



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0106453
(43) 공개일자 2023년07월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/55 (2017.01)

(52) CPC특허분류
G06T 7/55 (2017.01)
G06T 2207/10028 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2022-0002363

(22) 출원일자 2022년01월06일
심사청구일자 없음

(71) 출원인

삼성전자주식회사

경기도 수원시 영통구 삼성로 129 (매탄동)

포항공과대학교 산학협력단

경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)

(72) 발명자

김상우

경상북도 포항시 남구 지곡로 155 교수아파트 6동 505호

김범준

경상북도 포항시 남구 청암로 77 포항공과대학교 대학원아파트 1동 803호

(74) 대리인

특허법인 고려

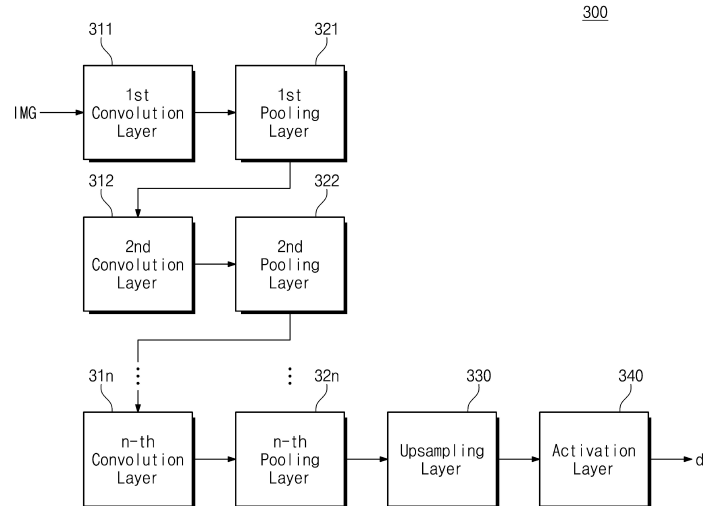
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 전자 장치 및 전자 장치의 동작 방법

(57) 요약

본 기재는 단안 심도 측정 모듈의 기계 학습을 수행하는 프로세서를 포함하는 전자 장치의 동작 방법에 관한 것이다. 본 기재의 동작 방법은, 프로세서에 의해, 서로 다른 위치의 제1 카메라 및 제2 카메라에 의해 각각 촬영된 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득하는 단계, 프로세서에 의해, 제1 이미지에 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 복수회 적용하여 복수의 다중-순환 디스패리티들을 추론하고, 그리고 제1 이미지, 제2 이미지 및 복수의 다중-순환 디스패리티들에 기반하여 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계, 그리고 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여, 프로세서에 의해, 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 기계 학습을 통해 갱신하는 단계를 포함한다.

대표도



명세서

청구범위

청구항 1

단안 심도 측정 모듈의 기계 학습을 수행하는 프로세서를 포함하는 전자 장치의 동작 방법에 있어서:

상기 프로세서에 의해, 서로 다른 위치의 제1 카메라 및 제2 카메라에 의해 각각 촬영된 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득하는 단계;

상기 프로세서에 의해, 상기 제1 이미지에 상기 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 복수회 적용하여 복수의 다중-순환 디스패리티들을 추론하고, 그리고 상기 제1 이미지, 상기 제2 이미지 및 상기 복수의 다중-순환 디스패리티들에 기반하여 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계; 그리고

상기 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여, 상기 프로세서에 의해, 상기 단안 심도 측정 모듈의 상기 가중치들을 기계 학습을 통해 갱신하는 단계를 포함하는 동작 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 복수의 다중-순환 디스패리티들은 상기 제1 이미지의 픽셀들의 각각에 대해 추론되는 동작 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계는:

상기 단안 심도 측정 모듈의 상기 가중치들을 한 번 적용하여 상기 제1 이미지로부터 상기 복수의 다중-순환 디스패리티들 중 제1 다중-순환 디스패리티를 추론하는 단계;

상기 제1 다중-순환 디스패리티를 이용하여, 상기 제2 이미지로부터 제1 복원 이미지를 생성하는 단계; 그리고

상기 제1 이미지 및 상기 제1 복원 이미지 사이의 차이를 상기 복수의 다중-순환 손실 함수들 중 제1 다중-순환 손실 함수로 계산하는 단계를 포함하는 동작 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계는:

상기 단안 심도 측정 모듈의 상기 가중치를 적용하여 제k 복원 이미지(k는 양의 정수)로부터 상기 복수의 다중-순환 디스패리티들 중 제k+1 다중-순환 디스패리티를 추론하는 단계;

상기 제k+1 다중-순환 디스패리티를 이용하여, 상기 제2 이미지로부터 제k+1 복원 이미지를 생성하는 단계; 그리고

상기 제1 이미지 및 상기 제k+1 복원 이미지 사이의 차이를 상기 복수의 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산하는 단계를 더 포함하는 동작 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 k가 최댓값에 도달할 때까지, 상기 k를 순차적으로 증가시키며 상기 제k+1 다중-순환 디스패리티를 추론하는 단계, 상기 제k+1 복원 이미지를 생성하는 단계, 그리고 상기 제1 이미지 및 상기 제k+1 복원 이미지 사이의 차이를 상기 복수의 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산하는 단계가 반복되는 동작 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,
상기 k의 최대값은 사용자에 의해 설정되는 동작 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,
상기 복수의 다중-순환 손실 함수들 중 적어도 하나의 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것에 응답하여, 상기 k가 최대값에 도달하지 않더라도, 상기 제k+1 다중-순환 디스패리티를 추론하는 단계, 상기 제k+1 복원 이미지를 생성하는 단계, 그리고 상기 제1 이미지 및 상기 제k+1 복원 이미지 사이의 차이를 상기 복수의 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산하는 단계의 반복은 중지되는 동작 방법.

청구항 8

제5항에 있어서,
상기 복수의 다중-순환 손실 함수들 중 적어도 하나의 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것에 응답하여, 상기 단안 심도 측정 모듈의 상기 가중치들은 초기화되는 동작 방법.

청구항 9

제4항에 있어서,
상기 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계는:
상기 복원 이미지들 사이의 차이들을 상기 복수의 다중-순환 손실 함수들의 다른 일부로 계산하는 단계를 더 포함하는 동작 방법.

청구항 10

제1 카메라;
외부의 데이터베이스와 통신하도록 구성되는 인터페이스 장치; 그리고
단안 심도 측정 모듈을 실행하도록 구성되는 프로세서를 포함하고,
상기 프로세서는:
상기 외부의 데이터베이스로부터 상기 인터페이스 장치를 통해 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득하고,
상기 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 상기 제1 이미지에 적용하여 각 픽셀에 대응하는 복수의 다중-순환 디스패리티들을 추론하고 그리고 상기 제1 이미지, 상기 제2 이미지 및 상기 복수의 다중-순환 디스패리티들에 기반하여 각 픽셀에 대응하는 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하고, 그리고
상기 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여, 상기 단안 심도 측정 모듈의 상기 가중치들을 기계 학습을 통해 갱신하도록 구성되고, 그리고
상기 프로세서는:
상기 제1 카메라로부터 제3 이미지를 획득하고,
상기 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 상기 제3 이미지에 적용하여 디스패리티들을 추론하고, 그리고
상기 디스패리티들로부터 상기 제3 이미지의 깊이 데이터를 계산하도록 더 구성되는 전자 장치.

발명의 설명

기술 분야

본 기재는 전자 장치에 관한 것으로, 더 상세하게는 단안 심도 측정(monocular depth estimation)을 수행하는 전자 장치 및 전자 장치의 동작 방법에 관한 것이다.

[0001]

배경 기술

- [0002] 사용자의 조작 없이 운행하는 자율 주행 자동차에 대한 연구가 진행되고 있다. 자율 주행 자동차에 필수적인 기술들 중 하나는 대상들과의 거리들을 측정하는 것이다. 대상들과의 거리들이 정확히 측정되어야, 자율 주행 자동차는 운행 경로를 판단할 수 있다.
- [0003] 대상들과의 거리들을 측정하기 위하여, 라이다와 같은 거리 측정 수단이 사용될 수 있다. 또는, 대상들과의 거리들을 측정하기 위하여, 둘 이상의 카메라들과 같은 촬영 수단이 사용될 수 있다. 단안 심도 측정(monocular depth estimation)은 하나의 카메라로부터 획득되는 이미지로부터 대상들과의 거리를 측정할 수 있다. 단안 심도 측정은 하나의 카메라만을 사용하므로, 상대적으로 저렴한 가격으로 구현될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0004] 본 기재의 목적은 향상된 정확도를 갖는 단안 심도 측정 모듈을 구현하는 전자 장치 및 전자 장치의 동작 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0005] 단안 심도 측정 모듈의 기계 학습을 수행하는 프로세서를 포함하는 본 기재의 실시 예에 따른 전자 장치의 동작 방법은, 프로세서에 의해, 서로 다른 위치의 제1 카메라 및 제2 카메라에 의해 각각 촬영된 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득하는 단계, 프로세서에 의해, 제1 이미지에 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 복수회 적용하여 복수의 다중-순환 디스패리티들을 추론하고, 그리고 제1 이미지, 제2 이미지 및 복수의 다중-순환 디스패리티들에 기반하여 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 단계, 그리고 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여, 프로세서에 의해, 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 기계 학습을 통해 갱신하는 단계를 포함한다.
- [0006] 본 기재의 실시 예에 따른 전자 장치는, 제1 카메라, 외부의 데이터베이스와 통신하도록 구성되는 인터페이스 장치, 그리고 단안 심도 측정 모듈을 실행하도록 구성되는 프로세서를 포함하고, 프로세서는 외부의 데이터베이스로부터 인터페이스 장치를 통해 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득하고, 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 제1 이미지에 적용하여 각 픽셀에 대응하는 복수의 다중-순환 디스패리티들을 추론하고 그리고 제1 이미지, 제2 이미지 및 복수의 다중-순환 디스패리티들에 기반하여 각 픽셀에 대응하는 복수의 다중-순환 손실 함수들을 계산하고, 그리고 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여, 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 기계 학습을 통해 갱신하도록 구성되고, 그리고 프로세서는 제1 카메라로부터 제3 이미지를 획득하고, 단안 심도 측정 모듈의 가중치들을 제3 이미지에 적용하여 디스패리티들을 추론하고, 그리고 디스패리티들로부터 제3 이미지의 깊이 데이터를 계산하도록 더 구성된다.
- [0007] 본 기재의 실시 예에 따른 전자 장치는 카메라, 그리고 단안 심도 측정 모듈을 실행하도록 구성되는 프로세서를 포함하고, 프로세서는 카메라로부터 이미지를 획득하고, 단안 심도 측정 모듈을 이용하여 이미지로부터 디스패리티들을 추론하고, 그리고 디스패리티들로부터 이미지의 깊이 데이터를 생성하도록 구성되고, 단안 심도 측정 모듈은 각 픽셀로부터 생성되는 복수의 다중-순환 디스패리티들 및 복수의 다중-순환 손실 함수들에 기반하여 학습된다.

발명의 효과

- [0008] 본 기재에 따르면, 단안 심도 측정 모듈은 다중-순환 기법에 기반하여 반복적으로 학습된다. 따라서, 향상된 정확도를 갖는 단안 심도 측정 모듈을 구현하는 전자 장치 및 전자 장치의 동작 방법이 제공된다.

도면의 간단한 설명

- [0009] 도 1은 본 기재의 제1 실시 예에 따른 전자 장치를 보여준다.
- 도 2는 도 1의 단안 심도 측정 모듈의 예를 보여준다.
- 도 3은 프로세서들이 단안 심도 측정 모듈의 학습을 수행하는 과정의 예를 보여준다.
- 도 4는 프로세서들이 단안 심도 측정 모듈의 다중-순환 학습을 수행하는 과정의 예를 보여준다.

도 5는 제1 카메라 및 제2 카메라에서 대상이 촬영되는 예를 보여준다.

도 6은 디스패리티와 깊이 정보 사이의 관계를 보여준다.

도 7은 프로세서들이 단안 심도 측정 모듈을 이용하여 디스패리티들을 추론하고 그리고 손실 함수들을 계산하는 과정의 예를 보여준다.

도 8은 프로세서들이 단안 심도 측정 모듈의 다중-순환 학습을 수행하는 과정의 다른 예를 보여준다.

도 9는 본 기재의 제2 실시 예에 따른 전자 장치를 보여준다.

도 10은 도 9의 전자 장치의 동작 방법의 예를 보여준다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 이하에서, 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 용이하게 실시할 수 있을 정도로, 본 발명의 실시 예들이 명확하고 상세하게 기재될 것이다. 아래에서, '그리고/또는'의 용어는 해당 용어와 연관되어 나열된 항목들의 어느 하나, 그리고 연관되어 나열된 항목들 중 일부 또는 전부의 조합을 포함하는 것으로 해석된다.
- [0011] 도 1은 본 기재의 제1 실시 예에 따른 전자 장치(100)를 보여준다. 도 1을 참조하면, 전자 장치(100)는 버스(110), 프로세서들(120), 제1 카메라(141), 제2 카메라(142), 메모리(150), 스토리지 장치(160), 그리고 인터페이스 장치(170)를 포함할 수 있다.
- [0012] 버스(110)는 전자 장치(100)의 구성 요소들 사이에 채널을 제공할 수 있다. 버스(110)는 전자 장치(100)의 구성 요소들 사이에서, 명령, 주소, 데이터, 제어 신호를 포함하는 다양한 신호들을 전달할 수 있다.
- [0013] 프로세서들(120)은 전자 장치(100)의 운영 체제 및 다양한 응용들을 실행할 수 있다. 프로세서들(120)은 적어도 하나의 프로세서를 포함할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 센트럴 프로세싱 유닛(121)(CPU), 응용 프로세서(122)(AP), 뉴럴 프로세싱 유닛(123)(NPU), 뉴로모픽 프로세서(124)(NP), 그리고/또는 그래픽 프로세싱 유닛(12n)(GPU)과 같은 다양한 프로세서들(또는 프로세싱 코어들) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0014] 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 실행할 수 있다. 예를 들어, 단안 심도 측정 모듈(130)은 신경망(Neural Network)에 기반하여 구현될 수 있다. 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)이 하나의 이미지 데이터로부터 깊이 데이터를 추론하도록 단안 심도 측정 모듈(130)을 학습시킬 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 서로 다른 위치의 카메라들로부터 획득되는 이미지들의 쌍을 이용하여 단안 심도 측정 모듈(130)을 학습시킬 수 있다.
- [0015] 프로세서들(120)은 한 쌍의 이미지들 중 하나의 이미지로부터 깊이를 추론하고, 다른 하나의 이미지를 이용하여 다중-순환 손실 함수를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 다중-순환 스킴에 기반하여 단안 심도 측정 모듈(130)을 학습시킬 수 있다. 다중-순환 스킴은 한 쌍의 이미지들로부터 두 번 이상의 추론들을 수행함으로써, 단안 심도 측정 모듈(130)의 정확도를 높일 수 있다.
- [0016] 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)는 서로 다른 위치에서, 동일한(또는 유사한) 방향의 이미지들을 촬영할 수 있다. 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)에 의해 획득된 이미지들의 쌍은 버스(110)를 통해 메모리(150)로 전달되고, 그리고 프로세서들(120)에서 단안 심도 측정 모듈(130)의 학습에 사용될 수 있다.
- [0017] 메모리(150)는 프로세서들(120)의 동작 메모리로 사용될 수 있다. 메모리(150)는 동적 랜덤 액세스 메모리(DRAM), 자기 랜덤 액세스 메모리(MRAM), 상 변화 랜덤 액세스 메모리(PRAM), 강유전체 랜덤 액세스 메모리(FRAM), 저항성 랜덤 액세스 메모리(RRAM)와 같은 다양한 랜덤 액세스 메모리들로 구현될 수 있다.
- [0018] 스토리지 장치(160)는 프로세서들(120)에 의해 사용되는 다양한 데이터의 원본 또는 백업본을 저장할 수 있다. 스토리지 장치(160)는 하드 디스크 드라이브 또는 솔리드 스테이트 드라이브로 구현될 수 있다. 솔리드 스테이트 드라이브는 플래시 메모리, 자기 메모리, 강유전체 메모리, 상 변화 메모리, 저항성 메모리와 같은 다양한 불휘발성 메모리들로 구현될 수 있다.
- [0019] 인터페이스 장치(170)는 외부와 통신하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 인터페이스 장치(170)는 외부의 데이터 베이스(200)와 통신할 수 있다. 데이터베이스(200)는 제1 이미지들(IL) 및 제2 이미지들(IR)을 포함할 수 있다. 제1 이미지들(IL) 및 제2 이미지들(IR)은 서로 다른 위치에서, 동일한(또는 유사한) 방향으로 촬영된 이미지들

의 쌍들일 수 있다.

- [0020] 인터페이스 장치(170)는 데이터베이스(200)로부터 제1 이미지들(IL) 및 제2 이미지들(IR)을 수신하여 메모리(150)로 전달할 수 있다. 메모리(150)에 저장된 제1 이미지들(IL) 및 제2 이미지들(IR)의 쌍들은 프로세서(120)에서 단안 심도 측정 모듈(130)의 학습에 사용될 수 있다.
- [0021] 도 2는 도 1의 단안 심도 측정 모듈(130)의 예를 보여준다. 도 1 및 도 2를 참조하면, 단안 심도 측정 모듈(130)은 제1 내지 제n 콘볼루션 레이어들(311~31n), 제1 내지 제n 풀링 레이어들(321~32n), 업샘플링 레이어(330), 그리고 활성 레이어(340)를 포함할 수 있다.
- [0022] 제1 내지 제n 콘볼루션 레이어들(311~31n)의 각각은 입력 데이터에 대해 내부 파라미터들(예를 들어, 가중치들)을 이용하여 콘볼루션 연산을 수행할 수 있다. 제1 콘볼루션 레이어(311)의 입력 데이터는 이미지(IMG)일 수 있다. 예를 들어, 이미지(IMG)는 제1 이미지들(IL) 및 제2 이미지들(IR) 중 하나일 수 있다. 제2 내지 제n 콘볼루션 레이어들(312~31n)의 입력 데이터는 각각 제1 내지 제n-1 풀링 레이어들(321~32n-1)의 출력 데이터들일 수 있다.
- [0023] 제1 내지 제n 풀링 레이어들(321~32n)은 제1 내지 제n 콘볼루션 레이어들(311~31n)의 출력 데이터에 대해 각기 서브 샘플링을 수행할 수 있다. 제n 풀링 레이어(32n)의 출력 데이터는 업샘플링 레이어(330)로 전달될 수 있다. 업샘플링 레이어(330)는 제n 풀링 레이어(32n)의 출력 데이터를 이미지(IMG)의 사이즈로 업샘플링할 수 있다.
- [0024] 활성 레이어(340)는 업샘플링 레이어(330)의 출력 데이터에 대해 시그모이드(sigmoid), 소프트맥스(softmax) 등과 같은 활성 함수를 적용할 수 있다. 활성 영역(340)의 출력은 추론된 디스패리티(d)일 수 있다. 예를 들어, 업샘플링 레이어(330)의 출력 데이터가 이미지(IMG)의 사이즈를 가지므로, 활성 레이어(340)의 출력 데이터는 이미지(IMG)의 사이즈를 가질 수 있다. 활성 레이어(340)의 출력 데이터는 이미지(IMG)의 화소들의 디스패리티들을 포함할 수 있다.
- [0025] 예시적으로, 업샘플링 레이어(330)는 디콘볼루션 레이어 또는 업콘볼루션 레이어로 불릴 수 있다. 입력과 출력의 사이즈가 동일한 도 2에 도시된 것과 같은 단안 심도 측정 모듈(300)은 완전 콘볼루션 네트워크(Fully Convolutional Network) 또는 인코더-디코더 기반 모델일 수 있다.
- [0026] 다른 예로서, 단안 심도 측정 모듈(300)은 픽셀들 각각의 디스패리티(d)가 아닌 통합된 디스패리티 정보를 추론하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 단안 심도 측정 모듈(300)은 콘볼루션 신경망(CNN)(Convolutional Neural Network) 또는 컨디셔널 CNN(c-CNN)으로 구현될 수 있다.
- [0027] CNN 또는 c-CNN에서, 업샘플링 레이어(330)는 완전 연결 레이어(fully connected layer)로 대체될 수 있다. 완전 연결 레이어는 제n 풀링 레이어(32n)의 출력 데이터를 1차원 벡터로 변환할 수 있다. 활성 레이어(340)는 완전 연결 레이어의 출력 데이터로부터 통합된 디스패리티 정보를 추론할 수 있다.
- [0028] 도 3은 프로세서들(120)이 단안 심도 측정 모듈(130)의 학습을 수행하는 과정의 예를 보여준다. 도 1, 도 2 및 도 3을 참조하면, S10 단계에서, 프로세서들(120)은 이미지들의 쌍을 획득할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)에 의해 촬영된 이미지들의 쌍, 또는 데이터베이스(200)로부터 전달된 이미지들의 쌍을 메모리(140)로부터 획득할 수 있다.
- [0029] S20 단계에서, 프로세서들(120)은 이미지들의 쌍을 이용하여 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 학습을 수행할 수 있다. 다중-순환 학습은 제1 내지 제n 콘볼루션 레이어들(311~31n) 그리고/또는 제1 내지 제n 풀링 레이어들(321~32n)의 내부 파라미터들, 예를 들어 가중치들을 갱신하는 것을 포함할 수 있다. 프로세서들(120)은 이미지들의 쌍에 기반하여 두 번 이상의 추론들을 수행할 수 있다. 첫 번째 추론의 결과는 두 번째 추론에 반영되며, 따라서 추론들은 순환하여 수행될 수 있다.
- [0030] S30 단계에서, 이미지들의 마지막 쌍에 대한 학습이 완료되었으면, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 학습을 종료할 수 있다. 학습을 위한 이미지들의 쌍이 더 존재하면, 프로세서들(120)은 이미지들의 다음 쌍을 획득하고(S10 단계), 그리고 다중-순환 학습을 수행할 수 있다(S20 단계).
- [0031] 도 4는 프로세서들(120)이 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 학습을 수행하는 과정의 예를 보여준다. 도 1 및 도 4를 참조하면, S110 단계에서, 프로세서들(120)은 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득할 수 있다. 제1 이미지 및 제2 이미지는 동일한(또는 유사한) 방향을 향하는 서로 다른 위치의 카메라들로부터 획득되는 이미지들의 쌍일 수 있다. 제1 이미지 및 제2 이미지는 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)로부터 또는 데이터베이스(200)

0)로부터 획득될 수 있다.

- [0032] S120 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 다중-순환 디스패리티들(disparities)을 추론하고, 그리고 다중-순환 손실 함수들을 계산할 수 있다. 예를 들어, 다중-순환 디스패리티들은 프로세서들(120)이 깊이 정보를 계산하는데 사용될 수 있다. 다중-순환 손실 함수들은 단안 심도 측정 모듈(130)의 가중치들의 학습(예를 들어, 갱신)에 사용될 수 있다.
- [0033] S120 단계는 제1 이미지 및 제2 이미지의 하나, 예를 들어 제1 이미지의 픽셀들의 각각의 데이터에 대해 수행될 수 있다. 다중-순환 학습은 복수의 루프들을 포함할 수 있다. 다중-순환 학습의 첫 번째 루프에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 픽셀들의 각각의 데이터에 대해 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 픽셀들의 깊이 정보들을 포함하는 깊이 데이터를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 다중-순환 손실 함수들을 계산할 수 있다.
- [0034] 다중 순환 학습의 두 번째 루프에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 픽셀들의 각각에 대응하는 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 첫 번째 루프의 추론의 결과에 기반하여 픽셀들의 각각에 대응하는 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 픽셀들의 깊이 정보들을 포함하는 깊이 데이터를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 다중-순환 손실 함수들을 계산할 수 있다.
- [0035] 마찬가지로, 다중 순환 학습의 두 번째 이상의 각 루프에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 픽셀들의 각각에 대응하는 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 첫 번째 루프의 추론의 결과에 기반하여 픽셀들의 각각에 대응하는 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 픽셀들의 깊이 정보들을 포함하는 깊이 데이터를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 디스패리티들로부터 다중-순환 손실 함수들을 계산할 수 있다.
- [0036] S130 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습을 수행할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 다중-순환 디스패리티들 및 다중-순환 손실 함수들에 기반하여 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습을 수행할 수 있다. 예를 들어, 도 2를 참조하여 설명된 바와 같이, 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습은 제1 내지 제n 콘볼루션 레이어들(311~31n) 그리고/또는 제1 내지 제n 풀링 레이어들(321~32n)의 내부 파라미터들, 예를 들어 가중치들을 갱신하는 것을 포함할 수 있다. 프로세서들(120)은 다중-순환 디스패리티들 사이의 차이가 감소하도록, 그리고/또는 다중-순환 손실 함수들이 감소하도록 단안 심도 측정 모듈(130)을 학습시킬 수 있다.
- [0037] 도 5는 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)에서 대상(OBJ)이 촬영되는 예를 보여준다. 도 5를 참조하면, 제1 포인트(P1)는 제1 카메라(141)의 렌즈의 광학 중심일 수 있다. 제2 포인트(P2)는 제2 카메라(142)의 렌즈의 광학 중심일 수 있다. 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)는 대상(OBJ)의 방향에 대해 동일한 초점 거리(f)(focal length)를 갖도록 정렬될 수 있다.
- [0038] 제1 포인트(P1) 및 제2 포인트(P2) 사이의 거리는 'B'일 수 있다. 제1 포인트(P1) 및 제2 포인트(P2)와 대상(OBJ) 사이의 거리는 'Z'일 수 있다. 제1 카메라(141)로부터 제1 이미지가 획득되고, 그리고 제2 카메라(142)로부터 제2 이미지가 획득될 수 있다.
- [0039] 대상(OBJ)으로부터 반사되는 광은 제1 카메라(141)의 광학 중심인 제1 포인트(P1)를 지나 제1 카메라(141)의 내부의 이미지 센서의 평면에 도달할 수 있다. 대상(OBJ)으로부터 제1 포인트(P1)를 지나 이미지 센서의 평면에 도달하는 선 중에서, 제1 포인트(P1)를 지나 제1 카메라(141)의 이미지 센서의 평면에 도달하는 선은 제1 부분선(PL1)일 수 있다.
- [0040] 대상(OBJ)으로부터 반사되는 광은 제2 카메라(142)의 광학 중심인 제2 포인트(P2)를 지나 제2 카메라(142)의 내부의 이미지 센서의 평면에 도달할 수 있다. 대상(OBJ)으로부터 제2 포인트(P2)를 지나 이미지 센서의 평면에 도달하는 선 중에서, 제2 포인트(P2)를 지나 제2 카메라(142)의 이미지 센서의 평면에 도달하는 선은 제2 부분선(PL2)일 수 있다.
- [0041] 도 6은 다중-순환 디스패리티(d)와 깊이 정보 사이의 관계를 보여준다. 도 5 및 도 6을 참조하면, 제2 부분선(PL2)과 동일한 길이 및 각도를 갖는 제2 부분 복제선(PL2')이 제1 포인트(P1)로부터 제1 카메라(141)의 이미지 센서의 사이에 제공될 수 있다.

[0042] 제1 카메라(141)의 이미지 센서의 평면과 제1 부분선(PL1)이 접촉하는 포인트, 그리고 제1 카메라(141)의 이미지 센서의 평면과 제2 부분 복제선(PL2')이 접촉하는 포인트 사이의 거리는 다중-순환 디스패리티(d)일 수 있다. 대상(OBJ)까지의 거리(Z)는 다중-순환 디스패리티(d)에 기반하여 수학식 1에 따라 계산될 수 있다.

수학식 1

$$Z = \frac{f \times B}{d}$$

[0043]

[0044] 픽셀들의 각각에 대응하는 다중-순환 디스패리티들 및 수학식 1에 기반하여, 프로세서들(120)은 픽셀들의 각각에 대응하는 깊이 정보를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 깊이 정보들을 통합하여 깊이 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 깊이 데이터는 제1 이미지의 픽셀들의 깊이 정보들만을 포함할 수 있다.

[0045] 도 7은 프로세서들(120)이 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 다중-순환 디스패리티들을 추론하고 그리고 다중-순환 손실 함수들을 계산하는 과정의 예를 보여준다. 도 1 및 도 7을 참조하면, S210 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 가중치들을 적용하여 제1 이미지로부터 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티)를 추론할 수 있다. 예시적으로, 단안 심도 측정 모듈(130)은 각 픽셀 및 각 픽셀의 주변 픽셀들의 데이터에 기반하여, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티를 추론할 수 있다.

[0046] S220 단계에서, 프로세서들(120)은 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티) 및 제2 이미지에 기반하여 제1 이미지를 복원(예를 들어, 제1 복원 이미지를 생성)할 수 있다. 도 6을 참조하여 설명된 바와 같이, 다중-순환 디스패리티(d)는 대상(OBJ)을 제1 카메라(141)에서 촬영한 이미지와 대상(OBJ)을 제2 카메라(142)에서 촬영한 이미지에서 대상(OBJ)이 시프트되어 촬영되는 거리일 수 있다. 따라서, 제2 카메라(142)를 이용하여 촬영된 제2 이미지의 각 픽셀을 제1 이미지로부터 계산된 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티(d)만큼 시프트함으로써, 제2 이미지로부터 제1 복원 이미지가 생성될 수 있다.

[0047] S230 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 추론의 다중-순환 손실 함수(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 손실 함수)를 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 제1 이미지의 픽셀들의 데이터(예를 들어, 색깔 별 밝기 레벨)와 제3 이미지의 픽셀들의 데이터(예를 들어, 색깔 별 밝기 레벨)의 차이를 다중-순환 손실 함수(또는 다중-순환 손실 함수의 일부)로 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 제1 이미지 및 제2 이미지로부터 계산되는 픽셀들의 실제 디스패리티들과 추론된 디스패리티들의 차이를 다중-순환 손실 함수(또는 다중-순환 손실 함수의 일부)로 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들의 다중-순환 손실 함수들을 합하여 최종 다중-순환 손실 함수를 계산할 수 있다.

[0048] S240 단계에서, 프로세서들(120)은 다중-순환 손실 함수가 발산하는지 판단할 수 있다. 예를 들어, 다중-순환 손실 함수가 값이 아닌 NaN(Not a Number)으로 표현될 때, 다중-순환 손실 함수는 발산하는 것으로 판단될 수 있다. 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것으로 판단되면, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습을 중지할 수 있다.

[0049] 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것에 응답하여, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 가중치들을 초기화할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 이미지들의 현재 쌍에 기반하여 갱신된 가중치들의 값들을 초기화할 수 있다. 프로세서들(120)은 이미지들의 이전 쌍에 기반한 가중치들의 값들로 단안 심도 측정 모듈(130)을 롤-백 할 수 있다.

[0050] 다중-순환 손실 함수가 발산하지 않으면, S250 단계에서, 프로세서들(120)은 다중-순환 학습의 마지막 루프가 수행되었는지 판단할 수 있다. 다중-순환 학습의 루프의 최대값은 가변 가능하며, 예를 들어 전자 장치(100)의 사용자에게 의해 설정될 수 있다. 다중 순환 학습의 마지막 루프가 수행되었으면, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 학습을 종료(예를 들어, 이미지들의 현재 쌍에 기반한 학습을 종료)할 수 있다.

[0051] 다중 순환 학습의 마지막 루프가 수행되지 않았으면, S260 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 제3 이미지로부터 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티)를 추론할 수 있다. 즉, 다중-순환 학습의 이전 루프의 추론 결과를 이용하여 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티)가 추론될 수 있다.

- [0052] 이후에, S220 단계 내지 S250 단계가 다시 수행될 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 다중-순환 학습의 제 $k+1$ 루프(k 는 양의 정수)에서, 제 k 복원 이미지(k 는 양의 정수)로부터 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티)를 추론할 수 있다. 프로세서들(120)은 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티를 이용하여, 제2 이미지로부터 제 $k+1$ 복원 이미지를 생성할 수 있다.
- [0053] 프로세서들(120)은 제1 이미지 및 제 $k+1$ 복원 이미지 사이의 차이(예를 들어, 픽셀들 각각의 색깔 별 밝기 데이터의 차이)를 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산할 수 있다. 또한, 프로세서들(120)은 복원 이미지들 사이의 차이들(예를 들어, 픽셀들 각각의 색깔 별 밝기 데이터의 차이들)을 다중-순환 손실 함수들의 다른 일부로 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들 각각에서 추론된 디스패리티들 사이의 차이를 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 k 를 순차적으로 증가시키며, S260 단계, 그리고 S220 단계 내지 S250 단계의 루프를 반복할 수 있다.
- [0054] 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습은 디스패리티들 사이의 차이가 감소하도록, 그리고 손실 함수가 감소하도록 수행될 수 있다. 손실 함수는 제1 이미지와 복원된 이미지들의 차이, 그리고 복원된 이미지들의 차이들을 포함할 수 있다. 단안 심도 측정 모듈(130)의 학습을 위한 조건들의 수(예를 들어, 디스패리티들의 수 그리고/또는 손실 함수를 구성하는 복원된 이미지들의 수)는 다중-순환 학습이 반복될수록 증가할 수 있다. 따라서, 단안 심도 측정 모듈(130)의 추론의 정확도가 더 향상될 수 있다.
- [0055] 도 8은 프로세서들(120)이 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 학습을 수행하는 과정의 다른 예를 보여준다. 도 1 및 도 8을 참조하면, S310 단계에서, 프로세서들(120)은 제1 이미지 및 제2 이미지를 획득할 수 있다. 제1 이미지 및 제2 이미지는 동일한(또는 유사한) 방향을 향하는 서로 다른 위치의 카메라들로부터 획득되는 이미지들의 쌍일 수 있다. 제1 이미지 및 제2 이미지는 제1 카메라(141) 및 제2 카메라(142)로부터 또는 데이터베이스(200)로부터 획득될 수 있다.
- [0056] S320 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 디스패리티)를 추론하고, 그리고 다중-순환 손실 함수(예를 들어, 각 픽셀의 다중-순환 손실 함수 그리고/또는 픽셀들의 통합된 다중-순환 손실 함수)를 계산할 수 있다.
- [0057] S330 단계에서, 프로세서들(120)은 다중-순환 손실 함수가 발산하는지 판단할 수 있다. 예를 들어, 다중-순환 손실 함수가 값이 아닌 NaN(Not a Number)으로 표현될 때, 다중-순환 손실 함수는 발산하는 것으로 판단될 수 있다. 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것으로 판단되면, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습을 중지할 수 있다.
- [0058] 다중-순환 손실 함수가 발산하는 것에 응답하여, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 가중치들을 초기화할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 이미지들의 현재 쌍에 기반하여 갱신된 가중치들의 값들을 초기화할 수 있다. 프로세서들(120)은 이미지들의 이전 쌍에 기반한 가중치들의 값들로 단안 심도 측정 모듈(130)을 롤-백 할 수 있다.
- [0059] 다중-순환 손실 함수가 발산하지 않으면, S340 단계에서, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 기계 학습을 수행할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 현재까지 수집된 디스패리티(들) 및 복원된 이미지(들)에 기반하여 기계 학습을 수행할 수 있다.
- [0060] S350 단계에서, 프로세서들(120)은 다중-순환 학습의 마지막 루프가 수행되었는지 판단할 수 있다. 다중-순환 학습의 루프의 최대값은 가변 가능하며, 예를 들어 전자 장치(100)의 사용자에게 의해 설정될 수 있다. 다중 순환 학습의 마지막 루프가 수행되었으면, 프로세서들(120)은 단안 심도 측정 모듈(130)의 다중-순환 학습을 종료(예를 들어, 이미지들의 현재 쌍에 기반한 학습을 종료)할 수 있다.
- [0061] 다중 순환 학습의 마지막 루프가 수행되지 않았으면, S320 단계 내지 S350 단계가 다시 수행될 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(120)은 다중-순환 학습의 제 $k+1$ 루프(k 는 양의 정수)에서, 제 k 복원 이미지(k 는 양의 정수)로부터 단안 심도 측정 모듈(130)을 이용하여 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티)를 추론할 수 있다. 프로세서들(120)은 제 $k+1$ 다중-순환 디스패리티를 이용하여, 제2 이미지로부터 제 $k+1$ 복원 이미지를 생성할 수 있다.
- [0062] 프로세서들(120)은 제1 이미지 및 복원된 제 $k+1$ 이미지 사이의 차이(예를 들어, 픽셀들 각각의 색깔 별 밝기 데이터의 차이)를 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산할 수 있다. 또한, 프로세서들(120)은 복원 이미지들 사이의 차이들(예를 들어, 픽셀들 각각의 색깔 별 밝기 데이터의 차이들)을 다중-순환 손실 함수들의 다른 일부로

계산할 수 있다. 프로세서들(120)은 픽셀들 각각에서 추론된 디스패리티들 사이의 차이를 다중-순환 손실 함수들의 일부로 계산할 수 있다.

- [0063] 프로세서들(120)은 현재까지 수집된 다중-순환 손실 함수가 감소하도록(예를 들어, 추론된 다중-순환 디스패리티들의 차이가 감소하도록, 제1 이미지와 복원된 이미지들 사이의 차이가 감소하도록, 그리고/또는 복원된 이미지들 사이의 차이가 감소하도록) 단안 심도 측정 모듈(130)의 기계 학습을 수행할 수 있다. 프로세서들(120)은 k를 순차적으로 증가시키며, S320 단계 내지 S350 단계의 루프를 반복할 수 있다.
- [0064] 도 9는 본 기재의 제2 실시 예에 따른 전자 장치(400)를 보여준다. 도 9를 참조하면, 전자 장치(400)는 버스(410), 프로세서들(420), 카메라(440), 메모리(450), 스토리지 장치(460), 그리고 인터페이스 장치(470)를 포함할 수 있다.
- [0065] 버스(410)는 전자 장치(400)의 구성 요소들 사이에 채널을 제공할 수 있다. 버스(410)는 전자 장치(400)의 구성 요소들 사이에서, 명령, 주소, 데이터, 제어 신호를 포함하는 다양한 신호들을 전달할 수 있다.
- [0066] 프로세서들(420)은 전자 장치(400)의 운영 체제 및 다양한 응용들을 실행할 수 있다. 프로세서들(420)은 적어도 하나의 프로세서를 포함할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(420)은 센트럴 프로세싱 유닛(421)(CPU), 응용 프로세서(422)(AP), 뉴럴 프로세싱 유닛(423)(NPU), 뉴로모픽 프로세서(424)(NP), 그리고/또는 그래픽 프로세싱 유닛(42n)(GPU)과 같은 다양한 프로세서들(또는 프로세싱 코어들) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0067] 프로세서들(420)은 단안 심도 측정 모듈(430)을 실행할 수 있다. 예를 들어, 단안 심도 측정 모듈(430)은 신경망(Neural Network)에 기반하여 구현될 수 있다. 단안 심도 측정 모듈(430)은 도 1 내지 도 8을 참조하여 설명된 다중-순환 기계 학습에 기반하여 학습된 모듈일 수 있다.
- [0068] 카메라(440)는 이미지를 촬영할 수 있다. 카메라(440)에 의해 획득된 이미지는 버스(410)를 통해 메모리(450)로 전달될 수 있다. 프로세서들(420)은 단안 심도 측정 모듈(430)을 이용하여, 메모리(450)에 저장된 이미지로부터 깊이 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(420)은 단안 심도 측정 모듈(430)을 이용하여 메모리(450)의 이미지의 픽셀들에 대응하는 디스패리티들을 추론하고, 그리고 디스패리티들에 기반하여 깊이 데이터를 생성할 수 있다.
- [0069] 메모리(450)는 프로세서들(420)의 동작 메모리로 사용될 수 있다. 메모리(450)는 동적 랜덤 액세스 메모리(DRAM), 자기 랜덤 액세스 메모리(MRAM), 상 변화 랜덤 액세스 메모리(PRAM), 강유전체 랜덤 액세스 메모리(FRAM), 저항성 랜덤 액세스 메모리(RRAM)와 같은 다양한 랜덤 액세스 메모리들로 구현될 수 있다.
- [0070] 스토리지 장치(460)는 프로세서들(420)에 의해 사용되는 다양한 데이터의 원본 또는 백업본을 저장할 수 있다. 스토리지 장치(460)는 하드 디스크 드라이브 또는 솔리드 스테이트 드라이브로 구현될 수 있다. 솔리드 스테이트 드라이브는 플래시 메모리, 자기 메모리, 강유전체 메모리, 상 변화 메모리, 저항성 메모리와 같은 다양한 불휘발성 메모리들로 구현될 수 있다.
- [0071] 인터페이스 장치(470)는 외부와 통신하도록 구성될 수 있다. 예를 들어, 인터페이스 장치(470)는 외부로부터 정보를 수신하는 입력 인터페이스(예를 들어, 키보드, 마우스, 마이크, 터치 패드, 터치 패널, 센서 등), 그리고/또는 외부로 정보를 출력하는 출력 인터페이스(예를 들어, 모니터, 스피커, 프로젝터, 램프 등)를 포함할 수 있다.
- [0072] 도 10은 도 9의 전자 장치(400)의 동작 방법의 예를 보여준다. 도 8 및 도 10을 참조하면, S410 단계에서, 전자 장치(400)는 카메라(440)를 이용하여 이미지를 캡처할 수 있다. 캡처된 이미지는 메모리(450)에 저장될 수 있다.
- [0073] S420 단계에서, 프로세서들(420)은 단안 심도 측정 모듈(430)을 이용하여 이미지로부터 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 디스패리티)를 추론할 수 있다. 단안 심도 측정 모듈(430)은 다중-순환 기계 학습을 통해 학습되었으므로, 추론된 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 디스패리티)는 높은 정확도를 가질 수 있다.
- [0074] S430 단계에서, 프로세서들(420)은 디스패리티(예를 들어, 각 픽셀의 디스패리티)로부터 깊이 정보(예를 들어, 각 픽셀의 깊이 정보)를 계산할 수 있다. 프로세서들(420)은 수학적 1에 기반하여 각 픽셀의 깊이 정보를 계산할 수 있다. 프로세서들(420)은 각 픽셀의 깊이 정보를 통합하여 깊이 데이터를 생성할 수 있다.
- [0075] 생성된 깊이 정보는, 예를 들어, 자율 주행 자동차의 주행 경로를 결정하는데 사용될 수 있다. 예를 들어, 프로세서들(420)은 깊이 데이터로부터 장애물, 보행자, 가로수, 가로등, 인접 차량 등과 같은 다양한 대상들과의 거

리들을 식별할 수 있다. 프로세서들(420)은 식별된 거리에 기반하여, 안전 운행이 가능한 주행 경로를 결정할 수 있다.

[0076] 상술된 실시 예들에서, 제1, 제2, 제3 등의 용어들을 사용하여 본 발명의 기술적 사상에 따른 구성 요소들이 설명되었다. 그러나 제1, 제2, 제3 등과 같은 용어들은 구성 요소들을 서로 구별하기 위해 사용되며, 본 발명을 한정하지 않는다. 예를 들어, 제1, 제2, 제3 등과 같은 용어들은 순서 또는 임의의 형태의 수치적 의미를 내포하지 않는다.

[0077] 상술된 실시 예들에서, 블록들을 사용하여 본 발명의 실시 예들에 따른 구성 요소들이 참조되었다. 블록들은 IC (Integrated Circuit), ASIC (Application Specific IC), FPGA (Field Programmable Gate Array), CPLD (Complex Programmable Logic Device) 등과 같은 다양한 하드웨어 장치들, 하드웨어 장치들에서 구동되는 펌웨어, 응용과 같은 소프트웨어, 또는 하드웨어 장치와 소프트웨어가 조합된 형태로 구현될 수 있다. 또한, 블록들은 IC 내의 반도체 소자들로 구성되는 회로들 또는 IP(Intellectual Property)로 등록된 회로들을 포함할 수 있다.

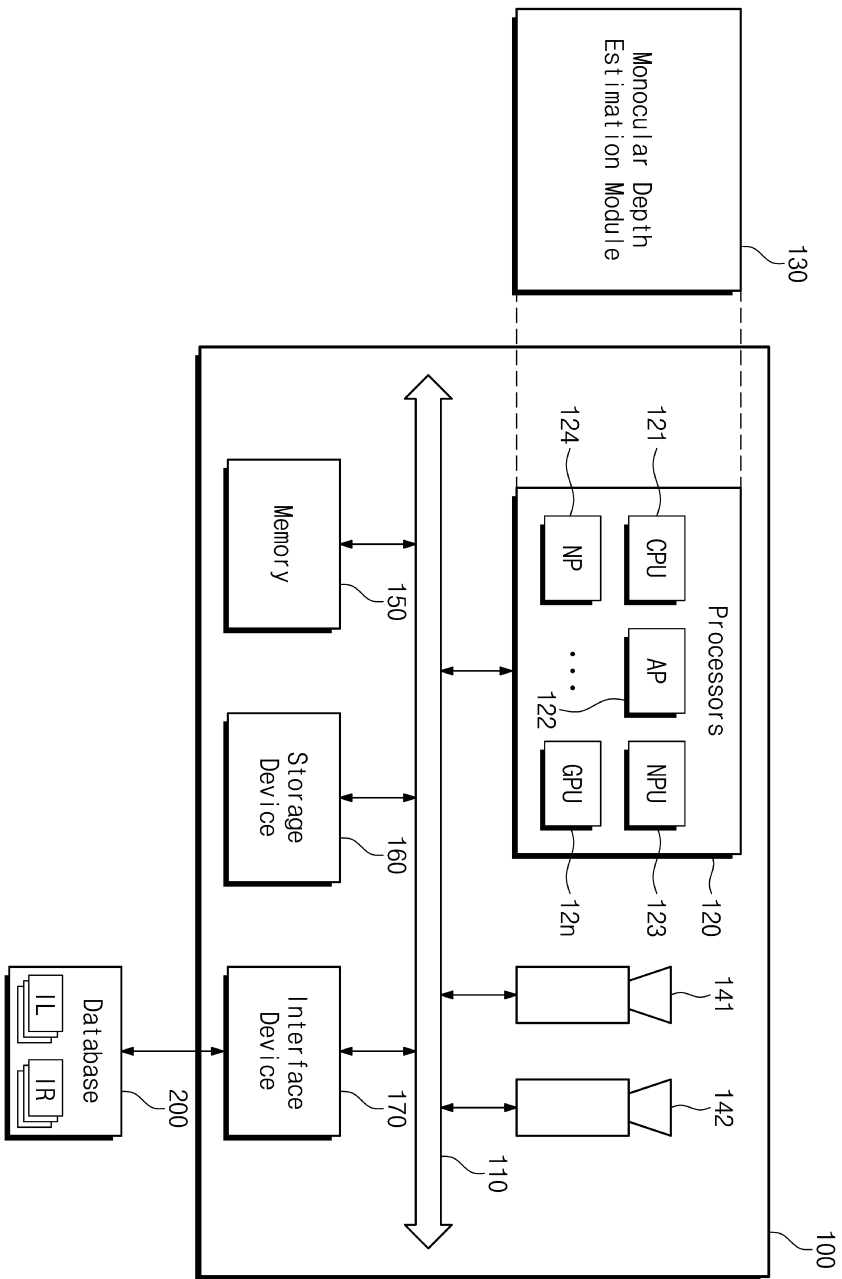
[0078] 상술된 내용은 본 발명을 실시하기 위한 구체적인 실시 예들이다. 본 발명은 상술된 실시 예들뿐만 아니라, 단순히 설계 변경되거나 용이하게 변경할 수 있는 실시 예들 또한 포함할 것이다. 또한, 본 발명은 실시 예들을 이용하여 용이하게 변형하여 실시할 수 있는 기술들도 포함될 것이다. 따라서, 본 발명의 범위는 상술된 실시 예들에 국한되어 정해져서는 안되며 후술하는 특허청구범위뿐만 아니라 이 발명의 특허청구범위와 균등한 것들에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

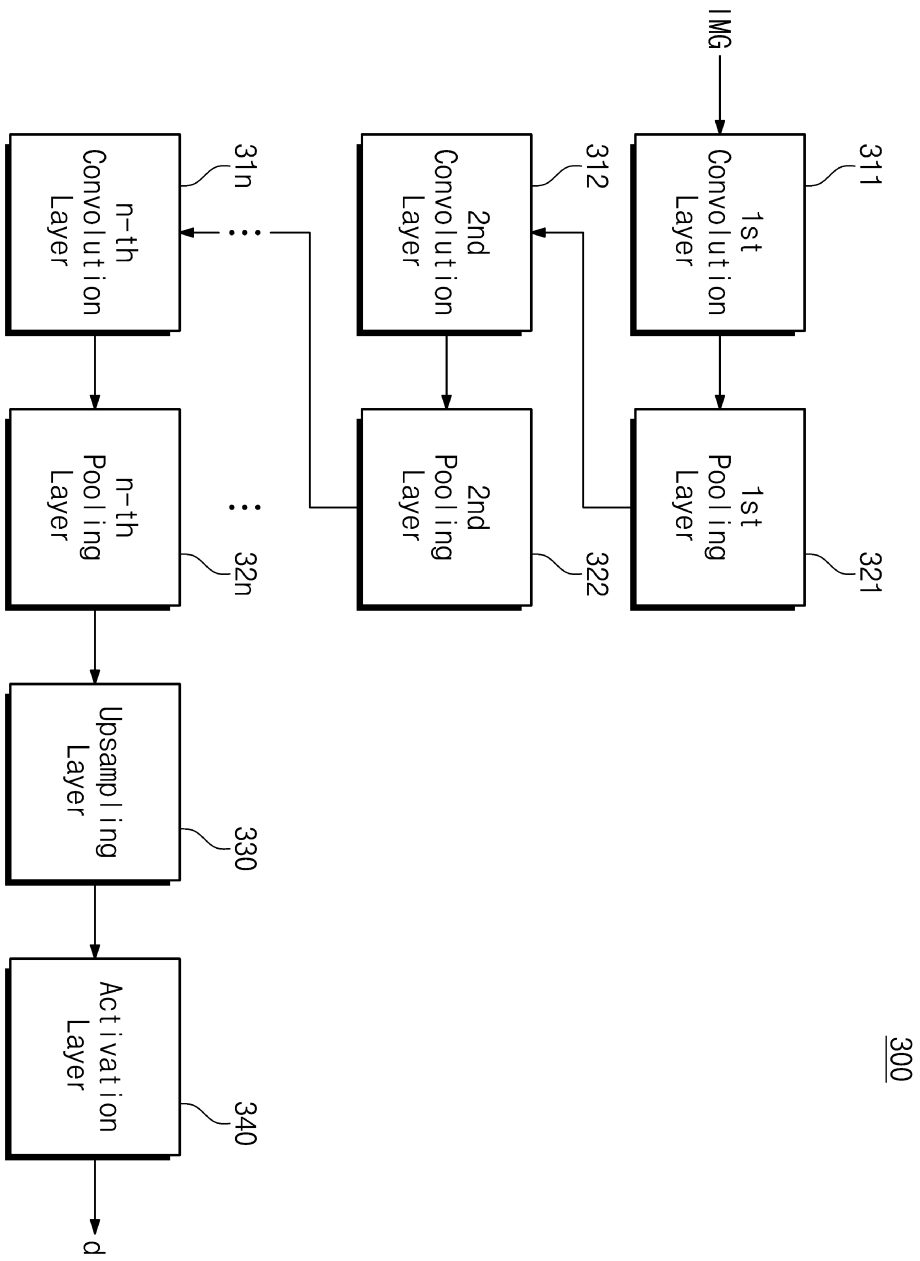
- [0079] 100: 전자 장치
- 110: 버스
- 120: 프로세서들
- 130: 단안 심도 측정 모듈
- 141: 제1 카메라
- 142: 제2 카메라
- 150: 메모리
- 160: 스토리지 장치
- 170: 인터페이스 장치

도면

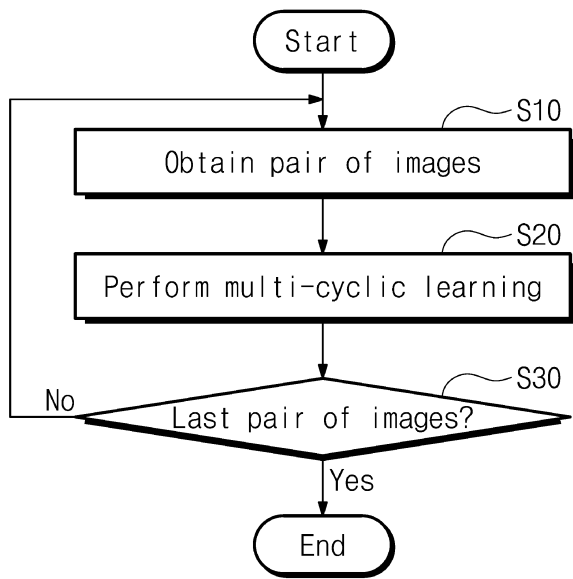
도면1



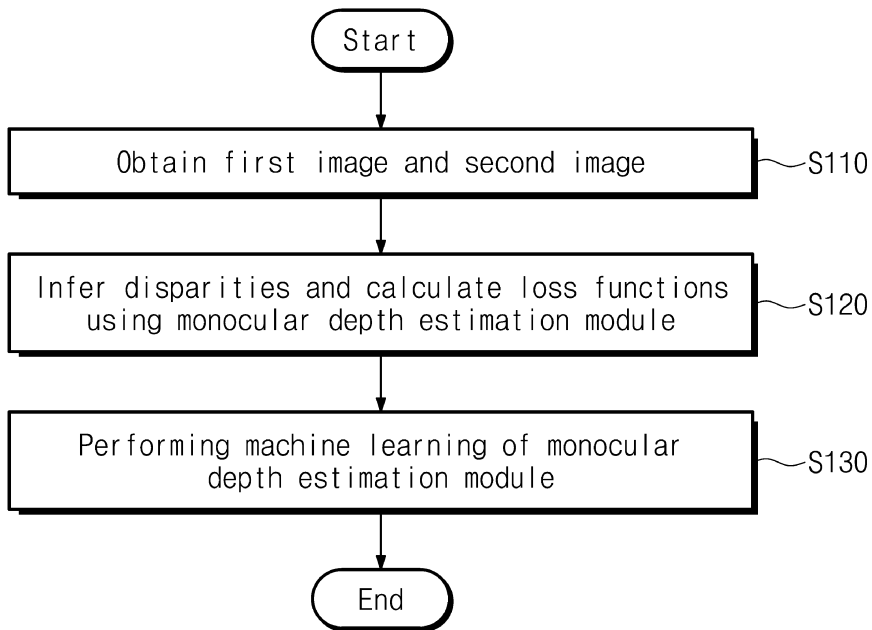
도면2



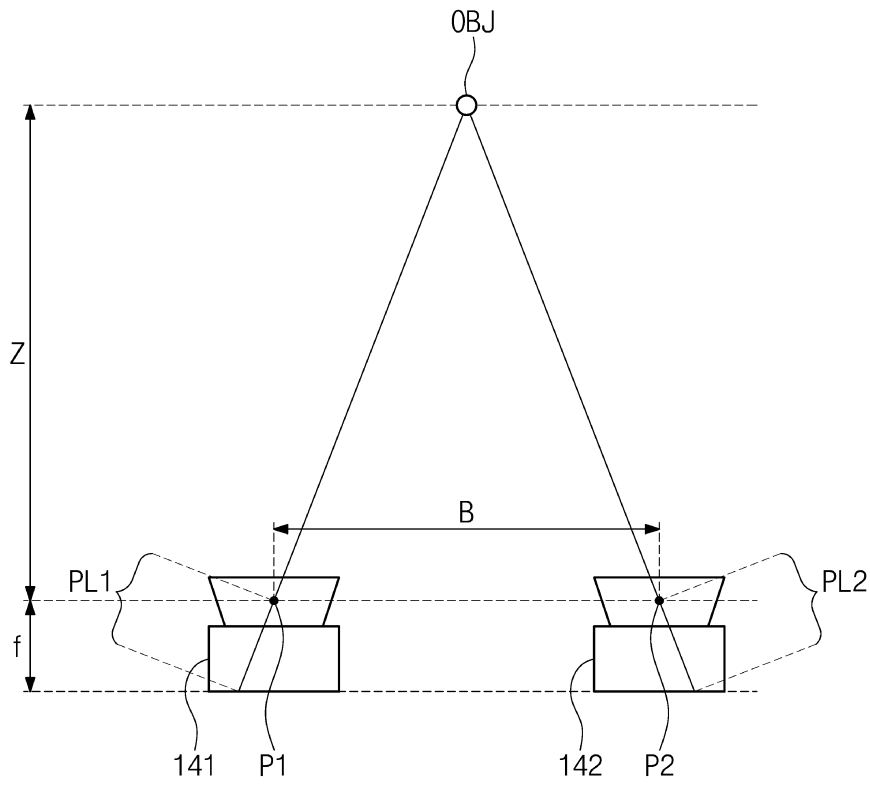
도면3



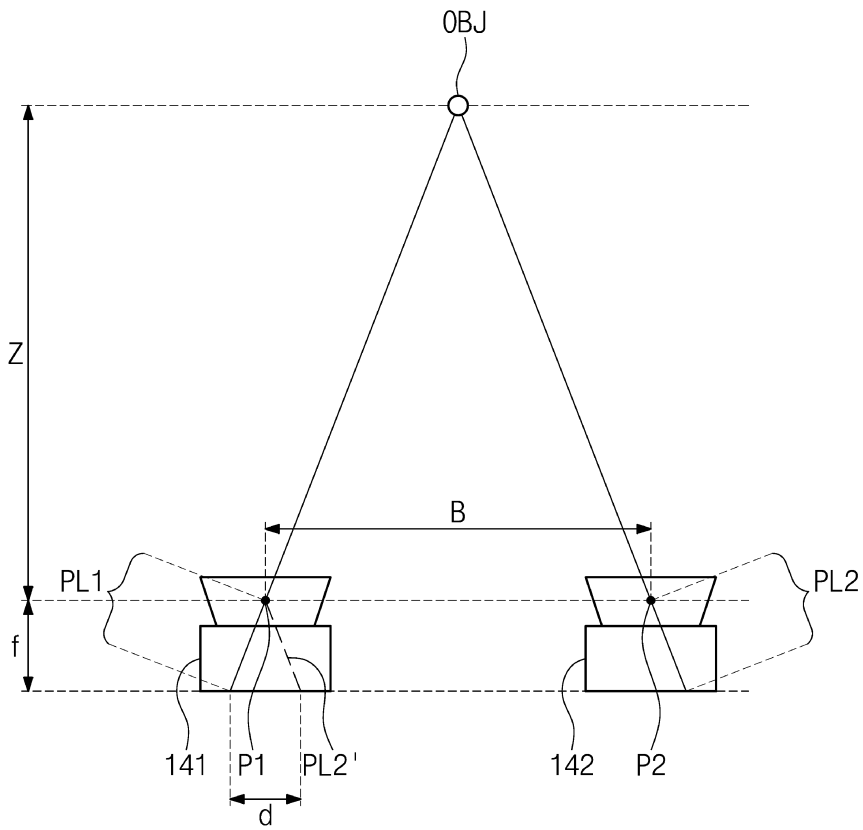
도면4



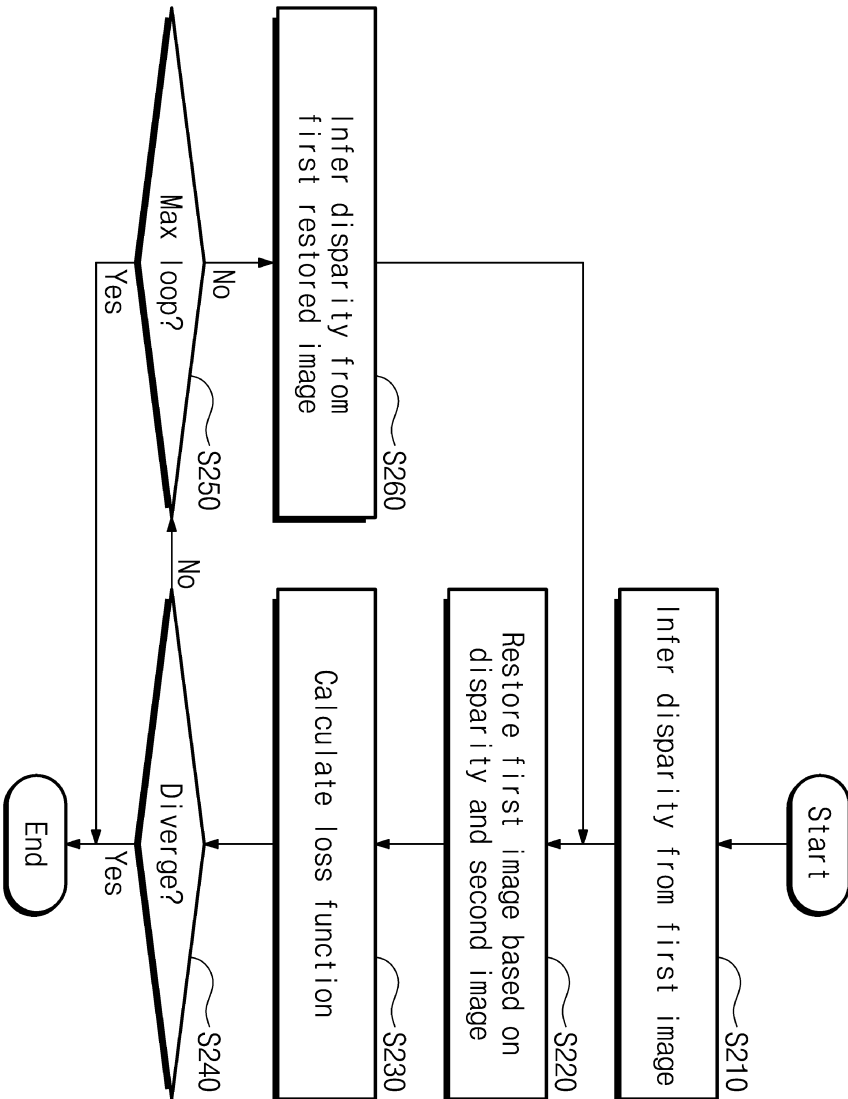
도면5



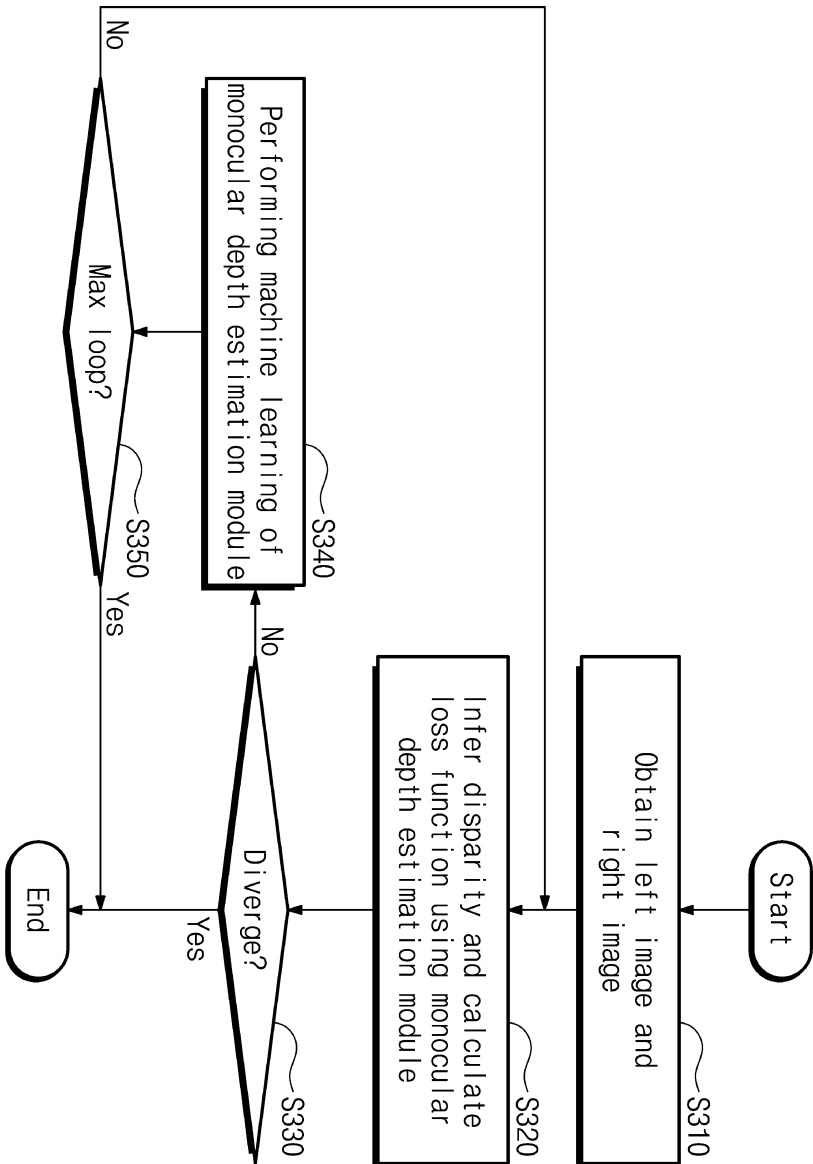
도면6



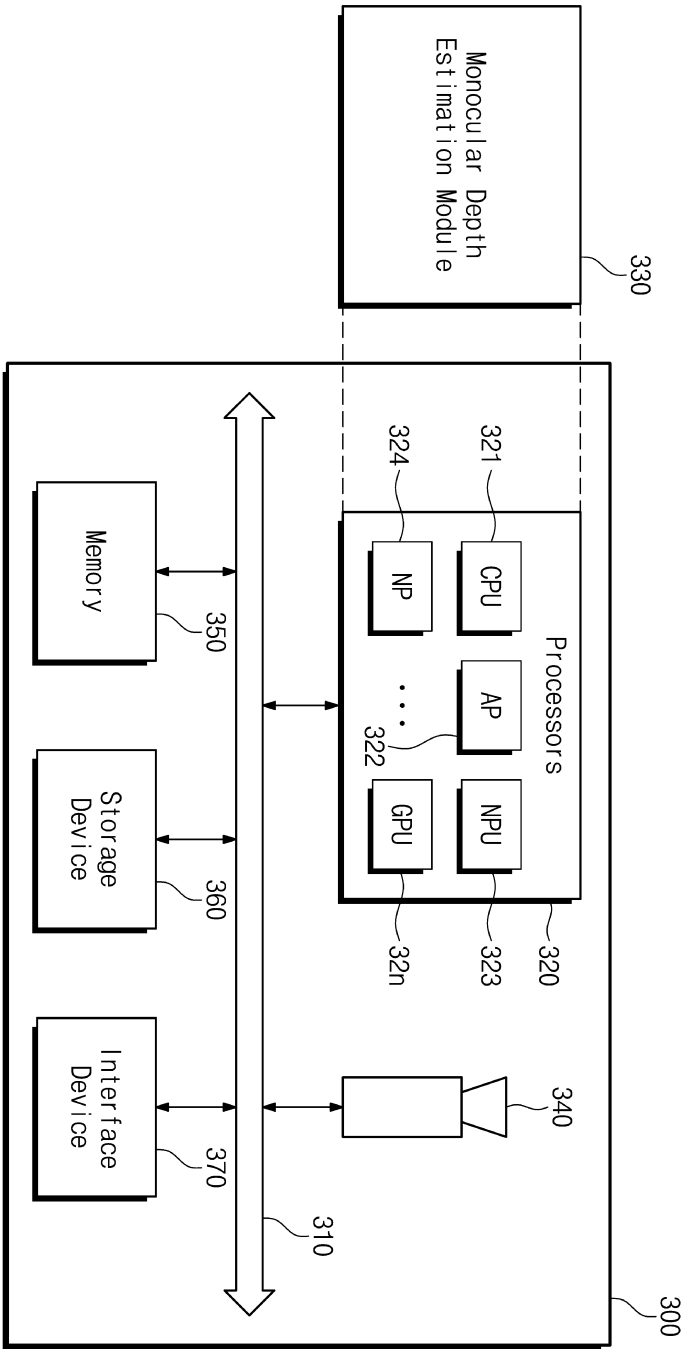
도면7



도면8



도면9



도면10

