

로봇주행을 위한 바닥면 특징점 추출에 관한 연구

진태석
동서대학교

Power-line Communication based Digital Home-Network Technology

Tae-Seok Jin

Dept of Mechatronics Eng. Dongseo University

E-mail : jints@dongseo.ac.kr

요 약

본 연구에서는 복도 내에서 주행하는 로봇에 탑재된 카메라로 입력된 영상은 3차원 특징정보에 의해 장애물과 복도의 코너, 문으로 검출되어진다. 바닥의 문자정보 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 주행방향결정과, 입력 영상에서 신경망을 통하여 바닥의 문자정보를 인식 및 특징정보 검출을 통한 이동로봇의 주행을 위한 실험결과를 제시하였다.

ABSTRACT

We propose a 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. 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

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

1. 서 론

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[1,2,3]. 따라서, 일정

한 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 복

도의 미관을 어지럽히는 단점을 가진다. 또한, 표식의 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. 환경인식

2.1 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].

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

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

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

$$x = (a_L - a_R) / (b_R - b_L) \quad (2)$$

a_L, a_R : 직선의 절편, b_L, b_R : 직선의 기울기

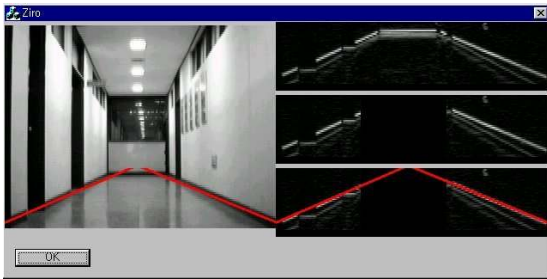


그림 1. 복도 바닥 경계면의 추출

2.2 3차원 특징정보

카메라와 공간 좌표계간의 변환 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$${}^c H_g = \begin{bmatrix} 010 & 0 & \\ 001 & -h & \\ 100 & 0 & \\ 000 & 1 & \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서, 카메라의 광축이 Z 축에 평행이 되어 3차원 공간상의 주어진 점을 위한 영상 프레임 좌표를 획득하게 되므로, 그림 2와 같이 Z 축을 따라 투영 평면으로 원근 변환한 것과 같다[10].

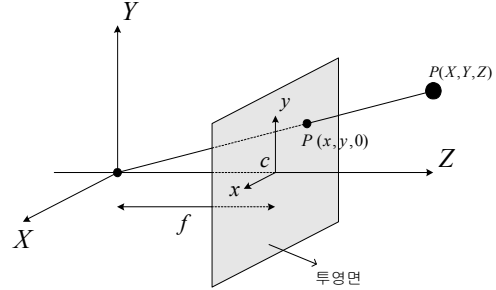


그림 2. 원근 투영

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.

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

(Perspective projection) (Translation)

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

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

III. 신경망에 의한 바닥검출 실험

본 연구에서는 제안한 방법으로 차량과 도로표시물의 구분을 위하여, 패턴 분류기로서 신경망을 도입하였으며, 그 구조는 그림 3과 같은 전향 다층 신경망으로 입력층은 32개, 은닉층은 16개, 출력층은 1개로 구성된다. 그리고, 각각의 노드에 사용되어지는 활성화 함수는 시그모이드 함수이다.

그림 3은 신경망의 구조로서 입력 입력층, 은닉층, 출력층으로 나타내고 있다. 또한, 입력 노드와 은닉노드간의 연결 가중치는 w_{ij} , 은닉노드와 출력노드간의 가중치는 T_{li} , θ 는 임계값, x_j 는 입력층의 신경노드, y_i 는 은닉층의 신경노드, O_l 은 신

경망의 출력, t_i 은 출력노드의 결과값을 각각 나타낸다.

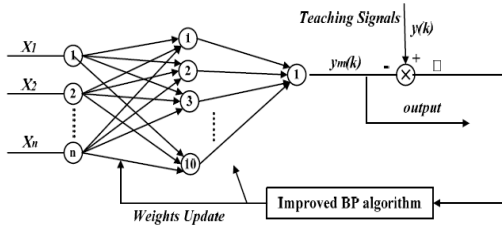


그림 3. 사용된 신경망의 구조

신경망의 동작특성은 다음과 같은 식을 표시할 수 있다.

$$Y_i = f_1(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i) \quad (6)$$

$$Q_i = f_2(\sum_j T_{ij}y_j - \theta_i) \quad (7)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_l (t_l - Q_l)^2 \quad (8)$$

$$= \frac{1}{2} \sum_l (t_l - f_2(\sum_l T_{li} f_1(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i) - \theta_l))^2 \quad (9)$$

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

본 논문에서는 세션화된 문자영상에서 특징점을 추출하여 이들로부터 문자를 인식하고자 한다. 한글 문자 인식을 위해 특징점은 최종점, 가지점, 그리고 굴곡점의 세 가지로 처리하였다[10].



그림 4. 바닥면 문자 특징검출결과



그림 5. 정규화된 히스토그램

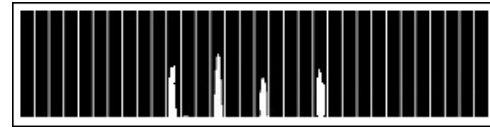


그림 6. 신경망 입력을 위한 소집합

그림 6과 같이 크기가 320×80화소를 10×80의 32개의 소집합으로 나누게 되면, 하나의 소집합은 가로 10화소, 세로 80화소로 구성되어 있으므로 총 800(10×80)화소가 되며, 인식된 문자의 내부를 흰색(gray level 255)으로 채우는 것으로 한다. 신경망 입력층의 j 번째 뉴런의 입력값은 식 (10)에 의해 j 번째 소집합에 속한 화소들이 지닌 값을 정규화 하여 그 값을 정한다. 여기서, N 은 204000(800×255) 이며 문자는 소집합들에 속한 화소들의 합으로 화소들의 특성을 반영하였고, 뉴런의 시그모이드 함수가 지수함수로 구성되어 있으므로 0과 1사이의 값으로 정규화 하였다.

$$(Input)_i = \frac{\sum x_j}{N} \quad (10)$$

신경망의 출력은 장애물 유무만을 구분하기 위하여 하나의 출력층 뉴런을 가지며, 출력층 뉴런의 목표 출력값은 검출된 장애물이 있을 경우 1의 값을 나타내고, 장애물의 검출이 없을 경우에는 0의 값을 출력하도록 학습하였다. 출력층에서 출력되는 값은 0에서 1사이의 값이 출력되며, 0과 1의 중간값인 0.5를 경계로 큰 값을 가지게 되면 장애물로, 작은 값을 가지게 되면 장애물이 없는 것으로 판단한다.

IV. 결 론

본 논문에서는 이동 로봇 전방에 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.

감사의 글

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

IEEE Int. Conf on Robotics and Automation, pp. 267-274, 1993.

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.*