

# 基于信息能量的圆形直方图断点选择及阈值化和彩色图像分割方法

杨继鹏\*, 范九伦

西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121

**摘要** 运用彩色图像色调、饱和度、强度(HSI)模型的H分量进行彩色图像阈值分割是一个新的彩色图像阈值化方式。考虑到H分量是一个圆形直方图,将圆形直方图断开为线性直方图,然后采用线性直方图阈值分割法进行阈值选取是一种有效途径。在信息论中,信息能量是Shannon熵的对偶,首先引入线性概率分布的累积分布信息能量概念,基于此来确定圆形直方图的断点;然后给出线性直方图上的信息能量阈值法,并基于此实现H分量圆形直方图的阈值选取。相比于基于对数运算的Shannon熵阈值选取准则,基于平方运算的信息能量阈值选取准则具有表述简单、运算速度快的优点。

**关键词** 视觉,颜色与视觉光学;彩色图像分割;色调、饱和度、强度颜色模型;圆形直方图;断点;信息能量

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212732

## Circular Histogram Breakpoint Selection and Threshold and Color Image Segmentation Method Based on Information Energy

Yang Jipeng\*, Fan Jiulun

School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, Shaanxi, China

**Abstract** A new method of color image threshold involves dividing the color image threshold using the H component of the color image hue-saturation-intensity (HSI) model. Considering that the H component is a circular histogram, it is an effective method to break the circular histogram into a linear histogram and subsequently use the linear histogram threshold segmentation method to select the threshold. In information theory, the information energy is the dual of Shannon entropy, and this study first introduces the concept of cumulative distribution information energy of the linear probability distribution, which is used to determine the breakpoint of the circular histogram. Thereafter, it provides the information energy threshold method on the linear histogram, which is used to determine the threshold of the H-component circular histogram. Compared with the Shannon entropy threshold selection criterion based on logarithmic operation, the information energy threshold selection criterion based on square operation has the advantages of simple expression and fast calculation speed.

**Key words** vision, color and visual optics; color image segmentation; hue-saturation-intensity color model; circular histogram; breakpoint; information energy

## 1 引言

图像分割是将感兴趣的目标从背景中分割出来的技术,是图像分析识别的关键环节。与灰度图像相比,彩色图像能提供更丰富的色彩信息,对彩色图像分割的研究成为热点<sup>[1-3]</sup>。图像阈值分割是图像分割技术中的一种,相比研究和应用最广泛的灰度图像分割方

法<sup>[4-7]</sup>,彩色图像阈值分割方法也正受到越来越多的关注。与灰度图像相比,彩色图像还能提供更多的图像信息,彩色图像的分割研究具有重要价值<sup>[8]</sup>。在许多的颜色空间中,红、绿、蓝(RGB)空间<sup>[1-2,9]</sup>是最常用的一种,然而,RGB比起图像分割更适用于图像显示,因为R、G、B 3个分量是线性相关的。色调、饱和度、强度(HSI)颜色空间模型<sup>[10-11]</sup>可以克服通用RGB颜色模

收稿日期: 2021-10-14; 修回日期: 2021-10-30; 录用日期: 2021-11-08; 网络首发日期: 2021-11-18

基金项目: 国家自然科学基金(62071378,62071379,62171380,61901365)、西安邮电大学西邮新星团队资助项目(xyt2016-01)

通信作者: \*jipengy@stu.xupt.edu.cn

型中两者耦合的缺陷,色调H分量反映了颜色的基本属性。基于H分量的彩色图像分割往往能取得很好的效果<sup>[12-15]</sup>。

色调H是周期为 $2\pi$ 的周期函数,在图形显示上是一个圆形直方图,反映了颜色的基本属性,为彩色图像分割提供了足够的信息。起初一些学者利用色调直方图对彩色图像进行分割没有考虑其周期性。Tseng等<sup>[16]</sup>为不丢失色调的周期属性,提出用于彩色图像分割的圆形直方图阈值法。Wu等<sup>[17]</sup>给出了一种基于圆形直方图的迭代Otsu分割法,但该方法并非最优的方法且不能保证算法的收敛性。Dimov等<sup>[18]</sup>利用阈值点对的对称约束,给出了一种圆形直方图最优阈值化和多阈值化的方法,但该方法过于复杂。

文献[16-18]的方法均是直接在圆形直方图上进行阈值选取的。将圆形直方图通过断点转化成线性直方图并利用已有的灰度图像分割方法进行阈值选取是另一个有效的途径。利用圆形直方图的循环特性,Lai和Rosin<sup>[19]</sup>从理论上分析了将圆形直方图展开成线性直方图并采用Otsu法时,只需要搜索圆上一半的点即可获得最佳阈值点对,成功将时间复杂度从 $O(N^2)$ 降低到 $O(N)$ 。Lai和Rosin在文献[19]中指出,圆形Otsu准则的线性阈值法在光流数据分析、室内/室外图像分类和非真实感渲染等情形的应用是有效的,特别是将圆形Otsu特征与其他颜色/纹理特征相结合时,对IITM-SCID2数据集进行室内/室外分类的正确率为96.9%。尽管Lai和Rosin的研究有价值,但没有实质性地涉及到圆形直方图的断点选择问题,为此,本文提出了两个断点选取准则:一个是利用洛伦兹曲线选取最佳断点<sup>[20]</sup>;另一个是利用累积分布熵选取最佳断点<sup>[21]</sup>。这两种圆形直方图展开方式,克服了断点选取的随机性。然而洛伦兹曲线和累积分布熵的计算复杂度较高,使得最佳断点选取花费了较多的时间。

在信息论中,信息能量是Onicescu<sup>[22]</sup>提出的一种信息确定性测量,也被称为Gini-Simpson指数,它与Shannon熵的一些性质相反,属于确定性测量,被广泛应用于贝叶斯环境实验的比较、回归实验的设计、序贯抽样的设计规则、多样性分析、误差概率的界限等统计相关领域<sup>[23]</sup>。考虑到Shannon熵与信息能量的对偶关系,在文献[21]的基础上,本文引入线性概率分布的累积分布信息能量概念,依据此来确定圆形直方图的断点。并在提出线性直方图上的信息能量阈值法的基础上,实现H分量圆形直方图的阈值选取。

## 2 断点选取准则

### 2.1 信息能量

Shannon<sup>[24]</sup>熵是1948年Shannon提出的用于解决对信息的量化度量问题的概念。变量的不确定性越大,熵就越大。因此Shannon熵是一种不确定性测度。

与Shannon熵这类不确定性度量相对应的是Onicescu提出的一种确定性信息度量:信息能量。它表示的是变量的确定程度。当变量完全确定的情况下,信息能量达到最大值,且值为1。对于任意一个离散随机变量 $X$ ,定义 $\{h(x)\}_{x=-\infty}^{+\infty}$ 为 $\left\{ \sum_{x=-\infty}^{+\infty} h(x) = 1, h(x) \geq 0 \right\}$ 与 $X$ 关联的离散概率分布的集合,那么与之相关联的信息能量的度量定义为

$$E = \sum_{x=-\infty}^{+\infty} h^2(x). \quad (1)$$

### 2.2 累积分布信息能量

在线性统计学中,对于取值在实数轴上的随机变量 $X=\{x\}$ 和其概率密度函数 $\{h(x)\}_{x=-\infty}^{+\infty}$ 为 $\left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} h(x) = 1, h(x) \geq 0 \right\}$ ,随机变量 $X$ 在点 $x$ 处的累积分布<sup>[25]</sup>定义为

$$F(x) = P\{X \leq x\} = \int_{-\infty}^x h(t) dt. \quad (2)$$

文献[21]将累积分布与Shannon熵相结合提出了累积分布熵的概念,用于定量地描述累积分布的变化趋势。考虑到信息能量与Shannon熵的对偶特性,本文用信息能量来定量描述累积分布的变化趋势,引入累积分布信息能量的概念。随机变量 $X$ 的累积分布信息能量定义为

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} F^2(x) dx. \quad (3)$$

### 2.3 圆形直方图断点选取准则

HSI空间中的色调描述了纯色的颜色特征,例如黄色、橙色、红色等。色调分量与人类感知颜色的方式密切相关,因此适合彩色图像的分析 and 处理,色调分量的范围是 $[0, 2\pi]$ 。将彩色图像[图1(a)]的H分量进行统计、归一化可以得到如图1(b)所示的圆形直方图 $\{h(t)\}=\{h(0), h(1), \dots, h(L-1)\}$ ,  $t=[0, 1, \dots, L-1]$ ,图中 $L=360$ 。

如何将圆形直方图转化成线性直方图并尽可能地保持直方图分布的一致性,合理选择断开圆形直方图的断点至关重要,断开后的直方图分布要尽可能完整,不被断点所分割、破坏,在连续波方向上要与圆上分布相似。此外,圆形直方图的展开也和圆的旋转方向密切相关。图1(c)显示了以 $t_0$ 为断点,按逆时针(ACW)方向展开得到的线性直方图 $\{\bar{h}(r)\}_{r=t_0}^{t_0+L-1}$ ,  $r=(t_0+t) \bmod L$ ,其中 $\bmod$ 表示取余运算。图2中显示了圆形直方图[图1(b)]在4个不同的断点下以ACW方向展开的线性化直方图对应的累积分布函数(CDF)曲线,可以看到不同的断点值 $t_0$ 有不同的CDF,也会有不同的线性化直方图。因此,分析CDF可以找到最优断点使得线性化的直方图能够较好地保持原来的分布。为了更好地得到CDF的变化趋势,下面利用信息能量对CDF曲线进行测量。并基于此提出累积分布信息能

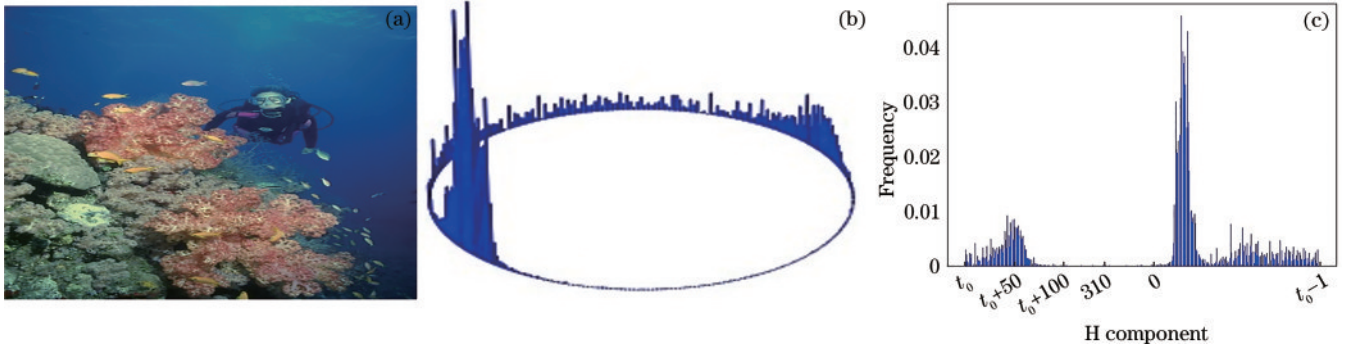


图 1 分割示例。(a)彩色图像;(b)圆形直方图;(c)在  $t_0$  点沿逆时针方向展开的线性化直方图  
 Fig. 1 Segmentation sample. (a) Color image; (b) circular histogram; (c) linearized histogram expanded in counterclockwise (ACW) direction at point  $t_0$

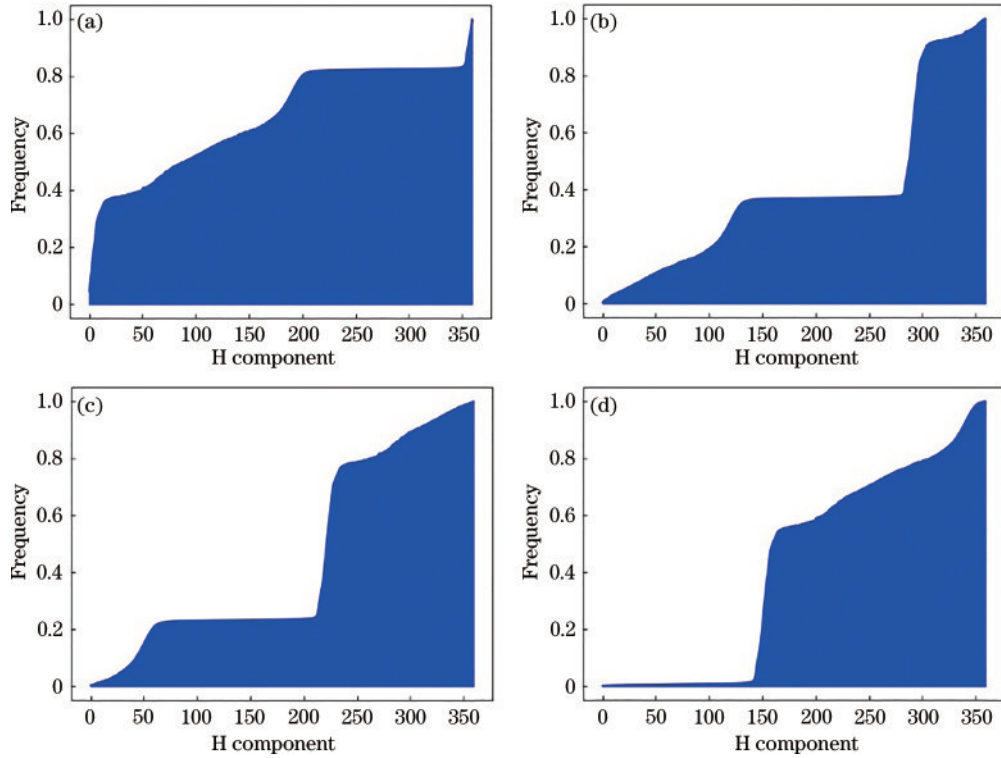


图 2 在不同断点沿 ACW 方向展开的线性直方图的 CDF。(a)  $t_0 = 30$ ; (b)  $t_0 = 100$ ; (c)  $t_0 = 170$ ; (d)  $t_0 = 240$   
 Fig. 2 CDF of linear histogram expanded in ACW direction at different breakpoints. (a)  $t_0 = 30$ ; (b)  $t_0 = 100$ ; (c)  $t_0 = 170$ ; (d)  $t_0 = 240$

量的最佳断点选择准则。

对于以  $t_0$  为断点,按 ACW 方向展开得到线性直方图  $\{\bar{h}(r)\}_{r=0}^{L-1}$ ,  $r=(t_0+t) \bmod L$ , 线性直方图  $\{\bar{h}(r)\}_{r=0}^{L-1}$  的累积分布表示为

$$F_{ACW}(r, t_0) = \sum_{s=0}^r \bar{h}(s), \quad (4)$$

由此得累积分布信息能量:

$$E_{ACW}(t_0) = \sum_{r=0}^{L-1} F_{ACW}^2(r, t_0). \quad (5)$$

类似地,圆形直方图在  $t_0$  点按顺时针(CW)方向展开时,其累积分布  $F_{CW}(r, t_0)$  对应的累积分布信息能量可以表示为

$$E_{CW}(t_0) = \sum_{r=0}^{L-1} F_{CW}^2(r, t_0), \quad (6)$$

式中,  $F_{CW}(r, t_0) = 1 - F_{ACW}(r, t_0)$ 。

### 2.4 累积分布信息能量与方向的关系

为了利用累积分布信息能量找到不同展开方向下的最佳断点,需要研究累积分布信息能量与方向之间的关系。为此,图 3 给出了圆形直方图[图 1(b)]沿 ACW 方向展开得到的 CDF 信息能量曲线并且分别绘制了在 CDF 信息能量最大值和最小值点展开得到的线性直方图。图 4 给出了圆形直方图[图 1(b)]沿 CW 方向展开得到的累积分布信息能量曲线并且分别绘制了在累积分布信息能量最大值和最小值点展开得到的线性直方图。



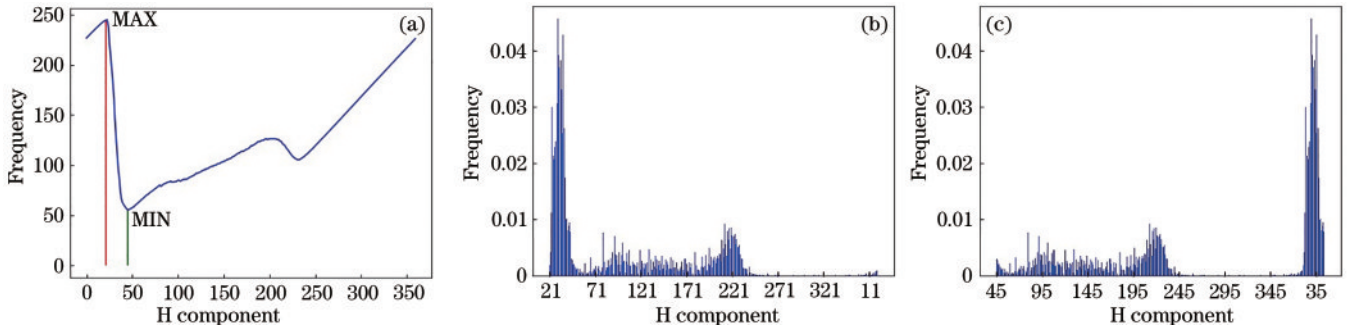


图 3 线性直方图的 CDF 信息能量曲线。(a) CDF 信息能量曲线 (ACW); (b) 在最大信息能量点  $t_0 = 21$  展开的线性直方图; (c) 在最小信息能量点  $t_0 = 45$  展开的线性直方图

Fig. 3 CDF information energy curves of linear histogram. (a) CDF information energy curve (ACW); (b) linear histogram expanded at maximum information energy point  $t_0 = 21$ ; (c) linear histogram expanded at minimum information energy point  $t_0 = 45$

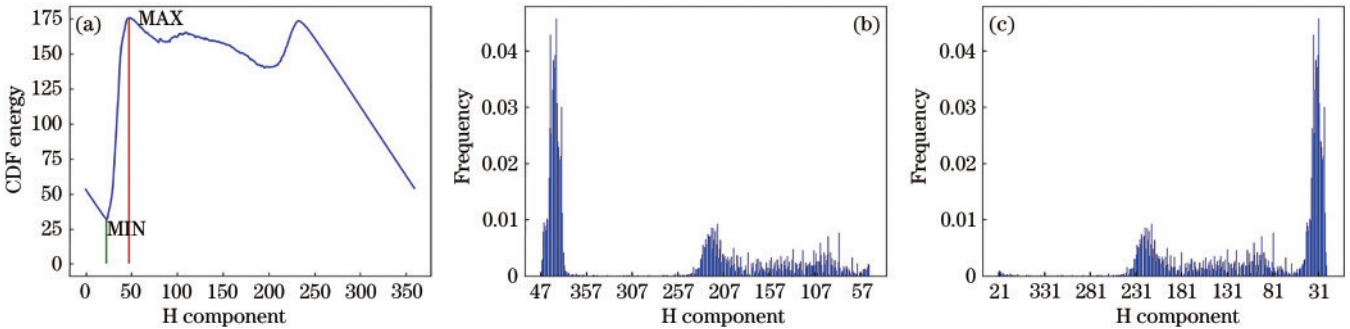


图 4 线性直方图的 CDF 信息能量曲线。(a) CDF 信息能量曲线 (CW); (b) 在最大信息能量点  $t_0 = 47$  展开的线性直方图; (c) 在最小信息能量点  $t_0 = 21$  展开的线性直方图

Fig. 4 CDF information energy curves of linear histogram. (a) CDF information energy curve (ACW); (b) linear histogram expanded at maximum information energy point  $t_0 = 47$ ; (c) linear histogram expanded at minimum information energy point  $t_0 = 21$

在图 3(a) 中累积分布信息能量最大值点对应的断点  $t_0 = 21$ , 最小值点对应的断点  $t_0 = 45$ 。对比图 3(b) 和 3(c) 可知, 当图 3(a) 中累积分布信息能量曲线最大值点对应的断点  $t_0 = 21$  时, 线性化的直方图在连续波方向上与原始分布最为相似。在图 4(a) 中累积分布信息能量最大值点对应的断点  $t_0 = 47$ , 最小值点对应的断点  $t_0 = 21$ 。对比图 4(b) 和 4(c) 可知, 当图 4(a) 中 CDF 信息能量曲线最小值点对应的断点  $t_0 = 21$  时, 线性化的直方图在连续波方向上与原始分布最为相似。

根据上面的分析, 按照 ACW 方向时圆形直方图的最佳断点  $t_{0ACW}^*$  选取准则为

$$t_{0ACW}^* = \arg \max_{0 \leq t_0 \leq L-1} E_{ACW}(t_0), \quad (7)$$

按照 CW 方向时圆形直方图的最佳断点  $t_{0CW}^*$  选取准则为

$$t_{0CW}^* = \arg \min_{0 \leq t_0 \leq L-1} E_{CW}(t_0)。 \quad (8)$$

由于信息能量与 Shannon 熵之间存在对偶关系, 上述结果与文献 [21] 中的基于累积分布熵的断点选取准则刚好相反。

### 3 基于信息能量的阈值选取

#### 3.1 基于信息能量的灰度图像阈值法

最大熵阈值法 [26] 被广泛使用于灰度图像分割中,

该方法对直方图的分布没有太多的限制, 阈值的选取只强调两个子分布尽可能出现均匀性质。最大熵阈值法采用 Shannon 熵, 其对数运算计算复杂且存在潜在误差。作为最大熵阈值法的对偶, 本节用描述确定性度量的信息能量来替换描述不确定性度量的 Shannon 熵, 提出最小信息能量阈值法。

对于灰度图像, 有灰度直方图  $\{h(i)\}_{i=0}^{L-1}$ 。给定一个特定的阈值  $t (0 \leq t < L-1)$ , 该阈值所分割的两个图像区域  $C_0, C_1$  对应的先验概率分别为

$$P_0(t) = \sum_{i=0}^t h(i), \quad (9)$$

$$P_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)。 \quad (10)$$

此时  $C_0, C_1$  对应的两个子概率分布分别为

$$C_0: \left\{ \frac{h(0)}{P_0(t)}, \frac{h(1)}{P_0(t)}, \dots, \frac{h(t)}{P_0(t)} \right\}, \quad (11)$$

$$C_1: \left\{ \frac{h(t+1)}{P_1(t)}, \frac{h(t+2)}{P_1(t)}, \dots, \frac{h(L-1)}{P_1(t)} \right\}。 \quad (12)$$

则  $C_0, C_1$  对应的信息能量表示为

$$E_0(t) = \sum_{i=0}^t \frac{h^2(i)}{P_0^2(t)}, \quad (13)$$

$$E_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{h^2(i)}{P_1^2(t)}。 \quad (14)$$

本文给出的灰度直方图  $\{h(i)\}_{i=0}^{L-1}$  的最小信息能量阈值  $t^*$  的选取准则为

$$t^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \{E_0(t) + E_1(t)\}. \quad (15)$$

### 3.2 基于信息能量的圆形直方图线性化阈值法

对于圆形直方图,根据累积分布信息能量获得最佳断点  $t_0^*$ ,由此得到新的线性直方图  $\{\bar{h}(i, t_0^*)\}_{i=0}^{L-1}$ 。定义阈值为  $t_1$ ,则被分割的两部分先验概率分别为

$$P_0(t_1, t_0^*) = \sum_{i=0}^{t_1} \bar{h}(i, t_0^*), \quad (16)$$

$$P_1(t_1, t_0^*) = \sum_{i=t_1+1}^{L-1} \bar{h}(i, t_0^*), \quad (17)$$

此时线性直方图  $\{\bar{h}(i, t_0^*)\}_{i=0}^{L-1}$  构成两个子概率分布:

$$\left\{ \frac{\bar{h}(0, t_0^*)}{P_0(t_1, t_0^*)}, \frac{\bar{h}(1, t_0^*)}{P_0(t_1, t_0^*)}, \dots, \frac{\bar{h}(t_1, t_0^*)}{P_0(t_1, t_0^*)}, \right. \\ \left. \frac{\bar{h}(t_1+1, t_0^*)}{P_1(t_1, t_0^*)}, \frac{\bar{h}(t_1+2, t_0^*)}{P_1(t_1, t_0^*)}, \dots, \frac{\bar{h}(L-1, t_0^*)}{P_1(t_1, t_0^*)} \right\}. \quad (18)$$

根据信息能量的定义式(2)计算出两个子分布的信息能量  $E_0(t_1, t_0^*)$ 、 $E_1(t_1, t_0^*)$  为

$$E_0(t_1, t_0^*) = \sum_{i=0}^{t_1} \frac{\bar{h}^2(i, t_0^*)}{P_0^2(t_1, t_0^*)}, \quad (19)$$

$$E_1(t_1, t_0^*) = \sum_{i=t_1+1}^{L-1} \frac{\bar{h}^2(i, t_0^*)}{P_1^2(t_1, t_0^*)}. \quad (20)$$

获得线性直方图  $\{\bar{h}(i, t_0^*)\}_{i=0}^{L-1}$  的最小信息能量阈

值  $\bar{t}_1^*$  为

$$\bar{t}_1^* = \arg \min_{0 < t_1 < L-1} \{E_0(t_1, t_0^*) + E_1(t_1, t_0^*)\}. \quad (21)$$

最后根据不同的展开方向,将线性直方图  $\{\bar{h}(i, t_0^*)\}_{i=0}^{L-1}$  上的最佳阈值点  $\bar{t}_1^*$  对应到圆形直方图上,得到圆形直方图上的最佳阈值点  $t_1^*$ 。当展开方向为 ACW 时:

$$t_1^* = (\bar{t}_1^* + t_0^*) \bmod L, \quad (22)$$

当展开方向为 CW 时:

$$t_1^* = (t_0^* - \bar{t}_1^*) \bmod L. \quad (23)$$

运用信息能量代替 Shannon 熵,避免了对数运算较长的缺点,提高了算法效率;并且消除了非常小的数的对数运算可能会产生的潜在计算误差。

## 4 实验结果与讨论

为了评估本文方法的分割效果和效率,本节所有实验都是使用 Python3.8 在 Windows 10 操作系统下,在具有英特尔酷睿 2.50 GHz CPU 和 8 GB RAM 的计算机上进行。

测试图像分割为两类,分别将基于累积分布熵的圆形直方图线性最大熵阈值法<sup>[21]</sup>、基于洛伦兹曲线的圆形直方图线性最大熵阈值法<sup>[20]</sup>和本文提出的方法进行实验,对他们的分割效率以及分割效果等方面进行对比。所有的测试图像均来自于伯克利图像数据库,用于本次实验的测试图像如图 5 所示,图中都是测试图像的原 RGB 彩色图。图 6 是测试图像对应的 H 分量图。



图 5 测试图像。(a)人;(b)花;(c)鹰;(d)房顶;(e)车;(f)山;(g)船;(h)楼

Fig. 5 Test images. (a) People; (b) flowers; (c) eagle; (d) roof; (e) car; (f) mountain; (g) boat; (h) building

将每个测试图像分为两类,图 7~14 展示了提出的方法及对比方法的分割结果。为了方便叙述和表示,用方法 1 表示基于洛伦兹曲线的圆形直方图线性化最大熵阈值法<sup>[21]</sup>,方法 2 表示基于累积分布熵的圆形直方图线性化最大熵阈值法<sup>[20]</sup>,方法 3 表示基于洛伦兹曲线的圆形直方图线性化最小信息能量阈值法<sup>[21]</sup>,方法 4 表示基于累积分布熵的圆形直方图线性化最小信息能量阈值法<sup>[20]</sup>,方法 5 表示高效循环阈

值法<sup>[19]</sup>,方法 6 表示本文提出的基于累积分布信息能量的圆形直方图线性化最小信息能量阈值法。鉴于 ACW 方向和 CW 方向的线性化直方图对于阈值分割结果相差不大,方法 1~4 和方法 6 的展开方向均采用 CW 方向,本节依据此进行实验对比。

图 7~10 中,方法 2、方法 4 和方法 5 都会将背景草和天空中的一部分分入目标中,方法 1 和方法 3 则会为目标中的一部分分入背景中。对两类的阈值选择有或



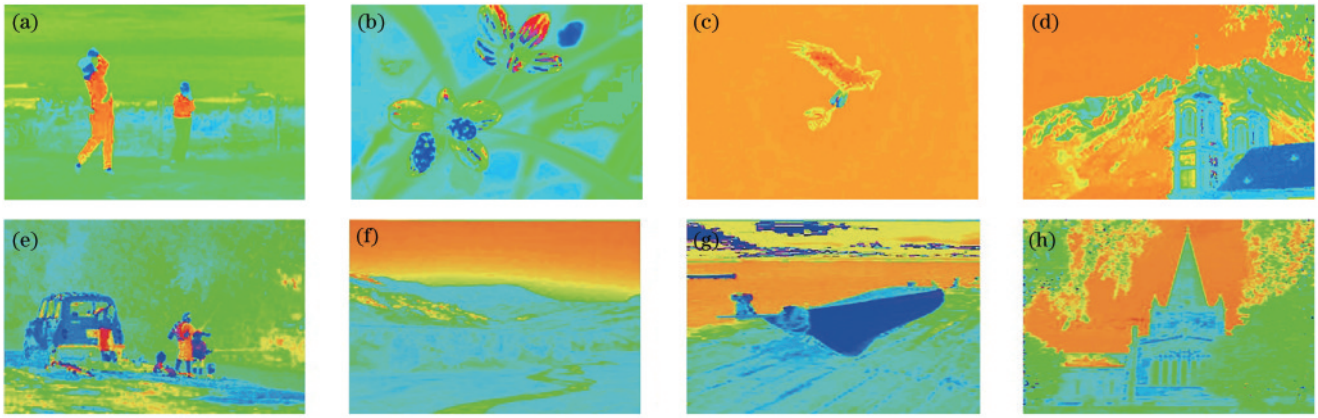


图 6 H 分量图。(a)人;(b)花;(c)鹰;(d)房顶;(e)车;(f)山;(g)船;(h)楼

Fig. 6 H component images. (a) People; (b) flowers; (c) eagle; (d) roof; (e) car; (f) mountain; (g) boat; (h) building

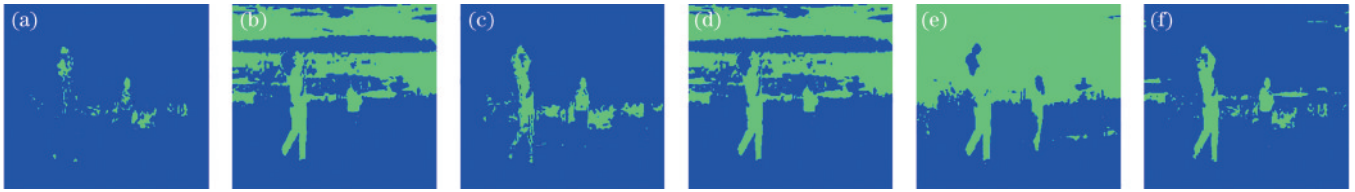


图 7 人的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 7 Segmentation results of people. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

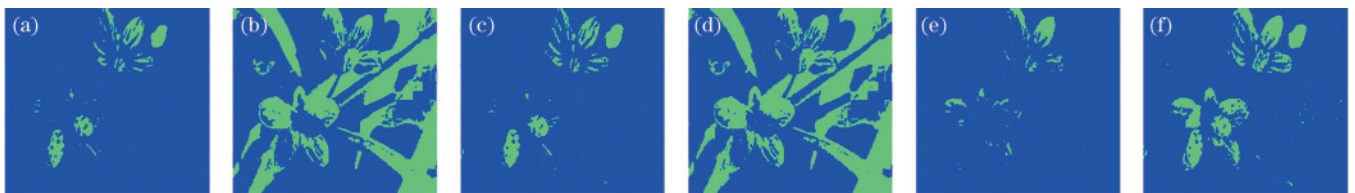


图 8 花的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 8 Segmentation results of flowers. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

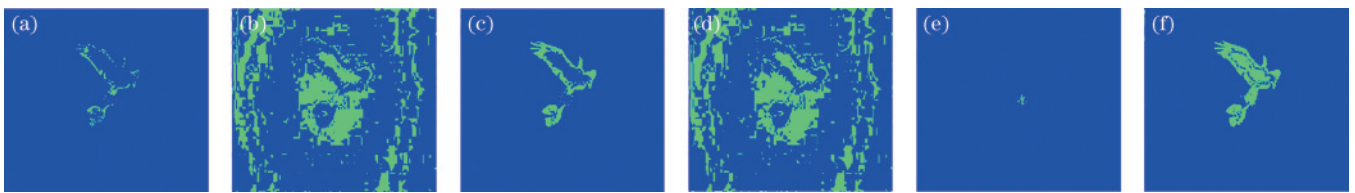


图 9 鹰的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 9 Segmentation results of eagle. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

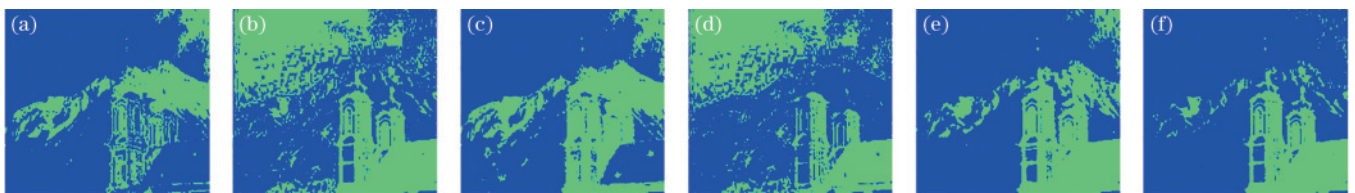


图 10 房顶的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 10 Segmentation results of roof. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

左或右的偏差。方法 6 分割效果较好。图(e)中颜色构成较为复杂且光暗碰撞明显,从分割效果图 11 可以看出,方法 1~5 的分割结果较为混乱,方法 6 虽然有部分树影被分入了车中,但相比之下,分割效果仍是其中最佳的。图 12 中方法 1 和方法 3 目标完全丢失,方法 5

次之,方法 2 和方法 4 对山体分割度过高,部分山体因光暗变化被区分开。图 13 中,方法 1、方法 3 和方法 5 效果最差,方法 2 和方法 4 次之,基本分出船的主体,方法 6 效果最佳。图 14 中,方法 6 仍为最佳。从图 7~14 整体来看,方法 5 分割效果较差,方法 1 和方法 3 分割

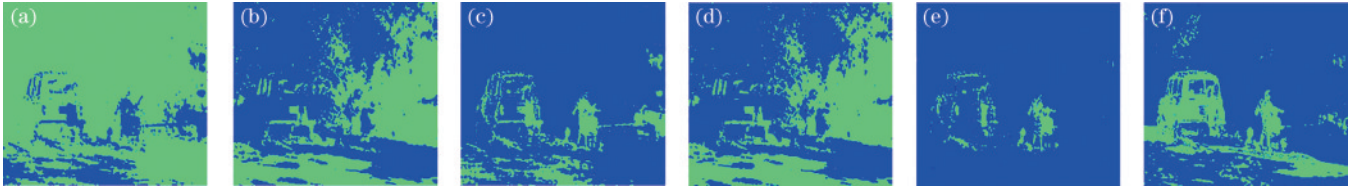


图 11 车的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 11 Segmentation results of car. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

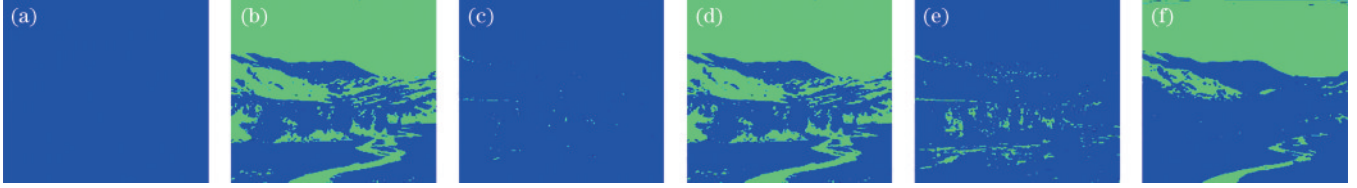


图 12 山的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 12 Segmentation results of mountain. (a) Method 1; (b) method 2; (c) mMethod 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

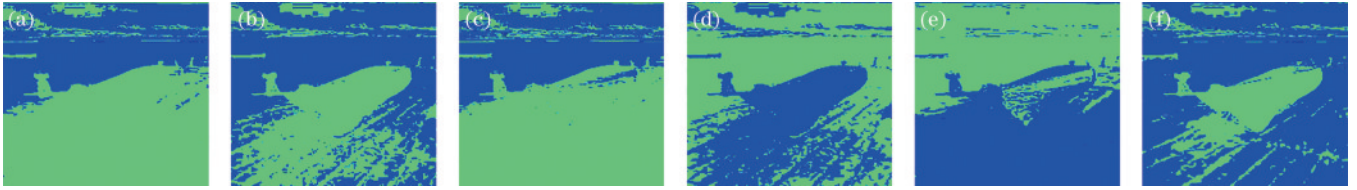


图 13 船的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 13 Segmentation results of boat. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

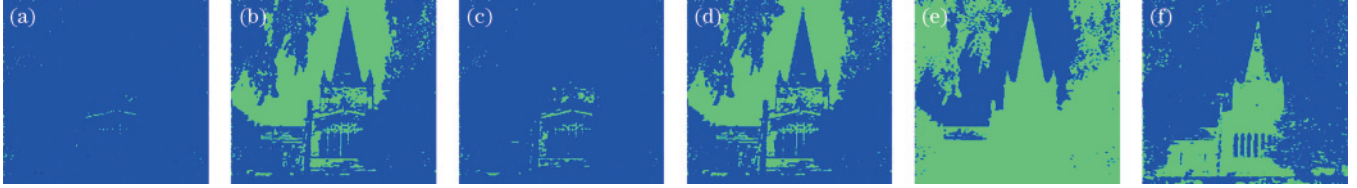


图 14 楼的分割结果图。(a)方法 1;(b)方法 2;(c)方法 3;(d)方法 4;(e)方法 5;(f)方法 6

Fig. 14 Segmentation results of building. (a) Method 1; (b) method 2; (c) method 3; (d) method 4; (e) method 5; (f) method 6

效果相似,方法 2 和方法 4 分割效果相似。表明最大熵与最小信息能量分割取得了较为相似的结果。方法 6 在复杂场景和简单场景下都有较好的分割效果。

为了全面比较 6 种方法的性能,使用了像素精确度<sup>[27]</sup>(PA)、峰值信噪比<sup>[28]</sup>(PSNR)、均方误差(MSE)、交并比<sup>[29]</sup>(IoU)等指标对不同方法的分割结果进行了测试,式(24)定义了 PSNR( $R_{\text{PSNR}}$ )的计算公式,式(25)定义了 MSE( $E_{\text{MSE}}$ )的计算公式,式(26)定义了 PA( $A_{\text{PA}}$ )的计算公式,式(27)定义了 IoU( $R_{\text{IoU}}$ )的计算公式,PA、IoU 的取值范围均属于 $[0, 1]$ ,取值越接近 1,表示分割效果越好。PSNR 的值越高分割效果越好。

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left[ \frac{(N-1)^2}{E_{\text{MSE}}} \right], \quad (24)$$

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{UV} \sum_{i=1}^U \sum_{j=1}^V [x(i,j) - y(i,j)]^2, \quad (25)$$

其中式(25)定义了均方误差(MSE)的计算公式。

$$A_{\text{PA}} = \frac{|B_0 \cap B_T| + |F_0 \cap F_T|}{|B_0| + |F_0|}, \quad (26)$$

$$R_{\text{IoU}} = \frac{|F_0 \cap F_T|}{|F_0| + |B_0 \cap F_T|}, \quad (27)$$

式中: $x$ 与 $y$ 分别是基准图像和分割结果图像的坐标;图像大小为 $U \times V$ ;  $N$ 为像素级; $B_0$ 和 $F_0$ 分别是基准图像中的背景和目标; $B_T$ 和 $F_T$ 分别是实际分割图像中的背景和目标。

表 1~3 是不同方法对 8 幅图像的 PA、IoU 和 PSNR 值的比较,方法 6 在 8 幅图像的 3 个指标下都取得了最大值。为了更清楚地展示对比,图 15 为 3 个指标的平均值柱状图。

方法 5 的综合表现最差。方法 1 和方法 3 分割效果相似,方法 2 和方法 4 分割效果相似,这表明在使用相同的线性化方法的基础上,使用最大熵和最小信息能量表现出很小的差异。在线性化的基础上均使用最小信息能量阈值选取方法,方法 6 相对方法 3、方法 4



表 1 6 种方法对 8 幅彩色图像的 PA 比较

Image number	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
(a)	0.9196	0.6665	0.9227	0.6665	0.5049	<b>0.9310</b>
(b)	0.8358	0.6295	0.8368	0.6295	0.8323	<b>0.8755</b>
(c)	0.9464	0.7418	0.9571	0.7418	0.9396	<b>0.9719</b>
(d)	0.7040	0.6343	0.7464	0.6271	0.8576	<b>0.9068</b>
(e)	0.7947	0.5133	0.8251	0.5134	0.1009	<b>0.8475</b>
(f)	0.5968	0.8062	0.5938	0.8062	0.5530	<b>0.9199</b>
(g)	0.5117	0.6580	0.5350	0.6734	0.5139	<b>0.8250</b>
(h)	0.7479	0.5504	0.7641	0.5504	0.4975	<b>0.8673</b>
Mean	0.7571	0.6500	0.7726	0.6510	0.6000	<b>0.8931</b>

表 2 6 种方法对 8 幅彩色图像的 IoU 比较

Image number	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
(a)	0.2251	0.1248	0.3751	0.1248	0.1043	<b>0.3923</b>
(b)	0.3395	0.2449	0.3462	0.2449	0.2403	<b>0.5679</b>
(c)	0.3458	0.0987	0.5299	0.0987	0.0268	<b>0.7494</b>
(d)	0.2971	0.3161	0.3887	0.2901	0.5616	<b>0.6322</b>
(e)	0.1243	0.0921	0.3165	0.0922	0.3835	<b>0.3881</b>
(f)	0.0000	0.6263	0.0004	0.6263	0.0062	<b>0.8082</b>
(g)	0.1959	0.2464	0.1836	0.0341	0.1149	<b>0.3335</b>
(h)	0.0396	0.1980	0.1693	0.1980	0.3129	<b>0.4966</b>
Mean	0.1959	0.2434	0.2887	0.2136	0.2188	<b>0.5460</b>

表 3 6 种方法对 8 幅彩色图像的 PSNR 比较

Image number	Method 1	Method 2	Method 3	Method 4	Method 5	Method 6
(a)	11.6168	4.9574	11.9228	4.9568	2.9716	<b>12.6267</b>
(b)	8.3933	4.5913	8.4202	4.5913	8.2821	<b>9.9400</b>
(c)	13.7646	6.0001	15.4104	6.0001	12.9043	<b>18.8213</b>
(d)	5.4858	4.5463	6.2026	4.4532	8.9528	<b>11.0919</b>
(e)	1.0049	3.2577	8.0905	3.2584	8.7883	<b>8.7982</b>
(f)	4.1119	7.6273	4.0780	7.6273	3.6449	<b>12.3071</b>
(g)	2.9141	4.8764	2.7211	1.7274	2.9005	<b>8.0230</b>
(h)	6.3079	3.6152	6.6334	3.6152	3.2060	<b>9.5492</b>
Mean	6.6999	4.9340	7.9349	4.5287	6.4563	<b>11.3947</b>

表现出了较大差异,运用信息能量进行线性化会比熵和洛伦兹曲线更有利于基于最小信息能量的阈值选取准则。

图 16 为不同方法的运行时间对比,图中数据表示的是不同方法的平均耗时,是根据每个方法对 8 幅图像进行分割的平均值计算得来的。相比非断点与传统阈值法结合的方法 5,本文算法在速度方面有所落后。相比同类型方法 1~4,本文提出的方法运行时间有明显的缩短。

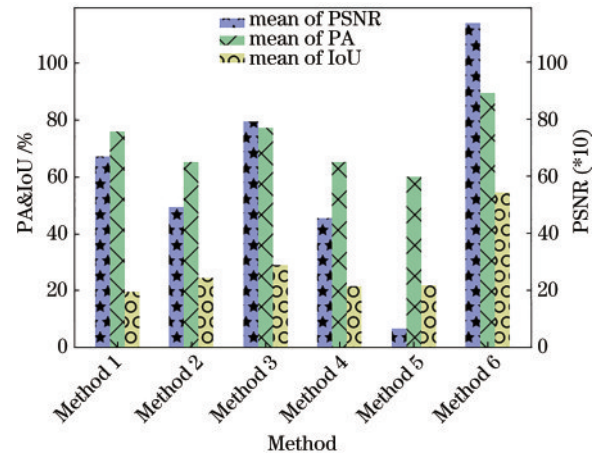


图 15 6 种方法的平均 PSNR、PA 和 IoU 指标柱状图  
Fig. 15 Histogram of average PSNR, PA, and IoU of 6 methods

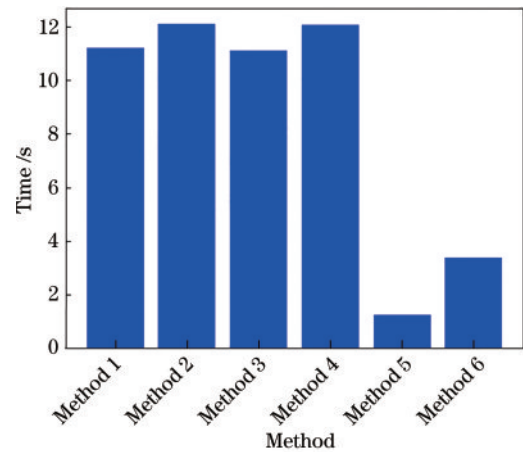


图 16 6 种方法的平均运行时间柱状图  
Fig. 16 Histogram of average running time of 6 methods

## 5 结 论

将信息能量引入到圆形直方图阈值分割法中,提出了 CDF 信息能量的概念,定义了一种新的圆形直方图断点选取准则,讨论了展开方向对断点选取准则的影响。并提出了圆形最小信息能量阈值分割算法。实验表明在 ACW 方向展开的情况下,选取 CDF 信息能量最小值点能更好地选取最佳断点;在 CW 方向展开的情况下,选取最大值点作为最佳断点。提出的基于信息能量的圆形直方图断点选择及阈值化方法,提高了分割精度和分割速度,可作为圆形直方图阈值选取方法之一来使用。

## 参 考 文 献

- [1] Garcia-Lamont F, Cervantes J, López A, et al. Segmentation of images by color features: a survey[J]. Neurocomputing, 2018, 292: 1-27.
- [2] Chouhan S S, Kaul A, Singh U P. Image segmentation using computational intelligence techniques: review[J].



- Archives of Computational Methods in Engineering, 2019, 26(3): 533-596.
- [3] 李新颖, 冉思园, 廉敬. 基于 PC-MSPCNN 模型和 SLIC 的彩色图像分割方法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0210023.  
Li X Y, Ran S Y, Lian J. Color image segmentation method based on parameter-controlled MSPCNN and SLIC[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0210023.
- [4] 曾艳阳, 谢高森, 张建春. 基于截距直方图和 Otsu 融合的弱光图像分割[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2010016.  
Zeng Y Y, Xie G S, Zhang J C. Weak-light image segmentation based on intercept histogram and Otsu fusion[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2010016.
- [5] 化春键, 孙康康, 陈莹. 基于区域灰度极小值的网孔织物图像分割算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 0210014.  
Hua C J, Sun K K, Chen Y. Image segmentation algorithm of mesh fabric based on regional minimum gray value[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 0210014.
- [6] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13: 146-165.
- [7] 范九伦. 灰度图像阈值分割法[M]. 北京: 科学出版社, 2019.  
Fan J L. Threshold segmentation of gray image[M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [8] Pare S, Kumar A, Singh G K, et al. Image segmentation using multilevel thresholding: a research review[J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering, 2020, 44(1): 1-29.
- [9] Gonzales R C, Wood R E. Digital image processing[M]. London: Addison-Wesley Publishing, 2002.
- [10] Welch E, Moorhead R, Owens J K. Image processing using the HSI color space[C]//IEEE Proceedings of the SOUTHEASTCON '91, April 7-10, 1991, Williamsburg, VA, USA. New York: IEEE Press, 1991: 722-725.
- [11] Tominaga S. Expansion of color images using three perceptual attributes[J]. Pattern Recognition Letters, 1987, 6(1): 77-85.
- [12] Du J Q, Lu Y S, Zhu M F, et al. A novel algorithm of color tongue image segmentation based on HSI[C]//2008 International Conference on Bio Medical Engineering and Informatics, May 27-30, 2008, Sanya, China. New York: IEEE Press, 2008: 733-737.
- [13] Zhang C, Wang P. A new method of color image segmentation based on intensity and hue clustering[C]//Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition. ICPR-2000, September 3-7, 2000, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2000: 613-616.
- [14] Duan J, Yu L. A WBC segmentation method based on HSI color space[C]//2011 4th IEEE International Conference on Broadband Network and Multimedia Technology, October 28-30, 2011, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2011: 629-632.
- [15] Hazlyna H N, Mashor M Y, Mokhtar N R, et al. Comparison of acute leukemia Image segmentation using HSI and RGB color space[C]//10th International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA 2010), May 10-13, 2010, Kuala Lumpur, Malaysia. New York: IEEE Press, 2010: 749-752.
- [16] Tseng D C, Li Y F, Tung C T. Circular histogram thresholding for color image segmentation[C]//Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, August 14-16, 1995, Montreal, QC, Canada. New York: IEEE Press, 1995: 673-676.
- [17] Wu J H, Zeng P P, Zhou Y, et al. A novel color image segmentation method and its application to white blood cell image analysis[C]//2006 8th International Conference on Signal Processing, November 16-20, 2006, Guilin, China. New York: IEEE Press, 2006: 16-20.
- [18] Dimov D, Laskov L. Cyclic histogram thresholding and multithresholding[C]//Proceedings of the International Conference on Computer Systems and Technologies and Workshop for PhD Students in Computing-CompSysTech '09, June 18-19, 2009, Ruse, Bulgaria. New York: ACM Press, 2009: 1-8.
- [19] Lai Y K, Rosin P L. Efficient circular thresholding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(3): 992-1001.
- [20] Kang C, Wu C M, Fan J L. Lorenz curve-based entropy thresholding on circular histogram[J]. IEEE Access, 2020, 8: 17025-17038.
- [21] Kang C, Wu C M, Fan J L. Entropy-based circular histogram thresholding for color image segmentation[J]. Signal, Image and Video Processing, 2021, 15(1): 129-138.
- [22] Onicescu O. Energie informationelle[J]. Comptes Rendus de l'Académie des Sciences, 1966, 263: 841-842.
- [23] Pardo L, Taneja I J. Information energy and its applications[J]. Advances in Electronics and Electron Physics, 1991, 80: 165-241.
- [24] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379-423.
- [25] Rao M M, Swift R J. Probability theory with applications [M]. New York: Springer, 2006.
- [26] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285.
- [27] Berezsky O M, Pitsun O Y. Evaluation methods of image segmentation quality[J]. Radio Electronics, Computer Science, Control, 2018(1): 119-128.
- [28] 佟雨兵, 张其善, 祁云平. 基于 PSNR 与 SSIM 联合的图像质量评价模型[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(12): 1758-1763.  
Tong Y B, Zhang Q S, Qi Y P. Image quality assessing by combining PSNR with SSIM[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(12): 1758-1763.
- [29] Rahman M A, Wang Y. Optimizing intersection-over-union in deep neural networks for image segmentation [C]//Proceedings of International Symposium on Visual Computing, December 12-14, 2016, Las Vegas, NV, USA. Chamm: Springer, 2016: 234-244.