ISCHEMIC STROKE LESION SEGMENTATION 2022 Challenge

Data Analysis

2022.05

Overview

대회 일정

TASK1: 급성 및 아급성 뇌졸중의 다중 모드 MRI 경색 분할

- 교육 데이터 릴리스(1차 배치): 2022년 5월 10일
- 교육 데이터 릴리스(1차 배치): 2022년 5월 17일
- dockers 제출 시스템 오픈: 2022년 6월 15일
- dockers 제출 시스템 마감: 2022년 7월 15일

TASK2: 급성, 아급성 및 만성 뇌졸중에서 단일 채널 T1 강조 병변 분할

- 훈련(N=655) 및 레이블이 지정되지 않은 테스트(N=300) 데이터 릴리스: 2021년 12월 10일
- 시험 결과 제출 시스템 마감: 2022년 6월 15일
- dockers 제출 시스템 오픈: 2022년 6월 15일
- dockers 제출 시스템 마감: 2022년 7월 15일

TASK1: 급성 및 아급성 뇌졸증의 다중 Modality 기반 ISCHEMIC STROKE LESION SEGMENTATION

TASK1 데이터 개요

Challenging Point

- (1) 다중 모달을 어떻게 처리할지
- (2) 학습 데이터 및 패치를 어떻게 구성할지를 기반으로 전처리 프로세스 구상 필요

Data Set

Multi-Modality: ADC, DWI, Flair

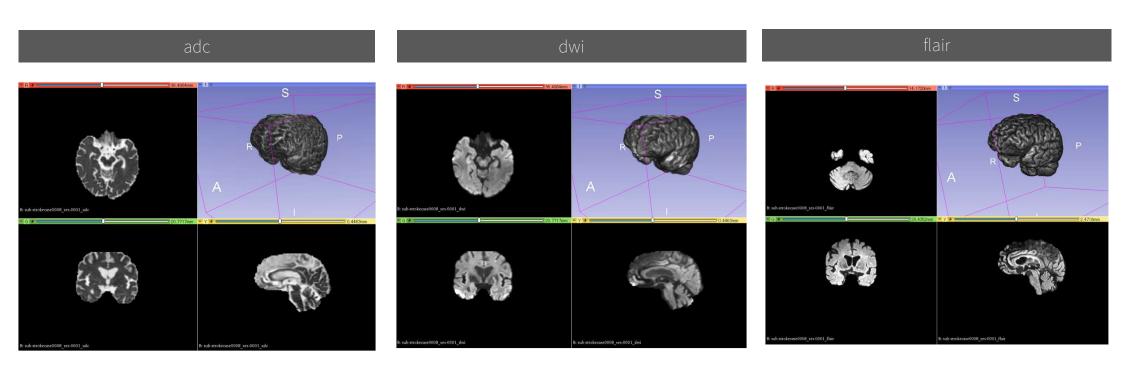
- Apparent diffusion coefficient (ADC) is a measure of the magnitude of diffusion (of water molecules) within tissue
- Diffusion-weighted magnetic resonance imaging (DWI or DW-MRI) is the use of specific MRI sequences as well as software that generates images from the resulting data that uses the diffusion of water molecules to generate contrast in MR images.
- Fluid-attenuated inversion recovery (FLAIR) is an advanced magnetic resonance imaging sequence that reveals tissue T2 prolongation with cerebrospinal fluid suppression, allowing detection of superficial brain lesions.

raw dataset: 115 Derivatives(mask): 90

Have not fully released yet

TASK1: 급성 및 아급성 뇌졸증의 다중 Modality 기반 ISCHEMIC STROKE LESION SEGMENTATION

데이터 시각화(3D slicer 시각화, 스케일이 자동변환되므로 참고용으로만 확인)



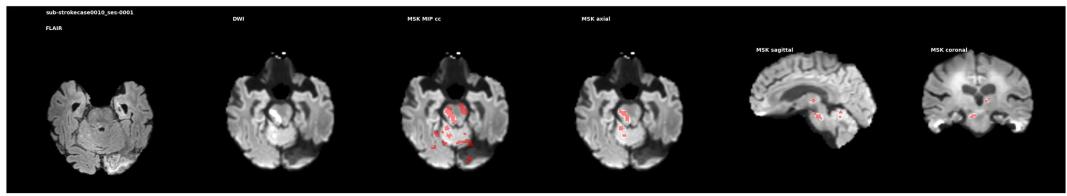
TASK1: 급성 및 아급성 뇌졸증의 다중 Modality 기반 ISCHEMIC STROKE LESION SEGMENTATION

Segmentation Mask

mask

Raw와 마스크가 현재 1:1 매칭되지 않음(추후 데이터셋 Fully Released되고 다시 확인 필요)



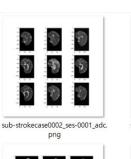


<u>TASK1: 급성 및 아급성 뇌졸증의 다중 Modality 기반 ISCHEMIC STROKE LESION SEGMENTATION</u>

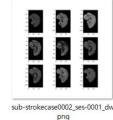
전처리 된 내용(추정) 및 전처리 파이프라인(안)

추가로 필요한 전처리

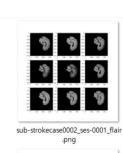
- (1) Tilt된 이미지 바로잡기 = 불필요
- (2) 이미지 Denoise = 추가적으로 할 수 있으면 수행
- (3) Orientations 맞추기 = 이미 수행된 것으로 추정
- (4) Skull Stripping(==Brain Extraction) = 이미 수행된 것으로 추정
- (5) White matter detection = 불필요
- (6) Bias field estimation = 필요
- (7) n4 correction = 필요
- (8) Registration onto the standard space 이미 수행된 것으로 추정



sub-strokecase0003_ses-0001_flain



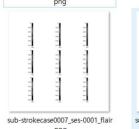
sub-strokecase0007 ses-0001 adc.

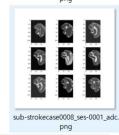


sub-strokecase0007 ses-0001 dw.









전처리 파이프라인 (안)

- (1) Denoising
- (2) N4 Correction

Flair의 경우 spacing 확인해서 resizing 수행 필요

TASK2 아틀라스 데이터 개요

Challenging Point

정확한 병변 분할은 **병변 부담의 정량화 및 정확한 이미지 처리를 위한 뇌졸중 재활 연구**에서 매우 중요 재활 연구에 일반적으로 사용되는 T1w의 문제점

- (1) T1 강조(T1w) MRI의 현재 자동 병변 분할 방법은 정확도와 신뢰성이 부족
- (2) 수동 분할은 표준으로 남아 있지만 시간이 많이 걸리고 주관적이며 상당한 신경 해부학적 전문 지식이 필요

Overview of ATLAS dataset

ATLAS v2.0(N=955)

- T1w 뇌졸중 MRI의 더 큰 데이터 세트와 훈련(공개) 및 테스트(숨겨진) 데이터를 **모두 포함하는 수동으로 분할된 병변 마스크**
- 더 큰 데이터 샘플을 사용한 알고리즘 개발은 더 강력한 솔루션으로 이어지고, **공개되지 않는 테스트 데이터는 세분화 문제를 통해 편견 없는 성능 평가**

를 가능하게 할 것으로 기대함

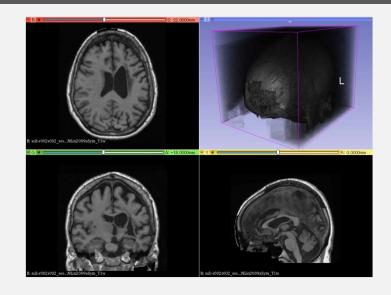
- 우리는 ATLAS v2.0이 알고리즘을 개선하여 대규모 뇌졸중 재활 연구를 촉진할 수 있기를 기대함

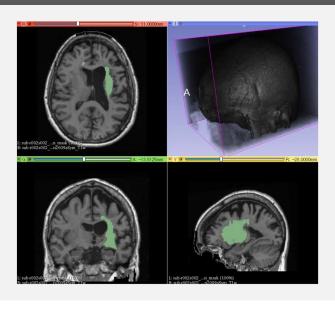
TASK2 아틀라스 데이터 개요

Data Set

Single-Modality: T1w Total Number of Patients: 955

Training dataset: 655 ← manually-segmented lesion masks
Test dataset: 300 ← Lesion masks not released





데이터 시각화(3D slicer 시각화, 스케일이 자동변환되므로 참고용으로만 확인)

수행된 전처리

논문에서 언급한 처리된 전처리

- (1) Intensity Normalization (Skull Stripping이 안된 상태에서)
- (2) MNI-152 Template Brain(Symetric)으로의 Registration
- (3) Deffacing (익명화 작업)



Symetric MNI-152 Template Brain

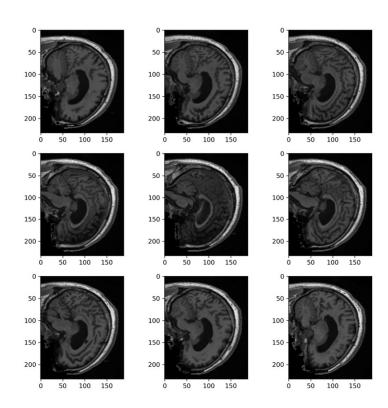
전처리 된 내용(추정) 및 전처리 파이프라인(안)

추가로 필요한 전처리

- (1) Tilt된 이미지 바로잡기 = 불필요
- (2) 이미지 Denoise = 필요
- (3) Orientations 맞추기 = MNI-152로 Registration 되어 있으므로 불필요
- (4) Skull Stripping(==Brain Extraction) = 필요
- (5) White matter detection = 필요
- (6) Bias field estimation = 필요
- (7) n4 correction = 필요
- (8) Registration onto the standard space 이미 수행됨

전처리 파이프라인 (안)

- (1) Denoising
- (2) Skull Stripping 제대로 처리 안될 경우, 이전에 Intensity Normalization 추가
- (3) N4 Correction



향후 진행시 고려해야할 사안 (전처리)

Segmentation된 환자 데이터 전처리 방법론이 필요

고려해야할 사안

- (1) Normal Brain MRI와 다르게 Stroke Legion 부분에 대한 전처리가 필요할 것 같습니다.
- (2) TASK1의 경우 정확한 전처리 파이프라인을 찾아보고, 어떤 라이브러리에서 어떤 데이터가 보정되었는지 찾아봐야할 것 같습니다.
- (3) 요약하자면 노이즈 제거할 경우, 병변 마스크의 영향을 최소화하면서 진행되면 좋을 것 같고, 아니면 그냥 이대로 학습을 돌리거나 Contrast 증강이나 일반적인 전처리를 할 수 있도록 처리해야할 것 같습니다
 - 이 과정에서 noise가 증폭되지 않도록 하는게 중요할 것 같습니다.
- (4) 이러한 제한점때문에 실험 위주로 진행해서 학습 결과를 보는 것도 좋을 것 같습니다.