

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 9
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年9月 第17卷 第9期(总第197期)

目次

图像处理和编码

- 自适应阈值 HMRF 模型超分辨率重建 朱虹, 刘薇, 姚杰, 欧阳光振, 刘小乾(1049)
- 亮度补偿变换矩阵的颜色恒常性算法 袁兴生, 王正志(1055)
- 小波变换和稀疏冗余表示的混合图像去噪 李慧斌, 刘峰(1061)
- 基于运动信息自适应的快速运动估计算法 李子印, 杨齐(1069)
- 融合纹理特征的两阶段聚类分割算法 王改华, 李德华(1075)
- 利用纹理和边缘特征的 Criminisi 改进算法 任澍, 唐向宏, 康佳伦(1085)

图像分析和识别

- 激光焊接对接拼缝测量的微景深方法 王平江, 黄雅婷, 齐江飞, 彭芳瑜, 李斌, 唐小琦(1092)
- 基于码本模型和多特征的早期烟雾检测 姜明新, 王洪玉, 蔡兴洋(1102)
- 结合局部特征和全局信息的自适应活动轮廓模型 朱晓舒, 孙权森, 夏德深(1109)
- 高斯颜色模型在瓷片图像分类中的应用 郑霞, 胡浩基, 周明全, 樊亚春(1115)
- 区域生长的轮对图像分割 史倩, 吴开华(1122)
- 图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类 谷瑞军, 陈圣磊, 陈耿, 汪加才(1128)

图像理解和计算机视觉

- 中介相似性量度的图像匹配 周宁宁, 吕文杰(1135)
- 自适应字典学习的多聚焦图像融合 严春满, 郭宝龙, 易盟(1144)
- 摄像机几何约束及人体定位 陶霖密, 于亚鹏, 邸慧军, 孙洛(1150)

虚拟现实与增强现实

针对层次式累进网格模型的动态评估与调整 王丹华, 卢威, 潘金贵(1158)

医学图像处理

结合形状与纹理特征的椎间盘退化辅助诊断..... 郝世杰, 蒋建国, 郭艳蓉, 詹曙, 李鸿(1168)

改进的核磁共振图像分割与偏移场恢复耦合模型

..... 王顺风, 冀晓娜, 张建伟, 陈允杰, 方林, 詹天明(1175)

遥感图像处理

光学遥感图像低可观测区域舰船检测 周伟, 关键, 何友(1181)

非下采样 Contourlet 变换与脉冲耦合神经网络相结合的 SAR 与多光谱图像融合

..... 金星, 李晖晖, 时丕丽(1188)

“计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (1196)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996年创刊)

第17卷 第9期

2012年9月16日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

北京9718信箱 邮编 100101

电子信箱:jig@irsa.ac.cn

电话:010-64807995 010-82614429

网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第0346号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司

(中国国际书店)

(北京399信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,

CAS China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational

Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board

of Journal of Image and Graphics

(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)

E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers

and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation

(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTXFZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 9 September 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Adaptive threshold HMRF model for super-resolution reconstruction
..... Zhu Hong, Liu Wei, Yao Jie, Ouyang Guangzhen, Liu Xiaoqian(1049)
- Color constancy algorithms with luminance-compensation transform matrix Yuan Xingsheng, Wang Zhengzhi(1055)
- Hybrid image denosing method based on wavelet transform as well as on a sparse and redundant representations model
..... Li Huibin, Liu Feng(1061)
- Fast motion estimation algorithm based on motion information adaptation Li Ziyin, Yang Qi(1069)
- Texture feature fusion-based two-stage clustering segmentation algorithm Wang Gaihua, Li Dehua(1075)
- Improved Criminisi algorithm with the texture and edge features Ren Shu, Tang Xianghong, Kang Jialun(1085)

Image Analysis and Recognition

- Seam measurement based on micro depth of field lens for laser welding
..... Wang Pingjiang, Huang Yating, Qi Jiangfei, Peng Fangyu, Li Bin, Tang Xiaoqi(1092)
- Early smoke detection based on codebook model and multiple features Jiang Mingxin, Wang Hongyu, Cai Xingyang(1102)
- Adaptive active contour model integrating global and local image fitting energy Zhu Xiaoshu, Sun Quansen, Xia Deshen(1109)
- Porcelain shard images classification based on Gaussian color model Zheng Xia, Hu Haoji, Zhou Mingquan, Fan Yachun(1115)
- Image segmentation for wheel set measurement based on region growing Shi Qian, Wu Kaihua(1122)
- Sliding window multi-label propagation clustering for searched images
..... Gu Ruijun, Chen Shenglei, Chen Geng, Wang Jiakai(1128)

Image Understanding and Computer Vision

- Image matching based on the medium similarity measure Zhou Ningning, Lv Wenjie(1135)
- Multi-focus image fusion using adaptive dictionary learning method Yan Chunman, Guo Baolong, Yi Meng(1144)
- Geometric constraints of locating cameras and people Tao Linmi, Yu Yapeng, Di Huijun, Sun Luo(1150)

Virtual Reality and Augmented Reality

- Dynamic evaluation and modification methods against aggressive mesh hierarchy models
..... Wang Danhua, Lu Wei, Pan Jingui(1158)

Medical Image Processing

- Computer aided diagnosis on intervertebral disc degeneration with shape and texture features
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu, Li Hong(1168)
- Improved coupled model for MR images segmentation and bias restoration
..... Wang Shunfeng, Ji Xiaona, Zhang Jianwei, Chen Yunjie, Fang Lin, Zhan Tianming(1175)

Remote Sensing Image Processing

- Ship detection from low observable regions in optical remote sensing imagery Zhou Wei, Guan Jian, He You(1181)
- SAR and multispectral image fusion algorithm based on pulse coupled neural networks and non-subsampled Contourlet transform
..... Jin Xing, Li Huihui, Shi Pili(1188)

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)09-1128-07

论文引用格式: 谷瑞军, 陈圣磊, 陈耿, 汪加才. 图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(9): 1128-1134.

图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类

谷瑞军¹, 陈圣磊¹, 陈耿^{1,2}, 汪加才¹

1. 南京审计学院信息科学学院, 南京 210029; 2. 江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013

摘要: 针对图像聚类中数据量大、部分重叠等问题, 提出一种基于滑动窗口的多标记传播聚类算法。首先根据图像距离计算图像间的相似度, 设定阈值将相似度转变为链接, 构造出一个无向图; 然后应用基于滑动窗口的多标记传播算法对无向图进行社区划分。滑动窗口可以存放多个标记, 从而一个图像可以归属于多个类别。对公开网络数据和搜索引擎返回的真实图像数据进行实验, 结果表明, 该方法能有效发现具有重叠划分的簇, 且簇的意义比较明确。

关键词: 图像聚类; 标记传播; 滑动窗口; 图像距离

Sliding window multi-label propagation clustering for searched images

Gu Ruijun¹, Chen Shenglei¹, Chen Geng^{1,2}, Wang Jiakai¹

1. School of Information Science, Nanjing Audit University, Nanjing 210029, China;

2. School of Computer Science and Telecommunication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract: To resolve the problems of large-scale data and partial overlapping in image clustering, a novel sliding window based multiple-label propagation clustering algorithm is proposed. An undirected graph is constructed in which the vertex is denoted by the image and the edge represents the relation between images weighted by the similarity computed according to the image distance. Then, community detection is performed by a multiple-label propagation based sliding window. Because a sliding window can store multiple labels, each image may obtain one or more labels. Experiments carried out on public networks and images returned by search engines show that our method can find explicit clusters with partial overlapping.

Key words: image clustering; label propagation; sliding window; image distance

0 引言

图像聚类^[1-7]是将大量的图像划分为少数有意义组(簇)的重要技术。随着互联网的发展和社交网络的兴起, 互联网上的图像数量急剧增长。将搜索引擎返回的包含多个主题的搜索结果进行聚类后呈现给用户, 变得十分重要。目前搜索引擎普遍根据图像上下文文本信息对图像进行检索, 然后根据图像的大小、颜色、格式等信息对检索结果进行简单划分, 很少考虑图像在视觉上的相似性, 忽略了图像

本身所包含的内容。另外, 在划分结果中, 特定图像类别标记往往是唯一的, 即一幅图像只能归属于一个类别。事实上, 一幅图像可能包含多种语义, 可划分到多个类别。根据视觉上的相似性对搜索结果进行聚类、且允许簇部分重叠, 对提升搜索引擎的用户体验有重要意义。

标记传播算法^[8](LPA)是一种快速的社区检测算法, 也可用于聚类。该算法的复杂度随着样本数量线性增长, 为处理大规模图像数据提供了可能。

本文的主要贡献是: 1) 借鉴滑动窗口的思想, 将标记传播算法扩展为多标记传播算法, 扩大了标

收稿日期: 2011-10-01; 修回日期: 2012-04-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(70971067/G0112); 国家社会科学基金项目(10BGL016)

第一作者简介: 谷瑞军(1979—), 男, 2008年于江南大学获轻工信息技术与工程博士学位, 研究方向为模式识别与数据挖掘。E-mail: grj79@hotmail.com

记传播算法应用范围;2)将多标记传播算法应用于搜索图像的多重划分,为增强用户的搜索体验提供了一种新方法。

1 相关工作

聚类源自属性数据的分析和处理领域,目的在于使不同簇的数据点之间的距离尽可能大。聚类的各个簇之间通常也允许相互重叠或嵌套。根据数据点的标签是否唯一,聚类算法可分为硬划分(hard division)和模糊划分(fuzzy division)。社区发现起源于复杂网络的研究,目标是根据网络拓扑结构识别出给定网络中的节点组,节点之间的联系形成关系数据,获得的社区也可能是部分重叠的。与聚类类似,社区发现分为非相交(disjoint)社区发现和重叠(overlapping)社区发现。很多聚类算法可以直接用于社区发现,反之亦然,但需要将属性数据变换为关系数据^[9]。

目前的图像聚类方法多是根据不同的视角将搜索结果进行重新组织,划分为不同的组。文献[7]提出一个使用可视化、纹理和链接分析的谱聚类方法。文献[2]借鉴近邻传播聚类的思想,设计了一种稀疏、快速的近邻传播算法,可以发现图像搜索结果的代表点,从而更好地展示搜索结果。

上述方法多是采用经典的聚类算法,虽然可以产生合理的划分结果,但不能表达图像与图像之间的关系。事实上,一个图像可能包含多种语义,即可以同时归属于多个簇。社区发现算法不仅可以聚类,而且可以通过网络的拓扑结构展示图像间的关系。下面介绍几种典型的社区发现算法。

LPA的基本思想是一个节点的标记取决于近邻的标记,通过标记的扩散,最终形成互不重叠的社区^[9]。LPA算法速度快,存储要求低,非常适合大规模图像数据的聚类,但该算法不能检测重叠社区,即一幅图像仅能有一个标记。Palla等人^[10]认为,一个社区从某种意义上可以看成是一些互相连通的“派系”(Clique)的集合。一个顶点可以存在于多重 k -派系中,因而可以发现重叠社区。派系过滤方法(CPM)适用于稠密相连的网络,参数 k 不易确定。链接聚类(LinkComm)^[11]将节点间的链接(边)作为聚类对象,计算链接之间的相似度,然后采用凝聚式层次聚类,最终形成一个大社区。根据划分密度选择最佳的簇划分。聚类结果中,节点属于不同的边,因而可以同时属于不同的簇,最终得到的社区可以

部分重叠。LinkComm算法能有效地发现部分重叠的社区,且具有层级结构。但该算法需要寻找最佳的划分密度,复杂度较高,对由链接构成社区的定义依赖性较强。

本文以运行速度快、存储要求低的LPA为基础,进行多标记传播扩展,为大规模图像聚类和展现提供了一种新方法。

2 基于滑动窗口的多标记传播聚类

2.1 标记传播算法

标记传播算法^[8]是一种快速、简单的社区检测算法。该算法仅使用网络结构作为指导,既不需要优化一个预定义的目标函数,也不需要有关社区的先验知识。其基本思想是一个节点的标记取决于近邻(与它相连接的节点)的标记。首先,为每个节点分配唯一的初始化标记,如节点编号。然后,根据近邻为每个节点计算、更新标记,更新过程迭代进行,更新方式可以是同步或者异步。同步方式是指节点标记的计算只依赖于上一轮迭代时的节点标记,即 $C_x(t) = f(C_{x_1}(t-1), \dots, C_{x_k}(t-1))$ 。 C 表示标记, x_1, \dots, x_k 是 x 的近邻。 f 是选取标记的方法,比如选取近邻中出现频率最高的标记。异步方式则还包括本轮已经更新完毕标记的节点,即

$$C_x(t) = f(C_{x_1}(t), \dots, C_{x_m}(t), C_{x_{(m+1)}}(t-1), \dots, C_{x_k}(t-1))$$

最后,稠密相连的节点集逐步在同一个标记上达成一致,从而形成社区。算法描述如下:

- 1)对网络中所有节点初始化标记 $C_x(0) = x$;
- 2)令 $t = 1$;
- 3)网络中所有节点进行随机排序,得到顺序 X ;
- 4)对 X 中每个节点 x 计算 $C_x(t)$;
- 5)如果每个节点的标记都是它邻居标记的最多的那个,或超出最大的迭代次数,则算法停止;否则转到步骤3)。

该算法计算复杂度随着网络规模呈线性增长,计算代价明显低于目前存在的社区发现算法。但是,该算法不能保证一定收敛,可以通过控制最大迭代次数,避免死循环。

2.2 多标记传播聚类(WinLPC)

在LPA的迭代过程中,每个节点只存储一个标记,因而算法收敛后,每个节点仅能归属于一个社区,也就是说,LPA仅适用于非重叠社区的检测。基于滑动窗口的多标记传播聚类是LPA的扩展,基本

思想是:允许节点使用滑动窗口存储多个标记,采用异步方式更新迭代,最终得到部分重叠的社区。滑动窗口的大小为 s ,可控制每个节点的最大归属社区数。步骤如下:

1) 对网络中所有节点初始化标记,初始化滑动窗口。

2) 令 $t = 1$ 。

3) 网络中所有节点 V 进行随机排序,得到顺序 X 。

4) 对 X 中每个节点 x :

(1) 获取 x 的所有近邻 x_1, \dots, x_k ;

(2) 根据滑动窗口的标记历史,计算 x 的新标记 $C_t(x) = f(C_{\text{win}}(x_1), \dots, C_{\text{win}}(x_k))$;

(3) 更新 x 的标记;

(4) 更新滑动窗口。

5) 如果每个节点的标记都是它邻居标记的最多的那个,或超出最大的迭代次数 T ,则算法停止;否则转到步骤 3)。

迭代过程中,节点标记和滑动窗口同时更新,计算 $C_t(x)$ 时,实质上是异步更新。即部分滑动窗口在本次迭代时已经更新过。算法的伪代码如下:

```
[n, V] = LoadNetwork();
s = 3 #window size
for i = 1: n do
    V(i). label = i
    V(i). window(1:s) = i
end for
done = false //flag: detect if any label changes
while(t < T and ! done) do
    done = true
    X = V. RandomOrder();
    for i = 1: n do
        //get neighbours of node i
        nbs = X(i). getNeighbours();
        for j = 1: nbs. len do
```

```
//vote for the label of node nbs(j) by window
        winLabel(j) = getHighestFreq(nbs(j). window)
    end for
//vote for the label of node i by neighbours
    w = getHighestFreq(winLabel);
    if(w != X(i). label)
        done = false
        X(i). label = w //update label
    end if
    for w = 1: s - 1 do //update window
        X(i). window(w) = X(i). window(w + 1)
    end for
end for
end for
```

WinLPC 的算法思路和 LPA 类似,通过滑动窗口存储历史标记。当前节点根据滑动窗口中的近邻进行两轮表决(vote),决定自己的标记。并不断更新自己的标记和滑动窗口。最终,对于每个节点,滑动窗口 $X(i). \text{window}()$ 中存在多个标记($\leq s$),所以每个节点可以划分到一个或多个簇。该算法的复杂度分析如下:

初始化标记需要 $O(n)$, n 为节点数。初始化窗口需要 $O(s * n)$, s 为最大归属数, s 一般奇数(便于表决),且小于 7。当 $s = 1$,算法退化为 LPA。外循环通过最大迭代次数 T 和标志变量 $done$ 控制。内循环由节点数 n 控制。计算近邻需 $O(d)$, d 为平均度。计算标记需 $O(d)$,移动滑动窗口 $O(s - 1)$ 。因而,对于稀疏大规模网络, d 一般较小,整个算法的时间复杂度为 $O(Tn)$ 。

为检测 WinLPC 的有效性,选取一个特殊的网络进行测试。测试网络如图 1(a)所示,图 1(b)为 LPA 的检测结果,LPA 只能检测非相交社区,所以节点 a 只能归属一个社区。WinLPC 和 LinkComm 允许社区部分重叠,获得了合理的结果,如图 1(c)(d)所示。

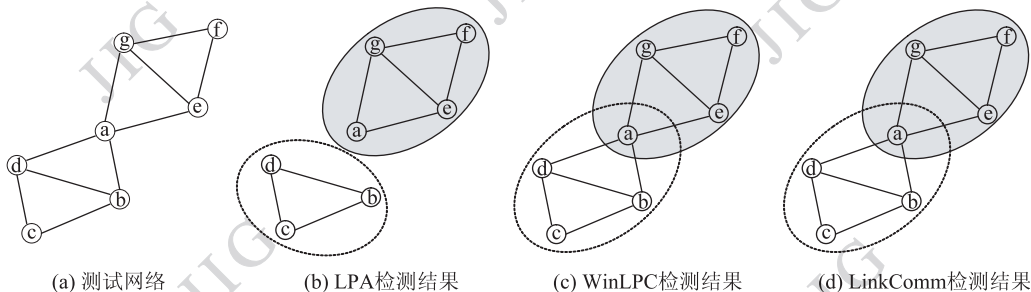


图 1 重叠社区检测对比图

Fig. 1 Overlapping community detection comparison

3 使用 WinLPC 进行图像聚类

针对图像聚类中面临的高维、准确度低、部分重叠等问题,结合图像聚类,以 WinLPC 为核心,提出一种高效的图像聚类方法。该方法考虑到像素间的空间相关信息,首先计算图像间的图像距离,该距离对图像小的扰动更具鲁棒性。然后,计算图像间的相似度,设定阈值(如均值),若两个图像间的相似度大于阈值,则认为两者之间存在边,从而构造出一个无向图(网络)。然后,应用 WinLPC 对无向图进行社区划分。一个节点可归属多个社区,从而一幅图像可以归属于多个类别。我们将上述方法称为图像搜索结果的滑动窗口多标记传播聚类,简称 WinLPC4Img。将与 WinLPC4Img 步骤类似、以 LPA 为核心的图像聚类方法称为 LPA4Img。

3.1 用图像距离度量相似度

图像距离 IMD^[12] 考虑到像素间的空间相关信息,对图像小的扰动更具鲁棒性。假设 \mathbf{x}, \mathbf{y} 是两幅大小为 $m \times n$ 的图像,欧氏距离 $d_E^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{mn} (x_i - y_i)^2$ 。设 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_{mn}$ 是 mn 维图像空间的基,度量系数 $g_{ij} = \langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_j \rangle = \sqrt{\langle \mathbf{e}_i, \mathbf{e}_i \rangle} \times \sqrt{\langle \mathbf{e}_j, \mathbf{e}_j \rangle} \cos \theta_{ij}$, 式中, $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示 \mathbf{e}_i 和 \mathbf{e}_j 的内积, θ_{ij} 是 \mathbf{e}_i 和 \mathbf{e}_j 的夹角。图像 \mathbf{x}, \mathbf{y} 间的图像距离定义为 $d_{\text{IMD}}^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sum_{i,j=1}^{mn} g_{ij} (x_i - y_i)(x_j - y_j) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \mathbf{G} (\mathbf{x} - \mathbf{y})$, 式中, $\mathbf{G} = (g_{ij})_{mn \times mn}$ 是对称的正定矩阵, g_{ij} 可表示为一个 Gaussian 函数 $g_{ij} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \sum_{i,j=1}^{mn} \exp\{-|P_i - P_j|^2 / 2\sigma^2\}$ 。 $|P_i - P_j|$ 是像素 P_i 和 P_j 间的距离。设 $\sigma = 1$, 有

$$d_{\text{IMD}}^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{1}{2\pi} \sum_{i,j=1}^{mn} \left[\exp\left(-\frac{|P_i - P_j|^2}{2}\right) \times (x_i - y_i)(x_j - y_j) \right] \quad (1)$$

为减少计算复杂度, \mathbf{G} 分解为 $\mathbf{G} = \mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda} \mathbf{\Gamma}^T = (\mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{\Gamma}^T) (\mathbf{\Gamma} \mathbf{\Lambda}^{1/2} \mathbf{\Gamma}) = \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{G}^{1/2}$, 式中 $\mathbf{\Lambda}$ 是由 \mathbf{G} 的特征值构成的对角矩阵, $\mathbf{\Gamma}$ 是由 \mathbf{G} 的特征向量构成的正交矩阵。设 $\mathbf{u} = \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{x}$, $\mathbf{v} = \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{y}$, 则

$$d_{\text{IMD}}^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{G}^{1/2} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) = (\mathbf{u} - \mathbf{v})^T (\mathbf{u} - \mathbf{v}) \quad (2)$$

式(2)具有欧氏距离的形式。因为 \mathbf{G} 仅和图像的大

小有关,和图像的内容无关,可在执行具体图像变换前预先计算 \mathbf{G} 。

图像距离可以表示两个图像间的相似程度,即距离越近,相似度越大。图像 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 间的相似度表示为

$$s_{ij} = e^{-d_{\text{img}}^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) / \langle d_{\text{img}} \rangle} \quad (3)$$

式中, $\langle d_{\text{img}} \rangle$ 为所有图像距离的平均值。

3.2 对基于相似度构造网络进行 WinLPC

将图像 \mathbf{x} 看做无向图中的节点,计算图像间的相似度,若两个图像间的相似度大于均值,则认为两者之间存在边,从而构造出一个无向图(网络)。应用 WinLPC 对该网络进行社区划分,得到最终图像多标记划分结果。最后,根据社区内度的高低,找到每个社区的代表点。WinLPC4Img 描述如下:

1) 计算图像距离

$$d_{\text{IMD}}^2(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \mathbf{G}^{1/2} \mathbf{G}^{1/2} (\mathbf{x} - \mathbf{y}) = (\mathbf{u} - \mathbf{v})^T (\mathbf{u} - \mathbf{v});$$

2) 计算相似度矩阵 \mathbf{S} , 即 $s_{ij} = e^{-d_{\text{img}}^2(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) / \langle d_{\text{img}} \rangle}$;

3) 节点 \mathbf{x}_i 和节点 \mathbf{x}_j 间构造边

$$e_{ij} = \begin{cases} \text{true} & s_{ij} > t \\ \text{false} & \text{其他} \end{cases}$$

t 可取 s_{ij} 的均值;

4) 构造无向图: $\mathbf{G} = (\mathbf{e}, \mathbf{v})$, \mathbf{e} 为边集合, \mathbf{v} 为节点集合;

5) 应用 WinLPC 对 \mathbf{G} 进行社区检测,输出可部分重叠的社区划分 $\{P_1, \dots, P_c\}$;

6) 根据社区内节点的度进行排序,找到度最大的节点作为该社区的代表点(exemplar)。 $E_m = x_j$ where $\max_{x_j \in P_m} (d_j)$, E_m 代表第 m 个社区的代表点。

4 仿真实验

4.1 算法参数与复杂度分析

为验证算法 WinLPC 的有效性,选择算法 LPA, LinkComm^[13] 进行对比实验。实验平台 CPU 为 Intel Core2 2.66 GHz, 内存为 3 G, 操作系统为 Window XP 专业版。3 种算法均通过 R 语言实现。

实验采用常见的公开网络数据集,具体如表 1 所示。Karate club network^[14] 包含了美国一家空手道俱乐部成员间的社会关系。该网络包含 34 个节点,两个节点之间有一条边则意味着相应的两个成员之间至少是交往频繁的朋友关系。Les Miserables network^[15] 则是根据小说《悲惨世界》中角色关系构

成的关系网络。角色作为网络中节点,若两个角色在同一场景中同时出现,则认为两者之间有联系,对应的节点之间添加一条边。Protein-Protein Interaction(PPI) network^[16]建立在蛋白质相互作用的而构成的关系之上。在 American college football network^[17]中,每个节点代表了参加美国 2000 年橄榄球赛季的高校代表队,连接两个节点之间的边则表示相应的两支球队之间至少曾有过一场比赛。

表 1 测试数据集
Table 1 Test datasets

数据集	节点数 n	边数	平均度 \bar{d}
karate (KR)	34	78	4.5
lesmis (LS)	77	254	6.6
PPI (PP)	56	449	16
football (FB)	115	613	10.7

对于 LPA 和 WinLPC,令最大迭代次数 $T = 20$ 。对于 WinLPC,滑动窗口大小 s 一般取奇数且较小,该实验依次取 3、5 和 7。对于每个数据集,每个算法均运行 50 次,取平均时间,单位为 s。

通过图 2 可以看出,WinLPC 的运行时间略高于 LPA,但远低于 LinkComm。另外,参数 s 对算法 LPA 的运行时间影响不大。需要说明的是,滑动窗口需占用 $(s \times n)$ 个存储单元,参数 s 越大、复杂度越高。因 s 表示每个节点最大归属的社区数,或者说聚类后每个数据点最多可以属于 s 个簇。因而, s 的取值一般为 3、5、9。如果 $s = 1$,WinLPC 则退化为 LPA。

总之,WinLPC 具有运行速度快、存储要求低、

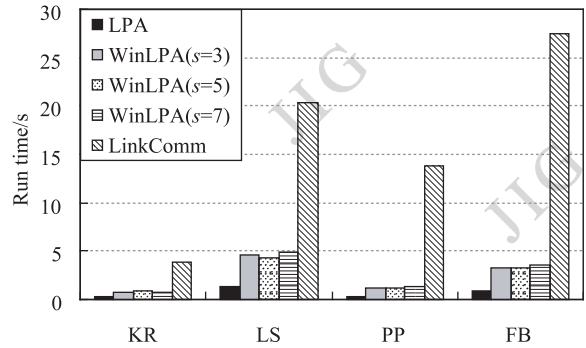


图 2 运行时间比较

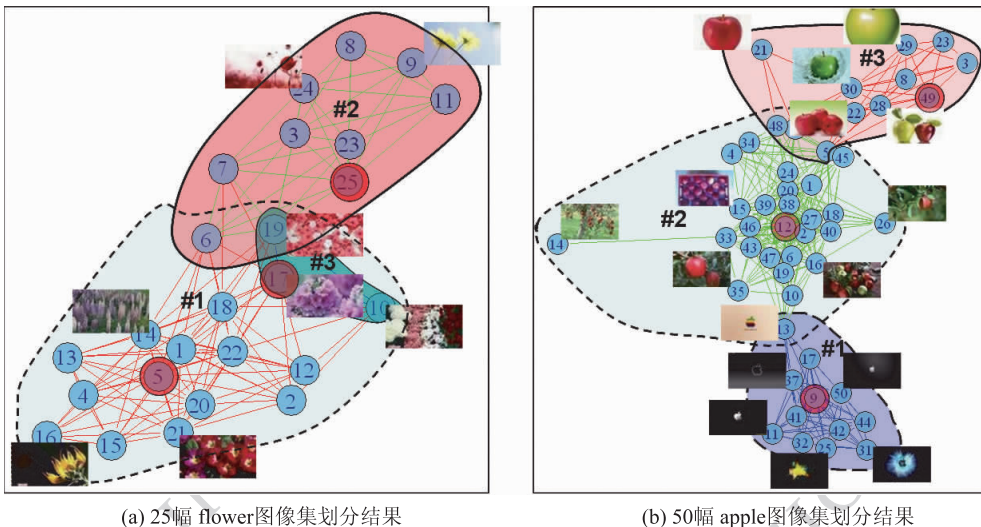
Fig. 2 Run time comparison of different algorithms

参数选择简单等特点,非常适合处理大规模数据。

4.2 真实图像数据与可视化分析

为了检验方法的有效性,选择“flower”、“apple”等几个关键词通过搜索引擎进行图像搜索,并取前 n 幅图像作为测试数据集。为便于计算图像间的相似度,对图像进行剪切和缩放处理,确保每个图像的尺寸相同。对处理过的图像使用 WinLPC4Img 和 LPA4Img 分别进行聚类,聚类结果如图 3、图 4 所示。为便于解释,用不同颜色表示不同的簇,图 3 中,簇代表点用红色标注,并在部分节点附近手工标注其对应的图像。

图 3(a)是对 flower 图像应用 WinLPC4Img 的划分结果,为 2 个相互重叠的簇,且包含一个内嵌簇。簇 1 包含 18 幅图像,簇 2 包含 10 幅图像,簇 1 和簇 2 重叠区包含 2 幅图像。可以看出,簇 2 中的图像背景较浅,且包含花朵较少,簇 1 中的图像背景较深,且包含花朵较多。簇 1 和簇 2 重叠的区域则兼顾



(a) 25幅 flower图像集划分结果

(b) 50幅 apple图像集划分结果

图 3 使用 WinLPC4Img 对搜索引擎返回图像进行聚类

Fig. 3 Image clustering results by WinPLC

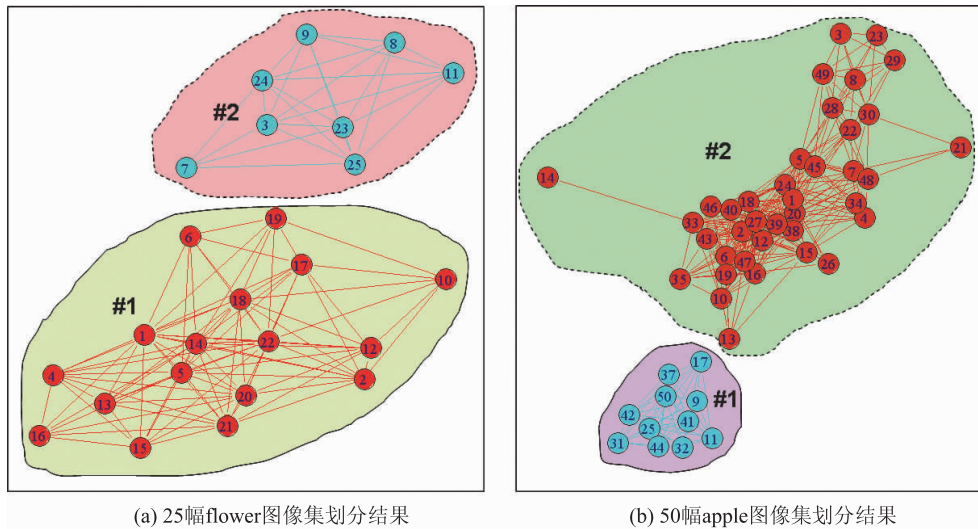


图4 使用 LPA4Img 对搜索引擎返回图像进行聚类

Fig. 4 Image clustering results by LPA4Img

了簇1和簇2的特征,即图像背景较浅,但包含的花朵较多。另外,簇3包含3副图像,完全嵌入在簇1内部。可以看出,簇3包含的3幅图像纹理非常相近。

图3(b)是对apple图像应用WinLPC4Img的划分结果,为3个相互重叠的簇。其中簇1包含12幅图像,簇2包含12幅图像,簇3包含29幅图像,簇1和簇2重叠区包含1幅图像,簇2和簇3重叠区包含3幅图像。可以看出,簇1中的图像多为苹果公司的标志(logo),且颜色多为黑色和灰色。簇2中的典型图片则为有背景的果园,苹果较小且为红色。簇3中的苹果图像背景色较浅。显然,簇1和簇2重叠区兼顾了簇1和簇2的特征,簇2和簇3重叠区兼顾了簇2和簇3的特征。

图4是应用LPA4Img进行图像划分的结果,可以看出,该算法仅能进行硬划分,不能兼顾具备多重标记的特殊图像。

5 结论

利用滑动窗口的思想,对标记传播算法进行了多标记扩展,提出了WinLPC,可用于存在部分重叠区域的数据聚类 and 社区检测。该算法计算复杂度呈线性增长,运算速度快。另外,存储要求低,适用于大规模数据集。以WinLPC为基础,引入图像聚类,提出一种新的图像聚类方法,实验结果表明,该方法能有效发现具有重叠划分的簇,且簇的意义明确。

如能将搜索引擎返回的有关图像的语义信息作为度量图像间相似度一部分,聚类结果的准确度将会进一步提升。目前,仅能通过可视化结果对该方法进行定性分析,如何对上述结果进行定量分析,是下一步要做的工作。

参考文献(References)

- [1] Han M, Fan J C. A single-point approximation weighted fuzzy C-means clustering method for classifying remote sensing images [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(11): 2333-2340. [韩敏,范剑超. 单点逼近型加权模糊C均值算法的遥感图像聚类应用[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(11): 2333-2340.]
- [2] Jia Y Q, Wang J D, Zhang C S, et al. Finding image exemplars using fast sparse affinity propagation [C]// Proceedings of the 16th Annual ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2008: 639-642.
- [3] Gu R J, Ye B, Xu W B. A two-phase color quantization approach based on spectral clustering [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(10): 1922-1925. [谷瑞军,叶宾,须文波. 基于谱聚类的两阶段颜色量化算法[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(10): 1922-1925.]
- [4] Jing Y, Baluja S. Pagerank for product image search [C]// Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2008: 307-316.
- [5] Wu F, Han Y H, Zhuang Y T, et al. Clustering web images by correlation mining of image-text [J]. Journal of Software, 2010, 21(7): 1561-1575. [吴飞,韩亚洪,庄越挺,等. 图像-文本相关性挖掘的Web图像聚类方法[J]. 软件学报, 2010, 21(7): 1561-1575.]

- [6] Cai D, He X F, Li Z W, et al. Hierarchical clustering of www image search results using visual, textual and link information [C] // Proceedings of the 12th Annual ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2004:952-959.
- [7] Lu J, Ma S P. Web image clustering based on multiple instance learning [J]. Journal of Computer Research and Development, 2009, 46(9): 1462-1470. [路晶, 马少平. 基于多例学习的 Web 图像聚类 [J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(9): 1462-1470.]
- [8] Raghavan U N, Albert R, Kumara S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks [J]. Physical Review E, 2007, 76(3): 036106 (1-12).
- [9] Cheng X Q, Shen H W. Community structure of complex networks [J]. Complex Systems and Complexity Science, 2011, 8(1): 57-70. [程学旗, 沈华伟. 复杂网络的社区结构 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2011, 8(1): 57-70.
- [10] Palla G, Derenyi I, Farkas I, et al. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society [J]. Nature, 2005, 435 (7043): 814-818.
- [11] Ahn Y Y, Bagrow J P, Lehmann S. Link communities reveal multiscale complexity in networks [J]. Nature, 2010, 466(7307): 761-764.
- [12] Wang L, Zhang Y, Feng J, On the Euclidean distance of images [J]. IEEE Trans. on PAMI, 2005, 27(8): 1334-1339.
- [13] Kalinka A T, Tomancak P. Linkcomm: an R package for the generation, visualization, and analysis of link communities in networks of arbitrary size and type [J]. Bioinformatics, 2011, 27(14): 2011-2012.
- [14] Zachary W W. An information flow model for conflict and fission in small groups [J]. Journal of Anthropological Research, 1977, 33(4): 452-473.
- [15] Knuth D E. The Stanford GraphBase: a platform for combinatorial computing [M]. Reading, MA: Addison-Wesley, 1993.
- [16] Yu H, Braun P, Vildirim V A, et al. High-quality binary protein interaction map of the yeast interactome network [J]. Science, 2008, 322(5898): 104-110.
- [17] Girvan M, Newman M E J. Community structure in social and biological networks [J]. PANS, 2002, 99(12): 7821-7826.