



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2025년04월17일
(11) 등록번호 10-2797936
(24) 등록일자 2025년04월15일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G01R 33/56 (2006.01) G01R 23/16 (2006.01)
G06T 5/50 (2024.01) G06T 5/60 (2024.01)
(52) CPC특허분류
G01R 33/56 (2021.05)
G01R 23/16 (2021.05)
(21) 출원번호 10-2024-0093540
(22) 출원일자 2024년07월16일
심사청구일자 2024년07월16일
(56) 선행기술조사문헌
US20210383581 A1
US20230142011 A1

(73) 특허권자
연세대학교 산학협력단
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)
(72) 발명자
황도식
서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 (신촌동)
신예지
서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 (신촌동)
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
민영준

전체 청구항 수 : 총 20 항

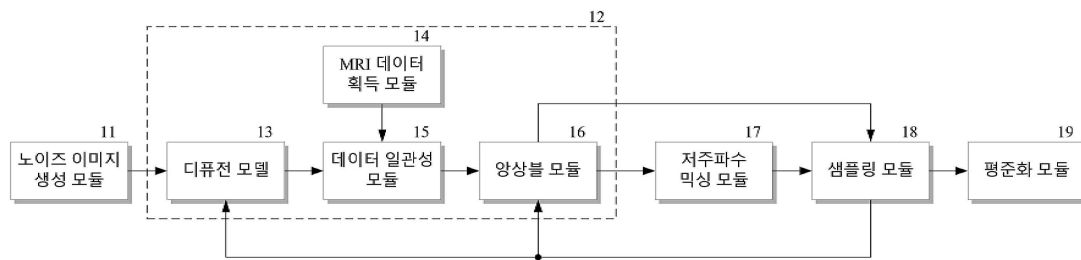
심사관 : 최정민

(54) 발명의 명칭 **확산 모델 기반 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법**

(57) 요약

본 개시는 MRI 데이터에서 획득된 이산 자기공명 이미지를 기반으로 다수의 노이즈 이미지를 신경망 연산하여 획득된 다수의 추정 자기공명 이미지를 업데이트하여 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하고, 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 병합하여 병합 추정 이미지를 획득하는 단계와 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지를 합성하여 합성 추정 이미지를 획득하고, 합성 추정 이미지에 노이즈를 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 단계, 및 다수의 노이즈 이미지가 반복적으로 생성되는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 최종 생성된 다수의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계를 수행하여, 고품질의 자기공명 이미지를 빠르게 획득할 수 있는 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법을 제공한다.

대표도



- (52) CPC특허분류
G06T 5/50 (2024.01)
G06T 5/60 (2024.01)
G06T 2207/10088 (2013.01)

어태준

서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 (신촌동)

- (72) 발명자
손건희
 서울특별시 서대문구 연세로 50, 연세대학교 (신촌동)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711184411
과제번호	2022R1A2C2008983
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)
연구과제명	GBT-net: 다목적성 오픈형 멀티 모달 의료 뇌 영상 데이터 통합 인공지능 네트워크

개발

과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2024.03.01 ~ 2025.02.28

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193986
과제번호	2020-0-01361-004
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	인공지능대학원지원(연세대학교)
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2024.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

메모리; 및 상기 메모리에 저장된 프로그램에 따른 동작의 적어도 일부를 실행하는 프로세서를 포함하는 장치로서,

상기 프로세서는

MRI 데이터에서 획득된 이산 자기공명 이미지를 기반으로 다수의 노이즈 이미지를 신경망 연산하여 획득된 다수의 추정 자기공명 이미지를 업데이트하여 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하고, 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 병합하여 병합 추정 이미지를 획득하는 단계와

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지를 합성하여 합성 추정 이미지를 획득하고, 상기 합성 추정 이미지에 노이즈를 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 단계, 및

상기 다수의 노이즈 이미지가 반복적으로 생성되는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 최종 생성된 다수의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계를 수행하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각에서 저주파수 성분을 검출하고 합성하고, 합성된 저주파수 성분과 상기 병합 추정 이미지의 고주파수 성분을 결합하여 상기 합성 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각을 푸리에 변환하여 주파수 데이터를 획득하고, 기준 주파수를 기준으로 획득된 주파수 데이터 각각에서 저주파수 영역과 고주파수 영역을 구분하여 검출하며, 검출된 저주파수 영역을 합성하여 합성 저주파수 영역을 획득하고,

상기 병합 추정 이미지로부터 검출된 고주파수 영역과 상기 합성 저주파수 영역을 결합하고 역푸리에 변환하여 상기 합성 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 4

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

다수의 노이즈 이미지에 대해 신경망 연산으로 역확산 프로세스를 수행하여 상기 다수의 추정 자기공명 이미지를 획득하고,

MRI 촬영 장치에서 언더샘플링 방식으로 획득된 상기 MRI 데이터로부터 상기 이산 자기공명 이미지를 획득하며, 상기 이산 자기공명 이미지의 정보를 상기 다수의 추정 자기공명 이미지 각각에 대입하여 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 5

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지의 평균으로 상기 병합 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 합성 추정 이미지에 랜덤하게 생성된 서로 다른 노이즈를 삽입하여 상기 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 7

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

반복 횟수가 증가될수록 점차 감소되는 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 8

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 0으로 설정된 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 9

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지의 평균으로 상기 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 10

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지 중 하나를 상기 재구성된 자기공명 이미지로 선택하여 획득하는 자기공명 이미지 재구성 장치.

청구항 11

프로세서에 의해 수행되는 방법으로서,

MRI 데이터에서 획득된 이산 자기공명 이미지를 기반으로 다수의 노이즈 이미지를 신경망 연산하여 획득된 다수의 추정 자기공명 이미지를 업데이트하여 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하고, 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 병합하여 병합 추정 이미지를 획득하는 단계;

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지를 합성하여 합성 추정 이미지를 획득하고, 상기 합성 추정 이미지에 노이즈를 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 단계; 및

상기 다수의 노이즈 이미지가 반복적으로 생성되는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 최종 생성된 다수의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계를 포함하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 12

제11항에 있어서, 상기 노이즈 이미지를 생성하는 단계는

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각에서 저주파수 성분을 검출하고 합성하고, 합성된 저주파수 성분과 상기 병합 추정 이미지의 고주파수 성분을 결합하여 상기 합성 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 13

제11항에 있어서, 상기 노이즈 이미지를 생성하는 단계는

상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각을 푸리에 변환하여 주파수 데이터를 획득하고,

기준 주파수를 기준으로 획득된 주파수 데이터 각각에서 저주파수 영역과 고주파수 영역을 구분하여 검출하며, 검출된 저주파수 영역을 합성하여 합성 저주파수 영역을 획득하고, 상기 병합 추정 이미지로부터 검출된 고주파수 영역과 상기 합성 저주파수 영역을 결합하고 역푸리에 변환하여 상기 합성 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 14

제11항에 있어서, 상기 병합 추정 이미지를 획득하는 단계는 다수의 노이즈 이미지에 대해 신경망 연산으로 역확산 프로세스를 수행하여 상기 다수의 추정 자기공명 이미지를 획득하고, MRI 촬영 방법에서 언더샘플링 방식으로 획득된 상기 MRI 데이터로부터 상기 이산 자기공명 이미지를 획득하며, 상기 이산 자기공명 이미지의 정보를 상기 다수의 추정 자기공명 이미지 각각에 대입하여 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 15

제11항에 있어서, 상기 병합 추정 이미지를 획득하는 단계는 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지의 평균으로 상기 병합 추정 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 16

제11항에 있어서, 상기 노이즈 이미지를 생성하는 단계는 상기 합성 추정 이미지에 랜덤하게 생성된 서로 다른 노이즈를 삽입하여 상기 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 17

제11항에 있어서, 상기 노이즈 이미지를 생성하는 단계는 반복 횟수가 증가될수록 점차 감소되는 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 18

제11항에 있어서, 상기 노이즈 이미지를 생성하는 단계는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 0으로 설정된 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 19

제11항에 있어서, 상기 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계는 최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지의 평균으로 상기 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

청구항 20

제11항에 있어서, 상기 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계는 최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지 중 하나를 상기 재구성된 자기공명 이미지로 선택하여 획득하는 자기공명 이미지 재구성 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 개시는 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법에 관한 것으로, 확산 모델 기반 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 자기공명 이미지(Magnetic Resonance Image: MRI)는 인체의 해부학적 구조를 상세히 나타낼 수 있는 비침습적 의료 이미지 기법이다. 기존의 자기공명 이미지 재구성은 자기공명 이미지 촬영 장치가 측정 대상으로 고주파 RF(Radio Frequency) 신호를 인가하고 측정 대상으로부터 나오는 자기공명신호를 검출하여, 공명신호를 공간 주파수 도메인인 k-스페이스(k-space)에 샘플링(sampling)함으로써 획득된 k-스페이스 이미지를 인가받고, 인가된 k-스페이스 이미지에 대해 역푸리에 변환(Inverse Fourier Transform) 등과 같은 공지된 다양한 기법을 적용하여 변환한 후 자기공명 이미지로 재구성한다.

[0003] 다만 재구성되는 자기공명 이미지의 품질을 향상시키기 위해서는 하드웨어를 통해 획득하는 데이터의 양이 증가되어야 하며, 따라서 고품질의 자기공명 이미지를 획득하기 위해서는 촬영 시간이 길어져야 한다. 그러나 촬영 시간의 증가는 환자에게 불편함을 제공할 뿐만 아니라, 촬영 비용의 증가를 유발하며, 특히 긴급한 임상 상황에 신속하게 대처하지 못한다는 문제가 있다. 이에 나이퀴스트 비율(Nyquist rate)보다 낮은 주파수로 샘플링하여 짧은 촬영 시간동안 언더샘플링된 자기공명 이미지를 획득하고, 이를 고화질의 이미지로 재구성하여 획득하는 방법이 주로 사용되고 있다.

[0004] 즉 하드웨어적인 촬영을 통해 언더샘플링된 k-스페이스 이미지를 변환 및 재구성하여 고화질의 자기공명 이미지를 획득한다. 이때 언더샘플링된 자기공명 이미지의 k-스페이스 이미지에서는 특정 라인(또는 영역)에 대해서 인코딩이 이루어지지 않아 데이터가 존재하지 않는다. 따라서 k-스페이스 이미지를 단순히 재구성하는 경우, 누락된 정보가 다수 존재한다는 한계가 있다.

[0005] 기존에도 이러한 누락된 정보를 보완하기 위한 다양한 기법이 제안된 바 있으나, 최근에는 인공 신경망 기술의 발전으로 인해, 다양한 인공 신경망을 기반으로 고품질의 자기공명 이미지를 재구성하고자 하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 특히 이미지 생성 분야에서 매우 우수한 성능을 나타내는 것으로 알려진 확산 모델(Diffusion Model)을 이용하여 자기공명 이미지를 재구성하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 다만 확산 모델을 이용한 가속화된 자기공명 이미지 재구성은 높은 성능을 보여주지만, 많은 횟수로 반복되는 역확산 프로세스로 인해 추론 시간이 길어지고, 때때로 원래 해부학에 존재하지 않는 조직을 생성하는 문제점이 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 개시의 목적은 고품질의 자기공명 이미지를 빠르게 재구성할 수 있는 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

[0007] 본 개시의 목적은 디퓨전 모델을 이용하여 다수의 역확산 재구성 이미지를 함께 획득하고, 이를 적응적으로 합성하는 과정을 수행하여 반복 횟수를 줄일 수 있는 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 개시의 일 실시 예에 따른, 자기공명 이미지 재구성 장치는 메모리; 및 상기 메모리에 저장된 프로그램에 따른 동작의 적어도 일부를 실행하는 프로세서를 포함하는 장치로서, 상기 프로세서는 MRI 데이터에서 획득된 이산 자기공명 이미지를 기반으로 다수의 노이즈 이미지를 신경망 연산하여 획득된 다수의 추정 자기공명 이미지를 업데이트하여 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하고, 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 병합하여 병합 추정 이미지를 획득하는 단계와 상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지를 합성하여 합성 추정 이미지를 획득하고, 상기 합성 추정 이미지에 노이즈를 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 단계, 및 상기 다수의 노이즈 이미지가 반복적으로 생성되는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 최종 생성된 다수의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계를 수행한다.

[0009] 상기 프로세서는 상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각에서 저주파수 성분을 검출하고 합성하고, 합성된 저주파수 성분과 상기 병합 추정 이미지의 고주파수 성분을 결합하여 상기 합성 추정 이미지

를 획득할 수 있다.

- [0010] 상기 프로세서는 상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지 각각을 푸리에 변환하여 주파수 데이터를 획득하고, 기준 주파수를 기준으로 획득된 주파수 데이터 각각에서 저주파수 영역과 고주파수 영역을 구분하여 검출하며, 검출된 저주파수 영역을 합성하여 합성 저주파수 영역을 획득하고, 상기 병합 추정 이미지로부터 검출된 고주파수 영역과 상기 합성 저주파수 영역을 결합하고 역푸리에 변환하여 상기 합성 추정 이미지를 획득할 수 있다.
- [0011] 상기 프로세서는 다수의 노이즈 이미지에 대해 신경망 연산으로 역확산 프로세스를 수행하여 상기 다수의 추정 자기공명 이미지를 획득하고, MRI 촬영 장치에서 언더샘플링 방식으로 획득된 상기 MRI 데이터로부터 상기 이산 자기공명 이미지를 획득하며, 상기 이산 자기공명 이미지의 정보를 상기 다수의 추정 자기공명 이미지 각각에 대입하여 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득할 수 있다.
- [0012] 상기 프로세서는 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지의 평균으로 상기 병합 추정 이미지를 획득할 수 있다.
- [0013] 상기 프로세서는 상기 합성 추정 이미지에 랜덤하게 생성된 서로 다른 노이즈를 삽입하여 상기 다수의 노이즈 이미지를 생성할 수 있다.
- [0014] 상기 프로세서는 반복 횟수가 증가될수록 점차 감소되는 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성할 수 있다.
- [0015] 상기 프로세서는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 0으로 설정된 노이즈 비율에 따라 노이즈를 상기 합성 추정 이미지에 삽입할 수 있다.
- [0016] 상기 프로세서는 최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지의 평균으로 상기 재구성된 자기공명 이미지를 획득할 수 있다.
- [0017] 상기 프로세서는 최종 생성된 상기 다수의 노이즈 이미지 중 하나를 상기 재구성된 자기공명 이미지로 선택하여 획득할 수 있다.
- [0018] 본 개시의 다른 실시 예에 따른, 자기공명 이미지 재구성 방법은 프로세서에 의해 수행되는 방법으로서, MRI 데이터에서 획득된 이산 자기공명 이미지를 기반으로 다수의 노이즈 이미지를 신경망 연산하여 획득된 다수의 추정 자기공명 이미지를 업데이트하여 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 획득하고, 상기 다수의 업데이트 추정 자기공명 이미지를 병합하여 병합 추정 이미지를 획득하는 단계; 상기 병합 추정 이미지와 이전 획득된 병합 추정 이미지를 합성하여 합성 추정 이미지를 획득하고, 상기 합성 추정 이미지에 노이즈를 삽입하여 다수의 노이즈 이미지를 생성하는 단계; 및 상기 다수의 노이즈 이미지가 반복적으로 생성되는 반복 횟수가 기준 횟수에 도달하면, 최종 생성된 다수의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명 이미지를 획득하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0019] 본 개시의 자기공명 이미지 재구성 장치 및 방법은 디퓨전 모델을 이용하여 다수의 역확산 재구성 이미지를 함께 획득하고, 이를 적응적으로 합성하는 과정을 수행하여 반복 횟수를 줄임으로써, 빠르게 고품질의 자기공명 이미지를 재구성할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0020] 도 1은 일 실시예에 따른 자기공명 이미지 재구성 장치를 동작에 따라 구분한 구성을 나타낸다.
- 도 2는 도 1의 자기공명 이미지 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 도 1의 재구성 병합 모듈의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 4는 도 1의 저주파수 믹싱 모듈의 상세 구성의 일 예를 나타낸다.
- 도 5 및 도 6은 도 4의 저주파수 믹싱 모듈의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 7은 일 실시예에 따른 자기공명 이미지 재구성 방법을 나타낸다.
- 도 8은 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0021] 이하, 도면을 참조하여 본 개시의 실시예에 따른 구체적인 실시형태를 설명하기로 한다. 이하의 상세한 설명은 본 명세서에서 기술된 방법, 장치 및/또는 시스템에 대한 포괄적인 이해를 돕기 위해 제공된다. 그러나 이는 예시에 불과하며 본 발명은 이에 제한되지 않는다.
- [0022] 본 개시의 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 실시예의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략하기로 한다. 그리고, 후술되는 용어들은 본 발명에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의 의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다. 상세한 설명에서 사용되는 용어는 단지 일 실시예들을 기술하기 위한 것이며, 결코 제한적이어서는 안 된다. 명확하게 달리 사용되지 않는 한, 단수 형태의 표현은 복수 형태의 의미를 포함한다. 본 설명에서, “포함” 또는 “구비”와 같은 표현은 어떤 특성들, 숫자들, 단계들, 동작들, 요소들, 이들의 일부 또는 조합을 가리키기 위한 것이며, 기술된 것 이외에 하나 또는 그 이상의 다른 특성, 숫자, 단계, 동작, 요소, 이들의 일부 또는 조합의 존재 또는 가능성을 배제하도록 해석되어서는 안 된다. 또한, 명세서에 기재된 “...부”, “...기”, “모듈”, “블록” 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.
- [0023] 도 1은 일 실시예 따른 자기공명 이미지 재구성 장치를 동작에 따라 구분한 구성을 나타내고, 도 2는 도 1의 자기공명 이미지 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다. 그리고 도 3은 도 1의 재구성 병합 모듈의 동작을 설명하기 위한 도면이고, 도 4는 도 1의 저주파수 믹싱 모듈의 상세 구성의 일 예를 나타내며, 도 5 및 도 6은 도 4의 저주파수 믹싱 모듈의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0024] 도 1을 참조하면, 일 실시예의 자기공명 이미지 재구성 장치는 노이즈 이미지 생성 모듈(11), 재구성 병합 모듈(12), 저주파수 믹싱 모듈(17), 샘플링 모듈(18) 및 평균화 모듈(19)을 포함할 수 있다.
- [0025] 노이즈 이미지 생성 모듈(11)은 L개(여기서는 일 예로 4개)의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,1}, \dots, x_{N,L}\} = \{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)를 생성한다. 노이즈 이미지 생성 모듈(11)은 각각 랜덤하게 생성된 노이즈를 포함하는 서로 다른 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)를 생성하며, 이때 노이즈는 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 노이즈($\sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I})$)로 생성될 수 있다.
- [0026] 재구성 병합 모듈(12)은 노이즈 이미지 생성 모듈(11)에서 생성된 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 또는 샘플링 모듈(18)에서 반복적으로 피드백되는 L개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 인가받고, 인가된 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 또는 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)에 대해 신경망 연산으로 역확산(Reverse Diffusion) 프로세스($p_{\theta}(x_{t-1}|x_t)$)를 수행하는 한편, MRI 데이터(y, s)로부터 획득되는 복원 정보를 이용하여 보완한 후, 결합하여 하나의 병합 추정 이미지(\bar{x}_t^m)를 획득한다.
- [0027] 재구성 병합 모듈(12)은 디퓨전 모델(13)과 MRI 데이터 획득 모듈(14), 데이터 일관성 모듈(15) 및 앙상블 모듈(16)을 포함할 수 있다.
- [0028] 디퓨전 모델(13)은 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 또는 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 인가받아 신경망 연산으로 노이즈가 역확산되도록 하는 역확산 프로세스($p_{\theta}(x_{t-1}|x_t)$), 여기서 $p_{\theta}(\cdot)$ 는 역확산 프로세스에 대한 신경망 연산 함수를 수행하여 자기공명 이미지를 추정한다. 현재 이미지 생성 모델로 각광받고 있는 디퓨전 모델은 이미지에 노이즈가 반복적으로 추가되어 점차 노이즈 이미지로 변환되는 비가역적인 확산 프로세스를, 신경망 연산을 통해 역방향으로 전환하여 노이즈 이미지로부터 타겟 이미지를 획득하는 신경망 모델이다. 즉 역확산 프로세스를 수행하여 노이즈 이미지로부터 타겟 이미지를 획득하도록 한다. 다만 디퓨전 모델(13)은 한번의 역확산 프로세스만으로 노이즈 이미지로부터 타겟 이미지를 획득할 수 없으며, 이에 역확산 프로세스를 반복적으로 수행하여 노이즈 이미지로부터 점차적으로 개선된 타겟 이미지를 획득하도록 구성된다.
- [0029] 여기서는 재구성되어야 하는 자기공명 이미지가 타겟 이미지며, 이에 디퓨전 모델(13)은 도 3에 도시된 바와 같

이, 초기에 인가되는 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 또는 이전 역확산 프로세스를 수행하여 점진적으로 개선된 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 인가받아 반복적으로 역확산 프로세스를 수행함으로써, 이전 보다 개선된 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다.

[0030] 일 실시예의 자기공명 이미지 획득 장치에서는 추정 자기공명 이미지를 획득하는 프로세스가 N회 반복하여 수행되는 것으로 가정한다. 그리고 일반적인 프로세스의 경우, 프로세스 스텝(step)이 전체 N회 반복 진행될 때, 각 프로세스가 진행될수록 현재 스텝(t)이 점차적으로 증가되도록 표기($t = 1, 2, \dots, N$)된다. 반면, 확산 과정을 역방향으로 수행하는 역확산 프로세스를 수행하는 디퓨전 모델(13)의 경우, 일반적으로 스텝(t)이 점차 감소되도록 표기($t = N, N-1, \dots, 1$)된다. 이에 여기서도 스텝(t)은 점차 감소되도록 표기한다. 즉 $\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$ 가 초기 노이즈 이미지를 나타내며, 프로세스가 반복 수행될수록 스텝(t)이 N으로부터 1까지 점차 감소하게 되며, 이에 t+1 은 현재 스텝(t)보다 이전 수행된 스텝을 나타낸다.

[0031] 또한 기존의 자기공명 이미지 재구성 장치의 경우 디퓨전 모델이 하나의 노이즈 이미지 또는 이전 획득된 추정 이미지를 획득하도록 구성된다. 그러나 일 실시예에서 디퓨전 모델(13)은 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 또는 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 인가받고, 인가된 이미지 각각에 대해 역확산 프로세스를 수행하여 L개의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다. 이는 디퓨전 모델(13)이 다수의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)에 대해 역확산 프로세스를 수행하여 다수의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 함께 획득하고, 이를 보완하는 프로세스를 반복함으로써 기존에 비해 전체 반복 횟수(N)가 적더라도 고품질의 자기공명 이미지를 획득할 수 있도록 하기 위함이다. 즉 반복 횟수(N)를 줄이되, 입력되는 이미지의 개수를 증가시켜 고품질의 자기공명 이미지가 빠르게 획득될 수 있도록 한다.

[0032] 디퓨전 모델(13)은 추정된 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 데이터 일관성 모듈(15)로 전달한다.

[0033] 한편 MRI 데이터 획득 모듈(14)은 언더샘플링된 적어도 하나의 k-스페이스 이미지(y)를 획득한다. 여기서 하나의 k-스페이스 이미지(y)는 MRI 촬영 장치로 촬영 대상을 촬영하여 획득될 수 있다. k-스페이스 이미지(y)는 하나로 획득될 수도 있으나, 일반적으로 MRI 촬영 장치는 서로 다른 촬영 환경에서 다수 횟수로 측정 대상을 촬영한다. 이에 단일 측정 대상에 대해 다수(예를 들면 8개)의 k-스페이스 이미지(y)가 획득될 수 있다. 이때, MRI 촬영 장치는 k-스페이스 이미지(y)를 획득할 때 적용된 촬영 환경에 대한 정보를 나타내는 감도 맵(sensitivity map)(s)을 추정하여 k-스페이스 이미지(y)와 함께 MRI 데이터로서 획득할 수도 있다. k-스페이스 이미지(y) 각각에 대해 감도 맵(s)이 개별적으로 획득되므로, 감도 맵(s)은 k-스페이스 이미지(y)의 개수와 동일한 개수로 획득될 수 있다.

[0034] MRI 데이터 획득 모듈(14)은 획득된 k-스페이스 이미지(y)를 데이터 일관성 모듈(15)로 전달하며, 이때 감도 맵(s)을 함께 전달할 수 있다. 즉 MRI 데이터 획득 모듈(14)은 MRI 데이터를 데이터 일관성 모듈(15)로 전달한다.

[0035] MRI 데이터 획득 모듈(14)은 MRI 촬영 장치로 구현되거나, 적어도 하나의 k-스페이스 이미지(y)가 저장된 저장 장치 또는 통신 모듈 등으로 구현될 수 있다.

[0036] 데이터 일관성 모듈(15)은 MRI 데이터 획득 모듈(14)에서 획득된 MRI 데이터를 인가받아 기존의 방식에 따라 자기공명 이미지를 재구성하고, 재구성된 이산 자기공명 이미지를 이용하여 디퓨전 모델(13)에서 인가되는 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 업데이트한다.

[0037] 상기한 바와 같이, 신경망 모델을 이용하지 않는 종래의 자기공명 이미지 재구성 장치의 경우, k-스페이스 이미지를 공지된 다양한 기법을 적용하여 인코딩하고, 인코딩된 이미지를 재구성하여 자기공명 이미지를 획득한다. 이때 언더샘플링된 k-스페이스 이미지가 인가되면, k-스페이스 이미지의 특정 영역에 대해서 인코딩이 이루어지지 않아 이산된 일부 영역에만 정보가 존재하고, 나머지 영역에는 누락된 정보가 다수 존재하는 이산 자기공명 이미지가 획득된다.

- [0038] 다만 이산 자기공명 이미지에 포함된 이미지 정보는 MRI 촬영 장치에서 직접 측정된 진리값에 해당하는 정보이므로, 이는 신경망 연산 등으로 추정된 이미지 정보에 비해 높은 우선 순위를 가져야 한다. 이에 데이터 일관성 모듈(15)은 이산 자기공명 이미지에서 정보가 포함된 영역이 디퓨전 모델(13)에서 인가된 추정 자기공명 이미지($\{\hat{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)의 해당 영역을 대체하도록 업데이트하여, 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다. 데이터 일관성 모듈(15)은 L개의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$) 각각을 개별적으로 업데이트하여 L개의 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득할 수 있다.
- [0039] 데이터 일관성 모듈(15)이 이산 자기공명 이미지를 획득하는 기법은 다양하게 적용될 수 있으며, 공지된 기술이므로 여기서는 상세하게 설명하지 않는다.
- [0040] 이때 데이터 일관성 모듈(15)은 도 3에 도시된 바와 같이, 샘플링 모듈(18)에서 피드백되어 전달된 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 함께 인가받아 추정 자기공명 이미지($\{\hat{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)의 업데이트에 이용할 수도 있다. 여기서 데이터 일관성 모듈(15)이 추정 자기공명 이미지($\{\hat{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)의 업데이트에 피드백된 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 함께 이용하는 것은, 이전 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득하는 과정에서 이미 획득된 정보를 유지하여 일관된 정확성을 유지하기 위해서이다.
- [0041] 앙상블 모듈(16)은 L개의 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 병합하여 하나의 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)를 획득한다. 도 3과 같이, 앙상블 모듈(16)은 L개의 추정 자기공명 이미지($\{\bar{\mathbf{x}}_{t,j}\}_{j=1}^L$)에 대한 평균을 계산하여, 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)를 획득할 수 있다. 이와 함께 앙상블 모듈(16)은 샘플링 모듈(18)에서 디퓨전 모델(13)로 피드백되는 L개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 함께 인가받고, 인가된 L개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)에 대해서도 평균을 계산하여 병합 노이즈 이미지(x_t^m)를 획득할 수 있다. 앙상블 모듈(16)은 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)를 저주파수 믹싱 모듈(17)로 전달하는 한편, 병합 노이즈 이미지(x_t^m)는 샘플링 모듈(18)로 전달할 수 있다.
- [0042] 저주파수 믹싱 모듈(17)은 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)를 인가받고, 인가된 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)와 이전 획득된 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m$)에 포함된 저주파수 성분 추출하여 적응적으로 합성하여 합성 추정 이미지(x_t')를 획득한다.
- [0043] 도 4를 참조하면, 저주파수 믹싱 모듈(17)은 주파수 도메인 변환 모듈(31), 저주파수 영역 검출 모듈(32), 적응적 주파수 합성 모듈(33), 영역 결합 모듈(34) 및 도메인 역변환 모듈(35)을 포함할 수 있다.
- [0044] 주파수 도메인 변환 모듈(31)은 현재 및 이전 획득된 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$, $\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m$)를 각각 주파수 도메인의 주파수 데이터로 변환한다. 주파수 도메인 변환 모듈(31)은 도 5에 도시된 바와 같이, 푸리에 변환(Fourier transforms)(F) 등을 적용하여 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$, $\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m$)를 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)로 변환할 수 있다. 그리고 저주파수 영역 검출 모듈(32)은 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)에서 기준 주파수보다 낮은 주파수를 갖는 저주파수 영역을 검출한다. 이때 저주파수 영역 검출 모듈(32)은 도 5 및 도 6에 도시된 바와 같이, 기준 주파수를 기준으로 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)를 고주파수 영역과 저주파수 영역으로 구분할 수 있다. 저주파수 영역 검출 모듈(32)은 현재 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)로부터 획득된 현재 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$)에서 고주파수 영역을 제외하기 위한 주파수 마스크(P_t)를 설정하고, 설정된 주파수 마스크(P_t)를 이전 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)에 적용하여, 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)의 저주파수 영역만을 별도로 검출할 수

있다. 여기서 주파수 마스크(P_t)는 이진 마스크 형태를 가질 수 있다.

[0045] 이와 함께 저주파수 영역 검출 모듈(32)은 현재 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$)에서 주파수 마스크(P_t)의 영역에 해당하는 고주파수 영역을 별도로 검출한다. 이때 저주파수 영역 검출 모듈(32)은 이진 마스크인 주파수 마스크(P_t)가 반전된 반전 주파수 마스크를 ($I - P_t^* P_t$, 여기서 I 는 항등 행렬(identity matrix), P_t^* 는 P_t 의 에르미트 전치(Hermitian transpose) 행렬)로 계산하여 획득하고, 획득된 반전 주파수 마스크를 이용하여 현재 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$)에서 고주파수 영역을 별도로 검출할 수 있다.

[0046] 적응적 주파수 합성 모듈(33)은 저주파수 영역 검출 모듈(32)이 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$) 각각에서 검출된 저주파수 영역을 합성한다. 이때 적응적 주파수 합성 모듈(33)은 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)을 지정된 합성 비율(δ , 여기서 $0 < \delta < 1$)에 따라 적응적으로 가중합($(1 - \delta)F(\bar{\mathbf{x}}_t^m) + \delta F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)하여 합성 저주파수 영역을 획득할 수 있다.

[0047] 영역 결합 모듈(34)은 저주파수 영역 검출 모듈(32)에서 검출된 고주파수 영역과 적응적 주파수 합성 모듈(33)에서 합성된 믹싱 저주파수 영역을 결합하여 합성 주파수 데이터를 획득한다. 그리고 도메인 역변환 모듈(35)은 합성 주파수 데이터에 대해 역푸리에 변환(Inverse Fourier Transform) (F^{-1}) 등을 수행하여 다시 이미지 도메인의 데이터인 합성 추정 이미지(x_t')를 획득한다.

[0048] 샘플링 모듈(18)은 저주파수 믹싱 모듈(17)로부터 합성 추정 이미지(x_t')를 인가받고, 인가된 합성 추정 이미지(x_t')에 노이즈를 추가하여 L 개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다. 샘플링 모듈(18)은 노이즈 이미지 생성 모듈(11)과 마찬가지로, 노이즈는 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 노이즈($\sim \mathcal{N}(0, 1)$)를 추가하여 노이즈 이미지($x_{t,j}$)를 생성할 수 있으며, 이때, 하나의 합성 추정 이미지(x_t')에 대해 랜덤하게 생성되는 서로 다른 노이즈를 L 번 생성하여 각각 합성 추정 이미지(x_t')에 삽입함으로써, L 개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득할 수 있다. 그리고 초기에는 노이즈가 높은 비율로 합성 추정 이미지(x_t')에 삽입되도록 하는 반면, 합성 추정 이미지(x_t')가 반복적으로 획득되는 동안 삽입되는 노이즈의 비율(α , 여기서 $0 \leq \alpha < 1$)이 점차적으로 감소되도록 할 수 있다. 이는 반복이 거듭될수록 합성 추정 이미지(x_t')가 요구되는 자기공명 이미지에 가까워지기 때문이다. 최종적으로 N 번째 반복 시에 샘플링 모듈(18)은 삽입되는 노이즈의 비율(α)이 0이 되도록 설정함으로써, 합성 추정 이미지(x_t')에 노이즈가 추가되지 않도록 할 수 있다.

[0049] 여기서는 이해의 편의를 위해, 노이즈 이미지 생성 모듈(11)과 샘플링 모듈(18)을 별도로 도시하였으나, 경우에 따라서는 샘플링 모듈(18)이 초기에 노이즈의 비율(α)을 1($\alpha = 1$)로 설정하여, 초기 노이즈 이미지($\{x_{0,j}\}_{j=1}^L$)를 생성하도록 함으로써, 노이즈 이미지 생성 모듈(11)을 생략할 수도 있다.

[0050] 샘플링 모듈(18)은 반복 횟수가 최대 반복 횟수인 N 회에 도달하지 않았으면, 획득된 L 개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 재구성 병합 모듈(12)로 피드백하여, 자기공명 이미지 재구성 장치가 다시 자기공명 이미지를 추정하고, MRI 데이터를 이용하여 보완하며, 이들을 적응적으로 합성하여 개선된 합성 추정 이미지(x_t')를 획득하도록 한다. 그러나 반복 횟수가 최대 반복 횟수인 N 회에 도달하면, L 개의 노이즈 이미지($\{x_{0,j}\}_{j=1}^L$)를 평균화 모듈(19)로 전달한다.

[0051] 평균화 모듈(19)은 앙상블 모듈(16)과 유사하게 인가된 L 개의 노이즈 이미지($\{x_{0,j}\}_{j=1}^L$)의 평균을 계산하여 재구성된 자기공명 이미지(x_0)를 획득한다. 다만 평균화 모듈(19)은 경우에 따라 생략될 수 있으며, 이 경우, L 개의 노이즈 이미지($\{x_{0,j}\}_{j=1}^L$) 중 하나가 재구성된 자기공명 이미지(x_0)로 획득될 수 있다.

[0052] 상기한 바와 같이, 일 실시예의 자기공명 영상 재구성 장치는 하나의 노이즈 이미지로부터 재구성된 자기공명

이미지를 반복하여 추정하는 것이 아니라, 다수의 노이즈 이미지로부터 다수의 자기공명 이미지를 추정하고, 추정된 다수의 자기공명 이미지를 결합할 뿐만 아니라, 이전 추정된 자기공명 이미지까지 합성하여 MRI 데이터로부터 획득할 수 없는 정보를 추정하고 보완할 수 있도록 함으로써, 고품질의 자기공명 이미지를 빠르게 획득할 수 있다.

[0053] 도시된 실시예에서, 각 구성들은 위에서 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 기술되지 않은 추가적인 구성을 포함할 수 있다. 또한, 일 실시예에서, 각 구성은 물리적으로 구분된 하나 이상의 장치를 이용하여 구현되거나, 하나 이상의 프로세서 또는 하나 이상의 프로세서 및 소프트웨어의 결합에 의해 구현될 수 있으며, 도시된 예와 달리 구체적 동작에 있어 명확히 구분되지 않을 수 있다.

[0054] 그리고 도 1에 도시된 자기공명 이미지 재구성 장치는 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어 또는 이들의 조합에 의해 로직회로 내에서 구현될 수 있고, 범용 또는 특정 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수도 있다. 장치는 고정배선형(Hardwired) 기기, 필드 프로그램 가능한 게이트 어레이(Field Programmable Gate Array, FPGA), 주문형 반도체(Application Specific Integrated Circuit, ASIC) 등을 이용하여 구현될 수 있다. 또한, 장치는 하나 이상의 프로세서 및 컨트롤러를 포함한 시스템온칩(System on Chip, SoC)으로 구현될 수 있다.

[0055] 뿐만 아니라 자기공명 이미지 재구성 장치는 하드웨어적 요소가 마련된 컴퓨팅 장치 또는 서버에 소프트웨어, 하드웨어, 또는 이들의 조합하는 형태로 탑재될 수 있다. 컴퓨팅 장치 또는 서버는 각종 기기 또는 유무선 통신망과 통신을 수행하기 위한 통신 모듈 등의 통신장치, 프로그램을 실행하기 위한 데이터를 저장하는 메모리, 프로그램을 실행하여 연산 및 명령하기 위한 마이크로프로세서 등을 전부 또는 일부 포함한 다양한 장치를 의미할 수 있다.

[0056] 도 7은 일 실시예 따른 자기공명 이미지 재구성 방법을 나타낸다.

[0057] 도 7을 참조하면, 일 실시예의 자기공명 이미지 재구성 방법은 우선 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)를 생성한다(51). 여기서 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)는 평균이 0이고 분산이 I인 가우시안 노이즈($\sim \mathcal{N}(0, I)$)로 구성될 수 있다. 그리고 생성된 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)에 대해 신경망 연산으로 역확산 프로세스를 수행하여, L개의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다(52).

[0058] 한편 MRI 촬영 장치에서 언더샘플링 방식으로 획득된 MRI 데이터로부터 일부 정보가 누락된 이산 자기공명 이미지를 획득한다(53). 여기서 MRI 데이터에는 적어도 하나의 k-스페이스 이미지(y)가 포함되며, 적어도 하나의 k-스페이스 이미지(y)에 각각 대응하는 적어도 하나의 감도 맵(s)이 더 포함될 수 있다.

[0059] 이산 자기공명 이미지가 획득되면, 이산 자기공명 이미지를 이용하여 L개의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$) 각각을 업데이트하여 L개의 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다(54). 이후 획득된 L개의 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 병합하여 하나의 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)를 획득한다(55). 여기서 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)는 L개의 업데이트 추정 자기공명 이미지($\{\bar{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)의 평균을 계산하여 획득될 수 있다.

[0060] 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)가 획득되면, 현재 획득된 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)와 이전 획득된 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m$)에 포함된 저주파수 성분 추출하여 적응적으로 믹싱하여 합성 추정 이미지(x_t')를 획득한다(56). 구체적으로, 합성 추정 이미지(x_t')를 획득하기 위해 우선 현재 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_t^m$)와 병합 추정 이미지($\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m$)를 각각 푸리에 변환(F)하여 주파수 도메인의 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)를 획득한다. 그리고 기준 주파수를 기반으로 하는 이전 마스크인 주파수 마스크(P_t)를 이용하여, 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)에서 각각 저주파수 영역을 검출한다. 이와 함께 현재 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$)에서 고주파수 영역을 별도로 검출한다. 주파수 데이터($F(\bar{\mathbf{x}}_t^m)$, $F(\bar{\mathbf{x}}_{t+1}^m)$)에서 각각 저주파수 영역이 검출되면, 검출된 저주파수 영역을 합성 비율(δ)에 따

라 합성하여 합성 저주파수 영역을 획득한다. 이후, 획득된 합성 저주파수 영역과 별도로 현재 주파수 데이터 ($F(\bar{x}_t^m)$)에서 검출된 고주파수 영역을 결합하고, 역푸리에 변환(F^{-1})하여 이미지 도메인의 합성 추정 이미지 (x_t')를 획득한다.

[0061] 합성 추정 이미지(x_t')가 획득되면, 랜덤하게 생성되는 서로 다른 노이즈를 노이즈의 비율(α)에 따라 합성 추정 이미지(x_t')에 추가로 삽입하여 L개의 노이즈 이미지($\{x_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득한다(57). 여기서 노이즈의 비율(α , $0 \leq \alpha < 1$)은 반복 횟수에 따라 점차 감소될 수 있으며 지정된 최대 반복 횟수(N)인 경우, 0이 될 수 있다.

[0062] 그리고 현재 반복 횟수가 지정된 최대 반복 횟수(N)에 미만인지 판별한다(58). 만일 반복 횟수가 최대 반복 횟수(N) 미만인 것으로 판별되면, 다시 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)에 대해 신경망 연산으로 역확산 프로세스를 수행하여, L개의 추정 자기공명 이미지($\{\hat{x}_{t,j}\}_{j=1}^L$)를 획득하는 단계(52)부터 반복 수행한다. 그러나 반복 횟수가 최대 반복 횟수(N) 이상인 것으로 판별되면, L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$)에 대한 평균을 계산하여 평균화함으로써, 재구성된 자기공명 이미지(x_0)를 획득할 수 있다. 경우에 따라서는 L개의 초기 노이즈 이미지($\{x_{N,j}\}_{j=1}^L$) 중 하나를 선택하여 재구성된 자기공명 이미지(x_0)로 획득할 수도 있다.

[0063] 도 7에서는 각각의 과정을 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나 이는 예시적으로 설명한 것에 불과하고, 이 분야의 기술자라면 본 발명의 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 도 7에 기재된 순서를 변경하여 실행하거나 또는 하나 이상의 과정을 병렬적으로 실행하거나 다른 과정을 추가하는 것으로 다양하게 수정 및 변형하여 적용 가능하다.

[0064] 도 8은 일 실시예에 따른 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 설명하기 위한 도면이다.

[0065] 도시된 실시예에서, 각 구성 요소들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술된 것 이외에도 추가적인 구성 요소를 포함할 수 있다. 도시된 컴퓨팅 환경(90)은 컴퓨팅 장치(91)를 포함하여, 도 7에 도시된 자기공명 이미지 재구성 방법을 수행할 수 있다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(91)는 도 1에 도시된 자기공명 이미지 재구성 장치에 포함된 하나 이상의 구성 요소일 수 있다.

[0066] 컴퓨팅 장치(91)는 적어도 하나의 프로세서(92), 컴퓨터 판독 가능 저장매체(93) 및 통신 버스(95)를 포함한다. 프로세서(92)는 컴퓨팅 장치(91)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(92)는 컴퓨터 판독 가능 저장매체(93)에 저장된 하나 이상의 프로그램들(94)을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들(94)은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(92)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(91)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.

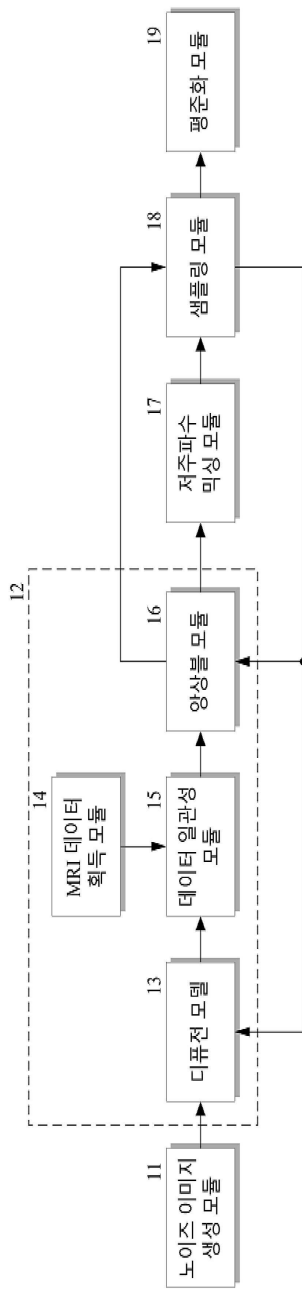
[0067] 통신 버스(95)는 프로세서(92), 컴퓨터 판독 가능 저장매체(93)를 포함하여 컴퓨팅 장치(91)의 다른 다양한 구성 요소들을 상호 연결한다.

[0068] 컴퓨팅 장치(91)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(98)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(96) 및 하나 이상의 통신 인터페이스(97)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(96) 및 통신 인터페이스(97)는 통신 버스(95)에 연결된다. 입출력 장치(98)는 입출력 인터페이스(96)를 통해 컴퓨팅 장치(91)의 다른 구성 요소들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(98)는 포인팅 장치(마우스 또는 트랙패드 등), 키보드, 터치 입력 장치(터치패드 또는 터치스크린 등), 음성 또는 소리 입력 장치, 다양한 종류의 센서 장치 및/또는 촬영 장치와 같은 입력 장치, 및/또는 디스플레이 장치, 프린터, 스피커 및/또는 네트워크 카드와 같은 출력 장치를 포함할 수 있다. 예시적인 입출력 장치(98)는 컴퓨팅 장치(91)를 구성하는 일 구성 요소로서 컴퓨팅 장치(91)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(91)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(91)와 연결될 수도 있다.

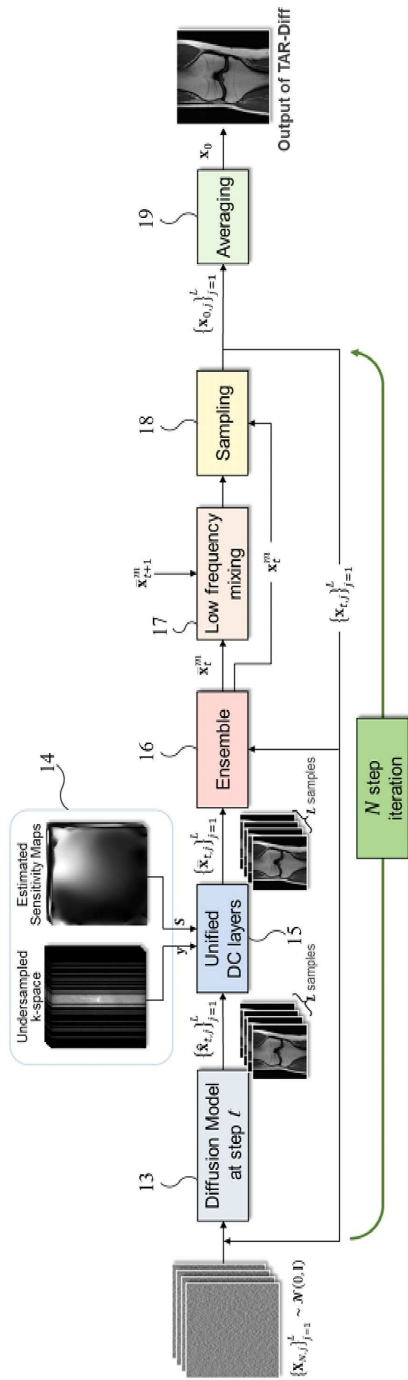
[0069] 이상에서 대표적인 실시예를 통하여 본 발명에 대하여 상세하게 설명하였으나, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

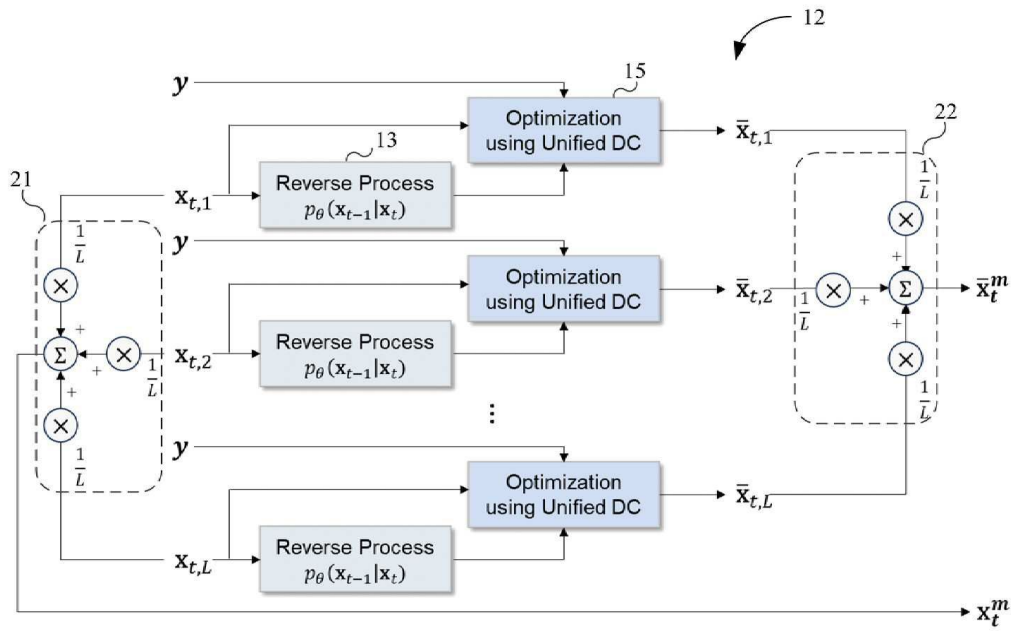
도면1



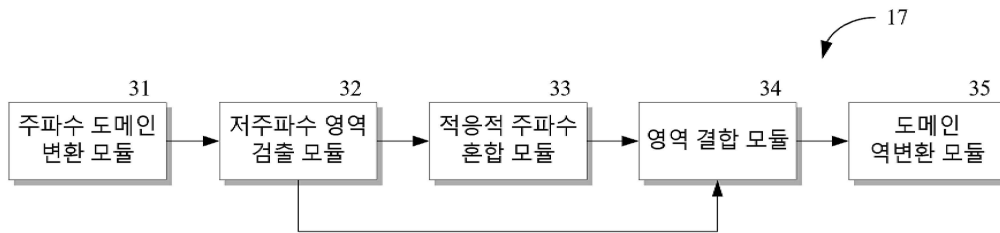
도면2



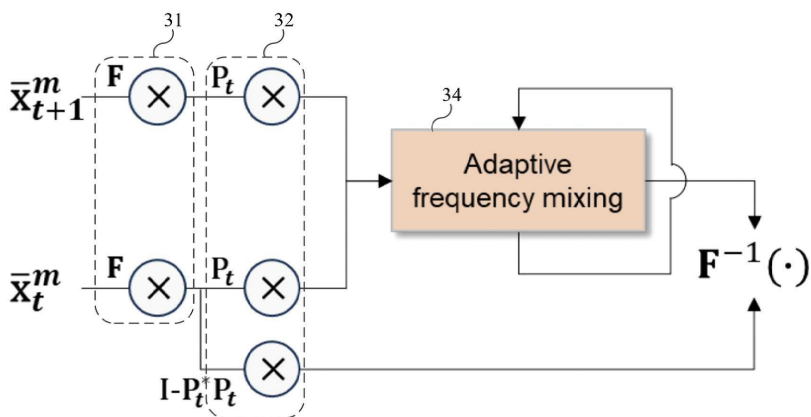
도면3



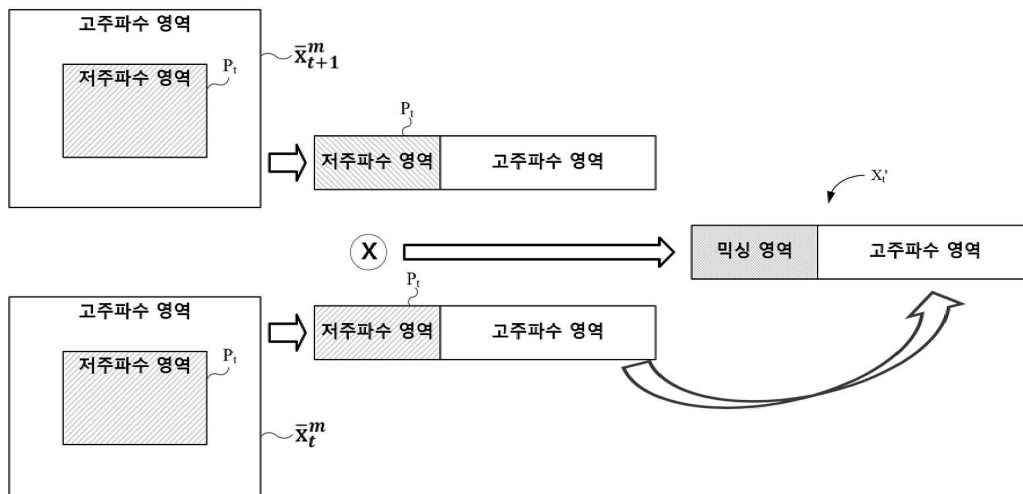
도면4



도면5



도면6



도면7



도면8

90

