



(19) 대한민국특허청(KR)

(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2021년02월17일

(11) 등록번호 10-2215805

(24) 등록일자 2021년02월09일

- (51) 국제특허분류(Int. Cl.)
A61B 6/00 (2006.01) **G06N 3/02** (2019.01)
G06T 1/00 (2006.01)
- (52) CPC특허분류
A61B 6/5205 (2013.01)
G06N 3/02 (2019.01)
- (21) 출원번호 10-2019-0010941
 (22) 출원일자 2019년01월29일
 심사청구일자 2019년01월29일
 (65) 공개번호 10-2019-0092299
 (43) 공개일자 2019년08월07일
 (30) 우선권주장
 1020180011579 2018년01월30일 대한민국(KR)
- (56) 선행기술조사문헌
 US20170337686 A1
 US20120257810 A1
 Maxim Gusarev 외 4명, Deep Learning Models for Bone Suppression in Chest Radiographs, 2017 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology(2017.08.23. 공개)*
 D, P 등, Lung segmentation on x-ray images with neural validation, 2017 IEEE, 2017.12.01.,
 *는 심사관에 의하여 인용된 문헌

- (73) 특허권자
 연세대학교 원주산학협력단
 강원도 원주시 흥업면 연세대길 1
- (72) 발명자
 김희중
 강원도 원주시 늘품로 199 반곡아이파크아파트 102동 304호
 이동훈
 강원도 원주시 흥업면 연세대길 1 연세대학교 원주캠퍼스 백운관 439호
- (74) 대리인
 민혜정

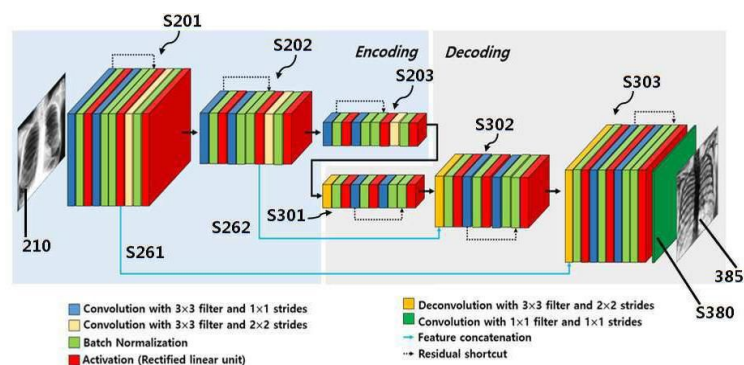
전체 청구항 수 : 총 27 항

심사관 : 유현석

(54) 발명의 명칭 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템

(57) 요약

본 발명은, 기존에 구현된 물질 분리 영상을 이용하여 일반 흉부 일반 촬영 영상과 물질 분리 영상 사이의 비선형적 관계를 인공신경망으로 설계하고, 설계된 인공신경망을 활용하여 일반 촬영 영상에서 물질 분리 영상을 획득함으로써 두번의 X-ray 조사없이 효과적으로 물질 분리된 흉부 촬영 영상을 획득 할 수가 있는, 딥러닝 기술을 (뒷면에 계속)

대표도

통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템에 관한 것이다.

본 발명의 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템은, 엑스선의 투과 및 흡수력으로 몸 안의 조직과 장기들의 구조를 출력한 영상인 일반 방사선 영상을 입력되는, 입력부; 일반 방사선 영상과 물질 분리 방사선 영상과의 관계에 대한 컨볼루션 인공신경망(convolutional neural networks, CNN)을 이용하여, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에 따른 물질 분리 방사선 영상을 출력하는 연산처리부; 연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상을 디스플레이하는, 출력부;를 포함하며, 연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상은, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 뼈만을 나타내는 뼈만의 방사선 영상이거나, 또는 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 연조직만을 나타내는 연조직만의 방사선 영상인 것을 특징으로 한다.

(52) CPC특허분류

G06T 1/0007 (2013.01)

G06T 2207/20084 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 NRF-2017M2A2A6A01070263

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 원자력연구개발사업

연구과제명 저 선량 디지털 흉부 단층영상 합성시스템 기술개발 및 영상화질과 환자선량 정량화

기 여 율 1/1

과제수행기관명 연세대학교 원주 산학협력단

연구기간 2017.09.21 ~ 2018.02.28

공지예외적용 : 있음

명세서

청구범위

청구항 1

엑스선의 투과 및 흡수력으로 몸 안의 조직과 장기들의 구조를 출력한 영상으로, 뼈와 연조직을 포함하는 영상인, 일반 방사선 영상이 입력되는, 입력부;

일반 방사선 영상과 물질 분리 방사선 영상과의 관계에 대한 컨볼루션 인공신경망(convolutional neural networks, CNN)을 이용하여, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에 따른 물질 분리 방사선 영상을 출력하는 연산처리부;

연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상을 디스플레이하는, 출력부;

를 포함하여 이루어진 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템에 있어서,

컨볼루션 인공신경망은 엔코딩 파트 및 디코딩 파트를 구비하며,

엔코딩 파트는, 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층으로 이루어지며,

디코딩 파트는, 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층으로 이루어진 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상은,

입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 뼈만을 나타내는 뼈만의 방사선 영상이거나, 또는 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 연조직만을 나타내는 연조직만의 방사선 영상인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 3

제1항에 있어서,

일반 방사선 영상과, 상기 일반 방사선 영상에서 이중 에너지(Dual-energy, DE) 방사선 영상화 기술에 의해 검출된 물질 분리 방사선 영상이, 쌍으로 이루어진, 훈련 데이터를 저장하고 있는 서버;

를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 4

제2항에 있어서,

연조직만의 방사선 영상은, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서, 뼈만의 방사선 영상을 차감한 영상인 것을 특징으로 하는 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 5

제3항에 있어서,

컨볼루션 인공신경망은, 연산처리부가, 서버의 훈련 데이터를 이용하여 트레이닝(훈련)시킨 인공신경망인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 6

제5항에 있어서,

연산처리부는 서버에 저장된 훈련 데이터의 데이터 확장을 행하여, 데이터 확장된 데이터를 서버의 훈련 데이터

에 추가하되,

데이터 확장은, 서버에 저장된 훈련 데이터의 일반 방사선 영상에서, 표준편차가, 0.2, 0.15, 0.1, 0.5 에서의 가우시안 노이즈(Gaussian noise)를 추가하고, 가우시안 노이즈가 추가된 영상을, 4방향(상하좌우)으로 이미지 회전(image rotation)을 행하고, 이렇게 이미지 회전된 이미지를 16개의 서로 다른 사이즈(크기)로 잘라서, 만들어진 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 7

제5항에 있어서,

콘볼루션 인공신경망의 모델은 의미론적 분할(Semantic Segmentation, 시맨틱 분할)을 위해 사용된 전층 콘볼루션 신경망(fully convolution network, FCN)을 기반으로 하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 8

제7항에 있어서,

엔코딩 파트에서 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층은, 1차 콘볼루션 층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 2차 콘볼루션층, 2차 배치 정규화층, 3차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 3차 콘볼루션층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 9

제8항에 있어서,

제1 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 입력부에 입력된 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

제2 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 제1 다운 샘플링층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

제3 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 제2 다운 샘플링 층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 10

제9항에 있어서,

제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층에서,

1차 배치 정규화층은 1차 콘볼루션층의 결과의 특성(Feature)을 배치 정규화를 행하는 층이며,

1차 활성화층은 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU(렘프함수)를 구하는 층이며,

2차 콘볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은 2차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은, 상기 1차 콘볼루션층에서 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)을 행함에 의해 얻어진 1차 콘볼루션층의 결과의 특성과, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성을 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 활성화층은, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

3차 콘볼루션층, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

4차 배치 정규화층은 3차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하여 출력하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 11

제8항에 있어서,

디코딩 파트에서 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층은, 디콘볼루션 층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 1차 콘볼루션층, 2차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 2차 콘볼루션층, 3차 배치 정규화층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 12

제11항에 있어서,

제3 업 샘플링층은, 4차 콘볼루션 층을 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 13

제12항에 있어서,

제1 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제3 다운 샘플링층에서 출력된 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며,

제2 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제1 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제2 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며,

제3 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제2 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제1 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디 콘볼루션을 행하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 14

제13항에 있어서,

제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층에서,

1차 배치 정규화층은, 디콘볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

1차 활성화층은, 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

1차 콘볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은 1차 콘볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 활성화층은, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

2차 콘볼루션층은, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

3차 배치 정규화층은, 2차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

4차 배치 정규화층은, 1차 콘볼루션층의 결과의 특성과, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며,

3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하고 출력하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 15

제14항에 있어서,

제3 업 샘플링층에서, 4차 컨볼루션 층은 3차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 1x1이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 16

제15항에 있어서,

제3 업 샘플링층의 4차 컨볼루션 층의 결과 특성이, 입력부에 입력된 일반 방사선 영상에 대한 물질 분리 방사선 영상인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 17

제16항에 있어서,

컨볼루션 인공신경망의 훈련(학습)인, 종단 간 매핑 기능의 훈련 시에, 컨볼루션 필터 및 바이어스를 포함하는 네트워크 파라미터 $\Theta = \{W_1, b_1, W_2, b_2 \dots\}$ 의 최적화를 필요하며,

예측영상(F)과, 실제의 물질분리 영상(Y)에 대한, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)(MAE)와 평균 이승 오차(Mean Square Error)(MSE)를 손실 함수로 적용하여 최적화 결과를 평가하되,

평균 절대 오차(MAE)와 평균 이승 오차(MSE)는

$$\begin{aligned} \text{MAE}(\theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \theta)\| \\ \text{MSE}(\theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \theta)\|^2 \end{aligned}$$

(단, N 은 총 일반 방사선 촬영 영상(chest radiography)의 개수를 말하고, Y_i 는 i 번째 물질분리영상이고, $F(X_i; \theta)$ 는 i 번째 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)에서 학습된 파라미터 θ 를 적용해 예측된 영상을 말함)

에 의해 구하여지는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템.

청구항 18

입력부로부터 엑스선의 투과 및 흡수력으로 몸 안의 조직과 장기들의 구조를 출력한 영상인 일반 방사선 영상을 연산처리부가 수신하는 입력단계;

연산처리부는, 일반 방사선 영상과 물질 분리 방사선 영상과의 관계에 대한 컨볼루션 인공신경망(convolutional neural networks, CNN)을 이용하여, 종단 간 매핑하여, 입력단계에서 수신된 일반 방사선 영상에 따른 물질 분리 방사선 영상을 출력하는 연산처리단계;

연산처리단계에서 출력된 물질 분리 방사선 영상을 출력부로 출력하는, 출력단계;

를 포함하여 이루어진 흉부 물질 분리 영상 획득 방법에 있어서,

컨볼루션 인공신경망은 엔코딩 파트 및 디코딩 파트를 구비하며,

엔코딩 파트는, 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층으로 이루어지며,

디코딩 파트는, 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층으로 이루어진 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 19

제18항에 있어서,

연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상은,

입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 뼈만을 나타내는 뼈만의 방사선 영상이거나, 또는 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 연조직만을 나타내는 연조직만의 방사선 영상인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영

상 획득 방법.

청구항 20

제19항에 있어서,

일반 방사선 영상과, 상기 일반 방사선 영상에서 이중 에너지(Dual-energy, DE) 방사선 영상화 기술에 의해 검출된 물질 분리 방사선 영상이, 쌍으로 이루어진, 훈련 데이터를 서버에 저장하고 있으며,

컨볼루션 인공신경망은, 연산처리가, 서버의 훈련 데이터를 이용하여 트레이닝(훈련)시킨 인공신경망인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 21

삭제

청구항 22

제20항에 있어서, 인공신경망에서,

제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층 및 제3 다운 샘플링층은, 1차 컨볼루션 층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 2차 컨볼루션층, 2차 배치 정규화층, 3차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 3차 컨볼루션층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함하며,

제1 다운 샘플링층의 1차 컨볼루션층은, 입력부에 입력된 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며,

제2 다운 샘플링층의 1차 컨볼루션층은, 제1 다운 샘플링층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며,

제3 다운 샘플링층의 1차 컨볼루션층은, 제2 다운 샘플링 층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 23

제22항에 있어서,

엔코딩 파트의 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층 및 제3 다운 샘플링층에서,

1차 배치 정규화층은 1차 컨볼루션층의 결과의 특성(Feature)을 배치 정규화를 행하는 층이며,

1차 활성화층은 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU(렘프함수)를 구하는 층이며,

2차 컨볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은 2차 컨볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은, 상기 1차 컨볼루션층에서 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)을 행함에 의해 얻어진 1차 컨볼루션층의 결과의 특성과, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성을 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 활성화층은, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

3차 컨볼루션층, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며,

4차 배치 정규화층은 3차 컨볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하여 출력하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 24

제23항에 있어서,

디코딩 파트의 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층 및 제3 업 샘플링층은, 디콘볼루션층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 1차 콘볼루션층, 2차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 2차 콘볼루션층, 3차 배치 정규화층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함하며,

제3 업 샘플링층은, 4차 콘볼루션층을 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 25

제24항에 있어서,

제1 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제3 다운 샘플링층에서 출력된 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며,

제2 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제1 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제2 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며,

제3 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제2 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제1 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 26

제25항에 있어서,

디코딩 파트의 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층 및 제3 업 샘플링층에서,

1차 배치 정규화층은, 디콘볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

1차 활성화층은, 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

1차 콘볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

2차 배치 정규화층은 1차 콘볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

2차 활성화층은, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며,

2차 콘볼루션층은, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며,

3차 배치 정규화층은, 2차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며,

4차 배치 정규화층은, 1차 콘볼루션층의 결과의 특성과, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며,

3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하고 출력하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 27

제25항에 있어서,

제3 업 샘플링층에서, 4차 콘볼루션층은 3차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 1x1이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층인 것을 특징으로 하는, 흉부 물질 분리 영상 획득 방법.

청구항 28

제18항 내지 제20항, 제22항 내지 제27 중 어느 한 항의 흉부 물질 분리 영상 획득 방법을 실행하는 컴퓨터 프로그램이 기록된 기록매체.

발명의 설명

기술 분야

- [0001] 본 발명은, 기존에 구현된 물질 분리 영상을 이용하여 일반 흉부 일반 촬영 영상과 물질 분리 영상 사이의 비선형적 관계를 인공신경망으로 설계하고, 설계된 인공신경망을 활용하여, 일반 촬영 영상에서 물질 분리 영상을 획득함으로써 두번의 X-ray 조사없이 효과적으로 물질 분리된 흉부 촬영 영상을 획득 할 수가 있는, 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템에 관한 것이다.

배경 기술

- [0002] 흉부 일반 촬영 영상에서는 갈비뼈와 폐의 중첩에 의해 폐 진단에 어려움이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 임상에서는 이중 에너지(Dual-energy, DE) X-ray 영상화 기술을 사용하여 뼈와, 연부조직을 분리한 물질 분리 영상을 획득 하곤 하였다.
- [0003] 기존의 이중에너지 통한 물질분리 기술은, 서로 다른 두 에너지 (Low, High) 스펙트럼을 가진 X-ray로 흉부를 조사하여 영상을 획득하고, 이때 사용된 두 에너지 스펙트럼을 고려한 물질 감약 계수 비를 계산하고, 계산된 물질감약계수 비를 가중하여 두 영상을 감산하여, 물질 분리 영상을 획득한다. 즉, 이중 에너지 X-ray 영상화 기술은 두번의 서로 다른 X-ray 조사가 필요하기 때문에 빠른 X-ray 조사를 위한 고 spec의 하드웨어(즉, 이중 노출(Double Exposure)을 위한 X-ray 하드웨어 시스템)가 필요하고 환자 선량이 높으며, 환자의 움직임에 매우 민감하다는 단점이 있다.
- [0004] 따라서, 두번의 X-ray 조사가 필요 없이, 기존의 흉부 일반촬영영상에서 효과적으로 물질 분리를 할 수 있는 기술이 요망된다.
- [0005] 선행기술로, 미국 특허출원 공개 US2009/0087070호는 프로젝션 엑스레이 이미지에 포함된 뼈 형상 물체의 개선된 시각화를 획득하기 위해 제공된 것으로, Bayesian Committee Machine (BCM)을 이용한다. 일반적으로 베이지안 망은 다수의 변수들 사이의 확률적 관계를 그래프 구조로 표현하는 모델로, BCM으로 방대한 데이터 속에서 보다 빠른시간내에 패턴을 발견해 내게 하는 것에는 무리가 있다.
- [0006] 그러므로 본 발명은 딥러닝(deep learning) 기술을 이용한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템을 제안한다.
- [0007] 일반적으로, 딥러닝은 컴퓨터가 방대한 데이터를 이용하여, 마치 사람처럼, 스스로 학습할 수 있게 하기 위해 인공 신경망(ANN: artificial neural network)을 기반으로 구축한 한 기계 학습 기술이다. 딥러닝은 사물이나 데이터를 군집화하거나 분류하는 데 사용하는 기술로, 수많은 데이터 속에서 패턴을 발견하여 인간이 사물을 구분하듯 컴퓨터가 데이터를 나눈다. 즉, 방대한 경우의 수를 탐색하여 가장 주도적인 관련성을 찾아낸다. 딥러닝 기술을 적용하면 사람이 모든 판단 기준을 정해주지 않아도 컴퓨터가 스스로 인지·추론·판단할 수 있게 된다.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0008] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는, 기존에 구현된 물질 분리 영상을 이용하여 일반 흉부 일반 촬영 영상과 물질 분리 영상 사이의 비선형적 관계를 컨볼루션 신경망 (CNN) 기반 인공신경망으로 설계하고, 설계된 인공신경망을 활용하여 일반 촬영 영상에서 물질 분리 영상을 획득함으로써 두번의 X-ray 조사없이 효과적으로 물질 분리된 흉부 촬영 영상을 획득 할 수가 있는, 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템을 제공하는 것이다.
- [0009] 본 발명이 이루고자 하는 다른 기술적 과제는, 딥러닝 구조의 입력층은 기존의 흉부 일반촬영 영상이고, 출력층은 이중에너지 뼈 영상이며, 입력층과 출력층 사이의 은닉층은 다층구조로 이루어지며, 다수의 은닉층을 가진 모델은 일반적인 흉부 방사선 영상을 물질 분리영상으로 변환되도록 학습된 모델로서, 일반촬영 영상에서 목적에 따라 뼈나 연부조직만을 선택적으로 영상화 할 수 있는, 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기 과제를 해결하기 위해, 본 발명의 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템은, 엑스선의 투과 및 흡수력으로 몸안의 조직과 장기들의 구조를 출력한 영상인 일반 방사선 영상을 입력되는, 입력부; 일반 방사선 영상과 물질 분리 방사선 영상과의 관계에 대한 콘볼루션 인공신경망(convolutional neural networks, CNN)을 이용하여, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에 따른 물질 분리 방사선 영상을 출력하는 연산처리부; 연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상을 디스플레이하는, 출력부;를 포함하여 이루어진다.
- [0011] 연산처리부에서 출력된 물질 분리 방사선 영상은, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 뼈만을 나타내는 뼈만의 방사선 영상이거나, 또는 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서 연조직만을 나타내는 연조직만의 방사선 영상이다.
- [0012] 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템은 일반 방사선 영상과, 상기 일반 방사선 영상에서 이중 에너지(Dual-energy, DE) 방사선 영상화 기술에 의해 검출된 물질 분리 방사선 영상이, 쌍으로 이루어진, 훈련 데이터를 저장하고 있는 서버;를 더 포함한다.
- [0013] 연조직만의 방사선 영상은, 입력부에서 입력된 일반 방사선 영상에서, 뼈만의 방사선 영상을 차감한 영상이다.
- [0014] 콘볼루션 인공신경망은, 연산처리부가, 서버의 훈련 데이터를 이용하여 트레이닝(훈련)시킨 인공신경망이다.
- [0015] 연산처리부는 서버에 저장된 훈련 데이터의 데이터 확장을 행하여, 데이터 확장된 데이터를 서버의 훈련 데이터에 추가하되, 데이터 확장은, 서버에 저장된 훈련 데이터의 일반 방사선 영상에서, 표준편차가, 0.2, 0.15, 0.1, 0.5 에서의 가우시안 노이즈(Gaussian noise)를 추가하고, 가우시안 노이즈가 추가된 영상을, 4방향(상하좌우)으로 이미지 회전(image rotation)을 행하고, 이렇게 이미지 회전된 이미지를 16개의 서로 다른 사이즈(크기)로 잘라서, 만들어진다.
- [0016] 콘볼루션 인공신경망의 모델은 의미론적 분할(Semantic Segmentation, 시맨틱 분할)을 위해 사용된 전층 콘볼루션 신경망(fully convolution network, FCN)을 기반으로 하며, 상기 모델은 엔코딩 파트 및 디코딩 파트를 구비한다.
- [0017] 엔코딩 파트는, 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층으로 이루어지며, 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층, 제3 다운 샘플링층은, 1차 콘볼루션층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 2차 콘볼루션층, 2차 배치 정규화층, 3차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 3차 콘볼루션층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함한다.
- [0018] 제1 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 입력부에 입력된 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며, 제2 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 제1 다운 샘플링층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며, 제3 다운 샘플링층의 1차 콘볼루션층은, 제2 다운 샘플링층의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행한다.
- [0019] 제1 다운 샘플링층, 제2 다운 샘플링층 및 제3 다운 샘플링층에서, 1차 배치 정규화층은 1차 콘볼루션층의 결과의 특성(Feature)을 배치 정규화를 행하는 층이며, 1차 활성화층은 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU(렘프함수)를 구하는 층이며, 2차 콘볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며, 2차 배치 정규화층은 2차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며, 2차 배치 정규화층은, 상기 1차 콘볼루션층에서 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)을 행함에 의해 얻어진 1차 콘볼루션층의 결과의 특성과, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성을 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며, 2차 활성화층은, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며, 3차 콘볼루션층, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 콘볼루션을 행하는 층이며, 4차 배치 정규화층은 3차 콘볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며, 3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하여 출력하는 층이다.
- [0020] 디코딩 파트는, 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층으로 이루어지며, 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층, 제3 업 샘플링층은, 디콘볼루션층, 1차 배치 정규화층, 1차 활성화층, 1차 콘볼루션층, 2차 배치 정규화층, 2차 활성화층, 2차 콘볼루션층, 3차 배치 정규화층, 4차 배치 정규화층, 3차 활성화층을 포함하며, 제3

업 샘플링층은, 4차 컨볼루션 층을 더 포함한다.

[0021] 제1 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제3 다운 샘플링층에서 출력된 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며, 제2 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제1 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제2 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이며, 제3 업 샘플링층의 디콘볼루션층은, 제2 업 샘플링층에서 출력된 결과의 특성과, 제1 다운 샘플링층의 2차 활성화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행하는 층이다.

[0022] 제1 업 샘플링층, 제2 업 샘플링층 및 제3 업 샘플링층에서, 1차 배치 정규화층은, 디콘볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며, 1차 활성화층은, 1차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며, 1차 컨볼루션층은 1차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며, 2차 배치 정규화층은 1차 컨볼루션층의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며, 2차 활성화층은, 2차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하는 층이며, 2차 컨볼루션층은, 2차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 3x3이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며, 3차 배치 정규화층은, 2차 컨볼루션 단계의 결과의 특성을 배치 정규화를 행하는 층이며, 4차 배치 정규화층은, 1차 컨볼루션층의 결과의 특성과, 3차 배치 정규화층의 결과의 특성을, 합산한 결과의 특성을, 배치 정규화를 행하는 층이며, 3차 활성화층은, 4차 배치 정규화층의 결과의 특성에서 ReLU를 구하고 출력하는 층이다.

[0023] 제3 업 샘플링층에서, 4차 컨볼루션 층은 3차 활성화층의 결과의 특성에서, 커널사이즈가 1x1이고, 스트라이드는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행하는 층이며, 제3 업 샘플링층의 4차 컨볼루션 층의 결과 특성이, 입력부에 입력된 일반 방사선 영상에 대한 물질 분리 방사선 영상이다.

[0024] 컨볼루션 인공신경망의 훈련(학습)인, 중단 간 매핑 기능의 훈련 시에, 컨볼루션 필터 및 바이어스를 포함하는 네트워크 파라미터 $\Theta = \{W_1, b_1, W_2, b_2, \dots\}$ 의 최적화를 필요하며, 예측영상(F)과, 실제의 물질분리 영상(Y)에 대한, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)(MAE)와 평균 이승 오차(Mean Square Error)(MSE)를 손실 함수로 적용하여 최적화 결과를 평가하되, 평균 절대 오차(MAE)와 평균 이승 오차(MSE)는

$$\begin{aligned} \text{MAE}(\Theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \Theta)\| \\ \text{MSE}(\Theta) &= \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \Theta)\|^2 \end{aligned}$$

[0025]

[0026] (단, N은 총 일반 방사선 촬영 영상(chest radiography)의 개수를 말하고, Y_i 는 i번째 물질분리영상이고, $F(X_i; \Theta)$ 는 i번째 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)에서 학습된 파라미터 Θ 를 적용해 예측된 영상을 말함)

[0027] 에 의해 구하여진다.

[0028] 본 발명의 흉부 물질 분리 영상 획득 방법을 실행하는 컴퓨터 프로그램 이 기록된 기록매체를 특징으로 한다.

발명의 효과

[0029] 본 발명의 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법에 따르면, 기존에 구현된 물질 분리 영상들을 이용하여 일반 흉부 일반 촬영 영상과 물질 분리 영상 사이의 비선형적 관계를 컨볼루션 신경망(CNN) 기반 인공신경망으로 설계하고, 설계된 인공신경망을 활용하여 일반 촬영 영상에서 물질 분리 영상을 획득함으로써 두 번의 X-ray 조사없이 효과적으로 물질 분리된 흉부 촬영 영상을 획득할 수가 있다.

[0030] 본 발명은, 딥러닝 구조의 입력층은 기존의 흉부 일반촬영 영상이고, 출력층은 이중에너지 뼈 영상이며, 입력층과 출력층 사이의 은닉층은 다층구조로 이루어지며, 다수의 은닉층을 가진 모델은 일반적인 흉부 방사선 영상을 물질 분리영상으로 변환되도록 학습된 모델로서, 일반촬영 영상에서 목적에 따라 뼈나 연부조직만을 선택적으로 영상화 할 수 있다.

[0031] 본 발명은, 종래의 이중 에너지 X-ray 영상화 기술과 같이, 두 번의 서로 다른 X-ray 조사를 필요로 하지 않으며, 고 spec의 하드웨어도 필요하지 않으며, 환자 선량을 줄이고, 환자에게 불편함을 주는 정도도 줄이며, 사용하기 간편하게 이루어진다. 또한, 본 발명은 딥러닝 방식을 이용하여 보다 짧은 시간동안 방대한 데이터 속에서

결과를 도출 가능하다.

[0032] 본 발명은 저선량 의료영상 구현에 적극 활용 될 진단영상 처리 기법이며, 또한 기존의 이중에너지 영상화 기법에 요구되는 빠른 관전압 변환없이 보급되어진 일반 촬영 영상장비에 바로 적용 가능하여 시장성이 우수하다.

도면의 간단한 설명

[0033] 도 1은 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템을 개략적으로 설명하기 위한 블록도이다.

도 2는 본 발명의 트레이닝 이미지의 일예 이다.

도 3은 데이터 확장 과정을 개략적으로 나타낸 설명도이다.

도 4는 본 발명의 모델에서 사용된 잔여 학습 과정의 개략도이다.

도 5는 본 발명의 전체 모델 구조를 설명하는 설명도이다.

도 6은 도 5의 전체 모델 구조에서 제1 다운 샘플링 단계를 설명하는 도면이다.

도 7은 도 5의 전체 모델 구조에서 제1 업 샘플링 단계를 설명하는 도면이다.

도 8은 평균 절대 오차 및 평균 제곱 오차를 이용한 손실 함수의 비교를 나타낸다.

도 9은 병변이 있는 흉부 영상에 본 발명의 가상 이중 에너지 딥 컨벌루션 신경망을 적용한 결과를 나타낸다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0034] 이하, 본 발명에 의한 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법 및 시스템을 첨부한 도면을 참조하여 상세히 설명한다.

[0035] 본 발명에서, 일반 방사선 영상(정상 방사선 영상)은, 엑스선의 투과 및 흡수력으로 몸 안의 조직과 장기들의 구조를 출력한 영상으로, 일반적으로 병원에서 촬영된 방사선 영상(화상)을 말한다. 즉, 일반 방사선 영상은 뼈와 연조직을 포함하는 영상이다.

[0036] 본 발명에서, 물질 분리 방사선 영상은 뼈만의 화상, 또는 연조직만의 화상으로 나타낸 영상을 말한다.

[0037] 본 발명에서, 이중 에너지 분리 영상(DE 영상)은 기존의 이중에너지(DE) 물질분리 기술에 의해 얻어진 물질 분리 방사선 영상을 말한다.

[0038] 도 1은 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 시스템을 개략적으로 설명하기 위한 블록도로, 컴퓨터 시스템(100), 서버(200)를 포함하여 이루어진다.

[0039] 컴퓨터 시스템(100)은 본 발명의 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법과 관련된 프로그램이 탑재된 장치로, 입력부(110)를 통해 입력된 일반 방사선 영상(정상 방사선 영상)에 대해, 뼈만의 영상 또는 연조직만의 영상을 출력부(160)를 통해 출력하기 위한 수단이다. 컴퓨터 시스템(100)은 일반적인 컴퓨터로, 입력부(110), 연산처리부(150), 출력부(160), 메모리부(170)을 포함한다.

[0040] 입력부(110)는 영상입력부(미도시), 키입력부(미도시) 등을 포함한다.

[0041] 영상입력부(미도시)는 사용자가 입력한 일반 방사선 영상을 수신하여 연산처리부(150)로 전송한다. 영상입력부(미도시)는 스캐너 등, 일반 방사선 영상을 입력하기 위한 수단이면 어느 것이나 상관없다.

[0042] 키입력부(미도시)는 본 발명의 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법과 관련된 프로그램을 구동하기 위한 키 등을 말한다.

[0043] 연산처리부(150)는 흉부 물질 분리 영상 획득 방법과 관련된 프로그램에 의해, 본 발명의 인공신경망, 즉, 가상 이중 에너지 딥 컨벌루션 신경망을, 서버(200)에 기 저장되어 있는 일반 방사선 영상과, 상기 일반 방사선 영상에 대응되는 물질 분리 방사선 영상에 의해 트레이닝(훈련)한다. 연산처리부(150)는 이렇게 훈련된 인공신경망에, 사용자가 입력한 일반 방사선 영상이 입력되면, 이에 대응되는 물질 분리 방사선 영상을 예측(추정)하여 출력한다. 여기서 연산처리부(150)는 컴퓨터일 수 있다.

[0044] 출력부(160)는 연산처리부(150)로부터 수신된 예측된 물질 분리 방사선 영상을 출력하기 위한 수단으로, 디스플레이부(미도시), 프린터(미도시) 등일 수 있다.

- [0045] 메모리부(170)는 흉부 물질 분리 영상 획득 방법과 관련된 프로그램을 저장하고 있으며, 훈련과정 또는 예측과정에서 발생하는 정보(데이터) 등을 임시저장하는 데 사용된다.
- [0046] 서버(200)는 훈련 데이터, 확장된 데이터, 또는 사용자에게 의해 입력된 일반 방사선 영상과, 이에 따라 얻어진 예측된 물질 분리 방사선 영상을 저장하고 있다.
- [0048] <훈련 데이터 세트 및 데이터 확장>
- [0049] 본 발명에서 사용되는 훈련 데이터는, 일반 방사선 영상과, 상기 일반 방사선 영상에 대응되는 물질 분리 방사선 영상을 이용하되, 상기 물질 분리 방사선 영상은 기존방식에 의해 행하여진 물질 분리 방사선 영상이다. 예를 들어, 훈련 데이터로, 공지된, 폐 영상 데이터베이스 컨소시엄 영상 수집 (LIDC-IDRI) (Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI))의 흉부 영상(Armato et al., 2011)을 이용할 수 있다. 이 데이터, 즉, LIDC-IDRI는 한 쌍의 정상 흉부 영상과, 뼈만의 이중 에너지 분리(DE) 흉부 영상으로 구성된다.
- [0050] 흉부 이미지 데이터베이스는 이중 에너지 기능을 가진 디지털 방사선 촬영(digital radiography) 장비 (RevolutionTM XR / d-XQ / i, GE healthcare, US)를 통해 수집된다. 조작자가, 이중 에너지 기능을 가진 디지털 방사선 촬영 장비에서, DE 기능을 선택하면, 뼈만의 영상, 연조직만의 영상 및 정상 영상을 포함하는 3 개의 영상(화상)이 생성된다.
- [0051] 해부학적 구조를 포함하는 정상적인 흉부 이미지가 심층 학습 모델의 입력 데이터로 사용된다. 뼈 전용 DE 흉부 이미지는 모델의 출력 데이터로 사용된다. 훈련 데이터에서, 입력 및 출력은 상응하는 관계를 갖는다. 두 이미지 모두 동일한 환자에 대한 정보를 포함한다. 시각화 된 해부학적 정보를 제외하고는 환자의 위치와 영상의 기하학적 구조(image geometry)도 동일해야 한다.
- [0052] 도 2은 본 발명의 트레이닝 이미지의 일예 이다.
- [0053] 도 2의 (a)는 입력 이미지로, 일반 방사선 영상(정상 방사선 영상)이다. 즉, 모든 해부학적 정보가 포함된 흉부 이미지이고, 도 2의 (b)는 출력 이미지로, 일반 방사선 영상(정상 방사선 영상)에서 얻어진 이중 에너지 분리 (DE) 영상이다. 입력 및 출력 이미지의 뼈 구조의 위치와 모양은 동일하며, 차이점은 도 2의 (b)에서는 뼈를 제외하고는 해부학적 구조의 이미지 정보가 출력 이미지에 없다는 것이다. 즉, 출력 이미지의 연조직 구성 요소가 제거되었다.
- [0054] 예를들어 모델 훈련을 위해 32쌍의 흉부 이미지를 사용하고, 제한된 훈련 데이터로 인해 모델이 초과 적용되지 않도록, 간단한 데이터 확장(data augmentation)를 수행할 수 있다.
- [0055] 도 3은 데이터 확장 과정을 개략적으로 나타낸 설명도이다.
- [0056] 도 3의 (a)는 모든 해부학적 정보가 포함된 흉부 이미지인 일반 방사선 영상(정상 방사선 영상)이다.
- [0057] 도 3의 (b)는 도 3의 (a)의 정상 방사선 영상에서 표준편차가, 0.2, 0.15, 0.1, 0.5 를 가지는 가우시안 노이즈 (Gaussian noise)를 추가한다.
- [0058] 도 3의 (c)는 도 3의 (b)의 가우시안 노이즈가 추가된 영상을, 4방향(상하좌우)으로 이미지 회전(image rotation)을 행한다,
- [0059] 도 3의 (d)는 도 3의 (c)의 이미지를 16개의 서로 다른 사이즈(크기)로 자른다.
- [0060] 데이터 확장 과정에서 원본 데이터의 32쌍이 256배 증가했으며, 이에 따라 최종 훈련 데이터 집합은 8,192 쌍이 된다.
- [0062] <가상 이중 에너지 딥 컨볼루션 신경망 (VDDCN)>
- [0063] 본 발명의 신경망(인공신경망, 네트워크)는 CNN (convolutional neural networks, 컨볼루션 신경망)을 사용한다. CNN은 인공 신경망의 한 예이며 실용적인 응용 분야, 특히 이미지 분석 분야에서 큰 성공을 거두고 있다. CNN은 선형 연산의 특수한 종류인 컨볼루션 (convolution, 합성곱)을 사용한다. 이 단순한 신경 네트워크는 적어도 하나의 계층에서 일반적인 행렬 곱셈 대신에 컨볼루션(convolution)을 수행한다. 따라서, 본 발명의 인공 신경망을 가상 이중 에너지 딥 컨볼루션 신경망이라 할 수 있다(네이버 지식백과 참조).
- [0064] 본 발명의 모델에서는 16개의 컨볼루션 계층(convolutional layer)이 포함된다. CNN의 공간 도메인 축소에 일반

적으로 사용되는 통합 계층(pooling layer, 풀링 계층) 대신에, 본 발명에서는 스트라이드(stride, 보폭)를 콘볼루션 계층에서 2x2로 설정하여 대체 접근법을 사용했다. 전체 모델 구조는 의미론적 분할(Semantic Segmentation, 시맨틱 분할)을 위해 사용된 전층 콘볼루션 신경망(fully convolution network, FCN)을 기반으로 한다. 상기 모델은 인코딩 구성부 및 디코딩 구성부를 구비한다. 인코딩 구성부는 전통적인 CNN으로 작동하며, 입력 이미지(영상)으로부터 점차 복잡해지는 특징의 계층 구조를 추출하도록 훈련시킨다. 낮은 해상도에서 높은 해상도로의 가상 뼈만의 이중 에너지 분리(DE) 흥부 영상의 점진적 재구성과, 특징의 변환이 디코딩 구성부에 의해 수행된다. 본 발명의 신경망의 최종 출력은 입력 이미지와 동일한 크기의 2D 이미지이다. 입력 이미지에 출력 이미지의 속성이 포함되도록 모델 교육을 수행하였다. 또한, 본 발명에서 예측 이미지의 품질을 향상시키고 모델에서 효과적인 훈련을 촉진하기 위해 여러 가지 기술을 사용했다. 예를 들어, 본 발명은 배치 정규화(batch normalization, 일괄 정규화), 잔여 학습(residual learning), 그리고 인코딩 및 디코딩 구성 요소 간의 직접 연결을 적용했다. 배치 정규화 계층은 콘볼루션 계층 바로 다음에 추가되었다. 잔여 학습(residual learning)은 열화 문제(degradation problem)를 해결하면서 훨씬 더 깊은 네트워크를 가능하게 하는 접근법으로 제안된다. 딥 러닝(deep learning, 심화학습)의 성과는 이 방법을 사용하여 크게 향상되는 것으로 나타났다. 잔여 학습은 콘볼루션 계층에 건너뛰기 연결(skip connection)을 추가하여 이루어졌다.

[0065] 도 4는 본 발명의 모델에서 사용된 잔여 학습 과정의 개략도이다.

[0066] 1차 콘볼루션 단계로, 입력 이미지를 수신하고(S110), 입력 이미지에서 콘볼루션을 연산한다(S115).

[0067] 여기서 Convolution의 과정은 커널(Kernel)이 이동하면서 이미지(Image) 성분과 내적 하는 과정이다. 즉, 콘볼루션(Convolution)은 기설정된 콘볼루션 커널을 이용하되, 이미지 패치를 입력 이미지(즉, 원본 이미지)로 부터 커널 사이즈 만큼 가져와서 이미지 패치와 콘볼루션 커널을 연산하되, 스트라이드(stride) 만큼 오른쪽으로 이동하면서 연산한다. 예를들어 원본 이미지가 100×100 사이즈 이고 3×3 크기 콘볼루션 커널을 행렬 곱 할때, 원본 이미지에서 커널과 곱할 부분을 떼어내게 되는데 이 떼어낸 것을 패치라고 한다. 하나의 연산의 합이 피쳐맵에서 하나의 픽셀에 사상된다. 피쳐맵의 하나의 픽셀이 계산되고 난 후에는 이미지 패치가 하나씩 오른쪽으로 이동하면서 새로운 패치가 정의되고 그 패치는 커널과 연산하여 새로운 픽셀이 계산되어진다.

[0068] 일반적으로, 딥러닝에서 학습을 한다는 의미는 최적의 커널(Kernel)을 찾는 과정이며, 목적함수에 대한 각각의 커널의 그라디언트(gradient)가 감소하는 추세로 커널의 값이 업데이트 된다.

[0069] 1차 배치 정규화(batch Norm)단계로, 1차 콘볼루션 단계의 결과를 배치 정규화를 행한다(S120).

[0070] 배치정규화는 활성화함수의 활성화값 또는 출력값을 정규화하는 작업으로, 신경망의 각 계층에서 데이터(배치)의 분포를 정규화하는 작업이다. 이는 일종의 노이즈를 추가하는 방법으로 이는 배치마다 정규화를 함으로써 전체 데이터에 대한 평균의 분산과 값이 달라질 수 있다. 학습을 할때마다 활성화값/출력값을 정규화하기 때문에 초기화(가중치 초기값) 문제에서 비교적 자유로워지며, 결과적으로 학습속도가 빠라지게 된다. 특히, 딥러닝에서 배치정규화(Batch normalization)는 오이입력(Input)의 통계적 변이성(statistical variation)을 줄여주는 역할을 한다. 배치정규화는 네이버 지식백과사전, 위키페디아 사전 등등에 공지되어있어 보다 상세한 설명은 생략한다.

[0071] 1차 ReLU(렘프함수) 연산단계로, 1차 배치 정규화단계의 결과에서 ReLU를 구한다(S125).

[0072] 일반적으로, ReLU는 입력값이 0보다 작으면 함수값이 0을 나타내고, 0보다 크면 $ax+b$ 와 같은 1차함수를 갖는 활성화함수를 나타낸다. 딥러닝 연산에서 a, b는 최적화해야하는 파라미터이다(Kernel 과 Bias). 최적화는 손실함수(loss function)에 대한 파라미터의 그라디언트(gradient)가 줄어드는 방향으로 최적화가 진행된다. 최적화 과정은 역전파 알고리즘(Back propagation algorithm)으로 각각의 파라미터의 그라디언트(Gradient)를 계산한 뒤, 경사하강법(Gradient decent) 알고리즘을 통해 최적화되는 방법을 사용할 수 있다.

[0073] 일반적으로, ReLU는 0에서 함수값이 꺾이기 때문에 힌지함수라고하기도 하고 경사를 갖는 모양이어서 렘프함수라고도 한다. 특히, ReLU는 활성화 함수(Activation function) 중 하나로 딥러닝 연산에서 비선형성(Non-linearity)을 부가해주는 기능을 하며, ReLU는 대표적인 활성화 함수로 콘볼루션 신경망(CNN)에서 가장 많이 쓰이는 함수이다. 예를들어 ReLU 연산 과정은 다음과 같을 수 있다.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)][c(x, y)][s(x, y)]$$

[0074]

- [0075] 단, x 는 입력으로, 1차 배치 정규화단계의 결과일 수 있다.
- [0076] 2차 컨볼루션 단계로, 1차 ReLU 연산단계의 결과를 이용하여 컨볼루션을 연산한다(S130).
- [0077] 2차 배치 정규화(batch Norm)단계로, 2차 컨볼루션 단계의 결과를 배치 정규화를 행한다(S135).
- [0078] 합산단계로, 입력 이미지로부터 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)를 행한 것(S140)과, 2차 배치 정규화(batch Norm)단계의 결과를 합산한다(S150).
- [0079] 여기서 건너뛰기(skip connection, shortcut connection)는 어떤 계층(layer)에는 활성화(activation)를 하기도 하고 또 다른 더 깊은 계층(layer)에 또한 연결(feed)이 되도록 하는 기법으로, 공지된 것으로, 여기서, 상세한 설명은 생략한다.
- [0080] 3차 배치 정규화(batch Norm)단계로, 합산단계의 결과를 배치 정규화를 행한다(S155).
- [0081] 2차 ReLU(렘프함수) 연산단계로, 3차 배치 정규화단계의 결과에서 ReLU를 구하고, 출력한다(S160).
- [0082] ReLU는 입력값이 0보다 작으면 함수값이 0을 나타내고, 0보다 크면 $ax+b$ 와 같은 1차함수를 갖는 활성화함수를 나타내며, 딥러닝 연산에서 a , b 는 최적화해야 하는 파라미터로, 최적화는 손실함수에 대한 파라미터의 그라디언트(gradient)가 줄어드는 방향으로 최적화가 진행된다. 최적화 과정은 역전파 알고리즘(Back propagation algorithm)으로 각각의 파라미터의 그라디언트(Gradient)를 계산한 뒤, 경사하강법(Gradient decent) 알고리즘을 통해 최적화되는 방법을 사용할 수 있다.
- [0083] 도 5는 본 발명의 딥러닝 기술을 통한 흉부 물질 분리 영상 획득 방법을 적용한 인공지능망의 전체 모델 구조를 개략적으로 설명하는 설명도이고, 도 6은 도 5의 전체 모델 구조에서 제1 다운 샘플링 단계를 설명하는 도면이며, 도 7은 도 5의 전체 모델 구조에서 제1 업 샘플링 단계를 설명하는 도면이다.
- [0084] 본 발명의 딥러닝 모델은 U-net에 기반한 모델을 사용하고 있다.
- [0085] 도 5의 모델은, 3개의 다운 샘플링 단계(층), 즉, 제1 다운 샘플링 단계(층)(S201), 제2 다운 샘플링 단계(층)(S202), 제3 다운 샘플링 단계(층)(S203)를 가진 엔코딩 파트(엔코딩 구성부)와, 3개의 업 샘플링 단계(층), 즉, 제1 업 샘플링 단계(S204), 제2 업 샘플링 단계(S205), 제3 업 샘플링 단계(S206)를 가진 디코딩 파트(디코딩 구성부)로 이루어진다.
- [0086] 엔코딩 파트는 입력 이미지로부터 점차 복잡해지는 특징의 계층 구조를 추출하도록 훈련시키는 수단이며, 디코딩 파트는 해상도가 점차 높아짐에 따른 물질 분리 방사선 영상을 재 구성하는 수단이다.
- [0087] 제1 내지 제3 다운 샘플링 단계(S201, S202, S203)는 같은 구조를 구비하며, 이들은 엔코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215), 엔코딩 파트의 1차 배치 정규화 단계(층)(S220), 엔코딩 파트의 1차 ReLU(렘프함수) 연산단계(또는 1차 활성화단계라 함)(S225), 엔코딩 파트의 2차 컨볼루션 단계(S230), 엔코딩 파트의 2차 배치 정규화 단계(S235), 엔코딩 파트의 3차 배치 정규화단계(S255), 엔코딩 파트의 2차 ReLU(렘프함수) 연산단계(또는 2차 활성화단계라 함)(S260), 엔코딩 파트의 3차 컨볼루션 단계(층)(S265), 엔코딩 파트의 4차 배치 정규화 단계(층)(S270), 엔코딩 파트의 3차 ReLU(렘프함수) 연산단계(또는 3차 활성화단계라 함)(S275)를 포함한다.
- [0088] 엔코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215)는 입력 영상에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.
- [0089] 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 경우, 상기 입력영상은, 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상(210)으로, 즉, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 엔코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215)는, 입력된 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상(210)에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.
- [0090] 제2 다운 샘플링 단계(층)(S202)의 경우, 상기 입력영상은, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 출력(즉, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 엔코딩 파트의 3차 ReLU(렘프함수) 연산단계(또는 3차 활성화단계라 함)(S275)의 결과 특성)으로, 즉, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215)는, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.
- [0091] 제3 다운 샘플링 단계(S203)의 경우, 상기 입력영상은, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 출력(즉, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 3차 ReLU(렘프함수) 연산단계(또는 3차 활성화단계라 함)(S275)의 결과 특성)으로

로, 즉, 제3 다운 샘플링 단계(S201)의 인코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215)는, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 결과의 특성에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.

- [0092] 인코딩 파트의 1차 배치 정규화 단계(S220)는 인코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계의 결과(즉, 특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0093] 인코딩 파트의 1차 ReLU 연산단계(1차 활성화단계)(S225)는 인코딩 파트의 1차 배치 정규화단계의 결과(특성)에서 ReLU(램프함수)를 구한다.
- [0094] 인코딩 파트의 2차 컨볼루션 단계(S230)는 인코딩 파트의 1차 ReLU 연산단계의 결과(특성, Feature)에서, 커널 사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.
- [0095] 인코딩 파트의 2차 배치 정규화 단계(S235)는 인코딩 파트의 2차 컨볼루션 단계의 결과(특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0096] 그 다음은 인코딩 파트의 합산단계로, 인코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S115)에서 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)(S240)을 행하여, 인코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S115)의 결과와, 인코딩 파트의 2차 배치 정규화(batch Norm)단계의 결과를 합산한다. 그 후, 인코딩 파트의 3차 배치 정규화단계(S155)로 간다.
- [0097] 이를 수식으로 나타내면, 다음과 같다.
- [0098] $H1 = \text{Conv}(\text{input})$
- [0099] $H2 = \text{Conv}(H1)$
- [0100] $H3 = H1+H2$
- [0101] $\text{Activation}(\text{Batchnorm}(H3))$
- [0102] 인코딩 파트의 3차 배치 정규화단계(S255)는 합산단계의 결과(특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0103] 인코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)는 인코딩 파트의 3차 배치 정규화단계의 결과(특성, Feature)에서 ReLU를 구하고, 출력한다. 이때, 제1 다운 샘플링 단계(층)(S201)일 경우는, 건너뛰기(S261)에 의해 상기 출력이 디코딩 파트의 제3 업 샘플링 단계(S206)로 전달되고, 제2 다운 샘플링 단계(층)(S202)일 경우는, 건너뛰기(S262)에 의해 상기 출력이 디코딩 파트의 제2 업 샘플링 단계(S205)로 전달된다.
- [0104] 인코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S215)에서부터 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)까지는 도 4와 같고 할 수 있다. 그러나, 도 5에서는 추가적으로 3차 컨볼루션 단계(층)(S165), 4차 배치 정규화 단계(층)(S170), 3차 ReLU(램프함수) 연산단계(또는 3차 활성화단계라 함)(S175)를 더 포함한다.
- [0105] 인코딩 파트의 3차 컨볼루션 단계(S265)는, 인코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계의 결과(특성, Feature)에서, 커널 사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 2x2로 하여, 컨볼루션을 행한다. 이전 특성(feature), 즉, 인코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계의 결과의 사이즈를 1/4로 줄이는 역할을 한다. 다시말해, 폭(Width)이 0.5배, 높이(Height)가 0.5배로 줄어든다.
- [0106] 인코딩 파트의 4차 배치 정규화 단계(S1270)는 3차 컨볼루션 단계의 결과(특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0107] 인코딩 파트의 3차 ReLU(램프함수) 연산단계(3차 활성화단계)(S175)는, 인코딩 파트의 4차 배치 정규화단계의 결과에서 ReLU를 구하고, 출력한다. 이때, 제1 다운 샘플링 단계(S201)일 경우는, 상기 출력이 제2 다운 샘플링 단계(S202)로 출력되고, 제2 다운 샘플링 단계(S202)일 경우는, 상기 출력이 제3 다운 샘플링 단계(S203)로 출력되고, 제3 다운 샘플링 단계(S201)일 경우는, 상기 출력이 디코딩 파트의 제1 업 샘플링 단계(S204)로 전달된다.
- [0108] 본 발명에서 배치 정규화(Batchnormalization) 단계들을 사용한 이유는 여러장의 흉부 방사선 영상(Chest radiography)을 학습에 사용하기 때문에 각각의 데이터에서 발생하는 픽셀값들의 통계적 변이(Statistical variation)를 줄이기 위해 사용되었다.
- [0109] 활성화 함수(Activation funtion)는 딥러닝 구조에서 비선형성(Non-linearlity)를 부여해주는 기능을 하며, 최근의 딥러닝 모델에서 Relu 활성화 함수(activation function)가 경험적으로 가장 우수한 함수로 알려져 가장

많이 활용되고 있기 때문에 본 발명에서는 ReLu 활성화 함수를 활성화 함수로서 사용했다.

- [0110] 엔코딩 파트의 제1 내지 제3 다운 샘플링 단계(S201, S202, S203)의 각 단계에서 동일한 함수들이 반복되는 공통점을 가지고 있지만, 엔코딩 파트의 3차 콘볼루션 단계에서 스트라이드(stride)를 2x2로 함에 의해 특성(feature)의 사이즈가 감소한 차이점을 가지고 있다. 특성(Feature)의 크기가 줄어들므로써, 입력(Input) 영상에서 가장 중요하다고 판단되는 영상정보만 추출되게 된다.
- [0111] 디코딩 파트는 제1 업 샘플링 단계(S301) 내지 제3 업 샘플링 단계(S303)를 구비하며, 제1 업 샘플링 단계(S301)와 제2 업 샘플링 단계(S302)는 그 구조가 동일하다.
- [0112] 제1 업 샘플링 단계(S301)와 제2 업 샘플링 단계(S302)는 디코딩 파트의 디 콘볼루션 단계(층)(S315), 디코딩 파트의 1차 배치 정규화 단계(층)(S320), 디코딩 파트의 1차 ReLU(램프함수) 연산단계(또는 1차 활성화단계라 함)(S325), 디코딩 파트의 1차 콘볼루션 단계(S330), 디코딩 파트의 2차 배치 정규화 단계(S335), 디코딩 파트의 2차 ReLU(램프함수) 연산단계(또는 2차 활성화단계라 함)(S350), 디코딩 파트의 2차 콘볼루션 단계(층)(S355), 디코딩 파트의 3차 배치 정규화 단계(층)(S360), 디코딩 파트의 4차 배치 정규화 단계(층)(S365), 디코딩 파트의 3차 ReLU(램프함수) 연산단계(또는 3차 활성화단계라 함)(S375)를 포함한다.
- [0113] 제3 업 샘플링 단계(S303)는 제1 업 샘플링 단계(S301)의 디코딩 파트의 1차 디콘볼루션 단계(층)(S315)에서부터, 디코딩 파트의 3차 ReLU(램프함수) 연산단계(3차 활성화단계)(S375)까지를 포함하고, 추가해서 디코딩 파트의 4차 콘볼루션 단계(층)(S380)을 더 포함한다.
- [0114] 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315)는, 입력 특성(Feature)들에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 2x2로 하여, 디 콘볼루션(Deconvolution)을 행한다. 디콘볼루션(Deconvolution)은 콘볼루션 복원(Convolution transpose)과정을 의미하며 엔코딩 파트에서 줄어든 특성(feature)의 크기를 제로 패딩(Zero padding)을 통해 영상의 크기를 키우는 단계를 의미한다.
- [0115] 제1 업 샘플링 단계(S301)의 경우, 상기 입력 특성(Feature)은 제3 다운 샘플링 단계(S201)에서 출력된 결과의 특성(Feature)으로, 상기 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315)는, 제3 다운 샘플링 단계(S201)에서 출력된 결과, 즉 특성(Feature)에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행한다.
- [0116] 제2 업 샘플링 단계(S302)의 경우, 상기 입력 특성(Feature)은, 제1 업 샘플링 단계(S301)에서 출력된 결과의 특성(Feature)과, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)에서, 건너뛰기(S262)에 의한, 상기 출력(즉, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계의 출력)(S260))을 합산한 것이다. 즉, 제2 업 샘플링 단계(S302)의 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315)는, 제1 업 샘플링 단계(S201)에서 출력된 결과의 특성(Feature)과, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)에서, 건너뛰기(S262)에 의한 상기 출력(즉, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계의 결과)(S260))을 합산하고, 상기 합산된 결과의 특성을, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 2x2로 하여, 디콘볼루션을 행한다.
- [0117] 제3 업 샘플링 단계(S302)의 경우, 상기 입력 특성(Feature)은, 제2 업 샘플링 단계(S302)에서 출력된 결과의 특성(Feature)과, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)에서, 건너뛰기(S261)에 의한 상기 출력(즉, 제1 다운 샘플링 단계(S201)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계의 결과)(S260))을 합산한 것이다. 즉, 제3 업 샘플링 단계(S303)의 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315)는, 제2 업 샘플링 단계(S202)에서 출력된 결과의 특성(Feature)과, 제1 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계)(S260)에서, 건너뛰기(S262)에 의한 상기 출력(즉, 제2 다운 샘플링 단계(S202)의 엔코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계(2차 활성화단계의 결과)(S260))을 합산하고, 상기 합산된 결과의 특성을, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 2x2로 하여, 디 콘볼루션을 행한다.
- [0118] 디코딩 파트의 1차 배치 정규화 단계(S320)는, 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계의 결과(즉, 특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0119] 디코딩 파트의 1차 ReLU(램프함수) 연산단계(1차 활성화단계)(S325)는, 디코딩 파트의 1차 배치 정규화단계의 결과(특성)에서 ReLU(램프함수)를 구한다.
- [0120] 디코딩 파트의 1차 콘볼루션 단계는 디코딩 파트의 1차 ReLU 연산단계의 결과의 특성(feature)에서, 커널사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 콘볼루션을 행한다.

- [0121] 디코딩 파트의 2차 배치 정규화 단계(S335)는 디코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계의 결과의 특성(Feature)을 배치 정규화를 행한다.
- [0122] 디코딩 파트의 2차 ReLU(램프함수) 연산단계(또는 2차 활성화단계라 함)(S350)는 디코딩 파트의 2차 배치 정규화단계의 결과(특성)에서 ReLU(램프함수)를 구한다.
- [0123] 디코딩 파트의 2차 컨볼루션 단계(S355)는 디코딩 파트의 2차 ReLU 연산단계의 결과의 특성(feature)에서, 커널 사이즈(Kernel size)가 3x3이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다.
- [0124] 디코딩 파트의 3차 배치 정규화 단계(S360)는 디코딩 파트의 2차 컨볼루션 단계의 결과의 특성(Feature)을 배치 정규화를 행한다.
- [0125] 그 다음은 디코딩 파트의 합산단계로, 디코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S330)에서 잔여 건너뛰기(residual shortcut connection)(S240)을 행하여, 디코딩 파트의 1차 컨볼루션 단계(S220)의 결과와, 디코딩 파트의 3차 배치 정규화(batch Norm)단계의 결과를 합산한다. 그 후, 디코딩 파트의 4차 배치 정규화단계(S365)로 간다.
- [0126] 디코딩 파트의 4차 배치 정규화 단계(S365)는 합산단계의 결과(특성, Feature)를 배치 정규화를 행한다.
- [0127] 디코딩 파트의 3차 ReLU 연산단계 (3차 활성화단계)(S375)는 디코딩 파트의 4차 배치 정규화단계의 결과의 특성(Feature)에서 ReLU를 구하고, 출력한다. 이때, 제1 업 샘플링 단계(S301)일 경우는, 상기 출력이 디코딩 파트의 제2 업 샘플링 단계(S302)로 전달되고, 제2 업 샘플링 단계(S302)일 경우는, 상기 출력이 디코딩 파트의 제3 업 샘플링 단계(S203)으로 전달된다.
- [0128] 제3 업 샘플링 단계(S303)는 디코딩 파트의 3차 ReLU(램프함수) 연산단계(3차 활성화단계)(S375) 후에, 디코딩 파트의 4차 컨볼루션 단계(S380)을 더 포함한다.
- [0129] 디코딩 파트의 4차 컨볼루션 단계(S380)는 디코딩 파트의 3차 ReLU 연산단계의 결과의 특성(feature)에서, 커널 사이즈(Kernel size)가 1x1이고, 스트라이드(stride)는 1x1로 하여, 컨볼루션을 행한다. 디코딩 파트의 4차 컨볼루션 단계(S380)의 결과 특성이, 업고자 한 출력영상(280)이다.
- [0130] 상기 출력영상(280)은 입력된 일반 방사선 영상(210)에서 연조직만을 나타내는 연조직만의 방사선 영상일 수 있다.
- [0131] 디코딩 파트의 4차 컨볼루션 단계(S380)는 추출된 특성(feature)을 원본 영상크기와 동일한 결과를 도출하기 위해 적용된 구조이다. 이는 Channel이 1인 matrix size를 구현하기 위함이다. 상기 channel은 영상의 3번째 행렬(matrix) 크기를 의미 한다 [1024*1024*channel=1]
- [0132] 본 발명에서 엔코딩 파트(S201, S202, S203)는 본 발명의 인공지능망에 입력된 환자의 흉부를 촬영한 일반 방사선 영상(210)에서 중요한 영상정보를 추출하는 단계라 할 수 있으며, 디코딩 파트(S301, S302 S303)는 엔코딩 파트에서 추출한 영상 정보로부터 Ground truth (목적하는 물질분리된 영상) 으로 복원(Restoration) 하는 단계이다.
- [0133] 엔코딩 파트(S201, S202, S203)과 디코딩 파트(S301, S302 S303)는 대칭적(Symmetric)인 특징을 가지고 있다. 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315)는 컨볼루션 복원(역변환)(Convolution transpose) 과정을 의미하며 줄어든 특성(feature)의 크기를 제로 패딩(Zero padding)을 통해 영상의 크기를 키우는 단계를 의미하는데, 이는 공지된 것으로 상세한 설명을 생략한다. 일반적으로, 컨볼루션 복원(역변환)(Convolution transpose) 과정중에 사용되는 제로 패딩은 영상의 해상도의 손실을 가져 오며, 이를 방지하기위해 엔코딩 파트에서 획득되는 동일한 크기의 특성(Feature)을 디코딩 파트로 전파해주는 구조(Feature concatenation, S261, S261)가 사용된다. 이는 줄어든 특성(feature)로부터 복원되는 과정에서 누락되는 고해상도 영상정보를 보존할 수 있는 구조로 U-net에서는 본 발명에서 처음 제시된 구조적 특징이다.
- [0134] 디코딩 파트에서는 디콘볼루션 단계(S315)이후에도 배치정규화 단계, 활성화 단계 등이 연속되는 모듈(Module) 형태의 구조이다. 디코딩 파트의 디콘볼루션 단계(S315), 디코딩 파트의 1차 배치 정규화 단계(S320), 디코딩 파트의 1차 ReLU(램프함수) 연산단계(1차 활성화단계)(S325) 이후에, 엔코딩 파트와 유사하게 컨볼루션(Convolution) 모듈과 건너뛰기(Residual shortcut connection) 과정이 이어진다.
- [0135] 특정 정보를 예측 영상의 픽셀에 매핑하기위한 1×1 컨볼 루션을 제외하고, 모델 내의 숨겨진 계층의 채널 수는 64로 균일하게 설정된다.

- [0136] 본 발명의 모델에는 16 개의 컨볼루션 계층과 3 개의 디컨볼루션 계층이 포함되어 있다. 배치 정규화는 컨볼루션 및 디컨볼루션 프로세스 직후에 진행된다. 상세한 구조에서는 부호화 및 복호화 구성 요소 간의 직접 연결과 잔여 학습이 사용되었다.
- [0137] 본 발명의 모델은 최근 영상처리 분야에서 화두가 되는 U-net의 단점을 보완한 모델이다. 기존의 U-네트(U-net, CNN의 한계점을 극복하기 위해 만들어진, U자형태로 이루어진 망)는 예측(Prediction) 영상의 해상도 손실(Resolution loss)이 발생하는데, 그 이유는 행렬 차원(Matrix dimension)이 축소되는 과정에서 저역 통과 필터(low pass filter) (최대 풀링(Max pooling), 평균 풀링(Average pooling))가 사용되기 때문이다. 기존의 U-net에서는 인코딩(Encoding)의 특성(Feature)을 직접적으로(directly) 디코딩 파트(Decoding part)로 전파해주는 방식을 통해 해상도(Resolution) 손실을 예방하려 하였지만, 전파해주는 특성(Feature) 역시 해상도(Resolution)가 손실된 특성(Feature)이기 때문에 이에 대한 보완이 필요하다.
- [0138] 따라서, 본 발명에서는, 인코딩 파트(Encoding part)에서 디코딩 파트(Decoding part)로 전파하여 줄 때, 줄어든 크기의 영상을 업 샘플링(Up-sampling)하여 이전 특성(feature)으로 감산하여 줌으로써 추출할 수 있는 고주파 성분만 전파하여 줌으로써 저해상도의 강조현상을 예방하고자 했다.
- [0139] 본 발명의 모델은 정상적인 흉부 방사선 사진을 해당 뼈만 DE 흉부 영상으로 변환하는 복잡한 종단 간 비선형 매핑 함수(complex end-to-end non-linear mapping function)라 할 수 있다. 종단 간 매핑 기능의 훈련은, 컨볼루션 필터 및 바이어스를 포함하는 네트워크 파라미터 $\Theta = \{W_1, b_1, W_2, b_2 \dots\}$ 의 최적화를 필요로 한다. 여기서 각각의 컨볼루션(Convolution)의 커널(kernel)을 의미하는 것이 W_1 이고, 컨볼루션 커널convolution kernel) 이후에 더해주는 상수를 바이어스(bias, b)라 한다. 학습한다는 것을 수식으로 나타내면, 다음과 같다.
- [0140] $O = I * W + b$
- [0141] 즉 인코딩 파트의 제1 컨볼루션 단계, 제2컨볼루션 단계, 제3컨볼루션 단계와, 그리고 디코딩 파트의 디 컨볼루션 단계, 제1 컨볼루션 단계, 제2컨볼루션 단계를 구현하기위해 사용되는 파라미터(Parameter)는 W, 와 b 이며 학습을 한다는 의미는 W, 와 b 가 주어진 목적함수의 값을 최소화 하도록 변경됨을 의미한다.
- [0142] 종단 간 매핑 기능의 훈련(학습)은, 대응하는 각각의 실측(ground truth) 뼈만의 DE 흉부 영상을 위해, 예측 이미지 $F(X, \Theta)$ 및 출력 영상 Y 간의 손실 또는 예측 에러를 최소화함으로써 달성된다. 정상 흉부 이미지 $\{X_i\}$ 와 이에 상응하는 DE 연조직 분해 이미지 $\{Y_i\}$ 가 주어졌을 때, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)(MAE)와 평균 이승 오차(Mean Square Error)(MSE)를 손실 함수로 적용하여 최적화 결과를 평가했다. 사용 된 정의는 다음과 같습니다.
- $$MAE(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \theta)\|$$
- $$MSE(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|Y_i - F(X_i; \theta)\|^2$$
- [0143]
- [0144] 여기서 N은 훈련 이미지의 수, 즉, 총 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)의 개수를 말하고, Y_i 는 i번째 물질분리영상이고, $F(X_i; \Theta)$ 는 i번째 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)에서 학습된 파라미터 Θ 를 적용해 예측된 영상을 말한다.
- [0145] 적응 모멘텀 추정 (Adaptive momentum estimation, ADAM) 최적화 알고리즘이 사용되었고 학습률은 0.002이다. 최종 모델은 두 손실 함수 간의 최적화를 개선 한 손실 함수를 적용하였다. 상기 수식에서 MAE는 두 영상의 절대적 차이를 나타내며, MSE는 두 영상 차이의 제곱근을 나타낸다.
- [0146] 본 발명의 모델은 정상 흉부 영상에서 연조직 구성 요소를 제거하여 가상 뼈 만의 DE 흉부 영상을 생성하는데 사용될 수 있다. 그러나 DE 흉부 영상은 주로 늑골에 의해 가려지는 폐 영역의 시야를 개선하기 위해 임상에서 사용된다. 따라서 정상 흉부 영상에서 예측된 흉골 만의 가상 DE 흉부 영상을 뺀 가상 연조직만의 DE 흉부 영상을 얻을 수 있다.
- [0147] 본 발명의 인공지능망의 학습 목적은 일반적인 흉부 방사선 촬영 영상(Chest radiography)가 물질분리 영상으로 변환됨을 목적으로 하고있다. 따라서 학습위한 목적함수는 예측영상(F)과, 실제 물질분리 영상(Y) 와의 유클리

디언 디스턴스를 기반으로 하고 있다. 상기 수식에서, Y_i 는 i 번째 물질분리영상이고, $F(X_i; \theta)$ 는 i 번째 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)에서 학습된 파라미터 θ 를 적용해 예측된 영상을 말하며, N 은 총 일반 흉부 방사선 촬영 영상(chest radiography)의 개수를 말한다.

[0148] 본 발명에서 MAE와 MSE일 경우 학습의 결과를 비교 해보기위해 사용한 것으로 독립적으로 사용되었다. MAE, 와 MSE는 목적함수로 예측영상과 실제 듀얼에너지 영상의 차이를 의미한다. MAE와 MSE를 사용하였을 때 결과에는 큰 차이가 없었다. 즉 MAE를 사용하던지, MSE를 사용하던지 결과에 영향을 주지는 않았다.

[0150] <이미지 평가>

[0151] 모델의 예측 성능을 평가하기 위해, 구조적 유사 지수 측정법(structural similarity index measure, SSIM)을 사용하여, 뼈만의 DE 흉부 이미지에 대한 예측 이미지 및 실측 이미지를 평가했다. 일반적으로, SSIM 은 영상학 적으로 유사도를 평가하는 인자로, 즉 예측한 영상과 실제 듀얼에너지 영상이 얼마나 정량적으로 유사한지를 평가하기위해 사용되었다. 이것은 이미지 휘도, 명암 및 나머지 오류(remaining errors)에서 시프트의 시각 효과 (visual effect of shifts)를 추정하며, 이를 구조적 변경이라 한다. 처리 된 신호 x 와 y 에 대해 SSIM은 다음과 같이 주어진다.

[0152]
$$SSIM(x, y) = [l(x, y)][c(x, y)][s(x, y)]$$

[0153] 여기서 l , c 및 s 는 각각 휘도(luminance), 대비(contrast) 및 구조 구성 요소(structural components)이며, 이들은 다음과 같이 계산된다.

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}$$

$$s(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}$$

[0154]

[0155] 여기서 μ_x 와 μ_y 는 각각의 실측 이미지와 연산처리된 이미지의 평균을 나타내며, σ_x 와 σ_y 는 각각의 표준 편차 이고, σ_{xy} 는 두 이미지의 공분산이다. L 이 특정 동적 범위 값(specified DynamicRange value)이라 할 때, 양수 상수 C_1 은 $(0.01*L)^2$ 이고, 양수 상수 C_2 는 $(0.03*L)^2$ 이고, 상기 L 이 1이라면 양수 상수 C_3 는 $C_2/2$ 일수 있다.

[0156] 양수 상수 C_1 , C_2 및 C_3 은 분모가 0(즉, null)가되는 것을 피하기 위해 사용되었다. SSIM 지수의 값은 $[0, 1]$ 으로, 여기서 0 값은 이미지에 상관 관계가 없음을 의미하며, 1은 두 이미지가 동일함을 의미한다. 본 발명의 모델의 예측 성능을 평가하기 위해, 본 발명에 의한 예측된 연조직 분해 이미지와 실제 이중 에너지(DE)에 의한 분해 이미지 사이의 SSIM을 측정했다. 이 평가는 훈련 데이터를 통한 모델의 성능 검증을 용이하지만, 일반화를 위한 훈련 데이터에는 포함되지 않은 시험 데이터를 사용한 평가도 필요하다. 모델의 일반화 성능을 검증하기 위해, 테스트 데이터를 사용하여 뼈만의 DE 흉부 이미지를 예측하도록 했다. 실험 데이터로 얻은 물질 선택 예측 영상을 픽셀의 신호 값의 관측된 경향을 이용하여 평가하였다.

[0157] 손실 함수(loss function)는 심층 학습 모델 교육의 성능에 중요한 영향을 미치는 것으로 알려져 있으며, 가장 널리 사용되는 손실 함수인 MAE와 MSE를 사용하여 훈련 성능을 조사했다.

[0158] 도 8는 평균 절대 오차 및 평균 제곱 오차를 이용한 손실 함수의 비교를 나타낸다.

[0159] 도 8에서는 각 반복 횟수에 따른 손실 함수를 보여준다. 훈련이 진행됨에 따라 손실 함수는 MAE와 MSE 모두에서 감소하는 경향이있다. 그러나, MAE의 손실 함수가 MSE의 손실 함수보다 더 큰 값으로 수렴한다는 것이 확인되었다. 이는 손실 함수로서 MSE를 사용하는 실측 이미지 보다 더 유사한 예측 이미지를 얻을 수 있음을 시사한다. 즉, 본 발명에서 모델을 학습함에있어 두가지 손실함수 MSE 와 MAE를 사용했다. MAE와 MSE를 사용함에 따라 네

트위크의 학습에는 크게 차이가 없었고 예측되는 영상도 유사했다.

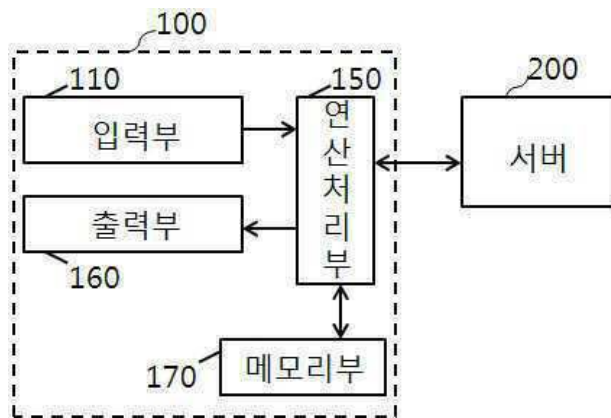
- [0160] 병변에 대한 정보가 이미지 처리 중에 왜곡되면, 그 결과는 임상 사용에 문제가 있다. 따라서, 이상 병변을 포함하는 흉부 영상을 가지고 본 발명의 가상 이중 에너지 딥 컨볼루션 네트워크(virtual dual energy deep convolution network)를 평가하였다.
- [0161] 도 8은 반복 훈련(학습)에 따른 손실함수를 나타내는 것으로, 학습이 진행됨에 따라 목적함수가 감소된다. 즉 예측영상과 실제 듀얼에너지 영상의 차이가 정량적으로 감소함을 의미한다.
- [0162] 또한, 도 8은 학습이 진행됨에 따라 목적함수를 의미하며, 목적함수는 예측영상과 실제 듀얼에너지의 차이를 의미하기 때문에 학습이 진행됨에 따라 예측되는 영상은 실제 듀얼에너지 영상과 유사해짐을 말한다.
- [0163] 도 9은 병변이 있는 흉부 영상에 본 발명의 가상 이중 에너지 딥 컨볼루션 신경망을 적용한 결과를 나타낸다. 도 9에서는 병변부위, 즉, 왼쪽 폐에 노란색 화살표로서 병변을 나타낸다.
- [0164] 도 9의 (a)는 정상적인 흉부 방사선이고, 도 9의 (b)는 예측된 이중 에너지에 의한 뼈만의 영상이고, 도 9의 (c)는 예측된 이중 에너지에 의한 연조직만의 영상이다.
- [0165] 도 9는 일반 X-ray 영상 (a)을 개발한 인공지능망에 입력 하였을 때 (b), (c) 와 같이 뼈, 연부조직 영상의 구현이 가능함을 설명한다.
- [0166] 다시말해, 도 9의 (a)에서와 같이, 정상 흉부 영상에서 늑골에 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 따라서, 본 발명의 사상은 아래에 기재된 특허청구범위에 의해서만 파악되어야 하고, 이의 균등 또는 등가적 변형 모두는 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

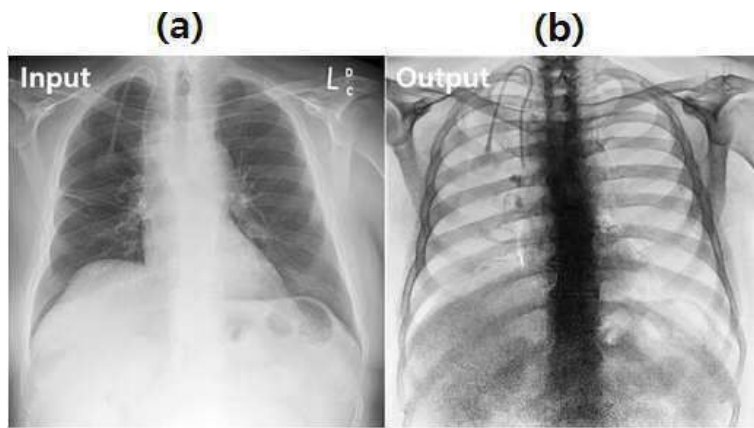
- [0167] 100: 컴퓨터 시스템 110: 입력부
150: 연산처리부 160: 출력부
170: 메모리부 200: 서버

도면

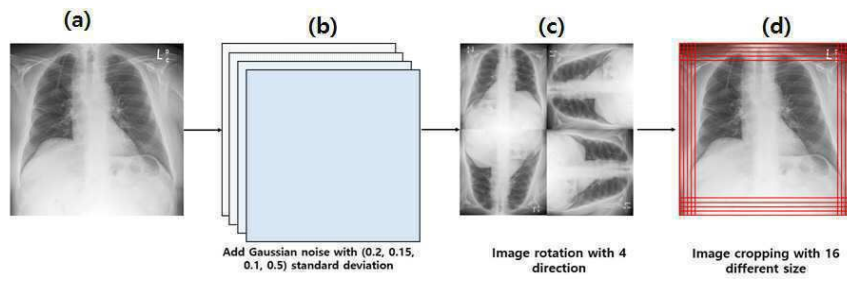
도면1



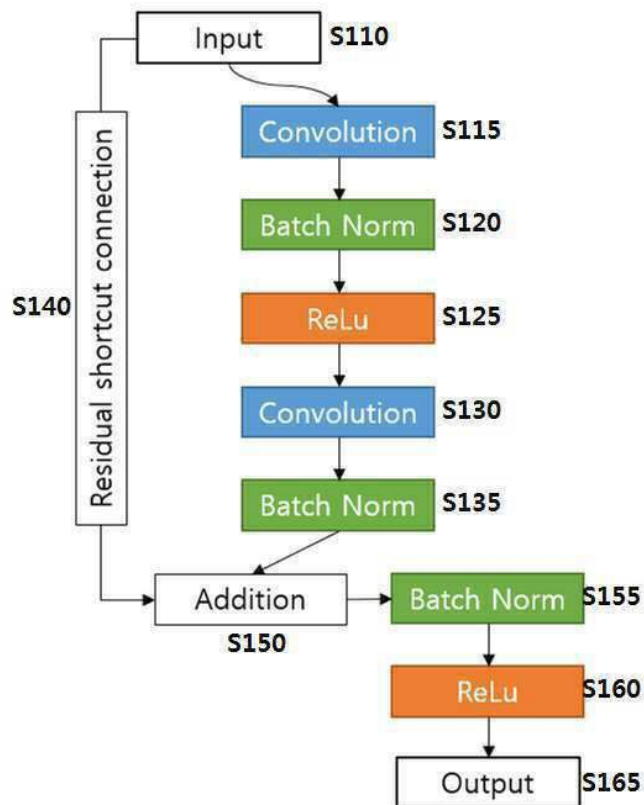
도면2



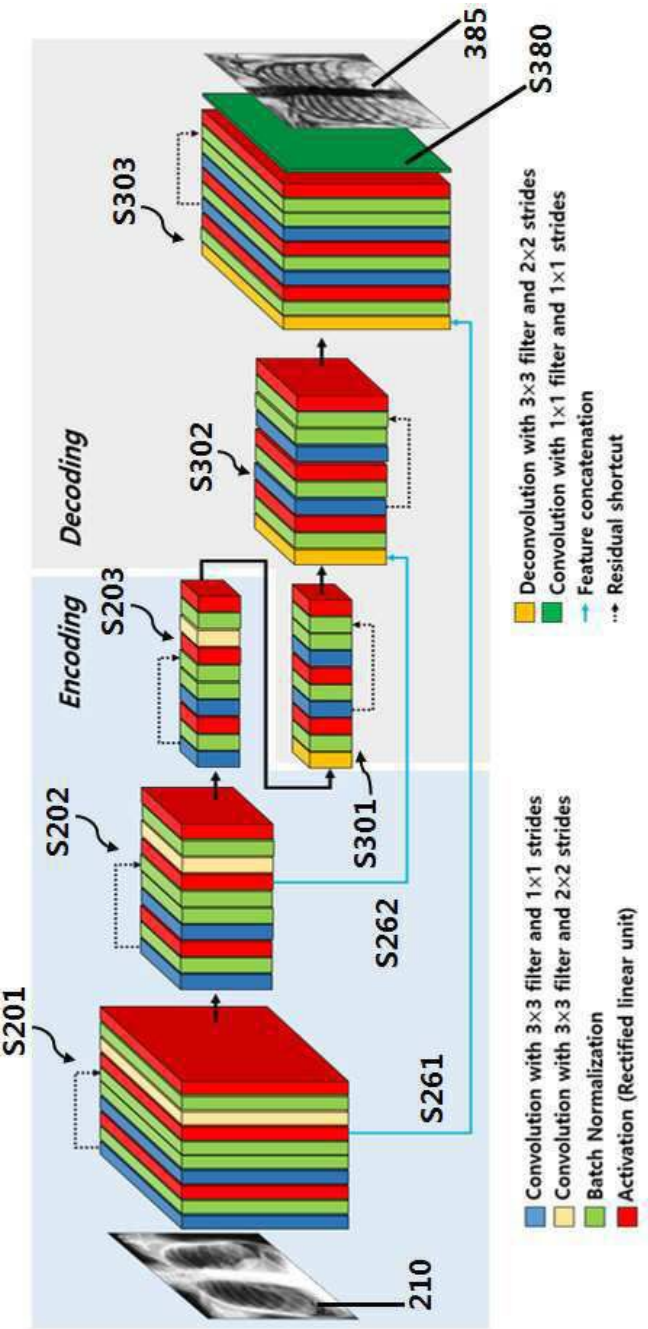
도면3



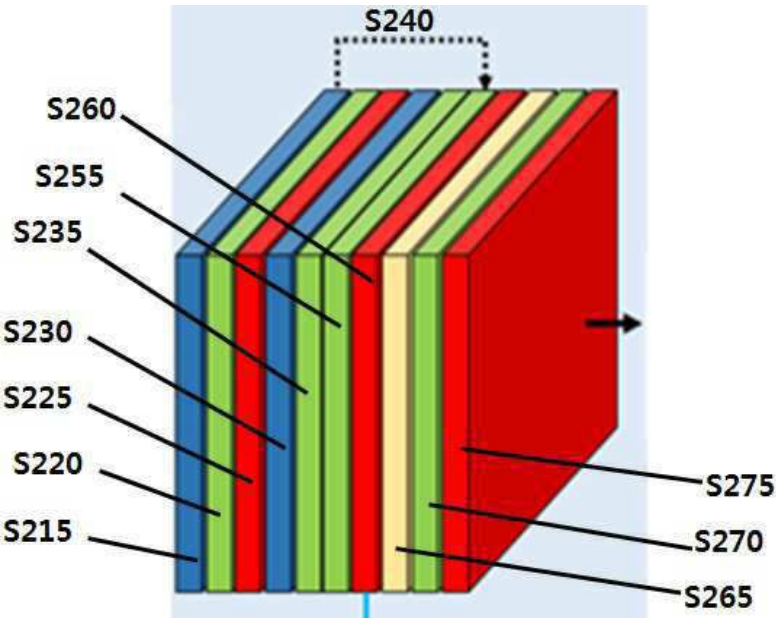
도면4



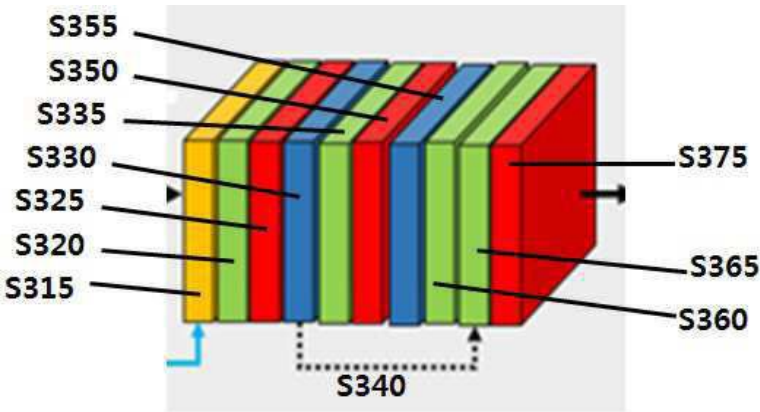
도면5



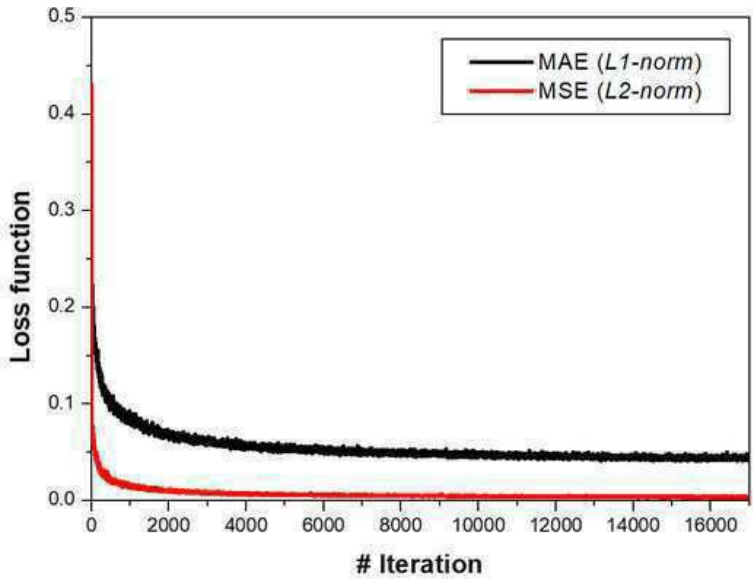
도면6



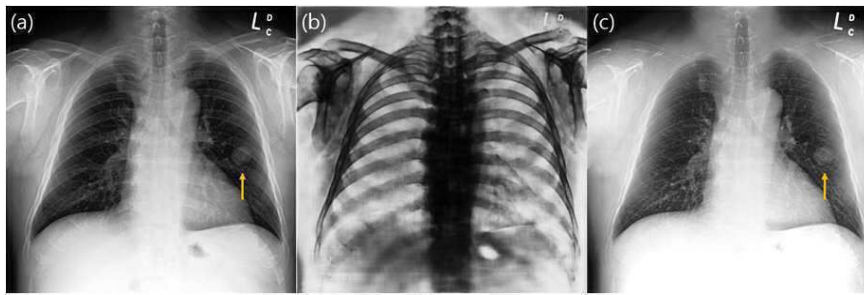
도면7



도면8



도면9



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 청구항 28

【변경전】

제18항 내지 제20항, 제21항 내지 제27 중 어느 한 항의 흉부 물질 분리 영상 획득 방법을 실행하는 컴퓨터 프로그램이 기록된 기록매체.

【변경후】

제18항 내지 제20항, 제22항 내지 제27 중 어느 한 항의 흉부 물질 분리 영상 획득 방법을 실행하는 컴퓨터 프로그램이 기록된 기록매체.