



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년05월25일
(11) 등록번호 10-2537207
(24) 등록일자 2023년05월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 3/40 (2006.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06T 5/00 (2019.01)
(52) CPC특허분류
G06T 3/4046 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2019-0178401
(22) 출원일자 2019년12월30일
심사청구일자 2020년09월10일
(65) 공개번호 10-2021-0085403
(43) 공개일자 2021년07월08일
(56) 선행기술조사문헌
KR101871098 B1*
HANG ZHAO 외 3인, 'Loss Functions for Image Restoration With Neural Networks', IEEE Transactions on Computational Imaging, Vol. 3, No. 1, pp. 47-57, (2016.12.23) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
포항공과대학교 산학협력단
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)
(72) 발명자
이승용
경상북도 포항시 남구 지곡로 155, 8동 803호
조성현
경상북도 포항시 남구 청암로 77
손형석
경상북도 포항시
(74) 대리인
특허법인이상

전체 청구항 수 : 총 10 항

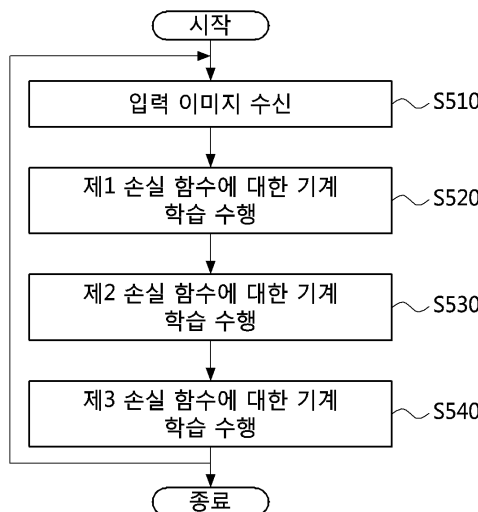
심사관 : 이정은

(54) 발명의 명칭 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법 및 장치

(57) 요약

머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법 및 장치가 개시된다. 본 발명에 따른 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법은, 입력 이미지를 제1 컨벌루션 신경망에 입력하여 제1 보정 이미지를 생성하는 단계, 상기 입력 이미지를 기초로 중간 이미지를 생성하는 단계, 기 제1 보정 이미지 및 상기 중간 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계 및 상기 제1 보정 이미지 및 원본(natural) 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도5



(52) CPC특허분류

G06T 5/001 (2013.01)
 G06T 2207/20081 (2013.01)
 G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711081119
 부처명 과학기술정보통신부
 과제관리(전문)기관명 정보통신기술진흥센터
 연구사업명 SW컴퓨팅산업원천기술개발
 연구과제명 (SW 스타랩) 빅 비주얼 데이터 기반의 고품질 사진 메이크업 SW 개발
 기 여 율 7/10
 과제수행기관명 포항공과대학교 산학협력단
 연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711093801
 부처명 과학기술정보통신부
 과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
 연구사업명 범부처GigaKOREA사업
 연구과제명 초실감 서비스를 위한 동적 객체의 실시간 4D 복원 기술 개발
 기 여 율 3/10
 과제수행기관명 광주과학기술원
 연구기간 2019.01.01 ~ 2019.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

이미지를 개선하는 이미지 개선 모델과, 상기 이미지 개선 모델과 함께 GAN(Generative Adversarial Network)을 구성하는 자연스러움 판별 모델을 적재하고 실행하는 이미지 처리 장치에서의 이미지 처리 방법으로서,

입력 이미지를 획득하고, 파라미터가 고정된 고정 알고리즘에 의해 상기 입력 이미지를 개선시킨 중간 이미지를 생성하는 단계; 및

상기 이미지 개선 모델을 이용하여 상기 입력 이미지를 개선시켜 제1 보정 이미지를 생성하면서, 소정의 총 손실 함수가 최소화되도록 상기 이미지 개선 모델을 학습시키는 단계;

를 포함하며,

상기 이미지 개선 모델을 학습시키는 단계는

상기 제1 보정 이미지와 상기 중간 이미지 간의 평균 제곱 오차로서 산출되는 제1 손실 함수를 산출하고, 상기 제1 보정 이미지의 부자연스러운 정도를 나타내는 판별 에러로서 제2 손실 함수를 상기 자연스러움 판별 모델에 의해 산출하는 단계; 및

상기 제1 손실 함수와 상기 제2 손실 함수의 가중 합산치를 토대로 산출되는 상기 총 손실 함수가 최소화되도록 상기 이미지 개선 모델을 변화시키는 단계;

를 포함하는 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

청구항 1에 있어서, 상기 이미지 개선 모델은 상기 입력 이미지로부터 상기 제1 보정 이미지를 생성하는 제1 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서, 상기 자연스러움 판별 모델은 제2 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되며, 상기 GAN에서 판별자로 작용하고, 상기 GAN에서 생산자로 작용하는 상기 이미지 개선 모델로부터 상기 제1 보정 이미지를 받아들이고 상기 제2 손실 함수를 산출하는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서, 상기 이미지 개선 모델을 학습시키는 단계는

상기 제1 손실 함수와 상기 제2 손실 함수를 산출한 후에, 상기 이미지 개선 모델에 대한 모델인 역 개선 모델을 이용하여 상기 제1 보정 이미지로부터 제2 보정 이미지를 생성하고, 상기 제2 보정 이미지와 상기 입력 이미지의 평균 제곱 오차인 제3 손실 함수를 산출하는 단계;를 더 포함하며,

상기 총 손실 함수가 상기 제1 손실 함수, 상기 제2 손실 함수, 상기 제3 손실 함수의 가중 합산치를 토대로 산출되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서, 상기 역 개선 모델은 상기 제1 보정 이미지로부터 상기 제2 보정 이미지를 생성하는 제3 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법.

청구항 8

삭제

청구항 9

삭제

청구항 10

이미지를 개선하는 이미지 개선 모델과, 상기 이미지 개선 모델과 함께 GAN(Generative Adversarial Network)을 구성하는 자연스러움 판별 모델을 적재하고 실행하는 이미지 처리 장치로서,

프로세서(processor); 및

상기 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 명령들이 저장된 메모리(memory);를 포함하며,

상기 하나 이상의 명령들은 상기 프로세서에 의해 실행되었을 때 상기 프로세서로 하여금:

입력 이미지를 획득하고, 파라미터가 고정된 고정 알고리즘에 의해 상기 입력 이미지를 개선시킨 중간 이미지를 생성하게 하고,

상기 이미지 개선 모델을 이용하여 상기 입력 이미지를 개선시켜 제1 보정 이미지를 생성하면서, 소정의 총 손실 함수가 최소화되도록 상기 이미지 개선 모델을 학습시키며,

상기 이미지 개선 모델을 학습시키는 명령들은

상기 제1 보정 이미지와 상기 중간 이미지 간의 평균 제곱 오차로서 산출되는 제1 손실 함수를 산출하고, 상기 제1 보정 이미지의 부자연스러운 정도를 나타내는 판별 에러로서 제2 손실 함수를 상기 자연스러움 판별 모델을 통해 산출하게 하고,

상기 제1 손실 함수와 상기 제2 손실 함수의 가중 합산치를 토대로 산출되는 상기 총 손실 함수가 최소화되도록 상기 이미지 개선 모델을 변화시키는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치.

청구항 11

삭제

청구항 12

삭제

청구항 13

청구항 10에 있어서, 상기 이미지 개선 모델은 상기 입력 이미지로부터 상기 제1 보정 이미지를 생성하는 제1 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치.

청구항 14

청구항 13에 있어서, 상기 자연스러움 판별 모델은 제2 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되며, 상기 GAN에서 판별자로 작용하고, 상기 GAN에서 생산자로 작용하는 상기 이미지 개선 모델로부터 상기 제1 보정 이미지를 받아들이고 상기 제2 손실 함수를 산출하는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치.

청구항 15

청구항 10에 있어서, 상기 이미지 개선 모델을 학습시키는 명령들은

상기 제1 손실 함수와 상기 제2 손실 함수를 산출한 후에, 상기 이미지 개선 모델에 대한 모델인 역 개선 모델을 이용하여 상기 제1 보정 이미지로부터 제2 보정 이미지를 생성하고, 상기 제2 보정 이미지와 상기 입력 이미지의 평균 제곱 오차인 제3 손실 함수를 산출하며,

상기 총 손실 함수가 상기 제1 손실 함수, 상기 제2 손실 함수, 상기 제3 손실 함수의 가중 합산치를 토대로 산출되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치.

청구항 16

청구항 15에 있어서, 상기 역 개선 모델은 상기 제1 보정 이미지로부터 상기 제2 보정 이미지를 생성하는 제3 컨볼루션 신경망을 포함하여 구성되는, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치.

청구항 17

삭제

청구항 18

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법 및 장치에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 복수의 컨볼루션 신경망에 대한 머신 러닝을 수행하고, 이를 기초로 이미지를 처리하는 이미지 처리 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 일반적으로 딥러닝 및 CNN (convolution neural network)을 이용한 영상 개선 방법은 지도학습 (supervised learning)을 통해 네트워크를 학습할 수 있다. 이 때 일반 영상들은 입력 영상으로 사용될 수 있고, 해당 입력 영상을 개선한 영상은 지도 학습의 교사 영상으로 사용될 수 있다.

[0003] 다만, 영상 개선의 경우, 입력 영상의 교사 영상을 만들기 위해서는 사진 전문가가 직접 포토샵과 같은 영상 편집 프로그램을 사용하여 영상을 보정해야 하는데, 수천 장의 영상을 보정하기 위해서는 많은 시간과 비용이 필요할 수 있다. 따라서, 영상 개선의 경우 지도 학습을 위한 데이터 셋을 생성하기 어려울 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 본 발명의 목적은, GAN(Generative Adversarial Network)에 대한 머신 러닝을 수행하고, 이를 기초로 이미지를 처리하는 이미지 처리 방법 및 장치를 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

[0005] 상기와 같은 문제점을 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른, 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 방법은 입력 이미지를 제1 컨볼루션 신경망에 입력하여 제1 보정 이미지를 생성하는 단계, 상기 입력 이미지를 기초로 중간 이미지를 생성하는 단계, 상기 제1 보정 이미지 및 상기 중간 이미지를 기초로 상기 제1 컨볼루션 신경망의 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계 및 상기 제1 보정 이미지 및 원본(natural) 이미지를 기초로 상기 제1 컨볼루션 신경망의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0006] 여기서, 상기 중간 이미지를 생성하는 단계는, 고정된 파라미터 값을 포함하는 알고리즘을 기초로 상기 입력 이미지를 처리하여 상기 중간 이미지를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0007] 여기서, 상기 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계는, 상기 제1 보정 이미지의 픽셀 값과 상기 중간 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 상기 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

[0008] 여기서, 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계는, 상기 제1 보정 이미지를 제2 컨볼루션 신경망에 입력하여 제1 액티베이션을 획득 하는 단계, 상기 원본 이미지를 상기 제2 컨볼루션 신경망에 입력하여 제2 액티베이션을 획득하는 단계 및 상기 제1 액티베이션 및 상기 제2 액티베이션을 기초로 상기 제2 컨볼루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0009] 여기서, 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계는, 상기 제2 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습 결과를 기초로 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0010] 여기서, 상기 제1 보정 이미지 및 상기 입력 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0011] 여기서, 상기 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계는, 상기 제1 보정 이미지를 제3 컨벌루션 신경망에 입력하여 제2 보정 이미지를 생성하는 단계, 상기 제2 보정 이미지 및 상기 입력 이미지를 기초로 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하는 단계 및 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습 결과를 기초로 상기 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0012] 여기서, 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하는 단계는, 상기 제1 보정 이미지의 픽셀 값과 상기 입력 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 여기서, 상기 제1 컨벌루션 신경망의 컨벌루션 레이어의 개수는 상기 제3 컨벌루션 신경망의 컨벌루션 레이어의 개수 이상일 수 있다.
- [0014] 본 발명의 다른 실시예에 따른 머신 러닝에 기반한 이미지 처리 장치는 프로세서(processor), 상기 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 명령들이 저장된 메모리(memory), 제1 컨벌루션 신경망 및 제2 컨벌루션 신경망을 포함할 수 있고, 상기 하나 이상의 명령들은, 입력 이미지를 상기 제1 컨벌루션 신경망에 입력하여 제1 보정 이미지를 생성하고, 상기 입력 이미지를 기초로 중간 이미지를 생성하고, 상기 제1 보정 이미지 및 상기 중간 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하고 그리고, 상기 제1 보정 이미지 및 원본 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하도록 실행될 수 있다.
- [0015] 여기서, 상기 중간 이미지를 생성하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 고정된 파라미터 값을 포함하는 알고리즘을 기초로 상기 입력 이미지를 처리하여 상기 중간 이미지를 생성하도록 실행될 수 있다.
- [0016] 여기서, 상기 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제1 보정 이미지의 픽셀 값과 상기 중간 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 상기 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하도록 실행될 수 있다.
- [0017] 여기서, 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제1 보정 이미지를 상기 제2 컨벌루션 신경망에 입력하여 제1 액티베이션을 획득 하고, 상기 원본 이미지를 상기 제2 컨벌루션 신경망에 입력하여 제2 액티베이션을 획득하고 그리고, 상기 제1 액티베이션 및 상기 제2 액티베이션을 기초로 상기 제2 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하도록 실행될 수 있다.
- [0018] 여기서, 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제2 컨벌루션 신경망에 대한 학습 결과를 기초로 상기 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하도록 더 실행될 수 있다.
- [0019] 여기서, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제1 보정 이미지 및 상기 입력 이미지를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망의 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하도록 더 실행될 수 있다.
- [0020] 여기서, 상기 이미지 처리 장치는 제3 컨벌루션 신경망을 더 포함할 수 있고, 상기 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제1 보정 이미지를 상기 제3 컨벌루션 신경망에 입력하여 제2 보정 이미지를 생성하고, 상기 제2 보정 이미지 및 상기 입력 이미지를 기초로 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하고 그리고, 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습 결과를 기초로 상기 제1 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하도록 실행될 수 있다.
- [0021] 여기서, 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 상기 하나 이상의 명령들은, 상기 제1 보정 이미지의 픽셀 값과 상기 입력 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 상기 제3 컨벌루션 신경망에 대한 기계 학습을 수행하도록 실행될 수 있다.
- [0022] 여기서, 상기 제1 컨벌루션 신경망의 컨벌루션 레이어의 개수는 상기 제3 컨벌루션 신경망의 컨벌루션 레이어의 개수 이상일 수 있다.

발명의 효과

[0023] 본 발명에 의하면, 고정된 값을 포함하는 알고리즘을 기초로 부자연스러운 보정 이미지인 중간 이미지를 생성하고, 중간 이미지를 기초로 기계 학습을 수행함으로써 자연스러운 보정 이미지를 획득할 수 있다.

[0024] 또한, 본 발명에 의하면 복수의 컨벌루션 신경망을 사용하여 입력 이미지를 보정함으로써, 자연스러운 보정 이미지를 획득할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0025] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 블록도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 톤 개선 모델의 개념도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 자연스러움 판별 모델의 개념도이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 역 개선 모델의 개념도이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 방법의 흐름도이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법의 효과를 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 7은 본 발명의 다른 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 블록도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0026] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0027] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.

[0028] 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.

[0029] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0030] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가진 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0031] 이하, 첨부한 도면들을 참조하여, 본 발명의 바람직한 실시예를 보다 상세하게 설명하고자 한다. 본 발명을 설명함에 있어 전체적인 이해를 용이하게 하기 위하여 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.

[0033] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 블록도이다.

[0034] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)는 이미지 획득부(110), 이미지 보정부(120), 중간 이미지 생성부(130), 이미지 저장부(140) 및 학습부(150)를 포함할 수 있다.

[0035] 이미지 보정부(120)는 이미지 톤 개선 모델(121)을 포함할 수 있다. 학습부(150)는 자연스러움 판별 모델(151)

및 역 개선 모델(152)을 포함할 수 있다. 이미지 톤 개선 모델(121)은 GAN(Generative Adversarial Network)의 생산자(generator)일 수 있고, 자연스러움 판별 모델(151)은 GAN의 판별자(discriminator)일 수 있다.

- [0036] 이미지 획득부(110)는 외부로부터 입력 이미지를 획득할 수 있다. 예를 들어, 이미지 획득부(110)는 카메라일 수 있다. 이미지 획득부(110)는 입력 이미지를 이미지 보정부(120), 중간 이미지 생성부(130) 및 학습부(150)에 전송할 수 있다.
- [0037] 이미지 보정부(120)는 입력 이미지를 이미지 획득부(110)로부터 수신할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 입력 이미지를 기초로 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 이미지 톤 개선 모델(121)을 사용하여 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다. 이를 상세히 설명하면 다음과 같을 수 있다.
- [0039] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 톤 개선 모델의 개념도이다.
- [0040] 도 2의 이미지 톤 개선 모델(200)은 도 1의 이미지 톤 개선 모델(121)과 동일하거나 유사하게 구성될 수 있다. 도 2를 참조하면, 이미지 톤 개선 모델(200)은 컨벌루션 신경망(convolution neural network)일 수 있고, 인코더(210), 잔차부(220) 및 디코더(230)를 포함할 수 있다. 인코더(210), 잔차부(220) 및 디코더(230)는 각각 복수의 컨벌루션 레이어들(211 내지 213, 221 내지 224 및 231 내지 233)을 포함할 수 있다.
- [0041] 인코더(210)의 노드 및 인코더(210)의 노드에 대응하는 디코더(230)의 노드는 각각 Skip-connection 방식으로 연결될 수 있다. 인코더(210)의 노드 및 디코더(230)의 노드가 연결됨으로써 기계 학습의 속도가 증가할 수 있다.
- [0042] 인코더(210)는 복수의 레이어들(211 내지 214)를 이용하여 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 인코더(210)는 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행하여 특성맵을 추출할 수 있다. 인코더(210)는 스트라이드 컨벌루션 방식을 사용하여 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다.
- [0043] 예를 들어, 인코더(210)는 2픽셀마다 스트라이드 컨벌루션 방식으로 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 제1 레이어(211)는 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행하여 제1 특성맵을 생성할 수 있다. 제1 레이어(211)는 제1 특성맵을 제2 레이어(212)에 전송할 수 있다. 제2 레이어(212)는 제1 특성맵을 제1 레이어(211)로부터 수신할 수 있다. 제2 레이어(212)는 제1 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제2 특성맵을 생성할 수 있다. 제2 특성맵 크기는 제1 특성맵 크기의 1/4일 수 있다. 제2 레이어(212)는 제2 특성맵을 제3 레이어(213)에 전송할 수 있다.
- [0044] 제3 레이어(213)는 제2 특성맵을 제2 레이어(212)로부터 수신할 수 있다. 제3 레이어는 제2 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제3 특성맵을 생성할 수 있다. 제3 특성맵 크기는 제2 특성맵 크기의 1/4일 수 있다. 제3 레이어(213)는 제3 특성맵을 잔차부(220)에 전송할 수 있다.
- [0045] 잔차부(220)는 제3 특성맵을 제3 레이어(213)로부터 수신할 수 있다. 잔차부(220)는 복수의 레이어들(221 내지 224)를 이용하여 제3 특성맵에 대한 정류(refine)를 수행할 수 있다. 잔차부(220)는 정류가 수행된 제3 특성맵을 디코더(230)에 전송할 수 있다.
- [0046] 디코더(230)는 정류가 수행된 제3 특성맵을 잔차부(220)로부터 수신할 수 있다. 디코더(230)는 복수의 레이어들(231 내지 233)를 이용하여 제3 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 디코더(230)는 제3 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다. 디코더(230)는 스트라이드 컨벌루션 방식을 사용하여 입력 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다.
- [0047] 예를 들어, 디코더(230)는 2픽셀마다 스트라이드 컨벌루션 방식으로 제3 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 제1 레이어(231)는 제3 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제4 특성맵을 생성할 수 있다. 제4 특성맵의 크기는 제3 특성맵 크기의 4배일 수 있다. 제1 레이어(231)는 제4 특성맵을 제2 레이어(232)에 전송할 수 있다. 제2 레이어(232)는 제4 특성맵을 제1 레이어(231)로부터 수신할 수 있다. 제2 레이어(232)는 제4 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제5 특성맵을 생성할 수 있다. 제5 특성맵의 크기는 제4 특성맵 크기의 4배일 수 있다. 제2 레이어(232)는 제5 특성맵을 제3 레이어(233)에 전송할 수 있다.
- [0048] 제3 레이어(233)는 제5 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다. 제1 보정 이미지의 크기는 제5 특성맵 크기의 4배일 수 있고, 입력 이미지의 크기와 동일할 수 있다.
- [0049]
- [0050] 다시 도 1을 참조하면, 이미지 보정부(120)는 입력 이미지 보정을 위하여 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기

계 학습을 수행할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 다음 수학적 식 1에 따른 손실 함수를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학적 식 1

$$L_{generator} = \lambda_1 L_{color} + \lambda_2 L_{natural} + \lambda_3 L_{artifact}$$

[0051]

[0052] 여기에서, $L_{generator}$ 는 이미지 톤 개선 모델(121)의 손실 함수일 수 있고, L_{color} 는 제1 손실 함수일 수 있으며, $L_{natural}$ 는 제2 손실 함수일 수 있고, $L_{artifact}$ 는 제3 손실 함수일 수 있다. λ_1 은 제1 파라미터일 수 있고, λ_2 는 제2 파라미터일 수 있으며, λ_3 는 제3 파라미터일 수 있다. λ_1 , λ_2 및 λ_3 는 이미지 톤 개선 모델(121)의 손실 함수 강도를 결정하는 파라미터일 수 있고, 사용자가 임의로 설정하는 값일 수 있다.

[0053] 제1 손실 함수 및 제1 파라미터는 이미지의 색상(color)에 대한 것일 수 있고, 제2 손실 함수 및 제2 파라미터는 이미지의 자연스러움(naturalness)에 대한 것일 수 있으며, 제3 손실 함수 및 제3 파라미터는 이미지의 아티팩트에 관한 것일 수 있다. 이미지 보정부(120)는 제1 보정 이미지를 학습부(150)에 전송할 수 있다.

[0054] 중간 이미지 생성부(130)는 입력 이미지를 이미지 획득부(110)로부터 수신할 수 있다. 중간 이미지 생성부(130)는 알고리즘을 포함할 수 있다. 파라미터의 파라미터 값은 고정된 값일 수 있다. 중간 이미지 생성부(130)는 입력 이미지를 기초로 중간 이미지를 생성할 수 있다. 여기에서 중간 이미지는 입력 이미지에서 색상이 보정된 이미지일 수 있다. 또한, 중간 이미지는 부자연스러운 보정 이미지일 수 있다. 중간 이미지 생성부(130)는 중간 이미지를 학습부(150)에 전송할 수 있다.

[0055] 이미지 저장부(140)는 원본(natural) 이미지를 포함할 수 있다. 원본 이미지는 자연스러운 이미지일 수 있다. 한편, 원본 이미지는 제1 보정 이미지와 대응되는 이미지일 수 있으나, 이에 한정되지 않을 수 있다. 이미지 저장부(140)는 원본 이미지를 학습부(150)에 전송할 수 있다.

[0056] 학습부(150)는 입력 이미지를 이미지 획득부(110)로부터 수신할 수 있다. 학습부(150)는 제1 보정 이미지를 이미지 보정부(120)로부터 수신할 수 있다. 학습부(150)는 중간 이미지를 중간 이미지 생성부(130)으로부터 수신할 수 있다. 학습부(150)는 원본 이미지를 이미지 저장부(140)로부터 수신할 수 있다.

[0057] 학습부(150)는 제1 보정 이미지 및 중간 이미지를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 다음 수학적 식 2의 손실 함수를 기초로 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학적 식 2

$$L_{color} = E_{x \sim p_{data}(x)} [MSE(G(x), I_D)]$$

[0058]

[0059] 수학적 식 2에서, L_{color} 는 이미지 톤 개선 모델(121)의 제1 손실 함수일 수 있고, $G(x)$ 는 제1 보정 이미지일 수 있고, I_D 는 중간 이미지일 수 있다. 즉, 학습부(150)는 제1 보정 이미지와 중간 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0060] 한편, 수학적 식 2는 MSE (Mean Squared Error) 함수를 포함하나, MSE 함수 대신 L1 손실 함수 또는 SSIM (Structural Similarity index) 손실 함수 등 제1 보정 이미지와 중간 이미지 사이의 픽셀 값 차이를 줄일 수 있는 함수를 사용할 수 있다. 학습부(150)는 기계 학습 수행 결과를 이미지 보정부(120)에 전송할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 학습부(150)로부터 기계 학습 수행 결과를 수신할 수 있고, 이를 기초로 이미지 톤

개선 모델(121)의 가중치를 결정할 수 있다. 이미지 톤 개선 모델(121)의 가중치는 이미지 톤 개선 모델(121)에 포함된 컨벌루션 신경망의 가중치일 수 있다.

[0061] 학습부(150)는 제1 보정 이미지를 기초로 판별 에러를 획득할 수 있다. 학습부(150)는 자연스러움 판별 모델(151)을 사용하여 판별 에러를 획득할 수 있다. 판별 에러는 제1 보정 이미지가 자연스러운 이미지인지 또는 부자연스러운 이미지인지에 대한 것일 수 있다. 이를 상세히 설명하면 다음과 같을 수 있다.

[0063] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 자연스러움 판별 모델의 개념도이다.

[0064] 도 3의 자연스러움 판별 모델(300)은 도 1의 자연스러움 판별 모델(151)과 동일하거나 유사하게 구성될 수 있다. 도 3을 참조하면, 자연스러움 판별 모델(300)은 컨벌루션 신경망일 수 있고, 인코더(310), 플래튼(flatten) 레이어(320) 및 완전 연결 레이어(fully connected layer, 330)를 포함할 수 있다.

[0065] 인코더(310)는 복수의 레이어들(311 내지 314)를 포함할 수 있다. 인코더(310)는 복수의 레이어들(311 내지 314)을 이용하여 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 인코더(310)는 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행하여 특성맵을 추출할 수 있다. 인코더(310)는 스트라이드 컨벌루션 방식을 사용하여 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다.

[0066] 예를 들어, 인코더(310)는 2픽셀마다 스트라이드 컨벌루션 방식으로 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 제1 레이어(311)는 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행하여 제1 특성맵을 생성할 수 있다. 제1 레이어(311)는 제1 특성맵을 제2 레이어(312)에 전송할 수 있다. 제2 레이어(312)는 제1 특성맵을 제1 레이어(311)로부터 수신할 수 있다. 제2 레이어(312)는 제1 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제2 특성맵을 생성할 수 있다. 제2 특성맵 크기는 제1 특성맵 크기의 1/4일 수 있다.

[0067] 제3 레이어(313)는 제2 특성맵을 제2 레이어(312)로부터 수신할 수 있다. 제3 레이어는 제2 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제3 특성맵을 생성할 수 있다. 제3 특성맵 크기는 제2 특성맵 크기의 1/4일 수 있다. 제3 레이어(313)는 제3 특성맵을 제4 레이어(314)에 전송할 수 있다. 제4 레이어(314)는 제3 특성맵을 제3 레이어(313)로부터 수신할 수 있다. 제4 레이어(314)는 제3 특성맵에 대한 컨벌루션을 수행하여 제4 특성맵을 생성할 수 있다. 제4 특성맵 크기는 제3 특성맵 크기의 1/4일 수 있다. 제4 레이어(314)는 제4 특성맵을 플래튼 레이어(320)에 전송할 수 있다.

[0068] 플래튼 레이어(320)는 제4 특성맵을 제4 레이어(314)로부터 수신할 수 있다. 플래튼 레이어(320)는 제4 특성맵에 대한 플래튼 연산을 수행하여 제4 특성맵을 1차원으로 변경할 수 있다. 플래튼 레이어(320)는 1차원으로 변경된 제4 특성맵을 완전 연결 레이어(330)에 전송할 수 있다.

[0069] 완전 연결 레이어(330)는 1차원으로 변경된 제4 특성맵을 플래튼 레이어(320)로부터 수신할 수 있다. 완전 연결 레이어(330)는 1차원으로 변경된 제4 특성맵을 기초로 액티베이션(activation)을 생성할 수 있다. 액티베이션은 0 내지 1 사이의 값일 수 있다.

[0071] 다시 도 1을 참조하면, 학습부(150)는 자연스러움 판별 모델(142)이 생성한 액티베이션을 기초로 제1 보정 이미지에 대한 판별 에러를 획득할 수 있다. 학습부(150)는 액티베이션 값이 0인 경우 제1 보정 이미지가 부자연스러운 것으로 판단할 수 있고, 액티베이션 값이 1인 경우 제1 보정 이미지가 자연스러운 것으로 판단할 수 있다.

[0072] 한편, 학습부(150)는 제1 보정 이미지가 자연스러운 영상인지 아닌지 구분하기 위하여 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 원본 이미지 및 제1 보정 이미지를 기초로 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 다음 수학적 식 3의 손실 함수를 기초로 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학적 식 3

[0073]
$$L_{discriminator} = E_{y \sim p_{data}(y)} [(D(y) - 1)^2] + E_{x \sim p_{data}(x)} [D(G(x))^2]$$

[0074] $L_{discriminator}$ 는 자연스러움 판별 모델(151)의 손실 함수일 수 있다. D(y)는 원본 이미지에 대한 액티베이션 값일 수 있고, D(G(x))는 제1 보정 이미지에 대한 액티베이션 값일 수 있다.

[0075] 학습부(150)는 $D(y)$ 는 1로 $D(G(X))$ 는 0으로 레이블링 하여 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 즉, 학습부(150)는 자연스러움 판별 모델(151)이 제1 보정 이미지를 부자연스러운 이미지로 판별하도록 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 기계 학습 결과를 기초로 자연스러움 판별 모델(151)의 가중치를 결정할 수 있다. 자연스러움 판별 모델(151)의 가중치는 자연스러움 판별 모델(151)에 포함된 컨벌루션 신경망의 가중치일 수 있다. 학습부(150)는 기계 학습 수행 결과를 이미지 보정부(120)에 전송할 수 있다.

[0076] 이미지 보정부(120)는 자연스러움 판별 모델(151)로부터 기계 학습 수행 결과를 수신할 수 있다. 자연스러움 판별 모델(151)과 이미지 톤 개선 모델(121)은 GAN에서 판별자와 생산자의 관계일 수 있다. 따라서, 학습부(150)가 자연스러움 판별 모델(151)에 대한 기계 학습을 수행하는 경우, 이에 대응하여 이미지 보정부(120)는 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0077] 이미지 보정부(120)는 입력 이미지를 자연스럽게 보정하기 위하여 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 다음 수학적 식 4의 손실 함수를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학적 식 4

[0078]
$$L_{natural} = E_{x \sim p_{data}(x)} [(D(G(x)) - 1)^2]$$

[0079] 이미지 보정부(120)는 $D(G(X))$ 값이 1이 될 수 있도록 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 즉, 이미지 보정부(120)는 자연스러움 판별 모델(151)이 제1 보정 이미지를 자연스러운 이미지로 판별하도록 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 자연스러움 판별 모델(151)의 기계 학습 및 이미지 톤 개선 모델(121)의 기계 학습은 번갈아 수행될 수 있다. 이미지 보정부(120)는 기계 학습 결과를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)의 가중치를 결정할 수 있다. 이미지 톤 개선 모델(121)의 가중치는 이미지 톤 개선 모델(121)에 포함된 컨벌루션 신경망의 가중치일 수 있다.

[0080] 학습부(150)는 제1 보정 이미지를 기초로 제2 보정 이미지를 생성할 수 있다. 학습부(150)는 역 개선 모델(152)을 사용하여 제2 보정 이미지를 생성할 수 있다. 이를 상세히 설명하면 다음과 같을 수 있다.

[0082] 도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 역 개선 모델의 개념도이다.

[0083] 도 4의 역 개선 모델(400)은 도 1의 역 개선 모델(152)과 동일하거나 유사하게 구성될 수 있다. 도 4를 참조하면, 역 개선 모델(400)은 컨벌루션 신경망일 수 있고, 복수의 컨벌루션 레이어들(401 내지 405)를 포함할 수 있다.

[0084] 역 개선 모델(400)은 컨벌루션 레이어들(401 내지 405)을 이용하여 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행할 수 있다. 역 개선 모델(400)은 제1 보정 이미지에 대한 컨벌루션을 수행하여 제2 보정 이미지를 생성할 수 있다. 제2 보정 이미지는 제1 보정 이미지에서 색과 자연스러움의 보정 효과가 제거된 이미지일 수 있다. 역 개선 모델(400)의 레이어의 개수는 보정부(예를 들어, 도 1의 이미지 보정부(120))의 레이어의 개수 이하일 수 있다. 따라서, 제2 보정 이미지는 제1 보정 이미지에서 색과 자연스러움의 보정 효과가 제거된 이미지일 수 있고, 제1 보정 이미지의 아티팩트 제거 효과는 유지될 수 있다.

[0086] 다시 도 1을 참조하면, 학습부(150)는 제2 보정 이미지 및 입력 이미지를 기초로 역 개선 모델(152)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 역 개선 모델(152)이 제1 보정 이미지의 보정 효과 중 색에 대한 보정 효과 및 자연스러움에 대한 보정 효과를 제거하도록 역 개선 모델(152)에 대한 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 다음 수학적 식 5의 손실 함수를 기초로 역 개선 모델(152)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학적 식 5

[0087]
$$L_{inverse} = E_{x \sim p_{data}(x)} [MSE(C(G(x)), x)]$$

[0088] 수학식 5에서, $L_{inverse}$ 은 역 개선 모델(152)의 손실 함수일 수 있고, $C(G(X))$ 는 제2 보정 이미지일 수 있으며, x 는 입력 이미지일 수 있다. 학습부(150)는 제2 보정 이미지와 입력 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 역 개선 모델(152)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0089] 학습부(150)는 제2 보정 이미지 및 입력 이미지를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 이미지 톤 개선 모델(121)이 수행하는 보정의 효과를 되돌리는 방식으로 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 다음 수학식 6을 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

수학식 6

[0090]
$$L_{artifact} = E_{x \sim p_{data}(x)} [MSE(C(G(x)), x)]$$

[0091] 수학식 6에서 $L_{artifact}$ 는 이미지 톤 개선 모델(121)의 제3 손실 함수일 수 있다. 학습부(150)는 제2 보정 이미지와 입력 이미지 사이의 픽셀 값 차이의 제곱의 합을 최소화하는 방식으로 이미지 톤 개선 모델(121)에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부(150)는 기계 학습 결과를 기초로 역 개선 모델(152)의 가중치를 결정할 수 있다. 역 개선 모델(152)의 가중치는 역 개선 모델(152)에 포함된 컨벌루션 신경망의 가중치일 수 있다.

[0092] 학습부(150)는 기계 학습 결과를 이미지 보정부(120)에 전송할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 학습부(150)로부터 기계 학습 결과를 수신할 수 있다. 이미지 보정부(120)는 기계 학습 결과를 기초로 이미지 톤 개선 모델(121)의 가중치를 결정할 수 있다.

[0093] 한편, 이미지 보정부(120)는 이미지 보정부(110)는 기계 학습이 수행된 가중치를 기초로 제1 보정 이미지를 생성할 수 있고, 이를 기초로 테스트를 수행할 수 있다. 여기에서 기계 학습이 수행된 가중치는 기계 학습이 수행된 컨벌루션 신경망의 가중치일 수 있다.

[0095] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 기계 학습 방법의 흐름도이다.

[0096] 도 5를 참조하면, 이미지 보정부(예를 들어, 도 1의 이미지 보정부(120))는 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다(S510). 보정부는 이미지 획득부(예를 들어, 도 1의 이미지 획득부(110))로부터 입력 이미지를 수신할 수 있다. 보정부는 입력 이미지에 대한 보정을 수행하여 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다. 보정부는 이미지 톤 개선 모델(예를 들어, 도 1의 이미지 톤 개선 모델(121))을 사용하여 제1 보정 이미지를 생성할 수 있다.

[0097] 이미지 보정부는 이미지 톤 개선 모델의 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다(S520). 학습부(예를 들어, 도 1의 학습부(150))는 입력 이미지 및 중간 이미지를 기초로 이미지 톤 개선 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 중간 이미지는 중간 이미지 생성부(예를 들어, 도 1의 중간 이미지 생성부(130))가 입력 이미지를 기초로 생성한 것일 수 있다. 학습부는 기계 학습 결과를 보정부에 전송할 수 있다. 보정부는 기계 학습 결과를 학습부로부터 수신할 수 있고, 이를 기초로 이미지 톤 개선 모델의 제1 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0098] 이미지 보정부는 이미지 톤 개선 모델의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다(S530). 학습부는 제1 보정 이미지 및 원본 이미지를 기초로 자연스러움 판별 모델(예를 들어, 도 1의 자연스러움 판별 모델(151))에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부는 자연스러움 판별 모델이 제1 보정 이미지를 부자연스러운 이미지로 판단하도록 자연스러움 판별 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0099] 학습부는 기계 학습 수행 결과를 이미지 보정부에 전송할 수 있다. 이미지 보정부는 기계 학습 수행 결과를 학습부로부터 수신할 수 있다. 이미지 보정부는 이미지 톤 개선 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 이미지 보정부는 이미지 톤 개선 모델의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 이미지 보정부는 자연스러움 판별 모델의 기계 학습에 대응하여, 이미지 톤 개선 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 이미지 보정부는 자연스러움 판별 모델이 제1 보정 이미지를 자연스러운 이미지로 판단하도록 이미지 톤 개선 모델의 제2 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0100] 이미지 보정부는 이미지 톤 개선 모델의 제3 손실 함수에 대한 학습을 수행할 수 있다(S540). 학습부는 제1 보

정 이미지 및 입력 이미지를 기초로 역 개선 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부는 역 개선 모델이 제1 보정 이미지의 보정 효과 중 색에 대한 보정 효과 및 자연스러움에 대한 보정 효과를 제거하도록 역 개선 모델에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다. 학습부는 기계 학습 결과를 이미지 보정부에 전송할 수 있다. 이미지 보정부는 기계 학습 결과를 학습부로부터 수신할 수 있다. 이미지 보정부는 기계 학습 결과를 기초로 이미지 톤 개선 모델의 제3 손실 함수에 대한 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0101] 이미지 보정부는 S510 내지 S540의 과정을 반복하여 수행하여 이미지 톤 개선 모델의 기계 학습을 수행할 수 있다.

[0103] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법의 효과를 설명하기 위한 개념도이다.

[0104] 도 6을 참조하면, 제1 이미지(601)는 입력 이미지일 수 있고, 제2 이미지(602)는 입력 이미지에서 색상만 보정한 이미지(수학식 1에서 $\lambda_1 L_{color}$ 를 기초로 보정한 이미지)일 수 있으며, 제3 이미지(603)는 입력 이미지에서 색상을 보정하고, 해당 이미지를 자연스럽게 보정한 이미지(수학식 1에서, $\lambda_1 L_{color} + \lambda_2 L_{natural}$ 를 기초로 보정한 이미지)일 수 있고, 제4 이미지(604)는 입력 이미지에서 원본 이미지에서 색상을 보정하고, 해당 이미지를 자연스럽게 보정하며, 해당 이미지의 아티팩트를 제거한 이미지(수학식 1에서 $\lambda_1 L_{color} + \lambda_2 L_{natural} + \lambda_3 L_{artifact}$ 를 기초로 보정한 이미지)일 수 있다.

[0105] 제2 이미지(602)는 제1 이미지(601)와 비교할 때, 이미지의 색상이 보정되었으나, 부자연스러운 이미지일 수 있다. 제3 이미지(601)는 제2 이미지(602)에 비해 자연스러운 이미지일 수 있다. 제4 이미지(604)는 제3 이미지(603)에 비해 자연스러운 이미지일 수 있다. 또한 제4 이미지(604)는 제1 이미지(601)와 비교할 때 이미지의 색상 또한 보정된 것일 수 있다. 한편, 도 1의 이미지 처리 장치(100)는 다음과 같이 구성될 수 있다.

[0107] 도 7은 본 발명의 다른 실시예에 따른 이미지 처리 장치의 블록도이다.

[0108] 이미지 처리 장치(700)는 적어도 하나의 프로세서(710), 메모리(750) 및 네트워크와 연결되어 통신을 수행하는 송수신 장치(730)를 포함할 수 있다. 또한, 이미지 처리 장치(700)는 입력 인터페이스 장치(740), 출력 인터페이스 장치(750), 저장 장치(760) 등을 더 포함할 수 있다. 이미지 처리 장치(700)에 포함된 각각의 구성 요소들은 버스(bus)(770)에 의해 연결되어 서로 통신을 수행할 수 있다. 다만, 이미지 처리 장치(700)에 포함된 각각의 구성 요소들은 공통 버스(770)가 아니라, 프로세서(710)를 중심으로 개별 인터페이스 또는 개별 버스를 통하여 연결될 수도 있다. 예를 들어, 프로세서(710)는 메모리(750), 송수신 장치(730), 입력 인터페이스 장치(740), 출력 인터페이스 장치(750) 및 저장 장치(760) 중에서 적어도 하나와 전용 인터페이스를 통하여 연결될 수도 있다.

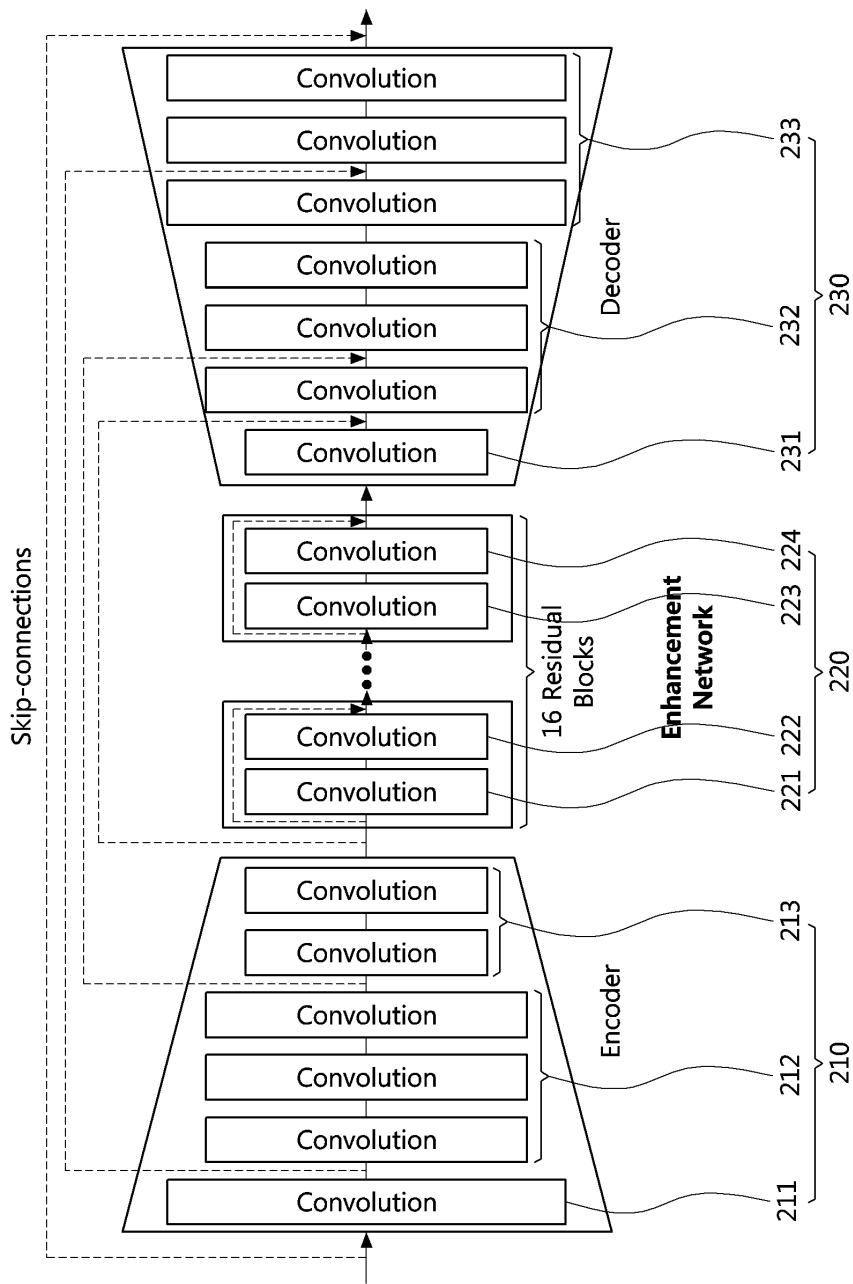
[0109] 프로세서(710)는 메모리(750) 및 저장 장치(760) 중에서 적어도 하나에 저장된 프로그램 명령(program command)을 실행할 수 있다. 프로세서(710)는 중앙 처리 장치(central processing unit, CPU), 그래픽 처리 장치(graphics processing unit, GPU), 또는 본 발명의 실시예들에 따른 방법들이 수행되는 전용의 프로세서를 의미할 수 있다. 메모리(750) 및 저장 장치(760) 각각은 휘발성 저장 매체 및 비휘발성 저장 매체 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다. 예를 들어, 메모리(750)는 읽기 전용 메모리(read only memory, ROM) 및 랜덤 액세스 메모리(random access memory, RAM) 중에서 적어도 하나로 구성될 수 있다.

[0111] 본 발명에 따른 방법들은 다양한 컴퓨터 수단을 통해 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위해 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다.

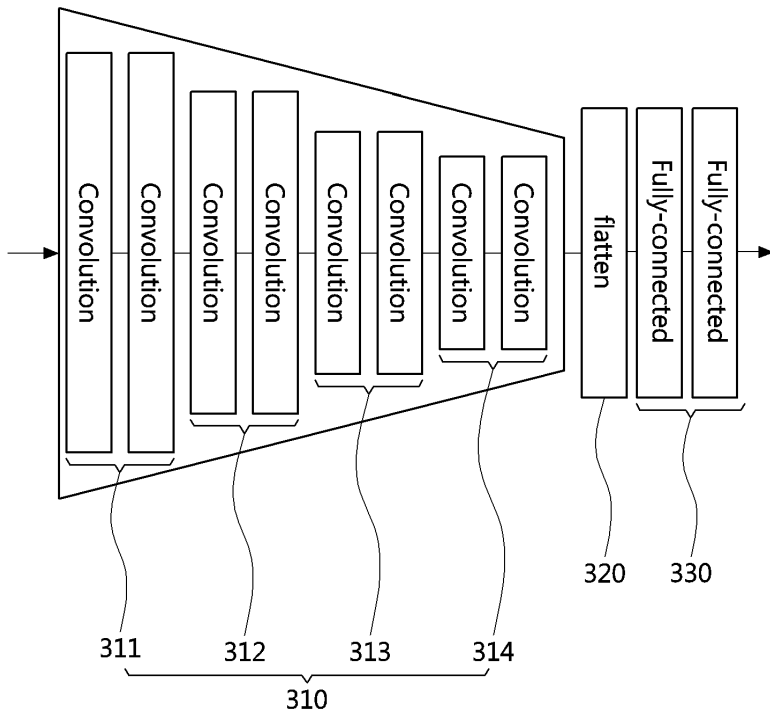
[0112] 컴퓨터 판독 가능 매체의 예에는 롬(rom), 램(ram), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같이 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러(compiler)에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터(interpreter) 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상술한 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 적어도 하나의 소프트웨어 모듈로 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0113] 이상 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을

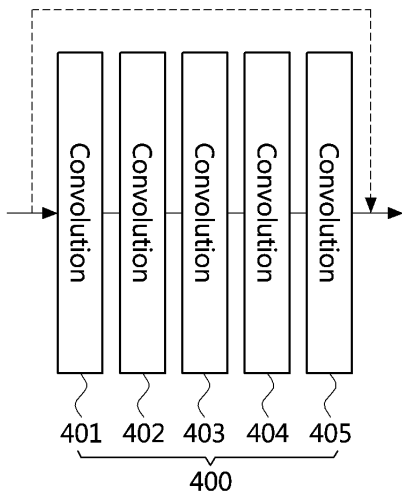
도면2



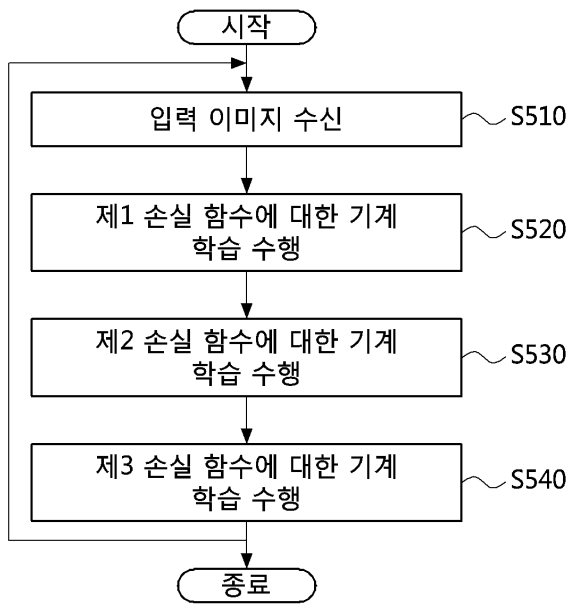
도면3



도면4



도면5



도면6



도면7

