



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0052180
(43) 공개일자 2024년04월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 17/00 (2006.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06T 1/00 (2006.01) G06T 19/20 (2011.01)
G06V 10/40 (2022.01)

(52) CPC특허분류

G06T 17/00 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)

(21) 출원번호 10-2022-0131896

(22) 출원일자 2022년10월14일

심사청구일자 2022년10월14일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

문두환

세종특별자치시 도움3로 75, 1101동 503호

이현오

강원도 강릉시 경강로2213번길 15

이진원

서울특별시 서대문구 연희로16길 36-10, 202호

(74) 대리인

특허법인시공

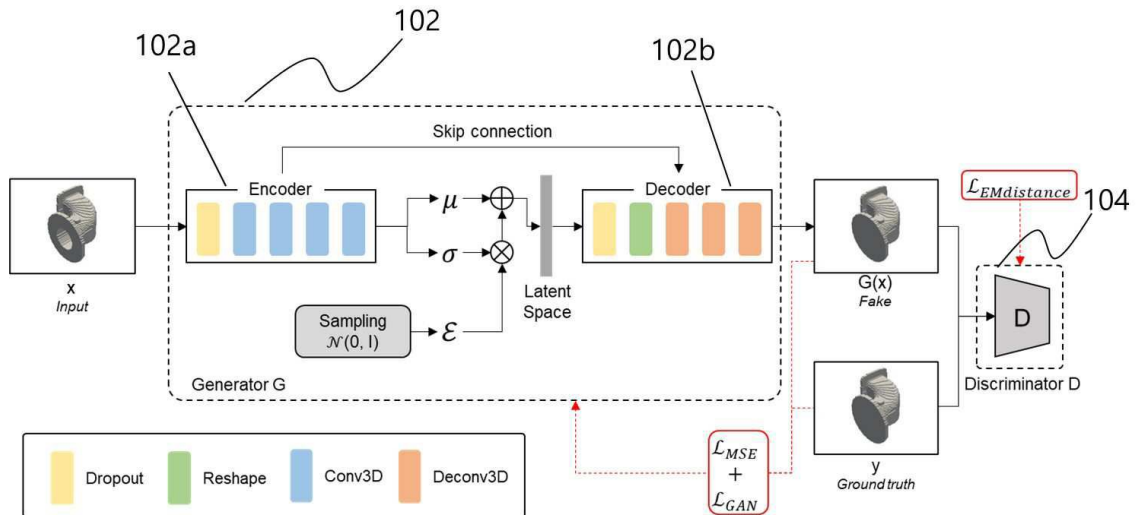
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 3D 모델 단순화 장치 및 방법

(57) 요약

3D 모델 단순화 장치 및 방법이 개시된다. 개시되는 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치는, 원본 3D 모델을 입력 받고, 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 학습되는 생성자(Generator) 및 생성자가 생성한 단순화 모델 및 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 생성한 단순화 모델과 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 학습되는 판별자(Discriminator)를 포함한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06T 1/00 (2013.01)
G06T 19/20 (2013.01)
G06V 10/40 (2023.08)
G06T 2207/20081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711153177
과제번호	2022R1A2C2005879
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	3D 경계표현 모델의 딥러닝 기반 설계 적합성 검증 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1415178788
과제번호	20012462
부처명	산업통상자원부
과제관리(전문)기관명	한국산업기술평가관리원
연구사업명	지식서비스산업기술개발
연구과제명	설명가능한 AI 기반 디지털트윈 자율운영 서비스 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	한국과학기술연구원
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

원본 3D 모델을 입력 받고, 상기 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 학습되는 생성자(Generator); 및

상기 생성자가 생성한 단순화 모델 및 상기 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 상기 생성한 단순화 모델과 상기 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 학습되는 판별자(Discriminator)를 포함하는, 3D 모델 단순화 장치.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 생성자는,

입력되는 상기 원본 3D 모델로부터 잠재 벡터를 추출하는 인코더; 및

상기 인코더에서 출력되는 잠재 벡터를 입력 받고, 상기 잠재 벡터로부터 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하는 디코더를 포함하는, 3D 모델 단순화 장치.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 인코더는,

상기 원본 3D 모델로부터 특징을 추출하고, 상기 추출한 특징의 평균과 분산을 각각 출력하며, 가우시안 확률 분포를 따르는 샘플 함수로부터 노이즈인 엡실론을 생성하고, 상기 엡실론과 상기 특징의 분산을 곱한 값을 상기 특징의 평균과 합산하여 상기 잠재 벡터를 출력하는, 3D 모델 단순화 장치.

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 3D 모델 단순화 장치를 구성하는 인공 신경망의 전체 손실 함수($L_{\text{simplification}}$)는 하기의 수학식으로 표현되는, 3D 모델 단순화 장치.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{simplification}} = \mathcal{L}_{\text{EMdistance}}(D) + \mathcal{L}_{\text{MSE}}(G) + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$$

$\mathcal{L}_{\text{EMdistance}}$: 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{MSE}}(G)$: 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$: 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수

청구항 5

청구항 4에 있어서,

상기 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수는 하기 수학적식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 장치.
(수학적식)

$$\mathcal{L}_{EMdistance} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(y^{(i)}) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(G(x^{(i)}))$$

m : 학습 데이터의 배치 사이즈(batch size)

i : i번째 학습 데이터

$D(y^{(i)})$: 실제 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수는 하기 수학적식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 장치.
(수학적식)

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|G(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2$$

$G(x)$: 생성자가 원본 3D 모델로부터 생성한 단순화 모델

y : 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수는 하기 수학적식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 장치.
(수학적식)

$$\mathcal{L}_{GAN} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(x^{(i)})))$$

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 값

청구항 8

하나 이상의 프로세서들, 및

상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비하는 컴퓨팅 장치에서 수행되는 방법으로서,

원본 3D 모델을 입력 받고, 상기 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 생성자(Generator)를 학습시키는 단계; 및

상기 생성자가 생성한 단순화 모델 및 상기 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 상기 생성한 단순화 모델과 상기 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 판별자(Discriminator)를 학습시키는 단계를 포함

하는, 3D 모델 단순화 방법.

청구항 9

청구항 8에 있어서,

상기 생성자는,

입력되는 상기 원본 3D 모델로부터 잠재 벡터를 추출하는 인코더; 및

상기 인코더에서 출력되는 잠재 벡터를 입력 받고, 상기 잠재 벡터로부터 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하는 디코더를 포함하는, 3D 모델 단순화 방법.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 인코더는,

상기 원본 3D 모델로부터 특징을 추출하고, 상기 추출한 특징의 평균과 분산을 각각 출력하며, 가우시안 확률 분포를 따르는 샘플 함수로부터 노이즈인 엡실론을 생성하고, 상기 엡실론과 상기 특징의 분산을 곱한 값을 상기 특징의 평균과 합산하여 상기 잠재 벡터를 출력하는, 3D 모델 단순화 방법.

청구항 11

청구항 8에 있어서,

상기 생성자 및 상기 판별자를 구성하는 인공 신경망의 전체 손실 함수($\mathcal{L}_{\text{simplification}}$)는 하기의 수학식으로 표현 되는, 3D 모델 단순화 방법.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{simplification}} = \mathcal{L}_{\text{EMdistance}}(D) + \mathcal{L}_{\text{MSE}}(G) + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$$

$\mathcal{L}_{\text{EMdistance}}$: 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{MSE}}(G)$: 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$: 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수

청구항 12

청구항 11에 있어서,

상기 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 방법.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{EMdistance}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(y^{(i)}) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(G(x^{(i)}))$$

m : 학습 데이터의 배치 사이즈(batch size)

i : i 번째 학습 데이터

$D(y^{(i)})$: 실제 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 방법.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|G(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2$$

$G(x)$: 생성자가 원본 3D 모델로부터 생성한 단순화 모델

y : 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델

청구항 14

청구항 13에 있어서,

상기 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출되는, 3D 모델 단순화 방법.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{GAN} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(x^{(i)})))$$

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 값

청구항 15

비일시적 컴퓨터 판독 가능한 저장 매체(non-transitory computer readable storage medium)에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은 하나 이상의 명령어들을 포함하고, 상기 명령어들은 하나 이상의 프로세서들을 갖는 컴퓨팅 장치에 의해 실행될 때, 상기 컴퓨팅 장치로 하여금,

원본 3D 모델을 입력 받고, 상기 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 생성자(Generator)를 학습시키는 단계; 및

상기 생성자가 생성한 단순화 모델 및 상기 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 상기 생성한 단순화 모델과 상기 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 판별자(Discriminator)를 학습시키는 단계를 수행하도록 하는, 컴퓨터 프로그램.

발명의 설명

기술 분야

본 발명의 실시예는 3D 모델의 단순화 기법과 관련된다.

[0001]

배경 기술

- [0003] 3D 모델들은 제품 설계, 엔지니어링 시뮬레이션, 및 가상 프로토타이핑(virtual prototyping) 등 다양한 용도로 사용되고 있다. 설계 단계에서 생성되는 기계 파트 3D 모델들은 홀(hole), 포켓(pocket), 챔퍼(chamfer), 필렛(fillet)과 같은 특징형상(features)들을 포함하며 높은 상세도(level-of-detail)를 갖는다. 하지만, 3D 모델들을 생산 시뮬레이션, 설계 리뷰, 가시화 및 가상 훈련 등의 목적으로 사용할 때에는, 세부적인 형상보다는 파트들 간의 연결성 또는 3D 모델의 형상을 단순화하는 방법을 필요로 한다.
- [0004] 3D 모델을 단순화하는 전통적인 방법으로는 모델의 타입에 따라 폴리곤 기반 방법, B-rep(Boundary-representation) 기반 방법, 및 특징형상 기반 방법으로 분류할 수 있다. 이러한 전통적인 방법은 사전에 정의된 알고리즘에 기반하여 형상 요소들의 중요도를 평가하고, 중요도에 따라 단순화 할 요소를 선정한 후, 선정된 요소들을 제거하는 절차로 진행된다.
- [0005] 그러나, 이러한 알고리즘 기반의 방법은 적용하는 알고리즘에 따라 단순화의 결과가 달라지고, 3D 모델에 고려하지 않은 예외적인 부분 형상이 있을 경우 처리가 어렵다는 문제점이 있다. 또한, 형상 요소의 중요도 평가 및 형상 요소 제거에 많은 기하 연산을 요구하기 때문에, 단순화 작업을 신속하게 진행하기 어렵다는 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 한국등록특허공보 제10-1640913호(2016.07.19)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명은 3D 모델의 단순화를 신속하게 수행할 수 있는 3D 모델 단순화 장치 및 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.
- [0009] 한편, 본 발명에서 이루고자 하는 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0011] 개시되는 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치는, 원본 3D 모델을 입력 받고, 상기 원본 3D 모델에서 단순화되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 학습되는 생성자(Generator); 및 상기 생성자가 생성한 단순화 모델 및 상기 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 상기 생성한 단순화 모델과 상기 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 학습되는 판별자(Discriminator)를 포함한다.
- [0012] 상기 생성자는, 입력되는 상기 원본 3D 모델로부터 잠재 벡터를 추출하는 인코더; 및 상기 인코더에서 출력되는 잠재 벡터를 입력 받고, 상기 잠재 벡터로부터 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하는 디코더를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 인코더는, 상기 원본 3D 모델로부터 특징을 추출하고, 상기 추출한 특징의 평균과 분산을 각각 출력하며, 가우시안 확률 분포를 따르는 샘플 함수로부터 노이즈인 엡실론을 생성하고, 상기 엡실론과 상기 특징의 분산을 곱한 값을 상기 특징의 평균과 합산하여 상기 잠재 벡터를 출력할 수 있다.
- [0014] 상기 3D 모델 단순화 장치를 구성하는 인공 신경망의 전체 손실 함수($L_{\text{simplification}}$)는 하기의 수학식으로 표현될

수 있다.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{simplification}} = \mathcal{L}_{\text{EMdistance}}(D) + \mathcal{L}_{\text{MSE}}(G) + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$$

$\mathcal{L}_{\text{EMdistance}}$: 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{MSE}}(G)$: 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수

$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$: 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수

상기 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출될 수 있다.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{EMdistance}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(y^{(i)}) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(G(x^{(i)}))$$

m : 학습 데이터의 배치 사이즈(batch size)

i : i 번째 학습 데이터

$D(y^{(i)})$: 실제 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

상기 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출될 수 있다.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{MSE}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|G(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2$$

$G(x)$: 생성자가 원본 3D 모델로부터 생성한 단순화 모델

y : 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델

상기 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수는 하기 수학식을 통해 산출될 수 있다.

(수학식)

$$\mathcal{L}_{\text{GAN}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(x^{(i)})))$$

$D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 값

개시되는 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 방법은, 하나 이상의 프로세서들, 및 상기 하나 이상의 프로세서들에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비하는 컴퓨팅 장치에서 수행되는 방법으로서, 원본 3D 모델을 입력 받고, 상기 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 상기 원본 3D 모델에 대한 단순화 모델을 생성하도록 생성자(Generator)를 학습시키는 단계; 및 상기 생성자가 생성한 단순화 모델 및 상기 원본 3D 모델의 실제 단순화 모델을 각각 입력 받고 상기 생성한 단순화 모델과 상기 실제 단순화 모델을 비교하여 구분하도록 판별자(Discriminator)를 학습시키는 단계를 포함한다.

발명의 효과

개시되는 실시예에 의하면, 생성자 및 판별자를 포함하는 인공 신경망을 통해 원본 3D 모델로부터 단순화 되어야 할 형상을 선택하고 제거하여 단순화 모델을 생성함으로써, 3D 모델의 단순화 작업을 신속하게 수행할 수 있

고 알고리즘 기반의 방법에서 고려되지 않은 예외적인 부분 형상도 단순화 시킬 수 있게 된다.

[0039] 한편, 본 발명에서 얻을 수 있는 효과는 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급하지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0041] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치의 구성을 나타낸 도면이고,
 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치를 통해 3D 모델이 단순화되는 상태를 나타낸 도면이며,
 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 3D 모델 단순화 장치의 학습 과정을 나타낸 도면이고,
 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 학습용 데이터 셋을 구축하는 과정을 개략적으로 나타낸 도면이며,
 도 5는 본 발명의 일 실시예에 의해 생성된 단순화 모델을 나타낸 도면이고,
 도 6은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0042] 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면들을 참조하여 더욱 상세하게 설명한다. 본 발명의 실시 예는 여러 가지 형태로 변형할 수 있으며, 본 발명의 범위가 아래의 실시 예들로 한정되는 것으로 해석되어서는 안 된다. 본 실시 예는 당업계에서 평균적인 지식을 가진 자에게 본 발명을 더욱 완전하게 설명하기 위해 제공되는 것이다. 따라서 도면에서의 요소의 형상은 보다 명확한 설명을 강조하기 위해 과장되었다.

[0043] 본 발명이 해결하고자 하는 과제의 해결 방안을 명확하게 하기 위한 발명의 구성을 본 발명의 바람직한 실시 예에 근거하여 첨부 도면을 참조하여 상세히 설명하되, 도면의 구성요소들에 참조번호를 부여함에 있어서 동일 구성요소에 대해서는 비록 다른 도면상에 있더라도 동일 참조번호를 부여하였으며 당해 도면에 대한 설명 시 필요한 경우 다른 도면의 구성요소를 인용할 수 있음을 미리 밝혀둔다.

[0045] 개시되는 실시예에서는, 3D 모델을 단순화하기 위해 딥 러닝 기법(deep learning techniques)을 이용할 수 있다. 여기서, 3D 모델을 단순화 한다는 것은 3D 모델의 상세도(Level-Of-Detail: LOD)를 낮추는 것을 의미할 수 있다. 이는 3D 모델에 포함된 단순화 대상이 되는 형상(단순화 대상 형상)을 인식하고 제거하여 구현될 수 있다. 예시적인 실시예에서, 딥 러닝 기법 중 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network: GAN)을 이용하여 3D 모델을 단순화 할 수 있다.

[0046] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치의 구성을 나타낸 도면이다.

[0047] 도 1을 참조하면, 3D 모델 단순화 장치(100)는 생성자(Generator)(102) 및 판별자(Discriminator)(104)를 포함할 수 있다. 3D 모델 단순화 장치(100)는 기계 학습을 통해 3D 모델을 단순화 하기 위한 장치일 수 있다. 여기서, 생성자(102) 및 판별자(104)는 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network: GAN)을 구성할 수 있다.

[0048] 간단히 살펴보면, 생성자(102)는 원본 3D 모델을 입력 받아 단순화 3D 모델을 생성할 수 있다. 판별자(104)는 생성자(102)가 생성한 단순화 3D 모델과 실제 단순화 3D 모델(즉, Ground Truth)를 비교하여 이를 구분 할 수 있다. 이때, 학습 과정에서 생성자(102)와 판별자(104)를 경쟁적으로 발전시키는 적대적인 학습(adversarial learning)을 수행할 수 있다.

[0049] 이를 통해, 생성자(102)가 원본 3D 모델로부터 단순화 되어야 할 형상을 식별하고 이를 제거하도록 훈련할 수 있게 된다. 이때, 적대적인 학습에는 원본 3D 모델과 이를 실제 단순화 한 단순화 모델을 훈련용 데이터(training data)로 사용하게 된다.

[0050] 개시되는 실시예에서, 생성적 적대 신경망으로 입력되는 모델과 생성적 적대 신경망에서 출력되는 모델 모두 복

셀 그리드(voxel grid)로 표현될 수 있다. 3D 모델의 표현을 위해 1과 0으로 구성된 점유 정보(occupancy information)만을 사용할 수 있다. 예를 들어, 1은 점유된 셀(occupied cell)이고, 0은 비어있는 셀(empty cell)일 수 있다.

[0052] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 모델 단순화 장치를 통해 3D 모델이 단순화되는 상태를 나타낸 도면이다.

[0053] 도 2를 참조하면, 원본 3D 모델을 3D 모델 단순화 장치(100)로 입력하면, 3D 모델 단순화 장치(100)는 원본 3D 모델이 단순화 된(모델의 상세도(LOD)가 낮아진) 단순화 모델을 출력할 수 있다. 3D 모델 단순화 장치(100)는 입력되는 원본 3D 모델에서 단순화 되어야 할 형상(또는 요소(element))을 선택하고 이를 제거하여 단순화 모델을 출력할 수 있다.

[0055] 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 3D 모델 단순화 장치의 학습 과정을 나타낸 도면이다.

[0056] 도 3을 참조하면, 생성자(102)로 원본 3D 모델이 입력될 수 있다. 생성자(102)는 인코더(102a) 및 디코더(102b)를 포함할 수 있다.

[0057] 인코더(102a)는 입력되는 원본 3D 모델(x)로부터 잠재 벡터(latent vector)를 추출할 수 있다. 즉, 인코더(102a)는 원본 3D 모델로부터 특징(feature)을 추출하고, 추출한 특징의 평균(μ)과 분산(σ)을 출력할 수 있다. 이때, 인코더(102a)는 추출한 특징의 평균(μ)과 분산(σ)을 각각 출력하는 2개의 인공 신경망을 포함할 수 있다.

[0058] 그리고, 인코더(102a)는 가우시안 확률 분포를 따르는 샘플링 함수로부터 노이즈인 엡실론(ϵ)을 생성할 수 있다. 이때, 인코더(102a)는 가우시안 확률 분포를 따르는 샘플링 함수로부터 엡실론(ϵ)을 랜덤하게 생성할 수 있다. 다음으로, 인코더(102a)는 엡실론(ϵ)과 특징의 분산(σ)을 곱한 후 이를 특징의 평균(μ)과 더하여 잠재 벡터를 출력할 수 있다.

[0059] 디코더(102b)는 인코더(102a)에서 출력되는 잠재 벡터를 입력 받고, 잠재 벡터로부터 단순화 모델($G(x)$)을 생성할 수 있다. 이때, 디코더(102b)는 원본 3D 모델에서 단순화 대상이 되는 형상이 제거된 단순화 모델을 생성할 수 있다.

[0060] 판별자(104)는 생성자(102)에서 생성한 단순화 모델($G(x)$)과 실제 단순화 3D 모델(Ground Truth, y)를 비교하여 분류 값(Fake 또는 True)을 출력하도록 마련될 수 있다. 판별자(104)는 생성자(102)에서 생성한 단순화 모델($G(x)$)이 실제 단순화 모델(Ground Truth, y)과 일치하면 True를 출력하고, 생성자(102)에서 생성한 단순화 모델($G(x)$)이 실제 단순화 모델(Ground Truth, y)과 다르면 Fake를 출력하도록 학습될 수 있다.

[0061] 여기서, 생성자(102)는 2개의 손실 함수를 가질 수 있다. 일 예로, 생성자(102)는 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수와 original GAN의 적대적 손실 함수를 갖도록 마련될 수 있다. 또한, 판별자(104)는 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수를 갖도록 마련될 수 있다. 이때, 3D 모델 단순화 장치(100)의 전체 손실 함수($L_{\text{simplification}}$)는 수학식 1로 나타낼 수 있다. 3D 모델 단순화 장치(100)는 전체 손실 함수($L_{\text{simplification}}$)가 최소화되는 방향으로 인공 신경망의 가중치들을 조절할 수 있다.

[0062] (수학식 1)

$$[0063] \quad \mathcal{L}_{\text{simplification}} = \mathcal{L}_{\text{EMdistance}}(D) + \mathcal{L}_{\text{MSE}}(G) + \mathcal{L}_{\text{GAN}}(G)$$

[0064] $L_{\text{EMdistance}}$: 판별자의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수

[0065] $L_{\text{MSE}}(G)$: 생성자의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수

[0066] $L_{\text{GAN}}(G)$: 생성자의 original GAN의 적대적 손실 함수

[0067] 여기서, 판별자(104)의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수($L_{\text{EMdistance}}$)는 하기의 수학식 2를 통해 산출할 수 있다.

[0068] (수학식 2)

$$\mathcal{L}_{EMdistance} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(y^{(i)}) - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m D(G(x^{(i)}))$$

[0070] m : 학습 데이터의 배치 사이즈(batch size)

[0071] i : i번째 학습 데이터

[0072] $D(y^{(i)})$: 실제 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

[0073] $D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 데이터의 분포

[0074] 즉, 판별자(104)의 EM(Earth-Mover) distance 손실 함수($\mathcal{L}_{EMdistance}$)는 생성자(102)가 생성한 단순화 모델($G(x)$)의 분포(distribution)와 실제 단순화 모델(y)의 분포 간의 차이가 최소화되도록 하는 손실 함수일 수 있다.

[0075] 그리고, 생성자(102)의 MSE(Mean Squared Error) 손실 함수($\mathcal{L}_{MSE}(G)$)는 하기의 수학식 3을 통해 산출할 수 있다.

[0076] (수학식 3)

$$\mathcal{L}_{MSE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \|G(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2$$

[0078] $G(x)$: 생성자가 원본 3D 모델로부터 생성한 단순화 모델

[0079] y : 실제 단순화 모델

[0080] 생성자(102)의 original GAN의 적대적 손실 함수($\mathcal{L}_{GAN}(G)$)는 하기의 수학식 4를 통해 산출할 수 있다.

[0081] (수학식 4)

$$\mathcal{L}_{GAN} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(x^{(i)})))$$

[0083] $D(G(x^{(i)}))$: 생성자가 생성한 단순화 모델을 입력으로 하는 판별자의 출력 값

[0084] 이하, 생성자(102) 및 판별자(104)의 인공 신경망 구조와 입력 데이터(즉, 원본 3D 모델)의 처리 과정을 살펴보기로 한다. 생성자(102)는 인코딩 레이어(encoding layer), 잠재 공간(latent space), 및 디코딩 레이어(decoding layer)를 포함할 수 있다. 판별자(104)는 인코딩 레이어(encoding layer)를 포함할 수 있다.

[0085] 생성자(102)의 인코딩 레이어(encoding layer)에서는 $64 \times 64 \times 64$ 크기의 3D 복셀(즉, 원본 3D 모델)이 입력될 수 있다. 입력된 3D 복셀은 확률이 0.5인 드롭아웃(dropout) 레이어를 거친 후, 4개의 3D 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 통해 저차원의 잠재 공간을 생성할 수 있다. 제1 컨볼루션 레이어에서는 커널(kernel) 사이즈를 $4 \times 4 \times 4$, 스트라이드(stride)를 $2 \times 2 \times 2$ 크기로 설정할 수 있다. 제2 컨볼루션 레이어에서 제4 컨볼루션 레이어에서는 커널(kernel) 사이즈를 $3 \times 3 \times 3$, 스트라이드(stride)를 $2 \times 2 \times 2$ 크기로 설정할 수 있다. 그리고, 제1 컨볼루션 레이어 내지 제4 컨볼루션 레이어의 채널의 개수는 각각 64, 128, 256, 및 512개로 설정할 수 있다. 여기서, 4개의 컨볼루션 레이어들을 통해 $3 \times 3 \times 3$ 크기의 512개 채널이 생성될 수 있다. 4개의 컨볼루션 레이어들을 통과하여 생성된 특징 맵(feature map)을 1차원 벡터로 평탄화 하기 위해 완전 연결 레이어(fully connected layer)를 사용할 수 있다.

[0086] 생성자(102)의 디코딩 레이어(decoding layer)에서는 3D 복셀의 특징들이 포함된 잠재 공간을 입력으로 3D 디컨볼루션 레이어(deconvolution layer)들을 거치면서 3D 모델의 단순화를 수행하게 된다. 이때, 커널(kernel) 사이즈, 스트라이드(stride) 및 레이어(layer) 크기와 채널(channels) 수는 인코딩(encoding) 레이어의 역순으로 설정될 수 있다.

[0087] 한편, 생성자(102)의 인코딩 레이어와 디코딩 레이어 사이에 스킵 커넥션(skip connection)이 추가될 수 있다.

이를 통해, 인코딩 레이어의 중간 출력(intermediate output)을 디코딩 레이어로 전달하여 업 샘플링(up sampling) 성능을 향상시킬 수 있다.

[0088] 판별자(104)의 인코딩 레이어에서는 입력되는 데이터(즉, 생성자(102)가 생성한 단순화 모델 및 실제 단순화 모델)들의 분포(distribution)를 이용하여 EM distance를 계산하고 이 값을 최소화 하도록 인공 신경망의 가중치를 조절할 수 있다. 판별자(104)의 인코딩 레이어의 커널 사이즈, 스트라이드 및 레이어 크기와 채널 수는 생성자(102)의 인코딩(encoding) 레이어와 동일하게 설정할 수 있다.

[0089] 여기서, 인공 신경망의 훈련 과정을 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 학습 데이터 세트로부터 원본 3D 모델 및 그에 대응하는 실제 단순화 모델이 로딩될 수 있다. 판별자(104)의 학습에서는, EM(Earth-Mover) distance를 사용하여 실제 단순화 모델(정답 값)의 분포와 생성자(102)에서 생성된 단순화 모델의 분포 간의 차이를 계산할 수 있다. 계산된 값은 판별자(104)의 가중치를 갱신하는데 사용될 수 있다. 생성자(102)의 학습에서는, 실제 단순화 모델(정답 값)과 생성자(102)에서 생성된 단순화 모델 간의 MSE(Mean Squared Error)를 계산할 수 있다. 이후, original GAN의 적대적 손실을 계산할 수 있다. 이 두 값은 생성자(102)의 가중치를 갱신하는데 사용될 수 있다. 여기서, MSE(Mean Squared Error) 및 original GAN의 적대적 손실의 계산은 모델의 분포가 아닌 실제 단순화 모델과 생성된 단순화 모델을 직접 비교하여 그 차이를 계산할 수 있다.

[0091] 한편, 생성자(102) 및 판별자(104)를 학습하기 위해서는 원본 3D 모델과 실제 단순화 모델의 쌍들의 집합인 학습용 데이터 셋을 구축하는 것이 필요하다. 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 학습용 데이터 셋을 구축하는 과정을 개략적으로 나타낸 도면이다. 도 4를 참조하면, 공개된 3D 모델 데이터베이스에서 학습에 사용할 원본 3D 모델을 선정할 수 있다. 다음으로, 원본 3D 모델(x)을 단순화 한 실제 단순화 모델(y)을 생성할 수 있다. 다음으로, 학습 데이터 쌍(원본 3D 모델 및 그에 대응하는 실제 단순화 모델)에 대해서 데이터 증강(data augmentation)을 적용할 수 있다. 데이터 증강 작업은 각 학습 데이터를 x축 및 z축 중 하나 이상을 기준으로 기 설정된 방향으로 회전하여 수행될 수 있다.

[0093] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 의해 생성된 단순화 모델을 나타낸 도면이다. 도 5를 참조하면, 3D 모델 단순화 장치(100)에 의해 생성된 단순화 모델이 실제 단순화 모델과 동일하거나 상당히 유사한 형태를 나타내는 것을 볼 수 있다.

[0095] 도 6은 예시적인 실시예들에서 사용되기에 적합한 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경(10)을 예시하여 설명하기 위한 블록도이다. 도시된 실시예에서, 각 컴포넌트들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술된 것 이외에도 추가적인 컴포넌트를 포함할 수 있다.

[0096] 도시된 컴퓨팅 환경(10)은 컴퓨팅 장치(12)를 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(12)는 3D 모델 단순화 장치(100)일 수 있다.

[0097] 컴퓨팅 장치(12)는 적어도 하나의 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16) 및 통신 버스(18)를 포함한다. 프로세서(14)는 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(14)는 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 하나 이상의 프로그램들을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(14)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(12)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.

[0098] 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 컴퓨터 실행 가능 명령어 내지 프로그램 코드, 프로그램 데이터 및/또는 다른 적합한 형태의 정보를 저장하도록 구성된다. 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)에 저장된 프로그램(20)은 프로세서(14)에 의해 실행 가능한 명령어의 집합을 포함한다. 일 실시예에서, 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)는 메모리(랜덤 액세스 메모리와 같은 휘발성 메모리, 비휘발성 메모리, 또는 이들의 적절한 조합), 하나 이상의 자기 디스크 저장 디바이스들, 광학 디스크 저장 디바이스들, 플래시 메모리 디바이스들, 그 밖에 컴퓨팅 장치(12)에 의해 액세스되고 원하는 정보를 저장할 수 있는 다른 형태의 저장 매체, 또는 이들의 적합한 조합일 수 있다.

[0099] 통신 버스(18)는 프로세서(14), 컴퓨터 판독 가능 저장 매체(16)를 포함하여 컴퓨팅 장치(12)의 다른 다양한 컴

포넌트들을 상호 연결한다.

[0100] 컴퓨팅 장치(12)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(24)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(22) 및 하나 이상의 네트워크 통신 인터페이스(26)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(22) 및 네트워크 통신 인터페이스(26)는 통신 버스(18)에 연결된다. 입출력 장치(24)는 입출력 인터페이스(22)를 통해 컴퓨팅 장치(12)의 다른 컴포넌트들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(24)는 컴퓨팅 장치(12)를 구성하는 일 컴포넌트로서 컴퓨팅 장치(12)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(12)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(12)와 연결될 수도 있다.

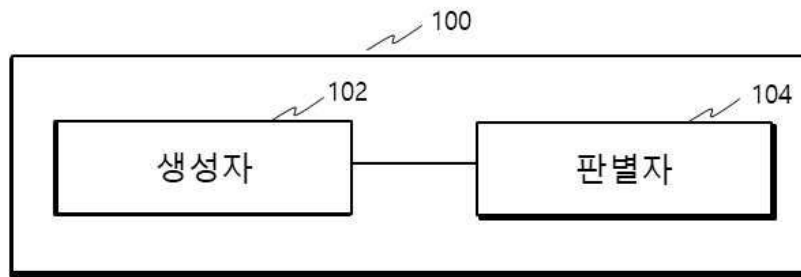
[0102] 이상의 상세한 설명은 본 발명을 예시하는 것이다. 또한 전술한 내용은 본 발명의 바람직한 실시 형태를 나타내어 설명하는 것이며, 본 발명은 다양한 다른 조합, 변경 및 환경에서 사용할 수 있다. 즉 본 명세서에 개시된 발명의 개념의 범위, 저술한 개시 내용과 균등한 범위 및/또는 당업계의 기술 또는 지식의 범위내에서 변경 또는 수정이 가능하다. 저술한 실시예는 본 발명의 기술적 사상을 구현하기 위한 최선의 상태를 설명하는 것이며, 본 발명의 구체적인 적용 분야 및 용도에서 요구되는 다양한 변경도 가능하다. 따라서 이상의 발명의 상세한 설명은 개시된 실시 상태로 본 발명을 제한하려는 의도가 아니다. 또한 첨부된 청구범위는 다른 실시 상태도 포함하는 것으로 해석되어야 한다.

부호의 설명

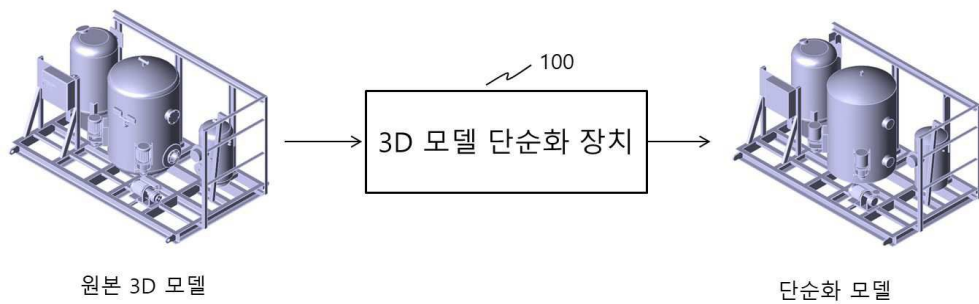
[0104] 10 : 컴퓨팅 환경
12 : 컴퓨팅 장치
14 : 프로세서
16 : 컴퓨터 판독 가능 저장 매체
18 : 통신 버스
20 : 프로그램
22 : 입출력 인터페이스
24 : 입출력 장치
26 : 네트워크 통신 인터페이스
100 : 3D 모델 단순화 장치
102 : 생성자
102a : 인코더
102b : 디코더
104 : 판별자

도면

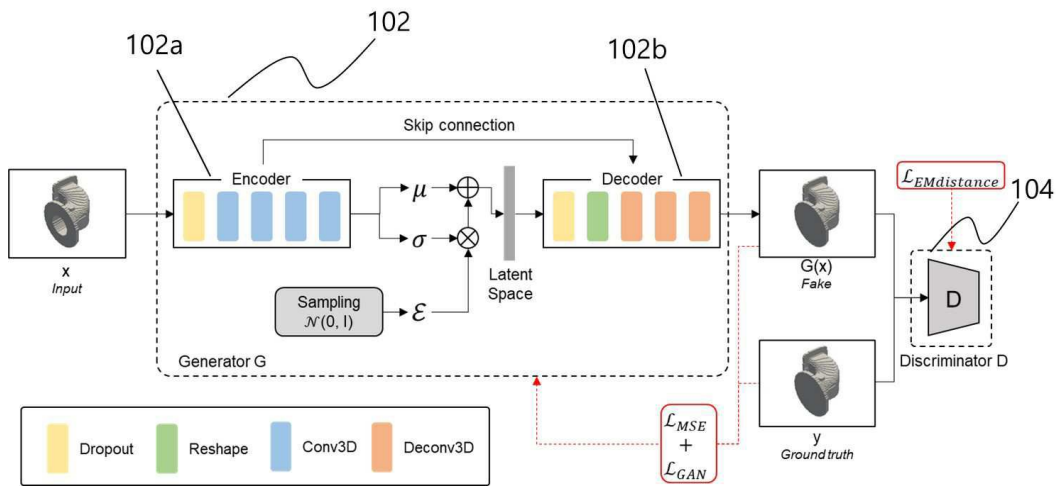
도면1



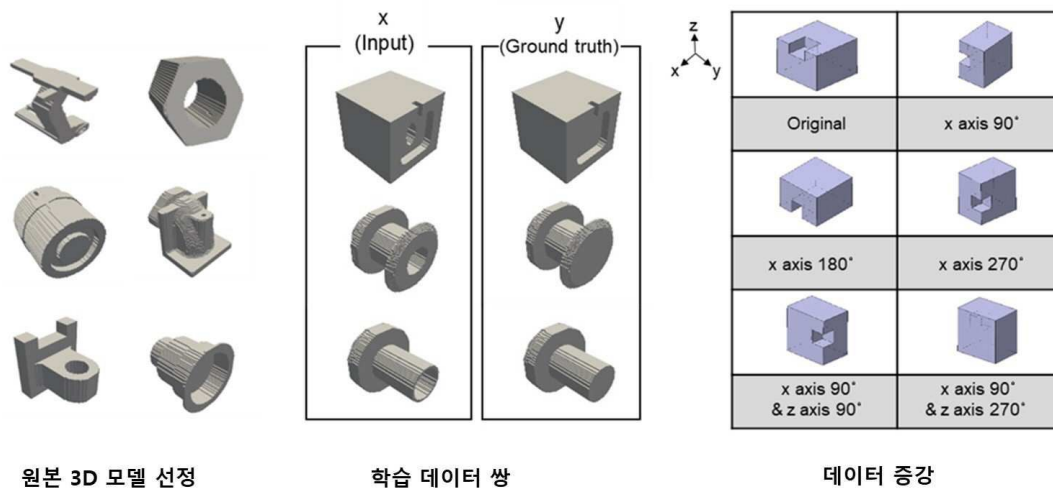
도면2



도면3



도면4



도면5



도면6

10

