수직선 특징을 이용한 이동 로봇의 자기 위치 추정

Localization for Mobile Robot Using Vertical Line Features

강 창 훈, 안 현 식*
(Chang-Hun Kang and Hyunsik Ahn)

Abstract : We present a self-localization method for mobile robots using vertical line features of indoor environment. When a 2D map including feature points and color information is given, a mobile robot moves to the destination, and acquires images from the surroundings having vertical line edges by one camera. From the image, vertical line edges are detected, and pattern vectors meaning averaged color values of the left and right regions of the each line are computed by using the properties of the line and a region growing method. The pattern vectors are matched with the feature points of the map by comparing the color information and the geometrical relationship. From the perspective transformation and rigid transformation of the corresponded points, nonlinear equations are derived. Localization is carried out from solving the equations by using Newton's method. Experimental results show that the proposed method using mono view is simple and applicable to indoor environment.

Keywords : mobile robot, localization, matching, line edge, correspondence

I. 서론

이동 로봇은 일상생활에서 인간과 공존하는 인간 지향적 로봇으로 발전하고 있다. 이러한 자율적인 행동을 하기 위해서는 환경인식, 경로계획, 주행제어 및 자기 위치 인식 등의 능력을 갖추어야 한다. 자기 위치를 검출하기 위한 방법으로는 엔코더나 가속도 센서 등을 이용하여 위치를 추적하는 상대 위치검출 방법과 레이저 거리 검출기나 컴퓨터 시각을 이용하여 환경의 지도내의 실제 위치를 추정하는 절대 위치 검출 방법이 있다[1]. 이 중에서도 인간의 시각 시스템과 비슷한 카메라를 이용한 방법은 지속적인 연구가 이루어지고 있다[2]. 카메라를 이용한 자기 위치 추정 방법은 스테레오 영상화 방법, 전 방향 카메라를 이용한 방법, 및 한 대의 카메라를 이용한 방법 등이 있다. 스테레오 영상화 방법은 두 영상으로부터 시차 정보를 이용하여 대상 물체의 한 점에 대한 거리 정보를 검출 한다. 이 방법은 두 영상의 화소를 서로 정합해야 하므로 상대적으로 많은 시간이 걸리고 두 대의 카메라를 사용 하므로 시스템이 복잡하다[3]. 원뿔형 거울을 이용한 전 방향 시각 방법은 전면, 측면, 후면의 시각을 한 번에 얻을 수 있어나 영상 정보가 기하학적으로 왜곡이 있으며, 처리 시간이 많이 걸리고 정확한 자기위치 추정이 어렵다[4]. 한 대의 카메라를 이용한 방법 중 인공의 고정 표식을 이용한 방법은 위치와 방향 등의 정보를 포함한 일정한 패턴이나 도형을 이용하는 방법이다[5]. 이에 반해 움직이는 인공 표식을 이용한 방법은 표식의 이동 경로와 현재 로봇의 위치를 이용하여 이동 로봇의 자기 위치를 추정 한다[6]. 인공 표식을 이용한 방식은 간단하고 효과적인 방식이지만 표식을 직접 설치해야 하는 단점이 있다. 최근 지도 작성과 자기 위치 추정을 동시에 처리 하는 SLAM(Simultaneous Localization and Map-Building)방법이 연구되고 있는데 앞에서 언급한 센서와 스테레오 영상화를 통합한 방법을 이용하고 있다[7][8]. 카메라 한대를 이용하면서도 자연적 물체의 특징을 이용한 방법은 환경 자체가 지니고 있는 기하학적, 광학적인 특성을 이용하는데, 특징, 경계, 코너 등을 이용하여 인식한다. 실내 환경의 경우는 주로 수직 수평 경계를 중심으로 구성되어 있으며 수직 라인 경계는 위치 추정 정보로 유용하게 사용될 수 있다. 하나의 카메라를 이용하되 실내 환경의 수평선과 수직선의 교차점을 이용하는 방법이 있는데 교차점이 발견되지 않을 경우는 적용하기 어려우며 복도와 같은 특정 환경에만 적용 되는 단점이 있다[9].

본 논문에서는 실내 환경의 지도가 주어졌을 때 한 대의 카메라로부터 얻어진 영상의 수직선 특징을 이용한 이동 로봇의 자기위치 추정 방법을 제안 한다. 입력된 영상으로부터 수직 경계를 찾고, 수직 경계의 좌우영역의 컬러 평균값으로 패턴벡터를 정의하고, 이 패턴벡터와 수직선 특징의 기하학적 상관관계를 이용하여 지도와 영상의 특징점을 정합한다. 정합된 특징점들과 강체 변환과 원근 변환으로부터 비선형 연립방정식을 유도하고 Newton의 방법을 이용하여 비선형 해를 구함으로서 이동 로봇의 위치를 추정한다. 제안한 방법은 실내 환경에서 작동 하는 홈 로봇의 적용될 경우 단순한 하드웨어 구성과 보다 빠른 처리가 가능하고, 보행로봇과 같이 엔코더를 이용한 상대적인 거리 추정이 어려운 경우 적용이 용이하다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 2장에서는 제안한 수직선 특징 추출 방법과 지도와 영상의 특징들 사이의 정합 방법 및 자기 위치 추정 알고리즘을 자세히 설명 하고 3장에서 제안한 방법에 대한 타당성을 실험으로 검정하고 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

II. 수직선 특징을 이용한 자기 위치 추정

본 논문에서 제안한 이동 로봇의 자기 위치 추정 과정은

* 책임저자(Corresponding Author)
논문접수 : 2003. 8. 5., 채택확정 : 2003. 9. 22.
강창훈, 안현식 : 동명정보대학교 로봇시스템공학과
※ 이 논문은 2003년도 한국학술진흥재단의 지원에 의하여 연구되었음 (KRF-2002-003-D00317).

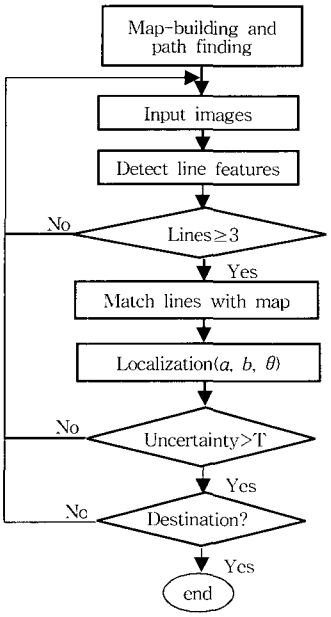


그림 1. 자기 위치 추정 과정.
Fig. 1. The flowchart of localization.

그림 1과 같다. 먼저 이동 로봇이 동작하는 실내 환경에 대한 가구, 문 등의 코너의 위치 정보와 벽면의 컬러값에 해당하는 코너들 사이의 컬러값이 주어지는 지도를 구성한다. 로봇의 이동을 원할 경우 지도 내에서의 목표로 하는 위치를 지정하면 이동경로를 계획한다. 로봇은 이동하면서 동시에 로봇의 전방에 장착된 카메라에서 입력된 영상으로부터 수직선 특징을 검출하고, 수직선 특징들과 영상의 수평축이 교점을 이루는 특징점을 구한다. 이때 검출된 특징점의 수가 3개보다 작으면 회전, 이동 하면서 3개 이상의 특징점을 얻을 수 있도록 한다. 다음 단계는 위 과정에서 검출된 특징점과 지도의 특징점을 정합시킨 후 제안한 알고리즘을 이용하여 이동로봇의 위치와 방향을 추정한다. 이때 이전의 이동 로봇의 위치와 현 위치의 상대적 위치가 일정한 기준보다 크면 추정된 위치값의 불확실도가 큰 것으로 판단하고 다시 특징점이 검출되도록 움직인 후 위 과정을 반복한다.

1. 수직선 특징의 추출

영상에서 직선이나 곡선 선분을 추출하기 위해 Hough 변환을 주로 사용하고 있다. 실내 환경 영상으로부터 Hough 변환을 하면 많은 수직선 추출 영역이 나타나며 이로부터 특징점의 수직 세그먼트를 추출 할 수 있으나, 영상이 크면 계산이 복잡하여 처리 시간이 많이 걸리는 단점이 있다. 본 논문에서는 경계 영상 투영방법을 이용하여 보다 처리가 빠르고 선의 단절된 부분에 대해 연결이 용이한 수직선 특징 추출 방법을 이용하였다. 본 논문에서 사용한 수직선 특징 추출의 처리 단계는 다음과 같다.

- 수직선 성분을 추출 하기위해 입력 영상에 대해 수직 방향의 Sobel 마스크를 적용하여 경계선 영상을 얻은 후, 문턱치값으로 이치화 하여 경계선 성분을 검출 한다.
- 주변 환경의 장애물과 조명의 변화 등으로 발생하는 잡음을 제거하기 위해 영상의 경계 영상의 크기값을 수직으로 투영하여 축적 히스토그램을 구성한다.

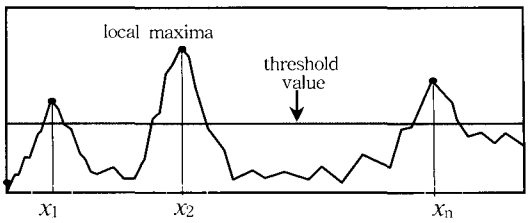


그림 2. 투영된 히스토그램과 국부 최대치.
Fig. 2. Projected histogram and local maximum.

- 축적 히스토그램에 1차원 마스크와 상승적분하여 평활화시키고, 그림 2에서 보는 바와 같이 실험적으로 얻어진 문턱치보다 큰 히스토그램으로부터 국부최대치를 구하여 수직선 위치로 정의한다. 수직선 위치를 따라 이동하면서 앞에서 처리된 경계선 성분이 존재할 경우 그 화소의 위치를 수직선으로 분류한다.
- 얻어진 수직선은 중간에 단절된 부분이 존재할 수 있다. 단절된 부분에 대해서는 수직으로 이동하면서 그 선을 따라서 원 영상에 대한 Sobel 연산자의 경계의 크기와 방향을 검토하여 크기와 방향의 수직성분이 일정한 값보다 클 경우에 수직 경계선임에도 불구하고 영상에 나타난 경계의 정보가 적어서 수직선으로 분류되지 못한 경우로 판단하고 연결시킨다. 또한 단절된 거리의 정도가 일정 거리 이하일 경우도 동일한 수직선으로 판단하고 연결하여 완전한 수직선 경계 영상을 구한다.
- 카메라는 로봇에 수평으로 장착된 것으로 전제하므로 영상의 소실점은 영상의 수직축의 중심영역 부근에 존재한다. 따라서 얻어진 수직경계의 하단 끝이 영상의 중심보다 위에 위치하면 벽면에 부착된 물체로 판단하고 해당되는 수직 경계를 제거한다.
- 얻어진 수직선 성분이 영상좌표계의 U축과 만나는 점을 특징점으로 정의한다.

2. 수직선 특징점과 지도의 정합

이동 로봇의 위치를 추정하기 위해서는 입력된 영상으로부터 얻어진 수직선 특징점 과 지도의 특징점 사이의 정합이 필요하다. 본 논문에서는 영상과 지도의 특징점간 정합을 위해 각각의 특징점 위치뿐 아니라 그 점을 중심으로 한 좌우 영역의 컬러 성분을 이용하여 특징 벡터를 정의하고 이를 이용하여 정합을 한다. 또한 각 특징점들 간의 기하학적 상관성도 동시에 고려하여 정합의 정확성을 높인다.

특징 벡터를 정의하기 위하여 수직선 경계를 중심으로 한 좌우편 영역을 정의하는데 영역 확장 방법을 이용한다. 우측 영역의 경우 수직선의 우측에 접하고 있는 화소들 중 경계 영역이 아니면서 수직으로 중심에 위치한 화소를 중심화소 P로 하고, 주변의 8 이웃화소 N8이 P와 비교하여 일정한 문턱값 T보다 작은면 동일한 우측 영역으로 구분한다. 동일한 방법을 좌편에 적용하여 좌우편 영역을 정의하고 이를 모든 수직선 특징에 적용한다. 또한 수직 경계의 기하학적 상관관계를 찾는 과정에 이용하기 위하여 영상의 바닥 영역을 찾는데, 수직선 경계의 하단 아래에 존재하는 한 점을 중심으로 하여 영역 확장을 하여 바닥 영역을 분할한다. 얻어진 좌우영역을 이용하여 특징 벡터를 정의한

다. 특징 벡터는 여러 종류의 성분을 이용할 수 있으나 본 논문에서는 좌우 영역의 컬러정보를 이용한다. 백색 조명의 영향을 일부 제거하기 위해 특징 영역에서 각 화소의 RGB(Red, Green, Blue)값을 HSI(Hue:색상, Saturation:채도, Intensity:명도) 모델로 변환하고 색상과 채도를 패턴 벡터의 성분으로 이용한다. 어떤 화소의 RGB 값으로부터 색상(H)와 채도(S)를 구하는 방법은 다음식과 같다.

$$H = cos^{-1} \frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{[(R-G)^2+(R-B)(G-B)]^{\frac{1}{2}}} \quad (1)$$

$$S=1-\frac{3}{(R+G+B)}[\min(R,G,B)] \quad (2)$$

특징 벡터는 수직선을 중심으로 좌우로 L_i와 R_i로 정의하며, 각각의 벡터는 두개의 성분을 가지는데 l_1과 l_2는 수직선 좌측 영역의 색상과 채도의 평균값이며 r_1과 r_2는 우측 영역의 색상과 채도의 평균값이다. n은 영상으로부터 얻어진 수직선 특징의 개수이다.

$$L_i=\begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \end{bmatrix},\ i=1,\ldots,n \quad (3)$$

$$R_i=\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \end{bmatrix},\ i=1,\ldots,n \quad (4)$$

정합 단계에서는 영상과 지도의 특징점들을 정합하는데, 영상에서 얻어진 패턴 백터, 수직선과 바닥면의 교차 특징, 및 수직선과 다른 수직선 사이의 기하학적 상관관계를 이용한다. 이 과정을 순서대로 나타내면 다음과 같다.

- 먼저 얻어진 특징점$(x_1, x_2, \cdots, x_n)$에 해당하는 수직선의 아래 끝점이 바닥영역과 접하는지를 확인하고 접하면 접지선으로 정의하고 그렇지 않으면 비접지선으로 분류한다.
- 접지선에 대해서는 아래 끝 정점의 형태에 따라 좌영역과 우영역이 영상 내에서 각각 폐색되지 않고 존재하는 지를 확인한다. 이를 위해서는 정점을 중심으로 좌우편으로 수평 Sobel 경계 연산자를 적용한 후 경계가 존재하는 지를 확인하고 경계가 일정한 방향으로 지속이 되면 가시영역으로 판단하고 만약 경계가 존재하지 않으면 폐색영역으로 정의한다.
- 정합단계에서는 먼저 좌우편으로 가시영역인 수직선에 대해서 지도의 특징점과 패턴 백터 즉 좌우영역의 색상과 채도정보를 정합하여 정합후보를 찾는다.
- 정합후보가 하나 이상일 경우 영상 내에서 그 수직선 좌우의 수직선을 확인하여 좌우편 또는 좌편 또는 우편 일부만 가시영역인 수직선을 지도의 특징점과 정합한다. 이때 이동 공간 중 돌출된 볼록 영역이 아닌 경우는 영상 내에서의 수직선의 우편에 존재하는 지도는 영상 내에서도 우편에 존재하게 되는 특성을 이용한다. 볼록 영역에 해당하는 수직선은 이동 로봇의 위치에 따라 좌우가 바뀔 수 있으므로 각각을 좌우 영역 패턴 벡터의 값과 지리적 상관관계를 동시에 고려하여 정합한다.

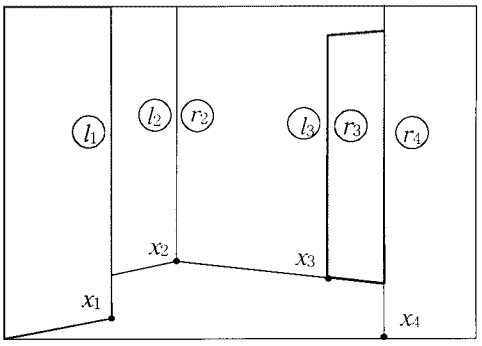


그림 3. 접지선과 가시영역.
Fig. 3. Ground contacted lines and visible regions.

그림 3은 이에 대한 예를 보여주고 있다. 입력 영상으로부터 얻어진 수직선 중 x_1, x_2, x_3는 바닥면과 접촉하고 있으므로 접지선이며 x_4는 비접지선에 해당한다. 원으로 표시된 l_1, l_2, r_2, l_3, r_3, r_4는 가시영역이며 r_1, l_4는 폐색영역으로서 영상에서는 나타나고 있지 않다. 이러한 지리적 상관관계와 특성을 고려함으로서 보다 정확한 수직선과 지도간의 특징점을 정합할 수 있다.

3. 자기 위치 추정

본 논문에서는 로봇의 위치를 추정하기 위해 검출된 수직선 특징을 지도상의 특징점과 정합한 후 n개의 점 $(x_1, x_2, \cdots, x_n)$을 원근 변환하고 전체 좌표계로 강체변환 하여 로봇의 위치와 방향(a, b, θ)을 추정한다. n이 3이상 이면 위치 검출이 가능하게 되며, (a, b, θ)를 구하기 위해 Newton 방법을 이용한 비선형 연립방정식 해법으로 근을 구하였다. 그림 4는 카메라 좌표계의 원근 변환을 보여주고 있으며 그림 5는 전체 좌표계와 카메라 좌표계의 관련성을 보여주고 있다. 각 좌표계와 행렬은 다음과 같이 정의 한다.

(X, Y, Z)	: 전체 좌표계
$(Gx_i, Gy_i),\ i=1,2,\cdots,n$	: 전체 좌표계의 특징점
(Xc, Yc, Zc)	: 카메라 좌표계
$(Cx_i, Cy_i),\ i=1,2,\cdots,n$	: 카메라 좌표계의 특징점
$(x_1, x_2, \cdots, x_n)$	: 영상 평면의 특징점
λ	: 카메라 초점 거리
(a, b, θ)	: 전체 좌표계에서의 로봇의 위치 (X축, Y축의 이동 거리, 회전각도)
n	: 특징점의 개수

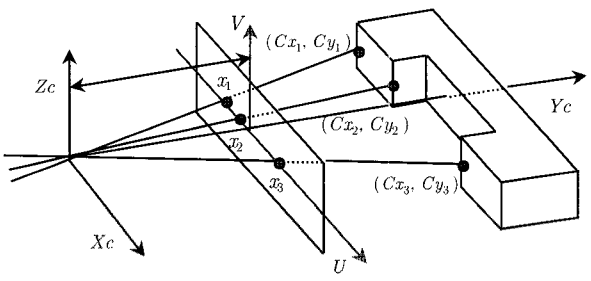


그림 4. 카메라 좌표계의 원근 변환.
Fig. 4. Perspective transformation of camera coordinates.

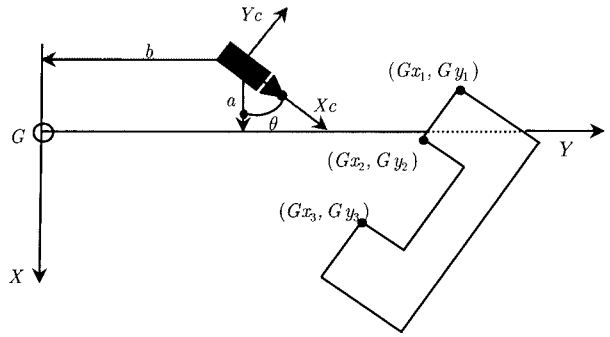


그림 5. 전체 좌표계와 카메라 좌표계.
Fig. 5. Global and camera coordinates.

카메라 좌표계의 n개의 특징점을 전체 좌표계로 강체 변환하면 (5)와 같다. 여기서 로봇은 X, Y축으로 이동한 것과 Z축을 중심으로 한 회전으로 제한하며 특징점은 수평축에 위치하므로 Gz_i, Cz_i는 0으로 둔다.

$$\begin{bmatrix} Gx_i \\ Gy_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathrm{T} \begin{bmatrix} Cx_i \\ Cy_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \; i = 1, 2, \cdots, n \tag{5}$$

여기서 강체 변환 행렬 T는 이동과 회전행렬로서 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} \mathrm{T} &= [\mathrm{T}_{\mathrm{trans}}][\mathrm{T}_{z\theta}] \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a \\ 0 & 1 & 0 & b \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{6}$$

전체 좌표계의 특징점에 대한 카메라 좌표계로의 좌표 변환은 T^{-1}를 적용 하면 되며 (7)과 같다.

$$\begin{bmatrix} \mathrm{Cx}_i \\ \mathrm{Cy}_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \mathrm{T}^{-1} \begin{bmatrix} \mathrm{Gx}_i \\ \mathrm{Gy}_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \; i = 1, 2, \cdots, n \tag{7}$$

여기서 전체 좌표계의 특징점 Gx_i, Gy_i는 지도에서 주어지며 추정되어야 할 파라미터는 (a, b, θ)이다. 카메라 좌표계로부터 영상 좌표계로의 원근 변환식은 (8)과 같다

$$Cx_i = \frac{x_i}{\lambda} Cy_i \quad i = 1, 2, \cdots, n \tag{8}$$

위의 (7)과 (8)로부터 (a, b, θ)를 변수로 하는 비선형 연립 방정식이 유도된다. 여기서 특징의 수가 3개 이상이면 Newton 방법을 이용해 비선형 연립방정식의 해를 구할 수 있다. 비선형 연립 방정식을 벡터함수 F로 표현하면 n개의 상이한 성분 함수 f_n을 가지며 (9)와 같이 표현 할 수 있다.

$$\mathrm{F}(a,b,\theta) = (f_1(a,b,\theta), f_2(a,b,\theta), \cdots, f_n(a,b,\theta))^t \tag{9}$$

변수 (a, b, θ)을 벡터 P로 표현하면 비선형 연립 방정식은 $\mathrm{F}(a, b, \theta) = 0$로 표현 할 수 있으며 Jacobian 행렬 $J(a, b, \theta)$는 다음과 같다.

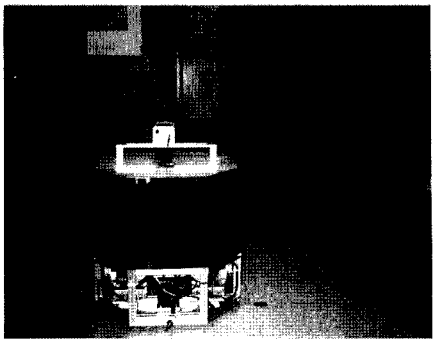
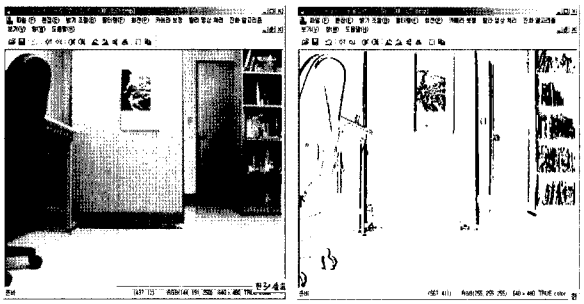
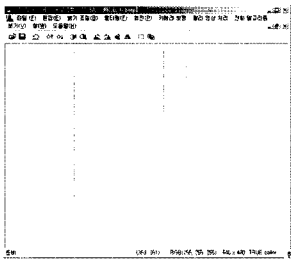


그림 6. 이동 로봇.
Fig. 6. Mobile robot.



(a) 원 영상 (b) 수직 경계



(c) 수직선 특징 추출

그림 7. 수직선 특징 검출 과정.
Fig. 7. The procedures detecting vertical line features.

$$\mathrm{J}(a,b,\theta) = \begin{vmatrix} \frac{\partial f_1(a,b,\theta)}{\partial a} & \frac{\partial f_1(a,b,\theta)}{\partial b} & \frac{\partial f_1(a,b,\theta)}{\partial \theta} \\ \frac{\partial f_2(a,b,\theta)}{\partial a} & \frac{\partial f_2(a,b,\theta)}{\partial b} & \frac{\partial f_2(a,b,\theta)}{\partial \theta} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_n(a,b,\theta)}{\partial a} & \frac{\partial f_n(a,b,\theta)}{\partial b} & \frac{\partial f_n(a,b,\theta)}{\partial \theta} \end{vmatrix} \tag{10}$$

벡터 방정식 $\mathrm{F}(a, b, \theta) = 0$으로 표현한 비선형 연립 방정식의 해 P를 찾기 위한 Newton 방법은, 초기 근사 값 $\mathrm{P}^{(0)}$이 주어지면 (11)과 같이 된다.

$$\mathrm{P}^{(k)} = \mathrm{P}^{(k-1)} - [\mathrm{JP}^{(k-1)}]^{-1}\mathrm{F}(\mathrm{P}^{(k-1)}), k \geq 1 \tag{11}$$

해를 구하기 위해 위 과정을 반복하여 구하고 일정한 범위 내에서 값이 변하지 않으면 종료 한다. 여기서 $\mathrm{J}(\mathrm{P}^{(k-1)})\mathrm{Y}^{(k-1)} = -\mathrm{F}(\mathrm{P}^{(k-1)})$을 만족하는 벡터 $\mathrm{Y}^{(k-1)}$을 찾는다. 그리고 $\mathrm{P}^{(k-1)}$에 $\mathrm{Y}^{(k-1)}$을 더해 새로운 근사 값 $\mathrm{P}^{(k)}$를 얻는다. 여기서 구해진 해 P 는 기준

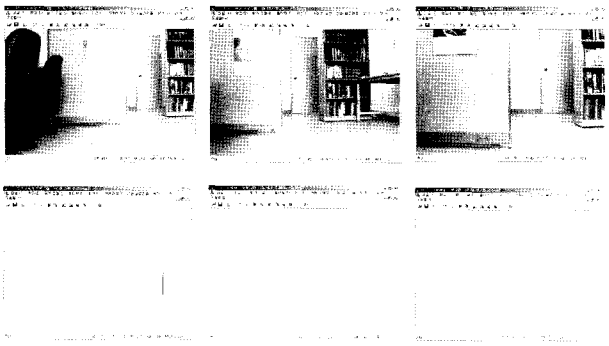


그림 8. 이동 중의 각 장면의 수직선 특징 검출결과.
Fig. 8. Vertical line features at each position.

표 1. 실제 위치와 추정된 위치값 및 처리 시간.
Table 1. Real and positions, estimated values, and processing time.

Real positions				Estimated values			Processing time (sec)
No	X(mm)	Y(mm)	θ(°)	X(mm)	Y(mm)	θ(°)	
1	0	0	0	-23.7919	46.1322	0.0416	0.125
2	-160	100	0	-192.5107	141.5437	1.5305	0.127
3	-160	200	0	-209.9005	258.2881	1.2496	0.125
4	-160	400	0	-194.5437	474.8281	1.3929	0.125
5	-160	600	0	-197.6711	661.4102	1.2038	0.127
6	-160	800	0	-189.3517	843.8672	1.3178	0.130
7	160	1000	0	186.5774	1100.3712	1.3757	0.127
8	-160	1200	0	-190.4663	1218.4712	1.3843	0.127
9	-160	1400	0	-178.5924	1496.3906	1.4933	0.125
10	-160	1600	0	-174.1872	1693.7453	1.3184	0.125
11	-160	1800	0	-169.3829	1809.4685	2.004	0.125
2σ				22.7136	61.2116	0.9388	

좌표에 대한 이동 로봇의 위치와 방향(a, b, θ 이 된다. 위치가 검출되면 이전 위치와 현 위치에 대한 상대적 거리가 일정 기준값 작으면 제대로 얻어진 위치로 판단한다. 만약 이보다 크면 정합이 잘못된 것으로 판단하고 일정하게 이동하거나 회전한 후 영상을 입력하고 다시 위치를 추정한다.

III. 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 자기 위치 검출 방법을 실험실 환경에서 실험 하였다. 테스트를 위한 이동 로봇은 그림 6에서와 같이 자체 제작한 TIROB-II로 하였다. 이 로봇의 하드웨어는 호스트컴퓨터는 IBM PC로서 CPU는 Pentium III 850MHz이며 외부와는 무선LAN으로 연결되도록 하였다. 테스트 환경은 일반적인 실험실 내부로 하였으며 책장, 문, 파티션 등은 기준 좌표에 대해 각각 약 3m, 6m, 5m에 위치하도록 하였다. 그림 7은 이동에 따라 카메라로부터 입력한 영상(a)에 대해 수직 경계 성분(b)과 수직선 특징(c)을 검출한 결과를 나타낸다. 그림 8은 로봇이 이동하는 도중의 각 장면으로부터 수직선 특징을 검출한 결과를 보여주고 있다. 얻어진 수직선 정보로부터 좌우 영역의 색상과 채도를 패턴벡터로 하고, 각 수직선들의 기하학적 관계로부터 정합을 실시하였다. 정합된 3개 이상의 특징점으로부터 원근변환과 강체변환에 의해 비선형 방정식을 유도하고 비선형 해를 구함으로서 현재 이동 로봇의 위치(x, y, θ)를 검출하였다.

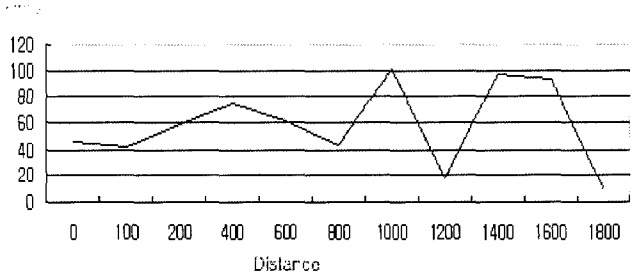


그림 9. Y축에 따른 오차
Fig. 9. Errors through Y axis

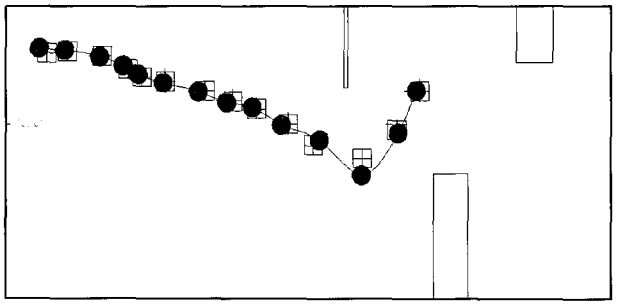


그림 10. 로봇의 이동과 위치 추정 결과.
Fig. 10. The moving of robot and the result of localization.

표 1은 오차를 측정하기 위해 로봇의 이동에 따른 위치와 방향을 검출한 결과와 처리 시간을 보여주고 있다. 표 1에서 보면 실제 위치와 추정된 위치간의 오차의 표준 편차를 σ라 하면, 2σ는 X축 22.7136mm, Y축은 61.2116mm, 회전은 0.9388° 로서 실내 환경에서 움직이는 서비스 로봇의 자기위치검출용으로 활용이 가능함을 알 수 있다. 그림 9는 전체 좌표계의 원점에서 Y축을 따라 이동 하면서 발생하는 오차를 그래프로 표시한 결과이다. 이동 로봇과 실내 환경의 수직선 경계와의 거리가 멀면 영상의 해상도가 감소하여 오차가 증가하고, 근거리이면 해상도가 증가하여 오차가 줄어들게 된다. 그러나 이동 로봇이 물체에 근접할 경우 오히려 오차가 증가되는 현상이 발생하였는데, 이는 물체를 가까서 보면 문틈과 같이 경계를 형성하는 대상이 확대되어 오히려 여러 개의 경계 성분이 나타날 수 있기 때문이다. 표 1에서는 역시 처리 시간을 보여주고 있는데 320×240 크기의 영상을 기준으로 수직선 검출, 패턴벡터 계산과 정합, 및 위치계산에 0.13초 내의 처리가 가능하였다. 일반적으로 스테레오 비전에 의해 거리 영상을 얻을 경우 동일한 조건하에서 가장 간단한 방법 중의 하나인 SSD(Sum of Squared Difference) 방법을 3×3 윈도우를 이용하여 적용할 경우 약 3.97초가 소요되며, 이 후에 정합이나 위치 추정 과정이 더 필요하므로 실질적으로 로봇의 위치 검출용으로 사용하기가 어렵다. 이에 비해 제안한 방법은 처리 속도면에서 충분히 적용 가능한 수준임을 알 수 있다. 그림 10은 2차원 지도와 이 지도상에서 연속적인 로봇의 이동(사각형)과 위치(원)를 추정한 결과를 보여주고 있으며 자기위치를 추정 하면서 설정한 경로를 따라 이동 하여 목표에 도달함을 알 수 있었다.

VI. 결론

본 논문에서는 이동 환경의 지도가 주어 졌을 때 한대의 카메라로부터 입력된 영상의 수직선 특징을 이용한 이동로봇의 자기 위치 추정 방법을 제안하였다. 이를 위해 코너의 위치 정보와 코너들 사이에 컬러값을 부여한 2차원 지도가 주어지며 로봇이 목표를 향해 이동하면서 입력된 영상을 입력하였다. 영상으로부터 수직 경계를 구한 후 수직으로 투영한 축적 히스토그램을 이용하여 수직선의 위치를 얻고 특징점을 구하였다. 얻어진 수직선 정보를 중심으로 영역확장 방법을 이용하여 좌우 특징 영역을 정의하고 컬러 성분의 평균값을 이용하여 각 영역의 패턴벡터를 정의하였다. 다음은 좌우영역의 패턴벡터와 수직선 특징의 기하학적 상관관계를 이용하여 지도와 영상의 특징점을 정합하였다. 영상 좌표계로 표시된 정합된 특징점들을 원근 변환하고 이를 강체 변환하여 비선형 연립방정식을 유도하고 Newton의 방법을 이용하여 비선형 해를 구함으로서 이동 로봇의 위치를 추정하였다. 실험에서 제안한 자기 위치 추정 방법은 하나의 카메라를 사용하므로 하드웨어가 간단하면서도 기존의 스테레오 영상화 기법보다는 처리 속도가 개선됨을 알 수 있었다. 따라서 제안한 위치 추정 방법은 실내에서 동작하는 홈 로봇에 적용할 수 있으며 보행 로봇과 같이 상대적 거리 검출이 어려운 경우에 적용이 가능함을 알 수 있다. 또한 기존의 상대적 위치 추정 방법과 통합 될 경우 누적오차를 제거하는 기능으로도 응용이 가능하다. 앞으로의 연구는 수직선 특징이 존재하지 않는 실외 환경에서의 위치 추정 방법과 지도가 주어지지 않은 상태에서 하나의 카메라를 이용한 위치 추정 및 지도 작성 방법이 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참고문헌

[1] T. Duckett and U. Nehmzow, "Mobile robot self-localization using occupancy histogram and a mixture of gaussian location hypotheses," *Robotics and Autonomous System*, vol 34, pp. 117-129, 2001.

[2] P. Ranganathan, J. B. Hayet, M. Devy, S. Hutchinson and F. Lerasle "Topological navigation and qualitative localization for indoor environment using multi-sensory perception", *Robotics and Autonomous System*, vol. 41, pp. 137-144, 2001.

[3] K Kidono, J Miura, and Y. Shirai, "Autonomous visual navigation of a mobile robot using a human-guided experience," *Robotics and Autonomous System*, vol. 40, pp. 121-130, 2002.

[4] A. Rizzi and R. Cassinis, "A robot self-localization system based on omni-directional color images." R*obotics and Autonomous System*, vol. 34, pp. 23-38, April, 2001.

[5] E. Stella and A. Distante, "Self-location of a mobile robot by estimation of camera parameters", *Robotics and Autonomous System*, vol. 15, pp. 179-187, 1995.

[6] 노동규, 김일명, 김병화, 이장명, "운동물체의 정보를 이용한 이동로봇의 자기 위치 추정", 제어·자동화·시스템공학 논문지 제 7 권, 제 11 호, pp. 933-938, 2001.

[7] D. Lowe and J. Little, "Mobile robot localization and mapping with uncertainty using scale-invariant visual landmarks", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 21, no. 8, pp. 735-758, August, 2002.

[8] A. J. Davision and D. W. Murray, "Simultaneous localization and map-building using active vision" *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 7, pp. 865-879, July, 2002.

[9] 이기철, 김현태, 고재원, 이성렬, 박민용, "단일 카메라를 이용한 이동 로봇의 위치 추정과 주행 제어" 제어·자동화·시스템공학 논문지 제 5 권, 제 5호 , pp. 529-539, 1999.

[10] A. Baerveldt, "A vision system for object verification and localization based on local features", *Robotics and Autonomous System*, vol 34, pp. 83-92, 2001.

강 창 훈

1975년 8월 7일생. 1986년 동명정보대학교 로봇시스템공학과 (공학사). 1989년~현재 동명정보대학교 대학원 석사과정. 관심분야는 컴퓨터비전, 지능로봇, 제어시스템.

안 현 식

1965년 12월 30일생. 1986년 경북대학교 전자공학과 (공학사). 1989년 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사). 1998년 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사). 1992년~1998년 포항산업과학연구원(RIST) 근무. 1998년~현재 동명정보대학교 로봇시스템공학과 조교수. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터비전, 지능로봇, 혼합현실.