



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0112936
(43) 공개일자 2023년07월28일

- | | |
|---|---|
| <p>(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 <i>G03H 1/22</i> (2006.01) <i>G03H 1/04</i> (2006.01)
 <i>G06N 3/08</i> (2023.01) <i>G06T 5/00</i> (2019.01)</p> <p>(52) CPC특허분류
 <i>G03H 1/2202</i> (2013.01)
 <i>G03H 1/0443</i> (2013.01)</p> <p>(21) 출원번호 10-2022-0009149
 (22) 출원일자 2022년01월21일
 심사청구일자 없음</p> | <p>(71) 출원인
 삼성전자주식회사
 경기도 수원시 영통구 삼성로 129 (매탄동)
 경희대학교 산학협력단
 경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)</p> <p>(72) 발명자
 유현승
 경기도 수원시 영통구 권선로882번길 94, 201호 (신동)
 민성욱
 서울특별시 동대문구 경희대로 26(회기동)
 (뒷면에 계속)</p> <p>(74) 대리인
 리앤목특허법인</p> |
|---|---|

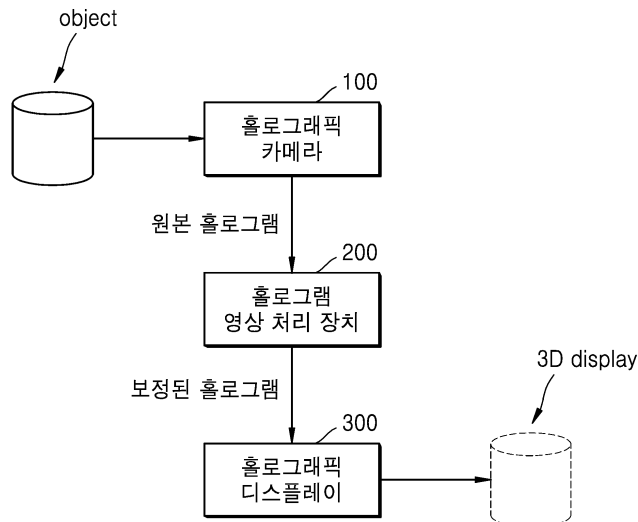
전체 청구항 수 : 총 15 항

(54) 발명의 명칭 **홀로그램 영상을 처리하는 방법 및 장치**

(57) 요약

본 명세서는 홀로그램 영상을 처리하는 방법 및 장치를 개시한다. 홀로그램 영상을 처리하는 방법은 원본 이미지에 기초하여 생성된 학습 데이터 세트를 이용하여 뉴럴 네트워크를 학습시키는 단계, 및 홀로그램 보정을 학습한 뉴럴 네트워크를 이용하여 홀로그래픽 카메라가 캡처한 원본 홀로그램 영상을 보정하여 보정된 홀로그램 영상을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/08 (2023.01)

G06T 5/001 (2013.01)

(72) 발명자

김영록

서울특별시 동대문구 경희대로 26(희기동)

서원택

경기도 수원시 영통구 삼성로 130 (삼성전자종합
기술원)

양대호

서울특별시 구로구 새말로 93, 101동 1002호 (구로
동, 신도림태영타운)

이홍석

서울특별시 강남구 삼성로 151, 1동 209호 (대
치동, 선경아파트)

명세서

청구범위

청구항 1

홀로그래프 영상을 처리하는 장치에 있어서,
하나 이상의 인스트럭션을 저장하는 메모리;
상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행하는 프로세서를 포함하고,
상기 프로세서는 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써,
홀로그래프 보정을 학습한 뉴럴 네트워크를 이용하여 홀로그래픽 카메라가 캡처한 원본 홀로그래프 영상을 보정하여, 보정된 홀로그래프 영상을 생성하는, 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,
상기 프로세서는
상기 원본 홀로그래프 영상을 특정 깊이로 전파하여 상기 뉴럴 네트워크에 입력하는, 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,
상기 프로세서는
상기 홀로그래픽 카메라가 캡처한 N개의 홀로그래프를 기 설정된 특정 깊이로 전파하여 학습 데이터 세트를 생성하는, 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,
상기 N개의 홀로그래프는
상기 홀로그래픽 카메라로부터 서로 다른 깊이에 각각 위치한 N개의 원본 이미지 각각을 상기 홀로그래픽 카메라가 캡처한 것을 특징으로 하는, 장치.

청구항 5

제4항에 있어서,
상기 N개의 원본 이미지는 2차원 평면 이미지인 것을 특징으로 하는, 장치.

청구항 6

제1항에 있어서,
상기 프로세서는 원본 이미지에 기초하여 학습 데이터 세트를 생성하고,

상기 뉴럴 네트워크는

상기 학습 데이터 세트를 입력 받아 보정된 홀로그램 세트를 생성하고,

상기 보정된 홀로그램 세트를 복원하여 복원 이미지 세트를 생성하고,

상기 복원 이미지 세트와 상기 원본 이미지 세트를 각각 비교하여 손실 값을 계산하고, 상기 손실 값이 작아지는 방향으로 홀로그램 보정을 학습하는, 장치.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 프로세서는

상기 보정된 홀로그램 세트 각각을 상기 원본 이미지 세트 각각이 가지는 원래의 깊이로 전파하여 복원 이미지 세트를 생성하는, 장치.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 뉴럴 네트워크는 resnet 블록으로 구성된 장치.

청구항 9

홀로그램 영상을 처리하는 방법에 있어서,

원본 이미지에 기초하여 생성된 학습 데이터 세트를 이용하여 뉴럴 네트워크를 학습시키는 단계; 및

홀로그램 보정을 학습한 뉴럴 네트워크를 이용하여 홀로그래픽 카메라가 캡처한 원본 홀로그램 영상을 보정하여, 보정된 홀로그램 영상을 생성하는 단계;를 포함하는 방법.

청구항 10

제9항에 있어서

상기 원본 홀로그램 영상을 특정 깊이로 전파하여 상기 뉴럴 네트워크에 입력하는 단계;를 더 포함하는 방법.

청구항 11

제9항에 있어서,

상기 학습 데이터 세트는

상기 홀로그래픽 카메라가 캡처한 N개의 홀로그램을 기 설정된 특정 깊이로 전파하여 생성하는, 방법.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 N개의 홀로그램은

상기 홀로그래픽 카메라로부터 서로 다른 깊이에 각각 위치한 N개의 원본 이미지 각각을 상기 홀로그래픽 카메라가 캡처한 것을 특징으로 하는, 방법.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 N개의 원본 이미지는 2차원 평면 이미지인 것을 특징으로 하는, 방법.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 학습 데이터 세트는 원본 이미지에 기초하여 생성되고,

상기 뉴럴 네트워크를 학습시키는 단계는

학습 데이터 세트를 상기 뉴럴 네트워크에 입력하여 보정된 홀로그램 세트를 생성하는 단계;

상기 보정된 홀로그램 세트를 복원하여 복원 이미지 세트를 생성하는 단계;

상기 복원 이미지 세트와 상기 원본 이미지 세트를 각각 비교하여 손실 값을 계산하는 단계; 및

상기 손실 값이 작아지는 방향으로 홀로그램 보정을 학습하는 단계;를 포함하는, 방법.

청구항 15

제14항에 있어서

상기 복원 이미지 세트를 생성하는 단계는

상기 보정된 홀로그램 세트 각각을 상기 원본 이미지 세트 각각이 가지는 원래의 깊이로 전파하여 상기 복원 이미지 세트를 생성하는, 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 명세서는 홀로그램 영상을 처리하는 방법 및 장치에 관한다.

배경 기술

[0002] 홀로그래피(holography)는 빛의 회절과 간섭을 이용하여 물체의 3차원 정보를 기록하고 재생하는 기술이다. 홀로그래피는 홀로그램을 획득할 수 있는 카메라와, 획득된 홀로그램을 재생할 수 있는 홀로그래픽 디스플레이가 기술의 중요한 두 축을 형성한다.

[0003] 홀로그래픽 디스플레이는 공간 상에 깊이감 있는 영상을 제공하는 장치로서, 실제 3차원 이미지의 광학장을 직접적으로 재생하기 때문에 실감 나고 피로감 없는 영상 제공이 가능하다. 홀로그래픽 디스플레이에서 영상 재생을 위해서는 3차원 콘텐츠를 홀로그램으로 기록한 데이터가 필요하다.

[0004] 홀로그램이란 물체파(object wave)의 진폭 및 위상 정보를 기록하는 기술로서, 물체의 3차원 깊이 정보를 정확히 표현하여 재생할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 이러한 홀로그램은 실제 3차원 물체를 특수한 홀로그래픽 카메라로 캡처하거나, 컴퓨터 알고리즘을 통해 계산해낼 수 있다. 후자와 같은 방식은 일반적으로 Computer generated hologram (CGH) 이라고 칭한다.

[0005] 홀로그래픽 카메라의 한 예로는 자가간섭 홀로그래픽 카메라(SIDH Camera: Self-interference digital holography Camera)를 들 수 있다. 자가간섭 홀로그래픽 카메라는 3차원 물체로부터 전파되는 입사광의 홀로그램을 획득하는 장치이다. 자가간섭 홀로그래픽 카메라는 결맞음성이 없는 광원에 대해서도 작동한다는 큰 장점을 가지고 있기에, 범용 3D 카메라서의 활용 잠재력이 크다.

[0006] 그러나 이러한 활용 잠재력에도 불구하고, 자가간섭 홀로그래픽 카메라에서 획득된 홀로그램으로부터 이미지를

복원하게 되면 화질 저하가 발생하는 문제가 대두되고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 본 명세서는 홀로그래프 영상을 처리하는 방법 및 장치를 제공하는데 있다. 본 명세서의 다양한 실시예들은 홀로그래픽 카메라가 캡처한 홀로그래프 영상의 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정하여 보정된 홀로그래프를 생성하는 것을 목적으로 한다. 본 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 이하의 실시예들로부터 또 다른 기술적 과제들이 유추될 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0008] 진술한 기술적 과제를 해결하기 위한 수단으로서, 일 실시예에 따른 홀로그래프 영상을 처리하는 장치는 하나 이상의 인스트럭션을 저장하는 메모리; 상기 메모리에 저장된 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는 상기 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 홀로그래프 보정을 학습한 뉴럴 네트워크를 이용하여 홀로그래픽 카메라가 캡처한 원본 홀로그래프 영상을 보정하여 보정된 홀로그래프 영상을 생성한다.
- [0009] 다른 측면에 따른 홀로그래프 영상을 처리하는 방법은 원본 이미지에 기초하여 생성된 학습 데이터 세트를 이용하여 뉴럴 네트워크를 학습시키는 단계; 및 홀로그래프 보정을 학습한 뉴럴 네트워크를 이용하여 홀로그래픽 카메라가 캡처한 원본 홀로그래프 영상을 보정하여 보정된 홀로그래프 영상을 생성하는 단계; 를 포함한다.

도면의 간단한 설명

- [0010] 도 1은 본 명세서의 일 실시예에 따른 자가간섭 디지털 홀로그래픽 시스템의 기본 구성을 개념적으로 도시한 개념도이다.
- 도 2는 본 명세서의 일 실시예에 따른 자가간섭 홀로그래픽 카메라의 기본 구성을 개념적으로 도시한 개념도이다.
- 도 3은 본 명세서의 일 실시예에 따른 홀로그래프 영상 처리 장치의 하드웨어 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 4는 일 실시예에 따른 홀로그래픽 디스플레이를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5는 실시예에 따라 뉴럴 네트워크가 입력 데이터로부터 홀로그래프 영상을 처리하는 방법을 학습하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 실시예에 따라 학습 데이터 세트 생성을 위해 홀로그래픽 카메라가 원본 이미지를 캡처하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 7은 실시예에 따른 학습 데이터 세트 생성 및 뉴럴 네트워크의 학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 8은 실시예에 따른 학습 데이터 세트를 생성하는 방법을 설명하는 순서도이다.
- 도 9는 실시예에 따른 뉴럴 네트워크를 학습하는 방법을 설명하는 순서도이다.
- 도 10은 실시예에 따른 홀로그래프 영상 처리를 적용한 실험 결과를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0011] 본 실시예들에서 사용되는 용어는 본 실시예들에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 기술분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 판례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 임의로 선정된 용어도 있으며, 이 경우 해당 실시예의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서, 본 실시예들에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 실시예들의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0012] 실시예들에 대한 설명들에서, 어떤 부분이 다른 부분과 연결되어 있다고 할 때, 이는 직접적으로 연결되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 구성요소를 사이에 두고 전기적으로 연결되어 있는 경우도 포함한다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소

를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

- [0013] 본 실시예들에서 사용되는 "구성된다" 또는 "포함한다" 등의 용어는 명세서 상에 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.
- [0014] 또한, 본 명세서에서 사용되는 '제 1' 또는 '제 2' 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용할 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로 사용될 수 있다.
- [0015] 하기 실시예들에 대한 설명은 권리범위를 제한하는 것으로 해석되지 말아야 하며, 해당 기술분야의 당업자가 용이하게 유추할 수 있는 것은 실시예들의 권리범위에 속하는 것으로 해석되어야 할 것이다. 이하 첨부된 도면들을 참조하면서 오로지 예시를 위한 실시예들을 상세히 설명하기로 한다.
- [0016] 도 1은 본 명세서의 일 실시예에 따른 홀로그래픽 시스템의 개략도이다.
- [0017] 실시예에 따른 홀로그래픽 시스템은 홀로그래픽 카메라(100), 홀로그램 영상 처리 장치(200), 홀로그래픽 디스플레이(300)를 포함한다.
- [0018] 홀로그래픽 카메라(100)는 객체(object)를 촬영하여 홀로그램을 획득한다. 홀로그램은 물체파와 참조파의 간섭 패턴(interference pattern)을 이용하여 객체를 3D 공간 상에 표시할 수 있다. 홀로그래픽 카메라(100)의 한 예로는 자가간섭 홀로그래픽 카메라(SIDH Camera: Self-interference digital holography Camera)를 들 수 있다. 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)는 결맞음성이 없는 광원에 대해서도 작동한다는 장점을 가지고 있기에, 범용 3D 카메라로서의 활용 잠재력이 크다.
- [0019] 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 홀로그램의 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정 하는 장치이다. 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램을 입력 받는다. 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 입력 받은 홀로그램의 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정한다. 이하에서는 홀로그램 영상 처리 장치(200)가 입력 받는 홀로그램은 원본 홀로그램으로 정의하고, 홀로그램 영상 처리 장치(200)가 원본 홀로그램의 영상을 처리하여 생성한 홀로그램을 보정된 홀로그램으로 정의한다. 달리 설명하면, 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 홀로그래픽 카메라(100)로 캡처한 원본 홀로그램의 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정하여 보정된 홀로그램을 생성한다.
- [0020] 홀로그래픽 디스플레이(300)는 홀로그램 재생 장치로서 3D 공간 상에 홀로그래픽 이미지를 표시할 수 있는 장치에 해당할 수 있다. 홀로그래픽 디스플레이(300)는 홀로그램 영상 처리 장치(200)로부터 제공된 보정된 홀로그램을 입력 받을 수 있다. 홀로그래픽 디스플레이(300)는 공간 광 변조기(SLM)와 같은 홀로그램 재생을 위한 하드웨어 모듈을 포함할 수 있다. 공간 광 변조기(SLM)는 빛의 진폭을 제어하는 Amplitude SLM 또는 빛의 위상을 제어하는 Phase SLM 등에 해당할 수 있다. 또한, 홀로그래픽 디스플레이(300)는 LCoS, LCD, OLED 등과 같은 다양한 종류의 디스플레이 패널을 포함할 수 있다.
- [0021] 도 2는 본 명세서의 일 실시예에 따른 자가간섭 홀로그래픽 카메라의 기본 구성을 개념적으로 도시한 개념도이다.
- [0022] 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)는 결맞음성이 없는 광원에 대해서도 작동한다는 큰 장점을 가지고 있다. 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)는 대상 물체로부터 전파되는 입사광을 자가 간섭 방식으로 간섭 무늬를 생성하여 홀로그램을 획득하는 구조이다. 일 실시예에 따른 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)는 입사광이 통과하도록 배치되어 입사광을 좌원 편광 및 우원 편광으로 변화시키는 기하학적 위상 렌즈(110)와, 기하학적 위상 렌즈(110)를 통해 변화된 좌원 편광 및 우원 편광을 수광하는 이미지 센서(120), 기하학적 위상 렌즈(110) 전방에 배치되어 입사광을 집광하는 입사 렌즈(130)를 포함한다. 입사광은 기하학적 위상 렌즈(110)를 통과하는 과정에서 좌원 편광 및 우원 편광으로 변화되고, 변화된 좌원 편광 및 우원 편광의 간섭에 의해 간섭 무늬가 생성된다. 이러한 간섭 무늬는 이미지 센서(120) 상에서 생성되어 이미지 센서(120)에 의해 획득된다.
- [0023] 기하학적 위상 렌즈(110)는 액정이 특정 고정 배열을 유지해 렌즈의 역할을 하는 소자이다. 일반적인 렌즈는 굴절률이 다른 매질의 두께를 조절해 입사광의 파면을 변조해 수렴 혹은 발산하게 하는 동적 위상(dynamic phase) 변조를 하지만, 기하학적 위상 렌즈(110)는 액정의 복굴절 특성에 따른 빛의 편광상태 변화로 위상 변화가 일어나고, 이에 따라 입사광의 파면이 변조된다는 차이점을 가진다.

- [0024] 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)는 결맞음성이 없는 광원에 대해서도 작동한다는 큰 장점을 가지고 있지만, 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)에서 획득된 홀로그램으로부터 이미지를 복원하게 되면 화질 저하가 발생하는 문제가 있다. 화질 저하의 주요 요인은 기하학적 위상 렌즈(110)에서 발생하는 수차(aberration), 샷 노이즈, 광량 부족으로 인한 노이즈 증가 등이 있다.
- [0025] 또한 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)로부터 획득된 홀로그램으로부터 이미지를 복원하는 과정에서 각 파장이 맺히는 초점 거리 또한 어긋나게 되는데, 이는 기하학적 위상 렌즈(110)의 불완전함에서 기인한다. 즉, 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)로부터 획득된 홀로그램을 홀로그래픽 디스플레이(300)에서 재생하게 되면 색별로 다른 초점에 영상이 맺히게 되어, 정확한 초점 정보를 제공해주지 못한다. 따라서 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)로부터 획득한 홀로그램을 홀로그래픽 디스플레이(300)에 선명한 화질로 정확한 3차원 정보를 표현하기 위해서는 획득한 홀로그램을 필터링하여 화질을 개선하는 과정이 필수적이며, 본 개시는 이러한 화질 개선을 일 목적으로 한다.
- [0026] 이하에서 개시할 다양한 실시예에 따른 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)로 캡처한 원본 홀로그램의 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정하여 보정된 홀로그램을 생성하는 것을 목적으로 한다. 다만, 본 명세서의 기술 사상이 자가간섭 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램만을 대상으로 한정하여 홀로그램 영상을 처리하는 것으로 한정된 것은 아니다. 실시예에 따른 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처하여 생성한 홀로그램이라면, 원본 홀로그램을 입력 받아, 노이즈를 필터링하거나 색감 등을 보정하여 보정된 홀로그램을 생성할 수 있다.
- [0027] 도 3은 본 명세서의 일 실시예에 따른 홀로그램 영상 처리 장치(200)의 하드웨어 구성을 도시한 블록도이다.
- [0028] 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 프로세서(210), 메모리(220), 뉴럴 네트워크(230)를 포함할 수 있다. 도 3에 도시된 홀로그램 영상 처리 장치(200)에는 본 실시예들과 관련된 구성요소들만이 도시되어 있다. 따라서, 홀로그램 영상 처리 장치(200)에는 도 3에 도시된 구성요소들 외에 다른 범용적인 구성요소들이 더 포함될 수 있음은 본 명세서에 개시된 기술 분야의 통상의 기술자에게 자명하다.
- [0029] 실시예에서 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 적어도 하나의 뉴럴 네트워크(230)를 이용하여 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램 영상을 보정하고, 화질 개선된 홀로그램 영상을 생성할 수 있다. 다양한 실시예에서 프로세서(210)는 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램 영상을 특정 깊이로 전파한 뒤에 뉴럴 네트워크(230)에 입력하여 홀로그램 영상을 보정할 수 있다.
- [0030] 프로세서(210)는 PC(personal computer), 서버 디바이스, TV(television), 모바일 디바이스(스마트폰, 태블릿 디바이스 등), 임베디드 디바이스, 자율주행 자동차, 웨어러블 디바이스, AR(Augmented Reality) 디바이스, IoT(Internet of Things) 디바이스 등의 다양한 종류의 컴퓨팅 디바이스들에 구비된 프로세서(210)에 해당할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(210)는 CPU(central processing unit), GPU(graphics processing unit), AP(application processor), NPU(neural processing unit) 등과 같은 프로세서(210)에 해당할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0031] 프로세서(210)는 다수의 논리 게이트들의 어레이로 구현될 수도 있고, 범용적인 마이크로 프로세서와 이 마이크로 프로세서에서 실행될 수 있는 프로그램이 저장된 메모리(220)의 조합으로 구현될 수도 있다. 또한, 다른 형태의 하드웨어로 구현될 수도 있음은 본 명세서에 개시된 실시예가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이해할 수 있다.
- [0032] 프로세서(210)는 홀로그램 영상 처리 장치(200)의 전반적인 동작을 제어한다. 실시예에서 프로세서(210)는 뉴럴 네트워크(230)를 제어할 수 있다. 실시예에서 프로세서(210)는 원본 홀로그램 영상을 특정 깊이로 전파하여 뉴럴 네트워크(230)에 입력한다. 프로세서(210)는 메모리(220)에 저장된 하나 이상의 인스트럭션을 실행함으로써, 홀로그램 영상 처리 장치(200)가 기능하도록 제어할 수 있다.
- [0033] 일 실시예에서, 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 기술을 이용할 수 있다. AI 기술은 기계학습(딥러닝) 및 기계학습을 활용한 요소 기술들로 구성될 수 있다. AI 기술은 알고리즘을 활용하여 구현될 수 있다. 여기서, AI 기술을 구현하기 위한 알고리즘 또는 알고리즘의 집합을 뉴럴 네트워크(Neural Network, 신경망)이라 한다. 뉴럴 네트워크(230)는 입력 데이터를 입력 받고, 분석 및 분류를 위한 연산을 수행하여, 결과 데이터를 출력할 수 있다. 이와 같이 뉴럴 네트워크(230)가 입력 데이터에 대응되는 결과 데이터를 정확하게 출력하기 위해서는, 뉴럴 네트워크(230)를 학습(training) 시킬 필요가 있다. 여기서, "학습"은 뉴럴 네트워크로 다양한 데이터들을 입력시키고, 입력된 데이터들을 분석하는 방법, 입력된 데이터들

을 분류하는 방법, 및/또는 입력된 데이터들에서 결과 데이터 생성에 필요한 특징을 추출하는 방법 등을 뉴럴 네트워크(230)가 스스로 발견 또는 터득할 수 있도록 뉴럴 네트워크(230)를 훈련시키는 것을 의미할 수 있다. 뉴럴 네트워크(230)를 학습시킨다는 것은 다수의 학습 데이터들에 학습 알고리즘을 적용함으로써, 원하는 특성의 인공지능 모델이 만들어짐을 의미한다. 이러한 학습은 실시예에서 인공지능이 수행되는 홀로그래프 영상 처리 장치(200) 자체에서 이루어질 수도 있고, 별도의 서버/시스템을 통해 이루어 질 수도 있다.

[0034] 학습 알고리즘은, 다수의 학습 데이터들을 이용하여 소정의 대상 기기(예컨대, 로봇)를 훈련시켜 소정의 대상 기기 스스로 결정을 내리거나 예측을 할 수 있도록 하는 방법이다. 학습 알고리즘의 예로는, 지도형 학습(supervised learning), 비지도형 학습(unsupervised learning), 준지도형 학습(semi-supervised learning) 또는 강화 학습(reinforcement learning)이 있으며, 실시예에서의 학습 알고리즘은 명시한 경우를 제외하고 전술한 예에 한정되지 않는다.

[0035] 뉴럴 네트워크(230)를 통하여 입력 데이터에 대응되는 출력 데이터를 출력하도록 하는 알고리즘의 집합, 알고리즘의 집합을 실행하는 소프트웨어 및/또는 알고리즘의 집합을 실행하는 하드웨어를 ‘AI 모델’ (또는, ‘인공지능 모델’)이라 칭할 수 있다.

[0036] 프로세서(210)는 기 정의된 동작 규칙 또는 AI 모델에 따라, 입력 데이터를 처리할 수 있다. 기 정의된 동작 규칙 또는 AI 모델은 특정한 알고리즘을 이용하여 만들어진 것일 수 있다. 또한 AI 모델은 특정한 알고리즘이 학습된 것일 수 있다. 프로세서(210)는 AI 모델을 통하여 입력 데이터에 대응되는 출력 데이터를 생성할 수 있다.

[0037] 실시예에서, 프로세서(210)는 AI 모델을 적어도 하나 저장하고 있을 수 있다. 실시예에서 프로세서(210)는 복수개의 AI 모델들을 이용하여 입력 영상으로부터 출력 데이터를 생성할 수 있다. 실시예에서, 프로세서(210)가 아닌 메모리(220)가 전술한 AI 모델들을 저장하고 있을 수도 있다.

[0038] 실시예에 따른 메모리(220)는, 적어도 하나의 인스트럭션을 저장할 수 있다. 메모리(220)는 프로세서(210)가 실행하는 적어도 하나의 프로그램을 저장하고 있을 수 있다. 메모리(220)에는 적어도 하나의 뉴럴 네트워크(230) 및/또는 기 정의된 동작 규칙이나 AI 모델이 저장될 수 있다. 또한 메모리(220)는 홀로그래프 영상 처리 장치(200)로 입력되거나 홀로그래프 영상 처리 장치(200)로부터 출력되는 데이터를 저장할 수 있다.

[0039] 메모리(220)는 휘발성 메모리(volatile memory) 또는 불휘발성 메모리(nonvolatile memory) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 불휘발성 메모리는 ROM (Read Only Memory), PROM (Programmable ROM), EPROM (Electrically Programmable ROM), EEPROM (Electrically Erasable and Programmable ROM), 플래시 메모리, PRAM (Phase-change RAM), MRAM (Magnetic RAM), RRAM (Resistive RAM), FeRAM (Ferroelectric RAM) 등을 포함한다. 휘발성 메모리는 DRAM (Dynamic RAM), SRAM (Static RAM), SDRAM (Synchronous DRAM), PRAM (Phase-change RAM), MRAM (Magnetic RAM), RRAM (Resistive RAM) 등을 포함한다. 실시예에 있어서, 메모리(114)는 HDD(Hard Disk Drive), SSD(Solid State Drive), CF(compact flash), SD(secure digital), Micro-SD(micro secure digital), Mini-SD(mini secure digital), xD(extreme digital) 또는 Memory Stick 중 적어도 하나로 구현될 수 있다.

[0040] 뉴럴 네트워크(230)는 다양한 아키텍처를 가질 수 있으며, resnet 블록으로 구성될 수 있다. 또한, 뉴럴 네트워크(230)는 딥 뉴럴 네트워크(Deep Neural Network, DNN) 또는 n-계층 뉴럴 네트워크(n-layers neural networks)의 아키텍처일 수 있다. DNN 또는 n-계층 뉴럴 네트워크는 컨볼루션 뉴럴 네트워크(Convolutional Neural Networks, CNN), 리커런트 뉴럴 네트워크(Recurrent Neural Networks, RNN), Deep Belief Networks, Restricted Boltzman Machines 등에 해당될 수 있다.

[0041] 뉴럴 네트워크(230)에 입력되는 홀로그래프 및 출력되는 홀로그래프는 진폭 및 위상 정보를 포함하는 복소수로 구성될 수 있다. 복소수는 세가지 형태로 표현될 수 있는데, 2D 복소수 배열, 진폭 2D 배열 및 위상 2D 배열의 조합, 실수부 2D 배열 및 허수부 2D 배열의 조합으로 구성될 수 있다. 여기서 2D 배열이라 함은 RGB 컬러 정보를 포함하는 3채널 2D 배열을 의미한다. 뉴럴 네트워크(230)에 입력되는 홀로그래프 및 출력되는 홀로그래프가 반드시 동일한 형식의 복소수로 표현되어야 하는 것은 아니다.

[0042] 다양한 실시예에서 뉴럴 네트워크(230)는 입력된 홀로그래프로부터 깊이맵을 생성할 수 있다. 입력된 홀로그래프는 깊이 정보를 가지고 있으므로, 뉴럴 네트워크(230)는 입력된 홀로그래프의 3차원 정보를 자동으로 인식하여 이로부터 깊이맵을 생성할 수 있다. 깊이는 홀로그래픽 카메라(100)의 위치를 기준으로 객체가 상대적으로 떨어진 거리를 의미할 수 있다.

[0043] 뉴럴 네트워크(230)는 홀로그래프 영상 처리 장치(200)에 포함되어 구성될 수 있다. 다만, 도 3에 도시된 것과 달리 홀로그래프 영상 처리 장치(200)의 외부에 구현된 별도의 독립적인 장치에 포함될 수 있다. 이때, 뉴럴 네트워

크(230)는 외부의 홀로그램 영상 처리 장치(200)에 의해 데이터를 입력 받고, 딥러닝 연산을 수행한 결과를 출력할 수 있다. 즉, 홀로그램 영상 처리 장치(200)와 뉴럴 네트워크(230)의 구현 방식은 어느 하나의 실시예에 의해 제한되지 않는다.

- [0044] 도 4는 일 실시예에 따른 홀로그래픽 디스플레이(300)를 설명하기 위한 도면이다.
- [0045] 홀로그래픽 디스플레이(300)는 광원(310), 광학계(320), 및 공간 광 변조기(330)를 포함할 수 있다.
- [0046] 홀로그래픽 디스플레이(300)는 공간 광 변조기(330)에 위치한 홀로그램 플레인(HP), 관찰자의 동공에 위치한 기준 플레인(RP), 및 홀로그래픽 이미지가 위치한 이미지 플레인(IP)에 기초하여 홀로그램을 생성하고 홀로그래픽 이미지를 재생하도록 구성될 수 있다.
- [0047] 홀로그래픽 디스플레이(300)는 홀로그램 영상 처리 장치(200)로부터 제공 받은 보정된 홀로그램에 기초하여 홀로그래픽 이미지를 이미지 플레인(IP) 상에 디스플레이하도록 구성될 수 있다. 이미지 플레인(IP)은 다수의 레이어들로 구성될 수 있다.
- [0048] 광원(310)은 홀로그래픽 이미지를 재생하기 위하여 빛을 방출하도록 구성될 수 있다. 광원(310)은 레이저 다이오드 및/또는 발광 다이오드를 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 광원(310)은 다수의 광원들의 어레이로 구성될 수 있다.
- [0049] 광학계(320)는 홀로그래픽 이미지를 공간적으로 포커싱하도록 구성될 수 있다. 광학계(320)는 공간 광 변조기(330)에 의해 변조되어 형성된 재생광(L)을 공간적으로 포커싱하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 광학계(320)는 기준 플레인(RP)에 재생광(L)을 포커싱하도록 구성될 수 있다. 광학계(320)는 고정된 초점 거리를 갖는 고정 초점 광학계 및/또는 초점 거리가 변화하는 가변 초점 광학계를 포함할 수 있다. 또한, 광학계(320)는 굴절식 렌즈 요소 및/또는 회절 렌즈 요소를 포함할 수 있다.
- [0050] 공간 광 변조기(330)는 홀로그램에 기초하여 빛을 변조하도록 구성될 수 있다. 공간 광 변조기(330)는 홀로그램 영상 처리 장치(200)로부터 제공된 보정된 홀로그램에 기초하여 빛을 회절시켜 변조하기 위한 홀로그램 패턴을 형성할 수 있다. 공간 광 변조기(330)는 진폭 변조기 및/또는 위상 변조기를 포함할 수 있다.
- [0051] 도 5는 실시예에 따라 뉴럴 네트워크가 입력 데이터로부터 홀로그램 영상을 처리하는 방법을 학습하는 것을 설명하기 위한 도면이다.
- [0052] 도 5를 참조하면, 뉴럴 네트워크(500)는 학습 데이터를 획득하고 이를 입력 값으로 하여 학습 모델(530)을 획득할 수 있다. 뉴럴 네트워크(500)는 복수의 학습 데이터가 입력된 것에 응답하여, 복수의 학습 데이터로부터 홀로그램을 보정하는 방법을 학습할 수 있으며, 학습된 결과에 기초하여 학습 모델(530)을 생성할 수 있다.
- [0053] 실시예에서, 학습 데이터는 프로세서(210)가 생성한 학습 데이터 세트를 이용하여 생성될 수 있다. 프로세서(210)는 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램을 기 설정된 특정 깊이로 전파하여 학습 데이터를 생성할 수 있다. 또한 프로세서(210)는 학습 데이터를 하나의 데이터가 아니라 N개의 학습 데이터 세트로 생성할 수 있다. 프로세서(210)는 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 N개의 홀로그램을 기 설정된 특정 깊이로 전파하여 학습 데이터 세트를 생성할 수 있다.
- [0054] 여기서 N개의 홀로그램은 N개의 원본 이미지 각각을 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처하여 생성한 홀로그램이다. N개의 원본 이미지는 2차원 평면 이미지로서 홀로그래픽 카메라(100)로부터 서로 다른 깊이(d_1 내지 d_N)에 각각 위치한다. 달리 설명하면 N개의 원본 이미지 각각은 홀로그래픽 카메라(100)로부터 서로 다른 거리에 배치되어 홀로그래픽 카메라(100)에 캡처된다. 여기서 N개의 2차원 평면 이미지는 서로 동일하거나 각각이 서로 다른 이미지라도 무방하다.
- [0055] 학습 모델(530)은 뉴럴 네트워크(500)를 통하여 목적하는 결과를 획득될 수 있도록 하는, 학습된 뉴럴 네트워크(500) 자체가 될 수 있다. 구체적으로, 홀로그램 보정을 위하여, 뉴럴 네트워크(500)를 학습하여, 뉴럴 네트워크(500)를 형성하는 복수개의 노드(node)들 각각에 적용되는 복수개의 가중치(weight)의 값을 설정할 수 있다. 여기서, 가중치는 뉴럴 네트워크(500)의 각 노드들 간의 연결 강도를 의미할 수 있다. 가중치 값은 반복적인 학습을 통하여 최적화될 수 있으며, 결과의 정확도가 소정의 신뢰도를 만족할 때까지 반복적으로 수정될 수 있다. 학습 모델(530)은 최종적으로 설정된 가중치 값들에 의해서 형성된 뉴럴 네트워크(500)가 될 수 있다.
- [0056] 일 실시예에 따르면, 하나 이상의 뉴럴 네트워크(500)를 이용하여 학습 데이터로부터 홀로그램을 보정하는 방법을 학습하는 동작은, 사전에 수행될 수 있다. 또한, 복수의 학습 데이터 중 일부가 변경됨에 따라, 학습 모델

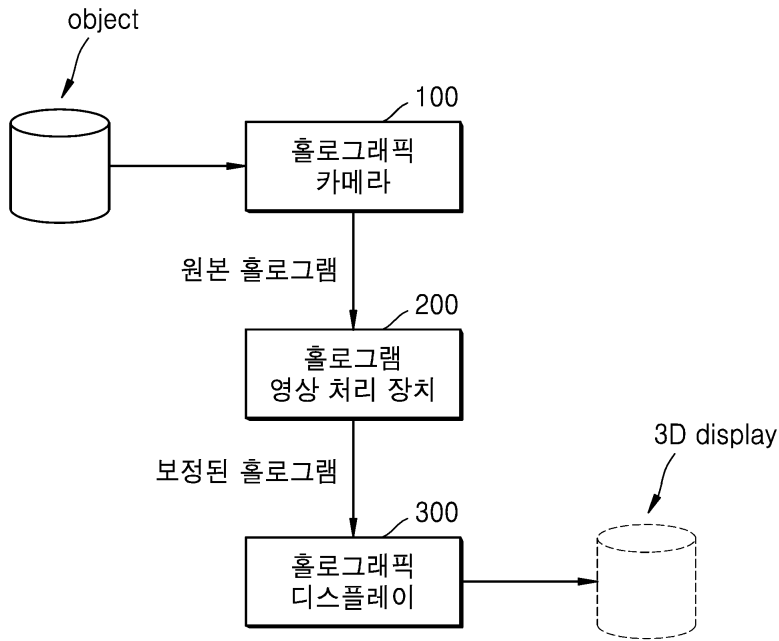
(530)이 업데이트될 수 있다.

- [0057] 일 실시예에서, 하나 이상의 뉴럴 네트워크(500)를 이용하여 학습 데이터로부터 홀로그램을 보정하는 방법을 학습하는 동작은, 컴퓨팅 장치에서 수행될 수 있다. 예를 들어, 외부의 컴퓨팅 장치가 학습하는 동작을 수행하고, 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 외부 컴퓨팅 장치로부터 학습 모델(530)을 수신함으로써, 홀로그램 영상 처리 장치(200)에서 수행되어야 하는 연산량을 줄일 수 있다. 홀로그램 영상 처리 장치(200)는, 학습 모델(530)을 외부 서버로부터 수신하여 메모리에 저장하고, 저장된 학습 모델(530)을 이용하여 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 홀로그램 영상을 보정할 수 있다.
- [0058] 도 6은 실시예에 따라 학습 데이터 세트 생성을 위해 홀로그래픽 카메라가 원본 이미지를 캡처하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0059] 홀로그래픽 카메라(100)는 원본 이미지 세트(610)각각을 캡처하여 캡처된 홀로그램 세트(620)를 생성한다. 홀로그래픽 카메라(100)가 생성한 캡처된 홀로그램 세트(620)는 홀로그램 영상 처리 장치(200)에 입력된다. 원본 이미지 세트(610)는 N개로 구성된 원본 이미지로 구성될 수 있다. 원본 이미지 각각은 홀로그래픽 카메라(100)로부터 서로 다른 거리에 위치에 배치될 수 있다. 달리 말하면 N 개로 구성된 원본 이미지는 서로 다른 깊이 d_1 내지 d_N 에 각각 위치한다. 원본 이미지는 2차원 평면 이미지로 구성될 수 있다. N개의 2차원 평면 이미지는 서로 동일하거나 각각이 서로 다른 이미지라도 무방하다.
- [0060] 도 7은 실시예에 따른 학습 데이터 세트 생성 및 뉴럴 네트워크의 학습 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0061] 프로세서(210)는 홀로그래픽 카메라(100)가 원본 이미지 세트(610)각각을 캡처하여 생성한 캡처된 홀로그램 세트(620)를 기 설정된 특정 깊이 d_c 로 전파하여 학습 데이터 세트를 생성한다.
- [0062] 프로세서(210)가 생성한 학습 데이터 세트(710)는 뉴럴 네트워크(230)를 학습하기 위한 학습 데이터로 사용된다.
- [0063] 뉴럴 네트워크(230)는 학습 데이터 세트(710)를 입력 받아 보정된 홀로그램 세트(720)를 생성한다.
- [0064] 다음 단계로, 뉴럴 네트워크(230)는 보정된 홀로그램 세트(720) 각각을 원래 깊이(target depth)로 전파한다. 원래 깊이란 보정된 홀로그램의 기초가 되는 원본 이미지가 배치된 깊이를 말한다. 즉, 도 6에 도시된 원본 이미지의 깊이 d_1 내지 d_N 을 말한다.
- [0065] 다음 단계로, 뉴럴 네트워크(230)는 보정된 홀로그램 세트(720)를 복원하여 복원 이미지 세트(730)를 생성한다. 복원 이미지 세트(730)는 홀로그램 세트를 디지털 신호처리 기법에 의한 수치적 복원으로 복원되어 생성될 수 있다.
- [0066] 다음 단계로, 뉴럴 네트워크(230)는 복원 이미지 세트(730)와 원본 이미지 세트(610)를 각각 비교하여 손실 값을 계산한다. 뉴럴 네트워크(230)는 손실 값이 작아지는 방향으로 홀로그램 보정을 학습한다. 손실 함수는 이미지 세트 간의 최소제곱오류(MSE: Mean Squared Error) 또는 VGG 등 다양한 함수가 이용될 수 있다.
- [0067] 도 8은 실시예에 따른 학습 데이터 세트를 생성하는 방법을 설명하는 순서도이다.
- [0068] 도 6 내지 도 8을 참조하면, 단계 S810에서 홀로그래픽 카메라(100)는 원본 이미지 세트(610)각각을 캡처하여 캡처된 홀로그램 세트(620)를 생성한다. 원본 이미지 세트는 N개로 구성될 수 있다. N개로 구성된 원본 이미지 각각은 홀로그래픽 카메라(100)로부터 서로 다른 거리에 배치된다.
- [0069] 단계 S820에서 프로세서(210)는 홀로그래픽 카메라(100)가 원본 이미지 세트(610)각각을 캡처하여 생성한 캡처된 홀로그램 세트(620)를 기 설정된 특정 깊이 d_c 로 전파하여 학습 데이터 세트(710)를 생성한다.
- [0070] 도 9는 실시예에 따른 뉴럴 네트워크(230)를 학습하는 방법을 설명하는 순서도이다.
- [0071] 뉴럴 네트워크(230)를 학습하는 방법은 도 3 및 도 5에 도시된 뉴럴 네트워크(230)에서 시계열적으로 처리되는 단계들로 구성된다. 따라서, 이하에서 생략된 내용이라 하더라도 도 3 및 도 5를 참조하여 뉴럴 네트워크(230)에 관하여 기술된 내용은 도 9의 방법에도 적용됨을 알 수 있다. 따라서, 중복되는 설명은 생략한다.
- [0072] 도 7 및 도 9를 참조하면, 단계 S910에서 뉴럴 네트워크(230)는 학습 데이터 세트(710)를 입력 받아 보정된 홀로그램 세트(720)를 생성한다.

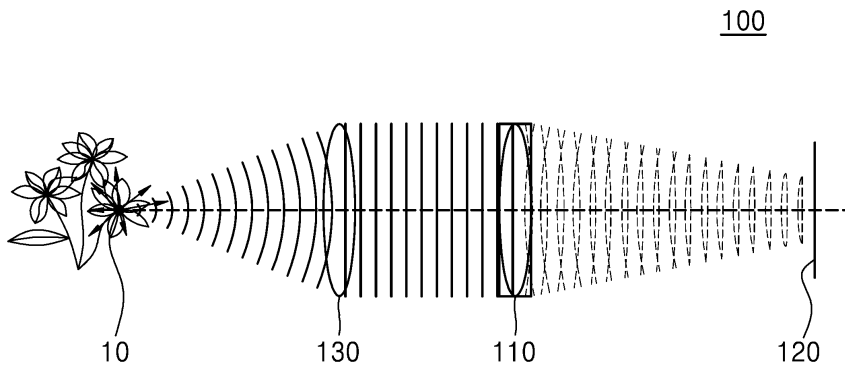
- [0073] 단계 S920에서 뉴럴 네트워크(230)는 보정된 홀로그램 세트(720) 각각을 원래 깊이로 전파한다. 여기서 원래 깊이란 보정된 홀로그램의 기초가 되는 원본 이미지가 배치된 깊이를 말한다. 즉, 도 6에 도시된 원본 이미지의 깊이 d_1 내지 d_N 을 의미한다.
- [0074] 단계 S930에서 뉴럴 네트워크(230)는 보정된 홀로그램 세트(720)를 복원하여 복원 이미지 세트(730)를 생성한다.
- [0075] 단계 S940에서 뉴럴 네트워크(230)는 복원 이미지 세트(730)와 원본 이미지 세트(610)를 각각 비교하여 손실 값을 계산한다.
- [0076] 단계 S950에서 뉴럴 네트워크(230)는 손실 값이 작아지는 방향으로 홀로그램 보정을 학습한다. 손실 함수는 이미지 세트 간의 최소제곱오류(MSE: Mean Squared Error) 또는 VGG 등 다양한 함수가 이용될 수 있다.
- [0077] 도 10은 실시예에 따른 홀로그램 영상 처리를 적용한 실험 결과를 나타낸다.
- [0078] 도면 부호 1010은 원본 이미지이다. 원본 이미지는 2차원 평면 이미지로 구성될 수 있다.
- [0079] 도면 부호 1020은 보정된 홀로그램으로부터 복원된 이미지이다. 홀로그래픽 카메라(100)는 원본 이미지를 캡처하여 원본 홀로그램을 생성한다. 홀로그램 영상 처리 장치(200)는 원본 홀로그램을 입력 받아 보정된 홀로그램을 생성한다.
- [0080] 도면 부호 1030은 원본 이미지를 홀로그래픽 카메라(100)가 캡처한 원본 홀로그램으로부터 복원된 이미지이다.
- [0081] 도 10의 실험 결과는 보정된 홀로그램으로부터 복원된 이미지(1020)가 원본 홀로그램으로부터 복원된 이미지(1030) 보다 홀로그램으로부터 복원된 이미지의 화질이 향상된 결과를 보여준다.
- [0082] 본 실시예들은 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행 가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터 저장 매체 및 통신 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 통신 매체는 전형적으로 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈과 같은 변조된 데이터 신호의 기타 데이터, 또는 기타 전송 메커니즘을 포함하며, 임의의 정보 전달 매체를 포함한다.
- [0083] 또한, 본 명세서에서, "부"는 프로세서 또는 회로와 같은 하드웨어 구성(hardware component), 및/또는 프로세서와 같은 하드웨어 구성에 의해 실행되는 소프트웨어 구성(software component)일 수 있다.
- [0084] 전술한 본 명세서의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 명세서의 내용이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.
- [0085] 본 실시예의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

도면

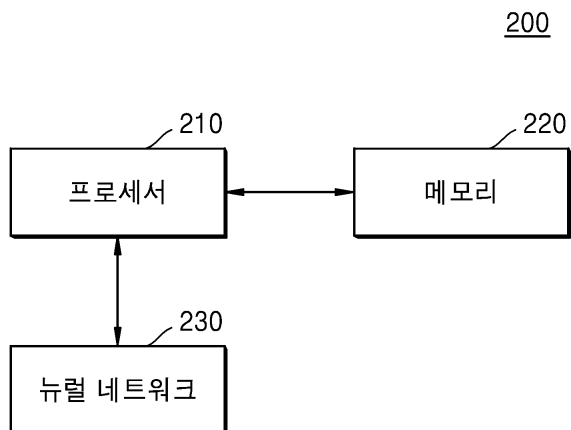
도면1



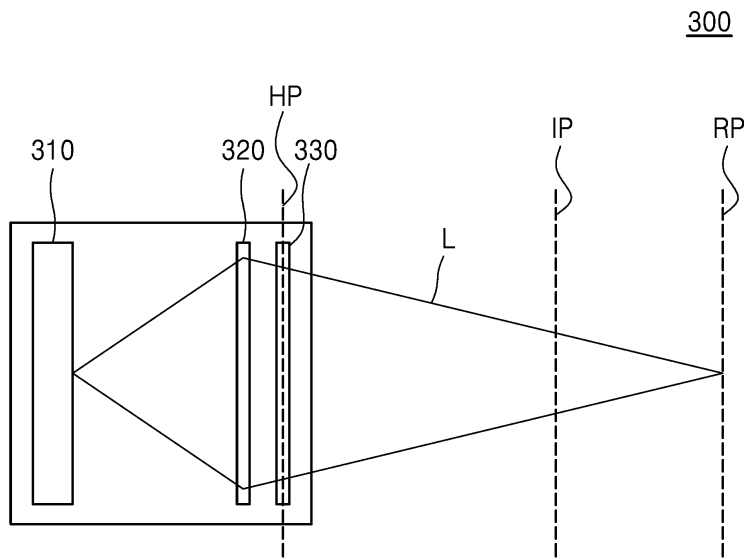
도면2



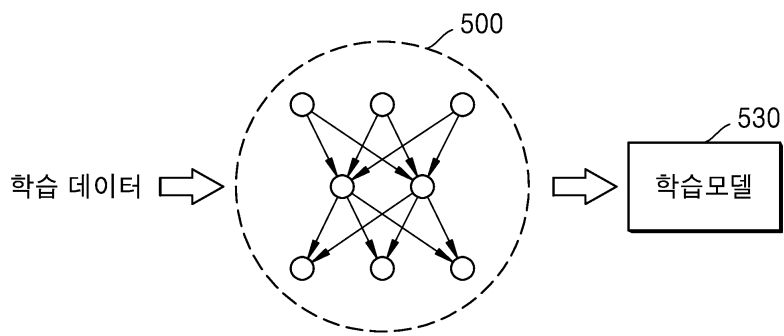
도면3



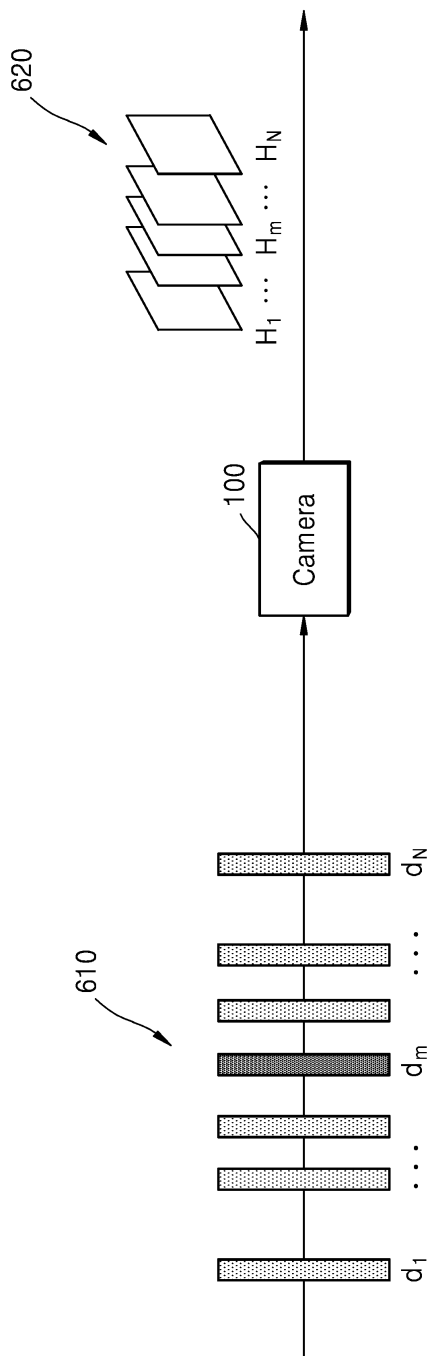
도면4



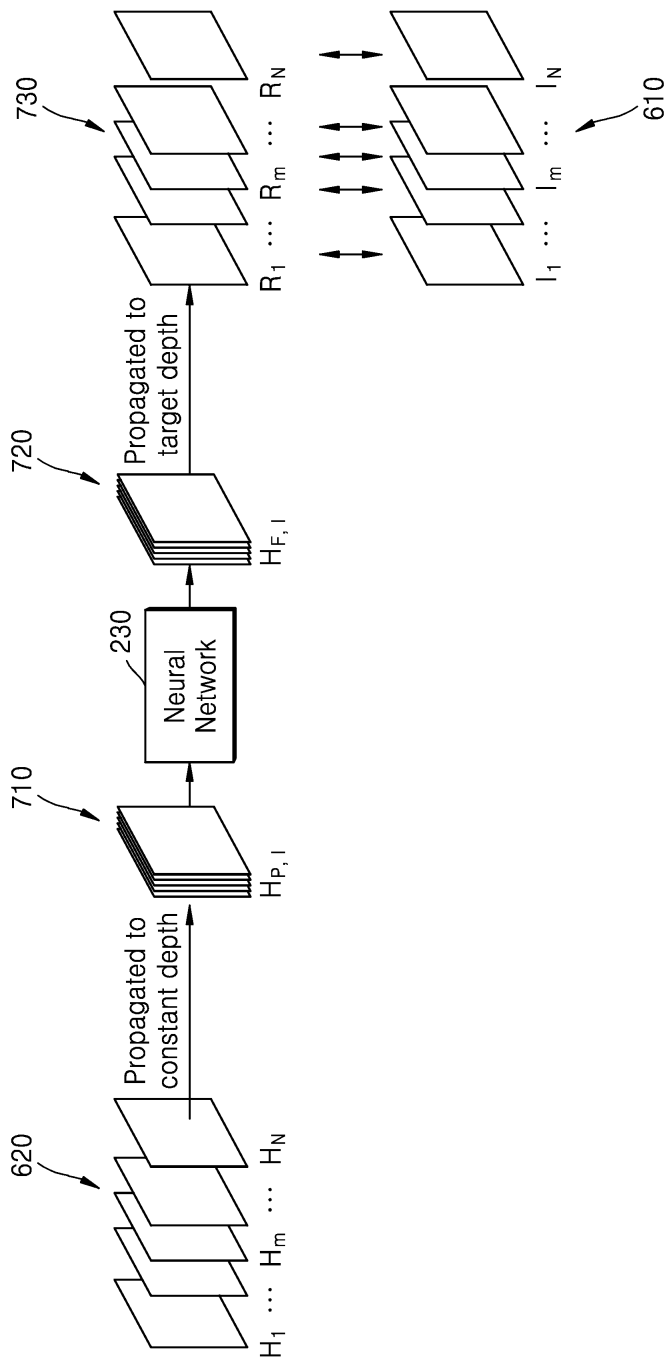
도면5



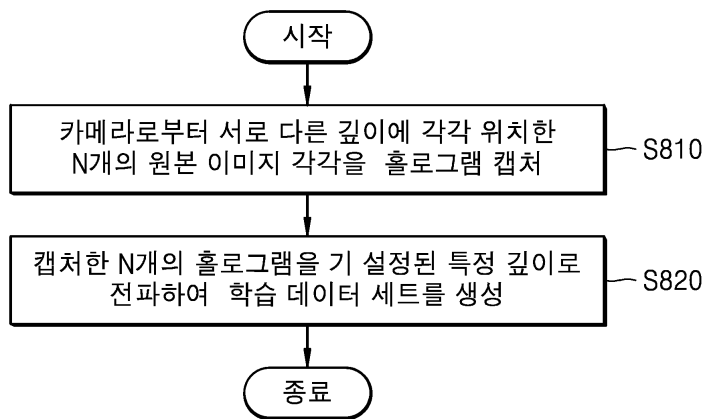
도면6



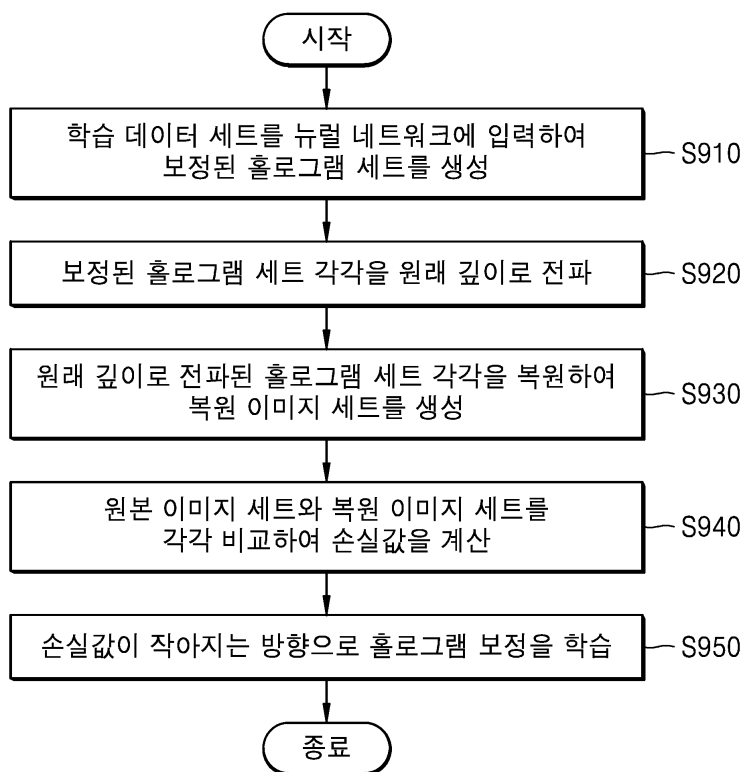
도면7



도면8



도면9



도면10

