(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년12월12일
(11) 등록번호 10-2476433
(24) 등록일자 2022년12월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
*G06N 3/08* (2006.01) *G06T 5/00* (2019.01)
(52) CPC특허분류
*G06N 3/08* (2013.01)
*G06T 5/002* (2013.01)
(21) 출원번호 10-2021-0185329
(22) 출원일자 2021년12월22일
심사청구일자 2021년12월22일
(56) 선행기술조사문헌
Muhammad Kashif Ali et al., "Learning Deep Video Stabilization without Optical Flow," arXiv:2011.09697v1 [cs.CV] 19 Nov 2020 (2020.11.19.)*
Valery Dewil et al., "Self-supervised training for blind multi-frame video denoising," WACV 2021 (2021.01.05.)*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
**이화여자대학교 산학협력단**
서울특별시 서대문구 이화여대길 52 (대현동, 이화여자대학교)
(72) 발명자
**최장환**
서울특별시 마포구 마포대로 53, C동 302호(도화동)
**김원진**
서울특별시 동작구 등용로8길 67, C동 303호(대방동, 금성빌라)
**전선영**
서울특별시 노원구 공릉로 119-23, 203호(공릉동, 더하우스)
(74) 대리인
**특허법인 무한**

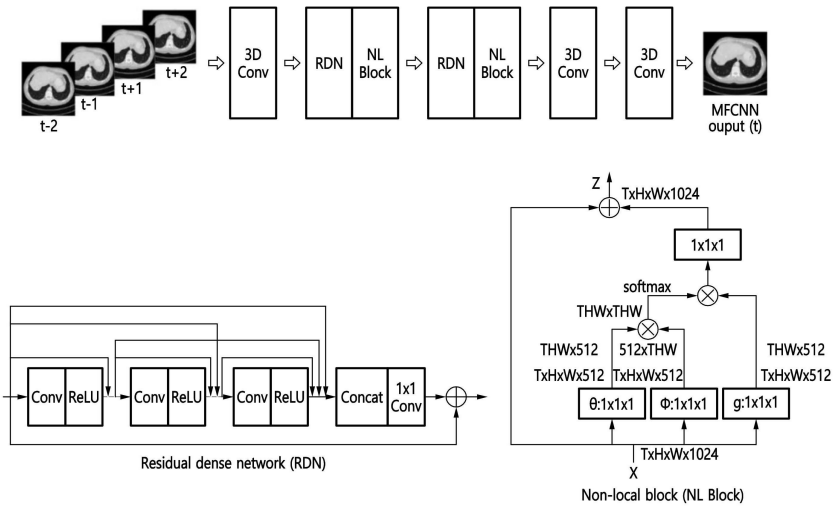
전체 청구항 수 : 총 9 항 심사관 : 송근배

(54) 발명의 명칭 **신경망을 이용하여 영상의 노이즈를 저감하기 위한 학습 및 복원 방법과 이를 수행하는 컴퓨팅 장치**

## (57) 요 약

신경망을 이용하여 영상의 노이즈를 저감하기 위한 학습 및 복원 방법과 이를 수행하는 컴퓨팅 장치가 개시된다. 학습 방법은 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하는 단계; 상기 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습하는 단계; 및 상기 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계를 포함하고, 상기 신경망을 반복적으로 학습하는 단계는 상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습하고, 상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습할 수 있다.

## 대 표 도



(52) CPC특허분류
*G06T 2207/20084* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711137909
과제번호 KMDF_PR_20200901_0016-06
부처명 다부처
과제관리(전문)기관명 (재단)범부처전주기의료기기연구개발사업단
연구사업명 범부처전주기의료기기연구개발사업(R&D)
연구과제명 (참여5)3D Navigation 융합형 저선량 C-Arm CT 시스템 개발
기 여 율 80/100
과제수행기관명 한국전자통신연구원
연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711148694
과제번호 2020R1F1A1073774
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명 딥러닝 기반 인지 화질 평가 지표 개발 및 이를 활용한 시스템 독립적인 CT 영상 화질 개선 기술 개발
기 여 율 20/100
과제수행기관명 이화여자대학교
연구기간 2021.03.01 ~ 2022.02.28

# 명 세 서

## 청구범위

### 청구항 1

프로세서에 의해 수행되는 학습 방법에 있어서,

복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하는 단계;

상기 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습하는 단계; 및

상기 학습된 신경망을 이용하여, 상기 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계

를 포함하고,

상기 신경망을 반복적으로 학습하는 단계는,

상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습하고,

상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계는,

상기 학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기의 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임을 생성자(G)에 입력함으로써 노이즈를 획득하는 단계;

상기 획득된 노이즈를, 상기 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용함으로써 새로운 노이즈 프레임을 생성하는 단계; 및

상기 특정 시점의 프레임과 상기 새로운 노이즈 프레임 사이의 오차가 최소화되는 방향으로 상기 생성자(G)를 학습하는 단계

를 포함하는 학습 방법.

### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는,

상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작은 학습 방법.

### 청구항 3

삭제

### 청구항 4

삭제

### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 신경망은,

(i)복수의 RDB(Residual Denso Blocks)들이 계단식으로 배열된 RDN(Residual Denso Network)들과 (ii)NL(Non-Local) Block들로 구성되는 학습 방법.

**청구항 6**

프로세서에 의해 수행되는 복원 방법에 있어서,

복수의 프레임으로 구성된 원본 영상을 수신하는 단계; 및

상기 수신된 원본 영상을 노이즈 감소기에 적용함으로써 보다 높은 화질의 원본 영상으로 복원하는 단계

를 포함하고,

상기 노이즈 감소기는,

학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기의 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임을 생성자(G)에 입력함으로써 노이즈를 획득하고, 획득된 노이즈를 상기 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용함으로써 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 특정 시점의 프레임과 상기 새로운 노이즈 프레임 사이의 오차가 최소화되는 방향으로 상기 생성자(G)가 학습되는 복원 방법.

**청구항 7**

삭제

**청구항 8**

제6항에 있어서,

상기 학습된 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는,

상기 원본 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작은 복원 방법.

**청구항 9**

삭제

**청구항 10**

삭제

**청구항 11**

컴퓨팅 장치에 있어서,

상기 컴퓨팅 장치는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하고, 상기 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습하며, 상기 학습된 신경망을 이용하여, 상기 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하고,

상기 학습된 신경망은,

상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 최소화되도록 학습함으로써 생성되고,

상기 노이즈 감소기는,

상기 학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기의 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임을 생성자(G)에 입력함으로써 노이즈를 획득하고, 획득된 노이즈를 상기 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용함으로써 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 특정 시점의 프레임과 상기 새로운 노이즈 프레임 사이의 오차가 최소화되는 방향으로 상기 생성자(G)가 학습되는 컴퓨팅 장치.

**청구항 12**

삭제

**청구항 13**

제11항에 있어서,

상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는,

상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작은 컴퓨팅 장치.

**청구항 14**

삭제

**청구항 15**

삭제

**청구항 16**

컴퓨팅 장치에 있어서,

상기 컴퓨팅 장치는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

복수의 프레임으로 구성된 원본 영상을 수신하고, 상기 수신된 원본 영상을 노이즈 감소기에 적용함으로써 보다 높은 화질의 원본 영상으로 복원하며,

상기 노이즈 감소기는,

학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기의 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임을 생성자(G)에 입력함으로써 노이즈를 획득하고, 획득된 노이즈를, 상기 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용함으로써 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 특정 시점의 프레임과 상기 새로운 노이즈 프레임 사이의 오차가 최소화되는 방향으로 상기 생성자(G)가 학습되는 컴퓨팅 장치.

**청구항 17**

삭제

**청구항 18**

제16항에 있어서,

상기 학습된 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는,

상기 원본 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작은 컴퓨팅 장치.

**청구항 19**

삭제

**청구항 20**

삭제

## *발명의 설명*

### *기 술 분 야*

[0001] 본 발명은 비지도 학습 기반의 신경망을 이용하여 저화질 영상의 노이즈를 효과적으로 제거하여 고화질의 영상으로 복원하기 위한 학습 및 복원 방법과 이를 수행하는 컴퓨팅 장치에 관한 것이다.

## 배 경 기 술

[0002] 임상 진단에 X-선 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography, CT)이 널리 적용되면서 환자에게 투여되는 과도한 방사선량에 대한 대중의 우려가 증가하고 있다. 그러나 방사선량을 줄이면 필연적으로 서버 노이즈가 발생하여 방사선 전문의의 판단과 확신에 영향을 미치게 된다.

[0003] 지난 수십년 동안 저선량CT(Low-Dose Computed Tomography, LDCT) 영상 재구성을 위한 반복 알고리즘 방법들이 다양하게 제안되어왔다. 일반적으로 이러한 알고리즘은 목적 함수를 최적화하여 이미지 품질을 개선하는데 만족스러운 성능을 나타내지만 계산 부담과 민감한 매개변수로 인해 실제 적용에는 제한적이다.

[0004] 이러한 반복적인 재구성 알고리즘에 비해 계산적으로 더 효율적이고 효과적인 방법으로 이미지 후처리 방식이 있다. BM3D(Block Matching 3D) 방법은 CT 영상 분야에서 영상 후처리를 위한 뛰어난 방법 중 하나이다.

[0005] 그러나 이러한 전통적인 후처리 방법은 종종 재구성된 노이즈의 불균일한 분포를 감안할 때, 가장자리가 흐려지는 현상이나 이미지 생성 시 발생하는 특징적인 잔여 결점들이 생기는 문제가 발생한다.최근에는 LDCT에서 노이즈 감소를 위해 머신 러닝 접근 방식을 적용한 화질 개선 방법이 뛰어난 성능 향상을 보이고 있다.

[0006] 기본적으로 원본 영상을 신경망의 입력으로 하여 개선된 영상이 출력되는 인코더-디코더(Encoder-Decoder) 구조를 기반으로 영상 화질 개선에 적용되고 있다. 이러한 학습 기반의 잡음 제거 방법 중, 가장 일반적이고 직접적인 방법은 심층 신경망을 통해 저품질 이미지를 고품질 이미지로 매핑하는 것이다. 즉, 인코더-디코더 구조의 심층 신경망 구조에서 추출된 결과와 고화질의 정답 영상을 비교하는 지도 학습의 방법이다.

[0007] 이는 원본 영상 내 의미 있는 특징을 효과적으로 추출하여 잠재특징을 생성하고, 생성된 잠재특징을 통해 영상을 복원한다. 이를 통해 학습한 특징 및 표현을 기반으로 노이즈가 많은 이미지에서 더 높은 품질의 이미지를 복구할 수 있다. 특히, 저선량CT 영상에서 패치들을 추출하고 이에 상응하는 패치들을 LDCT에서도 추출하는 방법이 있다. 이는 이미지의 세부적인 특징까지 더 잘 유지되게 하여 잡음 제거의 성능을 크게 향상시켜왔다.

[0008] 하지만, 이러한 지도 학습 기반의 방법들은 학습을 위해 원본 영상에 대한 개선된 화질의 정답 영상이 필요하다. 이를 위해서는 동일한 환경에서 영상이 두번씩 촬영되어야 하고 실제 환경에서 그러한 정답이 포함된 대규모 학습 데이터를 확보하는 것은 매우 어려운 일이며 많은 비용과 시간이 걸린다.

[0009] 예를 들어, LDCT 영상에서 정상 및 저선량으로 환자를 연속적으로 두 번 스캔하여 서로 다른 선량 수준에서 잘 짝을 이루는 임상 스캔이 이루어져야 하며 서로 다른 선량 수준에서 동일한 환자 데이터를 얻더라도 신체 활동과 스캔 위치의 불가피한 약간의 움직임으로 인해 데이터를 완벽하게 일치시키는데 한계가 있다.

[0010] 이는 네트워크 성능에 영향을 미치고 결과 이미지에서 세부 정보가 흐려지거나 가짜 정보로 이어질 수 있다. 또한, 저선량CT 영상과 고해상도 CT 영상의 쌍을 이루는 데이터의 부족은 저선량CT 영상을 재구성하는데 있어서 딥러닝의 광범위한 적용을 제한하는 요인 중 하나이다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0011] 본 발명은 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 신경망을 학습하고, 학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 노이즈 감소기를 반복적으로 학습함으로써 저화질의 원본 영상을 고화질로 복원하는 방법 및 장치를 제공한다.

### 과제의 해결 수단

[0012] 본 발명의 일실시예에 따른 학습 방법은 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하는 단계; 상기 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습하는 단계; 및 상기 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계를 포함하고, 상기 신경망을 반복적으로 학습하는 단계는 상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습하고, 상기 노이즈 감소

기를 반복적으로 학습하는 단계는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습할 수 있다.

[0013] 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작을 수 있다.

[0014] 상기 노이즈 감소기에 입력되는 특정 시점의 프레임의 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 특정 시점의 프레임의 노이즈보다 클 수 있다.

[0015] 상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 단계는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임의 노이즈를 상기 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용하여 새로운 노이즈 프레임을 생성하는 단계; 및 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 노이즈 프레임 간의 오차를 계산할 수 있다.

[0016] 상기 신경망은 (i)복수의 RDB(Residual Denso Blocks)들이 계단식으로 배열된 RDN(Residual Denso Network)들과 (ii)NL(Non-Local) Block들로 구성될 수 있다.

[0017] 본 발명의 일실시예에 따른 복원 방법은 복수의 프레임으로 구성된 원본 영상을 수신하는 단계; 및 상기 수신된 원본 영상을 노이즈 감소기에 적용함으로써 보다 높은 화질의 원본 영상으로 복원하는 단계를 포함하고, 상기 노이즈 감소기는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상에서 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습될 수 있다.

[0018] 상기 신경망은 상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습될 수 있다.

[0019] 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작을 수 있다.

[0020] 상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 과정에서 입력되는 특정 시점의 프레임의 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 특정 시점의 프레임의 노이즈보다 클 수 있다.

[0021] 상기 노이즈 감소기는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임의 노이즈를 상기 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용하여 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 노이즈 프레임 간의 오차에 기초하여 학습될 수 있다.

[0022] 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하고, 상기 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습하며, 상기 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습할 수 있다.

[0023] 상기 프로세서는 상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 상기 신경망을 반복적으로 학습하고, 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습할 수 있다.

[0024] 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작을 수 있다.

[0025] 상기 노이즈 감소기에 입력되는 특정 시점의 프레임의 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 특정 시점의 프레임의 노이즈보다 클 수 있다.

[0026] 상기 프로세서는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임의 노이즈를 상기 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용하여 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 노이즈 프레임 간의 오차를 계산할 수 있다.

[0027] 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는 복수의 프레임으로 구성된 원본 영상을 수신하고, 상기 수신된 원본 영상을 노이즈 감소기에 적용함으로써 보다 높은 화질의 원본 영상으로 복원하며, 상기 노이즈 감소기는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상에서 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습될 수 있다.

[0028] 상기 신경망은 상기 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 학습될 수 있다.

[0029] 상기 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작을 수 있다.

[0030] 상기 노이즈 감소기를 반복적으로 학습하는 과정에서 입력되는 특정 시점의 프레임의 노이즈는 상기 훈련 영상을 구성하는 특정 시점의 프레임의 노이즈보다 클 수 있다.

[0031] 상기 노이즈 감소기는 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 상기 특정 시점의 프레임과 인접한 프레임의 노이즈를 상기 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임에 적용하여 새로운 노이즈 프레임을 생성하고, 상기 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 상기 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 노이즈 프레임 간의 오차를 계산할 수 있다.

## *발명의 효과*

[0032] 본 발명의 일실시예에 의하면, 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 신경망을 학습하고, 학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 노이즈 감소기를 반복적으로 학습함으로써 저화질의 원본 영상을 고화질로 복원할 수 있다.

[0033] 이를 통해, 본 발명은 저선량CT 영상의 품질을 향상시켜 임상적 도움을 줄 뿐만 아니라 CT 영상의 획득하는 과정에서 발생하는 방사선량을 감소시켜 환자와 의료진의 건강을 보호할 수 있다.

## *도면의 간단한 설명*

[0034] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 비지도 학습 기반의 신경망을 이용하여 노이즈를 제거하는 컴퓨팅 장치의 구조를 나타낸 도면이다.

도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치가 수행하는 노이즈 제거 알고리즘의 학습 방법을 나타낸 도면이다.

도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 신경망의 구조를 나타낸 도면이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 노이즈 감소기 학습 단계를 구체화하여 나타낸 도면이다.

## *발명을 실시하기 위한 구체적인 내용*

[0035] 이하, 본 발명의 실시예를 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0036] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 비지도 학습 기반의 신경망을 이용하여 노이즈를 제거하는 컴퓨팅 장치의 구조를 나타낸 도면이다.

[0037] 도 1을 참고하면, 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 프로세서(110)를 포함할 수 있으며, 프로세서(110)는 크게 신경망 학습 및 노이즈 감소기 학습을 수행할 수 있다. 먼저, 프로세서(110)는 시간적으로 연속하는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상을 수신하고, 수신된 훈련 영상에서 특정 시점을 제외한 나머지 시점의 프레임으로부터 특정 시점의 프레임을 예측하는 신경망을 반복적으로 학습할 수 있다. 일례로, 본 발명에서 훈련 영상은 저선량 CT 영상일 수 있으나 이는 하나의 예시일뿐 이에 국한되지 않으며, 연속 촬영대상인 X-ray 형광투시(fluoroscopy) 이미지 또는 연속적으로 얻어진 일반 비디오 영상도 대상이 될 수 있다.

[0038] 이때, 프로세서(110)는 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 해당 신경망을 반복적으로 학습할 수 있다.

[0039] 그리고, 프로세서(110)는 수신된 훈련 영상에서 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 반복적으로 학습할 수 있다. 이때, 프로세서(110)는 학습된 신경망에서 예측된 특정 시점의 프레임과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 해당 노이즈 감소기를 반복적으로 학습할 수 있다.

[0040] 본 발명의 프로세서(110)는 이와 같이 학습된 노이즈 감소기를 통해 저화질 영상이 입력된 경우, 고화질 영상으로 복원할 수 있다. 일례로, 본 발명의 프로세서(110)는 학습된 노이즈 감소기에 저선량 CT 영상이 입력된 경우, 해당 저선량 CT 영상의 노이즈를 감소시킴으로써 고선량 CT 영상으로 복원할 수 있다.

[0041] 이와 같이, 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 연속적으로 수신되는 훈련 영상의 프레임 중 특정 시점의 프레임을 정답으로 이용하여 신경망을 학습시키고, 신경망의 학습 결과에 기초하여 노이즈 감소기를 학습시킴으로써 종래 기술과 같이 노이즈 감소기를 학습시키기 위하여 저화질 영상에 대응하는 고화질 영상을 별도로 구축할 필요가 없다는 장점이 있다.

[0043] 도 2는 본 발명의 일실시예에 따른 컴퓨팅 장치가 수행하는 노이즈 제거 알고리즘의 학습 방법을 나타낸 도면이다.

[0044] 도 2를 참고하면, 컴퓨팅 장치(100)가 수행하는 노이즈 제거 알고리즘은 크게 신경망 학습 단계 및 노이즈 감소기 학습 단계로 구성될 수 있다. 먼저, 신경망 학습 단계에서, 컴퓨팅 장치(100)는 시간적으로 연속하는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상에서 특정 시점의 프레임을 정답으로 이용하여 신경망을 학습할 수 있다.

[0045] 보다 구체적으로 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상을 특정 시점의 프레임과 특정 시점의 프레임을 제외한 나머지 시점의 프레임으로 구분하고, 구분된 나머지 시점의 프레임을 신경망으로 입력함으로써 특정 시점의 프레임을 예측할 수 있다.

[0046] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 해당 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 신경망을 학습할 수 있다. 이때, 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상에서 추출한 특정 시점의 프레임과 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 최소화되는 방향으로 신경망을 학습할 수 있다.

[0047] 일례로, 도 2에서 제공하는 신경망 학습 단계는 시간적으로 연속하는 1~5 프레임으로 구성된 훈련 영상(210)에서 중간 시점, 즉 3번 프레임을 정답으로 이용하여 신경망을 학습하는 예를 보여준다. 이를 위해 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상(210)을 중간 시점의 3번 프레임(211)과 중간 시점의 3번 프레임(211)을 제외한 나머지 시점의 프레임들(1, 2, 4, 5번)(212)로 구분하고, 중간 시점의 3번 프레임(211)을 제외한 나머지 시점의 프레임들(212)을 신경망으로 입력할 수 있다. 그러면, 신경망은 입력된 나머지 시점의 프레임들(212)으로부터 중간 시점에 대응하는 예측 프레임(213)을 출력할 수 있다.

[0048] 상기의 예에서 신경망의 학습에 중간 시점의 3번 프레임을 정답으로 이용하는 것은 하나의 예시일 뿐 훈련 영상(210)을 구성하는 모든 시점의 프레임이 신경망의 학습을 위한 정답으로 이용될 수 있다.

[0049] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상(210)에서 추출된 중간 시점의 3번 프레임(211)과 신경망을 통해 예측된 중간 시점의 예측 프레임(213) 간의 오차(Loss)를 계산할 수 있으며, 계산된 오차가 미리 설정된 기준 이하인 경우, 신경망의 학습을 종료할 수 있다.

[0050] 한편, 본 발명에서 제공하는 학습된 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임이 가지는 노이즈는 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임들이 가지는 노이즈 보다 작을 수 있다. 즉, 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망을 통해 훈련 영상을 구성하는 복수의 프레임 대비 노이즈가 저감되어 객관적인 품질(Object Quality)이 확보된 특정 시점의 프레임을 예측할 수 있으며, 이와 같이 예측된 특정 시점의 프레임은 이후 노이즈 학습 단계에서 노이즈 감소기를 학습하기 위한 기준 프레임으로 이용될 수 있다.

[0051] 다음으로 노이즈 감소기 학습 단계에서, 컴퓨팅 장치(100)는 시간적으로 연속하는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상에서 특정 시점의 프레임에 대한 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기를 학습할 수 있다. 보다 구체적으로, 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상을 특정 시점의 프레임과 특정 시점의 프레임을 제외한 나머지 시점의 프레임으로 구분할 수 있다. 그리고 컴퓨팅 장치(100)는 구분된 나머지 시점의 프레임을 신경망 학습 단계에서 학습된 신경망에 입력하여 특정 시점의 프레임을 예측하고, 특정 시점의 프레임을 노이즈 감소기에 입력함으로써 노이즈가 제거된 특정 시점의 프레임을 출력할 수 있다.

[0052] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가

감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차에 기초하여 반복적으로 노이즈 감소기를 학습할 수 있다. 이때, 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망을 통해 예측된 특정 시점의 프레임과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 특정 시점의 프레임 간의 오차가 최소화되는 방향으로 노이즈 감소기를 학습할 수 있다.

[0053] 일례로, 도 2에서 제공하는 노이즈 감소기 학습단계는 시간적으로 연속하는 1~5 프레임으로 구성된 훈련 영상(210)에서 중간 시점, 즉 3번 프레임의 노이즈를 감소시키는 노이즈 감소기의 학습 예를 보여준다. 이를 위해 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상(210)을 중간 시점의 3번 프레임(211)과 중간 시점의 3번 프레임(211)을 제외한 나머지 시점의 프레임들(1, 2, 4, 5번)(212)로 구분할 수 있다.

[0054] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 중간 시점의 3번 프레임(211)을 제외한 나머지 시점의 프레임들(212)을 학습된 신경망으로 입력하여 중간 시점에 대응하는 예측 프레임(214)을 출력하고, 중간 시점의 3번 프레임(211)을 노이즈 감소기에 입력하여 노이즈가 감소된 중간 시점의 3번 프레임(215)를 출력할 수 있다.

[0055] 마지막으로 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망을 통해 예측된 중간 시점의 예측 프레임(214)과 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소된 중간 시점의 3번 프레임(215) 간의 오차를 계산할 수 있으며, 계산된 오차가 미리 설정된 기준 이하인 경우, 노이즈 감소기의 학습을 종료할 수 있다.

[0057] 도 3은 본 발명의 일실시예에 따른 신경망의 구조를 나타낸 도면이다.

[0058] 일례로, 본 발명에서 제공하는 신경망은 MFCNN(Multi Frame Convolution Neural Network)일 수 있으며, 도 3과 같이 RDN(Residual Dense Network)과 NL Block(Non-Local Block)을 통해 구성될 수 있다. 먼저, 신경망을 구성하는 RDN은 계층적 특성을 최대한 활용하기 위해 복수의 RDB(Residual Dense Blocks)를 계단식으로 배열함으로써 해당 신경망을 통해 예측되는 중간 시점의 프레임에 대한 높은 노이즈 감소 성능을 획득할 수 있다.

[0059] 다음으로, NL Block은 이전 프레임의 픽셀이 화질 개선 대상인 현재 프레임의 어떤 픽셀과 연관이 높은 지 판단한 후 연관이 높은 픽셀을 상대적으로 많이 활용함으로써 현재 프레임의 픽셀 화질을 개선할 수 있다.

[0060] 이와 같이 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 RDN과 NL Block으로 구성된 신경망을 통해 최대 신호 대 잡음비(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 또는 구조적 유사 지수(Structural Similarity Index, SSIM)가 향상된 객관적인 품질을 가지는 특정 시점의 프레임을 획득할 수 있다.

[0062] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 노이즈 감소기 학습 단계를 구체화하여 나타낸 도면이다.

[0063] 도 4의 노이즈 감소기 학습 단계는 시간적으로 연속하는 복수의 프레임으로 구성된 훈련 영상에서 중간 시점의 프레임을 이용하여 노이즈 감소기를 학습하는 과정을 보여준다. 이때, 노이즈 감소기의 학습에 중간 시점의 프레임이 이용되는 것은 하나의 예시일 뿐 이에 국한되지 않고 중간 시점의 프레임에 국한되지 않고 훈련 영상을 구성하는 모든 시점의 프레임이 노이즈 감소기의 학습을 위해 이용될 수 있다.

[0064] 보다 구체적으로 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 시간적으로 연속하는 복수의 프레임( $x_1 \sim x_5$ )으로 구성된 훈련 영상을 중간 시점의 프레임($x_3$)과 중간 시점의 프레임($x_3$)을 제외한 나머지 프레임($x_1, x_2, x_4, x_5$)으로 구분할 수 있다.

[0065] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상에서 구분된 중간 시점의 프레임($x_3$)을 제외한 나머지 프레임($x_1, x_2, x_4, x_5$)을 학습된 신경망으로 입력할 수 있으며, 학습된 신경망은 중간 시점의 프레임($x_3$)을 제외한 나머지 프레임($x_1, x_2, x_4, x_5$)으로부터 중간 시점의 프레임($y_3^{obj}$)을 예측할 수 있다. 이때, 학습된 신경망을 통해 예측된 중간 시점의 프레임($y_3^{obj}$)은 노이즈가 저감되어 객관적인 품질이 확보되므로 노이즈 감소기를 학습하기 위한 기준 프레임으로 이용될 수 있다.

[0066] 한편, 컴퓨팅 장치(100)는 훈련 영상에서 구분된 중간 시점의 프레임($x_3$)을 노이즈 감소기로 입력할 수 있으며,

노이즈 감소기는 입력된 중간 시점의 프레임($x_3$)을 생성자(Generator, G)에 입력하여 노이즈가 감소된 중간 시점의 프레임($y_3$)을 출력할 수 있다.

[0067] 이때, 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망에서 예측된 중간 시점의 프레임($y_3^{obj}$)과 노이즈 감소기를 통해 출력된 중간 시점의 프레임($y_3$) 간의 오차($L_{obj}$)가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 해당 노이즈 감소기를 다시 학습할 수 있다.

[0068] 이를 위해 노이즈 감소기는 중간 시점의 프레임($x_3$)과 인접한 프레임($x_2$ or $x_4$)을 생성자(G)에 입력함으로써 획득된 노이즈($n_2$ or $n_4$)를 중간 시점의 프레임($y_3$)에 적용하여 새로운 노이즈 프레임($x_3^{rec}$)을 생성할 수 있다. 이후 노이즈 감소기는 생성된 새로운 노이즈 프레임($x_3^{rec}$)과 중간 시점의 프레임($x_3$) 사이의 오차($L_{cyc}$)를 최소화하는 방향으로 생성자(G)를 학습하여 노이즈 저감 능력을 향상 시킨다.

[0069] 이후 컴퓨팅 장치(100)는 학습된 신경망에서 예측된 중간 시점의 프레임($y_3^{obj}$)과 노이즈 감소기를 통해 출력된 중간 시점의 프레임($y_3^{rec}$) 간의 오차가 미리 설정된 기준 이하인 경우, 해당 노이즈 감소기의 학습을 종료하고, 해당 오차가 미리 설정된 기준을 초과하는 경우, 해당 노이즈 감소기를 상기와 같은 방법으로 다시 학습할 수 있다.

[0070] 한편, 컴퓨팅 장치(100)는 고화질 프레임의 데이터 분포 특성을 학습하기 위해서 신경망 및 노이즈 감소기의 입력으로 사용하지 않은 완전 다른 고화질 프레임과 학습된 노이즈 감소기를 통해 노이즈가 감소되어 출력된 프레임을 구분자(Discriminator, D)를 통해 판별하여 학습시킬 수 있다. 이때, 구분자(D)는 노이즈 감소기를 통해 출력된 프레임을 고화질 프레임으로 판단하는 경우, $L_d$ 값으로 1을 출력하고, 그렇지 않은 저화질 프레임으로 판단하는 경우 0 을 출력할 수 있다.

[0071] 즉, 본 발명의 컴퓨팅 장치(100)는 생성자(G)를 통해 노이즈가 감소되어 출력된 프레임이 고화질 프레임인지 또는 저화질 프레임인지를 정확하게 판별하는 구분자(D)와 구분자(D)의 판별 성능을 낮추기 위해 노이즈 감소 성능을 향상시키는 생성자(G)를 상호 경쟁적으로 학습시킴으로써 전체적인 노이즈 제거 알고리즘의 성능을 향상시킬 수 있다.

[0073] 한편, 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행될 수 있는 프로그램으로 작성되어 마그네틱 저장매체, 광학적 판독매체, 디지털 저장매체 등 다양한 기록 매체로도 구현될 수 있다.

[0074] 본 명세서에 설명된 각종 기술들의 구현들은 디지털 전자 회로조직으로, 또는 컴퓨터 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어로, 또는 그들의 조합들로 구현될 수 있다. 구현들은 데이터 처리 장치, 예를 들어 프로그램가능 프로세서,

컴퓨터, 또는 다수의 컴퓨터들의 동작에 의한 처리를 위해, 또는 이 동작을 제어하기 위해, 컴퓨터 프로그램 제품, 즉 정보 캐리어, 예를 들어 기계 판독가능 저장 장치(컴퓨터 판독가능 매체) 또는 전파 신호에서 유형적으로 구체화된 컴퓨터 프로그램으로서 구현될 수 있다. 상술한 컴퓨터 프로그램(들)과 같은 컴퓨터 프로그램은 컴파일된 또는 인터프리트된 언어들을 포함하는 임의의 형태의 프로그래밍 언어로 기록될 수 있고, 독립형 프로그램으로서 또는 모듈, 구성요소, 서브루틴, 또는 컴퓨팅 환경에서의 사용에 적절한 다른 유닛으로서 포함하는 임의의 형태로 전개될 수 있다. 컴퓨터 프로그램은 하나의 사이트에서 하나의 컴퓨터 또는 다수의 컴퓨터들 상에서 처리되도록 또는 다수의 사이트들에 걸쳐 분배되고 통신 네트워크에 의해 상호 연결되도록 전개될 수 있다.

[0075] 컴퓨터 프로그램의 처리에 적절한 프로세서들은 예로서, 범용 및 특수 목적 마이크로프로세서들 둘 다, 및 임의의 종류의 디지털 컴퓨터의 임의의 하나 이상의 프로세서들을 포함한다. 일반적으로, 프로세서는 판독 전용 메모리 또는 랜덤 액세스 메모리 또는 둘 다로부터 명령어들 및 데이터를 수신할 것이다. 컴퓨터의 요소들은 명령어들을 실행하는 적어도 하나의 프로세서 및 명령어들 및 데이터를 저장하는 하나 이상의 메모리 장치들을 포함할 수 있다. 일반적으로, 컴퓨터는 데이터를 저장하는 하나 이상의 대량 저장 장치들, 예를 들어 자기, 자기-광 디스크들, 또는 광 디스크들을 포함할 수 있거나, 이것들로부터 데이터를 수신하거나 이것들에 데이터를 송신하거나 또는 양쪽으로 되도록 결합될 수도 있다. 컴퓨터 프로그램 명령어들 및 데이터를 구체화하는데 적절한 정보 캐리어들은 예로서 반도체 메모리 장치들, 예를 들어, 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), 롬(ROM, Read Only Memory), 램(RAM, Random Access Memory), 플래시 메모리, EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM) 등을 포함한다. 프로세서 및 메모리는 특수 목적 논리 회로조직에 의해 보충되거나, 이에 포함될 수 있다.

[0076] 또한, 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용매체일 수 있고, 컴퓨터 저장매체 및 전송매체를 모두 포함할 수 있다.

[0077] 본 명세서는 다수의 특정한 구현물의 세부사항들을 포함하지만, 이들은 어떠한 발명이나 청구 가능한 것의 범위에 대해서도 제한적인 것으로서 이해되어서는 안되며, 오히려 특정한 발명의 특정한 실시형태에 특유할 수 있는 특징들에 대한 설명으로서 이해되어야 한다. 개별적인 실시형태의 문맥에서 본 명세서에 기술된 특정한 특징들은 단일 실시형태에서 조합하여 구현될 수도 있다. 반대로, 단일 실시형태의 문맥에서 기술한 다양한 특징들 역시 개별적으로 혹은 어떠한 적절한 하위 조합으로도 복수의 실시형태에서 구현 가능하다. 나아가, 특징들이 특정한 조합으로 동작하고 초기에 그와 같이 청구된 바와 같이 묘사될 수 있지만, 청구된 조합으로부터의 하나 이상의 특징들은 일부 경우에 그 조합으로부터 배제될 수 있으며, 그 청구된 조합은 하위 조합이나 하위 조합의 변형물로 변경될 수 있다.

[0078] 마찬가지로, 특정한 순서로 도면에서 동작들을 묘사하고 있지만, 이는 바람직한 결과를 얻기 위하여 도시된 그 특정한 순서나 순차적인 순서대로 그러한 동작들을 수행하여야 한다거나 모든 도시된 동작들이 수행되어야 하는 것으로 이해되어서는 안 된다. 특정한 경우, 멀티태스킹과 병렬 프로세싱이 유리할 수 있다. 또한, 상술한 실시형태의 다양한 장치 컴포넌트의 분리는 그러한 분리를 모든 실시형태에서 요구하는 것으로 이해되어서는 안되며, 설명한 프로그램 컴포넌트와 장치들은 일반적으로 단일의 소프트웨어 제품으로 함께 통합되거나 다중 소프트웨어 제품에 패키징 될 수 있다는 점을 이해하여야 한다.

[0079] 한편, 본 명세서와 도면에 개시된 본 발명의 실시 예들은 이해를 돕기 위해 특정 예를 제시한 것에 지나지 않으며, 본 발명의 범위를 한정하고자 하는 것은 아니다. 여기에 개시된 실시 예들 이외에도 본 발명의 기술적 사상에 바탕을 둔 다른 변형 예들이 실시 가능하다는 것은, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 자명한 것이다.

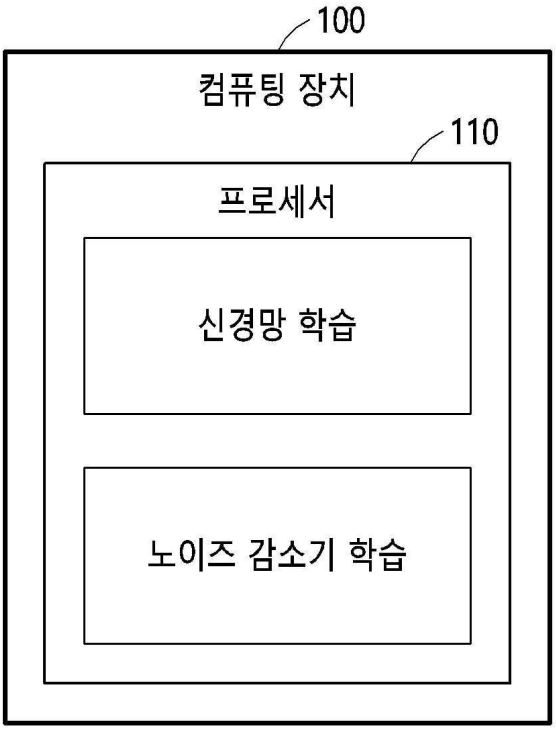
## *부호의 설명*

[0080] 100 : 컴퓨팅 장치

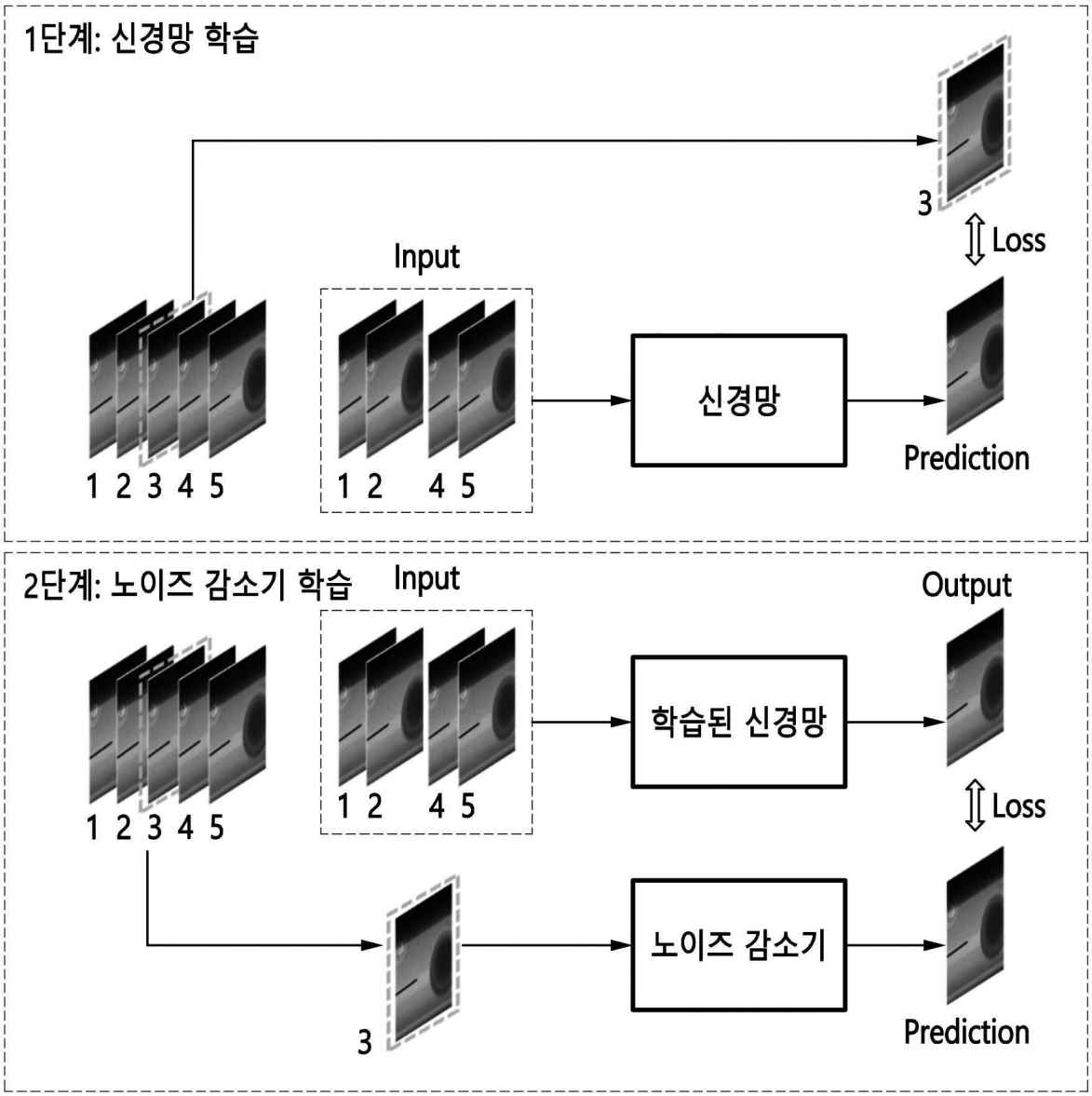
110 : 프로세서

도면

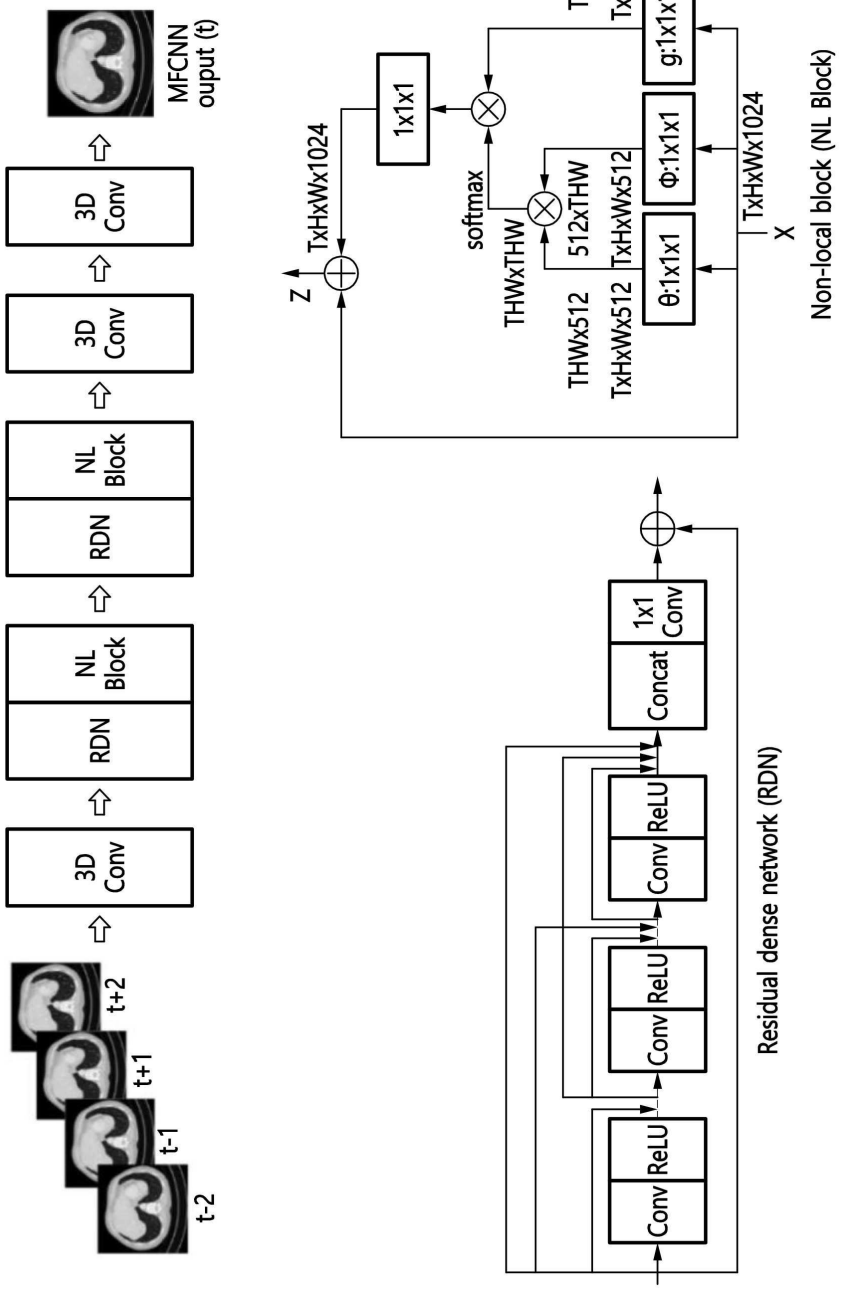
도면1



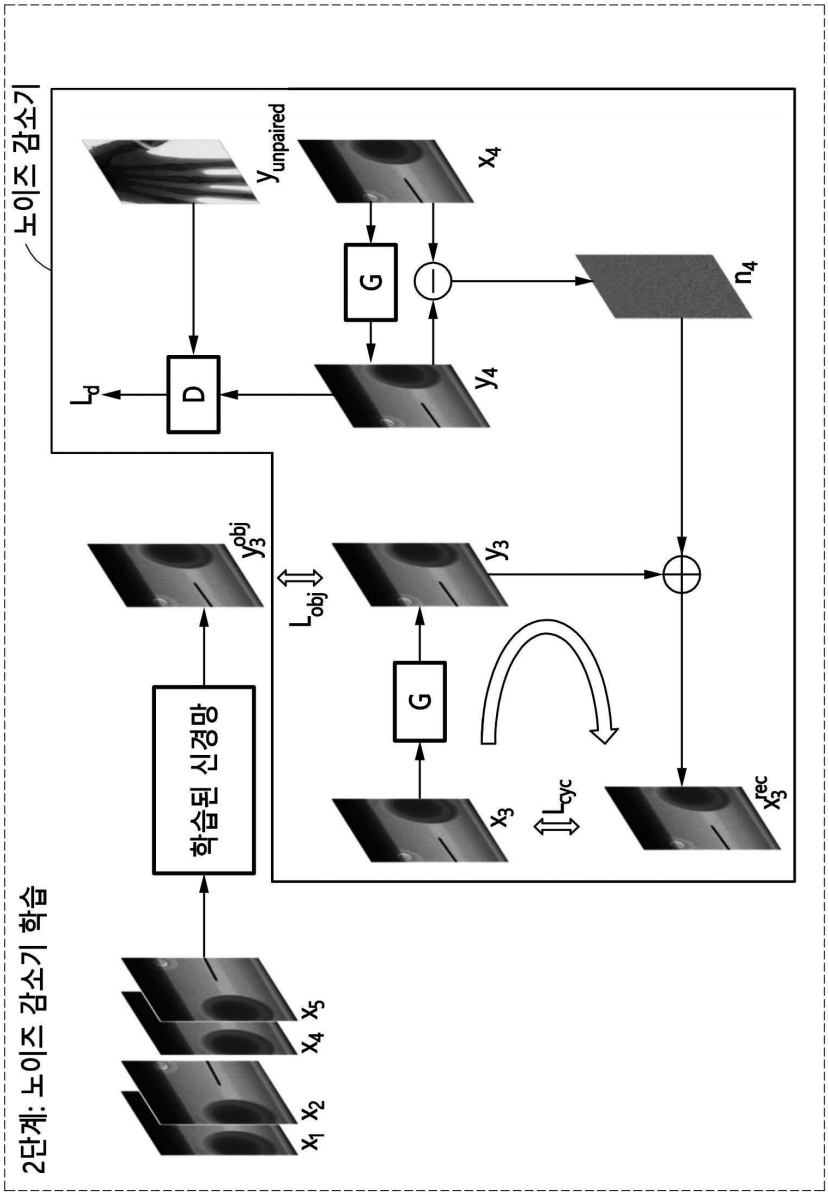
도면2


1단계: 신경망 학습
3
Loss
Input
신경망
1 2 3 4 5
1 2 4 5
Prediction
2단계: 노이즈 감소기 학습
Input
Output
학습된 신경망
1 2 3 4 5
1 2 4 5
Loss
노이즈 감소기
3
Prediction

도면3


t-2
t-1
t+1
t+2
3D Conv
RDN
NL Block
RDN
NL Block
3D Conv
3D Conv
3D Conv
MFCNN ouput (t)
Conv ReLU
Conv ReLU
Conv ReLU
Concat
1x1 Conv
Residual dense network (RDN)
Z
TxHxWx1024
1x1x1
softmax
THWxTHW
THWx512
TxHxWx512
θ:1x1x1
512xTHW
TxHxWx512
Φ:1x1x1
THWx512
TxHxWx512
g:1x1x1
TxHxWx1024
X
Non-local block (NL Block)

도면4


노이즈 감소기
2단계: 노이즈 감소기 학습
학습된 신경망
G
D
G
$y_{unpaired}$
$x_4$
$n_4$
$y_4$
$L_d$
$y_3^{obj}$
$L_{obj}$
$y_3$
$x_3$
$L_{cyc}$
$x_3^{rec}$
$x_1$ $x_2$
$x_4$ $x_5$