



画像セグメンテーションにおける ドメイン適応技術

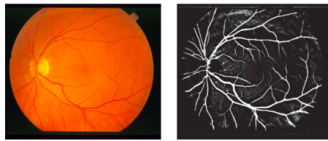
帯金 駿¹, 風山 祐輝², 山崎 亮², 青木 義満¹ 慶應大学¹, コニカミノルタ(株)²

背景

病理画像解析の需要

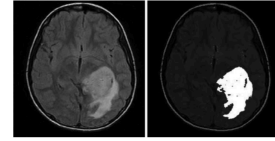
●近年医療現場において診断、解析の自動化需要が増大

眼底画像の網膜検出



網膜検出の例[1]

MRI画像の脳腫瘍の検出

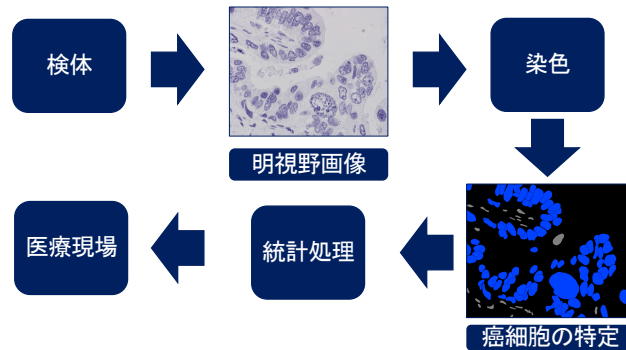


脳腫瘍検出の例[2]

●今回のtarget : 癌細胞のsemantic segmentation

画像処理された結果をもとにスコア化、統計処理を行う

→創薬、個別化医療への支援につながる



[1] Javaherzadeh, Mehran, and Tolga Tasdizen. "Domain adaptation for biomedical image segmentation using adversarial training." ISBI2018
[2] S.Sartha, P.Amutha "A Comprehensive Review: Segmentation of MRI Images—Brain Tumor." In International Journal of Imaging Systems and Technology 2016

**病理画像は検体のバリエーションが豊富
一つの環境下の学習モデルで現場応用に対応しきれない**

病理画像の難点

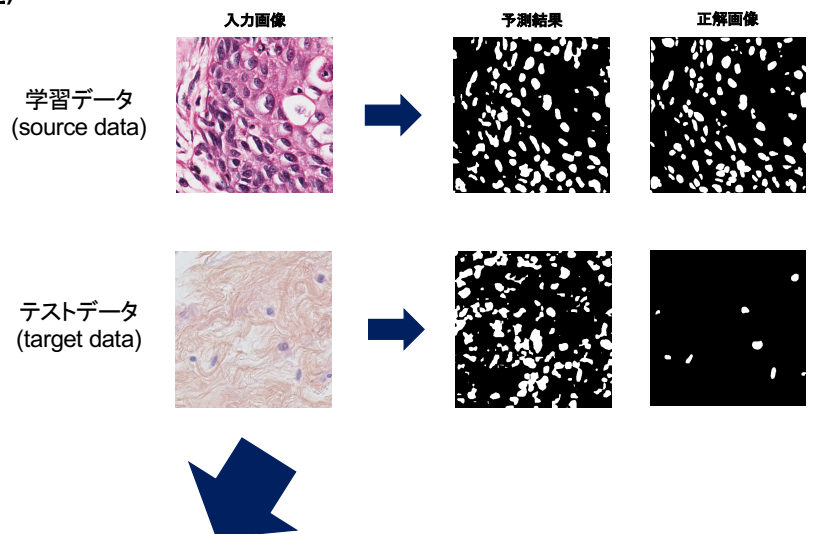
●現場の検体のバリエーションの差の例(ドメイン差を生む要素)

- ・臓器の種類
- ・使用してるカメラ(新環境への移転)
- ・撮影場所の環境(照射環境)

●病理画像のアノテーションコストの高さ

- ・病理画像の入手の困難性
- ・医療応用するためアノテーション自体の質が高さが要求
- ・semantic segmentation自体のアノテーションコスト
- ・病理画像のため専門家の必要性

撮影環境が異なると精度を維持できにくい



病理画像解析技術を実応用して行く上で大きな障壁



画像セグメンテーションにおける ドメイン適応技術

帯金 駿¹, 風山 祐輝², 山崎 亮², 青木 義満¹ 慶應大学¹, コニカミノルタ(株)²

目的

ドメイン適応を活用し
新環境でも低コストで学習モデルの精度を維持

環境の異なるデータセット(target data)が来て
従来の学習モデルの精度を保てない

解決策例

再びアノテーションして
学習モデルを再構成

非常にコストが高い
semantic segmentation自体のコスト
病理画像ならではの専門家の必要性

ドメイン適応

target dataに弱教師を与える,または再びアノテーションしないで
元々の学習モデルを有効活用

コストが低い

現場想定

学習モデル作成現場
source data

実応用現場
target data

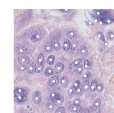


そのまま既存の学習モデル
使用可

accuracy
90%

ドメイン適応で
低コストな再学習

教師なし,または弱教師付与で
新環境に適応したモデルを作成



弱教師の例
細胞画像では点情報が扱いやすい

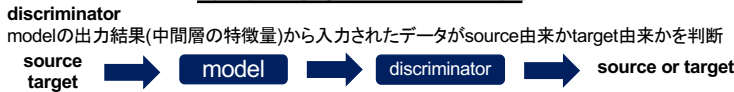


画像セグメンテーションにおける ドメイン適応技術

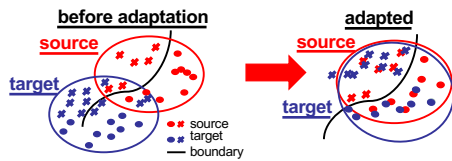
帯金 駿¹, 風山 祐輝², 山崎 亮², 青木 義満¹ 慶應大学¹, コニカミノルタ(株)²

提案手法

ドメイン適応でよく用いられる 敵対的学習ベースな手法



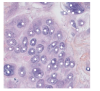
境界の学習はラベルの付いているsourceでしか形成できない
目的: sourceの境界に適した出力をtargetにおいても出せるようにmodelを学習



敵対的学習によってmodel側はdiscriminatorを騙すような結果を出力
→ sourceとtargetで**不変な出力結果**を出そうとさせる

弱教師ありドメイン適応

target dataに弱教師ラベルを付与し



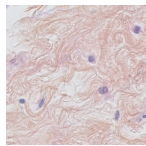
シンプルな教師なしドメイン適応と組み合わせる
現場に応じた扱いやすいモデルを作成できる

教師なしドメイン適応

細胞ならではのtarget dataに対する
損失関数を提案
教師なしでクラス不均衡の問題を解決

結果

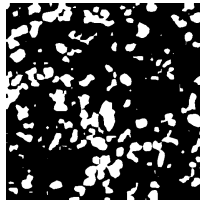
弱教師ありドメイン適応の結果



入力画像



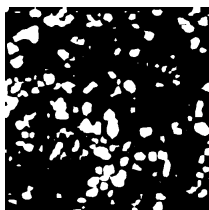
正解画像



source model

2クラスのsegmentation

白: 細胞
黒: 背景



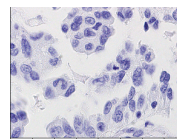
従来手法



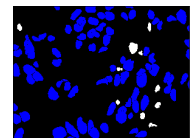
提案手法

点情報の付与のみで大幅な精度改善

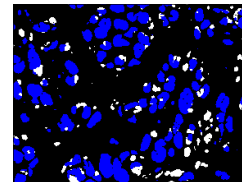
教師なしドメイン適応の結果



入力画像



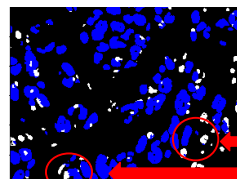
正解画像



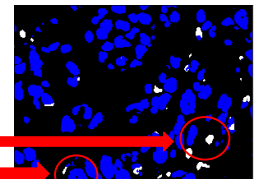
source model

3クラスのsegmentation

青: 癌細胞
白: 正常細胞
黒: 背景



従来手法



提案手法

クラス不均衡から生じるモデルの悪化を改善

研究者名

総合デザイン工学専攻 修士2年
電子工学科 教授

帯金 駿
青木 義満

お問合せ先

E-mail: sobikane@aoki-medialab.jp, aoki@elec.keio.ac.jp
Web: 青木研究室 <https://aoki-medialab.jp>