

칼만 필터와 퍼지 알고리즘을 이용한 이동 장애물의 위치예측 및 회피에 관한 연구

論 文
54D-5-4

Prediction and Avoidance of the Moving Obstacles Using the Kalman Filters and Fuzzy Algorithm

丁元相* · 崔榮奎** · 李相赫†
(Won-Sang Joung · Young-Kiu Choi · Sang-Hyuk Lee)

Abstract - In this paper, we propose a predictive system for the avoidance of the moving obstacle. In the dynamic environment, robots should travel to the target point without collision with the moving obstacle. For this, we need the prediction of the position and velocity of the moving obstacle. So, we use the Kalman filter algorithm for the prediction. And for the application of the Kalman filter algorithm about the real time travel, we obtain the position of the obstacle which has the future time using Fuzzy system. Through the computer simulation studies, we show the effectiveness of the proposed navigational algorithm for autonomous mobile robots.

Key Words : Mobile Robot, Prediction, Moving Obstacle, Kalman Filter

1. 서 론

지금까지 다양하게 연구되어 왔던 로봇은 무인 탐사 로봇, 중공업 현장의 거대 로봇뿐만 아니라 의료용 초소형 로봇에 이르기까지 우리가 알게 모르게 군수, 공업, 의료산업 등 여러 분야에 이용되고 있다. 또한 로봇의 이용 범위와 목적이 다양해짐에 따라 과거의 단순, 반복적인 작업을 수행하던 형태의 로봇에서 점차 사람의 사고활동과 더욱 유사한 지능형 로봇으로 연구되어져 왔다. 이와 같은 연구는 로봇의 이용 범위와 목적을 더욱 다양화 시켰으며 지금에 이르러서는 군사, 기업의 특수 목적용 로봇뿐 아니라 인공지능 강아지, 청소용 로봇, 기업의 홍보용 로봇 등 우리에게 좀더 친숙하고 쉽게 볼 수 있는 가정용 혹은 행사용 로봇의 개발을 가속화 시키고 있다.

이러한 지능형 로봇의 연구테마로는 크게 로봇의 위치 파악(localization), 경로계획(path planning), 장애물 회피(obstacle avoidance) 등이 있으며 여기서 경로계획은 다시 전역경로계획(global path planning)과 지역경로계획(local path planning) 두 가지로 분류될 수 있다.

전역경로계획은 로봇이 주행해야 할 환경에 대한 정보를 미리 주고 목표점까지의 최적 경로를 계획하여 주행하는 방식이며[1-3], 지역경로계획은 주행해야 할 환경에 대한 사전 정보 없이 실시간으로 로봇의 센서를 통해 얻은 주위 환경에 대한 정보만을 이용하여 경로를 계획하고 목표점까지 주행하는 방식이다. 이러한 경로계획에서 전역 경로계획의 경

우는 주어진 환경에서만 주행이 가능하며, 환경이 변화하거나 잘못된 정보를 이용할 경우 장애물과 충돌하거나 목표점까지 도달하지 못할 경우가 생길 수 있다. 한편 지역경로계획은 주행 환경의 사전 정보가 주어지지 않기 때문에 아주 복잡한 환경에서 목표점까지 찾아갈 수 없거나 최적경로로 주행할 수 없는 경우가 발생할 수 있지만 실시간으로 경로를 계획하고 주행하는 방식이므로 사람의 왕래가 잦거나 물건의 위치가 변화하는 가정용, 혹은 행사용 로봇에서 반드시 갖춰야 할 기능이다.

기존의 지역경로계획과 장애물 회피알고리즘의 경우는 주로 가상의 힘(virtual force)이라는 개념을 도입한 potential field, 퍼지 시스템, 신경회로망 등의 지능제어에 적합한 알고리즘이 사용되어왔는데[4-7], 장애물 회피에 있어 움직이는 장애물의 경우 실시간으로 센서에 탐색된 현재의 정보를 이용하기 때문에 불필요한 회피 동작이나 뒤늦은 회피동작으로 인해 적합한 경로를 크게 우회하거나 장애물과 충돌하는 경우가 생기게 된다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 장애물의 움직임을 예측하는 예측알고리즘의 필요성이 대두되었으며 칼만 필터 알고리즘을 이용한 움직이는 장애물의 위치예측 알고리즘이 연구되기 시작했다[8]. 하지만 지역경로계획에서 장애물 위치예측 알고리즘을 실제 사용할 때 얼마만큼의 미래위치 정보를 사용할 것인가가 문제가 되는데 이를 위해 본 논문에서는 퍼지 알고리즘을 사용하여 필요한 만큼의 움직이는 장애물의 미래 위치정보를 구하여 움직이는 장애물에 대하여 좀더 개선된 장애물 회피 알고리즘을 구현하였다. 제안된 방법에 대한 성능평가를 위하여 시뮬레이션을 통하여 그 성능을 검증하였다.

† 교신저자, 正會員 : 釜山大學 電氣工學科 碩士卒業
E-mail : leehyuk@pusan.ac.kr

* 正會員 : 釜山大學 電氣工學科 教授 · 工博

** 正會員 : 釜山大學 電氣工學科 助教授 · 工博

接受日字 : 2005年 2月 3日

最終完了 : 2005年 3月 8日

2. 전체주행 알고리즘과 행위기

자율이동로봇이 정해진 목표점까지 안전하게 주행하기

위해서는 장애물과 목표점을 같이 고려해야한다. 본 연구는 지역경로계획인 행위기반방식이며 각각의 행위기는 목표점 추적행위기와 장애물 회피행위기로 구성하였고 퍼지 알고리즘을 사용하였다. 장애물의 위치예측에 칼만 필터 알고리즘을 이용하였고 예측된 장애물의 위치와 속도 정보로 자율이동로봇이 적합한 회피활동을 할 수 있는 미래 위치를 퍼지 알고리즘으로 구하였다. 그림 2.1은 전체 주행 시스템의 간략한 구성도이다.

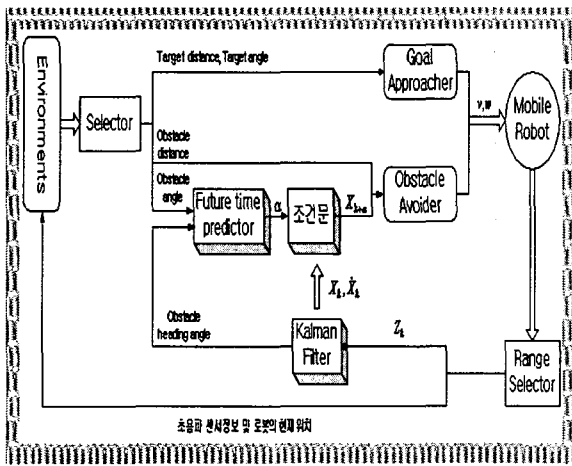


그림 2.1 전체 주행 알고리즘
Fig. 2.1 Overall navigation algorithm

2.1 목표점 추적행위기

목표점 추적행위기는 자율이동로봇이 정해진 목표점까지 주행할 수 있도록 하는 것으로 퍼지 입력 파라미터는 그림 2.2와 같이 로봇과 목표점 사이의 직선거리(Target_D)와 로봇과 목표점이 이루는 각(Target_A)을 사용하였다.

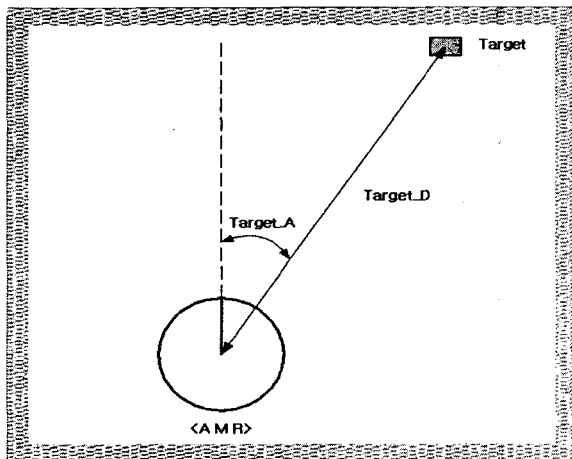


그림 2.2 목표점 추적행위기 입력 파라미터
Fig. 2.2 Input parameters of the target tracking behavior

그림 2.3의 (a), (b)는 위의 퍼지 입력 파라미터에 대한 소속함수를 나타내며 (a)는 로봇과 목표점 사이의 거리에 따라 near, middle, far로 두고, (b)는 목표점이 로봇 진행방향에 대하여 우측에 있으면 그때 이루는 각의 크기에 따라

서 소속함수는 PS(positive small), PM(positive middle), PB(positive big)로 두었고 좌측에 있으면 NS(negative small), NM(negative middle), NB(negative big)로 두었다. 그리고 목표점이 로봇 진행 방향 상에 존재하면 그때 소속함수는 ZZ(zero)가 된다. 퍼지 출력은 로봇의 선속도와 각속도로 하였으며, 출력 소속함수는 그림 2.3의 (c), (d)와 같다. (c)는 로봇의 선속도에 대한 퍼지 출력 소속함수이며 ZZ(zero), S(slow), M(middle), F(fast)로 두었다. (d)는 로봇 각속도에 대한 퍼지 출력 소속함수를 나타내며 반시계 방향을 LS(left small), LM(left middle), LB(left big), 시계방향을 RS(right small), RM(right middle), RB(right big)로 두었다.

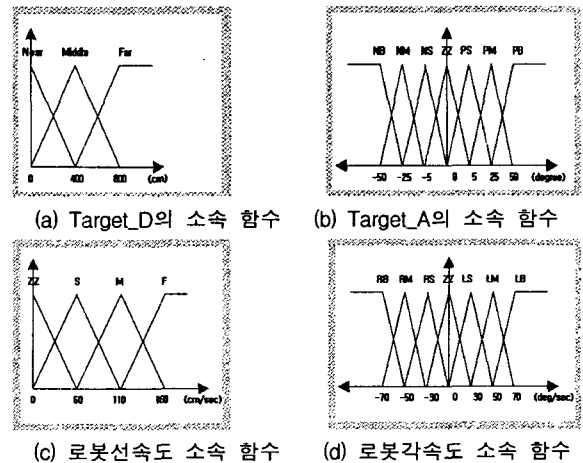


그림 2.3 목표점 추적행위기의 소속함수
Fig. 2.3 Membership functions of the target tracking behavior

표 2.1, 2.2는 각각 로봇의 선속도와 각속도에 대한 퍼지 규칙을 나타내며 목표점을 향한 방향을 우선으로 하였다. 추론과정은 Mamdani의 MAX-MIN방법을 사용하였고, 출력값을 계산하기 위한 비퍼지화 방법은 무게 중심법을 사용하였다[9].

표 2.1 선속도에 대한 퍼지 규칙 표 2.2 각속도에 대한 퍼지 규칙

Table 2.1 Fuzzy rules for the linear velocity Table 2.2 Fuzzy rules for the angular velocity

		→ angle						
		NB	NM	NS	ZZ	PS	PM	PB
↓ distance	Near	ZZ	ZZ	ZZ	S	ZZ	ZZ	ZZ
	Middle	ZZ	S	M	M	M	S	ZZ
	Far	ZZ	S	M	F	M	S	ZZ

		→ angle						
		NB	NM	NS	ZZ	PS	PM	PB
↓ distance	Near	LB	LM	LS	ZZ	RS	RM	RB
	Middle	LB	LM	LS	ZZ	RS	RM	RB
	Far	LB	LM	LS	ZZ	RS	RM	RB

2.2 장애물 회피 행위기

로봇이 목표점을 향해 주행 중 장애물이 초음파 센서에 의해 발견되었을 때 로봇의 안전한 주행을 위해 장애물을 회피하기 위한 행위기로서 퍼지 입력 파라미터는 그림 2.4와 같이 장애물과 로봇과의 직선거리(Obs_D)와 로봇 진행 방향에 대한 장애물의 상대적인 각도(Obs_A)를 사용하였다.

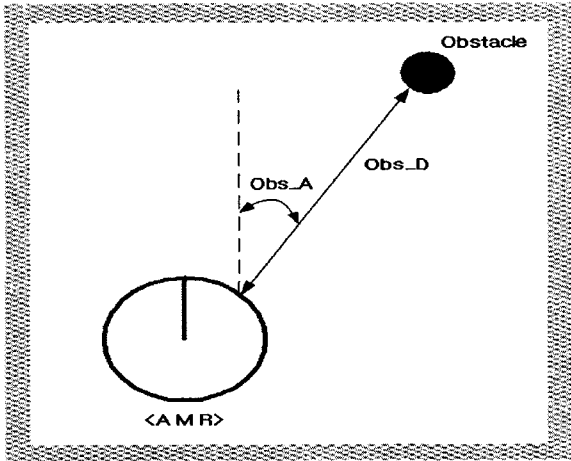
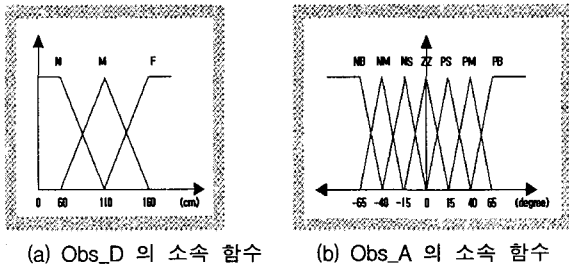


그림 2.4 퍼지 입력 파라미터
Fig. 2.4 Fuzzy input parameters

장애물을 감지하기 위한 로봇의 초음파 센서는 로봇의 진행방향을 중심으로 우측으로부터 좌측으로 22.5° 간격으로 -90° ~ 90° 사이에 9개가 설치되어있다. 그림 2.5의 (a), (b)는 위의 퍼지 입력 파라미터에 대한 소속 함수를 나타내며 (a)는 로봇과 장애물 사이의 거리에 따라 N(near), M(medium), F(far)로 두고, (b)는 로봇의 진행방향에 대하여 장애물이 좌측에 있으면 각도의 크기에 따라 NB, NM, NS로 두었고 우측에 있으면 PB, PM, PS로 두었다. 그리고 로봇 진행방향 상에 있을 때 ZZ로 두었다. 로봇의 속도와 각속도에 대한 퍼지 출력 소속 함수는 목표점 추적행위와 동일하다.



(a) Obs_D의 소속 함수 (b) Obs_A의 소속 함수
그림 2.5 장애물 회피행위기의 소속함수
Fig. 2.5 Membership functions of the obstacle avoidance behavior

표 2.3 선속도에 대한 퍼지 규칙
Table 2.3 Fuzzy rules for the linear velocity

표 2.4 각속도에 대한 퍼지 규칙
Table 2.4 Fuzzy rules for the angular velocity

		→ angle							
		NB	NM	NS	ZZ	PS	PM	PB	
↓ distance	N	M	S	ZZ	ZZ	ZZ	S	M	
	M	M	S	S	S	S	S	M	
	F	M	M	M	M	M	M	M	

		→ angle							
		NB	NM	NS	ZZ	PS	PM	PB	
↓ distance	N	RS	RM	RB	LB	LB	LM	LS	
	M	ZZ	RS	RM	LB	LM	LS	ZZ	
	F	ZZ	ZZ	RS	LM	LS	ZZ	ZZ	

표 2.3, 2.4는 각각 로봇의 선속도와 각속도에 대한 퍼지 규칙을 나타낸다. 추론과정은 Mamdani의 MAX-MIN방법을 사용하였고, 출력 값을 계산하기 위한 비퍼지화 방법은 무게 중심법을 사용하였다.

3. 칼만 필터 알고리즘

칼만 필터링은 불규칙 외란을 포함하는 동적 시스템에 적용되는 최적 상태 추정과정(optimal state estimation process)으로 칼만 필터는 매 샘플링 시간마다 측정되는 잡음이 실린 정보로부터 동적시스템의 미지의 상태변수를 최적으로

추정하기 위한 선형, unbiased, 최소오차분산(minimum error variance)의 반복적 알고리즘(recursive algorithm)이다[10]. 본 논문에서는 장애물의 위치 및 속도를 예측하기 위해서 칼만 필터 알고리즘을 사용하였고, 그 절차는 동적 시스템과 관측 모델링 → 초기화 → 상태 예측 → 에러 공분산 예측 → 칼만 이득 → 상태 예측 관측적 갱신 → 에러 공분산 갱신의 7단계로 이루어져있다.

3.1 장애물의 위치 및 속도 예측

앞장에서 제시한 대로 퍼지 이론을 이용하여 구성된 장애물 회피 알고리즘에서, 퍼지 입력 파라미터로 로봇의 진행방향에 대한 장애물과의 상대적인 각도와 장애물과의 거리 정보가 필요하였고 이 정보를 바탕으로 모바일 로봇은 목표점까지 장애물을 회피하며 안전한 주행을 하게 된다. 하지만 현대 사회에서 모바일 로봇의 이용환경과 응용이 다양해짐에 따라 기존의 산업이나 군사목적과 같은 특수목적용 모바일 로봇뿐 아니라 점점 더 일반인에게 친숙한 가정용 로봇과 같은 일반목적용 모바일 로봇이 연구되고 있고, 이와 같은 연구에서 일부 특수한 환경을 제외하면 대부분 고정적인 장애물뿐 아니라 움직이는 장애물에 대한 고려도 이루어져야한다. 따라서 과거에 진행되어왔던 실시간적인 정보만을 바탕으로 한 장애물 회피알고리즘의 연구로는 움직이는 장애물에 대하여 안전한 주행이나 적합한 회피운동의 성능을 내기가 용이하지 않았다. 이런 문제를 해결하기 위하여 인공위성의 항법, 미사일 궤적추정, 로봇의 위치추정, 레이더 등에 많이 이용되어 왔던 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 장애물의 위치와 속도를 예측하였다.

본 논문에서 칼만 필터 알고리즘 구성을 간단히 하기 위하여 장애물의 위치와 속도를 각각 x, y 직각좌표에 대하여 따로 예측하였고, 장애물은 직선운동 한다고 가정하였다. x 좌표에 대한 상태 X는 x 좌표에 대한 위치와 선속도 정보를 나타낸다.

$$X(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{pmatrix} \tag{3.1}$$

$$\dot{x}(t) = c(t) \tag{3.2}$$

단, c(t)는 장애물의 가속도이다.

연속 시간(continuous time)에서 고려하는 시스템과 측정 모델은 식 (3.3), (3.4)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{X}(t) &= FX(t) + Gu(t), \\ &= \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(t) \\ \dot{x}(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} c(t) \end{aligned} \quad (3.3)$$

$$Z(t) = C(t)X(t) + v(t) \quad (3.4)$$

움직이는 장애물의 동적 시스템을 이산 칼만 필터에 적용하기 위해서 식(3.3), (3.4)를 다음과 같이 이산화 된 두 선형식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} X_k &= \Phi X_{k-1} + Bu_{k-1} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k-1} \\ \dot{x}_{k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \end{pmatrix} c_{k-1} \end{aligned} \quad (3.5)$$

여기서

$$\Phi = e^{FT} = I + FT + \frac{(FT)^2}{2!} + \dots = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

$$B = \left(\int_0^T e^{F\tau} d\tau \right) G = \int_0^T \begin{pmatrix} \tau \\ 1 \end{pmatrix} d\tau = \begin{pmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

이고, T 는 샘플링 시간이다.

또한 측정 모델은 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} Z_k &= C \begin{pmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \end{pmatrix} + v_k \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_k \\ \dot{x}_k \end{pmatrix} + v_k \end{aligned} \quad (3.8)$$

시스템 모델을 이용하여 시간 갱신을 실시하면 식(3.9)과 같다.

$$\hat{X}_{k|k-1} = \begin{pmatrix} \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{\dot{x}}_{k|k-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x}_{k-1|k-1} \\ \hat{\dot{x}}_{k-1|k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{T^2}{2} \\ T \end{pmatrix} c_{k-1} \quad (3.9)$$

예리 공분산은 다음과 같이 얻어진다.

$$P_{k|k-1} = \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix} (P_{k-1|k-1}) \begin{pmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{pmatrix}^T + Q_{k-1} \quad (3.10)$$

또한 칼만 이득 K_k 는 식(3.11)으로 구해진다.

$$K_k = P_{k|k-1} H^T [HP_{k|k-1}H^T + R_k]^{-1} \quad (3.11)$$

식(3.9)과 식(3.11)을 이용하여 측정 갱신을 구하면 식(3.12)과 같다.

$$\hat{X}_{k|k} = \begin{pmatrix} \hat{x}_{k|k} \\ \hat{\dot{x}}_{k|k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{\dot{x}}_{k|k-1} \end{pmatrix} + K_k [Z_k - H \begin{pmatrix} \hat{x}_{k|k-1} \\ \hat{\dot{x}}_{k|k-1} \end{pmatrix}] \quad (3.12)$$

마지막으로 예리 공분산의 갱신은 다음 식(3.13)을 통하여 이루어진다.

$$P_{k|k} = [I - K_k H] P_{k|k-1} \quad (3.13)$$

3.2 장애물의 예측된 상태정보 이용

칼만 필터 알고리즘은 모바일 로봇에서 응용될 때, 기존의 연구에서는 현재 시간을 기준으로 다음 시점에서의 로봇의 위치 추정이나 경로 추정 등에 사용되었다[8]. 하지만 장애물의 위치와 움직임을 예측하고 예측된 정보를 바탕으로 회피할 때에는 현재시간 k 에서 다음 시간 $k+1$ 뿐 아니라 $k+1$ 이상의 예측된 정보가 필요하게 된다. 따라서 장애물의 예측된 정보를 바탕으로 어느 정도의 미래시간 $k+\alpha$ 에서의 장애물의 위치 정보를 이용할 것인가가 칼만 필터 알고리즘을 장애물 회피 알고리즘에 적용할 때 필요하다. 이와 같은 미래시간 α 를 구하기 위하여 퍼지 알고리즘을 이용하였다. 퍼지 입력 파라미터로는 로봇의 진행방향에 대한 장애물의 상대적인 각도(Obs_A)와 장애물의 진행방향(Obs_HA)을 사용하였다.

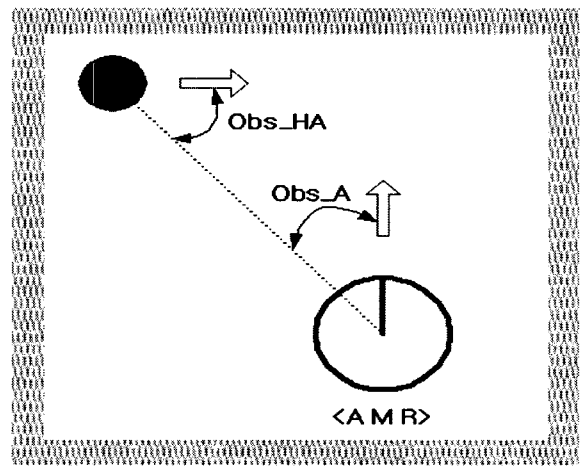


그림 3.1 퍼지 입력 파라미터

Fig. 3.1 Fuzzy input parameters

장애물의 진행방향은 칼만 필터에 의해 예측된 x, y 좌표의 선속도를 통해 구할 수 있다. 그림 3.2의 (a), (b)는 위의 두 입력 파라미터에 대한 소속 함수이며, (a)는 장애물이 로봇 진행방향의 왼쪽에 있으면 그 때 이루는 각의 크기에 따라 소속 함수는 NS, NM, NB로 두었고 오른쪽에 있으면 PS, PM, PB로 두었다. (b)는 장애물의 진행방향에 대한 소속 함수로 각도의 크기만 고려하여 VS(very small), S(small), M(medium), B(big)로 두었다. 퍼지 출력은 장애물 회피기에 적용할 장애물의 미래 위치를 구할 때 얼마만큼의 미래 위치를 구할 것인지에 대한 미래시간을 나타내며 출력 소속 함수는 그림 3.2의 (c)와 같다. 이때 VC(very close), C(close), M(middle), F(far), VF(very far)이다.

표 3.1는 미래 시간에 대한 퍼지 규칙을 나타내며, 장애물의 속도와 거리를 각각 $80cm/sec$, $1.6m$ 를 기준으로 하였다. 추론 과정은 Mamdani의 MAX-MIN방법을 사용하였고, 출력 값을 계산하기 위한 비 퍼지화 방법은 무게 중심법을 사용하였다. 위의 퍼지 출력에 의한 미래 시간 α 는 장애물의 속력과 거리를 각각 $80cm/sec$, $1.6m$ 를 기준으로 하였을 때 값이므로 퍼지 출력 값에 장애물의 거리와 예측된 속력

에 대한 비례 분을 곱하여 계산한 것이 최종 출력이 된다.

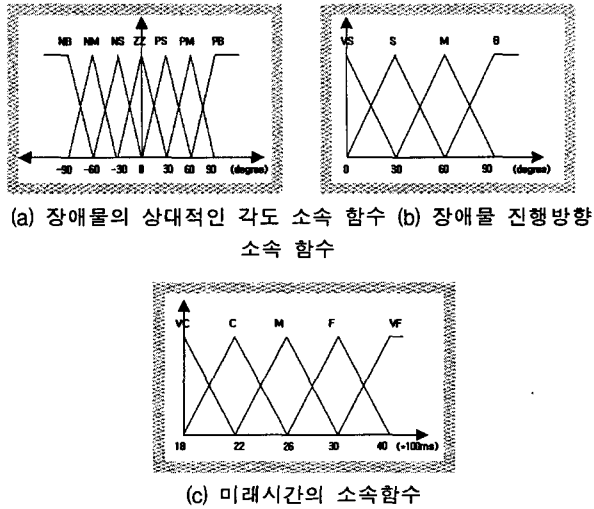


그림 3.2 퍼지 시스템의 소속함수
Fig. 3.2 Membership functions of the fuzzy system

표 3.1 미래시간에 대한 퍼지 규칙
Table 3.1 Fuzzy rules for the future time

		angle						
		NB	NM	NS	ZZ	PS	PM	PB
heading angle	VS	VC	C	VC	VC	VC	C	VC
	S	VC	M	VC	VC	VC	M	VC
	M	VC	F	VC	VC	VC	F	VC
	B	VC	VF	C	VC	C	VF	VC

$$velocity_{obstacle} = \sqrt{(velocity_x)^2 + (velocity_y)^2} \quad (3.14)$$

단, $velocity_x$, $velocity_y$ 는 각각 예측된 x, y의 선속도

$$\alpha_{Final} = \alpha \times (80/velocity_{obstacle}) \times (distance_{obstacle}/1.6) \quad (3.15)$$

식(3.15)에 의해 구해진 최종 미래시간 a_{Final} 과 칼만 필터에 의해 예측된 장애물의 위치와 속도 정보를 이용하여 최종 미래시간에서의 장애물의 위치정보를 퍼지로 구성된 장애물 회피기의 퍼지 입력 값 중 로봇의 진행 방향에 대한 장애물의 상대적인 각도 값에 사용하게 된다. 식(3.16), (3.17)으로 장애물의 최종 예측 위치를 구할 수 있다.

$$x_{estimate} = x_{obstacle} + velocity_x \cdot \alpha_{Final} \cdot T \quad (3.16)$$

$$y_{estimate} = y_{obstacle} + velocity_y \cdot \alpha_{Final} \cdot T \quad (3.17)$$

단, T 는 샘플링 시간이다.

또한 고정된 장애물의 예측된 속도 값 오차에 의한 잘못된 예측 값 및 아주 느리게 움직이는 장애물의 불필요한 예측 값 제거를 위해 그림 3.3과 같이 조건문을 이용해 20 cm/sec이하의 장애물은 a_{Final} 을 '0'으로 두었다.

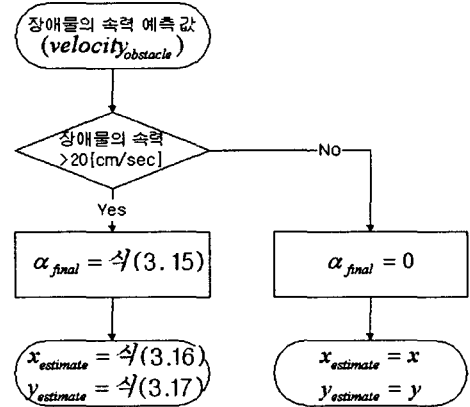


그림 3.3 노이즈제거 흐름도
Fig. 3.3 Flowchart for noise filter

그림 3.4에서 장애물의 예측된 속력이 20cm/sec보다 크면 Obs_A, 작으면 -30°가 장애물 회피기의 각도에 대한 입력 파라미터가 된다.

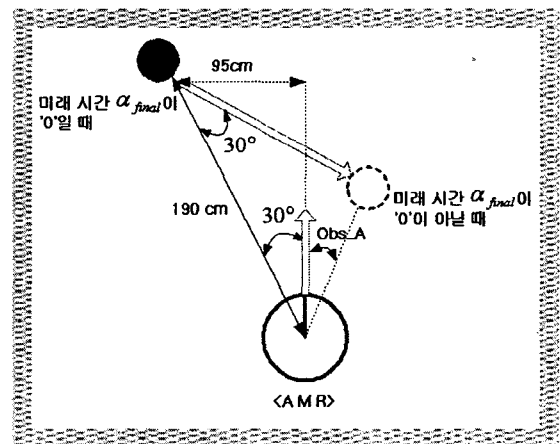


그림 3.4 각도에 대한 퍼지 입력 파라미터
Fig. 3.4 Fuzzy input parameter of angle

4. 시뮬레이션 결과 및 검토

본 장에서는 칼만 필터 알고리즘과 퍼지 알고리즘을 이용한 장애물 회피기의 검증에 위해서 시뮬레이션을 행하였고 장애물의 위치와 속도를 예측하지 않은 경우와 예측한 경우의 결과를 보일 것이다. 시뮬레이션 상에서 작업공간의 크기는 1600cmX1400cm이고 자율이동로봇에 대한 설정치는 표 4.1과 같으며, 칼만 필터 알고리즘에서 Q_k 값은 0, R_k 값은 센서의 노이즈를 고려하여 3으로 두었다.

표 4.1 시뮬레이션 환경 상의 로봇에 대한 설정치
Table 4.1 Specification for AMR in simulation environment

로봇 직경	60 cm
바퀴 반지름	10 cm
양 바퀴 사이의 거리	50 cm
샘플링 주기	0.1 sec
장애물의 속력	80 cm/sec

본 연구에서는 행사장이나 실내 가정에서의 사람과 같은 고정되지 않은 장애물이 많은 환경에서 장애물의 위치와 속도를 예측하여 회피기를 구성함으로써 장애물을 회피할 때에 좀더 안전하고 적합한 회피를 할 수 있음을 보여준다. 그림 4.1에서는 로봇 진행방향에 대하여 직각으로 움직이는 장애물의 경우이며 그림 4.1의 (a)는 장애물의 위치와 속도를 예측하지 않은 경우이고 (b)는 예측한 경우이다.

1) 로봇 진행방향에 대해 직각으로 움직이는 장애물

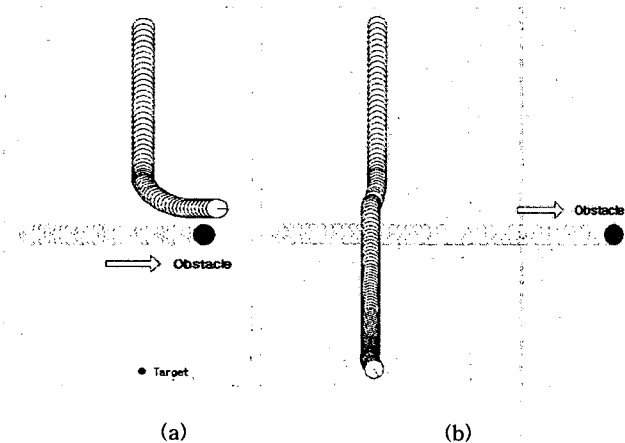
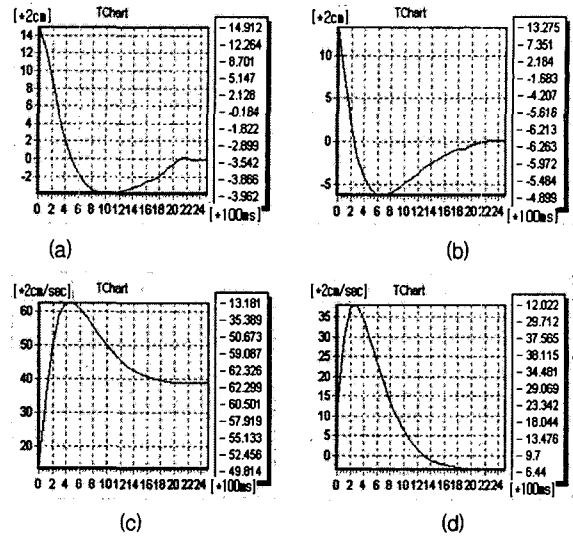


그림 4.1 로봇 진행방향에 대해 직각으로 움직이는 장애물
(a) 예측하지 않은 경우 (b) 예측한 경우
Fig. 4.1 Obstacle which moves in the vertical direction against the robot's direction
(a) Case without prediction (b) Case with prediction

그림 4.1의 (a)의 경우와 같이 장애물의 위치와 속도를 예측하지 않은 경우에는 로봇의 우측에서 탐색된 현재의 장애물 위치 정보를 사용하여 회피하기 때문에 로봇은 좌측으로 회전하게 되어 적합하지 못한 회피반응을 하게 된다. 한편 (b)의 경우와 같이 예측 알고리즘을 이용하여 회피기를 구성한 경우에는 미래의 적당한 시간 후 장애물이 로봇의 좌측에 위치하므로 미래의 장애물 위치 정보를 사용하여 로봇이 좌측이 아닌 우측으로 회전하여 좀 더 적합한 회피반응을 함을 보여준다.

그림 4.2의 (a)는 이 때 예측한 장애물의 위치와 속도에서 x좌표에 대한 장애물의 위치오차를 나타내며 (b)는 y좌표에 대한 위치오차이고 (c)와 (d)는 각각 x좌표와 y좌표에 대한 예측된 속도를 나타낸다.



* x좌표에 대한 reference velocity = 80 [cm/sec]
* y좌표에 대한 reference velocity = 0 [cm/sec]

그림 4.2 로봇 진행방향에 대해 직각으로 움직이는 장애물
(a) x좌표에 대한 위치오차 (b) y좌표에 대한 위치오차
(c) x좌표에 대한 예측된 속도 (b) y좌표에 대한 예측된 속도

Fig. 4.2 Obstacle which moves in the vertical direction against the robot's direction
(a) Position error of x (b) Position error of y
(c) Predicted velocity of x (d) Predicted velocity of y

2) 로봇 진행방향에 대해 마주 오는 장애물

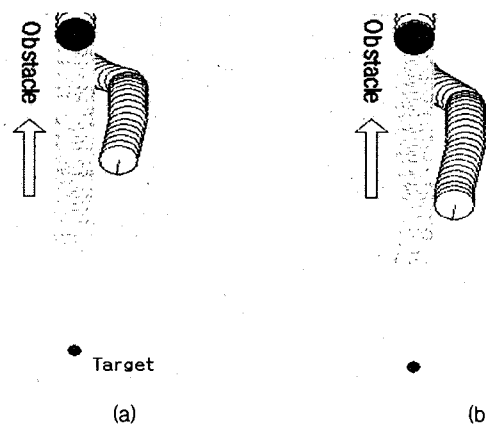
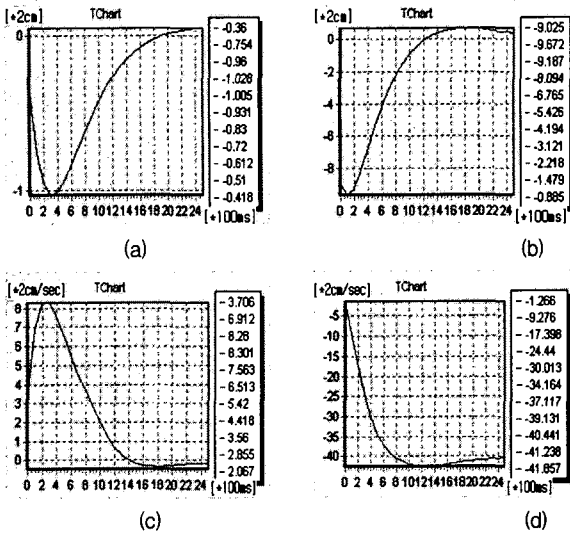


그림 4.3 로봇 진행방향에 대해 마주 오는 장애물
(a) 예측하지 않은 경우 (b) 예측한 경우
Fig. 4.3 Obstacle which comes into face to face with robot's direction
(a) Case without prediction (b) Case with prediction

그림 4.3의 (a)는 앞의 경우와 같이 장애물의 위치와 속도를 예측하지 않은 경우이고 (b)는 예측한 경우이며 그림 4.4도 x, y좌표에 대한 각각의 위치 오차와 예측된 속도이다.



* x좌표에 대한 reference velocity = 0 [cm/sec]
 * y좌표에 대한 reference velocity = -80 [cm/sec]

그림 4.4 로봇 진행방향에 대해 마주 오는 장애물

(a) x좌표에 대한 위치오차 (b) y좌표에 대한 위치오차
 (c) x좌표에 대한 예측된 속도 (d) y좌표에 대한 예측된 속도

Fig. 4.4 Obstacle which comes into face to face with robot's direction

(a) Position error of x (b) Position error of y
 (c) Predicted velocity of x (d) Predicted velocity of y

3) 로봇의 진행방향에 대해 대각선으로 움직이는 장애물

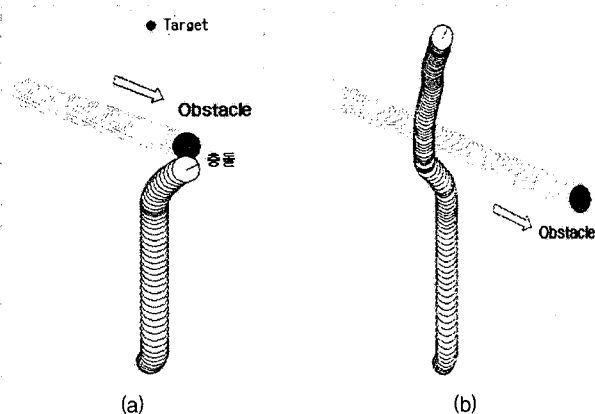


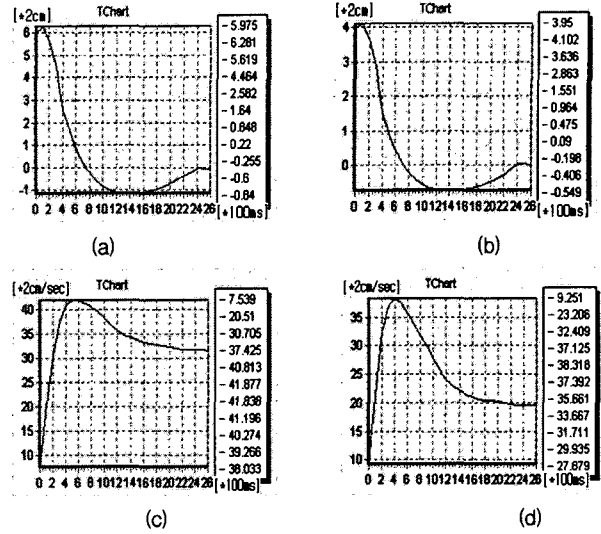
그림 4.5 로봇의 진행방향에 대해 대각선으로 움직이는 장애물

(a) 예측하지 않은 경우 (b) 예측한 경우

Fig. 4.5 Obstacle which moves toward the diagonal line with robot's direction

(a) Case without prediction (b) Case with prediction

그림 4.5의 (a)도 앞의 경우와 같이 장애물의 위치와 속도를 예측하지 않은 경우이고 (b)는 예측한 경우이며 그림 4.6은 x, y좌표에 대한 각각의 위치 오차와 예측된 속도이다.



* x좌표에 대한 reference velocity = 68 [cm/sec]
 * y좌표에 대한 reference velocity = 40 [cm/sec]

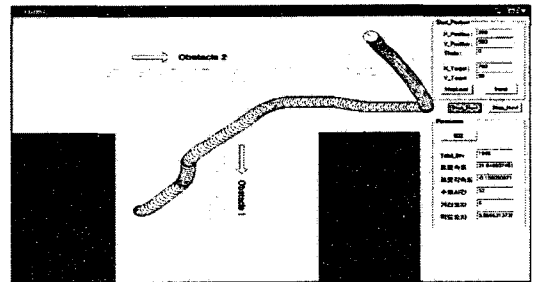
그림 4.6 로봇의 진행방향에 대해 대각선으로 움직이는 장애물

(a) x좌표에 대한 위치오차 (b) y좌표에 대한 위치오차
 (c) x좌표에 대한 예측된 속도 (d) y좌표에 대한 예측된 속도

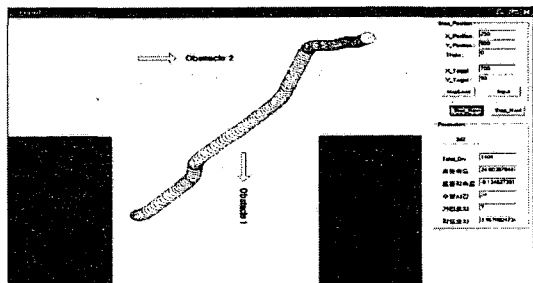
Fig. 4.6 Obstacle which moves toward the diagonal line with robot's direction

(a) Position error of x (b) Position error of y
 (c) Predicted velocity of x (d) Predicted velocity of y

4) 전체 환경 (예측하지 않은 경우 vs 예측한 경우)



(a) * 주행거리 : 1946 [cm] 주행시간 : 52 [sec]



(b) * 주행거리 : 1404 [cm] 주행시간 : 34 [sec]

그림 4.7 시뮬레이션 결과

(a) 예측하지 않은 경우 (b) 예측한 경우

Fig. 4.7 Simulation results

(a) Case without prediction (b) Case with prediction

5. 결 론

본 연구는 지역경로계획에서 칼만 필터 알고리즘을 이용하여 움직이는 장애물의 위치와 속도를 예측하여 장애물 회피기를 구성할 때 좀 더 적합한 회피 반응을 보임으로써 원하는 목표점까지 안전하고 효율적으로 추적하는 것을 목적으로 하였다. 자율이동로봇을 시뮬레이션 상에서 구동시키기 위해 기구학적인 모델링을 하였고 장애물의 위치 및 움직임을 탐색하기 위해서 초음파 센서를 프로그램 적으로 구현하였다. 또한 예측된 장애물의 위치와 움직임을 가지고 실제 장애물 회피기 구성 시에 필요한 유용한 장애물의 위치 정보를 얻기 위해 퍼지 알고리즘을 이용하였으며 이러한 결과로 움직이는 장애물에 대하여 좀더 안전하고 적합한 회피 반응을 가능하게 하였고 전체 주행거리, 주행시간에 있어서도 단축되는 것을 시뮬레이션을 통하여 확인할 수 있었다. 앞으로의 연구과제로 카메라를 이용한 이미지 정보 등 다양한 정보의 융합을 통해 좀더 정밀하고 넓은 범위의 장애물의 움직임을 예측하여 일반 가정이나 실내, 실외환경뿐 아니라 전략적인 지형에 대해서도 다양한 응용이 가능하도록 하는 것을 들 수 있겠다.

감사의 글

본 연구는 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

참 고 문 헌

[1] Y. Kanayama, "A locomotion method for autonomous vehicle," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1315-1317, 1998.
 [2] A. Elfes, "Sonar-based real-world mapping and navigation," IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 3, no. 4, pp. 249-265, June 1987.
 [3] A. Zelinsky, "A mobile robot exploration algorithm," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 8, no. 6, pp. 707-717, Dec. 1992.
 [4] J. Borenstein and Y. Koren, "Obstacle avoidance with ultrasonic sensors," IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 4, no. 2, pp. 213-218, 1988.
 [5] J. Borenstein and Y. Koren, "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 19, no. 5, pp. 1179-1187, 1989.
 [6] W. Li, "Fuzzy logic based robot navigation in uncertain environments by multisensor integration, IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, pp. 259-264, 1994.
 [7] K. Pal Prabir and Kar Asim, "Mobile robot navigation using a neural net," IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol. 2 pp. 1503-1508, 1995.
 [8] A. Elnagar, "Prediction of moving objects in dynamic environments using Kalman filters," IEEE International Symposium on Computational Intelligence in

Robotics and Automation, pp. 414-419, 2001.

[9] E. H. Mamdani and S. Assilian, "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," International Journal of Man-Machine Studies, vol. 7, no. 1, pp. 1-13, 1975.
 [10] S. Bozic, "Digital and Kalman filtering," Edward Arnold Publishers, 1994.

저 자 소 개



정 원 상 (丁元相)

1977년 1월 11일생. 2003년 경상대 전기공학과 졸업. 2005년 부산대 대학원 전기공학과 졸업(공학석사).

Fax : 051-513-0212

E-mail : hanismail@daum.net



최 영 규 (崔榮奎)

1957년 6월 18일생. 1980년 서울대 공대 전기공학과 졸업. 1982년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 졸업(석사). 1987년 동대학원 전기 및 전자공학과 졸업(박사). 1990-1991년 CALTECH Visiting Scholar. 1998-1999년 Univ. of Southwestern Louisiana Visiting Professor. 현재 부산대 공대 전자전기정보컴퓨터공학부 교수

Tel : 051-510-2371, Fax : 051-513-0212

E-mail : ykichoi@pusan.ac.kr



이 상 혁 (李相赫)

1963년 3월 10일생. 1988년 충북대 전기공학과 졸업. 1991년 서울대 대학원 전기공학과 졸업(공학석사). 1998년 서울대 대학원 전기공학부 졸업(공학박사). 1997-1999 (주) 하우 책임 연구원, 1999-2000 (주) 지엔티씨 기술이사, 2000-현재 부산대학교 산업자동화 및 정보통신분야 인력양성사업단 기금교수.

Tel : 051-510-2497

Fax : 051-513-0212

E-mail : leehyuk@pusan.ac.kr