



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년03월12일

(11) 등록번호 10-2780023

(24) 등록일자 2025년03월06일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 3/40 (2024.01) G06N 3/045 (2023.01)

G06V 10/40 (2022.01)

(52) CPC특허분류
G06T 3/4053 (2024.01)

G06N 3/045 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2023-0157786

(22) 출원일자 2023년11월15일

심사청구일자 2023년11월15일

(56) 선행기술조사문헌

CN115035045 A*

JP2011095921 A*

Ding Qin et al., "Single-image super-resolution with multilevel residual attention network", Neural Computing and Applications, (2020)*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)

(72) 발명자

전광길

인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웰 카운티2단지)

(74) 대리인

특허법인충정

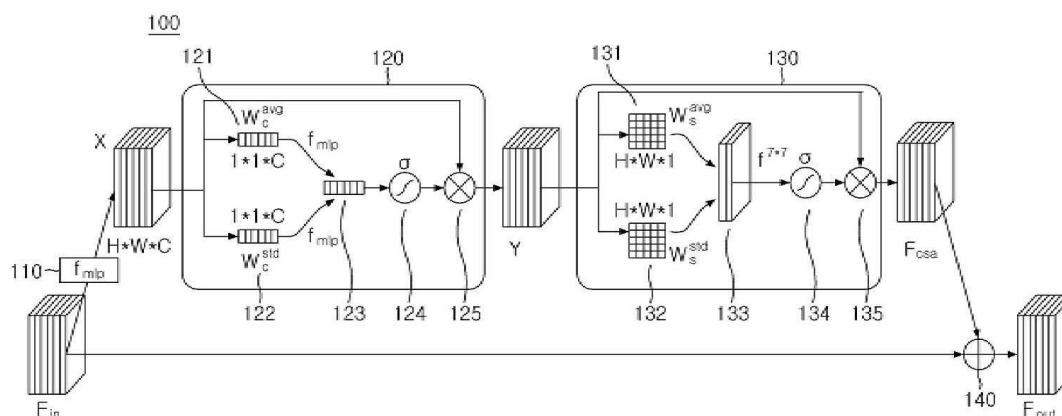
전체 청구항 수 : 총 6 항

심사관 : 이정은

(54) 발명의 명칭 초해상도를 위한 인공지능 이미지 처리 방법

(57) 요약

본 발명은 초해상도를 위한 인공지능 이미지 처리 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 이미지 처리 방법은, 딥러닝 기반으로 계층적 잔차 특징을 학습(딥러닝)하여 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 대조(contrast) 강화를 위해 공간 주의 메커니즘과 채널 주의 메커니즘을 융합한 잔차 정보를 특징 정보와 함께 반복적으로 처리하는 과정을, 딥러닝 기반으로 처리하여, 하드웨어 부담없이 경량의 이미지의 해상도 향상 방법을 제공할 수 있는 이미지 처리 방법을 제공한다.

대표도

(52) CPC특허분류

G06V 10/40 (2023.08)

G06T 2207/20084 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

이미지 처리 장치에서 프로세서에서 수행하는 이미지 처리 방법에 있어서,

입력 이미지에 대해 다층 퍼셉트론에 따른 합성곱층들을 이용하여 잔차 특징맵을 생성하는 단계;

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널의 평균적 특징들을 합성하기 위한 채널 잔차 처리를 수행하는 단계;

상기 채널 잔차 처리의 결과에 대하여 채널들 전체의 평균적 특징을 합성하기 위한 공간 잔차 처리를 수행하는 단계; 및

상기 입력 이미지와 상기 공간 잔차 처리의 결과에 대한 각 행렬의 원소별 합산값을 출력 이미지로 생성하는 단계를 포함하고,

상기 채널 잔차 처리를 수행하는 단계는,

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값을 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제2 합성곱층들을 이용하여 평균 특징맵을 생성하는 단계;

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차를 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제3 합성곱층들을 이용하여 표준편차 특징맵을 생성하는 단계;

상기 평균 특징맵과 상기 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 각 채널에서 각 픽셀에 대해 제1 활성화 함수를 이용해 정규화하는 단계; 및

상기 잔차 특징맵과 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값을 상기 채널 잔차 처리 결과로 생성하는 단계를 포함하고,

상기 공간 잔차 처리를 수행하는 단계는,

상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 평균값으로 이루어지는 제2 평균 특징맵을 생성하는 단계;

상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 표준편차로 이루어지는 제2 표준편차 특징맵을 생성하는 단계;

상기 제2 평균 특징맵과 상기 제2 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 다층 퍼셉트론에 따른 소정의 합성곱층들을 사용하여 각 채널에서 각 픽셀에 대해 제2 활성화 함수를 이용해 정규화하는 단계; 및

상기 채널 잔차 처리 결과와 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값을 상기 공간 잔차 처리 결과로 생성하는 단계

를 포함하는 이미지 처리 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1 활성화 함수는 시그모이드 함수인 이미지 처리 방법.

청구항 5

삭제

청구항 6

삭제

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제2 활성화 함수는 시그모이드 함수인 이미지 처리 방법.

청구항 8

삭제

청구항 9

이미지 처리 장치에서 이미지 처리 기능을 구현하기 위한 컴퓨터가 판독 가능한 코드가 기록된 기록매체에 있어서,

입력 이미지에 대해 다층 퍼셉트론에 따른 합성곱층들을 이용하여 잔차 특징맵을 생성하는 기능;

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널의 평균적 특징들을 합성하기 위한 채널 잔차 처리를 수행하는 기능;

상기 채널 잔차 처리의 결과에 대하여 채널들 전체의 평균적 특징을 합성하기 위한 공간 잔차 처리를 수행하는 기능; 및

상기 입력 이미지와 상기 공간 잔차 처리의 결과에 대한 각 행렬의 원소별 합산값을 출력 이미지로 생성하는 기능을 수행하되,

상기 채널 잔차 처리를 수행하는 기능은,

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값을 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제2 합성곱층들을 이용하여 평균 특징맵을 생성하는 기능;

상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차를 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제3 합성곱층들을 이용하여 표준편차 특징맵을 생성하는 기능;

상기 평균 특징맵과 상기 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 각 채널에서 각 픽셀에 대해 제1 활성화 함수를 이용해 정규화하는 기능; 및

상기 잔차 특징맵과 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값을 상기 채널 잔차 처리 결과로 생성하는 기능을 포함하고,

상기 공간 잔차 처리를 수행하는 기능은,

상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 평균값으로 이루어지는 제2 평균 특징맵을 생성하는 기능;

상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 표준편차로 이루어지는 제2 표준편차 특징맵을 생성하는 기능;

상기 제2 평균 특징맵과 상기 제2 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 다층 퍼셉트론에 따른 소정의 합성곱층들을 사용하여 각 채널에서 각 픽셀에 대해 제2 활성화 함수를 이용해 정규화하는 기능; 및

상기 채널 잔차 처리 결과와 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값을 상기 공간 잔차 처리 결과로 생성하는 기능

을 포함하는 기록 매체.

청구항 10

삭제

청구항 11

삭제

청구항 12

제9항에 있어서,

상기 제1 활성화 함수는 시그모이드 함수인 기록 매체.

청구항 13

삭제

청구항 14

삭제

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 제2 활성화 함수는 시그모이드 함수인 기록 매체.

청구항 16

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 이미지 처리 방법에 관한 것으로서, 특히, 딥러닝 기반으로 계층적 잔차 특징을 학습(딥러닝)하여 이미지 복원의 해상도를 향상시킬 수 있는 이미지 처리 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 초해상도(SR)의 목표는 입력된 저해상도(LR) 이미지에서 고해상도(HR) 이미지 출력을 획득하는 것이다. 예를 들어, 고해상도 의료 이미지는 병변의 정확한 진단이라는 측면에서 의사에게 매우 중요하다. 따라서 최근 의료 이미지에 초해상도(SR) 이미지를 획득하는 기술이 많은 관심을 받고 있다. 즉, 최근 초고해상도(SR)가 의료 분야에 도입되어 의사가 보다 정확한 병변 진단을 할 수 있도록 보조하고 있지만, 하드웨어 리소스의 제약으로 인해 작은 병변을 진단하기에 충분한 해상도의 의료 이미지를 얻기가 어렵다. 고주파수 정보는 딥(deep)러닝의 SR 네트워크에서 입증되는 이미지 재구성의 정확도를 향상시킬 수 있도록 한다. 그러나 딥(deep)러닝 네트워크는 파라미터가 너무 많아 많은 메모리와 더 높은 프로세서 컴퓨팅 성능이 필요하기 때문에 리소스가 제한된 의료 기기에는 적용할 수 없는 문제점이 있다. 이러한 이유로 의료 이미지의 해상도를 향상시키기 위해서는 우수한 성능을 보이는 경량의 SR 네트워크가 필요하다.

[0003] 관련 선행문헌으로서, 특허출원 제10-2018-0026275호 (2018년03월06일), 특허출원 제10-2019-0160879호 (2019년12월05일), 특허출원 제10-2019-0011587호 (2019년01월30일) 등이 참조될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0004] 따라서, 본 발명은 상술한 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은, 딥러닝 기반으로 계층적 잔차 특징을 학습(딥러닝)하여 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 대조(contrast) 강화를 위해 공간 주의 메커니즘과 채널 주의 메커니즘을 융합한 잔차 정보를 특징 정보와 함께 반복적으로 처리하는 과정을, 딥러닝 기반으로 처리하여, 하드웨어 부담없이 경량의 이미지의 해상도 향상 방법을 제공할 수 있는 이미지 처리

방법을 제공하는 데 있다.

과제의 해결 수단

- [0005] 먼저, 본 발명의 특징을 요약하면, 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일면에 따른 이미지 처리 장치에서 프로세서에서 수행하는 이미지 처리 방법은, 입력 이미지에 대해 다층 퍼셉트론에 따른 합성곱층들을 이용하여 잔차 특징맵을 생성하는 단계; 상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널의 평균적 특징들을 합성하기 위한 채널 잔차 처리를 수행하는 단계; 상기 채널 잔차 처리의 결과에 대하여 채널들 전체의 평균적 특징을 합성하기 위한 공간 잔차 처리를 수행하는 단계; 상기 입력 이미지와 상기 공간 잔차 처리의 결과를 기초로 출력 이미지를 생성하는 단계를 포함한다.
- [0006] 상기 출력 이미지를 생성하는 단계에서, 상기 입력 이미지와 상기 공간 잔차 처리의 결과에 대한 각 행렬의 원소별 합산값(element wise sum)을 상기 출력 이미지로 생성할 수 있다.
- [0007] 상기 채널 잔차 처리를 수행하는 단계는, 상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값을 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제2 합성곱층들을 이용하여 평균 특징맵을 생성하는 단계; 상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차를 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제3 합성곱층들을 이용하여 표준편차 특징맵을 생성하는 단계; 상기 평균 특징맵과 상기 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 각 채널에서 각 픽셀에 대해 활성화 함수를 이용해 정규화하는 단계; 및 상기 잔차 특징맵과 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵을 기초로 상기 채널 잔차 처리 결과를 생성하는 단계를 포함한다.
- [0008] 상기 활성화 함수는 시그모이드 함수인 것이 바람직하다.
- [0009] 상기 채널 잔차 처리 결과를 생성하는 단계에서, 상기 잔차 특징맵과 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값(element wise product)을 상기 채널 잔차 처리 결과로 생성할 수 있다.
- [0010] 상기 공간 잔차 처리를 수행하는 단계는, 상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 평균값으로 이루어지는 제2 평균 특징맵을 생성하는 단계; 상기 채널 잔차 처리 결과에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 표준편차로 이루어지는 제2 표준편차 특징맵을 생성하는 단계; 상기 제2 평균 특징맵과 상기 제2 표준편차 특징맵을 연결(concatenation)하고 다층 퍼셉트론에 따른 소정의 합성곱층들을 사용하여 각 채널에서 각 픽셀에 대해 활성화 함수를 이용해 정규화하는 단계; 및 상기 채널 잔차 처리 결과와 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵을 기초로 상기 공간 잔차 처리 결과를 생성하는 단계를 포함한다.
- [0011] 상기 활성화 함수는 시그모이드 함수인 것이 바람직하다.
- [0012] 상기 공간 잔차 처리 결과를 생성하는 단계에서, 상기 채널 잔차 처리 결과와 상기 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값(element wise product)을 상기 공간 잔차 처리 결과로 생성할 수 있다.
- [0013] 그리고, 본 발명의 다른 일면에 따른 이미지 처리 장치에서 이미지 처리 기능을 구현하기 위한 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체는, 입력 이미지에 대해 다층 퍼셉트론에 따른 합성곱층들을 이용하여 잔차 특징맵을 생성하는 기능; 상기 잔차 특징맵에 대하여 각 채널의 평균적 특징들을 합성하기 위한 채널 잔차 처리를 수행하는 기능; 상기 채널 잔차 처리의 결과에 대하여 채널들 전체의 평균적 특징을 합성하기 위한 공간 잔차 처리를 수행하는 기능; 상기 입력 이미지와 상기 공간 잔차 처리의 결과를 기초로 출력 이미지를 생성하는 기능을 수행한다.

발명의 효과

- [0014] 본 발명에 따른 이미지 처리 방법에 따르면, 딥러닝 기반으로 계층적 잔차 특징을 학습(딥러닝)하여 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 대조(contrast) 강화를 위해 공간 주의 메커니즘과 채널 주의 메커니즘을 융합한 잔차 정보를 특징 정보와 함께 반복적으로 처리하는 과정을, 딥러닝 기반으로 처리하여, 하드웨어 부담없이 경량의 이미지의 해상도 향상 방법을 제공할 수 있는 이미지 처리 방법을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0015] 본 발명에 관한 이해를 돕기 위해 상세한 설명의 일부로 포함되는 첨부도면은, 본 발명에 대한 실시예를 제공하고 상세한 설명과 함께 본 발명의 기술적 사상을 설명한다.

도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치를 설명하기 위한 개략도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치에서 수행되는 이미지 처리 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0016] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 대해서 자세히 설명한다. 이때, 각각의 도면에서 동일한 구성 요소는 가능한 동일한 부호로 나타낸다. 또한, 이미 공지된 기능 및/또는 구성에 대한 상세한 설명은 생략한다. 이하에 개시된 내용은, 다양한 실시 예에 따른 동작을 이해하는데 필요한 부분을 중점적으로 설명하며, 그 설명의 요지를 흐릴 수 있는 요소들에 대한 설명은 생략한다. 또한 도면의 일부 구성요소는 과장되거나 생략되거나 또는 개략적으로 도시될 수 있다. 각 구성요소의 크기는 실제 크기를 전적으로 반영하는 것이 아니며, 따라서 각각의 도면에 그려진 구성요소들의 상대적인 크기나 간격에 의해 여기에 기재되는 내용들이 제한되는 것은 아니다.
- [0017] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 본 발명의 실시 예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, "포함" 또는 "구비"와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다.
- [0018] 또한, 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되는 것은 아니며, 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.
- [0019] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치를 설명하기 위한 개략도이다.
- [0020] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)는, 잔차 특징맵 생성 모듈(110), 채널 잔차 처리부(120), 공간 잔차 처리부(130), 및 출력부(140)를 포함할 수 있다.
- [0021] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)를 구성하는 잔차 특징맵 생성 모듈(110), 채널 잔차 처리부(120), 공간 잔차 처리부(130), 및 출력부(140) 각각의 장치는, 반도체 프로세서와 같은 하드웨어, 응용 프로그램과 같은 소프트웨어, 또는 이들의 결합으로 구현될 수 있으며, 또한, 본 발명의 이미지 처리 과정의 수행을 위하여 필요한 데이터나 설정 정보 등을 저장하기 위한 메모리를 포함할 수 있다(도 3 참조). 여기서 잔차 특징맵 생성 모듈(110), 채널 잔차 처리부(120), 공간 잔차 처리부(130), 및 출력부(140) 각각의 기능에 대하여 설명하지만, 이들 구성 요소들은 2 이상이 결합되어 하나의 블록으로 구현되는 것도 가능하다.
- [0022] 이하, 이미지 처리 장치(100)의 프로세서에서 수행되는 잔차 특징맵 생성 모듈(110), 채널 잔차 처리부(120), 공간 잔차 처리부(130), 및 출력부(140)의 각 기능을 자세히 설명한다.
- [0023] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)에서 수행되는 이미지 처리 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.
- [0024] 도 2를 참조하면, 먼저, 잔차 특징맵 생성 모듈(110)은 입력 이미지(Fin)를 수신하면(S110), 입력 이미지(Fin)에 대해 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)에서의 다층 퍼셉트론(mlp)에 따른 합성곱층들을 이용하여 잔차 특징맵 $X = f_{mlp}(F_{in})$ 을 생성한다(S120). 잔차 특징맵(X)의 이미지 정보는, 세로 픽셀수 H * 가로 픽셀수 W * 채널 수 C로 구성될 수 있다. 입력 이미지(Fin)는 잔차 특징맵(X)과 세로 픽셀수 H * 가로 픽셀수 W가 같거나 더 큰 것이 바람직하고, 채널 수 C에 있어서도 잔차 특징맵(X)과 같거나 더 큰 것이 바람직하다.
- [0025] 채널 잔차 처리부(120)는 잔차 특징맵(X)에 대하여 각 채널의 평균적 특징들을 합성하기 위한 채널 잔차 처리를

수행하여 채널 잔차 처리의 결과 $Y = X * \sigma(f_{mlp}(W_c^{avg}) + f_{mlp}(W_c^{std}))$ 를 출력한다(S130).

[0026] 이를 위하여, 채널 잔차 처리부(120)는, 도 1과 같이, 평균 특징맵 생성부(121), 표준편차 특징맵 생성부(122), 연결(concatenation)부(123), 정규화부(124), 및 원소별 곱셈부(125)를 포함할 수 있다.

[0027] 평균 특징맵 생성부(121)는, 잔차 특징맵(X)에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값 w_c^{avg} 을 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론(mlp)에 따른 제2 합성곱층들을 이용하여 평균 특징맵(f1)을 생성한다. 평균 특징맵 생성부

$$w_c^{avg} = \frac{1}{HW} \sum_{(i,j) \in x_c} x_c^{i,j}$$
 (121)는 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값을 와 같이 산출할 수 있으며(x_c 는 채널c의 픽셀 i,j의 원소값), 각 채널에서의 픽셀 휘도 평균값 w_c^{avg} 에 비례하도록 채널들에 가중치가 적용되도록 상기 합성곱층들을 이용하여 상기 평균 특징맵(f1)을 생성할 수 있다.

[0028] 표준편차 특징맵 생성부(122)는 잔차 특징맵(X)에 대하여 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차 w_c^{std} 를 가중 합성하기 위해 다층 퍼셉트론에 따른 제3 합성곱층들을 이용하여 표준편차 특징맵(f2)을 생성할 수 있다. 표준편차

$$w_c^{std} = \sqrt{\frac{1}{HW} \sum_{(i,j) \in x_c} (x_c^{i,j} - \frac{1}{HW} \sum_{(i,j) \in x_c} x_c^{i,j})^2}$$
 특징맵 생성부(122)는 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차를 와 같이 산출할 수 있으며(x_c 는 채널c의 픽셀 i,j의 원소값), 각 채널에서의 픽셀 휘도 표준편차 w_c^{std} 에 비례하도록 채널들에 가중치가 적용되도록 상기 합성곱층들을 이용하여 상기 표준편차 특징맵(f2)을 생성할 수 있다.

[0029] 연결부(123)는 상기 평균 특징맵(f1)과 상기 표준편차 특징맵(f2)을 연결(concatenation)한다.

[0030] 정규화부(124)는 각 채널에서 각 픽셀에 대해 활성화 함수를 이용해 정규화한다. 예를 들어, 정규화부(124)는 상기 활성화 함수로서 시그모이드 함수를 이용할 수 있다.

[0031] 원소별 곱셈부(125)는 상기 잔차 특징맵(X)과 정규화부(124)에서 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵을 기초로 상기 채널 잔차 처리 결과 $Y = X * \sigma(f_{mlp}(W_c^{avg}) + f_{mlp}(W_c^{std}))$ 를 생성할 수 있다. 원소별 곱셈부(125)는 상기 잔차 특징맵(X)과 정규화부(124)에서 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈값(element wise product)을 상기 채널 잔차 처리 결과 $Y = X * \sigma(f_{mlp}(W_c^{avg}) + f_{mlp}(W_c^{std}))$ 로 생성한다.

[0032] 한편, 공간 잔차 처리부(130)는 채널 잔차 처리의 결과(Y)에 대하여 채널들 전체의 평균적 특징을 합성하기 위한 공간 잔차 처리를 수행하여 공간 잔차 처리의 결과 $F_{csa} = Y * \sigma(f^{7 \times 7}[W_s^{avg}, W_s^{std}])$ 를 출력한다(S140).

[0033] 이를 위하여, 공간 잔차 처리부(130)는 도 1과 같이, 제2 평균 특징맵 생성부(131), 제2 표준편차 특징맵 생성부(132), 제2 연결부(133), 제2 정규화부(134), 및 제2 원소별 곱셈부(135)를 포함할 수 있다.

[0034] 제2 평균 특징맵 생성부(131)는 상기 채널 잔차 처리 결과(Y)에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 평균값 $w_{i,j}^{avg}$ 으로 이루어지는 제2 평균 특징맵 W_s^{avg} 을 생성할 수 있다. 제2 평균 특징맵 생성부(131)는 채널들

$$w_{i,j}^{avg} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C y_c^{i,j}$$
 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 평균값을 와 같이 산출하여(y_c 는 채널c의 픽셀 i,j의 원소값) 이들로 이루어지는 각 픽셀값들을 제2 평균 특징맵 W_s^{avg} 으로 생성할 수 있다.

[0035] 제2 표준편차 특징맵 생성부(132)는 상기 채널 잔차 처리 결과(Y)에 대하여 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 표준편차 $w_{i,j}^{std}$ 로 이루어지는 제2 표준편차 특징맵 W_s^{std} 을 생성할 수 있다. 제2 표준편차 특징맵 생성부

$$w_{i,j}^{std} = \sqrt{\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C (y_c^{i,j} - \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C y_c^{i,j})^2}$$
 (132)는 채널들 전체의 각 픽셀에서의 픽셀 휘도 표준편차를 와 같이 산출하

여(y_c 는 채널 c 의 픽셀 i, j 의 원소값) 이들로 이루어지는 각 픽셀값들을 제2 표준편차 특징맵 W_s^{std} 으로 생성할 수 있다.

[0036] 제2 연결부(133)는 상기 제2 평균 특징맵 W_s^{avg} 과 상기 제2 표준편차 특징맵 W_s^{std} 을 연결(concatenation)한다.

[0037] 제2 정규화부(134)는 다층 퍼셉트론에 따른 소정의 합성곱층들을 사용하여 각 채널에서 각 픽셀에 대해 활성화 함수를 이용해 정규화할 수 있다. 제2 정규화부(134)는 상기 활성화 함수로서 시그모이드(sigmoid) 함수를 이용할 수 있다. 제2 정규화부(134)는 상기 소정의 합성곱층들에, 중요한 공간 위치를 식별하는데 도움이 되는 $f^{7 \times 7}$, 즉, 커널 사이즈 7×7 픽셀을 이용할 수 있다.

[0038] 제2 원소별 곱셈부(135)는 상기 채널 잔차 처리 결과(Y)와 제2 정규화부(134)에서 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵을 기초로 상기 공간 잔차 처리 결과(F_{csa})를 생성할 수 있다. 제2 원소별 곱셈부(135)는 상기 채널 잔차 처리 결과(Y)와 제2 정규화부(134)에서 정규화된 픽셀값들로 이루어진 특징맵에 대한 각 행렬의 원소별 곱셈(element wise product)을 상기 공간 잔차 처리 결과 $F_{csa} = Y * \sigma(f^{7 \times 7}[W_s^{avg}, W_s^{std}])$ 로 생성할 수 있다.

[0039] 출력부(140)는 입력 이미지(F_{in})와 공간 잔차 처리의 결과(F_{csa})를 기초로 출력 이미지 $F_{out} = F_{csa} + F_{in}$ 를 생성한다(S150). 출력부(140)는 상기 입력 이미지(F_{in})와 공간 잔차 처리의 결과(F_{csa})에 대한 각 행렬의 원소별 합산값(element wise sum)을 출력 이미지 $F_{out} = F_{csa} + F_{in}$ 로 생성할 수 있다.

[0040] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치(100)의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

[0041] 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)의 잔차 특징맵 생성 모듈(110), 채널 잔차 처리부(120), 공간 잔차 처리부(130), 및 출력부(140) 각각의 장치는, 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 결합으로 이루어질 수 있다. 예를 들어, 상기 각각의 장치는 위와 같은 기능/단계/과정들을 수행하기 위한 적어도 하나의 프로세서를 갖는 도 3과 같은 컴퓨팅 시스템(1000) 또는 인터넷 상의 서버 형태로 구현될 수 있다. 이미지 처리 장치(100) 전체가 하나의 프로세서를 갖는 도 3과 같은 컴퓨팅 시스템(1000) 또는 인터넷 상의 서버 형태로 구현될 수도 있다.

[0042] 컴퓨팅 시스템(1000)은 버스(1200)를 통해 연결되는 적어도 하나의 프로세서(1100), 메모리(1300), 사용자 인터페이스 입력 장치(1400), 사용자 인터페이스 출력 장치(1500), 스토리지(1600), 및 네트워크 인터페이스(1700)를 포함할 수 있다. 프로세서(1100)는 중앙 처리 장치(CPU) 또는 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600)에 저장된 명령어들에 대한 처리를 실행하는 반도체 장치일 수 있다. 메모리(1300) 및 스토리지(1600)는 다양한 종류의 휘발성 또는 불휘발성 저장 매체를 포함할 수 있다. 예를 들어, 메모리(1300)는 ROM(Read Only Memory)(1310) 및 RAM(Random Access Memory)(1320)을 포함할 수 있다. 또한, 네트워크 인터페이스(1700)는 스마트폰, 노트북 PC, 데스크탑 PC 등 해당 장치에서의 유선 인터넷 통신이나 WiFi, WiBro 등 무선 인터넷 통신, WCDMA, LTE 등 이동통신을 지원하는 모뎀 등의 통신 모듈이나, 근거리 무선 통신 방식(예, 블루투스, 지그비, 와이파이 등)의 통신을 지원하는 모뎀 등의 통신모듈을 포함할 수 있다.

[0043] 따라서, 본 명세서에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계는 프로세서(1100)에 의해 실행되는 하드웨어, 소프트웨어 모듈, 또는 그 2 개의 결합으로 직접 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM 메모리, 플래시 메모리, ROM 메모리, EPROM 메모리, EEPROM 메모리, 레지스터, 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM과 같이 컴퓨터 등 장치로 판독 가능한 저장/기록 매체(즉, 메모리(1300) 및/또는 스토리지(1600))에 상주할 수도 있다. 예시적인 저장 매체는 프로세서(1100)에 커핑되며, 그 프로세서(1100)는 저장 매체로부터 정보(코드)를 판독할 수 있고 저장 매체에 정보(코드)를 기입할 수 있다. 다른 방법으로, 저장 매체는 프로세서(1100)와 일체형일 수도 있다. 프로세서 및 저장 매체는 주문형 집적회로(ASIC) 내에 상주할 수도 있다. ASIC는 사용자 단말기 내에 상주할 수도 있다. 다른 방법으로, 프로세서 및 저장 매체는 사용자 단말기 내에 개별 컴포넌트로서 상주할 수도 있다.

[0044] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 이미지 처리 장치(100)의 이미지 처리 방법에 따르면, 합성곱 신경망의 딥러닝 기반으로 계층적 잔차 특징을 학습(딥러닝)하여 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 대조(contrast) 강화

를 위해 공간 주의 메커니즘과 채널 주의 메커니즘을 융합한 잔차 정보를 특징 정보와 함께 반복적으로 처리하는 과정을, 딥러닝 기반으로 처리하여, 하드웨어 부담없이 경량의 이미지의 해상도 향상 방법을 제공할 수 있다.

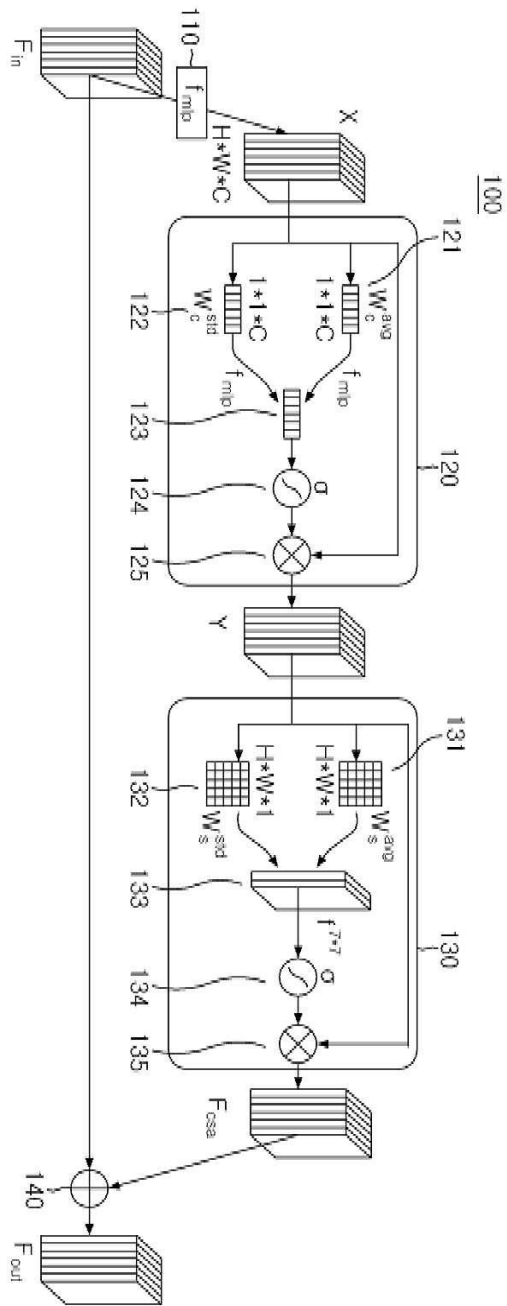
[0045] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 기술 사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

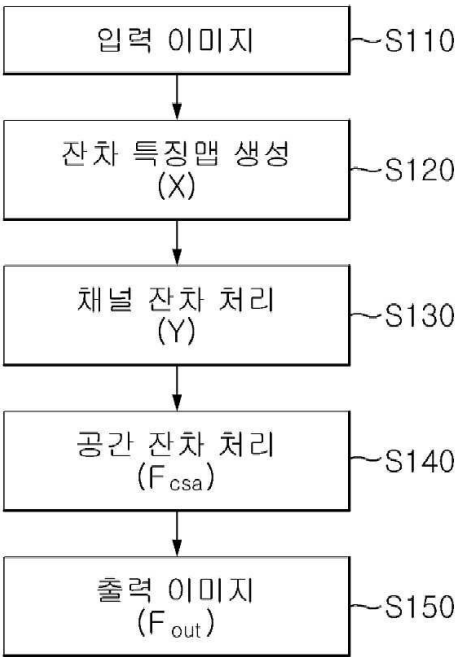
[0046] 잔차 특징맵 생성 모듈(110)
채널 잔차 처리부(120)
공간 잔차 처리부(130)
출력부(140)

도면

도면1



도면2



도면3

