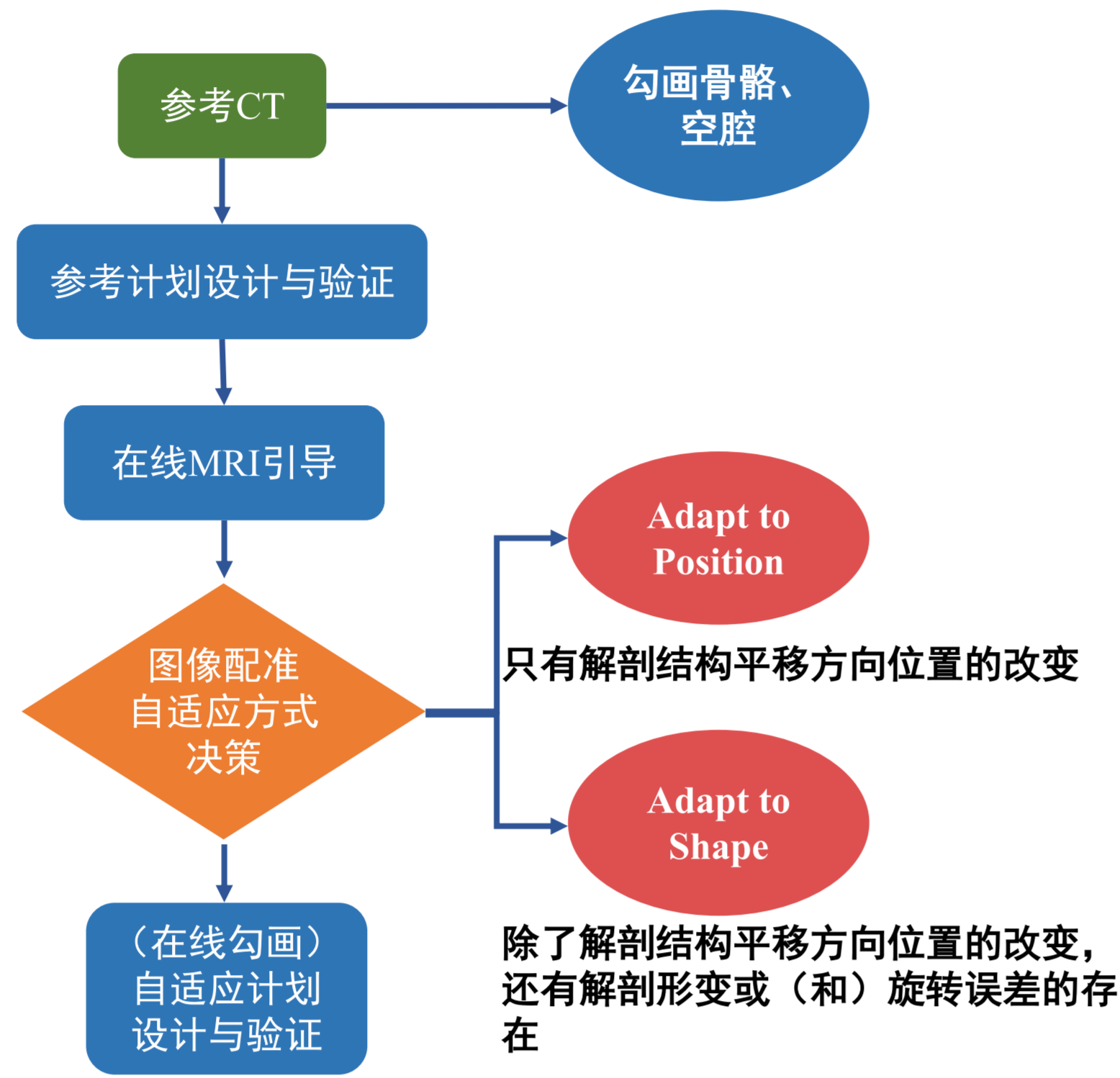


基于MRI/CT双分支形变向量场影像组学的自适应放疗决策预测方法

戴相昆^{1,2}, 张石磊², 王海洋², 王金媛², 解传滨², 李君利¹
¹清华大学工程物理系能源动力专业, ²解放军总医院第一医学中心放射治疗科

背景与目标

自适应放疗 (Adaptive Radiotherapy, ART) 是一种基于患者每日解剖结构变化动态调整放射治疗计划的精准放疗技术, 旨在提升肿瘤靶区照射剂量的同时, 最大限度保护周围正常组织。然而, 当前在磁共振引导在线自适应放射治疗中, 触发哪种ART决策, 高度依赖临床医生经验, 缺乏高效、客观的量化评估方法。

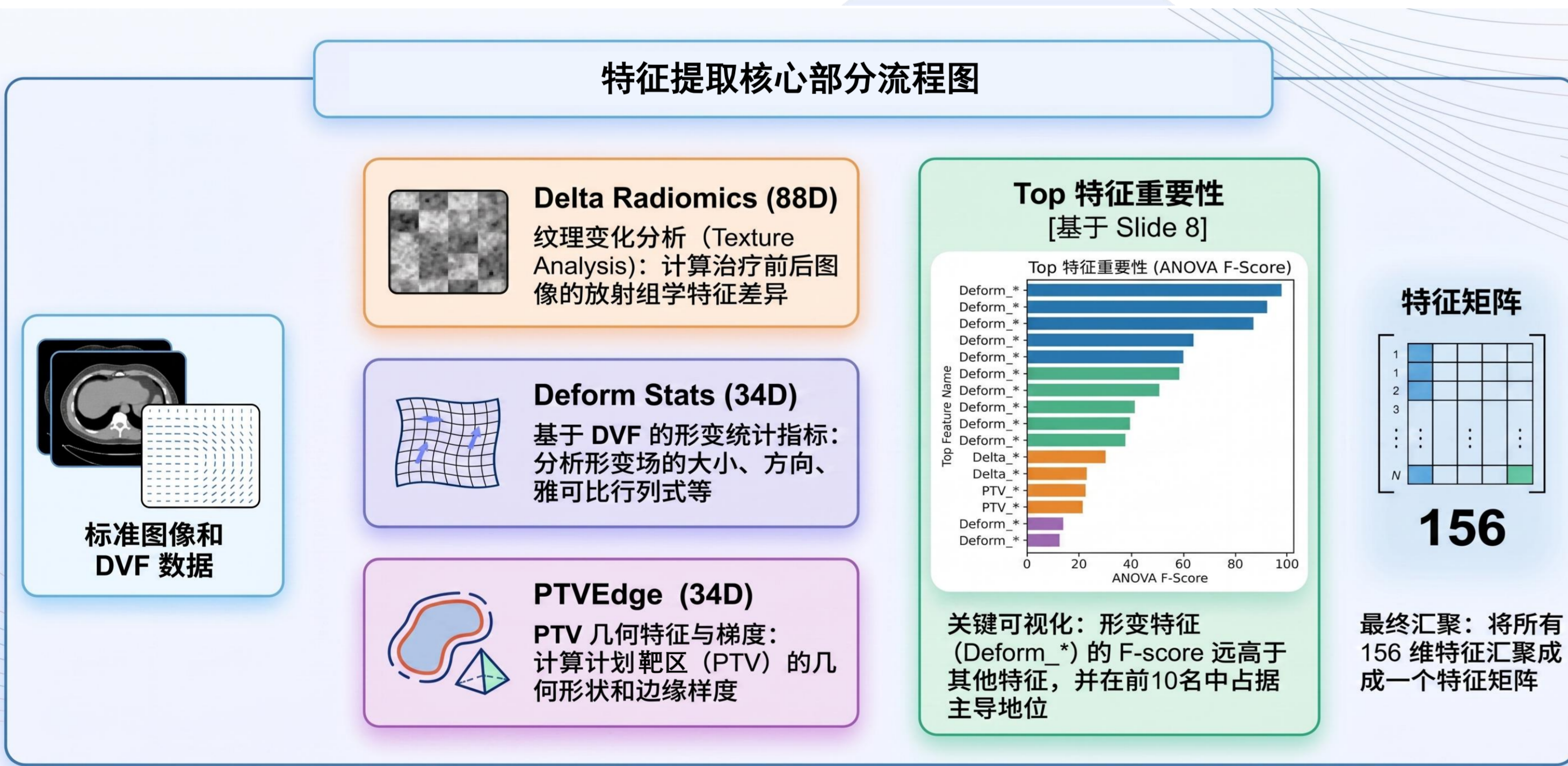


技术瓶颈: 磁共振引导加速器可以获取患者每日MR影像, MR的软组织高对比度为精准决策与治疗提供了极佳的数据基础。但在实际应用中, 多模态数据 (MR和CT) 在空间配准与联合特征提取上面临着巨大的计算与工程挑战。

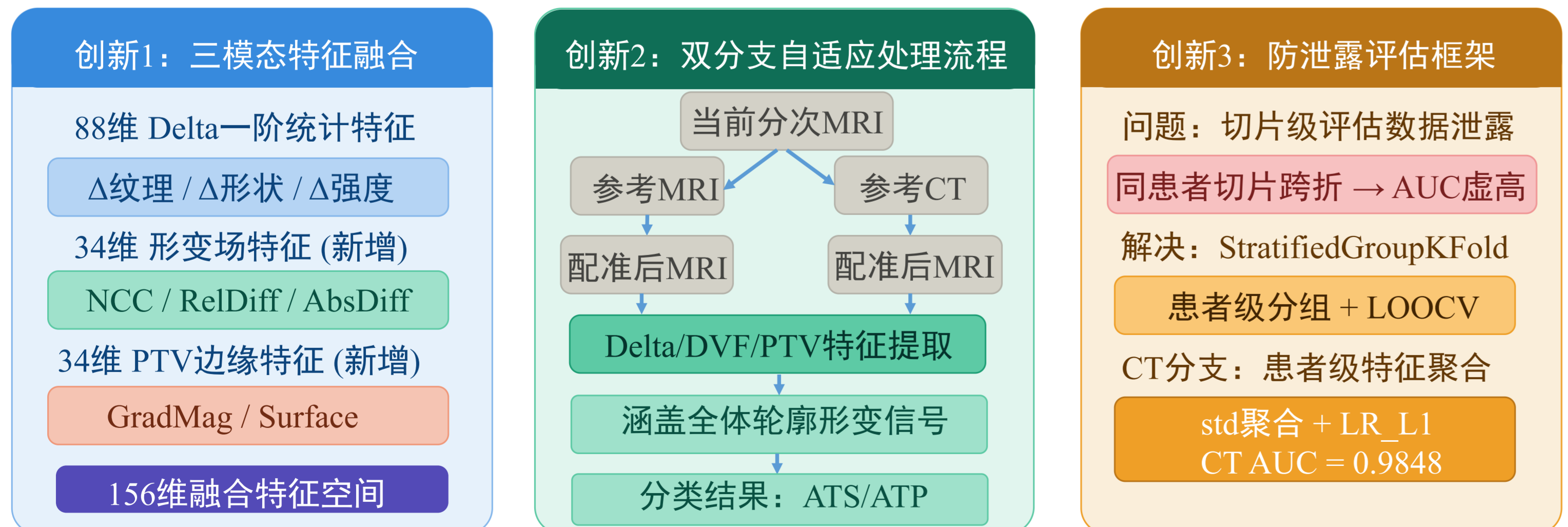
目标: 根据肿瘤运动特性和形变情况建立自适应决策预测模型, 为临床医生提供可靠的辅助决策依据。

方法: 构建端到端的智能辅助分析架构, 深度挖掘形变放射组学 (DVF) 特征, 结合多模态影像特征与机器学习算法, 构建双分支 (MRI/CT) 分类预测模型。

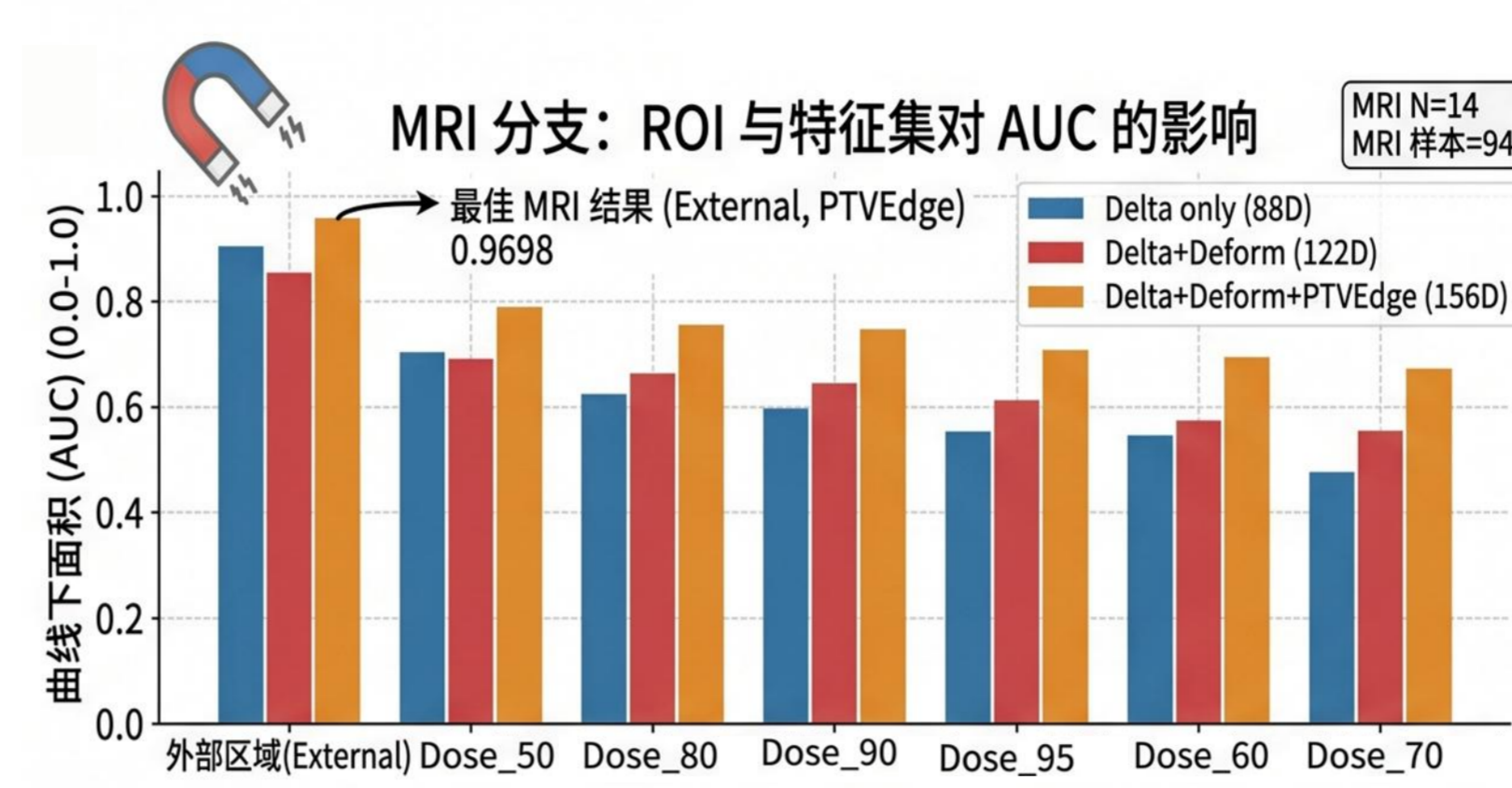
方法与技术路线



三大核心创新点



MRI分支结果

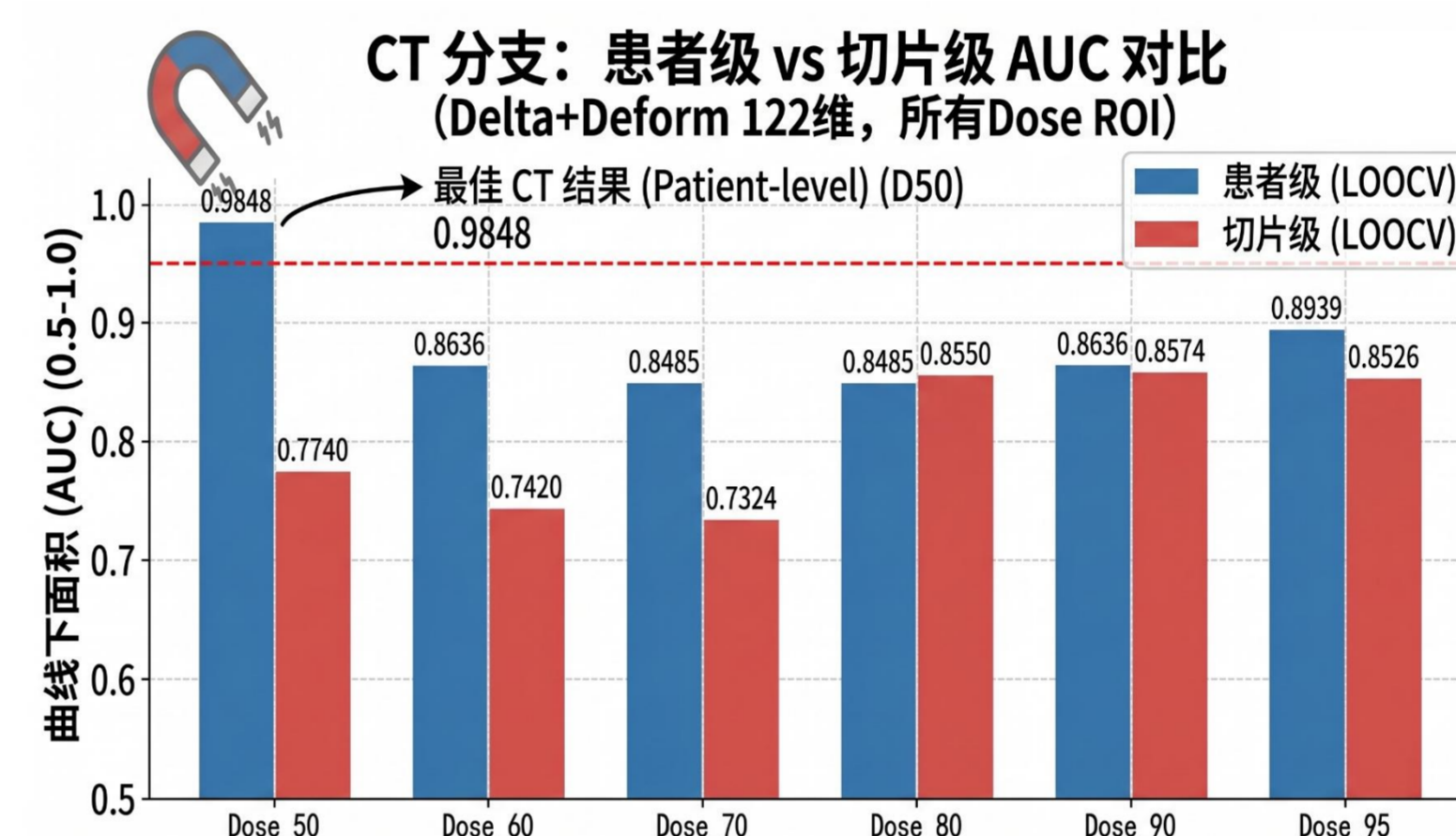


性能指标	数值 (基于 External, Delta+DVF+PTV 156D)
曲线下面积 (AUC)	0.9698
平衡准确率 (BACC)	0.8962
准确率 (ACC)	0.8830
敏感性 (SEN)	0.9032
特异性 (SPC)	0.9062

MRI分支: External ROI 最优性能

性能趋势与最佳表现: 该分支的可视化重点在于对比不同感兴趣区域 (ROI, 如外部轮廓 External 与各类剂量组) 和特征组合的有效性。数据显示, 外部区域 (External) 是最能发挥模型潜力的 ROI。特征贡献: 当采用包含形变特征的集合 (如 Delta+Deform+PTVEdge(156D)) 时, MRI 分支达到了其最佳性能 (AUC 接近 0.97)。图表也展示了该分支在敏感性 (SEN) 和特异性 (SPC) 上的指标分布, 说明了模型在识别目标和排除非目标时的平衡能力。

CT分支结果



性能指标	数值 (基于 Dose_50, 患者级)
曲线下面积 (AUC)	0.9848
平衡准确率 (BACC)	0.8712
准确率 (ACC)	0.8235
敏感性 (SEN)	1
特异性 (SPC)	0.75

CT分支: 患者级聚合最优性能

剂量水平的显著影响: CT 分支主要考察了不同辐射剂量阈值 (如 Dose_50, Dose_80 等) 下的模型表现。图表清晰地反映出, Dose_50 是一个极其关键的区域。全局最优配置: CT 分支在 Dose_50 区域结合 Delta+Deform(122D) 特征集时, 实现了整组数据中的全局最高性能 (AUC 高达 0.9848)。图表专门对这一最佳配置进行了多指标拆解 (展示了 BACC, ACC, SEN 等), 特别强调了其高达 1.0 的敏感性 (SEN), 证明了该模型配置在 CT 影像中极高的漏诊控制能力。

结论

- 多模态特征融合显著提升预测性能
在 Delta-一阶统计特征 (88维) 基础上, 融合形变场特征 (34维) 和 PTV 边缘特征 (34维), 构建 156 维融合特征空间, AUC 从基准 0.7059 提升至 0.9698 (+37%), 证明形变信号是 ATS/ATP 分类的核心预测源。
- 严格的患者级评估框架保证结果可信
采用 StratifiedGroupKFold 和 LOOCV, 杜绝同患者切片跨折导致的数据泄露; CT 分支进而引入患者级特征聚合 (std 聚合 + LR_L1), AUC 达 0.9848, 为小样本医学影像建模提供了可靠的评估范式。
- 方法具备临床转化潜力
MRI/CT 双分支均达到 >0.96 的 AUC, 可在分次治疗期间为放疗计划 ART 决策提供量化支持, 有望减少不必要的计划修改, 提升治疗精度与效率。

参考文献

- [1] Fave X, et al. Delta-radiomics features for the prediction of patient outcomes in non-small cell lung cancer. *Sci Rep.* 2017;7:45861.
- [2] Lambin P, et al. Radiomics: the bridge between medical imaging and personalized medicine. *Nat Rev Clin Oncol.* 2017;14(12):749-762.
- [3] Whybra P, et al. The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Convolutional Filters for Reproducible Radiomics. *Radiology.* 2022;305(2):383-391.
- [4] Wei Y, Zhang J. Multimodal radiomics for precision management of colorectal cancer. *Discov Oncol.* 2026.
- [5] Hatt M, et al. Joint EANM/SNMMI guideline on radiomics in nuclear medicine. *Eur J Nucl Med Mol Imaging.* 2023;50(2):352-375.
- [6] Lv J, et al. Joint progressive and coarse-to-fine registration of brain MRI via deformation field integration and non-rigid feature fusion. *IEEE Trans Med Imaging.* 2022;41(10):2788-2802.
- [7] Ahmed F. Topological signatures vs. gradient histograms: A comparative study for medical image classification. *arXiv.* 2025;arXiv:2507.03006.