

低光照环境下的图像增强算法优化：基于 Retinex 理论与深度学习的噪声抑制

王加新 唐静娅 徐轩 黎凯 曾珍

吉安职业技术学院，江西吉安，343000；

摘要：在低光照环境下，图像易出现噪声干扰、细节模糊等问题，严重影响后续视觉任务的准确性。针对这一挑战，本文提出一种基于 Retinex 理论与深度学习的图像增强算法优化方案，重点实现噪声抑制与细节增强的协同优化。

该方案首先基于 Retinex 理论将低光照图像分解为反射分量（含细节信息）和光照分量（含亮度信息），通过分离噪声源简化处理流程。针对传统 Retinex 算法对复杂噪声抑制能力不足的问题，引入深度学习模块：设计双分支卷积神经网络，一支专注于光照分量的自适应校正以提升亮度均匀性，另一支通过注意力机制强化反射分量的噪声过滤，同时保留边缘、纹理等关键细节。网络训练采用混合损失函数（结合 L1 损失与结构相似性损失），平衡像素级误差与视觉感知质量。

实验结果表明，该算法在多种低光照场景（如夜间、室内弱光）下，相比传统 Retinex 方法及单一深度学习模型，在峰值信噪比（PSNR）、结构相似性指数（SSIM）等客观指标上均有显著提升，主观视觉效果更清晰自然，噪声抑制与细节保留的平衡能力更优，为低光照图像处理提供了高效解决方案。

关键词：低光照图像增强；Retinex 理论；深度学习；噪声抑制；双分支神经网络；图像分解

DOI: 10.64216/3080-1508.25.10.049

1 低光照环境下的图像增强问题概述

低光照环境（如夜间场景、室内弱光、阴雨天气等）是视觉成像的典型挑战场景，受限于成像设备感光能力与光线强度不足的双重影响，采集的图像往往存在对比度低、细节模糊、噪声污染（如高斯噪声、泊松噪声）等问题。这些缺陷不仅降低图像的主观视觉质量，更会干扰后续高级视觉任务（如目标检测、图像分割、场景识别）的准确性，在监控安防、自动驾驶、医学影像等实际应用中造成严重制约。传统图像增强方法（如直方图均衡化、伽马校正）虽能提升亮度，但易导致噪声放大或细节丢失，难以满足复杂场景的处理需求，因此研发兼顾噪声抑制与细节保留的低光照图像增强算法成为当前计算机视觉领域的研究热点。

1.1 Retinex 理论与深度学习在图像增强中的应用

Retinex 理论基于人类视觉系统的感知机制，将图像分解为反映物体本质属性的反射分量和描述光照条件的光照分量，为低光照图像增强提供了明确的物理模型：通过校正光照分量可改善亮度分布，通过优化反射分量可保留细节并抑制噪声。传统 Retinex 算法（如单尺度 Retinex、多尺度 Retinex）依赖手工设计的分

解与校正规则，对复杂光照和噪声的适应性有限。近年来，深度学习凭借强大的特征学习与非线性拟合能力，在图像增强领域取得突破性进展，卷积神经网络（CNN）、Transformer 等模型可自动学习图像的光照与细节特征，实现更精准的分量分解与优化。将 Retinex 理论的物理可解释性与深度学习的数据驱动优势相结合，成为解决低光照图像增强问题的有效途径。

1.2 噪声抑制在低光照图像增强中的重要性

低光照环境下，成像传感器的电子噪声与光子散粒噪声被显著放大，形成的噪声会掩盖图像细节，破坏视觉连贯性，甚至导致后续任务中特征提取的误判。现有增强算法常存在“亮度提升与噪声放大并存”的矛盾：过度增强亮度会加剧噪声显现，而单纯抑制噪声又可能丢失微弱细节。因此，噪声抑制并非独立的去噪过程，而是需与亮度校正、细节增强协同优化的关键环节——需在有效抑制噪声的同时，保留目标边缘、纹理等重要信息，实现“去噪不丢细节，增亮不失真”的增强效果。噪声抑制能力的强弱直接决定低光照图像增强算法的实用价值，是衡量算法性能的核心指标之一。

1.3 论文目的与意义

本文旨在针对低光照图像增强中噪声抑制与细节保留难以平衡的问题,提出一种基于 Retinex 理论与深度学习的优化算法。具体目标包括:构建融合物理模型与数据驱动图像分解框架,实现光照分量与反射分量的精准分离;设计面向噪声特性的深度学习模块,提升反射分量中噪声的针对性抑制能力;通过多目标损失函数优化,实现亮度校正、噪声抑制与细节保留的协同提升。研究成果有望突破传统方法在复杂场景下的性能瓶颈,为低光照图像处理提供理论支撑与技术参考,推动其在智能监控、自动驾驶等实际领域的应用落地。

2 相关工作

2.1 基于 Retinex 理论的图像增强算法

Retinex 理论凭借对光照与反射的物理建模,成为低光照增强的经典框架。早期单尺度 Retinex (SSR) 通过高斯滤波估计光照分量,虽能提升对比度,但易产生光晕伪影;多尺度 Retinex (MSR) 融合不同尺度滤波结果优化光照估计,缓解了光晕问题,但对复杂噪声抑制不足。后续改进聚焦于分解精细化:基于双边滤波的 Retinex 通过边缘保持特性优化反射分量提取,减少细节丢失;LO 范数正则化方法借助稀疏约束增强光照分量平滑性,提升亮度校正稳定性。然而,这类方法依赖手工设计的滤波核与正则化参数,对非均匀光照和强噪声场景适应性有限,难以平衡增强效果与计算效率。

2.2 基于深度学习的图像增强算法

深度学习为低光照增强提供了数据驱动新范式。早期 LLNet 通过堆叠卷积层直接学习光照映射,虽能提升亮度,但因缺乏物理建模易导致过增强或色彩失真。后续研究融入结构化设计:Retinex-Net 首次结合 Retinex 理论与双分支网络,分别估计光照与反射分量,增强了过程可解释性;KinD 引入非局部注意力捕捉全局光照特征,提升非均匀光照处理能力。近年基于 Transformer 的模型(如 Enlighten-Transformer)通过自注意力建模长距离像素依赖,进一步优化细节保留,但存在计算成本高、对噪声敏感等问题。整体而言,深度模型在复杂场景适应性上优于传统方法,但部分模型因忽略噪声特性,在低光照强噪声场景中表现受限。

2.3 噪声抑制技术

低光照噪声抑制技术分传统与深度学习两类。传统方法中,高斯滤波、中值滤波操作简单但易模糊细节;非局部均值滤波(NLM)通过相似像素加权平均去噪,

保留细节能力更优,但对强噪声效果有限;BM3D 通过块匹配与三维变换协同去噪,客观指标突出但计算复杂。深度学习方法中,U-Net 及其变体通过编码器-解码器结构学习噪声特征,实现端到端去噪;RIDNet 等轻量级网络借助残差学习提升去噪效率。然而,现有技术多专注独立去噪,未与亮度校正、细节增强协同优化,难以解决“去噪与增强脱节”的矛盾。

3 方法

3.1 Retinex 理论与深度学习框架

本文提出的混合框架以 Retinex 理论为基础,将低光照图像分解为光照分量与反射分量,通过深度学习实现精准优化。框架包含三个核心模块:分量分解模块采用改进的多尺度卷积网络,结合 Retinex 先验知识(如光照分量平滑性、反射分量细节守恒)分离两分量;光照校正模块通过注意力门控机制定位过暗/过亮区域,自适应调整光照强度;反射增强模块引入残差密集网络,强化细节特征学习以抑制噪声。三模块通过特征融合层实现信息交互,确保分解与增强的协同性,兼顾物理可解释性与数据驱动优势。

3.2 噪声抑制策略

3.2.1 传统的噪声抑制方法

选取双边滤波与非局部均值滤波作为对比方法。双边滤波通过空间邻近度与像素相似度加权去噪,保留边缘信息;非局部均值滤波利用图像冗余性,通过全局相似块匹配平滑噪声,适用于抑制高斯噪声,但对复杂噪声适应性有限。

3.2.2 基于深度学习的噪声抑制方法

本文设计的噪声抑制子网络嵌入反射增强模块,采用 U-Net 结构结合注意力机制:编码器提取噪声特征,解码器恢复细节,注意力层聚焦高频噪声区域(如纹理密集处),通过残差学习实现“去噪-细节保留”平衡。网络以带噪反射分量为输入,输出去噪后的纯净反射分量。

3.3 实验设置

3.3.1 数据集

采用公开低光照数据集 LOL(含 485 对低/正常光照图像)与 SICE(含 5000+ 室内弱光图像),涵盖夜间、阴天、室内等场景,训练集与测试集按 4:1 划分。额外使用合成数据集(在正常图像中添加不同强度高斯/泊松噪声)验证算法鲁棒性。

3.3.2 评价指标

客观指标包括峰值信噪比 (PSNR)、结构相似性指数 (SSIM) 以评估整体质量; 引入自然图像质量评估 (NIQE) 衡量视觉自然度; 通过边缘保持指数 (EPI) 量化细节保留能力。主观评价采用双人盲测打分, 综合评估增强效果。

4 实验结果与分析

4.1 定量评价指标对比

在 LOL 和 SICE 数据集上, 所提算法 PSNR 达 28.6dB (较 Retinex-Net 提升 2.3dB, KinD 提升 1.5dB), SSIM 为 0.91 (高于 MSR 0.12), NIQE 值降至 3.2 (优于对比方法 15%), EPI 保持 0.89 (细节保留优异)。合成噪声测试中, 对 $\sigma=50$ 的高斯噪声, PSNR 较 BM3D 高 1.8dB, 验证了强噪声鲁棒性。

4.1.1 定性评价指标对比

主观上, 增强图像亮度均匀, 夜间场景车灯与建筑边缘清晰, 室内布料纹理完整; 传统 Retinex 有光晕, LLNet 等存在局部过曝和噪声残留, 视觉效果更自然。

4.2 结果分析

4.2.1 噪声抑制效果分析

注意力机制精准锁定高频噪声区域, 结合残差学习有效滤除高斯 / 泊松噪声, EPI 指标证明细节未被过度平滑, 解决了 “去噪丢细节” 问题。

4.2.2 图像增强效果分析

光照分量校正模块自适应平衡明暗区域, 避免过曝 / 欠曝; 反射分量优化保留纹理, NIQE 值表明图像自然度接近真实场景。

4.2.3 不同方法之间的比较

传统 Retinex 依赖手工滤波, 复杂场景适应性差; 单一深度学习模型缺乏物理约束, 易失真; 所提算法融合两者优势, 在定量指标和主观效果上均占优。

5 结论

5.1 论文成果总结

本文针对低光照图像增强中噪声抑制与细节保留的平衡问题, 提出了一种融合 Retinex 理论与深度学习的优化算法。通过构建物理模型与数据驱动结合的双分支框架, 实现了光照分量与反射分量的精准分离; 设计的注意力机制与残差网络模块, 有效提升了反射分量

中噪声的针对性抑制能力, 同时保留了边缘、纹理等关键细节; 多目标损失函数的引入, 进一步实现了亮度校正、噪声抑制与细节增强的协同优化。实验结果表明, 该算法在 PSNR、SSIM 等客观指标及主观视觉效果上均优于传统 Retinex 方法与单一深度学习模型, 为低光照图像处理提供了高效解决方案。

5.2 未来工作与展望

未来研究可从三方面深化: 一是拓展算法对极端低光照场景 (如星光级成像) 的适应性, 探索更鲁棒的噪声建模方式; 二是引入动态光照建模, 提升算法在光照突变场景中的实时处理能力; 三是结合轻量化网络设计, 降低模型计算复杂度以满足移动端部署需求。此外, 将算法与目标检测、语义分割等下游任务结合, 验证其在实际应用中的端到端性能, 也是重要的研究方向。

参考文献

- [1]陈炫荣. 基于深度学习的无监督低光照图像增强算法研究[D]. 广东工业大学, 2025.
- [2]杨晋. 海洋浮游生物原位低光照图像增强方法研究[D]. 烟台大学, 2025. DOI: 10. 27437/d. cnki. gytd. 2025. 000347.
- [3]牛贺杰. 基于深度学习与 Retinex 理论的低照度图像增强算法研究[D]. 河南工业大学, 2025. DOI: 10. 27791/d. cnki. ghegy. 2025. 000339.
- [4]牛晓婷. 基于卷积神经网络的低照度图像增强算法研究[D]. 大连交通大学, 2025. DOI: 10. 26990/d. cnki. gsltc. 2025. 000678.
- [5]徐银浩. 基于双分支网络的行为识别研究[D]. 北方工业大学, 2025. DOI: 10. 26926/d. cnki. gbfgu. 2025. 000298.

作者简介: 王加新 (1994-04) 女, 汉族, 黑龙江绥化人, 硕士, 吉安职业技术学院讲师, 主要研究方向: 图像处理。

唐静娅 (1990-08) 女, 汉族, 江西吉安人, 硕士, 吉安职业技术学院讲师, 主要研究方向: 电子信息。

徐轩 (1994-07) 男, 汉族, 江西吉安人, 硕士, 吉安职业技术学院讲师, 主要研究方向: 集成电路开发。

黎凯 (1994-03) 男, 汉族, 江西吉安人, 硕士, 吉安职业技术学院讲师, 主要研究方向: 图像识别。

曾珍 (1986-06) 女, 汉族, 江西吉安人, 硕士, 吉安职业技术学院副教授, 主要研究方向: 电子信息。