

# 采用深度学习与图像融合混合实现策略的 低照度图像增强算法

徐少平, 林珍玉, 张贵珍, 陈孝国, 李 芬  
(南昌大学信息工程学院, 江西南昌 330031)

**摘 要:** 提出了一种采用深度学习与图像融合混合实现策略的低照度图像增强算法. 首先, 利用照射分量预测模型直接基于输入的低照度图像快速地估计出其最佳照射分量并在 Retinex 模型框架下获得一张整体上适度曝光图像; 其次, 将低照度图像本身及它的过曝光图像作为适度曝光图像的修正补充图像参与融合; 最后, 采用局部结构化融合和色度加权融合机制技术将制备好的 3 张待融合图像进行融合以获得最终的增强图像. 实验数据表明: 本文算法相较于各种主流对比算法在主客观图像质量评价指标上均有显著优势, 在局部图像结构细节上具有更好的边缘保持和颜色保真效果.

**关键词:** 低照度图像增强; 深度学习; 照射分量预测模型; 适度增强图像; 过曝光图像; 图像融合  
**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2021)01-0072-05  
**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.12263/DZXB.20191286

## A Low-Light Image Enhancement Algorithm Using the Hybrid Strategy of Deep Learning and Image Fusion

XU Shao-ping, LIN Zhen-yu, ZHANG Gui-zhen, CHEN Xiao-guo, LI Fen  
(School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang, Jiangxi 330031, China)

**Abstract:** An improved low-light image enhancement (LLIE) algorithm based on the hybrid strategy of deep learning and image fusion was proposed in this paper. We first adopted illumination prediction model to quickly estimate the optimal illumination component from a given low-light image and obtain its corresponding moderately exposed image within the framework of the Retinex model. Then the low-light image and its over-exposed image were used as supplementary images for the moderately exposed image. Finally, the three images were fused within the framework of the local structured fusion and the chrominance weighted fusion mechanism to obtain the final enhanced image. Experimental results demonstrate that, compared with the state-of-the-art LLIE algorithms, the proposed hybrid strategy has significant advantages in both subjective and objective image quality evaluation metrics with better image edge preservation and color fidelity effect on local image details.

**Key words:** low-light image enhancement; deep learning; illumination predict model; moderately exposed image; over-exposed image; image fusion

### 1 引言

近年来,深度学习技术因其强大的特征表示和非线性逼近映射能力,通过训练从大量样本中获得先验知识使其在低照度图像增强(Low-Light Image Enhancement, LLIE)领域内取得巨大成功<sup>[1-5]</sup>. 例如, Lore 等<sup>[1]</sup>利用深层堆叠稀疏降噪自编码器(Stacked Sparse Denoising Autoencoder, SSDA)构建了被称为低照度图像增强网络(Low-Light Net, LLNet)模型. LLNet 模型能在增强对比度

的同时有效地抑制处理过程中产生的噪声. Park 等<sup>[2]</sup>基于 Retinex 模型<sup>[3]</sup>将叠加式(stacked)和卷积型(convolutional)两种自动编码器相结合,提出了一种基于训练的 LLIE 新模型. Chen 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于全连接卷积网络(fully convolutional network)的低照度图像增强模型,直接基于照相机传感器所采集的原始成像数据(raw data)实现低照度图像的增强. Zhang 等<sup>[5]</sup>在 Retinex 模型理论的启发下,提出一种简单而有效被称为 KinD (kinding the darkness)的 LLIE 增强模型. 该模型首先将原始低照度图

像分解为反射和照射两个分量,然后针对这两个分量分别训练两个基于卷积网络结构的专用子模型进行相应增强,增强后反射和照射分量在 Retinex 模型框架下再次重新组合成最终的增强图像。

上述基于深度学习实现的 LLIE 算法在性能上受到因采用训练策略而引入固有缺陷的限制:即数据依赖问题.导致利用深度学习的 LLIE 算法对现实中真实低照度图像增强效果并不总是最为理想的,所增强的图像中仍然存在欠曝光和过曝光的区域.为此,研究者考虑在图像融合(image fusion)的技术框架下提出了一类基于图像融合的 LLIE 算法<sup>[6]</sup>.这类算法试图将多张与低照度图像互补图像进行融合以获得最佳增强效果.然而,所采用像素级(pixel-level)的融合方法对自然图像中复杂的局部结构细节来说过于简单<sup>[6]</sup>,且对噪声比较敏感,容易导致最终在增强后的图像中仍然有很多图像细节未能很好地得到增强和颜色失真.为获得更好的低照度图像增强效果,本文试图采用深度学习与图像融合混合实现策略获得一种新的 LLIE 改进算法。

## 2 改进算法

### 2.1 流程框图

如图 1 所示,改进算法主要流程步骤为:首先,为了

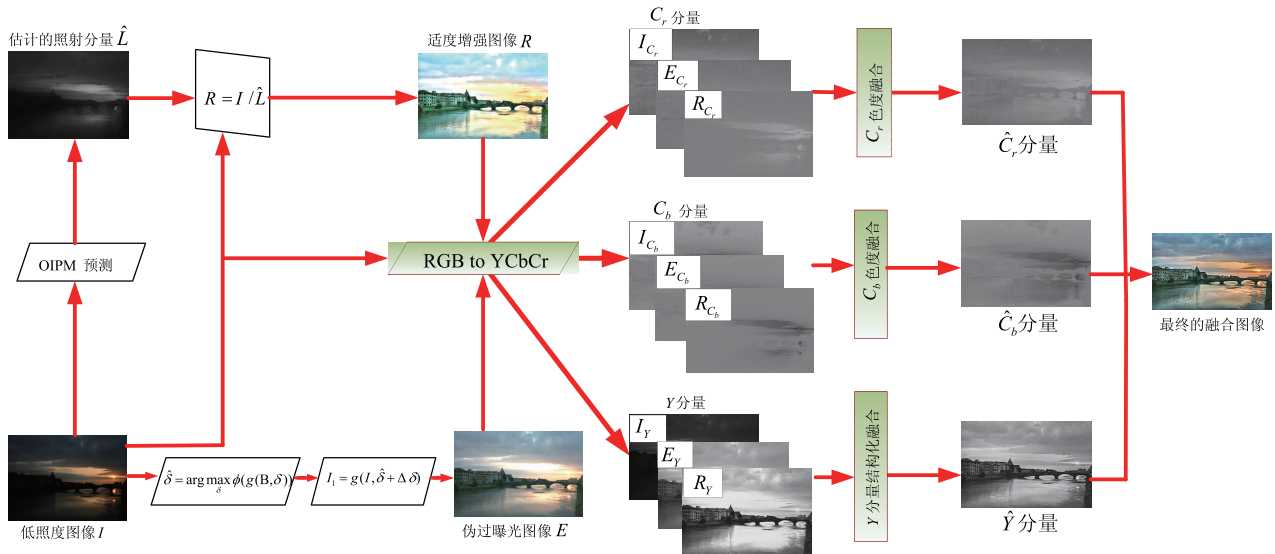


图1 本文算法的流程框图

### 2.2 OIPM 模型

如图 2 所示, OIPM 模型其网络结构与文献[7]中所使用的结构相同,仅使用卷积层、批归一化(Batch Normalization, BN)层和修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)层 3 种网络结构实现,其中(Conv + BN + ReLU)组合结构重复的次数为 15 次.为训练 OIPM 模型,首先从高动态范围成像(High-Dynamic Range Imaging, HDR)数据库里选出 200 张不同曝光度的低照

获得一张适度增强的图像作为待融合图像集中的基本图像,采用深度卷积神经网络训练的方法在样本图像数据库上构建低照度图像与其相应照射分量之间的映射函数,得到最佳照射分量估计模型(Optimal Illumination Prediction Model, OIPM)(具体的网络结构见图 2).这里照射分量是利用主流 LIME(low-light image enhancement)算法<sup>[3]</sup>离线分解给定的低照度图像获得. OIPM 预测模型一旦训练完成,利用它可以直接基于低照度图像  $I$  快速地获得它的照射分量  $\hat{L}$ ,从而可以在 Retinex 模型框架下可得到一张适度增强的图像  $R$ .其次,为了能在融合的过程中提供更多的互补信息,用亮度转换函数(brightness transform function, BTF)<sup>[6]</sup>基于低照度图像  $I$  生成一张过曝光图像  $E$ ,图像  $E$  的曝光度比较高,试图对那些在低照度图像中未得充分曝光的区域进行增强;再次,鉴于低照度图像  $I$  也有很多区域具有很好的纹理细节信息,故让低照度图像  $I$  参与融合过程可以抑制适度、过曝光图像中过度曝光区域的信息;最后,将所有 3 张待融合图像转换到 YCbCr 空间表示,采用局部结构化融合和色度加权融合机制技术将低、适度增强和过曝光图像在  $Y$  分量与  $C_b$  和  $C_r$  分量上分别融合,融合后的图像转化到 RGB 空间表示得到最终的增强图像。

度图像.其中,训练集中的低照度图像的信息熵<sup>[6]</sup>的范围在[2.06, 7.92],涵盖了大多数不同曝光程度的低照度图像.然后用 LIME 算法<sup>[3]</sup>分解出每张图像对应的照射分量.最后将原始的低照度图像和对应的 LIME 求解出的照射分量构成训练图像对(training pairs)输送到 OIPM 模型中进行训练.基于此,完成训练的 OIPM 模型可以实现基于给定的低照度图像预测其照射分量的任务。

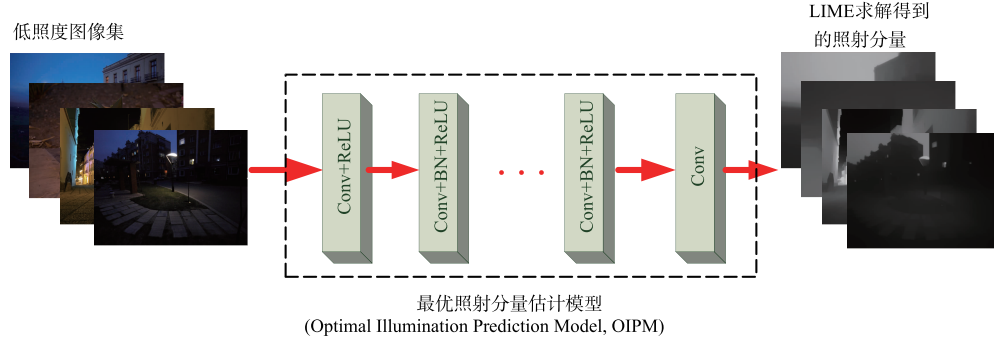


图2 OIPM模型的网络结构

相对于 LIME 算法主要利用迭代法估计照射分量的方法, OIPM 模型能直接基于低照度图像本身更快更好地估计出低照度图像的照射分量, 执行效率较高, 且所预测照射分量的准确性基本上能达到 LIME 算法的水平。

### 2.3 过曝光图像制备

本文采用文献[6]中相同的做法, 先在某一数值范围内利用穷举法求解最大化的图像信息熵来获得最佳曝光度  $\delta$ , 在得到最佳曝光度  $\delta$  的基础上可以获得过曝光度  $\delta + \Delta\delta$ , 然后再利用 BTF 亮度转换函数基于低照度图像生成一张过曝光图像。  $\Delta\delta$  的参数值被设置为 1。

### 2.4 Y 通道局部结构化融合

以 Y 通道图像中  $(i, j)$  像素点处为图块中心像素点为例, 首先提取  $K$  个待融合图像在该位置处的图块集合  $\{P_k(i, j)\} = \{P_k(i, j) | 1 \leq k \leq K\}$  (考虑到本文最终仅利用低、适度和过曝光图像 3 张图像, 故  $K = 3$ ) 并将这些图块分解为对比度 (contrast) 值、纹理结构 (structure) 矢量和信号强度值 (mean intensity) 3 个从不同角度描述图像局部结构信息的分量。然后, 依据 3 个分量所反映的人眼视觉特性的不同, 设置不同的加权规则, 在 3 个分量上分别完成融合。最后, 按照分解的逆过程将融合后的 3 个分量重构为融合后的图块。

#### 2.4.1 图块分解与融合

首先, 将图块集合  $\{P_k(i, j)\}$  中每个  $P_k$  图块列矢量化为  $N^2$  维的列矢量,  $N$  是图块的长和宽大小。本文将图块大小设置为  $7 \times 7$ 。对于列矢量  $P_k$ , 可以将其表示为

$$\begin{aligned} P_k &= \|P_k - m_{P_k}\| \cdot \frac{P_k - m_{P_k}}{\|P_k - m_{P_k}\|} + m_{P_k} \\ &= \|\bar{P}_k\| \cdot \frac{\bar{P}_k}{\|\bar{P}_k\|} + m_{P_k} \\ &= c_k \cdot s_k + l_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中, 标量  $c_k = \|\bar{P}_k\|$ 、单位矢量  $s_k = \bar{P}_k / \|\bar{P}_k\|$  和标量  $l_k = m_{P_k}$  分别是  $P_k$  分解后所得到的对比度值、纹理结构矢量和信号强度值 3 个分量。这里,  $m_{P_k}$  是图块  $P_k$  中像素点的平均值, 而  $\bar{P}_k = P_k - m_{P_k}$  是减去像素平均值后的

矢量。其次, 在将  $\{P_k(i, j)\}$  中的各个  $P_k$  分解为  $c_k, s_k$  和  $l_k$  后, 各个图块  $P_k$  的融合过程可以定义为

$$\begin{aligned} \hat{P} &= \varphi_1(c_1, c_2, \dots, c_k) \cdot \varphi_2(s_1, s_2, \dots, s_k) \\ &\quad + \varphi_3(l_1, l_2, \dots, l_k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$  是对比度值、纹理结构矢量和信号强度值 3 个分量所对应的加权函数。

#### 2.4.2 c 分量融合

对比度标量值最高的像素点则说明具有最佳的可见性, 因此在各个待融合的  $c_1, c_2, \dots, c_k$  中, 最大值作为融合后对比度分量值, 即

$$\hat{c} = \varphi_1(c_1, c_2, \dots, c_k) = \max_{1 \leq k \leq K} c_k \quad (3)$$

#### 2.4.3 l 分量融合

本文依据视觉显著性 (visual saliency) 设置在融合时各个  $P_k$  图块中  $l$  分量的权重系数。视觉显著性主要计算图像中各像素点的显著性, 与原始输入图像大小相等的显著度集合称为显著映射图。对于参与融合的图像  $l_k$ , 在计算其各个待融合图像的 GBVS 映射图后, 以 GBVS 映射图系数值作为加权重值, 该权重值需要归一化后使用

$$W_k^l(i, j) = \frac{GBVS_k(i, j)}{\sum_{k=1}^K GBVS_k(i, j)} \quad (4)$$

基于式(4), 融合后的信号强度分量为

$$\begin{aligned} \hat{l}(i, j) &= \varphi_3(l_1, l_2, \dots, l_k) \\ &= \sum_{k=1}^K W_k^l(i, j) \cdot l_k(i, j) \end{aligned} \quad (5)$$

#### 2.4.4 s 分量融合

对于纹理结构矢量  $s$ , 主要是用来刻画图像中边缘细节信息。为此, 本文也采用 GBVS 视觉显著性度量来衡量  $P_k$  图块中纹理结构矢量  $s_k$  在融合时所占权重系数。这样, 融合后的纹理结构矢量  $\hat{s}$  可以表示为

$$\begin{aligned} \hat{s}(i, j) &= \varphi_2(s_1, s_2, \dots, s_k) \\ &= \sum_{k=1}^K W_k^l(i, j) \cdot s_k(i, j) \end{aligned} \quad (6)$$

#### 2.4.5 重构

在利用式(3)、式(5)和式(6)确定  $\hat{c}, \hat{l}$  和  $\hat{s}$  分量后, 融合后的图块可表示为

$$\hat{P} = \hat{c} \cdot \hat{s} + \hat{l} \quad (7)$$

这样完成 $(i, j)$ 处的图块集合 $\{P_k(i, j)\}$ 融合后,按照相同的方法可将图像各个位置处(光栅扫描顺序)融合后的图块通过 Aggregation 方法重构成图像,即可就得到融合后 $\hat{Y}$ 分量图像.在 $Y$ 颜色通道上,通过图块级的结构化分解与融合技术综合考虑了图像局部结构的对比度 $c$ 、纹理结构 $s$ 和信号强度 $l$ 共3个分量,并依据各自所反映的人眼视觉特点对其设置权重,在增强低照度图像对比度的同时有效地保持图像的边缘细节.

### 2.5 色度分量融合

为了获得更好的颜色保真效果,将待融合图像中的 $C_b$ 和 $C_r$ 色度分量分别进行加权融合.在 $C_b$ 、 $C_r$ 通道上,像素点值的取值范围为 $[16, 240]$ .如果 $C_b$ 和 $C_r$ 的取值都等于128时,图像在视觉上与灰度图像相似,所携带的颜色信息最少.因此,可依据每个像素点位置处的 $C_b$ 和 $C_r$ 色度值与128之间的差值大小来设置加权的权重值.形式化地,将输入图像的色度通道表示为 $C_b = \{C_b^1, C_b^2, \dots, C_b^K\}$ 和 $C_r = \{C_r^1, C_r^2, \dots, C_r^K\}$ ,则融合后的 $\hat{C}_b$ 色度通道可以表示为

$$\hat{C}_b(i, j) = \sum_{k=1}^K w_b^k(i, j) \cdot (C_b^k(i, j) - 128) + 128 \quad (8)$$

其中, $w_b^k$ 表示在 $C_b$ 通道上融合时设置的权重

$$w_b^k(i, j) = \frac{|C_b^k(i, j) - 128|}{\sum_{k=1}^K |C_b^k(i, j) - 128|} \quad (9)$$

类似地, $C_r$ 通道亦可利用相同的方法完成融合.采用上述色度加权机制融合图像可以最大限度的保持待融合图像中 $C_b$ 和 $C_r$ 色度分量中的颜色信息.

## 3 实验结果与分析

### 3.1 测试环境

为了验证本文算法对低照度图像的增强效果,从文献[6, 9~13]收集了各类低照度图像共100张,以各主流算法作为对比算法进行了测试.实验的硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i7-4770 CPU @ 3.40GHz 内存16GB RAM,软件环境为 Windows 10 操作系统.

### 3.2 主观图像质量评价

图3列出傍晚室外弱光条件拍摄的一张低照度图像经过各对比算法增强后的效果图.原图像的前景部分很暗,而背景天空部分则曝光较好.由图3可知,仅有图3(h)中前景部分图像的纹理细节是最清晰的,且增强后的图像的整体颜色也很自然.由此可见,本文算法在对比度增强、细节保持方面具有明显优势.

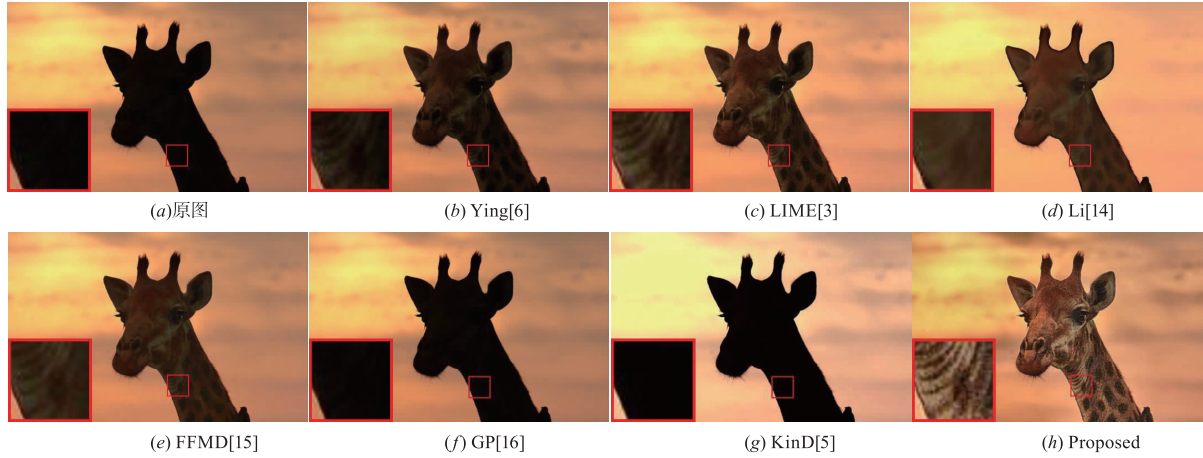


图3 各个算法在Deer图像上增强效果对比

### 3.3 客观图像质量评价

为了更加全面地衡量本文算法的整体性能,在100张低照度图像集上完成了实验,采用 NIQMC (No-reference Image Quality Metric for Contrast distortion)<sup>[17]</sup>、BIQME (Blind Image Quality Measure of Enhanced)<sup>[18]</sup>、BOIEM (BIQME-Optimized Image Enhancement Method)<sup>[18]</sup>和 SC (Saturation and Colorfulness)<sup>[18]</sup>共4个评价指标衡量各对比算法的图像增强效果,各个指标值越大表示图像质量越好.由表1可知:本文算法在 BOIEM、BIQME 和 NIQMC 三种评价指标上均排名第1,仅在 SC 评价指标上

排名第2,展现出改进算法性能总体上的显著优势.

表1 各个算法在100张低照度图像上的各指标的平均值

对比算法	BOIEM	BIQME	NIQMC	SC
Ying <sup>[6]</sup>	3.20	0.56	4.93	0.32
LIME <sup>[3]</sup>	3.36	0.59	5.27	0.36
Li <sup>[14]</sup>	3.19	0.58	4.92	0.33
FFMD <sup>[15]</sup>	3.12	0.57	4.77	0.28
GP <sup>[16]</sup>	3.18	0.57	4.97	<b>0.52</b>
KinD <sup>[5]</sup>	3.26	0.57	5.05	0.36
Proposed	<b>3.46</b>	<b>0.61</b>	<b>5.50</b>	0.42

注:加粗字体表示最优值

## 4 总结

本文算法在主客观评价指标上较主流的 LLIE 算法更具优势,主要得益于:(1)适度增强图像与低照度和过曝光图像具有较好的互补性。(2)Y 通道上局部结构化融合的方式充分利用低、适度、过曝光图像中的互补性边缘细节信息,能够有效地保护图像的纹理细节。(3)Cb 和 Cr 色度通道加权融合策略能充分利用低、适度、过曝光图像中的互补性颜色信息,有效抑制了图像增强过程中所引入的颜色失真。

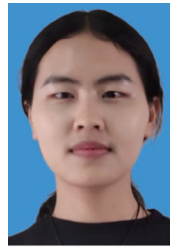
### 参考文献

- [1] LORE K G, AKINTAYO A, SARKAR S. LLNet: A deep autoencoder approach to natural low-light image enhancement[J]. Pattern Recognition, 2017, 61(1): 650 - 662.
- [2] PARK S, YU S, KIM M, et al. Dual autoencoder network for Retinex-based low-light image enhancement[J]. IEEE Access, 2018, 6(5): 22084 - 22093.
- [3] GUO X J, LI Y, LING H B. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982 - 993.
- [4] CHEN C, CHEN Q F, XU J, et al. Learning to see in the dark[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1805.01934>, 2019.
- [5] ZHANG Y H, ZHANG J W, GUO X J. Kindling the darkness: A practical low-light image enhancer[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1905.04161>, 2019.
- [6] YING Z Q, LI G, GAO W. A bio-inspired multi-exposure fusion framework for low-light image enhancement[EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1711.00591>, 2019.
- [7] ZHANG K, ZUO W M, CHEN Y J, et al. Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3142 - 3155.
- [8] SEN P, KALANTARI N K, YAESOUBI M, et al. Robust patch-based HDR reconstruction of dynamic scenes[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(6): Article No. 203.
- [9] FU X Y, ZENG D L, HUANG Y, et al. A weighted variational model for simultaneous reflectance and illumination estimation[A]. 2016 IEEE Computer Vision & Pattern Recognition[C]. Las Vegas, NV: IEEE, 2016. 2782 - 2790.
- [10] FU X Y, ZENG D L, HUANG Y, et al. A fusion-based enhancing method for weakly illuminated images[J]. Signal Processing, 2016, 129(5): 82 - 96.
- [11] WANG S H, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538 - 3548.
- [12] LOH Y P, LIANG X F, CHAN C S. Low-light image enhancement using Gaussian process for features retrieval[J]. Signal Processing, 2019, 74(2): 175 - 190.
- [13] CAI J R, GU S H, ZHANG L. Learning a deep single image contrast enhancer from multi-exposure images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(4): 2049 - 2062.
- [14] LI M D, LIU J Y, YANG W H, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2828 - 2841.
- [15] DAI Q, PU Y F, ZIAUR R, et al. Fractional-order fusion model for low-light image enhancement[J]. Symmetry, 2019, 11(4): Article No. 574.
- [16] LOH Y P, LIANG X F, CHAN C S. Low-light image enhancement using Gaussian process for features retrieval[J]. Signal Processing, 2019, 74(5): 175 - 190.
- [17] GU K, LIN W S, ZHAI G T, et al. No-reference quality metric of contrast-distorted images based on information maximization[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(12): 4559 - 4565.
- [18] GU K, TAO D C, QIAO J F, et al. Learning a no-reference quality assessment model of enhanced images with big data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(4): 1301 - 1313.

### 作者简介



徐少平(通讯作者) 男,1976年5月出生  
于江西省九江市. 博士,南昌大学信息工程  
学院计算机科学与技术系教授,博士生导师.  
主要研究方向为图形图像处理、机器视觉、  
虚拟手术仿真等.  
E-mail: xushaoping@ncu.edu.cn



林珍玉 女,1996年2月出生  
于江西省九江市. 现为南昌大学  
硕士研究生,主要研究方向  
为图像处理与计算机视觉.  
E-mail: 401030918076@email.ncu.edu.cn