

---

# 복도환경에서의 이동로봇 주행을 위한 3차원 특징추출을 통한 장애물 인식

진태석\*

Obstacle Recognition by 3D Feature Extraction  
for Mobile Robot Navigation in an Indoor Environment

Tae-Seok Jin\*

---

이 논문은 2010년도 정부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음.

---

## 요 약

본 논문에서는 이동로봇에 장착된 CCD 카메라를 통해 입력되는 영상에서 3차원 물체가 가지는 특징정보를 분석 및 추출하여하여 주행전방의 환경을 구분하는데 적용하게 된다. 복도 내에서 주행하는 로봇에 탑재된 카메라로 입력된 영상은 3차원 특징정보에 의해 장애물과 복도의 코너, 문으로 검출되어진다. 바닥의 장애물 정보 인식을 통한 이동로봇의 주행경로를 구하는데 있어 이들 세 가지는 최적의 경로 생성과 장애물 회피를 위한 매우 중요한 정보로 사용될 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 입력영상을 전처리 후에 제안된 알고리즘을 기반으로한 이동로봇의 주행방향결정, 입력 영상에서 신경망을 통하여 장애물 인식 및 특징정보 검출을 통한 이동로봇의 주행을 위한 실험결과를 제시하였다.

## ABSTRACT

This paper deals with the method of using the three dimensional characteristic information to classify the front environment in travelling by using the images captured by a CCD camera equipped on a mobile robot. The images detected by the three dimensional characteristic information is divided into the part of obstacles, the part of corners, and th part of doorways in a corridor. In designing the travelling path of a mobile robot, these three situations are used as an important information in the obstacle avoidance and optimal path computing. So, this paper proposes the method of deciding the travelling direction of a mobile robot with using input images based upon the suggested algorithm by preprocessing, and verified the validity of the image information which are detected as obstacles by the analysis through neural network.

## 키워드

이동로봇, 문자인식, 신경망, 장애물 회피, 주행

## Key word

mobile robot, neural network, obstacle avoidance, 3D, detection

---

\* 동서대학교 메카트로닉스공학과 (교신저자, jints@dongseoo.ackr)

접수일자 : 2010. 05. 19

심사완료일자 : 2010. 08. 11

I. 서 론

실내 환경인 복도에서 이동하는 로봇에 장착되어진 CCD 카메라를 사용하여 주행 전방의 영상으로부터 복도 환경을 인식하기 위해서는 3차원 특징 정보를 사용하는 방법을 통하여 문제 해결에 접근할 수 있을 것이다. 복도 환경 인식에서 발생 가능한 3차원 특징 정보는 장애물 및 복도의 코너 부분과 벽면의 출입구 정보로 이동 로봇의 주행 경로를 결정하는 핵심적인 역할을 하게 된다. 또한, 복도 바닥면의 반사에 의한 잡음 환경을 배제하기 위하여 복도의 벽면에 위치한 코너 및 출입구에 의한 3차원 특징 정보의 위치를 기준으로 바닥면의 잘못된 정보를 구별할 수 있다[1-2]. 따라서, 입력 영상으로부터 장애물 여부를 인식 할 수 있다[3].

이동 로봇을 사용하여 복도 환경을 인식하는 방법에 대해서는 많은 선행 연구가 이루어져왔으며, 이는 다음의 두 가지로 나누어진다. 첫 번째는 현재의 입력 영상으로부터 복도 환경을 인식하기 위하여, 미리 복도 환경에 대한 데이터를 저장한 후, 이를 기준으로 현재의 영상과 매핑을 통해 장애물 및 복도의 코너부분 등을 인식하는 방법이 사용되고 있다. 따라서, 이동 로봇의 정확한 현재 위치에 대한 파악이 중요하며, 복도 환경의 특징점들을 미리 저장하고 있어야만 현재 입력에 대한 매핑이 이루어 질 수 있다. 따라서, 일정한 복도 환경에서는 유효하나, 특징점들간의 매핑에 있어 시간 지연이 발생하게 되며, 현재의 이동 로봇의 위치를 명확히 하기 위해, 별도의 장비가 요구된다[4,5].

다른 하나의 방법은 복도의 벽면 혹은, 천정 부분에 특징점을 대신하는 표시(land mark)를 부착한 후, 이를 기준으로 이동 로봇을 주행시키는 것으로 로봇의 절대 위치에 대한 파악보다는 표시의 의미를 인식하는 부분이 중요하게 된다. 이러한 방법은 상대적으로 저가의 장비를 사용하여 고속으로 이동 로봇을 움직일 수 있는 장점을 가지는 반면, 이동 로봇의 범용성을 저하시키고, 이동 로봇이 주행 가능한 복도마다 표시를 부착하여 복도의 미관을 어지럽히는 단점을 가진다. 또한, 표시의 위치가 임의로 변경되면, 이에 대한 대처가 불가능하다[6,7,8].

따라서, 본 논문에서는 현재 입력 영상에서 3차원 특징 정보를 이용하여 장애물 여부를 인식할 수 있도록 하여, 이의 타당성을 신경망을 이용하여 보인다.

II. 이동시스템과 환경인식

2.1 시스템 구성

본 논문에서 개발되어진 이동 로봇 시스템은 그림 1과 같다. 이동 로봇의 주행 방향을 결정하기 위한 무한 원점을 찾기 위하여, 2자유도를 가지는 CCD 카메라의 기구적인 구조를 Tilt 각은 복도의 바닥면과 광축이 수평을 이루도록 그리고, Pan 각은 구동륜의 중심축과 수직을 이루도록 제한하였다.



그림 1. 로봇 피오니어  
Fig. 1 robot pioneer

2.2 영상정보의 전처리

이동 로봇이 복도의 중앙에 위치한다면 초기 상태에서 식 (1)에 의한 직선 근사(line fitting)를 통하여, 식 (2)에 따라 무한 원점의 위치를 결정한 후, 이를 바탕으로 이동 로봇이 주행할 때마다, 입력 영상에서 탐색 영역을 이동시켜 바닥면의 경계를 정확히 추출할 수 있으며, 이는 그림 2와 같이 나타난다[9].

$$g(x) = \frac{\sum (x_i)^2 \sum y_i - \sum x_i \sum x_i y_i}{L \sum (x_i)^2 - \sum x_i \sum x_i} + \frac{L \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{L \sum (x_i)^2 - \sum x_i \sum x_i} x \tag{1}$$

또한, 무한원점은 두 직선의 교점으로 결정되며 그때의  $x$ 의 위치는 식 (2)와 같다.

$$x = (a_L - a_R) / (b_R - b_L) \tag{2}$$

$a_L, a_R$ : 직선의 절편,  $b_L, b_R$ : 직선의 기울기

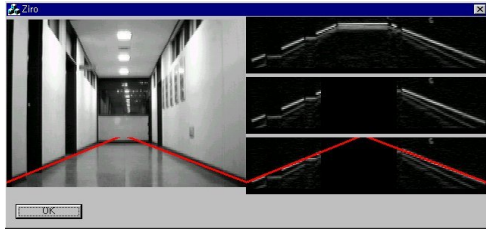


그림 2. 복도 바닥 경계면의 추출  
Fig. 2 edge detection of corridor

### 2.3 3차원 특징정보

카메라와 공간 좌표간의 변환 행렬은 다음과 같다.

$${}^cH_g = \begin{bmatrix} 0 & 10 & 0 \\ 0 & 01 & -h \\ 1 & 00 & 0 \\ 0 & 00 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서, 카메라의 광축이 z축에 평행이 되어 3차원 공간상의 주어진 점을 위한 영상 프레임 좌표를 획득하게 되므로, 그림 3과 같이 z축을 따라 투영 평면으로 원근 변환한 것과 같다[10].

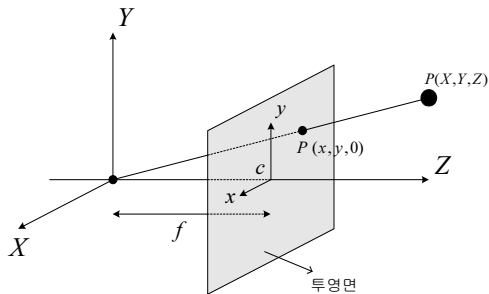


그림 3. 원근 투영  
Fig. 3. Perspective Projection

실제 3차원 공간  $P_g$ 의  $[X, Y, Z]^T$ 가 카메라로 원근 투영된 영상의 좌표  $P_c$ 를  $[u, v]^T$ 로 두면, 그 사이의 변환 관계는 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 & 0 & 0 \\ 01 & 0 & 0 \\ 001 & f & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 100 & 0 \\ 010 & 0 \\ 001 & -f \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 010 & 0 \\ 001 & -h \\ 100 & 0 \\ 000 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

(Perspective projection) (Translation)

이때,  $P_c$ 는  $u = x/t, v = y/t$ 의 관계에 있으므로 다음의 식과 같이 나타난다.

$$P_c = \left[ f \frac{Y}{X}, f \frac{Z-h}{X} \right]^T \quad (5)$$

이를 시뮬레이션을 통하여 나타내면 그림 4와 같다. 그림 4에서 왼쪽 창은 카메라의 광축을 z축으로 하고, 이것이 바닥면과 수평을 이루고 있을 때의 관계를 실제 좌표계에서 나타내고 있다. 또한 사용되고 있는 CCD 카메라는 실제 장착된 높이인 0.6 [m]에 장착되어 있으므로, 점선 모양의 입력 범위를 가지며, hidden area가 존재함을 알 수 있다. 이러한 하드웨어적인 초기 조건에서 원근 투영에 의하여, 입력 영상은 그림 4의 오른쪽 위의 창과 같이 실제 좌표계에서 이동 로봇으로부터 등간격으로 표시된 광축에 직교하는 수평 성분이 원거리로 갈수록 간격이 좁혀짐을 알 수 있으며, 주행 로봇을 기준으로 일정 거리에 있는 광축과 평행한 수직 성분 역시 주행 로봇으로부터 원거리로 갈수록 그 간격이 좁혀짐을 알 수 있다[11,12].

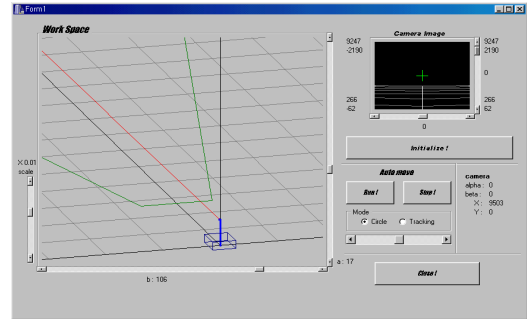


그림 4. 실세계에 대한 입력 영상  
Fig. 4. Input image by a real world

한편, 3차원 공간상의 직선  $L$ 은 다음과 같이 한 점  $(a_1, a_2, a_3)$  과 방향  $(b_1, b_2, b_3)$  로 표현되므로,

$$L = \left\{ \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \text{ for some } \lambda, \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \lambda \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \right\} \quad (6)$$

$a_1, a_2, a_3$  : through point

$b_1, b_2, b_3$  : direction

식 (6)에 의하여, 카메라에 투영된 영상의 좌표는 다음의 식과 같이 주어진다.

$$\begin{cases} u = f \frac{a_2 + \lambda b_2}{a_1 + \lambda b_1} \\ v = f \frac{a_3 + \lambda b_3 - L}{a_1 + \lambda b_1} \end{cases} \quad (7)$$

따라서, 3차원 공간상의 직선  $L$  이 수직 성분을 포함할 때,  $(b_1, b_2, b_3)^T \rightarrow (0, 0, b_3)^T$  가 되므로 식 (8) 과 같이 표현된다.

$$\begin{cases} u = f \frac{a_2}{a_1}; \text{ constant} \\ v = f \frac{a_3 + \lambda b_3 - L}{a_1} \end{cases} \quad (8)$$

이는 입력 영상에서 3차원적 입체는 범선 성분을 가지는 것으로 나타낼 수 있으므로, 이에 의하여 장애물 및 복도의 코너 부분 그리고, 출입구가 추출되어 진다.

### 2.4 장애물 검출

제안한 방법에 따라, 바닥면의 잘못된 정보를 제거한 후, 바닥면의 에지 정보를 고려하여, 장애물 출현이 가능한 영역에서 3차원 특징 정보를 표현하면 그림 5와 같이 나타낼 수 있다.

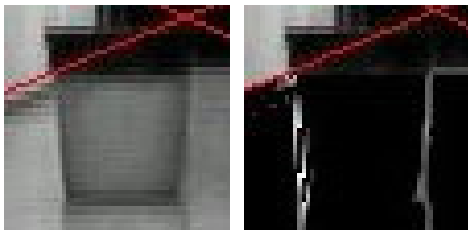


그림 5. 3차원 특징성분 추출  
Fig. 5. Extraction of 3D character on floor

또한, 그림 5에서와 같이 장애물이 예상되는 영역  $(n \times m)$ 에서 2진화된 입력정보인  $f_B(x_i, y_j)$  는 식 (9)로 정규화한 후, 입력영상의 잡음성분을 배제하기 위해 Smoothing을 거쳐 히스토그램을 구한다.

$$S_i = \sum_{j=1}^m f_B(x_i, y_j) \quad (9)$$

$$Histo_i = \frac{S_i}{\|S\|} Res_d$$

(단,  $i = 1, \dots, n, Res_d = 50$ )

$$Smooth_i = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^n (Histo_i + Histo_{i+1} + Histo_{i+2} + Histo_{i+3} + Histo_{i+4}) \quad (10)$$

## III. 실험

### 3.1 신경망에 의한 장애물 검출

본 연구에서는 제안한 방법으로 차량과 도로표시물의 구분을 위하여, 패턴 분류기로서 신경망을 도입하였으며, 그 구조는 그림 9와 같은 전향 다층 신경망으로 입력층은 32개, 은닉층은 16개, 출력층은 1개로 구성된다. 그리고, 각각의 노드에 사용되어지는 활성화 함수는 시그모이드 함수이다. 그림 6은 신경망의 구조로서 입력 입력층, 은닉층, 출력층으로 나타내고 있다. 또한, 입력 노드와 은닉노드간의 연결 가중치는  $w_{ij}$ , 은닉노드와 출력노드간의 가중치는  $T_{li}$ ,  $\theta$ 는 임계값,  $x_j$ 는 입력층의 신경노드,  $y_i$ 는 은닉층의 신경노드,  $O_l$ 은 신경망의 출력,  $t_l$ 은 출력노드의 결과 값을 각각 나타낸다.

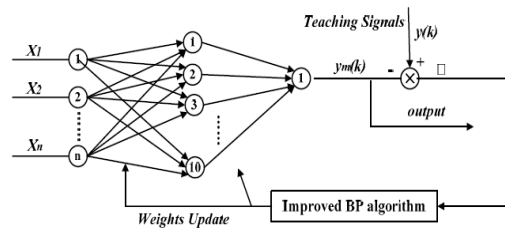


그림 6. 사용된 신경망의 구조  
Fig. 6. Structure of neural network

신경망의 동작특성은 다음과 같다.

$$Y_i = f_1 \left( \sum_j w_{ij} x_j - \theta_i \right) \quad (11)$$

$$Q_l = f_2 \left( \sum_j T_{lj} y_j - \theta_l \right) \quad (12)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - O_l)^2 \tag{13}$$

$$= \frac{1}{2} \sum_l (t_l - f_2(\sum_l T_{li} f_1(\sum_j w_{ij} x_j - \theta_i) - \theta_l))^2 \tag{14}$$

신경망의 입력은 앞에서 지정한 장애물 예상영역에서 3차원 특징 정보를 얻기 위하여 세로 성분 프레위트 연산자를 이용하여 예지성분을 추출한 후, 2진화된 입력 정보를 정규화하고, 잡음 성분의 제거를 위해 Smoothing을 취한다. 이 값을 동일한 크기의 소집합으로 나누어 사용한다.

### 3.2 장애물 검출결과

그림 7과 같이 장애물 인식을 위한 환경설정을 하였다. 원통형 장애물 2개와 박스형 장애물을 2개씩 설정하였다. 로봇의 위치 A, B에서 각각 인식한 결과는 그림 8과 그림9에서 각각 제시하였다.

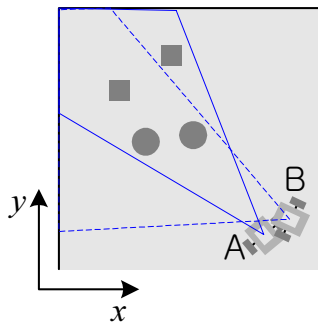


그림 7. 장애물 인식을 위한 환경설정  
Fig. 7. Environment for obstacle recognition

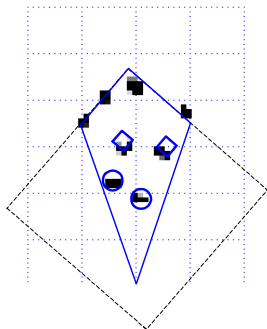


그림 8. 장애물 검출 결과(A지점)  
Fig. 8. Result of obstacle recognition(A-point)

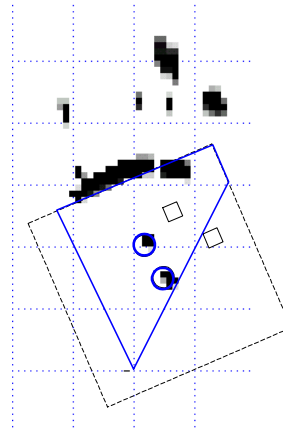


그림 9. 장애물 검출 결과(B지점)  
Fig. 9. Result of obstacle recognition(B-point)

표 1. 위치에 따른 장애물 인식을 비교  
Table 1. Comparison for recognition of obstacle

인식율		위치 A	위치 B
시행 횟수	1회	4	3
	2회	4	3
	3회	3	3
	4회	4	4
	5회	4	4
	6회	3	3
	7회	4	3
	8회	4	3
	9회	3	3
	10회	4	4
평균		3.7	3.3

위치 A, B에 대한 장애물 인식을 수행한 결과 그림 8의 A 지점과 그림 9의 B지점의 장애물 인식실험을 수행하였다. 인식을 신뢰성을 높이기 위해서 각각 10회 걸쳐서 인식된 결과를 표 1과 같이 제시하였다. 전반적으로 A 지점 근처에서는 화면상에 인식되는 4개의 장애물이 모두 인식되는 결과를 알 수 있었으나, B 지점에서의 실험결과로는 원형 장애물에 의한 뒤쪽에 위치한 사각박스 장애물이 인식되지 않는 occlusion 현상에 의한 모두 인식 못하는 현상이 발생하였다.

### V. 결 론

본 논문에서는 이동 로봇 진방에 영상 정보로부터, 바닥면의 경계를 추출하기 위하여, 탐색 영역을 설정하고, 무한 원점의 위치에 근거하여 이를 움직임으로써 바닥면의 잡음을 효과적으로 배제하여 바닥면의 경계를 추출할 수 있는 예를 보였다. 또한, 바닥면의 경계 정보를 이동 로봇의 주행 방향을 결정하는 정보로 사용하여 실험으로 검증함으로써 영상 정보의 사용이 타당함을 보였다. 또한, 본 논문은 이동 로봇에 장착된 카메라에서 입력된 영상정보로부터 2차원 바닥면의 표시가 가지는 특징성분을 추출하고 신경망을 사용한 실험을 통해 검증하였다.

향후 과제로서 제안한 복도 바닥면의 경계 검출 알고리즘은 주행상황에서 유연성 있게 적용 가능하므로 장애물 검출을 위한 수동센서 즉, 초음파 센서 등의 사용을 고려하여 장애물 회피가 가능한 자율주행 시스템으로 개발과 복수의 장애물에 대한 occlusion 현상에 대한 해결책을 위한 스테레오 비전에 대한 추가 연구도 진행할 필요가 있다.

#### 감사의 글

본 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업입(No. 2010-0021054)

#### 참고문헌

[ 1 ] Don Murray and Anup Basu, "Motion Tracking with an Active Camera," *IEEE Trans. of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 5, pp. 449-459, May 1994.

[ 2 ] Dinesh Nair, Jagdishkumar K. Aggarwal, "Moving Obstacle Detection Form a Navigating," *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 14, No 3, June 1998.

[ 3 ] Li, Fuzzy-logic-based Reactive Behavior of an Autonomous Mobile system in Unknown Environments, *Eng. Application Artificial Intelligent*,

7(50), pp.521-531, 1994.

[ 4 ] Marsland, S., Nehmzow, U., & Shapiro, J..On-line novelty detection for autonomous mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, 51(2-3), 191-206, 2005.

[ 5 ] Lewis, M. A., & Tan, K. H. High precision formation control of mobile robots using virtual structures. *Autonomous Robots*, 4(4), 387-403, 1997.

[ 6 ] X. Yang, and M. Meng, Neural network approaches to dynamic collision-free trajectory generation, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, 31 (3) pp.302-318, 2001.

[ 7 ] A. Vasilyev and A. Kapishnikov, "Approximation of conditional probability function using artificial neural networks," in *Int. Conference on Modelling and Simulation of Business Systems*, pp. 79-81, 2003.

[ 8 ] D. Nguyen and B. Widrow, "Improving the learning speed of two-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights," in *Int. Joint Conference on Neural Networks*, pp. 21-261, 1990.

[ 9 ] K. Mehrotra, C. Mohan, and S. Ranka, *Elements of Artificial Neural Networks*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1997.

[10] R. E. Fayek, R. Liscano and G. M. Karam, "A System Architecture for a Mobile Robot based on Activities and a Blackboard control unit," *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 267~274, 1993.

[11] P. Stone, R. S. Sutton, and G. Kuhlmann, "Reinforcement learning for RoboCup-soccer keepaway," *Adaptive Behavior*, vol. 13, no. 3, pp. 165-188, 2005.

[12] T. Nakashima and H. Ishibuchi, "Mimicking dribble trajectories by neural networks for RoboCup soccer simulation," in *IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, pp. 658-663, 2007.

#### 저자소개

진태석(Tae-Seok Jin)

한국해양정보통신학회 논문지  
11권 11호 참조