



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2024년07월05일

(11) 등록번호 10-2682543

(24) 등록일자 2024년07월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 3/40 (2024.01) G06F 18/23213 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01) G06T 5/40 (2024.01)

G06T 9/00 (2019.01) G06V 10/40 (2022.01)

(52) CPC특허분류

G06T 3/4053 (2024.01)

G06F 18/23213 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2023-0001108

(22) 출원일자 2023년01월04일

심사청구일자 2023년01월04일

(56) 선행기술조사문헌

Boyan Xu et al., "Graph Convolutional Networks in Feature Space for Image Deblurring and Super-resolution", 2021 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), (2021.05.21.)*

Danfeng Hong et al., "Graph Convolutional Networks for Hyperspectral Image Classification", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, (2020.08.18.)*

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

한국기술교육대학교 산학협력단

충청남도 천안시 동남구 병천면 충절로 1600 (한국기술교육대학교내)

(72) 발명자

김덕수

세종특별자치시 남세종로 302, 610동 506호(소담동, 새샘마을6단지)

최대준

충청남도 아산시 온중로 6, 105동 1506호(용화동, 모아미래도아파트)

(74) 대리인

특허법인오암

전체 청구항 수 : 총 6 항

심사관 : 이정은

(54) 발명의 명칭 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치 및 그 방법

(57) 요약

본 발명은 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치 및 그 방법에 관한 것으로, 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 이미지인코더; 상기 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 그래프화모듈; 및 상기 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 이미지디코더;를 포함함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류
G06N 3/0464 (2023.01)
G06T 5/40 (2024.01)
G06T 9/00 (2019.01)
G06V 10/40 (2023.08)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345356194
과제번호	LINC 3.0-2022-31
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	산학연협력고도화지원
연구과제명	3단계 산학연 협력 선도 대학육성사업(LINC3.0)(0.5)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	한국기술교육대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 이미지인코더;

상기 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 그래프화모듈; 및

상기 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 이미지디코더;를 포함하며,

상기 이미지디코더는,

상기 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화되,

상기 퓨전연산에서 이전 레이어의 이미지특징과 그래프특징은 요소별(element-wise) 곱을 수행하고, 추가적으로 다시 상기 이미지특징과 요소별 곱을 수행하여 다음 레이어로 전달될 경우 Concat 블록에서 상기 이미지특징과 그래프특징을 차원적으로 합쳐서 합성곱연산을 수행하며, 원하는 초해상화 크기에 맞도록 복수의 합성곱블록(Conv Block)을 통한 합성곱연산과 Interpolation 블록을 통한 이미지보간법이 번갈아가며 수행한 후, 마지막의 합성곱블록(Conv Block)을 통한 합성곱연산을 통해 초해상화를 수행하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 이미지인코더는,

합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 상기 이미지특징을 추출하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치.

청구항 3

청구항 2에 있어서,

상기 그래프화모듈은,

상기 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트(element)에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검출하여 그래프데이터의 에지(edge)로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치.

청구항 4

삭제

청구항 5

이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 단계;

그래프화모듈에서 상기 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에,

그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 단계; 및

이미지디코더에서 상기 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 단계;를 포함하며,

상기 초해상화하는 단계는,

상기 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화하되,

상기 퓨전연산에서 이전 레이어의 이미지특징과 그래프특징은 요소별(element-wise) 곱을 수행하고, 추가적으로 다시 상기 이미지특징과 요소별 곱을 수행하여 다음 레이어로 전달될 경우 Concat 블록에서 상기 이미지특징과 그래프특징을 차원적으로 합쳐서 합성곱연산을 수행하며, 원하는 초해상화 크기에 맞도록 복수의 합성곱블록(Conv Block)을 통한 합성곱연산과 Interpolation 블록을 통한 이미지보간법이 번갈아가며 수행한 후, 마지막의 합성곱블록(Conv Block)을 통한 합성곱연산을 통해 초해상화를 수행하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법.

청구항 6

청구항 5에 있어서,

상기 이미지특징을 추출하는 단계는,

합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 상기 이미지특징을 추출하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 그래프특징을 추출하는 단계는,

상기 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트(element)에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검색하여 그래프데이터의 에지(edge)로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화하는

그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법.

청구항 8

삭제

발명의 설명

기술 분야

[0001]

본 발명은 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하고, 그래프화 모듈에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하며, 이미지디코더에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

본 발명은 "뉴스미디어 품질개선을 위한 딥러닝 기반 초해상화 기술 연구"의 연구결과로 고안된 것이다.

배경 기술

- [0002] 잘 알려진 바와 같이, 이미지 초해상화(image super-resolution)는 저해상도 영상을 고해상도 영상으로 변환하는 것을 의미하는데, 이미지의 해상도뿐만 아니라 품질을 높이는 기법이다.
- [0003] 한편, 고해상도의 이미지나 동영상은 많은 용량을 차지하여 전송시간이 많이 소요되기 때문에, 이를 수신하여 디스플레이하는데 있어 버퍼링을 유발할 가능성이 매우 높아 일반적으로 저해상도의 이미지나 동영상을 전송하게 된다.
- [0004] 즉, 저해상도의 이미지나 동영상을 전송하여 전송시간을 감소시키고, 버퍼링없이 디스플레이할 수 있게 하기 위함인데, 수신하는 저해상도의 이미지나 동영상을 고해상도로 복원시키는데 이미지 초해상화 기법이 적용됨으로써, 전송시간을 감소시키면서 고해상도의 이미지를 디스플레이할 수 있도록 한다.
- [0005] 이러한 이미지 초해상화는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor), 이중선형보간법(Bilinear), 이중삼차보간법(Bicubic) 등의 보간법(interpolation)에서 시작하여 딥러닝 기술에 의존하는 형태로 연구 개발되고 있다.
- [0006] 종래의 이미지 초해상화 기법으로는 SwinIR, Unet, KNN 등의 모델이 제안되고 있다.
- [0007] 여기에서, SwinIR 모델은 이미지 업스케일링에서 활발하게 사용되는 트랜스포머 기반 모델로, 이미지를 패치사이즈단위로 나누어 모델에 입력되며, 이미지들의 패치들은 각각의 패치들간의 유사도를 측정하여 이미지의 특징을 추출하는 과정에서 사용할 수 있다.
- [0008] 이러한 SwinIR 모델은 크게 세가지 파트로 나뉘어져 있는데, 도 1에 도시한 바와 같이 얇은특징 추출모듈(Shallow Feature Extraction), 깊은특징 추출모듈(Deep Feature Extraction), 이미지 재구성모듈(HQ Image Reconstruction)로 이루어져 있으며, 얇은특징 추출모듈에서는 임베딩 공간상에 이미지를 투영시키는 역할을 하고, 깊은특징 추출모듈에서는 이미지 임베딩 벡터들의 유사도를 측정한 후 측정한 유사도를 바탕으로 이미지의 특징을 추출하며, 마지막으로 재구성모듈에서는 추출한 이미지의 특징을 이용하여 고해상도의 이미지를 재구성할 수 있다.
- [0009] 그리고, Unet 모델은 도 2에 도시한 바와 같이 이미지 세그멘테이션(image-segmentation)에 활용된 모델 구조로서, 인코더, 디코더 부분이 동일한 수의 블록으로 구성되어 있는데, 인코더 부분에서는 이미지의 특징을 추출하고, 디코더 부분에서는 동일 선상의 인코더에서 추출된 이미지의 특징을 더하여 추론할 수 있다.
- [0010] 또한, KNN 모델은 K-최근접이웃탐색(K-Nearest Neighbor search) 기술로서, 임의의 공간상에서 가장 가까운 K개의 이웃들을 검출할 수 있다.
- [0011] 상술한 바와 같은 종래의 이미지 초해상화 기법은 이미지만을 이용하여 해상도와 품질을 향상시키고 있기 때문에, 주어진 이미지에 해당하는 정보들을 활용하여 초해상화하는 것은 한계가 있으며, 이미지라는 것에는 도메인(예를 들면, 만화, 풍경화, 사진, 인물 사진 등)이 매우 많이 존재하기 때문에, 이러한 매우 넓은 분포를 가진 이미지들에 대해 품질 좋은 이미지로 변환하기 어려운 문제점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0012] (특허문헌 0001) 1. 한국등록특허 제10-2092205호(2020.03.17.등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0013] 본 발명은 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하고, 그래프화 모듈에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하며, 이미지디코더에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 푸전연산을 수행하여 초해상화함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치 및 그 방법을 제공하고자 한다.
- [0014] 본 발명의 실시예들의 목적은 이상에서 언급한 목적으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 목적들은 아

래의 기재로부터 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0015] 본 발명의 일 측면에 따르면, 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 이미지 인코더; 상기 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 그래프화모듈; 및 상기 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 이미지디코더;를 포함하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치가 제공될 수 있다.
- [0016] 또한, 본 발명의 일 측면에 따르면, 상기 이미지인코더는, 합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 상기 이미지특징을 추출하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치가 제공될 수 있다.
- [0017] 또한, 본 발명의 일 측면에 따르면, 상기 그래프화모듈은, 상기 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트(element)에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검출하여 그래프데이터의 에지(edge)로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치가 제공될 수 있다.
- [0018] 또한, 본 발명의 일 측면에 따르면, 상기 이미지디코더는, 상기 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치가 제공될 수 있다.
- [0019] 본 발명의 다른 측면에 따르면, 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 단계; 그래프화모듈에서 상기 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 단계; 및 이미지디코더에서 상기 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 단계;를 포함하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법이 제공될 수 있다.
- [0020] 또한, 본 발명의 다른 측면에 따르면, 상기 이미지특징을 추출하는 단계는, 합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 상기 이미지특징을 추출하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법이 제공될 수 있다.
- [0021] 또한, 본 발명의 다른 측면에 따르면, 상기 그래프특징을 추출하는 단계는, 상기 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트(element)에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검출하여 그래프데이터의 에지(edge)로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법이 제공될 수 있다.
- [0022] 또한, 본 발명의 다른 측면에 따르면, 상기 초해상화하는 단계는, 상기 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화하는 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 방법이 제공될 수 있다.

발명의 효과

- [0023] 본 발명은 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이지특징을 추출하고, 그래프화모듈에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하며, 이미지디코더에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전연산을 수행하여 초해상화함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0024] 도 1 및 도 2는 종래의 이미지 초해상화 기법을 설명하기 위한 도면이고,
 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치를 나타낸 블록구성도이며,
 도 4 내지 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치의 상세 구성을 설명하기 위한 도면이고,
 도 8은 본 발명의 다른 실시예에 따라 그래프정보를 이용하여 이미지 초해상화를 수행하는 과정을 나타낸 플로

우차트이며,

도 9 내지 도 14는 본 발명의 실시예에 적용되는 신경망 모델의 학습과, 제안 모델을 시뮬레이션한 결과를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 본 발명의 실시예들에 대한 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성요소를 지칭한다.
- [0026] 본 발명의 실시예들을 설명함에 있어서 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다. 그리고 후술되는 용어들은 본 발명의 실시예에서의 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.
- [0027] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세히 설명하기로 한다.
- [0028] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치를 나타낸 블록구성도이며, 도 4 내지 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치의 상세 구성을 설명하기 위한 도면이다.
- [0029] 도 3 내지 도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치는 이미지 인코더(110), 그래프화모듈(120), 이미지디코더(130) 등을 포함할 수 있다.
- [0030] 이미지인코더(110)는 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하는 구성부로, 합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 이미지특징을 추출할 수 있다.
- [0031] 여기에서, 합성곱신경망(CNN, Convolution Neural Network)은 합성곱 연산을 수행하는 네트워크로서, 이미지의 형상과 공간 정보를 유지하면서 연산을 수행하고, 여러 개의 필터링을 활용하여 이미지의 특징을 추출하며 학습을 진행할 수 있으며, 대표적인 네트워크로는 예를 들어 VGG, ResNet 등을 포함할 수 있다.
- [0032] 이러한 이미지인코더(110)는 도 5에 도시한 바와 같이 이미지에서 특성을 추출하기 위해서 합성곱 연산을 진행하는 합성곱블록(Conv Block)의 연속으로 구성될 수 있는데, 합성곱블록은 합성곱레이어(Conv)와 ReLU 활성화함수를 적용해주는 ReLU레이어(ReLU), 또 다시 합성곱 연산을 수행하는 합성곱레이어(Conv)를 순차적으로 거치는 구조로 구성될 수 있으며, 이를 이용하여 입력된 이미지에 대한 이미지특징(즉, 이미지 안의 내재되어 있는 특성들)을 추출할 수 있다.
- [0033] 그래프화모듈(120)은 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하는 구성부로, 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트(element)에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검출하여 그래프데이터의 에지(edge)로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화할 수 있다.
- [0034] 여기에서, 그래프합성곱신경망(GCN, Graph Convolution Neural Network)은 그래프데이터를 효과적으로 사용하기 위하여 만들어진 딥러닝 모듈로서, 그래프데이터의 한 노드에 대해서 임의의 k 홉까지의 이웃 노드들의 합성곱 연산을 통해서 노드의 특징을 추출할 수 있다.
- [0035] 이러한 그래프화모듈(120)은 도 6에 도시한 바와 같이 이미지특징을 그래프화한 후에 그래프특징을 추출하는 모듈(Graph module)이 연속적으로 구성될 수 있는데, 이미지인코더(110)에서 추출한 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(K-nearest neighbor search) 방식으로 그룹화를 진행할 수 있으며, 특징(feature) 안의 어떠한 임의의 엘리먼트(element, 이미지특징의 한 픽셀을 의미함)에 대해서 가장 거리가 가까운 엘리먼트를 구하여 그 연관성을 그래프데이터의 에지로 표현할 수 있다.
- [0036] 즉, 엘리먼트들끼리의 거리가 가깝다는 것은 직관적으로 특성이 비슷하고, 특성이 비슷한 엘리먼트들은 이웃하는 노드로 하여 그래프로 표현될 수 있다(K-NN레이어).

[0037] 다음에, K-최근접이웃탐색 방식으로 그래프화된 그래프에서 그래프특성을 추출하기 위해서 그래프합성곱신경망(GCN) 방식을 사용하고(GCN레이어), 추출된 그래프특징을 ReLU 활성화함수를 이용하여 해당 값의 선형성을 제거할 수 있다(ReLU레이어).

[0038] 이미지디코더(130)는 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화하는 구성부로, 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화할 수 있다.

[0039] 이러한 이미지디코더(130)는 도 7에 도시한 바와 같이 이미지특징과 그래프특징을 합치는 퓨전연산(Concat 블록)을 수행한 후, 합성곱연산(Conv Block)과 이미지보간법(Interpolation 블록)을 수행함으로써, 원하는 크기의 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.

[0040] 상술한 바와 같은 퓨전연산은 아래의 수학적 식 1과 같이 나타낼 수 있다.

수학적 식 1

$$I_{l+1} = I_l \times G_l + I_l$$

[0041]

[0042] 여기에서, 이전 레이어의 이미지특징()와 그래프특징()은 요소별(element-wise) 곱을 수행하고, 추가적으로 다시 이미지특징과 요소별 합을 수행하여 다음 레이어로 전달될 수 있다.

[0043] 또한, 다른 퓨전연산은 도 7에 도시한 바와 같이 Concat 블록에서 이미지특징과 그래프특징을 차원적으로 합쳐서 합성곱연산(Conv Block)을 수행할 수 있고, 원하는 초해상화 크기(즉, 이미지의 너비와 높이)에 맞도록 복수의 합성곱블록(Conv Block)과 이미지보간법(Interpolation 블록, 예를 들면, 최근접이웃보간법을 이용할 수 있음)이 번갈아가며 수행할 수 있으며, 마지막의 합성곱블록(Conv Block)을 끝으로 초해상화가 수행할 수 있다.

[0044] 상술한 바와 같이 이미지디코더(130)는 Concat 블록에서 퓨전연산을 수행하고, Conv Block에서 합성곱 연산을 수행하는 과정과 Interpolation 블록에서 이미지보간을 수행하는 과정을 원하는 이미지의 크기에 따라 적어도 1회 이상을 수행한 후에, 마지막 Conv Block에서 합성곱 연산을 수행함으로써, 원하는 크기의 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.

[0045] 예를 들면, 본 발명의 실시예에서는 4배 초해상화에 대한 실시예를 설명하고 있는 바, 도 7에 도시한 바와 같이 Conv Block과 Interpolation 블록의 연산이 2번 반복 수행될 수 있다. 즉, Conv Block과 Interpolation 블록의 1회 연산을 통해 원래의 이미지를 2배 초해상화시킬 수 있다.

[0046] 따라서, 본 발명의 일 실시예에 따르면, 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하고, 그래프화모듈에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하며, 이미지디코더에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전연산을 수행하여 초해상화함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있다.

[0047] 도 8은 본 발명의 다른 실시예에 따라 그래프정보를 이용하여 이미지 초해상화를 수행하는 과정을 나타낸 플로우차트이다.

[0048] 도 8을 참조하면, 이미지인코더(110)에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출할 수 있다(단계210).

[0049] 이러한 이미지특징을 추출하는 단계(210)에서는, 합성곱연산을 수행하는 합성곱블록의 연속으로 구성되어 이미지특징을 추출할 수 있다.

[0050] 예를 들면, 이미지인코더(110)에에서는 이미지에서 특성을 추출하기 위해서 합성곱 연산을 진행하는 합성곱블록(Conv Block)의 연속으로 구성될 수 있는데, 합성곱블록은 합성곱레이어(Conv)와 ReLU 활성화함수를 적용해주는

ReLU레이어(ReLU), 또 다시 합성곱 연산을 수행하는 합성곱레이어(Conv)를 순차적으로 거치는 구조로 구성될 수 있으며, 이를 이용하여 입력된 이미지에 대한 이미지특징(즉, 이미지 안의 내재되어 있는 특성들)을 추출할 수 있다.

- [0051] 그리고, 그래프화모듈(120)에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킬 수 있다(단계220).
- [0052] 이러한 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시키는 단계(220)는, 이미지특징 내에 존재하는 어느 하나의 엘리먼트에 대해 거리가 가장 가까운 다른 엘리먼트를 검색하여 그래프데이터의 에지로 표현하여 이웃노드로 결정하는 방식으로 그래프화할 수 있다.
- [0053] 예를 들면, 그래프화모듈(120)에서는 이미지특징을 그래프화한 후에 그래프특징을 추출하는 모듈(Graph module)이 연속적으로 구성될 수 있는데, 이미지인코더(110)에서 추출한 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(K-nearest neighbor search) 방식으로 그룹화를 진행할 수 있으며, 특징(Feature) 안의 어떠한 임의의 엘리먼트(element, 이미지특징의 한 픽셀을 의미함)에 대해서 가장 거리가 가까운 엘리먼트를 구하여 그 연관성을 그래프데이터의 에지로 표현할 수 있다.
- [0054] 즉, 엘리먼트들끼리의 거리가 가깝다는 것은 직관적으로 특성이 비슷하고, 특성이 비슷한 엘리먼트들은 이웃하는 노드로 하여 그래프로 표현될 수 있다(K-NN레이어).
- [0055] 다음에, 그래프화모듈에서 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출할 수 있다(단계230).
- [0056] 예를 들면, 그래프화모듈(120)에서는 이미지특징을 그래프화한 후에 그래프특징을 추출하는 모듈(Graph module)이 연속적으로 구성될 수 있는데, K-최근접이웃탐색 방식으로 그래프화된 그래프에서 그래프특성을 추출하기 위해서 그래프합성곱신경망(GCN) 방식을 사용하고(GCN레이어), 추출된 그래프특징을 ReLU 활성화함수를 이용하여 해당 값의 선형성을 제거할 수 있다(ReLU레이어).
- [0057] 이어서, 이미지디코더(130)에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전(fusion)연산을 수행하여 초해상화할 수 있다(단계240).
- [0058] 이러한 초해상화하는 단계(240)에서는, 퓨전연산을 수행한 후에 이미지의 크기를 증가시키는 최근접이웃보간법(Nearest Neighbor)을 추가로 수행하여 초해상화할 수 있다.
- [0059] 예를 들면, 이미지디코더(130)에서는 Concat 블록에서 이미지특징과 그래프특징을 차원적으로 합쳐서 합성곱연산(Conv Block)을 수행할 수 있고, 원하는 초해상화 크기(즉, 이미지의 너비와 높이)에 맞도록 복수의 합성곱블록(Conv Block)과 이미지보간법(Interpolation 블록, 예를 들면, 최근접이웃보간법을 이용할 수 있음)이 번갈아가며 수행할 수 있으며, 마지막의 합성곱블록(Conv Block)을 끝으로 초해상화가 수행할 수 있다.
- [0060] 상술한 바와 같이 이미지디코더(130)는 Concat 블록에서 퓨전연산을 수행하고, Conv Block에서 합성곱 연산을 수행하는 과정과 Interpolation 블록에서 이미지보간을 수행하는 과정을 원하는 이미지의 크기에 따라 적어도 1회 이상을 수행한 후에, 마지막 Conv Block에서 합성곱 연산을 수행함으로써, 원하는 크기의 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.
- [0061] 따라서, 본 발명의 다른 실시예에 따르면, 이미지인코더에 이미지가 입력될 경우 합성곱신경망(CNN) 방식으로 이미지특징을 추출하고, 그래프화모듈에서 추출된 이미지특징을 K-최근접이웃탐색(KNN) 방식으로 그룹화하여 그래프화시킨 후에, 그래프합성곱신경망(GCN) 방식으로 그래프특징을 추출하며, 이미지디코더에서 이미지특징 및 그래프특징에 대해 합성곱신경망(CNN) 방식으로 퓨전연산을 수행하여 초해상화함으로써, 원본 이미지가 가진 내재적인 픽셀들의 연관성을 추출하여 딥러닝 모델에 입력시켜 이미지의 도메인 분포를 줄일 수 있어 이미지 초해상화를 효과적으로 수행할 수 있다.
- [0062] 한편, 도 9 내지 도 14는 본 발명의 실시예에 적용되는 신경망 모델의 학습과, 제안 모델을 시뮬레이션한 결과를 설명하기 위한 도면이다.
- [0063] 도 9 내지 도 14를 참조하면, 제안모델1은 도 9에 도시한 바와 같이 이미지를 합성곱 연산(Conv)을 통하여 임베딩하고, 임의의 공간상의 픽셀들의 이웃관계를 KNN 기법(K-NN)을 통하여 파악하여 그래프화할 수 있다. 여기에서, 그래프화된 이미지의 특징들은 그래프의 노드가 가지는 특징들이 될 수 있다.
- [0064] 그리고, 그래프 측면에서 노드들에 대해서 합성곱 연산을 해주는 GCN 레이어(GCN)로 입력되어 그래프의 노드들의 특징을 뽑아내 재구성(Reconstruction)하는 방식으로 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.

- [0065] 제안모델2는 도 10에 도시한 바와 같이 제안모델1과 유사하지만, 중간에 그래프화된 특징들을 재정렬하여 이미지화시킨 후에, 이미지보간법을 더하여 이미지를 키우는 과정이 추가로 수행하는 방식으로 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.
- [0066] 제안모델3은 상술한 바와 같은 본 발명의 일 실시예와 다른 실시예에서 설명한 그래프정보를 이용한 이미지 초해상화 장치 및 그 방법에 따라 초해상화 이미지를 출력할 수 있다.
- [0067] 먼저, 본 발명의 실시예에 적용되는 신경망 모델의 학습에 대해 설명하면, 제안모델들의 학습 환경에서 하드웨어는 RTX A6000 2대를 사용하였으며, 학습데이터세트는 DIV2K 데이터세트를 사용하였다.
- [0068] 여기에서, DIV2K 데이터세트의 학습세트에는 이미지 800장, 검증세트 200장이 포함되는데, 이러한 이미지들과 그에 따른 텍스트 정보들을 포함되어 있으며, DIV2K 학습데이터세트에는 이중삼차보간법(Bicubic interpolation)을 사용하여 저해상도 이미지를 만들어서 제공하기 때문에 이를 학습과 검증에 사용하였다.
- [0069] 그리고, 학습 파라미터에서 학습률(learning rate)은 기본적으로 0.0002 값을 사용하였으며, 125000번의 반복마다 절반으로 줄이도록 하였고, 최적화 기법은 아담(Adam) 기법을 사용하였으며, 총 500000번의 반복을 통하여 학습을 진행하였고, 네트워크의 평가지표는 컴퓨터비전에서 이미지를 평가하는 방법으로 사용되는 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio, 최대신호 대 잡음비)과 SSIM(Structural Similarity Index Measure)을 사용하였다.
- [0070] 여기에서, 성능평가지표인 PSNR는 아래의 수학적 식 2와 같이 나타낼 수 있다.

수학적 식 2

$$PSNR = 10 \log \frac{s^2}{MSE}$$

- [0071]
- [0072] 여기에서, PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)은 영상 내 신호가 가질 수 있는 최대신호에 대한 잡음의 비율을 나타내는데, 영상을 압축했을 때 화질이 얼마나 손실되었는지 평가하는 목적으로 사용될 수 있고, 단위는 데시벨(dB) 단위를 사용할 수 있다.
- [0073] 상기 수학적 식 2에서 s는 픽셀들의 최대값을 의미하고, MSE(Mean Square Error)는 원본 영상과의 차이를 나타낼 수 있기 때문에, PSNR 수치가 높을수록 원본 영상에 비해 픽셀들의 손실이 적다는 의미이다. 즉, 평가값(PSNR값)이 높을수록 품질이 좋은 것을 나타낸다.
- [0074] 또한, SSIM은 PSNR과 다르게 수치적으로 평가하는 지표가 아닌 사람의 시각적 화질차이를 평가하기 위해서 고안된 평가기법으로, 사람의 시각은 이미지 구조 정보를 도출하는데 특화되어 있어서 구조 정보의 왜곡되는 정도가 시각에 큰 영향을 미친다는 것이 SSIM의 핵심적인 가설이었다.
- [0075] 따라서, SSIM은 휘도(Luminance), 대비(Contrast), 구조(Structural)의 측면에서 품질을 평가할 수 있으며, 각각 측면은 아래의 수학적 식 3으로 나타낼 수 있다. 여기에서, 첫 번째 식은 휘도(Luminance) 측면, 두 번째 식은 대비(Contrast) 측면, 마지막 식은 구조(Structural) 측면을 나타낸다.

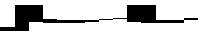
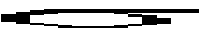
수학적 식 3

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (C_1 = (0.01 \times s \times size)^2),$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (C_2 = (0.03 \times s \times size)^2),$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \quad (C_3 = \frac{C_2}{2})$$

[0076]

[0077] 상기 수학식 3에서, x 는 원본 이미지, y 는 왜곡 이미지이고,  는 이미지의 픽셀 평균값을 의미하며,  는 이미지의 픽셀 분산 값을 의미하고, s 는 픽셀의 최댓값, $size$ 는 이미지의 넓이를 의미한다.

[0078] 이에 따라, SSIM은 아래의 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

[0079]

[0080] 여기에서, 일반적으로 수치만을 비교하는 PSNR보다 SSIM의 값이 높은 것이 사람의 지각적인 측면으로 보았을 때 좀 더 원본 이미지와 비슷하다고 평가할 수 있다.

[0081] 한편, 시물레이션 과정에 대해 설명하면, 제안모델들의 검증 단계에서 테스트 데이터는 Set5라는 초해상화 테스트 데이터셋 5장을 테스트에 사용하였다.

[0082] 여기에서, 테스트한 모델은 제안모델1, 제안모델2, 제안모델3과, 추가적으로 제안모델3에서 그래프화모듈을 제거한 모델(그래프화모듈을 제거한 제안모델3)까지 4개의 모델을 테스트하였는데, 검증단계에서 확인할 것은 그래프정보를 활용할 수 있느냐가 관건이기 때문에, 그래프화모듈을 제거한 제안모델3을 추가적으로 테스트 하였다.

[0083] 상술한 바와 같은 시물레이션에 대한 결과를 설명하면, 정량적인 평가는 아래의 표 1과 같이 나타낼 수 있다.

표 1

모델	PSNR	SSIM
제안 모델 1	29.0869	0.8350
제안 모델 2	28.8479	0.8307
제안 모델 3	30.7983	0.8738
그래프화 모듈이 제거된 제안 모델 3	30.5269	0.8666

[0084]

[0085] 상기 표 1에 나타난 바와 같이, 모델들의 성능이 1, 2, 3으로 갈수록 성능이 올라가는 양상을 보이며, 이는 정성적인 평가에서도 뚜렷한 것을 알 수 있다.

[0086] 여기에서, 제안모델 3과 그래프화모듈이 제거된 제안모델3에 대한 성능을 살펴보면, 둘의 성능차이는 약 0.2 정도의 작은 차이를 보이며, 제안모델3이 아주 조금 더 나은 성능을 보여주지만, 이 평가만으로는 그래프정보를 잘 활용했다고 평가하기에는 미흡하다.

[0087] 한편, 정성적인 평가는 도 11에 도시한 바와 같이 나타낼 수 있는데, 제안모델3으로 갈수록 이미지의 품질이 좋아지는 것을 알 수 있지만, 그래프화모듈이 제거된 제안모델3과 제안모델3의 차이점은 뚜렷하지 않다.

[0088] 따라서, 그래프를 잘 만드는가와 그래프화시켰을 때에 이웃하는 노드들이 비슷한 특징을 가지는 가를 파악하여야 하는데, 도 12는 실제 이미지를 그래프화시킨 것을 시각화한 결과물로서, 그래프화시킨 것은 실타래처럼 무수히 많은 노드들로 구성되어 있으며, 이를 좀더 풀어서 연관성을 파악하고자 도 13 및 도 14에 도시한 바와 같이 이미지에 대해서 시각화를 진행하였다.

[0089] 여기에서, 초록색 점은 중심노드가 되며, 노란색 점들은 중심노드의 이웃노드들을 표현하도록 하였는데, 이에 따라 도 13에 도시한 바와 같이 나무에 존재하는 노드를 중심으로 이웃노드를 찾을 경우 나무에 존재하는 노드들이 이웃노드로 표기되었다는 것을 알 수 있고, 도 14에 도시한 바와 같이 새의 깃털 부분의 노드를 중심으로

이웃노드를 찾을 경우 갯털에 존재하는 노드들이 이웃노드로 표현된 것을 알 수 있다.

[0090] 따라서, 이미지를 임베딩하여 그래프화 시키는 것으로 이미지 안의 내재되어 있는 연관성정보를 충실하게 나타낼 수 있다는 점을 확인할 수 있다.

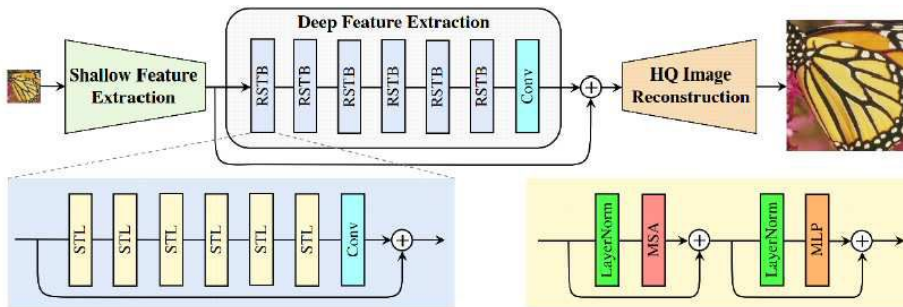
[0091] 이상의 설명에서는 본 발명의 다양한 실시예들을 제시하여 설명하였으나 본 발명이 반드시 이에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 여러 가지 치환, 변형 및 변경이 가능함을 쉽게 알 수 있을 것이다.

부호의 설명

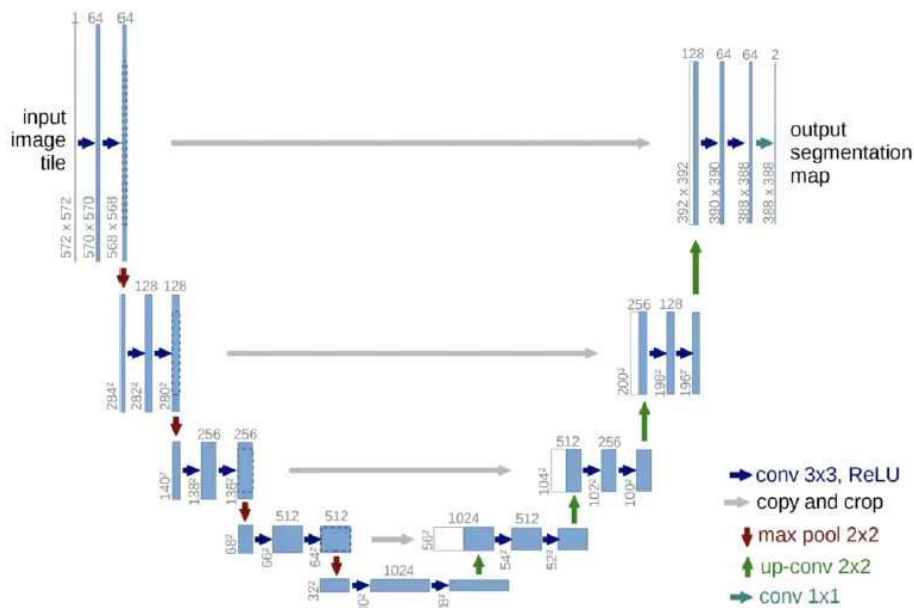
[0092] 110 : 이미지인코더
120 : 그래프화모듈
130 : 이미지디코더

도면

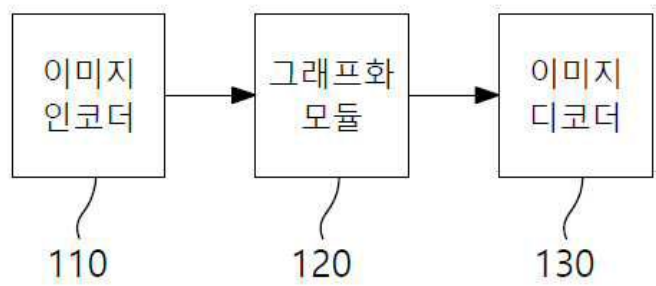
도면1



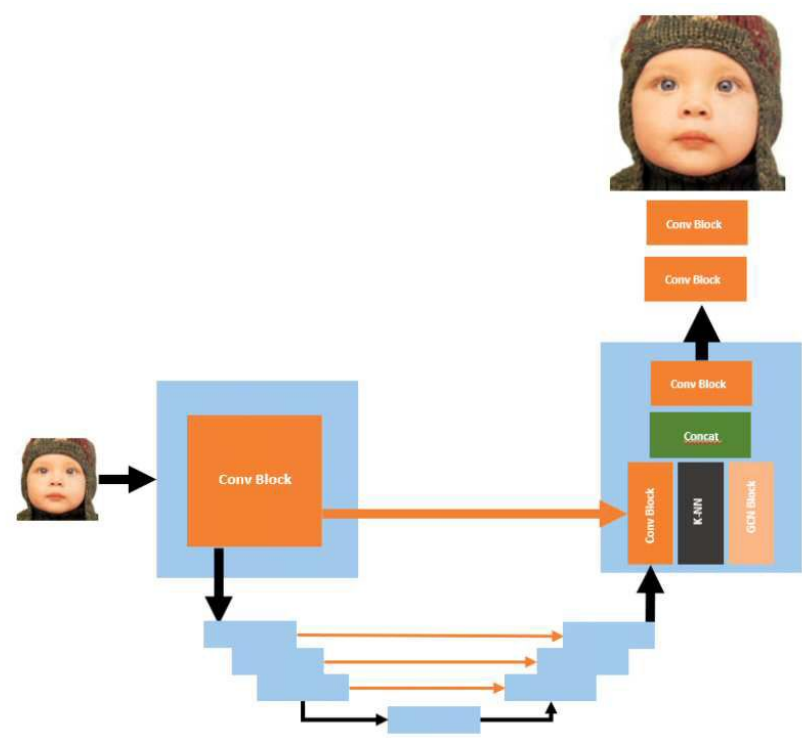
도면2



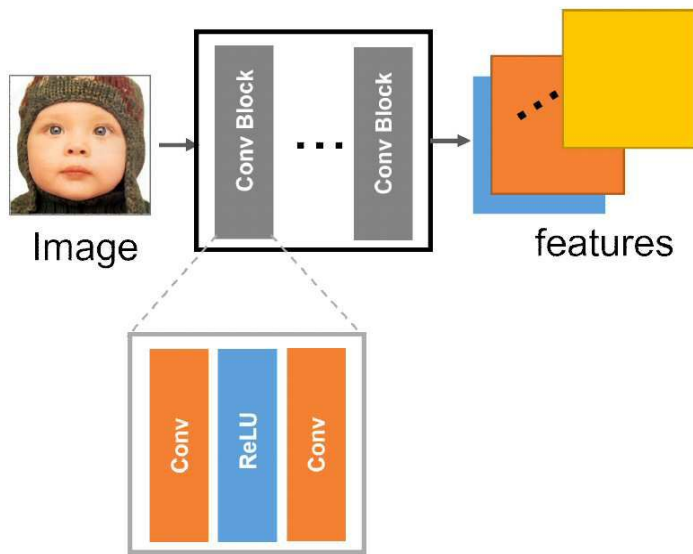
도면3



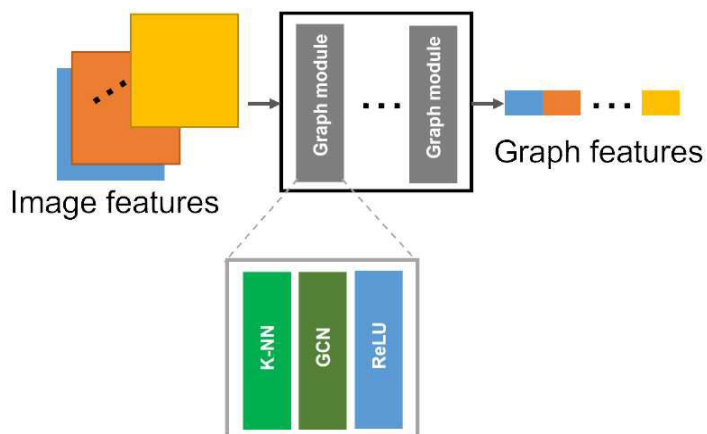
도면4



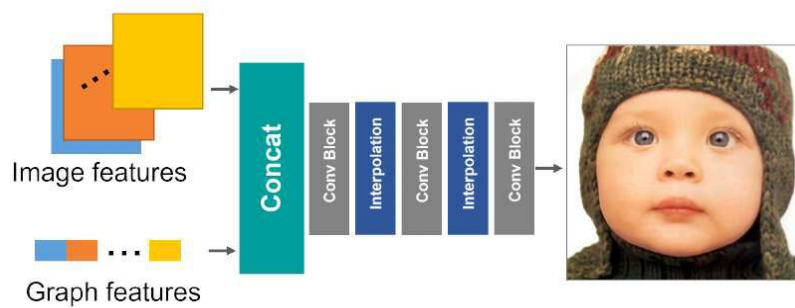
도면5



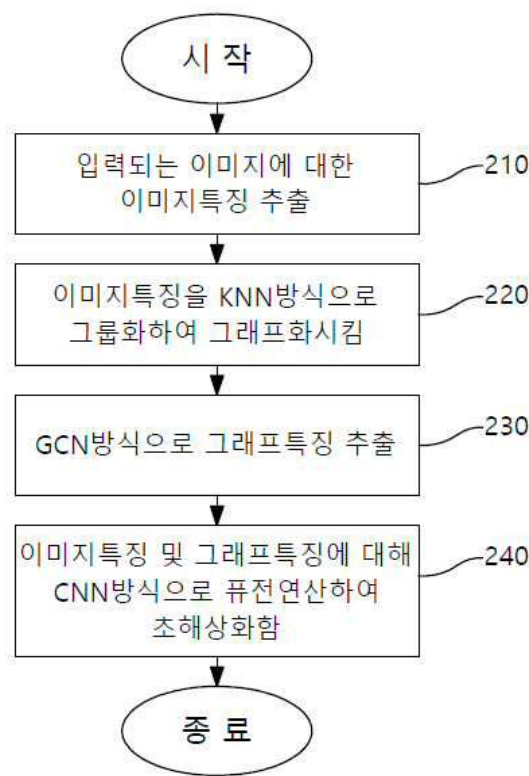
도면6



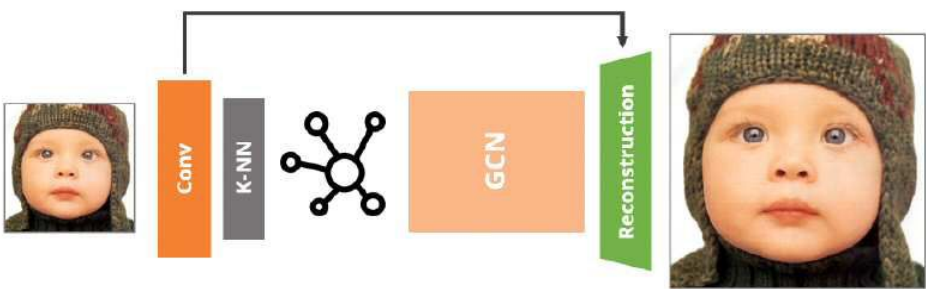
도면7



도면8



도면9



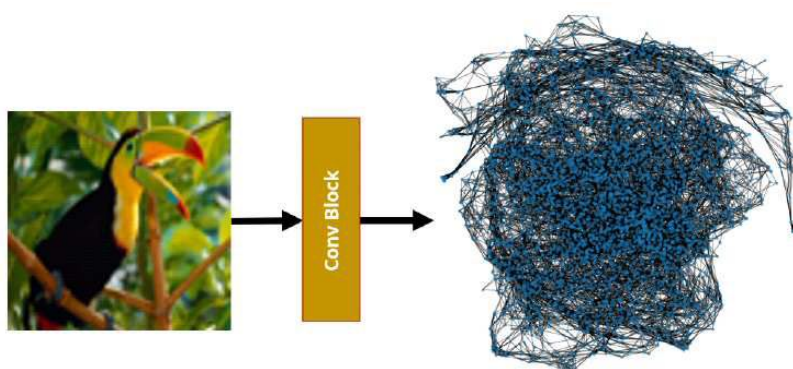
도면10



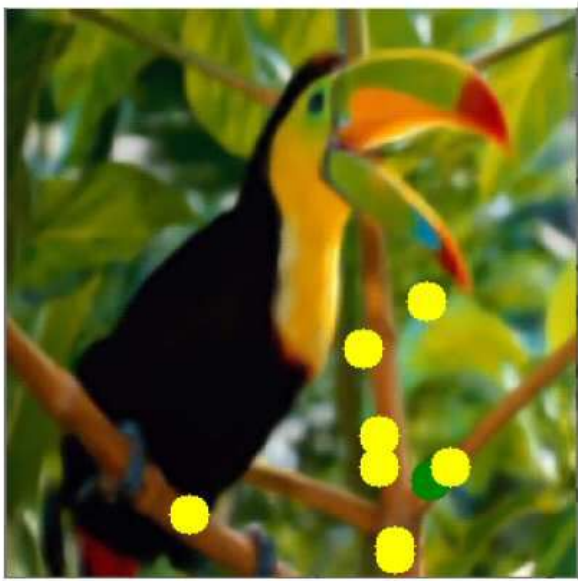
도면11



도면12



도면13



도면14

