

摘要

近年来，随着生物医学成像技术的迅猛发展和高精度医疗设备的广泛应用，医学影像数据的体量呈指数级增长。单幅高分辨率医学图像的存储需求可能高达数百兆字节甚至数十吉字节。与此同时，相关法规要求医疗机构长期保存患者的影像数据，这使得高效的医学图像压缩算法成为亟需解决的问题。然而，医学影像数据通常伴随着高分辨率、多通道、多维度、且频率成分复杂的特征，这导致传统无损与有损图像压缩方法的压缩效果面临瓶颈。

隐式神经表示 (Implicit Neural Representation, INR) 因其高效的参数表达能力，以及对任意维度、形状与比特深度数据的良好兼容性，近年来受到学术界与工业界的广泛关注。INR 已在核磁共振重建、医学图像超分辨等任务中展现出卓越性能，成为一种颇具前景的医学图像处理方法。

具体将 INR 应用在图像压缩任务时，INR 需要通过反向传播算法过拟合目标图像获得一组紧凑的模型参数。然而，因为传统多层感知机 (Multi-Layer Perception, MLP) 及正弦表示网络 (Sinusoidal Representation Network, SIREN) 具有选频特性，之前的隐式神经表示压缩方法常将复杂的生物医学图像划分为较小的图块，通过控制单网络所负责的图像分区大小和复杂性，并假设分割后的子块具有较窄的频率带宽，以此提升隐式神经表示的重建能力。这种分块策略虽然提升了重建质量，但需为每个子块单独训练模型，带来了极大的计算开销。此外，规则化的划分方式难以适应医学图像中复杂的结构分布，导致划分质量有限。因此，如何更好的设计这些分区进行训练仍然是 INR 图像压缩最重要的一项挑战。

为克服上述问题，本文提出了一种基于混合专家架构的全新 INR 压缩方法——MoEC (Mixture of Experts for Compression)。MoEC 构建了一个复杂度引导的路由器网络 (Complexity-guided Router, CgR)，结合频率感知专家网络 (Frequency-aware Experts, FaE)，实现了输入坐标与专家网络的动态匹配，并引入自适应频率的正弦激活函数以增强模型的频率表达能力。为防止专家网络频谱塌缩及路由器负载不均的问题，MoEC 进一步设计了频率损失和平衡损失两种正则项，以稳定训练过程并提升模型的重建鲁棒性。

本文在多个器官的医学计算机断层扫描 (Computed Tomography, CT) 图像上进行了大量的实验。实验结果表明，MoEC 在不同压缩比下均优于现有的最先进 (State-of-the-art, SOTA) 方法，尤其在极端压缩场景中表现尤为突出。在 64 倍至 1024 倍压缩比设定下，MoEC 的峰值信噪比 (PSNR) 与结构相似性 (SSIM) 指标均超过除 HEVC

外的所有对比方法；在高达 6000 倍压缩比的极端设定下，MoEC 的客观指标数据表现远超其他方法，实现 48.16 的 PSNR。此外，HEVC 及 TINC 等之前的 SOTA 方法在高压缩比条件时会出现明显的坏帧或伪影，相比之下，MoEC 保持了良好的压缩效果与观看质量，验证了其出色的压缩性能与实用性。

关键词：隐式神经表达, 生物医学图像, 图像压缩, 混合专家系统