

朱鑫, 刘本永. 基于 PCA 颜色特征聚类的彩色图像分割[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(4): 222-225. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240436

## 基于 PCA 颜色特征聚类的彩色图像分割

朱鑫, 刘本永

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

**摘要:** 针对 RGB 颜色特征各颜色分量高度相关问题, 本文提出基于 PCA 颜色特征聚类的彩色图像分割算法。首先, 采用超像素算法对图像进行预分割, 将基于像素的聚类转化为基于超像素的聚类; 其次, 提取超像素 PCA 颜色特征和坐标特征; 最后, 对超像素进行 k 最近邻密度峰值聚类, 完成图像分割。在 BSDS500 和 MSRC 数据集上的实验结果表明, 本文所提算法能较好地实现彩色图像的分割, 在视觉效果和性能指标上均得到较好的结果。

**关键词:** RGB 颜色特征; 超像素; PCA; k 最近邻; 密度峰值聚类

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)04-0222-04

### Color image segmentation based on clustering of PCA features

ZHU Xin, LIU Benyong

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

**Abstract:** Aiming at the problem of high correlation of each color component of RGB color features, this paper proposes a color image segmentation algorithm based on PCA color feature clustering. Firstly, the hyperpixel algorithm is used to pre-segment the image, and the pixel-based clustering is transformed into hyperpixel-based clustering; secondly, the hyperpixel PCA color features and coordinate features are extracted; finally, the k-nearest-neighbor density peak clustering is performed on the hyperpixel to complete the image segmentation. The experimental results on BSDS500 and MSRC datasets show that the algorithm proposed in this paper can better realize the segmentation of color images, and better results are obtained in terms of visual effect and performance index.

**Key words:** RGB color features; superpixel; Principal Component Analysis; k-nearest neighbor; density peak clustering

## 0 引言

图像分割是依据图像的颜色、灰度和纹理等特征将图像划分成多个不重叠区域, 从中提取感兴趣区域的过程。图像分割是计算机视觉和图像处理的重要步骤, 广泛应用于遥感图像分析、医学图像分析和智能交通等领域<sup>[1]</sup>。

现有的图像分割可以分为灰度图像分割和彩色图像分割, 灰度图像分割基于图像灰度特征的不连续性和相似性进行分割; 彩色图像分割利用颜色特征进行分割, 颜色特征所包含信息更丰富, 故分割结果比灰度图像分割更符合人眼视觉特性。近年来, 许多学者提出了各种不同的彩色图像分割方法, 如基于聚类的图像分割、基于图割的图像分割和基于

神经网络的图像分割等方法<sup>[2]</sup>。与其他方法相比, 基于聚类的图像分割方法精度高、速度快, 且不需样本训练, 常被应用到图像分割领域, 如 k 均值聚类、模糊 C 均值聚类以及密度峰值聚类 (Density Peak Clustering, DPC) 等<sup>[3]</sup>。

基于聚类的彩色图像分割常采用欧式距离对颜色特征计算相似性度量, 再通过一定的相似性准则对像素进行分类来实现分割。而常用的 RGB 颜色特征是线性相关的, 采用欧式距离计算相似性度量对颜色差异感知不均衡。为解决该问题, 文献[4]提出一种基于直方图阈值和模糊 C 均值聚类的彩色图像分割算法, 采用 HSV 颜色特征作为相似性度量的依据; 文献[5]采用曼哈顿距离对 RGB 颜色特征进行相似性计算; 文献[6]采用马氏距离替代欧

**基金项目:** 国家自然科学基金(60862003); 贵州省科学技术基金(黔科合基础[2019]1063号)。

**作者简介:** 朱鑫(1998-), 男, 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: 2023-09-27

氏距离进行相似度计算;文献[7]在基于峰值图的密度峰值聚类上采用 Lab 颜色特征作为分割依据。

针对上述问题,本文使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)将 RGB 颜色特征转换为 PCA 颜色特征,并据此提出了一种基于 PCA 颜色特征聚类的彩色图像分割算法。文献[8]提出 k 最近邻 DPC(DPC based on k Nearest Neighbors, kNN-DPC)的聚类算法。本文采用 k 最近邻(kNN)的思想去计算 DPC 的局部密度,更好的处理流形数据,但该聚类算法在处理图像数据时需要较长时间。因此,本文首先采用简单线性迭代聚类(Simple Linear

Iterative Clustering, SLIC)的超像素算法对图像进行预分割,计算每个超像素内所有像素的 PCA 颜色特征和坐标特征的一阶矩作为超像素的特征向量;其次,将超像素的特征向量作为 kNN-DPC 算法的输入数据进行聚类,得到彩色图像分割的结果。

## 1 本文所提算法

本文所提算法主要包括基于 SLIC 的超像素预处理、超像素 PCA 和坐标特征的提取以及密度峰值聚类 3 个部分,具体过程如图 1 所示。

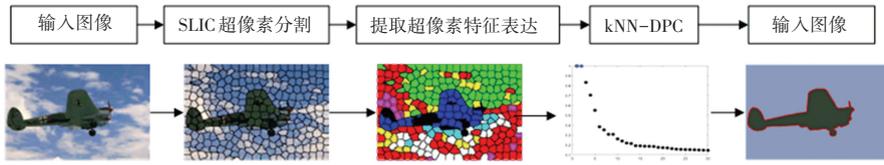


图1 本文所提算法具体过程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

### 1.1 SLIC 超像素算法

超像素分割将图像分割为属性相似的超像素,使用少量超像素来表达图像,从而提高图像处理效率<sup>[9]</sup>。目前,超像素分割算法主要有 Mean Shift 算法、SLIC 算法以及分水岭算法等<sup>[10]</sup>。SLIC 算法能生成结构紧凑的超像素,计算简单且运行速度快<sup>[11]</sup>,因此本文采用 SLIC 算法对图像进行预处理。SLIC 算法将图像用 5 维特征向量  $[l a b x y]$  表示,其中  $[l a b]$  和  $[x y]$  分别为图像的 Lab 颜色特征和坐标特征。具体步骤如下:

(1)初始化种子点:假定输入图像像素数为  $N$ ,预分割超像素数为  $M$ ,在  $M$  个间隔为  $S = \sqrt{N/M}$  的网格,并在每个网格中初始化种子点;种子点在  $3 \times 3$  的领域内搜索并移动到梯度最小的点,以避免噪声像素成为超像素的种子点。

(2)相似性度量:通过计算种子点与其  $2S \times 2S$  邻域内所有像素点的相似性度量  $D_s$ ,将像素点分配给最近的种子点,从而形成超像素。 $D_s$  的定义如式(1)所示:

$$D_s = \sqrt{(d_c/N_c)^2 + (d_s/N_s)^2} \quad (1)$$

其中,  $N_s$  和  $N_c$  为调节颜色相似度和坐标相似度的权重系数。

$d_c$  和  $d_s$  分别为像素点间的颜色相似度和坐标相似度,如式(2) ~ 式(3)所示:

$$d_c = \sqrt{(l_i - l_j)^2 + (a_i - a_j)^2 + (b_i - b_j)^2} \quad (2)$$

$$d_s = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (3)$$

反复迭代上述过程直至结果没有显著变化或达到最大迭代次数。

### 1.2 超像素 PCA 颜色特征和坐标特征的提取

RGB 颜色特征各通道是高度线性相关的,即改变其中一个通道的值会影响其他通道的值<sup>[12]</sup>。这种相关性会导致欧式距离计算对颜色差异感知不均匀,从而影响聚类分割效果。PCA 是一种特征提取算法,能够通过线性变换将原始数据转换为线性不相关的数据<sup>[13]</sup>。本文采用 PCA 将 RGB 颜色特征转换为 PCA 颜色特征,可消除这种相关性。

首先,以图像中每个像素的 RGB 颜色向量作为样本计算协方差矩阵;其次,将所有 RGB 颜色向量投影到该矩阵的特征向量上,即得到 PCA 颜色特征。

坐标特征是指像素在图像中的位置信息,主要由图像像素的  $X, Y$  坐标构成。坐标特征能提供空间信息,帮助捕捉图像的局部特征和结构,从而更准确地分割图像目标区域。

不同特征之间的量纲差异会对聚类效果产生影响,因此将 PCA 颜色特征和坐标特征进行最大最小归一化,并把其组合成一个 5 维特征向量  $[p c a x y]$ 。假设图像经 SLIC 超像素算法预处理后得到  $M$  个超像素,为了表示每个超像素的特征,计算超像素内所有像素点在各特征分量上的一阶矩,并将其作为该超像素的特征向量  $x_i = [\bar{p}_i \bar{c}_i \bar{a}_i \bar{x}_i \bar{y}_i]$ 。

### 1.3 密度峰值聚类

DPC 是一种基于密度的聚类方式,其核心依据

是聚类中心具有较高的密度,且与密度更高的点之间的距离相对较大<sup>[14]</sup>。但 DPC 在计算局部密度时未考虑数据的局部结构,导致 DPC 对于密度不均匀的数据聚类效果较差。针对该问题,文献[8]提出了 kNN-DPC 方法,用 kNN 的思想计算局部密度。在 kNN-DPC 中,kNN 用于寻找每个数据点的  $k$  个最近邻数据点,并根据寻找到的这些最近邻数据点计算局部密度<sup>[15]</sup>。假设超像素的特征向量  $\mathbf{x}_i \in X$ ,  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  为  $\mathbf{x}_i$  和  $\mathbf{x}_j$  的欧式距离,采用连续高斯核密度函数和 kNN 定义  $\mathbf{x}_i$  的局部密度  $\rho_i$ , 如式(4)所示:

$$\rho_i = \exp\left\{\frac{1}{k}\left(\sum_{x_j \in \text{kNN}(x_i)} d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)^2\right)\right\} \quad (4)$$

$\text{kNN}(x_i)$  为距离  $x_i$  的  $k$  个最近数据点的集合,如式(5)所示:

$$\text{kNN}(x_i) = \{j \in X | d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \leq d(\mathbf{x}_i, \text{NN}_k(\mathbf{x}_i))\} \quad (5)$$

其中,  $\text{NN}_k(\mathbf{x}_i)$  为到  $\mathbf{x}_i$  的第  $k$  个最近的超像素,  $k$  的取值为 5~30。

相对距离  $\delta_i$  表示局部密度大于  $\mathbf{x}_i$  且距离  $\mathbf{x}_i$  最近数据点的距离。 $\delta_i$  定义如式(6)所示:

$$\delta_i = \begin{cases} \min\{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\}, & \text{if } \exists j \text{ s.t. } \rho_i > \rho_j \\ \max\{d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

只有  $\rho_i$  和  $\delta_i$  相对较大的数据点才被认为是聚类中心,其它数据点被分配给与其最近聚类中心相同的类。为了方便聚类中心的选取,定义一个变量

$\gamma$ , 数据点  $i$  的  $\gamma_i$  为  $\gamma_i = \rho_i * \delta_i$ <sup>[16]</sup>。在计算  $\gamma$  之前,先对  $\rho$  和  $\delta$  进行归一化处理以消除量纲影响。对  $\gamma$  从大到小排列,选取前 30 个  $\gamma$  形成决策图选取聚类中心。

本文所提算法具体步骤:

- (1) 输入待分割的彩色图像;
- (2) 利用式(1)~式(3)计算超像素图像;
- (3) 提取 PCA 颜色特征和坐标特征,将两个特征进行归一化处理并组合成一个新的特征向量,计算超像素中所有像素点各特征分量的一阶矩作为超像素的特征向量,将超像素的特征向量作为后续聚类任务的输入数据;
- (4) 使用式(4)~式(6)计算输入数据的局部距离  $\rho_i$  和相对距离  $\delta_i$ , 并据此计算  $\gamma_i$  生成决策图,选取聚类中心完成聚类分割;
- (5) 输出图像分割结果。

## 2 实验结果和分析

为了验证算法的性能,本文在 BSDS500 和 MSRC 数据集上进行实验,在本文所提算法的基础上使用 HSV 和 Lab 颜色特征替换 PCA 颜色特征作为对比试验,选用概率兰德指数(PRI)、信息变化指数(VI)、全局一致性误差(GCE)和边界偏移误差(BDE)对分割结果进行定量评价。PRI 越大分割效果越好,VI、GCE 和 BDE 越小分割效果越好。

在 BSDS500 中选取不同类型的图像进行试验,结果如图 2 所示。



图 2 不同颜色特征与所提算法在 BSDS500 上的分割结果

Fig. 2 Segmentation results of different color features with the proposed algorithm on the BSDS500

图2中红色实线代表分割线。对比发现,本文所提算法的分割效果较好。在 BSDS500 数据集中对所有图像计算不同颜色特征的平均性能指标,结果见表1。根据表1可以看出,HSV和Lab颜色特征的分割指标十分接近,而本文所提算法在各项性能指标上均优于另外两种颜色特征。图3为所提算法在 MSRC 数据集上的分割结果,表明本文所提出的算法在处理不同类型的彩色图像时都能获得较好效果;在实验中对比了大量不同类型的图像,本文所

提算法对纹理复杂、目标与背景颜色相近的图像处理结果不理想;但对纹理简单且对比度鲜明的图像具有较好的分割效果。

表1 不同颜色特征与所提算法在 BSDS500 上的平均性能指标

Table 1 Average performance metrics of different color features and the proposed algorithm on the BSDS500

颜色特征	<i>PRI</i>	<i>VI</i>	<i>GCE</i>	<i>BDE</i>
HSV	0.760	2.078	0.255	14.360
Lab	0.766	2.028	0.246	14.006
本文所提算法	<b>0.799</b>	<b>1.879</b>	<b>0.220</b>	<b>12.016</b>



图3 本文所提算法在 MSRC 数据集的分割结果

Fig. 3 Segmentation outcomes of the algorithm applied to the MSRC

### 3 结束语

针对 RGB 颜色特征的相关性问题,本文提出了一种基于 PCA 颜色特征的聚类彩色图像分割算法,采用 PCA 算法消除了 RGB 颜色特征的相关性,并将其应用到了基于聚类的彩色图像分割中。不同类型的彩色图像分割实验结果表明,本文所提算法取得了较好的视觉效果,并且在分割结果的定量评价指标上也获得了较好的结果。但本文所提算法对纹理复杂且颜色变化较小的图像分割结果不理想,提高对这类图像的分割性能将是下一阶段的研究目标。

### 参考文献

- [1] 黄鹏, 郑淇, 梁超. 图像分割方法综述[J]. 武汉大学学报(理学版), 2020, 66(6): 519-531.
- [2] 杨红亚, 赵景秀, 徐冠华, 等. 彩色图像分割方法综述[J]. 软件导刊, 2018, 17(4): 1-5.
- [3] ASLAM Y, SANTHI N, RAMASAMY N, et al. A review on various clustering approaches for image segmentation [C]// Proceedings of 2020 Fourth International Conference on Inventive Systems and Control. Coimbatore, USA: IEEE, 2020: 679-685.
- [4] FENG L, LI H, GAO Y, et al. A color image segmentation method based on region salient color and fuzzy c-means algorithm [J]. Circuits Systems and Signal Processing, 2019, 39: 586-610.
- [5] TAN K S, ISA N M, LIM W H. Color image segmentation using adaptive unsupervised clustering approach [J]. Applied Soft Computing Journal, 2013, 13(4): 2017-2036.

- [6] 吴成茂, 上官若愚. 基于中智模糊聚类的彩色图像鲁棒分割算法[J]. 西安邮电大学学报, 2017, 22(1): 50-55.
- [7] GUAN J Y, LI S, HE X X, et al. Peak-graph-based fast density peak clustering for image segmentation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 897-901.
- [8] XIE J, GAO H, XIE W, et al. Robust clustering by detecting density peaks and assigning points based on fuzzy weighted k-nearest neighbors [J]. Information Sciences An International Journal, 2016, 354: 19-40.
- [9] REN X, MALIK J. Learning a classification model for segmentation [C]// Proceedings of IEEE Ninth International Conference on Computer Vision. 2003: 10-17.
- [10] IBRAHIM A, EI-KENAWY E. Image segmentation methods based on superpixel techniques: A survey [J]. Journal of Computer Information Systems, 2020, 15(3): 1-10.
- [11] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [12] MANJUNATH B S, OHM J R, VASUDEVAN V V, et al. Color and texture descriptors [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 703-715.
- [13] ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4): 433-459.
- [14] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [15] SCHNEIDER J, VLACHOS M. Fast parameterless density-based clustering via random projections [C]// Proceedings of the 22<sup>nd</sup> ACM International Conference on Information & Knowledge Management. ACM, 2013: 861-866.
- [16] 邹旭华, 叶晓东, 谭洽英. 一种密度峰值聚类的彩色图像分割方法[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(4): 868-871.