

# 이동로봇의 위치 추정을 위한 스케일 불변 특징점 추출 및 거리 측정에 관한 연구

## A Study on Scale-Invariant Features Extraction and Distance Measurement for Localization of Mobile Robot

정 대 섭\*, 장 문 석\*\*, 유 제 군\*\*, 이 응 혁\*\*\*, 심 재 홍\*\*\*\*  
Dae-Seop Jung, Mun-Suk Jang, Je-Goon Ryu, Eung-Hyuk Lee, Jae-Hong Shim

**Abstract** - Existent distance measurement that use camera is method that use both Stereo Camera and Monocular Camera. There is shortcoming that method that use Stereo Camera is sensitive in effect of a lot of expenses and environment variables, and method that use Monocular Camera are big computational complexity and error. In this study, reduce expense and error using Monocular Camera and I suggest algorithm that measure distance. Extract features using scale Invariant features Transform(SIFT) for distance measurement, and this measures distance through features matching and geometrical analysis. Proposed method proves measuring distance with wall by geometrical analysis free wall through feature point abstraction and matching.

**Key Words** : Monocular Camera, Mobile Robot, SIFT, Distance Measurement

### 1. 서론

이동 로봇의 절대적 위치 추정은 특징점의 위치와 측정값들을 이용하여 로봇의 위치를 구하는 문제이다. 반면 이동 로봇을 이용한 지도 작성의 문제는 로봇의 위치와 측정값들을 이용하여 특징점의 위치를 구하는 문제이다. 이동로봇의 위치 추정을 위해서는 정확한 특징점의 위치 정보가 필요하다. 그리고 이 위치 정보를 로봇 스스로 얻기 위해서는 정확한 로봇의 위치 정보가 필요하기 때문에 이 두 가지를 동시에 수행하는 것은 간단하지 않다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 SLAM(Simultaneous Localization And Map Building)이라는 기법이 도입되고 있다. SLAM은 Smith[1]에 의해 처음 논의 되었으며 Durrant-Whyte[2]가 기본적인 틀을 마련하였다.

SLAM을 구현하기 위한 센서로는 초음파, 레이저, 영상센서가 주로 이용된다. 초음파는 가격이 저렴하고 속도가 빠른 반면에 정보량이 제한적이고 물체가 관측된 방향 정보가 모호하며, 레이저의 경우 능동적이고 정확하나 속도면에서 느리다. 요즘 가장 많이 연구되고 있는 영상 센서는 저가 이면서 고성능을 낼 수가 있다. 영상 센서로는 양안 카메라(Stereo Camera)와 단안 카메라(Monocular Camera)가 있는데, 양안 카메라를 이용하는 방법은 많은 비용과 환경 변수의 영향에 민감하고, 단안 카메라를 이용하는 방법은 계산 복잡도와 오차가 크다는 단점이 있다. 그러나 단안 카메라는 알고리즘

개선으로 단점을 줄일 수 있다.

이동 로봇에서 SLAM을 구현하기 위해 로봇과 물체와의 거리를 추출해 내는 것이 중요하다. 따라서 본 논문에서는 이동로봇에서 단안 카메라를 사용하였을 때의 오차를 최소화 하여 양질의 특징점을 검출하여, 매칭을 통해 기하학적으로 해석할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 실험 결과 이동로봇과 벽면의 거리가 2m 이내일 경우에는 약 3cm의 오차를 가지며, 2m에서 3m 사이에는 약 5cm의 오차를 가지는 것을 확인할 수 있었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 SLAM을 구성하기 위해 특징점 추출 알고리즘과 이동 로봇과 벽면과의 거리 계산 알고리즘에 대해 나타내었으며, 3장에서는 본논문에 제안하는 알고리즘의 실험 내용과 결과 값에 대해서 나타내었다. 마지막으로 4장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 나타내었다.

### 2. 거리 측정을 위한 알고리즘

#### 2.1 특징점 검출 성능 분석

특징점 검출을 위한 방식으로는 Harris-Laplace 방식과 가우시안 차분(DoG : Difference of Gaussian) 방법이 있는데 전자는 정확도 면에서 장점을 가지고 있으며 후자는 속도면에서 장점을 가지고 있다. 그러나 지능 로봇의 위치 추정은 정확도와 속도를 모두 고려해야 하므로, 스케일 변환, 회전, 조명의 변화에 따른 성능을 비교 분석 한 결과 가우시안 차분이 방법이 더 우수한 것으로 알려져 있다[3]. Lowe는 가우시안 차분 영상을 이용하여 특징점을 검출하기 위해 SIFT(Scale Invariant Features Transform) 변환을 이용하였다[4].

#### 2.2 특징점 추출 알고리즘

저자 소개

- \*韓國産業技術隊學校 Robot學科 碩士課程
- \*\*韓國産業技術隊學校 知能形HealthCare研究所 研究員
- \*\*\*韓國産業技術隊學校 電子工學科 副教授·工博
- \*\*\*\*韓國産業技術隊學校 Mechatronics 副教授·工博

특징점 추출에 관한 연구는 많이 진행 되어 왔는데, 이 중 스케일 변환, 회전, 조명의 변화에도 가장 성능이 좋은 SIFT 변환을 이용하여 특징점들을 추출 한다.

SIFT는 4단계의 주요 단계로 이루어져 있다[4,5].

① Scale-Space extrema detection

: 가우시안 차분(DoG)을 이용하여 모든 스케일과 영상 위치에 대해 수행하고, 스케일 방향에 대해 불변할 가능성이 있는 후보점(Candidate Point)들을 구한다.

② Keypoint localization

: 단계①에서 구한 후보점들을 위치와 스케일, 명암에 대해 안정도를 판단하여 키포인트를 구한다.

③ Orientation assignment

: 각각의 키포인트 위치에 국부 영상 특성에 준하여 방향을 구한다.

④ Keypoint descriptor

: 각각의 키포인트 주위의 국부 영역에서 국부 영상 변화를 구한다.

가우시안 차분을 이용하여 극대, 극소점들 구하게 되는데, 이 점들은 명암(Contrast)과 주요 곡률(Principle curvature)에 대해 민감하기 때문에 제거 되어야 한다. 제거된 극대, 극소점들은 특징점이 되어, 각각의 특징점들을 국부 영상 특성에 준하여 방향을 구하고, 방향을 이용하여 각각의 특징점마다 특징벡터를 구성한다. 이렇게 해서 구해진 각각의 점에 대해 좌표 x, y, 스케일, 방향, 128개의 서술자(descriptor)를 저장한다. 그리고 매칭시에는 이 값들을 비교하여 매칭을 수행한다.

2.3 각 픽셀당 실제 거리 계산 알고리즘

1번 기준 이미지에서 수평으로 이동하여 2번 이미지를 캡처한다. 그리고 그림 1과 같이 특징점들의 매칭을 수행하고, 매칭되는 특징점들의 좌표를 구한다. 구한 좌표에서 x1과 x2의 픽셀의 차이를 계산해서 실제 이동한 거리와 비례식으로 각 픽셀당 거리를 구할 수 있다.

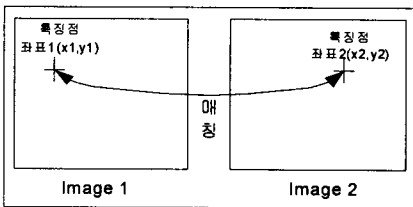


그림 1. 이미지 매칭

2.3 벽면과의 거리 계산 알고리즘

2번 이미지를 기준으로 회전을 한 후 3번 이미지를 캡처한다. 그리고 2번과 3번 이미지를 그림 1과 같이 매칭을 시킨 후 좌표를 구한다. 구한 좌표를 그림 2와 같이 변환을 하면 다음과 같은 식으로 나타낼 수 있다.

$$\tan(\theta) = \frac{L}{R} \quad (1)$$

(1)식을 이용하여 n개의 매칭이 되는 특징점들에 대해 모두 구해서 평균을 계산한다. 평균 식으로 인해 오차에 대한 보상을 할 수가 있고, 관계식을 다시 정리하여 (2)의 식과 같이 표현 할 수가 있다.

$$R = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \frac{1}{\tan(\theta)} * L_k \quad (2)$$

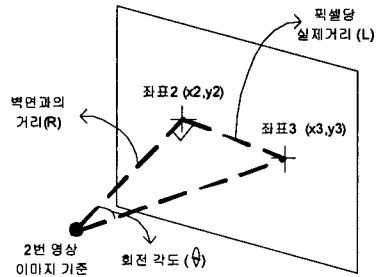


그림 2. 벽면과의 거리 계산 알고리즘

3. 거리 측정 실험

3.1 거리측정 알고리즘 순서도

본 논문의 거리 측정 알고리즘의 전체 구성은 그림 3과 같다.

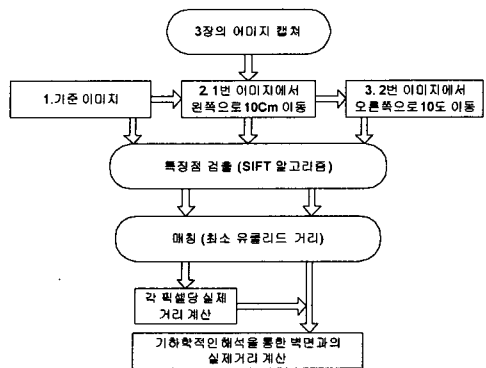


그림 3. 거리 측정 알고리즘 개요.

거리 측정을 위해서는 우선 3장의 이미지를 캡처하고, 캡처한 이미지를 각각에 대해서 특징점을 검출한다. 검출한 특징점을 이용해서 1번 이미지와 2번 이미지를 매칭을 시키고, 2번 이미지와 3번 이미지를 매칭을 시킨다. 2가지의 매칭을 통해서 각 픽셀당 실제 거리를 구하고, 기하학적인 해석을 통해서 벽면과의 실제 거리를 구한다.

3.1 실험 결과

본 연구의 거리측정을 위해 단안 카메라로 USB카메라를 사용하였다. 실험 환경은 임의의 벽면을 대상으로 하였고, 320\*240의 이미지로 캡처하여 PGM(Portable Gray Map) 파

일 포맷으로 변환 후 실행 하였다.

벽면과 실제의 거리로 1m 떨어진 곳에서 1번 이미지를 캡처하였고, 이를 기준으로 x축 왼쪽 방향으로 10cm 떨어진 곳에서 2번 이미지를 캡처하였다. 그리고 3번 이미지는 2번 이미지를 기준으로 오른쪽으로 10도 만큼 회전해서 캡처하였다. 캡처한 각각의 이미지에서 특징점들을 검출하여 그림 4와 같이 1번 이미지와 2번 이미지를 매칭 하였고, 그림 5와 같이 2번 이미지와 3번 이미지를 매칭하는 과정을 수행 하였다. 그림 4와 그림 5에 나타난 것처럼 매칭하는 과정에서 정확한 매칭이 안 된 부분이 있다. 이를 보정하기 위해서 매칭한 결과 y축으로  $\pm 5$ 픽셀 이상 차이가 나는 특징점은 제외하기로 한다.

1번 이미지와 2번 이미지를 매칭해서 나온 좌표들을 이용하여 각 픽셀당 거리를 구하였고, 이를 이용해서 2번 이미지와 3번 이미지의 매칭을 통해 식(2)를 대입해서 실제 거리(R)을 구할 수가 있었다.

이 과정을 5번 더 반복하여 실제 거리(R)을 계산해서 표 1에 작성 하였다. 표 1에서 보면 실제의 거리와 단안 카메라를 이용하여 계산한 값의 오차범위가 -2와 +4 (Cm) 사이에 있음을 확인 할 수 있다.

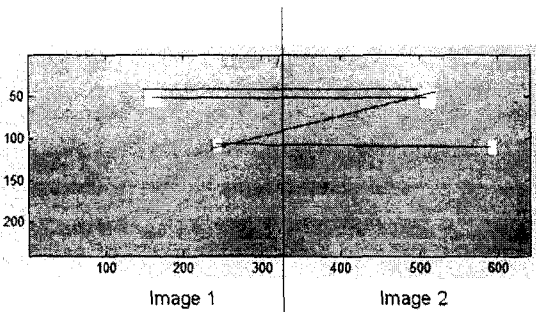


그림 4. 왼쪽으로 10cm 이동 후 각각의 이미지 매칭

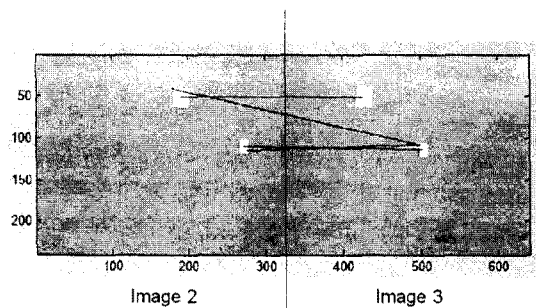


그림 5. 오른쪽으로 10° 회전 후 각각의 이미지 매칭

실제값 (cm)	100	150	200	250	300
측정치 (cm)	98	152	197	255	304
오차 (cm)	-2	+2	-3	+5	+4

표 1. 측정 거리값과 실제 거리값의 비교

#### 4. 결론 및 향후 과제

본 논문에서는 비용 절감을 위해 단안 카메라를 이용하였으며, 오차가 심하다는 단점을 보완하기 위해 환경 변수에 좋은 성능을 나타낸 SIFT변환을 통하여 특징점을 검출하였다. 그리고 특징점들의 매칭을 통한 기하학적인 해석으로 식을 간소화 해서, 계산 복잡도와 실제 거리의 오차 범위를 줄일 수가 있었다. 이러한 장점을 이용한다면 거리 정보가 없는 환경에서도 거리를 검출하여 정확한 맵 빌딩을 할 수 있을 것으로 판단된다.

향후 과제는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 어떠한 환경에서도 맵 빌딩 할 수 있는 자율주행 로봇을 구현 하는 것이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] R. Smith, M Self and P. Cheeseman, "Estimating uncertain spatial relationships in robotics," *Autonomous Robot Vehicles*, I.J. Cox, G.T. Wilfong : Springer-Verlag, pp. 167-193, 1990.
- [2] J. Leonard and H.F. Durrant-Whyte, "Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot," *Proc. of IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems*, vol. 3-5, pp. 1442-1447, 1991.
- [3] 이종실, "스케일 불변 특징을 이용한 이동 로봇의 위치 추정 및 매핑," *IKEEE*, 2005.
- [4] D.G. Low, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, 60, 2, pp. 91-110, 2004.
- [5] D.G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," *In Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, pp.1150-1157, 1999.