



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2018년04월27일
(11) 등록번호 10-1853237
(24) 등록일자 2018년04월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)
G06T 17/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/002 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2017-0161533
(22) 출원일자 2017년11월29일
심사청구일자 2017년11월29일
(56) 선행기술조사문헌
JP2001184527 A
JP2011192214 A
KR1019990051884 A
KR1020090029447 A

(73) 특허권자
세종대학교산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
최수미
서울특별시 광진구 능동로 209, 율곡관 403B (군자동, 세종대학교)
윤여진
서울특별시 광진구 능동로 209, 광개토관 1011호 (군자동, 세종대학교)
(74) 대리인
송인호, 윤형근, 최영중, 최관락

전체 청구항 수 : 총 9 항

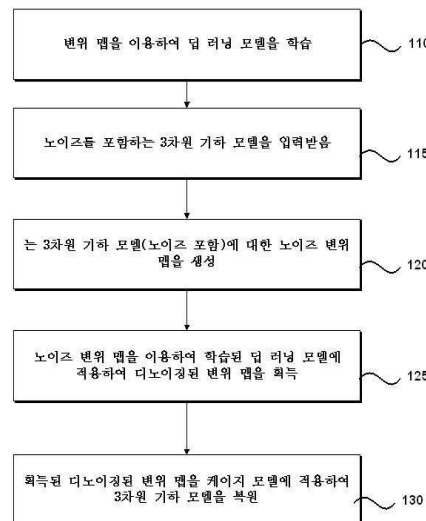
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치

(57) 요약

딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치가 개시된다. 3차원 기하 디노이징 방법은, (a) 원본 3차원 기하 모델에 상응하는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습하는 단계; (b) 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받은 후 스무딩이 적용된 케이지 모델과의 변위 차이를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계; (c) 상기 노이즈 변위 맵을 상기 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이징된 변위 맵을 획득하는 단계; 및 (d) 상기 디노이징된 변위 맵을 케이지 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 17/00 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/20182 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711054932

부처명 과학기술정보통신부

연구관리전문기관 정보통신기술진흥센터

연구사업명 정보통신기술인력양성

연구과제명 모바일 플랫폼 기반 엔터테인먼트 VR 기술 연구

기 여 율 1/1

주관기관 세종대학교 산학협력단

연구기간 2017.01.01 ~ 2017.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

- (a) 원본 3차원 기하 모델에 상응하는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습하는 단계;
- (b) 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받은 후 스무딩이 적용된 케이지 모델과의 변위 차이를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계;
- (c) 상기 노이즈 변위 맵을 상기 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이징된 변위 맵을 획득하는 단계; 및
- (d) 상기 디노이징된 변위 맵을 케이지 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 단계를 포함하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 (a) 단계는,

상기 원본 3차원 기하 모델에 스무딩을 적용한 케이지 모델을 생성하는 단계;

상기 원본 3차원 기하 모델과 상기 케이지 모델간의 변위 맵을 생성하는 단계; 및

상기 변위 맵을 이용하여 상기 딥 러닝 모델이 디노이징된 변위 맵을 출력하도록 학습하는 단계를 포함하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 (a) 단계는,

상기 원본 3차원 기하 모델에 가우시안 랜덤 함수를 이용하여 노이즈를 추가하여 노이즈 모델을 생성하는 단계;

상기 원본 3차원 기하 모델과 상기 노이즈 모델간의 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계를 더 포함하되,

상기 딥 러닝 모델의 학습시, 상기 노이즈 변위 맵을 더 이용하는 것을 특징으로 하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 4

제2 항에 있어서,

상기 (a) 단계는,

상기 변위 맵을 일정 크기의 패치 형태로 랜덤하게 각각 분할하는 단계;

상기 분할된 각각의 패치를 랜덤하게 회전시켜 각 패치를 확장하는 단계; 및

상기 분할된 패치 및 상기 회전된 패치를 각각 딥 러닝 모델에 입력하여 디노이징된 변위 맵을 출력하도록 학습하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 5

제1 항에 있어서,

상기 케이지 모델은 라플라시안(Laplacian) 스무딩을 적용하여 생성되는 것을 특징으로 하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 노이즈 변위 맵은 상기 케이지 모델로부터 각 정점의 노멀(normal) 방향으로 상기 3차원 기하 모델에 대응하는 표면까지의 거리를 계산함으로써 각 정점에 대한 변위 정보를 포함하여 생성되되, 상기 노이즈 변위 맵에서 변위 정보가 존재하지 않는 영역의 픽셀 컬러값은 상기 변위 정보와 다른 상수 값으로 지정되어 생성되는 것을 특징으로 하는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법.

청구항 7

제1 항 내지 제6 항 중 어느 하나의 항에 따른 방법을 수행하기 위한 프로그램 코드를 기록한 컴퓨터로 판독 가능한 기록매체 제품.

청구항 8

컴퓨팅 장치에 있어서,

적어도 하나의 명령어들을 저장하는 메모리; 및

상기 메모리와 연동되며, 상기 메모리에 저장된 명령어들을 실행하는 프로세서를 포함하되,

상기 프로세서에 의해 실행된 명령어들은,

- (a) 원본 3차원 기하 모델에 상응하는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습하는 단계;
- (b) 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받은 후 스무딩이 적용된 케이지 모델과의 변위 차이를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계;
- (c) 상기 노이즈 변위 맵을 상기 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이징된 변위 맵을 획득하는 단계; 및
- (d) 상기 디노이징된 변위 맵을 케이지 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

청구항 9

제8 항에 있어서,

상기 (a) 단계는,

상기 원본 3차원 기하 모델과 스무딩이 적용된 케이지 모델간의 변위 맵을 생성하는 단계; 및

상기 변위 맵을 이용하여 상기 딥 러닝 모델이 디노이징된 변위 맵을 출력하도록 학습하는 단계를 더 수행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치에 관한 것이다.

배경 기술

- [0003] 3차원 모델의 디노이징에 학습을 이용한 종래 기술로는 3차원 폴리곤 모델에서 노멀의 계단식 회귀 분석을 이용하는 방법이 있다. 종래 기술은 모델의 노멀 정보를 추출한 filtered Facet Normal Descriptor(FND)를 회귀 분석에 적용하여 디노이징된 메쉬를 만들어 내는 방법으로, 노멀 정보만 이용하기 때문에 비교적 직관적이고 성능 면에서도 우수한 결과를 나타낸다.
- [0004] 그러나, 종래 기술은 폴리곤 모델에만 한정적으로 적용 가능하고, 폴리곤 크기가 작고 정점의 개수가 많은 고해상도 모델에서는 정확도가 떨어지는 한계가 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

- [0006] (비특허문헌 0001) (01) P. S. Wang, Y. Liu and X. Tong, "Mesh Denoising via Cascaded Normal Regression", ACM Transactions on Graphics, 35(6), pp. 232:1-232:12, 2016.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 본 발명은 종래 기술과 달리 복잡한 전처리 과정 없이 다양한 모델에서 디노이징이 가능한 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.
- [0008] 또한, 본 발명은 3차원 기하 모델의 주요 디테일들은 보존하면서도 노이즈만 제거하여 복원할 수 있는 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치를 제공하기 위한 것이다.

과제의 해결 수단

- [0010] 본 발명의 일 측면에 따르면, 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법이 제공된다.
- [0011] 본 발명의 일 실시예에 따르면, (a) 원본 3차원 기하 모델에 상응하는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습하는 단계; (b) 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받은 후 스무딩이 적용된 케이지 모델과의 변위 차이를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계; (c) 상기 노이즈 변위 맵을 상기 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이징된 변위 맵을 획득하는 단계; 및 (d) 상기 디노이징된 변위 맵을 케이지 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 단계를 포함하는 3차원 기하 디노이징 방법이 제공될 수 있다.
- [0012] 상기 (a) 단계는, 상기 원본 3차원 기하 모델에 스무딩을 적용한 케이지 모델을 생성하는 단계; 상기 원본 3차원 기하 모델과 상기 케이지 모델간의 변위 맵을 생성하는 단계; 및 상기 변위 맵을 이용하여 상기 딥 러닝 모델이 디노이징된 변위 맵을 출력하도록 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 (a) 단계는, 상기 원본 3차원 기하 모델에 가우시안 랜덤 함수를 이용하여 노이즈를 추가하여 노이즈 모델을 생성하는 단계; 상기 원본 3차원 기하 모델과 상기 노이즈 모델간의 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계를 더 포함하되, 상기 딥 러닝 모델의 학습시, 상기 노이즈 변위 맵을 더 이용할 수 있다.
- [0014] 상기 (a) 단계는, 상기 변위 맵을 일정 크기의 패치 형태로 랜덤하게 각각 분할하는 단계; 상기 분할된 각각의 패치를 랜덤하게 회전시켜 각 패치를 확장하는 단계; 및 상기 분할된 패치 및 상기 회전된 패치를 각각 딥 러닝 모델에 입력하여 디노이징된 변위 맵을 출력하도록 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 케이지 모델은 라플라시안(Laplacian) 스무딩을 적용하여 생성될 수 있다.
- [0016] 상기 변위 맵은 상기 케이지 모델로부터 각 정점의 노멀(normal) 방향으로 상기 3차원 기하 모델에 대응하는 표면까지의 거리를 계산함으로써 각 정점에 대한 변위 정보를 포함하여 생성되되, 상기 변위 맵에서 변위 정보가 존재하지 않는 영역의 픽셀 컬러값은 상기 변위 정보와 다른 상수 값으로 지정되어 생성될 수 있다.
- [0018] 본 발명의 다른 측면에 따르면 디노이징된 3차원 기하 복원을 위한 장치가 제공된다.
- [0019] 본 발명의 일 실시예에 따르면, 컴퓨팅 장치는, 적어도 하나의 명령어들을 저장하는 메모리; 및 상기 메모리와

연동되며, 상기 메모리에 저장된 명령어들을 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 프로세서에 의해 실행된 명령어들은, (a) 원본 3차원 기하 모델에 상응하는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습하는 단계; (b) 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받은 후 스무딩이 적용된 케이스 모델과의 변위 차이를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성하는 단계; (c) 상기 노이즈 변위 맵을 상기 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이징된 변위 맵을 획득하는 단계; 및 (d) 상기 디노이징된 변위 맵을 케이스 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 단계를 수행하는 것을 특징으로 하는 컴퓨팅 장치가 제공될 수 있다.

발명의 효과

[0021] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법 및 그 장치를 제공함으로써, 종래 기술과 달리 복잡한 전처리 과정 없이 다양한 모델에서 디노이징이 가능한 이점이 있다.

[0022] 또한, 본 발명은 3차원 기하 모델의 주요 디테일들은 보존하면서도 노이즈만 제거하여 복원할 수 있는 이점이 있다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법을 나타낸 순서도.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝 모델을 학습하는 방법을 나타낸 순서도.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 원본 3차원 기하 모델과 이를 기반으로 생성된 케이스 모델을 예시한 도면.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 원본 3차원 기하 모델과 케이스 모델간의 변위를 설명하기 위해 도시한 도면.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 변위맵을 나타낸 도면.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 복원 결과를 도시한 도면.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 본 명세서에서 사용되는 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 여러 구성 요소들, 또는 여러 단계들을 반드시 모두 포함하는 것으로 해석되지 않아야 하며, 그 중 일부 구성 요소들 또는 일부 단계들은 포함되지 않을 수도 있고, 또는 추가적인 구성 요소 또는 단계들을 더 포함할 수 있는 것으로 해석되어야 한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "모듈" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나 하드웨어와 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0026] 이하, 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명한다.

[0028] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝을 이용한 3차원 기하 디노이징 방법을 나타낸 순서도이며, 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝 모델을 학습하는 방법을 나타낸 순서도이며, 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 원본 3차원 기하 모델과 이를 기반으로 생성된 케이스 모델을 예시한 도면이고, 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 원본 3차원 기하 모델과 케이스 모델간의 변위를 설명하기 위해 도시한 도면이며, 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 변위맵을 나타낸 도면이고, 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 복원 결과를 도시한 도면이다.

[0029] 단계 110에서 컴퓨팅 장치(100)는 변위 맵을 이용하여 딥 러닝 모델을 학습한다.

[0030] 이해와 설명의 편의를 도모하기 위해 도 2를 참조하여 딥 러닝 모델을 학습하는 방법에 대해 상세히 설명하기로 한다.

[0031] 단계 210에서 컴퓨팅 장치(100)는 원본 3차원 기하 모델을 입력받는다. 본 명세서에서 원본 3차원 기하 모델은 텍스처에 대한 디테일을 포함하는 원본 모델인 것을 가정하기로 한다.

[0032] 단계 215에서 컴퓨팅 장치(100)는 원본 3차원 기하 모델에 대한 케이스 모델을 생성한다. 컴퓨팅 장치(100)는 변위 맵을 생성하기 위해, 원본 3차원 기하 모델의 UV 좌표를 변경하여 텍스처 맵 형태로 펼치기 쉽도록 UV 맵

의 파라미터화를 진행한다.

[0033] 이와 같이 3차원 원본 기하 모델에 대한 파라미터화가 완료되면, 컴퓨팅 장치(100)는 라플라시안(Laplacian) 스무딩을 적용하여 원본 모델과 별도로 텍스처의 디테일이 제거된 케이지 모델(cage model)을 생성한다. 케이지 모델 생성을 위해 라플라시안 스무딩 적용 과정을 n (예를 들어, n 은 자연수) 회 이내로 반복 적용할 수 있다. 파라미터화된 원본 모델에 라플라시안 스무딩을 복수회 반복적으로 수행함으로써 표면의 디테일한 표현이 제거된 케이지 모델을 생성할 수 있다.

[0034] 이를 수학식으로 나타내면 수학식 1과 같다.

수학식 1

$$M_l(\bar{x}_{i+1}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{x}_i$$

[0035]

[0036] 여기서, M_l 은 스무딩된 모델을 나타내며, $\bar{x}_i$ 는 i 번째 노드에 해당하는 로컬 기하의 중심점을 나타낸다.

[0037] 수학식 1을 통해 i 번째 노드에 해당하는 로컬 기하의 중심점($\bar{x}_i$)에 대해 N (자연수)개의 이웃 정점들을 고려한 스무딩된 모델(M_l)이 생성될 수 있다.

[0038] 단계 220에서 컴퓨팅 장치(100)는 원본 3차원 기하 모델과 케이지 모델간의 차이를 도출하여 변위 맵(displacement map)을 생성한다.

[0039] 3차원 원본 기하 모델에 대해 스무딩된 케이지 모델이 생성되면, 원본 기하 모델과 케이지 모델 사이의 변위 차이를 계산하고, 이를 다시 파라미터 평면상에 저장하여 트레이닝에 사용될 변위 맵을 생성한다.

[0040] 변위 정보는 수학식 2를 통해 계산될 수 있다.

수학식 2

$$d = M_l - M$$

[0041]

[0042] 변위 맵은 케이지 모델로부터 정점의 노멀 방향으로 원본 모델에 대응하는 정점까지의 거리를 계산함으로써 획득될 수 있다.

[0043] 컴퓨팅 장치(100)는 변위 맵상에서 변위 정보가 저장되지 않는 빈 공간의 컬러 값은 제1 값(예를 들어, 127)로 지정할 수 있다.

[0044] 예를 들어, 모델별 변위 맵 생성시 모델 하나당 하나의 변위 맵을 생성할 수 있다. 또한, 일정한 변위 맵 생성을 위해 지정된 해상도(1024 x 1024)의 이미지에 해당하는 텍스처 좌표 안에 실수형 변위 데이터를 저장하여 모델의 해상도(정점 개수)나 모델의 크기(scale)에 의존적이지 않은 일정한 변위 맵을 생성할 수 있다.

[0045] 도 3에는 원본 기하 모델과 이를 기반으로 생성된 케이지 모델이 예시되어 있으며, 도 4은 도 3의 두 모델의 일부 영역에 대한 변위를 설명하기 위해 도시한 도면이며, 도 5는 도 3의 두 모델을 기반으로 생성된 변위 맵을 나타낸다.

[0046] 도 3에서 보여지는 바와 같이, 케이지 모델은 원본 모델에 비해 디테일한 표현이 제거된 것을 알 수 있다. 이와 같이 디테일한 표현이 제거됨에 따라 원본 모델과 케이지 모델간의 변위 차이가 발생하게 된다.

- [0047] 변위 맵이 생성되면, 단계 225에서 컴퓨팅 장치(100)는 변위 맵을 일정 크기의 패치 형태로 분할하여 패치 데이터를 생성한다.
- [0048] 즉, 컴퓨팅 장치(100)는 기하 특징 학습이 용이하도록 변위 맵을 적정한 크기의 패치 단위로 분할하여 패치 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 변위 맵의 해상도가 원본 기하 모델과 같이 1024 x 1024라고 가정하자. 컴퓨팅 장치(100)는 128 x 128 크기의 패치로 변위 맵을 분할하여 64개의 패치 데이터를 생성할 수 있다.
- [0049] 실제 트레이닝 과정에서는 64개의 패치 데이터만 이용되는 것이 아니라 기하 모델의 복원 시 회전에도 강인하도록 구성하기 위해 각 패치 데이터를 랜덤하게 다양한 각도로 최대 10도씩 회전을 적용하여 패치 데이터를 더 생성할 수 있다. 이를 통해 패치 사이즈가 128 x 128인 경우, 하나의 모델 당 640개 이상의 패치 데이터가 트레이닝에 이용될 수 있다.
- [0050] 단계 230에서 컴퓨팅 장치(100)는 패치 데이터를 이용하여 딥 러닝 모델을 학습한다.
- [0051] 여기서, 딥 러닝 모델은 VDSR을 변형한 형태로 구성된다. 본 발명의 일 실시예에 따른 딥 러닝 모델은 컨볼루션 필터, 배치 정규화 및 ReLU를 하나의 셋으로 하며 전체 20개의 레이어로 구성되며, 입력 데이터인 변위 맵의 패치 데이터를 학습하여 디노이즈된 1024 x 1024 해상도의 변위 맵을 트레이닝 결과로 복원한다.
- [0052] 딥 러닝 모델 학습시, 패치 데이터는 원본 모델과 스무딩된 케이지 모델 사이에서 추출된 변위 맵과 원본 모델에 노이즈를 추가한 모델에서 추출한 변위 맵을 모두 이용하여 학습을 진행한다.
- [0053] 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 원본 기하 모델에 가우시안 랜덤 함수를 이용하여 노이즈를 추가할 수 있다. 이해와 설명의 편의를 도모하기 위해 원본 기하 모델에 가우시안 랜덤 함수를 이용하여 노이즈가 추가된 모델을 노이즈 모델이라 칭하기로 한다.
- [0054] 본 명세서에서는 이해와 설명의 편의를 도모하기 위해 원본 기하 모델에 대해 3 단계 레벨로 노이즈 모델을 각각 생성한 후 각각의 변위 맵을 생성하여 딥 러닝 모델의 학습 데이터로 이용하는 것을 가정하기로 한다. 물론, 각각의 변위 맵은 일정 크기의 패치 데이터 형태로 입력되는 것으로 확장 이해되어야 할 것이다.
- [0055] 원본 기하 모델에 노이즈를 추가하기 위한 가우시안 랜덤 함수의 수학적식은 수학적식 3과 같다.

수학적식 3

$$W_{\sigma}(x) = \exp(-x^2/(2\sigma^2))$$

- [0056]
- [0057] 컴퓨팅 장치(100)는 가우시안 랜덤 함수에서 표준 편차(σ)를 0.01, 0.02, 0.03과 같이 달리 적용하여 각 정점의 노멀 방향으로의 정점의 변위를 변경함으로써 노이즈 모델을 각각 생성할 수 있다.
- [0058] 지금까지 도 2를 참조하여 변위 맵을 기반으로 딥 러닝 모델을 학습하는 방법에 대해 상세히 설명하였다.
- [0059] 다시, 도 1을 참조하여 학습된 딥 러닝 모델을 이용하여 3차원 기하 모델을 복원하는 방법에 대해 후술하기로 한다.
- [0060] 단계 115에서 컴퓨팅 장치(100)는 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 입력받는다.
- [0061] 단계 120에서 컴퓨팅 장치(100)는 3차원 기하 모델(노이즈 포함)에 대한 노이즈 변위 맵을 생성한다.
- [0062] 이때, 컴퓨팅 장치(100)는 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델을 기반으로 스무딩을 적용한 케이지 모델을 생성한 후 3차원 기하 모델과 케이지 모델간의 변위 맵을 생성한다. 케이지 모델은 기하 모델의 디테일이 스무딩된 모델이므로 케이지 모델과 노이즈를 포함하는 3차원 기하 모델의 각 정점간의 거리 차이를 계산함으로써 노이즈를 포함하는 변위 정보를 포함하는 노이즈 변위 맵을 생성할 수 있다. 여기서, 노이즈 변위 맵을 생성하는 방법 자체는 도 2에서 설명한 변위 맵을 생성하는 방법과 동일하므로 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.
- [0063] 단계 125에서 컴퓨팅 장치(100)는 노이즈 변위 맵을 이용하여 학습된 딥 러닝 모델에 적용하여 디노이즈된 변위 맵을 획득한다. 여기서, 디노이즈된 변위 맵은 원본의 해상도와 동일한 해상도를 가질 수 있다.
- [0064] 단계 130에서 컴퓨팅 장치(100)는 획득된 디노이즈된 변위 맵을 케이지 모델에 적용하여 3차원 기하 모델을 복

원한다.

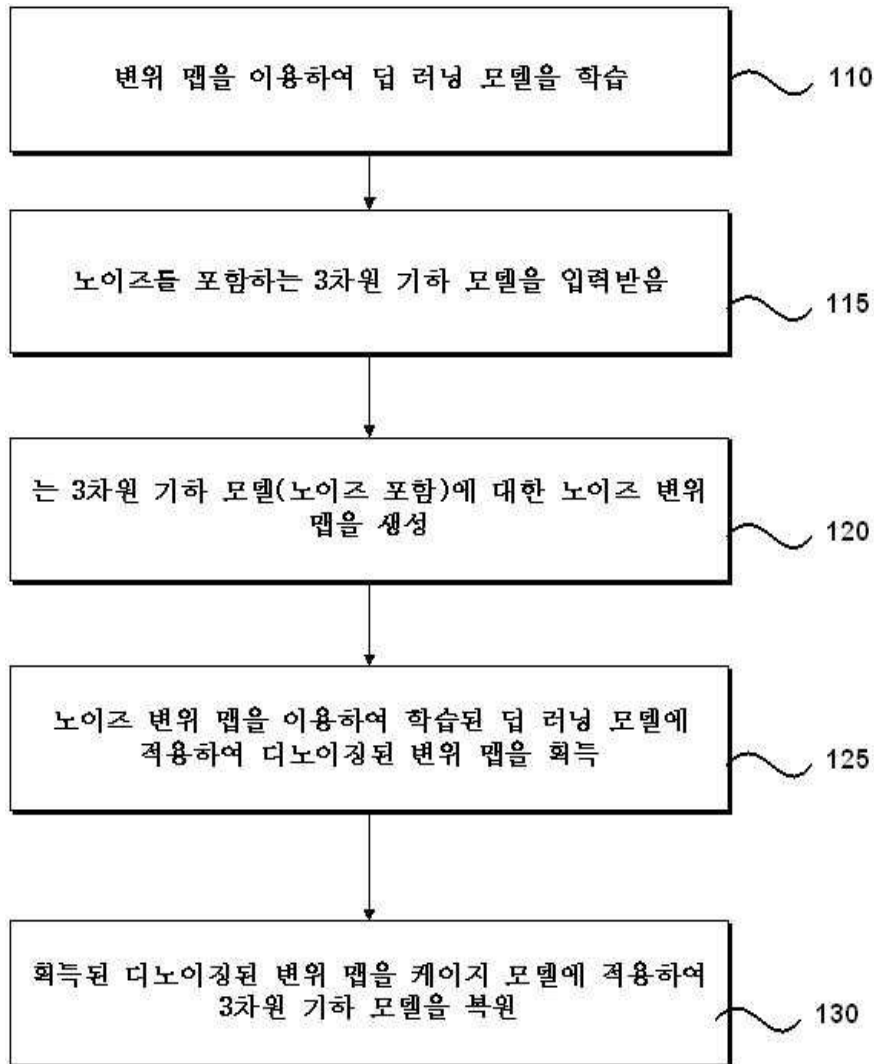
- [0065] 예를 들어, 컴퓨팅 장치(100)는 스무딩된 케이지 모델에 저장된 텍스처 좌표를 디노이징된 변위 맵에 매핑할 수 있다. 이어, 스무딩된 케이지 모델의 각 정점별 텍스처 좌표와 동일한 위치의 디노이징된 변위 맵의 변위 정보를 기반으로 정점의 변위 값을 노멀 방향으로 증가 또는 감소시켜 모델에 포함된 정점들의 변위를 변경함으로써 노이즈가 제거된 3차원 기하 모델을 복원할 수 있다.
- [0066] 도 6에는 노이즈 레벨 별 복원 모델의 오차 검증 결과를 도시한 도면이다.
- [0067] 도 6은 Hausdorff distance를 이용하여 디테일을 포함하는 원본 모델과 복원된 모델 사이의 오차를 계산하여 비교한 결과이다. 이때 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)의 범위가 0.003로 수렴하면 시각적으로 두 모델이 거의 동일하다고 판단한다.
- [0068] 도 6에서 보여지는 바와 같이, 노이즈 레벨에 따라 약간의 차이가 존재하기는 하나, 시각적으로 원본 모델과 두 모델간의 차이가 거의 없어 사실상 동일하게 복원되는 것을 알 수 있다.
- [0070] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 내부 구성을 개략적으로 도시한 블록도이다.
- [0071] 도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치(100)는 메모리(710) 및 프로세서(715)를 포함하여 구성된다.
- [0072] 메모리(710)는 적어도 하나의 명령어들을 저장하기 위한 수단이다.
- [0073] 프로세서(715)는 메모리(710)와 연동되며, 메모리(710)상에 저장된 명령어들을 실행하기 위한 수단이다.
- [0074] 프로세서(715)에 의해 실행된 명령어들은 도 1 내지 도 6을 참조하여 설명한 바와 같이, 변위 맵을 기반으로 딥 러닝 모델을 학습하고, 학습된 딥 러닝 모델을 이용하여 디노이징된 3차원 기하 모델을 복원하는 방법을 실행할 수 있다. 이는 이미 도 1 내지 도 6을 참조하여 설명한 바와 동일하므로 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0076] 또한, 본 발명의 실시예들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 일 실시예들의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0077] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

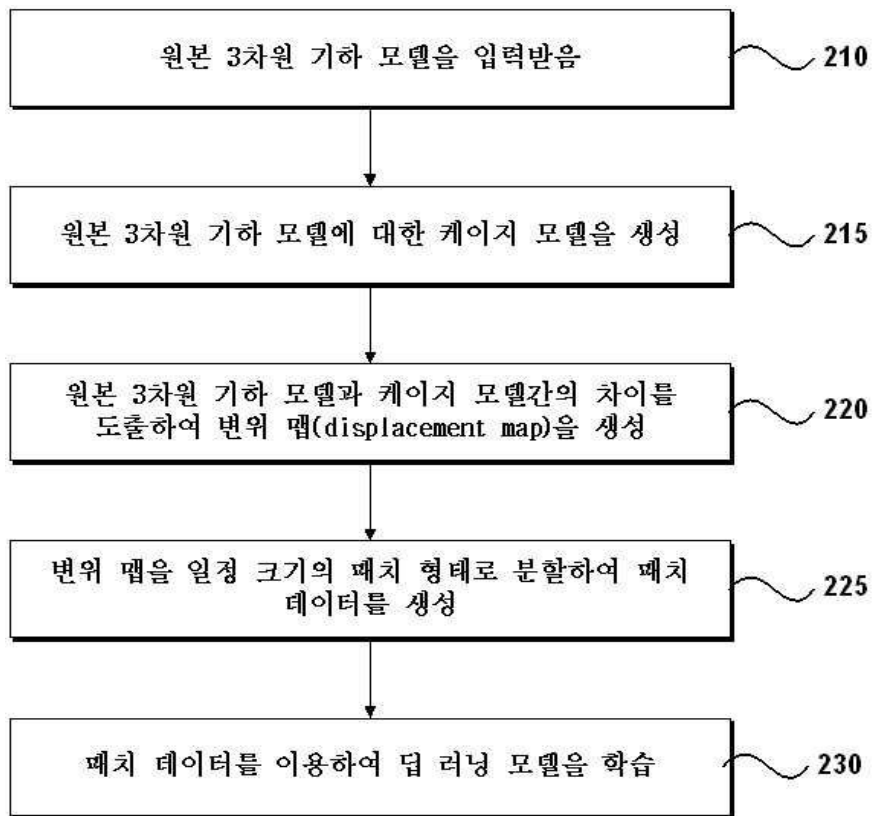
- [0079] 100: 컴퓨팅 장치
- 710: 메모리
- 715: 프로세서

도면

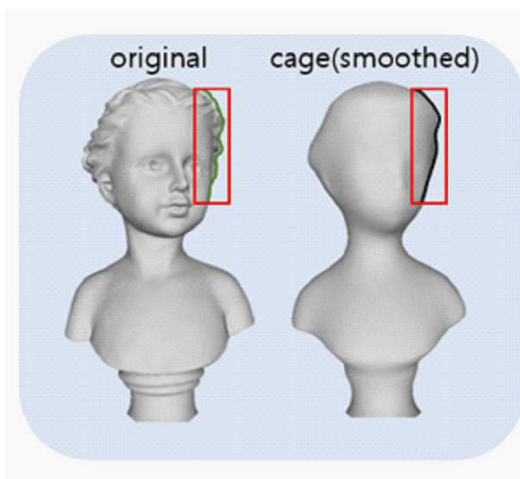
도면1



도면2



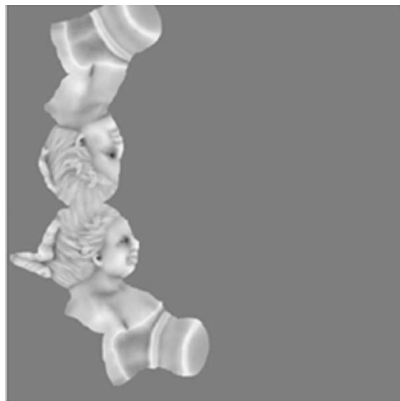
도면3



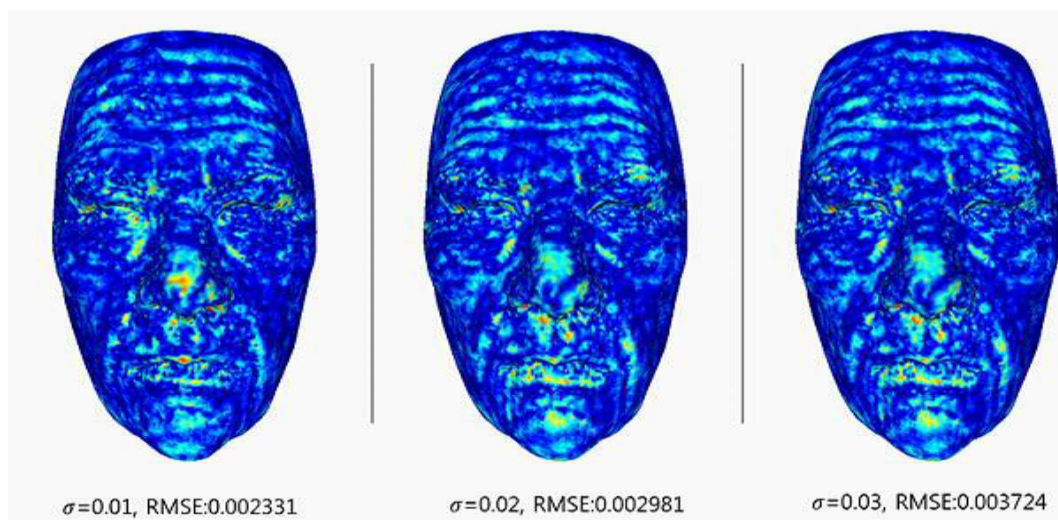
도면4



도면5



도면6



도면7

