

内窥镜视频传输过程中噪声抑制技术的对比分析

于 锐

珠海普生医疗科技股份有限公司 广东 珠海 519000

【摘要】：在内窥镜视频传输过程中，图像噪声会严重影响临床诊断的准确性与图像识别效率。为提升图像质量与传输稳定性，研究并对比多种噪声抑制技术的应用效果成为关键。通过对时域滤波、空域滤波、波形变换、深度学习等典型方法进行分析，评估其在图像清晰度、细节保留与实时性方面的性能差异，为内窥镜图像处理系统的优化提供技术支持。

【关键词】：内窥镜图像；噪声抑制；滤波算法；图像质量；传输优化

DOI:10.12417/2705-098X.25.21.008

引言

随着微创手术技术的广泛应用，内窥镜图像在临床诊疗中的作用日益突出。然而，在图像采集和传输过程中，各类噪声干扰不可避免，如电子传感器噪声、压缩失真、网络抖动等，这些因素会降低图像清晰度，影响医生对组织结构与病变的判断。为了提高图像质量、增强诊断精度，亟需对不同类型的噪声抑制技术进行系统研究与性能对比，寻找更高效、实时、适应性强的图像降噪解决方案。

1 内窥镜图像传输中噪声类型与成因分析

在内窥镜图像采集和传输过程中，图像噪声问题普遍存在，严重影响医生的视诊质量与诊断效率。噪声的产生不仅源于内窥镜设备本身的物理性能局限，也受到传输介质、环境干扰和数字信号处理技术的制约。图像采集阶段常见的噪声包括热噪声、光照不均引起的伪影、电子元器件噪声等，它们会在原始信号中掺杂随机的灰度干扰信号，使画面出现颗粒感、模糊或闪烁。传输阶段的信号失真多因带宽受限、网络抖动或压缩算法引发的伪影和马赛克效应，尤其在远程手术导航或远程诊断时更为显著。此外，随着高分辨率成像的普及，图像信号数据量增大也使传输过程中的干扰问题愈加突出。因此，识别这些噪声类型与成因成为优化图像质量的前提和基础。

就噪声类型而言，可将其分为加性噪声、乘性噪声与压缩伪影三大类。加性噪声，多由电路热扰动、电荷累积失控等物理过程引起。乘性噪声常见于光照变化或组织表面反射率变化明显的场景，导致图像对比度失衡、边缘模糊。压缩伪影则多源自编码过程中的量化误差与运动补偿不精确问题，使图像边缘出现断裂和方块状伪影，影响病灶区域细节的清晰呈现。这些噪声，具有叠加性与时变性，因此需要进行多角度、多尺度的联合分析与分类识别。由于内窥镜图像，还必须考虑时间连续性中的帧间干扰，如帧率变化、丢帧和动态模糊等问题，这些因素共同作用使得图像噪声在视觉感知上的影响被进一步放大。

从技术角度分析，内窥镜图像噪声的本质在于信号与干扰信号之间的信噪比失衡。当前，虽有多种硬件优化手段尝试从源

头降低噪声，例如采用高灵敏度 CMOS 传感器、抗干扰数据线缆与高性能图像采集卡等，但硬件手段成本高、可拓展性差，更多研究趋向于图像后处理与算法层面的降噪。为了在不影响图像细节表达与实时处理效率的前提下去除噪声，需深入理解噪声产生的空间分布特征与频域特性，结合内窥镜场景中目标边缘、纹理区域的典型分布规律，对图像中不同类型噪声进行有效建模，为后续降噪算法设计与技术比较提供科学依据。从而为临床实际操作提供高质量、低延迟的图像支持。

2 常用噪声抑制技术原理解析

在内窥镜视频传输过程中，噪声抑制技术的应用对保障图像质量具有决定性作用（见图 1）。由于内窥镜成像环境复杂，信号在采集与传输过程中常受到热噪声、散粒噪声以及压缩伪影等干扰，因此针对性地选择并优化降噪算法成为提升诊疗效果的关键路径。

传统的空域滤波方法如均值滤波和中值滤波，主要通过邻域像素的统计特征实现局部平滑以去除高频噪声。例如，均值滤波的基本公式为：

$$g(i,j) = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in W} f(x,y)$$

其中 $f(x,y)$ 表示原始图像中的像素值， $g(i,j)$ 是滤波后的结果， W 为滤波窗口（如 3×3 ）， N 为窗口内的像素总数。该方法通过对邻域像素取平均来抑制噪声，但也会导致边缘信息模糊。相比之下，中值滤波则采用非线性处理方式，其表达式为：

$$g(i,j) = \text{median}\{f(x,y) | (x,y) \in W\}$$

即取窗口内像素的中位数作为输出值，特别适用于椒盐噪声的去除，同时能较好保留边缘结构。此外，双边滤波引入了空间距离和灰度差异两个权重因子，其公式为：

$$g(i,j) = \frac{\sum_{(x,y) \in W} f(x,y) \cdot G_s(\|p - q\|) \cdot G_r(|f(p) - f(q)|)}{\sum_{(x,y) \in W} G_s(\|p - q\|) \cdot G_r(|f(p) - f(q)|)}$$

其中 G_s 和 G_r 分别表示空间高斯函数和灰度相似性高斯函数，从而在去噪的同时有效保护图像边缘。

时域滤波方法利用帧间相关性，在时间维度上进行加权平均，适用于静态或缓慢运动场景。其基本形式为：

$$g_t(i, j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_k f_k(i, j)$$

其中 $f_k(i, j)$ 表示第 k 帧的像素值， w_k 为对应的权重系数。该方法对稳定区域降噪效果显著，但在动态区域易产生拖影。

变换域滤波将图像转换至频域进行处理。小波变换是一种典型方法，其去噪过程通常包括三个步骤：分解、阈值处理和重构。设 $W(f)$ 表示小波变换后的系数，软阈值处理可表示为：

$$\hat{W}(f) = \begin{cases} W(f) - \lambda, & W(f) > \lambda \\ 0, & |W(f)| \leq \lambda \\ W(f) + \lambda, & W(f) < -\lambda \end{cases}$$

其中 λ 为设定的阈值，用于区分噪声与真实图像细节。

近年来，基于卷积神经网络（CNN）的深度学习模型如DnCNN和U-Net，能够通过大规模数据学习噪声与图像之间的非线性映射关系，显著提升了图像质量和细节还原能力。CNN的基本操作可表示为：

$$y = \sigma(W * x + b)$$

其中 x 为输入图像， W 为卷积核， b 为偏置项， σ 为激活函数， $*$ 表示卷积操作。CNN通过多层堆叠提取图像特征，实现对复杂噪声模式的精确识别与修复。

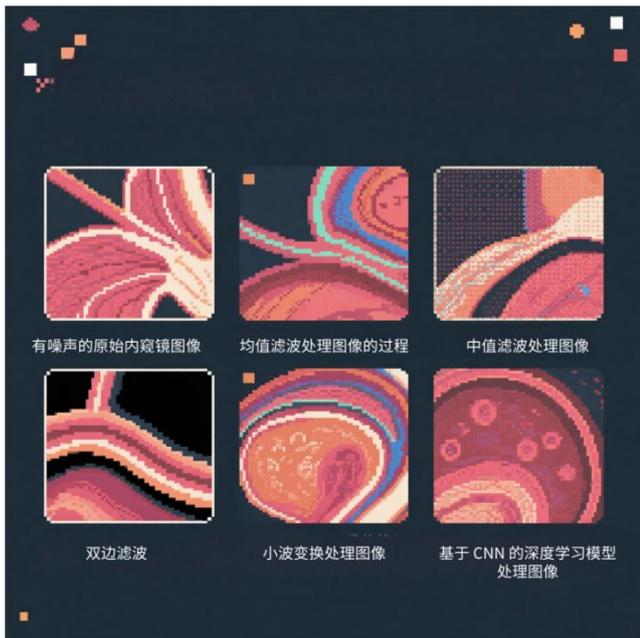


图1 内窥镜图像噪声抑制技术展示

综上所述，传统滤波、变换域方法与深度学习技术各有优势，需根据具体应用场景灵活选用与组合，以满足医疗影像对实时性与图像质量的双重需求。

3 不同降噪方法的性能对比

在内窥镜视频传输中，需对不同降噪技术进行性能维度的系统对比（见图2）。传统空域滤波如中值滤波和均值滤波，依靠邻域灰度分布的平均或中值策略降低噪声干扰，在平稳区域降噪效果明显，但在边缘区域存在模糊风险，图像细节易被抹除。其优点是计算量低，适用于资源有限或低延迟场景。对比而言，双边滤波则通过联合空间距离和像素相似度构建加权函数，实现边缘保持与降噪的平衡，在内窥镜视野中器官边界模糊区域有更优表现，但对参数设置敏感，鲁棒性受限。

变换域降噪方法通过频域分解实现噪声与图像信息的分离与重构，性能更趋稳定。小波去噪在图像的多尺度表示中具有优势，能有效压制高频噪声成分，同时保持纹理细节与结构连续性。然而，小波降噪算法对信号尺度选择、阈值函数设定等依赖较强，参数误配易导致细节丢失或残留噪声，且对动态图像的处理实时性不高。傅里叶降噪和DCT变换在压缩图像降噪中应用广泛，对周期性或均匀噪声的去除效果理想，但对局部噪声、突变区域的识别能力弱，可能引入伪影，影响临床判断。性能比较显示，变换域方法优于空域滤波在降噪强度和细节保留方面，但需在算法复杂度与计算时间之间权衡。

深度学习技术近年来在图像降噪领域实现突破性进展，在对比研究中，基于DnCNN、FFDNet等网络的降噪模型在PSNR（峰值信噪比）和SSIM（结构相似性）等指标上显著优于传统算法，并在内窥镜图像中对微小病灶区域的还原能力表现突出。但受限于高性能硬件依赖与模型规模。因此，轻量化模型设计与边缘计算优化逐渐成为研究热点，融合残差学习与注意力机制的改进结构使得网络在保证性能的同时兼顾响应速度。综合评价各类算法，从通用性、抗干扰性、部署便利性和降噪效果多维比较，深度学习方法具备最高潜力，但仍需在具体医疗场景中结合终端设备性能与目标应用需求进行精细化选择。



图2 不同降噪方法处理后的内窥镜图像效果：

4 图像质量与实时性评估指标体系

在噪声抑制技术广泛应用于内窥镜图像传输的背景下，构建科学合理的图像质量与实时性评估指标体系成为衡量其应用效果的关键依据。目前主流的评估方法包括全参考（FR）、

无参考 (NR) 和半参考 (RR) 三类。其中 PSNR (峰值信噪比) 和 SSIM (结构相似性指数) 是最广泛使用的全参考指标。一般认为, PSNR ≥ 30 dB 时图像失真较小, 适用于算法性能对比或数据集训练阶段; 而 SSIM ≥ 0.75 时图像质量可被接受, 尤其在结构一致性方面表现良好。然而, 在临床实际中难以获取原始无噪声图像作为参考, 因此 MS-SSIM (多尺度结构相似性) 和 VIF (视觉信息保真度) 等更符合人眼感知特性的指标逐渐被采纳。

在实时性方面, 内窥镜图像系统要求每秒处理至少 25 至 30 帧图像以确保术中画面流畅。主要评估参数包括: 平均延时 (Average Latency) 应 ≤ 10 ms; 每帧处理时间波动控制在 ± 2 ms 以内; 端到端延迟 (End-to-End Delay) 推荐 ≤ 80 ms。当前主流医疗影像系统中, 轻量级模型一般要求 FLOPs $\leq 10G$, 参数量 $\leq 1M$, 以满足嵌入式设备部署需求并避免处理瓶颈。

综合构建评估体系时, 主观评价部分主要依赖专业医生通过五分制李克特量表 (Likert Scale) 进行评分, 评分均值 (Mean Opinion Score, MOS) ≥ 4.0 被视为可接受水平; 同时, 眼动仪测试也可辅助评估图像是否有助于医生快速聚焦关键区域, 提升诊断效率。通过自动化脚本评估图像质量的稳定性、噪声抑制程度与图像结构保真度。例如, 使用噪声方差 (Noise Variance) 或局部对比度保持率 (Local Contrast Preservation Rate) 来量化噪声去除效果, 或利用边缘保持率 (Edge Preservation Index, EPI) 评估图像细节的完整性。

5 多维融合降噪策略的可行性探讨

内窥镜视频图像的降噪需求具有高度复杂性, 既要求图像清晰度提升, 又必须兼顾实时性与边缘细节保留, 单一降噪技术在实际场景中往往难以全面兼顾各项性能指标。因此, 将多

种降噪策略有机融合, 形成“多维降噪体系”, 成为当前研究与应用的关键趋势。以图像区域分割为例, 不同区域可匹配不同类型的降噪技术: 平坦区域采用空域低通滤波提高压缩效率, 而高频边缘区域则结合双边滤波或结构保持算法, 减少图像模糊。在此基础上引入多尺度小波变换, 有助于从频域视角提取图像结构特征, 在低频部分处理背景噪声, 在高频部分保留纹理细节, 进而实现跨域协同降噪。这种空间+频率域的耦合机制为构建融合策略提供理论基础。

在实际系统部署中, 为提升响应速度与鲁棒性, 通过卷积神经网络模型对图像特征进行深层提取, 并结合传统降噪算法作为预处理或后处理模块, 可显著提升模型的泛化能力与处理效率。例如, 在预处理阶段利用中值滤波降低噪声干扰, 提高深度模型输入图像的信噪比, 有助于减少训练误差累积。而在输出阶段引入小波域重建或高频细节补偿模块, 则可对深度网络可能引发的细节损失进行补偿。当前部分研究探索了基于图像特征自适应权重分配的动态融合机制, 使得系统在不同图像场景下自动选择最优路径, 从而实现真正意义上的“智能降噪”。

6 结语

多维融合降噪策略在内窥镜视频图像传输中的应用展现出广阔的发展前景。通过融合空域、频域以及深度学习等多类技术路径, 能够在保持图像细节与结构清晰的同时, 有效提升噪声抑制效率与系统实时性。实践表明, 该策略不仅提升了图像质量和诊断准确率, 也更契合医疗场景对稳定性与低延时的高标准要求。未来, 随着算法模型的进一步优化与硬件性能的持续提升, 多维融合策略将在临床内窥镜图像处理领域发挥更关键的作用。

参考文献:

- [1] 刘志强, 王晓蕾. 医用内窥镜图像去噪处理技术研究进展[J]. 生物医学工程学杂志, 2022, 39(1): 105-110.
- [2] 陈宏伟, 李文轩. 基于卷积神经网络的医学图像去噪方法研究[J]. 医疗器械信息, 2021, 26(8): 45-49.
- [3] 杨俊峰, 罗云涛. 多尺度变换在内窥镜图像噪声抑制中的应用[J]. 图像与图形学报, 2020, 25(6): 1234-1242.