

# 이동로봇주행을 위한 영상처리 기술

盧慶植, 金東洙,  
李汪憲, 權仁昭

韓國科學技術院 自動化 및 設計工學科

## Abstract

This paper presents a new algorithm for the self-localization of a mobile robot using one degree perspective invariant(Cross Ratio). Most of conventional model-based self-localization methods have some problems that data structure building, map updating and matching processes are very complex. Use of a simple cross ratio can be effective to the above problems. The algorithm is based on two basic assumptions that the ground plane is flat and two locally parallel side-lines are available. Also it is assumed that an environmental map is available for matching between the scene and the model. To extract an accurate steering angle for a mobile robot, we take advantage of geometric features such as vanishing points. Feature points for cross ratio are extracted robustly using a vanishing point and intersection points between two locally parallel side-lines and vertical lines. Also the local position estimation problem has been treated when feature points exist less than 4 points in the viewed scene. The robustness and feasibility of our algorithms have been demonstrated through real world experiments in indoor environments using an indoor mobile robot, KASIRI-II(KAist Simple Roving Intelligence).

## I. 서론

실내에서의 이동로봇의 자기위치인식은 자율주행을 위한 기본 요소중의 하나이다. 자기위치를 위한 다양한 방법들이 제시되었는데, 이 중 영상을 이용한 연구는 간단하고 매우 유연성이 높은 장점을 가지고 있다.

Kanbara 등<sup>[3]</sup>은 영상의 특징 점을 정의된 기하학적인 관계를 이용하여 분류한 후, 수직선 또는 수평선의 유무를 결정하였다. 이 방법은 영상의 노이즈에 매우 예민하고, 전체 좌표계에 대한 로봇의 위치를 얻을 수 없는 문제점을 갖는다. Kosaka와 Kak<sup>[1]</sup>은 CAD모델 기초로 하는 기대지도(Expectation map)를 이용하였다. 그러나, 이 방법은 복잡한 데이터베이스를 갖는다. 이와 같이, 기존의 영상처리를 기초로 하는 방법의 대부분은 영상으로의 투사 변형관계(비선형)에 의하여 복잡한 데이터베이스, 비효율적인 매칭, 노이즈에 대한 영향 등의 많은 문제점을 갖는다.

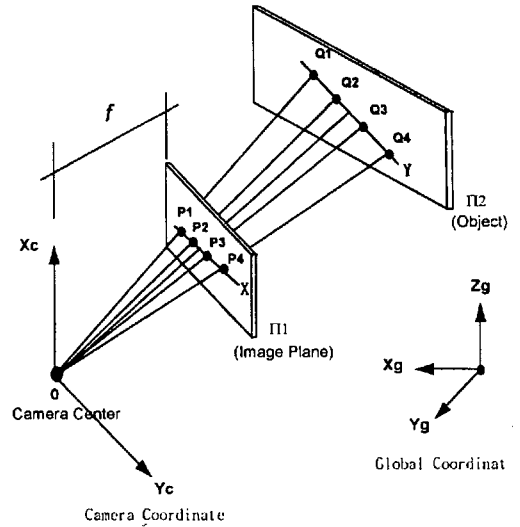
본 논문에서는 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 투사변형하에서 불변인 양을 이용하여 주행 환경에 대한 데이터베이스를 구축하고, 매칭에 이용함으로써 간단하고 효율적인 로봇 자기위치 인식방법을 제안한다. 본 논문에서 사용한 특징 점들은 복도에 의하여 형성된 두 평행선과 문 등에 의한 수직선이 만나는 점들을 선택하였고, 영상 불변량은 4개의 특징 점에 의하여 정의되는 양으로서, 투사 변형하에서 그 값이 변하지 않기 때문에 영상과 모델사이의 대응점을 찾는데 중요한 역할을 한다. 본 논문에서는 효율적인 가설 대응점을 찾기 위하여 해쉬테이블(Hash table)을 이용하였다. 불변량에 의한 가설 대응점들은 하나 이상이 존재하며, 이러한 경우에 대하여 Bayes Rule을 적용함으로써 최적의 대응점을 찾는다. 로봇의 자기위치는 대응관계와 소실점을 이용하여 쉽게 계산할 수 있다.

제안된 자기위치 인식방법은 본 실험실에서 제작한 KASIRI-II에 의하여 실제 실험을 수행함으로써, 그 유용성을 증명하였다.

## II. 기초 이론

### 1. 영상불변량과 오차 분석

그림 1.은 카메라와 물체 그리고 영상면 좌표계를 보여주고 있다. 여기서,  $(X_c, Y_c, Z_g)$ 는 카메라



(그림 1) 카메라와 물체좌표계

라 렌즈의 중심에 원점을 갖고  $Z_c$ 의 방향이 광학축과 일치하는 카메라 좌표계를 나타내며,  $(X_g, Y_g, Z_g)$ 은 물체 좌표계를 나타낸다.  $f$ 는 초점 거리이며,  $(Q_1, Q_2, Q_3, Q_4)$ 는 물체면에서의 한 선상의 4개의 점을  $(P_1, P_2, P_3, P_4)$ 는 대응하는 영상면에서의 점들을 나타낸다.

$X_i$ 를 물체점  $Q_i$ 의 좌표값,  $x_i$ 를 대응하는 영상면상의 점  $P_i$ 의 좌표값이라고 하면, 1차원의 영상 불변량은 다음식과 같이 정의된다<sup>[5,8]</sup>:

$$C(x_1, x_2; x_3, x_4) = \frac{(x_3 - x_1)(x_2 - x_4)}{(x_2 - x_1)(x_3 - x_4)} = \frac{(X_3 - X_1)(X_2 - X_4)}{(X_2 - X_1)(X_3 - X_4)} \quad (1)$$

식(1)에서의 불변량은 4개의 변수에 대한 함수,  $C = C(x_1, x_2, x_3, x_4)$  이다. 이 4개의 변수들은 측정상의 여러 요인에 의해 노이즈를 포함하는데, 이 측정된 값은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$x_i = x_i + \xi_i, \quad i = 1 \sim 4 \quad (3)$$

식(3)에서  $\xi_i$ 를 평균이 "0"이고, 편차가 " $\sigma$ "인 가우시안 노이즈로 가정하면, 다음과 같은 식들로 표현할 수 있다.

$$E[\xi_i]=0, V[\xi_i\xi_j]=\begin{cases} \sigma_0^2 & \text{if } i=j \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

이러한 노이즈에 의하여 계산된 불변량을 다음 식과 같이 표현한다.

$$C=C(x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (5)$$

이 불변량에 대한 평균과 편차를 구하기 위하여, Taylor 전개하여 첫째 미분항까지만을 취하면 다음 식과 같이 된다.

$$C \approx C + \sum_{i=1}^5 [(x_i - x_i) \frac{\partial C}{\partial x_i}] \quad (6)$$

식(3)으로부터, 식(6)은 다음 식과 같이 쓸 수 있다.

$$C \approx C + \sum_{i=1}^5 [\xi_i \frac{\partial C}{\partial x_i}] \quad (7)$$

식(7)로부터, 불변량에 대한 편차는 다음과 같다.

$$E[(C - C)^2] = E\left[\left(\sum_{i=1}^5 [\xi_i \frac{\partial C}{\partial x_i}]\right)^2\right] = \sigma_0^2 \sum_{i=1}^5 \left[\left(\frac{\partial C}{\partial x_i}\right)^2\right] \quad (8)$$

여기서,

$$\frac{\partial C}{\partial x_1} C \left( \frac{1}{(x_2 - x_1)} - \frac{1}{(x_3 - x_1)} \right), \frac{\partial C}{\partial x_2} = C \left( \frac{1}{(x_2 - x_1)} - \frac{1}{(x_2 - x_4)} \right) \quad (9)$$

$$\frac{\partial C}{\partial x_3} C \left( \frac{1}{(x_3 - x_1)} - \frac{1}{(x_3 - x_4)} \right), \frac{\partial C}{\partial x_4} = C \left( \frac{1}{(x_3 - x_4)} - \frac{1}{(x_2 - x_4)} \right)$$

이 불변량에 대한 편차식으로 부터, 불변량에 대한 문턱치(Threshold)를 다음과 같이 정의 한다.

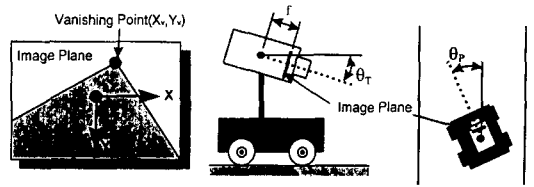
$$\Delta C = 3\sqrt{E[(C - C)^2]} \quad (10)$$

## 2. 로봇의 자기 위치 계산

로봇의 자기 위치 계산은 크게 두 단계로 나누어 진행되는데, 첫 단계는 투사 변형의 주요 특성인 소실점에 대한 정보로부터, 로봇의 회전각(Pan angle)과 기울임 각(Tilt angle)을 구하는 것이며, 두 번째 단계에서는 영상으로부터의 불변량에 의하여 발생한 가설점과 첫 번째 단계에서 구한 회전, 기울임각을 이용하여 로봇의 현재 위치를 계산한다.

### 단계 1.(회전각과 기울임각)[2]

그림 2.는 영상면에서의 소실점과 로봇의 회전, 기울임각사이의 관계를 보여주고 있다. 그림 2.(a)는 영상에서의 두 평행선이 만나는 소실점을 보여주고 있으며, (b)는 기울임각과 소실점의 위치관



(그림 2) 영상면에서의 소실점과 로봇의 회전각, 기울임각

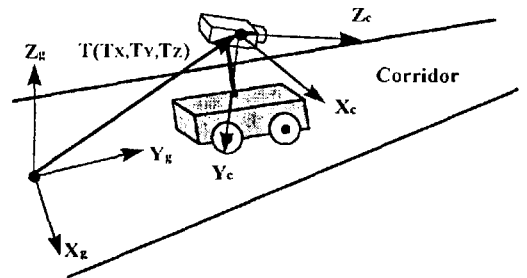
계를 보여주고 있으며, (c)는 회전각에 대한 영상면에서의 소실점 위치를 보여주고 있다.

이 그림으로 부터 소실점과 회전, 기울임각과의 관계식은 다음과 같이 쓸수 있다.

$$\theta_p = \tan^{-1}\left(\frac{X_v}{f}\right), \theta_t = \tan^{-1}\left(\frac{Y_v}{f}\right) \quad (11)$$

### 단계 2.(위치)

그림 3.은 로봇과 기준 좌표계를 보여주고 있다. 이 그림으로 부터 구하고자 하는 로봇의 위치는 (Tx, Ty, Tz)이다. 본 논문에서는 Tz는 거의 일정하므로, 측정에 의해 미리 구한다. 결국 구하고자 하는 로봇의 위치는 (Tx, Ty)이다.



(그림 3) 카메라와 기준 좌표계

본 논문에는 단계1에서 구한 로봇의 기울임, 회전각과 영상에서 추출한 특징치, 그리고 이 특징치들에 의하여 계산된 불변량에 의하여 발생한 환경상의 가설 대응점을 이용하여 로봇의 위치를 계산한다.

그림3.으로 부터, 기준좌표계와 로봇상의 카메라 좌표계간의 관계식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_p & -\sin\theta_p & 0 \\ \sin\theta_r\sin\theta_p & \sin\theta_r\cos\theta_p & -\cos\theta_r \\ \cos\theta_r\sin\theta_p & \cos\theta_r\cos\theta_p & \sin\theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_g - T_x \\ Y_g - T_y \\ Z_g - T_z \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} X_g - T_x \\ Y_g - T_y \\ Z_g - T_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_g - T_x \\ Y_g - T_y \\ Z_g - T_z \end{bmatrix} \quad (12)$$

카메라 좌표계에서 영상면으로의 투사식

$$x = f \frac{X_c}{Z_c}, \quad y = f \frac{Y_c}{Z_c} \quad (13)$$

을 이용하여, 식(12)을 대입하고, 구하고자 하는  $(T_x, T_y)$ 에 대하여 식을 정리하면 다음 식과 같다.

$$\begin{bmatrix} (a_{11} - a_{31}x)(a_{12} - a_{32}x) \\ (a_{21} - a_{31}y)(a_{22} - a_{31}y) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (a_{11} - a_{31}x)X_g + (a_{12} - a_{32}x)Y_g + a_{33}XT_z \\ (a_{21} - a_{31}y)X_g + (a_{22} - a_{32}y)Y_g + (a_{33}y - a_{23})T_z \end{bmatrix} \quad (14)$$

### III. 가설점 발생과 확인

#### 1. 환경에 대한 데이터 베이스 구축

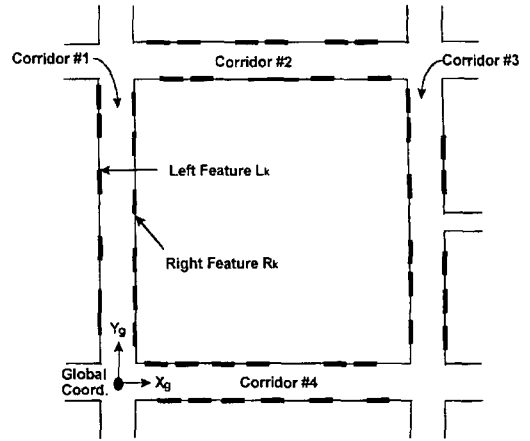
본 논문에서 환경의 인식에 사용하는 특징치는 복도에서의 두 평행선과 벽을 따라 나열되어 있는 수직선들이 만나는 점들이다. 따라서, 이 점들 사이의 불변량을 계산하여 모델 베이스로 구축하면, 한 장의 영상 데이터로부터 로봇의 현재위치인식이 가능하게 된다.

이 절에서는 이러한 불변량과 이 불변량에 대응하는 특징치들을 효율적으로 인식에 사용하기 위한 방법으로써 해쉬 테이블을 작성하는 방법에 대하여 제시한다.

그림 4.는 로봇이 주행할 환경의 예를 보여주고 있다. 이 그림에서 Corridor#는 각 복도에 대한 번호를 나타내며, R#와 L#는 오른쪽 벽과 왼쪽 벽에서의 특징치 번호를 나타낸다. 이들 특징치들에 대한 2차원 데이터들은 미리 설정한 좌표계에 대하여 표시한다. 즉, 임의의 특징치에 대하여, 이 특징치를 표현하는 방법은 다음과 같다.

$$X_j = \{i, j, k\}$$

이 표현에서의 첫항  $i$ 은 복도의 번호이며, 두 번



〈그림 4〉 로봇이 주행할 환경데이터의 예

제항  $j$ 는 특징치의 번호, 세 번째항  $k$ 는 오른쪽벽인 경우 1, 왼쪽벽인 경우 0을 나타낸다. 즉, 이 경우 복도  $i$ 에서의 오른쪽(또는 왼쪽)  $j$ 번째 특징치를 표시한다.

먼저, 지도 데이터로부터 복도  $i$ 에서의 오른쪽(1) 또는 왼쪽(0) 특징치  $k$ 에 대하여,  $(R_k, R_{k+1}, R_{k+2}, R_{k+3})$  또는  $(L_k, L_{k+1}, L_{k+2}, L_{k+3})$ 에 대한 불변량  $C_k$ 와 대응하는 문턱치  $\Delta C_k$ 계산한다. 이 계산된 불변량 및 문턱치 범위에 대한 해쉬값의 범위  $H(C_k \pm \Delta C_k)$ 에 해당하는 곳에  $X_k = \{i, k, 1$  또는  $0\}$ 을 기록한다. 그림 5.는 해쉬 테이블 상에 기록된 한 예를 보여주고 있다. 여기서 해쉬 함수  $H(.)$ 는 불변량의 전체 범위를 등간격으로 나누는 선형식을 사용하였다.

Entry(H(C))	Corridor #	Start Feature #	Direction
:	:	:	:
80	1 3	5 2	1 1
81	2 2	10 11	0 1
:	:	:	:

〈그림 5〉 해쉬 테이블의 예

2. 가설 대응점의 발생(Hypotheses Generation)  
영상으로부터 추출된 오른쪽(1) 또는 왼쪽(0) 특징치  $k$ 에 대하여,  $(r_k, r_{k+1}, r_{k+2}, r_{k+3})$ 와  $(l_k, l_{k+1},$

$l_{k+2}, l_{k+3}$ 에 대한 불변량  $c_k$ 를 계산한다. 그러면, 이 불변량에 대한 해쉬값  $H(c_k)$ 이 가리키는 해쉬 테이블상의 위치에 저장되어 있는 것들은 가설 대응점이 된다.

3. 확인(Verification)

발생된 가설은 일반적으로 하나이상의 대응점들을 발생시킨다. 이 중의 가장 잘 일치하는 대응점을 분류하기 위한 방법으로써, 이 논문에서는 두단계의 확인과정을 적용한다.

단계 I.

오른쪽과 왼쪽에서 각각 발생한 가설 대응점들에 대하여 로봇의 위치를 계산한후 이들 사이의 거리가 허용오차 이내가 되는 쌍을 찾는다. 즉 식(15)를 만족하는 쌍을 찾는다.

$$|(왼쪽에서의 가설 i에 의한 로봇위치) - (오른쪽에서의 가설 j에 의한 로봇위치)| < \epsilon \quad (15)$$

그림 6은 예를 보이기 위한 영상 및 추출된 특징치를 보여주고 있다.



(그림 6) 입력영상의 예

오른쪽과 왼쪽에서 추출된 특징치들( $r_1, r_2, r_3, r_4$ )와 ( $l_1, l_2, l_3, l_4$ )에 대한 불변량의 값은 각각 0.0765과 0.0987이며, 이 값들에 의하여 발생한 가설 대응점들 및 식(15)에 대한 결과는 표 1에 보여주고 있다.

단계 II.[10]

단계 I에 의하여도 여전히 만족되는 여러 쌍이 존재하거나, 두 방향에서의 가설점을 이용하지 못하는 경우, 즉 한 쪽 방향의 특징치들 만이 추출된



(a) 전 영상



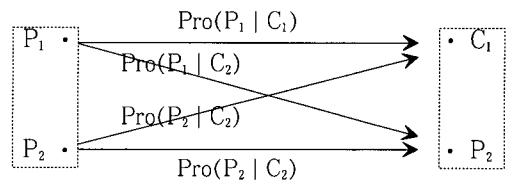
(b) 현재 영상

(그림 7) 두 개의 연속된 입력 영상

경우에 대하여 본 논문에서는 Bayes Rule「6」을 이용하여 확인하는 방법을 제시한다.

그림 7는 임의의 연속적인 두 개의 입력 영상들을 보여주고 있으며, 표 2.는 이들 영상들에 의하여 발생한 가설 대응점 및 단계I.을 수행한 결과를 보여 주고 있다.

그림 8은 두 개의 연속영상으로 부터 발생한 각 가설점에 대하여 가능한 경로 및 이 경로들에 대



(그림 8) 각 경로에 대한 조건 확률

〈표 1〉 영상으로 부터 계산된 불변량 및 대응하는 가설 대응점

방 향	영상에서의 불변량	발생된 가설 대응점 및 불변량	로봇의 위치	식(12)를 만족하는 쌍
오른쪽(1)	0.0987	(1, 0, 1) - 0.1350 (1, 9, 1) - 0.,1000	( 8, 9) (-5, 1800)	(1, 9, 1), (1, 5, 0)
왼 쪽(0)	0.0765	(1, 0, 0) - 0.0870 (1, 5, 0) - 0.0600 (1, 7, 0) - 0.0920	(-5, 134) ( 3, 1810) ( 11, 2671)	

〈표 2〉 두 연속 영상으로 부터 발생한 가설 대응점

영상	방향	발생된 가설 대응점	로봇의 위치 (X, Y) cm	식(12)를 만족하는 쌍
(a)	오른쪽(1)	(1, 2, 1)	( 2, 1832)	(1, 2, 1) - (1, 3, 0) (1, 6, 1) - (1, 11, 0)
		(1, 6, 1)	(-8, 3154)	
	왼 쪽(0)	(1, 3, 0)	( 5, 1832)	
		(1, 11, 0)	( 3, 3154)	
(b)	오른쪽(1)	(1, 2, 1)	(-3, 1878)	(1, 2, 1) - (1, 3, 0) (1, 6, 1) - (1, 11, 0)
		(1, 6, 1)	( 5, 3180)	
	왼 쪽(0)	(1, 3, 0)	( 5, 1832)	
		(1, 11, 0)	( 3, 3154)	

한 확률을 보여주고 있다. 이 그림에서  $P_i$ 와  $C_i$ 는 각각 전과 현재 영상에서 발생한 가설점을 나타내며,  $Pro(P_i | P_j)$ 는  $P_i$ 에서  $C_j$ 로의 경로에 대한 조건부 확률이다.

$Pro(P_i | C_j)$ 를 Bayes 법칙을 이용하여 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$Pro(P_i | C_j) = \frac{Pro(C_j | P_i) \times Pro(P_i)}{\sum_{k=1}^n Pro(C_j | P_k) \times Pro(P_k)} \quad (16)$$

식(16)에서  $n=2$ 이며, 분모항을 1로 하면, 즉

$$\sum_{k=1}^n Pro(C_j | P_k) \times Pro(P_k) = 1 \quad (17)$$

식(16)은 식(18)로 된다.

$$Pro(P_i | C_j) = Pro(C_j | P_i) \times Pro(P_i) \quad (18)$$

또한 식(18)에서의  $Pro(P_i)$ 는 모두 같은 확률, 즉  $1/n$ ,을 갖는다고 가정하고,  $Pro(C_j | P_i)$ 는 다음식으로부터 구한다.

$$Pro(C_j | P_i) = f(\Delta e) = 0.5a + Pro(\Delta e) \quad b, \text{ 여기서,} \quad (19)$$

$$\Delta e = \Delta X - \Delta X_{encoder}$$

여기서,  $\Delta X$ 를 전 영상과 현재 영상에서 계산된 로봇의 위치차이라 하고,  $\Delta X_{encoder}$ 를 로봇의 엔코더에서 부터 얻어진 로봇의 이동거리라 하면, 계

수  $a$ 는 다음식과 같이 쓸 수 있다.

$$a = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta X \times \Delta X_{encoder} > 0 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

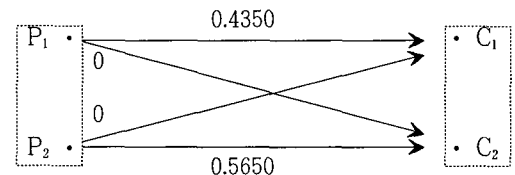
그리고,  $b$ 는  $f(\Delta e)$ 의 노멀라이즈를 위한 계수이다.

확률  $Pro(\Delta e)$ 는 가우시안 분포로 가정하여, 실험으로 그 평균과 편차를 구한다.

$$Pro(\Delta e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\Delta e - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (21)$$

KASIRI-II를 이용하여 수행한 실험 결과, 평균 18.1이고 편차는 11.1이다.

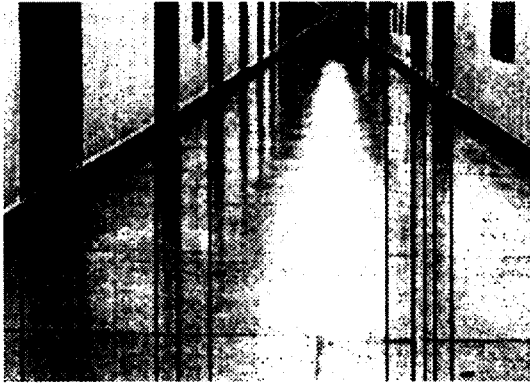
그림 9는 두 개의 연속된 영상 그림 7에서 발생한 가설점들에 대하여, 식(16)에 의한 조건부 확



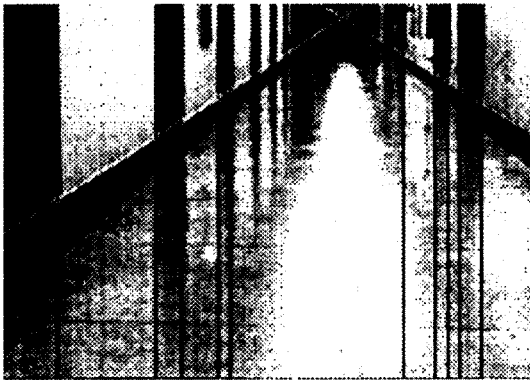
〈그림 9〉 두개의 연속 입력 영상에 대한 확인 결과 (그림 7)

를 보여주고 있다. 이 결과로 부터 최적의 해는 P2로 부터 C2로의 경로가 가장 큰 확률을 나타낸다.

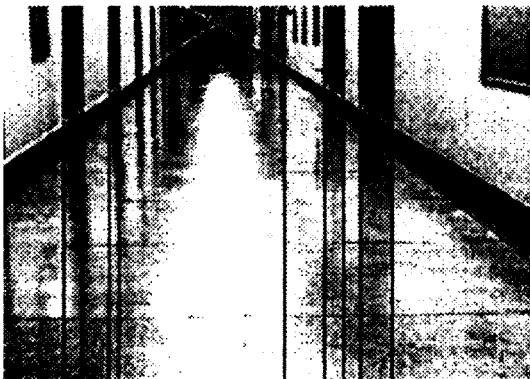
그림 10은 4개의 연속된 입력 영상을 보여주고 있으며, 그림 9는 이 영상들에 대하여 식(19)에 의해 구하여진 조건부 확률을 보여주고 있다. 이 그



(a)



(b)

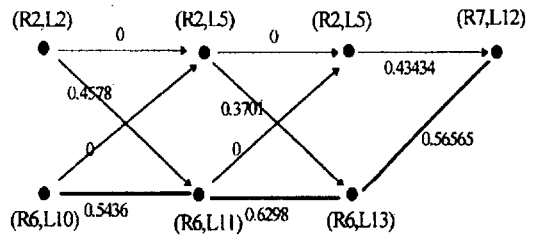


(c)



(d)

〈그림 10〉 4개의 연속된 영상



〈그림 11〉 4개의 입력영상에 대한 확인 결과

림에서 굵은선은 참인 경로를 나타내며, 식(18)에 의한 결과와 일치한다.

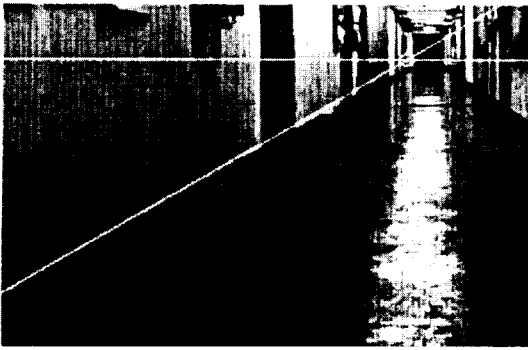
#### IV. 특징량 추출

이 절에서는 불변량을 이용하여 가설 대응관계를 얻기 위한 특징점 추출과 로봇의 회전 및 기술 입각을 구하기 위한 소실점 추출의 영상처리 방법을 제시한다.

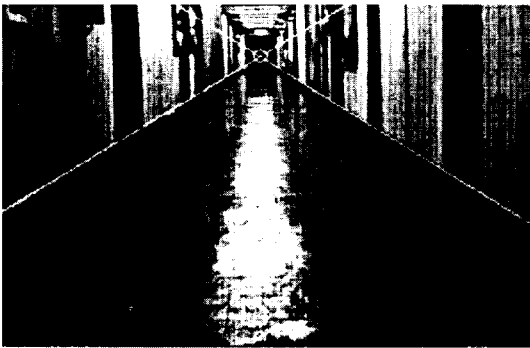
##### 소실점 추출

두 개의 평행선은 투사 변형하에서 반드시 한점에서 만나는데, 이점을 소실점이라한다. 이 소실점을 추출하기 위하여 두 개의 평행선을 추출하여야 하는데 본 논문에서는 Hough변환 방법<sup>[7]</sup>을 이용하였다.

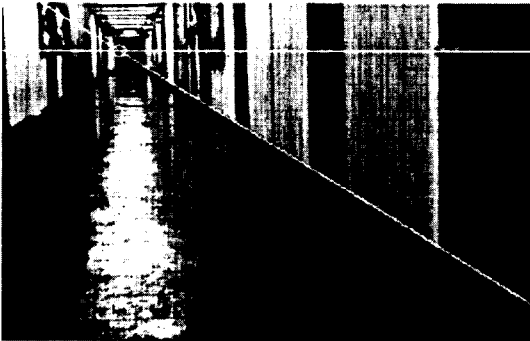
또한, 로봇이 실내에서와 같이 거의 평면에서만



(a) 왼쪽선과 소실선



(b) 두평행선



(c) 오른쪽선과 소실선

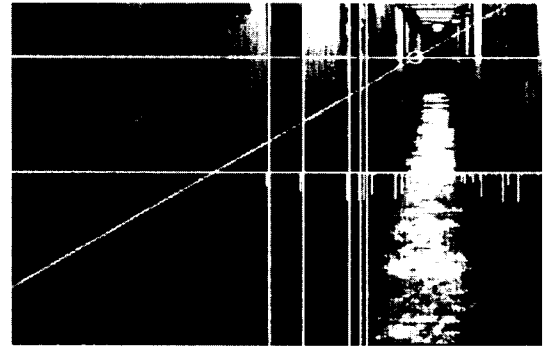
(그림 12) 소실점 추출결과

주행한다면, 영상에서의 소실점은 거의 영상면의 일정한 높이의 선상에 위치할 것이다. 이 선을 소실선(Vanishing line)이라고 하며, 본 논문에서는 이러한 특성을 이용하여, 두 개의 평행선 중의 한 선만이 추출된 경우에도 소실점을 추출할 수 있도록 하였다. 즉, 추출된 한선과 이 소실선이 만나점은 소실점으로 된다.

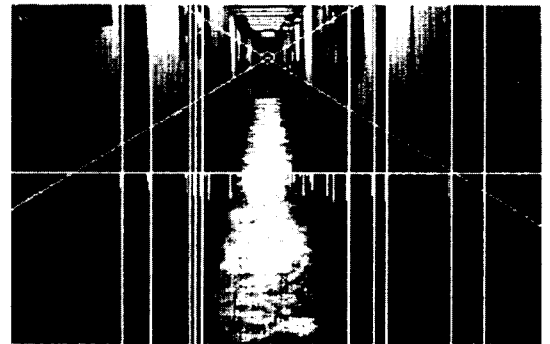
그림 12는 두 개의 선또는 한 개의 선만이 추출된 경우에 대한 소실점 추출결과를 보여주고 있다.

수직선 추출

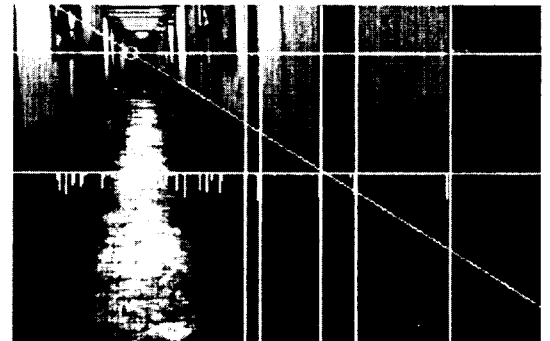
소실점 추출과정에서 찾아진 두 개 또는 하나의 평행선을 따라 가며, Hough변환을 실시하여 수직선과 특징점을 찾는다. 그림 13은 그림 12에서의 영상에 대한 특징점 추출결과를 보여주고 있다.



(a) 왼쪽선



(b) 두평행선



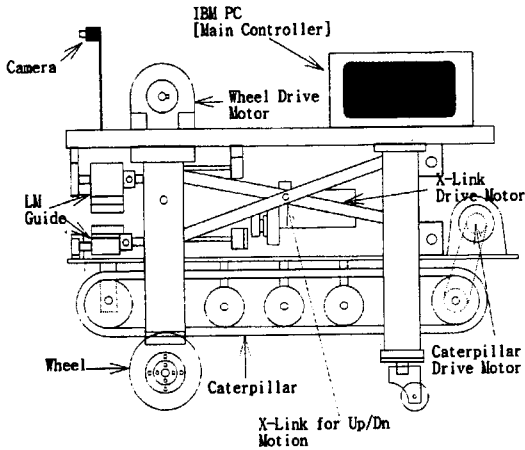
(c) 오른쪽선

(그림 13) 수직선과 특징점추출결과(그림9의 영상)

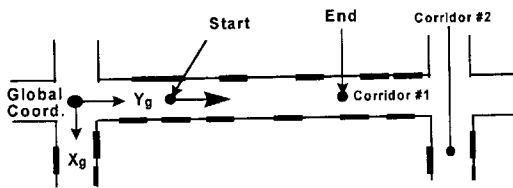


### V. 실험 및 고찰

그림 14는 본 논문에서 제안한 자기 위치 인식 방법을 실험하기 위하여 사용한 주행 로봇 (KASIRI-II)를 보여주고 있다. 이 로봇의 주요 특성은 계단과 같은 장애물이 존재하는 경우에 무한궤도바퀴로 모드 전환함으로써 주행하고 평지에서는 보통의 바퀴(Wheel)를 이용하여 주행하는 것이다.



〈그림 14〉 KASIRI-II

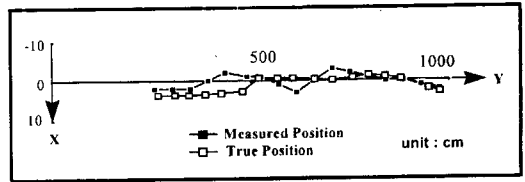


〈그림 15〉 주행로봇의 주행 구간

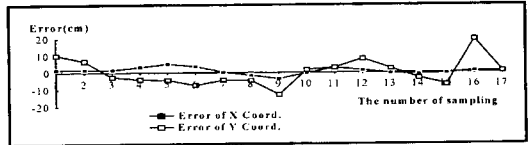
그림 15은 본 논문에서 제안한 자기 위치 인식 방법을 검증하기 위한 실험적인 시나리오를 보여 주고 있다. 로봇이 1번 복도의 중앙을 따라  $Y_g=250\text{cm}$ 부터  $Y_g=1000\text{cm}$ 까지 주행하도록 명령되었다.

그림 16는 이 구간에서 로봇이 주행하며 얻은 자기 위치 인식결과를 보여주고 있다.

그림 17은 로봇의 참 위치와 측정된 위치사이의 오차를 보여주고 있다. 측정결과 오차는 16번째를



〈그림 16〉 자기위치인식 결과



〈그림 17〉 자기위치인식오차

제외하고는 10cm이내의 위치인식이 가능하였다.

### VI. 결론 및 향후과제

본 논문에서, 투사변형하에서 불변인 Cross-Ratio를 이용하는 로봇의 자기위치 인식 방법이 제시되었다.

이 방법은 일반적인 실내복도에 존재하는 자연적인 특징치를 이용하기 때문에, 기존의 연구에서 제시된 인위적인 Landmark를 설치하여야 하는 문제점이 없다는 장점을 가지고 있으며, 지도로부터 추출된 문의 위치에 대한 정보를 이용하여 영상불변량을 계산하고 이값을 해쉬 테이블에 저장함으로써 데이터베이스의 구축 및 수정이 용이하고, 영상으로부터 추출된 특징점들에 의하여 계산된 영상 불변량을 이용하여 빠르고 효율적으로 대응점을 찾을 수 있다.

다중으로 발생한 가설 대응에 대하여 Bayes Rule을 적용함으로써 확인할 수 있는 방법을 제안하였다.

KASIRI-II에 의하여 실제 환경에서의 실험결과, 영상처리 시간은 IBM-PC 586으로 약 2sec정도이었으며, 특징점들이 모두 찾아지는 경우 100% 성공하였고 최대오차는 20cm이었다.

참 고 문 헌

[1] A.Kosaka and A.C.Kak, "Fast Vision-Guided Mobile Robot Navigation Using Model-Based Reasoning and Prediction of Uncertainties," CVGIP: Image Understanding, Vol. 56, No.3, November, pp. 271 ~329, 1992.

[2] I.S.Kweon et al., "Vision-based Behaviors for Indoor Mobile Robots," IEICE Technical Report, Vol. 91, no. 437, 1992.

[3] T.Kanbara et.al., "Selection of efficient Landmarks for an Autonomous Vehicle," Proc. of the 1993 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intel. Robots and Systems, Yokohama, Japan, July 26-30, 1993.

[4] R.Y.TSAI, "A Versatile Camera Calibration Technique for High-Accuracy 3D Machine Vision Metrology Using Off-the-Shelf TV Cameras and Lenses," IEEE J. of Robotics and Auto., Vol. RA-3, No. 4, August, 1987.

[5] J.L.Mundy and A.Zisserman, "Geometric Invariance in Computer Vision," MIT Press, 1992.

[6] R.O.Duda and P.E.Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis," John Wiley & Sons, 1973.

[7] B.Burns et.al., "Extracting Straight Lines," IEEE Transactions on Patter. Anal. And Mach. Intel., Vol. PAMI-8, No.4, July, 1986.

[8] J.G.Semple, "Algebraic Projective Geometry," Oxford Press, 1952.

[9] M.Betke et al., "Mobile Robot Localization Using Landmarks," pp 135 ~ 142, Proc. of the IEEE/RSJ/GI Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS'94).

[10] S.S.Jung., "Robust Self-Localization of Indoor Mobile Robots Using a Single CCD Image," KAIST MS. Theses, 1996.

저 자 소 개



權 仁 昭

1958年 3月 5日生  
 1981年 서울대 기계설계학과 졸업  
 1983年 동 대학원 졸업(석사)  
 1990年 카네기멜론대학 로보틱스 졸업(박사)  
 1992年 현재 한국과학기술원 부교수

1991年~1992年 일본 도시바 중앙연구소 연구원

주관심 분야: Robot and Computer Vision, Mobile Robotics



金 東 洙

1956年 9月 3日生

1982年 서울대 기계설계학과 졸업

1994年 한국과학기술원(석사)

1994年~현재 한국과학기술원 재학중(박사)

1982年 삼성전자(주)

주관심 분야: Computer Vision

李 汪 憲

1959年 12月 9日生

1985年 서울대 제어계측공학과 졸업

1993年~1995年 한국과학 기술원(석사)

1995年~현재 한국과학 기술원(박사)

1986年~1988年 삼성전자 가전종합연구소

1988年~현재 생산기술연구원 부설기술교육센터

주관심 분야: Robot Vision, Robot Control



盧 慶 植

1964年 10月 16日生

1987年 연세대 기계공학과 졸업

1989年 한국과학기술원(석사)

1993年~현재 한국과학기술원 재학중(박사)

1989年~1993年 삼성종합기술원

주관심 분야: Robot Vision, Computer Vision