

평면 추출셀과 반복적 랜덤하프변환을 이용한 다중 평면영역 분할 방법

論 文
57-11-31

A Method to Detect Multiple Plane Areas by using the Iterative Randomized Hough Transform(IRHT) and the Plane Detection

林 盛 早* · 金 大 光* · 姜 東 中*
(Sung-jo Lim · Dae-Gwang Kim · Dong-Joong Kang)

Abstract - Finding a planar surface on 3D space is very important for efficient and safe operation of a mobile robot. In this paper, we propose a method using a plane detection cell (PDC) and iterative randomized Hough transform (IRHT) for finding the planar region from a 3D range image. First, the local planar region is detected by a PDC from the target area of the range image. Each plane is then segmented by analyzing the accumulated peaks from voting the local direction and position information of the local PDC in Hough space to reduce effect of noises and outliers and improve the efficiency of the HT. When segmenting each plane region, the IRHT repeatedly decreases the size of the planar region used for voting in the Hough parameter space in order to reduce the effect of noise and solve the local maxima problem in the parameter space. In general, range images have many planes of different normal directions. Hence, we first detected the largest plane region and then the remained region is again processed. Through this procedure, we can segment all planar regions of interest in the range image.

Key Words : Plane detection cell(PDC), Iterative randomized Hough transform(IRHT), Plane detection, Range data, Stereo camera, Mobile robot

1. 서 론

자율이동로봇 또는 기타 자율주행이 가능한 이동체의 안전한 주행과 로봇에 부여된 작업수행을 위해서는 3차원 공간상의 관심영역의 인식이 중요하며 그 중 평면영역의 인식은 충돌방지 주행과 작업 면의 인식에서 이동로봇에 중요한 정보로 사용된다.

3차원 공간에서 관심영역을 찾기 위해 여러 연구가 활발히 진행되어왔다. 기존 연구는 주로 레인지 데이터(range data)를 파라메트릭 방법(parametric methods)을 이용하여 분할(segmentation)하는데 집중되어 왔으며 레인지 데이터를 평면(planes), 구(spheres), 실린더(cylinders), 원뿔(cones) 등의 큰 카테고리 분류하고 측정 데이터를 이러한 기본 기하타입에 피팅(fitting)하여 대응되는 파라미터를 구함에 의해 관심 영역의 분할을 수행하여 왔다[1-4]. 이 방법들은 레인지 데이터에 기반하여 정확한 기하형상들을 분할할 수 있으나 과도한 실행시간의 요구와 정밀한 측정데이터의 필요성 등으로 인해 실시간 처리(real-time processing)가 중요한 로봇과 같은 이동체에 적용하기는 쉽지 않은 문제점을 가진다.

최근, 하프변환(Hough transform)에 기반하여 이동로봇의 주행을 위해 실시간으로 평면영역을 추출하는 방법이 제안되었고 Honda 자동차의 ASIMO 와 같은 2 족 보행로봇에

적용되어 계단주행과 장애물 회피 등에 성공적으로 적용된 사례가 있다[5]. 하프변환은 잡음이 존재하는 영상 데이터에서 선, 원, 타원, 다각형과 같은 특징들의 추출에 효과적이다. 잡음에 대한 신뢰성과 부분적 데이터 소실에 강인한 특징으로 인해 탐색에 폭넓게 사용되어 왔다[6-9]. 이러한 하프변환의 특징은 본 논문의 관심 대상인 3차원 데이터에서 평면의 추출에도 적용될 수 있다. 평면영역을 탐색하기 위한 하프변환은 3 차원 공간에서 X-Y-Z 데이터를 원점에서의 수직거리와 평면의 회전각을 나타내는 $\rho-\theta-\phi$ 의 또 다른 파라미터 공간으로 바꾸어 보팅(voting)하고 보팅공간에서 최대값(peaks)을 검출함에 의해 대응되는 평면을 추출하는 방법을 사용할 수 있다. 이 방법은 잡음이 많고 서로 다른 여러 평면이 존재하는 레인지 데이터에 대해서도 비교적 좋은 결과를 보이나 보팅을 위한 과도한 메모리 요구와 보팅공간의 피크위치 선정문제 및 컴퓨터 처리 속도를 개선하기 위해 많은 부가적인 처리가 필요한 단점을 가지고 있다.

또한, 노이즈가 많이 들어있는 레인지 이미지에 대해 좌표 점들을 추출하다 보면 얻고자 하는 영역뿐만 아니라 잡음이 들어가 있는 영역에 대해서도 점들이 선정되는 빈도가 높아지므로 원하는 영역의 추출이 정확하지 않게 된다. 하프변환의 이런 단점들을 극복하기 위해 조합하프변환(CHOHT)[10], 랜덤하프변환(RHT)[11,12], 확률하프변환(PHT)[13], 그리고 동적으로 일반화된 하프변환(DGHT)[14]등의 알고리즘들이 제안되었다.

랜덤하프변환은 하프변환의 느린 처리속도 문제를 해결하기 위해 제안되었다. 이미지상의 모든 점을 파라미터공간에 보팅하는 것이 아니라 임의로 선정된 몇 개의 데이터 점들

* 學生會員 : 釜山大學 機械學科 碩士課程

† 교신저자, 正會員 : 釜山大學 機械工學部 助教授 · 工博

E-mail : dj kang@pusan.ac.kr

接受日字 : 2008年 4月 30日

最終完了 : 2008年 9月 8日

로 구성된 샘플에 대하여 구하고자 하는 기하형상에 대한 파라미터를 직접 구하고 이렇게 구해진 파라미터 값들을 보팅하는 방식이다. 이렇게 하여 고전적 하프변환의 속도를 개선할 수 있다. 하지만 랜덤하프변환 역시 단점을 가지고 있다. 심한 잡음이 들어있는 이미지에 대해 무작위로 점들을 추출하다 보면 얻고자 하는 영역뿐만 아니라 잡음이 들어간 영역에 대해서도 선택된 점들이 포함되므로 보팅공간에서 피크의 분포들이 섞여 원하는 영역의 추출이 정확하지 않게 될 수 있다.

이런 단점을 극복하기 위해 반복적 랜덤하프변환(IRHT)이라는 알고리즘이 2D영상에서 타원(ellipse)을 추출하기 위해 제안되었다 [15]. IRHT는 강한 잡음을 가진 이미지에서도 효율적으로 원하는 영역을 추출한다. 먼저 전체 데이터를 대상으로 RHT를 사용하여 파라미터를 추정한다. 전체 데이터에는 관심을 가지고 추출하고자 하는 형상이 포함되어 있다. IRHT의 핵심원리는 관심이 되는 형상이 존재하는 부분만의 데이터로 관심영역을 반복적으로 축소하는 것에 있다. 따라서 RHT를 이용하여 파라미터 공간의 최대 피크를 찾음에 의해 1차적으로 관심형상을 추출하고 추출된 형상 주변의 데이터만을 사용하여 다시(iterative) RHT를 수행하는 것이다. 2차 보팅에서는 관심형상 주위의 데이터만 보팅하므로 다른 영역의 잡음 데이터가 보팅되지 않아 1차 RHT의 보팅보다 선명하게 구별되는 피크를 보팅공간에서 얻을 수가 있다. IRHT는 이러한 방식으로 반복적 RHT를 수행함에 의해 샘플영역을 줄여 나가면서 추정된 파라미터가 원하는 조건을 만족할 때까지 지속적으로 탐색하는 방법이다. 이 방법은 잡음이 많은 이미지에서 타원의 추출에 RHT보다 더 좋은 결과를 보여주었다[15].

3D공간 하에 놓여진 자율이동로봇의 환경인식을 통해 정확한 주행 또는 평평한 테이블과 같은 작업을 위한 영역의 탐색을 위해서는 주변의 장애물과 구별되는 평면영역을 입력 데이터에서 분할할 수 있어야 한다. 또한, 로봇의 실시간 작업과 주행을 위해서는 관심 평면을 고속으로 인식하고 분할해 내어야 한다. 본 논문의 주 관심형상은 3차원 공간에 있는 평면영역이다. 위와 같은 요구를 만족하기 위해 본 논문에서는 3차원 공간에서 레인지센서를 통해 3D 깊이영상(depth image)을 만들고 이 레인지 이미지를 분석하여 로봇에 필요한 여러 평면을 추출하는 방법을 제안한다. 2장은 레인지데이터에서 평면추출을 위한 RHT와 IRHT 적용의 문제점에 대해 설명한다. 3장은 PDC(Plane detection cell)에 IRHT방법을 적용하여 부분평면영역을 찾는 방법에 관한 것과 전체 레인지 영상에서 다중평면을 추출하는 방법에 대해 기술한다. 4장에서는 다중평면영역 추출 알고리즘을 적용한 실험결과에 대해 분석하고 5장에서는 제안된 알고리즘의 신뢰성과 결과에 대해 요약한다.

2. 평면추출을 위한 하프변환

2.1 내장된 차체 테스트

하프변환은 노이즈와 외란에 강한 알고리즘으로 잘 알려져 있다. 하프변환은 보팅 직선이나 타원과 같은 영상 특징이나 특별한 기하학적 형상을 찾기 위해 사용된다. 이미지상

에서 직선 위의 하나의 점은 하프공간상에서 곡선으로 표시된다. 하프공간은 직선의 파라미터를 인자로 하는 공간으로써 파라미터 공간이라고도 말한다. 직선을 찾기 위해서 이미지의 모든 직선 위의 점에 대한 파라미터를 하프공간에 보팅한다. 보팅개수가 많을수록 더 직선에 가깝기 때문에 하프공간에서 일정 임계값 이상의 보팅수를 가진 파라미터를 선택하여 직선을 찾는다. 하프공간은 파라미터의 개수에 따라 차원이 정해진다. 파라미터가 많을수록 고차원의 공간을 요구한다. 고차원의 하프공간은 그만큼 연산을 많이 필요로 하고 메모리도 많이 요구된다.

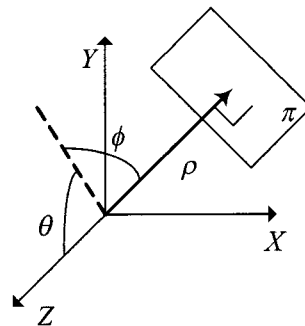


그림 1 평면 표현을 위한 인자

Fig. 1 show the parameter of plane in 3D space

그림 1은 3차원공간에서 평면의 파라미터를 보여준다. 파라미터 ρ 는 원점에서 평면 π 까지의 수직거리를 나타낸다. θ 와 ϕ 는 두 축에 대한 회전각이다. 평면상의 놓여 있는 하나의 레인지 데이터는 하프공간에서 굵은 모양의 곡면과 대응된다[5]. 3차원 공간상에서 하나의 평면은 하프공간에서는 하나의 점으로 표시됨을 알 수 있다. 직선의 경우와 유사하게 평면상의 모든 레인지 데이터를 하프공간에 보팅하여 최대 보팅값을 찾으면 평면을 구할 수 있다.

2.2 평면추출 랜덤하프변환

앞 절에서 기술한 하프변환은 레인지 영상의 모든 데이터에 대해 연산하고 보팅하므로 처리 시간이 오래 걸린다는 단점을 가진다. 이러한 점을 개선하고자 RHT에서는 찾고자 하는 레인지 영상의 관심영역에 대해 임의로 3점을 추출하여 평면을 구성하고 이평면의 파라미터들을 하프공간에 보팅한다. 여러 개의 평면정보를 랜덤하게 선택된 점들로 구성하고 계산된 평면 파라미터들을 보팅함에 의해 계산량을 줄이고 평면 추출의 정확도를 높이는 것이 RHT를 이용한 평면 추출이다.

하지만 이 방법 역시 완전한 해결책은 되지 못한다. 처리 시간은 줄었지만 찾고자 하는 관심영역 이외의 영역에 대해 과도하게 샘플링될 경우 정확도가 확연히 떨어지는 단점이 발생한다. 최근 RHT 방법의 단점을 해결하기 위해 IRHT 방법이 제안되었다. IRHT 방법은 RHT 방법의 장점인 연산 시간의 단축은 취하면서 관심영역추출의 정확도는 더욱 높이기 위해 제안되었다. 그림 2(a)와 같이 RHT방법에서 랜덤으로 샘플영역을 추출하여 관심영역에 대한 최후보영역을 찾는다. 붉은색으로 표시된 경계내부가 찾아진 후보영역

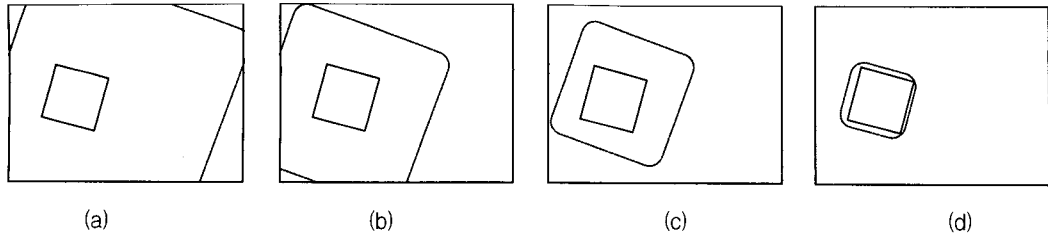


그림 2 IRHT를 이용한 관심영역검출. RHT의 반복적 진행에 따라 추출영역으로 처리대상영역이 수렴
Fig. 2 Iterative detection of target region by IRHT.

이다. 이 후보영역 내에서 RHT방법을 반복 적용하여 처음보다 작은 후보영역을 찾는다(그림 2(b)). 구하고자 하는 관심영역에 근접할 때까지 반복 탐색한다. IRHT방법은 강한 잡음에 대해 RHT보다 더 정확히 관심영역을 찾을 수 있다.

RHT와 IRHT를 공간에서 평면추출을 위해 적용할 때, 3D 레인지 데이터를 랜덤으로 추출하기 때문에 여러 평면이 동시에 존재하는 레인지 영상에서는 하프공간의 파라미터 보팅 분포에서 지역최대치들이 많이 발생하고 또한 여러 분포들이 뒤섞여서 최대 피크가 지역최대치들과 거의 차이가 나지 않을 수도 있다. 파라미터 보팅 분포에서 피크가 확연히 구별되어야지 평면을 추출하기 쉽다. 하지만 여러 분포들이 혼재될 경우 대표평면영역을 추출하기가 쉽지 않다.

본 논문은 IRHT방법에서 관심영역에 대해 구해진 후보영역을 점차적으로 줄여나감으로써 관심영역을 정확히 찾을 수 있다는 점에 착안하여 평면을 추출한다. 하지만 더 정확한 영역 검출을 위해 PDC(Plane Detection Cell)을 결합하여 신뢰성 높은 부분평면들을 미리 추출함에 의해 이들의 파라미터들이 직접 보팅될 때 지역최대치를 크게 줄일 수 있으므로 파라미터 최대 보팅값을 더 효과적으로 구별할 수 있다. 다음 장에서 PDC와 평면검출 알고리즘을 더 자세히 살펴본다.

3. 다중 평면영역 검출 알고리즘

3D 공간에 존재하는 여러 평면을 찾기 위해서 먼저 3차원 레인지 데이터를 획득해야 한다. 스테레오 센서를 이용하여 왼쪽과 오른쪽의 이미지 데이터를 획득하고, 두 좌우영상의 대응점 정보와 카메라 사이의 기하학적 관계를 이용하여 거리정보를 계산한다. 계산된 거리정보를 가지고 가장 큰 영역을 차지하는 지배적인 후보평면영역을 근사적으로 찾고, 더 정확한 부분평면영역으로 계산하기 위해 IRHT를 이용하여 후보평면영역을 반복적으로 탐색한다. 이와 같은 과정을 모든 데이터에 적용하여 다중 평면영역을 분할하는 것이 가능하다.

3.1 레인지데이터 획득 및 PDC의 역할

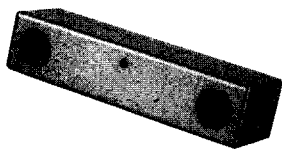


그림 3 PointGrey사의 Bumblebee 2 스테레오 카메라
Fig. 3 Bumblebee2 stereo camera of PointGrey Corporation

평면을 추출하기 위해서는 3차원 거리(depth)정보를 얻어야 한다. 3차원 거리정보의 획득을 위한 방법으로는 능동적 센싱방법과 수동적 센싱방법이 존재한다. 능동 센싱방법으로는 접촉 프로브(Probe)를 이용한 방법, 레이저 스캐너를 이용한 방법, 구조화 조명패턴을 이용한 방법 등이 있고, 수동적 방법으로는 카메라를 이용한 측정 방법 등이 있다. 본 논문에서 실시간으로 3차원 거리정보를 얻기 위해 상용화된 스테레오 카메라(Bumblebee 2)를 이용한다(그림 3). 먼저 왼쪽과 오른쪽의 2장의 영상을 스테레오카메라로 획득한다. 이 영상들을 분석하여 거리정보를 만들고, 이 거리 정보를 이용하여 3D 깊이영상을 생성한다. 3D 영상은 카메라로부터 피사체까지의 거리에 따라 밝기를 각각 다르게 표시한 이미지이다. 그림 4 (a), (b)는 각각 좌, 우측 카메라에서 촬영된 영상이다. 그림 4(c)는 두 영상을 이용하여 계산된 거리정보를 3D 레인지 데이터로 시각화한 것이다.

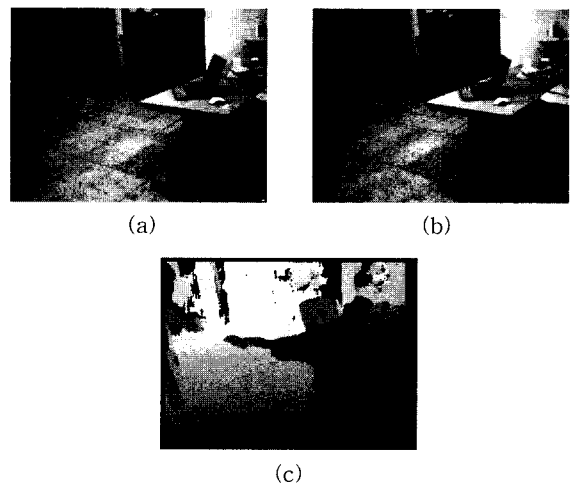


그림 4 스테레오카메라에서 얻어진 좌(a), 우(b) 영상과 3차원 거리 데이터(c)
Fig. 4 Left (a), right (b), and 3D depth images obtained from stereo camera

평면을 탐색하기 위해서는 3D 데이터상의 모든 픽셀들에 대해 표면의 수직방향을 찾고 센서의 원점으로부터 거리를 비교해야 한다. 하지만 모든 픽셀들에 대한 처리는 연산속도뿐만 아니라 추출의 신뢰도에도 문제를 나타낼 수 있다. 연산속도는 영상크기에 비례하여 느려지기 때문에 고해상도 레인지 데이터의 사용시 실시간 처리가 어렵다. 본 논문에서는 평면추출셀(Plane Detection Cell)에 IRHT방법을 적용한

다. 즉, PDC의 사용은 평면이 아니거나 평면상에 존재하지 않는 임의의 샘플링점들로부터 얻어진 평면정보들이 파라미터공간에 보팅함에 의해 보팅공간에 발생할 수 있는 피크잡음과 분포의 혼재 문제를 해결할 수 있다. PDC를 사용하여 계산된 후보평면영역은 더 정확한 부분평면의 평면정보들을 파라미터공간으로 보팅하도록 해준다. PDC는 레인지 이미지에 임의의 반경을 가지는 가상의 원이다[16]. 그림 5는 PDC의 개념도를 보여준다. 일종의 필터로써 PDC의 적용에 의해 보팅공간의 잡음피크를 크게 줄임에 의해 피크 추출의 신뢰성을 높이는 것이 가능하다. 즉, PDC를 사용하여 신뢰성이 높은 부분평면영역만을 추출하여 이 평면정보를 보팅한다면 PDC는 보팅 전에 비평면 샘플링 데이터를 제거해주는 일종의 평면 추출 필터로 작용할 수 있다. PDC의 적용은 LUT(Lookup Table)의 사용에 의해 계산량이 크지 않으면서도 효과적이고 정확하게 평면추출이 가능하다 [16].

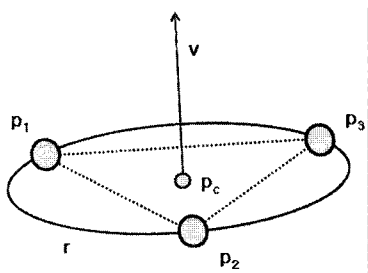


그림 5 평면영역 추출셀
Fig. 5 Plane Detection Cell (PDC)

그림 5에서 P_c 점은 해당 위치가 평면인지 아닌지를 판별할 영상상의 중심좌표를 가리킨다. 일정한 크기의 반경을 가지고 원의 중심 P_c 와 원호 r 을 가지는 원이 있다고 가정한다. 이 원호경계에 존재하는 3개의 좌표 점 P_1, P_2, P_3 를 추출한다. 이 세 점은 각각의 레인지데이터에 대응하는 3차원 좌표정보를 가지고 있고, 이 좌표 값을 이용하여 3점의 공간 좌표가 만드는 삼각영역 $P_1-P_2-P_3$ 에 수직인 방향 벡터 v 를 얻는 것이 가능하다. 세 개의 공간 좌표 점에 의해 얻어지는 삼각평면에 수직하는 직교 방향벡터 v 는 아래의 식(1)과 같이 계산된다.

$$v = (P_2 - P_1) \times (P_3 - P_1) \quad (1)$$

이 직교방향벡터를 식(2)와 같이 정규화한 방향벡터 n 으로 계산한다. 이 방향벡터는 원의 중심 P_c 점을 중심으로 설정된 임의의 3점이 이루는 삼각평면의 방향을 의미한다.

$$n = \frac{v}{\|v\|} \quad (2)$$

PDC는 식(1)과 식(2)를 사용하여 정규화된 방향벡터 n , 즉 PDC내 삼각평면영역에 대한 방향을 제공한다.

3.2 PDC와 IRHT에 의한 평면검출

앞 절에서 구해진 방향벡터 n 하나만으로는 PDC가 평면인지 아닌지 확인하기가 애매하다. 실제 3차원 공간의 좌표 정보는 여러 가지 오차발생요인에 의해 항상 잡음이 발생하며 평면도가 높은 사무실 바닥과 같은 표면에에서 얻어진 레인지데이터라 할지라도 그림 5의 중심좌표를 둘러싸는 원호 r 상에서 얻어진 임의의 세 점이 항상 동일한 노말방향을 가지지는 않는다. 원호상에 존재하는 임의의 세 점에 대한 노말방향은 임의의 오차를 가지고 있고 외란(outlier)들이 존재할 가능성이 많다.

이것을 극복하기 위해 그림 6에서처럼 원호 r 을 균등 간격으로 3등분하여 세 개의 점을 취하여 노말방향벡터 n_1 을 구하고, 이 세 점을 연결한 삼각형을 만들어 중점 P_c 를 기준으로 회전시켜서 또 다른 세 점에 대해 n_2 를 구한다. 여러 번 반복해서 회전시키면서 PDC내에서 노말벡터 $n_i (i=1 \sim l)$ 를 추출한다.

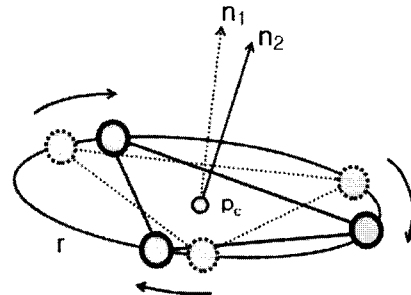


그림 6 원호상의 일련의 세 점을 취해 여러 개의 삼각영역을 발생시키는 방법
Fig. 6 Generating triangular regions by rotating three vertices on the circular boundary

이렇게 구해진 각 PDC의 노말벡터 $n_i (i=1 \sim l)$ 들로 평면도를 검사한다. 외란의 영향을 배제하기 위해 구해진 l 개의 노말벡터 값들 중 중간값(median value)을 이용한다. 즉, 평면도 계산은 원호상의 균등거리에 있는 세 점을 이용하여 만들어진 삼각영역을 회전시켜 얻은 노말 방향벡터 n_i 를 정렬하여 얻어진 중간방향벡터 n_c 를 사용한다. 만일 평면성이 좋은 영역에서 노말 방향벡터들이 추출되었다면 n_i 와 n_c 의 사잇각은 거의 0에 가까울 것이다. 평면도는 이러한 특징을 이용하여 모든 노말 방향벡터 n_i 와 n_c 사이의 각을 계산하여 작은 각이 나오는 개수 s 를 전체 개수 l 에 대한 비로써 평면도를 결정한다. 평면도가 $90\%(s/l \geq 0.9)$ 이상이면 P_c 를 중심으로 하는 부분영역을 평면으로 간주하여 PDC의 노말 방향벡터 n_c 를 평면 파라미터 $a-b-c$ 공간에 보팅(voting)하고, $90\%(s/l < 0.9)$ 미만이면 평면이 아닌 것으로 판단하여 보팅하지 않는다.

$$n \cdot X + d = 0 \quad (X = (x, y, z)^T) \quad (3)$$

노말 방향벡터 \mathbf{n}_c 는 식(3)의 평면방정식에서 a, b, c 계수들을 원소로 가지는 벡터이다. 즉, $\mathbf{n} = (a, b, c)$ 로 나타낸다. 파라미터 $a-b-c$ 공간은 하프변환에서 사용되는 보팅을 위한 파라미터 공간을 의미한다. 여기서는 평면방정식의 계수들을 파라미터로 표현하였다. a, b, c 값들은 $-1 \sim 1$ 사이의 범위를 가지며 초기 보팅과 피크 탐색의 속도를 높이기 위해 최초의 보팅공간의 분할은 넓게 잡아 준다.

PDC의 평면도가 90%이상이면 노말 방향벡터 \mathbf{n} 의 값을 파라미터공간으로 보팅한다. 이 과정을 레인지 영상의 여러 위치에 놓여진 PDC에 대해 반복한다. 만약 각 PDC의 검사와 보팅이 끝났으면 파라미터 공간에 보팅된 값들 중 최대값(peak)을 찾아 대표 노말 방향벡터 \mathbf{n}_m 을 구한다. 가장 많이 보팅된 파라미터는 그 위치에 보팅된 평면도검사를 통과한 모든 PDC를 대표하는 평면에 대한 노말 방향벡터이다. 대표평면의 노말벡터는 단위벡터인 \mathbf{n}_m 이므로 식(3)에서 나타낸 평면의 방정식은 $\mathbf{n}_m \cdot \mathbf{X} + d = 0$ 과 같이 표현된다.

이 식에서 최대 피크값에 보팅한 PDC의 모든 레인지 데이터들에 대해 센서 원점과 이들이 놓여있는 대표평면과의 수직거리 d 를 구할 수 있다. 식(4)는 식(3)을 수직거리 d 에 대해 다시 표기한 것이다.

\mathbf{n}_m 에 대응하는 피크평면의 센서좌표원점에서의 거리 d_m 을 구하기 위해, \mathbf{n}_m 에 보팅한 PDC의 정보를 이용한다. PDC에서 대표 노말 방향벡터 \mathbf{n}_m 을 대입시킨 식(4)에서 PDC 내의 레인지데이터 \mathbf{X}_i 에 대해 $d_i(i=1 \sim l)$ 를 구한다.

$$d_i = -\mathbf{n}_m \cdot \mathbf{X}_i \quad (i=1 \sim l, \mathbf{X}_i = (x_i, y_i, z_i)^T) \quad (4)$$

의란과 잡음을 방지하기 위해 노말벡터를 구한 것처럼 거리의 중간값 d_c 를 취한다. 또한, 각 PDC의 중간거리값 d_c 를 보팅하여 peak 거리 값을 대표평면의 원점에서 평면까지의 대표수직거리 d_m 이라 한다.

\mathbf{n}_m 과 d_m 으로 표현되는 대표평면후보를 분할하기 위해 3차원 레인지데이터들의 좌표정보를 대입한다. 관심영역 내의 모든 레인지데이터들에 대해 식(5)에서 원점에서 대표평면까지 대표수직거리 d_m 과 거리 임계값 ϵ_d 와의 관계를 만족하는지 검사한다.

$$d_m - \epsilon_d < d_i < d_m + \epsilon_d \quad (5)$$

식(5)의 조건을 만족하는 레인지데이터만으로 첫번째 후보 평면영역을 구성한다. 그러면 처음 사용된 전체 레인지 이미지 영역보다 검출된 영역은 크기가 많이 줄어든다. 이렇게 분할된 첫번째 후보평면영역만을 가지고 평면영역추출 알고리즘을 다시 실행한다. 처음과는 다르게 PDC의 반경 r 을 적절히 줄여 후보평면영역 내의 PDC를 다시 추출한다. 보팅 파라미터는 앞 단계에서 \mathbf{n}_m 이 구해졌으므로 \mathbf{n}_m 근방에서 정밀하게 재분할된 보팅공간을 사용한다. 따라서 첫번

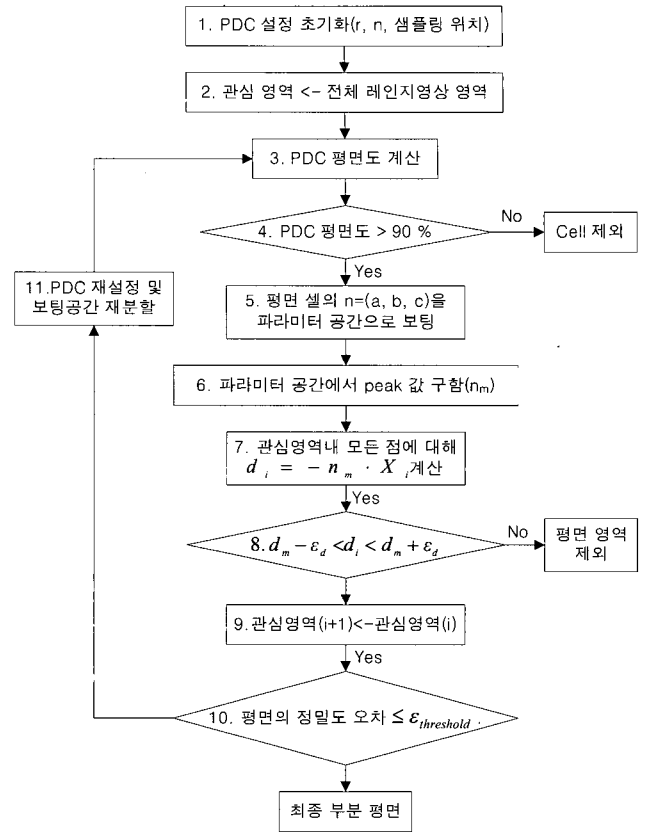


그림 7 부분평면영역 검출 알고리즘 단계
Fig. 7 Flow chart for detecting local planar region

째 후보평면영역보다 표현 가능한 방향의 폭은 줄어들지만 더 정밀하게 표현되는 두 번째 평면후보영역을 얻게 된다. 이렇게 하여 원하는 정밀도를 가지는 평면영역을 찾기 위해 식(5)에서 사용된 거리임계값 ϵ_d 의 값을 적절히 줄여서 최소 정밀도 오차임계값 $\epsilon_{threshold}$ 보다 작거나 같을 조건을 만족할 때까지 위의 과정을 반복하면 원하는 최종 부분평면을 얻을 수 있다.

그림 7은 부분평면영역을 검출하는 과정을 각 단계별로 표현한 것이다. 단계 1에서는 후보평면영역의 노말 방향벡터를 구할 때 사용하는 PDC의 반지름과 노말방향의 보팅공간 정밀도 및 PDC 샘플링 위치 등을 초기화한다. 단계 2에서 최초의 계산 영역은 전체 입력레인지영상 영역으로 설정한다. 단계 3-5에서는 직전단계에서 설정한 계산 영역에 대해 PDC 평면도를 계산하고 평면도가 90% 이상인 평면셀만 그 평면정보를 파라미터공간에 보팅한다. 단계 6에서는 셀 파라미터 공간에서 최고값을 갖는 노말 방향벡터를 찾는다. \mathbf{n}_m 은 계산 영역에서 가장 큰 면적을 차지하고 있는 평면의 노말 방향벡터이다. 단계 7-8은 추출한 후보 평면영역 내의 데이터 중에서 센서원점에서의 수직거리가 오차 범위 내에 있는 점만을 선정하여 평면영역으로 재분할 한다. 단계 9에서 관심영역을 갱신하고 단계 10에서는 후보평면영역이 정확한 평면인지를 판별한다. 단계 11은 평면분할의 정밀도를 높이기 위해 보팅공간을 정밀하게 재분할 하고 PDC의 r, \mathbf{n} 의 범위를 축소한다. 이러한 일련의 과정을 통해 추출된 평면영역의 데이터만을 사용하여 영역 분할을 반복하면서 더

욱 정밀한 평면영역을 추출하게 된다.

3.3 다중 평면영역의 검출

3.2절에서 얻어진 부분평면은 따로 저장 후 전체 레인지 영상 영역에서 제거한다. 이것은 전체 레인지 이미지상에서 하나의 부분평면영역의 추출에 불과하다. 전체 이미지상에는 여러 개의 평면이 존재할 수 있으므로, 나머지 평면영역을 구하기 위해서 방금 분할한 최종부분평면을 뺀 나머지 영역에 대해 후보평면영역 추출알고리즘을 반복하면 또 다른 부분평면을 얻을 수 있다. 일정크기의 평면기준임계값 $R_{threshold}$ 이상의 부분평면을 전부 얻을 때까지 후보평면영역 추출알고리즘을 반복하면 전체 이미지상에서 평면영역을 모두 찾을 수 있다.

4. 실험

다중평면영역을 찾기 위해 다양한 환경(실내복도, 테이블과 사무실 바닥, 주차장 등)에 대해 테스트를 수행 하였다. 실험을 위한 레인지 데이터는 PoingGray사의 Bumblebee 2 스테레오카메라를 사용하여 획득하였다.

그림 8(a)는 실내 계단 영상에 대한 평면추출정보를 나타내었다. 그림 8(b)는 임의로 만든 서로 다른 자세의 3개의 평면에 대한 분석을 보여 준다. 먼저, 대표 노말방향벡터 \mathbf{n}_m 을 찾기 위해 PDC를 적용한다. 실제 평면의 노말방향에 근접한 대표 노말방향 벡터를 추출해야 정확한 후보평면영역을 얻을 수 있다.

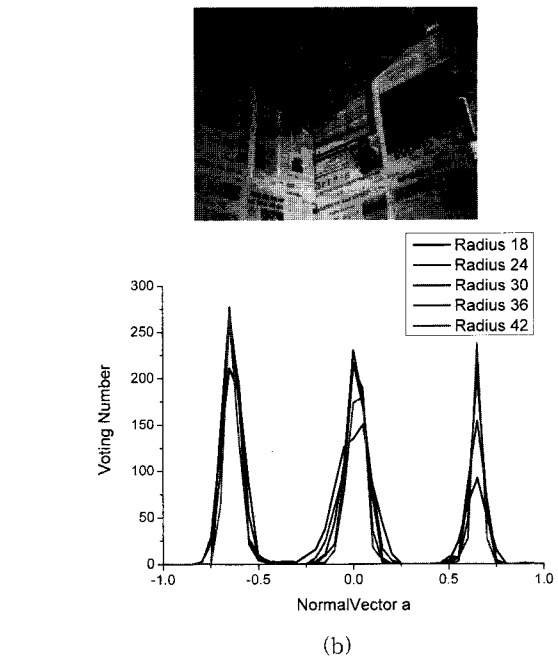
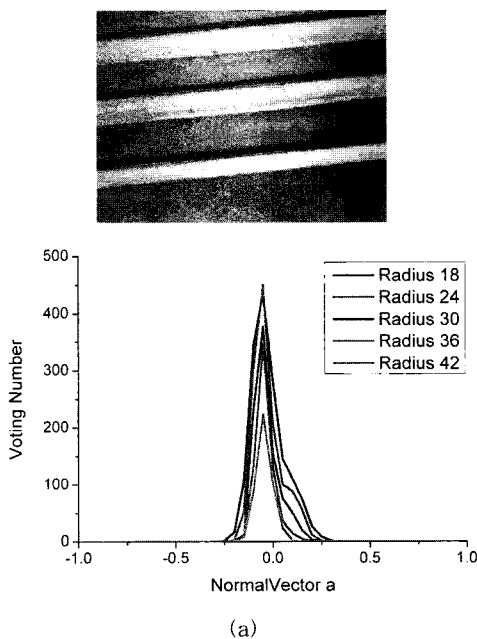


그림 8 PDC의 반경크기에 따라 달라지는 평면의 노말방향 벡터 \mathbf{n} 의 파라미터 a 에 대한 보팅 히스토그램

Fig. 8 Voting histogram of normal direction vector according to radius change of PDC

그림 8의 그래프들은 PDC의 반경크기에 따라 달라지는 평면의 노말방향 벡터 \mathbf{n} 의 첫 번째 파라미터 a 에 대한 보팅 히스토그램이다. 그림 8(a)에서 계단평면의 방향 파라미터 a 는 모두 동일함을 알 수 있다. PDC는 반경의 크기가 작으면 면적이 작은 평면영역의 노말방향벡터를 구할 수 있고, 반경의 크기가 커지면 작은 반경의 셀보다 노이즈에 더 강한 방향벡터를 구할 수 있다. 그림 8(b)의 히스토그램도를 보면 레인지 영상에 존재하는 3개의 평면의 존재를 나타내는 3개의 명확하게 구별되는 피크가 존재함을 알 수 있다. 또한 PDC의 반경이 증가할수록 보팅수가 증가하게 된다. 노이즈가 많은 평면영역의 노말방향벡터를 정확하게 구하기 위해서는 반경의 크기가 커야 한다. 반경의 크기가 작으면 노이즈에 민감하게 반응하여 평면도가 90% 이상인 PDC의 수가 줄어들게 되어 노말방향벡터의 보팅수가 감소하게 된다. 그러나 PDC의 반경이 너무 증가하게 되면 계단과 같은 좁은 평면이 많이 존재하는 경우에는 평면추출이 어려워지므로 보팅수가 감소할 수 있다. PDC의 반경은 스테레오 센서가 바라보는 공간의 크기에 따라 결정 될 수 있다. 본 논문에서는 PDC의 반경을 경험적으로 구한 32 pixels로 두고 실험을 실시하였다.

레인지 영상의 관심영역에서 샘플링을 통해 얻어진 PDC의 평면정보를 파라미터 공간에 보팅하여 얻어진 노말방향 벡터의 피크값으로 대표 노말방향벡터를 구하고, 이것을 이용하여 후보평면영역을 찾는다. 더 정밀한 후보평면영역을 찾기 위해 3장에서 설명된 IRHT방법을 적용하여 후보평면영역탐색과 분할을 반복한다. 탐색을 반복할 때, PDC의 반경을 일정하게 줄임으로써 더 작은 면적에서도 노말방향벡터를 구할 수 있도록 한다.

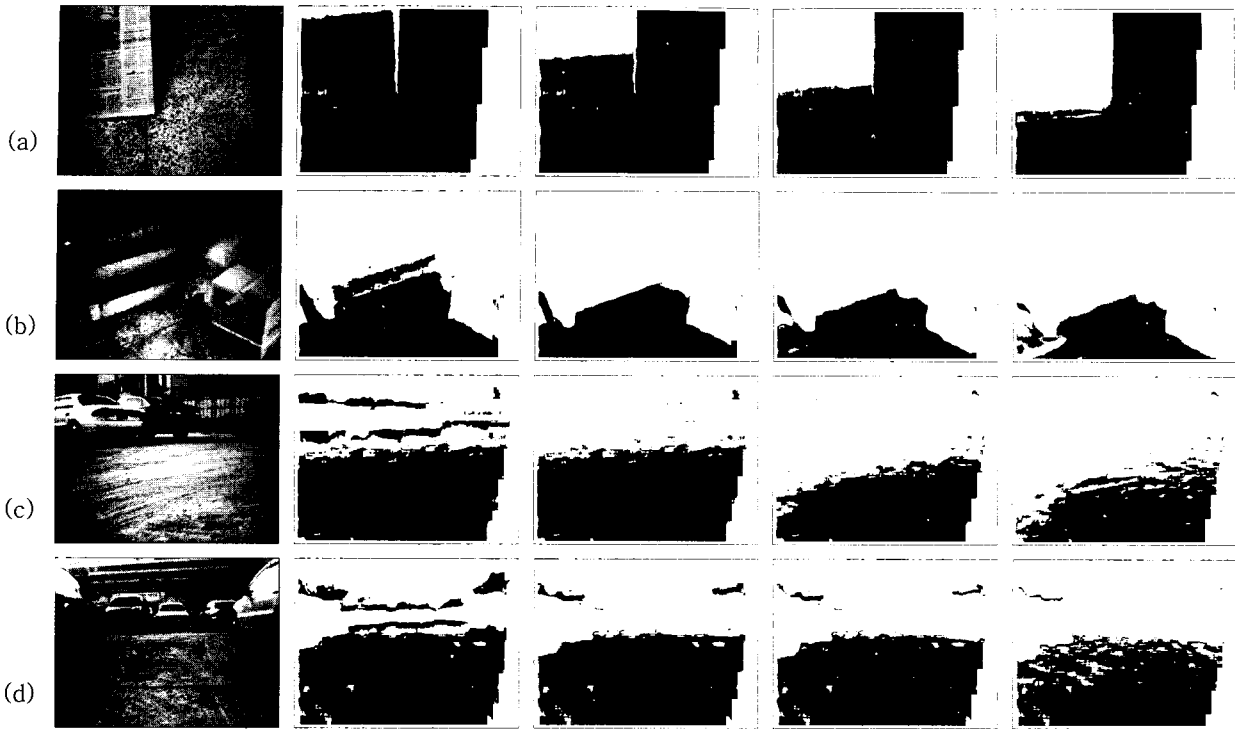


그림 9 다양한 레인지 영상에서 가장 큰 부분평면영역을 구하기 위해 후보평면영역을 반복적으로 줄여나가는 단계별 모습
 Fig. 9 Experiments for presenting the iterative randomized Hough transformation and reducing repetitively candidate region for processing

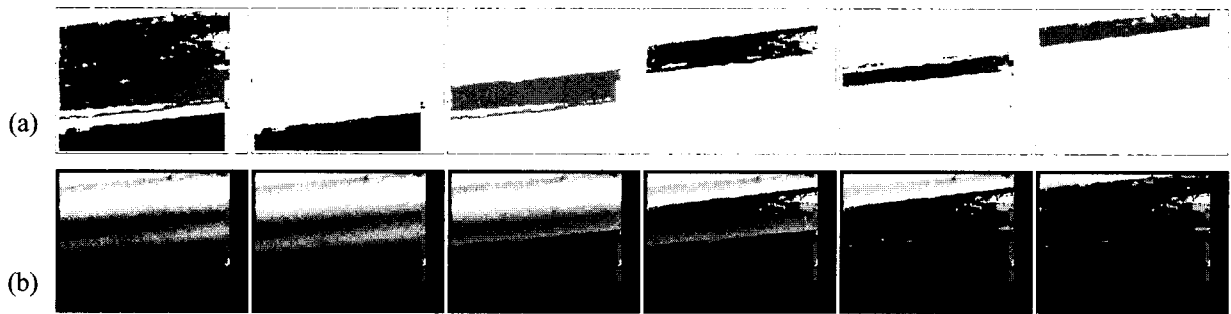


그림 10 반복적인 부분평면영역 검출을 통한 다중 평면 영역 검출 과정 (위) 검출된 부분평면영역 (아래) 부분평면영역이 제거된 레인지영상
 Fig. 10 Extraction of multiple planar regions from repetitive detection of local planar regions

그림 9는 다양한 환경에서 가장 큰 대표평면영역을 구하기 위해 분할된 평면영역을 반복적으로 줄여나가는 단계별 모습을 보여준다. 최초 후보평면영역을 추출하고 더 정확한 평면영역을 얻기 위해 후보평면영역을 반복적으로 탐색하여 최종 부분평면영역을 구한다.

그림 9의 1열은 스테레오 카메라의 오른쪽 카메라에서 획득된 원본 영상이다. 그림 9(a)의 경우는 평면 검출기의 성능을 테스트하기 위해 평평한 바닥에 또 다른 평면을 하나 추가하여 인위적으로 경사평면을 만든 영상이다. 그림 9(a)의 2열에서는 서로 다른 평면인 경사면과 바닥평면이 모두 검출 되었다. 경사면의 경사도가 낮기 때문에 ϵ_d 의 범위가 큰 첫 번째 후보평면영역 추출에서는 정확하게 한 평면을 분할할 수 없다. 그림 9(a)행 3~4열은 ϵ_d 의 범위를 줄이면

서 정확한 바닥평면을 분할해 내는 검출 과정을 보여주고 있다. 초기의 ϵ_d 와 n 은 각각 200mm와 -1과 1사이를 25 분할하였다. 그림 9(b)는 정육면체의 종이상자와 외란이 될 수 있는 여러 가지 장애물이 놓여 있는 계단 영상이다. 이 영상에는 다수의 평면이 있다. 여러 평면 중에 가장 큰 평면 영역은 영상 하단 부분에 있는 바닥평면이다. 첫 번째 후보 평면영역 추출 결과인 그림 9(b)의 2열에서는 바닥평면과 하나의 계단평면이 추출 되었다. 후보평면영역의 추출과정을 4회 반복 했을 때 그림 9(b)의 5열과 같은 정밀도 높은 바닥평면영역을 검출할 수 있었다. 그림 9(c)는 옥외에서 촬영한 비포장 도로 영상이다. 옥외의 비포장도로는 실내의 콘크리트로 만들어진 바닥평면과 비교 했을 때 평면도가 매우 낮다. 그리고 옥외의 3차원 공간은 개방되어 있기 때문에 3

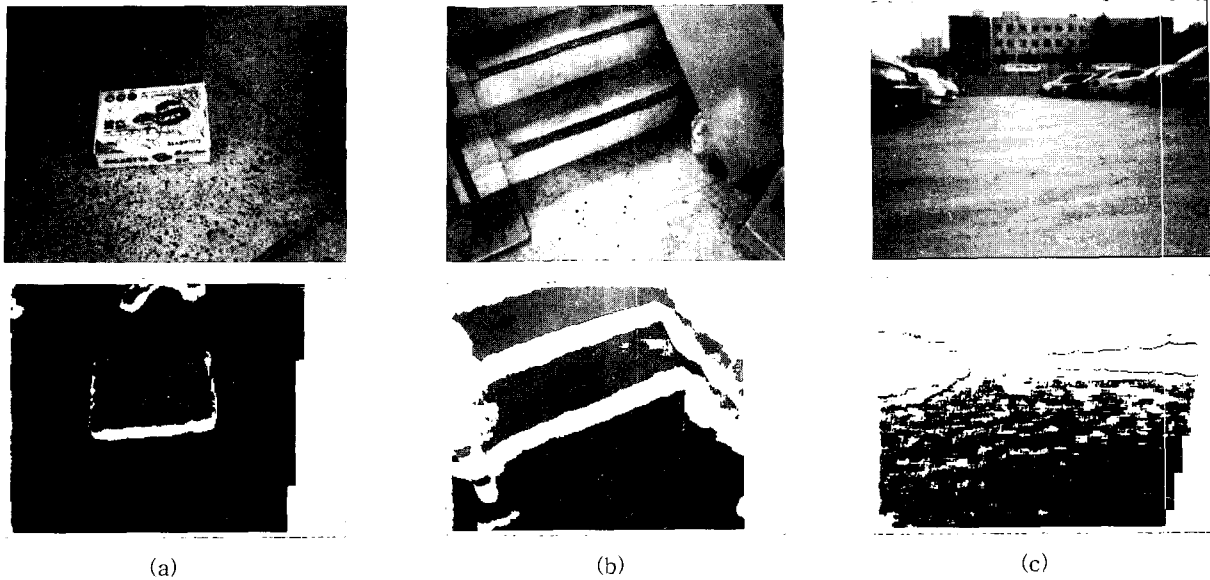


그림 11 여러 조건에서 평면영역 검출 시간 측정. (a) 평평한 바닥에 직육면체 상자가 놓여 있는 영상. (b) 다면 계단 영상. (c) 비포장 도로 주차장 영상

Fig. 11 Experiments for comparing the computing time of the algorithm

차원 거리 정보에 노이즈가 많이 포함된다. 그림 9(c)의 2열의 후보평면영역 추출 결과에서 상단 부분에 있는 두 개의 가로 줄은 바닥평면과 아무런 관계가 없는 노이즈에 의해 추출된 영역이다. 그림 9(c)의 최종 추출 결과는 비포장 도로 전체가 하나의 평면영역이 아님을 보여 준다. 이것은 영상이나 레인지데이터 만으로는 알 수 없는 정보로 평면의 추출을 통해서 영상의 좌상단에 미세하게 언덕이 있음을 보여 준다. 그림 9(d)는 (c)와 비슷한 환경에서 촬영한 영상이다. 그림 9의 (d)행 2~5열에는 여러 대의 차량과 멀리 있는 건물의 영향으로 9(a)~9(c)의 후보평면영역 추출 결과 보다 많은 노이즈 영역이 추출 되었다. 그러나 최종 평면영역추출은 바닥면을 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

다중 평면영역을 검출하는 방법은 검출된 부분평면영역을 전체 관심영역에서 제거하고 남아 있는 관심영역에서 또 다시 부분평면영역을 검출한 뒤 관심영역에서 제거하는 과정을 반복하는 것이다. 그림 10은 그림 8(a)에 있는 계단 영상에 대해 다중 평면영역 검출을 실시한 결과로, 검출 과정 중에 추출 되는 부분평면영역과 그 영역이 제거된 관심영역의 레인지 영상을 보여주고 있다. 그림 8(a)에서 가장 큰 부분평면영역은 영상의 하단 부분에 있는 바닥평면영역이다. 그림 10(a)의 2열에서 보여진 첫 번째 반복은 최초로 검출되는 가장 큰 부분평면영역을 보여준다. 2열에 나타난 반복 1의 보팅의 경우, 전체 레인지 데이터가 대상이 되므로 보팅수가 가장 크다. 그림 10(b)의 3열에서는 전체 거리 데이터에서 검출한 부분평면영역을 제거한 거리 데이터를 보여주고 있다. 그림 10(a)의 반복 2에서는 평면 검출 후 일부분 노이즈가 포함되어 있다. 이것은 평면 검출기의 문제가 아니라 실험에 사용한 스테레오 카메라에서 획득한 거리 정보에 노이즈가 포함되어 있기 때문이다. 4~5열의 반복 3~5에서도 일부 노이즈가 나타난다. 그림 10(b)의 반복 5에서 두 개의 계단평면을 검출하기 못하고 검출과정이 종료하였다. 본 논

문에서 제안한 평면 검출기인 PDC는 반지름 r 의 원호 경계에 있는 서로 다른 세 개의 3차원 좌표 점을 이용하여 노말 방향벡터를 계산한다. 따라서, 반지름이 r 인 원을 그릴 수 없는 폭이 좁은 평면은 검출이 어려움을 보여준다.

평면영역 검출 시간은 Pentium Dual-Core PC 3GHz 에서 320x240 픽셀 해상도의 레인지 데이터 대해 측정 하였다. 그림 11은 평면영역 검출 시간 측정에 사용한 영상들이다. 그림 11(a)는 바닥평면영역과 상자 상단 평면영역으로 2개의 평면영역이 존재하며, 2개의 평면영역 검출 시간은 0.11초 이다. 그림 11(b)는 바닥평면영역과 계단 평면영역 2개로 총 3개의 평면영역이 검출 되었다. 3개의 평면 영역 검출 시간은 0.125초 이다. 그림 11(c)는 영상에서 절반 이상을 차지하고 있는 비포장 도로 평면영역만 검출 되었다. 평면 검출 시간은 0.078초 이다. 서로 다른 환경에 대한 검출 시간 측정 결과, 검출되는 평면이 수가 많을수록 평면 검출 시간이 길어진다는 것을 확인 할 수 있다.

3. 결 론

앞장의 실험에서 다양한 환경에서 후보평면영역을 검출하기 위해 PDC를 평면검출 필터로 사용하여 레인지영상에서 부분평면영역을 추출하기 위해 후보평면영역을 반복적으로 탐색하여 정확한 부분평면영역을 분할해 낼 수 있었다. 노이즈가 많은 레인지 영상에서 관심영역을 정확히 추출하기 위해 처음에는 대략적으로 관심영역을 구하고, 이것으로부터 범위가 축소된 관심영역을 반복적으로 탐색하는 IRHT를 적용하였다. 이렇게 IRHT방법을 적용함으로써 노이즈의 존재와 서로 다른 여러 평면의 존재 하에서도 개별 평면영역을 분할할 수 있었다. 또한, 다중평면을 찾기 위해 최초로 구한 부분평면영역을 전체 3D 레인지 영상에서 제외시키고 다시 IRHT방법을 적용한 후보평면영역 탐색방법을 사용한다. 그

렇게 함으로써, 찾고자 하는 여러 평면영역을 모두 얻을 수 있게 된다.

본 실험에서는 스테레오영상에서 얻은 좌우 두 영상에서 레인지 데이터를 얻을 수 있는데, 레인지 데이터는 거리가 멀수록 정확도가 떨어진다. 좀 더 정밀도가 높은 레인지 데이터를 획득한다면 PDC에서 더 정확한 평면도를 계산할 수 있으므로, 평면검출이 더욱 용이해질 것이다.

자율이동로봇의 안전한 주행을 위해서는 충돌 가능한 장애물과 이동 가능한 평면영역을 구분해야 한다. 특히, 인간형 로봇은 두 발을 이용하여 보행하고 평편한 장애물 위에 올라가기도 하기 때문에 평면인식은 아주 중요한 분야이다. 또한, 평면을 인식하여 작업을 수행하는 모든 분야에서 본 논문의 평면추출 방법이 적용 가능하리라 본다.

감사의 글

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비 (2년)에 의하여 연구되었음.

참 고 문 헌

- [1] P.J. Besl and R.C. Jain, Segmentation through variable-order surface fitting, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.10, no. 2, pp.167-192, 1988
- [2] T. Fan, G. Medioni, and R. Nevatia, Segmented descriptions of 3-d surfaces, IEEE Journal of Robotics and Automation, vol.3, no.6, pp.527-538, 1987
- [3] R.M. Haralick, L.T. Watson, and T.J. Laffey, The topographic primal sketch, Int. J. of Robotics Research, vol.2, no.1, pp.50-72, 1983
- [4] A. Hoover et al, An experimental comparison of range image segmentation algorithms, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vo.18, no.7, pp.673-689, 1996
- [5] K. Okada, S. Kagami, J. Inaba, and H. Inoue, Plane Segment Finder: Algorithm, Implementation and Applications, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Vol.2, pp.2120-2125, 2001
- [6] J. Illingworth, J. Kittler, Survey of the Hough transform, CVGIP 44 (1988) 87 - 116.
- [7] R. Duda, P. Hart, Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures, Comm. ACM 15 (1972) 11 - 15.
- [8] Y. Zhang, R. Webber, Windowing approach to detecting line segments using Hough transform, Pattern Recogn. 29 (1996) 255 - 265.
- [9] A.L. Kesidis, N. Paramarkos, Window-based inverse Hough transform, Pattern Recognition, 33(2000) 1105-1117.
- [10] D. Ben-Tzvi, M.B. Sandler, A combinatorial Hough transform, Pattern Recogn. Lett. 11 (1990) 167 - 174.
- [11] L. Xu, E. Oja, Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational

complexities, CVGIP: Image Understanding 57 (1993) 131 - 154.

- [12] L. Xu, E. Oja, P. Kultanen, A new curve detection method: randomized Hough transform (RHT), Pattern Recogn. Lett. 11 (1990) 331 - 338.
- [13] N. Kiryati, Y. Eldar, A.M. Bruckstein, Probabilistic Hough transform, Pattern Recogn. Lett. 24 (1991) 303 - 316.
- [14] V.F. Leavers, The dynamic generalized Hough transform: its relationship to the probabilistic Hough transforms and an application to the concurrent detection of circles and ellipses, CVGIP: Image Understanding 56 (1992) 381 - 398.
- [15] W. Lu, J. Tan, Detection of incomplete ellipse in images with strong noise by iterative randomized Hough transform (IRHT), Pattern Recognition 41 (2008) 1268 - 1279
- [16] 강동중, 보행로봇의 이동경로 인식을 위한 스테레오 카메라 기반의 평면영역 추출 방법, 제어·로봇·시스템 공학논문지, Vol.14, No.3, 2008

저 자 소 개



임성조 (林盛早)

1981년 11월 30일생. 2007년 동명대학교 메카트로닉스 공학과 졸업. 2007년~현재 부산대학교 기계공학부 제어자동화시스템전공 석사과정.



김대광 (金大光)

2006년 동명대 컴퓨터 공학과 졸업. 2008년 부산대학교 기계공학부 제어자동화 시스템전공 석사과정



강동중 (姜東中)

1988년 부산대 정밀기계공학과 졸업. 1990년 KAIST 기계공학과 석사. 1999년 KAIST 자동화 및 설계공학과 박사. 1990년~1992년 현대전자 산전연구소 연구원. 1997년~1999년 삼성종합기술원 신호처리연구실 선임연구원. 2004년 미국 Cornell Univ. 방문연구원. 2000년~2005년 동명대 메카트로닉스공학과 조교수. 2006년~현재 부산대 기계공학부 조교수. 관심 분야는 컴퓨터 비전, 이동로봇, 영상기반검사시스템 개발.