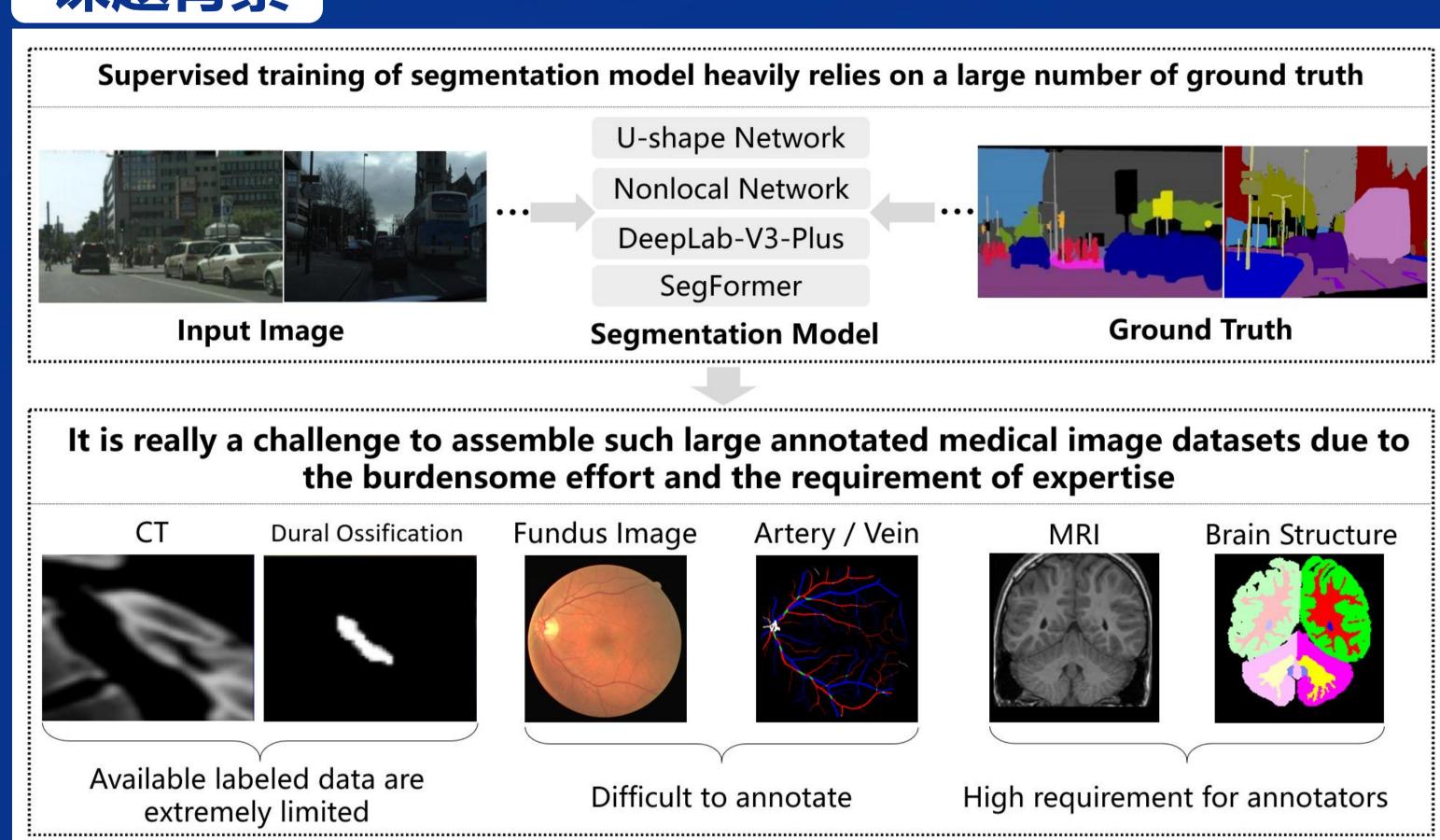


# 

# 用于医学图像分割预训练的多层级非对称对比学习框架

# 课题背景



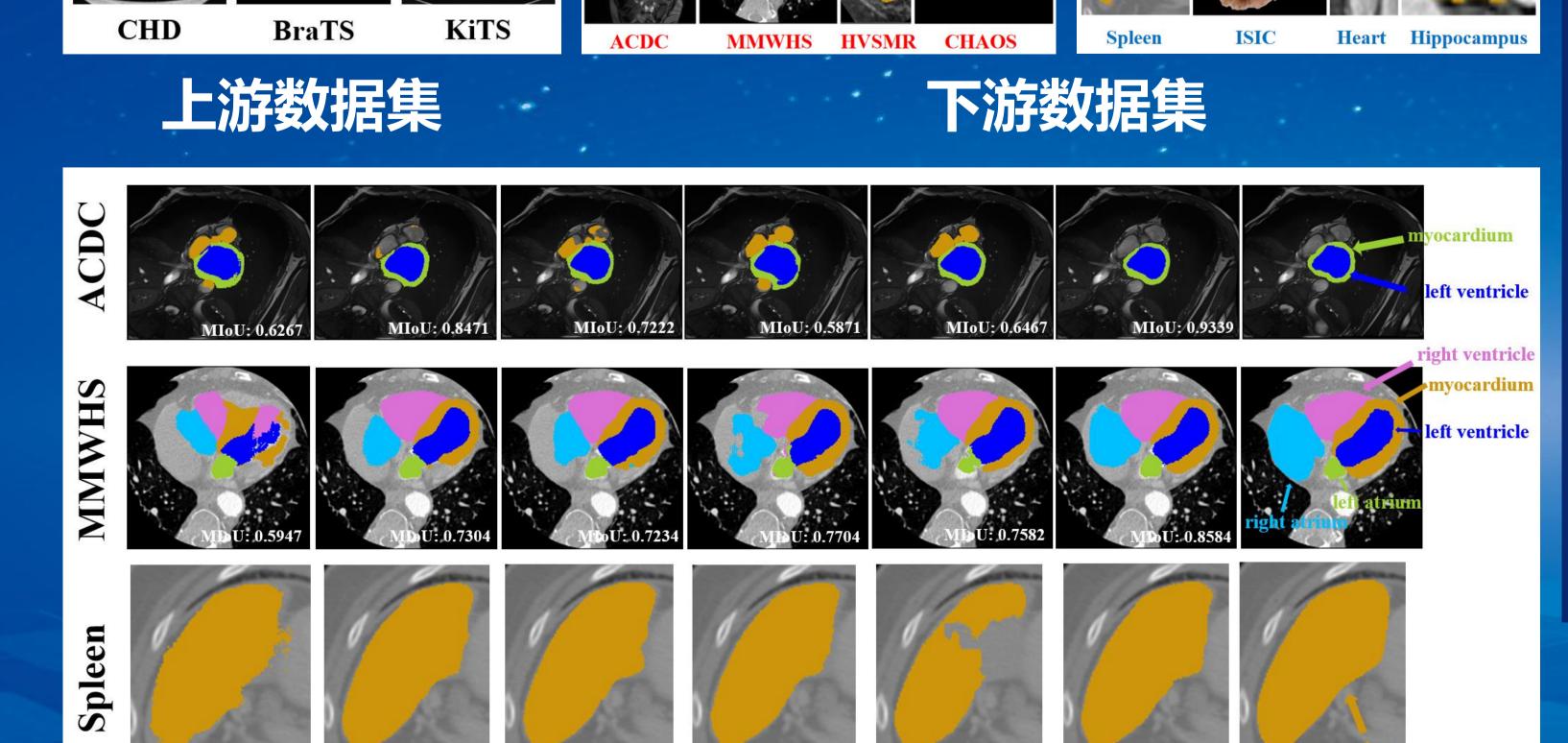
医学图像分割是将图像划分为不同的组织、器官或其他生物结构,对于计算机辅助医疗诊断至关重要。随着计算机科学和人工智能的发展,全监督式的深度学习策略能够在分割任务上获得优越的性能。但其性能严重依赖于大规模的标签数据集。而这一问题在医学图像领域更具挑战,因为医学图像数据集的标注往往存在数据源获取困难、标注工作繁重耗时、专业知识要求高等问题。本研究针对上述问题,设计一种基于多层级非对称对比学习框架用于医学图像分割预训练,使得模型能够从无标注数据中学习有意义特征,为下游限制监督条件下的医学图像分割模型提供更好的初始化,提升分割性能。

#### 立验结里

**GCL** 

**SimTriplet** 

**PCL** 

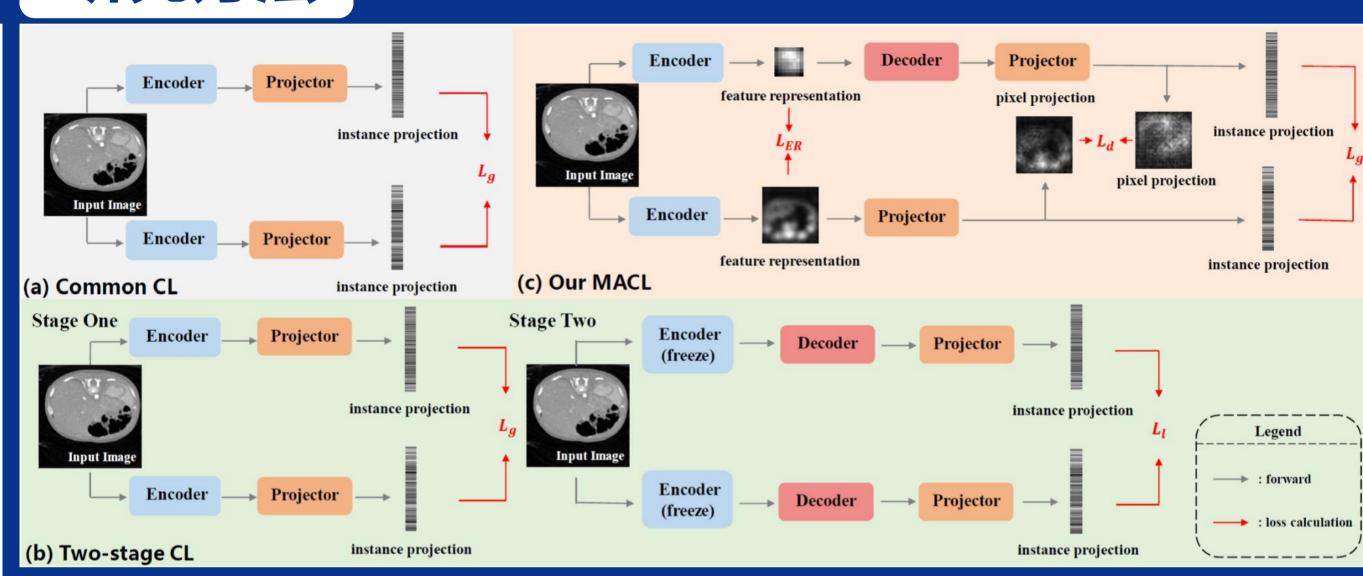


**Multi-ogran Segmentation** 

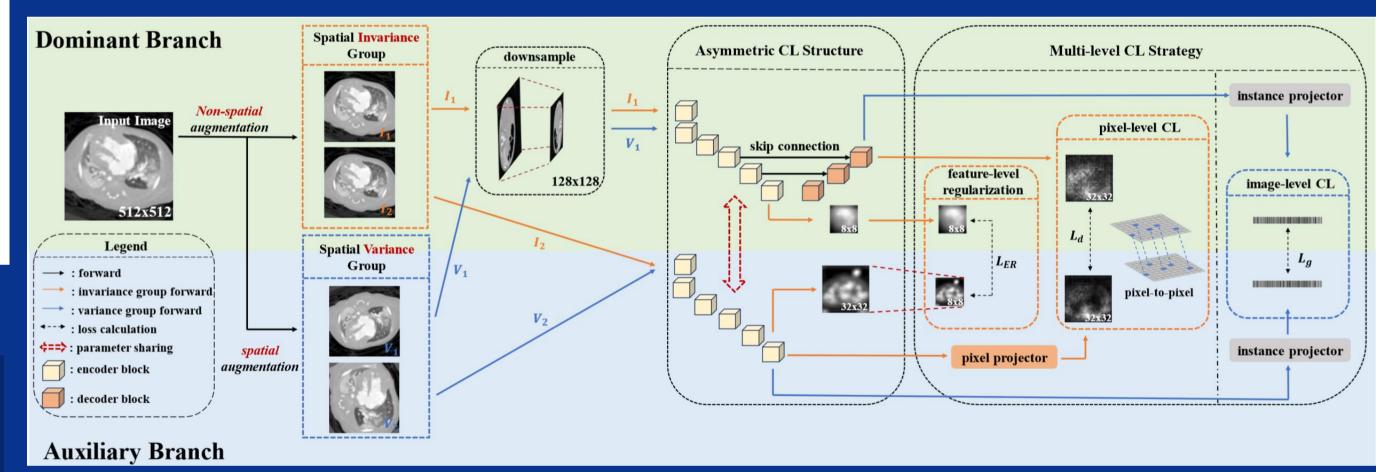
#### 分割任务可视化结果

**DeSD** 

# 研究方法



医学图像对比学习框架比较



多层级非对称对比学习框架

- (1) 将部分解码器引入单阶段对比学习框架的主导分支构建非对称编码器-解码器对比学习框架,通过降采样保留特征的空间一致性,从而实现单阶段预训练中编解码器的协同合作。
- (2) 通过构建从全局到局部的多层级关联机制,整合图像级、像素级和特征级表征对应关系,使得编-解码器在预训练阶段同步捕获多尺度细节特征。

### 研究结论

**ROI-based Segmentation** 

MACL (Ours)

Label

本研究提出一种新颖的多层级非对称对比学习框架用于医学图像分割预训练。在下游的多器官分割和病灶分割两个子任务,CT、MRI、皮肤镜三种模态共8个医学图像数据集上,与其他11种对比学习方法相比,在限制监督条件下(仅10%/25%的标签数据),本研究方法取得了最优结果,并且通过本研究方法预训练的模型在下游限制监督条件(25%的标签数据)下的分割性能可与未进行预训练但下游全监督策略(100%的标签数据)训练的模型的性能相媲美,极大地缓解了医学图像数据集标签获取困难的问题。

