



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2019-0038333  
(43) 공개일자 2019년04월08일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
A61B 5/055 (2006.01) G06T 5/00 (2019.01)  
(52) CPC특허분류  
A61B 5/055 (2018.08)  
G06T 5/001 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2018-0110417  
(22) 출원일자 2018년09월14일  
심사청구일자 2018년09월18일  
(30) 우선권주장  
1020170127601 2017년09월29일 대한민국(KR)

(71) 출원인  
연세대학교 산학협력단  
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)  
(72) 발명자  
서진근  
서울특별시 서대문구 연희로32길 20, 1동 405호(연희동, 대림아파트)  
김화평  
서울특별시 은평구 은평터널로9길 11-2, 202호(신사동)  
(74) 대리인  
팬코리아특허법인

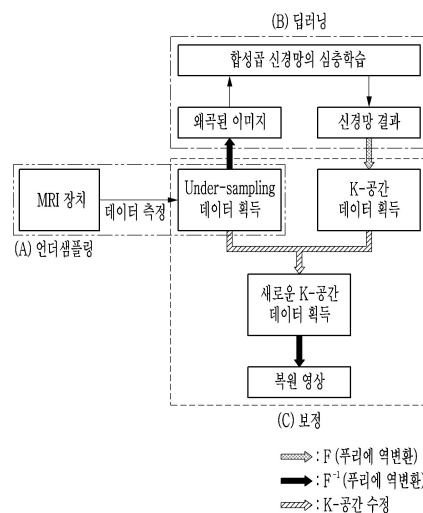
전체 청구항 수 : 총 21 항

(54) 발명의 명칭 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치 및 방법과 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치 및 방법, 그리고 이에 대한 기록 매체

### (57) 요약

기계 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치 및 방법과 기계 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치 및 방법, 그리고 이에 대한 기록 매체가 개시된다. 개시된 언더샘플링 장치는 상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 제2 영역으로 설정하는 영역 설정부 및 상기 제1 영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행하여 상기 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하는 언더샘플링부를 포함하되, 상기 제2영역에 수행되는 언더샘플링은 일정한 간격을 두고 라인들을 선택한 후 선택된 라인에 대해서만 풀샘플링을 수행하는 것을 특징으로 한다. 개시된 언더샘플링 장치에 따르면, 촬영 시간을 줄이면서도 고화질의 복원된 자기공명영상을 얻을 수 있는 장점이 있다.

### 대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06T 2207/10088 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

(72) 발명자

**현창민**

제주특별자치도 서귀포시 남원읍 태위로 238

**이성민**

경기도 부천시 부천로177번길 22, 나동 502호(춘의동)

---

**이승철**

서울특별시 서대문구 연세로 50(신촌동)

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 제1 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행하여 상기 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하는 언더샘플링부; 및

상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하고, 상기 출력된 자기공명 영상에 기초한 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 공간 영상에 대응되는 영역을 상기 제1 k-공간 영상에 기초하여 상기 제2 k-공간 영상을 보정하여 제3 k-공간 영상을 생성하며, 상기 제3 k-공간 영상에 기초한 자기공명영상을 획득하는 자기공명영상복원부를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서,

상기 자기공명영상복원부는,

상기 제1 k-공간 영상을 변환하여 제1자기공명영상을 획득하는 제1영상변환부;

상기 제1자기공명영상을 입력받아 상기 학습된 신경망을 통해 제2자기공명영상을 획득하는 제1영상복원부;

상기 제2자기공명영상을 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 제2영상변환부;

상기 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 k-공간 영상과 겹치는 부분을 상기 제1 k-공간 영상으로 대체하는 보정을 통해 상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 제2영상복원부; 및

상기 제3 k-공간 영상을 변환하여 복원된 자기공명영상을 획득하는 제3영상변환부를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 3

제2항에 있어서,

상기 제1영상변환부 및 상기 제3영상변환부는 푸리에 역변환을 이용하고, 상기 제2영상변환부는 푸리에 변환을 이용하는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 4

제1항에 있어서,

상기 제1영상복원부는,

자기공명영상에 대응하는 k-공간 영상의 중심 영역을 풀샘플링하고 상기 k-공간 영상의 나머지 영역을 언더샘플링한 k-공간 영상으로부터 변환된 레퍼런스 자기공명영상을 입력값으로 하고 레퍼런스 풀샘플링된 k-공간 영상으로부터 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습되어 있는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제1 영역은 상기 제1 k-공간 영상의 중심 3% ~ 8%에 해당하는 영역으로 설정되는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제2 영역에 수행되는 언더샘플링은 적어도 네 개의 라인당 하나의 라인을 선택하여 인코딩을 수행하는 언더샘플링인 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 상기 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 상기 제2 영역으로 설정하는 영역 설정부를 더 포함하는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 8

고해상도 입력 영상을 k1 개의 제1 필터를 이용하여 nk1개의 저해상도 입력 영상을 생성하는 분해부;

상기 nk1개의 저해상도 입력 영상에 따라 대응하는 신경망을 적용하여 nk2개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 학습부; 및

상기 k2개의 저해상도 출력 영상을 k2개의 제2 쌍필터를 이용하여 고해상도 출력 영상을 생성하는 복원부를 포함하고,

상기 고해상도 입력 영상은 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행한 k-공간 영상을 변환하여 생성되며,

상기 k2개의 제2 쌍필터는, 상기 신경망의 학습을 위한 레퍼런스 고해상도 라벨 영상을 nk2개의 저해상도 라벨 영상으로 생성하는 k2개의 제2 필터에 대한 쌍필터인 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 9

제8항에 있어서,

상기 학습부는,

레퍼런스 고해상도 입력 영상에 상기 k1개의 필터를 n번 반복하여 생성된 n1 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상을 심층학습을 통해 얻은 결과가 nk2개의 레퍼런스 저해상도 라벨 영상이 되도록 학습된 신경망을 포함하고,

상기 nk2개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상은 고해상도 라벨 영상에 대해서 상기 k2개의 필터를 n번 반복하여 생성된 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 10

제8항에 있어서,

상기 학습부는,

상기 k1개의 저해상도 입력 영상 중 제1 저해상도 입력 영상에 대응하는 신경망과 상기 k1개의 저해상도 입력 영상 중 제2 저해상도 입력 영상에 대응하는 신경망이 서로 다른 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치.

#### 청구항 11

상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 제1 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행하여 상기 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하는 단계;

상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하는 단계;

상기 출력된 자기공명 영상에 기초한 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 공간 영상에 대응되는 영역을 상기 제1 k-공간 영상에 기초하여 상기 제2 k-공간 영상을 보정하여 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계; 및

상기 제3 k-공간 영상에 기초한 자기공명영상을 획득하는 단계를 포함하는, 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 12

제11항에 있어서,

상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하는 단계는,

상기 제1 k-공간 영상을 변환하여 제1자기공명영상을 획득하는 단계; 및

상기 제1자기공명영상을 입력받아 상기 학습된 신경망을 통해 상기 제2자기공명영상을 획득하는 단계를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 13

제12항에 있어서,

상기 제1 자기공명영상을 획득하는 단계는,

상기 제1 k-공간 영상을 푸리에 역변환하여 상기 제1자기공명영상을 획득하는 단계를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 14

제11항에 있어서,

상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계는,

상기 출력된 자기공명 영상을 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계; 및

상기 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 k-공간 영상과 겹치는 부분을 상기 제1 k-공간 영상으로 대체하는 보정을 통해 상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 15

제14항에 있어서,

상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계는,

상기 출력된 자기공명 영상을 푸리에 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 16

제11항에 있어서,

상기 사전에 학습된 신경망은,

자기공명영상에 대응하는  $k$ -공간 영상의 중심 영역을 폴샘플링하고 상기  $k$ -공간 영상의 나머지 영역을 언더샘플링한  $k$ -공간 영상으로부터 변환된 레퍼런스 자기공명영상을 입력값으로 하고, 레퍼런스 폴샘플링된  $k$ -공간 영상로부터 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습되어 있는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 17

제11항에 있어서,

상기 제1  $k$ -공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 상기 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 상기 제2 영역으로 설정하는 단계를 더 포함하는 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 18

$k$ -공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 폴샘플링을 수행하고, 상기  $k$ -공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행한  $k$ -공간 영상을 변환하여 고해상도 입력 영상을 생성하는 단계;

상기 고해상도 입력 영상을  $k_1$  개의 제1 필터를 이용하여  $nk_1$ 개의 저해상도 입력 영상을 생성하는 분해하는 단계;

상기  $nk_1$ 개의 저해상도 입력 영상에 따라 대응하는 신경망을 적용하여  $nk_2$ 개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 단계; 및

상기  $nk_2$ 개의 저해상도 출력 영상을  $nk_2$ 개의 제2 쌍필터를 이용하여 고해상도 출력 영상을 생성하는 단계를 포함하고,

상기  $k_2$ 개의 제2 쌍필터는, 상기 신경망의 학습을 위한 레퍼런스 고해상도 라벨 영상을  $nk_2$ 개의 저해상도 라벨 영상으로 생성하는  $k_2$ 개의 제2 필터에 대한 쌍필터인 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 19

제18항에 있어서,

상기 신경망은,

레퍼런스 고해상도 입력 영상에 상기  $k_1$ 개의 필터를  $n$ 번 반복하여 생성된  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상을 심층학습을 통해 얻은 결과가  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 라벨 영상이 되도록 학습되고,

상기  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상은 고해상도 라벨 영상에 대해서 상기  $k_2$ 개의 필터를  $n$ 번 반복하여 생성된 것을 특징으로 하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

#### 청구항 20

제18항에 있어서,

상기  $nk_2$ 개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 단계는,

상기  $nk_1$ 개의 저해상도 입력 영상 중 제1 저해상도 입력 영상에 대응하는 제1 신경망을 적용하는 단계; 및

상기  $nk_1$ 개의 저해상도 입력 영상 중 제2 저해상도 입력 영상에 대응하는 제2 신경망을 적용하는 단계를 포함하는,

학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법.

**청구항 21**

제11항 내지 제20항 중 어느 한 항의 자기공명영상 복원 방법을 수행하는 프로그램이 기록된 컴퓨터 판독 가능한 기록매체.

**발명의 설명****기술 분야**

- [0001] 본 발명은 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치 및 방법과 자기공명영상 복원 장치 및 방법, 그리고 이에 대한 기록 매체에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치 및 방법과 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치 및 방법, 그리고 이에 대한 기록 매체에 관한 것이다.

**배경 기술**

- [0002] 자기 공명 영상은 인체 내부 영상을 비 침습적이면서 고화질로 얻을 수 있는 대표적인 의료 영상이다. 일반적으로 기계적으로 획득하는 영상의 화질이 증가함에 따라 획득하여야 하는 데이터는 증가하며, 이는 자기 공명 영상에서 촬영 시간이 길어진다는 것을 의미한다.
- [0003] 자기 공명 영상의 촬영 시간은 매우 길기 때문에 고화질의 영상을 위해 긴 시간 동안 자기 공명 영상을 촬영하는 것은 환자에게 있어 매우 고통스런 과정일 수 밖에 없다. 또한, 데이터 획득에 상당한 시간이 소요되어, 자기공명영상 장치를 이용하는 환자에게 상당한 경제적 부담을 준다.
- [0004] 이러한 이유로 자기 공명 영상의 촬영 시간을 줄이기 위해 언더샘플링된 자기 공명 영상을 획득하고 이를 재구성하여 풀샘플링 데이터로 만든 고화질 영상에 준하는 영상을 획득하는 방법이 사용된다. 자기 공명 영상을 획득하기 위해 촬영을 통해 k-공간 영상을 1차적으로 획득하고, 이를 변환하여 자기 공명 영상을 획득한다. 언더샘플링된 자기 공명 영상의 k-공간 영상에서 특정 라인(또는 영역)에 대해서는 인코딩이 이루어지지 않아 데이터가 존재하지 않는다.
- [0005] 이와 같이 언더샘플링된 자기 공명 영상의 재구성을 위해 종래에는 압축 센싱(Compressed Sensing) 방법이 있었다. 랜덤 샘플링(random sampling) 데이터와 Total variation minimization-based least squares method(전변동최소사승법)을 이용하여 영상을 복원하는 방식이다. 이를 이용하여 영상을 재구성 시 영상의 미세한 공간 변화를 지우는 근본적인 단점을 가지고 있어, 환자 진단시 중요한 작은 변체(e.g. 초기 암 등)를 찾아내는 것이 핵심인 의료영상 분야의 특성상 임상에 투입하는데 큰 어려움이 있다.
- [0006] 근래에 들어, CNN(Convolutional Neural Network)과 같은 딥 러닝 네트워크를 이용하여 영상 재구성을 수행하는 방식이 제안되었으며, 대표적인 선행기술로 Jp Schlemper 등에 의해 제시된 "A Deep Cascade of Convolutional Neural Networks for MR Image Reconstruction"이있다.
- [0007] 그러나, 기존에 제시된 딥러닝 네트워크를 이용한 재구성 방식들은 CNN을 단지 직렬로 연결하여 영상 변환을 수행하는 방식으로서 이러한 방식 역시 자기 공명 영상의 영상 재구성 시 발생하는 아티팩트를 효율적으로 제거하지 못하는 문제점이 있었다.

**발명의 내용****해결하려는 과제**

- [0008] 상기한 바와 같은 종래기술의 문제점을 해결하기 위해, 본 발명은 촬영 시간을 줄이면서도 고화질의 복원된 자기공명영상을 얻을 수 있는 기계 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치 및 방법과 기계 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치 및 방법, 그리고 이에 대한 기록 매체를 제공한다.

**과제의 해결 수단**

- [0009] 발명의 한 특징에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치는, 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 제1 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행하여 상기 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하는 언더샘플링부, 및 상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하고, 상기 출력된 자기공명 영상에 기초한 제2 k-공간 영상

에서 상기 제1 공간 영상에 대응되는 영역을 상기 제1 k-공간 영상에 기초하여 상기 제2 k-공간 영상을 보정하여 제3 k-공간 영상을 생성하며, 상기 제3 k-공간 영상에 기초한 자기공명영상을 획득하는 자기공명영상복원부를 포함한다.

- [0010] 상기 자기공명영상복원부는, 상기 제1 k-공간 영상을 변환하여 제1자기공명영상을 획득하는 제1영상변환부, 상기 제1자기공명영상을 입력받아 상기 학습된 신경망을 통해 제2자기공명영상을 획득하는 제1영상복원부, 상기 제2자기공명영상을 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 제2영상변환부, 상기 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 k-공간 영상과 겹치는 부분을 상기 제1 k-공간 영상으로 대체하는 보정을 통해 상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 제2영상복원부, 및 상기 제3 k-공간 영상을 변환하여 복원된 자기공명영상을 획득하는 제3영상변환부를 포함할 수 있다.
- [0011] 상기 제1영상변환부 및 상기 제3영상변환부는 푸리에 역변환을 이용하고, 상기 제2영상변환부는 푸리에 변환을 이용할 수 있다.
- [0012] 상기 제1영상복원부는, 자기공명영상에 대응하는 k-공간 영상의 중심 영역을 풀샘플링하고 상기 k-공간 영상의 나머지 영역을 언더샘플링한 k-공간 영상으로부터 변환된 레퍼런스 자기공명영상을 입력값으로 하고 레퍼런스 풀샘플링된 k-공간 영상으로부터 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습되어 있을 수 있다.
- [0013] 상기 제1 영역은 상기 제1 k-공간 영상의 중심 3% ~ 8%에 해당하는 영역으로 설정될 수 있다.
- [0014] 상기 제2 영역에 수행되는 언더샘플링은 적어도 네 개의 라인당 하나의 라인을 선택하여 인코딩을 수행하는 언더샘플링일 수 있다.
- [0015] 상기 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치는, 상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 상기 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 상기 제2 영역으로 설정하는 영역 설정부를 더 포함할 수 있다.
- [0016] 발명의 다른 특징에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치는, 고해상도 입력 영상을 k1 개의 제1 필터를 이용하여 nk1개의 저해상도 입력 영상을 생성하는 분해부, 상기 nk1개의 저해상도 입력 영상에 따라 대응하는 신경망을 적용하여 nk2개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 학습부, 상기 k2개의 저해상도 출력 영상을 k2개의 제2 쌍필터를 이용하여 고해상도 출력 영상을 생성하는 복원부를 포함하고, 상기 고해상도 입력 영상은 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행한 k-공간 영상을 변환하여 생성되며, 상기 k2개의 제2 쌍필터는, 상기 신경망의 학습을 위한 레퍼런스 고해상도 라벨 영상을 nk2개의 저해상도 라벨 영상으로 생성하는 k2개의 제2 필터에 대한 쌍필터일 수 있다.
- [0017] 상기 학습부는, 레퍼런스 고해상도 입력 영상에 상기 k1개의 필터를 n번 반복하여 생성된 n1 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상을 심층학습을 통해 얻은 결과가 nk2개의 레퍼런스 저해상도 라벨 영상이 되도록 학습된 신경망을 포함하고, 상기 nk2개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상은 고해상도 라벨 영상에 대해서 상기 k2개의 필터를 n번 반복하여 생성될 수 있다.
- [0018] 상기 학습부는, 상기 k1개의 저해상도 입력 영상 중 제1 저해상도 입력 영상에 대응하는 신경망과 상기 k1개의 저해상도 입력 영상 중 제2 저해상도 입력 영상에 대응하는 신경망이 서로 다를 수 있다.
- [0019] 발명의 또 다른 특징에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법은, 상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 풀샘플링을 수행하고, 상기 제1 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행하여 상기 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하는 단계, 상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하는 단계, 상기 출력된 자기공명 영상에 기초한 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 공간 영상에 대응되는 영역을 상기 제1 k-공간 영상에 기초하여 상기 제2 k-공간 영상을 보정하여 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계 및 상기 제3 k-공간 영상에 기초한 자기공명영상을 획득하는 단계를 포함한다.
- [0020] 상기 제1 k-공간 영상에 기초한 자기공명 영상을 사전에 학습된 신경망을 통해 출력하는 단계는, 상기 제1 k-공간 영상을 변환하여 제1자기공명영상을 획득하는 단계 및 상기 제1자기공명영상을 입력받아 상기 학습된 신경망을 통해 상기 제2자기공명영상을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0021] 상기 제1 자기공명영상을 획득하는 단계는, 상기 제1 k-공간 영상을 푸리에 역변환하여 상기 제1자기공명영상을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.



- [0022] 상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계는, 상기 출력된 자기공명 영상을 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계, 및 상기 제2 k-공간 영상에서 상기 제1 k-공간 영상과 겹치는 부분을 상기 제1 k-공간 영상으로 대체하는 보정을 통해 상기 제3 k-공간 영상을 생성하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0023] 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계는, 상기 출력된 자기공명 영상을 푸리에 변환하여 상기 제2 k-공간 영상을 획득하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0024] 상기 사전에 학습된 신경망은, 자기공명영상에 대응하는 k-공간 영상의 중심 영역을 폴샘플링하고 상기 k-공간 영상의 나머지 영역을 언더샘플링한 k-공간 영상으로부터 변환된 레퍼런스 자기공명영상을 입력값으로 하고, 레퍼런스 폴샘플링된 k-공간 영상로부터 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습되어 있을 수 있다.
- [0025] 상기 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법은, 상기 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 상기 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 상기 제2 영역으로 설정하는 단계를 더 포함할 수 있다.
- [0026] 발명의 또 다른 특징에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법은, k-공간 영상의 중심에 해당하는 제1영역에 대해서는 폴샘플링을 수행하고, 상기 k-공간 영상에서 상기 제1영역을 제외한 제2영역에 대해서는 언더샘플링을 수행한 k-공간 영상을 변환하여 고해상도 입력 영상을 생성하는 단계, 상기 고해상도 입력 영상을 k1 개의 제1 필터를 이용하여 nk1개의 저해상도 입력 영상을 생성하는 분해하는 단계, 상기 nk1개의 저해상도 입력 영상에 따라 대응하는 신경망을 적용하여 nk2개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 단계, 상기 nk2개의 저해상도 출력 영상을 nk2개의 제2 쌍필터를 이용하여 고해상도 출력 영상을 생성하는 단계를 포함하고, 상기 k2개의 제2 쌍필터는, 상기 신경망의 학습을 위한 레퍼런스 고해상도 라벨 영상을 nk2개의 저해상도 라벨 영상으로 생성하는 k2개의 제2 필터에 대한 쌍필터일 수 있다.
- [0027] 상기 신경망은, 레퍼런스 고해상도 입력 영상에 상기 k1개의 필터를 n번 반복하여 생성된 nk1개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상을 심층학습을 통해 얻은 결과가 nk2개의 레퍼런스 저해상도 라벨 영상이 되도록 학습되고, 상기 nk2개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상은 고해상도 라벨 영상에 대해서 상기 k2개의 필터를 n번 반복하여 생성될 수 있다.
- [0028] 상기 nk2개의 저해상도 출력 영상을 생성하는 단계는, 상기 nk1개의 저해상도 입력 영상 중 제1 저해상도 입력 영상에 대응하는 제1 신경망을 적용하는 단계 및 상기 nk1개의 저해상도 입력 영상 중 제2 저해상도 입력 영상에 대응하는 제2 신경망을 적용하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0029] 발명의 또 다른 특징에 따른 기록 매체에는, 앞서 설명한 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법을 수행하는 프로그램이 기록될 수 있다.

### 발명의 효과

- [0030] 본 발명은 촬영 시간을 줄이면서도 고화질의 복원된 자기공명영상을 얻을 수 있는 장점이 있다.

### 도면의 간단한 설명

- [0031] 도 1은 획득된 k-공간 영상에 따라 변환된 자기공명영상을 예시한 도면이다.
- 도 2는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 언더샘플링 및 자기공명영상 복원 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 3은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치의 구조도이다.
- 도 4는 폴샘플링된 k-공간 영상과 언더 샘플링을 수행한 k-공간 영상 및 제1 k-공간 영상을 비교하여 예시한 도면이다.
- 도 5는 폴샘플링된 k-공간 영상과 언더 샘플링을 수행한 k-공간 영상 및 제1 k-공간 영상을 각각 변환한 자기공명영상을 예시한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치의 구조도이다.
- 도 7은 본 발명의 자기공명영상복원부의 세부 구조도이다.
- 도 8은 본 발명의 자기공명영상복원부의 복원된 자기공명영상 획득 과정을 설명하기 위한 도면이다.

도 9는 합성곱 신경망 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다.

도 10은 합성곱 신경망의 컨벌루션 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 11은 합성곱 신경망의 다운 샘플링 방법을 설명하기 위한 도면이다.

도 12는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 방법을 시간의 흐름에 따라 나타낸 순서도이다.

도 13은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법을 시간의 흐름에 따라 나타낸 순서도이다.

도 14는 본 발명의 실시 예를 통해 생성된 자기공명영상을 비교한 일 예이다.

도 15는 본 발명의 다른 실시 예에 따른 심층학습 장치를 나타낸 도면이다.

도 16은 본 발명의 다른 실시 예에 따른 자기공명영상 복원 장치를 나타낸 도면이다.

도 17은 본 발명의 다른 실시 예에 따른 자기공명영상 복원 장치의 일 예를 나타낸 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0032] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 자세히 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다.

[0033] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다. 이하에서, 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명한다.

[0034] 자기공명영상(MRI)장치는 촬영을 통해 k-공간 영상을 획득하며, 이를 변환하여 자기공명영상을 획득한다.

[0035] 도 1은 획득된 k-공간 영상에 따라 변환된 자기공명영상을 예시한 도면이다.

[0036] 도 1의 (a)를 참조하면, 폴샘플링된 k-공간 영상을 변환하면 정확한 자기공명영상을 얻을 수 있지만, 이는 영상 획득에 많은 시간이 소요되어 비효율적이다.

[0037] 한편, 도 1의 (b)를 참조하면, 영상 획득 시간을 줄이기 위해 언더샘플링된 k-공간 영상을 이용하면, 변환된 자기공명영상이 부정확하게 된다.

[0038] 그러므로, 촬영 시간을 줄이기 위해 언더샘플링된 k-공간 영상을 이용하는 경우에는 고화질의 자기공명영상을 얻기 위해서 복원 과정이 수반되게 된다.

[0039] 본 발명에 따른 실시예에서는 언더샘플링을 일정한 간격으로 하는데, 그 이유가 도 1에 도시되어 있다. 예를 들어, 도 1의 (b)와 같이 4개의 라인당 하나의 라인을 선택하는 경우, 4번 접힌 영상의 정보를 획득 할 수 있기 때문이다. 실시예는 상기 접힌 영상 정보와 중심 3% - 8% 영역에서 얻은 접히지 않은 저해상도 흐린 영상(blurred image) 정보를 학습하여 복원한다.

[0040] 본 발명은, 이와 같이 언더샘플링된 k-공간 영상을 이용하여 정확한 자기공명영상을 얻을 수 있는 언더샘플링 및 자기공명영상 복원 과정을 개시한다.

[0041] 예를 들어, 실시 예는 under-sampling된 k-공간 영상을 이용하여 원하는 영상을 복원하기 위해서 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network)을 심층 학습시키는 방법을 이용한다. 언더 샘플링 데이터로부터 얻은 변형된 영상을 합성곱 신경망에 입력하고 폴샘플링된 데이터로부터 얻을 수 있는 원본 영상을 출력하도록 합성곱 신경망을 학습시킨다. 실시예는 원본 영상을 효율적으로 얻기 위하여 균등한 샘플링뿐 아니라 추가적으로 낮은 진동수의 영역의 데이터를 추가적으로 측정하여 데이터에 추가하고 그 데이터에서 나온 변형된 영상을 이용하여 합성곱 신경망을 학습시킨다. 도 2는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 언더샘플링 및 자기공명영상 복원 과정을 설명하기 위한 도면이다.

- [0042] 도 2를 참조하면, 본 발명은 (A)언더샘플링 과정, (B)딥러닝 과정 및 (C)보정 과정을 통하여 복원된 자기공명영상을 획득할 수 있다.
- [0043] (A)언더샘플링 과정에서는 제1 영역에 대하여는 폴샘플링을 수행하고, 제2 영역에 대하여는 언더샘플링을 수행하여, 제1 K-공간 영상(S)을 획득할 수 있다.
- [0044] 폴샘플링은 k-공간 영상의 모든 부분을 100% 인코딩하는 것을 의미하고, 언더샘플링은 k-공간 영상의 일부분만 인코딩을 하는 것을 의미한다. 일례로, k-공간 영상에서 네 개의 라인 당 하나의 라인만을 선택하여 인코딩함으로써 언더샘플링을 수행할 수 있다. 이 때 선택되는 라인들은 일정한 간격을 두고 선택될 수 있다. 즉, 하나의 라인을 인코딩하였다면 다음 3개의 라인을 건너뛰고 네번째 라인을 선택하여 인코딩함으로써 언더샘플링을 수행할 수 있다.
- [0045] K-공간 영상은 푸리에 역변환을 이용하여 자기공명영상으로 변환될 수 있으며, 자기공명영상은 푸리에 변환을 이용하여 K-공간 영상으로 변환될 수 있다.
- [0046] (B)딥러닝 과정에서는, 제1 k-공간 영상(S)을 푸리에 역변환한 자기공명영상이 학습된 신경망을 통해 제1자기공명영상으로 출력된다. 학습된 신경망은 합성곱 신경망일 수 있고, 합성곱 신경망은 레퍼런스 제1 k-공간 영상에서 변환된 자기공명영상을 입력값으로, 레퍼런스 폴샘플링된 k-공간 영상에서 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습될 수 있다. 본 발명의 학습된 신경망이 합성곱 신경망에 한정되지 않고, 동일한 기능 및 작용을 제공할 수 있는 다른 신경망이 적용될 수 있다.
- [0047] (C)보정 과정에서는 (B)딥러닝 과정에서 획득한 제1자기공명영상을 다시 제2 K-공간 영상으로 변환한 후, 제2 K-공간 영상에서 제1 k-공간 영상(S)에 대응되는 영역을 제1 k-공간 영상(S)에 기초하여 제2 K-공간 영상을 보정하여 제3 k-공간 영상을 획득한다. 그리고 최종적으로 제3 k-공간 영상을 푸리에 역변환을 이용하여 변환하여 복원된 제2 자기공명영상을 획득하게 된다.
- [0048] 이제, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치의 구조에 대해 상세히 설명한다.
- [0049] 도 3은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치의 구조도이다.
- [0050] 도 3을 참조하면, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 장치(400)는 영역 설정부(420) 및 언더샘플링부(430)를포함할 수 있다.
- [0051] 언더샘플링 장치(400)는 자기공명영상 촬영을 통해 K-공간 영상을 획득한다. K-공간 영상을 폴샘플링으로 획득하기 위해서는 촬영에 많은 시간이 소요되어 촬영 비용이 증가하고 폐쇄공포증과 같은 부작용이 발생할 수 있다. 그러므로 본 발명의 언더샘플링 장치(400)는 언더샘플링된 K-공간 영상만으로도 정확한 자기공명영상을 복원할 수 있도록 작동될 수 있다.
- [0052] 영역 설정부(420)는 획득할 제1 k-공간 영상의 중심에 해당하는 영역을 제1영역으로 설정하고, 나머지 영역을 제2영역으로 설정할 수 있다.
- [0053] 일례로, 제1영역은 k-공간 영상의 중심 3% ~ 8%에 해당하는 영역으로 설정되고, 나머지 영역은 제2영역으로 설정될 수 있다.
- [0054] 전체 영역에 대해 균일하게 언더샘플링한 k-공간 영상만으로 변환된 자기공명영상을 학습과정에 이용하면 분리성 조건을 만족하지 않아 변환된 자기공명영상을 정확히 보정하는 학습을 수행하기 용이하지 않다. 그러므로 본 발명은 제2영역에 대하여는 언더샘플링을 수행하지만, 중심부분에 해당하는 제1영역에서는 폴샘플링을 수행하여 보다 정확한 자기공명영상을 복원할 수 있게 된다.
- [0055] 언더샘플링부(430)는 제1영역에 대하여는 폴샘플링을 수행하며, 제2영역에 대하여는 언더샘플링을 수행할 수 있다. 여기서 폴샘플링은 k-공간 영상의 모든 부분을 100% 인코딩하는 것을 의미하고, 언더샘플링은 k-공간 영상의 일부분만 인코딩을 하는 것을 의미한다. 일례로, k-공간 영상에서 네 개의 라인 당 하나의 라인만을 선택하여 인코딩함으로써 언더샘플링을 수행할 수 있다. 이 때 선택되는 라인들은 일정한 간격을 두고 선택될 수 있다. 즉, 하나의 라인을 인코딩하였다면 다음 3개의 라인을 건너뛰고 네번째 라인을 선택하여 인코딩함으로써 언더샘플링을 수행할 수 있다.
- [0056] 일례로, 언더샘플링부(430)는 제2 영역에 대해서는 도 1의 (b)와 같이 언더샘플링을 수행하며, 중심부에 해당하

는 제1 영역에 대해서는 풀샘플링을 수행할 수 있다. 결과적으로, 언더샘플링부(430)는 제1 영역과 제2 영역을 포함해서 총 27% ~ 33%의 인코딩이 이루어지는 언더샘플링을 수행하게 될 수 있다.

- [0057] 도 4는 풀샘플링된 k-공간 영상과 언더샘플링을 수행한 k-공간 영상 및 제1 k-공간 영상을 비교하여 예시한 도면이고, 도 5는 풀샘플링된 k-공간 영상과 언더샘플링을 수행한 k-공간 영상 및 제1 k-공간 영상을 각각 변환한 자기공명영상을 예시한 도면이다.
- [0058] 도 4의 (a)는 풀샘플링된 k-공간 영상이고, 도 4의 (b)는 언더 샘플링을 수행한 k-공간 영상이며, 도 4의 (c)는 제1 k-공간 영상이다. 한편, 도 5의(a), (b), (c)는 도 4의 (a), (b), (c) 각각을 변환한 자기공명영상이다.
- [0059] 도 4 및 도 5를 참조하면, 도 5의 (b)는 영상의 특징은 포함하고 있으나, 도면에 붉은색 화살표로 표시된 암세포 정보와 같은 중요한 정보의 위치를 정확히 판단해 내기가 어렵다. 한편, 도 5의 (c)는 영상의 특징을 잘 포함하고 있으면서 도면에 붉은색 화살표로 표시된 암세포 정보와 같은 중요한 정보의 위치 또한 정확히 판별해 낼 수 있게 된다.
- [0060] 이제, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치의 구조에 대해 상세히 설명한다.
- [0061] 도 6은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치의 구조도이다.
- [0062] 도 6을 참조하면, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 장치는 영역 설정부(105), 언더샘플링부(110) 및 자기공명영상복원부(120)를 포함할 수 있다.
- [0063] 영역 설정부(105) 및 언더샘플링부(110)는 전술한 언더샘플링 장치(400)의 영역 설정부(420)와 언더샘플링부(430)와 동일한 구성으로 이루어질 수 있다. 언더샘플링부(110)는 제1 k-공간 영상을 언더샘플링할 수 있다.
- [0064] 자기공명영상복원부(120)는 제1 k-공간 영상을 이용하여 복원된 자기공명영상을 획득한다.
- [0065] 도 7은 본 발명의 자기공명영상복원부의 세부 구조도이며, 도 8은 본 발명의 자기공명영상복원부의 복원된 자기공명영상 획득 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- [0066] 도 7을 참조하면, 자기공명영상복원부(120)는 제1영상변환부(121), 제1영상복원부(122), 제2영상변환부(123), 제2영상복원부(124) 및 제3영상변환부(125)를 포함할 수 있다.
- [0067] 도 7 및 도 8을 참조하면, 제1영상변환부(121)는 제1 k-공간 영상(10)을 푸리에 역변환하여 제1자기공명영상(20)을 획득할 수 있으며, 제1영상복원부(122)는 제1자기공명영상(20)을 입력받아 제2자기공명영상(30)을 획득할 수 있다. 제1영상복원부(122)는 합성곱 신경망을 이용하고, 합성곱 신경망은 레퍼런스 제1 k-공간 영상에서 변환된 자기공명영상을 입력값으로, 레퍼런스 풀샘플링된 k-공간 영상에서 변환된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습될 수 있다.
- [0068] 그리고, 제2영상변환부(123)는 제2자기공명영상(30)을 푸리에 변환하여 제2 k-공간 영상(40)을 획득할 수 있으며, 제2영상복원부(124)는 제2 K-공간 영상(40)에서 제1 k-공간 영상(10)에 대응되는 영역을 제1 K-공간 영상(10)에 기초하여 제2 k-공간 영상(40)을 보정하여 제3 k-공간 영상(50)을 획득할 수 있다.
- [0069] 최종적으로, 제3영상변환부(125)는 제3 k-공간 영상(50)을 변환하여 복원된 자기공명영상(60)을 획득할 수 있다.
- [0070] 이제, 자기공명영상복원부(120)의 각 부에 대하여 보다 상세히 설명한다.
- [0071] 제1영상변환부(121)는 제1 k-공간 영상(10)을 변환하여 제1자기공명영상(20)을 획득한다. 제1 k-공간 영상(10)은 푸리에 역변환을 이용하여 제1자기공명영상(20)으로 변환된다.
- [0072] 제1영상복원부(122)는 제1자기공명영상(20)을 입력받아 제2자기공명영상(30)을 획득하게 된다. 제1영상복원부(122)는 학습된 신경망을 이용하여 제2자기공명영상(30)을 획득할 수 있다.
- [0073] 학습을 위해 본 발명은 딥 러닝(deep learning) 알고리즘을 이용할 수 있으며, 일실시예로서 합성곱 신경망(CNN, Convolutional Neural Network) 알고리즘을 이용한다. 합성곱 신경망은, 사람이 물체를 인식할 때 물체의 기본적인 특징들을 추출한 다음 뇌 속에서 복잡한 계산을 거쳐 그 결과를 기반으로 물체를 인식한다는 가정을 기반으로 만들어진 사람의 뇌 기능을 모사한 모델로서, 최근 영상 인식이나 음성 인식 분야에 많이 활용되고 있는 알고리즘이다. 합성곱 신경망에서는 기본적으로 컨볼루션(Conv, convolution) 연산을 통해 영상의 특징을 추출하기 위한 다양한 필터와 비선형적인 특성을 더하기 위한 풀링(pooling) 또는 비선형 활성화(non-linear



activation) 함수 등이 함께 사용된다.

- [0074] 이하에서, 합성곱 신경망 알고리즘에 대해 간단히 설명한 후, 본 발명에 따른 실시예들을 첨부된 도면을 참조하여 상세하게 설명하기로 한다.
- [0075] 도 9는 합성곱 신경망 알고리즘을 설명하기 위한 도면이다. 도 10은 합성곱 신경망의 컨벌루션 방법을 설명하기 위한 도면이며, 도 11은 합성곱 신경망의 다운 샘플링 방법을 설명하기 위한 도면이다.
- [0076] 도 9를 참조하면, 합성곱 신경망 알고리즘은 입력 영상에 대해 컨벌루션과 다운 샘플링을 통해, 입력 영상에 대한 피쳐 맵(feature map)을 추출(feature learning)하고, 피쳐 맵을 통해 입력 영상을 식별 또는 분류(classification)한다. 피쳐 맵은 입력 영상에 대한 특징 정보를 포함한다. 피쳐 맵 추출을 위해, 컨벌루션(C1, C2, C3)과 다운 샘플링(MP1, MP2)이 반복되며, 반복 횟수는 실시예에 따라서 다양하게 결정될 수 있다.
- [0077] 도 9 및 10을 참조하면, 컨벌루션에 이용되는 필터(또는 커널, 210)의 사이즈가 결정되면, 필터의 각 화소별로 할당된 가중치와 입력 영상(200)의 화소값 간의 곱의 합(weighted sum)을 통해 컨벌루션이 수행된다. 즉, 필터가 오버랩되는 입력 영상의 특정 영역에 대응되는 화소의 화소값에 필터의 가중치를 곱한 후, 필터가 오버랩되는 영역의 모든 곱한 값들을 더함으로써 컨벌루션 레이어의 화소값(230)이 결정될 수 있다.
- [0078] 도 10에 도시된 바와 같이, 대응되는 화소별로 필터(210)의 가중치(4, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -4)와 오버랩되는 입력 영상(200)의 특정 영역의 화소값(0, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 2) 간의 곱한 결과에 대해 합이 수행되어 최종 -8이라는 화소값(230)이 결정된다. 필터가 좌우 상하로 이동하며, 입력 영상의 오버랩된 영역에 대해 총 9개 화소에 대해 가중치 합이 수행되고, 일례로서, 입력 영상(200)의 사이즈가 7X7이며, 필터(210)의 사이즈가 3X3라면 5X5 사이즈의 컨벌루션 레이어가 생성될 수 있다.
- [0079] 컨벌루션에 따른 화소값은 오버랩된 영역의 중앙 화소의 화소값(230)이 되기 때문에, 입력 영상 대비 컨벌루션 레이어, 즉 컨벌루션된 영상의 사이즈는 감소한다. 다만, 입력 영상의 외곽 영역을 특정 화소값으로 패딩(padding)할 경우, 입력 영상의 사이즈와 동일한 7X7 사이즈의 컨벌루션 레이어를 생성할 수 있다. 컨벌루션 레이어의 개수는 이용되는 필터의 개수에 따라 결정된다.
- [0080] 도 9 및 11을 참조하면, 컨벌루션 레이어의 사이즈를 줄이기 위해, 즉 해상도를 낮추기 위해 다운 샘플링이 수행되는데, 다운 샘플링으로 많이 이용되는 방법이 맥스 풀링(MP, max-pooling)이다. 다운 샘플링에 이용되는 커널(kernel)에 포함된 컨벌루션 레이어의 화소값 중 최대 값을 취함으로써 컨벌루션 레이어의 사이즈보다 작은 맥스 풀링 레이어가 생성될 수 있다.
- [0081] 예를 들어, 2X2 사이즈의 커널이 4X4 사이즈의 컨벌루션 레이어(310)에 적용될 경우, 서로 다른 색깔로 표시된 2X2 영역별로 6, 8, 3 및 4가 최대값으로 결정되어 맥스 풀링 레이어(320)가 생성될 수 있다.
- [0082] 다시 도 9로 돌아가, 피쳐 맵은 완전 연결된(fully-connected) 신경망으로 입력되고, 미리 주어진 풀샘플링 입력 영상에 대한 라벨(label)과 신경망의 출력값의 차이값에 따라서 합성곱 신경망의 파라미터에 대한 학습이 수행된다.
- [0083] 이와 같이, 제1영상복원부(122)는 사전에 레퍼런스 제1 k-공간 영상으로 생성된 레퍼런스 제1자기공명영상을 입력값으로, 레퍼런스 풀샘플링된 k-공간 영상으로 생성된 자기공명영상을 라벨로 하여 사전에 학습되어 있을 수 있다.
- [0084] 제2영상변환부(123)는 제2자기공명영상(30)을 변환하여 제2 k-공간 영상(40)을 획득할 수 있다. 제2 k-공간 영상(40)은 다음 보정을 위해 획득된다. 변환에는 푸리에 변환이 이용될 수 있다.
- [0085] 제2영상복원부(124)는 제1 k-공간 영상(10)을 이용하여 제2 k-공간 영상(40)을 보정하여 제4 k-공간 영상(50)을 생성할 수 있다. 제2자기공명영상(30)은 학습에 의해 제1자기공명영상(20)으로부터 획득되므로, 제2자기공명영상(30)을 변환한 제2 k-공간 영상(40)에는 제1 k-공간 영상(10)의 정보 중 일부가 변형되어 존재할 수 있다. 그러므로 제2영상복원부(124)는 제2 k-공간 영상(40)에서 제1 k-공간 영상(10)과 겹치는 부분을 제1 k-공간 영상(10)으로 대체하는 보정을 통해 제3 k-공간 영상(50)을 생성할 수 있다.
- [0086] 이제 최종적으로 제3영상변환부(125)는 제3 k-공간 영상(50)을 변환하여 복원된 자기공명영상(60)을 획득할 수 있다. 변환에는 푸리에 역변환이 사용될 수 있다.
- [0087] 살펴본 바와 같이, 본 발명은 제1 영역에서는 풀샘플링을 수행하고, 제2 영역에서는 언더샘플링을 수행하여 k-공간 영상을 언더샘플링하므로, 자기공명영상의 촬영 시간이 짧으면서도 보다 정확한 복원된 자기공명영상을 얻

을 수 있게 된다.

- [0088] 도 12는 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 방법을 시간의 흐름에 따라 나타낸 순서도이다.
- [0089] 도 12를 참조하면, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 방법은 영역 설정 단계(S510) 및 제1 k-공간 영상 획득 단계(S520)를 포함할 수 있다.
- [0090] 영역 설정 단계(S510)는 영역 설정부(420)에서 제1 영역 및 제2 영역을 설정하는 단계이다.
- [0091] 제1 k-공간 영상 획득 단계(S520)는 언더샘플링부(430)에서 제1 k-공간 영상을 언더샘플링하여 획득하는 단계이다.
- [0092] 도 13은 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법을 시간의 흐름에 따라 나타낸 순서도이다.
- [0093] 도 13을 참조하면, 본 발명의 바람직한 일 실시예에 따른 학습을 이용한 자기공명영상 복원 방법은 영역 설정 단계(S610), 제1 k-공간 영상 획득 단계(S620), 제1자기공명영상 획득 단계(S630), 제2자기공명영상 획득 단계(S640), 제2 k-공간 영상 획득 단계(S650), 제3 k-공간 영상 획득 단계(S660) 및 복원된 자기공명영상 획득 단계(S670)를 포함할 수 있다.
- [0094] 영역 설정 단계(S610) 및 제1 k-공간 영상 획득 단계(S620)는 전술한 학습을 이용한 자기공명영상 복원을 위한 언더샘플링 방법에서의 영역 설정 단계(S510) 및 제1 k-공간 영상 획득 단계(S520)와 동일하게 수행될 수 있다.
- [0095] 제1자기공명영상 획득 단계(S630)는 제1영상변환부(121)에서 제1 k-공간 영상(10)을 변환하여 제1자기공명영상(20)을 획득하는 단계이다.
- [0096] 제2자기공명영상 획득 단계(S640)는 제1영상복원부(122)에서 제1자기공명영상(20)을 입력받아 학습된 신경망을 이용하여 제2자기공명영상(30)을 획득하는 단계이다.
- [0097] 제2 k-공간 영상 획득 단계(S650)는 제2영상변환부(123)에서 제2자기공명영상(30)을 변환하여 제2 k-공간 영상(40)을 획득하는 단계이다.
- [0098] 제3 k-공간 영상 획득 단계(S660)는 제2영상복원부(124)에서 제1 k-공간 영상(10)에 대응하는 영역을 제1 k-공간 영상(10)에 기초하여 제2 k-공간 영상(40)을 보정하여 제3 k-공간 영상(50)을 획득하는 단계이다.
- [0099] 복원된 자기공명영상 획득 단계(S670)는 제3영상변환부(125)에서 제3 k-공간 영상(50)을 변환하여 최종적으로 복원된 자기공명영상(60)을 획득하는 단계이다.
- [0100] 도 14는 본 발명의 실시 예를 통해 생성된 자기공명영상을 비교한 일 예이다.
- [0101] 도 14에서, 이미지의 해상도는 256X256이고, 도 14의 (a)는 폴샘플링을 통해 구현된 자기공명영상이고, (b)는 종래 언더샘플링을 통해 구현된 자기공명영상이며, (c)는 본 발명의 실시 예에 따라 구현된 자기공명영상이다.
- [0102] 도 14에 도시된 바와 같이, 본 발명의 실시 예에 의해 제공되는 자기공명영상 (c)는 종래 (b)에 비해 월등히 개선된 영상 화질이고, (a)에 가까운 영상 화질이다.
- [0103] 고해상도 영상에 대해서는, 입력데이터의 차원(화소수)이 높아 심층학습이 불가능한 경우가 발생할 수 있다. 이러한 입력데이터의 차원문제(dimensionality problem)를 해결하기 위해서 웨이블릿 풀링(Wavelet Pooling)을 활용한 심층학습 방식이 본 발명에 적용될 수 있다. 이는 웨이블릿 풀링을 이용하여 입력데이터의 차원축소(dimensionality reduction)를 적용한 후, 차원을 줄인 데이터에 심층학습을 실행하여 자기공명영상을 복원하는 방식일 수 있다. 예를 들어, 복원하고자 하는 자기공명 영상의 픽셀의 개수가 512x512라 하자. 이 때, 언더샘플링 데이터에서 변형된 자기공명영상을 제1 자기공명영상(I)라 하자. 512x512 픽셀의 제1 자기공명영상(I)를

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_1 \\ \vdots \\ \Phi_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_1 *_2 \\ \vdots \\ \Phi_k *_2 \end{bmatrix}$$

웨이블릿 풀링 작용소  $\Phi$ 를 적용하여, 차원이 축소된 256X256 픽셀의 자기공명영상  $\Phi_1 I, \Phi_2 I, \dots, \Phi_k I$ 이 생성될 수 있다. 여기에서  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k\}$ 는 웨이블릿 풀링 필터에 해당하며,  $*_2$ 는 스트라이드 2 합성곱 연산자이며,  $\Phi_j I = \Phi_j *_2 I (1 \leq j \leq k)$ 이다.

[0104] 이에 대응 하는 복원 작용소를  $\tilde{\Phi}$  라 하면 다음 수학적 식 1을 만족한다.

[0105] [수학적 식 1]

$$I = \tilde{\Phi} \Phi I = \sum_{j=1}^k \tilde{\Phi}_j *_1 U(\Phi_j I)$$

[0106]

[0107] 여기에서,  $\{\tilde{\Phi}_1, \tilde{\Phi}_2, \dots, \tilde{\Phi}_k\}$ 는  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_k\}$ 의 쌍 필터(dual filter)에 해당하며,  $*_1$ 는 스트라이드 1 합성곱 연산자이고,  $U$ 는 업 샘플링(up-sampling) 연산자이다.

[0108] 본 발명의 다른 실시 예는, 언더샘플링된 제1 자기공명영상(I)의 차원보다 낮은 차원의 복수의 자기공명영상  $\Phi_1 I, \Phi_2 I, \dots, \Phi_k I$ 을 생성하고, 복수의 자기공명영상  $\Phi_1 I, \Phi_2 I, \dots, \Phi_k I$ 에 심층학습을 적용하여 복원된 자기공명영상들을 종합하여 고해상도 자기공명영상을 제공할 수 있다.

[0109] 입력 영상에 적용한 웨이블릿 풀링 작용소와 그 필터를  $\Phi$ 와  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{k_1}\}$ 라고 하고, 출력 영상에 적용한 웨이블릿 풀링 작용소  $\Psi$ 의 복원 작용소와 쌍 필터를  $\tilde{\Psi}$ ,  $\{\tilde{\Psi}_1, \tilde{\Psi}_2, \dots, \tilde{\Psi}_{k_2}\}$ 라고 하자. 그리고, 적용한 심층학습을 "U-net"이라 하면, 웨이블릿 풀링과 심층 학습을 이용한 복원 과정은 수학적 식 2로 나타낼 수 있다.

[0110] [수학적 식 2]

$$I \approx \tilde{\Psi} \text{Unet}[\Phi(I)]$$

[0111] 도 15는 본 발명의 다른 실시 예에 따른 심층학습 장치를 나타낸 도면이다.

[0112] 도 15에 도시된 바와 같이, 심층학습 장치(700)은 언더샘플링된 레퍼런스 고해상도 입력 영상(x)을 분해하는 제1 분해부(710), 풀샘플링된 레퍼런스 고해상도 레이블 영상(y)을 분해하는 제2 분해부(720), 및 학습부(730)를 포함한다. 고해상도 입력 영상(x)은 균등 샘플링된 영상 및 저주파 영역의 영상을 포함하는 영상이다.

[0113] 제1 분해부(710)는 레퍼런스 고해상도 입력 영상(xr)에  $k_1$ 개의 필터  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{k_1}\}$ 를  $n$ 번 반복하여  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상( $\Phi^{n_{xr}}$ )을 생성한다.

[0114] 제2 분해부(720)는 고해상도 레이블 영상(yr)에  $k_2$ 개의 필터  $\{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_{k_2}\}$ 를  $n$ 번 반복하여  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상( $\Psi^{n_{yr}}$ )을 생성한다.

[0115] 학습부(730)는  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상( $\Phi^{n_{xr}}$ )과  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상( $\Psi^{n_{yr}}$ )간의 관계를 딥러닝을 통해 학습한다. 딥러닝 방식은 앞서 언급한 합성곱 신경망일 수 있다.

[0116] 구체적으로, 고해상도 원본 영상의 해상도가  $2^k \times 2^k$ , 제1 분해부(710)는  $k_1$ 개의 필터  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{k_1}\}$ 를 이용하여 해상도  $2^{k-1} \times 2^{k-1}$ 의  $k_1$ 개의 영상(711)을 생성한다. 제1 분해부(710)는 다시  $k_1$ 개의 필터  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{k_1}\}$ 를 이용하여 해상도  $2^{k-2} \times 2^{k-2}$ 의  $2k_1$ 개의 영상(712)을 생성한다. 제1 분해부(710)는 위와 같은 동작을 반복하여,  $k_1$ 개의 필터  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_{k_1}\}$ 를  $n$ 번 반복하여  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상( $\Phi^{n_{xr}}$ )(713)을 생성한다.

[0117] 마찬가지로, 고해상도 레이블 영상의 해상도가  $2^k \times 2^k$  라면, 제2 분해부(720)는  $k_2$ 개의 필터  $\{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_{k_2}\}$ 를 이용하여 해상도  $2^{k-1} \times 2^{k-1}$ 의  $k_2$ 개의 영상(721)을 생성한다. 제2 분해부(720)는 다시  $k_2$ 개의 필터  $\{\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_{k_2}\}$ 를 이용하여 해상도  $2^{k-2} \times 2^{k-2}$ 의  $2k_2$ 개의 영상(722)을 생성한다. 제2 분해부(720)는

위와 같은 동작을 반복하여,  $k_2$  개의 필터  $\{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{k_2}\}$ 를  $n$ 번 반복하여  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상( $\Psi^{nyr}$ )(723)을 생성한다.

[0119] 학습부(730)는 레퍼런스 저해상도 입력 영상( $\Phi^{nxr}$ )(713)에 대하여 심층학습으로 통해 얻은 결과가 레퍼런스 저해상도 레이블 영상( $\Psi^{nyr}$ )(723)이 되도록 학습되는 신경망을 포함할 수 있다. 이 때, 학습부(730)는  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상( $\Phi^{nxr}$ )(713)에 따라  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상 ( $\Psi^{nyr}$ )(723) 중 대응하는 레퍼런스 저해상도 레이블 영상을 다르게 심층학습을 수행할 수 있다. 예를 들어, 학습부(730)는  $nk_1$ 개의 레퍼런스 저해상도 입력 영상 ( $\Phi^{nxr}$ )(713) 중 일부에 대해서  $nk_2$ 개의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상 ( $\Psi^{nyr}$ )(723) 중 대응하는 일부의 레퍼런스 저해상도 레이블 영상이 되도록 학습을 수행할 수도 있다.

[0120] 이와 같은 방식으로 학습된 학습부(730)를 이용하여 고해상도 입력 영상을 자기공명영상으로 복원할 수 있다.

[0121] 도 16은 본 발명의 다른 실시 예에 따른 자기공명영상 복원 장치를 나타낸 도면이다.

[0122] 자기공명영상 복원 장치(800)는 분해부(810), 학습부(820), 및 복원부(830)를 포함한다.

[0123] 분해부(810)는 제1 분해부(710)와 동일한 구성으로 입력되는 고해상도 입력영상( $X_i$ )에 복수의 필터  $\{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{k_1}\}$ 를  $n$ 회 적용하여 저해상도 입력 영상  $\Phi^{nXi}$ 을 생성한다.

[0124] 학습부(820)는 학습부(730)가 학습을 통해 구축한 심층학습 신경망을 포함한다. 학습부(820)는 적어도 두 개의 심층학습 신경망을 포함하고, 저해상도 입력 영상  $\Phi^{nXi}$ 에 따라 적용되는 심층학습 신경망을 다르게 할 수 있다. 학습부(820)는 저해상도 입력 영상  $\Phi^{nXi}$ 에 대응하는 심층학습 신경망을 적용하여  $\Psi^{nx}$ 를 근사하는 저해상도 출력 영상 ( $d\Phi^{nXi}$ )을 생성한다. 이 때, 심층학습 신경망은 합성곱 신경망일 수 있다. 이 때,  $\Psi^{nx}$ 는 입력 영상  $X_i$ 에 필터  $\{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{k_2}\}$ 를  $n$ 번 적용하여 변환한 저해상도 영상이다.

[0125] 복원부(830)는 학습부(820)로부터 출력되는 저해상도 출력 영상 ( $d\Phi^{nXi}$ )에 제2 분해부(720)의 필터  $\{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_{k_2}\}$ 의 쌍필터(dual filter)  $\{\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \dots, \tilde{\psi}_{k_2}\}$ 를 이용하여 합성 연산을  $n$ 번 반복하여 고해상도 입력 영상  $X_i$ 에 대응되는 폴샘플링에 의해 생성된 고해상도 라벨 영상  $Y_i$ 를 근사하는 복원된 고해상도 출력 영상 ( $dY_i$ )을 생성한다. 고해상도 라벨 영상  $Y_i$ 는 폴샘플링한 라벨 영상이다.

[0126] 도 17은 본 발명의 다른 실시 예에 따른 자기공명영상 복원 장치의 일 예를 나타낸 도면이다.

[0127] 도 17에 도시된 일 예에서, 고해상도 입력 영상 및 고해상도 레이블 영상은  $512(=2^9) \times 512$ 의 해상도이고,  $n$ 은 1이며, 사용한  $\Phi, \Psi$ 가 같은 2D 하르 필터로  $k_1$ 과  $k_2$ 는 4이다.

[0128] 도 17에 도시된 바와 같이, 분해부(810)는 고해상도 입력 영상( $X_i$ )에 4개의 필터( $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4$ )를 1번 적용하여  $256(=2^8) \times 256$ 의 저해상도 입력 ( $\Phi_1Xi, \Phi_2Xi, \Phi_3Xi, \Phi_4Xi$ )를 생성한다.

[0129] 학습부(820)는 두 개의 심층학습 신경망(811, 812)을 포함하고, 저해상도 입력 영상( $\Phi_1Xi, \Phi_2Xi, \Phi_3Xi, \Phi_4Xi$ )을 심층학습 신경망(811)에 입력하여  $\Psi_1Y_i$ 를 근사하는 저해상도 출력 영상( $d\Phi_1Xi$ )을 생성하며, 저해상도 입력 ( $\Phi_1Xi, \Phi_2Xi, \Phi_3Xi, \Phi_4Xi$ )을 심층학습 신경망(812)에 입력하여 ( $\Psi_2Y_i, \Psi_3Y_i, \Psi_4Y_i$ )을 근사하는 저해상도 출력 영상 ( $d\Phi_2Xi, d\Phi_3Xi, d\Phi_4Xi$ )을 생성한다. 도 17에서 보여주는 예시는 발명을 설명하기 위한 일 예시일 뿐, 본 발명이 이에 한정되는 것은 아니다.

[0130] 복원부(830)는 저해상도 출력 영상( $d\Phi_2Xi, d\Phi_3Xi, d\Phi_4Xi$ )에 쌍필터 ( $\tilde{\psi}_1, \tilde{\psi}_2, \tilde{\psi}_3, \tilde{\psi}_4$ )를 적용하여 폴샘플링



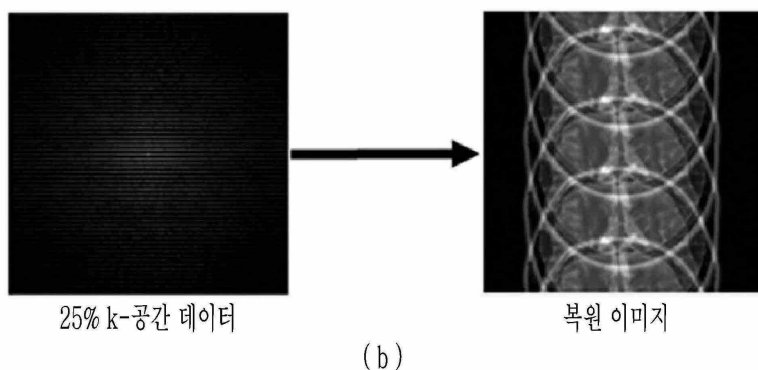
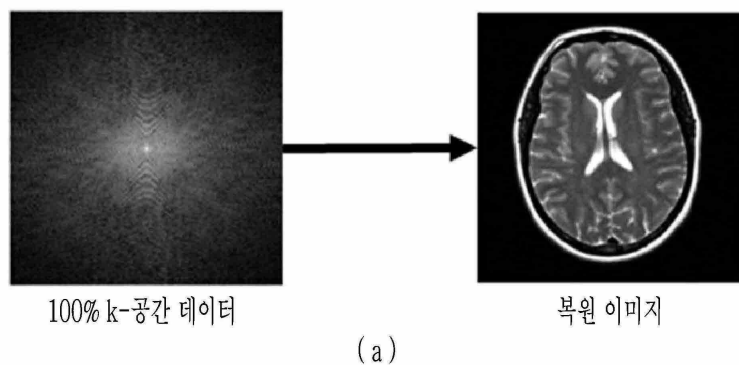
에 의해 생성된 고해상도 라벨  $Y_i$ 를 근사하는  $512 \times 512$ 의 고해상도 출력 영상( $dy_i$ )을 생성한다.

[0131] 앞서 설명한 기술적 내용들은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예들을 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-광매체(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. 하드웨어 장치는 실시예들의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

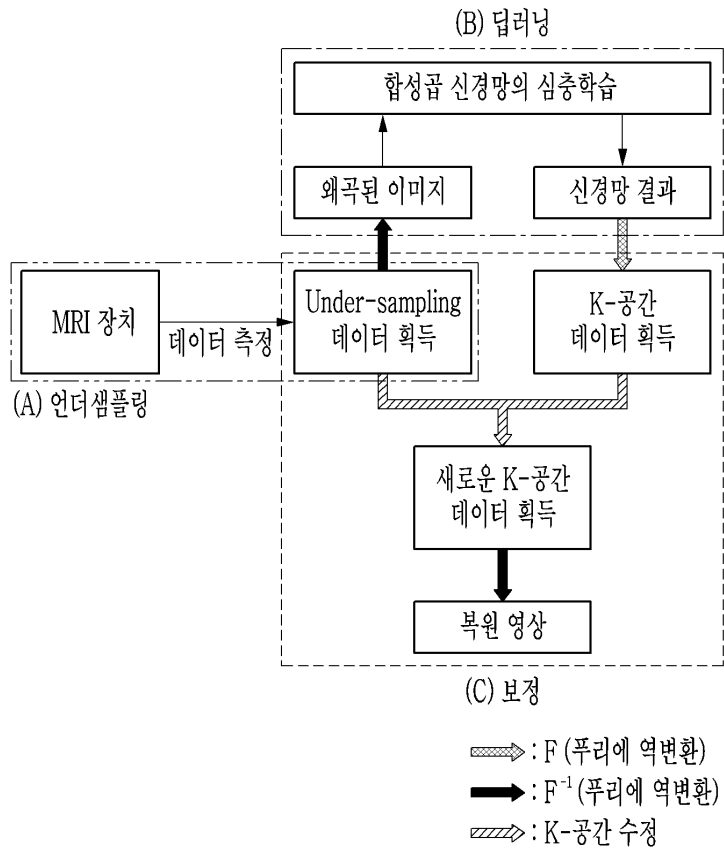
[0132] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 요소 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 및 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것일 뿐, 본 발명은 상기의 실시예에 한정되는 것은 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상적인 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다는 것을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허청구범위뿐 아니라 이 특허청구범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

## 도면

### 도면1

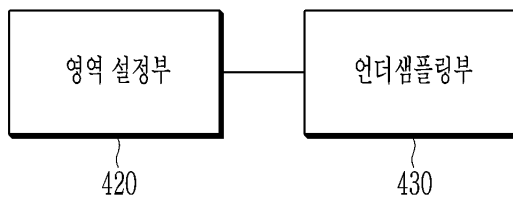


도면2

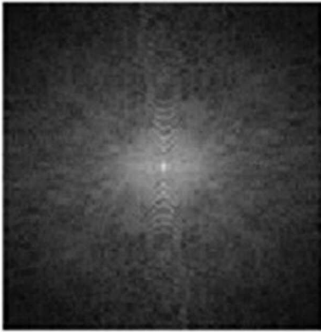


도면3

400



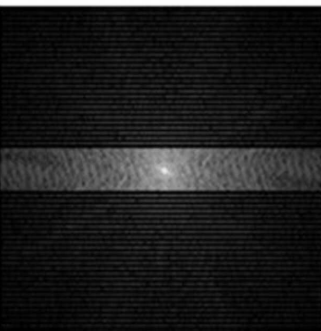
도면4



(a)

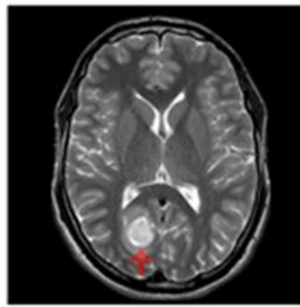


(b)

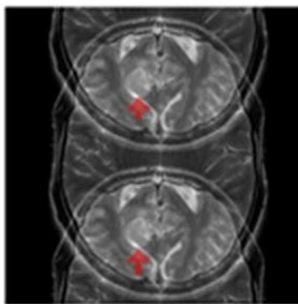


(c)

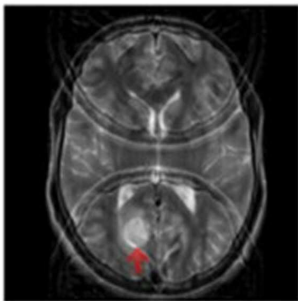
도면5



(a)

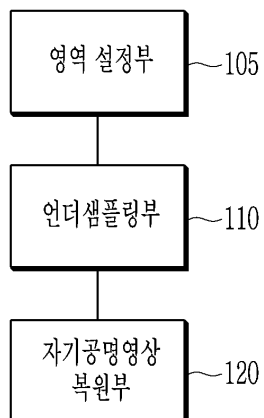


(b)

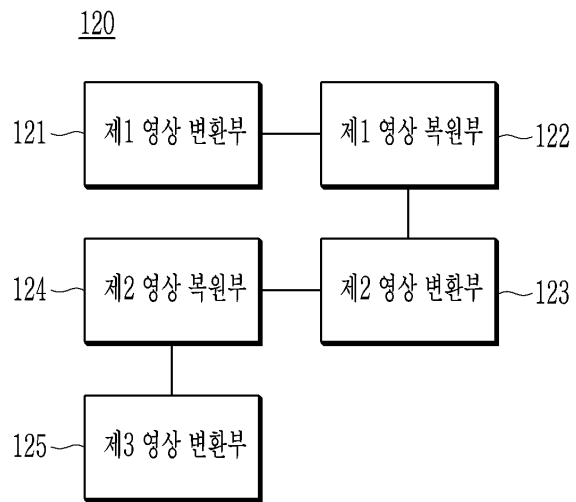


(c)

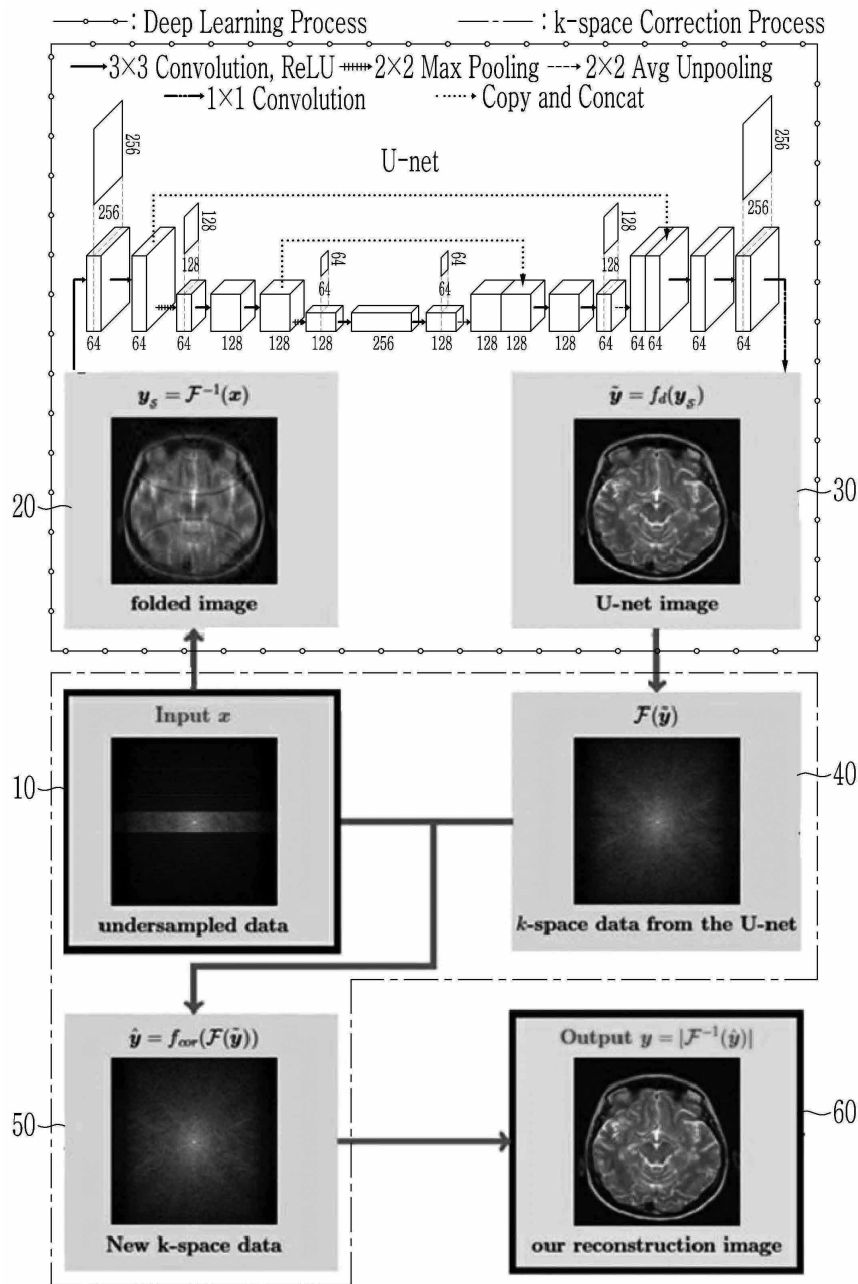
도면6



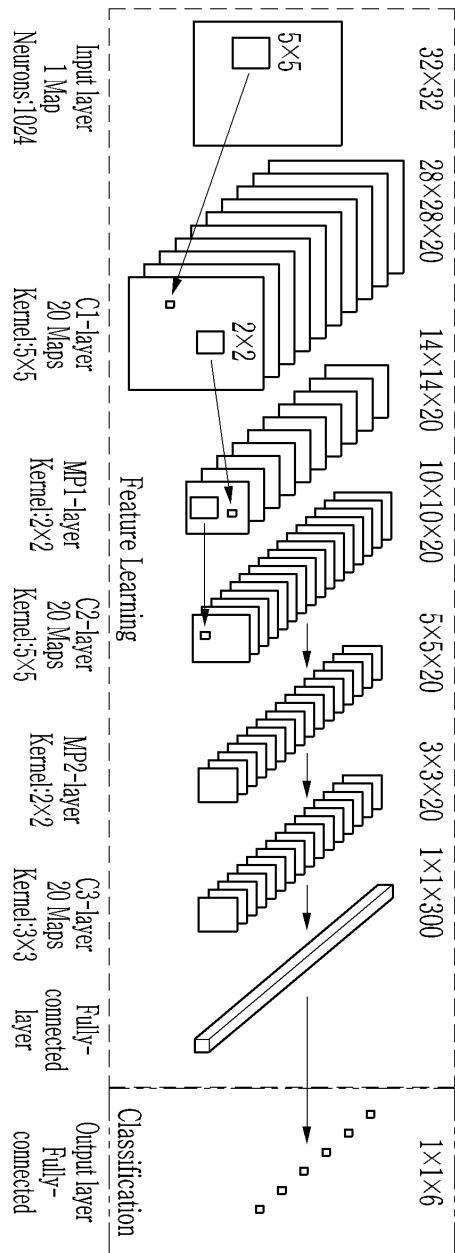
도면7



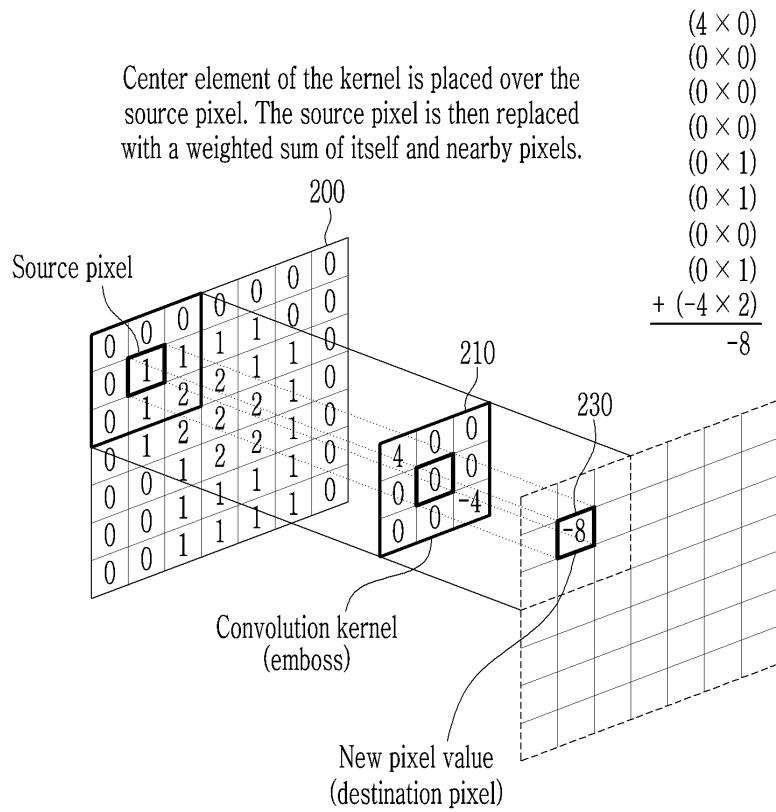
도면8



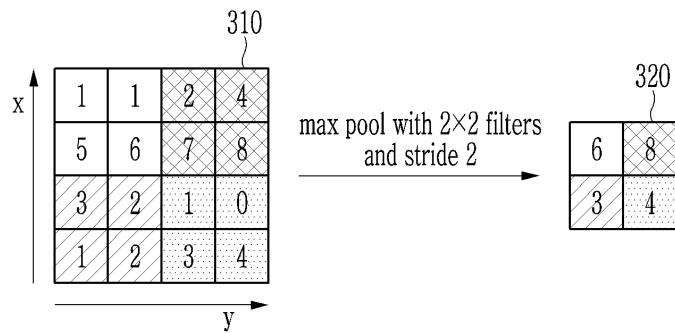
도면9



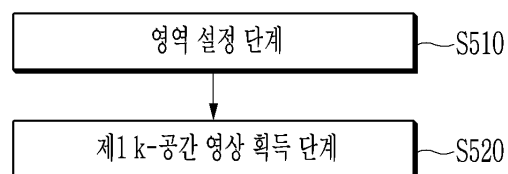
도면10



도면11

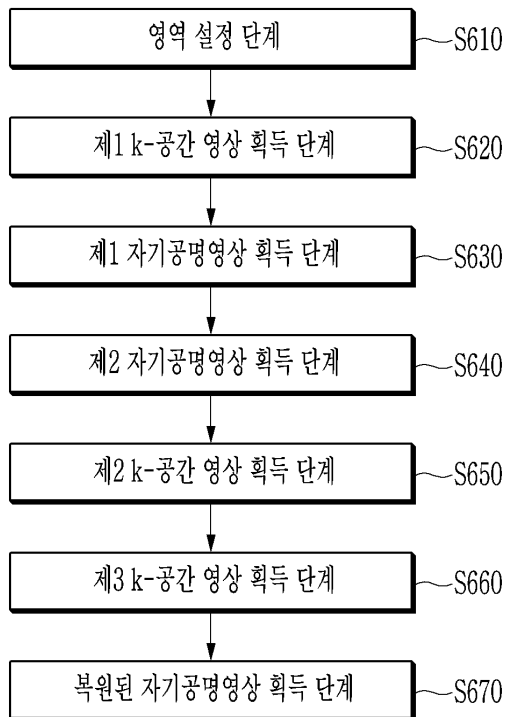


도면12





도면13



도면14

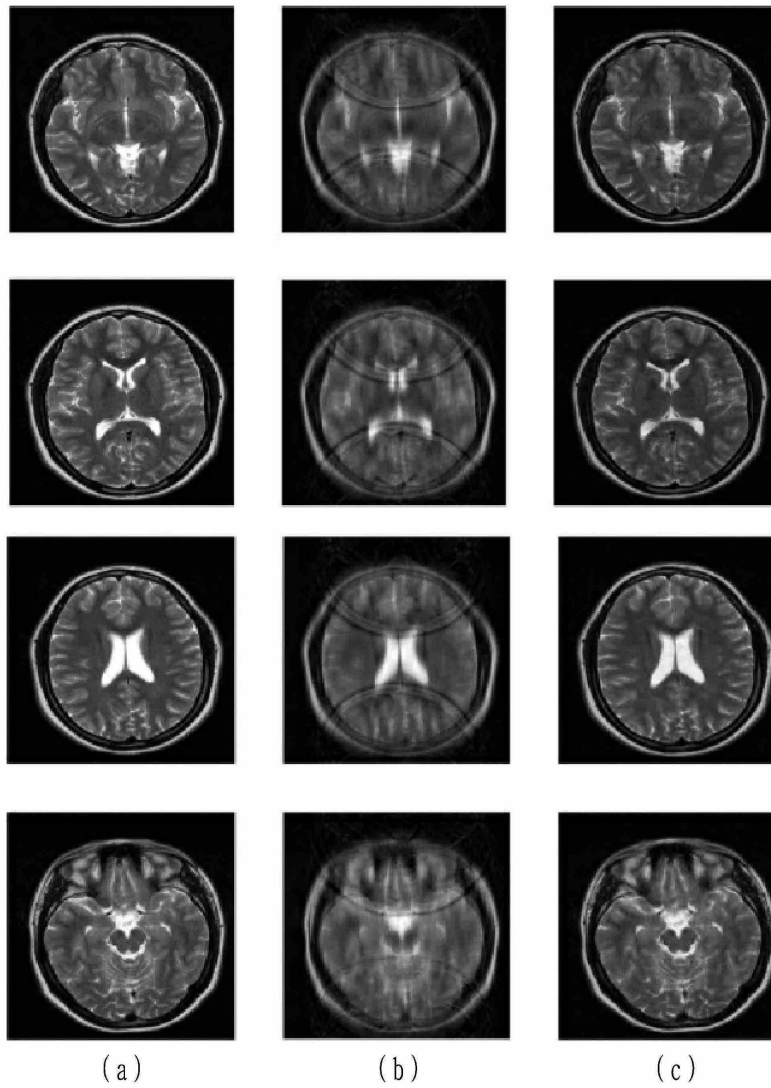
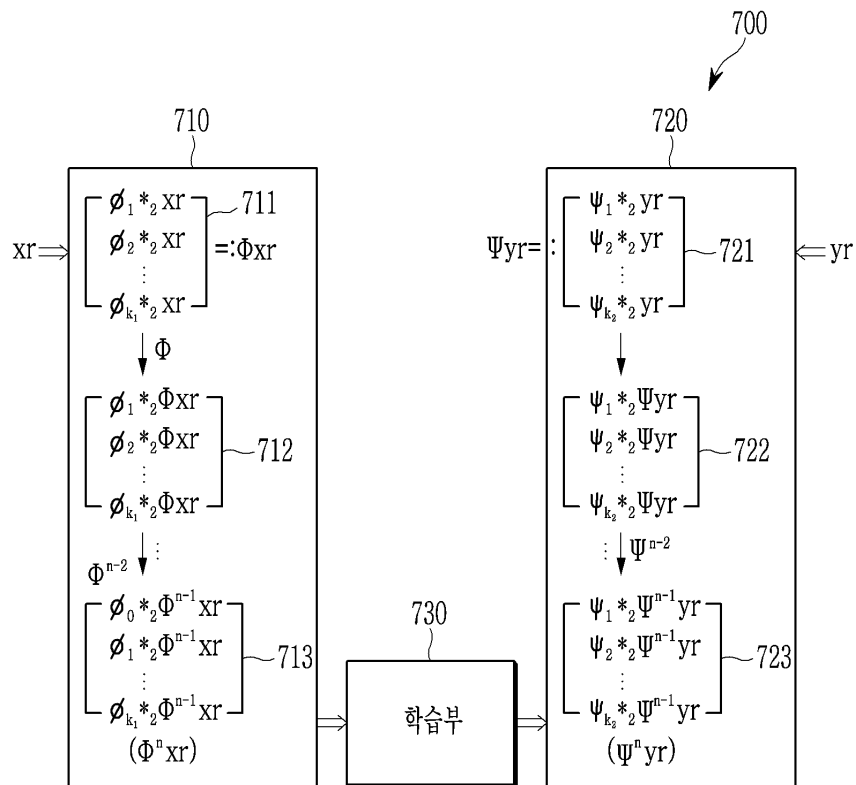
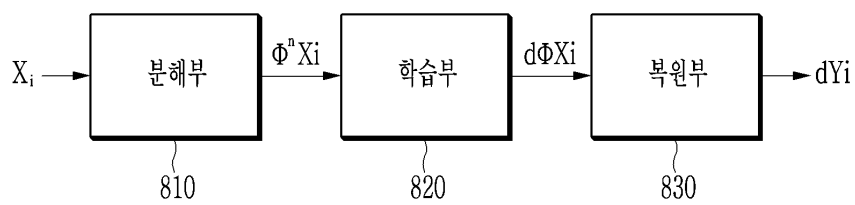


그림5. (256 × 해상도 이미지)  
 ( a ) full-sampling으로 구해진 고화질 영상, ( b ) under-sampling에 의해  
 왜곡된 영상, ( c ) 최종 복원 결과

도면15



도면16



도면17

