



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2022-0141597
(43) 공개일자 2022년10월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/055 (2006.01) A61B 5/00 (2021.01)
G01R 33/56 (2006.01) G06T 7/00 (2017.01)
G16H 30/40 (2018.01) G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/055 (2022.01)
A61B 5/0033 (2018.08)

(21) 출원번호 10-2021-0047901

(22) 출원일자 2021년04월13일

심사청구일자 2021년04월13일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

황도식

서울특별시 서대문구 연세로 50(신촌동) 연세대학교 제3공학관 618호

김성준

서울특별시 강남구 언주로 211(도곡동) 강남세브란스병원 영상의학과

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인(유한)아이시스

전체 청구항 수 : 총 11 항

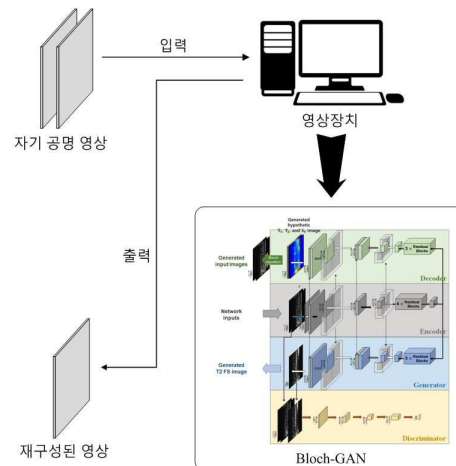
(54) 발명의 명칭 **블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법 및 장치**

(57) 요약

개시된 기술은 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법 및 장치에 관한 것으로, 영상장치가 신경망의 인코더에 자기 공명 영상을 입력하여 상기 자기 공명 영상의 특징을 추출하는 단계; 및 상기 신경망의 생성기가 상기 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성하는 단계;를 포함하되, 상기 신경망은 상기 자기 공명 영상이 입력되기 이전에 상기 신경망의 판별기가 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별한 결과 및 디코더가 블로흐 방정식을 이용하여 상기 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성한 결과에 따라 학습되는 것을 특징으로 한다.

대 표 도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

A61B 5/4878 (2013.01)
G01R 33/5602 (2013.01)
G01R 33/5608 (2013.01)
G06T 7/0012 (2013.01)
G16H 30/40 (2018.01)
G16H 50/20 (2018.01)
G06T 2207/10088 (2013.01)

김세원

서울특별시 서대문구 연세로 50(신촌동) 연세대학교 제3공학관 516호

(72) 발명자

이영한

서울특별시 서대문구 연세로 50-1(신촌동) 세브란스병원 영상의학과

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711111967
과제번호	2019R1A2B5B01070488
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	다중 대조도 자기 공명 데이터를 이용한 딥러닝 기반 고속 정량적 자기 공명 영상
기술	
기 여 율	1/1
과제수행기관명	연세대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

영상장치가 신경망의 인코더에 서로 다른 대조도를 갖는 2개의 자기 공명 영상을 입력하여 상기 자기 공명 영상의 특징을 추출하는 단계; 및

상기 신경망의 생성기가 상기 특징을 토대로 상기 2개의 자기 공명 영상과 다른 대조도를 갖는 자기 공명 영상을 생성하는 단계;를 포함하되,

상기 신경망은 상기 자기 공명 영상이 입력되기 이전에 상기 신경망의 판별기가 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별한 결과 및 디코더가 블로흐 방정식을 이용하여 상기 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성한 결과에 따라 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 인코더에 입력되는 2개의 자기 공명 영상은 신체 내 특정 조직을 동일한 시점에서 촬영한 T1 강조(T1-Weighted) 영상 및 T2 강조 영상이고,

상기 생성기가 생성하는 자기 공명 영상은 T2 강조 지방 포화 자기 공명 영상인 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 3

제 1 항에 있어서,

상기 신경망은 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망(Bloch-GAN)인 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 생성적 적대 신경망은 적대적 손실함수, 정규화 손실함수, 픽셀와이즈 손실함수 및 인지 손실함수를 전체 손실함수로 포함하고, 상기 전체 손실함수가 최소화 되도록 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 5

제 1 항에 있어서,

상기 디코더는 가상의 자기 공명 파라미터 맵을 생성하고 상기 자기 공명 파라미터 맵에 따라 상기 자기 공명 영상을 재구성하는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 6

제 5 항에 있어서,

상기 자기 공명 파라미터 맵은 T1 자기이완율 맵, T2 자기이완율 맵 및 양성자 밀도 맵을 포함하는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법.

청구항 7

서로 다른 대조도를 갖는 2개의 자기 공명 영상을 입력받는 입력장치;

인코더, 디코더, 생성기 및 판별기를 하위 네트워크로 포함하는 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 저장하는 저장장치; 및

상기 인코더를 이용하여 상기 2개의 자기 공명 영상의 특징을 추출하고, 상기 생성기를 이용하여 상기 추출된

특징을 토대로 상기 2개의 자기 공명 영상과 다른 대조도를 갖는 자기 공명 영상을 생성하는 연산장치;를 포함 하되,

상기 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망은 상기 2개의 자기 공명 영상이 입력되기 이전에 상기 판별기가 자기 공명 영상의 생성에 따른 손실을 판별한 결과 및 상기 디코더가 블로흐 방정식을 이용하여 상기 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성한 결과에 따라 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치.

청구항 8

제 1 항에 있어서,

상기 2개의 자기 공명 영상은 신체 내 특정 조직을 동일한 시점에서 촬영한 T1 강조(T1-Weighted) 영상 및 T2 강조 영상이고,

상기 생성기가 생성하는 자기 공명 영상은 T2 강조 지방 포화 자기 공명 영상인 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치.

청구항 9

제 7 항에 있어서,

상기 생성적 적대 신경망은 적대적 손실함수, 정규화 손실함수, 픽셀와이즈 손실함수 및 인지 손실함수를 전체 손실함수로 포함하고, 상기 전체 손실함수가 최소화 되도록 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치.

청구항 10

제 7 항에 있어서,

상기 생성적 적대 신경망은 가상의 자기 공명 파라미터 맵을 생성하고 상기 자기 공명 파라미터 맵에 따라 상기 자기 공명 영상을 재구성하는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치.

청구항 11

제 10 항에 있어서,

상기 자기 공명 파라미터 맵은 T1 자기이완율 맵, T2 자기이완율 맵 및 양성자 밀도 맵을 포함하는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 개시된 기술은 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용하여 지방 포화 자기 공명 영상을 생성하는 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 자기 공명 영상(Magnetic Resonance Image)은 자석으로 구성된 장치에서 인체에 고주파를 쏘아 인체 내 특정부 위에 있는 수소원자핵을 공명시킴으로써 각 조직에서 발생하는 신호의 차이를 디지털 데이터로 변환하고 이를 영상으로 구성한 것을 의미한다. 일반적으로 근육이나 인대와 같은 연부조직의 해상도와 대조도가 높아서 조영제와 같은 특수한 물질을 이용하지 않아도 고해상도의 영상을 획득하는 장점이 있다.

[0003] 자기 공명 영상은 가장 폭넓게 이용되는 의료 영상 중 하나이며 이와 같은 의료 영상을 보다 객관적으로 분석하기 위해서 신경망을 이용한 영상 분석 기술이 이용되고 있다. 의료진의 경우 본인의 주관에 반영된 진단 결과를 내리거나 의도치 않게 편향된 진단을 내리는 문제가 발생할 수 있다. 특히, 지방과 질환의 구분이 모호한 경우에는 의료진의 주관과 경험에 기대기 때문에 이러한 문제가 더 자주 발생할 수 있다. 그러나 다수의 데이터를 통해 학습된 신경망을 이용하면 의료 영상을 보다 객관적으로 분석할 수 있다.

[0004] 한편, 의료 영상을 분석하기 위한 신경망을 학습하는 과정에서 종래의 기술에서는 신경망에 적용하는 손실함수만을 이용하여 네트워크 정규화를 수행하였기 때문에 원본 영상에 포함된 세밀한 특징들이 누락되는 문제가 있

었다. 따라서, 이러한 세밀한 특징들을 보존시켜서 보다 정밀한 영상을 생성하는 기술이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 한국 공개특허 제10-2021-0017290호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 개시된 기술은 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용하여 지방 포화 자기 공명 영상을 생성하는 방법 및 장치를 제공하는데 있다.

과제의 해결 수단

[0007] 상기의 기술적 과제를 이루기 위하여 개시된 기술의 제 1 측면은 영상장치가 신경망의 인코더에 자기 공명 영상을 입력하여 자기 자기 공명 영상의 특징을 추출하는 단계 및 자기 신경망의 생성기가 자기 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성하는 단계를 포함하되, 자기 신경망은 자기 자기 공명 영상이 입력되기 이전에 자기 신경망의 판별기가 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별한 결과 및 디코더가 블로흐 방정식을 이용하여 자기 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성한 결과에 따라 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법을 제공하는데 있다.

[0008] 상기의 기술적 과제를 이루기 위하여 개시된 기술의 제 2 측면은 T1 및 T2 자기 공명 영상을 입력받는 입력장치, 인코더, 디코더, 생성기 및 판별기를 하위 네트워크로 포함하는 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 저장하는 저장장치 및 자기 인코더를 이용하여 자기 자기 공명 영상의 특징을 추출하고, 자기 생성기를 이용하여 자기 추출된 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성하는 연산장치를 포함하되, 자기 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망은 자기 T1 및 T2 자기 공명 영상이 입력되기 이전에 자기 판별기가 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별한 결과 및 자기 디코더가 블로흐 방정식을 이용하여 자기 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성한 결과에 따라 학습되는 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치를 제공하는데 있다.

발명의 효과

[0009] 개시된 기술의 실시 예들은 다음의 장점들을 포함하는 효과를 가질 수 있다. 다만, 개시된 기술의 실시 예들이 이를 전부 포함하여야 한다는 의미는 아니므로, 개시된 기술의 권리범위는 이에 의하여 제한되는 것으로 이해되어서는 아니 될 것이다.

[0010] 개시된 기술의 일 실시예에 따르면 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법 및 장치는 추가 촬영 없이 서로 다른 대조도의 자기 공명 영상을 생성하는 효과가 있다.

[0011] 또한, 각 대조도 영상에 적합한 블로흐 방정식을 이용하여 영상을 재구성하여 영상 내 세밀한 특징들을 보존하는 효과가 있다.

[0012] 또한, 골수 부종과 같은 염증성 질환을 보다 정확하게 식별하는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0013] 도 1은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 과정을 나타낸 도면이다.

도 2는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법에 대한 순서도이다.

도 3은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치에 대한 블록도이다.

도 4는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 구조를 나타낸 도면이다.

도 5는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 성능을 비교한 것을 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0014] 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 실시예를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 상세한 설명에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.
- [0015] 제 1, 제 2, A, B 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 해당 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되지는 않으며, 단지 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제 1 구성요소는 제 2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제 2 구성요소도 제 1 구성요소로 명명될 수 있다. 및/또는 이라는 용어는 복수의 관련된 기재된 항목들의 조합 또는 복수의 관련된 기재된 항목들 중의 어느 항목을 포함한다.
- [0016] 본 명세서에서 사용되는 용어에서 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 해석되지 않는 한 복수의 표현을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 그리고 "포함한다" 등의 용어는 실시된 특징, 개수, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 의미하는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 개수, 단계 동작 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0017] 도면에 대한 상세한 설명을 하기에 앞서, 본 명세서에서의 구성부들에 대한 구분은 각 구성부가 담당하는 주기능 별로 구분한 것에 불과함을 명확히 하고자 한다. 즉, 이하에서 설명할 2개 이상의 구성부가 하나의 구성부로 합쳐지거나 또는 하나의 구성부가 보다 세분화된 기능별로 2개 이상으로 분화되어 구비될 수도 있다.
- [0018] 그리고 이하에서 설명할 구성부 각각은 자신이 담당하는 주기능 이외에도 다른 구성부가 담당하는 기능 중 일부 또는 전부의 기능을 추가적으로 수행할 수도 있으며, 구성부 각각이 담당하는 주기능 중 일부 기능이 다른 구성부에 의해 전담되어 수행될 수도 있음은 물론이다. 따라서, 본 명세서를 통해 설명되는 각 구성부들의 존재 여부는 기능적으로 해석되어야 할 것이다.
- [0019] 도 1은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 과정을 나타낸 도면이다. 도 1을 참조하면 영상장치는 2개의 서로 다른 대조도를 가진 자기 공명 영상을 입력받을 수 있으며 이를 토대로 또 다른 대조도를 가진 자기 공명 영상을 생성할 수 있다. 영상장치에 입력되는 2개의 자기 공명 영상은 동일한 신체 조직을 동일 시점에서 촬영한 T1 강조 영상 및 T2 강조 영상일 수 있다. 그리고 이러한 T1, T2 강조 영상을 토대로 생성되는 영상은 T2 강조 지방 포화 영상일 수 있다.
- [0020] T2 강조 지방 포화 영상을 생성하기 위해서 영상장치는 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한다. 그리고 입력된 자기 공명 영상을 생성적 적대 신경망에 입력하여 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 대한 손실을 판별하고 자기 공명 영상의 재구성에 대한 손실을 계산할 수 있다. 영상장치는 영상 생성에 대한 손실을 판별한 결과와 영상 재구성에 대한 손실을 계산한 결과를 토대로 신경망을 학습시킬 수 있다.
- [0021] 영상장치에 입력되는 영상은 환자의 특정 조직이나 기관을 촬영한 자기 공명 영상일 수 있다. 영상장치는 동일한 시점에서 서로 다른 대조도로 촬영된 영상을 이용할 수 있다. 예컨대, 환자의 척추에 대한 T1 강조(T1-Weighted) 영상 및 T2 강조 영상이 입력될 수 있다. 이러한 영상은 영상장치에 포함된 촬영장치를 통해 촬영되거나 영상장치에 연결된 별도의 촬영장치를 이용하여 획득할 수 있다. 획득된 자기 공명 영상은 영상장치에 저장된 신경망에 입력되어 촬영된 영상과는 서로 다른 대조도를 가진 영상으로 재구성될 수 있다.
- [0022] 한편, 영상장치는 기본적으로 T1 영상을 이용하여 T2 지방 포화 영상을 생성한다. 이를 위해서 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용하여 각 대조도 영상 간의 관계를 활용하여 촬영되지 않은 대조도의 영상을 생성할 수 있다. 영상 생성에 앞서 영상장치는 생성적 적대 신경망을 학습하는 과정을 수행할 수 있다. 생성적 적대 신경망은 인코더, 디코더, 생성기 및 판별기를 하위 네트워크로 포함한다. 영상장치는 신경망의 학습 과정에서 판별기와 디코더를 이용하여 전체 네트워크를 정규화 할 수 있다.
- [0023] 한편, 학습 과정에서 영상장치는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상을 입력받을 수 있다. 입력된 서로 다른 대조도를 가진 영상을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 일 실시예로, 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 인코더를 이용하여 자기 공명 영상의 특징을 추출하고 생성기를 이용하여 추출된 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 그리고 판별기는 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별하고 디코더

는 블로흐 방정식을 이용하여 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성할 수 있다. 이러한 과정에 따라 학습이 수행되면 이후 영상을 분석하는 과정에서는 인코더와 생성기만을 이용하여 영상을 생성할 수 있다. 즉, 판별기와 디코더는 학습 과정에서만 이용되는 하위 네트워크이고 판별기가 판별하는 영상 손실과 디코더에서 계산하는 재구성 손실을 이용하여 전체 네트워크의 학습이 완료된 이후에는 인코더와 생성기만 이용하여 입력된 영상에 대한 특징을 추출한 후 이를 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다.

[0024] 한편, 학습 과정에서 디코더는 가상의 자기 공명 파라미터 맵을 생성하고 각 대조도 영상에 적합한 블로흐 방정식을 이용하여 영상을 재구성할 수 있다. 여기에서 디코더가 생성하는 자기 공명 파라미터 맵은 T1 자기이완율 맵, T2 자기이완율 맵 및 양성자 밀도 맵을 포함한다. 즉, 디코더는 이러한 정량적 파라미터 맵을 이용하여 신경망에 입력된 영상과 서로 다른 대조도를 갖는 영상으로 재구성할 수 있다.

[0025] 종래의 신경망 기반 자기 공명 영상 분석 기법에서는 영상 비교를 위한 손실함수만을 제공하기 때문에 영상에 포함된 세밀한 특징은 영상 재구성 시 누락되는 문제가 있었다. 물론, 이러한 종래의 기법을 이용하더라도 어느 정도는 객관적인 영상 분석의 수행이 가능하지만 보다 정확하게 병변을 식별하기 위해서는 영상에 포함된 세밀한 특징까지 반영하여 영상을 재구성해야한다. 개시된 기술에서는 블로흐 방정식을 이용하여 네트워크를 정규화하고 웨이블릿 변환을 이용하여 종래 네트워크에 포함된 풀링, 언폴링 레이어를 대체함으로써 네트워크의 데이터 처리 과정에 따라 손실되는 세밀한 정보들을 보존시킬 수 있다. 이와 같이 영상을 재구성하여 골수 부종과 같은 병변을 식별하는데 종래보다 높은 정확도를 나타낼 수 있다.

[0026] 도 2는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법에 대한 순서도이다. 도 2를 참조하면 자기 공명 영상 생성 방법(200)은 특징 추출 단계(210) 및 T2 강조 지방 포화 영상을 생성하는 단계(220)를 포함하며 영상장치에 저장된 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 통해 순차적으로 수행될 수 있다. 영상장치는 자기 공명 영상을 전달받아 신경망에 입력할 수 있으며 신경망은 입력된 영상을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다.

[0027] 210 단계에서 영상장치는 신경망의 인코더에 자기 공명 영상을 입력한다. 그리고 신경망의 인코더는 입력된 자기 공명 영상의 특징을 추출한다. 영상장치는 영상 재구성을 위해 사전에 학습된 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 저장한다. 그리고 자기 공명 영상이 입력되면 신경망의 인코더에 영상을 입력하여 영상의 특징을 추출한다. 인코더에 포함된 복수의 레이어들을 거쳐서 영상에 포함된 특징들을 추출할 수 있다.

[0028] 220 단계에서 신경망의 생성기는 추출된 특징을 토대로 지방 포화 영상을 생성한다. 210 단계에서 입력되는 자기 공명 영상은 T1 강조 영상 및 T2 강조 영상일 수 있으며 생성기는 이러한 T1 및 T2 영상을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다.

[0029] 한편, 상술한 210 단계 및 220 단계를 수행하기에 앞서 신경망은 학습하는 과정을 수행한다. 일 실시예로, 신경망의 판별기를 통하여 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별할 수 있다. 판별기는 생성된 지방 포화 영상이 진짜(True)인지 거짓(False)인지 판별할 수 있다. 종래 생성적 적대 신경망과 같이 판별기의 판별 결과를 생성된 영상의 적대적 손실로 이용하여 신경망의 생성기에 대한 학습이 이루어질 수 있다.

[0030] 또한, 신경망의 디코더를 이용하여 영상 재구성에 대한 손실을 계산할 수 있다. 예컨대, 블로흐 방정식을 이용하여 인코더에 입력된 자기 공명 영상을 재구성할 수 있다. 디코더는 인코더에서 추출된 특징을 이용하여 자기 공명 파라미터 맵을 생성하고 블로흐 방정식 함수를 사용하여 영상을 재구성할 수 있다. 디코더는 인코더의 과적합 문제를 방지하고 효율적으로 학습할 수 있도록 T1 영상, T2 영상 및 T2 지방 포화 영상간의 관계를 나타내는 값을 파악하고 블로흐 방정식을 이용하여 인코더에 입력된 T1 영상과 T2 영상을 재구성하도록 학습될 수 있다. 이러한 학습 과정이 충분히 수행된 이후에 210 단계 및 220 단계가 수행될 수 있다.

[0031] 도 3은 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 장치에 대한 블록도이다. 도 3을 참조하면 자기 공명 영상 생성 장치(300)는 입력장치(310), 저장장치(320) 및 연산장치(330)를 포함한다. 그리고 출력장치(340)를 더 포함할 수 있다.

[0032] 입력장치(310)는 T1 및 T2 자기 공명 영상을 입력받는다. 입력장치는 MRI 촬영장치로부터 전송되는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상을 자기 공명 영상으로 입력받을 수 있다. 물론 의료진이 MRI 촬영장치를 이용하여 촬영한 영상을 입력장치(310)에 직접 입력할 수도 있다. 이를 위하여 입력장치(310)는 자기 공명 영상에 해당하는 데이터를 수신하거나 의료진으로부터 입력받을 수 있는 인터페이스를 포함할 수 있다. 그리고 이러한 인터페이스를 통해 자기 공명 영상을 입력받을 수 있다. 예컨대, 키보드나 마우스와 같은 입력 인터페이스를 통해 자기 공명 영상을 입력받을 수 있다.

- [0033] 저장장치(320)는 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 저장한다. 저장장치(320)는 사전에 학습된 생성적 적대 신경망을 저장할 수 있다. 물론 학습이 선행되지 않은 초기 신경망을 저장한 다음 연산장치(330)의 제어에 따라 갱신된 신경망을 저장할 수도 있다. 저장장치(320)는 생성적 적대 신경망을 저장할 수 있는 용량을 가진 메모리로 구현될 수 있다. 그리고 신경망 외에 별도의 데이터를 더 저장할 수도 있다. 가령, 신경망의 학습을 위한 학습데이터를 더 저장할 수 있다.
- [0034] 연산장치(330)는 생성적 적대 신경망을 이용하여 자기 공명 영상의 특징을 추출하고, 추출된 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 앞서 도 1 및 도 2를 통하여 설명한 바와 같이 신경망은 T2 강조 지방 포화 영상의 생성에 앞서 학습하는 과정을 거치게 된다. 즉, 신경망의 판별기를 이용하여 영상 생성에 따른 손실을 판별하고, 디코더를 이용하여 블로흐 방정식에 따른 자기 공명 영상을 재구성하는 손실을 계산한다. 블로흐 기반 생성적 적대 신경망은 인코더, 생성기, 판별기 및 디코더의 하위 네트워크들로 구성된다. 연산장치(330)는 입력된 자기 공명 영상을 신경망의 인코더에 입력하여 특징을 추출할 수 있다. 그리고 생성기를 이용하여 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 그리고 판별기를 이용하여 지방 포화 영상의 생성에 따른 손실을 판별하고 디코더를 이용하여 영상을 재구성할 수 있다. 연산장치는 생성적 적대 신경망을 학습하는 과정에서는 4개의 하위 네트워크를 모두 이용할 수 있다. 예컨대, 판별기의 손실과 디코더의 손실을 이용하여 전체 네트워크를 정규화 할 수 있다. 그리고 학습이 완료된 이후에는 인코더와 생성기만을 이용하여 영상을 생성할 수 있다.
- [0035] 한편, 자기 공명 영상 생성 장치(300)는 생성된 T2 강조 지방 포화 영상을 출력하는 출력장치(340)를 더 포함할 수 있다. 출력장치(340)는 모니터와 같은 장치로 구현될 수 있으며 T2 강조 지방 포화 영상을 화면에 출력함으로써 의료진이 병변을 판단하기 위한 자료를 제공할 수 있다.
- [0036] 한편, 상술한 바와 같은 자기 공명 영상 생성 장치(300)는 컴퓨터에서 실행될 수 있는 실행가능한 알고리즘을 포함하는 프로그램(또는 어플리케이션)으로 구현될 수도 있다. 상기 프로그램은 일시적 또는 비일시적 판독 가능 매체(non-transitory computer readable medium)에 저장되어 제공될 수 있다.
- [0037] 비일시적 판독 가능 매체란 레지스터, 캐쉬, 메모리 등과 같이 짧은 순간 동안 데이터를 저장하는 매체가 아니라 반영구적으로 데이터를 저장하며, 기기에 의해 판독(reading)이 가능한 매체를 의미한다. 구체적으로는, 상술한 다양한 어플리케이션 또는 프로그램들은 CD, DVD, 하드 디스크, 블루레이 디스크, USB, 메모리카드, ROM(read-only memory), PROM(programmable read only memory), EPROM(Erasable PROM, EPROM) 또는 EEPROM(Electrically EPROM) 또는 플래시 메모리 등과 같은 비일시적 판독 가능 매체에 저장되어 제공될 수 있다.
- [0038] 일시적 판독 가능 매체는 스태틱 램(Static RAM, SRAM), 다이내믹 램(Dynamic RAM, DRAM), 싱크로너스 디램(Synchronous DRAM, SDRAM), 2배속 SDRAM(Double Data Rate SDRAM, DDR SDRAM), 증강형 SDRAM(Enhanced SDRAM, ESDRAM), 동기화 DRAM(Synclink DRAM, SDRAM) 및 직접 램버스 램(Direct Rambus RAM, DRRAM) 과 같은 다양한 RAM을 의미한다.
- [0039] 도 4는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 구조를 나타낸 도면이다. 도 4를 참조하면 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망은 인코더, 생성기, 판별기 및 디코더를 포함한다.
- [0040] 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망은 종래의 생성적 적대 신경망과 오토인코더를 결합한 형태의 구조를 갖는다. 먼저 인코더를 통해 입력된 영상의 특징을 추출할 수 있다. 도 4에 도시된 바와 같이 인코더는 레지듀얼 블록(residual block)을 포함할 수 있다. 레지듀얼 블록을 통해 입력된 특징은 3x3 컨볼루션 레이어를 거쳐 인스턴스 정규화(Instance Normalization)될 수 있다. 배치의 평균과 표준편차를 계산하는 배치 정규화(Batch Normalization)와는 다르게 인스턴스 정규화에 따라 각 미니 배치의 이미지를 한 장씩만 계산하여 각각의 개별 이미지 분포를 이용할 수 있다. 이후 ReLU 과정을 거쳐 인스턴스 정규화와 컨볼루션 과정을 역으로 한번 더 진행하여 특징을 추출할 수 있다.
- [0041] 한편, 이와 같이 추출된 특징을 토대로 생성기는 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 생성기는 T1 강조 영상과 T2 강조 영상 각각의 특징을 토대로 T2 강조 지방 포화 영상을 생성할 수 있다. 이와 같이 영상을 생성하면 판별기가 생성된 영상에 대한 손실을 판별할 수 있다.
- [0042] 한편, 디코더는 가상의 정량적 자기 공명 파라미터 맵을 생성하고 각 대조도 영상에 적합한 블로흐 방정식을 이용하여 영상을 재구성할 수 있다. 디코더는 T1 강조 영상, T2 강조 영상 및 T2 강조 지방 포화 영상간의 관계를 나타내는 값을 파악하고 블로흐 방정식을 이용하여 인코더에 입력된 T1 강조 영상과 T2 강조 영상을 T2 강조 지

방 포화 영상으로 재구성할 수 있다. 이러한 과정에 따라 인코더의 과적합 문제를 방지하고 재구성되는 영상에 세밀한 특징을 반영할 수 있다.

[0043] 한편, 개시된 기술에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망에서 학습에 이용하는 적대적 손실 함수는 아래의 수학식 1로 표현된다.

[0044] [수학식 1]

$$\mathcal{L}_{adv} = \frac{1}{2} \mathbb{E}_{\mathbf{x}}[(D(\mathbf{x}, Ge(En(\mathbf{x}))) - 1)^2]$$

[0045]

[0046] 여기에서 Ge 는 신경망의 생성기를 의미하고 En 은 신경망의 인코더를 의미한다. 그리고 \mathbf{x} 는 입력되는 다중 대조도 영상을 의미한다. 신경망의 디코더는 인코더에 입력되는 T1, T2 영상과 생성기가 생성한 T2 지방 포화 영상 간의 관계의 기반이 되는 T1값, T2값 및 S_0 값을 파악하여 영상을 재구성하도록 학습된다. S_0 는 이벤트가 없는 신호 진폭값을 의미하며 양성자 밀도 값, 복셀 크기, 데이터 샘플링 기간, 위상 인코딩 단계의 수, 자기장 강도 등에 비례한 값이다.

[0047] 한편, 신경망에서 사용하는 정규화 함수는 아래의 수학식 2로 표현된다.

[0048] [수학식 2]

$$\mathcal{L}_R = \frac{1}{w \times h \times 2} \sum_i^w \sum_j^h \sum_k^2 |x_{i,j,k} - B(De(En(\mathbf{x})))_{i,j,k}|,$$

$$B(\mathbf{t}; \mathbf{TR}, \mathbf{TE}) = t_3(1 - \exp^{-\frac{\mathbf{TR}}{t_1}}) \exp^{-\frac{\mathbf{TE}}{t_2}},$$

[0049]

[0051] 여기에서 $\mathbf{TR} = TR_{T1-w}, TR_{T2-w}$, $\mathbf{TE} = TE_{T1-w}, TE_{T2-w}$ 및 $\mathbf{t} = \{t_1, t_2, t_3\}$. t_1, t_2 , and $t_3 \in \mathbb{R}^{w \times h}$ 는 각각 가상의 정량적 T1, T2 및 이벤트가 없는 신호 진폭값에 대한 이미지를 나타낸다. 그리고 De 는 신경망의 디코더를 의미한다. 수학식 2에 따르면 디코더는 가상의 정량적 T1, T2 및 S_0 값에 대한 이미지를 생성하도록 훈련되고 주어진 \mathbf{TR} , \mathbf{TE} , \mathbf{x} 값과 방정식을 이용하여 $\hat{\mathbf{x}} = B(De(En(\mathbf{x})))$ 를 생성할 수 있다.

[0052] 입력 소스와 대상 이미지가 완벽하게 등록되면 대부분의 이미지 변환 네트워크의 학습 과정에서는 픽셀 단위 손실함수에 의존하게 된다. 그러나 이러한 픽셀 단위 손실함수는 의미적으로 유사한 이미지를 생성하는 것이 아니라 수학적으로 유사한 이미지를 생성하기 위해 네트워크를 학습시키는 것을 목표로 한다. 즉, 수학적인 관점에서는 유사한 것으로 판단할 뿐, 실제 원본 영상이 갖는 세밀한 특징은 누락될 수 있다. 따라서 원본 영상의 세밀한 특징까지 반영하기 위해서는 의미적으로 유사한 이미지를 생성할 수 있는 다른 손실함수를 이용해야 한다. 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 학습 과정에서는 픽셀와이즈 l_1 의 손실함수 \mathcal{L}_{l_1} 와 인지(Perceptual) 손실함수 \mathcal{L}_{vgg} 를 모두 이용한다. 두 손실함수는 아래 수학식 3으로 표현된다.

[0053] [수학식 3]

$$\mathcal{L}_I = \frac{1}{w \times h} \sum_i^w \sum_j^h |y_{i,j} - Ge(En(x))_{i,j}|,$$

$$\mathcal{L}_{vgg} = \frac{1}{n_k \times w_k \times h_k} \times \sum_c^{n_k} \sum_i^{w_k} \sum_j^{h_k} |VGG_k(y)_{c,i,j} - VGG_k(Ge(En(x)))_{c,i,j}|,$$

[0054]

[0055] 여기에서 $VGG_k(y)$ 는 입력 y 에 대한 이미지넷 데이터 세트로 사전에 훈련된 VGG-16 네트워크의 k 번째 컨볼루션 계층의 특징을 나타내고, n_k , w_k , h_k 는 각각 채널 수와 너비, 높이를 나타낸다. 결과적으로 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 이미지 생성 부분을 구성하는 인코더, 디코더 및 생성기에 대한 총 손실함수 \mathcal{L}_{EDG} 는 아래 수학과 같이 정의된다.

[0056] [수학식 4]

$$\mathcal{L}_{EDG} = \lambda_{adv} \mathcal{L}_{adv} + \lambda_R \mathcal{L}_R + \lambda_I \mathcal{L}_I + \lambda_{VGG} \mathcal{L}_{VGG}$$

[0057]

[0058] 여기에서 λ_{adv} , λ_R , λ_I 및 λ_{VGG} 는 각 손실함수에 대한 상대적 가중치를 나타낸다. 결과적으로 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망은 각각 가중치가 곱해진 적대적 손실 \mathcal{L}_{adv} 와, 정규화 손실 \mathcal{L}_R 와, 픽셀와이즈 손실 \mathcal{L}_I 및 인지 손실함수 \mathcal{L}_{vgg} 의 합이 최소화되는 방향으로 학습될 수 있다.

[0059] 도 5는 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망의 성능을 비교한 것을 나타낸 도면이다. 도 5에서 Bloch-GAN은 적절한 학습을 통해 오토인코더 부분에 대한 정규화를 적용한 것이며 Bloch-GAN(NAE)은 오토인코더 정규화를 적용하지 않은 것이며 Bloch-GAN(AE)은 블로흐 방정식 기반 오토인코더 정규화 대신 기존의 방식을 이용하여 오토인코더 부분을 정규화한 것을 의미한다. 도 5의 첫 번째 및 두 번째 행의 이미지는 첫 번째 데이터세트에서 가져온 것이고 세 번째 및 네 번째 행의 이미지는 두 번째 데이터세트에서 가져온 것이다. 그리고 두 번째와 네 번째 행의 이미지는 첫 번째 행의 이미지에서 붉은색 화살표로 표시된 영역을 확대한 것을 나타낸다.

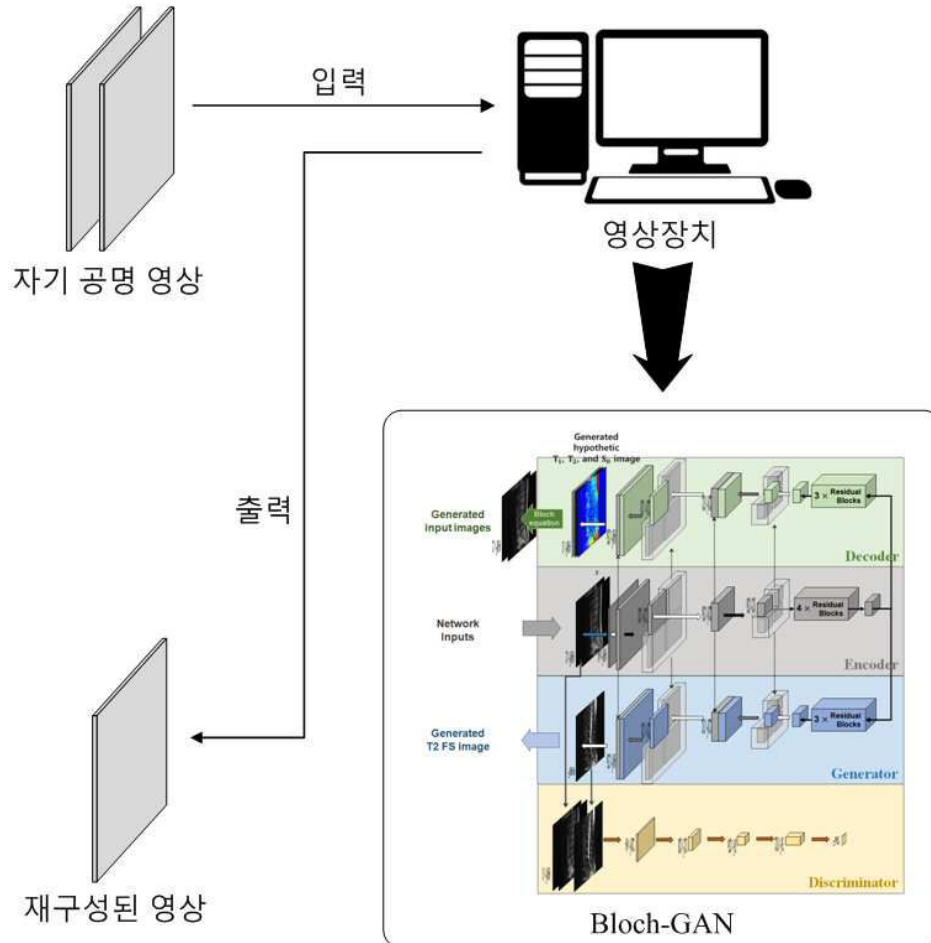
[0060] 3가지 방식의 신경망의 결과 모두 유사한 결과를 나타내고 있는 것으로 보이지만 실제로는 Bloch-GAN(NAE)와 Bloch-GAN(AE)에서는 척추체 내부의 부종이 제대로 표현되어 있지 않음을 확인할 수 있다. 반면 블로흐 방정식에 기반한 정규화를 거친 Bloch-GAN의 결과를 참조하면 부종에 해당하는 영역이 밝게 표시되어 있음을 확인할 수 있다. 즉, 원본 영상에 포함된 세밀한 특징을 반영하여 다른 방식의 신경망보다 병변 영역에 대한 대비값이 높게 나타나는 것이며 이를 토대로 보다 정확한 병변 분석이 가능하다.

[0061] 개시된 기술의 일 실시예에 따른 블로흐 방정식 기반 생성적 적대 신경망을 이용한 지방 포화 자기 공명 영상 생성 방법 및 장치는 이해를 돕기 위하여 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나, 이는 예시적인 것에 불과하며, 당해 분야에서 통상적 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 개시된 기술의 진정한 기술적 보호범위는 첨부된 특허청구범위에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

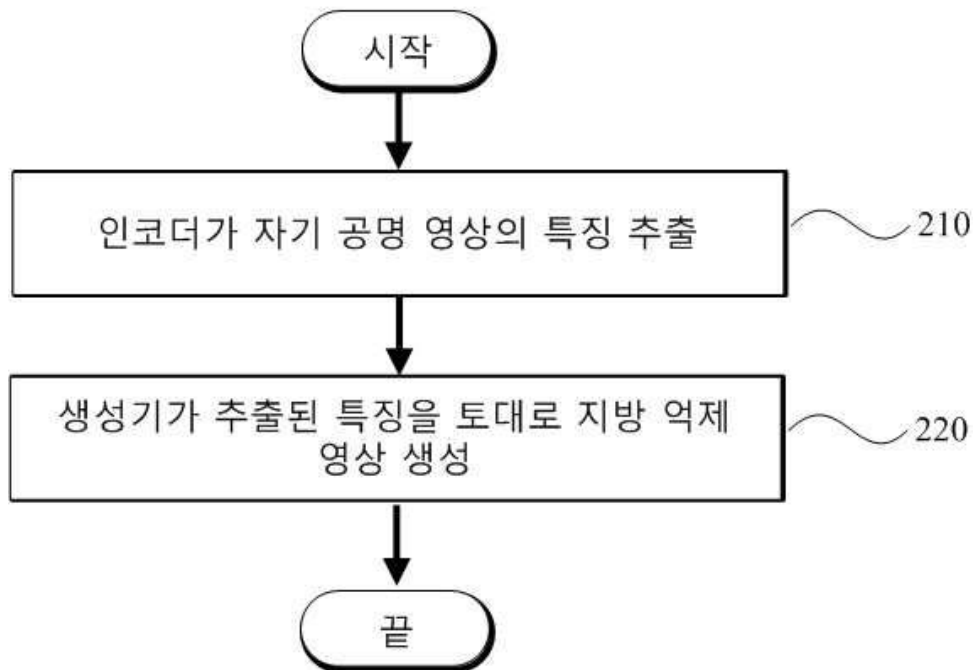
도면1

100

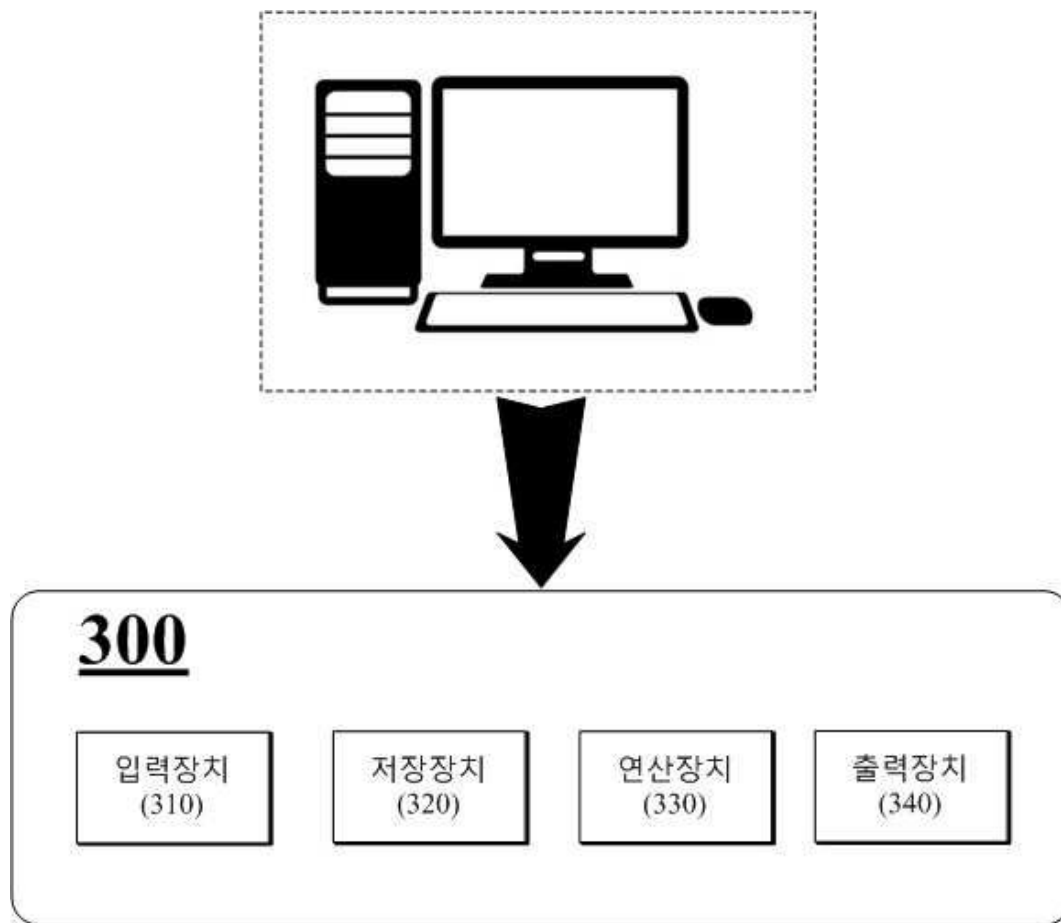


도면2

200

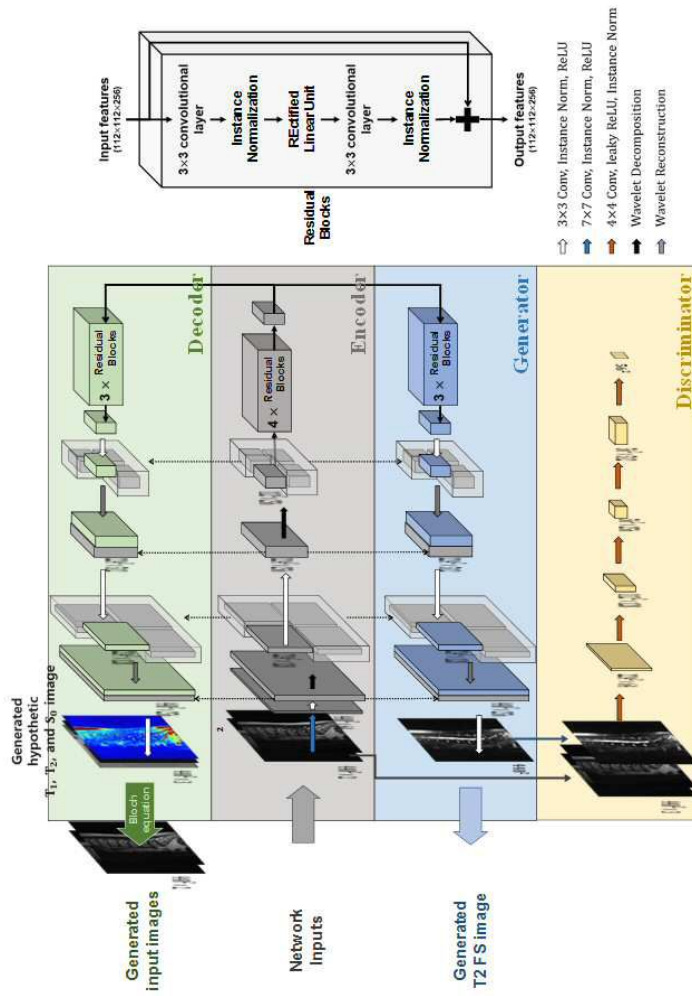


도면3



도면4

400



도면5

500

