

GAN生成病理画像の深層学習への 適用が組織検出精度に与える 影響の検証

○諏訪 陵弥（日本工業大学）

一宮 光悦（日本工業大学）

寺澤 武（旭川医科大学）

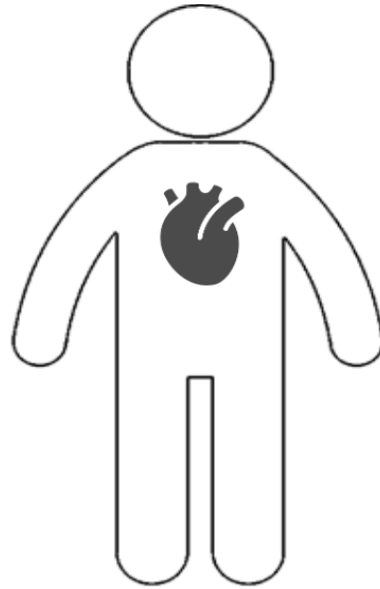
荒川俊也（日本工業大学）

- 研究背景
- 目的
- 方法
- 結果
- 考察
- まとめ



鋳型

生体
皮下埋入



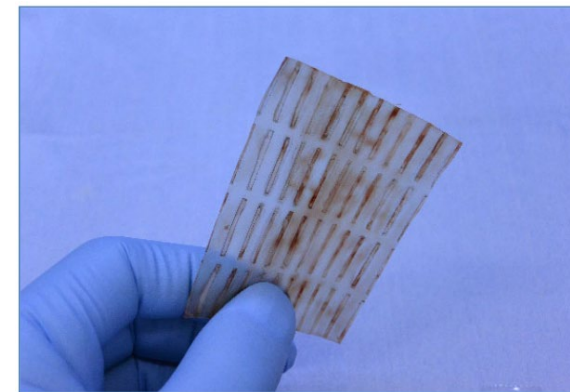
植込み



自己組織弁

鋳型摘出
除去

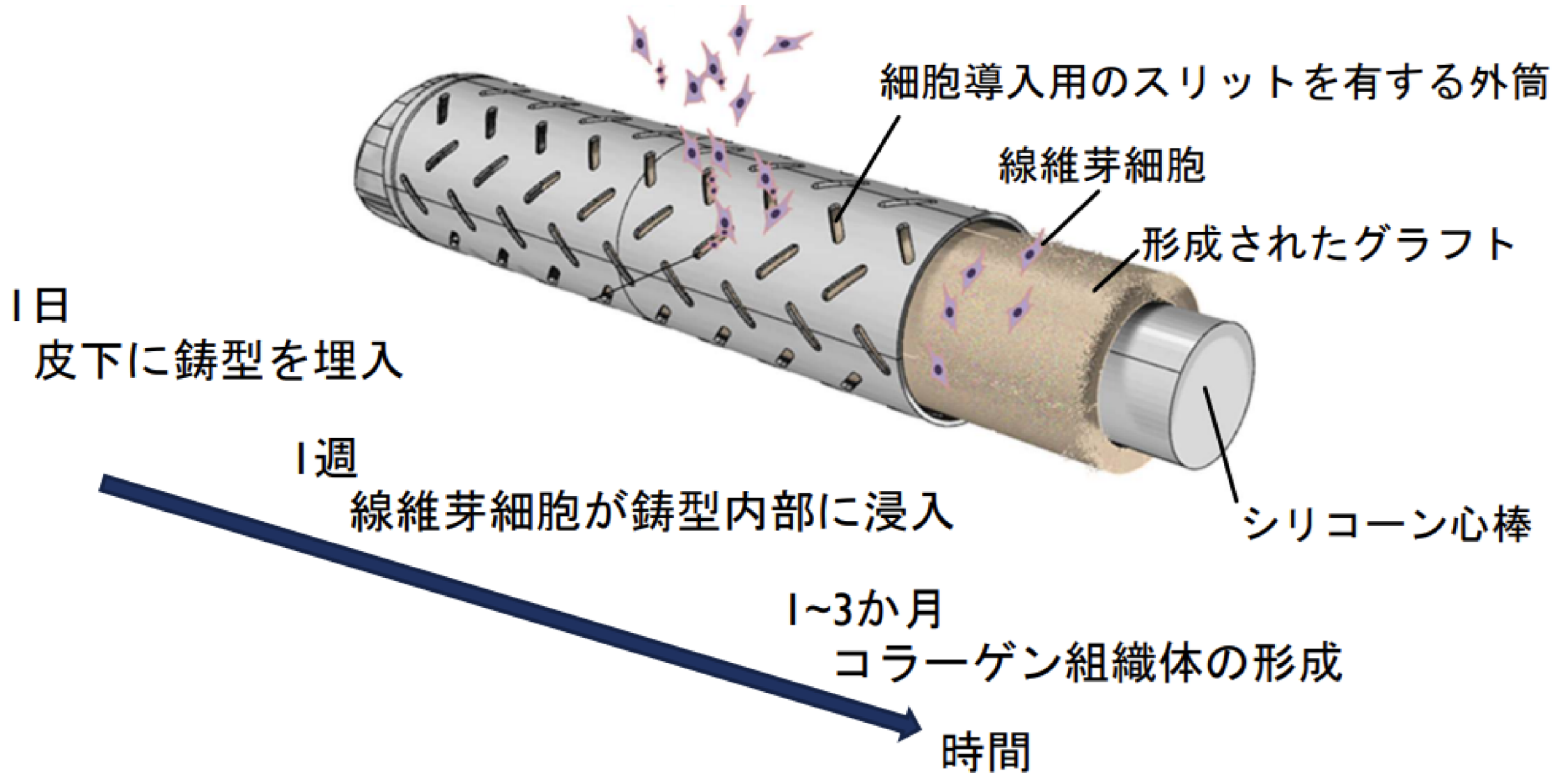
- 生体内組織形成術について
- 鋳型形状にあわせて様々な自己由来の組織体が得られる
- 生体内を培養器とすることで，細胞操作や高度な設備が不要



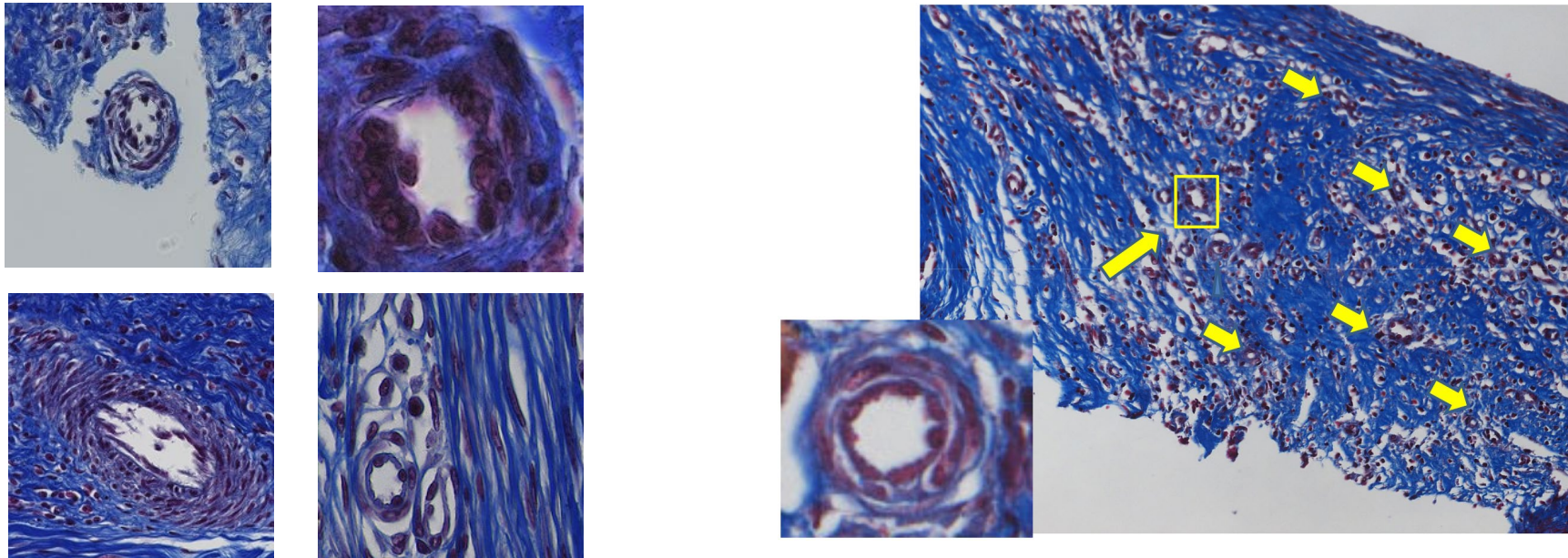
シート状組織



管状組織



- 生体組織形成術に要する時間を短縮する技術開発を行うにあたり、組織形成の鍵となる毛細血管量・コラーゲン量を定量評価したい
- 染色画像（マッソントリクローム画像）の解析で定量化できるか？
特に毛細血管は切断面により形態も様々で一般的な画像処理では評価困難



ディープラーニングを用いることにより

毛細血管面積・位置
コラーゲン量
その他の細胞核

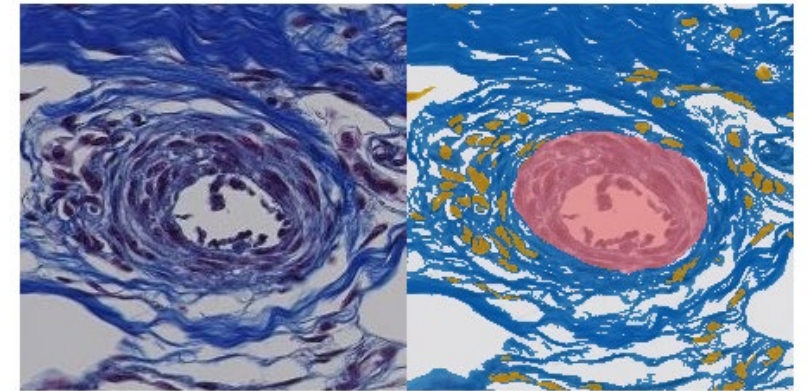
の定量化可能性を検討する

組織の様子は様々であり，教師画像は多く収集できる方がよい

しかし，実際に病理画像を収集するには，費用、手間、時間、などの観点から数多く集めるのは困難である。

GAN画像を使用することで画像の水増し処理を行い、それが識別結果にどのような影響を与えるかを検証する。

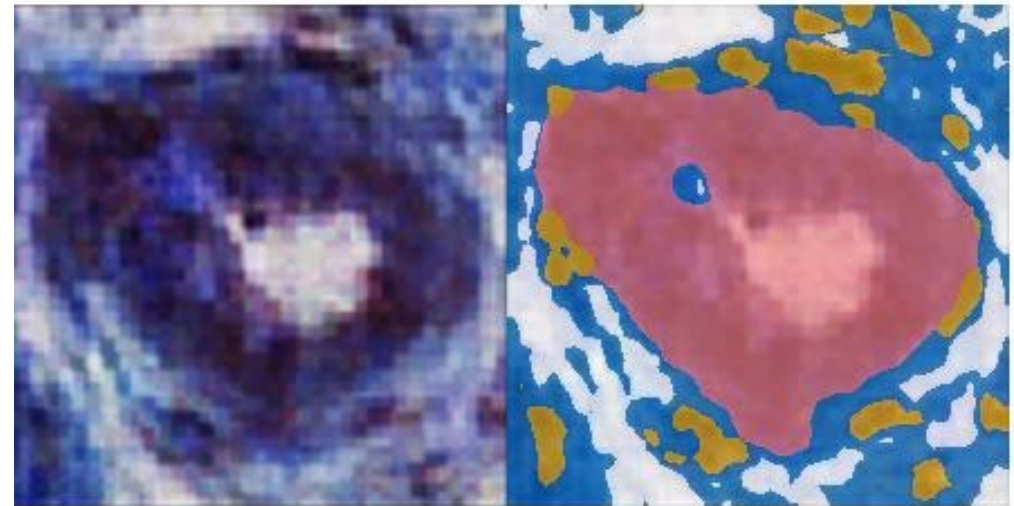
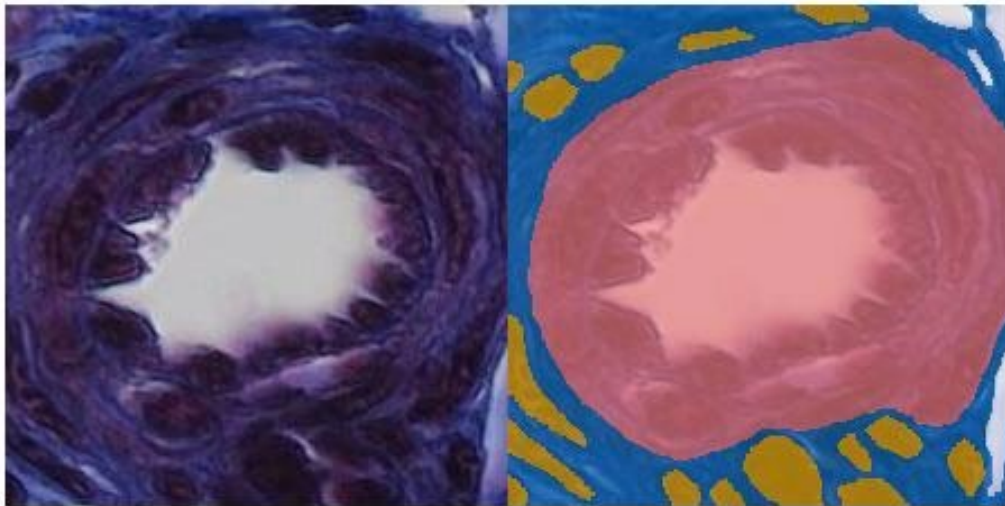
- 従来手法[1]:
セマンティックセグメンテーション用深層学習ネットワークの一つ、DeepLab V3+を使用
- マッソントリクローム画像を用い、毛細血管、核、コラーゲン、背景の4種を手動でラベリング（100枚）
- 100枚のラベル付き画像について
90度回転＋反転
→800枚のデータ作成
480枚を学習用、160枚を検証、
160枚をテスト用として使用

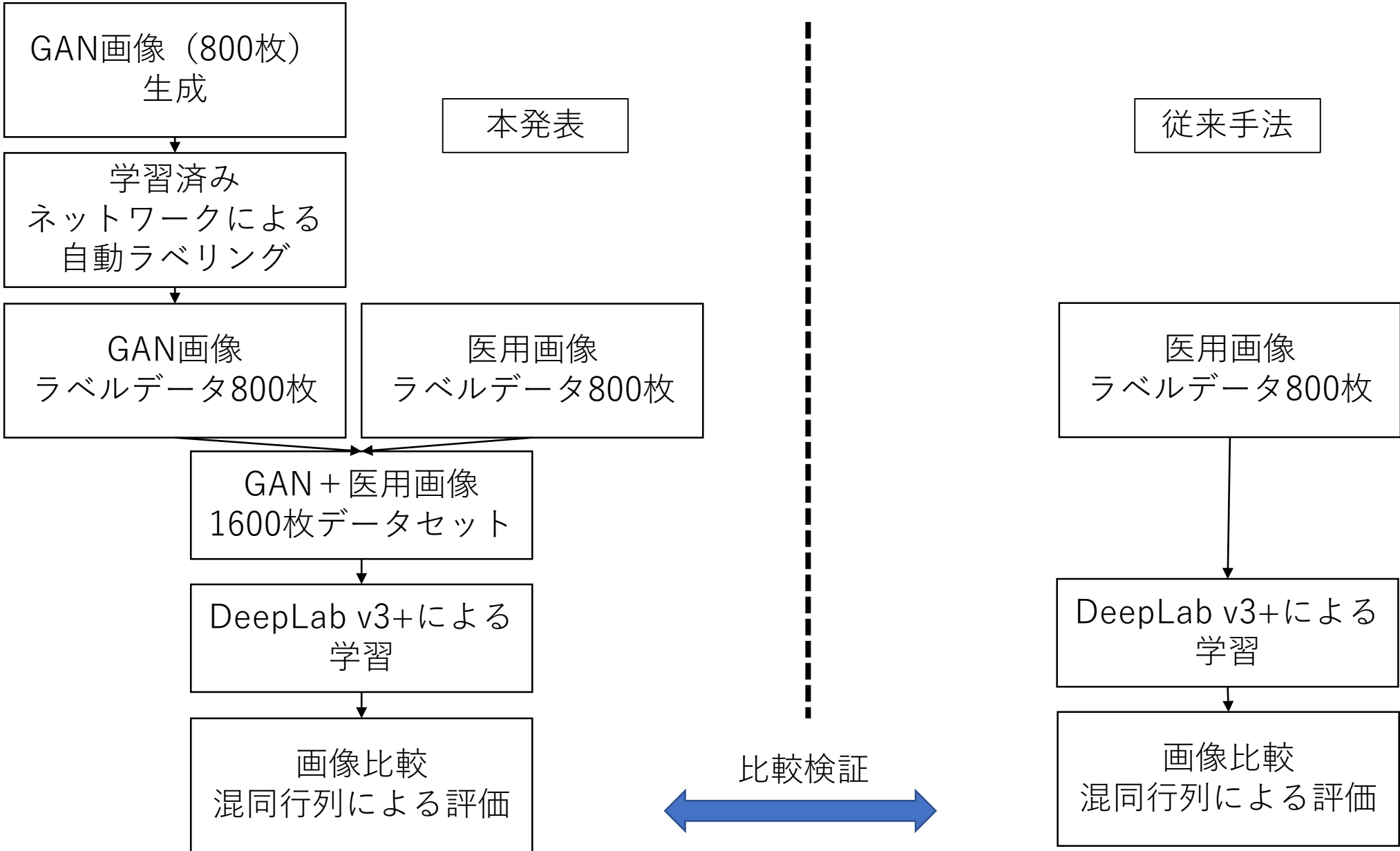


元画像（左）とラベリング画像（右）

毛細血管：赤色，核：黄色，コラーゲン：青色
背景：白色

- 従来手法[1]を使用することで自動ラベリングを行う
- G A N画像800枚に実施し、ラベルデータを得る
- 以下の図は自動ラベリング結果である





- 従来手法[1]に倣い、セマンティックセグメンテーション用の深層学習ネットワークとしてDeepLab v3+を使用
- データセット：
 - 医用画像のみ (800枚)
 - 医用画像 + GAN生成画像 (1600枚)
- 検証用の画像は医用画像 (真の画像) のみ
- 混同行列による評価
- マシンスペック

マシンスペック	
CPU	AMD Ryzen 5 3600 6-Core Processor 3.60 GHz
GPU	GeForce RTX3060 12.0GB
RAM	16.0 GB

- 検証時間：約45分～1時間

- どれだけ真に対して正しく答えられたかを表す指標として True Positive Rateを使用

$$\text{True Positive Rate} = \frac{TP}{TP + FN} \quad TP: \text{True Positive}, FN: \text{False Negative}$$

- 機械学習による推定が正しいラベルと判定
実際にマッソントリクローム画像も正しいラベルと判定
→ True Positive (真陽性)
- 機械学習による推定が誤りのラベルと判定
マッソントリクローム画像は正しいラベルと判定
→ False Negative (偽陰性)

- 自動アノテーションされたGAN画像(例)

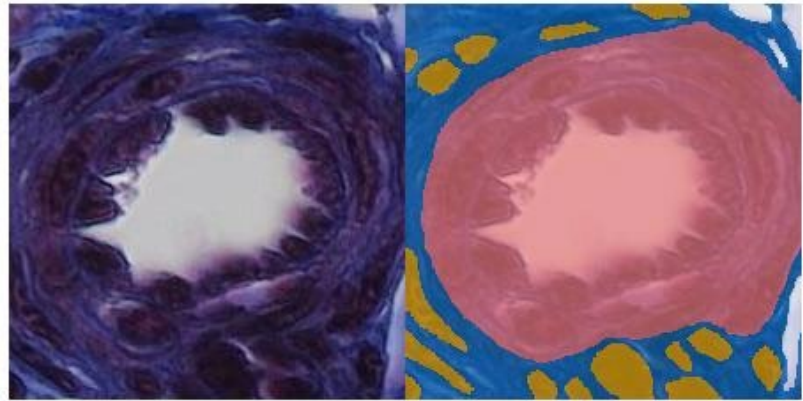


図1

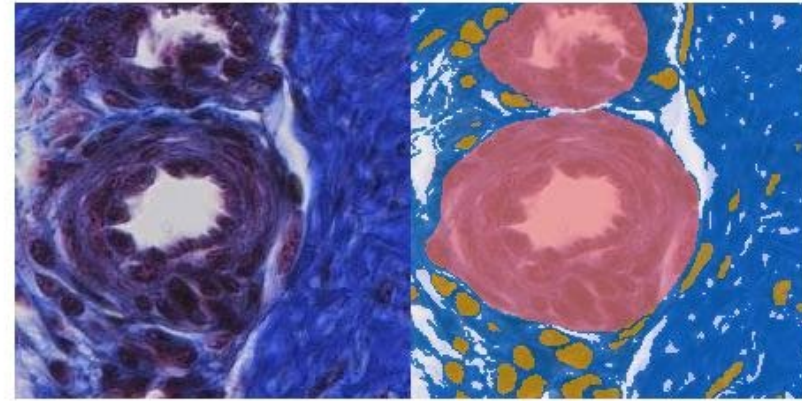


図2

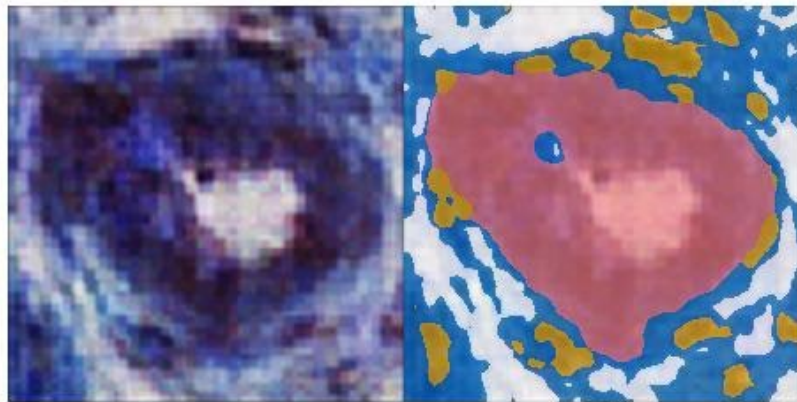


図3

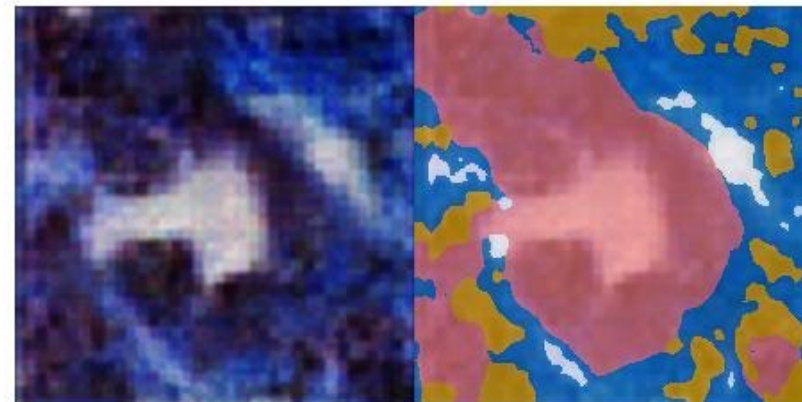
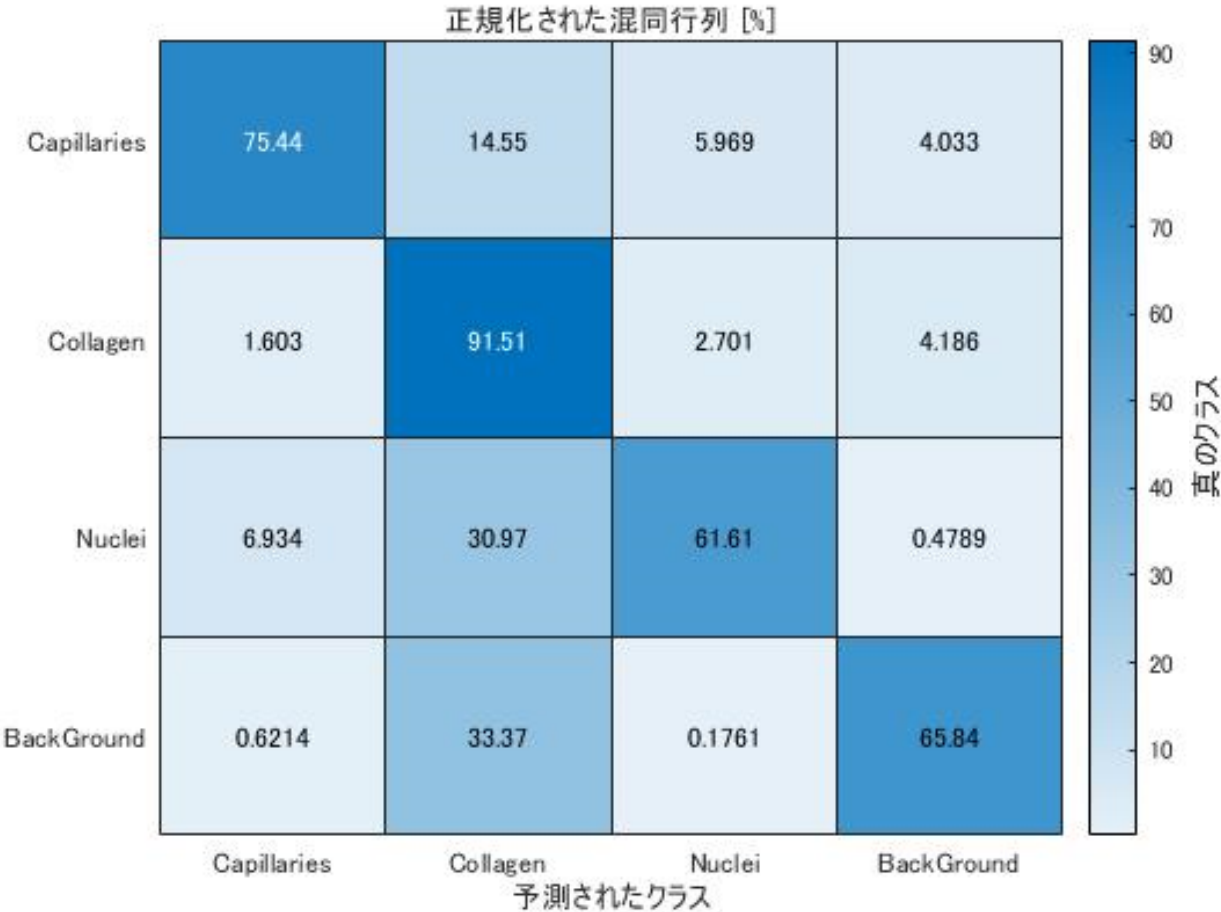


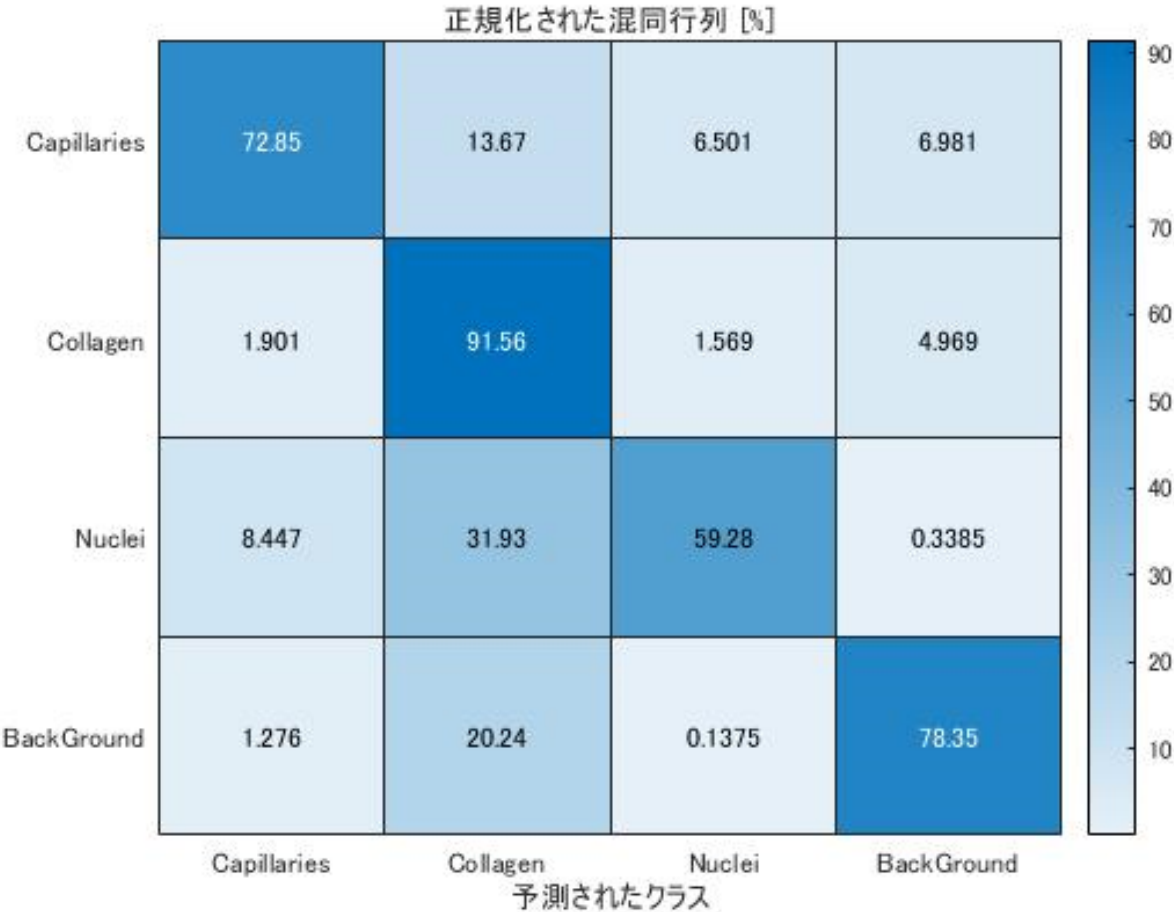
図4

混同行列による数値比較

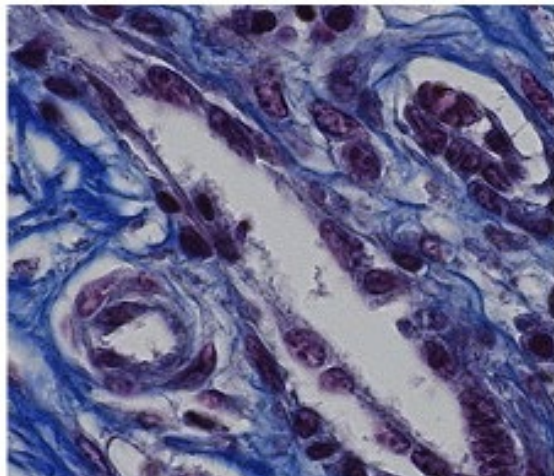
医用画像のみ800枚



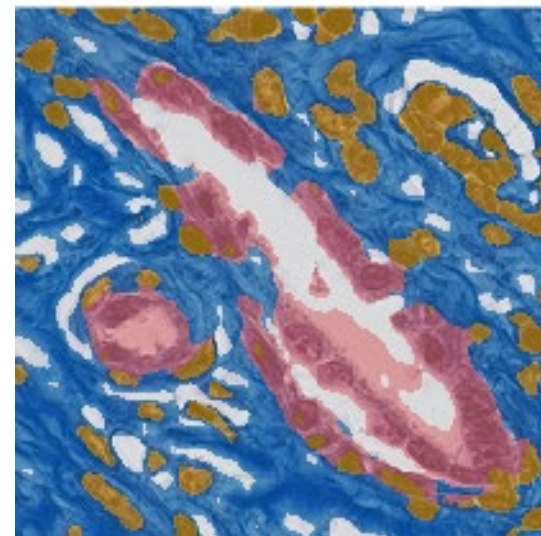
GAN画像込み1600枚



オリジナル画像

医用画像のみ
800枚

学習結果画像



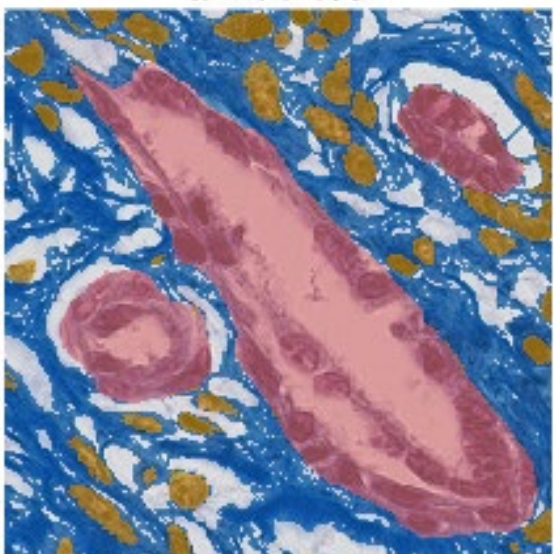
BackGround

Nuclei

Collagen

Capillaries

教師画像



BackGround

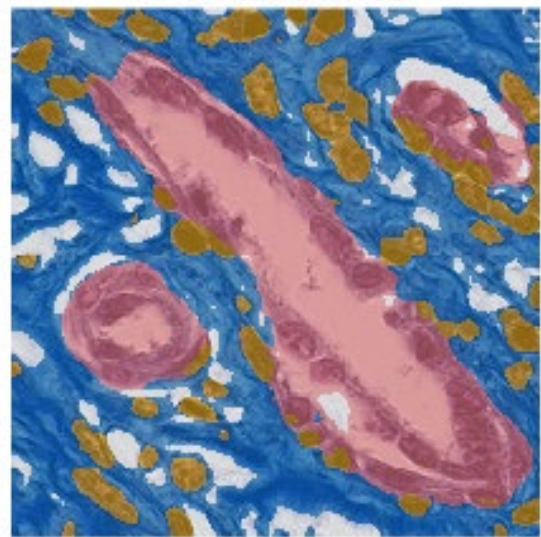
Nuclei

Collagen

Capillaries

GAN + 医用画像
1600枚

学習結果画像



BackGround

Nuclei

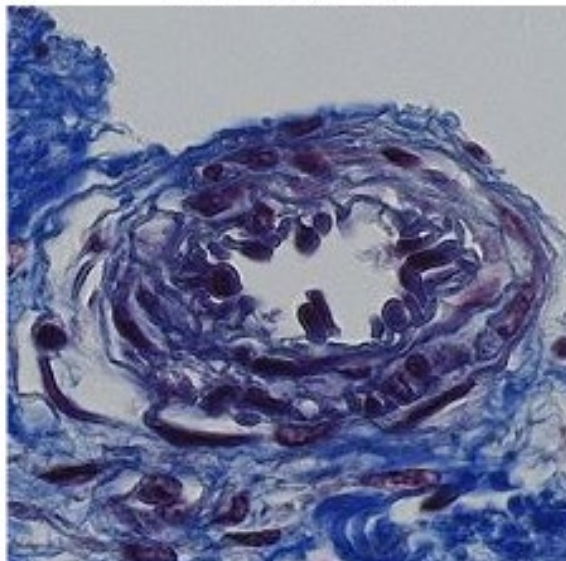
Collagen

Capillaries

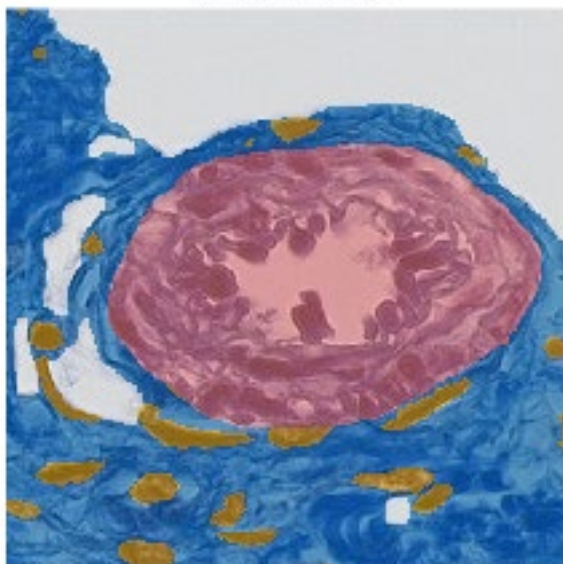
結果 GAN画像があることで不適切に推定された例

16

オリジナル画像



教師画像



BackGround

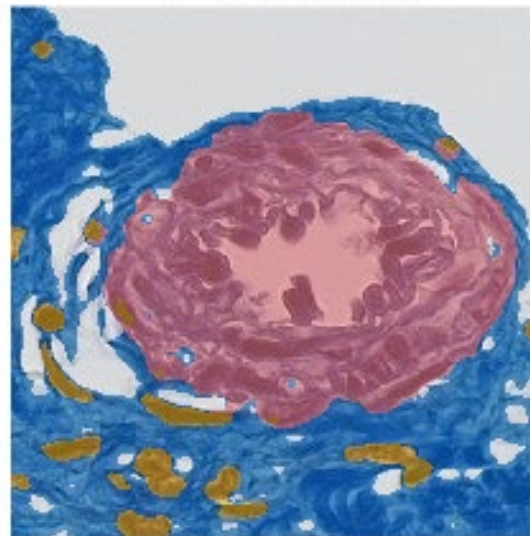
Nuclei

Collagen

Capillaries

医用画像のみ
800枚

学習結果画像



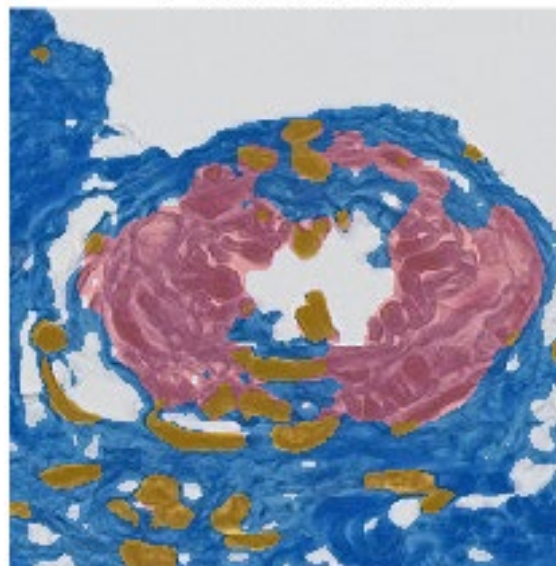
BackGround

Nuclei

Collagen

Capillaries

学習結果画像



BackGround

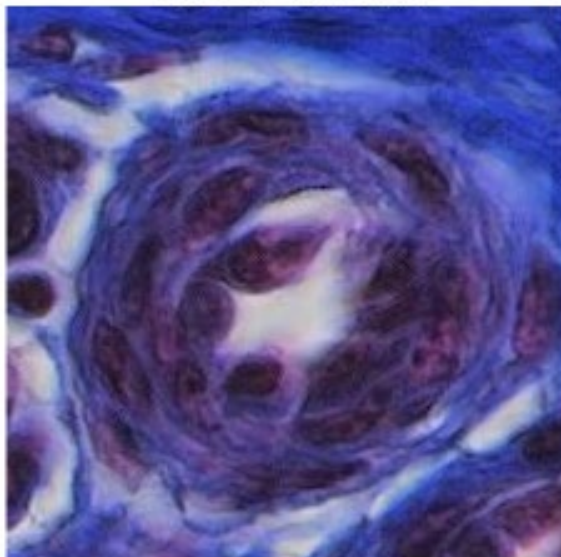
Nuclei

Collagen

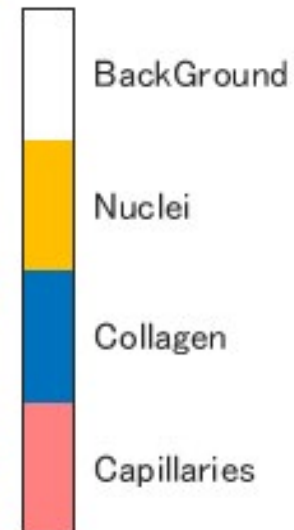
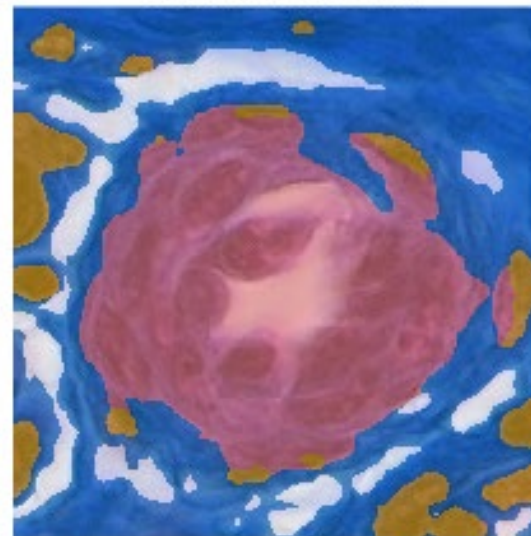
Capillaries

GAN + 医用画像
1600枚

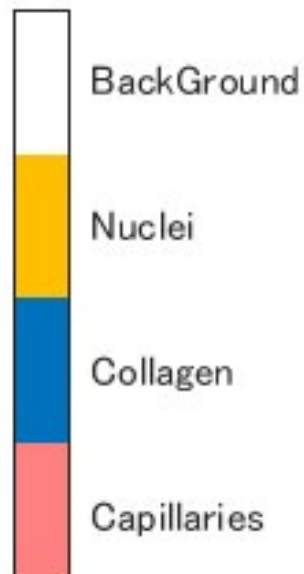
オリジナル画像

医用画像のみ
800枚

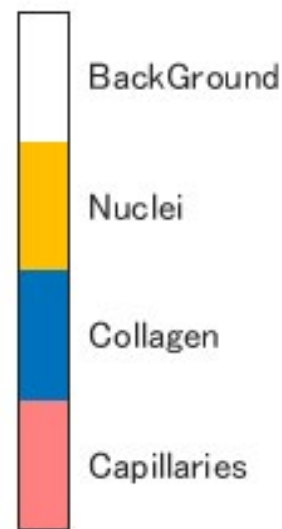
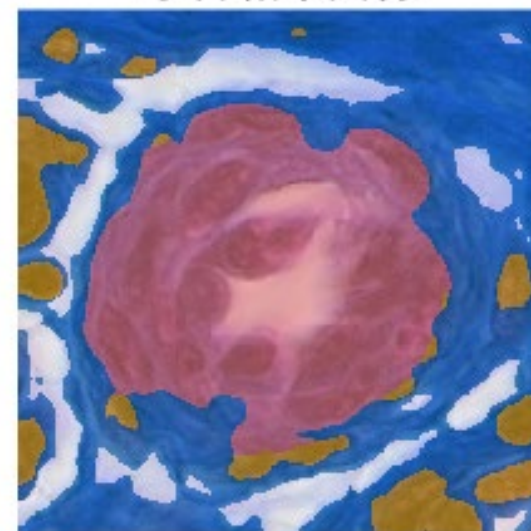
学習結果画像



教師画像

GAN + 医用画像
1600枚

学習結果画像



- 混同行列の背景以外の数値に変化を与えられていないのは学習画像が関係していると考えられる。
- 上記の考察から、学習画像を判断する必要がある。
- 一部の学習画像があまりいい影響を与えていない可能性
- 結果画像が精細に描画できているものもあるため増やすことは効果的である。
- どのような画像がどのように学習に影響を与えるか

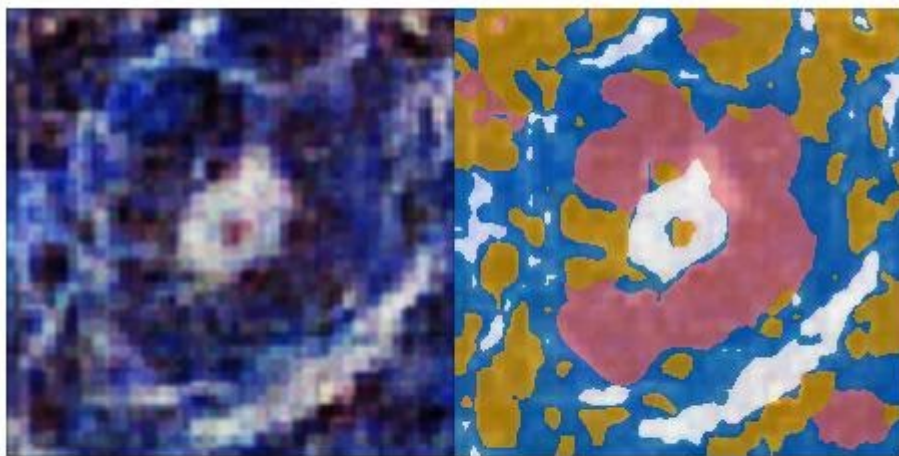


図1

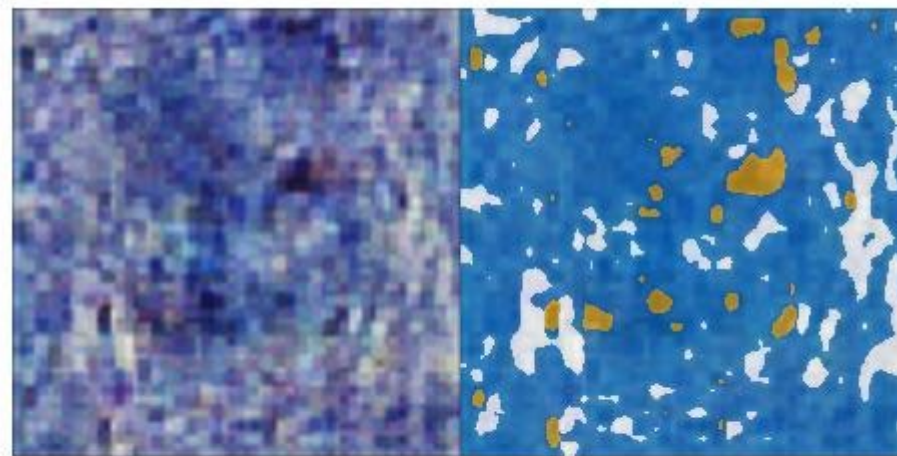


図2

- 今回のGAN画像による水増しの有効性は一部確認できた。
- さらに枚数を増やし、どのような影響が出てくるかを調べる。
- どのような画像がどのような学習を行うかを混同行列を用いて調べる。