



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0146309
(43) 공개일자 2024년10월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 6/00 (2024.01) G06N 3/08 (2023.01)
G16H 30/20 (2018.01) G16H 30/40 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 6/5258 (2020.08)
G06N 3/088 (2023.01)

(21) 출원번호 10-2023-0041104

(22) 출원일자 2023년03월29일

심사청구일자 2023년03월29일

(71) 출원인

재단법인 아산사회복지재단

서울특별시 송파구 올림픽로43길 88 (풍납동)

울산대학교 산학협력단

울산광역시 남구 대학로 93(무거동)

(72) 발명자

김남국

서울특별시 송파구 올림픽로35길 104 장미아파트
27동1002호

홍길선

서울특별시 송파구 올림픽로 435 파크리오 224동
302호

경성구

서울특별시 광진구 영화사로9길 10, 중곡동 트루
빌401호

(74) 대리인

제일특허법인(유)

전체 청구항 수 : 총 16 항

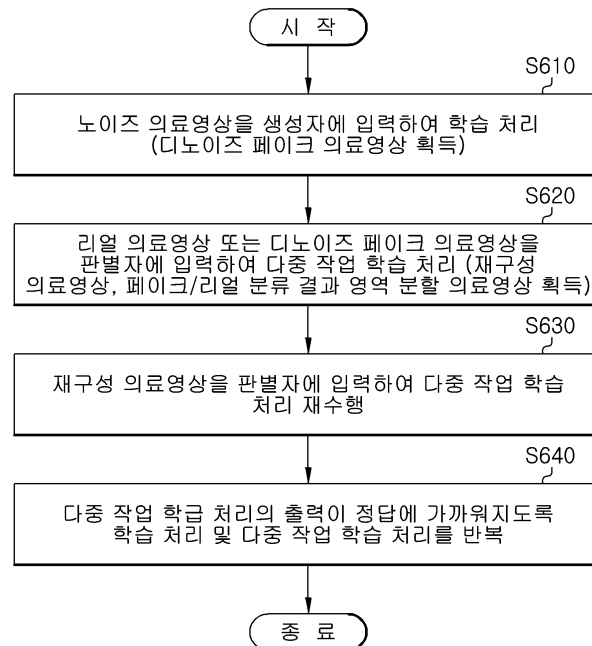
(54) 발명의 명칭 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치 및 방법

(57) 요약

일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망(GAN)을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법은, 상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계; 리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 상대적

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도6



으로 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및 상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함한다.

(52) CPC특허분류

G16H 30/20 (2018.01)

G16H 30/40 (2018.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465035521
과제번호	HI21C1148010022
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	의료데이터 보호·활용 기술개발
연구과제명	합성 응급영상 생성 및 응급환자 선별분류용 AI 적용 연구
기 여 율	1/1
과제수행기관명	서울아산병원
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

적대적 생성 신경망(GAN)을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법으로서,

상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습(learning)에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계;

리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습(multi-task learning) 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및

상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 재구성 의료영상을 상기 판별자에 입력하여, 상기 판별자가 상기 다중 작업 학습 처리를 재수행하도록 하는 단계를 더 포함하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 영역 분할 의료영상을 획득할 때에, GAN 손실 계산 시 노이즈 의료영상과 디노이즈 의료영상 간에 차이가 없는 영역은 손실 계산에서 제외하는 NDS(non-difference suppression) 손실을 적용하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 4

제 3 항에 있어서,

상기 재구성 의료영상에 대하여 상기 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 결과가 이전의 상기 다중 작업 학습 처리의 결과와 가까워야 한다는 정규화를 위하여 RC(reconstruction consistency) 손실을 적용하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서,

상기 디노이즈 페이크 의료영상을 획득할 때에, 상기 생성자의 인코딩 및 디코딩 시 콘볼루션을 사용한 고속 푸리에 변환을 통해 이미지와 푸리에 도메인을 모두 사용하여 학습하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 6

컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체로서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면,

제 1 항 내지 제 5 항 중 어느 한 항에 따른 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는, 컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

청구항 7

컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,

상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면,

제 1 항 내지 제 5 항 중 어느 한 항에 따른 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

청구항 8

생성자 및 판별자를 포함하는 적대적 생성 신경망을 포함하는 메모리와,

상기 적대적 생성 신경망의 기능을 수행하는 프로세서를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하며;

리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하고;

상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치.

청구항 9

적대적 생성 신경망(GAN)을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법으로서,

상기 적대적 생성 신경망은 기 학습된 것이고,

상기 의료영상 처리 방법은,

디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하는 단계; 및

상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 상기 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 다른 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계를 포함하고,

상기 적대적 생성 신경망의 학습 과정은,

상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계;

리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 상대적으로 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및

상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리

및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함하는
적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 10

제 9 항에 있어서,
상기 재구성 의료영상을 상기 판별자에 입력하여, 상기 판별자가 상기 다중 작업 학습 처리를 재수행하도록 하는 단계를 더 포함하는
적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 11

제 10 항에 있어서,
상기 영역 분할 의료영상을 획득할 때에, GAN 손실 계산 시 노이즈 의료영상과 디노이즈 의료영상 간에 차이가 없는 영역은 손실 계산에서 제외하는 NDS 손실을 적용하는
적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 12

제 11 항에 있어서,
상기 재구성 의료영상에 대하여 상기 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 결과가 이전의 상기 다중 작업 학습 처리의 결과와 가까워야 한다는 정규화를 위하여 RC 손실을 적용하는
적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 13

제 12 항에 있어서,
상기 디노이즈 페이크 의료영상을 획득할 때에, 상기 생성자의 인코딩 및 디코딩 시 콘볼루션을 사용한 고속 푸리에 변환을 통해 이미지와 푸리에 도메인을 모두 사용하여 학습하는
적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 방법.

청구항 14

컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체로서,
상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면,
제 9 항 내지 제 13 항 중 어느 한 항에 따른 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는, 컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

청구항 15

컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로서,
상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면,
제 9 항 내지 제 13 항 중 어느 한 항에 따른 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

청구항 16

생성자 및 판별자를 포함하는 적대적 생성 신경망을 포함하는 메모리와,
상기 적대적 생성 신경망의 기능을 수행하는 프로세서를 포함하고,

상기 적대적 생성 신경망은 기 학습된 것이며,

상기 프로세서는,

디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하고;

상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 상기 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공지능망에 의한 학습에 의한 따른 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하며,

상기 적대적 생성 신경망의 학습 과정은,

상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공지능망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계;

리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 상대적으로 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공지능망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및

상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함하는

적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 적대적 생성 신경망(GAN, generative adversarial networks)을 이용해 의료영상을 처리하는 장치와 이 장치가 적대적 생성 신경망을 이용해 의료영상을 처리하는 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 방사선 의료영상은 방사선을 이용하여 대상자의 신체 내부 구조에 대한 정보를 포함하도록 획득한 영상을 일컫는다. 이러한 방사선 의료영상을 획득하기 위해 이용되는 의료영상 장치는 비침습 검사 장치로서, 신체 내의 구조적 세부사항, 내부 조직 및 유체의 흐름 등을 촬영 및 처리하여 사용자에게 보여준다. 의사 등의 사용자는 방사선 의료영상 장치에서 출력되는 의료영상을 이용하여 환자의 건강 상태 및 질병을 진단할 수 있다. 예를 들어, 방사선 의료영상 장치로는 대상체로 엑스(X)선을 조사하고 대상체를 통과한 X선을 감지하여 영상을 이미징하는 X레이(X-ray) 촬영 장치, 컴퓨터 단층 촬영(CT, computed tomography) 장치 등이 있다.

[0003] CT 장치는 방사선을 대상자의 몸에 투과시켜 촬영하는데, 사람의 몸에 방사선을 많이 조사하면 건강에 유해하다. 따라서 예컨대 CCTA(cardiac CT angiography) 등과 같이 심장 CT 영상을 연속적으로 촬영할 때 일부 영상은 방사선을 적게 사용하여 촬영하는 방식이 흔히 사용된다. 이러한 저선량 의료영상에서는 낮은 신호 대 잡음 비율로 인해 복원 영상에서 노이즈가 많이 발생하는 단점이 있고, 촬영 시 사용하는 방사선량이 낮아질수록 영상 내 노이즈가 더 많이 발생한다.

[0004] 이러한 저선량 의료영상은 진단에 사용하기가 어려우므로 저선량 의료영상의 품질을 개선할 수 있는 기술에 대한 연구 개발이 이루어지고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 미국등록특허 10,475,214 (2019.11.12. 등록)

비특허문헌

[0006] (비특허문헌 0001) Beister, M., Kolditz, D., Kalender, W.A., 2012. Iterative reconstruction methods

in x-ray ct. Physica medica 28, 94-108

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0007] 실시예에 따르면, 적대적 생성 신경망(GAN, generative adversarial networks)을 이용한 학습(learning)을 통해 저선량의 방사선 의료영상으로부터 노이즈를 제거한 디노이즈 의료영상을 획득할 수 있도록 함에 있어서 적대적 생성 신경망의 판별자가 다중 작업 학습(multi-task learning) 처리를 통해 재구성, 분류 및 분할을 모두 수행하도록 강화함으로써, 적대적 생성 신경망의 생성자가 높은 품질의 디노이즈 의료영상을 획득할 수 있도록 한다.
- [0008] 본 발명의 해결하고자 하는 과제는 이상에서 언급한 것으로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 해결하고자 하는 과제는 아래의 기재로부터 본 발명이 속하는 통상의 지식을 가진 자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

- [0009] 제 1 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법은, 상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계; 리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함한다.
- [0010] 제 2 관점에 따라 컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체의 상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면, 제 1 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함한다.
- [0011] 제 3 관점에 따라 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면, 제 1 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함한다.
- [0012] 제 4 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치는, 생성자 및 판별자를 포함하는 적대적 생성 신경망을 포함하는 메모리와, 상기 적대적 생성 신경망의 기능을 수행하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하며; 리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하고; 상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복한다.
- [0013] 제 5 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법은, 상기 적대적 생성 신경망은 기 학습된 것이고, 상기 의료영상 처리 방법은, 디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하는 단계; 및 상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 상기 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계를 포함하고, 상기 적대적 생성 신경망의 학습 과정은, 상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계; 리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성

신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및 상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함한다.

[0014] 제 6 관점에 따라 컴퓨터 프로그램을 저장하고 있는 컴퓨터 판독 가능 기록매체의 상기 컴퓨터 프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면, 제 5 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함한다.

[0015] 제 7 관점에 따라 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 컴퓨터프로그램은, 프로세서에 의해 실행되면, 제 5 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법을 상기 프로세서가 수행하도록 하기 위한 명령어를 포함한다.

[0016] 제 8 관점에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치는, 생성자 및 판별자를 포함하는 적대적 생성 신경망을 포함하는 메모리와, 상기 적대적 생성 신경망의 기능을 수행하는 프로세서를 포함하고, 상기 적대적 생성 신경망은 기 학습된 것이며, 상기 프로세서는, 디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하고; 상기 적대적 생성 신경망의 생성자에 상기 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 다른 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하며, 상기 적대적 생성 신경망의 학습 과정은, 상기 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 상기 생성자의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득하는 단계; 리얼 의료영상-상기 노이즈 의료영상보다 노이즈가 더 적음- 또는 상기 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 적대적 생성 신경망의 판별자에 입력하여, 상기 판별자의 인공신경망에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서 상기 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상, 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 상기 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 획득하는 단계; 및 상기 다중 작업 학습 처리의 출력이 상기 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 상기 학습 처리 및 상기 다중 작업 학습 처리를 반복하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

[0017] 일 실시예에 따르면, 적대적 생성 신경망을 이용한 학습을 통해 저선량의 방사선 의료영상으로부터 노이즈를 제거한 디노이즈 의료영상을 획득할 수 있도록 함에 있어서 적대적 생성 신경망의 판별자가 다중 작업 학습 처리를 통해 재구성, 분류 및 분할을 모두 수행하도록 강화함으로써, 적대적 생성 신경망의 생성자가 높은 품질의 디노이즈 의료영상을 획득할 수 있도록 하는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치로서 기능할 수 있는 전자 장치의 구성도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망이 포함하는 생성자의 구성도이다.

도 3은 도 2에 나타난 생성자의 인코더를 구체적으로 나타난 구성도이다.

도 4는 도 2에 나타난 생성자의 디코더를 구체적으로 나타난 구성도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망이 포함하는 판별자의 구성도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 학습 처리 과정을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에서 적용하는 NDS(non-difference suppression) 손실의 개념도이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 디노이즈 처리 과정을 설명하기 위한 흐름도이다.

도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 디노이즈 처리 결

과를 다른 의료영상 처리 기술들과 비교한 것이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0020] 본 명세서에서 사용되는 용어에 대해 간략히 설명하고, 본 발명에 대해 구체적으로 설명하기로 한다.
- [0021] 본 발명에서 사용되는 용어는 본 발명에서의 기능을 고려하면서 가능한 현재 널리 사용되는 일반적인 용어들을 선택하였으나, 이는 당 분야에 종사하는 기술자의 의도 또는 관례, 새로운 기술의 출현 등에 따라 달라질 수 있다. 또한, 특정한 경우는 출원인이 임의로 선정한 용어도 있으며, 이 경우 해당되는 발명의 설명 부분에서 상세히 그 의미를 기재할 것이다. 따라서 본 발명에서 사용되는 용어는 단순한 용어의 명칭이 아닌, 그 용어가 가지는 의미와 본 발명의 전반에 걸친 내용을 토대로 정의되어야 한다.
- [0022] 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 있음을 의미한다.
- [0023] 또한, 명세서에서 사용되는 '부'라는 용어는 소프트웨어 또는 FPGA나 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, '부'는 어떤 역할들을 수행한다. 그렇지만 '부'는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. '부'는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 '부'는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 '부'들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 '부'들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 '부'들로 더 분리될 수 있다.
- [0024] 아래에서는 첨부한 도면을 참고하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략한다.
- [0025] 본 명세서에서 방사선 의료영상의 촬영 및 획득 대상은 사람 또는 동물, 또는 사람 또는 동물의 일부를 포함할 수 있다.
- [0026] 또한, 본 명세서에서 '영상'은 이산적인 이미지 요소들(예를 들어, 2차원 이미지에 있어서의 픽셀들 및 3차원 이미지에 있어서의 볼셀들)로 구성된 다차원(multi-dimensional) 데이터를 의미할 수 있다.
- [0027] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치로서 기능할 수 있는 전자 장치의 구성도이다.
- [0028] 도 1을 참조하면, 전자 장치(100)는 메모리(110) 및 프로세서(120)를 포함할 수 있다. 전자 장치(100)는 데스크탑 PC, 노트북 PC, 태블릿 PC, 스마트폰, 서버 장치 등 다양한 기기로 구현될 수 있다.
- [0029] 메모리(110)에는 전자 장치(100)의 다양한 기능 내지는 인스트럭션과 관련된 정보가 저장될 수 있다. 메모리(110)는 ROM, RAM 외에도 하드 디스크, SSD, 플래시 메모리 등을 포함할 수 있다.
- [0030] 메모리(110)에는 하나 이상의 인공지능 모델이 저장될 수 있다. 인공지능 모델은, 복수의 신경망 레이어들로 구성될 수 있다. 복수의 신경망 레이어들 각각은 복수의 가중치(weight values)를 갖고 있으며, 이전(previous) 레이어의 연산 결과와 복수의 가중치의 연산을 통해 신경망 연산을 수행한다. 복수의 신경망 레이어들이 갖고 있는 복수의 가중치들은 인공지능 모델의 학습 결과에 의해 최적화될 수 있다. 이러한 메모리(110)에는 생성자(generator) 및 판별자(discriminator)를 포함하는 적대적 생성 신경망(111) 등이 포함될 수 있다. 이러한 메모리(110)에 저장된 인공지능 모델의 기능은 프로세서(120) 및 메모리(110)를 통해 수행될 수 있다.
- [0031] 프로세서(120)는 하나 또는 복수의 프로세서로 구성될 수 있다. 예를 들어, 하나 또는 복수의 프로세서는 CPU(central process unit), DSP(digital signal processor) 등과 같은 범용 프로세서, GPU(graphic process unit), VPU(vision process Unit) 등과 같은 그래픽 전용 프로세서 또는 NPU(neural process unit)와 같은 인

공지능 전용 프로세서일 수 있다.

- [0032] 한편, 전자 장치(100)는 프로세서(120)에 의한 처리 결과를 제공하기 위한 디스플레이부를 더 포함할 수 있다. 또는, 프로세서(120)에 의한 처리 결과 데이터를 외부 장치로 전송할 수 있는 통신부를 더 포함할 수도 있다.
- [0033] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망이 포함하는 생성자의 구성도이다.
- [0034] 도 2를 참조하면, 생성자(200)가 포함하는 복수의 신경망 레이어들은 인코더(encoder)(210) 및 디코더(decoder)(220)를 구현할 수 있다. 인코더(210)는 컨볼루션 블록들, ReLU(rectified linear unit)들 및 FFT(fast fourier transform) 컨볼루션 블록들을 포함할 수 있다. 디코더(220)는 FFT 컨볼루션 블록들, 전치 컨볼루션 블록들, 픽셀 단위 가산기들 및 ReLU들을 포함할 수 있다.
- [0035] 이러한 생성자(200)는 리얼 저선량 의료영상을 입력 받고, 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 리얼 저선량 의료영상으로부터 노이즈를 제거한 디노이즈 페이크 의료영상을 획득할 수 있다.
- [0036] 생성자(200)의 인코더(210)는 실시예에 따라 구체적으로 나타내면 도 3과 같을 수 있고, 생성자(200)의 디코더(220)는 실시예에 따라 구체적으로 나타내면 도 4와 같을 수 있다.
- [0037] 도 3 및 도 4를 참조하면, 실시예에 따른 인코더(210) 및 디코더(220)는 공지된 적대적 생성 신경망에 포함되는 생성자와 비교할 때에 FFT 컨볼루션 블록에 의한 처리가 추가된 것이다. 이러한 FFT 컨볼루션 블록은 컨볼루션을 사용한 고속 푸리에 변환을 통해 영상과 푸리에 도메인을 모두 사용하여 학습할 수 있다.
- [0038] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망이 포함하는 판별자의 구성도이다.
- [0039] 도 5를 참조하면, 판별자(500)가 포함하는 복수의 신경망 레이어들은 다운 샘플링부(510), 다중 작업 학습부(520)를 구현할 수 있고, 다중 작업 학습부(520)는 재구성부(521), 분류부(522) 및 분할부(523)를 포함할 수 있다. 다운 샘플링부(510)는 SN 컨볼루션 블록(spectral normalization convolution block)들과 다운 샘플러(down sampler)들을 포함할 수 있다. 재구성부(521)는 픽셀 셔플 블록(pixel shuffle block)들과 SN 컨볼루션 블록들을 포함할 수 있다. 분류부(522)는 리니어 블록(linear block)을 포함할 수 있다. 분할부(523)는 업 샘플러(up sampler)들과 SN 컨볼루션 블록들을 포함할 수 있다.
- [0040] 이러한 판별자(500)는 생성자(200)에 의해 생성된 디노이즈 페이크 의료영상이나 리얼 정상선량 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 입력 받아 다운 샘플링부(510) 및 다중 작업 학습부(520)를 통해 학습할 수 있다. 다중 작업 학습부(520)에 의한 처리의 출력으로는 재구성부(521)가 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상을 출력할 수 있고, 분류부(522)가 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과를 출력할 수 있으며, 분할부(523)가 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 출력할 수 있다. 그리고, 재구성부(521)에 의한 재구성 의료영상은 판별자(500)에 다시 입력되어 다운 샘플링부(510) 및 다중 작업 학습부(520)를 통해 다시 학습할 수 있다. 이러한 판별자(500)는 다중 작업 학습부(520)에 의한 출력의 판별자(500)에 입력된 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 학습 처리 및 다중 작업 학습 처리를 반복할 수 있다.
- [0041] 판별자(500)의 분할부(523)는 영역 분할 의료영상을 획득하기 위한 GAN 손실 계산 시 노이즈 의료영상과 디노이즈 의료영상 간에 차이가 없는 영역은 손실 계산에서 제외하는 NDS(non-difference suppression) 손실을 적용할 수 있다.
- [0042] 판별자(500)의 분류부(522) 및 분할부(523)는 재구성부(521)에 의한 재구성 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 결과가 이전의 다중 작업 학습 처리의 결과와 가까워야 한다는 정규화를 위하여 RC(reconstruction consistency) 손실을 적용할 수 있다.
- [0043] 도 1 내지 도 5를 참조하여 설명한 적대적 생성 신경망(111)의 학습이 완료된 후, 전자 장치(100)를 이용하여 저선량 의료영상, 즉 노이즈 의료영상에 대해 디노이즈 처리를 할 때에는 적대적 생성 신경망(111)의 생성자(200)를 이용할 수 있다. 디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하고, 적대적 생성 신경망(111)의 생성자에 노이즈 의료영상을 입력하여, 생성자(200)의 인공신경망에 의한 학습에 의한 따른 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득한다. 즉, 디노이즈 처리에 이용되는 전자 장치(100)에는 적대적 생성 신경망(111)의 판별자(500)가 탑재되지 않을 수 있다.
- [0044] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치의 학습 방법을 설명하기

위한 흐름도이고, 도 7은 본 발명의 일 실시예에 따라 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 의료 영상에 대해 디노이즈 처리를 하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

- [0045] 이하, 도 1 내지 도 7을 참조하여 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 의료영상 처리 방법들에 대해 자세히 살펴보기로 한다.
- [0046] 먼저, 적대적 생성 신경망(111)의 생성자(200)에 노이즈 의료영상을 입력하여, 생성자(200)의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득한다(S610).
- [0047] 적대적 생성 신경망(111)의 생성자(200)의 인코더(210) 및 디코더(220)는 도 3 및 도 4에 나타난 바와 같이 공지의 적대적 생성 신경망에 포함되는 생성자와 비교할 때에 FFT 컨볼루션 블록에 의한 처리가 추가된 것이다. 이러한 FFT 컨볼루션 블록은 컨볼루션을 사용한 고속 푸리에 변환을 통해 영상과 푸리에 도메인을 모두 사용하여 학습할 수 있다. 컨볼루션 연산은 고주파수 세부 정보를 추출하는 데 능숙하지만 저주파 정보를 탐색하는 기능이 부족할 수 있다. 푸리에 이론의 스펙트럴 컨볼루션(spectral convolution) 정리에 따르면 스펙트럼 영역에서 단일 값을 업데이트하면 이미지 전체에 전체적으로 영향을 미치므로 넓은 수용 필드의 이점을 제공한다. FFT 컨볼루션 블록을 추가하여 흐릿한 특징과 선명한 특징 사이의 고주파 및 저주파 차이를 모두 모델링하고 장단기 상호 작용을 모두 캡처함으로써 이점을 얻을 수 있다.
- [0048] 적대적 생성 신경망(111)의 판별자(500)에는 리얼 의료영상 또는 생성자(200)에 의해 생성된 디노이즈 페이크 의료영상을 판별 대상 의료영상으로서 입력한다. 여기서, 리얼 의료영상은 저선량이 아닌 정상선량으로 촬영해 획득한 의료영상으로서 생성자(200)에 입력되는 노이즈 의료영상(저선량 의료영상)보다 노이즈가 더 적을 수 있다.
- [0049] 판별자(500)에 입력된 판별 대상 의료영상은 다운 샘플링부(510)를 거쳐 다중 작업 학습부(520)에 입력되어 다중 작업 학습 처리가 수행된다.
- [0050] 판별자(500)에 의한 다중 작업 학습 처리의 출력으로서, 재구성부(521)는 판별 대상 의료영상을 재구성한 재구성 의료영상을 출력하고, 분류부(522)는 판별 대상 의료영상에 대하여 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과를 출력하며, 분할부(523)는 판별 대상 의료영상에 대하여 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 영역 분할 의료영상을 출력한다(S620).
- [0051] 이러한 다중 작업 학습 처리 중 분할부(523)는 영역 분할 의료영상을 획득할 때에, GAN 손실 계산 시 노이즈 의료영상과 디노이즈 의료영상 간에 차이가 없는 영역은 도 7에 나타난 바와 같이 손실 계산에서 제외하는 NDS 손실을 적용할 수 있다. 의료영상은 저선량 의료영상과 정상선량 의료영상을 비교하였을 때 특성상 동일한 배경과 뼈의 영역이 많은 부분을 차지하기 때문에 혼란을 야기할 수 있기에 차이가 없는 영역을 손실 계산에서 제외함으로써 GAN 훈련 성능을 향상시킬 수 있다.
- [0052] 아울러, 재구성부(521)가 출력하는 재구성 의료영상을 판별자(500)에 다시 입력하여 다중 작업 학습부(520)에 의한 다중 작업 학습 처리를 재수행할 수 있다. 여기서, 재구성 의료영상에 대하여 분류부(522)가 페이크 의료영상 또는 리얼 의료영상으로 분류한 결과 및 분할부(523)가 영역별로 페이크 영상영역과 리얼 영상영역으로 분할한 결과가 이전의 다중 작업 학습 처리의 결과와 가까워야 한다는 정규화를 위하여 RC 손실을 적용할 수 있다(S630).
- [0053] 적대적 생성 신경망(111)을 구성하는 생성자(200)와 판별자(500)는 다중 작업 학습 처리의 출력이 판별 대상 의료영상에 대응하는 정답에 가까워지도록 학습 처리 및 다중 작업 학습 처리를 반복한다(S640).
- [0054] 단계 S610 내지 S640을 통해 적대적 생성 신경망(111)에 대한 학습이 완료된 후, 처리 대상 의료영상으로부터 학습된 적대적 생성 신경망(111)을 이용해 디노이즈 처리를 수행할 경우에는 적대적 생성 신경망(111)의 생성자(200)가 이용된다. 예를 들어, 처리 대상 의료영상으로부터 디노이즈 처리를 수행할 전자 장치(100)의 적대적 생성 신경망(111)은 판별자(500)를 포함하지 않을 수 있다.
- [0055] 디노이즈 처리의 대상으로서 노이즈 의료영상을 준비하고(S810), 적대적 생성 신경망(111)의 생성자(200)에 노이즈 의료영상을 입력하여, 생성자(200)의 인공신경망에 의한 학습에 의한 처리의 출력으로서 디노이즈 페이크 의료영상을 획득한다(S820). 여기서, 생성자(200)는 앞서 설명한 바와 같이 단계 S610 내지 S640을 통해 적대적 생성 신경망(111)에 대한 학습이 완료된 것일 수 있다.
- [0056] 도 9는 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 디노이즈 처리 결

과를 다른 의료영상 처리 기술들과 비교한 것이다.

[0057] 도 9에서 비교한 다른 의료영상 처리 기술들은 다음과 같다.

[0058] RED-CNN: Chen, H., Zhang, Y., Kalra, M.K., Lin, F., Chen, Y., Liao, P., Zhou, J., Wang, G.: Low-dose CT with a residual encoder-decoder convolutional neural network. IEEE transactions on medical imaging 36, 2524-2535 (2017)

[0059] EDCNN: Liang, T., Jin, Y., Li, Y., Wang, T.: Edcnn: Edge enhancement-based densely connected network with compound loss for low-dose ct denoising. In: 2020 15th IEEE International Conference on Signal Processing (ICSP), pp. 193-198. IEEE, (Year)

[0060] Restormer: Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S., Hayat, M., Khan, F.S., Yang, M.-H.: Restormer: Efficient transformer for high-resolution image restoration. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 5728-5739. (Year)

[0061] CTformer: Wang, D., Fan, F., Wu, Z., Liu, R., Wang, F., Yu, H.: CTformer: Convolution-free Token2Token Dilated Vision Transformer for Low-dose CT Denoising. arXiv preprint arXiv:2202.13517 (2022)

[0062] WGAN-VGG: Yang, Q., Yan, P., Zhang, Y., Yu, H., Shi, Y., Mou, X., Kalra, M.K., Zhang, Y., Sun, L., Wang, G.: Low-dose CT image denoising using a generative adversarial network with Wasserstein distance and perceptual loss. IEEE transactions on medical imaging 37, 1348-1357 (2018)

[0063] MAP-NN: Shan, H., Padole, A., Homayounieh, F., Kruger, U., Khera, R.D., Nitiwarangkul, C., Kalra, M.K., Wang, G.: Competitive performance of a modularized deep neural network compared to commercial algorithms for low-dose CT image reconstruction. Nature Machine Intelligence 1, 269-276 (2019)

[0064] DU-GAN: Huang, Z., Zhang, J., Zhang, Y., Shan, H.: DU-GAN: Generative adversarial networks with dual-domain U-Net-based discriminators for low-dose CT denoising. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 71, 1-12 (2021)

[0065] 표 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치에 의한 디노이즈 처리 결과를 다른 의료영상 처리 기술들과 비교 분석하기 위한 정량적 결과이다.

표 1

처리기술	FID ↓	PL ↓	TML ↓	RMSE ↓	PSNR ↑	SSIM ↑
RED-CNN	34.7098	0.1493	15.5072	0.0330	33.3131	0.9012
EDCNN	38.0299	0.1487	14.9475	0.0343	32.9481	0.8988
Restormer	32.7898	0.1469	15.2586	0.0323	33.5237	0.9026
CTformer	33.5319	0.1496	14.2172	0.0344	32.1764	0.8979
WGAN-VGG	53.9002	0.2629	29.7508	0.0589	26.3789	0.8454
MAP-NN	19.5778	0.1373	11.4723	0.0383	32.0321	0.8995
DU-GAN	18.8156	0.1285	10.5245	0.0364	32.5533	0.9035
Ours	17.6212	0.1276	10.3559	0.0369	31.2932	0.9037
GT(NDCT)	9.8371	0.0	0.0	0.0	100.0	1.0
Input(LDCT)	39.7624	0.1821	20.4434	0.0575	28.9550	0.8743

[0067] 표 1의 정량적 결과는 본 발명의 실시예에 따른 의료영상 처리가 다른 처리 기술들보다 FID, PL, TML 및 SSIM 성능이 가장 우수하고 RMSE 및 PSNR에서 경쟁력 있는 성능을 가지고 있음을 보여준다. 도 3에서 볼 수 있듯이 본 발명의 실시예에 따른 의료영상 처리의 결과는 임상적으로 중요한 해부학적 구조를 보존하여 방사선 전문의에게 친숙한 이미지를 생성한다.

[0068] 한편, 전술한 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법에 포함된 각각의 단계는, 이러한 단계를 수행하도록 프로그램된 컴퓨터 프로그램을 기록하는 컴퓨터 판독가능한 기록매체에서 구현될 수 있다.

[0069] 또한, 전술한 실시예에 따른 적대적 생성 신경망을 이용한 의료영상 처리 장치가 수행하는 의료영상 처리 방법에 포함된 각각의 단계는, 이러한 단계를 수행하도록 프로그램된, 컴퓨터 판독가능한 기록매체에 저장된 컴퓨터

프로그램의 형태로 구현될 수 있다.

[0070] 본 발명에 첨부된 각 흐름도의 각 단계의 조합들은 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들에 의해 수행될 수도 있다. 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 범용 컴퓨터, 특수용 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 프로세서에 탑재될 수 있으므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비의 프로세서를 통해 수행되는 그 인스트럭션들이 흐름도의 각 단계에서 설명된 기능들을 수행하는 수단을 생성하게 된다. 이들 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 특정 방식으로 기능을 구현하기 위해 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 지향할 수 있는 컴퓨터 이용 가능 또는 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장되는 것도 가능하므로, 그 컴퓨터 이용가능 또는 컴퓨터 판독 가능 기록매체에 저장된 인스트럭션들은 흐름도의 각 단계에서 설명된 기능을 수행하는 인스트럭션 수단을 내포하는 제조 품목을 생산하는 것도 가능하다. 컴퓨터 프로그램 인스트럭션들은 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에 탑재되는 것도 가능하므로, 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비 상에서 일련의 동작 단계들이 수행되어 컴퓨터로 실행되는 프로세스를 생성해서 컴퓨터 또는 기타 프로그램 가능한 데이터 프로세싱 장비를 수행하는 인스트럭션들은 흐름도의 각 단계에서 설명된 기능들을 실행하기 위한 단계들을 제공하는 것도 가능하다.

[0071] 또한, 각 단계는 특정된 논리적 기능(들)을 실행하기 위한 하나 이상의 실행 가능한 인스트럭션들을 포함하는 모듈, 세그먼트 또는 코드의 일부를 나타낼 수 있다. 또, 몇 가지 대체 실시예들에서는 단계들에서 언급된 기능들이 순서를 벗어나서 발생하는 것도 가능함을 주목해야 한다. 예컨대, 잇달아 도시되어 있는 두 개의 단계들은 사실 실질적으로 동시에 수행되는 것도 가능하고 또는 그 단계들이 때때로 해당하는 기능에 따라 역순으로 수행되는 것도 가능하다.

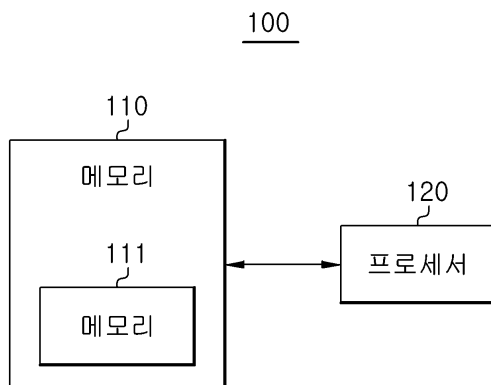
[0072] 이상의 설명은 본 발명의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 발명의 본질적인 품질에서 벗어나지 않는 범위에서 다양한 수정 및 변형이 가능할 것이다. 따라서, 본 발명에 개시된 실시예들은 본 발명의 기술 사상을 한정하기 위한 것이 아니라 설명하기 위한 것이고, 이러한 실시예에 의하여 본 발명의 기술 사상의 범위가 한정되는 것은 아니다. 본 발명의 보호 범위는 아래의 청구범위에 의하여 해석되어야 하며, 그와 균등한 범위 내에 있는 모든 기술사상은 본 발명의 권리범위에 포함되는 것으로 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

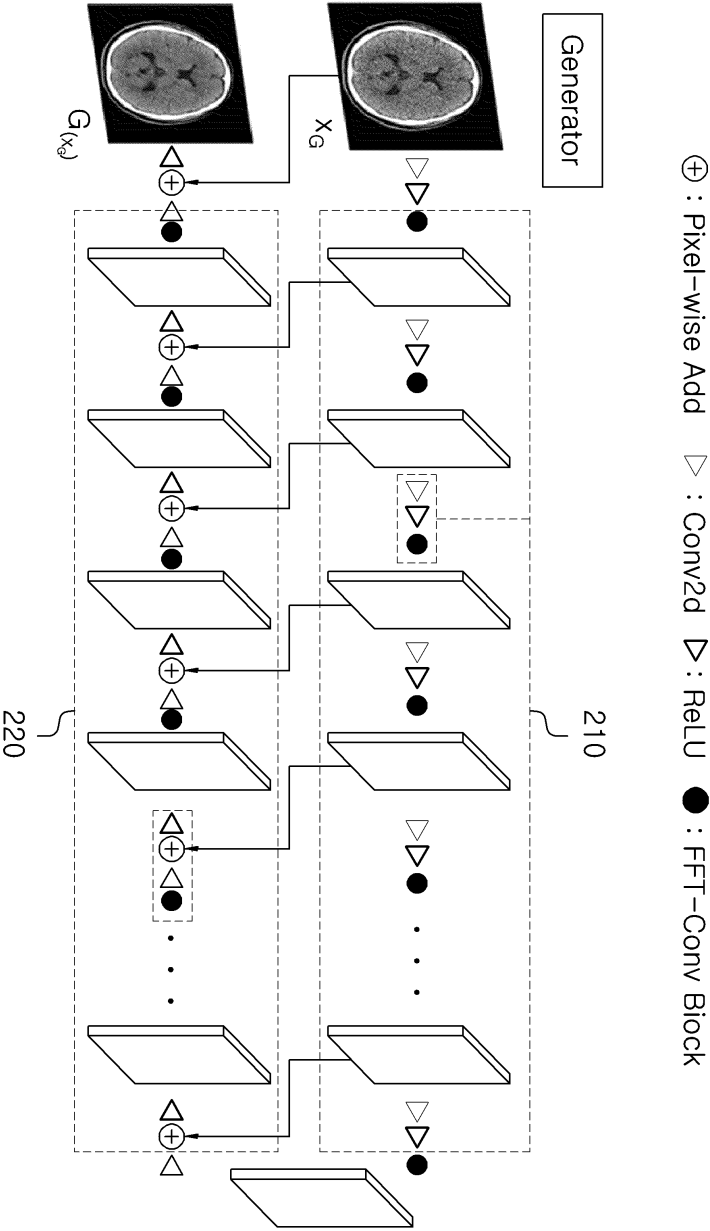
[0073] 100: 의료영상 처리 장치
110: 메모리
111: 적대적 생성 신경망
120: 프로세서

도면

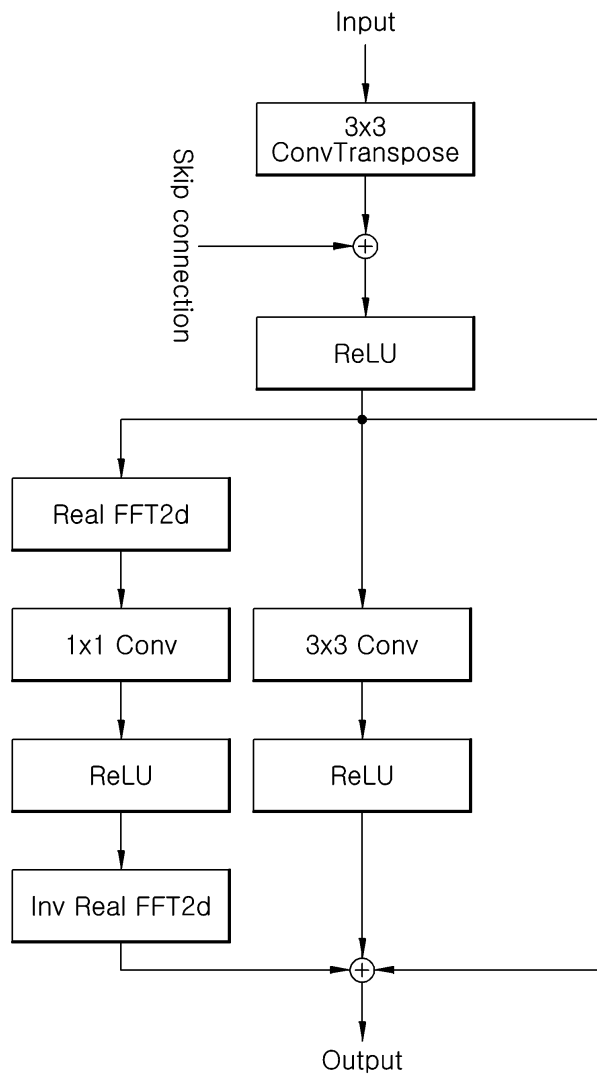
도면1



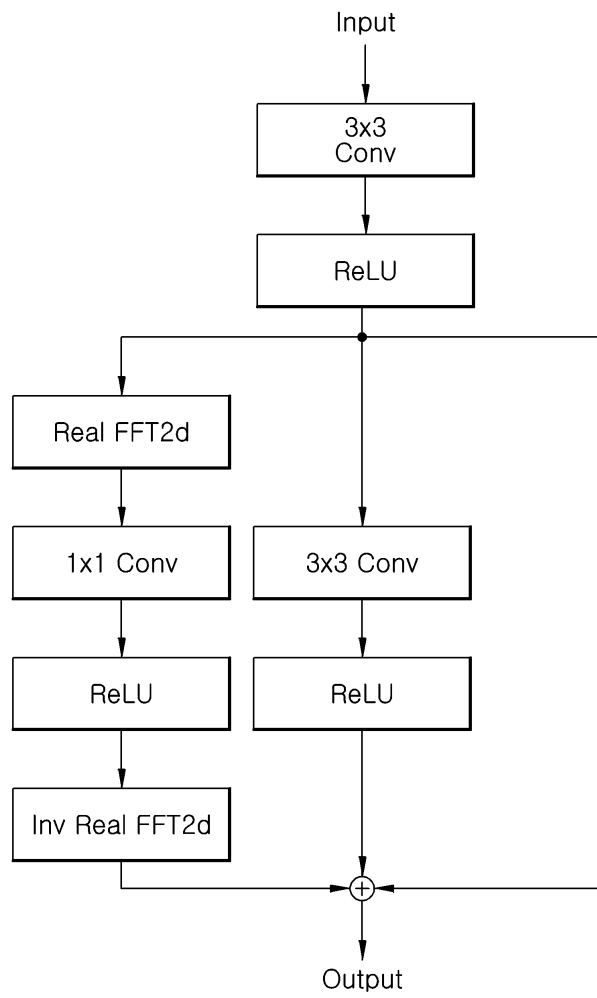
도면2



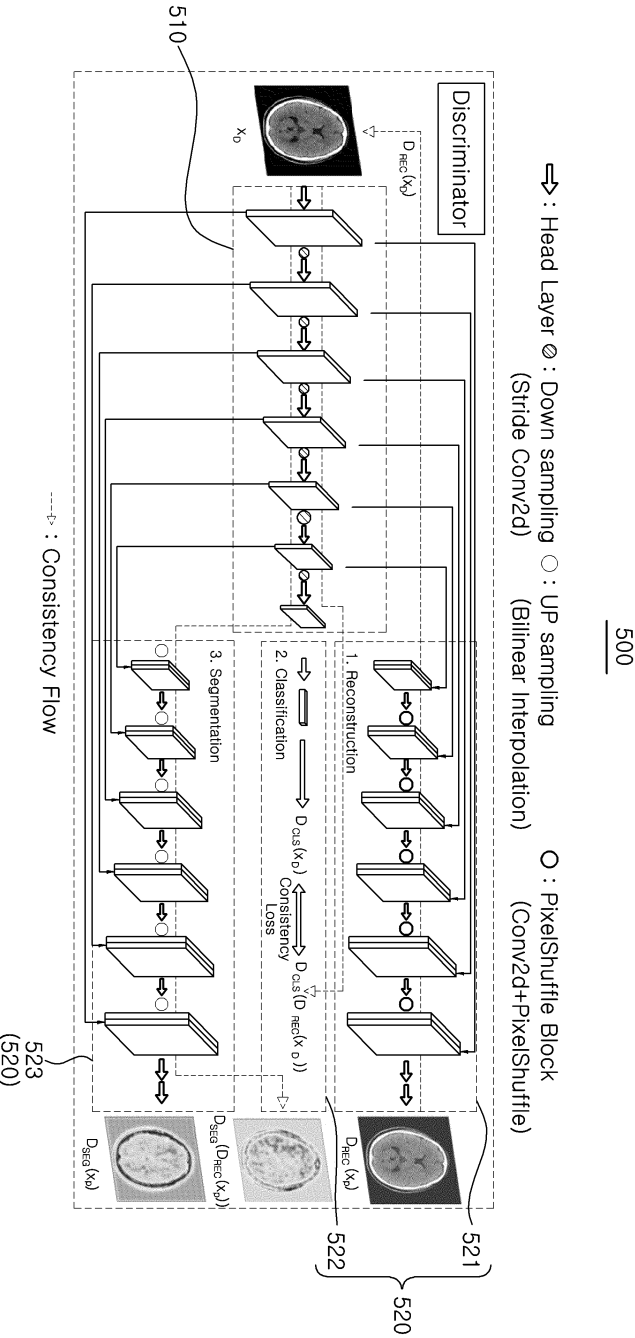
도면3



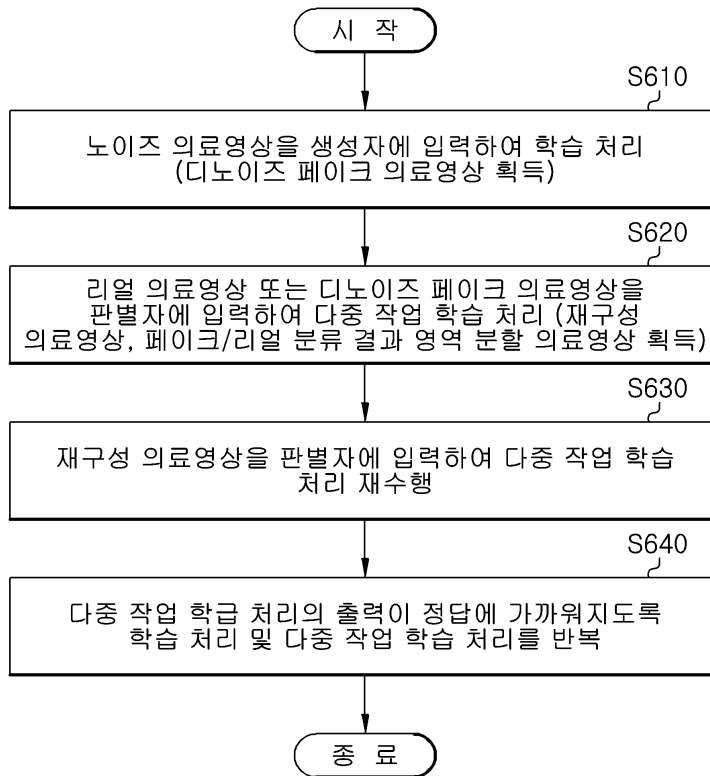
도면4



도면5

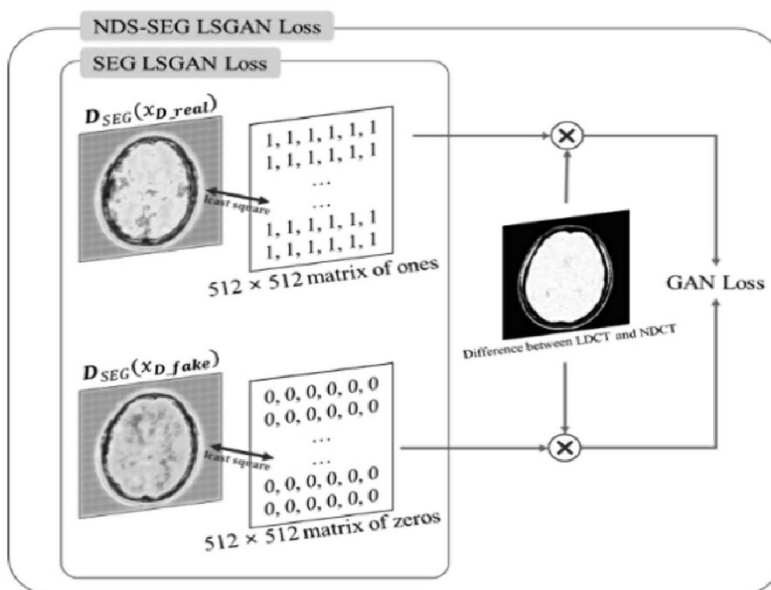


도면6



도면7

100



도면8

