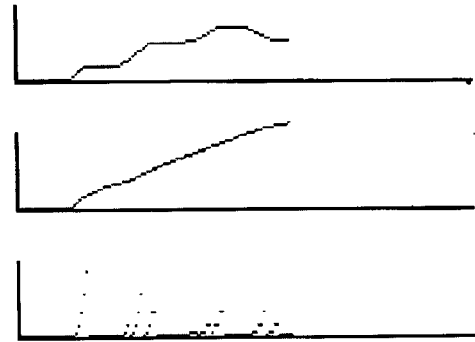


그림 14 모의 수행에 사용된 경로
Fig. 14 The path used for simulation

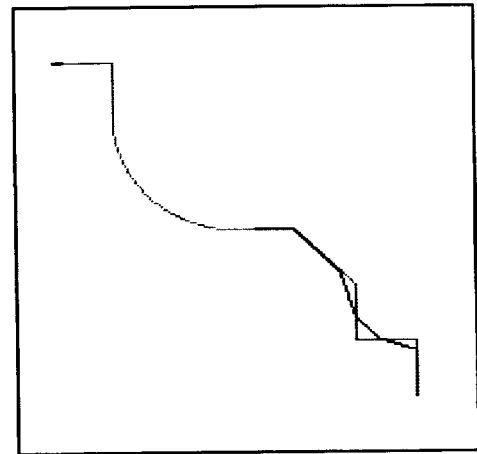


그림 15 모의 수행을 위한 적합도 그래프와 이동 경로
Fig. 15 The fitness graph and the moving path for simulation of AGV

4.2 AGV의 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 주행하게된다. 본 연구에 사용된 그림 14의 시물레이션을 위한 경로는 작업 환경에 대한 정보는 이미 알려져 있다는 전제하에 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 위치오차 e 의 총합을 평가함수로 한다. 평가함수의 값이 적은 값이 나올수록 목표 경로에 정확한 주행을 했다는 것을 의미한다. 최종 실험 결과는 그림 18에 나타내었다.

그림 17은 제안된 방법으로 생성된 최적에 근사한 소속함수의 모양을 나타낸 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 페러미터의 최적화 등에 한계가 있기 때문에 AGV의 효율성에도 한계가 있었다. 또한 다수의 규칙과 복잡한 계산으로 인하여 제어기를 직관적으로 이해하는데 어려움이 많았다. 따라서, 언어항을 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 최적화시켰고 제어 규칙의 자기 수정 및 생성으로 최적의 AGV navigation이 가능하도록 하였다. 그러나 유전자 알고리즘을 이용하여 퍼지 제어 규칙을 조정하는 것은 오프라인의 경우에는 좋은 성능의 퍼지 제어기를 얻을 수 있으나, 실시간의 경우에는 적용이 용이하지 않다는 단점이 있다. 다변하는 환경에 유연하게 능동적으로 대처하기 위해서는 실시간에도 적용할 수 있는 모델을 필요로 한다. 따라서 본 연구에 덧붙여서 실시간 학습이 가능하도록 하여 AGV 운행중 발생하는 임의의 방해물 회피 등에 적용하는 연구를 계속하고자 한다.

이 논문은 한국과학재단 지정 지역협력연구센터인 조선대학교 수송기계부품공장 자동화연구센터의 1996년도 연구비의 지원에 의해 연구되었음.

참 고 문 헌

- [1] Borenstein, J., Koren, Y., "The vector field histogram - fast obstacle avoidance for mobile robot", IEEE Trans. Robotics Automat.(1991), 278~288.
- [2] Floor Van Der Rhee and Hans Van Nauta Lemke, "Knowledge Based Fuzzy Control of System", IEEE Trans. Automatic Control, 35 (1990), 148~159.
- [3] Georgess Girait, "Mobile Robots", NATO ASI Series Vol. F11 Robotics and Artificial Intelligence, (1990), 78~97.
- [4] J.J.Buckley and Y.Hayashi, "Fuzzy neural

networks : a survey, Fuzzy Sets and Systems 66" (1994), 1~13.

- [5] Kun-chee Henry Fo and Mansur R. Kabuka, "A Flexible Multiple Mobile Robot System," IEEE Trans. Robotics and Automation, 8(1992), 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), 41~52.
- [7] Slack, M.G., "Navigational templates: mediating qualitative guidance and quantitative control in mobile robots", IEEE Trans. Syst. Man Cybern.(1993), 452~466.
- [8] A.Meystel, "Autonomous Mobile Robot", World Scientific, 1991.
- [9] 김학만, 신명철, "유전 알고리즘을 이용한 전력계통의 경제급전", 한국 퍼지 및 지능 시스템학회 논문지, 6권 1호(1996), 36~41.
- [10] 이승익, 조성배, "유전자 최적화 방식에 의한 이동 로봇의 퍼지제어", 한국 정보과학회 학술발표 논문지, 23권 1호(1996), 1025~1028.
- [11] 임영희, 박대희, "유전자 알고리즘과 신경망의 융합을 이용한 퍼지 추론 모델의 최적화", 한국정보과학회 논문지, 22권 5호(1996), 766~775.
- [12] 이광형, 오길록, "퍼지 이론 및 응용 I, II", 홍릉과학출판사, 1991.

< 저 자 소 개 >



나영남

1991년 조선대학교 전자계산학과 졸업(이학사). 1993년 조선대학교 대학원 전자계산학과 졸업(이학석사). 1994년 현재 조선대학교 대학원 전산통계학과 박사과정 수료.



손영수

1988년 조선대학교 전산통계학과 졸업(이학사). 1991년 조선대학교 대학원 전산통계학과 졸업(이학석사). 1993년 현재 조선대학교 대학원 전산통계학과 박사과정 수료. 1996년 현재 한려산업대학 전자계산학과 교수.



오창윤

1992년 조선대학교 자연과학대학 전산통계과 졸업(이학사). 1994년 조선대학교 대학원 전산통계학과 졸업(이학석사). 1994년~1997년 2월 (주)아시아자동차 근무. 1996년 8월~현재 조선대학교 대학원 전산통계학과 박사과정. 1997년~현재 조선대학교 자연과학대학 전산통계학과 시간강사.



이강현

1977년 조선대학교 공과대학 전자공학과 졸업(공학사). 1981년 조선대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1991년 아주대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사). 1977년~현재 조선대학교 공과대학 전자, 정보통신공학부 교수. 1991년 미 스탠포드 대학교 CRC협동연구원. 1996년 12월~1997년 2월 호주 Wollongong University Sydney University SEDAL방문 교수. 1995년~1996년 조선대학교 RRC 산학협력실장. 1996년~현재 조선대학교 공과대학 전자정보통신공학부 학과장



배상현

1982년 조선대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1984년 조선대학교 대학원 전기, 전자공학과 졸업(공학석사). 1988년 일본 동경도립대학 정보공학과 졸업(공학박사). 1988년~현재 조선대학교 자연과학대학 전산통계학과 교수.