

# 基于超像素快速模糊聚类的印刷品图像分割方法

doi:10.3969/j.issn.1674-7100.2024.03.011

彭来湖<sup>1,2</sup> 张晓蓉<sup>1</sup>  
李建强<sup>2</sup> 胡旭东<sup>1</sup>

1. 浙江理工大学  
机械工程学院  
浙江 杭州 310018  
2. 浙江理工大学  
龙港研究院  
浙江 温州 325000

**摘要:** 针对当前彩色印刷品色差检测过程中效率低、复杂性高等问题,提出了一种基于超像素快速模糊聚类的印刷品图像分割方法(SFFCM)。先用简单线性迭代聚类(SLIC)算法将图像分割为紧密相邻的超像素区域。每个超像素区域被视为一个独立的聚类单元。随后,将模糊C均值聚类(FCM)算法应用于超像素的归属关系计算中,即引入隶属度值,允许超像素归属于多个聚类中心,并通过权衡归属度值来实现模糊聚类。实验结果表明,相对于其他算法,本文方法在保持良好实时性的同时,实现了较好的分割效果,有效平衡了算法复杂度与分割效果之间的关系。

**关键词:** 印刷品; 图像分割; 简单线性迭代聚类算法; 模糊C均值聚类; 超像素

**中图分类号:** TB484; TP317.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1674-7100(2024)03-0085-06

**引文格式:** 彭来湖, 张晓蓉, 李建强, 等. 基于超像素快速模糊聚类的印刷品图像分割方法[J]. 包装学报, 2024, 16(3): 85-90.

## 1 研究背景

当前商品包装丰富多样,需求量也大。然而,包装在印刷生产过程中,不可避免地会出现印刷缺陷,如色差、图像不清晰、印刷精度不够、表面损伤等。如果不能及时发现这些缺陷,将导致整批印刷品成为废品,给企业带来巨大经济损失。因此,发展在线包装印刷品检测技术变得尤为重要<sup>[1-2]</sup>。

印刷色差是包装质量的常见问题。色差是指印刷品与预期颜色之间的差异,是由工艺技术、原材料等因素引起。目前,彩色印刷品色差检测方法主要包括逐像素检测法和平均值法。逐像素检测法是最常见的方法。逐像素检测法能够保证检测的正确率,但存在两个主要问题<sup>[3-5]</sup>: 一是,逐像素比对要求图像配准

非常精确,而高精度的图像配准算法会显著增加计算量,从而降低检测效率<sup>[6]</sup>; 二是,对于高分辨率的图像或大规模的数据集,算法的运行时间可能会非常长,这限制了其在实时应用或大规模应用中的可行性。提高实时色差检测效率的关键在于图像分割预处理。

目前常见的图像分割算法包括基于阈值的分割算法、基于边缘检测的分割算法、基于区域的分割算法、基于图论的分割算法以及基于特定理论的分割算法<sup>[7]</sup>。Zhou C. H. 等<sup>[8]</sup>提出了一种将改进的萤火虫算法与二维 Otsu (2-D Otsu) 相结合的图像分割算法。该算法具有良好的分割性能,不仅可以有效缩短运行时间,提高图像分割质量,还可以应用于图像分割的实时处理。然而,基于阈值的分割算法也有一些限制,

收稿日期: 2024-03-11

基金项目: 浙江省科学技术厅重点研发计划项目——选定委托项目(2022C01065)

作者简介: 彭来湖(1980-),男,浙江温州人,浙江理工大学教授,博士生导师,主要从事智能针织设备控制、智能制造与工业互联网标准化、智能仪器仪表研究, E-mail: Laihu@zstu.edu.cn

对图像中的光照变化和噪声敏感, 阈值的选择可能对结果产生较大影响。对于复杂的图像场景, 即存在多个对象或区域具有相似灰度值的情况, 基于阈值的分割算法可能无法准确分割。基于边缘检测的分割算法是基于边缘在图像中的显著性和重要性, 利用边缘检测算法来实现分割。常用的边缘检测算法包括 Canny 边缘检测<sup>[9]</sup>、Sobel 算子<sup>[10]</sup>、Laplacian 算子<sup>[11]</sup>等。Wang J. N. 等<sup>[12]</sup>提出了一种用于彩色图像分割的自动种子区域生长 (seeded region growing, SRG) 算法。实验结果表明, 与基于像素的 SRG 算法相比, 该方法可以产生更稳健和精确的结果。然而, 基于区域的分割算法对参数的选择和相似性度量的准确性较为敏感, 也容易受到噪声和灯光变化的影响<sup>[13]</sup>。T. H. Nguyen 等<sup>[14]</sup>提出了一种结合马尔可夫随机场和图论来优化路面缺陷图像的分割方法。实验结果表明, 两种方法结合使用时, 路面缺陷的分割更加准确有效。然而, 基于图论的分割算法通常需要较高的计算复杂度, 并且对参数的选择和图构建的策略有一定的依赖性。基于特定理论的分割算法是指利用特定的领域知识或理论来进行图像分割的方法。此分割算法对于特定领域或场景具有较强的依赖性, 可能在其他领域或场景下表现不佳。

综上所述, 当面对复杂的图像场景时, 传统的图像分割方法可能会遇到一些挑战。例如, 在存在多个重叠对象、纹理复杂或颜色变化剧烈的图像中, 这些方法可能无法准确地划分区域或容易受到噪声的干扰。为了克服这些问题, 超像素算法应运而生。超像素算法通过将相似的像素组合成更大的区域或区域块, 从而减少图像中需要处理的数据量。这种方法可以提供更好的局部一致性, 有助于在复杂场景中识别和分割对象。然而, 一些超像素算法会出现不均匀分割现象, 如在同一区域内像素的属性差异较大, 或者在不同区域之间存在边界模糊的情况, 即相邻区域的边界不够清晰。

针对以上问题, 本文提出了基于超像素快速模糊聚类的印刷品分割方法 (SFFCM)。首先使用简单线性迭代聚类算法 (simple linear iterative clustering, SLIC) 生成超像素, 将图像分割成紧密相邻的区域。然后, 将模糊 C 均值算法 (fuzzy C-means, FCM) 应用于超像素的归属关系计算中, 即引入隶属度值, 允许超像素归属于多个聚类中心, 并通过权衡隶属度值来实现超像素聚类。

## 2 图像分割模型

为了兼顾图像分割的实时性和准确度, 本文提出将超像素分割与快速模糊聚类相结合的方法。使用 SLIC 算法对图像进行分割, 生成初始的超像素集合, 并针对每个超像素, 计算其颜色特征和纹理特征; 然后, 通过 FCM 迭代更新优化聚类中心和超像素的归属关系, 直到满足停止条件; 最后, 根据超像素的归属关系生成图像分割结果。在迭代过程中, 计算超像素与每个聚类中心的距离, 并将超像素分配给距离最小的聚类中心, 同时更新聚类中心的位置以反映其拥有的超像素的平均特征。迭代停止条件是误差收敛, 即聚类中心位置不再发生变化, 根据最终的超像素隶属度确定聚类中心。整个算法的执行过程如表 1 所示。

表 1 基于超像素快速模糊聚类的图像分割算法

Table 1 Image segmentation algorithm based on super-pixel fast fuzzy clustering

输入: 图像

输出: 超像素分割结果

初始化: 使用 SLIC 算法, 生成初始的超像素集合

算法开始:

1. 计算超像素特征

2. 初始化聚类中心

3. FCM 迭代更新聚类中心和超像素归属关系

4. 确定最终超像素归属关系

### 2.1 颜色空间的选取

CIELAB 颜色空间<sup>[5]</sup>与设备无关, 不受具体显示设备的影响。它具有许多优点, 特别适用于超像素分割算法。CIELAB 颜色空间的处理速度与 RGB 颜色空间相当, 甚至比 CMYK 颜色空间更快。因而, 在实时处理和大规模图像数据处理上具有优势。CIELAB 颜色空间通过饱和度、亮度和色调表示颜色, 与其他颜色空间 (RGB、CMYK) 相比, 拥有更宽广的颜色范围, 涵盖了人眼能够感知到的全部色彩。在超像素分割过程中, 像素的颜色信息至关重要, 而 CIELAB 颜色空间具有色彩不变性、更好的颜色分离和对光照变化的鲁棒性等优势, 能够提高分割结果的准确性和稳定性。

因此, 基于以上考虑, 本文选择 CIELAB 颜色空间作为超像素分割算法的颜色空间。

### 2.2 SLIC 算法

SLIC 算法<sup>[15]</sup>是一种用于超像素分割的算法, 旨在将具有颜色和纹理特征相似的像素聚合到一起, 得到一个超像素。此算法是在 CIELAB 颜色空间实现,



局部采用 k-means 聚类方法。首先, 选择超像素的数量即期望的区域数, 将图像均匀分割成初始的超像素网格; 然后, 通过迭代更新来优化超像素的位置和颜色, 在每次迭代中, 计算超像素中心与以其为中心的一定邻域内的每个像素之间的颜色域和空间域距离 (相关公式见式 (1)~(3)), 并选择最小距离 (由两个距离加权而得) 的像素作为新的超像素中心; 最后, 根据新的超像素中心位置, 重新分配每个像素到最近的超像素, 形成超像素的归属关系。当超像素中心的位置变化小于一个阈值时, 停止迭代。SLIC 算法基于迭代和局部搜索的思想, 利用图像的局部特征进行像素聚类, 避免了全局搜索的复杂性。与传统的 k-means 聚类相比, SLIC 算法在速度上具有明显的优势。

$$d_c = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}, \quad (1)$$

$$d_s = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}, \quad (2)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{s}\right)^2}, \quad (3)$$

式中:  $d_c$  为两个像素的颜色距离;  $d_s$  为两个像素的空间距离;  $D'$  为两个像素的距离度量;  $m$ 、 $s$  为平衡颜色和空间距离的侧重程度。

### 2.3 FCM 算法

FCM 算法<sup>[16]</sup>是通过目标函数进行最小化, 将所有的像素点根据规定的距离度量划分成  $C$  个子空间。假定样本数据集  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ , 每个样本包含  $d$  个属性,  $\mathbf{x}_i \in R^d$  代表特征向量, 聚类中心  $V$  为  $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_C\}$ , 则 FCM 的目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2, \quad (4)$$

$$\sum_{i=1}^C u_{ik} = 1, u_{ik} \in [0, 1], \quad (5)$$

式中:  $u_{ik}$  表示  $\mathbf{x}_i$  属于第  $i$  类的模糊隶属度;  $m$  表示模糊指数, 取值为 2;  $d_{ij}$  表示  $\mathbf{x}_i$  到聚类中心  $\mathbf{v}_j$  的距离。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 评价指标

本文使用常用的准确性定量比较指标来评估算法性能, 包括边界召回率 (boundary recall, BR) 和欠分割误差 (undersegmentation error, UE)<sup>[17]</sup>。

边界召回率是用于评估图像分割算法性能的一种指标, 能衡量算法在检测目标边界方面的能力。

它是基于像素级别的评估方法, 通过比较算法生成的分割结果与参考分割结果之间的边界像素来表示。通常情况下, 边界召回率越高 ( $BR < 1$ ), 表示算法能够更准确地捕捉到图像中的边界信息, 分割结果与真实边界更一致。因此, 边界召回率越高, 代表算法的性能越好。边界召回率的计算公式如下:

$$BR = \frac{\sum_{p \in B(g_j)} I\left(\min_{q \in B(s_i)} \|p - q\| \leq \varepsilon\right)}{\sum_{j=1}^n |B(g_j)|}, \quad (6)$$

式中:  $B(s_i)$  和  $B(g_j)$  分别表示超像素边界和 Ground Truth (GT) 边界的像素集;  $I(\cdot)$  表示指示函数, 用来检查  $B(s_i)$  中的边界像素落在  $B(g_j)$  的  $\varepsilon$  个像素内的像素数目,  $\varepsilon=2$ 。

欠分割误差衡量了算法将边界分割过细的程度, 即超像素的欠分割情况。欠分割误差的取值范围也是 0~1, 该值越低, 表示算法具有更好的分割准确性。欠分割误差为未将图像中的目标或细节正确分割出来的像素占比, 即

$$UE = \frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m I(|s_i \cap g_j| > k \cdot |s_i|) - \sum_{j=1}^n |g_j|}{\sum_{j=1}^n |g_j|}, \quad (7)$$

式中:  $I(\cdot)$  表示指示函数, 表示有效重叠; 阈值  $k=0.05$ 。

### 3.2 实验环境

所有实验均在 Windows 10 平台下进行, 硬件配置为 Inter Core i7 处理器、内存 16 GB。为了将不同算法之间进行公平比较, 本文使用对照的 3 种分割算法 (LSC (linear spectral clustering)、SLIC、SEEDS (superpixels extracted via energy-driven sampling)) 的源代码, 并确保在相同的硬件环境和算法设置下进行对比试验。

### 3.3 分割结果比较

不同超像素分割方法 (LSC、SLIC、SEEDS、SFFCM) 的分割结果如图 1 所示, 局部细节对比如图 2 所示。从图 1 和图 2 可以观察到, SFFCM 经过模糊聚类处理后, 能够更好地保持超像素图像的边界和连续性。相比之下, LSC 算法虽然得到图像比较规则, 但在超像素形状连续性不足; SLIC 算法虽然得到的超像素形状较为规则, 但生成的边界不够清晰和准确; SEEDS 算法得到的超像素形状不够规则且大小不一致。

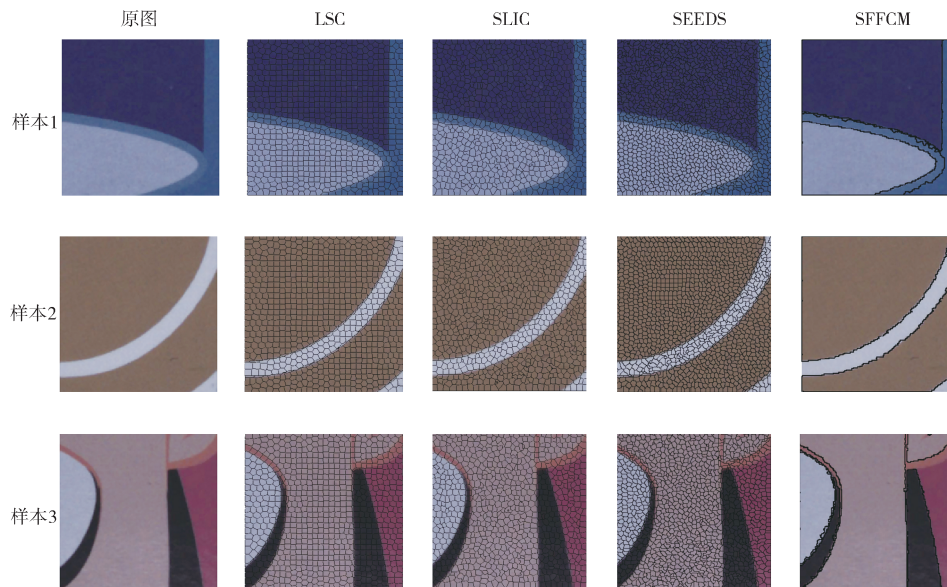


图1 不同超像素分割算法的分割效果图

Fig. 1 Segmentation effect of different super-pixel segmentation algorithms

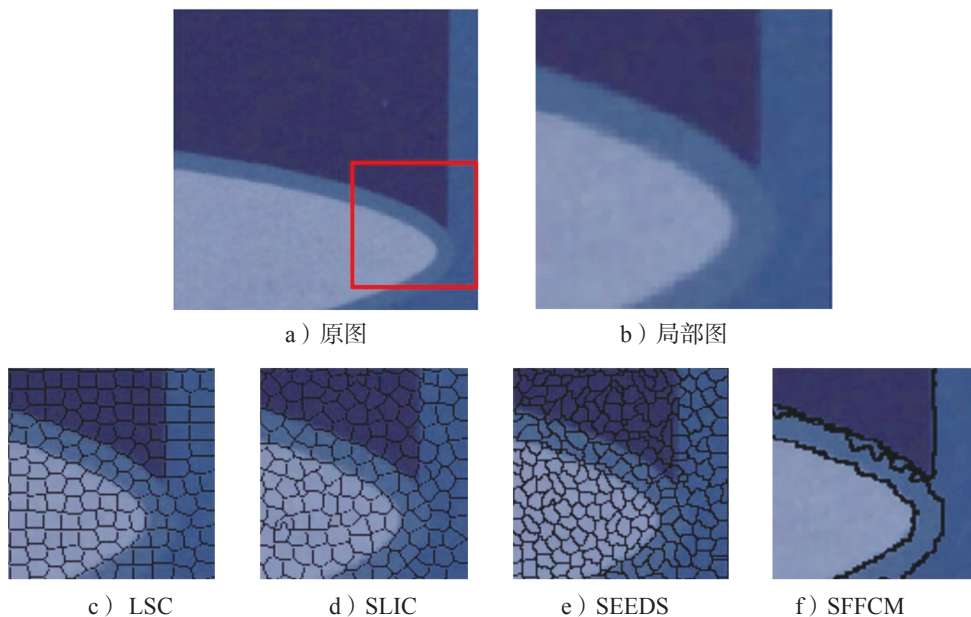


图2 局部放大区域的实验结果对比图

Fig. 2 Comparison of experimental results for locally enlarged regions

不同超像素分割算法的边界召回率和欠分割误差如表2所示。这两个评价指标能够量化超像素分割算法在边界保持和分割准确性方面的性能表现。

由表2可知，SFFCM展现出明显的优势。这归因于本文算法的两个关键步骤：其一，采用SLIC算法生成紧密相邻的超像素，将图像分割成多个区域；其二，将每个超像素区域视为一个聚类，并利用模糊C均值聚类算法对超像素进行处理。因此，本文

算法在边界保持性和空间连续性方面更加出色。

LSC、SLIC、SEEDS和SFFCM的时间复杂度均为 $O(n)$ 。根据文献[18-19]可知，超像素个数 $k$ 在100~600之间对算法的实时性影响可以忽略不计。因此，本文以超像素个数 $k=400$ 作为基准，比较不同超像素分割算法对印刷品数据集进行分割的实时性能，结果如表3所示。

由表3可知，SFFCM的运行时间比SLIC算法

稍长, 与 SEEDS 算法相近。可见, 本文算法不仅拥有较好的实时性, 也能保证图像分割的准确度, 具有广阔的应用前景。

**表 2 分割结果的 BR 和 UE 数据**

**Table 2 Segmentation results of BR and UE**

算法名称	BR	UE
LSC	0.787	0.204
SLIC	0.832	0.211
SEEDS	0.701	0.277
SFFCM	0.854	0.188

**表 3  $k=400$  时, 各个算法的平均运行时间**

**Table 3  $k=400$ , the average time for each algorithm**

算法名称	运行时间 /s
LSC	0.528
SLIC	0.092
SEEDS	0.122
SFFCM	0.112

## 4 结语

针对当前软包装印刷品色差检测过程中图像分割存在实时性和分割准确度无法同时兼顾的问题, 本文提出了基于超像素快速模糊聚类的印刷品分割方法 (SFFCM)。在超像素的基础上采用模糊 C 均值聚类算法来优化分割效果。通过迭代更新隶属度矩阵  $U$  和聚类中心  $V$ , 应用矩阵计算和梯度下降原理, 逐步优化目标函数。实验结果证明, 相对于其他常见的超像素分割算法, 用本文所提方法分割的图像有较为清晰边界和良好的连续性。在实时性方面, 本文算法也有良好的表现。这种综合考虑了实时性和分割准确度的方法, 在图像处理任务中具有广泛的应用前景。

### 参考文献:

- [1] 黄 韬. 印刷品质量评价与检测的探讨 [J]. 广东印刷, 2023(4): 41-45.  
HUANG Tao. Discussion on the Evaluation and Detection of Print Quality[J]. Guangdong Printing, 2023(4): 41-45.
- [2] 郑元丰, 邱 妍, 高艳飞. 机器视觉技术在印刷品检测领域的进展 [J]. 丝网印刷, 2022(15): 46-48.  
ZHENG Yuanfeng, QIU Yan, GAO Yanfei. The Progress of Machine Vision Technology in the Field of Printing Inspection[J]. Screen Printing, 2022(15): 46-48.
- [3] 张 洋. 图像处理在彩色印刷品质量检测中的应用研究 [D]. 洛阳: 河南科技大学, 2017.  
ZHANG Yang. Application of Image Processing in Color Printing Quality Inspection[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2017.
- [4] 郑元林, 戚永红. 一种印刷品色差检测方法: CN201010251312.1[P]. 2011-01-05.  
ZHENG Yuanlin, QI Yonghong. A Method for Detecting Color Difference in Printed Matter: CN201010251312.1 [P]. 2011-01-05.
- [5] 张 洋, 普杰信, 梁灵飞, 等. 基于超像素的印刷品色差在线检测方法 [J]. 测控技术, 2017, 36(9): 54-59.  
ZHANG Yang, PU Jiexin, LIANG Lingfei, et al. On-Line Detection Method for Printing Image Chromatic Aberration Based on Super-Pixel[J]. Measurement & Control Technology, 2017, 36(9): 54-59.
- [6] 刘孝锋, 任静艳, 王利飞, 等. 基于 CIEDE2000 的纺织品色差检测与检速匹配 [J]. 泉州师范学院学报, 2023, 41(5): 51-56.  
LIU Xiaofeng, REN Jingyan, WANG Lifei, et al. A Research on Color Difference Detection and Speed Matching of Textiles Based on CIEDE2000[J]. Journal of Quanzhou Normal University, 2023, 41(5): 51-56.
- [7] 刘 洋. 面向道路巡检应用的无人机视觉定位与飞行监控方法研究 [D]. 西安: 长安大学, 2023.  
LIU Yang. Research on UAV Visual Localization and Flight Monitoring Methods for Road Inspection Applications[D]. Xi'an: Chang'an University, 2023.
- [8] ZHOU C H, TIAN L W, ZHAO H W, et al. A Method of Two-Dimensional Otsu Image Threshold Segmentation Based on Improved Firefly Algorithm[C]//2015 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Shenyang: IEEE, 2015: 1420-1424.
- [9] SUNDANI D, WIDIYANTO S, KARYANTI Y, et al. Identification of Image Edge Using Quantum Canny Edge Detection Algorithm[J]. Journal of Ict Research and Applications, 2019, 13(2): 133-144.
- [10] ZHANG C C, FANG J D. Edge Detection Based on Improved Sobel Operator[C]//Proceedings of the 2016 International Conference on Computer Engineering and Information System (CEIS). Atlantis: Atlantis Press, 2016: 129-132.
- [11] WANG X. Laplacian Operator-Based Edge Detectors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(5): 886-890.



- [12] WANG J N, KONG J, LU Y H, et al. A Region-Based SRG Algorithm for Color Image Segmentation[C]// 2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Hong Kong: IEEE, 2007: 1542–1547.
- [13] FRANEK L, JIANG X Y, WATTUYA P. Local Instability Problem of Image Segmentation Algorithms: Systematic Study and an Ensemble-Based Solution[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 26(5): 1265004.
- [14] NGUYEN T H, NGUYEN T L, AFANASIEV A D, et al. Optimizing Image Segmentation of Pavement Defects Using Graph-Based Method[J]. Intelligent Decision Technologies, 2022, 15(4): 591–597.
- [15] 刘仲民, 王 阳, 胡文瑾. 超像素图像分割算法研究综述 [C]// 第 18 届中国系统仿真技术及其应用学术年会. 兰州: 中国科学技术大学出版社, 2017, 18: 208–215.  
LIU Zhongmin, WANG Yang, HU Wenjin. Review of Superpixel Segmentation Algorithms in Image[C]//18th CCSSTA 2017. Lanzhou: University of Science and Technology of China Press, 2017, 18: 208–215.
- [16] 劳 丽, 吴效明, 朱学峰. 模糊集理论在图像分割中的应用综述 [J]. 中国电视学与图像分析, 2006, 11(3): 200–205.  
LAO Li, WU Xiaoming, ZHU Xuefeng. Survey on Application of Fuzzy Set Theory for Image Segmentation[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2006, 11(3): 200–205.
- [17] LIAO F F, CAO K Y, ZHANG Y X, et al. High-Dimensional Features of Adaptive Superpixels for Visually Degraded Images[J]. Optoelectronics Letters, 2019, 15(3): 231–235.
- [18] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-Art Superpixel Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274–2282.
- [19] SHEN J B, HAO X P, LIANG Z Y, et al. Real-Time Superpixel Segmentation by DBSCAN Clustering Algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5933–5942.

(责任编辑: 邓 彬)

## Printed Image Segmentation Based on Fast Fuzzy Clustering of Super-Pixels

PENG Laihu<sup>1,2</sup>, ZHANG Xiaorong<sup>1</sup>, LI Jianqiang<sup>2</sup>, HU Xudong<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. Research Institute of Zhejiang Sci-Tech University in Longgang, Wenzhou Zhejiang 325000, China)

**Abstract:** Aiming at the current problems of low efficiency and high complexity in the color difference detection process of color prints, a print image segmentation method (SFFCM) based on fast fuzzy clustering of super-pixels is proposed. A simple linear iterative clustering (SLIC) algorithm is first used to segment the image into closely neighboring super-pixel regions. Each super-pixel region is considered as an independent clustering unit. Subsequently, the fuzzy C-mean clustering (FCM) algorithm is applied to the computation of the attribution relationship of the super pixels, i.e., the value of affiliation is introduced to allow the super-pixels to belong to more than one clustering centers and fuzzy clustering is achieved by weighing the values of affiliation. The experimental results show that compared with other algorithms, the method achieves better segmentation effect while maintaining good real-time performance, effectively balancing the relationship between algorithm complexity and segmentation effect.

**Keywords:** printed material; image segmentation; simple linear iterative clustering; fuzzy C-means clustering; super-pixel