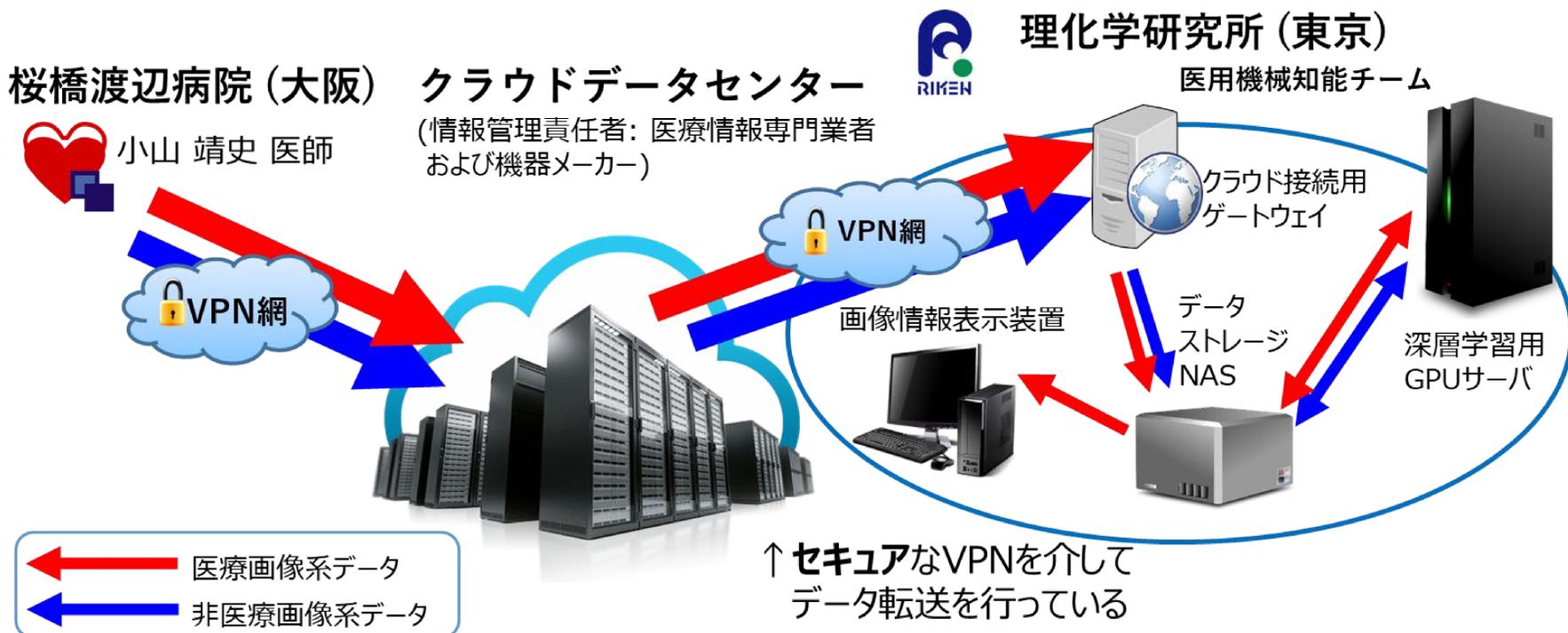


心機能の定量化による心疾患総合診断・治療支援システムの構築



大規模循環器系データセットの構築

医療画像データ:

- 造影心臓CT画像: **約17,000症例**
- 造影冠動脈データ+アノテーション: 247症例

電子カルテ:

- 標準化データ: **67,789症例**
- 非構造化データ: **14,712症例**

ドメイン適応

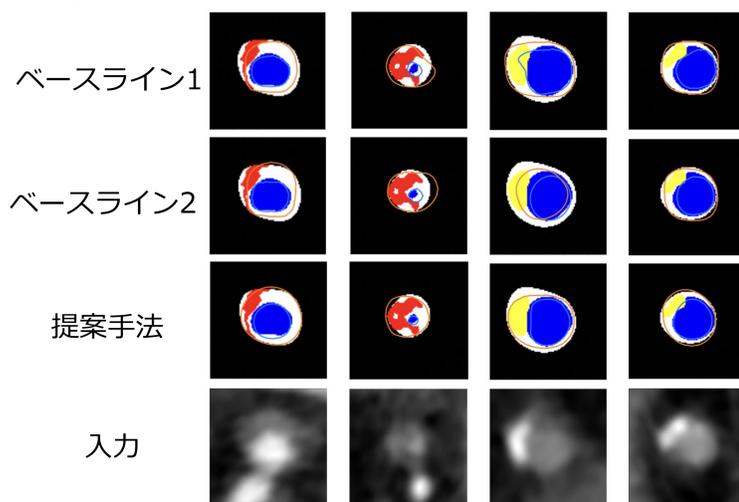
- ドメインギャップ: 病院A (ソースドメイン) で取得したデータを用いて学習したモデルを, 病院B (ターゲットドメイン) のデータにそのまま適用しても, 病院間の計測機器の性能差などにより, 望む性能が得られない。
- 高アノテーションコスト: 医療データへのアノテーションは, 専門的知識を持つ医師が行う必要があり大量に得ることが難しい。
- 教師無しドメイン適応: 多くのラベル付きデータがあるドメインから, ラベル付きデータがほとんどない別のドメインに知識を転送することで, ドメインギャップを解消しつつ訓練データが限られている問題に取り組む。

冠動脈のセグメンテーション

- 冠動脈疾患は重大な健康リスクをもたらすため自動検出が求められる。
- 不健康な血管におけるプラークの存在により, 従来の冠動脈の自動セグメンテーション手法には依然として課題が残っている。
- 冠動脈の生理学を明示的に考慮した, 冠動脈の自動セグメンテーションの新規手法を提案した。

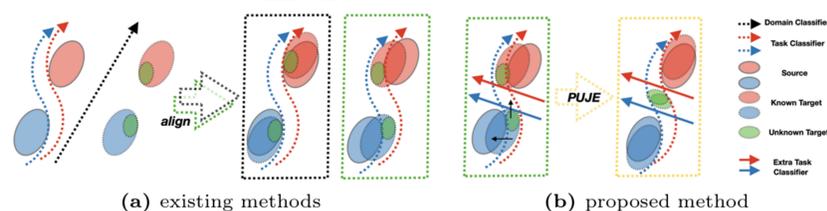
右図: 黒は背景, 白は動脈壁, 青は内腔, 黄色は石灰化プラーク, 赤は非石灰化プラークの正解領域を表している。さらに, 予測された外側動脈壁の境界はオレンジ色の輪郭で, 予測された内側動脈壁の境界は水色の輪郭で示されている。

Y. Ruan et al. Physiology-aware PolySnake For Coronary Vessel Segmentation. WACV2024.



結合誤差と多クラスPU学習に基づくオープンセットドメイン適応

- オープンセットドメイン適応は, ターゲットデータにソースデータには存在しない未知のクラスが追加されているより現実的な問題である。
- 従来手法のほとんどは, ヒューリスティックな未知クラスの分離を前提としており, 汎化誤差を厳密に制限することはできない。
- PU学習理論とドメイン適応の結合誤差により, ターゲットタスク全体のリスクを厳密に制限するエンドツーエンドのアルゴリズムを提案した。



(a) 既存手法では, 結合誤差を明示的に最小化することはできず, 未知のクラスを単一のクラスターとしてグループ化することはできない。(b) 提案する結合誤差の上限を用いると, 大きなドメインシフトに対処でき, 未知のクラスを単一のクラスターにグループ化できる。