图文信息技术

基于图像信息熵统计直方图的图像增强算法

张学典[a,b]，杨帆[a,b]，常敏[a,b]
（上海理工大学 a.光电信息与计算机工程学院 b.上海市现代光学系统重点实验室，上海 200093）

摘要：目的 为了解决图像因亮度较大造成的成像效果不佳、局部细节不清楚等问题。**方法** 将直方图均衡化技术（Histogram Equalization, HE）引入图像信息熵域，提出对比度弱化的图像信息熵统计直方图自适应均衡化算法（Contrast-reduced Adaptive Entropy Histogram Equalization, CRAEHE）。以各个灰度级信息熵统计值为基础，先将原图像分割成若干个子区域，对每个子区域的灰度信息熵统计值进行阈值截取，补充到子区域内各个灰度级上，再对子区域进行信息熵直方图均衡化处理。采用 USC-SIPI 和 CBSD432 数据集图像，用图像灰度均值、标准差、平均梯度、信息熵等参数对实验样本进行质量评价。**结果** 文中算法处理结果较原图灰度均值下降了 7.94%，标准差平均提高了 52.22%，信息熵平均提高了 19.86%，平均梯度提高了 57.19%。**结论** 文中算法增强了选自数据集里的过亮图像的细节，并使图像整体细节与质量都得到了改善，该算法的处理结果较其他处理实验样本的主观质量提升明显，对光照强度适应范围广。

关键词：直方图均衡化；信息熵；图像增强；阈值截取；光照强度
中图分类号：TN911 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-3563(2020)13-0251-10
DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.13.036

Image Enhancement Algorithm Based on Entropy Statistical Histogram of Image Information

ZHANG Xue-dian[a,b], *YANG Fan*[a,b], *CHANG Min*[a,b]
(a.School of Optical-electronic and Computer Engineering b.Shanghai Key Lab of Modern Optical System, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to solve the problem of poor imaging quality and unclear local details due to the large brightness of the image. The histogram equalization (HE) was introduced into the image information entropy domain to propose the contrast-reduced adaptive entropy histogram equalization (CRAEHE). Based on the statistical information entropy of each gray level, the original image was first divided into several sub-regions, and the statistical gray-scale information entropy of each sub-region was intercepted by thresholds and supplemented onto each gray level in the sub-region. Then, the sub-region performed the information entropy histogram equalization processing. With USC-SIPI and CBSD432 dataset images, the quality of the experimental samples was evaluated by such parameters as image gray average, standard deviation, average gradient and information entropy. The gray average of the original image processed by the proposed algorithm was decreased by 7.94%, the standard deviation was increased by 52.22% averagely, the information entropy was increased by 19.86%, and the average gradient was increased by 57.19%. The proposed algorithm enhances the details of over-lighted images selected from the datasets, and improves the overall image details and quality. The processing results of this algorithm are significantly improved compared to the subjective quality of other

收稿日期：2019-11-22
基金项目：科技部国家重大仪器研发专项（2016YFF0101400）
作者简介：张学典（1974—），男，博士，上海理工大学教授、博导，主要研究方向为光学图像成像及软件工程。

processed experimental samples, and the range of adaptation to light intensity is wide.

KEY WORDS: histogram equalization; information entropy; image enhancement; threshold interception; light intensity

直方图均衡化技术（Histogram Equalization, HE）在图像增强、去雾、光照补偿、复原等多个领域都有广泛的应用。其中，大多数学者对 HE 算法的改进方案均是在灰度直方图基础上进行各种操作，以求实现特定的增强效果。对于过亮图像调节亮度、增加细节，比如 Stark[1]提出的自适应直方图均衡化算法（Adaptive Histogram Equalization, AHE）。Wang 等[2]在 HE 技术基础上引入阈值与加权技术，提出权重阈值直方图均衡化算法（Weighted Threshold Histogram Equalization, WTHE）。Wharton[3]提出基于对数图像的双直方图均衡化算法，较传统算法更注重区域亮度均衡。BHEMHB[4]（Bi-Histrogram Equalization using Modifed Histogram Bins）与 BPCLBHE[5]（Brightness Preserving and contrast Limited bi-Histogram Equalization）算法在图像均衡化时的亮度保持方面效果不错，但不适宜亮度大的图像。DRSIHE(Dynamic Re-cursive Sub-Image Histogram Equalization）[6]算法具有亮度调节能力，但其使用的选取动态范围调节点进行图像亮度调节的方法仅对部分亮度点单一、对比度分明的图像效果显著，算法适应性不强。这些算法在提高图像成像质量和增强细节方面有效果，但是在调节亮度较大图片的成像效果与增强细节方面，效果不佳。马夏一等[7]提出用图像信号分解处理去除图像过曝光“鬼影”，效果良好，但是缺乏自适应性。AHE 算法与张平[8]著作中提到的限制对比度自适应灰度直方图均衡化算法（Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization, CLAHE）有着广泛的应用，但是 AHE 算法主要是对于特定区域、特定灰度范围进行处理，容易造成像素堆积与局部过增强。CLAHE 算法吸收了 AHE 算法与局部直方图均衡化技术（Local Area Histogram Equalization，LAHE）[9]的思想，在 AHE 与 CLAHE 算法基础上主要就图像灰度统计图进行处理，将特定阈值下的灰度直方图进行截取，均匀分布于各个像素级，最终限制整体对比度，达到增强图像细节成像效果的目的。杨卫中等[10]将 CLAHE 算法与窗口调节算法结合，用于水下海参养殖图片的细节增强，效果优良，但是 CLAHE 的算法基于灰度分割截取像素重新分配，容易造成图片整体灰度偏暗，像素均值偏低；在对某些灰度分布变化不大图片处理时会出现局部像素聚集，过饱和、分布不均匀等现象。董丽丽等[11]将 HE 算法与 Laplacian 算子结合起来提出基于边缘信息融合的细节增强算法（Histogram Equalization with Edge Fusion, HEEF），这种算法通过 Laplacian 高频滤波算子的处理结果与 HE 算法结果加权相加，增强图像细节，但这种算法对于细节丰富的图像处理时，结果会过度增强与出现伪轮廓，影响成像效果。

信息熵是一种可以衡量图像成像状况的重要属性，不少学者将信息熵理论用于计算机视觉领域。Hrzic 等[12]将信息熵用于医学 X 射线图像的边缘检测，用熵算子进行图像目标形状、灰度分布的局部自适应，较好地检测并表现出了 X 射线图像中目标区域的边缘。候幸林等[13]根据图像局部信息熵的大小随曝光时间的变化规律，确定局部信息熵最大时的曝光时间，有效避免图像过曝光的缺点。Ye 等[14]将离散熵、互信息、相对熵用于测量评估真彩色图像对比度增强的效果，证明信息熵测量真彩色图像增强效果与实际肉眼观测结果更符合，且适应色彩范围较大与复杂纹理的真彩色的图像。TPEM[15](Tone-Preserving Entropy Maximization) 与 EDSHE[16](Entropy-based Dynamic Sub-Histrogram Equalization)算法直接利用信息熵反映图像细节与灰度分布的特点，将信息熵用于算法模型参数的求取，但并没有直接利用信息熵设计算法模型。Chari 等[17]将信息熵与图像阈值分割结合，利用图像分割中各个灰度阈值点的熵值判断最优阈值，性能优于 OTSU 方法。戴声奎等[18]提出基于最大信息熵模型的双直方图均衡化算法（Maximum Entropy Model Based Bi-Histogram Equalization, MEMBHE），用最大熵点作为图像直方图分割点分割灰度直方图，从而对图像直方图分区域处理，扩大了算法的动态优化范围。根据前人的成果，可以将信息熵用于图像细节增强。

为了增强亮度过大的图像的成像细节，同时避免其他增强方法的亮度偏暗、灰度“吞噬”、成像效果不自然等缺点，结合 AHE 算法分块处理与 CLAHE 算法分割灰度的思想，提出对比度弱化的图像信息熵统计直方图自适应均衡化算法（Contrast-reduced Adaptive Entropy Histogram Equalization, CRAEHE）。此算法基于图像各像素级统计信息熵，并同时考虑离散信源信息熵的性质与人眼的视觉特点，吸收灰度图均衡化系列诸多算法的有益思想，在信息熵域进行处理，实现图像整体成像状况改善与细节增强。

1 CRAEHE 原理模型

CRAEHE 算法吸收 AHE 算法的分块处理思想与 CLAHE 算法对灰度分布进行分割、钳制的思想，引入信息熵域，利用信息熵的可加性、对称性、扩展性等性质[19]，分割补充信息熵并结合图像信息熵直方图均衡化算法而提出的。其基本思想是均衡化图像灰度

级熵值，减小局部灰度级信息熵，在统计直方图上将分割的信息熵部分补充到信息熵不足的灰度级上，从而达到弱化整体对比度、平滑熵值统计平方图分布状况、限制噪声效应与增强细节的目的，算法的工作过程见图 1。

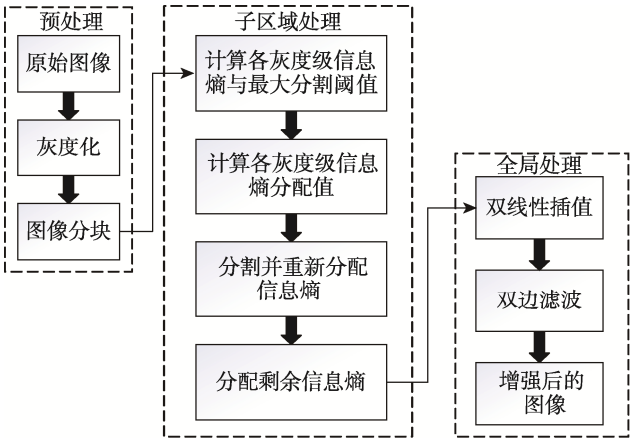


图 1　算法示意

Fig.1 Schematic diagram of the algorithm

设图像为 $m\times n$ 的灰度图像 G，任意位置 $(x,y)(1\leqslant x\leqslant m,1\leqslant y\leqslant n)$ 对应的像素值 $g(x,y)$ $(0\leqslant g(x,y)\leqslant L-1)$，$L$ 为灰度级总数。

CRAEHE 算法基本可以分为预处理、子区域处理、全局处理等部分，各部分步骤如下所述。

2.1　预处理

根据文献[1]，要实现自适应，即根据图像不同区域的灰度分布状况而处理。设分割系数为 c，将图像分割成 $c\times c$ 个子区域，各个子区域不相互重叠但相连，c 的值可以根据实际效果调整。

2.2　子区域处理

1）计算各个子区域里各个灰度级的信息熵，得出每个子区域信息熵和与子区域的图像信息熵统计直方图。第 k 级灰度信息熵 $E(k)_i$ 可由式（1）得出。

$$E(k)_i=-\sum_{k=0}^{N_{\text{num}}-1}p(k)_i\log_2 p(k)_i \qquad (1)$$

$$k=(0,1,2,3\cdots N_{\text{num}}-1)$$

式中：k 为子区域内灰度级；N_{num} 为子区域内灰度级的个数；$P(k)_i$ 为第 k 级像素的出现概率，i 为子区域编号。平均分配到每个子区域内的灰度级信息熵平均值 E_{average} 为：

$$E_{\text{average}}=\frac{\max\left(\sum_{k=\min(k)}^{N_{\text{block}}}E(k)\right)_i}{N_{\text{block_gray}}} \qquad (2)$$

式中：N_{block} 为子区域灰度级总数；$N_{\text{block_gray}}$ 为每个子区域内要被分配到分割的信息熵的灰度级数目。

在实际信息熵分割时，分割信息熵的最大分割阈值 E_{clip} 为：

$$E_{\text{clip}}=E_{\text{average}}\times N_{\text{clip}} \qquad (3)$$

式中：E_{clip} 为修剪系数，各灰度级信息熵最大不能大于 E_{clip}。

2）将剪切的信息熵求和，每个子区域的每个灰度级重新分配到的剪切熵值 E_{accept} 为：

$$E_{\text{accept}}=\frac{E_{\sum\text{clip}}}{N_{\text{block_gray}}} \qquad (4)$$

式中：$E_{\sum\text{clip}}$ 为分割信息熵的总和。

3）根据信息熵的扩展性[20]与图像信号理论，分割并重新分配信息熵，先对各灰度级对应信息熵统计值进行判断，然后分配信息熵给符合要求的灰度级。E_{step} 为分配剩余信息熵的步进步长，分配原则见式（5）。

$$E_{\text{step}}=\text{int}\left(\frac{N_{\text{block_gray}}}{E_{\text{remain}}}\right) \qquad (5)$$

2.3　全局处理

1）对处理后的图像子区域的信息熵直方图，利用信息熵直方图均衡化算法（Entropy Histogram Equalization, EHE）进行处理，得到每个子区域的灰度分布统计图 $f_i(k_i)$ 为：

$$f_i(k_i)=\frac{N_{\text{block_gray}}}{\max\left(\sum_{k_i=0}^{N_{\text{block_gray}}}E(k_i)\right)}\sum_{k_i=\min(k_i)}^{N_{\text{block_gray}}}E(k_i)-1$$

$$i=(0,1,2,3\cdots c^2-1) \qquad (6)$$

式中：k_i 为每个子区域的各个像素灰度级，i 为分割后的子区域的编号。此步骤并不直接恢复每一子区域的灰度图像 S_i。

2）用双线性插值法去除块状感与不平衡感。在插值同时，使用公式 $S_i(x,y)=f_i(g_i(x_i,y_i))$ 恢复各子区域图像，$g_i(x_i,y_i)$ 为子区域灰度值，x_i,y_i 为子区域坐标。

如图 2[21]所示，双线性插值具体插值方法是选择

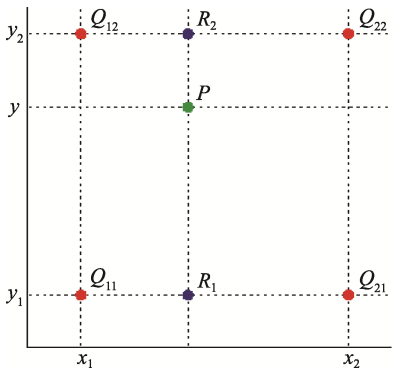


图 2　双线性插值算法

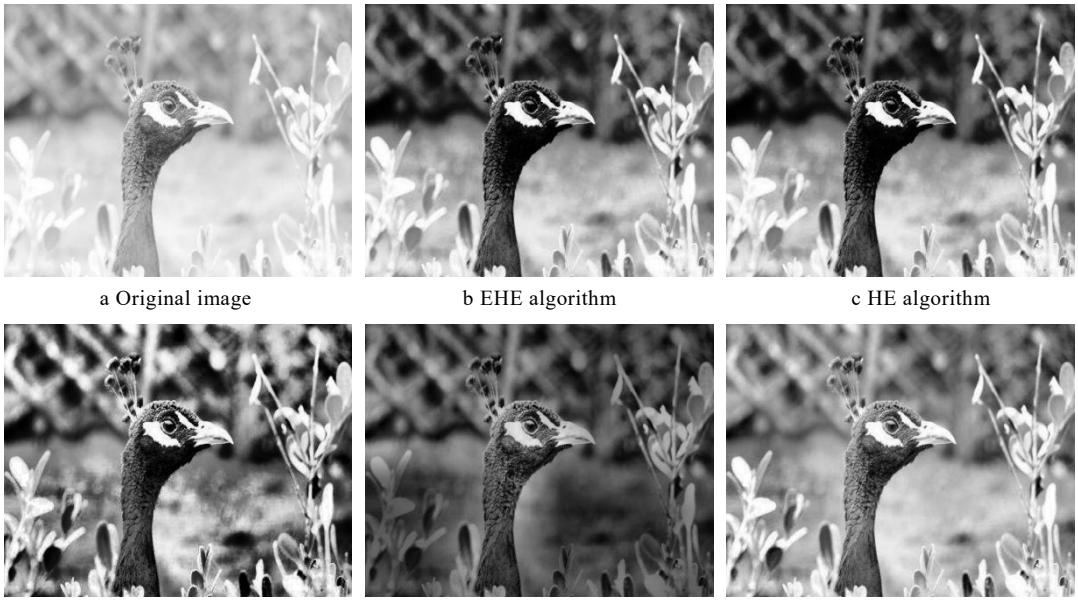
Fig.2 Bilinear interpolation algorithm

每个子区域的中心点作为参考点，对 4 个参考点内的像素点进行双线性插值，每个点的新像素值由其附近的 4 个参考点的对应区域映射决定。

3）对于插值过的整体图像进行轻微地双边滤波平滑处理，去除毛刺并使得效果更自然。

3　实验与结果分析

文中算法的实验硬件平台为 DELL 电脑，2.4 GHz，四核 Intel i5-4210 处理器，8 G 内存。实验软件平台为 OpenCV3.4 与支持 Python3.7 的 Pycharm 2019 编译器。实验图像样本选自 USC-SIPI 和 CBSD432 数据集，对因光照过亮产生的局部对比度过大、造成图像部分区域显示不清楚的图像进行处理，文中具体原则是选取有连续图像区域灰度阈值大于 235 且该区域图像信息显示不清的图像。为了评价文中提出的 CRAEHE 算法的效果，分别与 EHE 算法、HE 算法、AHE 算法、CLAHE 算法做对比，将每种算法调节到最佳效果，不同类型图像经不同算法处理结果的对比见图 3—5，不同算法处理结果的信息熵统计直方图或灰度直方图见图 6—8。

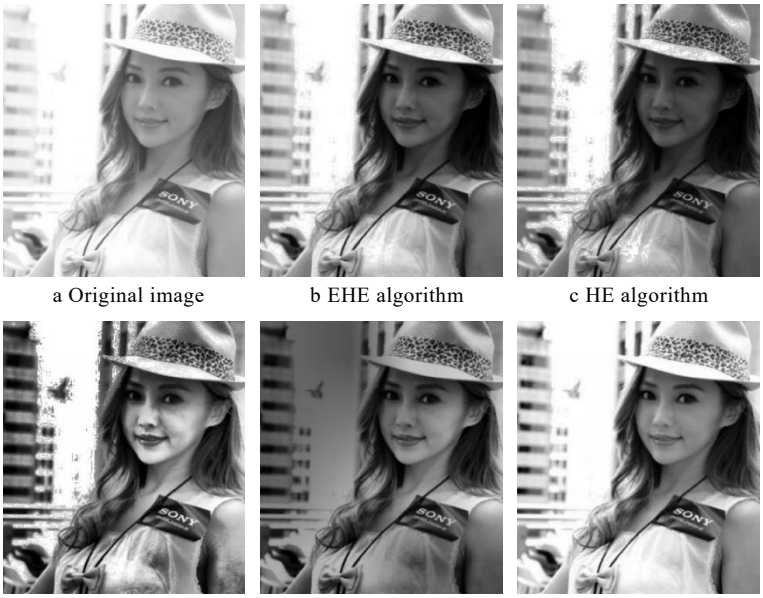


a Original image　b EHE algorithm　c HE algorithm

d AHE algorithm　e CLAHE algorithm　f CRAEHE algorithm

图 3　过亮动植物图像经过不同算法处理的效果

Fig.3 Effect of the over-lighted animal and plant image processed by different algorithms



a Original image　b EHE algorithm　c HE algorithm

d AHE algorithm　e CLAHE algorithm　f CRAEHE algorithm

图 4　过亮背景的人物图像经不同算法处理的效果

Fig.4 Effect of the image of a person with an over-lighted background processed by different algorithms

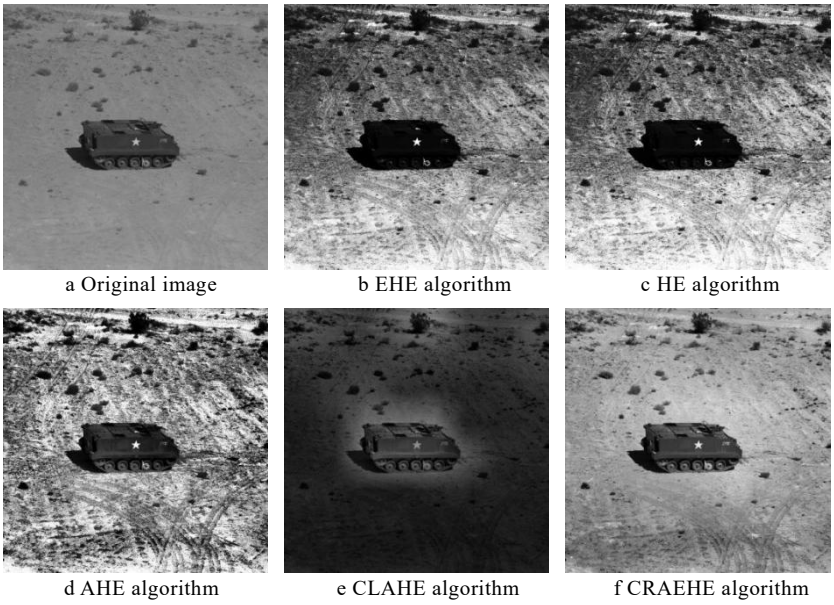


图 5　稍亮原野图像经过不同算法处理的效果

Fig.5 Slightly bright wilderness image processed by different algorithms

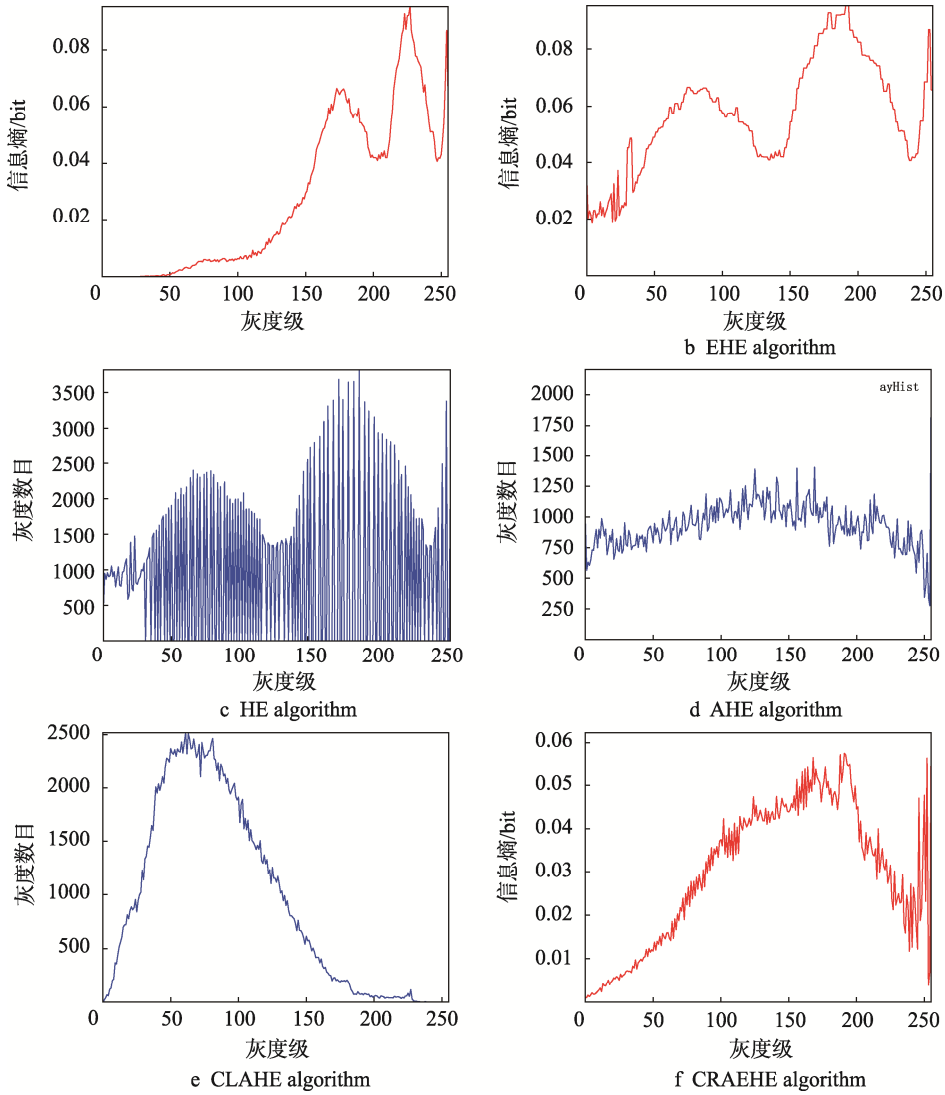


图 6　过亮动植物图像经过不同算法处理过后图像的灰度直方图或者信息熵直方图

Fig.6 Gray histogram or information entropy histogram of the over-lighted animal and plant image processed by different algorithms

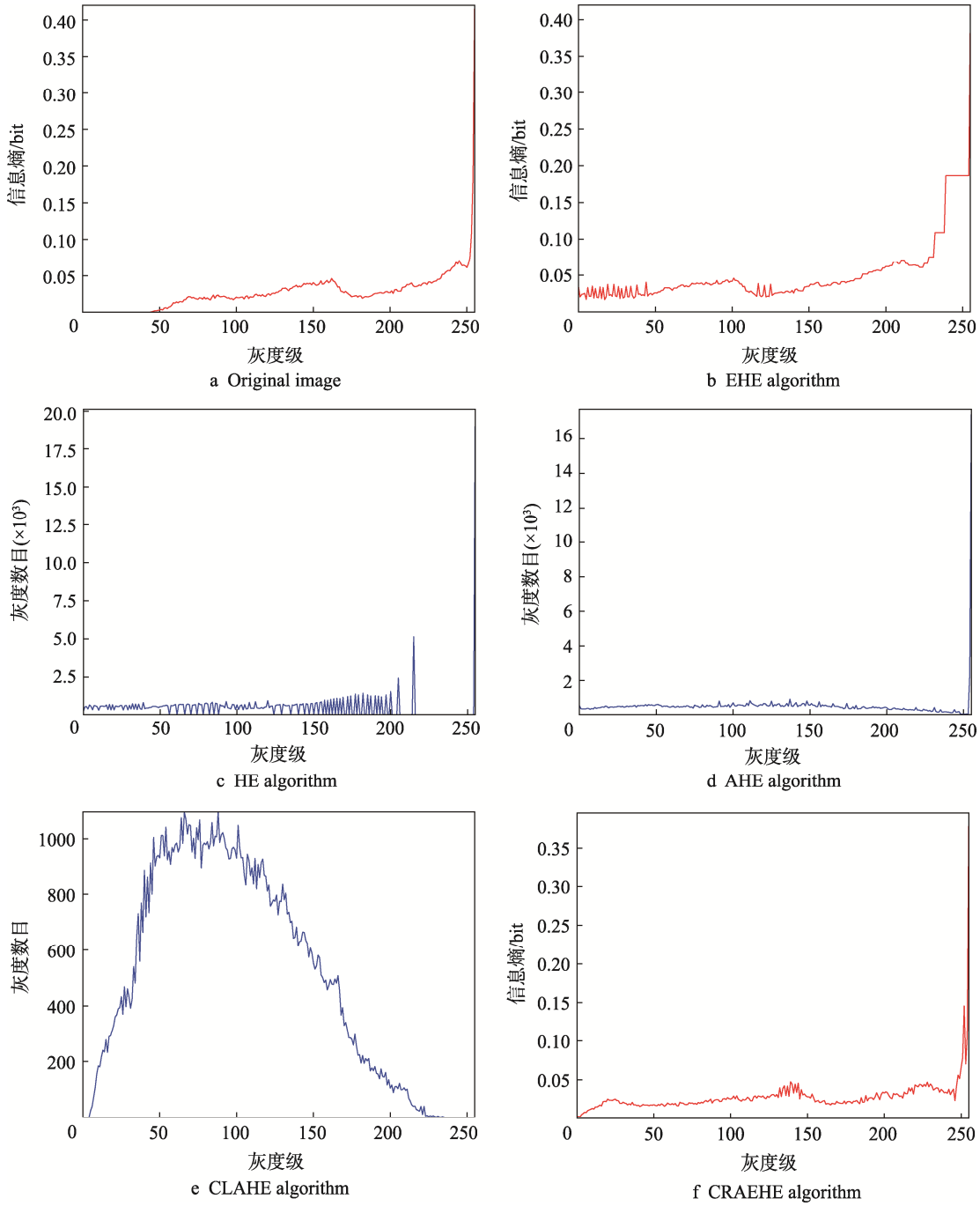


图 7　过亮背景的人物图像经过不同算法处理过后图像的灰度直方图或者信息熵直方图

Fig.7 Gray histogram or information entropy histogram of the image of a person with an over-lighted background processed by different algorithms

3.1　图像质量主观定性评价

观察图 3—5 的各算法增强效果，HE 算法虽然可以有效扩大灰度级动态分布范围，但是图 4c 与图 5c 中，部分处理图像有灰度“吞噬”、过暗、伪轮廓现象。这是因为 HE 算法只改变原图像同一灰度级所有像素的灰度[22]。EHE 算法与其相比，可以扩大灰度级信息熵分布范围，但是没有 HE 算法处理结果出现的灰度“吞噬”、伪轮廓等缺点。观察自适应的 AHE 算法的处理结果，AHE 算法适合于图像灰度分布统计变化较大的图像，灰度分布统计变化不大的图像使用 AHE 算法处理，如图 4d 与图 5d，也会产成过增强（产生伪轮廓、区域饱和度过高、偏暗等现象）与成像不自然现象。CLAHE 算法与文中 CRAEHE 算法均可以弱化图像对比度，增强图像细节，见图 3e 与图 3f，图 4e 与图 4f，图 5e 与图 5f 这 3 组对照所示，其中图 3a 是原图，CLAHE 与 CRAEHE 均可以增强图 3a 中光照过亮造成成像不清的图像中的花瓣，也可以增

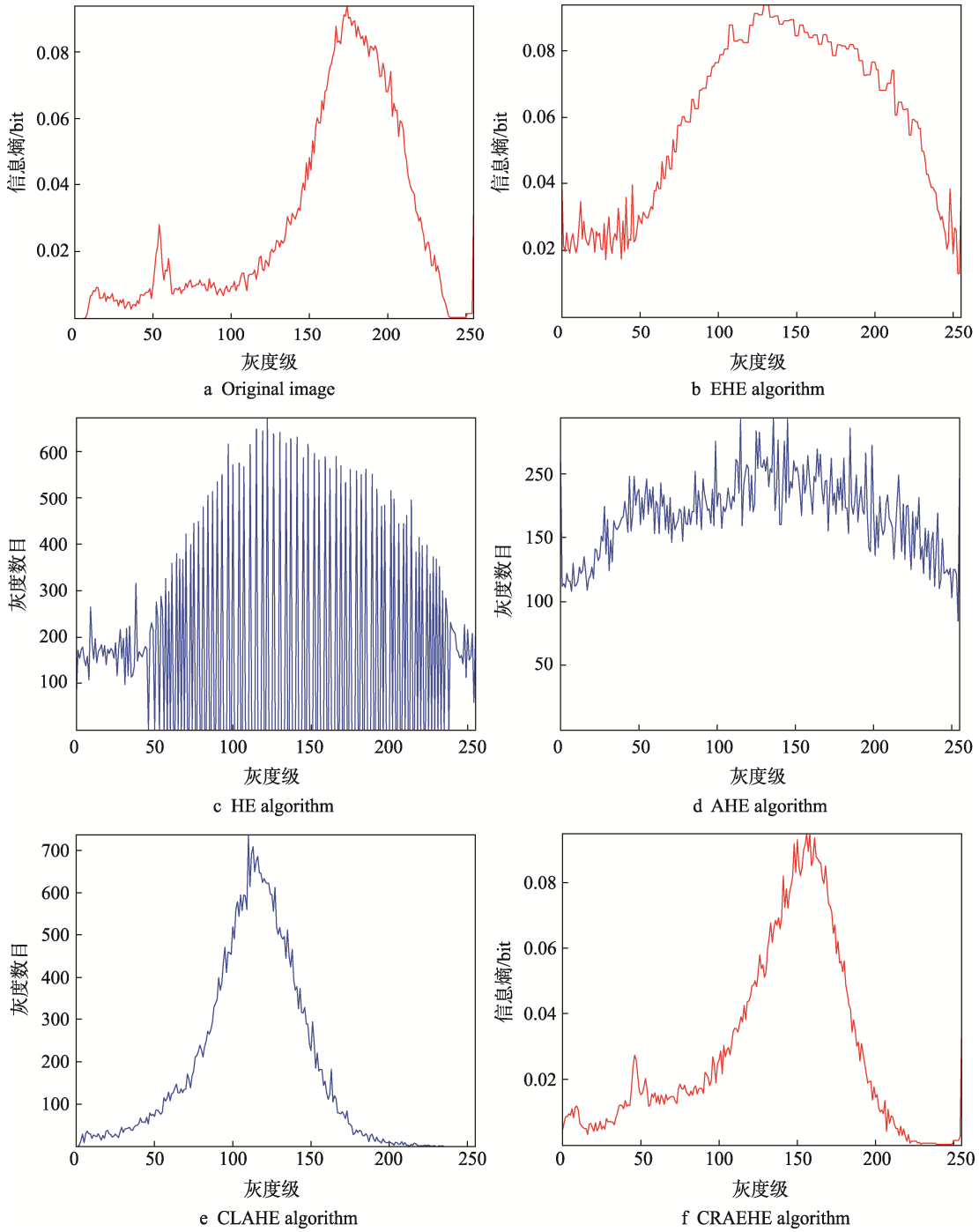


图 8　稍亮原野图像经过不同算法处理过后图像的灰度直方图或者信息熵直方图

Fig.8 Gray histogram or information entropy histogram of the slightly bright wilderness image processed by different algorithms

强图 4a 左上部分过亮背景里的飞鸟状暗色图案，但相比于 CLAHE 算法，CRAEHE 算法增强后整体图像亮度与成像效果更接近于原图，CLAHE 不能克服其固有的处理后图像亮度过暗的缺陷。在对光照稍亮的原野图的增强实验中，如图 5，CRAEHE 增强了原野中草丛与车辙细节，亮度接近原图、坦克车细节清楚，并没有出现 AHE 算法的如图 5d 的过增强与过饱和现象，也没有 HE 算法局部过暗、灰度级“吞噬”造成的坦克轮子细节无法辨识现象，CLAHE 算法则整体亮度过暗，整体灰度级分布也如图 8 所示偏向较小灰度级，成像效果最不理想，相比 CLAHE 算法，CRAEHE 算法的光照范围适应度更广。综上所述，较其他算法，CRAEHE 算法各方面综合性能更优。

3.2　图像质量客观定量评价

人的主观评价带有一定局限性，为证明文中算法的有效性，引入图像质量客观评价方式评价，图像客观评价方式通常分为 2 类，即全参考图像质量评价指

标与无参考图像质量评价指标。因为文中算法主要针对图片进行细节增强，缺乏理想的参考图像，不适合使用例如峰值信噪比（Peak Signal to Noise Ratio，PSNR）和结构相似度[23]（Structure Similarity Index, SSIM）等全参考图像质量评价指标，故选择无参考图像质量评价指标来评价。

根据实验结果图 3—5，可以看出在对亮度过大图像进行细节增强方面，AHE 算法会因为过增强现象，图像出现标准差与梯度过大。对 3 张样本图像处理效果图的客观评价指标值与原图指标值分别做统计求差计算并求平均指标值变化率，经过计算，AHE 算法处理的 3 个图的标准差较原图提高了 108.51%，平均梯度提高了 156.36%，但成像效果并不好，尤其在原野图增强处理中，标准差提高了 202.81%，平均梯度提升了 592.85%，信息熵提高了 57.42%，细节过度增强；HE 算法也因为灰度“吞噬”与局部过饱和等不足而标准差偏大，经过计算，HE 算法处理的 3 个图平均标准差较原图提升 113.34%，平均梯度提升 156.38%，信息熵下降了 2.97%。标准差与梯度提升过大，同样在原野图处理结果中，标准差提高 212.10%，平均梯度提升 336.68%，出现像素堆积，灰度“吞噬”现象，车轮部分过暗。标准差衡量的是图像灰度值相对于均值的离散程度，标准差大的图像成像质量高，但局部过饱和、灰度集中的图像也会标准差偏大，影响图像细节。梯度提升过大说明图像边缘过度增强，会出现伪轮廓与因边缘增强过度导致的成像不自然现象。造成这种现象的原因是 HE 算法和 AHE 算法均衡化图像灰度过程中都受到图像整体灰度分布的统计特性影响。CLAHE 算法最大的不足就是灰度均值降低而整体偏暗，虽然信息熵提升了 15.98%，平均梯度提升了 23.20%，但灰度均值下降了 57.44%，标准差下降了 9.31%，在原野图处理结果中，CLAHE 算法处理结果灰度偏暗问题更加严重，像素均值下降 65.05%，灰度下降过度，图像过暗，造成这种原因是因为 CLAHE 的对像素灰度值的分割特性，削低灰度值分布高峰的同时会降低亮度，且不能同时增大图像信息量。CRAEHE 算法像素均值只下降了 13.89%，说明 CLAHE 算法灰度适应范围不如 CEAEHE 算法。CRAEHE 算法处理结果灰度更接近原图，标准差、信息熵、平均梯度都有所提升，整体效果良好；CRAEHE 算法处理结果较原图灰度均值下降了 7.94%，灰度均值适度下降有利于抑制过亮区域，使得图像整体亮度更适宜，图像灰度标准差提高了 52.22%，信息熵提高了 19.86%，平均梯度提高了 57.19%，平均梯度与信息熵提升代表图像细节得到了增强，标准差增大代表灰度等级分布范围更加合理，

表 1 不同样本图像处理结果的客观评价指标测试结果

Tab.1 Objective evaluation index test results of different sample image processing results

算法	图像	信息熵 μ	标准差 σ	信息熵 E/bit	平均梯度 $\nabla\Phi$
不加入算法	动植物图	198.1025	38.3264	6.9990	5.3960
	人物图	193.7178	58.8834	6.4094	7.7741
	原野图	127.1880	24.1090	5.0534	9.1966
EHE 算法	动植物图	133.6539	71.6960	6.9419	9.4509
	人物图	147.5323	79.9262	6.3107	11.3036
	原野图	124.5670	67.1472	4.8980	38.1331
HE 算法	动植物图	128.5515	73.8881	6.8512	9.6864
	人物图	131.4343	78.5198	6.2159	11.8855
	原野图	139.5086	75.2648	4.8624	43.3037
AHE 算法	动植物图	128.6955	69.6756	7.9152	16.8155
	人物图	140.9139	77.9514	7.0137	22.3390
	原野图	134.8061	72.7563	7.9552	63.7185
CLAHE 算法	动植物图	81.7798	39.1620	7.2726	8.1378
	人物图	99.6482	47.3119	7.5284	9.9211
	原野图	44.4450	21.4936	6.3963	8.3846
CRAEHE 算法	动植物图	147.7965	57.6937	7.7345	11.0690
	人物图	169.8489	75.8045	6.8713	11.8525
	原野图	144.8526	40.5060	7.1616	22.0596

没有 AHE，HE 算法的过增强、灰度堆积等不足，这是因为信息熵具有扩展性，某一级灰度级信息熵很大时，虽然自信息量很大，但是它对于平均信息量贡献很小。信源符号的信息概率分布越均匀，则平均不确定性越大，总体信息熵越大[24]，对部分区域信息熵分割与重新分配并不会降低图像信息量，且分割信息熵并不是对像素灰度分布直接进行操作，且每个子区域灰度级分配信息熵值自适应得出，不容易造成像素堆积。

经综合评价可知，CRAEHE 算法处理结果的综合成像效果优于其他算法，这也与主观评价结果相吻合。

4　结语

文中在传统图像灰度直方图均衡化技术（HE）基础上，结合信息熵理论，再结合自适应直方图均衡化算法（AHE）的分块思想与限制对比度自适应直方图均衡化算法（CLAHE）中的对灰度统计值分割的思想，提出对比度弱化的图像信息熵统计直方图自适应均衡化算法（CRAEHE），基于图像信息熵统计直方图进行图像对比度调节与细节增强。对于过亮的各类样本图像分别运用各算法进行处理，对比结果，CRAEHE 算法改善了 AHE 与 CLAHE 等算法的不足，可以有效地增强过亮图像的细节，各方面指标评价性能稳定、光照适应范围广、效果良好，但较其他算法时间复杂度高，今后需要进一步优化。

参考文献：

[1] STARK J A. Adaptive Image Contrast Enhancement Using Generalizations of Histogram Equalization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(5): 889—895.

[2] WANG Q, WARD R K. Fast Image/Video Contrast Enhancement Based on Weighted Thresholded Histogram Equalization[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2007, 53(2): 758—763.

[3] WHARTON E, PANETTA K, AGAINAN S. Human Vision System Based Multi-Histogram Equalization for Non-Uniform Illumination And Shadow Correctin[C]// IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing, IEEE, 2015: 729—731.

[4] TANG J R, ISA N A M. Bi-histogram Equalization Using Modified Histogram Bins[J]. Applied Soft Computing, 2017, 55: 31—43.

[5] YAO Z, LAI Z, WANG C, et al. Brightness Preserving and Contrast Limited Bi-Histogram Equalization for Image Enhancement[C]// Internatonal Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Piscataway, USA, 2016: 1872—1876.

[6] JORDANSKI M, ARSIC A, TUBA M. Dynamic Recursive Sub-image Histogram Equalization Algorithm for Image Contrast Enhancement[C]// Telecommunications Forum Telfor, Piscataway, USA, 2015: 819—822.

[7] 马夏一, 范方晴, 卢陶然, 等. 基于图像块分解的多曝光图像融合去鬼影算法[J]. 光学学报, 2019, 39(9): 1—8.
MA Xia-yi, FAN Fang-qing, LU Tao-ran, et al. Multi-exposure Image Fusion Ghost Removal Algorithm Based on Image Block Decomposition[J]. Journal of Optics, 2019, 39(9): 1—8.

[8] 张平. OpenCV 算法精解[M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 118—121.
ZHANG Ping. OpenCV Algorithm Explained[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2017: 118—121.

[9] 越甲的 bode 图. 局部直方图均衡化[EB/OL]. (2018-03-17)[2019-06-10]. https://blog.csdn.net/opencv_857310866/article/details/79592855.
Bode Diagram of Yuejia. Local Histogram Equalization[EB/OL]. (2018-03-17)[2019-06-10]. https://blog.csdn.net/opencv_857310866/article/details/79592855.

[10] 杨卫中, 徐银丽, 乔曦, 等. 基于对比度受限直图均衡化的水下海参图像增强方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 197—203.
YANG Wei-zhong, XU Yin-li, QIAO Xi, et al. Enhancement Method of Underwater Sea Cucumber Image Based on Contrast-constrained Histogram Equalization[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2016, 32(6): 197—203.

[11] 董丽丽, 丁畅, 许文海. 基于直方图均衡化图像增强的两种改进办法[J]. 电子学报, 2018, 10(46): 2367—2374.
DONG Li-li, DING Chang, XU Wen-hai. Two Improved Methods of Image Enhancement Based on Histogram Equalization[J]. Journal of Electronics, 2018, 46(10): 2367—2374.

[12] HRZIC F, JANSKY V. Information Entropy Measures and Clustering Improve Edge Detection in Medical X-Ray Images[J]. IEEE Opatija Croatia, 2018, 5(25): 164—166.

[13] 侯幸林, 罗海波, 周培培. 基于局部信息熵最大多曝光控制方法[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(7): 263—269.
HOU Xing-lin, LUO Hai-bo, ZHOU Pei-pei. Maximum Multi-exposure Control Method Based on Local Information Entropy[J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(7): 263—269.

[14] YE Z M, HABIB M. Adaptive Enhancement of Gray Level and True Color Image with Quantitative Measuerment Using Entropy and Relative Entropy[C]// IEEE 40th Southeastern Symposium on System Theory, 2008, 32(17): 127—131.

[15] NIU Y, WU X, SHI G. Image Enhancement by Entropy Maximization and Qualization Resolution Upconver-

sion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(10): 4815—4827.

[16] PARIHAR A, VERMA O P. Contrast Enhancement Using Entropy-based Dynamic Sub-histogram Equalization[J]. Iet Image Processing, 2016, 10(11): 799—802.

[17] CHARI S K, GUPTA A, GUPTA P, et al. Threshold Selection in Image Segmentation Using Parametric Entropy Measures[C]// IEEE Fourth International Conference on Image Information Processing, 2017, 16(3): 273—277.

[18] 戴声奎, 钟峥. 基于最大熵模型的双直方图均衡化算法[J]. 电子学报, 2019, 47(3): 679—683.
DAI Sheng-kui, ZHONG Zheng. Double Histogram Equalization Algorithm Based on Maximum Entropy Model[J]. Chinese Journal of Electronics, 2019, 47(3): 679—683.

[19] 田宝玉, 杨洁, 贺志强, 等. 信息论基础(第2版)[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2016: 25—29.
TIAN Bao-yu, YANG Jie, HE Zhi-qiang, et al. Information Theory Foundation (2nd Edition)[M]. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2016: 25—29.

[20] 冯桂, 周林. 信息论与编码[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 21.
FENG Gui, ZHOU Lin. Information Theory and Coding[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 21.

[21] 穿越 5 极限. 双线性插值算法的详细总结[EB/OL]. (2016-04-22)[2019-10-12]. https://blog.csdn.net/xjz18298268521/article/details/51220576.
Crossing 5 Limits. A Detailed Summary of the Bilinear Interpolation Algorithm[EB/OL]. (2016-04-22)[2019-10-12]. https://blog.csdn.net/xjz18298268521/article/details/51220576.

[22] 吴成茂. 直方图均衡化的数学模型研究[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 598—602.
WU Cheng-mao. Mathematical Model of Histogram Equalization[J]. Journal of Electronics, 2013, 41(3): 598—602.

[23] 赵亚丹. 高效无参考图像质量评价方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019: 8—11.
ZHAO Ya-dan. Research on Evaluating Method of Efficient and No-reference Image Quality[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019: 8—11.

[24] 刘宴涛, 王雪冰, 秦娜. 信息论: 经典与现代[M]. 北京: 电子工业出版社, 2019: 64.
LIU Yan-tao, WANG Xue-bing, QIN Na. Information Theory: Classics and Moderns[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2019: 64.