## 超分辩率重建摘要模版1

图像超分辨率（Super-Resolution, SR）是一项重要的图像处理技术，其核心目标是从低分辨率（Low-Resolution, LR）图像中恢复对应的高分辨率（High-Resolution, HR）图像。由于低分辨率图像可能由多种不同的高分辨率图像降质生成，因此该任务存在较大的不确定性，使得超分辨率重建成为一个极具挑战性的研究课题。同时，超分辨率技术在医疗影像、遥感探测、智能监控等多个领域有着广泛的应用价值，因而受到众多研究人员的关注与深入探索。

近年来，深度卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）凭借强大的特征提取能力，成为图像超分辨率领域的研究热点。Dong 等人[1] 首次将 CNN 引入该任务，并提出了 SRCNN（Super-Resolution Convolutional Neural Network），为后续的深度学习方法奠定了基础。在此基础上，Kim 等人[2] 受残差网络（Residual Network）启发，引入全局残差结构，进一步提升网络深度，提出了 VDSR（Very Deep Super-Resolution Network）。Lee 等人[3] 通过移除批归一化（Batch Normalization）层，优化了显存占用，同时增强了重建效果，进而提出 EDSR（Enhanced Deep Super-Resolution Network）。此外，Zhang 等人[4] 结合注意力机制，利用通道信息对特征进行精细调整，而其后续工作[5] 进一步结合残差学习和密集连接，提出 RDN（Residual Dense Network），以充分利用多层级特征。Dai 等人[6] 则基于二阶通道注意力机制，运用统计信息提升特征表达能力。然而，这些超分方法通常伴随着高昂的计算成本和庞大的模型参数量，限制了其在实际应用中的推广。

面对计算资源的限制，近年来轻量化的超分辨率算法逐渐受到重视。这类方法通常需要在保证模型性能的同时，降低参数量和计算复杂度。目前，主流的轻量级超分方法[7-8] 主要通过在网络中嵌入注意力机制，以提升特征的利用效率。Hui 等人[7] 在通道注意力机制中引入对比度信息，提出 CCA（Contrast-Aware Channel Attention）模块，以增强关键特征的提取能力。Liu 等人[8] 则基于大感受野的空间注意力[9]，扩展了模型的感知范围，从而捕获更多局部像素信息。Zhao 等人[10] 进一步提出像素注意力机制，通过直接生成三维注意力分数，引导网络关注判别性特征，从而提升重建质量。

尽管上述方法利用注意力机制增强了局部特征的表达能力，但大多数方法未能有效区分不同层次的特征信息。事实上，网络的不同层级往往聚焦于图像的不同细节特征，这些特征对超分辨率重建的贡献程度并不相同，因此合理分配和利用多层级特征至关重要。然而，现有方法通常仅依赖于最终层特征，或是简单地将所有层级的特征拼接后直接用于重建，这种处理方式可能无法充分挖掘不同层次特征的潜在价值。因此，针对不同层级特征的差异化利用仍然是当前轻量级超分方法亟待优化的关键问题之一。

## 超分辩率重建摘要模版2

图像超分辨率重建（Super-Resolution, SR）是近年来计算机视觉和图像处理领域的重要研究方向之一。由于其在理论研究和实际应用中的重要性，该技术吸引了众多研究学者的关注[1]。SR 旨在通过单帧或多帧低分辨率（Low-Resolution, LR）图像，恢复更接近真实高分辨率（High-Resolution, HR）图像的细节[2]。该技术广泛应用于医疗影像处理、卫星遥感、视频监控等多个领域[3]。目前，单幅图像超分辨率的主流方法大致可分为三类：基于插值的方法[4-5]、基于重建的方法[6-7] 和基于深度学习的方法。

基于插值的算法计算简单，能够快速生成结果，但容易导致图像边缘模糊、细节丢失等问题。基于重建的技术主要关注恢复图像中的高频信息，尽管能够提高细节表现力，但计算成本较低的情况下可能无法完整保留所有细节[8]。基于学习的方法通过大量训练数据建立 LR 和 HR 之间的映射关系，与传统方法相比，可以在图像重建质量上取得更好的效果[9-10]。早期研究[11] 提出了基于样例学习的超分辨率方法，首次将学习策略引入图像超分任务。后续研究[12] 采用稀疏编码结合字典学习，以优化低分辨率图像与高分辨率图像的映射关系。另一种方法[13] 通过层次化决策树建模，并结合随机森林（Random Forest）进行图像重建。此外，文献[14] 提出的 SRCNN（Super-Resolution Convolutional Neural Network）方法首次将卷积神经网络（CNN）应用于超分任务，显著提升了图像重建质量。

SRCNN 采用三层卷积结构，分别负责特征提取、非线性映射和图像重建。然而，由于该方法的卷积层较少、感受野有限，导致深层特征提取能力不足，使得最终重建的图像质量受限。针对这些问题，文献[15] 提出的深度残差网络（ResNet）引入了跨层跳跃连接（Residual Connection），优化了信息传递，提高了训练稳定性，并有效缓解了梯度消失问题。随后，文献[16] 在超分任务中首次引入残差学习思想，提出 VDSR（Very Deep Super-Resolution Network）。VDSR 借鉴了 VGG（Visual Geometry Group）模型[17]，采用 3×3 小卷积核叠加的方式，扩大感受野，使网络能够更充分地利用图像的上下文信息。然而，随着网络深度的增加，单一的信息流通道限制了前端卷积层访问后端特征的能力，从而影响了特征传递效率[18]。

为优化信息流传递，研究人员借鉴 DenseNet（Densely Connected Convolutional Network）[19-20]，提出了密集连接策略，即每一层的输出直接与后续所有层进行连接。该设计在一定程度上缓解了梯度消失问题，并提高了特征传播和复用能力。然而，由于特征的重复利用较多，卷积通道的设计受到限制，导致提取的图像细节信息不足，影响了最终的超分重建效果。因此，在超分任务中，如何在计算成本、特征表达能力和重建质量之间取得平衡，仍然是研究人员需要重点关注的问题。

## 超分辩率重建摘要模版3

单图像超分辨率（SISR）旨在从其退化的低分辨率（LR）对应图像中恢复高分辨率（HR）图像。这是计算机视觉领域的一个基础且长期存在的问题，在各种应用中引起了广泛关注（Wang 等，2021b；Zhang 等，2019b；Amirpour 等，2023；Xu 等，2022；Guo 等，2018；Zhou 等，2022a，2023）。SISR 领域的重大进展主要集中在基于卷积神经网络（ConvNets）的方法上（Dong 等，2016b；Kim 等，2016b；Lai 等，2017；Lim 等，2017；Zhang 等，2018b；Wang 等，2018；Zhang 等，2018a，2020；Wang 等，2021d）。

从最早的 3 层 SISR 网络 SRCNN（Dong 等，2016b）到具有代表性的超深网络 RCAN（Zhang 等，2018a）（超过 400 层），大多数现有方法都致力于构建更深或更宽的复杂网络架构，以追求更大的感受野和层次化特征学习，以提升超分辨率性能。这些模型的高效性主要归因于它们庞大的可学习参数和高昂的计算成本。因此，在资源受限的移动和边缘设备上部署当前复杂的超分辨率模型是一项挑战。

为了提高效率，主流研究致力于通过递归学习（Tai 等，2017b，a；Li 等，2019）、轻量级模块设计（Ahn 等，2018；Li 等，2020b；Hui 等，2019；Luo 等，2023）或结构重参数化（Zhang 等，2021；Wang 等，2022b）来减少模型复杂度。然而，这些方法往往以牺牲超分辨率性能为代价。此外，由于其卷积层较少且空间卷积较小，感受野的受限探索进一步限制了其学习能力，从而影响重建质量。

近年来，视觉 Transformer（ViT）（Dosovitskiy 等，2021；Liu 等，2021；Wang 等，2021c；Guo 等，2022c；Zhou 等，2022b）在包括 SISR 在内的各种任务上展现出了卓越的性能（Chen 等，2021；Liang 等，2021；Chen 等，2022b；Li 等，2022）。得益于多头自注意力（MHSA）机制在建模全局依赖关系方面的强大能力，ViT 能够构建深度架构，同时使用更少的参数获得比 ConvNets 更好的效果。然而，MHSA 的计算成本随着输入空间大小的增加而呈二次增长，特别是在超分辨率重建大尺寸图像时，会消耗大量的内存资源。这种二次计算复杂度表明，将 ViT 泛化到各种应用并进行移动端友好的推理仍然存在较大的挑战。

尽管 ConvNets 在性能上相较于 ViT 略逊一筹，但传统卷积能够感知局部感受野，并在整个特征图上共享所有卷积权重，这为 ConvNets 在图像处理（尤其是像素级任务）方面提供了良好的归纳偏置（Dai 等，2021；Zhang 等，2022）。尽管近年来一些研究尝试将卷积引入 ViT（Wu 等，2021；Li 等，2021；Lu 等，2022；Zhang 等，2022），以结合局部与全局信息，并进一步实现高效且强大的混合架构，但据我们所知，在轻量级 SISR 领域，ConvNets 仍然占据主导地位。这些观察促使我们思考，是否可以结合 ConvNets 和 ViT 的优点，在克服移动设备资源限制的同时，保持高质量的超分辨率重建。

## 超分辩率重建摘要模版4

单图像超分辨率（SISR）是计算机视觉领域中的一项重要挑战，旨在从对应的低分辨率（LR）图像中恢复高质量的高分辨率（HR）图像。SISR 技术在恢复图像细节方面的卓越能力，使其在多个领域受到广泛关注，包括医学影像、视频处理、监控系统以及遥感等。

近年来，卷积神经网络（CNN）的发展极大地提升了 SISR 的性能。至今，已提出了众多基于 CNN 的方法，重点在于设计高效的网络架构。然而，CNN 主要依赖加深和/或加宽网络层数来提升性能，但这一方法导致了大量的网络参数，并带来了显著的计算负担，从而限制了其在资源受限设备上的部署。

因此，一些研究致力于开发高效的轻量级模型，如 CARN-M、IDN 及其改进版本 IMDN 和 RFDN。然而，增加额外的卷积层以扩展感受野可能会无意间导致信息性特征的损失，从而降低超分辨率（SR）图像的质量。

另一种值得关注的 SISR 方案是基于 Transformer 的架构。Transformer 以其在自然语言处理任务中的强大能力而闻名，其自注意力机制使网络能够捕捉长距离依赖关系，在计算机视觉任务中也取得了卓越的成功。例如，ELAN 和 SwinIR 这类基于 Transformer 的超分辨率方法，其性能超越了基于 CNN 的方法。然而，这些 Transformer 方法需要更长的训练时间，并消耗更多的计算资源。