

실외 자율주행 로봇을 위한 다수의 동적 장애물 탐지 및 선속도 기반 장애물 회피기법 개발

Multiple Target Tracking and Forward Velocity Control for Collision Avoidance of Autonomous Mobile Robot

김 선 도, 노 치 원, 강 연 식*, 강 성 철, 송 재 복
(Sun-do Kim, Chi-Won Roh, Yeonsik Kang, Sung-chul Kang, and Jaebok Song)

Abstract : In this paper, we used a laser range finder (LRF) to detect both the static and dynamic obstacles for the safe navigation of a mobile robot. LRF sensor measurements containing the information of obstacle's geometry are first processed to extract the characteristic points of the obstacle in the sensor field of view. Then the dynamic states of the characteristic points are approximated using kinematic model, which are tracked by associating the measurements with Probability Data Association Filter. Finally, the collision avoidance algorithm is developed by using fuzzy decision making algorithm depending on the states of the obstacles tracked by the proposed obstacle tracking algorithm. The performance of the proposed algorithm is evaluated through experiments with the experimental mobile robot.

Keywords : mobile robot, laser sensor, multiple obstacle tracking, collision avoidance, fuzzy decision making

I. 서론

이동 로봇의 안전 주행에 있어 주변 환경의 인지방법에 대한 연구는 중요한 주제 중 하나이다. 주변 환경 인지를 위하여 로봇 공학자들은 주변 환경의 물체들을 장애물로 인식하고 로봇의 안전 주행을 위한 많은 장애물 회피 알고리즘이 개발되어 왔다. 그러나 기존의 충돌 회피 알고리즘 대부분이 정적인 장애물을 대상으로 하였고 동적 장애물에 대해서도 순간적으로 정적인 상태에 있다고 가정하여 충돌 회피 알고리즘을 적용하여 왔다. 기존의 정적 장애물 회피 알고리즘은 장애물로 판단되는 물체의 동적 거동에 따른 유연한 대처가 부족하며 주행 알고리즘의 성능에도 많은 제약을 유발하게 된다. 그러므로 동적 장애물의 충돌회피를 위한 알고리즘의 개발이 요구되며 이를 위한 동적 장애물의 상태(위치, 속도 벡터 등) 인지가 필요하다.

일반적으로 동적 장애물의 운동 상태 추정은 센서 자체 에러, 데이터 처리 과정을 거치면서 발생하는 에러, 센서의 환경 의존적 영향, 다수의 센서 데이터를 처리하면서 생기는 실시간 상태 추정의 어려움 등으로 인하여 여전히 어려운 문제로 남아 있다. 장애물 탐지를 위하여 주로 사용되는 센서는 초음파 센서[1], IR 센서[2], laser 센서[3], 비전 센서[4]가 있다. 초음파 센서와 IR 센서는 단가가 저렴하지만 센서 자체 에러의 확률이 높고 측정범위 한계가 모호한 단점이 있다. 비전 센서의 경우 인간 친화적 특징과 시각 정보를 활용하기 때문에 다양한 정보를 받아들일 수 있다는 장점이 있으나 외부 환경 변화에 민감하여 실외 환경에서는 사용하기 어렵다는 단점이 있다. 이에 본 연구에서는 실외 환경 변화에 강하고 센서 에러 확률이 적으며 넓고 확실한 센서 측정 범위를

가진 레이저 센서를 사용하여 장애물을 탐지한다.

동적 장애물의 운동 상태를 추정하기 위한 데이터결합 알고리즘으로 NNSF (Nearest Neighbor Standard Filter)[5]가 있다. 이 방법은 데이터 결합을 위한 연산량이 비교적 적어 시스템이 실시간으로 작동할 수 있도록 하는 반면 데이터 결합 오차 확률이 비교적 높은 단점이 있다. 그 후 데이터 결합 오차 확률을 최소화하기 위한 MHT (Multiple Hypothesis Tracking)[5]이 개발되었다. 이 알고리즘은 최적화된 데이터 결합이 가능하지만 데이터의 양이 증가함에 따라 연산량이 지수적으로 증가하여 장애물 운동 상태의 실시간 추정이 어려운 단점이 있다. 앞서 언급한 두 가지 방법의 장점을 적절히 취합하고 단점은 제거한 방법으로는 PDAF (Probability Data Association Filter)[5,6]가 제안되었다. 이 방법은 데이터 결합 문제를 확률적으로 접근하여 해결하기 때문에 NNSF보다 추정 오차 확률이 낮으며 MHT보다 연산량이 적어 실시간 운동 상태 추정이 가능하다. 이와 같은 운동 상태 추정 알고리즘 들은 모두 하나의 장애물로부터 하나의 센서값을 얻는 레이더와 같은 센서에 주로 이용되어 왔다. 그러나 본 논문에서 사용한 레이저 센서(Laser Range Finder, LRF)의 경우 하나의 장애물로부터 많은 센서값이 동시에 들어오는 문제가 있다. 따라서 본 논문에서는 동적 장애물 운동 상태를 실시간으로 추정하기 위하여 다수의 센서 데이터로 구성된 장애물을 점 형태의 데이터로 변환하는 데이터 선처리 작업을 수행한 후 PDAF를 이용하여 다수의 물체의 상태를 추정한다.

또한 본 논문은 도로를 자율 주행시 교차로 등에서 보행자와 같은 다수의 물체를 탐지하고 상태를 추정하여 차선을 유지하면서 충돌회피를 위한 선속도를 결정하는 벡터기반 퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘을 제안한다.

기존에 연구된 장애물 회피 알고리즘으로 대표적인 것으로 potential field approach, vector field histogram, dynamic window approach 가 있다. Potential field approach는 로봇과 장애물의 동역학을 고려하지 않은 반면 나머지 두 approach는 로봇의 동

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 2. 27., 채택확정 : 2008. 4. 11.

김선도, 노치원, 강연식, 강성철 : 한국과학기술연구원

(spoooh1@hotmail.com/ctrl88@naver.com/yeonsik@kist.re.kr/kasch@kist.re.kr)

송재복 : 고려대학교(jbsong@korea.ac.kr)

역학을 고려하였지만 장애물의 운동 상태를 고려하지 않았다는 단점이 있다[1].

이미 레이저 센서를 이용하여 정적 장애물의 위치를 탐지한 많은 연구들이 존재하지만 동적 장애물에 대한 속도 벡터를 추정하지 못하는 한계가 존재하여왔다. 본 논문에서 제안된 방법은 장애물의 속도를 실시간으로 추정할 수 있는 기법을 개발함으로써 장애물의 속도 벡터에 의존하는 충돌회피의 문제를 해결하는데 기여한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. II 장에서는 시스템 구성을 설명하고 장애물의 운동 상태 추정은 III 장에서 다룬다. IV 장에서는 퍼지 기반 속도 의사결정 알고리즘을 제안하며 V 장에서는 실험결과를 제시하였으며 VI 장에서는 결론을 언급한다.

II. 시스템 구성

본 논문에서는 그림 1과 같이 LRF, 자세센서, CCD 카메라, DGPS 수신기를 장착한 이동로봇을 위한 연구를 수행한다.

장애물의 상태 추정을 위한 LRF는 전방 180도의 시야 각을 가지며 최고 80m의 센서 범위와 0.25도, 0.5도 1도의 분해 성능을 보유하고 있다. 또한 실외 환경 변화에 강하여 직사광선 및 조명의 변화에도 탐지 성능의 변화가 적은 장점을 가지고 있다.

III. 장애물 운동 상태 추정

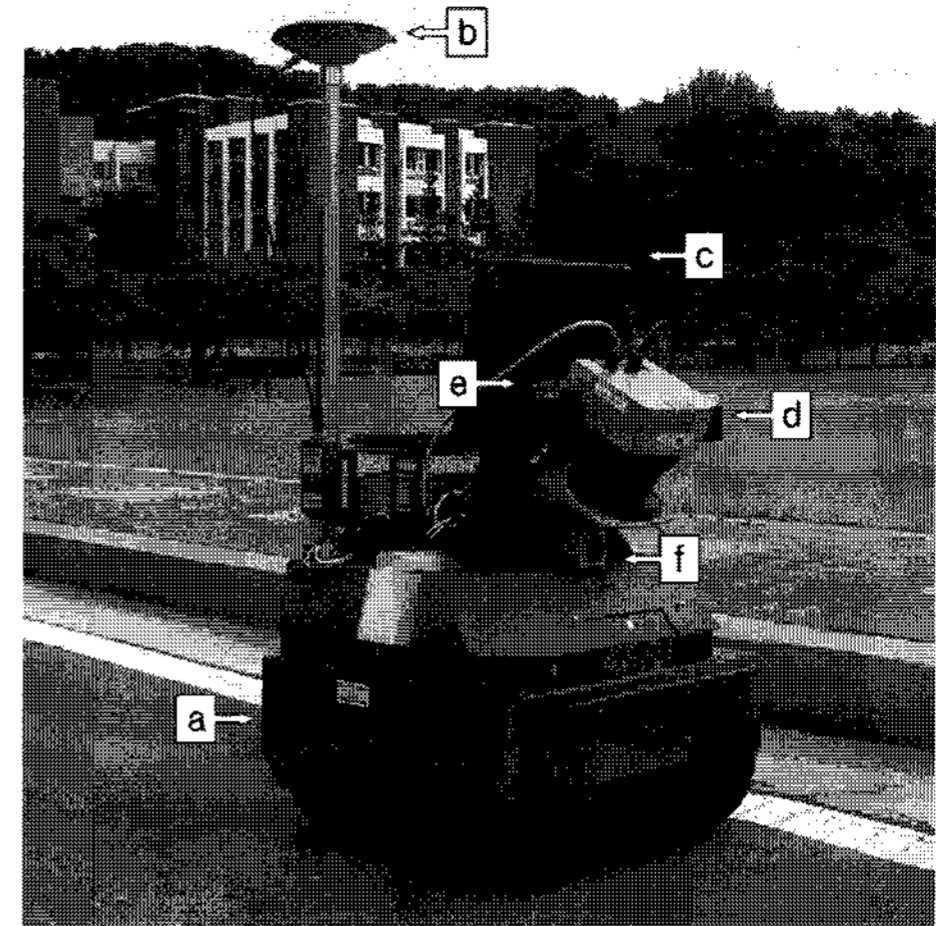
1. 데이터 선처리 과정(data preprocessing)

데이터 선처리 과정은 장애물 운동 상태 추정을 위한 선행 단계이다. 레이저 센서는 각 장애물 표면으로부터 반사된 레이저의 이동 시간을 고려하여 거리 정보를 가진 센서 데이터들을 수집한다. 이러한 데이터 들은 분류 없이 단지 거리 기준만을 가지고 있다. 장애물의 운동 상태를 추정하기 위하여 우선 이 의미 없는 센서 데이터 군을 각 장애물에게 할당하는 작업이 필요하다. 본 논문에서는 센서 데이터 할당을 위해 두 점간의 거리 정보를 활용하였다. 그림 2는 데이터 분류 작업 개요도를 나타내며 레이저 센서 데이터는 반 시계 방향으로 순차적인 거리 정보를 받아 들인다. 그렇기 때문에 (1)과 같이 인접한 두 점이 일정 기준 거리, D_{thd} , 이내에 위치하고 있다면 두 점은 한 장애물로부터 얻어진 데이터로 판단하고 그렇지 않다면 두 점은 각기 다른 장애물들로부터 얻어진 데이터라 판단한다.

$$D(p_n, p_{n+1}) > D_{thd} \tag{1}$$

$$D(p_n, p_{n+1}) = \sqrt{p_n^2 + p_{n+1}^2} \tag{2}$$

D_{thd} 는 미리 정의된 기준 거리이다. p_n 과 p_{n+1} 는 센서 데이터들을 나타낸다. 이 과정을 거쳐 센서 데이터들은 각 장애물로 할당되게 된다. 각 장애물로 할당된 센서 데이터 정보는 일정 높이에서의 현재 장애물 표면의 위치를 나타낸다. 실시간 연산을 위해 다수의 센서 데이터로 구성된 장애물의 표면 정보를 하나의 점으로 대표될 수 있도록 한다. 본 연구에서는 장애물 표면에 분포된 센서데이터의 위치값들을 합하여 그 수만큼 나눈 평균 값을 이러한 센서 데이터들의



(a) Mobile platform (b) DGPS antenna
(c) Control notebook (d) Laser Range Finder
(e) Angle sensor (f) CCD camera

그림 1. 이동 로봇 하드웨어 구성.

Fig. 1. Mobile robot hardware configuration.

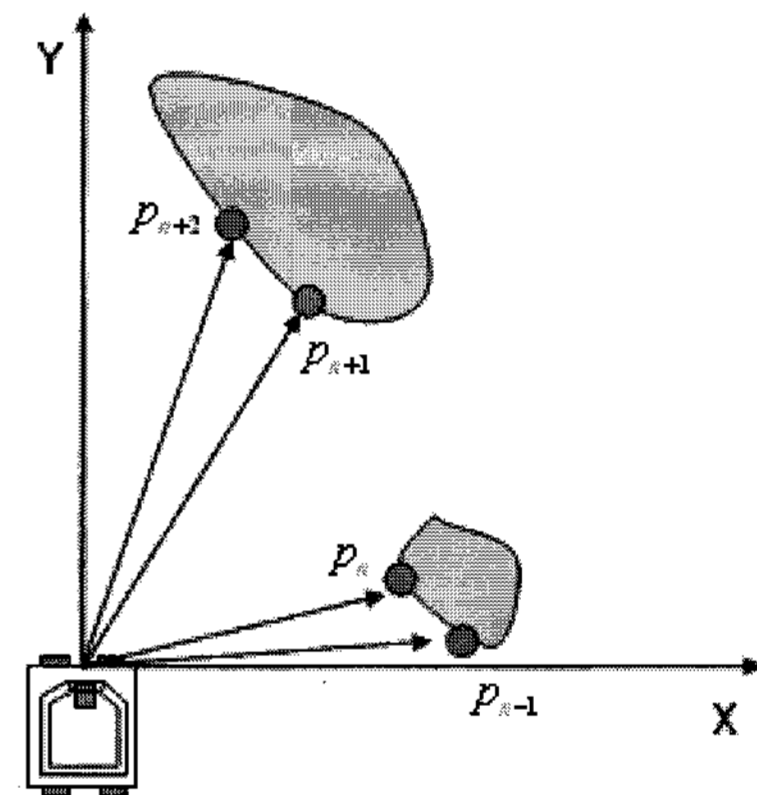


그림 2. 데이터 분류 작업 개요도.

Fig. 2. Data segmentation.

대표점(characteristic point)라고 정의한다.

$$x(t) = \frac{\sum_{i=m}^n x_i(t)}{m-n+1}, \quad y(t) = \frac{\sum_{i=m}^n y_i(t)}{m-n+1} \tag{3}$$

여기서 $m-n+1$ 은 한 장애물로부터 반사된 센서 데이터의 개수이며 $x_i(t)$, $y_i(t)$ 는 각각 반사된 센서 데이터의 x, y 데이터를 나타낸다. 위의 정보를 바탕으로 대표점 $x(t)$, $y(t)$, 를 계산한다.

2. 상태 추정 과정(tracking)

데이터 선처리 과정을 통하여 다수의 센서 데이터들로 구성된 장애물은 하나의 점 형태로 변환된다. 본 연구에서는 Kalman filter를 기반으로 하는 다수 장애물 상태 추정 알고리즘인 PDAF를 사용하여 다수 장애물들을 대표하는 대표점들의 운동 상태를 추정한다[7]. PDAF는 상태 추정 과정 중 발생하는 데이터 결합 문제를 확률적 접근 방법을 사용하여 해결한다. 미리 정의된 장애물의 운동 상태 방정식에 의해 장

애물의 다음 단계 상태를 예측할 수 있다.

$$\hat{X}(t+1|t) = A\hat{X}(t|t) + Bw(t) \quad (4)$$

$$P(t+1|t) = AP(t|t)A^T + v(t) \quad (5)$$

$$Y(t) = CX(t) + v(t) \quad (6)$$

여기서 $\hat{X}(t+1|t)$ 는 시간 t 까지의 센서 데이터를 이용하여 추정된 시간 $t+1$ 에 장애물 대표점의 상태를 의미하며 P 는 추정오차의 공분산을 의미한다. 장애물을 선형 시불변 시스템이라 가정하였을 때 행렬 A,B,C는 다음과 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$B = \begin{bmatrix} \Delta T/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & \Delta T/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기서 $w(t)$ 는 process noise이고 $v(t)$ 는 measurement noise Δt 는 샘플링 타임을 나타낸다.

그림 3은 확률적 방법에 의한 데이터 결합을 나타내며 예측된 장애물의 위치로부터 일정 거리 내에 있는 센서 데이터와의 상관 관계를 확률로 나타낸다. 그리고 각 센서 데이터와 예측된 장애물간의 차이인 innovation vector, $v_i(t+1)$ 를 계산한다. 각 innovation vector와 확률값을 곱한 후 합산하고 이를 combined innovation vector라 부르며 다음과 같이 계산한다.

$$v(t+1) \triangleq \sum_{i=1}^{m_i} \beta_i(t+1)v_i(t+1) \quad (10)$$

β_i 는 각 센서와 예측된 장애물과의 상관 관계를 나타내는 확률 값으로 센서의 오차가 표준분포를 따른다는 가정에 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\beta_i(t) = e_s(t) \left[b(t) + \sum_{\alpha=1}^{m_i} e_\alpha(t) \right]^{-1} \quad (11)$$

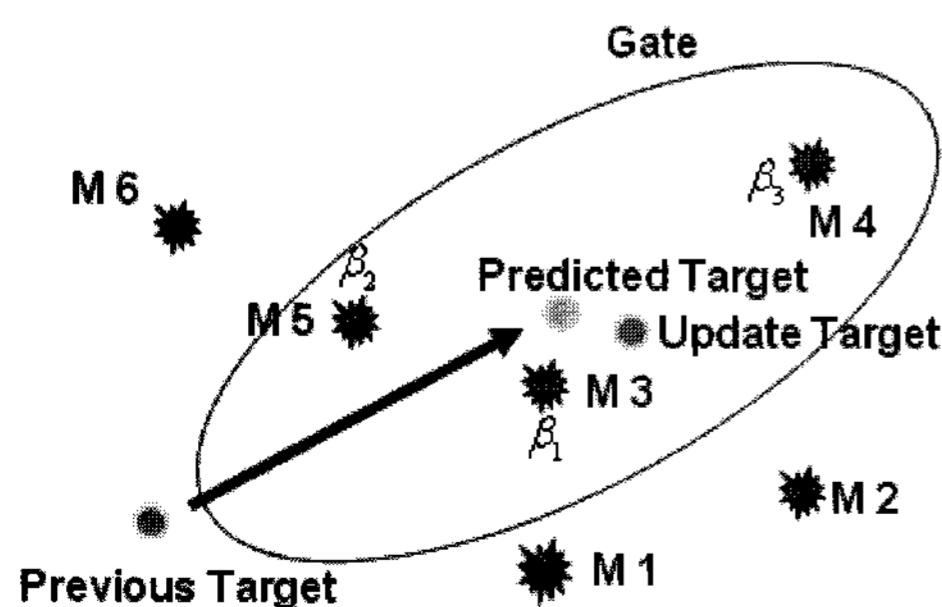


그림 1. 확률적 방법을 이용한 데이터 결합.
Fig. 1. Probability data association.

$$b(t) = m_i(1 - P_D P_G) [P_D P_G V(t)]^{-1}, \quad (12)$$

$$e_i(t) = (P_G)^{-1} N\{v_i; 0, S(t)\}$$

여기서 P_G 는 gate probability로 gate내에 올바른 measurement가 들어올 확률을 나타내고 P_D 는 target detection probability로 올바른 measurement가 검지될 확률을 나타낸다. 이와 같이 계산된 combined innovation vector를 장애물 자신의 innovation vector로 정의하고 이를 토대로 장애물의 최종 상태를 (13)과 같이 추정하게 된다. (15), (16)은 Kalman gain $W(t)$ 를 구하기 위해 필요한 covariance matrix를 (14)와 같이 구하기 위한 값들의 정의를 나타낸다.

$$\hat{x}(t+1|t+1) = \hat{x}(t+1|t) + W(t+1)v(t+1) \quad (13)$$

$$P(t+1|t+1) = \beta_0(t+1)P(t+1|t) + [1 - \beta_0(t+1)] \cdot P^C(t+1|t+1) + \tilde{P}(t+1|t+1) \quad (14)$$

$$P^C(t+1|t+1) = [1 - W(t+1)C(t+1)]P(t+1|t) \quad (15)$$

$$\tilde{P}(t+1|t+1) = W(t+1)[\mu(t+1)]W^T(t+1) \quad (16)$$

$$\mu(t+1) = \sum_{i=1}^{m_i} \beta_i(t+1)v_i(t+1)v_i^T(t+1) - v(t+1)v^T(t+1) \quad (17)$$

$$\beta_0 = 1 - \sum_{i=1}^{m_i} \beta_i(t+1) \quad (18)$$

IV. 퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘

1. 개요

이동 로봇이 주행 시 장애물을 만나는 경우 장애물 회피 알고리즘을 수행하게 되는데 일반적인 회피 알고리즘은 로봇의 정해진 경로를 벗어나 주행하게 된다. 그러나 로봇이 도로를 주행하는 경우라면 이러한 장애물 회피 동작은 2차 충돌을 유발할 수 있다. 즉, 기존 장애물 회피 동작은 각속도를 제어하여 장애물을 회피[8,9]하며 이때 로봇은 정해진 경로를 벗어나게 되는데 이 경로를 벗어나는 행위가 도로 상에서는 또 다른 충돌을 유발할 수 있다. 그렇기 때문에 본 논문에서는 각속도 제어가 아닌 선속도 제어를 통한 장애물과의 충돌 방지 알고리즘을 제안한다. 이를 통하여 로봇은 본 경로를 이탈하지 않고 동적 장애물과의 충돌을 피할 수 있다. 이를 위하여 필요한 정보들은 로봇과 동적 장애물의 상태 즉, 위치와 속도벡터 정보이다.

2. 퍼지기반 의사 결정

불확실한 정보에 대해 판단을 내리는 기준으로 보통 확률론적인 방법과 퍼지 개념을 사용한 방법을 많이 사용한다[9]. 퍼지 개념을 이용하면 확률론적인 방법에 의해 표현할 수 없는 정보에 대해서도 판단할 수 있는 장점이 있다. 또한 확률론적 모델링보다 적은 연산량이 필요한 rule base의 퍼지 모델링은 이동 로봇 알고리즘의 실시간 적용에 더욱 효과적일 것이다. 본 연구에서는 퍼지 개념을 사용하여 불확실한 동적 장애물과 로봇의 상태에 의한 충돌 가능성 정도를 추정하고 그 값을 바탕으로 의사 결정 즉, 충돌 방지를 위한 속도 지령을 결정하고자 한다. 퍼지 의사 결정 과정은 그림 4와 같다.

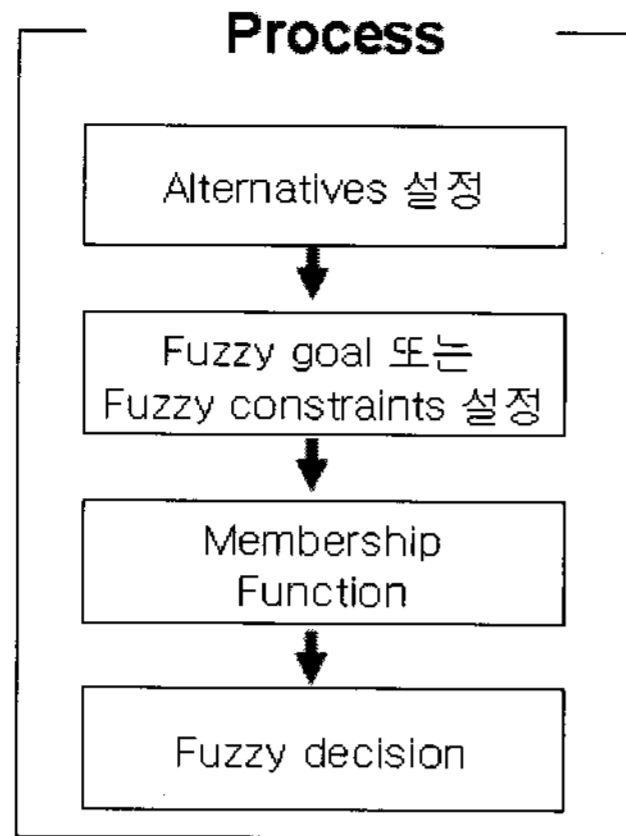


그림 4. 퍼지 의사 결정 프로세스.
Fig. 4. Fuzzy decision making process.

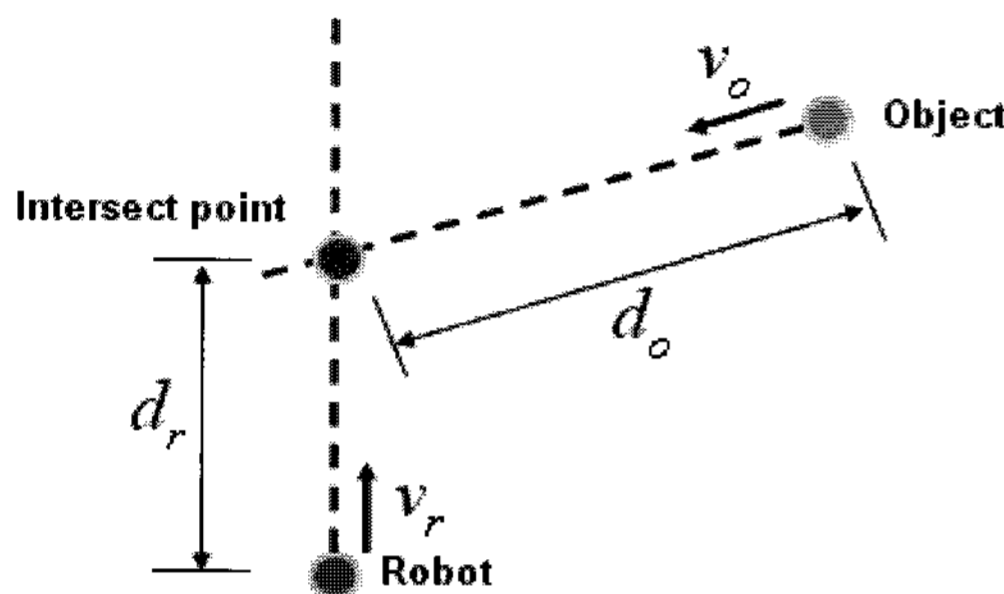


그림 5. Intersect point 및 환경 변수 정의.
Fig. 5. Define the intersect point and environment parameters.

먼저 로봇의 안전 주행 조건을 수식적으로 표현하기 위하여 로봇과 장애물과의 관계 및 환경 조건 등을 그림 5와 같이 정의한다.

여기에서 intersect point는 로봇과 장애물이 만날 것이라 예상되는 점으로 로봇의 속도벡터 v_r 과 장애물의 속도 벡터 v_o 를 통해 알 수 있다. 그리고 d_r 과 d_o 는 각각 로봇과 intersect point와의 거리, 동적 장애물과 intersect point와의 거리를 뜻한다. 로봇이 현 위치에서 intersect point까지 도달하는 시간, 장애물이 현 위치에서 intersect point까지 도달하는 시간을 각각 t_r 과 t_o 라고 하면 로봇과 장애물이 충돌하는 조건은 다음과 같다.

$$t_r \approx t_o \tag{19}$$

로봇의 속도를 높이거나 낮춤으로 장애물과의 충돌을 방지할 수 있다. 먼저 퍼지 의사 결정 과정의 첫 단계로 로봇의 최대속도까지를 n 등분하여 alternative $x_i (i=1, \dots, n)$ 로 설정한다. 안전 주행이라는 최종 목적을 두 가지로 설정하고 이를 fuzzy goal로 정의한다. 첫 번째 fuzzy goal은 로봇과 장애물이 일정 거리를 유지하도록 하는 것이고 두 번째 fuzzy goal은 로봇이 충돌 상황으로부터 신속히 벗어나도록 하는 것이다. (20)은 두 가지 fuzzy goal을 수식으로 나타낸 것이다.

$$|t_r - t_o| > c_1, t_r < c_2 \tag{20}$$

위의 식을 앞서 설정한 alternative로 정리하면 (21)과 같다. 여

기서 c_1 과 c_2 는 상수값이다.

$$v_r < \frac{d_r}{c_1^2 + t_o}, v_r > \frac{d_r}{c_2} \tag{21}$$

Alternative의 각 fuzzy goal 소속도를 나타내기 위해 본 연구에서는 소속함수로 sigmoid 함수를 사용하여 각 fuzzy goal의 소속함수를 다음과 같이 정의한다.

$$\mu_{G_1}(x_i) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left[-\left(x_i - \frac{d_r}{c_1^2 + t_o}\right)\right]} \tag{22}$$

$$\mu_{G_2}(x_i) = \frac{1}{1 + \exp\left[-\left(x_i - \frac{d_r}{c_2}\right)\right]} \tag{23}$$

여기서, $\mu_{G_1}(x_i)$ 와 $\mu_{G_2}(x_i)$ 는 0에서 1사이의 값을 갖는다.

Fuzzy goal 1에 대한 퍼지 집합 G_1 과 fuzzy goal 2에 대한 퍼지집합 G_2 는 다음과 같이 표현된다.

$$G_1 = \{(x_1, \mu_{G_1}(x_1)), (x_2, \mu_{G_1}(x_2)), \dots, (x_n, \mu_{G_1}(x_n))\} \tag{24}$$

$$G_2 = \{(x_1, \mu_{G_2}(x_1)), (x_2, \mu_{G_2}(x_2)), \dots, (x_n, \mu_{G_2}(x_n))\} \tag{25}$$

두 fuzzy goal을 모두 만족하는 퍼지 집합 D 는 퍼지 집합 연산자 중 'AND' 연산자를 이용하여 정의한다.

$$D = G_1 \cap G_2 \tag{26}$$

$$\begin{aligned} \mu_D = \mu_{G_1 \cap G_2}(x_i) &= \mu_{G_1}(x_i) \wedge \mu_{G_2}(x_i) \\ &= \min(\mu_{G_1}(x_i), \mu_{G_2}(x_i)) \end{aligned} \tag{27}$$

$$D = \{(x_1, \mu_D(x_1)), (x_2, \mu_D(x_2)), \dots, (x_n, \mu_D(x_n))\} \tag{28}$$

본 연구에서 찾고자 하는 충돌 방지를 위한 로봇의 지령 속도는 퍼지 집합 D 의 원소 중 소속도 $\mu_D(x_i)$ 가 최대가 되도록 하는 alternative x_i 이다.

V. 실험결과

1. 다수 동적 장애물 운동 상태 추정 실험

그림 6과 같이 로봇이 정지하고 있는 상황에서 다수의 동적장애물에 대하여 상태추종 성능을 살펴보도록 한다. 로봇은 정지해있고 4명의 보행자와 저속의 자동차가 지나갈 때 (그림 6의 왼쪽) 각 보행자와 자동차의 상태 추정 실험 결과를 그림 6의 오른쪽그림에 나타내었다. 각 장애물의 위치는 점 형태로 나타내었고 속도 성분은 선 형태로 표시하였다.

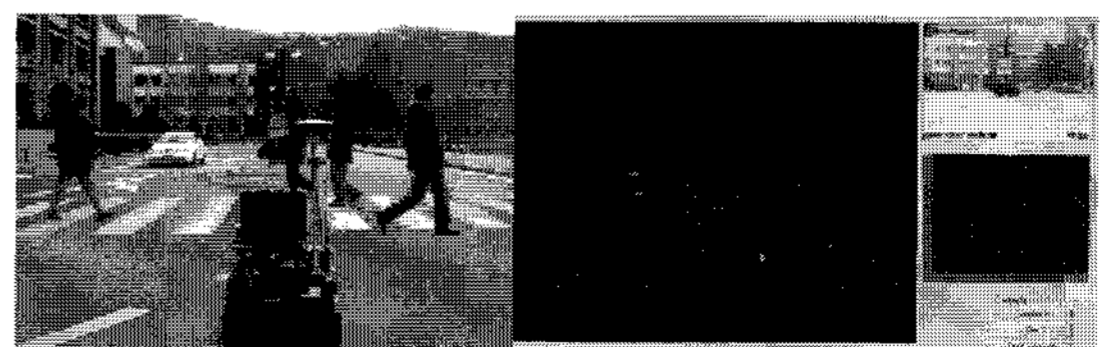


그림 6. 다수 장애물 운동 상태 추정 화면.
Fig. 6. Multiple obstacle tracking.

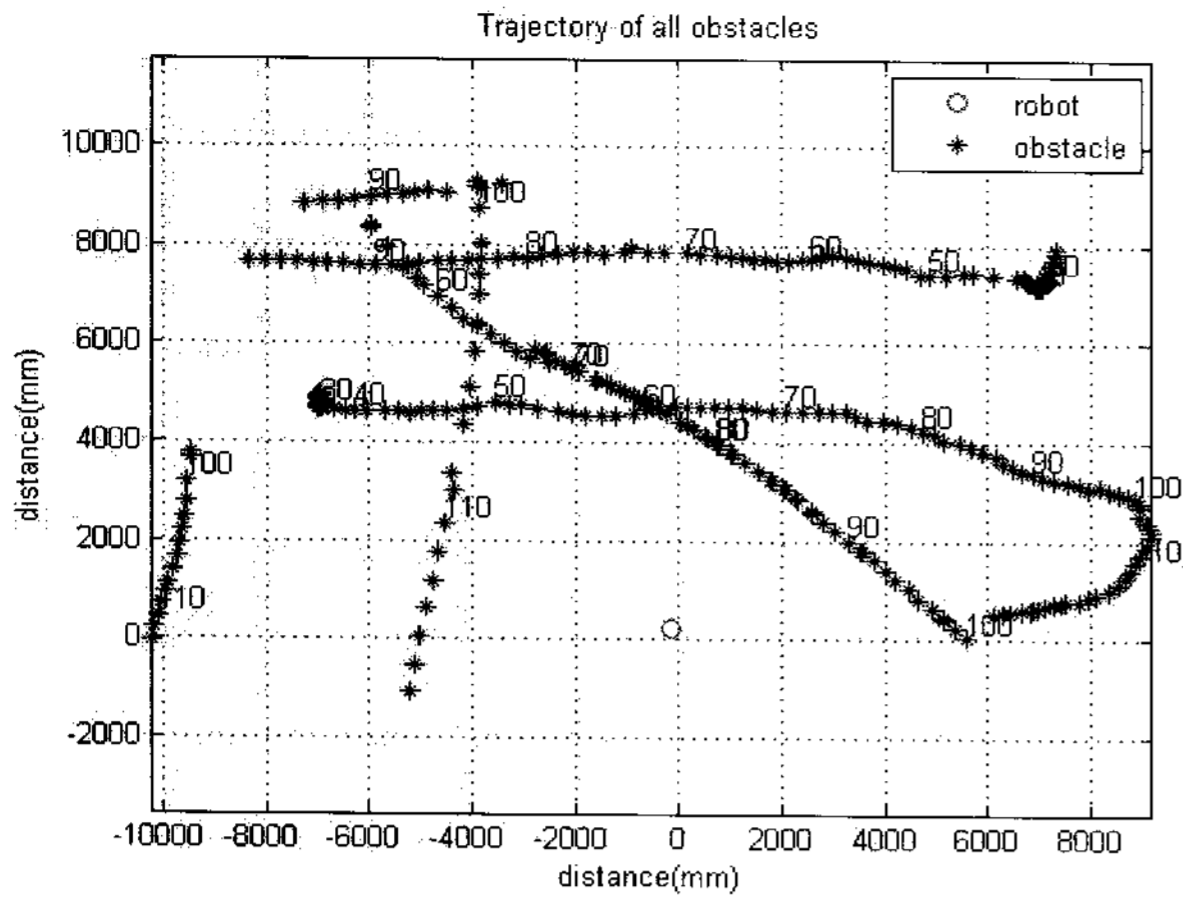


그림 7. 다수 동적 장애물의 전체 궤적.
Fig. 7. Trajectory of multiple dynamic obstacles.

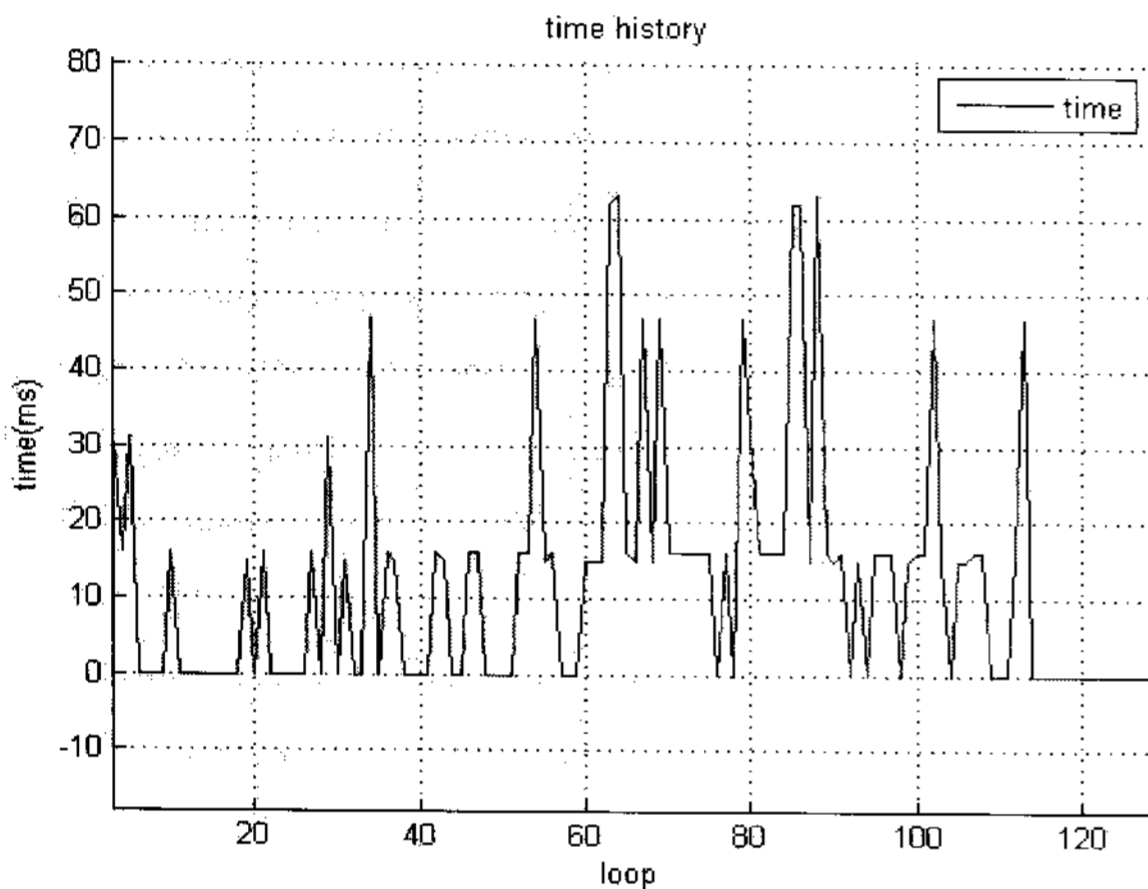


그림 8. 운동 상태 추정 알고리즘의 한 사이클 당 소요 시간.
Fig. 8. One cycle time of obstacle tracking algorithm.

본 논문에서는 장애물의 상태 추정 범위를 10m로 하였고 1초에 5번의 센서 데이터를 획득한다.

그림 7은 로봇의 상태 추정 시스템이 구동되는 동안 센서 범위 내에서 탐지된 모든 동적 정적 장애물의 궤적을 나타내고 있다. 궤적과 함께 명시된 숫자는 각 장애물들의 상태 추정의 time history를 나타낸 것이다.

이동 로봇 시스템에서 중요하게 고려해야 될 요소 중 하나가 실시간 추정 능력이다. 본 논문에서 이동 로봇 시스템은 5Hz의 주기를 가지고 있기 때문에 모든 연산이 200ms를 넘지 말아야 한다는 제약 조건이 있다. 본 실험에서는 5개 이상 10개 이하의 장애물에 대해서 상태 추정을 실시하였고 그림 8과 같이 200ms를 넘지 않는 연산 시간을 보여준다.

2. 퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘 적용 실험

퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘을 통하여 로봇의 안전 주행을 확보하는 실험을 수행하였다. 의사결정에 필요한 alternative는 정지를 나타내는 0 [m/s]에서 로봇의 최대속도 1 [m/s]까지를 10등분을 하였고 Fuzzy goal 소속함수의 매개변수 c_1 과 c_2 는 실험을 통하여 로봇의 제동거리 및 안전거리를 고려한 5와 3으로 각각 선정하였다.

그림 9는 퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘을 실험하는

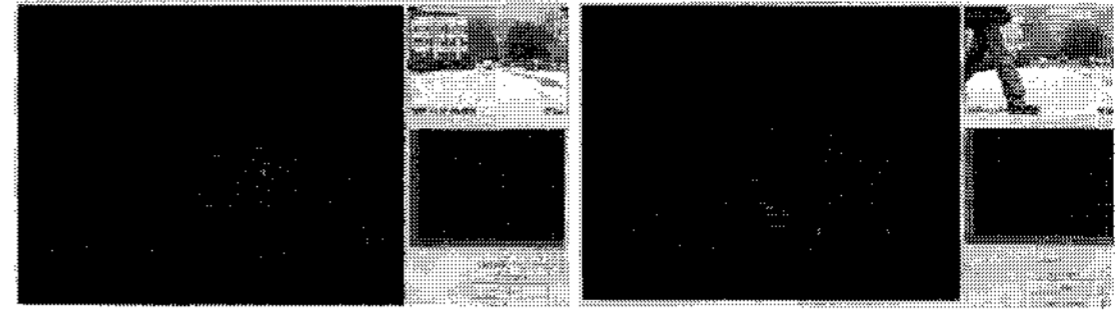


그림 9. 동적 장애물 운동 상태 추정 모니터링.
Fig. 9. Monitoring of two moving obstacles.

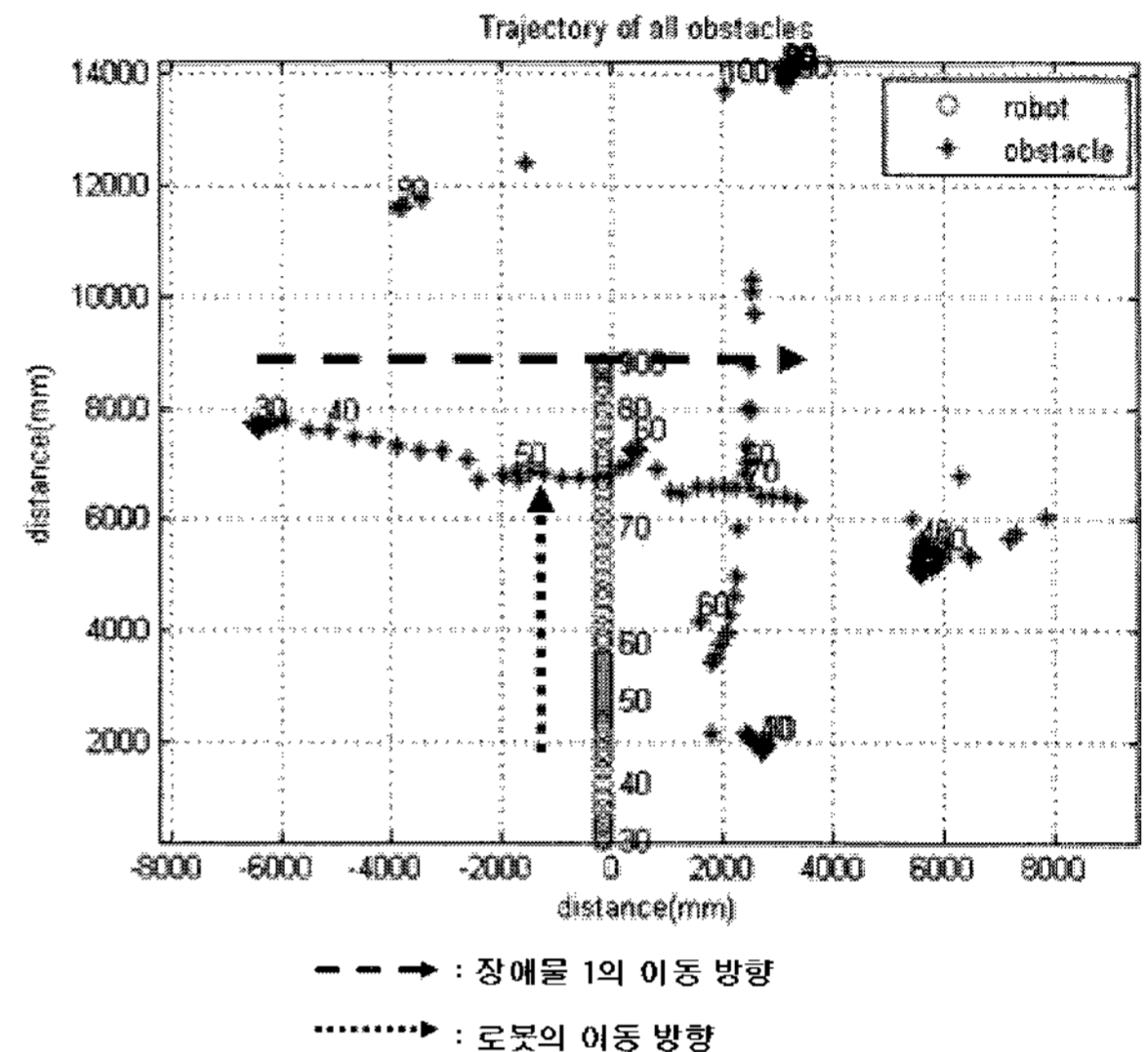
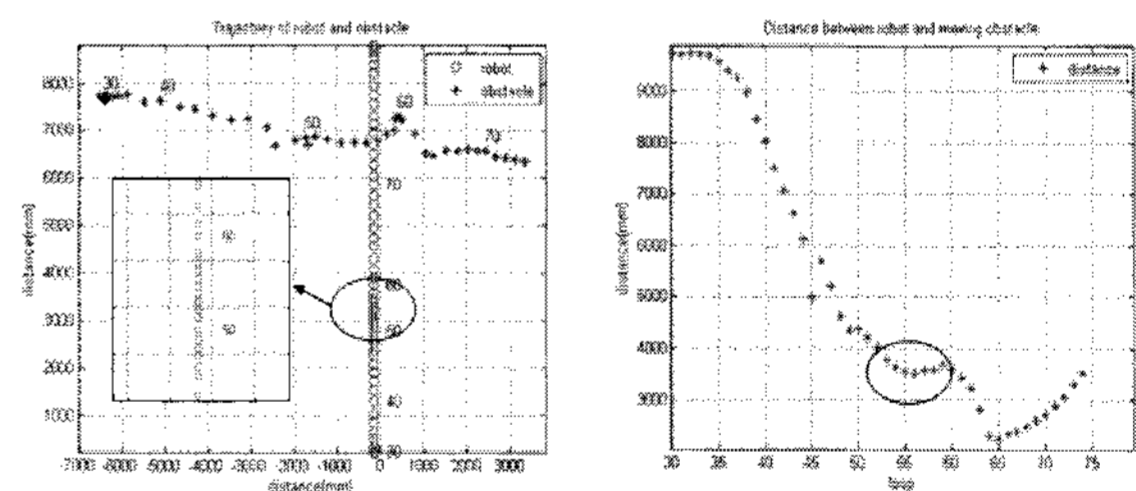


그림 10. 퍼지 기반 속도 알고리즘 적용 시 로봇의 궤적과 장애물의 궤적.
Fig. 10. Trajectory of robot when the fuzzy based velocity decision making algorithm is used and trajectory of all obstacles.



(a) 로봇과 장애물의 궤적 (b) 로봇과 장애물 간의 거리 변화

그림 11. 로봇의 속도 변화는 충돌이 예상되는 장애물에 대해서만 반응.

그림 11. Robot could react to a collision predicted obstacle.

장면을 나타낸다. 그림 10은 퍼지 기반 속도 알고리즘 적용 시의 동적 장애물과 로봇의 궤적을 나타낸다. 그림 11은 로봇이 주행 도중 감지한 동적 장애물이 로봇의 진행 경로를 고려했을 때 충돌이 예상될 때 로봇의 속도를 변화 시킴으로 로봇이 장애물과의 충돌을 예방하는 것을 로봇과 장애물의 궤적 변화와 거리변화를 나타낸다. 그림에서 타원으로 표시된 지점은 로봇이 장애물과 충돌이 예상되어 속도를 줄이는 구간이며 장애물이 로봇의 정면을 통과하기 시작하면 다시 속도가 증가하게 된다. 만약 동적 장애물이 로봇의 경로상에 정지한다면 로봇은 정지상태를 유지하게 된다.

퍼지 기반 속도 의사 결정 알고리즘의 장점은 거리 기반의

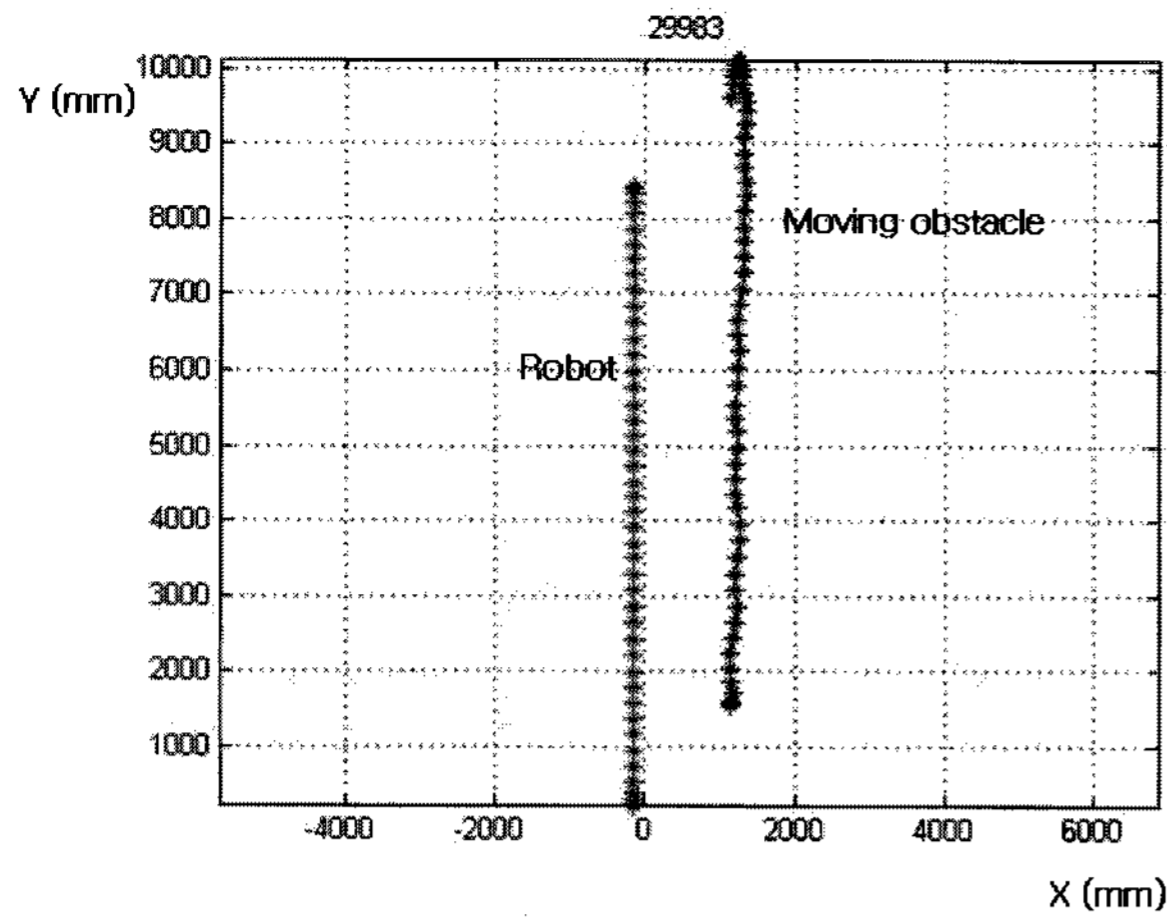


그림 12. 속도 방향 벡터를 고려한 로봇의 속도 의사 결정 알고리즘 실험 결과.

Fig. 12. Trajectory of robot when the fuzzy based velocity decision making algorithm is used and trajectory of all obstacles.

장애물 회피가 아닌 벡터 기반의 장애물 회피 기반이라는 점이다. 즉, 장애물과 로봇이 근거리에서 있다고 하더라도 속도 벡터를 고려하였을 때 충돌이 예상되지 않는다면 로봇의 속도는 변하지 않는다. 그림 12는 퍼지 기반 속도 알고리즘의 장점을 나타내내기 위하여 로봇과 장애물이 근거리에서 같은 방향으로 나란히 주행하고 있는 실험이다. 장애물이 로봇의 근거리에서 있다고 하더라도 속도 벡터 방향이 로봇의 주행 방향과 평행하여 충돌이 예상되지 않기 때문에 로봇의 속도는 변하지 않고 등속으로 주행하는 것을 실험을 통해 알 수 있다.

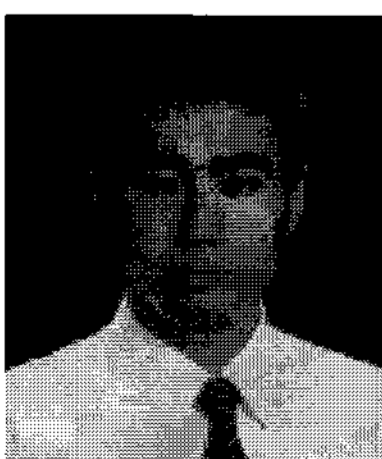
VI. 결론

이동 로봇의 주행에서 안전은 빼놓을 수 없는 중요한 문제이다. 본 연구에서는 환경 변화 영향을 비교적 덜 받는 레이저 센서를 이용하여 장애물 탐지 및 상태를 추정하였다. 레이저 센서를 통해 획득한 다수의 센서 데이터를 선처리 과정을 실시하여 처리가 용이하도록 변환하였고 실시간으로 다수의 동적 장애물 운동 상태를 추정하였다. 또한 장애물 운동 상태 정보를 이용하여 퍼지 기반 충돌 방지 알고리즘을

개발하였다. 레이저 센서를 사용하면 신뢰성 높은 거리 정보 등의 기하학 정보를 얻을 수는 있으나 그 정보를 이용하여 장애물을 인식하는 기능에는 한계가 있다. 향후 연구 방향으로 vision sensor와의 융합을 통해 장애물 인식기능을 추가하고 장애물 상태추정 알고리즘의 시간단축을 위하여 센서 범위 내에 있는 모든 장애물들에 대한 상태 추정이 아닌 관심 있는 소수의 장애물들에 대해서만 상태 추정을 하는 알고리즘을 개발할 계획이다.

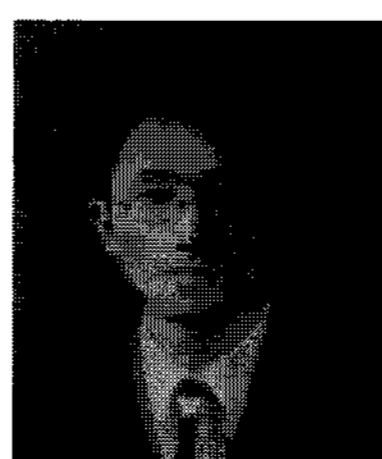
참고문헌

- [1] J. Borenstein and Y. Koren "Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots" *IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics*, 19:1179-1189, September 1989
- [2] G. Benet, F. Blanes, J. E. Simo, and P. Perez, "Using infrared sensors for distance measurement in mobile robots," *Robotics and Autonomous Systems* vol. 40, pp. 255-266, April 2002.
- [3] A. Mendes, L. C. Bento, and U. Nunes, "Multi-target detection and tracking with laser range finder," in *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Parma, Italy, 2004.
- [4] A. J. Lipton, H. Fugiyoshi, and R. S. Patil, "Moving target classification and tracking from real-time video," *IEEE Image Understanding Workshop*, pp. 129-136, 1998
- [5] Y. B. Shalom and T. E. Fortman, "Tracking and data association." Academic Press. 1988.
- [6] Y. Kang, D. S. Caveney, and J. K. Hedrick "Probabilistic Mapping for UAV using point-mass target detection," in *Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference and Exhibit*, 2006.
- [7] Y. B. Shalom and X. R. Li. "Multitarget multisensor tracking: principles and techniques." YBS, Danvers, MA, 1995.
- [8] R.A. Bellman, L.A. Zadeh, "Decision-making in a fuzzy environment," *Management Sciences*, Ser.B, 17(4). 141-164, 1970.
- [9] S. Kim, C. Roh, S. Kang, and M. Park, "Outdoor navigation of a mobile robot using differential GPS and curb detection," in *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation 2007*.
- [10] 김경훈, "다중센서를 이용한 환경인식 및 퍼지 경유점 선택기법에 의한 주행 알고리즘," 박사학위논문, 한국과학기술원, 2004.



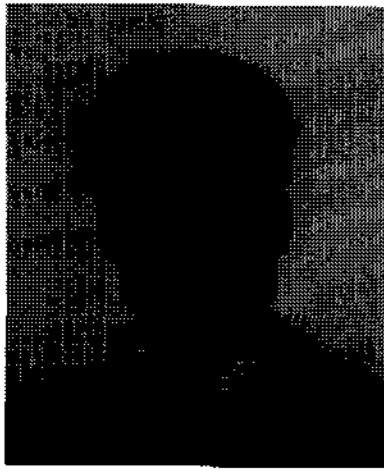
김 선 도

2006년 홍익대학교 기계시스템디자인공학과 졸업. 2006년~현재 고려대학교 대학원 기계공학과 석사과정 재학중. 관심분야는 이동 로봇.



노 치 원

1995년 아주대학교 제어계측공학과 학사. 1997년 아주대학교 제어계측공학과 석사. 2007년 아주대학교 전자공학과 박사. 관심분야는 이동 로봇 네비게이션 알고리즘, 비선형제어.



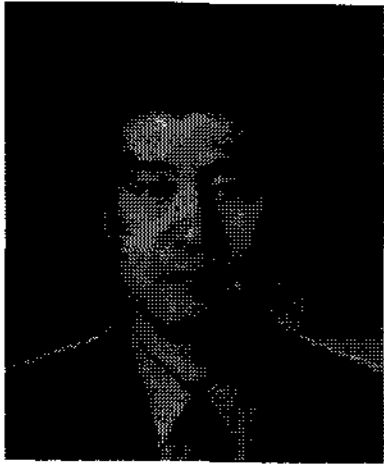
강연식

1999년 서울대학교 조선해양공학과 학사. 2001년 서울대학교 조선해양공학과 석사. 2006년 University of California, Berkeley Mechanical Engineering Ph.D. 관심분야는 표적추적, 이동 로봇 네비게이션 알고리즘.



강성철

1989년 서울대학교 기계설계학과 학사. 1991년 서울대학교 기계설계학과 석사. 1998년 서울대학교 기계설계학과 박사, 로봇공학. 관심분야는 dependable 매니플레이션, 위험작업용 필드 서비스 로봇, Haptic Interface.



송재복

1983년 서울대학교 기계설계학과 학사. 1985년 서울대학교 기계설계학과 석사. 1992년 MIT Mechanical Engineering Ph.D. 현재 고려대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 이동 로봇 네비게이션 알고리즘, 지능 로봇 시스템 등.