

8月30日-9月5日工作汇报

Ku Jui

September 2023

Contents

I	Pre-Knowledge	2
II	Paper Reading	2
1	LLIE	2
1.1	(2023.1)Illumination estimation for nature preserving low-light image enhancement	2
1.1.1	Research Background	2
1.1.2	Contribution	2
1.1.3	Approach	3
1.1.4	Future	3
1.2	(2023.7)Division Gets Better: Learning Brightness-Aware and Detail-Sensitive Representations for Low-Light Image Enhancement	3
1.2.1	Research Background	3
1.2.2	Contribution	3
1.2.3	Approach	4
1.2.4	Future	4
1.3	(2023.3)Advanced RetinexNet: A fully convolutional network for low-light image enhancement	4
1.3.1	Research Background	4
1.3.2	Contribution	6
1.3.3	Approach	6
1.3.4	Future	7
III	Unity VR 开发计划	7
2	项目需求	7
2.1	主菜单界面开发	7
2.1.1	Play	7
2.1.2	Options	9
2.1.3	Quit	11

2.1.4	Credits	11
2.1.5	Rewards	11
2.2	游戏模式	11
2.2.1	Free roaming	11

Part I

Pre-Knowledge

Part II

Paper Reading

1 LLIE

1.1 (2023.1)Illumination estimation for nature preserving low-light image enhancement

低光图像增强中保留自然光的照度估计

(The Visual Computer 3区) doi: 10.1007/s00371-023-02770-9

1.1.1 Research Background

在 Retinex 模型¹中, 图像被认为是两个组成部分的组合: 照度 (illumination) 和反射率 (reflectance)。但是, 将图像分解为照度和反射率是一个不适定的问题²³。一般来说, 基于 Retinex 模型的方法在亮度增强和自然度保持之间存在权衡, 即如果算法保持自然度, 则整体亮度较低, 反之亦然。

1.1.2 Contribution

作者提出了一种估计弱光图像增强照度的新方法。即利用一种新的多尺度引导滤波方法提出了一种结构感知初始照明估计的新方法, 主要包括以下三个任务:

¹Retinex 模型的理论基础是三色理论和颜色恒常性: 即物体的颜色是由物体对长波 (红色)、中波 (绿色)、短波 (蓝色) 光线的反射能力来决定的, 而不是由反射光强度的绝对值来决定的, 物体的色彩不受光照非均匀性的影响, 具有一致性, 即 Retinex 是以色感一致性 (颜色恒常性) 为基础的。

²Retinex 模型认为图像 $\mathcal{I}(x, y)$ 由照度图像 $\mathcal{L}(x, y)$ 与反射图像 $\mathcal{R}(x, y)$ 组成。前者指的是物体的入射分量的信息, 用 $\mathcal{L}(x, y)$ 表示; 后者指的是物体的反射部分, 用 $\mathcal{R}(x, y)$ 表示。公式: $\mathcal{I}(x, y) = \mathcal{R}(x, y) \cdot \mathcal{L}(x, y)$ 。

³将图像分解为照度和反射率是一个不适定问题, 因为它不满足适定性问题的三个条件之一或几个。适定性问题是指定解满足下面三个要求的问题: 解是存在的; 解是唯一的; 解连续依赖于定解条件, 即解是稳定的。如果不满足这些条件, 则称之为不适定问题。这意味着即使输入图像只有微小的变化, 输出的照度和反射率也可能会发生巨大的变化。举个例子, 假设我们有一张图像, 它的某个像素点的颜色值为(100,100,100), 我们可以通过某种算法将其分解为照度和反射率两个部分。但是, 如果我们将这个像素点的颜色值稍微改变一下, 比如变为(101,101,101), 那么输出的照度和反射率可能会发生巨大的变化。

- (1) 结构感知初始照度⁴的估计；
- (2) 估计照度的细化；
- (3) 细化照度的最终校正。

此外，作者提出了一种新的自适应照度调整方法，利用估计的照度对亮度进行校正。

1.1.3 Approach

作者的方法主要估计图像的照度，并利用 Retinex 模型获得反射分量。

- (1) 首先，其使用在引导滤波器中提出的多个框(窗口)大小来估计结构感知的初始照度；
- (2) 然后，作者通过构造和求解一个新的多目标优化函数来细化初始照度；
- (3) 最后作者应用提出的自适应照度调整，在估计照度的基础上提高图像的亮度。

1.1.4 Future

-

1.2 (2023.7)Division Gets Better: Learning Brightness-Aware and Detail-Sensitive Representations for Low-Light Image Enhancement

分割可以变得更好：学习亮度感知和细节敏感的代表为低光图像增强

(CVPR 2023) doi: 10.48550/arXiv.2307.09104

1.2.1 Research Background

现有的方法通常更注重通过增加低照度图像的亮度来提高图像的可见度和对比度，而忽略了高质量图像的色彩和纹理恢复的重要性。

以往的方法通常在 RGB 空间操作，这导致设计的模型很难通过单个 CNN 同时学习亮度特征和细节特征（包括纹理和颜色）。同时新的解决方法产生的视觉结果，无法代表自然图像的局部颜色变化。

1.2.2 Contribution

针对上述问题，本文提出了一种用于微光图像增强的亮度和色度双分支网络 LCDBNet，该网络将微光图像增强分为亮度调整和色度恢复两个子任务。

- (1) LCDBNet 由两个分支组成，即亮度调整网络 (LAN) 和亮度恢复网络 (CRN)。
- (2) LAN 负责学习利用远程依赖和局部注意关联的亮度感知特性。
- (3) CRN 则专注于通过多级小波分解学习细节敏感特征。
- (4) 最后，设计了一个融合网络，将学习到的特征融合在一起，产生令人印象深刻的视觉图像。

⁴在 Retinex 算法中，可以通过对原始图像进行高斯滤波来获取照度图像，并尽量准确地获取照度图像，最后将照度图像从原始图像中分离出来，从而获得反射图像。分离过程可以通过对数与反对数 Map 以及图像拉伸算法来实现。

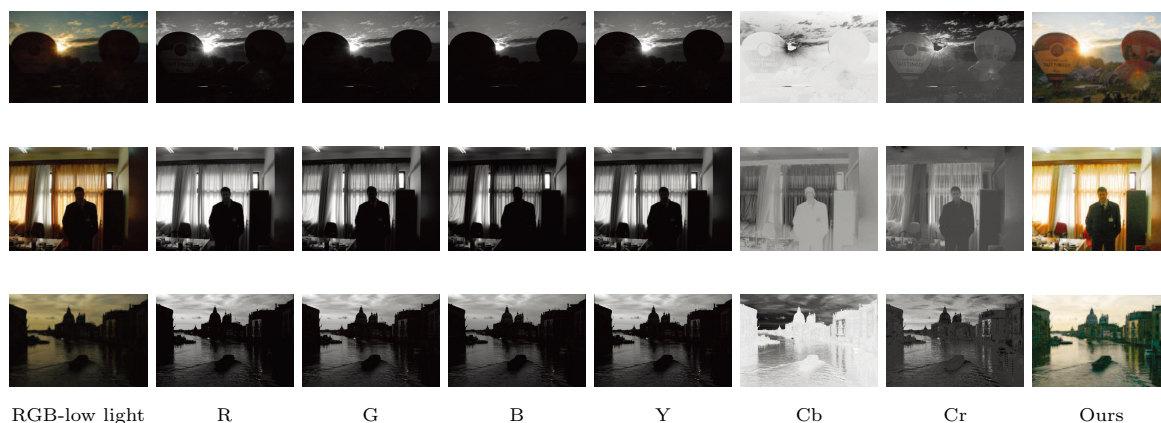


Figure 1: Low-light images and their luminance and chrominance decomposition. The first four columns show original low-light images in RGB space and their RGB channel decomposition, the fifth column shows luminance (Y) channels of low-light images, the sixth and seventh columns are chrominance (CbCr) components of low-light images, and the last column exhibits the enhanced images by our method. We can obviously observe that three channels of RGB space indicate indistinguishable distortion patterns, and Y and CbCr components reveal distinctly different distortion patterns.

1.2.3 Approach

开发了一个全局和局部聚合块 (GLAB) 作为 LAN 的构建块, 如 Fig. 2, 它由一个 Transformer 分支和一个双注意卷积块 (DACB) 组成, 用于学习非局部表示和局部信息。

为了恢复图像细节, 引入小波变换辅助 CRN 提取高频细节信息。

网络由亮度调节网络 (LAN) 和色度恢复网络 (CRN) 两个子网络组成。利用 LAN 从亮度通道中获取亮度感知特征, 利用 CRN 从亮度通道中提取细节敏感特征。

1.2.4 Future

-

1.3 (2023.3)Advanced RetinexNet: A fully convolutional network for low-light image enhancement

Advanced RetinexNet: 用于弱光图像增强的全卷积网络

(Signal Processing: Image Communication 二区) doi: 10.1016/j.image.2022.116916

1.3.1 Research Background

以往的方法在提高图像对比度方面取得很大的进步, 但大多数方法都不能很好地增强图像对比度, 结果往往是增强不足或噪声放大。如图. 3所示。

除了对比度, 低光图像的另一特殊退化是噪声。许多方法利用附加的去噪方法进行预处理或后处理。但是, 采用去噪方法进行预处理会产生模糊, 而采用去噪方法进行处理则会产生噪声放大。因此, 弱光图像增强还有很大的空间。

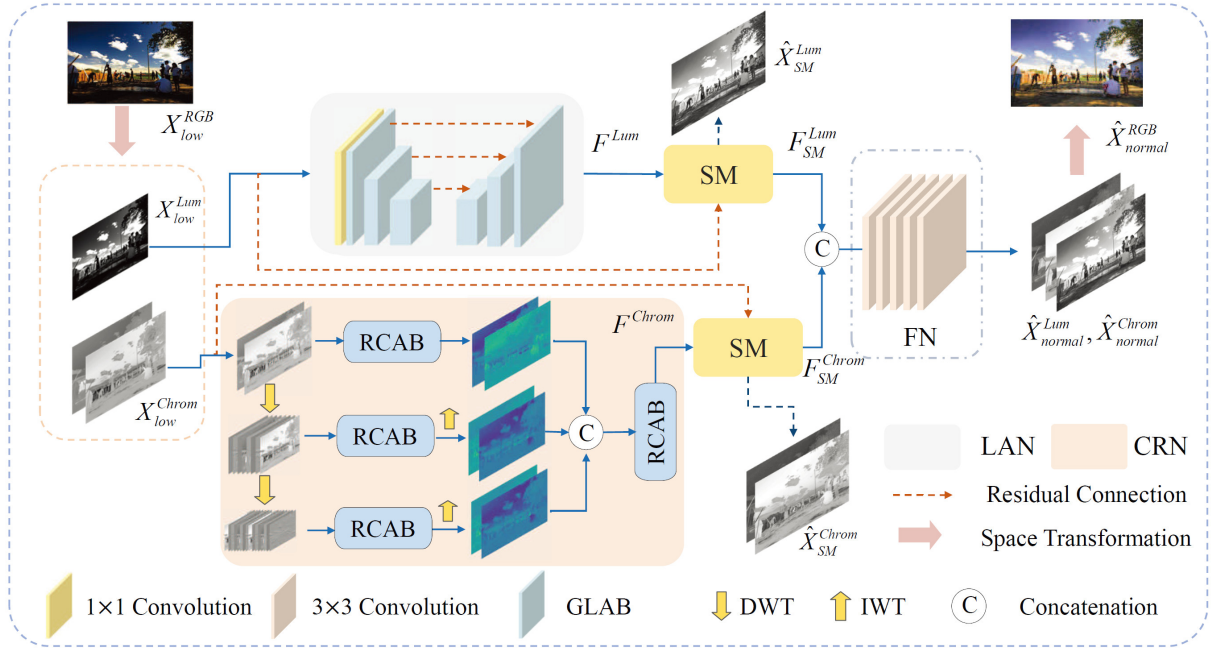


Figure 2: The overview of the proposed LCDBNet. The input images are transformed from RGB space to YCbCr space. Luminance and chrominance components are fed into LAN and CRN, respectively. Then, their outputs are fused in FN to derive the enhanced results. Finally, the enhanced images are converted back to RGB space.

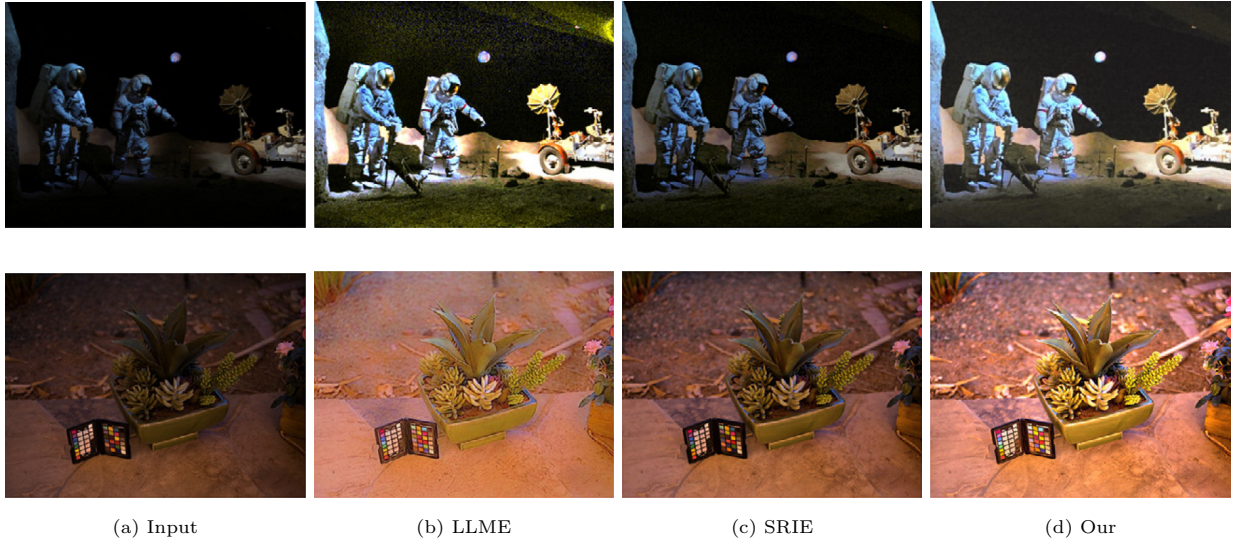


Figure 3: Examples of low-light image enhanced results. The proposed method can not only improve the contrast of the image but also suppress the noise and artifacts in the dark regions. LLME generates color distorted results and causes noise amplification. SRIE generates under-enhancement results.

1.3.2 Contribution

- (1) 作者提出了一种新颖的全卷积神经网络用于弱光图像增强（该网络的设计建立在 Retinex 理论基础之上）。
- (2) 不同于以往使用附加去噪方法或附加去噪模块进行噪声抑制的方法，作者提出了一种新的频域噪声抑制损失，在分解时抑制反射图中的噪声。
- (3) 在合成图像和真实低光图像上的实验结果表明，作者的方法在很大程度上优于当前的方法。结果表明，该方法可以有效提高光照不足条件下的人脸检测性能。

1.3.3 Approach

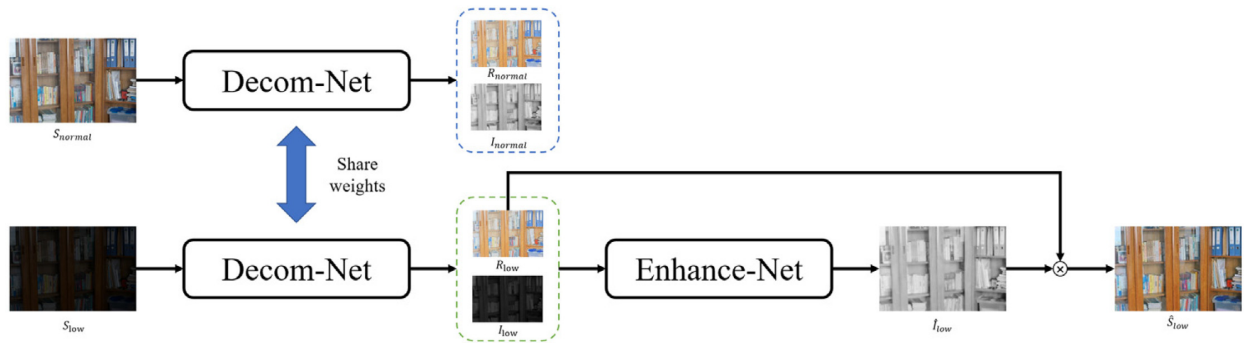


Figure 4: The overall network architecture of our proposed method.

该全卷积神经网络（Fig. 4）包括两个子网：Decom-Net 和 Enhance-Net（Fig. 5与Fig. 6）。

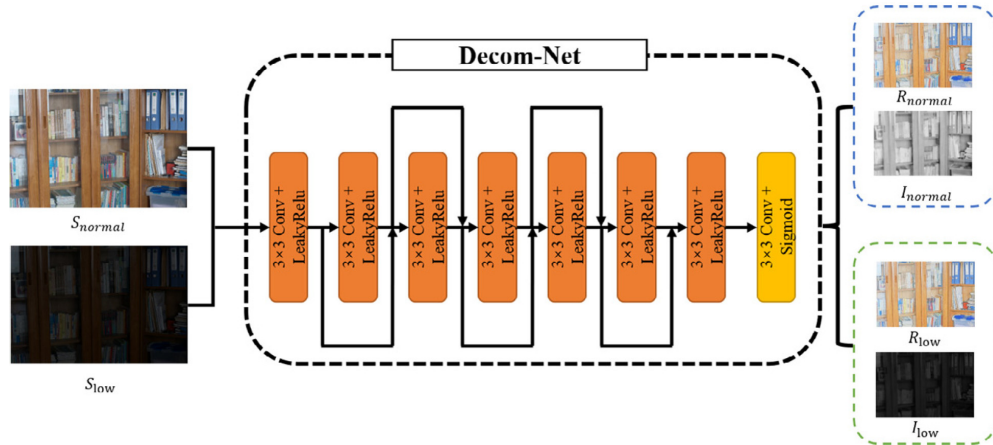


Figure 5: The proposed Decom-Net architecture. The Decom-Net decomposes the input image into reflectance and illumination and can suppress the noise in the reflectance map. Note that the decompositions of normal-light images do not participate in the Enhance-Net training stage.

- (1) Decom-Net 将输入的低光图像分解为照度和反射率。

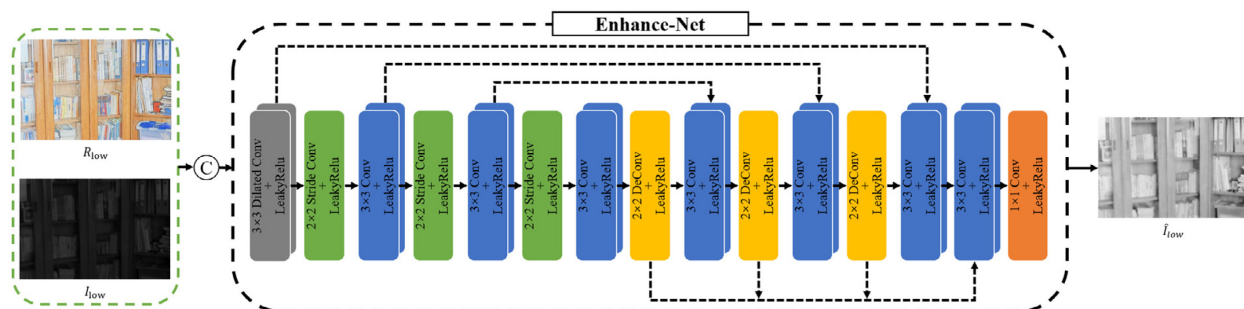


Figure 6: The proposed Enhance-Net architecture. The Enhance-Net takes the output of Decom-Net as the input to enhance the contrast and brightness of the illumination.

- (2) Enhance-Net 将 Decom-Net 的输出作为输入，通过精心设计的 ”Deep-Narrow” ResUnet结构来提高光照对比度，该结构可以堆叠更多的层以获得更好的非线性建模能力，并且与常用的 U-Net 相比具有显著的参数缩减。
- (3) 将 Decom-Net 的反射率与 Enhance-Net 的照度相结合，得到增强结果。通过设计良好的网络和合理的损失函数设置，作者的方法可以在适当增强图像对比度的同时实现对噪声的抑制。

1.3.4 Future

1.4 (2023.1)LightingNet: An Integrated Learning Method for Low-Light Image Enhancement

LightingNet: 一种用于弱光图像增强的集成学习方法

(IEEE Transactions on Computational Imaging 二区) doi: 10.1109/TCI.2023.3240087

1.4.1 Research Background

大多数基于 Retinex 的深度学习方法在弱光增强任务中表现出了更强的性能。然而，大多数深度学习方法再增强过程中仍然无法平衡噪声控制和增亮精度。大多数现有的弱光图像增强方法中存在的噪声、色差和细节失真等问题，为此，作者提出了一种集成学习方法 (LightingNet) 用于弱光图像增强。

1.4.2 Contribution

1.4.3 Approach

LighingNet 由两个核心部分组成:

- (1) 互补学习子网;
- (2) The Vision Transformer (ViT) 弱光增强子网。ViT 弱光增强子网络通过全尺度架构学习拟合当前数据提供局部高级特征，利用互补学习子网络通过学习迁移提供全局微调特征。

1.4.4 Future

-

References