

논문 2009-46SC-6-10

모서리 유형의 정합을 이용한 실내 환경에서의 자기위치검출

(Indoor Localization by Matching of the Types of Vertices)

안 현 식*

(Hyunsik Ahn)

요 약

본 논문에서는 하나의 영상에서 모서리의 유형을 이용하여 실내 환경을 주행하는 로봇의 자기위치 검출방법을 제안한다. 먼저 실내공간이 가지는 기하학적 특징을 이용하여 영상 내의 평면과 벽면이 이루는 모서리의 유형과 위치와 2-D 지도 내의 코너들과의 상응관계를 분석한다. 입력된 영상에서 수직선 특징을 찾기 위한 알고리즘을 이용하여 모서리의 위치를 찾고 모서리 점의 가치를 검출하여 모서리 유형을 추정하고, 발견적 방법에 의해 영상에 나타난 모서리와 2-D 지도의 코너와의 상응관계를 찾는다. 상응된 점들로부터 원근 변환과 최소 좌승법으로 유도된 비선형 방정식의 해를 풀어서 카메라의 자기위치를 추정한다. 실험에서는 제안한 방법을 실제 복도공간을 대상으로 모서리 유형을 이용한 자기위치 검출 방법을 적용한 결과를 분석하여 제안한 방법의 유용성을 보인다.

Abstract

This paper presents a vision based localization method for indoor mobile robots using the types of vertices from a monocular image. In the images captured from a camera of a robot, the types of vertices are determined by searching vertical edges and their branch edges with a geometric constraints. For obtaining correspondence between the corners of a 2-D map and the vertex of images, the type of vertices and geometrical constraints induced from a geometric analysis. The vertices are matched with the corners by a heuristic method using the type and position of the vertices and the corners. With the matched pairs, nonlinear equations derived from the perspective and rigid transformations are produced. The pose of the robot is computed by solving the equations using a least-squares optimization technique. Experimental results show that the proposed localization method is effective and applicable to the localization of indoor environments.

Keywords: localization, the type of vertex, vertex recognition, correspondence, monocular vision

I. 서 론

서비스 로봇에 대한 관심이 높아지면서 인간과 같은 동일 공간에서 인간과 상호작용할 수 있는 로봇에 대한 관심이 늘어나고 있다. 이러한 로봇에게 요구되는 기능 중 자기 위치 검출(localization)을 할 수 있는 능력이 필수적이다. 실내 환경에서의 자기 위치검출은 엔코드 등을 이용한 상대 위치 검출 방법과, 레이저 거리 검출기나 카메라를 이용하여 절대 위치를 추정하는 방법 등

이 있다^[1]. 카메라를 이용하는 방법은 스테레오 기반의 접근 방식, 전방향(omnidirectional) 비전 방식^[2], 그리고 카메라 한대만을 이용하는 방식 등으로 나눌 수 있다. 하나의 카메라를 이용하는 방법은 크게 EKF(Extended Kalman Filter)를 이용한 접근방식과, 인공 랜드마크를 이용하는 방식, 영상 내에 존재하는 공간의 기하학적 구조에 의해 공간의 3차원 형상을 추정하는 인공지능적 접근방식으로 나눌 수 있다^[3~7]. 최근 EFK를 이용한 SLAM 관련 연구들은 연속적으로 입력한 영상들 속의 특징들을 서로 정합하여 실제 거리를 얻는 연구가 성과를 보여주고 있다^[8~9]. 이러한 접근 방식은 연속으로 입력한 여러 장의 영상 내에 존재하는 서로 상응하는 특

* 정회원, 동명대학교 로봇시스템공학과
(Department of Robot System Engineering,
Tongmyong University)

접수일자: 2009년7월3일, 수정완료일: 2009년10월26일

정들이 이루는 랜덤 벡터로부터 실제 위치를 예측하여 거리 데이터를 구하며, 이를 조합하여 지도를 작성하고 자기위치를 검출하는 방식이다. 이러한 방법은 비교적 강인하게 SLAM 문제를 해결하는 장점이 있으나 카메라가 고정된 위치에서 회전에 의해서만 영상을 획득한 경우 특징들 간의 정합이 이루어진다고 하더라도 거리의 검출이 어려워지는 문제가 존재한다^[9].

한편 실내 환경의 자기위치 검출 방법에 있어서 기하학적 접근 방식은 공간의 모양이 적절히 추정 되었을 경우 정합 과정 없이 영상 차체의 기하학적 구조에 의해 거리를 검출할 수 있는 장점이 있으며 인간의 시각적 인지 구조와 부합되는 특징을 가지고 있다. 예를 들어 인간은 복도와 같은 어떤 실내 영상을 접할 경우 특별한 정보가 없다 하더라도 공간의 3차원 형상을 추정할 수 있는데, 이것은 공간의 기하학적 구조에 대한 인간의 경험적 인지 정보를 통해 이러한 추정이 이루어진다고 할 수 있다. 이러한 기하학적 접근 방법은 다른 거리 검출 방법과 통합되어 활용될 수 있으며 환경에 대한 보다 유용한 정보를 얻을 수 있다. 지금까지의 실내 환경의 기하학적 특징을 이용한 자기위치 검출 방식은 주로 수직선 특징을 이용한 연구가 일반적이다^[10~11]. 그러나 단순한 수직선 특징은 절대적인 위치정보를 찾기가 어려우며 지도와의 비교에 의한 정합에 있어서도 충분한 정보를 제공하지 못한다는 한계가 있다.

본 논문에서는 이러한 실내 환경의 기하학적 구조에 의해 자기위치검출 방법으로서 평면과 벽면이 이루는 모서리에 의해 자기위치를 검출하는 방법을 제안한다. 모서리 유형에 따른 기하학적 특성을 이용하여 자기위치를 검출하기 위해 입력된 영상에서 모서리의 유형을 가지 경계 (branch edge)의 특징을 이용하여 분류하고 실내 환경에서의 모서리의 가능한 특징들을 분석하였으며 이를 기준으로 하여 모서리의 유형을 찾는다. 검출된 모서리 유형은 발견적(heuristic) 방법에 의해 2-D 지도와 상응시키며 상응된 점들로부터 원근 변환과 최소 좌승법으로부터 유도된 비선형 방정식의 해를 풀어서 로봇의 현재위치를 추정한다.

본 논문의 구성은 다음 장에서 모서리의 유형과 정합 알고리즘을 설명하고 모서리의 정합에 의한 로봇의 자기 위치를 검출하는 방법을 서술하며, 다음으로 실제의 실내 영상에 대해 실험한 결과를 보인 후 결론을 맺는다.

II. 모서리 유형의 검출

본 장에서는 실내 환경에서 존재할 수 있는 모서리의 유형을 정의하고 이동 로봇에게 적용하였을 경우 모서리 유형이 가지는 제한 조건을 분석하며, 이를 이용한 모서리 유형을 검출 알고리즘을 설명한다. 본 논문에서는 코너(corner)는 2-D 지도상의 코너로, 모서리(vertex)는 입력한 영상에 나타난 모서리로 정의한다.

1. 실내 환경에서의 모서리 유형의 정의

본 논문에서 모서리의 유형이란 영상 내에서 바닥과 접하는 수직 경계의 끝에서 나타나는 모서리의 형태를 의미한다. 인공지능 연구의 초기에 이루어진 연구 결과를 보면, Waltz 등은 임의의 위치와 각도에서 관측될 수 있는 18가지 모서리의 유형을 분류하였다^[12]. 평판을 움직이는 로봇의 전방에 부착된 카메라에 의해 입력된 영상의 경우는 모서리의 유형이 이중 일부로 개수가 제한된다고 할 수 있다. 그림 1은 2-D 지도상의 코너를 보여주고 있으며 그림 2는 임의의 위치에서 바라본 실내 환경의 모서리의 모양을 보여주고 있다. 모서리의 모양은 모서리 점을 중심으로 2개 또는 3개의 가지 경계를 가지는 형태를 띠고 있다. 표 1에서는 2-D 지도상의 코너와 주어진 환경을 카메라로부터 입력하였을 때 얻어진 영상 내의 모서리와 관련성을 분류한 결과를 보여준다. 2-D 지도에서 코너는 그림 1과 같이 convex 코너와 concave 코너로 나타난다. 본 논문에서는 코너는 아니지만 벽과 문처럼 서로 연결되면서도 명암도로

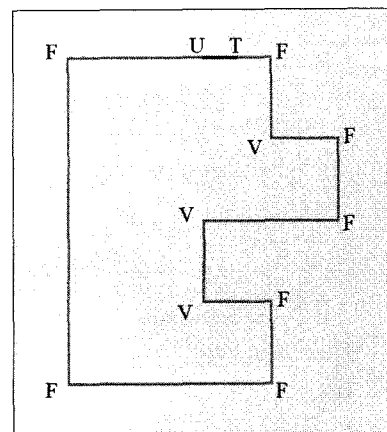


그림 1. 2차원 지도와 코너의 형태

Fig. 1. 2-D map and the types of corners.

(A: Arrow, L: Right L, M: Left L, F: Fork, T: Right T, U: Left T)

표 1. 모서리 유형과 가지의 분류

Table 1. The types of vertices and the labels of branches.

Corners	Convex			Concave	Chink	
Vertices	Arrow(A)	Right L(L)	Left L(M)	Fork(F)	Right T(T)	Left T(U)
Labels of branches						

구분이 되어야 하는 특징을 나타내기 위해 Chink를 한 부류로 구분한다.

2-D 지도와 영상 내의 모서리의 상관관계를 분석하여 보면, 지도 내의 convex 코너는 카메라의 자세에 따라 3가지의 모서리의 형태를 가지는데, Arrow, Right L, Left L 중 하나로 나타난다. Concave 코너의 경우는 실내 환경의 영상 내에서 항상 Fork로 나타난다. 지금까지의 꼭지점 형태 분류에서 T는 경계에 의해 가려진 면을 표현하는 데 사용되어왔는데, 본 논문에서는 동일한 벽면에 벽과 문처럼 명암도 차이가 나는 수직 Chink를 표현하기 위해 사용한다. Chink는 Right T 또는 Left T로 표현되며, Right T는 오른쪽 면이 명암도에서 더 밝은 경우를 의미하며 Left T는 그 반대의 경우를 나타낸다. 모서리의 가지 경계를 표현하기 위해, convex는 “+”, concave는 “-”로 각각 표현하였으며, 폐색(occluded) 경계는 “→” 나타내는데 화살표의 방향 쪽에서 오른쪽에 면이 존재함을 나타낸다. Right T나 Left T에 있는 반 화살표(Half Arrow) “→”는 명암도의 차이를 나타내며 반 화살표의 방향의 오른쪽이 명암도가 높다는 의미를 나타낸다.

2. 모서리 유형의 제한조건

실제 영상은 조명과 잡음 등 영상의 모호함 때문에 모서리의 유형을 찾는 것이 어려울 수 있다. 본 논문에서는 모서리 위치와 모서리의 유형을 보다 용이하게 찾기 위해 기하학적 제한조건을 이용한다. 먼저 모서리의 가지 경계들이 가지는 유형적 제한조건으로서 그림 1과 2에서 보듯이 모서리의 유형은 가지의 내각(interior angle)과 수직 경계를 기준으로 한 양면의 명암도에 의해 정의될 수 있다. 일정한 고도를 가지는 카메라에서는 표 1에서 나타나는 모서리의 유형을 벗어나는 경우는 발생하지 않는다. 이와 같이 경계를 이용

하는 방법은 수직 선분만을 이용하였던 기존의 방법에 비해 모서리와 코너와의 정합에 있어서 더 확실한 제한 조건으로 사용될 수 있다. 다음으로, 소실선(vanishing line) 아래 영역에 모서리가 항상 존재하게 되므로 모서리를 탐색할 때 소실선 이하의 영역에서만 찾는다. 또한 영상내의 수직 경계는 초점거리(focal length)가 일정 이상이면 수직선 형태를 가진다는 점도 제한조건으로 이용한다.

3. 모서리 유형의 추정

본 논문에서는 수직경계와 가지 경계를 구하기 위해 윤곽차(profile dissimilarity)와 기하학적 분류를 이용한다. 먼저 벽면 영역을 윤곽차를 이용하여 수직적으로 분할한다. 만약 $m \times n$ 의 입력영상 $I(u, v)$ 이 있다면, 윤곽차 $D(u)$ 는 (1)과 같이 정의한다.

$$D(u) = \sum_{v=e}^{n-1} I(u, v) - I(u+t, v), \tag{1}$$

여기서 t는 영상 내에서 수평으로의 이동을 나타내며 e는 소실선을 나타낸다. 문턱값과 non-maxima suppression을 이용하여 $D(u)$ 로부터 영역을 분할하는 선분 경계 u_i 를 구하며 이 수직 경계는 모서리의 수직 위치의 후보가 된다. Fork 모서리와 같이 수직적 음영의 변화가 적은 경우 윤곽차에 의해 수직 경계를 찾는 것이 어려울 수 있다. 이러한 경우를 위해 경계 연산자를 적용하여 경계 영상을 얻은 후 먼저 수직 경계를 찾아 u_i 를 정의한다. 다음으로 모서리의 횡축 위치를 찾기 위해 u_i 를 중심으로 하여 소실선 하부를 탐색하되, 가지 경계들이 연결되어 있으면서도 최하위에 존재하는 점 (u_i, v_i) 을 찾는다. 이 과정으로부터 얻어진 (u_i, v_i) 는 모서리의 위치가 되며 이 점을 중심으로 좌우로의

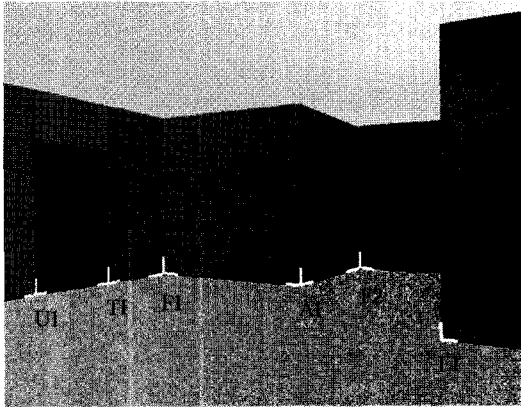


그림 2. 수직선 경계와 가지 경계 및 모서리의 유형들
 Fig. 2. Vertical line edges, branches, and the types of vertices.

표 2. 모서리 유형을 결정하기 위한 알고리즘
 Table 2. The algorithm for determining the type of vertex ((u_i, v_i): the position of vertex, b_{ri} & b_{li} : right and left branches, $\angle b_i$: interior angle of a branch, l_r & l_l : intensities of left and right regions).

```

Compute all ( $u_i, v_i$ ) & all  $\angle b_i$ 
If ( $B_r$  and  $B_l$  are connected)
    If ( $\angle b_{li} < 90$  &  $\angle b_{ri} < 90$ )
        then vertex is Arrow
    If ( $\angle b_{li} > 90$  &  $\angle b_{ri} > 90$ )
        then vertex is Fork
    If ( $\angle b_{li} = (180 - \angle b_{ri})$ )
        then vertex = T
        If ( $l_r > l_l$ )
            then vertex is Right T
        If ( $l_r < l_l$ )
            then vertex is Left T
If (one of  $b_i$  is connected)
    If (connected  $b_i = b_{ri}$ )
        then vertex is Right L
    If (connected  $b_i = b_{li}$ )
        then vertex is Left L
    
```

직선적 경계들은 가지들이 된다.

모서리의 유형을 추정하기 위해 u_i 의 왼쪽 가지 b_{li} 와 오른쪽 가지 b_{ri} 를 그림 2와 같이 앞에서 언급한 기하학적 제한조건을 이용하여 찾는다. 먼저 모든 수직 경계와 그 경계에 붙어 있는 가지들이 한 점을 중심으로 연결되어 있는지의 여부를 검사하고 그 가지들이 이루는 내각을 찾는다. 좌우의 가지들이 서로 연결되어 있을 경우와 각 가지들의 내각에 따라 표 1과 같이 모서리의 유형을 정의한다. 표 2는 모서리의 유형을 결정하기 위한 알고리즘으로서 가지들의 내각과의 연결성을

이용한 방법을 보여주고 있다. 먼저 모서리 위치와 가지의 내각을 찾은 후 좌우측 가지들이 모서리를 중심으로 연결되어 있으면 그 각도를 이용하여 각각 arrow, Fork, Right T, Left를 결정한다. 좌우측 가지들이 연결되어 있지 아니하면, 모서리 점과 연결된 가지가 좌우 어느 쪽인가에 따라 Right L과 Left L로 결정한다.

III. 코너와 모서리의 상응과 자기위치 추정

1. 코너와 모서리의 상응

로봇의 위치를 추정하기 위해서 영상 내의 모서리 (v_1, v_2, \dots, v_n)는 지도상의 코너점 (c_1, c_2, \dots, c_m)과 상응되어야 한다. 본 논문에서는 모서리 간의 상호 기하학적 관련성을 발견적 방법을 이용하여 찾는다. 영상의 모서리점들의 원근변환으로부터 실제 좌표계 상의 위치를 추정한 후 지도상의 코너점과 상응관계를 구한다.

먼저 원근변환에서의 모서리점과 실제 모서리 위치와의 관계를 유도하기 위해 그림 3과 같이 원근변환을 도입한다. 3-D점인 $M(x, y, z)$ 는 광적 중심점 C 를 지나 영상평면 내의 한 점 $m(u, v)$ 으로 투사된다. 동형 좌표계에서 M 과 m 을 각각 (2)와 같이

$$\tilde{m} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \tilde{M} = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

두면 M 과 m 은 내부 행렬에 의해 (3)과 같은 관계로 정의된다.

$$s\tilde{m} = A\tilde{M}, \quad (3)$$

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 & 0 \\ 0 & \beta & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix}$$

여기서 s 는 scale factor이며 A 행렬에서 (u_0, v_0)는 핀홀점에 해당하는 영상의 중심위치이며 α 와 β 는 u 와 v 축에 대한 scale factor이며 γ 는 두 축에 대한 skew를 나타낸다. 카메라는 일정한 위치 h 로 고정되어 있으므로 상수로 두면 (3)으로부터 (4)와 (5)를 유도할 수 있다^[11].

$$x = \frac{\{(u - u_0)\beta - (v - v_0)\gamma\}h}{\alpha(v - v_0)} \quad (4)$$

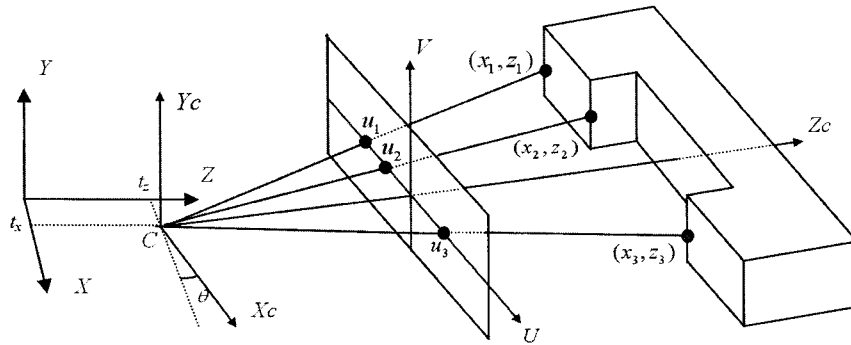


그림 3. 원근 변환과 영상평면에 투사된 점들

Fig. 3. Perspective transformation and projected point in the image plane.

(X, Y, Z) : world coordinate system, (X_c, Y_c, Z_c) : camera coordinate system,
 (U, V) : image plane, (t_x, t_z, θ) : the location of the robot.

$$Z = \frac{\beta h}{(v - v_0)} \tag{5}$$

(4)와 (5)로부터 영상 내의 특징점 (u_i, v_i)을 입력하여 상응하는 카메라 좌표계에서의 실제 좌표값 (x_i, z_i)을 얻을 수 있다. 이렇게 얻어진 (x_i, z_i) 모서리의 2-D 위치는 c'_i로 정의한다. 영상내의 모서리에 의해 추정된 코너 (c'₁, c'₂, ..., c'_n)와 지도상의 코너 (c₁, c₂, ..., c_m)와의 상응 관계는 모서리의 유형을 이용한 발견적 방법으로 결정한다. 상응관계를 찾기 위해 지도의 코너 c_j와 모서리에 의해 추정된 코너 c'_i의 유형을 비교하여 서로 대응시킨다. 다음은 상응하는 c_j와 c'_i에 대해 가까이 있는 주변의 코너의 유형과 그 코너 간의 거리를 이용하여 유사한 거리와 동일한 유형일 경우 상응하는 것으로 결정한다. 동일한 방법으로 모든 c_j와 c'_i에 적용하여 코너들의 상응관계를 결정한다. 그림 4는 그림 2에 나타난 모서리 점들에 대해 실제 좌표를 찾아서 표시하고 그 유형을 추정한 결과이다.

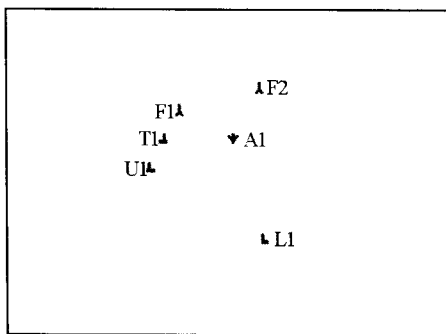


그림 4. 검출된 모서리 유형과 위치

Fig. 4. The positions and types of vertices.

2. 자기위치 추정

영상내의 모서리에 의해 추정된 코너 (c'₁, c'₂, ..., c'_n)와 지도상의 코너 (c₁, c₂, ..., c_m)와의 상응 관계로부터 로봇의 자기 위치를 추정한다. 3-D의 한 점 M과 영상 내에 투사된 m은 (6)과 같이 내부와 외부 행렬로 정의된다.

$$s \tilde{\mathbf{m}} = \mathbf{A}[\mathbf{R} \ \mathbf{t}] \tilde{\mathbf{M}} \tag{6}$$

여기서 (R, t)는 실제 좌표계에서 카메라 좌표계로의 회전과 이동을 나타내는 외부 파라미터로 이루어진 행렬이다. 이동하는 로봇은 X와 Z축으로의 이동과 회전에 의해 표현할 수 있으므로, 로봇의 위치는 (t_x, t_z, θ)로 표현되며 (6)을 (7)로 정의할 수 있다.

$$s \begin{bmatrix} u \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta & t_x \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta & t_z \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ 0 \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \tag{7}$$

(7)에서 u는 자기위치 추정을 위해 영상내의 모서리들의 수평축 좌표들 (u₁, u₂, ..., u_n)이며, (x, y)는 영상내의 모서리에 의해 상응된 지도상의 코너들 (c₁, c₂, ..., c_n)의 위치 좌표 (x₁, z₁), (x₂, z₂), ..., (x_n, z_n)이다. 정합된 좌표들로 통해 n개의 원근 변환 방정식이 유도된다.

그림 3은 원근 변환과 영상 평면에 투사된 실좌표계의 점들을 보여주고 있다. 여기서 (X, Y, Z)과 (X_c, Y_c, Z_c)는 각각 전체 좌표계와 영상좌표계를 나타낸다. (U, V)는 영상평면을 나타내며 n은 정합된 모

서리의 개수를 나타낸다. (7)을 풀면 $f(t_x, t_z, \theta)$ 로 정의되는 (8)을 유도할 수 있다.

$$\frac{\cos \theta(\alpha X + u_0 Z - Zu) + \sin \theta(\alpha Z - u_0 X + Xu) + \alpha t_x + (u_0 - u)t_z}{-\sin \theta X + \cos \theta Z + t_z} = 0 \tag{8}$$

자기위치 검출과정은 (8)에서 파라미터 (t_x, t_z, θ) 를 구하는 과정이다. 로봇 전방의 카메라의 현재 자세 (t_x, t_z, θ) 를 구하기 위해 비선형 방정식을 유도한다. 벡터함수 $F(t_x, t_z, \theta)$ 는 (9)와 같이 영상 평면과 전체 좌표계 사이의 정합된 n 개의 특징점들에 의해 n 개의 함수로 표현할 수 있다.

$$F(t_x, t_z, \theta) = (f_1(t_x, t_z, \theta), f_2(t_x, t_z, \theta), \dots, f_n(t_x, t_z, \theta))^t \tag{9}$$

(9)의 비선형 방정식의 해를 구하기 위해 Levenberg-Marquart 알고리즘을 사용하며 그 결과로부터 위치정보 (t_x, t_z, θ) 를 구한다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 자기위치검출 방법을 최대 거리가 30m가 넘는 실제 복도 환경에 적용하여 실험하였다. 지도는 그림 5와 같이 CAD형태로 그려진 2-D지도도를 이용하였다. 복도에서의 문은 명암도가 벽에 비해 어두운 영역이며 그 사이를 Chink로 표현하였다. 지도상의 코너들은 표 1의 정의에 따라 형태를 정하고 순서를 매겼다. 문영역은 영상 내에서 명확히 구분되기가 어려우

므로 경계와 윤곽차를 구하는 과정에서 오차가 발생하여 정의가 되지 않는 모서리도 발생하였다.

입력영상의 크기는 640×480으로 하였으며, Zhang의 방법을 이용하여 20개의 체크무늬 영상으로 카메라 내부 파라미터를 구하였으며 그 결과는 아래와 같다.

$$A = \begin{bmatrix} 1335.69 & 0 & 346.69 \\ 0 & 1322.51 & 238.73 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

로봇의 상부 전방에 카메라를 부착하였으며 로봇이 복도를 주행하면서 실제좌표가 정의된 지점에서 영상을 그림 6과 같이 입력하였다. 입력된 영상으로부터 윤곽차를 이용하여 모서리의 수직위치 후보를 찾고 갖 경계의 연결 상태를 이용하여 모리의 유형을 찾았으며 그 결과를 그림 7에서 보여주고 있다. 그림 8은 이러한 모서리에 대해 로봇의 카메라 좌표계를 중심으로 하는 모서리 점들의 위치를 나타내 주고 있다. 얻어진 모서리

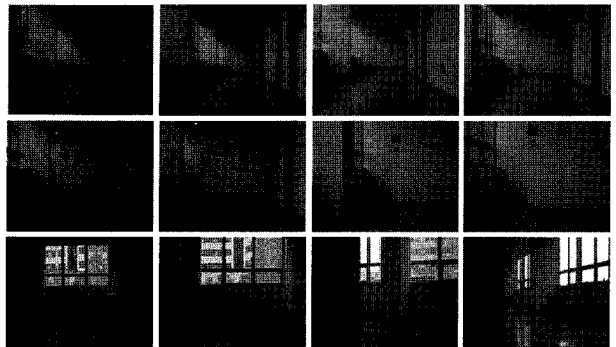


그림 6. 입력된 복도의 영상들
Fig. 6. Captured images of corridor.

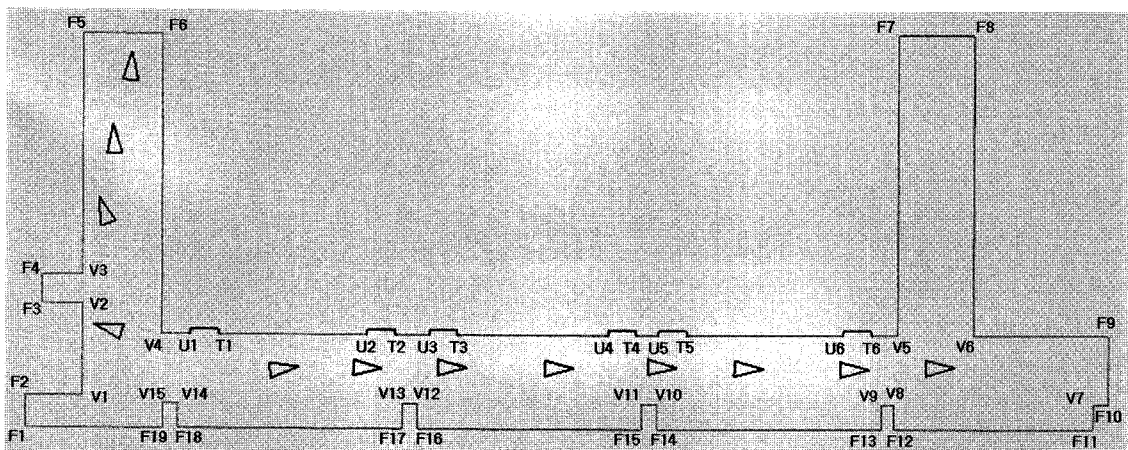


그림 5. CAD형태의 지도와 코너점들
Fig. 5. CAD-typed map and corners.

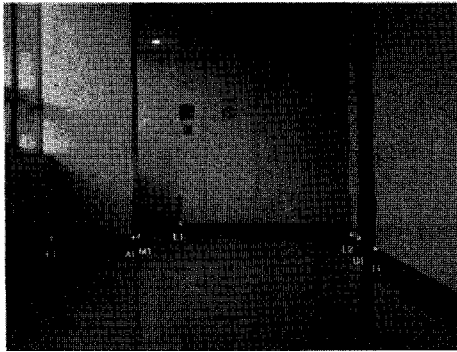


그림 7. 얻어진 모서리들의 유형
Fig. 7. The types of vertices.

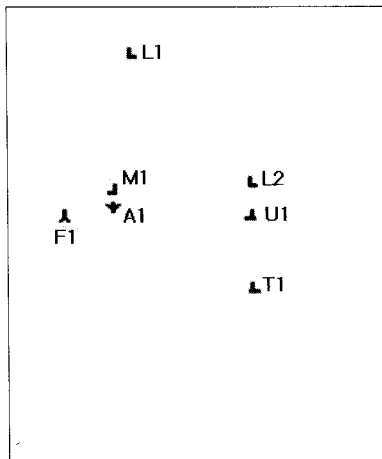


그림 8. 추정된 모서리 점들의 위치
Fig. 8. The estimated positions of the vertices.

의 좌표와 유형은 발견적 방법으로 지도상의 코너 점들과 비교하여 상용관계를 구하였다. 먼저 모서리 유형에 따르는 추정된 코너의 유형과 지도상의 코너와 상용관계를 찾고, 이를 중심으로 하여 다른 코너들 간의 거리가 유사하고 유형이 동일한 코너를 찾았다. 이 과정을 모든 코너 점들에 적용하여 가장 많이 상응되는 상용 집합을 구하였다. 자기위치를 계산하기 위하여 제안한 위치 추정 알고리즘을 적용하였다. 로봇의 위치 (t_x, t_y, θ) 는 Levenberg-Marquart 방법을 이용하여, 상응된 모서리 점들의 원근변환으로부터 유도된 비선형 방정식의 해를 이용하여 구하였다. 표 3은 검출된 모서리의 위치를 실제 위치와 추정된 위치를 보여주고 있다. 카메라의 위치가 복도를 따라 전진하면서 자기 위치를 검출한 결과이다. 그림 5에서 삼각형으로 표현된 것은 로봇의 카메라의 위치를 지도상에 표현한 결과이다. 이동하면서 위치 오차를 계산한 결과 (t_x, t_y, θ) 의 오차의 2σ 가 (45.4mm, 93.6mm, 0.67°)인 결과를 얻었다. 이러한 결과는 로봇이 동작하는 충분히 넓은 공간

표 3. 영상 내에서 검출된 모서리 점들과 자세
Table 3. The types of vertices and their poses.

#	Matched vertices	Mismatched vertices	Pose(t_x, t_y, θ) [mm, mm, degrees]
1	15	3	(2064.0, 595.6, -1.16)
2	16	3	(1996.5, 3460.1, 0.00)
3	12	0	(2013.6, 6973.7, 1.16)
4	11	0	(2045.2, 9859.8, .72)
5	10	0	(2027.1, 13279.2, 0.00)
6	7	0	(2035.3, 16832.7, 0.00)
7	6	0	(2000.2, 19658.6, 1.16)
8	4	0	(2043.9, 22443.7, -8.02)
9	5	1	(12421.3, 28033.9, -87.09)
10	4	1	(10006.8, 28672.2, -93.97)
11	4	0	(7625.7, 29141.0, -108.43)
12	4	0	(3401.9, 29286.7, 15.47)

에서 자기위치 추정 데이터로 충분히 사용될 수 있다고 할 수 있다.

V. 결 론

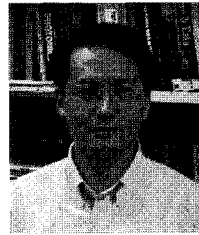
본 논문에서는 하나의 카메라 영상을 이용하여 자기 위치 검출을 위해 방법으로 모서리의 유형을 이용하는 방법을 제안하였다. 먼저 실내 환경에서 나타나는 모서리의 가능한 유형을 분석하였으며 그 결과로부터 모서리의 유형 추정을 위한 제한조건을 유도하였다. 입력된 영상으로부터 윤곽차와 경계검출에 의해 모서리의 위치를 찾고 가지 경계의 내각을 이용하여 모서리의 유형을 추정하였다. 임의의 위치에서 얻어진 영상으로부터 원근변환과 강체변환에 의해 비선형방정식을 유도하고 그 해로 통해 자기위치를 추정하였다. 충분히 넓은 공간에서 제안한 자기위치검출방법을 실험한 결과 로봇의 자기위치검출로 충분히 활용될 수 있음을 보였다.

본 논문의 결과는 실내 환경에서 로봇이 자기 위치 정보를 기하학적 방법으로 자기위치를 검출하고 공간에 대한 정보를 얻을 수 있는 장점이 있으며, 추후 모서리 점이 모호한 경우에도 실내 환경의 기하학적 선분 경계의 특징을 이용하여 추정하기 위한 연구가 필요하다. 또한 로봇이 굴곡진 공간을 이동하여 수직방향 변동이 발생하였을 때의 경우도 앞으로 연구되어야 할 것이다. 이러한 연구들은 기존의 다른 3-D 공간에 대한 인식 기법과 함께 응용할 경우 보다 장인한 3-D 공간 인식이 가능할 것이다.

참고문헌

- [1] G.N. DeSouza and A.C. Kak, "Vision for Mobile Robot Navigation: A Survey," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 24, no. 2, pp. 237-267, Feb., 2002.
- [2] A. Rizzi and R. Cassinis, "A Robot Self-localization System Based on Omni-directional Color Images," Robotics and Autonomous System, vol. 34, pp. 23-38, Apr., 2001.
- [3] A.J. Munoz and J. Gonzalez, "Two-Dimensional landmark-Based Position Estimation from a Single Image," Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Robotics Automation, Leuven, Belgium, pp. 3709-3714, May, 1998.
- [4] A. Kosaka and A.C. Kak, "Fast Vision-Guided Mobile Robot navigation Using Model-Based Reasoning and Prediction of Uncertainties," Computer Vision, Graphics and Image Processing. Image Understanding, vol. 56, no. 3, pp.271-329, 1992.
- [5] R. Talluri and J.K. Aggarwal, "Mobile Robot Self-Localization Using Model-Image Feature Correspondence," IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 12, no.1, pp. 163-77, Feb., 1996.
- [6] J. Kosecka et al., "Global Localization and Relative Positioning Based on Scale-Invariant Keypoints," Robotics & Autonomous Systems, vol. 52, pp. 27-38, 2005.
- [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, Aug., 2002.
- [8] Xuan-Dao Nguyen, Bum-Jae You, Sang-Rok Oh, "A Simple Framework for Indoor Monocular SLAM," International Journal of Control, Automation, and Systems, no. 6, no.1, pp.62-75, Feb. 2008.
- [9] Andrew J. Davison, Ian Reid, Nicholas Molton and Olivier Stasse, "MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM," IEEE Trans. PAMI, vol.29, no.32, pp.1052-1067, June 2007.
- [10] O.A. Aider et al., "A Model -Based for Indoor Mobile robot Localization Using Monocular Vision and Straight-Line Correspondence," Robotics & Autonomous Systems, vol. 52, pp. 229-246, 2005.
- [11] 강창훈, 안현식, "수직선 특징을 이용한 이동 로봇의 자기 위치 추정", 제어·로봇·시스템학회 논문지, 제9권, 제11호, 937-942쪽, 2003년 11월.
- [12] Dan W. Patterson, Introduction to Artificial Intelligence and Expert System, Prentice-Hall Inc., 1990.
- [13] Z. Zhang, "A Flexible New Technique for Camera Calibration," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 11, pp. 1330-1334, 2000.

저자 소개



안 현 식(정회원)

1986년 경북대 전자공학과 졸업(학사).

1989년 동대학원 전자공학과 석사.

1998년 동대학원 박사.

1992년~1998년 포항산업과학 연구원 선임연구원.

2007년 미국 GeorgiaTech 방문교수.

1998년~현재 동명대학교 로봇시스템공학과 부교수.

<주관심분야 : 지능로봇, 로봇비전, 인지구조, HRI, 서비스로봇>