

〈图像处理与仿真〉

基于局部熵-局部对比度和双区域直方图均衡化的 红外图像增强

何智博, 曾祥进, 邓晨, 宋彭彭

(武汉工程大学 计算机科学与工程学院, 湖北 武汉 430205)

摘要: 为了改善红外图像的视觉效果, 突出细节信息, 同时抑制噪声。提出了结合改进的 LC 显著性检测和双区域直方图均衡化的红外图像增强方法。首先使用结合局部熵加权的 LC 显著性检测算法得到显著图。然后使用 K-means 算法对显著图进行自适应分割得到前景区域和背景区域。最后对前景区域进行结合局部方差的改进直方图均衡化, 对背景区域使用限制对比度直方图均衡化增强。实验结果表明, 与当前主流算法相比, 本文算法主观效果更佳, 且峰值信噪比、结构相似性、信息熵等客观评价参数均有所提升。

关键词: 局部熵; 显著性检测; K-means 算法; 局部方差; 直方图均衡化

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2023)06-0598-07

Infrared Image Enhancement Based on Local Entropy-Local Contrast and Dual-area Histogram Equalization

HE Zhibo, ZENG Xiangjin, DENG Chen, SONG Pengpeng

(School of Computer Science and Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan 430205, China)

Abstract: We propose an infrared image enhancement algorithm based on an improved local contrast (LC) significance detection algorithm and two-area histogram equalization to improve the visual effect of an infrared image, highlight detailed information, and suppress noise. First the LC saliency detection algorithm was combined with local entropy weighting to obtain the saliency map. Then, the saliency map was adaptively segmented into foreground and background regions by the K-means algorithm. Finally, the foreground sub-histogram was equalized using a local variance-weighted distribution. The background region was enhanced using contrast-limited adaptive histogram equalization. Experimental results showed that the subjective effect of the algorithm in this study was better than the current mainstream algorithms, and the objective evaluation parameters, such as peak signal-to-noise ratio, structural similarity, and entropy, were also improved.

Key words: local entropy, saliency detection, K-means algorithm, local variance, histogram equalization

0 引言

红外成像技术是利用目标物体自身所发出的红外辐射进行成像的技术, 被广泛应用于侦查领域、医疗领域等^[1]。但是由于红外图像本身具有视觉效果差、清晰度低、信噪比低、非均匀性等特性^[2], 难以进行

后续图像处理。因此改进红外图像的质量就具有重大的意义。在传统算法中, 直方图均衡化是最常用的技术。但是传统的均衡算法会导致背景部分噪声过度放大, 细节部分很多信息也会被隐藏甚至丢失。历年来许多学者针对该问题对直方图均衡算法进行了改进, 如 Kim 等人研究出了亮度保持双直方图均

收稿日期: 2021-07-01; 修订日期: 2023-05-15。

作者简介: 何智博 (1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理, 计算机视觉。E-mail: 2803681701@qq.com。

通信作者: 曾祥进 (1977-), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 智能机器人控制, 机器视觉, 嵌入式系统设计等。E-mail: xjzeng21@163.com。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61502354); 湖北省教育厅重点研究项目 (D20171503)。

衡化 (brightness preserving bi-histogram qualization, BBHE)，选择平均亮度作为分离阈值，保持了增强前后的总亮度^[3]。此外，还有学者开发了其他技术作为解决直方图均衡化过度增强的替代解决方案，例如等面积二元子图像直方图均衡化 (dualistic sub-image histogram equalization, DSIHE)^[4]、最小平均亮度误差双直方图均衡化 (minimun mean brightness error bi-histogram equalization, MMBEBHE)^[5]等。以上方法旨在尽可能避免过度增强和增强对比度之间进行权衡。虽然以较低的计算复杂度和良好的光序保持自然地提高了对比度，但单一的映射函数忽略了图像的局部对比度特征，限制了增强方法的性能^[6]。近年来的一些学者在也直方图方向取得了较大突破，如李牧等人对直方图进行差分，并重新分配。输出图像虽然结构相似度较高，但信息熵受损严重^[7]。Minjie Wan 等人将红外图像直方图自适应分区进行增强。此算法虽然在一定程度上增强了细节信息，还降低了噪声的影响。但是此算法时间复杂度过高，且对背景子直方图的增强处理尚不完善^[8]。此外 Katircioğlu F.等人利用重力信息和横向抑制网络将图像分解成多维度进行处理，消除了噪声，改善了细节^[9]。除传统方法外，近年来一些学者引入了深度学习也取得了较大进展。如张鹏程等人使用生成式对抗网络学习低质图像和高质图像间的映射关系，显著提高了图像对比度，增强了细节^[10]。Svetlana 等人提出了 MixChannel 图像增强方式，在训练时加入额外数据扩充训练集以提升训练模型的鲁棒性^[11]。但是深度学习易受到运行环境的限制和数据集的影响，因此本文依然选择传统的方向进行研究。

为改善传统算法易造成纹理和细节丢失，噪声过度等问题，本文提出了一种结合视觉显著性区域提取和双区域直方图均衡的红外图像增强算法。

1 本文红外图像增强算法

本文算法过程如图 1 所示，一共可分为 4 个阶段：①对红外图像进行结合局部熵加权和全局对比度的改进显著性检测算法得到显著图；②对显著图进行基于 K-means 算法的图像分割得到前景区域和背景区域；③结合局部方差加权对前景区域进行改进的直方图均衡化；④对背景区域进行限制对比度直方图均衡化。

1.1 改进的 LC 显著性检测及区域分割

显著性检测是通过智能算法模拟人的视觉特点，提取图像中的显著区域。其基本思想是通过计算像素的显著值得到图像的显著值矩阵，再对显著值进行分级赋予相应的灰度级直观地得到显著图^[12]。

本章提出了一种改进的局部熵加权 LC 算法。传统算法如 LC 算法，HC 算法等，其图像的显著图都是建立在图像像素之间的颜色对比度上的^[13-14]，因此图像中频率较低的稀有特征值像素占优，若细节信息含有频率较高的特征值则会不够突出。而在本算法中结合了每个像素的局部熵和全局对比度，利用像素的局部熵对显著值进行加权处理，结合了像素的局部特征，更加突出了红外图像的细节部分，有利于后续的图像分割处理。

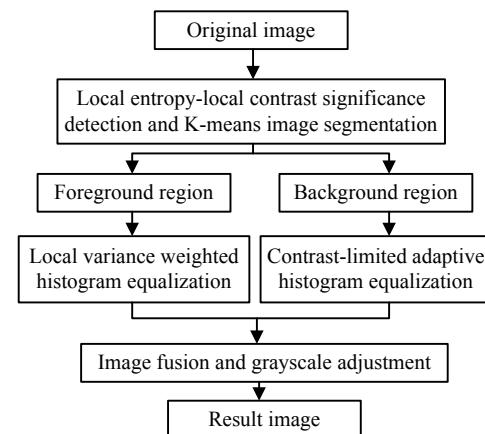


图 1 本文红外图像增强算法

Fig.1 Infrared image enhancement algorithm in this paper

首先，计算一个像素与所有其他像素色差之和。因具有相同灰度级的像素，其色差之和相同。因此以灰度级为基准进行计算，得到初始的显著值矩阵。其公式为：

$$S_p(I_k) = \sum_{\forall I_i \in I} f_i D(I_k, I_i) \quad (1)$$

式中： I_k 的值在 [0,255] 的范围内。 $D(I_k, I_i)$ 表示 I_k 与 I_i 之间的颜色距离度量。 f_i 表示灰度级为 i 的像素点出现的频率。以像素 (x,y) 为中心在其周围建立窗口，窗口半径为 r ，以 $EN(x,y)$ 代表此窗口内的局部熵。其计算公式为：

$$EN(x,y) = -\sum_{s=0}^{L-1} p_s \cdot \log p_s \quad (2)$$

式中： $p_s = N_s/N$ 代表窗口内灰度级 s 的概率。 $N = (2r + 1)^2$ 表示局部区域的总像素数。 N_s 表示局部区域内灰度为 s 的像素数。本算法选择双曲正切函数作为权重函数，经参数调整，调整后的权重函数 $W(\cdot)$ 的数学公式如下：

$$W(x) = 0.5 \cdot [\tanh(Ax + B) + 3] \quad (3)$$

经计算可得，当 $A = \frac{8}{EN_{\max} - EN_{\min}}$ ， $B =$

$4 + \frac{4 \times EN_{\max}}{EN_{\max} - EN_{\min}}$ 时, 可较大幅度利用双曲正切函数的变化率。其中 EN_{\max} 和 EN_{\min} 表示图像所有像素局部熵中的最大值和最小值。在得到权值函数之后, 联合局部熵权重矩阵和初始显著值矩阵进行计算, 得到最终的显著值矩阵。其公式如下:

$$S(x,y) = S_p(x,y) \cdot W(EN(x,y)) \quad (4)$$

式中: $S_p(x,y)$ 为像素点 (x,y) 的初始显著值, 最后对显著值矩阵元素值进行归一化和分级, 赋予相应的灰度级, 得到最终的显著图。

因红外图像没有颜色信息, 直接使用红外图像的底层视觉特征难以有效检测出纹理细节^[15]。因此本文

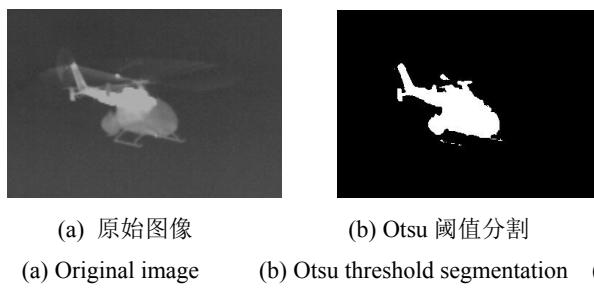


图2 本文算法与其他分割算法的实验结果

Fig.2 Experimental results of this algorithm and other segmentation algorithms

1.2 前景和背景的直方图均衡

一般的红外图像可看作由更靠近摄像机包含具体的人或物的前景区域和组成整个大环境的背景区域构成。前景区域具有更为突出的细节信息, 像素对比度较高。而背景区域所包含的信息较少, 像素对比度也较为平滑。因前景和背景的视觉特性不同, 本算法采用了不同的直方图均衡方式来增强前景部分和背景部分。

1.2.1 局部方差加权前景直方图均衡

由于前景部分需要突出局部细节, 本文构造了局部方差加权分布直方图, 并对该直方图进行均衡得到增强后的前景区域。

首先逐个计算图像 I_1 中像素点的局部方差 $\text{Var}(x,y)$, 计算局部方差的公式如下:

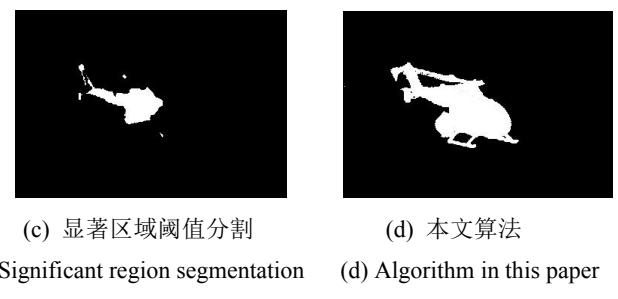
$$\text{Var}(x,y) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n [I(x+i,y+j) - M(X)]^2}{N_s} \quad (5)$$

式中: $I(x+i,y+j)$ 表示以 (x,y) 为中心的窗口内的所有像素; N_s 表示窗口内像素的个数; $M(X)$ 表示局部窗口内的均值。计算均值的公式为:

$$M(X) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n I(x+i,y+j)}{N_s} \quad (6)$$

先对显著图像 S 使用 K-means 算法分割得到初步的二值图像^[16], 然后使用最大连通域算法对其中最大的区域进行提取, 再以同样的分割方式分割原始图像 I , 得到图像 I 的前景区域 I_1 和背景区域 I_2 。

图2为某一红外图像的前景和背景的图像分割的二值图像结果, 其原始图像见图2(a)。本文将基于遗传算法的 Otsu 阈值分割^[17], 见图2(b), 基于 LC 算法的显著区域阈值分割, 见图2(c)与本文分割的实验结果(如图2(d))进行了对比。从图中可以看出相比其他算法, 本文算法能更多且更完整地保留了前景图像的细节信息, 效果要优于传统的图像分割算法, 更有利于后续增强处理。



然后根据像素点 (x,y) 的局部方差得到属于该像素点的权重。像素权重与局部方差之间函数关系式如下:

$$W_1(x,y) = \Theta(\lambda \cdot \text{Var}(x,y) + \theta) \quad (7)$$

式中: $\Theta(x)$ 表示 sigmoid 函数, 是一种常见的用于神经网络中的激活函数, 具有单增和反函数单增的性质^[18]。其公式为:

$$\Theta(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

本算法选择此函数作为计算像素点局部方差权重的函数。经分析, 权重函数 $W_1(x,y)$ 需要满足当 $\text{Var}(x,y)$ 最小时, $W_1(x,y) \approx 0$, 当 $\text{Var}(x,y)$ 最大时, $W_1(x,y) \approx 1$, 计算可得:

$$\lambda = \frac{\varepsilon_1}{\max(\text{Var}(x,y)) - \min(\text{Var}(x,y))} \quad (9)$$

$$\theta = \varepsilon_2 - \lambda \cdot \min(\text{Var}(x,y)) \quad (10)$$

其中经参数调整, $\varepsilon_1=13.8$, $\varepsilon_2=-6.9$, 可较大幅度利用 sigmoid 函数的变化率。因直方图以灰度级为单位, 因此需对原基于像素点的权重函数 $W_1(x,y)$ 进行转化, 转化后的基于灰度级 k 的局部方

差权重 $W_2(k)$ 的公式如下:

$$W_2(k) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} W_1(x, y) \cdot \delta(I(x, y), I_k) \quad (11)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 为克罗内克函数, 其中 $I(x, y) = I_k$ 时, $\delta(I(x, y), I_k) = 1$, $I(x, y) \neq I_k$ 时, $\delta(I(x, y), I_k) = 0$ 。 M 和 N 是图像的宽度和高度。而 $W_2(k)$ 表示灰度值为 k 的所有像素点权重之和。

最后构造局部方差加权直方图, 前景区域的直方图通过局部方差加权被修改为:

$$p_{\text{var}}(I_k) = \frac{W_2(I_k)}{\sum_{s=0}^{L-1} W_2(I_s)} \quad (12)$$

式中: k 的范围是 $[0, L-1]$ 。 p_{var} 表示局部方差加权直方图, 最后对此直方图进行均衡得到前景区域的增强图像 Z_1 。

1.2.2 限制对比度背景直方图均衡

在红外图像中, 背景的细节信息较少, 像素较为均匀, 因此直方图像素灰度级分布范围小, 频率大。当进行传统的直方图均衡时背景区域较为集中的灰度级范围会被直接放大, 这会导致背景区域的灰度级会获得过高的增强率。这便是红外图像使用传统均衡算法时背景易被过度增强的原因。而对对比度受限的自适应直方图均衡化 (contrast limited adaptive histogram equalization, CLAHE) 算法本是自适应直方图均衡 (adaptive histogram equalization, AHE) 算法的改进, 它的基本思想是通过对直方图幅值进行限制, 将越过阈值的部分进行裁剪并重新分配, 以达到限制噪声的目的。算法步骤如下:

首先, 将具有 L 个灰度级的图像划分为矩形上下文子块的网格。在每个子块中, 执行局部增强。设图像一共被分为 $i \times j$ 个子块, h_{ij} 用来表示子块 (i, j) 的直方图。为了避免过度增强, 对 h_{ij} 进行剪裁和重新分布来调整, 设定裁剪阈值 $clip$, 并将直方图中超过裁剪阈值部分重新分配得到调整后的子块直方图 f_{ij} 。其中计算裁剪幅值 $clip$ 的公式如下:

$$clip = \frac{N_b}{L} + \alpha \left(N_b - \frac{N_b}{L} \right) \quad (13)$$

式中: N_b 是每个子块中的像素数量; α 是范围在 $[0, 1]$ 内的削波因子。由公式(13)可知 $clip$ 的取值范围是 $[N_b/L, N_b]$ 。再将范围 $[0, L-1]$ 的输入图像线性映射到范围 $[0, R-1]$ 的输出图像。基于 f_{ij} 每个子块的映射函数由下式计算:

$$t_{i,j}(l) = \frac{R-1}{N_b} \cdot \sum_{k=0}^l f_{i,j}(k) \quad (14)$$

式中: $t_{(i,j)}(l)$ 是子块 (i, j) 的映射函数。由于映射函数的计算彼此独立, 不同的子块之间会出现块效应。为了防止这一现象, 对于任意像素使用基于双线性插值计算最终的重映射结果, 每个像素的映射结果都考虑最近的 4 个子块的映射函数^[19]。最终映射结果即为最终的增强图像。

CLAHE 算法的特性是限制对比度以防止过度增强。因此对于背景区域 I_2 直接采用了限制对比度直方图均衡 (CLAHE) 进行处理, 得到背景区域的增强图像 Z_2 。其主要目的是在增强背景区域的同时限制噪声。

1.2.3 前景区域和背景区域的融合

因前景和背景采用不同直方图均衡方式, 这会导致两区域融合时产生区域接缝处轮廓视觉过强的现象。为减轻这一现象, 本文对增强后的区域的整体亮度进行了调整。其公式为:

$$Z_1' = Z_1 - (\text{mean2}(Z_1) - \text{mean2}(I_1)) \quad (15)$$

$$Z_2' = Z_2 - (\text{mean2}(Z_2) - \text{mean2}(I_2)) \quad (16)$$

最后对两部分进行融合, 其公式为:

$$Z = Z_1' \cup Z_2' \quad (17)$$

2 实验结果与分析

为了反映算法的可行性, 本实验使用 Matlab 2016a 作为运行环境, 选择了野外、云层、户外等 3 种不同的场景进行实验。同时, 为了突出本文算法的优势, 将实验结果与传统的直方图均衡化 (HE) 算法, 亮度保持双直方图均衡化 (BBHE), 限制对比度直方图均衡 (CLAHE), 文献[8]和文献[9]的算法的结果对比。实验条件为: ASUS 笔记本电脑, CPU 类型为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U, 8.00 GB 内存, 2.70 GHz。

2.1 红外图像增强效果

以下是以场景一, 场景二, 场景三为对象, 以经典的 HE 算法, BBHE 算法, CLAHE 算法, 以及文献[8]和文献[9]中的算法和本文算法进行图像增强的实验结果。从图 3 中可以看出原始红外图像的特点是整体照度偏低, 前景的亮度和清晰度均高于背景。传统的 HE, BBHE 算法所产生的实验结果均存在背景噪声被过度增强的现象, 且前景的纹理细节也损失严重。CLAHE 相比 HE 和 BBHE 而言, 过度增强的问题得到了改善, 但依然存在一些细节丢失的问题。文献[8]和文献[9]的前景图像都存在像素值不均匀的现象, 且背景的清晰度不够。而本文

算法结果中背景图像中细节信息得到较大的改善，前景图像的细节也相较其他算法保留得更好。图4中的HE和BBHE算法处理水平整体高于图3，但其中位于前景的飞机机身上下存在明显的亮度分布不均的现象。CLAHE算法整体水平较好，但有些许细节失真的现象。文献[9]对于图像上半部分云层增强效果不够明显。而本文算法中的飞机机身亮度分布比其他算法更均匀，且背景中上下两部分的云层细节也都较为清

晰。图5由于图像质量本身过低，整体处理水平较图3和图4略差，HE等传统方法和文献[9]处理时，前景中的部分亮度被过度提高，且HE，BBHE等结果图像的背景中雨伞边缘丢失严重。而文献[8]的算法结果中虽然雨伞边缘保留较好，然而背景中的边缘细节却丢失严重。而本文的实验结果中的整体画面相较传统算法更加自然，背景的细节与层次也高于文献[8]的算法。



图3 野外动物红外图像的增强结果

Fig.3 Enhanced results of the infrared image of wild animal

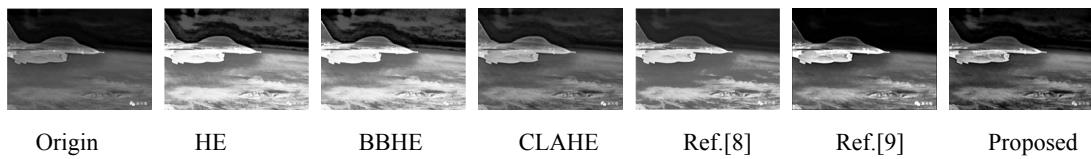


图4 云层飞机红外图像的增强结果

Fig.4 The enhancement result of the infrared image of the cloud plane



图5 户外行人红外图像的增强结果

Fig.5 Enhancement results of the infrared image of outdoor pedestrian

2.2 客观评价

以上给出了由对比算法处理的增强红外图像的直观表示，为保证图像质量评价的客观性，以下还选择了几个量化指标来以更令人信服的方式评估它们的性能。本文中选择了以下参数作为客观评价的指标，并且也对各种算法的运行时间进行了对比。

1) 峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR) 通常用于评估图像质量，并测量在图像增强区域内参考输入图像时增强图像的退化程度。以下是求取两幅图像PSNR的公式：

$$\text{PSNR}(O) = 20 \times \lg \left(\frac{G_{\text{MAX}}}{\sqrt{\text{MSE}(O, I)}} \right) \quad (18)$$

式中： G_{MAX} 表示最大灰度级，对于 8 位数字图像， $G_{\text{MAX}}=255$ ； $\text{MSE}(O, I)$ 是输出 O 和输入 I 之间的均方误差，其公式为：

$$\text{MSE}(O, I) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (O(x, y) - I(x, y))^2 \quad (19)$$

此外，当PSNR的值越高时代表输出图像失真越小。

2) 结构相似性 (structural SIMilarity, SSIM) 通常用来评估两幅图像的相似程度，其计算公式为：

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\delta_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\delta_x^2 + \delta_y^2 + C_2)} \quad (20)$$

式中： μ_x 和 μ_y 分别表示图像 x 方向和 y 方向上的均值； δ_x 和 δ_y 分别表示图像 x 方向和 y 方向上的方差， δ_{xy} 表示两个不同方向的协方差； C_1 和 C_2 分别表示两幅图像的灰度均值。

3) 信息熵 EN (Entropy) 是评估一幅图像包含信息量多少的参数。图像信息熵越大，表示图像包含的信息量较高。计算公式为：

$$EN = -\sum_{l=0}^L P(l) \log_2 P(l) \quad (21)$$

式中: l 表示图像灰度级; $P(l)$ 表示此灰度级出现的概率。

表 1~表 4 中列出了本文的增强算法与其他 5 种算法对场景一(Sce.1), 场景二(Sce.2), 场景三(Sce.3) 进行增强所得出的峰值信噪比(PSNR), 结构相似性(SSIM) 和信息熵(EN), 运行时间(单位为 s)。由表可知, 3 种场景使用本文算法得出的所有参数的结果与 3 种传统算法相比均有较大提升, 且与两种文

献算法相比绝大部分数据也有所提升。而从运行时间来看, 本文算法的效率优于两种文献算法, 且也能满足实际应用中的需求。

3 总结

本文针对传统算法对红外图像增强的细节丢失、亮度不均、噪声过强等问题, 提出了一种结合改进的 LC 显著性区域检测和双区域直方图均衡的算法。将输入图像使用结合局部熵和 LC 的改进算法得到显著图, 突出了对比度不强的细节部分。

表 1 不同算法的峰值信噪比

Table 1 PSNR of different algorithms

| | HE | BBHE | CLAHE | Ref.[8] | Ref.[9] | Proposed |
|-------|---------|---------|---------|---------|---------|----------|
| Sce.1 | 9.7228 | 8.9225 | 20.4805 | 20.9330 | 17.7714 | 25.0807 |
| Sce.2 | 11.2541 | 11.2740 | 19.4065 | 15.6301 | 18.5680 | 21.9735 |
| Sce.3 | 12.8278 | 12.8254 | 20.5696 | 13.0591 | 15.7938 | 23.8623 |

表 2 不同算法的结构相似性

Table 2 SSIM of different algorithms

| | HE | BBHE | CLAHE | Ref.[8] | Ref.[9] | Proposed |
|-------|--------|--------|--------|---------|---------|----------|
| Sce.1 | 0.4045 | 0.4190 | 0.7602 | 0.8587 | 0.7805 | 0.8630 |
| Sce.2 | 0.6476 | 0.6513 | 0.7078 | 0.9436 | 0.6909 | 0.8480 |
| Sce.3 | 0.4534 | 0.4752 | 0.7306 | 0.8929 | 0.8205 | 0.8649 |

表 3 不同算法的信息熵

Table 3 Entropy of different algorithms

| | HE | BBHE | CLAHE | Ref.[8] | Ref.[9] | Proposed |
|-------|--------|--------|--------|---------|---------|----------|
| Sce.1 | 5.2639 | 5.8681 | 6.6979 | 6.0833 | 6.1803 | 6.8357 |
| Sce.2 | 5.8358 | 6.5236 | 7.0052 | 6.5793 | 6.6294 | 7.0536 |
| Sce.3 | 5.5682 | 6.0764 | 6.6801 | 6.2135 | 7.1630 | 6.7731 |

表 4 不同算法的运行时间

Table 4 Running time of different algorithms

| | HE | BBHE | CLAHE | Ref.[8] | Ref.[9] | Proposed | s |
|-------|--------|--------|--------|---------|---------|----------|---|
| Sce.1 | 0.4194 | 0.4284 | 0.4469 | 13.4752 | 9.8649 | 0.7116 | |
| Sce.2 | 0.4937 | 0.5235 | 0.5776 | 97.2554 | 28.9544 | 0.7705 | |
| Sce.3 | 0.4234 | 0.4536 | 0.4565 | 37.0122 | 17.8668 | 0.7672 | |

使用 K-means 算法进行分割, 较为完整地对前景进行了提取。最后对前景和背景分别进行均衡, 优化了前景和背景的细节, 限制了噪声, 同时还避免了前景和背景因相互影响导致的亮度分布不均。实验结果已经充分验证了该方法的有效性, 无论是主观效果还是客观评价指标相较传统算法都有较大提升。

参考文献:

[1] 史公鹏. 红外图像增强算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.

SHI Gongpeng. Research on Infrared Image Enhancement Algorithm[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.

[2] 郭中原. 红外图像细节增强方法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2017.

GUO Zhongyuan. Research on Infrared Image Detail Enhancement Method[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2017.

- [3] Kim Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1997, **43**(1): 1-8.
- [4] WANG Yu, CHEN Qian, ZHANG Baeomin, et al. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1999, **45**(1): 68-68.
- [5] CHEN, Soong Der, A R Ramli. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2004, **49**(4): 1310-1319.
- [6] LIU C, SUI X, KUANG X et al. Optimized contrast enhancement for infrared images based on global and local histogram specification[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**(7): 849.
- [7] 李牧, 周瑞杰, 田哲嘉. 基于直方图的热红外图像增强方法[J]. 红外技术, 2020, **42**(9): 880-885.
LI Mu, ZHOU Ruijie, TIAN Zhejia. Thermal infrared image enhancement method based on histogram[J]. *Infrared Technology*, 2020, **42**(9): 880-885.
- [8] WAN M, GU G, QIAN W, et al. Infrared image enhancement using adaptive histogram partition and brightness correction[J]. *Remote Sensing*, 2018, **10**(5): 682.
- [9] Ferzan Katircioğlu, Yusuf Çay, Zafer Cingiz. Infrared image enhancement model based on gravitational force and lateral inhibition networks -science direct[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, **100**: 15-27.
- [10] 张鹏程, 何明霞, 陈硕, 等. 基于生成式对抗网络的太赫兹图像增强[J]. 红外技术, 2021, **43**(4): 391-396.
ZHANG Pengcheng, HE Mingxia, CHEN Shuo, et al. THz image enhancement based on generative confrontation network[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(4): 391-396.
- [11] Illarionova S, Nesteruk S, Shadrin D, et al. Mixchannel: advanced augmentation for multi spectral satellite images[J]. *Remote Sensing*, 2021(13): 2181.
- [12] 景慧昀. 视觉显著性检测关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
JING Huiyun. Research on Key Technologies of Visual Saliency Detection[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014.
- [13] YUN Z, Shah M . Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues[C]//*Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimedia*, 2006: 23-27.
- [14] CHENG M, Mitra N J, HUANG X, et al. Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, **37**(3): 569-582.
- [15] 张玉贵, 沈柳青, 胡海苗. 热红外视频监控下行人目标前景区域提取[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, **46**(9): 1721-1729.
ZHANG Yugui, SHEN Liuqing, HU Haimiao. Extraction of the foreground area of the pedestrian target under thermal infrared video surveillance[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2020, **46**(9): 1721-1729.
- [16] 韩少刚, 江巨浪. 基于图像分割的双直方图均衡算法[J]. 安庆师范大学学报(自然科学版), 2021, **27**(1): 66-69.
HAN Shaogang, JIANG Julang. Double histogram equalization algorithm based on image segmentation[J]. *Journal of Anqing Normal University (Natural Science Edition)*, 2021, **27**(1): 66-69.
- [17] 杨力, 李东新. 基于遗传算法的图像阈值分割的研究[J]. 信息技术, 2015(11): 116-120.
YANG Li, LI Dongxin. Research on image threshold segmentation based on genetic algorithm[J]. *Information Technology*, 2015(11): 116-120.
- [18] 孙华庆. 非线性函数的通用线性近似算法和硬件实现[D]. 南京: 南京大学, 2020.
SUN Huaqing. General Linear Approximation Algorithm and Hardware Implementation of Nonlinear Functions[D]. Nanjing: Nanjing University, 2020.
- [19] LIU C, SUI X, KUANG X et al. Adaptive contrast enhancement for infrared images based on the neighborhood conditional histogram[J]. *Remote Sensing*, 2019, **11**: 1381.