



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년11월09일
(11) 등록번호 10-2465292
(24) 등록일자 2022년11월04일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2006.01) G06N 3/04 (2006.01)
G06T 3/40 (2006.01)
- (52) CPC특허분류
G06N 3/088 (2013.01)
G06N 3/0472 (2013.01)
- (21) 출원번호 10-2022-0080190
(22) 출원일자 2022년06월30일
심사청구일자 2022년06월30일
- (56) 선행기술조사문헌
Peng Jia et al., Astronomical image restoration and point spread function estimation with deep neural networks, Proc. of SPIE Vol. 11203, 1-4pages (2020.)*
유초시 등., 위성 영상 해상도 향상을 위한 SRGAN 적용 방안, 2020년도 한국통신학회 동계종합학술 발표회, 202-203pages (2020.)*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

- (73) 특허권자
한화시스템(주)
경북 구미시 1공단로 244, (공단동)
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
- (72) 발명자
강문기
서울특별시 강남구 언주로 107
김한솔
서울특별시 성동구 금호로 100
(뒷면에 계속)
- (74) 대리인
특허법인세원

전체 청구항 수 : 총 13 항

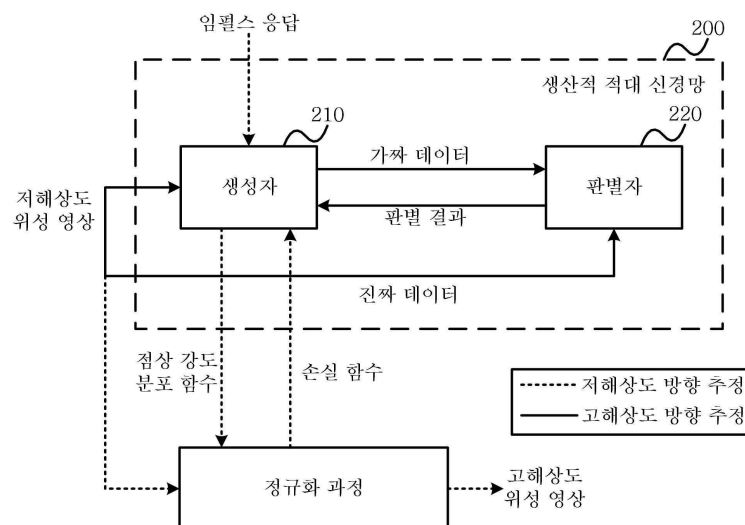
심사관 : 양대경

(54) 발명의 명칭 위성 영상 처리 시스템 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법

(57) 요약

본 발명에 따른 위성 영상 처리 시스템은, 입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서를 포함하되, 상기 프로세서는 프로그램을 실행시킴에 따라, 상기 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정하고, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하며, 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영한다.

대표도 - 도3



(52) CPC특허분류

G06N 3/049 (2013.01)

G06N 3/082 (2013.01)

G06T 3/4046 (2013.01)

G06T 3/4053 (2013.01)

G06T 2207/10032 (2013.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

(72) 발명자

이태영

경상북도 구미시 1공단로 244(공단동)

하은재

경상북도 구미시 1공단로 244(공단동)

우희조

경상북도 구미시 1공단로 244(공단동)

명세서

청구범위

청구항 1

위성 영상 처리 시스템에 있어서,

입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는 프로그램을 실행시킴에 따라, 상기 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정하고, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하며, 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영하며,

상기 손실함수는 하기 식 4와 같이 표현되며, 추정된 점상 강도 분포 함수에 대한 제약 조건($R_1(\hat{B})$) 및 상기 정규화를 통해 최적화된 비용함수의 최적해를 기반으로 하는 제약 조건($R_2(y, G(y))$)을 포함하는 것인 위성 영상 처리 시스템.

[식 4]

$$L = \|D(y) - 1\|_1 + \|D(G(y))\|_1 + R_1(\hat{B}) + R_2(y, G(y))$$

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 프로세서는 하기 식 1 및 식 2에 따라, 상기 저해상도 위성 영상을 상기 생산적 적대 신경망의 계층의 개수가 l 개인 생산자(Generator)에 입력하여 획득되는 출력($G(y)$)으로부터 상기 점상 강도 분포 함수(B)를 추정하되,

상기 생산자는 합성곱 신경망으로 구성되며 활성화 계층이 제외된 선형 네트워크로 구성되는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

[식 1]

$$B = B_0 * B_1 * \dots * B_{l-1}$$

[식 2]

$$G(y) = By = (B_0 * B_1 * \dots * B_{l-1})y$$

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 생산자를 통해 상기 저해상도 위성 영상에 대하여 상기 합성곱 신경망의 계층($B_0 \sim B_{l-1}$)의 변수를 손실 함수가 감소하는 방향으로 최적화하여 상기 점상 강도 분포 함수를 추정하는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

청구항 4

제2항에 있어서,

상기 프로세서는 상기 그래디언트 확률 분포에 최대 사후 확률을 적용하여 하기 식 3에 따른 충실도 항(data fidelity term) 및 정규화 항(regularization term)으로 구성된 비용함수를 산출하는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

[식 3]

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\nabla \mathbf{x}\|^p$$

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 판별자(Discriminator)는 비선형 네트워크로 구성되며, 합성곱 계층, 배치 정규화 및 활성화 계층이 반복되는 구조로 구성되고,

상기 활성화 계층은 마지막 계층을 제외한 계층에 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수가 적용되고, 마지막 계층에는 Sigmoid 함수가 적용되는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 생산자에 의해 생성된 위성 영상을 판별자가 수신하면, 상기 판별자가 상기 생성된 위성 영상의 진위 여부에 대한 판별 결과 및 손실 함수를 상기 생산자로 전달하고, 상기 판별 결과 및 손실 함수에 기초하여 상기 생산자를 학습하는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 판별자가 생산자에 의해 생성된 가짜 위성 영상 및 상기 입력된 위성 영상으로부터 획득된 진짜 위성 영상에 대한 각 손실 함수를 산출하고, 상기 각 손실 함수의 차이에 기초하여 상기 판별자를 학습하는 것인,

위성 영상 처리 시스템.

청구항 8

삭제

청구항 9

위성 영상 처리 시스템에 의해 수행되는 방법에 있어서,

선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)를 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계;

상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하는 단계; 및

상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영하는 단계를 포함하고,

상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하는 단계는,

상기 그래디언트 확률 분포에 최대 사후 확률을 적용하여 하기 식 3에 따른 충실도 항(data fidelity term) 및 정규화 항(regularization term)으로 구성된 비용함수를 산출하는 것인 위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

[식 3]

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\nabla \mathbf{x}\|^p$$

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망을 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계는,

하기 식 1 및 식 2에 따라, 상기 저해상도 위성 영상을 상기 생산적 적대 신경망의 계층의 개수가 l 개인 생산자(Generator)에 입력하여 획득되는 출력($G(\mathbf{y})$)으로부터 상기 점상 강도 분포 함수(\mathbf{B})를 추정하되,

상기 생산자는 합성곱 신경망으로 구성되며 활성화 계층이 제외된 선형 네트워크로 구성되는 것인, 위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

[식 1]

$$\mathbf{B} = \mathbf{B}_0 * \mathbf{B}_1 * \dots * \mathbf{B}_{l-1}$$

[식 2]

$$G(\mathbf{y}) = \mathbf{B}\mathbf{y} = (\mathbf{B}_0 * \mathbf{B}_1 * \dots * \mathbf{B}_{l-1})\mathbf{y}$$

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망을 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계는,

상기 생산자를 통해 상기 저해상도 위성 영상에 대하여 상기 합성곱 신경망의 계층($\mathbf{B}_0 \sim \mathbf{B}_{l-1}$)의 변수를 손실 함수가 감소하는 방향으로 최적화하여 상기 점상 강도 분포 함수를 추정하는 것인,

위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

청구항 12

삭제

청구항 13

제9항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 판별자(Discriminator)는 비선형 네트워크로 구성되며, 합성곱 계층, 배치 정규화 및 활성화 계층이 반복되는 구조로 구성되고,

상기 활성화 계층은 마지막 계층을 제외한 계층에 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수가 적용되고, 마지막 계층에는 Sigmoid 함수가 적용되는 것인,

위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

청구항 14

제9항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 생산자에 의해 생성된 위성 영상을 판별자가 수신하는 단계;

상기 판별자가 상기 생성된 위성 영상의 진위 여부에 대한 판별 결과 및 손실 함수를 상기 생산자로 전달하는 단계; 및

상기 판별 결과 및 손실 함수에 기초하여 상기 생산자를 학습하는 단계를 더 포함하는,

위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

청구항 15

제9항에 있어서,

상기 생산적 적대 신경망의 판별자가 생산자에 의해 생성된 가짜 위성 영상 및 상기 입력된 위성 영상으로부터 획득된 진짜 위성 영상에 대한 각 손실 함수를 산출하는 단계; 및

상기 각 손실 함수의 차이에 기초하여 상기 판별자를 학습하는 단계를 더 포함하는,

위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 위성 영상 처리 시스템 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법에 관한 것으로서, 특히 위성 영상 처리 시스템의 점상 강도 분포 함수를 비실험적 방법으로 추정하여 저해상도 위성 영상으로부터 고해상도 위성 영상을 복원하는 과정을 자동화하고, 위성 영상 처리 시스템이 노출되는 환경이 변하더라도 지상에서 환경을 재현하여 실험하는 방법을 취하지 않고, 위성 영상 정보만으로 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있도록 한 위성 영상 처리 시스템 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0003] 도 1은 종래 위성 영상 처리 시스템에서의 점상 강도 분포 함수에 의해 저해상도 위성 영상이 얻어지는 과정을 도시한 도면이다.

[0004] 위성에 탑재된 위성 영상 처리 시스템을 통해 획득된 위성 영상과 본래의 영상 정보 사이의 관계는 다음 식 1에 따른 선형 모델과 같이 표현할 수 있다.

[0005] [식 1]

[0006]
$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{n}$$

[0007] 위 식1에서 \mathbf{y} 는 저해상도 위성 영상, \mathbf{x} 는 고해상도 위성 영상을 의미하며 \mathbf{B} 는 위성 영상 획득 장치의 점상 강도 분포 함수를 의미하고, \mathbf{n} 은 노이즈를 의미한다. 초해상도 영상 복원 기술은 식 1에 따른 선형 모델을 기반으로, 점상 강도 분포 함수의 역 필터링을 통해 고해상도 위성 영상을 복원한다.

[0008] 한편, 점상 강도 분포 함수는 실험적으로 측정할 수 있으나, 촬영 환경이 빠르게 바뀌고 시스템의 위치를 바꾸는 것이 자유롭지 않은 위성의 특성상 점상 강도 분포 함수를 실험적으로 측정하는 것에는 많은 비용이 소요되며, 광학계나 촬영 환경의 변화를 반영하기 어렵다.

[0009] 기존 방법들에서는 위성 영상의 점상 강도 분포 함수를 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 주로 가정하였다. 하지만, 가우시안 분포는 대기 상황의 변화에 의한 대기 블러(atmospheric blur)나 위성의 진동 및 흔들림에 의한 모션 블러(motion blur)를 반영할 수 없기 때문에, 위성 영상의 특성을 고려한 점상 강도 분포 함수 추정 방법이 필요하다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는, 위성 영상 처리 시스템의 점상 강도 분포 함수를 비실험적 방법으로 추정하여 저해상도 위성 영상으로부터 고해상도 위성 영상을 복원하는 과정을 자동화하는 것을 목적으로 하며, 위성 영상 처리 시스템이 노출되는 환경이 변하더라도 지상에서 환경을 재현하여 실험하는 방법을 취하지 않고, 위성 영상 정보만으로 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있는 위성 영상 처리 시스템 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법을 제공하는 것이다.

[0012] 다만, 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 상기된 바와 같은 과제로 한정되지 않으며, 또 다른 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0014] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 제1 측면에 따른 위성 영상 처리 시스템은 입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는 프로그램을 실행시킴에 따라, 상기 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정하고, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하며, 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영한다.

[0015] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 프로세서는 하기 식 1 및 식 2에 따라, 상기 저해상도 위성 영상을 상기 생산적 적대 신경망의 계층의 개수가 l 개인 생산자(Generator)에 입력하여 획득되는 출력($G(y)$)으로부터 상기 점상 강도 분포 함수(B)를 추정하되, 상기 생산자는 합성곱 신경망으로 구성되며 활성화 계층이 제외된 선형 네트워크로 구성될 수 있다.

[0016] [식 1]

$$B = B_0 * B_1 * \dots * B_{l-1}$$

[0018] [식 2]

$$G(y) = By = (B_0 * B_1 * \dots * B_{l-1})y$$

[0020] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 프로세서는 상기 생산자를 통해 상기 저해상도 위성 영상에 대하여 상기 합성곱 신경망의 계층($B_0 \sim B_{l-1}$)의 변수를 손실 함수가 감소하는 방향으로 최적화하여 상기 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있다.

[0021] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 프로세서는 상기 그래디언트 확률 분포에 최대 사후 확률을 적용하여 하기 식 3에 따른 충실도 항(data fidelity term) 및 정규화 항(regularization term)으로 구성된 비용함수를 산출할 수 있다.

[0022] [식 3]

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\nabla \mathbf{x}\|^p$$

[0023]

[0024] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망의 판별자(Discriminator)는 비선형 네트워크로 구성되며, 합성곱 계층, 배치 정규화 및 활성화 계층이 반복되는 구조로 구성되고, 상기 활성화 계층은 마지막 계층을 제외한 계층에 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수가 적용되고, 마지막 계층에는 Sigmoid 함수가 적용될 수 있다.

[0025] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망의 생산자에 의해 생성된 위성 영상을 판별자가 수신하면, 상기 판별자가 상기 생성된 위성 영상의 진위 여부에 대한 판별 결과 및 손실 함수를 상기 생산자로 전달하고, 상기 판별 결과 및 손실 함수에 기초하여 상기 생산자를 학습할 수 있다.

[0026] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망의 판별자가 생산자에 의해 생성된 가짜 위성 영상 및 상기 입력된 위성 영상으로부터 획득된 진짜 위성 영상에 대한 각 손실 함수를 산출하고, 상기 각 손실 함수의 차이에 기초하여 상기 판별자를 학습할 수 있다.

[0027] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 손실함수는 하기 식 4와 같이 표현되며, 추정된 점상 강도 분포 함수에 대한 제약 조건($R_1(\hat{B})$) 및 상기 정규화를 통해 최적화된 비용함수의 최적해를 기반으로 하는 제약 조건($R_2(\mathbf{y}, G(\mathbf{y}))$)을 포함할 수 있다.

[0028] [식 4]

$$L = \|D(\mathbf{y}) - 1\|_1^1 + \|D(G(\mathbf{y}))\|_1^1 + R_1(\hat{B}) + R_2(\mathbf{y}, G(\mathbf{y}))$$

[0029]

[0030] 또한, 본 발명의 제2 측면에 따른 위성 영상 처리 시스템에 의해 수행되는 방법은 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)를 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계; 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하는 단계; 및 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영하는 단계를 포함한다.

[0031] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망을 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계는, 하기 식 1 및 식 2에 따라, 상기 저해상도 위성 영상을 상기 생산적 적대 신경망의 계층의 개수가 l 개인 생산자(Generator)에 입력하여 획득되는 출력($G(\mathbf{y})$)으로부터 상기 점상 강도 분포 함수(B)를 추정하되, 상기 생산자는 합성곱 신경망으로 구성되며 활성화 계층이 제외된 선형 네트워크로 구성될 수 있다.

[0032] [식 1]

$$\mathbf{B} = \mathbf{B}_0 * \mathbf{B}_1 * \dots * \mathbf{B}_{l-1}$$

[0033]

[0034] [식 2]

$$G(\mathbf{y}) = \mathbf{B}\mathbf{y} = (\mathbf{B}_0 * \mathbf{B}_1 * \dots * \mathbf{B}_{l-1})\mathbf{y}$$

[0035]

[0036] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망을 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 단계는, 상기 생산자를 통해 상기 저해상도 위성 영상에 대하여 상기 합성곱 신경망의 계층($B_0 \sim B_{l-1}$)의 변수를 손실 함수가 감소하는 방향으로 최적화하여 상기 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있다.

[0037] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하는 단계는, 상기 그래디언트 확률 분포에 최대 사후 확률을 적용하여 하기 식 3에 따른 충실도 항(data fidelity term) 및 정규화 항(regularization term)으로 구성된 비용함수를 산출할 수 있다.

[0038] [식 3]

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\nabla \mathbf{x}\|_p^p$$

[0039]

[0040] 본 발명의 일부 실시예에 있어서, 상기 생산적 적대 신경망의 판별자(Discriminator)는 비선형 네트워크로 구성되며, 합성곱 계층, 배치 정규화 및 활성화 계층이 반복되는 구조로 구성되고, 상기 활성화 계층은 마지막 계층을 제외한 계층에 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수가 적용되고, 마지막 계층에는 Sigmoid 함수가 적용될 수 있다.

[0041] 본 발명의 일부 실시예는, 상기 생산적 적대 신경망의 생산자에 의해 생성된 위성 영상을 판별자가 수신하는 단계; 상기 판별자가 상기 생성된 위성 영상의 진위 여부에 대한 판별 결과 및 손실 함수를 상기 생산자로 전달하는 단계; 및 상기 판별 결과 및 손실 함수에 기초하여 상기 생산자를 학습하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0042] 본 발명의 일부 실시예는, 상기 생산적 적대 신경망의 판별자가 생산자에 의해 생성된 가짜 위성 영상 및 상기 입력된 위성 영상으로부터 획득된 진짜 위성 영상에 대한 각 손실 함수를 산출하는 단계; 및 상기 각 손실 함수의 차이에 기초하여 상기 판별자를 학습하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0044] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 면에 따른 컴퓨터 프로그램은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 상기 위성 영상 처리 시스템 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법을 실행하며, 컴퓨터 판독가능 기록매체에 저장된다.

[0045] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

[0047] 전술한 본 발명의 일 실시예에 의하면, 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정하는 것을 통해, 위성 영상 획득 장치가 노출되는 환경이 변하는 경우에도 해당 환경을 지상에 재현하여 실험하지 않고도 점상 강도 분포 함수를 획득할 수 있다.

[0048] 이를 통해, 본 발명의 일 실시예는 위성 영상의 처리를 자동화하는 데 기여하며, 획득된 영상의 신뢰도를 제고할 수 있다.

[0049] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

[0051] 이하에 첨부되는 도면들은 본 실시 예에 관한 이해를 돕기 위한 것으로, 상세한 설명과 함께 실시 예들을 제공한다. 다만, 본 실시 예의 기술적 특징이 특정 도면에 한정되는 것은 아니며, 각 도면에서 개시하는 특징들은 서로 조합되어 새로운 실시 예로 구성될 수 있다.

도 1은 종래 위성 영상 처리 시스템에서의 점상 강도 분포 함수에 의해 저해상도 위성 영상이 얻어지는 과정을 도시한 도면이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템의 블록도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에서의 점상 강도 분포 함수를 추정하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 4는 위성 영상의 그래디언트 확률 분포 사전 정보 모델을 설명하기 위한 도면이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법의 순서도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예를 통해 위성 영상의 점상 강도 분포 함수를 추정한 결과의 일 예시를 나타낸 도면이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에서 추정된 점상 강도 분포 함수를 기반으로 고해상도 위성 영상을 복원한 일 예시를 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0052] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시

예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.

[0053] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은 언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "제1", "제2" 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성 요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.

[0054] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.

[0055] 이하에서는 도 2 내지 도 4를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템(100)에 대해 설명하도록 한다.

[0056] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템(100)의 블록도이다.

[0057] 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템(100)은 입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리(110)와, 메모리(110)에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서(120)를 포함한다. 한편, 위성 영상 처리 시스템(100)은 위성에 탑재되는 형태로 구현되거나 또는 위성에 탑재된 별도의 영상 획득 장치로부터 저해상도 위성 영상을 획득하는 형태로 구현될 수 있다.

[0058] 먼저, 프로세서(120)는 프로그램을 실행시킴에 따라, 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크(deep linear network)를 포함하는 생산적 적대 신경망(200, Generative Adversarial Network; GAN)에 입력하여 입력된 위성 영상의 점상 강도 분포 함수를 추정한다.

[0059] 그 다음, 프로세서(120)는 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수(cost function)를 정규화(regularization)하고 비용함수의 최적해를 산출한다. 그리고 프로세서(120)는 최적해의 정확도를 산출하여 생산적 적대 신경망(200)의 손실함수(loss function)에 반영한다. 즉, 최적해의 정확도는 생산적 적대 신경망(200)의 손실함수에 반영되어 점상 강도 분포 함수 추정의 정확도로 이용된다.

[0060] 한편, 프로세서(120)는 점상 강도 분포 함수를 추정하는 과정과, 비용함수의 정규화 및 최적해 산출 과정을 지정한 추정 횟수에 도달할 때까지 서로 번갈아가며 수행한다.

[0061] 도 3은 본 발명의 일 실시예에서의 점상 강도 분포 함수를 추정하는 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0062] 먼저 전술한 점상 강도 분포 함수를 추정하는 과정을 설명하면 다음과 같다.

[0063] 일 실시예로, 프로세서(120)는 저해상도 위성 영상을 생산적 적대 신경망(200)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있다. 이때, 생산적 적대 신경망(200)의 생산자(210)는 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network; CNN)으로 구성되며 활성화 계층(Activation layer)이 제외된 선형 네트워크로 구성된다. 계층의 개수가 1개인 생산자(210, Generator)로부터 추정되는 점상 강도 분포 함수 B 는 다음 식 2와 같이 표현된다.

[0064] [식 2]

[0065]
$$B = B_0 * B_1 * \dots * B_{l-1}$$

[0066] 이때, $*$ 는 합성곱 신경망의 합성곱 계층(Convolutional layer)을 의미한다. 저해상도 위성 영상 Y 로부터 출력되

는 생산자(210)의 출력 $G(\mathbf{y})$ 은 다음 식 3과 같이 표현된다.

[식 3]

$$G(\mathbf{y}) = \mathbf{B}\mathbf{y} = (\mathbf{B}_0 * \mathbf{B}_1 * \dots * \mathbf{B}_{l-1})\mathbf{y}$$

프로세서(120)는 생산자(210)를 통해 입력된 저해상도 위성 영상에 대하여 합성곱 신경망의 계층($\mathbf{B}_0 \sim \mathbf{B}_{l-1}$)의 변수를 손실 함수가 감소하는 방향으로 최적화하여 점상 강도 분포 함수를 추정할 수 있다.

한편, 생산적 적대 신경망(200)의 판별자(220, Discriminator)는 비선형 네트워크로 구성되며, 합성곱 계층, 배치 정규화(Batch Normalization; BN) 및 활성화 계층이 반복되는 구조로 구성된다. 이때, 판별자(220)의 활성화 함수로는 식 4로 정의되는 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 마지막 이전 계층까지 적용하고, 마지막 계층에는 식 5로 정의되는 Sigmoid 함수를 적용할 수 있다.

[식 4]

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x)$$

[식 5]

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

일 실시예로, 본 발명에 따른 위성 영상 처리 시스템(100)은 생산적 적대 신경망(200)의 생산자(210) 및 판별자(220)를 학습하는 과정을 수행할 수 있다.

먼저, 생산자(210)를 학습하는 과정의 경우, 생산적 적대 신경망(200)의 생산자(210)에 의해 생성된 위성 영상을 판별자가 수신하면, 판별자(220)는 생성된 위성 영상의 진위 여부에 대한 판별 결과 및 손실 함수를 생산자로 전달한다. 그리고 판별 결과 및 손실 함수에 기초하여 생산자(210)는 학습될 수 있다.

다음으로, 판별자(220)를 학습하는 과정의 경우, 생산적 적대 신경망(200)의 판별자(220)는 생산자(210)가 생성한 가짜 위성 영상 및 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 획득된 진짜 위성 영상에 대한 각 손실 함수를 계산하고, 각 손실함수의 균형을 맞추는 방향으로 최적화하여 학습될 수 있다.

한편, 생산자(210)로부터 추정되는 점상 강도 분포 함수는 임펄스 응답(impulse response)의 형태로 획득된다. 생산자(210)를 선형 네트워크로 구성하였기 때문에 LSI(Linear Shift Invariant) 시스템의 성질에 의거하여 항등인 단위 임펄스(unit impulse) 함수를 입력으로 전달하면 점상 강도 분포 함수를 출력으로 얻을 수 있다.

도 4는 위성 영상의 그래디언트 확률 분포 사전 정보 모델을 설명하기 위한 도면이다.

위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 대한 사전 지식(prior knowledge)은 자연 영상 사전 정보(Natural Image Prior; NIP)에 기반하여 통계적 접근 방식을 통해 획득될 수 있다.

이때, 도 4에 도시된 바와 같이 위성 영상은 고도에서 촬영되기 때문에 넓은 평탄 영역과 비교적 강한 에지 영역으로 구성된다. 이는 그래디언트 확률 분포에서 각각 높은 고점과 두터운 꼬리 부분으로 표현되는 두터운 꼬리 분포(Heavy-tailed distribution)의 특성을 가지며, 그래디언트 확률 분포는 다음 식 6과 같이 표현될 수 있다.

[식 6]

$$f(\nabla \mathbf{x}) \propto e^{-\left|\frac{\nabla \mathbf{x}}{\sigma}\right|^p} \text{ for } 0 < p < 1$$

이때 식 6에서 $f(\cdot)$ 은 확률 분포를 의미하고, ∇ 와 e 는 각각 그래디언트 연산자와 자연 로그의 밑을 의미하며, σ 와 p 는 확률 분포의 매개변수를 의미한다.

그래디언트의 확률 분포 $f(\nabla \mathbf{x})$ 에 최대 사후 확률(Maximum a Posteriori)을 적용하여 해를 한정할 수 있으며,

비용함수는 다음 식 7과 같은 최적화 수식으로 표현된다.

[식 7]

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\nabla \mathbf{x}\|^p$$

이때, 본 발명의 일 실시예에서 비용함수는 충실도 항(data fidelity term) $\|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2$ 과 정규화 항(regularization term) $\|\nabla \mathbf{x}\|^p$ 으로 구성된다. 그리고 식 7에서 λ 는 충실도 항과 정규화 항의 중요도를 결정하는 변수로 복원된 영상의 특성 및 품질을 결정한다.

한편, 도 4에 나타난 위성 영상의 특성으로 인해 $0 < p < 1$ 이므로 비용 함수는 Non-convexity 특성을 가진다. 따라서, 미분이 불가능하며 전역적 최소값을 확신할 수 없기 때문에, IRLS(Iteratively Reweighted Least Squares) 알고리즘과 Conjugate Gradient descent(CGD) 방법을 활용하여 문제를 해결한다.

Non-convex problem의 최소값을 추정하기 위해서는, 먼저 비용함수를 Convex problem으로 근사하는 과정이 필요하다. 따라서, 반복법을 통해 비용함수를 여러 횟수로 쪼개어 복잡도를 낮추고, 이전 반복의 정보를 활용하는 재구성 과정을 통해 비용함수를 Convex problem으로 근사하였다.

[식 8]

$$\mathbf{x}^{i+1} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{B}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \sum_i \omega(x_i^i) ((\nabla x)_i)^2$$

$$\omega(x_i^i) = |\nabla x_i^i|^{p-2}$$

한편, 본 발명의 일 실시예에서의 손실 함수는 다음 식 9의 수식으로 표현할 수 있다.

[식 9]

$$L = \|D(\mathbf{y}) - \mathbf{1}\|_1^1 + \|D(G(\mathbf{y}))\|_1^1 + R_1(\hat{B}) + R_2(\mathbf{y}, G(\mathbf{y}))$$

이때, 식 9에서 D 는 생산적 적대 신경망(200)의 판별자(220)를 의미하고, \hat{B} 는 추정된 점상 강도 분포 함수를 의미한다.

또한, $R_1(\hat{B})$ 는 추정된 점상 강도 분포 함수에 대한 제약(constraint) 조건으로 식 10과 같이 나타낼 수 있다.

[식 10]

$$R_1(\hat{B}) = \left| 1 - \sum_{i,j} \hat{b}_{i,j} \right| + \sum_{i,j} |\hat{b}_{i,j} m_{i,j}|$$

이때, 식 10에서 $\hat{b}_{i,j}$ 는 \hat{B} 의 (i,j) 번째 성분을 의미하며, $m_{i,j}$ 는 가우시안 마스크의 (i,j) 번째 성분을 의미한다.

또한, $R_2(\mathbf{y}, G(\mathbf{y}))$ 는 정규화 과정을 통해 최적화된 비용함수의 최적해를 기반으로 하는 제약 조건으로 다음 식 11과 같이 나타낼 수 있다.

[식 11]

$$R_2(\mathbf{y}, G(\mathbf{y})) = \|\mathbf{y} - \widehat{G(\mathbf{y})}\|_2^2$$

이때, 식 11에서 $\widehat{G(\mathbf{y})}$ 는 생산자(210)의 출력 영상을 정규화 과정을 통해 최적화된 비용 함수에 적용하였을 때 얻을 수 있는 최적해를 의미한다.

- [0107] 이하에서는 도 5를 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템(100)에 의해 수행되는 점상 강도 분포 함수 추정 방법에 대해 설명하도록 한다. 한편, 본 발명의 일 실시예에 따른 방법을 설명함에 있어 전술한 내용과 중복되는 내용은 생략하도록 한다.
- [0108] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 기반의 점상 강도 분포 함수 추정 방법의 순서도이다.
- [0109] 먼저, 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망을 통해 입력된 저해상도 위성 영상으로부터 점상 강도 분포 함수를 추정한다(S110).
- [0110] 다음으로, 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출한다(S120).
- [0111] 다음으로, 최적해의 정확도를 산출하여 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영한다(S130).
- [0112] 한편, 상술한 설명에서, 단계 S110 내지 S130은 본 발명의 구현예에 따라서, 추가적인 단계들로 더 분할되거나, 더 적은 단계들로 조합될 수 있다. 또한, 일부 단계는 필요에 따라 생략될 수도 있고, 단계 간의 순서가 변경될 수도 있다. 아울러, 기타 생략된 내용이라 하더라도 도 2 내지 도 4의 내용은 도 5의 점상 강도 분포 추정 방법의 내용에도 적용될 수 있다.
- [0114] 도 6은 본 발명의 일 실시예를 통해 위성 영상의 점상 강도 분포 함수를 추정된 결과의 일 예시를 나타낸 도면이다.
- [0115] 도 6은 본 발명에서 제안하는 방법을 통해 위성 영상의 점상 강도 분포 함수를 추정된 결과를 기존 방법들과 비교한 것이다. 이때, (a)는 기준값(ground truth)를 나타내고, (b)~(d)는 각각 FMD(Fast Motion Deblurring; FMD) 방법, KernelGAN 방법, FKP(Flow-based Kernel Prior; FKP)의 결과를 나타내며, (e)는 본 발명의 일 실시예를 적용한 결과를 나타낸다.
- [0116] 기존 방법의 결과와 본 발명의 일 실시예에 따른 결과를 비교하였을 때, 본 발명의 일 실시예를 적용하는 것이 점상 강도 분포 함수의 방향이나 크기를 더 정확하게 추정함을 확인할 수 있다.
- [0117] 도 7은 본 발명의 일 실시예에서 추정된 점상 강도 분포 함수를 기반으로 고해상도 위성 영상을 복원한 일 예시를 나타낸 도면이다.
- [0118] 도 7은 본 발명의 일 실시예를 통해 추정된 점상 강도 분포 함수를 바탕으로 상술하였던 비용 함수를 최소화하는 방법으로 고해상도 위성 영상을 복원한 결과를 나타낸 것이다. (a)는 원본 영상(original image)를 나타내고, (b)는 저해상도 입력 영상을 나타내고, (c)~(e)는 각각 FMD(Fast Motion Deblurring; FMD) 방법, KernelGAN 방법, FKP(Flow-based Kernel Prior; FKP)의 결과를 나타내며, (f)는 본 발명의 일 실시예를 적용한 결과를 나타낸다.
- [0119] 기존 방법의 결과와 본 발명의 일 실시예에 따른 결과를 비교하였을 때, 점상 강도 분포 함수의 추정 정확도가 높은 본 발명의 일 실시예의 경우가 기존 방법 대비 아티팩트(Artifact)가 적게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 또한, 최대 신호 대 잡음비(Peak Signal to Noise Ratio; PSNR)와 구조적 유사도(Structural Similarity Index Measure; SSIM)를 측정하여 비교한 결과, 본 발명의 일 실시예에 의해 복원된 영상의 PSNR은 평균 약 3.389dB 높게 측정되며 SSIM은 0.024 향상되었다.
- [0121] 이상에서 전술한 본 발명의 일 실시예에 따른 위성 영상 처리 시스템(100) 및 이의 위성 영상 기반 점상 강도 분포 함수 추정 방법은 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 실행되기 위해 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현되어 매체에 저장될 수 있다.
- [0122] 상기 전술한 프로그램은, 상기 컴퓨터가 프로그램을 읽어 들여 프로그램으로 구현된 상기 방법들을 실행시키기 위하여, 상기 컴퓨터의 프로세서(CPU)가 상기 컴퓨터의 장치 인터페이스를 통해 읽힐 수 있는 C, C++, JAVA, Ruby, 기계어 등의 컴퓨터 언어로 코드화된 코드(Code)를 포함할 수 있다. 이러한 코드는 상기 방법들을 실행하는 필요한 기능들을 정의한 함수 등과 관련된 기능적인 코드(Functional Code)를 포함할 수 있고, 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 소정의 절차대로 실행시키는데 필요한 실행 절차 관련 제어 코드를 포함할 수 있다. 또한, 이러한 코드는 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 실행시키는데 필요한 추가 정보나 미디어가 상기 컴퓨터의 내부 또는 외부 메모리의 어느 위치(주소 번지)에서 참조되어야 하는지에 대한 메모리 참조관련 코드를 더 포함할 수 있다. 또한, 상기 컴퓨터의 프로세서가 상기 기능들을 실행시키기 위하여 원격(Remote)에 있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 통신이 필요한 경우, 코드는 상기 컴퓨터의 통신 모듈을 이용하여 원격에

있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 어떻게 통신해야 하는지, 통신 시 어떠한 정보나 미디어를 송수신해야 하는지 등에 대한 통신 관련 코드를 더 포함할 수 있다.

[0123] 상기 저장되는 매체는, 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상기 저장되는 매체의 예로는 ROM, RAM, CD-ROM, 자기 테이프, 플로피디스크, 광 데이터 저장장치 등이 있지만, 이에 제한되지 않는다. 즉, 상기 프로그램은 상기 컴퓨터가 접속할 수 있는 다양한 서버 상의 다양한 기록매체 또는 사용자의 상기 컴퓨터상의 다양한 기록매체에 저장될 수 있다. 또한, 상기 매체는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템에 분산되어, 분산방식으로 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드가 저장될 수 있다.

[0124] 전술한 본 발명의 설명은 예시를 위한 것이며, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본 발명의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0125] 본 발명의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본 발명의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

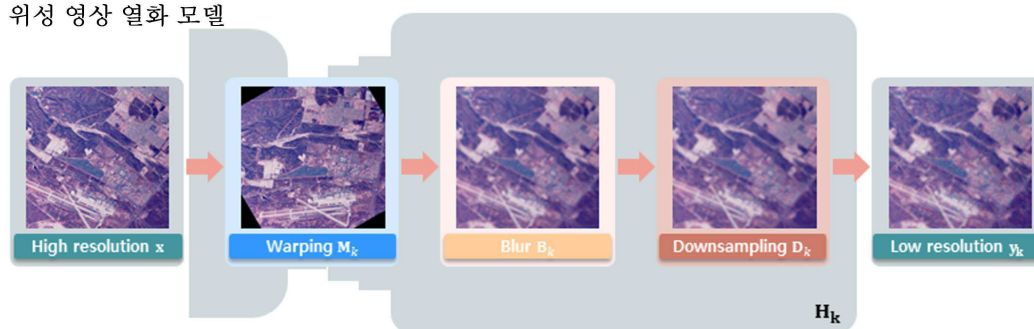
부호의 설명

[0127] 100: 위성 영상 처리 시스템
110: 메모리
120: 프로세서
200: 생산적 적대 신경망
210: 생산자
220: 판별자

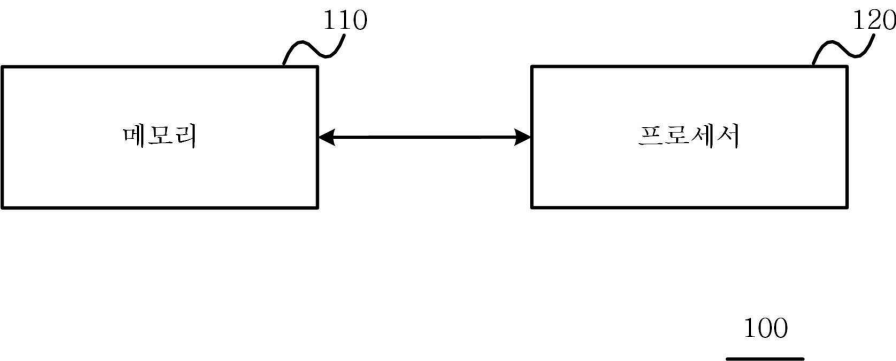
도면

도면1

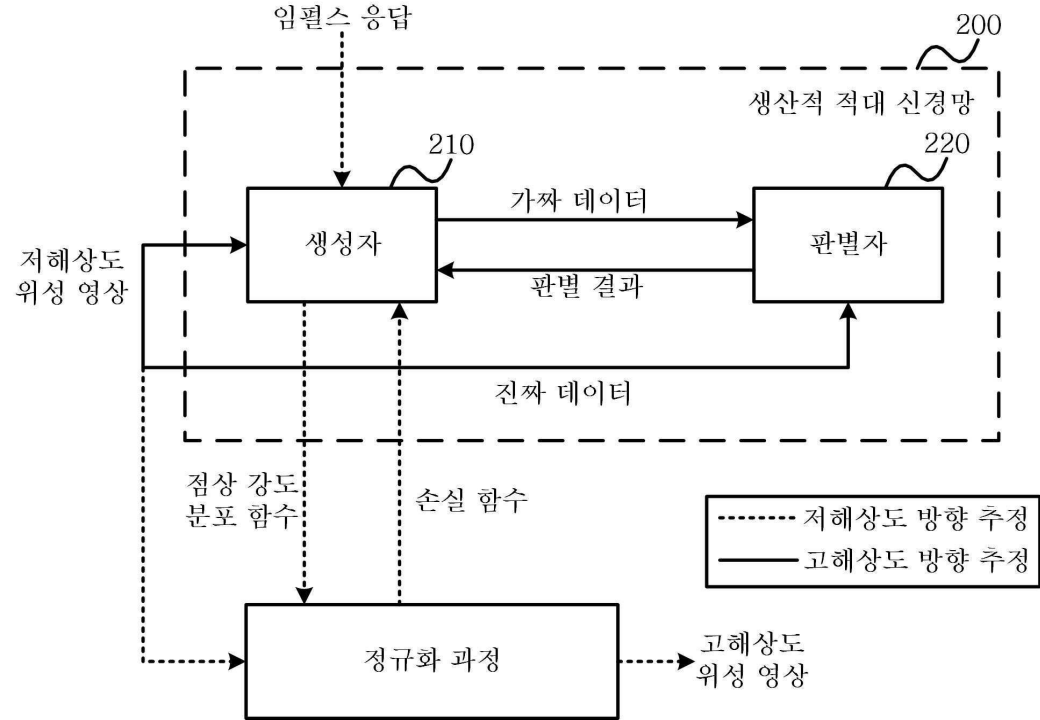
위성 영상 열화 모델



도면2



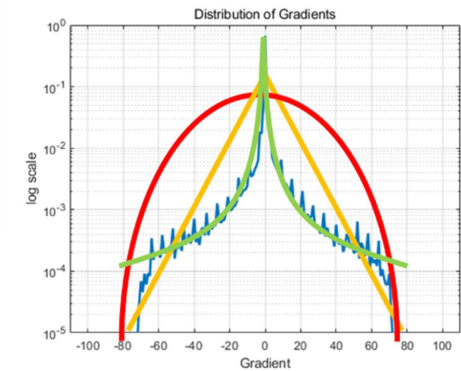
도면3



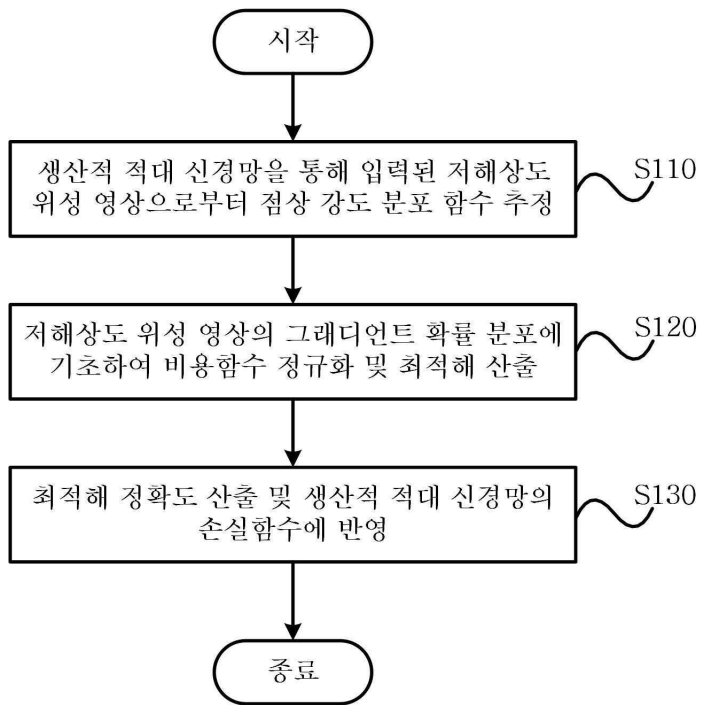
도면4

$$f(\nabla \mathbf{x}) \propto e^{-\frac{|\nabla \mathbf{x}|^p}{\sigma}}$$

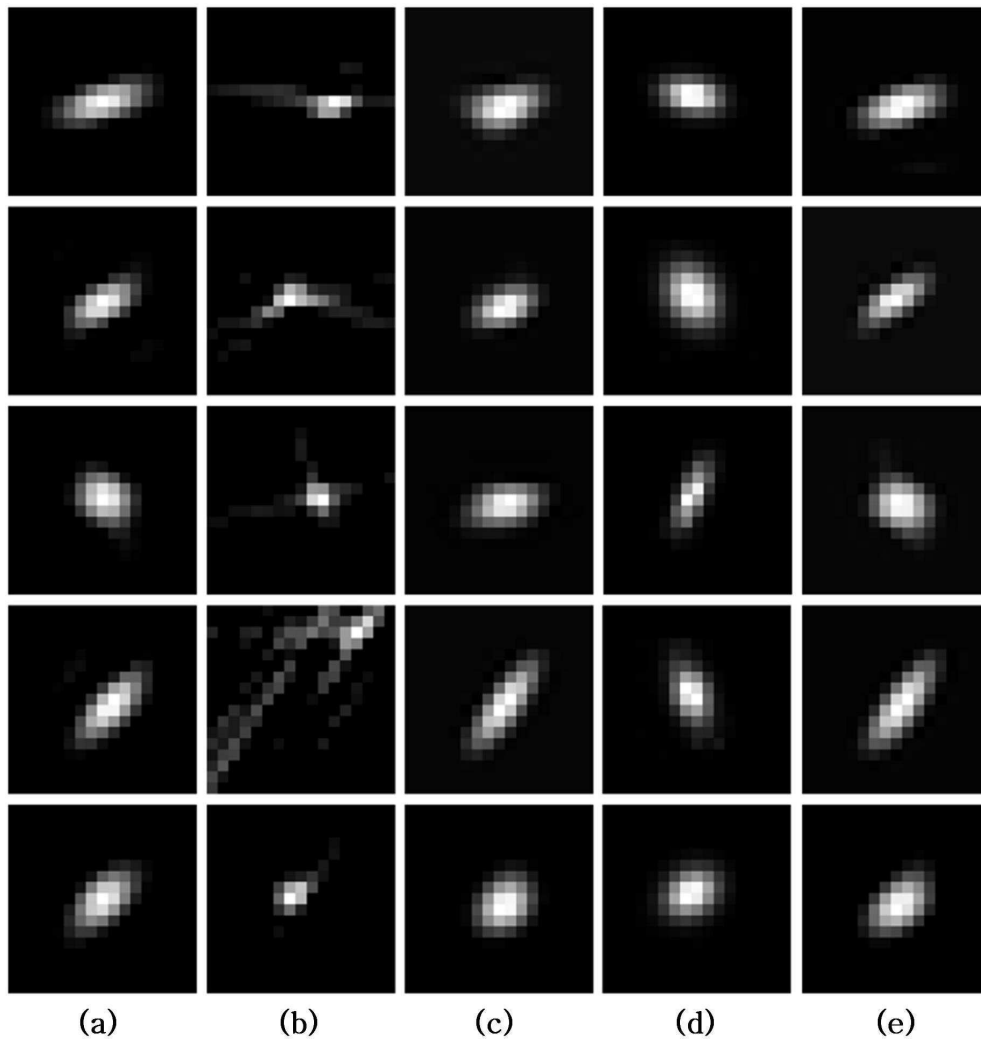
— $p = 2$ — $p = 1$ — $0 < p < 1$



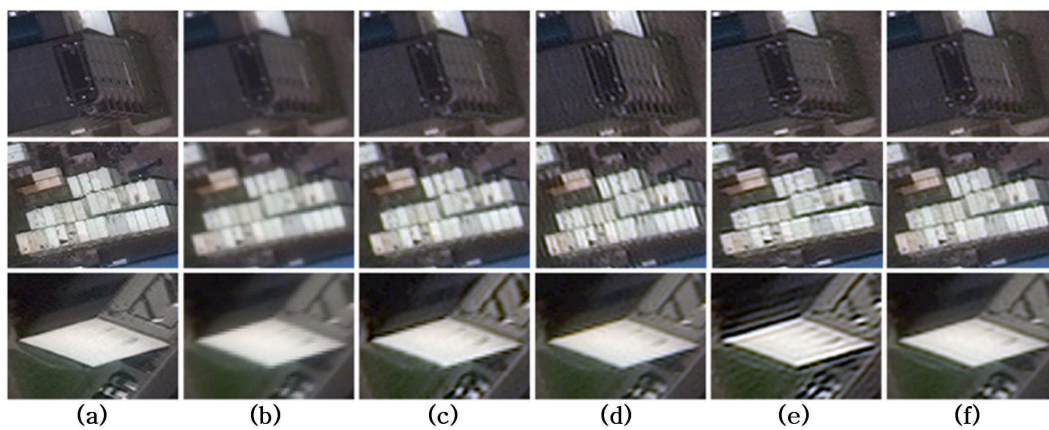
도면5



도면6



도면7



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 1

【변경전】

위성 영상 처리 시스템에 있어서,

입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는 프로그램을 실행시킴에 따라, 상기 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정하고, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하며, 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영하며,

상기 손실함수는 하기 식 4와 같이 표현되며, 추정된 점상 강도 분포 함수에 대한 제약 조건($R_1(\hat{B})$

) 및 상기 정규화를 통해 최적화된 비용함수의 최적해를 기반으로 하는 제약 조건($R_2(y, G(y))$)을 포함하는 것인 위성 영상 처리 시스템.

[식 4]

$$L = \|D(y) - 1\|_1^1 + \|D(G(y))\|_1^1 + R_1(\hat{B}) + R_2(y, G(y))$$

【변경후】

위성 영상 처리 시스템에 있어서,

입력된 저해상도 위성 영상을 기반으로 점상 강도 분포 함수를 추정하기 위한 프로그램이 저장된 메모리 및 상기 메모리에 저장된 프로그램을 실행시키는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는 프로그램을 실행시킴에 따라, 상기 입력된 저해상도 위성 영상을 선형 네트워크를 포함하는 생산적 적대 신경망(Generative Adversarial Network)에 입력하여 점상 강도 분포 함수를 추정하고, 상기 저해상도 위성 영상의 그래디언트 확률 분포에 기초하여 고해상도 위성 영상 복원을 위한 비용 함수를 정규화하고 최적해를 산출하며, 상기 최적해의 정확도를 산출하여 상기 생산적 적대 신경망의 손실함수에 반영하며,

상기 손실함수는 하기 식 4와 같이 표현되며, 추정된 점상 강도 분포 함수에 대한 제약 조건($R_1(\hat{B})$

) 및 상기 정규화를 통해 최적화된 비용함수의 최적해를 기반으로 하는 제약 조건($R_2(y, G(y))$)을 포함하는 것인 위성 영상 처리 시스템.

[식 4]

$$L = \|D(y) - 1\|_1^1 + \|D(G(y))\|_1^1 + R_1(\hat{B}) + R_2(y, G(y))$$