

# 자기 위치 결정을 위한 SIFT 기반의 특징 지도 갱신 알고리즘

## An Algorithm of Feature Map Updating for Localization using Scale-Invariant Feature Transform

이재광\*, 허욱열\*\*, 김학일\*\*\*  
 (Jaekwang Lee, Ukyou Huh, Hakil Kim)

**Abstract** – This paper presents an algorithm in which a feature map is built and localization of a mobile robot is carried out for indoor environments. The algorithm proposes an approach which extracts scale-invariant features of natural landmarks from a pair of stereo images. The feature map is built using these features and updated by merging new landmarks into the map and removing transient landmarks over time. And the position of the robot in the map is estimated by comparing with the map in a database by means of an Extended Kalman filter. This algorithm is implemented and tested using a Pioneer 2-DXE and preliminary results are presented in this paper.

**Key Words** : localization; scale-invariant feature; natural landmark; feature map

### 1. 서 론

최근 들어 이동 로봇은 박물관 안내, 노인이나 병원에 있는 환자 돋기, 음식 나르기, 집안 지키기 등의 일을 수행한다. 이러한 일을 수행하기 위해서 가장 필요한 기술 중 하나가 바로 자기 위치 결정(self-localization)이다. 자기 위치 결정 기술은 크게 두 가지로 구분이 된다. 전역적 자기 위치 결정(global localization)과 국부적 자기 위치 결정(local localization)이 그것이다. 전역적 자기 위치 결정은 주어진 지도에서 절대 위치와 자세를 계산하는 방법으로 실외에서는 GPS(Global Positioning System)[1]가 주로 사용되며 실내에서는 환경 지도나 특정 표시를 이용하여 위치를 추정하는 표식(landmark)[2] 또는 모델 매칭(model matching)[3] 등을 이용하는 방법이 있다. 국부적 자기 위치 결정은 기준 위치와 방향으로부터의 변이를 측정하여 현재 위치를 예측하는 방법으로 ego-motion estimation[4]이 대표적이다.

이 두 가지 방법은 서로 상반되는 장·단점이 있어, 전역적 자기 위치 결정은 범위 내에서 정확한 위치정보를 제공하지 못하는 경우가 있으며, 국부적 자기 위치 결정은 항상 자기 위치 정보를 제공한다는 장점은 있으나 오차가 무한히 증가할 수 있다는 것이다. 본 논문에서는 전역적 자기 위치 결정을 위한 SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) 기반의 특징 지도 제작 및 갱신 알고리즘에 대해 기술한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 SIFT 특징점 추출 방법을 설명하고, 3장에서는 추출된 특징점을 가지고 특징 지도 제작 및 갱신, 자기 위치 확인에 대한 알고리즘을 논의한다. 그리고 4, 5장에서는 실험 결과 및 결론, 향후 계획에 대해 논의한다.

### 저자 소개

- \* 李宰光 : 仁荷大學校 電氣工學科 碩士課程
- \*\* 許旭烈 : 仁荷大學校 電氣工學科 教授 · 工博
- \*\*\* 金學一 : 仁荷大學校 情報通信工學部 教授 · 工博

### 2. SIFT Features

SIFT 방법은 물체 인식 분야에서 D.G. Lowe[5]에 의해 제안되었다. 제안된 SIFT 특징은 물체의 회전, 크기 변화, 부분적으로 가려짐, 조명의 변화에 매우 강인하기 때문에 이동 로봇의 자기 위치를 확인하는 방법으로 매우 적절하다[3]. SIFT 특징점을 추출하기 위한 절차는 Fig. 1과 같다.

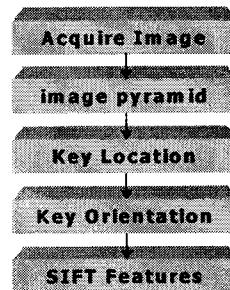


Fig. 1 SIFT Feature Extraction Procedure

#### 2.1. Image Pyramid

D.G. Lowe[6]는 scale과 orientation에 변하지 않는 key(특징점)들을 찾기 위해 difference of Gaussian (DOG) 함수를 사용하였다. Scale-space kernel로는 가우시안 함수를 사용하였고, 영상의 scale-space,  $L(x,y,\sigma)$ 는 식(1)과 같이 나타낼 수 있다. 입력 영상을  $I(x,y)$ 라고 하면,

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y) \quad (1)$$

여기에서,  $*$ 은 convolution 연산자를 나타내고,  $G(x,y,\sigma)$ 는 가우시안 함수를 나타낸다.

Bilinear interpolation을 이용하여 이미지 피라미드를 레벨 3으로 나누어 만들었다. 우선 입력 영상에 가우시안 함수를 convolution 하여 smoothing 시킨 후, 그 영상에 가우시안 함

수를 한번 더 convolution 시킨다. 이 두 영상의 차를 이용하여 새로운 영상  $D(x,y,\sigma)$ 를 구할 수 있다.

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \\ = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \quad (2)$$

Fig. 2의 (a)는 식(2)를 도식화 한 것이고 (b)는 Bilinear interpolation을 사용한 3 레벨의 이미지 피라미드를, (c)는 각 레벨에서 구한 DOG 영상을 나타낸다.

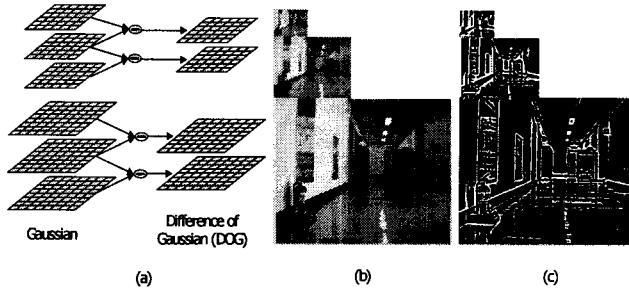


Fig. 2 (a) An illustration of procedure for DOG (b) Smoothed image pyramid by Gaussian function using bilinear interpolation with scale 3 (c) DOG images with  $k=2, \sigma=1.5$

## 2.2. Key Location

Key location을 위해서는 우선 영상  $D(x,y,\sigma)$ 의 국부 최대점을 찾아야 한다. D.G. Lowe는 이미지 상에서 interpolated 최대값의 위치를 결정하기 위해 국부적 샘플 위치에 3차원의 2차 방정식을 도입하였다. 2차 방정식을 위해  $D(x,y,\sigma)$ 를 다음 식과 같이 테일러 급수로 전개하였다[6].

$$D(x) = D + \frac{\partial D^T}{\partial x} x + \frac{1}{2} x^T \frac{\partial^2 D}{\partial x^2} x \quad (3)$$

이 때, 최대값의 위치  $\hat{x}$ 은 식 (4)와 같은 도함수에 의해 결정이 될 수 있다.

$$\hat{x} = -\frac{\partial^2 D^{-1}}{\partial x^2} \frac{\partial D}{\partial x} \quad (4)$$

## 2.3. Key Orientation

Key location 수행 후, 구한 key의 orientation을 구하기 위해서는 그래디언트 크기  $m$ 과 위치 각  $\theta$ 를 구해야 한다. 이들은 픽셀들의 차이를 가지고 계산을 할 수 있으며, 샘플 영상  $L_{x,y}$ 에서 다음과 같이 표현된다.

$$m = \sqrt{(L_{x+1,y} - L_{x-1,y})^2 + (L_{x,y+1} - L_{x,y-1})^2} \\ \theta = \tan^{-1}((L_{x,y+1} - L_{x,y-1}) / (L_{x+1,y} - L_{x-1,y})) \quad (5)$$

## 3. 자기 위치 결정

이동 로봇이 자기 위치를 결정하기 위해서는 실내 환경에 적합한 특징 지도를 제작해야 하고 이를 통해 자기 위치를 결정할 수 있어야 한다. 또한 환경의 변화에 대응할 수 있도록 제작된 특징 지도를 갱신할 수 있어야 한다. 다음 Fig. 3은 특징 지도를 갱신하는 절차를 나타낸다.

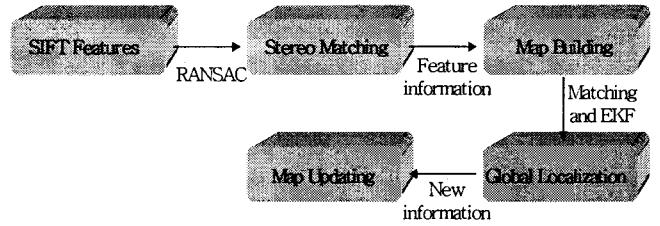


Fig. 3 Map updating procedure

### 3.1. Feature Map Building

특징 지도를 만들기 위해서는 먼저 스테레오 영상에서 얻어진 좌·우 영상에서 SIFT 특징 점들을 추출한 후에 두 영상에서 추출된 특징 점들을 매칭시키는 작업이 필요하다. 본 논문에서는 좌·우 영상을 매칭시키기 위하여 Random Sample and Consensus(RANSAC)[7] 방법을 사용하였다. RANSAC 방법을 통하여 얻어진 특징 지도에서 물체의 중심 위치를 얻기 위해 물체가 차지하는 영역을 분리한 후 물체의 위치를 추정한 위치 정보, 정합된 영역에 대한 색상의 평균 및 분산을 통한 광학적 정보, 그리고 물체의 기하학적 정보를 특징 지도로서 데이터 베이스에 저장한다.

### 3.2. Global Localization

이동 로봇은 자율주행을 하며 얻어진 특징 정보를 가지고 전역적으로 자기 위치를 결정하게 된다. 자율 주행을 하면서 얻어진 영상으로부터 SIFT 특징을 찾아내고 데이터 베이스에 저장되어 있던 특징 지도와 비교하게 된다. 이동 로봇은 주행하면서 얻어진 새로운 특징 정보들이 데이터 베이스에 저장된 정보들과 확률적으로 가장 적합한 부분에 위치해 있다고 가정을 하게 된다. 특히 건물의 복도와 같이 비슷한 환경이 많은 곳에서는 조그만 환경 변화에도 민감하게 된다. 이러한 과정에서 생기는 오류를 줄이기 위해 바로 전에 추정하였던 로봇의 위치 정보와 모터에 주는 명령 값, 그리고 로봇의 행동 정보를 가지고 Extended Kalman filter[8]를 사용하여 국부적으로 자기 위치를 확인할 수 있게 된다.

$k$ 번째 시간에서의 로봇 위치 값의 사전 추정치를 위한 시간 갱신 방정식과 오차 공분산(error covariance)은 다음식과 같다.

$$\hat{x}^-(k) = \hat{x}(k-1) + u(k-1) \\ P^-(k) = P(k-1) + Q(k) \quad (6)$$

여기에서,  $u(k)$ 는 행동 명령 벡터이고  $Q(k)$ 는 로봇의 행동 잡음이며 이들은 상수 값을 갖는다. 만약 샘플수가 충분히 많다면  $Q$ 는 백색 잡음으로 계산을 하게 된다. 위치 에러 공분산은  $I$ 로 초기화 되고, 이는 식(7)에 의해 갱신되며 Kalman filter 이득  $K(k)$ 는 식(8)과 같이 계산된다.

$$P(k) = (I - K(k)H(k))P^-(k) \quad (7)$$

$$K(k) = P^-(k)H^T(k)(H(k)P^-(k)H^T(k) + S(k))^{-1} \quad (8)$$

여기에서  $S(k)$ 는 시간  $k$ 에서 각 특징 점들의 측정 나머지 오차 공분산이다.

### 3.3. Map updating

특징 지도가 제작되고 데이터 베이스에 있는 영상과 비교하여 자기 위치를 추정하게 된다. 또한 추출된 특징들을 기록하면서 반복 기록된 특징은 환경 내에서 고정된 물체를 나타내며, 반복되지 않은 특징들은 이동된 물체를 나타낸다. 기존 영상과 새로운 영상을 비교하여 새로 나타난 특징들은 새로운 물체로 간주하고 데이터 베이스에 저장을 한다. 반면에 새로운 영상에 나타나지 않은 특징들은 특징점 정보에서 제외시킴으로써 지도를 갱신해 나간다.

## 4. 실험 결과

Fig. 4는 실험에 사용된 Active Media 사의 Pioneer 2-DXE 로봇 사진이고, Fig. 5의 (a)는 스테레오 비전에서 입력된 두 실험 영상을 나타내며, 이들 두 영상에서 SIFT 특징 점들을 추출한 결과이다. (b)는 추출된 SIFT 특징 점들을 기반으로 RANSAC을 사용하여 매칭시킨 결과이고. 좌측 영상에서 나타나는 화살표는 오른쪽 영상과 매칭되는 상태를 나타낸다. 본 실험에서는 계산 시간을 줄이기 위해 반복 계산 횟수를 줄였기 때문에 영상에서 보는 바와 같이 몇 개의 특징들은 제대로 매칭이 되지 않은 결과를 보이고 있다. (c)는 이를 기반으로 제작한 특징지도 결과이다. 이 지도에서 각 특징들의 정보가 데이터 베이스에 저장이 되며 자기 위치 결정과 지도 갱신을 위해 이러한 특징 정보들이 사용된다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 이동 로봇이 미지의 환경에서 인식 가능한 특징들을 SIFT를 사용하여 검출하고, 제작된 특징 지도 매칭을 통해 자기 위치 추정을 하였다. 추정 오차를 보정하기 위해 Extended Kalman filter를 통한 국부적 자기 위치 추정 정보를 사용하였다. 또한 이러한 특징 정보들을 이용하여 점진적으로 지도를 갱신하는 방법을 제안하였다.

특징 지도를 작성함에 있어 가장 중요한 부분은 기억된 특징과 입력된 특징과의 정확한 비교를 통한 동일성 판단이다. 또한 정확한 SIFT 특징 점들을 추출하기 위해서는 많은 계산량이 필요하다. 이에 따라 동일성 판단의 오차를 줄이면서 계산 시간을 줄일 수 있도록 더 많은 실험과 함께 계산 시간을 최적화(optimization)시킬 수 있는 알고리즘 개발이 필요하다. 병렬 계산을 가능케 하는 Neural Networks를 사용하여 로봇이 환경을 점진적으로 학습할 수 있는 점진적 학습 알고리즘 개발이 필요하며, 이에 맞는 특징 공간의 정의와 검출 방법의 개선이 필요할 것으로 생각된다.

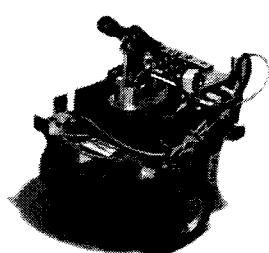


Fig. 4 A mobile robot ANIAC



Fig. 5 Feature map building procedure

## 참 고 문 헌

- [1] M.S. Grewal, L.R. Weill, and A.P. Andrews, "Global Positioning Systems, Inertial Navigation, and Integration," John Wiley and Sons, Inc. 2001
- [2] M. Mata, J.M. Armingol, A. de la Escalera and M.A. Salichs, "A visual landmark recognition system for topological navigation of mobile robots," Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation Vol. 2, pp. 1124~1129, 2001
- [3] B. Schiele, and J.L. Crowley, "A comparison of position estimation techniques using occupancy grids," Proc. of IEEE International Conf. on Robotics and Automation, San Diego, CA, pp. 1628~1634, 1994
- [4] S. Se, D.G. Lowe, and J. Little, "Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features," Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.2051~2058, Seoul, Korea 2001
- [5] D.G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," Proc. of the 7th Int. Conf. on Computer Vision, pp. 1150~1157, Corfu, Greece, 1999.
- [6] D.G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," Accepted for publication, *Int. Journal of Computer Vision(preprint)*, 2004.
- [7] A.J. Lacey, N. Pinitkarn, and N.A. Thacker, "An evaluation of the performance of RANSAC algorithms for stereo camera calibration," The 11th British Machine Vision Conference, Bristol, UK., 2000
- [8] G. Welch, and G. Bishop, "An introduction to the Kalman filter," Technical Report TR95-041, Dept. of Computer Science, Univ. of North Carolina at Chapel Hill, 1995