(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0017697
(43) 공개일자 2022년02월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/80 (2017.01) *G06T 17/20* (2006.01)
G06T 5/00 (2019.01) *G06T 5/40* (2006.01)
G06T 7/11 (2017.01) *G06T 7/30* (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/85 (2017.01)
G06T 17/20 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0097992
(22) 출원일자 2020년08월05일
심사청구일자 2020년08월05일

(71) 출원인
한국기술교육대학교 산학협력단
충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한국기술교육대학교내)
(72) 발명자
최강선
충청남도 천안시 동남구 용곡2길 43-11, 용곡한라비발디아파트 111동 1001호
윤병현
전라북도 군산시 창성1길 10 창성주공아파트 101동 1301호
정현우
서울특별시 서대문구 경기대로3길 7 충정솔레디움아파트 101동 402호
(74) 대리인
특허법인주원

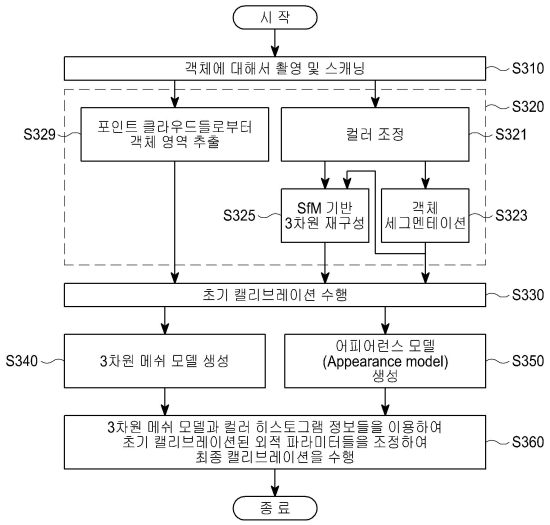
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 **복수의 센서간 캘리브레이션 방법 및 장치**

(57) 요 약

본 발명은 복수의 센서간 캘리브레이션 방법 및 장치를 공개한다. 본 발명은 복수의 카메라에서 촬영된 촬영 이미지들에서, 서로 다른 기법을 이용하여 객체 영역을 추출하고 이들을 비교하여 추출된 객체의 경계를 설정하며, 추출된 객체 영역을 라이다(Lidar)로부터 입력된 3차원 포인트 클라우드에서 추출된 객체 영역과 정합함으로써 특정한 패턴이나 특정한 목표물을 요구하지 않고서도 카메라와 라이다 센서와 같은 복수의 센서간에 외적 캘리브레이션을 수행할 수 있다.

대 표 도 - 도3



(52) CPC특허분류
G06T 5/002 (2013.01)
G06T 5/40 (2013.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 7/30 (2017.01)
G06T 2207/10028 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

프로세서를 포함하는 컴퓨터에서 구현되는, 카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법으로서,

(a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계;

(b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계;

(c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계;

(d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fm}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bm}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및

(e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 캘리브레이션 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 상기 (b) 단계에서

상기 프로세서는 세그멘테이션 네트워크를 이용하여 촬영 이미지들에서 객체 영역을 추출하고, 상기 촬영 이미지들에 대해서 수퍼픽셀 기법 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 순차적으로 적용하여 객체 영역을 추출하며, 스펙트럴 클러스터링 기법을 통해서 추출된 객체 영역을 세그멘테이션 네트워크를 통해서 추출된 객체 영역과 비교하여 경계를 보정함으로써, 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)을 각 촬영 이미지 마다 생성하여 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 캘리브레이션 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서, 상기 (b) 단계에서

상기 프로세서는 각 촬영 이미지에서 특징점들을 구하고, 서로 일치되는 특징점들을 매칭하여, 특징점들의 연결관계로부터 카메라의 외적 파라미터 및 3차원 구조 정보를 규정하는 기본 행렬(Essential Matrix)를 추정하며, 상기 각 촬영 이미지들에서 다시 추출된 특징점들을 상기 기본 행렬에 의해서 알려진 각 카메라들의 위치 정보에 따라서 3차원 공간상에 투영함으로써 고밀도 재구성(Dense Reconstruction)을 수행하고, 3차원 공간상의 점들을 기준이 되는 카메라의 2차원 평면에 투영하며, 상기한 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)에 대응되

는 2차원 영역을 벗어나는 3차원 공간상의 점들을 노이즈로서 제거함으로써, 상기 촬영 이미지들의 배경과 잘못 측정된 노이즈들을 제거하고, 추출하고자 하는 객체에 대응되는 3차원 공간상의 점들(ν_o^c)을 구하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서, 상기 (b) 단계에서

상기 프로세서는 카메라로부터 입력된 촬영 이미지들이 색공간 상에서 유사한 색 분포를 갖도록 촬영 이미지들의 컬러를 보정하고, 컬러가 보정된 촬영 이미지들에 대해서 세그멘테이션 네트워크 및 수퍼픽셀 기법을 적용하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 스캐너는 라이다(Lidar) 센서로 구현되어 3차원 좌표 정보들을 포함하는 포인트 클라우드들을 상기 프로세서로 출력하고,

상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는

포인트 클라우드들로부터, normal vector를 기준으로 바닥에 해당하는 포인트들을 제거한 후, 각 포인트들의 거리를 기반으로 객체 영역을 추출하고, 다음으로 벽에 해당하는 영역을 제거함으로써 3차원 객체별 포인트 클라우드들(ν_o^L)을 추출하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서, 상기 (c) 단계에서

상기 프로세서는 포인트 클라우드들(ν_o^L)에 의해서 표현되는 객체와 3차원 공간상의 점들(ν_o^c)로 구성되는 객체가 동일한 축척을 갖도록, 3차원 공간상의 점들(ν_o^c)의 좌표를 스케일링한 후, ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(ν_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(ν_o^L)을 정합하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서, 상기 (e) 단계에서

상기 프로세서는 각 객체의 포인트 클라우드들(ν_o^L)을 상기 (c) 단계에서 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들($\xi_o^{C_i}$)에 따라서 상기 촬영 이미지에 투영하고, 촬영 이미지 상에 포인트 클라우드들(ν_o^L)이 투영된 위치와 가장 가까운 객체 영역의 컬러 정보를 획득한 후, 해당 위치가 포그라운드일 확률을 아래의 수학식 1에 따라서 구하며,

[수학식 1]

$$P_{i_n}(\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|M_{i_n})}{\eta_{i_n} P(\mathbf{y}|M_{i_n}) + \eta_{j_n} P(\mathbf{y}|M_{j_n})}$$

$$i \neq j \in \{f, b\}$$

$$\eta_f = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} H_e(\Phi(\mathbf{x})) \qquad \eta_b = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \left(1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\right)$$

($P_{fn}(y)$: 색 값 y 가 포그라운드(foreground)일 확률

n: n 번째 점

$\Phi(\cdot)$: level set embedding

$P(y|M_{fn})$: 포그라운드(foreground) 색모델이 주어졌을 때, 색 값 y가 포그라운드에 속할 확률

η_{fn} : 사전확률(prior probabilities)

$He(\cdot)$: 헤비사이드 함수(heaviside function))

아래의 수학식 2에 정의된 에너지 함수가 최소가 되도록 외적 파라이미터들을 조절하여,

[수학식 2]

$$E = -\sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \log\left(H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_f(\mathbf{x},\mathbf{y}) + (1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_b(\mathbf{x},\mathbf{y})\right)$$

$$\bar{P}_i(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \frac{1}{\sum_{n=1}^{N}\mathbf{B}_n(\mathbf{x})}\sum_{n=1}^{N} P_{i_n}(\mathbf{y})\mathbf{B}_n(\mathbf{x})$$

($\overline{P_i(x,y)}$는 $P_{fn}(y)$의 평균값을 나타내고, $\Phi(\cdot)$는 level set embedding을 나타내며, $B_n(x)$는 x 위치를 기준으로 반지름이 r 인 원의 영역을 나타내고, $He(x)$는 헤비사이드 함수(heaviside function)를 나타냄)

외적 파라미터들의 세부 조정을 수행함으로써 최종 캘리브레이션을 수행하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법.

청구항 8

카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서; 및

소정의 명령어들을 메모리 또는 외부 장치로부터 수신하여 실행함으로써, 상기 복수의 센서들로부터 촬영 이미지 및 포인트 클라우드들을 입력받아 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션을 수행하는 프로세서를 포함하는,

복수의 센서간 캘리브레이션 장치로서,

상기 프로세서는 상기 명령어들을 실행하여

(a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계;

(b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계;

(c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)

을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계;

(d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fm}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bm}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및

(e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계

를 수행하여 복수의 센서간 캘리브레이션을 수행하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 캘리브레이션 장치.

청구항 9

제 8 항에 있어서, 상기 (b) 단계에서

상기 프로세서는 세그멘테이션 네트워크를 이용하여 촬영 이미지들에서 객체 영역을 추출하고, 상기 촬영 이미지들에 대해서 수퍼픽셀 기법 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 순차적으로 적용하여 객체 영역을 추출하며, 스펙트럴 클러스터링 기법을 통해서 추출된 객체 영역을 세그멘테이션 네트워크를 통해서 추출된 객체 영역과 비교하여 경계를 보정함으로써, 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)을 각 촬영 이미지 마다 생성하여 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 캘리브레이션 장치.

청구항 10

제 9 항에 있어서, 상기 (b) 단계에서

상기 프로세서는 각 촬영 이미지에서 특징점들을 구하고, 서로 일치되는 특징점들을 매칭하여, 특징점들의 연결 관계로부터 카메라의 외적 파라미터 및 3차원 구조 정보를 규정하는 기본 행렬(Essential Matrix)를 추정하며, 상기 각 촬영 이미지들에서 다시 추출된 특징점들을 상기 기본 행렬에 의해서 알려진 각 카메라들의 위치 정보에 따라서 3차원 공간상에 투영함으로써 고밀도 재구성(Dense Reconstruction)을 수행하고, 3차원 공간상의 점들을 기준이 되는 카메라의 2차원 평면에 투영하며, 상기한 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)에 대응되는 2차원 영역을 벗어나는 3차원 공간상의 점들을 노이즈로서 제거함으로써, 상기 촬영 이미지들의 배경과 잘못 측정된 노이즈들을 제거하고, 추출하고자 하는 객체에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 장치.

청구항 11

제 8 항에 있어서, 상기 (c) 단계에서

상기 프로세서는 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표현되는 객체와 3차원 공간상의 점들(v_o^c)로 구성되는 객체가 동일한 축척을 갖도록, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)의 좌표를 스케일링한 후, ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하는 것을 특징으로 하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 장치.

청구항 12

비일시적 저장매체에 저장되고, 프로세서를 포함하는 컴퓨터에서 실행되어, 카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션을 수행하는 컴퓨터 프로그램으로서,

프로세서에 의해서,

(a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계;

(b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계;

(c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계;

(d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fm}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bm}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및

(e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계

가 수행되도록 하는 명령어를 포함하는, 비일시적 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 복수의 센서간 캘리브레이션 방법 및 장치에 관한 것으로서, 보다 구체적으로는 복수의 카메라와 라이다 센서로 구현되는 스캐너간의 캘리브레이션 방법 및 장치에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 최근 자율 주행 자동차나 무인로봇 분야 등에서 주변 환경을 인식하기 위하여 카메라, 라이다, 레이더 등의 다중 센서기반의 주변 환경인식 연구가 진행 중에 있다. 주변 환경인식을 위해 하나의 단일 센서를 활용하기 보다는 다중 센서를 이용하여 이들 센서 정보를 융합하여 활용하고 있다.

[0003] 서로 다른 센서의 정보를 상호 융합하기 위해서는 센서들 간의 관계를 확인하는 것이 필수적이다. 일반적으로, 서로 다른 센서들 간의 관계를 찾는 것을 Extrinsic Calibration (외적 보정)(이하 "캘리브레이션"이라 약칭함)이라고 하고, 서로 다른 센서들 간의 관계를 나타내는 것을 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)라고 한다.

[0004] 한편, 외부 환경을 인식하기 위해서 카메라와 함께 가장 많이 이용되는 센서로 라이다(Lidar) 센서가 있다. 라이다 센서는 레이저 스캐너의 일종으로서 일반적으로 라이다 센서와 카메라 간의 캘리브레이션은 카메라의 내부 파라미터 캘리브레이션 및 라이다 센서와 카메라의 외적 파라미터 캘리브레이션으로 나눌 수 있다. 내부 파라미터 캘리브레이션은 카메라 센서의 고유 매개 변수를 얻는 과정이고, 외적 파라미터 캘리브레이션은 라이다 센서와 카메라의 좌표계간 변환관계를 얻는 과정을 말한다.

[0005] 이러한 캘리브레이션에 관한 종래 기술은 크게 Target-based 캘리브레이션, Targetless 캘리브레이션, Learning-based 캘리브레이션으로 나뉜다.

[0006] Target-based의 경우, 체크보드 모양의 패턴이나, 에지, ARUCO 마커 등 특정 목표물을 요구하는 단점이 있고,

Targetless의 경우, 특정한 목표물을 요구하지 않으나, LiDAR와 카메라 간의 관계를 찾기 위해 많은 계산량을 요구하는 단점이 있으며, Learning-based의 경우, 특정 목표물을 요구하지 않으나, 학습한 데이터에 의존성을 보이며, 학습을 위해 많은 데이터를 요구하는 단점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 상기한 종래 기술에 따른 캘리브레이션 방식의 단점을 해결하기 위하여, 특정한 패턴이나 특정 목표물을 요구하지 않고(Targetless), 임의의 객체를 이용하는 카메라-스캐너 간의 캘리브레이션 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법은, 프로세서를 포함하는 컴퓨터에서 구현되는, 카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션 방법으로서, (a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계; (b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계; (c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계; (d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fm}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bn}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및 (e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계를 포함한다.

[0009] 또한, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는 세그멘테이션 네트워크를 이용하여 촬영 이미지들에서 객체 영역을 추출하고, 상기 촬영 이미지들에 대해서 수퍼픽셀 기법 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 순차적으로 적용하여 객체 영역을 추출하며, 스펙트럴 클러스터링 기법을 통해서 추출된 객체 영역을 세그멘테이션 네트워크를 통해서 추출된 객체 영역과 비교하여 경계를 보정함으로써, 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)을 각 촬영 이미지마다 생성하여 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출할 수 있다.

[0010] 또한, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는 각 촬영 이미지에서 특징점들을 구하고, 서로 일치되는 특징점들을 매칭하여, 특징점들의 연결관계로부터 카메라의 외적 파라미터 및 3차원 구조 정보를 규정하는 기본 행렬(Essential Matrix)를 추정하며, 상기 각 촬영 이미지들에서 다시 추출된 특징점들을 상기 기본 행렬에 의해서 알려진 각 카메라들의 위치 정보에 따라서 3차원 공간상에 투영함으로써 고밀도 재구성(Dense Reconstruction)을 수행하고, 3차원 공간상의 점들을 기준이 되는 카메라의 2차원 평면에 투영하며, 상기한 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)에 대응되는 2차원 영역을 벗어나는 3차원 공간상의 점들을 노이즈로서 제거함으로써, 상기 촬영 이미지들의 배경과 잘못 측정된 노이즈들을 제거하고, 추출하고자 하는 객체에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구할 수 있다.

[0011] 또한, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는 카메라로부터 입력된 촬영 이미지들이 색공간 상에서 유사한 색 분포를 갖도록 촬영 이미지들의 컬러를 보정하고, 컬러가 보정된 촬영 이미지들에 대해서 세그멘테이션 네트워크 및 수퍼픽셀 기법을 적용할 수 있다.

[0012] 또한, 상기 스캐너는 라이다(Lidar) 센서로 구현되어 3차원 좌표 정보들을 포함하는 포인트 클라우드들을 상기 프로세서로 출력하고, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는, 포인트 클라우드들로부터, normal vector를 기준으로 바닥에 해당하는 포인트들을 제거한 후, 각 포인트들의 거리를 기반으로 객체 영역을 추출하고, 다음으로 벽에 해당하는 영역을 제거함으로써 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출할 수 있다.

[0013] 또한, 상기 (c) 단계에서, 상기 프로세서는 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표현되는 객체와 3차원 공간상의 점들(v_o^c)로 구성되는 객체가 동일한 축척을 갖도록, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)의 좌표를 스케일링한 후, ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합할 수 있다.

[0014] 또한, 상기 (e) 단계에서, 상기 프로세서는 각 객체의 포인트 클라우드들(v_o^L)을 상기 (c) 단계에서 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들($\xi_o^{C_i}$)에 따라서 상기 촬영 이미지에 투영하고, 촬영 이미지 상에 포인트 클라우드들(v_o^L)이 투영된 위치와 가장 가까운 객체 영역의 컬러 정보를 획득한 후, 해당 위치가 포그라운드일 확률을 아래의 수학식 1에 따라서 구하며,

[0015] [수학식 1]

[0016] $$P_{i_n}(\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|M_{i_n})}{\eta_{i_n} P(\mathbf{y}|M_{i_n}) + \eta_{j_n} P(\mathbf{y}|M_{j_n})}$$

[0017] $$i \neq j \in \{f, b\}$$

[0018] $$\eta_f = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} H_e(\Phi(\mathbf{x})) \qquad \eta_b = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \left(1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\right)$$

[0019] ($P_{fn}(y)$: 색 값 y 가 포그라운드(foreground)일 확률

[0020] n: n 번째 점

[0021] $\Phi(\cdot)$: level set embedding

[0022] $P(y|M_{fn})$: 포그라운드(foreground) 색모델이 주어졌을 때, 색 값 y가 포그라운드에 속할 확률

[0023] η_{fn} : 사전확률(prior probabilities)

[0024] $He(\cdot)$: 헤비사이드 함수(heaviside function))

[0025] 아래의 수학식 2에 정의된 에너지 함수가 최소가 되도록 외적 파라이미터들을 조절하여,

[0026] [수학식 2]

[0027] $$E = -\sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \log\left(H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_f(\mathbf{x},\mathbf{y}) + (1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_b(\mathbf{x},\mathbf{y})\right)$$

[0028] $$\bar{P}_i(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \frac{1}{\sum_{n=1}^{N}\mathbf{B}_n(\mathbf{x})}\sum_{n=1}^{N}P_{i_n}(\mathbf{y})\mathbf{B}_n(\mathbf{x})$$

[0029] ($\overline{P_i(x,y)}$는 $P_{fn}(y)$의 평균값을 나타내고, $\Phi(\cdot)$는 level set embedding을 나타내며, $B_n(x)$는 x 위치를 기준으로 반지름이 r 인 원의 영역을 나타내고, $He(x)$는 헤비사이드 함수(heaviside function)를 나타냄)

[0030] 외적 파라미터들의 세부 조정을 수행함으로써 최종 캘리브레이션을 수행할 수 있다.

[0031] 한편, 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 장치는, 카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서; 및 소정의 명령어들을 메모리 또는 외부 장치로부터 수신하여 실행함으로써, 상기 복수의 센서들로부터 촬영 이미지 및 포인트 클라우드들을 입력받아 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션을 수행하는 프로세서를 포함하는, 복수의 센서간 캘리브레이션 장치로서, 상기 프로세서는 상기 명령어들을 실행하여, (a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계; (b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계; (c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계; (d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fn}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bn}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및 (e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계를 수행하여 복수의 센서간 캘리브레이션을 수행한다.

[0032] 또한, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는 세그멘테이션 네트워크를 이용하여 촬영 이미지들에서 객체 영역을 추출하고, 상기 촬영 이미지들에 대해서 수퍼픽셀 기법 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 순차적으로 적용하여 객체 영역을 추출하며, 스펙트럴 클러스터링 기법을 통해서 추출된 객체 영역을 세그멘테이션 네트워크를 통해서 추출된 객체 영역과 비교하여 경계를 보정함으로써, 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)을 각 촬영 이미지마다 생성하여 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출할 수 있다.

[0033] 또한, 상기 (b) 단계에서, 상기 프로세서는 각 촬영 이미지에서 특징점들을 구하고, 서로 일치되는 특징점들을 매칭하여, 특징점들의 연결관계로부터 카메라의 외적 파라미터 및 3차원 구조 정보를 규정하는 기본 행렬(Essential Matrix)를 추정하며, 상기 각 촬영 이미지들에서 다시 추출된 특징점들을 상기 기본 행렬에 의해서 알려진 각 카메라들의 위치 정보에 따라서 3차원 공간상에 투영함으로써 고밀도 재구성(Dense Reconstruction)을 수행하고, 3차원 공간상의 점들을 기준이 되는 카메라의 2차원 평면에 투영하며, 상기한 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)에 대응되는 2차원 영역을 벗어나는 3차원 공간상의 점들을 노이즈로서 제거함으로써, 상기 촬영 이미지들의 배경과 잘못 측정된 노이즈들을 제거하고, 추출하고자 하는 객체에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구할 수 있다.

[0034] 또한, 상기 (c) 단계에서, 상기 프로세서는 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표현되는 객체와 3차원 공간상의 점들(v_o^c)로 구성되는 객체가 동일한 축척을 갖도록, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)의 좌표를 스케일링한 후, ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합할 수 있다.

[0035] 한편, 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 컴퓨터 프로그램은, 비일시적 저장매체에 저장되고, 프로세서를 포함하는 컴퓨터에서 실행되어, 카메라 및 스캐너를 포함하는 복수의 센서간 외적 파라미터의 캘리브레이션을 수행하는 컴퓨터 프로그램으로서, 프로세서에 의해서, (a) 프로세서가 복수의 카메라로부터 각각 객체를 촬영한 촬영 이미지를 입력받고, 스캐너로부터 상기 객체를 스캐닝한 3차원 포인트 클라우드들을 입력받는 단계; (b) 상기 프로세서가 상기 촬영 이미지들에서 각각 객체 영역을 추출하고, SfM(Structure from Motion) 알고리즘을 이용하여 상기 객체 영역에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 구하며, 상기 3차원 포인트 클라우드들로부터 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출하는 단계; (c) 상기 프로세서가 ICP 알고리즘을 이용하여 상기 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 상기 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 상기 카메라들과 상기 스캐너 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_o^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행하는 단계; (d) 상기 프로세서가 상기 3차원 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬 모델을 생성하고, 상기 3차원 메쉬 모델에 포함된 각 포인트들을 이용하여 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fm}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bn}^{c_i}$)를 생성하는 단계; 및 (e) 상기 프로세서가 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행하는 단계가 수행되도록 하는 명령어를 포함한다.

발명의 효과

[0036] 본 발명은 복수의 카메라에서 촬영된 촬영 이미지들에서, 서로 다른 기법을 이용하여 객체 영역을 추출하고 이들을 비교하여 추출된 객체의 경계를 설정하며, 추출된 객체 영역을 라이다(Lidar)로부터 입력된 3차원 포인트 클라우드에서 추출된 객체 영역과 정합함으로써 특정한 패턴이나 특정한 목표물을 요구하지 않고서도 카메라와 라이다 센서와 같은 복수의 센서간에 외적 캘리브레이션을 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0037] 도 1a 내지 도 1c 는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 수행 환경을 설명하는 도면이다.

도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 장치의 구성을 설명하는 도면이다.

도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 방법을 설명하는 흐름도이다.

도 4는 본 발명의 바람직한 실시예에 따라서 컬러 보정을 수행한 결과를 설명하는 도면이다.

도 5는 객체 세그멘테이션 과정을 설명하는 도면이다.

도 6은 라이다 포인트들로부터 객체를 추출하는 과정을 설명하는 도면이다.

도 7은 초기 캘리브레이션에 의해서 구해진 외적 파라미터를 이용하여, 스캐너(라이다)에서 수집된 포인트 클라우드들로 구성된 객체를 카메라에서 촬영된 이미지들에 중첩시켜 표시한 도면이다.

도 8은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 초기 캘리브레이션 결과와 최종 캘리브레이션 결과를 비교하여 도시한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0038] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 설명한다.

[0039] 도 1a 내지 도 1c는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 수행 환경을 설명하는 도면이다.

[0040] 도 1a 를 참조하면, 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 캘리브레이션은 카메라 1, 카메라 2 및 카메라 3이 임의의 간격으로 서로 이격되어 배치되고, 카메라 1 내지 카메라 3(11-1~11-3)들과 이격되어 라이다 센서(13)가 배치된다.

[0041] 카메라 1 내지 카메라 3(11-1~11-3)과 라이다 센서(13)는 테이블, 소파, 2개의 의자로 구성되는 객체들을 촬영 또는 스캐닝하여, 카메라 1 내지 카메라 3(11-1~11-3)은 도 1b 에 도시된 바와 같은 촬영 이미지를 출력하고, 라이다 센서(13)는 객체를 스캐닝한 3차원 좌표 정보를 출력한다. 도 1c 는 라이다 센서(13)로 생성된 좌표 정보를 이미지로 표시한 것이다.

[0042] 도 2는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 장치의 구성을 설명하는 도면이다.

[0043] 도 2를 참조하면, 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 장치는 복수의 센서들(10)과 복수의 센서들(10)로부터 데이터를 입력받아서 캘리브페이션을 수행하는 프로세서(20)를 포함한다.

[0044] 이 때, 본 발명의 바람직한 실시예에서, 복수의 센서들(10)은 도 1a에 도시된 바와 같이, 카메라 1 내지 카메라 3 및 라이다 센서(13)로 구성되지만, 본 발명이 이러한 센서 구성에 한정되는 것은 아니다.

[0045] 아울러, 본 발명의 프로세서(20)는 메모리(30)에 저장된 명령어들 또는 외부로부터 수신된 명령어들을 실행하여, 도 3에 도시된 플로우차트를 참조하여 후술할 복수의 센서간 캘리브레이션 방법을 수행하며, 컴퓨터에 포함될 수 있다. 프로세서(20)의 자세한 기능은 도 3을 참조하여 후술한다.

[0046] 도 3은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 방법을 설명하는 흐름도이다.

[0047] 도 3을 더 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 복수의 센서간 캘리브레이션 방법 및 장치를 설명한다.

[0048] 먼저, 캘리브레이션을 수행하려는 복수의 카메라(11-1~11-3) 및 라이다(13)가 각각 객체에 대해서 이미지를 촬영하고 스캐닝을 수행하여, 3장의 촬영 이미지 및 스캐닝 데이터가 프로세서(20)로 입력된다(S310).

[0049] 프로세서(20)는 메모리(30) 또는 외부 장치로부터 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 캘리브레이션을 수행하는 명령어들을 수신하고 해당 명령어들을 실행하며, 3장의 촬영 이미지 및 스캐닝 데이터를 입력받는다.

[0050] 프로세서(20)는 먼저 입력된 3장의 촬영 이미지에 대해서 전처리를 수행하여 3장의 촬영 이미지에서 배경을 분리하여 객체를 추출하고, 라이다(13)로부터 입력된 스캐닝 데이터로부터 객체를 나타내는 포인트 클라우드를 추출한다(S320).

[0051] 제 S320 단계의 전처리 과정을 보다 구체적으로 설명하면, 먼저, 프로세서(20)는 입력된 3개의 촬영 이미지들의 컬러를 보정하여 3장의 촬영 이미지들이 색공간 상에서 유사한 색 분포를 갖도록 컬러를 조정한다(S321).

[0052] 이를 위해서, 프로세서(20)는 3개의 촬영 이미지 중 어느 하나의 촬영 이미지를 기준으로 나머지 2개의 촬영 이미지를 보정하는데, 보정을 위해서, 먼저 각 이미지의 색공간 상의 화소들을 m개의 군집으로 분류하고, 각 군집의 중심에 위치하는 센트로이드(centroid)를 선정한다.

[0053] 센트로이드 선정을 위한 군집화 알고리즘으로는 다양한 군집화 알고리즘이 적용될 수 있다. 다만, 본 발명의 바람직한 실시예는, 먼저, 색 공간 상의 전체 화소값(데이터) 중 임의의 m개의 데이터를 센트로이드로 설정하고, 나머지 데이터들을 가장 가까운 센트로이드에 속하도록 그룹핑함으로써 m개의 그룹을 설정한다.

[0054] 그 후, 각 그룹의 중심에 위치한 데이터를 센트로이드로 다시 설정하고, 나머지 데이터 전체를 자신과 가장 가까운 센트로이드에 속하게 하여 다시 m개의 그룹을 설정한다.

[0055] 그 후, 새로 설정된 각 그룹에 대해서, 각 그룹의 중심에 위치한 데이터를 센트로이드로 재설정하고, 나머지 데이터 전체를 자신과 가장 가까운 센트로이드에 속하게 하여 다시 m개의 그룹을 설정한다. 상기한 과정을 센트로이드가 변경되지 않을 때까지 반복하면, 화소값 데이터들은 m개의 그룹으로 그룹핑된다.

[0056] 본 발명의 바람직한 실시예에서는 128개의 센트로이드를 선정하여 화소값들을 123개의 그룹들로

그룹핑하였으나, 센트로이드의 숫자는 실시예에 따라서 변화될 수 있다.

[0057] 한편, 각 촬영 이미지의 센트로이드가 선정되면, 프로세서(20)는 기준 촬영 이미지의 센트로이드와 보정할 촬영 이미지의 센트로이드 간의 대응관계를 설정하고, 보정할 촬영 이미지의 센트로이드를 대응되는 기준 촬영 이미지의 센트로이드로 변환할 때의 변환 관계식을 구한다. 이러한 변환 관계식은 공지의 다양한 기술을 이용하여 구할 수 있는데, 본 발명의 바람직한 실시예는, "Myronenko, A., and X. Song. "Point Set Registration: Coherent Point Drift. "Proceedings of IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI). Vol 32, Number 12, December 2010, pp. 2262-2275."에 공개된 방식에 따라서 변환 관계식을 구하였다.

[0058] 도 4는 본 발명의 바람직한 실시예에 따라서 컬러 보정을 수행한 결과를 설명하는 도면이다. 도 4를 참조하면, 도 4의 (a)는 카메라 1(11-1)에서 촬영된 촬영 이미지를 도시하고, (b)는 카메라 2(11-2)에서 촬영된 촬영 이미지를 나타낸다. 여기서, (a)의 이미지보다 (b)의 이미지가 더 밝게 촬영된 것을 알 수 있다.

[0059] 이에, 본 발명의 바람직한 실시예는, 카메라 1(11-1)을 기준으로 카메라 2(11-2) 및 카메라 3(11-3)의 촬영 이미지 컬러 보정을 통해서, 카메라 2(11-2)에서 촬영된 이미지 (b)의 색 공간상의 분포가 카메라 1(11-1)에서 촬영된 이미지 (a)의 색 공간상의 분포와 유사하게 보정하였다. 도 4의 (c) 및 (d)는 각각 이미지 (a) 및 (b)가 컬러 보정 단계를 수행한 후에 변환된 모습을 도시한다. 도 4의 (a)는 기준 이미지이므로 컬러 보정을 수행한 후에도 변화가 없으나, (b)는 컬러 보정을 수행한 후에 밝기가 어두워져서 (a)의 밝기와 균일하게 변환되었음을 알 수 있다.

[0060] 한편, 제 S321 단계에서 컬러 보정이 수행된 촬영 이미지들에 대해서, 프로세스는 객체 세그먼테이션 과정과 SfM 기반 3차원 재구성 과정을 수행함으로써 촬영 이미지에서 객체를 추출한다.

[0061] 먼저, 객체 세그먼테이션 과정(S323)을 설명하면, 프로세서(20)는 먼저 세그멘테이션 네트워크(Segmentation Network)를 이용하여, 촬영 이미지(도 5의 (a) 참조)에서 객체의 대략적인 영역을 추출한다(도 5의 (b) 참조). 세그멘테이션 네트워크는 기계학습을 이용하여 이미지에서 물체의 대략적인 위치를 추출하는 알고리즘으로서, 본 발명의 바람직한 실시예는 공지된 "Guosheng Lin, Anton Milan, Chunhua Shen, and Ian Reid. 2017. RefineNet: Multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1925-1934."을 적용하였다.

[0062] 단순히 객체 영역만을 추출하는 경우, 상기한 세그멘테이션 네트워크만을 이용해도 되지만, multi-scale에서 Convolution을 수행하는 세그멘테이션 네트워크의 구조적 특성상 물체의 경계가 실제 경계와 달리 부정확하게 예측되는 단점이 있다. 따라서, 본 발명의 바람직한 실시예에서는, 이러한 단점을 보완하기 위해, 촬영 이미지에 수퍼픽셀(Superpixel) 기법과 스펙트럴 클러스터링(Spectral Clustering) 기법을 순차적으로 적용하여 객체 영역을 추출하고, 추출된 영역을 세그멘테이션 네트워크의 객체 추출 결과와 비교하여 경계를 보정하였다.

[0063] 수퍼픽셀 기법이란 이미지를 픽셀보다 큰 복수의 영역으로 나누는 기법으로서, 이미지에 랜덤하게 n개의 Seed를 설정하고 모든 픽셀에 대해 각 픽셀을 중심으로하는 Window를 만들어서, Window내의 Seed와 RGB 거리를 계산하고, RGB거리가 가까운 쪽으로 픽셀 자신을 귀속시킴으로써, 이미지를 복수의 영역으로 분할한다. 수퍼픽셀 기법은 이미지에 포함하고 있는 정보의 양을 줄여, 계산량을 줄이는 효과가 있고, 물체의 경계를 기점으로 영역을 큼직하게 나눌 수 있다는 장점이 있다.

[0064] 한편, 스펙트럴 클러스터링 기법은 인접한 수퍼픽셀간의 색의 차이가 임계값 이하인 경우에 해당 수퍼픽셀들을 하나로 합침으로써 유사한 색을 갖는 인접한 수퍼픽셀들을 하나로 뭉치게하는 기법으로서, n개(보통 2400개정도)의 수퍼픽셀을 n보다 작은 수(대략 50개정도)로 뭉치는 역할을 한다. 도 5의 (c)는 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 촬영 이미지에 대해서 수퍼픽셀 기법 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 순차적으로 적용한 이미지를 도시한다. 본 발명의 바람직한 실시예에서, 스펙트럴 클러스터링 기법으로 "Chi-Yu Hsu and Jian-JiunDing. 2013. Efficient image segmentation algorithm using SLIC superpixels and boundary-focused region merging. In International Conference on Information, Communications & Signal Processing. IEEE, 1-5."를 적용하였다.

[0065] 그 후, 본 발명의 프로세서(20)는 boundary focused region merging 기법을 수행하여 세그멘테이션 네트워크를 이용하여 추출된 객체 영역(도 5의 (b)참조)과 수퍼픽셀 및 스펙트럴 클러스터링 기법을 이용하여 추출된 객체 영역(도 5의 (c) 참조)을 비교하여, 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)을 각 촬영 이미지 마다 출력한다

(도 5의 (d) 참조).

[0066] 한편, 프로세서(20)는 외적 파라미터에 대한 캘리브레이션의 전처리 과정으로서, 3장의 입력 촬영 이미지를 이용하여 모션 기반 구조 추정 기법(Structure from Motion:SfM) 기반의 3차원 재구성을 수행한다(S325).

[0067] SfM(Structure from Motion) 알고리즘은 카메라 외적 파라미터 추정 및 3차원 포인트 구조 모델을 동시에 생성하는 일반적인 알고리즘이다. 본 발명의 바람직한 실시예에서, 프로세서(20)는 먼저 각 촬영 이미지에서 특징점(feature point)들을 찾는다. 특징점은 각 촬영 이미지에서 엣지(edge)가 소정의 기준 이상으로 강하게 표시되거나 이미지의 강도(intensity)가 소정의 기준 이상으로 급격하게 변하는 부분에 생기는 지점으로 정해질 수 있는데, DoG (difference of Gaussian), Harris corner detector, SIFT (scale invariant feature transform), MinEigen feature detector (Shi, J., and C. Tomasi, "Good Features to Track," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 1994, pp. 593-600.)과 같은 다양한 알고리즘들을 활용하여 찾을 수 있다.

[0068] 그 후, 프로세서(20)는 구해진 각 이미지의 특징점들 중에 서로 일치되는 점들을 서로 매칭하고, 서로 일치하는 특징점들 간의 2차원 연결관계를 구성하여, 특징점들의 연결관계로부터 카메라 내외적 파라미터 및 3차원 구조 정보를 규정하는 기본 행렬(Essential Matrix)를 추정한다. 기본 행렬(Essential Matrix)은 특징점들간의 위치 변환 관계를 규정함으로써 각 카메라들의 위치 정보(위치 및 방향 등)에 대한 정보를 제공하는 것으로서, 본 발명의 기술 분야에서 잘 알려진 것이므로 구체적인 설명은 생략한다.

[0069] 그 후, 프로세서(20)는 번들 수정(bundle adjustment) 알고리즘을 적용하여 구해진 3차원 구조 정보(즉, 기본 행렬 정보)를 교정한다. 본 발명의 바람직한 실시예는 번들 수정 알고리즘으로서, "B. Triggs P. McLauchlan R. Hartley; A. Fitzgibbon (1999). "Bundle Adjustment: A Modern Synthesis". Proceedings of the International Workshop on Vision Algorithms. Springer-Verlag. pp. 298-372."을 적용하였으나, 다른 번들 수정 알고리즘을 적용할 수도 있음은 물론이다.

[0070] 번들 수정 과정이 완료되면, 프로세서(20)는 촬영 이미지들에서 보다 많은 수의 특징점들을 다시 추출하고, 추출된 특징점들을 기본 행렬에 의해서 알려진 각 카메라들의 위치 정보에 따라서 3차원 공간상에 투영함으로써 고밀도 재구성(Dense Reconstruction)을 수행한다.

[0071] 그 후, 프로세서(20)는 3차원 공간상의 점들을 기준이 되는 카메라(예컨대, 카메라 1(11-1))의 2차원 평면에 투영하고, 상기한 객체 영역에 포함되는 화소의 집합($S_o^{c_i}$)에 대응되는 2차원 영역을 벗어나는 3차원 공간상의 점들을 노이즈로서 제거한다. 추출하고자 하는 객체에 대응되는 3차원 공간상의 점들(v_o^c)이 구해진다.

[0072] 한편, 프로세서(20)는 라이다(13)로 구현되는 스캐너로부터 입력되는 포인트 클라우드들로부터, 거리 기반으로 객체 영역을 추출한다(S329).

[0073] 이를 위해서, 먼저 프로세서(20)는 도 6의 (a)에 도시된 바와 같은 라이다(13) 포인트들로부터, normal vector를 기준으로 바닥에 해당하는 포인트들을 제거한 후(도 6의 (b) 참고), 각 포인트들의 거리를 기반으로 객체 영역을 추출하고, 다음으로 벽에 해당하는 영역을 제거하여(도 6의 (c) 참고), 객체 영역을 추출한다. 즉, 객체별로 해당되는 포인트 클라우드들(v_o^L)을 추출한다.

[0074] 그 후, 프로세서(20)는 객체별 포인트 클라우드들(v_o^L)과 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 이용하여 초기 캘리브레이션을 수행한다(S330).

[0075] 구체적으로, 프로세서(20)는 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표현되는 객체와 3차원 공간상의 점들(v_o^c)로 구성되는 객체가 동일한 축척을 갖도록, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)의 좌표를 스케일링한다. 예컨대, 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표현되는 객체들간의 중심 거리의 합을 D_{lidar} 라고 하고, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)에 의

해서 표현되는 객체들간의 중심 거리의 합을 D_{camera} 라고 할 때, 3차원 공간상의 점들(v_o^c)의 x,y,z 좌표에 D_{lidar}/D_{camera} 를 곱하면 3차원 공간상의 점들(v_o^c)을 스캐너(라이다(13))에서 수집된 포인트 클라우드들(v_o^L)과 유사한 축척으로 변환할 수 있다.

[0076] 그 후, 프로세서(20)는 ICP 알고리즘을 이용하여 3차원 공간상의 점들(v_o^c)과 포인트 클라우드들(v_o^L)을 정합하여, 카메라와 스캐너(라이다(13)) 사이의 외적 파라미터(Extrinsic Parameter)($\xi_0^{C_i}$) 관계를 추정함으로써 초기 캘리브레이션을 수행한다. ICP (Iterative Closest Point) 알고리즘으로는 다양한 알고리즘이 적용될 수 있는데, 본 발명의 바람직한 실시예에서는 "Paul J. Besl and N. D. McKay. 1992. A method for registration of 3-D shapes. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 14, 2 (1992), 239-256."을 적용하였다.

[0077] 초기 캘리브레이션에 의해서 구해진 외적 파리미터를 이용하여, 스캐너(라이다(13))에서 수집된 포인트 클라우드들(v_o^L)로 구성된 객체를 카메라에서 촬영된 이미지들에 중첩시켜 표시하면, 도 7과 같이, 촬영 이미지상의 객체와 포인트 클라우드들(v_o^L)에 의해서 표시되는 객체가 일치하지 않음을 확인할 수 있다.

[0078] 따라서, 프로세서(20)는 초기 캘리브레이션에 의해서 구해진 외적 파라미터들을 보다 정교하게 조정하는 캘리브레이션 미세 조정 단계를 수행한다.

[0079] 캘리브레이션 미세 조정 단계에서, 프로세서(20)는 먼저, 각 객체의 포인트 클라우드들(v_o^L)을 이용하여 3차원 메쉬를 형성하되, 3차원 메쉬 내부에 빈 공간이 존재하는 경우에는 빈 공간을 채워서 3차원 메쉬를 형성한다(S340). 이 때, 프로세서(20)는 3차원 메쉬를 생성하기 위해서 다양한 알고리즘을 채택할 수 있는데, 대표적인 예가"M. Gopi and S. Krishnan. 2002. A Fast and Efficient Projection-Based Approach for Surface Reconstruction. In Proceedings of the Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI). IEEE, 179-186." 이다.

[0080] 3차원 메쉬 모델이 형성된 후, 프로세서(20)는 3차원 메쉬 모델에 포함된 포인트들을 이용하여 어피어런스 모델(Appearance model)을 생성한다(S350). 이를 위해서, 프로세서(20)는 3차원 메쉬를 구성하는 각 3차원 포인트들을 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터($\xi_o^{C_i}$)에 따라서 원본 촬영 이미지로 투영하여 원본 촬영 이미지에 대응시키고, 원본 촬영 이미지에 포함된 객체의 색 정보를 이용하여, 각 3차원 포인트들 마다 포그라운드(foreground) 컬러 히스토그램 정보($M_{fn}^{c_i}$)와 백그라운드(background) 컬러 히스토그램 정보($M_{bn}^{c_i}$)를 생성한다.

[0081] 그 후, 프로세서(20)는 3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여 최종 캘리브레이션을 수행한다(S360).

[0082] 프로세서(20)는 각 객체의 포인트 클라우드들(v_o^L)을 초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들($\xi_o^{C_i}$)에 따라서 촬영 이미지에 투영하고, 촬영 이미지 상에 포인트 클라우드들(v_o^L)이 투영된 위치와 가장 가까운 객체 영역의 컬러 정보를 획득한 후, 해당 위치가 포그라운드일 확률을 아래의 수학식 1과 같이 구한다.

[0083] [수학식 1]

$$P_{i_n}(\mathbf{y}) = \frac{P(\mathbf{y}|M_{i_n})}{\eta_{i_n} P(\mathbf{y}|M_{i_n}) + \eta_{j_n} P(\mathbf{y}|M_{j_n})}$$

[0084]

$$i \neq j \in \{f, b\}$$

[0085]

$$\eta_f = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} H_e(\Phi(\mathbf{x})) \qquad \eta_b = \sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \left(1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\right)$$

[0086]

[0087] 상기 수학식 1에서 사용된 각 항목은 아래와 같다.

[0088] $P_{fn}(y)$: 색 값 y 가 포그라운드(foreground)일 확률

[0089] n: n 번째 점

[0090] $\Phi(\cdot)$: level set embedding - 객체의 윤곽선(Contour) 기준으로 안쪽으로 갈수록 음(-)의 값을 갖고, 바깥쪽으로 나갈수록 양(+)의 값을 갖음.

[0091] $P(y|M_{fn})$: 포그라운드(foreground) 색모델이 주어졌을 때, 색 값 y가 포그라운드에 속할 확률

[0092] η_{fn} : 사전확률(prior probabilities) - n번째 점의 위치가 객체의 윤곽선(Contour) 기준으로 포그라운드 안쪽일수록 높은 값을 갖음.

[0093] $He(\cdot)$: 헤비사이드 함수(heaviside function)

[0094] 그 후, 프로세서(20)는 아래의 수학식 2에 정의된 에너지 함수가 최소가 되도록 외적 파라이미터들을 조절하여, 외적 파라미터들의 세부 조정을 수행한다.

[0095] [수학식 2]

$$E = -\sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \log\left(H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_f(\mathbf{x},\mathbf{y}) + (1 - H_e(\Phi(\mathbf{x}))\bar{P}_b(\mathbf{x},\mathbf{y})\right)$$

[0096]

$$\bar{P}_i(\mathbf{x},\mathbf{y}) = \frac{1}{\sum_{n=1}^{N} \mathbf{B}_n(\mathbf{x})} \sum_{n=1}^{N} P_{i_n}(\mathbf{y})\mathbf{B}_n(\mathbf{x})$$

[0097]

[0098] 여기서, $\overline{P_i(x,y)}$는 $P_{fn}(y)$의 평균값을 나타내고, $\Phi(\cdot)$는 level set embedding을 나타내며, $B_n(x)$는 x 위치를 기준으로 반지름이 r 인 원의 영역을 나타내고, $He(x)$는 헤비사이드 함수(heaviside function)를 나타낸다.

[0099] 에너지 함수는, 라이다(13)에서 측정된 3차원 포인트들로 구성된 3차원 메쉬 영역과, 카메라에서 입력된 촬영 이미지에서 추출된 객체의 윤곽선 간 차이를 측정할 수 있는 것으로 익히 알려져있다.

[0100] 따라서, 에너지 함수가 감소하는 방향으로 외적 파라미터를 조절하면 카메라와 스캐너(라이다(13))간의 캘리브레이션 오차를 감소시킬 수 있다. 이를 위해서, 프로세서(20)는 아래의 수학식 3과 같이 에너지 함수를 외적 파라미터에 대해서 편미분하여, 편미분값이 최소화되도록 외적 파라미터를 조절함으로써 제 S330 단계에서 초기 캘리브레이션에 의해서 설정된 외적 파라미터들을 보다 정교하게 수정할 수 있다.

[0101] [수학식 3]

$$\frac{\partial E}{\partial \xi} = -\sum_{\mathbf{x}\in\Omega} \frac{\bar{P}_f - \bar{P}_b}{H_e(\Phi)\bar{P}_f + (1 - H_e(\Phi))\bar{P}_b} \frac{\partial H_e(\Phi)}{\partial \xi}$$

[0102]

[0103] $$\frac{\partial H_e(\Phi(\mathbf{x}))}{\partial \xi} = \delta_e(\Phi(\mathbf{x}))\frac{\partial \Phi(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}\frac{\partial \mathbf{x}(\xi)}{\partial \xi}$$

[0104] $$\left.\frac{\partial \mathbf{x}(\xi)}{\partial \xi}\right|_{\xi_0} = \begin{bmatrix} \frac{f_x}{Z_c} & 0 & -\frac{X_c f_x}{Z_c^2} \\ 0 & \frac{f_y}{Z_c} & -\frac{Y_c f_y}{Z_c^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & Z_c & -Y_c & 1 & 0 & 0 \\ -Z_c & 0 & X_c & 0 & 1 & 0 \\ Y_c & -X_c & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

[0105] 상기 수학식 3에서, $\bar{P}_f = \bar{P}_f(\mathbf{x},\mathbf{y})$, $\bar{P}_b = \bar{P}_b(\mathbf{x},\mathbf{y})$, $\Phi = \Phi(\mathbf{x})$ 를 각각 나타내고, δ_e 는 헤비사이드 함수에 대응되는 Dirac delta 함수를 나타낸다.

[0106] 수학식 1 내지 수학식 3을 이용하여 외적 파라미터를 수정하는 방법은 "Henning Tjaden, Ulrich Schwanecke, and Elmar Schomer. 2017. Real-time monocular pose estimation of 3D objects using temporally consistent local color histograms. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 124-132."에 자세하게 공개되어 있으므로, 더 구체적인 설명은 생략한다.

[0107] 도 8은 본 발명의 바람직한 실시예에 따른 초기 캘리브레이션 결과와 최종 캘리브레이션 결과를 비교하여 도시한 도면이다.

[0108] 도 8을 참조하면, 초기 캘리브레이션만을 거친 경우에는, 카메라 1(11-1) 내지 카메라 3(11-3)에서 입력된 촬영 이미지가 라이다(13)에서 입력된 포인트 클라우드 객체와 크게 불일치하는 것을 알 수 있다.

[0109] 그러나, 제 S360 단계에서 외적 파라미터 조정을 수행하여 최종 캘리브레이션을 수행한 결과, 카메라 1(11-1) 내지 카메라 3(11-3)에서 입력된 촬영 이미지가 라이다(13)에서 입력된 포인트 클라우드들에서 추출된 객체와 정확하게 일치하는 것을 알 수 있다.

[0110] 지금까지 설명한 본 발명의 바람직한 실시예에 따른, 복수의 센서간 캘리브레이션 방법은, 컴퓨터에서 실행가능한 명령어로 구현되어 비일시적 저장매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다.

[0111] 저장매체는 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 저장매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광데이터 저장장치 등이 있다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 저장매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수 있다.

[0112] 이제까지 본 발명에 대하여 그 바람직한 실시예들을 중심으로 살펴보았다. 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 본 발명이 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 변형된 형태로 구현될 수 있음을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 개시된 실시예들은 한정적인 관점이 아니라 설명적인 관점에서 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 전술한 설명이 아니라 특허청구범위에 나타나 있으며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 차이점은 본 발명에 포함된 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0113] 10 : 복수의 센서들

11-1 : 카메라 1

11-2 : 카메라 2

11-3 : 카메라 3

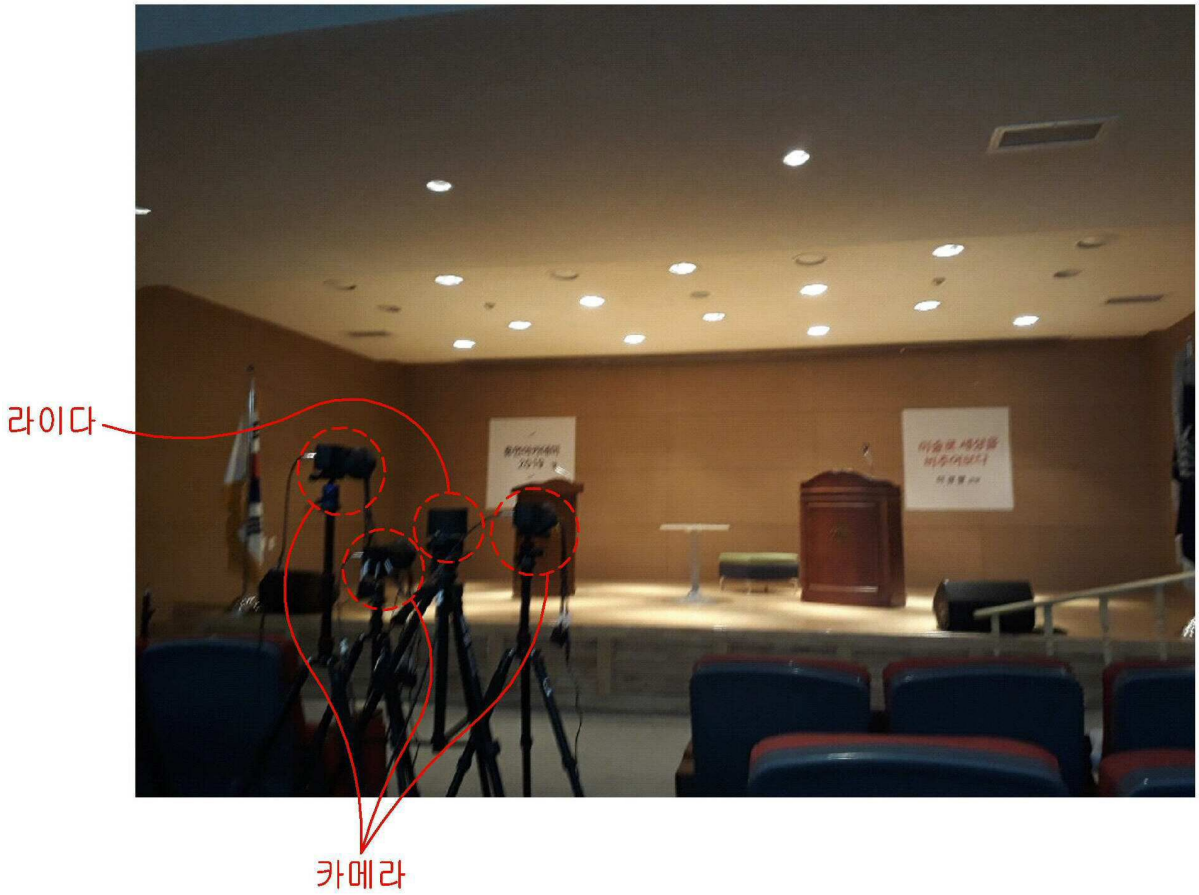
13 : 라이다

20 : 프로세서

30 : 메모리

도면

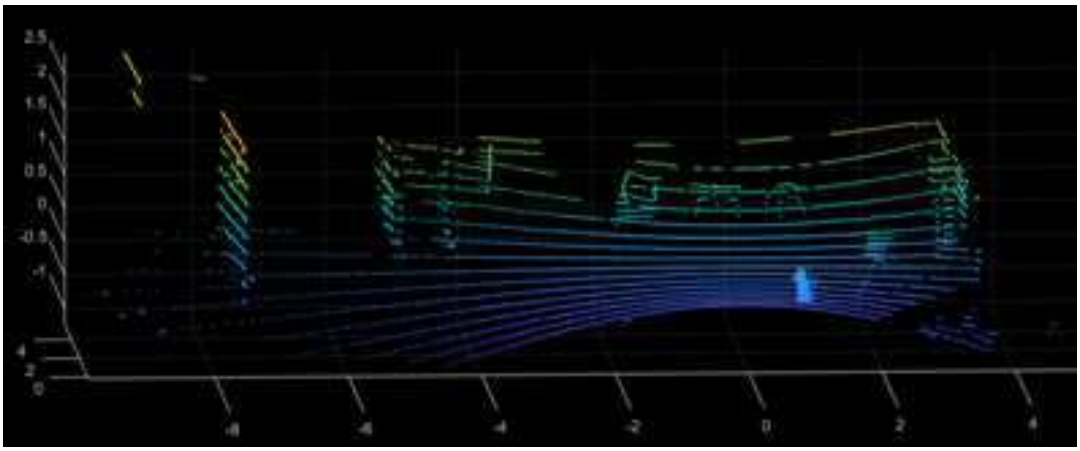
도면1a



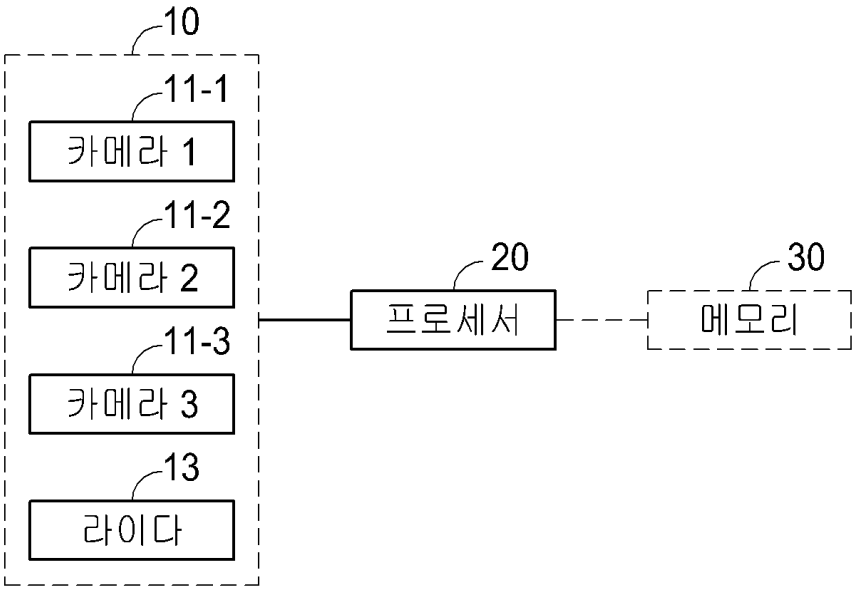
도면1b



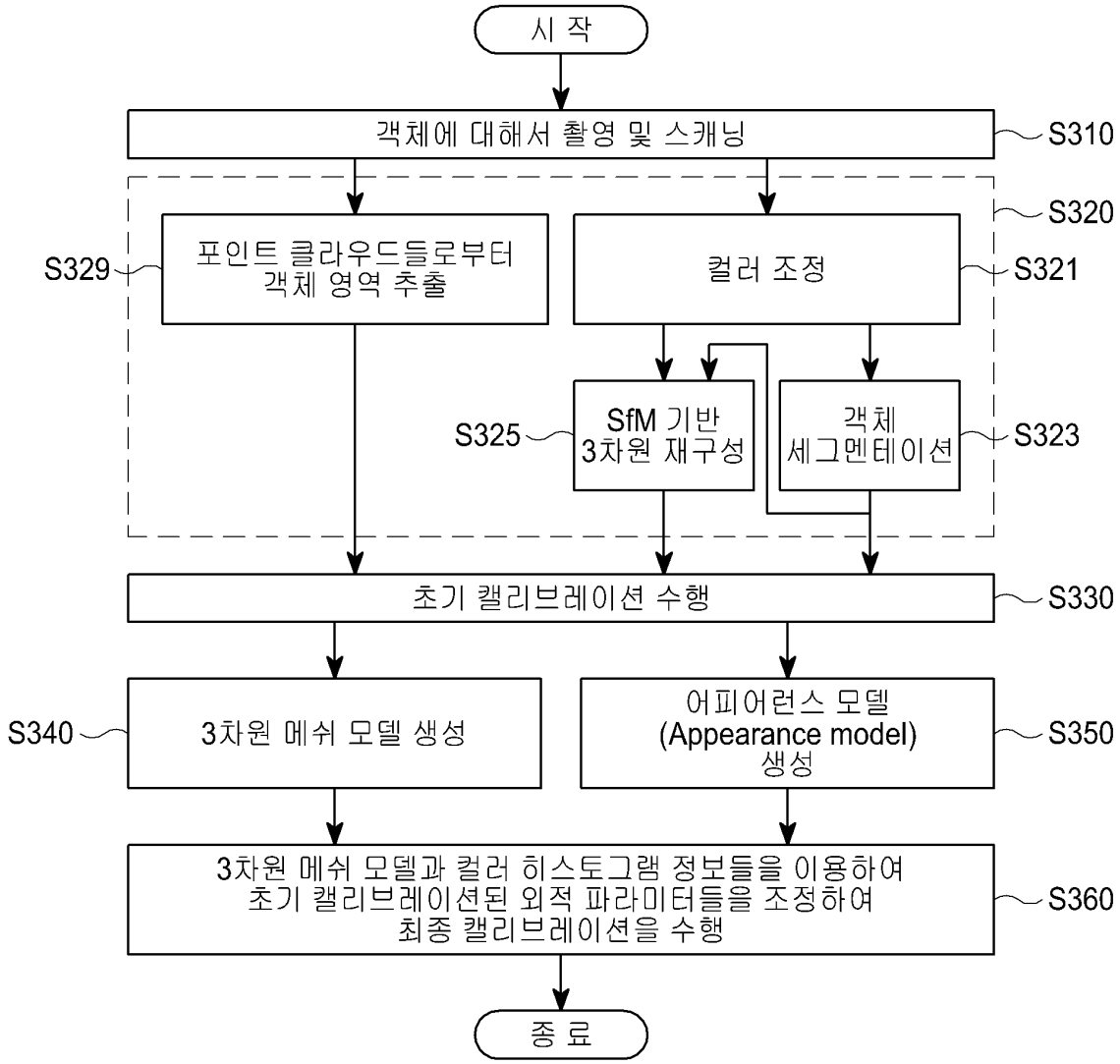
도면1c



도면2



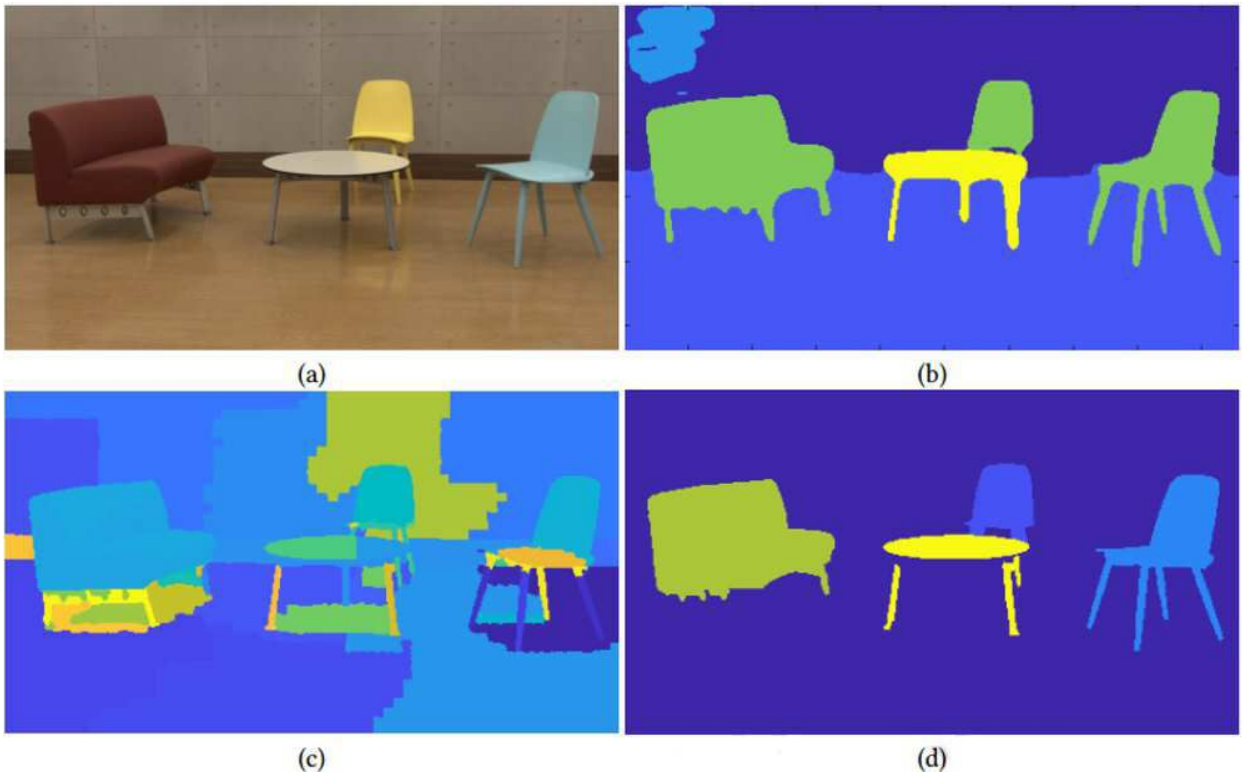
도면3


시 작
객체에 대해서 촬영 및 스캐닝
S310
S320
S329
포인트 클라우드들로부터
객체 영역 추출
컬러 조정
S321
S325
SfM 기반
3차원 재구성
객체
세그멘테이션
S323
초기 캘리브레이션 수행
S330
S340
3차원 메쉬 모델 생성
어피어런스 모델
(Appearance model)
생성
S350
3차원 메쉬 모델과 컬러 히스토그램 정보들을 이용하여
초기 캘리브레이션된 외적 파라미터들을 조정하여
최종 캘리브레이션을 수행
S360
종 료

도면4

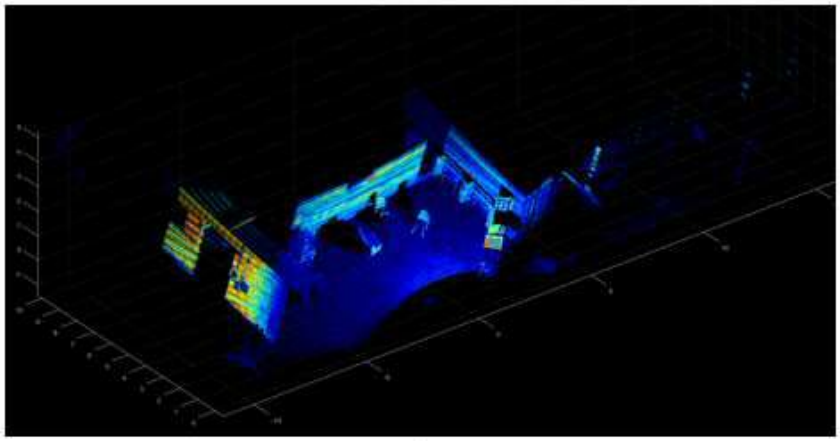


도면5

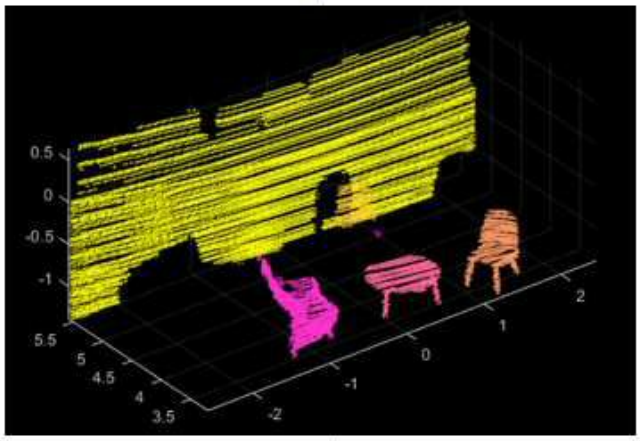


도면6

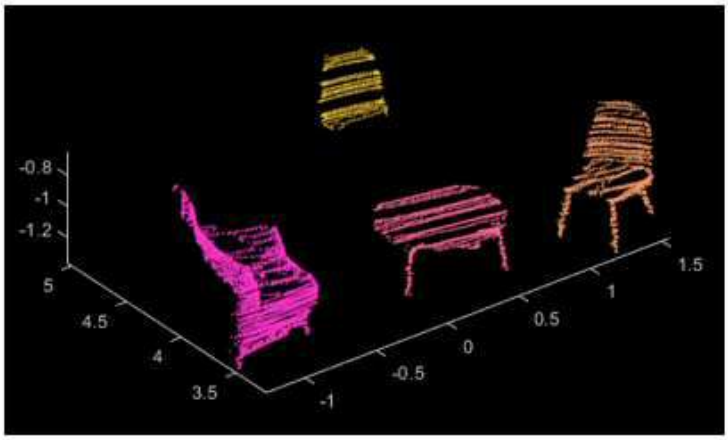
(a)



(b)



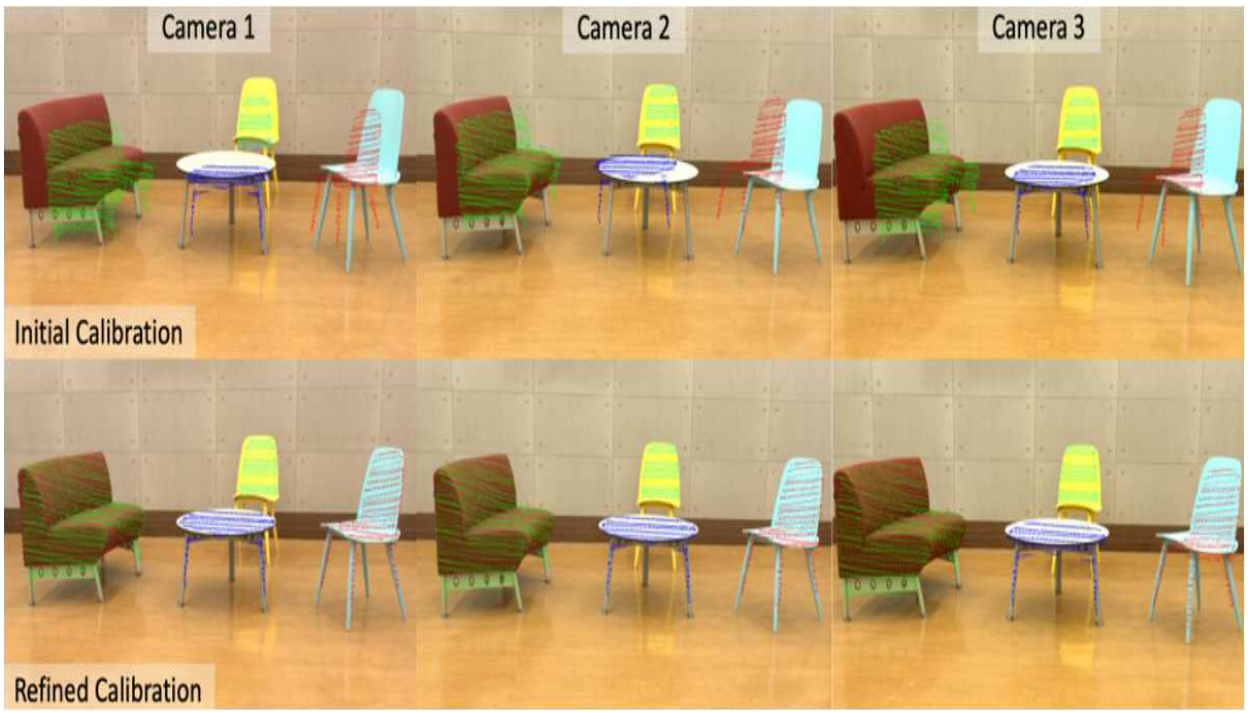
(c)



도면7


Camera 1
Camera 2
Camera 3
Initial Calibration
Initial Calibration

도면8


Camera 1
Camera 2
Camera 3
Initial Calibration
Refined Calibration