

# 基于自适应引导滤波的子带分解多尺度 Retinex 红外图像增强

张承泓<sup>1,2</sup>, 李范鸣<sup>1,2</sup>, 吴滢跃<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083; 2. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083)

**摘要:** 利用引导滤波的边缘保持特性及梯度保持特性, 提出一种基于自适应引导滤波的子带分解多尺度 Retinex 红外图像增强算法。首先利用自适应引导滤波对光照分量进行精确估计, 生成光谱不重叠的 Retinex 子带, 然后对各个子带进行自适应增强, 最后将各个增强后的子带加权融合。实验证明, 该算法可有效消除光晕现象及凸显红外图像细节。

**关键词:** 红外图像增强; 自适应引导滤波; 子带分解多尺度; Retinex

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2019)04-0323-06

## Infrared Image Enhancement Based on Adaptive Guided Filter and Sub-band Decomposed Multi-scale Retinex

ZHANG Chenghong<sup>1,2</sup>, LI Fanming<sup>1,2</sup>, WU Yingyue<sup>1,2</sup>

(1. CAS Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Shanghai 200083, China;

2. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

**Abstract:** Utilizing the edge-preserving and gradient-preserving characteristics of guided filters, an infrared image enhancement algorithm based on adaptive guided filtering and a sub-band decomposed Retinex algorithm is developed. First, the illumination component is estimated accurately by adaptive guided filtering, creating nonoverlapping sub-band Retinex algorithms. Then, all sub-band Retinex algorithms are enhanced adaptively. Finally, all enhanced Retinex algorithms are weighted fused. The experimental results indicate that the algorithm can eliminate halo and highlight details effectively.

**Key words:** infrared image enhancement, adaptive guided filter, sub-band decomposed; Retinex

## 0 引言

红外成像系统因具有隐蔽性好、抗电子干扰强、全天候工作等特点, 被广泛应用于军事领域及民用领域<sup>[1-2]</sup>。但红外图像受目标辐射特性、探测器制造工艺等影响具有信噪比低、对比度弱、细节模糊等缺点。

Retinex<sup>[3]</sup>理论是基于人眼视觉的图像增强理论, 在基本理论提出后出现了众多形式的 Retinex 算法。中心环绕 Retinex 方法<sup>[4]</sup>因模型简单, 被广泛应用, 其核心是利用中心环绕函数尽可能准确地估计出光照分量。由于单尺度 Retinex 算法较难选取合适的尺度因子, Rahman 等人提出了多尺度 Retinex (Multi-scale Retinex, MSR) 算法<sup>[5]</sup>, 之后该算法有众多改进方法<sup>[6-7]</sup>。该类算法使用不同尺度参数获取 Retinex 分量, 然后对这些分量进行线性加权, 解决了尺度因子选择的问题, 但其产生的 Retinex 分量存在光谱重叠, 无法对特定光谱进行精确增强。针对上述

问题, Jang 等人提出了子带分解多尺度 Retinex (sub-band decomposed multi-scale Retinex, SDMSR) 图像增强算法<sup>[8-9]</sup>, 其将图像分解成多个光谱不重叠的子带 Retinex, 对各个子带 Retinex 采用不同的增益系数, 最后对增强后的子带 Retinex 进行加权融合。但该算法仍然采用高斯核函数对光照分量进行估计, 照度估计不够准确, 容易产生光晕现象。

本文对子带分解多尺度 Retinex 做了改进, 选取自适应引导滤波替代原模型中的高斯滤波, 对照度分量进行精确估计。实验证明, 本文算法能有效消除光晕现象及凸显图像细节。

## 1 子带分解多尺度 Retinex 图像增强

子带分解多尺度 Retinex 算法是在 MSR 基础上改进的算法, 主要由混合灰度变换、子带分解、子带增益、增益补偿控制 4 部分组成。

### 1.1 混合灰度变换

收稿日期: 2017-02-21; 修订日期: 2017-08-02.

作者简介: 张承泓 (1985-), 男, 博士, 副研究员, 研究方向为红外图像处理、红外图像融合, E-mail: zch19850302@163.com.

MSR 算法采用 log 函数作为灰度变换函数, 但 log 函数的特性导致只有图像阴影部分被增强, 而高亮部分得不到增强。为了同时增强图像阴影部分及高亮部分, SDMSR 定义了混合灰度变换函数 h\_log。第  $n$  个尺度的 Retinex 输出  $R_n$  如下所示:

$$R_n = h\_log(I) - h\_log(F_n * I) \quad (1)$$

$$h\_log(I) = w \cdot I^+ + (1-w) \cdot I^- \quad (2)$$

$$I^+ = \lg(I+1) \quad (3)$$

$$I^- = \lg(D) - \lg(D-I) \quad (4)$$

式(1)中:  $F_n$  表示第  $n$  个尺度的高斯函数, 如下所示:

$$F_n = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{\sigma_n^2}\right) \quad (5)$$

式(2)中:  $w$  为自适应因子。式(4)中:  $D$  为图像的总灰度级;  $I$  为图像的灰度。自适应因子含义为图像阴影部分相对高亮部分对图像增强的贡献度, 表达式如下所示:

$$w = \frac{1}{M} \sum_{(x,y) \in \Omega} \left( \frac{\tau^+(x,y)}{\tau^+(x,y) + \tau^-(x,y)} \right) \quad (6)$$

式(6)中:  $M$  表示图像像素的总个数;  $\Omega$  表示图像所有像素位置的集合;  $\tau^+(x,y)$  和  $\tau^-(x,y)$  分别表示  $I^+$  和  $I^-$  的  $5 \times 5$  窗口局部标准差。

## 1.2 子带分解

从式(1)可知,  $R_n$  其实是将原始图像与原始图像的高斯估计在对数域相减得到的。高斯滤波是低通的, 当  $\sigma_n$  增大时, 高斯滤波估计出的光照越均匀, 里面包含的高频成分减少, 相减后得到的  $R_n$  的光谱范围就更宽, 导致  $R_n$  的光谱包含  $\{R_1, R_2, \dots, R_{n-1}\}$  的光谱。光谱重叠导致无法对特定的光谱子带进行增强。若想增强图像细节, 即增强图像的高频子带, 对应的处理应该是对  $R_1$  进行增强, 但由于其余的  $R_n$  中都含有  $R_1$ , 导致在最终的图像加权融合中未被增强的  $R_n$  中所含  $R_1$  部分会影响最终增强效果。为了减轻该问题的影

响, 找到一个依据各子带光谱特性实现最大程度细节增强的方法, 引入 MSR 子带分解概念, 图 1 为子带分解示意图。

从图 1 可以看出, 将相邻的两个 Retinex 输出相减可得到不存在光谱重叠的  $\bar{R}_n(x,y)$ , 如下所示:

$$\bar{R}_n = \begin{cases} R_1 & n=1 \\ R_n - R_{n-1}, & 2 \leq n \leq N \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $N$  为子带分解的个数。

## 1.3 子带增益

由于每个  $\bar{R}_n(x,y)$  具有独特的子带特性, 对每一个  $\bar{R}_n(x,y)$  引入一个空间相异的子带增益因子  $g_n(x,y)$ , 那么每一个增强子带分解 Retinex 输出  $R'_n(x,y)$  如下所示:

$$R'_n(x,y) = g_n(x,y) \bar{R}_n(x,y) \quad (8)$$

$$g_n(x,y) = \left( \frac{1}{\tilde{R}_n(x,y) + c} \right)^{1-\tilde{\sigma}_n} \quad (9)$$

式(9)中:

$$\tilde{R}_n(x,y) = \frac{|\bar{R}_n(x,y)|}{|\bar{R}_n|_{\max}},$$

$$|\bar{R}_n|_{\max} = \max_{(x,y) \in \Omega} \{ |\bar{R}_n(x,y)| \},$$

归一化尺度因子  $\tilde{\sigma}_n = \frac{\sigma_n}{\sigma_{\max}}$ ,  $\sigma_{\max} = \max_{n \in \{1, 2, \dots, N\}} \{ \sigma_n \}$ 。

当常数  $c$  确定后, 子带增益  $g_n(x,y)$  将由  $\bar{R}_n(x,y)$  和  $\sigma_n$  自动确定, 不需要人为干预。增强后的 Retinex 输出如下所示:

$$I(x,y) = DAF(x,y) \cdot R'_1(x,y) + \sum_{n=2}^N R'_n(x,y) \quad (10)$$

$$DAF(x,y) = 1 - \alpha [\tilde{\tau}(x,y) - 0.5]^2, \quad 0 \leq \alpha \leq 4 \quad (11)$$

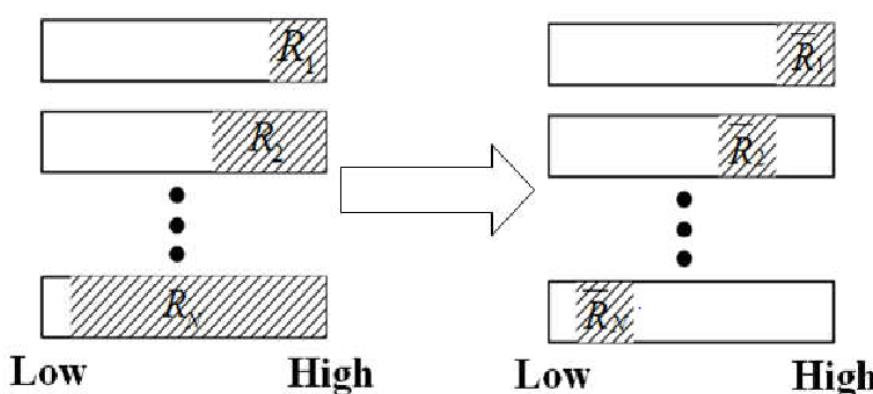


图 1 子带分解 Fig.1 Sub-band decomposition

式中:  $\tilde{\tau}(x, y) = \frac{\tau(x, y)}{\tau_{\max}}$ ,  $\tau_{\max} = \max_{(x, y) \in \Omega} \{\tau(x, y)\}$ ; DAF(x, y)为细节增强因子, 对高频子带进行细节增强。

#### 1.4 增益补偿控制

最后将增强后的Retinex输出 $I'(x, y)$ 由对数域映射回显示域, 计算公式如下所示:

$$I_e(x, y) = \frac{D-1}{I_{\max}' - I_{\min}'} \cdot [I'(x, y) - I_{\min}'] \quad (12)$$

式中:  $I_{\max}' = \max_{(x, y) \in \Omega} \{I(x, y)\}$ ,  $I_{\min}' = \min_{(x, y) \in \Omega} \{I(x, y)\}$ 。

## 2 引导滤波

### 2.1 基本理论

引导滤波<sup>[10]</sup>是一个局部线性滤波的模型, 如下所示:

$$q_i = a_k I_i + b_k \quad \forall i \in \omega_k \quad (13)$$

式中:  $q$  为输出图像;  $I$  为引导图像;  $a_k$ 、 $b_k$  为局部窗  $\omega_k$  对应的线性系数;  $\omega_k$  为长度为  $r$  的局部矩形窗。为使输出图像  $q$  与输入图像  $p$  差异最小, 最小化线性模型的代价函数如下所示:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2] \quad (14)$$

式中:  $\varepsilon$  为避免  $a_k$  过大的正则因子。利用线性回归求出式(13)的最优解  $a_k$ 、 $b_k$ , 如下所示:

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (15)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (16)$$

式中:  $\bar{p}_k$  为位于  $\omega_k$  局部窗中  $p$  的均值;  $|\omega|$  为  $\omega_k$  窗口中的像素个数;  $a_k$  和  $\sigma_k^2$  为  $\omega_k$  窗内  $I$  的均值和方差。

### 2.2 边缘保持及梯度保持特性

令引导图像  $I$  和输入图像  $p$  相同, 则式(15)可改写为:

$$a_k = \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + \varepsilon} \quad (17)$$

式(16)可改写为:

$$b_k = \mu_k (1 - a_k) \quad (18)$$

从式(15)、式(16)可以看出, 当  $\varepsilon = 0$ ,  $a_k = 1$ ,  $b_k = 0$ , 图像保持原样, 当  $\varepsilon > 0$ , 可考虑以下两种情况。当  $\omega_k$  处于图像高方差区域,  $\sigma_k^2 \gg \varepsilon$ ,  $a_k \approx 1$ ,  $b_k \approx 0$ ,  $q_i \approx I_i$ , 此时起边缘保持作用; 当  $\omega_k$  处于图像平坦区域,  $\sigma_k^2 \ll \varepsilon$ ,  $a_k \approx 0$ ,  $b_k \approx \mu_k$ ,  $q_i \approx \mu_k$ , 此时对图像进行平滑操作。此外,  $a_k = \sigma_k^2 / (\sigma_k^2 + \varepsilon) < 1$ ,  $b_k$  是个常数, 那么

$\partial_x q = a_k \partial_x p$ , 细节层梯度  $\partial_x d = \partial_x p - \partial_x q = (1 - a_k) \partial_x p$ ,  $\partial_x d$  和  $\partial_x p$  一直是同向的, 即引导滤波能很好地保持信号的原有梯度信息。

## 3 基于自适应引导滤波的子带分解多尺度 Retinex 红外图像增强

### 3.1 光照分量估计

子带分解多尺度 Retinex 算法中仍使用高斯滤波对光照分量进行估计。高斯滤波器在分配滤波权重时只考虑像素间的距离, 忽略像素的灰度值信息, 从而导致其在灰度值发生阶跃变换处, 即图像边缘的滤波结果是不准确的, 因此不能对光照做出准确估计。基于 2.2 节分析, 引导滤波具有边缘保持及梯度保持特性, 故使用引导滤波对光照分量进行估计, 使其获得更加准确的光照估计。

从式(17)可以看出, 如何选取自适应  $\varepsilon$  是引导滤波的关键。本文采用边缘权重因子<sup>[11]</sup>作为自适应  $\varepsilon$  对光照分量进行估计, 表达式如下所示:

$$\varepsilon = \frac{\tau}{G(p')} \quad (19)$$

$$G(p') = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N \frac{\sigma_{G,1}^2(p') + \alpha}{\sigma_{G,1}^2(p) + \alpha} \quad (20)$$

式中:  $G$  是引导图像;  $\sigma_{G,1}^2(p')$  是  $G$  在  $p'$  的  $3 \times 3$  领域的方差;  $\alpha$  是一个常值, 通常取  $(0.001xL)^2$ ,  $L$  为图像的动态范围;  $\tau$  为常值。当  $p'$  位于边缘时,  $G(p')$  较大,  $\varepsilon$  较小, 引导滤波起保边作用; 当  $p'$  位于平滑区域时,  $G(p')$  较小,  $\varepsilon$  较大, 引导滤波起平滑作用。

### 3.2 子带分解多尺度 Retinex 分量获取

利用子带分解多尺度 Retinex 模型获取  $I(x, y)$ , 采用小、中、大三个尺度, 滤波窗口为  $(2r+1)^2$  的大小。 $r$  的取值由图像自身尺寸决定, 小尺度  $r$  取值范围为  $[1, r_{\min}]$ , 中尺度  $r$  取值范围为  $[r_{\min}, r_{\mid}]$ , 大尺度  $r$  取值范围为  $[r_{\mid}, r_{\max}]$ 。 $r_{\min}$ ,  $r_{\mid}$ ,  $r_{\max}$ , 如下所示:

$$r_{\min} = \left[ \frac{\min(H_i, W)}{2^n} \right] \quad (21)$$

$$r_{\max} = \left[ \frac{\min(H_i, W)}{2} - 1 \right] \quad (22)$$

$$r_{\mid} = \frac{r_{\max} + r_{\min}}{2} \quad (23)$$

式中:  $n$  为选取的尺度个数;  $H_i$  为图像的高;  $W$  为图像的宽。

### 3.3 增益补偿控制

原模型中使用式(12)将图像从对数域映射到显示域。但其对数域结果的直方图形状与标准正态分布的曲线相似,最大值与最小值区域的像素个数较少却占据了较宽的数值范围。为了取得更好的视觉效果,本文采用下式对图像进行映射:

$$I_e = \begin{cases} 0 & I < \mu - 3\sigma \\ (D-1) \cdot \frac{I - I_1}{I_h - I_1} & \mu - 3\sigma \leq I \leq \mu + 3\sigma \\ (D-1) & I > \mu + 3\sigma \end{cases} \quad (24)$$

式中:  $I$  是对数域结果;  $\mu$  是  $I$  的均值;  $\sigma$  是  $I$  的标准差;  $D$  是图像灰度级。

#### 4 实验结果与分析

为了验证本文所提基于自适应引导滤波的子带分解多尺度 Retinex 算法的有效性,采集了多组场景的红外图像进行实验,引导图像为原图像。将本文算法与 MSR、SDMSR 方法进行比较,分别从主观视觉

效果及客观评价标准两个方面来分析算法的优劣。客观评价标准选用图像熵。

图像熵是衡量图像所含信息量大小的指标,表达式如下所示:

$$H = -\sum_{i=0}^L P(i) \log_2 P(i) \quad (25)$$

式中:  $P(i)$  为第  $i$  个灰度级在图像中出现的概率;  $L$  为图像包含的灰度等级。图像熵越大,说明图像包含的信息量越多。

算法的实现平台为 Matlab R2015 (处理器为 i7 双核, 主频为 3.40 GHz, 内存为 4 GB), 本文算法选用小、中、大 3 个尺度, 每个尺度对应的引导滤波矩形窗口  $r$  为 10、40、100,  $\alpha$  取 2; MSR、SDMSR 同样选用小、中、大 3 个尺度, 每个尺度的高斯滤波参数为  $\sigma_1=10$ 、 $\sigma_2=40$ 、 $\sigma_3=100$ , SDMSR 的  $\alpha$  取 2。

实验选取了 2 组场景。场景 1 为一辆汽车的车头近景, 场景 2 为中远距离的行人与树木, 实验结果如图 2、图 3 所示。

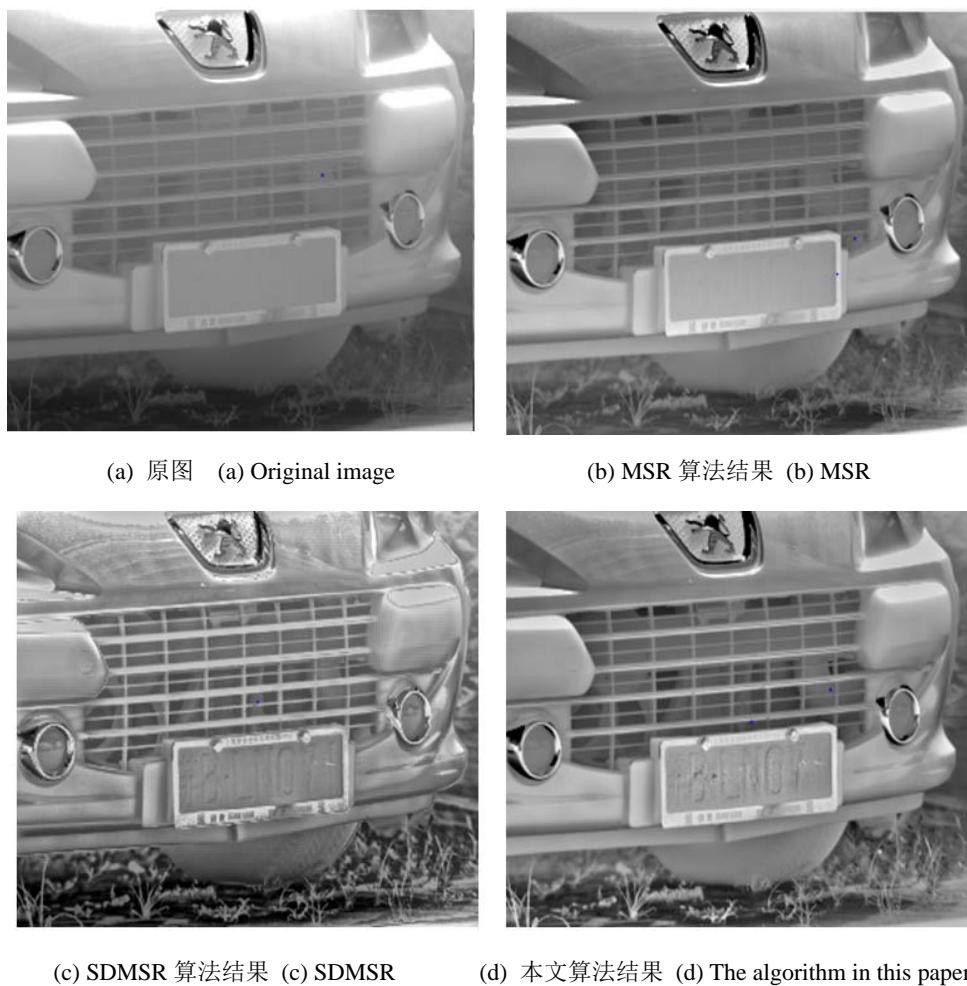


图 2 车头近景的增强效果比较

Fig.2 The enhancement results comparison of headstock

从图 2、图 3 可以看出, 本文算法和 SDMSR 算法有效地增强了图像细节信息, 使图像细节更丰富, 对比度更高。如图 2 中可以清晰地看见原图中几乎看不见的车牌信息“苏 BLN071”; 图 3 中树叶与树干纹理更加有层次, 汽车轮毂的花纹清晰可见。但 SDMSR 算法存在光晕现象, 如图 2 中的汽车引擎盖两侧, 图 3 中的行人与汽车轮廓。MSR 算法未能有效凸显图像细节。下面给出 3 种不同算法的客观评价指标, 如表 1 所示。

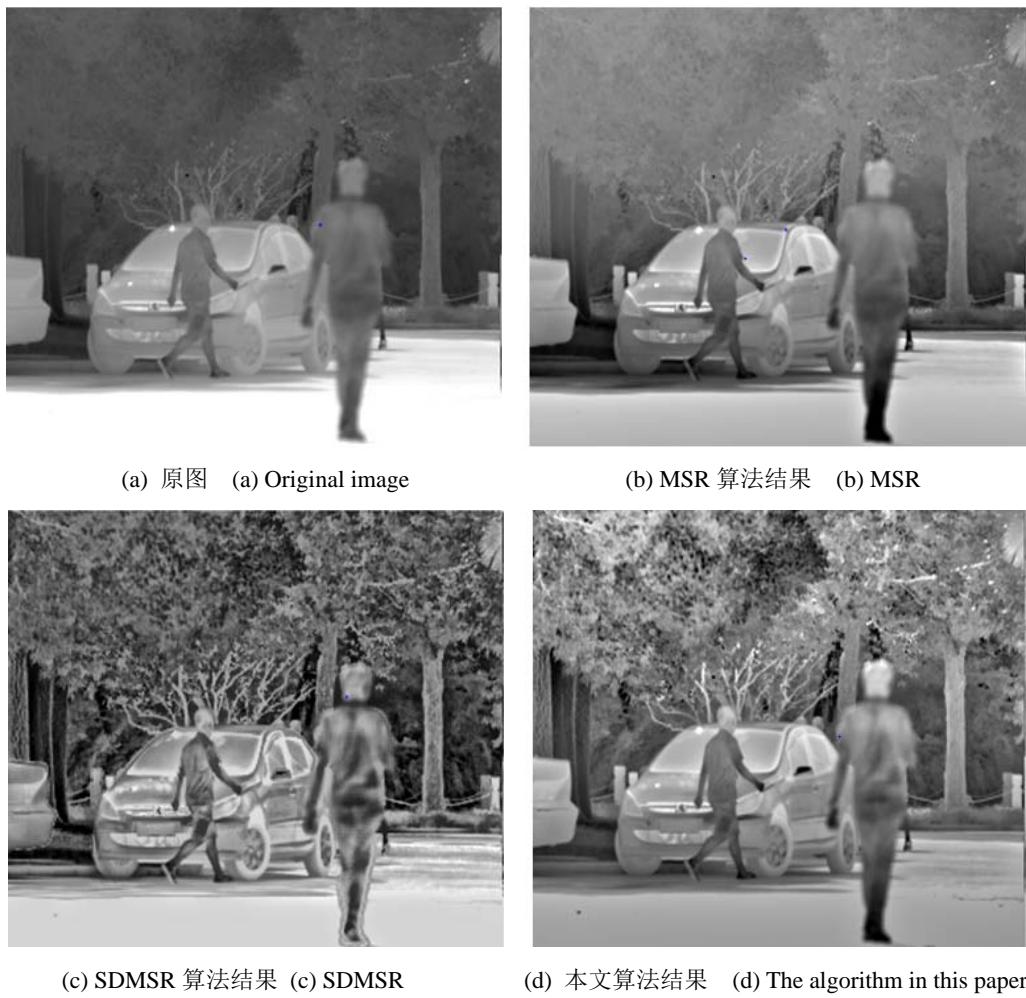


图 3 行人与树木的增强效果比较

Fig.3 The enhancement results comparison of pedestrian and tree

表 1 红外图像信息熵定量评价表

Table 1 Quantitative evaluation comparison of infrared image entropy

Scene	Original	MSR	SDMSR	Algorithm in this paper
Scene 1	5.1462	5.1663	5.5548	5.5852
Scene 2	4.6519	5.0229	5.2192	5.2215

## 参考文献：

- [1] 莫春和, 段锦, 付强, 等. 国外偏振成像军事应用的研究进展(下)[J]. 红外技术, 2014, 36(4): 265-270.
- MO Chunhe, DUAN Jin, FU Qiang, et al. Review of polarization imaging technology for international military application(II)[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(4): 265-270
- [2] 龚璐, 沈国土, 蔡继光, 等. 典型物体表面温度的测量及初步计算[J]. 红外技术, 2013, 35(7): 439-442.
- GONG Lu, SHEN Guotu, CAI Jiguang, et al. Measurement and preliminary calculation of typical object surface temperature[J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(7): 439-442.
- [3] Land E H, Mccann J J. Lightness and Retinex theory[J]. *Journal of the Optical Society of America*, 1971, 61(1): 1-11.
- [4] Jobson Daniel J, Rahman Zia-ur, Woodell Glenn A. Properties and performance of a center/surround Retinex[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(3): 451-462
- [5] Jobson Daniel J, Rahman Zia-ur, Woodell Glenn A. A multi-scale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(7): 965-976.
- [6] 郝宇, 王新赛, 张彦波, 等. 基于自适应尺度因子的 Retinex 红外图像增强算法[J]. 红外技术, 2016, 38(10): 855-859.
- HAO Yu, WANG Xinsai, ZHANG Yanbo, et al. The infrared image enhancement algorithm based on adapted scale factor Retinex[J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(10): 855-859.
- [7] 温海滨, 毕笃彦, 马时平, 等. 消除光晕和细节增强的多尺度 Retinex 红外图像增强[J]. 红外技术, 2016, 38(2): 149-155.
- WEN Haibin, BI Duyan, MA Shiping, et al. Halo-free and detail enhancement based on multi-scale Retinex for infrared image[J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(2): 149-155.
- [8] Jae Ho Jang, Sung Deuk Kim, Jong Beom Ra. Enhancement of optical remote sensing images by subband-decomposed multiscale Retinex with hybrid intensity transfer function[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, 8(5): 983-987.
- [9] 周渝人. 红外与可见光图像融合算法研究[D]. 长春: 长春光学精密机械与物理研究所, 2014.
- ZHOU Yuren. Research on Fusion Algorithms of Infrared and Visible Images[D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, 2014.
- [10] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [11] LI Zhengguo, ZHENG Jinghong, ZHU Zijian, et al. Weighted guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 120-128.