背景・目的

心疾患は日本人の死亡原因第二位である。大規模かつ高品位な教師情報付き循環器系データセットを構築し、日本人の特性にあった循環器系診断支援システムを構築する。

進捗

- 医療データ(心臓冠動脈)に対するアノテーションの拡充。
- 心臓冠動脈の内腔・外腔境界を検出する手法の開発 (ISBI 2020 に採択)。
- 心臓冠動脈の優位狭窄を識別する手法の開発 (MICCAI 2019 に採択)。

医療データに対するアノテーションの拡充

循環器系診断支援システムのための心臓冠動脈アノテーション

虚血性心不全では、冠動脈がプラークにより閉塞し、心筋への血液が滞り心停止につながる→緊急性が高く、早期発見と対処が必要。しかし、診断はマニュアル工程が多く、医師・技師の負担が大きい→負担軽減のため、診断支援システムの構築に必要な心臓冠動脈アノテーションを作成する

心臓冠動脈アノテーションのパイプライン

現在のアノテーション作成状況
・92 患者の冠動脈 (CTスライス数 94,845枚)

心臓冠動脈の内腔・外腔境界を検出する手法の開発

Huang, Tejero-de-Pablos, Yamane, Kurose, Iho, Tokunaga, Horie, Nishizawa, Hayashi, Koyama, and Harada: "Coronary Wall Segmentation in CCTA Scans Via a Hybrid Net with Contours Regularization," International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 2020.

深層学習による冠動脈の内腔&外腔境界検出

冠動脈の内腔、特にプラークが存在する場合外腔境界検出は熟練スキルが必要→冠動脈における内腔・外腔境界の自動検出を行う

円環を保証する学習

「血管ならではの特徴」を考慮するため、境界が「必ず閉じた円となる」morphological snake[1]の制約を導入

- 「予測された境界」と「必ず閉じた円である拘束境界」とのハウスドルフ距離
- 「予測された境界」と正解アノテーションとのハウスドルフ距離

の和をlossとしてネットワークを学習

評価実験

Method	HD95	ABD	DSC
morphological Snake [1]	24.79	19.44	0.56
[Res-UNet [6] (Seg) + Dice]	4.59	2.37	0.82
[Res-UNet [6] (Seg) + CE]	3.43	1.62	0.85
Res-UNet [6] (Bound) + WHD	3.56	1.68	0.81
BESNet [10]	3.39	2.61	0.86
hybrid (Bound) + CE	4.76	3.16	-
hybrid (Bound) + WHD (ours)	3.20	1.53	0.85

Hybrid Res-UNet

空間的連続性を考慮するため、3Dの入力に対し出力結果が2DであるHybrid ResU-Netを提案

心臓冠動脈の優位狭窄を識別する手法の開発

Tejero-de-Pablos, Huang, Yamane, Kurose, Mukuta, Iho, Tokunaga, Horie, Nishizawa, Hayashi, Koyama, and Harada: "Texture-based Classification of Significant Stenosis in CCTA Multi-view Images of Coronary Arteries," International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI), 2019.

狭窄

心臓の冠動脈における内腔が狭小化すること狭小化が50%以上になると優位狭窄と診断されるCT画像を用いて検出可能であるが、量が多いため、放射線科医師・技師にとって負担

CNN-Fisher Vectorエンコーディング[2]を用いた特徴量抽出

- テクスチャ分類のために考案 (fabric, marbled, etc.)
- 任意の形や大きさの領域に対する特徴量記述として効率的

マルチビューからの特徴抽出

Axial, sagittal, ordinal, diagonal₁, diagonal₂ 各ビューを用い、コンパクトなモデルで学習放射線科医師・技師と同様のアプローチ

評価実験

Method	Se	Sp	Acc	Dataset
(a) Axial view	84.2	65.94	67.64	57 patients (70 significant stenosis)
(b) Sagittal view	81.97	77.19	77.7	
(c) Coronal view	75.62	75.79	76.15	
(d) Diagonal ₁ view	68.34	78.64	78.57	
(e) Diagonal ₂ view	68.36	74.75	74.92	
Multiview ensemble	90	79.84	80.54	163 patients (161 significant stenosis)
Recurrent CNN [13]	—	—	80	
Healthy lumen estimation [6]	90	85	—	150 patients (—)

感度: $Se \equiv TP / (TP + FN)$, 特異度: $Sp \equiv TN / (TN + FP)$
精度: $Acc \equiv (TP + TN) / (TP + FN + TN + FP)$

学習データが1/3程度にも関わらず、既存研究の最高精度に匹敵

t-SNEによるFV-CNNエンコーディング特徴量の可視化
• FV-CNNエンコーディングの方が、有意狭窄ありなしに関して識別しやすい結果となっている