

基于区域协方差的图像超像素生成

张旭东¹ 吕言言¹ 缪永伟¹ 杨东勇²

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)¹ (浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)²

摘要 图像分割是指将图像分割成一些互不重叠的区域,各区域内部具有相同或相近的某些特定属性,而不同区域之间的属性则相差明显。在图像处理的许多应用中,由于像素级处理的方法因图像数据量庞大、运算规模较大而需要耗费大量的运行时间,因此对图像进行超像素分割预处理是很有必要的一个步骤。基于区域协方差分析,提出了一种新的像素块相似度量方法;基于像素块相似度量提出了一种图像超像素生成的鲁棒方法。该方法首先利用 K-means 算法对输入图像进行初始聚类分割成若干小区域,对每个小区域利用区域协方差矩阵描述其特征信息;然后利用小区域块之间的区域协方差距离来构造相似度量矩阵,结合 Graph-based 与 K-means 方法对区域块聚类生成图像超像素。与其它方法相比,该方法在生成较紧凑超像素的同时能更好地保持图像边缘特征信息,改善了图像欠分割错误,减少了不必要的过分割现象。将图像超像素生成方法应用于图像风格化中可以快速生成油画风格的风格化图像。

关键词 图像分割,超像素,区域协方差,聚类,风格化绘制

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.5.061

Regional Covariance Based Image Superpixels Generation

ZHANG Xu-dong¹ LV Yan-yan¹ MIAO Yong-wei¹ YANG Dong-yong²

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)¹

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)²

Abstract Image segmentation is an important issue on image analysis and understanding, which means that the given image is segmented into some non-overlapping regions and each region has the same or similar intrinsic properties. These intrinsic properties are agreed in the same region, whilst they are different between different regions. In many image processing applications, due to its large amounts of image pixels, some pixel-based algorithms are always time-consuming and memory-demanding. The image superpixel-based scheme will be an efficient solution to alleviate the storage and time complexities. Based on the analysis of regional covariance, this paper presented a novel similarity measure for image regions and a robust scheme for generating image superpixels. Firstly, the input image is divided into some small regions using K-means algorithm, and then the intrinsic image properties are described by high-dimensional regional covariance matrix. Then, the similarity measure of different regions is determined by the regional covariance distance. Finally, combining the Graph-based scheme and K-means clustering, the final image superpixels are generated. Compared with other superpixel generation approaches, our proposed method is efficient and can reduce some unnecessary over-segmentation. Our algorithm can also keep the image edge information and reduce under-segmentation errors for generating compact image superpixels. The superpixel generation scheme can be applied to the stylized rendering, which will lead to the artistic oil painting.

Keywords Image segmentation, Superpixels, Region covariance, Clustering, Stylized rendering

1 引言

图像分割作为图像处理的基础,其目的主要是在进行目标检测、跟踪、识别及场景分析时从复杂背景中提取出感兴趣的物体。传统图像处理方法往往基于像素信息^[1,2],但是由于图像像素数据量大,其相应的处理方法运算规模较大,同时将图像表示为二维像素矩阵时由于没有考虑其像素之间的空

间组织关系,导致处理效率较低而耗费大量的运行时间。图像超像素往往是由许多特征相似像素点组成的像素块^[3,4],它通常是利用像素之间的纹理、颜色、亮度等特征相似程度将像素分组,这样不仅可以获得图像的内在信息,而且降低了无关像素对最终处理效果的影响,从而可以降低后续图像处理的复杂程度。图像超像素生成已经成为许多计算机视觉应用中的关键问题^[5-12],例如深度估计、目标跟踪、图像分割、目标

到稿日期:2015-03-20 返修日期:2015-06-19 本文受国家自然科学基金项目(61272309)资助。

张旭东(1982—),男,博士生,主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉,E-mail: xdzhang@zjut.edu.cn;吕言言(1989—),女,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、数字图像处理;缪永伟(1971—),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为计算机图形学、数字几何处理、计算机视觉、虚拟现实等,E-mail: ywmiao@zjut.edu.cn(通信作者);杨东勇(1961—),男,博士,教授,主要研究方向为计算机视觉、嵌入式系统等。

对象定位等。

目前已有的图像超像素生成方法大致分为两大类——基于图论的方法^[13-16]和基于梯度下降的方法^[18-22]。基于图论的超像素生成方法中,较有代表性的有 Felzenswalb 等^[13]提出的 Graph-based 方法,该方法通过将图上的节点进行聚类来实现,利用像素集合的最小生成树生成图像超像素。该方法效率高,但不能控制超像素的数量和紧凑度。Shi 等^[14]提出的 Ncut 方法利用轮廓特征和纹理特征来全局最小化代价函数,它生成的图像超像素较规则,但图像边界的保持效果不好,计算量较大。Moore 等^[15]提出的 Superpixel Lattice 方法利用输入图像的边界信息图,通过搜寻穿过图像的最小权重路径,在边界代价图最小处分割图像生成超像素。该方法虽然可以取得较好的分割效果,但其分割质量严重依赖于图像边界图,若边界图处理不好会产生严重的欠分割现象。基于图像曲面的内蕴几何,王爱齐等^[16]利用测地距离来衡量像素之间的相似程度,并对相似的像素进行聚类,提出了一种能生成形状近似规则且分布均匀的超像素生成方法。该方法由于需要计算测地距离,导致在生成较大超像素时效率较低。基于 RNN 区域合并,罗学刚等^[17]提出一种应用于彩色图像分割的超像素生成方法,该方法先将图像分割为均匀小块,再使用互惠最近邻聚类并以区域面积为约束进行最近邻区域合并,从而生成超像素。该方法在数目较少的超像素生成上效果较好,但随着超像素数量的增加,其分割效果和效率会明显降低。

基于梯度下降的超像素生成方法中,较有代表性的方法有 Vincent 等^[18]提出的分水岭方法,该方法是一种基于拓扑的数学形态分割方法,即将输入图像看作是一张拓扑地形图,图像中每个像素点的梯度值看作该点的海拔高度,原图中每个高度局部极小值及其影响区域为集水盆,集水盆边界就形成了分水岭,基于这个原理对图像进行分割。该方法的复杂度较低,但常常会产生严重的过分割现象。Comaniciu 等^[19]提出的 Mean Shift 聚类方法在核窗口依次计算所有特征空间数据点的 Mean Shift 矢量,沿着该矢量梯度上升方向移动,直到收敛到密度最大处。该方法具有较好的稳定性,但效率较低,存在过分割现象。Vedaldi 等^[20]提出的 Quick-shift 方法在图像特征空间中通过移动梯度上升的轨迹来增加帕森密度估计,通过移动像素特征空间的每个数据点实现图像分割。该方法效率高,但生成的超像素不规则。Achanta 等^[21]提出的 SLIC 方法利用图像 LAB 颜色空间以及像素坐标对像素进行聚类,从而生成图像超像素。该方法可以产生较规则的图像超像素,但如果输入图像中存在多个感兴趣的区域,利用该方法生成相对较少的规则超像素时会丢失大量的目标对象的细节信息,导致分割的边界与图像边缘存在不一致现象。南柄飞等^[22]提出了融合纹理信息的 SLIC0 方法,该方法在 SLIC 的基础上添加了纹理信息,虽然分割过程中边界召回率较高,但欠分割错误较严重。

受区域协方差在目标跟踪方面的启发^[23],本文提出一种新的超像素生成方法——基于区域协方差的图像超像素生成,该方法先用 K-means 方法^[24]对输入图像进行初始聚类分割成若干小区域;对每个小区域利用区域协方差矩阵描述其特征信息,并通过区域协方差距离度量小区域之间的相似程度进而构造相似度矩阵;同时利用谱聚类^[25]思想,根据相似

度信息对小区域聚类生成超像素。实验表明,本文方法在生成较紧凑超像素的同时能较好地保持图像的边缘特征信息,同时改善了图像欠分割错误,减少了不必要的过分割现象。

2 基于区域协方差的超像素生成方法

区域协方差方法常用于目标跟踪^[23]、图像光顺去噪^[26]等应用中。在图像超像素生成中,由于区域协方差矩阵可以用于描述图像每个小区域的多维特征信息,利用图像区域的多维特征信息对输入图像进行有效聚类,可以更好地生成基于特征信息的图像超像素块。

2.1 图像区域协方差方法

假设 I 表示一幅输入的灰度图像或彩色图像,图像中的超像素块区域为 R ,其大小为 $M \times N$,其每个像素点 p_i 确定一个 d 维特征向量 z_i ,该特征向量为超像素区域块中像素点的特征描述,如像素的空间位置信息、颜色信息、梯度信息等,特征向量的选择可以根据实际应用的需要确定。对于输入的彩色图像,较典型的特征向量 z_i 可以取为:

$$z_i = (x, y, r, g, b)^T$$

或

$$z_i = (x, y, r, g, b, I_r, I_g, I_b)^T \quad (1)$$

式(1)中, (x, y) 为像素点的坐标; r, g, b 分别为对应像素点的 RGB 颜色分量; I_r, I_g, I_b 分别为对应像素点的 RGB 颜色梯度分量。从而,目标区域 R 像素特征的协方差矩阵 C_R 可以表示为:

$$C_R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \mu)(z_i - \mu)^T \quad (2)$$

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \quad (3)$$

其中, $n = M \times N$ 为像素块大小。

上述定义的区域协方差矩阵 C_R 是一个 $d \times d$ 的实对称正定矩阵,其对角线上的值表示每个独立的特征量,而非对角线上的值表示特征之间的相关量,区域协方差矩阵的大小仅仅取决于选取的特征向量维数 d ,而与目标区域的大小 $M \times N$ 无关。同时,由于协方差矩阵 C_R 不再表征区域 R 中特征数据的顺序与个数,因此算法通常具有很好的鲁棒性。

2.2 图像像素块的相似度计算

对于两个协方差矩阵之间的距离计算,由于协方差矩阵在传统欧氏空间中运算的不封闭性,不能在欧氏空间对协方差矩阵之间的距离进行简单度量。本文采用文献^[26]中提出的协方差矩阵之间距离的度量算法,该距离描述了两个协方差矩阵之间的相似性,值越小表示两个协方差矩阵越相似,反之则表示其相似度越小。特殊地,当距离为零时,表示两个协方差矩阵相等。利用图像像素块特征信息协方差矩阵之间的距离,可以定义两个像素块的相似度度量。

一般来说,对于两个图像像素块 R 和 S ,其对应协方差矩阵距离可以按式(4)计算:

$$d(R, S) = \sqrt{(\mu_R - \mu_S)^T (C_R + C_S)^{-1} (\mu_R - \mu_S)} \quad (4)$$

式中, μ_R 和 μ_S 分别是像素块 R 和 S 中所有像素特征的信息均值, C_R 和 C_S 分别是像素块 R 和 S 像素特征的协方差矩阵。本文中的图像像素块相似度度量定义为像素块特征信息协方差矩阵的距离,两个图像像素块特征信息协方差矩阵之间距离越小表示两个像素块越相似,反之亦然。

2.3 图像超像素生成算法

传统的图像超像素生成方法一般是利用图像的某一特征信息(如边界信息、颜色信息等)对图像进行分割^[13-15]。Achanta等^[21]提出的SLIC方法虽然是利用图像5维信息进行分割,但是如果图像中存在多个感兴趣的区域,该算法会造成感兴趣区域内目标对象的细节信息丢失而导致欠分割现象。本文提出的基于区域协方差的超像素生成方法可以利用图像的高维特征信息来生成图像超像素,每个超像素块中的图像像素特征信息相似,不同超像素块中的图像像素特征信息差别较大。该方法在超像素生成过程中很好地保持了图像边缘特征信息,同时改善了图像欠分割错误,减少了不必要的过分割现象。本文方法首先利用K-means算法^[24]将图像分为若干均匀不重叠的初始小区域,然后从任意一块小区域开始采用基于区域协方差确定像素块相似度的聚类方法对初始小区域进行聚类合并,直到像素区域块之间的区域协方差距离大于或等于给定阈值即合并收敛结束。本文算法的具体步骤如下。

1) 初始像素块生成

对于输入图像 I ,首先利用K-means算法^[24]将图像分为若干个均匀且互不重叠的初始小区域,每个小区域分配一个聚类中心,然后借助SLIC方法^[21]将颜色空间和图像坐标位置加权作为度量初始小区域块的相似度,通过多次迭代将图像细分为 N 个小区域。将输入图像进行初始分割后,算法为分割得到的每一个像素块分别赋予一个特定的标签 $label[i]$ ($i=1,2,\dots,N$)。

2) 像素块区域协方差矩阵构造

根据第1)步得到的像素块 $label[i]$ 确定像素块中每个像素的 d 维特征向量,从而利用式(3)计算像素特征各维度的均值,并利用式(2)构造每个图像像素块的特征信息协方差矩阵,该矩阵是一个 $d \times d$ 的对称正定矩阵方阵。

3) 基于协方差距离聚类生成超像素

由于利用上述初始分割往往将图像分割成过细的区域块,因此需要进一步利用像素块之间的相似度量对相似的区域块进行合并生成图像超像素。

经过初始分割后,可以将每个图像区域块看成一个节点,图像区域块之间的特征信息协方差距离表示节点之间的权值,由此可以构造一个无向加权图。相应地,可以构造加权图的邻接矩阵 $adjacent[R][S]$;若其值等于0,表示两个像素块 R 和 S 不相邻;若其值等于1,表示两个像素块 R 和 S 彼此相邻,此时利用式(4)计算图像像素块的相似度量,若像素块之间的相似度小于某个阈值 α ,则将两像素块合并更新,具体计算如下。

步骤1:对于像素块 R 和 S ,计算相应的邻接矩阵 $adjacent[R][S]$,初始化 $adjacent[R][S]$ 元素为零,若像素块 R 和 S 相邻,则设为1。

步骤2:利用式(4)计算两像素块之间的区域协方差距离 $dist[R][S]$,若 $dist[R][S]$ 小于阈值 α ,则表示两个像素块区域相似,否则跳转至步骤5。

步骤3:选择 R 为目标像素块,将像素块 S 并入像素块 R 中,同时更新邻接矩阵,即原来与像素块 S 相邻的像素块都与像素块 R 相邻,原来标签为 S 的像素块中像素个数设为0。同时,对像素标签进行更新,即原来属于像素块 S 的像素现

在都属于像素块 R , $label[S]=label[R]$,对像素块标签重新标号。

步骤4:更新合并后的像素块协方差矩阵和与其相邻的像素块之间的协方差距离,更新公式如下。

像素块 R 和 S 合并后新像素块的特征各维度均值的更新:

$$\mu_{R+S} = \frac{n_R \mu_R + n_S \mu_S}{n_R + n_S} \quad (5)$$

像素块 R 和 S 合并后新像素块特征的区域协方差矩阵的更新:

$$C_{R+S} = \frac{1}{n_R + n_S} \{ n_R C_R + n_S C_S + n_R (\mu_R - \mu_{R+S}) \cdot (\mu_R - \mu_{R+S})^T + n_S (\mu_S - \mu_{R+S}) \cdot (\mu_S - \mu_{R+S})^T \} \quad (6)$$

步骤5:若邻接矩阵元素 $adjacent[R][S]$ 为0,或者 $adjacent[R][S]$ 为1且 $dist[R][S]$ 大于阈值 α ,则两像素块 R 和 S 不合并,返回步骤1继续执行聚类直至收敛。最终得到的聚类像素块作为生成的图像超像素。

3 实验结果分析和讨论

本文算法在Visual C++2010开发环境下得到了实现,在内存为3.00GB、处理器为Intel(R)Core(TM)2、主频为2.93GHz的机器上运行,对Berkeley benchmark标准数据集中的若干图像数据进行测试。与其它方法相比,由于本文方法利用图像高维特征信息进行基于像素块相似度的聚类分割,在生成较紧凑的超像素的同时能较好地保持图像的边界信息,较好地改善超像素生成中的欠分割现象。

3.1 超像素生成中图像特征的选取

在利用图像高维特征信息进行基于相似度聚类生成图像超像素的过程中,图像高维特征信息的选取往往能决定最终生成的超像素好坏。一般来说,输入图像的像素空间位置特征和像素颜色特征是最常用的图像特征信息。利用像素空间特征信息进行聚类可以考虑到聚类得到的图像块之间的相互空间位置或者相对方向关系;利用像素颜色特征信息进行聚类可以兼顾到聚类得到的图像块所对应的对象表面性质。

图1(a)是利用图像像素的空间位置和颜色信息得到的5维特征信息 (x, y, r, g, b) 对图像像素进行聚类生成的超像素效果。从图中可以看到,利用图像像素的空间位置和颜色信息的5维特征信息进行聚类分割虽能够得到较好的超像素生成效果,但存在较多的欠分割现象,某些该分割的区域却没有被很好地分割出来,如图1(a)中的左边界中部区域和右上角区域等。这是由于在利用5维特征信息进行聚类分割生成超像素时,没有充分考虑到图像局部区域边缘信息的保持,因此进一步考虑增加图像的颜色梯度信息来增强图像超像素生成中的边缘保持能力。

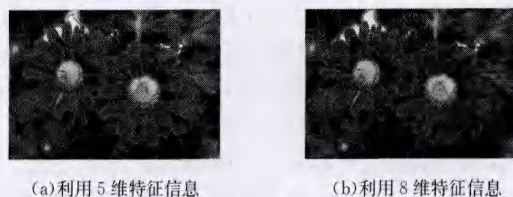


图1 利用图像特征信息的超像素生成效果

由于在图像超像素生成中,同一个像素区域块内要求颜色相近但颜色梯度变化不明显,而不同像素区域块之间的颜色梯度变化较大,所以我们增加图像像素颜色梯度信息,即利

用 8 维特征信息($x, y, r, g, b, I_r, I_g, I_b$)可以改善对图像聚类分割和超像素生成的效果。该方法首先计算图像像素的颜色梯度信息,并且建立图像像素块的 8×8 协方差矩阵,并利用第 2.3 节的方法聚类生成图像超像素。图 1(b)所示为利用图像像素 8 维特征信息生成超像素的结果,从中可以看到超像素生成中图像边缘信息的保持和图像欠分割现象有所改善。

图 2 给出了对不同的输入图像分别利用 5 维图像特征信息和 8 维图像特征信息聚类生成图像超像素的效果比较。从中可以看到,在聚类过程中增加了图像像素的颜色梯度信息,利用 8 维特征信息构造像素块区域协方差矩阵并计算相似度生成的图像超像素能够更好地保持图像的边缘特征,有效改善其欠分割现象。



图 2 利用不同维数图像特征信息的超像素生成效果比较

3.2 超像素生成中参数的选取

需要指出的是,利用本文方法进行聚类分割时影响超像素生成效果的因素除了图像特征信息的维数之外,还有一个重要因素即判断相邻像素块是否合并的阈值 α 。超像素生成中的关键一步是如果两个图像像素块之间的协方差距离小于阈值 α 则合并两个像素块,否则不合并。由于不同图像的颜色信息和颜色梯度信息往往差别较大,相邻像素块之间的协方差距离的差别也较大,因此阈值 α 的选取要视输入图像而定。图 3 给出了利用不同阈值 α 生成图像超像素的效果比较,从中可以看到阈值 α 取为 0.0001 时,许多细小的像素块没有合并而产生过分割现象;而当阈值 α 取为 5.19 时,会导致部分欠分割现象。过大或过小的阈值选取会影响最终的超像素生成效果。图 4 给出了对不同输入图像得到较好的超像素生成效果的阈值 α 的选取。一般地,阈值 α 取值范围在 0.15~1.5 之间时图像超像素生成效果较好。

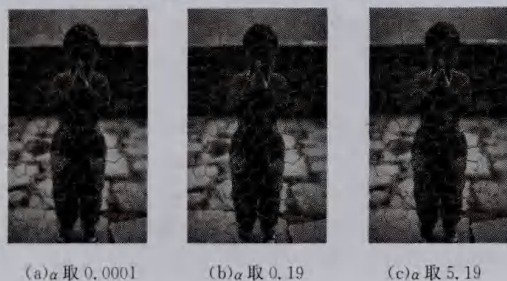


图 3 相同图像取不同阈值得到的超像素生成效果



图 4 不同图像生成较好的超像素效果时的阈值选取

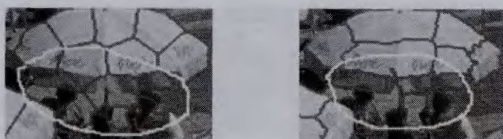
3.3 与其它超像素生成方法的比较

将本文提出的基于区域协方差 (Region Covariance, RC) 的超像素生成方法应用于 Berkeley benchmark 标准数据集,并与常用的几种超像素生成方法(如 Entropy Rate(ER)^[27]、Ncut-based^[28]、Superpixel Lattice(SL)^[15]和 SLIC^[21])进行了比较。从图 5 可以看出,利用 ER 算法^[27]生成的图像超像素能够较好地保持图像边缘信息,但其形状较不规则。利用 Ncut-based 算法^[28]时随着超像素个数的增加,生成的超像素会相对规则,也能较好地保持图像边缘,但效率较低。利用 Superpixel Lattice(SL)算法^[15]进行图像分割生成的超像素不能很好地保持图像的边缘信息。



图 5 多种超像素生成算法的比较

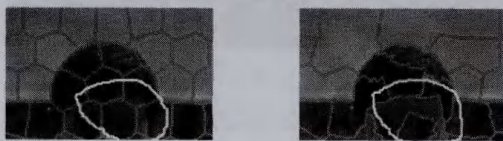
目前比较好的超像素生成算法是由 Achanta 等提出的 SLIC 方法^[21]。该方法在生成超像素时效率较高,对于分辨率为 321×481 的输入图像(如图 5 第三行),生成约 200 个超像素仅需花 0.29 秒,但是如果图像中存在多个感兴趣目标对象,利用该方法生成超像素时会丢失大量的目标对象的细节信息,导致分割的边界与图像边缘存在不一致,造成欠分割现象,也会产生部分过分割现象。如图 6 所示,利用 SLIC 方法生成图像超像素时目标对象的边缘信息被丢失,而利用本文提出的基于 8 维特征信息的 RC 方法在生成图像超像素时在图像边缘信息的保持上更加理想。如图 7 所示,利用本文提出的基于 8 维特征信息的 RC 方法不仅很好地保持了图像的边缘特征信息,还避免了不必要的过分割现象。



(a)利用 SLIC^[21]方法

(b)利用本文 RC 方法

图 6 图像边缘信息的保持



(a)利用 SLIC^[21]方法

(b)利用本文 RC 方法

图 7 过分割现象

但需要指出的是,在本文的 RC 方法中由于 8 维特征信息的协方差矩阵距离计算降低了算法效率,对于分辨率为 321×481 的输入图像(如图 5 第三行),生成约 200 个超像素需要 1.31 秒;而利用 5 维特征信息的协方差矩阵对同一输入图像生成约 200 个超像素仅需 0.54 秒。

4 图像超像素分割在风格化中的应用

图像风格化是指将输入图像进行特殊处理,生成具有非真实的且具有各种风格的艺术效果^[29,30]。图像超像素通常能够获取中层图像特征信息,利用本文提出的超像素生成技术可以方便地实现图像的特殊风格化效果(如图像油画风格化效果等),具体步骤如下:

1)输入彩色图像,利用本文提出的 RC 方法对图像进行超像素分割预处理,同时为了得到较好的风格化效果,需要获得较精确的图像边缘信息,因此选取 8 维图像特征信息对图像聚类分割生成超像素。

2)对生成的每个图像超像素块中的所有像素点,取其 r 、 g 、 b 3 个颜色分量值,对像素点 r 、 g 、 b 分量分别取其平均值,如下:

$$\bar{X} = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{p_i \in \Omega} X_i \quad (7)$$

其中, X 表示 r 、 g 、 b 颜色分量, Ω 为当前像素块区域, $|\Omega|$ 为区域 Ω 中包含的像素点数目, X_i 表示每个像素点的 r 、 g 、 b 颜色分量。

3)将图像每个超像素块的所有像素点的 r 、 g 、 b 颜色分量分别用式(7)所求的对应平均值代替,从而得到图像风格化效果图。



图 8 图像风格化效果

如图 8 所示,对于含有不同内容的输入图像,利用该风格化方法都能够生成视觉效果较好的图像风格化效果,而且计算简单、算法效率高。

结束语 本文提出了一种基于区域协方差的图像超像素生成方法。该方法首先采用 K-means 聚类对图像进行初始分割,然后以初始分割得到的小区域块为节点,以区域块之间的区域协方差距离作为节点间权值构造无向加权图和区域块相似度矩阵,最后根据相似度对区域块进行聚类合并,生成图像超像素,并将该方法应用到图像风格化上。实验表明,该方法可以获得较满意的超像素生成效果,尤其是在对图像边缘细节特征的处理上,相比于已有方法,本文方法不仅很好地保持了图像的边缘特征信息,还改善了图像欠分割错误,减少了不必要的过分割现象。

然而,在本文的超像素生成中,由于基于高维特征信息的协方差矩阵距离计算降低了算法效率,如何利用高效的并行计算框架加速图像超像素的生成将是我们未来的进一步工作。同时未来将进一步研究图像超像素生成方法在图像前景背景分割和图像感兴趣区域提取等方面的应用。

参考文献

- [1] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理(第二版)[M]. 阮秋琦,阮宇智,等译. 北京:电子工业出版社,2005
- [2] Cao Yu, Zhao Jie, Yan Ji-hong. Image segmentation method based on custom color space model [J]. Computer Science, 2009, 36(2): 265-267 (in Chinese)
曹宇,赵杰,闫继宏. 基于自定义颜色空间的快速图像分割算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(2): 265-267
- [3] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2003: 10-17
- [4] Han Shou-dong, Zhao Yong, Tao Wen-bing, et al. Gaussian super-pixel based fast image segmentation using graph cuts [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(1): 11-20 (in Chinese)
韩守东,赵勇,陶文兵,等. 基于高斯超像素的快速 Graph Cuts 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(1): 11-20
- [5] Zitnick C L, Kang S B. Stereo for image-based rendering using image over-segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 75(1): 49-65
- [6] Fulkerson B, Vedaldi A, Soatto S. Class segmentation and object localization with superpixel neighborhoods [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2009: 670-677
- [7] Wang S, Lu H, Yang F, et al. Superpixel tracking [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2011: 1323-1330
- [8] Lucchi A, Smith K, Achanta R, et al. Superpixel-based segmentation of mitochondria in EM image stacks with learned shape features [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2012, 31(2): 474-486
- [9] Tan Le-yi, Wang Shou-jue. A fast image segmentation based on path-based similarity and dual super-pixel sets [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(10): 1653-1664 (in Chinese)
谭乐怡,王守觉. 基于双重超像素集的快速路径相似度图像分割算法[J]. 自动化学报, 2013, 39(10): 1653-1664
- [10] Gong Qu, Fu Yun-feng, Ye Jian-ying, et al. Otsu image segmentation algorithm based on rebuilding of two-dimensional histo-

- gram [J]. Computer Science, 2013, 40(8): 313-315 (in Chinese)
- 龚飏, 付云凤, 叶剑英, 等. 基于二维直方图重建的 Otsu 图像分割算法[J]. 计算机科学, 2013, 40(8): 313-315
- [11] Gao Shang-bing, Zhou Jing-bo, Yan Yun-yang. A new superpixel based spectral clustering for image segmentation [J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2013, 49(2): 169-175 (in Chinese)
- 高尚兵, 周静波, 严云洋. 一种新的基于超像素的谱聚类图像分割算法[J]. 南京大学学报(自然科学版), 2013, 49(2): 169-175
- [12] Luo Hui-lan, Zhong Rui, Kong Fan-sheng. Method of point tracking based on superpixel [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 428-438 (in Chinese)
- 罗会兰, 钟睿, 孔繁胜. 基于超像素的点追踪方法[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(3): 428-438
- [13] Felzenszwalb P F, Huttenlocher D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 59(2): 167-181
- [14] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905
- [15] Moore A P, Prince S, Warrell J, et al. Superpixel lattices [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2008: 1-8
- [16] Wang Ai-qi, Qiu Tian-shuang. Superpixels construction method based on geodesic distance [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2012, 52(4): 610-614 (in Chinese)
- 王爱齐, 邱天爽. 基于测地距离的超像素生成方法[J]. 大连理工大学学报, 2012, 52(4): 610-614
- [17] Luo Xue-gang, Lv Jun-rui, Wang Hua-jun, et al. Color image segmentation based on superpixels and reciprocal nearest neighbors clustering [J]. Journal of Guangxi University (Natural Sciences), 2013, 38(2): 374-378 (in Chinese)
- 罗学刚, 吕俊瑞, 王华军, 等. 基于超像素的互惠最近邻聚类彩色图像分割[J]. 广西大学学报(自然科学版), 2013, 38(2): 374-378
- [18] Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598
- [19] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619
- [20] Vedaldi A, Soatto S. Quick shift and kernel methods for mode seeking [M]// Computer Vision-ECCV 2008. Berlin: Springer-Verlag, 2008: 705-718
- [21] 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
- [22] Nan Bing-fei, Mu Zhi-chun. SLIC0-based superpixel segmentation method with texture fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 527-534 (in Chinese)
- 南柄飞, 穆志纯. 基于 SLIC0 融合纹理信息的超像素分割方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 527-534
- [23] Austvoll I, Kwolek B. Region covariance matrix-based object tracking with occlusions handling [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6374: 201-208
- [24] Khan S S, Ahmad A. Cluster center initialization algorithm for K-means clustering [J]. Pattern recognition Letters, 2004, 25(11): 1293-1302
- [25] Von Luxburg U. A tutorial on spectral clustering [J]. Statistics and Computing, 2007, 17(4): 395-416
- [26] Karacan L, Erdem E, Erdem A. Structure-preserving image smoothing via region covariances [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): 176
- [27] Liu M Y, Tuzel O, Ramalingam S, et al. Entropy rate superpixel segmentation [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2011: 2097-2104
- [28] Mori G. Guiding model search using segmentation [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2005: 1417-1423
- [29] Grundland M, Gibbs C, Dodgson N A. Stylized rendering for multiresolution image representation [C]// International Society for Optics and Photonics, Electronic Imaging. 2005: 280-292
- [30] DeCarlo D, Santella A. Stylization and abstraction of photographs [J]. ACM Transactions on Graphics, 2002, 21(3): 769-776

(上接第 312 页)

- [12] Yang J, Yu K, Gong Y, et al. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification [C]// Proceedings of the 2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 1794-1801
- [13] Wang J, Yang J, Yu K, et al. Locality-constrained linear coding for image classification [C]// Proceedings of the 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2010: 3360-3367
- [14] Bengio Y. Learning deep architectures for AI [M]. Hanover: Now Publishers Inc, 2009
- [15] Yu K, Zhang T, Gong Y. Nonlinear learning using Local Coordinate Coding [C]// Proceedings of NIPS. 2009: 2223-2231
- [16] Zhang H, Berg A, Maire M, et al. Svm-knn: Discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition [C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006: 2126-2136
- [17] Li Fei-fei, Fergus R, Perona P. Learning generative visual models from few training examples: an incremental bayesian approach tested on 101 object categories [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 106(1): 59-70
- [18] Holub G G, Perona P A D. Caltech-256 object category dataset: Technical Report 7694 [R]. California Institute of Technology, 2007
- [19] Oliva A, Torralba A. Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelop [C]// IJCV. 2001
- [20] Wagner A, Wright J, Ganesh A, et al. Toward a practical face recognition system: Robust alignment and illumination by sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(2): 372-386
- [21] Grosser, Rainar, Kwongh, et al. Shift-invariant sparse coding for audio classification [EB/OL]. [2014-12-01]. <http://axon.cs.byu.edu/Dan/778/papers/Sparse%20Coding/ng3.pdf>
- [22] Huang Wen-ming, Cai Wen-zheng, Deng Zhen-rong. Cerebrospinal fluid images fast recognition model based on sparse coding [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(7): 2040-2043