



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0023033
(43) 공개일자 2025년02월18일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G16H 30/40 (2018.01) A61B 6/03 (2025.01)
G06N 3/08 (2023.01) G06T 11/00 (2006.01)
G06T 7/11 (2017.01) G06T 7/40 (2017.01)
G06V 10/82 (2022.01) G16H 30/20 (2018.01)
G16H 50/00 (2018.01)

(52) CPC특허분류

G16H 30/40 (2018.01)
A61B 6/032 (2013.01)

(21) 출원번호 10-2023-0103990

(22) 출원일자 2023년08월09일

심사청구일자 2023년08월09일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

곽정원

서울특별시 서대문구 독립문로 10, 104동 1306호 (영천동, 독립문삼호아파트)

조용원

서울특별시 강동구 고덕로 360, 332동 1504호 (상일동, 고덕아르테온)

조성범

서울특별시 서초구 신반포로 267, 340동 705호 (잠원동, 신반포21차)

(74) 대리인

박기갑

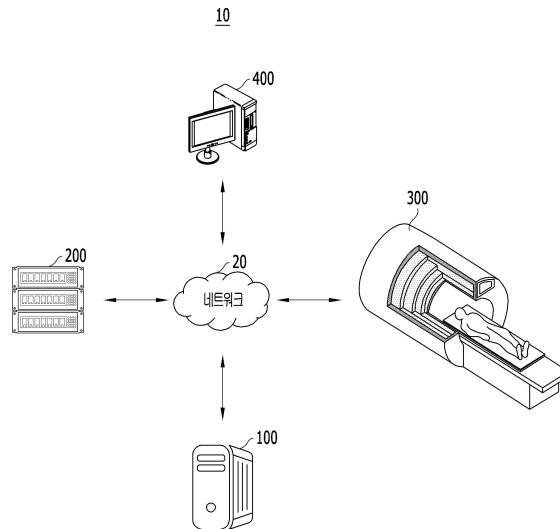
전체 청구항 수 : 총 17 항

(54) 발명의 명칭 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법

(57) 요약

인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법이 개시되며, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은, 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 상기 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계, 상기 학습 데이터에 기초하여, 상기 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 상기 대상 영상에 기초하여 상기 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시키는 단계, 상기 대상 영상을 수신하는 단계 및 상기 인공지능 모델에 기초하여 상기 변환 영상을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/088 (2023.01)
 G06T 11/003 (2013.01)
 G06T 7/11 (2017.01)
 G06T 7/40 (2013.01)
 G06V 10/82 (2022.01)
 G16H 30/20 (2018.01)
 G16H 50/00 (2021.08)
 G06T 2207/30056 (2013.01)
 G06T 2210/41 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1465037324
과제번호	HR22C1302010022
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	한국보건산업진흥원의 보건의료기술연구개발사업
연구과제명	옴니버스 (Omni-verse) 플랫폼 기반 환자 맞춤형 초개인화디지털 의료 생태계 구축
기 여 율	1/1
과제수행기관명	고려대학교안암병원
연구기간	2022.07.01 ~ 2030.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 있어서,

대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 상기 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계;

상기 학습 데이터에 기초하여, 상기 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 상기 대상 영상에 기초하여 상기 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시키는 단계;

상기 대상 영상을 수신하는 단계; 및

상기 인공지능 모델에 기초하여 상기 변환 영상을 생성하는 단계,
를 포함하는, 변환 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1유형은 다이나믹 CT(Computed Tomography) 영상이고, 상기 제2유형은 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA) 영상인 것을 특징으로 하는, 변환 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 학습 데이터를 수집하는 단계 이후에,

상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상 각각으로부터 상기 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행하는 단계,

를 더 포함하는 것인, 변환 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는,

상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상에 대하여 슬라이스 매칭을 적용하는 것을 특징으로 하는, 변환 방법.

청구항 5

제2항에 있어서,

상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는,

생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 상기 인공지능 모델을 학습시키는 것인, 변환 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘인 것을 특징으로 하는, 변환 방법.

청구항 7

제5항에 있어서,

상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는,

복수의 손실 함수를 기초로 하여 상기 인공지능 모델을 구축하는 것이되,

상기 복수의 손실 함수는,

GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 변환 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 복수의 손실 함수는,

상기 제1학습 영상과 상기 제2학습 영상에 반영된 상기 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수를 더 포함하는 것인, 변환 방법.

청구항 9

제1항에 있어서,

상기 대상 영상과 상기 변환 영상을 상호 마스킹하여 조명 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출하는 단계,

를 더 포함하는 것인, 변환 방법.

청구항 10

인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 있어서,

대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 대상 영상을 획득하는 단계; 및

기 구축된 인공지능 모델에 상기 대상 영상을 입력하여 상기 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 단계,

를 포함하고,

상기 인공지능 모델은,

상기 제1유형의 의료 영상으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1학습 영상 및 상기 제2유형의 의료 영상으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2학습 영상을 포함하도록 수집된 학습 데이터에 기초하여 구축되는 것인, 변환 방법.

청구항 11

인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 있어서,

대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 상기 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집하는 수집부;

상기 학습 데이터에 기초하여, 상기 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 상기 대상 영상에 기초하여 상기 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시키는 학습부;

상기 대상 영상을 수신하는 입력부; 및

상기 인공지능 모델에 기초하여 상기 변환 영상을 생성하는 변환부,

를 포함하는, 변환 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제1유형은 다이나믹 CT(Computed Tomography) 영상이고, 상기 제2유형은 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA) 영상인 것을 특징으로 하는, 변환 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 학습부는,

생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 상기 인공지능 모델을 학습시키되,

상기 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘을 포함하는 것인, 변환 장치.

청구항 14

제13항에 있어서,

상기 학습부는,

복수의 손실 함수를 기초로 하여 상기 인공지능 모델을 구축하되,

상기 복수의 손실 함수는,

GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함하는 것인, 변환 장치.

청구항 15

제14항에 있어서,

상기 복수의 손실 함수는,

상기 제1학습 영상과 상기 제2학습 영상에 반영된 상기 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수를 더 포함하는 것인, 변환 장치.

청구항 16

제11항에 있어서,

상기 대상 영상과 상기 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출하는 진단 보조부,

를 더 포함하는 것인, 변환 장치.

청구항 17

인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 있어서,

대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 대상 영상을 획득하는 입력부; 및

기 구축된 인공지능 모델에 상기 대상 영상을 입력하여 상기 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 변환부,

를 포함하고,

상기 인공지능 모델은,

상기 제1유형의 의료 영상으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1학습 영상 및 상기 제2유형의 의료 영상

으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2학습 영상을 포함하도록 수집된 학습 데이터에 기초하여 구축되는 것인, 변환 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본원은 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법에 관한 것이다. 예를 들면, 본원은 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)을 이용한 간 부위 병변 진단을 위한 인공지능 기반의 영상 분석 기법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 간암에 대한 인공지능을 활용한 진단은 현재 활발하게 연구가 이뤄지고 있는 분야로서, 초음파, CT, MRI 등을 이용한 영상 진단에서부터 단백질 구조 분석 등 임상적인 진단까지 다양한 검사기법에 대한 인공지능을 접목한 연구가 이뤄지고 있다.

[0003] 일례로, 컨볼루션 신경망(Convolutional Neural Network, CNN) 기반의 딥러닝을 통해 역동적 조영증강 CT(liver dynamic CT, LD CT)에서 간 병변을 감별진단 하는 인공지능 연구가 2018년 Radiology에 발표된바 있다.

[0004] 한편, 간암의 조기 진단 시, 약 1cm 미만의 작은 크기의 고등급 이형성 결절(High grade dysplastic nodule)과 조기 간세포암종(early HCC)은 감별진단이 매우 어려우며, 이러한 병변들은 LD CT와 MRI에서 뚜렷한 조영증강을 보이지 않는 경우가 많은 특징을 가진다.

[0005] 또한, 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Imaging, MRI)는 CT에 비해 민감도와 특이도가 높은 검사지만 검사 시간이 오래 걸리며, 금속인공물, 호흡조절 곤란, 폐쇄공포증이 있는 환자에서는 검사 시행이 어렵고 장비의 가격이 비싸고 부피가 커 소규모의 의료기관에서 운용하기 어려운 점이 있고, 이와 대비하여 CT는 방사선 노출이 있다는 단점이 있지만 빠른 촬영시간으로 움직임 인공물이 적으며 MRI에 비해 공간해상도가 높고 대부분의 의료기관에서 운용하고 있어 MRI에 비해 접근이 용이하다는 장점이 있다.

[0006] 아울러, 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA)는 특이 1cm 미만의 작은 간세포암에 대한 민감도가 CT, MRI에 비해 높은 검사로서 간세포암을 조기 진단하는데 가장 민감한 검사로 알려져 있으나, 환자의 대퇴동맥을 천자해 카테터를 내장동맥까지 위치시킨 후 CT를 시행해야 하는 침습적인 검사이므로 스크리닝 검사로 활용할 수 없다는 한계가 있다.

[0007] 본원의 배경이 되는 기술은 한국등록특허공보 제10-2321487호에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0008] 본원은 전술한 종래 기술의 문제점을 해결하기 위한 것으로서, 상대적으로 쉽게 촬영할 수 있는 LD CT 영상을 소스로 이용해 민감도가 높은 CT HA 영상을 구현할 수 있는 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법을 제공하려는 것을 목적으로 한다.

[0009] 다만, 본원의 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제들로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기한 기술적 과제를 달성하기 위한 기술적 수단으로서, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은, 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 상기 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집하는 단계, 상기 학습 데이터에 기초하여, 상기 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 상기 대상 영상에 기초하여 상기 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시키는 단계, 상기 대상 영상을 수신하는 단계 및 상기 인공지능 모델에 기초하여 상기 변환 영상을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

- [0011] 또한, 상기 제1유형은 다이내믹 CT(Computed Tomography) 영상이고, 상기 제2유형은 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA) 영상일 수 있다.
- [0012] 또한, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은, 상기 학습 데이터를 수집하는 단계 이후에, 상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상 각각으로부터 상기 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0013] 또한, 상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는, 상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상에 대하여 슬라이스 매칭을 적용할 수 있다.
- [0014] 또한, 상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는, 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 상기 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0015] 또한, 상기 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘일 수 있다.
- [0016] 또한, 상기 인공지능 모델을 학습시키는 단계는, 복수의 손실 함수를 기초로 하여 상기 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0017] 또한, 상기 복수의 손실 함수는, GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0018] 또한, 상기 복수의 손실 함수는, 상기 제1학습 영상과 상기 제2학습 영상에 반영된 상기 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 상기 제1학습 영상 및 상기 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수를 포함할 수 있다.
- [0019] 또한, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은, 상기 대상 영상과 상기 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0020] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은, 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 대상 영상을 획득하는 단계 및 기 구축된 인공지능 모델에 상기 대상 영상을 입력하여 상기 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0021] 또한, 상기 인공지능 모델은, 상기 제1유형의 의료 영상으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1학습 영상 및 상기 제2유형의 의료 영상으로서 상기 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2학습 영상을 포함하도록 수집된 학습 데이터에 기초하여 구축될 수 있다.
- [0022] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치는, 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 상기 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집하는 수집부, 상기 학습 데이터에 기초하여, 상기 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 상기 대상 영상에 기초하여 상기 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시키는 학습부, 상기 대상 영상을 수신하는 입력부 및 상기 인공지능 모델에 기초하여 상기 변환 영상을 생성하는 변환부를 포함할 수 있다.
- [0023] 또한, 상기 학습부는, 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 상기 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0024] 또한, 상기 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘을 포함할 수 있다.
- [0025] 또한, 상기 학습부는, 복수의 손실 함수를 기초로 하여 상기 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0026] 또한, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치는, 상기 대상 영상과 상기 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출하는 진단 보조부를 포함할 수 있다.
- [0027] 한편, 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치는, 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 대상 영상을 획득하는 입력부 및 기 구축된 인공지능 모델에 상기 대상 영상을 입력

하여 상기 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 변환부를 포함할 수 있다.

[0028] 상술한 과제 해결 수단은 단지 예시적인 것으로서, 본원을 제한하려는 의도로 해석되지 않아야 한다. 상술한 예시적인 실시예 외에도, 도면 및 발명의 상세한 설명에 추가적인 실시예가 존재할 수 있다.

발명의 효과

[0029] 전술한 본원의 과제 해결 수단에 의하면, 상대적으로 쉽게 촬영할 수 있는 LD CT 영상을 소스로 이용해 민감도가 높은 CT HA 영상을 구현할 수 있는 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

[0030] 다만, 본원에서 얻을 수 있는 효과는 상기된 바와 같은 효과들로 한정되지 않으며, 또 다른 효과들이 존재할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0031] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치를 포함하는 의료 영상 제공 시스템의 개략적인 구성도이다.

도 2는 제1유형 의료 영상과 제2유형 의료 영상을 비교하여 나타낸 도면이다.

도 3은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 의해 수행되는 의료 영상의 이중 변환 기법의 전체 프로세스를 개략적으로 나타낸 개념도이다.

도 4는 입력된 대상 영상을 가상의 이중 유형의 의료 영상인 변환 영상으로 변환하는 인공지능 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 개념도이다.

도 5a 및 도 5b는 실제 제1유형 영상, 실제 제2유형 영상 및 본원에서 개시하는 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 의해 도출된 변환 영상을 비교하여 나타낸 도면이다.

도 6은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치의 개략적인 구성도이다.

도 7은 본원의 제1실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 동작 흐름도이다.

도 8은 본원의 제2실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 동작 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0032] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0033] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결" 또는 "간접적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0034] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 "상에", "상부에", "상단에", "하에", "하부에", "하단에" 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0035] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성 요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성 요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성 요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0036] 본원은 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치 및 방법에 관한 것이다. 예를 들면, 본원은 생성적 적대 신경망(Generative Adversarial Network, GAN)을 이용한 간 부위 병변 진단을 위한 인공지능 기반의 영상 분석 기법에 관한 것이다.

[0037] 도 1은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치를 포함하는 의료 영상 제공 시스템의 개략적인 구성도이다.

[0038] 도 1을 참조하면, 본원의 일 실시예에 따른 의료 영상 제공 시스템(10)은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기

반의 의료 영상 변환 장치(100)(이하, '변환 장치(100)'라 한다.), 학습 DB(200), 의료 영상 촬영 장치(300) 및 사용자 단말(400)을 포함할 수 있다.

[0039] 한편, 의료 영상 제공 시스템(10)은 병원, 의료기관 등과 연계하여 구축되는 의료 영상 저장/전송 시스템(Picture Archiving and Communication System, PACS)을 지칭하는 것일 수 있으며, 변환 장치(100)는 의료 영상 제공 시스템(10)에 포함되는 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 촬영된 의료 영상을 의료 영상 촬영 장치(300)로부터 대상 영상으로서 획득하여, 대상 영상에 대응하는 가상의 변환 영상을 출력하는 별도의 디바이스로 구현되거나 의료 영상 촬영 장치(300)에 탑재되는 형태(예를 들면, 의료 영상 촬영 장치(300)에 설치되는 소프트웨어, 프로그램 형태 등)로 구현되는 것일 수 있다.

[0040] 변환 장치(100), 학습 DB(200), 의료 영상 촬영 장치(300) 및 사용자 단말(400) 상호간은 네트워크(20)를 통해 통신할 수 있다. 네트워크(20)는 단말들 및 서버들과 같은 각각의 노드 상호간에 정보 교환이 가능한 연결 구조를 의미하는 것으로, 이러한 네트워크(20)의 일 예에는, 3GPP(3rd Generation Partnership Project) 네트워크, LTE(Long Term Evolution) 네트워크, 5G 네트워크, WIMAX(World Interoperability for Microwave Access) 네트워크, 인터넷(Internet), LAN(Local Area Network), Wireless LAN(Wireless Local Area Network), WAN(Wide Area Network), PAN(Personal Area Network), wifi 네트워크, 블루투스(Bluetooth) 네트워크, 위성 방송 네트워크, 아날로그 방송 네트워크, DMB(Digital Multimedia Broadcasting) 네트워크 등이 포함되나 이에 한정되지는 않는다.

[0041] 학습 DB(200)는 이하에서 상세히 후술하는 변환 장치(100)의 인공지능 모델을 생성하는 훈련(Training) 과정에서 활용되는 학습 데이터를 저장하는 데이터베이스, 서버 등일 수 있다. 보다 구체적으로, 학습 DB(200)는 대상자에 대하여 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 해당 대상자(동일 대상자)에 대하여 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 저장할 수 있다. 또한, 학습 DB(200)는 복수의 대상자 각각에 대한 제1학습 영상 및 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터 셋을 보유하는 것일 수 있다.

[0042] 의료 영상 촬영 장치(300)는 변환 장치(100)에 의해 이종 유형의 가상의 의료 영상(변환 영상)으로 변환될 대상 영상을 촬영하는 디바이스일 수 있다. 달리 말해, 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 촬영된 대상 영상은 변환 장치(100)로 전달되어 가상의 이종 의료 영상으로 변환되는 것일 수 있다.

[0043] 본원의 일 실시예에 따르면, 의료 영상 촬영 장치(300)는 컴퓨터 단층촬영(Computerized Tomography, CT) 스캐너일 수 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니다. 다른 예로, 의료 영상 촬영 장치(300)는 X-선 촬영 장치, 자기공명영상(Magnetic Resonance Imaging, MRI) 스캐너, 초음파 영상 촬영 장치 등일 수 있다. 또한, 의료 영상 촬영 장치(300)의 유형에 따라 변환 장치(100)로 제공되는 의료 영상(달리 말해, 후술하는 대상 영상 등)은 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography, CT) 영상(CT 이미지), X-선 영상, 자기공명영상(MRI) 영상, 초음파 영상 등에 해당할 수 있다.

[0044] 구체적으로, 본원의 일 실시예에 따르면, 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 획득되는 대상 영상, 후술하는 인공지능 모델의 구축을 위한 학습 데이터 셋으로 활용되는 제1학습 영상 및 제2학습 영상은 DICOM(Digital Imaging and Communications in Medicine) 이미지일 수 있다.

[0045] 참고로, 도 1에는 변환 장치(100)가 의료 영상 촬영 장치(300)와 독립적인 디바이스로 구비되는 것으로 도시되어 있으나, 이에만 한정되는 것은 아니고, 본원의 구현예에 따라서는 변환 장치(100)가 의료 영상 촬영 장치(300)의 하위 모듈로서 의료 영상 촬영 장치(300)에 탑재(Embedding)되어 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 촬영된 영상을 후술하는 바와 같이 이종 유형의 의료 영상으로 모사되는 가상의 영상을 출력하도록 동작하는 것일 수도 있다.

[0046] 사용자 단말(400)은 예를 들면, 스마트폰(Smartphone), 스마트패드(SmartPad), 태블릿 PC 등과 PCS(Personal Communication System), GSM(Global System for Mobile communication), PDC(Personal Digital Cellular), PHS(Personal Handyphone System), PDA(Personal Digital Assistant), IMT(International Mobile Telecommunication)-2000, CDMA(Code Division Multiple Access)-2000, W-CDMA(W-Code Division Multiple Access), Wibro(Wireless Broadband Internet) 단말기 같은 모든 종류의 무선 통신 장치일 수 있다. 예를 들어, 사용자 단말(400)은 대상 영상 및 대상 영상으로부터 변환된 가상의 이종 의료 영상인 변환 영상 중 적어도 하나를 출력하는 디바이스일 수 있다.

[0047] 도 2는 제1유형 의료 영상과 제2유형 의료 영상을 비교하여 나타낸 도면이다.

[0048] 도 2를 참조하면, 본원에서 개시하는 변환 장치(100)는 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료

영상인 대상 영상을 획득(수신)하고, 기 구축된 인공지능 모델에 획득한 대상 영상을 입력하여 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하도록 동작할 수 있다.

- [0049] 이와 관련하여 본원의 실시예에 관한 설명에서 제1유형 의료 영상은 다이나믹 CT(Computed Tomography) 영상("LD CT", 도 2의 (a) 참조)이고, 제2유형 의료 영상은 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA) 영상("CT HA", 도 2의 (b) 참조)일 수 있다.
- [0050] 도 2를 참조하면, 간 동맥 조영 CT(Computed Tomography during hepatic arteriography, CTHA)는 특히 1cm 미만의 작은 간세포암에 대한 민감도가 CT, MRI에 비해 높은 검사로서 간세포암을 조기 진단하는데 가장 민감한 검사로 알려져 있으나, 환자의 대퇴동맥을 천자해 카테터를 내장동맥까지 위치시킨 후 CT를 시행해야 하는 침습적인 검사이므로 스크리닝 검사로 활용할 수 없다는 한계가 있는 점을 고려하여, 본원에서 개시하는 변환 장치(100)는 비침습적으로 촬영될 수 있어 상대적으로 촬영이 용이한 LD CT 영상(제1유형의 의료 영상)을 소스로 하여 민감도가 높은 CT HA 영상(제2유형의 의료 영상)을 구현하도록 동작할 수 있다.
- [0051] 이와 관련하여 도 3은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 의해 수행되는 의료 영상의 이중 변환 기법의 전체 프로세스를 개략적으로 나타낸 개념도이다.
- [0052] 도 3을 참조하면, 변환 장치(100)는 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집할 수 있다.
- [0053] 구체적으로 도 3을 참조하면, 변환 장치(100)는 동일 대상자에 대한 한 쌍의(Paired) 제1학습 영상 및 제2학습 영상을 학습 데이터로서 수집할 수 있다. 또한, 변환 장치(100)는 복수의 대상자 각각에 대하여 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 함께 수집하여 후술하는 인공지능 모델의 학습을 위한 데이터 셋으로 활용할 수 있다.
- [0054] 또한, 변환 장치(100)는 학습 데이터로서 획득된 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각으로부터 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행할 수 있다. 구체적으로 변환 장치(100)는 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각에 반영된 간 부위를 선택적으로 추출 및 분할하기 위한 인공지능 기반의 세그멘테이션 알고리즘을 구비할 수 있다(CT내 liver segmentation).
- [0055] 또한, 변환 장치(100)는 수집된 학습 데이터에 기초하여, 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 입력된 대상 영상에 기초하여 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0056] 도 4는 입력된 대상 영상을 가상의 이중 유형의 의료 영상인 변환 영상으로 변환하는 인공지능 모델을 학습시키는 과정을 설명하기 위한 개념도이다.
- [0057] 도 4를 참조하면, 변환 장치(100)는 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0058] 한편, 본원의 일 실시예에 따르면, 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘을 포함할 수 있다.
- [0059] 이와 관련하여 U-GAT-IT GAN 알고리즘은 이미지 간 변환(image to image translation)을 수행하여 가상의 이미지(synthetic image)를 출력하는 딥러닝 기반의 알고리즘으로서, 추출된 간 부위에 대한 제1학습 영상과 제2학습 영상을 간 부위 및 간 부위 내의 병변이 강조되도록 하는 관독영상 윈도잉을 적용하고, 다양한 유형의 증강 기법을 적용하여 학습을 수행할 수 있고, U-GAT-IT GAN 알고리즘 기반 모델은 종래의 인공지능 모델이 이중 이미지 내에 반영된 형상(shape)과 텍스처(texture)를 비대칭적으로 학습되는 특성을 개선하여 형상(shape)과 텍스처(texture) 사이의 대칭적인 학습이 이루어지도록 하여 종래의 GAN 모델 대비 우수한 성능을 보인다.
- [0060] 다른 예로, 변환 장치(100)는 순방향(Forward) 사이클 및 역방향(Backward) 사이클을 포함하는 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 인공지능 모델을 학습시키는 것일 수 있다. 여기서, 순방향(Forward) 사이클 및 역방향(Backward) 사이클을 포함하는 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘은 CycleGAN 등으로 달리 지칭될 수 있다.
- [0061] 이와 관련하여, 변환 장치(100)는 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상에 기초하여 제2유형에 해당하는 가상의

의료 영상인 제2유형 변환 영상을 생성하는 생성기(도 4의 'Generator') 및 생성된 제2유형 변환 영상의 진위 여부를 판단하는 판별기(도 4의 'Classifier')를 통한 순방향(Forward) 학습을 수행할 수 있다.

[0062] 또한, 이와 대응되게 변환 장치(100)의 생성기는 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상에 기초하여 제1유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 제1유형 변환 영상을 생성할 수 있고, 마찬가지로 판별기는 생성된 제1유형 변환 영상의 진위 여부를 판단하는 역방향(Backward) 학습을 수행할 수 있다.

[0063] 구체적으로, 순방향 학습을 위하여, 판별기는 생성기에 의해 생성된 모사 영상인 제2유형 변환 영상의 진위 여부를 실제로 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상 중 적어도 일부에 기초하여 판별하는 것일 수 있으며, 마찬가지로, 역방향 학습을 위하여, 판별기는 생성기에 의해 생성된 모사 영상인 제1유형 변환 영상의 진위 여부를 실제로 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 중 적어도 일부에 기초하여 판별하는 것일 수 있다.

[0064] 종합하면, 변환 장치(100)는 입력된 제1유형의 의료 영상을 기초로 제2유형에 대응하도록 모사되는 가상의 변환 영상을 반복하여 생성(재구성)하는 과정과, 생성된 변환 영상의 진위 여부를 반복하여 판별하는 과정의 경쟁적인 반복 수행을 통해 대상 영상에 대한 재구성(변환) 프로세스를 보다 정밀하게 수행하도록 하는 순방향 학습(Forward Cycle) 및 입력된 제2유형의 의료 영상을 기초로 제1유형에 대응하도록 모사되는 가상의 변환 영상을 반복하여 생성(재구성)하는 과정과, 생성된 변환 영상의 진위 여부를 반복하여 판별하는 과정의 경쟁적인 반복 수행을 통해 제2유형의 의료 영상에 대하여 적용되는 재구성 프로세스의 정확도(정밀도)를 향상시키는 역방향 학습(Backward Cycle)을 순환하여 수행할 수 있다.

[0065] 상술한 바와 같이 각기 반대되는 방향으로의 영상 재구성을 위한 두 가지의 구분되는 학습 사이클이 반복되는 생성적 대립 신경망(예를 들면, CycleGAN) 기반의 인공지능 모델의 학습을 통해 학습이 완료된 본원에서의 인공지능 모델은 대상자의 제1유형의 의료 영상(예를 들면, LD CT 이미지)을 해당 대상자의 신체의 대상 부위(예를 들면, 간 부위 등)를 제2유형에 기초하여 촬영한 것처럼 모사되는 이중 유형(제2유형)의 가상의 변환 영상(예를 들면, CT HA 이미지)으로 변환하는 동작을 수행할 수 있다.

[0066] 이렇듯, 변환 장치(100)를 통해 구축(학습)되는 인공지능 모델은 대상자의 신체 중 대상 영상에 반영된 소정의 부위와 연계된 형태학적(morphological) 특징 및 텍스처(texture) 특징의 변화를 반영하여 3차원 볼륨(Volume) 데이터를 예측(추론)하고, 대상 영상에 대응하는 이중 유형의 변환 영상(모사 영상)을 생성할 수 있게 된다.

[0067] 또한, 도 4를 참조하면, 변환 장치(100)는 GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함하는 복수의 손실 함수를 기초로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.

[0068] 구체적으로 변환 장치(100)는 인코더(Encoder) 측의 다운 샘플링(Down Sampling) 결과에 기초하여 도출되는 활성화맵(Activation map)을 활용하여 입력된 학습 영상으로부터 출력된 가상의 모사 영상 사이의 변화량을 파악하고(Weighted Activation Map), 이를 인공지능 모델 학습에서의 손실(Loss) 함수에 반영함으로써, 학습 영상과 모사 영상 사이의 변화 정보를 고려한 학습을 수행할 수 있다.

[0069] 본원의 일 실시예에 따르면, 활성화맵(Activation map)은 Grad-CAM(gradient-class activation map)을 의미하는 것일 수 있다. 또한, 활성화맵(Activation map)은 입력된 제1유형의 대상 영상에 기초하여 가상의 제2유형 변환 영상을 생성하는 과정에서 주요하게 변환된 영역인 근거 영역을 도출하도록 활용되는 것일 수 있다.

[0070] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 변환 장치(100)는 제1학습 영상과 제2학습 영상에 반영된 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수('PLLoss')를 기초로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.

[0071] 한편, 도 3을 참조하면, 변환 장치(100)는 수집된 학습 데이터에 반영된 객체(예를 들면, 간 부위 등)의 텍스처 및 형상 특성에 대하여 가중치를 부여하며 인공지능 모델의 학습을 수행할 수 있다('style transfer').

[0072] 예시적으로 변환 장치(100)는 제1학습 영상 및 제2학습 영상에 대하여 슬라이스 매칭을 적용할 수 있다. 달리 말해, 변환 장치(100)는 인공지능 모델의 학습을 위해 소정의 레이블링 툴을 이용하여 이미지 내의 간 부위(Liver)에 대응하는 국부 영역을 자동 분할한 후, 해당 국부 영역이 선택적으로 분리된 이미지를 이용하여 동일한 환자의 동일 위치에서 얻은 영상(제1학습 영상 및 제2학습 영상) 간의 슬라이스 매칭(Slice Matching)을 통해 인공지능 모델의 학습을 진행할 수 있다.

[0073] 또한, 변환 장치(100)는 제1유형에 해당하는 대상 영상을 획득할 수 있다. 예를 들어, 변환 장치(100)는 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 간 부위 병변에 대한 진단 등을 목적으로 대상자(피촬영자)에 대하여 촬영된 대상

영상을 의료 영상 촬영 장치(300)로부터 수신할 수 있다.

- [0074] 한편, 변환 장치(100)는 학습 데이터에 대하여 수행되는 전처리 프로세스와 마찬가지로 입력된 대상 영상에 대하여 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0075] 또한, 도 3을 참조하면, 변환 장치(100)는 학습된 인공지능 모델에 기초하여 입력된 대상 영상에 대응하는 변환 영상(Synthetic 이미지)을 생성할 수 있다. 즉, 변환 장치(100)는 기 구축된 인공지능 모델에 대상 영상을 입력하여 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성할 수 있다.
- [0076] 또한, 도 3을 참조하면, 변환 장치(100)는 생성된 가상의 변환 영상을 활용하여 대상자의 복부내 간암 진단과 연계된 분석 정보를 도출할 수 있다. 예시적으로 변환 장치(100)는 입력된 대상 영상과 대상 영상으로부터 생성된 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 간암 진단과 연계된 분석 정보로서 도출할 수 있다.
- [0077] 달리 말해, 변환 장치(100)는 앞서 상세히 설명한 이미지 변환 알고리즘을 이용한 합성 이미지(변환 영상)와 입력된 대상 영상(liver dynamic CT image)의 문맥기 또는 지연기 영상을 서로 마스킹하여 조영증강이 의심되며, 지연기 영상에서 씻김 현상이 의심되는 특성(소견)을 보이는 병변 영역의 위치를 탐색하고, 해당 위치를 출력 영상 상에 표시하는 진단 보조 기능을 구비할 수 있다.
- [0078] 도 5a 및 도 5b는 실제 제1유형 영상, 실제 제2유형 영상 및 본원에서 개시하는 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치에 의해 도출된 변환 영상을 비교하여 나타낸 도면이다.
- [0079] 구체적으로 도 5a 및 도 5b의 (a)는 실제 CT during hepatic arteriography 영상(CT HA, 제2유형 영상)을 나타내고, (b)는 실제 Liver dynamic CT 영상(LD CT, 제1유형 영상), (c)는 변환 장치(100)에 의해 도출된 변환 영상(synthetic CT image)을 나타낸다.
- [0080] 도 5a 및 도 5b를 참조하면, 민감도가 가장 높은 CT during hepatic arteriography에서 진단되었던 병변(원으로 표시된 영역)이 liver dynamic CT에서는 사람의 눈으로 인지하기 어려울 정도로 조영증강이 미세하게 나타나나, 해당 이미지를 바탕으로 인공지능 모델을 이용한 변환을 적용한 이미지에서는 조영 증강이 강하게 의심되는 병변으로서 탐색될 수 있는 것을 확인할 수 있으며, 이에 따라 본원에서 개시하는 변환 장치(100)에 의해 Liver dynamic CT에서 사람의 눈으로 인지하기 어려운 병변을 찾는 것을 도와줄 뿐만 아니라 조영증강이 되는 병변에 대해서도 보다 조영증강이 두드러져 보이도록 하여 의료진 등의 사용자가 병변을 탐지(Detection)하는 작업을 실질적으로 보조할 수 있는 것을 확인할 수 있다.
- [0081] 도 6은 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치의 개략적인 구성도이다.
- [0082] 도 6을 참조하면, 변환 장치(100)는 수집부(110), 전처리부(120), 학습부(130), 입력부(140), 변환부(150) 및 진단 보조부(160)를 포함할 수 있다.
- [0083] 수집부(110)는 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집할 수 있다.
- [0084] 전처리부(120)는 학습 데이터로서 획득된 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각으로부터 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0085] 또한, 전처리부(120)는 학습 데이터에 대하여 수행되는 전처리 프로세스와 마찬가지로 입력된 대상 영상에 대하여 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0086] 학습부(130)는 학습 데이터에 기초하여, 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 입력된 대상 영상에 기초하여 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0087] 구체적으로 학습부(130)는 제1학습 영상 및 제2학습 영상에 대하여 슬라이스 매칭을 적용할 수 있다.
- [0088] 또한, 학습부(130)는 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다. 구체적으로 본원의 일 실시예에 따르면, 생성적 대립 신경망 알고리즘은 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 알고리즘을 포함할 수 있다.
- [0089] 또한, 학습부(130)는 GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함하는 복수의 손실 함수를 기조로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.

- [0090] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 학습부(130)는 제1학습 영상과 제2학습 영상에 반영된 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수를 기초로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0091] 입력부(140)는 제1유형에 해당하는 대상 영상을 획득할 수 있다. 예를 들어, 입력부(140)는 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 간 부위 병변에 대한 진단 등을 목적으로 대상자(피촬영자)에 대하여 촬영된 대상 영상을 의료 영상 촬영 장치(300)로부터 수신할 수 있다.
- [0092] 변환부(150)는 학습된 인공지능 모델에 기초하여 입력된 대상 영상에 대응하는 변환 영상을 생성할 수 있다. 즉, 변환부(150)는 기 구축된 인공지능 모델에 대상 영상을 입력하여 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성할 수 있다.
- [0093] 진단 보조부(160)는 대상 영상과 변환부(150)에 의해 생성된 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출할 수 있다.
- [0094] 이하에서는 상기에 자세히 설명된 내용을 기반으로, 본원의 동작 흐름을 간단히 살펴보기로 한다.
- [0095] 도 7은 본원의 제1실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0096] 도 7에 도시된 본원의 제1실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은 앞서 설명된 변환 장치(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 변환 장치(100)에 대하여 설명된 내용은 본원의 제1실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0097] 도 7을 참조하면, 단계 S11에서 수집부(110)는 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 제1학습 영상 및 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제2유형의 의료 영상인 제2학습 영상을 포함하는 학습 데이터를 수집할 수 있다.
- [0098] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 단계 S11 이후에 전처리부(120)는 학습 데이터로서 획득된 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각으로부터 간 부위에 대응하는 국부 영역을 분할하는 전처리를 수행할 수 있다.
- [0099] 다음으로, 단계 S12에서 학습부(130)는 학습 데이터에 기초하여, 제1유형에 해당하는 대상 영상이 입력되면, 입력된 대상 영상에 기초하여 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성하는 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다.
- [0100] 구체적으로 단계 S12에서 학습부(130)는 제1학습 영상 및 제2학습 영상에 대하여 슬라이스 매칭을 적용할 수 있다.
- [0101] 또한, 단계 S12에서 학습부(130)는 생성적 대립 신경망(Generative Adversarial Network) 알고리즘에 기초하여 인공지능 모델을 학습시킬 수 있다. 구체적으로 본원의 일 실시예에 따르면, 단계 S12에서 학습부(130)는 U-GAT-IT GAN(Unsupervised Generative Attentional Networks with Adaptive Layer-Instance Normalization for Image-to-Image Translation) 기반의 생성적 대립 신경망 알고리즘을 이용하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0102] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 단계 S12에서 학습부(130)는 GAN 손실 함수, Cycle 손실 함수, Identity 손실 함수 및 CAM 손실 함수 중 적어도 하나를 포함하는 복수의 손실 함수를 기초로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0103] 또한, 본원의 일 실시예에 따르면, 단계 S12에서 학습부(130)는 제1학습 영상과 제2학습 영상에 반영된 간 부위의 형상으로부터 유사 텍스처를 추출하기 위하여 제1학습 영상 및 제2학습 영상 각각의 픽셀 특징을 고려하는 Pixel-location 손실 함수를 기초로 하여 인공지능 모델을 구축할 수 있다.
- [0104] 다음으로, 단계 S13에서 입력부(140)는 제1유형에 해당하는 대상 영상을 획득할 수 있다. 예를 들어, 단계 S13에서 입력부(140)는 의료 영상 촬영 장치(300)에 의해 간 부위 병변에 대한 진단 등을 목적으로 대상자(피촬영자)에 대하여 촬영된 대상 영상을 의료 영상 촬영 장치(300)로부터 수신할 수 있다.
- [0105] 다음으로, 단계 S14에서 변환부(150)는 학습된 인공지능 모델에 기초하여 입력된 대상 영상에 대응하는 변환 영상을 생성할 수 있다.
- [0106] 다음으로, 단계 S15에서 진단 보조부(160)는 대상 영상과 단계 S14를 통해 생성된 변환 영상을 상호 마스킹하여 조영 증강 및/또는 씻김 현상(Wash-out)이 의심되는 영역에 대한 분석 정보를 도출할 수 있다.

- [0107] 상술한 설명에서, 단계 S11 내지 S15는 본원의 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.
- [0108] 도 8은 본원의 제2실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 동작 흐름도이다.
- [0109] 도 8에 도시된 본원의 제2실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은 앞서 설명된 변환 장치(100)에 의하여 수행될 수 있다. 따라서, 이하 생략된 내용이라고 하더라도 변환 장치(100)에 대하여 설명된 내용은 본원의 제2실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법에 대한 설명에도 동일하게 적용될 수 있다.
- [0110] 도 8을 참조하면, 단계 S21에서 입력부(140)는 대상자의 간 부위를 포함하도록 촬영된 제1유형의 의료 영상인 대상 영상을 획득할 수 있다.
- [0111] 다음으로, 단계 S22에서 변환부(150)는 기 구축된 인공지능 모델에 대상 영상을 입력하여 제1유형과 구분되는 제2유형에 해당하는 가상의 의료 영상인 변환 영상을 생성할 수 있다.
- [0112] 상술한 설명에서, 단계 S21 내지 S22는 본원의 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.
- [0113] 본원의 일 실시예에 따른 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 본 발명을 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(magnetic media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(optical media), 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical media), 및 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 본 발명의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.
- [0114] 또한, 전술한 인공지능 기반의 의료 영상 변환 방법은 기록 매체에 저장되는 컴퓨터에 의해 실행되는 컴퓨터 프로그램 또는 애플리케이션의 형태로도 구현될 수 있다.
- [0115] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 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.
- [0116] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및 범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

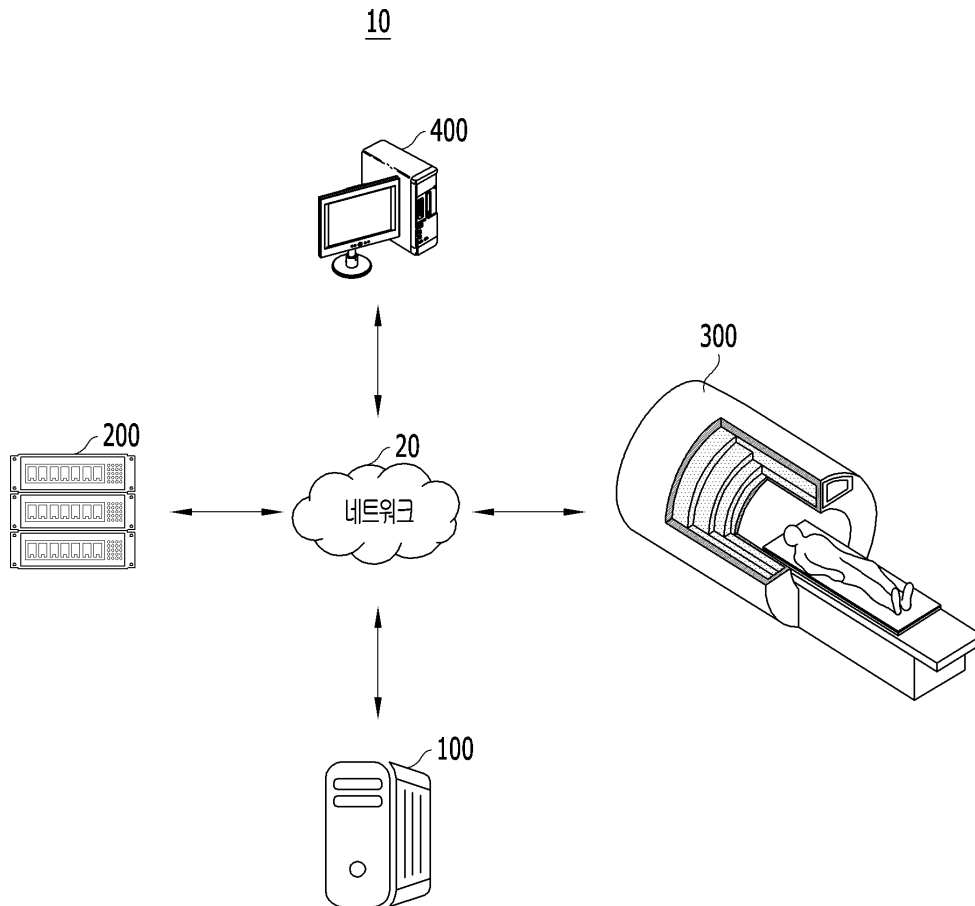
부호의 설명

- [0117] 10: 의료 영상 제공 시스템
100: 인공지능 기반의 의료 영상 변환 장치
110: 수집부
120: 전처리부
130: 학습부
140: 입력부
150: 변환부

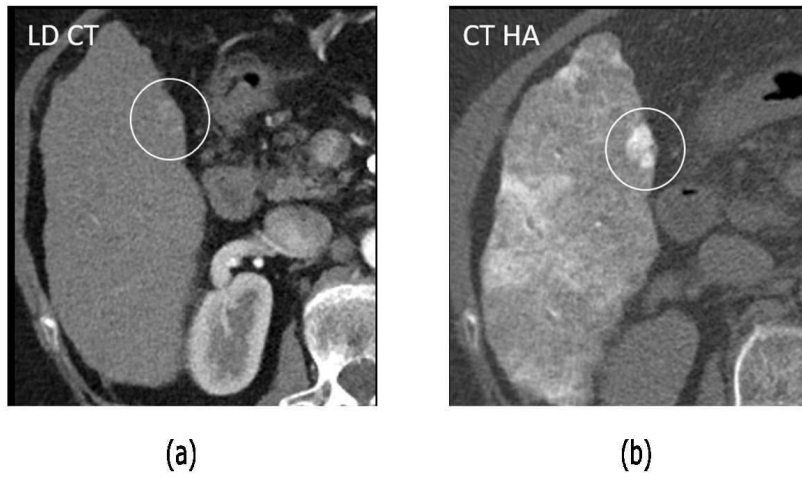
- 160: 진단 보조부
- 200: 학습 DB
- 300: 의료 영상 촬영 장치
- 400: 사용자 단말
- 20: 네트워크

도면

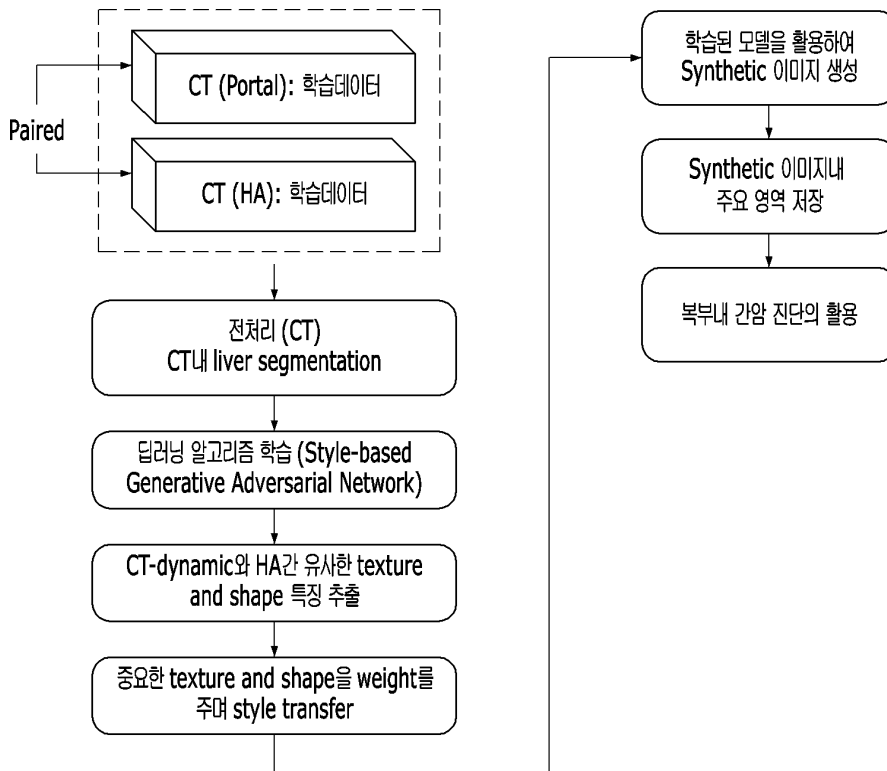
도면1



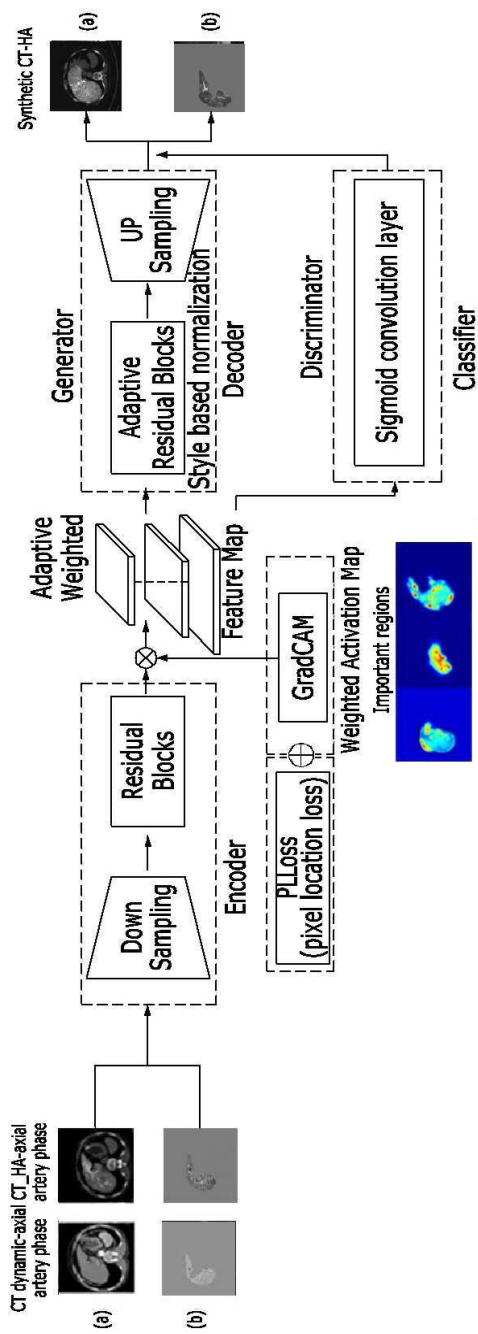
도면2



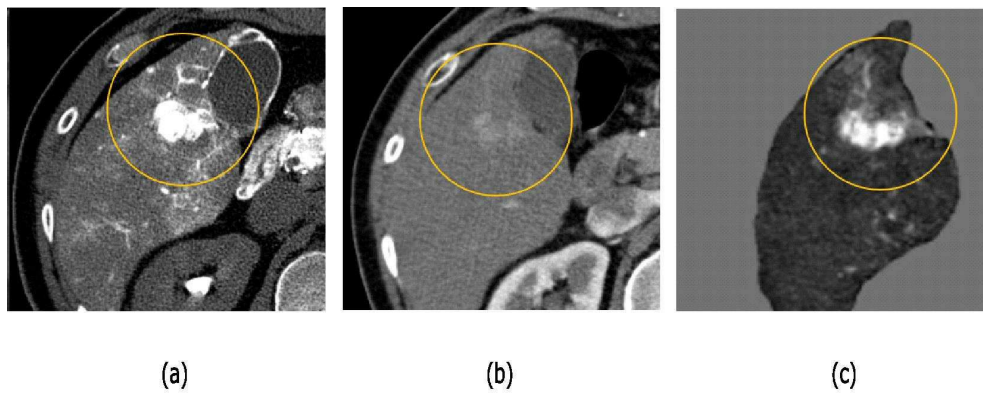
도면3



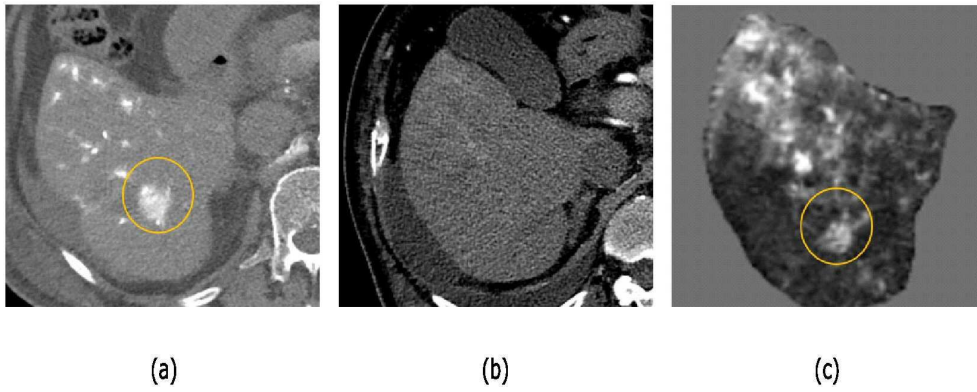
도면4



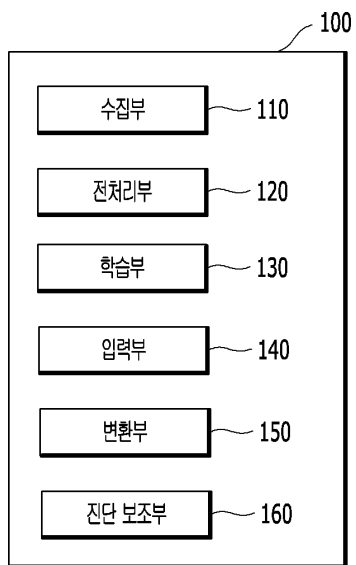
도면5a



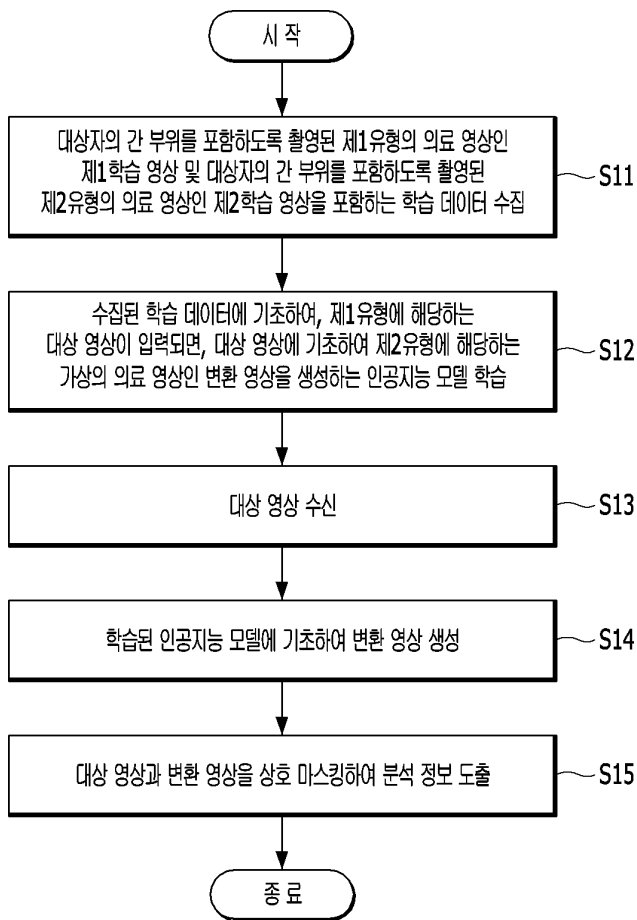
도면5b



도면6



도면7



도면8

