



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0071030
(43) 공개일자 2025년05월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 7/00 (2017.01) G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06T 7/00 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0157566
(22) 출원일자 2023년11월14일
심사청구일자 2023년11월14일

(71) 출원인
이화여자대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
민동보
서울특별시 서대문구 북아현로1길 17, 203동 706호(북아현동, 이편한세상신촌)
안지혜
서울특별시 마포구 월드컵로8길 72-7, 1층 (서교동)
(74) 대리인
특허법인 무한

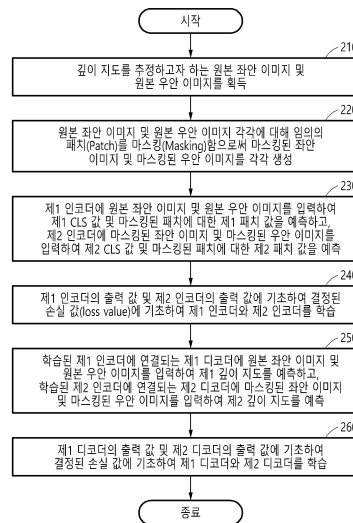
전체 청구항 수 : 총 17 항

(54) 발명의 명칭 **깊이 지도 추정 방법 및 상기 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치 및 이를 위한 컴퓨터 판독 가능한 기록 매체**

(57) 요약

깊이 지도 추정 방법이 개시된다. 보다 구체적으로 본 발명은 다운스트림 태스크를 위한 인코더 모델과 디코더 모델 사이의 갭 차이를 감소시킬 수 있는 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임 워크를 제공할 수 있으며, 이러한 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임 워크를 통해 두 개의 양안 이미지로부터 보다 정확한 깊이 지도를 추정할 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06T 2207/10028 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711179344
과제번호	00155966
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	인공지능융합혁신인재양성
연구과제명	인공지능융합혁신인재양성(이화여자대학교)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	이화여자대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득하는 단계;

상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성하는 단계;

제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측하는 단계;

상기 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계;

상기 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 상기 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측하는 단계; 및

상기 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계

를 포함하는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계는,

상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 CLS 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 CLS 값에 기초하여 제1 손실 값을 결정하는 단계;

상기 결정된 제1 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하는 단계; 및

상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더를 학습하는 단계

를 포함하는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제1 손실 값은,

상기 제1 CLS 값과 제2 CLS 값 사이의 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error, CEE)를 이용하여 결정되는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계는,

상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기

마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값에 기초하여 결정된 제2 손실 값을 결정하는 단계;

상기 결정된 제2 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하는 단계; 및

상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더의 파라미터들을 학습하는 단계

를 포함하는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 제2 손실 값은,

상기 제1 패치 값과 제2 패치 값 사이의 평균 제곱 오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 결정되는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계는,

상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지에 대한 원본 깊이 지도와 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도에 기초하여 제3 손실 값을 결정하는 단계; 및

상기 결정된 제3 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더를 학습하는 단계

를 포함하는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계는,

상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도와 상기 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 깊이 지도에 기초하여 제4 손실 값을 결정하는 단계; 및

상기 결정된 제4 손실 값에 기초하여 상기 제2 디코더를 학습하는 단계

를 포함하는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 제3 손실 값 및 제4 손실 값은,

상기 원본 깊이 지도와 제1 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE) 및 상기 제1 깊이 지도와 제2 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차를 이용하여 각각 결정되는 깊이 지도 추정 방법.

청구항 9

하드웨어와 결합되어 제1항 내지 제8항 중 어느 하나의 항의 방법을 실행시키기 위하여 컴퓨터 판독 가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램.

청구항 10

컴퓨팅 장치에 있어서,

하나 이상의 프로세서; 및

상기 프로세서에 의해 실행되는 프로그램을 로드(load)하거나 저장하는 메모리를 포함하되,

상기 프로그램은,

깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득하는 단계; 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성하는 단계; 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측하는 단계; 상기 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계; 상기 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 상기 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측하는 단계; 및 상기 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계를 포함하는 컴퓨팅 장치.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 CLS 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 CLS 값에 기초하여 제1 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제1 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하며, 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더를 학습하는 컴퓨팅 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제1 손실 값은,

상기 제1 CLS 값과 제2 CLS 값 사이의 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error, CEE)를 이용하여 결정되는 컴퓨팅 장치.

청구항 13

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값에 기초하여 제2 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제2 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하며, 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더의 파라미터들을 학습하는 컴퓨팅 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 제2 손실 값은,

상기 제1 패치 값과 제2 패치 값 사이의 평균 제곱 오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 결정되는 컴퓨팅 장치.

청구항 15

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지에 대한 원본 깊이 지도와 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도에 기초하여 제3 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제3 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더를 학습하는 컴퓨팅 장치.

청구항 16

제15항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도와 상기 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 깊이 지도에 기초하여 제4 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제4 손실 값에 기초하여 상기 제2 디코더를 학습하는 컴퓨팅 장치.

청구항 17

제16항에 있어서,

상기 제3 손실 값 및 제4 손실 값은,

상기 원본 깊이 지도와 제1 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE) 및 상기 제1 깊이 지도와 제2 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차를 이용하여 각각 결정되는 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 깊이 지도 추정 방법 및 상기 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 컴퓨터 비전 분야에는 이미지를 분석하기 위한 여러 기술들과 발전된 네트워크들이 존재한다. 이러한 기술들 중 이종 전이 학습(Transfer Learning)은 대규모 딥 네트워크 학습을 위해 대량의 레이블(Label)이 지정된 데이터를 요구하는 패러다임이며, 레이블 된 데이터의 부족 문제를 해결하기 위해 사전학습(Pre-training) 방법들이 주목을 받고 있다.

[0003] 자기 감독 사전학습 네트워크 (Self-supervised learning network)는 이러한 부족한 대량의 데이터셋 문제를 해결하기 위한 유망한 방안이다. 특히 이미지의 일부를 마스킹하고 예측하는 MIM (Masked Image Modeling) 접근 방식은 최근 컴퓨터 비전 분야에서의 지배적인 자기 감독 사전학습 프레임워크로 주목받고 있다.

[0004] 이러한 사전 학습된 자기 감독 사전학습 네트워크의 경우, 보통 이미지 분류(Image Classification), 시맨틱 세그멘테이션(Semantic Segmentation), 객체 탐지(Object Detection) 등 여러 다운스트림 태스크(Downstream task)에서 그 성능을 평가받는다.

[0005] 그러나, 잘 학습된 자기 감독 사전학습 네트워크를 인코더로 활용하여 미세조정(Fine-tuning)함으로써 다운스트림 태스크에 적용하는 것은, 결과적으로 다운스트림 태스크를 위한 디코더 모델과의 갭 차이를 초래하는 문제가 있었다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 다운스트림 태스크를 위한 인코더 모델과 디코더 모델 사이의 갭 차이를 감소시킬 수 있는 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임워크를 제공하고자 한다.

[0007] 본 발명은 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임워크를 통해 두 개의 양안 이미지로부터 보다 정확한 깊이 지도를 추정할 수 있는 방법을 제공하고자 한다.

[0008] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

- [0009] 본 발명의 일실시예에 따른 깊이 지도 추정 방법은 깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득하는 단계; 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성하는 단계; 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측하는 단계; 상기 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계; 상기 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 상기 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측하는 단계; 및 상기 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0010] 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계는 상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 CLS 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 CLS 값에 기초하여 제1 손실 값을 결정하는 단계; 상기 결정된 제1 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하는 단계; 및 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 제1 손실 값은 상기 제1 CLS 값과 제2 CLS 값 사이의 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error, CEE)를 이용하여 결정될 수 있다.
- [0012] 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계는 상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값에 기초하여 결정된 제2 손실 값을 결정하는 단계; 상기 결정된 제2 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하는 단계; 및 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더의 파라미터들을 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 상기 제2 손실 값은 상기 제1 패치 값과 제2 패치 값 사이의 평균 제곱 오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 결정될 수 있다.
- [0014] 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계는 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지에 대한 원본 깊이 지도와 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도에 기초하여 제3 손실 값을 결정하는 단계; 및 상기 결정된 제3 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계는 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도와 상기 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 깊이 지도에 기초하여 제4 손실 값을 결정하는 단계; 및 상기 결정된 제4 손실 값에 기초하여 상기 제2 디코더를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0016] 상기 제3 손실 값 및 제4 손실 값은 상기 원본 깊이 지도와 제1 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE) 및 상기 제1 깊이 지도와 제2 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차를 이용하여 각각 결정될 수 있다.
- [0017] 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치는 하나 이상의 프로세서; 및 상기 프로세서에 의해 실행되는 프로그램을 로드(load)하거나 저장하는 메모리를 포함하되, 상기 프로그램은 깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득하는 단계; 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성하는 단계; 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹

된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측하는 단계; 상기 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 상기 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계; 상기 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 상기 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측하는 단계; 및 상기 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 프로세서는 상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 CLS 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 CLS 값에 기초하여 제1 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제1 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하며, 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더를 학습할 수 있다.

[0019] 상기 제1 손실 값은 상기 제1 CLS 값과 제2 CLS 값 사이의 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error, CEE)를 이용하여 결정될 수 있다.

[0020] 상기 프로세서는 상기 제1 인코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값과 상기 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 상기 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값에 기초하여 제2 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제2 손실 값에 기초하여 상기 제2 인코더를 학습하며, 상기 학습된 제2 인코더의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving Average, EMA)을 제1 인코더에 적용함으로써 상기 제1 인코더의 파라미터들을 학습할 수 있다.

[0021] 상기 제2 손실 값은 상기 제1 패치 값과 제2 패치 값 사이의 평균 제곱 오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 결정될 수 있다.

[0022] 상기 프로세서는 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지에 대한 원본 깊이 지도와 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도에 기초하여 제3 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제3 손실 값에 기초하여 상기 제1 디코더를 학습할 수 있다.

[0023] 상기 프로세서는 상기 제1 디코더에 상기 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도와 상기 제2 디코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 예측된 제2 깊이 지도에 기초하여 제4 손실 값을 결정하고, 상기 결정된 제4 손실 값에 기초하여 상기 제2 디코더를 학습할 수 있다.

[0024] 상기 제3 손실 값 및 제4 손실 값은 상기 원본 깊이 지도와 제1 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE) 및 상기 제1 깊이 지도와 제2 깊이 지도 사이의 평균 절대 오차를 이용하여 각각 결정될 수 있다.

발명의 효과

[0025] 본 발명의 일실시예에 의하면, 다운스트림 태스크를 위한 인코더 모델과 디코더 모델 사이의 갭 차이를 감소시킬 수 있는 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임 워크를 제공할 수 있다.

[0026] 본 발명의 일실시예에 의하면, 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임 워크를 통해 두 개의 양안 이미지로부터 보다 정확한 깊이 지도를 추정할 수 있다.

[0027] 본 발명의 일실시예에 의하면, 새로운 자기 주도 학습 모델의 프레임 워크에 의해 추정된 높은 정확도의 깊이 지도를 객체 탐지 또는 시맨틱 세그멘테이션과 같은 컴퓨터 비전 분야에 활용할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0028] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 구성도를 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 깊이 지도 추정 방법을 플로우차트로 나타낸 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 자기 주도 학습 모델의 프레임워크를 이용한 깊이 지도 추정 시스템을 나타

낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0029] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0030] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.
- [0031] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.
- [0032] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 문서에서, "A 또는 B", "A 및 B 중 적어도 하나", "A 또는 B 중 적어도 하나", "A, B 또는 C", "A, B 및 C 중 적어도 하나", 및 "A, B, 또는 C 중 적어도 하나"와 같은 문구들 각각은 그 문구들 중 해당하는 문구에 함께 나열된 항목들 중 어느 하나, 또는 그들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0033] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0034] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0035]
- [0036] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치의 구성도를 도시한 도면이다.
- [0037] 도 1에 도시된 바와 같이, 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 프로세서(110), 프로세서(110)에 의하여 수행되는 프로그램(130)을 로드(load)하거나 저장하는 메모리(120)를 포함할 수 있다. 도 1의 컴퓨팅 장치(100)에 포함된 구성 요소는 일례에 불과하고, 본 발명이 속한 기술분야의 통상의 기술자라면 도 1에 도시된 구성 요소들 외에 다른 범용적인 구성 요소들이 더 포함될 수 있음을 알 수 있다.
- [0038] 프로세서(110)는 컴퓨팅 장치(100)의 각 구성의 전반적인 동작을 제어한다. 프로세서(110)는 CPU(Central Processing Unit), MPU(Micro Processor Unit), MCU(Micro Controller Unit), GPU(Graphic Processing Unit), NPU(Neural Processing Unit), DSP(Digital Signal Processor) 또는 본 발명의 기술 분야에 잘 알려진 임의의 형태의 프로세서 중 적어도 하나를 포함하여 구성될 수 있다. 또한, 프로세서(110)는 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 방법/동작을 실행하기 위한 적어도 하나의 애플리케이션 또는 프로그램에 대한 연산을 수행할 수 있다. 컴퓨팅 장치(100)는 하나 이상의 프로세서를 구비할 수 있다.
- [0039] 메모리(120)는 컴퓨팅 장치(100)에 포함된 구성요소(예: 프로세서(110))에 의해 사용되는 다양한 데이터, 명령 및 정보 중 하나 또는 둘 이상의 조합을 저장한다. 메모리(120)는 휘발성 메모리 및/또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다.
- [0040] 프로그램(130)은 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 방법/동작들이 구현된 하나 이상의 동작(action)들을 포함할 수 있으며, 메모리(120)에 소프트웨어 형태로 저장될 수 있다. 여기서, 동작은 프로그램(130)에서 실행되는 명령어에 대응한다. 예를 들어, 프로그램(130)은 깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득하는 동작, 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스

킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성하는 동작, 제1 인코더에 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 상기 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측하는 동작, 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 제1 인코더와 제2 인코더를 학습하는 단계; 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측하는 단계; 및 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 제1 디코더와 제2 디코더를 학습하는 동작을 수행하도록 하는 인스트럭션들을 포함할 수 있다.

[0041] 프로그램(130)이 메모리(120)에 로드 되면, 프로세서(110)는 프로그램(130)을 구현하기 위한 복수의 동작들을 실행시킴으로써 본 발명의 다양한 실시예들에 따른 방법/동작들을 수행할 수 있다.

[0042] 프로그램(130)의 실행 화면은 디스플레이(140)을 통해 표시될 수 있다. 도 1의 경우, 디스플레이(140)는 컴퓨팅 장치(100)와 연결되는 별도의 장치로 표현되나, 스마트폰, 태블릿 등 사용자가 휴대할 수 있는 단말기와 같은 컴퓨팅 장치(100)의 경우 디스플레이(140)가 컴퓨팅 장치(100)의 구성 요소로 될 수 있다. 디스플레이(140)에 표현되는 화면은 프로그램에 정보를 입력하기 전이나 프로그램의 실행 결과일 수 있다.

[0043]

[0044] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 깊이 지도 추정 방법을 플로우차트로 나타낸 도면이다.

[0045] 도 2에 도시된 깊이 지도 추정 방법은 컴퓨팅 장치(100)의 프로세서(110)에 의해 수행된다. 단계(210)에서, 프로세서(110)는 깊이 지도를 추정하고자 하는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 획득할 수 있다. 일례로, 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 자기 주도 학습 모델의 프레임워크를 이용한 깊이 지도 추정 시스템(300)을 나타낸 도면이다. 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 깊이 지도 추정 시스템(300)을 구성하는 자기 주도 학습

모델의 학습을 위한 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)를 획득할 수 있다.

[0046] 단계(220)에서, 프로세서(110)는 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지 각각에 대해 임의의 패치(Patch)를 마스킹(Masking)함으로써 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 각각 생성할 수 있다.

[0047] 일례로, 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r) 각각에 대해 랜덤 마스킹(Random masking)을 적용함으로써 마스킹된 좌안 이미지(I_l^m) 및 마스킹된 우안 이미지(I_r^m)를 생성할 수 있다.

[0048] 단계(230)에서, 프로세서(110)는 제1 인코더에 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 CLS(Special Classification token) 값 및 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값을 예측하고, 제2 인코더에 마스킹된 좌안 이미지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 CLS 값 및 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값을 예측할 수 있다.

[0049] 일례로, 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 마스킹되지 않은 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)를 제1 인코더에 대응하는 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 입력하여 제1 CLS 값(cls^T) 및 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값($patch^T$)을 예측할 수 있다.

[0050] 이와 동시에 프로세서(110)는 마스킹된 좌안 이미지(l^m) 및 마스킹된 우안 이미지(r^m)를 제2 인코더에 대응하는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 입력하여 제2 CLS 값(cls^S) 및 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값($patch^S$)을 예측할 수 있다.

[0051] 단계(240)에서, 프로세서(110)는 제1 인코더의 출력 값 및 제2 인코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값(loss value)에 기초하여 제1 인코더와 제2 인코더를 학습할 수 있다.

[0052] 일례로, 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 제1 인코더에 대응하는 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 원본 좌안 이미지(l_l) 및 원본 우안 이미지(l_r)를 입력하여 예측된 제1 CLS 값(cls^T)과 제2 인코더에 대응하는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 마스킹된 좌안 이미지(l^m) 및 마스킹된 우안 이미지(r^m)를 입력하여 예측된 제2 CLS 값(cls^S)에 기초하여 제1 손실 값(cls_{loss})을 결정할 수 있다.

[0053] 이때, 제1 손실 값(cls_{loss})은 제1 CLS 값(cls^T)과 제2 CLS 값(cls^S) 사이의 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Error, CEE)를 이용하여 아래의 식 1과 같이 결정될 수 있으며, 해당 제1 손실 값(cls_{loss})을 통해 티처 인코더($e_{Teacher}$)에서 스튜던트 인코더($e_{Student}$)로 이미지의 전역적인 정보(Global image representation)를 증류(Distillation)할 수 있다.

[0054] <식 1>

$$\mathcal{L}_{[CLS]}^1 = - \left\{ \left(v_t^{[CLS]} \right)^T \log \hat{u}_s^{[CLS]} + \left(u_t^{[CLS]} \right)^T \log v_s^{[CLS]} \right\}$$

$$\mathcal{L}_{[CLS]}^2 = - \left\{ \left(u_t^{[CLS]} \right)^T \log \hat{v}_s^{[CLS]} + \left(v_t^{[CLS]} \right)^T \log u_s^{[CLS]} \right\}$$

[0057] 여기서, $[CLS]$ 는 cls 토큰을 나타내고, v_t 는 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 입력되는 원본 좌안 이미지를 나타내고, u_t 는 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 입력되는 원본 우안 이미지를 나타내며, v_s 는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 입력되는 원본 좌안 이미지를 나타내고, u_s 는 스튜던트 인코더

($e_{Student}$)에 입력되는 원본 우안 이미지를 나타내며, $\hat{v}_s$ 는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 입

력되는 마스킹된 좌안 이미지를 나타내고, $\hat{u}_s$ 는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 입력되는 마스킹된 우

안 이미지를 나타낸다. 또한, T 는 제1 손실 값(cls_{loss})의 출력을 얼마나 평활하게 할지 결정하는 매

개변수이며, 일례로, 0.04~007의 값을 가질 수 있다 다만, 이러한 T 의 값은 하나의 예시일 뿐 상기의 예에 한정되지 않는다.

[0058]

이때, cls 토큰 사이의 증류는 도 4와 같이 마스킹 되지 않은 원본 우안 이미지의 cls 토큰에서 마스킹된 좌안 이미지의 cls 토큰으로 이루어지고, 마스킹 되지 않은 원본 좌안 이미지의 cls 토큰에서 마스킹된 우안 이미지

의 cls 토큰으로 이루어질 수 있다. 여기서, 총 제1 손실 값(cls_{loss})은 $\mathcal{L}_{[CLS]}^1$ 와 $\mathcal{L}_{[CLS]}^2$ 의 산술평균으로 결정되어 실제 학습에 역전파(Backpropagation)되어 사용될 수 있다.

[0059]

프로세서(110)는 이와 같이 결정된 제1 손실 값(cls_{loss})이 최소가 되도록 스튜던트 인코더

($e_{Student}$)의 파라미터를 학습할 수 있다. 이후 프로세서(110)는 제1 손실 값(cls_{loss})을 이용하

여 학습된 스튜던트 인코더($e_{Student}$)의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving

Average, EMA)을 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 적용함으로써 티처 인코더($e_{Teacher}$)의 파라미터를 학습할 수 있다.

[0060]

이와 같이 프로세서(110)는 제1 손실 값(cls_{loss})을 통해 티처 인코더($e_{Teacher}$) 및 스튜던트 인

코더($e_{Student}$)에서 이미지의 전역적인 정보를 학습할 수 있다.

[0061]

한편, 프로세서(110)는 제1 인코더에 대응하는 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원

본 우안 이미지(I_r)를 입력하여 측정된 마스킹된 패치에 대한 제1 패치 값($patch^T$)과 제2 인코더에

대응하는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)에 마스킹된 좌안 이미지(l^m) 및 마스킹된 우안 이미지

(r^m)를 입력하여 예측된 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값($patch^S$)에 기초하여 제2 손실 값

(MIM loss)을 결정할 수 있다.

[0062] 이때, 제2 손실 값(MIM loss)은 제1 패치 값($patch^T$)과 제2 패치 값($patch^S$) 사이의 평균 제곱 오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 아래의 식 2와 같이 결정될 수 있으며, 해당 제2 손실 값

(MIM loss)을 통해 티처 인코더($e_{Teacher}$)에서 스튜던트 인코더($e_{Student}$)로 이미지의 지역적인 정보(Local image representation)를 증류(Distillation)할 수 있다.

[0063] <식 2>

$$L_{MIM} = MSE(origin\ image - reconstruction\ image)$$

:

[0065] 여기서, $reconstruction\ image$ 는 스튜던트 인코더($e_{Student}$)를 통해 예

측된 마스킹된 패치에 대한 제2 패치 값($patch^S$)을 나타내고, $origin\ image$ 는 마스킹

된 패치에 대한 실제 값인 제1 패치 값($patch^T$)을 의미할 수 있다.

[0066] 프로세서(110)는 이와 같이 결정된 제2 손실 값(MIM loss)이 최소가 되도록 스튜던트 인코더

($e_{Student}$)의 파라미터를 학습할 수 있다. 이후 프로세서(110)는 제2 손실 값(MIM loss)을 이

용하여 학습된 스튜던트 인코더($e_{Student}$)의 파라미터들에 대한 지수 이동 평균(Exponential Moving

Average, EMA)을 티처 인코더($e_{Teacher}$)에 적용함으로써 티처 인코더($e_{Teacher}$)의 파라미터를 학습할 수 있다.

[0067] 이와 같이 프로세서(110)는 제2 손실 값(MIM loss)을 통해 티처 인코더($e_{Teacher}$) 및 스튜던

트 인코더($e_{Student}$)에서 이미지의 지역적인 정보를 학습할 수 있다.

[0068] 단계(250)에서, 프로세서(110)는 학습된 제1 인코더에 연결되는 제1 디코더에 원본 좌안 이미지 및 원본 우안 이미지를 입력하여 제1 깊이 지도를 예측하고, 학습된 제2 인코더에 연결되는 제2 디코더에 마스킹된 좌안 이미

지 및 마스킹된 우안 이미지를 입력하여 제2 깊이 지도를 예측할 수 있다.

[0069] 일례로, 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 마스킹되지 않은 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)를 제1 디코더에 대응하는 티쳐 디코더($d_{Teacher}$)에 입력하여 제1 깊이 지도(d^T)를 예측할 수 있다.

[0070] 이와 동시에 프로세서(110)는 마스킹된 좌안 이미지(l^m) 및 마스킹된 우안 이미지(r^m)를 제2 디코더에 대응하는 스튜던트 디코더($d_{Student}$)에 입력하여 제2 깊이 지도(d^S)를 예측할 수 있다.

[0071] 단계(260)에서, 프로세서(110)는 제1 디코더의 출력 값 및 제2 디코더의 출력 값에 기초하여 결정된 손실 값에 기초하여 제1 디코더와 제2 디코더를 학습할 수 있다.

[0072] 일례로 도 3을 참고하면, 프로세서(110)는 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)에 대한 원본 깊이 지도(d^{gt})와 제1 디코더에 대응하는 티쳐 디코더($d_{Teacher}$)에 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도(d^T)에 기초하여 제3 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^{gt}}$)을 결정할 수 있다.

[0073] 이때, 제3 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^{gt}}$)은 원본 깊이 지도(d^{gt})와 제1 깊이 지도(d^T) 사이의 평균 절대 오차(Mean Absolute Error, MAE)를 이용하여 아래의 식 3과 같이 결정될 수 있다.

[0074] <식 3>

$$[0075] \quad depth\ loss^{d^T-d^{gt}} = Smooth\ L1\ (d^T - d^{gt})$$

[0076] 프로세서(110)는 이와 같이 결정된 제3 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^{gt}}$)이 최소가 되도록 티쳐 디코더($d_{Teacher}$)의 파라미터를 학습할 수 있다.

[0077] 한편, 프로세서(110)는 제1 디코더에 대응하는 티쳐 디코더($d_{Teacher}$)에 원본 좌안 이미지(I_l) 및 원본 우안 이미지(I_r)를 입력하여 예측된 제1 깊이 지도(d^T)와 제2 디코더에 대응하는 스튜던트 디코더

($d^{student}$)에 마스크된 좌안 이미지(l^m) 및 마스크된 우안 이미지(r^m)를 입력하여 예측된 제2 깊이 지도(d^S)에 기초하여 제4 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^S}$)을 결정할 수 있다.

[0078] 이때, 제4 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^S}$)은 제1 깊이 지도(d^T)와 제2 깊이 지도(d^S) 사이의 평균 절대 오차를 이용하여 아래의 식 4와 같이 결정될 수 있다.

[0079] <식 4>

$$depth\ loss^{d^T-d^S} = Smooth\ L1\ (d^T - d^S)$$

[0081] 프로세서(110)는 이와 같이 결정된 제4 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^S}$)이 최소가 되도록 대응하는 스튜던트 디코더($d^{student}$)의 파라미터를 학습할 수 있다.

[0082] 이와 같이 본 발명은 제1 손실 값($cls\ loss$) 및 제2 손실 값($MIM\ loss$)을 통해 이미지의 전역적인 정보와 지역적인 정보가 통합적으로 학습된 인코더 뿐만 아니라 제3 손실 값

($depth\ loss^{d^T-d^{gt}}$) 및 제4 손실 값($depth\ loss^{d^T-d^S}$)을 통해 학습된 디코더를 이용하여 보다 정확한 깊이 지도를 추정할 수 있다.

[0084] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 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, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 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 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0085] 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 장치로 저장될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0086] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 저장할 수 있으며 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.

[0087] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0088] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 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.

[0089] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

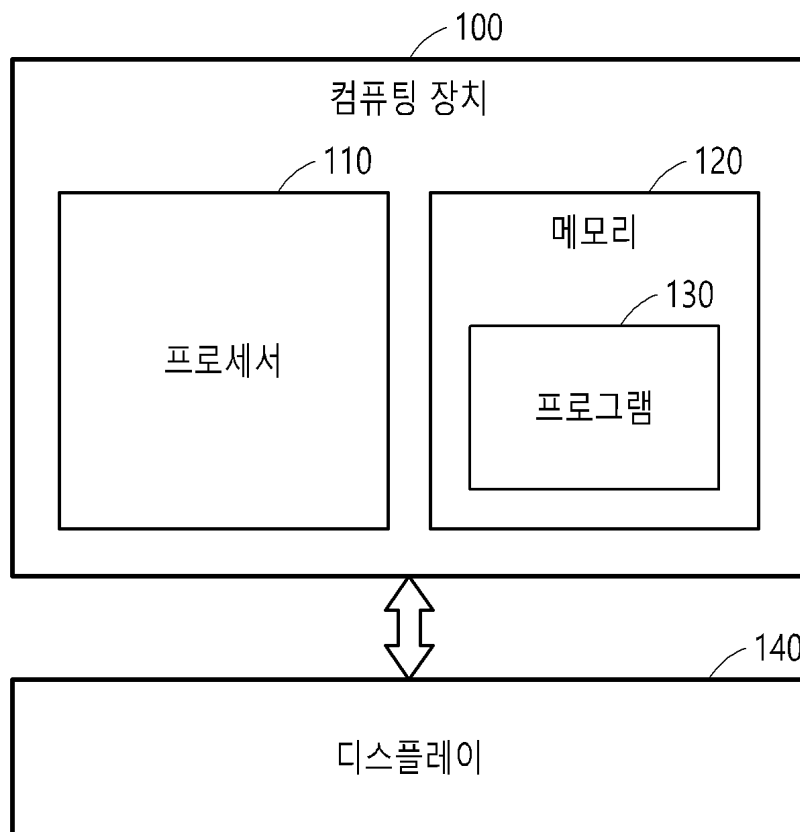
[0090]

부호의 설명

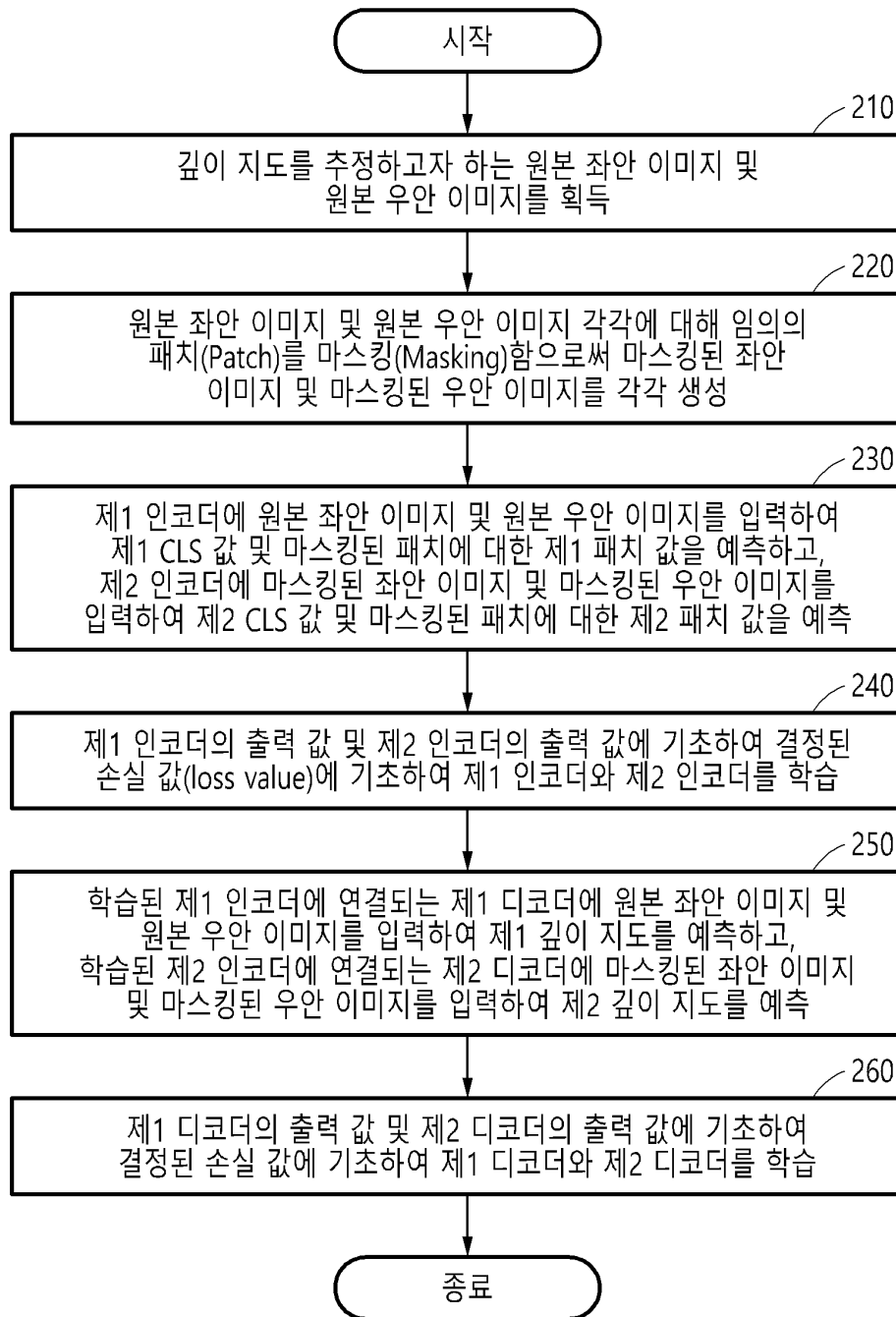
[0091] 100 : 컴퓨팅 장치
110 : 프로세서
120 : 메모리
130 : 프로그램
140 : 디스플레이

도면

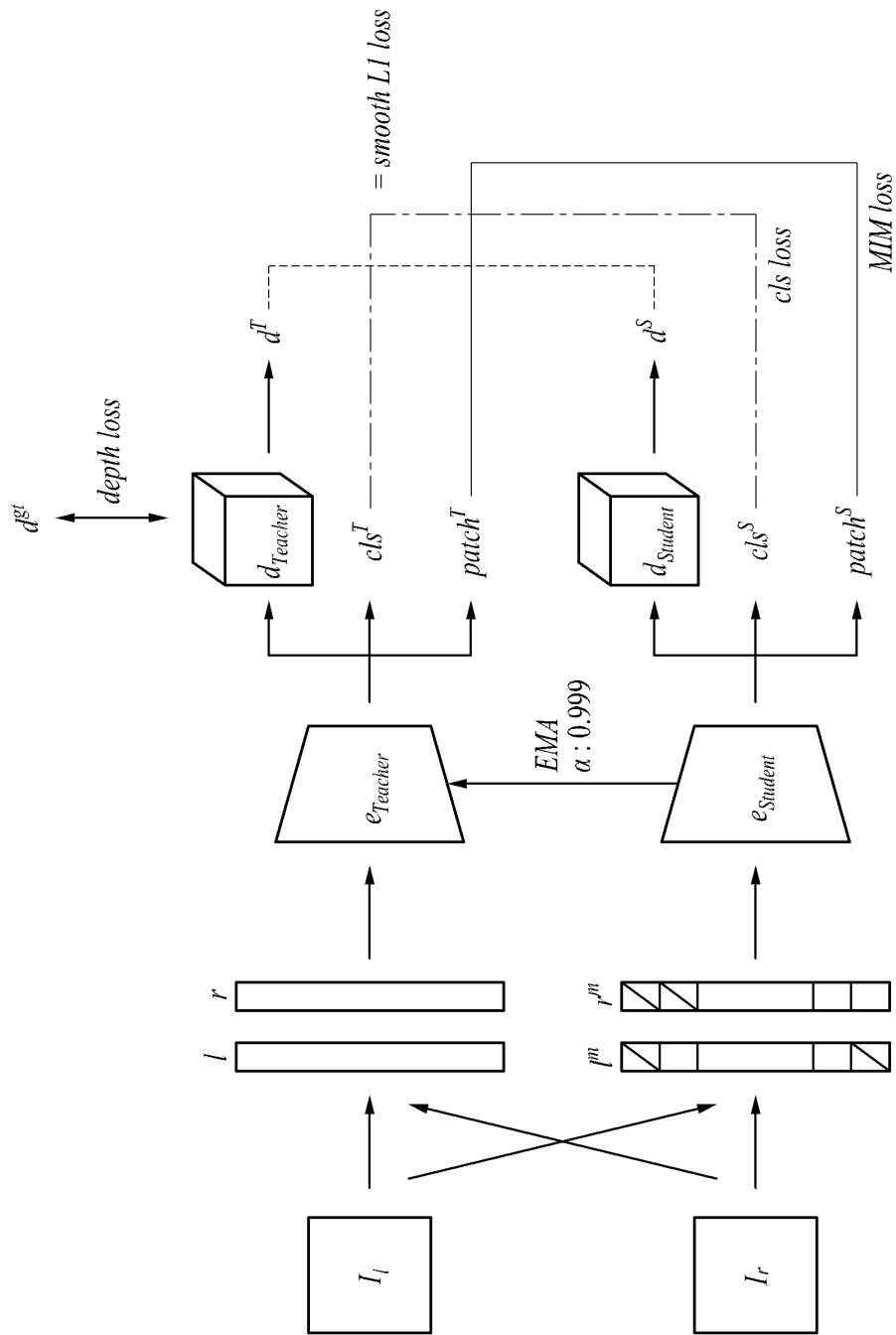
도면1



도면2



도면3



도면4

