

基于改进谱聚类与粒子群优化的图像分割算法

杨 锋¹, 柴 毅²

(1 重庆大学 自动化学院, 重庆 400044; 2 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044)

摘 要: 本文提出了一种基于改进谱聚类与粒子群优化的图像分割算法. 该算法利用双树复小波变换系数, 求得能量均值构造相似性矩阵, 充分利用了待聚类数据所包含的空间邻近信息和特征相似性信息. 在谱映射的过程中, 采用了 Nyström 逼近策略, 降低了谱聚类算法的复杂度和内存消耗, 然后在进行 K 均值聚类时使用粒子群优化算法. 最后, 通过对医学图像和遥感图像分割验证了新算法的有效性.

关键词: 图像分割; 粒子群; 谱聚类; Nyström 逼近

中图分类号: TP312

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)07-0051-04

Image Segmentation Algorithm Based on Improved Spectral Clustering and Particle Swarm Optimization

YANG Feng¹, CHAI Yi²

(1 College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2 State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology, Chongqing 400044, China)

Abstract: A image segmentation algorithm based on improved spectral clustering and particle swarm optimization is proposed. Similarity matrix is constructed by the mean of dual-tree complex wavelet transform coefficients in this dissertation so as to make full use of the spatial adjacency information and feature similarity information included in the data. To efficiently apply the algorithm to image segmentation, Nyström approximation strategy is used in the course of spectral mapping to reduce the computation complexity and memory consumption. And then we tentatively adopt particle swarm optimization algorithm to optimize the K-means clustering in the spectral clustering algorithm. Experimental results on medical images and remote sensing images verify the validity of the proposed algorithm.

Key words: image segmentation; particle swarm; spectral clustering; Nyström approximation

1 引言

图像分割是图像处理和计算机视觉领域的研究热点之一, 它是图像识别的基础并得到广泛应用. 在众多的图像分割算法中, 阈值分割和聚类分割是图像分割领域中最常用的两种算法. 其中阈值分割就是将某种智能算法作为优化工具, 运用迭代的方式计算在某准则下目标函数的最优值, 从而获取分割图像的最优阈值^[1]. 而聚类分割是将智能优化算法与基于聚类的图像分割技术结合起来, 尽可能避免

特征空间的聚类陷入局部最优, 同时又尽快地获得最优聚类, 从而达到高效分割图像的目的.

传统的谱聚类算法一般采用灰度值或小波系数来构造相似性矩阵, 没有考虑图像的空间特性, 因此容易受到相似性矩阵过大及相似性测度中尺度参数的影响, 无法让人满意. 受文献[2]的启发, 本文从三个方面对原有的谱聚类算法进行改进: 一是使用多参数核相似性矩阵取代传统的基于高斯核函数的相似性矩阵, 以达到兼顾图像特征信息和位置信息的目的; 二是利用 Nyström 逼近方法估计相似性矩

收稿日期: 2012-09-26; 修回日期: 2012-10-24

基金项目: 国家自然科学基金项目(60974090); 重庆市科技攻关项目(cstc2010ac3055)

阵,降低求解特征问题的算法复杂度,解决了图像分割易受到图像大小限制的难题;三是结合 K 均值聚类算法和粒子群优化算法来优化聚类的效果,弱化随机初始化对聚类性能的影响,通过对特征向量的聚类完成最终的图像分割。

2 谱聚类算法

在图谱划分理论中^[3],一幅图像被视为一个带权的无向图 $G=(V,E,S)$,图上的结点集 V 即为像素集,边集 E 表示两个结点 (i,j) 之间的连接,边的权值 S_{ij} 表示结点 i 和结点 j 的相似程度,称 $S=(S_{ij})$ 为相似性矩阵.由此图 G 中的聚类问题转变为在图 G 上的图划分问题,即将图 G 划分为 K 个互不相交的子集 $G_1, G_2, \dots, G_k$,划分后保证每个子集 G_k 内的相似程度较高,不同的子集 G_i 和 G_j 之间的相似程度较低。

虽然根据不同的准则函数及谱映射方法,谱聚类算法有着不同的具体实现方法,但是其基本框架相同^[4],可分为如下几个步骤:

(1)通过不同的相似性度量,构建相应的相似性矩阵 W 。

(2)构造拉普拉斯矩阵并计算拉普拉斯矩阵的特征值与特征向量。

(3)将数据点映射到由 k 个特征向量确定的低维向量空间中。

(4)利用 K 均值聚类算法或其它经典聚类算法在新空间中划分数据点为 k 类。

比较常用的谱聚类算法有 Shi 和 Malik 提出的 SM 算法,Ng 等人提出的 NJW 算法以及由 Meila 和 Shi 提出的 MS 算法。

3 基于改进谱聚类和粒子群优化的图像分割算法

通过分析传统的谱聚类的利弊,结合文献^[2],本文将从相似性矩阵的选择, Nyström 逼近方法和基于粒子群优化的 K 均值聚类算法三个方面,给出了一种基于改进谱聚类和粒子群优化的图像分割算法。

3.1 相似性矩阵的选择

谱聚类作为一种比较常见的解决图谱划分的方法,其性能在很大程度依赖于相似性度量的选择.传统的谱聚类算法通常采用高斯核函数来建立数据点之间的相似性,公式为

$$S_{ij} = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

后来相关学者进行了改进,提出了多参数核相似性矩阵,设 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ 是数据点的特征集合,其包含 K 个互不重叠的子集合, $P=\{p_1, p_2, \dots, p_k\}$ 表示数据之间的位置信息.特征相似性信息和空间邻近信息是进行聚类的主要依据,因此多参数核相似性矩阵便将特征相似性信息和空间邻近信息集成在一起^[5],组成一个联合模型.其计算过程如下:

$$\begin{aligned} S_{ij} &= S_{ij}^v \cdot S_{ij}^c \\ &= \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma_v^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{\|p_i - p_j\|^2}{2\sigma_c^2}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, S_{ij} 表示第 i 个点和第 j 个点之间的相似性. σ_v 和 σ_c 是表示特征相似性信息和空间邻近信息重要程度的尺度参数,一般可按照经验取值.特征相似性信息和空间邻近信息是通过欧氏距离度量的。

传统的谱聚类算法一般采用基于小波能量的特征提取方法,虽然有时效果不错,但由于小波不具有平移不变性,缺乏方向选择性,且无法保存图像的纹理信息,针对某些图像的分割效果也就无法让人满意.为了克服传统小波的这些缺陷,本文采用双树复小波特征提取策略。

在图像的每个像素里面,取大小可自由调整的方形小窗,并进行两层双树复小波变换,每层产生一个低频子带和六个高频子带,对每个子带分别利用(3)式求出该窗口的复小波能量矢量,然后进行归一化处理,窗口的能量特征矢量就代表着该像素的能量特征向量,遍历所有像素,构造出整个图像的双树复小波能量特征矩阵。

$$e = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |s(x, y)| \quad (3)$$

其中, $s(x, y)$ 是分解系数, $M \times N$ 表示频带图像的大小, x 和 y 分别是图像的行和列, e 是能量特征^[2].这样提取到的能量特征,兼顾了图像特征的全局和局部信息.显然要计算整个图像的相似性矩阵比较困难,因此本文引入 Nyström 方法。

3.2 Nyström 逼近方法

谱聚类是一种基于两点间相似关系的算法,算法与数据点的维数无关,仅与数据点的个数有关。

与其它聚类算法相比,谱聚类最大的优点是具有识别非高斯分布的能力,适用于许多实际问题.但谱聚类应用于图像分割时易受到图像大小的限制,

对于一幅 256×256 的图像来说,其相似性矩阵大小是 65536×65536 . 如果不对相似性矩阵进行稀疏化等操作,传统的谱聚类算法便会因为以下两个难点根本无法应用到图像分割中,一是庞大的相似性矩阵的数据存储问题,二是拉普拉斯矩阵特征分解的复杂度过高^[6].

为降低谱聚类算法的计算复杂度,文献[7]提出使用 Nyström 方法逼近技术来优化规范切准则. 该方法的思想是对原图像进行采样,采样总像素个数为 N ,然后计算其中 n 个采样像素之间的相似性矩阵 A ,以及这 n 个采样像素与其余 $N-n$ 个像素之间的相似性矩阵 B ,并使用 A, B 对总相似性矩阵 S 以及 K 个特征向量进行估计.

本文提出的算法采用了 Nyström 逼近策略,降低了谱聚类算法的复杂度和内存消耗. 从原始图像的 N 个像素点中随机抽取 n 个样本点 ($n \ll N$),剩下 m 个像素点,分别用 3.1 节提出的方法计算的 n 个样本点之间的相似性矩阵 A , n 个采样点与剩下的 m 个像素点之间的相似性矩阵 B , C 代表剩下的 m 个像素点之间的相似性矩阵,由于 C 的数据量太大,所以根据 Nyström 方法,本文用 $B^T A^{-1} B$ 来估计 C ,最后取得所求的相似性矩阵估计

$$W = \begin{pmatrix} A & B \\ B^T & C \end{pmatrix} \quad (4)$$

3.3 基于粒子群优化的 K 均值聚类算法

在获得相似性矩阵 W ,计算出相似性矩阵的特征值和特征向量后,需要使用 K 均值聚类算法进行最后的聚类,这是谱聚类算法中非常关键的一步. 其基本思想是先随机选取 K 个粒子作为初始的聚类中心,然后计算每个粒子与各个聚类中心之间的距离,根据相近原则将每个粒子归属于离它最近的聚类中心. 聚类中心以及归属于它们的所有粒子就代表一个聚类. 一旦全部粒子分配完毕,每个聚类的聚类中心会被重新计算,重复进行这个过程,直到满足某个终止条件. 算法的终止条件一般有两个,一个是最大迭代次数,另一个是阈值.

K 均值聚类算法对于不同的随机初始值可能会导致不同的聚类结果,甚至存在着无解的情况,而且常常陷入局部最优,为了优化 K 均值聚类的效果,弱化随机初始化对聚类性能的影响,本文引入粒子群优化算法,将 K 个最大特征值对应的特征向量形成的矩阵,进行归一化处理,得到矩阵 V . 把矩阵 V 看成一个种群,每一行看做种群中的一个粒子 x_i ,即种群 $V = \{x_i, i = 1, 2, \dots, n\}$,目的就是要将 V

划分成 $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$,且使得总的类间离散度和尽可能达到最小.

$$J_c = \sum_{k=1}^m \sum_{x_i \in C_k} d(x_i, z_k) \quad (5)$$

其中 z_k 为第 k 个聚类的中心, $d(x_i, z_k)$ 是粒子到对应聚类中心的距离,这里为欧氏空间的距离,即 $d(x_i, z_k) = \|x_i - z_k\|$,聚类准则函数 J_c 即为各类样本到对应聚类中心距离的总和^[8].

假设第 t 步迭代时粒子 x_i 所处的位置 $x_i(t) = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$, 速度 $V_i(t) = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{id}, \dots, V_{iD})$, 适应度函数本文采用 $f(s_i) = \frac{k}{J_i}$, 其中 k 是常数, J_i 表示总的类间离散度和.

初始化所有粒子的位置和速度,计算粒子的适应度,随机选取 K 个粒子作为聚类中心,计算每个粒子与各个聚类中心之间的距离,根据相近原则将所有粒子进行初始聚类. 对每个粒子,比较它的适应度值和它经历过的最好位置 P_{id} 的适应度值,如果更好,更新 P_{id} . 对每个粒子,比较它的适应度值和群体所经历的最好位置 P_{gd} 的适应度值,如果更好,更新 P_{gd} . 根据式(6)和式(7)调整粒子的速度和位置:

$$V_{id}(t+1) = V_{id}(t) + k_1 r_1 (P_{id} - x_{id}(t)) + k_2 r_2 (P_{gd} - x_{id}(t)) \quad (6)$$

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + V_{id}(t+1) \quad (7)$$

其中 k_1 和 k_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数. 然后更新粒子的适应度值,计算新的聚类中心,进行新一轮的聚类划分,重复上述过程直到达到结束条件(最大迭代次数或者总的类间离散度和足够小).

综合上面所述,本文给出一种基于改进谱聚类与粒子群优化的图像分割算法,其基本步骤如下:

(1)按 3.1 节方法进行能量特征和空间位置特征提取,构造出相似性矩阵 W .

(2)随机抽样大约 1% 的样本点,得到 Nyström 估计中相应的 A, B 和 W 矩阵.

(3)使用 Nyström 逼近方法计算相似性矩阵 W 的特征值和特征向量;

(4)将 K 个最大特征值对应的特征向量形成矩阵 $V \in R^{(M \times N) \times K}$,将矩阵 V 的行向量进行归一化处理,使其每行具有单位长度;

(5)将矩阵 V 的每一行看成是 R^K 空间中的一个点,使用 3.3 节方法将其聚为 K 类.

(6)若矩阵 V 的第 i 行被指派到第 j 类时,将对应该像素点也归为第 j 类.

4 仿真实验与结果分析

为验证本文算法的有效性,对医学图像和遥感图像进行了分割,并与原始谱聚类算法,文献[2]的算法进行了比较.在下列实验中,采用双树复小波能量特征的方法进行特征提取,区域窗口大小设置为 12×12 ,核参数根据经验设置为 $\sigma_c = 0.3, \sigma_v = 80$. 进行聚类划分设置最大迭代次数 $m = 40$,学习因子 k_1

$= k_2 = 4, r_1 = r_2 = 0.5$,其它算法的参数均人工调整为最优.第1组实验为脑部MR图像,目的是精确地将其分割为4类:背景、灰质、白质和脑脊液.实验结果如图1所示.从左到右依次是原始图像,原始谱聚类算法的分割结果,文献[2]的分割结果以及本文的分割结果.第2组实验为卫星拍摄的遥感图像,目的是找出其中的平地.实验结果如图2所示.从左到右依次是原始图像,原始谱聚类算法的分割结果,文献[2]的分割结果以及本文的分割结果.

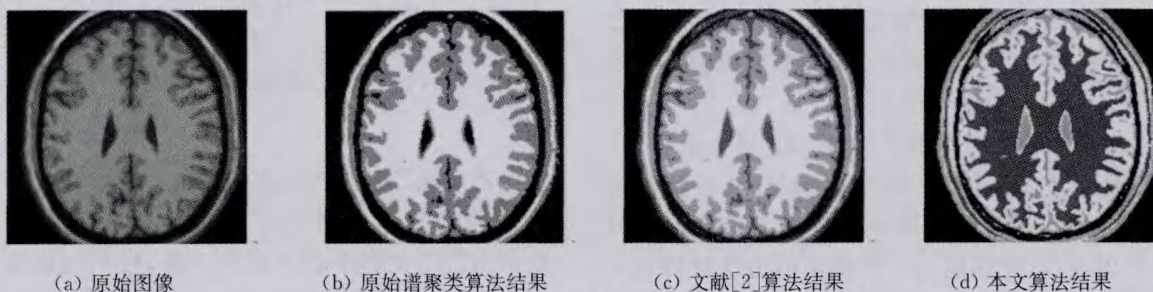


图1 MR图像分割结果比较

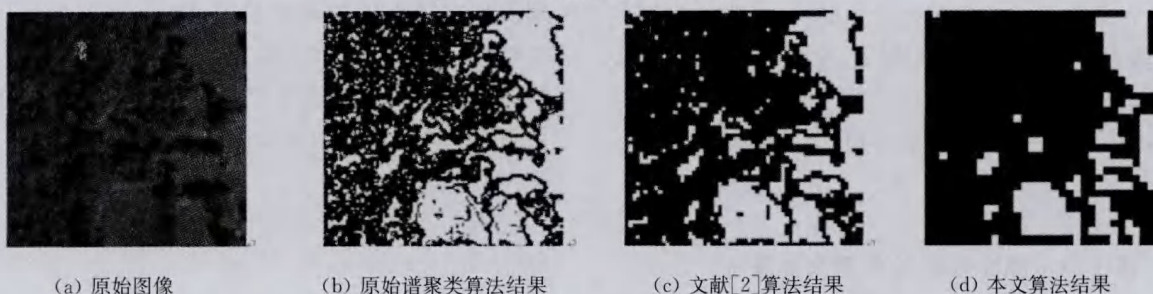


图2 遥感图像分割结果比较

在实验中,用运行时间来评价算法的性能,将每个实验分别进行10次,计算其平均时间.从表1分割时间上看,分割上面的图像,本文提出的算法所需时间都比文献[2]所用时间少得多,可见该算法具有耗时短、实时性强的优点.

表1 两种分割算法运行时间对比

分割算法	文献[2]算法	本文算法
运行时间/s	12.76	6.65

从分割的视觉效果上进行比较,本文算法在分割精度上相比其它算法也有了很大的提高,它不仅将区域分割得更准确而且分割结果更稳定.本文还将该算法用于其它一些图片中,其分割效果也非常理想.

5 结束语

本文将从相似性矩阵的选择, Nyström 逼近方

法和基于粒子群优化的K均值聚类算法三个方面,阐述一种基于改进谱聚类和粒子群优化的图像分割算法.采用双树复小波特征提取策略,构造参数核相似性矩阵,使用 Nyström 方法对相似性矩阵进行估计,最后通过基于粒子群优化的K均值聚类算法实现聚类.实验结果表明与文献[2]的算法相比,新方法不仅具有较好的稳定性而且具有更优的分割结果.值得指出的是,本文方法的分割类别数是用户自己设定的,如何自动确定该方法的分割类别数是下一步的研究工作.

参考文献:

- [1] 孙越泓. 基于粒子群优化算法的图像分割研究[D]. 南京:南京理工大学博士论文,2010.
- [2] 杨学鑫. 改进的谱聚类图像分割方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学硕士论文,2010.

(下转第59页)

- [5] Chen J W, Hung K, Wang J S, et al. A performance aware IP core design for multi mode transform coding using scalable—DA Algorithm[C]// Proceedings of International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), Island of Kos, 2006: 21—24.
- [6] Lai Y K, Lai Y F. A reconfigurable IDCT architecture for universal video decoders[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2010, 56(3): 1872—1879.
- [7] Shen S, Shen W, Fan F, et al. A unified 4/8/16/32—point integer idct architecture for multiple video coding standards[C]// Multimedia and Expo(ICME). Melbourne VIC, 2012: 788 — 793.

作者简介:

陈双双 男, (1988—), 硕士研究生. 研究方向为数字集成电路设计.

何卫锋 男, (1976—), 博士, 副教授. 研究方向为视频信号处理的 VLSI 结构、MPEG—4/H264/JVT/AVC 视频编解码系统、低功耗可重构多核处理器、计算机系统结构与微体系结构、IP 复用设计、IP 质量度量与评测、SOC 设计与系统集成.

毛志刚 男, (1962—), 博士, 教授. 研究方向为超大规模集成电路设计方法学、IC 卡芯片设计和硬件安全技术研究、集成电路可测性设计和容错设计技术研究、可编程硬件、可重构硬件结构设计技术研究.

(上接第 54 页)

- [3] Chung F R K. Spectral graph theory[M]. Providence: American Mathematical Society, 1997: 227—275.
- [4] 蔡晓妍, 戴冠中, 杨黎斌. 谱聚类算法综述[J]. 计算机科学, 2008, 35(7): 14—18.
- [5] 马秀丽, 焦李成. 联合模型初始化独立谱聚类算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2007, 34(5): 768—772.
- [6] 赵凤, 范九伦. 基于灰度和空间特性的谱聚类图像分割[J]. 西安邮电学院学报, 2012, 17(1): 52—57.
- [7] 闫成新. 基于图论的图像分割研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2006, 11(4): 11—14.
- [8] 刘靖明, 韩百川. 基于粒子群的 K 均值聚类算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 6(4): 54—59.

作者简介:



杨 锋 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为智能控制与信息处理.

柴 毅 (1962—), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为智能控制算法、人工智能与专家系统、数字信号处理与模式识别.