

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)(11) 공개번호 10-2023-0158763
(43) 공개일자 2023년11월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

A61B 5/00 (2021.01) A61B 5/055 (2006.01)
G06T 7/00 (2017.01) G06T 7/11 (2017.01)
G16H 50/20 (2018.01)

(52) CPC특허분류

A61B 5/0042 (2013.01)
A61B 5/055 (2022.01)

(21) 출원번호 10-2022-0058276

(22) 출원일자 2022년05월12일

심사청구일자 2022년05월12일

(71) 출원인

연세대학교 산학협력단

서울특별시 서대문구 연세로 50 (신촌동, 연세대학교)

(72) 발명자

이준상

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제3공학관 C327호

신정은

서울특별시 마포구 대흥로 24길 24 105-1504

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

특허법인 플러스

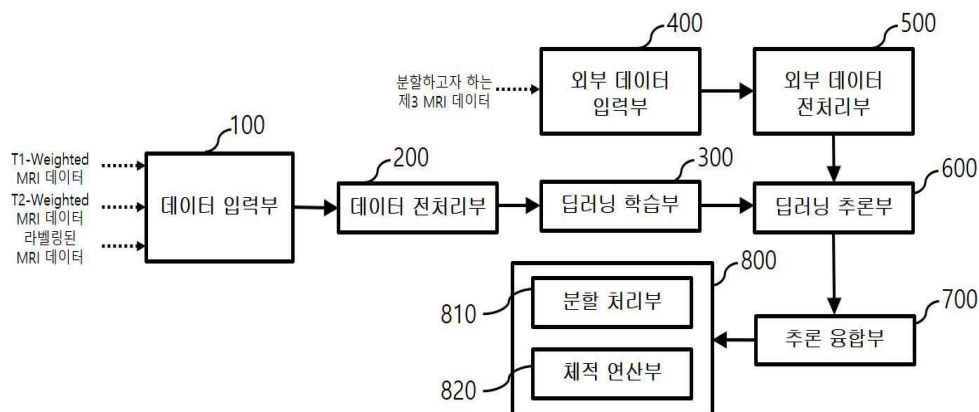
전체 청구항 수 : 총 14 항

(54) 발명의 명칭 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법

(57) 요약

본 발명은 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 관한 것으로서, 뇌 MRI 데이터로부터 밝기값 만으로는 구분하기 어려운 미숙아, 특히 생후 3개월 ~ 3세 영유아의 뇌 영역을 높은 정확도로 분할하고, 이에 대한 체적을 측정할 수 있는 기술에 관한 것이다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

A61B 5/4064 (2021.01)

G06T 7/0012 (2013.01)

G06T 7/11 (2017.01)

G16H 50/20 (2018.01)

A61B 2503/045 (2013.01)

G06T 2207/10088 (2013.01)

G06T 2207/20081 (2013.01)

G06T 2207/30016 (2013.01)

(72) 발명자

한정호

서울특별시 서대문구 연세로 50-1 연세대학교 의과
대학 소아과학교실

김준홍

서울특별시 서대문구 연세로 50 연세대학교 제1공
학관 A277호

명세서

청구범위

청구항 1

딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받는 데이터 입력부(100);

상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하는 데이터 전처리부(200);

각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 입력받아 학습 데이터로 생성하고, 기저장된 딥러닝 네트워크를 이용하여 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하는 딥러닝 학습부(300);

뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받는 외부 데이터 입력부(400);

상기 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하는 외부 데이터 전처리부(500);

각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 해당하는 방향 별 학습 모델에 각각 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터를 출력하는 딥러닝 추론부(600);

각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다 해당하는 뇌 영역을 도출하는 추론 융합부(700); 및

각 픽셀 정보를 이용하여 도출한 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분석부(800);

를 포함하되,

상기 제1 MRI 데이터 셋은

동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 포함하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 데이터 전처리부(200) 및 외부 데이터 전처리부(500)는

전달되는 각 MRI 데이터 셋에 대해서 3차원 데이터를 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 슬라이싱 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 데이터 전처리부(200) 및 외부 데이터 전처리부(500)는

전달되는 각 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 분류하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 딥러닝 학습부(300)는

상기 제1 MRI 데이터 셋을 이용한 각 방향 별 예측 데이터와 상기 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 기설정된 손실함수의 계산이 최소화되도록 각 방향 별 학습 모델을 업데이트하여, 각 방향 별 최종 학습 모델을 생성하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 5

제 4항에 있어서,

상기 딥러닝 학습부(300)는

상기 딥러닝 네트워크에서, 활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행하여,

상기 딥러닝 추론부(600)는

각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋의 픽셀마다 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵(probabilistic map) 형태로 상기 예측 데이터를 출력하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 6

제 5항에 있어서,

상기 추론 융합부(700)는

각 방향 별 예측 데이터를 이용하여,

상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 7

제 5항에 있어서,

상기 분석부(800)는

각 픽셀 정보를 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분할 처리부(810); 및

분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수를 이용하여, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하는 체적 연산부(820);

를 포함하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 8

제 7항에 있어서,

상기 체적 연산부(820)는

분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수에 상기 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 방향 별 실제 픽셀 크기 정보를 반영하여, 각 뇌 영역의 실제 스케일의 체적을 연산하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템.

청구항 9

컴퓨터를 포함하는 연산 처리 수단에 의해 각 단계가 수행되는 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 이용한 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법으로서,

딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받는 제1 입력 단계(S100);

상기 제1 입력 단계(S100)에 의한 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하는 제1 전처리 단계(S200);

기저장된 딥러닝 네트워크에서 상기 제1 전처리 단계(S200)에 의한 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 학습 데이터로 입력받아, 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하는 딥러닝 학습 단계(S300);

뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받는 제2 입력 단계(S400);

상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하는 제2 전처리 단계(S500);

상기 제2 전처리 단계(S500)에 의한 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 이용하여, 상기 딥러닝 학습 단계(S300)에 의한 해당하는 방향 별 학습 모델에 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터를 출력하는 딥러닝 추론 단계(S600);

각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다 해당하는 뇌 영역을 도출하는 추론 융합 단계(S700);

상기 추론 융합 단계(S700)에 의해 도출한 각 픽셀 정보를 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분할 단계(S800); 및

상기 분할 단계(S800)에 의해 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되는 픽셀의 개수를 이용하여, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하는 체적 연산 단계(S900);

를 포함하되,

상기 제1 MRI 데이터 셋은 동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 포함하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

청구항 10

제 9항에 있어서,

상기 제1 전처리 단계(S200)와 제2 전처리 단계(S500)는

전달되는 각 MRI 데이터 셋에 대해서 3차원 데이터를 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 슬라이싱 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

청구항 11

제 9항에 있어서,

상기 제1 전처리 단계(S200)와 제2 전처리 단계(S500)는

전달되는 각 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 분류하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

청구항 12

제 9항에 있어서,

상기 딥러닝 학습 단계(S300)는

상기 제1 MRI 데이터 셋을 이용한 각 방향 별 예측 데이터와 상기 제1 전처리 단계(S200)에 의한 각 방향 별 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 기설정된 손실함수의 계산이 최소화되도록 반복하여 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하고,

활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

청구항 13

제 12항에 있어서,

상기 딥러닝 추론 단계(S600)는

각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋의 픽셀마다 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵(probabilistic map) 형태로 상기 예측 데이터를 출력하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

청구항 14

제 13항에 있어서,

상기 추론 융합 단계(S700)는

각 방향 별 예측 데이터를 이용하여,

상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하는, 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 딥러닝을 활용하여 미숙아의 뇌 MR 영상 데이터로부터 뇌 영역(GM, WM 및 CSF)을 분할하고 분할 영역의 체적을 측정하여, 뇌 발달 양상을 정량적으로 추적할 수 있는 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] MRI(자기 공명 영상, Magnetic Resonance Imaging)는 자력에 의하여 발생하는 자기장을 이용하여, 생체의 임의의 단층상을 얻을 수 있는 영상 기법으로서, 동일 환자에 대해서도 강조하는 영상에 따라, T1 강조 영상, T2 강조 영상, FLAIR 영상 등으로 구분되게 된다. 통상적으로 여러 강조 영상을 동시에 활용하여 병증을 진단하게 된다.

[0003] T1 강조 영상은 물은 검게 보이고, 지방은 하얗게 보이며, 해부학적 구조를 가장 잘 파악할 수 있으며, T2 강조 영상은 T1 강조 영상과는 반대로 물은 하얗게 보이고 지방이 검게 보여 병소 발견 용이하다.

[0004] 뇌 영역은 회백질(GM, Gray Matter)이라고 불리는 대뇌피질과 그 안쪽을 이루는 백질(WM, White Matter) 및 뇌척수액(CSF, Cerebrospinal Fluid)으로 이루어져 있다. 형태학적으로 영유아 뇌 발달 패턴과 신경 발달 장애를 판단하기 위해 뇌 영역을 분할하여 활용하게 된다.

[0005] 2020년 이후 신종 코로나 바이러스 감염증(COVID-19)이 널리 퍼지고 지속되면서, 미숙아 또는, 영유아의 뇌 발

달을 저해한다는 연구 결과가 발표되고 있다. 미국 브라운대에서 발표한 결과에 따르면, 코로나 19가 확산되기 시작한 2020년 이후 생후 3개월 ~ 3세 영유아의 뇌 발달 점수가 이전 대비 급격히 떨어졌음을 알 수 있다. 이는 대면 활동의 억제와 한창 사회성을 배워야 할 시기에 마스크 착용으로 인해 타인의 표정을 볼 수 없어 제대로 된 사회성 학습이 이루어지지 않았기 때문으로 예측되고 있다. 또한, 코로나 19로 인한 임신부의 스트레스도 아이의 뇌 발달 저해 요인으로 지목되고 있다.

[0006] 그렇지만, 이러한 미숙아나 생후 6개월 이내의 영유아의 뇌 발달 양상을 판단할 수 있는 MRI 데이터의 경우, T1 강조 영상, T2 강조 영상 모두에서 GM과 WM의 밝기값 차이가 거의 없기 때문에, 이를 육안으로 구분하여 뇌 발달 패턴 또는, 신경 발달 장애 여부를 판단하는 것이 매우 어렵다.

[0007] 이에 따라, 최근들어 사람이 인지하기 어려운 밝기값 뿐 아니라, 여러 가지 특성들을 구분하는 데 효과적인 딥러닝 방식을 적용하여, 미숙아나 생후 6개월 영유아에 대한 MRI를 분석하여 뇌 영역 분할을 수행하는 기술이 개발되고 있다.

[0008] 이와 관련해서, 국내 등록 특허 제10-1718130호("자기공명영상을 이용한 뇌 영역의 분할 방법 및 시스템")에서는 표준 뇌 지도 영상을 이용하여 초기 측뇌실 영역을 생성하고 밝기값 임계치에 기반하여 측뇌실 영역을 갱신하여 뇌 영역 분할의 정확도와 효율성을 향상시킬 수 있는 기술을 개시하고 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0009] (특허문헌 0001) 국내등록특허 제10-1718130호(등록일자 2017.03.14.)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0010] 본 발명은 상기한 바와 같은 종래 기술의 문제점을 해결하기 위하여 안출된 것으로, 본 발명의 목적은 생후 6개월 내외의 미숙아의 뇌 MR 영상 데이터를 통해서는 밝기값을 고려한 GM(회백질 영역, gray matter)과 WM(백질 영역, white matter)의 구분이 어렵기 때문에, 딥러닝을 활용하여 구분하기 어려운 요소들을 효과적으로 분리할 수 있는 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 관한 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템에 있어서, 딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받는 데이터 입력부(100), 상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하는 데이터 전처리부(200), 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 입력받아 학습 데이터로 생성하고, 기저장된 딥러닝 네트워크를 이용하여 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하는 딥러닝 학습부(300), 뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받는 외부 데이터 입력부(400), 상기 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하는 외부 데이터 전처리부(500), 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 해당하는 방향 별 학습 모델에 각각 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터를 출력하는 딥러닝 추론부(600), 각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다 해당하는 뇌 영역을 도출하는 추론 융합부(700) 및 각 픽셀 정보를 이용하여 도출한 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분석부(800)를 포함하되, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 포함하는 것이 바람직하다.

[0012] 더 나아가, 상기 데이터 전처리부(200) 및 외부 데이터 전처리부(500)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋에 대해서 3차원 데이터를 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 슬라이싱 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는 것이 바람직하다.

[0013] 또는, 상기 데이터 전처리부(200) 및 외부 데이터 전처리부(500)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 분류하

여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는 것이 바람직하다.

- [0014] 더 나아가, 상기 딥러닝 학습부(300)는 상기 딥러닝 추론부(600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터를 전달받아, 상기 각 방향 별 예측 데이터와 상기 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 기설정된 손실함수의 계산이 최소화되도록 각 방향 별 학습 모델을 업데이트하여, 각 방향 별 최종 학습 모델을 생성하는 것이 바람직하다.
- [0015] 더 나아가, 상기 딥러닝 학습부(300)는 상기 딥러닝 네트워크에서, 활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행하여, 상기 딥러닝 추론부(600)는 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋의 픽셀마다 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵(probabilistic map) 형태로 상기 예측 데이터를 출력하는 것이 바람직하다.
- [0016] 더 나아가, 상기 추론 융합부(700)는 각 방향 별 예측 데이터를 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하는 것이 바람직하다.
- [0017] 더 나아가, 상기 분석부(800)는 각 픽셀 정보를 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분할 처리부(810) 및 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수를 이용하여, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하는 체적 연산부(820)를 포함하는 것이 바람직하다.
- [0018] 더 나아가, 상기 체적 연산부(820)는 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수에 상기 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 방향 별 실제 픽셀 크기 정보를 반영하여, 각 뇌 영역의 실제 스케일의 체적을 연산하는 것이 바람직하다.
- [0019] 본 발명의 또 다른 일 실시예에 따른 컴퓨터를 포함하는 연산 처리 수단에 의해 각 단계가 수행되는 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 이용한 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법으로서, 딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받는 제1 입력 단계(S100), 상기 제1 입력 단계(S100)에 의한 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하는 제1 전처리 단계(S200), 기저장된 딥러닝 네트워크에서 상기 제1 전처리 단계(S200)에 의한 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 학습 데이터로 입력받아, 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하는 딥러닝 학습 단계(S300), 뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받는 제2 입력 단계(S400), 상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 MRI 데이터 셋을 전달받아, 기설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하는 제2 전처리 단계(S500), 상기 제2 전처리 단계(S500)에 의한 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 이용하여, 상기 딥러닝 학습 단계(S300)에 의한 해당하는 방향 별 학습 모델에 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터를 출력하는 딥러닝 추론 단계(S600), 각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다 해당하는 뇌 영역을 도출하는 추론 융합 단계(S700), 상기 추론 융합 단계(S700)에 의해 도출한 각 픽셀 정보를 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하는 분할 단계(S800) 및 상기 분할 단계(S800)에 의해 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되는 픽셀의 개수를 이용하여, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하는 체적 연산 단계(S900)를 포함하되, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 포함하는 것이 바람직하다.
- [0020] 더 나아가, 상기 제1 전처리 단계(S200)와 제2 전처리 단계(S500)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋에 대해서 3차원 데이터를 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 슬라이싱 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는 것이 바람직하다.
- [0021] 또는, 상기 제1 전처리 단계(S200)와 제2 전처리 단계(S500)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 수평면(Axial) 방향, 관상면(Coronal) 방향 및 시상면(Sagittal) 방향으로 분류하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하는 것이 바람직하다.
- [0022] 더 나아가, 상기 딥러닝 학습 단계(S300)는 상기 딥러닝 추론 단계(S600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터와 상기 제1 전처리 단계(S200)에 의한 각 방향 별 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 기설정된 손실함수의 계산이 최소화 되도록 반복하여 학습 처리를 수행하여, 각 방향 별 학습 모델을 생성하고, 활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행하는 것이 바람직하다.
- [0023] 더 나아가, 상기 딥러닝 추론 단계(S600)는 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋의 픽셀마다 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵(probabilistic map) 형태로 상기 예측 데이터를 출력하는 것이 바람직하다.

[0024] 더 나아가, 상기 추론 융합 단계(S700)는 각 방향 별 예측 데이터를 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하는 것이 바람직하다.

발명의 효과

[0025] 상기와 같은 구성에 의한 본 발명의 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법은 GM과 WM을 밝기값만으로 구분하기 어려워 육안으로 뇌 발달 양상을 판단하기 어려운 MRI 데이터(미숙아 또는 생후 6개월 영유아의 뇌 MR 영상)에 대해서, 딥러닝 방식을 통해 보다 빠르고 정확하게 GM, WM 및 CSF를 각각 분할하고, 분할된 각 영역의 체적을 측정하여, 뇌 발달 양상을 형태학적으로 추적할 수 있는 정량적 진단 인자를 제시할 수 있는 장점이 있다.

[0026] 또한, 모델 학습 및 예측을 위한 계산 효율을 고려하여 3차원 기반의 모델 대신 2차원 기반의 방식을 활용함으로써, 활용성과 계산 효율은 높일 수 있으며, 입력되는 MR 영상을 Axial 방향, Sagittal 방향 및 Coronal 방향으로 분석하여 각각 학습한 모델의 결과를 융합함으로써, 2차원 기반의 모델에 의해 낮을 수 있는 분할 정확도를 향상시킬 수 있는 장점이 있다.

[0027] 이를 통해서, 뇌 MR 영상으로부터 미숙아 또는 생후 6개월 영유아의 뇌 영역 체적을 계산하고, 뇌 발달 양상을 시간에 따라 정량적으로 추적할 수 있어, 조기에 뇌 발달 저해를 진단하고 치료를 수행할 수 있는 장점이 있다.

[0028] 뿐만 아니라, 전 과정이 사용자(의료진, 분석자, 엔지니어 등)의 개입없이 자동으로 이루어지기 때문에, 임상적 활용 가치가 더욱 높을 것으로 예상된다.

[0029] 이러한 글로벌 의료 이미지 분석 소프트웨어 시장은 2017년 3.1 조원 규모에서 연평균 8.2% 성장하여 2022년에는 4.6 조원에 달할 것으로 전망되고 있으며, 의료 영상을 활용한 인공지능/빅데이터 소프트웨어 의료기기 글로벌 시장은 2018년 1,100 억원 규모에서 연평균 42.20% 성장하여 2023년에는 6,200 억원 규모에 달할 것으로 전망되는 바, 대부분의 의료 영상 활용 인공지능 소프트웨어에 선행되어야 하는 본 발명의 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법과 같은 의료 이미지 분석에 대한 수요도 자연스레 증가할 것으로 예상된다.

도면의 간단한 설명

[0030] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 나타낸 구성 예시도이다.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에서 활용한 뇌 단면 방향을 나타낸 예시도이다.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 의한 각 방향 별 학습 데이터를 생성하는 예시도이다.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 의한 각 방향 별 학습 모델을 생성하는 예시도이다.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 의한 각 픽셀마다 해당하는 뇌 영역을 도출하는 예시도이다.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법에 의한 뇌 영역 분할 및 체적 계산 실시예이다.

도 7은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법의 성능 분석표이다.

도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법을 나타낸 순서 예시도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0031] 이하 첨부한 도면들을 참조하여 본 발명의 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방

법을 상세히 설명한다. 다음에 소개되는 도면들은 당업자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 예로서 제공되는 것이다. 따라서, 본 발명은 이하 제시되는 도면들에 한정되지 않고 다른 형태로 구체화될 수도 있다. 또한, 명세서 전반에 걸쳐서 동일한 참조번호들은 동일한 구성요소들을 나타낸다.

- [0032] 이때, 사용되는 기술 용어 및 과학 용어에 있어서 다른 정의가 없다면, 이 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 통상적으로 이해하고 있는 의미를 가지며, 하기의 설명 및 첨부 도면에서 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 공지 기능 및 구성에 대한 설명은 생략한다.
- [0033] 더불어, 시스템은 필요한 기능을 수행하기 위하여 조직화되고 규칙적으로 상호 작용하는 장치, 기구 및 수단 등을 포함하는 구성 요소들의 집합을 의미한다.
- [0034] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템 및 그 방법은, 미숙아 또는 생후 6개월 영유아의 뇌 MR 영상으로부터 GM, WM 및 CSF를 각각 분할하고, 분할된 각 영역의 체적을 측정하여, 뇌 발달 양상을 형태학적으로 추적할 수 있는 정량적 진단 인자를 제시할 수 있는 기술에 관한 것이다. 특히, 생후 6개월 영유아 또는 미숙아의 뇌 MR 영상에서 GM과 WM을 밝기값 만으로 구분하기 어렵다는 점을 고려하여, 딥러닝 방식을 채용함으로써, 육안으로 구분이 어려운 다양한 요소들을 효과적으로 분리할 수 있는 장점이 있다.
- [0035] 일반적으로 3차원 기반의 모델이 2차원 기반의 모델보다 높은 분할 성능을 갖지만, 계산 장비의 컴퓨팅 능력(메모리 크기 등)에 따라 적용 자체가 불가능할 수 있기 때문에, 활용성 측면에서 명확한 한계점이 있다. 이러한 점을 해소하기 위하여, 즉, 모델 학습 및 예측을 위한 계산 효율을 고려하여 3차원 기반의 모델 대신 2차원 기반의 방식을 활용함으로써, 활용성과 계산 효율은 높아지, 입력되는 MR 영상을 Axial 방향, Sagittal 방향 및 Coronal 방향으로 분석하여 각각 학습한 모델의 결과를 융합함으로써, 2차원 기반의 모델에 의해 낮을 수 있는 분할 정확도를 향상시킬 수 있는 장점이 있다.
- [0036] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 나타낸 구성 예시도로서, 도 1을 참조로 하여 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 상세히 설명한다.
- [0037] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템은 도 1에 도시된 바와 같이, 데이터 입력부(100), 데이터 전처리부(200), 딥러닝 학습부(300), 외부 데이터 입력부(400), 외부 데이터 전처리부(500), 딥러닝 추론부(600), 추론 융합부(700) 및 분석부(800)를 포함하여 구성되는 것이 바람직하며, 각 구성들은 컴퓨터를 포함하는 하나의 연산 처리 수단 또는 다수의 연산 처리 수단에 포함되는 것이 바람직하다.
- [0038] 각 구성에 대해서 자세히 알아보자면,
- [0039] 상기 데이터 입력부(100)는 딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받게 된다.
- [0040] 상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋은 공개(public)된 뇌 MRI 데이터 셋을 입력받게 되며, 환자 1명당 T1 강조 영상 데이터, T2 강조 영상 데이터 및 라벨링된 영상 데이터를 입력받게 된다.
- [0041] 상세하게는, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 2 채널의 MRI 데이터로서, T1-Weighted 영상과 T2-Weighted 영상을 쌍으로 입력받게 된다. 즉, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 동일한 환자의 동일한 뇌 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 셋과 T2 강조 MRI 셋을 포함하여 구성되게 된다. 상기 제2 MRI 데이터 셋은 백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역이 라벨링 되어 있는 데이터 셋으로, 상기 제1 MRI 데이터 셋과 동일한 환자의 동일한 뇌 영역을 촬영한 라벨 데이터인 것이 바람직하다.
- [0042] 상기 데이터 전처리부(200)는 상기 데이터 입력부(100)로부터 상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 전달받아, 미리 설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하는 것이 바람직하다.
- [0043] 이 때, 미리 설정된 각 방향이란, 신체를 어떤 방향으로 나누냐에 따른 수평면 방향(axial), 관상면 방향(Coronal) 및 시상면 방향(Sagittal)을 의미하며, 각 방향은 도 2에 도시된 바와 같다.
- [0044] 상기 데이터 전처리부(200)는 상기 데이터 입력부(100)로부터 전달받은 각각의 제1 MRI 데이터 셋(T1 강조 영상-T2 강조 영상), 제2 MRI 데이터 셋(라벨 데이터)에 대한 이미지 처리를 수행하게 된다.

- [0045] 이 때, 상기 데이터 전처리부(200)는 통상적으로 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 데이터이기 때문에, 도 3에 도시된 바와 같이, 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 대해서, 2차원 데이터를 각각 쌓아서 각 3차원 데이터로 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해서 수평면 방향, 관상면 방향과 시상면 방향으로 슬라이싱을 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다. 이 때, 수평면 방향의 MRI 데이터를 입력받을 경우, 이는 그대로 활용하여 연산 과정을 줄일 수 있다.
- [0046] 이를 통해서, 전처리된 제1 MRI 데이터 셋은 T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득할 수 있으며, 전처리된 제2 MRI 데이터 셋 역시도 수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득하게 된다.
- [0047] 이와 같이, 관상면 방향의 MRI 이미지 데이터와 시상면 방향의 MRI 이미지 데이터를 이미지 처리하여 생성하는 것은 상술한 바와 같이, 통상적으로 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 이미지 데이터이기 때문이다.
- [0048] 그렇지만, 촬영 기기의 스펙 등의 외부 환경 조건에 따라, 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향 뿐 아니라, 시상면과 관상면을 포함하고 있을 수 있다.
- [0049] 이 경우, 상기 데이터 전처리부(200)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 방향으로 분류하여 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.
- [0050] 이를 위해서, 상기 데이터 입력부(100)는 동일한 환자의 동일한 뇌 영역에 대한 T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터, 라벨 데이터 역시도 수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터가 입력되는 것이 바람직하다.
- [0051] 즉, 상기 데이터 입력부(100)를 통해서, 동일한 좌표를 갖는 픽셀에 대한 T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면, 라벨 수평면, 라벨 관상면 및 라벨 시상면 방향에 대한 MRI 이미지 데이터가 모두 입력되어, 상기 데이터 전처리부(200)는 이를 단순 분류하게 된다.
- [0052] 일 예를 들자면, A 좌표는 T1-W 수평면 방향의 MRI 데이터가 입력되고, B 좌표는 라벨링된 관상면 방향의 MRI 데이터가 입력되고, C 좌표는 T2-W 시상면 방향의 MRI 데이터가 입력될 경우, 이는 단순 분류할 경우, 이를 딥러닝 학습을 위한 데이터로 활용하기 부족하게 된다.
- [0053] 이러한 점을 고려하여, 상기 데이터 전처리부(200)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 대해서, 1차적으로 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 원하는 모든 방향에 대한 MRI 데이터가 포함되어 있을 경우, 단순 분류를 수행하여, 전처리를 수행하게 되고, 어느 한 방향이라도 MRI 데이터가 빠져있을 경우, 2차원 데이터를 각각 쌓아서 각 3차원 데이터로 생성하고, 각 3차원 데이터에 대한 슬라이싱을 수행하여 각 방향 별 데이터를 생성하게 된다.
- [0054] 상기 딥러닝 학습부(300)는 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋(T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터), 제2 MRI 데이터 셋(수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터)을 입력받아 학습 데이터로 생성하고, 미리 저장된 딥러닝 네트워크를 이용하여 각 방향 별 학습 처리를 수행하게 된다.
- [0055] 상세하게는, 상기 딥러닝 학습부(300)는 도 4에 도시된 바와 같이, 상기 데이터 전처리부(200)에 의한 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 입력받아, 방향 별로 분류하여 학습 데이터(수평면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터/관상면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터/시상면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터)를 생성하게 된다.
- [0056] 이 후, 상기 딥러닝 학습부(300)는 각 방향 별로 학습 처리를 수행하여, 적어도 3개의 학습 모델(수평면 학습 모델, 관상면 학습 모델 및 시상면 학습 모델)을 생성하게 된다. 이 때, 상기 딥러닝 학습부(300)는 2D U-Net 기반의 학습 네트워크를 적용하는 것이 바람직하다.
- [0057] 또한, 상기 딥러닝 학습부(300)에 의한 학습 모델은 예측을 위한 최종 활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행함으로써, 입력되는 이미지 데이터의 각 픽셀마다 각 클래스(백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역)에 포함될 확률 맵(probabilistic map) 형태로 결과 데이터(예측 데이터)를 도출하게 된다.
- [0058] 이 때, 상기 딥러닝 학습부(300)는 결과(예측)와 정답 간의 손실함수 계산을 통해 이를 최소화하는 방향으로 모

델을 학습하게 된다.

[0059] 상세하게는, 상기 딥러닝 학습부(300)는 상기 학습 데이터를 통해서 각 방향 별로 학습 처리를 수행하여 적어도 3개의 학습 모델을 생성한 후, 생성한 각 방향 별 학습 모델에 각 방향에 해당하는 제1 MRI 이미지 데이터 셋을 입력하여 확률 맵(probabilistic map) 형태로 결과 데이터(예측 데이터)를 도출하게 된다. 이 후, 결과 데이터(예측 데이터)와 각 방향에 해당하는 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 미리 설정된 손실함수의 계산이 최소화되도록 학습 모델을 업데이트하게 된다. 이를 통해서, 각 방향 별 최종 학습 모델을 생성하게 된다.

[0060] 이 때, 손실함수로 는 하기의 수식 1과 같이, FL(Focal Loss)와 GDL(Generalized Dice Loss)를 같은 weight으로 결합한 하이브리드 방식의 함수를 설정하게 된다.

수식 1

$$FL = -\frac{1}{N} \sum_n^N \sum_l^L r_{ln} (1 - p_{ln})^2 \log p_{ln}$$

$$GDL = 1 - \frac{2 (\sum_l^L w_l \sum_n^N r_{ln} p_{ln} + \varepsilon)}{\sum_l^L w_l \sum_n^N r_{ln} + p_{ln} + \varepsilon}$$

- N : 총 픽셀 개수 (# total pixels)
- L : 총 분할 클래스 개수 (# total classes)
- r : 정답 (reference, (0 or 1))
- p : 예측 (prediction, (0 ~ 1))

[0061]

[0062] 손실함수 = FL + GDL

[0063] 이러한 손실함수는 도 7에 도시된 바와 같이, 다양한 손실함수에 대해 학습 진행 결과하여 분할 성능을 비교한 결과에 따라 가장 적합한 손실함수로 판단하여 선택한 것이다.

[0064] 이와 같이, 상기 딥러닝 학습부(300)를 통해서 각 방향에 대한 최종 학습 모델이 생성되고 난 후, 상기 외부 데이터 입력부(400)를 통해서 뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받게 된다. 상기 제3 MRI 데이터 셋으로는 동일한 환자의 동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 쌍을 이루어 입력받는 것이 가장 바람직하나, 이 중 하나에 대해서만 다시 말하자면, T1 강조 MRI 데이터 셋 또는, T2 강조 MRI 데이터 셋만 입력받아도 무방하다.

[0065] 상기 외부 데이터 전처리부(500)는 상기 데이터 전처리부(200)와 마찬가지로, 상기 외부 데이터 입력부(400)를 통해서 상기 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 미리 설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.

[0066] 상세하게는, 상기 외부 데이터 전처리부(500)는 통상적으로 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 데이터인 점을 감안하여, 상기 외부 데이터 입력부(400)를 통해서 전달되는 제3 MRI 데이터 셋을 썬아서 3차원 데이터로 생성하고, 3차원 데이터에 대해서 수평면 방향, 관상면 방향과 시상면 방향으로 슬라이싱을 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다. 이 때, 수평면 방향의 MRI 데이터를 입력받을 경우, 이는 그대로 활용하여 연산 과정을 줄일 수 있다.

[0067] 이를 통해서, 전처리된 제3 MRI 데이터 셋은 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋이 모두 입력될 경우, T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득할 수 있으며, T1 강조 MRI 데이터 셋 또는, T2 강조 MRI 데이터 셋만 입력될 경우, 해당하는 강조 영상 데이터의 수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득하게 된다.

[0068] 물론, 촬영 기기의 스펙 등의 외부 환경 조건에 따라, 전달되는 제3 MRI 데이터 셋이 수평면 방향 뿐 아니라, 시상면과 관상면을 모두 포함하고 있을 수 있다. 이 경우, 상기 외부 데이터 전처리부(500)는 전달되는 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 방향으로 분류하여 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.

[0069] 이와 같이, 단순 분류 과정을 수행하기 위해서는, 상기 외부 데이터 입력부(400)를 통해서 동일한 좌표를 갖는 픽셀에 대한 수평면, 시상면과 관상면 방향에 대한 MRI 이미지 데이터가 모두 입력되어야 한다.

- [0070] 상기 딥러닝 추론부(600)는 전처리된 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 해당하는 방향(수평면, 시상면 및 관상면) 별 학습 모델에 각각 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터(결과 데이터)를 출력하게 된다.
- [0071] 이 때, 상기 딥러닝 추론부(600)는 상술한 바와 같이, 학습 모델에 적용된 소프트맥스 최종 활성화 함수로 인해 전처리된 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 각 픽셀마다 각 클래스(백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역), 다시 말하자면, 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵 형태로 결과 데이터를 출력하게 된다.
- [0072] 또한, 도 7의 다양한 학습 진행을 수행하여 분할 성능을 비교한 결과, 어느 한 방향에 대해서 단독으로 학습을 수행하는 것보다 3 방향 모두에 대한 학습을 수행하여 그 결과를 종합하여 활용하는 것이 보다 높은 성능을 나타냄을 알 수 있다.
- [0073] 이를 위한, 상기 추론 융합부(700)는 상기 딥러닝 추론부(600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀에 해당하는 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0074] 상세하게는, 상기 추론 융합부(700)는 상기 딥러닝 추론부(600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터에 대해 같은 위치의 픽셀 별로 평균을 내어 각 픽셀 마다 가장 높은 확률을 나타내는 클래스, 즉, 가장 높은 확률을 갖는 뇌 영역으로 해당 픽셀에 대한 최종 분할 결과를 도출하게 된다.
- [0075] 즉, 각 방향 별 예측 데이터를 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0076] 일 예를 들자면, 도 5에 도시된 바와 같이, 전처리된 제3 MRI 데이터 셋의 A 픽셀에 대해서 제1 학습 모델(수평면 학습 모델), 제2 학습 모델(시상면 학습 모델), 제3 학습 모델(관상면 학습 모델)로부터 예측 데이터를 출력받아, 각 예측 데이터에 포함되어 있는 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵 값을 평균하여, 즉, 제1 학습 모델의 예측 데이터(수평면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률), 제2 학습 모델의 예측 데이터(시상면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률), 제3 학습 모델의 예측 데이터(관상면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률)를 각 영역 별로 평균(A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 GM 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 WM 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 CSF 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준)) 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0077] 이 때, 상기 추론 융합부(700)는 상기 딥러닝 추론부(600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터에 오류가 발생하지 않는다는 조건 하에, 각 영역 별 평균 연산을 수행하게 된다.
- [0078] 그렇지만, 100% 확신할 수 없기 때문에, 상기 추론 융합부(700)는 각 예측 데이터에 의한 각각의 픽셀 별로 가장 낮은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균, 전체 평균보다 소정값 이상 차이나도록 높은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균 또는, 전체 평균보다 소정값 이상 차이나도록 낮은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0079] 상기 분석부(800)는 상기 추론 융합부(700)에 의해 각 픽셀마다 도출한 최종 뇌 영역을 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하게 된다.
- [0080] 이러한 상기 분석부(800)는 도 1에 도시된 바와 같이, 분할 처리부(810) 및 체적 연산부(820)를 포함하게 된다.
- [0081] 상기 분할 처리부(810)는 상기 추론 융합부(700)에 의해 각 픽셀마다 도출한 최종 뇌 영역을 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하여, 도 6의 예측 데이터와 같이, 각 뇌 영역을 분리하게 된다. 이는 하기의 수학적 식 2와 같다.

수학식 2

$$GM(\vec{x})_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{i,final} = 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$WM(\vec{x})_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{i,final} = 2 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

$$CSF(\vec{x})_i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_{i,final} = 3 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

[0082]

[0083] 상기 체적 연산부(820)는 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수를 이용하여, 도 6의 체적 데이터와 같이, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하게 된다.

[0084] 상세하게는, 상기 체적 연산부(820)는 분할을 수행한 상기 제3 MRI 데이터 셋의 3D 배열이 이루고 있는 단위 복셀의 가로, 세로, 높이를 동일한 크기로 변환하는 복셀 변환 작업을 수행한 후, 3D 배열에서 각 뇌 영역이 차지하고 있는 체적비를 계산하게 된다.

[0085] 3D 배열 전체 노드 개수 대비 각 영역에 해당하는 노드의 개수를 그 체적비로 하고, 최종적으로 3D 배열 전체의 실제 부피에 각 영역의 체적비를 곱하여 실제 체적을 계산하게 된다.

[0086] 이 때, 의료 영상에는 기본적으로 촬영된 영상의 복셀 크기 정보가 포함되어 있기 때문에, 이를 활용하여 복셀 변환 작업을 수행하게 된다.

[0087] 즉, 하기의 수학식 3과 같이, 분할된 각 뇌 영역(GM, WM, CSF)을 차지하는 픽셀의 개수를 도출한 후, 하기의 수학식 4와 같이, 제3 MRI 데이터 셋에 기본적으로 포함되어 있는 x, y, z축 방향의 실제 픽셀 크기 정보(dx, dy, dz)를 각 뇌 영역 픽셀 개수에 모두 곱하여 실제 스케일의 체적을 계산하게 된다.

수학식 3

$$\overline{N}_{GM} = \text{countif}(GM(\vec{x})_i = 1)$$

$$\overline{N}_{WM} = \text{countif}(WM(\vec{x})_i = 1)$$

$$\overline{N}_{CSF} = \text{countif}(CSF(\vec{x})_i = 1)$$

[0088]

수학식 4

$$V_{GM} = \overline{N}_{GM} \times d_x \times d_y \times d_z$$

$$V_{WM} = \overline{N}_{WM} \times d_x \times d_y \times d_z$$

$$V_{CSF} = \overline{N}_{CSF} \times d_x \times d_y \times d_z$$

[0089]

[0090] 도 8은 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법을 나타낸 순서 예시도로서, 도 8을 참조로 하여 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법을 상세히 설명한다.

- [0091] 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법은, 컴퓨터를 포함하는 연산 처리 수단에 의해 각 단계가 수행되는 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 시스템을 이용한 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법이다.
- [0092] 이러한 본 발명의 일 실시예에 따른 딥러닝을 활용한 뇌 MRI 데이터로부터 뇌 영역 분할 방법은 도 8에 도시된 바와 같이, 제1 입력 단계(S100), 제1 전처리 단계(S200), 딥러닝 학습 단계(S300), 제2 입력 단계(S400), 제2 전처리 단계(S500), 딥러닝 추론 단계(S600), 추론 융합 단계(S700), 분할 단계(S800) 및 체적 연산 단계(S900)를 포함하여 구성되게 된다.
- [0093] 각 단계에 대해서 자세히 알아보자면,
- [0094] 상기 제1 입력 단계(S100)는 상기 데이터 입력부(100)에서, 딥러닝 학습 처리를 위한, 제1 MRI 데이터 셋과 분할하고자 하는 뇌 영역들이 라벨링되어 있는 제2 MRI 데이터 셋을 입력받게 된다.
- [0095] 상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋은 공개(public)된 뇌 MRI 데이터 셋을 입력받게 되며, 환자 1명당 T1 강조 영상 데이터, T2 강조 영상 데이터 및 라벨링된 영상 데이터를 입력받게 된다.
- [0096] 상세하게는, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 2 채널의 MRI 데이터로서, T1-Weighted 영상과 T2-Weighted 영상을 쌍으로 입력받게 된다. 즉, 상기 제1 MRI 데이터 셋은 동일한 환자의 동일한 뇌 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 셋과 T2 강조 MRI 셋을 포함하여 구성되게 된다. 상기 제2 MRI 데이터 셋은 백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역이 라벨링 되어 있는 데이터 셋으로, 상기 제1 MRI 데이터 셋과 동일한 환자의 동일한 뇌 영역을 촬영한 라벨 데이터인 것이 바람직하다.
- [0097] 상기 제1 전처리 단계(S200)는 상기 데이터 전처리부(200)에서, 상기 제1 입력 단계(S100)에 의한 상기 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 전달받아, 미리 설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.
- [0098] 상기 제1 전처리 단계(S200)는 통상적으로 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 데이터이기 때문에, 도 3에 도시된 바와 같이, 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 대해서, 2차원 데이터를 각각 썬아서 각 3차원 데이터로 생성하고, 각 3차원 데이터에 대해서 수평면 방향, 관상면 방향과 시상면 방향으로 슬라이싱을 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다. 이 때, 수평면 방향의 MRI 데이터를 입력받을 경우, 이는 그대로 활용하여 연산 과정을 줄일 수 있다.
- [0099] 이를 통해서, 전처리된 제1 MRI 데이터 셋은 T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득할 수 있으며, 전처리된 제2 MRI 데이터 셋 역시도 수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득하게 된다.
- [0100] 이와 같이, 관상면 방향의 MRI 이미지 데이터와 시상면 방향의 MRI 이미지 데이터를 이미지 처리하여 생성하는 것은 상술한 바와 같이, 통상적으로 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 이미지 데이터이기 때문이다.
- [0101] 그렇지만, 촬영 기기의 스펙 등의 외부 환경 조건에 따라, 공개된 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향 뿐 아니라, 시상면과 관상면을 포함하고 있을 수 있다.
- [0102] 이 경우, 상기 제1 전처리 단계(S200)는 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 방향으로 분류하여 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.
- [0103] 즉, 상기 제1 입력 단계(S100)를 통해서, 동일한 좌표를 갖는 픽셀에 대한 T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면, 라벨 수평면, 라벨 관상면 및 라벨 시상면 방향에 대한 MRI 이미지 데이터가 모두 입력될 경우, 상기 제1 전처리 단계(S200)는 이를 단순 분류하게 된다.
- [0104] 일 예를 들자면, A 좌표는 T1-W 수평면 방향의 MRI 데이터가 입력되고, B 좌표는 라벨링된 관상면 방향의 MRI 데이터가 입력되고, C 좌표는 T2-W 시상면 방향의 MRI 데이터가 입력될 경우, 이는 단순 분류할 경우, 이를 딥러닝 학습을 위한 데이터로 활용하기 부족하게 된다.
- [0105] 이러한 점을 고려하여, 전달되는 각 MRI 데이터 셋(T1 강조 MRI 셋, T2 강조 MRI 셋, 제2 MRI 데이터 셋)에 대해서, 1차적으로 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 원하는 모든 방향에 대한 MRI 데이터가 포함되어 있을 경우, 단순 분류를 수행하여, 전처리를 수행하게 되고, 어느 한 방향이라도 MRI 데이터가 빠져있을 경우, 2차원 데이터를 각각 썬아서 각 3차원 데이터로 생성하고, 각 3차원 데이터에 대한 슬라이싱을 수행하여 각 방향 별

데이터를 생성하게 된다.

- [0106] 상기 딥러닝 학습 단계(S300)는 상기 딥러닝 학습부(300)에서, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋(T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터), 제2 MRI 데이터 셋(수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터)을 입력받아 학습 데이터로 생성하고, 미리 저장된 딥러닝 네트워크를 이용하여 각 방향 별 학습 처리를 수행하게 된다.
- [0107] 상세하게는, 도 4에 도시된 바와 같이, 각 방향 별 제1 MRI 데이터 셋과 제2 MRI 데이터 셋을 입력받아, 방향 별로 분류하여 학습 데이터(수평면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터/관상면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터/시상면 방향의 T1-W, T2-W, 라벨 MRI 이미지 데이터)를 생성하게 된다.
- [0108] 이 후, 각 방향 별로 학습 처리를 수행하여, 적어도 3개의 학습 모델(수평면 학습 모델, 관상면 학습 모델 및 시상면 학습 모델)을 생성하게 된다. 이 때, 상기 딥러닝 학습부(300)는 2D U-Net 기반의 학습 네트워크를 적용하는 것이 바람직하다.
- [0109] 이 때, 예측을 위한 최종 활성화 함수로 소프트맥스(softmax) 함수를 적용하여 학습 처리를 수행함으로써, 학습 모델은 입력되는 이미지 데이터의 각 픽셀마다 각 클래스(백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역)에 포함될 확률 맵(probabilistic map) 형태로 결과 데이터(예측 데이터)를 도출하게 된다.
- [0110] 상기 딥러닝 학습 단계(S300)는 결과(예측)와 정답 간의 손실함수 계산을 통해 이를 최소화하는 방향으로 모델을 학습하게 된다.
- [0111] 상세하게는, 상기 학습 데이터를 통해서 각 방향 별로 학습 처리를 수행하여 적어도 3개의 학습 모델을 생성한 후, 생성한 각 방향 별 학습 모델에 각 방향에 해당하는 제1 MRI 이미지 데이터 셋을 입력하여 확률 맵(probabilistic map) 형태로 결과 데이터(예측 데이터)를 도출하게 된다. 이 후, 결과 데이터(예측 데이터)와 각 방향에 해당하는 제2 MRI 데이터 셋을 이용한 미리 설정된 손실함수의 계산이 최소화되도록 학습 모델을 업데이트하게 된다. 이를 통해서, 각 방향 별 최종 학습 모델을 생성하게 된다.
- [0112] 이 때, 손실함수로는 상기의 수식식 1과 같이, FL(Focal Loss)와 GDL(Generalized Dice Loss)를 같은 weight로 결합한 하이브리드 방식의 함수를 설정하게 된다.
- [0113] 이와 같이, 각 방향에 대한 최종 학습 모델이 생성되고 난 후, 상기 제2 입력 단계(S400)는 상기 외부 데이터 입력부(400)에서, 뇌 영역들을 분할하고자 하는 제3 MRI 데이터 셋을 입력받게 된다. 상기 제3 MRI 데이터 셋으로는 동일한 환자의 동일한 영역을 촬영한 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋을 쌍을 이루어 입력받는 것이 가장 바람직하나, 이 중 하나에 대해서만 다시 말하자면, T1 강조 MRI 데이터 셋 또는, T2 강조 MRI 데이터 셋만 입력받아도 무방하다.
- [0114] 상기 제2 전처리 단계(S500)는 상기 외부 데이터 전처리부(500)에서, 상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 상기 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 미리 설정된 각 방향에 해당하도록 이미지 처리를 수행하여, 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.
- [0115] 상세하게는, 통상적으로 뇌 MRI 데이터가 수평면 방향의 MRI 데이터인 점을 감안하여, 전달되는 제3 MRI 데이터 셋을 썬아서 3차원 데이터로 생성하고, 3차원 데이터에 대해서 수평면 방향, 관상면 방향과 시상면 방향으로 슬라이싱을 수행하여, 각 방향 별 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다. 이 때, 수평면 방향의 MRI 데이터를 입력받을 경우, 이는 그대로 활용하여 연산 과정을 줄일 수 있다.
- [0116] 이를 통해서, 전처리된 제3 MRI 데이터 셋은 T1 강조 MRI 데이터 셋과 T2 강조 MRI 데이터 셋이 모두 입력될 경우, T1-W 수평면, T1-W 관상면, T1-W 시상면, T2-W 수평면, T2-W 관상면 및 T2-W 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득할 수 있으며, T1 강조 MRI 데이터 셋 또는, T2 강조 MRI 데이터 셋만 입력될 경우, 해당하는 강조 영상 데이터의 수평면, 관상면 및 시상면 방향 각각에 대한 2차원 MRI 이미지 데이터를 획득하게 된다.
- [0117] 물론, 촬영 기기의 스펙 등의 외부 환경 조건에 따라, 전달되는 제3 MRI 데이터 셋이 수평면 방향 뿐 아니라, 시상면과 관상면을 모두 포함하고 있을 수 있다. 이 경우, 전달되는 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 정보들을 분석하여, 해당하는 방향으로 분류하여 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 생성하게 된다.
- [0118] 이와 같이, 단순 분류 과정을 수행하기 위해서는, 상기 제2 입력 단계(S400)를 통해서 통째로 동일한 좌표를 갖는 픽셀에 대한 수평면, 시상면과 관상면 방향에 대한 MRI 이미지 데이터가 모두 입력되어야 한다.

- [0119] 상기 딥러닝 추론 단계(S600)는 상기 제2 전처리 단계(S500)에 의한 전처리된 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋을 전달받아, 해당하는 방향(수평면, 시상면 및 관상면) 별 학습 모델에 각각 입력하여, 각 방향 별 예측 데이터 (결과 데이터)를 출력하게 된다.
- [0120] 이 때, 상기 딥러닝 추론 단계(S600)는 학습 모델에 적용된 소프트맥스 최종 활성화 함수로 인해 전처리된 각 방향 별 제3 MRI 데이터 셋에 포함되어 있는 각 픽셀마다 각 클래스(백그라운드 영역, GM 영역, WM 영역 및 CSF 영역), 다시 말하자면, 각각의 뇌 영역에 해당할 확률 맵 형태로 결과 데이터를 출력하게 된다.
- [0121] 상기 추론 융합 단계(S800)는 상기 추론 융합부(700)에서, 상기 딥러닝 추론 단계(S600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터를 통합 이용하여, 상기 제2 입력 단계(S400)에 의한 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀에 해당하는 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0122] 상세하게는, 상기 추론 융합 단계(S800)는 각 방향 별 예측 데이터에 대해 같은 위치의 픽셀 별로 평균을 내어 각 픽셀 마다 가장 높은 확률을 나타내는 클래스, 즉, 가장 높은 확률을 갖는 뇌 영역으로 해당 픽셀에 대한 최종 분할 결과를 도출하게 된다.
- [0123] 즉, 각 방향 별 예측 데이터를 이용하여, 상기 제3 MRI 데이터 셋의 각 픽셀마다, 해당하는 각 방향 별 각각의 뇌 영역에 해당할 확률에 대한 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0124] 일 예를 들자면, 도 5에 도시된 바와 같이, 전처리된 제3 MRI 데이터 셋의 A 픽셀에 대해서 제1 학습 모델(수평면 학습 모델), 제2 학습 모델(시상면 학습 모델), 제3 학습 모델(관상면 학습 모델)로부터 예측 데이터를 출력 받아, 각 예측 데이터에 포함되어 있는 각각의 뇌 영역에 해당한 확률 맵 값을 평균하여, 즉, 제1 학습 모델의 예측 데이터(수평면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률), 제2 학습 모델의 예측 데이터(시상면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률), 제3 학습 모델의 예측 데이터(관상면 기준으로 A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률, GM 영역에 해당할 확률, WM 영역에 해당할 확률, CSF 영역에 해당할 확률)를 각 영역 별로 평균(A 픽셀이 백그라운드 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 GM 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 WM 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준), A 픽셀이 CSF 영역에 해당할 확률(수평면 기준/시상면 기준/관상면 기준)) 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0125] 이 때, 상기 추론 융합 단계(S800)는 상기 딥러닝 추론 단계(S600)에 의한 각 방향 별 예측 데이터에 오류가 발생하지 않는다는 조건 하에, 각 영역 별 평균 연산을 수행하게 된다.
- [0126] 그렇지만, 100% 확신할 수 없기 때문에, 상기 추론 융합 단계(S800)는 외부 사용자(관리자, 엔지니어 등)의 선택에 따라, 각 예측 데이터에 의한 각각의 픽셀 별로 가장 낮은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균, 전체 평균보다 소정값 이상 차이나도록 높은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균 또는, 전체 평균보다 소정값 이상 차이나도록 낮은 확률 맵 값을 제외한 나머지 2개 확률 맵 값의 평균을 연산하여, 가장 높은 평균값에 해당하는 뇌 영역으로 해당하는 픽셀의 최종 뇌 영역을 도출하게 된다.
- [0127] 상기 분할 단계(S800)는 상기 분석부(800)에서, 상기 추론 융합 단계(S700)에 의해 각 픽셀마다 도출한 최종 뇌 영역을 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하게 된다. 즉, 각 픽셀마다 도출한 최종 뇌 영역을 이용하여, 각 뇌 영역의 분할 처리를 수행하여, 도 6의 예측 데이터와 같이, 각 뇌 영역을 분리하게 된다. 이는 상기의 수학적식 2와 같다.
- [0128] 상기 체적 연산 단계(S900)는 상기 분석부(800)에서, 상기 분할 단계(S800)에 의해 분할 처리된 각 뇌 영역에 포함되어 있는 픽셀의 개수를 이용하여, 도 6의 체적 데이터와 같이, 각 뇌 영역의 체적(volume)을 연산하게 된다.
- [0129] 상세하게는, 상기 체적 연산 단계(S900)는 분할을 수행한 상기 제3 MRI 데이터 셋의 3D 배열이 이루고 있는 단위 복셀의 가로, 세로, 높이를 동일한 크기로 변환하는 복셀 변환 작업을 수행한 후, 3D 배열에서 각 뇌 영역이 차지하고 있는 체적비를 계산하게 된다.
- [0130] 3D 배열 전체 노드 개수 대비 각 영역에 해당하는 노드의 개수를 그 체적비로 하고, 최종적으로 3D 배열 전체의 실제 부피에 각 영역의 체적비를 곱하여 실제 체적을 계산하게 된다.

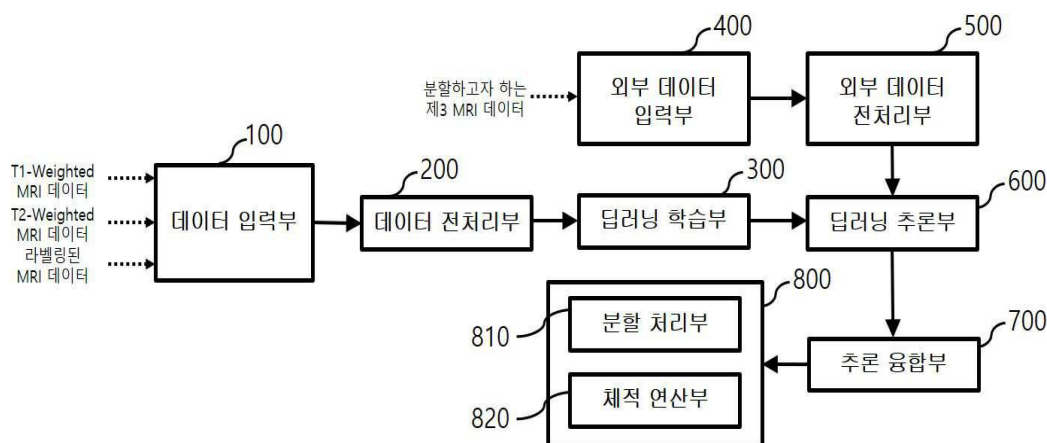
- [0131] 이 때, 의료 영상에는 기본적으로 촬영된 영상의 복셀 크기 정보가 포함되어 있기 때문에, 이를 활용하여 복셀 변환 작업을 수행하게 된다.
- [0132] 즉, 상기의 수학식 3과 같이, 분할된 각 뇌 영역(GM, WM, CSF)을 차지하는 픽셀의 개수를 도출한 후, 상기의 수학식 4와 같이, 제3 MRI 데이터 셋에 기본적으로 포함되어 있는 x, y, z축 방향의 실제 픽셀 크기 정보(dx, dy, dz)를 각 뇌 영역 픽셀 개수에 모두 곱하여 실제 스케일의 체적을 계산하게 된다.
- [0133] 이상과 같이 본 발명에서는 구체적인 구성 소자 등과 같은 특정 사항들과 한정된 실시예 도면에 의해 설명되었으나 이는 본 발명의 보다 전반적인 이해를 돕기 위해서 제공된 것 일 뿐, 본 발명은 상기의 일 실시예에 한정되는 것이 아니며, 본 발명이 속하는 분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 이러한 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다.
- [0134] 따라서, 본 발명의 사상은 설명된 실시예에 국한되어 정해져서는 아니 되며, 후술하는 특허 청구 범위뿐 아니라 이 특허 청구 범위와 균등하거나 등가적 변형이 있는 모든 것들은 본 발명 사상의 범주에 속한다고 할 것이다.

부호의 설명

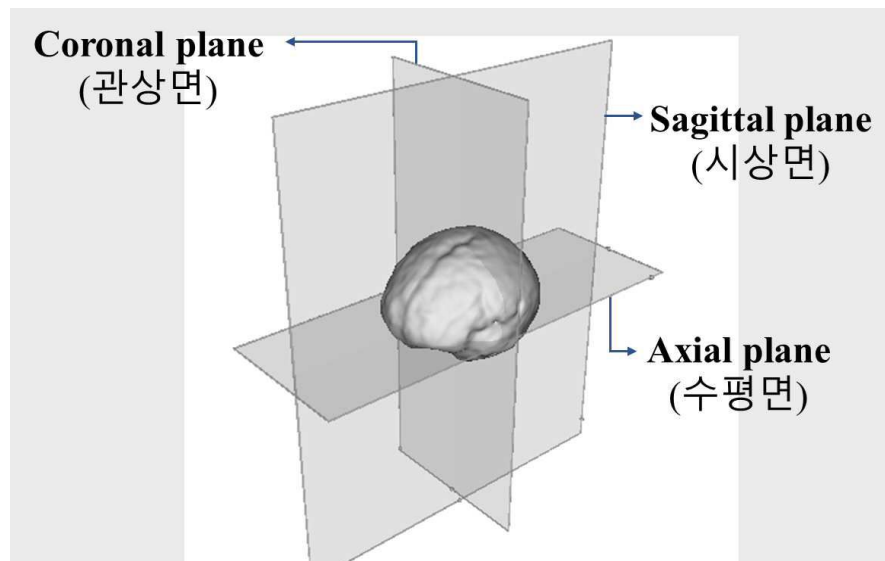
- [0135] 100 : 데이터 입력부
200 : 데이터 전처리부
300 : 딥러닝 학습부
400 : 외부 데이터 입력부
500 : 외부 데이터 전처리부
600 : 딥러닝 추론부
700 : 추론 융합부
800 : 분석부
810 : 분할 처리부 820 : 체적 연산부

도면

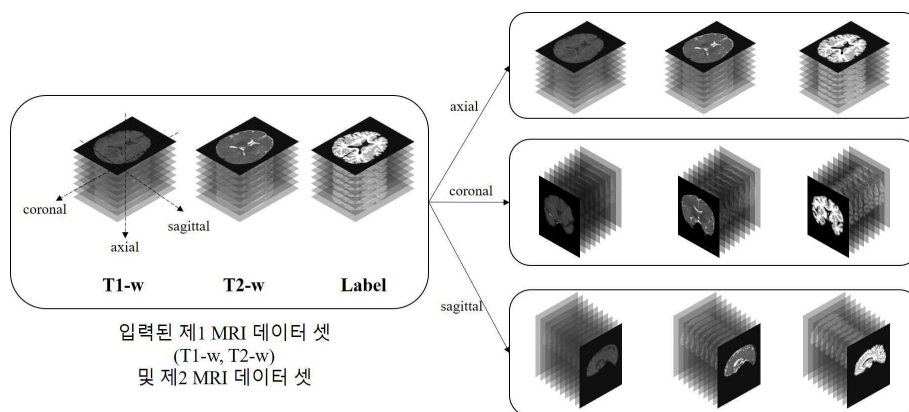
도면1



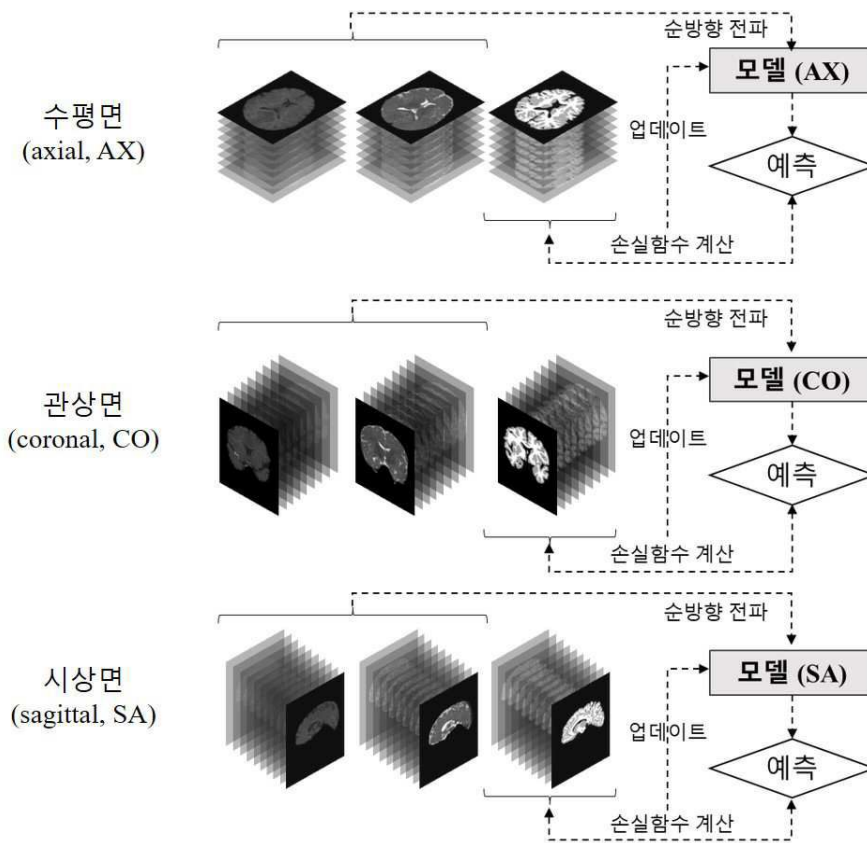
도면2



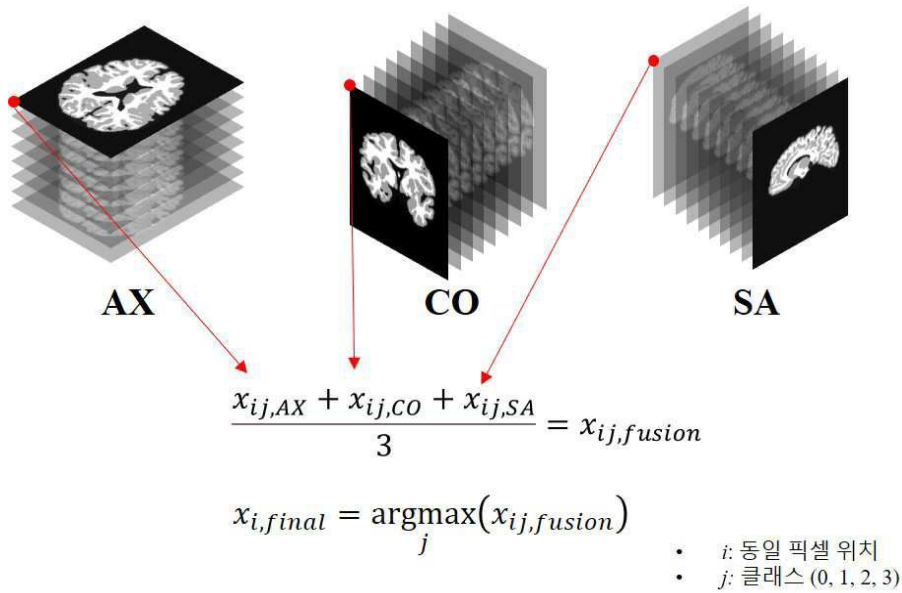
도면3



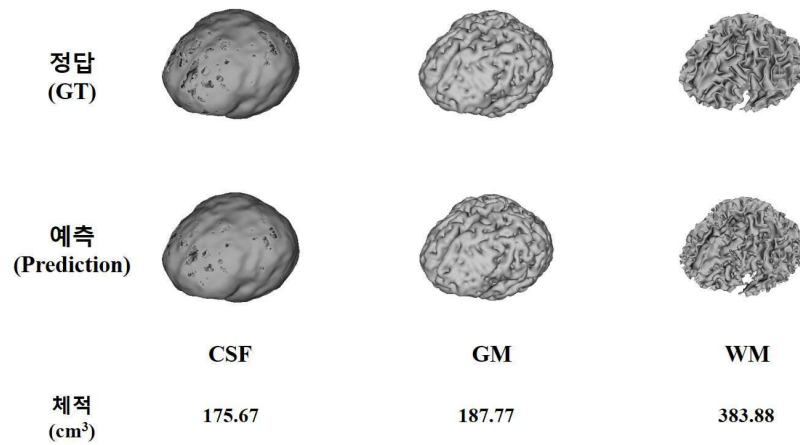
도면4



도면5



도면6



도면7

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

TP: True positives
FP: False positives
FN: False negatives

AX: Axial
SA: Sagittal
CO: Coronal
FU: Fusion (AX+SA+CO)

CE: Categorical cross-entropy
GDL: Generalized dice loss
FL: Focal loss

Case	loss function	CSF				GM				WM			
		AX	SA	CO	FU	AX	SA	CO	FU	AX	SA	CO	FU
1	CE	0.875	0.901	0.893	0.916	0.819	0.849	0.821	0.872	0.802	0.809	0.777	0.841
2	GDL	0.889	0.900	0.894	0.914	0.833	0.848	0.819	0.866	0.781	0.801	0.767	0.821
3	FL	0.892	0.895	0.893	0.917	0.826	0.844	0.831	0.873	0.804	0.798	0.775	0.839
4	GDL+CE	0.889	0.898	0.895	0.915	0.838	0.842	0.828	0.871	0.802	0.798	0.774	0.832
5	GDL+FL	0.898	0.898	0.894	0.918	0.844	0.850	0.823	0.874	0.798	0.807	0.776	0.834

도면8

