(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0036601
(43) 공개일자 2025년03월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 3/40 (2024.01) *G06T 17/10* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 3/4076 (2024.01)
G06T 17/10 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0119269
(22) 출원일자 2023년09월07일
심사청구일자 2023년09월07일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천광역시 미추홀구 인하로 100(용현동, 인하대학교)
(72) 발명자
김종현
인천광역시 미추홀구 인하로 100, 인하대학교 1호관 512C(용현동)
(74) 대리인
양성보

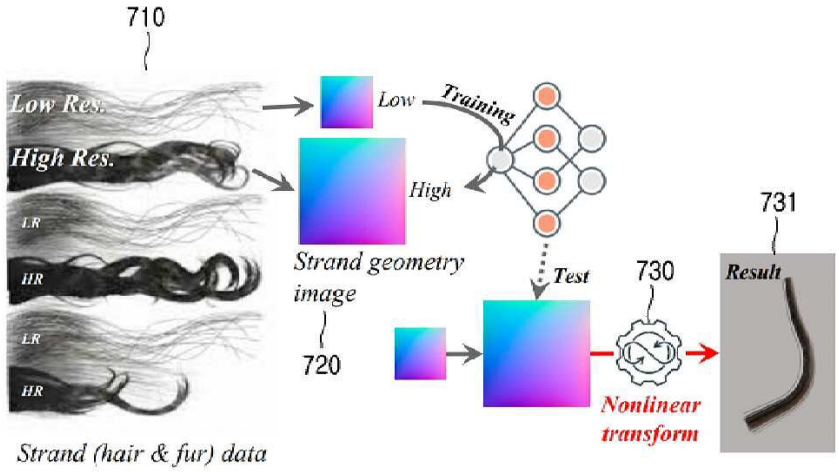
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법 및 시스템**

(57) 요 약

적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법 및 시스템이 제시된다. 본 발명에서 제안하는 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법은 학습 데이터 생성부를 통해 고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 단계, 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계 및 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계를 포함한다.

대 표 도 - 도7



(52) CPC특허분류
G06T 3/4007 (2024.01)
G06T 3/4046 (2024.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

학습 데이터 생성부를 통해 고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 단계;

기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계; 및

비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계

를 포함하는 고해상도 이미지 생성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계는,

스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자를 기준으로 상대적인 스트랜드의 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 이미지의 HR 기하학 영상을 생성하고,

상기 HR 기하학 영상을 생성하기 위한 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에서 잔차 학습을 이용하여 상기 LR-HR 데이터 쌍의 LR 이미지와 HR 이미지 간의 잔차 맵을 구하고, 상기 잔차 맵에 대한 손실 함수를 최소화 하는 HR 기하학 영상을 생성하는

고해상도 이미지 생성 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계는,

상기 HR 기하학 영상을 사용하여 SR(Super Resolution) 프로세스를 구성함으로써 상기 스트랜드 초해상도 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 HR 기하학 영상은 상기 SR 프로세스 동안 SR 스트랜드 이미지를 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할을 수행하여, 상기 HR 기하학 영상 및 입력 스트랜드 이미지에서의 복수의 스트랜드와 쌍을 이루어 하나의 가상 스트랜드를 생성함으로써 모델링하는

고해상도 이미지 생성 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계는,

스트랜드의 인접 입자의 평균 위치와 상기 HR 기하학 영상의 평균 색상, 상기 HR 기하학 영상을 통해 구한 보간 계산에 사용되는 가중치 계수를 이용하고,

상기 SR 프로세스에서 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자만을 연산에 포함하며, 각 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 스트랜드의 인접 입자에 해당하는 입자들의 정보를 활용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는

고해상도 이미지 생성 방법.

청구항 5

고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 학습 데이터 생성부;

상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 기하학 영상 변환부; 및

상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 비선형 변환부

를 포함하는 고해상도 이미지 생성 시스템.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 기하학 영상 변환부는,

스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자를 기준으로 상대적인 스트랜드의 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 이미지의 HR 기하학 영상을 생성하고,

상기 HR 기하학 영상을 생성하기 위한 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에서 잔차 학습을 이용하여 상기 LR-HR 데이터 쌍의 LR 이미지와 HR 이미지 간의 잔차 맵을 구하고, 상기 잔차 맵에 대한 손실 함수를 최소화 하는 HR 기하학 영상을 생성하는

고해상도 이미지 생성 시스템.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 비선형 변환부는,

상기 HR 기하학 영상을 사용하여 SR(Super Resolution) 프로세스를 구성함으로써 상기 스트랜드 초해상도 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 HR 기하학 영상은 상기 SR 프로세스 동안 SR 스트랜드 이미지를 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할을 수행하여, 상기 HR 기하학 영상 및 입력 스트랜드 이미지에서의 복수의 스트랜드와 쌍을 이루어 하나의 가상 스트랜드를 생성함으로써 모델링하는

고해상도 이미지 생성 시스템.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 비선형 변환부는,

스트랜드의 인접 입자의 평균 위치와 상기 HR 기하학 영상의 평균 색상, 상기 HR 기하학 영상을 통해 구한 보간 계산에 사용되는 가중치 계수를 이용하고,

상기 SR 프로세스에서 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자만을 연산에 포함하며, 각 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 스트랜드의 인접 입자에 해당하는 입자들의 정보를 활용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는

고해상도 이미지 생성 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락

및 퍼 생성 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 물리 기반 시뮬레이션은 현실적인 환경과 상호 작용 경험의 생성을 가능하게 하여 몰입감을 높이기 위해 가상 현실, 증강 현실 등 다양한 분야에 널리 적용되고 있다. 그 중에서도 머리카락(Hair)과 퍼(Fur)의 모델링과 시뮬레이션은 가상 캐릭터의 스타일과 개성을 표현하는 데 결정적인 요소이다. 머리카락 스트랜드 사이의 상호 작용을 정확하게 포착하는 것은 해결되지 않은 도전 과제이기 때문에 현실적인 머리카락 시뮬레이션은 디지털 인간 생성 과정에서 여전히 어려운 과제 중 하나로 남아 있다.

[0003] 물리 기반 시뮬레이션은 머리카락의 움직임을 정확하게 계산할 수 있지만, 이를 구현하는 것은 복잡한 수치 분석에 대한 깊은 이해를 필요로 한다. 더욱이, 이러한 시뮬레이션은 관련된 계산 복잡성으로 인해 종종 상당한 계산 자원을 필요로 한다. 접근법 중 하나는 매스 스프링 기술인데, 이는 머리카락 스트랜드를 스프링으로 연결되는 탄성체로 모델링한다. 이 기술에서, 머리카락 스트랜드의 길이는 스트레칭 및 벤딩 스프링에 기초하여 제어된다.

[0004] 또 다른 종래기술에서는 머리카락 스트랜드를 늘이는 문제를 해결하기 위해 DFTL(Dynamic Follow-the-Leader)로 위치 기반 역학(Position-based Dynamics; PBD)을 확장하는 머리카락 시뮬레이션 기술을 제안했다. 앞서 언급한 기술 외에도, 근사 모델에 기초한 다른 방법에서도 머리카락 시뮬레이션을 위해 제안되었다. 볼륨 있는 머리카락과 퍼를 표현하려면 수만 개 이상의 개별 스트랜드를 포함하는 계산이 필요하여, 이는 수치 불안정성을 초래할 뿐만 아니라 계산 시간을 크게 증가시킨다. 이 문제는 적응적 구조를 사용하여 머리카락 스트랜드의 수를 줄이거나 영상 데이터 분석을 통해 헤어 스타일을 자동으로 생성하는 등 다양한 해결책을 통해 해결되었다. 그러나 이러한 해결책은 모든 시나리오에 걸쳐 보편적으로 적용 가능하기보다는 특정 시나리오에서 잘 작동하는 경향이 있다.

[0005] 최근에는 인공 지능을 활용하여 머리카락 형상을 스타일링하는 기술이 제안되었다. 실제로 이 접근 방식은 시뮬레이션을 위한 직접적인 응용이 아닌 머리카락 모델링 기술로 고려될 수 있다. 종래기술에서는 실제로 물리 기반 시뮬레이션을 학습하는 시도에 활용된 Graph Nets이라는 방법을 제안했다.

[0006] 도 1은 종래기술에 따른 Graph Nets을 이용한 다양한 응용의 예시를 나타내는 도면이다.

[0007] 도 1(a)는 Graph Nets를 사용하여 그래프 네트워크를 훈련한 결과를 보여준다. 이 훈련에서는 두 노드 사이의 가장 짧은 경로를 따라 있는 노드와 에지에 레이블이 할당된다. 실제로 Graph Nets는 그래프 구조뿐만 아니라 매스 스프링 시스템과 같은 모델에도 적용될 수 있다(도 1(b) 참조). 도 1(b)에 표시된 결과는 훈련된 그래프 네트워크를 사용하는 매스 스프링 시스템에서 시간 $t + \Delta t$에서의 상태 예측을 보여준다. 실제로 강한 탄성 움직임을 나타내는 머리카락 스트랜드를 다룰 때 Graph Nets를 사용하는 것만으로는 불안정한 결과를 초래할 수 있다.

[0008] 도 2는 종래기술에 따른 Graph Nets을 이용한 훈련 결과의 예시를 나타내는 도면이다.

[0009] 머리카락 시뮬레이션을 위한 Graph Nets 훈련이 성공적이지 않을 수 있는 시나리오가 있다(도 2 참조). 따라서, Graph Nets와 같은 기술을 사용하여 비선형 움직임을 훈련하지 않고 머리카락의 비선형 움직임을 효율적으로 나타내는 방법을 필요로 한다.

[0010] 머리카락과 퍼 모델은 종종 연결성을 가지고 있기 때문에 메쉬 구조를 사용하여 일반적으로 시뮬레이션된다. 최근에 제안된 MeshCNN 및 Graph Nets과 같은 방법은 모델의 연결성을 고려하여 3D 메쉬에 대한 표현을 학습하려고 시도했다. 그러나 이러한 방법은 주로 삼각형 메쉬 구조 또는 메쉬 없는 구조에 초점을 맞추고 있으며, 머리카락과 퍼와 같은 스트랜드 기반 표현을 포함하는 시뮬레이션에는 적용되지 않았다. 최근 종래기술에서 메쉬 구조를 사용하여 표현된 직물 시뮬레이션 결과를 업스케일링하는 데 초점을 맞춘 ConvNet을 제안했다. 그것들은 직물 기하학을 2D 기하학 영상 표현으로 변환하고 ConvNet을 사용하여 HR 직물을 합성하는 방법을 제안했다. 그 후, 그것들은 기하학 영상을 3D 직물 메쉬로 복원하기 위해 역변환을 수행하여 3D 공간에서 업스케일링된 직물 메쉬를 효과적으로 표현했다. 앞서 언급한 바와 같이, 그래프 신경망(Graph Neural Networks; GNN)을 사용하여 얻은 결과에 노이즈가 있기 때문에 기하학 영상을 사용하여 머리카락을 효율적으로 표현하기 위한 대안적인 접근 방식을 모색했다.

[0011] 제1 예시에서, 각 머리카락 스트랜드를 구성하는 모든 입자의 위치를 RGB 값으로 변환하여 메쉬 구조를 사용하

여 표현된 직물 시뮬레이션 결과를 업스케일링하는 것과 유사한 방법을 사용한 후 ConvNet 기반 합성 기술을 사용하여 머리카락 스트랜드의 기하학적 영상을 업스케일링했다. 합성된 기하학 영상을 3D 스트랜드 표현으로 역변환하여 입자의 위치를 계산했다.

[0012] 도 3은 종래기술에 따른 메쉬 구조를 사용하는 방법을 머리카락으로 확장하고 Solver 확장을 위한 알고리즘 개요를 나타낸다.

[0013] 도 4는 종래기술에 따른 도 3의 스트랜드를 구성하는 입자의 수를 2배로 증가시킨 결과를 나타내는 도면이다.

[0014] 픽셀의 색상이 입자의 위치를 결정하는 이 알고리즘은 비선형 활성화 함수의 사용으로 인해 노이즈가 발생할 수 있으며, 특히 머리카락과 같이 탄성이 있는 결과를 생성하는 경우에 민감한 문제이다.

[0015] 제2 예시에서, 제1 예시에서 관찰된 노이즈를 완화하기 위해 이방성 평활 필터를 적용하고자 하였으며, 이 과정에서 스트랜드의 방향에 맞춰 이방성 평활 필터를 적용하였다.

[0016] 도 5는 종래기술에 따른 평활화를 적용한 후의 결과를 나타내는 도면이다.

[0017] 제1 예시와 비교하여 상대적으로 덜 노이즈가 있고 더 매끄러운 스트랜드를 관찰할 수 있다(i, j 참조). 그러나 위치의 편차가 큰 경우에는 여전히 뿌리 입자 근처의 영역에서 상당한 노이즈를 관찰한다(k 참조). 도 5에서 앞서 언급한 이슈를 명확하게 관찰할 수 있다.

[0018] 제3 예시에서, 이전 방법에서 사용된 경계 제약 기술을 적용하여 제2 예시에서 관찰된 노이즈를 완화했다. 이 기술은 경계 근처의 위치를 사용자 정의 협대역 크기까지 복사하여 제2 예시에서 관찰된 노이즈를 완화하는 것을 목표로 했다.

[0019] 도 6은 종래기술에 따른 경계 제약 기술을 적용한 결과를 나타내는 도면이다.

[0020] 상당한 위치 변화에도 불구하고 제3 예시에서 비해 더 안정된 스트랜드 형상을 보여준다(i ~ k 참조). 그러나 스트랜드에는 여전히 약간의 노이즈가 존재하여 불안정한 움직임을 초래한다.

[0021] 기하학 영상 접근법은 3D 계산 공간을 2D로 줄여 계산 복잡성을 줄일 뿐만 아니라 다양한 합성곱 연산을 쉽게 적용할 수 있다. 그러나 앞서 언급한 바와 같이 복잡하고 탄력적인 머리카락 구조는 선형 함수로 정확하게 표현하기 어렵다. 다양한 비선형 활성화 함수를 사용하면 더 나은 결과를 얻을 수 있지만 여전히 머리카락의 움직임을 완전히 포착하기에는 충분하지 않을 수 있다.

선행기술문헌

비특허문헌

[0022] (비특허문헌 0001) [1] Chen, Lan and Ye, Juntao and Jiang, Liguo and Ma, Chengcheng and Cheng, Zhanglin and Zhang, Xiaopeng, "Synthesizing cloth wrinkles by CNN-based geometry image superresolution," Computer Animation and Virtual Worlds, vol. 29, 2018.

(비특허문헌 0002) [2] Chen, Lan and Ye, Juntao and Zhang, Xiaopeng, "Multi-feature super-resolution network for cloth wrinkle synthesis," Journal of Computer Science and Technology, vol. 36, pp. 478-493, 2021.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0023] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 비선형 움직임을 훈련하지 않고 머리카락의 비선형 움직임을 효율적으로 나타내기 위하여 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 피 생성 방법 및 시스템을 제공하는데 있다. 머리카락의 복잡한 역학을 효과적으로 포착하고 시뮬레이션하기 위해 스트랜드 형상의 기하학 영상을 활용하는 새로운 프레임워크를 제안한다.

과제의 해결 수단

[0024] 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이

고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법은 학습 데이터 생성부를 통해 고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 단계, 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계 및 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계를 포함한다.

[0025] 상기 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계는 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자를 기준으로 상대적인 스트랜드의 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 이미지의 HR 기하학 영상을 생성하고, 상기 HR 기하학 영상을 생성하기 위한 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에서 잔차 학습을 이용하여 상기 LR-HR 데이터 쌍의 LR 이미지와 HR 이미지 간의 잔차 맵을 구하고, 상기 잔차 맵에 대한 손실 함수를 최소화 하는 HR 기하학 영상을 생성한다.

[0026] 상기 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계는 상기 HR 기하학 영상을 사용하여 SR(Super Resolution) 프로세스를 구성함으로써 상기 스트랜드 초해상도 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 HR 기하학 영상은 상기 SR 프로세스 동안 SR 스트랜드 이미지를 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할을 수행하여, 상기 HR 기하학 영상 및 입력 스트랜드 이미지에서의 복수의 스트랜드와 쌍을 이루어 하나의 가상 스트랜드를 생성함으로써 모델링한다.

[0027] 상기 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계는 스트랜드의 인접 입자의 평균 위치와 상기 HR 기하학 영상의 평균 색상, 상기 HR 기하학 영상을 통해 구한 보간 계산에 사용되는 가중치 계수를 이용하고, 상기 SR 프로세스에서 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자만을 연산에 포함하며, 각 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 스트랜드의 인접 입자에 해당하는 입자들의 정보를 활용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성한다.

[0028] 또 다른 일 측면에 있어서, 본 발명에서 제안하는 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템은 고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 학습 데이터 생성부, 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 기하학 영상 변환부 및 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 비선형 변환부를 포함한다.

발명의 효과

[0029] 본 발명의 실시예들에 따르면 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통해 비선형 움직임을 훈련하지 않고 머리카락의 비선형 움직임을 효율적으로 나타낼 수 있다. 또한, 머리카락의 복잡한 역학을 효과적으로 포착하고 시뮬레이션하기 위해 스트랜드 형상의 기하학 영상을 활용하는 새로운 프레임워크를 제안한다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은 종래기술에 따른 Graph Nets을 이용한 다양한 응용의 예시를 나타내는 도면이다.

도 2는 종래기술에 따른 Graph Nets을 이용한 훈련 결과의 예시를 나타내는 도면이다.

도 3은 종래기술에 따른 메쉬 구조를 사용하는 방법을 머리카락으로 확장하고 Solver 확장을 위한 알고리즘 개요를 나타낸다.

도 4는 종래기술에 따른 도 3의 스트랜드를 구성하는 입자의 수를 2배로 증가시킨 결과를 나타내는 도면이다.

도 5는 종래기술에 따른 평활화를 적용한 후의 결과를 나타내는 도면이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 경계 제약 기술을 적용한 결과를 나타내는 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 고해상도 머리카락 및 퍼 생성을 위한 전체 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안

정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 머리카락의 뿌리 입자 집합을 기하학 영상으로 변환하기 위한 함수에 대한 스트랜드 형상 이미지를 나타내는 도면이다.

도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 VGG19 신경망 구조를 나타내는 도면이다.

도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 스트랜드 이미지 재구성 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 13은 본 발명의 실시예에 따른 머리카락 입자의 적응적 추가를 바탕으로 생성된 스트랜드를 Bezier 곡선을 이용한 표현과 함께 나타낸 도면이다.

도 14는 본 발명의 실시예에 따른 적응적 추가를 바탕으로 재구성된 스트랜드를 나타내는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0031] 본 발명에서는 선 형태의 스트랜드(strand) 기하학 영상과 합성곱 신경망(CNN 또는 ConvNet)을 이용하여 머리카락과 퍼의 저해상도(Low-Resolution; LR) 시뮬레이션을 노이즈 없는 고해상도(High-Resolution; HR) 표현으로 변환하는 기술을 제안한다. 물리 기반 시뮬레이션을 통해 학습을 위한 LR과 HR 데이터를 얻고 LR-HR 데이터 쌍을 설정한다. 학습 데이터는 머리카락 스트랜드의 위치를 학습 과정에 사용하기 위한 기하학 영상으로 변환하는 것을 포함한다.

[0032] 본 발명에서 제안한 스트랜드 네트워크는 LR 영상을 HR 영상으로 업스케일링하기 위한 영상 합성기로 사용된다. 획득한 HR 기하학 영상을 본 발명에서 제안하는 비선형 변환을 통해 다시 HR 머리카락으로 변환하면 단일 매핑 함수만으로는 표현하기 어려운 머리카락의 탄력적인 움직임을 효과적으로 포착한다. 또한, 삼각형 메쉬 형태로 구조된 머리카락을 수용하기 위해 Solver를 확장했다. 또한, Bezier 곡선 알고리즘을 사용하여 스트랜드의 머리카락 입자를 적응적으로 개선하는 방법을 제안한다. 또한, 제안한 스트랜드 기하학 영상이 적응적으로 샘플링된 머리카락 입자 구조에서도 효과적으로 작동할 수 있도록 알고리즘을 개선한다. 따라서, 신경망은 직모와 곱슬머리뿐만 아니라 다양한 외력이 가해지는 다양한 환경에서도 안정적인 스트랜드 생성을 가능하게 한다. 또한, 본 발명의 실시예에 따르면, 이전의 물리 기반 시뮬레이션보다 더 빠르게 결과를 생성하며 복잡한 수치 분석 과정에 대한 깊은 이해 없이 쉽게 실행할 수 있다. 이하, 본 발명의 실시 예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0034] 고품질의 가상 환경을 구축하기 위한 다양한 물리 기반 접근법 내에서 머리카락과 동물의 털을 현실적으로 나타내기 위한 디지털 인간 및 패션 디자인과 같은 분야에서 연구 노력이 활발히 진행되고 있다. 매스 스프링 모델은 머리카락을 시뮬레이션하는 데 사용되는 접근법 중 하나로, 탄성 로드 또는 스프링 모음을 사용하여 머리카락의 움직임을 나타낸다. 실제로 매스 스프링 모델은 특정한 한계가 있다. 수치적으로 불안정할 수 있고 머리카락의 길어짐 문제를 일으킬 수 있다. 앞서 언급한 문제를 해결하기 위해 PBD와 DFTL을 결합한 기술이 제안되었다. 이 접근법은 수만 개의 머리카락 스트랜드를 실시간으로 시뮬레이션 할 수 있다. 머리카락 시뮬레이션 결과를 개선하기 위해 다양한 접근법이 사용되었다.

[0035] 종래기술에서는 머리카락 스트랜드 사이의 복잡한 상호작용을 포착하는 시스템을 제안했다. 또한, 가이드 스트랜드를 기반으로 보다 볼륨감 있는 머리카락을 만들기 위해 희소 머리카락 모델을 업샘플링하는 것에 초점을 맞춘 기술들이 있었다. 단순한 머리카락 스트랜드의 표현을 넘어 다양한 헤어 스타일의 표현을 가능하게 하기 위해 다양한 기술들이 활발하게 연구되고 있다. 이러한 기술들 중에는 곱슬머리 스타일을 표현하기 위해 입자들 사이의 굴곡을 제어하는 것에 초점을 맞춘 연구가 있다. 곱슬머리를 표현하기 위해 구부러진 형태를 유지하는 스프링을 정의하는 기술이 있다. 메쉬 표현을 사용하여 다양한 헤어 스타일을 모델링하여 모양을 제어할 수 있도록 제안하는 기술이 있다.

[0036] 최근 몇 년간 영상 처리뿐만 아니라 컴퓨터 그래픽 분야에서도 머신 러닝이 널리 적용되고 있다. 특히 유체 시뮬레이션에서 계산 비용이 많이 드는 압력 계산 과정을 회귀 문제로 해석하려는 시도가 있었다. 이 접근법은 많은 시간 단계에서도 안정적으로 수행할 수 있지만, 훈련 중에는 관찰되지 않은 보이지 않는 데이터를 추론할 수 없었다. 이후 압력 계산을 가속화하기 위해 ConvNet을 활용하는 연구를 포함하여 유체 시뮬레이션에 머신 러닝

을 적용하는 연구가 크게 증가했다. ConvNet을 활용하여 고해상도 연기 시뮬레이션을 합성하는 연구도 있다. 이 방법은 유체 영역 간 해상도 차이와 유사성을 활용하여 유체의 움직임을 합성하지만 압축 불가능한 움직임을 완벽하게 포착하지는 못한다. 종래기술에서는 인공 지능을 활용하여 스플래시를 표현하는 기술을 제안했다. 이 방법은 스플래시가 발생하는 위치를 분류하기 위한 모델을 제시하고 확률 분포를 기반으로 스플래시 입자의 속도를 예측했다.

[0037] 또 다른 종래기술에서 비디오의 객체와 그 물리적 특성으로부터 물리 엔진을 추론하는 방법이 제안되었다. 종래기술에서는 비디오에서 공의 중심 좌표를 기반으로 움직이는 공의 움직임을 예측하고 제어하기 위해 ConvNet을 사용하는 방법을 제안했다. 마찬가지로 외부 힘을 기반으로 물체의 움직임을 예측하기 위해 모델이 제안되었고, 최근에는 유체 시뮬레이션을 학습하기 위해 ConvNet 모델을 사용하는 연구가 수행되었다.

[0038] 또 다른 종래기술에서는 그래프 구조에 인공 신경망을 활용하는 최초의 그래프 신경망(GNN) 모델을 제안했다. 이 모델은 패턴과 관계로 구성된 데이터 도메인을 처리할 수 있는 가능성을 열어주었고, 그래프 구조에 네트워크 입력을 적용하여 모델을 확장했다. 이 접근법에서는 입력을 그래프 형태로 사용하며, GRU(Gated Recurrent Units)를 사용하는 시퀀스 기반 모델에 비해 유리한 바이어스를 가진 네트워크 모델을 제안한다.

[0039] GNN의 한 종류인 GN(Graph Networks)은 여러 객체 간의 상호 작용을 학습하는 데 효과적인 것으로 나타났다. GN(Graph Networks)은 메시지 전달 체계를 사용하여 그래프의 노드, 에지 및 속성을 잠재적으로 다른 그래프에 매핑하도록 훈련시킬 수 있다. GN 및 상호 작용 네트워크는 강체, 매스 스프링 시스템, N-바디 시뮬레이션 및 로봇 제어 시뮬레이션을 학습하는 데 사용될 수 있다. 또한 유사한 컨텍스트에서 학습 시뮬레이션에 대한 일반적인 접근 방식을 제안한 연구도 있다. 특히 단일 모델을 훈련시켜 PBD(Position-based Dynamics), 평활 입자 유체 역학(Smoothed Particle Hydrodynamics; SPH) 및 MPM(Material Point Method)과 같은 유체 시뮬레이션에서 널리 사용되는 기술을 학습했다.

[0041] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 고해상도 머리카락 및 퍼 생성을 위한 전체 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.

[0042] 본 발명에서 제안하는 알고리즘 개요는 도 7과 같이, 학습 단계에서 머리카락을 위한 데이터 쌍(710)을 구성하고 ConvNet을 사용하여 트레이닝을 위한 기하학 영상(720)으로 변환한다. 런타임 단계에서는 학습된 네트워크를 사용하여 고해상도 머리카락 기하학 영상을 합성하고 비선형 변환(730)을 사용하여 2D에서 3D로 머리카락 데이터를 재구성(731)한다.

[0044] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0045] 본 발명의 실시예에 따른 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 방법은 학습 데이터 생성부를 통해 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정하는 단계(810), 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계(820) 및 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성하는 단계(830)를 포함한다.

[0046] 본 발명의 실시예에 따른 스트랜드 이미지는 예를 들어, 고해상도 머리카락 또는 퍼 이미지일 수 있고, 이것은 일 실시예일뿐 이에 한정되지는 않는다. 아래에서는 머리카락 이미지를 예시로서 설명한다.

[0047] 단계(810)에서, 학습 데이터 생성부를 통해 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR-HR 데이터 쌍을 설정한다.

[0048] 단계(820)에서, 기하학 영상 변환부를 통해 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환한다.

[0049] 본 발명의 실시예에 따르면, 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자를 기준으로 상대적인 스트랜드의 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 이미지의 HR 기하학 영상을 생성한다.

[0050] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 HR 기하학 영상을 생성하기 위한 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에서 잔차 학습을 이용하여 상기 LR-HR 데이터 쌍의 LR 이미지와 HR 이미지 간의 잔차 맵을 구하고, 상기 잔차 맵

에 대한 손실 함수를 최소화 하는 HR 기하학 영상을 생성한다.

[0051] 단계(830)에서, 비선형 변환부를 통해 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성한다.

[0052] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 HR 기하학 영상을 사용하여 SR(Super Resolution) 프로세스를 구성함으로써 상기 스트랜드 초해상도 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 HR 기하학 영상은 상기 SR 프로세스 동안 SR 스트랜드 이미지를 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할을 수행하여, 상기 HR 기하학 영상 및 입력 스트랜드 이미지에서의 복수의 스트랜드와 쌍을 이루어 하나의 가상 스트랜드를 생성함으로써 모델링한다.

[0053] 본 발명의 실시예에 따르면, 스트랜드의 인접 입자의 평균 위치와 상기 HR 기하학 영상의 평균 색상, 상기 HR 기하학 영상을 통해 구한 보간 계산에 사용되는 가중치 계수를 이용한다.

[0054] 본 발명의 실시예에 따르면, 상기 SR 프로세스에서 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자만을 연산에 포함하며, 각 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 스트랜드의 인접 입자에 해당하는 입자들의 정보를 활용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성한다.

[0056] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템의 구성을 나타내는 도면이다.

[0057] 본 실시예에 따른 고해상도 이미지, 다시 말해 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)은 프로세서(910), 버스(920), 네트워크 인터페이스(930), 메모리(940) 및 데이터베이스(950)를 포함할 수 있다. 메모리(940)는 운영체제(941) 및 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 루틴(942)을 포함할 수 있다. 프로세서(910)는 학습 데이터 생성부(911), 기하학 영상 변환부(912) 및 비선형 변환부(913)를 포함할 수 있다. 다른 실시예들에서 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)은 도 9의 구성요소들보다 더 많은 구성요소들을 포함할 수도 있다. 그러나, 대부분의 종래기술적 구성요소들을 명확하게 도시할 필요성은 없다. 예를 들어, 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)은 디스플레이나 트랜시버(transceiver)와 같은 다른 구성요소들을 포함할 수도 있다.

[0058] 메모리(940)는 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로서, RAM(random access memory), ROM(read only memory) 및 디스크 드라이브와 같은 비소멸성 대용량 기록장치(permanent mass storage device)를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(940)에는 운영체제(941)와 SNS를 통한 개인간 거래에서 상대방의 신뢰도 측정 루틴(942)을 위한 프로그램 코드가 저장될 수 있다. 이러한 소프트웨어 구성요소들은 드라이브 메커니즘(drive mechanism, 미도시)을 이용하여 메모리(940)와는 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체로부터 로딩될 수 있다. 이러한 별도의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체는 플로피 드라이브, 디스크, 테이프, DVD/CD-ROM 드라이브, 메모리 카드 등의 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체(미도시)를 포함할 수 있다. 다른 실시예에서 소프트웨어 구성요소들은 컴퓨터에서 판독 가능한 기록 매체가 아닌 네트워크 인터페이스(930)를 통해 메모리(940)에 로딩될 수도 있다.

[0059] 버스(920)는 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)의 구성요소들간의 통신 및 데이터 전송을 가능하게 할 수 있다. 버스(920)는 고속 시리얼 버스(high-speed serial bus), 병렬 버스(parallel bus), SAN(Storage Area Network) 및/또는 다른 적절한 통신 기술을 이용하여 구성될 수 있다.

[0060] 네트워크 인터페이스(930)는 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)을 컴퓨터 네트워크에 연결하기 위한 컴퓨터 하드웨어 구성요소일 수 있다. 네트워크 인터페이스(930)는 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)을 무선 또는 유선 커넥션을 통해 컴퓨터 네트워크에 연결시킬 수 있다.

[0061] 데이터베이스(950)는 적응형 가닥 지오메트리 이미지를 사용하는 ConvNet을 통한 효율적이고 안정적인 고해상도 머리카락 및 퍼 생성을 위해 필요한 모든 정보를 저장 및 유지하는 역할을 할 수 있다. 도 9에서는 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)의 내부에 데이터베이스(950)를 구축하여 포함하는 것으로 도시하고 있으나, 이에 한정되는 것은 아니며 시스템 구현 방식이나 환경 등에 따라 생략될 수 있고 혹은 전체 또는 일부의 데이터베이스가 별개의 다른 시스템 상에 구축된 외부 데이터베이스로서 존재하는 것 또한 가능하다.

[0062] 프로세서(910)는 기본적인 산술, 로직 및 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)의 입출력 연산을 수행함으로써, 컴퓨터 프로그램의 명령을 처리하도록 구성될 수 있다. 명령은 메모리(940) 또는 네트워크 인터페이스(930)에 의해, 그리고 버스(920)를 통해 프로세서(910)로 제공될 수 있다. 프로세서(910)는 학습 데이터 생성

부(911), 기하학 영상 변환부(912) 및 비선형 변환부(913)를 위한 프로그램 코드를 실행하도록 구성될 수 있다. 이러한 프로그램 코드는 메모리(940)와 같은 기록 장치에 저장될 수 있다.

[0063] 학습 데이터 생성부(911), 기하학 영상 변환부(912) 및 비선형 변환부(913)는 도 8의 단계들(810~830)을 수행하기 위해 구성될 수 있다.

[0064] 고해상도 머리카락 및 퍼 생성 시스템(900)은 학습 데이터 생성부(911), 기하학 영상 변환부(912) 및 비선형 변환부(913)를 포함할 수 있다.

[0065] 본 발명의 실시예에 따른 학습 데이터 생성부(911)는 고해상도 스트랜드 이미지를 생성하기 위한 LR(Low-Resolution)-HR(High-Resolution) 데이터 쌍을 설정한다.

[0066] 본 발명의 실시예에 따른 기하학 영상 변환부(912)는 상기 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환한다.

[0067] 본 발명의 실시예에 따른 기하학 영상 변환부(912)는 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자를 기준으로 상대적인 스트랜드의 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 이미지의 HR 기하학 영상을 생성한다.

[0068] 본 발명의 실시예에 따른 기하학 영상 변환부(912)는 상기 HR 기하학 영상을 생성하기 위한 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에서 잔차 학습을 이용하여 상기 LR-HR 데이터 쌍의 LR 이미지와 HR 이미지 간의 잔차 맵을 구하고, 상기 잔차 맵에 대한 손실 함수를 최소화 하는 HR 기하학 영상을 생성한다.

[0069] 본 발명의 실시예에 따른 비선형 변환부(913)는 상기 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성한다.

[0070] 본 발명의 실시예에 따른 비선형 변환부(913)는 상기 HR 기하학 영상을 사용하여 SR(Super Resolution) 프로세스를 구성함으로써 상기 스트랜드 초해상도 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 HR 기하학 영상은 상기 SR 프로세스 동안 SR 스트랜드 이미지를 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할을 수행하여, 상기 HR 기하학 영상 및 입력 스트랜드 이미지에서의 복수의 스트랜드와 쌍을 이루어 하나의 가상 스트랜드를 생성함으로써 모델링한다.

[0071] 본 발명의 실시예에 따른 비선형 변환부(913)는 스트랜드의 인접 입자의 평균 위치와 상기 HR 기하학 영상의 평균 색상, 상기 HR 기하학 영상을 통해 구한 보간 계산에 사용되는 가중치 계수를 이용한다.

[0072] 본 발명의 실시예에 따른 비선형 변환부(913)는 상기 SR 프로세스에서 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 고정된 부분의 첫 번째 입자만을 연산에 포함하며, 각 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 스트랜드의 인접 입자에 해당하는 입자들의 정보를 활용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 스트랜드 이미지로 재구성한다.

[0073] 제안하는 방법은 두피에서 머리카락의 고정된 뿌리 입자(다시 말해, 스트랜드의 첫 번째 입자)에 상대적으로 다른 입자의 위치 정보를 저장하는 스트랜드 기하학 영상을 생성한다. 머리카락과 퍼의 움직임의 비선형 특성 때문에 기존의 영상 초해상도(Super-Resolution; SR) 기술은 그 움직임을 완전히 포착할 수 없다. 2D 영상 공간에서 색상은 인접 픽셀 사이의 연속성을 나타내며 유사한 음영으로 나타난다. 따라서 SR 기술을 사용하여 머리카락을 구성하는 모든 입자의 위치를 구현하면 노이즈와 함께 부정확한 움직임을 초래한다. 이러한 문제를 완화하기 위해 2D 영상에서 3D 스트랜드를 재구성할 때 비선형 변환을 적용하는 새로운 접근법을 제안한다.

[0074] 앞서 언급된 바와 같이, SR 기술을 직접적으로 업스케일 머리카락 스트랜드에 적용할 경우 상당한 노이즈 아티팩트가 발생하는 경우가 많다. 노이즈의 발생은 크게 두 가지 원인에 기인한다. 첫째, 머리카락은 비선형적인 움직임을 나타내므로 복잡한 움직임을 정확하게 포착하고 표현하는 데 어려움이 있다. 둘째, 픽셀 레벨 SR 프로세스에서 개별 픽셀의 값에 약간의 차이가 있어도 머리카락 입자의 위치를 재구성하는 데 상당한 영향을 미칠 수 있다.

[0075] 이러한 문제를 완화하기 위해 본 발명에서는 스트랜드의 모든 입자가 아닌 각 스트랜드의 뿌리 입자만 초해상도 연산에 포함하는 솔루션을 제안하며, 대표적인 앵커 포인트 역할을 하는 뿌리 입자에 초점을 맞추어 초해상도 프로세스가 더욱 견고해지고 픽셀 수준의 불일치에 대한 민감도가 낮아진다. 머리카락의 특성상 스트랜드의 움직임은 두피와 연결된 뿌리 입자의 영향을 주로 받는다. 본 발명에서는 스트랜드 기하학 영상의 계산을 다음의 식을 이용하여 수행한다:

[0076] $$\gamma_{h\to g} = \frac{p - b_{min}}{\|b_{max} - b_{min}\|} \quad (1)$$

[0077] $$\gamma_{g\to h} = c_i^{rgb} \|b_{max} - b_{min}\| + b_{min} \quad (2)$$

[0078] 식(1)의 $\gamma_{h\to g}$ 은 머리카락의 뿌리 입자 집합을 기하학 영상으로 변환하기 위한 함수이고, 식(2)의 $\gamma_{g\to h}$는 역작업을 수행하기 위한 함수이다.

[0079] 여기서 p, b_{min}, b_{max}는 각각 스트랜드의 뿌리 입자의 위치와 시뮬레이션 공간의 최소 및 최대 위치를 나타내며, c_g^{rgb} 는 3차원 좌표[x, y, z]를 RGB로 변환한 색상[r, g, b]를 나타낸다.

[0081] 도 10은 본 발명의 일 실시예에 따른 머리카락의 뿌리 입자 집합을 기하학 영상으로 변환하기 위한 함수에 대한 스트랜드 형상 이미지를 나타내는 도면이다.

[0082] 도 10(a)는 3D에서 2D로 변환된 이미지, 도 10(b)는 실제로 계산을 통해 얻은 스트랜드 형상 이미지를 나타내는 도면이다.

[0083] 식(1)을 적용하여 스트랜드의 모든 루트 입자를 RGB 색 공간으로 변환하고 결과를 시각화함으로써 색 계조를 매끄럽게 표현한 영상을 얻을 수 있다. 결과는 $b_{min,max}$에 의해 정의된 시뮬레이션 공간 내에서 계산되므로 루트 입자의 위치는 0에서 1 사이의 값으로 제한된다.

[0084] 도 10(b)는 변환된 (x, y, z) 좌표에 255를 곱한 색 표현을 보여준다. 이 방법에서는 색을 정수로 표현하여 시각화 목적으로만 사용됨을 나타낸다. 실제 계산에서는 실수 값의 숫자가 사용된다. 스트랜드 기하학 영상을 다시 머리카락으로 변환하는 프로세스는 개념적으로 $\gamma_{h\to g}^{-1}$로 표현할 수 있다. 그러나 본 발명에서는 변환을 위해 $\gamma_{g\to h}$를 사용하여 보다 간단한 접근법을 사용한다. 머리카락과 기하학 영상 간의 변환 과정은 서로 다른 두 공간을 활용하는 것을 포함하므로 부동 소수점 형식으로 처리할 때 안정적이고 정확한 변환이 가능하다.

[0085] 본 발명의 실시예에 따르면, 물리 기반 시뮬레이션을 사용하여 $\{F^0, F^1, \ldots\}$로 표시되는 머리카락의 뿌리 입자 데이터를 얻은 후, 앞서 설명한 방법을 사용하여 $\{\delta_l^0, \delta_l^1, \ldots\}$로 표현된 LR 머리카락과 $\{\delta_h^0, \delta_h^1, \ldots\}$로 표현된 HR 머리카락에 대한 기하학 영상을 생성한다. 앞서 설명한 스트랜드 기하학 영상을 나타내며, 이러한 영상은 훈련 네트워크에 공급되기 전에 패치로 분할된다. 훈련 데이터가 제공되면 예측 값 v_s와 GT(Ground Truth) δ_h 사이의 손실을 최소화하는 매핑 함수 f(x)를 찾는 것이 목표이다.

[0086] 본 발명에서 사용된 손실 함수는 예측된 기하학 영상과 GT 데이터 사이의 평균 제곱 오차(Mean Squared Error; MSE)이다. 목표는 v_s = f(x)의 값을 최소화하는 것이다. SRCNN(Super-resolution CNN)에서 많은 가중 계층을 사용하는 것은 상당한 양의 메모리를 필요로 하기 때문에 심층 네트워크 구축이 제한된다. 이 문제를 극복하기 위해 스트랜드 기하학 영상 데이터를 훈련하고 테스트하기 위해 잔차 학습을 사용한다. 기하학 영상의 잔차 맵은 $r = \delta_h - \delta_l$과 같이 계산된다. 원래 SRCNN 기술에서 손실 함수는 $\frac{1}{2}\|\delta_h - f(x)\|$이다. 그러나 본 발명에서는 잔차 맵을 예측하기 원하기 때문에 최종 손실 함수 L은 식 3과 같이 계산된다.

[0087] $$L(r, x) = \frac{1}{2}\|r - x\|^2 \quad (3)$$

[0088] 여기서 r은 잔차를 나타내고, x는 f(x)의 값을 나타낸다. 네트워크 훈련 중 손실을 측정하는 데 사용되는 손실 계층은 잔차 추정, δ_h, δ_l의 세 요소를 사용하여 계산된다. 손실은 복원 맵과 δ_h사이의 유클리드 거리로 계산되며, 여기서 복원 맵은 네트워크의 입력 및 출력 맵의 합이다.

[0090] 도 11은 본 발명의 일 실시예에 따른 VGG19 신경망 구조를 나타내는 도면이다.

[0091] 본 발명의 일 실시예에 따른 네트워크는 ConvNet을 기반으로 모델링되었으며, 도 11과 같이 구성되어 있다. 네트워크는 첫 번째 합성곱 연산 후 획득한 특징맵이 두 번의 후속 합성곱 연산의 결과에 다시 추가되는 잔차 학습 접근법으로 설계되었다. 이 프로세스에서 합성곱 연산을 통해 손실되는 오차는 잔차 학습을 통해 완화된다.

[0092] 본 발명에서는 각 반복에서 2개의 합성곱이 수행되어 총 20개의 합성곱 연산이 전체 프로세스에 걸쳐 수행된다. 초기에는 첫 번째 합성곱의 출력이 추가되지만, 이후의 반복에서는 이전 출력이 반복적으로 추가된다. 그런 다음 업스케일링을 통해 크기가 2배 증가하고, 이어서 프로세스가 마무리되기 전에 4개의 합성곱 연산이 추가된다. 획득한 스트랜드 기하학 영상은 HR 머리카락 시뮬레이션을 표현하는 데 사용된다.

[0093] 이하, 본 발명의 실시예에 따른 기하학 영상을 사용하여 3D 머리카락을 재구성하는 과정을 설명한다. 앞서 언급한 바와 같이 머리카락은 비선형적인 움직임을 나타내므로 네트워크 기반 접근 방식만으로 머리카락을 정확하게 표현하는 데 한계가 있다. 인공 지능 분야에서는 비선형 문제를 해결하기 위해 다양한 활성화 함수와 그래프 신경망(GNN)이 선택적으로 사용된다. 그러나 앞서 설명된 바와 같이 움직임에서 노이즈가 발생할 수 있다.

[0094] 본 발명에서는 계산된 스트랜드 기하학 영상을 사용하여 SR 프로세스를 구성함으로써 문제를 해결한다. 이 프로세스 동안 네트워크를 통해 얻은 업스케일링된 기하학 영상은 SR 머리카락을 생성하는 데 사용되며 비선형 움직임을 표현하기 위한 가중치의 역할도 한다.

[0095] 본 발명의 실시예에 따르면, SR 프로세스에서 새롭게 생성된 머리카락의 뿌리 입자가 기하학 영상 및 입력 머리카락 스트랜드 4개와 쌍을 이루게 된다. 즉, 네트워크는 4개의 머리카락 샘플 또는 입력 머리카락으로 구성된 쿼드당 1개의 가상 스트랜드를 생성한다. 즉, 쿼드 형태의 네트워크를 사용하여 4개의 머리카락 샘플 집합당 1개의 가상 스트랜드를 생성한다. 새로운 머리카락의 입자는 식(4)와 식 (5)와 같이 계산된다.

[0096] $$p = p^* + \frac{\sum_i^n p_s^i \gamma_s^i}{n}, \text{ where } p^* = \frac{\sum_i^n p_s^i}{n} \quad (4)$$

[0097] $$\gamma^i = \frac{\left\| c^* - c_s^j \right\|}{n} \quad (5)$$

[0098] 여기서 n은 인접한 머리카락 스트랜드의 수를 나타내며, 본 발명에서는 머리카락 스트랜드를 쿼드 형태로 모델링하여 4로 설정하였다. 그리고 p^*와 c^*는 각각 인접 입자의 평균 위치와 기하학 영상의 평균 색상을 나타낸다. 위 식에서 γ는 보간 계산에 사용되는 가중치 계수이며, 이 값은 네트워크에서 계산한 스트랜드 기하학 영상을 통해 구해진다. 이 과정에서 인접 입자를 다루는 기준이 중요하다. 머리카락 입자는 각 머리카락 스트랜드마다 선 형태로 연결성 정보를 가지고 있기 때문에 본 발명에서는 인접한 머리카락 스트랜드에 해당하는 입자들의 정보 p_s^i를 활용한다. p_s는 인접한 머리카락 스트랜드를 가리키며, 본 발명에서는 4개의 인접한 머리카락 스트랜드를 포함한다. p_s^i는 머리카락 스트랜드를 구성하는 i번째 머리카락 입자를 나타낸다.

[0100] 도 12는 본 발명의 일 실시예에 따른 3D 스트랜드 이미지 재구성 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0101] 도 12를 참조하면, 녹색 입자와 노란색 입자는 각각 인접한 머리카락 입자와 네트워크로 생성된 머리카락 입자를 나타낸다. 도 12의 상단의 직사각형은 각 뿌리 입자에 대해 계산된 스트랜드 기하학 영상의 색상을 나타낸다. 즉, SR을 통해 새로 생성된 머리카락의 움직임은 동일한 선에서 인접한 머리카락의 영향을 받도록 설계되었다. 실제로 실제 머리카락은 마찰 및 인접한 머리카락과의 응집력과 같은 물리적 상호 작용에 의해 영향을 받는다. 본 발명에서는 이러한 상호 작용을 설명하기 위해 이러한 측면을 고려하고 인접한 머리카락의 스트랜드 기하학 영상에서 스트랜드를 재구성했다.

[0102] 지금까지 머리카락에 대한 SR을 표현하기 위한 새로운 네트워크 접근법에 대해 설명했지만 충돌 처리 과정은 아직 설명에 포함되지 않았다. 고체 물체와 충돌한 머리카락 데이터를 사용하여 네트워크를 훈련하더라도 새로 생성된 스트랜드에 대한 충돌을 처리하기에 충분하지 않을 수 있다. 따라서 충돌 처리는 새로 생성된 스트랜드에

대한 후처리 단계로 적용된다.

[0103] 본 발명의 실시예에 따르면, 적응적으로 샘플링된 스트랜드의 입자를 위한 Solver를 확장할 수 있고, 벤딩스프링을 활용하여 머리카락의 경직도를 조절함으로써 머리카락 입자가 높은 부위에 적응적으로 추가할 수 있으며, 나아가 적응적으로 샘플링된 머리카락 입자를 기반으로 앞서 설명한 신경망에 적용할 수 있다. 마지막으로, 쿼드 기반이 아닌 삼각 메쉬 기반 표현으로 모발 시뮬레이션을 확장하는 기술을 제안한다.

[0104] 본 발명의 실시예에서는 2차 Bezier 곡선을 이용하여 스트랜드의 모발 입자를 적응적으로 샘플링하는 방법을 제안한다. 이전 머리카락 입자 위치 p_0, 현재 머리카락 입자 위치 p_1, 다음 머리카락 입자 위치 p_2가 주어지면 B(t)로 표시된 2차 Bezier 곡선의 궤적이 식(6)과 같이 계산된다.

[0105] $$B(t) = (1-t)^2 p_0 + 2t(1+t)p_1 + t^2 p_2 \quad (6)$$

[0106] 여기서 매개 변수 t의 범위는 0에서 1이다. 식 7과 같이 식이 재정렬된다.

[0107] $$B(t) = (1-t)\left(\underbrace{(1-t)p_0 + tp_1}_{(a)}\right) + t\left(\underbrace{(1-t)p_1 + tp_2}_{(b)}\right) \quad (7)$$

[0108] 식 7(a)는 p_0와 p_1을 연결하는 선분의 내부 분할점을 가중치 t로 나눈 값이다. 마찬가지로 식 7(b)는 p_1과 p_2의 내부 분할점을 나타낸다. 마지막 곡선 B(t)는 이전 두 내부 분할점의 내부 분할점을 나타내며 가중치 t로 다시 나누어진다.

[0109] 본 발명에서는 $p_{0,1,2}$가 급격하게 휘어진 곡선을 그릴 때 새로운 머리카락 입자를 추가하고, 이 입자를 바탕으로 Bezier 곡선을 그려 스트랜드를 표현한다. 반대로 곡선이 평평해지면 추가된 머리카락 입자를 제거하여 원래의 스트랜드 형상을 복원한다. 부자연스러운 움직임을 방지하기 위해 원래의 머리카락 입자 사이에 최대 5개의 머리카락 입자를 추가할 수 있도록 했다.

[0111] 도 13은 본 발명의 실시예에 따른 머리카락 입자의 적응적 추가를 바탕으로 생성된 스트랜드를 Bezier 곡선을 이용한 표현과 함께 나타낸 도면이다.

[0112] 도 13(a)는 입력 스트랜드, 도 13(b)는 적응적 추가를 바탕으로 생성된 스트랜드를 나타내는 도면이다.

[0113] 도 13에서 보이는 것처럼 제안하는 방법은 각진 부분 없이 매끄러운 머리카락 형상을 성공적으로 포착했다. 입력된 스트랜드 데이터는 입자의 수가 적어 곡선 영역에서 날카롭고 뾰족한 모양을 만들었다. 그러나 제안하는 방법은 머리카락 입자와 Bezier 곡선을 추가로 도입하여 매끄러운 스트랜드를 성공적으로 표현했다.

[0115] 도 14는 본 발명의 실시예에 따른 적응적 추가를 바탕으로 재구성된 스트랜드를 나타내는 도면이다.

[0116] 제안하는 방법은 스트랜드에서 샘플링된 머리카락 입자를 적응적으로 최적화할 수 있는 유연성과 일반적인 경우에 대해 정기적인 샘플링을 사용할 수 있는 옵션을 제공한다.

[0117] 제안하는 방법의 장점 중 하나는 기하학 영상을 만들 때 머리카락 입자를 모두 고려하지 않고 뿌리 입자만 활용한다는 점이다. 이 특성 덕분에 적응적으로 샘플링된 머리카락 입자를 쉽게 다룰 수 있다. 만약 새롭게 추가된 머리카락 입자가 없다면 식(4)를 이용하여 스트랜드를 복원할 수 있다(도 14의 p1 참조). 하지만 추가적인 머리카락 입자가 있다면 추가적인 프로세스가 필요하다. 도 14에서 p2로 표시된 입자는 Bezier 곡선을 생성하기 위해 새롭게 추가된 입자이다. 식(4)의 p* 대신 변수 $p_{*'}$를 이용하면 인접한 스트랜드 입자가 새롭게 추가되었을 때 계산을 쉽게 적용할 수 있다(식(9) 참조).

[0118] $$p^{*'} = \frac{\sum_i^m p_s^{i'}}{m} \quad (9)$$

[0119] 여기서 m은 참조된 머리카락 입자의 수를 나타내며, 3으로 설정하였다(앞서 설명된 예시에서는 쿼드로 가정하여

4로 설정). 나머지 과정인 네트워크 훈련, 재구성 등은 이전과 동일하게 진행하며, 스트랜드 기하학 영상을 구성하기 위해 뿌리 입자만을 활용하기 때문에 여기서 보이는 것처럼 재구성 과정을 쉽게 수정하여 적용할 수 있다.

[0120] 본 발명의 실시예에 따른 기하학 영상을 기반으로 3D 데이터를 재구성하는 것에 초점을 맞춘 물리학 기반 시뮬레이션의 종래기술들이 있다. 이러한 연구들의 공통적인 특징은 2D 기하학 영상을 사용하여 모든 위치를 인코딩하고 디코딩한다는 점이다. 따라서 기하학 영상에서 인접한 픽셀 간에 상당한 색상 차이가 있는 경우 복구된 정점 위치에 상당한 영향을 미칠 수 있다. 이러한 문제로 인해 종래기술들은 다양한 데이터 구조 또는 장면에 방법을 적용하는 데 어려움이 있었다.

[0121] 본 발명의 실시예에서는 주로 쿼드 구조를 기반으로 설계되었지만 삼각형 메쉬로도 확장될 수 있다. 뿌리 입자가 직사각형이 아닌 모양으로 생성되는 경우 매개 변수화가 필요하며 이를 위해 여러 가지 방법이 제안되었다. ARAP(As-rigid-as possible) 방법을 사용하면 종래기술의 테스트에서 보여준 바와 같이 직사각형이 아닌 모양으로도 기하학 영상을 생성할 수 있다. 이러한 방법을 사용했으며 삼각형을 구성하는 세 뿌리 입자의 각 그룹은 네트워크를 사용하여 가상 스트랜드를 생성하는 데 사용되었다.

[0123] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0124] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

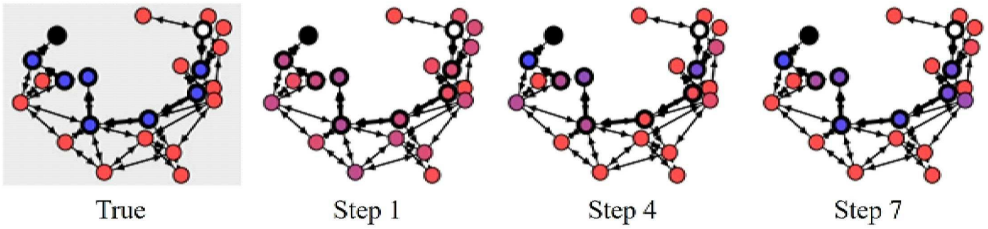
[0125] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다.

[0126] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

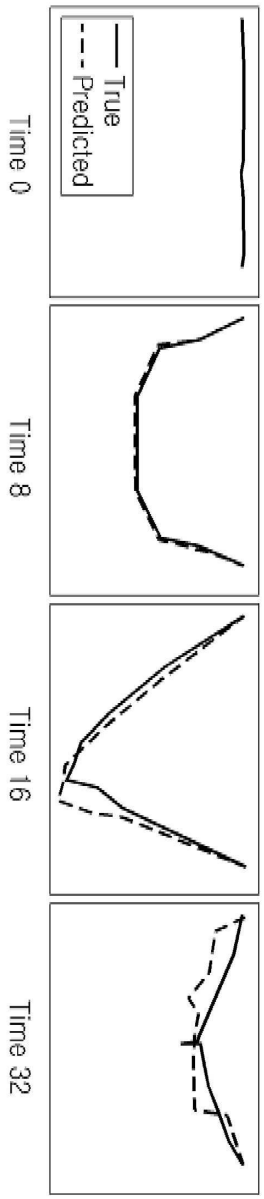
[0127] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

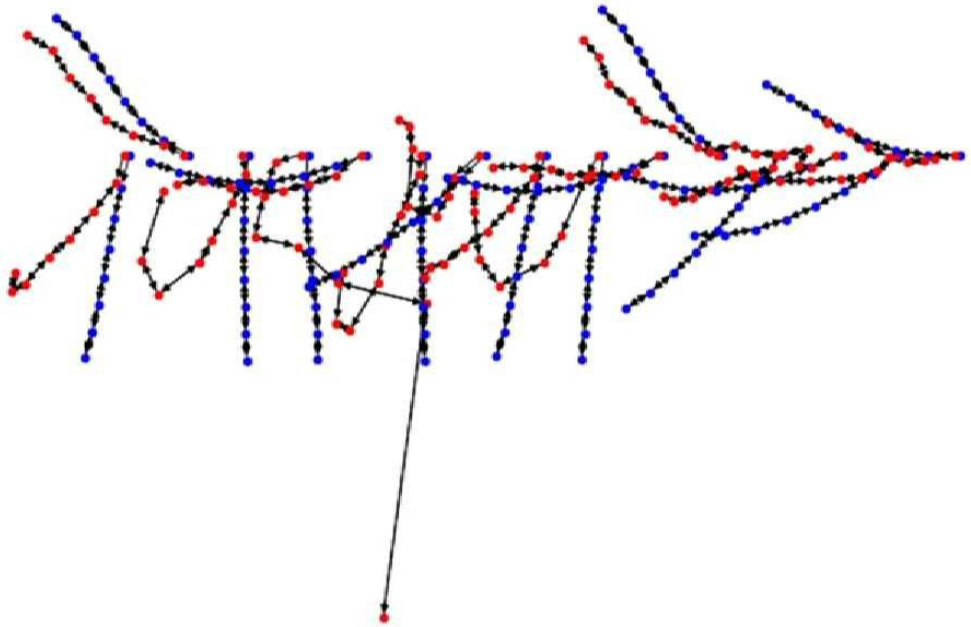
도면1



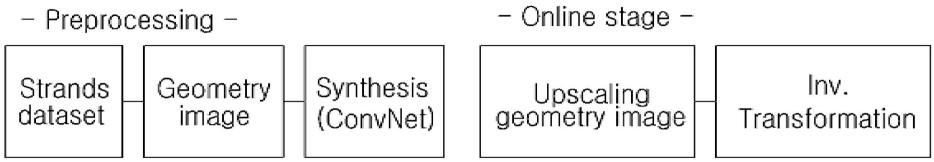
도면1b



도면2



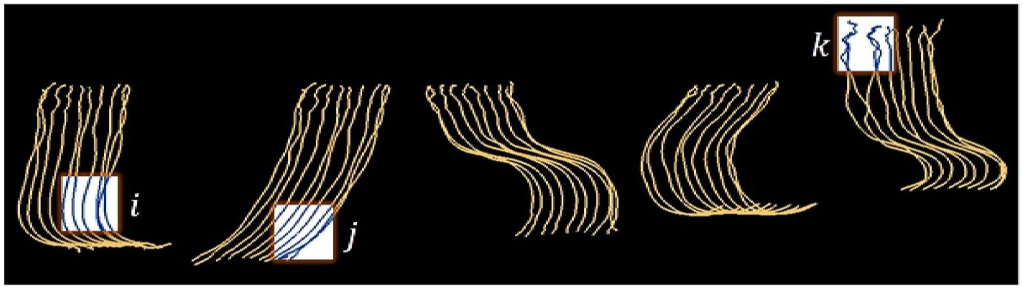
도면3



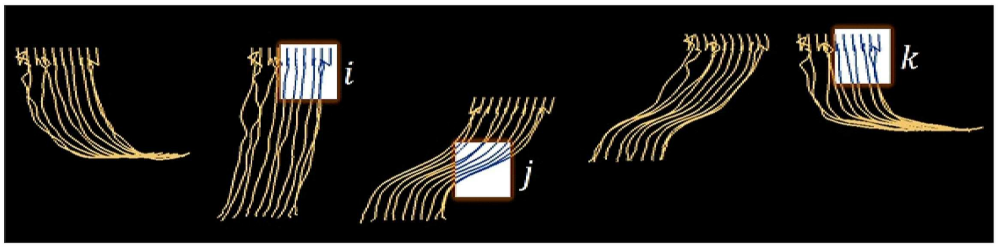
도면4



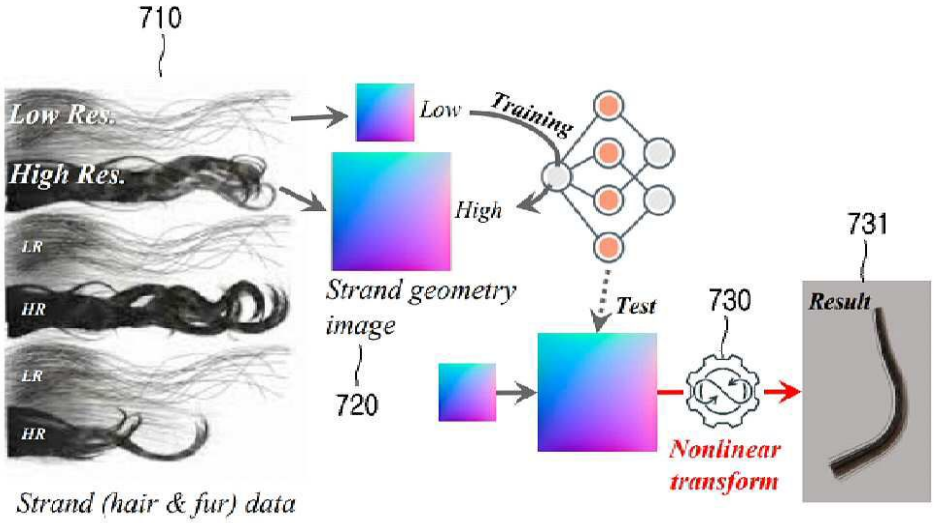
도면5



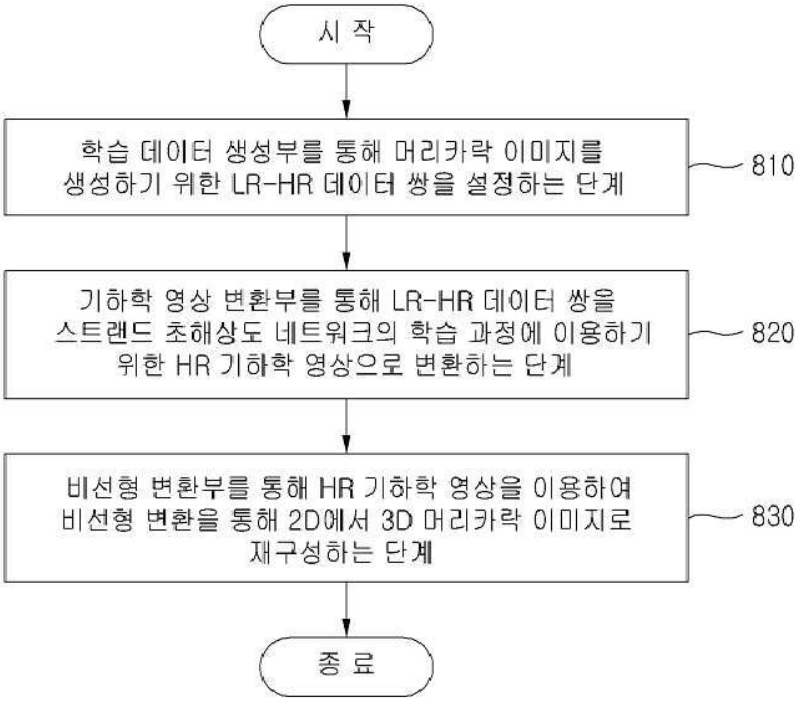
도면6


i
j
k

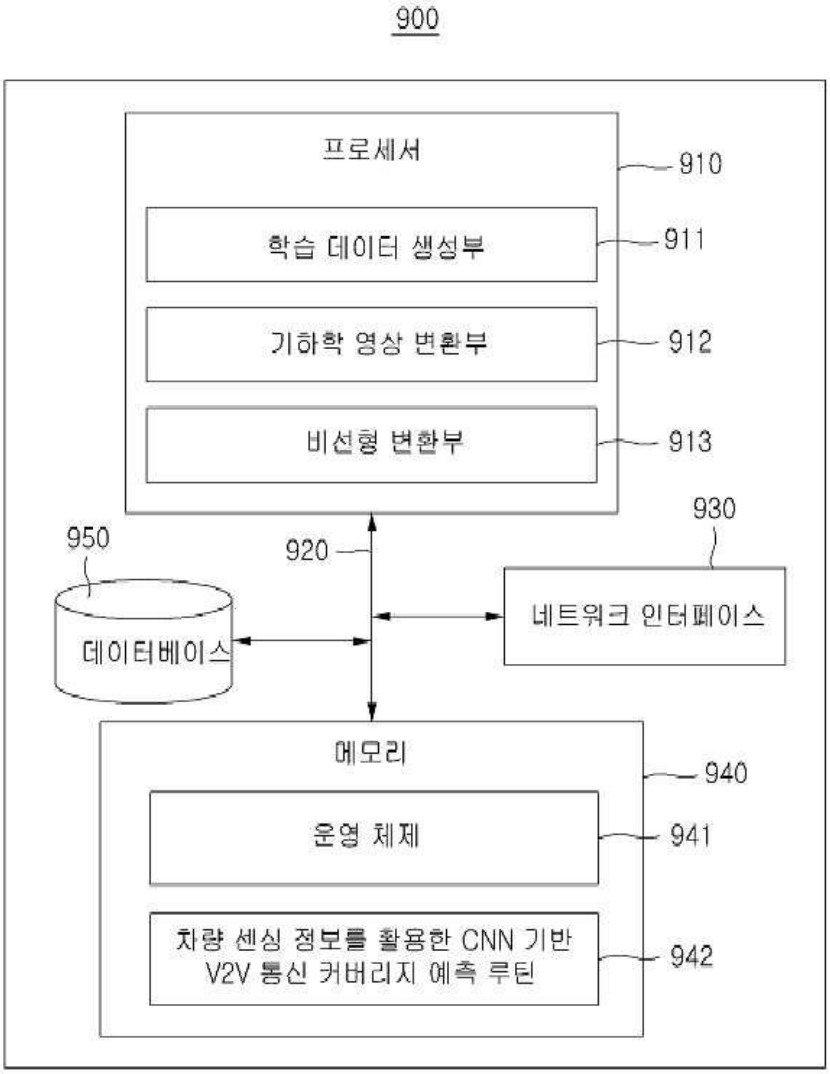
도면7


710
Low Res.
High Res.
LR
HR
LR
HR
Strand (hair & fur) data
Low
Training
High
Strand geometry image
720
Test
730
Nonlinear transform
731
Result

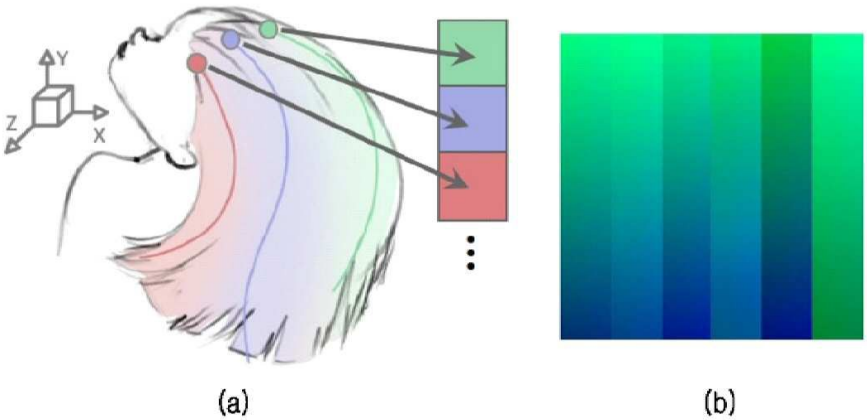
도면8


시 작
학습 데이터 생성부를 통해 머리카락 이미지를 생성하기 위한 LR-HR 데이터 쌍을 설정하는 단계
810
기하학 영상 변환부를 통해 LR-HR 데이터 쌍을 스트랜드 초해상도 네트워크의 학습 과정에 이용하기 위한 HR 기하학 영상으로 변환하는 단계
820
비선형 변환부를 통해 HR 기하학 영상을 이용하여 비선형 변환을 통해 2D에서 3D 머리카락 이미지로 재구성하는 단계
830
종 료

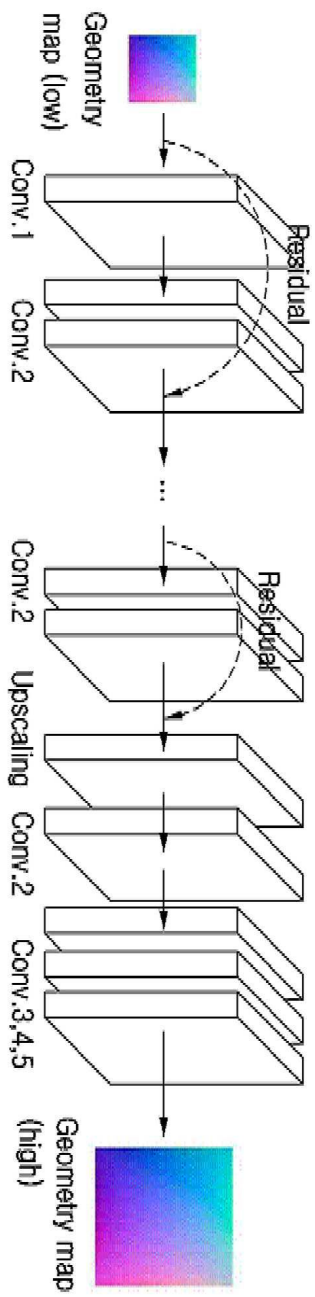
도면9


900
프로세서
910
학습 데이터 생성부
911
기하학 영상 변환부
912
비선형 변환부
913
930
950
920
네트워크 인터페이스
데이터베이스
메모리
940
운영 체제
941
차량 센싱 정보를 활용한 CNN 기반
V2V 통신 커버리지 예측 루틴
942

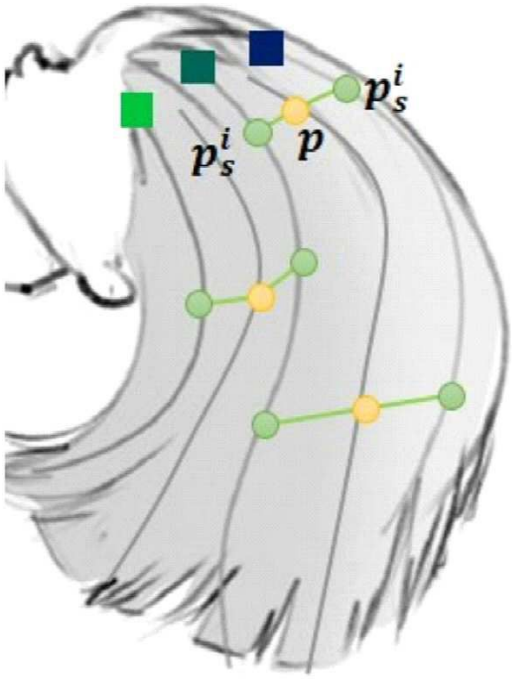
도면10


Y
Z
X
(a)
(b)

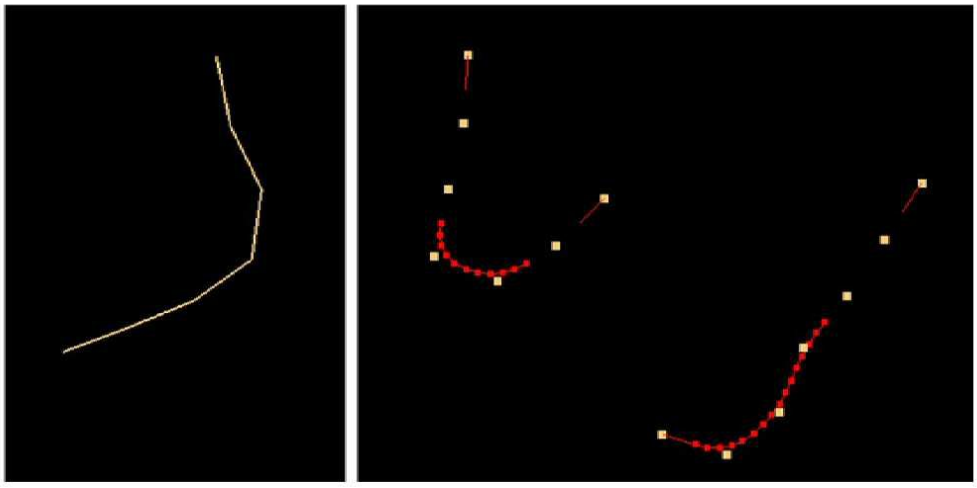
도면11


Geometry map (low)
Conv.1
Conv.2
Residual
...
Conv.2
Residual
Upscaling
Conv.2
Conv.3,4,5
Geometry map (high)

도면12



도면13



도면14

