

赵蕾, 刘本永. 基于颜色和纹理特征聚类的彩色图像分割[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 251-255. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240441

# 基于颜色和纹理特征聚类的彩色图像分割

赵蕾, 刘本永

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 针对传统彩色图像分割算法在轮廓模糊和纹理丰富区域分割效果差的缺点, 本文提出基于颜色和纹理特征聚类的彩色图像分割算法。首先, 采用基于图的图像分割算法多次分割图像, 以得到多组超像素块; 其次, 提取超像素块的颜色特征和纹理特征, 将其融合为一个特征向量, 并使用 k-means 聚类对每组超像素块的特征向量聚类, 以获得多组分割结果; 最后, 使用线性组合的方法融合多组分割结果, 得到最终的分割图像。在公开数据集 BSD500 上与经典聚类算法 SFFCM、AFCF 相比较, 实验结果表明本算法优于这些经典算法。

**关键词:** 彩色图像分割; 颜色特征; 纹理特征; 超像素; k-means 聚类

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0251-05

## Color image segmentation based on color and texture feature clustering

ZHAO Lei, LIU Benyong

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of traditional color image segmentation algorithms in segmentation effect when an image contains areas with blurred contour and rich texture, an algorithm based on color and texture feature clustering is proposed. Firstly, the graph-based image segmentation algorithm is used to segment an image several times to get multiple groups of superpixel blocks. Secondly, the color feature and texture features of each superpixel block are extracted and fused into a feature vector, and the k-means clustering method is used to cluster the feature vectors of each group of super-pixel blocks to obtain multiple groups of segmentation results. Finally, the method of linear combination is used to fuse multiple groups of segmentation results to get the final segmented image. Compared with the classical clustering algorithms SFFCM and AFCF on the public data set BSD500, the experimental results show that this proposed algorithm outperforms the classical ones.

**Key words:** color image segmentation; color feature; texture feature; superpixel; k-means clustering

## 0 引言

图像分割指将图像中具有特殊意义的不同区域分开, 使同一区域具有一致性或相似性, 不同区域具有相异性<sup>[1]</sup>。图像分割是计算机视觉中一项底层且关键的技术, 其结果的优劣直接决定后续图像分析理解的好坏, 图像分割还在工业制造、现代医学、智能交通等领域中有着广泛的应用<sup>[2-3]</sup>。

图像分割可分为灰度图像分割和彩色图像分割两类, 灰度图像分割基于一维灰度值的不连续性和相似性进行分割, 而彩色图像分割在三维颜色空间中进行分割, 拥有比灰度图像更大的信息量, 且分割

结果更符合人类视觉特性<sup>[4-5]</sup>。传统彩色图像分割方法可分为基于边缘、图论、区域、聚类的方法<sup>[6]</sup>。基于聚类的彩色图像分割方法通过像素点特征(如颜色、纹理特征)的相似性将其分为不同的类来实现图像分割, 是最常用的方法之一<sup>[7]</sup>。Rodriguez 等<sup>[8]</sup>提出了密度峰值聚类算法(Density Peak Clustering, DPC), 将高密度且距离较远的样本点作为聚类中心, 并将剩余点分配至最近的高密度聚类中心, 实现高精度聚类; Li 等<sup>[9]</sup>提出了基于峰值图的快速密度峰值聚类算法, 有效解决了 DPC 算法在流形数据集上易出现的分配错误问题, 从而提升图像分割的精度; Guan 等<sup>[10]</sup>提出在 RGB 空间中结合

**基金项目:** 国家自然科学基金(60862003)。

**作者简介:** 赵蕾(1999-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器视觉。

**通讯作者:** 刘本永(1966-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 模式识别, 信号处理, 机器学习。Email: byliu667200@163.com

收稿日期: 2023-07-17

k-means 聚类算法和密度聚类的彩色图像分割算法,以降低计算复杂度,但分割效果不佳;Gong 等<sup>[11]</sup>提出了结合局部密度与核度量的模糊 C 均值聚类算法,充分利用了像素的邻域空间信息和方差信息,但抗噪性能较差;Lei 等<sup>[12]</sup>提出基于形态重构和隶属度滤波的快速鲁棒性模糊 C 均值算法,提高了图像抗噪性能,但存在离群点问题,且难以计算彩色图像的直方图;Lei 等<sup>[13]</sup>提出基于超像素的快速模糊 C 均值算法 (Superpixel - based Fast FCM, SFFCM),使用多尺度分水岭算法作为 FCM 聚类的预处理,避免了离群点问题,降低了图像复杂度,但分割轮廓精度受损;Jia 等<sup>[14]</sup>提出了基于鲁棒自稀疏的模糊聚类算法,通过正则化手段获得稀疏模糊隶属度,并结合区域密度平衡策略的连通域滤波算法实现自适应区域合并,取得了较好的分割效果;Liu 等<sup>[15]</sup>提出用于彩色图像分割的自动模糊聚类框架 (Automatic Fuzzy Clustering Framework, AFCF),通过超像素思想结合密度峰值算法实现全自动聚

类,并使用 FCM 聚类改善分割结果,但对图像细节有所忽略。

上述算法均只使用颜色特征进行分割,导致在纹理丰富区域分割效果不理想,因此本文提出基于颜色和纹理特征聚类的彩色图像分割算法。为解决单组超像素分割得到的轮廓不清晰的问题,本文所提算法采用多组具有不同参数的 graph-based 算法进行超像素分割,得到多组结果,每组结果均在不同程度上捕捉到图像的边界和区域;在超像素块上提取和融合颜色和纹理特征,并使用 k-means 聚类进行分割;最后,通过线性组合的方式融合多个分割结果,以提高分割质量。实验结果表明,本文所提算法得到了更可靠的轮廓,且提高了带纹理图像的分割质量。

## 1 本文所提彩色图像分割算法

本文所提彩色图像分割算法的整体过程如图 1 所示,主要包括多组超像素分割、k-means 聚类和多组分割结果融合 3 个环节。

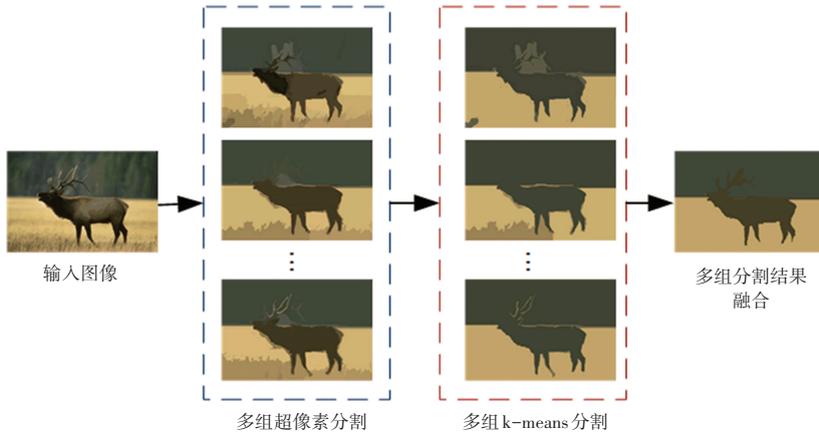


图1 本文所提算法整体过程

Fig. 1 Overall process diagram of the proposed algorithm

### 1.1 多组超像素分割

超像素分割作为图像分割的预处理手段,能有效避免离群点问题、降低图像复杂度。本文使用 Graph-Based 算法进行超像素分割,将一幅彩色图像映射为无向图,表示为  $G = (V, E)$ ,  $V$  和  $E$  分别是顶点和边的集合。每个像素点代表图的一个顶点  $v_i \in V$ , 相邻的两个像素点构成一条边  $(v_i, v_j) \in E$ , 边的权值  $w(v_i, v_j)$  由像素颜色值的欧式距离决定;通过将顶点聚合成最小生成树,形成不同的分割区域  $C$ 。分割区域最小生成树  $MST(C, E)$  上的最大权值被定义为该区域的内部差异,计算公式(1):

$$\text{Int}(C) = \max_{e \in MST(C, E)} w(e) \quad (1)$$

连接区域  $C_1, C_2$  的最小权值边定义为区域之间的差异,即式(2):

$$\text{Dif}(C_1, C_2) = \min w(v_i, v_j) \quad (2)$$

其中,  $v_i \in C_1, v_j \in C_2, (v_i, v_j) \in E$ 。

如果两区域之间差异小于等于各自区域的内部差异  $\text{Mint}(C_1, C_2)$ , 则可合并这两个区域,反之不能合并。 $\text{Mint}(C_1, C_2)$  表达式(3):

$$\text{Mint}(C_1, C_2) = \min(\text{Int}(C_1) + \tau(C_1), \text{Int}(C_2) + \tau(C_2)) \quad (3)$$

其中, 阈值函数  $\tau(C)$ , 见公式(4):

$$\tau(C) = h / |C| \quad (4)$$

其中,  $h$  是用于控制生成分割区域的最小尺寸

的常数,  $|C|$  是区域  $C$  的像素点数。

用 Graph-Based 算法单次分割存在轮廓不清晰的问题,为得到更为可靠的轮廓,本文提出使用  $M$  组具有不同大小的  $h$  值的 Graph-Based 算法,生成  $M$  组超像素结果  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$ 。

## 1.2 特征提取

彩色图像蕴含丰富的颜色和纹理信息,结合颜色和纹理特征可提高图像分割的准确性和鲁棒性。颜色特征用于区分不同颜色的物体或区域,而纹理特征则捕捉物体的细节和结构信息,在区分具有相似颜色但不同纹理的物体时起关键作用。

### 1.2.1 颜色特征

在彩色图像分割中,选择适当的颜色空间是一个难题,因为没有一种颜色空间能在分割中占据绝对优势。因此,本文尝试在 RGB、HSV、Lab 3 个颜色空间中提取颜色特征。RGB 空间简单直观,但对光照变化敏感;HSV 空间符合人类视觉特性,在处理光照变化的分割任务中更有效;Lab 空间则涵盖了人类可感知的全部色彩,具有均匀性。通过计算每个区域在 RGB、HSV 和 Lab 空间中各颜色分量的一阶矩和二阶矩,作为该块的颜色特征,能在不同场景和光照条件下实现更精确和鲁棒的图像分割。

二阶矩公式(5):

$$\sigma_i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (5)$$

其中,  $N$  表示该块的像素点总数;  $\mu_i$  表示该块第  $i$  个颜色分量的均值;  $P_{ij}$  表示该块第  $j$  个像素点、第  $i$  个颜色分量的值。

### 1.2.2 纹理特征

纹理是指物体表面的一种独特属性,反映了物体的视觉特征,包括结构和与周围环境的交互关系<sup>[16]</sup>。使用滤波器组是一种有效、准确的获取图像纹理特征的方法。LM(Leung-Malik)滤波器组能提取多种不同的纹理特征,包括方向性、定向性和重复性等。LM 滤波器组由 48 个滤波器组成,可分为 3 类:一阶和二阶高斯微分滤波器(共 36 个),覆盖 6 个方向和 3 个尺度;8 个尺度的高斯拉普拉斯(Laplacian of Gaussian, LoG)滤波器;4 个尺度的高斯滤波器<sup>[17]</sup>。

本文使用 LM 滤波器组常用的尺度与方向:尺度为  $\sqrt{2}$  的高斯滤波器,尺度为  $\sqrt{2}$  和  $3\sqrt{2}$  的 LoG 滤波器及尺度为  $3\sqrt{2}$ 、方向为  $\{0^\circ, 30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ, 150^\circ\}$  的一阶、二阶高斯微分滤波器。对每个区域计

算各滤波器响应的均值,作为该块的纹理特征。

### 1.2.3 特征融合

对于  $n$  个超像素块,将其颜色和纹理特征连接生成一个  $p$  维的特征向量,并进行 Z-Score 归一化,表示为  $x_i = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ip})$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ;再使用主成分分析法对其进行降维,并得到每个分量的权重,生成新特征向量,见公式(6):

$$x_i = (z_{i1}y_{i1}, z_{i2}y_{i2}, \dots, z_{iq}y_{iq}) \quad (6)$$

其中,  $z$  表示权重。

## 1.3 k-means 聚类

本文使用经典的 k-means 聚类算法实现图像分割。首先,将每组超像素块的特征向量作为样本,随机选择  $k$  个超像素块的特征向量作为初始簇中心;其次,将剩余的特征向量分配到距离最近的簇中心所在簇中,并更新每个簇的簇中心;最后,再次计算每个样本与新簇中心之间的欧式距离,不断迭代直到簇中心不再改变或达到预设的最大迭代次数。

## 1.4 多组分割结果融合

为充分利用每个 k-means 分割结果的优点,以提高分割质量,本文使用线性组合的方式将  $M$  组结果融合,得到最终的分割结果。在此过程中,使用最小二乘法估计权重,使式(7)的损失最小:

$$L = \sum_{r=1}^R \|A_r^* - \sum_{m=1}^M b_m A_{rm}\|_F^2 \quad (7)$$

其中,  $A_r^*$  表示第  $r$  个图像分割的标签值(Ground Truth, GT);  $A_{rm}$  表示第  $r$  个图像的第  $m$  个 k-means 分割结果;  $b_m$  表示第  $m$  个 k-means 分割结果的权重。

经过融合处理后可能会出现某些区域尺寸过小的问题,将尺寸过小区域重新分配给邻近区域解决。

## 2 实验结果和分析

本文在 MSRC 公开数据集上进行训练,得到线性组合的权重,并在 BSD500 公开数据集上进行测试。使用常见的性能指标如概率兰德指数(Probabilistic Rand Index, PRI)、信息变化指数(Volume of Information, VI)、全局一致性误差(Global Consistency Error, GCE)和边界偏移误差(Boundary Displacement Error, BDE)对结果进行评价。PRI 用于衡量图像分割结果与 GT 之间的标签一致性;VI 用于衡量图像分割结果与 GT 之间的一致程度;GCE 用于衡量图像分割结果与 GT 之间的相互一致性;BDE 用于衡量图像分割结果与 GT 之间的边界误差。PRI 数值越大,VI、GCE、BDE 数

值越小,表示所测试图像分割效果越好。

实验考察多组超像素分割、融合纹理特征对算法改进的效果及不同算法在 BSD500 数据集上的性能表现,不同彩色图像分割算法分割结果如图 2 所

示。图 2(c)是本文所提算法,在超像素分割环节只使用单组超像素的分割结果;图 2(d)是本文所提算法在特征提取环节只使用颜色特征的分割结果。不同彩色图像分割算法的评价指标见表 1。



图 2 不同彩色图像分割算法分割结果

Fig. 2 Segmentation results of different color image segmentation algorithms

表 1 不同彩色图像分割算法评价指标

Table 1 Evaluation indexes of different color image segmentation algorithms

算法	PRI	VI	GCE	BDE
单组超像素分割	0.80	1.96	0.25	12.72
颜色特征	0.77	2.01	0.29	12.64
SFFCM	0.79	2.06	0.26	12.78
AFCF	0.76	2.39	0.30	13.35
本文所提算法	<b>0.82</b>	<b>1.93</b>	<b>0.24</b>	<b>12.27</b>

(1) 多组超像素分割对彩色图像分割结果的影响

由图 2(c)、图 2(g)和表 1 可知,本文所提算法和单组超像素分割在带纹理区域均取得较好的结果,但本文所提算法得到了更为可靠的轮廓,且在 4 个评价指标上更优。

(2) 纹理特征对彩色图像分割结果的影响

由图 2(d)、图 2(g)和表 1 可知,本文所提算法在带纹理区域的分割质量及 4 个评价指标上均优于只使用颜色特征分割的算法。