



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2023년01월13일
(11) 등록번호 10-2488676
(24) 등록일자 2023년01월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 5/00 (2019.01) G06N 20/00 (2019.01)
G06T 3/40 (2006.01) G06T 7/11 (2017.01)
G06V 10/20 (2022.01)
(52) CPC특허분류
G06T 5/001 (2013.01)
G06N 20/00 (2021.08)
(21) 출원번호 10-2021-0101319
(22) 출원일자 2021년08월02일
심사청구일자 2021년08월02일
(56) 선행기술조사문헌
KR1020200137768 A*
Hee Rim Yun, Min Jin Lee, Helen Hong, Kyu Won Shim, and Jonghong Jeon, Improvement of inter-slice resolution based on 2D CNN with thin bone structure-aware on head-and-neck CT images, Proc. SPIE 11596, Medical Imaging 2021: Image Processing, 1159627, 15 February 2021(2021.02.15.) 1부.*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
서울여자대학교 산학협력단
서울특별시 노원구 화랑로 621 (공릉동, 서울여자대학교)
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
홍헬렌
서울시 서초구 서초대로 65길 (서초래미안아파트) 103동 1501호
윤희림
서울시 마포구 성암로7길 3 (중동, 성산2차현대아파트) 201동 308호
심규원
서울시 강북구 솔샘로 174 141동 1502호 (미아동, SK아파트)
(74) 대리인
특허법인비엘티

전체 청구항 수 : 총 12 항

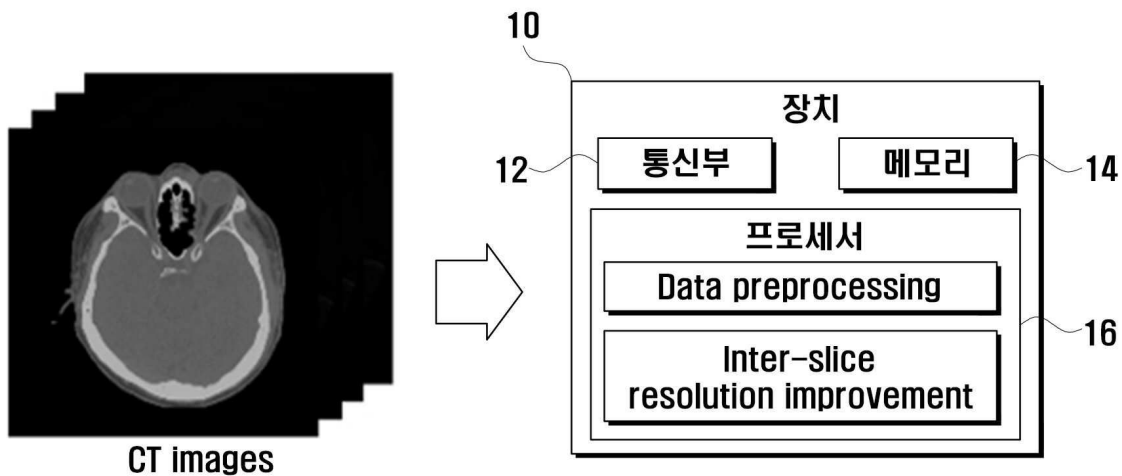
심사관 : 김광식

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법 및 장치

(57) 요약

딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치 및 방법이 제공된다. 상기 방법은, m개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리를 수행하는 단계(여기서 m은 자연수), 상기 전처리된 CT 영상에서 n개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성하는 단계(여기서 n은 m보다 작은 자연수), 상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하는 단계 및 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 해상도를 개선하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06T 3/40 (2013.01)
G06T 5/007 (2023.01)
G06T 7/11 (2017.01)
G06V 10/20 (2023.01)
G06T 2207/10081 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345296607
과제번호	2017R1D1A1B03034927
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(교육부)(R&D)
연구과제명	두개골 조기 유합증에서 영상바이오마커를 이용한 기계학습 기반의 자동 형상 평가
소프트웨어 개발	
기 여 율	1/2
과제수행기관명	서울여자대학교
연구기간	2019.03.01 ~ 2020.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	9991007552
과제번호	202014X64-02
부처명	다부처
과제관리(전문)기관명	(재단)범부처전주기료기기연구개발사업단
연구사업명	범부처전주기료기기연구개발사업(R&D)
연구과제명	(참여1)3D 프린팅 기반 임플란트 자동 모델링 평가 기술 국제 표준 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단(의료원)
연구기간	2020.09.01 ~ 2021.02.28
공지예외적용	: 있음

명세서

청구범위

청구항 1

장치에 의해 수행되는 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법에 있어서,

m개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리를 수행하는 단계(여기서 m은 자연수);

상기 전처리된 CT 영상에서 n개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성하는 단계(여기서 n은 m보다 작은 자연수);

상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하는 단계; 및

상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 해상도를 개선하는 단계;를 포함하고,

상기 n은 상기 m의 절반 값이고,

상기 제거된 n개의 슬라이스는 상기 m개의 슬라이스 중 짝수 번째인 슬라이스인, 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 전처리 수행 단계는,

상기 CT 영상의 밝기값을 리스케일링(intensity rescaling)하고, 상기 리스케일링된 CT 영상을 검사 대상인 관심 영역만 남도록 크롭하는, 방법.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 입력 영상은,

상기 전처리된 CT 영상에 포함된 뼈가 표시된 레이블 마스크를 포함하고,

상기 레이블 마스크는 뼈인 부분은 1로 표시되고 뼈가 아닌 부분은 0으로 표시되는 이진 영상인, 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하는 단계는,

상기 제1 연산을 통해 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스가 포함되어 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상을 출력하는 것이고,

상기 제1 연산은, 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산, 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산 및 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하는, 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 시상면에서의 손실 함수는,

상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산되는, 방법.

청구항 7

제4항에 있어서,

상기 제2 연산은, 횡단면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하며,

상기 횡단면에서의 손실 함수는, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산되는, 방법.

청구항 8

딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치에 있어서,

통신부;

상기 CT 영상의 해상도를 개선하기 위한 적어도 하나의 프로세스를 구비하는 메모리; 및

상기 프로세스에 따라 동작하는 프로세서;를 포함하고,

상기 프로세서는, 상기 프로세스를 기반으로,

m 개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리를 수행하고(여기서 m 은 자연수),

상기 전처리된 CT 영상에서 n 개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성하고(여기서 n 은 m 보다 작은 자연수),

상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n 개의 슬라이스를 새롭게 생성하고,

상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 해상도를 개선하고,

상기 n 은 상기 m 의 절반 값이고,

상기 제거된 n 개의 슬라이스는 상기 m 개의 슬라이스 중 짝수 번째인 슬라이스인, 장치.

청구항 9

삭제

청구항 10

제8항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 CT 영상의 밝기값을 리스케일링(intensity rescaling)하고, 상기 리스케일링된 CT 영상을 검사 대상인 관심 영역만 남도록 크롭하여 전처리를 수행하는, 장치.

청구항 11

제8항에 있어서,

상기 입력 영상은,

상기 전처리된 CT 영상에 포함된 뼈가 표시된 레이블 마스크를 포함하고,

상기 레이블 마스크는 뼈인 부분은 1로 표시되고 뼈가 아닌 부분은 0으로 표시되는 이진 영상인, 장치.

청구항 12

제11항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 연산을 통해 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스가 포함되어 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상을 출력하고,

상기 제1 연산은, 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산, 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산 및 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하는, 장치.

청구항 13

제12항에 있어서,

상기 시상면에서의 손실 함수는,

상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산되는, 장치.

청구항 14

제11항에 있어서,

상기 제2 연산은, 횡단면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하며,

상기 횡단면에서의 손실 함수는, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산되는, 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 안와 뼈(orbital bone)는 안구와 신경을 보호하고 안구가 올바르게 위치하도록 하는 중요한 역할을 한다. 안와 뼈는 안와 상벽(orbital roof), 안와 측벽(orbital lateral wall), 안와 내측벽(orbital medial wall), 안와 하벽(orbital floor)를 포함하는 4면의 피라미드 구조로 되어 있으며, 고밀도 조직인 피질골(cortical bone), 저밀도 조직인 해면골(trabecular bone) 및 얇은 뼈(thin bone)로 구성된다. 이때, 안와 내측벽과 하벽은 얇은 뼈로 구성되어 있어 작은 충격에도 쉽게 골절되므로 골절된 안와를 재건하기 위해서 안면부 컴퓨터단층촬영(CT: computed tomography) 영상에서 골절되지 않은 반대쪽 안와 뼈를 분할하고, 분할한 결과를 미러링(mirroring) 하여 3차원 모델을 만든 후, 환자 맞춤형 뼈 플레이트(plate)를 제작한다.

[0003] 그러나, 안면부 CT 영상에서 안와 뼈는 영상 획득 과정의 특성상 슬라이스 두께(slice thickness)가 화소 크기(pixel spacing)보다 2~3배 더 크기 때문에 3차원 모델로 재구성 시 에일리어싱(aliasing) 현상이 발생하거나 얇은 뼈에서 z축 방향으로 연결성이 끊어져 빈공간이 발생하는 문제점이 있다.

[0004] 따라서, 안와 뼈를 분할하고 3차원 모델로 재구성하기 전에 z축 방향으로의 공산 해상도를 개선하는 것이 필요하다.

[0005] 종래에도 의료 영상에서 슬라이스 간 해상도를 개선하기 위해 다양한 방법이 사용되고 있지만, 종래의 방법 중 보간 기반 방법은 계산 수식이 간단하여 연산 속도는 빠르지만 세밀한 부분을 정확하게 복원하지 못하거나 물체

의 경계 부분이 흐리게 나타나는 한계점이 있다. 또한, 딥러닝 기반 방법의 경우, 영상의 관상면(혹은 시상면)의 공간적 정보만을 사용하여 중간 슬라이스 영상이 횡단면에서 시상면(혹은 관상면) 방향으로 경계가 불분명하게 나타나고, 일부 조직 부분이 끊어지는 한계점이 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 등록특허공보 제10-2155760호, 2020.09.08.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 2차원 컨볼루션 신경망 기반의 네트워크를 통해 안면부 CT 영상의 슬라이스 간 해상도를 개선하는 방법을 제공하는 것이다.

[0008] 본 발명이 해결하고자 하는 과제들은 이상에서 언급된 과제로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0009] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 면에 따른 장치에 의해 수행되는 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법은, m개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리 수행하는 단계(여기서 m은 자연수), 상기 전처리된 CT 영상에서 n개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성하는 단계(여기서 n은 m보다 작은 자연수), 상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하는 단계 및 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 해상도를 개선하는 단계를 포함한다.

[0010] 본 발명에서, 상기 n은 상기 m의 절반 값이고, 상기 제거된 n개의 슬라이스는 상기 m개의 슬라이스 중 짝수 번째인 슬라이스일 수 있다.

[0011] 본 발명에서, 상기 전처리 수행 단계는, 상기 CT 영상의 밝기값을 리스케일링(intensity rescaling)하고, 상기 리스케일링된 CT 영상을 검사 대상인 관심 영역만 남도록 크롭할 수 있다.

[0012] 본 발명에서, 상기 입력 영상은, 상기 전처리된 CT 영상에 포함된 뼈가 표시된 레이블 마스크를 포함하고, 상기 레이블 마스크는 뼈인 부분은 1로 표시되고 뼈가 아닌 부분은 0으로 표시되는 이진 영상일 수 있다.

[0013] 본 발명에서, 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하는 단계는, 상기 제1 연산을 통해 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스가 포함되어 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상을 출력하는 것이고, 상기 제1 연산은, 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산, 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산 및 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함할 수 있다.

[0014] 본 발명에서, 상기 시상면에서의 손실 함수는, 상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.

[0015] 본 발명에서, 상기 제2 연산은, 횡단면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하며, 상기 횡단면에서의 손실 함수는, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.

- [0016] 상술한 과제를 해결하기 위한 본 발명의 다른 면에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치는, 통신부, 상기 CT 영상의 해상도를 개선하기 위한 적어도 하나의 프로세스를 구비하는 메모리 및 상기 프로세스에 따라 동작하는 프로세서를 포함하고, 상기 프로세서는, 상기 프로세스를 기반으로, m 개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리를 수행하고(여기서 m 은 자연수), 상기 전처리된 CT 영상에서 n 개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성하고(여기서 n 은 m 보다 작은 자연수), 상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n 개의 슬라이스를 새롭게 생성하고, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 해상도를 개선한다.
- [0017] 본 발명에서, 상기 n 은 상기 m 의 절반 값이고, 상기 제거된 n 개의 슬라이스는 상기 m 개의 슬라이스 중 짝수 번째인 슬라이스일 수 있다.
- [0018] 본 발명에서, 상기 프로세서는, 상기 CT 영상의 밝기값을 리스케일링(intensity rescaling)하고, 상기 리스케일링된 CT 영상을 검사 대상인 관심 영역만 남도록 크롭하여 전처리를 수행할 수 있다.
- [0019] 본 발명에서, 상기 입력 영상은, 상기 전처리된 CT 영상에 포함된 뼈가 표시된 레이블 마스크를 포함하고, 상기 레이블 마스크는 뼈인 부분은 1로 표시되고 뼈가 아닌 부분은 0으로 표시되는 이진 영상일 수 있다.
- [0020] 본 발명에서, 상기 프로세서는, 상기 제1 연산을 통해 상기 제거된 n 개의 슬라이스를 새롭게 생성하여, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스가 포함되어 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상을 출력하고, 상기 제1 연산은, 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산, 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산 및 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함할 수 있다.
- [0021] 본 발명에서, 상기 시상면에서의 손실 함수는, 상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.
- [0022] 본 발명에서, 상기 제2 연산은, 횡단면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함하며, 상기 횡단면에서의 손실 함수는, 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.
- [0023] 본 발명의 기타 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

- [0024] 본 발명에 따르면, 안와 뼈 경계 인식 손실 함수(orbital bone edge-aware loss)를 통해 시상면에서 안와 영역의 경계 정보를 고려함으로써 피질골뿐만 아니라 얇은 뼈 정보가 명확한 중간 슬라이스 영상을 생성할 수 있다. 이에 더하여, 사전에 훈련된 영상 특징 추출 네트워크를 통해 추출된 원본 영상과 중간 슬라이스 영상 간의 특징맵 차이를 손실 함수로 추가 고려하여 중간 슬라이스 영상의 품질을 개선할 수 있다.
- [0025] 본 발명의 효과들은 이상에서 언급된 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 통상의 기술자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0026] 도 1은 본 발명에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 2는 본 발명에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법의 순서도이다.
- 도 3은 본 발명에 따른 데이터 전처리를 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 본 발명에 따른 중간 슬라이스를 새롭게 생성하기 위한 제1 연산을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 5는 본 발명에 따른 새롭게 생성된 중간 슬라이스의 해상도를 개선하기 위한 제2 연산을 설명하기 위한 도면

이다.

도 6a 및 도 6b는 본 발명에 따른 OB-Net을 통해 생성된 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상을 설명하기 위한 도면이다.

도 7a 및 도 7b는 본 발명에 따른 OB-Net을 통해 생성된 슬라이스 간 해상도가 개선된 횡단면의 영상을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0027] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나, 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 제한되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 본 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다.
- [0028] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소 외에 하나 이상의 다른 구성요소의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다. 명세서 전체에 걸쳐 동일한 도면 부호는 동일한 구성 요소를 지칭하며, "및/또는"은 언급된 구성요소들의 각각 및 하나 이상의 모든 조합을 포함한다. 비록 "제1", "제2" 등이 다양한 구성요소들을 서술하기 위해서 사용되나, 이들 구성요소들은 이들 용어에 의해 제한되지 않음은 물론이다. 이들 용어들은 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소와 구별하기 위하여 사용하는 것이다. 따라서, 이하에서 언급되는 제1 구성요소는 본 발명의 기술적 사상 내에서 제2 구성요소일 수도 있음은 물론이다.
- [0029] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술 분야의 통상의 기술자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또한, 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.
- [0030] 공간적으로 상대적인 용어인 "아래(below)", "아래(beneath)", "하부(lower)", "위(above)", "상부(upper)" 등은 도면에 도시되어 있는 바와 같이 하나의 구성요소와 다른 구성요소들과의 상관관계를 용이하게 기술하기 위해 사용될 수 있다. 공간적으로 상대적인 용어는 도면에 도시되어 있는 방향에 더하여 사용시 또는 동작시 구성요소들의 서로 다른 방향을 포함하는 용어로 이해되어야 한다. 예를 들어, 도면에 도시되어 있는 구성요소를 뒤집을 경우, 다른 구성요소의 "아래(below)"또는 "아래(beneath)"로 기술된 구성요소는 다른 구성요소의 "위(above)"에 놓여질 수 있다. 따라서, 예시적인 용어인 "아래"는 아래와 위의 방향을 모두 포함할 수 있다. 구성요소는 다른 방향으로도 배향될 수 있으며, 이에 따라 공간적으로 상대적인 용어들은 배향에 따라 해석될 수 있다.
- [0031] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 실시예를 상세하게 설명한다.
- [0032] 설명에 앞서 본 명세서에서 사용하는 용어의 의미를 간략히 설명한다. 그렇지만 용어의 설명은 본 명세서의 이해를 돕기 위한 것이므로, 명시적으로 본 발명을 한정하는 사항으로 기재하지 않은 경우에 본 발명의 기술적 사상을 한정하는 의미로 사용하는 것이 아님을 주의해야 한다.
- [0033] 본 명세서에서 '장치'는 연산처리를 수행하여 사용자에게 결과를 제공할 수 있는 다양한 장치들이 모두 포함된다. 예를 들어, 장치는 컴퓨터 및 이동 단말기 형태가 될 수 있다. 상기 컴퓨터는 클라이언트로부터 요청을 수신하여 정보처리를 수행하는 서버 형태가 될 수 있다. 상기 이동 단말기는 휴대폰, 스마트 폰(smart phone), PDA(personal digital assistants), PMP(portable multimedia player), 네비게이션, 노트북 PC, 슬레이트 PC(slate PC), 태블릿 PC(tablet PC), 울트라북(ultrabook), 웨어러블 디바이스(wearable device, 예를 들어, 위치형 단말기 (smartwatch), 글래스형 단말기 (smart glass), HMD(head mounted display)) 등이 포함될 수 있다.
- [0034] 본 명세서에서, OB-Net(Orbital rbital rbital Boneoneone-Network)은 CT(computed tomography) 영상의 슬라이스 간 해상도를 개선하는 2차원 컨볼루션 신경망 기반의 네트워크로서, 시상면에서 중간 슬라이스 영상을 생성하는 단계(제1 연산)와 횡단면에서 중간 슬라이스 영상의 품질을 개선하는 단계(제2 연산)로 구성된다. 첫 번째 단계에서는 시상면의 저해상도 영상과 원본 영상의 관심 영역(예를 들어, 안와 영역) 레이블 마스크를 입력 받

아 관심 영역의 경계가 명확한 중간 슬라이스 영상을 생성한다. 두 번째 단계에서는 시상면의 단면 정보로만 생성된 중간 슬라이스 영상에서 뼈가 끊어지거나 불명확한 문제를 해결하기 위해 시상면에서 생성된 중간 슬라이스 영상을 횡단면으로 변환하여 원본 영상과의 밝기값 차이, 관심 영역 내 기울기 값 차이, 특징 맵 차이를 고려하여 오차를 최소화함으로써 횡단면에서도 관심 영역이 정확한 중간 슬라이스 영상이 생성되도록 한다.

- [0035] 상기 OB-Net은 해상도 증가를 위한 학습모델을 트레이닝하기 위해 영상의 중간 슬라이스를 제외하여 제외한 부분의 영상을 생성하도록 학습될 수 있다.
- [0036] 도 1은 본 발명에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치를 설명하기 위한 도면이다.
- [0037] 도 2는 본 발명에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 방법의 순서도이다.
- [0038] 도 3은 본 발명에 따른 데이터 전처리를 설명하기 위한 도면이다.
- [0039] 도 4는 본 발명에 따른 중간 슬라이스를 새롭게 생성하기 위한 제1 연산을 설명하기 위한 도면이다.
- [0040] 도 5는 본 발명에 따른 새롭게 생성된 중간 슬라이스의 해상도를 개선하기 위한 제2 연산을 설명하기 위한 도면이다.
- [0041] 도 6a 및 도 6b는 본 발명에 따른 OB-Net을 통해 생성된 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상을 설명하기 위한 도면이다.
- [0042] 도 7a 및 도 7b는 본 발명에 따른 OB-Net을 통해 생성된 슬라이스 간 해상도가 개선된 횡단면의 영상을 설명하기 위한 도면이다.
- [0043] 이하에서 도 1을 참조하여, 본 발명에 따른 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도 개선 장치(10)에 대해서 설명하도록 한다.
- [0044] 본 발명에 따른 장치(10)는 환자의 CT 영상을 획득하고, 상기 OB-Net을 이용하여 획득된 CT 영상의 해상도를 개선함으로써, 최종적으로 사용자에게 보다 명확한 CT 영상을 제공할 수 있다.
- [0045] 여기서, 사용자는 의료 전문가로서 의사, 간호사, 임상 병리사, 의료 영상 전문가 등이 될 수 있으며, 의료 장치를 수리하는 기술자가 될 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0046] 여기서, CT 영상은 안면부 CT 영상일 수 있지만, 이에 제한되는 것은 아니다.
- [0047] 구체적으로, 장치(10)는 획득된 CT 영상을 전처리하고, 전처리된 CT 영상에 대해 제1 연산 및 제2 연산을 수행하여 획득된 CT 영상을 3차원 모델로 재구성할 수 있다. 여기서, 제1 연산은 시상면에서 중간 슬라이스를 생성하는 것과 관련된 단계이고, 제2 연산은 횡단면에서 중간 슬라이스의 품질을 개선하는 것과 관련된 단계이다. 이에 대한 자세한 설명은 후술하도록 한다.
- [0048] 이러한 장치(10)는 연산처리를 수행하여 사용자에게 결과를 제공할 수 있는 다양한 장치들이 모두 포함될 수 있다.
- [0049] 여기서, 장치(10)는 컴퓨터의 형태가 될 수 있다. 보다 상세하게는, 상기 컴퓨터는 연산처리를 수행하여 사용자에게 결과를 제공할 수 있는 다양한 장치들이 모두 포함될 수 있다.
- [0050] 예를 들어, 컴퓨터는 데스크 탑 PC, 노트북(Note Book) 뿐만 아니라 스마트폰(Smart phone), 태블릿 PC, 셀룰러 폰(Cellular phone), 피씨에스폰(PCS phone; Personal Communication Service phone), 동기식/비동기식 IMT-2000(International Mobile Telecommunication-2000)의 이동 단말기, 팜 PC(Palm Personal Computer), 개인용 디지털 보조기(PDA; Personal Digital Assistant) 등도 해당될 수 있다. 또한, 헤드마운트 디스플레이(Head Mounted Display; HMD) 장치가 컴퓨팅 기능을 포함하는 경우, HMD장치가 컴퓨터가 될 수 있다.
- [0051] 또한, 컴퓨터는 클라이언트로부터 요청을 수신하여 정보처리를 수행하는 서버가 해당될 수 있다.
- [0052] 그리고, 장치(10)는 통신부(12), 메모리(14) 및 프로세서(16)를 포함할 수 있다. 여기서, 장치(10)는 도 1에 도시된 구성요소보다 더 적은 수의 구성요소나 더 많은 구성요소를 포함할 수 있다.
- [0053] 통신부(12)는 장치(10)와 외부 장치(미도시), 장치(10)와 외부 서버(미도시) 사이 또는 장치(10)와 통신망(미도시) 사이의 무선 통신을 가능하게 하는 하나 이상의 모듈을 포함할 수 있다.
- [0054] 여기서, 외부 장치(미도시)는 의료영상데이터를 촬영하는 의료영상 촬영장비일 수 있다. 여기서, 의료영상데이

터는 상기 환자의 신체를 3차원 모델로 구현 가능한 모든 의료영상을 포함할 수 있다. 보다 상세하게, 외부 장치(미도시)는 CT 영상을 촬영하는 촬영장비일 수 있다.

[0055] 또한, 외부 서버(미도시)는 복수의 환자에 대한 환자별 의료 데이터를 저장하는 서버일 수 있다.

[0056] 또한, 통신망(미도시)은 장치(10), 외부 장치(미도시) 및 외부 서버(미도시) 간의 다양한 정보를 송수신할 수 있다. 통신망은 다양한 형태의 통신망이 이용될 수 있으며, 예컨대, WLAN(Wireless LAN), 와이파이(Wi-Fi), 와이브로(Wibro), 와이맥스(Wimax), HSDPA(High Speed Downlink Packet Access) 등의 무선 통신방식 또는 이더넷(Ethernet), xDSL(ADSL, VDSL), HFC(Hybrid Fiber Coax), FTTC(Fiber to The Curb), FTTH(Fiber To The Home) 등의 유선 통신방식이 이용될 수 있다.

[0057] 한편, 통신망은 상기에 제시된 통신방식에 한정되는 것은 아니며, 상술한 통신방식 이외에도 기타 널리 공지되었거나 향후 개발될 모든 형태의 통신 방식을 포함할 수 있다.

[0058] 통신부(12)는 장치(10)를 하나 이상의 네트워크에 연결하는 하나 이상의 모듈을 포함할 수 있다.

[0059] 메모리(14)는 장치(10)의 다양한 기능을 지원하는 데이터를 저장할 수 있다. 메모리(14)는 장치(10)에서 구동되는 다수의 응용 프로그램(application program 또는 애플리케이션(application)), 장치(10)의 동작을 위한 데이터들, 명령어들을 저장할 수 있다. 이러한 응용 프로그램 중 적어도 일부는, 장치(10)의 기본적인 기능을 위하여 존재할 수 있다. 한편, 응용 프로그램은, 메모리(14)에 저장되고, 장치(10) 상에 설치되어, 프로세서(16)에 의하여 상기 장치(10)의 동작(또는 기능)을 수행하도록 구동될 수 있다.

[0060] 또한, 메모리(14)는 본 발명에 따른 CT 영상의 해상도를 개선하기 위한 적어도 하나의 프로세스를 포함할 수 있다. 구체적으로, 메모리(14)는 데이터 전처리 관련 프로세스, 제1 연산 관련 프로세스 및 제2 연산 관련 프로세스를 포함할 수 있다. 또는 메모리(14)는 데이터 전처리, 제1 연산 및 제2 연산을 모두 포함하는 하나의 프로세스를 포함할 수도 있다.

[0061] 프로세서(16)는 상기 응용 프로그램과 관련된 동작 외에도, 통상적으로 장치(10)의 전반적인 동작을 제어할 수 있다. 프로세서(16)는 위에서 살펴본 구성요소들을 통해 입력 또는 출력되는 신호, 데이터, 정보 등을 처리하거나 메모리(14)에 저장된 응용 프로그램을 구동함으로써, 사용자에게 적절한 정보 또는 기능을 제공 또는 처리할 수 있다.

[0062] 또한, 프로세서(16)는 메모리(14)에 저장된 응용 프로그램을 구동하기 위하여, 도 1과 함께 살펴본 구성요소들 중 적어도 일부를 제어할 수 있다. 나아가, 프로세서(16)는 상기 응용 프로그램의 구동을 위하여, 장치(10)에 포함된 구성요소들 중 적어도 둘 이상을 서로 조합하여 동작 시킬 수 있다.

[0063] 이하에서는 도 2 내지 도 6을 참조하여, 프로세서(16)가 딥러닝 기반 CT 영상의 Z축 해상도를 개선하는 방법을 설명하도록 한다. 여기서, 프로세서(16)의 동작은 장치(10)에서 수행 가능할 수 있다.

[0064] 프로세서(16)는 m개의 슬라이스를 포함하는 상기 CT 영상에 대한 전처리를 수행할 수 있다(S110). 여기서, m은 자연수일 수 있다.

[0065] 상기 외부 장치(미도시)에 의해 촬영된 CT 영상은 m개의 슬라이스를 포함하는 3D 영상으로 재구성될 수 있다.

[0066] 먼저 프로세서(16)는 CT 영상에 대한 밝기값을 리스케일링(intensity rescaling)할 수 있다. 이는, 16비트 그레이스케일(gray-scale) 영상에서 안와 영역을 포함하는 밝기값 범위인 -200HU~400HU 범위를 8비트 0~255 영상으로 리스케일(rescale) 하는 과정이라고 할 수 있다.

[0067] 그런 다음, 프로세서(16)는 밝기값이 리스케일링된 CT 영상에서 검사 대상인 관심 영역만 남도록 CT 영상을 크롭할 수 있다. 예를 들어, 도 3에 도시된 바와 같이, 안면부 CT 영상에서 안와 영역만을 고려하기 위해 전체에서 일부만 지정하여 사용하는 것이다.

[0068] 다음으로, 프로세서(16)는 상기 전처리된 CT 영상에서 n개의 슬라이스가 제거된 시상면 영상을 입력 영상으로 생성할 수 있다(S120). 여기서, n은 m보다 작은 자연수일 수 있다.

[0069] 이하에서는 전처리 수행이 완료된 CT 영상을 원본 영상이라 표현하도록 한다.

[0070] 원본 영상은 상술한 바와 같이 m개의 슬라이스를 포함하고 있는데, 이때 프로세서(16)는 상술한 딥러닝 기반 학습 모델을 이용하여 해상도가 개선된 중간 슬라이스 영상을 생성하기 위해 m개의 슬라이스 중에서 n개의 중간 슬라이스를 제거할 수 있다.

- [0071] 보다 상세하게, 상기 n은 상기 m의 절반 값이고, 상기 제거된 n개의 슬라이스는 상기 m개의 슬라이스 중 짝수 번째인 슬라이스일 수 있다.
- [0072] 예를 들어, 원본 영상이 100개의 슬라이스를 포함하고 있다면, 프로세서는 100개의 슬라이스 중, 두 번째, 네 번째 등과 같이 짝수 번째에 위치하는 50개의 슬라이스를 제거하여, 홀수 번째에 위치하는 50개의 슬라이스만 남은 원본 영상을 입력 영상으로 사용할 수 있다. 이렇게 원본 영상에서 짝수 번째 슬라이스를 제거하여 네트워크의 입력 영상으로 사용함으로써, 네트워크를 통해 생성된 중간 슬라이스 영상이 원본과 유사하게 잘 생성되었는지를 검증할 수 있다.
- [0073] 또한, 상기 입력 영상은, 상기 전처리된 CT 영상(원본 영상)에 포함된 뼈가 표시된 레이블 마스크를 포함할 수 있다.
- [0074] 여기서, 상기 레이블 마스크는 뼈인 부분은 1로 표시되고 뼈가 아닌 부분은 0으로 표시되는 이진 영상일 수 있다. 이와 같은 관심 영역(예를 들어, 안와 영역)에 대한 레이블 마스크를 통해, CT 영상에서 구분하기 어려운 얇은 뼈의 영역을 명시함으로써 이후 단계에서 얇은 뼈 영역에서의 오차를 집중적으로 최소화하고 관심 영역의 얇은 뼈가 명확한 중간 슬라이스 영상을 생성할 수 있게 된다.
- [0075] 다음으로, 프로세서(16)는 상기 입력 영상을 이용하여 딥러닝 기반 제1 연산을 수행하여 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성할 수 있다(S130).
- [0076] 구체적으로, 프로세서(16)는 상기 제1 연산을 통해 상기 제거된 n개의 슬라이스를 새롭게 생성하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스가 포함되어 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상을 출력할 수 있다.
- [0077] 상기 제1 연산은, 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산, 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산 및 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함할 수 있다.
- [0078] 이하에서 도 4를 참조하여 안면부 CT 영상을 이용한 제1 연산에 대해 상세히 설명하도록 한다.
- [0079] 상술한 바와 같이, 본 발명의 OB-Net의 입력 영상은 영상 전처리를 통해 슬라이스 간 해상도를 1/2(48→24)로 낮춘 시상면의 안면부 CT 영상과 원본 영상의 관심 영역(안와 영역)에 대한 레이블 마스크를 함께 사용할 수 있다.
- [0080] 입력 영상에서 특징맵을 추출하기 위해 3x3 크기의 필터를 사용하는 6개의 컨볼루션 계층을 통해 컨볼루션 연산을 수행하며, 제로 패딩(zero-padding)을 적용하여 특징맵의 크기가 줄어들지 않도록 할 수 있다.
- [0081] 이때, 첫 번째부터 다섯 번째 컨볼루션 계층은 각각 32개의 특징맵을 생성하고, 여섯번째 컨볼루션 계층은 2개의 특징맵을 생성할 수 있다.
- [0082] 그리고, 영상 내의 질감, 기울기와 같은 영상의 세부적인 정보를 포함하는 저차원 특징맵 정보를 유지하기 위해 짧은 스킵 연결(short skip-connection)과 긴 스킵 연결(long skip-connection)을 사용할 수 있다. 짧은 스킵 연결은 첫 번째 컨볼루션과 세 번째 컨볼루션 계층이 생성한 특징맵을 더하고, 긴 스킵 연결은 첫 번째 컨볼루션과 다섯 번째 컨볼루션이 생성한 특징맵을 더할 수 있다.
- [0083] 여섯 번째 컨볼루션 계층 수행 후, 슬라이스 간 해상도를 두 배로 증가시키기 위해 업 샘플링 계층(up-sampling layer)이 수행될 수 있다. 이때, 업 샘플링 계층은 두개의 특징맵을 사용하여 입력 영상의 슬라이스 간 방향으로 해상도를 증가시키는 서브 픽셀 컨볼루션(sub-pixel convolution) 연산을 사용하여 슬라이스 간 해상도가 개선된 영상을 출력할 수 있다.
- [0084] 이후, 슬라이스 간 해상도가 증가된 영상에서 아직 원본 영상과 다르게 나타나는 세부적인 부분들을 개선하기 위해 3x3 크기 필터를 사용하는 4개의 컨볼루션 계층을 추가적으로 수행할 수 있다. 이때, 첫 번째부터 세 번째 컨볼루션 계층은 32개의 특징맵을 생성하며, 마지막 컨볼루션 계층은 1채널의 영상을 출력할 수 있다.
- [0085] 이와 같이, 두번의 컨볼루션 계층(convolution layer)을 통한 컨볼루션 연산과 한번의 업 샘플링 계층(up-sampling layer)을 통한 업 샘플링 연산을 통해 이전에 제거됐었던 n개의 중간 슬라이스가 새롭게 생성될 수 있다.
- [0086] 그리고, 프로세서(16)는 이렇게 생성된 n개의 중간 슬라이스와 원본 영상 간의 차이를 최소화 하기 위해 시상면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 수행할 수 있다.
- [0087] 여기서, 상기 시상면에서의 손실 함수는, 아래 [수학식 1]과 같이, 상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과

상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.

수학식 1

$$L_{sagittal} = MAE(SR^{UP}, O^S) + MAE(SR^S, O^S) + Edge(SR^S, O^S, M^S)$$

여기서, SR^S 는 네트워크를 통해 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상, SR^{up} 은 업 샘플링 계층의 출력 영상, O^S 는 원본 영상, M^S 는 시상면의 관심 영역(안와 영역) 레이블 마스크를 의미한다.

상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수는 아래 [수학식 2]와 같이 표현될 수 있다.

수학식 2

$$L_{MAE}^{SAG} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |SR_{i,j}^S - O_{i,j}^S|$$

여기서, W 와 H 는 원본 영상의 너비와 높이를 나타내고, i 와 j 는 영상의 화소 위치를 나타낸다. SR^S 는 네트워크를 통해 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상, O^S 는 원본 영상을 의미한다.

이렇게 [수학식 2]를 사용함으로써, 본 발명은 네트워크의 최종 출력 영상과 원본 영상 간의 밝기값 차이를 최소화할 수 있다.

상기 업 샘플링 연산에 의해 출력된 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수는 [수학식3]와 같이 표현될 수 있다.

수학식 3

$$L_{MAE}^{SAG/UP} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |SR_{i,j}^{UP} - O_{i,j}^S|$$

여기서, W 와 H 는 원본 영상의 너비와 높이를 나타내고, i 와 j 는 영상의 화소 위치를 나타낸다. SR^{up} 은 업 샘플링 계층의 출력 영상, O^S 는 원본 영상을 의미한다.

이렇게 [수학식 3]을 사용함으로써, 본 발명은 최종 출력 영상뿐만 업 샘플링 계층의 출력 영상과 원본 영상의 밝기값의 차이를 최소화할 수 있다. 이로써 업 샘플링 계층에서부터 최대한 원본과 유사한 영상을 생성하기 수 있게 된다.

상기 레이블 마스크의 시상면 영상을 이용한 상기 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수는 아래 [수학식 4]와 같이 표현될 수 있다.

수학식 4

$$L_{Edge}^{SAG} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |E(SR^S)_{i,j} - E(O^S)_{i,j}| * M_{i,j}^S$$

[0099]

[0100] 여기서, W와 H는 원본 영상의 너비와 높이를 나타내고, i와 j는 영상의 화소 위치를 나타낸다. SR^S 는 네트워크를 통해 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상, O^S 는 원본 영상, M^S 는 시상면의 관심 영역(안와 영역) 레이블 마스크를 의미한다. E()는 소벨 엣지 검출기를 통해 추출한 시상면의 경계 영상을 의미한다.

[0101] 이렇게 [수학식 4]를 사용함으로써, 본 발명은 일반 기울기 손실 함수를 그대로 사용하는 대신 얇은 뼈 영역 내에서의 기울기 오차만을 반영할 수 있도록 안와 뼈 경계 인식 손실 함수(Orbitla bone edge-aware loss)를 통해 안와 영역 내 기울기 오차를 계산할 수 있다. 이로써, 면적이 좁고 대조대비가 낮은 안와 영역의 얇은 뼈의 특성을 고려할 수 있고, 네트워크가 중간 슬라이스 영상을 생성할 때 다른 영역 보다 안와 영역의 얇은 뼈의 경계 부분에 더 집중할 수 있게 하여 얇은 뼈의 경계가 더욱 명확한 중간 슬라이스 영상을 생성할 수 있다.

[0102] 다음으로, 프로세서(16)는 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상에 대해 딥러닝 기반 제2 연산을 수행하여, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 해상도를 개선할 수 있다(S140).

[0103] 상기 제2 연산은, 횡단면에서의 손실 함수를 이용한 연산을 포함할 수 있다.

[0104] 이하에서 도 5를 참조하여 안면부 CT 영상을 이용한 제2 연산에 대해 상세히 설명하도록 한다.

[0105] 상술한 바와 같이, 제1 연산은 시상면 영상의 정보만을 기반으로 해상도를 개선하기 때문에 추가적으로 제2 연산을 수행하여 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면의 영상에서 관심 영역(안와 영역)이 정확하게 나타날 수 있도록 중간 슬라이스 영상의 횡단면의 영상에 대한 손실 함수를 추가로 고려할 수 있다.

[0106] 여기서, 상기 횡단면에서의 손실 함수는, 아래 [수학식 5]와 같이, 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수, 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수 및 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수의 합으로 계산될 수 있다.

수학식 5

$$L_{axial} = MAE(SR^A, O^A) + Edge(SR^A, O^A, M^A) + VGG(SR^A, O^A)$$

[0107]

[0108] 여기서, SR^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면 영상, O^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 원본 영상, M^A 는 횡단면의 관심 영역(안와 영역) 레이블 마스크를 의미한다.

[0109] 상기 새롭게 생성된 n개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 밝기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수는 아래 [수학식 6]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 6

$$L_{MAE}^{AXL} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H |SR_{i,j}^A - O_{i,j}^A|$$

[0110]

[0111] 여기서, W 와 H 는 원본 영상의 너비와 높이를 나타내고, i 와 j 는 영상의 화소 위치를 나타낸다. SR^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면 영상, O^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 원본 영상을 의미한다.

[0112] 이렇게 [수학식 6]를 사용함으로써, 본 발명은 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상과 이와 대응되는 원본 영상의 중간 슬라이스 영상 간의 밝기값 차이를 최소화할 수 있다.

[0113] 상기 레이블 마스크의 횡단면 영상을 이용한 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 기울기값에 대한 오차 최소화 관련 손실 함수는 아래 [수학식 7]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 7

$$L_{Edge}^{AXL} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \{|E(SR^A)_{i,j} - E(O^A)_{i,j}| * M_{i,j}^A\}$$

[0114]

[0115] 여기서, W 와 H 는 원본 영상의 너비와 높이를 나타내고, i 와 j 는 영상의 화소 위치를 나타낸다. SR^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면 영상, O^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 원본 영상, M^A 는 횡단면의 관심 영역(안와 영역) 레이블 마스크를 의미한다. $E()$ 는 소벨 엣지 검출기를 통해 추출한 횡단면의 경계 영상을 의미한다.

[0116] 이렇게 [수학식 7]를 사용함으로써, 본 발명은 관심 영역(안와 영역) 내에서의 기울기 오차만을 계산할 수 있으며, 이는 피질골 및 얇은 뼈가 시상면 방향으로 흐리게 나타나는 문제를 해결하여 횡단면에서도 관심 영역(안와 영역)이 뚜렷한 중간 슬라이스 영상을 생성할 수 있도록 한다.

[0117] 상기 새롭게 생성된 n 개의 슬라이스의 횡단면 영상과 상기 전처리된 CT 영상 간 특징맵에 대한 차이 최소화 관련 손실 함수는 아래 [수학식 8]과 같이 표현될 수 있다.

수학식 8

$$L_{VGG}^{AXL} = \sum_{i=1}^{W_{x,y}} \sum_{j=1}^{H_{x,y}} \{\phi_{x,y}(SR^A)_{i,j} - \phi_{x,y}(O^A)_{i,j}\}^2$$

[0118]

[0119] 여기서, W 와 H 는 원본 영상의 너비와 높이를 나타낸다. SR^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면 영상, O^A 는 새롭게 생성된 중간 슬라이스 영상의 원본 영상을 의미한다. $\phi_{x,y}$ 는 특정 분류 모델의 x 번째 최대값

풀링 계층(max-pooling layer) 직전 y 번째로 수행된 컨볼루션 계층에서 출력된 특징맵을 의미하고, $W_{x,y}$ 와 $H_{x,y}$

는 특징맵 $\phi_{x,y}$ 의 너비와 높이를 의미하고, i 와 j 는 특징맵 $\phi_{x,y}$ 에서의 화소 위치를 나타낸다.

[0120] 이렇게 [수학식 8]을 사용함으로써, 본 발명은 중간 슬라이스 영상의 지각적인 품질(perceptual quality)을 개선할 수 있다. 이때, 사용되는 특징맵은 이미지넷(ImageNet) 훈련 셋을 통해 영상을 분류하도록 사전에 훈련된 상기 특정 분류 모델(예를 들어, VGG16)을 통해 추출될 수 있으며, 특징맵은 특정 분류 모델이 입력 영상에 대해 추론한 고수준의 특징 정보를 포함할 수 있다. 특징맵의 차이를 손실 함수로 사용할 경우, 픽셀 단위로 수행되는 밝기값 차이 기반의 손실 함수 보다 원본 영상과 더 구조적으로 유사한 영상을 생성할 수 있다.

- [0121] 이렇게 OB-Net을 통해 모든 연산이 수행된 후 출력되는 최종 CT 영상은 종래의 방법에 따른 CT 영상에 비해 슬라이스 간 해상도가 크게 개선된 형태를 보인다.
- [0122] 도 6a 및 도 6b는 각각 종래의 방법 및 본 발명에 따른 방법을 통해 슬라이스 간 해상도가 개선된 시상면의 영상을 도시하고 있다. 도 6a를 참조하면, 종래의 방법에 따라 해상도가 개선된 CT 영상은 여전히 에일리어싱 현상 또는 일부가 흐리게 보이는 반면, 도 6b를 참조하면, 본 발명에 따라 해상도가 개선된 CT 영상은 종래에 비해 얇은 뼈 부분이 보다 매끄럽게 표현된 것을 확인할 수 있다.
- [0123] 도 7a 및 도 7b는 각각 종래의 방법 및 본 발명에 따른 방법을 통해 슬라이스 간 해상도가 개선된 횡단면의 영상을 도시하고 있다. 도 7a를 참조하면, 종래의 방법에 따라 해상도가 개선된 CT 영상은 여전히 뼈의 경계가 불분명한 반면, 도 7b를 참조하면, 본 발명에 따라 해상도가 개선된 CT 영상은 종래에 비해 비교적 피질골 및 얇은 뼈의 경계가 명확하고, 끊어진 부분 없이 원본과 유사한 것을 확인할 수 있다.
- [0124] 상술한 바와 같이, 본 발명은 시상면과 횡단면에서 뼈(안와)의 특징 정보들을 고려하여 시상면으로 중간 슬라이스 영상을 생성하는 2차원 컨볼루션 신경망 네트워크를 사용하여 안면부 CT 영상의 슬라이스 간 해상도를 개선할 수 있다. 본 발명에 따른 OB-Net은 시상면과 횡단면에서 사용되는 안와 뼈 경계 인식 손실 함수를 통해 피질골뿐만 아니라 얇은 뼈의 형태 또한 명확하게 나타나는 중간 슬라이스 영상을 생성하고, 시상면의 단면 정보만으로 생성된 중간 슬라이스 영상의 횡단면에서 피질골 및 얇은 뼈의 경계가 흐릿하거나 일부분이 끊어지는 문제를 해결하였다. 또한, 사전 훈련된 영상 특징 추출 네트워크(특정 분류 모델)를 통해 원본 영상과 중간 슬라이스 영상의 특징맵 차이를 고려하는 손실 함수를 추가적으로 사용함으로써 횡단면의 중간 슬라이스 영상의 품질을 개선하였다.
- [0125] 도 2는 단계 S110 내지 단계 S140를 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나, 이는 본 실시예의 기술 사상을 예시적으로 설명한 것에 불과한 것으로서, 본 실시예가 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 본 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 도 2에 기재된 순서를 변경하여 실행하거나 단계 S110 내지 단계 S140 중 하나 이상의 단계를 병렬적으로 실행하는 것으로 다양하게 수정 및 변형하여 적용 가능할 것이므로, 도 2는 시계열적인 순서로 한정되는 것은 아니다.
- [0126] 이상에서 전술한 본 발명의 일 실시예에 따른 방법은, 하드웨어인 컴퓨터와 결합되어 실행되기 위해 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현되어 매체에 저장될 수 있다. 여기서, 컴퓨터는 앞에서 설명한 장치(10)일 수 있다.
- [0127] 상기 전술한 프로그램은, 상기 컴퓨터가 프로그램을 읽어 들여 프로그램으로 구현된 상기 방법들을 실행시키기 위하여, 상기 컴퓨터의 프로세서(CPU)가 상기 컴퓨터의 장치 인터페이스를 통해 읽힐 수 있는 C, C++, JAVA, 기계어 등의 컴퓨터 언어로 코드화된 코드(Code)를 포함할 수 있다. 이러한 코드는 상기 방법들을 실행하는 필요한 기능들을 정의한 함수 등과 관련된 기능적인 코드(Functional Code)를 포함할 수 있고, 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 소정의 절차대로 실행시키는데 필요한 실행 절차 관련 제어 코드를 포함할 수 있다. 또한, 이러한 코드는 상기 기능들을 상기 컴퓨터의 프로세서가 실행시키는데 필요한 추가 정보나 미디어가 상기 컴퓨터의 내부 또는 외부 메모리의 어느 위치(주소 번지)에서 참조되어야 하는지에 대한 메모리 참조관련 코드를 더 포함할 수 있다. 또한, 상기 컴퓨터의 프로세서가 상기 기능들을 실행시키기 위하여 원격(Remote)에 있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 통신이 필요한 경우, 코드는 상기 컴퓨터의 통신 모듈을 이용하여 원격에 있는 어떠한 다른 컴퓨터나 서버 등과 어떻게 통신해야 하는지, 통신 시 어떠한 정보나 미디어를 송수신해야 하는지 등에 대한 통신 관련 코드를 더 포함할 수 있다.
- [0128] 본 발명의 실시예와 관련하여 설명된 방법 또는 알고리즘의 단계들은 하드웨어로 직접 구현되거나, 하드웨어에 의해 실행되는 소프트웨어 모듈로 구현되거나, 또는 이들의 결합에 의해 구현될 수 있다. 소프트웨어 모듈은 RAM(Random Access Memory), ROM(Read Only Memory), EPROM(Erasable Programmable ROM), EEPROM(Electrically Erasable Programmable ROM), 플래시 메모리(Flash Memory), 하드 디스크, 착탈형 디스크, CD-ROM, 또는 본 발명이 속하는 기술 분야에서 잘 알려진 임의의 형태의 컴퓨터 판독가능 기록매체에 상주할 수도 있다.
- [0129] 이상, 첨부된 도면을 참조로 하여 본 발명의 실시예를 설명하였지만, 본 발명이 속하는 기술분야의 통상의 기술자는 본 발명이 그 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 실시될 수 있다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로, 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며, 제한적이지 않은 것으로 이해해야만 한다.

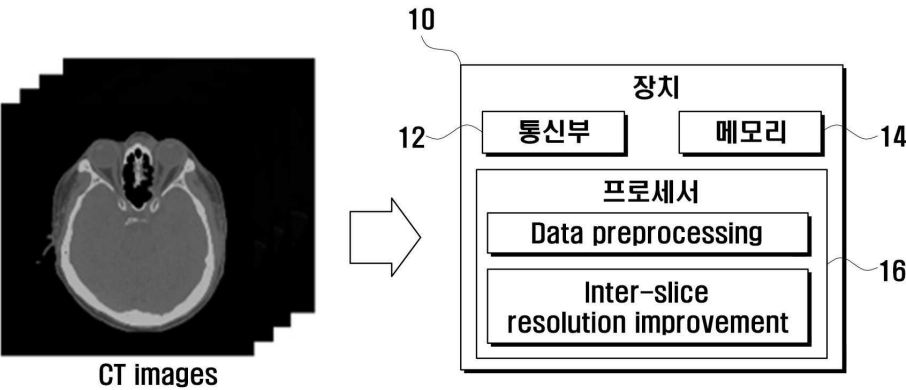
부호의 설명

[0130]

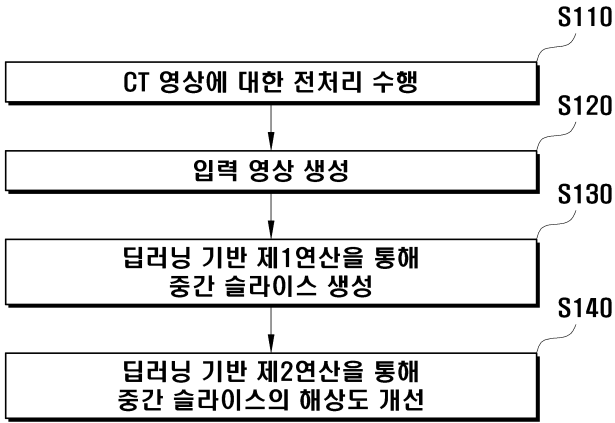
- 10: 장치
- 12: 통신부
- 14: 메모리
- 16: 프로세서

도면

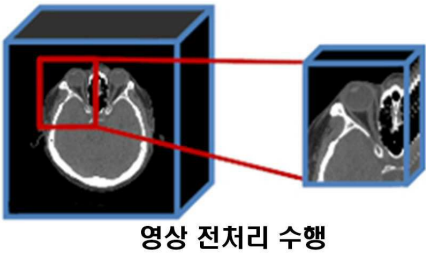
도면1



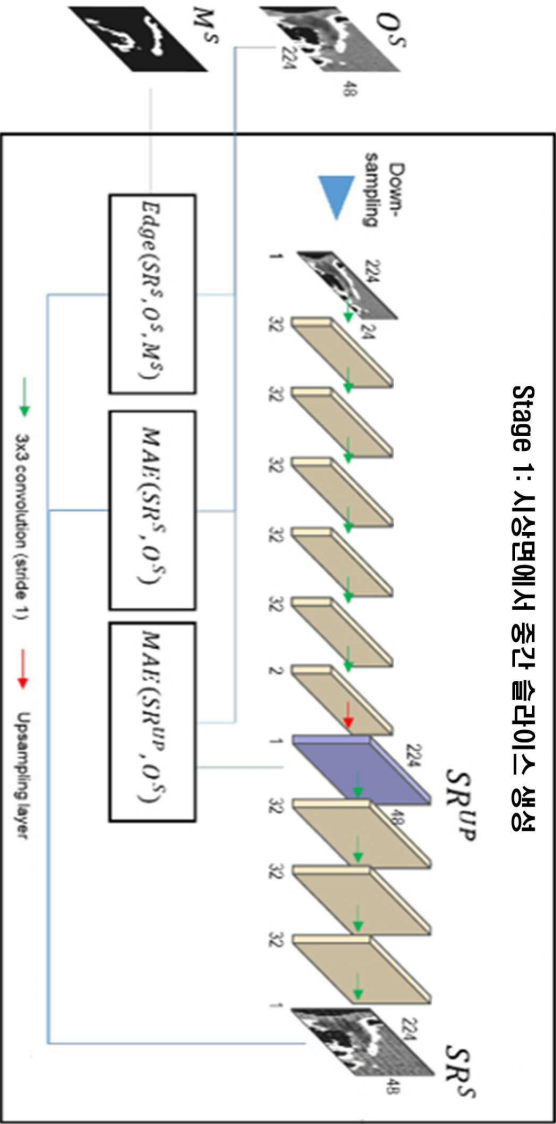
도면2



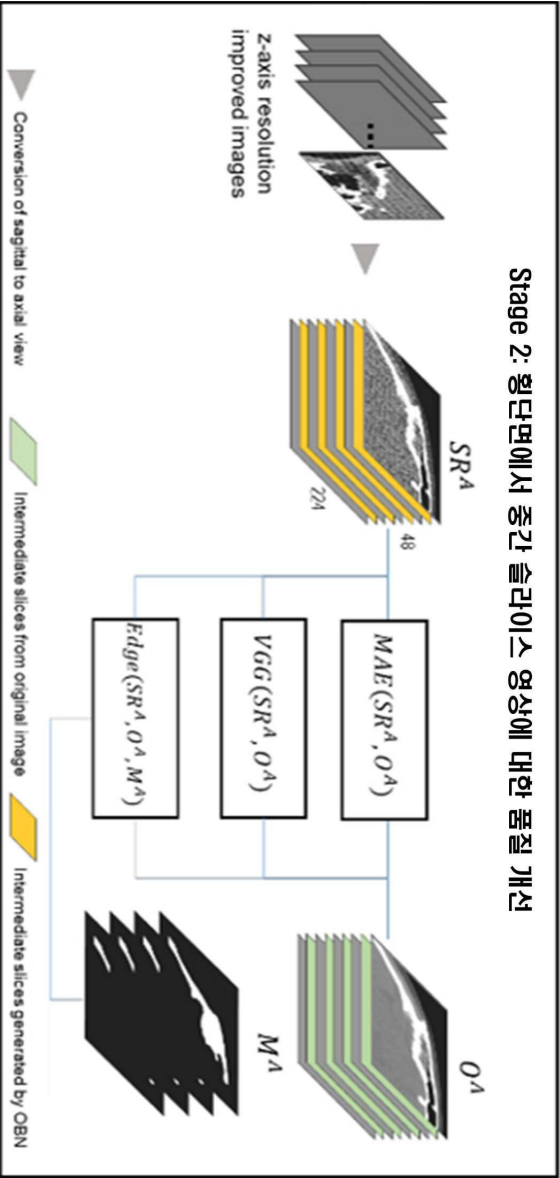
도면3



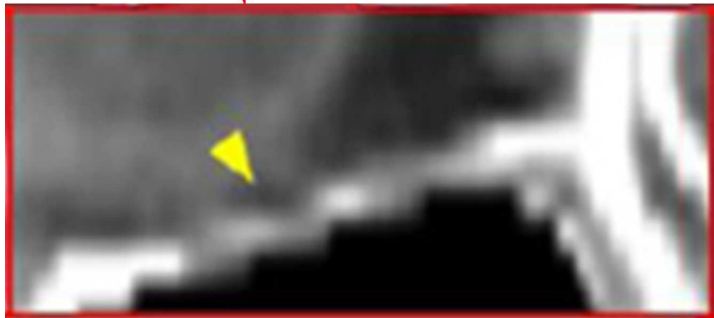
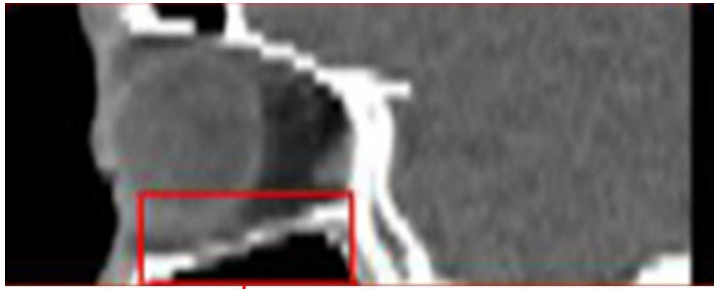
도면4



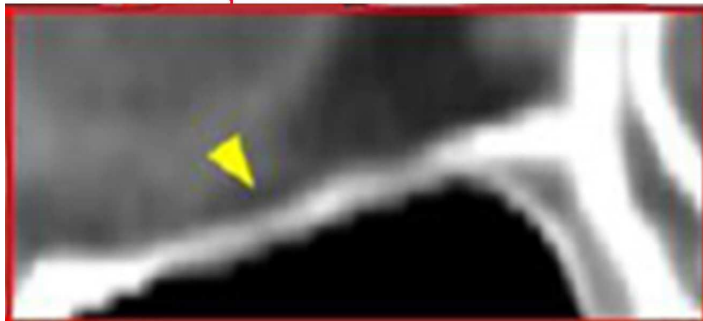
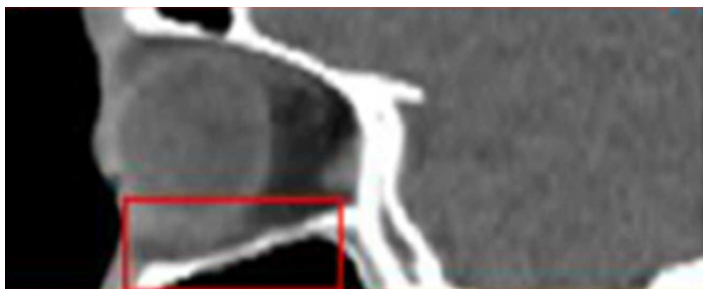
도면5



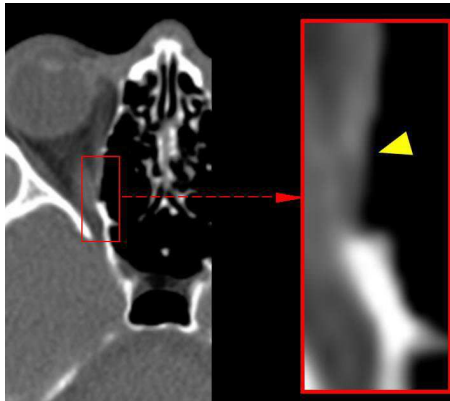
도면6a



도면6b



도면7a



도면7b

