



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0010969  
(43) 공개일자 2022년01월27일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 6/00 (2006.01) A61B 6/03 (2006.01)  
G06N 3/08 (2006.01) G06T 5/00 (2019.01)  
G06T 7/00 (2017.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 6/5258 (2020.08)  
A61B 6/032 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2020-0089774

(22) 출원일자 2020년07월20일

심사청구일자 2020년07월20일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

백중덕

인천광역시 연수구 송도과학로 85 연세대학교 국제캠퍼스 진리관C 420호

김병준

서울특별시 중구 다산로 32, 17동 402호(신당동, 남산타운)

(74) 대리인

오위환, 나성곤, 정기택

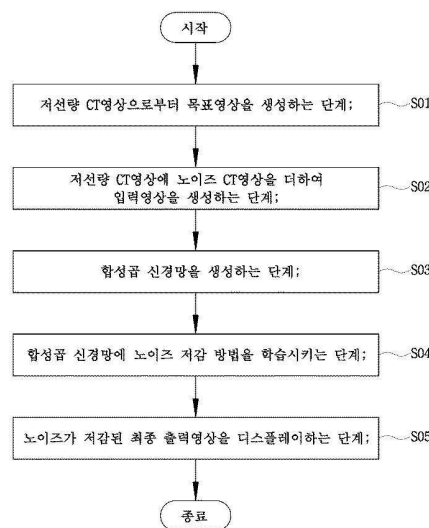
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법

(57) 요약

본 발명은 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 노이즈 저감 기술 개발에 저선량 CT영상만을 활용함으로써, 데이터를 취득하는 과정에서 발생하는 환자의 피복 위험 및 비용을 크게 줄일 수 있음. 또한, 앞으로 늘어날 저선량 CT 영상 데이터를 신경망 학습에 활용 가능하며, 신경망 기반 노이즈 저감 기술의 연구 개발을 촉진하기 위한 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 관한 것이다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류

*A61B 6/5217* (2020.08)  
*G06N 3/08* (2013.01)  
*G06T 5/002* (2013.01)  
*G06T 7/0012* (2013.01)  
*G16H 50/20* (2018.01)  
*G06T 2207/10081* (2013.01)  
*G06T 2207/20081* (2013.01)  
*G06T 2207/20084* (2013.01)  
*G06T 2207/30096* (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711119388
과제번호	2020R1A4A1016619
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	기초연구실육성사업
연구과제명	(통합Ezbaro)고속 촬영 콘빔 CT 영상화를 위한 인공지능 연구실(1/3)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2020.07.01 ~ 2021.05.31

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

저선량 CT 영상인 목표영상을 생성하는 단계;와

상기 저선량 CT 영상에 노이즈 CT 영상을 더하여 입력영상을 생성하는 단계;와

상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계;와

상기 출력영상의 노이즈를 저감하는 방식을 취하여, 상기 목표영상과 일치하는 영상을 생성하도록 합성곱 신경망을 학습시키는 단계;및

상기 합성곱 신경망을 통해 노이즈가 저감된 최종 출력영상을 디스플레이하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 목표영상 및 입력영상 생성단계는,

상기 저선량 CT 영상을 상기 목표 영상으로 간주하는 단계;와

상기 저선량 CT 영상으로부터 상기 노이즈 CT 영상을 생성하는 단계;와

상기 목표영상에 상기 노이즈 CT 영상을 더한 상기 입력영상을 생성하는 단계;와

상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상 및 상기 입력영상의 분산식 생성단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 3

제 2항에 있어서,

상기 분산식 생성 단계는,

상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상 및 상기 입력영상의 분산식을  $\sigma_{ld}^2$ ,  $\alpha^* \sigma_{ld}^2$ ,  $((1+\alpha)^* \sigma_{ld}^2)$ 로 나타내며,

여기서  $\alpha$ 는 저선량 영상 대비 상대적인 노이즈의 세기를 나타내는 파라미터이며, 상기 노이즈 저감 성능에 영향을 주는 요소로, 0 이상의 임의의 고정된 값으로 나타내는 것을 특징으로 하는 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계는,

상기 입력영상을 상기 합성곱 신경망으로 구성된 생성자에 입력하여 출력영상을 도출하며,

상기 생성자는 주어진 입력 영상을 처리하여 상기 목표영상과 가까운 출력영상을 산출하는 것을 특징으로 하는 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 합성곱 신경망 학습단계는,

상기 생성자를 통해서 생성된 출력영상과 상기 목표영상이 유사해질 수 있도록, 픽셀수준 손실함수와 특징추출

자, 지각적 손실함수, 식별자 및 적대적 손실함수를 포함하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 픽셀수준 손실함수 생성단계는,

상기 출력영상과 상기 목표영상 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로 상기 출력영상에서 환영(Hallucination)이 생기는 것을 방지하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 7

제 5항에 있어서,

상기 특징추출자 생성단계는,

상기 출력영상 혹은 상기 목표영상으로부터 물체와 관련된 특징 영상 지도를 추출하며,

상기 추출한 특징 영상 지도를 상기 지각적 손실함수로 전달하며,

이미지 분류(Image classification) 작업에 대해 선학습된(Pretrained) 신경망을 사용하며, 이 때, 선학습된(Pretrained) 신경망의 파라미터(Parameter)는 더 이상 학습하지 않고 고정된 값을 유지하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 지각적 손실함수 생성단계는,

상기 특징추출자로부터 입력 받은 영상들 중에 서로 다른 두 영상에서 추출한 상기 특징 지도 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로,

상기 출력영상을 보다 선명하게 만드는 작용을 하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 9

제 5항에 있어서,

상기 식별자 생성단계는,

상기 생성자가 만들어낸 출력영상과 상기 목표영상을 식별하며,

상기 적대적 손실함수로 전달하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 10

제 5항에 있어서,

상기 적대적 손실함수 생성단계는,

상기 식별자로부터 입력받은 출력영상 및 상기 목표영상에 대한 식별값의 차이를 계산한 것이며,

상기 적대적 손실함수를 적용하여, 상기 출력영상이 상기 목표영상과 통계적으로 유사해 보이도록 하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

#### 청구항 11

자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법의 합성곱 신경망에 적용되는 노이즈 저감 방식을 생성하는 단계에 있어서,

저선량 CT 영상을 입력영상으로 하여 생성자에 입력하여 출력영상을 얻는 단계;와

노이즈 저감 비율 생성단계;와

상기 노이즈 저감 비율로부터 노이즈 저감 반복 횟수 예측 단계;와

상기 출력영상이 비교기에 입력되는 단계;와

상기 비교기에서 상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 일반 선량 CT영상의 분산 수준인  $\sigma_{id}^2$ 보다 작은지를 비교하는 단계;와

상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 상기 일반 선량 CT영상의 분산 노이즈 수준인  $\sigma_{id}^2$  보다 큰 경우,

상기 출력영상을 다시 상기 생성자로 입력되어 일전과 같은 과정을 반복하는 단계;를 포함하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

## 청구항 12

제 11항에 있어서,

상기 노이즈 저감 비율 생성단계는,

상기 목표영상의 노이즈 분산을 상기 입력영상의 노이즈 분산을 나눈 즉,

상기 노이즈 저감 비율 =  $\frac{\text{상기 목표영상의 노이즈 분산}}{\text{상기 입력영상의 노이즈 분산}}$  으로 생성하는 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

## 청구항 13

제 1항에 있어서,

상기 출력영상을 디스플레이하는 단계는,

상기 합성곱 신경에 따른, 반복적인 노이즈 저감 과정을 거친 출력된 출력영상이 구현되는 것이며,

상기 출력영상은 상기 저선량 CT 영상에서 노이즈가 저감되어,

상기 목표영상 혹은 일반 선량 CT영상과 일치 혹은 최대로 근접한 것을 특징으로 하는 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 발명은 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 관한 것으로, 보다 상세하게는 노이즈 저감 기술 개발에 저선량 CT영상만을 활용함으로써, 데이터를 취득하는 과정에서 발생하는 환자의 피복 위험 및 비용을 크게 줄일 수 있음. 또한, 앞으로 늘어날 저선량 CT 영상 데이터를 신경망 학습에 활용 가능하며, 신경망 기반 노이즈 저감 기술의 연구 개발을 촉진하기 위한 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 컴퓨터 단층촬영(CT)은 비교적 짧은 촬영 시간으로 고해상도의 영상 취득이 가능하며, 신체의 대부분이 촬영 가능해 암 진단에 활발히 사용되고 있다. 현대인들의 CT 검사 빈도가 증가함에 따라 방사선 피폭량을 줄이는 저선량 CT가 주목받고 있으나, 저선량 CT 영상은 노이즈로 인하여 진단에 어려움을 준다는 문제점이 있다. 이에 따라 저선량 CT 영상의 화질을 효과적으로 향상시키기 위한 방법이 요구된다.

[0003] 1. 잡음을 제거하기 위한 기존의 주요 방법으로, BM3D. 전체 영상에서 서로 유사한 이미지 조각을 모아 3D 블록을 만든 후, 3D 변환을 하고, 임계처리를 하여 잡음을 제거하는 방식이다.

[0004] 2. ASD-POCS. Total-variation (TV) 최소화를 이용한 반복적 재구성 방법이다.

[0005] 3. K-SVD. 깨끗한 영상 조각으로 이루어진 사전(dictionary)을 학습 및 활용하는 방법이다. 그러나 위 방법들은 잡음 제거 시 영상의 해상도를 저하시켜 영상의 질을 향상시키는 데에 한계가 있다는 문제점이 있으며, ASD-

POCS는 처리 시간이 길고, K-SVD는 잡은 제거 성능이 비교적 좋지 못하다는 추가적인 문제점도 있다. 이에 따라, 합성곱 신경망 방법이 빠르면서도 효과적인 대안으로 제시되었다. 합성곱 신경망은 여러 층의 합성곱 필터와 비선형 활성화 함수들로 이루어져 있다. 합성곱 필터는 많은 양의 데이터를 바탕으로 학습되어야 하며, 가장 일반적이고 성능이 좋은 지도학습(supervised learning)을 위해서는 입력 영상과 목표 영상 쌍이 필요하다. 따라서 동일한 환자의 동일한 인체 부위에 대해서 저선량 및 일반 선량으로 두 번 CT 촬영을 진행하여 저선량 CT 영상과 일반 선량 CT 영상 쌍을 생성해야하나, 이는 대부분의 경우 불가능하다. 그 대안으로, 현재 대부분의 연구자들은 일반선량으로 한 번만 촬영한 다음 컴퓨터 시뮬레이션으로 저선량 CT 영상을 추정하여 사용하는 방법을 취하고 있다.

[0006] 그러나 이러한 방법은 데이터를 얻기 위해 저선량이 아닌 일반선량으로 환자를 촬영해야하기 때문에 환자의 피폭 위험부담이 여전히 높고, 앞으로 저선량 CT기술이 상용화됨에 따라 비약적으로 늘어날 것으로 예상되는 저선량 CT 영상 데이터를 활용할 수 없다는 단점이 있다.

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 이와 같은 문제점을 감안한 것으로, 본 발명은 CNN(Convolution Neural-Network)의 학습하여 저선량의 CT 영상 데이터만을 갖고도 노이즈의 질감을 유지하며, 효과적으로 노이즈를 제거하는 기술을 제공하는 것이다.

### 과제의 해결 수단

[0008] 본 발명의 실시예들에 따른, 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법은 저선량 CT 영상인 목표영상을 생성하는 단계;와 상기 저선량 CT 영상에 노이즈 CT 영상을 더하여 입력영상을 생성하는 단계;와 상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계;와 상기 출력영상의 노이즈를 저감하는 방식을 취하여, 상기 목표영상과 일치하는 영상을 생성하도록 합성곱 신경망을 학습시키는 단계; 및 상기 합성곱 신경망을 통해 노이즈가 저감된 최종 출력영상을 디스플레이하는 단계;를 포함하며,

[0009] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 목표영상 및 입력영상 생성단계는, 상기 저선량 CT 영상을 상기 목표 영상으로 간주하는 단계;와 상기 저선량 CT 영상으로부터 상기 노이즈 CT 영상을 생성하는 단계;와 상기 목표영상에 상기 노이즈 CT 영상을 더한 상기 입력영상을 생성하는 단계;와 상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상 및 상기 입력영상의 분산식 생성단계;를 포함하며,

[0010] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 분산식 생성 단계는, 상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상 및 상기 입력영상의 분산식을  $\sigma_{id}^2$ ,  $\alpha \cdot \sigma_{id}^2$ ,  $((1+\alpha) \cdot \sigma_{id}^2)$ 로 나타내며 여기서  $\alpha$ 는 저선량 영상 대비 상대적인 노이즈의 세기를 나타내는 파라미터이며, 상기 노이즈 저감 성능에 영향을 주는 요소로, 0 이상의 임의의 고정된 값으로 나타내며,

[0011] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계는, 상기 입력영상을 상기 합성곱 신경망으로 구성한 생성자에 입력하여 출력영상을 도출하며, 상기 생성자는 주어진 입력 영상을 처리하여 상기 목표영상과 가까운 출력영상을 산출하며,

[0012] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 합성곱 신경망 학습단계는, 상기 생성자를 통해서 생성된 출력영상과 상기 목표영상이 유사해질 수 있도록, 픽셀수준 손실함수와 특징추출자, 지각적 손실함수, 식별자 및 적대적 손실함수를 포함하며

[0013] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 픽셀수준 손실함수 생성단계는, 상기 출력영상과 상기 목표영상 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로 상기 출력영상에서 환영(Hallucination)이 생기는 것을 방지하며,

[0014] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 특징추출자 생성단계는, 상기 출력영상 혹은 상기 목표영상으로부터 물체와 관련된 특징 영상 지도를 추출하며, 상기 추출한 특징 영상 지도를 상기 지각적 손실함수로 전달하며, 이미지 분류(Image classification) 작업에 대해 선학습된(Pretrained) 신경망을 사용하며, 이 때, 선학습된(Pretrained) 신경망의 파라미터(Parameter)는 더 이상 학습하지 않고 고정된 값을 유지하며,

[0015] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 지각적 손실함수 생성단계는, 상기 특징추출자로부터 입력 받은 영상들 중에 서로 다른 두 영상에서 추출한 상기 특징 지도 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로, 상기 출력영상을 보다 선명하게 만드는 작용하며,

- [0016] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 식별자 생성단계는 상기 생성자가 만들어낸 출력영상과 상기 목표영상을 식별하며, 상기 적대적 손실함수로 전달하며,
- [0017] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 적대적 손실함수 생성단계는, 상기 식별자로부터 입력받은 출력영상 및 상기 목표영상에 대한 식별값의 차이를 계산한 것이며, 상기 적대적 손실함수를 적용하여, 상기 출력영상이 상기 목표영상과 통계적으로 유사해 보이도록 하며,
- [0018] 본 발명의 실시예에 따른, 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법의 합성곱 신경망에 적용되는 노이즈 저감 방식을 생성하는 단계에 있어서, 저선량 CT 영상을 입력영상으로 하여 생성자에 입력하여 출력영상을 얻는 단계;와 노이즈 저감 비율 생성단계;와 상기 노이즈 저감 비율로부터 노이즈 저감 반복 횟수 예측 단계;와 상기 출력영상이 비교기에 입력되는 단계;와 상기 비교기에서 상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 일반 선량 CT영상의 분산 수준인  $\sigma_{td}^2$ 보다 작은지를 비교하는 단계;와 상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 상기 일반 선량 CT영상의 분산 노이즈 수준인  $\sigma_{td}^2$ 보다 큰 경우, 상기 출력영상을 다시 상기 생성자로 입력되어 일전과 같은 과정을 반복하는 단계;를 포함하며,
- [0019] 본 발명에 실시예들에 있어서, 상기 노이즈 저감 비율 생성단계는 상기 목표영상의 노이즈 분산을 상기 입력영상의 노이즈 분산을 나눈 즉,  $\frac{\text{상기 목표영상의 노이즈 분산}}{\text{상기 입력영상의 노이즈 분산}}$ 으로 생성하며,
- [0020] 본 발명의 실시예들에 있어서, 상기 출력영상을 디스플레이하는 단계는 상기 합성곱 신경에 따른, 반복적인 노이즈 저감 과정을 거친 출력된 출력영상이 구현되는 것이며, 상기 출력영상은 상기 저선량 CT 영상에서 노이즈가 저감되어, 상기 목표영상 혹은 일반 선량 CT영상과 일치 혹은 최대한로 근접하는 것을 특징으로 한다.

### 발명의 효과

- [0021] 이상에서 설명한 바와 같은 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 따르면 다음과 같은 효과가 있다.
- [0022] 첫째, 저선량 컴퓨터 단층촬영(CT) 영상에서 해상도의 저하와 질감의 변화 없이 노이즈를 저감하여 영상의 화질을 향상시킬 수 있다.
- [0023] 둘째, 일반 선량 CT영상 없이 저선량 CT영상만으로 합성곱 신경망을 자기지도 학습하여 일반적인 학습 방법과 유사한 성능을 얻을 수 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0024] 도1은 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법의 흐름도 및 회로도이다.
- 도2와 도3은 합성곱 신경망의 구성도 및 합성곱 신경망의 노이즈 저감 방법의 흐름도이다.
- 도4는 본 발명을 실시한 실험결과의 CT영상 및 종래의 지도학습 신경망을 적용한 실험결과의 CT영상을 비교 분석한 모식도이다.
- 도5는 본 발명을 실시한 실험결과 데이터에 대한 그래프이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0025] 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 실시예들에 따른 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법에 대하여 상세히 설명한다. 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 형태를 가질 수 있는바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 본문에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 개시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다. 첨부된 도면에 있어서, 구조물들의 치수는 본 발명의 명확성을 기하기 위하여 실제보다 확대하거나, 개략적인 구성을 이해하기 위하여 실제보다 축소하여 도시한 것이다.
- [0026] 또한, 제1 및 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. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 한편, 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나

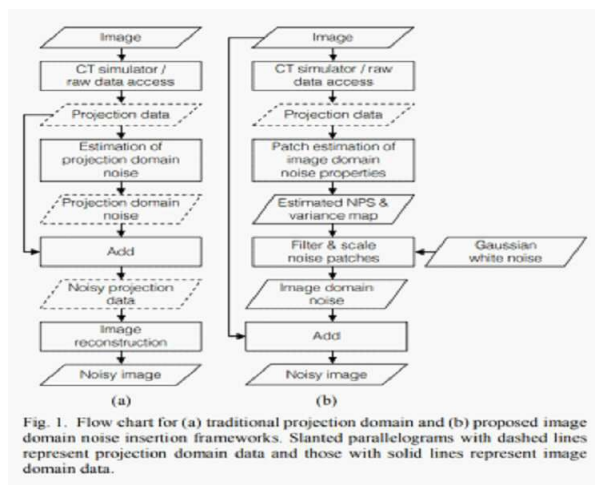


과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0028] 도1은 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법의 흐름도 및 회로도이다.

[0029] 도1를 참고하면, 자가지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법은 저선량 CT 영상인 목표영상을 생성하는 단계(S01);와 상기 저선량 CT 영상에 노이즈 CT 영상을 더하여 입력영상을 생성하는 단계(S02);와 상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계(S03);와 상기 출력영상의 노이즈를 저감하는 방식을 취하여, 상기 목표영상과 일치하는 영상을 생성하도록 합성곱 신경망을 학습시키는 단계(S04); 및 상기 합성곱 신경망을 통해 노이즈가 저감된 최종 출력영상을 디스플레이하는 단계(S05);를 포함한다.

[0030] 기본적으로 신경망은 학습(training)이 완료된 이후에 실전(Test)을 적용할 수 있는데, 여기서 실전이란 저선량 CT 영상(= ‘실전’ 입력영상)의 노이즈를 저감하여 일반 선량 CT영상(= ‘실전’ 목표영상)에 가까운 영상을 출력하는 것이다. 종래의 합성곱 신경망을 학습하기 위해서 학습데이터용 입력영상과 목표영상의 경우, ‘학습’ 입력영상은 저선량 CT 영상이고 ‘학습’ 목표영상은 일반 선량 CT 영상이다. 본 발명의 경우, 학습과정에서 사용하는 ‘학습’ 입력영상은 저선량 CT영상에 노이즈를 더한 영상이며, ‘학습’ 목표영상은 저선량 CT영상이다. 이에 따라서 상기 목표영상 생성단계(S01) 및 입력영상 생성단계(S02)는 저선량 CT 영상을 목표 영상으로 간주하는 단계;와 상기 저선량 CT 영상으로부터 노이즈 CT 영상을 생성하는 단계;와 상기 목표 영상에 상기 노이즈 CT 영상을 더한 입력영상을 생성하는 단계;와 상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상, 상기 입력영상의 분산식 생성 단계;를 포함한다. 상기 분산식 생성 단계에서는, 상기 목표영상과 상기 노이즈 CT 영상, 상기 입력영상의 분산식을 각각  $\sigma_{ld}^2$ 와  $\alpha * \sigma_{ld}^2$ ,  $((1 + \alpha) * \sigma_{ld}^2)$ 로 나타내며, 여기서  $\alpha$ 는 저선량 영상 대비 상대적인 노이즈의 세기를 나타내는 파라미터이며, 상기 노이즈 저감 비율에 영향을 주는 요소로, 0 이상의 임의의 고정된 값으로 나타낸다. 이와 같은 단계를 실시한 하나의 실시예로서,  $\alpha = 0.5$ 로 하며, 인체를 모델링한 XCAT 팬텀을 시뮬레이션으로 Fan-Beam CT 촬영하고, 저선량 CT는 일반선량의 25% 선량으로 촬영하는 방법으로 하여 학습용 데이터를 생성한다. 여기서 상기 노이즈 CT 영상을 생성하는 방법은 크게 두 가지 접근법이 있다. 하나는 Projection domain에서 생성하는 것이고, 다른 하나는 Image domain에서 생성하는 것이다. 본 발명에서는 어느 한 쪽으로 한정하지 않으며 두 가지 방법 중의 하나를 선택하여 상기 노이즈 CT 영상을 만든다.



[0031]

[0032] (출처:Divei, Sarah E., and Norbert J. Pelc. "Accurate Image Domain Noise Insertion in CT Images." IEEE Transactions on Medical Imaging 39.6 (2019): 1906-1916.)

[0033] 상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 합성곱 신경망을 구성하는 단계(S03);는 즉, 구체적으로 상기 입력영상을 입력받아 출력영상을 생성해내는 단계는, 상기 입력영상을 합성곱 신경망으로 구성한 생성자에 입력하여 출력영상을 도출하며, 상기 생성자는 주어진 입력 영상을 처리하여 상기 목표영상과 가까운 출력영상을 산출하는 것을 포함한다. 이와 같은 단계를 실시한 하나의 실시예로서, 노이즈가 형성된 CT 영상 데이터를 입력데이터로 입력받아 DENOISER 연산자에 입력이 된다. 상기 DENOISER 연산자는 U-net(네트워크가 여러 층으로 이뤄



져 있는데 그 모양이 U모양이여서 U-net임)으로 코드화되어 있으며, 상기 연산자를 거쳐 도출된 아웃풋데이터가 도출된다.

[0035] 도2와 도3은 합성곱 신경망의 구성도 및 합성곱 신경망의 노이즈 저감 방법의 흐름도이다.

[0036] 도2를 참고하면, 상기 출력영상의 노이즈를 저감하는 방식을 취하여, 상기 목표영상과 일치하는 영상을 생성하도록 합성곱 신경망을 학습시키는 단계(S04);는, 상기 출력영상과 상기 목표영상이 유사해질 수 있도록, 픽셀수준 손실함수와 특징추출자, 지각적 손실함수, 식별자 및 적대적 손실함수를 포함한다. 상기 픽셀수준 손실함수 생성단계는 상기 출력영상과 상기 목표영상 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로 상기 출력영상에서 환영(Hallucination)이 생기는 것을 방지하며, 상기 특징추출자 생성단계는 상기 출력영상 혹은 상기 목표영상으로부터 질감과 관련된 특징 지도를 추출하며, 상기 추출한 특징 지도를 상기 지각적 손실함수로 전달하며, 이미지 분류(Image classification) 작업에 대해 선학습된(Pretrained) 신경망을 사용하며, 이 때, 선학습된(Pretrained) 신경망의 파라미터(Parameter)는 더 이상 학습하지 않고 고정된 값을 유지한다. 또한, 상기 지각적 손실함수 생성단계는, 상기 특징추출자로부터 입력 받은 영상들 중에 서로 다른 두 영상에서 추출한 상기 특징 지도 사이의 오차를 각 픽셀마다 계산하여 평균을 낸 것으로, 상기 출력영상을 보다 선명하게 만드는 작용을 하며, 상기 식별자 생성단계는 상기 생성자가 만들어낸 출력영상과 상기 목표영상을 식별하며, 상기 적대적 손실함수로 전달한다. 마지막으로 상기 적대적 손실함수 생성단계는 상기 식별자로부터 입력받은 출력영상 및 상기 목표영상에 대한 식별값의 차이를 계산한 것으로, 상기 픽셀 수준 및 지각적 손실함수가 작용하여 출력된 영상들의 단점을 보완하여 상기 출력영상이 목표영상과 보다 통계적으로 유사하도록 만드는 작용을 한다. 특히, 상기 적대적 손실함수를 통하여 상기 생성자가 상기 식별자의 성능을 저하시키는 방향으로 학습하고, 상기 식별자는 자기 자신의 성능을 높이는 방향으로 학습하는 특징이 있다. 이와 같은 단계를 실시한 하나의 실시예로서, DENOISER 연산자의 아웃풋데이터가 타겟(목표)데이터와 비교된다. 상기 아웃풋데이터와 상기 타겟데이터의 차이를 Pixel-level loss라고 하며, 상기 타겟데이터와 상기 아웃풋데이터사이의 Pixel 사이의 차이는 mean squared error값을 사용하여 도출될 수 있다. 상기 타겟데이터와 상기 아웃풋데이터는 상기 특징 추출자(pretrained classifier)로 각각 입력되며, 상기 특징추출자(pretrained classifier)는 종래의 VGG16 오픈소스 사용하였으며, 상기 타겟데이터와 상기 아웃풋데이터의 특징을 추출하여 mean squared error를 계산하여 perceptual error를 도출한다. 상기 타겟데이터와 상기 아웃풋데이터는 판별기(Discriminator)에도 각각 입력된다. 상기 판별기(Discriminator)에서 상기 타겟데이터는 1로 도출되며, 타겟데이터와 다르면 0을 도출한다. 혹은 반대의 경우로도 도출할 수 있다.

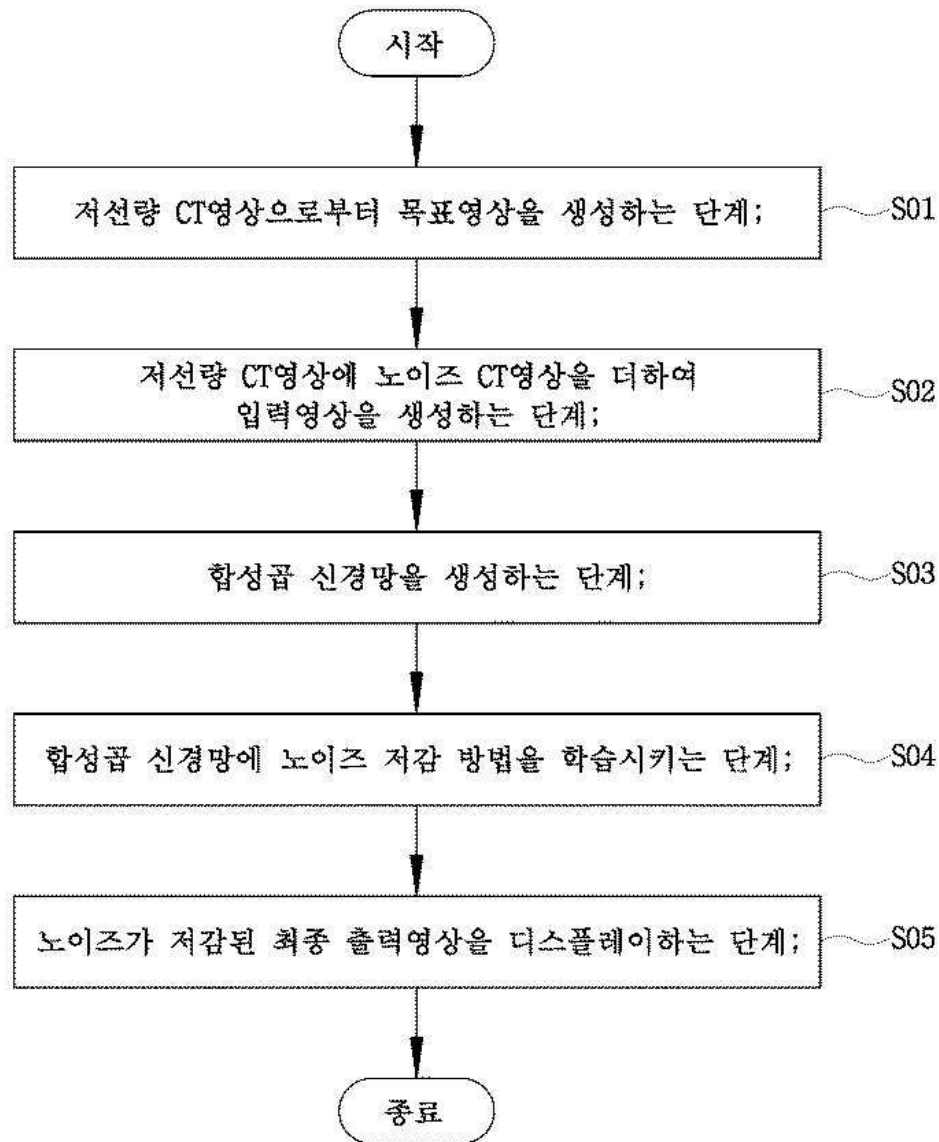
[0037] 도3를 참고하면, 자기지도 학습 방식의 반복적 노이즈 저감 방법의 합성곱 신경망에 적용되는 노이즈 저감 방식을 생성하는 단계에 있어서, 저선량 CT 영상을 입력영상으로 하여 생성자에 입력하여 출력영상을 얻는 단계;와 노이즈 저감 비율 생성단계;와 상기 노이즈 저감 비율로부터 노이즈 저감 반복 횟수 예측 단계;와 상기 출력영상이 비교기에 입력되는 단계;와 상기 비교기에서 상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 일반 선량 CT영상의 분산 수준인  $\sigma_{td}^2$ 보다 작음을 비교하는 단계;와 상기 출력영상의 노이즈 분산 수준이 상기 일반 선량 CT영상의 분산 노이즈 수준인  $\sigma_{td}^2$ 보다 큰 경우, 상기 출력영상을 다시 상기 생성자로 입력되어 일전과 같은 과정을 반복하는 단계;를 포함한다. 즉, 먼저, 상기 입력영상을 상기 생성자에 입력하여 상기 출력영상을 얻는다. 이후, 상기 출력영상의 노이즈가 원하는 수준인 상기  $\sigma_{td}^2$ 에 도달할 때까지 상기 출력영상을 상기 생성자에 반복적으로 입력하여 노이즈를 저감한다. 이는 학습된 신경망이 입력 영상의 노이즈 분산에 상관없이 항상 학습된 일정 비율만큼 노이즈의 분산을 줄인다는 발견에 기반한다. 상기 노이즈 저감 비율 생성단계는 상기 목표영상의 노이즈 분산을 상기 입력영상의 노이즈 분산을 나눈 즉,  $\text{상기 노이즈 저감 비율} = \frac{\text{상기 목표영상의 노이즈 분산}}{\text{상기 입력영상의 노이즈 분산}}$ 이다. 상기 노이즈 저감 방식을 적용한 합성곱 신경망 학습의 하나의 실시예로서, 방사선량과 노이즈 분산은 반비례 관계이므로, 일반선량 영상의 노이즈 분산은 저선량 영상의 25% 수준이다. 만약,  $\alpha = 0.5$ 일 경우 목표영상의 노이즈 분산은 입력영상의  $\frac{2}{3}$  수준이므로, 학습된 네트워크를 세 번 적용하면 노이즈 분산은  $\frac{2^3}{3} \times 100 \approx 30\%$  수준으로 줄어든다. 따라서 학습된 네트워크를 저선량 영상에 세 번 적용하면 일반선량과 유사한 수준으로 노이즈를 줄일 수 있다.

- [0039] 도4는 본 발명을 실시한 실험결과와 CT영상 및 종래의 지도학습 신경망을 적용한 실험결과와 CT영상을 비교 분석한 모식도이며, 도5는 본 발명을 실시한 실험결과 데이터에 대한 그래프이다.
- [0040] 도4를 참고하면, 상기 합성곱 신경망을 통해 노이즈가 저감된 최종 출력영상을 디스플레이하는 단계(S05); 상기 합성곱 신경에 따른, 반복적인 노이즈 저감 과정을 거친 출력된 출력영상이 구현되는 것이며, 상기 출력영상은 상기 저선량 CT 영상에서 노이즈가 저감되어, 상기 목표영상 혹은 일반 선량 CT 영상에 일치 혹은 최대로 근접한 것을 특징으로 한다. 도4에서는 상기 노이즈 저감 방식이 적용된 합성곱 신경망의 따른 저선량 CT영상이 일반선량 CT영상과 큰 차이가 없음을 디스플레이하고 있다. 또한, 도5인 본 발명을 실시한 실험결과 데이터에 대한 그래프를 참조하면, 본 발명의 효과를 확실하게 파악할 수 있다. 좀 더 상세하게 설명하면, CT 노이즈 저감 기술의 성능을 평가하는 데에 있어서 중요한 것 중 하나가 노이즈의 질감이다. 상기 노이즈 질감이 그대로 유지된다면, 상기 CT 노이즈 저감 기술의 성능이 높은 것이다. 후 처리된 영상이 기존 일반선량 영상과 비슷할수록 의사들의 진단률이 높아지기 때문이다. 여기서 상기 노이즈 질감은 잡음력 스펙트럼(noise power spectrum)을 통하여 주파수 측면에서 분석할 수 있으며, 도5는 본 발명의 노이즈 저감 방식을 적용한 합성곱 신경망이 나타내는 잡음력 스펙트럼의 결과를 나타낸 그래프이다.
- [0041] 5-1a를 보면, Input = QDCT (noise var. =  $4\sigma^2$ ) for training, QDCT for testing, Reference = NDCT (noise var. =  $1\sigma^2$ )의 조건값으로 일반적인 지도학습 방식으로 실험을 진행하였으며, QDCT는 저선량 CT영상의 잡음력 스펙트럼(노란색)을 나타낸 것이며, NDCT는 일반선량 CT영상의 잡음력 스펙트럼(보라색)을 나타낸 것이다. 그래프를 보면 알 수 있듯이, 두 그래프 곡선은 다른 곡선모양을 나타낸다. iteration 1의 경우, 본 발명의 합성곱 신경망을 QDCT 에 적용한 것으로, NDCT(일반선량)의 잡음력 스펙트럼과 유사한 그래프를 나타내며, 노이즈는 저감된 것으로 나타난다. iteration 2은, iteration 1 결과물을 또 다시 본 발명의 합성곱 신경망에 적용한 것으로 iteration 1와 유사한 곡선 형태를 보이며, 노이즈는 더욱 저감된 것으로 나타난다.
- [0042] 5-1b는 본 발명의 합성곱 신경망을 1번 혹은 2번 적용함에 따른 iteration 1과 iteration 2의 노이즈 비율이며, 학습이 많아져도 상기 노이즈 비율은 일정하게 유지되는 것을 나타낸다. 5-2a와 5-2b의 경우 조건값을, Input = QDCT +  $2\sigma^2$ noise (noise var. =  $6\sigma^2$ ) for training, QDCT for testing, Reference = QDCT (noise var. =  $4\sigma^2$ )로 진행한 것으로, 즉 제한한 자기지도 학습방식으로 진행한 것으로, 노이즈 저감 반복 횟수가 많아지면 질수록 노이즈 량이 확연하게 저감되며, 잡음력 비율은 그대로 유지되기 때문에 노이즈 특성이 잘 유지된다는 것을 나타낸다. 또한, 이로써 본 발명은 노이즈 저감을 진행할수록 노이즈의 질감은 그대로 유지되는 것을 나타냄으로써 상기 CT 노이즈 저감 기술의 성능이 우수하다는 것을 나타낸다.
- [0043] 마지막으로, 본 발명은 현재 대부분의 연구자들은 일반선량으로 한 번만 촬영한 다음 컴퓨터 시뮬레이션으로 저선량 CT영상을 추정하여 사용하는 방법을 취하고 있어, 이러한 방법은 데이터를 얻기 위해 저선량이 아닌 일반선량으로 환자를 촬영해야 하므로 환자의 피복 위험 부담이 여전히 높다는 점을 해결하였다. 즉, 본 발명을 통해서 저선량 CT를 한 번 촬영한 것을 활용해 노이즈를 제거하고 원본과 같이 복구 할 수 있는 방법을 취하였다. 또한, 본 발명을 통해 저선량 컴퓨터 단층촬영(CT) 영상에서 해상도의 저하와 질감의 변화 없이 노이즈를 저감하여 영상의 화질을 향상시킬 수 있다. 또한, 일반 선량 CT영상 없이 저선량 CT영상만으로 합성곱 신경망을 자기지도 학습하여 일반적인 학습 방법과 유사한 성능을 얻을 수 있다.
- [0044] 앞서 설명한 본 발명의 상세한 설명에서는 본 발명의 바람직한 실시예들을 참조하여 설명하였지만, 해당 기술분야의 숙련된 당업자 또는 해당 기술 분야에 통상의 지식을 갖는 자라면 후술될 특허청구범위에 기재된 본 발명의 사상 및 기술 영역으로부터 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명을 다양하게 수정 및 변경시킬 수 있음을 이해할 수 있을 것이다.

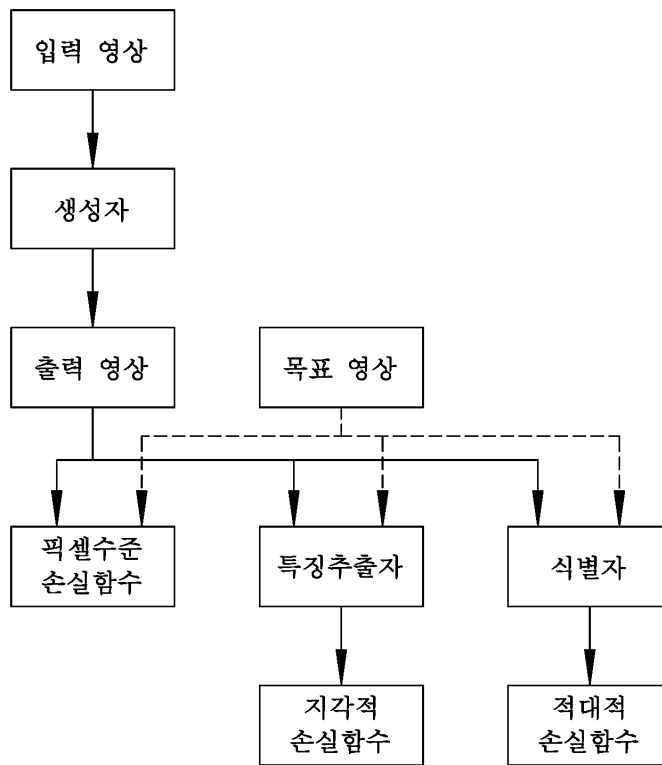
## 부호의 설명

도면

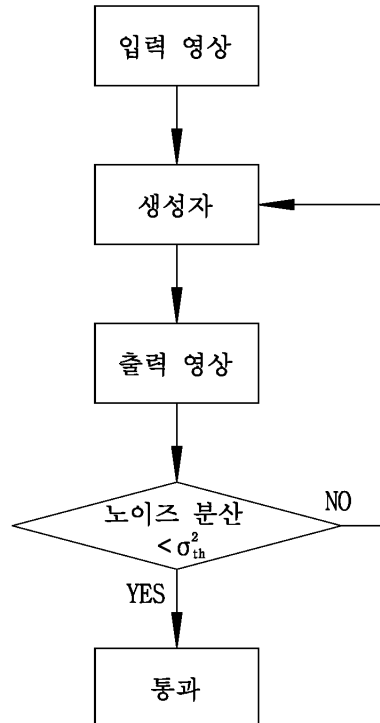
도면1



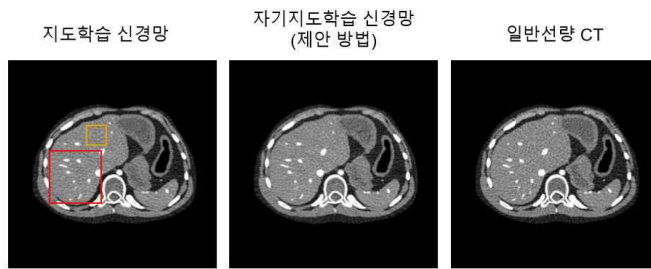
도면2



도면3



도면4



□ : Noise variance was calculated and averaged over  $\pm 3$  slices

Var. = 1150 [HU<sup>2</sup>] (22%)      Var. = 1245 [HU<sup>2</sup>] (24%)      Var. = 1242 [HU<sup>2</sup>] (24%)

도면5

