



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년03월27일

(11) 등록번호 10-2652290

(24) 등록일자 2024년03월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 17/20 (2006.01) G06T 19/20 (2011.01)

G06T 7/70 (2017.01)

(52) CPC특허분류

G06T 17/20 (2013.01)

G06T 19/20 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2022-0174420

(22) 출원일자 2022년12월14일

심사청구일자 2022년12월14일

(56) 선행기술조사문헌

Shizhan Zhu ET AL., "Differentiable Gradient Sampling for Learning Implicit 3D Scene Reconstructions from a Single Image", 2022.01.29. 1부.*

Zhiqin Chen, ET AL., "Learning Implicit Fields for Generative Shape Modeling", Computer Vision and Pattern Recognition, 2019.09.16. 1부.*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

최윤식

서울특별시 마포구 마포대로24길 16, 115동 204호

김태현

경기도 성남시 분당구 판교원로 207, 506동 1103호

이지호

제주특별자치도 제주시 조천읍 북촌11길 15-6

(74) 대리인

특허법인시공

전체 청구항 수 : 총 7 항

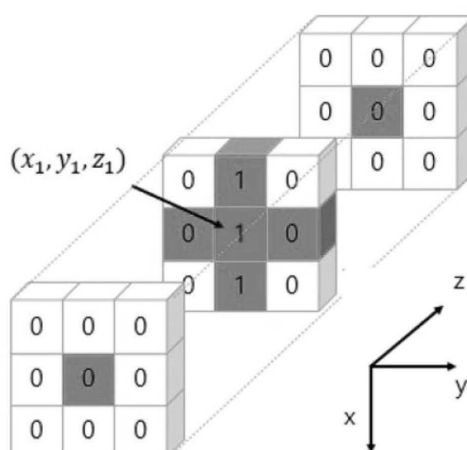
심사관 : 강석제

(54) 발명의 명칭 3D 모델 재구성을 위한 학습 방법 및 장치

(57) 요약

본 개시의 일 실시예에 따르면, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법은 3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하는 단계, 오브젝트의 3차원 모델로부터 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득하는 단계, 학습 이미지 및 그래디언트 맵을 기초로 포인트의 가중치를 결정하는 단계 및 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 7/70 (2017.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1375027484

과제번호 R2020040238-0003

부처명 문화체육관광부

과제관리(전문)기관명 한국콘텐츠진흥원

연구사업명 문화콘텐츠R&D전문인력양성

연구과제명 5G connected XR 및 트윈 환경에서의 인공지능 기술 기반 미디어아트 R&D 전문인력
양성

기 여 율 1/1

과제수행기관명 홍익대학교 산학협력단

연구기간 2022.01.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 상기 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하는 단계;
 상기 오브젝트의 3차원 모델로부터 상기 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득하는 단계;
 상기 학습 이미지 및 상기 그래디언트 맵을 기초로 상기 포인트의 가중치를 결정하는 단계; 및
 상기 학습 이미지가 입력된 상기 3차원 재구성 모델로부터 상기 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 상기 가중치를 이용하여 상기 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계를 포함하고,
 상기 주변 컨텍스트 정보는 상기 포인트에 대하여 x축 방향을 따르는 제1 복셀(voxel) 변화량, 상기 포인트에 대하여 y축 방향을 따르는 제2 복셀 변화량 및 상기 포인트에 대하여 z축 방향을 따르는 제3 복셀 변화량 중 적어도 하나와 연관된 정보를 포함하고,
 상기 가중치는 상기 제1 복셀 변화량, 상기 제2 복셀 변화량 및 상기 제3 복셀 변화량 중 임계치 이상의 값을 갖는 복셀 변화량의 개수를 기초로 결정되는, 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에 있어서,
 상기 복셀 변화량의 개수와 상기 가중치는 양의 상관관계를 갖도록 구성되는, 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,
 상기 3차원 재구성 모델은 상기 학습 이미지에 대한 싱글-뷰 3차원 재구성(SVR; single-view 3D reconstruction)을 수행하도록 구성되는, 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,
 상기 학습 이미지가 입력된 상기 3차원 재구성 모델로부터 상기 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 상기 가중치를 이용하여 상기 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계는,
 상기 학습 이미지가 입력된 상기 3차원 재구성 모델로부터 상기 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 상기 가

중치에 따르는 손실함수를 이용하여 상기 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계를 포함하는, 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 포인트는 상기 오브젝트의 바운더리에 대응되는, 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법.

청구항 8

학습 이미지, 상기 학습 이미지 내 오브젝트의 3차원 모델 및 3차원 재구성 모델을 저장하는 메모리; 및

상기 메모리와 연결된 적어도 하나의 프로세서

를 포함하고,

상기 적어도 하나의 프로세서는,

상기 3차원 재구성 모델을 위한 상기 학습 이미지로부터 상기 학습 이미지 내 상기 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하고,

상기 오브젝트의 3차원 모델로부터 상기 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득하고,

상기 학습 이미지 및 상기 그래디언트 맵을 기초로 상기 포인트의 가중치를 결정하고,

상기 학습 이미지가 입력된 상기 3차원 재구성 모델로부터 상기 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 상기 가중치를 이용하여 상기 3차원 재구성 모델을 학습시키도록 구성되고,

상기 주변 컨텍스트 정보는 상기 포인트에 대하여 x축 방향을 따르는 제1 복셀(voxel) 변화량, 상기 포인트에 대하여 y축 방향을 따르는 제2 복셀 변화량 및 상기 포인트에 대하여 z축 방향을 따르는 제3 복셀 변화량 중 적어도 하나와 연관된 정보를 포함하고,

상기 가중치는 상기 제1 복셀 변화량, 상기 제2 복셀 변화량 및 상기 제3 복셀 변화량 중 임계치 이상의 값을 갖는 복셀 변화량의 개수를 기초로 결정되는, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 장치.

청구항 9

제1항에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법을 실행시키도록 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체에 기록된 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 3D 모델 재구성을 위한 학습 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 종래 3차원 데이터를 다루는 심층 신경망에 대한 연구가 활발히 진행되어왔고, 이러한 연구들은 3차원 기하 분석, 3차원 합성, 3차원 보조 영상 분석 등 응용 기술로 확장되고 있다. 그러나, 3D 데이터는 그 표현을 처리하기 위해 많은 방법이 제안되어 왔음에도 불구하고, 소개된 표현의 대부분이 1D 및 2D 데이터에 대한 기존 신경망과 호환되지 않으며 해상도 측면에서 제한이 존재한다는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 개시에서는 상술한 문제를 해결하기 위하여 3D 데이터와 기존의 2D 모델의 호환을 가능하게 하는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법 및 장치가 제공된다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법은 3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하는 단계, 오브젝트의 3차원 모델로부터 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득하는 단계, 학습 이미지 및 그래디언트 맵을 기초로 포인트의 가중치를 결정하는 단계 및 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 일 실시예에 따르면, 주변 컨텍스트 정보는 포인트에 대하여 x축 방향을 따르는 제1 복셀(voxel) 변화량, 포인트에 대하여 y축 방향을 따르는 제2 복셀 변화량 및 포인트에 대하여 z축 방향을 따르는 제3 복셀 변화량 중 적어도 하나와 연관된 정보를 포함할 수 있다.

[0009] 일 실시예에 따르면, 가중치는 제1 복셀 변화량, 제2 복셀 변화량 및 제3 복셀 변화량 중 임계치 이상의 값을 갖는 복셀 변화량의 개수를 기초로 결정될 수 있다.

[0010] 일 실시예에 따르면, 복셀 변화량의 개수와 가중치는 양의 상관관계를 갖도록 구성될 수 있다.

[0011] 일 실시예에 따르면, 3차원 재구성 모델은 학습 이미지에 대한 싱글-뷰 3차원 재구성(SVR, single-view 3D reconstruction)을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0012] 일 실시예에 따르면, 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계는, 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치에 따르는 손실함수를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 일 실시예에 따르면, 포인트는 오브젝트의 바운더리에 대응될 수 있다.

[0014] 본 개시의 다른 실시예에 따르면, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 장치는 학습 이미지, 학습 이미지 내 오브젝트의 3차원 모델 및 3차원 재구성 모델을 저장하는 메모리 및 메모리와 연결된 적어도 하나의 프로세서를 포함하고, 적어도 하나의 프로세서는, 3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하고, 오브젝트의 3차원 모델로부터 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득하고, 학습 이미지 및 그래디언트 맵을 기초로 포인트의 가중치를 결정하고, 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시키도록 구성될 수 있다.

[0015] 본 개시의 또 다른 실시예에 따르면, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법을 실행시키도록 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체에 기록된 컴퓨터 프로그램이 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0017] 본 개시의 일부 실시예에 따르면, 오브젝트의 실제 3D 모델과 유사한 3D 모델을 재구성할 수 있다.

[0018] 본 개시의 일부 실시예에 따르면, 입력 데이터로 3D 모델이 아닌 그래디언트 맵과 학습 이미지만을 사용함으로써 기존에 존재하는 2D 모델과의 호환성을 높일 수 있다.

[0019] 본 개시의 일부 실시예에 따르면, 입력 데이터로 3D 모델이 아닌 그래디언트 맵과 학습 이미지만을 사용함으로써 학습 모델의 연산 부담을 줄일 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0021] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 일부를 나타내는 모식도이다.

도 2a는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제1 예시를 나타낸다.

도 2b는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제2 예시를 나타낸다.
 도 2c는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제3 예시를 나타낸다.
 도 3a는 본 개시의 일 실시예에 따른 그래디언트 맵의 예시를 나타낸다.
 도 3b는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법에 따른 결과를 나타내는 예시이다.
 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0022] 이하, 본 개시의 실시를 위한 구체적인 내용을 첨부된 도면을 참조하여 상세히 설명한다. 다만, 이하의 설명에서는 본 개시의 요지를 불필요하게 흐릴 우려가 있는 경우, 널리 알려진 기능이나 구성에 관한 구체적 설명은 생략하기로 한다.
- [0023] 첨부된 도면에서, 동일하거나 대응하는 구성요소에는 동일한 참조부호가 부여되어 있다. 또한, 이하의 실시예들의 설명에 있어서, 동일하거나 대응되는 구성요소를 중복하여 기술하는 것이 생략될 수 있다. 그러나 구성요소에 관한 기술이 생략되어도, 그러한 구성요소가 어떤 실시예에 포함되지 않는 것으로 의도되지는 않는다.
- [0024] 개시된 실시예의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 개시는 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 개시가 완전하도록 하고, 본 개시가 통상의 기술자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것일 뿐이다.
- [0025] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 개시된 실시예에 대해 구체적으로 설명하기로 한다. 본 명세서에서 사용되는 용어는 본 개시에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 관련 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 개시에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 개시의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0026] 본 명세서에서의 단수의 표현은 문맥상 명백하게 단수인 것으로 특정하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 또한, 복수의 표현은 문맥상 명백하게 복수인 것으로 특정하지 않는 한, 단수의 표현을 포함한다. 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 있음을 의미한다.
- [0027] 한편, 도 1 내지 4에 후술되는 3차원 모델 재구성을 위한 학습 동작(들)은 학습 이미지, 학습 이미지 내 오브젝트의 3차원 모델 및 3차원 재구성 모델을 저장하는 메모리 및 메모리와 연결된 적어도 하나의 프로세서를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 구체적으로는, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 동작(들)은 컴퓨팅 장치의 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행될 수 있다.
- [0028] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 일부를 나타내는 모식도이다. 구체적으로, 도 1의 모식도는 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1)의 학습량(즉, 가중치)을 결정하기 위하여 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1)의 주변 정보를 획득하는 단계를 나타낸다.
- [0029] 이에 앞서, 3D 모델 재구성을 위한 학습 장치의 선행 동작들이 설명되어야 한다. 우선, 장치의 적어도 하나의 프로세서는 3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출할 수 있다. 여기서, 오브젝트와 연관된 포인트란 오브젝트의 3D 모델을 구성하는 임의의 포인트(예를 들어, 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1) 등)를 지칭할 수 있다. 이 때, 오브젝트의 3D 모델을 구성하는 임의의 포인트의 값은 1로 표시될 수 있다. 반면, 오브젝트를 구성하지 않는(예를 들어, 빈 공간에 대응되는) 임의의 포인트는 0으로 표시될 수 있다. 추가적으로, 학습 이미지는 오브젝트를 촬영한 2D 이미지 및/또는 오브젝트의 3D 모델로부터 싱글-뷰를 통해 획득된 2D 데이터를 지칭할 수 있다.
- [0030] 도 1을 참고하면, 프로세서는 기 존재하는 오브젝트의 3차원 모델로부터 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1)의 주변 컨텍스트 정보를 획득할 수 있다. 주변 컨텍스트 정보란 대상 포인트인 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1) 및 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1)와 인접한 포인트들 사이의 관계를 나타내는 정보를 지칭할 수 있다. 예를 들어, 컨텍스트 정보는 제1 포인트 (x_1 , y_1 , z_1)의 값과 x축상 상측에 인접하는 포인트의 값 사이의 변화량(0) 정보와, x축상 하측에

인접하는 포인트의 값 사이의 변화량(0) 정보를 포함할 수 있다. 다른 예를 들어, 컨텍스트 정보는 제1 포인트 (x_1, y_1, z_1)의 값과 y 축상 좌측에 인접하는 포인트의 값 사이의 변화량(1) 정보와, y 축상 우측에 인접하는 포인트의 값 사이의 변화량(1) 정보를 포함할 수 있다. 이와 마찬가지로, 컨텍스트 정보는 z 축 방향을 따르는 변화량 정보도 포함할 수 있다. 한편, 이와 같이 인접한 포인트들 각각 사이의 변화량의 합을 본 개시에서는 '복셀 변화량'으로 지칭한다.

[0031] 프로세서는 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득할 수 있다. 여기서, 그래디언트 맵은 포인트의 x , y 및 z 각 축에 따른 복셀 변화량 정보를 포함하는 2차원 데이터를 지칭할 수 있다. 그리고 나서, 프로세서는 학습 이미지 및 그래디언트 맵을 기초로 포인트의 가중치를 결정할 수 있다. 예를 들어, 제1 포인트 (x_1, y_1, z_1)의 경우 x 축 복셀 변화량, y 축 복셀 변화량 및 z 축 복셀 변화량이 각각 0, 2 및 2이므로, 프로세서는 미리 결정된 임계치 2 이상의 값을 갖는 변화량(여기서, y 축 변화량과 z 축 변화량)의 개수 2를 기초로 제1 포인트 (x_1, y_1, z_1)의 가중치를 결정할 수 있다. 이 경우, 임계치 이상의 값을 갖는 변화량의 개수와 가중치는 양의 상관 관계를 가질 수 있다. 즉, 임계치 이상의 값을 갖는 변화량의 개수가 많을수록, 가중치의 크기가 증가할 수 있다.

[0032] 프로세서는 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시킬 수 있다. 구체적으로, 프로세서는 가중치에 기초하는 손실 함수를 획득하고, 획득된 손실 함수를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시킬 수 있다. 여기서, 3차원 재구성 모델이란, 2D 데이터로부터 3D 데이터를 출력하도록 구성된 종래 임의의 모델(예를 들어, SVR(single-view 3D reconstruction) 모델)과, 앞서 획득된 그래디언트 맵을 기초로 재설계된 3차원 재구성 모델을 지칭할 수 있다. 이와 같이, 본 개시의 학습 방법에 따르면 3차원 데이터의 입력 없이 종래의 모델에 그래디언트 맵을 추가적으로 적용함으로써 3차원 재구성 모델을 구현할 수 있다.

[0033] 한편, 도 2 내지 4에서는 학습 이미지로부터 추출된 포인트의 복셀 변화량을 산출하는 과정이 상세히 후술된다.

[0034] 도 2a는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제1 예시를 나타낸다. 여기서, 제1 3차원 모델(210)은 임의의 오브젝트의 3차원 모델 일부이고, 포인트 a 내지 d는 해당 오브젝트를 나타내는 학습 이미지로부터 추출된 포인트(들)를 나타낸다. 그리고, 표(1100)는 각 포인트(들)의 복셀 변화량을 산출한 결과이다.

[0035] 도시된 바와 같이, 포인트 a 내지 d는 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량이 0개이다. 제1 3차원 모델(210)을 다시 참고하면, 포인트 a 내지 d는 각각 제1 3차원 모델(210)의 내부, 일 면, 일 모서리 및 일 꼭지점에 대응되는 것을 확인할 수 있다. 특히, 3차원 모델의 내부나 일 면 내부에 대응하는 포인트들은 3차원 모델을 디테일하게 재구성하는 데에 도움이 되지 않는다. 따라서, 프로세서는 포인트 a 및 b의 가중치를 상대적으로 낮은 값으로 결정할 수 있다. 한편, 이와 같이 임계치를 2로 설정하는 경우에는 포인트 c 및 d와 같이 제1 3차원 모델(210)의 일 모서리 및 일 꼭지점에 대응되는 포인트(들)에 높은 가중치를 부여할 수 없다. 이를 위해, 프로세서는 임계치를 1로 설정할 수도 있다. 또는, 변화량의 값에 따라 임계치의 조건을 다르게 설정할 수도 있다. 예를 들어, 크기가 2인 복셀 변화량이 1개 이상인 포인트에는 상대적으로 높은 가중치 w_1 가 부여될 수 있다. 그러나, 크기가 2인 복셀 변화량이 없더라도, 크기가 1인 복셀 변화량이 2개 이상인 포인트에는 마찬가지로 상대적으로 높은 가중치 w_2 가 부여될 수 있다. 다만, 크기가 2인 복셀 변화량이 0개, 크기가 1인 복셀 변화량이 1개 이하인 포인트에는 상대적으로 낮은 가중치 w_3 가 부여될 수 있다. 이 때, w_1 는 w_2 이상이고, w_2 는 w_3 이상일 수 있다.

[0036] 도 2b는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제2 예시를 나타낸다. 여기서, 제2 3차원 모델(220)은 임의의 오브젝트의 3차원 모델 일부이고, 포인트 e 내지 g는 해당 오브젝트를 나타내는 학습 이미지로부터 추출된 포인트(들)를 나타낸다.

[0037] 도시된 바와 같이, 포인트 e 내지 g는 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량이 모두 1개이다. 이에 따라, 프로세서는 포인트 e 내지 g 각각의 가중치를 상대적으로 높은(예를 들어, 도 2의 w_1) 값으로 결정할 수 있다.

[0038] 도 2c는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법의 제3 예시를 나타낸다. 여기서, 제3 3차원 모델(230)은 임의의 오브젝트의 3차원 모델 일부이고, 포인트 h 및 i는 해당 오브젝트를 나타내는 학습 이미지로부터 추출된 포인트(들)를 나타낸다.

[0039] 도시된 바와 같이, 포인트 h 및 i는 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량이 각각 2개 및 3개이다. 이에 따라, 프로세서는 포인트 h 및 i 각각의 가중치를 상대적으로 높은(예를 들어, 도 2의 w_1) 값으로 결정할 수

있다. 추가적으로 또는 대안적으로, 프로세서는 최고 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량의 개수에 따라 가중치를 다르게 결정할 수 있다. 예를 들어, 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량이 1개인 포인트 g의 가중치를 w1으로 결정한 경우, 임계치 2 이상의 값을 갖는 복셀 변화량이 2개인 포인트 h의 가중치는 w1 보다 큰 값으로 결정할 수 있다.

[0040] 도 3a는 본 개시의 일 실시예에 따른 그래디언트 맵(300)의 예시를 나타낸다. 도시된 바와 같이, 학습 이미지로부터 추출된 오브젝트(여기서, '비행기')의 포인트들 각각에는 그래디언트 맵(300) 상에서 서로 다른 값을 갖는 가중치로 표시될 수 있다.

[0041] 도 3b는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법에 따른 결과를 나타내는 예시이다. 도시된 바와 같이, 본 개시의 방법에 따라 재구성된 3차원 모델 Method A 및 Method B에 따르면, 오브젝트의 경계가 입력 데이터(Input)에서 도출된 정답 데이터(Ground truth)와 같이 선명하게 표현된 것을 확인할 수 있다. 반면, 종래의 방법(Original)은 본 개시의 방법과 비교했을 때, 오브젝트의 경계가 다소 모호하고 뚜렷하지 않은 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 결과는 하기 표 1을 통해서도 확인할 수 있다.

표 1

Metric	Model	Plane	Car	Chair	Rifle	Table
Mean IoU($\times 100$)	Original[26]	57.58 \pm 15.53	82.77 \pm 9.10	48.19 \pm 18.65	49.21 \pm 12.52	53.11 \pm 16.87
	MethodA	59.14 \pm 15.75	83.63 \pm 9.20	49.22 \pm 18.84	50.37 \pm 13.58	55.48 \pm 17.60
	MethodB	59.82 \pm 15.53	82.70 \pm 9.10	48.88 \pm 18.79	49.70 \pm 13.32	55.50 \pm 17.46
MSE($\times 0.1$)	Original[26]	99.33 \pm 81.66	231.33 \pm 134.91	499.68 \pm 325.89	89.52 \pm 74.50	553.64 \pm 396.20
	MethodA	96.25 \pm 84.48	218.65 \pm 135.74	494.61 \pm 315.94	88.30 \pm 74.72	525.88 \pm 380.48
	MethodB	95.89 \pm 83.67	233.37 \pm 135.67	497.99 \pm 325.14	89.17 \pm 72.05	532.95 \pm 393.41

[0042]

[0043] 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법(400)의 흐름도이다. 방법(400)은 상술한 바와 같이 컴퓨팅 장치의 적어도 하나의 프로세서에 의해 수행될 수 있다.

[0044] 우선, 3차원 모델 재구성을 위한 학습 방법은 3차원 재구성 모델을 위한 학습 이미지로부터 학습 이미지 내 오브젝트와 연관된 포인트를 추출하는 단계(S410)로 개시될 수 있다. 여기서, 포인트는 오브젝트의 바운더리에 대응될 수 있다.

[0045] 프로세서는 오브젝트의 3차원 모델로부터 포인트의 3차원 상 주변 컨텍스트 정보를 포함하는 그래디언트 맵을 획득할 수 있다(S420). 이 경우, 주변 컨텍스트 정보는 포인트에 대하여 x축 방향을 따르는 제1 복셀(voxel) 변화량, 포인트에 대하여 y축 방향을 따르는 제2 복셀 변화량 및 포인트에 대하여 z축 방향을 따르는 제3 복셀 변화량 중 적어도 하나와 연관된 정보를 포함할 수 있다. 이에 따라, 가중치는 제1 복셀 변화량, 제2 복셀 변화량 및 제3 복셀 변화량 중 임계치 이상의 값을 갖는 복셀 변화량의 개수를 기초로 결정될 수 있다. 한편, 복셀 변화량의 개수와 가중치는 양의 상관관계를 갖도록 구성될 수 있다.

[0046] 도 4에서 제2 단계(S420)가 제1 단계(S410) 이후에 수행되는 것으로 도시되었으나 이에 한정되지 않는다. 구체적으로, 제1 단계(S410)와 제2 단계(S420)는 병렬적으로 수행될 수 있다.

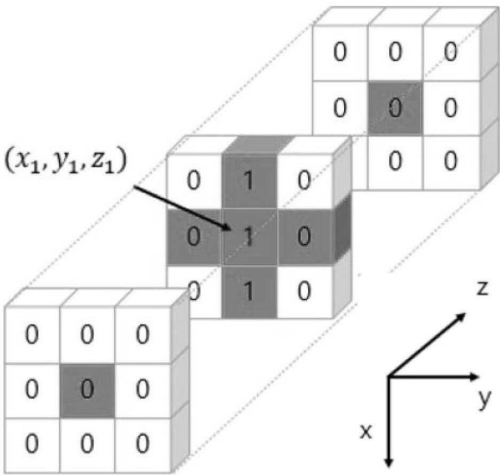
[0047] 프로세서는 학습 이미지 및 그래디언트 맵을 기초로 포인트의 가중치를 결정할 수 있다(S430). 그리고 나서, 프로세서는 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시킬 수 있다(S410). 예를 들어, 프로세서는 학습 이미지가 입력된 3차원 재구성 모델로부터 오브젝트의 3차원 모델이 출력되도록, 가중치에 따르는 손실함수를 이용하여 3차원 재구성 모델을 학습시킬 수 있다. 이 때, 3차원 재구성 모델은 학습 이미지에 대한 싱글-뷰 3차원 재구성(SVR, single-view 3D reconstruction)을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0048] 본 개시의 앞선 설명은 통상의 기술자들이 본 개시를 행하거나 이용하는 것을 가능하게 하기 위해 제공된다. 본 개시의 다양한 수정예들이 통상의 기술자들에게 쉽게 자명할 것이고, 본원에 정의된 일반적인 원리들은 본 개시의 취지 또는 범위를 벗어나지 않으면서 다양한 변형예들에 적용될 수도 있다. 따라서, 본 개시는 본원에 설명된 예들에 제한되도록 의도된 것이 아니고, 본원에 개시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위가 부여되도록 의도된다. 본 명세서에서는 본 개시가 일부 실시예들과 관련하여 설명되었지만, 본 발명이

속하는 기술분야의 통상의 기술자가 이해할 수 있는 본 개시의 범위를 벗어나지 않는 범위에서 다양한 변형 및 변경이 이루어질 수 있다는 점을 알아야 할 것이다. 또한, 그러한 변형 및 변경은 본 명세서에서 첨부된 특허 청구의 범위 내에 속하는 것으로 생각되어야 한다.

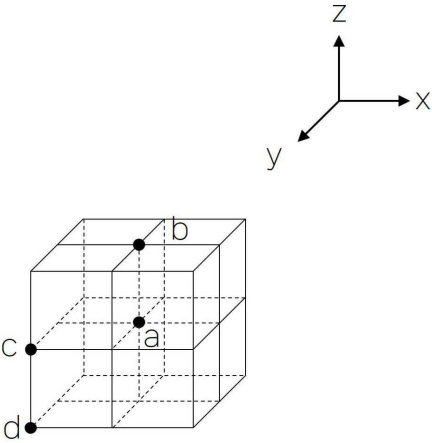
도면

도면1



도면2a

	Gx	Gy	Gz
a	0	0	0
b	0	0	1
c	0	1	1
d	1	1	1
e	0	0	2
f	0	1	2
g	1	1	2
h	1	2	2
i	2	2	2



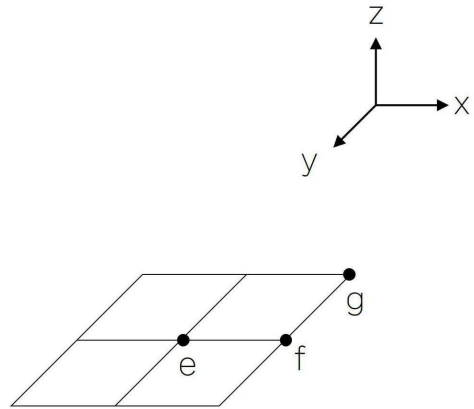
100

210

도면2b

	Gx	Gy	Gz
a	0	0	0
b	0	0	1
c	0	1	1
d	1	1	1
e	0	0	2
f	0	1	2
g	1	1	2
h	1	2	2
i	2	2	2

100

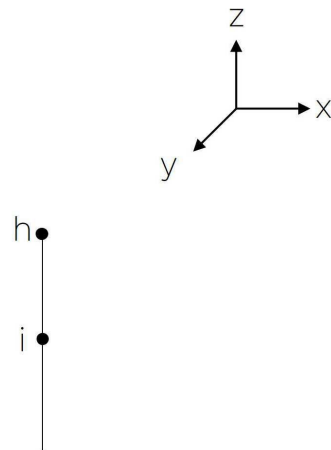


220

도면2c

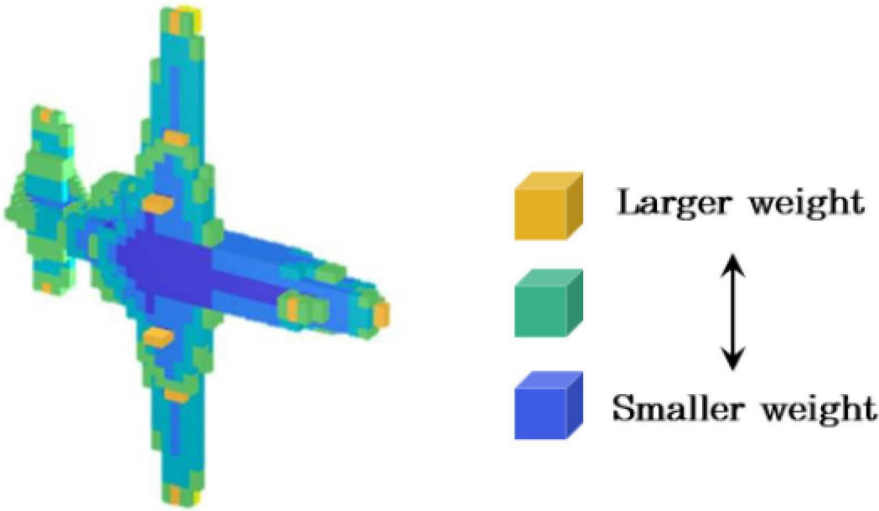
	Gx	Gy	Gz
a	0	0	0
b	0	0	1
c	0	1	1
d	1	1	1
e	0	0	2
f	0	1	2
g	1	1	2
h	1	2	2
i	2	2	2

100



230

도면3a



300

도면3b

(a) Input



(b) Ground truth.



(c) Original



(d) Gradient-applied - MethodA



(e) Gradient-applied - MethodB



도면4

400