

자율주행 로봇의 외부환경 이해를 위한 기하학적인 빌딩 분석

Geometrical Building Analysis for Outdoor Environment Understanding of Autonomous Navigation Robot

김 대 년, 쩌 황 현, 조 강 현*
(Dae-Nyeon Kim, Hoang-Hon Trinh, and Kang-Hyun Jo)

Abstract: This paper describes an approach to analyze geometrical information of building images for understanding outdoor environment of autonomous navigation robot. Line segments and color information are used to classify a building with the other objects such as sky, trees, and roads. The line segments and their two neighboring regions are extracted from detected edges in image. The model of line segment (MLS) consists of color information of neighbor regions. This model rules out the line segments of non-building face. A building face converges into dominant vanishing points (DVPs) which include one vertical point and one of five horizontal points in maximum. The intersection of vertical and horizontal lines creates a facet of building. The geometrical characteristics such as the center coordinates, area, aspect ratio and aligned coexistence are used for extracting the windows in the building facet. In experiments, 150 building faces and 1607 windows were detected from the database of outdoor environment. We found that this result shows 94.46% detection rate. These experimental images were all taken in Ulsan metropolitan city in Korea under difference of viewpoints, daytime, camera system and weather condition.

Keywords: building surface, model of line segment, dominant vanishing points, geometrical information

I. 서론

지능형 로봇(intelligent robot)은 외부환경을 인식(perception)하고 스스로 상황을 판단하여 자율적으로 동작(manipulation)하는 로봇을 말한다. 이것은 지능형 로봇이 자신과 외부 상태를 감지(sensing)하고, 이를 바탕으로 상황을 인식(cognition)하는 지능과 이 인식에 따라 움직이는 운동(motion)기능의 세 가지 중요한 요소를 갖추어야 하는 것을 의미한다. 이러한 지능형 로봇이 외부환경과 같은 정형화되지 않은 환경에서 제대로 기능을 수행하기 위해서는 물체인식 기술이 필수적으로 요구된다. 물체인식은 미리 학습을 한 지식정보를 바탕으로 영상으로부터 물체영역의 경계, 물체의 종류, 크기, 방향, 위치 등 3차원적 공간정보를 실시간으로 알아내는 기술이다. 지능형 로봇을 위한 물체인식기술은 세부적으로 영상 기반 개별 물체 또는 범주의 인식, 3차원 센서 기반 물체인식 기술, 시스템 엔지니어링 기술 등으로 분류될 수 있다. 최근에 지능형 로봇에 대한 관심이 증대됨에 따라 물체인식 기술에 대한 연구가 더욱 증가하고 있다. 본 연구는 외부환경에서 로봇이 주행하면서 얻는 영상에서 빌딩과 같은 중요한 물체를 검출하고 분석하는 방법을 설명한다[1,2]. 빌딩은 로봇이 외부환경을 주행할 때 로봇의 위치를 찾기 위한 중요한 인공적인 지표(landmark) 중의 하나이다. 빌딩은 벽면(wall face), 창문(window) 및 현관(entrance) 등과 같은 주요한 요소 성분(principal components)을 포함하고 있다. 본 연구는 이런 주요한 요소성분의 기하학적인 속성을 분석하는 방법을 제시한다. 빌딩의 크기와 높이 같은 정보는 로봇이 주변 환경

을 이해하는데 많은 도움을 준다[2]. 또한, 로봇의 위치추정(localization), 지도생성(map building) 및 재구성(reconstruction)에 좋은 정보를 제공한다.

빌딩을 검출하기 위한 방법은 많은 연구자에 의해 제안되었다[3-7,10-15]. 이러한 방법의 대부분은 빌딩의 정면, 특색이 있거나 평범한 빌딩의 외관을 활용한 것들이다[2,11,15]. Garcin et al.[4]은 Markov 물체 처리 알고리즘을 이용하여 항공사진 내에 존재하는 빌딩의 지붕(roof)을 검출한다. Iqbal et al.[6,7]은 도시환경에 있는 빌딩을 검출하고 인식하여 데이터 베이스를 생성한다. Yanyun et al.,[15]은 SVM (Support vector machine) 알고리즘을 이용하여 특색이 있는 빌딩을 찾는다. 이 방법은 단일의 초고층 빌딩뿐만 아니라 특색이 있는 빌딩을 검출한다. 한편, Madhavan et al., [10]은 LADAR(Laser detection and ranging) 데이터로 지표면과 구별하여 빌딩을 검출한다. 빌딩의 인식 기능은 입력 영상이 항상 단일 빌딩의 내부를 포함한다는 가정으로 인식한다[3,5,12,14,16]. Zhang et al., [16]은 각 테스트 영상에 대해 데이터베이스에 있는 저장된 영상으로부터 후보의 작은 집합을 선택하기 위해 국소 히스토그램을 사용하여 처리시간을 감소시킨다. Pu et al., [17,18]은 레이저를 이용해 추출한 데이터로 3차원 좌표로부터 빌딩면의 창문을 추출한다. 이들은 위치, 색상, 기하학 등의 특성을 비교하는 것에 의해 빌딩의 벽면, 지붕, 문과 같은 빌딩의 특징을 찾는다. 본 연구는 먼저 에지 추출을 통해 일정길이 이상의 직선성분을 구한다[13]. 이 정보를 이용하여 공간상에서 일정한 거리 이하로 떨어진 에지를 추출하여 선분을 찾는다. 선분은 이웃영역의 색상정보에 의해 만들고 빌딩의 면이 아닌 패턴의 선분을 제외한다. 제외하고 난 나머지는 하나의 수직선분과 최고 다섯 개의 수평선분을 포함하는 소실점을 찾아 그룹화한다. 이런 수직선분과 수평선분의 교차점은 빌딩면을 확인하기 위한 중요한 정보가 된다. 이것은 빌딩과 빌딩이 아닌 영상을 찾기 위한 기준이 된다. 본 논문

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수: 2009. 10. 1., 수정: 2009. 11. 30., 채택확정: 2009. 12. 17.

김대년, 찰황현, 조강현: 울산대학교 전기전자정보시스템공학부
(dnkim@islab.ulsan.ac.kr/hhtrinh@islab.ulsan.ac.kr/acejo@ulsan.ac.kr)

※ 본 연구는 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업의 지원으로 수행되었음.

에서 제안한 방법은 외부환경에서 로봇이 주행 중에 빌딩의 물체를 검출하고 빌딩의 속성을 분석하는 것이다. 빌딩의 한 면 또는 다중의 면으로 구성된 빌딩은 실제 외부환경에서 빌딩의 속성을 분석하는 좋은 정보를 제공한다. 즉, 한 벽면은 벽면, 현관(또는 정면) 및 창문과 같은 주요 요소성분을 파악하고, 다중 벽면의 빌딩에서는 빌딩의 높이와 크기 정보를 상세히 분석한다[19]. 선분과 다른 기하학적인 정보는 빌딩면을 검출하는데 사용한다. 수직선분과 수평선분의 교차점을 찾아 빌딩면을 그물(mesh)로 얻는다. 빌딩면에서 각 그물은 이웃해 있는 그물의 색상값의 평균을 비교하여 벽면과 창문의 영역을 구별한다. 후보 창문의 가로와 세로의 최대수로서 빌딩의 크기와 높이를 추정한다. 빌딩면에서 주로 나무와 같은 물체로 가린 경우나 실제 창문이 있으나 검출하지 못한 경우가 있다. 이와 같은 경우는 창문의 후보를 개선을 해서 창문의 최대수로 추정해서 찾는다.

II 장에서 선분의 모델에 대한 정의와 처리과정을 설명한다. III 장에서는 빌딩의 수평선분과 수직선분에 대한 소실점을 구하고 IV 장에서는 빌딩면의 검출 방법에 대해서 서술한다. V 장에서는 빌딩의 기하학적인 분석과 창문의 후보를 추정하는 것에 대해 묘사한다. VI 장에서는 연구에 대한 실험 방법에 대해서 설명한다. VII 장은 연구결과의 결론과 향후 과제에 대해서 기술한다.

II. 선분의 모델

선분(line segments)은 직선상의 두 점과 그 사이의 점으로 구성되는 유한인 직선의 부분이다. 즉, 어떤 문턱값보다 긴 길이에 대한 에지의 직선부분으로 정의한다. 문턱값은 로봇의 작업공간을 결정하기 위해 선택한다. 선분을 검출하기 위한 첫 번째 단계는 영상에서 에지를 검출한다. 에지를 검출하기 위해 캐니(Canny) 검출기를 이용한다. 캐니 에지 검출기는 가우시안 마스크(Gaussian mask)로 영상을 회선하여 각각의 결과 화소에서 기울기와 방향을 계산한다. 각 화소의 기울기 방향을 따라 2차 미분을 계산하여 0의 값의 위치를 찾아 에지의 점으로 분류한다. 찾고자 하는 빌딩의 직선 선분 검출하기 위해 다음과 같이 정의한다[2]. 빌딩에 나타나는 에지는 주로 긴 직선을 이루므로 짧은 에지를 제거하기 위해서 그림 1(a)에 주어진 문턱값 T_L 보다 길어야 한다. 실제 영상에서 화소값은 직선으로 나타나지 않으므로 화소와 화소간의 떨어진 거리는 T_W 보다 짧아야 한다. 실험에 의해 결정된 값인 T_L 과 T_W 는 10과 $\sqrt{2}$ 로 선택한다. 만약 로봇이 빌딩에 근접하는 경우는 빌딩에서 카메라까지의 거리 때문에 선택된 문턱값은 커진다. 이때 분할의 길이와 빌딩영상의 크기는 함께 비례한다. 사실상, 영상에서 빌딩의 작은 형상으로 보이면 빌딩은 카메라로부터 멀리 떨어져 있다. 에러는 또한 카메라와 랜드마크(표식) 사이의 거리 또한 비례하므로 위치 인식과 로봇 주행(navigation)에 좋은 정보를 줄 수 없다. 따라서, 로봇이 빌딩에서 멀어지거나 근접할 경우 문턱값은 달라진다. 선분이 검출된 영상에서 빌딩의 영역과 나머지 영역에도 많은 선분이 존재한다. 빌딩 이외의 영역을 노이즈라고 보고 제거하기 위해 두 이웃해 있는 영역은 그림 1(b)에 묘사된다.

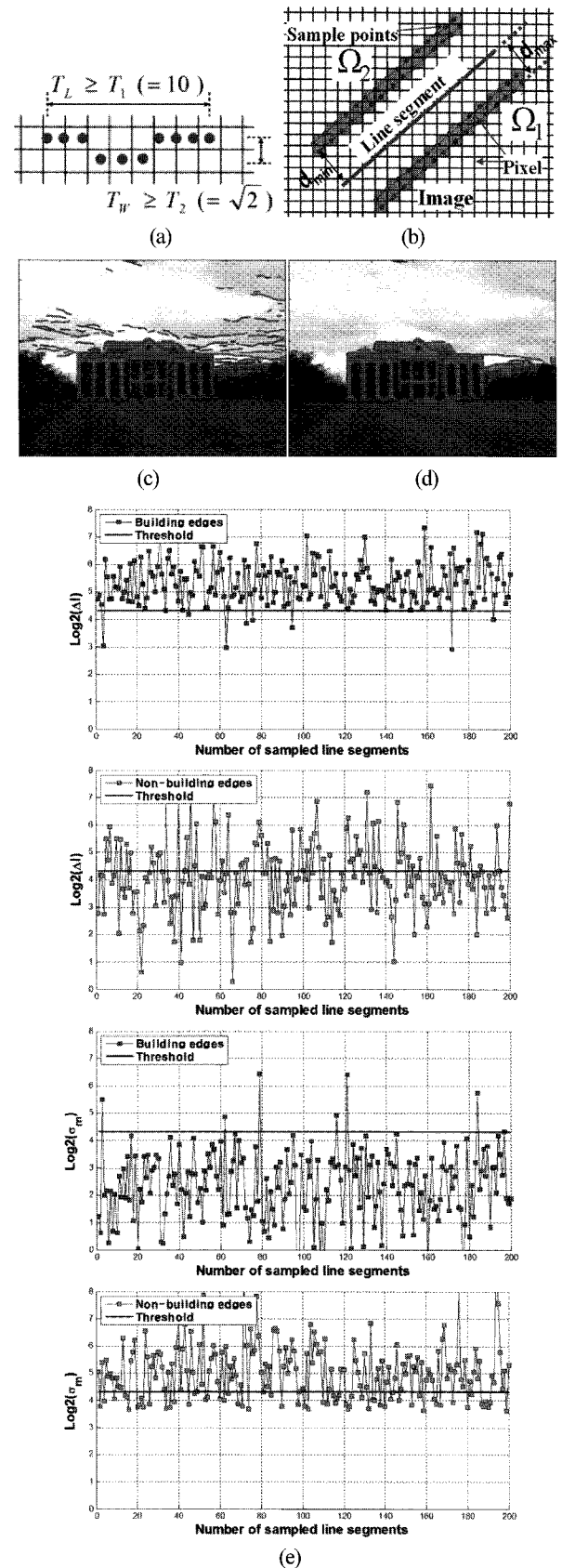


그림 1. 선분의 모델. 빌딩으로부터 획득한 예제 영상. Fig. 1. MLS: Example image is taken from building. (a) Condition of line segment (b) Neighbored regions (c) Line segment detection (d) Line segment detection of rejected noise (e) 200 first sampled segments and thresholds of ΔI and σ_m .

그림 1(e)에서 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 포인트의 집합은 매 최소 길이에 대해서 계산된다. 그것의 좌표는 두 이웃 영역($\Omega_{1,2}$)을 얻기 위해 정수로 표현한다. 이웃 영역의 색상 정보는 선분의 속성을 학습하는데 사용한다. 선분의 모델(model of line segment)은 RGB 색상의 밝기값(σ_m)의 최소 변화와 평균 밝기값(ΔI)의 차이와 같은 두 파라미터에 의해 아래의 방정식과 같다[14].

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

$$\sigma_{\Omega_{1,2}} = \frac{1}{3n_{R,G,B}} \sum Var(I_{\Omega_{1,2}}) \text{ and } \sigma_m = \min(\sigma_{\Omega_{1,2}}) \quad (2)$$

여기서 n 은 이웃에 있는 영역의 화소다. 영역이 아닌 것으로 제거되는 노이즈의 문턱값은 $\Delta I \geq \Delta_0$ 와 $\sigma_m \leq \sigma_0$ 이다. 문턱값을 이용해서 제거한 결과가 그림 1(d)이다.

그림 1(e)에서 첫 번째와 세 번째의 그래프는 빌딩의 에지에 대한 위치를 나타내고 두 번째와 네 번째의 그래프는 빌딩이 아닌 것을 분할하기 위한 에지의 위치를 나타낸다. 만약 RGB 색상 밝기값(σ_m)의 최소 변화와 평균 밝기값

(ΔI)의 차이가 각각 20으로 선택된다면 빌딩의 영상에서 8.7% 선분의 분할이 제거되고, 90.16% 선분이 아닌 빌딩면의 영역으로 제거된다. 그림 1(e)에서 첫 번째 그림은 200개의 샘플 분할의 ΔI 와 두 번째 그림은 σ_m 의 분포를 나타내고, 세 번째 그림은 빌딩이 아닌 영상에서 200개의 샘플 분할의 ΔI 와 네 번째 그림은 σ_m 의 분포를 나타낸다. 문턱값 ΔI 와 σ_m 는 검출된 선분을 제거하기 위해 이용한다. 그림 2(a, d, g, j)의 첫 번째 열은 데이터베이스의 원영상들이다. 그림 2(b, e, h, k)의 두 번째 열은 ΔI 와 σ_m 의 문턱값 없이 선분을 검출하고 그림 2(c, f, i, l)의 세 번째 열은 ΔI 와 σ_m 의 문턱값으로 선분을 검출한 결과이다. 그림 2(a, d)의 원영상은 빌딩이 존재하지 않는 영상이고 그림 2의 세, 네 번째 열의 영상은 빌딩인 영상에서 영역의 선분을 제거한 결과를 나타낸다. 빌딩이 아닌 영역이 평균적으로 75%의 분할과 빌딩의 영역 영상에서 50%가 분할되어 제거되는 결과를 얻는다. 빌딩이 아닌 곳에 위치해 있는 선분은 거의 제거되고 빌딩에 위치하는 선분은 대부분 남아있다.

III. 소실점 검출

실제 공간에서 평행한 두 선분이 영상에 투영되고, 이 두 선분의 연장선에서 만나는 점을 소실점이라 한다[10]. 이전에 찾은 선분은 수직선분과 수평선분의 두 그룹으로 나눈다. 수직 선분은 수직선에서 20도의 각도를 벗어나지 않은 것으로 나머지 선분을 수평선분으로 간주한다. 선분의 두 끝점이 x_1, x_2 이고 소실점의 선분을 얻기 위해 영상 평면에 있는 선분을 $l = (a, b, c)^T$ 이라 하면 선분은 $l = x_1 \times x_2$ 이다. 여기서 $x_1 = (x'_1, x'_2, x'_3)^T$ 와 $x_2 = (x'_2, y'_2, 1)^T$ 이다. 주어진 두 선분은 $v = l_i \times l_j$ 에 의해 공통의 소실점을 얻는다. 여기에서 $v = (v_1, v_2, v_3)^T$ 이다. 실제 공간에서 평행한 선에 속해 있는 n 개의 선분의 집합을 얻을 수 있고, 소실점 v 는 식 (3)으로 얻는다.

$$l_i^T v = 0 \quad (3)$$

여기서 i 는 선분의 후보로 찾은 n 개의 선분에 대한 개수이다. 다음은 강인하게 소실점을 추정하기 위해 MSAC (M-estimator sample consensus) 알고리즘을 이용한다[8]. 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[8]. 이런 경우에 비용함수는 다음의 공식과 같다.

$$C = \sum_{i=1}^n \rho(e_i^2); \quad e_i^2 = (l_i^T v)^2 \quad (4)$$

$$\text{where } \rho(x_i) = \begin{cases} x_i & x_i < T^2 \\ T^2 & x_i \geq T^2 \end{cases}$$

만약에 추정함수 $\rho(x)$ 에서 x 가 문턱값 T 보다 작거나 그 밖의 것이면 e_i^2 과 같다. 에러값 $e_i = l_i^T v$ 는 식 (3)에

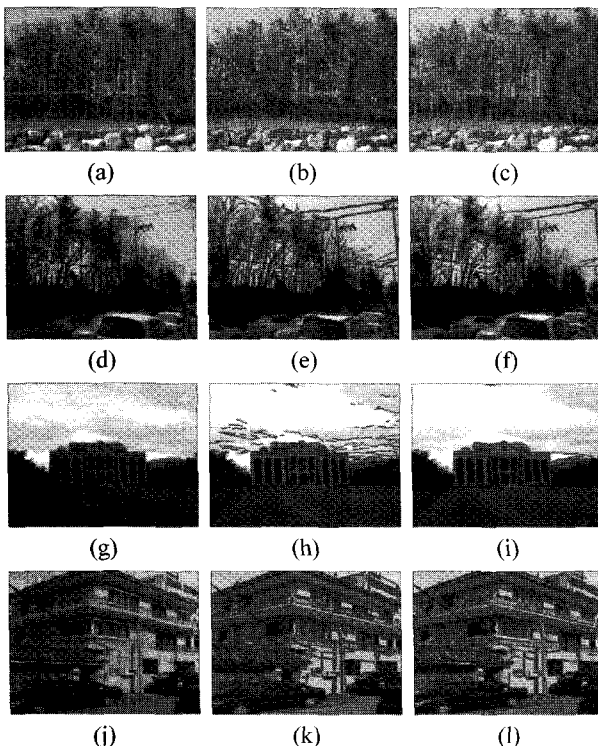


그림 2. 빌딩과 빌딩이 없는 영상에서 영역의 선분을 제거한 결과.

Fig. 2. Rough rejection result with line segments of regions in building and non-building images. (a, d, g, j) original images (b) 578 segments (c) 221 segments (e) 813 segments (f) 243 segments (h) 597 segments (i) 138 segments (k) 747 segments (l) 477 segments.

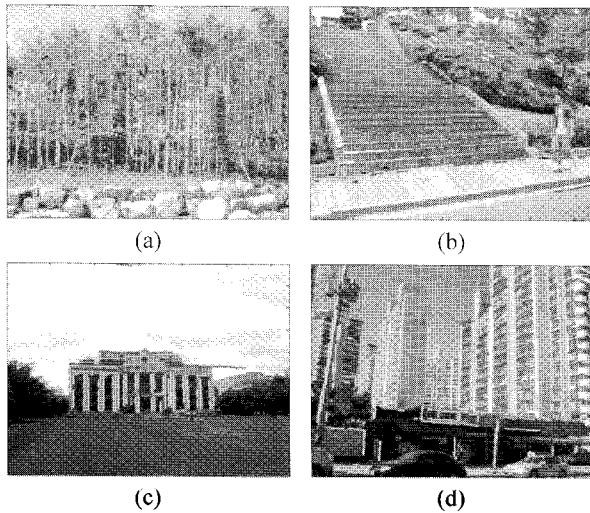


그림 3. 소실점을 이용한 수평선분과 수직선분의 검출 결과.
 Fig. 3. Detection results of vertical and horizontal line segment using dominant vanishing point. (a, b, c, d) the cyan expression with group of vertical line segment; the red, green, blue and yellow expression with groups of horizontal line segment.

의해 주어진다. 문턱값 $T = 1.96\sigma$ [8]는 소실점에 대한 선분의 외곽선 또는 내부선을 결정하기 위해 선택한다[9]. 여기서 $\sigma = 1.4826 [1 + \frac{5}{n - d_v}] \sqrt{\text{med}_i(e_i^2)}$ [8], 그리고 본 논문에서 $d_v (= 2)$ 는 소실점 v 를 계산하기 위한 선분의 최소집합의 개수이다. 이러한 공통의 주요한 소실점을 찾기 위해 MSAC 알고리즘은 하나의 수직선분의 소실점과 최고 다섯 개의 수평선분의 소실점을 찾는다[2]. 각 수평선분의 그룹은 선분의 수가 문턱값의 크기(실험에서 6)보다 큰 값을 이용한다. 수평선분의 주요한 소실점에서 우선순위는 유사한 그룹의 분할의 수 때문에 순서가 높은 것에서부터 낮은 것으로 배열한다.

그림 3은 소실점을 이용한 수평선분과 수직선분을 검출한 결과이다. 그림 3(a, b, c, d)에서 청록색은 수직선분의 분할을 빨간색, 초록색, 파란색 및 노란색은 수평선분의 분할을 표현한다. 이때 수평선분의 색상은 다른 각도에서 얻어지는 소실점의 그룹을 표현한다.

표 1은 그림 3에 대한 수직선분(V)과 수평선분($H_1 \sim H_5$)의 소실점을 검출한 결과를 설명한다. 여기서 수평선분의 분할 그룹($H_i; i \leq 5$)은 분할의 개수를 많은 것에서 작은 것으로 우선순위를 두어 정렬한다. 표 1에서 수직선분인 V는 청록색의 개수를 수평선분인 H_1 은 빨간색, H_2 는 초록색,

표 1. 선분을 이용해 소실점을 검출한 결과.

Table 1. Detection results of dominant vanishing points using line segment.

그림 3	수직선분과 수평선분을 분할한 수의 그룹					
	V	H_1	H_2	H_3	H_4	H_5
(a)	72	13	9	6	6	0
(b)	10	75	31	17	14	0
(c)	42	59	14	0	0	0
(d)	174	194	75	32	11	0

H_3 는 파란색, H_4 는 노란색의 개수로 표시한 결과이다.

수평선분은 각각 다른 방향의 선분의 개수가 6개 이상인 그룹으로 묶는다. 묶인 선분의 개수가 큰 것부터 작은 것(6개 이상)으로 순서를 정한다.

IV. 빌딩면 검출

로봇이 외부환경을 주행할 때 빌딩은 로봇의 위치를 알기 위한 인공적인 지표 중의 하나이다. 빌딩면의 영역을 찾기 위해서 주요성분의 기하학적 정보는 필수 불가결한 사항이다. 이런 빌딩면의 영역을 찾기 위해 에지, 선분, 소실점의 특징을 이용한다. 먼저, 입력 영상에서 캐니(Canny) 에지 검출기를 이용하여 선분을 검출한다[2,13]. 빌딩에서 나타나는 선분은 주로 긴 직선성분의 에지가 존재한다. 그러므로 검출된 선분은 두 조건을 적용하여 원하는 선분을 다시 찾는다.

공간상에서 연속된 연결성과 선분과 선분의 떨어진 거리로서 하나의 선분을 구별하기 위해 그림 1에서 보인 것처럼 $\Omega_1 = 10, \Omega_2 = \sqrt{2}$ 로 정한다[2,13]. 결과의 영상은 그림 4(b)이다. 선분은 수직과 수평선분의 두 그룹으로 나누어진다. 수직선분은 수직선에서 20도의 각도를 벗어나지 않은 것으로 나머지 선분을 수평선분으로 간주한다. 그림 4(c)에서 수직선분은 소실점을 검출하기 위해 확장한 선이다. 하나의 수직선분의 소실점과 최대로 다섯 방향에 대한 소실점의 수평선분으로 간주하고 표현한다. 그림 3(d)에서 빌딩면을 검출하기 위해 소실점의 수직선분과 수평선분의 교차점을 찾는다. 찾아진 교차점을 이용하여 평행사변형의 그물로 빌딩면을 찾는다[2]. 여기서 선에 대한 색 표현으로 빌딩의 수직선분은 청록색, 소실점과 연결한 수직선분은 분홍색, 수평선분은 네 방향에 대해 각각 빨간색, 파란색, 녹색, 노란색의 선으로 표현한 그림이다. 그림 4(d)는 수직선분과 수평선분이 만나는 소실점에서 수직과 수평선분이 만나는 교차점을 연결해 그물을 찾은 그림이다. 빌딩면(building facet)의 경계를 분홍색

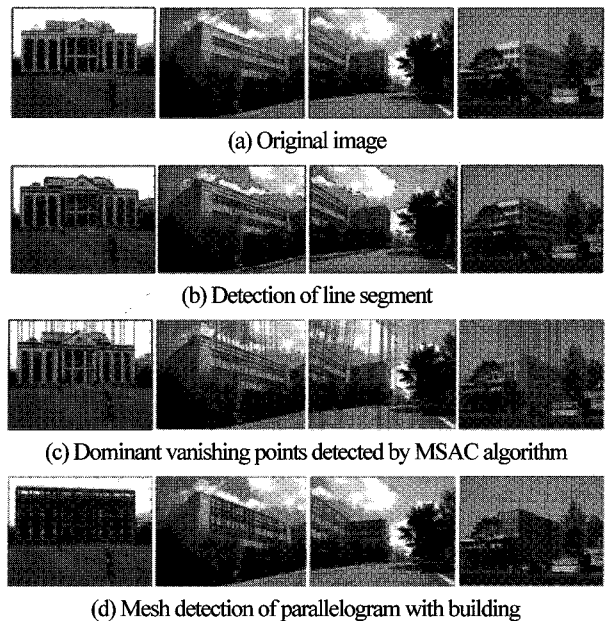


그림 4. 빌딩 검출의 결과.

Fig. 4. Result of building detection.

선으로 표현하고 빌딩면을 빨간색과 녹색의 선으로 그물을 표현한다.

V. 빌딩의 기하학적인 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, 로봇이 지면을 주행하고 카메라로부터 많이 떨어지거나 가까이에서 획득한 영상은 고려하지 않는다. 빌딩을 검출하기 위한 조건은 최소한 하나 이상의 수직과 수평 소실점이 있어야 한다. 그러면 최소한 하나 이상의 빌딩면을 검출할 수 있다. 빌딩을 상세히 분석하기 위해서 주요한 요소성분의 기하학적 정보는 필수 불가결한 사항이다. 빌딩의 주요 요소성분(PCs)은 벽면, 창문, 현관 등이 있다[2,19]. 이런 주요한 요소성분의 형상은 주로 직사각형의 규칙성을 가진다. 주요한 요소성분은 이웃해 있는 화소의 색상 정보를 이용하여 물리적인 속성을 병합함으로써 검출한다. 대부분 빌딩의 벽과 창문은 두드러지는 차이를 가지는 색상을 띠고 있다. 확인을 위해 빌딩면의 영역을 나타내는 기하학적인 정보와 벽면의 색상 히스토그램으로 시각적 속성을 사용한다. 빌딩에서 벽면은 주로 비슷한 색상정보를 가진다. 빌딩을 검출하기 위해 수직과 수평 선분의 소실점을 찾아서 교차하는 부분을 찾아서 빌딩의 그물을 얻는다. 빌딩의 벽면을 구하기 위해 두 이웃해 있는 평행사변형(그물)의 유사한 색상을 합병해서 구한다. 벽면을 구할 때 색상 정보를 HSI (Hue, saturation, intensity) 색상모델을 사용한다. HSI 색상모델은 인간이 색을 인지하는 방식과 유사한 색상모델이다. 이 모델은 RGB 등 다른 모델과 다르게 유사한 색이 서로 가까이 위치하는 장점이 있다. 벽면에 대응하는 화소의 색상(Hue) 정보를 32개의 bin(bin)으로 양자화하고 색상 히스토그램을 계산하기 위해 사용한다. 색상 히스토그램은 그림 5(a), (b)에서 빌딩면의 경계선 내부의 화소를 고려한다. 그리고 그림 5(d)는 검은색 그래프의 색상 히스토그램을 계산하여 1차원 가우시안 필터 ($\sigma=0.75$)로 3번의 반복을 수행한다. 히스토그램의 피크가 검출되고 연속적인 bin은 높은 피크값의 40 (%)보다 큰 값으로 그룹화한다. 그림 5(d)에 초록색의 밝은 그래프는 두 개의 분리된 그룹을 얻는다. 이것은 그림 5(e, f)에서 각 화소 그룹의 색상값이 벽면과 창문의 후보 영역으로 분리된다. 화소의 큰 그룹은 그림 5(c)와 같이 벽면으로 선택한다. 벽면의 화소 정보는 세 개의 구성요소 h_1 , h_2 와 h_3 에 대한 36개의 bin 히스토그램으로 사용한다. H_1 , H_2 의 계산에 의해 h_1 , h_2 각각 10개의 bin 히스토그램을 얻는다. H_1 , H_2 의 계산은 아래와 같다.

$$H_1 = \arctan\left(\frac{R}{\alpha G}\right); \quad H_2 = \arctan\left(\frac{G}{\beta B}\right) \quad (5)$$

여기서 H_1 , H_2 의 범위는 $0 \leq H_1, H_2 \leq \pi/2$ 이다. $\alpha(=1.1)$ 와 $\beta(=1.05)$ 는 그림 5(h)와 그림 5(k)처럼 다른 조명 조건에서 RGB값이 변하기 때문에 보정계수가 된다. $h_3 = \bar{s}h_{hue}$ 는 색상값의 16개의 bin 히스토그램이고 \bar{s} 는 HSI 색상 공간에

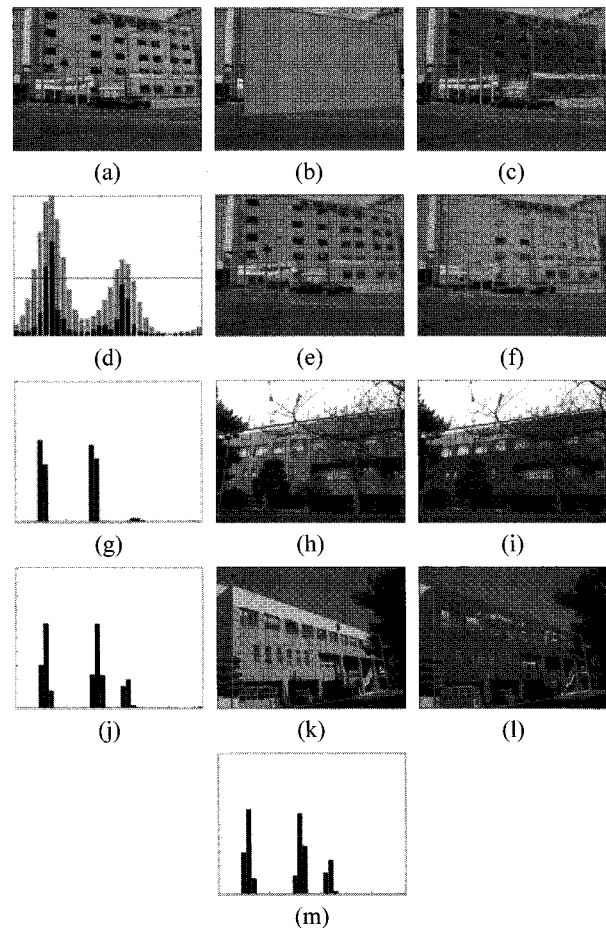


그림 5. 벽면을 이용한 색상 히스토그램 추출.

Fig. 5. Hue color histogram extraction using wall face. (a, h, k) Boundary of detected building facet (b) Building facet region (c, e, i, l) wall face (d) Hue color histogram (f) Candidate region of windows (g, j, m) Hue color histogram of wall face.

서 채도의 평균값이다. 벽면은 그림 5(g, j, m)에서 각각 h_1 , h_2 , h_3 의 bin 히스토그램의 연결에 의해 생성된다.

그림 5는 벽면에 대한 색상 히스토그램의 예와 벽면과 창문을 검출한 결과를 나타낸다. 그림 5(a)의 벽면은 회색으로 그림 5(g)의 h_3 는 \bar{s} 의 값이 매우 낮다. 그러므로 그림 5(g)의 세 번째 그룹인 h_3 의 히스토그램처럼 영향이 작다. 그림 5(h, k)는 맑은 날과 흐린날에 대한 빌딩의 영상이다. 그림 5(i, l)은 벽영역에 대한 결과 영상과 그림 5(j, m)은 벽면에 대한 색상 히스토그램을 나타낸 것이다.

그림 6은 빌딩의 기하학적인 분석을 통해 벽면과 창문의 검출과정을 설명한다[19]. 그림 6(a)는 벽면을 붉은색으로 표현하고 그림 6(b)는 분홍색의 경계내의 빌딩의 벽면을 전경과 배경을 이진화한 그림이다. 창문을 검출하기 위해 빌딩면을 사각형 형태로 변환한다. 그림 6(b)의 영상을 다른 스케일과 상대적인 사각형 면을 재생성한 것이 그림 6(c)이다. 전경과 배경은 연결되어 있지 않은 작은 영역의 노이즈는 제거시킨다. 각 전경은 후보의 주요한 요소성분으로써 고려된다. 창문의 영역, 종횡비(aspect ratio) 및 중심좌표를 계산하기 위해서 창문의 후보를 행과 열로 정렬시킨다. 대개 빌딩에서 창문은 유사한 종횡비를 가진다. 크기가 다른 창문 영역의 몇

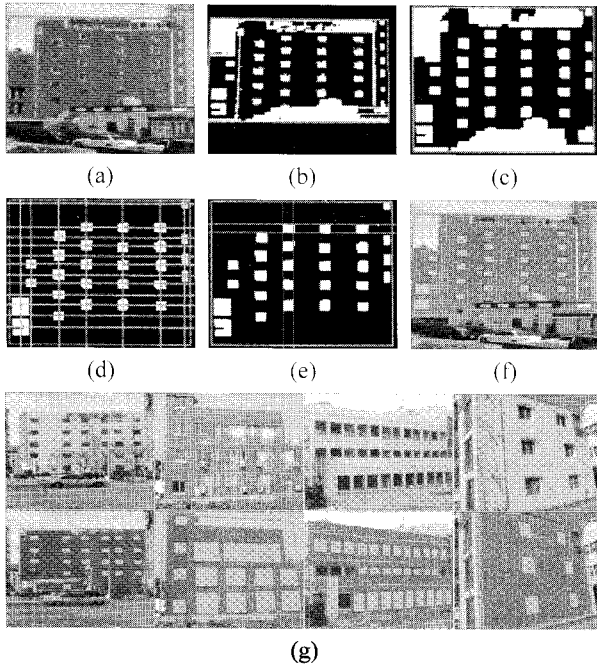


그림 6. 빌딩면의 기하학적인 분석.

Fig. 6. Geometrical analysis of building facet. (a) Wall face (b) Candidate detection of windows (c) Rectangular shape (d) Windows alignment (e) Accuracy of boundaries (f) Detection of wall face and windows (g) Some examples of wall face and window detection.

몇 후보들과 다른 중형비의 대다수는 제거된다. 실제 특수한 경우를 제외한 창문은 비슷한 크기를 가진다. 그림 6(d)는 12개의 행과 7개의 열에서 정렬된 창문이다.

같은 행과 열에 있는 유사한 영역에 대한 창문은 그림 6(e)에서 창문의 정확성을 찾기 위해 사용한다. 이것은 빌딩의 크기나 높이를 추정하는데 좋은 정보로 이용한다. 그림 6(f)는 벽면과 창문을 찾은 결과를 붉은색과 초록색으로 표현한다. 그림 6(g)는 벽면과 창문 검출의 예를 보여준다. 그림 7은 실제 창문인데 찾지 못한 창문의 영상을 개선한 결과이다. 그림 7(a)는 원영상이고 그림 7(b)는 그림 6 (g)의 세 번째 영상에서 창문의 후보로 찾은 영상을 사각형 형태로 변환한 그림이다. 그림 6(g)의 세 번째 영상은 특수한 경우의 빌딩이다. 1층과 3층으로 이루어진 빌딩을 획득한 영상이다.

그림 6(g)의 세 번째 영상과 같은 결과에서 실제 창문인데 창문을 검출하지 못한 결과가 발생한다. 이를 개선하기 위해 두 가지 조건을 적용한다. 첫 번째 창문의 후보로 찾아진 창문의 크기와 패턴을 이용한다. 이것은 그림 6(g)의 세 번째 영상에서 1층과 2층에서 실제 창문인데 찾지는 못하는 경우는 이웃해 있는 창문의 가로와 세로의 크기를 적용한다. 그림 7(d)에서 결과를 확인한다. 그러나 1층 두 번째 창문은 실제 창문이 아니다. 이런 경우는 이웃해 있는 후보 창문의 색상과 비교하여 다른 경우는 제거한다. 두 번째는 실제 그림 7(a)의 빌딩은 1층과 2, 3층은 다른 패턴을 가진 창문이다. 그러므로 이웃해 있는 빌딩의 크기와 패턴을 적용하면 실제 창문을 찾기가 어렵다. 이유는 수평으로의 창문의 크기는 동일하나 수직으로 창문들이 다른 위치에 있다. 그림 7(a)에서 1층의 두 번째 창문과 같은 경우는 수평으로 창문의 크기와

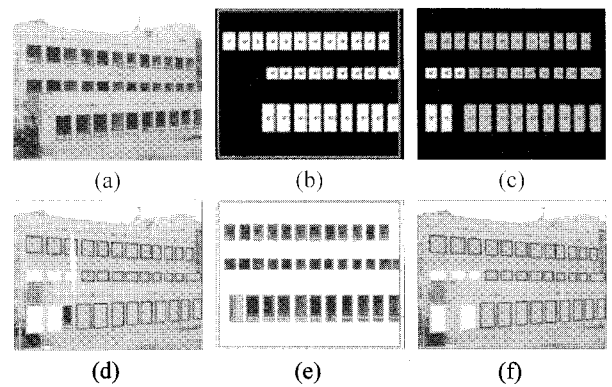


그림 7. 개선된 창문의 검출 결과.

Fig. 7. Detection result of improved windows. (a) Original image (b) Detection of candidate windows of transformed rectangular shape (c) Position estimation of candidate windows (d) Result of position estimation of candidate windows (e) Windows detection using neighbored distance pattern (f) Result of improved windows detection.

위치를 이용한다. 즉, 같은 층의 동일한 패턴의 크기를 이용하여 창문을 찾는다. 얻어진 결과가 그림 7(e)이다.

후보 창문으로 얻어진 그림 7(e)의 첫 번째 영상은 실제 창문이 아니다. 이전의 동일한 방법으로 후보 창문의 색상을 비교하여 얻은 결과가 그림 7(f)이다.

VI. 실험

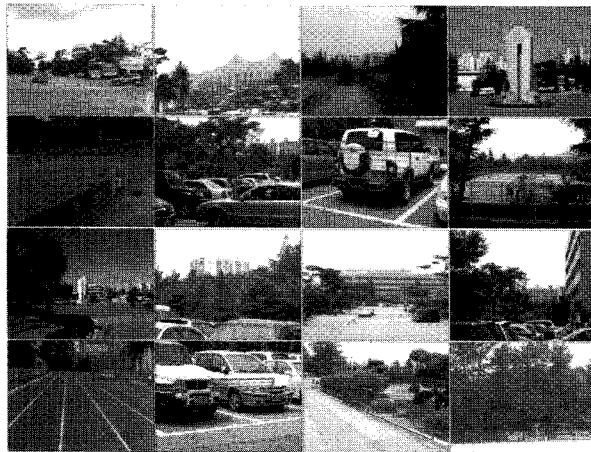
실험에서 사용한 영상은 울산광역시 외부환경에서 시점 (viewpoint), 주간(daytime), 카메라 시스템 및 날씨의 차이를 두고 획득한 영상을 실험한다. 로봇이 캠퍼스와 같은 주변환경을 주행하는 상황에서 획득한 빌딩의 영상으로 물체검출을 위해 다중의 특징을 이용하고 그러한 대상물체의 지식을 활용한다. 빌딩면의 영역을 검출하기 위해서 선분과 주요한 소실점을 이용한다.

MSAC 알고리즘[8]은 그림 4(d)의 첫 번째인 결과 영상처럼 여러 빌딩면을 검출하는데 사용한다. 또한, 나뭇가지 (branch)나 전기선(electrical line)과 같은 노이즈를 없애고 빌딩의 소실점을 찾는데 이용한다.

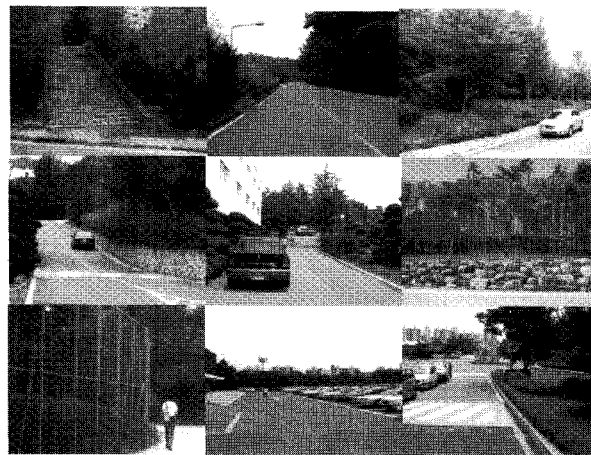
그림 8은 빌딩을 검출한 예를 나타내는데 그림 8(a)는 복잡한 환경의 영상에서 다중의 빌딩면을 검출한 결과를 나타낸다. 그림 8(b)는 실제 빌딩이 아닌데 빌딩이 검출된 경우를 보인다. 그림 8(c)는 빌딩이 없는 영상의 예를 나타낸다. 그림 4(d)의 평행사변형의 그물은 그림 6(g)에서 빌딩의 창문과 같은 주요한 요소 성분(PCs)을 찾는데 도움이 된다. 또한 그림 6에서의 결과처럼 빌딩의 높이를 추정하는 기하학적인 속성의 관계와 창문의 개수를 찾는 정보가 된다. 예를 들면, 빌딩에는 가로와 세로에서 얼마나 많은 방(room)의 개수가 존재하는가로 빌딩의 크기와 높이를 추정할 수 있다. 그림 6(g)의 두 번째 행에서 녹색으로 표현한 창문을 가로와 세로에 대한 개수를 이용하여 빌딩의 높이와 크기를 추정한다. 빌딩에서 층의 수 또는 같은 층에서 방의 수는 같은 행과 열에 있는 창문의 최대수에 의해 추정한다. 그림 6(f)는 창문과 추정된 벽면의 결과이다. 주요한 요소성분 중에서 벽면과 창문의 결과를 그림 6(g)에 보인다. 첫 번째 행은 원영상이고 두 번째



(a) Building detection in multiple buildings and complex environment



(b) Result of incorrect detected building



(c) Non-building images

그림 8. 빌딩 검출의 예.

Fig. 8. The examples of building detection.

행에서 붉은 색으로 표현한 것은 벽면이고 녹색으로 표현한 것은 창문이다. 표 2는 그림 6(g)의 빌딩의 크기에 대해서 추정된 결과정보이다. 로봇이 외부환경을 주행할 때 표 2의 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

표 2. 빌딩 크기의 추정 결과.

Table 2. Estimation result of building size.

Building (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 3. 빌딩의 창문 검출.

Table 3. Windows detection of building.

Condition of windows detection	Number of windows detection	Improved number of windows detection
True positive	1521	1537
False negative	84	68
False positive	23	21

것은 아파트와 다른 빌딩을 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 3은 빌딩의 창문을 검출한 결과를 나타낸 것이다. 창문을 검출하는 실험에서 150개의 빌딩에서 1607개의 창문을 사용한다. 그 중 1544개가 창문의 후보로 검출되고 실제 창문을 창문으로 검출된 경우(true positive)는 1521개가 검출되고 실제 창문이 아닌데 창문으로 찾아지는 경우(false positive)는 23개이다. 또한 실제 창문인데 창문을 찾지 못하는 경우(false negative)는 전부 84개의 창문이다. 이런 FN의 대부분은 그림 6(g)의 첫 번째 영상과 같이 작은 크기의 창문이거나 그림 6(g)의 세 번째 영상과 같이 가로와 세로에 대한 평행사변형 형태의 영역으로 정렬되지 않은 것이다. 그러므로, 작은 창문의 경우는 멀리 떨어져서 획득한 영상으로 구별하기가 어렵다. 찾지 못한 창문의 경우는 이웃해 있는 창문의 크기, 패턴 및 창문의 색상을 비교하여 위치를 추정한다. 그림 6(g)의 세 번째 영상과 같은 경우를 개선한 결과가 그림 7에 있다.

개선된 결과에서 실제 창문을 창문으로 검출된 경우(true positive)는 1537개가 검출되고 실제 창문이 아닌데 창문으로 찾아지는 경우(false positive)는 21개이다. 또한 실제 창문인데 창문을 찾지 못하는 경우 (false negative)는 전부 68개의 창문이다. 빌딩에서 창문의 검출율은 식 (6), (7)과 같다.

$$\frac{TP}{T} = \frac{1537}{1607} = 95.64\% \tag{6}$$

$$\frac{T - FN - FP}{T} = \frac{1607 - 68 - 21}{1607} = 94.46\% \tag{7}$$

여기서 T는 전체 창문의 개수이다. TP는 실제 창문인데 창문으로 검출된 경우이고, FP는 실제 창문이 아닌데 창문으로 검출된 경우, FN은 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 복원

표 4. 빌딩 분석에 대한 실험의 계산시간.

Table 4. Progressing times of experimentation for building analysis.

실험 과정	계산시간 (s)
빌딩의 영역 검출	2.89
빌딩의 벽면 검출	0.48
빌딩의 창문 검출	2.37
전체 수행 시간	5.74

을 하기 위해 더욱 중요한 정보가 된다.

본 논문에서 구현한 빌딩면 검출과 빌딩의 요소성분인 벽면과 창문을 검출하는 시스템의 전체 수행시간은 표 4와 같다. 실험에 사용된 영상의 크기는 800×600 이고 실험 환경은 Pentium IV 2.6GHz IBM PC에서 실시하였다. 빌딩을 분석하는 시스템의 전체 수행시간은 5.74초가 걸린다. 빌딩면 검출에서 2.89초, 벽면을 찾는데 0.48초, 창문을 검출하는데 2.37초가 수행된다.

VII. 결론

본 연구는 외부환경에서 로봇이 주행할 때 빌딩과 같은 중요한 물체를 검출하고 분석하는 방법을 설명한다. 먼저 빌딩면의 영역을 검출하기 위해 일정한 크기의 직선성분인 선분과 소실점의 수직선분과 수평선분을 이용한다. 선분은 에지 추출을 통해 일정길이 이상의 직선성분을 구하고, 공간상에서 일정한 거리 이하로 떨어진 에지를 추출한다. 선분의 모델은 이웃영역의 색상정보에 의해 만들고 빌딩면이 아닌 패턴의 선분을 제외하는데 이용한다. 제외하고 난 나머지는 하나의 수직선분과 최고 다섯 개의 수평선분을 포함하는 소실점으로 그룹화한다. 수직선분과 수평선분의 교차점은 빌딩면을 확인하기 위한 기준이 된다. 빌딩에서 중요한 특징인 선분과 색상정보는 하늘, 나무, 도로와 같은 다른 물체에 대해 분류하는데 이용한다. 이런 빌딩과 같은 인공물의 영역을 검출하기 위한 특징은 서로 다른 명암도를 가지는 영역간의 경계인 에지, 인공물에서 많이 나타나는 직선성분인 선분, 주요 요소성분, 물체에 내재하는 평행직선의 소실점을 이용한다. 물체의 속성에 맞는 다중 특징으로 빌딩면의 영역을 검출한다. 그림 6은 분할된 영역을 이용하여 빌딩의 주요 요소 성분인 창문과 벽면을 찾는다. 또한 빌딩에서 높이를 추정할 수 있는 기하학적인 속성의 관계와 표 2의 결과처럼 창문의 개수를 찾는다. 캠퍼스와 같은 외부환경에서 로봇이 주행할 때 장애물의 회피와 물체인식이 중요한 문제로서 본 연구는 다중 특징을 이용하여 빌딩면의 영역을 분할하고 기하학적인 빌딩의 속성을 분석한다. 분할된 빌딩면의 영역을 이용하여 빌딩면에서 나타나는 주요한 요소성분인 창문과 벽면을 찾고 창문을 검출해서 빌딩의 크기와 높이를 추정하기 위해 가로와 세로에 대한 최대개수의 창문을 찾는다. 로봇이 외부환경을 주행할 때 빌딩에 대해 더욱 상세한 정보를 안다면 다중 영상에서 빌딩에 대한 정보나 실시간 영상 복원을 하기 위해 더욱 중요한 정보가 된다.

현재 시각 센서로부터 물체나 공간인식은 그 강인성 면에서 어느 정도 제약이 있다. 시각 정보(영상)로부터 필요한 정보를 추출, 인식을 수행하려면 많은 계산량이 필요하다. 그러

므로 지능형 로봇의 물체나 공간인식을 위해서는 강인성 확보와 더불어 실시간에 처리할 수 있는 기술에 대한 연구를 하고자 한다. 로봇이 외부환경을 주행할 때 더욱 많은 정보를 알기 위해서 빌딩의 현관을 검출하는 방법을 연구하고 있다. 또한 사람 및 다양한 물체에 대한 인식, 분석 및 빠른 처리를 할 수 있는 기법에 대해서도 연구를 한다. 이것을 이동 로봇에 적용해 정보의 DB (Data-Base)화를 이루어서 더욱 지능화된 로봇을 개발하고자 한다.

참고문헌

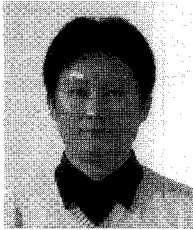
- [1] A. Bosch, X. Munoz, and J. Freixenet, "Segmentation and description of natural outdoor scenes," *Journal of Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 727-740, 2007.
- [2] D.-N. Kim, H.-H. Trinh, and K.-H. Jo, "Objects segmentation using multiple features for robot navigation on outdoor environment," *International Journal of Information Acquisition*, vol. 6, no. 2, pp. 99-108, 2009.
- [3] N. Cornelis, B. Leibe, K. Cornelis, and Luc Van Gool, "3D urban scene modeling integrating recognition and reconstruction," *International Journal of Computer Vision*, vol. 78, pp. 121-141, 2008.
- [4] L. Garcin, X. Descombes, H. L. Men, and J. Zerubia, "Building detection by markov object processes," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on ICIP*, vol. 2, pp. 565-568, 2001.
- [5] N. J. C. Groeneweg, B. de Groot, A. H. R. Halma, B. R. Quiroga, M. Tromp, and F. C. A. Groen, "A fast offline building recognition application on a mobile telephone," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on ACIVS*, pp. 1122-1132, 2006.
- [6] Q. Iqbal and J. K. Aggarwall, "Applying perceptual grouping to content-based image retrieval: building images," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on CVPR*, pp. 42-48, 1999.
- [7] Q. Iqbal and J. K. Aggarwall, "Image retrieval via isotropic and anisotropic mappings," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on CVPR*, pp. 42-48, 1999.
- [8] P. H. S. Torr and A. Zisserman, "MLE-SAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry," *Journal of Computer Vision and Image Understanding*, vol. 78, pp. 138-156, 2000.
- [9] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, Wiley Inter Science, 2003.
- [10] A. Criminisi, "Single-view metrology: Algorithms and applications," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 2449, pp. 224-239, 2002.
- [11] R. Madhavan and T. Hong, "Robust detection and recognition of buildings in urban environments from LADAR Data," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on AIPR*, pp. 39-44, 2004.
- [12] D. Robertson and R. Cipolla, "An image-based system for urban navigation," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on BMVC*, 2004.
- [13] H.-H. Trinh and K.-H. Jo, "Image-based structural analysis of building using line segments and their geometrical vanishing points," *Proc. of Int'l Joint Conf. on SICE-ICASE*, pp. 566-571, 2006.
- [14] T. Tuytelaars, T. Goedem, and L. Van Gool, "Fast wide baseline matching with constrained camera position," *Proc. of IEEE Int'l Conf. on CVPR*, pp. 24-29, 2004.
- [15] Q. Yanyun, Z. Nanning, L. Cuihua, and Y. Zejian, "Salient building detection in natural image using SVM," *Proc. of IEEE*

Int'l Conf. on Vehicular Electronics and Safety, pp. 126-130, 2005.

- [16] W. Zhang and J. Kosecka, "Hierarchical building recognition," *Journal of Image and Vision Computing*, vol. 25, pp. 704-716, 2007.
- [17] S. Pu and G. Vosselman, "Automatic extraction of building features from terrestrial laser scanning," *Int'l Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 36, part 5, 2006.

[18] S. Pu and G. Vosselman, "Extracting windows from terrestrial laser scanning," *Int'l Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. 36, part 3/W52, Espoo, Finland, pp. 320-325, 2007.

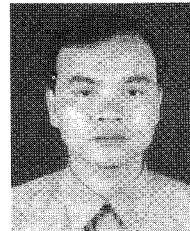
[19] H.-H. Trinh, D.-N. Kim and K.-H. Jo, "Geometrical characteristics based window extraction for building surface," *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 5754, pp. 585-594, 2009.



김 대 년

2001년 울산대학교 제어계측공학과 졸업(공학사). 2003년 울산대학교 대학원 제어계측공학과 졸업(공학석사). 2010년 울산대학교 대학원 전기전자정보시스템공학과 졸업(공학박사). 2009년~현재 울산대학교 전기전자정보시스템공학부

객원교수. 관심분야는 컴퓨터 비전, 사람과 컴퓨터의 상호작용(HCI), 패턴인식, 지능형 로봇 및 로봇 응용시스템.



전 황 현

1997년 베트남 호치민대학교 전기전자공학과 졸업(공학사). 2002년 호치민대학교 대학원 전기전자공학과 졸업(공학석사). 2009년 울산대학교 대학원 전기전자정보시스템공학전공(공학박사). 2009년~현재 울산대학교 BK-21 포스트닥터 연구원.

관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, 자율 이동로봇, 외부환경 재구성.



조 강 현

1989년 부산대학교 정밀기계공학과 졸업(공학사). 1993년 일본 Osaka대학 대학원 전자제어기계공학과 졸업(공학석사). 1997년 Osaka 대학 대학원 전자제어기계공학전공(공학박사). 1997년~1998년 ETRI 시스템공학연구소 포스트 닥터 연구원.

1998년~현재 울산대학교 전기전자정보시스템공학부 교수. 관심분야는 컴퓨터 비전, 사람과 컴퓨터의 상호작용(HCI), 지능시스템 연구(로봇 및 교통시스템, 헬스케어 시스템). 현재 IEEE, IEICE, ICROS, IEEK, KIISE, KIPS, KSAE, KRS 등 정회원 및 이사 역임.