

LightLLIE: Lightweight Low-Light Image Enhancement via Dual Attention and Re-parameterization

基于双注意力和重参数化的轻量级低光图像增强

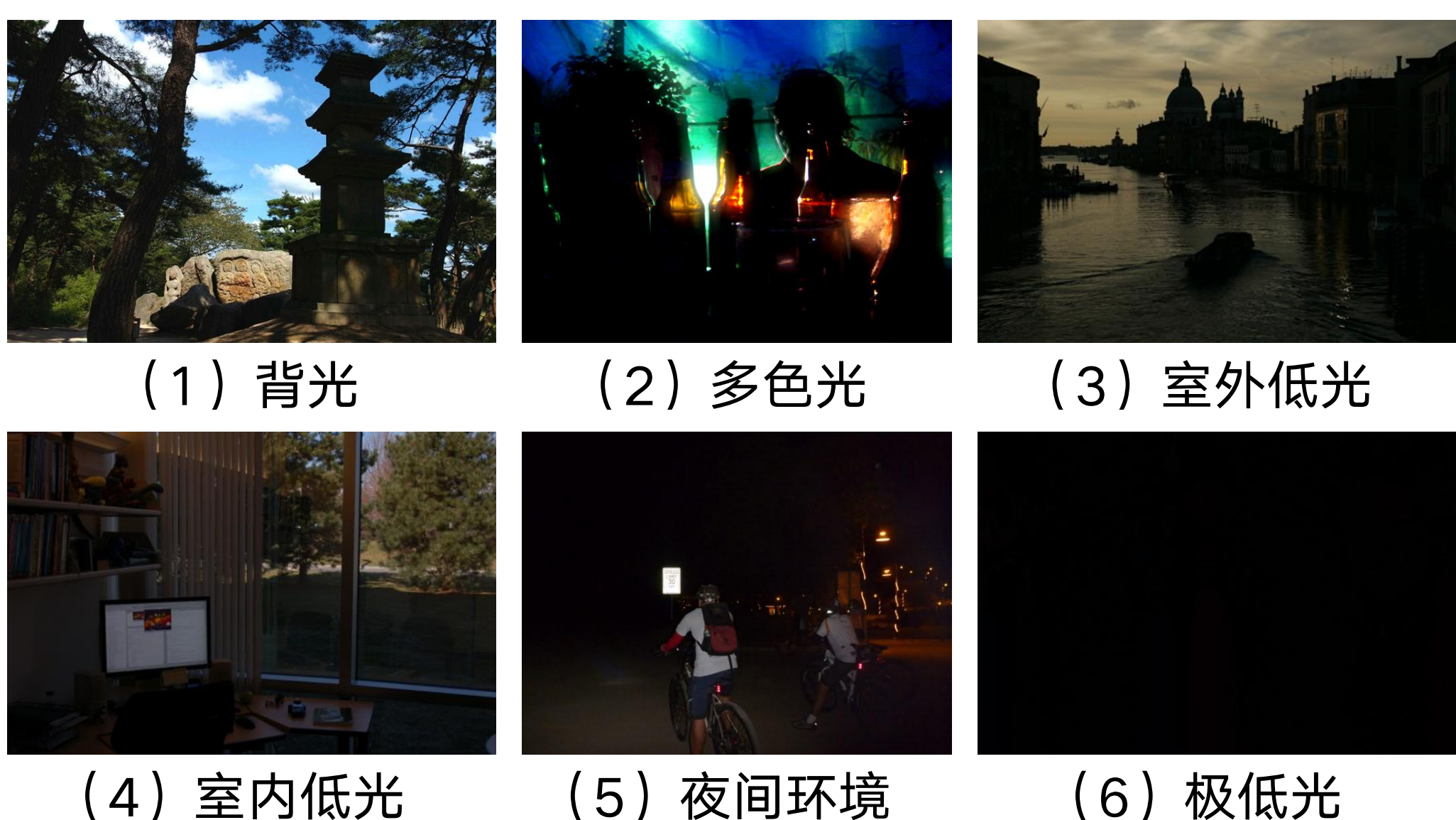
王惜, 郑权*

2025 International Joint Conference on Neural Networks

✉ zhengquan@iscas.ac.cn, 15311328286

研究背景

次优照明条件下拍摄的低光图像示例



问题背景

图像实际采集过程常受制于曝光不均匀以及环境光源亮度不足等次优照明条件, 会显著降低图像视觉质量, 进而严重影响下游高级视觉任务的性能。

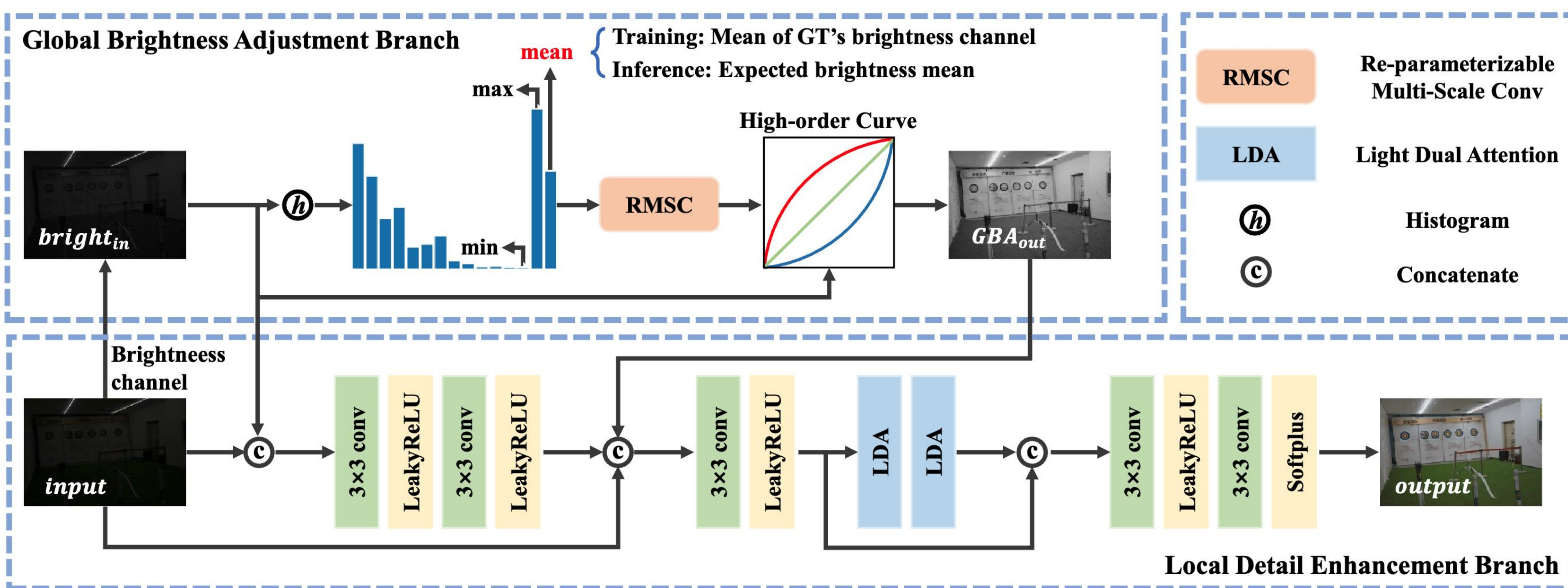
研究现状

- 基于监督学习的方法: 模型复杂度较高, 难以部署在资源受限的移动端与嵌入式等设备。
- 基于无监督学习或零次学习方法: 相对轻量, 但缺乏正常光参考图像的直接监督, 增强图像易出现色彩失真、曝光偏差等问题。

研究方法

解决方案

- 轻量级低光图像增强网络: 规避复杂结构设计, 通过基于相对信息的损失函数有效利用正常光参考图, 生成更加真实自然的增强图像。
- 可重参数化多尺度卷积模块: 训练阶段采用多分支结构融合多尺度卷积, 学习丰富特征表示; 推理阶段通过结构重参数化技术将多分支等效转化为单一 3×3 卷积层, 显著提升推理效率。
- 轻量双注意力模块: 以可学习权重自适应融合空间与通道注意力机制, 实现灵活有效的特征融合。



实验结果

配对数据集上的定量比较结果

Methods	LOLv2-Real			LOLv2-Synthetic			LSRW-Huawei			#Param (M)	#FLOPs (G)	#Test Time (ms)
	PSNR \uparrow	SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow	PSNR \uparrow	SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow	PSNR \uparrow	SSIM \uparrow	LPIPS \downarrow			
Zero-DCE [16]	18.059	0.677	0.312	17.756	0.840	0.168	16.396	0.499	0.369	0.079	20.76	1.0
RUAS [12]	15.326	0.673	0.310	13.404	0.676	0.364	15.687	0.552	0.500	0.003	0.86	4.0
Zero-DCE++ [17]	18.464	0.686	0.305	17.577	0.833	0.187	16.672	0.502	0.378	0.011	2.64	1.0
SCI [13]	17.253	0.615	0.317	16.695	0.757	0.242	15.090	0.437	0.381	0.0003	0.14	0.5
IAT [27]	23.498	0.854	0.222	20.935	0.923	0.126	19.075	0.600	0.401	0.087	5.64	4.0
Flight-Net [28]	21.713	0.863	0.186	25.120	0.950	0.064	19.856	0.623	0.429	0.025	5.54	4.0
FLW-Net [29]	26.628	<u>0.904</u>	0.133	27.400	<u>0.961</u>	0.052	20.827	0.619	<u>0.372</u>	0.017	4.15	1.0
FourLLIE [25]	22.348	0.875	0.114	24.652	0.943	0.066	<u>21.283</u>	<u>0.646</u>	0.412	1.485	65.14	20.0
DiffLL [10]	28.870	0.895	0.100	29.471	0.926	0.093	18.105	0.437	0.472	22.058	351.28	140.0
Retiexformer [9]	22.794	0.867	0.171	25.669	0.953	0.059	21.262	0.648	0.427	1.606	68.07	10.0
HVI-CIDNet [11]	23.226	0.888	<u>0.108</u>	25.130	0.955	0.045	20.282	<u>0.628</u>	0.369	1.973	32.53	60.0
LightLLIE (ours)	27.044	0.906	0.138	28.902	0.966	<u>0.049</u>	21.854	<u>0.646</u>	0.407	0.030	3.73	2.7
LightLLIE _{rep} (ours)	27.044	0.906	0.138	28.902	0.966	<u>0.049</u>	21.854	<u>0.646</u>	0.407	0.016	3.41	2.2

非配对数据集上的定量比较结果

Methods	DarkFace	DICM	ExDark	MEF	NPE
Zero-DCE [16]	3.372	3.565	3.670	3.283	3.929
RUAS [12]	4.695	6.792	4.701	5.427	7.065
Zero-DCE++ [17]	3.357	3.545	3.728	3.396	4.024
SCI [13]	3.473	4.011	4.115	3.681	4.181
IAT [27]	3.049	3.595	3.589	3.411	4.060
Flight-Net [28]	<u>2.581</u>	3.633	3.723	<u>3.205</u>	4.145
FLW-Net [29]	2.606	<u>3.496</u>	<u>3.506</u>	3.250	4.107
FourLLIE [25]	2.992	3.606	3.562	3.430	3.907
DiffLL [10]	3.082	3.454	3.514	3.469	3.773
Retiexformer [9]	3.411	3.743	3.669	3.461	3.958
HVI-CIDNet [11]	3.114	3.791	3.650	3.338	<u>3.847</u>
LightLLIE (ours)	2.578	3.527	3.398	3.192	4.045

结果分析

- LightLLIE在三个配对数据集及多数非配对数据集上均取得最优或次优的增强效果, 同时保持较低的参数量、计算复杂度与推理耗时。
- LightLLIE与其结构重参数化版本 (LightLLIE_{rep}) 在配对数据集上表现出完全一致的性能指标, 表明结构重参数化在不影响增强效果的情况下可以显著减少参数量和推理耗时。