



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0060786
(43) 공개일자 2025년05월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/045 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06T 5/00 (2024.01) G06V 10/46 (2022.01)
G06V 10/764 (2022.01) G06V 10/774 (2022.01)
G06V 10/82 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/045 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0186000
(22) 출원일자 2023년12월19일
심사청구일자 없음
(30) 우선권주장
1020230144733 2023년10월26일 대한민국(KR)

(71) 출원인
삼성전자주식회사
경기도 수원시 영통구 삼성로 129 (매탄동)
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
박상욱
경기도 수원시 영통구 삼성로 129(매탄동)
김민경
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과
학기술원
(73) 권리자
(74) 대리인
권혁록, 이정순

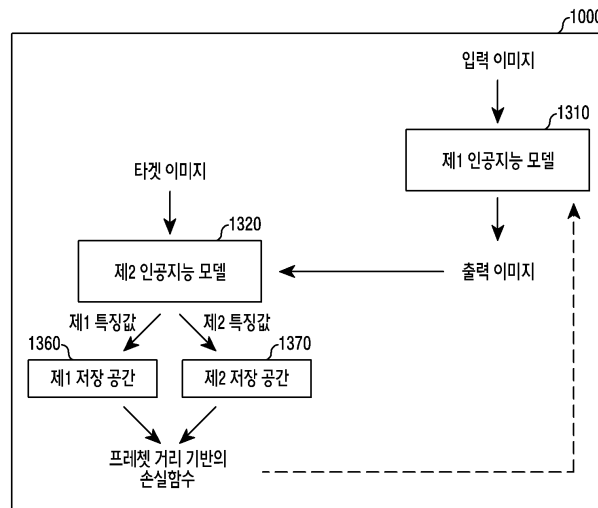
전체 청구항 수 : 총 20 항

(54) 발명의 명칭 이미지의 처리를 위한 인공지능 모델을 훈련하는 전자 장치 및 방법

(57) 요약

이미지의 처리를 위한 인공지능 모델을 훈련하는 전자 장치 및 방법이 제공된다. 전자 장치는 메모리 및 프로세서를 포함하며, 상기 프로세서는, 입력 이미지를 제1 인공지능 모델에 적용하고, 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하고, 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를 제2 인공지능 모델에 적용하고, 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하고, 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하고, 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 5/00 (2024.01)
G06V 10/469 (2023.08)
G06V 10/765 (2023.08)
G06V 10/774 (2023.08)
G06V 10/82 (2022.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

(72) 발명자

심재영

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원

김동민

경기도 수원시 영통구 삼성로 129(매탄동)

박은필

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원

박중혁

울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50 울산과학기술원

최지환

경기도 수원시 영통구 삼성로 129(매탄동)

명세서

청구범위

청구항 1

전자 장치에 있어서,

명령어들을 저장하는 메모리; 및

상기 명령어들을 실행하고 상기 메모리와 작동적으로 연결되는 프로세서;

를 포함하며,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작;

상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작;

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하는 동작;

상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및

상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;

을 수행하도록 하는 것인, 전자 장치.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

상기 제1 특징 값을 상기 메모리 내의 제1 저장 공간에 누적하여 저장하고, 상기 제2 특징 값을 상기 메모리 내의 제2 저장 공간에 누적하여 저장하도록 하는, 전자 장치.

청구항 3

제2 항에 있어서,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 잠재 벡터의 형태로 누적하여 저장하도록 하는, 전자 장치.

청구항 4

제2 항에 있어서,

상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제2 특징 값의 수는, 상기 입력 이미지의 화질 개선을 위하여 미리 설정된 것인, 전자 장치.

청구항 5

제4 항에 있어서,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 누적하여 저장된 상기 제2 특징 값에 기초하여, 상기 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출하도록 하는 것인, 전자 장치.

청구항 6

제1 항에 있어서,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 제1 특징 값의 수 및 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에,

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제1 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고,

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제2 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고,

상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하도록 하는 것인, 전자 장치.

청구항 7

제1 항에 있어서,

상기 입력 이미지의 제1 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제2 인공지능 모델이 이용되는 것인, 전자 장치.

청구항 8

제7 항에 있어서,

상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가:

상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제3 인공지능 모델에 적용하고,

상기 제3 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제3 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제4 특징 값을 획득하고,

상기 제3 특징 값 및 상기 제4 특징 값에 기초하여 상기 제1 인공지능 모델의 훈련을 위한 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출하도록 하는 것인, 전자 장치.

청구항 9

제8 항에 있어서,

상기 입력 이미지의 제2 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제3 인공지능 모델이 이용되는 것인, 전자 장치.

청구항 10

제8 항에 있어서,

상기 제1 화질 속성의 개선은 상기 이미지의 디테일(detail) 개선을 포함하고, 상기 제2 인공지능 모델은 InceptionNet 또는 Autoencoder를 포함하며,

상기 제2 화질 속성의 개선은 상기 이미지의 아티팩트(artifact)의 감소를 포함하고, 상기 제3 인공지능 모델은 NAFNet을 포함하는 것인, 전자 장치.

청구항 11

전자 장치가 제1 인공지능 모델을 훈련하는 방법에 있어서,

입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작;

상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작;

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작;

상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및

상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;

을 포함하는, 방법.

청구항 12

제11 항에 있어서,

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은,

상기 제1 특징 값을 상기 메모리 내의 제1 저장 공간에 누적하여 저장하고, 상기 제2 특징 값을 상기 메모리 내의 제2 저장 공간에 누적하여 저장하는 것인, 방법.

청구항 13

제12 항에 있어서,

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은,

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 잠재 벡터의 형태로 누적하여 저장하는 것인, 방법.

청구항 14

제12 항에 있어서,

상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제2 특징 값의 수는, 상기 입력 이미지의 화질 개선을 위하여 미리 설정된 것인, 방법.

청구항 15

제14 항에 있어서,

상기 손실 함수를 산출하는 동작은,

상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 누적하여 저장된 상기 제2 특징 값에 기초하여, 상기 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 것인, 방법.

청구항 16

제11 항에 있어서,

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은,

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 제1 특징 값의 수 및 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에,

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제1 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고,

상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제2 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고,

상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하는 것인, 방법.

청구항 17

제11 항에 있어서,

상기 입력 이미지의 제1 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제2 인공지능 모델이 이용되는 것인, 방법.

청구항 18

제17 항에 있어서,

상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제3 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 제3 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제3 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제4 특징 값을 획득하는 동작; 및

상기 제3 특징 값 및 상기 제4 특징 값에 기초하여 상기 제1 인공지능 모델의 훈련을 위한 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작;

을 더 포함하는 것인, 방법.

청구항 19

제18 항에 있어서,

상기 입력 이미지의 제2 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제3 인공지능 모델이 이용되는 것인, 방법.

청구항 20

입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작;

상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미

지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작;

상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작;

상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작;

상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레렛 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및

상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;

을 포함하는, 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 이미지의 처리를 위한 인공지능 모델을 훈련하는 전자 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 딥러닝 모델의 오차나 정확도를 측정하기 위해서는 예측값과 기대값 간의 차이가 사용된다. 예측값과 기대값 간의 차이가 훈련된 인공지능 모델의 성능을 평가하기 위해 사용되는 경우에는 예측값과 기대값 간의 차이는 정량 성능 평가 지표로서 이용된다. 예측값과 기대값 간의 차이가 인공지능 모델을 개선하기 위해 인공지능 모델을 훈련하기 위하여 사용되면 예측값과 기대값 간의 차이는 손실 함수로 이용될 수 있다. 손실 함수(Loss Function)는 딥러닝 모델의 훈련 과정에서 사용되는 함수이다. 손실 함수는 훈련의 목표인 타겟(target) 이미지와 훈련된 인공지능 모델의 출력 영상 간의 거리를 측정하여 인공지능 모델이 개선되도록 하는 데 사용된다. 인공지능 모델이 손실 함수를 통해 거리를 최소화하는 방향으로 인공지능 모델의 파라미터를 업데이트함으로써, 인공지능 모델이 기대값에 가까운 예측을 하도록 유도한다. 그러나, 계산량이 많은 경우에 정량 성능 평가 지표를 손실 함수로 사용하기 어렵다.

발명의 내용

과제의 해결 수단

[0003] 상술한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본 개시의 일 실시예는, 명령어들을 저장하는 메모리; 및 상기 명령어들을 실행하고 상기 메모리와 작동적으로 연결되는 프로세서;를 포함하며, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작; 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작; 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하는 동작; 및 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레렛 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작;을 수행하도록 하는 것인, 전자 장치를 제공할 수 있다. 또한, 상기 전자 장치는, 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;을 수행할 수 있다.

[0004] 또한, 본 개시의 일 실시예는, 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작; 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작; 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작; 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레렛 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;을 포함하는, 전자 장치가 제1 인공지능 모델을 훈련하는 방법을 제공할 수 있다.

[0005] 또한, 본 개시의 일 실시예는, 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작; 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작; 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작; 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;을 포함하는, 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체를 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0006] 도 1은 일 실시예에 따른 전자 장치가 이미지 처리를 위한 인공지능 모델을 훈련시키는 개요를 설명하는 도면이다.

도 2는 일 실시예에 따른 전자 장치(1000)가 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델을 훈련시키는 방법의 흐름도이다.

도 3은 일 실시예에 따른 전자 장치가 제2 인공지능 모델로부터 획득되는 특징 값들을 지정된 저장 공간에 저장하고 저장된 특징 값들을 이용하여 손실함수를 산출하는 방법의 흐름도이다.

도 4는 일 실시예에 따른 제1 저장 공간 및 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들 및 제2 특징 값들에 기초하여 손실 함수가 산출되는 예시를 나타내는 도면이다.

도 5는 일 실시예에 따른, 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 이용하여 훈련된 제1 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를, 다른 이미지 처리 방식에 의해 처리된 이미지 처리 결과와 비교하기 위한 도면이다.

도 6은 일 실시예에 따른 이미 훈련되어 있는 인공지능 모델을 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 이용하여 다시 훈련시킨 경우에, 다시 훈련된 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 설명하기 위한 도면이다.

도 7은 일 실시예에 따른 메모리에 저장되는 특징 값들의 개수에 따른 이미지 처리 결과를 비교하기 위한 도면이다.

도 8은 일 실시예에 따른 전자 장치가 복수 타입의 제2 인공지능 모델을 이용하여 손실 함수를 산출하는 예시를 나타내는 도면이다.

도 9는 일 실시예에 따른 손실 함수의 산출을 위하여 이용된 제2 인공지능 모델의 타입에 따른 이미지 처리 결과들을 비교하기 위한 도면이다.

도 10은 일 실시예에 따른 전자 장치의 블록도이다.

도 11은, 다양한 실시예들에 따른, 네트워크 환경(1100) 내의 전자 장치(1101)의 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0007] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본 개시가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본 개시의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본 개시는 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 개시를 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0008] 본 개시에서 사용되는 용어는, 본 개시에서 언급되는 기능을 고려하여 현재 사용되는 일반적인 용어로 기재되었으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 다양한 다른 용어를 의미할 수 있다. 따라서 본 개시에서 사용되는 용어는 용어의 명칭만으로 해석되어서는 안되며, 용어가 가지는 의미와 본 개시의 전반에 걸친 내용을 토대로 해석되어야 한다.

[0009] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 구성 요소들은 이 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 이 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로 사용된다.

[0010] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐

아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다. 또한 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

- [0011] 본 개시에서 다양한 곳에 등장하는 "일 실시예에서" 등의 어구는 반드시 모두 동일한 실시예를 가리키는 것은 아니다.
- [0012] 본 개시의 일 실시예는 기능적인 블록 구성들 및 다양한 처리 단계들로 나타내어질 수 있다. 이러한 기능 블록들의 일부 또는 전부는, 특정 기능들을 실행하는 다양한 개수의 하드웨어 및/또는 소프트웨어 구성들로 구현될 수 있다. 예를 들어, 본 개시의 기능 블록들은 하나 이상의 마이크로프로세서들에 의해 구현되거나, 소정의 기능을 위한 회로 구성들에 의해 구현될 수 있다. 또한, 예를 들어, 본 개시의 기능 블록들은 다양한 프로그래밍 또는 스크립팅 언어로 구현될 수 있다. 기능 블록들은 하나 이상의 프로세서들에서 실행되는 알고리즘으로 구현될 수 있다. 또한, 본 개시는 전자적인 환경 설정, 신호 처리, 및/또는 데이터 처리 등을 위하여 종래 기술을 채용할 수 있다. "매커니즘", "요소", "수단" 및 "구성" 등과 같은 용어는 넓게 사용될 수 있으며, 기계적이고 물리적인 구성들로서 한정되는 것은 아니다.
- [0013] 또한, 도면에 도시된 구성 요소들 간의 연결 선 또는 연결 부재들은 기능적인 연결 및/또는 물리적 또는 회로적 연결들을 예시적으로 나타낸 것일 뿐이다. 실제 장치에서는 대체 가능하거나 추가된 다양한 기능적인 연결, 물리적인 연결, 또는 회로 연결들에 의해 구성 요소들 간의 연결이 나타내어질 수 있다.
- [0014] 본 문서에서 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지 처리를 위해 훈련되는 인공지능 모델일 수 있으며, 예를 들어, 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 하지만, 제1 인공지능 모델(1310)의 종류는 이에 제한되지 않으며, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 분류 및/또는 이미지 내의 객체 인식을 위해 훈련된 인공지능 모델일 수도 있다.
- [0015] 입력 이미지는 이미지 처리의 대상이 되는 이미지일 수 있다. 입력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)에 의해 화질이 개선되기 이전의 이미지일 수 있다. 예를 들어, 입력 이미지는 베이어 패턴의 디모자이크된 이미지일 수 있으나 이에 제한되지 않는다.
- [0016] 출력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)이 입력 이미지를 이미지 처리함으로써 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력되는 이미지일 수 있다. 예를 들어, 출력 이미지는 제1 인공지능 모델에 의해 화질이 개선된 이미지일 수 있다.
- [0017] 타겟 이미지는 입력 이미지에 대응되는 이미지로서, 제1 인공지능 모델(1310)의 목표가 되는 결과물일 수 있다. 타겟 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)이 목표하는 품질을 가지는 이미지로서 제1 인공지능 모델(1310)의 이미지 처리 결과를 반영하는 이미지일 수 있다. 타겟 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위해 이용되는 정답(truth) 이미지일 수 있다.
- [0018] 제2 인공지능 모델(1320)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)은, 영상 분류를 위한 인공지능 모델, 및/또는 화질 개선을 위한 인공지능 모델을 포함할 수 있다.
- [0019] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 개시를 상세히 설명하기로 한다.
- [0020] 도 1은 일 실시예에 따른 전자 장치가 이미지 처리를 위한 인공지능 모델을 훈련시키는 개요를 설명하는 도면이다.
- [0021] 도 1을 참조하면, 일 실시예에 따른 전자 장치(1000)는 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련시킬 수 있다. 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 하지만, 제1 인공지능 모델(1310)의 종류는 이에 제한되지 않으며, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 분류 및/또는 이미지 내의 객체 인식을 위해

훈련된 인공지능 모델일 수도 있다.

- [0022] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)에 입력 이미지를 적용하고, 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력 이미지를 획득할 수 있다. 출력 이미지는 입력 이미지보다 화질이 개선된 이미지일 수 있으며, 제1 인공지능 모델(1310)의 결과로서 획득되는 이미지일 수 있다.
- [0023] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 타겟 이미지는 입력 이미지에 대응되는 이미지로서, 제1 인공지능 모델(1310)의 목표가 되는 결과물일 수 있다. 타겟 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)이 목표하는 품질을 가지는 이미지로서 제1 인공지능 모델(1310)의 이미지 처리 결과를 반영하는 이미지일 수 있다. 타겟 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위해 이용되는 정답(truth) 이미지일 수 있다.
- [0024] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 각각 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 특징 벡터일 수 있다.
- [0025] 일 실시예에 따르면, 제2 인공지능 모델(1320)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다.
- [0026] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장하고, 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 특징 값을 저장하기 위한 제1 저장 공간(1360) 및 제2 특징 값을 저장하는 제2 저장 공간(1370)을 포함할 수 있으며, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값의 개수는 미리 설정될 수 있다.
- [0027] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 누적하여 저장된 제1 특징 값을 누적하여 저장된 제2 특징 값과 비교함으로써 프래켓 거리(frechet inception distance)를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위한 손실 함수(loss function)를 산출할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 산출된 손실 함수를 이용하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.
- [0028] 전자 장치(1000)는, 스마트폰, 태블릿 PC, PC, 스마트 TV, 휴대폰, PDA(personal digital assistant), 랩톱, 미디어 플레이어, 마이크로 서버, GPS(global positioning system) 장치, 전자책 단말기, 디지털방송용 단말기, 네비게이션, 키오스크, MP3 플레이어, 디지털 카메라, 가전기기 및 기타 모바일 또는 비모바일 컴퓨팅 장치일 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 또한, 전자 장치(1000)는 통신 기능 및 데이터 프로세싱 기능을 구비한 시계, 안경, 헤어 밴드 및 반지 등의 웨어러블 디바이스일 수 있다. 그러나, 이에 제한되지 않으며, 전자 장치(1000)는 이미지 처리를 위한 프로세서 및 메모리를 포함하는 모든 종류의 기기를 포함할 수 있다.
- [0029] 도 2는 일 실시예에 따른 전자 장치(1000)가 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델을 훈련시키는 방법의 흐름도이다.
- [0030] 동작 200에서 전자 장치(1000)는 제1 인공지능 모델(1310)에 입력 이미지를 적용할 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지 처리를 위해 훈련되는 인공지능 모델일 수 있으며, 예를 들어, 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 하지만, 제1 인공지능 모델(1310)의 종류는 이에 제한되지 않으며, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 분류 및/또는 이미지 내의 객체 인식을 위해 훈련된 인공지능 모델일 수도 있다. 또한, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 본 개시의 일 실시예에 따른 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출되는 손실 함수와 상이한 손실 함수를 이용하여 이미 훈련되어 있는 인공지능 모델일 수도 있다.
- [0031] 일 실시예에 따르면, 입력 이미지는 이미지 처리의 대상이 되는 이미지일 수 있다. 입력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)에 의해 화질이 개선되기 이전의 이미지일 수 있다. 예를 들어, 입력 이미지는 베이어 패턴의 디모자이크된 이미지일 수 있으나 이에 제한되지 않는다. 예를 들어, 입력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)을 통해

이미지 처리의 대상이 될 수 있는 다양한 포맷의 이미지를 포함할 수 있다.

- [0032] 일 실시예에 따르면, 입력 이미지는 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지일 수 있다. 만약 입력 이미지가 지정된 포맷 및 해상도를 가지지 않는 경우에, 전자 장치(1000)는 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제1 인공지능 모델(1310)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0033] 동작 210에서 전자 장치(1000)는 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력 이미지를 획득할 수 있다. 출력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)이 입력 이미지를 이미지 처리함으로써 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력되는 이미지일 수 있다. 예를 들어, 출력 이미지는 제1 인공지능 모델에 의해 화질이 개선된 이미지일 수 있다.
- [0034] 동작 220에서 전자 장치(1000)는 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지와 획득된 출력 이미지를, 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 타겟 이미지는 입력 이미지에 대응되는 이미지로서, 입력 이미지를 이미지 처리함으로써 생성되는 이미지일 수 있으며 사용자가 원하는 품질을 가지는 이미지일 수 있다. 입력 이미지로부터 제1 인공지능 모델(1310)에 의해 이미지 처리됨으로써 생성되는 출력 이미지가 타겟 이미지의 품질을 가지도록 제1 인공지능 모델(1310)이 훈련될 수 있다. 타겟 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위해 이용되는 정답(truth) 이미지일 수 있다.
- [0035] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 각각 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 특징 벡터일 수 있다.
- [0036] 일 실시예에 따르면, 제2 인공지능 모델(1320)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)은, 영상 분류를 위한 인공지능 모델, 및/또는 화질 개선을 위한 인공지능 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)은, OpenAI 자체 데이터(예: 300만 장의 이미지)로 이미지와 문장 간의 관계가 학습된 CLIP의 이미지 인코더, 화질 개선 기법의 SOTA인 NAFNet의 인코더, 사용자의 데이터로 사전 학습시킬 수 있는 오토 인코더의 인코더 부분, 및/또는 이미지 분류를 위한 InceptionNet을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0037] 동작 230에서 전자 장치(1000)는 타겟 이미지에 기초하여 출력되는 제1 특징 값, 및 출력 이미지에 기초하여 출력되는 제2 특징 값을 메모리에 저장할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지에 기반하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제1 특징 값과 출력 이미지에 기반하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제2 특징 값을 각각 별개의 저장 공간에 누적하여 저장할 수 있다.
- [0038] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 입력받은 제2 인공지능 모델(1320)로부터 출력되는 제1 특징 값을 메모리의 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 제1 저장 공간(1360)은 제1 특징 값들을 저장하기 위하여 전자 장치(1000) 내에 설정된 별도의 저장 공간일 수 있다. 또한, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 예를 들어, 제1 특징 값들의 개수는 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 제1 특징 값들의 개수는, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.
- [0039] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 입력받은 제2 인공지능 모델(1320)로부터 출력되는 제2 특징 값을 메모리의 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다. 제2 저장 공간(1370)은 제2 특징 값들을 저장하기 위하여 전자 장치(1000) 내에 설정된 별도의 저장 공간일 수 있다. 또한, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 예를 들어, 제2 특징 값들의 개수는 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 제2 특징 값들의 개수는, 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.
- [0040] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 입력 이미지 및 타겟 이미지를 변경해가면서 동작 200 내지 동작 230을 반복하여 수행할 수 있다. 만약, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 개수가 이미 임계치를 만족하고, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 개수가 이미 임계치를 만족하면, 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들 중 일부를 새로운 제1 특징 값과 교체하고, 전자 장치(1000)는 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들 중 일부를 새로운 제2 특

징 값과 교체할 수 있다.

- [0041] 동작 240에서 전자 장치(1000)는 제1 특징 값 및 제2 특징 값에 기초하여 프레젠테이션 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들과 비교함으로써, 프레젠테이션 거리를 산출할 수 있다. 예를 들어, 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 특징 벡터들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 특징 벡터들을 비교함으로써 프레젠테이션 거리를 산출할 수 있다.
- [0042] 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하고, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 경우에, 프레젠테이션 거리를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 프레젠테이션 거리를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위하여 이용될 손실 함수를 산출할 수 있다.
- [0043] 동작 250에서 전자 장치(1000)는 손실 함수에 기초하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다. 예를 들어, 전자 장치(1000)는 프레젠테이션 거리를 산출하고 역전파를 통해 제1 인공지능 모델(1310)이 개선되는 방향으로 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다. 예를 들어, 전자 장치(1000)는 손실 함수의 값이 감소되도록 제1 인공지능 모델(1310) 내의 파라미터들 및 가중치들을 수정함으로써 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.
- [0044] 도 3은 일 실시예에 따른 전자 장치가 제2 인공지능 모델로부터 획득되는 특징 값들을 지정된 저장 공간에 저장하고 저장된 특징 값들을 이용하여 손실함수를 산출하는 방법의 흐름도이다.
- [0045] 도 3의 동작 300 내지 동작 360은, 도 2의 동작 220, 동작 230 및 동작 240에 대응될 수 있다.
- [0046] 동작 300에서 전자 장치(1000)는 타겟 이미지에 기초하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 타겟 이미지가 이미 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 경우에, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 전처리하지 않을 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제1 특징 값은, 예를 들어, 잠재 벡터일 수 있다.
- [0047] 동작 310에서 전자 장치(1000)는 출력 이미지에 기초하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 인공지능 모델(1310)로부터 획득된 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 출력 이미지가 이미 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 경우에, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 전처리하지 않을 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제2 특징 값은 잠재 벡터일 수 있으며, 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 동일한 포맷의 데이터일 수 있다.
- [0048] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 변경하면서 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는, 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행하면서 획득되는 제1 특징 값들을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 전자 장치(1000)는, 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행하면서 획득되는 제2 특징 값들을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다.
- [0049] 동작 320에서 전자 장치(1000)는 메모리 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상인지를 판단할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 지를 판단할 수 있다.
- [0050] 일 실시예에 따르면, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 동일한 임계치로 설정될 수 있다. 또한, 예를 들어, 특징 값들의 개수는 저장 공간에 저장되는 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 특징 값들의 개수는, 저장 공간에 저장되는 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.
- [0051] 동작 320에서의 판단 결과, 메모리 내의 저장된 특징 값들의 개수가 임계치 보다 작으면, 동작 330에서 전자 장치(1000)는 획득된 제1 특징 값 및 제2 특징 값을 메모리에 저장할 수 있다. 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수가 아직 임계치에 도달하지 않았으며, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 아직 임계치에 도달하지 않은 경우에, 전자 장치(1000)는 획득된 제1 특징

값을 제1 저장 공간(1360)에 저장하고, 획득된 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)에 저장할 수 있다.

- [0052] 동작 320에서의 판단 결과, 메모리 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상이면, 동작 340에서 전자 장치(1000)는 메모리 내에 미리 저장된 특징 값들 중 일부를 획득된 제1 특징 값 및 제2 특징 값으로 교체할 수 있다. 예를 들어, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수가 이미 임계치에 도달한 경우, 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들 중 먼저 저장된 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)으로부터 삭제하고, 새로운 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 예를 들어, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 이미 임계치에 도달한 경우, 전자 장치(1000)는 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들 중 먼저 저장된 제21 특징 값을 제2 저장 공간(1370)으로부터 삭제하고, 새로운 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다.
- [0053] 동작 350에서 전자 장치(1000)는 메모리 내에 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상인지를 판단할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 지를 판단할 수 있다. 동작 350의 임계치는 동작 320의 임계치와 동일할 수 있다.
- [0054] 동작 350에서의 판단 결과, 메모리 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상이면, 동작 360에서 전자 장치(1000)는 손실 함수를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 특징 값 및 제2 특징 값에 기초하여 프레챗 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들과 비교함으로써, 프레챗 거리를 산출할 수 있다. 예를 들어, 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 특징 벡터들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 특징 벡터들을 비교함으로써 프레챗 거리를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 프레챗 거리를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위하여 이용될 손실 함수를 획득할 수 있다.
- [0055] 도 4는 일 실시예에 따른 제1 저장 공간 및 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들 및 제2 특징 값들에 기초하여 손실 함수가 산출되는 예시를 나타내는 도면이다.
- [0056] 도 4를 참조하면, 예를 들어, 제1 저장 공간(1360)에는 21개의 제1 특징 값들이 누적하여 저장되도록, 제1 저장 공간(1360)에 저장될 제1 특징 값들의 개수가 설정될 수 있다. 예를 들어, 제2 저장 공간(1370)에는 21개의 제2 벡터 값들이 저장되도록, 제2 저장 공간(1370)에 저장될 제2 특징 값들의 개수가 설정될 수 있다.
- [0057] 예를 들어, 타겟 이미지 111 내지 타겟 이미지 1122가 제2 인공지능 모델(1320)에 각각 적용됨으로써, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값들(41)이 획득될 수 있다. 또한, 예를 들어, 출력 이미지 111 내지 출력 이미지 1122가 제2 인공지능 모델(1320)에 각각 적용됨으로써, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값들(42)이 획득될 수 있다. 또한, 제1 특징 값들(41)은 제1 저장 공간(1360)에 순차적으로 누적하여 저장되고, 제2 특징 값들(42)은 제2 저장 공간(1370)에 순차적으로 누적하여 저장될 수 있다.
- [0058] 예를 들어, 타겟 이미지 1121로부터 제2 인공지능 모델(1320)을 통해 획득되는 제1 특징 값 1121(41-21)이 제1 저장 공간(1360)에 저장됨으로써, 제1 저장 공간(1360)에는 제1 특징 값 111(41-1) 내지 제1 특징 값 1121(41-21)이 누적하여 저장될 수 있다. 이 경우, 제1 저장 공간(1360)에 저장된 제1 특징 값들의 개수는 임계치를 만족할 수 있다.
- [0059] 예를 들어, 출력 이미지 1121로부터 제2 인공지능 모델(1320)을 통해 획득되는 제2 특징 값 1121(42-21)이 제2 저장 공간(1370)에 저장됨으로써, 제2 저장 공간(1370)에는 제2 특징 값 111(42-1) 내지 제2 특징 값 1121(42-21)이 누적하여 저장될 수 있다. 이 경우, 제2 저장 공간(1370)에 저장된 제2 특징 값들의 개수는 임계치를 만족할 수 있다.
- [0060] 이후, 타겟 이미지 1122가 제2 인공지능 모델(1320)에 적용됨으로써 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값 1122(41-22)가 획득되면, 전자 장치(1000)는 제1 저장 공간(1360)에 이미 저장되어 있는 제1 특징 값들(41-1 ~ 41-21) 중에서 먼저 저장된 제1 특징 값 111(41-1)을 제1 저장 공간(1360)으로부터 삭제하고, 제1 저장 공간(1360)에 새로운 제1 특징 값 1122(41-22)을 저장할 수 있다.
- [0061] 또한, 출력 이미지 1122가 제2 인공지능 모델(1320)에 적용됨으로써 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값 1122(42-22)가 획득되면, 전자 장치(1000)는 제2 저장 공간(1370)에 이미 저장되어 있는 제2 특징 값들(42-1 ~ 42-21) 중에서 먼저 저장된 제2 특징 값 111(42-1)을 제2 저장 공간(1370)으로부터 삭제하고, 제2 저장 공간

(1370)에 새로운 제2 특징 값 1122(42-22)을 저장할 수 있다.

- [0062] 이후, 전자 장치(1000)는, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값 112(41-2) 내지 제1 특징 값 1122(41-22)를, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값 112(42-2) 내지 제1 특징 값 1122(42-22)와 비교함으로써, 프레젠테 거리(45)를 산출할 수 있다. 전자 장치(1000)는 프레젠테 거리(45)를 산출함으로써 손실 함수를 획득할 수 있다.
- [0063] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 특징 값들을 별도의 저장 공간에 저장함으로써, 메모리 공간을 효율적으로 활용할 수 있게 된다. 이에 따라, 전자 장치(1000)는 한정된 메모리 자원을 가지는 경우에도, 보다 많은 개수의 출력 이미지들 및 타겟 이미지들로부터 획득되는 특징 값들에 기반하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련시킬 수 있으며, 이에 따라 제1 인공지능 모델(1310)의 이미지 처리 성능을 향상시킬 수 있게 된다.
- [0064] 도 5는 일 실시예에 따른, 프레젠테 거리 기반의 손실 함수를 이용하여 훈련된 제1 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를, 다른 이미지 처리 방식에 의해 처리된 이미지 처리 결과와 비교하기 위한 도면이다.
- [0065] 도 5를 참조하면, 이미지(50)가 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력됨으로써 이미지(52) 또는 이미지(54)가 출력될 수 있다. 노이즈를 포함하는 베이어 패턴의 이미지가, 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되면, 개선된 sRGB 이미지가 출력될 수 있다.
- [0066] 이미지(50)은 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되는 입력 이미지이며, 베이어 패턴이 디모자이크된 이미지일 수 있다.
- [0067] 또한, 이미지(52)는 일 실시예에 따라 획득되는 손실 함수를 이용하지 않는 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 나타내는 이미지이다. 일 실시예에 따른 손실 함수를 이용하지 않고 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 이미지(50)가 입력되면 이미지(52)가 출력될 수 있다.
- [0068] 또한, 이미지(54)는 일 실시예에 따라 획득되는 손실 함수를 이용하여 훈련된 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 나타내는 이미지이다. 일 실시예에 따른 손실 함수를 이용하여 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 이미지(50)가 입력되면 이미지(54)가 출력될 수 있다.
- [0069] 이미지(50)와 이미지(52)를 비교해보면, 이미지(52)에서는 노이즈는 제거되었지만, 이미지의 디테일(detail) 또한 함께 제거된 것을 볼 수 있다. 이에 비하여, 이미지(50), 이미지(52) 및 이미지(54)를 비교해보면, 본 개시의 일 실시예에 따른 손실 함수를 이용하여 훈련된 인공지능 모델을 이용한 결과물인 이미지(54)에서, 이미지(52)보다 이미지(50)의 디테일(detail)이 양호하게 복원됨이 확인될 수 있다.
- [0070] 도 6은 일 실시예에 따른 이미 훈련되어 있는 인공지능 모델을 프레젠테 거리 기반의 손실 함수를 이용하여 다시 훈련시킨 경우에, 다시 훈련된 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 설명하기 위한 도면이다.
- [0071] 도 6을 참조하면, 이미지(60)가 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력됨으로써 이미지(62) 또는 이미지(64)가 출력될 수 있다. 노이즈를 포함하는 베이어 패턴의 이미지가, 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되면, 개선된 sRGB 이미지가 출력될 수 있다.
- [0072] 이미지(60)은 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되는 입력 이미지이며, 베이어 패턴이 디모자이크된 이미지일 수 있다.
- [0073] 또한, 이미지(62)는 일 실시예에 따라 획득되는 손실 함수를 이용하지 않는 기존에 훈련된 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 나타내는 이미지이다. 예를 들어, 이미지(62)는 LPIPS(learned perceptual image patch similarity), DISTs (deep image structure and texture similarity)를 손실 함수로 사용하여 기존에 훈련된 인공지능 모델로부터 출력되는 이미지일 수 있다.
- [0074] 또한, 이미지(64)는 기존에 훈련된 인공지능 모델을 일 실시예에 따라 획득되는 손실 함수를 이용하여 다시 훈련시킨 인공지능 모델을 통한 이미지 처리 결과를 나타내는 이미지이다. 이미지(64)는, LPIPS, DISTs를 손실 함수로 사용하여 기존에 훈련된 인공지능 모델을, 일 실시예에 따른 손실 함수를 이용하여 다시 훈련시킨 인공지능 모델의 이미지 처리 결과일 수 있다.
- [0075] 이미지(60), 이미지(62) 및 이미지(64)를 비교해보면, 이미지(62)에서는 아티팩트(artifact)가 존재하지만 이미지(64)에서는 아티팩트가 제거된 것을 확인할 수 있다. 이에 따라, 본 개시의 일 실시예에 따른 손실 함수를 이용하여, 기존에 훈련된 인공지능 모델을 다시 훈련시키는 경우에, 짧은 시간 내에 기존의 인공지능 모델의 단점

을 개선시킬 수 있게 된다.

- [0076] 도 7은 일 실시예에 따른 메모리에 저장되는 특징 값들의 개수에 따른 이미지 처리 결과를 비교하기 위한 도면이다.
- [0077] 도 7을 참조하면, 입력 이미지가 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력됨으로써 이미지(70) 또는 이미지(72)가 출력될 수 있다. 노이즈를 포함하는 베이어 패턴의 이미지가, 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되면, 개선된 sRGB 이미지가 출력될 수 있다.
- [0078] 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 개수가 각각 128개인 경우에, 128개의 타겟 이미지와 128개의 출력 이미지를 이용하여 손실 함수가 산출될 수 있다. 이미지(70)는, 128개의 타겟 이미지와 128개의 출력 이미지의 세트에 기반하여 산출되는 손실 함수를 이용하여 훈련된 인공지능 모델에, 입력 이미지가 입력됨으로써 출력되는 이미지일 수 있다.
- [0079] 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 개수가 각각 1000개인 경우에, 1000개의 타겟 이미지와 1000개의 출력 이미지를 이용하여 손실 함수가 산출될 수 있다. 이미지(72)는, 1000개의 타겟 이미지와 1000개의 출력 이미지의 세트에 기반하여 산출되는 손실 함수를 이용하여 훈련된 인공지능 모델에, 입력 이미지가 입력됨으로써 출력되는 이미지일 수 있다.
- [0080] 이미지(70) 및 이미지(72)를 비교해보면, 이미지(72)가 이미지(70)보다 더디테일이 잘 복원되었고, 아티팩트가 더 많이 감소된 것을 확인할 수 있다.
- [0081] 본 개시의 일 실시예에 따르면, 종래의 FastFID (fast frechet inception distance) 방식과는 달리, 전자 장치(1000)는 메모리에 특징 값들을 누적하여 저장함으로써, 한정된 메모리 환경에서 보다 많은 이미지들로 분포를 표현할 수 있게 된다. 이에 따라, 많은 특징 값들을 바탕으로 하는 손실 함수를 이용하여 인공지능 모델을 훈련시킬 수 있으며, 이미지 처리 결과의 품질을 보다 향상시킬 수 있게 된다.
- [0082] 도 8은 일 실시예에 따른 전자 장치가 복수 타입의 제2 인공지능 모델을 이용하여 손실 함수를 산출하는 예시를 나타내는 도면이다.
- [0083] 도 8을 참조하면 일 실시예에 따른 전자 장치(1000)는 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련시킬 수 있다. 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 하지만, 제1 인공지능 모델(1310)의 종류는 이에 제한되지 않으며, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 분류 및/또는 이미지 내의 객체 인식을 위해 훈련된 인공지능 모델일 수도 있다.
- [0084] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 이미지 처리를 위한 제1 인공지능 모델(1310)에 입력 이미지를 적용하고, 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력 이미지를 획득할 수 있다. 출력 이미지는 입력 이미지보다 화질이 개선된 이미지일 수 있으며, 제1 인공지능 모델(1310)의 결과로서 획득되는 이미지일 수 있다.
- [0085] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 각각 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)에 적용하고, 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)에 적용하고, 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 특징 벡터일 수 있다. 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)은, 예를 들어, FID (frechet inception distance) 및 FastFID (fast frechet inception distance)에서 주로 사용되는 InceptionV3, Backbone Network로 사용되는 CLIP[3], 영상 화질 개선을 위한 NAFNet[4], 또는 입력 이미지와 타겟 이미지가 동일한 Autoencoder 중 하나일 수 있다.
- [0086] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장하고, 제2 특징 값을

을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제1 특징 값을 저장하기 위한 제1 저장 공간(1360) 및 제2 특징 값을 저장하는 제2 저장 공간(1370)을 포함할 수 있으며, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값의 개수는 미리 설정될 수 있다.

[0087] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 누적하여 저장된 제1 특징 값을 누적하여 저장된 제2 특징 값과 비교함으로써 프레쳇 거리(frechet inception distance)를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위한 제1 손실 함수를 산출할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 산출된 제1 손실 함수를 이용하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.

[0088] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 각각 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)에 적용할 수 있다. 전자 장치(1000)는 타겟 이미지를 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)에 적용하고, 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)로부터 제3 특징 값을 획득할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 출력 이미지를 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)에 적용하고, 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)로부터 제4 특징 값을 획득할 수 있다. 제3 특징 값 및 제4 특징 값은 특징 벡터일 수 있다. 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)은, 예를 들어, FID 및 FastFID에서 주로 사용되는 InceptionV3, Backbone Network로 사용되는 CLIP[3], 영상 화질 개선을 위한 NAFNet[4], 또는 입력 이미지와 타겟 이미지가 동일한 Autoencoder 중 하나일 수 있으며, 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)과 상이한 인공지능 모델일 수 있다.

[0089] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 제3 특징 값을 제3 저장 공간에 누적하여 저장하고, 제4 특징 값을 제4 저장 공간에 누적하여 저장할 수 있다. 전자 장치(1000)는 제3 특징 값을 저장하기 위한 제3 저장 공간 및 제4 특징 값을 저장하는 제4 저장 공간을 포함할 수 있으며, 제3 저장 공간에 저장되는 제3 특징 값의 개수 및 제4 저장 공간에 저장되는 제4 특징 값의 개수는 미리 설정될 수 있다.

[0090] 일 실시예에 따르면, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값의 개수는 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값의 개수와 동일할 수 있다. 또한, 제3 저장 공간에 저장되는 제3 특징 값의 개수는 제4 저장 공간에 저장되는 제4 특징 값의 개수와 동일할 수 있다. 또한, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값의 개수는, 제3 저장 공간에 저장되는 제3 특징 값의 개수 및 제4 저장 공간에 저장되는 제4 특징 값의 개수와 상이할 수 있다.

[0091] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 누적하여 저장된 제3 특징 값을 누적하여 저장된 제4 특징 값과 비교함으로써 프레쳇 거리(frechet inception distance)를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위한 제2 손실 함수를 산출할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 산출된 제2 손실 함수를 이용하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.

[0092] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 개선하고자 하는 이미지의 화질의 종류에 따라, 상이한 종류의 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 손실 함수를 산출할 수 있다. 예를 들어, 이미지의 디테일을 개선시키고자 하는 경우에 제1 타입의 제2 인공지능 모델(1320-1)을 이용하여 제1 손실 함수를 산출하고, 이미지의 아티팩트를 개선시키고자 하는 경우에 제2 타입의 제2 인공지능 모델(1320-2)을 이용하여 제2 손실 함수를 산출할 수 있다. 또한, 전자 장치(1000)는 산출된 제1 손실 함수 또는 제2 손실 함수를 이용하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.

[0093] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1000)는 이미지 처리의 목적에 따라 상이한 타입의 제2 인공지능 모델(1320)을 선택하여 이용할 수 있으며, 상이한 타입의 제2 인공지능 모델(1320) 별로 획득되는 특징 값들을 별도의 저장 공간에 저장할 수 있게 된다. 이에 따라, 전자 장치(1000)는 메모리 공간을 효율적으로 활용하면서도, 이미지 처리의 목적에 적합하도록 제1 인공지능 모델(1310)을 차별하여 훈련시킬 수 있게 된다.

[0094] 도 9는 일 실시예에 따른 손실 함수의 산출을 위하여 이용된 제2 인공지능 모델의 타입에 따른 이미지 처리 결과들을 비교하기 위한 도면이다.

[0095] 도 9를 참조하면, 입력 이미지가 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델(1310)에 입력됨으로써 이미지(90), 이미지(92), 이미지(94) 또는 이미지(96)가 출력될 수 있다. 노이즈를 포함하는 베이어 패턴의 이

미지가, 저조도 영상의 개선을 위하여 훈련된 인공지능 모델에 입력되면, 개선된 sRGB 이미지가 출력될 수 있다.

- [0096] 또한, 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위한 손실 함수를 산출하기 위하여 상이한 타입의 제2 인공지능 모델(1320)이 이용될 수 있다. 상이한 타입의 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출된 손실 함수들로부터 제1 인공지능 모델(1310)이 각각 훈련될 수 있다.
- [0097] 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)이 FID, FastFID에서 주로 사용되는 InceptionV3인 경우에, 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출된 손실 함수에 기반하여 훈련된 제1 인공지능 모델(1310)을 통하여, 입력 이미지로부터 이미지(90)가 출력될 수 있다.
- [0098] 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)이 Backbone Network로 사용되는 CLIP[3]인 경우에, 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출된 손실 함수에 기반하여 훈련된 제1 인공지능 모델(1310)을 통하여, 입력 이미지로부터 이미지(92)가 출력될 수 있다.
- [0099] 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)이 영상 화질 개선을 위한 NAFNet[4]인 경우에, 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출된 손실 함수에 기반하여 훈련된 제1 인공지능 모델(1310)을 통하여, 입력 이미지로부터 이미지(94)가 출력될 수 있다.
- [0100] 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)이 입력 이미지와 타겟 이미지가 동일한 Autoencoder인 경우에, 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출된 손실 함수에 기반하여 훈련된 제1 인공지능 모델(1310)을 통하여, 입력 이미지로부터 이미지(96)가 출력될 수 있다.
- [0101] 도 9를 참조하면, 예를 들어, 이미지(90) 및 이미지(96)에서는 디테일이 복원되었지만 아티팩트가 존재함이 확인될 수 있다. 또한, 예를 들어, 이미지(92)와 이미지(94)에서는, 아티팩트는 적지만 디테일이 부족함이 확인될 수 있다. 이에 따라, 손실 함수를 산출하는데 이용되는 특징 값들(예: 특징 벡터, 잠재 벡터)을 추출하는 제2 인공지능 모델(1320)의 타입에 따라, 제1 인공지능 모델(1310)이 훈련되는 방향이 각각 상이함이 확인될 수 있다. 이에 따라, 개선하고자 하는 화질의 속성에 따라, 상이한 타입의 제2 인공지능 모델(1320)이 이용될 수 있다. 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)의 이미지 디테일의 개선 성능을 향상시키기 위하여, 전자 장치(1000)는 제2 인공지능 모델(1320)로서 InceptionNet 또는 Autoencoder를 이용하여 프래셋 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다. 또한, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)의 아티팩트 제거 성능을 향상시키기 위하여, 전자 장치(1000)는 제2 인공지능 모델(1320)로서 NAFNet 또는 Clip를 이용하여 프래셋 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다.
- [0102] 일 실시예에 따르면, 전자 장치가 제1 인공지능 모델을 훈련하는 방법은, 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작(예: 동작 200); 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작(예: 동작 210); 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작(예: 동작 220); 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작(예: 동작 220); 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작(예: 동작 230); 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프래셋 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작(예: 동작 240); 및 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작(예: 동작 250);을 포함할 수 있다.
- [0103] 또한, 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은, 상기 제1 특징 값을 상기 메모리 내의 제1 저장 공간에 누적하여 저장하고, 상기 제2 특징 값을 상기 메모리 내의 제2 저장 공간에 누적하여 저장할 수 있다.
- [0104] 또한, 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은, 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 잠재 벡터의 형태로 누적하여 저장할 수 있다.
- [0105] 또한, 상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제2 특징 값의 수는, 상기 입력 이미지의 화질 개선을 위하여 미리 설정될 수 있다.
- [0106] 또한, 상기 손실 함수를 산출하는 동작은, 상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 누적하여 저장된 상기 제2 특징 값에 기초하여, 상기 프래셋 거리 기반의 손실

함수를 산출할 수 있다.

- [0107] 또한, 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 저장하는 동작은, 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 제1 특징 값의 수 및 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제1 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고, 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제2 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장할 수 있다.
- [0108] 또한, 상기 입력 이미지의 제1 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제2 인공지능 모델이 이용될 수 있다.
- [0109] 또한, 상기 방법은, 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제3 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제3 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제3 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제4 특징 값을 획득하는 동작; 및 상기 제3 특징 값 및 상기 제4 특징 값에 기초하여 상기 제1 인공지능 모델의 훈련을 위한 프레젠테이션 거리의 손실 함수를 산출하는 동작;을 더 포함할 수 있다.
- [0110] 또한, 상기 입력 이미지의 제2 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제3 인공지능 모델이 이용될 수 있다.
- [0111] 도 10은 일 실시예에 따른 전자 장치의 블록도이다.
- [0112] 도 10을 참조하면, 전자 장치(1000)는 이미지 획득부(1500), 디스플레이 모듈(1200), 메모리(1300) 및 프로세서(1400)를 포함하며, 메모리(1300)는 제1 인공지능 모델(1310), 제2 인공지능 모델(1320), 제1 저장 공간(1360) 및 제2 저장 공간을 포함할 수 있다.
- [0113] 이미지 획득부(1500)는 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위한 이미지들을 획득할 수 있다. 이미지 획득부(1500)는 입력 이미지 및 타겟 이미지를 획득할 수 있다. 입력 이미지는 이미지 처리의 대상이 되는 이미지일 수 있다. 입력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)에 의해 화질이 개선되기 이전의 이미지일 수 있다. 예를 들어, 입력 이미지는 베이어 패턴의 디모자이크된 이미지일 수 있으나 이에 제한되지 않는다. 예를 들어, 입력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)을 통해 이미지 처리의 대상이 될 수 있는 다양한 포맷의 이미지를 포함할 수 있다. 이미지 획득부(1500)는, 예를 들어, 전자 장치(1000)의 카메라 모듈(예: 1180)을 포함할 수 있으나 이에 제한되지 않는다.
- [0114] 디스플레이 모듈(1200)은 전자 장치(1000)의 외부(예: 사용자)로 정보를 시각적으로 제공할 수 있다. 디스플레이 모듈(1200)은, 예를 들면, 디스플레이, 홀로그램 장치, 또는 프로젝터 및 해당 장치를 제어하기 위한 제어 회로를 포함할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 디스플레이 모듈(1200)은 터치를 감지하도록 설정된 터치 센서, 또는 상기 터치에 의해 발생하는 힘의 세기를 측정하도록 설정된 압력 센서를 포함할 수 있다. 디스플레이 모듈(1200)은 후술할 도 11의 디스플레이 모듈(1160)에 대응될 수 있다.
- [0115] 메모리(1300)는, 전자 장치(1000)의 적어도 하나의 구성요소에 의해 사용되는 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 데이터는, 예를 들어, 소프트웨어(예: 운영 체제, 미들웨어 또는 어플리케이션) 및, 이와 관련된 명령에 대한 입력 데이터 또는 출력 데이터를 포함할 수 있다. 메모리(1300)는, 휘발성 메모리 또는 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 메모리(1300)는 도 11의 메모리(1130)에 대응될 수 있다.
- [0116] 일 실시예에 따르면, 메모리(1300)는 제1 인공지능 모델(1310), 적어도 하나의 제2 인공지능 모델(1370), 제1 저장 공간(1360) 및 제2 저장 공간(1370)을 포함할 수 있다. 적어도 하나의 제2 인공지능 모델(1370)은 손실 함수의 산출을 위한 여러 타입의 인공지능 모델을 포함할 수 있다. 하지만, 이에 제한되지 않으며, 메모리(1300)는 제1 저장 공간(1360) 및 제2 저장 공간(1370) 외에 별도의 저장 공간들(예: 제3 저장 공간, 제4 저장 공간)을 더 포함할 수 있다.
- [0117] 일 실시예에 따르면, 제1 인공지능 모델(1310)은 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지 처리를 위해 훈련되는 인공지능 모델일 수 있으며, 예를 들어, 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련되는 인공지능 모델일 수 있다. 제1 인공지능 모델(1310)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 하지만, 제1 인공지능 모델(1310)의 종류는 이에 제한되지 않으며, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 이미지의 분류 및/또는 이미지 내의 객체 인식을 위해 훈련된 인공지능 모델일 수도 있다. 또한, 예를 들어, 제1 인공지능 모델(1310)은 본 개시의 일 실시예에 따른 제2 인공지능 모델(1320)을 이용하여 산출되는 손실 함수와 상이한 손실 함수를 이용하여 이미 훈련되어 있는 인공지능 모델일 수도

있다.

- [0118] 일 실시예에 따르면, 제2 인공지능 모델(1320)은 타겟 이미지와 출력 이미지의 특징들을 획득하기 위하여 이용되는 인공지능 모델일 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행할 수 있다. 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)은, 영상 분류를 위한 인공지능 모델, 및/또는 화질 개선을 위한 인공지능 모델을 포함할 수 있다. 예를 들어, 제2 인공지능 모델(1320)은, OpenAI 자체 데이터(예: 300만 장의 이미지)로 이미지와 문장 간의 관계가 학습된 CLIP의 이미지 인코더, 화질 개선 기법의 SOTA인 NAFNet의 인코더, 사용자의 데이터로 사전 학습시킬 수 있는 오토 인코더의 인코더 부분, 및/또는 이미지 분류를 위한 InceptionNet을 포함할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0119] 일 실시예에 따르면, 제1 인공지능 모델(1310) 및 제2 인공지능 모델(1320)은 메모리(1300) 내에 저장되지 않을 수 있다. 이 경우, 제1 인공지능 모델(1310) 및 제2 인공지능 모델(1320)은 예를 들어, 프로세서(1400)내의 신경망 처리를 위한 보조 프로세서를 위한 별도의 저장 공간에 저장될 수 있다.
- [0120] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 도 1 내지 도 9에서의 전자 장치(1000)의 동작들을 제어할 수 있다. 프로세서(1400)는, 예를 들면, 소프트웨어를 실행하여 프로세서(1400)에 연결된 전자 장치(1000)의 적어도 하나의 다른 구성요소(예: 하드웨어 또는 소프트웨어 구성요소)를 제어할 수 있고, 다양한 데이터 처리 또는 연산을 수행할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 데이터 처리 또는 연산의 적어도 일부로서, 프로세서(1400)는 다른 구성요소로부터 수신된 명령 또는 데이터를 휘발성 메모리에 저장하고, 휘발성 메모리에 저장된 명령 또는 데이터를 처리하고, 결과 데이터를 비휘발성 메모리에 저장할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 메인 프로세서(예: 중앙 처리 장치 또는 어플리케이션 프로세서) 또는 이와는 독립적으로 또는 함께 운영 가능한 보조 프로세서(예: 그래픽 처리 장치, 신경망 처리 장치(NPU: neural processing unit), 이미지 시그널 프로세서, 센서 허브 프로세서, 또는 커뮤니케이션 프로세서)를 포함할 수 있다.
- [0121] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 제1 인공지능 모델(1310)에 입력 이미지를 적용할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 입력 이미지는 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지일 수 있다. 만약 입력 이미지가 지정된 포맷 및 해상도를 가지지 않는 경우에, 프로세서(1400)는 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제1 인공지능 모델(1310)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다.
- [0122] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력 이미지를 획득할 수 있다. 출력 이미지는 제1 인공지능 모델(1310)이 입력 이미지를 이미지 처리함으로써 제1 인공지능 모델(1310)로부터 출력되는 이미지일 수 있다. 예를 들어, 출력 이미지는 제1 인공지능 모델에 의해 화질이 개선된 이미지일 수 있다.
- [0123] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지와 획득된 출력 이미지를, 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 프로세서(1400)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 각각 제2 인공지능 모델(1320)에 적용할 수 있다. 프로세서(1400)는 타겟 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 또한, 프로세서(1400)는 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 적용하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 특징 벡터일 수 있다.
- [0124] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 타겟 이미지에 기초하여 출력되는 제1 특징 값, 및 출력 이미지에 기초하여 출력되는 제2 특징 값을 메모리에 저장할 수 있다. 프로세서(1400)는 타겟 이미지에 기반하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제1 특징 값과 출력 이미지에 기반하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제2 특징 값을 각각 별개의 저장 공간에 누적하여 저장할 수 있다.
- [0125] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 타겟 이미지를 입력받은 제2 인공지능 모델(1320)로부터 출력되는 제1 특징 값을 메모리의 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 제1 저장 공간(1360)은 제1 특징 값들을 저장하기 위하여 전자 장치(1000) 내에 설정된 별도의 저장 공간일 수 있다. 또한, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 예를 들어, 제1 특징 값들의 개수는 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 제1 특징 값들의 개수는, 제1 저장 공간(1360)에 저장되는 제1 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.
- [0126] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 출력 이미지를 입력받은 제2 인공지능 모델(1320)로부터 출력되는 제2 특징 값을 메모리(1300)의 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다. 제2 저장 공간(1370)은 제2 특징 값들을 저장하기 위하여 전자 장치(1000) 내에 설정된 별도의 저장 공간일 수 있다. 또한, 제2 저장 공간(1370)

0)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 예를 들어, 제2 특징 값들의 개수는 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 제2 특징 값들의 개수는, 제2 저장 공간(1370)에 저장되는 제2 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.

[0127] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 입력 이미지 및 타겟 이미지를 변경해가면서 동작 200 내지 동작 230을 반복하여 수행할 수 있다. 만약, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 개수가 이미 임계치를 만족하고, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 개수가 이미 임계치를 만족하면, 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들 중 일부를 새로운 제1 특징 값과 교체하고, 프로세서(1400)는 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들 중 일부를 새로운 제2 특징 값과 교체할 수 있다.

[0128] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 제1 특징 값 및 제2 특징 값에 기초하여 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들과 비교함으로써, 프래켓 거리를 산출할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 특징 벡터들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 특징 벡터들을 비교함으로써 프래켓 거리를 산출할 수 있다.

[0129] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하고, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 경우에, 프래켓 거리를 산출할 수 있다. 프로세서(1400)는 프래켓 거리를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위하여 이용될 손실 함수를 산출할 수 있다.

[0130] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 손실 함수에 기초하여 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(1400)는 프래켓 거리를 산출하고 역전파를 통해 제1 인공지능 모델(1310)이 개선되는 방향으로 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(1400)는 손실 함수의 값이 감소되도록 제1 인공지능 모델(1310) 내의 파라미터들 및 가중치들을 수정함으로써 제1 인공지능 모델(1310)을 훈련할 수 있다.

[0131] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 특징 값들을 지정된 저장 공간에 저장하고 저장된 특징 값들을 이용하여 손실함수를 산출할 수 있다.

[0132] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 타겟 이미지에 기초하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 프로세서(1400)는 타겟 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제1 특징 값을 획득할 수 있다. 프로세서(1400)는 타겟 이미지를 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 타겟 이미지가 이미 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 경우에, 프로세서(1400)는 타겟 이미지를 전처리하지 않을 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제1 특징 값은, 예를 들어, 잠재 벡터일 수 있다.

[0133] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 출력 이미지에 기초하여 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 인공지능 모델(1310)로부터 획득된 출력 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력하고, 제2 인공지능 모델(1320)로부터 제2 특징 값을 획득할 수 있다. 프로세서(1400)는 출력 이미지를 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 이미지로 전처리하고, 전처리된 이미지를 제2 인공지능 모델(1320)에 입력할 수 있으나, 이에 제한되지 않는다. 출력 이미지가 이미 지정된 포맷 및 해상도를 가지는 경우에, 프로세서(1400)는 출력 이미지를 전처리하지 않을 수 있다. 제2 인공지능 모델(1320)로부터 획득되는 제2 특징 값은 잠재 벡터일 수 있으며, 제1 특징 값 및 제2 특징 값은 동일한 포맷의 데이터일 수 있다.

[0134] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 타겟 이미지 및 출력 이미지를 변경하면서 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행할 수 있다. 또한, 프로세서(1400)는, 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행하면서 획득되는 제1 특징 값들을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 프로세서(1400)는, 동작 310 및 동작 320을 반복하여 수행하면서 획득되는 제2 특징 값들을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다.

[0135] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 메모리(1300) 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상인지를 판단할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 지를 판단할 수 있다.

[0136] 일 실시예에 따르면, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 미리 설정될 수 있다. 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되는 제2 특징 값들의 개수는 동일한 임계치로

설정될 수 있다. 또한, 예를 들어, 특징 값들의 개수는 저장 공간에 저장되는 특징 값들의 길이일 수 있다. 예를 들어, 특징 값들의 개수는, 저장 공간에 저장되는 특징 값들의 특징 벡터들의 크기를 나타낼 수 있다.

[0137] 메모리(1300) 내의 저장된 특징 값들의 개수가 임계치 보다 작으면, 프로세서(1400)는 획득된 제1 특징 값 및 제2 특징 값을 메모리(1300)에 저장할 수 있다. 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수가 아직 임계치에 도달하지 않았으며, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 아직 임계치에 도달하지 않은 경우에, 프로세서(1400)는 획득된 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)에 저장하고, 획득된 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)에 저장할 수 있다.

[0138] 메모리(1300) 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상이면, 프로세서(1400)는 메모리(1300) 내에 미리 저장된 특징 값들 중 일부를 획득된 제1 특징 값 및 제2 특징 값으로 교체할 수 있다. 예를 들어, 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수가 이미 임계치에 도달한 경우에, 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들 중 먼저 저장된 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)으로부터 삭제하고, 새로운 제1 특징 값을 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장할 수 있다. 예를 들어, 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 이미 임계치에 도달한 경우에, 프로세서(1400)는 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들 중 먼저 저장된 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)으로부터 삭제하고, 새로운 제2 특징 값을 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장할 수 있다.

[0139] 일 실시예에 따르면, 프로세서(1400)는 메모리(1300) 내에 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상인지를 판단할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장되어 있는 제1 특징 값들의 개수 및 제2 저장 공간(1370)에 누적하여 저장되어 있는 제2 특징 값들의 개수가 임계치를 만족하는 지를 판단할 수 있다.

[0140] 메모리(1300) 내의 저장된 특징 값들의 수가 임계치 이상이면, 프로세서(1400)는 손실 함수를 산출할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 특징 값 및 제2 특징 값에 기초하여 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 산출할 수 있다. 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들과 비교함으로써, 프래켓 거리를 산출할 수 있다. 예를 들어, 프로세서(1400)는 제1 저장 공간(1360)에 누적하여 저장된 제1 특징 값들의 특징 벡터들을 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값들의 특징 벡터들을 비교함으로써 프래켓 거리를 산출할 수 있다. 프로세서(1400)는 프래켓 거리를 산출함으로써 제1 인공지능 모델(1310)의 훈련을 위하여 이용될 손실 함수를 획득할 수 있다.

[0141] 도 11은, 다양한 실시예들에 따른, 네트워크 환경(1100) 내의 전자 장치(1101)의 블록도이다. 도 11을 참조하면, 네트워크 환경(1100)에서 전자 장치(1101)는 제 1 네트워크(1198)(예: 근거리 무선 통신 네트워크)를 통하여 전자 장치(1102)와 통신하거나, 또는 제 2 네트워크(1199)(예: 원거리 무선 통신 네트워크)를 통하여 전자 장치(1104) 또는 서버(1108)와 통신할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1101)는 서버(1108)를 통하여 전자 장치(1104)와 통신할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 전자 장치(1101)는 프로세서(1120), 메모리(1130), 입력 모듈(1150), 음향 출력 모듈(1155), 디스플레이 모듈(1160), 오디오 모듈(1170), 센서 모듈(1176), 인터페이스(1177), 연결 단자(1178), 햅틱 모듈(1179), 카메라 모듈(1180), 전력 관리 모듈(1188), 배터리(1189), 통신 모듈(1190), 가입자 식별 모듈(1196), 또는 안테나 모듈(1197)을 포함할 수 있다. 어떤 실시예에서는, 전자 장치(1101)에는, 이 구성요소들 중 적어도 하나(예: 연결 단자(1178))가 생략되거나, 하나 이상의 다른 구성요소가 추가될 수 있다. 어떤 실시예에서는, 이 구성요소들 중 일부들(예: 센서 모듈(1176), 카메라 모듈(1180), 또는 안테나 모듈(1197))은 하나의 구성요소(예: 디스플레이 모듈(1160))로 통합될 수 있다.

[0142] 프로세서(1120)는, 예를 들면, 소프트웨어(예: 프로그램(1140))를 실행하여 프로세서(1120)에 연결된 전자 장치(1101)의 적어도 하나의 다른 구성요소(예: 하드웨어 또는 소프트웨어 구성요소)를 제어할 수 있고, 다양한 데이터 처리 또는 연산을 수행할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 데이터 처리 또는 연산의 적어도 일부로서, 프로세서(1120)는 다른 구성요소(예: 센서 모듈(1176) 또는 통신 모듈(1190))로부터 수신된 명령 또는 데이터를 휘발성 메모리(1132)에 저장하고, 휘발성 메모리(1132)에 저장된 명령 또는 데이터를 처리하고, 결과 데이터를 비휘발성 메모리(1134)에 저장할 수 있다. 일 실시예에 따르면, 프로세서(1120)는 메인 프로세서(1121)(예: 중앙 처리 장치 또는 어플리케이션 프로세서) 또는 이와는 독립적으로 또는 함께 운영 가능한 보조 프로세서(1123)(예: 그래픽 처리 장치, 신경망 처리 장치(NPU: neural processing unit), 이미지 시그널 프로세서, 센서 허브 프로세서, 또는 커뮤니케이션 프로세서)를 포함할 수 있다. 예를 들어, 전자 장치(1101)가 메인 프로세서(1121) 및 보조 프로세서(1123)를 포함하는 경우, 보조 프로세서(1123)는 메인 프로세서(1121)보다 저전력을 사용하거나, 지정된 기능에 특화되도록 설정될 수 있다. 보조 프로세서(1123)는 메인 프로세서(1121)와 별개로, 또는 그 일부로서 구현될 수 있다.

- [0143] 보조 프로세서(1123)는, 예를 들면, 메인 프로세서(1121)가 인액티브(예: 슬립) 상태에 있는 동안 메인 프로세서(1121)를 대신하여, 또는 메인 프로세서(1121)가 액티브(예: 어플리케이션 실행) 상태에 있는 동안 메인 프로세서(1121)와 함께, 전자 장치(1101)의 구성요소들 중 적어도 하나의 구성요소(예: 디스플레이 모듈(1160), 센서 모듈(1176), 또는 통신 모듈(1190))와 관련된 기능 또는 상태들의 적어도 일부를 제어할 수 있다. 일실시예에 따르면, 보조 프로세서(1123)(예: 이미지 시그널 프로세서 또는 커뮤니케이션 프로세서)는 기능적으로 관련 있는 다른 구성요소(예: 카메라 모듈(1180) 또는 통신 모듈(1190))의 일부로서 구현될 수 있다. 일실시예에 따르면, 보조 프로세서(1123)(예: 신경망 처리 장치)는 인공지능 모델의 처리에 특화된 하드웨어 구조를 포함할 수 있다. 인공지능 모델은 기계 학습을 통해 생성될 수 있다. 이러한 학습은, 예를 들어, 인공지능이 수행되는 전자 장치(1101) 자체에서 수행될 수 있고, 별도의 서버(예: 서버(1108))를 통해 수행될 수도 있다. 학습 알고리즘은, 예를 들어, 지도형 학습(supervised learning), 비지도형 학습(unsupervised learning), 준지도형 학습(semi-supervised learning) 또는 강화 학습(reinforcement learning)을 포함할 수 있으나, 전술한 예에 한정되지 않는다. 인공지능 모델은, 복수의 인공 신경망 레이어들을 포함할 수 있다. 인공 신경망은 심층 신경망(DNN: deep neural network), CNN(convolutional neural network), RNN(recurrent neural network), RBM(restricted boltzmann machine), DBN(deep belief network), BRDNN(bidirectional recurrent deep neural network), 심층 Q-네트워크(deep Q-networks) 또는 상기 중 둘 이상의 조합 중 하나일 수 있으나, 전술한 예에 한정되지 않는다. 인공지능 모델은 하드웨어 구조 이외에, 추가적으로 또는 대체적으로, 소프트웨어 구조를 포함할 수 있다.
- [0144] 메모리(1130)는, 전자 장치(1101)의 적어도 하나의 구성요소(예: 프로세서(1120) 또는 센서 모듈(1176))에 의해 사용되는 다양한 데이터를 저장할 수 있다. 데이터는, 예를 들어, 소프트웨어(예: 프로그램(1140)) 및, 이와 관련된 명령에 대한 입력 데이터 또는 출력 데이터를 포함할 수 있다. 메모리(1130)는, 휘발성 메모리(1132) 또는 비휘발성 메모리(1134)를 포함할 수 있다.
- [0145] 프로그램(1140)은 메모리(1130)에 소프트웨어로서 저장될 수 있으며, 예를 들면, 운영 체제(1142), 미들웨어(1144) 또는 어플리케이션(1146)을 포함할 수 있다.
- [0146] 입력 모듈(1150)은, 전자 장치(1101)의 구성요소(예: 프로세서(1120))에 사용될 명령 또는 데이터를 전자 장치(1101)의 외부(예: 사용자)로부터 수신할 수 있다. 입력 모듈(1150)은, 예를 들면, 마이크, 마우스, 키보드, 키(예: 버튼), 또는 디지털 펜(예: 스타일러스 펜)을 포함할 수 있다.
- [0147] 음향 출력 모듈(1155)은 음향 신호를 전자 장치(1101)의 외부로 출력할 수 있다. 음향 출력 모듈(1155)은, 예를 들면, 스피커 또는 리시버를 포함할 수 있다. 스피커는 멀티미디어 재생 또는 녹음 재생과 같이 일반적인 용도로 사용될 수 있다. 리시버는 착신 전화를 수신하기 위해 사용될 수 있다. 일실시예에 따르면, 리시버는 스피커와 별개로, 또는 그 일부로서 구현될 수 있다.
- [0148] 디스플레이 모듈(1160)은 전자 장치(1101)의 외부(예: 사용자)로 정보를 시각적으로 제공할 수 있다. 디스플레이 모듈(1160)은, 예를 들면, 디스플레이, 홀로그램 장치, 또는 프로젝터 및 해당 장치를 제어하기 위한 제어 회로를 포함할 수 있다. 일실시예에 따르면, 디스플레이 모듈(1160)은 터치를 감지하도록 설정된 터치 센서, 또는 상기 터치에 의해 발생하는 힘의 세기를 측정하도록 설정된 압력 센서를 포함할 수 있다.
- [0149] 오디오 모듈(1170)은 소리를 전기 신호로 변환시키거나, 반대로 전기 신호를 소리로 변환시킬 수 있다. 일실시예에 따르면, 오디오 모듈(1170)은, 입력 모듈(1150)을 통해 소리를 획득하거나, 음향 출력 모듈(1155), 또는 전자 장치(1101)와 직접 또는 무선으로 연결된 외부 전자 장치(예: 전자 장치(1102))(예: 스피커 또는 헤드폰)를 통해 소리를 출력할 수 있다.
- [0150] 센서 모듈(1176)은 전자 장치(1101)의 작동 상태(예: 전력 또는 온도), 또는 외부의 환경 상태(예: 사용자 상태)를 감지하고, 감지된 상태에 대응하는 전기 신호 또는 데이터 값을 생성할 수 있다. 일실시예에 따르면, 센서 모듈(1176)은, 예를 들면, 제스처 센서, 자이로 센서, 기압 센서, 마그네틱 센서, 가속도 센서, 그림 센서, 근접 센서, 컬러 센서, IR(infrared) 센서, 생체 센서, 온도 센서, 습도 센서, 또는 조도 센서를 포함할 수 있다.
- [0151] 인터페이스(1177)는 전자 장치(1101)가 외부 전자 장치(예: 전자 장치(1102))와 직접 또는 무선으로 연결되기 위해 사용될 수 있는 하나 이상의 지정된 프로토콜들을 지원할 수 있다. 일실시예에 따르면, 인터페이스(1177)는, 예를 들면, HDMI(high definition multimedia interface), USB(universal serial bus) 인터페이스, SD카드 인터페이스, 또는 오디오 인터페이스를 포함할 수 있다.

- [0152] 연결 단자(1178)는, 그를 통해서 전자 장치(1101)가 외부 전자 장치(예: 전자 장치(1102))와 물리적으로 연결될 수 있는 커넥터를 포함할 수 있다. 일실시예에 따르면, 연결 단자(1178)는, 예를 들면, HDMI 커넥터, USB 커넥터, SD 카드 커넥터, 또는 오디오 커넥터(예: 헤드폰 커넥터)를 포함할 수 있다.
- [0153] 햅틱 모듈(1179)은 전기적 신호를 사용자가 촉각 또는 운동 감각을 통해서 인지할 수 있는 기계적인 자극(예: 진동 또는 움직임) 또는 전기적인 자극으로 변환할 수 있다. 일실시예에 따르면, 햅틱 모듈(1179)은, 예를 들면, 모터, 압전 소자, 또는 전기 자극 장치를 포함할 수 있다.
- [0154] 카메라 모듈(1180)은 정지 영상 및 동영상 촬영할 수 있다. 일실시예에 따르면, 카메라 모듈(1180)은 하나 이상의 렌즈들, 이미지 센서들, 이미지 시그널 프로세서들, 또는 플래시들을 포함할 수 있다.
- [0155] 전력 관리 모듈(1188)은 전자 장치(1101)에 공급되는 전력을 관리할 수 있다. 일실시예에 따르면, 전력 관리 모듈(1188)은, 예를 들면, PMIC(power management integrated circuit)의 적어도 일부로서 구현될 수 있다.
- [0156] 배터리(1189)는 전자 장치(1101)의 적어도 하나의 구성요소에 전력을 공급할 수 있다. 일실시예에 따르면, 배터리(1189)는, 예를 들면, 재충전 불가능한 1차 전지, 재충전 가능한 2차 전지 또는 연료 전지를 포함할 수 있다.
- [0157] 통신 모듈(1190)은 전자 장치(1101)와 외부 전자 장치(예: 전자 장치(1102), 전자 장치(1104), 또는 서버(1108)) 간의 직접(예: 유선) 통신 채널 또는 무선 통신 채널의 수립, 및 수립된 통신 채널을 통한 통신 수행을 지원할 수 있다. 통신 모듈(1190)은 프로세서(1120)(예: 어플리케이션 프로세서)와 독립적으로 운영되고, 직접(예: 유선) 통신 또는 무선 통신을 지원하는 하나 이상의 커뮤니케이션 프로세서를 포함할 수 있다. 일실시예에 따르면, 통신 모듈(1190)은 무선 통신 모듈(1192)(예: 셀룰러 통신 모듈, 근거리 무선 통신 모듈, 또는 GNSS(global navigation satellite system) 통신 모듈) 또는 유선 통신 모듈(1194)(예: LAN(local area network) 통신 모듈, 또는 전력선 통신 모듈)을 포함할 수 있다. 이들 통신 모듈 중 해당하는 통신 모듈은 제 1 네트워크(1198)(예: 블루투스, WiFi(wireless fidelity) direct 또는 IrDA(infrared data association)와 같은 근거리 통신 네트워크) 또는 제 2 네트워크(1199)(예: 레거시 셀룰러 네트워크, 5G 네트워크, 차세대 통신 네트워크, 인터넷, 또는 컴퓨터 네트워크(예: LAN 또는 WAN)와 같은 원거리 통신 네트워크)를 통하여 외부의 전자 장치(1104)와 통신할 수 있다. 이런 여러 종류의 통신 모듈들은 하나의 구성요소(예: 단일 칩)로 통합되거나, 또는 서로 별도의 복수의 구성요소들(예: 복수 칩들)로 구현될 수 있다. 무선 통신 모듈(1192)은 가입자 식별 모듈(1196)에 저장된 가입자 정보(예: 국제 모바일 가입자 식별자(IMS))를 이용하여 제 1 네트워크(1198) 또는 제 2 네트워크(1199)와 같은 통신 네트워크 내에서 전자 장치(1101)를 확인 또는 인증할 수 있다.
- [0158] 무선 통신 모듈(1192)은 4G 네트워크 이후의 5G 네트워크 및 차세대 통신 기술, 예를 들어, NR 접속 기술(new radio access technology)을 지원할 수 있다. NR 접속 기술은 고용량 데이터의 고속 전송(eMBB(enhanced mobile broadband)), 단말 전력 최소화 및 다수 단말의 접속(mMTC(massive machine type communications)), 또는 고신뢰도와 저지연(URLLC(ultra-reliable and low-latency communications))을 지원할 수 있다. 무선 통신 모듈(1192)은, 예를 들어, 높은 데이터 전송률 달성을 위해, 고주파 대역(예: mmWave 대역)을 지원할 수 있다. 무선 통신 모듈(1192)은 고주파 대역에서의 성능 확보를 위한 다양한 기술들, 예를 들어, 빔포밍(beamforming), 거대 배열 다중 입출력(massive MIMO(multiple-input and multiple-output)), 전차원 다중입출력(FD-MIMO: full dimensional MIMO), 어레이 안테나(array antenna), 아날로그 빔형성(analog beam-forming), 또는 대규모 안테나(large scale antenna)와 같은 기술들을 지원할 수 있다. 무선 통신 모듈(1192)은 전자 장치(1101), 외부 전자 장치(예: 전자 장치(1104)) 또는 네트워크 시스템(예: 제 2 네트워크(1199))에 규정되는 다양한 요구사항을 지원할 수 있다. 일실시예에 따르면, 무선 통신 모듈(1192)은 eMBB 실현을 위한 Peak data rate(예: 20Gbps 이상), mMTC 실현을 위한 손실 Coverage(예: 164dB 이하), 또는 URLLC 실현을 위한 U-plane latency(예: 다운링크(DL) 및 업링크(UL) 각각 0.5ms 이하, 또는 라운드 트립 1ms 이하)를 지원할 수 있다.
- [0159] 안테나 모듈(1197)은 신호 또는 전력을 외부(예: 외부의 전자 장치)로 송신하거나 외부로부터 수신할 수 있다. 일실시예에 따르면, 안테나 모듈(1197)은 서브스트레이트(예: PCB) 위에 형성된 도전체 또는 도전성 패턴으로 이루어진 방사체를 포함하는 안테나를 포함할 수 있다. 일실시예에 따르면, 안테나 모듈(1197)은 복수의 안테나들(예: 어레이 안테나)을 포함할 수 있다. 이런 경우, 제 1 네트워크(1198) 또는 제 2 네트워크(1199)와 같은 통신 네트워크에서 사용되는 통신 방식에 적합한 적어도 하나의 안테나가, 예를 들면, 통신 모듈(1190)에 의하여 상기 복수의 안테나들로부터 선택될 수 있다. 신호 또는 전력은 상기 선택된 적어도 하나의 안테나를 통하여 통신 모듈(1190)과 외부의 전자 장치 간에 송신되거나 수신될 수 있다. 어떤 실시예에 따르면, 방사체 이외에 다른 부품(예: RFIC(radio frequency integrated circuit))이 추가로 안테나 모듈(1197)의 일부로 형성될 수

있다.

- [0160] 다양한 실시예에 따르면, 안테나 모듈(1197)은 mmWave 안테나 모듈을 형성할 수 있다. 일실시예에 따르면, mmWave 안테나 모듈은 인쇄 회로 기판, 상기 인쇄 회로 기판의 제 1 면(예: 아래 면)에 또는 그에 인접하여 배치되고 지정된 고주파 대역(예: mmWave 대역)을 지원할 수 있는 RFIC, 및 상기 인쇄 회로 기판의 제 2 면(예: 윗 면 또는 측 면)에 또는 그에 인접하여 배치되고 상기 지정된 고주파 대역의 신호를 송신 또는 수신할 수 있는 복수의 안테나들(예: 어레이 안테나)을 포함할 수 있다.
- [0161] 상기 구성요소들 중 적어도 일부는 주변 기기들간 통신 방식(예: 버스, GPIO(general purpose input and output), SPI(serial peripheral interface), 또는 MIPI(mobile industry processor interface))를 통해 서로 연결되고 신호(예: 명령 또는 데이터)를 상호간에 교환할 수 있다.
- [0162] 일실시예에 따르면, 명령 또는 데이터는 제 2 네트워크(1199)에 연결된 서버(1108)를 통해서 전자 장치(1101)와 외부의 전자 장치(1104)간에 송신 또는 수신될 수 있다. 외부의 전자 장치(1102, 또는 1104) 각각은 전자 장치(1101)와 동일한 또는 다른 종류의 장치일 수 있다. 일실시예에 따르면, 전자 장치(1101)에서 실행되는 동작들의 전부 또는 일부는 외부의 전자 장치들(1102, 1104, 또는 1108) 중 하나 이상의 외부의 전자 장치들에서 실행될 수 있다. 예를 들면, 전자 장치(1101)가 어떤 기능이나 서비스를 자동으로, 또는 사용자 또는 다른 장치로부터의 요청에 반응하여 수행해야 할 경우에, 전자 장치(1101)는 기능 또는 서비스를 자체적으로 실행시키는 대신에 또는 추가적으로, 하나 이상의 외부의 전자 장치들에게 그 기능 또는 그 서비스의 적어도 일부를 수행하라고 요청할 수 있다. 상기 요청을 수신한 하나 이상의 외부의 전자 장치들은 요청된 기능 또는 서비스의 적어도 일부, 또는 상기 요청과 관련된 추가 기능 또는 서비스를 실행하고, 그 실행의 결과를 전자 장치(1101)로 전달할 수 있다. 전자 장치(1101)는 상기 결과를, 그대로 또는 추가적으로 처리하여, 상기 요청에 대한 응답의 적어도 일부로서 제공할 수 있다. 이를 위하여, 예를 들면, 클라우드 컴퓨팅, 분산 컴퓨팅, 모바일 에지 컴퓨팅(MEC: mobile edge computing), 또는 클라이언트-서버 컴퓨팅 기술이 이용될 수 있다. 전자 장치(1101)는, 예를 들어, 분산 컴퓨팅 또는 모바일 에지 컴퓨팅을 이용하여 초저지연 서비스를 제공할 수 있다. 다른 실시예에 있어서, 외부의 전자 장치(1104)는 IoT(internet of things) 기기를 포함할 수 있다. 서버(1108)는 기계 학습 및/또는 신경망을 이용한 지능형 서버일 수 있다. 일실시예에 따르면, 외부의 전자 장치(1104) 또는 서버(1108)는 제 2 네트워크(1199) 내에 포함될 수 있다. 전자 장치(1101)는 5G 통신 기술 및 IoT 관련 기술을 기반으로 지능형 서비스(예: 스마트 홈, 스마트 시티, 스마트 카, 또는 헬스 케어)에 적용될 수 있다.
- [0163] 일 실시예에 따르면, 도 11의 전자 장치(1101)은 도 1 내지 도 10의 전자 장치(1000)에 대응될 수 있으며, 도 1 내지 도 10에서의 전자 장치(1000)의 동작들을 수행할 수 있다.
- [0164] 일 실시예에 따르면, 전자 장치(예: 1000)는, 명령어들을 저장하는 메모리(예: 1300); 및 상기 명령어들을 실행하고 상기 메모리와 작동적으로 연결되는 프로세서(1400);를 포함하며, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제 1 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작; 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작; 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하는 동작; 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프래켓 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;을 수행하도록 할 수 있다.
- [0165] 또한, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 상기 제1 특징 값을 상기 메모리 내의 제1 저장 공간에 누적하여 저장하고, 상기 제2 특징 값을 상기 메모리 내의 제2 저장 공간에 누적하여 저장하도록 할 수 있다.
- [0166] 또한, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 잠재 벡터의 형태로 누적하여 저장할 수 있다.
- [0167] 또한, 상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장되는 상기 제2 특징 값의 수는, 상기 입력 이미지의 화질 개선을 위하여 미리 설정될 수 있다.
- [0168] 또한, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 상기 제1 저장 공간에 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값의 수 및 상기 제2 저장 공간에 누적하여 저장된 제2 특징 값의 수

가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 누적하여 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 누적하여 저장된 상기 제2 특징 값에 기초하여, 상기 프레젠테 거리 기반의 손실 함수를 산출하도록 할 수 있다.

[0169] 또한, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 제1 특징 값의 수 및 제2 특징 값의 수가 기설정된 임계치와 동일한 경우에, 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제1 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고, 상기 메모리에 이미 저장되어 있는 상기 제2 특징 값 중 일부를 상기 메모리로부터 삭제하고, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 상기 메모리에 저장하도록 할 수 있다.

[0170] 또한, 상기 입력 이미지의 제1 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제2 인공지능 모델이 이용될 수 있다.

[0171] 또한, 상기 메모리 내의 상기 명령어들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때, 상기 전자 장치가: 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제3 인공지능 모델에 적용하고, 상기 제3 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제3 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제4 특징 값을 획득하고, 상기 제3 특징 값 및 상기 제4 특징 값에 기초하여 상기 제1 인공지능 모델의 훈련을 위한 프레젠테 거리 기반의 손실 함수를 산출하도록 할 수 있다.

[0172] 또한, 상기 입력 이미지의 제2 화질 속성의 개선을 위하여 상기 제3 인공지능 모델이 이용될 수 있다.

[0173] 또한, 상기 제1 화질 속성의 개선은 상기 이미지의 디테일(detail) 개선을 포함하고, 상기 제2 인공지능 모델은 InceptionNet 또는 Autoencoder를 포함하며, 상기 제2 화질 속성의 개선은 상기 이미지의 아티팩트(artifact)의 감소를 포함하고, 상기 제3 인공지능 모델은 NAFNet을 포함할 수 있다.

[0174] 또한, 일 실시예에 따르면, 입력 이미지를 이미지의 화질을 개선하기 위하여 훈련된 제1 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 입력 이미지가 적용된 상기 제1 인공지능 모델로부터 출력 이미지를 획득하는 동작; 상기 입력 이미지에 대응되는 타겟 이미지 및 상기 제1 인공지능 모델로부터 획득된 상기 출력 이미지를, 이미지의 분류를 위하여 미리 학습된 제2 인공지능 모델에 적용하는 동작; 상기 제2 인공지능 모델로부터, 상기 타겟 이미지에 기초한 제1 특징 값 및 상기 출력 영상에 기초한 제2 특징 값을 획득하는 동작; 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값을 상기 전자 장치의 메모리에 저장하는 동작; 상기 메모리에 저장된 상기 제1 특징 값 및 상기 제2 특징 값에 기초하여, 프레젠테 거리 기반의 손실 함수를 산출하는 동작; 및 상기 손실 함수를 이용하여 상기 제1 인공지능 모델을 훈련하는 동작;을 포함하는, 방법을 컴퓨터에서 실행시키기 위한 프로그램을 기록한 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체를 제공할 수 있다.

[0175] 본 개시에 따른 인공지능과 관련된 기능은 프로세서와 메모리를 통해 동작된다. 프로세서는 하나 또는 복수의 프로세서로 구성될 수 있다. 이때, 하나 또는 복수의 프로세서는 CPU, AP, DSP(Digital Signal Processor) 등과 같은 범용 프로세서, GPU, VPU(Vision Processing Unit)와 같은 그래픽 전용 프로세서 또는 NPU와 같은 인공지능 전용 프로세서일 수 있다. 하나 또는 복수의 프로세서는, 메모리에 저장된 기 정의된 동작 규칙 또는 인공지능 모델에 따라, 입력 데이터를 처리하도록 제어한다. 또는, 하나 또는 복수의 프로세서가 인공지능 전용 프로세서인 경우, 인공지능 전용 프로세서는, 특정 인공지능 모델의 처리에 특화된 하드웨어 구조로 설계될 수 있다.

[0176] 기 정의된 동작 규칙 또는 인공지능 모델은 학습을 통해 만들어진 것을 특징으로 한다. 여기서, 학습을 통해 만들어진다는 것은, 기본 인공지능 모델이 학습 알고리즘에 의하여 다수의 학습 데이터들을 이용하여 학습됨으로써, 원하는 특성(또는, 목적)을 수행하도록 설정된 기 정의된 동작 규칙 또는 인공지능 모델이 만들어짐을 의미한다. 이러한 학습은 본 개시에 따른 인공지능이 수행되는 기기 자체에서 이루어질 수도 있고, 별도의 서버 및/또는 시스템을 통해 이루어 질 수도 있다. 학습 알고리즘의 예로는, 지도형 학습(supervised learning), 비지도형 학습(unsupervised learning), 준지도형 학습(semi-supervised learning) 또는 강화 학습(reinforcement learning)이 있으나, 전술한 예에 한정되지 않는다.

[0177] 인공지능 모델은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치들(weight values)을 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치들 간의 연산을 통해 신경망 연산을 수행한다. 복수의 신경망 레이어들이 갖고 있는 복수의 가중치들은 인공지능 모델의 학습 결과에 의해 최적화될 수 있다. 예를 들어, 학습 과정 동안 인공지능 모델에서 획득한 로스(loss) 값 또는 코스트(cost) 값이 감소 또는 최소화되도록 복수의 가중치들이 갱신될 수 있다. 인공 신경망은 심층 신경망(DNN:Deep Neural Network)를 포함할 수 있으며, 예를 들어, CNN (Convolutional Neural Network), DNN (Deep Neural Network), RNN (Recurrent Neural Network), RBM (Restricted Boltzmann Machine), DBN (Deep Belief Network),

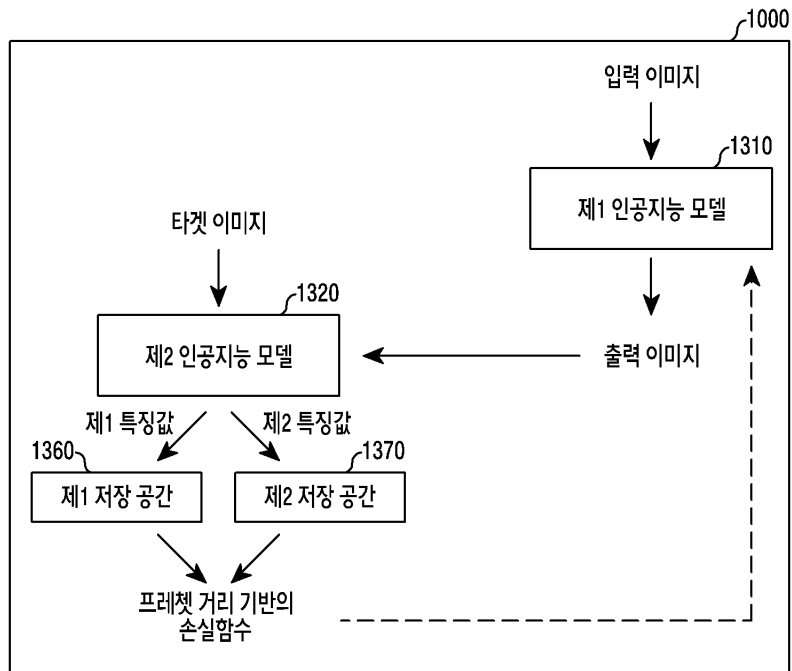
BRDNN(Bidirectional Recurrent Deep Neural Network) 또는 심층 Q-네트워크 (Deep Q-Networks) 등이 있으나, 기술한 예에 한정되지 않는다.

- [0178] 본 문서에 개시된 다양한 실시예들에 따른 전자 장치는 다양한 형태의 장치가 될 수 있다. 전자 장치는, 예를 들면, 휴대용 통신 장치(예: 스마트폰), 컴퓨터 장치, 휴대용 멀티미디어 장치, 휴대용 의료 기기, 카메라, 웨어러블 장치, 또는 가전 장치를 포함할 수 있다. 본 문서의 실시예에 따른 전자 장치는 기술한 기기들에 한정되지 않는다.
- [0179] 본 문서의 다양한 실시예들 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술적 특징들을 특정한 실시예들로 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시예의 다양한 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 도면의 설명과 관련하여, 유사한 또는 관련된 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다. 아이템에 대응하는 명사의 단수 형은 관련된 문맥상 명백하게 다르게 지시하지 않는 한, 상기 아이템 한 개 또는 복수개를 포함할 수 있다. 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. "제 1", "제 2", 또는 "첫째" 또는 "둘째"와 같은 용어들은 단순히 해당 구성요소를 다른 해당 구성요소와 구분하기 위해 사용될 수 있으며, 해당 구성요소들을 다른 측면(예: 중요성 또는 순서)에서 한정하지 않는다. 어떤(예: 제 1) 구성요소가 다른(예: 제 2) 구성요소에, "기능적으로" 또는 "통신적으로"라는 용어와 함께 또는 이런 용어 없이, "커플드" 또는 "커넥티드"라고 언급된 경우, 그것은 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로(예: 유선으로), 무선으로, 또는 제 3 구성요소를 통하여 연결될 수 있다는 것을 의미한다.
- [0180] 본 문서의 다양한 실시예들에서 사용된 용어 "모듈"은 하드웨어, 소프트웨어 또는 펌웨어로 구현된 유닛을 포함할 수 있으며, 예를 들면, 로직, 논리 블록, 부품, 또는 회로와 같은 용어와 상호 호환적으로 사용될 수 있다. 모듈은, 일체로 구성된 부품 또는 하나 또는 그 이상의 기능을 수행하는, 상기 부품의 최소 단위 또는 그 일부가 될 수 있다. 예를 들면, 일실시예에 따르면, 모듈은 ASIC(application-specific integrated circuit)의 형태로 구현될 수 있다.
- [0181] 본 문서의 다양한 실시예들은 기기(machine)(예: 전자 장치(1101)) 의해 읽을 수 있는 저장 매체(storage medium)(예: 내장 메모리(1136) 또는 외장 메모리(1138))에 저장된 하나 이상의 명령어들을 포함하는 소프트웨어(예: 프로그램(1140))로서 구현될 수 있다. 예를 들면, 기기(예: 전자 장치(1101))의 프로세서(예: 프로세서(1120))는, 저장 매체로부터 저장된 하나 이상의 명령어들 중 적어도 하나의 명령을 호출하고, 그것을 실행할 수 있다. 이것은 기기가 상기 호출된 적어도 하나의 명령어에 따라 적어도 하나의 기능을 수행하도록 운영되는 것을 가능하게 한다. 상기 하나 이상의 명령어들은 컴파일러에 의해 생성된 코드 또는 인터프리터에 의해 실행될 수 있는 코드를 포함할 수 있다. 기기로 읽을 수 있는 저장 매체는, 비일시적(non-transitory) 저장 매체의 형태로 제공될 수 있다. 여기서, '비일시적'은 저장 매체가 실재(tangible)하는 장치이고, 신호(signal)(예: 전자기파)를 포함하지 않는다는 것을 의미할 뿐이며, 이 용어는 데이터가 저장 매체에 반영구적으로 저장되는 경우와 임시적으로 저장되는 경우를 구분하지 않는다.
- [0182] 일실시예에 따르면, 본 문서에 개시된 다양한 실시예들에 따른 방법은 컴퓨터 프로그램 제품(computer program product)에 포함되어 제공될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 상품으로서 판매자 및 구매자 간에 거래될 수 있다. 컴퓨터 프로그램 제품은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체(예: compact disc read only memory(CD-ROM))의 형태로 배포되거나, 또는 어플리케이션 스토어(예: 플레이 스토어™)를 통해 또는 두 개의 사용자 장치들(예: 스마트폰들) 간에 직접, 온라인으로 배포(예: 다운로드 또는 업로드)될 수 있다. 온라인 배포의 경우에, 컴퓨터 프로그램 제품의 적어도 일부는 제조사의 서버, 어플리케이션 스토어의 서버, 또는 중계 서버의 메모리와 같은 기기로 읽을 수 있는 저장 매체에 적어도 일시 저장되거나, 임시적으로 생성될 수 있다.
- [0183] 다양한 실시예들에 따르면, 상기 기술한 구성요소들의 각각의 구성요소(예: 모듈 또는 프로그램)는 단수 또는 복수의 개체를 포함할 수 있으며, 복수의 개체 중 일부는 다른 구성요소에 분리 배치될 수도 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 기술한 해당 구성요소들 중 하나 이상의 구성요소들 또는 동작들이 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 구성요소들 또는 동작들이 추가될 수 있다. 대체적으로 또는 추가적으로, 복수의 구성요소들(예: 모듈 또는 프로그램)은 하나의 구성요소로 통합될 수 있다. 이런 경우, 통합된 구성요소는 상기 복수의 구성요소들 각각의 구성요소의 하나 이상의 기능들을 상기 통합 이전에 상기 복수의 구성요소들 중 해당 구성요소에 의해 수행되는 것과 동일 또는 유사하게 수행할 수 있다. 다양한 실시예들에 따르면, 모듈, 프로그램 또는 다른 구성요소에 의해 수행되는 동작들은 순차적으로, 병렬적으로, 반복적으로, 또는 휴리스틱하게 실행되거나, 상기 동

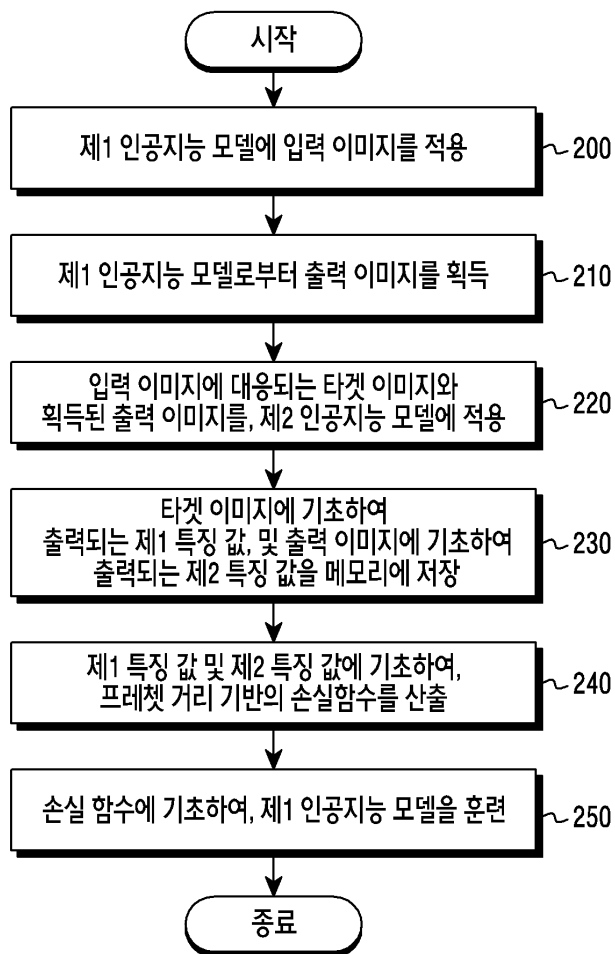
작들 중 하나 이상이 다른 순서로 실행되거나, 생략되거나, 또는 하나 이상의 다른 동작들이 추가될 수 있다.

도면

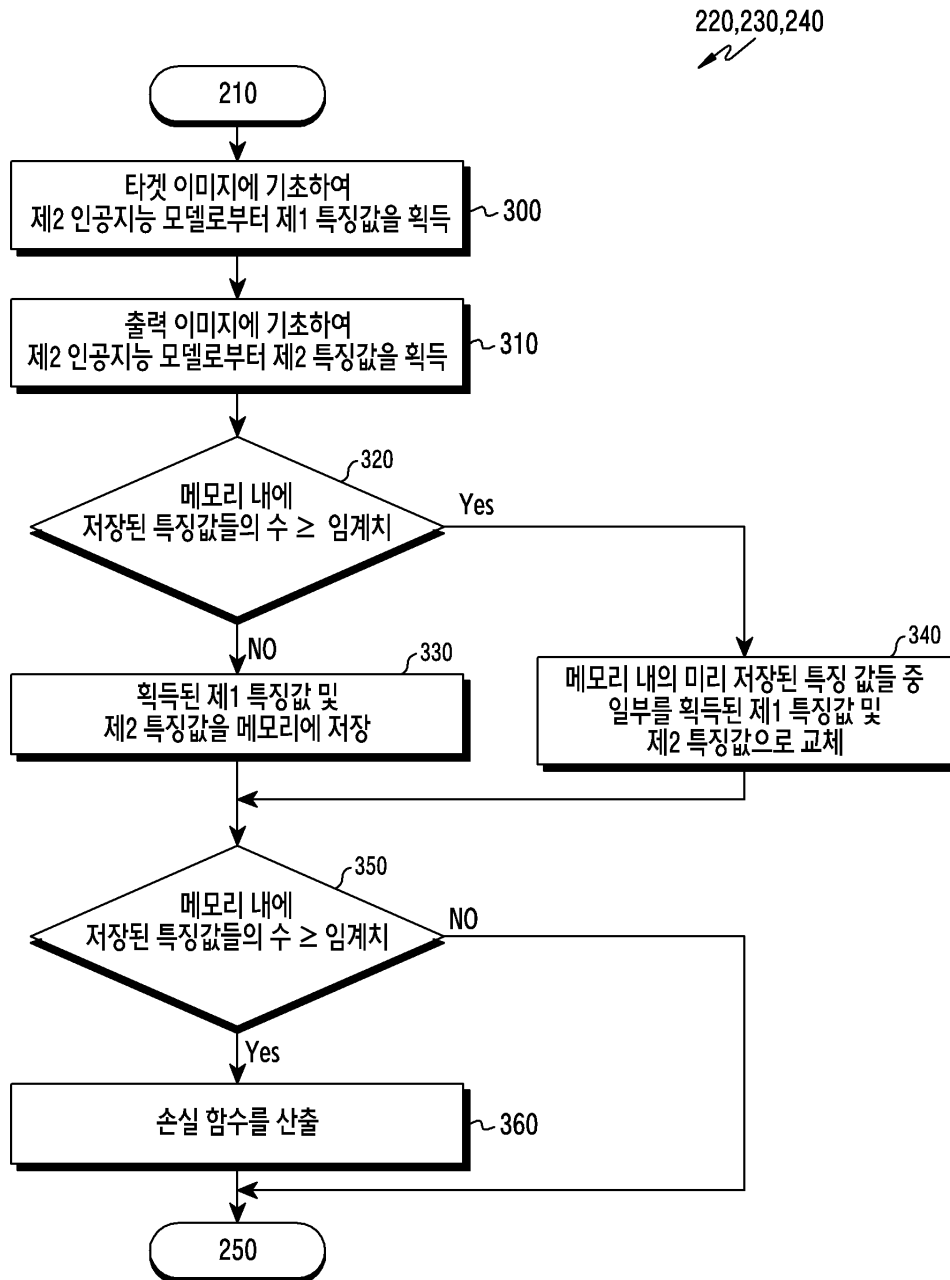
도면1



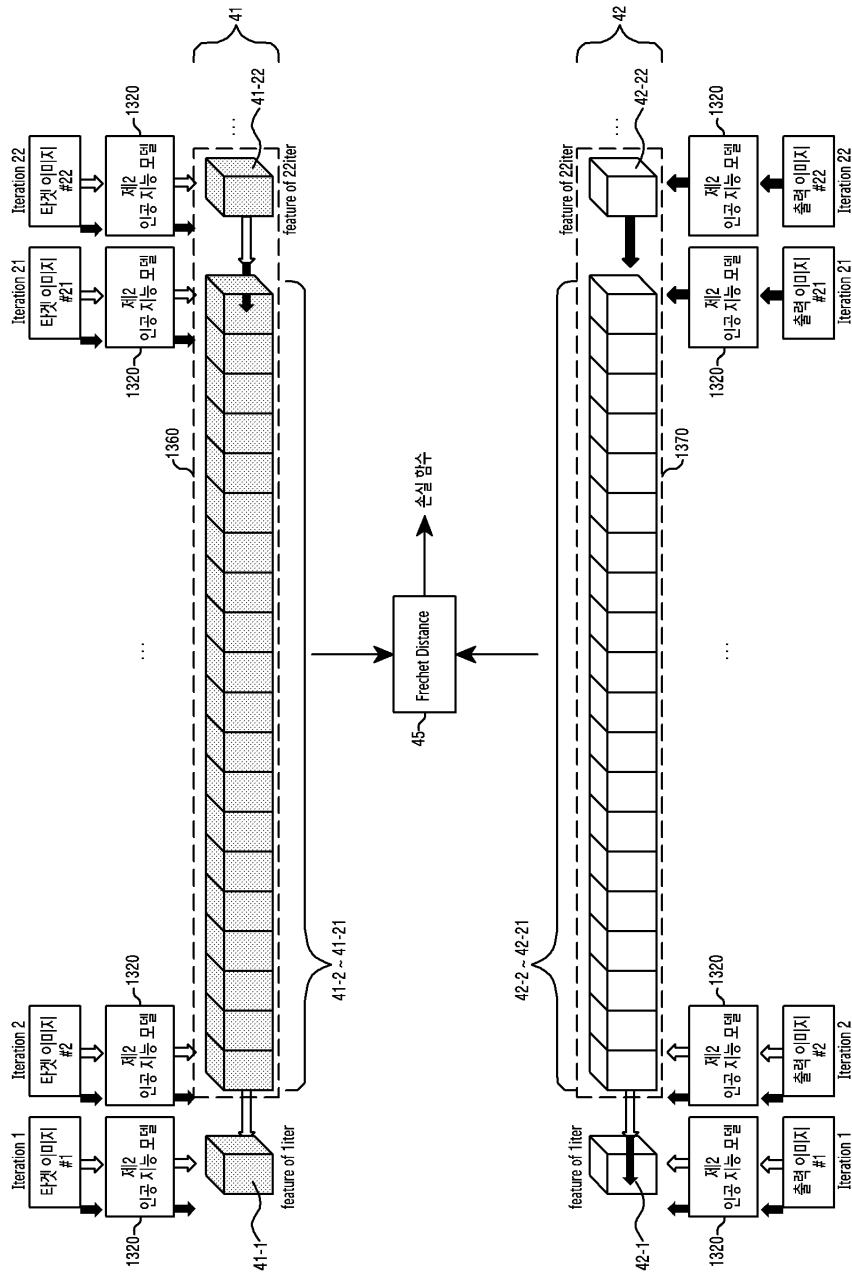
도면2



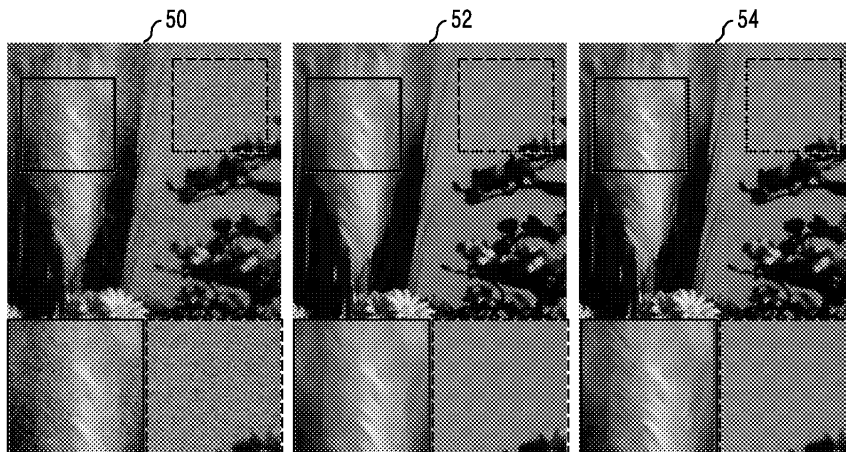
도면3



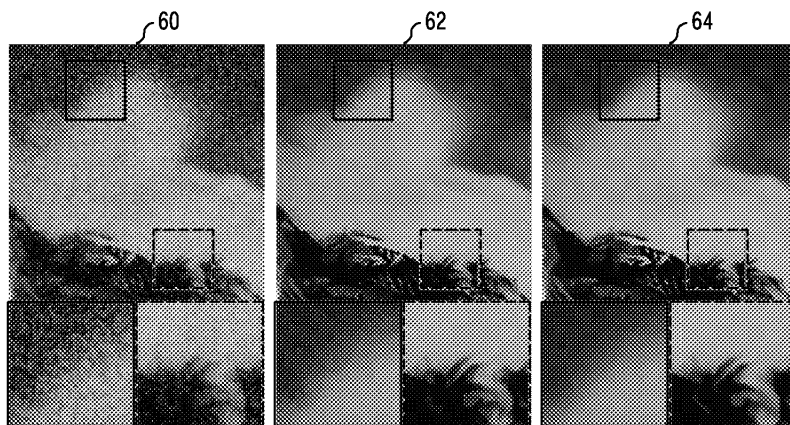
도면4



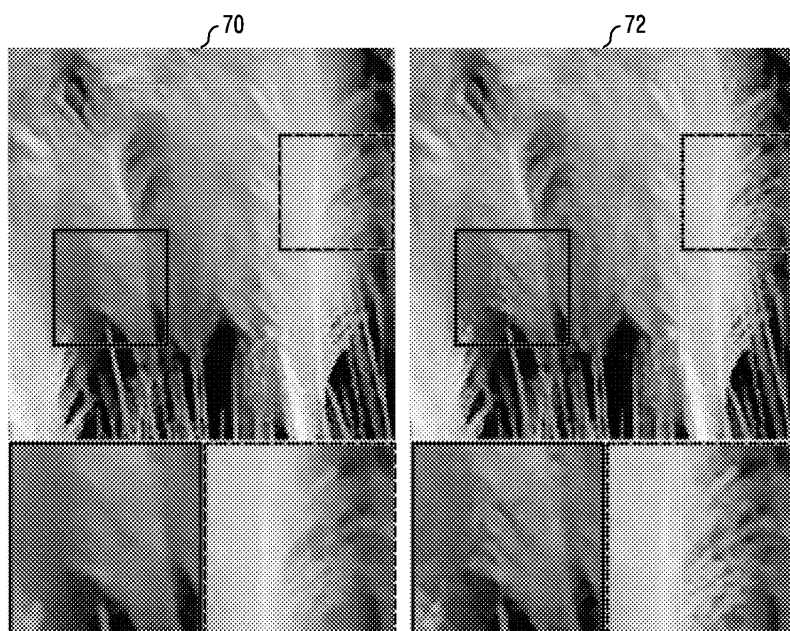
도면5



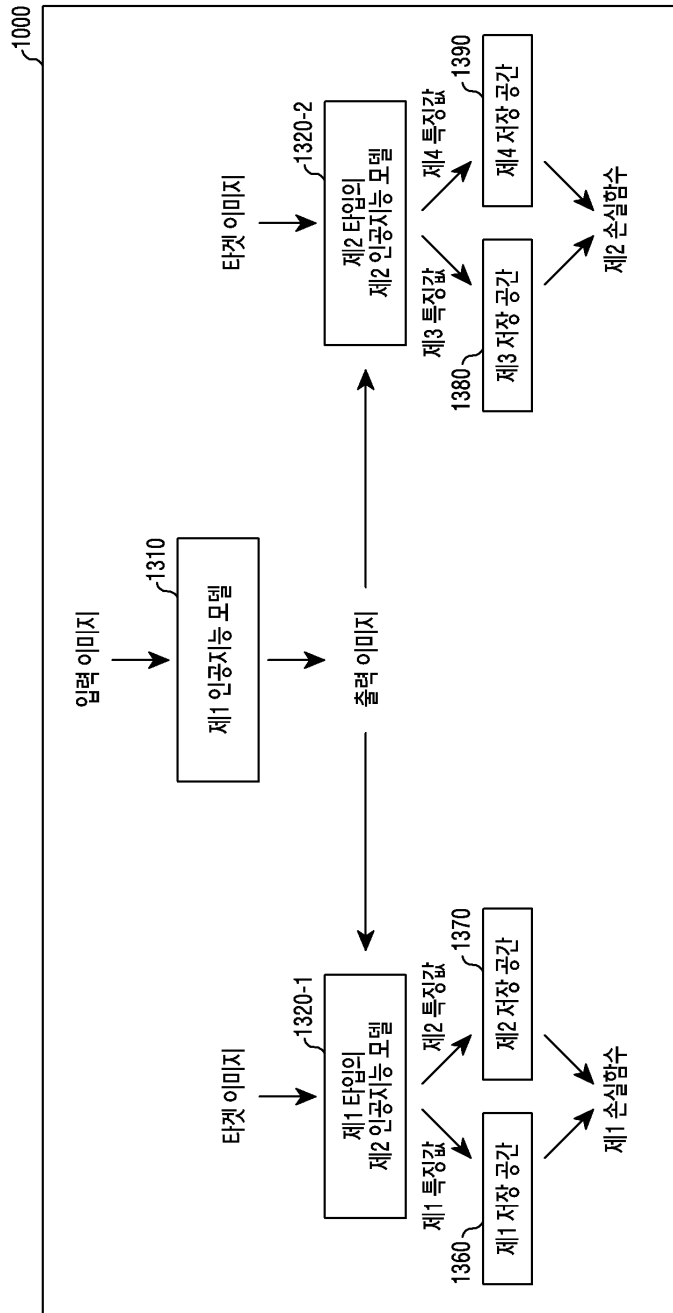
도면6



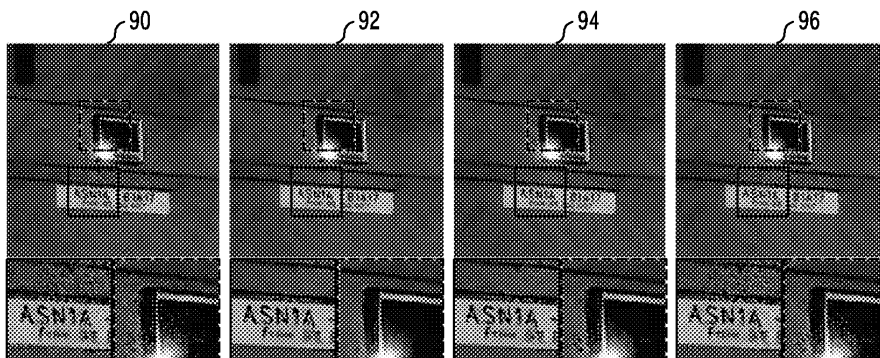
도면7



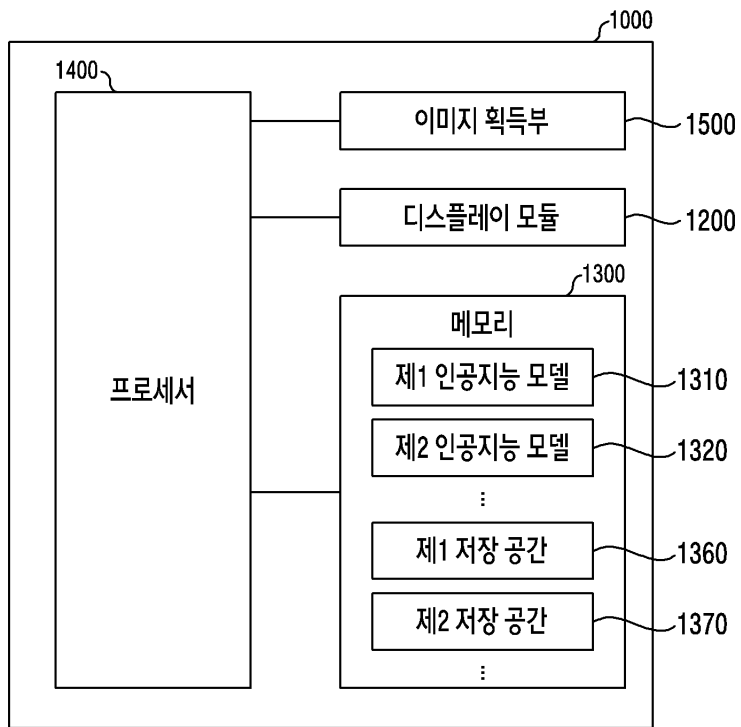
도면8



도면9



도면10



도면11

