

基于快速模糊聚类的动态多直方图均衡化算法

江巨浪,刘国明,朱 柱,黄 忠,郑江云
(安庆师范大学电子工程与智能制造学院,安徽安庆 246133)

摘 要: 为了提高直方图均衡化方法对不同亮度图像的适用性,提出一种基于图像聚类的动态多直方图均衡化算法.采用基于直方图加权的模糊C-均值聚类算法对图像进行快速聚类,并采用聚类质量评价指标确定最佳聚类个数.对于每个子图像的直方图,以像素数量均值作为幅度极值进行裁剪,根据原有灰度区间与像素占比重新分配动态范围.基于裁剪的直方图对每个子图像进行独立的均衡化,并映射到新的灰度区间.采用多种亮度特征的测试图像对算法性能进行了验证,并与直方图均衡化、递归均值分割的直方图均衡化、递归分割与加权的直方图均衡化、动态直方图均衡化、基于熵的动态子直方图均衡化、基于模糊分割的双直方图均衡化算法进行比较.实验结果表明,该算法增强的图像具有适中的对比度以及比其他算法更大的平均信息熵、更小的NIQE平均值.该算法对于多种亮度特征的图像均具有良好的适应性,能够有效避免过度增强与细节丢失,图像增强的视觉质量优于其他同类算法.

关键词: 图像增强;直方图均衡化;多直方图;模糊聚类;直方图裁剪;动态范围分配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)01-0167-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20201040

Dynamic Multi-Histogram Equalization Based on Fast Fuzzy Clustering

JIANG Ju-lang, LIU Guo-ming, ZHU Zhu, HUANG Zhong, ZHENG Jiang-yun

(College of Electronic Engineering and Intelligent Manufacturing, Anqing Normal University, Anqing, Anhui 246133, China)

Abstract: In order to improve the applicability of histogram equalization method to images of different brightness, a dynamic multi-histogram equalization algorithm based on image clustering is proposed. The fuzzy c-means clustering algorithm based on weighting of histogram is used for fast image clustering, and the optimal number of clusters is determined by clustering quality evaluation index. For the histogram of each sub image, clipping is done using the average number of pixels as the amplitude extremum, and the dynamic range is reallocated according to the original gray range and pixel proportion. Each sub-image is equalized individually based on the clipped histogram and mapped to a new gray range. The performance of the algorithm is verified by using test images with different luminance characteristics, and compared with other algorithms such as histogram equalization(HE), recursive mean separate histogram equalization(RMSHE), recursively separated and weighted histogram equalization(RSWHE), dynamic histogram equalization(DHE), entropy-based dynamic sub-histogram equalization(EDSHE), fuzzy-based histogram partitioning for bi-histogram equalization(FHPBHE). The experimental results show that the enhanced image by the proposed algorithm has moderate contrast, larger average information entropy and smaller average NIQE. The algorithm has good adaptability to various brightness features of the image, can effectively prevent over-enhancement and loss of details, and the visual quality of image enhancement is better than other similar algorithms.

Key words: image enhancement; histogram equalization(HE); multi-histogram; fuzzy clustering; histogram clipping; dynamic range allocation

1 引言

对比度增强技术被广泛用于改善图像视觉质量、提高机器视觉对图像关键特征的感知能力^[1,2].在对比

度增强的各类方法中,直方图均衡化(Histogram Equalization, HE)因其简单性和有效性得到广泛应用.该方法利用图像直方图信息确定灰度级映射函数,通过自动拉伸图像动态范围获得较高对比度.传统HE算法容

易导致过度扩展高频灰度级区间而产生过度增强,以及过度合并低频灰度级而引起细节丢失.同时,HE算法的输出图像平均亮度是与原图像亮度无关的恒定值,容易导致图像真实感丢失与视觉效果不自然^[3,4].

针对HE算法的过度增强与细节丢失问题,基于修改直方图的方法被提出^[5].该方法通过限制高频灰度级的压倒性优势,改善了图像中高频度灰度级所在区域的过度增强与低频度灰度级所在区域的细节丢失.由于修改后的直方图幅度受到限制,该方法在保留图像细节的同时也减弱了图像整体增强效果.为了解决这一矛盾,研究者们提出了多种不同策略以控制与平衡直方图中高频和低频灰度级的增强率^[6-9].多直方图均衡化是改进HE算法的另一种有效途径.该方法将图像直方图分割为多个子直方图,让图像增强在每个子直方图中独立进行,避免了高幅值子直方图对低幅值子直方图动态范围的过度压缩,达到避免过度增强与保持细节的目的.多直方图均衡化的另一个功能是在一定程度上保持了原图像亮度.双直方图均衡化方法最早被提出,在确定直方图分割阈值的策略上提出了一些典型算法,包括亮度保持的双直方图均衡化算法(Brightness preserving Bi-Histogram Equalization, BBHE)^[10]、二元子图像直方图均衡化算法(Dualistic Sub-Image Histogram Equalization, DSIHE)^[11]、最小平均亮度误差的双直方图均衡化算法(Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization, MMBEHE)^[12]、基于阈值和优化的直方图均衡化算法(Thresholded and Optimized Histogram Equalization, TOHE)^[13]、基于最大熵模型的双直方图均衡化算法(Maximum Entropy Model based Bi-Histogram Equalization, MEMBHE)^[14]、基于模糊分割的双直方图均衡化算法(Fuzzy-based Histogram Partitioning for Bi-Histogram Equalization, FHPBHE)^[15].这些算法具有一定的图像亮度保持能力,在不同程度上改善了过度增强与细节丢失,比传统的HE算法能够获得更自然的增强效果.基于进一步提高图像增强质量的需要,多直方图均衡化方法被提出.子直方图数量与分割阈值是多直方图均衡化的两个关键问题,对图像增强结果直接产生重要影响^[16].直方图分割数量越多,越有利于保留图像亮度以及图像局部细节,但太多的子直方图使图像增强效果明显减弱.此外,如果分割直方图的阈值选择不当,会导致子直方图内部存在主导性灰度级成分,进而导致过度增强.目前,多直方图的分割阈值选择方法大体可分为两类.一类方法是由用户指定子直方图分割数量,其中的典型算法包括递归均值分割的直方图均衡化算法(Recursive Mean Separate Histogram Equalization, RMSHE)^[17]、递归的子图像直方图均衡化

算法(Recursive Sub-Image Histogram Equalization, RSIHE)^[18]、递归分割与加权的直方图均衡化算法(Recursively Separated and Weighted Histogram Equalization, RSWHE)^[19]、基于图像聚类的多直方图均衡化算法^[20].在这些算法中,没有对直方图分割数量提出一个最优的选择方案,需要用户自行选择.另一类方法能够自动确定直方图分割的数量,典型算法包括四元动态直方图均衡化算法(Quadrants Dynamic Histogram Equalization, QDHE)^[21]、动态直方图均衡化算法(Dynamic Histogram Equalization, DHE)^[22]、基于熵的动态子直方图均衡化算法(Entropy-based Dynamic Sub-Histogram Equalization, EDSHE)^[23]、基于曝光区域的多重直方图均衡化算法(Exposure Region-based Multi-Histogram Equalization, ERMHE)^[24].

多直方图均衡化方法通过对直方图分割与独立的均衡化处理,显著改善了高值直方图区域的过度增强与低值直方图区域的细节退化.然而,现有的多直方图均衡化算法尽管对于某些特定类型的图像取得了令人满意的效果,但仍然缺乏对不同亮度特征的图像的普适性.对此,本文提出一种基于快速模糊聚类的动态多直方图均衡化算法.通过采用直方图加权的模糊C-均值聚类(Fuzzy C-Means, FCM)与最优Davies-Bouldin Index(DBI)标度量方法,实现对直方图的快速自动分割.在子直方图均衡化过程中,综合运用直方图裁剪与动态范围分配方法,避免直方图均衡化引起的过度增强与细节退化.通过与现有同类算法的性能比较,验证该算法在处理不同亮度图像时的整体性能的优越性.

2 算法描述

2.1 直方图分割

采用图像聚类方法,将原图像分割为若干子图像,并依据每个子图像的灰度区间对图像直方图进行分割.使用DBI指数作为聚类质量好坏的评价指标,以确定最佳聚类个数.

2.1.1 基于直方图加权的FCM快速聚类

FCM作为一种无监督聚类算法,在图像聚类中得到广泛应用^[25].采用FCM算法对图像进行聚类时,如果将所有像素灰度值直接作为数据样本将会使聚类过程十分耗时,且运行时间随图像尺寸增大而急剧增加.本文将图像的所有灰度级及其频度共同作为待聚类的数据样本,构造一种基于直方图加权的FCM图像快速聚类算法.由于样本数目是一个与图像尺寸无关的常向量(即数字图像常用的256个灰度级),算法效率得到大幅度提升,并且完全不受图像尺寸增加的影响.令数据样本为图像 X 的所有灰度级构成的向量 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_n\}$,图像灰度直方图为 $h = \{h_1, h_2, \dots, h_n\}$,

其中 $n=256$. 令图像聚类个数为 c , 聚类中心为 $V = \{V_1, V_2, \dots, V_c\}$. 用一个 $n \times c$ 的矩阵 $U = [\mu_{i,j}]^{n \times c}$ 描述聚类结果. 其中 $\mu_{i,j} \in [0, 1]$, 表示第 i 个样本 G_i 属于第 j 类的隶属度. 对于 $\forall i$, 有 $\sum_{j=1}^c \mu_{i,j} = 1$; 对于 $\forall j$, 有 $1 < \sum_{i=1}^n \mu_{i,j} < n$. 基于直方图加权的 FCM 算法通过迭代运算对以下目标函数进行优化:

$$f = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c h_i \mu_{i,j}^b \|G_i - V_j\|^2 \quad (1)$$

该目标函数在传统 FCM 算法基础上增加了一个基于灰度直方图 h 的权重因子. b 为模糊指数, 通常取值为 2. 令 f 分别对 $\mu_{i,j}$ 与 V_j 的偏导数为 0, 可获得使目标函数为极小值的优化迭代公式.

$$V_j = \frac{\sum_{i=1}^n h_i \mu_{i,j}^b G_i}{\sum_{i=1}^n h_i \mu_{i,j}^b} \quad (2)$$

$$\mu_{i,j} = \frac{\|G_i - V_j\|^{-2(b-1)}}{\sum_{s=1}^c \|G_i - V_s\|^{-2(b-1)}} \quad (3)$$

采用直方图加权的 FCM 快速聚类算法, 将图像分割为 c 类, 具体步骤如下.

Step1 输入图像, 计算直方图 h , 令 $G = \{0, 1, 2, \dots, 255\}$.

Step2 输入聚类数 c . 设定迭代停止阈值 ε .

Step3 令迭代次数 $k=1$. 用随机值初始化矩阵 $U^{(k)}$, 用式 (2) 计算聚类中心 $V^{(k)}$, 用式 (1) 计算目标函数 $f^{(k)}$.

Step4 $k=k+1$. 用式 (3) 计算矩阵 $U^{(k+1)}$, 用式 (2) 计算聚类中心 $V^{(k+1)}$.

Step5 若 $\|V^{(k+1)} - V^{(k)}\| < \varepsilon$, 则迭代过程结束. 否则, 返回 Step4.

Step6 按照最大隶属度原则确定样本 G 中的每个灰度级所属类别. 根据灰度值对图像像素进行分类.

2.1.2 图像聚类个数的选择

聚类个数的合理选择, 是获得高质量图像聚类结果、提高直方图分割合理性的关键. 本文采取遍历不同聚类个数的方式, 选择对应于最优图像聚类质量的聚类个数. 考虑算法效率与便捷性, 选择 DBI 作为图像聚类质量评价指标^[26]. DBI 基于类内散度与类间距离的综合度量对聚类质量进行评价, 其数值越小表明聚类质量越好. DBI 的计算式如下:

$$DBI(c) = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \max_{j=1-c, j \neq i} \left(\frac{DW_i + DW_j}{DC_{ij}} \right) \quad (4)$$

式 (4) 中, DW_i 为第 i 类的所有样本到其聚类中心的平均距离, DC_{ij} 为第 i 类中心到第 j 类中心的距离. 通过遍

历不同聚类个数并计算对应的 DBI 值, 从中选择对应于最小 DBI 的聚类个数, 作为最佳聚类个数 c . 将 c 值的遍历范围设为 2~6, 采用基于直方图加权的 FCM 算法对图像 girl 进行聚类与直方图分割 (图 1), 表 1 记录了不同聚类个数对应的 DBI 值. 数据显示, $c=3$ 对应于最小的 DBI 值, 表明其对应于图像 girl 的最优聚类结果. 此时, 在图 1(c) 中原图像像素被大致划分为 3 个类别: 深色的头发与领结; 灰色的脸部、衣服与背景; 相对较亮的衣领. 由最小 DBI 确定的最佳 c 值对应于相对合理的聚类结果, 最佳 c 值通常随图像不同而改变.

表 1 图像聚类个数 c 与对应的 DBI 值

c	2	3	4	5	6
DBI	0.433	0.3309	0.4243	0.4249	0.4462

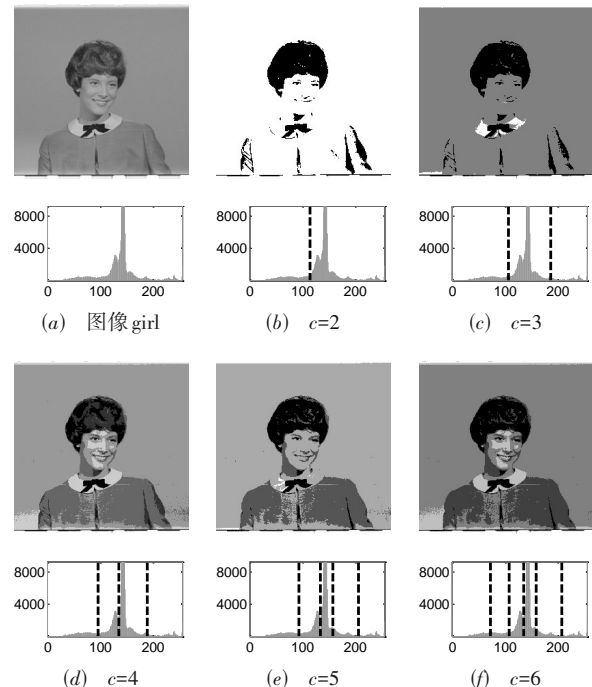


图 1 对应于不同 c 值的图像聚类及直方图分割

2.2 子直方图裁剪与动态范围分配

使用修改直方图方法, 可以控制子直方图均衡化的增强率, 以有效避免子图像的过度增强与细节退化. 本文参考 BHEPL 算法^[8], 采用子直方图均值作为幅度极限对子直方图进行裁剪. 对于第 i 个子直方图 h_i , 假设其灰度级区间为 $[G_{i1}, G_{i2}]$, 幅度极值 T_i 的计算公式为

$$T_i = \frac{1}{G_{i2} - G_{i1}} \sum_{k=G_{i1}}^{G_{i2}} h_i(k) \quad (5)$$

式 (5) 中, k 为灰度级, $k \in [G_{i1}, G_{i2}]$. 通过裁剪, 使子直

方图 h_i 中小于 T_i 的部分得到保留, 大于 T_i 的部分被限幅. 裁剪后的子直方图为 \tilde{h}_i , 则

$$\tilde{h}_i(k) = \begin{cases} h_i(k), & \text{if } h_i(k) < T_i \\ T_i, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

对于每个子直方图, 根据其原有灰度范围与像素占比分配新的动态范围. 对于子直方图 h_i , 动态范围 $span_i = G_{i2} - G_{i1} + 1$, 采用下式计算 h_i 在输出图像中的动态范围:

$$range_i = \frac{span_i \times \log N_i}{\sum_{k=1}^c span_k \times \log N_k} \times (L-1) \quad (7)$$

式(7)中, L 为图像灰度级个数. N_k 表示第 k 个子直方图包含的像素数量. 一方面, 式(7)使幅值较大的子直方图的动态范围在输出图像中得到放大, 以确保图像主体部分的对比度有更明显的增强; 另一方面, 又通过引入对数运算使这种放大作用受到限制, 以避免图像中非主体部分的细节退化.

2.3 整体算法描述

本小节描述了基于模糊聚类的动态多直方图均衡化算法, 并将其命名为 FCDMHE (Fuzzy Clustering based Dynamic Multi-Histogram Equalization) 算法. 首先遍历不同取值的聚类个数 c (本文设置为 2~6), 对图像进行 FCM 快速聚类, 并根据聚类结果的 DBI 值最小原则确定最佳聚类个数. 然后依据子图像的灰度区间对图像直方图进行分割. 对每个子图像, 在完成直方图裁剪之后再行独立的直方图均衡化处理, 并映射到新的灰度级动态范围. 最后合并所有子图像的直方图均衡化结果, 得到输出图像. FCDMHE 算法描述如下.

FCDMHE 算法

输入: 图像 X

输出: 图像 Y

- (1) FOR $c=2$ to 6
- (2) 对 X 进行基于直方图加权的 FCM 快速聚类, 并计算相应的 DBI 值
- (3) END FOR
- (4) 将 DBI 最小值所对应的 c 值记为 c_{best}
- (5) 将 X 聚类为 c_{best} 个子图像, 将直方图分割为 c_{best} 个子直方图
- (6) FOR $i=1$ to c_{best}
- (7) 对于子图像 X_i 的直方图 h_i , 以均值作为幅度极值进行裁剪, 结果为 \tilde{h}_i .
- (8) 根据 h_i 的像素占比与原有灰度级范围分配新的灰度级动态范围 $range_i$.
- (9) 基于直方图 \tilde{h}_i 对 X_i 进行直方图均衡化处理, 并映射到 $range_i$, 得到 Y_i .
- (10) END FOR
- (11) 合并所有子直方图均衡化结果 Y_i , 得到输出图像 Y

3 实验结果与分析

图 2 是用于算法性能测试的 8 幅图像. 为了考察 FCDMHE 算法对不同图像亮度特征的适应性, 测试图像包括中等亮度图像 girl 与 logic IC、低亮度图像 butterfly 与 airplane U2、高亮度图像 penguin 与 aerial、亮度不均匀图像 street 与 moon. 在图 2 的每幅图像下方绘制了 FCDMHE 算法对图像直方图的分割结果. 可以看出, 对应于最优 DBI 的图像聚类个数 (即直方图分割的数量 c) 不是一个固定的值, 随图像不同而变化. 在现有直方图均衡化算法中, 选择较为典型的 HE, RMSHE^[17], RSWHE^[19], DHE^[22], EDSHE^[23] 和 FHPHE^[15] 算法, 与 FCDMHE 算法进行图像增强结果比较. 其中, HE 算法不对直方图进行分割; FHPHE 算法的子直方图个数 $c=2$; RMSHE 与 RSWHE 算法的递归深度 r 由用户选择, 在此选择为 $r=2$, 即 $c=4$; DHE、EDSHE 与 FCDMHE 算法的 c 值都是根据具体图像计算确定的, 随图像不同而变化. 在对比算法的实验中, HE 算法采用开源代码, RMSHE、RSWHE 与 EDSHE 算法代码由本文依据原文献算法复现, DHE 与 FHPHE 算法代码由文献作者提供.

下文从以下 3 个方面对算法性能进行评价: (1) 基于视觉效果的主观评价; (2) 基于性能指标的客观评价; (3) 算法运行时间.

3.1 主观评价

为了从视觉效果上验证 FCDMHE 算法对不同图像亮度特征的适应性, 在图 2 中选择具有不同亮度特征的 4 幅测试图像, 采用不同算法得到的增强结果见图 3~6. 图 3 是对中等亮度图像 girl 的增强结果. HE 和 FHPHE 算法在人物面部、衣服上产生了过度增强, 在背景区域产生了明显噪声. DHE 算法增强的人物面部失真, 背景存在可见的噪声. RMSHE、RSWHE 与 FCDMHE 算法都获得了较为自然的增强效果. 图 4 显示了不同算法对亮度偏低且动态范围小的图像 butterfly 的增强结果. RSWHE 算法的增强效果不明显; RMSHE 算法增强的画面背景出现不自然的人工痕迹; HE 和 FHPHE 算法使花朵与背景产生了不同程度的过度增强, 并且在蝴蝶左侧翅膀的偏暗区域丢失纹理; DHE、EDSHE 与 FCDMHE 算法使画面中的蝴蝶翅膀、花朵与背景都获得了适度增强, 视觉质量较好. 图 5 显示了高亮度图像 penguin 的增强结果. HE 与 FHPHE 算法产生了过于强烈的明暗变化与不自然的视觉效果; DHE 算法的图像亮度整体偏暗; RMSHE、RSWHE 与 EDSHE 算法对于企鹅腹部与雪地的纹理没有明显的增强效果; 观察 FCDMHE 算法增强的图像, 企鹅的腹部轮廓、腹部绒毛、雪地纹理都得到了适度增强, 没有出现不自然的人工痕迹. 图 6 是对亮度不均匀图像 street 的

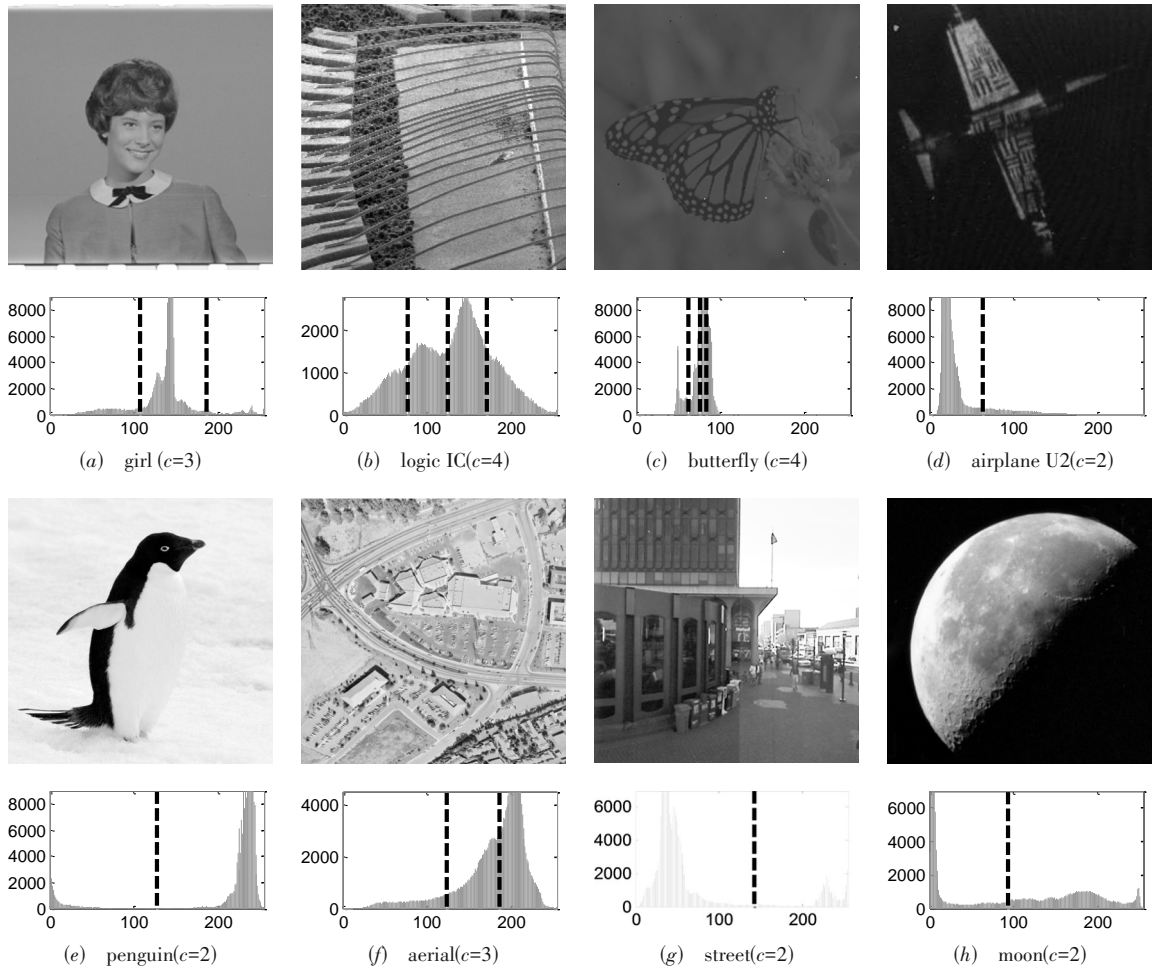


图2 用于算法性能测试的8幅图像

增强结果,原图像中左侧的背光建筑物与右侧明亮天空形成强烈的亮度反差.图像增强结果表明,只有FCDMHE算法使建筑物的门柱轮廓变得清晰可见,增强效果优于其他算法.

图像增强的视觉效果表明,只有FCDMHE算法在4种亮度特征的图像增强中全部获得了较为理想的结果,而其他算法仅在部分测试图像上获得成功.FCDMHE算法在有效增强图像细节的同时,没有出现过度增强导致的人工痕迹,处理的图像具有自然的视觉效果,对于各种亮度特征的图像具有较好的普适性.

3.2 客观评价

客观评价采用图像对比度、图像信息熵与NIQE(Natural Image Quality Evaluator)三种性能指标.

(1)图像对比度计算采用Wu给出的定义^[27],即

$$\text{Contrast} = P_0(x_1 - x_0) + \sum_{i=1}^{L-1} P_i \times (x_i - x_{i-1}) \quad (8)$$

式(8)中, L 为图像的灰度级个数; x_i 表示第*i*个灰度级; P_i 是灰度级 x_i 的分布概率.图像增强目的是适当提高

对比度.图像增强后的对比度不是越大越好,因为过高的对比度往往对应于过度增强的结果.

(2)图像信息熵的计算式为

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \times \log_2 P_i \quad (9)$$

由于直方图均衡化会引起灰度级合并,图像信息熵随着灰度级个数减少而有所降低.图像增强后的信息熵越大,代表丢失的灰度级个数越少且图像细节保留越多.

(3)NIQE是Mittal等人提出的一种无参考图像质量评价指标^[28].该算法构造了一组“图像质量感知”特征并将它们拟合成一个多元高斯模型,利用待评价图像的特征模型参数与预先建立的模型参数之间的距离评估图像质量.NIQE的值越小,代表图像质量越好.

采用不同算法对图2的8幅图像进行增强处理,将输出图像的3种性能参数分别统计于表2~表4.表的最后一行是处理所有图像的性能参数平均值.在表的每一行,对性能参数相对最好的3个数值使用了深色底纹

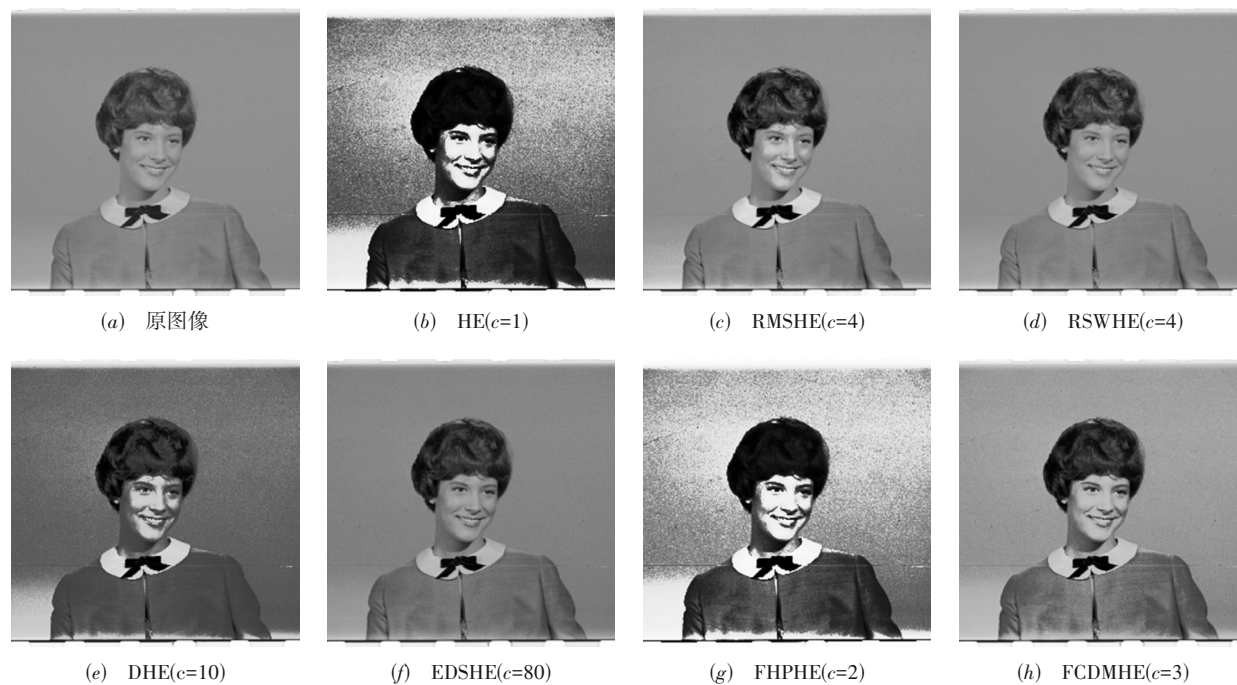


图3 中等亮度图像 girl 的对比度增强结果

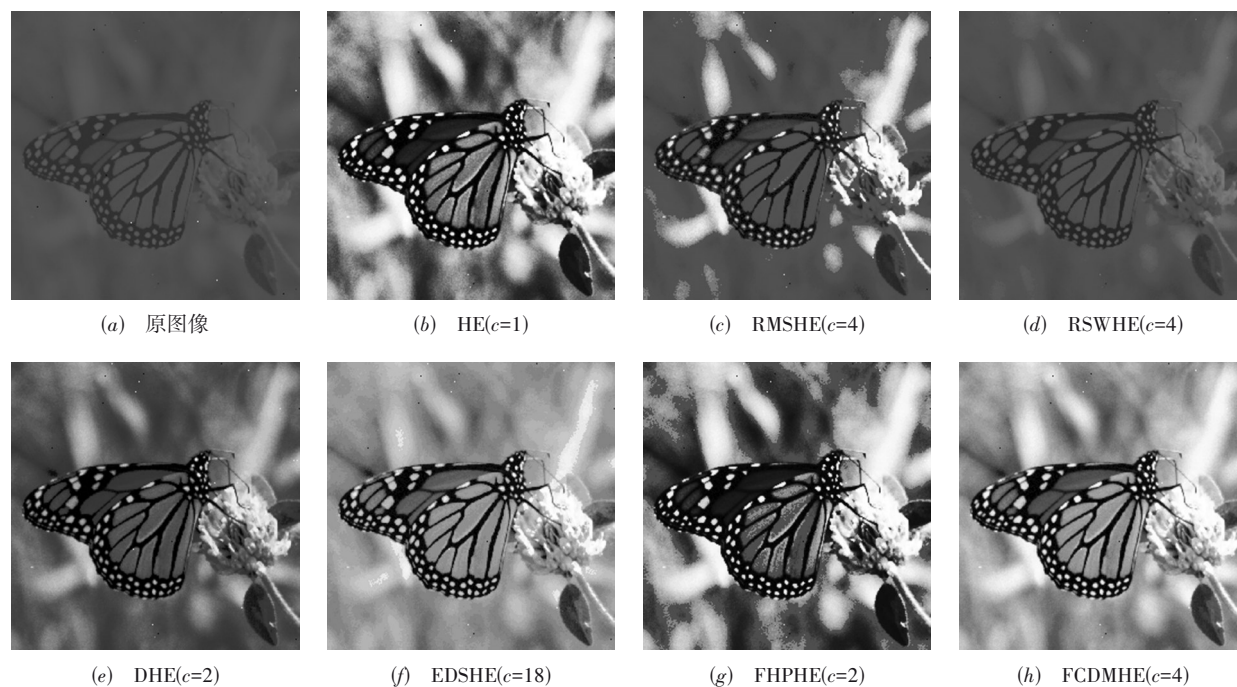


图4 低亮度图像 butterfly 的对比度增强结果

与粗体字,用于突出显示相对较大的对比度与信息熵、相对较小的NIQE值.从表2数据看,HE算法处理所有图像的对比度平均值最大,而视觉效果显示其容易产生过度增强;FCDMHE算法增强图像的对比度值处在所有算法的中间位置,主观评价结果表明其对比度增强效果是适中的.表3与表4的数据显示,FCDMHE算

法处理每一幅图像的性能参数排名都位列所有算法的前3名.该算法处理所有图像获得的平均信息熵最大,比位列第2、第3名的RSWHE与RMSHE算法分别提高了0.20%与1.85%,表明其更好地保留了图像细节;该算法处理所有图像获得的平均NIQE值最小,比位列第2、第3名的RMSHE与EDSHE算法分别降低了2.38%

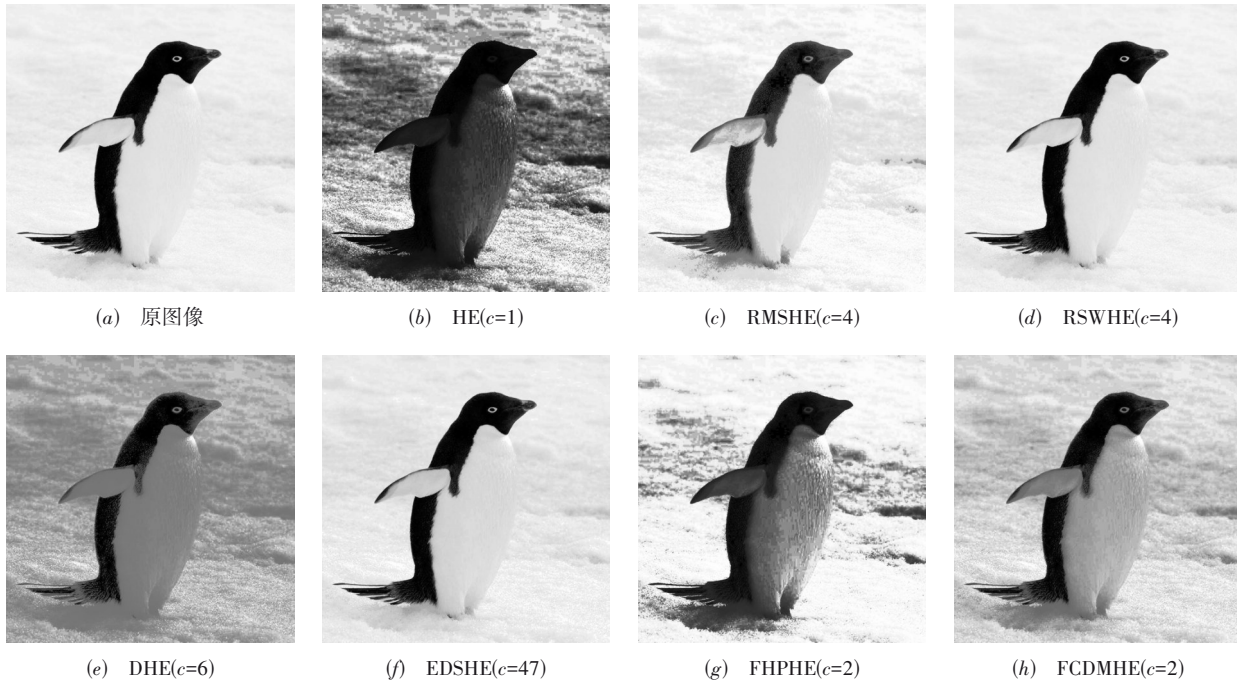


图5 高亮度图像 penguin 的对比度增强结果

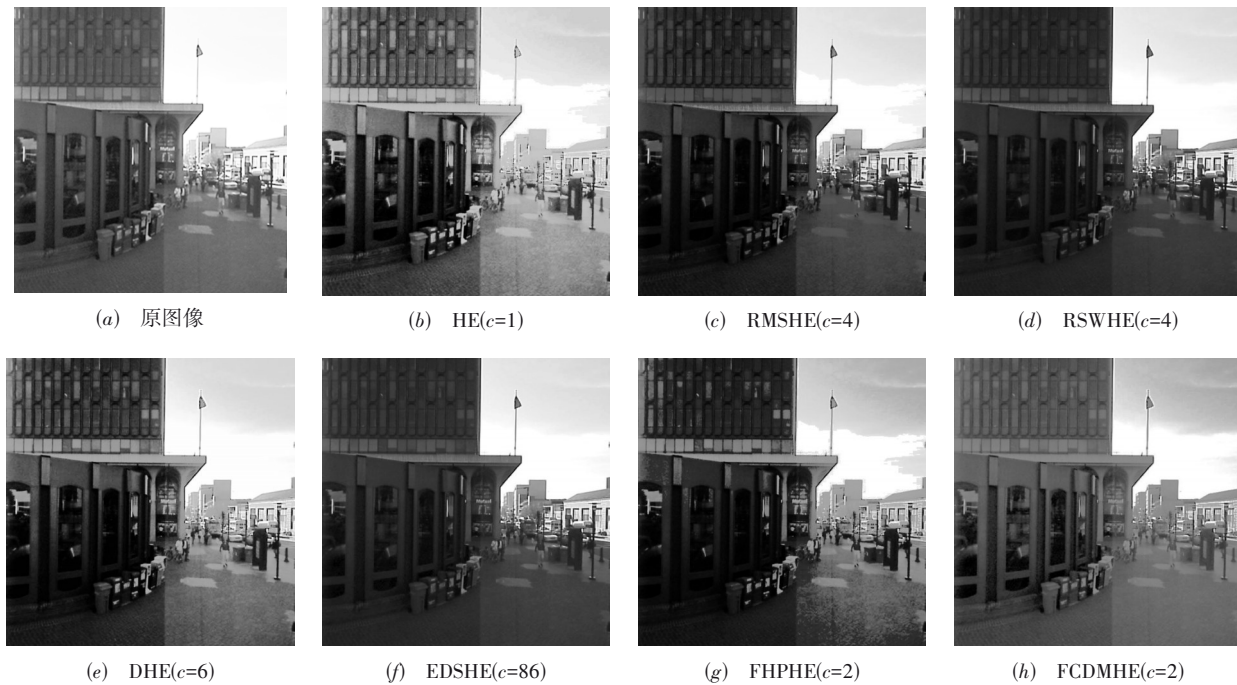


图6 中等亮度图像 street 的对比度增强结果

与 5.03%, 表明其增强的图像视觉质量更高, 视觉效果更自然. 因此, 客观性能指标表明, FCDMHE 算法对各种亮度特征的图像具有最好的普适性.

3.3 算法运行时间

本实验中, 采用 MATLAB2016a 编程, CPU 为 Intel Core(TM) i5-9400f, 内存为 4 GB, 图像尺寸为 512×512.

在以上不同算法中, HE 算法运行时间最短, 为 0.011 s; EDSHE 算法的运行时间最长, 为 0.3061 s. FCDMHE 算法运行时间为 0.2806 s. 由于该算法在遍历 5 种聚类个数的图像聚类过程中, 采用直方图加权的 FCM 聚类算法极大加速了聚类过程, 使其能够满足实时处理要求.

表 2 图像对比度统计

图像	原图	HE	RMSHE	RSWHE	DHE	EDSHE	FHPHE	FCDMHE
girl	1	13.6111	1.5842	1.0896	3.5070	2.9156	10.8299	2.8457
butterfly	1	12.5275	6.7960	1.7497	6.3114	10.7820	12.5596	8.3583
penguin	1	9.9762	2.2808	1.0640	4.0335	2.4317	5.6585	3.6768
street	1	5.1370	2.3562	1.1348	2.4996	2.0418	3.9421	1.9876
logic IC	1	4.0562	1.3032	1.1359	1.5169	1.7857	1.5534	1.2133
airplane U2	1.0001	11.4630	2.1892	1.1142	4.1757	4.4981	5.8304	3.8436
aerial	1.0039	4.3158	1.5937	1.1046	2.3847	2.0649	2.1054	1.6518
moon	1	14.7657	1.6108	1.0443	1.9969	2.4005	2.0640	3.3704
平均	1.0005	9.4816	2.4643	1.1796	3.3032	3.6150	5.5679	3.3684

表 3 图像信息熵的统计

图像	原图	HE	RMSHE	RSWHE	DHE	EDSHE	FHPHE	FCDMHE
girl	5.6095	4.6823	5.4556	5.5903	5.3815	4.7228	5.2957	5.5367
butterfly	4.8004	4.6029	4.6508	4.6259	4.7880	3.9751	4.7587	4.7835
penguin	5.4367	4.8721	5.2413	5.4224	5.2202	4.6178	5.2295	5.3660
street	6.6789	5.7580	6.4061	6.6379	6.3761	5.8631	6.4589	6.5676
logic IC	7.5907	5.9745	7.4447	7.4982	7.4138	6.7643	7.4098	7.4926
airplane U2	5.3033	4.7355	5.1514	5.2503	5.1574	4.4387	5.1816	5.2548
aerial	6.9940	5.8937	6.7988	6.9560	6.7454	6.1548	6.7820	6.8973
moon	5.9273	4.6525	5.7172	5.6562	5.7517	5.1465	5.6386	5.8322
平均	6.0426	5.1464	5.8582	5.9547	5.8543	5.2104	5.8444	5.9663

表 4 图像 NIQE 的统计

图像	原图	HE	RMSHE	RSWHE	DHE	EDSHE	FHPHE	FCDMHE
girl	4.5410	5.7995	4.5705	4.6563	4.9319	4.5091	5.3711	4.6557
butterfly	4.5340	5.1386	4.4599	4.5596	4.7927	5.8941	5.2552	4.5807
penguin	4.8403	4.5016	4.5365	4.7371	4.7807	3.8144	4.5340	4.2621
street	4.9133	3.7247	4.2271	4.7833	4.0358	4.7334	4.3391	4.3198
logic IC	7.0585	6.9513	7.0986	7.1186	7.1916	7.0205	7.2115	6.9496
airplane U2	3.9810	4.3608	4.0626	3.9074	3.7648	3.6975	4.3301	3.5015
aerial	2.7655	3.6098	2.7881	2.7137	3.2423	2.6555	3.5709	2.7626
moon	4.5450	3.7580	3.5690	4.2513	3.7528	3.9729	3.9210	3.4394
平均	4.6473	4.7305	4.4140	4.5909	4.5616	4.5372	4.8166	4.3089

4 结论

由于现有的直方图均衡化算法对不同亮度图像的普适性不强,该文提出了一种基于图像聚类的动态多直方图均衡化算法.该算法基于图像聚类方法对直方图进行分割,图像聚类个数按照图像聚类质量评价指标的最优化原则确定.在子直方图均衡化过程中,综合运用直方图裁剪与动态范围分配方法,有效避免了过度增强与细节丢失.实验结果验证了上述措施的有效性,同时表明该算法适用于各种亮度特征的图像增强,能够获得较为稳定的视觉质量,算法效率满足实时要求.

参考文献

- [1] LIU Y F, GUO J M, YU J C. Contrast enhancement using stratified parametric-oriented histogram equalization[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(6): 1171-1181.
- [2] LONG M Z, LI Z, XIE X, et al. Adaptive image enhancement based on guide image and fraction-power transformation for wireless capsule endoscopy[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2018, 12(5): 993-1003.
- [3] KHAN M F, KHAN E, NOFAL M M, et al. Fuzzy mapped histogram equalization method for contrast enhancement

- of remotely sensed images[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 112454-112461.
- [4] ARICI T, DIKBAS S, ALTUNBASAK Y. A histogram modification framework and its application for image contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(9): 1921-1935.
- [5] WANG Q, WARD R K. Fast image/video contrast enhancement based on weighted thresholded histogram equalization[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(2): 757-764.
- [6] KANDHWAY P, BHANDARI A K. Modified clipping based image enhancement scheme using difference of histogram bins[J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(10): 1658-1670.
- [7] PODDAR S, TEWARY S, SHARMA D, et al. Non-parametric modified histogram equalisation for contrast enhancement[J]. *IET Image Processing*, 2013, 7(7): 641-652.
- [8] OOI C H, KONG N S P, IBRAHIM H. Bi-histogram equalization with a plateau limit for digital image enhancement [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2009, 55(4): 2072-2080.
- [9] TANG J R, ISA N A. Bi-histogram equalization using modified histogram bins[J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 55: 31-43.
- [10] KIM Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1997, 43(1): 1-8.
- [11] WANG Y, CHEN Q, ZHANG B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1999, 45(1): 68-75.
- [12] CHEN S D, RAMLI A R. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2003, 49(4): 1310-1319.
- [13] SHANMUGAVADIVU P, BALASUBRAMANIAN K. Thresholded and optimized histogram equalization for contrast enhancement of images[J]. *Computers and Electrical Engineering*, 2014, 40(3): 757-768.
- [14] 戴声奎, 钟峥, 黄正晔. 基于最大熵模型的双直方图均衡算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(3): 678-685.
- DAI S K, ZHONG Z, HUANG Z W. Maximum entropy model based bi-histogram equalization algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(3): 678-685. (in Chinese)
- [15] KHAN M F, GOYAL D, NOFAL M M, et al. Fuzzy-based histogram partitioning for bi-histogram equalisation of low contrast images[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 11595-11614.
- [16] CHEN S D, RAMLI A R. Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation[J]. *IEEE transactions on Consumer Electronics*, 2003, 49(4): 1301-1309.
- [17] PARK G H, CHO H H, CHOI M R. A contrast enhancement method using dynamic range separate histogram equalization[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2008, 54(4): 1981-1987.
- [18] SIM K S, TSO C P, TAN Y Y. Recursive sub-image histogram equalization applied to gray scale images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(10): 1209-1221.
- [19] KIM M, CHUNG M G. Recursively separated and weighted histogram equalization for brightness preservation and contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions On Consumer Electronics*, 2008, 54(3): 1389-1397.
- [20] 张霖泽, 王晶琦, 吴文. 一种基于K-means改进聚类的图像增强算法[J]. *应用光学*, 2016, 37(4): 549-554.
- ZHANG L Z, WANG J Q, WU W. Image enhancement algorithm based on improved K-means clustering[J]. *Journal of Applied Optics*, 2016, 37(4): 549-554. (in Chinese)
- [21] OOI C H, ISA N A. Quadrants dynamic histogram equalization for contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, 56(4): 2552-2559.
- [22] ABDULLAHALWADUD M, KABIR H, DEWAN M A, et al. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2007, 53(2): 593-600
- [23] PARIHAR A S, VERMA O P. Contrast enhancement using entropy-based dynamic sub-histogram equalization[J]. *IET Image Processing*, 2016, 10(11): 799-808.
- [24] TAN S F, ISA N A. Exposure based multi-histogram equalization contrast enhancement for non-uniform illumination images[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 70842-70861.
- [25] 雷涛, 张肖, 加小红, 等. 基于模糊聚类的图像分割研究进展[J]. *电子学报*, 2019, 47(8): 1776-1791.
- LEI T, ZHANG X, JIA X H, et al. Research progress on image segmentation based on fuzzy clustering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(8): 1776-1791. (in Chinese)
- [26] ARBELAITZ O, GURRUTXAGA I, MUGUERZA J, et al. An extensive comparative study of cluster validity indices [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 243-256.
- [27] WU X. A linear programming approach for optimal contrast-tone mapping[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(5): 1262-1272.

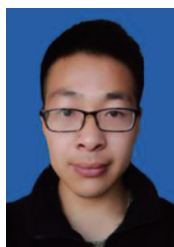
- [28] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a "completely blind" image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.

作者简介



江巨浪 男,1967年生,安徽潜山人.现为安庆师范大学电子工程与智能制造学院教授,硕士生导师.主要研究方向为图像处理与分析、智能信息处理和机器学习.

E-mail:jiangjulang@126.com



刘国明 男,1989年生,安徽宣城人.现为安庆师范大学电子工程与智能制造学院硕士研究生.主要研究方向为图像处理与分析、机器学习.

E-mail:807563263@qq.com