A Low-Light Image Enhancement Network Based on Bright Channel Prior and Retinex Model^{*}

GU Zhenfei^{1,2}, CHEN Can³, CHEN Yong², KONG Lingmin⁴, ZHAO Ran¹

(1. School of Network and Communication, Nanjing Vocational College of Information Technology, Nanjing Jiangsu 210023, China;

2. Nanjing Longyuan Microelectronics Technology Co., Ltd, Nanjing Jiangsu 210000, China;

3. School of Internet of Things, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu 210003, China;

4. People's Liberation Army of China 94826, Shanghai 200020, China)

Abstract: A low-light image enhancement network which combines bright channel prior and Retinex model is proposed. The network consists of incident light component multi-scale estimation module, multi-scale fusion module and enhancement effect generation module. The incident light component multi-scale estimation module estimates the incident light component of the low-light image based on the bright channel prior via different neighborhood radius. The multi-scale incident light component fusion module fuses the input multi-layer incident light components into incident light component image. The enhancement effect generation module adjusts the pixel intensity of the low-light image according to the incident light component image, and directly generates the enhancement effect image. The subjective and objective experimental results verify that the proposed method can produce results comparative to and even better than several existing state-of-the-art techniques with respect of the robustness and effectiveness.

Key words:low-light image enhancement; convolution neural network; Retinex model; bright channel priorEEACC:6135doi:10.3969/j.issn.1005-9490.2022.04.012

基于明亮通道先验和 Retinex 模型的弱光照 图像增强网络*

顾振飞^{1,2},陈 灿^{3*},陈 勇²,孔令民⁴,赵 冉¹

(1.南京信息职业技术学院网络与通信学院,江苏南京 210023;2.南京龙渊微电子科技有限公司,江苏南京 210000; 3.南京邮电大学物联网学院,江苏南京 210003;4.中国人民解放军 94826 部队,上海 200020)

摘 要:结合明亮通道先验和 Retinex 模型,提出一种弱光照图像增强网络。该网络由人射光分量多尺度估计模块、多尺度 人射光分量融合模块和增强效果生成模块组成。入射光分量多尺度估计模块在不同邻域半径下基于明亮通道先验对弱光照 图像进行多尺度入射光分量估计;多尺度入射光分量融合模块将输入的多层入射光分量融合为入射光分量图;增强效果生成 模块依据入射光分量图对弱光照图像进行像素强度调节并直接生成增强效果图。主观及客观对比实验结果证明了本算法具 有良好的鲁棒性,及在视觉效果增强、有效信息增益方面的优势。

关键词:弱光照图像增强;卷积神经网络;Retinex 模型;明亮通道先验

中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1005-9490(2022)04-0831-07

在弱光照环境下采集的图像易于呈现纹理模 糊、色彩失真、信噪比下降和对比度不足等负面效 应,而上述效应严重干扰了机器视觉系统对被测物 体的特征提取,从而导致模式识别、目标定位、视觉 测量与检测等主流应用的有效性大幅下降^[1-3]。因 此,对弱光照图像进行增强处理,使其具备与在理想 光照条件下所采集的清晰图像相似的主观视觉特征 和客观评价指标,已经成为机器视觉领域的研究热 点之一,具有一定的理论研究与实际应用价值。

Retinex 模型^[4]是弱光照图像增强领域的重要理 论基础之一,即图像可以被建模为入射光分量和反射 特性分量乘积的形式,且物体的真实色彩不受入射光

项目来源:江苏高校"青蓝工程";国家自然科学基金(61872423);2020 年江苏省产学研合作项目(BY2020430);南京信息职业 技术学院高层次人才科研启动项目(YB20200502);南京邮电大学引进人才科研启动基金(NY221023) 收稿日期:2021-07-16 修改日期:2021-09-23

照干扰而具有恒常性。当前,基于 Retinex 模型的弱 光照图像增强处理核心流程基本相似,即首先估计出 弱光照图像的入射光分量图,进而依据模型在弱光照 图像中剥离入射光分量,并以抽取出的图像反射特性 分量图作为增强后的弱光照图像。据此可知,基于 Retinex 模型的弱光照图像增强方法的核心之处在于 对弱光照图像的入射光分量进行准确估计。然而,针 对图像入射光分量的估计问题,研究者通常仅利用了 入射光的空间平滑性假设,但单一的约束条件必然导 致此类欠定问题的估计结果缺乏鲁棒性[5]。针对上 述缺陷,基于 Retinex 模型的改进策略^[6-8]被相继提 出,如提高滤波层级并通过考虑各色彩通道分量之间 的比例关系以提高增强效果的色彩保真性,但此类策 略并不能实质约束光照分量的自由度,因而无法完全 避免局部失效问题。通过以能量泛函形式表达 Retinex 模型,变分 Retinex 模型^[5]可以引入更多的图 像统计规律作为附加约束条件对入射光分量进行估 计,并将入射光分量的估计转化为二次规划问题进行 求解。基于变分 Retinex 模型, 文献 [9] 因引入了多种 面向梯度分量的图像先验知识而具备了较好的纹理 细节增强能力,文献[10]利用图像结构先验对所估计 出的图像入射光分量进行约束,可以实现保持细节恢 复能力的同时大幅改善增强后图像的边缘结构。然 而,约束条件增多必然导致模型复杂度增加,并进而 导致相关增强方法受制于较高的计算复杂度[11]。总 体而言,Retinex 模型复杂度低但却因难以有效约束 模型参数的自由度而导致难以对入射光分量进行准 确估计,变分 Retinex 模型能够通过增加模型约束项 来提高估计准确率,但较高的计算复杂度使得相关增 强方法普遍缺乏实时性。

近年来,随着机器学习技术的快速发展,卷积神 经网络已经被引入了机器视觉领域,如模式识别、雾 霾图像增强、图像超分辨率等。在弱光照图像增强 领域,文献[12]结合了 Retinex 模型和卷积神经网 络提出了 LNET,该方法利用卷积神经网络估计弱 光照图像所对应的入射光分量图,并使用导向滤波 对估计结果进行优化处理。文献[13]依据 Retinex 理论,使用卷积神经网络对弱光照图像的入射光分 量图进行调整,并进而利用模型得到增强后的图像。 文献[14]利用了基于卷积神经网络的图像去噪框 架,提出了一种基于深度自编码器的从低光图像中 识别信号特征并自适应增亮图像的方法,证明了堆 叠稀疏去噪自编码器可以通过自主学习对弱光照图 像进行增强处理。文献[15]提出了一种基于双向 生成对抗网络的框架,该方法可以赋予输入图像给 定的特征,因此也具备了弱光照图像增强能力。上述方法中,结合图像增强模型和卷积神经网络的方法通常具有较好的增强能力,但对入射光分量图的后期优化处理一定程度上增加相关方法的计算复杂度,而不涉及图像增强模型的方法则受制于复杂的前期预处理或增强力度不足。

据此,本文结合明亮通道先验和 Retinex 模型, 提出了一种弱光照图像增强网络。相较于现有方 法,所提方法结合 Retinex 模型基本定义和图像先验 知识进行弱光照图像入射光分量估计,克服了单纯 依据空间平滑性假设所导致的弱鲁棒性;通过对入 射光分量进行多尺度估计再基于卷积神经网络进行 融合的方式进一步提高了鲁棒性。

1 背景知识

1.1 基于明亮通道先验的 Retinex 入射光分量估计

Retinex 模型^[4]具有较为简洁的数学表达,即依 据该模型可以将待增强弱光照图像分解为入射光分 量图和反射光分量图的乘积形式,具体如下所示:

$$I = L \cdot R \tag{1}$$

式中: *I* 是待增强弱光照图像, *L* 和 *R* 分别是 *I* 所对应的入射光分量图和反射光分量图。

文献[16]提出的明亮通道先验表明:在理想光 照条件下所采集的清晰图像中的像素在以其为中心 的图像邻域中至少存在一个像素的某色彩通道的强 度等于(或接近)为1,其数学表达形式如下:

 $\max_{c \in [R,G,B]} \left(\max_{(x,y) \in \Omega(x,y)} \left(I_{HD}^{c}(x,y) \right) \right) = 1$ (2)

式中: I_{HD} 是在理想光照条件下所采集的清晰图像, $c \in \{R, G, B\}$ 是图像的 RGB 色彩通道索引, $\Omega(x, y)$ 是以像素(x, y)为中心的图像邻域。

基于 Retinex 模型和明亮通道先验的基本定义, 反射光分量图 R 可以被视为增强后的图像,因而其 必然符合明亮通道先验,以及入射光分量必然具有 一定的局部相似性,文献[19]给出了入射光分量的 估计方法如下:

 $L(x,y) = \max_{c \in [R,G,B]} \left(\max_{(x,y) \in \Omega(x,y)} \left(I^{c}(x,y) \right) \right) \quad (3)$

1.2 研究动机分析

通过对公式(3)的观察可知,基于明亮通道先验 和 Retinex 模型,可以对弱光照图像的入射光分量图 进行快速估计。然而,公式(3)的有效性需要明亮通 道先验和入射光分量的局部相似性在相同的邻域半 径下同时成立,因而其有效性存在一定的不确定性。 产生上述不确定性的原因在于:(1)明亮通道先验如 需成立,则需要确保图像中的每个像素在其一定范围 的邻域中存在至少一个像素的某色彩通道的强度近 似为1,因而邻域 $\Omega(x,y)$ 的尺度越大则明亮通道先 验的鲁棒性越好;(2)入射光分量的局部相似性如需 成立,则需要大幅抑制邻域 $\Omega(x,y)$ 的尺度,因为入射 光照在较大范围内必然难以保证一致性。据此可知, 基于公式(3)的弱光照图像的入射光分量图估计准 确性取决于邻域半径,而真实图像中入射光照的复杂 性势必导致无法确定出适用于所有图像的邻域半径。



图 1 不同邻域半径时基于明亮通道先验的 Retinex 方法增强效果对比图

为验证上述推论,在图 1 中选取一幅弱光照图 像,在邻域半径 3 至 30 时分别利用公式(3) 对其入 射光分量图进行快速估计,并依据文献[19]方法获 得增强效果。通过对图 1 的观察可以发现,在不同 的邻域半径下,弱光照图像的增强效果之间存在较 大差异,当邻域半径较小时,仅有入射光分量的局部 相似性条件得以满足,因此增强效果获得了较强的 纹理增强效果,而在明亮通道先验条件不能充分满 足的区域却导致了严重的色偏和光晕伪影。当邻域 半径较大时,仅有明亮通道先验条件得以满足,因此 增强效果获得了较好的色彩保真性,但因入射光分 量的局部相似性条件未能充分满足而导致了增强力 度显著不足。

2 基于明亮通道先验和 Retinex 模型 的弱光照图像增强网络

基于上述分析,本文设计了一个端到端的网络

框架,该网络的作用是激活输入的待增强弱光照图 像,并直接输出增强后的弱光照图像。如图2所示, 网络架构由3个子模块组成,包括入射光分量多尺 度估计模块、多尺度入射光分量融合模块和增强效 果生成模块。其中,入射光分量多尺度估计模块将 在不同的邻域半径下对输入的待增强弱光照图像进 行入射光分量估计,并将其作为输入传递至多尺度 入射光分量估计,并将其作为输入传递至多尺度 入射光分量估计,并将其作为输入传递至多尺度 入射光分量估计,并将其作为输入传递至多尺度 入射光分量融合模块;入射光分量融合模块将其学 习的清晰图像的基本特征映射到入射光分量估计结 果中,将融合后的入射光分量图作为增强效果生成 模块的输入;增强效果生成模块基于 Retinex 模型, 该模块将依据输入的入射光分量图对待增强弱光照 图像进行逐像素的像素强度调节,并输出反射光分 量图作为增强后的弱光照图像。

2.1 入射光分量多尺度估计模块

基于公式(3)对弱光照图像进行入射光分量图 估计具有计算复杂度低的优势,但估计结果的有效



性取决于邻域半径选择的准确性,而图像中入射光 照的复杂性决定了并不存在一个适用于所有图像的 邻域半径。针对相似的问题,文献[17]使用实验方 法大致确定出了实用性较好的邻域半径范围,但并 不能实质上解决上述问题。

因此,本文在设计入射光分量多尺度估计模块 时采用了一种综合利用不同邻域半径下入射光分量 估计结果中的有效增益的策略。依据上述思路,针 对输入的待增强弱光照图像,自邻域半径3起,逐次 递增邻域半径1,直至邻域半径30截止,共进行28 次入射光分量估计,并将估计结果分别传递至多尺 度入射光分量融合模块。

2.2 多尺度入射光分量融合模块

将 28 次入射光分量估计结果独立作为各层分 量输入多尺度入射光分量融合模块后,通过下式获 得融合后的入射光分量图:

$$\begin{cases} L_f = \sum_{i=1}^{28} L_i \cdot W_i \\ \text{s.t.} \sum_{i=1}^{28} W_i = 1 \end{cases}$$

$$(4)$$

式中:*L*_{i=1,...,28}表示作为各层独立分量的 28 次入射光 分量估计结果,*W*_{i=1,...,28}是各层独立分量所对应的融 合权重。基于公式(4),设计多尺度入射光分量融合 模块如图 3 所示。多尺度入射光分量融合模块由多 个自适应权重融合模块组成,每个模块由 2 个卷积层 组成,分别采用 Relu 和 Softmax 作为激活函数。为了 进一步增强自适应性,该网络在卷积层采用可变卷 积^[20]取代了传统卷积。多尺度入射光分量融合模块 在训练后能够学习到在理想光照条件下所采集的清 晰图像的基本特征,并将学习到的清晰图像特征映射 到入射光分量多尺度估计模块所传递来的入射光分 量多尺度估计结果中,并最终生成入射光分量图。





2.3 增强效果生成模块

增强效果生成模块基于 Retinex 模型设计,该模 块的主要作用是依据入射光分量图对待增强弱光照 图像进行逐像素式的强度调节,从而生成弱光照图像 的反射光分量图。相较于文献[18],本文所提方法仅 需对入射光分量图进行一般性的边缘保持平滑处理, 也可以直接将增强效果生成模块所生成的反射光分 量图视为增强后的弱光照图像,有效避免了由人为假 设或图像先验知识所引入的特定图像特征。

3 实验结果与分析

由于没有专门针对弱光照图像增强的标准数据 集,本文利用文献[18]的方法构建包含3000个样 本的数据集。将数据集随机划分为训练集(80%), 验证集(10%)和测试集(10%)。由于 GPU 显存的 限制,批量大小设置为32。采用均方误差作为损失 函数;采用 Adam 优化器来训练网络框架;遍历数设 置为5000;学习率设置为0.0001。实验硬件环境 为:NVIDIA Titan XP GPU;软件环境为:Tensorflow 2.0。为验证本方法的有效性和鲁棒性,将本文方法 与以下现有主流方法进行定性和定量对比:自适应 直方图均衡类的文献[21]方法、基于多尺度 Retinex 模型的文献[6]方法、基于先验知识的文献[19]方 法、基于全变分 Retinex 模型的文献[10]方法。

3.1 客观比较

客观实验采用了 3 个广泛使用的客观评价指标,包括新增可见边缘比 e、对比度恢复质量 r 和图像清晰度 D。由文献[22]可知,新增可见边缘比可以测量增强后图像中出现的新增边缘的比率,对比度恢复质量验证了增强后图像的平均能见度提升度。由文献[23]可知,图像清晰度可以测量基于人眼视觉特征的图像可视性。通常,新增可见边缘比和对比度恢复质量的数值越高,对应增强方法的效果越好;而图像清晰度的数值越低表示图像清晰度越高。客观比较实验并基于测试集展开,本文所提方法和上述四类对比方法针对测试集所取得的客观

835

评价指怀半均值如表	Ⅰ別小。
表1	客观实验结果

证从北与亚均齿加主1 底三

	e	r	D
文献[21]	0.221	3.115	0.356
文献[6]	0.248	4.359	0.232
文献[19]	0.236	9.846	0.215
文献[10]	0.272	12.102	0.182
本文方法	0.327	14.755	0.122

综合新增可见边缘比 e 和对比度恢复质量 r 均 值可知,本文所提方法具有较好的纹理细节增强能 力,且不会为了获得较高纹理增强结果而产生一定 的噪声放大效应。此外,本文所提方法未产生显著 的色彩偏离现象,因此对比度恢复质量具有较好的 可信度。由图像清晰度 D 可知,本文所提方法在图 像可视性增强方面具有一定的比较优势,而这一点 也和主观比较的结果是一致的。由文献[23]可知, 图像清晰度值能够以较为接近人眼视觉效果的方式 综合判断图像的清晰度增强效果,因此上述结果证 明本文所提方法能够将学习到的清晰度图像特征映 射到最终的增强效果中。

3.2 主观比较

受篇幅限制,从测试结果中挑选了四幅具有挑

战性的弱光照图像的实验主观对比用于展示,具体 如图4至图7所示。通过对比可以发现,改进的直 方图均衡类增强方法仍然具有一定的结构盲目性而 呈现出了弱鲁棒性,图4和图7因全局光照较弱而 均未得到有效增强,仅有图 5 和图 6 因自身具有一 定的动态调整范围而具备了一定的增强效果;基于 多尺度 Retinex 模型的增强方法需要提取并利用待 增强图像中原有的各层频域分量,因而在处理频域 分量层次丰富的图像(如图4)时具有一定优势,但 在处理频域分量相对较为单一的图像(如图7)时增 强力度不足且易于引入模糊现象;文献[19]方法基 于单尺度明亮通道先验而鲁棒性不足,因而在明亮 通道先验在特定的邻域半径内失效的图像时明显效 果不佳(如图4). 目后续的各项优化处理易于产生 噪声放大现象(见图 6 和图 7 的增强效果);文献 [10]方法基于变分 Retinex 模型大幅提高了光照分 量的估计准确性,整体增强效果较好,但无法完全抑 制过曝光和色偏现象(如图4有局部过曝,图5整体 偏红而图6偏蓝)。相较而言,本文所提方法具有 更好的纹理细节增强效果和色彩保真度,且未出现 过曝光、过增强或光晕伪影等负面视觉效应。



图 7 增强效果比较实验 4

为进一步展示本方法的增强效果,选取两幅典型的弱光照图像(全局弱光照图像如图 8(a)所示,局部弱光照图像如图 9(a)所示),依据本方法对其

进行增强处理,并在图 8 和图 9 的(b)列中展示了 相应的增强效果。

通过对比增强前后的图像可以发现,本方法

可以有效提升弱光照图像的整体视觉效果并恢复 其中的纹理细节,消除了因像素强度不足所导致 的色彩偏移、对比度不足等负面视觉效应,且未出 现局部增强力度不足或过增强现象,以及光晕伪 影、边缘畸变等现象。此外,在图 8 和图 9 的(c) 列中展示了增强处理后红色通道的像素强度增益 空间分布(因为绿色和蓝色通道的增益与红色通 道基本相似),通过观察可以发现本文所提方法能 够有效增强弱光照图像,并使其呈现出近似清晰 图像的视觉效果。



图 9 局部弱光照图像及其增强效果

4 结论

本文提出了一种基于明亮通道先验和 Retinex 模型的弱光照图像增强网络。所提方法结合 Retinex模型基本定义和图像先验知识进行弱光照 图像入射光分量估计,克服了单纯依据空间平滑性 假设所导致的弱鲁棒性;通过对入射光分量进行多 尺度估计,再基于卷积神经网络进行融合的方式进 一步提高了鲁棒性。

参考文献:

- [1] 唐静宜,唐波,付小梅,等.基于图像识别的仪表读数全自动检测技术[J].电子器件,2021,44(3):725-730.
- [2] 陈亚军,丁圆圆,范彩霞,等. 基于图像分析的螺纹钢尺寸测量 方法[J]. 传感技术学报,2021,34(3):311-318.
- [3] 樊帅昌,易晓梅,李剑,等. 基于深度残差网络与迁移学习的毒 蕈图像识别[J]. 传感技术学报,2020,33(1):74-83.
- [4] Land E H, McCann J J. Lightness and Retinex Theory [J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1):1-11.
- [5] Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A Variational Framework for Retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52 (1):7-23.
- [6] Lin H, Shi Z. Multi-Scale Retinex Improvement for Nighttime Image Enhancement[J]. Optik, 2014, 125(24):7143-7148.

- [7] Jiang B, Woodell G A, Jobson D J. Novel Multi-Scale Retinex with Color Restoration on Graphics Processing Unit [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2015, 10(2):239–253.
- [8] Li M, Liu J, Yang W, et al. Structure-Revealing Low-Light Image Enhancement via Robust Retinex Model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6):2828-2841.
- [9] Zosso D, Tran G, Osher S. A Unifying Retinex Model Based on Non-Local Differential Operators [C]//Computational Imaging XI. International Society for Optics and Photonics, Burlingame, CA USA. SPIE, 2013, 8657:865702.
- [10] Guo X. LIME: A Method for Low-Light Image Enhancement [C]// Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia. New York USA: ACM Press, 2016:87–91.
- [11] 顾振飞,张登银. 基于变分 Retinex 模型的雾天图像增强方法 [J]. 中国矿业大学学报,2018,47(6):1386-1394.
- [12] Li C, Guo J, Porikli F, et al. LightenNet: A Convolutional Neural Network for Weakly Illuminated Image Enhancement [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 104:15-22.
- [13] Wei C, Wang W, Yang W, et al. Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement [C]//Proceedings of the 29th British Machine Vision Conference (BMVC 2018), September 3-6, 2018, Newcastle, UK [2022 - 08 - 26]. https://arxiv.org/pdf/1808. 04560.pdf. 2018;155.
- [14] Lore K G, Akintayo A, Sarkar S. LLNet; A Deep Autoencoder Approach to Natural Low-Light Image Enhancement[J]. Pattern Recognition, 2017, 61:650–662.
- [15] Chen Y S, Wang Y C, Kao M H, et al. Deep Photo Enhancer:

Unpaired Learning for Image Enhancement from Photographs with Gans[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, Utah USA, IEEE, 2018: 6306–6314.

- [16] 鞠铭烨,张登银. 基于先验知识与大气散射模型的图像增强算 法[J]. 电子学报,2017,45(5):1218-1225.
- Gu Z, Chen C, Zhang D. A Low-Light Image Enhancement Method Based on Image Degradation Model and Pure Pixel Ratio Prior[J].
 Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018;8178109.
- [18] 程宇,邓德祥,颜佳,等. 基于卷积神经网络的弱光照图像增强 算法[J]. 计算机应用,2019,39(4):1162-1169.
- [19] Gu Z, Ju M, Zhang D. A Novel Retinex Image Enhancement Approach via Brightness Channel Prior and Change of Detail Prior [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2017, 27 (2):



顾振飞(1984—),男,江苏兴化人,博 士、副教授,主要研究方向为机器视觉 系统,guzf@ njcit.cn; 234-242.

- [20] Dai J, Qi H, Xiong Y, et al. Deformable Convolutional Networks [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy. IEEE, 2017:764-773.
- [21] Pisano E D, Zong S, Hemminger B M, et al. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Image Processing to Improve the Detection of Simulated Spiculations in Dense Mammograms [J]. Journal of Digital Imaging, 1998, 11(4):193-200.
- [22] Hautiere N, Tarel J P, Aubert D, et al. Blind Contrast Enhancement Assessment by Gradient Ratioing at Visible Edges [J]. Image Analysis & Stereology, 2011, 27(2):87–95.
- [23] Choi L K, You J, Bovik A C. Referenceless Prediction of Perceptual Fog Density and Perceptual Image Defogging[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3888–3901.



陈 灿(1993—),男,江苏南京人,博 士、讲师,主要研究方向为人工智能, 信号处理,chencan@njupt.edu.cn。