

인지에 기반한 이동 로봇의 운항계획

Cognition-based Navigational Planning for Mobile Robots

이인근 · 이동주 · 이석규 · 권순학*

In K. Lee, Dong J. Lee, Suk-Gyu Lee, and Soon H. Kwon*

영남대학교 전자정보공학부

요 약

본 논문에서는, 동적환경 하에서 움직이는 이동 로봇을 위한 인지에 기반한 이동 로봇의 운항계획 알고리즘을 제안한다. 제안된 알고리즘은 크게 '지각'과 '계획' 부분으로 구성되어 있으며, '지각'은 지식을 구성하는 퍼지 규칙과 센서에서 얻은 데이터를 근거로 하는 위치 추론을 담당하고, '계획'은 환경에 대한 지식과 '지각' 과정에서 얻은 위치에 대한 정보를 통해 시작점과 목표점 사이의 경로를 생성한다. '지각'과 '계획'을 통해 이동 로봇은 애매한 정보와 애매한 지식으로 위치를 추론하고 목표점을 찾아 이동한다. 컴퓨터 모의실험을 통해 제안된 알고리즘의 타당성을 보인다.

Abstract

In this paper, we propose a cognition-based navigational algorithm for mobile robots in dynamic environments. The proposed algorithm consists of two main stages: (i) the fuzzy logic-based perception stage that constructs knowledge from the sensory data for subsequent usage in reasoning, and (ii) the planning stage that identifies the path between a starting and a goal position within its environment on the basis of the knowledge base on the environment and information from the perception stage. A mobile robot reasons places and moves to goal using ambiguous information and ambiguous knowledge through 'perception' and 'planning'. We provide computer simulation results for a mobile robot in order to show the validity of the proposed algorithm.

Key words : Mobile robot, Navigation, Perception, Cognition, Fuzzy

1. 서 론

AGV(Automated guided vehicles)라고도 불리는 이동 로봇은 가까운 장래에 인간 보조 시스템, 항공 우주 분야, 공장 및 가정 자동화 시스템 등과 같은 다양한 분야에서 적극 활용될 전망이다. 이동 로봇의 자율 이동을 위해 필요한 위치 추정, 장애물 회피 및 경로 계획과 같은 분야에 대한 연구는 인공지능, 퍼지 논리, 유전자 알고리즘 및 신경망 이론 등의 적용 예에서도 알 수 있듯이 도전할 만한 영역이라 할 수 있을 것이다[1-9]. 이와 같이 다양한 분야에서 이동 로봇이 보다 적절하고 활발하게 활용되기 위해서는 현재의 센서 체계 및 이를 바탕으로 한 수치 정보를 기반으로 한 이동 로봇 보다는 지식 기반의 지능화된 로봇 개발이 필수 불가결한 일이라 할 수 있다.

이동 로봇이 시작점에서 출발하여 목표점에 이르기 위해서는 로봇의 현재 위치를 추정하고 경로계획이 이루어지는 주변 환경에 대한 사전 지식과 로봇에 장착된 센서를 통해 얻어진 로봇 주위의 국소적 정보를 바탕으로 장애물과의 충돌 없이 목표점까지 이동하는 경로를 생성해야만 한다.

경로계획을 위한 알고리즘으로는 다양한 고전적 접근 방법[3-5] 외에도 최근에는 퍼지 논리[8, 9], 신경망[6], 전문가 시스템[7], 유전자 알고리즘과 같은 지능적인 알고리즘에 기

반한 새로운 접근방법이 주목을 받고 있다. 그러나 보다 지능적인 이동 로봇의 구현을 위해서는 수학적 모델과 수치적 정보에만 의존하지 않고 인간과 같이 지식과 5감에서 입력되는 신호를 자연 언어에 의해 인식하여 불확실하고 복잡한 환경을 인지할 수 있는 능력을 제공하는 새로운 알고리즘이 요구된다.

이러한 노력중의 하나로, 최근에는 사물을 알아보고 그것을 기억하며 추론하여 결론을 얻어 내고, 그로 인해 발생하는 여러 가지 문제를 해결하는 과정이라 할 수 있는 인지(Cognition) 및 감각기관으로부터의 정보를 해석 및 이해하는 과정으로서 감각적 특성들을 선택, 조직, 통합, 체계화 하여 지식을 구성하는 과정인 지각(Perception)에 기반한 지능형 이동 로봇의 구현에 대한 관심이 고조되고 있다. 특히 Konar는 감지(Sensing), 획득(Acquisition), 지각(Perception), 계획(Planning), 그리고 행동(Action)으로 구성되는 지각 모델을 제안하고 이를 이동 로봇에 적용하였다[2].

위치 추정, 장애물 회피 및 경로 계획을 포함하는 이러한 이동 로봇의 운항계획 문제는 의사 결정 문제로 볼 수 있으며 기존에 제안된 대부분의 운항 계획법은 센서 체계 및 수치 정보를 기반으로 한 의사 결정 방법이라 할 수 있다.

본 논문에서는, 지능적 이동 로봇의 구현을 위한 기반 기술의 하나로 센서로부터의 수치 정보의 자연 언어에 근거한 인식 및 주변 환경에 대한 지식을 바탕으로 운항계획을 구축하는 인지 기반 운항계획 알고리즘을 제시하고 컴퓨터 모의 실험을 통해 제안된 알고리즘의 타당성을 보인다. 제안된 알

* Corresponding author

접수일자 : 2003년 11월 4일

완료일자 : 2004년 2월 19일

고리즘은 크게 '지각'과 '계획' 부분으로 구성된다. '지각' 부분은 센서에서 얻은 자료와 지식을 구성하는 퍼지 규칙에 근거하여 이동 로봇의 위치에 대한 추론을 담당하며, '계획' 부분은 '지각' 과정에서 얻은 정보와 주변 환경에 대한 주어진 지식으로부터 이동 로봇이 이동해야 할 시작점과 목표점 사이의 경로를 생성하는 부분이다.

2. 인지에 기반한 이동로봇의 운항계획

이 절에서는 이동 로봇이 주위 환경에 대한 사전지식과 현재 위치에서 획득한 주변 장애물의 정보를 통해 현재 위치를 추론한 후 목표지점까지 이동하는 이동 로봇의 운항에 관한 알고리즘을 제안한다. 그림 1은 크게 여섯 부분, 즉, 지식 베이스(Knowledge base), 감지(Sensing), 획득(Acquisition), 지각(Perception), 계획(Planning), 그리고 이동(Action)으로 구성되는 제안한 알고리즘의 전체 구성도를 나타낸다.

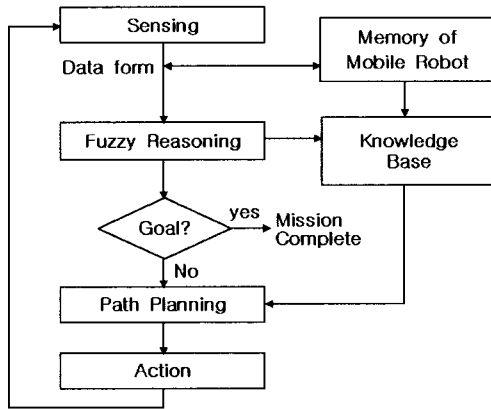


그림 1. 전체 알고리즘 구성도
Fig. 1. Overall structure of the proposed algorithm

2.1 지식 베이스

기존의 경로 계획 알고리즘은 대부분 2차원 혹은 3차원 지도와 같이 다차원의 정보로 구성된 수치 기반 지도를 사용하였으나, 본 논문에서는 언어변수로 구성된 언어지도(Linguistic map)를 제안하고 이를 사용한다. 이동 로봇이 움직이는 환경에 대한 지도 구성자의 사전 지식을 바탕으로 작성되는 언어지도는 장애물의 속성을 나타내는 색상(Color),

높이(Height) 및 장애물 사이의 관계를 나타내는 다른 장애물과의 거리(Distance)와 다른 장애물이 위치하는 방향(Direction)을 사용하여 나타낸다. 그림 2는 지도 구성에 사용되는 언어변수의 소속함수를 나타낸다.

표 1은 그림 3의 장애물 배치에 대하여 표 1에 나타난 언어적 변수를 사용하여 나타낸 언어 지도의 구성 예를 나타낸다. 언어지도에서 장애물 사이의 관계를 나타낼 때 기준이 되는 방향은 지도 구성자가 임의로 정한다. 예를 들면, 그림 3에서 북쪽을 A의 전방(FT)으로 하더라도 B의 전방은 남쪽, C의 전방은 동쪽으로 하듯이 각 장애물의 방향에 대한 기준을 각각 다르게 정할 수 있다.

그리고 장애물의 한쪽 방향에 여러 개의 장애물이 존재하는 경우에도 장애물에 대한 정보를 모두 언어지도에 나타낸다. 예를 들면, 장애물 C 좌측에 A, B 두개의 장애물이 존재할 때, 표 1에서 장애물 C의 LT(Left)방향에 'A/M, B/M'과 같이 나타낸 것처럼 두 장애물에 대한 정보를 모두 언어지도에 나타낸다.

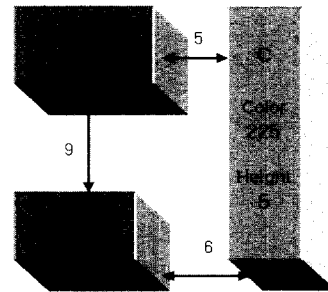


그림 3. 장애물 배치의 예
Fig. 3. Example of placement of obstacles

표 1. 언어 지도
Table 1. Linguistic map

장애물	장애물 속성		장애물 사이의 관계							
	색상	높이	FT	FR	RT	BR	BK	BL	LT	FL
A	green	medium	-	-	C/MC/M	B/F	-	-	-	-
B	green	medium	A/F	C/F	C/M	-	-	-	-	-
C	yellow	medium	-	-	-	-	-	-	B/M A/M	-

N: near, M: medium, F: far

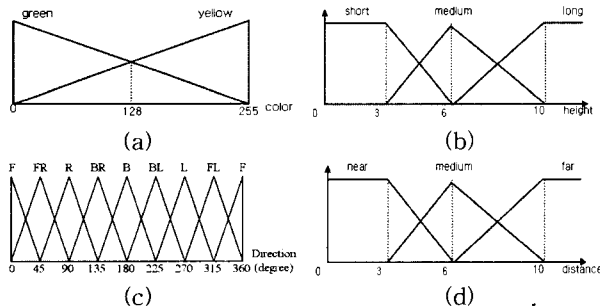


그림 2. (a)색상 (b)높이 (c)방향 (d)거리의 소속함수
Fig. 2. Membership functions of (a)color (b)height (c)direction and (d)distance

2.2 감지

본 논문에서는 2대의 CCD 카메라 및 8개의 초음파 센서를 이용하여 이동 로봇의 주변에 위치한 장애물의 속성(색상, 높이) 및 장애물 사이의 관계(거리, 방향)에 대한 정보를 감지한다고 가정한다. 그림 4(a)는 로봇에 장착된 8개의 센서가 감지하는 범위를 나타낸 것이며, 그림 4(b)는 로봇의 진행 방향을 기준으로 하였을 경우 8 방향에 대한 기호를 나타낸다. 로봇의 진행 방향을 FT(Front)로 하였을 경우 8방향은 FT, FR(Front Right), RT(Right), BR(Back Right), BK(Back), BL(Back Left), LT(Left), FL(Front Left)로 표시한다.

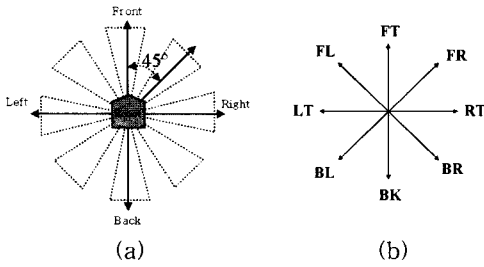


그림 4. (a)로봇의 감지 범위 (b)8 방향 기호
Fig. 4. (a)Sensing boundaries of a robot (b)Symbols for each direction

2.3 획득

이동 로봇은 8 방향의 센서로부터 감지한 장애물에 대한 데이터를 규칙에 따라 일정 형식(Form)으로 변환하고, 형식화된 데이터를 메모리(Memory)에 저장한다. 여기에서 형식화된 데이터를 데이터폼(Data form)이라 하고 식 (1)과 같이 정의한다.

$$Data\ form = \{x_k | x_k = k\text{번째 장애물}, 1 \leq k \leq K\} \quad (1)$$

여기서, K = 감지된 장애물의 총 수

$$x_k = (Color_k, Height_k, Direction_k)$$

즉, 데이터폼은 어느 한 위치에서 로봇이 감지한 장애물들의 집합을 나타내며, 각 장애물 x_k ($1 \leq k \leq K$)는 장애물의 색상, 높이 및 로봇으로부터 장애물이 위치하는 방향에 대한 데이터들의 순서쌍으로 표현된다. 데이터를 데이터폼으로 변환할 때 다음과 같은 규칙을 따른다.

(규칙 1) 로봇이 인식한 장애물의 속성이 서로 동일하고 인접한 센서에서 감지되었을 경우 이들을 하나의 장애물로 간주한다. 그리고 로봇이 감지한 장애물을 데이터폼에 나열하는 순서는 로봇의 진행 방향(FT)을 기준으로 하여 시계방향의 순으로 정한다.

예를 들면, 그림 5와 같이 장애물 B와 C 사이에 로봇이 존재할 경우 로봇이 각 센서에서 감지한 장애물을 위의 규칙 1에 따라 나타내면 장애물 C는 x_1 이 되고, 장애물 B는 x_2 가 된다. 이를 구체적으로 데이터폼 생성 규칙에 따라 나타내면 식 (2)와 같은 데이터폼으로 변환된다.

$$Data\ form = \{x_1, x_2\} \quad (2)$$

여기서, $x_1 = (255, 5, FR), x_2 = (75, 5, BL)$

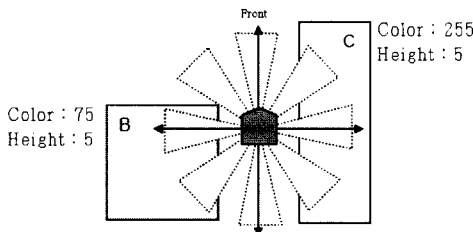


그림 5. 데이터폼의 생성 예
Fig. 5. Example of data form

로봇이 감지한 장애물에 대한 데이터를 데이터폼으로 변

환하여 사용하는 이유는 로봇에 장착된 8 방향의 센서가 장애물을 감지하는데, 로봇의 방향에 따라 동일한 장애물을 감지하는 센서가 다를 수 있다는 것이다. 비록 다른 방향의 센서가 그 장애물을 감지하였다 하더라도 로봇은 같은 위치에 있다고 판단해야 한다. 예를 들면 그림 6(a)와 그림 6(b)처럼 로봇이 두 장애물 사이, 혹은 세 장애물 사이에서 이동할 때 로봇은 두 장애물사이 그리고 세 장애물 사이에 위치한다. 그러나 그림 6(c)나 그림 6(d)와 같이 로봇이 이동하는 과정에서 새로운 장애물이 발견되거나 혹은 하나의 장애물이 감지 범위에서 벗어나는 경우에 로봇의 위치는 두 장애물 사이에서 세 장애물 사이로, 그리고 두 장애물 사이에서 하나의 장애물 옆으로 이동하였다고 할 수 있다.

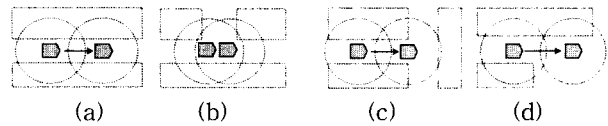


그림 6. 로봇이 장애물을 감지하는 몇 가지 예
Fig. 6. Some cases of obstacle sensing of a robot

언어지도로 구성된 지식에서 데이터폼으로 변환한 정보를 이용하여 위치를 인식할 때 정보손실로 인한 애매성이 발생한다. 그러므로 그림 7의 개념도에서 보듯이, 로봇의 메모리에 저장된 과거 일정량의 데이터폼을 이용하여 위치 인식에 관한 애매성을 줄인다. 이에 대한 자세한 설명은 2.4.3 절에서 다루기로 한다.

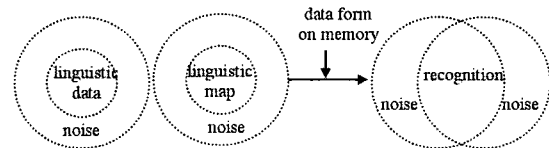


그림 7. 인식의 개념
Fig. 7. Concept of recognition

2.4 지각

2.4.1 퍼지 추론 규칙의 생성

이동 로봇의 위치를 추론할 때마다 지도 구성자가 개입하여 퍼지 규칙을 구성할 수도 있지만 로봇의 위치와 방향에 따라 적용해야 하는 퍼지 규칙이 다르므로 일일이 퍼지 규칙을 작성하여 사용하는 것은 효율적이지 못하다. 따라서 데이터폼에 따른 적절한 퍼지 규칙을 언어지도로부터 자동으로 생성하는 규칙생성도구(Rule generation tool)를 사용하여 이 문제를 해결한다. 그림8은 규칙생성도구를 사용하여 로봇의 메모리에 저장된 데이터폼으로부터의 퍼지 규칙 생성 과정을 보인다.

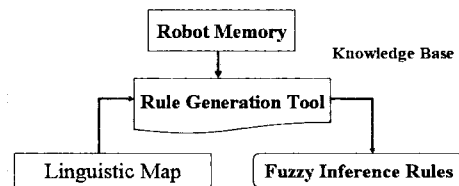


그림 8. 규칙생성도구를 이용한 퍼지추론규칙의 생성
Fig. 8. Generation of fuzzy inference rules using rule generation tool

규칙생성도구는 데이터폼에서 장애물의 개수를 파악하고 그 수만큼의 장애물들에 관한 관계를 언어지도에서 찾아낸다. 예를 들면, 식 (2)에서는 장애물의 개수가 2개이므로 규칙생성도구는 표1의 언어지도에서 2개의 장애물 사이에 존재하는 위치 관계를 표 2와 같이 모두 찾아낸다. 예를 들면, 표1의 장애물 A에 관한 행에서 장애물 A와 관련된 장애물은 장애물 B와 C가 됨을 알 수 있다. 그리고 표1에 나타난 이들 장애물 사이의 관계로부터 장애물 A-B 사이에는 far 그리고 장애물 A-C 사이에는 medium 관계가 성립한다. 이를 표2의 두 번째 행에 나타내었다. 장애물 B와 C에 대하여도 같은 방법으로 관계를 찾으면 표2의 세 번째 및 네 번째 행의 결과를 얻을 수 있다.

또한 언어지도에서 두 장애물 사이의 관계를 생성할 수 있다 하더라도 두 장애물 사이의 거리가 로봇의 감지 범위보다 먼 관계는 고려하지 않는다. 따라서 로봇의 감지범위가 medium이라 할 때 장애물 사이의 거리가 near, medium인 경우만을 고려하므로 표 2의 B-C/far 관계는 제외된다. 이렇게 생성된 장애물 사이의 관계로부터 퍼지 연산을 거쳐 감지한 장애물의 종류가 판단된다.

표 2. 생성된 퍼지규칙
Table 2. Generated fuzzy rules

퍼지규칙	장애물 사이의 관계
R _{A-C}	A-C/medium
R _{A-B}	A-B/medium
R _{B-A}	B-A/medium
R _{B-C}	B-C/medium
R _{B-Cx}	B-C/far(x)
R _{C-B}	C-B/medium
R _{C-A}	C-A/medium

예를 들면, 표 2의 마지막 행에서 C-A/medium으로 표현되는 퍼지규칙 R_{C-A}는 이동로봇이 감지한 두 장애물이 C와 A이고 그들 사이의 거리가 medium임을 나타낸다. 또한 표 1의 언어지도에서 장애물 C의 색상이 yellow, 높이가 medium이고 장애물 A의 색상이 green, 높이가 medium이므로 이를 정리하여 If-Then 형식의 퍼지규칙으로 나타내면 식 (3)과 같다.

$$R_{C-A}: \text{If } Color_{x_1} \text{ is yellow and } Height_{x_1} \text{ is medium and } Color_{x_2} \text{ is green and } Height_{x_2} \text{ is medium then } x_1 \text{ is C and } x_2 \text{ is A.} \quad (3)$$

식 (3)에서 알 수 있듯이 장애물 사이의 관계에서 A-C/medium과 C-A/medium은 그 의미가 다르다. 즉, 식 (2)의 데이터폼에서 A-C/medium의 경우에는 장애물 x_1 이 A이고 장애물 x_2 가 C임을 의미하며, C-A/medium의 경우에는 장애물 x_1 이 C이고 장애물 x_2 가 A임을 의미한다.

2.4.2 퍼지 추론

식 (2)의 데이터폼과 언어지도로부터 각 장애물의 속성에 대한 소속도를 구한 후, 표 2의 각 퍼지 규칙에 대해 식 (4)와 같이 퍼지 연산을 한 결과를 표 3에 보인다. 이와 같은 퍼지 추론 과정을 통해 데이터폼을 생성한 위치에서 로봇의 주변에 위치하는 장애물의 관계에 대한 적절한 후보를 결정한다.

표 3. 데이터폼으로부터의 퍼지 추론 결과

Table 3. Results of fuzzy reasoning from data form

퍼지규칙	퍼지연산 과정	퍼지연산 결과
	$Color_{x_1} \wedge Height_{x_1} \wedge Color_{x_2} \wedge Height_{x_2}$	
RA-C	$0.3 \wedge 0.6 \wedge 0.3 \wedge 0.6$	0.3
RA-B	$0.3 \wedge 0.6 \wedge 0.7 \wedge 0.6$	0.3
RB-A	$0.3 \wedge 0.6 \wedge 0.7 \wedge 0.6$	0.3
RB-C	$0.3 \wedge 0.6 \wedge 0.3 \wedge 0.6$	0.3
RC-B	$0.7 \wedge 0.6 \wedge 0.7 \wedge 0.6$	0.6
RC-A	$0.7 \wedge 0.6 \wedge 0.7 \wedge 0.6$	0.6

$$\begin{aligned} &\mu(x_1, x_2) \\ &= \min(\mu(x_1), \mu(x_2)) \quad (4) \\ &= \min(\mu_{Color}(x_1), \mu_{Height}(x_1), \mu_{Color}(x_2), \mu_{Height}(x_2)) \\ &\mu(C, A) \\ &= \min(\mu(C), \mu(A)) \\ &= \min(\mu_{Color}(C), \mu_{Height}(C), \mu_{Color}(A), \mu_{Height}(A)) \\ &= \min(0.7, 0.6, 0.7, 0.6) \quad (5) \\ &= 0.6 \end{aligned}$$

식 (5)는 표 3에서 생성된 퍼지 규칙 중 C-A의 경우에 대한 퍼지 연산 방법을 나타낸다. C의 색상은 yellow, A의 색상은 green이므로 C와 A의 속성에 대한 소속도를 구하고, 퍼지 연산을 통해 장애물 관계 C-A의 데이터폼에 대한 소속도를 구한다.

퍼지 연산 결과, 장애물 관계 C-B와 C-A가 소속도 0.6으로 가장 큰 값을 나타내므로, 두 관계가 데이터폼이 나타내는 장애물의 관계에 대한 후보가 된다. 그림 3에서 두 장애물 사이에 존재하는 공간은 A와 C 사이, A와 B 사이, 그리고 B와 C 사이의 세 지점이 되며, 로봇의 진행 방향에 따라 총 6개의 퍼지 규칙이 생성된다. 그리고 퍼지 연산 결과 장애물 C와 A, 그리고 장애물 C와 B가 데이터폼에 가장 적합한 장애물 후보임을 알 수 있다. 왜냐하면 A, B 두 장애물의 속성과 A와 C, B와 C의 관계가 언어지도에서 서로 동일하게 나타나므로 데이터폼 하나의 정보만으로는 로봇이 어느 위치에 있는지 구분할 수 없기 때문이다. 이처럼 정보 부족으로 인해 현재 위치를 추론하는데 있어 발생하는 애매성 문제를 해소하기 위해서는 현재 위치에서의 데이터폼 외에도 부가적인 정보가 필요하다.

2.4.3 애매성의 축소

추론 과정에서 발생하는 애매성은 과거에 생성한 데이터폼을 로봇의 메모리에 저장하여 이용함으로써 해소할 수 있다. 로봇의 이동 과정에서 연속적으로 생성하는 데이터폼 사이에는 다음과 같은 규칙이 있다.

(규칙 2) 데이터폼으로부터 추론의 결과로 얻은 로봇의 주변 장애물에 대한 후보와, 시간적으로 인접한 데이터폼에서의 후보 사이에는 공통된 장애물이 존재한다.

다음 예를 통해 규칙 2를 설명한다. 그림 9는 로봇이 장애물 B와 A 사이에서 장애물 D와 E까지 이동할 때 데이터폼이 메모리에 저장되는 위치와, 인접한 위치에서 생성된 각 데이터폼 사이의 관계를 나타낸다.

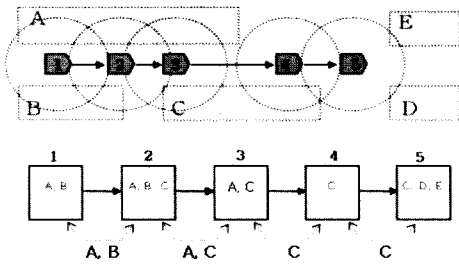


그림 9. 데이터폼 사이의 관계
Fig. 9. Relation between data forms

로봇이 지점 1에서 생성한 데이터폼은 장애물 A, B에 대한 데이터를, 지점 2에서의 데이터폼은 장애물 A, B, C에 대한 데이터를, 그리고 지점 3의 데이터폼은 장애물 A, C에 대한 데이터로 구성된다. 이와 같이 지점 1과 2의 데이터폼 사이에는 공통된 장애물 A와 B, 그리고 지점 2와 3의 데이터폼 사이에는 공통된 장애물 A와 C에 대한 데이터가 존재한다. 이처럼 새로운 데이터폼을 생성하는 시점이 하나 이상의 장애물을 감지하거나 혹은 하나 이상의 장애물이 감지영역에서 벗어났을 경우이므로 시간적으로 이웃한 데이터폼 사이에는 공통된 장애물에 대한 데이터가 존재한다. 위와 같은 데이터폼 사이의 규칙을 이용하여 다음과 같은 방법으로 데이터폼으로부터 최적의 경로를 찾아낸다.

각 데이터폼마다 퍼지 추론을 거쳐 위치에 대한 후보들이 결정되었다. 로봇의 메모리에 있는 모든 데이터폼의 후보들을 결합하여 그림 10과 같이 모든 경로에 대한 후보를 생성한다. 그리고 생성된 경로에 대한 후보의 적합도(F_c)를 측정하여 가장 높은 적합도를 가진 후보를 최적의 경로로서 선택한다. 적합도는 식 (6)과 같이 측정한다. 식 (6)에서 n 은 메모리에 저장된 데이터폼의 개수이며, c_i 는 i 번째 데이터폼의 위치에 대한 후보이다. 그리고 함수 $L(c_i, c_{i+1})$ 은 c_i 와 c_{i+1} 사이에 일치(Overlap)하는 장애물의 개수를 나타낸다.

$$F_c = \sum_{i=1}^{n-1} L(c_i, c_{i+1}) \quad (6)$$

그림 10에서는 로봇의 위치에 대한 후보결합 중에서 적합도 계산 결과 가장 높은 적합도를 가진 경로에 대한 후보 (B,A)-(C,B,A)-(C,A)-(C)-(D,C,E)가 선택된다. 따라서 로봇은 위치 5에서 주변 장애물이 D, C, E라고 판단한다.

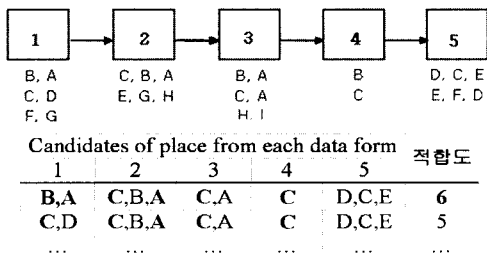


그림 10. 애매성 해소 방법
Fig. 10. A method of disambiguation

2.5 계획

기존의 수치적 2차원 지도를 사용하여 로봇의 이동 경로를 계획할 때는 로봇의 시작점과 목표점을 2차원 좌표를 사용하여 나타내었다. 그러나 로봇이 현재 위치를 알 수 없는

상황에서 언어지도를 바탕으로 목표점까지 찾아가야 하므로 목표점의 2차원 좌표는 무의미하다고 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이동 목표점을 언어지도에 나타나 있는 장애물 기준을 나타낸다.

로봇이 목표장애물을 찾아가기에 앞서, 로봇은 주변 장애물의 관계를 파악하여 현재 위치를 추론해야 한다. 그러나 애매한 데이터와 언어지도로부터 추론한 결과는 신뢰성이 떨어지므로 로봇은 이동하는 과정에서 지속적으로 주변 장애물을 감지하여 추론 결과에 대한 확인과 수정을 한다. 이렇게 목표장애물까지 이동하는 과정에서 로봇이 감지하는 장애물들이 로봇이 이동하는 경로가 된다. 이를 요약하면 아래와 같다.

경로계획 알고리즘:

- 단계 1: 이동 로봇의 현재 위치 추론
- 단계 2: 추론 결과에 대한 확인 및 수정
- 단계 3: 진행 방향 결정
- 단계 4: 목표장애물에 도착이면 종료, 그렇지 않으면 단계 1로 진행

그림 11(a)는 로봇이 주변 장애물을 인식하고, 현재 위치에서 목표장애물 G까지 이동하기 위한 경로를 탐색하는 것을 나타내며, 그림 11(b)는 경로탐색 이후 장애물 D, E를 지나 목표장애물 G까지 이동하는 로봇의 이동 궤적을 나타낸다. 경로탐색 과정에서 $D \rightarrow E \rightarrow G$, $D \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow G$, $A \rightarrow C \rightarrow E \rightarrow G$ 등과 같이 로봇의 주변 장애물로부터 목표장애물까지의 경로에 대한 후보를 생성할 수 있으며, 부목표장애물의 수가 가장 적은 $D \rightarrow E \rightarrow G$ 를 최적 경로로서 선택한다.

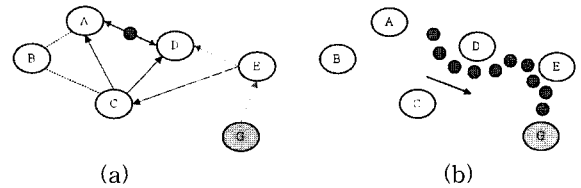


그림 11. (a)경로탐색 (b)궤적
Fig. 11. (a)Route searching (b)Trajectory

2.6 이동

로봇이 새로운 장애물을 발견하여 그 장애물에 대한 정보를 통해 새로운 데이터폼을 생성하고, 추론 과정을 거쳐 새로 발견한 장애물이 부목표인지를 판단한다. 대상 장애물이 부목표로 판단되면, 로봇은 새로운 부목표장애물을 발견할 때까지 대상 장애물의 주변을 탐색하게 된다. 그림 11(b)에서처럼 로봇은 부목표장애물 D 주위를 탐색하며 다음 부목표인 장애물 E를 찾는다. 장애물 D주위를 탐색하는 과정에서, 로봇은 추론을 통해 새로 감지한 장애물을 E로 판단한 후 다시 목표장애물 G를 찾기 위해 장애물 E주변을 탐색한다.

3. 모의실험 및 결과

이 절에서는 2절에서 제안된 알고리즘의 타당성을 보이기 위해 컴퓨터 모의실험을 실시하고 그 결과를 보인다. 모의실험을 위한 가상 환경은 그림 12와 같고, 가상 환경에 대한 언어지도는 표 4와 같다.

가상 환경에서의 장애물 배치는 장애물 D를 중심으로 좌·우의 비슷한 속성을 가진 장애물들이 서로 접대칭을 이룬다. 장애물 A, B, H, F와 장애물 C, G는 언어지도에서 동

일한 속성으로 나타난다. 따라서 로봇이 장애물의 속성만으로는 대상 장애물을 판단할 수 없게 하였다. 하지만 이런 애매한 환경에서는 로봇이 목표장애물을 찾지 못할 것이므로, 장애물 E를 통해 목표장애물로의 이동 과정에서 애매성을 해소할 수 있도록 하였다. 본 모의실험에서 로봇이 출발하는 지점은 장애물 A 왼쪽 공간의 임의의 지점으로 설정하였고, 로봇이 이동해야 할 목표 지점은 장애물 G로 설정하였다.

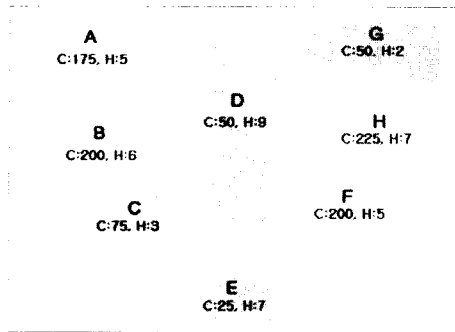


그림 12. 실험을 위한 가상 환경
 Fig. 12. Virtual environment for simulation

표 4. 가상 환경의 언어지도
 Table 4. Linguistic map of virtual environment

장애물	장애물 속성		장애물 사이의 관계								
	색상	높이	FT	FR	RT	BR	BK	BL	LT	FL	
A	yellow	medium	-	-	D/M	D/M	B/N	-	-	-	
B	yellow	medium	A/N	D/M	D/M	C/N	C/N	-	-	-	
C	green	short	B/N	D/N	D/N	E/N	-	-	-	-	
D	green	long	-	-	G/N	H/M	-	E/N	-	C/N	
E	green	medium	D/N	F/M	-	-	-	-	-	C/N	
F	yellow	medium	H/N	-	-	-	-	E/M	D/M	D/M	
G	green	medium	-	-	-	-	H/N	D/N	D/N	-	
H	yellow	short	G/N	-	-	-	F/N	D/M	D/M	D/M	

그림 13은 로봇이 이동 중에 데이터폼을 메모리에 저장하는 위치를 나타낸 것이다. 그리고 각 위치에서 추론의 결과로 얻은 장애물에 대한 후보는 표 6과 같다. 또한 표 5는 그림 13의 1지점에서 9지점까지 각 위치에 대한 데이터폼, 퍼지 추론 결과, 그리고 경로계획의 결과를 나타낸 것이다.

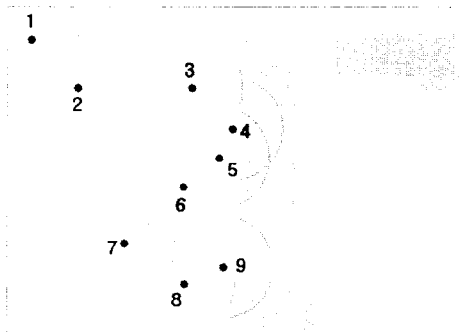


그림 13. 새로운 데이터폼을 저장하는 위치
 Fig. 13. Places storing new data forms

표 5. 위치인식에 대한 데이터 처리
 Table 5. Data processing for recognition of place

위치	Data form [color, height, direction]	퍼지추론 결과	경로계획 결과
1	[175,5,FT]	A	A→D→G
2	[200,6,FR][175,5,LT]	B-A	A→D→G
3	[50,9,FT][200,6,BR][175,5,BL]	D-B-A	D→G
4	[200,6,RT][50,9,BL]	H-D	D→G
5	[75,3,FT][200,6,FR][50,9,BK]	G-H-D	G
6	[200,6,FR][75,3,BL]	H-G	G
7	[75,3,BL]	G	G
8	[25,7,FT][75,3,BL]	E-C	E→D→G
9	[50,9,FT][25,7,RT][75,3,BL]	D-E-C	D→G

1지점에서 로봇은 장애물에 대한 속성 정보인 [175, 5]의 데이터로부터 대상 장애물을 A로 판단하고 A→D→G와 같이 경로 계획을 하였다. 그리고 경로 계획 결과를 토대로 하여 다음 부목표장애물인 D를 찾기 위해 A로 판단한 장애물의 주변을 탐색했다. 3지점에서 생성한 데이터폼의 장애물 정보인 [50, 9], [200, 6], [175, 5]의 데이터에서 [50, 9]의 속성을 가진 장애물을 D로 판단하고 다시 그 장애물 주변을 탐색했다. 또한 4지점에서는 [200, 6]의 속성을 가진 장애물을 목표장애물인 G로 판단한 후 그 장애물 주변을 탐색했다. 하지만 [175, 5]는 장애물 A, [200, 6]은 장애물 C의 속성이므로 로봇의 판단이 잘못되었음을 알 수 있었다. 그러나 탐색과정에서 8지점에서 감지한 속성 [25, 7]의 장애물이 E임을 판단하고 경로를 E→D→G로 수정하였다. 그림 14는 모의실험 결과를 나타낸다.

표 6. 각 위치에서의 장애물 후보
 Table 6. Candidates of each place

위치	1	2	3	4
퍼지추론 결과	A	A-B	D-H-F	A-D
	B	B-A	D-B-A	B-D
	C	F-H		F-D
	D	H-F		H-D
5	6	7	8	9
G-B-D	B-C	C	E-C	D-E-C
G-H-D	H-G	G		

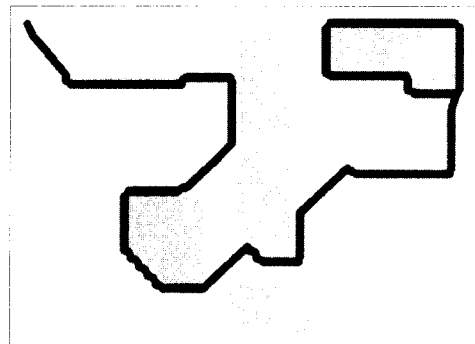


그림 14. 모의실험 결과
 Fig. 14. Simulation result

그림 14에서 알 수 있듯이 이동 로봇은 애매한 정보와 애매한 지식 속에서 위치에 대한 잘못된 판단 속에서도 판단의 오류를 자체적으로 수정하면서 목표지점까지 이동하는 것을 볼 수 있다. 그러나 시작점에서 목표점에 이르는 경로를 살펴보면 인간이 직관적으로 생각할 수 있는 것과 유사한 최적의 경로는 생성되지 않음을 알 수 있다. 따라서 이에 대한 연구가 보완되어야 할 것으로 판단되며 이는 추후 연구과제로 남겨 둔다.

4. 결 론

본 논문에서는 인지에 기반한 이동 로봇의 운항계획 알고리즘을 제안하였고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘의 타당성을 보였다. 제안된 알고리즘은 센서에서 얻은 자료와 사전에 주어진 주변 환경에 대한 지식을 바탕으로 퍼지 규칙에 근거하여 위치에 대한 추론을 담당하는 '지각' 부분과, '지각'과정에서 얻은 정보와 환경에 대한 지식으로부터 시작점과 목표점 사이에서 경로를 생성하는 '계획' 부분으로 구성하였다. 또한 컴퓨터 모의실험을 통해 이동 로봇이 애매한 정보와 애매한 지식으로 위치를 추론하고 목표지점을 찾아 이동하는 것을 볼 수 있었다.

추후 연구과제로는 경로 계획에 있어서 최적의 경로를 생성하기 위한 알고리즘에 대한 연구 및 제안된 알고리즘을 실제 이동 로봇에 적용하여 그 효용성을 검증하는 것이라 하겠다.

참고문헌

- [1] J. C. Latombe, Robot Motion Planning, Kluwer Academic, Boston, 1990.
- [2] A. Konar, Artificial Intelligence and Soft Computing Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain, CRC Press, Boca Raton, 2000.
- [3] N. G. Bourbakis, "A Traffic Priority Language for Collision-Free Navigation of Autonomous Mobile Robots in Dynamic Environments," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 27, No. 4, pp. 573-587, 1997.
- [4] J. Borenstein and Y. Koren, "Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation," In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1398-1404, 1991.
- [5] O. Takahashi and R. J. Schilling, "Motion planning in a plane using generalized Voronoi diagram," IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 5, No. 2, pp. 143-150, 1989.
- [6] P. K.Pal and A. Kar, "Mobile Robot Navigation Using a Neural Net," In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 1503-1508, 1995.
- [7] A. Chohra, A. Farah and M. Belloucif, "Neuro-Fuzzy Expert System E_S_CO_V for the Obstacle Avoidance of Intelligent Autonomous Vehicles," In Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robot and Systems, pp. 1706-1713, 1997.
- [8] Y. Maeda, M. Tanale, M. Yuta, T. Takagi, Hierarchical Control for Autonomous Mobile Robots with

Behavior-Decision Fuzzy Algorithm," In Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 117-122, 1992.

- [9] W. L. Su and S. K. Tso, "Sensor-based Fuzzy Reactive Navigation of a Mobile Robot Through Local Target Switching," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 29, No. 3, pp. 451-459, 1999.

저 자 소 개



이인근(In. K. Lee)

2001년 : 영남대학교 재료금속공학부 (공학사)

2004년 : 영남대학교 대학원
전기공학과 (공학석사)

관심분야 : 지능시스템 및 제어, 자연언어처리, 정보검색



이동주(Dong. J. Lee)

2002년 : 영남대학교 전기전자공학부 (공학사)

2004년 : 영남대학교 대학원
전기공학과 (공학석사)

관심분야 : 지능시스템 및 제어



이석규(Suk-Gyu Lee)

제13권 제2호 (2003년 4월호) 참조



권순학(Soon. H. Kwon)

1983년 : 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)

1985년 : 서울대학교 대학원 제어계측공학과 (공학석사)

1995년 : 동경공업대학 시스템과학 (공학박사)

1996~ 현재 : 영남대학교 전자정보공학부 부교수

관심분야 : 지식 기반 지능 시스템