(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0086300
(43) 공개일자 2025년06월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/50 (2024.01) *G06N 3/045* (2023.01)
G06T 5/60 (2024.01) *G06T 5/80* (2024.01)
G06T 7/40 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/50 (2024.01)
G06N 3/045 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0175823
(22) 출원일자 2023년12월06일
심사청구일자 2023년12월06일

(71) 출원인
인천대학교 산학협력단
인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)
(72) 발명자
전광길
인천광역시 연수구 해송로 70, 209동 805호(송도동, 송도웰 카운티2단지)
(74) 대리인
특허법인충정

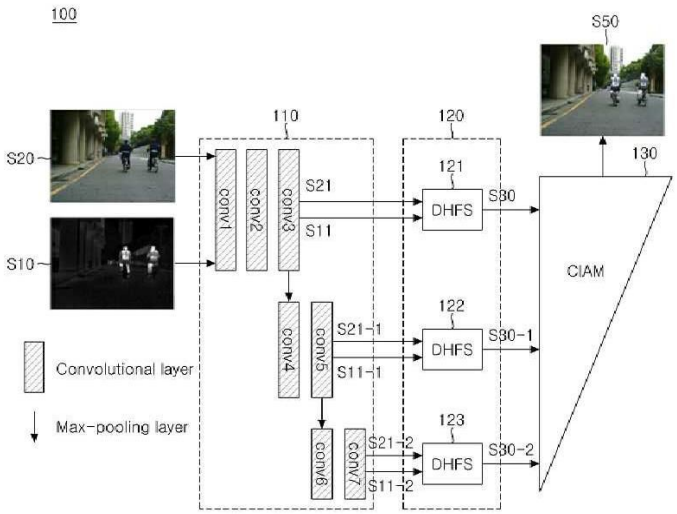
전체 청구항 수 : 총 8 항

(54) 발명의 명칭 **적외선 및 가시광 이미지 융합을 위한 인공지능 이미지 처리 방법**

(57) 요 약

본 발명은 적외선 및 가시광 이미지 융합을 위한 인공지능 이미지 처리 방법에 관한 것으로서, 본 발명의 이미지 처리 장치의 프로세서에서 수행하는 이미지 처리 방법은, 적외선 이미지와 가시광 이미지 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵 및 축소 가시광 특징맵을 각각 생성하는 제1단계, 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대해 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵을 획득하는 제2단계, 및 상기 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵을 생성하는 제3단계를 포함한다.

대 표 도



(52) CPC특허분류
G06T 5/60 (2024.01)
G06T 5/80 (2024.01)
G06T 7/40 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)
G06T 2207/20221 (2013.01)

명 세 서

청구범위

청구항 1

이미지 처리 장치에서 프로세서에서 수행하는 이미지 처리 방법에 있어서,

적외선 이미지와 가시광 이미지 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵 및 축소 가시광 특징맵을 각각 생성하는 제1단계;

상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대해 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵을 획득하는 제2단계; 및

상기 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵을 생성하는 제3단계

를 포함하는 이미지 처리 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1단계에서 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 각각의 풀링 연산에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 딥 축소 적외선 특징맵 및 딥 가시광 특징맵을 각각 생성하는 과정을 수행하되, 각 과정의 수행 결과에 대해 1회 이상 반복하여 깊이별 딥 축소 적외선 특징맵 및 깊이별 딥 가시광 특징맵을 생성하고,

상기 반복의 각각의 결과에 대하여 깊이별로 상기 제2단계를 적용함으로써 각 깊이의 공통 배경 특징맵 및 차분 특징맵을 생성하고, 각 깊이의 특징 융합 특징맵을 생성하여,

상기 제3단계에서 상기 각 깊이의 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 상기 상황 이미지 특징맵을 생성하는 이미지 처리 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제3단계에서, 상기 반복의 각각의 결과에 따른 순차적인 깊이의 제1 딥 특징 융합 특징맵, 제2 딥 특징 융합 특징맵, 제3 딥 특징 융합 특징맵에 대하여 상기 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성으로 상기 상황 이미지 특징맵을 생성하는 이미지 처리 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제2 단계는,

상기 축소 적외선 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과와 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과의 연결(concatenation)에 대해 합성곱층 연산을 수행하여 상기 공통 배경 특징맵을 생성하는 단계;

상기 축소 가시광 특징맵에서 상기 축소 적외선 특징맵을 차감한 결과에 대한 합성곱층 연산 결과를, 상기 축소 가시광 특징맵과 요소별 합산한 후, 복수회 합성곱층 연산을 수행하여 상기 차분 특징맵을 생성하는 단계; 및

상기 공통 배경 특징맵과 상기 특징 융합 특징맵에 대한 요소별 합산을 적용한 후 합성곱층 연산을 수행하여 상기 특징 융합 특징맵을 생성하는 단계

를 포함하는 이미지 처리 방법.

청구항 5

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

적외선 이미지와 가시광 이미지 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵 및 축소 가시광 특징맵을 각각 생성하는 제1기능;

상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대해 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵을 획득하는 제2기능; 및

상기 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵을 생성하는 제3기능

을 수행하는 기록 매체.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 제1기능에서 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 각각의 풀링 연산에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 딥 축소 적외선 특징맵 및 딥 가시광 특징맵을 각각 생성하는 과정을 수행하되, 각 과정의 수행 결과에 대해 1회 이상 반복하여 깊이별 딥 축소 적외선 특징맵 및 깊이별 딥 가시광 특징맵을 생성하고,

상기 반복의 각각의 결과에 대하여 깊이별로 상기 제2기능을 적용함으로써 각 깊이의 공통 배경 특징맵 및 차분 특징맵을 생성하고, 각 깊이의 특징 융합 특징맵을 생성하여,

상기 제3기능에서 상기 각 깊이의 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 상기 상황 이미지 특징맵을 생성하는 기록 매체.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 제3기능에서, 상기 반복의 각각의 결과에 따른 순차적인 깊이의 제1 딥 특징 융합 특징맵, 제2 딥 특징 융합 특징맵, 제3 딥 특징 융합 특징맵에 대하여 상기 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성으로 상기 상황 이미지 특징맵을 생성하는 기록 매체.

청구항 8

제5항에 있어서,

상기 제2 기능은,

상기 축소 적외선 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과와 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과의 연결(concatenation)에 대해 합성곱층 연산을 수행하여 상기 공통 배경 특징맵을 생성하는 기능;

상기 축소 가시광 특징맵에서 상기 축소 적외선 특징맵을 차감한 결과에 대한 합성곱층 연산 결과를, 상기 축소 가시광 특징맵과 요소별 합산한 후, 복수회 합성곱층 연산을 수행하여 상기 차분 특징맵을 생성하는 기능; 및

상기 공통 배경 특징맵과 상기 특징 융합 특징맵에 대한 요소별 합산을 적용한 후 합성곱층 연산을 수행하여 상기 특징 융합 특징맵을 생성하는 기능

를 포함하는 기록 매체.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 이미지 처리 방법에 관한 것으로서, 특히, 적외선 및 가시광 원격 이미지에 대한 이미지 복원의 해상도를 향상시킬 수 있는 이미지 처리 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 이미지 처리 장치의 한계로 인해 단일 센서로 얻은 이미지는 장면 정보를 적절하게 표시할 수 없다. 따라서 이미지 융합 기술이 등장하고 그 목적은 다양한 모달 이미지에 대한 의미 있는 정보를 통합한다. 이미지 융합은 모드 차이가 존재하는 다중 모드 이미지와 디지털 사진 이미지 등의 융합 등이 있다. 동일한 장면의 다른 소스에서 가져온 이미지에는 보완을 위한 의미있는 풍부한 정보가 포함되어 있다.

[0003] 또한, 이미지 융합은 군사 작전, 물체 감지, 물체 추적, 보행자 인식 및 의미론적 분할과 같은 광범위한 컴퓨터 비전 작업에 널리 적용되어 왔다. 센서의 서로 다른 이미징 메커니즘으로 인해 적외선 및 가시광 이미지에 대한 장면 정보는 대비와 질감에서 차이가 있습니다. 적외선 이미지는 특정 수준의 날카로운 열발생 목표물을 화면에 보유할 수 있지만 열을 발생시키지 않는 다른 목표물은 쉽게 간과된다. 또한 가시광 이미지는 더 많은 텍스처 디테일과 더 나은 시각적 성능을 제공한다. 따라서 두 가지 유형의 이미지를 융합하면 단일 이미지에 비해 더 많은 풍부한 정보를 얻을 수 있으며 위와 같은 다양한 작업에 매우 의미가 있게 된다.

[0004] 현재 전통적인 방법과 딥러닝 기반 방법 모두에 많은 융합 방법이 시도되고 있다. 전통적인 수학 원리를 통해 융합 방법은 주로 원본 이미지를 변환 도메인으로 변환하며, 또한 작업 수준에 따라 도메인에서 융합 전략을 설계하여 정보를 통합한다. 융합 방법에는 다중 스케일 분해 기반 방법, 부분 공간 클러스터링 기반 방법, 희소 표현 기반 방법, 최적화 기반 방법 및 하이브리드 방법 등이 있다.

[0005] 그러나 종래의 이미지 융합 융합 방식은, 점점 더 복잡해지는 변환 또는 표현 방법이 실시간 처리되지 못하는 한계와, 복잡한 시나리오를 적용하여 이미지의 세부 정보를 반영하려는 노력이 다양한 특징의 손실로 이어질 수 있다는 한계가 있으며, 딥 러닝을 접목한 융합 알고리즘에 있어서도 이미지 세부 정보를 적절하게 보존하지 못하고 다중 스케일의 이미지들과 함께 적절하게 보완 정보를 통합하지 못하는 한계가 있었다.

[0006] 관련 선행문헌으로서, 특허출원 제10-2009-0076668호 (2009년08월19일), 특허출원 제10-2020-0089978호 (2020년07월21일), 특허출원 제10-2013-0116897호 (2013년09월30일) 등이 참조될 수 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 따라서, 본 발명은 상술한 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은, 딥러닝 기반으로 적외선 및 가시광 원격 이미지에 대한 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 전경과 배경의 구별을 용이하게 하고 스케일 변동에 따른 이미지 왜곡을 보상하기 위한, 인코더모듈로서의 다중스케일모듈, 중간처리 모듈로서의 특징 융합 모듈(DHFS, DualHeaded Fusion Strategy), 디코더모듈로서의 상황 정보 인식 모듈(CIAM, Contextual Information Awareness Module)을 학습(딥러닝)하여 이미지 내의 객체 인식 등 고해상도를 실현하기 위한 이미지 처리 방법에 관한 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 먼저, 본 발명의 특징을 요약하면, 상기의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일면에 따른 이미지 처리 장치에서 프로세서에서 수행하는 이미지 처리 방법은, 적외선 이미지와 가시광 이미지 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵 및 축소 가시광 특징맵을 각각 생성하는 제1단계; 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대해 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵을 획득하는 제2단계; 및 상기 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵을 생성하는 제3단계를 포함할 수 있다.

[0009] 상기 제1단계에서 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 각각의 풀링 연산에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 딥 축소 적외선 특징맵 및 딥 가시광 특징맵을 각각 생성하는 과정을 수행하되, 각 과정의 수행 결과에 대해 1회 이상 반복하여 깊이별 딥 축소 적외선 특징맵 및 깊이별 딥 가시광 특징맵을 생성하고, 상기 반복의 각각의 결과에 대하여 깊이별로 상기 제2단계를 적용함으로써 각 깊이의 공통 배경 특징맵 및 차분 특징맵을 생성하고, 각 깊이의 특징 융합 특징맵을 생성하여, 상기 제3단계에서 상기 각 깊이의 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 상기 상황 이미지 특징맵을

생성할 수 있다.

[0010] 상기 제3단계에서, 상기 반복의 각각의 결과에 따른 순차적인 깊이의 제1 딥 특징 융합 특징맵, 제2 딥 특징 융합 특징맵, 제3 딥 특징 융합 특징맵에 대하여 상기 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성으로 상기 상황 이미지 특징맵을 생성할 수 있다.

[0011] 상기 제2 단계는, 상기 축소 적외선 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과와 상기 축소 가시광 특징맵에 대한 합성곱층 연산 결과의 연결(concatenation)에 대해 합성곱층 연산을 수행하여 상기 공통 배경 특징맵을 생성하는 단계; 상기 축소 가시광 특징맵에서 상기 축소 적외선 특징맵을 차감한 결과에 대한 합성곱층 연산 결과를, 상기 축소 가시광 특징맵과 요소별 합산한 후, 복수회 합성곱층 연산을 수행하여 상기 차분 특징맵을 생성하는 단계; 및 상기 공통 배경 특징맵과 상기 특징 융합 특징맵에 대한 요소별 합산을 적용한 후 합성곱층 연산을 수행하여 상기 특징 융합 특징맵을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 그리고, 본 발명의 다른 일면에 따른 이미지 처리 장치에서 이미지 처리 기능을 구현하기 위한 컴퓨터가 판독 가능한 기록매체는, 적외선 이미지와 가시광 이미지 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵 및 축소 가시광 특징맵을 각각 생성하는 제1기능; 상기 축소 적외선 특징맵 및 상기 축소 가시광 특징맵에 대해 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵을 획득하는 제2기능; 및 상기 특징 융합 특징맵에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵을 생성하는 제3기능을 수행할 수 있다.

발명의 효과

[0013] 본 발명에 따른 이미지 처리 방법에 따르면, 딥러닝 기반으로 적외선 및 가시광 원격 이미지에 대한 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 전경과 배경의 구별을 용이하게 하고 스케일 변동에 따른 이미지 왜곡을 보상하기 위한, 인코더모듈로서의 다중스케일모듈, 중간처리 모듈로서의 특징 융합 모듈(DHFS, DualHeaded Fusion Strategy), 디코더모듈로서의 상황 정보 인식 모듈(CIAM, Contextual Information Awareness Module)을 학습(딥러닝)하여 이미지 내의 객체 인식 등 고해상도를 실현하기 위한 이미지 처리 방법을 제공할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0014] 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 장치의 개략적인 블록도이다.

도 2는 도 1의 다중스케일모듈에 적용된 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 채널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

도 3은 도 1의 특징 융합 모듈(DHFS)의 구체적인 블록도이다.

도 4는 도 3의 특징 융합 모듈(DHFS)에 적용된 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 채널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

도 5는 도 1의 상황 정보 인식 모듈(CIAM)의 구체적인 블록도이다.

도 6은 도 5의 상황 정보 인식 모듈(CIAM)의 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 채널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 이하에서는 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명에 대해서 자세히 설명한다. 이때, 각각의 도면에서 동일한 구성요소는 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.

[0016] 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.

[0017] 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.

[0018] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)의 개략적인 블록도이다.

[0019] 도 1을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)는, 인코더모듈 또는 다중스케일모듈(110), 특징 융합 모듈(DHFS)(120), 및 디코더모듈로서 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)을 포함할 수 있다.

[0020] 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 장치(100)를 구성하는 다중스케일모듈(110), 특징 융합 모듈(120), 및 상황 정보 인식 모듈(130) 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 7 참조). 여기서 다중스케일모듈(110), 특징 융합 모듈(120), 및 상황 정보 인식 모듈(130) 각각의 기능에 대하여 설명하지만, 이들 구성 요소들은 2 이상이 결합되어 하나의 블록으로 구현되는 것도 가능하다.

[0021] 이하, 이미지 처리 장치(100)의 프로세서에서 수행되는 다중스케일모듈(110), 특징 융합 모듈(120), 및 상황 정보 인식 모듈(130)의 각 기능을 자세히 설명한다.

[0022] 다중스케일모듈(110)은 적외선 이미지(데이터)(S10)와 가시광 이미지(데이터)(S20) 각각에 대해 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 축소 적외선 특징맵(S11) 및 축소 가시광 특징맵(S21)을 각각 생성할 수 있다.

[0023] 상기 합성곱층은, 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)에서의 다층 퍼셉트론(mlp)에 따른 콘볼루션(convoulution) 연산과 활성화 함수(예, 시그모이드함수, ReLU 함수 등)를 이용한 정규화 연산을 포함할 수 있다. 예를 들어, 소정의 커널을 이용하여 가중 합성하기 위한 순차적으로 적용되는 10개의 합성곱층이 이용될 수 있다. 상기 순차적인 다수의 합성곱층 이외에도 다중스케일모듈(110)은 필요에 따라 이미지 (데이터)의 좀더 축소를 위하여 하나 이상의 풀링층(도면에서 화살표)을 더 이용할 수 있다. 상기 풀링층은 맥스(max) 풀링층 또는 평균 풀링층일 수 있으며, 상기 순차적인 다수의 합성곱층의 연산 후에 해당 연산이 이루어질 수 있다.

[0024] 특징 융합 모듈(120)은 상기 축소 적외선 특징맵(S11) 및 상기 축소 가시광 특징맵(S21)에 대해 다수의 합성곱층(도 3 참조)을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K}) 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵(F_{diff}^{K})을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵(F^{K})(S30)을 획득할 수 있다. 여기서도, 상기 합성곱층은, 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)에서의 다층 퍼셉트론(mlp)에 따른 콘볼루션(convoulution) 연산과 활성화 함수(예, 시그모이드함수, ReLU 함수 등)를 이용한 정규화 연산을 포함할 수 있다. 예를 들어, 소정의 커널을 이용하여 가중 합성하기 위한 순차적으로 적용되는 복수의 합성곱층이 이용될 수 있다.

[0025] 상황 정보 인식 모듈(130)은 상기 특징 융합 특징맵(F^{K})(S30)에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상황 이미지 특징맵(S50)을 생성할 수 있다. 여기서도, 상기 합성곱층은, 합성곱 신경망(Convolution Neural Network)에서의 다층 퍼셉트론(mlp)에 따른 콘볼루션(convoulution) 연산과 활성화 함수(예, 시그모이드함수, ReLU 함수 등)를 이용한 정규화 연산을 포함할 수 있다. 예를 들어, 소정의 커널을

이용하여 가중 합성하기 위한 순차적으로 적용되는 복수의 합성곱층이 이용될 수 있다.

[0026] 본 발명은, 딥러닝 기반으로 적외선 이미지(S10) 및 가시광 원격 이미지(S20)에 대한 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 전경과 배경의 구별을 용이하게 하고 스케일 변동에 따른 이미지 왜곡을 보상하기 위한, 인코더모듈로서의 다중스케일모듈(110), 중간처리 모듈로서의 특징 융합 모듈(DHFS, DualHeaded Fusion Strategy)(120), 디코더모듈로서의 상황 정보 인식 모듈(CIAM, Contextual Information Awareness Module)(130)을 학습(딥러닝)하여 이미지 내의 객체 인식 등 고해상도를 실현하기 위한 이미지 처리 방법을 제공할 수 있도록 하였다.

[0027] 도 1과 같이, 다중스케일모듈(110)은, 추가적으로 상기 축소 적외선 특징맵(S11) 및 상기 축소 가시광 특징맵(S21)에 대한 각각의 풀링 연산에 대해, 다수의 합성곱층과 하나 이상의 풀링층을 이용하여 딥 축소 적외선 특징맵(S11-1) 및 딥 가시광 특징맵(S21-1)을 각각 생성하는 과정을 수행하되, 각 과정의 수행 결과(S11-1,,,, S21-1,,,)에 대해 1회 이상 반복하여 깊이별 딥 축소 적외선 특징맵(S11-1, S11-2,,,,) 및 깊이별 딥 가시광 특징맵(S21-1, S21-2,,,,,)을 생성할 수 있다.

[0028] 도 2는 도 1의 다중스케일모듈(110)에 적용된 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 체널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

[0029] 이에 따라, 특징 융합 모듈(120)은 축소 적외선 특징맵(S11) 및 축소 가시광 특징맵(S21)을 포함한, 상기 반복의 각각의 결과, 즉, 깊이별 딥 축소 적외선 특징맵(S11, S11-1, S11-2,,,,) 및 깊이별 딥 가시광 특징맵(S21, S21-1, S21-2,,,,,)에 대하여 깊이별로, 도 3과 같은 특징 융합 모듈(120)의 기본 유닛을 적용하여, 각 깊이의 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K}) 및 차분 특징맵(F_{diff}^{K})을 생성하고, 각 깊이의 특징 융합 특징맵(S30, S30-1, S30-2)을 생성할 수 있다. 도 3과 같은 특징 융합 모듈(120)의 기본 유닛(121/122/123)은, 위에서도 기술한 바와 같이, 다수의 합성곱층(도 3 참조)을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K}) 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵(F_{diff}^{K})을 생성하고, 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵(F^{K})(S30)을 획득할 수 있다.

[0030] 이에 따라 상황 정보 인식 모듈(130)은, 상기 각 깊이의 특징 융합 특징맵(S30, S30-1, S30-2)에 대하여 다수의 합성곱층을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상기 상황 이미지 특징맵(S50)을 생성할 수 있다(도 5 참조).

[0031] 도 3은 도 1의 특징 융합 모듈(DHFS)(120)의 기본 유닛(121/122/123)의 구체적인 블록도이다. 도 3에는 기본 유닛(121)에 대하여 도시하였으나, 기본 유닛들(122, 123)은 기본 유닛(121)의 입력(S11, S21) 및 출력(S30)과는 차이만 있을뿐 기본 유닛(121)과 같은 연산을 수행할 수 있다.

[0032] 도 4는 도 3의 특징 융합 모듈(DHFS)(120)에 적용된 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 체널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

[0033] 도 3 및 도 4를 참조하면, 특징 융합 모듈(120)의 각 기본 유닛(121/122/123)은, 위에서도 기술한 바와 같이, 다수의 합성곱층(conv1~conv7)을 이용한 가중 합성을 통해, 공통 배경 정보를 통합한 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K}) 및 차분 정보의 보상이 이루어진 차분 특징맵(F_{diff}^{K})을 생성하고, 합성곱층(conv8)을 이용해 이들을 가중 합성하여 텍스처 세부 정보가 포함된 특징 융합 특징맵(F^{K})(S30/ S30-1/ S30-2)을 획득할 수 있다.

[0034] 여기서, 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K})의 생성을 위하여, 특징 융합 모듈(120)의 각 기본 유닛은, 축소 적외선 특징맵(S11/ S11-1/ S11-2,,,,)에 대한 합성곱층(conv1) 연산 결과와 축소 가시광 특징맵(S21/ S21-1/ S21-2,,,,,)에 대한 합성곱층(conv2) 연산 결과의 연결(concatenation)(C)에 대해 합성곱층(conv3) 연산을 수행하여 상기 공통 배경 특징맵 $F_{com}^{k} = conv(concat(conv(F_{vi}^{k})), conv(F_{ir}^{k}))$ 을 생성할 수 있다.

[0035] 또한, 차분 특징맵(F_{diff}^{K})의 생성을 위하여, 특징 융합 모듈(120)의 각 기본 유닛은, 축소 가시광 특징맵(S21/ S21-1/ S21-2,,,,,)에서 축소 적외선 특징맵(S11/ S11-1/ S11-2,,,,)을 차감한 결과에 대한 합성곱층(conv4) 연산 결과를, 축소 가시광 특징맵(S21/ S21-1/ S21-2,,,,,)과 요소별 합산(elementwise summation)한 후, 복수

회 합성곱층(conv5,6,7) 연산을 수행하여 상기 차분 특징맵 $F_{dif}^{k} = conv(F_{vi}^{k} + conv(F_{ir}^{k} - F_{vi}^{k}))$ 을 생성할 수 있다.

[0036] 또한, 특징 융합 모듈(120)의 각 기본 유닛은, 상기 공통 배경 특징맵(F_{com}^{K})과 상기 특징 융합 특징맵(F_{diff}^{K})에 대한 요소별 합산(elementwise summation)을 적용한 후 합성곱층(conv8) 연산을 수행하여 상기 특징 융합 특징맵 $F^{k} = conv(F_{com}^{k} + F_{dif}^{k})$ 을 생성할 수 있다. 즉, 특징 융합 모듈(120)의 각 기본 유닛은, 깊이별로 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{1})(S30), 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{1}) (S30-1), 제3 딥 특징 융합 특징맵(f_{3x}^{1}) (S30-2)을 생성할 수 있다(도 5 참조).

[0037] 도 5는 도 1의 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)의 구체적인 블록도이다.

[0038] 도 6은 도 5의 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)에 적용된 합성곱층들에 적용된 커널크기, 스트라이드, 입출력 체널수, 활성화(정규화) 함수를 나타낸다.

[0039] 도 5 및 도 6을 참조하면, 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)은, 특징 융합 모듈(120)에서의 상기 반복의 각각의 결과에 따른 순차적인 깊이의 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{1}) (S30), 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{1}) (S30-1), 제3 딥 특징 융합 특징맵(f_{3x}^{1}) (S30-2)에 대하여, 다수의 합성곱층(conv1~13)을 이용한 가중 합성을 통해, 이미지 왜곡이 보상된 상기 상황 이미지 특징맵(S50)을 생성하되, 먼저, 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{1}) (S30)의 업 샘플링(위로 향하는 화살표)과 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{1}) (S30-1)의 다운 샘플링(아래로 향하는 화살표) 후에, 연결(concatenation)(C)(f_{1x}^{1}과 다운 샘플링된 f_{2x}^{1}의 연결, f_{2x}^{1}과 업 샘플링된 f_{1x}^{1}의 연결)에 대해 합성곱층들(conv1~4)의 연산을 이용해 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{1}) (S30)에 대한 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{2}), 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{1}) (S30-1)에 대한 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{2})을 생성한다. 합성곱층들(conv1, 3)의 연산 결과는 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{1})과 요소별 합산(elementwise summation)(+)을 적용하여, 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{2})이 생성되며, 합성곱층들(conv2, 4)의 연산 결과는 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{1})과 요소별 합산(elementwise summation)(+)을 적용하여, 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{2})이 생성된다.

[0040] 이후, 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)은, 제3 딥 특징 융합 특징맵(f_{3x}^{1}) (S30-2)의 다운 샘플링, 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{2})의 업샘플링, 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{2})의 다운 샘플링과 업샘플링 후에 그 결과들의 연결(C)(f_{1x}^{2}과 다운 샘플링된 f_{2x}^{2} 및 f_{3x}^{1}의 제1 연결, f_{2x}^{2}과 업샘플링된 f_{1x}^{2} 및 다운 샘플링된 f_{3x}^{1}의 제2 연결, f_{3x}^{1}과 업샘플링된 f_{2x}^{2} 및 f_{1x}^{2}의 제3 연결) 후, 합성곱층들(conv5~10)의 연산을 이용해, 보정된 제3 딥 특징 융합 특징맵(f_{3x}^{2}), 재차 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{3}), 재차 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{3})을 생성한다.

[0041] 합성곱층들(conv5,8)의 연산 결과는 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{2})과 요소별 합산(elementwise summation)(+)을 적용하여, 재차 보정된 제1 딥 특징 융합 특징맵(f_{1x}^{3})이 생성될 수 있다. 합성곱층들(conv6, 9)의 연산 결과는 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{2})과 요소별 합산(elementwise summation)(+)을 적용하여, 재차 보정된 제2 딥 특징 융합 특징맵(f_{2x}^{3})이 생성될 수 있다. 합성곱층들(conv7,10)의 연산 결과는 제3 딥 특

징 융합 특징맵(f_{3x}^{1})과 요소별 합산(elementwise summation)(+)을 적용하여, 보정된 제3 딥 특징 융합 특징맵(f_{3x}^{2})이 생성될 수 있다.

[0042] 상황 정보 인식 모듈(CIAM)(130)은, 이들(f_{3x}^{2}, f_{2x}^{3}, f_{1x}^{3})을 연결(C)하고 합성곱층들(conv11~13)의 연산을 통해 이미지 왜곡이 보상된 상기 상황 이미지 특징맵(S50)을 생성할 수 있다.

[0043] 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치(100)의 구현 방법의 일례를 설명하기 위한 도면이다.

[0044] 도 7을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 따른 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치(100)는, 하드웨어, 소프트웨어, 또는 이들의 결합으로 이루어질 수 있다. 예를 들어, 본 발명의 이미지 처리 방법을 처리하는 이미지 처리 장치(100)는, 위와 같은 기능/단계/과정들을 수행하기 위한 적어도 하나의 프로세서를 갖는 도 7과 같은 컴퓨팅 시스템(1000) 또는 인터넷 상의 서버 형태로 구현될 수 있다.

[0045] 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.

[0046] 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 커플링되며, 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.

[0047] 상술한 바와 같이, 본 발명에 따른 이미지 처리 장치(100)의 이미지 처리 방법에 따르면, 딥러닝 기반으로 적외선 및 가시광 원격 이미지에 대한 이미지 복원의 해상도를 향상시키되, 전경과 배경의 구별을 용이하게 하고 스케일 변동에 따른 이미지 왜곡을 보상하기 위한, 인코더모듈로서의 다중스케일모듈(110), 중간처리 모듈로서의 특징 융합 모듈(DHFS, DualHeaded Fusion Strategy) (120), 디코더모듈로서의 상황 정보 인식 모듈(CIAM, Contextual Information Awareness Module)(130)을 학습(딥러닝)하여 이미지 내의 객체 인식 등 고해상도를 실현하기 위한 이미지 처리 방법을 제공할 수 있다.

[0048] 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

[0049] 다중스케일모듈(110)

특징 융합 모듈(120)

상황 정보 인식 모듈(130)

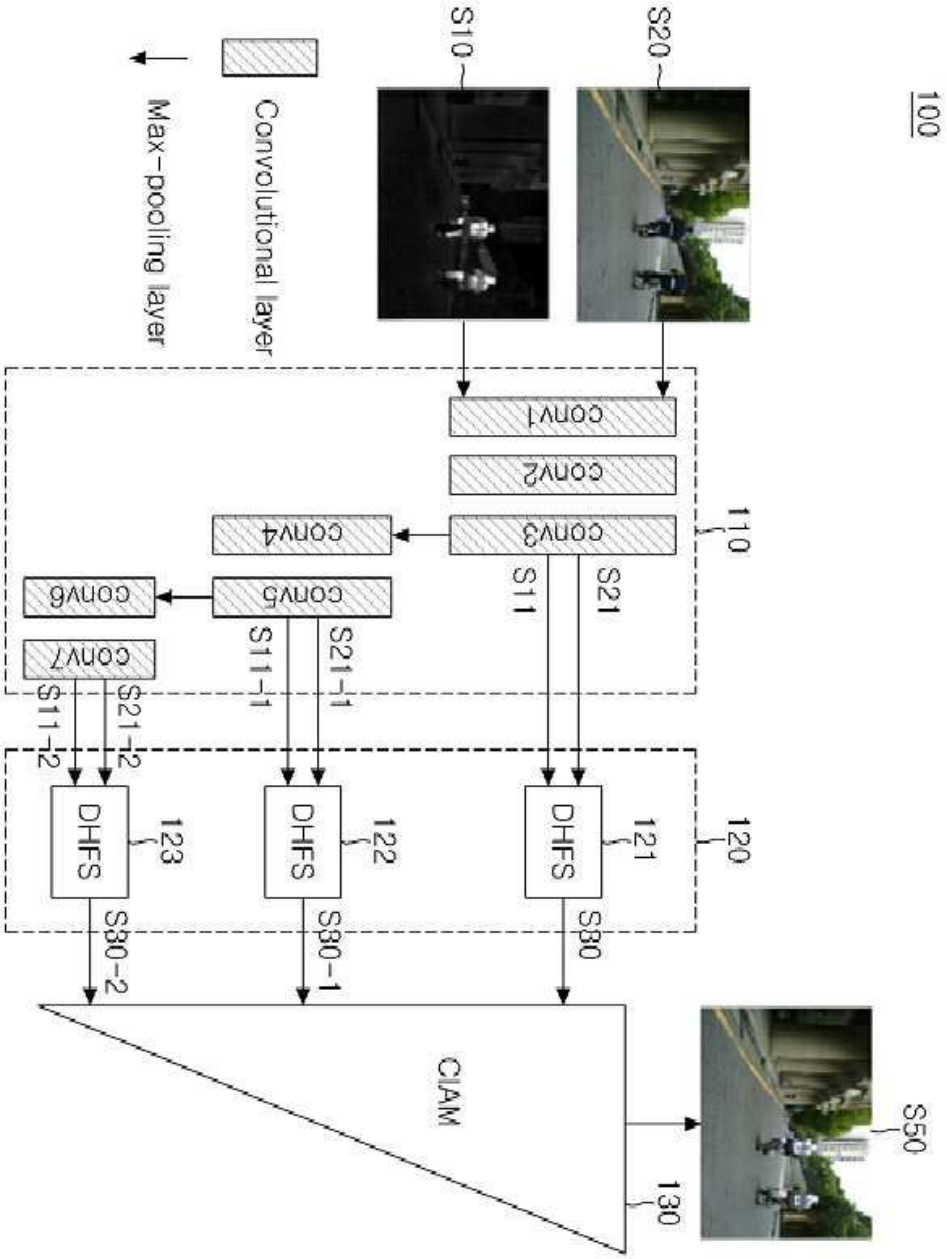
공통 배경 특징맵(F_{com}^{K})

차분 특징맵(F_{diff}^{K})

특징 융합 특징맵(F^{K})

도면

도면1

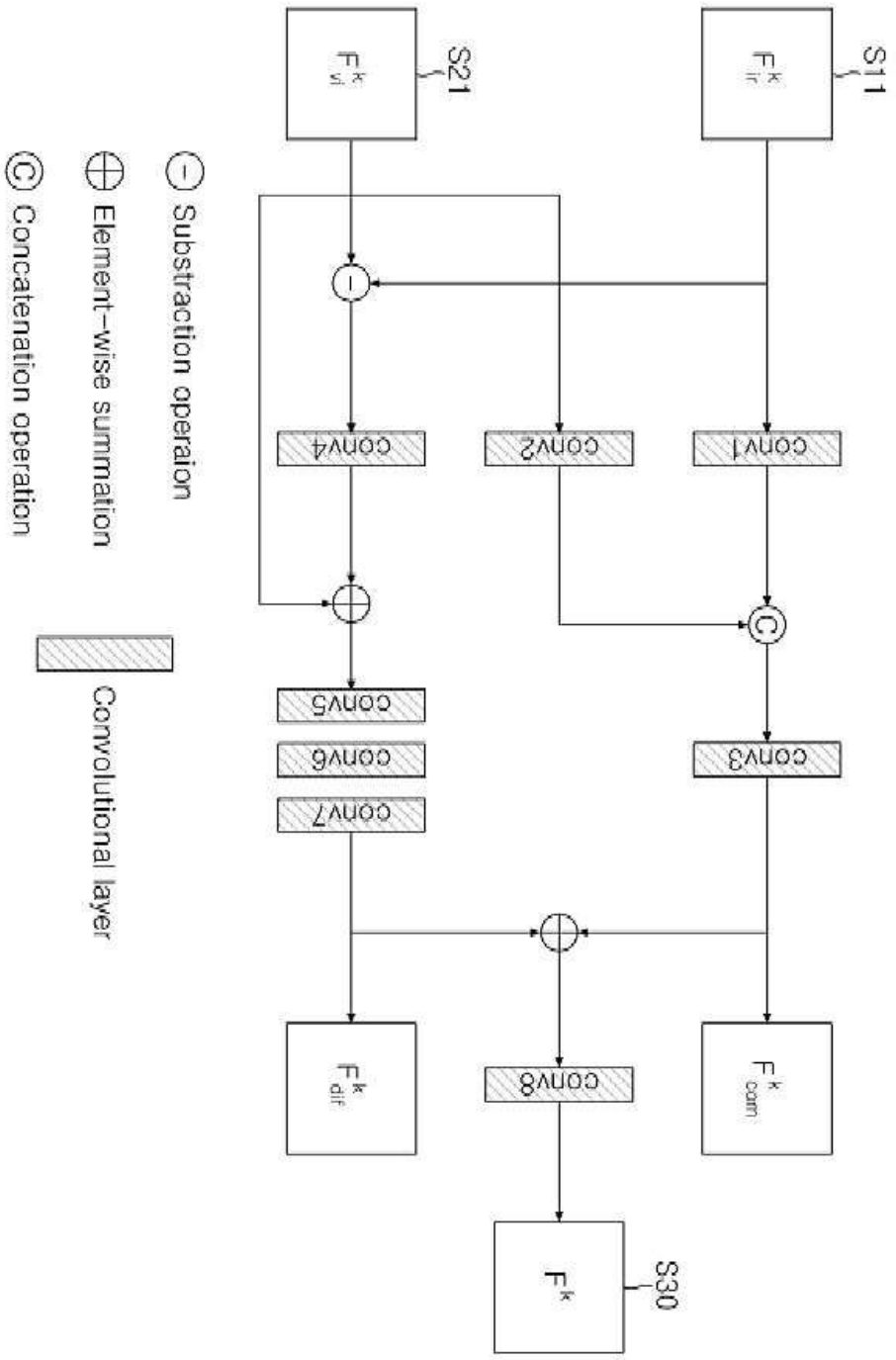


도면2

Table 1. The setting details of the encoder module.

	Size	Stride	Channel (Input)	Channel (Output)	Activation
conv1	1	1	1	16	ReLU
conv2	3	1	16	8	ReLU
conv3	3	1	8	64	ReLU
conv4	3	1	64	32	ReLU
conv5	3	1	32	112	ReLU
conv6	3	1	112	56	ReLU
conv7	3	1	56	160	ReLU

도면3


S11
S21
S30
conv1
conv2
conv3
conv4
conv5
conv6
conv7
conv8
Substraction operaion
Element-wise summation
Concatenation operation
Convolutional layer

도면4

Table 2. The setting details of the DHFS module.

	Size	Stride	Channel (Input)	Channel (Output)	Activation
conv1-conv2	3	1	K_{input}	K_{input}	ReLU
conv3	3	1	$2\times K_{input}$	K_{input}	ReLU
conv4-conv7	3	1	K_{input}	K_{input}	ReLU
conv8	1	1	K_{input}	64	ReLU

도면5

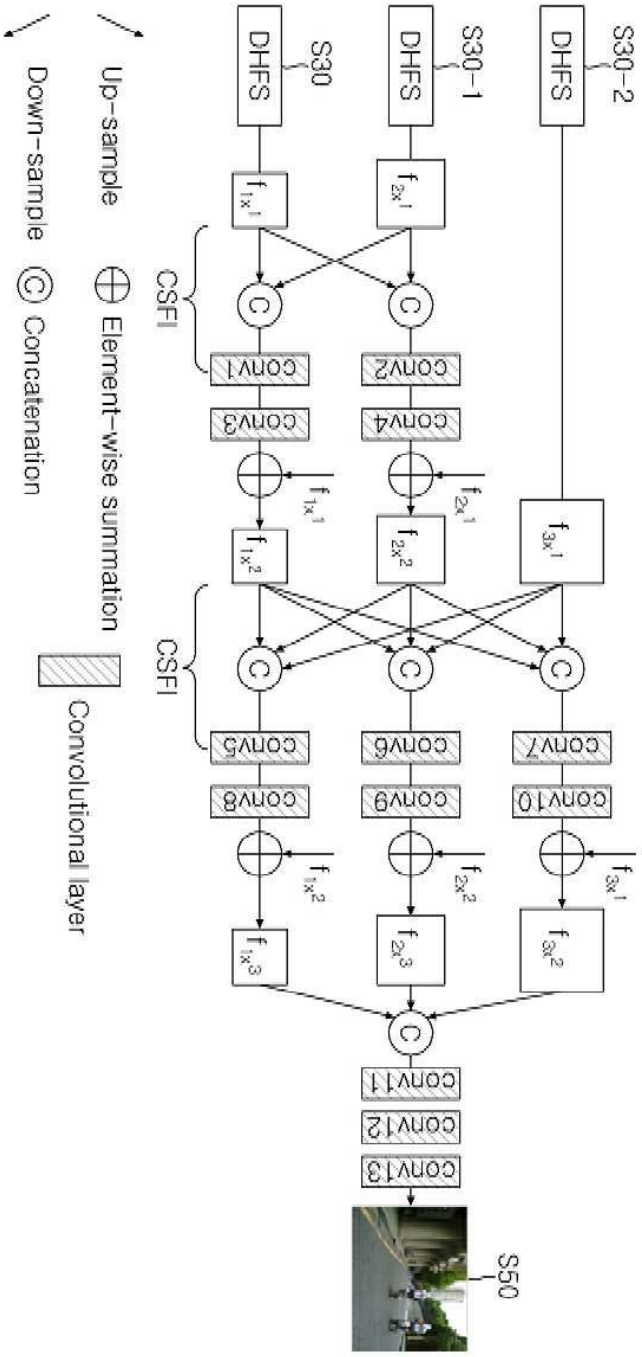


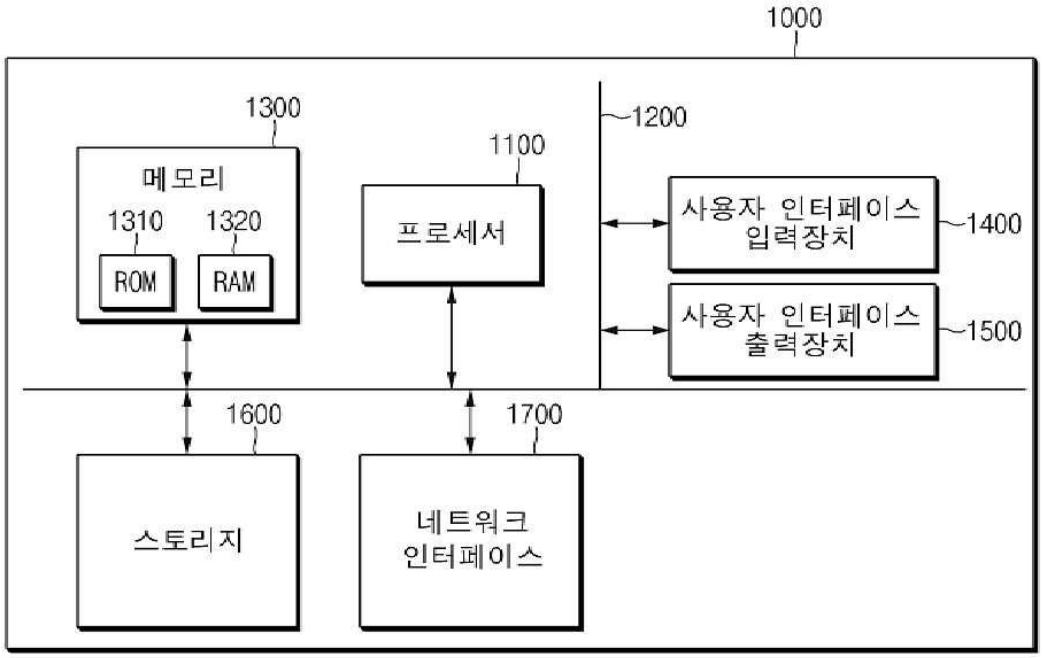
Figure 3. The proposed CIAM.

도면6

Table 3. The setting details of the CIAM network.

	Size	Stride	Channel (Input)	Channel (Output)	Activation
conv1-conv2	3	1	128	64	–
conv3-conv4	3	1	64	64	–
conv5-conv7	3	1	192	64	–
conv8-conv10	3	1	64	64	–
conv11	3	1	192	64	–
conv12	3	1	64	32	–
conv13	3	1	32	1	–

도면7


1000
1300
메모리
1310
1320
ROM
RAM
1100
프로세서
1200
사용자 인터페이스
입력장치
1400
사용자 인터페이스
출력장치
1500
1600
스토리지
1700
네트워크
인터페이스