



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 공개특허공보(A)**

(11) 공개번호 10-2023-0161659  
(43) 공개일자 2023년11월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
A61B 6/00 (2006.01) A61B 6/03 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
A61B 6/5258 (2020.08)  
A61B 6/032 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2022-0061284  
(22) 출원일자 2022년05월19일  
심사청구일자 2022년05월19일

(71) 출원인  
연세대학교 산학협력단  
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)  
(72) 발명자  
심현정  
인천광역시 연수구 송도문화로28번길 81, 109동 901호(송도동, 송도더샵그린스퀘어)  
송성중  
서울특별시 양천구 목동남로4길 6-23, 206동 306호(신정동, 목동2차우성아파트)  
고영준  
인천광역시 연수구 인천타워대로132번길 9, B-2204(송도동)  
(74) 대리인  
민영준

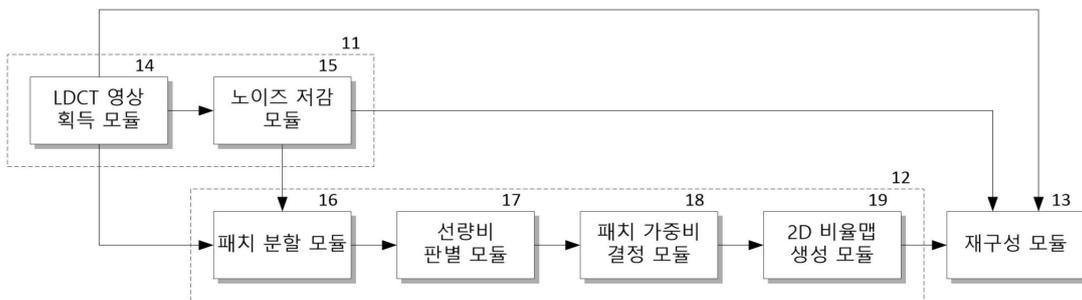
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 발명의 명칭 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치 및 방법

(57) 요약

개시된 실시예는 저선량 CT(이하 LDCT) 영상과 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상을 인가받아 각각 다수의 패치로 분할하고, LDCT 영상의 정보 중 노이즈 저감 영상에서 누락된 정보를 노이즈 저감 영상에 추가하는 비율인 패치 가중 비율을 분할된 각 패치 단위로 획득하여 2D 비율맵을 획득하며, LDCT 영상과 노이즈 저감 영상 사이의 차에 2D 비율맵에 따른 패치 가중 비율을 가중하고, 노이즈 저감 영상에 결합하여 재구성 CT 영상을 획득하여, LDCT 영상에서 생체 조직 영역에 따라 노이즈 제거 레벨 위치별로 적응적으로 조절함으로써, 의도하지 않게 발생할 수 있는 정보 손실을 억제하고 진단의에게 적합한 수준의 품질을 갖는 CT 영상을 생성하여 진단 정확도를 향상시킬 수 있는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치 및 방법을 제공한다.

대표도



(52) CPC특허분류  
**A61B 6/5205** (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711152718
과제번호	2020-0-01361-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성(R&D)
연구과제명	인공지능대학원지원(연세대학교)
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교 산학협력단
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

하나 이상의 프로세서; 및 상기 하나 이상의 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 장치로서,

상기 프로세서는

저선량 CT(이하 LDCT) 영상과 상기 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상을 인가받아 각각 다수의 패치로 분할하고, 상기 LDCT 영상의 정보 중 상기 노이즈 저감 영상에서 누락된 정보를 상기 노이즈 저감 영상에 추가하는 비율인 패치 가중 비율을 분할된 각 패치 단위로 획득하여 2D 비율맵을 획득하며,

상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차에 2D 비율맵에 따른 패치 가중 비율을 가중하고, 상기 노이즈 저감 영상에 결합하여 재구성 CT 영상을 획득하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

#### 청구항 2

제1항에 있어서, 상기 프로세서는

정상 선량 CT(이하 NDCT) 영상과 상기 LDCT 영상 사이의 선량비에 따른 상기 재구성 CT 영상의 각 패치별 노이즈 레벨이 상기 NDCT 영상의 패치별 노이즈 레벨과 동일해지도록 하는 가중비를 계산하여 각 패치에 대한 상기 패치 가중 비율을 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

#### 청구항 3

제2항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차로 획득되는 차분 영상에 상기 2D 비율맵을 가중하여 가중 차분 영상을 획득하고,

상기 가중 차분 영상을 상기 노이즈 저감 영상에 가산하여 상기 재구성 CT 영상을 획득하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

#### 청구항 4

제2항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 LDCT 영상의 패치( $X_i$ )와 상기 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 패치( $f(X_i)$ )에 대한 가중비( $\lambda_i$ )를 수학적식

$$\forall_{i=1, \dots, N}, \lambda_i = \frac{-Cov(f(X_i), R_i) \pm \sqrt{D_i}}{\sigma^2(R_i)},$$

$$D_i = Cov^2(f(X_i), R_i) - \sigma^2(R_i)[\sigma^2\{f(X_i)\} - r_d \sigma^2(X_i)]$$

(여기서  $Cov(\cdot, \cdot)$ 는 공분산 연산자,  $R_i = \{X_i - f(X_i)\}$ ,  $\sigma^2(\cdot)$ 는 분산 연산자이다.)

에 따라 계산하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

#### 청구항 5

제4항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 가중비가 제한된 범위에서 단일 값으로 계산되면, 상기 가중비를 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

#### 청구항 6

제5항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 가중비가 제한된 범위에서 2개의 값으로 계산되면, 작은 값을 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

**청구항 7**

제6항에 있어서, 상기 프로세서는

상기 가중비가 제한된 범위에 포함되지 않거나, 실수가 아닌 값으로 계산되는 경우, 결정된 다수의 패치 가중 비율의 평균값을 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

**청구항 8**

제7항에 있어서, 상기 프로세서는

결정된 다수의 패치 가중 비율을 각 패치의 위치에 배치하여 패치맵을 생성하고, 생성된 패치맵을 상기 LDCT 영상의 해상도로 업스케일링하여 상기 2D 비율맵을 생성하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치.

**청구항 9**

하나 이상의 프로세서 및 상기 하나 이상의 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 방법으로서,

저선량 CT(이하 LDCT) 영상과 상기 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상을 인가받아 각각 다수의 패치로 분할하는 단계;

상기 LDCT 영상의 정보 중 상기 노이즈 저감 영상에서 누락된 정보를 상기 노이즈 저감 영상에 추가하는 비율인 패치 가중 비율을 분할된 각 패치 단위로 획득하여 2D 비율맵을 획득하는 단계; 및

상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차에 2D 비율맵에 따른 패치 가중 비율을 가중하고, 상기 노이즈 저감 영상에 결합하여 재구성 CT 영상을 획득하는 단계를 포함하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 10**

제9항에 있어서, 상기 2D 비율맵을 획득하는 단계는

정상 선량 CT(이하 NDCT) 영상과 상기 LDCT 영상 사이의 선량비에 따른 상기 재구성 CT 영상의 각 패치별 노이즈 레벨이 상기 NDCT 영상의 패치별 노이즈 레벨과 동일해지도록 하는 가중비를 계산하여 각 패치에 대한 상기 패치 가중 비율을 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 11**

제10항에 있어서, 상기 재구성 CT 영상을 획득하는 단계는

상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차로 획득되는 차분 영상에 상기 2D 비율맵을 가중하여 가중 차분 영상을 획득하고,

상기 가중 차분 영상을 상기 노이즈 저감 영상에 가산하여 상기 재구성 CT 영상을 획득하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 12**

제11항에 있어서, 상기 2D 비율맵을 획득하는 단계는

상기 LDCT 영상의 패치( $X_i$ )와 상기 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 패치( $f(X_i)$ )에 대한 가중비( $\lambda_i$ )를 수학적식

$$\forall_{i=1, \dots, N}, \lambda_i = \frac{-Cov(f(X_i), R_i) \pm \sqrt{D_i}}{\sigma^2(R_i)},$$

$$D_i = Cov^2(f(X_i), R_i) - \sigma^2(R_i)[\sigma^2\{f(X_i)\} - r_d \sigma^2(X_i)]$$

(여기서  $Cov(\cdot, \cdot)$ 는 공분산 연산자,  $R_i = \{X_i - f(X_i)\}$ ,  $\sigma^2(\cdot)$ 는 분산 연산자이다.)

에 따라 계산하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 13**

제12항에 있어서, 상기 2D 비율맵을 획득하는 단계는

상기 가중비가 제한된 범위에서 단일 값으로 계산되면, 상기 가중비를 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 14**

제13항에 있어서, 상기 2D 비율맵을 획득하는 단계는

상기 가중비가 제한된 범위에서 2개의 값으로 계산되면, 작은 값을 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 15**

제14항에 있어서, 상기 2D 비율맵을 획득하는 단계는

상기 가중비가 제한된 범위에 포함되지 않거나, 실수가 아닌 값으로 계산되는 경우, 결정된 다수의 패치 가중 비율의 평균값을 상기 패치 가중 비율로 결정하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**청구항 16**

제15항에 있어서, 상기 프로세서는

결정된 다수의 패치 가중 비율을 각 패치의 위치에 배치하여 패치맵을 생성하고, 생성된 패치맵을 상기 LDCT 영상의 해상도로 업스케일링하여 상기 2D 비율맵을 생성하는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 개시되는 실시예들은 컴퓨터 단층 촬영 영상 재구성 장치 및 방법에 관한 것으로, 저선량 촬영된 컴퓨터 단층 촬영 영상 재구성 장치 및 방법에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0002] 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography: 이하 CT)은 비침습적으로 고해상도 인체 단면 영상을 획득하여 뼈와 장기, 혈관 등 인체 내부 조직을 관찰하는데 유용한 의료영상 기법이다. 그러나 CT 스캔으로 인한 방사선 노출은 암과 같은 부정적인 부작용을 일으킬 수 있다. 이에 방사선 조사량을 줄이는 방안으로 저선량 CT(Low-dose CT: 이하 LDCT)가 제안되었으며, LDCT는 과도한 방사선 노출로 인한 부작용을 최소화하는 실용적인 솔루션으로 이용되고 있다.

[0003] 다만 LDCT로 획득된 로우 데이터는 정상 선량 CT(Normal-dose CT: 이하 NDCT)에 비해 신호대 잡음비(SNR)가 낮아, CT 영상의 품질을 저하를 유발하게 되고, CT 영상 품질의 저하는 진단 정확도를 떨어뜨리는 요인이 된다.

[0004] 이에 LDCT 영상에 포함된 노이즈를 줄이기 위한 다양한 디노이징(denoising) 기법이 제안되었다. 최근에는 디노이징 기법의 발전으로 인해 LDCT로 획득된 CT 영상에서 노이즈가 제거됨으로써 CT 영상 품질이 대폭 향상되었다. 그러나 일반적인 상식과 달리 노이즈를 제거하여 CT 영상 품질을 향상시키는 것이 항상 더 나은 결과를 초래하지는 않는다.

[0005] CT 영상 품질 개선은 상기한 바와 같이, 진단 정확도를 향상시키기 위한 목적으로 수행된다. 그리고 기존의 LDCT에 대한 디노이징 기법은 기본적으로 생체 조직에 대한 정보는 가급적 유지하면서 노이즈를 최대한 제거하여 고품질의 CT 영상이 획득되도록 발전되어 왔다. 그러나 디노이징 기법의 발전에도 불구하고 노이즈가 제거될 때, 진단 시에 중요한 생체 조직 정보의 손실은 불가피하게 발생할 수밖에 없다. 이는 비록 노이즈가 발생된 영역일지라도 노이즈뿐만 아니라 해당 위치의 생체 조직에 대한 정보가 함께 포함되어 있기 때문이다. 특히

현재 사용되는 대부분의 노이즈 제거 기법은 기본적으로 노이즈가 발생된 픽셀을 각 기법의 세부 단계에서 제안하는 여러 후보 가능성의 평균값으로 채우는 평활화 방식을 이용하여 노이즈를 제거하므로, 병변 등으로 인해 생체 조직에서 변화가 발생되어 주변과 명확하게 두드러져야 하는 이상 영역과 정상 생체 조직 영역 사이에서 시각 차이가 부각되지 않을 수 있다. 즉 노이즈가 발생된 영역이 과평활화(over-smoothing)되어 진단 시에 진단의가 확인할 수 있는 정보가 감소 또는 왜곡되어 진단 정확도를 하락시킬 수 있다.

[0006] 뿐만 아니라 노이즈가 포함되지 않은 완벽한 CT 영상을 획득하는 것은 현실적으로 불가능하므로, 기존의 NDCT에 서도 노이즈는 포함되어 있다. 이에 진단의 또한 노이즈가 포함된 NDCT를 기반으로 진단 능력을 배양하므로, 노이즈가 완전하게 제거된 CT 영상은 NDCT를 기반으로 학습을 수행한 진단의에게 오히려 이질감을 유발한다. 이와 같은 이질감 또한 진단의의 병변에 대한 진단 능력 저하를 초래할 수 있다는 문제가 있다.

[0007] 즉 진단 정확도를 향상시키기 위해 수행되는 디노이징 기법에 의해 CT 영상이 과평활화되는 경우, 생체 조직 정보의 손실과 함께 진단의의 이질감 유발로 인해 오히려 진단 정확도를 낮출 수 있다는 문제가 있다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 한국 등록 특허 제10-2357350호 (2022.01.25 등록)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0009] 개시되는 실시예들은 진단의의 진단에 적합한 수준의 품질을 갖는 CT 영상을 생성하여, 진단 정확도를 향상시킬 수 있는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0010] 개시되는 실시예들은 LDCT 영상에서 노이즈 제거 레벨 위치별로 적응적으로 조절하여 진단의에게 익숙한 NDCT 영상 수준의 CT 영상을 획득할 수 있는 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

### 과제의 해결 수단

[0011] 실시예에 따른 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치는 하나 이상의 프로세서; 및 상기 하나 이상의 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 장치로서, 상기 프로세서는 저선량 CT(이하 LDCT) 영상과 상기 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상을 인가받아 각각 다수의 패치로 분할하고, 상기 LDCT 영상의 정보 중 상기 노이즈 저감 영상에서 누락된 정보를 상기 노이즈 저감 영상에 추가하는 비율인 패치 가중 비율을 분할된 각 패치 단위로 획득하여 2D 비율맵을 획득하며, 상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차에 2D 비율맵에 따른 패치 가중 비율을 가중하고, 상기 노이즈 저감 영상에 결합하여 재구성 CT 영상을 획득한다.

[0012] 상기 프로세서는 정상 선량 CT(이하 NDCT) 영상과 상기 LDCT 영상 사이의 선량비에 따른 상기 재구성 CT 영상의 각 패치별 노이즈 레벨이 상기 NDCT 영상의 패치별 노이즈 레벨과 동일해지도록 하는 가중비를 계산하여 각 패치에 대한 상기 패치 가중 비율을 결정할 수 있다.

[0013] 상기 프로세서는 상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차로 획득되는 차분 영상에 상기 2D 비율맵을 가중하여 가중 차분 영상을 획득하고, 상기 가중 차분 영상을 상기 노이즈 저감 영상에 가산하여 상기 재구성 CT 영상을 획득할 수 있다.

[0014] 상기 프로세서는 상기 가중비가 제한된 범위에서 단일 값으로 계산되면, 상기 가중비를 상기 패치 가중 비율로 결정할 수 있다.

[0015] 상기 프로세서는 상기 가중비가 제한된 범위에서 2개의 값으로 계산되면, 작은 값을 상기 패치 가중 비율로 결정할 수 있다.

[0016] 상기 프로세서는 상기 가중비가 제한된 범위에 포함되지 않거나, 실수가 아닌 값으로 계산되는 경우, 결정된 다수의 패치 가중 비율의 평균값을 상기 패치 가중 비율로 결정할 수 있다.

[0017] 상기 프로세서는 결정된 다수의 패치 가중 비율을 각 패치의 위치에 배치하여 패치맵을 생성하고, 생성된 패치맵을 상기 LDCT 영상의 해상도로 업스케일링하여 상기 2D 비율맵을 생성할 수 있다.

[0018] 실시예에 따른 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 방법은 하나 이상의 프로세서 및 상기 하나 이상의 프로세서에 의해 실행되는 하나 이상의 프로그램들을 저장하는 메모리를 구비한 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 방법으로서, 저선량 CT(이하 LDCT) 영상과 상기 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상을 인가받아 각각 다수의 패치로 분할하는 단계; 상기 LDCT 영상의 정보 중 상기 노이즈 저감 영상에서 누락된 정보를 상기 노이즈 저감 영상에 추가하는 비율인 패치 가중 비율을 분할된 각 패치 단위로 획득하여 2D 비율맵을 획득하는 단계; 및 상기 LDCT 영상과 상기 노이즈 저감 영상 사이의 차에 2D 비율맵에 따른 패치 가중 비율을 가중하고, 상기 노이즈 저감 영상에 결합하여 재구성 CT 영상을 획득하는 단계를 포함한다.

**발명의 효과**

[0019] 따라서, 실시예에 따른 LDCT 영상에서 생체 조직 영역에 따라 노이즈 제거 레벨 위치별로 적응적으로 조절함으로써, 의도하지 않게 발생할 수 있는 정보 손실을 억제하고 진단의에게 적합한 수준의 품질을 갖는 CT 영상을 생성하여 진단 정확도를 향상시킬 수 있도록 한다.

**도면의 간단한 설명**

[0020] 도 1은 일 실시예 따른 CT 영상 재구성 장치에서 수행되는 동작에 따라 구분된 구성을 나타낸다.  
 도 2는 도 1의 CT 영상 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.  
 도 3은 실시예에 따른 CT 영상 재구성 방법을 나타낸다.  
 도 4는 도 3의 CT 영상 재구성 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 설명하기 위한 도면이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0021] 이하, 도면을 참조하여 일 실시예의 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] 일 실시예들을 설명함에 있어서, 본 발명과 관련된 공지기술에 대한 구체적인 설명이 일 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 표현"은 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] 이하에서 설명하는 실시예의 CT 영상 재구성 장치는 LDCT 영상으로부터 노이즈 저감 영상을 획득할 때, 과평활화로 인해 소실될 수 있는 생체 조직 정보를 원본 CT 영상인 LDCT 영상에서 추출하여 노이즈 저감 영상에 추가하는 방식으로 생체 조직 정보가 가급적 유지될 수 있도록 한다. 뿐만 아니라 재구성 CT 영상의 노이즈 레벨이 NDCT 영상과 유사한 수준이 되도록 함으로써, 기존에 노이즈 저감 영상이 진단의의 상황을 고려하지 않고 단순히 CT 영상의 품질만을 개선하기 위해 최대한 노이즈를 제거하여 획득됨으로써 진단의가 느낄 수 있는 이질감이 줄어들도록 한다. 즉 진단의에게 가장 적합한 형태로 CT 영상을 재구성하여 제공할 수 있도록 하여 진단의가 병변을 정확하게 진단할 수 있도록 한다.

[0024] 도 1은 일 실시예 따른 CT 영상 재구성 장치에서 수행되는 동작에 따라 구분된 구성을 나타내고, 도 2는 도 1의 CT 영상 재구성 장치의 동작을 설명하기 위한 도면이다.

[0025] 도 1을 참조하면, 실시예의 CT 영상 재구성 장치는 CT 영상 획득 모듈(11), 비율맵 획득 모듈(12) 및 재구성 모

들(13)을 포함할 수 있다.

- [0026] CT 영상 획득 모듈(11)은 LDCT 영상(X)과 LDCT 영상에서 노이즈가 제거된 노이즈 저감 영상(f(X))을 획득한다.
- [0027] CT 영상 획득 모듈(11)은 LDCT 영상 획득 모듈(14) 및 노이즈 저감 모듈(15)을 포함할 수 있으며, LDCT 영상 획득 모듈(14)은 대상자의 안전을 위하여 저선량으로 촬영된 LDCT 영상(X)을 획득한다. LDCT 영상 획득 모듈(14)은 CT 촬영 장치로 구현되어 직접 LDCT 영상(X)을 획득할 수 있으나, 메모리 등과 같은 저장 매체로 구현되어 CT 촬영 장치가 이전 획득한 LDCT 영상(X)이 미리 저장될 수 있다. 또한 LDCT 영상 획득 모듈(14)은 통신 모듈로 구현되어 미리 획득된 LDCT 영상(X)을 인가받을 수도 있다.
- [0028] 노이즈 저감 모듈(15)은 LDCT 영상 획득 모듈(14)이 획득한 LDCT 영상(X)을 인가받아 노이즈를 제거하여 노이즈 저감 영상(f(X))을 획득한다. 노이즈 저감 모듈(15)은 공지된 기존의 방식에 따라 LDCT 영상(X)에서 노이즈를 제거할 수 있다. 기존에 대표적인 디노이징 기법으로는 일반적 영상 처리 기법, 사이노그램 편집 기법 및 딥러닝 기반 기법 등이 있다.
- [0029] 일반적 영상 처리 기법은 CT 영상이 아닌 통상의 2D 영상에서 활용되는 노이즈 제거 기법을 그대로 CT 영상에서 노이즈 제거를 위해 적용하는 방식으로 블록 매칭 기법이나 필터링 기법 또는 투영 기법 등이 이용될 수 있다. 그리고 사이노그램 편집 기법은 CT 스캔으로 획득되는 로우 데이터인 사이노그램 영역에서 CT 영상의 노이즈를 제거하는 기법으로 사이노그램 영역에서는 노이즈를 더 구분하기 용이하다는 특성을 이용하는 기법이다. 또한 딥러닝 기반 기법은 인공 신경망으로 신경망 연산을 수행하여 노이즈를 제거하는 방식으로 최근에 주로 이용되고 있다.
- [0030] 실시예에서 노이즈 저감 모듈(15)이 LDCT 영상에서 노이즈를 제거하기 위해 이용되는 기법은 제한되지 않으며, 기존에 공개된 다양한 기법 중 적어도 하나를 적용하여 노이즈 저감 영상을 획득할 수 있다. 또한 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X))을 획득하는 CT 영상 획득 모듈(11)은 기존의 CT 영상 획득 장치와 동일하게 구성될 수 있으므로, 실시예의 CT 영상 재구성 장치의 구성에서 제외될 수도 있다.
- [0031] 비율맵 획득 모듈(12)은 CT 영상 획득 모듈(11)이 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X))을 인가받아 각각 패치로 분할하고, LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X)) 각각에서 분할된 패치에서 픽셀들의 분산차와 LDCT와 NDCT의 선량차를 기반으로 노이즈 저감 영상(f(X))에 LDCT 영상(X)의 정보를 추가로 반영하기 위한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )에 따라 구성되는 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 획득한다.
- [0032] 비율맵 획득 모듈(12)은 패치 분할 모듈(16), 선량비 판별 모듈(17), 패치 가중비 결정 모듈(18) 및 2D 비율맵 생성 모듈(19)을 포함할 수 있다.
- [0033] 패치 분할 모듈(16)은 CT 영상 획득 모듈(11)로부터 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X))을 인가받는다. 그리고 인가된 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X)) 각각을 지정된 크기의 다수의 패치로 분할한다. 여기서 각 패치의 크기는 일 예로  $4 \times 4$  크기를 가질 수 있으나, 패치의 크기는 다양하게 지정될 수 있다. LDCT 영상과 노이즈 저감 영상은 동일한 크기(예를 들면  $512 \times 512$ )를 가지므로 LDCT 영상과 노이즈 저감 영상에서 획득되는 패치 또한 동일한 개수(N)로 획득될 수 있다. 그리고 LDCT 영상과 노이즈 저감 영상의 동일한 위치에서 획득된 패치는 동일한 대상에 대한 패치 영상으로서 서로 대응하는 것으로 볼 수 있다.
- [0034] 패치 분할 모듈(16)이 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X)) 각각을 다수의 패치로 분할하는 것은 각 패치 영역별로 서로 다른 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )을 갖는 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 획득하기 위해서이다.
- [0035] 상기한 바와 같이, 실시예의 CT 영상 재구성 장치는 LDCT 영상(X)에서 추출된 노이즈 저감 영상(f(X))을 NDCT 영상(Y)과 유사한 품질의 CT 영상으로 재구성하는 것을 목적으로 하며, 이에 CT 영상 재구성 장치가 수행해야 하는 전체 동작을 수학적 식 1과 같이 표현될 수 있다.

**수학적 식 1**

[0036] 
$$Y = f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}$$

[0037] 여기서  $\odot$  는 행렬의 원소곱 연산자(elementwise matrix multiplication operator)를 나타낸다.

[0038] 수학적 식 1에 따르면, 실시예의 CT 영상 재구성 장치는 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X)) 사이의 차이로 계

산되는 차분 영상을 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )과 결합하여, 노이즈 저감 모듈(15)이 노이즈를 제거하는 동안 소실되는 LDCT 영상( $X$ )의 정보가 가중치인 2D 비울맵( $\Lambda$ )에 따른 비율로 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )에 추가되도록 하여 재구성 CT 영상( $f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}$ )이 NDCT 영상( $Y$ )과 유사한 품질을 갖도록 한다. 그러므로 NDCT 영상( $Y$ )과 유사한 품질을 갖는 재구성 CT 영상( $f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}$ )을 획득하기 위해서는 2D 비울맵( $\Lambda$ )을 먼저 계산해야 한다. 그러나 NDCT 영상( $Y$ ) 또한 획득할 수 없으므로, 수학식 1로부터 재구성 CT 영상( $f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}$ )을 직접 획득할 수 없다.

[0039] 이에 실시예에서는 영상 품질을 표현할 수 있는 표현자인 노이즈 레벨을 기반으로 NDCT 영상( $Y$ )을 획득하지 않고도 2D 비울맵( $\Lambda$ )을 계산해야 한다. 그리고 2D 비울맵( $\Lambda$ )을 계산하기 위해 실시예에서는 노이즈 레벨 매칭 방식을 이용한다. 재구성 CT 영상과 NDCT 영상( $Y$ )의 품질이 동일하다면, 재구성 CT 영상과 NDCT 영상( $Y$ )의 노이즈 레벨이 동일해야 한다. 그러므로 수학식 1에서 NDCT 영상( $Y$ )과 재구성 CT 영상( $f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}$ )의 분산( $\sigma^2$ )이 매치되어야 하므로 수학식 1은 수학식 2와 같이 정리될 수 있다.

### 수학식 2

$$\sigma^2(Y) = \sigma^2[f(X) + \Lambda \odot \{X - f(X)\}]$$

[0040] 여기서 ( $\sigma^2(\cdot)$ )는 분산 연산자(variance operator)이다.

[0042] 다만 CT 영상은 노이즈와 해부학적 구조가 합성된 영상이고, 노이즈의 분산은 일반적인 영상의 분산과 달리 균질 영역(homogeneous region)에서만 영상의 분산과 유사한 분산을 갖는다. 즉 CT 영상에서 영상의 분산은 해부학적 구조 변화에 따라서는 변화하지 않으나, 노이즈의 분산은 균질 영역과 비균질 영역(non-homogeneous region)에서 상이하게 나타난다. 따라서 노이즈 레벨 매칭을 위한 수학식 2의 분산식은 LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 전 영역에서 일괄적으로 적용될 수 없고, 서로 구분되는 균질 영역 단위로만 적용된다.

[0043] 그리고 LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )에서 균질 영역은 기존에 공지된 다양한 세그먼테이션 기법에 따라 구분될 수 있다. 그러나 세그먼테이션 기법을 이용하는 경우 연산 복잡도가 크게 높아지게 된다. 따라서 실시예의 CT 영상 재구성 장치는 연산 복잡도를 낮추고 빠르게 재구성 CT 영상을 획득하기 위해, 세그먼테이션 기법을 이용하여 LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 균질 영역을 구분하는 대신, 패치 분할 모듈(16)이 LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ ) 각각을 다수의 패치( $X_i, f(x_i)$ , 여기서  $i = 1, \dots, N$ )로 분할한다. 이때 각 분할되는 각 패치( $X_i, f(x_i)$ )는 실제 영상과 무관하게 기본적으로 균질 영역인 것으로 가정하여, 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )이 가중됨으로써, 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 각 패치에 LDCT 영상( $X$ )의 해당 패치 정보를 추가로 반영되도록 한다. 각 패치는 균질 영역인 것으로 가정되어야 하므로, 패치의 크기가 큰 경우에는 가정에 위배되는 경우가 매우 빈번하게 발생할 수 있다. 그러므로 패치는 가급적 가정에 부합할 수 있는 크기로 설정되는 것이 바람직하며, 이에 여기서는 일 예로 패치의 크기를  $4 \times 4$ 로 설정하였다.

[0044] 선량비 판별 모듈(17)은 NDCT 영상( $Y$ )의 패치( $Y_i$ )와 LDCT 영상( $X$ )의 패치( $X_i$ ) 사이의 노이즈 레벨이 매칭하기 위해, NDCT 영상( $Y$ )의 선량( $d_{ND}$ )에 대비한 LDCT 영상( $X$ )의 선량( $d_{LD}$ )의 비를 나타내는 선량비( $r_d$ )를 계산한다. NDCT 영상과 LDCT 영상에서의 노이즈 레벨 차이는 CT 촬영 시에 조사되는 선량(dose) 차이에 의해 발생하고, NDCT 영상과 LDCT 영상의 선량은 LDCT 영상( $X$ ) 획득 시에 함께 획득될 수 있다. 이에 노이즈 분산(noise variance)과 선량(dose) 사이의 관계는 수학식 3과 같은 선량비( $r_d$ )에 비례하는 것으로 알려져 있다.

**수학식 3**

$$\forall_{i=1, \dots, N}, \sigma^2(Y_i) = r_d \sigma^2(X_i),$$

$$r_d = \frac{d_{LD}}{d_{ND}}$$

[0045]

[0046] 예로서 LDCT 영상(X)이 NDCT 영상(Y)에 비해 1/4 수준의 선량으로 획득된 경우, 선량비( $r_d$ )는 1/4이고, 이 경우 LDCT 영상(X)의 패치( $X_i$ )의 노이즈 분산은 NDCT 영상(Y)에서 대응하는 패치( $Y_i$ )의 노이즈 분산의 4배로 나타나게 됨을 알 수 있다.

[0047] 선량비( $r_d$ )가 판별되면, 수학식 3에 따라 NDCT 영상(Y)에서 패치( $Y_i$ )의 노이즈 분산은 LDCT 영상(X)의 패치( $X_i$ )의 노이즈 분산 형태로 대체될 수 있다. 따라서 수학식 2는 수학식 4와 같이 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상( $f(x)$ )의 패치( $X_i, f(x_i)$ )에 대한 식으로 다시 표현될 수 있다.

**수학식 4**

$$\forall_{i=1, \dots, N}, r_d \sigma^2(X_i) = \sigma^2[f(X_i) + \lambda_i \{X_i - f(X_i)\}]$$

[0048]

[0049] 한편 패치 가중비 결정 모듈(18)은 수학식 4로부터 각 패치( $X_i$ )에 대한 가중비( $\lambda_i$ )를 계산하고, 계산된 가중비( $\lambda_i$ )를 분석하여 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )을 결정한다.

[0050] 수학식 4는 수학식 5와 같이 정리될 수 있다.

**수학식 5**

$$r_d \sigma^2(X_i) = \sigma^2\{f(X_i)\} + \lambda_i^2 \sigma^2(R_i) + 2\lambda_i Cov(f(X_i), R_i)$$

[0051]

[0052] 여기서  $R_i$  는  $\{X_i - f(X_i)\}$ 를 간략화한 표현이고,  $Cov(\cdot, \cdot)$ 는 공분산 연산자이다.

[0053] 가중비( $\lambda_i$ )는 0에서 1사이의 스칼라 값( $\lambda_i \in [0, 1]$ )을 가지므로, 수학식 5는 수학식 6과 같이 가중비( $\lambda_i$ )에 대한 이차 방정식으로 재정리될 수 있다.

**수학식 6**

$$\sigma^2(R_i)\lambda_i^2 + 2Cov(f(X_i), R_i)\lambda_i + \sigma^2\{f(X_i)\} - r_d \sigma^2(X_i) = 0$$

[0054]

[0055] 그리고 수학식 6의 해로서, 가중비( $\lambda_i$ )는 수학식 7로 계산될 수 있다.

수학식 7

$$\forall_{i=1, \dots, N}, \lambda_i = \frac{-Cov(f(X_i), R_i) \pm \sqrt{D_i}}{\sigma^2(R_i)},$$

$$D_i = Cov^2(f(X_i), R_i) - \sigma^2(R_i)[\sigma^2\{f(X_i)\} - r_d\sigma^2(X_i)]$$

[0056]

[0057]

[0058]

[0059]

[0060]

[0061]

[0062]

[0063]

[0064]

[0065]

[0066]

[0067]

[0068]

수학식 7에 따라 계산된 가중비( $\lambda_i$ )는 아래와 같은 4가지 경우 중 하나로 분류될 수 있다.

1)  $\lambda_i \in [0, 1]$ 의 범위에서 하나의 값을 갖는 경우,

2)  $\lambda_i \in [0, 1]$ 의 범위에서 두개의 값을 갖는 경우,

3)  $\lambda_i \in [0, 1]$ 의 범위를 초과하는 값을 갖는 경우,

4)  $\lambda_i$ 가 실수값이 아닌 허수값을 갖는 경우.

첫번째 경우에서는 최적의 가중비( $\lambda_i$ )가 획득된 것으로 판단하여 계산된 가중비( $\lambda_i$ )를 그대로 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정한다.

그리고 두번째 경우에서는 2개의 가중비( $\lambda_i$ )가 모두 조건( $\lambda_i \in [0, 1]$ )을 만족하므로, 둘 중 하나의 가중비( $\lambda_i$ )를 선택해야 한다. 이때, 노이즈 저감 모듈(15)의 디노이징 성능을 고려하여 하나의 가중비( $\lambda_i$ )를 선택하여 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정할 수 있다.

만일 노이즈 저감 모듈(15)이 NDCT 영상에 비해 1/4 수준의 선량으로 획득된 LDCT 영상으로부터 이상적으로 노이즈를 제거하여 NDCT 영상을 복원한 경우, 수학식 1에서 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )은 0이 되어야 한다. 반면, 노이즈 저감 모듈(15)이 LDCT 영상으로부터 NDCT 영상을 넘어 완전하게 노이즈를 제거하게 되면, 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )은 0.5가 되어야 한다. 따라서 LDCT 영상이 NDCT 영상의 1/4 선량으로 획득되었다면, 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )은  $\lambda_i \in [0, 0.5]$ 의 범위를 가져야 한다. 따라서 가중비( $\lambda_i$ )가  $[0, 1]$ 의 범위에서 두개의 값을 갖는 경우, 가장 낮은 값을 갖는 패치 가중 비율( $\lambda_i$ )을 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 선택할 수 있다.

한편, 세번째와 네번째 경우에는 가중비( $\lambda_i$ )의 값이 유효 범위인  $[0, 1]$ 의 범위에 존재하지 않는다. 따라서 가중비( $\lambda_i$ )가 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정될 수 없다. 이는 다수의 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X))에서 분할된 다수의 패치( $i = 1, \dots, N$ )가 가정된 균질 영역이 아닌 경우인 것으로 볼 수 있다. 즉 가중비( $\lambda_i$ )가 유효한 값을 갖지 않는다면, 해당 패치( $X_i, f(x_i)$ )는 서로 다른 생체 조직의 경계에 위치하는 패치인 것으로 고려할 수 있다.

이에 패치 가중비 결정 모듈(18)은 계산된 가중비( $\lambda_i$ )가 첫번째 경우의 값이면, 계산된 가중비( $\lambda_i$ )를 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정하고, 두번째 경우의 값이면, 계산된 가중비( $\lambda_i$ ) 중 작은 값을 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 우선 결정한다. 그리고 세번째 및 네번째 경우의 값이면, 우선 결정된 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )의 평균값을 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정한다.

2D 비율맵 생성 모듈(19)은 패치 가중비 결정 모듈(18)에서 결정된 다수의 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )을 각 패치( $X_i$ )의 위치에 따라 결합하여 패치맵을 획득한다. 여기서 패치맵은 다수의 패치( $X_i$ )에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )이 결합되어 획득되므로, LDCT 영상(X)이나 노이즈 저감 영상(f(X))과는 패치의 크기만큼 해상도가 상이하다. 이에 2D 비율맵 생성 모듈(19)은 패치맵이 LDCT 영상(X)과 동일한 해상도를 갖도록 업스케일링하여 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 획득한다.

재구성 모듈(13)은 LDCT 영상(X)과 노이즈 저감 영상(f(X)) 사이의 차( $x - f(x)$ )로 획득되는 차분 영상에 비율

맵 획득 모듈(12)에서 획득된 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 가중하여 가중 차분 영상을 획득하고, 획득된 가중 차분 영상을 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )과 결합하여 재구성 CT 영상을 획득한다.

- [0069] 이와 같이 획득된 재구성 CT 영상은 노이즈 저감 영상( $f(X)$ ) 획득시에 누락될 수 있는 LDCT 영상( $X$ )의 정보가 2D 비율맵( $\Lambda$ )에 따라 구분되는 생체 조직 영역에 따라 서로 다른 비율로 추가되어 획득되므로, 소실되는 정보를 최소화할 수 있으며, NDCT 영상( $Y$ )과 동일한 수준의 노이즈 레벨을 가져 진단의가 익숙한 환경에서 정확한 진단을 수행할 수 있도록 한다.
- [0070] 도시된 실시예에서, 각 구성들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술되지 것 이외에도 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.
- [0071] 그리고 도 1에 도시된 컴퓨터 단층촬영 영상 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.
- [0072] 뿐만 아니라 컴퓨터 단층촬영 영상 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.
- [0073] 도 3은 실시예에 따른 CT 영상 재구성 방법을 나타낸다.
- [0074] 도 1 및 도 2를 참조하여, 도 3의 CT 영상 재구성 방법을 설명하면, 우선 LDCT 영상( $X$ )을 획득한다(31). 그리고 획득된 LDCT 영상에 대해 디노이징 기법을 적용하여 노이즈를 제거함으로써 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )을 획득한다(32). 여기서 디노이징 기법은 공지된 다양한 방식이 이용될 수 있으며, 실시예는 디노이징 기법에 제한되지 않는다.
- [0075] 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )이 획득되면, LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ ) 각각을 다수의 패치( $X_i, f(X_i)$ )로 분할한다(33). 여기서 패치의 미리 지정될 수 있다. 이후, NDCT 영상( $Y$ )의 선량( $d_{nb}$ )에 대비한 LDCT 영상( $X$ )의 선량( $d_b$ )의 비를 나타내는 선량비( $r_d$ )를 계산한다(34).
- [0076] 선량비( $r_d$ )가 계산되면, 계산된 선량비( $r_d$ )와 LDCT 영상( $X$ )의 패치( $X_i$ )의 분산 및 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )의 패치( $f(X_i)$ )의 분산을 이용하여 가중비( $\lambda_i$ )를 계산한다(35). 그리고 계산된 가중비( $\lambda_i$ )의 값을 분석하여 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )을 결정한다(36). 이때 계산된 가중비( $\lambda_i$ )가  $[0, 1]$ 의 범위에서 단일 값으로 계산되면, 계산된 가중비( $\lambda_i$ )를 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정하고, 계산된 가중비( $\lambda_i$ )가  $[0, 1]$ 의 범위에서 2개의 값으로 계산되면, 더 작은 값을 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정한다. 그러나 계산된 가중비( $\lambda_i$ )가  $[0, 1]$ 의 범위에 포함되지 않거나, 실수가 아닌 값으로 계산되는 경우, 계산된 가중비( $\lambda_i$ )를 무시하고, 다른 패치에 대해 결정된 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )의 평균값을 해당 패치에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )로 결정한다.
- [0077] 다수의 패치 각각에 대한 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )이 결정되면, 결정된 패치 가중 비율( $\Lambda_i$ )을 각 패치의 위치에 배치하여 패치맵을 생성하고, 생성된 패치맵을 LDCT 영상( $X$ )의 해상도로 업스케일링하여 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 생성한다(37).
- [0078] 이후, LDCT 영상( $X$ )과 노이즈 저감 영상( $f(X)$ ) 사이의 차( $x - f(x)$ )로 획득되는 차분 영상에 비율맵 획득 모듈(12)에서 획득된 2D 비율맵( $\Lambda$ )을 가중하여 가중 차분 영상을 획득하고, 획득된 가중 차분 영상을 노이즈 저감 영상( $f(X)$ )과 결합하여 재구성 CT 영상을 획득한다(38).
- [0079] 도 3에서는 각각의 과정을 순차적으로 실행하는 것으로 기재하고 있으나 이는 예시적으로 설명한 것에 불과하고, 이 분야의 기술자라면 본 발명의 실시예의 본질적인 특성에서 벗어나지 않는 범위에서 도 3에 기재된

순서를 변경하여 실행하거나 또는 하나 이상의 과정을 병렬적으로 실행하거나 다른 과정을 추가하는 것으로 다양하게 수정 및 변형하여 적용 가능하다.

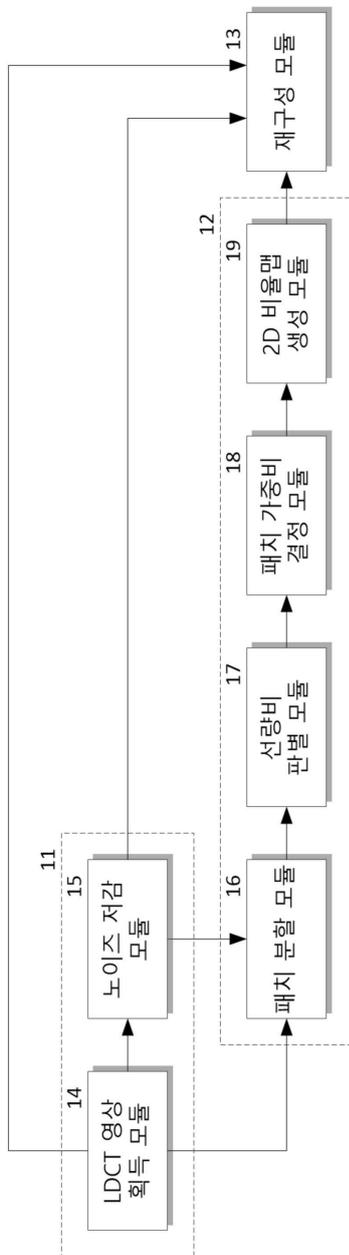
- [0080] 도 4는 도 3의 CT 영상 재구성 방법을 수행하는 컴퓨팅 장치를 포함하는 컴퓨팅 환경을 설명하기 위한 도면이다.
- [0081] 도시된 실시예에서, 각 구성 요소들은 이하에 기술된 것 이외에 상이한 기능 및 능력을 가질 수 있고, 이하에 기술되지 않은 것 이외에도 추가적인 구성 요소를 포함할 수 있다. 도시된 컴퓨팅 환경(40)은 컴퓨팅 장치(41)를 포함하여 도 3에 도시된 CT 영상 재구성 방법을 수행할 수 있다. 일 실시예에서, 컴퓨팅 장치(41)는 도 1에 도시된 컴퓨터 단층촬영 영상 재구성 장치에 포함된 하나 이상의 구성 요소일 수 있다.
- [0082] 컴퓨팅 장치(41)는 적어도 하나의 프로세서(42), 컴퓨터 판독 가능 저장매체(43) 및 통신 버스(45)를 포함한다. 프로세서(42)는 컴퓨팅 장치(41)로 하여금 앞서 언급된 예시적인 실시예에 따라 동작하도록 할 수 있다. 예컨대, 프로세서(42)는 컴퓨터 판독 가능 저장매체(43)에 저장된 하나 이상의 프로그램들(44)을 실행할 수 있다. 상기 하나 이상의 프로그램들(44)은 하나 이상의 컴퓨터 실행 가능 명령어를 포함할 수 있으며, 상기 컴퓨터 실행 가능 명령어는 프로세서(42)에 의해 실행되는 경우 컴퓨팅 장치(41)로 하여금 예시적인 실시예에 따른 동작들을 수행하도록 구성될 수 있다.
- [0083] 통신 버스(45)는 프로세서(42), 컴퓨터 판독 가능 저장매체(43)를 포함하여 컴퓨팅 장치(41)의 다른 다양한 구성 요소들을 상호 연결한다.
- [0084] 컴퓨팅 장치(41)는 또한 하나 이상의 입출력 장치(48)를 위한 인터페이스를 제공하는 하나 이상의 입출력 인터페이스(46) 및 하나 이상의 통신 인터페이스(47)를 포함할 수 있다. 입출력 인터페이스(46) 및 통신 인터페이스(47)는 통신 버스(45)에 연결된다. 입출력 장치(48)는 입출력 인터페이스(46)를 통해 컴퓨팅 장치(41)의 다른 구성 요소들에 연결될 수 있다. 예시적인 입출력 장치(48)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(48)는 컴퓨팅 장치(41)를 구성하는 일 구성 요소로서 컴퓨팅 장치(41)의 내부에 포함될 수도 있고, 컴퓨팅 장치(41)와는 구별되는 별개의 장치로 컴퓨팅 장치(41)와 연결될 수도 있다.
- [0085] 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.

**부호의 설명**

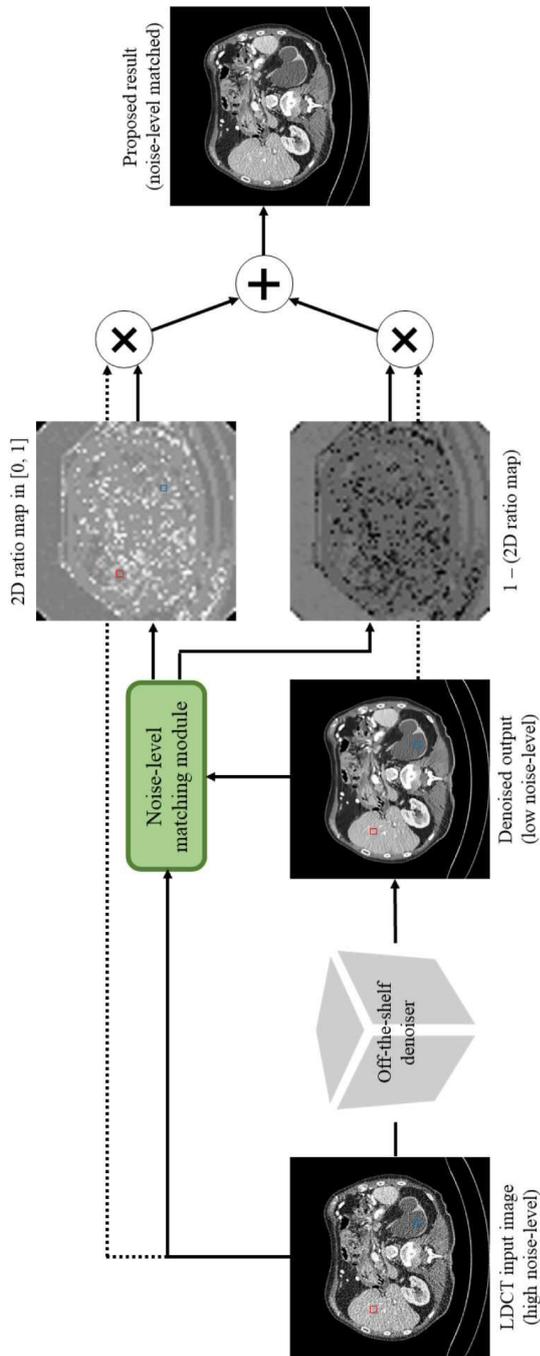
- [0086] 11: CT 영상 획득 모듈    12: 비울맵 획득 모듈
- 13: 재구성 모듈    14: LDCT 영상 획득 모듈
- 15: 노이즈 저감 모듈    16: 패치 분할 모듈
- 17: 선량비 판별 모듈    18: 패치 가중비 결정 모듈
- 19: 2D 비울맵 생성 모듈

도면

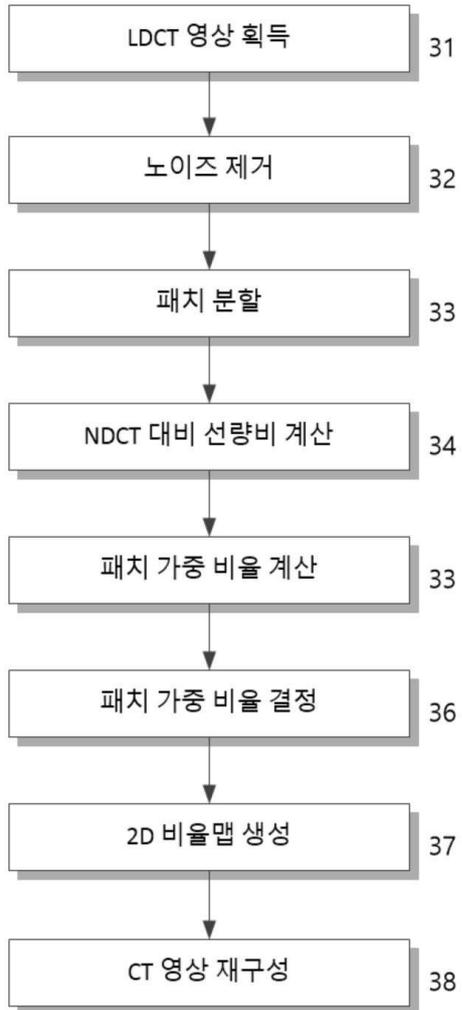
도면1



도면2



도면3



도면4

40

