



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년09월20일

(11) 등록번호 10-2708371

(24) 등록일자 2024년09월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
 $G06T\ 5/00$ (2024.01) $G06T\ 7/13$ (2017.01)
 $G06T\ 7/40$ (2017.01)
(52) CPC특허분류
 $G06T\ 5/70$ (2024.01)
 $G06T\ 7/13$ (2017.01)
(21) 출원번호 10-2023-0048034
(22) 출원일자 2023년04월12일
심사청구일자 2023년04월12일
(56) 선행기술조사문헌
KR101341101 B1*
Sung-Min Woo, Flat and Texture Region Segmentation in Image Denoising, 2022 37th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), Page 986-988, 5-8 July 2022(2022.07.05.) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
한국기술교육대학교 산학협력단
충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한국기술교육대학교내)
(72) 발명자
우성민
경기도 시흥시 비둘기공원7길 10 (대야동, e편한세상 시흥 센텀하임)
부라운
제주특별자치도 제주시 조천읍 신북로 473
(74) 대리인
특허법인(유)남아이피그룹, 특허법인 남앤남

전체 청구항 수 : 총 16 항

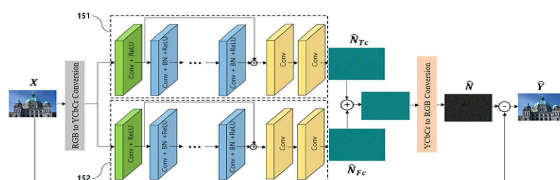
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 **이미지 노이즈 처리 방법 및 장치**

(57) 요약

본 발명은 이미지 노이즈 처리 방법 및 장치에 관한 것으로 디노이징 후의 이미지 데이터 품질 향상을 위해 이미지의 텍스처 영역과 플랫 영역을 에 대한 노이즈 처리를 따로 수행하는 이미지 노이즈 처리 방법 및 장치에 관한 것이다.

대표도 - 도8



(52) CPC특허분류

G06T 7/40 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/20182 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

대상 이미지를 수신하는 단계;

상기 수신된 대상 이미지를 입력으로 제1 학습 모델을 통해 상기 대상 이미지의 텍스처 노이즈를 출력하는 단계; 및

출력된 상기 텍스처 노이즈에 기반하여 상기 대상 이미지의 노이즈를 제거하는 단계를 포함하고,

상기 텍스처 노이즈는 이미지 데이터의 고주파 영역인 텍스처 영역(texture region)에 관한 노이즈 데이터로서, 노이즈 레벨(noise level)에 기반하여 결정되는,

이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 2

제1 항에 있어서,

상기 노이즈 레벨은 사용자의 입력에 따라 조절되는 것을 특징을 하는,

이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 3

제1 항에 있어서,

상기 텍스처 노이즈는 상기 노이즈 레벨에 기반하여 상기 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터의 휘도 성분(Luminance factor)을 조절하여 결정되는,

이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 4

제1 항에 있어서,

상기 제1 학습 모델은 제1 학습 데이터 세트를 통해 학습 되고,

상기 제1 학습 데이터 세트는,

복수의 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 텍스처 노이즈가 레이블(label)로 구성된,

이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 5

제4 항에 있어서,

상기 학습 이미지의 텍스처 노이즈는,

상기 학습 이미지의 텍스처 영역에 관한 텍스처 맵(Texture map)과 상기 학습 이미지의 노이즈의 연산을 통해 획득되는,

이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 6

제5 항에 있어서,

상기 학습 이미지의 텍스처 맵은, 상기 학습 이미지에 대한 소벨 엣지 디텍션(Sobel edge detection) 연산에 기

반하여 구해지는,
이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 7

제1 항에 있어서,
상기 대상 이미지의 노이즈를 제거하는 단계는,
상기 대상 이미지를 입력으로 제2 학습 모델을 통해 상기 대상 이미지의 플랫 노이즈를 출력하는 단계; 및,
상기 텍스처 노이즈 및 상기 플랫 노이즈에 기반하여 상기 대상 이미지의 노이즈 제거를 수행하는 단계를 포함
하고,
상기 플랫 노이즈는 이미지 데이터의 저주파 영역인 플랫 영역(flat region)에 관한 노이즈 데이터인,
이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 8

제7 항에 있어서,
상기 제2 학습 모델은, 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 플랫 노이즈가 레이블로 구성된 제2 학습 데이터 세
트로 학습되는,
이미지 노이즈 처리 방법.

청구항 9

프로세서; 및
상기 프로세서와 전기적으로 연결되고, 상기 프로세서에서 수행되는 적어도 하나의 코드(code)가 저장되는 메모
리를 포함하고, 상기 메모리는 상기 프로세서를 통해 실행될 때 상기 프로세서로 하여금,
대상 이미지를 수신하고,
상기 수신된 대상 이미지를 입력으로 제1 학습 모델을 통해 상기 대상 이미지의 텍스처 노이즈를 출력하고,
출력된 상기 텍스처 노이즈에 기반하여 상기 대상 이미지의 노이즈 제거를 수행하도록 야기하는 코드를 저장하
고,
상기 텍스처 노이즈는 이미지 데이터의 고주파 영역인 텍스처 영역(texture region)에 관한 노이즈 데이터로서,
노이즈 레벨(noise level)에 기반하여 결정되는,
컴퓨팅 장치.

청구항 10

제9 항에 있어서,
상기 노이즈 레벨은 사용자의 입력에 따라 조절되는 것을 특징을 하는,
컴퓨팅 장치.

청구항 11

제9 항에 있어서,
상기 텍스처 노이즈는 상기 노이즈 레벨에 기반하여 상기 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터의 휘도 성분
(Luminance factor)을 조절하여 결정되는,
컴퓨팅 장치.

청구항 12

제9 항에 있어서,
 상기 제1 학습 모델은 제1 학습 데이터 세트를 통해 학습 되고,
 상기 제1 학습 데이터 세트는,
 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 텍스처 노이즈가 레이블로 구성된,
 컴퓨팅 장치.

청구항 13

제12 항에 있어서,
 상기 학습 이미지의 텍스처 노이즈는,
 상기 학습 이미지의 텍스처 영역에 관한 텍스처 맵(Texture map)과 상기 학습 이미지의 노이즈의 연산을 통해 획득되는,
 컴퓨팅 장치.

청구항 14

제13 항에 있어서,
 상기 학습 이미지의 텍스처 맵은, 상기 학습 이미지에 대한 소벨 엣지 디텍션(Sobel edge detection) 연산에 기반하여 구해지는,
 컴퓨팅 장치.

청구항 15

제9 항에 있어서,
 상기 메모리는 상기 프로세서에 의해 실행될 때, 상기 프로세서가 상기 대상 이미지를 입력으로 제2 학습 모델을 통해 플랫 노이즈를 출력하고, 상기 텍스처 노이즈 및 상기 플랫 노이즈에 기반하여 상기 대상 이미지의 노이즈 제거하도록 야기하는 코드를 더 저장하고,
 상기 플랫 노이즈는 이미지 데이터의 저주파 영역인 플랫 영역(flat region)에 관한 노이즈 데이터인,
 컴퓨팅 장치.

청구항 16

제15 항에 있어서,
 상기 제2 학습 모델은, 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 플랫 노이즈가 레이블로 구성된 제2 학습 데이터 세트로 학습되는,
 컴퓨팅 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 이미지 노이즈 처리 방법 및 장치에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 노이즈 제거 후 이미지의 품질 향상을 위해 이미지의 노이즈를 텍스처 영역과 플랫 영역으로 분류하여 처리하는 방법에 관한 발명이다.

배경 기술

[0002] 이미지 데이터의 노이즈(noise)는 매우 다양한 원인에 의해 발생할 수 있으며, 이러한 노이즈를 제거하는 기술에 관한 연구가 활발히 진행되어 왔다. 특히 최근 노이즈를 포함하는 이미지 데이터와 노이즈가 제거된 이미지 데이터를 학습시킨 CNN 내지 DnCNN 기반의 딥러닝 모델을 이용하여 이미지 노이즈를 제거하는 기술에 관한 연구가 관심을 받고 있다.

[0003] 그러나 기존의 이미지 노이즈 제거를 위한 딥러닝 모델은 그 손실함수를 이용하여 최적화된 함수를 발견하여 노이즈 제거를 수행하기 때문에 노이즈 처리의 정도를 조절하기 어렵다. 또한, 이러한 손실함수를 최소화하는 이미지 노이즈 처리 방식은 처리 후 이미지의 품질을 보장하지 않는다. 예를 들어 높은 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio) 값만을 가지도록 이미지 노이즈 제거를 학습한 DNN 모델을 통한 이미지 노이즈 처리는 출력되는 이미지의 엣지(edge) 또는 텍스처(texture)영역과 같은 고주파 영역의 데이터를 지나치게 스무딩(smoothing)시키는 과정을 겪으면서 데이터의 손실이 발생하게 된다. 이러한 문제는 고주파 영역에서 데이터 변화율이 높아 노이즈와 원본 데이터가 잘 구별되지 않아 생기는 것으로, 대상의 가장자리가 흐려지는 오버-스무딩(over smoothing)문제를 야기한다.

[0004] 따라서 딥러닝 모델을 이용한 이미지 노이즈 제거를 실용화시키기 위해서는 이렇게 이미지 디노이징 후에 고주파 영역에서의 이미지 세부 사항을 손상시키지 않는 기술에 대한 연구가 필요하다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 선행기술 1: 한국 등록특허 제 10-2388588호(2022.04.20. 공개)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은, 이미지 노이즈 처리 후에 출력되는 이미지의 품질 손상을 줄이기 위한 노이즈 처리 방법을 제공하는 것이다.

[0007] 본 발명의 다른 목적은 이미지의 고주파 영역에 대한 노이즈 정도를 조절할 수 있는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 본 발명의 또 다른 목적은 이미지 처리를 위한 텍스처 영역과 플랫 영역을 구별하는 방법을 제공하는 것이다.

[0009] 본 발명의 또 다른 목적은 인간의 시각이 밝기 성분 변화에 민감함을 고려하여 노이즈 처리를 하는 방법을 제공하는 것이다.

[0010] 본 발명의 목적은 이상에서 언급한 과제에 한정되지 않으며, 언급되지 않은 본 발명의 다른 목적 및 장점들은 하기의 설명에 의해서 이해될 수 있고, 본 발명의 실시 예에 의해 보다 분명하게 이해될 것이다. 또한, 본 발명의 목적 및 장점들은 청구범위에 나타난 수단 및 그 조합에 의해 실현될 수 있음을 알 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 일 실시예는 대상 이미지를 수신하는 단계, 수신된 대상 이미지를 입력으로 제1 학습 모델을 통해 대상 이미지의 텍스처 노이즈를 출력하는 단계 및 출력된 텍스처 노이즈에 기반하여 대상 이미지의 노이즈를 제거를 수행하는 단계를 포함하고, 텍스처 노이즈는 이미지 데이터의 고주파 영역인 텍스처 영역(texture region)에 관한 노이즈 데이터로서, 노이즈 레벨(noise level)에 기반하여 결정되는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

[0012] 본 발명의 다른 실시예는 노이즈 레벨은 사용자의 입력에 따라 조절되는 것을 특징을 하는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

[0013] 본 발명의 다른 실시예는 텍스처 노이즈는 노이즈 레벨에 기반하여 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터의 휘도 성분(Luminance factor)을 조절하여 결정되는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

[0014] 본 발명의 다른 실시예는 제1 학습 모델은 제1 학습 데이터 세트를 통해 학습 되고, 제1 학습 데이터 세트는, 복수의 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 텍스처 노이즈가 레이블(label)로 구성된 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

[0015] 본 발명의 다른 실시예는 대상 이미지의 노이즈를 제거하는 단계는, 대상 이미지를 입력으로 제2 학습 모델을 통해 상기 대상 이미지의 플랫 노이즈를 출력하는 단계 및 상기 텍스처 노이즈 및 상기 플랫 노이즈에 기반하여 상기 대상 이미지의 노이즈 제거를 수행하는 단계를 포함하고, 상기 플랫 노이즈는 이미지 데이터의 저주파 영

역인 플랫 영역(flat region)에 관한 노이즈 데이터인 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

[0016] 본 발명의 다른 실시예는 제2 학습 모델은, 학습 이미지 및 상기 학습 이미지의 플랫 노이즈가 레이블로 구성된 제2 학습 데이터 세트로 학습되는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공한다.

발명의 효과

[0017] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법에 의해 이미지 처리 후에 대상물의 가장자리와 패턴을 나타내는 영역과 같은 고주파 영역에서 데이터의 품질을 유지하는 노이즈 처리 방법을 제공할 수 있다.

[0018] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법은 이미지 노이즈 제거 과정에서 가장자리의 오버 스무딩(over-smoothing)문제를 해결하는 노이즈 처리 방법을 제공할 수 있다.

[0019] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법은 이미지 노이즈 인간의 시각이 색감 보다는 밝기의 변화에 민감함을 더 고려하여 밝기 변화를 줄여서 더욱 자연스럽게 인식되는 이미지 노이즈 처리 방법을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0020] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법에 대한 순서도이다.

도 2은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리를 수행하는 컴퓨팅 장치에 관한 블록도이다.

도 3는 본 발명의 일 실시예에 따라 노이즈 처리를 수행할 수 있도록 구성되는 학습 모델을 학습 시키는 장치에 관한 블록도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 제1 학습 모델의 구성을 나타내는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따라 학습 이미지에 대한 플랫 노이즈(flat noise) 및 텍스처 노이즈를 생성하는 방법을 나타내는 순서도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따라 이미지의 텍스처 노이즈를 생성한 예시를 나타낸 것이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따라 노이즈 데이터에서 휘도 성분을 조절하는 과정을 나타내는 도면이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따라 제1 학습 모델 및 제2 학습 모델을 포함하는 이미지 노이즈 처리 모델의 프레임워크(architecture)를 나타낸 것이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 실험 예로서, 기존의 DnCNN 모델과 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 결과에 대한 잔차 이미지(residual image)를 나타낸 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0021] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시 예를 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 또한, 본 명세서에 개시된 실시 예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시 예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시 예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않으며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0022] 제1, 제2 등과 같이 서수를 포함하는 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않는다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0023] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.

- [0024] 본 개시에서는 학습 데이터를 이용하여 학습됨으로써 파라미터가 추정된 인공 신경망을 학습 모델(a trained model)이라 칭할 수 있다. 학습 모델은 하드웨어, 소프트웨어 또는 하드웨어와 소프트웨어의 조합으로 구현될 수 있으며, 학습 모델의 일부 또는 전부가 소프트웨어로 구현되는 경우 학습 모델을 구성하는 하나 이상의 명령어(코드, code) 및 파라미터를 포함하는 데이터는 메모리에 저장될 수 있다. 메모리는 RAM, ROM, EEPROM, EPROM, 플래시 메모리 디바이스들, 자기 디스크들 등과 같은 하나 이상의 일시적(transitory) 또는 비-일시적(non-transitory) 저장 매체를 포함할 수 있다.
- [0025] 학습 모델은 인공 신경망에 기반할 수 있고, 인공 신경망은 시냅스(synapse)의 결합으로 네트워크를 형성한 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기를 변화시켜, 문제 해결 능력을 가지는 모델 전반을 의미할 수 있다.
- [0026] 인공 신경망은 복수의 레이어(layer)를 포함할 수 있고, 레이어들 각각은 복수의 뉴런(neuron)을 포함할 수 있다. 또한 인공신경망은 뉴런과 뉴런을 연결하는 시냅스를 포함할 수 있다.
- [0027] 또한, 다층으로 구성된 인공 신경망은 입력층(Input layer)과 하나 이상의 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)으로 구성된다. 은닉층은 복수일 수 있다.
- [0028] 입력층은 외부의 자료들을 받아들이는 층으로서, 입력층의 뉴런 수는 입력되는 변수의 수와 동일하며, 은닉층은 입력층과 출력층 사이에 위치하며 입력층으로부터 신호를 받아 특성을 추출하여 출력층으로 전달한다. 뉴런간의 입력 신호는 각각의 연결강도(가중치)와 곱해진 후 합산되며 이 합의 뉴런의 임계치보다 크면 뉴런이 활성화되어 활성화 함수를 통하여 획득한 출력값을 출력한다.
- [0029] 본 발명의 일실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법은 이미지 데이터를 텍스처 영역(texture region)과 플랫폼 영역(flat region)으로 구분하여 노이즈 제거를 수행한다. 본 개시에서 텍스처 영역은 고주파 영역으로서 노이즈 레벨이 조절되는 영역일 수 있고, 플랫폼 영역은 저주파 영역으로 이미지 데이터의 변화율이 노이즈와 구별되기 쉬운 영역일 수 있다. 이때, 이미지 데이터의 주파수는 이미지 데이터 값의 변화율에 기반하여 정해질 수 있다. 예를 들면, 텍스처 영역은 이미지 내에서 대상물의 골격과 대상물이 가지고 있는 패턴과 같은 질감이 두드러지는 영역 등이 해당하고, 플랫폼 영역은 대상물의 배경과 패턴이 두드러지지 않은 표면이 나타나는 영역에 해당한다.
- [0030] 이미지 데이터의 노이즈는 고주파 분포를 가지는 특징이 있기 때문에 텍스처 영역의 데이터는 노이즈 제거 과정에서 손실될 수 있다. 본 발명은 노이즈를 제거하는 과정에서 텍스처 영역의 원본 데이터의 손실을 줄일 수 있는 방법으로서, 텍스처 영역에서 기존 딥러닝 모델에서 노이즈로 출력될 데이터를 노이즈 레벨에 따라 조절한다. 이때, 노이즈 레벨은 기 입력되는 것으로서, 일 실시예에서 사용자의 입력에 의해 조절되는 하이퍼-파라미터(hyper-parameter)의 형태로 구현될 수 있다.
- [0031] 두 영역의 분할(segmentation)은 텍스처 영역에 관한 데이터를 학습하는 학습 모델에 의해 수행될 수 있다. 또한 학습 모델이 분할 자체를 수행하지 않더라도 이러한 과정은 텍스처 영역에 관한 노이즈를 학습하는 학습 모델에 의해 활용될 수 있으며, 이러한 학습 모델을 학습 시키기 위한 학습 데이터를 만들기 위해 텍스처 영역에 관한 텍스처 맵(Texture map)을 생성할 수 있고, 이러한 방법은 도 6을 통해 아래에서 설명한다. 일 실시예에서 텍스처 맵은 이러한 텍스처 영역에 대한 확률적인 분류의 결과일 수 있다.
- [0032] 또한 본 개시에서는 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터로서 노이즈 레벨에 기반하여 결정되는 노이즈 데이터를 텍스처 노이즈(Texture noise), 플랫폼 영역에 대한 노이즈 데이터를 플랫폼 노이즈(Flat noise)라고 할 수 있다.
- [0033] 본 개시에서, 입력되는 이미지의 텍스처 노이즈를 출력하기 위해 학습되는 기계 학습 모델을 제1 학습 모델, 플랫폼 노이즈를 출력하기 위해 학습되는 기계 학습 모델을 제2 학습 모델이라고 하고, 제1 학습 모델을 학습 시키기 위해 학습 이미지 및 학습 이미지의 텍스처 노이즈가 레이블(label)로 구성된 학습 데이터 세트를 제1 학습 데이터 세트, 제2 학습 모델을 학습 시키기 위해 학습 이미지 및 학습 이미지의 플랫폼 노이즈가 레이블(label)로 구성된 학습 데이터 세트를 제2 학습 데이터 세트라고 한다.
- [0034] 도 1을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법에 대해 설명한다. 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리 방법은 대상 이미지를 수신하는 단계(S110), 제1 학습 모델을 통해 수신된 대상 이미지에서 텍스처 노이즈를 출력하는 단계(S120), 제2 학습 모델을 통해 대상 이미지에서 플랫폼 노이즈를 출력하는 단계(S130), 출력된 텍스처 노이즈 및 플랫폼 노이즈에 기반하여 대상 이미지의 노이즈를 처리하는 단계(S140)를 포함할 수 있다.

- [0035] 단계(S110)에서 대상 이미지를 수신한다. 대상 이미지는 디노이징이 수행될 이미지 데이터를 의미하며, 원본 이미지 데이터에서 노이즈를 포함하는 이미지 데이터로서, 이러한 노이즈는 이미지 디지털화 과정 또는 송수신 과정에서 다양한 원인에 의해 생길 수 있다.
- [0036] 단계(S120)에서 제1 학습 모델을 통해 대상 이미지에서 텍스처 노이즈를 출력한다. 텍스처 노이즈는 이미지 데이터의 텍스처 영역에 관한 데이터로서, 노이즈 레벨에 기반하여 결정될 수 있다. 이러한 노이즈 레벨을 사용자에게 입력 받음으로써, 이미지 디노이징 과정에서 고주파 영역의 노이즈 처리 정도를 조절할 수 있다.
- [0037] 또 다른 실시 예에서 텍스처 노이즈는 노이즈 레벨에 기반하여 이미지 데이터의 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터에서 휘도 성분(Luminance factor)을 조절하여 결정된다. 이때 휘도 성분은 YCbCr 변환을 통해 얻어지는 Y 성분으로, 이미지 데이터에서 밝기에 관한 정보를 나타낸다. 이를 수행하기 위해 대상 이미지에 있어서 RGB to YCbCr 변환(conversion)을 수행할 수 있으며, 이러한 내용은 도 8을 참조하여 아래에서 자세하게 설명한다.
- [0038] 단계(S130)에서 제2 학습 모델을 통해 대상 이미지의 플랫 노이즈를 출력하고, 단계(S140)에서 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 기반으로 이미지 노이즈 제거를 수행한다. 이미지 노이즈 제거에 관한 수식은 다음과 같은 [수식 1]로 표현할 수 있다.
- [0039] [수식 1]
- [0040]
$$\mathbf{X} = \mathbf{Y} + \mathbf{N}$$
- [0041] 이때 $\mathbf{X}$ 는 노이즈가 포함되는 이미지이며, $\mathbf{Y}$ 는 노이즈가 제거된 클린 이미지(clean image)이고, $\mathbf{N}$ 은 노이즈를 의미한다. 노이즈 제거를 수행하는 것은 노이즈가 포함된 이미지 $\mathbf{X}$ 에서 $\mathbf{N}$ 을 빼서 $\mathbf{Y}$ 를 구하는 과정을 의미할 수 있다.
- [0042] 본 발명의 일 실시예에서 출력된 텍스처 노이즈 또는 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈에 기반하여 노이즈 제거를 수행하는 것은 노이즈가 포함된 이미지 $\mathbf{X}$ 에서 출력되는 텍스처 노이즈 또는 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈 데이터를 빼서 클린 이미지 $\mathbf{Y}$ 를 획득 하는 것을 의미한다.
- [0043] 도 2를 참조하여 본 개시의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리를 수행할 수 있는 컴퓨팅 장치에 관해 설명한다.
- [0044] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 노이즈 처리를 위한 컴퓨팅 장치는 통신부(110), 코드(121)와 데이터(122)를 저장할 수 있는 메모리(120), 디스플레이(130), 인터페이스(140), 기계학습 모델(150), 프로세서(160) 및 러닝 프로세서(170)를 포함할 수 있다.
- [0045] 통신부(110)는 유무선 통신 기술을 이용하여 정보 또는 데이터를 송수신 할 수 있다. 또한, 통신부(110)은 학습 장치(200)를 포함하는 외부 장치들과 정보, 사용자 입력, 제어 신호 등을 송수신할 수 있다. 또한, 이미지 노이즈 처리 장치(100)는 통신부(110)를 이용하여 학습 장치(200)로부터 인공 신경망을 제공 받아 이미지의 노이즈 처리를 수행할 수 있다. 이때, 이미지 노이즈 처리 장치는 학습 장치로부터 유선 및 무선 네트워크, 예를 들어 LAN(local area network), WAN(wide area network), 인터넷(internet), 인트라넷(intranet) 및 엑스트라넷(extranet), 그리고 모바일 네트워크, 예를 들어 셀룰러, 3G, LTE, 5G, WiFi 네트워크, 애드혹 네트워크 및 이들의 조합을 비롯한 임의의 적절한 통신 네트워크와 통신하는 통신부(110)를 통해 훈련된 인공 신경망을 다운로드 할 수 있다.
- [0046] 메모리(120)는 소프트웨어를 저장할 수 있는 것으로, 휘발성 또는 비휘발성 기록 매체를 포함할 수 있다. 또한, 메모리(120)는 하나 이상의 프로세서와 전기적 또는 내부 통신 인터페이스로 연결되고, 프로세서에 의해 실행될 때, 프로세서로 하여금 노이즈 처리 장치를 제어하도록 야기하는 코드(121)를 저장할 수 있다. 또한 메모리(120)는 이미지 처리를 위한 데이터(122)를 저장할 수 있다.
- [0047] 여기서, 메모리(120)는 자기 저장 매체(magnetic storage media) 또는 플래시 저장 매체(flash storage media) 등의 비 일시적 저장 매체이거나 램(RAM) 등의 일시적 저장매체를 포함할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다. 이러한 메모리(120)는 내장 메모리 및/또는 외장 메모리를 포함할 수 있으며, DRAM, SRAM, 또는 SDRAM 등과 같은 휘발성 메모리, OTPROM(one time programmable ROM), PROM, EPROM, EEPROM, mask ROM, flash ROM, NAND 플래시 메모리, 또는 NOR 플래시 메모리 등과 같은 비휘발성 메모리, SSD, CF(compact flash)카드, SD 카드, Micro-SD 카드, Mini-SD 카드, Xd 카드, 또는 메모리 스틱(memory stick) 등과 같은 플래시

드라이브, 또는 HDD와 같은 저장 장치를 포함할 수 있다.

- [0048] 노이즈 처리 장치(100)는 노이즈 처리가 수행된 출력 이미지는 디스플레이(130)를 통해 표시하거나 통신부(110)를 통해 외부 장치로 송신할 수 있다.
- [0049] 노이즈 처리 장치(100)는 사용자로부터 정보를 입력 받기 위한 인터페이스(140)를 포함해 사용자로부터 명령들을 입력 받을 수 있고, 출력 정보를 사용자에게 전달할 수도 있다. 인터페이스(140)는 키보드, 마우스, 터치스크린, 마이크, 카메라 등의 다양한 입력 수단과 모니터, 스피커, 디스플레이 등의 다양한 출력 수단을 포함할 수 있다.
- [0050] 학습 모델(150)은 학습 장치(200)에 의해 본 발명의 일 실시예에 따라 이미지 노이즈 처리를 수행할 수 있도록 훈련될 수 있다. 노이즈 처리 장치(100)는 노이즈 처리를 수행할 대상 이미지를 수신하여 노이즈 검출 또는 제거를 위해 학습 모델에 입력할 수 있다.
- [0051] 프로세서(160)는 일종의 중앙처리장치로서, 메모리(120)에 저장된 하나 이상의 코드를 실행하여 실시예에 따른 노이즈 처리 방법을 실행할 수 있다. 프로세서(160)는 데이터를 처리할 수 있는 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 프로세서(160)는 예를 들어 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 이와 같이 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치의 일 예로서, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙처리장치(central processing unit: CPU), 프로세서 코어(processor core), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array) 등의 처리 장치를 망라할 수 있으나, 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0052] 프로세서(160)는 노이즈 처리를 수행하기 위해 러닝 프로세서(160)를 이용할 수 있다.
- [0053] 러닝 프로세서(170)는 다양한 학습 기법을 활용하여 인공 신경망을 반복적으로 학습 시킴으로써, 인공 신경망의 최적화된 모델 파라미터를 결정할 수 있다. 또한, 러닝 프로세서(170)는 데이터 마이닝, 데이터 분석, 지능형 의사 결정, 및 기계 학습 알고리즘 및 기술을 위해 이용될 정보를 수신, 분류, 저장 및 출력하도록 구성될 수 있다.
- [0054] 러닝 프로세서(170)는 다른 컴포넌트, 디바이스, 단말기 또는 단말기와 통신하는 장치에 의해 수신, 검출, 감지, 생성, 사전 정의 또는 출력되는 데이터를 저장하도록 구성된 하나 이상의 메모리 유닛을 포함할 수 있다.
- [0055] 도 3을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 장치(200)의 구성에 대해 설명한다. 학습 장치(200)는 제1 학습 모델 및 제2 학습 모델을 포함하여 인공 신경망 기반의 학습 모델을 훈련시키기 위한 장치이다. 본 개시에서 학습 장치(200)는 제1 학습 모델 및 제2 학습 모델을 학습 시키기 위한 컴퓨팅 장치로 사용될 수 있다.
- [0056] 학습 장치(200)는 노이즈 처리 장치(100)의 외부에 별도로 구성된 장치 또는 서버로, 노이즈 처리 장치(100)의 러닝 프로세서(170)와 동일한 기능을 수행할 수 있다. 즉, 학습 장치(200)는 데이터 마이닝, 데이터 분석, 지능형 의사 결정 및 기계 학습 알고리즘을 위해 이용될 정보를 수신, 분류, 저장 및 출력하도록 구성될 수 있다.
- [0057] 학습 장치(200)는 통신부(210)를 통해 적어도 하나 이상의 단말과 통신할 수 있고 노이즈 처리 장치(100)를 대신하거나 노이즈 처리 장치(100)와 함께 데이터를 분석하거나 학습하여 결과를 도출할 수 있다.
- [0058] 학습 장치(200)는 인공 신경망을 학습하기 위한 장치로서, 통상적으로 서버를 의미할 수 있고, 학습 장치 또는 학습 서버 등으로 칭할 수 있다. 학습 장치(200)는 단일한 서버뿐만 아니라 복수의 서버 세트, 클라우드 서버 또는 이들의 조합 등으로 구현될 수 있다.
- [0059] 학습 장치(200)는 또한 주기적으로 혹은 요청에 의하여 노이즈 처리 장치(100)에 기계 학습 또는 딥 러닝에 의하여 학습된 모델을 전송할 수 있다.
- [0060] 학습 장치(200)는 도 2와 같이 통신부(210), 모델 저장부(221)와 데이터 베이스(222)를 저장할 수 있는 메모리(220), 인터페이스(230), 프로세서(240) 및 러닝 프로세서(250)를 포함하여 구성될 수 있다.
- [0061] 통신부(210)는 도 1의 통신부(110)와 각 단말 내에서 대응되는 기능을 수행한다. 즉, 통신부(210)는 단말 외부로 정보 및 데이터를 송수신 할 수 있다. 학습 장치(200)는 통신부(210)를 통해 인공 신경망 또는 기계 학습 모델을 학습 시키기 위한 데이터 베이스(222)를 수신하여 메모리(220)에 저장할 수 있다.
- [0062] 메모리(220)는 도 1의 메모리(120)와 대응되는 구성으로, 메모리(120)을 구성하기 위해 상술한 내용들로 구성될

수 있으며, 학습 장치(200)내에서 학습되는 모델을 저장하기 위한 모델 저장부(221) 및 학습 데이터 세트를 저장하는 데이터 베이스(222)를 포함할 수 있다.

[0063] 인터페이스(230)는 도 1의 인터페이스(140)과 대응되는 구성으로 구현될 수 있다. 즉, 인터페이스(230)는 사용자로부터 명령들을 입력 받을 수 있고, 출력 정보를 사용자에게 전달할 수도 있다.

[0064] 프로세서(240)는 도 1의 프로세서(160)과 대응되는 구성으로 같은 방식으로 구현될 수 있으며, 메모리에 저장되는 하나 이상의 코드를 실행하여 학습 장치(200)의 각 구성들을 제어하여 하나 이상의 인공 신경망 네트워크를 학습시킬 수 있다.

[0065] 러닝 프로세서(250)는 도 1의 러닝 프로세서(170)과 대응되는 구성으로 같은 방식으로 구현될 수 있으며, 프로세서(240)가 통신부(210) 또는 인터페이스(230)를 통해 획득한 입력 데이터를 기반으로 인공 신경망을 훈련시킬 수 있다.

[0066] 서로 대응되는 구성에 대한 중복되는 설명은 생략한다.

[0067] 도 4를 참조하여 제1 학습 모델의 구성과 기능에 대해 설명한다.

[0068] 제1 학습 모델은 이미지 데이터를 입력 받아 텍스처 노이즈를 출력하기 위한 기계 학습 모델로서, 학습은 다음과 같은 [수식 2]로 표현될 수 있다.

[0069] [수식 2]

$$\underset{\hat{N}_r}{\operatorname{argmin}} \left\| \hat{N}_r - N_r \right\|^2$$

[0070] 이때, $\hat{N}_r$ 는 학습 모델의 출력을 의미하고, N_r 는 텍스처 노이즈에 관한 ground truth를 의미한다. 상기 [수식 2]를 통해 학습 모델의 출력 $\hat{N}_r$ 이 ground truth N_r 에 가까워지도록 학습되며, 이러한 학습은 인공 신경망으로 구성된 제1 학습 모델의 의 추정 파라미터를 수정하는 방식으로 이루어 질 수 있다. 이러한 학습은 학습 장치(200)를 통해 이루어 질 수 있다. 텍스처 노이즈의 ground truth 생성 방법은 아래에서 도 5 및 도 6을 참조하여 설명한다.

[0072] 제1 학습 모델은 잔여 학습(residual learning)방법을 통한 학습 방법에 기반하여 학습 이미지 및 학습 이미지의 텍스처 노이즈를 학습할 수 있다. 잔여 학습은 레이어(layer)의 출력 이외에 이전 레이어의 출력을 더 학습하여 이전 레이어와 본 레이어의 차이를 학습하는 방식으로 이미지 인식, 객체, 검출, 분할 등에서 좋은 성능을 나타낼 수 있다.

[0073] 도 4는 제1 학습 모델의 일 예의 프레임 워크를 나타낸 것이다. 다만, 본 개시에서 제1 학습 모델은 도 4에 나타난 네트워크 구성으로 제한되지 아니하며 이미지를 처리할 수 있는 모든 학습 모델 네트워크 구성을 포함한다. 제1 학습 모델은 다층으로 구성된 입력층(Input Layer)과 하나 이상의 은닉층(Hidden Layer), 출력층(Output Layer)로 구성된 딥 러닝 네트워크 기반일 수 있다. 구체적으로는 제1 학습 모델은 이미지 처리를 위한 컨볼루션 뉴럴 네트워크 기반(convolution neural network, CNN)의 네트워크 구성을 가질 수 있다. 예를 들어 제1 학습 모델은 CNN 또는 R-CNN(Region based CNN), C-RNN(Convolutional Recursive Neural Network), Fast R-CNN, Faster R-CNN, R-FCN(Region Based Fully Convolutional Network) 또는 SSD(Single Shot Multibox Detector) 등을 포함한다.

[0074] 도 4는 제1 학습 모델의 실시예 중 일 예로서, ResNet 기반의 학습 모델을 나타낸다. 도 4에 나타난 제1 학습 모델의 경우 각 레이어는 16개의 채널로 6개의 컨볼루션 레이어를 포함하고 있다. 가운데의 3개 레이어는 배치 정규화(batch normalization)연산을 포함하며, 복수의 학습 이미지에 대한 효율적인 학습을 유도할 수 있다. 학습 이미지(X)에 대해 예상되는 텍스처 노이즈($\hat{N}_r$)를 출력하고, [수식 2]에서 나타난 바와 같이 손실함수를 통해 추정 파라미터를 수정하여 최적화된 파라미터를 유도하는 방식으로 학습을 진행할 수 있다.

[0075] 도 5를 참조하여 제1 학습 데이터 세트 및 제2 학습 데이터 세트를 만들기 위해 학습 이미지에 대한 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 생성하는 방법에 대해 설명한다.

[0076] 일 실시예에 따른 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 생성하는 방법은 학습 이미지를 제공 받는 단계(S210), 학습 이미지 및 학습 이미지의 클린 이미지를 노이즈를 출력하는 단계(S220), 학습 이미지에 대한 텍스처 맵을 생성하는 단계(S230), 생성된 텍스처 맵을 기반을 플랫 노이즈(S241) 및 텍스처 노이즈를 생성하는 단계(S242)를 포

함할 수 있다.

[0077] 단계(S210)에서 학습 이미지를 제공 받는다. 학습 이미지는 기존 이미지 데이터 베이스에 포함되어 있는 복수의 이미지 세트일 수 있으며, 기존 노이즈 제거를 위한 딥러닝 모델의 학습에 사용되는 이미지로서, 노이즈가 포함되어 있는 원본 이미지 및 이러한 원본 이미지에 대응하여 노이즈가 제거된 클린 이미지를 포함하는 이미지 세트를 의미한다.

[0078] 단계(S220)에서는 학습 이미지에 대한 노이즈를 출력한다. 상술한 [수식 1]과 관련하여 노이즈는 학습 이미지에서 클린 이미지를 빼서 구할 수 있다.

[0079] 단계(230)에서 텍스처 맵을 생성한다. 텍스처 맵을 생성하기 위해서는 먼저 학습 이미지의 텍스처 영역과 플랫 영역을 구별해야 하는데 이를 위해 텍스처 영역을 검출하는 레이어를 포함하는 데이터 처리가 수반될 수 있다. 예를 들어 필터 레이어는 컨볼루션 기반의 엣지 검출 레이어(edge detector layer)일 수 있다. 이러한 엣지 검출 레이어는 소벨 엣지 검출(sobel edge detector), 라플라시안 엣지 검출(Laplacian edge detector), 캐니 엣지 검출(Canny edge detector), 유사도(Similarity) 함수에 기반한 엣지 검출 레이어 등을 포함한다.

[0080] 학습 이미지의 텍스처 영역과 플랫 영역은 주파수를 기준으로 분류할 수 있다. 이러한 분류를 위해 학습 이미지 데이터의 이산 코사인 변환(Discrete cosine transform, DCT)을 통한 주파수 영역에서 분류를 수행할 수 있다.

[0081] 일 실시 예에서 텍스처 맵은 학습 이미지의 클린 이미지에 대한 ground truth의 그레이 이미지를 통해 다음과 같은 [수식 4]에 의해 구해질 수 있다.

[0082] [수식 4]

$$T = 1 - \left(\min \left(\mathcal{D}(Y_{gray}), k \right) / k \right)$$

[0083] 이때, $\mathcal{D}^{(\odot)}$ 는 양방향 소벨 연산자(Bidirectional Sobel Operator)를 의미하며, Y_{gray} 는 학습 이미지의 ground truth의 gray image를 의미한다. k 는 최대 응답 임계값으로 높은 k 값을 가질수록 텍스처 영역으로 판단되는 영역이 줄어든다. 다만 상술한 것과 같이 텍스처 맵은 소벨 연산자($\mathcal{D}^{(\odot)}$) 이외에도 라플라시안 캐니 연산 등의 이미지의 텍스처 영역을 검출할 수 있는 연산으로 대신할 수 있다.

[0085] 단계(S241)에서는 학습 이미지에 대한 플랫 노이즈를 생성한다. 이러한 텍스처 노이즈의 ground truth는 다음과 같은 [수식 3]을 통해 얻어진다. 텍스처 노이즈의 ground truth는 학습 이미지에 대한 텍스처 노이즈로 표현될 수 있다.

[0086] [수식 3]

$$N_r = N \odot T$$

[0087] T 는 텍스처 맵(Texture map)으로서, 이미지 데이터의 텍스처 영역에 관한 데이터로서, 노이즈 레벨에 따라 노이즈 정도가 조절되는 영역을 표시한다. N 은 이미지의 노이즈 데이터를 의미한다. [수식 3]에 나타난 것처럼 N 과 T 의 픽셀 곱(pixel wise product)을 통해 표현될 수 있다. 이러한 연산은 학습 데이터에 대한 텍스처 노이즈의 ground truth를 구하기 위해 수행될 수 있다.

[0089] 학습 이미지에 대한 플랫 노이즈는 [수식 3]에 나타난 것과 같이 텍스처 노이즈와 마찬가지로 플랫 맵과 학습 데이터의 노이즈 데이터에 대한 픽셀 곱을 수행하여 획득할 수 있고, 플랫 맵은 플랫 영역에 대한 데이터로 텍스처 맵을 기반으로 다음과 $1 - T$ 으로 정의될 수 있다.

[0090] 단계(S242)에서는 학습 이미지에 대한 텍스처 노이즈를 생성한다. 학습 이미지의 텍스처 노이즈는 [수식 3]을 참조하여 설명한 것처럼 생성할 수 있다. 이렇게 생성되는 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈는 각각 학습 이미지와 레이블로 구성되어 각각 제1 및 제2 학습 데이터 세트를 구성한다.

[0091] 도 6은 텍스처 노이즈를 생성하는 일 예를 나타낸다. 도 5를 참조하여 설명한 바와 같이 각각 학습 데이터에 대해서 클린 이미지와 노이즈를 포함하는 원본 이미지에 대한 차이를 통해 노이즈를 출력하고, 텍스처 맵과의 픽셀 곱을 통해 텍스처 노이즈를 생성할 수 있다.

[0092] 도 7을 참조하여 노이즈 레벨에 기반하여 텍스처 노이즈의 휘도 성분을 조절하는 구성에 대해 설명한다. 본 발

명에서 대상 이미지에 대해 출력되는 텍스처 노이즈는 노이즈 레벨에 기반하여 결정되고, 텍스처 노이즈는 노이즈 레벨에 기반하여 상기 텍스처 영역에 관한 노이즈 데이터의 휘도 성분(Luminance factor)을 조절하여 결정될 수 있다. 이에 따라 노이즈 제거를 효율적으로 수행하기 위해 이미지 데이터의 노이즈 제거를 YCbCr 색공간에서 수행할 있다.

[0093] 인간의 시각은 색 요소 보다 밝기 요소에 민감하기 때문에 텍스처 영역에서 밝기 부분의 노이즈 만을 조절하여 색 요소에 관한 노이즈를 효율적으로 제거하고 밝기 부분에 노이즈 레벨에 기반하여 조절되는 텍스처 노이즈를 출력함으로써 효율적이고 보다 타당한 방법으로 노이즈 제거를 수행할 수 있으며, 이를 통해 디노이징 후의 이미지가 더욱 자연스럽게 인식 될 수 있다.

[0094] 도 7에 나타난 바를 참조하면, 이러한 방식은 학습 데이터 세트를 구성하는 텍스처 노이즈의 ground truth를 생성하는 과정에서 구현될 수 있다. 본 개시에서 노이즈는 텍스처 노이즈(N_T)와 플랫 노이즈(N_F)로 분할될 수 있으며, 각각 RGB to YCbCr 컨버전(conversion)을 수행하고, 이후 텍스처 노이즈에 관한 Y factor에 노이즈 레벨에 관한 파라미터(c)를 추가하여 Y factor에 대한 노이즈 레벨을 조절할 수 있다. 이때 도 7에서 RGB to YCbCr 컨버전이 수행된 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 각각 N_{Tc} 및 N_{Fc} 로 나타낸다.

[0095] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따라 대상 이미지의 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 출력하고 노이즈 레벨에 기반하여 텍스처 노이즈의 휘도 성분을 조절하는 노이즈 처리 방법을 수행하는 방법에 대해 설명한다.

[0096] 도 8에 나타난 것처럼 본 발명에 따른 이미지 노이즈 처리 방법에는 제1 학습 모델(151) 및 제2 학습 모델(152)이 포함될 수 있다. 제1 학습 모델(151) 및 제2 학습 모델(152)은 도 8에 나타난 것처럼 병행적으로 구성되어 각각 학습되어 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 각각 출력해 낼 수 있다. 이렇게 출력되는 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 결합하여 대상 이미지에서 제거될 노이즈를 출력하고, 이를 대상 이미지에서 제거함으로써 디노이징을 수행한다. 이때, 상술한 것처럼 텍스처 노이즈의 휘도 성분을 조절하기 위해 대상 이미지가 RGB 데이터로 수신되는 경우에 RGB to YCbCr 변환을 수행하여 YCbCr 색공간에서의 텍스처 노이즈 및 플랫 노이즈를 생성하고, 두 노이즈 데이터의 결합 이후에 다시 YCbCr to RGB 변환을 수행하여 최종 제거되는 노이즈를 출력해 낼 수 있다.

[0097] 도 9는 기존의 DnCNN 모델을 통한 노이즈 제거 결과와 본 발명에 따른 노이즈 처리 방법을 통한 노이즈 제거 결과와의 잔차 이미지(residual image)를 나타낸 것이다. 도 8의 1행은 디노이징이 수행될 대상 이미지이며 2행은 각 대상 이미지에 대한 잔차 이미지를 나타낸다. 발명의 일 실시예에 따르면 제1 학습 모델 및 제2 학습 모델은 각 대상 이미지에 대한 텍스처 노이즈와 플랫 노이즈만을 출력하기 때문에 텍스처 영역을 정확히 분류했는지 확인하기 위해 기존 DnCNN 모델의 결과와의 잔차 이미지를 통해 확인할 수 있다. 따라서 2행의 이미지를 통해 각 대상 이미지에 대한 텍스처 맵의 결과를 간접적으로 확인할 수 있다. 그 결과, 사물의 윤곽과 패턴에 대한 텍스처 맵 생성이 적절히 일어났음을 확인할 수 있다. 2행의 이미지에서 노이즈가 남아있는 부분에 대한 노이즈 레벨을 조절함으로써, 텍스처 영역에서 데이터 손실을 줄이는 이미지 노이즈 처리 방법을 달성할 수 있다

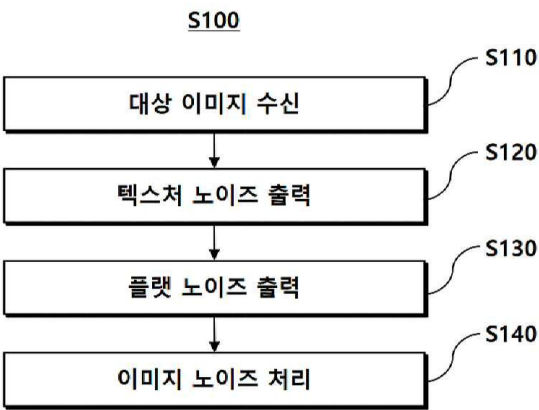
부호의 설명

[0098] 100 : 노이즈 처리 장치

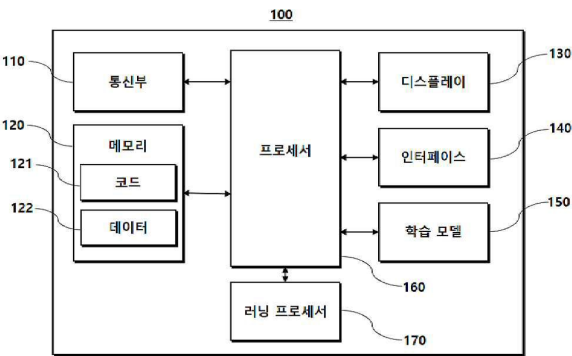
200 : 학습 장치

도면

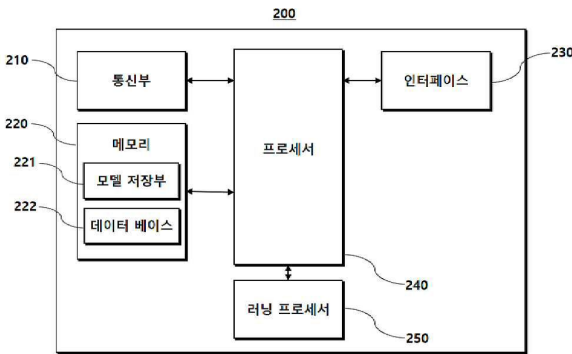
도면1



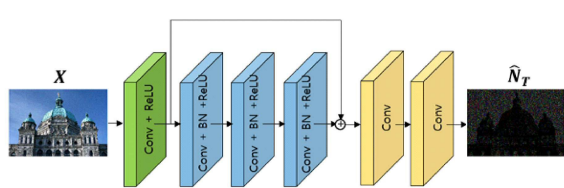
도면2



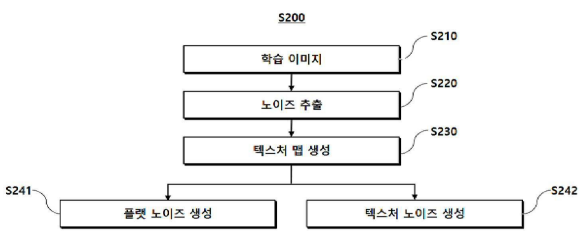
도면3



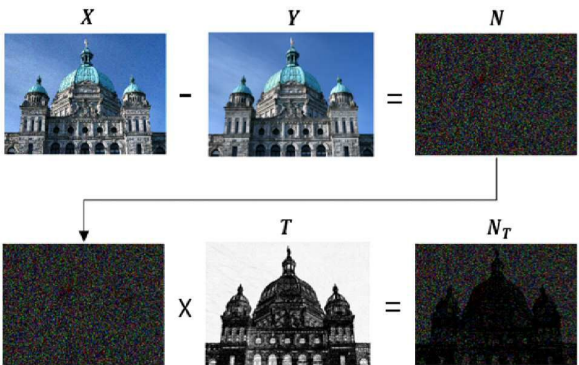
도면4



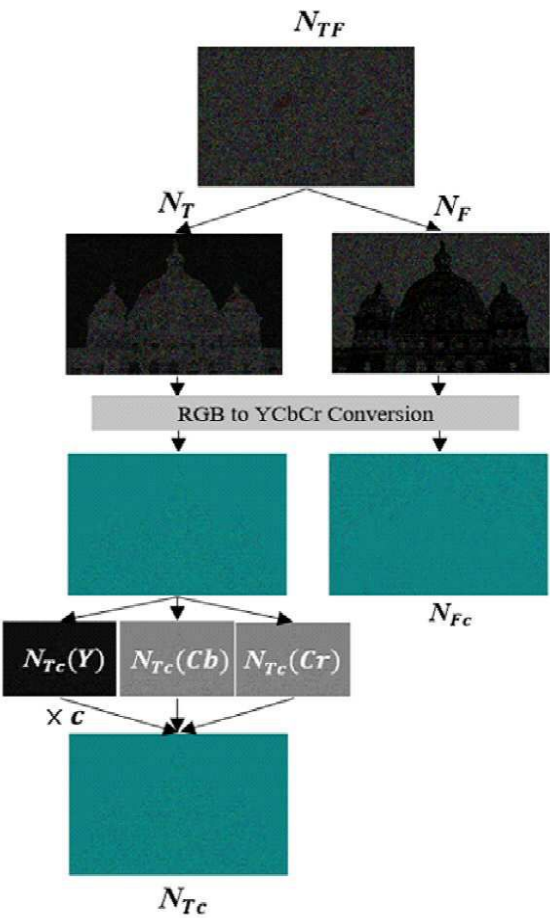
도면5



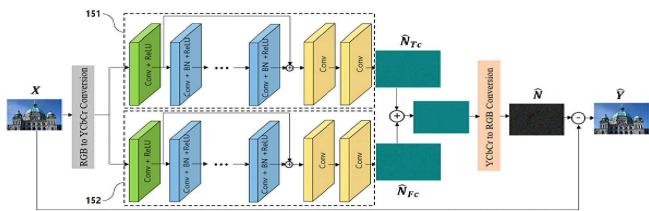
도면6



도면7



도면8



도면9

