IS2-08 :前処理を利用した血管3Dデータに対するセグメンテーションモデルの学習

土松千紗，平川翼，山下隆義，藤吉弘亘
中部大学

研究背景

脳血管疾患の検査
- Time-of-flight 法による磁気共鳴血管画像 (TOF-MRA)データの観察
- 血管領域の自動検出 : 3Dセマンティックセグメンテーション手法の使用

従来手法の問題点
- 大量の学習用データの用意が困難
  - 3Dデータであるため，アノテーションの手間が大きい

研究目的

実データに対するセグメンテーション精度，分岐点の導出精度の向上
- 前処理を施したデータに対するセグメンテーション結果における血管領域，分岐点のボクセル数の調査
- 前処理を利用した学習手法を提案

分析

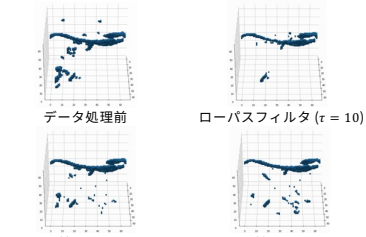
設定
- データセット
  - 実データ：TOF-MRAデータ [T. Di Noto+, Neuroinformatics, 2022]
- モデル
  - DeepVesselNet (DVN) [G. Tetteh+, Frontiers in Neuroscience, 2020]
- 損失関数：DVN Loss
- 前処理
  - 階調変更
  - ガンマ補正 ($\gamma = [1.5, 2.0]$)
  - ローパスフィルタ ($\tau = [5, 10, 50, 100]$)

分析結果

1データ当たりの血管領域，分岐点と予測したボクセル数

ガンマ補正		ローパスフィルタ		血管領域 [個]	前処理なしからの増減量 [個]	分岐点 [個]	前処理なしからの増減量 [個]	血管領域に対する分岐点の割合 [%]
$\tau = 1.5$	$\tau = 2.0$	$\gamma = 5$	$\gamma = 10$					
				406056		20528		5.06
		✓		392604	-13452	16252	-4276	4.14
			✓	**282244**	**-123813**	**10463**	**-10065**	3.71
✓				420378	+14321	17766	-2762	4.23
✓		✓		421288	+15232	17194	-3334	4.08
✓			✓	425784	+19728	15984	-4544	3.75
	✓			410783	+4727	13216	-7312	3.22
	✓	✓		420476	+14420	13464	-7064	3.20
	✓		✓	421790	+15733	13403	-7125	3.18

- 前処理を使用時
  - 分岐点のボクセル数が減少
- $\tau = 10$のローパスフィルタを使用時
  - 最も血管領域，分岐点のボクセル数が減少



セグメンテーション結果

- $\tau = 10$のローパスフィルタを使用時
  - ノイズが減少

TOF-MRAデータの前処理には$\tau = 10$のローパスフィルタが最適

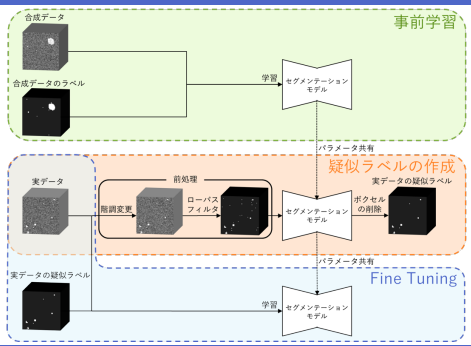
提案手法

前処理を利用した学習手法
- 前処理データに対するセグメンテーション結果から擬似ラベルを作成

合成データを用いた事前学習
- 血管領域のセグメンテーション精度の向上

擬似ラベルの作成
- 実データに前処理を行い，事前学習済みモデルに入力
- セグメンテーション結果に対し近傍する血管ボクセル数に基づくボクセル削除を実施

実データを用いた追加学習
- 擬似ラベル，ラベルとの損失を計算し，モデルのFine Tuningを実施



実験

実験設定
- データセット
  - 合成データ [G. Tetteh+, Frontiers in Neuroscience, 2020]
  - 実データ：TOF-MRAデータ
- モデル
  - DVN
  - U-Net [O. Ronneberger+, MICCAI, 2015]
- 損失関数
  - DVN Loss
  - DiceLoss [O. Ronneberger+, ACL, 2020]
  - clDice [S. Shit+, CVPR, 2021]
- 前処理
  - 階調変更
  - ローパスフィルタ ($\tau = 10$)
- 後処理：ボクセルの削除

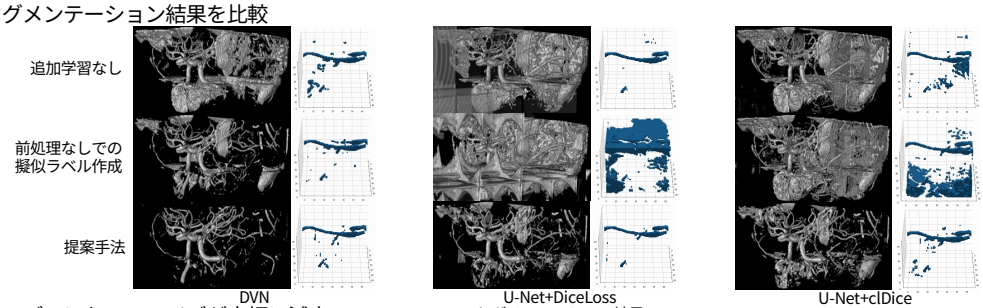
定量的評価
- 血管領域，分岐点の予測ボクセル数を比較

1データ当たりの血管領域，分岐点と予測したボクセル数

	血管領域 [個]			分岐点[個]			血管領域に対する分岐点の割合 [%]		
	DVN	U-Net+DiceLoss	U-Net+clDice	DVN	U-Net+DiceLoss	U-Net+clDice	DVN	U-Net+DiceLoss	U-Net+clDice
追加学習なし	406056	855124	305020	20528	52199	8936	5.06	6.10	2.93
前処理なしでの擬似ラベル生成	120267	1466040	320342	1719	59317	9352	1.43	4.05	2.92
提案手法	**64671**	**117223**	**116880**	**168**	**1090**	**1587**	**0.26**	**0.93**	**1.36**

- 全モデルにおいて血管領域，分岐点の予測ボクセル数が減少

定性的評価
- セグメンテーション結果を比較



セグメンテーション結果

- 全モデルにおいてノイズが大幅に減少

まとめ・今後の予定

まとめ
- 提案手法により，実データに対するセグメンテーション精度が向上

今後の予定
- ラベル無し実データを脳小血管データに変更時の精度調査