



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년07월12일
(11) 등록번호 10-2554665
(24) 등록일자 2023년07월07일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2019.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06T 5/20 (2006.01)
- (52) CPC특허분류
G06T 5/002 (2023.01)
G06N 3/08 (2023.01)
- (21) 출원번호 10-2022-0019174
- (22) 출원일자 2022년02월14일
심사청구일자 2022년02월14일
- (65) 공개번호 10-2023-0094095
- (43) 공개일자 2023년06월27일
- (30) 우선권주장
1020210182797 2021년12월20일 대한민국(KR)
- (56) 선행기술조사문헌

- (73) 특허권자
포항공과대학교 산학협력단
경상북도 포항시 남구 청암로 77 (지곡동)
- (72) 발명자
이승용
서울특별시 마포구 서강대길 40, 104동 1902호
손형석
경상북도 포항시
(뒷면에 계속)
- (74) 대리인
특허법인이상

(뒷면에 계속)

전체 청구항 수 : 총 14 항

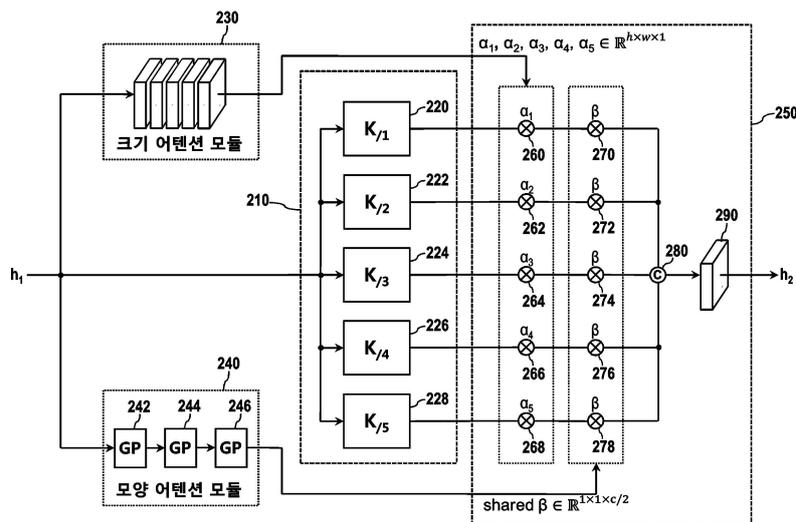
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 역커널 기반 디포커스 블러 제거 방법 및 장치

(57) 요약

역커널을 기반으로 이미지 내에 있는 디포커스 블러를 효과적으로 제거하는 방법을 제공한다. 본 발명의 일 측면에 따른 디포커스 디블러링 방법은 입력 영상에서 디포커스 블러를 제거하기 위한 것으로서, 입력 영상을 인코더 네트워크에 의해 인코딩하여 특징맵을 생성하는 단계; 병렬 배치된 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 아트러스 컨볼루션 네트워크에 의해 상기 특징맵을 필터링하여, 블러 성분을 감소된 특징맵을 생성하는 단계; 디코더 네트워크에 의해, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵과 상기 입력 영상으로부터 블러가 감소된 출력 영상을 생성하는 단계;를 포함한다.

대표도



(52) CPC특허분류

G06T 5/20 (2023.01)
 G06T 2207/20081 (2013.01)
 G06T 2207/20182 (2013.01)

(72) 발명자

조성현

경상북도 포항시 남구 연일읍 유강길9번길 61, 11
 4동 303호

이준용

경상북도 포항시 북구 양덕로50번길 33, 101동
 1602호

(56) 선행기술조사문헌

Donghyeon Lee ET AL: "Wide Receptive Field and Channel Attention Network for JPEG Compressed Image Deblurring", Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, 19-25 June 2021, pp. 304-313(2021.06.19.) 1부.*

Stephan Brehm ET AL: "High-Resolution Dual-Stage Multi-Level Feature Aggregation for Single Image and Video Deblurring", Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) Workshops, June 2020, pp. 458-459(2020.06.14.) 1부.*

Ye Huang ET AL: "See more than once: Kernel-sharing atrous convolution for semantic segmentation", Neurocomputing, Volume 443, 5 July 2021, Pages 26-34 (2021.07.05.) 1부.*

US20210319538 A1

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711126500
과제번호	2015-0-00174-007
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	SW컴퓨팅산업원천기술개발
연구과제명	(SW 스타랩) 빅 비주얼 데이터 기반의 고품질 사진 메이크업 SW 개발
기여율	70/100
과제수행기관명	포항공과대학교 산학협력단
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711127056
과제번호	2020R1C1C1014863
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구
연구과제명	저조도 영상 개선 및 인식을 위한 실제 학습 데이터 생성 및 가상 데이터 생성 방법

연구

기여율	20/100
과제수행기관명	포항공과대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711125943
과제번호	2019-0-01906-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	인공지능대학원지원(포항공과대학교)
기여율	10/100
과제수행기관명	포항공과대학교 산학협력단
연구기간	2021.01.01 ~ 2021.12.31

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

입력 영상에서 디포커스 블러를 제거하는 디포커스 디블러링 방법으로서,

입력 영상을 인코더 네트워크에 의해 인코딩하여 특징맵을 생성하는 단계;

병렬 배치된 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 아트러스 컨볼루션 네트워크에 의해 상기 특징맵을 필터링하여, 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하는 단계; 및

디코더 네트워크에 의해, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵과 상기 입력 영상으로부터 블러가 감소된 출력 영상을 생성하는 단계;

를 포함하고,

상기 아트러스 컨볼루션 네트워크는

상기 특징맵의 각 요소에 대한 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어의 가중치를 나타내는 각 아트러스 컨볼루션 레이어별 픽셀맵을 예측하는 크기 어텐션 모듈;

을 더 포함하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하는 단계가

상기 아트러스 컨볼루션 네트워크를 2회 이상 실행하여 상기 블러 성분을 반복적으로 감소시키는 단계;를 포함하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 3

청구항 1 또는 청구항 2에 있어서, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들이 각각의 컨볼루션 커널의 가중치들을 공유하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들이 서로 다른 팽창율로 팽창된 커널을 사용하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 5

청구항 4에 있어서, 상기 아트러스 컨볼루션 네트워크가

병렬로 배치되어 있고 상기 특징맵과 각각의 커널 간의 컨볼루션을 연산하는 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 팽창 컨볼루션 모듈; 및

상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 연결하고, 연결 결과와 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합치는 융합 모듈;

을 포함하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트러스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵을 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득하며, 상기 연결 결과와 상기 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합치는 디포커스 디블러링

방법.

청구항 7

청구항 5에 있어서, 상기 아트러스 컨볼루션 네트워크

상기 입력 영상에서 픽셀 위치에 따른 상기 디포커스 블러의 모양의 변화를 보완하기 위한 채널별 가중치 벡터를 결정하는 모양 어텐션 모듈;

을 더 포함하고,

상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트러스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵과 상기 채널별 가중치 벡터를 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득하는 디포커스 디블러링 방법.

청구항 8

입력 영상에서 디포커스 블러를 제거하는 디포커스 디블러링 장치로서,

프로그램 명령들을 저장하는 메모리와; 상기 메모리에 접속되고 상기 메모리에 저장된 상기 프로그램 명령들을 실행하는 프로세서;를 구비하며,

상기 프로세서는 상기 프로그램 명령들을 실행함으로써:

입력 영상을 인코딩하여 특징맵을 생성하고;

병렬 배치된 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 아트러스 컨볼루션 네트워크에 의해 상기 특징맵을 필터링하여, 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하고;

상기 블러 성분이 감소된 특징맵과 상기 입력 영상으로부터 블러가 감소된 출력 영상을 생성하고,

상기 아트러스 컨볼루션 네트워크

상기 특징맵의 각 요소에 대한 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어의 가중치를 나타내는 각 아트러스 컨볼루션 레이어별 픽셀맵을 예측하는 크기 어텐션 모듈;

을 더 포함하는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 9

청구항 8에 있어서, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하는 프로그램 명령들은 상기 프로세서로 하여금:

상기 아트러스 컨볼루션 네트워크를 2회 이상 실행하여 상기 블러 성분을 반복적으로 감소시키는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 10

청구항 8 또는 청구항 9에 있어서, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들이 각각의 컨볼루션 커널의 가중치들을 공유하는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 11

청구항 10에 있어서, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들이 서로 다른 팽창율로 팽창된 커널을 사용하는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 12

청구항 11에 있어서, 상기 아트러스 컨볼루션 네트워크

병렬로 배치되어 있고 상기 특징맵과 각각의 커널 간의 컨볼루션을 연산하는 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 팽창 컨볼루션 모듈; 및

상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 연결하고, 연결 결과와 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합치는 융합 모듈;

을 포함하는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 13

청구항 12에 있어서,

상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트러스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵을 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득하며, 상기 연결 결과와 상기 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합치는 디포커스 디블러링 장치.

청구항 14

청구항 12에 있어서, 상기 아트러스 컨볼루션 네트워크

상기 입력 영상에서 픽셀 위치에 따른 상기 디포커스 블러의 모양의 변화를 보완하기 위한 채널별 가중치 벡터를 결정하는 모양 어텐션 모듈;

을 더 포함하고,

상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트러스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵과 상기 채널별 가중치 벡터를 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득하는 디포커스 디블러링 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 영상의 화질 향상 방법 및 장치에 관한 것으로서, 보다 상세하게는, 디포커스 블러를 제거하거나 감소시키는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 디포커스 블러(defocus blur)는 영상 촬영 시에 초점이 맞지 않아 발생하는 블러로, 심도가 얇은 카메라 환경에서 빈번히 발생하는 현상이다. 카메라의 조리개 모양과 렌즈 디자인이 블러의 모양을 결정하고 블러의 크기는 장면내 점의 깊이와 카메라 고유의 파라미터수에 따라 달라진다. 초점이 맞지 않은 이미지에서, 블러 크기의 공간적 변화는 큰 반면에, 블러 모양의 공간적 변화는 상대적으로 작다. 크기와 모양이 모두 공간적으로 변하는 디포커스 블러를 정확하게 추정하고 제거하기는 쉽지 않다.

[0003] 포커스 블러가 발생하게 되면 비가역적인 정보 손실이 일어나고 영상의 화질이 크게 떨어진다. 이를 해결하기 위하여 여러 디블러링 방법들이 제안되었다. 전통적인 2단계 디포커스 블러 제거 방식의 경우 보통 디포커스 블러의 커널이 가우시안(Gaussian) 또는 디스크 (disk) 모양과 같은 등방성(isotropic)이라고 가정하고 블러의 크기만 추정함으로써 디블러링 즉, 블러 제거의 복잡도를 감소시킨다. 그리고 추정된 크기와 가정된 모델을 바탕으로 픽셀마다 블러의 크기를 포함하는 디포커스 맵을 추정한 다음, 논블라인드 디컨볼루션(non-blind deconvolution)을 수행하여 블러를 제거한다. 이때 가정된 블러 모델과 실제 블러의 차이나 블러 크기 추정의 에러, 논블라인드 디컨볼루션의 성능 등 여러 가지 요인으로 인해 블러 제거 성능에 제약이 있었다. 예를 들어, 현실에서의 디포커스 이미지는 가우시안이나 디스크 모양보다 더 복잡한 커널 모양을 가질 수 있으며, 이러한 불일치는 종종 정확한 디포커스 맵 추정과 성공적인 디포커스 디블러링을 방해한다.

[0004] 최근 딥러닝 기반의 블러 제거 방법도 다양하게 제안되고 있다. 그러나 해당 방법에서 사용되는 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network; CNN) 구조는 픽셀마다 블러 커널이 변화하는 디포커스 블러의 제거에 특화되어 있지 않아서, 이를 수행하기 위해서는 큰 계산량이 필요하고 성능도 제약이 있었다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 본 발명의 예시적 실시예는 역커널을 기반으로 이미지 내에 있는 디포커스 블러를 효과적으로 제거하는 방법을 제공한다.

[0006] 본 발명의 예시적 실시예에는 역커널을 기반으로 이미지 내에 있는 디포커스 블러를 효과적으로 제거할 수 있는 장치를 제공한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명은 역커널을 기반으로 디포커스 디블러링을 하되, 복잡성도 줄이기 위하여 블러의 크기가 크게 변하더라도 블러의 모양은 초점이 맞지 않은 이미지에서도 유사하다는 디포커스 블러의 속성을 이용한다. 그렇지만, 종래와 같이 특정 블러 모양을 가정하는 대신에, 한 영상에서 공통되는 기준 블러 모양을 예측하고, 픽셀 위치별로 블러 크기만 예측함으로써 블러의 크기가 변하는 디포커스 블러를 효과적으로 제거한다. 몇 개의 크기에 대해서만 기초가 되는 역커널을 생성하고, 다른 크기의 블러는 기본 역커널들들에 의한 블러 제거 결과를 결합함으로써 제거할 수 있다. 픽셀별로 각 역커널에 의한 결과를 결합하는 가중치를 달리하여 픽셀 별로 다른 크기의 역커널을 사용하여 블러 제거를 하는 결과를 가져올 수 있다. 각 커널에 해당하는 각 컨볼루션 레이어가 동일한 블러 모양에 대응할 수 있도록 하기 위해서, 컨볼루션 레이어들은 커널 가중치를 공유한다. 컨볼루션 커널들의 크기가 다르면 커널을 이루는 가중치의 수가 다르기 때문에 직접적인 가중치 공유가 불가능할 수 있기 때문에, 예시적인 실시예에서는 팽창된(dilated) 커널을 사용하여 컨볼루션 레이어들 간의 가중치가 공유되도록 한다. 이와 같이 팽창된 커널을 이용하면 커널을 이루는 가중치들의 수를 유지하면서 다양한 커널 크기를 표현할 수 있다.

[0008] 본 발명의 일 측면에 따르면, 입력 영상에서 디포커스 블러를 제거하는 디포커스 디블러링 방법이 제공된다. 디포커스 디블러링 방법은 입력 영상을 인코더 네트워크에 의해 인코딩하여 특징맵을 생성하는 단계; 병렬 배치된 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 아트리스 컨볼루션 네트워크에 의해 상기 특징맵을 필터링하여, 블러 성분을 감소된 특징맵을 생성하는 단계; 디코더 네트워크에 의해, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵과 상기 입력 영상으로부터 블러가 감소된 출력 영상을 생성하는 단계;를 포함한다.

[0009] 상기 블러 성분을 감소된 특징맵을 생성하는 단계는 상기 아트리스 컨볼루션 네트워크를 2회 이상 실행하여 상기 블러 성분을 반복적으로 감소시키는 단계를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들은 각각의 컨볼루션 커널의 가중치들을 공유할 수 있다. 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들은 서로 다른 팽창율로 팽창된 커널을 사용할 수 있다.

[0011] 상기 아트리스 컨볼루션 네트워크는 병렬로 배치되어 있고 상기 특징맵과 각각의 커널 간의 컨볼루션을 연산하는 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 팽창 컨볼루션 모듈; 및 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들의 출력을 연결하고, 연결 결과와 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합치는 융합 모듈;을 포함할 수 있다.

[0012] 상기 아트리스 컨볼루션 네트워크는 상기 특징맵의 각 요소에 대한 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어의 가중치를 나타내는 각 아트리스 컨볼루션 레이어별 픽셀맵을 예측하는 크기 어텐션 모듈을 더 포함할 수 있다. 이 경우, 상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트리스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵을 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득하며, 상기 연결 결과와 상기 네트워크 가중치와의 컨볼루션을 연산함으로써, 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들의 출력을 비선형적으로 합칠 수 있다.

[0013] 상기 아트리스 컨볼루션 네트워크는 상기 입력 영상에서 픽셀 위치에 따른 상기 디포커스 블러의 모양의 변화를 보완하기 위한 채널별 가중치 벡터를 결정하는 모양 어텐션 모듈을 더 포함할 수 있다. 이 경우, 상기 융합 모듈은 상기 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들의 출력과 해당 아트리스 컨볼루션 레이어에 대한 상기 픽셀맵과 상기 채널별 가중치 벡터를 곱하고 연결하여 상기 연결 결과를 획득할 수 있다.

[0014] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 입력 영상에서 디포커스 블러를 제거하는 디포커스 디블러링 장치가 제공된다. 디포커스 디블러링 장치는 프로그램 명령들을 저장하는 메모리와, 상기 메모리에 접속되고 상기 메모리에 저장된 상기 프로그램 명령들을 실행하는 프로세서를 구비한다. 상기 프로그램 명령들은 상기 프로세서에 의해 실행될 때 상기 프로세서로 하여금: 입력 영상을 인코딩하여 특징맵을 생성하고, 병렬 배치된 복수의 아트리스 컨볼루션 레이어들을 포함하는 아트리스 컨볼루션 네트워크에 의해 상기 특징맵을 필터링하여, 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하고, 상기 블러 성분이 감소된 특징맵과 상기 입력 영상으로부터 블러가 감소된 출력 영상을 생성하게 한다.

[0015] 상기 블러 성분이 감소된 특징맵을 생성하는 프로그램 명령들은 상기 프로세서로 하여금 상기 아트리스 컨볼루션 네트워크를 2회 이상 실행하게 하여 상기 블러 성분을 반복적으로 감소시킬 수 있다.

발명의 효과

- [0016] 본 발명의 일 실시예에 따른 디포커스 블러 제거 방법은, 디포커스 영상 내에서 픽셀 위치에 따라 디포커스 블러의 모양은 유지되며 블러의 크기가 주로 변한다는 디포커스 블러의 특성과, 블러 모양이 일정한 채 그 크기만 변할 경우 해당 블러에 대응하는 역커널 또한 모양은 일정하고 크기만 변한다는 인버스 커널의 특성을 활용하여, 디포커스 블러를 제거한다.
- [0017] 특히, 예시적인 실시예에 따르면, 각기 다른 커널 크기를 사용하는 복수의 컨볼루션 레이어들을 병렬적으로 사용하고, 상기 복수의 컨볼루션 레이어들의 출력을 선형 결합에 의해 합침으로써, 임의의 크기의 디포커스 블러를 효율적으로 다룰 수 있게 된다. 나아가, 상기 복수의 컨볼루션 레이어들의 컨볼루션 커널들은 가중치를 공유하며, 가중치 공유가 확실히 이루어지도록 상기 복수의 컨볼루션 레이어들은 서로 다른 팽창율로 팽창된 커널을 사용하는 아트러스 컨볼루션 레이어들로 구성될 수 있다. 아울러, 픽셀 위치에 따른 컨볼루션 커널의 크기 차이와 미미한 모양 차이는 크기 및 모양 어텐션 모듈들에 의해 보상될 수 있다.
- [0018] 이에 따라, 본 발명의 디포커스 블러 제거 방법은 픽셀 별로 블러 커널이 변하는 디포커스 블러를 효과적으로 제거할 수 있다. 특히, 디포커스 블러의 특성과 인버스 커널 기반의 블러 제거 방식의 특성을 최대한 활용하여 컨볼루션 신경망 구조를 구성하였기 때문에, 기존 컨볼루션 신경망보다 훨씬 작은 네트워크 크기와 계산량으로 더 높은 블러 제거 성능을 달성하였다.

도면의 간단한 설명

- [0019] 도 1은 블러 커널을 업샘플링한 커널의 역커널과 블러 커널의 역커널을 업샘플링한 커널에 의해 디블러링한 이미지를 대비하여 보여주는 사진들이다.
- 도 2는 본 발명의 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 장치의 블록도이다.
- 도 3은 디포커스 디블러링 장치의 보다 구체적인 구조의 일 예를 정리한 표이다.
- 도 4는 도 2에 도시된 커널-공유 병렬 아트러스 컨볼루션 유닛의 상세 블록도이다.
- 도 5는 커널-공유 병렬 아트러스 컨볼루션 유닛의 보다 구체적인 구조의 일 예를 정리한 표이다.
- 도 6은 도 2에 도시된 디포커스 디블러링 장치의 일 실시예의 물리적 구성을 보여주는 블록도이다.
- 도 7은 본 발명의 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 방법을 보여주는 흐름도이다.
- 도 8은 본 발명의 다른 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 장치의 블록도이다.
- 도 9는 디포커스 디블러링 장치에서 가중치 공유의 효과를 PSNR과 파라미터 수 측면에서 평가한 결과를 정리한 표이다.
- 도 10은 KPAC 블록이 2개인 2블록 네트워크의 첫 번째 블록에서 서로 다른 아트러스 컨볼루션 레이어들에 대한 크기 어텐션 맵의 시각화 결과를 보여준다.
- 도 11은 KAPC 블록의 숫자에 따른 블러 제거 효과를 정리한 표이다.
- 도 12는 종래의 디블러링 방법과의 정량적 비교 결과를 정리한 표이다.
- 도 13은 본 발명의 예시적인 실시예에 따른 컨볼루션 신경망의 결과를 최신 디포커스 블러 제거 방법과 함께 보여주는 사진들이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0020] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 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.
- [0021] 제1, 제2, 등의 서수가 다양한 구성요소들을 설명하는 데 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.

- [0022] 본 출원의 실시예들에서, "A 및 B 중에서 적어도 하나"는 "A 또는 B 중에서 적어도 하나" 또는 "A 및 B 중 하나 이상의 조합들 중에서 적어도 하나"를 의미할 수 있다. 또한, 본 출원의 실시예들에서, "A 및 B 중에서 하나 이상"은 "A 또는 B 중에서 하나 이상" 또는 "A 및 B 중 하나 이상의 조합들 중에서 하나 이상"을 의미할 수 있다.
- [0023] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있거나 "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" 있거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는, 중간에 다른 구성요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다.
- [0024] 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.
- [0025] 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 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0026] 이하, 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다. 본 발명을 설명함에 있어 전체적인 이해를 용이하게 하기 위하여 도면상의 동일한 구성요소에 대해서는 동일한 참조부호를 사용하고 동일한 구성요소에 대해서 중복된 설명은 생략한다.
- [0027] 먼저, 본 발명에 의한 역커널을 기반으로 한 디포커스 디블러링 방법의 이론적 근거에 대하여 살펴본다.
- [0028] 블러가 있는 영상은 다음 수학적 1과 같이 블러가 없는 깨끗한 영상과 블러 커널의 컨볼루션으로 표현하는 간단한 블러 모델로 표현할 수 있다.

수학적 1

[0029] $y = k * x$

[0030] 여기서, 'y'는 블러가 있는 흐릿한 영상, 'x'는 블러가 없는 선명한 영상, k는 블러 커널을 나타낸다. 일반적으로 컨볼루션 연산은 주파수 영역에서 픽셀별 곱셈으로 표현되므로, 수학적 1은 수학적 2로 변환될 수 있다.

수학적 2

[0031] $F(y) = F(k) \cdot F(x)$

[0032] 여기서, 'F()'는 이산 푸리에 변환을 나타낸다. 따라서 주파수 영역에서는 블러가 있는 흐릿한 영상 F(x)에 블러 커널 F(k)의 역수를 곱함으로써 깨끗한 영상 F(x)를 구할 수 있고, 이를 원래의 공간 영역으로 역변환하면, 다음과 같이 역커널 k^\dagger 로 깨끗한 영상 x를 나타낼 수 있다.

수학식 3

$$\begin{aligned} x &= F^{-1}\left(\frac{1}{F(k)}\right) * F^{-1}(F(y)) \\ &= F^{-1}\left(\frac{1}{F(k)}\right) * y \\ &= k^\dagger * y \end{aligned}$$

[0033]

[0034] 여기서, 'F⁻¹()'는 역 이산 푸리에 변환을 나타내고, k[†]는 공간적 의사 역커널(spatial pseudo inverse kernel)이다.

[0035] 역커널을 기반으로 블러를 제거하는 것은 컨볼루션 신경망과 마찬가지로 컨볼루션 연산을 통해 수행되기 때문에, 두 방법은 비슷한 특성을 공유한다. 즉 역커널을 기반으로 한 블러 제거와 컨볼루션 신경망은 연산 과정에서 유사성이 있다고 볼 수 있다. 본 발명에서는 역커널을 기반으로 한 블러 제거를 컨볼루션 신경망을 이용해서 구현한다.

[0036] 디포커스 블러의 경우, 픽셀 위치에 따라서 블러 커널이 변하기 때문에 이를 제거하기 위해서는 픽셀 위치마다 각기 다른 역커널이 필요하다. 그러나 픽셀마다 각기 다른 역커널을 새로 예측하여 적용하는 것은 매우 비효율적이다. 연산의 역커널 예측과 적용의 효율성을 높이기 위하여, 발명자들은 디포커스 블러 제거를 위한 역커널의 특성을 분석하였으며, 유의미한 특성을 도출하였다. 즉, 영상 내에서 디포커스 블러의 모양은 거의 변하지 않으면서 픽셀 위치에 따라 그 블러 크기가 주로 변화한다. 그리고 블러 커널의 모양은 유지된 채 픽셀 위치에 따라서 블러 크기만 변할 때, 역커널도 마찬가지로 모양은 유지된 채 그 크기만 변한다.

[0037] 이와 같이 블러 커널(k)의 공간적 크기가 변할 때, 그에 상응한 역커널(k[†])의 모양이 동일하게 유지된다면, 임의의 크기의 역커널은 그와 모양이 동일하고 크기가 다른 역커널을 이용하여 수학식 4에 의해 구할 수 있다.

수학식 4

$$\left(\frac{1}{s^2}k_{1s}\right)^\dagger = \frac{1}{s^2}(k^\dagger_{1s})$$

[0038]

[0039] 여기서, '↑s'는 공간 영역에서 스케일 팩터 's'를 사용한 일반적인 업샘플링 연산을 나타낸다. $\frac{1}{s^2}k_{1s}$ 는 상기 스케일 팩터로 업샘플링된 해상도를 가지는 커널을 나타내고, $\left(\frac{1}{s^2}k_{1s}\right)^\dagger$ 는 그 역커널을 나타낸다. 그리고, $\frac{1}{s^2}(k^\dagger_{1s})$ 는 블러 커널(k)의 역커널을 공간적 크기가 변할 때, 그에 상응한 역커널(k[†])을 동일한 스케일 팩터 's'로 업샘플링한 커널을 나타낸다. $\frac{1}{s^2}$ 는 커널의 가중치 값을 정규화하기 위하여 사용된다.

[0040] 수학식 4는 다음과 같이 수학적으로도 증명될 수 있다.

[0041] w×h 크기의 2차원(2D) 이미지 I에 대해 공간적 업샘플링은 I의 이산 푸리에 변환에 대한 제로 패딩으로 수행할 수 있다. 위에서와 같이 공간 영역에서 스케일 팩터 's'를 사용한 업샘플링 연산을 '↑s'로 나타낸다면, 이미지 I의 업샘플링 결과는 'I↑s'로 나타낼 수 있으며, 'I↑s'의 이산 푸리에 변환 'L↑s'는 영역 $\left(-\frac{sw}{2} \leq u \leq \frac{sw}{2}, -\frac{sh}{2} \leq v \leq \frac{sh}{2}\right)$ 에서 정의되며, 다음과 같이 구할 수 있다.

수학식 5

$$L(u, v)_{\uparrow s} = \begin{cases} L(u, v) & (-\frac{sw}{2} \leq u \leq \frac{sw}{2}, -\frac{sh}{2} \leq v \leq \frac{sh}{2}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0042]

[0043] 여기서, $L(u, v)$ 는 이미지 1의 이산 푸리에 변환이고 u 와 v 는 주파수 영역에서의 픽셀 인덱스이다. $L(0, 0)$ 은 L 의 DC 성분에 해당한다. 이 제로-패딩 기반 업샘플링은 싱크(sinc) 커널과의 컨볼루션과 수학적으로 동일하다.

[0044] 단순한 표기를 위해, ' $\uparrow s$ '는 사용하여 주파수 영역에서의 업샘플링을 위한 제로-패딩 연산은 물론 공간 영역의 업샘플링 연산에 대해서 공통적으로 사용하기로 한다. 또한 예를 들어 ' $L(u, v)_{\uparrow s}$ '를 ' $L_{\uparrow s}$ '로 나타내며, 그밖의 표기에서도 픽셀 좌표(u, v)는 생략한다.

[0045] 뵘너(Wiener) 디컨볼루션을 사용하여 블러 커널(k)의 역커널(k^\dagger)을 계산할 수 있다. 즉,

수학식 6

$$k^\dagger = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} \right)$$

[0046]

[0047] 여기서 $F(k)$ 는 k 의 이산 푸리에 변환이고 $\overline{F(k)}$ 는 $F(k)$ 의 켈레복소수이다. 나눗셈 연산은 픽셀끼리 수행된다.

ϵ 은 노이즈 파라미터이다. 노이즈가 없을 때($\epsilon=0$), 수학식 6의 우변은 곧바로 역커널 $F^{-1} \left(\frac{1}{F(k)} \right)$ 와 동일하게 된다.

[0048] 먼저 다음 수학식 7을 증명한다.

수학식 7

$$(k_{\uparrow s})^\dagger = k^\dagger_{\uparrow s}$$

[0049]

[0050] 수학식 7의 좌변에서, 블러 커널 k 의 업샘플링은 수학식 8과 같이 제로-패딩 기반 업샘플링을 이용하여 구할 수 있다.

수학식 8

$$(k_{\uparrow s})^\dagger = F^{-1}(F(k)_{\uparrow s})$$

[0051]

[0052] 그러면, 주파수 영역에서 수학식 1로부터 다음 수학식 9를 구할 수 있다.

수학식 9

$$F(k_{\uparrow s}) = F(k)_{\uparrow s} = \begin{cases} F(k) & (-\frac{w}{2} \leq u \leq \frac{w}{2}, -\frac{h}{2} \leq v \leq \frac{h}{2}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0053]

[0054] 수학식 6으로부터, 업샘플링된 커널 $k_{\uparrow s}$ 에 대한 역커널 $(k_{\uparrow s})^\dagger$ 은 다음과 같이 유도될 수 있다.

수학식 10

$$(k_{\uparrow s})^\dagger = F^{-1} \left(\frac{\overline{F(k_{\uparrow s})}}{|F(k_{\uparrow s})|^2 + \epsilon} \right)$$

[0055]

주파수 영역에서 수학식 9로부터 다음 수학식 11을 구할 수 있다.

수학식 11

$$F((k_{\uparrow s})^\dagger) = \frac{\overline{F(k_{\uparrow s})}}{|F(k_{\uparrow s})|^2 + \epsilon}$$

$$= \begin{cases} \frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} & (-\frac{w}{2} \leq u \leq \frac{w}{2}, -\frac{h}{2} \leq v \leq \frac{h}{2}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0057]

$F((k_{\uparrow s})^\dagger)$ 에서 제로패딩된 영역은 $F(k_{\uparrow s})$ 에서도 0으로 유지함을 주목해야 한다.

[0058]

수학식 8와 6을 고려하면, 수학식 7의 우변에서 커널 k 에 대한 업샘플링된 역커널 $k^\dagger_{\uparrow s}$ 은 다음과 같이 유도될 수 있다.

[0059]

수학식 12

$$(k_{\uparrow s})^\dagger = F^{-1}(F(k^\dagger)_{\uparrow s})$$

$$= F^{-1} \left(\left(F \left(F^{-1} \left(\frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} \right) \right) \right)_{\uparrow s} \right)$$

$$= F^{-1} \left(\left(\frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} \right)_{\uparrow s} \right)$$

[0060]

그러면, 주파수 영역에서 수학식 5로부터 다음 수학식 13을 구할 수 있다.

[0061]

수학식 13

$$F(k^\dagger_{\uparrow s}) = \left(\frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} \right)_{\uparrow s}$$

$$= \begin{cases} \frac{\overline{F(k)}}{|F(k)|^2 + \epsilon} & (-\frac{w}{2} \leq u \leq \frac{w}{2}, -\frac{h}{2} \leq v \leq \frac{h}{2}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0062]

수학식 11과 13이 서로 같아야 하므로, 공간 영역에서 이들과 대응하는 양인 $(k_{\uparrow s})^\dagger$ 와 $k^\dagger_{\uparrow s}$ 는 마찬가지로 서로 같게 된다. 따라서 수학식 7이 증명되었다.

[0063]

수학식 4에는 좌변과 우변 모두에 스케일링 팩터가 있다. 수학식 7의 좌변에 있는 업샘플링 연산은 커널 k 의 총 강도(intensity)를 s^2 배만큼 스케일-업한다. 마찬가지로, 수학식 7의 우변에 있는 업샘플링 연산은 역커널 k^\dagger 의 총 강도를 s^2 배만큼 스케일-업한다. 따라서, 좌변과 우변에서 적절히 정규화된 역커널을 구하기 위하

[0064]

여, 좌변에 있는 k_{1s} 과 우변에 있는 k^{\dagger}_{1s} 에 스케일링 팩터 $\frac{1}{s^2}$ 을 적용할 수 있다. 따라서, 수학식 4를 구하게 된다.

[0065] 도 1은, 수학식 4와 관련하여, 블러 커널(k)을 스케일 팩터 's'로 업샘플링한 커널의 역커널 $(\frac{1}{s^2}k_{1s})^{\dagger}$ 과 블러 커널(k)의 역커널(k^{\dagger})을 업샘플링한 커널 $\frac{1}{s^2}(k^{\dagger}_{1s})$ 에 의해 디블러링한 이미지의 예를 보여준다. 도 1에서 (a) 부분은 디포커스 블러로 인하여 초점이 맞지 않는 이미지를 나타내고, (b) 부분은 업샘플링한 커널의 역커널 $(\frac{1}{s^2}k_{1s})^{\dagger}$ 로 디블러링한 이미지의 일 예를 보여주며, (c) 부분은 역커널(k^{\dagger})을 업샘플링한 커널 $\frac{1}{s^2}(k^{\dagger}_{1s})$ 로 디블러링한 이미지의 일 예를 보여준다. 육안으로 보더라도, (b) 부분 이미지와 (c) 부분 이미지는 차이가 없다. 구체적으로, (a) 부분의 흐린 이미지를 생성하는데 사용된 선명한 원본 이미지를 기준으로 (b) 부분 이미지와 (c) 부분 이미지의 최대신호대잡음비(peak signal-to-noise ratio, PSNR)는 각각 21.64dB와 21.59dB 이었고, (b) 부분 이미지와 (c) 부분 이미지 간의 PSNR은 51.09dB로서, 두 이미지는 차이가 거의 없었다. 따라서, 실험적으로도 수학식 4는 타당하다고 할 수 있다.

[0066] 도 1은, 수학식 4와 관련하여, 블러 커널(k)을 공간 영역에서 스케일 팩터 's'로 업샘플링한 커널의 역커널 $(\frac{1}{s^2}k_{1s})^{\dagger}$ 과 그 역커널을 나타낸다. 그리고, $\frac{1}{s^2}(k^{\dagger}_{1s})$ 는 블러 커널(k)의 역커널을 공간적 크기가 변할 때, 그에 상응한 역커널(k^{\dagger})을 동일한 스케일 팩터 's'로 업샘플링한 커널을 나타낸다. $\frac{1}{s^2}$ 은 커널의 가중치 값을 정규화하기 위하여 사용된다.

[0067] 상기 관찰사실을 토대로, 크기는 다르지만 모양이 같은 디포커스 블러를 처리함에 있어서, 모양이 동일하지만 크기는 다른 역커널을 이용할 수 있다. 즉, 수학식 4를 고려하면, 영상 내 픽셀 위치마다 블러 커널의 모양과 크기를 새로 예측할 필요가 없이, 한 영상에서 공통되는 기준 블러 모양을 예측하고, 픽셀 위치 별로 블러 크기만 예측함으로써 블러의 크기가 변하는 디포커스 블러를 효과적으로 제거할 수 있다.

[0068] 나아가, 모든 크기의 역커널을 컨볼루션 신경망에 포함되게 하는 것은 실용적이지 않기 때문에, 복잡성을 줄이기 위하여 몇 개의 크기에 대해서 기본 역커널을 생성하고, 그 사이 크기의 블러는 기본 역커널들들에 의한 블러 제거 결과를 결합함으로써 블러를 제거할 수 있다. 픽셀별로 각 역커널에 의한 결과를 결합하는 가중치를 달리하여 픽셀 별로 다른 크기의 역커널을 사용하여 블러 제거를 하는 결과를 가져올 수 있다. 디포커스 블러에 대한 공간적으로 변하는 즉, 픽셀마다 다른 크기의 역커널을 적용하는 디컨볼루션은 다음과 같이 근사될 수 있다.

수학식 14

[0069]
$$x \approx \sum_i \left\{ \alpha_i \cdot \left(\frac{1}{s^2} k^{\dagger}_{1s} * y \right) \right\}$$

[0070] 여기서, $s_i \in \{1, \dots, n\}$ 은 업샘플링 팩터이고, $\alpha_i \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ 는 업샘플링 팩터가 s_i 인 역커널을 사용하여 획득한 결과 이미지에 대한 픽셀별 가중치맵이다.

[0071] 수학식 14의 디컨볼루션 결과를 컨볼루션 신경망 구조로 표현하면 다음과 같다.

수학식 15

[0072]
$$h_2 = K^f * \bigwedge_{i=1}^n \{ \alpha_i \cdot (K_{s_i} * h_1) \}$$

[0073] 여기서, $h_1 \in \mathbb{R}^{h \times w \times c}$ 와 $h_2 \in \mathbb{R}^{h \times w \times c}$ 는 각각 입력 및 출력 특징맵을 나타내고, $K_{s_i} \in \mathbb{R}^{s_i k \times s_i k \times c \times \frac{c}{2}}$ 는 업샘플링

팩터가 s_i 인 역커널을 나타내는 컨볼루션 커널이다. $K^f \in \mathbb{R}^{3 \times 3 \times \frac{nc}{2} \times c}$ 는 다수의 스케일에 대한 컨볼루션 커널들 $\{K_{s_i}\}$ 의 출력들의 비선형 집합(aggregation)에 대한 것이다. '||'는 연결(concatenation) 연산을 나타낸다. 딥러닝의 비선형 프로세싱을 최대한 활용하기 위하여, 블러 제거 결과를 선형적으로 합치는 대신 연결(concatenation) '||'과, 네트워크 가중치 K^f 와의 컨볼루션으로 비선형적으로 합친다.

[0074] 이와 같은 구조에서 역커널의 크기는 각기 다른 커널 크기를 가지는 컨볼루션 레이어로 표현될 수 있다. 이때, 각 컨볼루션 레이어가 같은 블러 모양을 갖게 하기 위해서는 컨볼루션 레이어들 간의 커널 가중치 공유(weight sharing)가 필요하다. 그러나 컨볼루션 커널들의 크기가 다르면 커널을 이루는 가중치의 수가 다르기 때문에 직접적인 가중치 공유가 불가능할 수 있다. 예시적인 실시예에서는 팽창된(dilated) 커널을 사용하여, 컨볼루션 레이어들 간의 가중치 공유가 가능해진다.

[0075] 팽창된 커널을 이용하면 커널을 이루는 가중치들의 수를 유지하면서 다양한 커널 크기를 표현할 수 있다. 발명자들은, 팽창 연산을 \uparrow/s 으로 표시할 때, 디포커스 블러 제거에 있어서 업샘플링된 역커널 $\frac{1}{s^2}(k^{\uparrow_{1s}})$ 을 사용하는지 또는 팽창된 커널 ($k^{\uparrow_{1s}}$) 을 사용하는지에 관계없이 비슷한 블러 제거 결과를 얻는다는 것을 발견했다. 따라서 팽창된 커널을 사용하여 네트워크를 설계하여, 커널 가중치 공유를 통해 각기 다른 컨볼루션 레이어들이 같은 역커널의 모양을 갖도록 강제할 수 있다. 이를 반영한 수식은 다음과 같다.

수학식 16

[0076]
$$h_2 = K^f * \bigwedge_{i=1}^n \{\alpha_i \cdot (K_{s_i} * h_1)\}$$

[0078] 여기서, $K_{s_i} \in \mathbb{R}^{k \times k \times c \times \frac{c}{2}}$ 는 팽창률(dilation rate) s_i 에 해당하는 팽창 컨볼루션 레이어의 가중치를 나타낸다. 이와 같이, 수학식 14의 선형 결합을 직접 채택하는 대신에, 다수의 역커널들의 결과들을 모으는 컨볼루션 레이어와 결합하는 개념을 확장하여, 딥러닝의 비선형 특성을 최대한 활용할 수 있다.

[0079] 본 발명에 의한 역커널을 기반으로 한 디포커스 디블러링 방법 및 장치는 위와 같은 이론을 토대로 구현될 수 있다.

[0080] 도 2는 본 발명의 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 장치의 블록도이다. 디포커스 디블러링 장치는 인코더(100), 커널-공유 병렬 아트러스 컨볼루션(kernel-sharing parallel atrous convolutional; KPAC) 유닛(200), 및 디코더(300)를 포함한다. 도 3은 인코더(100) 및 디코더(300)의 보다 구체적인 구조의 일 예를 정리한 표이다.

[0081] 인코더(100)는 다수의 컨볼루션 레이어를 포함하여 구성되며, 입력 영상(10)을 특징맵(h1)으로 변환한다. 커널-공유 병렬 아트러스 컨볼루션(KPAC) 유닛(200)은 상기 특징맵(h1)을 받아들이고, 상기 특징맵에 포함된 블러 성분을 역커널을 기반으로 제거 또는 감소시켜서, 블러 성분이 감소된 특징맵(h2)을 출력한다. 일 실시예에 있어서, KPAC 유닛(200)은 역커널을 기반으로 블러 성분을 제거 또는 감소시킴에 있어, 역커널의 추정과 역커널을 기반으로 한 컨볼루션 연산을 커널 가중치를 공유하면서 병렬로 수행되는 아트러스 컨볼루션(KPAC) 연산들로 대체하여 수행한다. 디코더(300)는 블러 성분이 감소된 특징맵(h2)을 받아들이고, 블러가 감소된 특징맵(h2)을 다시 영상으로 변환하여, 블러가 감소된 출력 영상(99)을 출력한다.

[0082] 이와 같이, 예시적 실시예에 따르면, 영상 내의 디포커스 블러를 감소시키는 KPAC 유닛(200)은 입력 영상(10)을 특징맵(h1)으로 변환하는 인코더(100)와 특징맵(h2)을 다시 출력 영상(99)으로 변환하는 디코더(300) 사이에 배치된다. 이에 따라 KPAC 유닛(200)은 실제 시공간에서의 영상이 아니라 특징맵 공간에서 작용하게 되며, 딥러닝의 효과를 극대화할 수 있게 된다.

[0083] 도 4는 도 2에 도시된 KPAC 유닛(200)의 상세 블록도이고, 도 5는 KPAC 유닛(200)의 보다 구체적인 구조의 일 예를 정리한 표이다. 도 4를 참조하면, KPAC 유닛(200)은 팽창 컨볼루션 모듈(210), 크기 어텐션 모듈(Scale Attention Module, 230), 모양 어텐션 모듈(Shape Attention Module, 240), 및 융합 모듈(250)을 포함한다.

- [0084] 팽창 컨볼루션 모듈(210)은 병렬로 배치된 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어들(220~228)을 포함한다. 아트러스 컨볼루션 레이어들(220~228)은 모양은 같지만 크기가 다른 역커널들을 나타내며, 역커널들의 모양이 동일하다는 제약조건을 확실하게 충족시킬 수 있도록 각 역커널은 가중치를 공유한다. 크기가 다른 컨볼루션 커널들 간에 직접적인 가중치 공유가 가능하도록 하기 위하여, 예시적인 실시예에서는 팽창된(dilated) 커널을 사용한다. 도 4에서 제2 내지 제5 아트러스 컨볼루션 레이어들(222~228)은 내지 제1 아트러스 컨볼루션 레이어(220)의 커널로부터 서로 다른 팽창율로 팽창된 커널을 사용하며, 이에 따라, 각 레이어(220~228)는 가중치를 공유한다.
- [0085] 예컨대, 제1 아트러스 컨볼루션 레이어(220)는 팽창율이 1로서 팽창이 되지 않은 3×3 커널을 사용할 수 있다. 이 경우, 제2 아트러스 컨볼루션 레이어(222)는 팽창율이 2로서 5×5 커널을 사용할 수 있고, 제3 아트러스 컨볼루션 레이어(224)는 팽창율이 3으로서 7×7 커널을 사용할 수 있고, 제4 아트러스 컨볼루션 레이어(226)는 팽창율이 4로서 9×9 커널을 사용할 수 있고, 제5 아트러스 컨볼루션 레이어(228)는 팽창율이 5로서 11×11 커널을 사용할 수 있다. 팽창율은 팽창된 커널에서 각 필터 계수의 행과 열 사이에 구멍 즉, 비어있는 행과 열을 형성함으로써 구현할 수 있다. 이에 따라, 컨볼루션 레이어들(220~228)은 스케일에 관계없이 동일한 개수의 커널 가중치들로 구성되고, 이 동일한 커널 가중치들을 공유하며, 역커널의 모양에 관한 제약조건을 충족하게 된다. 도 4의 실시예에서는, 5 개의 아트러스 컨볼루션 레이어들이 도시되어 있지만, 본 발명이 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0086] 크기 어텐션 모듈(230)은 특징맵의 각 요소마다 각 크기의 컨볼루션 레이어를 얼마만큼 사용할지 결정한다. 즉, 크기 어텐션 모듈(230)은 각 컨볼루션마다 각기 다른 픽셀맵 $\alpha_i \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ 을 예측한다. 상기 픽셀맵 $\alpha_i \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ 은 각 아트러스 컨볼루션 모듈(220~228)에 대한 일종의 가중치로 작용할 수 있다. 도 5에 도시된 바와 같이, 일 실시예에 있어서 크기 어텐션 모듈(230)은 복수의 아트러스 컨볼루션 레이어와 하나의 일반적인 컨볼루션 레이어를 포함할 수 있다. 상기 픽셀맵은 융합 모듈(250)이 복수의 아트러스 컨볼루션 모듈들(220~228)의 컨볼루션 연산 결과를 집합할 때 픽셀 위치마다 컨볼루션 연산 결과들이 서로 다른 비율로 더해지도록 함으로써, 픽셀 위치마다 크기가 다른 디포커스 블러를 효과적으로 제거할 수 있게 해준다.
- [0087] 모양 어텐션 모듈(240)은 실제 디포커스 영상에서 픽셀 위치에 따라 블러의 모양이 약간 변할 수 있다는 점을 보완하기 위하여 역커널들의 모양 변형을 지원한다. 즉, 모양 어텐션 모듈(240)은, 최종적으로 출력되는 특징맵(h2)에서 필터들의 조합을 조정할 수 있도록, 채널별 가중치 벡터 $\beta \in \mathbb{R}^{1 \times 1 \times \frac{c}{2}}$ 를 결정하여 융합 모듈(250)에 제공한다. 각각이 서로 다른 팽창율에 해당하는 아트러스 컨볼루션 모듈들(220~228)은 동일한 모양의 커널을 사용하기 때문에, 가중치 벡터(β)는 각 채널에 대하여 동일하게 공유된다. 도 5에 도시된 바와 같이, 일 실시예에 있어서 모양 어텐션 모듈(240)은 전역 평균 풀링(global average pooling) 레이어(242)와, 2개의 완전 연결(fully connected) 레이어(244, 246)를 포함할 수 있다. 전역 평균 풀링 레이어(242)는 각 채널별로 특징(feature) 값의 평균을 계산하여 해상도를 줄임으로써, 특징맵의 크기가 H×W×C에서 1×1×C로 감소되게 한다. 완전 연결 레이어(244, 246)는 로컬 영역이 아닌 글로벌 영역에서 특징을 필터링한다.
- [0088] 일 실시예에 있어서 융합 모듈(250)은 제1 내지 제5 화소별 곱셈기(element-wise multiplier, 260~268), 제6 내지 제10 화소별 곱셈기(270~278), 연결기(concatenator, 280), 및 컨볼루션 레이어(310)를 포함할 수 있다.
- [0089] 제1 내지 제5 화소별 곱셈기(260~268)는 각 아트러스 컨볼루션 레이어(220~228)의 연산 결과에 크기 어텐션 모듈(230)로부터의 픽셀맵 $\alpha_i \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ 을 곱한다. 제6 내지 제10 화소별 곱셈기(270~278)는 제1 내지 제5 화소별 곱셈기(260~268)의 출력에 모양 어텐션 모듈(240)로부터의 채널별 가중치 벡터(β)를 곱한다. 연결기(280)는 제6 내지 제10 화소별 곱셈기(270~278)의 출력을 연결시킨다. 이에 따라, 각 아트러스 컨볼루션 레이어 $\alpha_i \in \mathbb{R}^{h \times w \times 1}$ (220~228)의 연산 결과는 어텐션 모듈(230)로부터의 픽셀맵 과 모양 어텐션 모듈(240)로부터의 채널별 가중치 벡터(β)가 곱해진 후 연결된다. 컨볼루션 레이어(310)는 연결 결과와 Kf의 컨볼루션을 수행함으로써, 각 아트러스 컨볼루션 레이어(220~228)의 연산 결과를 비선형적으로 합치고(aggregate), 합쳐진 데이터를 블러 성분이 감소된 특징맵(h2)으로서 출력하게 된다.
- [0090] 도 6은 도 2에 도시된 디포커스 디블러링 장치의 일 실시예의 물리적 구성을 보여주는 블록도이다. 디포커스 디블러링 장치는 프로세서(400), 메모리(402), 저장 장치(404), 및 데이터 송수신부(406)를 포함할 수 있다.

또한, 디포커스 디블러링 장치는 입력 인터페이스 장치(410) 및 출력 인터페이스 장치(412)를 더 포함할 수 있다. 디포커스 디블러링 장치에 포함된 각각의 구성 요소들은 버스에 의해 연결되어 서로 통신할 수 있다.

[0091] 프로세서(400)는 메모리(402) 및/또는 저장 장치(404)에 저장된 프로그램 명령을 실행할 수 있다. 프로세서(400)는 적어도 하나의 중앙 처리 장치(central processing unit, CPU)나 그래픽 처리 장치(graphics processing unit, GPU)에 의해 구현될 수 있으며, 그밖에 본 발명에 따른 방법을 수행할 수 있는 여타의 프로세싱 디바이스일 수 있다. 프로세서(400)는 본 발명에 의한 디포커스 디블러링 방법을 구현하기 위한 프로그램 명령들을 실행할 수 있다.

[0092] 메모리(402)는 예컨대 RAM(Random Access Memory)와 같은 휘발성 메모리와, ROM(Read Only Memory)과 같은 비휘발성 메모리를 포함할 수 있다. 메모리(402)는 저장 장치(404)에 저장된 프로그램 명령을 로드하여, 프로세서(400)에 제공함으로써 프로세서(400)가 이를 실행할 수 있도록 할 수 있다. 특히, 본 발명에 따르면, 메모리(402)는 프로그램 명령 이외에, 입력 영상 데이터, 출력 영상 데이터, 커널 가중치들, 및 특징맵 데이터를 위시해서 디포커스 디블러링을 위한 프로그램 수행 과정에서 발생하는 데이터를 임시 저장할 수 있다.

[0093] 저장 장치(404)는 프로그램 명령과 데이터를 저장하기에 적합한 기록매체로서, 예컨대 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM(Compact Disk Read Only Memory), DVD(Digital Video Disk)와 같은 광 기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-Optical Media), 플래시 메모리나 EPROM(Erasable Programmable ROM) 또는 이들을 기반으로 제작되는 SSD와 같은 반도체 메모리를 포함할 수 있다. 저장 장치(404)는 본 발명에 의한 디포커스 디블러링 방법을 구현하기 위한 프로그램 명령을 저장할 수 있다. 또한, 저장 장치(404)는 커널 가중치들 및 특징맵 데이터를 포함하여 긴 시간동안 저장이 필요한 데이터를 저장할 수 있다.

[0094] 도 7은 본 발명의 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 방법을 보여주는 흐름도이다.

[0095] 도 2에 도시된 디포커스 디블러링 장치에 의해 디포커스 블러를 제거하기 위해서는 먼저 디포커스 디블러링 장치의 훈련 내지 학습이 필요할 수 있다. 디포커스 디블러링 장치는 지도학습 등의 일반적인 딥러닝 네트워크 학습 방법에 의해 학습될 수 있다. 예를 들어 디포커스 블러가 있는 입력 영상과 이에 대응하는 블러가 없는 지도 영상이 있을 때, 해당 입력 영상을 디포커스 디블러링 장치에 입력시키고, 디포커스 디블러링 장치의 결과 영상과 해당 지도 영상을 손실 함수에 따라 비교하여 손실 함수의 그레디언트를 역전파시킴으로써 디포커스 디블러링 장치를 학습시킬 수 있다.

[0096] 디포커스 디블러링 장치를 학습시키는데 사용되는 손실함수는 네트워크 출력과 그에 상응한 선명한 이미지 사이의 평균절대오차(MAE)를 사용할 수 있다. 또한 보다 사실적인 결감을 복원하기 위해 지각 손실(perceptual loss)을 MAE 손실와 함께 또는 MAE 손실 대신에 사용할 수 있다. 지각 손실이 사용되는 경우 이 지각 손실은 MAE 손실과 결합될 수 있으며, 여기서 균형 요소(balancing factor)는 지각 손실에 대해 7×10^{-4} 이 될 수 있다.

[0097] 학습이 완료된 디포커스 디블러링 장치에 의하여 디포커스 블러를 제거함에 있어서는, 먼저 입력 영상을 인코더(100)에 의해 인코딩하여 특징맵을 생성한다(제500단계). 이어서, 특징맵을 병렬 배치된 복수의 컨볼루션 레이어에 의하여 필터링하여, 블러 성분을 감소시킨다(제510단계). 그리고 블러 성분이 감소된 특징맵과 입력 영상으로부터, 블러가 감소된 출력 영상을 생성한다(제520단계). 구체적인 필터링 동작에 대해서는 위에서 자세히 설명하였으므로 중복된 설명을 생략한다.

[0098] 도 8은 본 발명의 다른 예시적 실시예에 따른 디포커스 디블러링 장치의 블록도이다. 도 2의 실시예에 있어서는 디포커스 디블러링 장치가 한 개의 커널-공유 병렬 아트리스 컨볼루션(KPAC) 유닛(200)을 구비하지만, 본 실시예에 따르면 디포커스 디블러링 장치가 두 개의 KPAC 유닛(200a, 200b)을 구비한다. 이와 같이 디포커스 디블러링 장치가 복수의 KPAC 유닛을 스택하여 구비하는 경우, 반복적인 블러 제거의 효과를 얻을 수 있다. 나아가, 디포커스 디블러링 장치가 3개 이상의 KPAC 유닛을 구비할 수도 있다.

[0099] 그밖에도, 인코더와 디코더 사이에 KPAC 유닛이 배치된 네트워크 구조를 유지하는 한, 디포커스 디블러링 장치는 다양하게 변경될 수 있다. 각 모듈에서 필터의 개수나 크기는 임의로 변경될 수 있으며, 입력되는 영상의 크기에도 제한을 받지 않는다.

[0100] 실현 및 평가

[0101] NVIDIA Titan Xp GPU와 Tensorflow 1.10.0을 사용하여 디포커스 디블러링 장치를 구현하고 평가하였다. 최종 모델은 두 개의 KPAC 블록을 채택하고, 커널 크기 $k=5$ 그리고 아트리스 컨볼루션 레이어의 수는 의 수 $n=5$ 로 하

였다. LeakyReLU 레이어들에 대해서는 음의 기울기 계수 $\hat{\epsilon}=0.2$ 를 사용하였다. 모델을 훈련하기 위하여, $\hat{\alpha}_1 = 0.9$, $\hat{\alpha}_2 = 0.99$ 인 Adam 옵티마이저를 사용하였다. 1×10^{-4} 의 고정 학습속도로 200,000번의 반복을 위해 모델을 훈련시켰다. 학습속도를 낮추고 더 많은 횟수만큼 반복하여 훈련시킨 모델을 테스트해보았지만 PSNR에서는 개선이 미미했다. 지각 손실을 사용해서도 모델을 훈련시켰다. 이러한 모델의 경우, MAE 손실로 200,000회 반복을 통해 훈련된 사전 훈련된 모델로 초기화하였다. 그 다음, MAE 손실과 지각 손실을 모두 사용하여 5×10^{-5} 의 고정 학습속도로 100,000회 추가 반복시켜 네트워크를 미세조정하였다. 배치(batch) 크기는 4를 사용하였다. 배치에 있는 각 이미지는 무작위로 512×512 로 크롭하였다.

[0102] 모델 평가에는 DPDD 데이터셋을 사용하였다. 이 데이터셋은 초점이 흐려진 실제 이미지들과, 이 이미지들에 해당하는 것으로서 Canon EOS 5D Mark IV로 캡처한 초점이 잘 맞은 실측 이미지들의 500개 이미지 쌍을 제공한다. 데이터셋은 350, 74, 76개의 이미지 쌍으로 각각 구성된 훈련용, 검증용 및 테스트용 셋으로 구성된다. 실험에서는 훈련용 셋과 테스트용 셋을 각각 사용하여 모델을 훈련하고 평가하였다. 데이터셋은 듀얼 픽셀 데이터도 제공하지만 실험에서는 사용하지 않았다. 상기 데이터셋은 PNG 형식의 16비트 이미지를 제공한다. 실험을 위하여 각 이미지를 8비트 이미지로 변환하였다.

[0103] KPAC 블록에 대하여 모양은 동일하게 유지되지만 크기는 변화하는 공간적으로 다른 역커널들을 학습시켰다. 역커널들의 효과적인 학습을 위해, 본 발명의 네트워크는 다수의 atrous convolution layer들 간에 컨볼루션 가중치들을 공유한다. 가중치 공유가 있는 모델과 없는 모델의 성능을 비교함으로써, 아트러스 컨볼루션 레이어들 간의 가중치 공유의 효과를 검증하였다. 두 모델 모두 5×5 커널을 사용하는 두 개의 KPAC 블록을 구비한다. 도 9는 각 모델의 디블러링 품질과 파라미터 개수를 보여주는 표이다. 이 표에서 볼 수 있듯이, 가중치 공유를 사용하는 모델이 학습 파라미터의 수를 줄일 뿐만 아니라 디블러링 품질을 향상시키며, 이는 가중치 공유 구조가 학습 프로세스를 적절하게 제한하고 안내한다는 것을 확인하였다.

[0104] 아트러스 컨볼루션 레이어들이 다양한 크기의 디포커스 블러에 대하여 활성화되는 방식을 분석하기 위하여, 서로 다른 아트러스 컨볼루션 레이어들의 크기 어텐션 맵을 시각화하였다. 다른 레이어의 사용을 암묵적으로 학습하는 학습 프로세스의 특성으로 인하여, 서로 다른 어텐션 맵들의 역할이 엄격하게 구분되지 않을 수 있다. 그럼에도 불구하고, 서로 다른 팽창률의 어텐션 맵들이 서로 다른 크기의 블러에 대해 활성화되는 분명한 경향을 관찰할 수 있었다. 예를 들어, 팽창률 1의 어텐션 맵은 거의 모든 크기의 블러가 있는 픽셀에 대해 활성화되었다. 반면, 팽창률 5의 어텐션 맵은 블러가 큰 픽셀에 대해서만 활성화되었다. 이것은 본 발명의 방식이 공간적으로 크기가 변하는 디포커스 블러를 처리하는 데 적절하게 작동함을 보여준다. 도 10은 KPAC 블록이 2개인 2블록 네트워크의 첫 번째 블록에서 서로 다른 아트러스 컨볼루션 레이어들에 대한 크기 어텐션 맵의 시각화 결과를 보여준다.

[0105] KPAC 블록에서 각 구성요소의 효과를 정량적으로 분석하기 위하여, 절제 연구를 수행하였다. 먼저 KPAC 블록 대신 단순한 컨볼루션 블록을 사용하는 베이스라인 모델을 준비하였다. 베이스라인 모델의 경우, 필터 크기가 3×3 인 두 개의 컨볼루션 레이어로 구성된 기존 잔차 블록을 사용하였다. 공정한 비교를 위하여, 베이스라인 모델에는 다수의 컨볼루션 블록들이 포함되게 함으로써, 본 발명의 모델과 유사하되 가중치 공유가 없는 모델과 모델 크기가 비슷하게 하였다. 또한, 커널 크기가 5×5 인 두 개의 KPAC 블록을 사용하는 4가지 베이스라인 변종 모델을 준비하고, 모델들의 블러 제거 성능을 측정하였다. 측정 결과, 본 발명에 의한 접근법의 모든 구성은 디블러링 품질을 크게 향상시키는 것을 확인하였다. 크기 어텐션과 모양 어텐션 모두 본 발명의 네트워크가 공간적으로 변하는 블러를 더 잘 처리하고 미세 구조를 복원하는 데 도움이 되며, 이러한 어텐션이 없는 모델은 공간적으로 변하는 블러를 제대로 처리하지 못할 수 있다는 것을 확인하였다.

[0106] 다양한 스케일로 디포커스 블러를 처리함에 있어서의 아트러스 컨볼루션 atrous 레이어들의 팽창률의 효과를 분석하였다. 어텐션 가중치 맵($\alpha_1 \sim \alpha_5$)을 수동으로 변조하여, 사전-훈련된 네트워크가 지정된 스케일의 아트러스 컨볼루션 레이어들에 의해 생성된 특징 맵들만을 사용하도록 하였다. 팽창률이 1, 3, 5인 아트러스 컨볼루션들이 각각 임의의 크기, 중간 크기, 및 큰 크기의 블러를 제거하는 데 도움이 되는 것을 확인하였다.

[0107] 복수의 KPAC 블록을 함께 사용함으로써, 네트워크가 디포커스 블러를 반복적으로 제거하여 고품질 디블러링 결과를 얻을 수 있다. KPAC 블록의 개수에 따른 성능을 조사하였다. 도 11은 KPAC 블록의 숫자에 따른 블러 제거 효과를 정리한 표이다. 단 한 개의 KPAC 블록만 사용해도 디포커스 블러를 효과적으로 제거하고 PSNR을 0.90dB 증가시킬 수 있음을 볼 수 있다. 더 많은 KPAC 블록을 사용할수록 PSNR은 증가하지만 개선 정도는 작아진다. 3개 이상의 KPAC 블록을 사용하는 경우, 훈련 복잡도가 증가하여 PSNR이 감소하기 시작하였다. 이 실험을 토대

로, 두 개의 블록을 사용하는 것이 모델 크기를 작게 하면서 상대적으로 높은 디블러링 품질을 제공하므로 두 개의 KPAC 블록을 구비하도록 최종 모델을 설계하였다.

- [0108] 본 발명의 방법을 기존의 2단계 접근법과 최근의 엔드-투-엔드 딥러닝 기반 접근법을 모두 포함하는 최신 디포커스 디블러링 방법들과 비교하였다. 모든 방법에 대하여, 해당 저자들이 제공한 소스 코드를 사용하여 결과 이미지를 생성하였다. JNB[J. Shi, L. Xu, and J. Jia. Just noticeable defocus blur detection and estimation. In Proc. CVPR, 2015.], EBDB[A. Karaali and C. Jung. Edge-based defocus blur estimation with adaptive scale selection. IEEE Trans. Image Processing (TIP), 27(3):1126-1137, 2018.] 및 DMENet[J. Lee, S. Lee, S. Cho, and S. Lee. Deep defocus map estimation using domain adaptation. In Proc. CVPR, 2019.]의 경우, 비-블라인드 디컨볼루션 방법[12]을 사용해서 추정된 디포커스 맵을 사용하여 디블러링된 이미지를 생성하였다. DPDNet[A. Abuolaim and M.S. Brown. Defocus deblurring using dual-pixel data. In Proc. ECCV, 2020.]의 경우, 작성자가 제공한 소스 코드와 사전-훈련된 모델을 사용하였다. DPDNet은 두 가지 버전의 모델을 제공하는데, 한 모델은 단일 입력 이미지를 사용하고, 다른 모델은 한 쌍의 하위 조리개 이미지인 이중 픽셀 데이터를 사용한다. 비교에 두 모델을 모두 포함시켰다. 평가를 위해 PSNR과 SSIM을 측정하였다. 또한, 시각 품질을 평가하기 위해 LPIPS를 측정하였다.
- [0109] 본 발명의 모델의 두 가지 변형을 포함시켰는데, 각 모델은 인코더에서 인코딩 레벨의 수 또는 다운샘플링 레이어의 개수가 다르다. 인코딩 레벨을 높이면, 작은 필터와 적은 양의 계산으로 큰 블러를 더 쉽게 처리할 수 있다. 반면에, 인코딩 레벨들이 적을수록, 미세한 세부 사항을 복원하기가 더 쉽다. 인코딩 레벨 수가 다른 모델 간의 차이를 검사하기 위하여 두 가지 변형모델을 사용하여 시험하였는데, 상기 두 가지 변형모델 중 하나는 레벨 수가 2개이고 다른 하나는 레벨 수가 3개이다. 두 모델은 MAE 및 시각 손실 함수를 사용하여 훈련되었다.
- [0110] 도 12는 종래의 디블러링 방법과의 정량적 비교 결과를 정리한 표이다. 이 표에서 볼 수 있듯이, 기존의 2단계 접근법은 최근의 딥러닝 기반 접근법보다 성능이 나쁘다. 단일 입력 이미지를 사용하는 DPDNet 모델이 기존 접근법보다 성능이 더 좋지만, 본 발명의 모델은 단일 입력 이미지를 사용하는 DPDNet 모델과 기존 접근법을 큰 차이로 능가하는 성능을 보여준다. 더욱이, 본 발명의 모델은 듀얼 픽셀 데이터가 제공하는 디포커스 블러에 대한 강력한 큐가 없어도 그리고 훨씬 적은 수의 파라미터가 사용하면서도 있어도 듀얼 픽셀 기반 DPDNet 모델보다 성능이 뛰어나다. 이 결과는 본 발명의 접근법의 효율성을 분명하게 입증한다.
- [0111] 도 13은 본 발명의 예시적인 실시예에 따른 컨볼루션 신경망의 결과를 최신 디포커스 블러 제거 방법과 함께 보여주는 사진들이다. 도 13에서 확인할 수 있듯이, 본 방법이 기존 방법보다 시각적으로 더 좋은 결과를 보인다. 이와 같이 본 발명의 방법은 기존 방법보다 훨씬 작은 신경망 크기 및 수행 계산량으로 더 높은 정량적 성능을 보인다.
- [0112] 위에서 언급한 바와 같이 본 발명의 실시예에 따른 동작은 컴퓨터로 읽을 수 있는 기록매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드로서 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 컴퓨터 시스템에 의해 읽혀질 수 있는 데이터가 저장되는 모든 종류의 기록장치를 포함한다. 또한 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어 분산 방식으로 컴퓨터로 읽을 수 있는 프로그램 또는 코드가 저장되고 실행될 수 있다.
- [0113] 상기 컴퓨터가 읽을 수 있는 기록매체는 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리(flash memory) 등과 같이 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치를 포함할 수 있다. 프로그램 명령은 컴파일러(compiler)에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터(interpreter) 등을 사용해서 컴퓨터에 의해 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함할 수 있다.
- [0114] 본 발명의 일부 측면들은 장치의 문맥에서 설명되었으나, 그것은 상응하는 방법에 따른 설명 또한 나타낼 수 있고, 여기서 블록 또는 장치는 방법 단계 또는 방법 단계의 특징에 상응한다. 유사하게, 방법의 문맥에서 설명된 측면들은 또한 상응하는 블록 또는 아이템 또는 상응하는 장치의 특징으로 나타낼 수 있다. 방법 단계들의 몇몇 또는 전부는 예를 들어, 마이크로프로세서, 프로그램 가능한 컴퓨터 또는 전자 회로와 같은 하드웨어 장치에 의해(또는 이용하여) 수행될 수 있다. 몇몇의 실시예에서, 가장 중요한 방법 단계들의 하나 이상은 이와 같은 장치에 의해 수행될 수 있다.
- [0115] 실시예들에서, 프로그램 가능한 로직 장치(예를 들어, 필드 프로그래머블 게이트 어레이)가 여기서 설명된 방법들의 기능의 일부 또는 전부를 수행하기 위해 사용될 수 있다. 실시예들에서, 필드 프로그래머블 게이트 어레이는 여기서 설명된 방법들 중 하나를 수행하기 위한 마이크로프로세서와 함께 작동할 수 있다. 일반적으로, 방법

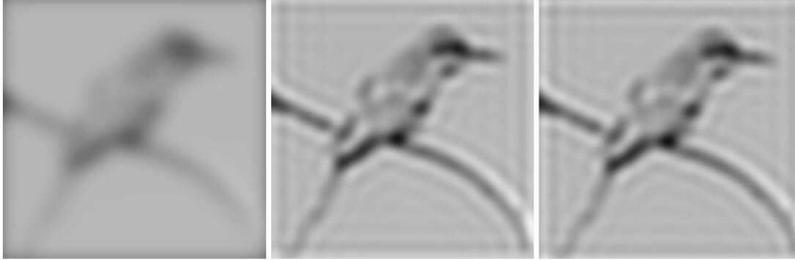
들은 어떤 하드웨어 장치에 의해 수행되는 것이 바람직하다.

[0116]

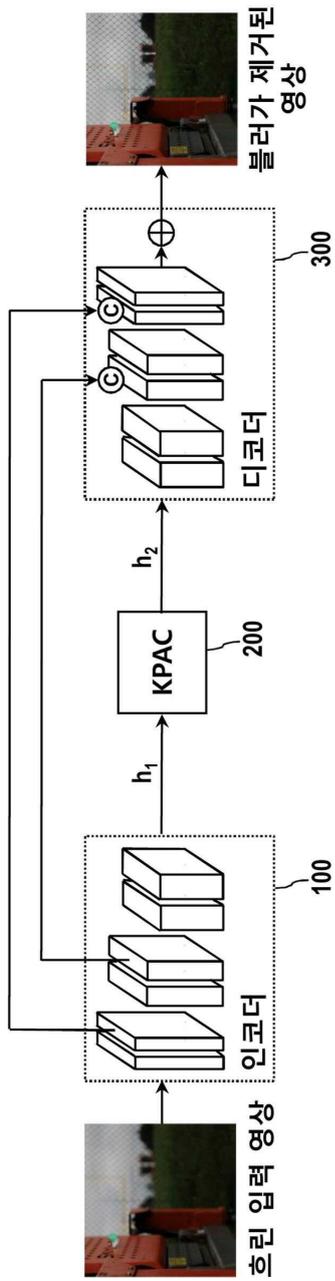
위에서 본 발명의 바람직한 실시예를 참조하여 설명하였지만, 해당 기술 분야의 숙련된 당업자는 하기의 특허 청구의 범위에 기재된 본 발명의 사상 및 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

도면

도면1



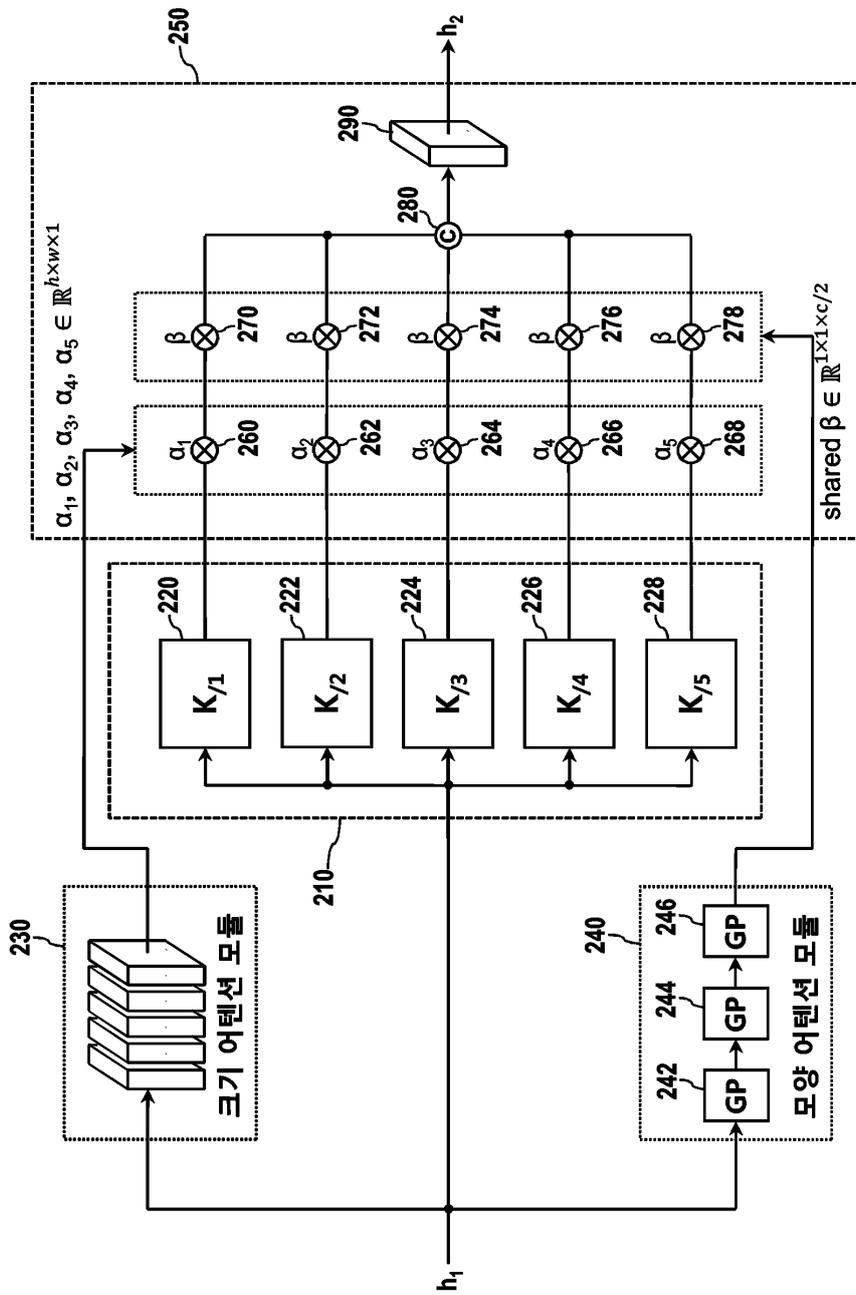
도면2



도면3

<i>layer type(#)</i>	<i>size</i>	<i>stride</i>	<i>out</i>	<i>act.</i>
Encoder (3-level)				
<i>Conv1.1</i>	5 × 5	(1, 1)	48	<i>relu</i>
<i>Conv1.2</i>	3 × 3	(1, 1)	48	<i>relu</i>
<i>Conv2.1</i>	3 × 3	(2, 2)	48	<i>relu</i>
<i>Conv2.2</i>	3 × 3	(1, 1)	48	<i>relu</i>
<i>Conv3.1</i>	3 × 3	(2, 2)	96	<i>relu</i>
<i>Conv3.2</i>	3 × 3	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>Conv4.1</i>	3 × 3	(2, 2)	96	<i>relu</i>
<i>Conv4.2</i>	3 × 3	(1, 1)	96	<i>relu</i>
KPAC blocks				
<i>KPAC1</i>	5 × 5	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>KPAC2</i>	5 × 5	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>concat</i>	<i>Conv4.2, KPAC1, KPAC2</i>			
Decoder (3-level)				
<i>Conv5.1</i>	3 × 3	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>Conv5.2</i>	3 × 3	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>Decomv1</i>	4 × 4	(2, 2)	96	<i>relu</i>
<i>cocat</i>	<i>Decomv1, Conv3.2</i>			
<i>Conv6</i>	3 × 3	(1, 1)	96	<i>relu</i>
<i>Decomv2</i>	4 × 4	(2, 2)	48	<i>relu</i>
<i>cocat</i>	<i>Decomv2, Conv2.2</i>			
<i>Conv7</i>	3 × 3	(1, 1)	48	<i>relu</i>
<i>Decomv3</i>	4 × 4	(2, 2)	48	<i>relu</i>
<i>cocat</i>	<i>Decomv3, Conv1.2</i>			
<i>Conv8</i>	5 × 5	(1, 1)	3	<i>relu</i>
<i>add</i>	<i>Conv8, Input</i>			

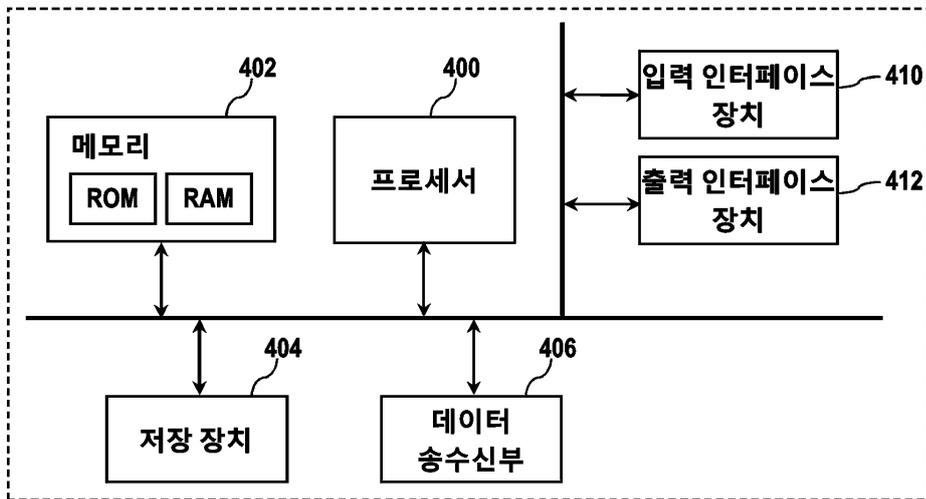
도면4



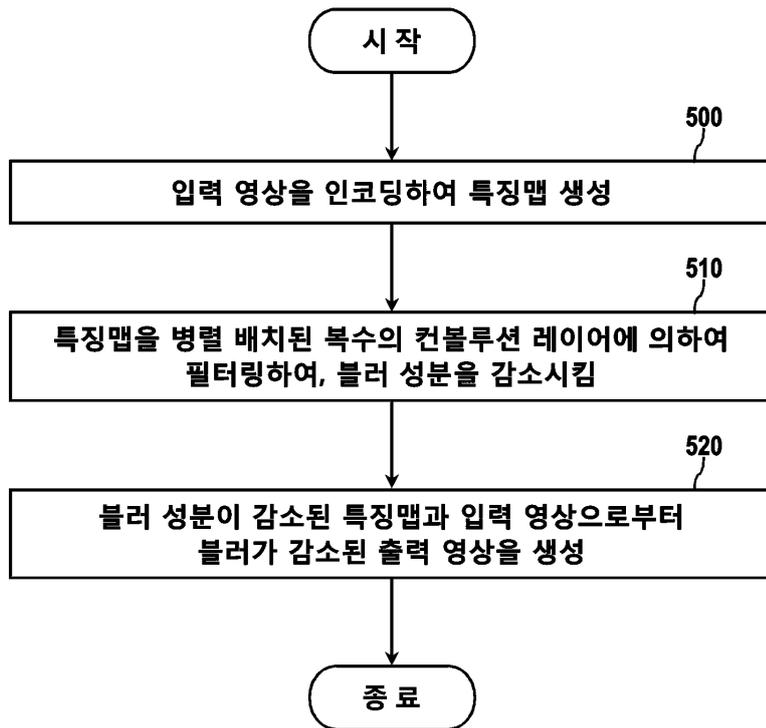
도면5

layer type(#)	size	dilation	out	act.
Scale attention module				
AC	5 × 5	(2, 2)	32	relu
AC	5 × 5	(2, 2)	32	relu
AC	5 × 5	(2, 2)	16	relu
AC	5 × 5	(2, 2)	16	relu
Conv { $\alpha_1, \dots, \alpha_5$ }	5 × 5	(1, 1)	5	sigmoid
Shape attention module				
global average pooling			96	-
fully connected layer			16	relu
fully connected layer (β)			48	sigmoid
Multiple atrous convolutions				
AC1	5 × 5	(1, 1)	48	relu
AC2	5 × 5	(2, 2)	48	relu
AC3	5 × 5	(3, 3)	48	relu
AC4	5 × 5	(4, 4)	48	relu
AC5	5 × 5	(5, 5)	48	relu
Fusion				
cocnat	$\alpha_1 \times \beta \times AC1, \dots, \alpha_5 \times \beta \times AC5$			
Conv	3 × 3	(1, 1)	96	relu

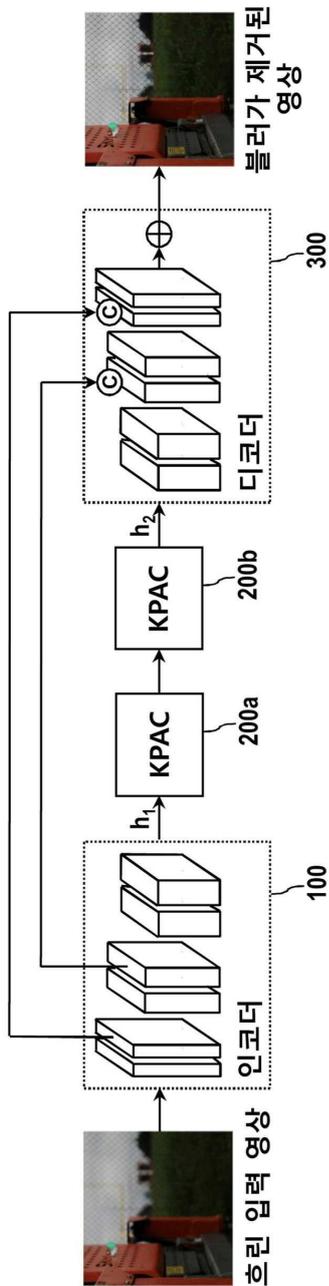
도면6



도면7



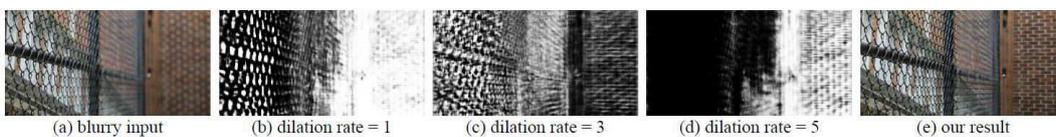
도면8



도면9

	PSNR (dB)	Parameters (M)
w/o weight sharing	24.78	2.50
w/ weight sharing	25.21	1.58

도면10



도면11

	Blurry input	Number of KPAC blocks			
		1	2	3	4
PSNR (dB)	23.92	24.82	25.21	25.25	25.14
SSIM (dB)	0.812	0.836	0.842	0.842	0.841
Params (M)	-	1.05	1.58	2.11	2.64

도면12

	PSNR (dB)	Parameters (M)	Computations (BFLOPs)
JNB [CVPR 2015]	22.43	-	-
EBDB [TIP 2018]	23.41	-	-
DMENet [CVPR 2019]	23.34	26.94	-
DPDNet [ECCV 2020]	24.42	32.25	1980
Ours	25.24	2.06	197

도면13

