퍼지 및 지능시스템학회 논문지 2005, Vol. 15, No. 5, pp. 560-566

유비쿼터스 이동로봇용 천장 인공표식을 이용한 비젼기반 자기위치인식법

Vision-based Self Localization Using Ceiling Artificial Landmark for Ubiquitous Mobile Robot

이주상* · 임영철* · 유영재**

Ju-Sang Lee*, Young-Cheol Lim* and Young-Jae Ryoo**

*전남대학교 전기공학과

**목포대학교 제어시스템공학과

요 약

본 논문은 유비쿼터스 이동로봇의 자기위치인식에 적용되는 비젼시스템의 왜곡된 영상을 보정하기 위한 실용적인 방법을 제안하다. 이동로봇에서 자기위치인식은 필수적인 요소이며 카메라 비젼시스템을 이용하여 처리 가능하다. 자기위치인식에서 비젼시스템은 넓은 시야를 확보하기 위해 어안렌즈를 이용하는데, 이는 영상의 왜곡을 발생한다. 또한 이동로봇은 지속적인 움직임을 가지므로 빠른 시간 내에 영상을 처리하여 자기위치를 인식해야 한다. 따라서 이동로봇에 적용 가능한 실용적인 영상왜곡 보정기법을 제안하고 실험을 통하여 성능을 검증한다.

Abstract

In this paper, a practical technique for correction of a distorted image for vision-based localization of ubiquitous mobile robot. The localization of mobile robot is essential and is realized by using camera vision system. In order to wide the view angle of camera, the vision system includes a fish-eye lens, which distorts the image. Because a mobile robot moves rapidly, the image processing should be fast to recognize the localization. Thus, we propose the practical correction technique for a distorted image, verify the performance by experimental test.

Key Words : Ubiquitous mobile robot, Localization, Camera correction

1. 서 론

인공표식(artificial landmark)을 적용하는 방식에는 크게 passive landmark를 이용하는 방식과 active landmark를 이용하는 방식이 연구되었다[1, 2]. Passive landmark의 방식은 landmark에 별도의 전원 공급 등이 필요 없는 방식으로써 color tag, bar code 및 passive RFID, magnetic line 등을 인식하여 navigation에 이용하는 방식들이 이 범주에 들어간다. Active landmark 방식의 경우에는 전파를 이용한 RF beacon 등이 대표적이며, 주로 각 beacon들로부터 얻어진 상대 거리 값을 얻은 후 삼각법을 이용하여 위치를 인식하는 방식을 취하고 있다.

이러한 passive landmark 방식과 active landmark 방식의 장단점을 살펴보면 passive landmark의 경우 magnetic line 방식을 제외하고는 별도의 부착에 대한 시공 등이 불필요하나, active landmark 방식에 비해 인식되는 영역이 작아지는 등의 단점을 가진다. 이와는 달리 active landmark 방식은 인식되는 영역이 넓고 landmark 인식 방식이 비교적 passive landmark 방식에 비하여 단순해지는 경향이 존재하지만 각 landmark 에 전원을 공급하는 등의 별도의 시공이 요구된다.

본 논문에서는 서비스 로봇이 상품화되는 경우를 생각하여 별도의 공사 시공이 불필요하고 단순한 tag의 부착으로 간편하게 구성될 수 있는 passive landmark 방식을 제안하였다. 특히 passive landmark 방식의 단점 중의 하나인 좁은 인식 영역을 확대하기 위하여 천장에 landmark를 부착하여 인식하는 방식을 제안한다. 또한 170°의 시야각을 가지는 어안 렌즈를 카메라에 부착하여 1조 2개로 구성된 landmark로 $6m^2$의 영역 내에서 로봇의 자기 위치 및 방위각을 인식할 수 있는 방법을 제안하였다.

비젼을 이용한 localization 기술의 경우 가장 큰 문제점은 영상 기술의 특성 상 조명 변화가 심하거나 어두운 환경에서는 landmark 에 대한 인식률이 현저하게 낮아진다는 것이다. 이를 극복하기 위하여 재귀 반사의 특징을 가지는 landmark 표식을 새롭게 적용하였다. 결과적으로 로봇은 어두운 환경일 경우 로봇에 장착된 적외선 조명 장치를 통해 광원을 제공하고, 제안된 landmark는 이 광원에 대하여 반사되므로 기존의 비젼 기반 localization의 문제점을 해결할 수 있다. 특히 재귀 반사 방식은 일반적인 반사 방식과는 달리 입사각과 반사각이 같은 방식이다. 즉 반사 영역에 구의 형상을 가

접수일자 : 2005년 6월 20일
완료일자 : 2005년 8월 9일

지는 마이크로 렌즈가 미세하게 코팅되어서 결과적으로 적외선이 입사된 방향으로 반사가 일어나게 된다. 이를 위해서 재귀 반사 필름이 사용되었으며, 이 필름의 특성 상 가시광선 영역에서는 은색으로 보이며, 적외선 반사 때는 백색으로 표시된다.

제안된 localization 기법의 전체 개요는 그림 1과 같다. 먼저 로봇은 자기 위치 및 방위각을 추정하기 위하여 로봇 몸체의 상반부에 부착된 천장 영상 카메라를 통하여 천장 영상을 획득한다. 이 때 170°의 시야각을 가지는 어안 렌즈를 통하여 영상이 얻어지며, 이러한 어안 렌즈를 로봇이 landmark를 인식할 수 있는 영역을 확대하는 역할을 한다. 획득된 영상은 어안렌즈의 특성으로 인하여 radial distortion 이 크게 포함되어 있으며, 왜곡된 영상을 보정하기 위해서는 영상 중심점 정보 및 영상 왜곡 보상 모델에 대한 상수를 구하는 것이 필요하다. 왜곡이 보상된 영상 상에서 landmark를 좀 더 효율적으로 찾기 위하여 영상 전처리 과정을 거치며, 결과적으로 전처리된 영상 상에서 landmark의 형상 및 image 정보를 이용하여 각 landmark의 위치를 인식한다. 인식된 위치 정보를 이용하여 영상 중심점을 중심으로 좌표 변환이 이루어진 후 로봇의 자기 위치 및 방위각 정보가 추정된다.

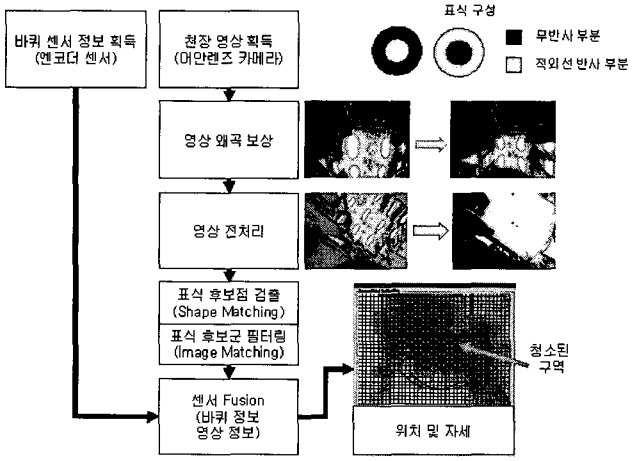

그림 1. 제안된 Localization 처리과정.
Fig. 1. Procedure of proposed localization.

2. 영상왜곡보상

실제 천장 영상 카메라를 통하여 얻은 영상의 예는 그림 2와 같다.

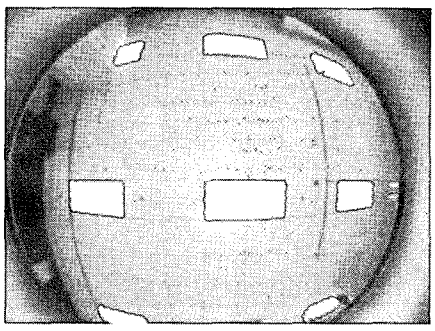

그림 2. 실제 천장 영상 예.
Fig. 2. Image sample of real ceil.

그림 2에서 보이는 영상에는 영상 중심점을 중심으로 radial distortion [3]이 매우 크게 존재하며 이를 보상하기위한 영상 왜곡 보상 모델은 다음과 같다.

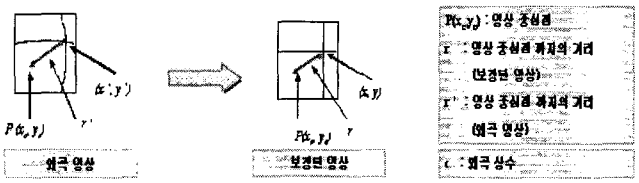

그림 3. 영상 왜곡 보상 모델.
Fig. 3. Compensation model of image distortion.

$$x = x_c + \frac{(x'-x_c)}{1-[\frac{(x'-x_c)^2}{c_x^2}+\frac{(y'-y_c)^2}{c_y^2}]}$$

$$y = y_c + \frac{(y'-y_c)}{1-[\frac{(x'-x_c)^2}{c_x^2}+\frac{(y'-y_c)^2}{c_y^2}]} \quad (1)$$

결과적으로 그림 3에 제안된 영상 왜곡 보상 모델을 구하기 위해서는 영상 중심점 (x_c, y_c) 및 왜곡 보상 상수 c_x 및 c_y를 구하는 것이 필요하다. 영상 왜곡 보상 모델을 구하는 순서는 다음과 같다.

(1) 영상 중심점을' 구한다.
(2) 왜곡 보상 상수를 구한다.
(3) 보상된 영상을 통하여 모델을 확인한다.

먼저 영상 중심점은 그림 4의 카메라 렌즈 모델에서 설명될 수 있다.

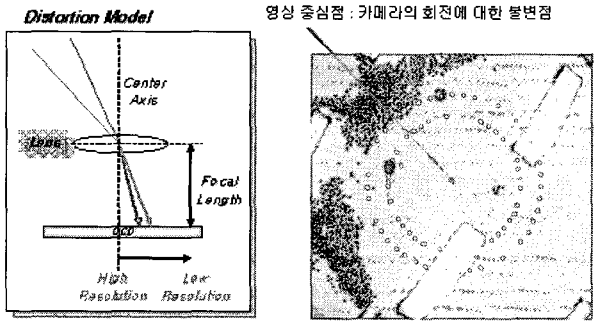

그림 4. 영상 중심점.
Fig. 4. Center of image.

그림 4.에서 볼 수 있듯이 영상 중심점은 center axis가 카메라 CCD 소자 상에 맺히는 점을 의미하며, 실제 카메라를 제자리에서 회전하였을 때 회전에 대한 불변점이 영상 중심점이 된다. 이러한 회전 불변 특성을 이용하여 영상 중심점을 구하기 위해서 로봇의 바퀴 축 중심점과 카메라의 중심점이 일치되도록 천장 카메라를 장착한 뒤 다음의 방법으로 영상 중심점을 구하였다.

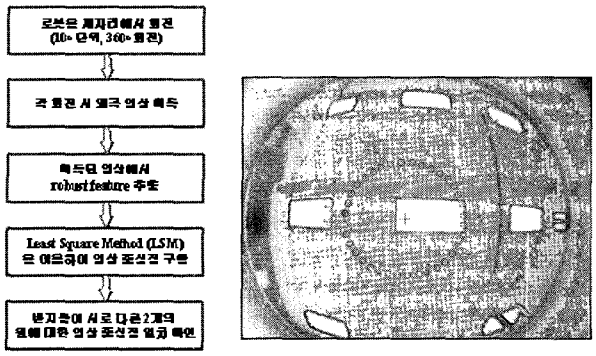

그림 5. 영상 중심점 구하는 과정.
Fig. 5. Procedure to search center of image.

영상 중심점은 회전 불변 특성을 가지므로 robust feature point를 영상 중심점에 대하여 구하면 그림 5의 오른쪽 영상처럼 원의 궤적을 구할 수 있다. 이 때 feature point를 영상 좌표계에서 (x_f, y_f)라고 하고, 영상 중심점을 (x_c, y_c)라고 한다면 원의 방정식은 아래와 같다.

$$(x_f - x_c)^2 + (y_f - y_c)^2 = r^2$$

$$x_f^2 - 2x_f x_c + x_c^2 + y_f^2 - 2y_f y_c + y_c^2 = r^2$$

$$\begin{bmatrix} 2x_f & 2y_f & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ r^2 - x_c^2 - y_c^2 \end{bmatrix} = x_f^2 + y_f^2 \qquad (2)$$

결과적으로 식(2)를 행렬 형태로 변환하면 식(3)과 같다.

$$\mathcal{H} = \begin{bmatrix} 2x_1 & 2y_1 & 1 \\ 2x_2 & 2y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 2x_n & 2y_n & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathcal{Z} = \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ r^2 - x_c^2 - y_c^2 \end{bmatrix}$$

$$\mathcal{T} = \begin{bmatrix} x_1^2 + y_1^2 \\ x_2^2 + y_2^2 \\ \vdots \\ x_n^2 + y_n^2 \end{bmatrix} \qquad (3)$$

식(3)의 행렬 식에 대하여 구한 feature point 들을 대입하고 최소 자승법 (LSM : Least Square Method)를 적용하면 다음과 같이 영상 중심점을 구할 수 있다.

이러한 영상 중심점은 적용된 카메라에 따라서 변화하며, 실제 본 실험에 사용된 카메라의 영상 중심점의 최적값은 (297.736, 261.180) 이다.

$$\mathcal{H} \cdot \mathcal{Z} = \mathcal{T}$$

$$\mathcal{Z} = (\mathcal{H}^T \mathcal{H})^{-1} \mathcal{H}^T \mathcal{T} \qquad (4)$$

구해진 영상 중심점을 이용하여 왜곡 보상 모델을 구하기 위해서 해야 할 일은 영상 왜곡 보상 상수 c_x 및 c_y 를 구하는 것이다. 한편 이러한 왜곡 보상은 그림 6에서 같이 다음과 같은 과정을 통하여 구할 수 있다. 즉 먼저 왜곡 영상에서 상하좌우 같은 거리 값을 가지는 격자(grid) 형태를 가지는 점들을 구한 후 이러한 점들이 왜곡 보상이 이루어졌을 때 mapping 되는 점들을 구한다. 이 때 결과적으로 왜곡 보상을 위한 제한 조건은 각 격자점 간의 간격이 동일하다는 것이다. 이러한 제한 조건을 가장 잘 만족시키는 왜곡 보상 상수를 찾기 위하여 일정 범위 내에서 왜곡 보상 상수를 변화시켜서 찾는 exhaustive search 방법을 적용하였으며, 결과적으로 최적값을 찾을 수 있었다.

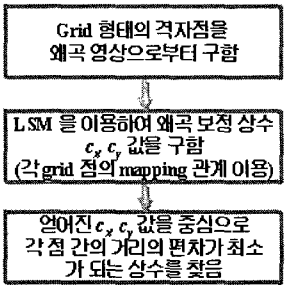

그림 6. 왜곡 보상 상수 구하는 과정.
Fig. 6. Procedure to search compensation constant of distortion.

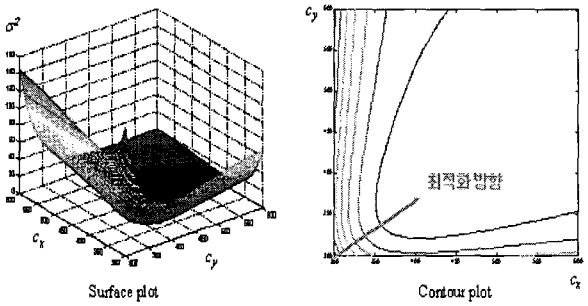

그림 7. 왜곡 보상 상수에 대한 grid 점간의 편차 관계.
Fig. 7. Distribution of deviation between grids along to compensation constants of distortion.

그림 7은 왜곡 보상 상수 c_x 및 c_y의 변화에 대하여 grid 점들간의 거리 편차 값의 분포를 보여 준다. 결과적으로 얻어진 c_x 및 c_y 값은 각각 430 및 385이다. 이 결과를 적용하여 얻어진 왜곡이 보상된 영상 예는 다음과 같다.

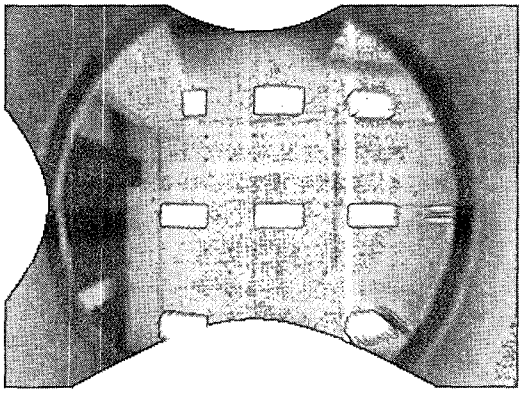

그림 8. 왜곡이 보상된 영상 예.
Fig. 8. Compensated image sample of distortion.

3. 영상 전처리

영상 전처리의 주목적은 영상에 내재되어 있는 잡음 성분을 제거하고 천장에 부착된 landmark의 인식 성공률을 높이는데 있다. 먼저 잡음 성분을 제거하기 위해서 3X3 Gaussian kernel을 이용하여 convolution operation을 행함으로써 Gaussian noise filtering 을 왜곡 영상에 적용하였다. 이러한 Gaussian filter는 일종의 low pass filter로써 영상 상에서 고주파 잡음을 제거하는 역할을 한다.

한편 전처리 과정에서 중요한 과정은 잡음 처리 외에 intensity stretching operation을 통하여 landmark의 인식 성능을 높이기 위한 영상으로 전처리하는 과정이다. 즉 intensity stretching은 얻어진 영상의 intensity 값의 최대, 최소값을 이용하여 전체 영상을 정규화하는 과정이다. 이는 landmark의 intensity 값이 작다는 사실에 착안하여 제안된 방법으로 좀더 쉽게 설명하자면 어두운 부분은 더욱 어둡게, 밝은 부분은 더욱 밝게 해서 그 차이가 확실하게 드러나도록 하는 방법이다.

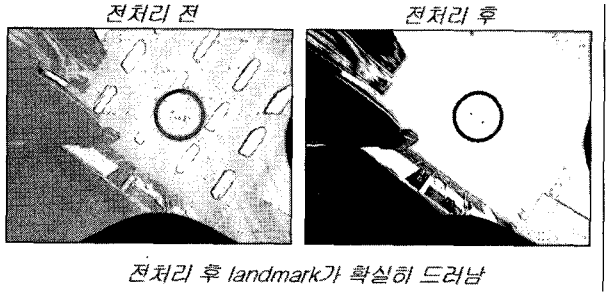

그림 9. 영상 전처리 예.
Fig. 9. Example of image preprocessing .

4. Landmark 후보검출

Landmark 는 그림 10과 같이 구성하였다.

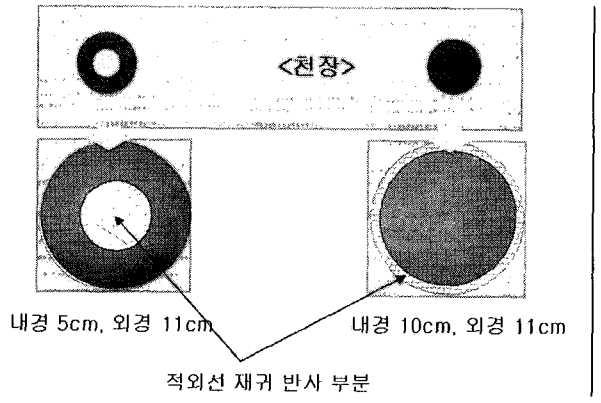

그림 10. Landmark 구성.
Fig. 10. Configure of landmark.

Landmark 구성을 살펴보면 각각 외경 11cm인 두 개의 landmark로 구성되어 있으며 각 landmark는 원형의 기본 모양을 가진다. 특히 재귀 반사 부분과 무반사 부분이 서로 반대로 교차되어 있으며, 이는 조명이 밝을 때와 어두울 때 인식 표식의 모양이 유사하도록 하는 역할을 한다.

전처리된 영상으로부터 landmark 후보는 다음과 같이 구해진다. 먼저 전처리된 영상의 intensity 평균값을 Otsu 방법[4]을 이용하여 구한 뒤, 이 값을 이용해서 영상을 이진화한다. 이진화된 영상에서 원의 형태를 가지는 contour를 구한 후 영역 크기 정보를 이용해서 먼저 landmark 후보들을 1차로 filtering 한다. 그 후 Hu[5] 에 의해서 제안된 contour matching 방법을 이용하여 translation, rotation, scale 변화에 불변하는 특성을 가진 원 형태의 contour를 찾는다. 이 때 각 contour에 대하여 similarity measure 값을 얻을 수 있다. 후보점을 검출한 결과는 다음과 같다.

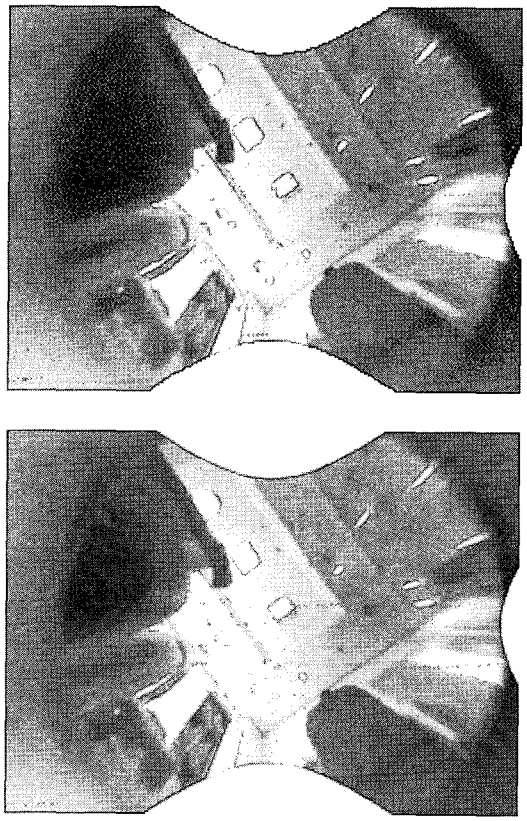

그림 11. landmark 후보 검출 예.
Fig. 11. Example of detecting candidates of landmark.

한편 조명이 어두운 경우에는 입력 영상을 반전시켜서 landmark 후보점 검출을 하기 때문에 그림 11과 유사한 결과를 얻을 수 있다.

얻어진 landmark 후보는 다음 과정인 필터링 과정을 통해서 landmark 인지 아닌지를 판정하게 된다. 이러한 필터링에 기준이 되는 값은 크게 두 가지이다. 먼저 landmark 간의 거리를 이용한다. 즉 천장에 landmark를 부착할 때 landmark 간 중심 거리를 70cm로 유지하므로 검출된 후보들간의 거리 정보를 이용하면 1차 필터링이 가능하다. 한편 contour matching을 통하여 얻어진 similarity measure 값은 단순히 형태 정보만을 이용하므로 연산량은 매우 적은 대신 그 식별력이 떨어진다. 이와는 달리 영상의 픽셀 간의 correlation 값을 직접 구하여 비교하는 template matching 의 경우 연산량은 큰 대신에 식별력은 매우 크다. 이 점에 착안하여 구해진 landmark 후보를 중심으로 작은 크기의 영상을 자른 후, 이 부분에 대하여 아래와 같이 template matching을 적용하면, 구해진 correlation 값을 이용해서 2차 필터링이 가

능하며, 이 때 correlation 값에 대한 threshold 값은 실험적으로 구할 수 있다.

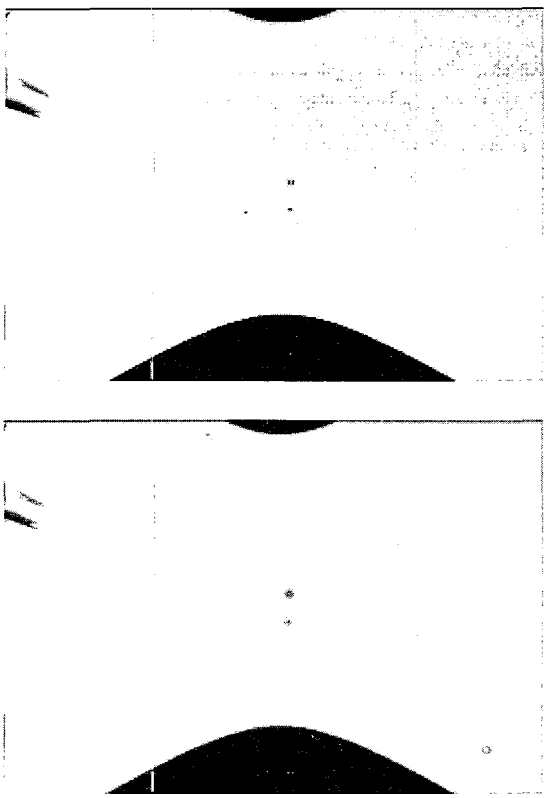

그림 12. 어두운 환경에서의 landmark 후보 검출 예.
Fig. 12. Example of detecting candidate of landmark in dark room.

$$\frac{A \bullet B}{\|A\| \times \|B\|} = \frac{\sum_{i,j} \left[I_1(x+i,y+j) - \bar{I}_1\right] \times \left[I_2(x+d+i,y+j) - \bar{I}_2\right]}{\sqrt{\sum_{i,j} \left[I_1(x+i,y+j) - \bar{I}_1\right]^2} \times \sqrt{\sum_{i,j} \left[I_2(x+d+i,y+j) - \bar{I}_2\right]^2}}$$

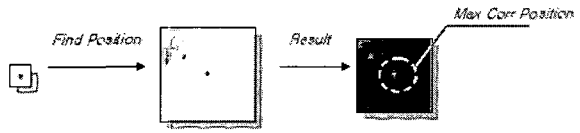

그림 13. Template matching을 이용한 landmark 후보 필터링.
Fig. 13. Filtering of landmark candidate using temple matching.

결과적으로 필터링을 통과하여 구해진 최종 landmark는 그림 14와 같다.

이러한 과정을 통하여 얻어진 landmark 정보는 로봇의 위치 및 방위각을 추정하는데 이용된다.

5. Odometry를 이용한 ROI 추적

앞서 제시한 알고리즘은 전체 영상 영역에 대해서 landmark를 탐색하므로 그 연산량이 매우 큰 편이다. 이러한 연산량으로 인하여 실제 Pentium III 1GHz 프로세서를 장착한 시스템에서 약 2~3 Hz 의 속도로 위치 및 방위각을 추정할 수 있다. 이러한 연산량을 감소시키기 위하여 로봇의 좌우 바퀴에 부착된 encoder sensor 값을 이용하여 landmark를 추종하는 방식을 제안하였다.

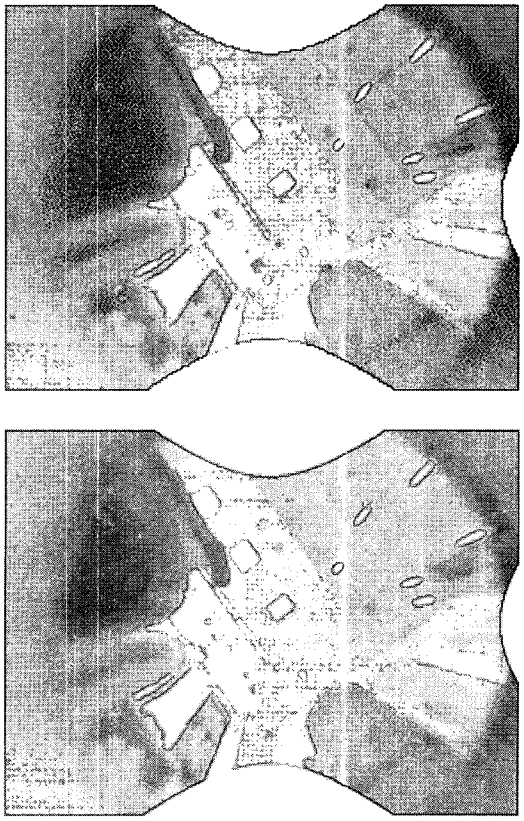

그림 14. Landmark 후보 필터링 결과.
Fig. 14. Filtering result of landmark candidate.

천장 카메라 영상의 획득 속도는 30 Hz로써 로봇이 움직이더라도 영상에서의 landmark의 위치 변화량은 크게 변하지 않는다. 이 점에 착안하여 전체 영상에서 landmark가 탐색되면 그 후에는 odometry와 결합하여 landmark가 존재하는 영역을 ROI (Region Of Interest)로 설정하고, 이 ROI 영역을 역으로 예측하여 탐색하는 기법을 제안하였다. 이에 대한 기본 개념은 그림 15와 같다.

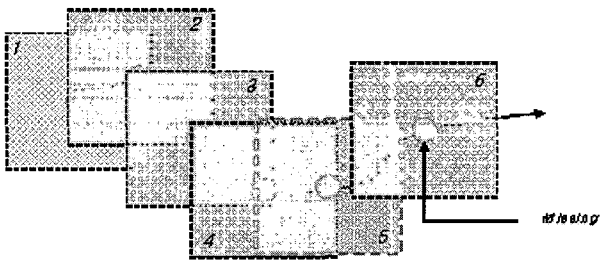

그림 15. ROI 영역을 이용한 landmark 추종 방식 개념.
Fig. 15. Concept of landmark tracking using ROI.

ROI 영역의 크기는 로봇의 속도에 따라서 변화하며, 특히 로봇의 제자리 회전이 있는 경우 그 범위가 크게 변화한다. 이러한 ROI 탐색 기법을 적용하여 연산량을 대폭 감소시켜서 20 Hz 이상의 속도로 landmark 검출이 가능하여졌으며,

또한 인식률이 높아지는 결과를 얻을 수 있었다.

6. 좌표변환

영상 패턴 인식을 통하여 구해진 landmark 위치 정보는 영상 좌표계 상에 존재한다. 한편 실제 로봇의 자율 주행을 위해서는 물리적인 위치 및 방위각 정보가 요구되며, 이를 위해서는 영상 좌표계와 기준 좌표계 간의 좌표 변환이 필요하다. 여기서 기준 좌표계는 천장에 부착된 landmark 의 중심점을 원점으로 하고 도넛 형태의 landmark에서 원 형태의 landmark 방향을 x 축으로 하는 좌표계이다. 좌표 변환 과정은 그림 16과 같다.

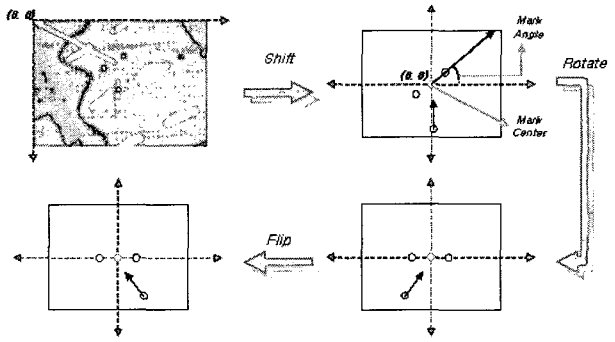

그림 16. 좌표 변환 과정.
Fig. 16. Procedure of coordinate transformation.

이를 transformation matrix 형태의 수식으로 표현하면 최종적으로 좌표 변환식은 그림 17과 같이 나타내어질 수 있다.

$$H_{shift}=\begin{bmatrix}1 & 0 & t_x\\ 0 & 1 & t_y\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$H_{rotate}=\begin{bmatrix}\cos\theta & -\sin\theta & 0\\ \sin\theta & \cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$H_{flip}=\begin{bmatrix}-1 & 0 & 0\\ 0 & 1 & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$H_{scale}=\begin{bmatrix}s & 0 & 0\\ 0 & s & 0\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix}$$

$$(t_x,t_y) = \text{Mark Center}$$

$$\theta = \text{Mark Angle}$$

$$s = \frac{\text{Real Distance of Mark(cm)}}{\text{Image Distance of Mark(dot)}}$$

World Coordinate — Image Coordinate

$$\begin{bmatrix}x'\\ y'\\ 1\end{bmatrix}=H_{scale}H_{flip}H_{rotate}H_{shift}\begin{bmatrix}x\\ y\\ 1\end{bmatrix}$$

(5)

결과적으로 좌표계 변환식은 일종의 삼각법이 되며, 이 과정을 통하여 기준 좌표계에 대한 로봇의 위치 및 방위각을 구할 수 있다.

7. 실험결과 및 분석

본 제안한 비젼 기반의 자기위치 인식기술의 타당성을 입증하기 위하여 실험을 위한 유비쿼터스 로봇 platform을 제작하였다. 또한 이 로봇 platform과 무선랜으로 연결하여 원격 제어 및 이동 궤적 확인을 위한 프로그램을 제작하였다.

그림 17은 유비쿼터스 로봇의 이동한 주행 궤적을 화면에 표시한 그림이다. 네모 상자는 이동 로봇의 현재 위치를 나타낸다. 녹색 영역은 이동 로봇의 주행 궤적을 나타내며, 빨강 영역은 로봇이 이동함에 따라 생기는 coverage 영역이다. 그리고 노란 영역과 녹색 영역등은 주행 궤적 상 겹쳐지는 영역을 표시하였다. 이 실험 결과를 통해 coverage한 영역과 이동상 중복되는 영역등이 전체 영역에 대해 몇 % 존재하는지 알 수 있다.

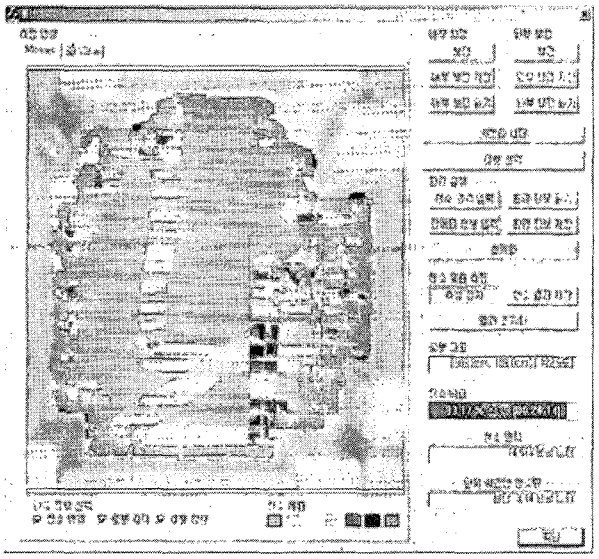

그림 17. 유비쿼터스 이동 로봇의 주행 궤적.
Fig. 17. Trajectory of ubiquitous mobile robot.

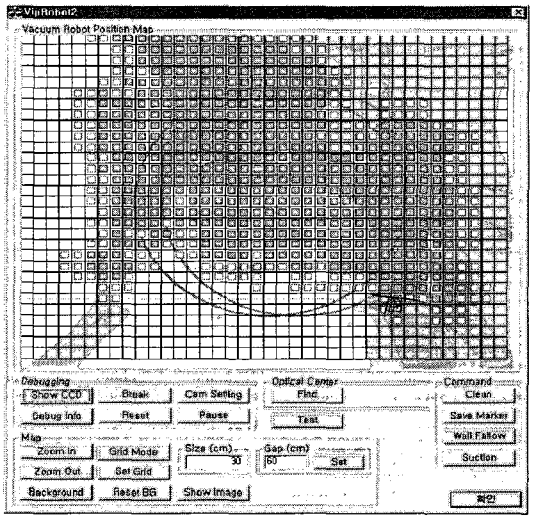

그림 18. 이동 로봇의 자기 위치 인식 실험 결과.
Fig. 18. Experimental result of self localization of mobile robot.

그림 18은 자기 위치 인식 기술을 통해 얻어진 유비쿼터스 로봇의 주행 실험 결과이다. 실험 환경은 약 $11m^2 \times 9m^2$ 면적 크기의 사무실이다. 이 실험을 통해 환경의 어떤 위치에 이동 로봇이 있어도 끊임없이(seamless) 위치 인식을 하여, 전 영역에 대한 full coverage가 가능함을 알 수 있다. 실험 결과 화면의 초록색 영역은 로봇이 지나간 영역을 표시한 결과이며 빨강색 박스는 장애물로 인식된 지역이다. 아래의 실험 결과에서 알 수 있듯이 하나의 Landmark SET으로 11

m^2X$9m^2$ 영역의 Localizing도 가능하다. 물론 Landmark를 통해 자기 위치 인식이 가능한 절대 영역은 약 $6m^2$X$6m^2$ 이지만, 유비쿼터스 로봇이 이동공간을 지그재그 주행을 할 때 Landmark가 보이는 영역과 안 보이는 영역을 반복해서 교차될 수 밖에 없고, 보이지 않는 영역에서 발생되는 odometry sensor의 누적 오차를 Landmark가 보이는 영역에 다시 들어올 때 위치 오차 보정이 이루어지기 때문에, 실제로 마크가 보이는 영역은 가로X세로 6m 밖에 되지 않아도, 전체적인 영역에 대한 절대적인 Localizing이 이루어지게 된다.

7. 결 론

본 논문에서는 유비쿼터스 서비스 로봇이 상품화되는 경우를 생각하여 별도의 공사 시공이 불필요하고 단순한 tag의 부착으로 간편하게 구성될 수 있는 passive landmark 방식을 제안하였다. 특히 passive landmark 방식의 단점 중의 하나인 좁은 인식 영역을 확대하기 위하여 천장에 landmark를 부착하여 인식하는 방식을 제안하였다. 제안한 방법을 실험을 170°의 시야각을 가지는 어안 렌즈를 카메라에 부착하고 1조 2개로 구성된 landmark로 $6m^2$의 영역 내에서 이동로봇의 실험을 통하여 자기 위치 및 방위각을 인식할 수 있음을 검증하였다.

참 고 문 헌

[1] H. R. Everett, *Sensors for mobile robots*, A. K. Peters, Ltd, Wellesley, MA 1995.

[2] J. Borenstein, H. R. Everett, and L. Feng, *Navigating mobile robots: systems and techniques*, A. K. Peters, Ltd., Wellesley, MA, 1996.

[3] Y. Xiong, K. Turkowski, "Creating image-based VR using a self-calibrating fisheye lens," 1998, *http://www.cs.cmu.edu/~yx/papers/fisheye97.pdf*

[4] N. Otsu, "A threshold selection method from grey-level histograms," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 377-393, 1979.

[5] M. Hu, Visual pattern recognition by moment invariants, *IRE Transcations on Information Theory*, 8:2, pp. 179-187, 1962.

저 자 소 개

이주상(Lee, Ju-Sang)

1998년 2월 : 전남대학교 전기공학과 석사 과정 졸업

2000년 2월 : 전남대학교 전기공학과 박사 과정 수료

2002년 6월-현재 : 삼성광주전자 선임연구원

관심분야 : 지능제어, 지능형 로봇시스템, 영상처리, 뉴로-퍼지 알고리즘 및 소프트 컴퓨팅

Phone : 062-950-6458

Fax : 062-950-6509

E-mail : ju-sang.lee@samsung.co.kr

임영철(Lim, Young-Cheol)

제 14권 제6호 (2004년 10월호) 참조

유영재(Ryoo, Young-Jae)

제15권 제1호 (2005년 2월호) 참조

Phone : 061-450-2754

Fax : 061-450-2750

E-mail : yjryoo@mokpo.ac.kr