CTOCC 2023



2023 第十九届冠状动脉慢性闭塞病变介入治疗学术会议 CCI专场

机器学习在冠脉影像分析中的应用



同济大学

2023-10-22

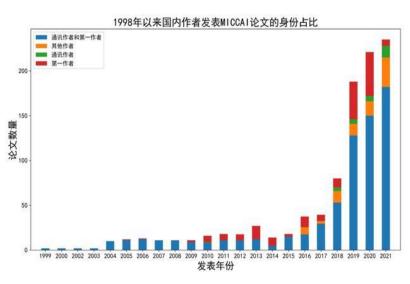




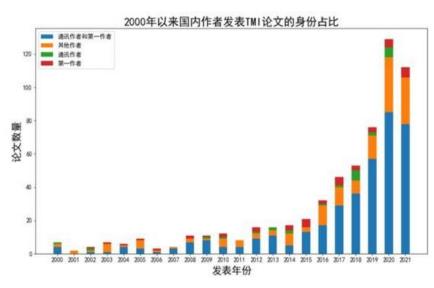
医学影像分析领域的发展

近年来国内的医学影像分析领域取得了突飞猛进的发展,在医学影像分析领域的国际顶级刊物及顶级会议发表的论文数量呈现井喷式增长。

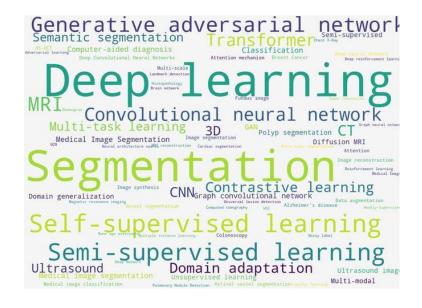
1998年以来中国学者每年在MICCAI会议 发表论文数量



2000年以来中国学者每年在IEEE TMI期刊 发表论文数量



近五年顶刊顶会论文关键词词云分析



Source: Jiang X, Yuan YX, Wang YP, Xiao ZX, Zhu ML, Chen ZH, Liu TM, and Shen DG. 2022. A 20-year retrospect and prospect of medical imaging artificial intelligence in China. Journal of Image and Graphics, online.

冠脉介入与人工智能的技术发展历程

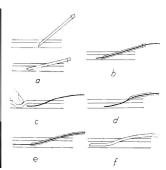
1929 至今

德国医生福斯曼在自己身上进 行了首例人类心导管检查术

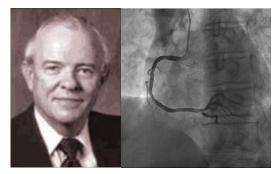


瑞典的Seldinger发明 经皮穿刺导管技术





美国的Sones发明了选择 性冠状动脉造影检查



介入式手术已经成为了 最为主流的治疗方式



至今

1950s

达特茅斯会议 提出"人工智能"



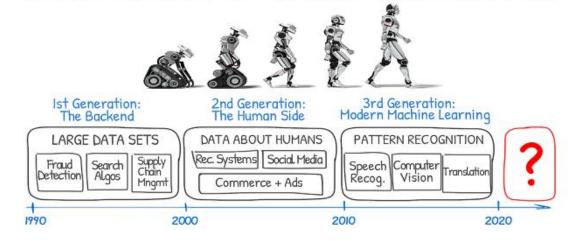
Source: Google

1990s

IBM的深蓝计算机在国际象棋比赛 中击败了世界冠军卡斯帕罗夫



A BRIEF HISTORY OF MACHINE LEARNING & A.I.



冠脉领域医学影像

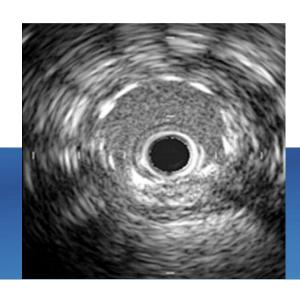
在冠状动脉疾病诊断过程中通常会同时或部分使用这样三种成像技术:



数字减影血管造影(DSA)



CT血管造影(CTA)



血管内超声(IVUS)

Source: Google

I. 痛点与挑战

II. 解决方案



需求与痛点

- ●DSA图像是临床诊断的"金标准"。
- ●传统DSA图像品质欠佳,血管结构展示不清晰。
- •背景噪声大,存在邻近结构干扰。

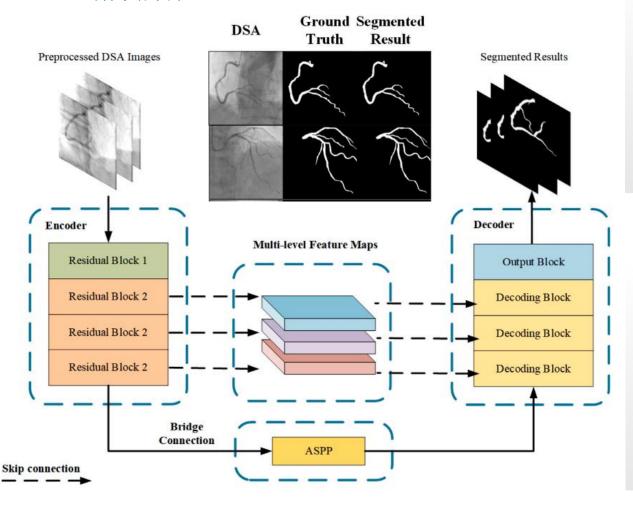




Source: Yao, T., Wang, C., Wang, X., Li, X., Jiang, Z., & Qi, P. (2023). Enhancing Percutaneous Coronary Intervention with heuristic path planning and deep-learning-based vascular segmentation. Computers in Biology and Medicine, 107540.

I. 痛点与挑战

II. 解决方案



数据集

• 288位病人的1077张DSA影像数据,均有标记。

Training set: 768张, 162位病人

validation set: 200张, 73位病人

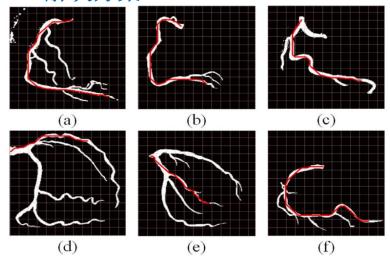
Test set: 109张, 23位病人

语义分割算法

- ●在残差块中添加坐标注意力机制。
- ●在解码模块中加入空洞卷积,合并多尺度特征。
- •使用SoftDice损失函数进行网络训练优化,提高了界限不清的医疗目标分割准确度。

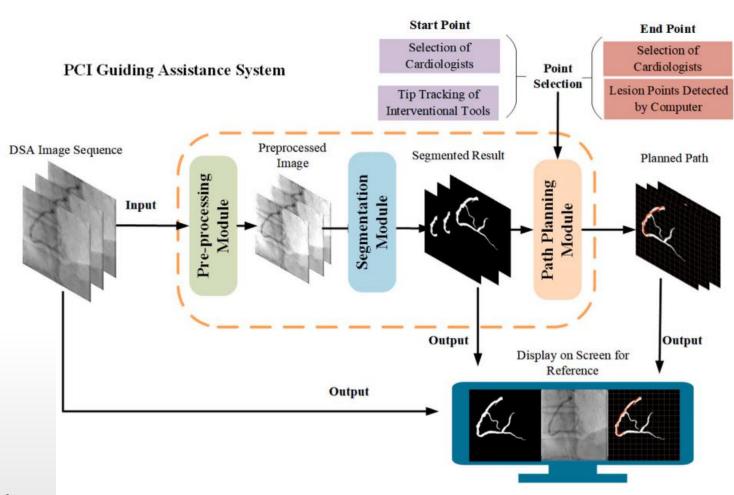
I. 痛点与挑战

II. 解决方案



路径规划算法

- ●对DSA分割结果进行栅格地图构建。
- •利用有约束启发式搜索算法进行求解。
- ▶为医生与机器人系统提供介入路径参考。



I. 痛点与挑战

II. 解决方案

分割结果

●可视化结果: 所提出的分割方法能够提供 准确、连续的可视化血管轮廓图像。

●性能指标:准确率:97.1%,性能优异。

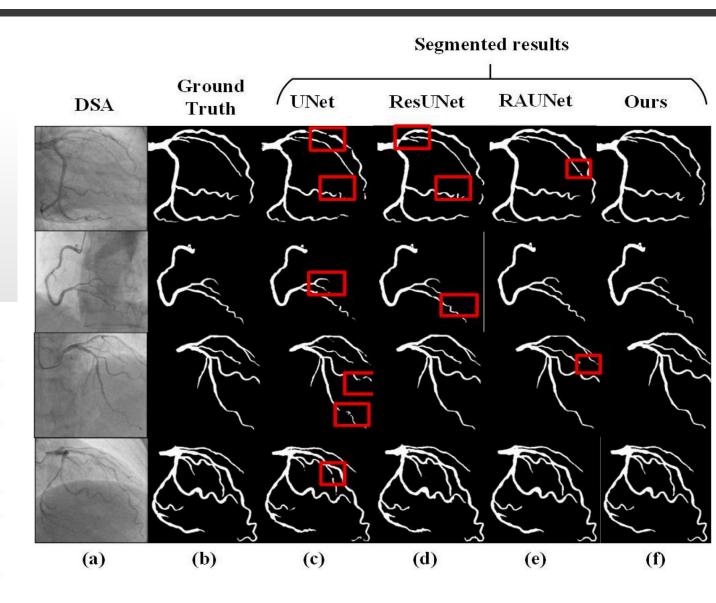
Table 3

Quantitative comparison of vessel segmentation models on the test set (100 epochs).

Model	Jaccard	F1	Recall	Precision	Acc.
Trans ResUNet	0.557	0.710	0.632	0.828	0.968
Ours	0.611	0.755	0.709	0.815	0.971

Table 4Quantitative results of ablation experiment.

model	F1	Precision	Acc.	
ResUNet++	0.4359	0.6597	0.9499	
CA+ResUNet++	0.5158	0.7326	0.9555	
Ours	0.5626	0.7334	0.9583	



不足之处与提升方向

1. 不足之处

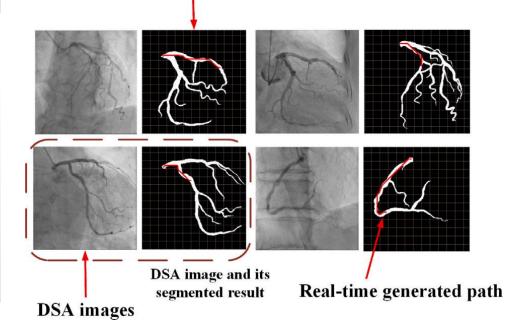
- 需要大量的数据集手工标注,费时费力;模型泛化性 (针对各种不同情况的处理能力)有限。
- 手术规划仍然存在问题,例如血管分支的选取目前仍取 决于算法本身的代价函数优化求解,临床可解释性低。

||. 提升方向

- 未来的手术规划算法需要结合基于医生经验的先验知识, 并在此基础上进行优化。
- •利用自监督/少监督学习,减少对有标注数据集的依赖,同时提高模型泛化性。



Real-time segmented result of DSA



I. 痛点与挑战

II. 解决方案

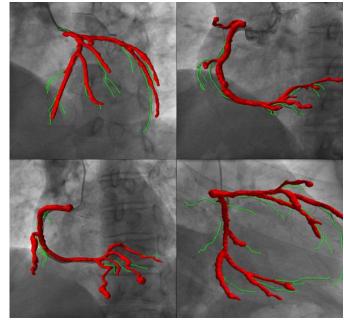
需求与痛点

- •实际手术中, DSA无法很好地观察血管的空间形态。
- ●手术<mark>过程中</mark>,仅能获得DSA影像,描述空间形态的CTA无 法实时更新。

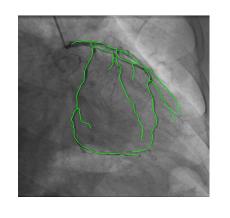
临床意义

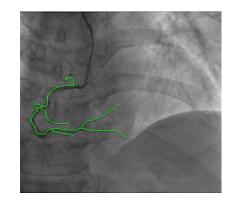
- •3D结构提供全局视角参考,2D提供实时操作视角。
- •在手术中提供了<mark>可参考的3D结构信息</mark>,有助于提高PCI手 术的精确度和安全性。





- I. 痛点与挑战
- II. 解决方案

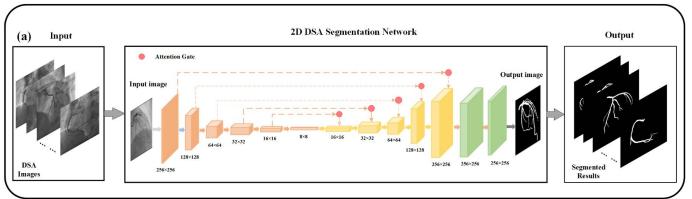


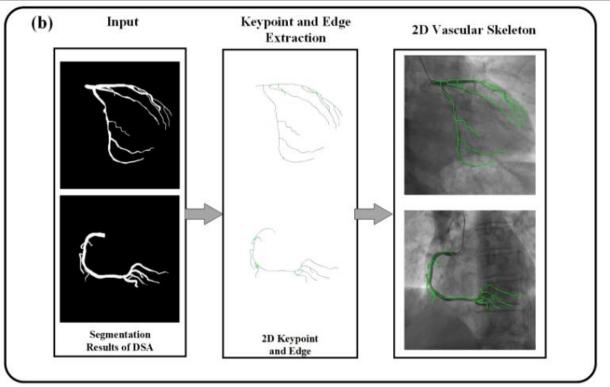


获取2D血管形态学特征

Stage 1: DSA图像处理

- •基于TransUNet的DSA影像血管分割。
- •基于K3M腐蚀算法的血管中心线提取。
- •通过二阶灰度矩提取中心线上的关键点。



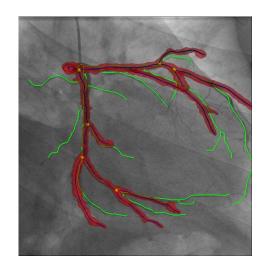


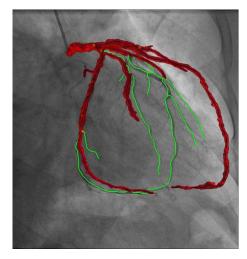
- I. 痛点与挑战
- II. 解决方案

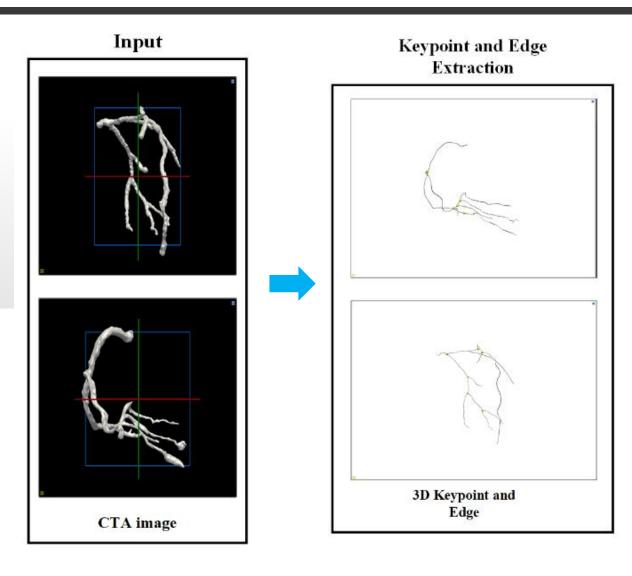
获取3D血管形态学特征

Stage 2: CTA图像处理

- •利用动态阈值分割提取CTA图像中心线和关键点。
- •对CTA图像的中心线和关键点进行空间变换。
- ●生成在二维平面上的投影。







I. 痛点与挑战

II. 解决方案

基于预处理后的形态学特征进行

配准,保证形态学特征一致性。

Stage 3: 3D 2D配准

●使用粒子群优化算法,通过在六个自由度 方向上的迭代优化找到DSA和CTA的全局最优 匹配(mPD最小或满足收敛条件)。

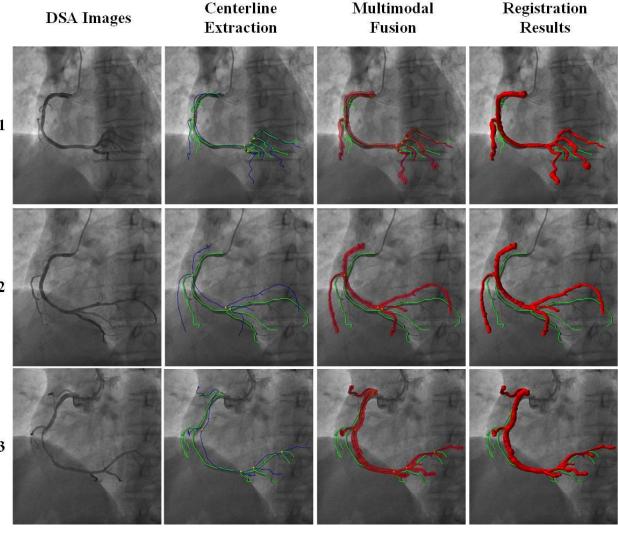
OUALITATIVE RESULTS OF REGISTRATION RESULTS FOR CORONARY CLINICAL VASCULAR DATA

	Initialized		Unitialized		average time (s)
	LCA	RCA	LCA	RCA	
ICP-BP	$3.86(\pm 1.37)$	$4.46(\pm\ 2.21)$	$1.37(\pm 0.40)$	$2.79(\pm 0.97)$	22.57
ICP-PnP	$3.76(\pm 1.56)$	$5.22(\pm\ 3.02)$	$1.48(\pm 0.41)$	$2.35(\pm 1.44)$	23.13
DT	$8.12(\pm\ 5.12)$	$4.52(\pm 1.76)$	$1.82(\pm 0.81)$	$5.73(\pm 2.26)$	2.38
CS	$6.37(\pm 3.59)$	$11.24(\pm 8.49)$	$2.43(\pm 1.35)$	$6.23(\pm 4.17)$	96.78
Tree	$6.79(\pm 6.21)$	$8.69(\pm\ 5.27)$	$2.96(\pm\ 1.01)$	$4.76(\pm\ 2.51)$	47.31
GMM	$16.78(\pm\ 14.3)$	$11.37(\pm\ 10.4)$	$2.98(\pm\ 1.67)$	$3.89(\pm 7.32)$	24.74
OGMM	$6.54(\pm 8.97)$	$5.68(\pm 7.57)$	$1.14(\pm 0.31)$	$1.79(\pm 0.81)$	36.49
PSO-EM	$6.41(\pm 7.87)$	$8.97(\pm\ 10.61)$	$2.32(\pm\ 1.87)$	$4.32(\pm 8.95)$	413.32
GRad	$22.31(\pm 7.12)$	$14.73(\pm 9.57)$	$9.87(\pm 9.21)$	$12.41(\pm 8.17)$	13.97
SPSO(Ours)	$2.85(\pm\ 1.37)$	$1.87(\pm 0.41)$	$1.85(\pm\ 0.61)$	$1.46(\pm 0.53)$	12.62

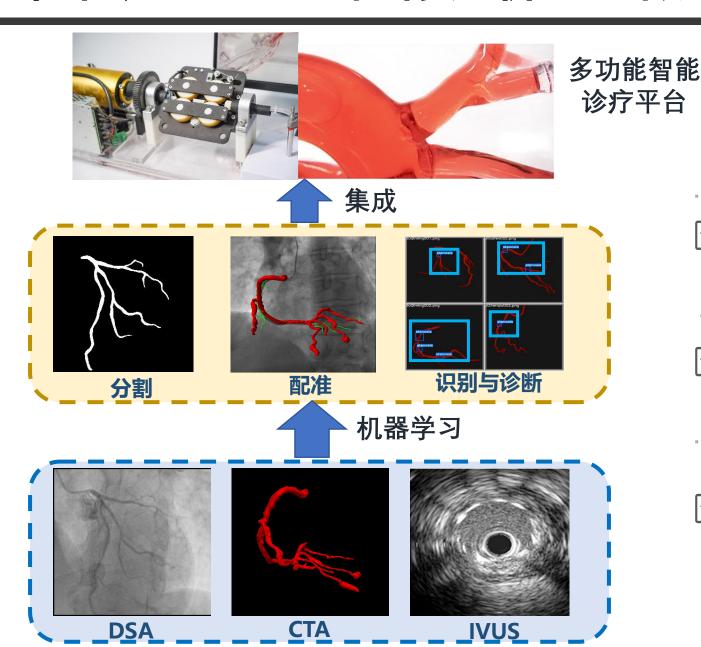
Example 1

Example 2





未来展望: 冠脉图像分析还要做些什么?



需要解决的关键问题

大量数据的数据标注与特征提取。

数据规模: 百万张及以上的图像规模。

提高算法的可解释性,提高实际临床应用价值与系统可信度。



充分实现**多种类图像信息与其它模态信息** (包括交互力反馈、器械定位)的融合。

未来展望: ChatGPT的启发

2023年,以ChatGPT为代表的通用大模型横空出世。这标志着医学图像分析也进入了大模型、通用模型

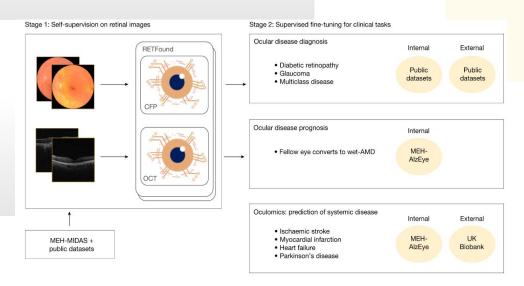
的新时代。目前比较前沿的医学类通用模型有两大类:

Ⅰ. 视觉-语言模型

- 给定一张图像以及查询的疾病名称,即可得到查询疾病的概率预测。
- 通过疾病查询模型,得到对病灶的定位。

||. 基础模型

- •基于某一大类/多种疾病的海量数据集构建。
- 发现/预测症状与疾病的相关性。



Zero-shot Inference

Encoder

Prediction

Knowledge

Encoder

Disease Query Network

Class Head

0.3 0.9 0.8 0.6

Sources:

Zhang, X., et al. (2023). Knowledge-enhanced visual-language pre-training on chest radiology images. Nature Communications, 14(1), 4542. Zhou, Y., et al. (2023). A foundation model for generalizable disease detection from retinal images. Nature, 1-8.





