



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년06월30일
(11) 등록번호 10-2550338
(24) 등록일자 2023년06월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) G06N 3/08 (2023.01)
G06T 5/00 (2019.01) G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)

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

(21) 출원번호 10-2021-0041700

(22) 출원일자 2021년03월31일

심사청구일자 2021년03월31일

(65) 공개번호 10-2022-0135683

(43) 공개일자 2022년10월07일

(56) 선행기술조사문헌

KR1020200080626 A*

Qingsong Yang 외. CT Image Denoising with Perceptive Deep Neural Networks.

DOI:10.12059/Fully3D.2017-11-3202015.

2017.02.22. 공개.*

H. Chen 외. Low-Dose CT With a Residual

Encoder-Decoder Convolutional Neural Network.

doi: 10.1109/TMI.2017.2715284. 2017.06.13. 공

개.*

CN110930318 A

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

백종덕

인천광역시 연수구 해송로 143, 109동 201호(송도동, 송도웰카운티1단지)

한민아

서울특별시 금천구 금하로 793, 116동 302호(시흥동, 벽산아파트)

(74) 대리인

민영준

전체 청구항 수 : 총 10 항

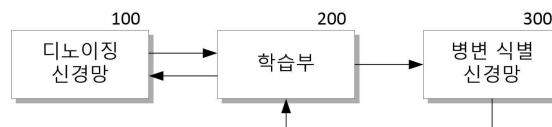
심사관 : 유현석

(54) 발명의 명칭 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 디노이징 신경망을 포함하고, 디노이징 신경망은 학습 과정에서 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망인 병변 식별 신경망에 인가된 저선량 CT 영상으로부터 출력되는 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가하여, 병변 식별 신경망이 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상으로부터 병변 식별 과정에서 획득하는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 계산되는 관측 손실이 저감되도록 학습되어, 저선량 CT 영상에서 흐림을 유발하거나 픽셀값을 변화시키지 않으면서 노이즈를 효과적으로 저감시킬 수 있는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 6/5217 (2020.08)

G06N 3/08 (2023.01)

G06T 5/001 (2013.01)

G16H 30/40 (2018.01)

G16H 50/20 (2018.01)

G06T 2207/10081 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 디노이징 신경망을 포함하고,

상기 디노이징 신경망은

학습 과정에서 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망인 병변 식별 신경망에 인가된 저선량 CT 영상으로부터 출력되는 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가하여, 상기 병변 식별 신경망이 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 병변 식별 과정에서 획득하는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 계산되는 관측 손실이 저감되도록 학습되며,

상기 병변 식별 신경망은

상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제1 특징맵을 획득하고, 상기 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제2 특징맵을 획득하는 특징 추출부; 및

상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵에서 기지정된 병변이 검출되어 있는지 판별하여, 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상 각각을 병변이 포함된 영상과 병변이 포함되지 않은 영상으로 구분하는 병변 식별부를 포함하고,

상기 병변 식별 신경망은

CT 영상을 인가받고, 인가된 CT 영상에 종양의 존재 여부를 검출하여 분류하도록 학습된 종양 식별 신경망인 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 디노이징 신경망은

상기 저선량 CT 영상을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 획득하는 인코더; 및

상기 인코딩 특징맵을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 인코딩 특징맵으로부터 CT 영상을 복구하여 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 디코더를 포함하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치.

청구항 3

삭제

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 디노이징 신경망은

수학식

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{W H C} \|Observer(\hat{x}_i) - Observer(x_i)\|_2^2$$

(여기서 \hat{x}_i 와 x_i 는 각각 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 나타내고, $Observer(\hat{x}_i)$ 와 $Observer(x_i)$ 는 각각 제1 및 제2 특징맵의 픽셀값을 나타낸다. 그리고 W, H, C는 각각 제1 및 제2 특징맵

의 폭, 높이 및 채널 길이를 나타내고, N은 특징맵의 개수를 나타낸다.)

에 따라 계산되는 상기 관측 손실(L)이 기지정된 기준 손실 이하가 되도록 반복 학습되는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치.

청구항 5

제2항에 있어서, 상기 디노이징 신경망은

상기 인코더가 다수의 컨볼루션 레이어를 포함하고, 상기 디코더가 다수의 디컨볼루션 레이어를 포함하여, 상기 다수의 컨볼루션 레이어 중 기지정된 적어도 하나의 컨볼루션 레이어의 출력이 상기 다수의 디컨볼루션 레이어 중 기지정된 적어도 하나의 디컨볼루션 레이어로 인가되는 잔차 인코더 디코더 컨볼루션 신경망(Residual Encoder-Decoder Convolutional Neural Network: RED-CNN)으로 구현되는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치.

청구항 6

삭제

청구항 7

인공 신경망으로 구현되어 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치로서,

미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에서 출력되는 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상 각각에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상과 포함되지 않은 영상을 식별하는 병변 식별 신경망; 및

상기 병변 식별 신경망이 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 병변 식별 과정에서 획득하는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 관측 손실을 계산하고, 상기 관측 손실이 저감되도록 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 상기 관측 손실을 역전파하는 학습부를 포함하되,

상기 병변 식별 신경망은

상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제1 특징맵을 획득하고, 상기 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제2 특징맵을 획득하는 특징 추출부; 및

상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵에서 기지정된 병변이 검출되어 있는지 판별하여, 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상 각각을 병변이 포함된 영상과 병변이 포함되지 않은 영상으로 구분하는 병변 식별부를 포함하고,

상기 병변 식별 신경망은

CT 영상을 인가받고, 인가된 CT 영상에 종양의 존재 여부를 검출하여 분류하도록 학습된 종양 식별 신경망인 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치.

청구항 8

삭제

청구항 9

제7항에 있어서, 상기 학습부는

상기 관측 손실(L)을 수학적

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{W_{HC}} \|Observer(\hat{x}_i) - Observer(x_i)\|_2^2$$

(여기서 \hat{x}_i 와 x_i 는 각각 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 나타내고, $Observer(\hat{x}_i)$ 와 $Observer(x_i)$ 는 각각 제1 및 제2 특징맵의 픽셀값을 나타낸다. 그리고 W, H, C는 각각 제1 및 제2 특징맵의 폭, 높이 및 채널 길이를 나타내고, N은 특징맵의 개수를 나타낸다.)

에 따라 계산하여 역전파하고, 상기 관측 손실이 기지정된 기준 손실 이하가 되도록 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 반복 학습시키는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치.

청구항 10

제7항에 있어서, 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는

상기 저선량 CT 영상을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 획득하는 인코더; 및

상기 인코딩 특징맵을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 인코딩 특징맵으로부터 CT 영상을 복구하여 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 디코더를 포함하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치.

청구항 11

인공 신경망으로 구현되어 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법에 있어서,

상기 저선량 CT 영상을 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 인가하여, 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 단계;

CT 영상을 인가받아 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여, 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에서 출력되는 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상 각각에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상을 식별하는 단계; 및

상기 병변이 포함된 영상을 식별하는 단계를 수행하는 과정에서 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 획득되는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 관측 손실을 계산하고, 상기 관측 손실이 저감되도록 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 상기 관측 손실을 역전파하는 단계를 포함하되,

상기 병변이 포함된 영상을 식별하는 단계는

상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제1 특징맵을 획득하고, 상기 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제2 특징맵을 획득하는 단계; 및

상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵에서 기지정된 병변이 검출되어 있는지 판별하여, 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상 각각을 병변이 포함된 영상과 병변이 포함되지 않은 영상으로 구분하는 단계를 포함하고,

상기 병변이 포함된 영상을 식별하는 단계는 CT 영상을 인가받고, 인가된 CT 영상에 종양의 존재 여부를 검출하여 분류하도록 학습된 종양 식별 신경망을 이용하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법.

청구항 12

삭제

청구항 13

제11항에 있어서, 상기 역전파하는 단계는

상기 관측 손실(L)을 수학적식

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{W H C} \|Observer(\hat{x}_i) - Observer(x_i)\|_2^2$$

(여기서 \hat{x}_i 와 x_i 는 각각 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 나타내고, $Observer(\hat{x}_i)$ 와 $Observer(x_i)$ 는 각각 제1 및 제2 특징맵의 픽셀값을 나타낸다. 그리고 W, H, C는 각각 제1 및 제2 특징맵의 폭, 높이 및 채널 길이를 나타내고, N은 특징맵의 개수를 나타낸다.)

에 따라 계산하여 역전파하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법.

청구항 14

제11항에 있어서, 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 단계는

상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 상기 저선량 CT 영상을 인가하는 단계;

학습된 방식에 따라 상기 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 획득하는 단계; 및

학습된 방식에 따라 상기 인코딩 특징맵으로부터 CT 영상을 복구하여 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 단계를 포함하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법에 관한 것으로, 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography: 이하 CT)은 비침습적으로 고해상도 인체 단면 영상을 획득하여 뼈와 장기, 혈관 등 인체 내부 조직을 관찰하는데 유용한 의료영상 기법이다. 그러나 엑스선을 이용하기 때문에 방사선 피폭이 가해진다는 문제점이 있으므로, 컴퓨터 단층촬영 시 방사선 조사량을 줄이는 방안의 하나로 물리적으로 엑스선 조사선량을 줄이는 저선량(low-dose) 조사 방식이 제안되었다.

[0003] 그러나 저선량 조사 방식을 이용하는 경우, CT 영상에 노이즈가 증가되는 문제가 있다. 이와 같이 영상에 발생된 노이즈는 CT 영상의 화질을 저하시키고 영상 내 작은 대조도나 작은 크기를 가지는 종양 등을 진단하는 것을 방해하는 요인이 된다.

[0004] 이에 최근에는 컨볼루션 네트워크(Convolutional Neural Network: 이하 CNN)와 같은 인공 신경망을 이용하여 노이즈를 제거하기 위한 기법이 주로 이용되고 있다. 그러나 인공 신경망을 이용한 노이즈 제거 기법은 우수한 노이즈 제거 성능을 나타내지만, 노이즈가 제거된 결과 영상에 흐림(blur)을 발생시키거나 영상의 픽셀 값들의 특성을 변화시켜 영상의 질감과 미세한 구조들을 제거하는 또 다른 문제를 야기한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국 등록 특허 제10-2165915호 (2020.10.07 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명의 목적은 저선량 CT 영상에서 흐림을 유발하거나 픽셀값을 변화시키지 않으면서 노이즈를 저감할 수 있

는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0007] 본 발명의 다른 목적은 종양 검출을 위해 미리 학습된 별도의 신경망을 이용하여 학습되어 저선량 CT 영상의 노이즈를 효과적으로 제거할 수 있는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 디노이징 신경망을 포함하고, 상기 디노이징 신경망은 학습 과정에서 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망인 병변 식별 신경망에 인가된 저선량 CT 영상으로부터 출력되는 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가하여, 상기 병변 식별 신경망이 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 병변 식별 과정에서 획득하는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 계산되는 관측 손실이 저감되도록 학습된다.

[0009] 상기 디노이징 신경망은 상기 저선량 CT 영상을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 획득하는 인코더; 및 상기 인코딩 특징맵을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 인코딩 특징맵으로부터 CT 영상을 복구하여 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 디코더를 포함할 수 있다.

[0010] 상기 병변 식별 신경망은 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제1 특징맵을 획득하고, 상기 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 상기 제2 특징맵을 획득하는 특징 추출부; 및 상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵을 각각 인가받고, 미리 학습된 방식에 따라 상기 제1 특징맵과 상기 제2 특징맵에서 기지정된 병변이 검출되어 있는지 판별하여, 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상 각각을 병변이 포함된 영상과 병변이 포함되지 않은 영상으로 구분하는 병변 식별부를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 디노이징 신경망은 수학적식

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{W H C} \|Observer(\hat{x}_i) - Observer(x_i)\|_2^2$$

[0013] (여기서 \hat{x}_i 와 x_i 는 각각 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 나타내고, $Observer(\hat{x}_i)$ 와 $Observer(x_i)$ 는 각각 제1 및 제2 특징맵의 픽셀값을 나타낸다. 그리고 W, H, C는 각각 제1 및 제2 특징맵의 폭, 높이 및 채널 길이를 나타내고, N은 특징맵의 개수를 나타낸다.)에 따라 계산되는 상기 관측 손실(L)이 기지정된 기준 손실 이하가 되도록 반복 학습될 수 있다.

[0014] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치는 인공 신경망으로 구현되어 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치로서, 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어, 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에서 출력되는 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상 각각에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상과 포함되지 않은 영상을 식별하는 병변 식별 신경망; 및 상기 병변 식별 신경망이 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 병변 식별 과정에서 획득하는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 관측 손실을 계산하고, 상기 관측 손실이 저감되도록 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 상기 관측 손실을 역전파하는 학습부를 포함한다.

[0015] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 또 다른 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법은 인공 신경망으로 구현되어 인가된 저선량 CT 영상의 노이즈를 학습된 방식에 따라 제거하여 디노이징 CT 영상을 출력하는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법에 있어서, 상기 저선량 CT 영상을 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 인가하여, 상기 디노이징 CT 영상을 획득하는 단계; CT 영상을 인가받아 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여, 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에서 출력되는 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 각각 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상 각각에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상을 식별하는

단계; 및 상기 병변이 포함된 영상을 식별하는 단계를 수행하는 과정에서 상기 디노이징 CT 영상과 상기 정상 선량 CT 영상으로부터 획득되는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이로 관측 손실을 계산하고, 상기 관측 손실이 저감되도록 상기 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 상기 관측 손실을 역전파하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0016] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치와 이를 위한 학습 장치 및 방법은 저선량 CT 영상에서 흐림을 유발하거나 픽셀값을 변화시키지 않으면서 노이즈를 효과적으로 저감시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0017] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치의 개략적 구조를 나타낸다.

도 2는 도 1의 디노이징 신경망 구조의 일 예를 나타낸다.

도 3은 도 1의 병변 식별 신경망 구조의 일 예를 나타낸다.

도 4는 본 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치의 성능을 나타낸다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법을 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0018] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.

[0019] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재임을 나타낸다.

[0020] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0021] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 2는 도 1의 디노이징 신경망 구조의 일 예를 나타내며, 도 3은 도 1의 병변 식별 신경망 구조의 일 예를 나타낸다.

[0022] 도 1을 참조하면, 본 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치는 디노이징 신경망(100), 학습부(200) 및 병변 식별 신경망(300)을 포함할 수 있다.

[0023] 여기서 디노이징 신경망(100)은 본 발명의 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로서 저선량 CT 영상을 인가받고, 인가된 저선량 CT 영상에 포함된 노이즈를 제거하여 출력한다.

[0024] 본 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치인 다양한 인공 신경망으로 구현될 수 있으나, 여기서는 일 예로 디노이징 신경망(100)이 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network: 이하, 특히 잔차 인코더 디코더 컨볼루션 신경망(Residual Encoder-Decoder Convolutional Neural Network: 이하 RED-CNN)으로 구현되는 것으로 가정하여 설명한다.

[0025] RED-CNN은 도 2에 도시된 바와 같이, 인코더(110)와 디코더(120)를 포함할 수 있다. 인코더(110)는 입력 영상으로 저선량 CT 영상(Low-Dose CT Image)을 인가받고, 학습된 방식에 따라 상기 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 획득한다. 그리고 디코더(120)는 인코딩 특징맵을 인가받고, 학습된 방식에 따라 인코딩 특징맵으로부터 CT 영상을 복구하여 디노이징 CT 영상을 획득한다.

[0026] 인코더(110)는 각각 컨볼루션 레이어(Convolution layer)와 활성화 함수(Activation Function)를 포함하는 다수의 인코딩 레이어(111 ~ 11n)를 포함하며, 디코더(120)는 인코더(110)의 다수의 인코딩 레이어(111 ~ 11n)에 대응하여 각각 디컨볼루션 레이어(Deconvolution layer)와 활성화 함수를 포함하는 다수의 디코딩 레이어(121 ~

12n)를 포함할 수 있다. 다수의 인코딩 레이어(111 ~ 11n)는 입력 영상 또는 이전 배치된 인코딩 레이어에서 출력되는 인코딩 특징맵을 인가받아 특징을 추출하여 인코딩 특징맵을 출력한다. 그리고 다수의 디코딩 레이어(121 ~ 12n)는 인코더(110)에서 최종 출력된 인코딩 특징맵 또는 이전 배치된 디코딩 레이어에서 출력되는 디코딩 특징맵을 인가받아 복원하여 디코딩 특징맵을 출력한다.

[0027] 이때 RED-CNN에서는 디코더(120)의 다수의 디코딩 레이어(121 ~ 12n) 중 적어도 하나의 디코딩 레이어는 입력 영상 또는 기지정된 인코딩 레이어에서 출력되는 인코딩 특징맵을 숏컷 커넥션(shortcut Connection)을 통해 인가받을 수 있다. 숏컷 커넥션(shortcut Connection)을 통해 입력 영상 또는 인코딩 특징맵을 인가받은 디코딩 레이어는 인코더(110)에서 최종 출력된 인코딩 특징맵 또는 이전 배치된 디코딩 레이어에서 출력되는 디코딩 특징맵과 결합(concatenate)하여 인가받을 수 있다.

[0028] 그리고 디코더(120)에서 최종 출력된 디코딩 특징맵은 디노이징 신경망(100)에 입력되는 저선량 CT 영상에서 노이즈가 제거된 디노이징 CT 영상으로 출력된다.

[0029] 여기서는 디노이징 신경망(100)이 RED-CNN으로 구현되는 것으로 가정하였으나, 디노이징 신경망(100)은 VGG 신경망과 같은 다양한 인공 신경망으로 구현될 수 있다.

[0030] 이와 같이 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치가 인공 신경망으로 구현되는 경우, 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는 딥 러닝 기법에 따라 미리 학습되어야지만 저선량 CT 영상에서 노이즈를 제거할 수 있다. 이에 학습부(200)는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치인 디노이징 신경망(100)을 학습시킨다.

[0031] 학습부(200)는 우선 학습 대상인 디노이징 신경망(100)에 저선량 CT 영상이 입력되어 출력되는 디노이징 CT 영상을 인가받고, 인가된 디노이징 CT 영상을 미리 학습된 병변 식별 신경망(300)으로 인가하여, 병변 식별 신경망(300)이 디노이징 CT 영상의 병변 영상 여부를 식별하는 과정에서 획득하는 특징맵을 제1 특징맵으로 획득한다. 또한 학습부(200)는 저선량 CT 영상에 대응하는 정상 선량 CT 영상(normal-dose CT image)을 병변 식별 신경망(300)으로 인가하여, 병변 식별 신경망(300)이 디노이징 CT 영상의 병변 영상 여부를 식별하는 과정에서 획득하는 특징맵을 제2 특징맵으로 획득한다.

[0032] 여기서 정상 선량 CT 영상은 엑스선 조사선량을 저선량이 아닌 기지정된 정상 범위에서 조사하여 획득되는 CT 영상으로, 저선량 CT 영상과 동일한 대상을 촬영하여 획득된 CT 영상일 수 있다. 즉 본 발명에서는 저선량 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 학습 데이터 셋으로 이용하여 학습을 수행한다.

[0033] 그리고 학습부(200)는 제1 특징맵과 제2 특징맵 사이의 차이를 최소화하는 지각(perceptual) 손실 함수를 이용하여 디노이징 신경망(100)의 손실을 계산하고, 계산된 손실을 디노이징 신경망(100)으로 역전파함으로써, 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치인 디노이징 신경망(100)을 학습시킨다. 여기서 학습부(200)가 지각 손실 함수를 이용하여 계산한 손실을 관측 손실이라 할 수 있다.

[0034] 병변 식별 신경망(300)은 CT 영상을 인가받고, 인가된 CT 영상에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 여부를 검출하여, 병변이 포함된 CT 영상과 포함되지 않은 CT 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망이다.

[0035] 현재 CT 영상으로부터 각종 병변을 검출하기 위한 다양한 종류의 병변 식별 신경망이 이미 개발되어 있다. 이러한 병변 식별 신경망은 각 병변에 따라 서로 상이하게 개별적으로 학습이 될 수도 있으나, CT 영상으로부터 병변을 검출하기 위해 학습된다는 점에서 공통점이 있다. 여기서는 일 예로 병변 식별 신경망(300)이 종양 검출을 위해 학습된 신경망인 것으로 가정한다.

[0036] 도 3을 참조하면, 병변 식별 신경망(300)은 특징 추출부(310) 및 병변 식별부(320)를 포함할 수 있다. 특징 추출부(310)는 각각 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 다수의 특징 추출 레이어와 이전 배치된 특징 추출 레이어에서 출력되는 특징맵을 풀링하는 적어도 하나의 풀링 레이어를 포함할 수 있다.

[0037] 다수의 특징 추출 레이어 각각은 입력되는 CT 이미지 또는 이전 배치된 특징 추출 레이어에서 출력된 특징맵을 인가받아 학습에 의해 설정된 가중치에 따라 특징을 추출하여 특징맵을 출력한다. 그리고 적어도 하나의 풀링 레이어는 다수의 특징 추출 레이어 중 기지정된 특징 추출 레이어 사이에 배치되어 직접 배치된 특징 추출 레이어에서 출력되는 특징맵을 풀링하여 특징맵의 크기를 변경한다. 도 3에서는 일 예로 4번째 및 8번째 특징 추출 레이어 이후에 각각 풀링 레이어가 배치된 경우를 도시하였으며, 2개의 풀링 레이어는 각각 맥스 풀링을 수행하는 것으로 가정하였다.

[0038] 병변 식별부(320)는 특징 추출부(310)에서 최종 출력되는 특징맵을 인가받아 미리 학습된 방식에 따라 인가된 특징맵에 병변이 포함되어 있는지 여부를 식별하여 인가된 CT 영상이 병변이 포함된 영상인지 포함되지 않은 영

상인지를 분류한다. 병변 식별부(320)는 일 예로 적어도 하나의 완전 연결 레이어(Fully Connected Layer)로 구성될 수 있다. 도 3에서는 예로서 병변 식별부(320)가 하나의 완전 연결 레이어로 구성되는 것으로 도시하였으나, 병변 식별부(320)는 다수의 완전 연결 레이어로 구성될 수 있다.

[0039] 상기한 바와 같이 본 실시예에서 학습부(200)는 저선량 CT 영상과 정상 선량 CT 영상 각각을 병변 식별 신경망(300)으로 인가한다. 그리고 병변 식별 신경망(300)이 저선량 CT 영상의 특징을 추출하여 병변 포함 여부를 식별하는 과정에서 획득되는 다수의 특징 맵 중 하나를 제1 특징맵으로 획득한다. 또한 학습부(200)는 병변 식별 신경망(300)이 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 병변 포함 여부를 식별하는 과정에서 획득되는 다수의 특징 맵 중 하나를 제2 특징맵으로 획득한다. 이때 학습부(200)는 병변 식별 신경망(300)의 특징 추출부(310)의 다수의 특징 추출 레이어 중 하나의 특징 추출 레이어를 미리 선택하고, 선택된 특징 추출 레이어에서 출력되는 특징맵을 제1 특징맵과 제2 특징맵으로 획득할 수 있다. 즉 제1 특징맵과 제2 특징맵은 입력되는 CT 영상이 디노이징 CT 영상인지 정상 선량 CT 영상인지에 대한 차이가 있을 뿐, 병변 식별 신경망(300)에서 동일한 특징 추출 과정을 통해 획득된 특징맵이다.

[0040] 학습부(200)는 제1 특징맵과 제2 특징맵이 획득되면, 획득된 제1 특징맵과 제2 특징맵으로부터 관측 손실(L)을 수학적 식 1에 따라 계산하여 획득하여 디노이징 신경망(100)으로 역전파한다.

수학적 식 1

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{W H C} \|Observer(\hat{x}_i) - Observer(x_i)\|_2^2$$

[0041] (여기서 \hat{x}_i 와 x_i 는 각각 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 나타내고, $Observer(\hat{x}_i)$ 와 $Observer(x_i)$ 는 각각 제1 및 제2 특징맵의 픽셀값을 나타낸다. 그리고 W, H, C는 각각 제1 및 제2 특징맵의 폭, 높이 및 채널 길이를 나타내고, N은 특징맵의 개수를 나타낸다.)

[0043] 학습부(200)는 수학적 식 1에 따라 획득된 관측 손실(L)이 기설정된 기준 손실 이하인지 확인하고, 관측 손실(L)이 기준 손실 이하가 아니면, 다시 저선량 CT 영상을 디노이징 신경망(100)으로 인가하여 디노이징 CT 영상을 획득하고, 디노이징 CT 영상과 정상 선량 CT 영상을 병변 식별 신경망에 입력하여 제1 및 제2 특징맵을 획득하여 관측 손실(L)을 계산한다. 즉 학습부(200)는 관측 손실(L)이 기준 손실 이하가 될 때까지 디노이징 신경망(100)을 반복학습시킬 수 있다. 경우에 따라 학습부(200)는 기준 손실과 무관하게 기설정된 횟수만큼 반복 학습을 수행하도록 설정될 수도 있다.

[0044] 상기한 바와 같이, 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치인 디노이징 신경망(100)은 다양한 인공 신경망으로 구현될 수 있으며, 인공 신경망으로 구현되는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는 딥 러닝 기법에 따라 사전에 미리 학습되어야 한다. 이에 기존에는 노이즈를 제거하기 위한 인공 신경망은 주로 평균 제곱 오차(Mean-Squared-Error: 이하 MSE)를 손실 함수로 설정하여 학습이 수행되었다. 그러나 MSE는 픽셀 수준의 손실이 픽셀 값의 작은 변화를 무시하기 때문에 영상에 흐림을 발생시키는 문제가 있다.

[0045] 영상 흐림 유발 문제를 해결하기 위한 대안으로 영상의 특징을 추출하여 각 영상간 특징 차이를 최소화하는 지각(perceptual) 손실 함수를 설정하여 학습을 수행하는 방법이 제안되었다. 그리고 여기서 영상의 특징을 추출하는 네트워크로는 미리 학습된 VGG 신경망이 주로 이용되었다. 그러나 기존 VGG 신경망의 경우, CT 이미지가 아닌 RGB 영상을 기반으로 학습되었고, RGB 영상은 CT 영상과 다른 속성을 가지므로, RGB 영상으로 학습된 VGG 신경망은 병변 진단을 위해 주로 이용되는 CT 영상에 적합하지 않은 특징을 추출한다. 따라서 VGG 신경망에서 추출된 특징을 기반으로 지각 손실 함수를 적용하여 학습된 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는 노이즈가 저감된 디노이징 CT 영상의 CT 영상과 상이하게 특성이 변경되어 CT 영상의 원 목적인 병변 검출을 어렵게 하는 문제가 있다.

[0046] 이에 본 발명에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치는 CT 영상에서 병변을 검출하기 위해 미리 학습된 병변 검출 신경망(300)을 이용하여 제1 및 제2 특징맵을 획득하고, 지각 손실 함수로 계산되는 제1 및 제2 특징맵 사이의 차이를 관측 손실로 하여 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 학습시킴으로써, 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치가 저선량 CT 영상의 노이즈를 제거할 때 영상의 흐림을 유발하지 않도록 할 뿐만

아니라, 픽셀 수준에서 저선량 CT 영상의 특성이 변화되지 않도록 하여 노이즈 제거된 저선량 CT 영상의 정확도가 유지될 수 있도록 한다.

[0047] 도 4는 본 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치의 성능을 나타낸다.

[0048] 도 4에서 (a)는 입력 영상인 저선량 CT 영상으로 노이즈가 포함된 영상이고, (b)는 MSE 손실을 적용하여 학습된 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 의해 노이즈가 제거된 디노이징 CT 영상을 나타내며, (c)는 VGG 신경망에서 획득된 특징맵을 기반으로 학습된 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 의해 노이즈가 제거된 디노이징 CT 영상을 나타낸다. 그리고 (d)는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치에 의해 학습된 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치가 노이즈를 제거한 디노이징 CT 영상을 나타내고, (e)는 진리값(Ground Truth)인 정상 선량 CT 영상을 나타낸다.

[0049] 도 4를 살펴보면, 노이즈 제거 전인 (a)의 저선량 CT 영상에는 매우 많은 노이즈가 포함되어 있음을 알 수 있으며, (b)의 디노이징 CT 영상은 (a)에 비해 노이즈가 많이 저감되었으나, 대신 영상에 흐림이 크게 발생되어 세부가 명확하지 않게 되었음을 알 수 있다. 그리고 (c)의 경우 RGB 영상을 기반으로 학습된 VGG 신경망을 학습에 이용함에 따라 픽셀 특성이 변경되어, (e)의 정상 선량 CT 영상에 비해 일부 픽셀의 대조도가 높아져 밝기가 밝아졌음을 알 수 있다. 그러나 (d)에 도시된 바와 같이, 본 실시예의 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 장치로 학습된 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치는 진리값인 정상 선량 CT 영상과 매우 유사하게 획득되었음을 알 수 있다.

[0050] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법을 나타낸다.

[0051] 도 1 내지 도 3을 참조하여, 도 5의 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 위한 학습 방법을 설명하면, 우선 인공 신경망으로 구현되는 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 저선량 CT 영상을 입력한다(S10). 여기서 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 구현되는 인공 신경망은 제한되지 않는다. 즉 다양한 인공 신경망이 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 이용될 수 있다.

[0052] 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치가 현재까지 학습된 방식에 따라 입력된 저선량 CT 영상에서 노이즈를 제거하여 출력하는 디노이징 CT 영상을 획득한다(S20).

[0053] 디노이징 CT 영상이 획득되면, 획득된 디노이징 CT 영상을 인가받아 병변이 포함된 영상을 식별하도록 미리 학습된 인공 신경망인 병변 식별 신경망의 입력으로 인가한다(S30). 그리고 병변 식별 신경망이 학습된 방식에 따라 디노이징 CT 영상에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상을 식별하는 과정에서 디노이징 CT 영상의 특징을 추출하여 생성한 특징맵을 제1 특징맵으로 획득한다(S40).

[0054] 한편, 저선량 CT 영상에 대응하여 진리값으로 미리 획득된 정상 선량 CT 영상을 병변 식별 신경망의 입력으로 인가한다(S50). 그리고 병변 식별 신경망이 학습된 방식에 따라 정상 선량 CT 영상에 기지정된 병변이 포함되어 있는지 검출하여 병변이 포함된 영상을 식별하는 과정에서 정상 선량 CT 영상의 특징을 추출하여 생성한 특징맵을 제2 특징맵으로 획득한다(S60).

[0055] 제1 및 제2 특징맵이 획득되면, 획득된 제1 및 제2 특징맵을 수학적 식 1에 대입하여 관측 손실(L)을 계산하여 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치로 역전파하여 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치를 학습시킨다(S70). 그리고 계산된 관측 손실(L)이 기지정된 기준 손실 이하인지 판별한다(S80). 만일 관측 손실(L)이 기준 손실 이하이거나 반복 학습 횟수가 기지정된 기준 횟수에 도달한 것으로 판별되면, 학습을 종료한다(S90). 그러나 관측 손실(L)이 기준 손실을 초과하면, 다시 저선량 CT 영상을 저선량 CT 영상 노이즈 저감 장치에 입력하여 반복 학습을 수행한다.

[0056] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.

[0057] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다.

[0058] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

- [0059]
- 100: 디노이징 신경망

110: 인코더
- 120: 디코더

200: 학습부
- 300: 병변 식별 신경망

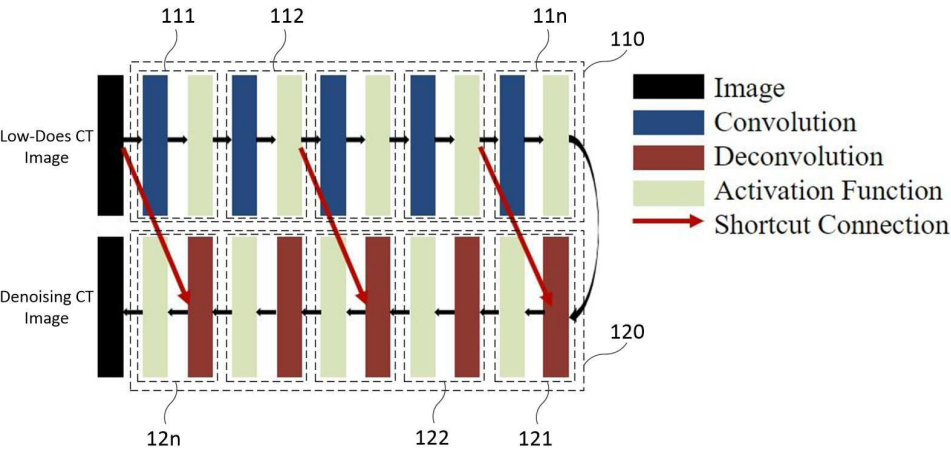
310: 특징 추출부
- 320: 병변 식별부

도면

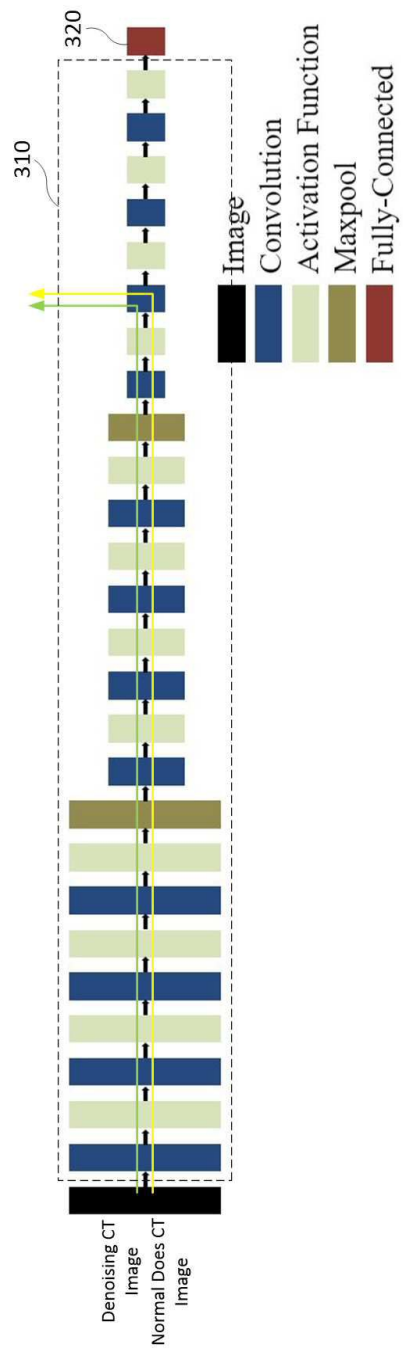
도면1



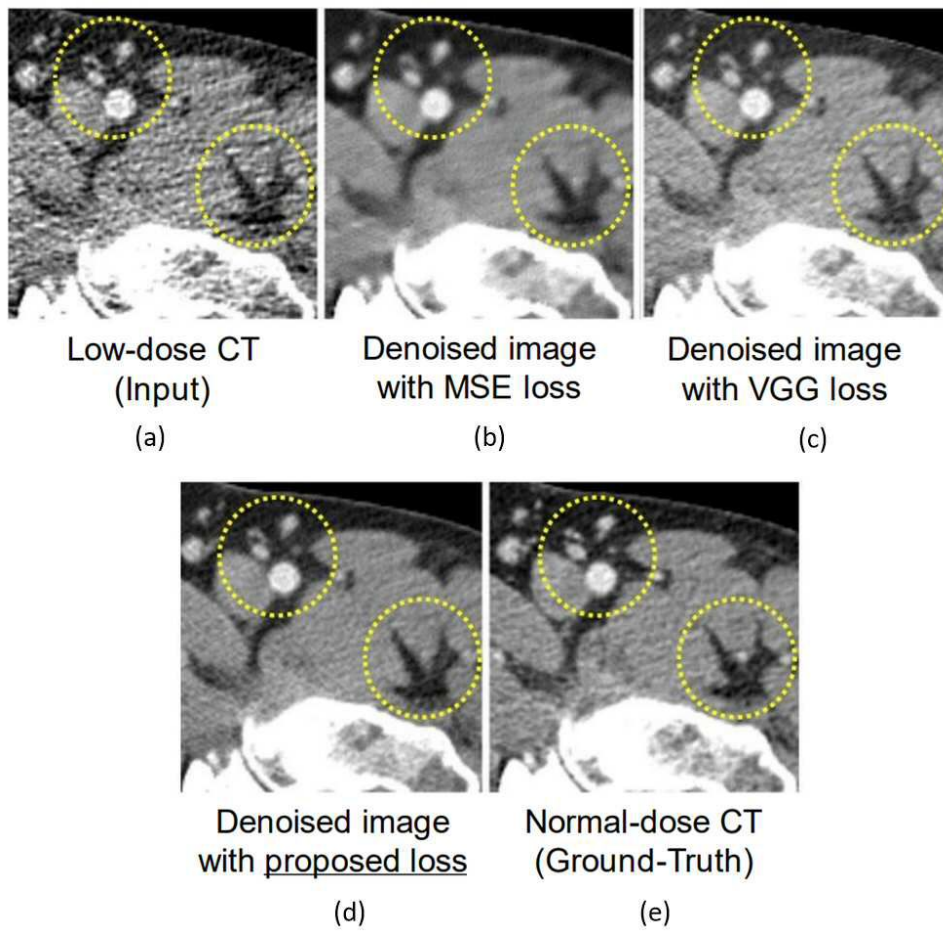
도면2



도면3



도면4



도면5

