



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2021-0085953
(43) 공개일자 2021년07월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/80 (2017.01) G06T 7/73 (2017.01)
H04N 13/243 (2018.01) H04N 13/257 (2018.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/85 (2017.01)
G06T 7/73 (2017.01)
(21) 출원번호 10-2019-0179557
(22) 출원일자 2019년12월31일
심사청구일자 2019년12월31일

(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 아카데미로 119 (송도동)
아주대학교산학협력단
경기도 수원시 영통구 월드컵로 206 (원천동)
(72) 발명자
최욱
인천광역시 연수구 송도문화로28번길 28, 106동
2802호(송도동, 송도글로벌캠퍼스푸르지오)
황원준
서울특별시 서초구 명달로6길 31, 102동 903호(서
초동, 서초1차이편한세상)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
특허법인충정

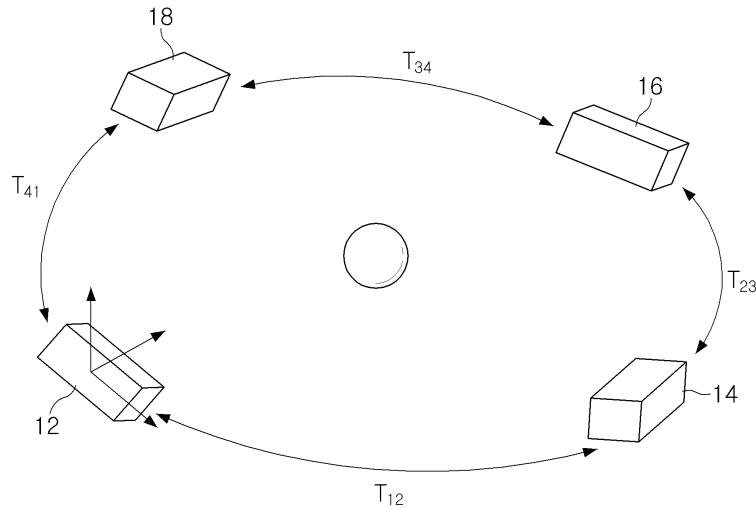
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치 및 방법

(57) 요약

구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치 및 방법은 다시점 카메라 위치 보정에서 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보의 계산시 정확하고 효율적인 번들 조정을 수행하여 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 효과가 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

H04N 13/243 (2018.05)

H04N 13/257 (2018.05)

G06T 2207/30244 (2013.01)

(72) 발명자

권영찬

인천광역시 남동구 남동대로 860, 125동 1801호(간석동, 간석래미안자이아파트)

장재원

인천광역시 연수구 함박로8번길 12, 105(연수동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711093076
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	대학ICT연구센터지원사업
연구과제명	MR-IoT융합 기반의 재난대응인공지능 응용기술
기 여 율	1/2
과제수행기관명	아주대학교산학협력단
연구기간	2018.06.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2016-1928
부처명	인천대학교
과제관리(전문)기관명	인천대학교
연구사업명	인천대학교 교내과제
연구과제명	Mixture-of-Experts Framework의 노이즈 제거, 감정 인식에의 응용
기 여 율	1/2
과제수행기관명	인천대학교 산학협력단
연구기간	2016.05.01 ~ 2017.04.30

명세서

청구범위

청구항 1

위치가 고정된 복수의 깊이 센서에 의해 제1 위치로부터 제N 위치로 이동하는 구형 물체의 깊이 정보를 각각의 위치에 따라 획득하는 RGB-D 카메라부;

상기 각각의 위치에서 획득한 상기 구형 물체의 깊이 정보를 이용하여 상기 각각의 위치에 대한 상기 구형 물체의 중심점의 좌표를 추출하는 좌표 추출부;

상기 추출한 구형 물체의 중심점의 좌표와 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터를 이용하여 상기 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보를 계산하는 자세 추정부; 및

상기 자세 추정부에서 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표를 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 생성하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터를 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 생성하여 2개의 블록으로 변수를 분할하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산한 후, 다시 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하며, 상기 제1 비용함수와 상기 제2 비용함수를 서로 번갈아 가면서 계산하는 교번 최적화 알고리즘을 수행하여 상기 변화 정보를 계산하는 변들 조정부를 포함하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 자세 추정부에서 계산되는 q 번째 카메라 프레임으로부터 기준 카메라 프레임까지 변환 정보는 3×3 회전 변환 행렬과 3D 평행이동 벡터에 의해 하기의 수학적 식 1과 같이 표현되고,

상기 기준 카메라 프레임에서 $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 의 초기값들과 3D 구형 물체의 중심들($\{C_i\}_{i=1}^N$)의 초기값은 하기의 수학적 식 2의 비용함수를 최소화하여 계산되는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치.

[수학적 식 1]

$$\hat{C}_i^{(q)} = R_q C_i^{(q)} + T_q,$$

여기서, $\hat{C}_i^{(q)} = (\hat{C}_{i,X}^{(q)}, \hat{C}_{i,Y}^{(q)}, \hat{C}_{i,Z}^{(q)})^T$ 는 기준 카메라 프레임에서 구형 물체의 중심으로 변환

되고, T는 역변환 행렬을 나타내고, q는 카메라 인덱스, i는 구형 물체를 촬영하는 횟수, R_q 는 3×3 회전 변환 행렬, T_q 는 3D 평행이동 벡터를 나타내고, R_1 와 T_1 는 3×3 항등 행렬(Identity Matrix)과 크기가 0인 3D 영 벡터를 나타냄.

[수학식 2]

$$J(\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=2}^M, \{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N) \\ = \sum_{q=1}^M \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})),$$

여기서, 수학식 2는 $\mathbf{R}_q$, $\mathbf{T}_q$, 기준 카메라 좌표계에서의 구형 물체의 중심들이 최소화시켜야 하는 비용함수 J이고, $C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}$ 는 $\mathbf{C}_i$ 와 $\hat{\mathbf{C}}_i^{(q)}$ 의 X축 방향의 차이이고, $\rho(e)$ 는 $|e|$ 의 음이 아닌 비감소 함수이고, 에러 e는 기준 카메라 프레임, 즉 기준이 되는 카메라 좌표계에서 계산됨.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 번들 조정부능는 상기 자세 추정부에서 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표($\{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N$)을 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 수학식 3과 수학식 4에 의해 생성하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치.

[수학식 3]

$$J_{RT}(\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=2}^M) = \sum_{q=2}^M J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q),$$

J_{RT} 는 $\mathbf{C}_i$ 가 모든 영상에 대해서 주어졌을 때, 각각의 카메라에 대해서 독립적으로 $J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q)$ 를 최소화시키는 비용함수임.

[수학식 4]

$$J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q) = \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) \\ + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})).$$

여기서, $J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q)$ 는 $\mathbf{C}_i$ 가 모든 영상에 대해서 주어졌다고 가정할 때, J_{RT} 또는 J를 최소화시키기 위해서 각각의 3차원 회전 변환 행렬 $\mathbf{R}_q$, 평행이동 벡터 $\mathbf{T}_q$ 가 최소화시켜야 하는 비용함수임.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 번들 조정부능는 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터인 $\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=1}^M$ 을 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 수학식 5와 수학식 6에 의해 생성하여 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의

제2 파라미터 값을 계산하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치.

[수학식 5]

$$J_C(\{C_i\}_{i=1}^N) = \sum_{i=1}^N J_i(C_i),$$

여기서, J_C 는 각각의 구형 물체의 중심좌표 C_i 에 대해서 독립적으로 비용함수 $J_i(C_i)$ 를 최소화시키는 것임.

[수학식 6]

$$J_i(C_i) = \sum_{q=1}^M v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)}))$$

여기서, $J_i(C_i)$ 은 3차원 회전 변환 행렬 R_q , 평행이동 벡터 T_q 가 모든 카메라에 대해서 주어졌을 때,

J_C 또는 J 를 최소화시키기 위해서 각각의 C_i 를 최소화시켜야 하는 비용함수임.

청구항 5

RGB-D 카메라부에서 위치가 고정된 복수의 깊이 센서에 의해 제1 위치로부터 제N 위치로 이동하는 구형 물체의 깊이 정보를 각각의 위치에 따라 획득하는 제1 단계;

상기 각각의 위치에서 획득한 상기 구형 물체의 깊이 정보를 이용하여 상기 각각의 위치에 대한 상기 구형 물체의 중심점의 좌표를 추출하는 제2 단계;

상기 추출한 구형 물체의 중심점의 좌표와 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터를 이용하여 상기 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보를 계산하는 제3 단계;

상기 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표를 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 생성하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산하는 제4 단계; 및

상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터를 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 생성하고, 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하는 제5 단계를 포함하며,

상기 제4 단계와 상기 제5 단계를 서로 번갈아 가면서 수행하는 교번 최적화 알고리즘을 수행하여 상기 변환 정보를 최종적으로 계산하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 변환 정보를 계산하는 제3 단계는,

q 번째 카메라 프레임으로부터 기준 카메라 프레임까지 변환 정보는 3×3 회전 변환 행렬과 3D 평행이동 벡터에 의해 하기의 수학식 1과 같이 표현되고,

$$\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$$

상기 기준 카메라 프레임에서 $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 의 초기값들과 3D 구형 물체의 중심들($\{C_i\}_{i=1}^N$)의 초기값은 하기의 수학식 2의 비용함수를 최소화하여 계산되는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를

이용한 다시점 카메라 위치 보정 방법.

[수학식 1]

$$\hat{C}_i^{(q)} = R_q C_i^{(q)} + T_q,$$

여기서, $\hat{C}_i^{(q)} = (\hat{C}_{i,X}^{(q)}, \hat{C}_{i,Y}^{(q)}, \hat{C}_{i,Z}^{(q)})^T$ 는 기준 카메라 프레임에서 구형 물체의 중심으로 변환

되고, T는 역변환 행렬을 나타내고, q는 카메라 인덱스, i는 구형 물체를 촬영하는 횟수, R_q 는 3×3 회전 변

환 행렬, T_q 는 3D 평행이동 벡터를 나타내고, R₁와 T₁는 3×3 항등 행렬(Identity Matrix)과 크기가 0인 3D 영 벡터를 나타냄.

[수학식 2]

$$J(\{R_q, T_q\}_{q=2}^M, \{C_i\}_{i=1}^N) \\ = \sum_{q=1}^M \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})),$$

여기서, 수학식 2는 R_q, T_q , 기준 카메라 좌표계에서의 구형 물체의 중심들이 최소화시켜야 하는 비용함

수 J이고, $C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}$ 는 C_i 와 $\hat{C}_i^{(q)}$ 의 X축 방향의 차이이고, $\rho(e)$ 는 $|e|$ 의 음이 아닌 비감소 함수 이고, e는 기준 카메라 프레임, 즉 기준이 되는 카메라 좌표계에서 계산됨.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제1 파라미터 값을 계산하는 제4 단계는,

상기 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표($\{C_i\}_{i=1}^N$)을 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 수학식 3과 수학식 4에 의해 생성하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 방법.

[수학식 3]

$$J_{RT}(\{R_q, T_q\}_{q=2}^M) = \sum_{q=2}^M J^{(q)}(R_q, T_q),$$

J_{RT} 는 C_i 가 모든 영상에 대해서 주어졌을 때, 각각의 카메라에 대해서 독립적으로 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 를 최소화시키는 비용함수임.

[수학식 4]

$$J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q) = \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})).$$

여기서, $J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q)$ 는 $\mathbf{C}_i$ 가 모든 영상에 대해서 주어졌을 때, J_{RT} 또는 J 를 최소화시키기 위해서 각각의 3차원 회전 변환 행렬 $\mathbf{R}_q$, 평행이동 벡터 $\mathbf{T}_q$ 가 최소화시켜야 하는 비용함수임.

청구항 8

제6항에 있어서,

상기 제3 파라미터 값을 계산하는 제5 단계는,

상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터인 $\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=1}^M$ 을 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 수학식 5와 수학식 6에 의해 생성하여 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 방법.

[수학식 5]

$$J_C(\{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N) = \sum_{i=1}^N J_i(\mathbf{C}_i),$$

여기서, J_C 는 각각의 구형 물체의 중심좌표 $\mathbf{C}_i$ 에 대해서 독립적으로 비용함수 $J_i(\mathbf{C}_i)$ 를 최소화시키는 것임.

[수학식 6]

$$J_i(\mathbf{C}_i) = \sum_{q=1}^M v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)}))$$

여기서, $J_i(\mathbf{C}_i)$ 은 3차원 회전 변환 행렬 $\mathbf{R}_q$, 평행이동 벡터 $\mathbf{T}_q$ 가 모든 카메라에 대해서 주어졌다고 가정할 때, J_C 또는 J 를 최소화시키기 위해서 각각의 $\mathbf{C}_i$ 를 최소화시켜야 하는 비용함수임.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 카메라 위치 보정 장치에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 다시점 카메라 위치 보정에서 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보의 계산시 정확하고 효율적인 번들 조정을 수행하여 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 3차원 스캐닝 기술은 컴퓨터 비전 및 그래픽스 분야에서 오랫동안 연구가 진행된 분야이다. 물체의 3차원 스캐

닝을 위해서는 고가의 3차원 스캐너 장치가 필요하기 때문에 주로 산업용으로만 사용되어 왔다.

- [0003] 그러나 2010년 마이크로소프트사의 키넥트(Kinect)가 기존의 장치에 비하여 매우 저가로 출시되면서 산업용에서 일반 산업용으로 활용 범위가 확대되고 있다.
- [0004] 키넥트는 게임용 인터페이스 용도로 출시되었기 때문에 3차원 스캐닝의 정밀도가 산업용에 비하여 현저히 떨어진다.
- [0005] 3차원 스캐너를 보다 다양한 분야에 적용하기 위해서는 물체의 3차원 형상을 획득하는 것이 필수적이다. 이를 위해 키넥트는 한 개의 RGB 카메라와 한 개의 깊이(Depth) 카메라로 구성되어 있으며, 이러한 카메라를 일반적으로 RGB-D 카메라라고 부른다.
- [0006] 한편 여러 대의 3차원 RGB-D 카메라를 동시에 사용하여 물체의 360도 전체의 3차원 스캐닝을 위한 연구도 진행되고 있다.
- [0007] 하나의 RGB-D 카메라는 단일 시점에서만 물체의 형상과 색상 정보를 획득하기 때문에 물체의 전체 형상과 색상 정보를 복원할 수 없다. 반면, 여러 대의 RGB-D 카메라를 사용하면, 물체의 전체 형상과 색상 정보를 복원할 수 있고, 그 결과를 이용하여 정밀한 동작 인식, 360도 3차원 모델링, 가상 피팅, 특수 효과 등의 분야에 적용할 수 있는 장점이 있다.
- [0008] 여러 대의 RGB-D 카메라는 구형 물체의 여러 쌍의 컬러 및 깊이 이미지를 동시에 획득하고, 각 색상 및 깊이 이미지의 쌍으로부터 구 중심의 3D 좌표를 추정하며, 구면 중심을 뷰 전체의 해당 지점으로 사용하여 RGB-D 카메라 간의 변환이 추정된다.
- [0009] 마지막으로 기존 카메라에서 나머지 RGB-D 카메라로의 변환은 번들 조정 알고리즘에 의해 구체화된다.
- [0010] 3차원 재구성에서 사용하는 번들 조정 알고리즘은 3차원 점들을 2차원 이미지에 투영하여 재투영점을 계산하고, 파라미터의 값을 변화시켜가면서 특징점과 재투영점의 차이인 에러를 계산한다. 이러한 복잡한 연산 특징으로 인하여 계산 집약적인 특성이 두드러져 실시간으로 번들 조정 알고리즘을 구현하기 어려운 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 멀티코어 CPU를 활용하여 연산 속도를 높이는 연구, GPU의 병렬 처리 등 번들 조정 알고리즘의 처리 속도를 향상시키기 위한 다양한 연구가 진행되고 있으나, 획기적인 처리 속도 향상이 이루어지지 않고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0011] (특허문헌 0001) 한국 등록특허번호 제10-1891201호

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0012] 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, 본 발명은 다시점 카메라 위치 보정에서 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보의 계산시 정확하고 효율적인 번들 조정을 수행하여 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

- [0013] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 특징에 따른 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치는,
- [0014] 위치가 고정된 복수의 깊이 센서에 의해 제1 위치로부터 제N 위치로 이동하는 구형 물체의 깊이 정보를 각각의 위치에 따라 획득하는 RGB-D 카메라부;
- [0015] 상기 각각의 위치에서 획득한 상기 구형 물체의 깊이 정보를 이용하여 상기 각각의 위치에 대한 상기 구형 물체의 중심점의 좌표를 추출하는 좌표 추출부;
- [0016] 상기 추출한 구형 물체의 중심점의 좌표와 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터를 이용하여

상기 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보를 계산하는 자세 추정부; 및

- [0017] 상기 자세 추정부에서 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표를 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 생성하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터를 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 생성하여 2개의 블록으로 변수를 분할하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산한 후, 다시 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하며, 상기 제1 비용함수와 상기 제2 비용함수를 서로 번갈아 가면서 계산하는 교번 최적화 알고리즘을 수행하여 상기 변화 정보를 계산하는 번들 조정부를 포함하는 것을 특징으로 한다.
- [0019] 본 발명의 특징에 따른 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 방법은,
- [0020] RGB-D 카메라부에서 위치가 고정된 복수의 깊이 센서에 의해 제1 위치로부터 제N 위치로 이동하는 구형 물체의 깊이 정보를 각각의 위치에 따라 획득하는 제1 단계;
- [0021] 상기 각각의 위치에서 획득한 상기 구형 물체의 깊이 정보를 이용하여 상기 각각의 위치에 대한 상기 구형 물체의 중심점의 좌표를 추출하는 제2 단계;
- [0022] 상기 추출한 구형 물체의 중심점의 좌표와 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터를 이용하여 상기 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보를 계산하는 제3 단계;
- [0023] 상기 변환 정보를 계산하는 경우, 상기 중심점의 좌표를 고정하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수를 생성하고, 상기 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산하는 제4 단계; 및
- [0024] 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터를 고정하고, 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수를 생성하고, 상기 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하는 제5 단계를 포함하며,
- [0025] 상기 제4 단계와 상기 제5 단계를 서로 번갈아 가면서 수행하는 교번 최적화 알고리즘을 수행하여 상기 변환 정보를 최종적으로 계산하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

- [0026] 전술한 구성에 의하여, 본 발명은 다시점 카메라 위치 보정에서 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보의 계산시 정확하고 효율적인 번들 조정을 수행하여 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

- [0027] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 구형 물체를 다시점에서 RGB-D 카메라로 촬영하는 모습을 나타낸 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치의 내부 구성을 간략하게 나타낸 블록도이다.
- 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 비감소 함수를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0028] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.
- [0029] 본 발명은 번들 조정 알고리즘의 속도 향상을 위한 방법을 강력한 비용함수를 번갈아 최적화하여 정확하고 효율적인 번들 조정 알고리즘을 제공함으로써 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 효과가 있다.
- [0031] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 구형 물체를 다시점에서 RGB-D 카메라로 촬영하는 모습을 나타낸 도면이고, 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치의 내부 구성을 간략하게 나타낸 블록도이다.

- [0032] 본 발명의 실시예에 따른 구형 물체를 이용한 다시점 카메라 위치 보정 장치는 RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18), 제어부(110), 좌표 추출부(120), 자세 추정부(130) 및 번들 조정부(140)를 포함한다.
- [0033] RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18)는 한 개의 RGB 카메라와 한 개의 깊이(Depth) 카메라로 구성된다.
- [0034] RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18)는 하나의 구형 물체에 대하여 여러 각도에서 M개의 RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18)와 N개의 깊이 이미지를 생성한다.
- [0035] RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18)는 위치가 고정된 복수의 깊이 센서에 의해 제1 위치로부터 제N 위치로 이동하는 구형 물체의 깊이 정보를 각각의 위치에 따라 획득한다.
- [0036] 좌표 추출부(120)는 각각의 위치에서 획득한 구형 물체의 깊이 정보를 이용하여 각각의 위치에 대한 구형 물체의 중심점의 좌표를 추출한다.
- [0037] $i=1$ 내지 N , $p, q \in \{1, \dots, M\}$ 에 속하는 p 와 q 의 쌍들에 각각 대응하는 p 와 q 카메라들의 $I_i^{(p)}$ 와 $I_i^{(q)}$ 의 i 번째 깊이 이미지를 나타낸다.
- [0038] 좌표 추출부(120)는 깊이 이미지에서 3D 구형 물체의 중심을 추정한다. 3D 구형 물체의 중심($I_i^{(q)}$)는 $C_i^{(q)}$ 에 의해 나타낸다.
- [0039] X 좌표, Y 좌표, Z 좌표는 $C_{i,X}^{(q)}$, $C_{i,Y}^{(q)}$ 및 $C_{i,Z}^{(q)}$ 로 각각 나타낸다.
- [0040] 제어부(110)는 $I_i^{(q)}$ 에서 구체를 감지하는 못하는 경우, $C_i^{(q)}$ 의 가시성 $v_i^{(q)}$ 을 0으로 설정하고, 구형 물체를 감지하는 경우, $C_i^{(q)}$ 의 가시성 $v_i^{(q)}$ 을 1로 설정한다.
- [0041] 제어부(110)는 배경 혼란이나 RGB-D 카메라부(12, 14, 16, 18)의 불완전한 동기화로 인하여 $v_i^{(q)}=1$ 일지라도 $C_i^{(q)}$ 가 정확하지 않을 수 있다.
- [0042] 자세 추정부(130)는 추출한 구형 물체의 중심점의 좌표와 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터를 이용하여 복수의 깊이 센서의 시점 간의 변환 정보를 계산한다.
- [0043] 자세 추정부(130)에서 계산되는 q 번째 카메라 프레임으로부터 기준 카메라 프레임까지 변환 정보는 3×3 회전 변환 행렬(R_q)과 3D 평행이동 벡터(T_q)에 의해 하기의 수학식 1과 같이 표현된다.
- [0044] 기준 카메라 프레임은 복수의 RGB-D 카메라 중에서 기준이 되는 카메라에서 촬영한 영상 프레임을 나타낸다.

수학식 1

$$\hat{C}_i^{(q)} = R_q C_i^{(q)} + T_q,$$

[0045]

[0046] 여기서, $\hat{C}_i^{(q)} = (\hat{C}_{i,X}^{(q)}, \hat{C}_{i,Y}^{(q)}, \hat{C}_{i,Z}^{(q)})^T$ 는 기준 카메라 프레임에서 구형 물체의 중심으로 변환되고, T는 역변환 행렬을 나타내고, q는 카메라 인덱스, i는 구형 물체를 촬영하는 횟수, R_q 는 3×3 회전 변환 행렬, T_q 는 평행이동 벡터를 나타낸다.

[0047] R_1 와 T_1 는 3×3 항등 행렬(Identity Matrix)과 크기가 0인 3D 영 벡터로 각각 고정된다.

[0048] 기준 카메라 프레임에서 $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 의 초기값들과 3D 구형 물체의 중심들($\{C_i\}_{i=1}^N$)의 초기값은 하기의 수학식 2에 의해 계산된다.

[0049] $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 와 $\{C_i\}_{i=1}^N$ 는 하기의 수학식 2의 비용함수를 최소화하여 계산된다.

수학식 2

$$J(\{R_q, T_q\}_{q=2}^M, \{C_i\}_{i=1}^N) = \sum_{q=1}^M \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})),$$

[0051] 여기서, $\rho(e)$ 는 $|e|$ 의 음이 아닌 비감소 함수이고, 에러 e는 기준 카메라 프레임, 즉 기준이 되는 카메라 좌표계에서 계산된다.

[0052] 수학식 2는 기준 카메라로 설정한 1번 카메라를 제외한 모든 카메라($q=2, \dots, M$)의 3차원 회전 변환 행렬 R_q , 평행이동 벡터 T_q 와 모든 N개의 영상에 대한 기준 카메라 좌표계에서의 구형 물체의 중심 C_i 이다.

[0053] 카메라들의 3차원 회전 변환 행렬들과 평행이동 벡터, 기준 카메라 좌표계에서의 구의 중심들을 변수라고 하면, 수학식 2의 비용함수 J를 최소화시키는 변수를 찾는 것이다. 이때, 3차원 회전 변환 행렬, 평행이동 벡터, 기준 좌표계에서의 구의 중심의 초기값은 주어져 있다고 가정하고, 각각의 카메라에서 관측한 구형 물체의 중심 좌표 $C_i^{(q)}$ 도 주어져 있다고 가정한다.

[0054] 수학식 2의 J를 간략하게 정의하면, 카메라들의 3차원 회전 변환 행렬, 평행이동 벡터, 기준 좌표계에서의 구형 물체의 중심들이 최소화시켜야 하는 비용함수이다.

[0055] 수학식 2를 최소화시키는 변수를 한 번에 찾는 방법은 없으며, 점진적으로 초기값을 갱신하여 수학식 2의 비용함수 J를 최소화시킨다.

[0056] 이때, C_i 가 모든 영상에 대해서 주어졌다고 가정하면, 변수는 3차원 회전 변환 행렬, 평행이동 벡터로 줄어들게 된다.

[0057] q 번째 카메라의 i번째 영상에서 관측된 구형 물체의 중심($C_i^{(q)}$)를 수학식 1을 이용하여 기준 카메라 좌표

계로 변환하면, $\hat{C}_i^{(q)}$ 를 얻을 수 있다.

[0058] 기준 카메라 좌표계에서 표현되는 구형 물체의 중심(C_i)은 모든 카메라의 i 번째 영상에서 관측될 수 있지만, 관측된 $C_i^{(q)}$ 를 기준 좌표계로 변환한 $\hat{C}_i^{(q)}$ 는 항상 일치하지 않는다.

[0059] 본 발명의 구형 물체의 중심(C_i)은 모든 카메라에 대해서(즉, $q=1, \dots, M$) $\hat{C}_i^{(q)}$ 와의 에러를 최소화시키는 C_i 이다. 이때, 에러는 수학식 2와 같이, X 좌표, Y 좌표, Z 좌표에 대해서 각각 정의된다.

[0060] 예를 들면, C_i 와 $\hat{C}_i^{(q)}$ 의 X축 방향의 차이는 $C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}$ 로 나타낸다.

[0061] $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 의 변환은 q 번째 카메라 프레임부터 기준 카메라 프레임까지이며, 에러 e 는 기준 카메라 프레임에서 계산된다. 이러한 변환 정보는 비용함수가 $\rho(e)$ 의 특별한 경우에 대한 단순화된 교번 최적화 알고리즘과 일치하게 한다.

[0062] 변들 조정 문제는 비선형 최적화 알고리즘을 적용하여 해결할 수 있다. 종래의 비용함수는 높은 계산 복잡도를 희생시키면서 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 통해 최소화한다.

[0063] 본 발명은 변수들을 두 개의 블록으로 변수를 분할함에 따라 서로 번갈아 가면서 계산하는 교번 최적화 알고리즘을 구성하고, 교번 최적화 알고리즘은 효율적이며, 병렬화가 가능하다.

[0064] 변들 조정부(140)는 자세 추정부(130)에서 변환 정보를 계산하는 경우, 구형물체의 중심점의 좌표 ($\{C_i\}_{i=1}^N$)를 고정하고, 카메라 자세 파라미터인 회전 변환 행렬과 평행이동 벡터에 대한 제1 비용함수(하기의 수학식 4)를 생성하고, 상기 회전 변환 행렬과 상기 평행이동 벡터를 고정하고($\{R_q, T_q\}_{q=1}^M$), 상기 중심점의 좌표에 대한 제2 비용함수(하기의 수학식 6)를 생성한다.

[0065] 변들 조정부(140)는 2개의 블록으로 변수를 분할하고, 제1 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제1 파라미터 값을 계산한 후, 다시 제2 비용함수에서 에러가 최소일 때의 제2 파라미터 값을 계산하며, 제1 비용함수와 제2 비용함수를 서로 번갈아 가면서 계산하는 교번 최적화 알고리즘을 수행한다. 더욱 자세한 설명은 하기의 수학식 3 내지 6과 같다.

[0066] $\{C_i\}_{i=1}^N$ 을 고정한 상태에서 하기의 수학식 3의 비용함수에서 에러를 최소화할 때의 파라미터 값인 $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 를 계산하는 문제로 축소된다.

수학식 3

$$J_{RT}(\{R_q, T_q\}_{q=2}^M) = \sum_{q=2}^M J^{(q)}(R_q, T_q),$$

[0067]

[0068] 여기서, J_{RT} 는 수학식 2의 비용함수 J 와 동일하며, 다만 변수 중에 C_i 가 모든 i 에 대해서 주어졌다고 가정하는 것이 차이점이 있다.

[0069] C_i 가 모든 영상에 대해서 주어졌다고 가정하면, 각각의 카메라에 대해서 독립적으로 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 를 최소화시키는 J_{RT} 를 최소화시키는 것과 동일하다.

[0070] 하기의 수학식 4의 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 는 C_i 가 모든 영상에 대해서 주어졌다고 가정할 때, J_{RT} 또는 J 를 최소화시키기 위해서 각각의 3차원 회전 변환 행렬 R_q , 평행이동 벡터 T_q 가 최소화시켜야 하는 비용함수이다.

수학식 4

$$J^{(q)}(R_q, T_q) = \sum_{i=1}^N v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)})).$$

[0071]

[0072] 수학식 4의 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 를 최소화하는 것은 R_q 와 T_q 와 무관하다.

[0073] $\{C_i\}_{i=1}^N$ 을 고정한 상태에서 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 는 R_q 와 T_q ($q=2, \dots, M$)에 대한 문제로 축소된다.

[0074] 기준 카메라 프레임에 대해서 카메라 자세 파라미터(R_q 와 T_q)를 계산하는 것이 잘 알려진 자세 추정 방법이다.

[0075] 번들 조정부(140)는 $\{R_q, T_q\}_{q=1}^M$ 을 고정한 상태에서, $\hat{C}_i^{(q)}$ 은 모든 q 와 i 를 고정한다.

[0076] 번들 조정부(140)는 수학식 5의 비용함수에서 에러가 최소일 때의 파라미터 값인 $\{C_i\}_{i=1}^N$ 를 계산하는 문제로 축소된다.

[0077] 수학식 5는 전술한 수학식 4와 반대로 변수 중에 모든 카메라에 대해서 3차원 회전 변환 행렬 R_q , 평행이동 벡터 T_q 가 주어졌다고 가정했을 때의 J 이다. 즉, 수학식 5의 J_c 는 수학식 2의 J 와 동일하다.

[0078] 다만, 변수 중에 R_q , T_q 가 모든 q 에 대해서 주어졌다고 가정하는 점이 차이점이다.

[0079] 수학식 5는 3차원 회전 변환 행렬 R_q , 평행이동 벡터 T_q 가 모든 카메라에 대해서 주어졌다고 가정하면, 각각의 구형 물체의 중심좌표 C_i 에 대해서 독립적으로 $J_i(C_i)$ 를 최소화시키는 것은 J_c 를 최소화시키는 것과 동일하다.

수학식 5

$$J_C(\{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N) = \sum_{i=1}^N J_i(\mathbf{C}_i),$$

[0080]

수학식 6은 3차원 회전 변환 행렬 $\mathbf{R}_q$, 평행이동 벡터 $\mathbf{T}_q$ 가 모든 카메라에 대해서 주어졌다고 가정할 때, J_c 또는 J 를 최소화시키기 위해서 각각의 $\mathbf{C}_i$ 를 최소화시켜야 하는 비용함수이다.

수학식 6

$$J_i(\mathbf{C}_i) = \sum_{q=1}^M v_i^{(q)} \cdot (\rho(C_{i,X} - \hat{C}_{i,X}^{(q)}) + \rho(C_{i,Y} - \hat{C}_{i,Y}^{(q)}) + \rho(C_{i,Z} - \hat{C}_{i,Z}^{(q)}))$$

[0082]

$J_{RT}(\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=2}^M)$ 에 유사한 방식으로 $J_C(\{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N)$ 는 $\mathbf{C}_i$ ($i=1, \dots, N$)에 대하여 병렬로 최소화할 수 있다.

[0083]

$J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q)$ and $J_i(\mathbf{C}_i)$ 를 최소화하는 두 가지 하위 문제를 기반으로 하고, 교번 최적화 알고리즘은 $J(\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=2}^M, \{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N)$ 을 최소화하는데 서로 번갈아 가면서 계산하는 일례를 나타낸다.

[0084]

번들 조정부(140)는 구형물체의 중심점의 좌표($\{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N$)를 고정하고 Step 2(제1 비용함수)를 계산하고, $\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=1}^M$ 을 고정하고, Step3(제2 비용함수)를 다시 계산하는 방식으로 서로 번갈아 가면서 계산하는 교번 최적화 알고리즘을 수행할 수 있다.

[0085]

Algorithm 1: Alternating optimisation algorithm

Result: $\{\mathbf{R}_q^*, \mathbf{T}_q^*\}_{q=2}^M, \{\mathbf{C}_i^*\}_{i=1}^N$ minimising J in (2)
Input: $\{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=1}^M, \{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N, \{\{\mathbf{C}_i^{(q)}\}_{i=1}^N\}_{q=1}^M$
 $\{\mathbf{R}_q^*, \mathbf{T}_q^*\}_{q=1}^M, \{\mathbf{C}_i^*\}_{i=1}^N = \{\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q\}_{q=1}^M, \{\mathbf{C}_i\}_{i=1}^N$ // Step 1
for $k = 1 : k_{\max}$ **do**
 for $q = 2 : M$ **do**
 $\mathbf{R}_q^*, \mathbf{T}_q^* = \operatorname{argmin} J^{(q)}(\mathbf{R}_q, \mathbf{T}_q; \{\mathbf{C}_i^*, \mathbf{C}_i^{(q)}\}_{i=1}^N)$ // Step 2
 end
 for $i = 1 : N$ **do**
 $\mathbf{C}_i^* = \operatorname{argmin} J_i(\mathbf{C}_i; \{\mathbf{R}_q^*, \mathbf{T}_q^*\}_{q=1}^M, \{\mathbf{C}_i^{(q)}\}_{q=1}^M)$ // Step 3
 end
end

[0086]

[0088] $\rho(e)$ 는 잘린 사각형 함수(Truncated Square Function)이고, $|e| < \tau$ 인 경우, e^2 를 리턴하고, 그렇지 않은 경우, τ^2 를 리턴한다.

[0089] 이러한 $\rho(e)$ 를 수학적 7과 도 3과 같이 나타낼 수 있다.

수학적 7

$$\rho(e) = \begin{cases} e^2 & \text{if } |e| < \tau \\ \tau^2 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0090]

[0091] 본 발명은 Levenberg-Marquardt 알고리즘에 의해 $J_i(C_i)$ 또는 $J^{(q)}(R_q, T_q)$ 의 최소값을 찾는다.

[0092] 잘린 사각형 함수의 기울기가 $|e| = \tau$ 근처에 잘 정의되어 있지 않지만, Levenberg-Marquardt 알고리즘의 구현은 실제로 잘 작동한다.

[0093] 본 발명은 강력한 손실 함수를 제안하고 있지만, 다른 형식을 가지도록 $\rho(e)$ 를 변경할 수 있다.

[0094] 예를 들면, $\rho(e)$ 는 $\rho(e) = e^2$ 와 같은 사각형 함수(Square Function)일 수 있다.

[0095] 교번 최적화 알고리즘의 3 단계는 선형 최소 제곱 문제(또는 L2 규범 최소화 문제)가 되고, 그 해는 $\hat{C}_i^{(q)}$ 의 평균이다. 따라서, 본 발명은 선형 최소 제곱 문제를 평균 계산으로 대체하여 3단계를 단순화할 수 있다.

[0096] 본 발명의 에러는 기준 카메라 프레임에서 정의되어 있고, 평균은 실제로 $J_i(C_i)$ 의 최소값을 나타낸다.

[0097] 교번 최적화는 블록 비선형 가우스-자이 텔법으로 알려져 있으며, 변수의 파티셔닝은 $\{R_q, T_q\}_{q=2}^M$ 의

첫 번째 블록과 $\{C_i\}_{i=1}^N$ 의 두 번째 블록의 2개의 블록 분해로 간주 할 수 있다.

[0098] 전역 최소화는 적어도 하나의 구성 요소에 대해 잘 정의되어 있고, 로컬 최소화는 나머지 구성 요소에 대해 잘 정의되어 있다고 가정한다면, 2개의 블록 분해 방법은 고정점에 대해 전체적으로 수렴됨을 증명할 수 있다.

[0099] 충분히 큰 kmax의 증거로, L2 표준 최소화에 대한 글로벌 최소화가 잘 정의되어 있기 때문에 L2 표준 최소화의 특수 경우의 글로벌 수렴이 보장된다. 본 발명은 비용함수를 완전히 최소화하기보다 2단계와 3단계에 대해서 Levenberg-Marquardt 알고리즘의 최소화 단계를 하나만 적용한다. 이러한 절차는 비용을 증가시키지 않습니다.

[0100] 본 발명은 에러를 줄이는 과정에서는 공지의 비선형 최적화 프로세스인 Levenberg-Marquardt 알고리즘을 사용한다.

[0101] 본 발명은 번들 조정 알고리즘의 속도 향상을 위한 강력한 비용함수를 번갈아 최적화하여 정확하고 효율적인 번들 조정 알고리즘을 제공함으로써 정확도를 유지하면서 계산 시간을 획기적으로 줄일 수 있는 효과가 있다.

[0102] 이상에서 본 발명의 실시예는 장치 및/또는 방법을 통해서만 구현이 되는 것은 아니며, 본 발명의 실시예의 구

성에 대응하는 기능을 실현하기 위한 프로그램, 그 프로그램이 기록된 기록 매체 등을 통해 구현될 수도 있으며, 이러한 구현은 앞서 설명한 실시예의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야의 전문가라면 쉽게 구현할 수 있는 것이다.

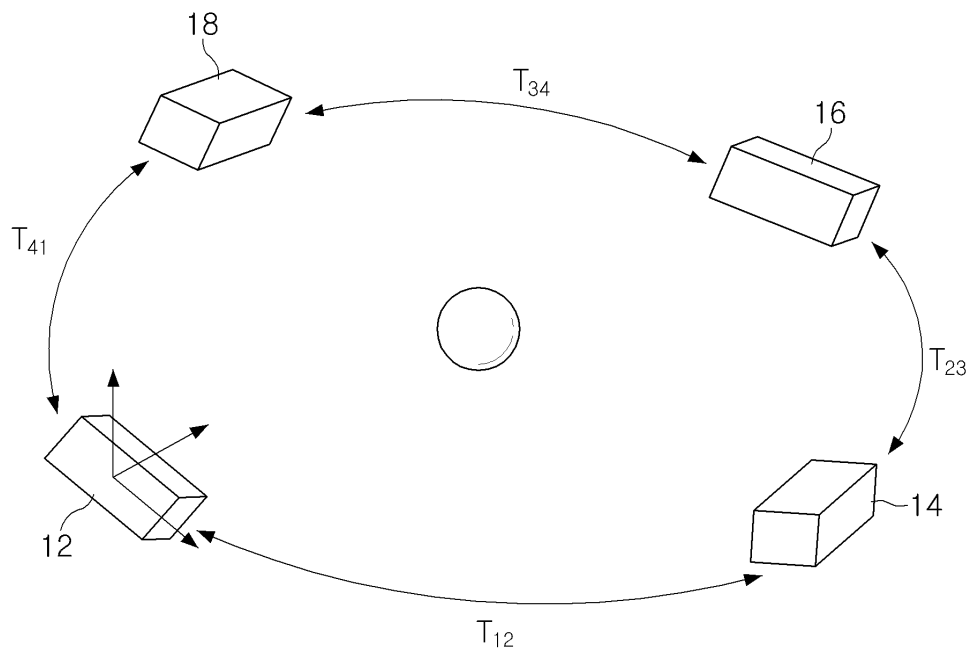
[0103] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

부호의 설명

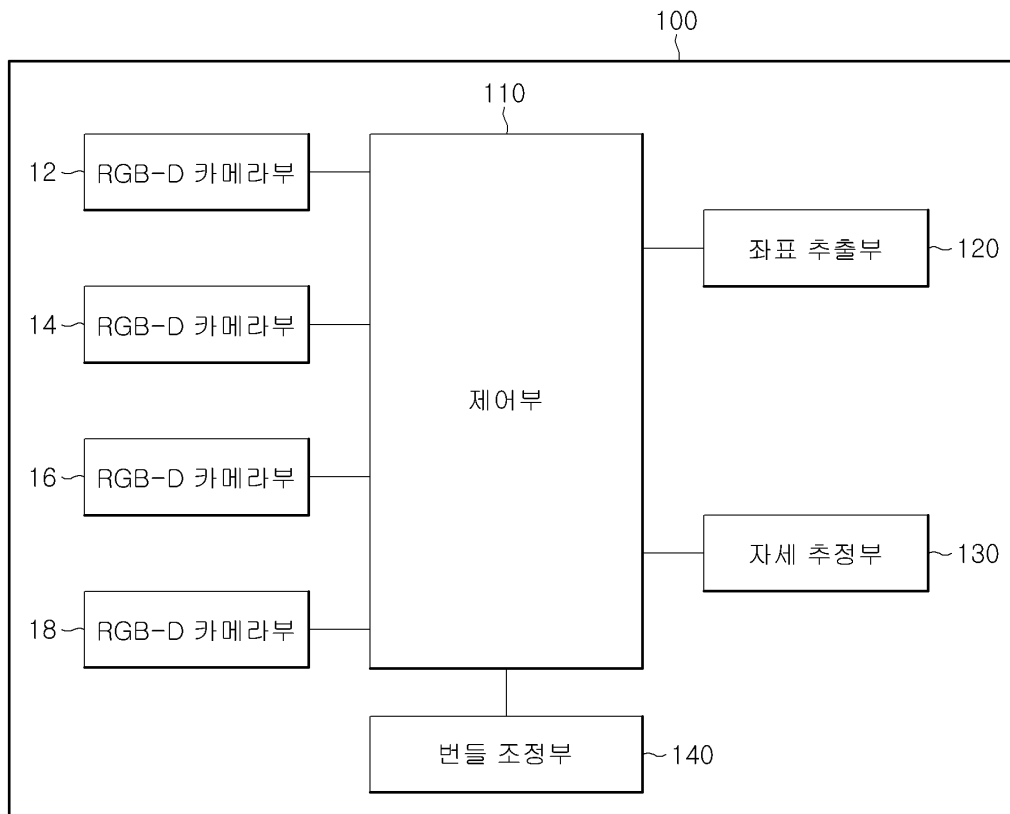
[0104] 12: RGB-D 카메라부
14: RGB-D 카메라부
16: RGB-D 카메라부
18: RGB-D 카메라부
100: 카메라 위치 보정 장치
110: 제어부
120: 좌표 추출부
140: 번들 조정부

도면

도면1



도면2



도면3

