



(19) 대한민국특허청(KR)  
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2020-0008251  
(43) 공개일자 2020년01월28일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
A61B 6/00 (2006.01) G06T 5/00 (2019.01)  
G06T 5/50 (2006.01)  
(52) CPC특허분류  
A61B 6/5241 (2013.01)  
A61B 6/5258 (2013.01)  
(21) 출원번호 10-2018-0082151  
(22) 출원일자 2018년07월16일  
심사청구일자 2018년07월16일

(71) 출원인  
연세대학교 산학협력단  
서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)  
(72) 발명자  
백중덕  
인천광역시 연수구 송도과학로 85, 연세대학교 진리관 C동 420호(송도동)  
최윤수  
인천광역시 계양구 오조산로62번길 10, 420동 1203호(계산동, 은행마을태산아파트)  
(74) 대리인  
민영준

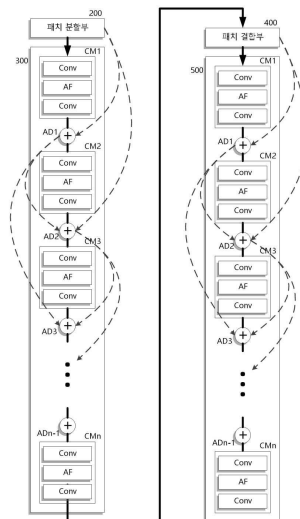
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법

(57) 요약

본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법은 인공 신경망 중 하나인 심층 잔여 네트워크를 수정한 수정 심층 잔여 네트워크를 이용하여, 디지털 유방 단층촬영합성 영상을 재구성함으로써, 번짐 현상의 로우 레벨 특징 및 하이 레벨 특징을 모두 효과적으로 제거할 수 있도록 한다. 특히 신속하게 번짐 현상을 저감할 수 있으며, 포아송 잡음에 취약하지 않고, 재구성된 디지털 유방 단층촬영합성 영상 내의 종양의 위치와 관계없이 종양의 검출능이 향상된다. 그러므로, 디지털 유방 단층촬영합성 영상을 제공할 수 있어, 유방암과 같은 병변을 조기에 정확하게 진단하고 치료할 수 있도록 한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

*G06T 5/003* (2013.01)

*G06T 5/50* (2013.01)

*G06T 2207/10112* (2013.01)

*G06T 2207/30068* (2013.01)

---

## 명세서

### 청구범위

#### 청구항 1

디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis: 이하 DBT) 영상을 인가받아 기설정된 크기의 다수의 패치 영상으로 분할하는 패치 분할부;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 패치 각각에서 번짐 현상을 제거하여 다수의 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 디블러링부;

상기 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성하는 패치 결합부; 및

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거하여 재구성 DBT 영상을 출력하는 디노이징부; 를 포함하고,

상기 디블러링부는

입력되는 영상의 특징을 추정하는 다수의 컨볼루션 모듈; 및

상기 다수의 컨볼루션 모듈 사이에 배치되어 이전 컨볼루션 모듈에서 출력되는 영상과 상기 다수의 컨볼루션 모듈 중 이전 기설정된 개수의 컨볼루션 모듈로 인가되는 입력 영상을 가산하여 다음 컨볼루션 모듈로 전달하는 다수의 가산기; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

#### 청구항 2

제1 항에 있어서, 상기 다수의 컨볼루션 모듈 각각은

입력되는 영상을 기설정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 다수의 컨볼루션 레이어; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

#### 청구항 3

제2 항에 있어서, 상기 다수의 컨볼루션 모듈 각각은

상기 다수의 컨볼루션 레이어 사이에 배치되어 상기 다수의 컨볼루션 레이어의 출력을 기설정된 함수로 필터링하는 다수의 활성화 함수; 를 더 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

#### 청구항 4

제3 항에 있어서, 상기 다수의 활성화 함수는

ReLU(Rectified Linear Unit) 함수로 구현되는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

#### 청구항 5

제1 항에 있어서, 상기 다수의 가산기 각각은

상기 다수의 가산기 중 이전 기설정된 가산기의 출력을 숏컷 연결로 인가받아, 상기 다수의 컨볼루션 모듈 중 대응하는 컨볼루션 모듈의 출력과 가산하여 다음 컨볼루션 모듈의 입력으로 전달하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

#### 청구항 6

제1 항에 있어서, 상기 디노이징부는

입력되는 영상의 특징을 추정하는 다수의 부가 컨볼루션 모듈; 및

상기 다수의 부가 컨볼루션 모듈 사이에 배치되어 이전 부가 컨볼루션 모듈에서 출력되는 영상과 상기 다수의 부가 컨볼루션 모듈 중 이전 기설정된 개수의 부가 컨볼루션 모듈로 인가되는 입력 영상을 가산하여 다음 부가

컨볼루션 모듈로 전달하는 다수의 가산기; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

## 청구항 7

제1 항에 있어서, 상기 디노이징부는

기지정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 다수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 신경망으로 구현되는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치.

## 청구항 8

디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis: 이하 DBT) 영상을 인가받아 기설정된 크기의 다수의 패치 영상으로 분할하는 단계;

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 패치 각각에서 번짐 현상을 제거하여 다수의 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 단계;

상기 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성하는 단계; 및

미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거하여 재구성 DBT 영상을 출력하는 단계; 를 포함하고,

상기 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 단계는

각각 입력되는 입력 영상에 대해 다수의 컨볼루션 연산을 수행하여 특징을 추정하여 특징 영상을 출력하는 단계; 및

상기 특징 영상을 출력하는 단계에서 출력되는 특징 영상과 이전 특징 영상을 추정하기 위해 입력되는 다수의 입력 영상을 가산하여, 다음 특징 영상을 추정하기 위한 입력 영상으로서 전달하는 단계; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 청구항 9

제8 항에 있어서, 상기 특징 영상을 출력하는 단계는

상기 입력 영상을 기지정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 단계; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 청구항 10

제9 항에 있어서, 상기 특징 영상을 출력하는 단계는

상기 컨볼루션 연산되어 출력되는 특징 영상을 기설정된 활성화 함수로 필터링하여 출력하는 단계; 를 더 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 청구항 11

제10 항에 있어서, 상기 활성화 함수는

ReLU(Rectified Linear Unit) 함수인 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 청구항 12

제8 항에 있어서, 상기 재구성 DBT 영상을 출력하는 단계는

각각 입력되는 입력 영상에 대해 다수의 컨볼루션 연산을 수행하여 특징을 추정하여 특징 영상을 출력하는 단계; 및

상기 특징 영상을 출력하는 단계에서 출력되는 특징 영상과 이전 특징 영상을 추정하기 위해 입력되는 다수의 입력 영상을 가산하여, 다음 특징 영상을 추정하기 위한 입력 영상으로서 전달하는 단계; 를 포함하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 청구항 13

제8 항에 있어서, 상기 재구성 DBT 영상을 출력하는 단계는

패턴 추정 방식이 학습된 컨볼루션 신경망(convolutional neural network: CNN) 기법을 이용하여, 상기 결합 DBT 영상을 인가받아 지정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법.

## 발명의 설명

### 기술 분야

[0001] 본 발명은 영상의 재구성 장치 및 방법에 관한 것으로, 특히 제한된 각도 범위에서 촬영되는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법에 관한 것이다.

### 배경 기술

[0002] 유방에 생긴 암세포로 이루어진 종괴를 의미하는 유방 선암 또는 유방암은 여성에게 중요한 의학적 문제이다. 이러한 유방암은 여성의 사망률을 높이는 주요 원인일 뿐만 아니라 장애, 심리적 충격 및 경제적 손실의 원인이 된다.

[0003] 기존의 유방암 진단은 주로 단일 방향에서 유방을 X선 촬영하는 유방 조영술(mammography)에 의해 수행되었다. 그러나 유방 조영술은 이차원의 영상으로 획득되어 관심영역의 종양이 정상조직과 겹쳐서 촬영된다. 따라서 유방암 조기 진단의 중요한 요소인 미세 석회화의 검출에 많은 어려움이 있다는 한계가 있다.

[0004] 이에 유방암을 조기에 발견할 수 있도록, 단일 방향에서 촬영하는 유방 조영술을 보완하여, 여러 각도에서 유방을 촬영하고 촬영된 단층 영상을 합성하여 진단 효과를 대폭 높인 디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis) 시스템이 개발되었다.

[0005] 디지털 유방 단층촬영합성 영상은 삼차원으로 영상을 복원하므로 유방 조직의 중첩 영역이 줄어, 종양을 유방조직과 용이하게 구분하여 확인할 수 있으므로 종양의 검출능이 높다.

[0006] 그러나 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 경우, 제한된 각도 범위에서 촬영되어 합성된다. 따라서 디지털 유방 단층촬영합성 영상은 합성 영상에 360도 전방향에서 회전하며 촬영한 후 촬영된 단층 영상을 합성하여 획득하는 유방 콘빔 단층촬영(Breast Cone-beam CT) 영상에 비해 각도 데이터 샘플링이 충분하게 수행되지 않는다. 이로 인해 일부 주파수 범위에서 데이터 누락이 발생하고, 누락된 데이터는 디지털 유방 단층촬영합성 영상 전체가 흐려지게 하는 번짐 현상(Blurring artifact, 아티팩트 확산 현상이라고도 함)을 발생시킨다. 디지털 유방 단층촬영합성 영상에 번짐 현상은, 디지털 유방 단층촬영합성 영상으로부터 병변을 정확하게 판별할 수 없게 하므로, 진단 정확성을 떨어뜨리는 요인이 된다.

[0007] 그러나 유방 콘빔 단층촬영(Breast Cone-beam CT)은 피험자가 대량의 방사선에 노출되는 문제가 있다. 따라서 제한된 각도 범위에서 촬영되는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 번짐 현상을 효과적으로 제거하는 알고리즘이 요구되고 있다.

## 선행기술문헌

### 특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 한국 공개 특허 제10-2016-0059346호 (2016.05.26 공개)

## 발명의 내용

### 해결하려는 과제

[0009] 본 발명의 목적은 제한된 각도 범위에서 촬영된 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 번짐 현상을 효과적으로 저감할 수 있는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

[0010] 본 발명의 다른 목적은 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 품질을 향상 시켜, 유방암과 같은 병변을 용이하게 검출할 수 있도록 하는 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법을 제공하는데 있다.

## 과제의 해결 수단

- [0011] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치는 디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis: 이하 DBT) 영상을 인가받아 기설정된 크기의 다수의 패치 영상으로 분할하는 패치 분할부; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 패치 각각에서 번짐 현상을 제거하여 다수의 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 디블러링부; 상기 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성하는 패치 결합부; 및 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거하여 재구성 DBT 영상을 출력하는 디노이징부; 를 포함한다.
- [0012] 여기서 디블러링부는 입력되는 영상의 특징을 추정하는 다수의 컨볼루션 모듈; 및 상기 다수의 컨볼루션 모듈 사이에 배치되어 이전 컨볼루션 모듈에서 출력되는 영상과 상기 다수의 컨볼루션 모듈 중 이전 기설정된 개수의 컨볼루션 모듈로 인가되는 입력 영상을 가산하여 다음 컨볼루션 모듈로 전달하는 다수의 가산기; 를 포함한다.
- [0013] 상기 다수의 컨볼루션 모듈 각각은 입력되는 영상을 기지정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 다수의 컨볼루션 레이어; 를 포함할 수 있다.
- [0014] 상기 다수의 컨볼루션 모듈 각각은 상기 다수의 컨볼루션 레이어 사이에 배치되어 상기 다수의 컨볼루션 레이어의 출력을 기설정된 함수로 필터링하는 다수의 활성화 함수; 를 더 포함할 수 있다.
- [0015] 상기 다수의 활성화 함수는 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수로 구현될 수 있다.
- [0016] 상기 다수의 가산기 각각은 상기 다수의 가산기 중 이전 기설정된 가산기의 출력을 숫자 연결로 인가받아, 상기 다수의 컨볼루션 모듈 중 대응하는 컨볼루션 모듈의 출력과 가산하여 다음 컨볼루션 모듈의 입력으로 전달할 수 있다.
- [0017] 상기 디노이징부는 입력되는 영상의 특징을 추정하는 다수의 부가 컨볼루션 모듈; 및 상기 다수의 부가 컨볼루션 모듈 사이에 배치되어 이전 부가 컨볼루션 모듈에서 출력되는 영상과 상기 다수의 부가 컨볼루션 모듈 중 이전 기설정된 개수의 부가 컨볼루션 모듈로 인가되는 입력 영상을 가산하여 다음 부가 컨볼루션 모듈로 전달하는 다수의 가산기; 를 포함할 수 있다.
- [0018] 상기 디노이징부는 기지정된 가중치를 갖는 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력하는 다수의 컨볼루션 레이어를 포함하는 컨볼루션 신경망으로 구현될 수 있다.
- [0019] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법은 디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis: 이하 DBT) 영상을 인가받아 기설정된 크기의 다수의 패치 영상으로 분할하는 단계; 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 다수의 패치 각각에서 번짐 현상을 제거하여 다수의 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 단계; 상기 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성하는 단계; 및 미리 학습된 패턴 추정 방식에 따라 상기 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거하여 재구성 DBT 영상을 출력하는 단계; 를 포함한다.
- [0020] 여기서 번짐 제거 패치 영상을 출력하는 단계는 각각 입력되는 입력 영상에 대해 다수의 컨볼루션 연산을 수행하여 특징을 추정하여 특징 영상을 출력하는 단계; 및 상기 특징 영상을 출력하는 단계에서 출력되는 특징 영상과 이전 특징 영상을 추정하기 위해 입력되는 다수의 입력 영상을 가산하여, 다음 특징 영상을 추정하기 위한 입력 영상으로서 전달하는 단계; 를 포함한다.

## 발명의 효과

- [0021] 따라서, 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법은 인공 신경망 중 하나인 심층 잔여 네트워크를 수정한 수정 심층 잔여 네트워크를 이용하여, 디지털 유방 단층촬영합성 영상을 재구성함으로써, 번짐 현상의 로우 레벨 특징 및 하이 레벨 특징을 모두 효과적으로 제거할 수 있다. 특히 신속하게 번짐 현상을 저감할 수 있으며, 포아송 잡음에 취약하지 않고, 재구성된 디지털 유방 단층촬영합성 영상 내의 종양의 위치와 관계없이 종양의 검출능이 향상된다. 그러므로, 디지털 유방 단층촬영합성 영상을 제공할 수 있어, 유방암과 같은 병변을 조기에 정확하게 진단하고 치료할 수 있도록 한다.

## 도면의 간단한 설명

- [0022] 도1 은 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치의 개략적 구성을 나타낸다.

도2 는 도1 의 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치의 상세 구성을 나타낸다.

도3 은 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법을 나타낸다.

도4 는 본 발명의 실시예에 따른 재구성된 DBT 영상의 성능을 설명하기 위한 도면이다.

### 발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0023] 본 발명과 본 발명의 동작상의 이점 및 본 발명의 실시에 의하여 달성되는 목적을 충분히 이해하기 위해서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시하는 첨부 도면 및 첨부 도면에 기재된 내용을 참조하여야만 한다.
- [0024] 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.
- [0025] 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 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.
- [0026] 디지털 유방 단층촬영합성(Digital Breast Tomosynthesis: 이하 DBT) 영상의 번짐 현상을 저감하기 위한 알고리즘은 기존에도 제안된 바 있다. 일례로 Total Variation regularization, Higher-order derivative-based models, curvelet-based sparse models와 같은 여러 방법이 제안되었다. 그러나 이러한 방법들은 번짐 제거에 오랜 시간을 소요할 뿐만 아니라, X-선 산란 인공음영과 빔 경화 인공음영 및 잡음이 심한 DBT 영상에 적용될 때 번짐 현상이 잘 저감되지 않는 한계가 있다.
- [0027] 또한 번짐 현상을 저감하기 위해 디콘볼루션 기반 방법들이 제안된 바 있으나, 디콘볼루션 기반 방법의 경우, 번짐 현상 저감 알고리즘을 수행하기 이전에 다른 영상 처리가 선행될 것을 요구하며 알고리즘 수행에 많은 계산 시간을 요구하는 단점이 있다.
- [0028] 도1 은 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치의 개략적 구성을 나타낸다.
- [0029] 도1 을 참조하면, 본 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치는 DBT 영상 획득부(100), 패치 분할부(200), 디블러링부(300), 패치 결합부(400) 및 디노이징부(500)를 포함한다.
- [0030] DBT 영상 획득부(100)는 번짐 현상이 제거되어야 하는 DBT 영상을 획득한다. DBT 영상 획득부(100)는 메모리 또는 통신 모듈 등으로 구현되어, DBT 영상이 미리 저장되거나, 외부의 장치로부터 DBT 영상을 획득할 수 있다. 그리고 획득된 DBT 영상을 패치 분할부(200)로 전달한다.
- [0031] 패치 분할부(200)는 DBT 영상 획득부(100)에서 전달되는 DBT 영상을 미리 지정된 크기의 다수의 패치(patch) 영상으로 분할한다.
- [0032] 패치 분할부(200)가 DBT 영상을 다수의 패치 영상으로 분할하는 것은 패치 영상 단위로 번짐 현상을 제거할 수 있도록 하여, 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치의 번짐 현상 제거 성능을 향상 시키고, 고속으로 번짐 현상을 제거할 수 있도록 하기 위해서이다.
- [0033] 특히 DBT 영상을 다수의 패치 영상으로 분할하는 경우, 인공 신경망으로 구현되는 디블러링부(300) 및 디노이징부(500)를 분할된 각 패치 영상 단위로 학습 시킬 수 있어, 적은 수의 학습용 DBT 영상으로도 용이하게 디블러링부(300) 및 디노이징부(500)를 학습시킬 수 있다는 장점이 있다.
- [0034] 일례로 패치 분할부(200)는 128 X 128 크기의 DBT 영상을 인가받아 64 X 64의 크기를 갖는 4개의 패치 영상으로 분할할 수 있다.
- [0035] 디블러링부(300)는 패치 분할부(200)로부터 다수의 패치 영상을 인가받고, 인가된 다수의 패치 영상을 미리 학습된 패턴 추정 기법에 따라 패턴 추정하여 번짐 현상을 제거한다.
- [0036] 디블러링부(300)는 미리 학습된 인공 신경망(Artificial Neural Network: ANN) 모델에 따라 구현되어, 인가된 패치 영상 각각에서 패턴을 추정하여 선명해지도록 재구성함으로써 번짐 현상을 제거한다. 즉 디블러링부(300)는 다수의 패치 영상 각각에서 번짐 현상을 제거하여 다수의 번짐 제거 패치 영상을 출력한다.

- [0037] 패치 결합부(400)는 디블러링부(300)에서 재구성되어 번짐 현상이 제거된 다수의 번짐 제거 패치 영상을 인가받아 결합한다. 패치 분할부(200)가 DBT 영상을 다수의 패치 영상을 분할한 것과 반대로, 패치 결합부(400)는 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여, 입력된 DBT 영상과 동일한 크기로 재구성한다.
- [0038] 상기한 예에 따르면, 패치 결합부(400)는 64 X 64의 크기를 갖는 4개의 번짐 제거 패치 영상을 인가받아 128 X 128 크기의 결합 DBT 영상으로 재구성한다.
- [0039] 이때 다수의 번짐 제거 패치 영상 각각이 디블러링부(300) 번짐 현상이 제거된 상태이므로, 패치 결합부(400)에서 결합된 결합 DBT 영상은 번짐 현상이 제거된 DBT 영상으로 볼 수 있다.
- [0040] 디노이징부(500)는 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거한다. 디노이징부(500)는 디블러링부(300)와 마찬가지로, 미리 학습된 인공 신경망(Artificial Neural Network: ANN) 모델에 따라 구현되어, 미리 학습된 패턴 추정 기법에 따라 패턴 추정하여 노이즈를 제거한다.
- [0041] 결합 DBT 영상을 구성하는 다수의 번짐 제거 패치 영상은 디블러링부(300)에서 독립적으로 번짐 현상이 제거되도록 재구성된 패치이다. 따라서 DBT 영상에서 다수의 번짐 제거 패치 영상의 가장자리, 즉 인접한 재구성 패치와의 경계 영역에서는 체커보드 아티팩트(Checkerboard Artifact)가 발생된다. 또한 획득된 DBT 영상 또는 다수의 번짐 제거 패치 영상에도 다양한 노이즈가 포함될 수 있다.
- [0042] 이에 디노이징부(500)는 학습된 패턴 추정 기법에 따라 결합 DBT 영상에 포함된 각종 노이즈를 제거한다.
- [0043] 이때 디블러링부(300)와 디노이징부(500)는 동일한 인공 신경망으로 구현될 수 있으나, 서로 다른 인공 신경망으로 구현될 수도 있다.
- [0044] 디노이징부(500)에서 노이즈가 제거된 결합 DBT 영상은 디블러링부(300)에서 이미 패치 영상 단위로 번짐 현상이 제거된 상태이므로 번짐 현상이 제거된 DBT 영상이다.
- [0045] 결과적으로 도1 에 도시된 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치는 DBT 영상의 번짐 현상을 제거하여 품질이 향상된 DBT 영상을 출력할 수 있다.
- [0046] 도2 는 도1 의 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치의 상세 구성을 나타낸다.
- [0047] 도1 을 참조하여 도2 의 구성을 설명하면, 패치 분할부(200)는 인가된 DBT 영상을 기지정된 크기를 갖는 다수의 패치 영상으로 분할하고, 분할된 다수의 패치 영상 각각을 디블러링부(300)로 전달한다.
- [0048] 디블러링부(300)는 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)과 가산기(AD1 ~ ADn-1)를 포함한다. 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 중 제1 컨볼루션 모듈(CM1)은 패치 분할부(200)에서 인가되는 패치 영상을 인가받아 컨볼루션 연산을 수행하며, 나머지 컨볼루션 모듈(CM2 ~ CMn)은 다수의 가산기(AD1 ~ ADn-1) 중 대응하는 가산기의 출력을 인가받아 컨볼루션 연산을 수행하여 출력한다.
- [0049] 여기서 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 각각은 다수의 컨볼루션 레이어(Conv)를 포함한다. 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)의 다수의 컨볼루션 레이어 중 제1 컨볼루션 레이어(Conv)는 패치 결합부(400)에서 인가되는 패치 영상 또는 대응하는 가산기의 출력을 인가받고, 기지정된 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력한다. 그리고 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)의 다수의 컨볼루션 레이어 중 나머지 컨볼루션 레이어(Conv) 각각은 동일한 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 내에서 이전 컨볼루션 레이어(Conv)의 출력을 인가받고, 기지정된 가중치 필터와 컨볼루션 연산하여 출력한다.
- [0050] 이때, 다수의 컨볼루션 레이어(Conv) 각각은 미리 수행된 학습에 의해 획득된 적어도 하나의 가중치를 갖는 가중치 필터가 지정될 수 있다. 여기서 다수의 컨볼루션 레이어(Conv) 각각에 대한 가중치 필터는 서로 다른 가중치를 가질 수 있다.
- [0051] 한편, 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)은 다수의 컨볼루션 레이어(Conv) 사이에 활성화 함수(AF)를 더 포함할 수 있다. 활성화 함수(AF)는 이전 컨볼루션 레이어(Conv)에서 출력되는 컨볼루션 연산 결과를 미리 지정된 함수로 필터링하여 출력한다. 활성화 함수(AF)는 일례로 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수로 구현될 수 있다.
- [0052] 도2 에서는 일례로 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)가 2개의 컨볼루션 레이어(Conv)와 하나의 활성화 함수(AF)를 포함하는 것으로 도시하였으나, 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)은 다수의 컨볼루션 레이어(Conv)와 다수의 활성화 함수(AF)를 포함하도록 구성될 수 있다. 이때 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 각각에 포함되는 컨볼루션 레이어(Conv)와 활성화 함수(AF)의 개수는 동일하다.

- [0053] 다수의 가산기(AD1 ~ AD-1)는 각각 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 중 대응하는 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)의 출력과 이전 복수개의 가산기의 출력을 인가받아 가산한다. 다시 말해, 다수의 가산기(AD1 ~ AD-1) 각각은 대응하는 컨볼루션 모듈의 출력과 입력 및 이전 복수개의 컨볼루션 모듈의 입력을 인가받아 가산하여 출력한다. 일례로 i번째 가산기(ADi)는 대응하는 i번째 컨볼루션 모듈(CMi)의 출력과 i-1번째 및 i-2번째 가산기(ADi-1, ADi-2)의 출력(i번째 및 i-1번째 컨볼루션 모듈(CMi, CMi-1)의 입력)을 인가받아 가산한다. 그리고 가산 결과를 i+1번째 컨볼루션 모듈(CMi+1)과 i+1번째 및 i+2번째 가산기(ADi+1, ADi+2)로 출력한다.
- [0054] 즉 다수의 가산기(AD1 ~ AD-1)는 다수의 숏컷 연결(Shortcut connection)을 이용하여 대응하는 컨볼루션 모듈의 출력과 이전 다수의 가산기의 출력을 인가받아 가산한다. 그리고 가산 결과는 이후 다른 가산기가 숏컷 연결을 통해 인가받도록 구성된다.
- [0055] 다수의 컨볼루션 레이어(Conv)를 컨볼루션 모듈(CM)로 그룹화하고, 각 컨볼루션 모듈(CM) 사이의 가산기(AD)가 숏컷 연결되는 인공 신경망 구조는 ResNet(Residual Network)로 제안된바 있다. 따라서 ResNet은 학습 시에 대응하는 컨볼루션 모듈(CMi) 이전의 인접한 컨볼루션 모듈(CMi-1)이 추출한 특성을 함께 고려하여 학습할 수 있으며, 이로 인해 신경망의 깊이가 매우 깊어진 경우에도, 패턴 추정 시에 왜곡을 발생하지 않으며, 우수한 성능을 나타낼 수 있다.
- [0056] 그러나 ResNet은 다수의 가산기 각각이 대응하는 컨볼루션 모듈의 출력 이외에 이전 하나의 가산기의 출력을 인가받도록 구성된다. 즉 하나의 숏컷 연결만을 구비한다. 그리고 하나의 컨볼루션 모듈(CMi)가 추출하는 특성은 제한된 수준의 로우 레벨 특성이다.
- [0057] 그에 비해, 본 실시예에서는 가산기(AD1 ~ AD-1) 각각이 다수의 숏컷 연결을 이용하여 대응하는 컨볼루션 모듈(CMi) 및 이전의 다수의 가산기(ADi-1, ADi-2, ...)의 출력을 인가받으므로, 하나의 컨볼루션 모듈(CMi)이 추출한 로우 레벨 특성뿐만 아니라, 연속하는 다수의 컨볼루션 모듈(CMi)이 추출한 하이 레벨 특성을 함께 고려하여 학습될 수 있다.
- [0058] 이는 DBT 영상과 같이 비교적 복잡한 영상에서 번짐 잡음을 효과적으로 제거할 수 있도록 한다. 즉 본 실시예에 따른 디블러링부(300)는 패턴의 로우 레벨 특성을 고려하여 패턴을 추정할 수 있는 ResNet을 수정하여 패턴의 로우 레벨 특성뿐만 아니라 하이 레벨 특성을 추정할 수 있도록 함으로써, 크게 향상된 성능으로 패턴을 추정하여 번짐 현상을 제거할 수 있다. 결과적으로 각 패턴의 번짐 현상 제거 성능을 크게 향상시킬 수 있다.
- [0059] 다만 디블러링부(300)의 제1 가산기(AD1)는 이전 컨볼루션 모듈 및 가산기가 존재하지 않으므로, 대응하는 제1 컨볼루션 모듈(CM1)의 입력과 출력만을 결합하여 출력할 수 있다. 여기서 제1 컨볼루션 모듈(CM1)의 입력은 패치 분할부(200)에서 출력되는 패치 영상이다.
- [0060] 패치 결합부(400)는 디블러링부(300)에서 번짐 현상이 제거된 다수의 번짐 제거패치 영상을 인가받아 누적하여 저장한다. 그리고 저장된 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성하여 디노이징부(500)로 출력한다.
- [0061] 디노이징부(500)는 디블러링부(300)와 유사하게 미리 학습된 인공 신경망으로 구현되어 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거할 수 있다. 도2에서는 일례로 디노이징부(500)가 디블러링부(300)와 유사하게 다수의 컨볼루션 모듈(CVM1 ~ CVMn)과 다수의 가산기(ADD1 ~ ADDn)를 포함하고, 다수의 가산기(ADD1 ~ ADDn)는 다수의 숏컷 연결을 갖는 수정된 ResNet을 이용하는 것으로 도시하였다. 즉 디노이징부(500)는 디블러링부(300)와 동일한 구조의 인공 신경망으로 구현될 수 있다. 다만 디노이징부(500)는 패치 영상을 인가받는 디블러링부(300)와 달리 크기가 큰 결합 DBT 영상을 인가받으므로, 각 컨볼루션 레이어(Conv)의 크기가 증가되어야 한다. 디블러링부(300)와의 구분을 위해 디노이징부(500)의 컨볼루션 모듈(CVM1 ~ CVMn)을 부가 컨볼루션 모듈이라 하고, 부가 가산기(ADD1 ~ ADDn)를 가산기라 할 수 있다.
- [0062] 도2의 예시에서는 디노이징부(500)가 디블러링부(300)와 유사한 구조를 가지므로, 디노이징부(500)의 상세 구성에 대한 설명은 생략한다.
- [0063] 그러나 디노이징부(500)는 결합 DBT 영상에서 노이즈를 제거하기 위한 구성이므로, 디블러링부(300)과 상이한 인공 신경망으로 구현될 수도 있다. 일례로 디노이징부(500)는 영상 인식, 음성 인식, 자연어 처리, 필기체 인식 등에 주로 이용되는 컨볼루션 신경망(Convolution Neural Network: CNN)으로 구현될 수 있다. 디노이징부(500)가 컨볼루션 신경망(CNN)으로 구현되는 경우, 디노이징부(500)는 컨볼루션 모듈(CM)로 구분되지 않는 다수의 컨볼루션 레이어(Conv)와 다수의 활성화 함수(AF)를 포함할 수 있다.

- [0064] 도3 은 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법을 나타낸다.
- [0065] 도1 및 도2 를 참조하여, 도3 의 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 방법을 설명하면, 우선 DBT 영상 획득부(100)가 DBT 영상을 획득한다(S10). 그리고 패치 분할부(200)가 DBT 영상 획득부(100)에서 획득한 DBT 영상을 인가받아 지정된 크기의 다수의 패치 영상으로 분할한다(S20).
- [0066] 디블러링부(300)는 패치 분할부(200)로부터 다수의 패치 영상을 인가받고, 인가된 다수의 패치 영상을 미리 학습된 패턴 추정 기법에 따라 패턴 추정하여 번짐 현상을 제거한다.
- [0067] 이때 디블러링부(300)는 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn)과 다수의 가산기(AD1 ~ ADn)를 포함하여 패턴을 추정하고, 추정된 패턴에 따라 각 패치 영상을 보정하여 번짐 현상을 제거한다. 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 각각은 포함된 다수의 컨볼루션 레이어를 이용하여 입력 영상 패턴의 로우 레벨 특징을 추출한다. 그리고 가산기(AD1 ~ ADn)는 다수의 컨볼루션 모듈(CM1 ~ CMn) 중 이전 기설정된 개수의 컨볼루션 모듈에 의해 추출된 특징을 누적 결합한다. 즉 이전 다수의 컨볼루션 모듈 각각에서 추출되는 로우 레벨 특징을 누적 결합하여 다음 컨볼루션 모듈이 하이 레벨 특징이 반영된 입력 영상으로부터 패턴 특징을 추출하여 보정할 수 있도록 한다.
- [0068] 그리고 번짐 현상이 제거된 다수의 번짐 제거 패치 영상은 패치 결합부(400)로 전달되고, 패치 결합부(400)는 전달된 다수의 번짐 제거 패치 영상을 결합하여 결합 DBT 영상을 생성한다(S40).
- [0069] 디노이징부(500)는 결합 DBT 영상을 인가받아, 미리 학습된 패턴 추정 기법에 따라 패턴 추정하여 체커보드 아티팩트 등의 노이즈를 제거한다(S50).
- [0070] 이때 디노이징부(500) 또한 디블러링부(300)와 유사하게 로우 레벨 및 하이 레벨 특징을 추출하여 보정할 수 있도록 디블러링부(300)와 동일하게 수정된 ResNet로 구성될 수 있다. 그러나 디노이징부(500)는 디블러링부(300)와 다르게 컨볼루션 신경망(CNN)등의 인공 신경망을 이용하여 구성될 수 있다.
- [0071] 결과적으로 본 발명의 실시예에 따른 디지털 유방 단층촬영합성 영상의 재구성 장치 및 방법은 신속하게 번짐 현상을 저감할 수 있다. 그리고 포아송 잡음과 같은 다양한 잡음이 포함된 DBT 영상에서도 용이하게 패턴을 추정하여 번짐 현상을 제거할 수 있어, 재구성된 DBT 영상 내의 종양의 위치와 관계없이 종양의 검출능이 향상된다.
- [0072] 표1 은 본 발명의 실시예에 따른 DBT 영상 재구성 장치 및 방법의 성능을 나타낸다.
- [0073] 표1 에서는 일반적인 DBT 영상과 본 실시예에 따른 DBT 영상의 구조적 유사 지수(SSIM: Structural SIMilarity Index), 최대 신호 대 잡음비(PSNR: Peak Signal-to-Noise Ratio) 및 평균제곱오차(MSE: mean square error)를 이용한 정량적인 평가를 통해 영상을 검증해보았다.

**표 1**

	DBT	Proposed Network
MSE	$3.862 \times 10^{-4}$	$7.508 \times 10^{-5}$
PSNR	34.17	41.30
SSIM	0.8637	0.9638

- [0074]
- [0075] 표1 에 나타난 바와 같이, 본 실시예에 따른 DBT 영상 재구성 장치 및 방법에 의해 재구성된 DBT 영상은 평균제곱오차(MSE)가 미소하게 증가하지만, 구조적 유사 지수(SSIM), 최대 신호 대 잡음비(PSNR)가 크게 향상되었음을 알 수 있다.
- [0076] 도4 는 본 발명의 실시예에 따른 재구성된 DBT 영상의 성능을 설명하기 위한 도면이다.
- [0077] 도4 에서 (a)는 DBT 영상에서 왼쪽에 병변이 존재하는 경우를 나타내고, (b)는 오른쪽에 병변이 존재하는 경우를 나타낸다. 그리고 (c)는 병변이 포함되지 않은 경우를 나타낸다.
- [0078] 그리고 (a) 내지 (c)에서 왼쪽 영상은 기준 영상이고, 가운데 영상은 일반적인 DBT 영상이며, 오른쪽 영상은 본

실시예에 따라 재구성된 DBT 영상을 나타낸다. 도4 에 나타난 바와 같이 가운데 일반적인 DBT 영상은 병변의 식별이 거의 불가능한 형태로 나타나지만, 오른쪽 영상에서는 병변의 식별이 가능함을 확인할 수 있다. 즉 중앙과 같은 병변을 용이하게 진단할 수 있도록 한다.

[0079] 본 발명에 따른 방법은 컴퓨터에서 실행 시키기 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.

[0080] 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.

[0081] 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

### 부호의 설명

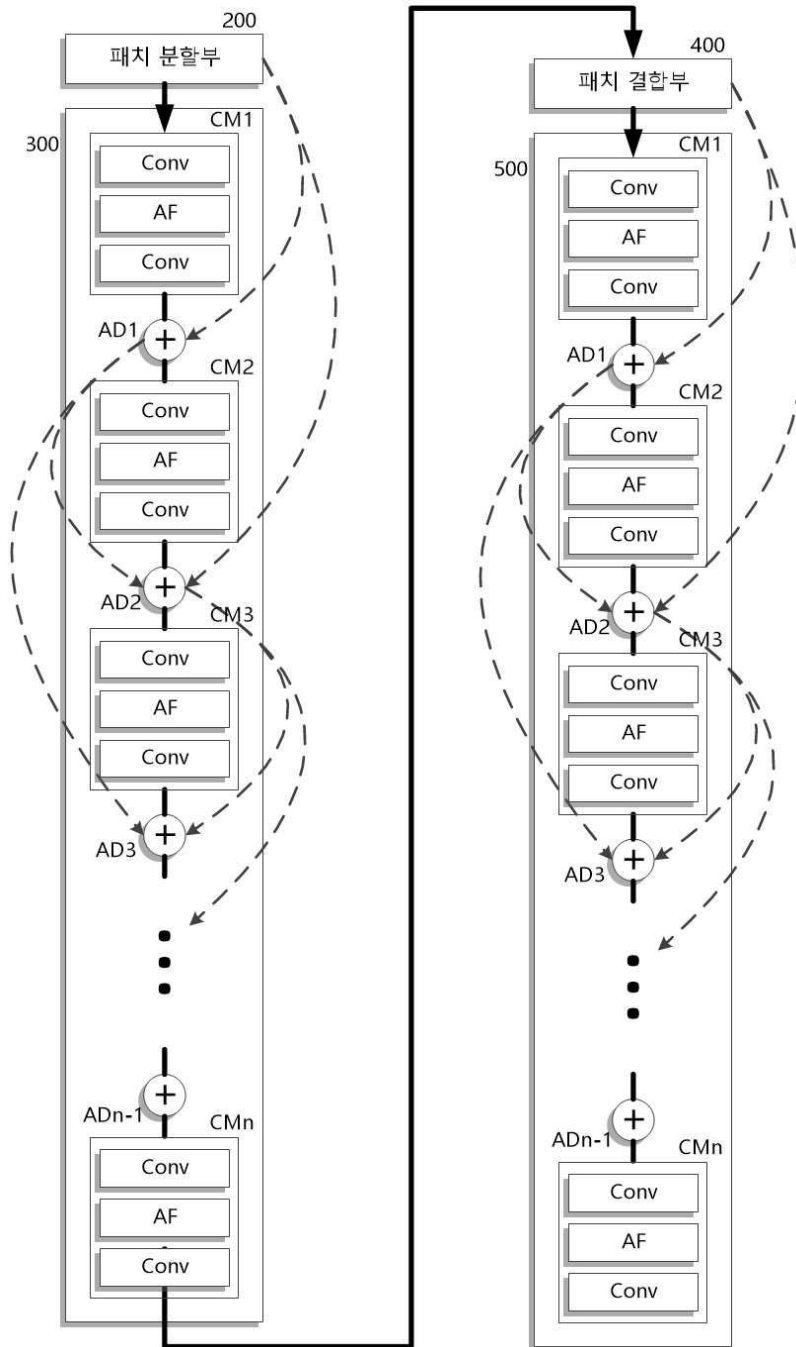
[0082] 100: DBT 영상 획득부 200: 패치 분할부  
300: 더블러링부 400: 패치 결합부  
500: 디노이징부 CM: 컨볼루션 모듈  
AD: 가산기 Conv: 컨볼루션 레이어  
AF: 활성화 함수

도면

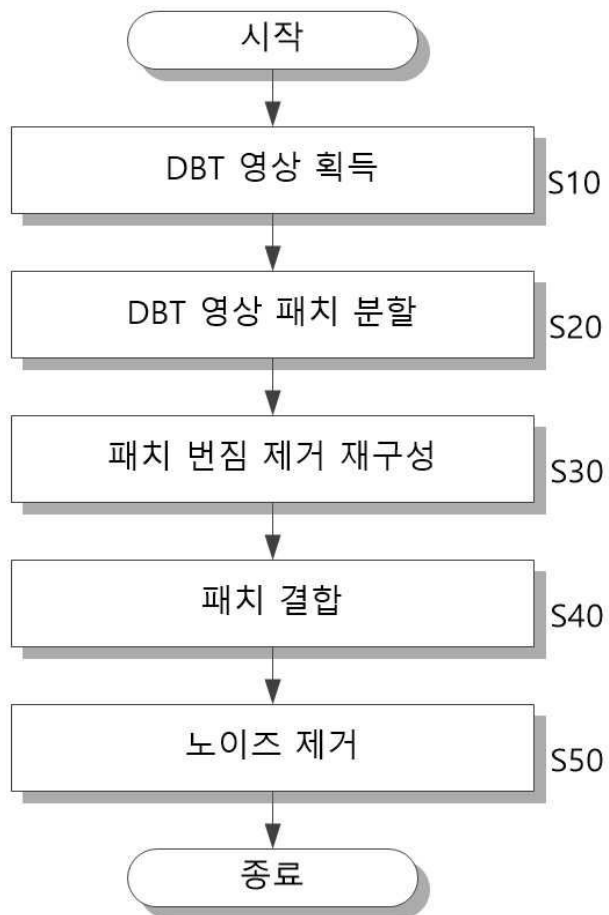
도면1



도면2



도면3



도면4

