

주행 로봇을 위한 비전 기반의 특징지도 작성 및 위치 결정 알고리즘에 관한 연구

김영근*, 최장민**, 진성훈***, 김학일*
 *인하대학교 정보통신대학원, **인하대학교 기계공학부, ***인하대학교 산업대학원

Vision-Based Feature Map-Building and Localization Algorithms for Mobile Robots

Young-geun Kim*, Chang-min Choi**, Sung-hun Jin***, Hakil Kim*

*Graduate School of Information and Communication Eng., **Dept. of Mechanical Eng.,

***Graduate School of Eng., Inha University.

Abstract - This paper considers the problem of exploring an unfamiliar environment in search of recognizable objects or visual landmarks. In order to extract and recognize them automatically, a feature map is constructed which records the set of features continually during a learning phase. The map contains photometric, geometric, and metric information of each feature. Meanwhile, the localization algorithm can determine the position of the robot by extracting features and matching in the map. These procedures are implemented and tested using an AMR, and preliminary results are presented in this paper.

1. 서 론

이동 로봇이 복잡한 환경에서 원활한 작업을 수행하기 위해서는 스스로 환경을 인식할 수 있는 인지 모델(perception model)을 제작할 수 있어야 한다. 로봇이 스스로 환경 내에서 인식 가능한 물체(recognizable object)들을 추출하고 기억할 수 있다면, 복잡한 환경에서도 자신이 구축한 인지 모델을 활용하여 다양한 작업을 수행할 수 있을 것이다.

본 논문의 목적은 이동 로봇이 복잡한 환경에서 인식 가능한 물체들을 자동으로 추출하고, 이를 점진적으로 기억하고 활용할 수 있는 환경 모델(environment model)을 구축하는 것이다.

환경 내의 고정된 물체들을 인식하기 위해서는 각 물체들이 가진 특성을 기술할 수 있는 요소들을 정의해야 한다. 각 물체들은 환경 상에서 고정된 위치, 고유한 모양, 그리고 색깔 또는 패턴을 가지고 있다. 이러한 요소들을 물체의 특징으로 사용하기 위해서는 영상으로부터 물체의 모양을 구별할 수 있는 기하학적 정보(geometric information), 색깔을 구별할 수 있는 광학적 정보(photometric information), 그리고 물체의 위치를 나타내는 미터단위 정보(metric information)가 필요하다. 하지만, 이러한 정보들을 추출함에 있어 다음과 같은 요소들을 고려해야만 한다. 즉, 물체의 모양은 바라보는 각도에 따라 달라질 수 있고, 물체의 색깔은 조명 변화에 매우 민감하며, 물체의 중심 위치를 선택하는 기준에 따라 방법이 달라질 수 있다.

본 논문에서는 바라보는 각도에 따라 달라지는 물체의 형상을 나타내기 위해 모양의 변화 정도를 나타내는 값을 정의하여 기하학적 정보로 사용하고, 조명 변화에 의한 색깔 변화를 극복하기 위해 밝기 성분을 제외한 색도 정보를 광학적 정보로 이용하며, 영상에 투영된 물체의 영역의 3차원 중심 좌표를 위치 정보로 사용하였다. 이러한 정보들은 상호간에 유사성이 존재하지 않기 때문에 실제 환경을 묘사하는 기존의 환경 지도[1-4]보다는 각 물체들의 특징들을 나열할 수 있는 동적 연결 리스트 형식의 환경 모델이 적합하다.

2. 본 론

2.1 특징 지도(Feature map)

그림 1은 영상으로부터 정보를 추출하여 특징지도를 작성해나가는 과정을 표시한 것으로, 그림에서 번호가 부여된 물체들이 특징에 해당하는 요소들이다.

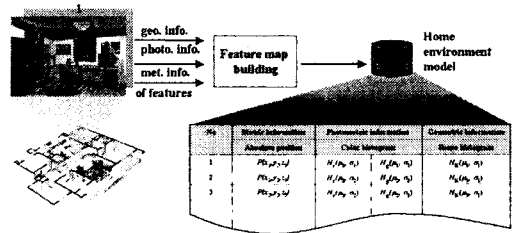


그림 1. 특징 지도 작성 과정

표 1은 작성된 특징지도를 나타낸다. 한 특징의 미터 단위의 정보에는 측정된 절대좌표가 기록되고, 광학적 정보에는 색도 변환을 통해 밝기 값 성분이 제거된 색도 정보들의 평균과 분산이 기록되며, 기하학적 정보에는 각도에 따른 모양의 변화 정도가 기록된다.

No	Metric information	Photometric information		Geometric information
	Absolute position	Color Histogram	Shape Histogram	
1	$P(x_1, y_1, z_1)$	$H_r(\mu_r, \sigma_r)$	$H_g(\mu_g, \sigma_g)$	$H_k(\mu_k, \sigma_k)$
2	$P(x_2, y_2, z_2)$	$H_r(\mu_r, \sigma_r)$	$H_g(\mu_g, \sigma_g)$	$H_k(\mu_k, \sigma_k)$
3	$P(x_3, y_3, z_3)$	$H_r(\mu_r, \sigma_r)$	$H_g(\mu_g, \sigma_g)$	$H_k(\mu_k, \sigma_k)$
...				

표 1. 특징 지도의 형식

여기에서, $P(x, y, z)$ 는 i 번째 특징의 절대위치를 나타내고, $H_r(\mu_r, \sigma_r)$, $H_g(\mu_g, \sigma_g)$ 는 색도 정보 r, g 각각의 히스토그램 분포를 나타내며, $H_k(\mu_k, \sigma_k)$ 는 특징의 모양에 대한 히스토그램 분포를 나타낸다.

2.2 특징 영역 추출

영상으로부터 물체의 특징 영역들이 추출되면 이로부터 특징 지도를 작성하기 위한 정보를 계산할 수 있다.

2.2.1 특징 정의(Feature definition)

특징이란 입력된 영상에서 인식 가능한 물체, 즉 눈에 띄게 서로 구별 가능한 물체로 정의할 수 있다. 본 논문에서 추출하고자 하는 특징들은 영상에 보여지는 해당 영역들이 다음과 같은 조건들을 만족해야 한다.

첫째, 특징 영역은 눈에 띄게 서로 구별 가능한 물체로서 확실한 경계가 검출될 수 있어야 한다. 둘째, 특징 영역이 기하학적 유사성(geometrical proximity)을 가져야 한다. 즉, 영역들이 조밀(compact)하게 분포되어야 한다. 셋째, 특징 영역은 영상의 경계와 만나지 말아야 한다. 영상의 경계 부분에 존재하는 영역들은 특징의 부분 영역들로 간주할 수 있으므로 제거한다. 넷째, 특

이 영상에서 차지하는 영역들은 타 영역에 의해 가려지지 말아야 한다. 즉 가려진 영역들은 정확한 영역이 검출되지 않은 것으로 판단하고 제거시킨다. 그림 2는 특징 영역 추출하기 위한 일련의 과정을 도시한 것이다.

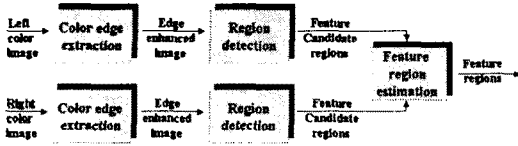
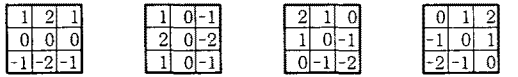


그림 2. 특징 영역 추출 과정

2.2.2 색상 정보를 사용한 경계선 추출

정의된 특징의 첫 번째 조건을 만족시키기 위해 본 논문에서는 경계선을 추출한 후 경계선으로 둘러싸인 영역만을 검출하였다. 그동안 많은 연구자들이 색상 정보를 이용하여 경계선을 검출하는 방법을 제안하였고, 이들은 정확한 경계선 검출 결과를 가져왔다. 하지만 이러한 방법들은 복잡한 과정을 거쳐 경계선을 검출하므로 시간에 따라 입력되는 많은 영상들을 처리하기에는 많은 처리 시간이 소요된다는 단점이 존재한다[5][6]. 본 논문에서는 색상정보를 이용해 빠르게 경계선 추출을 수행할 수 있는 Jianping이 제안한 방법을 사용하였다[7].

각 픽셀 (x, y) 에 대해서 $HOE(x, y)$, $VOE(x, y)$, $NOE(x, y)$ 그리고 $SOE(x, y)$ 는 4개의 방향 성분, 즉 수평, 수직, 우측 대각선, 좌측 대각선 방향의 경계 패턴들을 사용하여 검출된 경계강도(edge strength)를 나타낸다. 각 패턴들은 그림 3과 같은 형태를 갖는다.



(a)수평 (b)수직 (c)우측대각선 (d)좌측대각선

그림 3. 경계 검출을 위한 4가지 방향 패턴들

각 픽셀 (x, y) 에 대해 최대 경계강도(maximum edge strength)를 나타내는 $MOE(x, y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$MOE(x, y) = \max \{ HOE(x, y), VOE(x, y), NOE(x, y), SOE(x, y) \} \quad (1)$$

위 값은 컬러 영상의 각각의 밴드별로 처리되어 각각 $R_E(x, y)$, $G_E(x, y)$, $B_E(x, y)$ 로 생성되며, 식 (2)를 사용하여 최종적으로 경계영상 $E(x, y)$ 를 생성한다. 식 (2)에서 T 는 $MOE(x, y)$ 에 대한 문턱치값(threshold)이다.

2.2.3 영역 검출(Region detection)

경계 영상을 사용하여 영역을 검출하는 것은 확실하게 눈에 띄는 영역만을 분리해 내는데 주된 이유가 있다. 경계 영상을 사용하는 또 다른 이유는 경계의 분포로부터 영역이 타영역에 의해 가려져 있는지 여부를 판단할 수 있다는 것이다. 이는 특징의 네 번째 조건을 만족하며, 다른 물체에 의해 가려지지 않은 특징의 온전한 영역을 획득하는데 중요한 단서가 된다. 영역이 영상의 경계부분과 만날 경우 그 영역은 특징의 일정 부분에 해당하는 영역으로 간주할 수 있고 이러한 영역 또한 가려진 영역과 함께 특징 영역에서 제외되고 이는 정의된 특징의 셋째 조건에 해당된다. 특징의 두 번째 조건인 기하학적 유사성을 정의한 이유는 산만하게 분포된 영역들을 가려내기 위함이다. 이러한 영역들은 한 물체의 영역이 아닌 영상의 변화로 인해 생기는 원하지 않는 영역들이 경우가 많기 때문이다.

그림 3은 이러한 일련의 과정을 도시한 것이다.

$$E(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{edge pixel, if } ((R_E(x, y) \geq T) \cup (G_E(x, y) \geq T) \cup (B_E(x, y) \geq T)) \\ 0, & \text{non edge pixel, otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

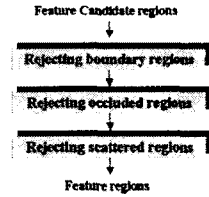


그림 3. 특징 영역 추출 과정

2.2.4 영역 정합(Region matching)

영역을 정합하는 과정에서는 좌우 영상에서 일치된 영역들을 추출하게 된다. 이때 영역 정합을 수월하게 하기 위해 다음과 같은 제약 조건들을 사용한다[8].

그림 4에서 3차원 좌표상의 한 점 $P(X, Y, Z)$ 와 두 렌즈의 초점 f_L 과 f_R 을 연결한 면을 에피플라 면(epipolar plane)이라 하며, 이 면과 두 영상 사이의 교차선을 에피폴라 선(epipolar line)이라고 한다. 이때 3차원 좌표상의 한 점 P 는 에피폴라 선상에 위치하게 된다. 이를 에피폴라 제약 조건이라 하고, 대응점 탐색을 단지 에피폴라 선으로 제한시키므로, 탐색 공간을 2차원에서 1차원으로 줄일 수 있는 잇점이 있다.

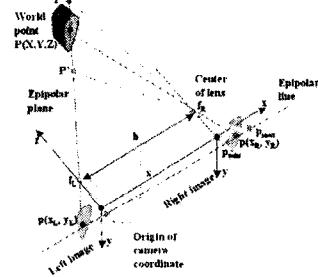


그림 4. 영역 정합의 제약 조건들

에피폴라 선상에서의 탐색구간은 그림 4에서와 같이 P 에 의해 주어지는 깊이의 최소값과 P' 에 의해 주어지는 최대값에 의해 영상에서는 $p(x_R, y_R)$ 의 검색 구간을 다음과 같이 설정할 수 있다.

$$p(x_L, y_L) < p_{\min} \leq p(x_R, y_R) \leq p_{\max} \quad (3)$$

이를 위치제약조건(position constraint)이라 한다.

2.3 특징 정보 추출

두 영상에서 정합된 영역들을 환경내에 위치한 특징으로 간주하고 이로부터 다음과 같이 위치정보, 광학적 정보, 그리고 기하학적 정보를 계산하게 된다.

2.3.1 미터단위 정보

3차원 공간상에서 물체의 중심위치를 얻기 위해 그림 4와 같이 좌우측 영상에서 물체가 차지하는 영역 R_L , R_R 을 구하고, 이로부터 물체의 위치 추정을 위한 각 영역의 중심좌표 $p_c(x_L, y_L)$, $p_c(x_R, y_R)$ 을 다음과 같이 계산한다.

$$x_L = \frac{\sum_{(x, y) \in R_L} x_i}{\sum_{(x, y) \in R_L} \delta(x, y)}, \quad y_L = \frac{\sum_{(x, y) \in R_L} y_i}{\sum_{(x, y) \in R_L} \delta(x, y)}$$

$$x_R = \frac{\sum_{(x, y) \in R_R} x_i}{\sum_{(x, y) \in R_R} \delta(x, y)}, \quad y_R = \frac{\sum_{(x, y) \in R_R} y_i}{\sum_{(x, y) \in R_R} \delta(x, y)} \quad (4)$$

여기서, $\delta(x_i, y_i)$ 는 $(x_i, y_i) \in (R_L, R_R)$ 일 경우 1, 그외의 경우는 0이 된다. 위 값을 이용하여 물체의 3차원 공간상의 좌표 $P(X, Y, Z)$ 를 계산할 수 있다[9].

$$X = \frac{b}{d} x_L, Y = \frac{b}{d} y_L, Z = \frac{bf}{d}, d = x_L - x_R \quad (5)$$

여기서, b 는 두 카메라 사이의 거리(baseline), d 는 에피폴라 선상에서 두 영역 중심의 차이를 나타낸다.

2.3.2 광학적 정보

정합된 영역 R_L 에 대해 다음과 같이 색상에 대한 평균 및 분산을 계산한다. 이때 조명 변화에 의한 색깔 변화를 극복하기 위해 밝기 성분을 제외한 색도 정보를 다음과 같이 정의하고, 물체의 광학적 정보로 사용한다.

$$r = \frac{R}{R+G+B}, g = \frac{G}{R+G+B}$$

$$\mu_r = \frac{1}{N} \sum_{\mu} f_r(x_i, y_i), \mu_g = \frac{1}{N} \sum_{\mu} f_g(x_i, y_i) \quad (6)$$

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\mu} (f_r(x_i, y_i) - \mu_r)^2}, \sigma_g = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\mu} (f_g(x_i, y_i) - \mu_g)^2}$$

2.3.3 기하학적 정보

물체의 모양에 대한 히스토그램 분포를 그리기 위해 다음과 같이 거리에 불변한 특성을 갖는 값을 정의한다.

$$K = Z\sqrt{N} \quad (7)$$

여기서, Z 는 물체와의 거리를 나타내고, N 은 물체가 영상에서 차지하는 영역의 픽셀 개수를 나타낸다. N 은 Z^2 에 반비례하므로 식 (7)의 K 는 거리와 무관한 바라보는 각도의 함수가 된다. K 의 특성을 알기 위해 여러 가지 모양의 물체들을 여러각도에서 바라보고 K 의 분포도를 그려보면 그림 5와 같은 형태가 된다. 원기둥이나 사각형 모양의 물체들은 조밀한 분포를 보이고, 평면 형태의 물체들을 종모양의 곡선을 그린다. 반면 모양이 일정하지 않은 것은 종모양의 곡선을 띄지 않는다. 이러한 분포형태는 특징 지도상에서 기억된 특징들이 고정된 물체인지, 잘못 측정된 것들인지 알아내는 중요한 단서가 된다.

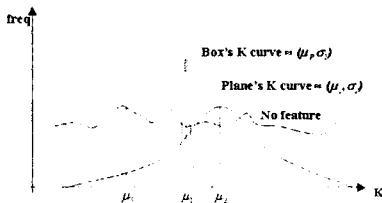


그림 5. K의 분포형태

2.4 특징 지도 작성

특징 지도를 작성하는 첫 번째 목적은 입력된 특징과 동일한 특징을 지도상에서 찾아내는 것이다. 이는 서로 다른 공간에 로봇이 위치한 경우 자신이 위치한 곳을 추정하는 기준이 된다. 또한 추출된 특징들을 기록하면서 반복 기록된 특징이 환경내에서 고정된 물체를 나타내는 지 여부를 판단하는데 사용된다.

2.4.1 특징 공간과 특징 벡터

입력된 특징과 동일한 특징을 특징 지도상에서 찾아내기 위해서 다음과 같은 특징벡터(feature vector) \mathbf{x} 를 정의하였다.

$$\mathbf{x} = (X, Y, Z, \mu_r, \sigma_r, \mu_g, \sigma_g, \mu_K, \sigma_K)^T \quad (8)$$

이때 \mathbf{x} 는 특징 공간(feature sample space) \mathbf{X} 를 구성하고, 특징 지도는 특징공간 \mathbf{X} 의 부분공간 \mathbf{S} 로 간주할 수 있다.

식 (8)에서 X, Y, Z 는 물체의 3차원 공간상의 좌표이고, 물체의 미터단위의 정보를 나타낸다. $(\mu_r, \sigma_r), (\mu_g, \sigma_g)$

은 각 컬러 밴드 r, g 의 평균과 분산이고, 물체의 광학적 정보를 나타낸다. (μ_K, σ_K) 는 K 값의 평균과 분산이고, 물체의 기하학적 정보를 나타낸다.

2.4.2 특징 검색

생성된 부분공간 \mathbf{S} 에서 입력된 특징과 동일한 특징을 찾아내기 위해 K -nearest neighbor 규칙(9)을 사용하였다. 이 방법은 특징 공간상에 존재하는 각 샘플 s_i 와의 유클리디언 거리(euclidean distance) d_i 를 계산하여 K 개의 가장 가까운 샘플들을 검색하는 방법이다. K 개의 가장 가까운 샘플집합을 구성하기 전에 3차원 공간상의 위치값과의 거리를 계산하여 가능한 후보 공간 \mathbf{C} 를 다음과 같이 찾아낸다.

$$\mathbf{C} = \{s_i \mid \|p_x - p_{s_i}\| < T_p\}, \forall s_i \in \mathbf{S} \quad (9)$$

여기서, T_p 는 거리차이에 대한 문턱치값이다.

찾아진 후보공간 \mathbf{C} 에 속한 각 샘플 s_i 에 대해 유클리디언 거리를 다음과 같이 계산한 후, 가장 작은 거리를 갖는 샘플을 찾아낸다.

$$d_i = \|x - s_i\| = \sqrt{\sum_j (x[j] - s_i[j])^2}, \forall s_i \in \mathbf{C}$$

$$d_K = \min_{s_i \in \mathbf{C}} [d_i] \quad (10)$$

2.4.3 특징 추가 및 갱신

K -nearest neighbor rule은 새롭게 들어온 샘플들을 바로 추가할 수 있다는 장점을 갖는다. 또한 같은 특징들은 특징지도 상에서 존재하는 기존의 특징들의 값을 갱신시킨다.

2.4.4 특징 추출

특징 지도를 기반으로 검출된 특징이 고정된 형태인지 여부를 판단하기 위해 K 값의 분포도를 고려하여 고정된 특징인지 여부를 판단한다.

2.5 실험 결과

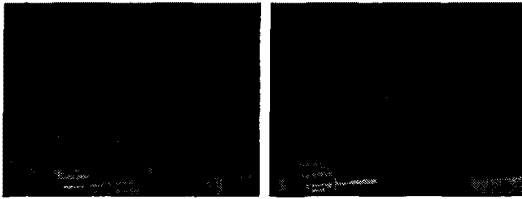
그림 5의 (a)는 스테레오 비전으로부터 입력된 실험 영상을 나타내고, (b)는 컬러 경계 검출 결과를 나타낸다. (c)는 경계 영상으로부터 경계 영역을 제거하지 않고 영역 검출한 결과를 나타내며, (d)는 경계 영역을 제거한 후 남은 영역들을 나타낸다. (e)는 검출된 영역들을 빨간색 상자와 번호로 원영상에 표시한 것이고, (f)는 정합된 영역도 노란색 상자를 이용하여 원영상에 표시한 것이다. (g)는 최종적인 특징 검출 결과를 나타낸 것으로 우리가 원하는 화이트보드(중앙위), 모니터화면(좌측중앙), 케이스(중앙), 책(우측)만을 찾아냈다.



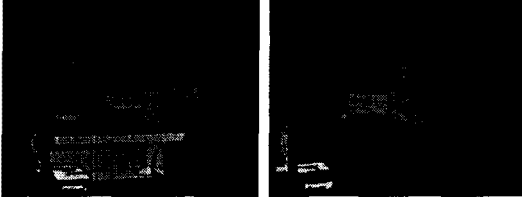
(a) 스테레오 영상(좌, 우)



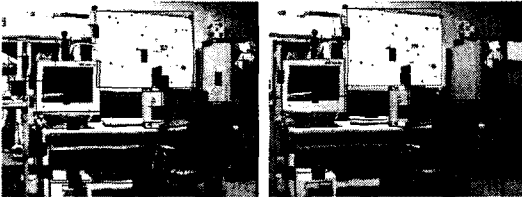
(b) 컬러 경계 검출 결과



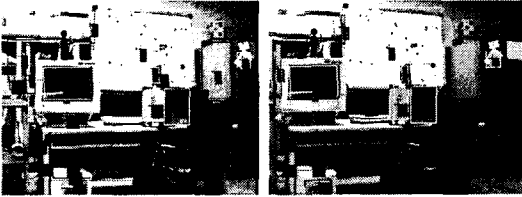
(c) 경계영역 미제거 결과



(d) 경계영역 제거 결과



(e) 영역 검출 결과



(f) 영역 정합 결과



(g) 특징 검출 결과

그림 5. 특징 영역 검출 과정

그림 6은 생성된 특징 지도를 나타낸다.

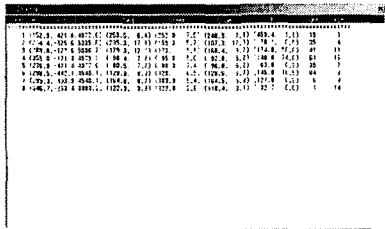


그림 6. 특징 지도 작성 결과

3. 결 론

본 논문에서는 이동 로봇이 복잡한 환경에서도 인식 가능한 물체들을 검출하고 이를 점진적으로 기억할 수 있는 방법을 제안하였다. 검출가능한 물체의 특성을 나타내는 3가지 필요한 요소들을 정의하고, 각 요소들 정의함에 있어 고려할 사항들을 나열한 후 이를 적용함으로써 보다 정확하게 원하는 물체들을 검출할 수 있었다.

특징지도 상에서 기억된 특징이 고정된 형태를 갖는지

여부를 판단하기 위해 모양에 대한 변수를 정의하고 이를 히스토그램 형식의 분포형태로 나타냄으로써 특징이 가진 형태를 파악하여 고정된 형태를 갖는지 판단하였다.

특징영역을 추출함에 있어 온전한 형태의 영역들만을 검출할 수 있도록 3가지 제거 가능한 영역들을 정의함으로써 영역 검출시 정확도를 높일 수 있었다.

특징지도를 작성함에 있어 가장 중요한 부분은 기억된 특징과 입력된 특징과의 정확한 비교를 통한 동일성 판단이다. 본 논문에서 특징들이 나타내질 수 있는 특징공간을 정의하고 부분 공간으로서 특징 지도를 표현하였다. 이러한 방법은 실제 적용함에 있어 보다 섬세한 고려가 필요할 것으로 생각된다. 다시 말하면, 특징 공간 상에서 기억된 특징과 입력된 특징이 다른 경우에 이를 같은 특징으로 기억한다면 기억된 특징의 정확도는 떨어질 수 밖에 없다. 따라서, 이러한 점을 감안한 특징 벡터와 특징공간의 정의와 검출방법의 설계가 필요할 것으로 생각된다.

(참 고 문 헌)

- [1] David Kortenkamp, R. Peter Bonasso, Robin Murphy, Eds., *Artificial Intelligence and Mobile Robots*. AAAI Press/MIT Press, 1998.
- [2] John J. Leonard, Hugh F. Durrant-Whyte, *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*. Kluwer Academic Publisher, 1992.
- [3] John J. Leonard, Hugh F. Durrant-Whyte, Ingemar J. Cox, "Dynamic Map Building for an Autonomous Mobile Robot.", *Int. Journ. of Robotics Research*, pp. 286~298, 1992
- [4] Ingemar J. Cox, "Blanche- An Experiment in Guided and Navigation of an Autonomous Robot Vehicle.", *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, pp. 193~204, 1991
- [5] K.N.Plataniotis and A.N.Venetsanopoulos, *Color image processing and applications*, Springer, 2000
- [6] Mark A. Ruzon and Carlo Tomasi, "Edge, junction, and corner detection using color distributions.", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 23, 2001
- [7] Jianping Fan and David, K.Y., "Automatic image segmentation by integrating color-edge extraction and seeded region growing.", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 10, pp. 1454-1466, 2001
- [8] M.Sonka, V.Hlavac and R.Boyc, "Image processing, analysis, and machine vision," PWS, 1999
- [9] L. Shapiro, *Computer vision*, Michigan univ, 2000