



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2022년01월17일

(11) 등록번호 10-2352004

(24) 등록일자 2022년01월12일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/055 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)

G01R 33/48 (2006.01) G06T 7/00 (2017.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)

A61B 5/0033 (2018.08)

(21) 출원번호 10-2020-0051216

(22) 출원일자 2020년04월28일

심사청구일자 2020년04월28일

(65) 공개번호 10-2021-0095526

(43) 공개일자 2021년08월02일

(30) 우선권주장

1020200009479 2020년01월23일 대한민국(KR)

(56) 선행기술조사문헌

Liu F, etc., MANTIS: Model-Augmented Neural network with Incoherent k-space Sampling for efficient MR parameter mapping. Magnetic Resonance in Medicine. Vol.82, pp.174~188 (July, 2019)*

Multiscale reconstruction for MR fingerprinting

ACCELERATING MAGNETIC RESONANCE IMAGING VIA DEEP LEARNING

*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

황도식

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C618호(신촌동, 연세대학교)

전요한

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C516호(신촌동, 연세대학교)

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

민영준

전체 청구항 수 : 총 14 항

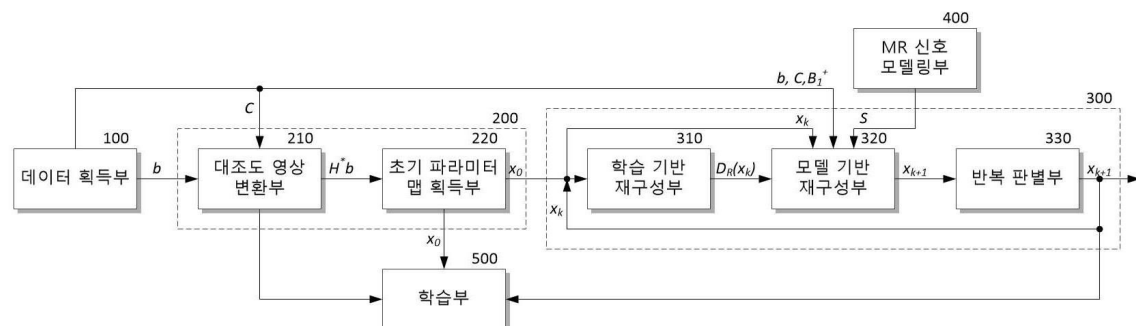
심사관 : 박찬아

(54) 발명의 명칭 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명은 기지정된 시퀀스에 따라 과소 샘플링되어 획득된 k-공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식으로 희소 MR 대조도 영상으로 변환하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 희소 MR 대조도 영상의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 초기 파라미터 매핑부, 기지정된 기준 MR 파라미터 맵과 재구성이 요구되는 요구 MR

(뒷면에 계속)

대표도

파라미터 맵 사이의 관계가 모델링된 MR 신호 모델이 미리 저장되는 MR 신호 모델링부 및 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 MR 신호 모델에 따라 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵을 획득하며, 획득되는 재구성 MR 파라미터 맵이 기지정된 조건을 만족할 때까지 재구성을 반복하는 파라미터 맵 재구성부를 포함하여, 과소 샘플링되어 획득된 k-공간 데이터로부터 고화질의 MR 파라미터 맵을 재구성할 수 있는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법을 제공할 수 있다.

(52) CPC특허분류

A61B 5/7203 (2013.01)

A61B 5/7257 (2013.01)

G01R 33/4818 (2013.01)

G06T 7/0012 (2013.01)

G06T 2207/10088 (2013.01)

G06T 2211/416 (2013.01)

(72) 발명자

신형섭

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C516
호(신촌동, 연세대학교)

어태준

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C516
호(신촌동, 연세대학교)

김태성

서울특별시 서대문구 연세로 50, 제3공학관 C516
호(신촌동, 연세대학교)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711096275

과제번호 2019R1A2B5B01070488

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 중견연구자지원사업

연구과제명 (후속)다중 대조도 자기 공명 데이터를 이용한 딥러닝 기반 고속 정량적 자기 공명

영상 기술(1/3)(2019.6.1~2022.2.28)

기 여 율 1/2

과제수행기관명 연세대학교 산학협력단

연구기간 2019.06.01 ~ 2020.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711103756

과제번호 2018M3A9H6081483

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 원천기술개발사업

연구과제명 의료데이터 임상적 유용성 검증 및 인공지능 플랫폼 구축

기 여 율 1/2

과제수행기관명 연세대학교 산학협력단

연구기간 2020.01.01 ~ 2020.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

기 지정된 시퀀스에 따라 과소 샘플링되어 획득된 k -공간 데이터를 인가받아 기 지정된 방식으로 회소 MR 대조도 영상으로 변환하고, 미리 학습된 인공 신경망에 의해 회소 MR 대조도 영상의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 초기 파라미터 매핑부;

기 지정된 기준 MR 파라미터 맵과 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵 사이의 관계가 모델링된 MR 신호 모델이 미리 저장되는 MR 신호 모델링부; 및

상기 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받아 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 상기 MR 신호 모델에 따라 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵을 획득하며, 획득되는 재구성 MR 파라미터 맵이 기 지정된 조건을 만족할 때까지 재구성을 반복하는 파라미터 맵 재구성부를 포함하되,

상기 파라미터 맵 재구성부는

미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받고, 인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵에서 학습된 인공 신경망에 의해 엘리어싱 아티팩트를 제거하여 MR 파라미터 맵을 재구성하는 학습 기반 재구성부;

아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 인가받고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵의 데이터 관계가 MR 신호 모델에 따라 유지되도록 MR 파라미터 맵을 재구성하는 모델 기반 재구성부; 및

재구성된 재구성 MR 파라미터 맵이 기 지정된 조건을 만족하는지 판별하여 반복하는 것으로 판별되면, 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 모델 기반 재구성부로 전달하는 반복 판별부를 포함하며,

상기 반복 판별부는 현재 획득된 재구성 MR 파라미터 맵과 이전 재구성 MR 파라미터 맵 사이의 차이가 기 지정된 기준값 미만이면 현재 재구성 MR 파라미터 맵을 출력하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 2

삭제

청구항 3

제1항에 있어서, 상기 학습 기반 재구성부는

인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 기준 MR 파라미터 맵과 요구되는 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵으로 구분하여, 상기 기준 MR 파라미터 맵 또는 상기 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵 중 대응하는 MR 파라미터 맵의 아티팩트를 제거하는 다수의 신경망; 및

상기 다수의 신경망의 출력을 결합하여 출력하는 결합부를 포함하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 4

삭제

청구항 5

삭제

청구항 6

제1항에 있어서, 상기 파라미터 맵 재구성부는

재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)과 아티팩트 제거된 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$) 및 반복 횟수(k)에 따른 MR 파라미터 맵(x_k)을 연산자(A)에 적용하여 획득되는 k -공간 데이터와 과소 샘플링된 k -공간 데이터(b) 사이의 차($A(x_k)-b$)를 이용하여 반복 경사 하강법에 따라 수학식

$$x_{k+1} = (1 - 2\lambda_k \mu_k) x_k - 2\lambda_k \mu_k D_R(x_k) - 2\mu_k J_A^T(x_k) (A(x_k) - b)$$

(여기서 λ_k 와 μ_k 는 반복 횟수(k)에 따른 학습 가능한 정규화 및 증감 크기 변수이다.)

에 따라 계산되고,

A 는 MR 파라미터 맵을 k -공간 데이터로 변환하기 위한 연산자로서, 수학식

$$A : x \mapsto [\mathcal{M} \cdot \mathcal{F} \{ \mathcal{C} \cdot \mathcal{S}(x) \}]$$

(여기서 S 는 MR 신호 모델, C 는 코일 민감도 맵, F 는 푸리에 변환 함수, M 은 k -공간 샘플링 매트릭스를 나타낸다)

로 표현되며,

J_A 는 연산자(A)에 대한 자코비안 행렬(Jacobian matrix)로서, 수학식

$$r_k = A(x_k) - b$$

$$J_A^T(x_k) r_k \rightarrow \left[\sum_{\alpha_n} \frac{\partial \mathcal{S}}{\partial v} C^* \mathcal{F}^{-1} (r_k) \right]_{v=v_k^m}$$

(여기서 α_n 은 n 번째 플립 각도(flip angle), n 은 파라미터 매핑을 위한 MRI 스캔 횟수이고, v_k^m 은 x_k 의 m 번째 변수로서 기준 MR 파라미터 맵과 요구 파라미터 맵이며, m 은 재구성하고자 하는 파라미터 맵 개수이다.)

에 따라 계산되는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 7

제6항에 있어서, 상기 MR 신호 모델은

상기 요구 MR 파라미터 맵이 T_1 파라미터 맵이고, 상기 기준 MR 파라미터 맵이 M_0 파라미터 맵이면, 수학식

$$\mathcal{S}(T_1, M_0, \alpha_n) = M_0 \sin \alpha_n \frac{1 - e^{-TR/T_1}}{1 - e^{-TR/T_1} \cos \alpha_n}$$

(여기서 여기서 TR 은 반복 시간(repetition time)이다.)

에 따라 획득되는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 8

제3항에 있어서, 상기 초기 파라미터 매핑부는

상기 k -공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식에 따라 상기 k -공간 데이터에서 누락된 데이터에 대응하는 영역을 0으로 채워 상기 희소 MR 대조도 영상으로 변환하는 파라미터 맵 변환부; 및

인공 신경망으로 구현되어 희소 MR 대조도 영상에서 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여 상기 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 초기 파라미터 맵 획득부를 포함하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 9

제8항에 있어서, 상기 초기 파라미터 맵 획득부는

상기 기준 MR 파라미터 맵과 상기 요구 MR 파라미터 맵을 포함하는 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 10

제6항에 있어서, 상기 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치는

상기 초기 파라미터 매핑부와 상기 파라미터 맵 재구성부를 학습시키기 위한 학습부를 더 포함하고, 상기 학습부는 수학적식

$$\mathcal{L}_T = \sum_{N_S} \left| \left[\mathcal{H}^* \left(\mathcal{A}(\mathcal{D}_M(\mathcal{H}^*b)) \right) \right]_{\alpha=\alpha_n} - \mathcal{H}^*b \right| + [l_L ||x_k|| - |m_t|] + l_S (1 - \text{SSIM}(|x_k|, |m_t|))/2]$$

(N_S 는 학습 데이터의 개수이고, l_L 과 l_S 는 각각 l_1 과의 구조적 유사성(Structural Similarity; SSIM) 손실 함수의 가중치를 의미하며, m_t 는 학습 데이터인 기준 MR 파라미터 맵이다.)

에 따라 손실을 획득하여 역전파하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치.

청구항 11

자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치에서 수행되는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법으로서,

기 지정된 시퀀스에 따라 과소 샘플링되어 획득된 k -공간 데이터를 인가받아 기 지정된 방식으로 희소 MR 대조도 영상으로 변환하고, 미리 학습된 인공 신경망에 의해 희소 MR 대조도 영상의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 단계;

상기 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받아 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 기 지정된 기준 MR 파라미터 맵과 재구성이 요구되는 요구 MR 파라미터 맵 사이의 관계가 모델링된 MR 신호 모델에 따라 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵을 획득하며, 획득되는 재구성 MR 파라미터 맵이 기 지정된 조건을 만족할 때까지 재구성을 반복하는 단계를 포함하되,

상기 재구성을 반복하는 단계는

미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받고, 인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵에서 학습된 인공 신경망을 이용하여 엘리어싱 아티팩트를 제거하는 단계;

아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 인가받고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵의 데이터 관계가 MR 신호 모델에 따라 유지되도록 MR 파라미터 맵을 재구성하는 단계; 및

재구성된 재구성 MR 파라미터 맵이 기 지정된 조건을 만족하는지 판별하여 반복하는 것으로 판별되면, 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 아티팩트를 제거하는 단계로 전달하는 단계를 포함하고,

상기 전달하는 단계는

현재 획득된 재구성 MR 파라미터 맵과 이전 재구성 MR 파라미터 맵 사이의 차이가 기 지정된 기준값 미만이면 현재 재구성 MR 파라미터 맵을 출력하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 12

삭제

청구항 13

제11항에 있어서, 상기 아티팩트를 제거하는 단계는

인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 기준 MR 파라미터 맵과 요구되는 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵으로 구분하는 단계;

패턴 추정 방식이 미리 학습된 다수의 신경망을 이용하여 상기 기준 MR 파라미터 맵 또는 상기 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵 각각의 아티팩트를 제거하는 단계; 및

아티팩트가 제거된 기준 파라미터 맵과 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵을 결합하여 출력하는 단계를 포함하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 14

삭제

청구항 15

삭제

청구항 16

제11항에 있어서, 상기 MR 파라미터 맵을 재구성하는 단계는

재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)과 아티팩트 제거된 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$) 및 반복 횟수(k)에 따른 MR 파라미터 맵(x_k)을 연산자(A)에 적용하여 획득되는 k -공간 데이터와 과소 샘플링된 k -공간 데이터(b) 사이의 차($A(x_k)-b$)를 이용하여 반복 경사 하강법에 따라 수학식

$$x_{k+1} = (1 - 2\lambda_k \mu_k) x_k - 2\lambda_k \mu_k D_R(x_k) - 2\mu_k J_A^T(x_k) (A(x_k) - b)$$

(여기서 λ_k 와 μ_k 는 반복 횟수(k)에 따른 학습 가능한 정규화 및 증감 크기 변수이다.)

에 따라 계산되고,

A 는 MR 파라미터 맵을 k -공간 데이터로 변환하기 위한 연산자로서, 수학식

$$A: x \mapsto [M \cdot \mathcal{F}\{C \cdot \mathcal{S}(x)\}]$$

(여기서 S 는 MR 신호 모델, C 는 코일 민감도 맵, F 는 푸리에 변환 함수, M 은 k -공간 샘플링 매트릭스를 나타낸다)

로 표현되며,

J_A 는 연산자(A)에 대한 자코비안 행렬(Jacobian matrix)로서, 수학식

$$r_k = A(x_k) - b$$

$$J_A^T(x_k) r_k \rightarrow \left[\sum_{\alpha_n} \frac{\partial \mathcal{S}}{\partial v} C^* \mathcal{F}^{-1}(r_k) \right]_{v=v_k^m}$$

(여기서 α_n 은 n 번째 플립 각도(flip angle), n 은 파라미터 매핑을 위한 MRI 스캔 횟수이고, v_k^m 은 x_k 의 m 번째 변수로서 기준 MR 파라미터 맵과 요구 파라미터 맵이며, m 은 재구성하고자 하는 파라미터 맵 개수이다.)

에 따라 계산되는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 17

제16항에 있어서, 상기 MR 신호 모델은

상기 요구 MR 파라미터 맵이 T_1 파라미터 맵이고, 상기 기준 MR 파라미터 맵이 M_0 파라미터 맵이면, 수학적식

$$\mathcal{S}(T_1, M_0, \alpha_n) = M_0 \sin \alpha_n \frac{1 - e^{-TR/T_1}}{1 - e^{-TR/T_1} \cos \alpha_n}$$

(여기서 여기서 TR은 반복 시간(repetition time)이다.)

에 따라 획득되는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 18

제13항에 있어서, 상기 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 단계는

상기 k-공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식에 따라 상기 k-공간 데이터에서 누락된 데이터에 대응하는 영역을 0으로 채워 상기 최소 MR 대조도 영상으로 변환하는 단계; 및

상기 초기 MR 파라미터 맵을 패턴 추정 방식이 미리 학습된 인공 신경망을 이용하여 최소 MR 대조도 영상에서 획득하는 단계를 포함하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 19

제18항에 있어서, 상기 최소 MR 대조도 영상에서 획득하는 단계는

상기 기준 MR 파라미터 맵과 상기 요구 MR 파라미터 맵을 포함하는 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

청구항 20

제16항에 있어서, 상기 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법은

학습 단계를 더 포함하고, 상기 학습 단계는 수학적식

$$\mathcal{L}_T = \sum_{N_S} \left[\left| \mathcal{H}^* \left(\mathcal{A}(\mathcal{D}_M(\mathcal{H}^*b)) \right) \right|_{\alpha=\alpha_n} - \mathcal{H}^*b \right] + [l_L ||x_k|| - |m_t|] + l_S (1 - \text{SSIM}(|x_k|, |m_t|))/2]$$

(N_S 는 학습 데이터의 개수이고, l_L 과 l_S 는 각각 l_1 과의 구조적 유사성(Structural Similarity; SSIM) 손실 함수의 가중치를 의미하며, m_t 는 학습 데이터인 기준 MR 파라미터 맵이다.)

에 따라 손실을 획득하여 역전파하는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법에 관한 것으로, 과소 샘플링되어 획득된 k-스페이스 데이터로부터 자기 공명 파라미터 맵을 생성할 수 있는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Imaging, 이하 MRI)은 인체 내부 영상을 비 침습적이면서 고화질로 얻을 수 있는 대표적인 의료 영상으로, 뼈를 비롯한 신체의 여러 기관들을 요구하는 각도에서 입체적으로 표현할 수 있다는 장점이 있다. 이에 다양한 질병이나 질환에 대한 진단을 위해 이용되고 있으며, 특히 연부조직에 대한 대조도(contrast)가 우수하여 뼈, 근육, 인대, 힘줄 및 연골 등의 근골격계에 대한 진단에 유용하게 이용되고 있다.

[0003] 그리고 MRI를 이용하여 T_1 , T_2 또는 T_2^* 이완 특성과 같은 인체의 정량적 조직 특성을 나타내어 진단 정보를 제공하는 자기 공명 파라미터 맵(Magnetic Resonance Parameter Maps: 이하 MR 파라미터 맵)(또는 자기 공명 특성 상수라고도 함)을 획득할 수 있다. MR 파라미터 맵은 환자의 질병 진단에 관한 유용한 정보를 제공하기 때문에 정밀 의학에서 사용될 수 있다.

[0004] MR 파라미터 맵을 획득하기 위한 기존의 방법으로는 T_1 맵 재구성을 위한 반전 복구(inversion recovery), 록-로커(lock-locker) 및 VFA (variable flip angle) 방법 등이 제안되었고, T_2 맵 재구성을 위한 다중 에코 스핀 에코(multi-echo spin-echo) 방법이 제안되었으며, T_2^* 맵 재구성을 위한 다중 에코 그래디언트 에코(multi-echo gradient-echo) 방법과 같은 몇 가지 방법이 제안되었다.

[0005] 그러나 기존의 방법들은 정량적 MR 파라미터 맵을 획득하기 위해, 서로 상이한 스캔 파라미터를 적용하여 반복적으로 MRI 스캔 작업을 수행해야 하므로 스캔 시간이 증가한다. 그리고 스캔 시간이 길어지게 되면, 환자의 불편함을 유발할 뿐만 아니라 재구성된 이미지에서 모션 관련 아티팩트가 발생할 가능성이 높아지므로 실제 임상 프로토콜에는 정량적 MR 파라미터 맵이 용이하게 적용되지 못한다는 한계가 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0006] (특허문헌 0001) 한국 등록 특허 제10-1886575호 (2018.08.01 등록)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명의 목적은 과소 샘플링된 k-공간 데이터로부터 고화질의 MR 파라미터 맵을 재구성하기 위한 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0008] 본 발명의 다른 목적은 인공 신경망과 모델 기반 데이터 유지 기법을 이용하여 고속으로 MR 파라미터 맵을 재구성할 수 있는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0009] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치는 기지정된 시퀀스에 따라 과소 샘플링되어 획득된 k-공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식으로 최소 MR 대조도 영상으로 변환하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 최소 MR 대조도 영상의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 초기 파라미터 맵부; 기지정된 기준 MR 파라미터 맵과 재구성이 요구되는 요구 MR 파라미터 맵 사이의 관계가 모델링된 MR 신호 모델이 미리 저장되는 MR 신호 모델링부; 및 상기 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 상기 MR 신호 모델에 따라 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵을 획득하며, 획득되는 재구성 MR 파라미터 맵이 기지정된 조건을 만족할 때까지 재구성을 반복하는 파라미터 맵 재구성부를 포함한다.

[0010] 상기 파라미터 맵 재구성부는 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받고, 인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵에서 학습된 패턴 추정 방식에 따라 앨리어싱 아티팩트를 제거하여 MR 파라미터 맵을 재구성하는 학습 기반 재구성부; 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 인가받고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵의 데이터 관계가 MR 신호 모델에 따라 유지되도록 MR 파라미터 맵을 재구성하는 모델 기반 재구성부; 및 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵이 기지정된 조건을 만족하는지 판별하여 반복하는 것으로 판별되면, 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 모델 기반 재구성부로 전달하는 반복 판별부를 포함할 수 있다.

[0011] 상기 학습 기반 재구성부는 인가된 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 상기 기준 MR 파라미터 맵과 요구되는 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵으로 구분하여, 상기 기준 MR 파라미터 맵 또는 상기 적어도 하나의 요구 MR 파라미터 맵 중 대응하는 MR 파라미터 맵의 아티팩트를 제거하는 다수의

신경망; 및 상기 다수의 신경망의 출력을 결합하여 출력하는 결합부를 포함할 수 있다.

- [0012] 상기 모델 기반 재구성부는 상기 MR 신호 모델과 상기 k-공간 데이터와 함께 상기 k-공간 데이터를 획득하기 위해 이용된 시퀀스를 수행하기 위해 지정된 파라미터인 코일 민감도 맵, 무선주파수 전송 필드 맵을 적용하여, MR 파라미터 맵을 재구성할 수 있다.
- [0013] 상기 반복 판별부는 반복하여 재구성되는 재구성 MR 파라미터 맵이 수렴하는 것으로 판별되거나, 현재 획득된 재구성 MR 파라미터 맵과 이전 재구성 MR 파라미터 맵 사이의 차이가 기지정된 기준값 미만이면 현재 재구성 MR 파라미터 맵을 출력할 수 있다.
- [0014] 상기 초기 파라미터 매핑부는 상기 k-공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식에 따라 상기 k-공간 데이터에서 누락된 데이터에 대응하는 영역을 0으로 채워 상기 희소 MR 대조도 영상으로 변환하는 파라미터 맵 변환부; 및 인공 신경망으로 구현되어 희소 MR 대조도 영상에서 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 초기 파라미터 맵 획득부를 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 초기 파라미터 맵 획득부는 상기 기준 MR 파라미터 맵과 상기 요구 MR 파라미터 맵을 포함하는 초기 MR 파라미터 맵을 획득할 수 있다.
- [0016] 상기 다른 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법은 기지정된 시퀀스에 따라 과소 샘플링되어 획득된 k-공간 데이터를 인가받아 기지정된 방식으로 희소 MR 대조도 영상으로 변환하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 희소 MR 대조도 영상의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵을 획득하는 단계; 상기 초기 MR 파라미터 맵 또는 이전 재구성된 재구성 MR 파라미터 맵을 인가받아 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 기지정된 기준 MR 파라미터 맵과 재구성이 요구되는 요구 MR 파라미터 맵 사이의 관계가 모델링된 MR 신호 모델에 따라 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵을 획득하며, 획득되는 재구성 MR 파라미터 맵이 기지정된 조건을 만족할 때까지 재구성을 반복하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0017] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치 및 방법은 목적은 인공 신경망과 모델 기반 데이터 유지 기법을 이용하여, 짧은 시간 동안 과소 샘플링되어 획득된 k-공간 데이터로부터 고화질의 MR 파라미터 맵을 재구성할 수 있어, 촬영 시간을 단축시켜 환자의 편의성을 크게 향상시킬 수 있으며, 촬영 비용을 저감할 수 있을 뿐만 아니라 촬영 시간 차 등에 의해 발생하는 다양한 오차를 저감시킬 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0018] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치의 개략적 구조를 나타낸다.
- 도 2는 도 1의 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 도 1의 초기 파라미터 맵 획득부를 구성하는 인공 신경망의 일 예를 나타낸다.
- 도 4는 도 1의 학습 기반 재구성부를 구성하는 인공 신경망의 일 예를 나타낸다.
- 도 5는 도 4의 학습 기반 재구성부를 포함하는 파라미터 맵 재구성부의 상세 구성을 나타낸다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법을 설명하기 위한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0019] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시예에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.
- [0020] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예를 설명함으로써, 본 발명을 상세히 설명한다. 그러나, 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며, 설명하는 실시예에 한정되는 것이 아니다. 그리고, 본 발명을 명확하게 설명하기 위하여 설명과 관계없는 부분은 생략되며, 도면의 동일한 참조부호는 동일한 부재를 나타낸다.
- [0021] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라, 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다. 또한, 명세서에 기

재된 "...부", "...기", "모듈", "블록" 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어 또는 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

- [0022] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치의 개략적 구조를 나타내고, 도 2는 도 1의 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.
- [0023] 도 1을 참조하면, 본 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치는 데이터 획득부(100), 초기 파라미터 매핑부(200), 파라미터 맵 재구성부(300), MR 신호 모델링부(400)를 포함할 수 있다.
- [0024] 데이터 획득부(100)는 MRI 장치를 이용하여, MR 파라미터 맵에 대응하는 기지정된 시퀀스(sequence)에 따라 촬영 대상에 대해 촬영하여 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 획득한다. 초기 파라미터 매핑부(200)는 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 기지정된 방식으로 변환하여 희소 MR 대조도 영상(H^*b)을 획득하고, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 획득된 희소 MR 대조도 영상(H^*b)으로부터 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 획득한다. 그리고 파라미터 맵 재구성부(300)는 미리 학습된 패턴 추정 방식과 기지정된 자기 공명 신호 모델(이하 MR 신호 모델)에 따라 초기 MR 파라미터 맵(x_0) 또는 이전 획득된 MR 파라미터 맵(x_k)의 앨리어싱 아티팩트(aliasing artifacts)나 노이즈등과 같은 아티팩트를 제거하고, 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$)을 MR 신호 모델을 기반으로 재구성하는 과정을 반복하여 재구성된 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 출력한다.
- [0025] 도 1의 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치의 각 구성을 도 2를 참조하여 상세하게 설명하면, 우선 데이터 획득부(100)는 자기 공명 영상 장치(이하 MRI 장치)로 구현되어 기지정된 다양한 시퀀스 이용하여, 과소 샘플링(undersampling)된 k-공간 데이터(k-space data)(b)를 획득한다. 데이터 획득부(100)는 MR 파라미터 맵의 스캔 시간을 줄이기 위해, k 공간에 대한 모든 데이터를 획득하는 대신 나이퀴스트 비율(Nyquist rate)보다 낮은 주파수로 샘플링하여 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b)를 획득할 수 있다. 또한 데이터 획득부(100)는 MRI 장치의 다중 코일(multi-coil)을 통해 감지되는 신호를 기반으로, 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(multi-channel k-space data)를 획득할 수 있다.
- [0026] 도 2에서는 데이터 획득부(100)가 다양한 MR 파라미터 맵 중 VFA (variable flip angle) MR 신호 모델에 따라 획득되는 스포일드 그라디언트 에코(Spoiled gradient echo: 이하 SPGR) T_1 (T_1 SPGR) k-공간 데이터를 일 예로 도시하였다. 여기서 SPGR T_1 k-공간 데이터(b)는 도 2에 도시된 바와 같이, 다수의 스캔 횟수(n)에서 서로 다른 플립 각도($\alpha_1 \sim \alpha_n$) 각각에 대해 다중 코일을 통해 획득된 다채널 k-공간 데이터로 나타나며, 과소 샘플링됨에 따라 k-공간 데이터 각각에는 누락된 데이터(또는 미싱 데이터(Missing data))가 발생하여 누락된 라인 또는 영역이 발생됨을 알 수 있다.
- [0027] 초기 파라미터 매핑부(200)는 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 희소 MR 대조도 영상(H^*b)으로 변환하고, 변환된 희소 MR 대조도 영상(H^*b)으로부터 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 획득한다.
- [0028] 초기 파라미터 매핑부(200)는 대조도 영상 변환부(210) 및 초기 파라미터 맵 획득부(220)를 포함할 수 있다.
- [0029] 대조도 영상 변환부(210)는 데이터 획득부(100)에서 획득된 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 인가받고, 인가된 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b)를 역 푸리에 변환 등의 기지정된 변환 기법에 따라 변환하여 희소 MR 대조도 영상(H^*b)을 획득한다. 이 때, 희소 MR 대조도 영상(H^*b)은 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 변환함에 따라 k-공간에서 샘플링 되지 않은 데이터가 0으로 채워진(Zero-filled) 영상이다.
- [0030] 그리고 대조도 영상 변환부(210)는 데이터 획득부(100)에서 설정된 파라미터 중 다중 코일(multi-coil)의 민감도를 나타내는 코일 민감도 맵(coil sensitivity maps)(C)을 적용하여 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)로부터 정밀한 희소 MR 대조도 영상(H^*b)을 획득할 수 있다.
- [0031] 도 2에서는 획득되는 희소 MR 대조도 영상(H^*b)이 SPGR T_1 k-공간 데이터(b)를 변환하여 획득되므로, SPGR T_1 파라미터 맵으로 표현되어 있다.
- [0032] 초기 파라미터 맵 획득부(220)는 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 대조도 영상 변환부(210)에서 획득된 희소

MR 대조도 영상(H^*b)의 패턴을 추정하여, 초기 MR 파라미터 맵(x_0 또는 $x_{k=0}$)을 획득한다. 초기 파라미터 맵 획득부(220)는 도 2에 도시된 바와 같이, CNN 등의 패턴 추정 방식이 미리 학습된 인공 신경망으로 구현될 수 있다.

[0033] 그리고 초기 파라미터 맵 획득부(220)가 획득하는 초기 MR 파라미터 맵(x_0)은 k-공간 데이터(b)를 획득하는 시퀀스에 대응하는 MR 파라미터 맵과 다른 종류의 적어도 하나 MR 파라미터 맵이 결합된 형태 또는 서로 다른 MR 파라미터 맵 사이의 관계를 나타내는 맵핑 맵 형태로 획득될 수 있다. 일 예로 여기서는 초기 MR 파라미터 맵(x_0)이 k-공간 데이터(b)를 획득하는 시퀀스에 대응하여 요구되는 T_1 MR 파라미터 맵과 이와 상이한 M_0 MR 파라미터 맵이 결합된 경우를 가정하여 도시하였다. 여기서, T_1 MR 파라미터 맵은 요구되는 MR 파라미터 맵으로서 요구 MR 파라미터 맵이라고 할 수 있고, M_0 MR 파라미터 맵은 가장 기본이 되는 MR 파라미터 맵으로, 후술하는 MR 신호 모델(S)에 따른 MR 파라미터 맵 간의 관계를 유지하도록 하기 위한 기준 MR 파라미터 맵이라고 할 수 있다. 도 2에서는 일 예로 초기 MR 파라미터 맵(x_0)에서 T_1 과 M_0 의 2개의 MR 파라미터 맵이 획득되는 것으로 도시하였으나, T_2 , T_2^* 과 같은 다른 MR 파라미터 맵이 획득되거나, 다수의 MR 파라미터 맵이 획득되도록 구성될 수도 있다.

[0034] 한편 파라미터 맵 재구성부(300)는 미리 학습된 패턴 추정 방식에 기반하여 아티팩트를 제거하고, 기지정된 MR 신호 모델에 따라 요구 MR 파라미터 맵과 기준 MR 파라미터 맵 사이의 관계가 유지되도록 재구성하는 과정을 반복하여 재구성된 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 출력한다. 파라미터 맵 재구성부(300)는 학습 기반 재구성부(310), 모델 기반 재구성부(320) 및 반복 판별부(330)를 포함할 수 있다.

[0035] 학습 기반 재구성부(310)는 초기 파라미터 맵 획득부(220)에서 획득된 초기 MR 파라미터 맵(x_0) 또는 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)을 인가받고, 인가된 초기 MR 파라미터 맵(x_0) 또는 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)에서 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 아티팩트를 제거한다. 이때, 학습 기반 재구성부(310)는 초기 MR 파라미터 맵(x_0) 또는 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)을 구성하는 요구 MR 파라미터 맵과 기준 MR 파라미터 맵을 구분하고, 구분된 요구 MR 파라미터 맵과 기준 MR 파라미터 맵 각각에서 아티팩트를 제거한 후 다시 결합하여 출력할 수 있다.

[0036] 그리고 모델 기반 재구성부(320)는 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($D_k(x_k)$)을 인가받고, 데이터 획득부(100)에서 획득된 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b)와 데이터 획득부(100)에 설정된 파라미터들(C, B_1^+) 및 MR 신호 모델링부(400)에서 모델링된 MR 신호 모델(S)을 기반으로 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($D_k(x_k)$)을 재구성하여, 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 획득한다.

[0037] 여기서 학습 기반 재구성부(310)가 초기 MR 파라미터 맵(x_0)에 포함된 아티팩트를 제거하는 것은 초기 파라미터 맵 획득부(220)는 최소 MR 대조도 영상(H^*b)의 여백 공간을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 획득하므로, 획득된 초기 MR 파라미터 맵(x_0)에는 다수의 아티팩트가 포함되기 때문이고, 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)에서 아티팩트를 제거하는 것은 반복적으로 아티팩트를 제거하여 MR 파라미터 맵의 품질을 개선하기 위해서일 뿐만 아니라, 모델 기반 재구성부(320)에 의해 MR 파라미터 맵($D_k(x_k)$)이 재구성되는 과정에서 아티팩트가 추가적으로 발생할 수 있기 때문이다. 뿐만 아니라 학습 기반 재구성부(310)가 아티팩트를 제거함으로써, 모델 기반 재구성부(320)가 더욱 용이하게 MR 파라미터 맵($D_k(x_k)$)을 재구성할 수 있도록 하기 위함이다.

[0038] 그리고 모델 기반 재구성부(320)가 MR 신호 모델링부(400)에서 인가되는 MR 신호 모델(S)을 기반으로 MR 파라미터 맵($D_k(x_k)$)을 재구성하는 것은 k-공간 데이터를 획득하는 MR 시퀀스에 따른 요구 MR 파라미터 맵과 기준 MR 파라미터 맵이 서로 MR 신호 모델(S)에 따른 데이터 관계를 유지하면서 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 획득하기 위해서이다.

[0039] 한편 반복 판별부(330)는 모델 기반 재구성부(320)에서 획득된 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 다시 학습 기반 재구성부(310)로 인가할지 여부를 판별한다. 비록 학습 기반 재구성부(310)에서 아티팩트가 제거되고, 모델 기

반 재구성부(320)에서 재구성되어 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})이 획득될지라도, 단지 1회의 아티팩트의 제거 및 재구성만으로는 요구되는 수준의 고품질 MR 파라미터 맵을 획득하기 어렵다. 이에 반복 판별부(330)는 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 분석하여, 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 학습 기반 재구성부(310)로 반복하여 인가할지 여부를 판별한다. 이때 반복 판별부(330)는 미리 지정된 조건에 따라 반복 여부를 판별할 수 있다. 일 예로 반복 판별부(330)는 모델 기반 재구성부(320)에서 인가되는 재구성 MR 파라미터 맵이 수렴할 때까지 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 학습 기반 재구성부(310)로 반복하여 인가할 수 있다. 다만 재구성 MR 파라미터 맵이 완전히 수렴하기에는 매우 오랜 시간이 소요될 수 있으므로, 반복 판별부(330)는 현재 획득된 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})과 이전 획득된 재구성 MR 파라미터 맵(x_k) 사이의 차이가 기설정된 기준값 이상이면 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 학습 기반 재구성부(310)로 인가하는 과정을 반복하고, 기준값 미만이면 획득된 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 출력하도록 구성될 수도 있다.

[0040] 여기서 파라미터 맵 재구성부(300)는 반복 경사 하강법(iterative gradient descent)에 기반하여, 반복적으로 재구성 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 획득할 수 있다.

[0041] MR 신호 모델링부(400)는 재구성이 요구되는 MR 파라미터 맵에 대응하는 MR 신호 모델(S)을 저장한다. 여기서 는 요구 MR 파라미터 맵으로서 T_1 맵을 획득하기 위해 SPGR 이미지를 획득하는 VFA 모델을 이용하는 경우를 가정하였으므로, MR 신호 모델링부(400)는 T_1 맵핑에 대응하여 T_1 과 M_0 를 매개변수로 하는 MR 신호 모델(S)을 미리 획득하여 저장할 수 있다.

[0042] 이하에서는 도 1의 MR 파라미터 맵 재구성 장치의 목적에 따른 각 구성의 동작 의미를 설명한다.

[0043] 도 1과 같은 MR 파라미터 맵 재구성 장치는 획득된 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b)로부터 요구되는 MR 파라미터 맵(여기서는 일례로 T_1 맵)(x)을 재구성하는 것을 목적으로 한다. 우선 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b)와 MR 파라미터 맵(x) 사이의 관계를 연산자(A)를 이용하여 표현하면, 수학식 1과 같이 표현될 수 있다.

수학식 1

[0044]
$$\mathcal{A}(x) = b$$

[0045] 여기서 연산자(A)는 도 1의 MR 파라미터 맵 재구성 장치가 k-공간 데이터(b)로부터 MR 파라미터 맵(x)을 획득하기 위해 이용하는 자기 공명 신호 모델(S), 코일 민감도 맵(C), 푸리에 변환(Fourier transform) 함수(F), k-공간 샘플링 매트릭스(M)를 모두 포함하여 구성되는 함수로서 수학식 2로 표현될 수 있다.

수학식 2

[0046]
$$\mathcal{A} : x \mapsto [\mathcal{M} \cdot \mathcal{F} \{ \mathcal{C} \cdot \mathcal{S}(x) \}]$$

[0047] 다만 상기한 바와 같이, 데이터 획득부(100)에서 획득되는 k-공간 데이터는 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)이므로, 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)로부터 MR 파라미터 맵(x)을 재구성하는 것은 불량조건 문제 (ill-posed problem)이므로, k-공간 데이터(b)로부터 MR 파라미터 맵(x)을 재구성하기 위한 명확한 연산자(A)를 규정하기 어렵다는 한계가 있다. 이에 수학식 1의 연산자(A)를 최소 자승 문제(least-squares problem)로 접근하여, 정규화항(regularization term)(R)과 함께 최소화화는 방식으로 수학식 3으로 표현될 수 있다.

수학식 3

[0048]
$$\min_x \|\mathcal{A}(x) - b\|_2^2 + \lambda \mathcal{R}(x)$$

[0049] 여기서 $\| \cdot \|_2$ 는 L2-norm 함수이고, λ 는 데이터 일관성과 정규화항(R) 사이의 균형을 조절하기 위한 정규화 변수이다.

[0050] 일반적으로 정규화항(R)은 일 예로 웨이블릿(wavelet) 변환, 총 변이(total variation) 및 일반적 총 변이(total generalized variation) 등으로 변환된 도메인(transformed domain)에서 희소성(sparsity)을 이용하여 재구성하도록 고안된다. 그러나 이러한 사전 정의된 특징(features)을 이용하는 정규화 함수들을 이용하여 과소 샘플링된 k-공간 데이터로부터 MRI를 재구성하는 경우, 과도한 정규화로 인한 과도 평탄화(over-smoothing) 문제 또는 잔여 에일리어싱 아티팩트 문제 등으로 인해 한계가 있다.

[0051] 상기한 한계를 극복하고자, 도 1에 도시된 본 실시예에 따른 MR 파라미터 맵 재구성 장치는 학습 기반 인공 신경망을 이용한 정규화를 적용하여, 과소 샘플링된 k-공간 데이터로부터 MR 파라미터 맵으로 재구성한다.

[0052] 학습 기반 인공 신경망을 이용한 정규화항(R(x))은 수학식 4와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

[0053]
$$\mathcal{R}(x) = \|x - \mathcal{D}_R(x)\|_2^2$$

[0054] 여기서 $\mathcal{D}_R(x)$ 는 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵을 획득하는 인공 신경망의 동작을 나타내는 함수이다.

[0055] 수학식 4에서 MR 파라미터 맵(x)과 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($\mathcal{D}_R(x)$) 사이의 차이(subtraction)(R(x))는 잔여 에일리어싱 및 노이즈 같은 인공물을 의미한다. 따라서 수학식 4의 MR 파라미터 맵(x)과 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($\mathcal{D}_R(x)$) 사이의 차로 계산되는 정규화항(R(x))을 대입하여 수학식 3을 수학식 5로 다시 표현할 수 있다.

수학식 5

[0056]
$$\min_x \|\mathcal{A}(x) - b\|_2^2 + \lambda \|x - \mathcal{D}_R(x)\|_2^2$$

[0057] 그리고 수학식 5의 최소 자승 문제는 수학식 6과 같이 반복 경사 하강법에 의해 풀 수 있다.

수학식 6

[0058]
$$x_{k+1} = x_k - 2\mu_k [J_{\mathcal{A}}^T(x_k)r_k + \lambda_k (x_k - \mathcal{D}_R(x_k))]$$

[0059] 수학식 6에서 r_k 는 반복 횟수(k)에 따른 MR 파라미터 맵(x_k)을 연산자(A)에 적용하여 획득되는 k-공간 데이터와 과소 샘플링된 k-공간 데이터(b) 사이의 차를 나타내며, J_A 는 연산자(A)에 대한 자코비안 행렬(Jacobian matrix)로서, 수학식 7과 같이 표현될 수 있다.

수학식 7

[0060]
$$r_k = \mathcal{A}(x_k) - b$$

$$J_{\mathcal{A}}^T(x_k)r_k \rightarrow \left[\sum_{\alpha_n} \frac{\partial \mathcal{S}}{\partial v} C^* \mathcal{F}^{-1}(r_k) \right]_{v=v_k^m}$$

[0061] 여기서 x_k 는 k(k = 0, ..., N_k)번째 반복(iteration)일 때, 재구성된 영상, μ_k 는 k일 때의 증감 크기(step

size), α_n 은 n 번째 플립 각도(flip angle), n 은 파라미터 매핑을 위한 MRI 스캔 횟수이고, v_k^m 은 x_k 의 m 번째 변수이며, m 은 재구성하고자 하는 파라미터 맵 개수이다. 여기서는 일 예로 T_1 맵을 가정하였으므로, x_k 의 변수 (v^1, v^2) 는 T_1 맵과 MRI로 $(v^1, v^2) = (T_1, M_0)$ 이다.

[0062] 한편, 무선주파수 전송 필드 맵인 B_1^+ 맵이 추가적으로 고려된다면, 플립 각도(α_n)는 $\alpha_n(x, y) = \alpha_n(x, y) \cdot B_1^+(x, y)$ 로 보정될 수 있다. 여기서 x 와 y 는 영상의 공간적 좌표를 의미한다. 또한 상기한 바와 같이, SPGR을 획득하는 VFA 자기 공명 신호 모델의 경우, MR 신호 모델(S)은 수학적식 8과 같이 나타낸다.

수학적식 8

$$S(T_1, M_0, \alpha_n) = M_0 \sin \alpha_n \frac{1 - e^{-TR/T_1}}{1 - e^{-TR/T_1} \cos \alpha_n}$$

[0064] 여기서 TR은 반복 시간(repetition time)을 의미한다.

[0065] 그리고 수학적식 8의 MR 신호 모델(S)을 x_k 의 변수인 T_1 과 M_0 로 각각 미분하면, 수학적식 9로 표현될 수 있다.

수학적식 9

$$\frac{\partial S}{\partial M_0} = \sin \alpha_n \frac{1 - e^{-TR/T_1}}{1 - e^{-TR/T_1} \cos \alpha_n}$$

$$\frac{\partial S}{\partial T_1} = \frac{M_0 e^{TR/T_1} TR \sin \alpha_n (\cos \alpha_n - 1)}{T_1^2 (e^{TR/T_1} - \cos \alpha_n)^2}$$

[0067] 그러나 여기서 MR 신호 모델(S)과 x_k 의 변수는 k -공간 데이터를 획득하는 MR 시퀀스와 획득하고자 하는 MR 파라미터 맵에 따라 변경될 수 있다. 일 예로 T_2 맵이나 T_2^* 맵을 획득하고자 하는 경우, x_k 의 변수(v^1, v^2)는 (T_2, M_0) 또는 (T_2^*, M_0) 이고, MR 신호 모델(S)은 멀티 스핀 에코(multi spin-echo) 또는 그래디언트 에코(gradient-echo) 시퀀스 일 수 있다.

[0068] 도 1의 MR 파라미터 맵 재구성 장치는 수학적식 6에 기반하여 구성된 장치로서, 파라미터 맵 재구성부(300)는 매 반복시마다 k -공간 데이터로부터 인공 신경망 기반의 정규화, 코일 민감도 맵(C), 추가적인 무선주파수 전송 필드 맵(B_1^+), MR 신호 모델(S)을 이용하여 자기 공명 파라미터 맵을 재구성하도록 구성된다.

[0069] 다만 수학적식 6에 따른 해를 찾기 위해서는 적절한 초기 파라미터 맵(x_0 또는 $x_{k=0}$)이 획득되어야 하며, 이에 도 1에서는 초기 파라미터 매핑부(200)가 초기 파라미터 맵(x_0)을 획득한다.

[0070] 과소 샘플링된 k -공간 데이터(b)로부터 MRI를 획득하고자 하는 경우, 수학적식 1의 연산자(A)의 역인 연산자(A^*)에 k -공간 데이터(b)를 대입하여, k -공간에서 샘플링 되지 않은 데이터가 0으로 채워진(Zero-filled) 희소 MRI가 용이하게 획득할 수 있다. 그러나 MR 파라미터 맵에서는 MR 신호 모델(S)의 복잡성과 비선형성으로 인해, 직접적으로 역 연산자(A^*)에 k -공간 데이터(b)를 대입하여 희소 MR 대조도 영상을 획득할 수 없다. 이에 도 1에서 초기 파라미터 매핑부(200)의 대조도 영상 변환부(210)는 과소 샘플링된 k -공간 데이터(b)에 코일 민감도 맵(C)을 적용하여 희소 MR 대조도 영상(H^*b)을 획득한다.

[0071] 여기서 대조도 영상 변환부(210)의 동작을 나타내는 연산자(H^*)는 자기 공명 파라미터 맵 재구성 장치가 획득하

고자 하는 MR 대조도 영상으로부터 다채널 k-공간 데이터를 생성하는 연산자(H)의 역함수로서, 연산자(H)는 수학식 10으로 표현될 수 있다.

수학식 10

$$\mathcal{H}: x \mapsto [\mathcal{M} \cdot \mathcal{F} \{\mathcal{C}(x)\}]$$

[0072]

여기서 C는 코일 민감도 맵을 나타내고, F는 푸리에 변환 (Fourier transform)을 나타내며, M은 k-공간 샘플링 매트릭스(k-space sampling matrix)를 나타낸다.

[0073]

그리고 희소 MR 대조도 영상(\mathcal{H}^*b)으로부터 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 추정하여 획득하는 초기 파라미터 맵 획득부(220)의 동작을 함수(\mathcal{D}_M)로 표현하는 경우, 희소 MR 대조도 영상(\mathcal{H}^*b)과 초기 MR 파라미터 맵($x_{k=0}$) 사이의 관계는 수학식 11과 같이 표현될 수 있다.

수학식 11

$$x_{k=0} = \mathcal{D}_M(\mathcal{H}^*b)$$

[0075]

도 3은 도 1의 초기 파라미터 맵 획득부를 구성하는 인공 신경망의 일 예를 나타낸다.

[0076]

상기한 바와 같이, 초기 파라미터 맵 획득부(220)는 인공 신경망으로 구현될 수 있으며, 도 3에서는 일례로 CNN(Convolutional Neural Network)으로 구현되는 경우를 도시하였다. 도 3에 도시된 바와 같이, 초기 파라미터 맵 획득부(220)는 직렬로 연결되는 다수의 컨볼루션 블록(Conv Block)을 포함하고, 다수의 컨볼루션 블록(Conv Block) 각각은 컨볼루션 레이어(CL), 정규화 레이어(RL) 및 비선형 활성화 함수 레이어(AL)를 포함할 수 있다.

[0077]

초기 파라미터 맵 획득부(220)는 희소 MR 대조도 영상(\mathcal{H}^*b)을 인가받아 학습된 패턴 추정 방식에 따라 초기 MR 파라미터 맵($x_{k=0}$)을 추정하며, 이 때 초기 MR 파라미터 맵($x_{k=0}$)은 요구되는 MR 파라미터 맵의 초기 변수($x_{k=0} = (T_1, M_0)_{k=0}$)가 함께 설정될 수 있다. 즉 요구 MR 파라미터 맵과 기준 MR 파라미터 맵이 지정될 수 있다.

[0078]

도 4는 도 1의 학습 기반 재구성부를 구성하는 인공 신경망의 일 예를 나타내고, 도 5는 도 4의 학습 기반 재구성부를 포함하는 파라미터 맵 재구성부의 상세 구성을 나타낸다.

[0079]

도 4를 참조하면, 이전 획득된 MR 파라미터 맵(x_k)에서 아티팩트를 제거하는 학습 기반 재구성부(310)는 MR 파라미터 맵(x_k)을 변수($(T_1, M_0)_k$)에 따라 구분하여, 대응하는 각 변수에 대한 아티팩트를 제거하도록 구성되는 다수의 신경망(311, 312)을 포함할 수 있다. 이 경우, 다수의 신경망(311, 312)을 포함하여 아티팩트를 제거하는 학습 기반 재구성부(310)는 $\mathcal{D}_R = (\mathcal{D}_R^{T_1}, \mathcal{D}_R^{M_0})$ 로 표현될 수 있다. 여기서는 2개의 변수(T_1, M_0)만을 고려하여, 2개의 신경망(311, 312)만을 도시하였으나, 요구 파라미터 맵의 종류가 증가되면, 즉 변수의 개수가 증가되면 신경망의 개수 또한 증가될 수 있다.

[0080]

학습 기반 재구성부(310)가 도 4와 같이, MR 파라미터 맵(x_k)을 변수($(T_1, M_0)_k$)에 따라 구분하고, 구분된 변수($(T_1, M_0)_k$)에 대해 서로 다른 신경망(311, 312)을 이용하여 아티팩트를 제거하는 것은 각 변수에 따른 MR 파라미터 맵(T_1 맵, M_0 맵)이 서로 다른 조직 속성을 가지기 때문이다. 2개의 신경망(311, 312) 각각은 도 3의 초기 파라미터 맵 획득부(220)와 유사하게 직렬로 연결된 다수의 컨볼루션 블록(Conv Block)을 포함하고, 각 컨볼루션 블록(Conv Block)은 컨볼루션 레이어(CL), 정규화 레이어(RL) 및 비선형 활성화 함수 레이어(AL)를 포함할 수 있다. 또한 잔여 학습(residual learning) 구조를 가지도록 다수의 컨볼루션 블록(Conv Block)을 통해 앨리어스가 제거되어 출력되는 출력에 입력되는 변수($(T_1, M_0)_k$)를 다시 가산하는 가산기(AD)를 포함할 수 있다.

[0081]

[0082] 그리고 학습 기반 재구성부(310)는 2개의 신경망(311, 312)의 출력을 결합(Concatenate)하여 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$)을 출력하는 결합부(313)를 더 포함할 수 있다.

[0083] 학습 기반 재구성부(310)에서 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$)에 대해 MR 신호 모델(S)을 적용하여 반복 경사 하강법을 수행하는 경우, 수학식 6은 수학식 12로 다시 작성될 수 있다.

수학식 12

$$x_{k+1} = (1 - 2\lambda_k \mu_k) x_k - 2\lambda_k \mu_k \mathcal{D}_R(x_k) - 2\mu_k J_{\mathcal{A}}^T(x_k) (\mathcal{A}(x_k) - b)$$

[0084]

[0085] 수학식 12에 나타난 바와 같이, 파라미터 맵 재구성부(300)는 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)과 학습 기반 재구성부(310)가 아티팩트 제거한 MR 파라미터 맵($D_R(x_k)$) 및 $(\mathcal{A}(x_k) - b)$ 를 이용하여 재구성된다. 여기서 λ_k 와 μ_k 는 반복 횟수(k)에 따른 학습 가능한 정규화 및 증감 크기 변수이다. 그리고 $(\mathcal{A}(x_k) - b)$ 는 수학식 7과 수학식 8에 따라 MR 신호 모델(S)을 적용하여 계산될 수 있다.

[0086] 수학식 12에 따라 파라미터 맵 재구성부(300)에서 모델 기반 재구성부(320)는 도 5에 도시된 바와 같이, 구성될 수 있다.

[0087] MR 파라미터 맵 재구성 장치에서 k-공간 데이터(b)로부터 최소 MR 대조도 영상이 획득되면, 획득된 최소 MR 대조도 영상을 모델 기반 재구성부(320)를 통해 반복 판별부(330)에서 반복 경사 하강법에 따라 반복하도록 함으로써 MR 파라미터 맵을 획득하도록 구성할 수도 있으나, 이 경우 상기한 바와 같이, MR 신호 모델(S)의 복잡성과 비선형성으로 인해 MR 파라미터 맵($D_R(x_{k+1})$)을 재구성하지 못하는 경우가 발생할 수 있을 뿐만 아니라, 요구되는 수준의 MR 파라미터 맵($D_R(x_{k+1})$)을 획득하기까지 매우 긴 시간이 소요된다.

[0088] 그에 비해 MR 파라미터 맵 재구성 장치는 모델 기반 재구성부(320)가 매 반복시마다 엘리머싱 아티팩트를 제거하도록 하여, MR 신호 모델(S)의 복잡성과 비선형성에도 연산이 가능하도록 하고 연산 시간을 크게 저감시킬 수 있다. 초기 파라미터 맵 획득부(220) 또한 최소 MR 대조도 영상(H^*b)으로부터 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 획득하여 파라미터 맵 재구성부(300)로 전달함으로써, 파라미터 맵 재구성부(300)에서 반복 횟수(k)를 크게 저감할 수 있도록 함으로써, MR 파라미터 맵($D_R(x_{k+1})$)을 용이하게 획득할 수 있도록 한다.

[0089] 다만 본 실시예에 따른 MR 파라미터 맵 재구성 장치에서는 초기 파라미터 맵 획득부(200)의 초기 파라미터 맵 획득부(220)와 파라미터 맵 재구성부(300)의 학습 기반 재구성부(310)가 인공 신경망으로 구현되므로, 사전 학습이 요구된다.

[0090] 이에 MR 파라미터 맵 재구성 장치는 도 1에 도시된 바와 같이 학습부(500)를 더 포함할 수 있다. 학습부(500)는 MR 파라미터 맵 재구성 장치의 학습 시에만 이용되고, MR 파라미터 맵 재구성 장치의 실제 사용 시에는 제거될 수 있다.

[0091] 여기서 학습부(500)는 초기 파라미터 맵 획득부(220)의 초기 손실(L_M)과 학습 기반 재구성부(310)를 포함하는 파라미터 맵 재구성부(300)의 재구성 손실(L_R)을 각각 계산하여 총 손실(L_T)을 획득하고, 획득된 총 손실(L_T)을 역전파하여, 초기 파라미터 맵 획득부(220)와 학습 기반 재구성부(310)를 학습시킬 수 있다.

[0092] 우선 초기 손실(L_M)은 수학식 13에 따라 획득될 수 있다.

수학식 13

$$\mathcal{L}_M = \sum_{N_S} \left| |[\mathcal{H}^*(\mathcal{A}(\mathcal{D}_M(\mathcal{H}^*b)))]_{\alpha=\alpha_n}| - |\mathcal{H}^*b| \right|$$

[0093]

[0094] 여기서 N_S 는 학습 데이터의 개수이다. 수학적식 13에 따르면, 초기 손실(L_M)은 초기 파라미터 맵 획득부(220)가 최소 MR 대조도 영상(H^*b)으로부터 추정된 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 연산자($\mathcal{H}^*(\mathcal{A}(x_{k=0}))$)에 대입하여 획득된 최소 MR 대조도 영상 사이의 평균 절대 오차(mean absolute error)로 계산될 수 있다.

[0095] 한편, 재구성 손실(L_R)은 수학적식 14에 따라 계산될 수 있다.

수학적식 14

$$L_R = \sum_{N_S} l_L ||x_k| - |m_t|| + l_S (1 - \text{SSIM}(|x_k|, |m_t|))/2$$

[0097] 여기서 l_L 과 l_S 는 각각 11과의 구조적 유사성(Structural Similarity; SSIM) 손실 함수의 가중치를 의미하며, m_t 는 학습 데이터인 기준 MR 파라미터 맵이다. 재구성 손실(L_R)은 기준 MR 파라미터 맵과 재구성된 기준 MR 파라미터 맵 사이의 평균 절대 오차와 구조적 유사성 손실 함수를 계산하여 더한다. 평균 절대 오차와 구조적 유사성 손실 함수를 결합함으로써 MR 파라미터 맵의 상세한 부분을 보존하면서 오차 또한 줄일 수 있게 된다.

[0098] 수학적식 13 및 14로부터 총 손실(L_T)은 수학적식 15로 계산될 수 있다.

수학적식 15

$$L_T = \sum_{N_S} \left[\left| \left[\mathcal{H}^* \left(\mathcal{A}(\mathcal{D}_M(\mathcal{H}^*b)) \right) \right]_{\alpha=\alpha_n} - \mathcal{H}^*b \right| + \left[l_L ||x_k| - |m_t|| + l_S (1 - \text{SSIM}(|x_k|, |m_t|))/2 \right] \right]$$

[0100] 수학적식 15에 따라 총 손실(L_T)이 획득되면, 획득된 총 손실(L_T)을 역전파하여 초기 파라미터 맵 획득부(220)와 학습 기반 재구성부(310)를 학습시킨다.

[0101] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 자기 공명 파라미터 맵 재구성 방법을 설명하기 위한 도면이다.

[0102] 도 1 내지 도 5를 참조하여, 도 6의 MR 파라미터 맵 재구성 방법을 설명하면, 우선 MRI 장치가 기 지정된 시퀀스에 따라 촬영 대상에 대해 촬영하여 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 획득한다(S10). 그리고 획득된 과소 샘플링된 다채널 k-공간 데이터(b)를 역 푸리에 변환 등의 기 지정된 변환 기법에 따라 최소 MR 대조도 영상(H^*b)으로 변환한다(S20). 최소 MR 대조도 영상(H^*b)이 획득되면, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 획득된 최소 MR 대조도 영상(H^*b)의 패턴을 추정하여 초기 MR 파라미터 맵(x_0)을 획득한다(S30).

[0103] 초기 MR 파라미터 맵(x_0)이 획득되면, 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 MR 파라미터 맵(x_0)에 포함된 아티팩트를 제거한다(S40). 그리고 아티팩트가 제거된 MR 파라미터 맵($D_R(x_0)$)에 대해 기 지정된 MR 신호 모델(S)을 기반으로 정규화하여 MR 파라미터 맵(x_1)을 재구성한다(S50). MR 파라미터 맵(x_1)이 재구성되면, 재구성된 MR 파라미터 맵(x_1)이 최소 자승법에 따른 조건을 만족하는지 판별하여 반복 여부를 추정한다(S60). 즉 재구성된 MR 파라미터 맵(x_1)이 수렴되거나, 이전 재구성된 MR 파라미터 맵(x_0)과 비교하여 차이가 기 지정된 기준값 미만인지 판별하여 반복 여부를 결정할 수 있다.

[0104] 만일 반복해야 하는 것으로 판별되면, 재구성된 MR 파라미터 맵(x_k)에 대해 다시 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 아티팩트를 제거하고(S40), MR 신호 모델(S)을 기반으로 정규화하여 다음 MR 파라미터 맵(x_{k+1})을 재구성한다(S50).

[0105] 그러나 반복하지 않는 것으로 판별되면, 재구성된 MR 파라미터 맵을 출력한다(S70).

[0106] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행시키기 위한 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램으로 구현될 수 있다. 여기서 컴퓨터 판독가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스 될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 또한 컴퓨터 저장 매체를 모두 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함하며, ROM(판독 전용 메모리), RAM(랜덤 액세스 메모리), CD(컴팩트 디스크)-ROM, DVD(디지털 비디오 디스크)-ROM, 자기 테이프, 플로피 디스크, 광데이터 저장장치 등을 포함할 수 있다.

[0107] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다.

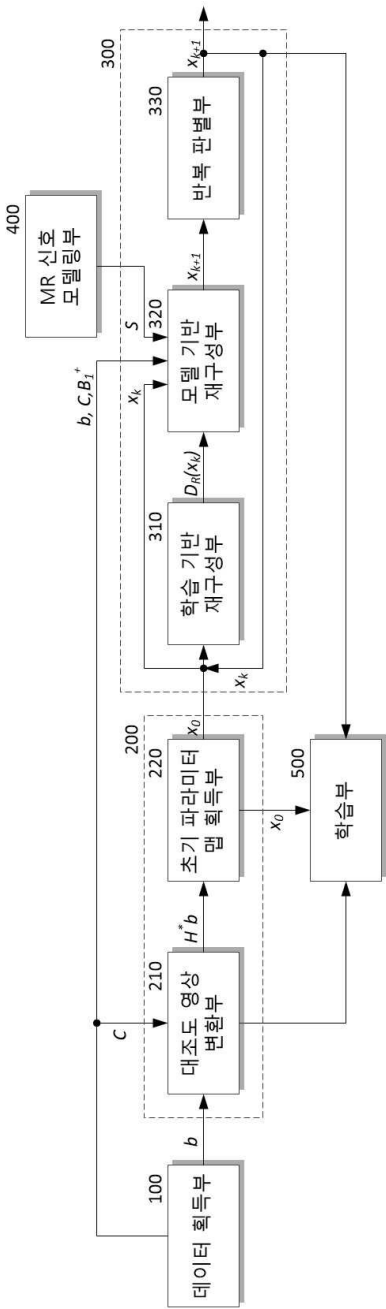
[0108] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

부호의 설명

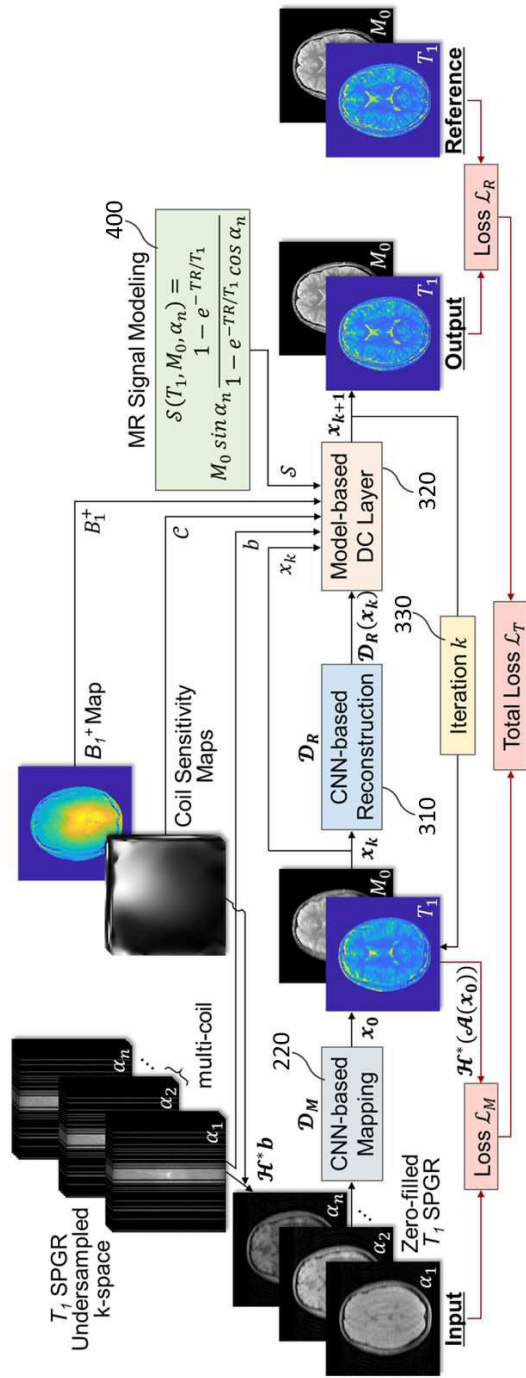
[0109]	100: 데이터 획득부	200: 초기 파라미터 매핑부
	210: 대조도 영상 변환부	220: 초기 파라미터 맵 획득부
	300: 파라미터 맵 재구성부	310: 학습 기반 재구성부
	320: 모델 기반 재구성부	330: 반복 판별부
	400: MR 신호 모델링부	500: 학습부

도면

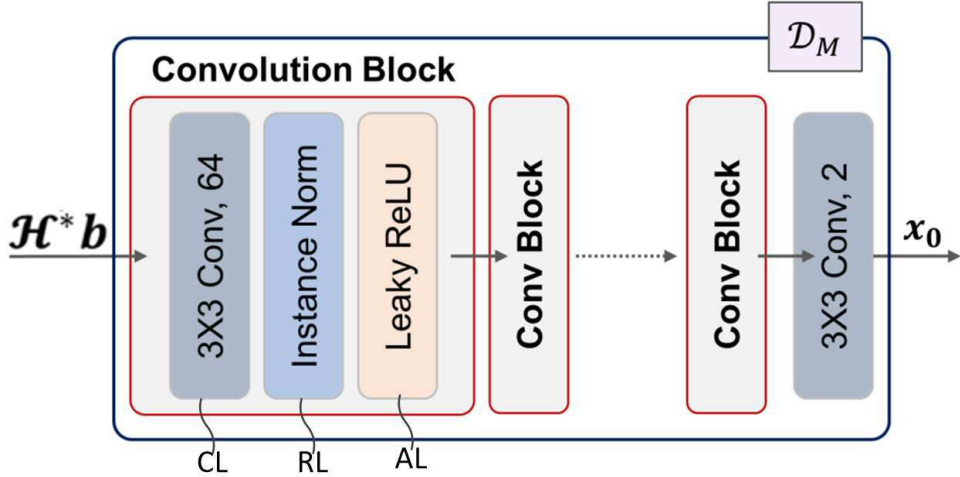
도면1



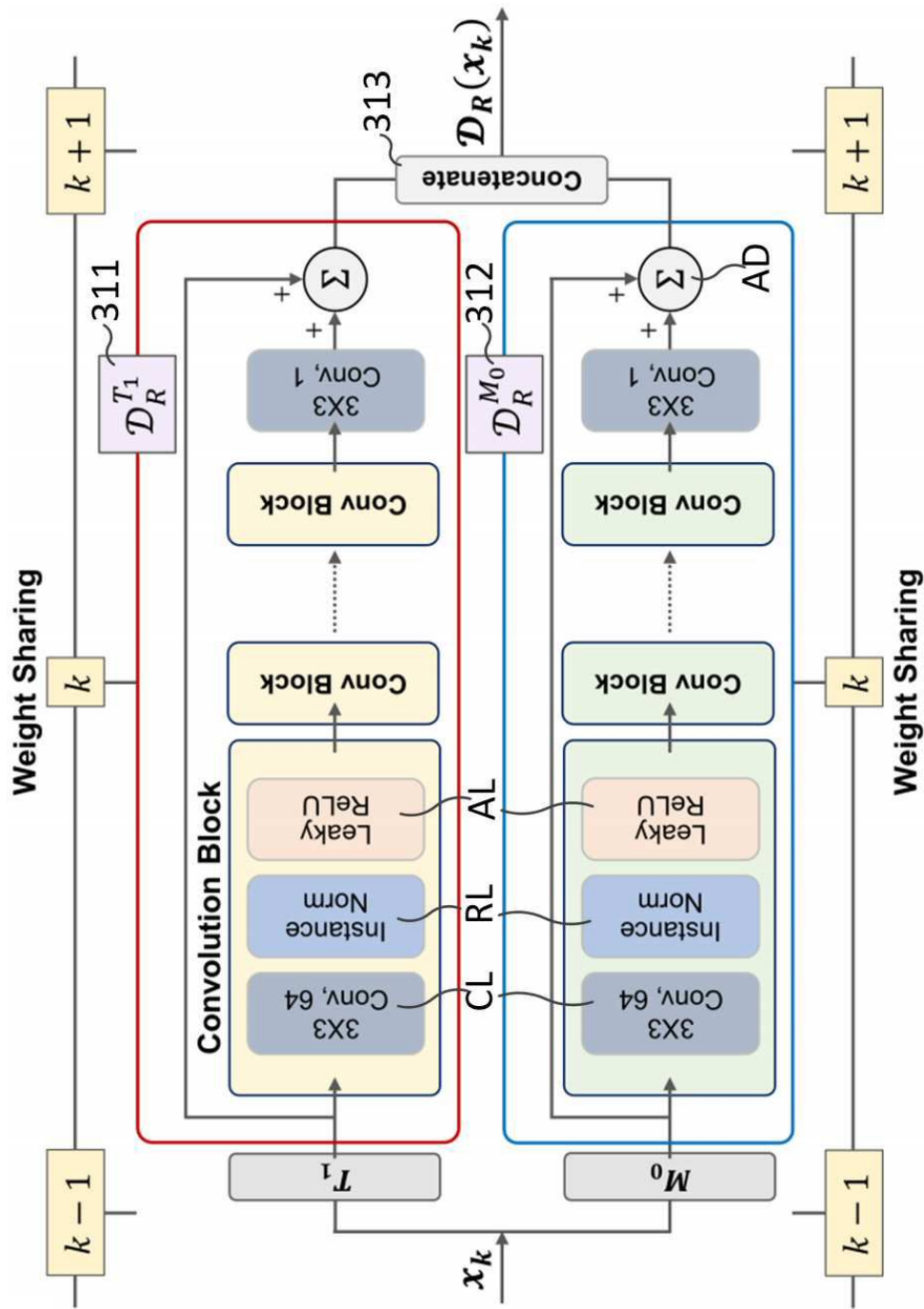
도면2



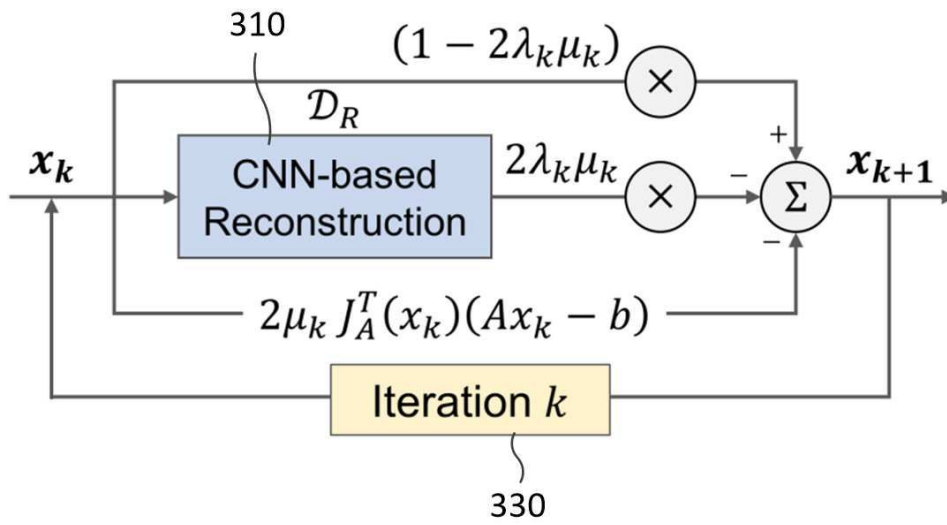
도면3



도면4



도면5



도면6

