

TBSSR

状态：AAAI-2024

单位：美国明尼苏达大学

文章链接：<https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/28560>

Github 链接： 无

目录

摘要	1
背景	1
贡献	1
实现	2
实验	3
问题	3

摘要

传统的超分方案一直受到两个问题的困扰：1.大量的计算资源消耗。2.会使用到低分辨率图像中一些无意义的信息/有害噪声，影响最终的超分结果。

为了解决这一问题，本文提出了 SSR 方案。其可以将原始图像进行无重叠的切块，然后选择包含前景信息的块来进行超分。实验证明这一方案可以有效提高超分的效果。

背景

超分是一个很基础的任务，同时也在诸多 cv 下游任务，如物体检测，图像分类等任务中有应用空间。

近来，基于 Transformer 的超分结构取得了十足的进展，如 2021 年的 SwinIR，和 2023 年的 HAT 模型。

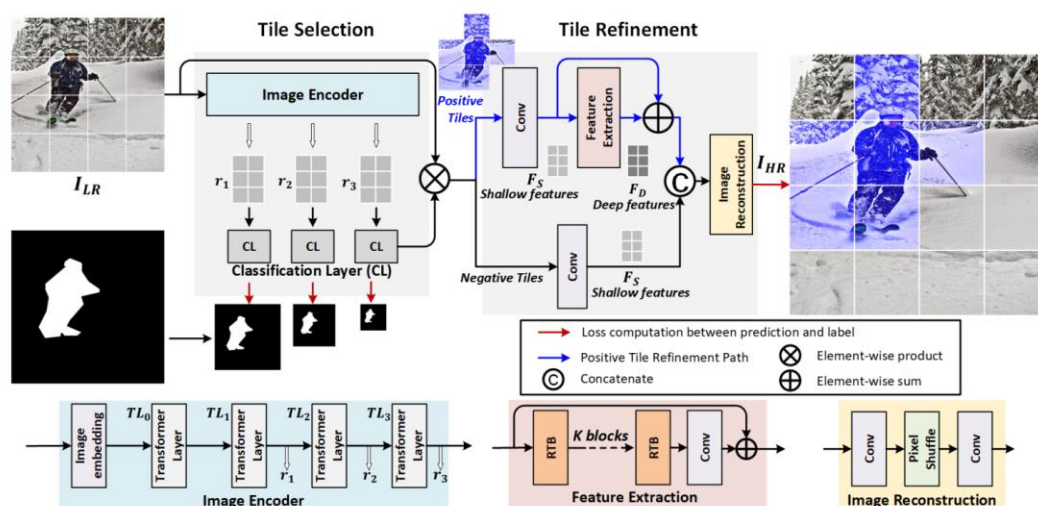
贡献

现有的方案仍然存在着计算开销较大，且容易受到低分辨率图像中的噪声影响等问题。

本文的贡献在于：

1. 开发了一款低开销的分块选择方案 TS，保证了能够选择正确的分块。
2. 通过整合两个基于 Transformer 的模型 TS 和 TR，构建了一个完整的 SSR 超分方案，能够高效的进行超分任务。
3. 通过实验证明，本方案大幅度优化了 FID 数值，且减少了百分之四十的计算开销。

实现



完整的流程如上图所示：首先输入的 LR 图像会被分为多个块，然后 TS 模块判断其中的哪一部分是含有物体的，把这些块标记。并在 TR 模块中，对这些标记的块进行超分处理（未标记的块只通过小网络简单处理），然后得到最终的完整高分辨率图像。



本文中的标记块实际上是识别前景物体的过程，本方案是建立在一个大致的构想上进行的：如果必须舍弃掉一部分内容以提高速度，对前景部分进行超分

可以让图像达到更高的质量。上图就是证明这一观点的实验，可以看出，在 FID 评分上，对前景物体的超分要远超过对背景物体的超分。

实验

Method	BDD100K					COCO 2017			MSRA10K		
	PSNR↑	SSIM↑	FID↓	KID↓	KYD↓	SSIM↑	FID↓	KYD↓	SSIM↑	FID↓	KYD↓
SwinIR	30.08	0.8757	24.87	0.0104	0.0092	0.8420	8.483	0.0036	0.9441	9.502	0.0035
HAT	30.09	0.8750	26.78	0.0115	0.0096	0.8391	10.03	0.0037	0.9473	9.577	0.0030
SSR (ours)	29.91	0.8833	10.41	0.0017	0.0041	0.8512	2.844	0.0006	0.9653	1.905	0.0002

本文的实验也较为简单，是通过在三个不同数据集上对三种方案进行了评估，得出了本方案各种参数的质量更佳的结果。

Dataset	Method	#Tiles	#Params (M)	#MACs (G)
BDD100K	HAT	-	1675.99	191.06
	SSR	62%	1233.13	119.40
COCO 2017	HAT	-	1675.99	191.06
	SSR	65%	1233.13	125.15
MSRA10K	HAT	-	1675.99	191.06
	SSR	57%	1233.13	109.82

此外还进行了计算量的评估，可以看出，减少的计算量比例与未进行超分的分块比例近乎一致，所以可以认为这种方案减少时间完全是通过一部分图像不进行超分实现的。

问题

本文逻辑似乎有较大问题，因为全文未出现使用文中超分方案（TR）而不使用选择块模块（TS）的对比实验，也就是说，本文在评估指标上的优势完全可能来自 TR 模块，而 TR 模块本身并非本文的核心贡献。而在贡献中单独提出的 TS 方案的确能够提高运算速度，但理应与完全超分的图像进行对比，以验证提升速度并不会对质量产生较大影响，而非如文中和其他模型对比，展示质量+速度全面提升。

以及，本文完全忽视了除开 transformer 方案之外的超分方案，目前的 diffusion 似乎更主流一些，而完全没有进行对比。