



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0149899
(43) 공개일자 2023년10월30일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 5/00 (2019.01)

(52) CPC특허분류

G06T 5/002 (2023.01)

G06T 2207/20182 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2022-0048858

(22) 출원일자 2022년04월20일

심사청구일자 없음

(71) 출원인

에스케이텔레콤 주식회사

서울특별시 중구 을지로 65 (을지로2가)

조선대학교산학협력단

광주광역시 동구 필문대로 309 (서석동)

(72) 발명자

박노갑

서울특별시 중구 을지로 65 (을지로2가)

쉬바라마 홀라 케이

광주광역시 동구 지호로 16, 301호, 3 층 (지산동)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

이철희

전체 청구항 수 : 총 8 항

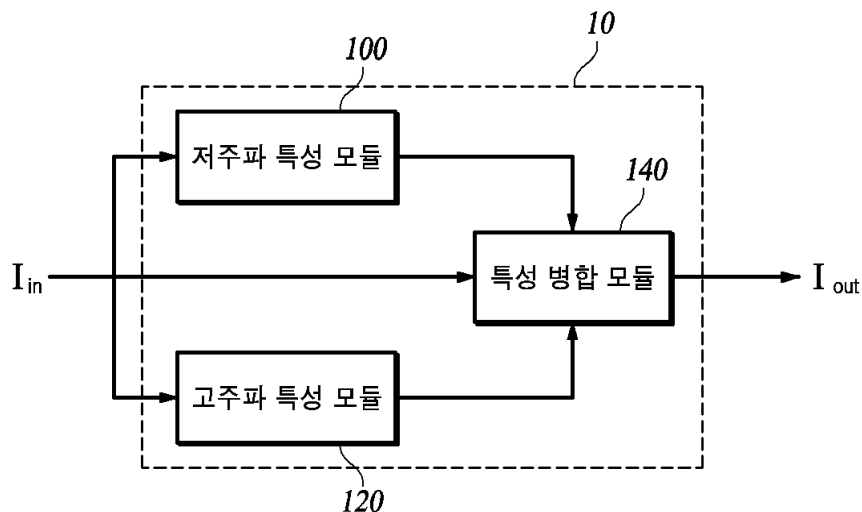
(54) 발명의 명칭 **영상의 노이즈 제거 방법 및 장치**

(57) 요약

영상의 노이즈 제거 방법 및 장치를 개시한다.

본 개시의 일 측면에 의하면, 입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성하는 과정; 상기 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성하는 과정; 상기 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성하는 과정; 및 상기 입력 영상, 상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성하는 과정을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법을 제공한다.

대표도 - 도1



(72) 발명자

나태영

서울특별시 중구 을지로 65 SKT-타워

이범식

광주광역시 남구 봉선동 1092번지

명세서

청구범위

청구항 1

입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성하는 과정;

상기 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성하는 과정;

상기 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성하는 과정; 및

상기 입력 영상, 상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성하는 과정

을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 보강 영상을 생성하는 과정은,

상기 입력 영상에 제1 필터를 적용하여, 노이즈가 완화된 영상을 생성하는 과정; 및

상기 노이즈가 완화된 영상에 제2 필터를 적용하여, 상기 보강 영상을 생성하는 과정

을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제1 필터는, 저주파 통과 필터이고,

상기 제2 필터는, 경계 검출 필터인 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 고주파 특성맵을 생성하는 과정은,

상기 보강 영상에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어 및 복수의 잔차 블록을 적용하되,

상기 잔차 블록은,

상기 잔차 블록의 입력에 대한 잔차를 생성하고, 상기 잔차 블록의 입력과 잔차를 픽셀별로 가산하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 출력 영상을 생성하는 과정은,

상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 채널방향으로 중첩하여 제1 특성맵을 생성하는 과정;

상기 제1 특성맵에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어를 적용하여 제2 특성맵을 생성하는 과정; 및

상기 입력 영상과 상기 제2 특성맵을 픽셀별로 가산하여 상기 출력 영상을 생성하는 과정

을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 제2 특성맵을 생성하는 과정은,

상기 제1 특성맵에 제1 컨볼루션 레이어를 적용하여, 상기 저주파 특성맵, 상기 보강 영상 및 상기 고주파 특성맵의 특성 값들을 융합하는 과정; 및

상기 융합된 특성맵에 제2 컨볼루션 레이어를 적용하여, 상기 입력 영상과 동일한 크기를 갖는 제2 특성맵을 생성하는 과정

을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법.

청구항 7

제1항 내지 제6항 중 어느 한 항에 따른 노이즈 제거 방법이 포함하는 각 과정을 실행시키기 위하여 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램.

청구항 8

입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성하는 저주파 특성 모듈;

상기 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성하고, 상기 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성하는 고주파 특성 모듈; 및

상기 입력 영상, 상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성하는 특성 병합 모듈

을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 영상의 노이즈 제거 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

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

[0003] 영상에서 노이즈란 이미지 밝기 또는 색상의 랜덤한 변화를 의미한다. 이러한 변화를 발생시키는 원인은 다양한데, 대표적으로 촬영 기기로 유입되는 광원이 부족하거나 렌즈 조리개 설정 등이 부적절하게 설정된 경우가 있다.

[0004] 노이즈의 영향으로 영상의 가장자리, 모서리 및 물체의 경계선 같은 고주파 구조의 품질이 저하된다. 이런 현상은 사용자의 시각에 영상 전체의 품질 저하로 인지되므로 노이즈를 개선하여 영상의 품질을 향상하는 작업은 연구 주제로도 의미가 있고 상용 영상처리 제품에 적용하는 점에 있어도 매우 중요하다.

[0005] 노이즈가 있는 영상은, 수학적으로 깨끗한 영상에 특정한 분산 값을 갖는 AWGN(Additive White Gaussian Noise)이 더해진 것으로 모델링될 수 있다.

[0006] 최근 기술의 발달로 인해, 디지털 카메라의 조리개, 초점 및 셔터 속도 등이 자동으로 조절된다. 그러나 물리적인 요소에 따라 발생하는 다양한 노이즈까지 제거하지는 못하기 때문에 최근의 촬영 기기로 촬영한 영상에는 분산이 작은, 즉 낮은 강도의 노이즈가 포함된다. 따라서, 최근 개발된 딥러닝 기반 노이즈 제거 모델들은 강도가 비교적 약한 디지털 영상의 노이즈 제거에 최적화되도록 개발되고 있다.

[0007] 그러나 과거에 촬영된 수많은 영상은 수동 SLR 카메라 또는 초기의 DSLR을 사용하였고, 카메라 설정이 용이하지 못해 부적절한 설정으로 영상이 촬영되었다. 이런 영상에는 강도가 강한 노이즈가 포함되어 있어, 최근 개발된

딥러닝 기반 노이즈 제거 모델들로는 디테일을 복원하는데 한계가 있다는 문제가 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 개시는, 강도가 강한 노이즈가 포함된 영상을 효과적으로 복원할 수 있는 노이즈 제거 방법 및 장치를 제공하는 데 주된 목적이 있다.
- [0009] 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

- [0010] 본 개시의 일 측면에 의하면, 입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성하는 과정; 상기 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성하는 과정; 상기 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성하는 과정; 및 상기 입력 영상, 상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성하는 과정을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 방법을 제공한다.
- [0011] 본 개시의 다른 측면에 의하면, 입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성하는 저주파 특성 모듈; 상기 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성하고, 상기 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성하는 고주파 특성 모듈; 및 상기 입력 영상, 상기 저주파 특성맵, 상기 고주파 특성맵 및 상기 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성하는 특성 병합 모듈을 포함하는 것을 특징으로 하는 노이즈 제거 장치를 제공한다.
- [0012] 본 개시의 다른 측면에 의하면, 전술한 노이즈 제거 방법이 포함하는 각 과정을 실행시키기 위하여 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램을 제공한다.

발명의 효과

- [0013] 본 개시의 일 실시예에 의하면, 강도가 강한 노이즈가 포함된 영상을 효과적으로 복원할 수 있다는 효과가 있다.
- [0014] 본 개시의 일 실시예에 의하면, 경계면 또는 미세한 패턴과 같은 영상의 고주파 디테일을 복원하여 영상의 품질을 개선할 수 있다는 효과가 있다.
- [0015] 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

- [0016] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.
- 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 저주파 특성 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.
- 도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.
- 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 잔차 블록의 구조를 나타내는 예시도이다.
- 도 5는 본 개시의 일 실시예에 따른 특성 병합 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.
- 도 6은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델의 학습 데이터 생성 방법을 설명하기 위한 예시도이다.
- 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델을 학습시키는 방법을 설명하기 위한 예시도이다.
- 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 방법을 나타내는 순서도이다.
- 도 9a 내지 도 9c는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델 및 비교 실시예에 따른 노이즈 제거 모델들의 노이즈 제거 결과를 비교하기 위한 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0017] 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.
- [0018] 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.
- [0019] 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.
- [0020] 본 개시에서 영상이라는 용어는, 정지 영상(still image)과 동영상(video)을 모두 포괄하는 의미로 사용될 수 있다.
- [0021] 도 1은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 장치를 개략적으로 나타낸 블록구성도이다.
- [0022] 도 1에 도시되듯이, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 장치(10)는 저주파 특성 모듈(100), 고주파 특성 모듈(120) 및 특성 병합 모듈(140)을 전부 또는 일부 포함할 수 있다. 도 1에 도시된 모든 블록이 필수 구성요소는 아니며, 다른 실시예에서 노이즈 제거 장치(10)에 포함된 일부 블록이 추가, 변경 또는 삭제될 수 있다. 노이즈 제거 장치(10) 및 이의 각 구성요소는 하드웨어 또는 소프트웨어로 구현되거나, 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다. 또한, 각 구성요소의 기능이 소프트웨어로 구현되고, 하나 이상의 프로세서가 각 구성요소에 대응하는 소프트웨어의 기능을 실행하도록 구현될 수도 있다.
- [0023] 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 장치(10)는, 노이즈가 포함된 입력 영상 I_{in} 으로부터 노이즈가 제거된 출력 영상 I_{out} 을 생성할 수 있다. 여기서, 입력 영상은 강도가 높은 노이즈가 포함된 영상일 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다. 즉, 노이즈 제거 장치(10)는 일반적인 영상의 노이즈를 제거하기 위해 이용될 수도 있다.
- [0024] 입력 영상은 색상 특성 및 균일한 질감과 같은 저주파 특성과, 경계면 및 미세한 패턴과 같은 고주파 특성을 가질 수 있다.
- [0025] 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 장치(10)는, 병렬로 배치된 저주파 특성 모듈(100) 및 고주파 특성 모듈(120)을 이용하여, 입력 영상으로부터 각각 저주파 특성과 고주파 특성을 각각 추출할 수 있다.
- [0026] 저주파 특성 모듈(100)은 입력 영상에 직접적으로 작용하여, 저주파 특성을 추출 및 재구성할 수 있다.
- [0027] 고주파 특성 모듈(120)은 입력 영상의 고주파 성분을 보강하기 위한 전처리를 수행하고, 고주파 성분이 보강된 영상으로부터 고주파 특성을 추출 및 재구성할 수 있다.
- [0028] 특성 병합 모듈(140)은 저주파 특성 모듈(100) 및 고주파 특성 모듈(120) 각각의 출력과 입력 영상을 이용하여, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성할 수 있다.
- [0029] 한편, 본 개시의 일 실시예에 따르면, 저주파 특성 모듈(100), 고주파 특성 모듈(120) 및/또는 특성 병합 모듈(140)은 신경망(neural network)으로 구현될 수 있다. 예컨대, 각 모듈들은 복수의 레이어들을 포함하는 심층 신경망(deep neural network, DNN)으로 구현될 수 있다. 이때, 저주파 특성 모듈(100), 고주파 특성 모듈(120) 및 특성 병합 모듈(140)은 노이즈 제거 모델로 통칭될 수 있다.
- [0030] 이하에서는, 도 2 내지 도 5를 참조하여, 각 모듈의 네트워크 구조를 설명하도록 한다.
- [0031] 도 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 저주파 특성 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.
- [0032] 도 2에 도시된 바와 같이, 본 개시의 일 실시예에 따른 저주파 특성 모듈(100)은 다수의 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 기반으로 하는 심층 신경망으로 구현될 수 있다. 저주파 특성 모듈(100)은 적어도 하나의 컨볼루션 레이어(200) 및 복수의 잔차 블록(220)의 전부 또는 일부를 포함할 수 있다. 예를 들어, 저주파 특성 모듈(100)은 1개의 컨볼루션 레이어 및 16개의 잔차 블록을 포함할 수 있으나, 반드시 이에 한정하는 것은 아니며, 저주파 특성 모듈(100)의 연산 속도와 정확도 등을 절충하여 적절한 개수가 설정될 수 있다.

[0033] 저주파 특성 모듈(100)은 입력 영상 I_{in} 으로부터 저주파 특성맵 f_{low} 을 생성할 수 있다. 구체적으로, 저주파 특성 모듈(100)은 입력 영상 I_{in} 에 컨볼루션 레이어(200) 및 복수의 잔차 블록(220)을 차례로 적용하여 저주파 특성맵 f_{low} 을 생성할 수 있다.

[0034] 한편, 도 2에서 C_L (C_L 는 자연수)는 각 레이어의 출력 채널 수를 나타내는데, 예를 들어, C_L 은 32일 수 있다. 즉, 저주파 특성 모듈(100)은 크기가 $H \times W \times 3$ 인 입력 영상 I_{in} 으로부터, 크기가 $H \times W \times C_L$ 인 저주파 특성맵 f_{low} 을 생성할 수 있다.

[0035] 컨볼루션 레이어(200)는 입력 영상 I_{in} 에 대해 컨볼루션 연산을 수행하여, 입력 특성맵 f_{in} 을 생성한다. 컨볼루션 레이어(200)의 출력 측에는 활성화 레이어가 구비될 수 있으며, 활성화 레이어는 예컨대, ReLU 레이어(Rectified Linear Unit layer, 202)일 수 있다. 즉, 저주파 특성 모듈(100)은 크기가 $H \times W \times 3$ 인 입력 영상 I_{in} 에 컨볼루션 레이어(200) 및 ReLU 레이어(202)를 차례로 적용하여, 크기가 $H \times W \times C_L$ 인 입력 특성맵 f_{in} 을 생성할 수 있다.

[0036] 복수의 잔차 블록(220) 각각은 입력 채널 수와 출력 채널 수가 동일한 구조를 가진다. 즉, 복수의 잔차 블록(220) 모두에서 특성맵의 크기는 $H \times W \times C_L$ 으로 유지될 수 있다. 따라서, 저주파 특성 모듈(100)은 크기가 $H \times W \times C_L$ 인 입력 특성맵 f_{in} 에 복수의 잔차 블록(220)을 차례로 적용하여, 크기가 $H \times W \times C_L$ 인 저주파 특성맵 f_{low} 을 생성할 수 있다. 복수의 잔차 블록(220) 각각은 동일한 구조로 구현될 수 있으며, 이에 대한 구체적인 내용은 도 4에서 후술하도록 한다.

[0037] 도 3은 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.

[0038] 도 3에 도시된 바와 같이, 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈(120)은 다수의 컨볼루션 레이어를 기반으로 하는 심층 신경망으로 구현될 수 있다. 고주파 특성 모듈(120)은 적어도 하나의 필터(300 및 320), 적어도 하나의 컨볼루션 레이어(340) 및 복수의 잔차 블록(360)의 전부 또는 일부를 포함할 수 있다. 예를 들어, 고주파 특성 모듈(120)은 2개의 필터, 1개의 컨볼루션 레이어 및 6개의 잔차 블록을 포함할 수 있으나, 반드시 이에 한정하는 것은 아니며, 고주파 특성 모듈(120)의 연산 속도와 정확도 등을 절충하여 적절한 개수가 설정될 수 있다. 한편, 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈(120)은, 바람직하게는 저주파 특성 모듈(100)보다 신경망의 깊이가 얕고, 각 레이어의 출력 채널 수가 적을 수 있으나, 본 개시가 이에 한정되는 것은 아니다.

[0039] 일반적으로 신경망은 저주파 성분은 빠르게 학습할 수 있지만, 고주파 성분의 학습에는 어려움을 겪는다.

[0040] 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈(120)은, 적어도 하나의 필터(300 및 320)를 이용하여, 학습과정에서 노이즈에 의해 소멸되는 고주파 성분을 보강할 수 있다.

[0041] 고주파 특성 모듈(120)은 라플라시안 필터(laplacian filter, 320)를 이용하여 입력 영상의 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성할 수 있다. 다른 예로, 고주파 특성 모듈(120)은 소벨(sobel) 필터, 프리윗(Prewitt) 필터, LoG(Laplacian of Gaussian) 필터, 또는 캐니(canny) 필터 등과 같은 다양한 유형의 경계 검출 필터를 이용하여, 보강 영상을 생성할 수도 있다.

[0042] 2차원 연속 함수 $f(x,y): \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ 의 라플라시안 연산은 2차 미분의 개념을 표현하며 수학적 1과 같이 정의될 수 있다.

수학적 1

$$\nabla^2 f(x,y) = \frac{\partial^2 x}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 y}{\partial y^2}$$

[0044] 1차원 연속 함수 $f(x): \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ 에 대한 2차 미분의 값이 0인 지점은 1차 미분의 절댓값이 최대인 점을 나타낸다. 라플라시안 연산은 2차 미분이므로, 라플라시안 연산의 값이 0인 지점을 찾음으로써 2차원 영상 $I(x,y)$ 에서 경계면과 같이 변화가 크게 발생하는 지점을 검출할 수 있다.

[0045] 한편, 영상 $I(x,y)$ 은 불연속한 그리드(grid) 구조를 가지므로, 이산 라플라시안(discrete laplacian) 연산이 적용되어야 한다. 라플라시안 연산은 유한차분법 (finite difference method)을 사용하여 2차원 행렬 구조를 갖는 라플라시안 필터(320)로 근사될 수 있다. 라플라시안 필터(320)는 수학식 2와 같이 정의될 수 있다.

수학식 2

$$F = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

[0046]

[0047] 라플라시안 필터(320)는 수평, 수직, 대각선의 4가지 방향에 대해 등방성(isotropic) 2차 미분을 수행하며, 각 방향의 급격한 변화를 감지할 수 있다.

[0048] 다만, 라플라시안 필터(320)는 노이즈에 매우 민감한 특성을 보여, 노이즈가 포함되어 있는 입력 영상에 라플라시안 필터(320)를 단독으로 적용하는 경우 고주파 성분을 제대로 추출하지 못할 수 있다.

[0049] 이러한 점에 기인하여, 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈(120)은 입력 영상에 라플라시안 필터(320)를 적용하기에 앞서, 저주파 통과 필터를 먼저 적용할 수 있다. 저주파 통과 필터로는 예컨대, 수학식 3과 같은 스무딩 필터(smoothing filter, 300)를 이용할 수 있다.

수학식 3

$$S = \begin{bmatrix} 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \end{bmatrix}$$

[0050]

[0051] 즉, 본 개시의 일 실시예에 따른 고주파 특성 모듈(120)은 크기가 $H \times W \times 3$ 인 입력 영상 I_{in} 에 스무딩 필터(300) 및 라플라시안 필터(320)를 차례로 적용하여 크기가 $H \times W \times 3$ 인 보강 영상 I_{lap} 을 생성할 수 있다.

[0052] 여기서, 영상에 필터를 적용하는 것은, 영상과 필터 간에 컨볼루션 연산을 수행하는 것을 의미할 수 있다. 즉, 고주파 특성 모듈(120)은 입력 영상 I_{in} 과 스무딩 필터(300) 간에 컨볼루션 연산을 수행하여 노이즈가 완화된 영상을 생성하고, 노이즈가 완화된 영상과 라플라시안 필터(320) 간에 컨볼루션 연산을 수행하여 보강 영상 I_{lap} 을 생성할 수 있다.

[0053] 고주파 특성 모듈(120)은 보강 영상 I_{lap} 으로부터 고주파 특성맵 f_{high} 을 생성할 수 있다. 구체적으로, 고주파 특성 모듈(120)은 보강 영상 I_{lap} 에 컨볼루션 레이어(340) 및 복수의 잔차 블록(360)을 차례로 적용하여 고주파 특성맵 f_{high} 을 생성할 수 있다.

[0054] 한편, 도 3에서 C_H (C_H 는 자연수)는 각 레이어의 출력 채널 수를 나타내는데, 예를 들어, C_H 는 12일 수 있다. 즉, 고주파 특성 모듈(120)은 크기가 $H \times W \times 3$ 인 보강 영상 I_{lap} 으로부터, 크기가 $H \times W \times C_H$ 인 고주파 특성맵 f_{high} 을 생성할 수 있다.

[0055] 컨볼루션 레이어(340)는 보강 영상 I_{lap} 에 대해 컨볼루션 연산을 수행하여, 입력 특성맵 f_{lap} 을 생성한다. 컨볼루션 레이어(340)는 필터의 크기가 3×3 이고, 패딩(padding)이 1이며, 스트라이드(stride)가 1인 구조를 가질 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다.

[0056] 컨볼루션 레이어(340)의 출력 측에는 활성화 레이어가 구비될 수 있으며, 활성화 레이어는 예컨대, ReLU 레이어(342)일 수 있다. 즉, 고주파 특성 모듈(120)은 크기가 $H \times W \times 3$ 인 보강 영상 I_{lap} 에 컨볼루션 레이어(340) 및

ReLU 레이어(342)를 차례로 적용하여, 크기가 $H \times W \times C_H$ 인 입력 특성맵 f_{lap} 을 생성할 수 있다.

- [0057] 복수의 잔차 블록(360) 각각은 입력 채널 수와 출력 채널 수가 동일한 구조를 가진다. 즉, 복수의 잔차 블록(360) 모두에서 특성맵의 크기는 $H \times W \times C_H$ 으로 유지될 수 있다. 따라서, 고주파 특성 모듈(120)은 크기가 $H \times W \times C_H$ 인 입력 특성맵 f_{lap} 에 복수의 잔차 블록(360)을 차례로 적용하여, 크기가 $H \times W \times C_H$ 인 고주파 특성맵 f_{high} 을 생성할 수 있다. 복수의 잔차 블록(360) 각각은 동일한 구조로 구현될 수 있으며, 이에 대한 구체적인 내용은 도 4에서 후술하도록 한다.
- [0058] 도 4는 본 개시의 일 실시예에 따른 잔차 블록의 구조를 나타내는 예시도이다.
- [0059] 도 4에 도시된 바와 같이, 본 개시의 일 실시예에 따른 잔차 블록은 두 개의 컨볼루션 레이어(400 및 440), 하나의 ReLU 레이어(420) 및 스킵 연결(460)을 포함할 수 있다.
- [0060] 잔차 블록은 입력된 특성맵에 제1 컨볼루션 레이어(400), ReLU 레이어(420) 및 제2 컨볼루션 레이어(440)를 차례로 적용하여, 입력된 특성맵에 대한 잔차를 생성한다.
- [0061] 제1 컨볼루션 레이어(400) 및 제2 컨볼루션 레이어(440)는 입력된 특성맵의 크기가 유지되도록 구성될 수 있다. 예컨대, 입력된 특성맵의 크기가 $H \times W \times C$ 라 할 때, 제1 컨볼루션 레이어(400) 및 제2 컨볼루션 레이어(440)는, 출력 채널의 크기가 C이고, 필터의 크기가 3×3 이고, 패딩(padding)이 1이며, 스트라이드(stride)가 1인 구조를 가질 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0062] 여기서, 저주파 특성 모듈(100)에 포함된 잔차 블록의 경우 C는 32일 수 있고, 고주파 특성 모듈(120)에 포함된 잔차 블록의 경우 C는 12일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0063] 잔차 블록은 스킵 연결(460)을 이용하여, 잔차 블록의 입력과 잔차를 픽셀별로 가산(pixel-wise addition)함으로써, 잔차 블록에 입력된 특성을 잔차 블록의 출력 측으로 전달할 수 있다. 이에 따라, 잔차 블록은 입력에 대한 잔차를 학습하게 되어, 트레이닝이 효율적으로 진행될 수 있다.
- [0064] 한편, 본 개시에 따른 잔차 블록은 BN(Batch Normalization) 레이어를 사용하지 않음으로써, 특성 값의 범위가 제한되어 발생하는 성능 저하 현상을 방지할 수 있고, 학습 중 메모리 사용량을 40% 이상 줄일 수 있다.
- [0065] 도 5는 본 개시의 일 실시예에 따른 특성 병합 모듈의 네트워크 구조를 나타내는 예시도이다.
- [0066] 도 5에 도시된 바와 같이, 본 개시의 일 실시예에 따른 특성 병합 모듈(140)은 다수의 컨볼루션 레이어를 기반으로 하는 심층 신경망으로 구현될 수 있다. 특성 병합 모듈(140)은 병합 레이어(500), 적어도 하나의 컨볼루션 레이어(520 및 540) 및 스킵 연결(560)의 전부 또는 일부를 포함할 수 있다. 예를 들어, 특성 병합 모듈(140)은 2개의 컨볼루션 레이어를 포함할 수 있으나, 반드시 이에 한정하는 것은 아니며, 특성 병합 모듈(140)의 연산 속도와 정확도 등을 절충하여 적절한 개수가 설정될 수 있다.
- [0067] 특성 병합 모듈(140)은 입력 영상 I_{in} , 저주파 특성맵 f_{low} , 고주파 특성맵 f_{high} , 및 보강 영상 I_{lap} 을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상 I_{out} 을 생성할 수 있다.
- [0068] 병합 레이어(500)는 저주파 특성맵 f_{low} , 고주파 특성맵 f_{high} 및 보강 영상 I_{lap} 을 채널방향으로 중첩하여 제1 특성맵 f_{cat} 을 생성할 수 있다. 예컨대, 병합 레이어(500)는 크기가 $H \times W \times 32$ 인 저주파 특성맵 f_{low} , 크기가 $H \times W \times 12$ 인 고주파 특성맵 f_{high} 및 크기가 $H \times W \times 3$ 인 보강 영상 I_{lap} 을 채널방향으로 중첩하여 크기가 $H \times W \times 47$ 인 제1 특성맵 f_{cat} 을 생성할 수 있다.
- [0069] 특성 병합 모듈(140)은 제1 특성맵 f_{cat} 에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어(520 및 540)를 차례로 적용하여 제2 특성맵 f_{conv2} 을 생성할 수 있다.
- [0070] 표 1은 특성 병합 모듈(140)이 2개의 컨볼루션 레이어를 포함하는 경우에, 각 컨볼루션 레이어의 구조를 예시한 표이다.

표 1

	입력 채널	출력 채널	filter	stride	padding
conv1	47	47	1×1	1	0

conv2	47	3	3×3	1	1
-------	----	---	-----	---	---

- [0072] 제1 컨볼루션 레이어(520)는 제1 특성맵 f_{cat} 에 대해 채널 방향의 컨볼루션 연산을 수행하여, 저주파 특성맵 f_{low} , 고주파 특성맵 f_{high} 및 보강 영상 I_{lap} 의 특성 값들이 융합된 특성맵 f_{conv1} 을 생성할 수 있다. 예컨대, 제1 컨볼루션 레이어(520)는 크기가 $H \times W \times 47$ 인 제1 특성맵 f_{cat} 에 대해, 필터의 크기가 1×1 인 컨볼루션 연산을 수행하여, 크기가 $H \times W \times 47$ 인 융합된 특성맵 f_{conv1} 을 생성할 수 있다.
- [0073] 제2 컨볼루션 레이어(540)는 융합된 특성맵 f_{conv1} 에 대해 컨볼루션 연산을 수행하여, 입력 영상 I_{in} 과 동일한 크기를 갖는 제2 특성맵 f_{conv2} 을 생성할 수 있다. 예컨대, 제2 컨볼루션 레이어(540)는 크기가 $H \times W \times 47$ 인 융합된 특성맵 f_{conv1} 에 대해, 필터의 크기가 3×3 인 컨볼루션 연산을 적용하여, 크기가 $H \times W \times 3$ 인 제2 특성맵 f_{conv2} 을 생성할 수 있다.
- [0074] 특성 병합 모듈(140)은 스킵 연결(560)을 이용하여 전달된 입력 영상 I_{in} 과, 제2 특성맵 f_{conv2} 을 픽셀별로 가산함으로써, 출력 영상 I_{out} 을 생성할 수 있다.
- [0075] 도 6은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델의 학습 데이터 생성 방법을 설명하기 위한 예시도이다.
- [0076] 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델을 위한 학습 데이터 생성과정 및/또는 노이즈 제거 모델의 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 있다.
- [0077] 도 6을 참조하면, 학습장치는 데이터 셋에서 제공하는 영상을 이용하여, 학습용 영상 페어(pair)를 생성할 수 있다. 여기서 데이터 셋은, VOC2012(Visual Object Classes Challenge 2012) 데이터 셋일 수 있으나 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0078] 학습장치는 데이터 셋에서 임의의 영상 I_{ref} 를 획득하고, 획득한 영상 I_{ref} 을 무작위로 크롭(random crop)하여, 미리 설정된 크기를 갖는 클린 영상 I_{clean} 을 생성할 수 있다. 여기서, 미리 설정된 크기는 $64 \times 64 \times 3$ 일 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0079] 학습장치는 0과 75 사이의 난수 값을 생성하고, 해당 난수 값을 분산으로 갖는 AWGN 패치 n_{AWGN} 을 생성할 수 있다.
- [0080] 학습장치는 클린 영상 I_{clean} 과 AWGN 패치 n_{AWGN} 를 픽셀별로 가산하여 노이즈 영상 I_{noisy} 을 생성하여, 학습용 영상 페어(I_{clean}, I_{noisy})를 구성한다.
- [0081] 학습장치는 데이터로더(dataloader)를 이용하여, 미리 정해진 배치 크기(batch size) 단위로 훈련 배치(training batch)를 구성한다. 예를 들어, 훈련 배치는 32개의 학습용 영상 페어(I_{clean}, I_{noisy})로 구성될 수 있다.
- [0082] 도 7은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델을 학습시키는 방법을 설명하기 위한 예시도이다.
- [0083] 학습장치는 노이즈 영상을 노이즈 제거 모델에 입력하여, 출력 영상을 획득할 수 있다.
- [0084] 학습장치는 출력 영상과 클린 영상 간의 손실을 산출할 수 있다. 예컨대, 학습장치는 수식 4와 같이, 출력 영상과 클린 영상 사이의 SSIM(Structural Similarity Index Measure) 손실을 산출할 수 있다.

수식 4

$$L_{SSIM} = 1 - SSIM(I_{clean}, I_{out})$$

[0085]

- [0086] 여기서, SSIM은 두 개의 영상 사이의 유사도를 나타내는 지표이다. SSIM 손실은 노이즈 제거와 같은 영상 복원

작업에서 디테일을 복원하도록 모델을 학습하는데 효과적이다.

- [0087] 학습장치는 경사 하강(gradient descent)법을 이용하여, SSIM 손실을 줄이는 방향으로 노이즈 제거 모델을 학습시킬 수 있다. 노이즈 제거 모델의 학습은, 노이즈 제거 모델의 가중치를 갱신하는 것을 포함할 수 있다.
- [0088] 학습장치는 모멘텀 감소 하이퍼파라미터 β_1 이 0.9이고, 스케일 감소 하이퍼파라미터 β_2 이 0.99이며, 초기 학습률이 10^{-3} 으로 설정된 갖는 AMSGrad 최적화기(optimizer)를 이용하여 노이즈 제거 모델의 가중치를 조절할 수 있다.
- [0089] 학습장치는 학습이 정체되면 학습률을 0.1씩 감소시키고, 학습률이 10^{-8} 보다 작아지면 학습을 종료할 수 있다.
- [0090] 도 8은 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 방법을 나타내는 순서도이다.
- [0091] 도 8에 도시된 방법은, 전술한 노이즈 제거 모델 및/또는 이를 포함하는 노이즈 제거 장치(10)에 의해 수행될 수 있으므로, 중복되는 설명에 대해서는 생략한다.
- [0092] 노이즈 제거 장치(10)는 입력 영상으로부터 저주파 특성맵을 생성한다(S800).
- [0093] 예컨대, 노이즈 제거 장치(10)는 입력 영상에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어 및 복수의 잔차 블록을 적용하여 저주파 특성맵을 생성할 수 있다. 여기서, 복수의 잔차 블록 각각은, 각 잔차 블록의 입력에 대한 잔차를 생성하고, 잔차 블록의 입력과 잔차를 픽셀별로 가산하여 출력할 수 있다.
- [0094] 노이즈 제거 장치(10)는 입력 영상으로부터 고주파 성분이 보강된 보강 영상을 생성한다(S820).
- [0095] 예컨대, 노이즈 제거 장치(10)는 입력 영상에 제1 필터를 적용하여 노이즈가 완화된 영상을 생성하고, 노이즈가 완화된 영상에 제2 필터를 적용하여 보강 영상을 생성할 수 있다. 여기서, 제1 필터는 스무딩(smoothing) 필터 등과 같은 저주파 통과 필터이고, 제2 필터는 라플라시안(laplacian) 필터, 소벨(sobel) 필터, 프리윗(Prewitt) 필터, LoG(Laplacian of Gaussian) 필터, 또는 캐니(canny) 필터 등과 같은 경계 검출 필터일 수 있다.
- [0096] 노이즈 제거 장치(10)는 보강 영상으로부터 고주파 특성맵을 생성한다(S840).
- [0097] 예컨대, 노이즈 제거 장치(10)는 보강 영상에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어 및 복수의 잔차 블록을 적용하여 고주파 특성맵을 생성할 수 있다. 여기서, 복수의 잔차 블록 각각은, 각 잔차 블록의 입력에 대한 잔차를 생성하고, 잔차 블록의 입력과 잔차를 픽셀별로 가산하여 출력할 수 있다.
- [0098] 노이즈 제거 장치(10)는 입력 영상, 저주파 특성맵, 고주파 특성맵 및 보강 영상을 기반으로, 노이즈가 제거된 출력 영상을 생성한다(S860).
- [0099] 예컨대, 노이즈 제거 장치(10)는 저주파 특성맵, 고주파 특성맵 및 보강 영상을 채널방향으로 중첩하여 제1 특성맵을 생성하고, 제1 특성맵에 적어도 하나의 컨볼루션 레이어를 적용하여 제2 특성맵을 생성하며, 입력 영상과 제2 특성맵을 픽셀별로 가산하여 출력 영상을 생성할 수 있다.
- [0100] 여기서, 노이즈 제거 장치(10)는 제1 특성맵에 제1 컨볼루션 레이어를 적용하여, 저주파 특성맵, 고주파 특성맵 및 보강 영상의 특성 값들을 융합하고, 융합된 특성맵에 제2 컨볼루션 레이어를 적용하여, 입력 영상과 동일한 크기를 갖는 제2 특성맵을 생성할 수 있다.
- [0101] 도 9a 내지 도 9c는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델 및 비교 실시예에 따른 노이즈 제거 모델들의 노이즈 제거 결과를 비교하기 위한 예시도이다.
- [0102] 도 9a는 높은 강도의 노이즈에 대한 노이즈 제거 결과와, 각 결과에 대한 PSNR 및 SSIM을 보여준다. 본 예시에서 입력 영상은, 클린 영상에 분산이 75인 AWGN을 더한 영상을 이용하였다.
- [0103] 도 9a를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델은 노이즈를 깨끗하게 정리하면서 자전거의 바퀴살을 복원하는 것을 확인할 수 있다. 반면, BM3D, FDnCNN, FFDNet, BRDNet, ADNet 및 DRUNet 모델은 노이즈와 함께 자전거의 바퀴살도 제거한 것을 확인할 수 있다. 또한, IRCNN 모델은 자전거의 바퀴살은 유지하지만 노이즈가 제거되지 않은 것을 확인할 수 있다.
- [0104] 도 9b는 중간 강도의 노이즈에 대한 노이즈 제거 결과와, 각 결과에 대한 PSNR 및 SSIM을 보여준다. 본 예시에서 입력 영상은, 클린 영상에 분산이 50인 AWGN을 더한 영상을 이용하였다.
- [0105] 도 9b를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델은 비탈면의 잔디 및 다리 구조물 벽에 존재하

는 질감(texture)을 복원하는 것을 확인할 수 있다. 반면, 다른 모델들은 노이즈를 제거하면서 질감을 함께 제거하는 것을 확인할 수 있다.

[0106] 도 9c는 낮은 강도의 노이즈에 대한 노이즈 제거 결과와, 각 결과에 대한 PSNR 및 SSIM을 보여준다. 본 예시에서 입력 영상은, 클린 영상에 분산이 25인 AWGN을 더한 영상을 이용하였다.

[0107] 도 9c를 참조하면, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델이 소녀의 눈 주위에 보이는 피부 및 페인팅의 질감을 가장 효과적으로 복원하는 것을 확인할 수 있다.

[0108] 표 2는 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델 및 비교 실시예에 따른 노이즈 제거 모델들의 정량적 비교 결과를 보여준다. 본 예시에서 테스트 데이터로는, BSD(Berkeley Segmentation dataset)의 68개의 영상, 코닥(Kodak)에서 선택한 24개의 영상, 및 맥마스터(McMaster)에서 선택한 18개의 영상을 이용하였다.

표 2

[0109]

Data sets	Method	$\sigma=25$		$\sigma=50$		$\sigma=75$	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
BSD68	FFDNet	30.57	0.87	26.32	0.75	22.94	0.62
	BRDNet	30.73	0.87	26.47	0.76	23.26	0.64
	ADNet	30.65	0.87	26.31	0.75	23.07	0.63
	DRUNet	30.98	0.88	26.65	0.76	23.37	0.65
	Proposed	30.51	0.88	26.59	0.78	23.38	0.70
Kodak24	FFDNet	31.63	0.87	27.36	0.76	23.97	0.66
	BRDNet	31.89	0.88	27.71	0.77	24.36	0.68
	ADNet	31.73	0.87	24.47	0.77	24.16	0.67
	DRUNet	31.86	0.88	27.56	0.77	24.17	0.68
	Proposed	31.50	0.88	27.46	0.77	24.49	0.70
McMaster	FFDNet	31.09	0.84	25.92	0.71	22.19	0.61
	BRDNet	31.48	0.84	26.31	0.72	22.58	0.63
	ADNet	31.22	0.84	25.97	0.72	22.31	0.62
	DRUNet	31.22	0.84	26.01	0.72	22.36	0.62
	Proposed	30.86	0.84	26.22	0.74	22.92	0.66

[0110] 표 2를 참조하면, 모든 강도의 노이즈에 대해 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델의 SSIM이 가장 큰 것을 확인할 수 있다.

[0111] 또한, 강도가 강한 노이즈에 대한 노이즈 제거 결과에서, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델의 PSNR 지표가 가장 큰 것을 확인할 수 있다. 이는, 본 개시의 일 실시예에 따른 노이즈 제거 모델이 강도가 강한 노이즈를 포함하는 영상의 노이즈 제거에 효과적임을 의미한다.

[0112] 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.

[0113] 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.

[0114] 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, 메모

리 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.

[0115] 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.

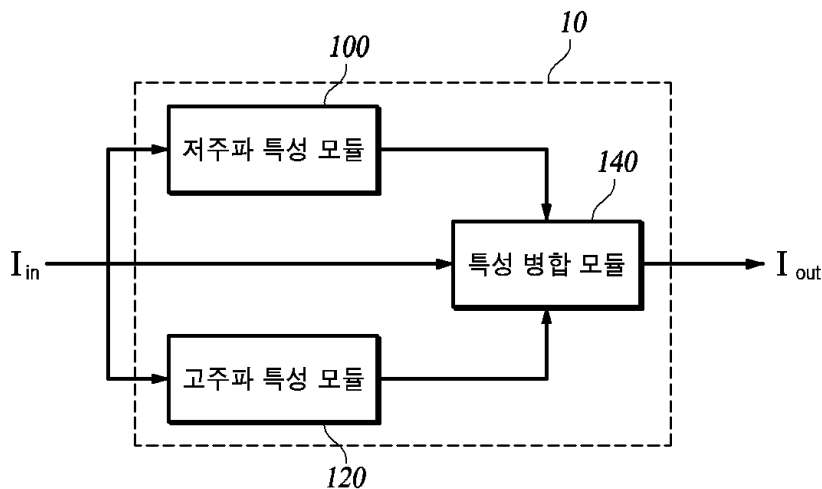
[0116] 이상의 설명은 본 실시예의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 실시예가 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 실시예들은 본 실시예의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 실시예의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 실시예의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 동등한 범위 내에 있는 모든 기술 사상은 본 실시예의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0117] 10: 노이즈 제거 장치

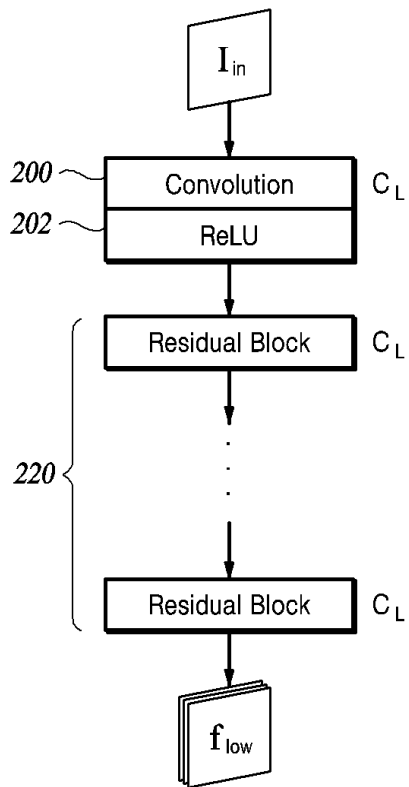
도면

도면1



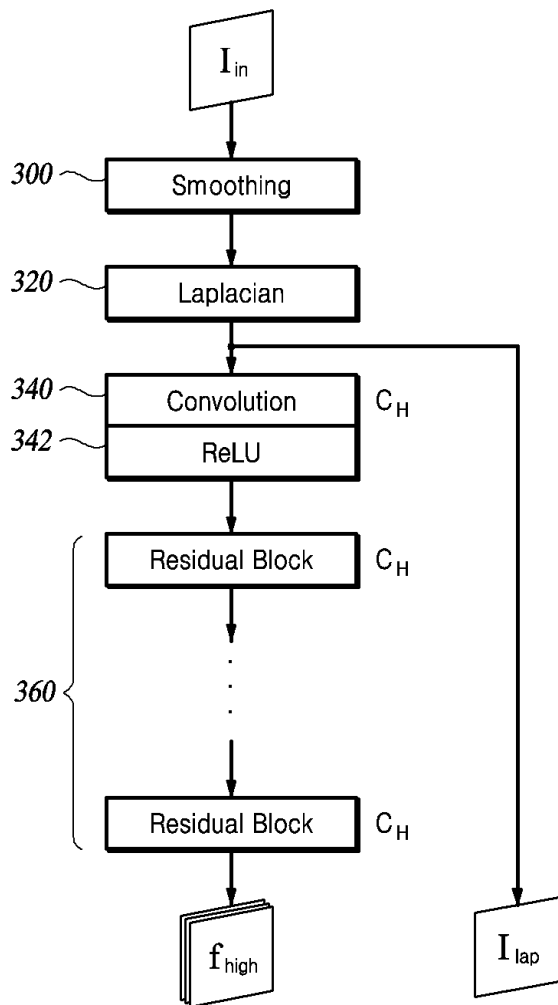
도면2

100



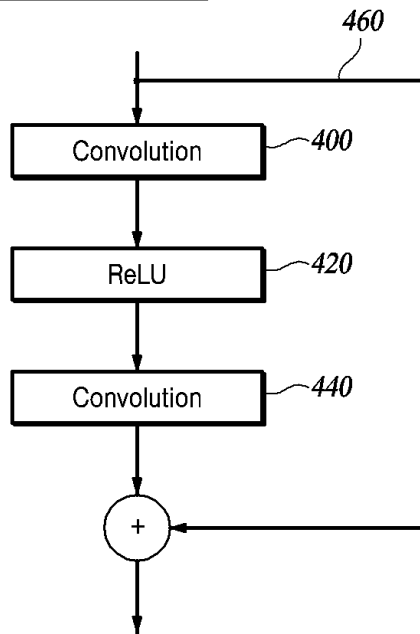
도면3

120



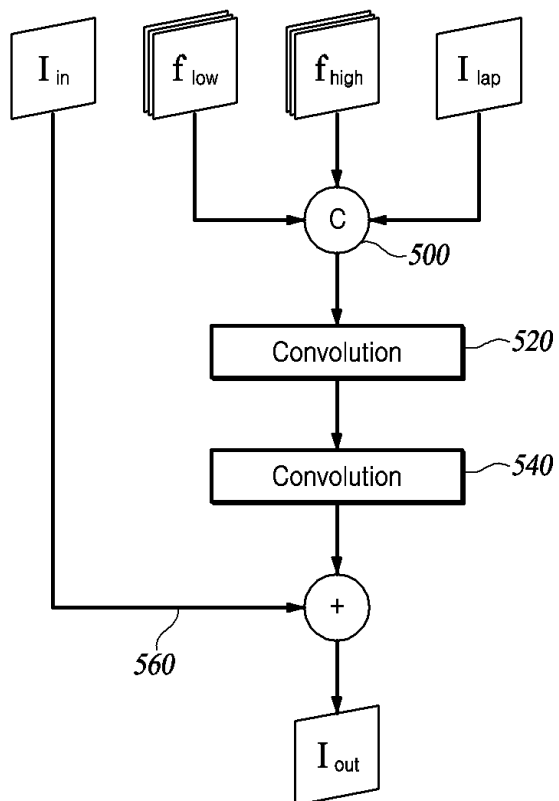
도면4

Residual Block

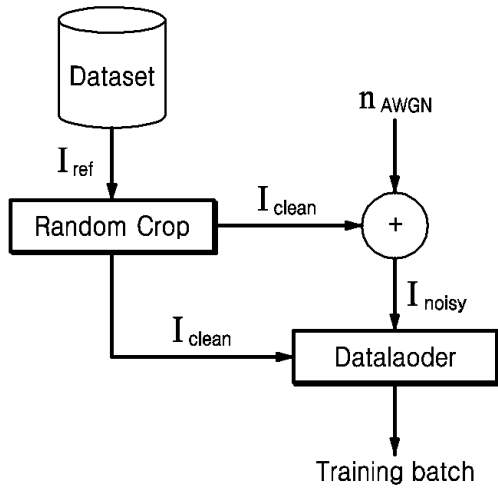


도면5

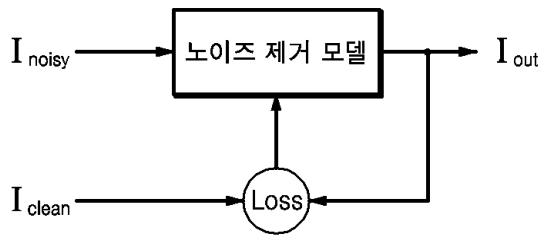
140



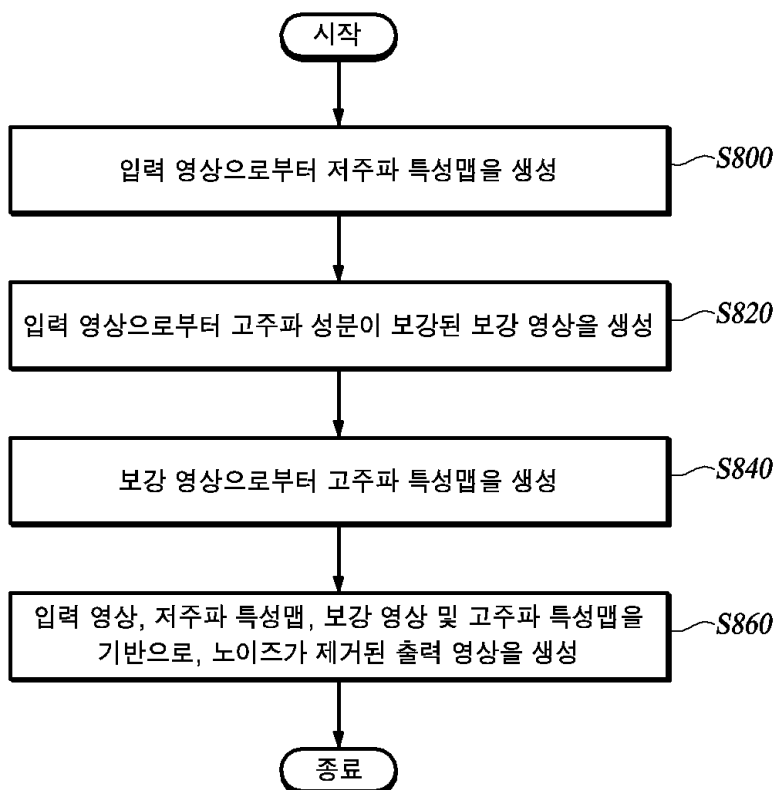
도면6



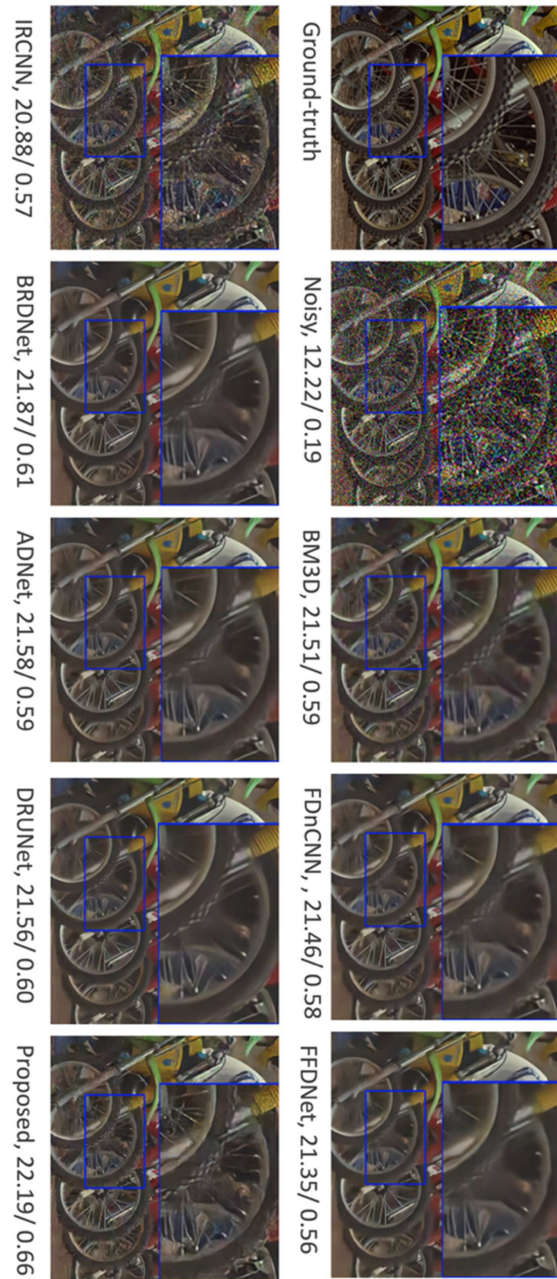
도면7



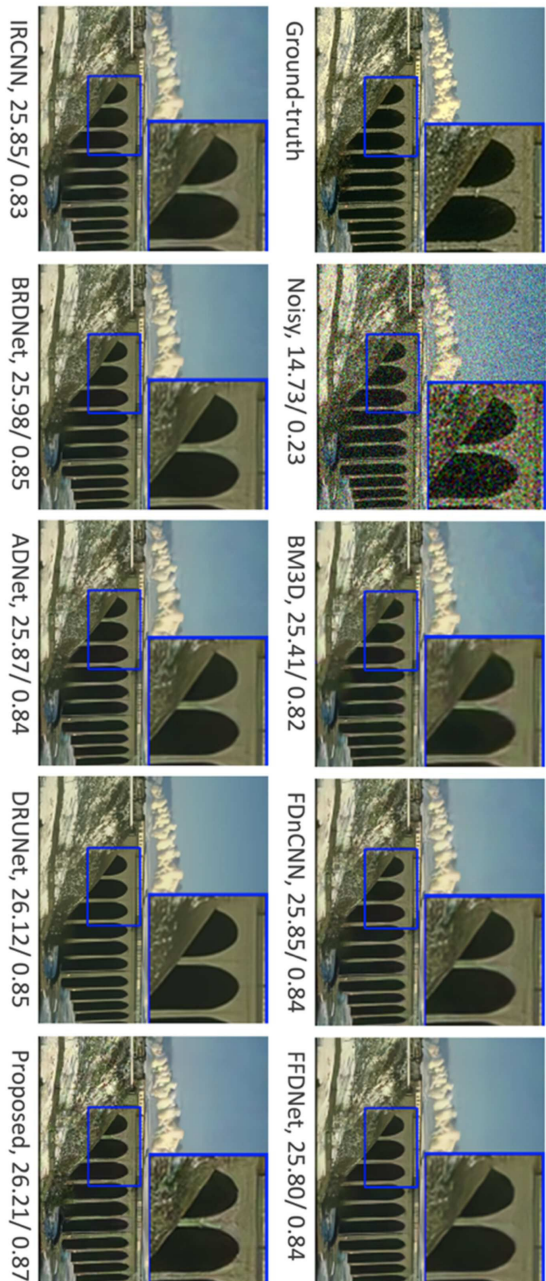
도면8



도면9a



도면9b



도면9c

