

CIE L* a* b* 色空间中基于爬山聚类算法的网点面积率检测研究

吴琰嘉, 唐正宁, 李俊锋

(江南大学, 无锡 214122)

摘要: 印刷网点面积率是评价印刷品质量的重要指标。在 CIE L* a* b* 色空间中, 通过爬山聚类算法对彩色网点图像进行了分割, 并经过适当的后续处理获得了良好的分割效果, 为研制网点评价系统奠定了一定的基础。

关键词: 爬山算法; 聚类; 彩色网点图像; 图像分割

中图分类号: TS807 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2012)19-0149-04

Study of Dot Area Measurement Based on Hill Climbing Clustering Algorithm in CIE L* a* b* Color Space

WU Yan-jia, TANG Zheng-ning, LI Jun-feng

(Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Dot area is an important index for evaluation of printing quality. Color dot image was segmented by hill climbing clustering algorithm in CIE L* a* b* color space. Good result of image segmentation was achieved by means of proper postprocessing. The provide base for construction of dot area evaluation system.

Key words: hill climbing algorithm; cluster; color dot image; image segmentation

随着全画面质量检测技术的发展, 网点面积率的实时检测日益重要。要进行墨量的控制, 必须先检测出网点面积率。在墨层厚度一定的情况下, 网点面积率的大小与墨量成正比关系。同时, 印刷是在有压力的情况下完成的, 网点扩大不可避免。根据印刷品和原稿对应区域的网点面积率的差值就可以判断出印刷品网点扩大的情况^[1]。

1 网点图像分割原理

在对图像的分析和应用中, 研究者往往只对图像中某些部分感兴趣, 这些部分常称为前景或目标。其中, 显著区域即感兴趣区域(ROI), 是图像中最能引起用户兴趣、最能表现图像内容的区域^[2]。在网点图像中, 将最感兴趣的网点区域定义为显著区域。

图像分割的目的在于提取图像中感兴趣的对象, 是图像分析的关键步骤也是图像理解的基础。因为

聚类方法具有简单高效的特点, 所以经常用于分割特征显著的图像。 K -means 聚类算法是聚类分割领域中使用最广泛的一种方法, 然而它在无人监督模式下分割彩色图像时仍然有一些缺点, 对簇的个数 K 及初始聚类中心的选择敏感, 这将导致输出结果不稳定。

笔者提出一种结合了爬山算法和 K -means 聚类的快速高效方法, 以解决这些问题。这种方法可以根据图像的特征自适应的获得初始聚类中心和簇的个数。首先, 这种方法通过选择合适的色彩空间来建立全局的三维直方图; 其次, 簇的个数 K 以及初始聚类中心通过在直方图中使用爬山算法确定; 最后, 通过 K -means 算法对图像聚类并分割成特定的区域, 使感兴趣的网点区域被分离出来。与传统的 K -means 聚类相比, 提出的彩色图像分割方法所需的迭代次数更少, 所花费的时间也更短, 但获得的显著区域却更精确。

收稿日期: 2012-06-08

作者简介: 吴琰嘉(1988—), 男, 江苏无锡人, 江南大学硕士生, 主攻图像处理、印刷质量检测与控制。

1.1 色彩空间转换及直方图的建立

CIE $L^* a^* b^*$ 色彩空间与人类视觉相似,并且其中 L^* 的值与人类对亮度的感知紧密相关,所以将其选为算法使用的色彩空间。其中每一个像素的亮度 (L^*) 和色彩信息 (a^*, b^*) 组成了三维特征空间。但是因为 CIE $L^* a^* b^*$ 色彩空间中 3 个参数值的范围是不同的 ($L^* \in [0, 100]$, $a^* \in [-120, 120]$, $b^* \in [-120, 120]$), 所以需要每个参数进行量化处理:

$$L' = [L^* / L_0] \quad (1)$$

$$a' = [a^* / a_0] \quad (2)$$

$$b' = [b^* / b_0] \quad (3)$$

其中, (L', a', b') 表示量化后的参数值, 依据经验, 为了减少计算量, 设置量化参数 $L_0 = 12.5$, $a_0 = 30$, $b_0 = 30$ 。这样 3 个参数的范围就转换为 $L' \in [1, 8]$, $a' \in [-4, 4]$, $b' \in [-4, 4]$ 。因此, CIE $L^* a^* b^*$ 色彩空间被平均分成 $N_B = 8 \times 8 \times 8 = 512$ 个部分并以直方图的形式呈现。 $B(L, a, b)$ 表示图像中像素的 3 个参数分别等于 L, a, b 时像素的个数。此时, 便建立了输入图像的 CIE $L^* a^* b^*$ 直方图。

1.2 通过爬山算法寻找直方图的山峰

在传统的 K -means 聚类中, 簇的个数 K 由用户指定, 同时初始聚类中心随机选择。在爬山聚类算法中 K 值和初始聚类中心都可以在图像的三维 CIE $L^* a^* b^*$ 直方图中由爬山算法自动确定。利用直方图而不是像素来寻找簇的山峰可以使算法更加高效。爬山算法主要分为 3 步, 描述如下。

输入: 显微网点图像的全局三维 CIE $L^* a^* b^*$ 直方图。

输出: 山峰的坐标值及个数。

(1) 从直方图的一个非零柱往上爬, 直达到下文中的一个山峰: ① 将当前柱状区域的像素个数与它相邻柱状区域中的像素个数相比较; ② 如果相邻柱状区域中与当前区域中的像素个数不同, 那么按照算法便会向上移动到具有更多像素的柱状区域; ③ 如果最近的邻域有相同的像素个数, 算法便会检查下一个邻域, 直到发现 2 个区域有不同的像素值, 此时便向上移动到较大像素值的区域处; ④ 持续向上爬行 (重复 ①—③) 直到到达一个没有可能上升的区域。在这种情况下, 邻域中像素的数量都比当前区域小, 因此, 当前区域就被确定为一个山峰 (局部最高)。

(2) 选择另一个未攀爬过的区域作为起始区域, 执行步骤 (1) 以寻找另一个山峰。持续这个步骤直到

直方图中所有的非零区域都被攀爬过。

(3) 最终, 相邻的像素会组合在一起形成同一个山峰, 即每一个像素都会与已确定一个山峰相关联, 因此, 形成了输入图像的聚类中心。山峰的个数代表了输入图像中簇的个数 K ; 这些都应该被保存下来。

虽然使用全局三维 CIE $L^* a^* b^*$ 直方图来寻找山峰, 但是步骤 (3) 同时考虑到了像素的空间信息, 即只有在空间上相邻的像素才会被组合成同一个山峰。

2 显著区域的检测与分割

2.1 显著度的计算

显著度是一幅图像中某个区域关于它相邻区域在不同程度上的局部对比度, 是用图像子区域中像素的平均特征向量和它相邻区域中像素的平均特征向量之间的距离来评价的。在给定的范围内, 将每个像素的特征向量结合起来获得一个综合的特征映射图, 而不是单纯的结合显著性映射图中的每个特征值。图像中一个像素 (i, j) 基于对比度的显著性值 $C_{i,j}$ 被定义为像素平均特征向量之间的距离 D 。

内部区域 R_1 和外部区域 R_2 (图 1) 的特征为:

$$C_{i,j} = D \left[\left(\frac{1}{N_1} \sum_{p=1}^{N_1} v_p \right) \left(\frac{1}{N_2} \sum_{q=1}^{N_2} v_q \right) \right] \quad (4)$$

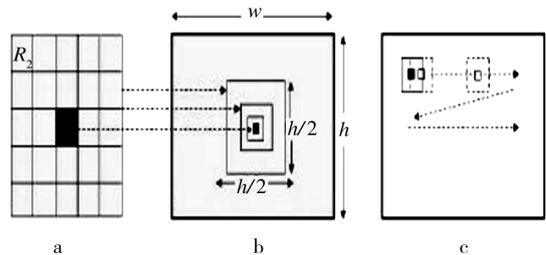


图 1 缩放对比度检测滤波器并扫描图像

Fig. 1 Scaling the contrast detection filter and scanning the image

其中, 图 1a 为对比度检测滤波器展示的内部正方形区域 R_1 和外部正方形区域 R_2 , 图 1b 中 R_1 的宽度保持不变, 而 R_2 的范围减半为新的规模, 图 1c 为通过光栅扫描以某一种规模过滤图像。 N_1 和 N_2 分别为 R_1 和 R_2 中像素的数量, v 是一个像素对应的特征元素的向量。如果 v 是非相关特征元素的向量, 那么距离 D 就是欧氏距离, 如果特征元素是相关的, 那么距离 D 就是马氏距离 (或用任意其他的合适的距

离来估算)。在这项工作中,假设是 RGB 图像,使用 CIE L* a* b* 色彩空间,来生成色度和亮度的特征向量,因为在 CIE L* a* b* 色空间中视觉差异是近似于欧氏距离的,所以公式(4)可简化为:

$$C_{i,j} = \|v_1 - v_2\| \quad (5)$$

式中: $v_1 = [L_1, a_1, b_1]^T$ 和 $v_2 = [L_2, a_2, b_2]^T$ 分别是 R_1 和 R_2 区域的平均特征向量。既然只需要寻找 R_1 和 R_2 中平均特征向量的值,那么为了计算效率可以从整个图像来处理,即通过缩放 R_2 区域,而不是整个图像来改变规模。缩放滤波器而不缩放图像,使得生成的显著映射图与输入图像拥有相同的大小和分辨率。区域 R_1 通常是选择一个像素。如果图像是有噪声的,例如拍摄图像时使用了高感光度 ISO 值,这时则常常通过 EXIF(可交换式图像文件格式)数据来辅助,此时, R_1 可以是一个 $N \times N$ 像素的小区域。

2.2 使用显著映射图对整个图像进行分割

使用 K-means 算法^[3]对图像进行分割。K 值和初始聚类中心通过在图像的三维 CIE L* a* b* 直方图中使用爬山算法来确定。

因为 CIE L* a* b* 特征空间是三维的,所以在颜色直方图中每个值都有 $3^d - 1 = 26$ 个邻接点, d 是指特征空间的维度,而 K 的值即是山峰的个数。由于使用 K-means 算法在 CIE L* a* b* 特征空间中对像素聚类,所以 8 邻接算法被用于连接每个空间聚类的像素。一旦分割后的区域 $r_k, k \in (1, K)$ 被找到,那么通过将最终显著映射图 M 中相应的分割区域的像素显著性值 m 相加后,除以区域中像素的个数,即可得到每个分割区域的平均显著性值 V :

$$V_k = \frac{1}{|r_k|} \sum_{i,j \in r_k} m_{i,j} \quad (6)$$

r_k 是以像素为单位的分割区域的大小。可以使用一个简单的阈值法,平均显著性值小于指定阈值 T 的分割部分保留,其余的部分都丢弃。只包含这些分割的部分构成了显著对象的输出结果。

3 网点面积率检测结果和评价

为了精确的评价网点面积率的检测结果,选择了比较可信的检测标准-TECHKON 公司的 Digital Microscope DMS910 网点面积检测仪自带的校正用标准网点图像。这套图像共有 9 张,图上标注了网点面积率分别从 10%~90%。

通过 C++ 语言编程对不同网点面积率的标准图像进行检测,并与以往常见的网点分割算法^[4-8] 进行比较,结果见表 1 及图 2。

表 1 不同算法的检测结果

| 标准网点 图像 | 神经 网络法 | KSW 熵法 | FCM 聚类算法 | 爬山 聚类算法 |
|------------|-----------|-----------|-------------|------------|
| 10 | 11.2 | 9.8 | 8.9 | 9.8 |
| 20 | 17.4 | 15.9 | 17.8 | 19.6 |
| 30 | 24.8 | 24.7 | 27.4 | 29.4 |
| 40 | 34.3 | 33.3 | 38.5 | 39.3 |
| 50 | 43.1 | 43.8 | 47.7 | 49.0 |
| 60 | 53.7 | 54.7 | 65.2 | 61.5 |
| 70 | 65.4 | 64.7 | 74.0 | 70.8 |
| 80 | 74.3 | 72.9 | 83.3 | 81.2 |
| 90 | 83.1 | 84.2 | 85.2 | 88.9 |

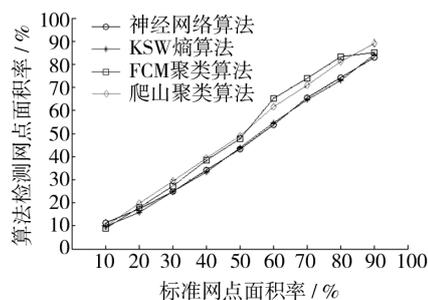


图 2 不同算法的检测结果比较

Fig. 2 Comparison of detection results by various algorithms

其中,神经网络法由于受到训练样本数量的限制以及样本自身误差的影响,精度不高。KSW 熵法更适用于有先验知识的图像。FCM 聚类算法中隶属度值需要根据噪声的强度人为设定,增大了随意性和主观性且易受印刷工艺过程的影响。而爬山聚类算法中确定初始聚类中心由算法自动完成,通过启发选择部分节点,避免遍历,从而既提高了精度又提高了效率。

为更好地表现出不同算法的效果,提出以下评价方式。

(1)局部偏差。在某个特定面积率的网点处,算法检测值偏离标准值的程度。若某个面积率 i 处的标准值为 x_{0i} ,检测值为 x_i ,则局部偏差 Δx_i 可以描述为:

$$\Delta x_i = x_i - x_{0i} \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (7)$$

其中: N 为检测时所取的不同网点面积率的个

数; Δx_i 的正负表示检测值在标准值上下的波动,为正,说明检测值大于标准值,为负,说明检测值小于标准值,而 Δx_i 的绝对值表示局部偏差(波动)的大小,绝对值越大,说明算法在此区域越不精确。局部偏差示意图3,从图3可以看到,4条折线均在网点面积

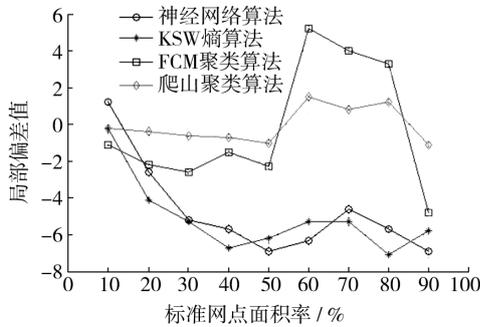


图3 不同算法检测结果的局部偏差比较

Fig. 3 Comparison of local deviation of detection results by various algorithms

率低于50%时下凹,高于50%时上凸,这种现象是由于CCD摄像头拍照时网点边缘会有光晕或发虚,造成误差。

(2)整体偏差。在所有面积率的网点处,算法检测值偏离标准值的程度,为局部偏差平方和平均后的方根。整体偏差 σ_x 可以描述为:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x_{i0})^2} \quad (8)$$

整体偏差 σ_x 越大,说明算法在处理所有面积率的网点时越不精确。

计算得到神经网络法、KSW熵法、FCM聚类算法、爬山聚类算法的整体偏差分别为5.3364, 5.4620, 3.2884, 0.9183, 4种算法的局部偏差对比见图3。可见,爬山聚类算法检测所得的网点面积率与标准网点面积率相比,局部偏差及整体偏差均最小。

4 结论

提出了一种检测图像网点面积率的新方法,这种方法生成的显著映射图与原图像的分辨率相同,簇的个数及初始聚类中心均在输入图像的三维CIE L* a* b*直方图中由爬山算法自动确定,这种初始化方法避免了随机初始化的盲区及不稳定性,同时减少了迭代的次数,提高了算法的效率和精确性,符合印刷品质量检测的发展方向,有着广泛的应用前景。

参考文献:

- [1] 陈路,李小东. 基于数字图像处理的印刷品网点面积率检测研究[J]. 包装工程, 2005, 26(6): 45-47.
CHEN Lu, LI Xiao-dong. Research of Dot Percentage Checking of Printing Product Based on Digital Image Processing[J]. Packaging Engineering, 2005, 26(6): 45-47.
- [2] 梁春迎,王国营,康进峰. 基于显著区域的图像检索方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 210-214.
LIANG Chun-ying, WANG Guo-ying, KANG Jin-feng. Image Retrieval Method Based on Salient Regions[J]. Computer Engineering, 2010, 36(5): 210-214.
- [3] 黄韬,刘胜辉,谭艳娜. 基于k-means聚类算法的研究[J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(7): 54-57.
HUANG Tao, LIU Sheng-hui, TAN Yan-na. Research of Clustering Algorithm Based on K-means[J]. Computer Technology and Development, 2011, 21(7): 54-57.
- [4] 王晓红,衣永政. 印刷网点图像模糊聚类分割方法的研究[J]. 包装工程, 2006, 27(3): 54-56.
WANG Xiao-hong, YI Yong-zheng. Research of Printing Dot Image Segmentation Using Fuzzy Cluster Method[J]. Packaging Engineering, 2006, 27(3): 54-56.
- [5] 高军,李学伟,张建. 彩色印刷品质量检测系统图像预处理算法的研究[J]. 包装工程, 2007, 28(1): 64-66.
GAO Jun, LI Xue-wei, ZHANG Jian. Study of Image Pretreatment Algorithm of Quality Detection System for Color Printing[J]. Packaging Engineering, 2007, 28(1): 64-66.
- [6] 于殿泓. 图像检测与处理技术[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2006.
YU Dian-hong. Image Detection and Processing Technology[M]. Xi'an: Xi'an University Publishing House, 2006.
- [7] OHASHI T, AGHBARI Z, MAKINOUCI A. Hill-climbing Algorithm for Efficient Color-based Image Segmentation. Signal Processing, Pattern Recognition, & Applications[C]. Greece: Proceedings of the Lasted International Conference, 2003: 17-22.
- [8] Utpal GARAIN, Thierry PAQUET, Laurent HEUTTE. On Foreground-Background Separation in Low Quality Document Images[J]. International Journal of Document Analysis, 2006, 8(1): 47-63.