(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0031003
(43) 공개일자 2025년03월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06T 3/40* (2024.01) *G06N 3/08* (2023.01)
*G06T 5/50* (2024.01) *G06V 10/42* (2022.01)
*G06V 10/774* (2022.01)
(52) CPC특허분류
*G06T 3/4046* (2024.01)
*G06N 3/088* (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0110646
(22) 출원일자 2023년08월23일
심사청구일자 없음

(71) 출원인
**에스케이텔레콤 주식회사**
서울특별시 중구 을지로 65 (을지로2가)
**조선대학교산학협력단**
광주광역시 동구 조선대길 126(서석동, 산학협력단)
(72) 발명자
**박노갑**
서울특별시 중구 을지로 65 (을지로2가, SK T-타워)
**이범식**
광주광역시 남구 봉선동 1092번지
*(뒷면에 계속)*
(74) 대리인
**이철희**

전체 청구항 수 : 총 12 항

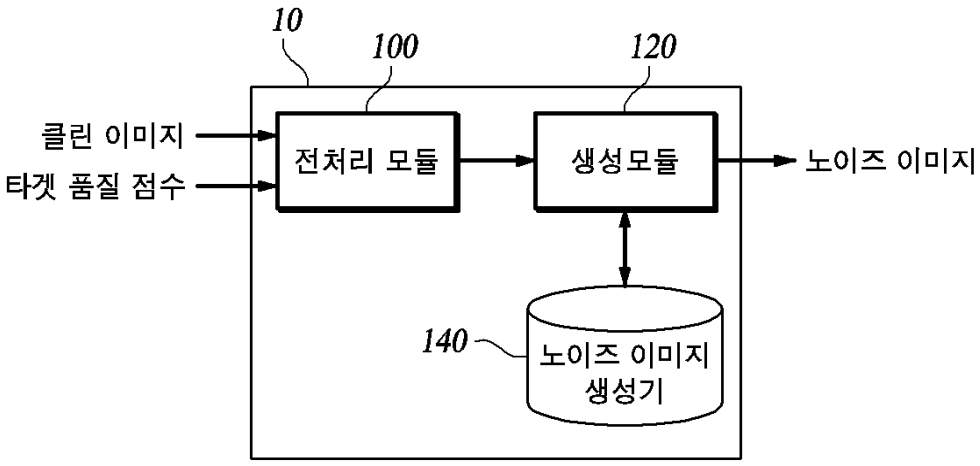
(54) 발명의 명칭 **클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성하기 위한 방법 및 장치**

## (57) 요 약

클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성하기 위한 방법 및 장치를 개시한다.

본 개시의 일 측면에 의하면, 노이즈 이미지를 생성하기 위한 컴퓨터 구현 방법으로서, 기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성하는 과정; 및 기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 상기 입력맵으로부터 상기 클린 이미지 및 상기 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성하는 과정을 포함하는, 방법을 제공한다.

*대 표 도* - 도1



(52) CPC특허분류
***G06T 5/50*** (2024.01)
***G06V 10/42*** (2023.08)
***G06V 10/774*** (2023.08)
*G06T 2207/20081* (2013.01)
*G06T 2207/20081* (2013.01)
*G06T 2207/30168* (2013.01)
(72) 발명자
**사다트 호세인**
서울특별시 성동구 용답중앙21길 9-1, 102호
**나태영**
서울특별시 중구 을지로 65 SKT-타워

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

노이즈 이미지를 생성하기 위한 컴퓨터 구현 방법으로서,

기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성하는 과정; 및

기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 상기 입력맵으로부터 상기 클린 이미지 및 상기 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성하는 과정을 포함하는, 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 노이즈 이미지 생성기는,

노이즈 도메인의 제1 이미지로부터 생성된 공간 품질맵 및 클린 도메인의 제2 이미지를 병합한 맵을 입력받아, 상기 제2 이미지를 상기 공간 품질맵에 대응하는 품질을 갖는 상기 노이즈 도메인의 제3 이미지로 변환하도록 훈련된 것인, 방법.

### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 노이즈 이미지 생성기는,

상기 노이즈 이미지 생성기를 포함하는 제1 생성적 적대 네트워크, 및 상기 제3 이미지를 입력받아 상기 클린 도메인의 제4 이미지로 변환하도록 구성된 클린 이미지 생성기를 포함하는 제2 생성적 적대 네트워크에 의해 비지도 학습된 것인, 방법.

### 청구항 4

제3항에 있어서,

상기 노이즈 이미지 생성기 및 상기 클린 이미지 생성기는,

상기 제1 이미지로부터 산출된 품질점수와 상기 노이즈 이미지 생성기에 의해 생성된 상기 제3 이미지로부터 산출된 품질점수 간의 제1 손실, 및 상기 제2 이미지와 상기 클린 이미지 생성기에 의해 생성된 상기 제4 이미지 간의 제2 손실을 기초로 산출되는 생성기 손실이 최소화되도록 훈련된 것인, 방법.

### 청구항 5

제4항에 있어서,

상기 제2 손실은,

사전 훈련된 네트워크를 이용하여 상기 제2 이미지 및 상기 제4 이미지로부터 각각 추출한 특징맵 사이의 유클리드 거리, 상기 제2 이미지와 상기 제4 이미지 간의 구조적 유사도 손실, 및 상기 제2 이미지에 대해 산출된 품질점수와 상기 제4 이미지에 대해 산출된 품질점수 간의 1차 노름 중 하나 이상을 포함하는, 방법.

### 청구항 6

제2항에 있어서,

상기 공간 품질맵은, 상기 제1 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들 각각에 내재된 왜곡의 정도를 무-참조(no-reference) 방식으로 평가한 것인, 방법.

### 청구항 7

제2항에 있어서,

상기 제1 이미지는, 클린 도메인의 제5 이미지로부터 생성된 이미지이고,

상기 공간 품질맵은, 상기 제1 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들과 상기 제5 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들 사이의 왜곡의 정도를 나타내는 2차원 데이터인 것인, 방법.

**청구항 8**

제1항에 있어서,

상기 노이즈 이미지 생성기는,

잔차 연결 및 순환 연결을 포함하는 하나 이상의 제1 레이어 그룹들, 및 상기 제1 레이어 그룹들 중 적어도 일부에 후속되는 하나 이상의 풀링 레이어들을 포함하는 인코더,

상기 제1 레이어 그룹들과 동일한 구조를 갖는 하나 이상의 제2 레이어 그룹들 및 상기 제2 레이어 그룹들 중 적어도 일부에 선행되는 하나 이상의 전치 컨볼루션 레이어들을 포함하는 디코더; 및

상기 제1 레이어 그룹들에서 생성된 특징맵들을, 대응하는 제2 레이어 그룹으로 전달하는 하나 이상의 스킵 연결들을 포함하는, 방법.

**청구항 9**

제8항에 있어서,

상기 하나 이상의 스킵 연결의 각각은,

상기 제1 레이어 그룹에서 추출된 특징맵의 채널별 중요도 및 공간 위치별 중요도를 각각 표현하는 채널 어텐션 맵 및 공간 어텐션 맵을 생성하고, 상기 채널 어텐션 맵 및 상기 공간 어텐션 맵을 이용하여, 상기 특징맵에 포함된 특징값들을 스케일링하는 어텐션 모듈을 포함하는, 방법.

**청구항 10**

제1항에 있어서,

상기 입력맵을 생성하는 과정은,

상기 클린 이미지와 너비 및 높이가 동일한 상기 품질맵을 생성하는 과정 - 상기 품질맵의 각 픽셀들은 상기 품질점수를 픽셀 값으로 가짐 -; 및

상기 클린 이미지와 상기 품질맵을 채널 방향으로 병합하여, 상기 입력맵을 생성하는 과정을 포함하는, 방법.

**청구항 11**

제1항 내지 제10항 중 어느 한 항에 따른 방법이 포함하는 각 과정을 실행시키기 위하여 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램.

**청구항 12**

명령어들을 저장하는 메모리; 및 적어도 하나의 프로세서를 포함하되,

상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 명령어들을 실행함으로써,

기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성하고,

기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 상기 입력맵으로부터 상기 클린 이미지 및 상기 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성하는, 장치.

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 개시는 클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성하기 위한 방법 및 장치에 관한 것이다.

## 배 경 기 술

[0002] 이하에 기술되는 내용은 단순히 본 실시예와 관련되는 배경 정보만을 제공할 뿐 종래기술을 구성하는 것이 아니다.

[0003] 노이즈는 인간이 이미지를 인지하는데 장애를 발생시킨다. 노이즈가 포함된 이미지를 개선하는 작업은 이미지의 품질을 높이는데 가장 중요한 작업으로, 많은 연구에서 노이즈를 제거하기 위한 노력이 있었다. 특히, 딥러닝 기법의 발달로 학습 기반 노이즈 제거 모델이 다양하게 개발되고 있다. 노이즈 제거 모델의 학습에는, 클린 이미지와 노이즈 이미지의 쌍이 다량 필요하다. 하지만, 다량의 이미지 쌍을 동일 카메라로 동일 시점에 확보하는 작업은 상당히 어렵다.

[0004] 이러한 점에 기인하여, 최근에는 클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 합성하는 연구가 시도되고 있다. 연구 초기에는 노이즈를 AWGN(Additive-White Gaussian Noise)로 가정하고, 클린 이미지에 AWGN을 삽입함으로써 가상의 노이즈 이미지를 생성하였다. 이 방식은 노이즈가 이미지 신호에 독립적이라고 단순 가정하는데, 실제 노이즈는 이미지의 입력 신호에 따라 달라지고 카메라의 ISP(Image Signal Processor)에 의해 훨씬 복잡하고 다양한 형태를 가진다. 이런 단점을 보완하고자 광파의 영향으로 픽셀 단에서 발생하는 노이즈 및 ISP의 영향을 모델링한 모델을 이용하여 노이즈 이미지를 생성하는 방식이 제안되었다. 이 방식은 AWGN에 비해서는 성능이 개선되었지만, 노이즈를 특정 분포로 모델링한다는 점에서 명백한 성능의 제한이 존재한다. 이와 더불어 ISP는 카메라 제조사에 따라 다르므로 분포의 일반화도 매우 어려운 면이 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0005] 본 개시는, 이미지에 포함되는 노이즈의 분포에 대한 가정 없이, 클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성할 수 있는 방법 및 장치를 제공하는데 일 목적이 있다.

[0006] 본 발명이 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급한 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0007] 본 개시의 일 측면에 의하면, 노이즈 이미지를 생성하기 위한 컴퓨터 구현 방법으로서, 기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성하는 과정; 및 기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 상기 입력맵으로부터 상기 클린 이미지 및 상기 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성하는 과정을 포함하는, 방법을 제공한다.

[0008] 본 개시의 다른 측면에 의하면, 명령어들을 저장하는 메모리; 및 적어도 하나의 프로세서를 포함하되, 상기 적어도 하나의 프로세서는 상기 명령어들을 실행함으로써, 기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성하고, 기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 상기 입력맵으로부터 상기 클린 이미지 및 상기 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성하는, 장치를 제공한다.

[0009] 본 개시의 또 다른 측면에 의하면, 전술한 방법이 포함하는 각 과정을 실행시키기 위하여 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램을 제공한다.

### 발명의 효과

[0010] 본 개시의 실시예에 의하면, Cycle GAN 기반의 네트워크를 활용함으로써, 이미지에 포함되는 노이즈의 분포에 대한 가정 없이, 클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성할 수 있다. 이에 따라, 영상처리 분야에 공개된 다량의 클린 이미지 데이터 셋을 이용하여, 클린 이미지와 노이즈 이미지의 쌍을 마련할 수 있다.

[0011] 본 개시의 실시예에 의하면, 원하는 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성할 수 있다. 주어진 클린 이미지로부터 다양한 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지들을 생성하여, 노이즈 제거모델의 학습에 활용할 수 있다.

[0012] 본 개시의 효과들은 이상에서 언급한 효과들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

## 도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 이미지 생성장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.

도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 학습을 위한 네트워크 구조를 개략적으로 나타낸 구성도이다.

도 3a 및 도 3b는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기로 입력되는 입력맵을 생성하는 과정을 보여주는 예시도이다.

도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

도 5a 및 도 5b는 본 개시의 일 실시예에 따른 순환 잔차 컨볼루션 레이어 블록을 설명하기 위한 예시도이다.

도 6a 내지 도 6c는 본 개시의 일 실시예에 따른 어텐션 모듈을 설명하기 위한 예시도이다.

도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 클린 이미지 생성기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 판별기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

도 9는, 도 2에 도시된 네트워크에 대한 비지도 학습 과정을 설명하기 위한 예시도이다.

도 10은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 훈련방법을 보여주는 흐름도이다.

도 11은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성방법을 보여주는 흐름도이다.

도 12는 본 개시에서 설명된 장치 또는 방법을 구현하기 위해 사용될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.

도 13은 본 개시에서 설명된 장치 또는 방법에 의해 생성되는 클린 이미지 및 노이즈 이미지의 쌍들을 예시한 도면이다.

## 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0014] 이하, 본 개시의 일부 실시예들을 예시적인 도면을 이용해 상세하게 설명한다. 각 도면의 구성 요소들에 참조 부호를 부가함에 있어서, 동일한 구성 요소들에 대해서는 비록 다른 도면 상에 표시되더라도 가능한 한 동일한 부호를 가지도록 하고 있음에 유의해야 한다. 또한, 본 개시를 설명함에 있어, 관련된 공지 구성 또는 기능에 대한 구체적인 설명이 본 개시의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명은 생략한다.

[0015] 본 개시에 따른 실시예의 구성요소를 설명하는 데 있어서, 제1, 제2, i), ii), a), b) 등의 부호를 사용할 수 있다. 이러한 부호는 그 구성요소를 다른 구성 요소와 구별하기 위한 것일 뿐, 그 부호에 의해 해당 구성요소의 본질 또는 차례나 순서 등이 한정되지 않는다. 명세서에서 어떤 부분이 어떤 구성요소를 '포함' 또는 '구비'한다고 할 때, 이는 명시적으로 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0016] 첨부된 도면과 함께 이하에 개시될 상세한 설명은 본 개시의 예시적인 실시형태를 설명하고자 하는 것이며, 본 개시가 실시될 수 있는 유일한 실시형태를 나타내고자 하는 것이 아니다.

[0017] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 이미지 생성장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.

[0018] 이미지 생성장치(10)는 클린 이미지로부터 노이즈 이미지를 생성하는 장치이다. 이미지 생성장치(10)는 사용자에 의해 설정된 품질을 갖는 노이즈 이미지를 생성할 수 있다. 이를 위해, 이미지 생성장치(10)는, 원하는 품질을 나타내는 지표인 타겟 품질점수를 클린 이미지와 함께 입력받을 수 있다. 이미지 생성장치(10)에 의해 생성된 노이즈 이미지는, 클린 이미지와 쌍을 이루어, 노이즈 제거모델의 학습용 데이터로 이용될 수 있으나, 본 개시가 이에 한정되는 것은 아니다. 즉, 이미지 생성장치(10)는 노이즈 이미지가 필요한 다양한 응용에 활용될 수 있다.

[0019] 이미지 생성장치(10)는 전처리 모듈(100), 생성모듈(120) 및 노이즈 이미지 생성기(140)를 전부 또는 일부 포함할 수 있다. 도 1에 도시된 모든 블록이 필수 구성요소인 것은 아니며, 다른 실시예에 포함된 일부 블록이 추가, 변경 또는 삭제될 수 있다. 한편, 도 1에 도시된 구성요소들은 기능적으로 구분되는 요소들을 나타낸 것으로서, 적어도 하나의 구성요소가 실제 물리적 환경에서는 서로 통합되는 형태로 구현될 수도 있다.

[0020] 전처리 모듈(100)은 클린 이미지와 타겟 품질점수를 이용하여, 입력맵을 생성할 수 있다. 예를 들어, 전처리 모듈(100)은, 타겟 품질점수로부터 생성된 타겟 품질맵과 클린 이미지를 채널 방향으로 병합함으로써 입력맵을 생성할 수 있다. 타겟 품질맵은, 클린 이미지와 높이 및 너비가 동일한 2차원 데이터로 표현될 수 있다. 예를 들어, 클린 이미지의 높이 및 너비를 각각 H 및 W라 할 때, 타겟 품질맵의 크기는 H×W×1일 수 있다. 타겟 품질맵의 각 픽셀들은, 타겟 품질점수를 픽셀 값으로 가질 수 있다. 다른 예에서, 각 픽셀들은, 타겟 품질점수를 미리 정의된 상수로 스케일링한 값을 픽셀 값으로 가질 수도 있다.

[0021] 생성모듈(120)은 입력맵으로부터 노이즈 이미지를 생성할 수 있다. 생성모듈(120)은 입력맵을 노이즈 이미지 생성기(140)에 입력하여, 클린 이미지 및 타겟 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 획득할 수 있다. 여기서, 노이즈 이미지 생성기(140)는 클린 도메인의 이미지를 노이즈 도메인의 이미지로 변환하도록 훈련된, 신경망 구조의 모델일 수 있다. 노이즈 이미지 생성기(140)는 생성적 적대 네트워크(GAN, Generative Adversarial Network)의 생성기 부분일 수 있다. 노이즈 이미지 생성기(140)는 사이클 GAN(Cycle GAN) 구조를 기반으로, 클린 도메인과 노이즈 도메인 사이의 이미지 변환을 수행하도록 훈련될 수 있다. Cycle GAN은 1대 1 매칭이 정해져 있지 않은 이미지들을 이용하여, 특성이 서로 다른 두개의 두 개의 도메인 사이의 변환을 학습할 수 있는 네트워크이다. 이는, 소스 도메인에서 타겟 도메인으로의 변환을 학습하기 위해, 소스 도메인의 이미지에 대한 정답에 해당하는 타겟 도메인의 이미지가 주어져야 하는, 지도학습 기반 이미지 변환 네트워크와는 대조적이다.

[0022] 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 학습을 위한 네트워크 구조를 개략적으로 나타낸 구성도이다.

[0023] 도 2를 참조하면, 클린 도메인과 노이즈 도메인 간의 변환을 학습하기 위한 네트워크(20)는, 직렬연결된 두개의 GAN을 포함할 수 있다. 각 GAN은 생성기(generator)와 판별기(discriminator)로 구성될 수 있다. 구체적으로, 제1 GAN은 노이즈 이미지 생성기(140)와 노이즈 이미지 판별기(240)를 포함하고, 제2 GAN은 클린 이미지 생성기(260)와 클린 이미지 판별기(280)를 포함할 수 있다.

[0024] 노이즈 이미지 생성기(140)는 클린 도메인의 이미지로부터 노이즈 도메인의 이미지와 유사한 특성을 가지는 이미지(24)(이하, '가짜 노이즈 이미지')를 생성하는 것을 목표로 한다. 노이즈 이미지 생성기(140)는, 클린 도메인의 실제 이미지(22)(이하 '실제 클린 이미지')와 타겟 품질을 나타내는 공간 품질맵을 입력받아, 가짜 노이즈 이미지(24)를 생성할 수 있다. 이를 위해, 네트워크(20)는 노이즈 도메인의 실제 이미지(23)(이하 '실제 노이즈 이미지)로부터 공간 품질맵을 생성하는 품질 평가모듈(200)을 더 포함할 수 있다. 또한, 네트워크(20)는 실제 클린 이미지(22)와 공간 품질맵을 병합하여, 노이즈 이미지 생성기(140)의 입력맵을 생성하는 병합모듈(220)을 더 포함할 수 있다. 공간 품질맵 및 입력맵에 대해서는 도 3a 및 도 3b를 참조하여 후술하도록 한다.

[0025] 노이즈 이미지 판별기(240)는 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 가짜 노이즈 이미지(24)와 실제 노이즈 이미지(25)를 분별하는 것을 목표로 한다. 노이즈 이미지 판별기(240)는 가짜 노이즈 이미지(24)와 실제 노이즈 이미지(25) 중 어느 하나를 랜덤하게 입력받을 수 있다. 노이즈 이미지 판별기(240)는 입력된 이미지가 실제 이미지인지 아니면 가짜 이미지인지에 대한 분류를 시도할 수 있다.

[0026] 클린 이미지 생성기(260)는 노이즈 도메인의 이미지로부터 클린 도메인 이미지와 유사한 특성을 가지는 이미지(26)(이하 '가짜 클린 이미지')를 생성하는 것을 목표로 한다. 클린 이미지 생성기(260)는 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 가짜 노이즈 이미지(24)를 입력받아, 가짜 클린 이미지(26)를 생성할 수 있다.

[0027] 클린 이미지 판별기(280)는 클린 이미지 생성기(260)에 의해 생성된 이미지(26)와 실제 클린 이미지(27)를 분별하는 것을 목표로 한다. 클린 이미지 판별기(280)는 가짜 클린 이미지(26)와 실제 클린 이미지(27) 중 어느 하나를 랜덤하게 입력받을 수 있다. 클린 이미지 판별기(280)는 입력된 이미지가 실제 이미지인지 아니면 가짜 이미지인지에 대한 분류를 시도할 수 있다.

[0028] 도 3a 및 도 3b는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기로 입력되는 입력맵을 생성하는 과정을 보여주는 예시도이다.

[0029] 품질 평가모듈(200)은 실제 노이즈 이미지(23)의 품질을 평가하여, 공간 품질맵(spatial quality map, 30)을 생성할 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 실제 노이즈 이미지(23)와 높이 및 너비가 동일한 공간 품질맵(30)을 생성할 수 있다. 예컨대, 실제 노이즈 이미지(23)의 높이 및 너비를 각각 H 및 W라 할때, 공간 품질맵(30)의 크기는 H×W×1일 수 있다. 한편, 도 3a 및 도 3b에서는, 품질 평가모듈(200)로 입력되는 실제 노이즈 이미지(23)가 3개의 채널을 갖는 컬러 이미지인 것으로 도시하고 있으나, 본 개시가 이에 한정되는 것은 아니다. 다른 예에서, 품질 평가모듈(200)은 크기가 H×W×1인 흑백 이미지의 품질을 평가할 수도 있다.

[0030] 품질 평가모듈(200)은 노이즈 이미지(23)를 서로 겹치지 않는 복수개의 블록으로 분할하고, 각 블록의 품질을 평가할 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 각 블록에 대해 평가된 품질점수로부터, 공간 품질맵(30)을 생성할 수 있다. 공간 품질맵(30)에서, 동일한 블록에 대응하는 픽셀들은 동일한 픽셀 값을 가질 수 있다. 특정 블록에 대응하는 픽셀들의 픽셀 값은, 해당 블록의 품질점수를 나타낼 수 있다. 품질점수는, 해당 블록의 품질이 좋을수록 작은 값을 가질 수 있다. 예컨대, 공간 품질맵(30)의 픽셀들 중에서, 노이즈 이미지(23) 내의 높은 품질을 갖는 블록에 대응하는 픽셀들은 상대적으로 작은 픽셀 값을 가질 수 있다. 반대로, 공간 품질맵(30)의 픽셀들 중에서, 노이즈 이미지(23) 내의 낮은 품질을 갖는 블록에 대응하는 픽셀들은 상대적으로 큰 픽셀 값을 가질 수 있다. 공간 품질맵(30)은 왜곡에 특히 영향을 받는 이미지의 영역을 식별하고 이미지의 전체적인 품질을 평가하는 데 사용될 수 있다.

[0031] 일 실시예에서, 이미지의 품질을 평가하기 위한 메트릭으로는, PIQUE(Perception based Image Quality Evaluator)가 이용될 수 있다. PIQUE는 인지적(perceptual) 특징에 기반하여 이미지의 객관적 품질을 평가하는 지표이다. 정상-불량 이미지의 쌍을 기반으로 품질을 측정하는 다른 품질 메트릭과 달리, PIQUE는 품질 평가 대상이 되는 테스트 이미지만을 이용하여 품질을 평가하는 무-참조(no-reference) 품질 메트릭이다. 따라서, 학습 데이터에 포함되어 있는 정상 이미지의 주관성에 영향을 받지 않을 수 있다. PIQUE는 테스트 이미지를 복수개의 블록으로 나누고, 각 블록에 내재되어 있는 왜곡(distortion)의 정도를 수치화하여, 이미지의 품질을 평가한다. PIQUE 값은 0에서 100 사의의 값으로 산출되며, 작은 값일수록 좋은 지각적 품질(perceptual quality)을 갖는 것을 의미한다. 표 1은 PIQUE 값을 기준으로 한 이미지의 품질 척도를 보여준다.

*표 1*

[0032]

| 이미지 품질 | PIQUE 값 |
|---|---|
| Excellent | [0,20] |
| Good | [20,40] |
| Fair | [40,60] |
| Poor | [60,80] |
| Bad | [80,100] |

[0033] 품질 평가모듈(200)은 PIQUE 값의 산출에 이용되는 블록별 왜곡의 정도를 이용하여, 공간 품질맵(30)을 생성할 수 있다. 예를 들어, 도 3a를 참조하면, 품질 평가모듈(200)은 노이즈 이미지(23)를 서로 겹치지 않는 복수개의 블록으로 분할하고, 각 블록의 왜곡의 정도를 평가할 수 있다. 각 블록의 크기는 예컨대, 16×16일 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 노이즈 이미지(23)를 분할하기에 앞서, MSCN(Mean Subtracted Contrast Normalization)을 이용하여, 각 픽셀의 값을 정규화할 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 각 블록의 정규화된 픽셀 값들의 분산을 기설정된 제1 임계치와 비교하여, 각 블록을 유니폼 블록(uniform block) 및 공간적으로 활성화된 블록(spatially active block, SA block) 중 어느 하나로 구분할 수 있다. 여기서, 제1 임계치는 실험을 통해 설정된 값일 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 SA 블록의 에지 세그먼트들(edge segments)의 표준편차를 기설정된 제2 임계치와 비교하여, SA 블록에 눈에 띄는 왜곡(Noticeable Distortion)이 존재하는지 확인할 수 있다. 여기서, 제2 임계치는 실험을 통해 설정된 값일 수 있다. 품질 평가모듈(200)은 SA 블록의 표준편차를 기설정된 제3 임계치와 비교하여, SA 블록에 가산성 백색 잡음(additive white noise)이 존재하는지 확인할 수 있다. 여기서, 제3 임계치는, SA 블록 내의 복수개의 영역들의 표준편차 및/또는 SA 블록의 표준편차를 기초로 설정된 값일 수 있다.

[0034] 품질 평가모듈(200)은 각 블록의 종류 및/또는 각 블록에 내재된 왜곡의 종류에 따라 상이한 방식으로 왜곡의 정도를 평가할 수 있다. 각 블록의 왜곡의 정도는 예컨대, 수학식 1과 같이 산출될 수 있다.

*수학식 1*

[0035]
$$D_{sk} = \begin{cases} 1, & if\ NC\ and\ NDC \\ v_{blk}, & if\ NC \\ (1 - v_{blk}), & if\ NDC \\ 0, & else \end{cases}$$

[0036] 여기서, $v_{blk}$는 각 블록의 정규화된 픽셀 값들의 표준편차이고, NC(Noise Criterion)는 SA 블록에 가산성 백색 잡음(additive white noise)이 존재하는 것으로 평가될 조건을 만족하는 경우를 나타내며, NDC(Noticeable Distortion Criterion)는 SA 블록에 눈에 띄는 왜곡이 존재하는 것으로 평가될 조건을 만족하는 경우를 나타낸다.

[0037] 품질 평가모듈(200)은 각 블록에 대해 평가된 왜곡의 정도를 이용하여, 공간 품질맵(30)을 생성할 수 있다. 공간 품질맵(30)의 픽셀들 중에서, 노이즈 이미지(23)의 특정 블록 내의 픽셀들과 동일한 위치에 있는 픽셀들은, 해당 블록의 왜곡 정도와 동일한 픽셀 값을 가질 수 있다.

[0038] 도 3b를 참조하면, 다른 실시예에서, 품질 평가모듈(200)은 원본 이미지(34)와 노이즈 이미지(23) 사이에서 측정된 왜곡을 기반으로 블록별 품질점수를 산출할 수도 있다. 이때, 노이즈 이미지(23)는, 원본 이미지(34)에 랜덤한 노이즈를 추가하여 생성된 이미지일 수 있다. 이미지들 사이의 왜곡으로는, 밝기 왜곡, 명암 대비 왜곡 및 구조 왜곡의 3가지 지각적 특징이 고려될 수 있다.

[0039] 밝기 왜곡은 원본 이미지(34)와 노이즈 이미지(23)의 밝기 값들 간의 평균 절대 차이로 정의될 수 있다. 예컨대, 노이즈 이미지의 k번째 블록에 대한 밝기 왜곡은 수학식 2와 같이 산출될 수 있다.

*수학식 2*

[0040] $$L_{D_k} = \frac{1}{N_k} \cdot \Sigma_i^{N_k} \left| L_{d_k}(i) - L_{r_k}(i) \right|$$

[0041] 여기서, $N_k$은 k 번째 블록의 픽셀 수이고, $L_{d_k}(i)$와 $L_{r_k}(i)$는 각각 노이즈 이미지와 원본 이미지의 k번째 블록의 i번째 픽셀의 밝기 값을 나타낸다.

[0042] 명암 대비 왜곡은 원본 이미지(34)와 노이즈 이미지(23)의 명암 대비 값들 간의 평균 절대 차이로 정의될 수 있다. 예컨대, 노이즈 이미지의 k번째 블록에 대한 명암 대비 왜곡은 수학식 3과 같이 산출될 수 있다.

*수학식 3*

[0043] $$C_{D_k} = \frac{1}{N_k} \cdot \Sigma_i^{N_k} \left| C_{d_k}(i) - C_{r_k}(i) \right|$$

[0044] 여기서, $C_{d_k}(i)$와 $C_{r_k}(i)$는 각각 노이즈 이미지와 원본 이미지의 k번째 블록의 j번째 픽셀의 명암 대비 값을 나타낸다.

[0045] 구조 왜곡은 원본 이미지(34)와 노이즈 이미지(23)의 구조 정보 유사성을 측정하는 구조 유사도(SSIM, Structural Similarity Index Measure) 지수를 이용하여 계산될 수 있다. 예컨대, 노이즈 이미지의 k번째 블록에 대한 구조 왜곡은 수학식 4와 같이 산출될 수 있다.

*수학식 4*

[0046] $$S_{D_k} = 1 - SSIM(I_{d_k}, I_{r_k})$$

[0047] 여기서, $I_{d_k}$와 $I_{r_k}$는 각각 노이즈 이미지와 원본 이미지의 k번째 블록을 나타내며, SSIM($I_{d_k}$와 $I_{r_k}$)은 두 블록 사이의 SSIM 지수를 나타낸다. SSIM 지수는 슬라이딩 윈도우 접근 방식을 사용하여 각 픽셀 위치에서, 노이즈 이미지와 원본 이미지의 밝기, 명암 및 구조 정보를 비교하여 계산될 수 있다.

[0048] 블록별 품질점수는, 수학식 5와 같이 밝기 왜곡, 명암 대비 왜곡 및 구조 왜곡을 가중-합산하여 계산될 수 있다.

*수학식 5*

[0049] $$score_k = w_1 \cdot L_{D_k} + w_2 \cdot C_{D_k} + w_2 \cdot S_{D_k}$$

[0050] 여기서, w1, w2 및 w3는 각 왜곡에 부여되는 가중치를 나타낸다. 가중치는, 각 왜곡 측정치가 전체 품질점수에 기여하는 비중을 균형 있게 조절하는 데 사용된다. 가중치는 예컨대, 각각 0.35, 0.35 및 0.3으로 설정될 수 있다.

[0051] 품질 평가모듈(200)은 블록별 품질점수를 산출하기에 앞서, 각 블록에 대해서 추출된 지각적 특징들(예컨대, 밝기, 명암, 구조 및 유사성 등)에 대해 전처리를 수행할 수 있다. 예컨대, 품질 평가모듈(200)은 각 블록의 특징들의 평균이 0이 되고 분산이 1이 되도록 정규화를 수행할 수 있다.

[0052] 병합모듈(220)은 클린 이미지(22)와 공간 품질맵(30)을 채널 방향으로 병합하여, 입력맵(32)을 생성할 수 있다. 예를 들어, 클린 이미지(22)와 공간 품질맵(30)의 크기를 각각 H×W×3 및 H×W×1이라 할 때, 병합모듈(220)은 크기가 H×W×4인 입력맵(32)을 생성할 수 있다.

[0053] 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

[0054] 노이즈 이미지 생성기(140)는, 입력맵(32)으로부터 노이즈 도메인의 특성을 가지는 가짜 노이즈 이미지(24)를 생성할 수 있다. 일 예로, 노이즈 이미지 생성기(140)는 크기가 H×W×4인 입력맵(32)으로부터 크기가 H×W×3인 컬러 노이즈 이미지(24)를 생성할 수 있다. 다른 예에서, 노이즈 이미지 생성기(140)는 크기가 H×W×1인 흑백 노이즈 이미지를 생성할 수도 있다.

[0055] 노이즈 이미지 생성기(140)는 대칭적으로 형성되는 인코더(encoder) 및 디코더(decoder)와, 인코더와 디코더의 각 레벨(level) 사이를 연결하는 스킵 연결들(skip connections)을 포함하는 U-Net 계열의 모델로 구현될 수 있다.

[0056] 인코더는 입력맵(32)을 처리 및/또는 압축하여, 도메인 변환에 필요한 특징을 가장 잘 표현하는 잠재 표현을 생성할 수 있다. 인코더는, 하나 이상의 레이어 그룹들을 포함할 수 있다. 각 레이어 그룹은 하나 이상의 컨볼루션 레이어들을 포함할 수 있다. 레이어 그룹은 예컨대, 순환 잔차 컨볼루션 레이어(R2CL, Recurrent Residual Convolutional Layer) 블록일 수 있다. R2CL 블록에 대한 설명은 도 5a 및 도 5b를 참조하여 후술하도록 한다. 인코더는 레이어 그룹들의 전부 또는 일부에 후속되는 풀링 레이어들(pooling layers)을 더 포함할 수 있다. 풀링 레이어는, 상위 레벨의 레이어 그룹에서 추출된 특징맵을 다운-샘플링(down-sampling)하여 하위 레벨의 레이어 그룹으로 전달할 수 있다. 풀링 레이어는, 예컨대, 크기가 2×2인 커널을 이용하여, 4개의 특징값 중에서 가장 큰 하나의 특징값을 추출하는 맥스 풀링(Max-Pooling) 연산을 수행할 수 있다. 이에 따라, 풀링 레이어는, 상위 레벨의 레이어 그룹에서 추출된 특징맵의 너비 및 높이를 절반으로 압축하여, 하위 레벨의 레이어 그룹에 입력할 수 있다.

[0057] 디코더는 압축된 잠재 표현을 새로운 도메인, 즉 노이즈 도메인에 적합한 형태로 변환할 수 있다. 디코더는 인코더에 적용된 레이어 그룹과 동일한 구조를 갖는, 하나 이상의 레이어 그룹들을 포함할 수 있다. 예컨대, 레이어 그룹은 R2CL 블록일 수 있다. 디코더는 레이어 그룹들의 전부 또는 일부에 선행되는 전치 컨볼루션(transposed convolution) 레이어들을 더 포함할 수 있다. 전치 컨볼루션 레이어는 하위 레벨의 레이어 그룹에서 추출된 특징맵을 업-샘플링(up-sampling)하여 상위 레벨의 레이어 그룹으로 전달할 수 있다. 전치 컨볼루션 레이어는 예컨대, 크기가 3×3인 커널을 이용하여, 하위 레벨의 레이어 그룹에서 추출된 특징맵 대비 너비 및 높이가 2배인 특징맵을 생성할 수 있다. 전치 컨볼루션 레이어의 출력에는 활성화 함수로 ReLU(Rectifier Linear Unit) 함수가 적용될 수 있다. 디코더의 최상위 레벨의 레이어 그룹에는 컨볼루션 레이어가 후속될 수 있다. 컨볼루션 레이어는, 크기가 1×1인 커널을 이용하여, 최상위 레벨의 레이어 그룹에서 추출된 특징맵으로부터 가짜 노이즈 이미지(24)를 생성할 수 있다. 컨볼루션 레이어에서 추출된 특징맵에는 출력 함수로 하이퍼볼릭 탄젠트(tanh, hyperbolic tangent) 함수가 적용될 수 있다.

[0058] 스킵 연결들은 인코더의 특정 레이어 그룹에서 생성된 특징맵을 디코더의 대응하는 레이어 그룹으로 전달할 수 있다. 예컨대, 각 스킵 연결은, 인코더의 특정 레벨의 R2CL 블록에서 추출된 특징맵을, 디코더 내의 동일한 레벨의 R2CL 블록으로 전달할 수 있다. 스킵 연결에 의해 전달되는 특징맵은, 디코더의 하위 레벨에서 추출 및 업-샘플링된 특징맵과 병합될 수 있다. 각 스킵 연결에는, 인코더로부터 전달되는 특징맵의 스케일을 조정하기 위

한 어텐션 모듈이 추가될 수 있다. 어텐션 모듈에 대한 설명은 도 6a 내지 도 6c를 참조하여 후술하도록 한다.

[0059] 도 5a 및 도 5b는 본 개시의 일 실시예에 따른 순환 잔차 컨볼루션 레이어 블록을 설명하기 위한 예시도이다.

[0060] 도 5a를 참조하면, R2CL 블록은 하나 이상의 컨볼루션 레이어들(500 및 520), 하나 이상의 순환 연결들(recurrent connections, 502 및 522), 잔차 연결(residual connection, 540) 및 가산기(560)를 포함할 수 있다.

[0061] 하나 이상의 컨볼루션 레이어들(500 및 520)의 출력에는 활성화 함수로 ReLU 함수가 적용될 수 있다. 순환 연결들(502 및 522)은 특정 타임 스텝(time step)에서 컨볼루션 레이어들(500 및 520)에 의해 추출된 특징맵을 다음 타임 스텝으로 전달할 수 있다. 순환 연결(502 및 522)을 갖는 컨볼루션 레이어(500 및 520)는 순환 컨볼루션 레이어(RCL, Recurrent Convolutional Layer)로 지칭될 수 있다. 도 5b는 하나의 순환 컨볼루션 레이어의 동작을 여러 타임 스텝에 대해 펼친(unfolded) 모습을 보여준다. 도 5b에 도시되듯이, 0번째 타임 스텝에서는 상위 레이어에서 전달되는 피드 포워드(feed-forward) 입력에 대한 연산만이 수행되고, 이후 타임 스텝들에서는 피드 포워드 입력과 순환 연결에 의해 전달되는 순환 입력에 대한 연산이 수행될 수 있다. 한편, 도 5b에서는 3번째 타임 스텝까지의 동작을 보여주나, 본 개시가 이에 한정되는 것은 아니다. 순환 컨볼루션 레이어는 구현 예에 따라 더 많거나 더 적은 수의 타임 스텝을 가질 수 있다.

[0062] 다시 도 5a를 참조하면, 잔차 연결(540)은 입력 특징맵을 가산기(560)로 전달할 수 있다. 가산기(560)는, 입력 특징맵과 컨볼루션 레이어들(500 및 520)이 출력하는 특징맵을 원소별로 합하여, 입력 특징맵과 동일한 크기의 출력 특징맵을 생성할 수 있다. 잔차 연결(540) 및 가산기(560)의 구조를 통해, 컨볼루션 레이어들(500 및 520)은 입력 특징맵과 출력 특징맵 사이의 잔차를 학습할 수 있게 된다.

[0063] 이와 같이 순환 연결(502 및 522)과 잔차 연결(540)을 갖는 R2CL 블록을 기본 블록으로 사용하는 경우, 컨볼루션 레이어들로만 구성되는 기본 블록이 적용된 U-Net 대비 모델 사이즈는 동일하게 유지하면서도 더 좋은 성능을 가질 수 있다.

[0064] 도 6a 내지 도 6c는 본 개시의 일 실시예에 따른 어텐션 모듈을 설명하기 위한 예시도이다.

[0065] 어텐션 모듈(AM)은 채널과 공간에 대해 각각 어텐션(attention)을 적용하는 컨볼루션 블록 어텐션 모듈(CBAM, convolutional block attention module)일 수 있다.

[0066] 도 6a를 참조하면, 어텐션 모듈(AM)은 채널 어텐션 모듈(600)과 공간 어텐션 모듈(620)을 포함할 수 있다. 채널 어텐션 모듈(600)은 각 공간 위치에서의 채널의 중요성을 학습할 수 있다. 공간 어텐션 모듈(620)은 각 채널에서의 공간 위치의 중요성을 학습할 수 있다. 어텐션 모듈(AM)은 채널 어텐션 모듈(600) 및 공간 어텐션 모듈(620)을 통해 생성되는 어텐션 맵(62 및 66)을 이용하여 입력 특징맵(60)의 특징값들의 스케일을 조정할 수 있다.

[0067] 어텐션 모듈(AM)은 입력 특징맵(60)을 채널 어텐션 모듈(600)에 통과시켜, 입력 특징맵(60)의 각 채널에 대한 중요도를 표현하는 채널 어텐션 맵(62)을 획득할 수 있다. 입력 특징맵(60)의 크기를 h×w×n 이라 할 때, 채널 어텐션 맵(62)의 크기는 1×1×n일 수 있다.

[0068] 어텐션 모듈(AM)은, 입력 특징맵(60)과 채널 어텐션 맵(62)을 원소별로 곱(elementary-wise product)할 수 있다. 예컨대, 어텐션 모듈(AM)은 채널 어텐션 맵(62)의 k번째 특징값을 이용하여, 입력 특징맵(60)의 k번째 채널 내의 h×w 개의 특징값들을 스케일링할 수 있다. 이에 따라, 입력 특징맵(60) 내에서 상대적으로 중요한 채널의 특징값들은 강조되고 덜 중요한 채널의 특징값들은 억제된 특징맵(64)이 생성될 수 있다.

[0069] 어텐션 모듈(AM)은 채널 어텐션이 적용된 특징맵(64)을 공간 어텐션 모듈(620)에 통과시켜, 해당 특징맵(64)의 각 공간 위치에 대한 중요도를 표현하는 공간 어텐션 맵(66)을 획득할 수 있다. 입력 특징맵(60)의 크기를 h×w×n 이라 할 때, 공간 어텐션 맵(66)의 크기는 h×w×1일 수 있다.

[0070] 어텐션 모듈(AM)은 채널 어텐션이 적용된 특징맵(64)과 공간 어텐션 맵(66)을 원소별로 곱할 수 있다. 예컨대, 어텐션 모듈(AM)은 공간 어텐션 맵(66)의 공간 위치 (i,j)에서의 특징값을 이용하여, 채널 어텐션이 적용된 특징맵(64)의 공간 위치 (i,j)에서의 n개의 특징값들을 스케일링할 수 있다. 이에 따라, 입력 특징맵(60) 내에서 상대적으로 중요한 채널 및/또는 공간 위치의 특징값들은 강조되고 덜 중요한 채널 및/또는 공간 위치의 특징값들은 억제된 특징맵(68)이 생성될 수 있다.

[0071] 도 6b는 채널 어텐션 모듈(600)의 구조를 보여준다. 채널 어텐션 모듈(600)은 입력 특징맵(60)에 풀링을 적용하

여 각 채널에의 공간 컨텍스트(spatial context)를 통합할 수 있다. 예를 들어, 채널 어텐션 모듈(600)은 입력 특징맵(60)에 대해 맥스 풀링(601)과 평균 풀링(602)을 각각 적용하여, 각각 크기가 1×1×n인 두개의 특징맵을 생성할 수 있다. 채널 어텐션 모듈(600)은 두개의 특징맵을 가중치를 공유하는 하나 이상의 완전 연결(FC, fully connected) 레이어들(603)에 각각 통과시킬 수 있다. 채널 어텐션 모듈(600)은 완전 연결 레이어들을 통과한 특징맵들을 원소별로 합(elementary-wise sum, 604)한 후 소프트 맥스(soft max) 함수(605)를 적용하여, 각 채널에 대한 가중치를 나타내는 채널 어텐션 맵(62)을 생성할 수 있다.

[0072] 도 6c는 공간 어텐션 모듈(620)의 구조를 보여준다. 공간 어텐션 모듈(620)은 특징맵(64)에 대해 채널을 축으로 맥스 풀링(621)과 평균 풀링(622)을 각각 적용하여 각각 크기가 h×w×1인 두개의 특징맵을 생성할 수 있다. 공간 어텐션 모듈(620)은 생성된 특징맵들을 채널 방향으로 결합(623)한 후, 적어도 하나의 컨볼루션 레이어(624) 및 시그모이드(sigmoid) 함수(625)를 적용하여, 각 공간 위치에 대한 가중치를 나타내는 공간 어텐션 맵(66)을 생성할 수 있다.

[0073] 이상과 같이, 본 개시의 일 실시예에 따르면, 인코더와 디코더를 연결해주는 스킵 연결에 채널 어텐션과 공간 어텐션을 적용함으로써, 다양한 스케일에서 맥락적(contextual) 정보를 효율적으로 추출할 수 있다.

[0074] 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 클린 이미지 생성기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

[0075] 클린 이미지 생성기(260)는, 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 가짜 노이즈 이미지(24)로부터 클린 도메인의 특성을 가지는 가짜 클린 이미지(26)를 생성할 수 있다. 일 예로, 클린 이미지 생성기(260)는 크기가 H×W×3인 컬러 노이즈 이미지(24)로부터 크기가 H×W×3인 컬러 클린 이미지(26)를 생성할 수 있다. 다른 예에서, 클린 이미지 생성기(260)는 크기가 H×W×1인 흑백 노이즈 이미지로부터, 크기가 H×W×3인 컬러 클린 이미지(26)를 생성할 수도 있다.

[0076] 클린 이미지 생성기(260)는 입력 및/또는 출력의 크기 부분에서만 노이즈 이미지 생성기(140)와 차이를 가지고, 나머지는 노이즈 이미지 생성기(140)와 동일한 구조를 가질 수 있다. 예컨대, 클린 이미지 생성기(260)는 U-Net 계열의 모델로 구현될 수 있으며, 인코더 및 디코더는 복수개의 R2CL 블록들을 포함하고, 스킵 연결에는 어텐션 모듈이 추가될 수 있다. 클린 이미지 생성기(260)에 포함된 구성요소들은, 도 4 내지 도 6b에서 전술한 노이즈 이미지 생성기(140)의 구성요소들과 동일하거나 상응하므로, 상세한 설명은 생략한다.

[0077] 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 판별기의 구조를 개략적으로 나타낸 예시도이다.

[0078] 노이즈 이미지 판별기(240)는 노이즈 도메인의 실제 이미지들 및 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 가짜 이미지들 중 랜덤하게 하나의 이미지를 입력받아, 실제 노이즈 이미지인지 아니면 가짜 노이즈 이미지인지 분류를 시도한다. 마찬가지로, 클린 이미지 판별기(280)는 클린 도메인의 실제 이미지들 및 클린 이미지 생성기(260)에 의해 생성된 가짜 이미지들 중 랜덤하게 하나의 이미지를 입력받아, 실제 클린 이미지인지 아니면 가짜 클린 이미지인지 분류를 시도한다.

[0079] 판별기들(240 및 280)은 동일한 구조를 가질 수 있다. 각 판별기(240 및 280)는, 복수개의 컨볼루션 레이어들(700, 720 및 740)을 포함하는 컨볼루션 신경망 구조를 가질 수 있다.

[0080] 판별기(240 및 280)에 포함되는 적어도 일부의 컨볼루션 레이어들(700 및 720)에는 정규화 레이어(702 및 722) 및 활성화 레이어(704 및 724)가 후속될 수 있다. 여기서, 정규화 레이어(702 및 722) 및 활성화 레이어(704 및 724)는, 각각 순시 정규화(instance normalization) 레이어 및 Leaky ReLU 레이어일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0081] 판별기(240 및 280)의 출력층에 가까운 마지막 컨볼루션 레이어(740)에는 시그모이드 레이어(742)가 후속될 수 있다. 이에 따라, 노이즈 이미지 판별기(240) 및 클린 이미지 판별기(280)의 출력은 0과 1 사이의 값을 가질 수 있다. 노이즈 이미지 판별기(240) 및 클린 이미지 판별기(280)의 출력은, 입력된 이미지가 실제 이미지인지 또는 가짜 이미지인지를 나타내는 확률 값으로 취급될 수 있다.

[0082] 판별기들(240 및 280)의 구체적인 네트워크 구조는 표 2와 같을 수 있으나, 이러한 예시에 한정되는 것은 아니다. 예를 들어, 표 2에서는 판별기들(240 및 280)이 크기가 4×4인 커널을 갖는 5개의 컨볼루션 레이어를 포함하는 것으로 나타내고 있으나, 반드시 이에 한정하는 것은 아니며, 구현예에 따라 입력되는 이미지의 크기, 연산 속도, 및/또는 추정의 정확도 등을 고려하여 적절하게 변형될 수 있다.

*표 2*

[0083]

| 레이어 | 커널 크기 | 커널 개수 | 스트라이드 | 정규화 | 활성화/출력 함수 |
|---|---|---|---|---|---|
| Conv 1 | 4×4 | 64 | 2 | instance Norm | Leaky ReLU |
| Conv 2 | 4×4 | 128 | 2 | instance Norm | Leaky ReLU |
| Conv 3 | 4×4 | 256 | 2 | instance Norm | Leaky ReLU |
| Conv 4 | 4×4 | 512 | 2 | instance Norm | Leaky ReLU |
| Conv 5 | 4×4 | 1 | 2 | - | Sigmoid |

[0084] 이상과 같이, 본 개시의 일 실시예에 따르면, 완전연결 레이어를 이용하지 않고, 컨볼루션 레이어들만을 이용하여 판별기들(240 및 280)을 구성함으로써, 파라미터의 수를 줄일 수 있다.

[0085] 도 9는, 도 2에 도시된 네트워크에 대한 비지도 학습 과정을 설명하기 위한 예시도이다.

[0086] 본 개시의 일 실시예에 따른 네트워크(20)의 비지도 학습 과정은, 학습장치에 의해 실행되고, 학습장치는 컴퓨팅 디바이스 상에서 실행될 수 있다. 학습장치는, 컴퓨팅 디바이스가 가용할 수 있는 하나 이상의 프로세서에 의해 각 기능을 수행하고, 이러한 프로세서와 연결되어 내부에 저장된 명령어들을 가지는 컴퓨터 판독가능 스토리지를 포함할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0087] 학습장치는 클린 도메인 및 노이즈 도메인에서 이미지를 각각 추출하고, 추출된 이미지들을 무작위로 크롭(random crop) 하여, 미리 설정된 크기를 갖는 실제 클린 이미지(22) 및 실제 노이즈 이미지(23)를 생성할 수 있다. 미리 설정된 크기는 64×64×3일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다. 여기서, 실제 클린 이미지(22)와 실제 노이즈 이미지(23)는 1 대 1로 매칭되지 않는 이미지들일 수 있다. 예컨대, 실제 클린 이미지(22)와 실제 노이즈 이미지(23)는 상이한 콘텐츠 및/또는 장면을 포함하는 언페어드 이미지들(unpaired images)일 수 있다.

[0088] 학습장치는 실제 노이즈 이미지(23)에 대해 품질 평가를 수행하여 공간 품질맵을 생성할 수 있다. 학습장치는 공간 품질맵을 실제 클린 이미지(22)와 병합할 수 있다. 학습장치는 병합된 맵을 노이즈 이미지 생성기(140)에 입력하여, 가짜 노이즈 이미지(24)를 획득할 수 있다. 학습장치는 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 가짜 노이즈 이미지(24)에 대해 품질 평가를 수행할 수 있다.

[0089] 학습장치는 실제 노이즈 이미지(23)와 가짜 노이즈 이미지(24)에 대한 품질 평가 결과를 기초로, 제1 손실을 산출할 수 있다. 예컨대, 제1 손실은, 실제 노이즈 이미지(23)에 대해 산출된 품질점수와 가짜 노이즈 이미지(24)에 대해 산출된 품질점수 간의 1차 노름(L1 Norm)일 수 있다. 품질점수들 간의 1차 노름은 수학식 6과 같이 계산될 수 있다.

*수학식 6*

[0090]
$$L_{PIQUE,n} = |PIQUE(I^{n}) - PIQUE(I^{n,gen})|$$

[0091] 여기서, PIQUE( · )는 도 3a 및 표 1에서 전술한 PIQUE 메트릭을 이용하여 산출된 PIQUE 값을 나타낸다.

[0092] 학습장치는 가짜 노이즈 이미지(24)를 클린 이미지 생성기(260)에 입력하여, 가짜 클린 이미지(26)를 획득할 수 있다. 학습장치는 실제 클린 이미지(22)와 이에 대응하는 가짜 클린 이미지(26)를 기초로 제2 손실을 산출할 수 있다. 제2 손실은, 예컨대, 실제 클린 이미지(22)와 가짜 클린 이미지(26) 간의 1차 노름을 포함할 수 있다. 이미지들 간의 1차 노름은 수학식 7과 같이 계산될 수 있다.

*수학식 7*

[0093]
$$L1 = l_{1} = |I^{c} - I^{c,gen}|$$

[0094] 부가적으로 또는 대안적으로, 제2 손실은, 사전 훈련된 VGG-19 네트워크를 이용하여 실제 클린 이미지(22)와 가짜 클린 이미지(26)로부터 각각 추출한 특징맵 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 나타내는 VGG 손실

을 포함할 수 있다. VGG 손실은 수학식 8과 같이 정의될 수 있다.

*수학식 8*

[0095] $$l_{VGG/i,j}^{Rec} = \frac{1}{W_{i,j} \cdot H_{i,j}} \cdot \Sigma_{x=1}^{W_{i,j}} \Sigma_{y=1}^{H_{i,j}} \left(\phi_{i,j}(I^c)_{x,y} - \phi_{i,j}(I^{c,gen})_{x,y}\right)^2$$

[0096] 여기서, $\Phi_{i,j}(\cdot)$은 사전 훈련된 VGG-19 네트워크의 i번째 맥스-풀링 레이어 이전의 j번째 컨볼루션에 의해 얻어진 특징맵을 나타내고, $W_{i,j}$ 및 $H_{i,j}$는 해당 특징맵의 너비 및 높이를 나타낸다.

[0097] 부가적으로 또는 대안적으로, 제2 손실은, 실제 클린 이미지(22)와 가짜 클린 이미지(26) 간의 구조적 유사도에 대응하는, 구조적 유사도 손실을 포함할 수 있다. 구조적 유사도 손실은 수학식 9와 같이 계산될 수 있다.

*수학식 9*

[0098] $$L_{SSIM} = 1 - SSIM(I^c, I^{c,gen})$$

[0099] 여기서, SSIM(·)은, 두 개의 이미지 간의 구조적 유사도를 산출하는 함수이다. 실제 클린 이미지(22)와 가짜 클린 이미지(26) 간의 구조적 유사성이 클수록, SSIM 손실은 낮은 값을 가질 수 있다.

[0100] 부가적으로 또는 대안적으로, 제2 손실은, 실제 클린 이미지(22)에 대해 산출된 품질점수와 가짜 클린 이미지(26)에 대해 산출된 품질점수 간의 1차 노름을 포함할 수 있다. 품질점수들 간의 1차 노름은 수학식 10과 같이 계산될 수 있다.

*수학식 10*

[0101] $$L_{PIQUE,c} = |PIQUE(I^c) - PIQUE(I^{c,gen})|$$

[0102] 학습장치는 가짜 노이즈 이미지(24)와 실제 노이즈 이미지(25) 중 어느 하나를 랜덤하게 노이즈 이미지 판별기(240)에 입력하여, 입력된 이미지가 실제 이미지인지 아니면 가짜 이미지인지에 대한 판별 결과를 획득할 수 있다.

[0103] 학습장치는 가짜 클린 이미지(26)와 실제 클린 이미지(27) 중 어느 하나를 랜덤하게 클린 이미지 판별기(280)에 입력하여, 입력된 이미지가 실제 이미지인지 아니면 가짜 이미지인지에 대한 판별 결과를 획득할 수 있다.

[0104] 학습장치는 노이즈 이미지 판별기(240) 및 클린 이미지 판별기(280) 각각의 판별 결과를 기초로, 제3 손실을 산출할 수 있다. 여기서, 제3 손실은 노이즈 이미지 생성기(140)와 노이즈 이미지 판별기(240) 사이의 적대 손실(adversarial loss)과 클린 이미지 생성기(260)와 클린 이미지 판별기(280) 사이의 적대 손실의 합(또는 가중-합)일 수 있다. 여기서, 생성기와 판별기 사이의 적대 손실로는, 기존의 GAN(또는 cycle GAN)의 학습에 적용되는 적대 손실을 차용할 수 있으므로, 이에 대한 자세한 설명은 생략한다.

[0105] 학습장치는 산출된 손실들에 가중치를 부여하여, 네트워크(20)의 학습을 위한 총 손실을 산출할 수 있다. 학습장치는 총 손실이 최소화되는 방향으로, 노이즈 이미지 생성기(140) 및 클린 이미지 생성기(260)의 파라미터를 갱신하는 동시에, 총 손실이 최대화되는 방향으로 노이즈 이미지 판별기(240) 및 클린 이미지 판별기(280)의 파라미터를 갱신할 수 있다. 예컨대, 노이즈 이미지 생성기(140) 및 클린 이미지 생성기(260)는, 수학식 11과 같은 생성기 손실이 최소화되도록 학습될 수 있다.

*수학식 11*

[0106]
$$L_G = \lambda_{L1} \cdot L1 + \lambda_{VGG} \cdot l^{Rec}_{VGG/i,j} + \lambda_{SSIM} \cdot L_{SSIM} + \lambda_{PIQUE,c} \cdot L_{PIQUE,c} + \lambda_{PIQUE,n} \cdot L_{PIQUE,n} + \lambda_{GAN1} \cdot L_{GAN1} + \lambda_{GAN2} \cdot L_{GAN2}$$

[0107] 여기서, $L_{GAN1}$은 노이즈 이미지 생성기(140)와 노이즈 이미지 판별기(240) 사이의 적대 손실을 나타내고, $L_{GAN2}$은 클린 이미지 생성기(260)와 클린 이미지 판별기(280) 사이의 적대 손실을 나타내며, $\lambda_{L1}$, $\lambda_{VGG}$, $\lambda_{SSIM}$, $\lambda_{PIQUE,c}$, $\lambda_{PIQUE,n}$, $\lambda_{GAN1}$ 및 $\lambda_{GAN2}$는 각 손실에 부여되는 가중치를 나타낸다.

[0108] 이에 따라, 노이즈 이미지 생성기(140)는 공간 품질맵에 의해 지시되는 품질과 유사한 품질을 가지면서도, 후속되는 클린 이미지 생성기(260)에 의해 실제 클린 이미지(22)와 유사한 가짜 클린 이미지(26)로 재구성될 수 있는, 가짜 노이즈 이미지(24)를 생성할 수 있다.

[0109] 도 10은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성기의 훈련방법을 보여주는 흐름도이다.

[0110] 학습장치는 노이즈 도메인의 제1 이미지로부터 공간 품질맵을 생성할 수 있다(S1000).

[0111] 학습장치는 클린 도메인의 제2 이미지와 공간 품질맵을 병합하여 입력맵을 생성할 수 있다(S1010).

[0112] 학습 장치는 입력맵을 직렬 연결된 노이즈 이미지 생성기(140)와 클린 이미지 생성기(260)에 순차적으로 통과시켜, 노이즈 도메인의 제3 이미지와 클린 도메인의 제4 이미지를 획득할 수 있다(S1020).

[0113] 학습장치는 노이즈 도메인의 제1 이미지와 제3 이미지를 기초로 제1 손실을 산출할 수 있다(S1030). 예를 들어, 학습장치는 제1 이미지에 대한 품질점수와 제3 이미지에 대한 품질점수 간의 차를 기초로 제1 손실을 산출할 수 있다.

[0114] 학습장치는 클린 도메인의 제2 이미지와 제4 이미지를 기초로 제2 손실을 산출할 수 있다(S1040).

[0115] 학습장치는 생성기들(140 및 260)에 각각 연결된 판별기들(260 및 280)에 생성기에 의해 생성된 이미지 또는 실제 이미지를 랜덤하게 입력하고, 각 판별기(260 및 280)의 출력을 기초로 제3 손실을 산출할 수 있다(S1050).

[0116] 학습장치는 산출된 손실들을 가중-합한 생성기 손실이 최소화되는 방향으로, 노이즈 이미지 생성기(140)와 클린 이미지 생성기(260)의 파라미터를 업데이트할 수 있다(S1060).

[0117] 도 11은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 이미지 생성방법을 보여주는 흐름도이다.

[0118] 이미지 생성장치(10)는 기설정된 품질점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성할 수 있다(S1100). 이미지 생성장치(10)는 클린 이미지와 너비 및 높이가 동일한 품질맵을 생성하고, 클린 이미지와 품질맵을 채널방향으로 병합하여 입력맵을 생성할 수 있다. 품질맵의 각 픽셀들은, 품질점수를 픽셀 값으로 가질 수 있다.

[0119] 이미지 생성장치(10)는 기훈련된 노이즈 이미지 생성기(140)를 이용하여, 입력맵으로부터 클린 이미지 및 품질점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성할 수 있다(S1120).

[0120] 여기서, 노이즈 이미지 생성기(140)는 노이즈 도메인의 제1 이미지로부터 생성된 공간 품질맵 및 클린 도메인의 제2 이미지를 병합한 맵을 입력받아, 제2 이미지를 공간 품질맵에 대응하는 품질을 갖는 노이즈 도메인의 제3 이미지로 변환하도록 훈련된 생성모델(generative model)일 수 있다. 일 예로, 공간 품질맵은 노이즈 도메인의 제1 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들 각각에 내재된 왜곡의 정도를 무-참조(no-reference) 방식으로 평가한 2차원 데이터일 수 있다. 다른 예로, 공간 품질맵은, 제1 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들과 클린 도메인의 제5 이미지 내의 서로 중첩되지 않는 하나 이상의 블록들 사이의 왜곡의 정도를 나타내는 2차원 데이터일 수도 있다. 이때, 제1 이미지는 제5 이미지로부터 생성된 이미지일 수 있다.

[0121] 노이즈 이미지 생성기(140)는, 해당 노이즈 이미지 생성기(140)를 포함하는 제1 생성적 적대 네트워크, 및 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 제3 이미지를 입력받아 클린 도메인의 제4 이미지로 변환하도록 구성된 클린 이미지 생성기(260)를 포함하는 제2 생성적 적대 네트워크에 의해 비지도 학습된 생성모델일 수 있다. 보

다 구체적으로, 노이즈 이미지 생성기(140) 및 클린 이미지 생성기(260)는, 노이즈 도메인의 제1 이미지와 노이즈 이미지 생성기(140)에 의해 생성된 제3 이미지 각각으로부터 산출된 품질점수들 간의 제1 손실, 및 상기 제2 이미지와 상기 클린 이미지 생성기에 의해 생성된 상기 제4 이미지 간의 제2 손실의 합이 최소화되도록 훈련된 생성모델일 수 있다. 여기서, 제2 손실은, 사전 훈련된 네트워크를 이용하여 제2 이미지 및 제4 이미지로부터 각각 추출한 특징맵 사이의 유클리드 거리, 제2 이미지와 제4 이미지 간의 구조적 유사도 손실, 및 제2 이미지에 대해 산출된 품질점수와 제4 이미지에 대해 산출된 품질점수 간의 1차 노름 중 하나 이상을 포함할 수 있다. 노이즈 이미지 생성기(140)는, 예컨대, 도 10에 도시된 방법에 의해 훈련되었을 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0122] 노이즈 이미지 생성기(140)는, 인코더, 디코더 및 인코더와 디코더 사이를 연결하는 하나 이상의 스킵 연결들을 포함할 수 있다. 인코더는, 잔차 연결 및 순환 연결을 포함하는 하나 이상의 제1 레이어 그룹들, 및 제1 레이어 그룹들 중 적어도 일부에 후속되는 하나 이상의 풀링 레이어들을 포함할 수 있다. 디코더는, 제1 레이어 그룹들과 동일한 구조를 갖는 하나 이상의 제2 레이어 그룹들, 및 제2 레이어 그룹들 중 적어도 일부에 선행되는 하나 이상의 전치 컨볼루션 레이어들을 포함할 수 있다. 하나 이상의 스킵 연결들은, 제1 레이어 그룹들에서 생성된 특징맵들을, 대응하는 제2 레이어 그룹으로 전달할 수 있다. 각 스킵 연결은, 인코더로부터 전달된 특징맵의 채널별 중요도 및 공간 위치별 중요도를 각각 표현하는 채널 어텐션 맵 및 공간 어텐션 맵을 생성하는 어텐션 모듈을 포함할 수 있다. 어텐션 모듈은, 생성된 채널 어텐션 맵 및 공간 어텐션 맵을 이용하여, 인코더로부터 전달된 특징맵에 포함된 특징값들을 스케일링하여 디코더 측으로 전달할 수 있다. 노이즈 이미지 생성기(140)는, 예컨대, 도 4에 도시된 구조를 갖는 U-Net 계열의 모델일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.

[0123] 도 12는 본 개시에서 설명된 장치 또는 방법을 구현하기 위해 사용될 수 있는 예시적인 컴퓨팅 장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.

[0124] 컴퓨팅 장치(12)는 메모리(1200), 프로세서(1220), 스토리지(1240), 입출력 인터페이스(1260) 및 통신 인터페이스(1280) 중 일부 또는 전부를 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(12)는 이미지 생성장치(10) 및/또는 학습장치의 적어도 일부를 구조적 및/또는 기능적으로 포함할 수 있다. 컴퓨팅 장치(12)는 데스크탑 컴퓨터, 서버, AI 가속기 등과 같은 고정형(stationary) 컴퓨팅 장치뿐만 아니라, 랩탑 컴퓨터, 스마트 폰 등과 같은 휴대용(mobile) 컴퓨팅 장치일 수도 있다.

[0125] 메모리(1200)는 프로세서(1220)로 하여금 본 개시의 다양한 실시예에 따른 방법 또는 동작을 수행하도록 하는 프로그램을 저장할 수 있다. 예를 들면, 프로그램은 프로세서(1220)에 의해서 실행 가능한(executable) 복수의 명령어들을 포함할 수 있고, 복수의 명령어들이 프로세서(1220)에 의해서 실행됨으로써 도 10 및/또는 도 11에 도시된 방법이 수행될 수 있다. 메모리(1200)는 단일 메모리 또는 복수의 메모리들일 수 있다. 이 경우, 본 개시의 다양한 실시예에 따른 방법 또는 동작을 수행하기 위해 필요한 정보는 단일 메모리에 저장되거나 복수의 메모리들에 나뉘어 저장될 수 있다. 메모리(1200)가 복수의 메모리들로 구성된 경우, 복수의 메모리들은 물리적으로 분리될 수 있다. 메모리(1200)는 휘발성 메모리 및 비휘발성 메모리 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 휘발성 메모리는 SRAM(Static Random Access Memory) 또는 DRAM(Dynamic Random Access Memory) 등을 포함하고, 비휘발성 메모리는 플래시 메모리(flash memory) 등을 포함한다.

[0126] 프로세서(1220)는 적어도 하나의 명령어들을 실행할 수 있는 적어도 하나의 코어를 포함할 수 있다. 프로세서(1220)는 메모리(1200)에 저장된 명령어들을 실행할 수 있다. 프로세서(1220)는 단일 프로세서 또는 복수의 프로세서들일 수 있다.

[0127] 스토리지(1240)는 컴퓨팅 장치(12)에 공급되는 전력이 차단되더라도 저장된 데이터를 유지한다. 예를 들면, 스토리지(1240)는 비휘발성 메모리를 포함할 수도 있고, 자기 테이프, 광학 디스크, 자기 디스크와 같은 저장 매체를 포함할 수도 있다. 스토리지(1240)에 저장된 프로그램은 프로세서(1220)에 의해서 실행되기 이전에 메모리(1200)로 로딩될 수 있다. 스토리지(1240)는 프로그램 언어로 작성된 파일을 저장할 수 있고, 파일로부터 컴파일러 등에 의해서 생성된 프로그램은 메모리(1200)로 로딩될 수 있다. 스토리지(1240)는 프로세서(1220)에 의해서 처리될 데이터 및/또는 프로세서(1220)에 의해서 처리된 데이터를 저장할 수 있다. 일 예로, 스토리지(1240)는 노이즈 이미지 생성기(140)의 훈련된 가중치, 이미지 생성장치(10)에 의해 처리될 클린 이미지들, 이미지 생성장치(10)에 의해 생성된 노이즈 이미지들 및/또는 해당 클린 이미지와 생성된 노이즈 이미지의 쌍들을 저장할 수 있다.

[0128] 입출력 인터페이스(1260)는 키보드, 마우스 등과 같은 입력 장치를 포함할 수 있고, 디스플레이 장치, 프린터 등과 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 사용자는 입출력 인터페이스(1260)를 통해 프로세서(1220)에 의한 프로

그램의 실행을 트리거하고/거나 프로세서(1220)의 처리 결과를 확인할 수 있다

[0129] 통신 인터페이스(1280)는 외부 네트워크에 대한 액세스를 제공할 수 있다. 컴퓨팅 장치(12)는 통신 인터페이스(1280)를 통해 다른 장치들과 통신할 수 있다. 예를 들면, 컴퓨팅 장치(12)는 통신 인터페이스(1280)를 통해 다른 장치에게 훈련된 노이즈 이미지 생성기(140)를 배포하거나, 다른 장치로부터 훈련된 노이즈 이미지 생성기(140)를 배포 받을 수 있다.

[0130] 도 13은 본 개시에서 설명된 장치 또는 방법에 의해 생성되는 클린 이미지 및 노이즈 이미지의 쌍들을 예시한 도면이다.

[0131] 도 13은 클린 이미지와, 해당 이미지에 대해 노이즈 이미지 생성기(140)를 이용하여 생성한 노이즈 이미지들을 보여준다. 본 실험예에서, 노이즈 이미지 생성기(140)의 학습을 위한 클린 이미지들은, PASCAL, VOC2012 와 REDS 이미지 셋에서 64×64×3의 크기를 갖는 패치를 랜덤하게 추가하여 생성하였다. 노이즈 이미지 생성기(140)의 학습을 위한 노이즈 이미지들은, 클린 이미지에 노이즈, 가우시안 블러, jpeg 압축을 랜덤하게 추가하여 생성하였다.

[0132] 본 실험예에서는, 동일한 클린 이미지에 대해 상이한 타겟 품질점수들을 함께 지정하여, 복수개의 흑백 노이즈 이미지들을 생성하였다. 표 3은 각 노이즈 이미지의 생성을 위해 입력된 타겟 품질점수와, 생성된 노이즈 이미지로부터 산출된 품질점수를 보여준다. 여기서, 품질점수로는 PIQUE 값을 사용하였다.

*표 3*

[0133]

| | 타겟 PIQUE 값 | 노이즈 이미지의 PIQUE 값 |
|---|---|---|
| (a) | 10 | 7.59 |
| (b) | 20 | 26.47 |
| (c) | 65 | 71.96 |

[0134] 도 13 및 표 3을 참조하면, 클린 이미지와 유사한 콘텐츠 및/또는 장면을 포함하면서도, 지정해준 타겟 PIQUE 값과 유사한 PIQUE 값을 갖는 노이즈 이미지가 생성되는 것을 확인할 수 있다.

[0135] 본 발명에 따른 장치 또는 방법의 각 구성요소는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나, 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 또한, 각 구성요소의 기능이 소프트웨어로 구현되고 마이크로프로세서가 각 구성요소에 대응하는 소프트웨어의 기능을 실행하도록 구현될 수도 있다.

[0136] 본 명세서에 설명되는 시스템들 및 기법들의 다양한 구현예들은, 디지털 전자 회로, 집적회로, FPGA(field programmable gate array), ASIC(application specific integrated circuit), 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 및/또는 이들의 조합으로 실현될 수 있다. 이러한 다양한 구현예들은 프로그래밍가능 시스템 상에서 실행 가능한 하나 이상의 컴퓨터 프로그램들로 구현되는 것을 포함할 수 있다. 프로그래밍가능 시스템은, 저장 시스템, 적어도 하나의 입력 디바이스, 그리고 적어도 하나의 출력 디바이스로부터 데이터 및 명령들을 수신하고 이들에게 데이터 및 명령들을 전송하도록 결합되는 적어도 하나의 프로그래밍가능 프로세서(이것은 특수 목적 프로세서일 수 있거나 혹은 범용 프로세서일 수 있음)를 포함한다. 컴퓨터 프로그램들(이것은 또한 프로그램들, 소프트웨어, 소프트웨어 애플리케이션들 혹은 코드로서 알려져 있음)은 프로그래밍가능 프로세서에 대한 명령어들을 포함하며 "컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체"에 저장된다.

[0137] 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는, 컴퓨터 시스템에 의하여 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 이러한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 ROM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 메모리 카드, 하드 디스크, 광자기 디스크, 스토리지 디바이스 등의 비휘발성(non-volatile) 또는 비일시적인(non-transitory) 매체일 수 있으며, 또한 데이터 전송 매체(data transmission medium)와 같은 일시적인(transitory) 매체를 더 포함할 수도 있다. 또한, 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장되고 실행될 수도 있다.

[0138] 본 명세서의 흐름도/타이밍도에서는 각 과정들을 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나, 이는 본 개시의 일 실시예의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것이다. 다시 말해, 본 개시의 일 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 개시의 일 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 흐름도/타이밍도에 기재된 순서를 변경하여 실행하거나 각 과정들 중 하나 이상의 과정을 병렬적으로 실행하는 것으로 다양하게 수정 및 변형하여 적용 가능할 것이므로, 흐름도/타이밍도는 시계열적인 순서로 한정되는 것은

아니다.

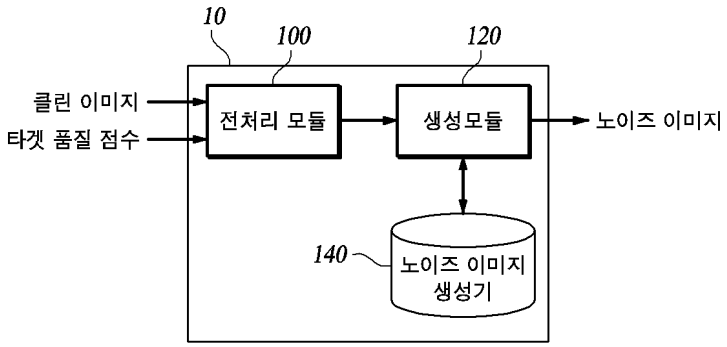
[0139] 이상의 설명은 본 실시예의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

## 부호의 설명

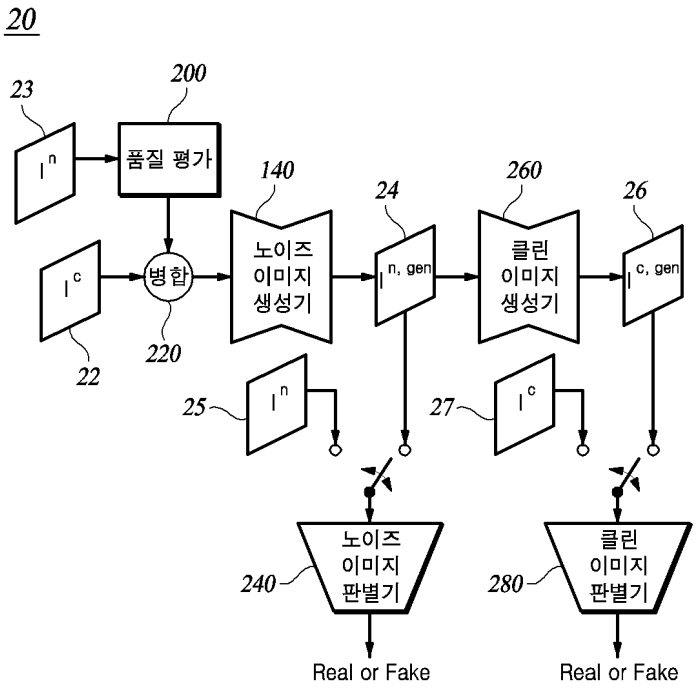
[0140] 10: 이미지 생성장치

## 도면

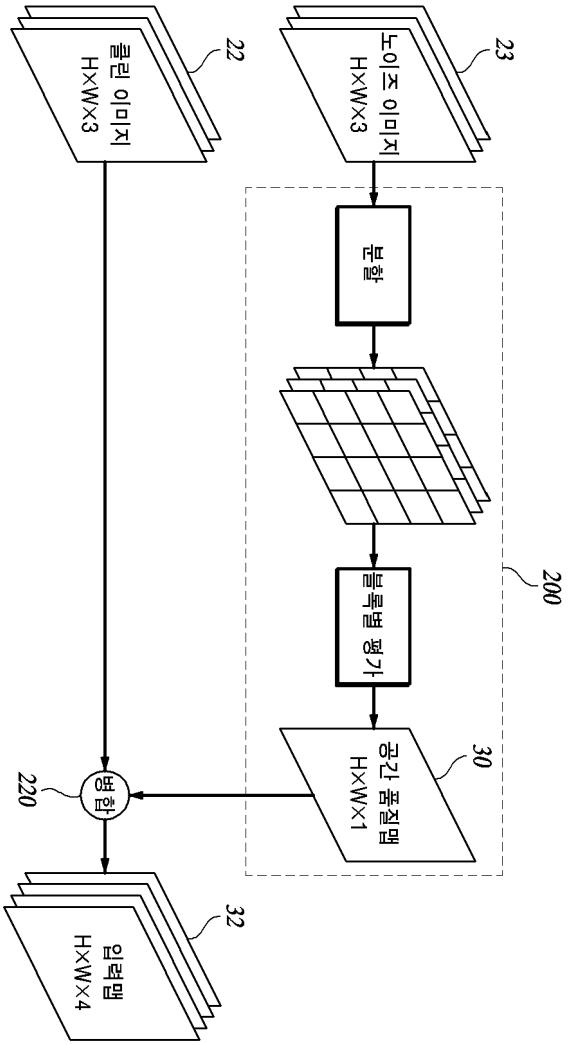
### 도면1



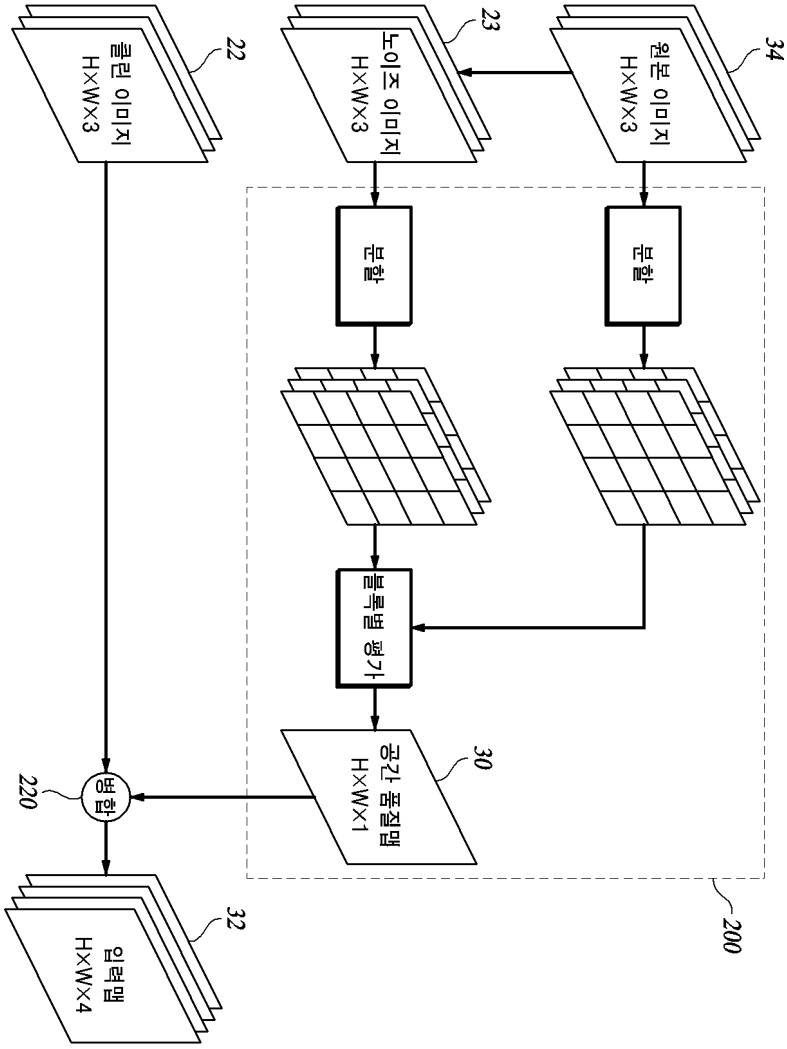

### 도면2



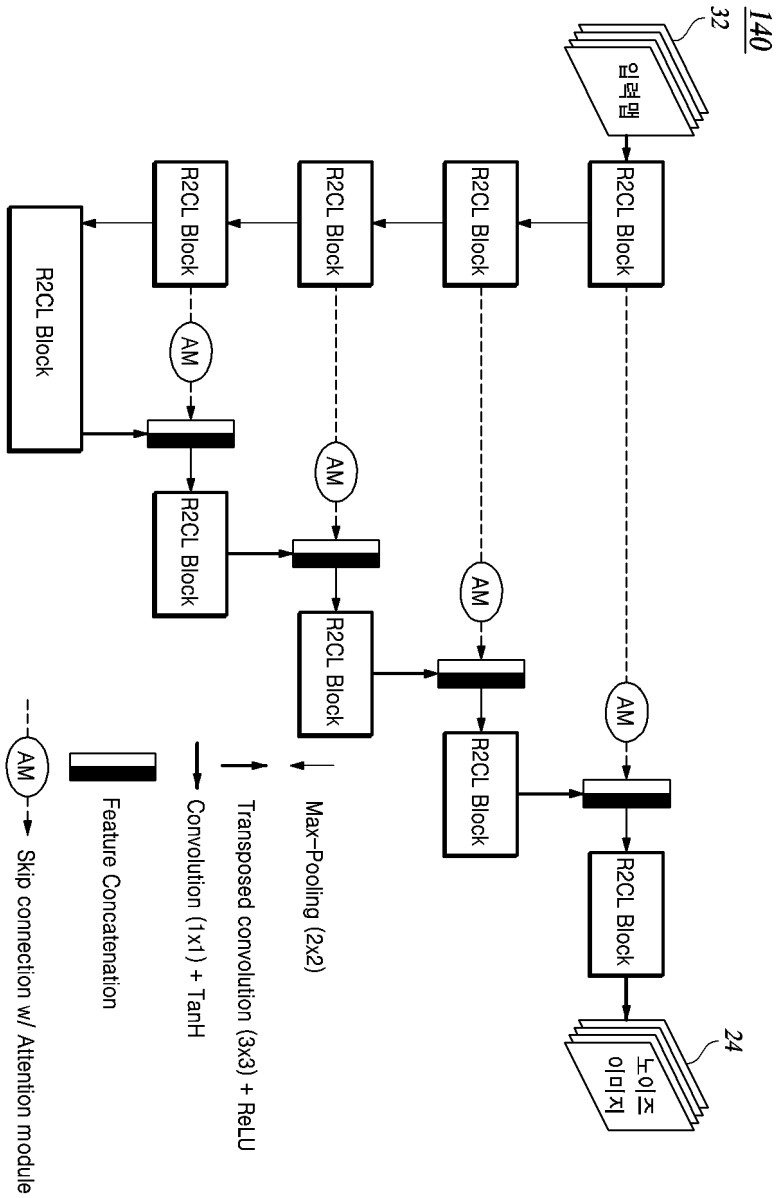
도면3a


클린 이미지
H×W×3
22
노이즈 이미지
H×W×3
23
분할
블록별 평가
200
공간 품질맵
H×W×1
30
병합
220
입력맵
H×W×4
32

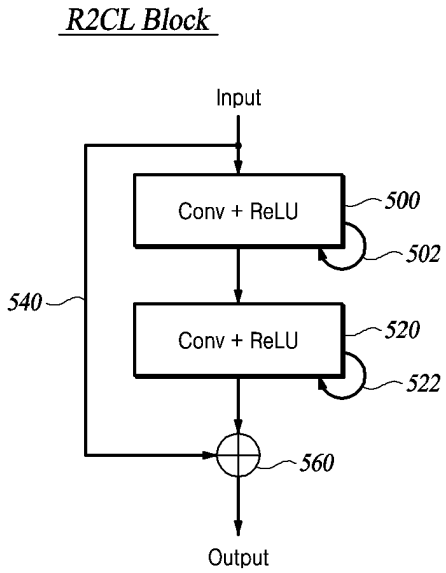
도면3b


클린 이미지
H×W×3
22
노이즈 이미지
H×W×3
23
원본 이미지
H×W×3
34
분할
분할
블록별 평가
공간 품질맵
H×W×1
30
융합
220
입력맵
H×W×4
32
200

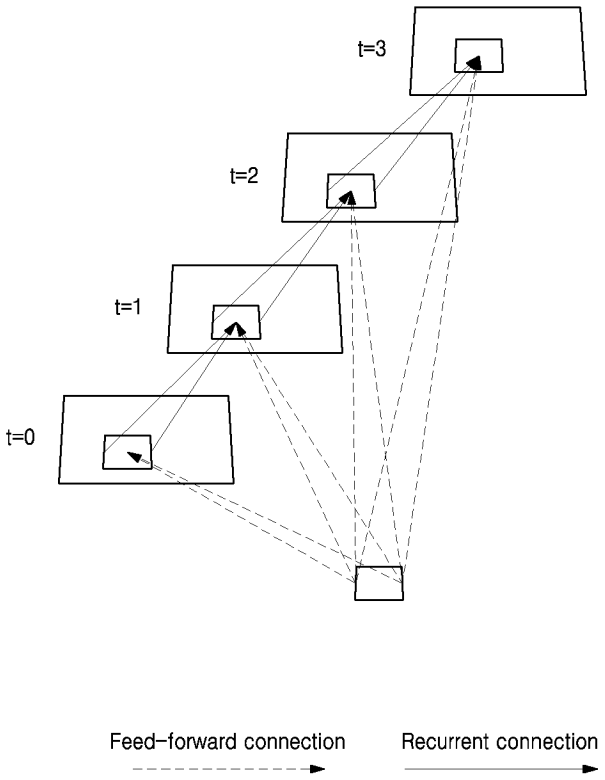
도면4


140
32
입력맵
R2CL Block
AM
24
노이즈 이미지
Skip connection w/ Attention module
Feature Concatenation
Convolution (1x1) + TanH
Transposed convolution (3x3) + ReLU
Max-Pooling (2x2)

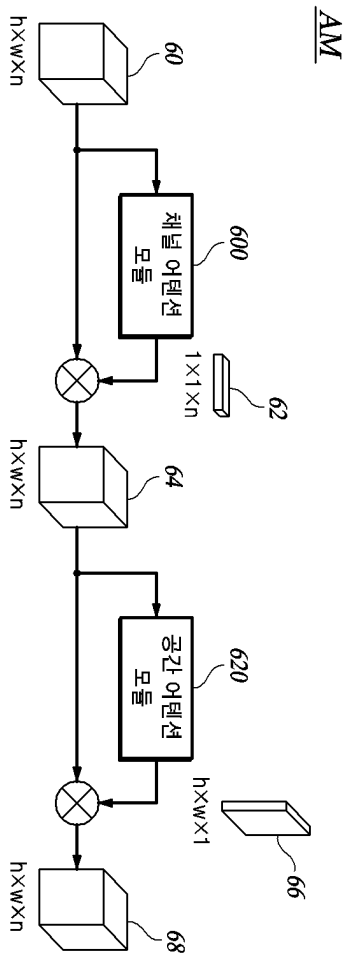
도면5a


R2CL Block
Input
Conv + ReLU
500
502
540
Conv + ReLU
520
522
560
Output

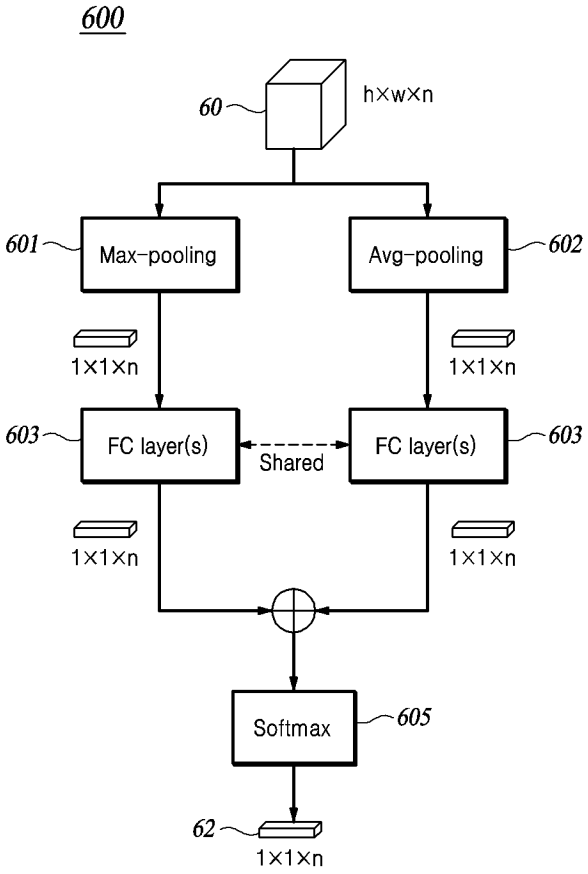
도면5b


t=3
t=2
t=1
t=0
Feed-forward connection
Recurrent connection

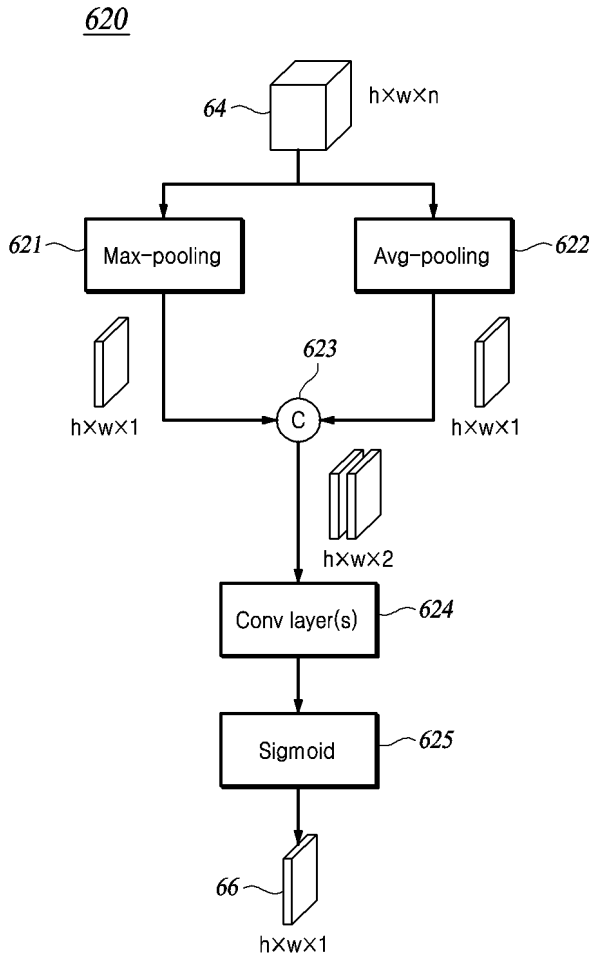
도면6a


AM
hxwxn
60
채널 어텐션 모듈
600
1x1xn
62
hxwxn
64
공간 어텐션 모듈
620
hxwx1
66
hxwxn
68

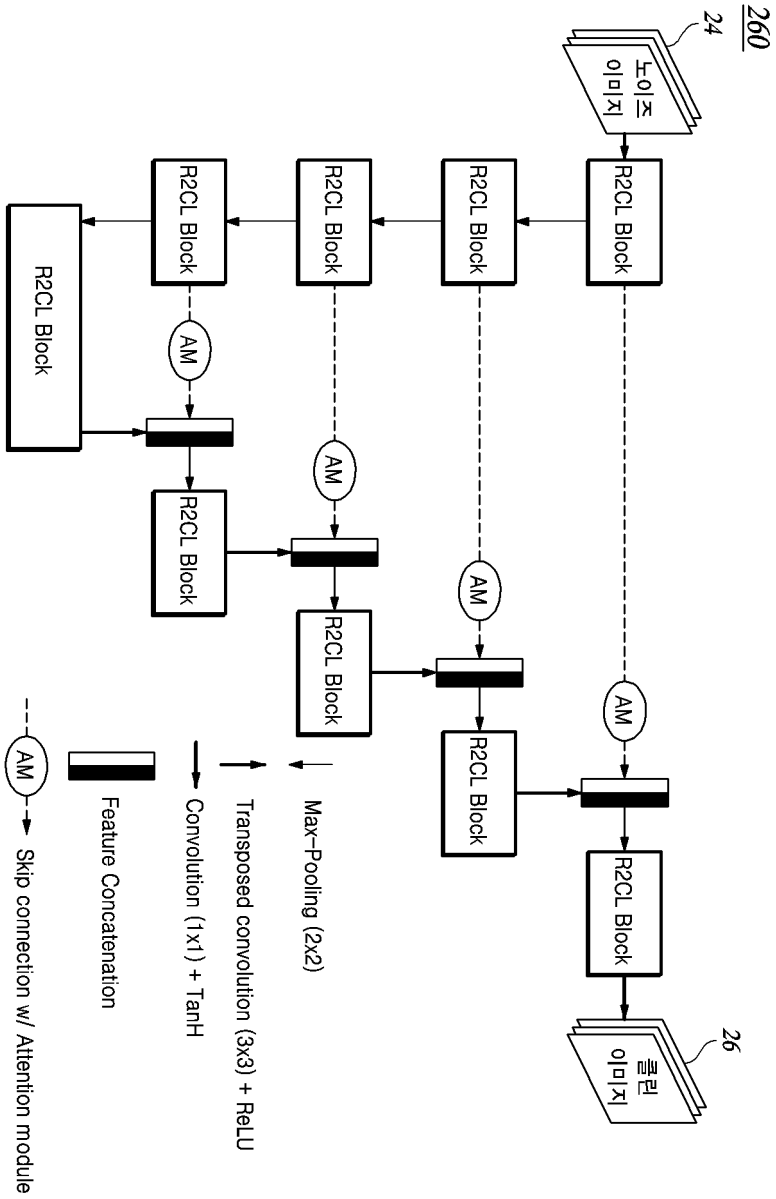
도면6b


600
60
h×w×n
601
Max-pooling
Avg-pooling
602
1×1×n
1×1×n
603
FC layer(s)
Shared
FC layer(s)
603
1×1×n
1×1×n
Softmax
605
62
1×1×n

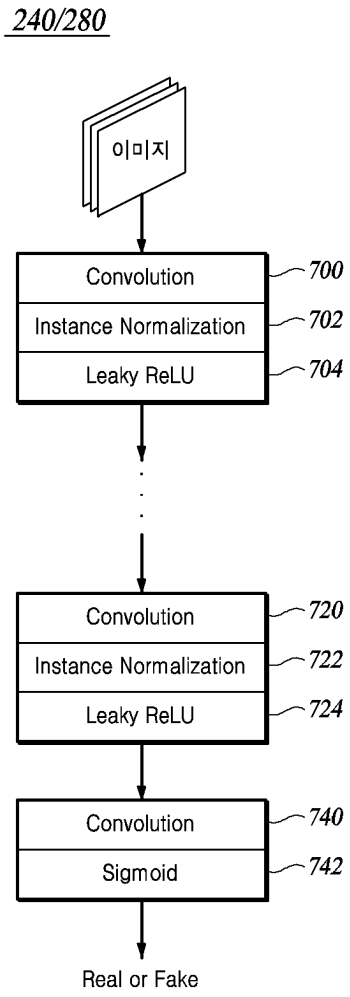
도면6c


620
64
h×w×n
621
Max-pooling
Avg-pooling
622
623
C
h×w×1
h×w×1
h×w×2
Conv layer(s)
624
Sigmoid
625
66
h×w×1

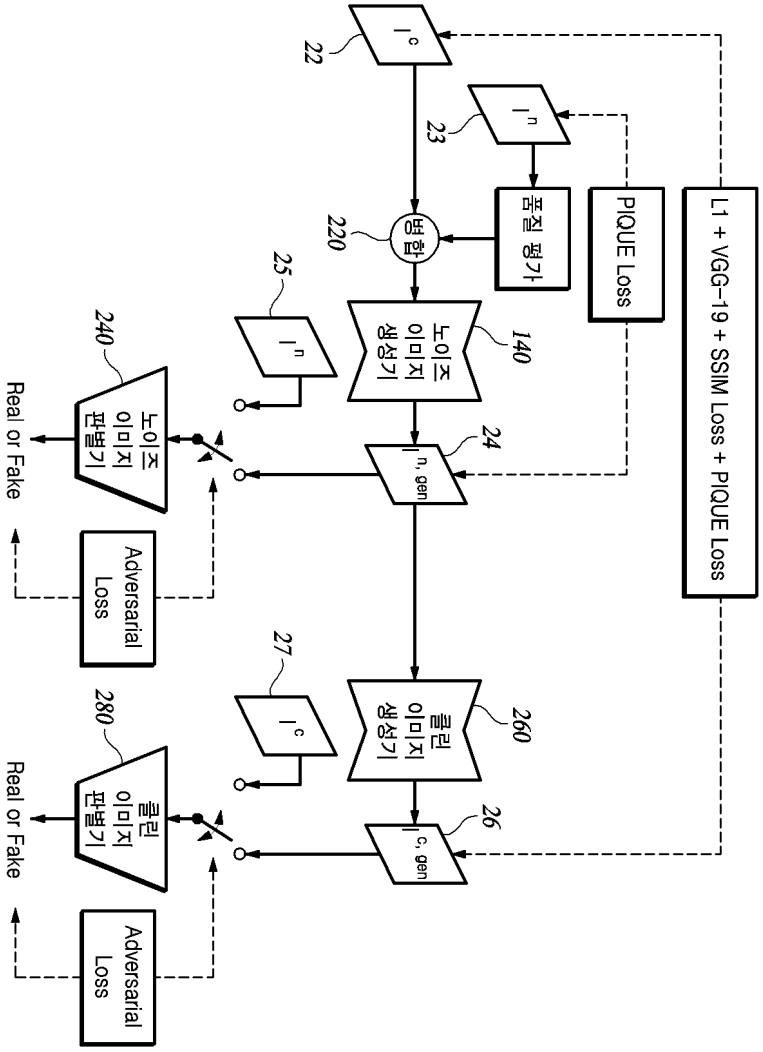
도면7


260
24
노이즈 이미지
R2CL Block
AM
26
클린 이미지
Max-Pooling (2x2)
Transposed convolution (3x3) + ReLU
Convolution (1x1) + TanH
Feature Concatenation
Skip connection w/ Attention module

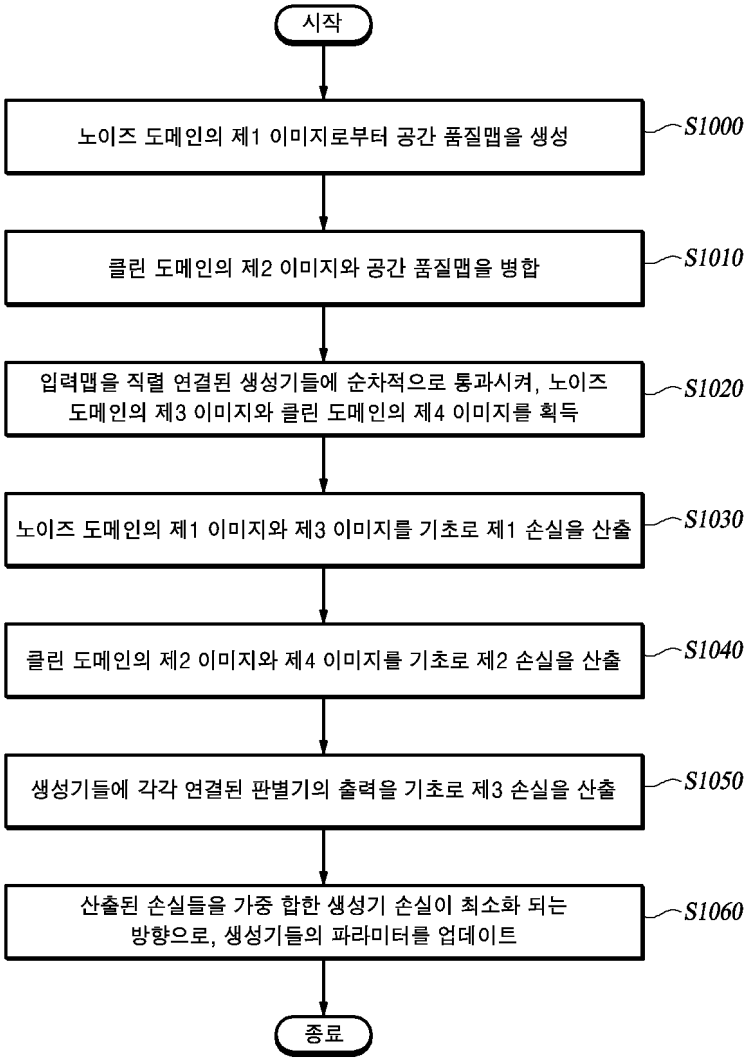
도면8


240/280
이미지
Convolution
Instance Normalization
Leaky ReLU
700
702
704
Convolution
Instance Normalization
Leaky ReLU
720
722
724
Convolution
Sigmoid
740
742
Real or Fake

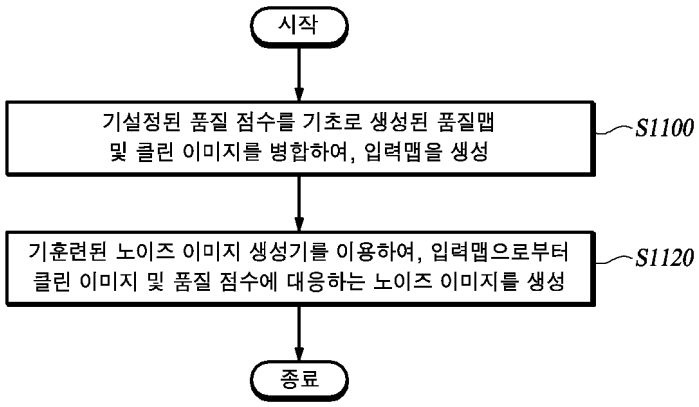
도면9


I c
22
I n
23
품질 평가
PIQUE Loss
L1 + VGG-19 + SSIM Loss + PIQUE Loss
병합
220
25
I n
노이즈 이미지 생성기
140
240
노이즈 이미지 판별기
Real or Fake
Adversarial Loss
I n, gen
24
27
I c
클린 이미지 생성기
260
280
클린 이미지 판별기
Real or Fake
Adversarial Loss
I c, gen
26

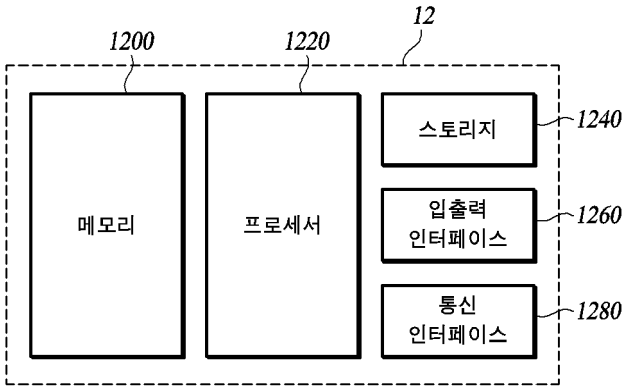
도면10


시작
노이즈 도메인의 제1 이미지로부터 공간 품질맵을 생성
S1000
클린 도메인의 제2 이미지와 공간 품질맵을 병합
S1010
입력맵을 직렬 연결된 생성기들에 순차적으로 통과시켜, 노이즈 도메인의 제3 이미지와 클린 도메인의 제4 이미지를 획득
S1020
노이즈 도메인의 제1 이미지와 제3 이미지를 기초로 제1 손실을 산출
S1030
클린 도메인의 제2 이미지와 제4 이미지를 기초로 제2 손실을 산출
S1040
생성기들에 각각 연결된 판별기의 출력을 기초로 제3 손실을 산출
S1050
산출된 손실들을 가중 합한 생성기 손실이 최소화 되는 방향으로, 생성기들의 파라미터를 업데이트
S1060
종료

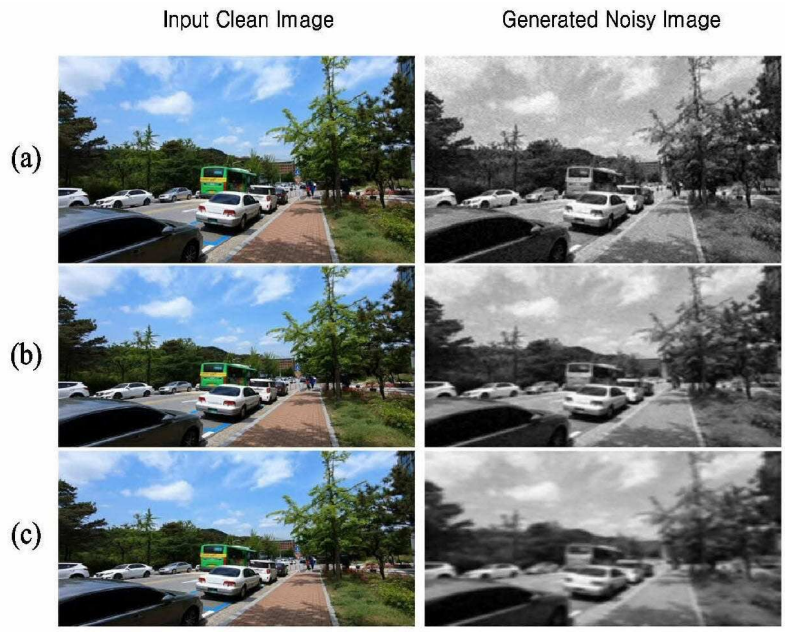
도면11


시작
기설정된 품질 점수를 기초로 생성된 품질맵 및 클린 이미지를 병합하여, 입력맵을 생성
S1100
기훈련된 노이즈 이미지 생성기를 이용하여, 입력맵으로부터 클린 이미지 및 품질 점수에 대응하는 노이즈 이미지를 생성
S1120
종료

도면12


12
1200
1220
메모리
프로세서
스토리지
1240
입출력
인터페이스
1260
통신
인터페이스
1280

도면13


Input Clean Image
Generated Noisy Image
(a)
(b)
(c)