(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년06월19일
(11) 등록번호 10-2822201
(24) 등록일자 2025년06월13일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 3/4053 (2024.01) *G06N 3/0464* (2023.01)
G06T 11/00 (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 3/4053 (2024.01)
G06N 3/0464 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2024-0058015
(22) 출원일자 2024년04월30일
심사청구일자 2024년04월30일
(30) 우선권주장
1020240030551 2024년03월04일 대한민국(KR)
(56) 선행기술조사문헌
CN115330600 A*
KR1020230082227 A*
KR1020230115765 A*
Wei Lu et al., "A novel 3D medical image super-resolution method based on densely connected network", (2020)*
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
울산과학기술원
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(72) 발명자
조형준
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
데세마 아벨 워르쿠
울산광역시 울주군 언양읍 유니스트길 50
(74) 대리인
특허법인 무한

전체 청구항 수 : 총 12 항 심사관 : 이정은

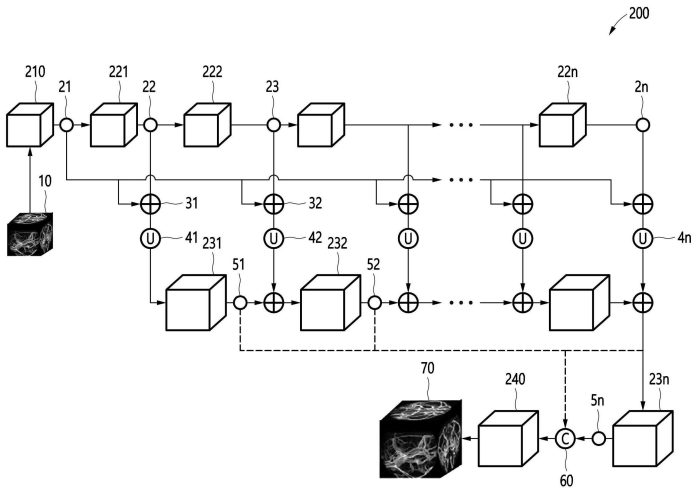
(54) 발명의 명칭 **초해상도 컨볼루션 신경망을 이용하여 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치**

(57) 요 약

일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 상기 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 레지듀얼

(뒷면에 계속)

대 표 도



덴스 데이터에 상기 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계, 제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제2 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계 및 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 상기 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

(52) CPC특허분류

G06T 11/008 (2013.01)

G06T 2207/10088 (2013.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711188355
과제번호	2022R1A2C2011191
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	자기공명영상을 이용한 발달장애 조기진단을 위한 정량적 바이오마커 개발
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	2460000205
과제번호	00334574
부처명	보건복지부
과제관리(전문)기관명	한국보건산업진흥원
연구사업명	치매극복연구개발사업(복지부)
연구과제명	Neurofluids 활성도 기반 치매 영상 진단 및 예후 스코어링을 위한 AI 소프트웨어 고도화
과제수행기관명	울산과학기술원
연구기간	2024.04.01 ~ 2024.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

프로세서에 의해 증가된 해상도의 3차원 의료 영상을 생성하는 방법에 있어서,

해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 상기 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하는 단계;

상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터에 상기 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계;

상기 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계;

제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제2 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계;

상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계; 및

상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 상기 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계

를 포함하고,

상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하는 단계는,

상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터에 상기 제1 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)을 생성하는 단계를 포함하고,

상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계는,

상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계;

상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 상기 제1 부가 특징 맵을 생성하는 단계; 및

상기 제1 부가 특징 맵을 업-샘플링함으로써 상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계를 포함하고,

상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계는,

상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계를 포함하고,

상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계는,

상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제1 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵과 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하는 단계;

상기 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제2 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하

는 단계; 및

제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터와 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

삭제

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함하는 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계는,

상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터를 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터에 추가적인 컨볼루션 레이어를 적용하여 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 업-샘플링 데이터에 제3 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계

를 더 포함하고,

상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계는,

상기 제1 컨볼루션 데이터, 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 컨볼루션 데이터의 결합에 기초하여, 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 8

제1항에 있어서,

상기 해상도 증가 모델에 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터가 입력되기 이전에 상기 해상도 증가 모델

을 트레이닝하는 단계

를 더 포함하는 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 해상도 증가 모델을 트레이닝하는 단계는,

상기 해상도 증가 모델의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수의 손실을 최소화함으로써 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 트레이닝하는 단계

를 포함하는 방법.

청구항 10

해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 상기 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터에 상기 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성하고, 상기 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성하고, 제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제2 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성하고, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성하며, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 상기 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 프로세서

를 포함하고,

상기 프로세서는,

상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성함에 있어서, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터에 상기 제1 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)을 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 상기 제1 부가 특징 맵을 생성하며, 상기 제1 부가 특징 맵을 업-샘플링함으로써 상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성하고, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하고, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제1 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵과 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제2 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하며, 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터와 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 장치.

청구항 11

삭제

청구항 12

삭제

청구항 13

삭제

청구항 14

제10항에 있어서,

상기 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함하는,

장치.

청구항 15

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터를 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터에 추가적인 컨볼루션 레이어를 적용하여 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는,

장치.

청구항 16

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 업-샘플링 데이터에 제3 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터를 생성하고,

상기 제1 컨볼루션 데이터, 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 컨볼루션 데이터의 결합에 기초하여, 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는,

장치.

청구항 17

제10항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 해상도 증가 모델에 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터가 입력되기 이전에 상기 해상도 증가 모델을 트레이닝하는,

장치.

청구항 18

제17항에 있어서,

상기 프로세서는,

상기 해상도 증가 모델을 트레이닝함에 있어서, 상기 해상도 증가 모델의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수의 손실을 최소화함으로써 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 트레이닝하는,

장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 이하, 저해상도 UTE-MRA 데이터의 해상도를 딥 러닝 기반의 해상도 증가 모델을 이용하여 높은 해상도로 증가시키는 것에 관한 기술이 제공된다.

배 경 기 술

[0003] 의료 영상(medical imaging)은 임상 분석 및 의료 개입을 위해 신체 내부의 일부 장기 또는 조직의 기능을 시각적으로 표현(예: 영상화)한 것을 의미한다. 또한, 의료 영상은 진단할 신체 부위의 증상과 유형에 따라 종류가 나뉘어질 수 있다. 예를 들어, 의료 영상은 X-선 영상(X-Ray images), 초음파(ultrasound), 자기공명영상(MRI, Magnetic Resonance Imaging), 컴퓨터 단층촬영(CT, Computed Tomography) 및 단일광자 단층촬영/양전자 단층촬영(SPECT, Single Photon Emission Computed Tomography/PET, Positron Emission Tomography)으로 분류할 수 있다. 이러한 의료 영상은 피부와 뼈에 가려진 내부 구조를 드러나게 하여 의료진이 의료 영상을 분석함에 따라 질병을 진단하고 치료할 수 있다.

[0004] 위에서 설명한 배경기술은 발명자가 본원의 개시 내용을 도출하는 과정에서 보유하거나 습득한 것으로서, 반드시 본 출원 전에 일반 공중에 공개된 공지기술이라고 할 수는 없다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 미국 공개 특허공보 2023-0360179(2023년 11월 09일 공고)에는 Machine learning processing of contiguous slice image data가 제시된다.

(특허문헌 0002) 미국 공개 특허공보 2024-0062332(2024년 02월 22일 공고)에는 System and method for improving sharpness of magnetic resonance images using a deep learning neural network가 제시된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 및 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 포함하는 해상도 증가 모델(예: ladder-shaped residual dense generative adversarial network, LSRDGAN)을 포함할 수 있다.

[0008] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 하나의 스텝에서 이루어지는 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어가 복수 개로 구성됨에 따라 업 샘플링 또한 복수 회 이루어질 수 있다.

[0009] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 컴퓨팅이 복잡한 레지듀얼 덴스 블록이 적용된 이후로 업 샘플링을 수행할 수 있다.

[0010] 다만, 기술적 과제는 상술한 기술적 과제들로 한정되는 것은 아니며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0012] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법은 해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 상기 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block)

중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터에 상기 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계, 제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제2 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계 및 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 상기 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하는 단계는, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터에 상기 제1 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)을 생성하는 단계를 포함하고, 상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계는, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 상기 제1 결합 특징 맵을 생성하는 단계 및 상기 제1 결합 특징 맵을 업-샘플링함으로써 상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0014] 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계는, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0015] 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계는, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제1 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵과 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하는 단계, 상기 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제2 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제1 레지듀얼 덴스의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하는 단계 및 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터와 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 상기 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0017] 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계는, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터에 추가적인 컨볼루션 레이어를 적용하여 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0018] 상기 방법은 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 업-샘플링 데이터에 제3 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터를 생성하는 단계를 더 포함하고, 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계는, 상기 제1 컨볼루션 데이터, 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 컨볼루션 데이터의 결합에 기초하여, 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 단계를 포함할 수 있다.

[0019] 상기 방법은 상기 해상도 증가 모델에 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터가 입력되기 이전에 상기 해상도 증가 모델을 트레이닝하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0020] 상기 해상도 증가 모델을 트레이닝하는 단계는, 상기 해상도 증가 모델의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수의 손실을 최소화함으로써 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 트레이닝하는 단계를 포함할 수 있다.

[0021] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치는 해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 상기 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터

에 상기 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성하고, 상기 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성하고, 제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제2 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성하고, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 상기 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성하며, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 상기 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성하는 프로세서를 포함할 수 있다.

[0022] 상기 프로세서는, 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성함에 있어서, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터에 상기 제1 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 데이터인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)을 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 상기 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 상기 제1 부가 특징 맵을 생성하며, 상기 제1 부가 특징 맵을 업-샘플링함으로써 상기 제1 업-샘플링 데이터를 생성할 수 있다.

[0023] 상기 프로세서는, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성할 수 있다.

[0024] 상기 프로세서는, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제1 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵과 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하고, 상기 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터에 상기 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제2 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵, 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 상기 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성하며, 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터와 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가함으로써 상기 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 상기 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성할 수 있다.

[0025] 상기 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0026] 상기 프로세서는, 상기 제1 컨볼루션 데이터 및 상기 제2 컨볼루션 데이터를 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터에 추가적인 컨볼루션 레이어를 적용하여 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다.

[0027] 상기 프로세서는, 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 업-샘플링 데이터에 제3 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터를 생성하고, 상기 제1 컨볼루션 데이터, 상기 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 컨볼루션 데이터의 결합에 기초하여, 상기 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다.

[0028] 상기 프로세서는, 상기 해상도 증가 모델에 상기 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터가 입력되기 이전에 상기 해상도 증가 모델을 트레이닝할 수 있다.

[0029] 상기 프로세서는, 상기 해상도 증가 모델을 트레이닝함에 있어서, 상기 해상도 증가 모델의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수의 손실을 최소화함으로써 상기 생성 네트워크 및 상기 판별 네트워크를 트레이닝할 수 있다.

발명의 효과

[0031] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 레지듀얼 덴스 블록 및 컨볼루션 레이어를 포함하는 해상도 증가 모델에 저해상도 의료영상(예: UTE-MRA)을 입력하여 초해상도(Super resolution) 의료영상으로 빠르게 변환할 수 있어 뇌졸중같이 시간에 민감한 질병을 앓고 있는 환자에게 유용할 수 있다.

[0032] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 하나의 스텝에서 이루어지는 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어가 복수 개로 구성됨에 따라 업 샘플링 또한 복수 회 이루어지므로 업 샘플링이 마지막에 1회 수행되는 일반적인 초해상도 이미지 생성 네트워크에 비하여 적은 컴퓨팅 공간으로 고품질의 영상이

효율적이고 빠르게 생성될 수 있다.

[0033] 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 컴퓨팅이 복잡한 레지듀얼 덴스 블록이 적용된 이후로 업 샘플링을 수행함에 따라 상대적으로 적은 리소스로 컴퓨팅을 수행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0035] 도 1은 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치의 블록도를 도시한다.

도 2는 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치 내 해상도 증가 모델의 아키텍처(Architecture)를 예시적으로 나타낸다.

도 3은 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치 내 해상도 증가 모델의 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어의 상세한 구조를 예시적으로 나타낸다.

도 4은 허혈성 뇌졸중 환자에 대하여 다양한 방식들을 이용하여 표현된 영상들 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 영상을 예시적으로 나타낸다.

도 5는 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법의 흐름도를 도시한다.

도 6은 건강한 대조군(HC) 데이터로 트레이닝된 다양한 생성 네트워크들을 이용하여 생성된 영상들 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 영상을 예시적으로 나타낸다.

도 7은 뇌졸중(stroke) 데이터로 고해상도 영상, 저해상도 영상 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 초해상도 영상을 예시적으로 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0036] 실시예들에 대한 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 예시를 위한 목적으로 개시된 것으로서, 다양한 형태로 변경되어 구현될 수 있다. 따라서, 실제 구현되는 형태는 개시된 특정 실시예로만 한정되는 것이 아니며, 본 명세서의 범위는 실시예들로 설명한 기술적 사상에 포함되는 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.

[0037] 제1 또는 제2 등의 용어를 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 이런 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 해석되어야 한다. 예를 들어, 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소는 제1 구성요소로도 명명될 수 있다.

[0038] 어떤 구성요소가 다른 구성요소에 "연결되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다.

[0039] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 설명된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함으로 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0040] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0041] 이하, 실시예들을 첨부된 도면들을 참조하여 상세하게 설명한다. 첨부 도면을 참조하여 설명함에 있어, 도면 부호에 관계없이 동일한 구성 요소는 동일한 참조 부호를 부여하고, 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다.

[0042] 자기공명 혈관 조영술(Magnetic Resonance Angiography, MRA)은 신체의 혈관을 구체적으로 관찰하는 MRI의 한 유형으로써, 비침습적인 방식으로 혈관 및 혈류를 확인하여 동맥의 협착이나 막힘을 검출할 수 있다. 또한, 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography, CT)은 또 다른 비침습적인 방식으로 MRA보다 더 빠르게 혈관을 확인할 수 있으나, 방사선이 노출될 수 있는 큰 단점을 가지고 있다. 이에 사용자(예: 의료인)는 검출 목적에 따라 전술한 촬영술 중 적절한 하나를 사용할 수 있다.

[0043] 이러한 MRA 중 TOF(Time-of-Flight) MRA는 혈류에 의한 난류(turbulent) 및 금속으로 유도된 민감성 아티팩트(artifact)로 인해서 검출이 방해될 수 있다. 단결정 산화철 나노 입자(monocrystalline iron oxide nanoparticles, MION)를 사용하는 초단파 에코 시간 자기공명 혈관 조영술(ultrashort echo time- Magnetic Resonance Angiography, UTE-MRA)은 전술한 문제를 해결할 수 있어 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나, UTE-MRA는 미세한 혈관의 해부학적 구조를 묘사할 수 있으나, 고해상도를 달성하려면 스캔 시간이 길어지는 단점이 있다. 이러한 단점은 움직임 아티팩트를 유발할 수 있으며, 뇌졸중과 같이 시간에 민감한 질환과 관련된 상태에 대한 진단 및 치료의 신속성에 영향을 미칠 수 있다.

[0044] 한편, 딥 러닝 기술 분야는 이미지(예: 영상) 분류, 분할, 위치 파악 및 초해상도(SR) 이미지 생성 등과 같은 다양한 컴퓨터 비전 작업에 적용되고 있다. 일반적으로 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용하여 저해상도(LR) 영상을 초해상도(SR) 영상으로 생성(예: 변환)할 수 있다. 이러한 CNN의 종류는 트레이닝 전략에 따라 크게 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio), 플로우(flow), GAN(Generative Adversarial Network) 및 디퓨전(diffusion) 기반 접근 방식으로 분류할 수 있다. PSNR 기반 모델은 구현 및 트레이닝이 용이하지만 영상에서 고주파 에지 디테일을 복구하는 데 어려움이 있으며, 플로우 기반 모델은 컴퓨팅에 있어 큰 풋프린트(footprint)를 필요로 한다. 또한, GAN 기반 모델은 적대적 특성으로 인해 트레이닝이 어려우며 다양한 고장 모드에 취약한 단점이 있다. 또한, 이러한 모델들은 영상 생성 시 자연스러운 아티팩트를 생성하기 때문에 정확한 환자의 상태를 확인해야하는 의료분야에 적절하지 않은 문제가 있다. 이에 더하여, 디퓨전 기반 모델은 LR 데이터와 확률적 노이즈를 입력으로 사용하여 SR 이미지를 생성하고, 안정을 보여주지만 처리 속도가 느린 문제가 있다.

[0045] 이에 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법 및 장치는 저해상도 의료영상(예: UTE-MRA)을 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 및 컨볼루션 레이어(convolution layer)를 포함하는 해상도 증가 모델(예: ladder-shaped residual dense generative adversarial network, LSRDGAN)에 입력하여 초해상도(Super resolution) 의료영상으로 빠르게 변환할 수 있다.

[0046] 도 1은 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치의 블록도를 도시한다.

[0047] 도 2는 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치 내 해상도 증가 모델의 아키텍처(Architecture)를 예시적으로 나타낸다.

[0048] 장치(100)는 프로세서(110) 및 메모리(120)를 포함할 수 있다.

[0049] 프로세서(110)는 해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(10)로부터, 해상도 증가 모델(200)의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block)(210, 221, 222, ... 22n) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록(210)을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21)를 생성하고, 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21)에 복수의 레지듀얼 덴스 블록(210, 221, 222 ... 22n) 중 제2 레지듀얼 덴스 블록(221)을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터(22) 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21) 간의 제1 부가 데이터(31)를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터(41)를 생성하고, 제1 업-샘플링 데이터(41)에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer)(231, 232, ... 23n, 240) 중 제1 컨볼루션 레이어(231)를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터(51)를 생성하고, 제3 레지듀얼 덴스 데이터(23) 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21) 간의 제2 부가 데이터(32)를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터(42)를 생성하고, 제1 컨볼루션 데이터(51) 및 제2 업-샘플링 데이터(42)에 기초한 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(231, 232, ... 23n, 240) 중 제2 컨볼루션 레이어(232)를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터(52)를 생성하며, 제1 컨볼루션 데이터(51) 및 제2 컨볼루션 데이터(52)의 결합(concatenation)에 기초하여, 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(70)를 생성할 수 있다. 예를 들어, 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(10)는 패치 크기가 32^3인 의료 영상 데이터일 수 있고, 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(70)는 패치 크기가 64^3인 의료 영상 데이터일 수 있다. 패치 크기는 트레이닝 시에 적용되어 작은 패치 크기를 통해 계산을 더 쉽게 만들기 때문에 프로세서(110)가 용이하게 트레이닝을 수행할 수 있다. 또한, 제1 해상도는 $117^3\ \mu m^3$인 저해상도(low resolution, LR)일 수 있고, 제2 해상도는 $234^3\ \mu m^3$인 초해상도(super resolution, SR)일 수 있다.

[0050] 또한, 해상도 증가 모델(200)은 복수의 레지듀얼 덴스 블록(210, 221, 222 ... 22n)과 복수의 컨볼루션 레이어(231, 232, ... 23n, 240)를 포함하고 있으므로, 전술한 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21), 제2 레지듀얼 덴스 데이터(22) 및 제3 레지듀얼 덴스 데이터(23)과 제1 컨볼루션 데이터(51) 및 제2 컨볼루션 데이터(52)뿐만 아니라

추가적인 복수의 레지듀얼 덴스 데이터와 복수의 컨볼루션 데이터를 생성할 수 있다. 예를 들어, 해상도 증가 모델(200)은 여섯 개의 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어로 구성될 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.

[0051] 이에 프로세서(110)는 제2 컨볼루션 데이터(52) 및 제3 업-샘플링 데이터(4n)에 제3 컨볼루션 레이어(23n)를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터(5n)를 생성할 수 있다. 이에 프로세서(110)는 제1 컨볼루션 데이터(51), 제2 컨볼루션 데이터(52) 및 제3 컨볼루션 데이터(5n)의 결합에 기초하여, 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(70)를 생성할 수 있다. 이는 해상도 증가 모델(200)이 하나의 스텝에서 이루어지는 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어가 복수 개로 구성됨에 따라 업 샘플링 또한 복수 회 이루어지므로 업 샘플링이 마지막에 1회 수행되는 일반적인 초해상도 이미지 생성 네트워크에 비하여 적은 컴퓨팅 공간으로 고품질의 영상이 효율적이고 빠르게 생성될 수 있음을 의미할 수 있다. 추가적으로, 해상도 증가 모델(200)은 컴퓨팅이 복잡한 레지듀얼 덴스 블록이 적용된 이후로 업 샘플링을 수행함에 따라 상대적으로 적은 리소스로 컴퓨팅을 수행할 수 있다.

[0052] 또한, 프로세서(110)는 제1 컨볼루션 데이터(51) 및 제2 컨볼루션 데이터(52)의 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터(60)에 추가적인 컨볼루션 레이어(240)를 적용하여 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다. 이는 컨볼루션 결합 데이터(60)가 복수의 컨볼루션 데이터를 결합시킨 것이므로 사용자에게 제공될 수 있도록 컨볼루션 결합 데이터(60)에 추가적인 컨볼루션 레이어(240)를 적용시켜 결합된 복수의 데이터를 정렬시킬 수 있다.

[0053] 또한, 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21) 생성을 좀 더 구체적으로 설명하자면, 프로세서(110)는 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(10)에 제1 레지듀얼 덴스 블록(210)을 적용함으로써 제1 레지듀얼 덴스 데이터(21)인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)(21)을 생성하고, 제1 업-샘플링 데이터(41)를 생성함에 있어서, 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(21)에 제2 레지듀얼 덴스 블록(221)을 적용함으로써 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵(22)을 생성하고, 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(21) 및 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵(22)을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 제1 부가 특징 맵(31)을 생성하며, 제1 부가 특징 맵(31)을 업-샘플링함으로써 제1 업-샘플링 데이터(41)를 생성할 수 있다.

[0054] 또한, 해상도 증가 모델(200)에 각 레지듀얼 덴스 블록의 덴스 성장 레이트(dense growth rate)는 16으로 설정하고, 특징 깊이(Feature depth)는 32으로 설정할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.

[0055] 도 3은 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치 내 해상도 증가 모델의 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어의 상세한 구조를 예시적으로 나타낸다.

[0056] 프로세서(110)는 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어(311)와 활성화 함수(312)를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록(310, 320, 330, 340)을 적용함으로써 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(21) 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵(22)을 생성할 수 있다. 이는 복수의 레지듀얼 덴스 블록(210, 221, 222 ... 22n)이 복수의 3차원 컨볼루션 블록(310, 320, 330, 340)을 포함하는 것을 의미할 수 있다. 이에 더하여, 복수의 컨볼루션 레이어(231, 232, ... 23n, 240) 또한 3차원 컨볼루션 레이어(311)와 활성화 함수(312)를 포함할 수 있다. 컨볼루션 레이어는 입력되는 이미지의 특징들을 추출하고 추출한 특징들에 기초하여 특징 맵을 생성할 수 있다. 또한, 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있으나, 이에 한정되지 않는다. 이와 같이 프로세서(110)는 다양한 네트워크 깊이에서 모든 특징들을 업 샘플링함에 따라 다른 모델들에 비해 아티팩트를 적게 생성할 수 있다.

[0057] 좀 더 구체적으로 말하자면, 프로세서(110)는 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(81)에 복수의 3차원 컨볼루션 블록(310, 320, 330, 340) 중 제1 3차원 컨볼루션 블록(310)을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵(82)과 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(81)의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터(91)를 생성하고, 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터(91)에 복수의 3차원 컨볼루션 블록(310, 320, 330, 340) 중 제2 3차원 컨볼루션 블록(320)을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵(83), 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(81) 및 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵(82)의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터(92)를 생성할 수 있다. 또한, 프로세서(110)는 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터(92)와 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(81)을 원소 단위 부가함으로써 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(21) 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵(22)(또는 제3 레지듀얼 덴스 특징 맵(23) 또는 제n 레지듀얼 덴스 특징 맵(2n))을 생성할 수 있다. 원소 단위 부가는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터(92)의 특징이 추가될 수 있다.

[0058] 또한, 프로세서(110)는 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터(92)를 전술한 바와 같이 추가적으로 제3 3차원 컨볼루션 블록(330) 및 제4 3차원 컨볼루션 블록(340)을 통과시켜 각각 제3 3차원 컨볼루션 특징맵(84) 및 제4 3차원 컨볼루션 특징맵(85)을 생성할 수 있으며, 전술한 바와 같이 이를 결합시킨 제3 레지듀얼 덴스 결합 데이터(93) 및 제4 레지듀얼 덴스 결합 데이터(94) 또한 생성할 수 있다. 이에 프로세서(110)는 제4 레지듀얼 덴스 결합 데이터(94)와 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(81)(예: 레지듀얼 덴스 블록에 입력되는 데이터)을 원소 단위 부가함으로써 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(21) 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵(22)(예: 레지듀얼 덴스 블록에 입력되는 데이터에 기초한 레지듀얼 덴스 특징 맵)을 생성할 수 있다.

[0059] 또한, 프로세서(110)는 해상도 증가 모델(200)에 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터(10)가 입력되기 이전에 해상도 증가 모델(200)을 트레이닝할 수 있다. 프로세서(110)는 해상도 증가 모델(200)을 트레이닝함에 있어서, 해상도 증가 모델(200)의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수(예: 수학식 2 및 수학식 3)와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수(예: 수학식 1)의 손실을 최소화함으로써 생성 네트워크 및 판별 네트워크를 트레이닝할 수 있다.

[0060] 판별 네트워크는 인스턴스 정규화(instance normalization) 및 ReLU(Leaky Rectified Linear Unit) 활성화 기능을 포함하여 다양한 이미지 해상도에서 이미지를 판별할 수 있다.

수학식 1

[0061] $$binary\ cross\ entropy\ (BCE)\ loss = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} y_i' * \log(pi) + (1 - y_i') * \log(1 - pi)$$

[0062] 수학식 1에 있어서, y'는 고해상도(high resolution, HR) 및 SR 이미지(예: 의료영상)의 감쇠가 있는 소프트 라벨을 나타내고, pi는 예측 값을 나타낸다.

[0063] 또한, 생성 네트워크는 복수의 레지듀얼 덴스 블록과 컨볼루션 레이어가 사다리와 같은 모형으로 구성됨에 따라 출력값에서 입력 레이어로 돌아가는 손실의 기울기에 대하여 여러 경로를 형성하거나 연결을 스킵(skip)할 수 있으므로, 수치적으로 안정되고 과적합될 가능성이 감소되는 동시에 성능이 향상될 수 있다.

수학식 2

[0064] $$Generator\ loss = PSNR\ loss - \frac{\alpha}{N}\sum_{i=1}^{N} 1' * \log(pi) + (1 - 1') * \log(1 - pi)$$

수학식 3

[0065] $$PSNR\ loss = L_2(I^{HR}, I^{SR}) + L_2(\nabla I^{HR}, \nabla I^{SR})$$

$$= \frac{1}{N^3}\sum_{x=1}^{N}\sum_{y=1}^{N}\sum_{z=1}^{N}(I_{xyz}{}^{HR} - I_{xyz}{}^{SR})^2 + \frac{1}{(N-1)^3}\sum_{x=1}^{N-1}\sum_{y=1}^{N-1}\sum_{z=1}^{N-1}(\nabla I_{xyz}{}^{HR} - \nabla I_{xyz}{}^{SR})^2$$

[0066] 수학식 2에 있어서, ∇는 세 축에 따른 이미지의 그래디언트 연산자를 나타내고, N은 이미지의 차원(높이 = 너비 = 깊이 = N = 64)을 나타낸다. 또한, α는 적대적 손실의 배율 계수를 나타내고, $1'$는 하드 라벨링에서 1에 해당하는 감쇠가 있는 소프트 라벨을 나타낸다.

[0067] 다양한 실시예에 따르면, 프로세서(110)는 메모리(120)에 저장된 컴퓨터로 읽을 수 있는 코드(예를 들어, 소프

트웨어) 및 프로세서(110)에 의해 유발된 인스트럭션(instruction)들을 실행할 수 있다. 프로세서(110)는 목적하는 동작들(desired operations)을 실행시키기 위한 물리적인 구조를 갖는 회로를 가지는 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치일 수 있다. 목적하는 동작들은 예를 들어, 프로그램에 포함된 코드(code) 또는 인스트럭션들(instructions)을 포함할 수 있다. 하드웨어로 구현된 데이터 처리 장치는 예를 들어, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙 처리 장치(central processing unit), 프로세서 코어(processor core), 멀티-코어 프로세서(multi-core processor), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(Application-Specific Integrated Circuit), FPGA(Field Programmable Gate Array)를 포함할 수 있다.

[0068] 메모리(120)는 해상도 증가 모델(200), 해상도 증가 모델(200)의 트레이닝에 필요한 트레이닝 데이터 세트, 해상도 증가 모델(200)에 필요한 하이퍼파라미터 및 해상도 증가 모델(200)의 트레이닝에 의해 생성된 파라미터들이 저장될 수 있다.

[0069] 도 4은 허혈성 뇌졸중 환자에 대하여 다양한 방식들을 이용하여 표현된 영상들 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 영상을 예시적으로 나타낸다.

[0070] (410)은 중뇌동맥 폐색(middle cerebral artery occlusion, MCAO) 모델의 개략도로써, 뇌 템플릿에 대뇌 혈관을 오버레이하여 생성함에 따라 혈류가 줄어드는 영역을 확인할 수 있다. 도 4에서 도시된 디퓨전 영상들(420, 430)에서는 뇌 조직 손상도를 평가하기 위하여 경색 영역이 확인될 수 있다. (420)은 물분자 확산 가중 이미지(diffusion weighted image, DWI)를 나타내고, (430)은 물분자 겉보기 확산 계수(apparent diffusion coefficient, ADC)의 추적 맵을 나타낸다.

[0071] (440)은 저해상도(LR) MRA 영상임에 따라 미세 혈관을 확인할 수 없으며, (450)은 고해상도(HR) MRA 영상이므로 미세 혈관을 확인할 수 있으나, (440)보다 4배의 획득 시간을 필요로 한다.

[0072] 반면에 (460)은 해상도 증가 모델(200)에 (440)을 입력하여 생성된 초해상도 영상으로써, (450)보다 빠르게 문제가 되는 혈관을 확인할 수 있는 동시에 (450)과 유사한 화질을 확보할 수 있다. 예를 들어, (440)과 같은 저해상도(LR) 의료영상의 획득시간이 16분인 경우, (450)과 같은 고해상도(HR) 의료영상의 획득시간은 64분인 반면, (460)과 같은 초해상도(SR) 의료영상의 획득시간은 18초일 수 있다. 이에 따라 초해상도(SR) 의료영상은 만성 뇌졸중같이 시간에 민감한 질병을 앓고 있는 환자로부터 긴 시간을 필요로 하는 고해상도(HR) 의료영상을 획득하는 것보다 더 유용할 수 있다.

[0073] 도 5는 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 방법의 흐름도를 도시한다.

[0074] 단계(510)에서, 프로세서는 해상도 증가 모델에 입력(input)된 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터로부터, 해상도 증가 모델의 복수의 레지듀얼 덴스 블록(residual dense block) 중 제1 레지듀얼 덴스 블록을 이용하여 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성할 수 있다.

[0075] 단계(520)에서, 프로세서는 제1 레지듀얼 덴스 데이터에 복수의 레지듀얼 덴스 블록 중 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 생성된 제2 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 제1 부가 데이터를 업-샘플링(up-sampling)함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성할 수 있다.

[0076] 단계(530)에서, 프로세서는 제1 업-샘플링 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어(convolution layer) 중 제1 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제1 컨볼루션 데이터를 생성할 수 있다.

[0077] 단계(540)에서, 프로세서는 제3 레지듀얼 덴스 데이터 및 제1 레지듀얼 덴스 데이터 간의 부가 데이터를 업-샘플링함으로써 제2 업-샘플링 데이터를 생성할 수 있다.

[0078] 단계(550)에서, 프로세서는 제1 컨볼루션 데이터 및 제2 업-샘플링 데이터에 기초한 데이터에 복수의 컨볼루션 레이어 중 제2 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제2 컨볼루션 데이터를 생성할 수 있다.

[0079] 단계(560)에서, 프로세서는 제1 컨볼루션 데이터 및 제2 컨볼루션 데이터의 결합(concatenation)에 기초하여, 제1 해상도보다 높은 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다.

[0080] 좀 더 구체적으로, 프로세서는 단계(510)에서의 제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성함에 있어서, 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터에 제1 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 제1 레지듀얼 덴스 데이터인 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵(feature map)을 생성할 수 있다. 또한, 프로세서는 단계(520)에서의 제1 업-샘플링 데이터를 생성함에 있어서, 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 제2 레지듀얼 덴스 블록을 적용함으로써 제2 레지듀얼 덴스 데이터인 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성할 수 있다. 프로세서는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 제2 레지듀얼 덴

스 특징 맵을 원소 단위 부가(Elementwise addition)함으로써 제1 결합 특징 맵을 생성할 수 있다. 프로세서는 제1 결합 특징 맵을 업-샘플링함으로써 제1 업-샘플링 데이터를 생성할 수 있다.

[0081] 프로세서는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성함에 있어서, 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 3차원 컨볼루션 레이어와 활성화 함수를 포함하는 복수의 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성할 수 있다. 활성화 함수는 GELU(Gaussian Error Linear Unit) 활성화 함수를 포함할 수 있다.

[0082] 프로세서는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성함에 있어서, 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵에 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제1 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제1 3차원 컨볼루션 특징 맵과 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵의 결합에 기초하여 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서는 제1 레지듀얼 덴스 결합 데이터에 복수의 3차원 컨볼루션 블록 중 제2 3차원 컨볼루션 블록을 적용함으로써 생성된 제2 3차원 컨볼루션 특징맵, 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 및 제1 레지듀얼 덴스의 결합에 기초하여 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서는 제2 레지듀얼 덴스 결합 데이터와 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터 또는 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵을 원소 단위 부가함으로써 제1 레지듀얼 덴스 특징 맵 또는 제2 레지듀얼 덴스 특징 맵을 생성할 수 있다.

[0083] 프로세서는 단계(560)에서의 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성함에 있어서, 제1 컨볼루션 데이터 및 제2 컨볼루션 데이터의 결합함으로써 생성된 컨볼루션 결합 데이터에 추가적인 컨볼루션 레이어를 적용하여 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다.

[0084] 프로세서는 단계(550) 이후에 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 업-샘플링 데이터에 제3 컨볼루션 레이어를 적용함으로써 제3 컨볼루션 데이터를 생성할 수 있다. 프로세서는 단계(560)에서의 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성함에 있어서, 제1 컨볼루션 데이터, 제2 컨볼루션 데이터 및 제3 컨볼루션 데이터의 결합에 기초하여, 제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성할 수 있다.

[0085] 프로세서는 단계(510)에서의 해상도 증가 모델에 제1 해상도의 3차원 의료 영상 데이터가 입력되기 이전에 해상도 증가 모델을 트레이닝할 수 있다. 또한, 프로세서는 해상도 증가 모델의 생성 네트워크(Generator)의 손실 함수와 판별 네트워크(Discriminator)의 손실 함수의 손실을 최소화함으로써 생성 네트워크 및 판별 네트워크를 트레이닝할 수 있다.

[0086] 도 6은 건강한 대조군(HC) 데이터로 트레이닝된 다양한 생성 네트워크들을 이용하여 생성된 영상들 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 영상을 예시적으로 나타낸다.

[0087] (610)은 고해상도(HR)의 원본 이미지로써, line 1은 관상(coronal) 방향으로 최대 강도 투영 후의 이미지를 나타내고, line 2는 사각의 포커싱 영역을 나타내고, line 3은 볼륨 렌더링 테이터를 나타낸다.

[0088] (620)은 다른 네트워크에 입력되는 데이터이고, 예를 들어, Cubic 네트워크에서 생성된 저해상도(LR) 영상으로써, 가장 떨어지는 해상도를 가질 수 있다. 또한, (630)은, 예를 들어, SR-ResNet 네트워크를 이용하여 생성된 초해상도(SR) 영상을 나타내고, (640)은, 예를 들어, MRDG64 네트워크를 이용하여 생성된 초해상도(SR) 영상을 나타내며, (650)은 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 초해상도(SR) 영상을 나타낼 수 있다. 그러나, (610)의 원본 이미지와 같은 혈관의 커브는 (650)에서만 표현됨을 확인할 수 있다.

[0089] 도 7은 뇌졸중(stroke) 데이터로 고해상도 영상, 저해상도 영상 및 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 초해상도 영상을 예시적으로 나타낸다.

[0090] (710)에서 고해상도(HR) 영상에서는 혈관이 표시되나, 저해상도(LR) 영상에서는 혈관이 표시되지 않는다. 그러나, 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치를 이용하여 생성된 초해상도(SR) 영상에서는 고해상도 영상과 동일하게 혈관이 표시되는 것을 확인할 수 있다.

[0091] 도 8은 데이터 별 네트워크 성능에 대한 통계적인 결과를 예시적으로 나타낸다.

[0092] (810)은 건강한 대조군(HC) 데이터로 네트워크 성능을 테스트한 결과이고, (820)은 건강한 대조군(HC) 데이터로만 트레이닝된 네트워크 성능을 뇌졸중(stroke) 데이터로 테스트한 결과이다. (650)은 전술한 바와 같이, 일 실시예에 따른 3차원 UTE-MRA의 해상도를 증가시키는 장치에서 사용하는 네트워크를 나타내고, (630)은 예시적

으로 SR-ResNet 네트워크를 나타내고, (640)은 예시적으로 MRDG64 네트워크를 나타낼 수 있다.

[0093] 또한, (650)은 (630) 및 (640)과 함께 SSIM(Structural Similarity Index Measure), PSNR 및 MSE(Mean Squared Error)를 평가 메트릭으로 평가되었다. (650)은 GAN을 사용하지 않는 네트워크이고, LSDRGAN은 (650)에 GAN을 사용하는 네트워크이며, (650)과 LSDRGAN은 다른 네트워크 보다 모든 평가 부분에서 대체적으로 우수한 결과를 보여주고 있다.

[0094] 이상에서 설명된 실시예들은 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치, 방법 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPGA(field programmable gate array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0095] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치에 저장될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0096] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있으며 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 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.

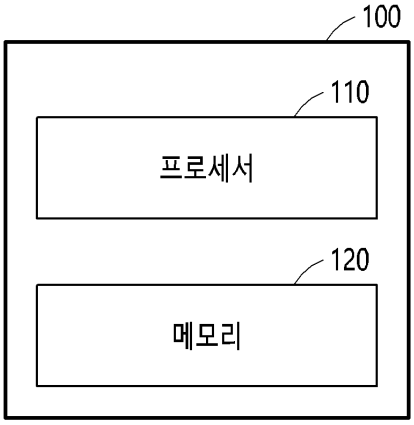
[0097] 위에서 설명한 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 또는 복수의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0098] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이를 기초로 다양한 기술적 수정 및 변형을 적용할 수 있다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

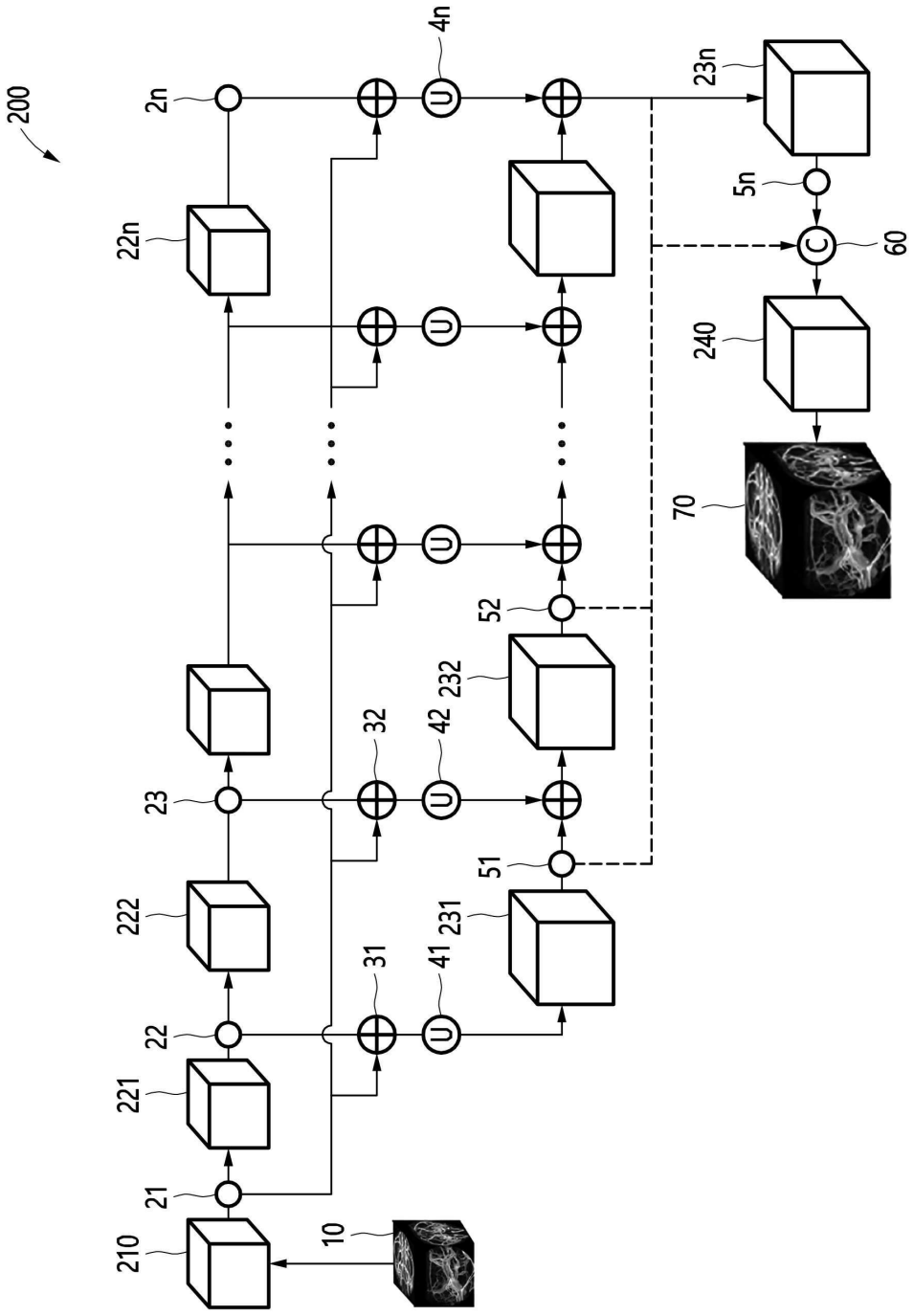
[0099] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

도면

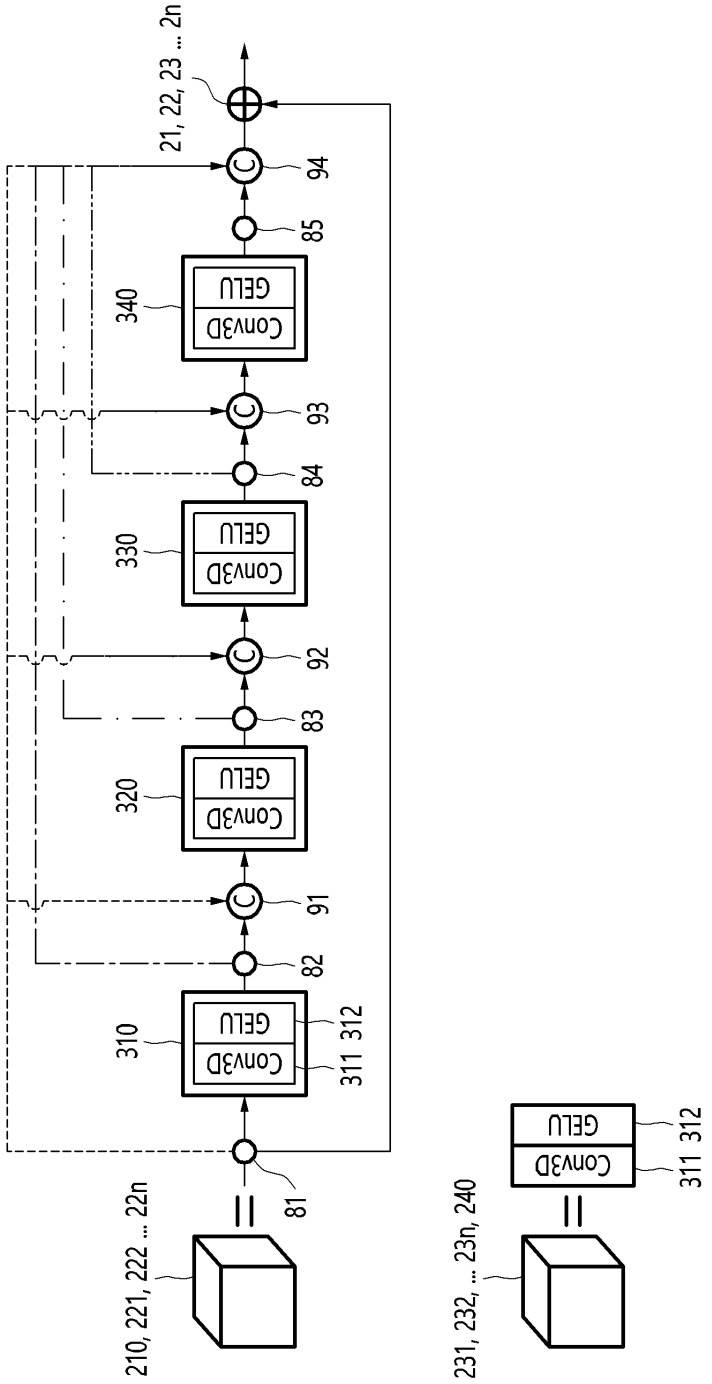
도면1



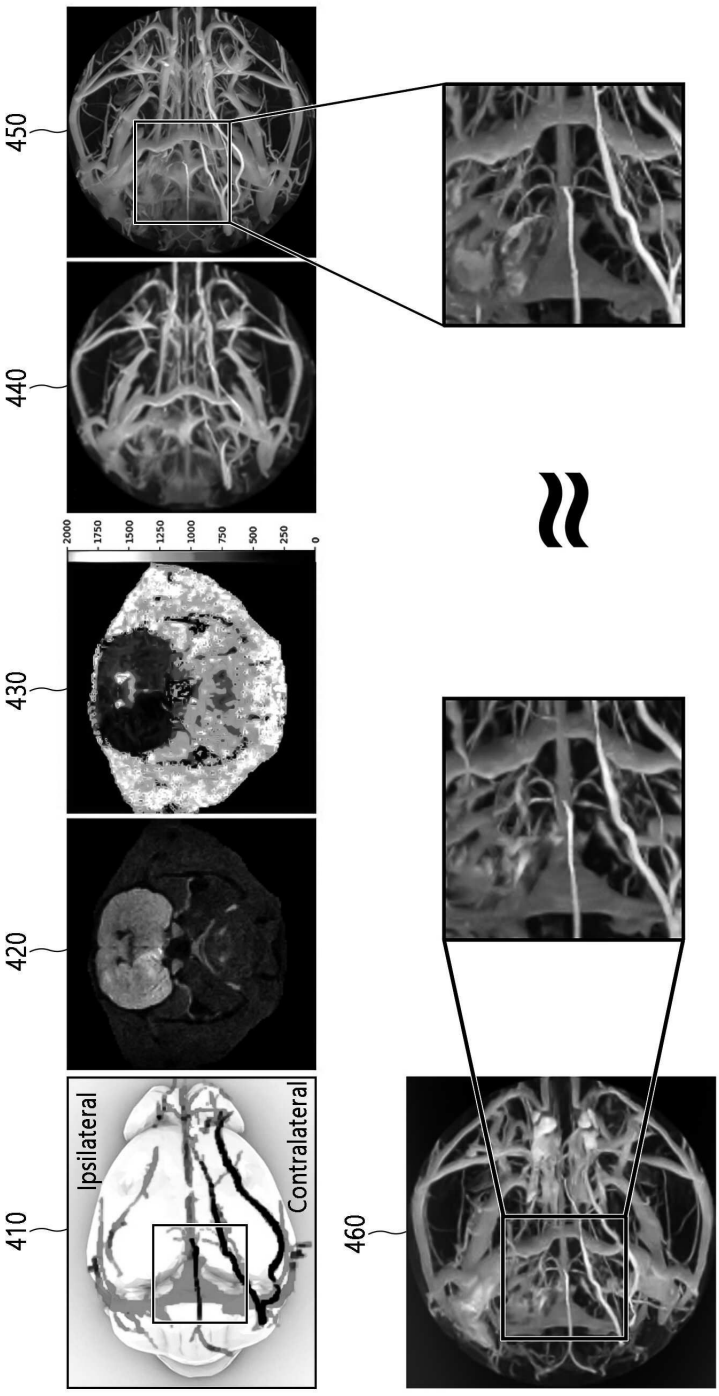
도면2


200
2n
4n
23n
22n
5n
C
60
240
70
52
232
32
42
23
51
222
231
31
41
22
221
21
210
10

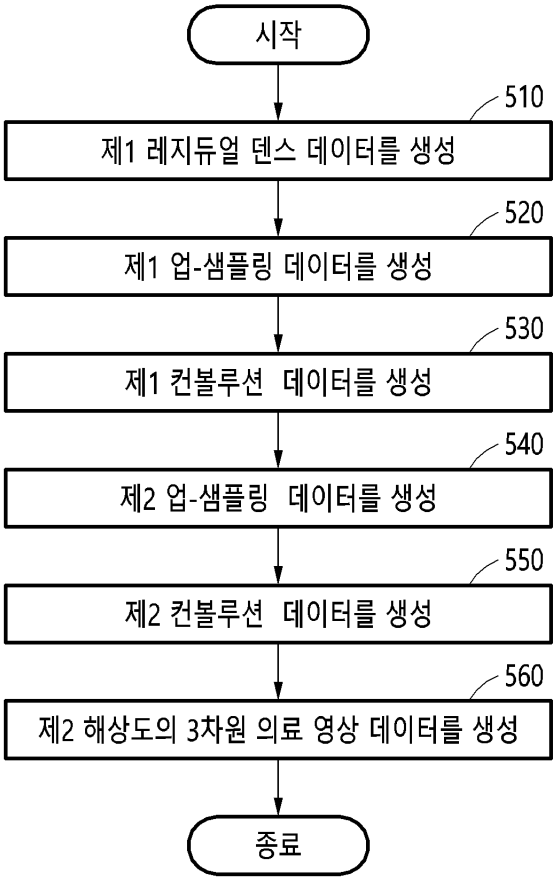
도면3


21, 22, 23 ... 2n
94
85
340
Conv3D
GELU
93
84
330
Conv3D
GELU
92
83
320
Conv3D
GELU
91
82
310
Conv3D
GELU
311 312
81
210, 221, 222 ... 22n
231, 232, ... 23n, 240
Conv3D
GELU
311 312

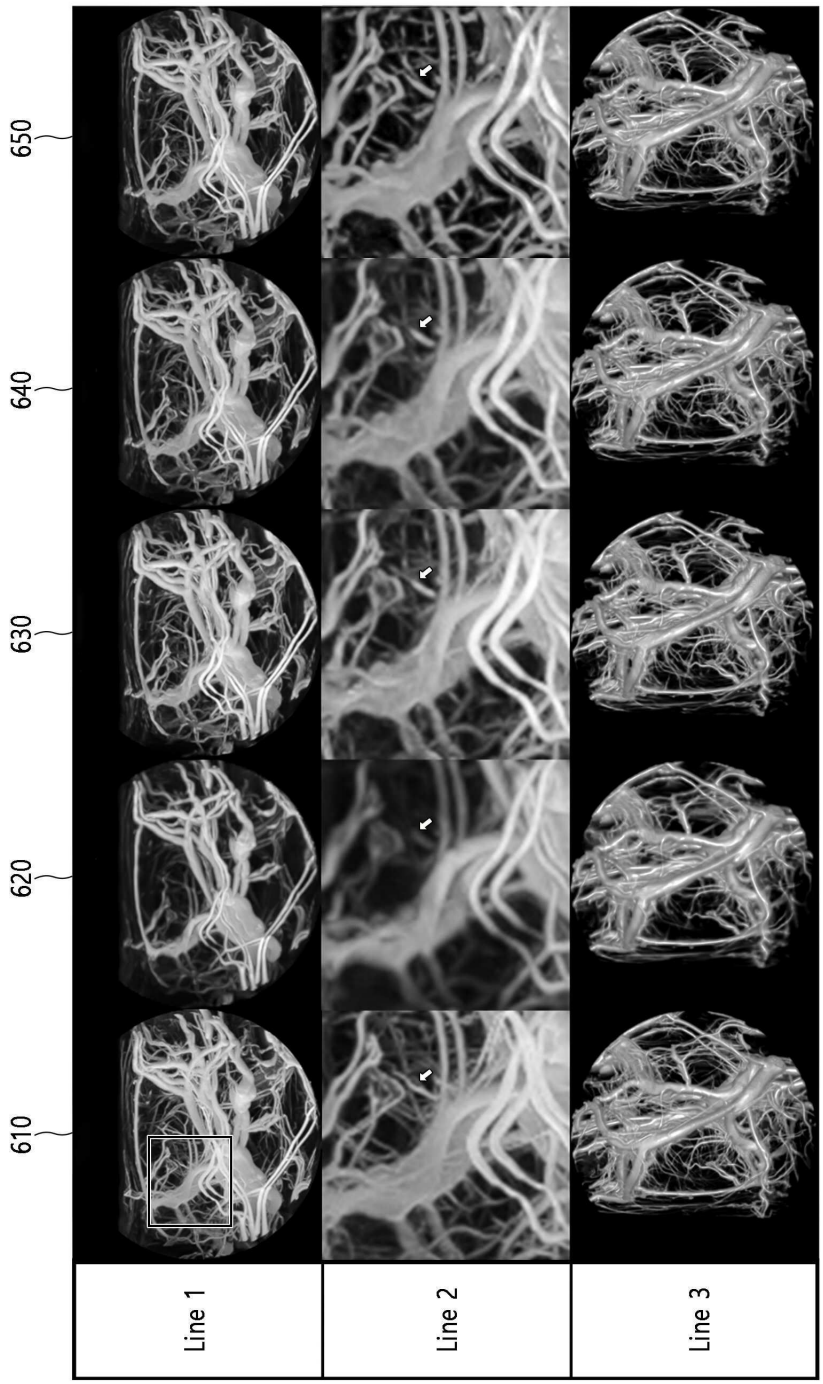
도면4


450
440
430
420
410
460
Ipsilateral
Contralateral
2000
1750
1500
1250
1000
750
500
250
0

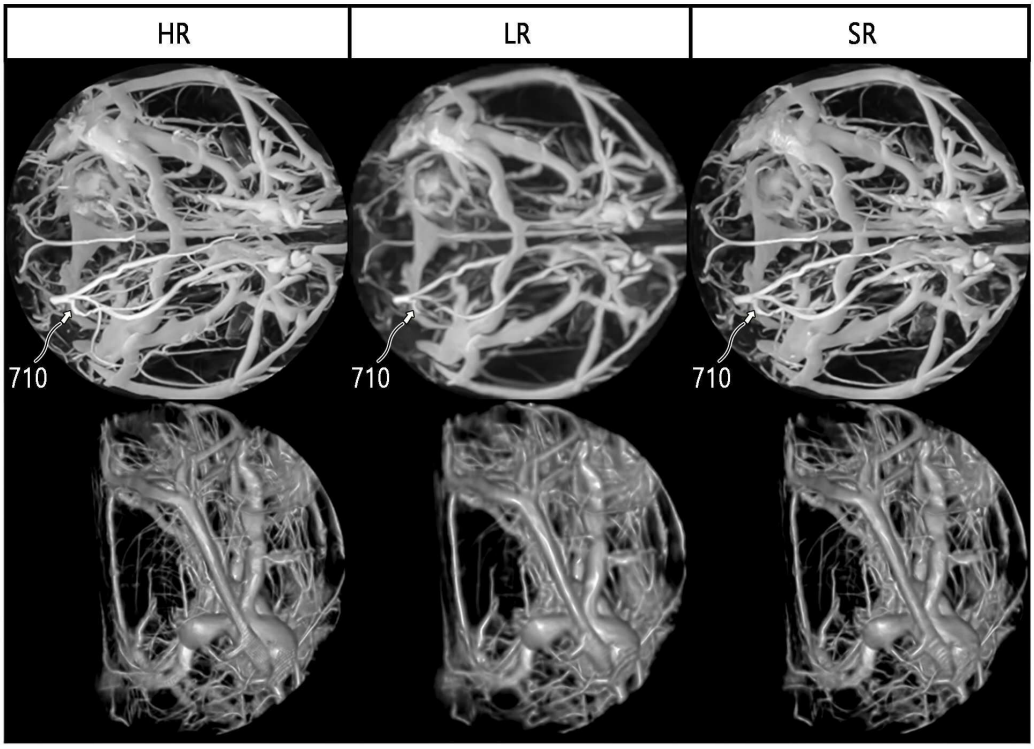
도면5


시작
510
제1 레지듀얼 덴스 데이터를 생성
520
제1 업-샘플링 데이터를 생성
530
제1 컨볼루션 데이터를 생성
540
제2 업-샘플링 데이터를 생성
550
제2 컨볼루션 데이터를 생성
560
제2 해상도의 3차원 의료 영상 데이터를 생성
종료

도면6



도면7



도면8

810

PSNR oriented training					
	630	640	650	630 vs. 650	640 vs. 650
SSIM	0.964 (±0.01)	0.978 (±0.004)	0.983 (±0.005)	$<10^{-5***}$	0.0002*
PSNR	34.38 (±0.68)	35.47 (±0.81)	36.80 (±0.85)	$<10^{-5***}$	$<10^{-4***}$
MSE	0.00037 (±6e-5)	0.00029 (±5.7e-5)	0.00021 (±4.8e-5)	$<10^{-5***}$	$<10^{-4***}$
PSNR + GAN driven training					
	SRGAN	ESRGAN	LSDRGAN	SRGAN vs. LSDRGAN	ESRGAN vs. LSDRGAN
SSIM	0.953 (± 0.01)	0.976 (±0.006)	0.981 (±0.004)	$<10^{-6***}$	0.002*
PSNR	32.88 (±0.79)	35.35 (±1.06)	36.30 (±0.94)	$<10^{-6***}$	0.007*
MSE	0.00053 (±9.6e-5)	0.0003 (±7.4e-5)	0.00024 (±5.6e-5)	$<10^{-6***}$	0.006*

820

PSNR oriented training					
	630	640	650	630 vs. 650	640 vs. 650
SSIM	0.953 (±0.013)	0.957 (±0.02)	0.963 (±0.02)	0.003*	0.048*
PSNR	32.24 (±1.06)	32.90 (±1.44)	34.14 (±1.60)	$<10^{-4***}$	0.0005**
MSE	0.00061 (±1.5e-4)	0.00054 (±1.8e-4)	0.00041 (±1.7e-4)	$<10^{-4***}$	0.0005**
PSNR + GAN driven training					
	SRGAN	ESRGAN	LSDRGAN	SRGAN vs. LSDRGAN	ESRGAN vs. LSDRGAN
SSIM	0.955 (±0.01)	0.957 (±0.02)	0.964 (±0.02)	0.007*	0.049*
PSNR	32.46 (±0.69)	33. 89(±1.57)	34.21(±1.50)	$<10^{-4***}$	0.240
MSE	0.00057 (±9.2e-5)	0.00044 (±1.8e-4)	0.00040 (±1.5e-4)	$<10^{-4***}$	0.281