

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2024-0149062
(43) 공개일자 2024년10월14일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06T 3/40 (2024.01) G06T 5/50 (2024.01)
G06T 7/11 (2017.01) G06T 7/143 (2017.01)
G06V 10/764 (2022.01)

(52) CPC특허분류

G06T 3/4076 (2024.01)
G06T 3/4046 (2024.01)

(21) 출원번호 10-2023-0044507

(22) 출원일자 2023년04월05일
심사청구일자 2023년04월05일

(71) 출원인

국립창원대학교 산학협력단
경상남도 창원시 의창구 창원대학교 20(퇴촌동)

(72) 발명자

권오설
경상남도 창원시 의창구 중동로 78, 411동 2702호
(중동, 창원 중동 유니시티)

황성빈

경상남도 창원시 의창구 서상로 27, 101동 1201호
(동정동, 동정오성아파트)

(74) 대리인

김종선, 이형석

전체 청구항 수 : 총 19 항

(54) 발명의 명칭 인공지능 기법을 이용한 영상의 화질 향상 기법 및 장치, 차량에 응용하는 단계

(57) 요약

본 발명은 객체 검출 시스템 및 방법을 제안한다. 본 발명 시스템은, 초고해상도 신경망과 객체 검출 신경망을 포함한다. 초고해상도 신경망은, 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용한다. 그리고 객체 검출 신경망은 상기 초고해상도 신경망이 제공하는 초고해상도 영상을 학습하여 객체를 검출하기 위해 계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 사용한다. 따라서 원격 영상과 같은 저해상도에서 객체 인식 검출의 정확도를 향상시키는 이점이 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 5/50 (2024.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06T 7/143 (2017.01)
G06V 10/764 (2023.08)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345356160
과제번호	LINC3.0-2022-65
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	산학연협력고도화지원
연구과제명	자율주행을 위한 YOLO5 기반 다중 객체 인식 시스템 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	창원대학교 LINC3.0사업단
연구기간	2022.07.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

초고해상도 신경망과 객체 검출 신경망을 포함하고,

상기 초고해상도 신경망은,

스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하고,

상기 객체 검출 신경망은,

상기 초고해상도 신경망이 제공하는 초고해상도 영상을 학습하여 객체를 검출하기 위해 계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 사용하는 것을 특징으로 하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 초고해상도 신경망은,

저해상도 영상 I^{LR} 을 입력받고 특징 F_0 을 추출하는 제1 컨볼루션 레이어;

상기 특징 F_0 에 대해 스펙트럼 정규화를 수행하는 1개 이상의 잔차 블록을 포함하는 잔차 모듈;

상기 특징 F_0 로부터 구해진 잔여 잔차 학습인 F_{GRL} 와 상기 잔차 모듈의 출력을 융합하여 저해상도 특징 F_1 를 출력하는 가산기;

상기 가산기 출력 F_1 를 업샘플링하는 업샘플링부; 및

상기 업샘플링 된 값을 이용하여 출력 I^{SR} 을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어를 포함하고,

상기 잔차 블록은, 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)과 PReLU를 포함하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)은 각 잔차 블록의 가중치 w 로 구성된 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 제1 컨볼루션 레이어의 특징 F_0 과 제3 컨볼루션 레이어의 출력 I^{SR} 은 각각 다음 식 1, 2에 구하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

(식 1)

$$F_0 = H_{FE}(I^{LR})$$

여기서, H_{FE} 은 컨볼루션 연산을 나타낸다.

(식 2)

$$I^{SR} = H_{UPS}(F_1)$$

여기서, H_{UPS} 는 UPS 모듈 기능을 나타낸다.

청구항 5

제2항에 있어서,

훈련 매개 변수를 더 포함하고,

상기 훈련 매개 변수는 다음 식으로 표시하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L^{SR} (I_i^{SR}, I_i^{HR})$$

여기서 N은 총 샘플 수, θ 는 네트워크의 학습 매개 변수 집합, L^{SR} 은 신경망의 손실을 최소화하기 위한 I^{SR} 과 I^{HR} 사이의 손실 함수를 나타낸다.

청구항 6

제2항에 있어서,

상기 잔차 블록은 입력 I^{RB} 과 출력 I^{RBO} 을 가지며,

상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)은 상기 잔차 블록의 입력 I^{RB} 과 네트워크의 학습 매개 변수 집합 θ 를 통해 다음 식으로 나타내는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$F(I^{RB}, \theta) = W^{L+1} a_L(w^L(a_{L-1}(w^{l-1}(\dots\dots(a_1(w^1 I^{RB}))))))$$

여기서 a_L 은 요소별 비선형 활성화 함수, SN은 각 잔차 블록의 가중치인 w 로 구성된 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화한 값을 말한다.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 잔차 블록의 출력 I^{RBO} 은 다음 식으로 나타내는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$I^{RBO} = \bar{W}_{SN}(w) = \frac{W}{\sigma(w)}$$

여기서 w 는 각 잔차 블록의 가중치, W 은 w 로 구성된 가중치 행렬을 말한다.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 객체 검출 신경망의 네트워크는 YOLOv5인, 초고해상도 객체 검출 시스템.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 객체 검출 신경망은,

특징 추출을 위한 백본 신경망 CDN;

특징 융합을 위한 경로 집계 신경망 PANet; 및

객체 검출을 위한 헤드 신경망 YOLO 레이어를 포함하여 구성되는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 YOLO 레이어는 다음 식을 이용하여 객체의 검출 결과를 제공하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$PD = H_{\#}(CDN(u_{gr})) + H_{\#}(CDN(u_{gr})) + PAN(u_{gr}) + H_{YOLO}(u_{dis})$$

여기서, $H_{\#}$ 는 CSPNet과 DarkNet을 이용해 u_{gr} 의 특징을 추출하는 컨볼루션 연산을 나타내고, $H_{\#}$ 는 CDN과 PAN을 통한 특징 융합을 나타내고, H_{YOLO} 는 초고해상도 영상에서 객체를 분류하기 위한 헤드 신경망의 컨볼루션 연산을 나타낸다.

청구항 11

제1항에 있어서,

상기 객체 검출 신경망은 객체에 대한 예측 결과는 다음 식으로 제공하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$u_p = PD_{dis}(u_{gr})$$

여기서 PD_{dis} 는 초고해상도 영상에서 물체를 분류하기 위한 클래스에 대한 예측, u_p 는 초고해상도 영상에서의 차량 물체에 대한 예측을 나타낸다.

청구항 12

제1항에 있어서,

상기 객체 검출 신경망은 다음 식의 손실함수를 더 포함하는, 초고해상도 객체 검출 시스템.

$$L_{cont} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H ((I_n^{HR})_{x,y} - DRDN(I_n^{LR})_{x,y})^2$$

여기서, W 와 H 는 각각 이미지의 너비와 높이를 의미하며 $DRDN(I_n^{LR})$ 은 N 번째 훈련 샘플에 대한 초고해상도 결과를 나타낸다.

청구항 13

초고해상도 영상에서 객체를 검출하는 시스템이,

입력된 저해상도 영상을 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하여 초고해상도 영상으로 생성하는 영상 생성 단계; 및

계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 이용하여 상기 초고해상도 영상에서 객체를 검출하는 객체 검출 단계를 포함하여 수행하는 것을 특징으로 하는, 초고해상도 객체 검출 방법.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 영상 생성 단계는, 잔차 블록 학습 시에 상기 스펙트럼 정규화를 적용하는, 초고해상도 객체 검출 방법.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 잔차 블록 학습은, 2개의 스펙트럼 정규화 컨볼루션과 1개의 활성화 함수 적용부(PReLU)를 포함하여 수행하며,

상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션은 안정적인 학습이 가능하도록 가중치를 갱신하여 가중치 변화를 최소화하는, 초고해상도 객체 검출 방법.

청구항 16

제13항에 있어서,

상기 객체 검출 단계는, YOLOv5 네트워크를 사용하는, 초고해상도 객체 검출 방법.

청구항 17

제13항에 있어서,

상기 객체 검출 단계는,

초고해상도 영상의 특징을 추출하는 백본 수행단계;

추출된 특징에서 객체의 경계 영역 및 확률을 예측하는 단계; 및

예측 정보로부터 객체를 검출하는 단계를 포함하여 수행되는, 초고해상도 객체 검출 방법.

청구항 18

제13항에 있어서,

상기 객체의 검출 결과를 다음 식으로 나타내는, 초고해상도 객체 검출 방법.

$$PD = H_{fe}(CDN(u_{gr})) + H_{ff}(CDN(u_{gr})) + PAN(u_{gr}) + H_{xolo}(u_{cls})$$

여기서, H_{fe} 는 CSPNet과 DarkNet을 이용해 u_{gr} 의 특징을 추출하는 컨볼루션 연산을 나타내고, H_{ff} 는 CDN과 PAN을 통한 특징 융합을 나타내고, H_{xolo} 는 초고해상도 영상에서 객체를 분류하기 위한 헤드 신경망의 컨볼루션 연산을 나타낸다.

청구항 19

제13항에 있어서,

상기 객체 검출 신경망은 객체에 대한 예측 결과는 다음 식으로 제공하는, 초고해상도 객체 검출 방법.

$$u_p = PD_{cls}(u_{gr})$$

여기서 PD_{cls} 는 초고해상도 영상에서 물체를 분류하기 위한 클래스에 대한 예측, u_p 는 초고해상도 영상에서의 차량 물체에 대한 예측을 나타낸다.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 위성 영상과 같은 저해상도의 물체에 대한 객체 검출 성능을 향상시킬 수 있는 객체 검출 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 자율주행에서 도로 위의 차량 검출은 안전한 주행을 위한 필수적 요소 중의 하나이다. 주행중인 차량을 검출하는 방법은 항공 이미지나 위성 영상을 이용하는 방법이 있다. 그러나 항공 이미지는 높은 고도에서 촬영되는 특성상 차량 검출 성능이 크게 저하되고, 위성 영상과 같은 저해상도 영상은 특징에 대한 정보의 손실이 심해 객체를 정확하게 식별하기 어려운 문제가 있다.

[0003] 특히 도로 위의 객체 즉 움직이는 차량을 검출하는 경우는 날씨 등의 다양한 변수 등을 제외하더라도 영상의 블러링(blurring) 등이 객체의 특징 정보를 더 제한하여 검출 결과에 영향을 준다.

[0004] 따라서 객체의 초고해상도 영상을 획득함은 물론 초고해상도 영상에서 객체를 효과적으로 검출하는 필요성이 지속적으로 요구되고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국등록특허 10-2489113호(2023. 1. 11. 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로서, 초고해상도 방법과 객체 인식 방법을 융합시켜 원격 영상과 같은 저해상도의 객체 인식의 성능을 높일 수 있도록 하는 객체 검출 시스템 및 방법을 제공하는 것이다.

[0007] 본 발명의 기술적 과제들은 이상에서 언급한 기술적 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 기술적 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 이와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시 예에 따른 초고해상도 객체 검출 시스템은, 초고해상도 신경망과 객체 검출 신경망을 포함하고, 상기 초고해상도 신경망은, 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하고, 상기 객체 검출 신경망은, 상기 초고해상도 신경망이 제공하는 초고해상도 영상을 학습하여 객체를 검출하기 위해 계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 사용하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 상기 초고해상도 신경망은, 저해상도 영상 I^{LR} 을 입력받고 특징 F_0 을 추출하는 제1 컨볼루션 레이어; 상기 특징 F_0 에 대해 스펙트럼 정규화를 수행하는 1개 이상의 잔차 블록을 포함하는 잔차 모듈; 상기 특징 F_0 로부터 구해진 잔여 잔차 학습인 F_{GRL} 과 상기 잔차 모듈의 출력을 융합하여 저해상도 특징 F_1 를 출력하는 가산기; 상기 가산기 출력 F_1 를 업샘플링하는 업샘플링부; 및 상기 업샘플링된 값을 이용하여 출력 I^{SR} 을 출력하는 제3 컨볼루션 레이어를 포함하고, 상기 잔차 블록은, 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)과 PReLU를 포함하여 구성된다.

[0010] 상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)은 각 잔차 블록의 가중치 w 로 구성된 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화한다.

[0011] 상기 제1 컨볼루션 레이어의 특징 F_0 과 제3 컨볼루션 레이어의 출력 I^{SR} 은 각각 다음 식 1, 2에 구한다.

[0012] (식 1)

$$F_0 = H_{FE}(I^{LR})$$

[0013] 여기서, H_{FE} 는 컨볼루션 연산을 나타낸다.

[0014] (식 2)

$$I^{SR} = H_{UPS}(F_1)$$

[0015] 여기서, H_{UPS} 는 UPS 모듈 기능을 나타낸다.

[0016] 본 발명 장치의 훈련 매개 변수는 다음 식으로 표시할 수 있다.

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L^{SR} (I_i^{SR}, I_i^{HR})$$

[0017]

[0018] 여기서 N 은 총 샘플 수, θ 는 네트워크의 학습 매개 변수 집합, L^{SR} 은 신경망의 손실을 최소화하기 위한 I^{SR} 과 I^{HR} 사이의 손실 함수를 나타낸다.

[0019] 상기 잔차 블록은 입력 I^{RB} 과 출력 I^{RBO} 을 가지며, 상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)은 상기 잔차 블록의 입력 I^{RB} 과 네트워크의 학습 매개 변수 집합 θ 를 통해 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$F(I^{RB}, \theta) = W^{L+1} a_L(w^L(a_{L-1}(w^{L-1}(\dots(a_1(w^1 I^{RB}))))))$$

[0020]

[0021] 여기서 a_L 은 요소별 비선형 활성화 함수, SN은 각 잔차 블록의 가중치인 w 로 구성된 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화한 값을 말한다.

[0022] 상기 잔차 블록의 출력 I^{RBO} 은 다음 식으로 나타낸다.

[0023]

$$I^{RBO} = \bar{W}_{SN}(w) = \frac{W}{\sigma(w)}$$

[0024]

여기서 w 는 각 잔차 블록의 가중치, W 은 w 로 구성된 가중치 행렬을 말한다.

[0025]

상기 객체 검출 신경망의 네트워크는 YOLOv5이다.

[0026]

상기 객체 검출 신경망은, 특징 추출을 위한 백본 신경망 CDN; 특징 융합을 위한 경로 집계 신경망 PANet; 및 객체 검출을 위한 헤드 신경망 YOLO 레이어를 포함하여 구성된다.

[0027]

상기 YOLO 레이어는 다음 식을 이용하여 객체의 검출 결과를 제공한다.

[0028]

$$= \frac{PD}{H_{\#}(CDN(u_{tr})) + H_{\#}(CDN(u_{tr})) + PAN(u_{tr}) + H_{YOLO}(u_{dis})}$$

[0029]

여기서, $H_{\#}$ 는 CSPNet과 DarkNet을 이용해 u_{tr} 의 특징을 추출하는 컨볼루션 연산을 나타내고, $H_{\#}$ 는 CDN과 PAN을 통한 특징 융합을 나타내고, H_{YOLO} 는 초고해상도 영상에서 객체를 분류하기 위한 헤드 신경망의 컨볼루션 연산을 나타낸다.

[0030]

상기 객체 검출 신경망은 객체에 대한 예측 결과는 다음 식으로 제공한다.

[0031]

$$u_p = PD_{dis}(u_{tr})$$

[0032]

여기서 PD_{dis} 는 초고해상도 영상에서 물체를 분류하기 위한 클래스에 대한 예측, u_p 는 초고해상도 영상에서의 차량 물체에 대한 예측을 나타낸다.

[0033]

상기 객체 검출 신경망은 다음 식의 손실함수를 더 포함한다.

[0034]

$$L_{cons} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H ((I_n^{HR})_{x,y} - DRDN(I_n^R)_{x,y})^2$$

[0035]

여기서, W 과 H 는 각각 이미지의 너비와 높이를 의미하며 $DRDN(I_n^R)$ 은 N 번째 훈련 샘플에 대한 초고해상도 결과를 나타낸다.

[0037]

본 발명의 다른 실시 예에 따른 초고해상도 객체 검출 방법은, 초고해상도 영상에서 객체를 검출하는 시스템이, 입력된 저해상도 영상을 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하여 초고해상도 영상으로 생성하는 영상 생성 단계; 및 계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 이용하여 상기 초고해상도 영상에서 객체를 검출하는 객체 검출 단계를 포함하여 수행하는 것을 특징으로 한다.

[0038]

상기 영상 생성 단계는, 잔차 블록 학습 시에 상기 스펙트럼 정규화를 적용한다.

[0039]

상기 잔차 블록 학습은, 2개의 스펙트럼 정규화 컨볼루션과 1개의 활성화 함수 적용부(PReLU)를 포함하여 수행하며, 상기 스펙트럼 정규화 컨볼루션은 안정적인 학습이 가능하도록 가중치를 갱신하여 가중치 변화를 최소화한다.

[0040]

상기 객체 검출 단계는, YOLOv5 네트워크를 사용한다.

[0041]

상기 객체 검출 단계는, 초고해상도 영상의 특징을 추출하는 백본 수행단계; 추출된 특징에서 객체의 경계 영역 및 확률을 예측하는 단계; 예측 정보로부터 객체를 검출하는 단계를 포함하여 수행된다.

[0042] 상기 객체의 검출 결과를 다음 식으로 나타낼 수 있다.

$$PD = H_{fs}(CDN(u_{sr})) + H_{ff}(CDN(u_{sr})) + PAN(u_{sr}) + H_{VZO}(u_{ds})$$

[0044] 여기서, H_{fs} 는 CSPNet과 DarkNet을 이용해 u_{sr} 의 특징을 추출하는 컨볼루션 연산을 나타내고, H_{ff} 는 CDN과 PAN을 통한 특징 융합을 나타내고, H_{VZO} 는 초고해상도 영상에서 객체를 분류하기 위한 헤드 신경망의 컨볼루션 연산을 나타낸다.

[0045] 상기 객체 검출 신경망은 객체에 대한 예측 결과는 다음 식으로 제공한다.

$$u_p = PD_{ds}(u_{sr})$$

[0047] 여기서 PD_{ds} 는 초고해상도 영상에서 물체를 분류하기 위한 클래스에 대한 예측, u_p 는 초고해상도 영상에서의 차량 물체에 대한 예측을 나타낸다.

발명의 효과

[0048] 이와 같은 본 발명에 따르면, 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용함으로써 저해상도 영상에서 향상된 화질을 가지는 초고해상도 영상을 복원할 수 있고, 또한 계층적 특징 검출이 가능한 네트워크를 사용하여 초고해상도 영상에서 객체를 용이하게 검출하고 있다.

[0049] 이에 따라 원격 영상과 같은 저해상도에서 객체 인식 검출의 정확도가 향상되는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0050] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 초고해상도 객체 검출 시스템의 전체 구성도이다.

도 2는 도 1의 초고해상도 신경망을 설명하는 구성도이다.

도 3은 도 2의 초고해상도 적용부의 내부 구성도이다.

도 4는 도 3의 잔차 모듈의 내부 구성도이다.

도 5는 도 1의 초고해상도 신경망 모델 구성도이다.

도 6은 도 5의 잔차 블록의 신경망 모델 구성도이다.

도 7은 도 1의 객체 검출 신경망을 설명하는 구성도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0051] 본 발명은 다양한 변환을 가할 수 있고 여러 가지 실시 예를 가질 수 있는 바, 특정 실시 예들을 도면에 예시하고 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변환, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 본 발명을 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다.

[0052] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다.

[0053] 본 발명에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 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.

[0054] 본 발명에서 사용되는 “부” 또는 “부분” 등의 일부분을 나타내는 표현은 해당 구성요소가 특정 기능을 포함할 수 있는 장치, 특정 기능을 포함할 수 있는 소프트웨어, 또는 특정 기능을 포함할 수 있는 장치 및 소프트웨어

어의 결합을 나타낼 수 있음을 의미하나, 꼭 표현된 기능에 한정된다고 할 수는 없으며, 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.

- [0055] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.
- [0057] 이하에서는 도면에 도시한 실시 예에 기초하면서 본 발명에 대하여 더욱 상세하게 설명하기로 한다.
- [0058] 도 1은 본 발명의 바람직한 실시 예에 따른 초고해상도 객체 검출 시스템의 전체 구성도이다.
- [0059] 도 1을 보면, 본 발명은 초고해상도 신경망(10)과 객체 검출 신경망(1000)을 포함하여 구성된다. 이들 신경망(10, 1000)의 조합에 따라 객체 인식의 정확도를 높여 전체적으로 객체 검출의 성능을 향상시키고 있다.
- [0060] 초고해상도 신경망(10)은 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하여 영상 화질을 향상하며, 객체 검출 신경망(1000)은 계층적 특징 검출이 가능한 YOLOv5 네트워크를 사용한다.
- [0062] 도 2는 도 1의 초고해상도 신경망을 설명하는 구성도이다.
- [0063] 도 2에서 초고해상도 신경망(10)은, 저해상도 영상을 입력받는 영상 입력부(100); 입력된 저해상도 영상의 관심 영역을 추출하는 관심 영역 추출부(200); 추출된 관심 영역을 기반으로 초고해상도 영상을 재구성하기 위해 스펙트럼 정규화 기반의 잔차 학습을 적용하는 초고해상도 적용부(300); 상기 잔차 학습이 적용된 영상과 관심 영역을 융합하는 특징 융합부(400); 특징 융합부(400)의 출력을 업샘플링하는 업샘플링 연산부(500); 상기 연산된 업샘플링 된 영상에 합성곱 레이어를 적용하는 합성곱 레이어 적용부(600); 및 합성곱 레이어 완료된 초고해상도 영상을 출력하는 영상 출력부(700)를 포함하여 구성된다.
- [0064] 아래에서 설명하지만 초고해상도 적용부(300)는, 캐스케이드 된 다수개의 잔차 블록을 가지는 잔차 모듈부를 포함하여 구성되며, 그리고 잔차 블록은 잔여 학습(RL)을 기반으로 스펙트럼 정규화를 이용하여 영상을 학습하는 기능을 수행한다. 즉 종래 화질 향상 기법에서 초래된 네트워크 안정성 문제를 해결하기 위하여 잔차 학습 단계에서 스펙트럼 정규화를 적용한 것이다.
- [0066] 도 3을 보면, 초고해상도 적용부(300)는, 특징 추출부(310), 잔차 모듈부(320), 합성곱 계산부(330) 및 특징 융합부(340)를 포함하는 구성이며, 여기서 잔차 모듈부(320)는 도 4에 도시한 바와 같이 캐스케이드 된 다수개의 잔차 블록(360)을 포함하여 구성된다.
- [0067] 잔차 블록(320)은 훈련 과정에서 가중치를 갱신하는 제1 및 제2 스펙트럼 정규화 컨볼루션(SNC)(362, 365); 상기 제1 및 제2 스펙트럼 정규화 컨볼루션(362, 365) 사이에 위치하는 활성화 함수 적용부(PReLU)(364)를 포함하여 구성된다.
- [0068] 상기한 구성을 가지는 잔차 블록(320)을 이용한 학습에 의해, 신경망 학습에서 각 계층의 가중치는 물론 훈련 과정에서 네트워크를 안정화하고 손실을 최소화하여 더 나은 초고해상도 영상을 재구성할 수 있다.
- [0070] 도 5는 도 1의 초고해상도 신경망 모델 구성도이다.
- [0071] 도 5를 살펴보면, 제1 내지 제3 컨볼루션 레이어(Conv), 캐스케이드 된 복수개의 잔차 블록(RB)을 가지는 잔차 모듈, 특징 융합부(concat), 업샘플링부(Upsample)를 포함하여 구성된다.
- [0072] 영상 입력부(100)로서 제1 컨볼루션 레이어는 입력 I^{LR} 에 의해 특징 F_0 을 추출하는 역할을 수행한다. 상기 특징 F_0 은 저해상도 공간상의 특징이라 할 수 있다.
- [0073] 잔차 모듈부(320)은 다수개의 잔차블록(RB)들을 포함하며, 제1 컨볼루션 레이어와 제2 컨볼루션 레이어 사이에 구성된다. 잔차블록의 구성은 후술하기로 한다.

[0074] 잔차 모듈과 업샘플링부(Upsample) 사이에 위치한 특징 융합부(Concat)는 상기 특징 F_0 로부터 구해진 잔여 잔차 학습(Global Residual Learning) 값인 F_{GRL} 와 잔차 모듈의 출력을 융합하여 F_1 를 구하는 역할을 한다.

[0075] 업샘플링부(Upsample)는 가산기 출력 F_1 를 업샘플링하는 역할을 수행한다.

[0076] 영상 출력부(700)로서 제3 컨볼루션 레이어는 업샘플링 된 값을 이용하여 출력 I^{SR} 을 출력하는 역할을 수행한다.

[0077] 도 5에서 특징 F_0 , 출력 I^{SR} 은 다음 수학적 식 1, 2에 의해 구할 수 있다.

[0078] (수학적 식 1)

$$F_0 = H_{FE}(I^{LR})$$

[0079]

[0080] 여기서, H_{FE} 는 컨볼루션 연산을 나타낸다.

[0081] (수학적 식 2)

$$I^{SR} = H_{UPS}(F_1)$$

[0082]

[0083] 여기서, H_{UPS} 는 UPS 모듈 기능을 나타낸다.

[0084] 그리고 신경망의 훈련 매개변수는 다음 수학적 식 3과 같다.

[0085] (수학적 식 3)

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L^{SR}(I_i^{SR}, I_i^{HR})$$

[0086]

[0087] 여기서 N 은 총 샘플 수, θ 는 네트워크의 학습 매개 변수 집합, L^{SR} 은 신경망의 손실을 최소화하기 위한 I^{SR} 과 I^{HR} 사이의 손실 함수를 나타낸다.

[0089] 도 6를 보면 잔차 블록(Residual Block, RB)은 훈련 과정에서 신경망을 안정화하여 가중치를 갱신하는 SNC(Conv+SN) 및 PReLU를 포함한다. 도 4의 잔차 블록은 앞서 언급한 바와 같이 스펙트럼 정규화를 적용한 것이다.

[0090] 잔차 블록은 입력 I^{RB} 과 출력 I^{RBO} 로 나타낼 수 있다.

[0091] 그리고 SNC는 상기 입력 I^{RB} 과 θ 를 통해 다음 수학적 식 4로 나타낼 수 있다.

[0092] (수학적 식 4)

$$F(I^{RB}, \theta) = W^{L+1} a_L(w^L(a_{L-1}(w^{L-1}(\dots\dots(a_1(w^1 I^{RB}))))))$$

[0093]

[0094] 여기서 a_L 은 요소별 비선형 활성화 함수, SN은 각 잔차 블록의 가중치인 w 로 구성된 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화한 값이다.

[0095] 잔차 블록의 출력 I^{RBO} 은 수학적 식 5로 나타낼 수 있다.

[0096] (수학적 식 5)

$$I^{RBO} = \bar{W}_{SN}(w) = \frac{W}{\sigma(w)}$$

[0097]

- [0098] 이때 SN은 각 레이어의 변환을 방지하고 레이어 맵을 스펙트럼 정규화 맵과 스펙트럼 정규화 상태로 분할한다.
- [0100] 이와 같이 구성된 영상 화질 처리장치를 이용하여 초고해상도 영상을 재구성하는 방법은 다음과 같다.
- [0101] 제1 컨볼루션 레이어는 저해상도 영상을 입력받으면 그 저해상도 영상으로부터 특징 F_0 을 추출한다. 특징 F_0 은 수식식 1에 의해 추출할 수 있다.
- [0102] 추출된 특징 F_0 은 후단의 잔차 블록으로 전달되며, 아울러 전역 잔차 학습(F_{GRL})으로 처리되어 특징 융합부로 전달된다. 특징 융합부는 전역 잔차 학습(F_{GRL})과 잔차 블록의 출력 I^{RBO} 을 융합하여 저해상도 공간상 잔차 모듈에서의 특징 F_1 을 출력하게 된다.
- [0103] 한편 잔차 블록은 I^{RB} 을 입력받으면, 잔차 블록의 첫 번째 SNC는 상기 입력 I^{RB} 과 훈련 매개 변수 θ 를 이용하여 각 잔차 블록의 가중치 행렬 W 의 스펙트럼 표준을 정규화한 후, 두 번째 SNC는 스펙트럼 정규화 맵과 스펙트럼 정규화 상수로 분할하여 I^{RBO} 을 출력하게 된다.
- [0104] 잔차 블록의 출력 I^{RBO} 은 상기 수식식 5와 같다.
- [0105] 이처럼 영상 처리과정의 잔차 블록 단계에서 스펙트럼 정규화를 이용하여 영상을 학습하고 있기 때문에, 네트워크를 안정화시킬 수 있으며 픽셀 손실을 최소화할 수 있게 된다.
- [0106] 그리고 잔차 블록의 후단에 연결된 제2 컨볼루션 레이어 및 제3 컨볼루션 레이어, 가산기, 업샘플링부는 잔차 블록의 출력 값을 이용하고 있기에 영상의 디테일을 확보하여 초고해상도 영상을 제공할 수 있게 된다.
- [0107] 다음에는 본 발명의 초고해상도 신경망에 의해 생성된 초고해상도 영상과 기존의 다른 방법으로 생성된 영상을 상호 비교한 실험 결과에 대해 살펴본다.
- [0108] 성능 평가를 위한 실험은 훈련 및 테스트 데이터 세트를 구분하였고, UQI(Universal Image Quality Index)와 PIQE 두 가지 메트릭을 사용하여 평가하였다.
- [0109] 평가를 위한 시스템은 CPU(Intel Xenon Silver 4214R), Ram(512GB), GPU(NVIDIA 1x GeForce 3090), OS(Ubuntu 20.04 LTS, 64비트), Cuda 11.2, Python 3.9.5, OpenCV4.0, TensorFlow 2.9.1 등이다.
- [0110] 본 발명의 초고해상도 신경망의 학습 알고리즘과 비교하기 위한 학습 방법은 VDSR 및 EDSR을 적용한다.
- [0111] 하기의 표 1은 UQI 및 PIQE 메트릭을 사용하여 4배 확대인 스케일에 대한 정량적 성능 비교를 나타낸 것이다. 표 1에 기재된 UQI는 인간의 시각 체계에 따른 영상의 화질 평가에 사용되는 기준으로 절대 기준값(Ground-truth, GT)인 참조 영상에 대한 비교값으로 평가했다. UQI는 상관손실, 휘도왜곡, 대비왜곡으로 계산할 수 있고, 값이 클수록 성능이 우수하다는 것을 나타낸다. 그리고 PIQE 메트릭은 시각 품질과 반비례 관계가 있는 0 ~ 100 범위의 양수값을 나타내며 평가를 위한 참조 영상은 불필요하다. PIQE 메트릭 값은 작을수록 성능이 우수하다는 것을 나타낸다.

표 1

Metric	Method	Set 5	Set 14	BSD 100
UQI	Bicubic	0.8003	0.8723	0.9029
	SRCNN [9]	0.8185	0.8823	0.9045
	VDSR [18]	0.9819	0.9736	0.9794
	EDSR [11]	0.9868	0.9753	0.9807
	Proposed	0.9870	0.9805	0.9885
PIQE	Bicubic	85.5322	84.2923	85.4121
	SRCNN [9]	79.9979	78.5925	80.4740
	VDSR [18]	80.2138	80.7410	81.0542
	EDSR [11]	82.0745	79.5800	80.1188
	Proposed	76.5631	74.1694	75.9370

[0112]

[0113] 상기 표 1을 살펴보면, 본 발명의 초고해상도 신경망에 의한 학습방법(Proposed)이 모든 데이터에서 VDSR 및 EDSR보다 성능이 향상되었음을 확인할 수 있다.

[0115] 본 발명은 앞서 계속 언급한 바와 같이 상기 초고해상도 신경망(10)이 생성한 초고해상도 영상에서 객체 검출 신경망(1000)이 객체를 검출하는 구성을 포함하고 있다. 기존보다 향상된 초고해상도 영상을 기반으로 하기 때문에 종래의 객체 검출방법보다 객체 검출 능력이 향상될 수 있다.

[0116] 도 7은 초고해상도 신경망이 제공하는 초고해상도 영상에서 객체를 검출하는 객체 검출 신경망(1000)을 설명하는 구성도이다.

[0117] 객체 검출 신경망(1000)은 YOLOv5를 사용하며 상기 초고해상도 모델에서 생성된 초고해상도 영상에 대해 학습하고 객체를 검출한다. 객체 검출을 위해 객체 검출 신경망(1000)은, 백본 신경망(1100), 넥 신경망(1200), 헤드 신경망(1300)을 포함한다.

[0118] 백본 신경망(1000)은 CDN(Cross stage spatial network & Darknet Network)로서 특징 추출을 위한 신경망이다. 여기서 백본 신경망(1000)은 입력 영상에서 세분화된 공간 세부 정보를 추출하는 크로스 스테이지 공간 신경망과, 객체 검출 분류를 위한 학습 및 평가를 위한 다크넷으로 구성된다.

[0119] 넥 신경망(1200)은 경로 집계 신경망인 PANet이다. 하나의 객체 검출 아키텍처로 구성된다. 즉 영역 제안 및 객체 검출에서 기존의 2단 구조가 아닌 단일 신경망을 사용해 이미지에서 객체의 경계 영역 및 확률을 예측한다.

[0120] 헤드 신경망(1300)은 YOLO 레이어를 말한다. 이 YOLO 레이어에서 객체 검출 결과를 제공하게 된다. 객체 검출 결과는 다음 수학적 식 6으로 표현할 수 있다.

[0121] (수학적 식 6)

$$PD = H_{\#}(CDN(u_{ir})) + H_{\#}(CDN(u_{ir})) + PAN(u_{ir}) + H_{YOLO}(u_{dis})$$

[0123] 여기서, $H_{\#}$ 는 CSPNet과 DarkNet을 이용해 u_{ir} 의 특징을 추출하는 컨볼루션 연산을 나타내고, $H_{\#}$ 는 CDN과 PAN을 통한 특징 융합을 나타내고, H_{YOLO} 는 초고해상도 영상에서 객체를 분류하기 위한 헤드 신경망의 컨볼루션 연산을 나타낸다.

[0124] 한편 상기 객체 검출 신경망은 객체에 대한 최종 예측 결과는 수학적 식 7으로 제공하게 된다.

[0125] (수학적 식 7)

$$u_p = PD_{dis}(u_{ir})$$

[0127] 여기서 PD_{dis} 는 초고해상도 영상에서 물체를 분류하기 위한 클래스에 대한 예측, u_p 는 초고해상도 영상에서의 차량 물체에 대한 예측을 나타낸다.

[0129] 본 발명에서 상기 객체 검출 신경망은 훈련하기 위한 손실함수를 더 제공할 수 있다. 알려진 바와 같이 훈련에서 사용된 손실은 최적화를 위해 이용되는 방법이며 픽셀 단위 손실 또는 평균제곱오차로서, 손실함수에 대한 식은 수학적 식 8과 같다.

[0130] (수학적 식 8)

$$L_{cont} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{WH} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H ((I_n^{HR})_{x,y} - DRDN(I_n^{LR})_{x,y})^2$$

[0132] 여기서, W 와 H 는 각각 이미지의 너비와 높이를 의미하며 $DRDN(I_n^{LR})$ 은 N번째 훈련 샘플에 대한 초고해상도 결과를 나타낸다.

[0134] 이상에서 설명한 바와 같이 본 발명은 원격탐사 영상에서 객체 검출의 성능을 높이기 위해 초고해상도 기법을

이용한 객체 검출을 제안하고 있다. 저해상도 영상을 복원하기 위해 잔차 학습 단계에서 스펙트럼 정규화 기반의 컨볼루션 네트워크 기법을 이용하여 인지 특성을 향상시켰으며, 객체 검출 단계에서는 YOLOv5와의 결합을 통해 성능을 개선하였다.

[0135] 이러한 객체 검출 방안은 기존 방법들에 비해서 객체 검출 성능 측면에서 더 우수한 결과를 나타낼 수 있음을 알 수 있다.

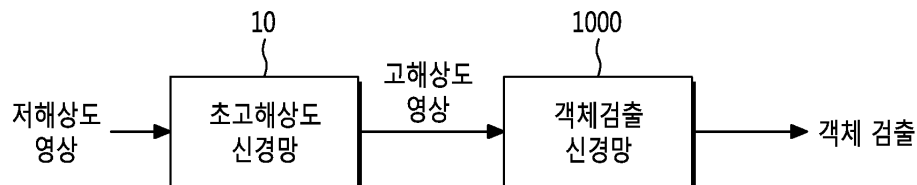
[0137] 이상과 같이 본 발명의 도시된 실시 예를 참고하여 설명하고 있으나, 이는 예시적인 것들에 불과하며, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 요지 및 범위에 벗어나지 않으면서도 다양한 변형, 변경 및 균등한 타 실시 예들이 가능하다는 것을 명백하게 알 수 있을 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적인 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

[0138] 10: 초고해상도 신경망
320: 잔차 모듈부
360: 잔차블록
1000: 객체 검출 신경망
1100: 백본 신경망
1200: 넥 신경망
1300: 헤드 신경망

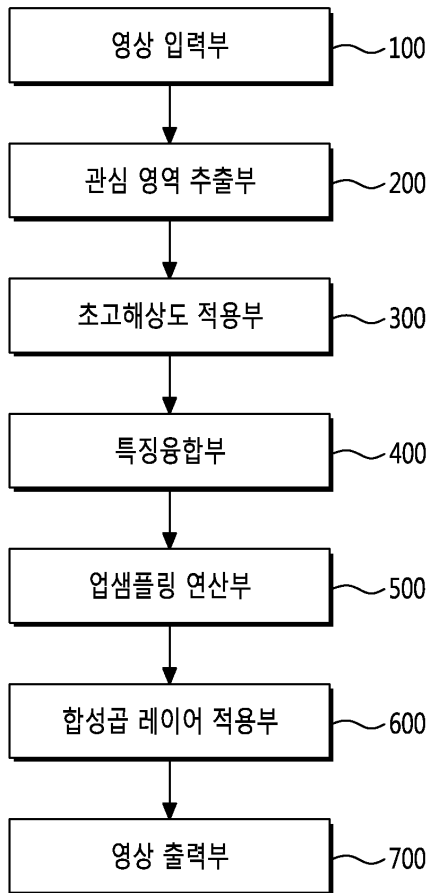
도면

도면1

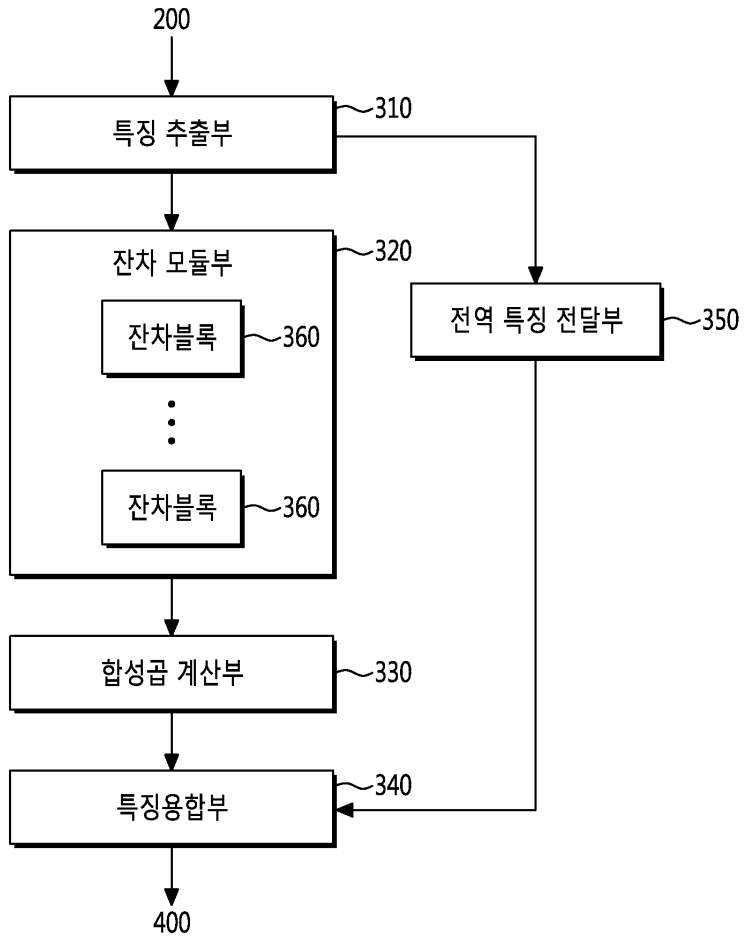


도면2

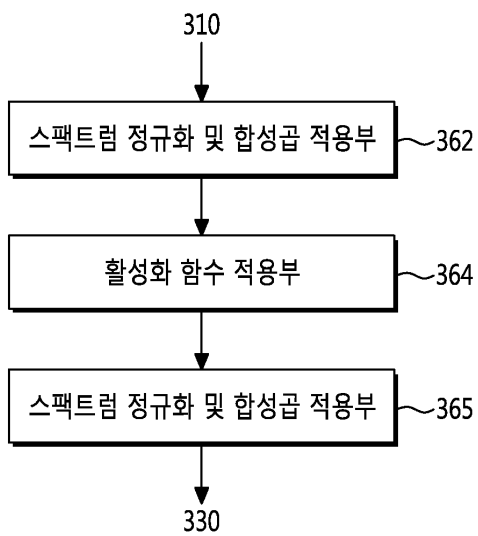
10



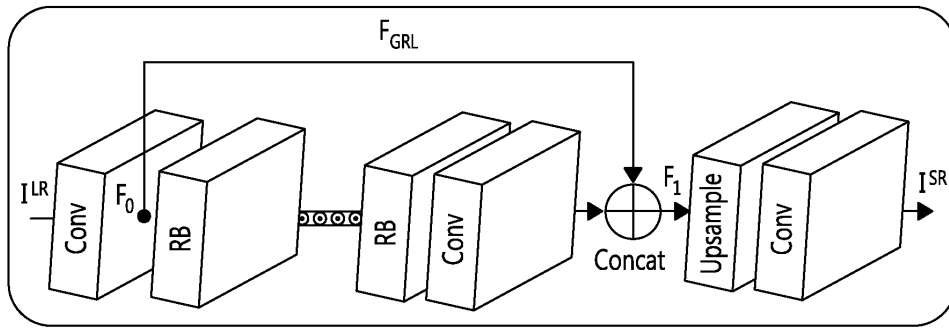
도면3



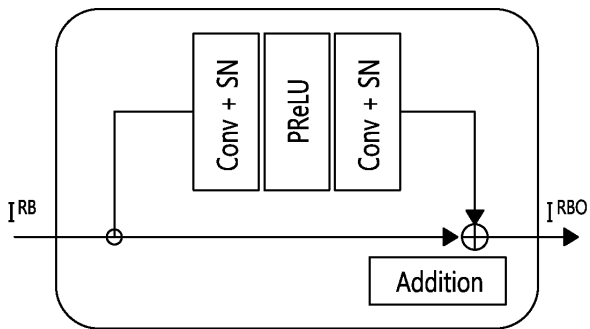
도면4



도면5



도면6



도면7

