

스케일불변 특징의 삼차원 재구성을 통한 이동 로봇의 상대위치추정

論 文
55D-4-6

Relative Localization for Mobile Robot using 3D Reconstruction of Scale-Invariant Features

申東范[†] · 吉世基^{*} · 李鍾實^{**} · 柳劑群^{***} · 李應赫[§] · 洪勝弘^{§§}

(Dong-Fan Shen · Se-Kee Kil · Jong-Shill Lee · Je-Goon Ryu · Eung-Hyuk Lee · Seung-Hong Hong)

Abstract - A key component of autonomous navigation of intelligent home robot is localization and map building with recognized features from the environment. To validate this, accurate measurement of relative location between robot and features is essential. In this paper, we proposed relative localization algorithm based on 3D reconstruction of scale invariant features of two images which are captured from two parallel cameras. We captured two images from parallel cameras which are attached in front of robot and detect scale invariant features in each image using SIFT(scale invariant feature transform). Then, we performed matching for the two image's feature points and got the relative location using 3D reconstruction for the matched points. Stereo camera needs high precision of two camera's extrinsic and matching pixels in two camera image. Because we used two cameras which are different from stereo camera and scale invariant feature point and it's easy to setup the extrinsic parameter. Furthermore, 3D reconstruction does not need any other sensor. And the results can be simultaneously used by obstacle avoidance, map building and localization. We set 20cm the distance between two camera and capture the 3frames per second. The experimental results show ± 6 cm maximum error in the range of less than 2m and ± 15 cm maximum error in the range of between 2m and 4m.

Key Words : Obstacle Detection, Localization, Relative Location, SIFT, 3D Reconstruction

1. 서 론

로봇이 자기 위치 결정을 위한 방법은 매우 오랜 기간 동안 전 세계적으로 다양한 기법이 소개 되었으나 실제 가정이나 사무실 환경에서 사용할 수 있을 만큼 신뢰도가 높은 기술은 아직까지 초기단계에 있다. 또한 초음파 센서, 레이저, 영상 등의 환경 인식 센서를 융합하여 서로의 단점을 보완하고 신뢰도를 높이기 위한 연구가 진행되고 있으나 시스템이 복잡하고 센서퓨전을 위한 추가적인 처리과정에도 여러 가지 문제점을 가지고 있다[1][2].

영상센서는 다른 센서에 비해 많은 환경 정보를 가지고 있으며, 영상 처리 기법에 따라 다양한 정보를 추출할 수 있으므로 영상센서만을 이용한 자기위치 결정 기술이 최근 들어 소개되기 시작하고 있다. 이와 같은 연구로는 인공적으로 제작한 랜드마크를 사용하는 방식[3]과 자연적인 랜드마크를 사용하는 기법이 있다. 인공적인 랜드마크를 사용

할 경우 효율적이고 구현이 쉬우나 환경이 변화하는 경우에는 적용이 불가능하므로 자연적인 랜드마크를 이용한 방법들이 제시되고 있다[4].

일반적인 연구로는 카메라를 전방을 바라볼 수 있도록 로봇에 장착하여 랜드마크를 검출하는 방법으로 가장 최근의 연구인 Evolution robotics사의 vSLAM을 포함하여 많은 연구가 진행되고 있다[5]-[7]. 이와 같은 방법들은 영상의 거리 정보가 모호하므로 랜드마크의 3차원적인 위치 정보를 획득하기 위해서는 두 개의 부동한 위치에서의 영상과 엔코더가 제공하는 상대적인 이동거리를 이용하여야 한다[8]-[11]. 따라서 특정 랜드마크와 로봇의 상대적인 위치를 추정하기 위해서는 로봇의 이동에 대한 정확한 측정을 필요로 하지만 로봇의 이동거리 및 자세의 측정을 엔코더로 할 경우 오차가 많기 때문에 정확한 거리를 추출하기 어려운 단점이 있다.

Wnuk[20]는 단일 비전시스템을 이용하여 벽면추종을 하면서 엔코더와 두 개의 영상데이터를 이용하여 맵을 작성하고 위치를 추정하는 알고리즘을 제시하였다. 벽면 추종을 할 경우 로봇의 주행방향과 카메라의 중심축은 90도가 되기 때문에 로봇의 이동과정에서 자세오차에 의한 영향을 최소화 할 수 있다. 그러나 이러한 시스템에서 비전시스템을 맵작성과 위치추정에만 사용하며 전방 장애물 검출에 사용할 수 없다.

본 논문에서는 단일카메라 시스템에서 주변 랜드마크를 검출하기 위하여 이동로봇의 위치이동을 필요로 하고 이동한 위치에 대한 정확한 측정이 어려운 점을 해결하기 위하

[†] 교신저자, 正會員 : 仁荷大學校 電子工學科 博士課程

E-mail : dfshen819@gmail.com

^{*} 正會員 : 仁荷大學校 電子工學科 博士課程

^{**} 正會員 : 漢陽大學校 醫工學教室 研究助教授 · 工博

^{***} 正會員 : 韓國産業技術大學校 電子工學科 研究員 · 工碩

[§] 正會員 : 韓國産業技術大學校 電子工學科 副教授 · 工博

^{§§} 正會員 : 仁荷大學校 電子工學科 教授 · 工博

接受日字 : 2006年 1月 19日

最終完了 : 2006年 3月 1日

여 양안 카메라 시스템을 제안한다. 기존의 양안 카메라 시스템은 두 카메라의 외부파라미터(extrinsic)를 정확하게 설치하고 화소간의 매칭을 통하여 3차원을 구성하기 때문에 계산량이 많고 카메라의 설치가 어렵다. 따라서 본 연구에서는 USB카메라 두 개를 20cm간격으로 로봇의 윗부분에 평행하게 설치하고 두 영상에서 DoG(Difference of Gaussian)를 이용하여 스케일 불변 특징을 추출하고 두 영상 특징의 매칭을 통하여 로봇과의 거리를 구하였다.

2. 스케일 불변 특징의 검출 및 매칭

동적인 환경에 강인한 위치 추정 및 지도 작성을 위해서는 획득된 영상에서 위치를 구분할 수 있는 자연적인 랜드마크의 특징을 검출해야 한다. 실내에서 흔히 사용하는 자연적인 랜드마크로는 문, 창문, 천정의 조명 기구 등을 사용한다. 이러한 자연적인 랜드마크들은 일부가 가려지거나 조명의 변화, 로봇과의 거리의 변화, 시점의 변화에 따라 인식의 어려움이 따른다. 따라서 영상에 상기 기술한 바와 같은 여러 가지 변화가 일어났을 때에도 불변하는 강인한 특징을 검출하는 것이 필요하며 Harris-Laplace 방법과 가우시안 차분(DoG : Difference of Gaussian) 방법이 주로 사용되고 있다. 전자는 Harris코너 검출을 기반으로 조명변화와 시점변화에 강인한 장점을 가지고 있으나 스케일 공간에서의 극값을 검출하기 위해 가우시안 필터링 된 영상에 라플라시안 필터를 적용해야 하기 때문에 연산량이 많다. 이에 비해 후자는 가우시안 필터링한 영상의 차영상을 이용하기 때문에 연산량이 훨씬 적다[12],[13]. 따라서 본 논문에서는 가우시안 차분방법을 이용하여 스케일 불변 특징을 추출하였다.

이동로봇의 비전시스템은 랜드마크를 부동한 거리, 시점에서 검출하기 때문에 검출하는 특징은 스케일 공간(scale space)에서 불변하는 특징을 가져야 한다. Lindeberg[19]는 스케일 불변특징을 검출하기 위해서 사용할 수 있는 평활(smoothing)필터는 가우시안 필터밖에 없음을 제시하였다. 따라서 한 영상의 스케일 공간 $L_s(x,y,\sigma)$ 는 식 (1)과 같이 표시된다. 즉 입력 영상 $I(x,y)$ 와 가우시안 함수 $G(x,y,\sigma)$ 의 컨볼루션으로 나타낸다[14].

$$L_s(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \tag{1}$$

가우시안 차분 방법은 영상과 컨볼루션된 가우시안 함수들의 차분에서의 극점들을 이용하여 특징점들의 안정적인 위치를 효율적으로 검출하는 방법이며 식 (2)을 이용하여 구한다.

$$DoG(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \tag{2}$$

여기에서 상수 k 는 보통 $\sqrt{2}$ 의 승수를 사용하고[5], $G(x,y,\sigma)$ 는 식 (3)과 같이 정의된다.

$$G(x,y,\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \tag{3}$$

위의 2차 가우시안 필터는 x축과 y축에 대해 각각 1차 가우시안 필터를 적용해도 가능하기 때문에 계산이 편리하다. 본 논문에서 Lowe[14]가 제안한 $\sigma = \sqrt{2}$ 이고 샘플점이 7개인 1차원 DoG커널을 사용하였다. 그림 1은 사용한 1차원 DoG커널을 보여주고 있다.

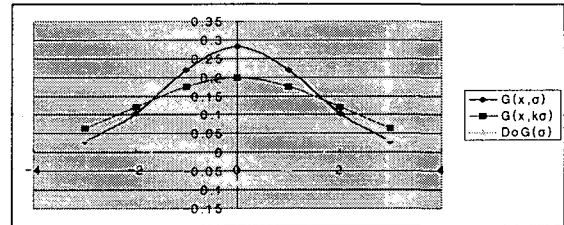


그림 1 1차원 DoG커널

Fig. 1 1D DoG kernel

입력된 영상데이터가 그림 2와 같을 때 위의 DoG커널을 적용하여 스케일 공간을 형성하는 과정은 표 1과 같다.



그림 2 입력영상

Fig. 2 Input image

표 1 가우시안 및 가우시안 차분 영상

Table 1 Gaussian and DoG images at the second scale

Lev	가우시안 영상		DoG영상
	$L(x,y,Lev*k\sigma)$	$L(x,y,Lev*\sqrt{2}k\sigma)$	
1			
2			
3			
4			
⋮	⋮	⋮	⋮
8			

표 1에서 $k=1$, $\sigma = \sqrt{2}$, 스케일 레벨(Lev)을 8단계로 하고 각 레벨에서 2번의 가우시안 평활필터를 적용하여 형성한 가우시안 영상과 DoG영상을 보여준다.

생성된 가우시안 차분 영상에서 극부적인 극대, 극소점의 위치로 스케일 불변 특징점들을 후보로 선택한다. 극부적인 극대, 극소점은 모든 레벨의 DoG영상의 각 화소를 주변 8개 화소, 인접한 상위, 하위 레벨에서 대응하는 9개 화소를 총 26개 화소와 비교하여 판단하였다

가우시안 차분 영상에서 찾아진 후보점들(candidate points)은 조명에 대한 안정도를 보정하기 위하여 각 특징점 위치의 반경이 9화소인 국부영상($L_{x,y}$)에 대해 식 (4)과 (5)를 이용하여 크기(m)와 방위(θ)를 구하였다.

$$m = \sqrt{(L_{x+1,y} - L_{x-1,y})^2 + (L_{x,y+1} - L_{x,y-1})^2} \quad (4)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{L_{x,y+1} - L_{x,y-1}}{L_{x+1,y} - L_{x-1,y}} \right) \quad (5)$$

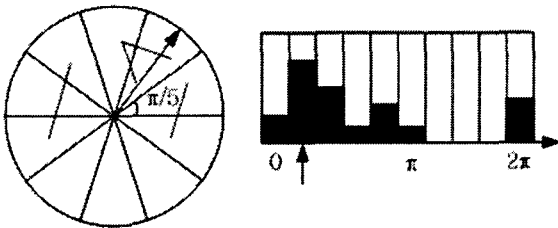


그림 3 방위 히스토그램 및 특징점의 방위
Fig. 3 An orientation histogram and feature point orientation

그림 3의 왼쪽 그림과 같이 특징점 주위의 원형영역 안의 모든 샘플 점들의 방위각을 구하고 오른쪽 그림과 같이 방위각을 10단계로 양자화 하여 히스토그램을 작성하고 히스토그램에서 최대치를 가지는 각도를 특징점의 기준 방위로 하였다. 히스토그램의 분포는 조명변화에 둔감하게 반응하기 때문에 기준 방위는 조명변화에 강한 특성을 가진다.

스케일 불변 특징점 검출 방법에 의해 검출된 특징점들은 Lowe의 SIFT 기술자를 사용하였다[15],[16]. 특징점의 주변 영역에서 위에서 설명한 방위각을 구하는 방법을 사용하여 특징점의 기준 방위를 구하고 주변 영역 화소들의 방위에서 기준 방위를 뺀 새로운 방위는 영상의 회전 변환에 불변인 기준 방위(canonical orientation)가 된다. 회전 변환에 불변인 기준 방위를 8개의 각도로 양자화하여 방위히스토그램을 만들어 특징점에 대한 특징벡터로 사용하였다. 본 논문에서는 4x4 영역에 대해 8개의 각도로 양자화 된 히스토그램을 사용하였기 때문에 각각의 특징점은 4x4x8=128차원의 특징벡터가 된다. 따라서 스케일 불변 특징점의 기술자는 구해진 128개의 특징벡터와 원 영상에서의 좌표, 스케일 및 기준 방위로 구성하였다.

부동한 영상에서 특징점간의 매칭과정은 특징벡터의 비교를 통하여 이루어진다. 본 논문에서는 Lowe[14]가 제안한 특징벡터 차의 제곱 합과 문턱 값의 비교를 통하여 두 특징점이 동일한 점인지를 판단하였다. 문턱값이 크면 매칭되는 점이 많아지지만 틀리게 매칭되는 점들이 있으며 문턱 값이 작으면 매칭정확도가 향상되지만 매칭 되는 점들의 개수가 적어진다. 이동로봇의 주행 실제 양안 카메라를 이용한 위치추정은 특징점의 로봇과의 거리를 측정하기 위한 두 카메라 영상에 대한 매칭과 위치추정을 위한 참조되는 영상과의 매칭이 필요하다. 두 카메라를 평행으로 설치하였기 때문에

입력되는 두 개의 영상에 대한 매칭은 특징벡터에 대한 비교 외에 동일한 스케일 레벨과 기준 방위를 가지는지 여부를 판단하여 보다 정확한 매칭을 할 수 있다. 그러나 참조되는 영상과의 매칭과정은 영상사이의 변화가 조명변화, 스케일 변화 및 회전 변화 등 다양한 변화가 복합적으로 발생할 수 있기 때문에 보다 안정적인 특징점을 검출할 필요가 있다.

본 논문에서 우선 노이즈에 민감한 낮은 콘트라스트를 갖는 특징점들을 Brown과 Lowe가 제안한 방법으로 제거하였다[15]. 특징점의 안정성을 보장하기 위해서는 상기 기술한 낮은 콘트라스트를 갖는 샘플 점들을 제거하는 것만으로는 충분하지 않다. 가우시안 차분은 실제 엣지에서 극값을 갖는다. 그러나 엣지를 따라 가우시안 차분 값이 작은 극값을 갖는 점들은 작은 노이즈에도 민감하여 불안정한 점이 되므로 제거되어야 한다.

가우시안 차분 영상 영상에서 엣지에서 작은 값을 갖는 극값은 에지의 수평방향에 대해서는 큰 주요 곡률(principle curvature)을 갖지만 수직 방향에 대해서는 작은 값의 주요 곡률을 갖게 된다. 주요 곡률은 키포인트의 위치와 스케일에서의 식 (6)과 같은 2x2 Hessian 행렬(H_h)을 이용하여 구할 수 있다.

$$H_h = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix} \quad (6)$$

도함수는 D_{xx} , D_{xy} , D_{yy} 는 DoG영상에서 샘플점 주위의 차분을 이용하여 구할 수 있다. Harris와 Stephens[17]의 사용한 방법을 이용하면 고유치를 구할 필요 없이 식 (7)과 같이 비율만을 이용하여 구할 수 있다.

$$\frac{\text{trace}(H_h)^2}{\det(H_h)} < \frac{(r+1)^2}{r} \quad (7)$$

주요 곡률 간의 비가 10보다 큰 특징점을 제거하기 위해 r 을 10으로 하여 곡률 간의 비가 10보다 큰 값을 갖는 특징점을 제거하였다. 낮은 콘트라스트 특징점의 제거 및 엣지 응답특성의 개선을 통하여 특징벡터에 대한 비교만으로 스케일 변환 된 영상간의 매칭 정확도가 향상되었다.

3. 3D 재구성을 통한 특징점의 거리검출 및 위치추정

특징점의 거리를 검출하기 위하여 우선 영상평면의 화소 좌표와 실세계의 좌표와의 변환과정이 필요하다. 그림 4는 이상적인 핀홀 카메라 모델에서 좌표변환과정을 보여주고 있다. $M(U, V, W)$ 는 3차원 실세계 좌표상의 물체 위치이며, $m(u, v)$ 는 이상적인 렌즈에 의한 영상 좌표상의 물체 위치이다. 카메라 좌표계의 중심점은 광학적 중심 c 이고 (x, y) 는 p 에 중심을 가진 영상 좌표계이다. 이때 c 와 p 사이의 거리는 초점 거리 f 이다[18].

영상은 3차원 실세계가 평면에 투영되기 때문에 c 와 M 의 연장선에 있는 모든 점들은 영상평면에서 동일한 m 을 가지게 된다. 이런 투영특성을 반영하기 표현하기 위하여

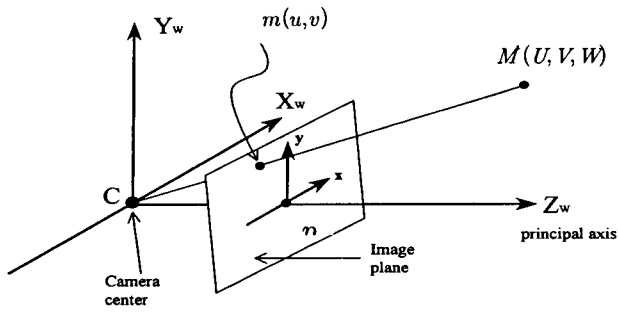


그림 4 기하학적 해석을 위한 핀홀 카메라 모델
Fig. 4 Pin-hole camera model for geometrical analysis

영상좌표와 실세계좌표의 변환은 투영좌표계를 사용하여 정의할 수 있으며 m 과 M 에 스케일벡터를 추가하여 $\tilde{m} = [x, y, 1]^T$, $\tilde{M} = [X, Y, Z, T]^T$ 으로 표시한다. 투영좌표와 실세계좌표관계는 $U=X/T, V=Y/T, W=W/T$ 이다. 투영좌표계를 이용한 투영방정식은 식 (8)과 같이 정의된다.

$$\tilde{m} = A \begin{bmatrix} R & t \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \tilde{M}, \quad A = \begin{bmatrix} \alpha & c & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

식 (8)에서 $[R, t]$ 는 카메라의 외부파라미터로서 실세계 좌표계와 카메라 좌표계 사이의 회전 및 이동변환을 표시하고, A 는 카메라의 내부 파라미터를 표시한다.

식 (8)을 이용하여 특징점의 거리를 구하기 위해 우선 오프라인 카메라 보정을 통하여 두 카메라의 내부 파라미터 A_l, A_r 을 구한다. 계산과 설치의 편리성을 위하여 두 카메라를 평행으로 설치하였기 때문에 R 과 t 는 상수 값을 가지게 된다. 본 논문에서 사용한 파라미터는 식 (9)과 같이 정의된다. 식 (9)에서 d 는 두 카메라사이의 거리이다.

$$R_l = R_r = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad t_l = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad t_r = \begin{bmatrix} d \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$A_l = A_r = \begin{bmatrix} 278.7 & 0.0 & 155.2 \\ 0 & 272.5 & 118.4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

특징점간의 매칭을 통하여 실세계의 동일한 점 M 에 대한 외부 파라미터가 다른 두 개의 영상좌표를 \tilde{m}_l 과 \tilde{m}_r 을 얻기 때문에 식 (8)에 대입하여 식 (10)과 같은 1차 선형연립방정식을 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} \tilde{m}_l = A_l \begin{bmatrix} R_l & t_l \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \tilde{M} \\ \tilde{m}_r = A_r \begin{bmatrix} R_r & t_r \\ 0_3^T & 1 \end{bmatrix} \tilde{M} \end{cases} \quad (10)$$

식 (10)은 4개의 선형연립방정식으로서 4개의 미지수인 실세계의 투영좌표 (X, Y, Z, T) 를 구할 수 있으며 카메라

를 중심을 원점으로 하는 실세계 좌표 $M(U, V, W)$ 은 $U=X/T, V=Y/T, W=W/T$ 로 구하였다. 특징점의 검출 및 로봇과의 거리검출을 통하여 실제 위치추정과정은 그림 5과 같다.

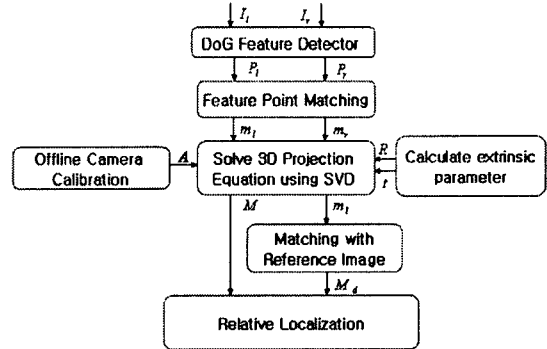


그림 5 위치추정 흐름도
Fig. 5 Flowchart of relative localization

두 카메라에서 입력되는 영상 I_l 과 I_r 에 대해 각각 DoG 방법을 적용하여 특징점집합 P_l 과 P_r 을 구한다. P_l 과 P_r 은 매칭을 통하여 동일한 점에 대한 두 개의 투영좌표 m_l 과 m_r 을 구하고 전처리 과정으로 구한 카메라의 내부파라미터 A 와 외부파라미터 R, t 를 이용하여 4개의 선형연립방정식을 구성하고 SVD방법을 이용하여 연립방정식의 해를 구한다. 그리고 투영좌표와 실세계좌표의 관계식을 이용하여 검출된 특징점들과 카메라사이의 거리 M 을 구하며, 특징점들의 거리에 따른 분포를 이용하여 진행방향에 장애물 유무를 판단한다. 위치추정을 위하여 우선 참조영상, 특징점 기술자 및 특징점과 로봇사이의 거리정보를 계산하여 저장한다. 다음, 입력영상과 저장된 참조영상과의 매칭을 통하여 검출된 특징점들의 저장된 거리정보 M_d 와 현재 측정된 거리 M 을 비교함으로써 상대적인 위치 추정을 한다. 참조영상에서 특징점의 위치를 $M_R(X_R, Y_R, Z_R)$, 입력영상에서 참조영상과 매칭된 특징점의 위치를 $M_l(X_l, Y_l, Z_l)$ 라고 하면 두 특징점은 식 (11)을 만족하게 된다. 실내 환경에서 로봇은 평면에서 주행을 하기 때문에 식 (11)을 만족하게 된다.

$$\begin{bmatrix} X_r \\ Z_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_l \\ Z_l \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (11)$$

식 (11)에서 t_x, t_y, θ 는 각각 참조위치에 대응하는 현재 로봇이 위치와 자세가 된다. 따라서 매 위치에서 참조영상과 두 개 이상의 매칭 점을 가지고 있으면 식 (11)을 이용하여 로봇의 이동 위치와 자세를 구할 수 있다.

4. 실험 및 결과

그림 6은 실험환경을 보여준다. 그림 6의(a)는 Hanwool Robotics사의 Hanuri-RD로봇과 설치된 카메라를 보여주며 (b)는 USB포트를 통하여 centrino 1.6G IBM노트북에서 카메라영상을 입력받고 로봇을 컨트롤하는 전체 시스템을 보

여준다. 실험에서는 두 개의 로지텍 USB카메라를 사용하였다.

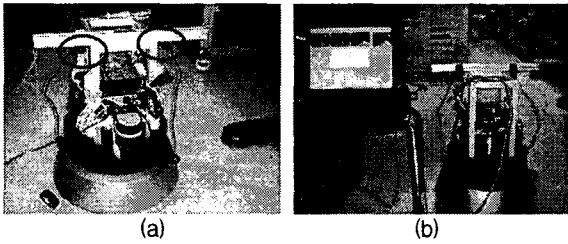


그림 6 실험환경
Fig. 6 Experimental environment

비전시스템을 통하여 위치를 추정하기 위하여 스케일 불변 특징의 검출과 정확한 거리측정이 관건이다. 따라서 동일한 물체를 30cm간격으로 이동하면서 거리를 측정하는 실험을 하였다. 그림 7은 넓이가 70cm인 보드가 90cm와 120cm에 있을 때 입력된 좌우 카메라 영상을 보여 주며 그림 8은 좌우 카메라 영상에서 매칭된 스케일 불변 특징점과 영상평면에서의 매칭관계를 보여준다. 그림 9는 매칭된 특징점들의 3차원 좌표를 보여주고 있다. 그림 9의 격자크기는 30x30cm이다.

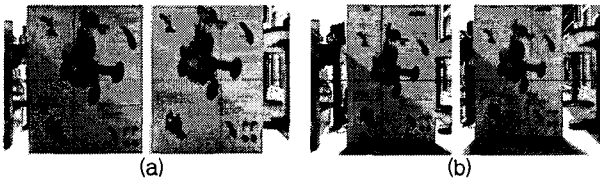


그림 7 좌우카메라 입력영상 (a)90cm (b)120cm
Fig. 7 Two camera input image (a)90cm (b)120cm

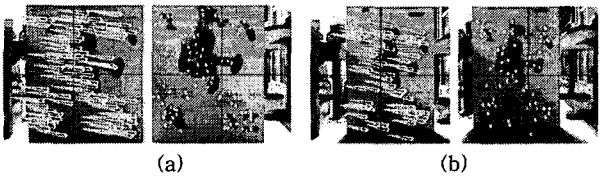


그림 8 매칭된 특징점.(a)90cm. (b)120cm
Fig. 8 Matched Feature points (a)90cm (b)120cm

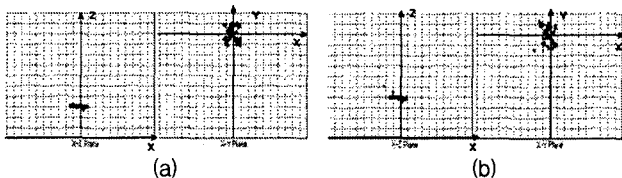


그림 9 측정된 특징점의 3차원 좌표 (a) 90cm (b) 120cm (격자크기는 30x30cm)
Fig. 9 Measured 3D location for features (a)90cm (b)120cm (grid size is 30x30cm)

표 2는 위와 같은 실험을 60cm-210cm까지 30cm 간격으로 진행한 결과이다. 표에서 보면 150cm이내에서 오차가

10cm이내이고 거리가 멀어짐에 따라 오차가 커짐을 알 수 있다.

표 2 거리측정 결과
Table 2 Results of the measured distance

Real distance(cm)	Number of Matched points	Distance Error(cm)
60	97	±2
90	72	±2
120	55	±2
150	49	±3
180	32	±6
210	25	±15

보다 복잡한 구조의 물체에 대한 측정 정확도를 관찰하기 위하여 두 개의 보드를 90도와 120도가 배치하고 부동한 거리에서 특징점의 3차원 좌표를 구하였다. 그림 10은 입력된 영상이고, 그림 11과 12는 각각 매칭된 특징점과 특징점들의 3차원 좌표를 보여준다. 그림 12에서 보면 검출된 특징점들의 분포는 실제 보드의 배치각도를 표현 할 수 있음을 보여준다.

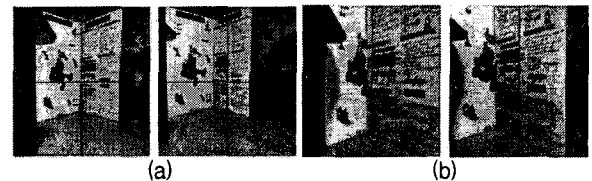


그림 9 입력영상 (a)120도 (b)90도
Fig. 9 Input Image (a)120 degree (b)90 degree

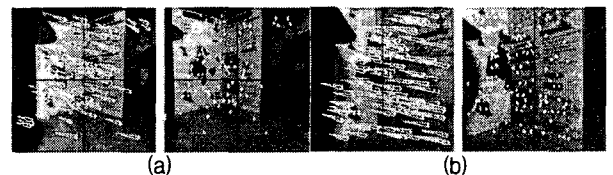


그림 10 매칭된 특징점 (a)120도 (b)90도
Fig. 10 Matched points (a)120 degree (b)90 degree

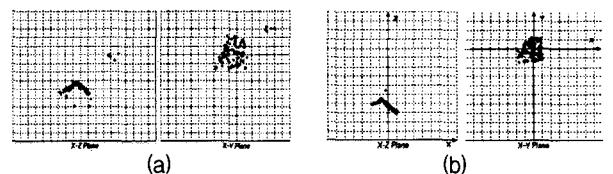


그림 11 측정된 특징점의 삼차원 좌표 (a)120도 (b)90도 (격자간격은 30x30cm)
Fig. 11 Measured 3D location of feature points (a)120 degree (b)90 degree (grid size 30x30cm)

실제 로봇의 주행환경에서 카메라 시스템의 입력영상에는 부동한 거리 부동한 각도에 놓인 다양한 물체들이 투영된다. 따라서 입력영상에서 부동한 거리와 방향에 놓인 물체들을 구분하고 각각의 거리를 정확히 측정하는 것은 경로를

탐색하고 장애물을 회피하는데 가장 필요한 조건이다. 따라서 로봇의 주행방향에서 부동한 거리에 여러 가지 장애물을 설치하여 실험을 하였다. 그림 12는 입력영상과 배치된 장애물의 거리정보를 보여주고 있다. 그림 13은 좌, 우 입력영상에서 매칭된 특징점들을 보여주고, 그림 14는 매칭된 특징점들의 x-z평면에서의 분포를 보여주고 있다. 그림에서 보면 90cm, 120cm, 180cm의 전방 장애물을 정확히 측정함을 알 수 있다.

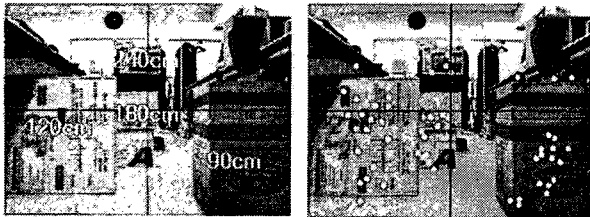


그림 12 입력영상
Fig. 12 Input image

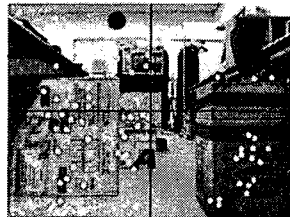


그림 13 매칭된 특징점
Fig. 13 Matched points

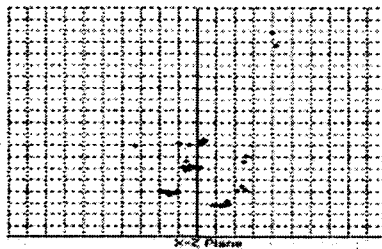


그림 14 특징점 거리
Fig. 14 Distance of feature points

위치추정 실험을 위하여 참조영상과 검출된 특징점을 저장한 후, 저장된 특징점을 포함하는 부동한 위치의 입력영상을 받아 참조영상과 매칭하는 실험을 하였다. 그림 15는 저장된 참조영상과 특징점 및 특징점이 로봇을 기준으로 하는 3차원좌표이다. 그림 16, 17, 18은 로봇이 이동한 후 입력되는 영상과 참조영상과 매칭되는 특징점 및 특징점이 3차원 좌표를 보여준다. 부동한 위치에서 검출된 특징점들의 좌표값은 로봇을 중심으로 하는 좌표계의 값이기 때문에 참조영상에서 특징점의 3차원좌표와 입력영상에서 대응하는 특징점의 3차원 좌표는 간단 좌표변환을 통하여 참조위치에 대응하는 상대위치를 추정할 수 있다.

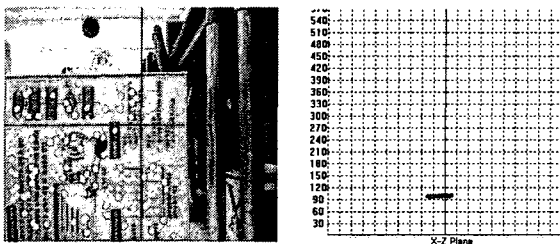


그림 15 참조영상과 특징점 및 특징점의 거리
Fig. 15 Reference image feature points and measured distance

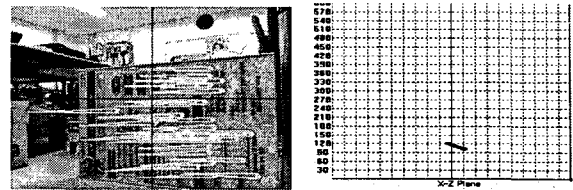


그림 16 좌로 회전된 입력영상과 참조영상 특징점과의 매칭

Fig. 16 Left rotated input image, matched feature points with reference image

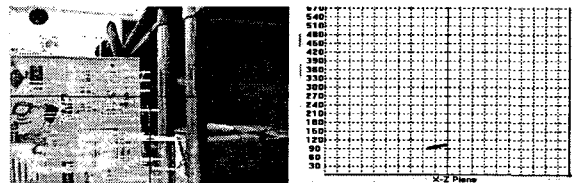


그림 17 우로 회전된 입력영상과 참조영상 특징점과의 매칭

Fig. 17 Right rotated image and matched feature points with reference image

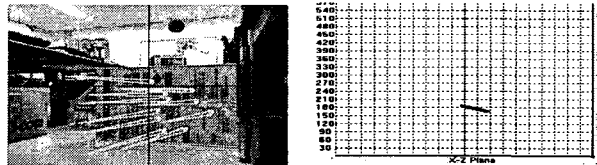


그림 18 회전, 이동된 입력영상과 참조영상 특징점과의 매칭

Fig. 18 Rotation, moved image and matched feature points with reference image

표 3은 위의 결과를 식 (11)에 적용하여 상대적인 위치추정을 한 결과이다.

표 3 상대 위치 추정결과
Table 3 Results of relative localization

	매칭된 특징점 개수	상대위치 (t_x, t_z)	자세 (θ)	거리 오차 (cm)	각도 오차 (도)
Fig.16	28	(-18, -10)	-27.9도	2.24	1.1
Fig.17	31	(5.2, 6.4)	10.3도	1.5	1.7
Fig.18	12	(13.4, 85.3)	-24.8도	8.9	3.1

다양한 각도 및 위치에서 위의 실험을 수행한 결과 2m이내 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 이내의 범위에서 상대 위치추정을 한 결과 위치 오차는 평균 $\pm 11\text{cm}$ 이고 자세의 평균오차는 $\pm 3^\circ$ 이었다. 그 외의 범위에서는 매칭 되는 특징점이 적고 매칭 오차도 크기 때문에 오차가 컸다.

제안한 방법의 처리 속도는 좌우 카메라 입력에서 320x240 그레이 영상 두 프레임을 캡처하는데 200ms, 두 영상의 특징점을 검출하는데 각각 60ms, 좌우영상의 매칭 및 거리검출과정이 100개의 특징점을 기준으로 20ms, 참조영상과의

매칭이 30ms, 총 330ms의 처리시간이 소요된다. 제안한 방법과 vSLAM을 이용한 방법[4]과 비교해보면 표 4와 같다. 표에서 보면 제안한 방법은 vSLAM보다 정확하게 거리측정이 가능하며 엔코더정보에 의존하지 않으며 정지 상태에서도 주변 물체의 거리정보를 추출할 수 있다. 하지만 하나의 카메라를 사용하는 vSLAM에 비해 하나의 카메라를 더 사용해야 하기 때문에 보다 많은 리소스를 사용한다. vSLAM과 같이 단안카메라를 사용하는 시스템은 저가이지만 거리 측정 및 위치추정의 정확도는 엔코더의 정보에 의존하기 때문에 상대적으로 높은 정확도를 기대할 수 없다.

표 4 vSLAM과의 비교

Table 4 Comparison with vSLAM

	제안한 방법	vSLAM
거리 정확도	±10cm(Maximum)	±20cm(median)
카메라 개수	2	1
엔코더 정보	사용하지 않음	사용
리소스	많음	적음

5. 결론 및 추후 연구

이동로봇에 두 개의 일반 USB카메라를 평행하게 부착하여 얻은 두 개의 영상에서 DoG방법을 적용하여 스케일 불변특징을 검출하고 매칭을 통하여 특징들을 3차원좌표를 구하고 참조영상과의 매칭을 통하여 상대 위치추정을 하였다. 제안한 방법은 두 개의 카메라를 사용하기 때문에 단안카메라를 사용하는 시스템보다 많은 자원을 사용하게 되지만 엔코더와 같은 외부센서의 도움이 없이 정확한 위치추정을 할 수 있으며 전방의 장애물 회피도 가능하다. 또한 기존의 양안 카메라에 비해 설치가 용이하며 계산양도 훨씬 적기 때문에 실내 환경과 같은 복잡하고 동적인 환경에서 로봇의 지능적인 주행에 활용될 수 있을 것이다.

추후 전역적인 위치추정을 위해서는 특징점 기반의 맵DB의 작성이 필요하며, 맵DB의 수많은 참조영상과 특징점들 중에서 매칭되는 특징점을 효율적으로 찾을 수 있는 방법이 요구된다.

감사의 글

본 결과물은 교육인적자원부와 산업자원부의 출연금 및 보조금으로 수행한 산학협력중심대학육성사업의 연구결과입니다.

참 고 문 헌

[1] J. Borenstein, H.R. Everett and L. Feng, Where am I? - Sensors and Methods for Mobile Robot Positioning, The University of Michigan, 1996.
 [2] A.J. Davison and D.W. Murry, "Simultaneous Localization and Map-Building Using Active Vision," IEEE Trans. on PAMI, Vol. 24, No.7, July, 2002.

[3] 권인소, 장기정, "인공표식과 자연표식을 결합한 강인한 자기위치 추정", 한국정밀공학회, 춘계학술대회논문집, 2003.
 [4] Niklas Karlsson, et al., "Core Technologies for Service Robotics," Proc. of Int. Conf. on IROS2004, 2004.
 [5] D. Lowe, "Local feature view clustering for 3D object recognition," Proc. of the 2001 IEEE/RSJ, Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, Hawaii, USA, December 2001.
 [6] S. Se, D. Lowe and J. Little, "Local and global localization for mobile robots using visual landmarks," Proc. of the 2001 IEEE/RSJ, Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, Maui, Hawaii, USA, October 2001.
 [7] J. Wolf, W. Burgard and H. Burkhardt, "Robust vision-based localization for mobile robots using an image retrieval system based on invariant features," Proceedings of the 2002 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Washington, DC, USA, May, 2002.
 [8] D. Fox, W. Burgard and S. Thrun, "Markov localization for mobile robots in dynamic environments," Journal of Artificial Intelligence Research 11, PP. 391-427, 1999.
 [9] J.S. Gutmann and K. Konolige, "Incremental Mapping of Large Cyclic Environments," Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), San Francisco, CA, 2000.
 [10] S.I. Roumeliotis and G.A. Bekey, "Bayesian estimation and Kalman filtering : A unified framework for mobile robot localization," Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), PP. 2985-2992, San Francisco, CA, 2000.
 [11] S. Thrun, Mapping : A Survey, Technical Report, CMU-CS-02-111, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, PA, USA, February, 2000.
 [12] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A performance evaluation of local descriptors," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, PP. 257-263, June 2003.
 [13] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "Indexing based on scale invariant interest points," in Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision, PP. 525-531, 2001.
 [14] G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," preprint, submitted to International Journal of Computer Vision, 2004.
 [15] M. Brown and G. Lowe, "Invariant features from interest point groups," In British Machine Vision Conference, Cardiff, Wales, PP. 656-665, 2002.
 [16] G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece, PP. 1150-1157, 1999.
 [17] C. Harris and M. Stephens, "A combined corner

and edge detector," In 4th Alvey Vision, Conference, Manchester, UK, PP. 147-151, 1988.

[18] Zhengyou Zhang, "Flexible Camera Calibration By Viewing a Plane From Unknown Orientations," The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 1, PP. 666-673, 1999.

[19] Lindeberg, Tony, "Scale-space theory : A basic tool for analysing structures at different scales," Journal of Applied Statistics, 21, 2(1994), PP. 224-270.

[20] Kamil Wnuk, Faith Dang, and Zachary Dodds, "Dense 3D Mapping with Monocular Vision," Int. Conf. on Autonomous Robots and Agents, PP. 212-217, 2004.

저 자 소 개



신 동 범(申 東 范)

1998년 : 중국 연변대학교 컴퓨터응용학과 졸업(공학사)
 2001년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 2001년 3월~현재 : 인하대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 <주관심 분야> 서비스 로봇, 재활보조기기, 컴퓨터비전



길 세 기(吉 世 基)

1998년 : 인하대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 2000년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 2000년 3월~현재 : 인하대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 <주관심 분야> 생체신호처리, 유비쿼터스 헬스케어, 의료영상처리



이 중 실(李 鍾 實)

1995년 : 인하대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1997년 : 인하대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 2005년 : 인하대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
 2001년 9월~2005 8월 : 한국산업기술대학교 겸임강사
 2005년 3월~현재 : 한양대학교 의공학교실 연구조교수
 <주관심 분야> 로봇 비전, 의료영상처리, 생체신호처리, DSP 응용



유 제 군(柳 劑 群)

1999년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 2004년 : 인하대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
 1999년~2001년 메카정보통신(주) 주임연구원
 2004년~현재 한국산업기술대학교 지능형헬스케어시스템 연구소 주임연구원
 2005년~현재 한국산업기술대학교 강의교수
 <주관심 분야> 지능형로봇 알고리즘, 로봇 비전, 센서기반 주행기술, 임베디드 시스템



이 응 혁(李 應 赫)

1985년 : 인하대학교 전자공학과 졸업 (공학사)
 1987년 : 인하대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1997년 : 인하대학교 대학원 전자공학과(공학박사)
 1987년~1992년 : 대우중공업(주) 주임연구원
 1995년~2000년 : 건양대학교 컴퓨터공학과 조교수
 2000년~현재 : 한국산업기술대학교 전자공학과 부교수
 2001년~현재 : 장애인재활협회 공학분과 위원
 2002년~현재 : 로보틱스연구조합 기술정보 위원
 <주관심 분야> 서비스 로봇 제어 알고리즘, 임베디드 시스템, 재활보조기기



홍 승 홍(洪 勝 弘)

1963년 : 인하대학교 전기공학과 졸업(공학사)
 1966년 : 인하대학교 대학원 전기공학과(공학석사)
 1975년 : 동경대 대학원 의용전자공학(공학박사)
 1969년~1978년 : 광운대학교 전자공학과 조교수
 1978년~현재 : 인하대학교 전자공학과 교수
 1990년~1992년 : 대한의용생체공학회 부회장
 1994년~1994년 : 대한전자공학회 회장
 1998년~1999년 : 한국전기전자학회 회장
 <주관심 분야> 생체신호처리, 의료영상처리, 재활보조로봇