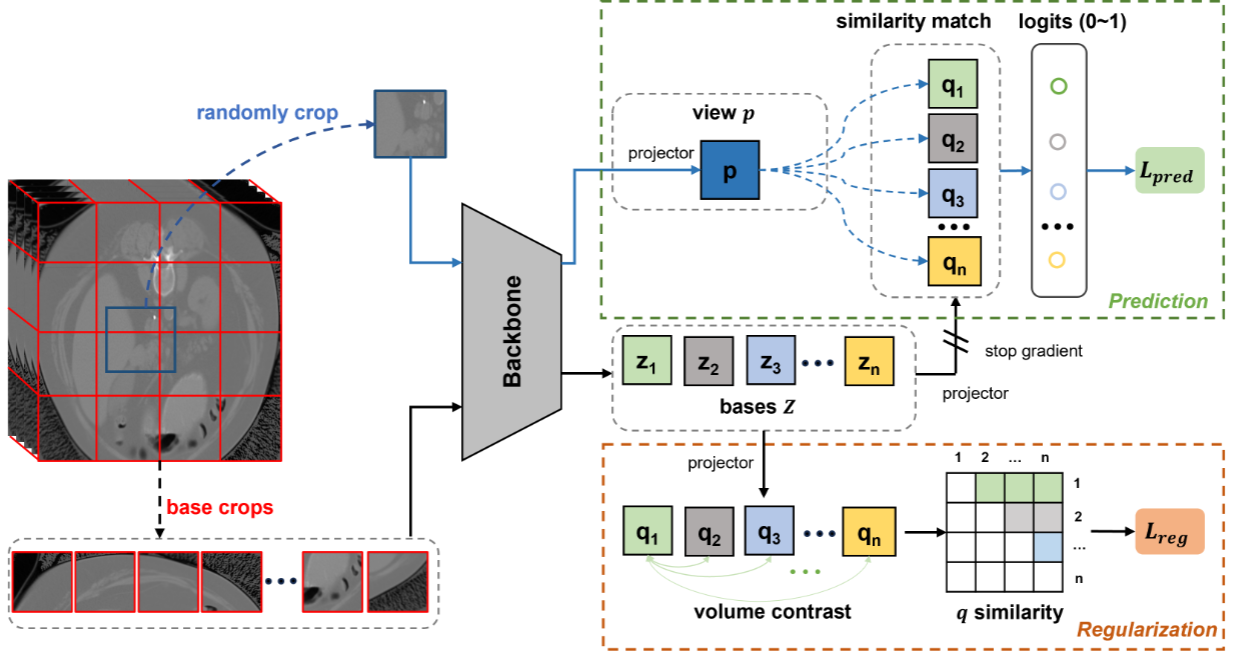
**目录**

1.[VoCo](#VoCo) 2.[MOST](#MOST)

**VoCo**

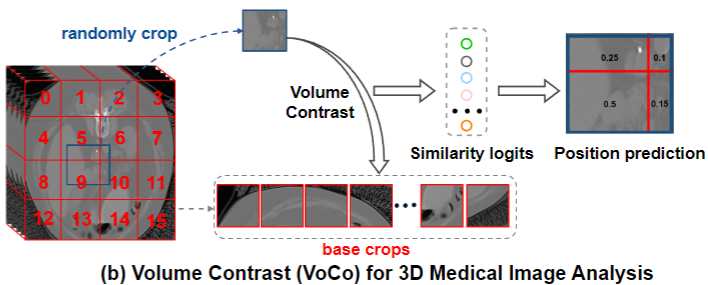


首先从图像的不同区域生成一组基础裁剪块（base crops），同时确保这些裁剪块之间存在特征差异，并将其用作不同区域的类别分配依据。随后，我们随机裁剪子体素（sub-volumes），通过对比子体素与不同基础裁剪块的相似度，预测子体素所属的类别（即位于哪个区域）

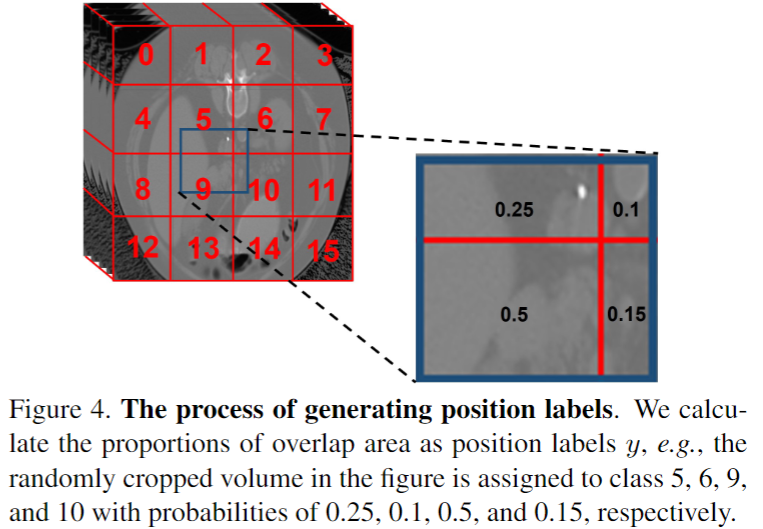
设置一个代理任务(pretext task), 来实现在无需标注信息指导的情况下，将上下文位置先验信息隐式编码到模型表征中。

不同器官（语义区域）具有相对一致的上下文位置，且其解剖学特征（形状）也相对稳定。

首先从不同位置裁剪出一组不重叠的体素块，同时确保这些体素块之间存在特征差异。在学习到的高维空间中，我们将这些体素块表示为一组基准特征（bases），并将其用作不同位置的类别分配依据。随后，我们随机裁剪子体素块，通过对比子体素块与不同基准特征的相似度，预测子体素块所属的类别（即位于哪个位置），这一过程可视为对不同子体素块的上下文位置进行预测。



不通过线性层直接输出位置信息，而基于体对比来预测上下文位置，更具直观性且效果更优。



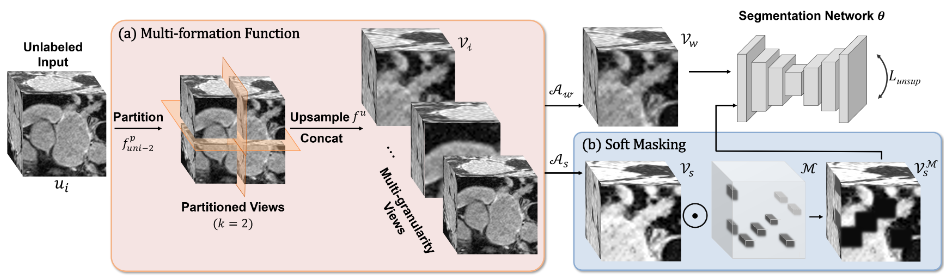
将不同区块间的相似性正则化至 0，以强化不同基准特征之间的特征差异。

正则化损失函数：,旨在让相似性之和的均值进行正则化。

将正则化至0，以强化不同基准特征之间的特征差异。

但是无法严格塑造线性无关的基准特征。

**MOST**



由于边界模糊以及专家标注差异，图像中会出现固有的模糊区域，而对这类区域的分割需要借助空间邻近区域的信息。

本文提出一种多形态软掩码（Multi-Formation Soft Masking，简称 MOST）框架

1. 首先将多形态函数的思想融入框架：对数据进行分割，再将分割后的部分均匀上采样至原始输入尺寸。此举旨在增强数据多样性，缓解模型易受分布偏移影响的问题

即空间上邻近的像素具有相似性

该操作为医学影像提供了一种结构保留的数据合成过程，能有效提升数据多样性、扩展扰动设计空间，并增强模型泛化能力。

1. 为实现对模糊难分割区域的精准分割，我们提出一种软掩码策略

软掩码策略会为医学影像中随机的 3D 块生成矩形掩码，并对掩码边界周围的体素进行线性插值，形成平滑过渡。随后，模型需对掩码区域和非掩码区域输出一致的预测结果

首先对于每个 无标注图像 通过 多形态函数 生成具有数据规律性的 图像多粒度视图 来提升样本多样性，随后每次迭代中 多粒度视图 会同时通过弱强增强，得到增强后的数据为 和 ，

为让模型学习上下文信息，提出一种软掩码操作，将其应用于 多粒度视图，生成带有随机掩码块的 掩码视图

将 弱增强视图 输入网络得到 伪标签 让其于强增强视图输出形成一致性。

给定批量 无标签数据 通过 特定策略 对每个 进行分割，通过 映射函数 得到k个分割视图，对每个视图应用上采样操作以恢复原始尺寸，将分割视图与原始视图拼接后，即可得到图像的多粒度视图：



实际上，为避免当k 过大出现过度增强，会设定一个阈值替代。



首先将与输入尺寸相同的 全1体数据 调整为 的

随机将比例为 的体素掩码(设置为0)

通过三线性上采样得到软掩码 并将 与 进行哈达玛积





软掩码可以避免模型学习图像中的突变过渡特征，还能提升学习空间上下文的能力。

