(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0073156
(43) 공개일자 2022년06월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06T 11/00 (2006.01) *A61B 6/00* (2006.01)
A61B 6/03 (2006.01) *G06N 3/08* (2006.01)
(52) CPC특허분류
G06T 11/008 (2013.01)
A61B 6/032 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2020-0160978
(22) 출원일자 2020년11월26일
심사청구일자 2020년11월26일

(71) 출원인
건양대학교산학협력단
충청남도 논산시 대학로 121 (내동)
(72) 발명자
이승완
대전광역시 서구 만년로 45 초원아파트 108동 803호
임도빈
대전광역시 서구 관저동로99번길 46, 302호
(74) 대리인
특허법인도담

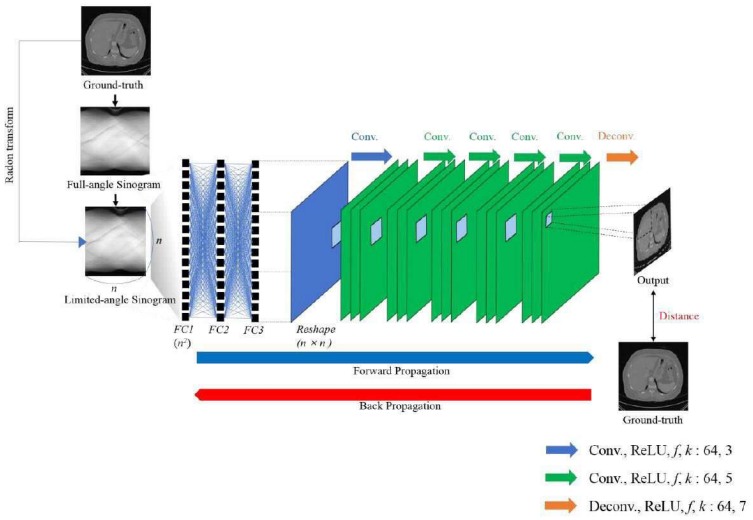
전체 청구항 수 : 총 4 항

(54) 발명의 명칭 **딥 러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템**

(57) 요 약

본 발명은 고화질의 원본 CT 영상 및 이를 통해 변환된 훈련용 사이노그램을 사용하여 딥 러닝 모델을 학습시키되 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력 영상 간의 차이가 최소화되도록 반복학습시켜 제한된 각도에서의 촬영된 영상의 재구성시 구조적 결손 및 왜곡을 감소시킬 수 있는 딥 러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템에 관한 것이다.

대 표 도 - 도2



(52) CPC특허분류
A61B 6/5211 (2013.01)
G06N 3/08 (2013.01)
G06T 2207/10081 (2013.01)
G06T 2207/20081 (2013.01)
G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711106312
과제번호	NRF-2019R1C1C1007833
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재
연구사업명	이공분야기초연구사업
연구과제명	초고속 영상유도 방사선 치료를 위한 딥러닝 기반 저선량 s-IGDT 영상화 기술 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	건양대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

전결합층과 컨볼루션층과 디컨볼루션층 순서를 갖는 레이어 구조 및 하이퍼파라미터를 설정함으로 입력된 사이노그램을 복원영상으로 재구성하는 딥 러닝 모델을 생성하는 학습모델생성부(110);

고화질의 원본 CT 영상으로 구성된 제1데이터세트를 활용하여 사이노그램으로 변환된 제2데이터세트를 생성하는 학습데이터생성부(120);

상기 제1데이터세트를 구성하는 원본 CT 영상 및 대응하는 제2데이터세트의 사이노그램을 생성된 딥 러닝 모델에 입력하고, 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력영상의 차이가 최소화되도록 딥러닝 모델을 훈련시키는 학습부(130);

딥 러닝 모델을 구성하는 각 레이어의 가중치 값을 최적화하는 최적화부(140); 로 이루어지는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 학습부(130)는,

입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력 영상의 차이가 최소화되도록 아래의 [수학식 1]의 손실함수를 통해 딥러닝 모델을 반복 훈련시키는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템.

[수학식 1]

$$MSE(G,I)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(I_i-G_i)^2$$

(G는 ground-truth 영상이며 I는 딥러닝 모델의 출력 영상이다. 또한, n은 훈련데이터의 개수)

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 학습모델생성부(110)는,

전결합층과 컨볼루션층은 활성화함수(activation function)로서 각각 Hyperbolic tangent(tahn)과 rectified linear unit(ReLU)를 사용하고,

최적화함수(optimizer)로 adaptive moment estimation(ADAM)을 사용하며,

학습률(learning rate)은 10^{-4}로 설정되는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템.

청구항 4

제1항에 있어서,

상기 학습모델생성부(110)는,

3개의 전결합층과 5개의 컨볼루션층 및 1개의 디컨볼루션층으로 구성하되,

첫 번째와 두 번째 컨볼루션층은 3×3 커널을 사용하였고, 세 번째부터 다섯 번째 컨볼루션층은 5×5 커널을 사용하며, 디컨볼루션층은 7×7 커널을 사용하는 것을 특징으로 하는 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 CT라고 불리는 컴퓨터 단층촬영상 재구성에 관한 것으로, 자세하게는 고화질의 원본 CT 영상 및 이를 통해 변환된 훈련용 사이노그램을 사용하여 딥 러닝 모델을 학습시키되 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력 영상 간의 차이가 최소화되도록 반복학습시켜 제한된 각도에서의 촬영된 영상의 재구성시 구조적 결손 및 왜곡을 감소시킬 수 있는 딥 러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography: CT)은 비침습적으로 고해상도 인체 단면 영상을 획득하여 뼈와 장기, 혈관 등 인체 내부 조직을 관찰하는데 유용한 의료영상 기법으로, X선 촬영장치가 회전하며 다양한 각도에서 촬영이 이루어지는 원통형의 기계 내에서 신체를 가로지르는 횡단면상을 효과적으로 획득할 수 있다.

[0003] 이러한 CT는 단순 X선 촬영에 비해 구조물이 겹쳐지는 것이 적어 구조물 및 병변을 좀 더 명확히 볼 수 있는 장점이 있어 대부분의 장기 및 질환의 정밀검사에서 폭넓게 사용되고 있으며, CT 영상의 품질은 병변의 정확한 진단을 위한 매우 중요한 요소임에 따라 CT 시스템의 발전과 함께 CT 영상의 품질을 향상시키기 위한 노력이 계속되고 있다.

[0004] 그러나 CT 영상의 품질을 향상은 다양한 각도에서 수백 회에 이르는 촬영을 수반하므로 고선량의 방사선 피폭을 야기하므로 최근 방사선 피폭에 대한 사회 인식을 고려하여, 고품질의 진단 이미지를 획득하기 위한 노력은 방사선량을 최소화하기 위한 노력을 수반하고 있다.

[0005] 이러한 노력의 일환으로 제한된 각도에서 촬영된 X선 영상을 재구성한 제한각도 CT에 대한 연구들이 이루어지고 있다.

[0006] 도 1은 FBP로 재구성된 제한각도 CT에서 발생한 아티팩트를 나타낸 예시도로서, Full-angle 촬영이 이루어진 Ground-truth 영상과 FBP(filtered back-projection)사용한 제한각도 CT 및 이들의 차이(ERROR)를 각각 나타내고 있다.

[0007] 제한각도 CT는 비교적 적은 방사선량으로 영상을 획득할 수 있지만 불충분한 데이터로 인해 FBP와 같은 기존의 재구성 알고리즘을 사용하여 재구성된 CT 영상은 도 1과 같이 심각한 구조적 정보 결손 및 왜곡을 유발할 수 있다.

[0008] 따라서 고품질의 제한 각도 CT 영상을 획득할 수 있는 효과적인 재구성 기술개발이 요구되고 있다.

[0009] 한편, 딥러닝 기술은 특정한 목적을 달성하기 위해 주어진 훈련 데이터 세트를 사용하여 스스로 학습하는 새로운 방식의 데이터 기반 컴퓨팅기술로서, 다양한 영상처리분야에서뛰어난 성능을 인정받고 있다 .

[0010] 그러나 딥러닝 모델이 바람직한 성능을 발휘하기 위해서는 충분히 많은 훈련 데이터 세트를 확보하는 것이 요구될 뿐 아니라, 딥러닝 모델이 목표로 하는 결과를 얻기 위해 적절한 훈련 데이터 세트를 구성하는 방법이 수반되어야만 한다.

[0011] 특히, 안정성 및 정확도가 중시되는 의료 영상에 딥러닝을 적용하기 위해서는 이러한 전제조건을 만족시키는 효과적인 딥러닝 모델의 개발이 더더욱 중요하다고 할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0012] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제10-2039472호(2019.10.28)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0013] 본 발명은 상기와 같은 요구에 따라 창출된 것으로, 본 발명의 목적은 고화질의 원본 CT 영상 및 이를 통해 변환된 훈련용 사이노그램을 쌍으로 하여 딥 러닝 모델을 학습시켜 제한된 각도에서의 사이노그램을 고화질로 재구성할 수 있도록 함으로 방사선 노출을 최소화하면서도 고품질의 CT 영상을 얻을 수 있는 딥 러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0014] 상기와 같은 목적을 위해 본 발명은 전결합층과 컨볼루션층과 디컨볼루션층 순서를 갖는 레이어 구조 및 하이퍼파라미터를 설정함으로 입력된 사이노그램을 복원영상으로 재구성하는 딥 러닝 모델을 생성하는 학습모델생성부; 고화질의 원본 CT 영상으로 구성된 제1데이터세트를 활용하여 사이노그램으로 변환된 제2데이터세트를 생성하는 학습데이터생성부; 상기 제1데이터세트를 구성하는 원본 CT 영상 및 대응하는 제2데이터세트의 사이노그램을 생성된 딥 러닝 모델에 입력하고, 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력영상의 차이가 최소화되도록 딥러닝 모델을 훈련시키는 학습부; 딥 러닝 모델을 구성하는 각 레이어의 가중치 값을 최적화하는 최적화부; 로 이루어지는 것을 특징으로 한다.

[0015] 이때 상기 학습부는, 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력 영상의 차이가 최소화되도록 아래의 [수학식 1]의 손실함수를 통해 딥러닝 모델을 반복 훈련시키는 것이 바람직하다.

[0016] [수학식 1]

[0017] $$MSE(G,I)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(I_i-G_i)^2$$

[0018] (G는 ground-truth 영상이며 I는 딥러닝 모델의 출력 영상이다. 또한, n은 훈련데이터의 개수)

[0019] 이때 상기 학습모델생성부는, 전결합층과 컨볼루션층은 활성화함수(activation function)로서 각각 Hyperbolic tangent(tahn)과 rectified linear unit(ReLU)를 사용하고, 최적화함수(optimizer)로 adaptive moment estimation(ADAM)을 사용하며, 학습률(learning rate)은 10^{-4}로 설정되는 것이 바람직하다.

[0020] 또한, 상기 학습모델생성부는, 3개의 전결합층과 5개의 컨볼루션층 및 1개의 디컨볼루션층으로 구성하되, 첫 번째와 두 번째 컨볼루션층은 3×3 커널을 사용하였고, 세 번째부터 다섯 번째 컨볼루션층은 5×5 커널을 사용하며, 디컨볼루션층은 7×7 커널을 사용하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

[0021] 본 발명을 통해 제한 각도 CT 영상을 통해 결손 및 왜곡이 감소된 고품질의 CT 영상을 얻을 수 있으며, 종래 고품질 CT 영상을 위해 불가피했던 방사선 피폭량도 크게 줄일 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 FBP로 재구성된 제한각도 CT에서 발생한 아티팩트를 나타낸 예시도,

도 2는 본 발명에 따른 제한각도 CT 영상 재구성을 위한 딥러닝 신경망의 구조를 나타낸 개념도,

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 구성 및 연결관계를 나타낸 블록도,

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 영상 재구성 과정을 나타낸 순서도,

도 5는 Ground-truth 영상대비 종래의 FBP 방식 및 본 발명이 적용된 영상을 비교한 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명 딥 러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 시스템의 구성을 구체적으로 설명한다.

[0024] 도 2는 본 발명에 따른 제한각도 CT 영상 재구성을 위한 딥러닝 신경망의 구조를 나타낸 개념도, 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 구성 및 연결관계를 나타낸 블록도, 도 4는 본 발명의 실시예에 따른 영상 재구성 과정을

나타낸 순서도이다.

[0025] 본 발명은 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성하여 전 방향(Full-degree)에서 촬영이 이루어진 원본 영상(Ground-truth)에 근접한 영상으로 종래 기술(FBP) 대비 구조적 결손 및 왜곡이 크게 감소된 영상을 얻을 수 있도록 첨부된 도 2와 같은 딥 러닝 모델 구조를 활용하게 되며, 다음과 같은 구성 및 단계를 통해 진행이 이루어진다.

[0026] 첫 번째 단계(S 110)는 딥 러닝 모델을 생성하는 단계로서, 학습모델생성부(110)를 통해 전결합층(fully connected layer; FC)과 컨볼루션층(convolution later; Conv)과 디컨볼루션층(deconvolution layer; Deconv) 순서를 갖는 레이어 구조 및 하이퍼파라미터를 설정함으로 입력된 사이노그램을 복원 영상으로 재구성하는 딥 러닝 모델을 생성한다.

[0027] 본 발명에서는 바람직한 실시예로 딥 러닝 모델의 레이어 구조를 3개의 전결합층과 5개의 컨볼루션층 및 1개의 디컨볼루션층으로 구성하였다.

[0028] 상기 전결합층은 인접하는 계층과의 뉴런이 모두 연결되는 레이어로서, 사이노그램은 재구성되는 영상에 대한 모든 정보들을 담고 있기 때문에 관련 데이터들을 온전히 학습에 사용하기 위해 전결합층을 이용하게 된다.

[0029] 즉 전결합층은 입력되는 영상 데이터의 모든 픽셀 넣어주고 데이터를 구성하는 각 픽셀의 정보를 다음 층으로 연결하며, 각 사이노그램 데이터가 출력영상을 구성하는 모든 픽셀에 정보를 전달하도록 하여 신호 도메인에서 이미지 도메인으로의 변환을 가능하게 한다.

[0030] 종래에는 이러한 전 결합층만 활용하거나 순서상 레이어 구조의 뒤쪽에 위치하게 되나 본 발명에서는 전결합층이 레이어 구조에서 앞쪽에 위치하는 것이 중요한 특징 중 하나이다.

[0031] 상기 컨볼루션층은 이미지의 핵심정보를 추출하는 역할로서 본 발명의 실시예에서는 512×512 픽셀단위의 이미지를 커널단위로 묶어 특징을 추출하면서 다음 층으로 전달하게 된다. 본 발명의 실시예에서 5개의 컨볼루션층 중 첫 번째와 두 번째 컨볼루션층은 3×3 커널을 사용하였고, 세 번째부터 다섯 번째 컨볼루션층은 5×5 커널을 사용하였다.

[0032] 상기 디컨볼루션층은 앞의 컨볼루션층을 통해 축소된 데이터를 펼치는 역할로 7×7 커널을 사용하였다.

[0033] 이때 상기 전결합층과 컨볼루션층은 활성화함수(activation function)로서 각각 Hyperbolic tangent(tahn)과 rectified linear unit(ReLU)를 사용하였다. 또한, 최적화함수(optimizer)로 adaptive moment estimation(ADAM)을 사용하였으며 학습률(learning rate)은 10^{-4}로 설정하였다.

[0034] 두 번째 단계(S 120)는 학습데이터를 생성하는 단계로서, 안정성이 특히 중시되는 의료영상에 딥 러닝 모델이 효과적으로 적용될 수 있도록 제한각도 CT 영상의 고품질 재구성을 위한 딥 러닝 모델의 훈련데이터세트를 생성하게 된다.

[0035] 이를 위해 학습데이터생성부(120)는 고화질의 원본 CT 영상으로 구성된 제1데이터세트를 활용하여 사이노그램으로 변환된 제2데이터세트를 생성하며, 훈련용 제1데이터세트를 입력받아 이를 라돈 변환 시뮬레이터를 적용하여 훈련용 제2데이터세트를 생성하게 된다.

[0036] 세 번째 단계(S 130)는 딥러닝 모델을 훈련시키는 단계로서, 상기 학습모델생성부(110)를 통해 생성된 딥 러닝 모델이 제한각도 사이노그램을 고화질로 재구성하는 기능을 갖도록 상기 학습데이터생성부(120)를 통해 생성된 제1데이터세트 및 제2데이터세트를 활용하여 훈련시키는 것이다.

[0037] 이를 위해 학습부(130)는 상기 제1데이터세트를 구성하는 원본 CT 영상(Ground-truth) 영상마다 이에 대응하는 제2데이터세트를 구성하는 제한각도 사이노그램을 쌍으로 상기 딥 러닝 모델의 입력으로 전달하고, 입력된 원본 CT 영상과 딥 러닝 모델의 출력 영상의 차이가 최소화되도록 아래의 [수학식 1]과 같은 손실함수를 통해 딥러닝 모델을 반복 훈련시킨다.

수학식 1

[0038] $$MSE(G,I)=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(I_i-G_i)^2$$

[0039] 여기서 G는 ground-truth 영상이며 I는 딥러닝 모델의 출력 영상이다. 또한, n은 훈련데이터의 개수이다.

[0040] 이때 최적화부(140)를 통해 상기 딥 러닝 모델을 구성하는 각 레이어의 가중치 값을 손실함수를 통한 오차를 기반으로 역전파과정(back-propagation)을 통해 최적화된다.

[0041] 도 5는 Ground-truth 영상대비 종래의 FBP 방식 및 본 발명이 적용된 영상을 비교한 도면으로, (a)는 모든 각도에서 촬영한 ground-truth 영상, (b)는 기존의 FBP 방식을 적용하여 재구성한 영상, (c)는 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 방식을 적용한 영상을 나타내고 있다.

[0042] 도 5와 같이 본 발명에 따른 딥러닝 기반의 제한각도 컴퓨터 단층촬영상 재구성 방식을 적용시 기존의 FBP 방식을 적용한 영상에 비해 구조적 결손 및 왜곡이 크게 감소한 것을 확인할 수 있다.

[0043] 본 발명의 권리는 위에서 설명된 실시예에 한정되지 않고 청구범위에 기재된 바에 의해 정의되며, 본 발명의 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 청구범위에 기재된 권리범위 내에서 다양한 변형과 개작을 할 수 있다는 것은 자명하다.

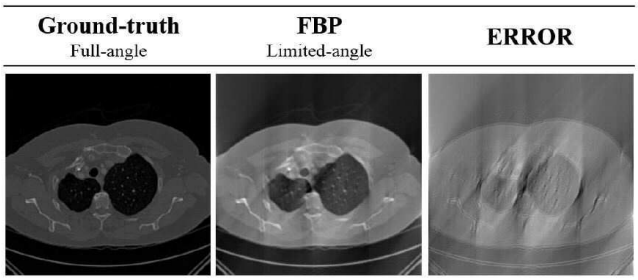
부호의 설명

[0044] 110: 학습모델생성부 120: 학습데이터생성부

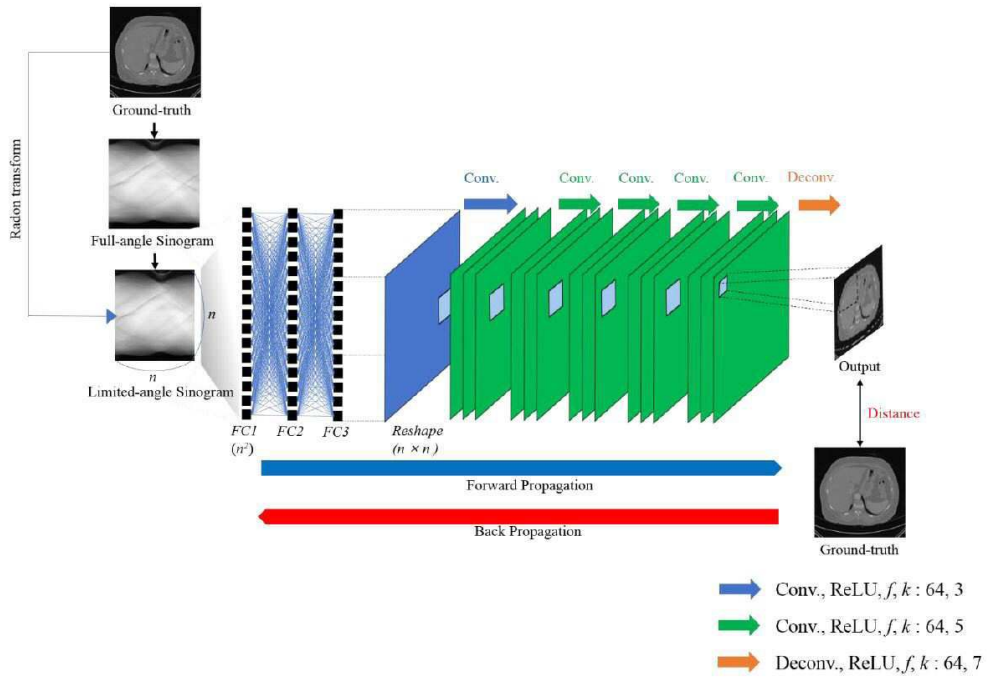
130: 학습부 140: 최적화부

도면

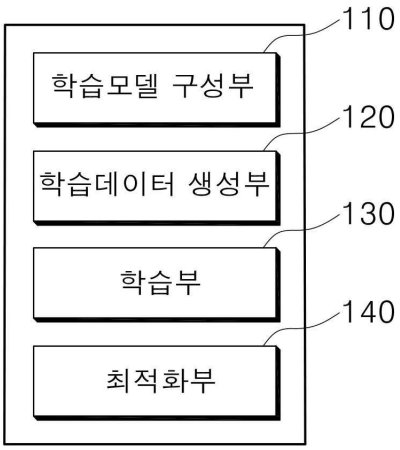
도면1



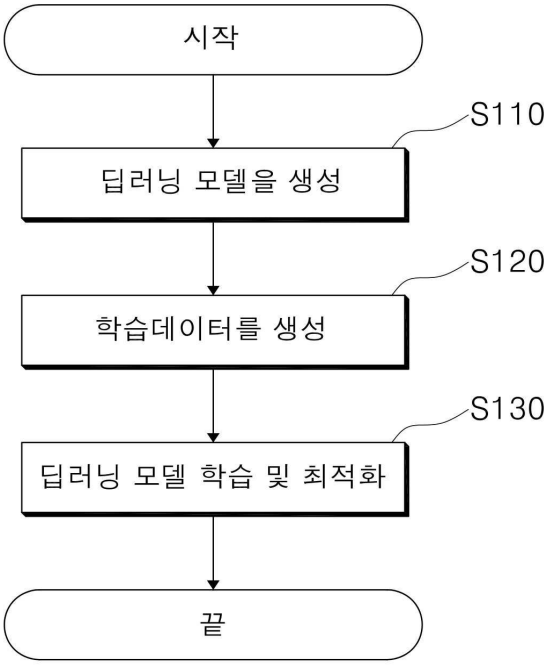
도면2


Ground-truth
Radon transform
Full-angle Sinogram
n
n
Limited-angle Sinogram
FC1
(n^2)
FC2
FC3
Reshape
($n \times n$)
Conv.
Conv.
Conv.
Conv.
Conv.
Deconv.
Output
Distance
Ground-truth
Forward Propagation
Back Propagation
Conv., ReLU, f, k : 64, 3
Conv., ReLU, f, k : 64, 5
Deconv., ReLU, f, k : 64, 7

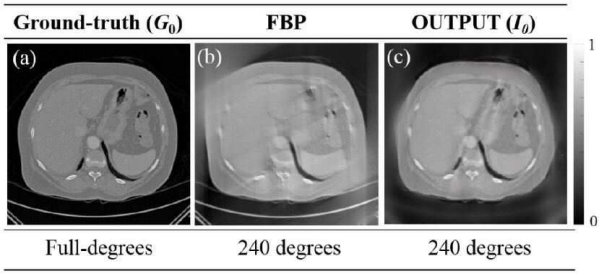
도면3


110
학습모델 구성부
120
학습데이터 생성부
130
학습부
140
최적화부

도면4


시작
S110
딥러닝 모델을 생성
S120
학습데이터를 생성
S130
딥러닝 모델 학습 및 최적화
끝

도면5


Ground-truth (G_0)
FBP
OUTPUT (I_0)
(a)
(b)
(c)
1
0
Full-degrees
240 degrees
240 degrees