

자율주행 로봇을 위한 다중 특징을 이용하여 외부환경에서 물체 분석

김대년^{*}, 조강현^{**}

요 약

본 연구는 외부환경에서 자율주행 로봇을 위해 중요한 물체를 찾기 위한 방법을 설명한다. 외부환경의 물체를 찾기 위해서 먼저 로봇은 외부환경에서 주행할 때 획득한 영상으로부터 물체를 검출하고 분할한다. 로봇은 물체의 후보를 자연물의 하늘과 나무로, 인공물의 빌딩으로 나눈다. 후보 물체를 분할하기 위해서 다중 특징을 이용한다. 다중 특징은 색상, 선분, 상황정보, 동시발생 행렬, 소실점 및 주요한 요소성분을 이용한다. 후보 특징은 물체의 특성에 맞게 혼합하여 물체를 분할한다. 이런 다중 특징은 물체에 대한 공간정보, 인간의 선형적인 지식을 이용한 물체의 기하학 정보, 공간적인 주파수 등으로 다양한 특징 추출 방법을 이용하여 물체의 영역분할의 결과를 얻는다. 물체의 분석은 분할된 영역을 이용하여 벽 영역, 창문, 정문과 같은 빌딩면의 기하학적인 속성을 찾는다. 빌딩은 소실점의 수직선분과 수평선분을 교차함으로써 그물을 얻는다. 빌딩의 벽 영역은 유사한 색상을 가지는 이웃해 있는 평행사변형의 그물을 합병해서 검출한다. 창문은 층의 수와 동일한 층에 있는 방의 수를 추정하여 빌딩의 높이와 크기를 추정한다. 실험에서 다중 특징을 이용하여 물체의 영역을 분할하고 빌딩의 기하학적인 속성을 이용하여 물체를 분석한다.

Object Analysis on Outdoor Environment Using Multiple Features for Autonomous Navigation Robot

Dae-Nyeon Kim^{*}, Kang-Hyun Jo^{**}

ABSTRACT

This paper describes a method to identify objects for autonomous navigation of an outdoor mobile robot. To identify objects, the robot recognizes the object from an image taken by moving robot on outdoor environment. As a beginning, this paper presents the candidates for a segment of region to building of artificial object, sky and trees of natural objects. Then we define their characteristics individually. In the process, we segment the regions of the objects included by preprocessing using multiple features. Multiple features are HSI, line segments, context information, hue co-occurrence matrix, principal components and vanishing point. An analysis of building identifies the geometrical properties of building facet such as wall region, windows and entrance. The building as intersection in vertical and horizontal line segment of vanishing point extracts the mesh. The wall region of building detect by merging the mesh of the neighbor parallelograms that have similar colors. The property estimates the number of story and rooms in the same floors by merging skewed parallelograms of the same color. We accomplish the result of image segmentation using multiple features and the geometrical properties analysis of object through experiments.

Key words: Multiple Features(다중특징), Region Segmentation(영역분할), Object Recognition(물체인식), Object Analysis(물체분석), Autonomous Robot Navigation(자율로봇주행)

* 교신저자(Corresponding Author): 조강현, 주소: 울산광역시 남구 무거동 대학로 102(680-749), 전화: 052)259-2208, FAX: 052)259-1686, E-mail: acejo@ulsan.ac.kr
접수일: 2009년 10월 27일, 수정일: 2009년 12월 24일
완료일: 2010년 2월 2일

^{*} 준회원, 건동대학교 신재생에너지공학과 교수
(E-mail: nyeonny@gmail.com)

^{**} 정회원, 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 교수
* 본 연구는 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 수행되었음.

1. 서 론

지능형 로봇(Intelligent robot)은 외부의 환경과 같은 정형화되지 않은 환경에서 제대로 환경인식 및 자율주행 기능을 수행할 수 있어야 한다. 최근에 지능형 로봇에 대한 관심이 증대됨에 따라 물체인식 기술에 대한 연구가 증가하고 있다. 특히, 변화하는 외부 환경이해를 위해 물체를 인식하는 기술은 지능형 자율 이동 로봇에게는 필수적이다. 먼저, 물체인식기술은 영상기반 개별 및 범주 물체인식 기술, 3D 센서 기반 물체인식 기술, 시스템 엔지니어링 기술 등으로 분류할 수 있다. 본 연구는 외부환경에서 로봇이 주행하면서 얻는 영상에서 다양한 영상특징을 이용하여 물체의 영역을 분할하여 물체를 인식하는 방법을 설명한다. 특히, 분할된 영역의 성질을 이용하여 물체를 인식함으로써 주변 환경의 물체를 분석하는 방법을 제안한다[1,2]. 이와 같이 영상에서 특정한 물체를 인식하거나 분석하기 위해서는 물체에 해당하는 영역만을 정확하게 추출할 필요가 있다. 본 논문에서는 이렇게 물체 영역을 분할하여 추출하는 방법으로 다양한 물체영역의 공간적 특징을 이용한다. 또한 이러한 특징을 살펴보기 위한 방법으로 색상(Color) 정보 모델과 이에 기초한 텍스처(Texture)를 활용하는 방법을 제시한다. 기존 연구에서는 색상이나 텍스처를 이용하기 위해서 널리 사용되는 다양한 색상 모델로서 RGB, HSI, CIE Lab, YIQ, YCbCr 등이 있으나 본 연구에서는 기본이 되는 RGB와 색상과 밝기 정보를 중시하기 위해서 HSI(Hue, saturation and intensity) 칼라모델을 쓴 색상 정보를 이용한다[1-6,7,8]. Zhang et al.[3]이 제안한 색상(Hue)과 밝기(Intensity)에 의한 컬러 영상 분할 방법은, 영상에서 하나의 골격만 존재하는 단순한 물체가 있는 영상에서는 좋은 결과를 가진다. 그러나, 단일의 특징만을 고려하는 다른 물체가 동일한 색상을 지니는 경우 다른 물체가 동일한 물체로 분할된다. 또한, 하나의 물체가 복잡하게 구성되어 있는 경우에는 하나의 물체를 여러 개의 물체로 분할되는 결과를 가진다. 이런 단점을 극복하기 위해서 본 논문에서는 복잡한 영상에서 다양한 특징들을 혼합하는 방법을 제시하고 있다. 즉, 영상의 텍스처에 대한 분석방법으로 동시 발생 확률(Co-occurrence probability)을 이용하는 방법과 기하학적인 지식(Geometrical knowledge)을 이용한 물

체의 성질을 함께 이용하는 방법을 제안한다.

Haralick et al. [9]은 텍스처의 통계적인 분석 방법인 GLCM (Gray level co-occurrence matrix)을 사용하여 물체로부터 추출된 통계적인 특징들을 이용하였다[10-16]. 본 연구에서는 이러한 동시 발생확률 계산에서 단일한 대각선 방향(135도)을 가지는 변위벡터만을 고려함으로써 처리시간을 단축하였다. CCD 카메라를 장착한 로봇이 캠퍼스와 같은 주변 환경을 주행하는 상황에서 획득한 영상에서 물체를 알기 위해 선형적으로 물체를 분류하여 그러한 대상 물체의 지식을 활용한다. 즉 자연물, 인공물, 인체 등으로 분류하고 이들을 각각 정의한다. 물체의 정의에 의한 후보들을 만들어 영역 분할을 위한 특징들을 영상에서 분석한다. 후보들은 HSI를 이용한 색상의 범위 값, 인간의 선형적인 지식을 이용한 물체의 기하학적인 정보, 인공물에서 많이 나타나는 직선, 주요한 요소성분, 물체에 내재하는 평행직선의 소실점과 원영상에서 색상에 대한 출현 회수를 분석하는 HCM(Hue co-occurrence matrix)이다. 후보를 얻어 정의한 물체의 특성을 고려하여 특징들의 조합으로 영역분할을 한다.

2장에서 영상의 특징추출에 대해서 표현한다. 특히, 컬러특징[9,10]과 물체의 특성에 따른 기하학적 방법, 건물에서 선분 검출 방법, 나무 색상의 검출과 통계적 분석방법인 HCM에 대해서 기술한다[3,11]. 3장에서 다중 특징을 이용하여 물체의 영역을 분할하는 방법을 기술한다. 4장에서 물체의 공간적인 분석에 대해서 서술한다. 5장 물체에 대한 영역 분할과 물체에 대한 공간적인 관계를 분석하는 실험 방법에 대해서 기술한다. 6장에서 본 연구 결과의 결론을 맺는다.

2. 다중 특징

외부 환경에서 관심 있는 물체를 먼저 이용하고 물체를 분할하기 위해 다중의 특징을 사용한다. 다중의 특징은 색상, 선분(Line segments), 상황정보(Context information), 색상 동시발생 행렬(Hue co-occurrence matrix), 주요한 성분(Principal components) 그리고 소실점(Vanishing point)을 이용한다[18]. 획득한 영상에서 물체를 인식하기 위해 인간의 선형적인 물체의 지식을 동시에 활용한다. 이러한 특징을 이용하고 정의된 각각의 물체가 가지는 특성을 고려하여 후보의 특징을 혼합하여 영역분할을 한다.

2.1. 색상

널리 사용되는 좌표계로서 RGB, HSI, CIE Lab, YIQ 등의 색상 좌표계가 있으며, 본 연구에서 HSI 색상 좌표계를 사용한다[1-8,18]. HSI 칼라 좌표계는 색채 요소(H와 S)와 명암 요소(I)를 분리하여 명암 요소(I)를 제거함으로써 영상 획득시의 조명 변화의 영향을 줄일 수 있는 장점을 갖는다. 색상 영상 정보를 인지하는 방법은 세 가지 지각 변수로 분류되는데 H의 값은 칼라 집합을 통해서 360도의 각도를 가지고 순색을 기술하는 색 특성인 색상, S는 각도에 대한 칼라의 세기로 순색이 흰 빛에 의해 희석된 정도의 측도를 제공하는 채도(Saturation), 그리고 I값은 칼라의 어두움과 밝음을 나타내는 명도가 그것이다. RGB 공간은 빨강, 초록, 파랑의 원색을 묘사하는 대신에 HSI 공간은 직관적인 색 성분을 묘사한다[3,4]. 이러한 유용성은 영상에서 색의 정보로부터 분리되는 성분이 명암과 사람이 색을 인지하는 방식인 색상과 채도의 사실 덕분이다. 색상으로 분할을 수행하기 전에 RGB 컬러 공간을 HSI 컬러 공간으로 변환을 한다. 일반적으로 HSI는 0°~360°의 색상값 범위와 0~255의 채도 및 밝기값의 범위를 가지나 본 연구는 색상, 채도의 색상 정보를 이용하여 하늘, 구름 및 나무의 실험을 통해 범위값을 찾는다.

2.2. 색상 동시 발생 행렬

통계적인 텍스처 분석 방법 중의 하나인 GLCM의 방법은 원영상에서 해당 그레이레벨 쌍의 출현 횟수를 기본으로 한다[9,-16]. 즉, GLCM의 $M \times N$ 은 d 크기의 영상에서, 거리 d 와 방향 ϕ 에 의하여 그레이레벨 i, j 를 갖는 해당 픽셀의 쌍이 얼마나 자주 나타나는가를 표시하는 관련 빈도수 매트릭스 $P[i, j]$ 이다. 그림 1은 5×5의 원영상으로부터 135° 방향의 변위벡터를 이용하여 GLCM을 구하는 간단한 예이다. 먼저, 원영상 그림 1(a)의 공간적인 영상 특징값을 얻기 위하여 GLCM을 구한다. 얻어진 그림 1(c)의 $P[i, j]$ 는 원영상에서 변위벡터 방향으로 이웃픽셀들 간에 해당 픽셀 i, j 의 쌍들을 카운트하여 값에 따라 그 위치에 누적하고 정규화한 것이다. 그림 1 (b)에서 $P[i, j]$ 는 변위 벡터(Displacement vector) $d = [dx, dy]$ 에 의해 정의된다. GLCM의 GL인 그레이레벨을 대신해서 원영상에서 해당 색상의 출현 횟수를 분석하

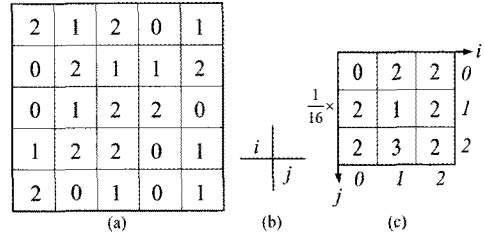


그림 1. 원 영상과 GLCM 변환의 예: (a) 원영상 (b) 변위벡터(135°) (c) GLCM 변환 결과

는 HCM(Hue co-occurrence matrix)을 이용한다. 여기서 H는 색상(Hue)을 말한다[8].

2.3. 상황 정보

물체의 영역분할은 영상의 영역이나 물체의 신뢰성 있는 검출이 필요하다. 따라서 입력되는 영상을 수직 방향으로 세 부분으로 나누었을 때 영상의 상, 중, 하(Top, middle and bottom) 영역 영상의 픽셀값을 퍼센트로 나타낸다. 상황정보를 이용하지 않은 경우에 물체의 클래스들이 겹치는 단점이 발생한다.

예를 들면, 하늘과 물은 둘 다 파란색상을 띤다. 또한 영상에서 아래에 위치한 물 영역은 하늘과 색상이 혼동된다. 두 작은 영상의 패치들은 작은 영역에서는 명백하게 구분하기가 애매모호하다. 상황정보를 절대적인 상황정보와 상대적인 상황정보로 구별하였다. 절대적인 상황정보는 영상에서 물체들이 놓인 위치(예를 들면, 하늘은 영상에서 윗부분, 물은 아랫부분)를 말한다. 상대적인 상황정보는 영상에서 다른 물체들에 관한 물체의 위치(잔디는 도로 옆 쪽에 있고 구름은 하늘에 속함)를 말한다[2]. 따라서 본 논문에서는 퍼지 방법으로 픽셀의 위치를 알아내는 퍼지 규칙을 이용한다. 퍼지 방법은 그림 2와 같다. 그림 2에서 Y 는 영상의 왼쪽상단에서 하단까지의 거리를 말하고 y_j 는 Y 의 픽셀위치를 말한다. 영상에서 각 물체의 위치는 영상에서 상, 중, 하에 위치해 있는 퍼센트에 의해 표현한다(L_T, L_M, L_B). 확률값 계산을 위해 $P_T(y_j), P_M(y_j), P_B(y_j)$ 는 영상에서 y_j 위치가 어디에 있는지에 대한 픽셀의 신뢰값을 찾는다. 식 (1)은 물체 ϕ_i 에 속해있는 위치 y 에 있는 픽셀 j 에 대한 확률값을 나타낸다.

$$P_L(j|\phi_i) = \max(L_{T_i} * P_T(y_j), L_{M_i} * P_M(y_j), L_{B_i} * P_B(y_j)). \tag{1}$$

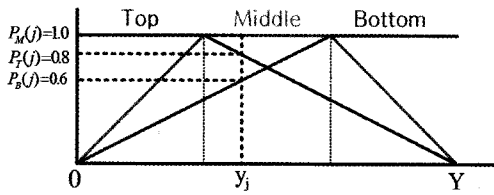


그림 2. 영상 위치에 따른 퍼지 규칙

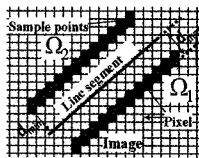
물체의 영역은 물체에 속해 있는 높은 확률값($P_L > 0.8$)에 대한 픽셀로 구성한다.

2.4 선분

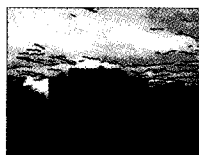
선분은 직선상의 두 점과 그 사이의 점으로 구성되는 유한인 직선의 부분이다. 즉, 어떤 문턱값보다 긴 길이의 에지의 직선부분으로 정의한다. 문턱값의 값은 로봇의 작업공간을 결정하기 위해 선택한다. 선분을 검출하기 위한 첫 번째 단계는 영상에서 에지를 검출한다. 에지를 검출하기 위해 캐니(Canny) 검출기는 가우시안 마스크(Gaussian mask)로 영상을 회전하여 각각의 결과 픽셀에서 기울기와 방향을 계산한다. 각 픽셀의 기울기 방향을 따라 2차 미분을 계산하여 0에 대한 값의 위치를 찾아 에지로 분류한다. 찾고자 하는 빌딩의 직선에 대한 선분을 검출하기

위해 다음과 같이 정의한다.

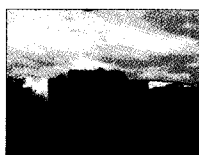
빌딩에 나타나는 에지는 주로 긴 직선을 이루므로 짧은 에지를 제거하기 위해서 주어진 문턱값 Ω_1 보다 길어야 한다. 실제 영상에서 픽셀값은 직선으로 나타나지 않으므로 공간상의 위치간의 떨어진 거리는 Ω_2 보다 짧아야 한다. 실험에 의해 결정된 값인 Ω_1 과 Ω_2 는 10과 $\sqrt{2}$ 로 선택한다. 만약 로봇이 빌딩에 근접하는 경우에는 빌딩에서 카메라까지의 거리 때문에 선택된 문턱값은 커진다. 선분에 대한 분할의 길이와 빌딩 영상의 크기는 함께 비례한다. 사실상, 영상에서 빌딩의 작은 형상으로 보이면 빌딩은 카메라로부터 멀리 떨어져 있다. 에러는 또한 카메라와 랜드마크(표식) 사이의 거리도 비례하므로 위치인식(Localization)과 로봇 주행(Robot navigation)에 좋은 정보를 줄 수 없다. 따라서, 로봇이 빌딩에서 멀어지거나 근접할 경우 문턱값도 달라진다. 각각 분할을 위해 두 이웃해 있는 영역은 그림 3(a)에 묘사된다. 네 개의 샘플 라인은 평행하고 관심 있는 분할에 대해 같은 길이를 보여준다. 여기서 Ω_1 과 Ω_2 는 검출된 선분에 대해서 관심 있는 분할의 대칭적인 위치를 고려한다. 각 분할한 샘플에서 샘플 포인트들의 집합은 매 픽셀 길이에 대해서 계산된다. 그들의 좌표는 두 이웃 영역을



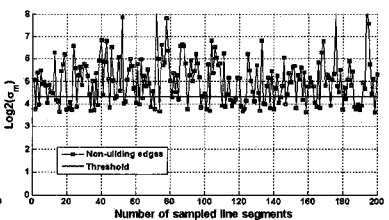
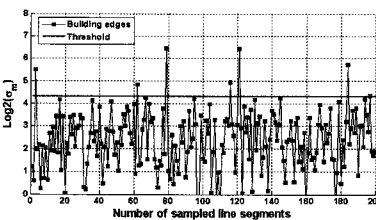
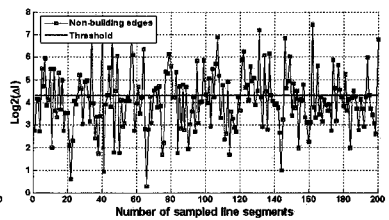
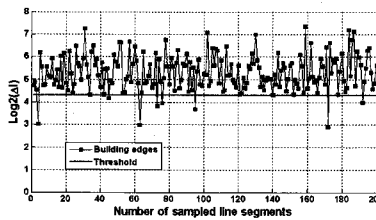
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 3. 선분의 모델(MLS): 빌딩으로부터 획득한 예제 영상; (a) 선분에 대한 Ω_1 과 Ω_2 에 대한 공간상에 이웃한 영역을 결정 (b) Ω_1 과 Ω_2 의 범위값으로 얻은 선분 검출의 결과 (c) σ_m 과 ΔI 의 문턱값을 이용해서 선분을 검출한 결과 (d) 빌딩과 빌딩이 아닌 영상에 대한 σ_m 과 ΔI 의 문턱값에 대한 200개의 샘플 분할의 결과

연기 위해 정수로 표현한다. 이웃 영역의 색상 정보는 선분의 속성을 학습하는데 사용한다. 선분의 모델(Model of line segment)은 RGB 색상의 밝기값(σ_m)의 최소변화, 평균 밝기값(ΔI)의 차이와 같은 두 파라미터에 의한 아래의 방정식과 같다.

$$\Delta I = \frac{1}{3n} \sum_{R,G,B} \sum_{i=1}^n |I^{i,\Omega_1} - I^{i,\Omega_2}| \quad (2)$$

$$\sigma_{\Omega_{1,2}} = \frac{1}{3n} \sum_{R,G,B} \text{Var}(I_{\Omega_{1,2}}) \quad (3)$$

and $\sigma_m = \min(\sigma_{\Omega_{1,2}})$

여기서 n 은 이웃해 있는 영역의 픽셀이다. 영역이 아닌 것으로 제거되는 픽셀의 문턱값은 $\Delta I \geq \Delta I_0$ 와 $\sigma_m \leq \sigma_0$ 이다. 그림 3(d)의 두 번째 열에 있는 빌딩의 영역이 아닌 것으로 표현한 문턱값을 이용하여 제거한다. 문턱값을 이용해서 제거한 결과가 그림 3(c)이다.

2.5. 소실점

실제 공간에서 평행한 두 선분이 영상에 투영되고, 이 두 선분의 연장선에서 만나는 점을 소실점이라 한다. 이전에 찾은 선분은 수직과 수평선분의 두 그룹으로 나누어진다. 수직선분은 수직선에서 20도의 각도를 벗어나지 않은 것으로 정의하고 나머지 선분을 수평선분으로 간주한다. 소실점의 선분을 얻기 위해 영상 평면에 있는 선분을 $l = (a, b, c)^T$ 이라 하면 두 선분은 $v = l_i \times l_j$ 이다. 여기에서 $v = (v_1, v_2, v_3)^T$ 이다. 소실점 v 는 식 (4)로 얻는다.

$$l_i^T v = 0 \quad (4)$$

여기서 i 는 선분의 후보로 찾은 n 개의 선분에 대한 개수이다. 다음은 강인하게 소실점을 추정하기 위해 MSAC(M-estimator sample consensus) 알고리즘을 이용한다[4]. 본 연구에서 MSAC의 이용은 이전에 찾은 선분의 특징으로 얻은 후보들이 소실점에서 얼마만큼 떨어져 있는가를 결정해서 동일한 방향에서 모이는 소실점을 결정한다. 결국 MSAC에 의해 얻은 소실점 v 의 강인한 추정법은 대부분 성공적으로 얻는다[4]. 이런 경우에 비용함수는 다음의 공식과 같다.

$$C = \sum_{i=1}^n \rho(e_i^2) \quad (5)$$

만약에 추정함수 $\rho(x)$ 에서 x 가 문턱값 T 보다 작거나 나머지의 것이면 e_i^2 과 같다. 예러값 $e_i (= l_i^T v)$ 는

식 (4)에 의해 얻는다. 문턱값 $T = 1.96\sigma$ [14]는 소실점에 대한 선분의 외곽선 또는 내부선을 결정하기 위해 선택한다. 여기서 $\sigma = 1.4826[1 + \frac{5}{n-d_v}] \sqrt{\text{med}(e_i^2)}$ [4], 그리고 본 논문에서 $d_v (= 2)$ 는 소실점 v 를 계산하기 위한 선분의 최소집합의 개수이다.

2.6. 주요한 요소성분

빌딩은 로봇이 위치인식을 위한 중요한 인공적인 지표중의 하나이다. 빌딩을 상세히 분석하기 위해서 주요한 요소 성분의 기하학적 정보는 필수 불가결한 사항이다. 빌딩의 주요한 요소성분(PCs)은 벽 영역, 창문, 정문 등이 있다[18]. 이런 주요한 요소성분의 형상은 주로 직사각형의 규칙성을 가진다. 주요한 요소성분은 이웃해 있는 픽셀의 색깔 정보를 이용하여 물리적인 속성을 병합함으로써 검출한다. 건물에서 벽 영역은 주로 비슷한 색상 정보를 가진다. 빌딩을 검출하기 위해 수직과 수평 선분의 소실점을 찾아서 교차하는 부분을 찾아서 빌딩의 그물(mesh)을 얻는다. 빌딩의 벽 영역을 구하기 위해 두 이웃해 있는 평행사변형(그물)의 RGB 색상의 평균 밝기값을 비교해서 찾는다. 이 값은 식 (6)과 같이 문턱값 보다 작은 값을 가지면 동일한 벽 영역으로 간주한다.

$$|I_C^i - I_C^j| \leq T; \quad C \in R, G, B \quad (6)$$

여기서 T 는 문턱값이고 실험에서 35를 선택한다. 두 이웃해 있는 그물의 평균 밝기값을 비교해서 문턱값 이하인 영역으로 합병한다. 유사한 색상은 RGB 색상의 평균 밝기의 차이를 이웃해있는 그물과 비교한다. 대부분 빌딩의 벽과 창문은 두드러지는 차이를 가지는 색상을 띠고 있다.

3. 물체의 영역 분할

영상에서 물체분할의 목적은 영상의 표현을 더욱 의미 있고 해석하기 쉬운 것으로 단순화하거나 변환하는 것이다. 물체의 영역 분할은 특징 공간에 사상하고 특징 공간상에서 특징이 비슷한 것을 구분하여 분할한다. 본 연구는 외부환경에서 자연물인 하늘과 나무, 인공물인 빌딩과 같은 중요하고 관심 있는 물체에 대한 영역을 고려한다. 물체에 대한 영역의 분할방법은 물체의 특성에 따라서 다중 특징을 혼합해서 찾는다. 외부환경의 자연물과 인공물의 분할을 위

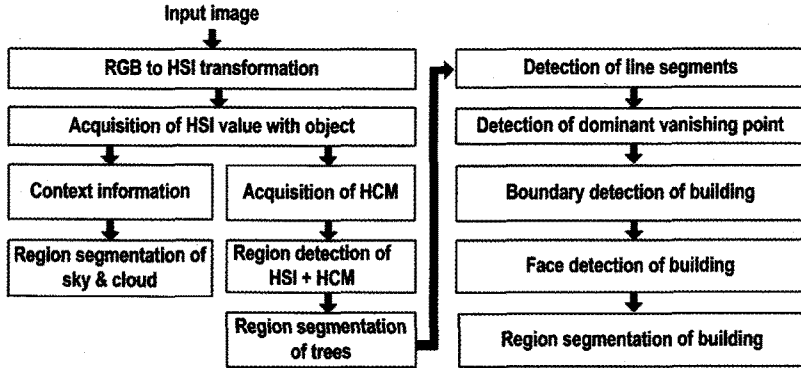


그림 4. 물체의 영역 분할을 위한 흐름도

한 과정의 흐름도는 그림 4와 같다.

3.1 하늘과 구름의 영역 분할

하늘에는 구름이 포함되어 있어 추출할 때 어려움이 있다. 일반적으로 맑은날의 구름은 하늘보다 명도는 높고 채도는 낮으므로 하늘과 분리된다. 구름은 항상 하늘에 존재하므로 하나의 영역으로 합병한다. 그림 5(b)에서 하늘의 영역을 검은색으로 표현하여 분할한다. 하늘의 영상에는 항상 구름이 존재하므로 하늘의 영역을 추출한 후, 그림 5(c)에서 구름의 영역을 추출한다.

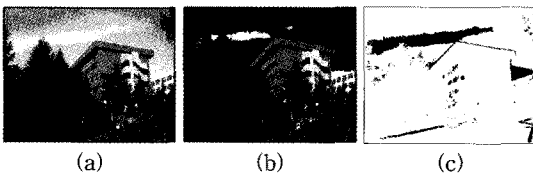


그림 5. 하늘과 구름의 영역 분할: (a) 원영상 (b) 검은색으로 찾은 하늘의 영역 검출 (c) 구름의 영역 검출

3.2 하늘과 구름의 영역 합병

구름은 항상 하늘 안에 존재한다는 상대적인 상황 정보를 이용하여 하늘의 영역으로 합병한다. 하늘과 구름을 합병할 때 발생하는 노이즈는 영상에서 상, 중, 하에 대한 절대적인 상황정보와 일정한 문턱값을 적용하여 제거한다. 노이즈를 제거한 후 하늘과 구름의 일반적인 특징을 이용하여 영역을 합병한다. 일반적인 특징의 방법은 영상을 좌에서 우로 상단에서 하단으로 픽셀 단위로 읽어서 연결성을 알아낸다. 또한, 노이즈 제거 후 영상에서 다른 영역이 발생할 경우에

영상 전체 중 1% 이하인 영역은 노이즈로 간주하고 하나의 영역으로 합병하는 방법을 사용한다. 하늘과 구름을 합병한 최종 결과에 대한 예제 영상은 그림 6에 있다.

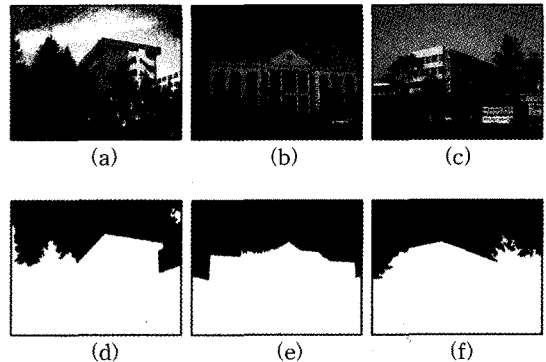


그림 6. 하늘과 구름의 영역 합병: (a, b, c) 원영상, (d, e, f) 하늘과 구름을 합병한 결과 예제 영상

3.3 나무의 영역 분할

잎의 모양에 따라 나무는 크게 활엽수와 침엽수로 분류할 수 있다. 캠퍼스내의 나무들은 주로 침엽수인 소나무가 대부분 차지한다. 특히, 침엽수의 나무는 대부분 잎의 테두리 부분에 많은 고주파 성분을 지니고 있다. 또한, 사철나무인 소나무는 항상 녹색 계통의 색상을 지닌다. 나뭇잎의 고주파 성분과 나무의 색상을 이용하여 영역을 찾는다. 그림 7 (b)는 HSI 색상 모델을 이용하여 사철나무의 녹색 계통의 색상값을 찾은 그림이다[17]. 그림 7(c)는 HSI의 색상 모델의 색상값에서 H인 색상을 이용하여 동시발생 행렬로 변환한다. 변환을 하면 대부분 영상의 좌상단에서 우

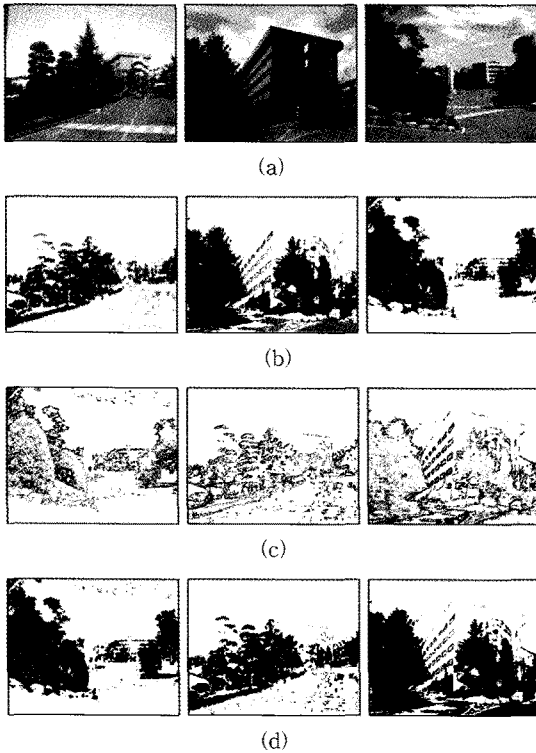


그림 7. HSI+HCM을 이용한 나무의 영역분할: (a) 원영상 (b) HSI를 이용한 나무 검출 (c) HCM을 이용한 나무 검출 (d) HCM 영상에 의해 HSI 영상이 서로 겹쳐진 나무 영역의 검출

하단까지 많은 픽셀 분포가 형성된다. 이것은 하늘, 빌딩의 벽면 및 지면과 같이 색상의 출현상이 유사한 값을 가지는 저주파의 성분을 지니고 있다. 일반적으로 나뭇잎의 테두리 영역은 고주파 부분이 많다. 그래서, 일정한 문턱값을 주어 저주파 부분을 제외하고 적절한 고주파 부분만을 나타낸 것의 예제 영상이 그림 7(d)이다.

3.4 빌딩의 영역 분할

로봇이 외부환경을 주행할 때 빌딩은 로봇이 위치를 파악하기 위한 인공적인 지표중의 하나이다. 빌딩의 영역을 인식하기 위해서 주요한 요소성분은 좋은 정보가 된다. 이런 빌딩의 영역을 검출하기 위해서 선분과 소실점의 특징을 이용한다[18].

먼저, 입력 영상에서 Canny 에지 검출기를 이용하여 선분을 검출한다. 빌딩에서 나타나는 선분은 주로 긴 예지로 이루어진다. 그러므로 검출된 선분은 두 가지의 조건을 적용하여 원하는 선분을 다시 찾는다.

이 두 가지의 조건은 공간상에서 연속된 연결성과 선분과 선분의 떨어진 거리로서 하나의 선분을 구별하기 위해 그림 2처럼 $\Omega_1 = 10, \Omega_2 = \sqrt{2}$ 로 정한다. 그림 8(b)에서 이전에 찾은 나무의 영역을 흰색으로 $\Omega_1 = 10, \Omega_2 = \sqrt{2}$ 의 조건을 적용해서 선분으로 표현한다. 이전에 알고 있는 나무에 많은 고주파 성분이 있으므로 길이가 짧은 선분이 나무에 많이 존재한다. 이는 처리 시간을 단축해 주는 좋은 예가 된다. 그림 8(c)는 이전에 찾은 후보 선분에서 식 (2), (3)에서 제시한 것처럼 일정한 문턱값을 적용해 얻은 영상이다. 그림 8(d)는 얻어진 선분에서 소실점에서 만나는 수직선분과 수직선에서 오른쪽으로 기울어진 방향에 대한 수평선분을 표현한 그림이다. 그림 8(e)는 소실점에서 만나는 수직선분과 수직선에서 왼쪽으로 기울어진 방향에 대한 수평선분을 표현한 그림이다. 그림 8(d, e)에서 수직선분은 점선으로 표현하고 수평선분은 실선으로 나타내었다. 그림 8(f)는 수직과 수평 선분이 만나는 소실점에서 수직과 수평선분이 만나는 교차점을 연결해 빌딩면의 그물을 찾은 그림이다.

4. 물체 분석

빌딩면을 검출하는 것은 카메라에서부터 빌딩까지의 거리와 조명 조건에 크게 영향을 받는다. 그러므로, 빌딩과 빌딩이 아닌 영상을 명백히 구별하기는 어렵다. 외부환경에서 로봇이 주행할 때 물체에 대한 가능한 많은 정보를 획득하는 것을 목표로 한다. 그래서, 로봇은 항상 지면을 주행하고, 카메라로부터 많이 떨어지거나 가까이에서 획득한 영상은 고려하지 않는다. 빌딩을 검출하기 위한 조건은 최소한 하나 이상의 수직과 수평선분에 연결된 소실점이 있어야 한다. 그러면 최소한 하나 이상의 빌딩면을 검출할 수 있다. 빌딩면은 소실점과 같은 기하학적인 정보와 벽 영역의 색상 히스토그램으로 시각적 속성을 사용한다. 빌딩의 속성을 분석하기 위해 빌딩의 주요한 요소성분을 찾기 위한 흐름도를 그림 9에 보인다. 벽 영역은 그림 8(e)에서 수직과 수평선분의 소실점을 이용해서 얻은 평행사변형의 그물에서 찾는다. 이웃해 있는 그물의 영역에서 색상의 평균 밝기값을 비교해서 문턱값 이하인 유사한 영역으로 합병한다. RGB 색상의 평균 밝기값의 차이를 이웃해있는 그물과 비교하는 것은 식 (6)가 같다. 벽 영역에 대응하는 픽셀의

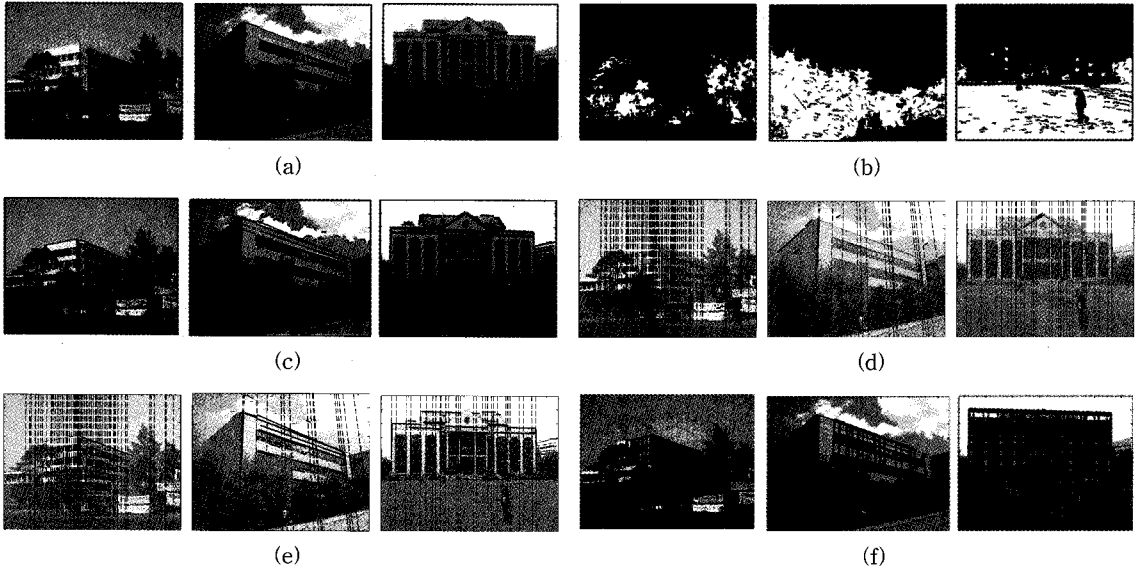


그림 8. 빌딩의 영역 분할: (a) 원영상 (b) 나무의 영역으로 가린 부분을 제외한 선분 검출 (c) 문턱값을 적용한 선분 (d) MSAC 알고리즘에 의한 검출된 주요한 소실점 (e) (f) 빌딩면의 평행사변형의 그물

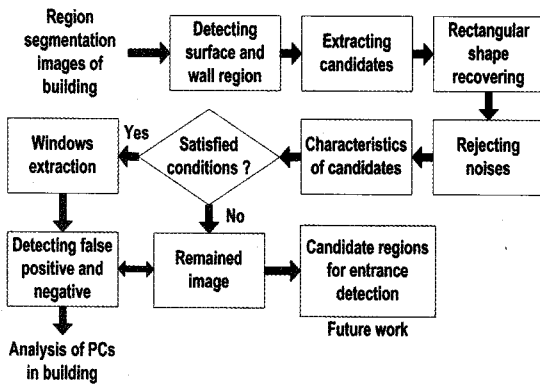


그림 9. 빌딩의 속성 분석을 위한 흐름도
1

색상정보는 32개의 빈(bin)으로 양자화하고 색상 히스토그램을 계산하기 위해 사용한다. 그림 10은 벽 영역 검출한 결과와 벽 영역에 대한 색상 히스토그램의 예이다.

그림 11(a)는 이웃해 있는 그물의 영역에서 색상의 평균 밝기값을 비교해서 문턱값 이하인 유사한 영역으로 합병한 그림이다. 그림 11(b)는 경계내의 빌딩의 벽 영역을 전경과 배경으로 이진화한 그림이다. 창문을 검출하기 위해 빌딩의 면을 사각형 형태로 변환한다. 그림 11(b)의 영상을 다른 스케일과 상대적인 사각형 면을 재생성한 것이 그림 11(c)이다.

전경과 배경은 연결되어 있지 않은 작은 영역의 노

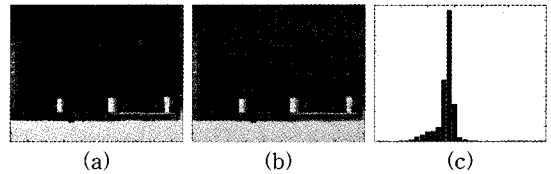


그림 10. 벽 영역을 이용한 색상 히스토그램 추출: (a) 검출된 빌딩의 경계 (b) 초록색으로 표현한 빌딩의 벽 영역 (c) 벽 영역에 대한 색상(Hue) 히스토그램

이즈는 제거시킨다. 각 전경은 후보의 주요한 요소 성분으로서 고려된다. 창문의 영역, 종횡비(aspect ratio) 및 중심좌표를 계산하기 위해서 창문의 후보를 행과 열로 정렬시킨다[18]. 대개 빌딩에서 창문은 유사한 종횡비를 가진다. 크기가 다른 창문 영역의 몇몇 후보들과 다른 종횡비의 대다수는 제거된다. 실제 특수한 경우를 제외한 창문은 비슷한 크기를 가진다. 그림 11(d)는 12개의 행과 7개의 열에서 정렬된 창문이다. 같은 행과 열에 있는 유사한 영역에 대한 창문은 그림 11(e)에서 창문의 정확성을 찾기 위해 사용한다. 이것은 빌딩의 크기나 높이를 추정하는데 좋은 정보로 이용한다.

5. 실험

실험에서 사용한 영상은 울산광역시외의 외부환경에서 획득한 1200여장의 영상이다. 로봇이 캠퍼스와 같

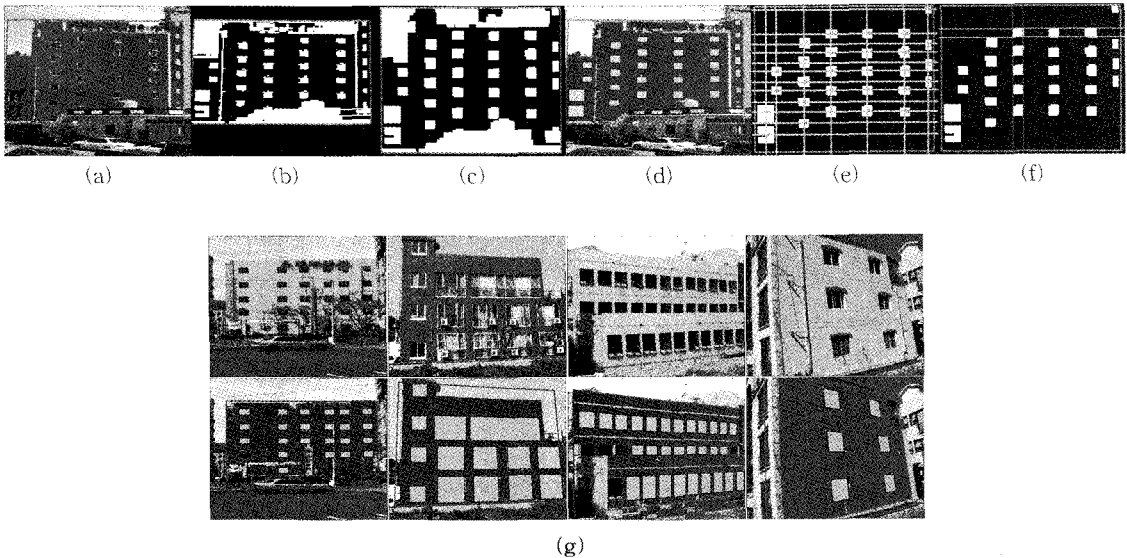


그림 11. 빌딩면의 기하학적인 분석 (a) 빌딩의 벽 영역 (b) 창문의 후보 검출 (c) 사각형의 외관 (d) 창문의 검출 (e) 경계의 정확성 (f) 빌딩의 벽 영역과 창문의 검출 (g) 빌딩의 벽영역과 창문의 검출의 예

은 주변 환경을 주행하는 상황에서 획득한 영상으로 물체의 확인을 위해 선형적으로 물체를 분류하고 그러한 대상 물체의 지식을 활용한다. 즉 자연물, 인공물, 인체 등으로 분류하고 이들을 각각 정의한다. 물체의 정의에 의한 다중 후보를 만들고 후보 특징을 이용하여 물체의 속성에 맞는 특징을 결합함으로써 물체의 영역을 분할한다.

물체의 영역을 분할하는 실험은 그림 5(b)에서 하늘의 영역을 검출하기 위해 HSI의 색상, 하늘은 영상에서 위에 존재하는 상황정보를 결합해서 얻은 결과이다. 구름의 영역은 그림 5(c)에 검은색으로 표현한다. 구름은 항상 하늘에 존재한다는 상대적인 상황정보를 이용하여 하늘과 구름의 영역을 합병한 결과는 그림 6에 있다. 사철나무인 소나무는 항상 녹색 계통의 색상을 지니므로 HSI 색상을 이용한 결과는 그림 7(b)에 있다. 또한, 대부분 잎의 테두리 부분에 많은 고주파 성분을 지니고 있는 나무는 제한한 HCM 알고리즘을 적용해서 얻은 그림의 결과 영상은 그림 7(c)이다[18]. 나무의 영역을 얻기 위해 HSI의 색상값, 상황정보, HCM 알고리즘을 결합하여 얻은 결과가 그림 7(d)이다. 그림 8(b)에서 빌딩을 검출하기 위한 선행조건으로 빌딩에 가려져 있는 나무의 영역을 제거한다. 빌딩에 가린 나무는 찾는 데 노이즈가 되기 때문이다. 빌딩의 영역을 검출하기 위해서 선분과 기하학적인 소실점을 이용한다. MSAC 알고리즘은 그림

8(f)의 첫 번째인 결과 영상처럼 여러 빌딩의 면을 검출하는데 사용한다. 또한, 나뭇가지(branch)나 전가선(electrical line)과 같은 노이즈를 없애고 빌딩의 소실점을 찾는 데 이용한다.

빌딩의 속성을 분할하기 위해서 주요한 요소성분인 벽 영역과 창문을 검출한다. 그림 8(e)의 평행사변형의 그물은 그림 11(g)에서 빌딩의 벽 영역, 창문과 같은 주요한 요소성분(PCs)을 찾는 데 도움이 된다. 또한, 그림 11에서의 결과처럼 빌딩에서 높이를 추정하는 기하학적인 속성의 관계와 창문의 개수를 찾는 정보가 된다. 예를 들면, 빌딩에는 가로와 세로에서 얼마나 많은 방(room)의 개수가 존재하는가로써 빌딩의 크기와 높이를 추정할 수 있다. 그림 11(g)의 두 번째 행에서 녹색으로 표현한 창문을 가로와 세로에 대한 개수를 이용하여 빌딩의 높이와 크기를 추정한다. 빌딩에서 같은 층에서 방의 수 또는 층의 수는 같은 행과 열에 있는 창문의 최대수에 의해 추정한다. 실제 외부환경에서 빌딩의 창문은 특수한 경우를 제외하고 창문의 크기가 같기 때문이다. 그림 11(f)는 창문과 추정된 벽 영역의 결과이다. 주요한 성분 중에서 벽 영역과 창문의 결과를 그림 11(g)에 보인다. 첫 번째 행은 원영상이고 두 번째 행에서 붉은 색으로 표현한 것은 벽 영역이고 녹색으로 표현한 것은 창문이다. 표 1은 그림 11(g)의 빌딩의 크기에 대해서 추정한 결과의 정보이다.

로봇이 외부환경을 주행할 때 표 1의 정보를 안다면 빌딩의 크기와 몇 층으로 이루어져 있는 빌딩을 알 수 있다. 실제 한국의 빌딩은 대부분 아파트, 주택, 학교와 같은 특수목적의 빌딩 등으로 지어져 있다. 빌딩의 높이를 안다는 것은 아파트와 다른 건물을 구별할 수 있다. 실제 아파트를 건설하는 목적은 좁은 공간에 많은 층수로 빌딩을 짓기 때문이다. 또한, 빌딩의 크기를 안다는 것은 주택과 학교와 같은 특수목적의 빌딩으로 구별이 가능하다. 학교와 같은 특수목적의 빌딩은 몇몇 가구가 사는 주택과 달리 층에 있는 방수가 가로로 많이 지어지기 때문이다.

표 2는 빌딩의 창문을 검출한 결과를 나타낸 것이다. 창문을 검출하는 실험에서 150개의 빌딩에서 1607개의 창문을 사용한다(Total). 그 중 1544개가 창문의 후보로 검출되고 실제 창문을 창문으로 검출된 경우(True positive)는 1382개가 검출되고 실제 창문이 아닌데 창문으로 찾아지는 경우(False positive)는 23개이다. 또한, 실제 창문인데 창문을 찾지 못하는 경우(False negative)는 전부 223개의 창문이다. 이러한 FN(False negative)의 대부분은 그림 11(g)의 첫 번째 영상과 같이 작은 크기의 창문이거나 그림 11(g)의 세 번째 영상과 같이 가로와 세로에 대한 사변형 형태의 영역으로 정렬되지 않은 것이다. 그러므로 작은 창문의 경우는 멀리 떨어져서 획득한 영상으로 구별하기가 어렵다.

빌딩에서 창문의 검출율은 식 (7, 8)과 같다.

표 1. 빌딩 크기의 추정 결과

Building [Fig. 11(g)] (from left to right)	Number of floors	Number of room in the same floor
1	5	6
2	4	5
3	3	12
4	3	2

표 2. 빌딩의 창문 검출 결과

Condition of windows detection	Number of windows detection
True positive	1382
False negative	223
False positive	23

$$\frac{TP}{T} = \frac{1382}{1607} = 85.99\% \quad (7)$$

$$\frac{T-FN-FP}{T} = \frac{1607-223-23}{1607} = 84.69\% \quad (8)$$

여기서 T 는 전체 창문의 개수이다. TP 는 실제 창문인데 창문으로 검출된 경우이고, FP 는 실제 창문이 아닌데 창문으로 검출된 경우, FN 은 실제 창문인데 창문을 검출하지 못한 경우이다. 로봇이 외부환경을 주행할 때 빌딩의 창문의 정보를 안다면 빌딩의 크기나 높이를 추정할 수 있다. 추정된 정보를 이용하여 다중 영상에서 빌딩의 정보나 실시간 영상 복원을 하기 위해 더욱 중요한 정보가 된다.

5. 결 론

본 연구는 외부환경에서 로봇이 주행할 때 다양한 특징을 이용하여 물체의 영역을 분할하고 분할된 영역을 분석하는 방법을 제안한다. 먼저 물체의 영역을 분할하기 위해 다중 특징을 이용하여 물체의 속성에 맞는 특징을 혼합함으로써 물체의 영역을 분할한다. 나무와 하늘과 같은 자연물의 영역을 검출하기 위한 특징으로 영상에서 HSI를 이용한 색상의 범위값, 인간의 선형적인 지식을 이용한 물체의 상황정보 및 원 영상에서 색상에 대한 출현 회수를 분석하는 HCM의 특징을 이용한다. 빌딩과 같은 인공물의 영역을 검출하기 위한 특징으로 서로 다른 명암도를 가지는 영역간의 경계인 에지, 인공물에서 많이 나타나는 직선인 선분, 주요한 요소성분, 물체에 내재하는 평행 직선의 소실점을 이용한다. 물체의 속성에 맞는 다중 특징을 혼합함으로써 자연물에는 하늘, 구름, 나무의 영역을 인공물에는 빌딩의 영역을 분할한다. 빌딩의 주위나 전방에는 주로 많은 나무가 있어서 빌딩면을 가리게 된다. 그림 8(b)에서 이전에 분할한 나무의 영역으로 가려진 빌딩의 영역을 찾는다.

빌딩의 속성을 분석하는 그림 11은 분할된 영역을 이용하여 빌딩의 주요한 요소성분인 창문과 벽 영역을 찾는다. 또한, 빌딩에서 높이를 추정할 수 있는 기하학적인 속성의 관계와 창문의 개수를 찾는다. 캠퍼스와 같은 외부환경에서 로봇이 주행할 때 장애물의 회피와 물체인식이 중요한 문제로서 본 연구에서는 다중 특징을 혼합하여 물체의 영역을 분할한다. 일반적으로 영역을 분할하는 방법은 색상과 텍스처로 주

로 사용하지만, 본 연구에서는 추가로 공간정보, 인간의 선형적인 지식을 이용한 물체의 기하학적 정보, 공간적 주파수 등으로 다양한 특징을 이용하여 결과를 얻었다. 빌딩의 분석은 분할된 물체의 영역을 이용하여 빌딩의 주요한 요소성분인 창문과 벽 영역을 찾고 빌딩의 크기와 높이를 추정하기 위해 창문의 개수를 찾는다. 로봇이 외부환경을 주행할 때 빌딩에 대해 더욱 상세한 정보를 안다면 다중 영상에서 빌딩의 정보나 실시간 영상 복원을 하기 위해 더욱 중요한 정보가 된다.

현재, 로봇이 외부환경을 주행할 때 더욱 많은 정보를 알기 위해서 빌딩의 정문을 검출하는 방법을 연구하고 있다. 또한, 사람 및 다양한 물체에 대한 인식, 분석 및 실시간 빠른 처리를 할 수 있는 기법에 대해서도 연구를 한다. 이것을 이동로봇에 적용해 정보의 데이터베이스를 이루어서 더욱 지능화된 로봇을 개발하고자 한다.

참 고 문 헌

[1] M. De Martino, F. Causa, and S. B. Serpico, "Classification of Optical High Resolution Images in Urban Environment Using Spectral and Textural Information," Proc. of Int'l Conf. on Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vol.1, pp. 467-469, 2003.

[2] A. Bosch, X. Munoz, and J. Freixenet, "Segmentation and Description of Natural Outdoor Scenes," *J. of Image and Vision Computing*, Vol.25, pp. 727-740, 2007.

[3] C. Zhang and P. Wang, "A New Method of Color Image Segmentation Based on Intensity and Hue Clustering," Proc. of Int'l Conf. on Pattern Recognition, Vol.3, pp. 613-616, 2000.

[4] P. H. S. Torr and A. Zisserman, "MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry," *J. of Computer Vision and Image Understanding*, Vol.78, pp. 138-156, 2000.

[5] Q. Ye, W. Gao, and W. Zeng, "Color Image Segmentation Using Density-based Clustering," Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol.3, pp. 345-348, 2003.

[6] M. Lievin and F. Luthon, "Nonlinear color space and spatio temporal MRF for hierarchical segmentation of face features in video," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol.13, pp. 63-71, 2004.

[7] D. Mohr and G. Zachmann, "Segmentation of Distinct Homogeneous Color Regions in Images," Proc. of Int'l Conf. on Computer Analysis of Images and Patterns, LNCS 4673, pp. 432-440, 2007.

[8] J. G. Lim, J. H. Park, and G. G. Medioni, "Text segmentation in color images using tensor voting," *J. of Image and Vision Computing*, Vol.25, pp. 671-685, 2007.

[9] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Texture Features for Image Classification," *IEEE Trans. Syst. ManCybern.*, Vol. SMC-3, No.6, pp. 610-621, 1973.

[10] A. Baraldi and F. Parmiggiani, "An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Co-occurrence Matrix Statistical Parameters," *IEEE Trans. on Geosciences and Remote Sensing*, pp. 293-304, 1995.

[11] L. K. Soh and C. Tsatsoulis, "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, Vol.37, pp. 780-795, 1999.

[12] J. Li, J. Z. Wang, and G. Wiederhold, "Classification of Textured and Non-textured Images Using Region Segmentation," Proc. of Int'l Conf. on Image Processing, pp. 754-757, 2000.

[13] J. Chen and T. N. Pappas, A. Mojsilovic and B. Rogowitz, "Adaptive Image Segmentation Based on Color and Texture," Proc. of Int'l Conf. on Image Processing, pp. 777-780, 2002.

[14] M. Partio, B. Cramariuc, M. Gabbouj, and A. Visa, "Rock Texture Retrieval Using Gray Level Co-occurrence Matrix," Proc. of 5th. Nordic Signal Processing Symposium, 2002.

- [15] S. Muhammad, M. Wachowicz, and L. M. T. de Carvalho, "Evaluation of Wavelet Transform Algorithms for Multi-resolution Image Fusion," Proc. of Int'l Conf. on Information Fusion, Vol. 2, pp. 1573-1580, 2002.
- [16] L. Lepistö, I. Kunttu, J. Autio, and A. Visa, "Rock Image Classification Using Non-homogenous Textures and Spectral Imaging," WSCG' 2003, pp. 82-86, 2003.
- [17] Y. Qian and W. Si, "A semi-supervised color image segmentation method," IEEE Int'l Conf. on Image Processing, Vol.2, pp. 1194-1197, 2005.
- [18] D.-N. Kim, H.-H. Trinh, and K.-H. Jo, "Objects Segmentation Using Multiple Features for Robot Navigation on Outdoor Environment," *Int'l J. of Information Acquisition*, Vol.6, No. 2, pp. 99-108, 2009.



김 대 년

2001년 울산대학교 제어계측공학과 공학사
 2003년 울산대학교 전기전자정보시스템공학과 공학 석사
 2010년 울산대학교 전기전자정보시스템공학과 공학 박사
 2009년 3월~2010년 2월 울산대학교 전기전자정보시스템공학과 객원교수

2010년 3월~현재 건동대학교 신재생에너지공학과 전임강사

관심분야 : 컴퓨터비전, 사람과 컴퓨터 상호작용(HCI), 지능형 로봇 및 로봇 응용시스템, 신재생에너지



조 강 현

1989년 부산대학교 정밀기계공학과 학사
 1993년 일본 오사카대학교 전자제어기계공학과 공학석사
 1997년 일본 오사카대학교 전자제어기계공학과 공학박사
 1997년~1998년 ETRI 시스템공학연구소 포스트 닥터 연구원

1998년~현재 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 교수
 관심분야 : 컴퓨터비전, 사람과 컴퓨터 상호작용(HCI), 지능시스템연구(로봇 및 교통시스템, 헬스케어 시스템).