基于自校准照明学习的低光照增强算法

李 强

(1. 重庆交通大学 信息科学与工程学院，重庆 400074)

摘要：在低照明环境下，图像往往因缺乏足够的光照而出现图像RGB特征信息少、可见度低、细节丢失和对比度不足等问题，这些问题严重制约了图像质量的提升。为了改善这一状况，本文介绍了一种面向低光照图像增强的方法，该方法基于自校准照明学习框架，通过自适应增强模块对低光照图像进行多阶段增强，恢复图像中的细节信息和光照成分。自校准模块利用学习到的光照模式，自动调整图像亮度，减少噪声，提升图像的整体质量。通过在LOL数据集上的实验验证，本文使用的方法在提升低光照图像亮度、对比度和细节方面表现出色，并且能有效避免过度曝光的问题。

关 键 词：低光照图像增强；自校准照明学习；图像质量提升

Based on Self-Calibrated Illumination Learning Low-Light Enhancement Algorithm

LI Qiang1

(1. School of Information Science & Engineering，Chongqing Jiaotong University，Chongqing 400074，P. R. China)

**Abstract：**In low-light environments, images often suffer from insufficient illumination, leading to a lack of RGB feature information, low visibility, loss of details, and inadequate contrast, which seriously hinders the improvement of image quality. To ameliorate this situation, this paper introduces a method for low-light image enhancement based on a self-calibrated illumination learning framework. The method employs an adaptive enhancement module to perform multi-stage enhancement on low-light images, thereby restoring the detail information and lighting components within the images. The self-calibrated module utilizes learned lighting patterns to automatically adjust image brightness, reduce noise, and enhance the overall image quality. Experimental validation on the LOL dataset demonstrates that the method used in this paper excels in improving the brightness, contrast, and details of low-light images and effectively avoids the problem of overexposure.

**Key words**：Low-light image enhancement；Self-calibrated illumination learning；Image quality enhancement

1 引言

低光照图像增强技术旨在揭示隐藏在暗光环境中的信息，从而改善图像质量。随着计算机视觉领域的快速发展，低光照图像增强已成为多个新兴研究方向的核心议题[1]。当前常用的两类低光照增强方法，分别为基于模型与基于网络的方法。

基于模型的方法：一般来说，Retinex理论[2]描述了低光照图像增强的基本物理规律，即低光照观测可以分解为光照和反射（即清晰图像）。受益于L2-范数的便捷解，Fu等人[3]首先使用L2-范数来约束光照。此外，Guo等人[4]采用相对总变化作为光照的约束。然而，它的致命缺陷在于会出现过度曝光。Li等人[5]将噪声去除和低光照增强建模为一个统一的优化目标。Hao等人[6]提出了一个半解耦分解模型，用于同时提高亮度和抑制噪声。一些其他工作也利用了相机的响应特性进行增强。由于受到所定义的正则化的限制，它们大多产生了不令人满意的结果，并且需要针对现实世界场景手动调整大量参数。

基于网络的方法：该方法主要通过构建低光照数据集通过网络进行训练，实现图像增强。通过调整曝光时间，Chen等人构建了一个新的数据集，称为LOL数据集[7]。该工作还设计了RetinexNet，它倾向于产生不自然的增强结果。KinD通过引入一些训练损失并调整网络架构，改善了在RetinexNet中出现的问题[8]。Deep-UPE定义了一个照明估计网络，用于增强低光照输入[9]。Yang等人[10]提出了一个递归带网络，并采用半监督策略进行训练。EnGAN设计了一个带有注意力机制的生成器，在无配对监督下进行增强[11]。SSIE-Net构建了一个分解型架构，用于同时估计照明和反射率[12]。Zero-DCE启发式地构建了一个带有学习参数的二次曲线[13]。最近，Liu等人[14]构建了一个受Retinex启发的展开框架，并进行了架构搜索。不可否认，这些深度网络设计精良。然而，它们并不稳定，很难在未知的真实世界场景中实现一贯的优越性能，不清楚的细节和不适当的曝光无处不在。

为了解决以上问题，受Ma 等人自校准模块[15]的启发，本文采用自校准照明学习的方法进行低光照图像增强。

2 采用的方法

2.1 共享权重的照明学习

根据Retinex理论，一个场景的观测值（图像）可以分解为两个独立的部分：光照分量（illumination）和反射分量（reflectance）。其中，光照分量负责描述场景中的光源分布，而反射分量则描述场景中各个表面的颜色和反射特性。即：

其中代表观测图像，代表光照分量，代表反射分量，即清晰图像，代表像素点坐标。

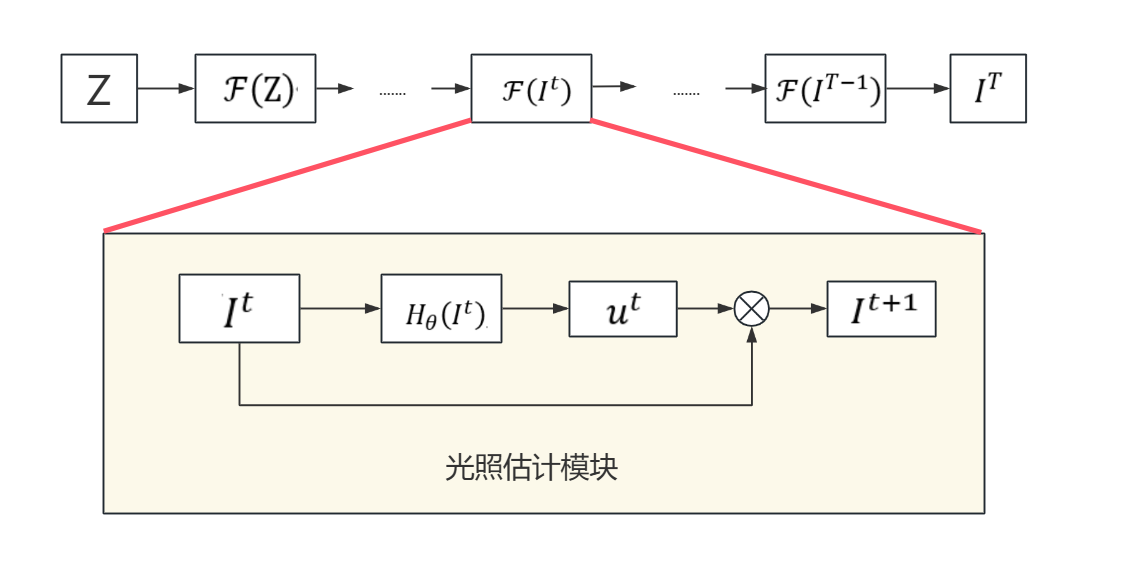
光照分量通常被看作是低光照图像增强需要主要优化的核心部分。根据Retinex理论，通过去除估计的光照分量，可以进一步获得增强的输出。因此，考虑到照度分阶段优化过程[14]，通过引入参数为的映射来学习照度，提供了一个渐进的逐阶段来模拟这一任务，基本单元被写为：

其中，与分别代表第阶段（t=0,1,…, T-1）的光照分量和剩余项，由于采用共享权重的机制，所以参数并未标记阶段数，即采用同样的参数。

实际上，参数化算子学习了光照分量和低光照观测之间简单的残差表示​。这一过程受到一种共识的启发，即在大多数区域，光照分量和低光照观测是相似的或者存在线性联系。残差表示了第阶段的光照估计与低光观测之间需要校正的部分，反映出“还有多少需要调整”来逼近最终目标光照。在低光照观测和光照分量之间采用直接映射（这是现有工作中常用的模式）往往比较困难，学习残差表示大大减少了计算难度，既能保证性能，又能提高稳定性，尤其是对于曝光的控制。

这个共享过程具有多阶段，每个阶段都期望尽可能输出接近预期目标的光照分量结果。即理想的情况是仅用第一阶段就能输出满足任务需求的预期结果。同时，后续的阶段输出与第一个阶段相似，甚至完全相同的结果（多阶段照明学习的目标）。这样，在测试阶段，我们只需要一个阶段就可以加快推理速度，即模型训练好之后可以快速测试。

处理流程及对应模块细节如图1：



**图1 处理流程及对应模块细节**

**Fig.1 Processing flow and corresponding module details**

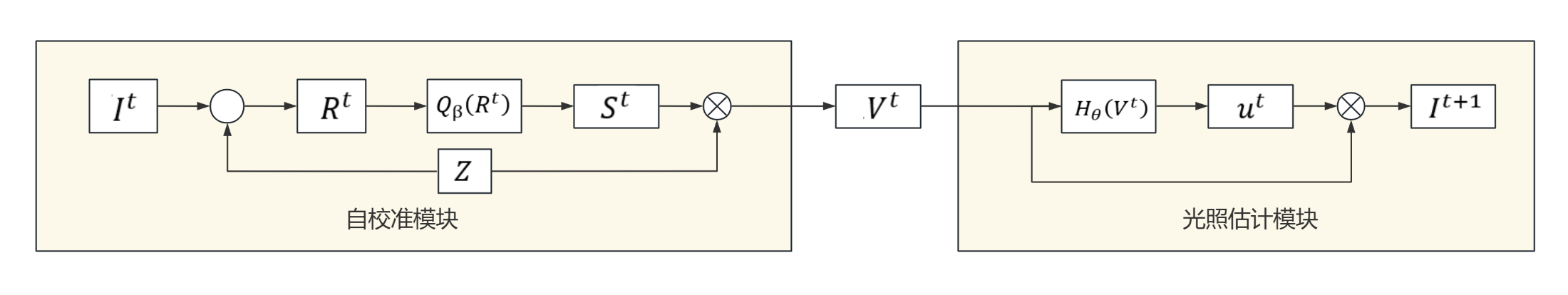
途中T为照明学习的阶段数，可自定义，由于上面提到的最终学习结果为每个阶段都输出相似甚至相同的光照分量，因此仅需其中一个阶段的光照估计模块作为测试时的推理模块。

2.2 自校准模块

在多阶段的学习过程中，各阶段的输出结果往往存在一定的差异。自校准模块的核心目标是通过引入额外的映射机制，使每个阶段的输出快速趋于一致，从而实现模型的快速收敛。这种一致性有助于在测试阶段只使用单阶段模型即可完成增强任务，减少计算资源的消耗。为了实现2.1中每个阶段的输出收敛到同一个状态，采用一个自校准模块，该模块被写为：

其中，是第阶段的校准后的输入，将作为下一个阶段的输入，是第一阶段的输入（低光照图像），是第阶段的输入，是引入的参数化算子具有可学习的参数，则第阶段（）的基本单元可转换为：

通过引入自校准模块，各阶段的输出值在嵌入低光照图像的差值映射后，从而间接影响每个阶段的输出，逐渐趋于统一，这种快速收敛的特性不仅优化了训练效率，还显著提升了推理的计算速度。在测试阶段，模块的多阶段结构可以被简化为单阶段结构，从而实现轻量化设计。即在光照估计模块前进行自校准预处理，如图2：



**图2 自校准光照估计模块**

**Fig.2 Self-calibration illumination estimation module**

2.3 无监督训练损失

通过以上自校准光照估计模块结构已经大致构建了要学习的模型，接下来需要通过学习参数实现低光照增强。在低光照图像增强任务中，现有的配对数据集通常存在标注不准确、样本数量有限以及标注成本高昂的问题。因此，我们采用了无监督学习方法来提升模型的泛化能力，同时设计了总损失函数，以引导自校准模块的高效训练和收敛。总损失函数定义为：

其中和分别表示保真度和平滑损失，和表示权重参数，可自行设置，保真损失的目标是确保每一阶段的输出光照分量与低光照输入图像的一致性，从而维持整体增强的视觉效果。我们设计的保真损失函数为：

其中T为总的阶段数，该函数利用重新定义的输入来约束输出照度，而不是手工制作的地面实况或普通的低光输入。平滑的光照分量能够有效避免增强结果中出现的过度曝光和人工伪影。我们基于空间变化的范数定义了平滑损失：

其中N表示图像总像素数，表示像素在其5×5 邻域内的像素集合，为权重系数，定义为：

其中c代表图像的通道（YUV色彩空间），，代表高斯核的标准差。

3 实验及分析

3.1 数据集及评估指标选择

LOL（Low-Light）数据集包含低光照图像及其对应的高光照参考图像，涵盖了多种室内和室外场景，是低光照图像增强任务中的经典数据集。本实验采用 LOL 数据集中的 485 对训练图像和 15 对测试图像进行模型训练和评估，用于验证增强效果在标准场景下的表现。由于本次实验采用无监督训练自校准照明学习模块，所以仅需使用LOL数据集中的低光照图片作为模型输入即可完成训练过程。

峰值信噪比（Peak Signal-to-Noise Ratio，PSNR）是一种评价图像质量的客观标准，经常用作图像压缩等领域中信号重建质量的测量方法，它常简单地通过均方差（Mean Squared Error，MSE）进行定义，它是原始图像与重建图像之间差异的度量：

其中是像素值的最大可能值，对于8位图像，通常，PSNR单位为dB，值越高，表示图像质量越好。

结构相似度（Structural Similarity Index Measure, SSIM）是一种基于亮度、对比度和结构三个相对独立的主观度量，用于衡量图像间的结构相似度。SSIM值的范围在0到1之间，值越接近1表示两幅图像越相似，此度量相较PSNR 更符合人眼对图像品质的判断。

其中和分别表示图像和的平均值，和分别表示图像和的方差，表示图像和的协方差，和是为了保持稳定性而引入的小常数。

因此，本文采用PSNR与SSIM作为低光照增强图片的性能评估指标。

3.2 训练参数设置及实验结果

在训练过程中，我们使用了参数，，的Adam优化器，最小批处理大小设为10，学习率初始化为，训练迭代次数为1000，所有实验中采用3个卷积（卷积核大小为3\*3）+ReLU激活函数和3个通道实现的映射，自校准模块包含四个卷积层。

训练结果在15对测试图上的测试效果如图3：



**图3 自校准光照测试效果图**

**Fig.3 Self-Calibrated Illumination Test Results Diagram**

从该图中可以明显看出自校准照明学习模块对低光照增强的效果，虽然没有数据集中的正常光照质量高，但也已经达到较好的增强效果，接下来展示对应的PSNR与SSIM指标，如表1所示：

**表1 模型的PSNR与SSIM指标及推理耗时**

**Table 1 The model's PSNR and SSIM metrics and inference time**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Image Name | PSNR(dB) | SSIM | 耗时(s) |
| 1.png | 17.5441 | 0.667942 | 0.26 |
| 111.png | 12.59471 | 0.558879 | 0.14 |
| 146.png | 18.24281 | 0.667141 | 0.09 |
| 179.png | 19.83277 | 0.646356 | 0.08 |
| 22.png | 14.22053 | 0.578122 | 0.10 |
| 23.png | 7.558178 | 0.280081 | 0.13 |
| 493.png | 15.96022 | 0.487342 | 0.13 |
| 547.png | 19.13002 | 0.54895 | 0.11 |
| 55.png | 7.336232 | 0.267142 | 0.13 |
| 665.png | 9.70406 | 0.301576 | 0.12 |
| 669.png | 13.9667 | 0.504718 | 0.10 |
| 748.png | 18.00126 | 0.579915 | 0.10 |
| 778.png | 13.11283 | 0.390616 | 0.12 |
| 780.png | 21.8779 | 0.555914 | 0.13 |
| 79.png | 12.67738 | 0.600752 | 0.09 |
| 均值 | 14.78398 | 0.50903 | 0.122 |

从该表中可以看出提出的模型具有较高的PSNR与较好的SSIM，并且推理时间为毫秒级，耗时较短，是一种轻量级低光照图像增强的可行方法。

4 结论

针对低光照环境下图像质量下降的问题，本文提出了一种基于自校准照明学习的低光照图像增强算法。通过设计自适应增强模块和自校准模块，模型能够在多阶段学习中快速收敛，有效恢复图像细节，提升亮度和对比度，同时避免过度曝光。此外，算法采用无监督训练策略，摆脱了对成对高光照参考图像的依赖，显著降低了训练数据的获取成本。

在 LOL 数据集上的对比实验表明，本文算法在峰值信噪比（PSNR）和结构相似度（SSIM）方面取得了较好的效果，同时实现了轻量化设计和快速推理，适合实时应用场景，验证了算法的有效性。

后续工作将进一步优化模型性能，并结合更多实际应用场景，探索算法在复杂低光照环境中的适应能力。

参考文献(References)：

1. Long Ma, Risheng Liu, Jiaao Zhang, Xin Fan, et al. Learning deep context-sensitive decomposition for low-light image enhancement[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022, 33(10):5666–5680.
2. Zia-ur Rahman, Daniel J Jobson, Glenn A Woodell. Retinex proc-essing for automatic image enhancement[J]. *Journal of Electronic I-maging*, 2004, 13(1):100–111.
3. Xueyang Fu, Yinghao Liao, Delu Zeng, et al. A probabilistic met-hod for image enhancement with simultaneous illumination and re-flectance estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2-015, 24(12):4965–4977.
4. Xiaojie Guo, Yu Li, and Haibin Ling. Lime: Low-light image en-hancement via illumination map estimation[J]. *IEEE Transactions o-n Image Processing*, 2017, 26(2):982–993.
5. Mading Li, Jiaying Liu, Wenhan Yang, et al. Structure-revealing l-ow-light image enhancement via robust retinex model[J]. *IEEE Tr-ansactions on Image Processing*, 2018, 27(6):2828–2841.
6. Shijie Hao, Xu Han, Yanrong Guo, Xin Xu, et al. Low-light ima-ge enhancement with semi-decoupled decomposition[J]. *IEEE Tran-saction on Multimedia*, 2020, 22(12):3025–3038.
7. Wei Chen, Wenjing Wang, Wenhan Yang, et al. Deep retinex dec-omposition for low-light enhancement[C]. *In British Machine Visi-on Conference*, 2018:1–12.
8. Yonghua Zhang, Xiaojie Guo, Jiayi Ma, et al. Beyond brightening low-light images[C]. *International Journal of Computer Vision*, 20-21:1–25.
9. Ruixing Wang, Qing Zhang, Chi-Wing Fu, et al. Underexposed p-hoto enhancement using deep illumination estimation[C]. *In Proce-eding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern R-ecognition*, 2019:6849–6857.
10. Wenhan Yang, Shiqi Wang, Yuming Fang, et al. From fidelity to perceptual quality: A semi-supervised approach for low-light image enhancement[C]. *In Proceeding of the IEEE Conference on Com-puter Vision and Pattern Recognition*, 2020:3063–3072.
11. Yifan Jiang, Xinyu Gong, Ding Liu, et al. Enlighten-Gan: Deep l-ight enhancement without paired supervision[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30:2340–2349.
12. Yu Zhang, Xiaoguang Di, Bin Zhang, et al. Self-supervised image enhancement network: Training with low light images only[C]. ar-Xiv, pages arXiv–2002, 2020.
13. Chunle Guo, Chongyi Li, Jichang Guo, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]. *In Proceedi-ngs of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Rec-ognition*, 2021.
14. Risheng Liu, Long Ma, Jiaao Zhang, et al. Retinex-inspired unroll-ing with cooperative prior architecture search for low-light image enhancement. *In Proceedings of the IEEE Conference on Comput-er Vision and Pattern Recognition*, 2021:10561–10570.
15. Long Ma, Tengyu Ma, Risheng Liu, et al. Toward Fast, Flexible, and Robust Low-Light Image Enhancement[C]. *In Proceedings of t-he IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2022.