

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012
Vol.17 No.

4

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4月 第17卷 第4期(总第192期)

目次

综述

图像分割中的模糊聚类方法 李旭超, 刘海宽, 王飞, 白春艳(447)

图像处理和编码

GPU 辅助的希尔伯特变换轮廓术 周波, 赵小敏, 王东平(459)

引入连续性强度和置信度因子的快速图像修复 李开宇, 孙玉刚(465)

自适应的有效非局部图像滤波 许光宇, 檀结庆, 钟金琴(471)

改进的 PMD 距离图像超分辨率重建算法 张旭东, 沈玉亮, 胡良梅, 陈菁菁(480)

压缩感知在 Micro-CT 图像超分辨率重建中的应用 王丽艳, 韦志辉, 罗守华, 顾宁(487)

对偶四元数单片空间后方交会算法 姬亭, 盛庆红, 王惠南, 刘微微(494)

利用运动强度判据的高效自适应运动估计算法 郭晓珉, 姚睿, 刘智跃, 王友仁(504)

图像分析和识别

核空间散度阈值法 吴成茂(512)

近邻自适应局部尺度的谱聚类算法 孔万增, 孙昌思核, 张建海, 胡三清, 杨灿(523)

LUV 色彩空间中多层次化结构 Nyström 方法的自适应谱聚类算法 刘雅蓉, 汪西莉(530)

结合图像增强的心血管内超声中-外膜边缘检测 邱璇, 黄靖, 杨丰, 邢栋, 涂圣贤(537)

融合图像特征的一致点匹配方法及其应用 张久楼, 李春丽, 冯前进, 陈武凡, 阳维(546)

图像理解和计算机视觉

多蚁群动态协作优化的道路图像分割算法 林丽莉, 周文晖(553)

篮球比赛视频中持球队员行为预测	王千,夏利民,谭论正(560)
利用 Principal Warps 评估颅面几何相似度	朱新懿,耿国华,温超(568)

计算机图形学

图形处理器空间插值并行算法的实现	赵艳伟,程振林,董慧,方金云(575)
------------------------	---------------------

虚拟现实与增强现实

面向 GPU 的批 LOD 地形实时绘制	张兵强,张立民,张建廷(582)
----------------------------	------------------

遥感图像处理

光学遥感舰船目标识别方法	杜春,孙即祥,李智勇,滕书华(589)
自适应超完备字典学习的 SAR 图像降噪	杨萌,张弓(596)

第 18 届中国遥感大会征文通知	封 2
第 33 届亚洲遥感会议征文通知	封 2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 4 期

2012 年 4 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:010-68407995 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 ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

第 18 届中国遥感大会征文通知

“第 18 届中国遥感大会”将于 2012 年 10 月 19 日-23 日在武汉召开。本届会议由中国遥感委员会主办,中国测绘学会摄影测量与遥感专业委员会和武汉大学承办。会议将围绕“遥感—全方位的社会服务”这一宗旨,以遥感学界院士与知名专家的特邀报告,分会场专题技术交流与技术讲座,重点项目研讨汇报、技术展览,新技术与新产品发布,专业委员会理事会等多种形式开展,同时举行“第 7 届中国青年遥感辩论会”和“第 2 届全国高分辨率遥感数据处理与应用研讨会”。

会议将全方位地展示遥感(RS)、全球定位系统(GPS)、地理信息系统(GIS)等方面的最新成果,为专家、学者和政府主管部门搭建联系纽带,为研发和用户提供技术交流平台,共同促进遥感科技的发展、遥感产业化的推进和大遥感体系的建立。

本届会议围绕大会主题将就遥感新理论、技术、方法和应用进行征文,范围包含但不限于以下方面:

- 1) 国家遥感中长期发展战略、国际遥感前沿与进展;
- 2) 航天、航空、低空、地面遥感技术及系统;
- 3) 光学、红外、高光谱及激光遥感技术;
- 4) 主、被动微波及雷达遥感技术;

- 5) 数字摄影测量与制图;
- 6) 高分辨率遥感数据处理与应用;
- 7) 地理空间数据处理技术与方法;
- 8) 地理国情监测(土地、农业、林业、矿产、环境、地质及水资源等);
- 9) 海洋、气象与全球变化;
- 10) 遥感、地理信息系统与导航定位系统(3S)集成与应用;
- 11) 智慧城市与数字地球;
- 12) 深空探测与行星测绘;
- 13) 教育、培训与社会公益事业。

征文采用在线方式投稿;

投稿要求:论文内容不涉密,且未在国内外学术刊物或正式学术会议上发表过;被录用的全文将收入大会论文集(送 ISTP 检索),并精选 70~90 篇口头报告论文编辑出版英文 SPIE 会议文集;大会将评选青年优秀论文(参加口头报告),论文将直接进入英文 SPIE 会议文集。

论文摘要截止日期为 2012 年 5 月 15 日,全文截稿日期为 2012 年 6 月 15 日。

会议相关信息,请查阅会议网址:<http://rsgis.whu.edu.cn/18ccrs/index.html>

“第 18 届中国遥感大会”组委会

第 33 届亚洲遥感会议征文通知

“第 33 届亚洲遥感会议”将由泰国地理信息和空间技术发展局(GISTDA)、科技部(MOST)和亚洲遥感协会(AARS)联合主办,于 2012 年 11 月 26-30 日,在泰国芭堤雅市宗滴恩酒店举行。这是亚洲遥感协会每年一届的系列学术会议。本届大会征文包括传感器与平台、算法和图像处理、GIS 与 Web GIS、全球导航卫星系统、灾害、自然资源、环境科学、教育和宣传、健康科学、制图、其他等方面。

会议重要日期:

论文摘要提交截止:2012 年 5 月 15 日;
论文接收通知:2012 年 7 月 1 日;
论文全文提交截止:2012 年 9 月 30 日;
网上注册截止:2012 年 10 月 26 日;
会议召开日期:2012 年 11 月 26-30 日。
会议还将组织学生专场和技术展览,其他信息请访问会议网站:<http://acrs2012.gistda.or.th>

与往年一样,中国遥感委员会仍将鼓励中国遥感科研人员和企事业单位参加会议,并组团参加学术交流和会议展览。

中国遥感委员会

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 4 April 2012

Contents

Review

The survey of fuzzy clustering method for image segmentation Li Xuchao, Liu Haikuan, Wang Fei, Bai Chunyan (447)

Image Processing and Coding

GPU assisted Hilbert transform profilometry Zhou Bo, Zhao Xiaomin, Wang Dongping (459)

Fast image inpainting algorithm introducing continuous strength and confidence factor Li Kaiyu, Sun Yugang (465)

Adaptive efficient non-local image filtering Xu Guangyu, Tan Jieqing, Zhong Jinqin (471)

Improved super-resolution reconstruction algorithm for PMD range image
..... Zhang Xudong, Shen Yuliang, Hu Liangmei, Chen Jingjing (480)

Image superreconstruction for Micro-CT based on compressed sensing Wang Liyan, Wei Zhihui, Luo Shouhua, Gu Ning (487)

Dual quaternion of space resection with single-image Ji Ting, Sheng Qinghong, Wang Huinan, Liu Weiwei (494)

Efficient adaptive motion estimation algorithm based on motion intensity Guo Xiaomin, Yao Rui, Liu Zhiyue, Wang Youren (504)

Image Analysis and Recognition

Divergence thresholding method in kernel space Wu Chengmao (512)

Spectral clustering based on neighboring adaptive local scale
..... Kong Wanzeng, Sun Changsihe, Zhang Jianhai, Hu Sanqing, Yang Can (523)

Adaptive spectral clustering algorithm based on Nyström method with multi-level structure in LUV color space
..... Liu Yarong, Wang Xili (530)

Image enhancement based media-adventitia border detection in intravascular ultrasound images
..... Qiu Xuan, Huang Jing, Yang Feng, Xing Dong, Tu Shengxian (537)

Coherent point drift registration combined with image feature and its application
..... Zhang Jiulou, Li Chunli, Feng Qianjin, Chen Wufan, Yang Wei (546)

Image Understanding and Computer Vision

Dynamic multi-colony ant cooperative optimization schemes for road image segmentation
..... Lin Lili, Zhou Wenhui (553)

Behavior prediction of ball carriers in basketball match videos Wang Qian, Xia Limin, Tan Lunzheng (560)

Estimate of craniofacial geometry shape similarity based on principal warps
..... Zhu Xinyi, Geng Guohua, Wen Chao (568)

Computer Graphics

Realization of GPU parallel spatial interpolation method
..... Zhao Yanwei, Cheng Zhenlin, Dong Hui, Fang Jinyun (575)

Virtual Reality and Augmented Reality

GPU-based real-time terrain rendering algorithm using batched LOD
..... Zhang Bingqiang, Zhang Limin, Zhang Jianting (582)

Remote Sensing Image Processing

Method for ship recognition using optical remote sensing data
..... Du Chun, Sun Jixiang, Li Zhiyong, Teng Shuhua (589)

SAR images de-speckling algorithm via an adaptive over-complete learning dictionary
..... Yang Meng, Zhang Gong (596)

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)04-0447-12

论文引用格式: 李旭超, 刘海宽, 王飞, 白春艳. 图像分割中的模糊聚类方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 447-458

图像分割中的模糊聚类方法

李旭超, 刘海宽, 王飞, 白春艳

江苏师范大学电气工程及自动化学院, 徐州 221116

摘要: 模糊聚类算法是近年来图像分割技术领域的研究热点之一。在对模糊 C 均值聚类算法分析的基础上, 结合目前在图像分割中的应用研究, 对模糊 C 均值聚类算法的测度方式进行了比较分析, 从单分辨率、多分辨率以及与其他算法结合 3 个方面, 评述改进的模糊 C 均值聚类算法优缺点。最后, 讨论模糊 C 均值聚类算法目前存在的问题及未来发展方向。

关键词: 模糊 C 均值聚类; 图像分割; 目标函数; 隶属度

The survey of fuzzy clustering method for image segmentation

Li Xuchao, Liu Haikuan, Wang Fei, Bai Chunyan

College of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China

Abstract: The fuzzy c-means (FCM) clustering algorithm for image segmentation is one of the striking research fields in recent decades. Based on the analysis of the FCM algorithm, we combine the current application research in image segmentation, and we analyze and compare it in terms of measuring the expressions of the FCM algorithm. In this paper, through three aspects, such as single-resolution, multi-resolution, and the integration of other algorithms, the advantages and disadvantages of the improved FCM algorithms are expounded. In the end, some challenges and possible trends are discussed.

Key words: fuzzy C-means clustering; image segmentation; objective function; the degree of membership

0 引言

随着计算机技术的飞速发展, 数字图像分割技术触及工业检测、环境监测、军事和宇宙探索等多学科领域。从统计学的观点上看, 图像分割可以分为基于概率统计的硬分割和基于模糊数学的软分割^[1]。在实际应用中, 图像分割结果受到图像许多方面特征的制约, 例如, 图像的灰度、纹理或颜色等。硬分割方法在综合考虑这些因素时往往顾此失彼, 因而分割结果并不理想。但若将上述因素用模糊集合来表示, 利用隶属度综合考虑各因素对图像分割

结果的影响, 则能准确反映图像的特征。因此, 基于模糊数学的模式分类在图像分割中得到了广泛应用^[2]。

基于模糊聚类的软分割具有以下几个鲜明的特点: 1) 模糊聚类分割算法不使用训练样本, 这使得非监督图像分割成为可能。2) 在进行模糊聚类分割算法构建时, 只需建立模糊优化函数, 仅有隶属度、聚类中心和核函数带宽这 3 个未知参数。3) 传统的图像聚类分割方法是一种硬划分, 将每个像素划分到某一类中。在现实中, 像素的归属伴随着不确定性, 而隶属度是描述不确定性的强有力工具。4) 随着模式识别、人工智能和逼近理论的不发

收稿日期: 2011-03-24; 修回日期: 2011-09-20

基金项目: 江苏师范大学 2010 年度自然科学基金项目(10XLR27)

第一作者简介: 李旭超(1974—), 男, 副教授, 2006 年于浙江大学电气工程学院获控制理论与控制工程专业博士学位, 主要研究方向为图像处理在计算机视觉中的应用, 公开发表学术论文 30 余篇, 12 篇被三大检索收录。E-mail: bsx7096@sohu.com

展,特别是非参数密度估计方法的发展^[3],为模糊聚类核函数的选取提供理论依据,从而将图像分割问题转化为确定最优超平面的分类函数。5) 采用进化算法,如遗传算法、免疫算法和模拟退火等,优化目标函数获得对数据的最佳分类。

1 模糊集合理论与图像的关系

1.1 模糊集合理论

模糊集合的概念是由美国控制论专家 Zadech 于 1965 年首次提出的,由此开创了模糊数学及其应用的新纪元^[4]。触及的领域相当广泛,有人工智能、专家系统、自动控制、机器人技术、决策技术、图像及视频信号处理等。模糊集合有很多种表示方法,最根本的是将其所包含元素及其相应的隶属度用函数表示出来。模糊集合的数学定义如下:

称 A 是给定论域 U 上的一个模糊子集的含义是:对任何 $\forall u \in U$ 都对应一个唯一的实数 $\mu_A(u) \in [0,1]$,有序对集合 $\{u, \mu_A(u) \mid \forall u \in U\}$ 均可作为 U 上的模糊集, $\mu_A(u)$ 表示 u 对 A 的隶属度。这表明构造了一个映射

$$\mu_A(u): U \rightarrow [0,1], u \rightarrow \mu_A(u) \quad (1)$$

这个映射称为模糊集 A 的隶属度函数。若 $\mu_A(u)$ 接近 1,表示 U 属于 A 的程度高,在图像分割中,表示像素属于区域 A 的可能性较大;若 $\mu_A(u)$ 接近 0,表示 U 属于 A 的程度低,在图像分割中,表示像素属于区域 A 的可能性较小。

1.2 模糊 C 均值算法

在众多的模糊聚类算法中,应用最广泛且较为成功的是 1974 年由 Dunn 提出并由 Bezdek 加以推广的模糊 C 均值算法^[5] (FCM),这是模糊聚类在图像分割应用研究中的一个重要里程碑。FCM 聚类算法通过对耗费函数的迭代优化实现对像素的划分,根据每个像素属于不同区域的程度将像素分到某个区域中。由于图像的退化、受外界噪声和其他不确定因素的影响,在分割中很难将像素归属到某个分类器中,而 FCM 聚类算法将分类器之间的独立性用一种模糊的概念来取代,克服了硬分类方法将像素归属一刀切的不足,在某种程度上能克服不确定因素对像素分类造成的影响。

假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是图像像素的灰度值或像素的特征值,图像由 c 个区域组成,区域的聚类中心表示为 $v = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, $u = \{u_{ik}\}_{cn}$ 是隶属度

矩阵, u_{ik} 表示 x_i 属于第 k 类区域的隶属度。FCM 的核心思想是寻求合适的隶属度和聚类中心,使得聚类内耗费函数的方差和迭代误差最小,耗费函数的值是像素到聚类中心 2 范数测度的加权累积和,表达形式为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n u_{ik}^m d_{ik}(x_k, v_i) \quad (2)$$

式中, $J(U, V)$ 表示区域的像素到聚类中心加权距离的平方和, $J(U, V)$ 值的大小反映图像区域的紧致性,值越小表示像素是一个区域的可能性越大,聚类效果越好。参数 m 是隶属度的加权指数,是为了加强像素灰度值属于不同区域的对比度,它决定分类结果的模糊程度, $m \in [1, \infty)$, 其值越大分类越模糊,一般典型值取 $m=2$ 。式(2)满足如下约束条件

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, u_{ik} \in [0,1] \quad (3)$$

为使 $J(U, V)$ 最小化,利用拉格朗日乘子建立目标优化函数,求目标函数关于隶属度 u_{ik} 和聚类中心 v_i 的偏导数,并令导数为零,求得隶属度和聚类中心迭代更新表达式为

$$u_{ik}^{(t+1)} = \left(1 + \sum_{j=1, j \neq i}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{1/m-1} \right)^{-1} \quad (4)$$

$$v_i^{(t+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t+1)})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(t+1)})^m} \quad (5)$$

式中, $d_{ik}(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$, t 表示迭代次数。迭代式(4)(5),若满足迭代终止条件, $t > T$ 或 $\max_i \|v_i^{(t+1)} - v_i^{(t)}\| < \varepsilon$,则停止。算法结束后,按最大隶属度原则对像素进行分类,若 $u_{ji} > u_{jk}$,则将 x_j 归为第 i 类区域, $k=1, 2, \dots, c; i \neq k$ 。

1.3 模糊 C 均值聚类算法的优点与缺点

FCM 聚类算法成为流行的图像分割算法主要有以下几个方面的原因:从目标函数式(2)中可知,目标耗费函数比较容易获得,函数的解是一个组合优化问题;对图像的像素灰度或特征值呈现超球体分布,FCM 算法能很好地将数据分开;FCM 算法总是收敛到一个解,因此求出的模糊隶属度矩阵具有一致性;FCM 算法建立的理论基础是模糊数学,模糊度隶属函数由被分割目标的物理意义来确定,隶属度与分割对象有机地组合在一起,其选择具有多样性,如图像的纹理、颜色和边缘等,算法具有明确的物理含义。

但FCM算法也有一些缺点,主要表现在以下几个方面:利用FCM算法分割图像前,需事先给出待分割图像区域的数目,在图像监督分割的情况下,式(2)仍可以使用,在非图像监督分割的情况下,分割的区域数是无法预知的,而区域数的确定本质上是一个模型定阶问题,须借助系统辨识中的模型定阶准则来解决^[6];在进行算法迭代时,区域中心和隶属度需要进行初始化,但不同的初始值可能导致局部或全局最优解,因此初始化对目标函数的最优解具有决定性影响,导致算法的鲁棒性不强。从李亚普诺夫稳定性理论上来说,模糊聚类算法在聚类中心附近是渐进稳定的,但在聚类中心的大范围内不是一致渐进稳定的^[7],取决于初始聚类中心和隶属度估计值的准确性;式(2)的测度要求被分割图像的灰度或特征值服从超球体分布,在实际应用中,不同区域可能有不同的分布形式,因此目标函数的测度有待进一步改善;FCM聚类算法认为所有分类样本对聚类中心误差的平方和影响是一致的,不具有局部约束能力,没有考虑邻域像素对像素分类的影响。此外,FCM聚类算法对噪声和超球体无法涵盖的数据较敏感。

2 FCM算法使用的测度方式

测度是衡量待分类样本点与聚类中心距离关系的一种方式,根据测度对样本点进行分割。测度方式应满足下列条件:

1) 非负性。 $d(x, v) \geq 0$, 当且仅当 $x = v$ 时, $d(x, v) = 0$ 。

2) 对称性。 $d(x, v) = d(v, x)$ 。

3) 三角不等式。 $d(x, y) + d(y, v) \geq d(x, v)$ 。

在FCM算法中,测度方式对图像分割结果产生重要影响,其决定像素的区域归属,同时也表征样本的分布形式,不同的测度可能使同一像素分割为不同的区域,常用的主要有距离和核函数两种形式。

2.1 利用距离作为测度

在模糊聚类表达式(2)中,目前使用距离作为测度方式主要有以下几种形式:

1) 利用欧氏距离作为模糊聚类算法的测度^[8], 表达式为

$$d(x, v) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - v_i)^2} \quad (6)$$

从式(6)可以看出,这种测度有利于像素的灰

度呈超球体结构分布的聚类,对平移和旋转具有不变的特性。欧氏距离测度的优点是对类内具有紧致性而类间具有稀疏性的样本能够很好地分类,缺点是容易抹杀图像较小的区域,造成对图像的过分割。

2) 利用海明距离作为模糊聚类算法的测度,表达式为

$$d(x, v) = \sum_{i=1}^n |x_i - v_i| \quad (7)$$

这种测度有利于像素的灰度呈超长方体结构分布的聚类,对平移具有不变的特性,缺点是对聚类的方向和图像的噪声敏感。

3) 利用Tchebyshev距离作为模糊聚类算法的测度,表达式为

$$d(x, v) = \max_{i=1,2,\dots,n} |x_i - v_i| \quad (8)$$

这种测度有利于像素的灰度呈超立方体结构分布的聚类,对平移具有不变的特性。由于测度是以最大距离作为区域的聚类准则,因此容易形成较大的区域,造成对图像的过分割,不利于小区域像素的分割。

4) 利用闵可夫斯基距离作为模糊聚类算法的测度^[9], 表达式为

$$d(x, v) = \left[\sum_{i=1}^n |x_i - v_i|^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (9)$$

这种测度有利于聚类图像的主要特征,如对灰度的特征值和方差较大的数据具有很好的聚类作用。当 $p=2$ 时,式(9)变为欧氏距离;当 $p=1$ 时,式(9)变为海明距离;当 $p \rightarrow \infty$ 时,式(9)变为Tchebyshev距离。因此,式(9)为一族距离测度,通过调整 p 的数值,可用来聚类像素的灰度呈超长方体到超立方体一系列分布形式。

5) 利用马氏距离作为模糊聚类算法的测度^[10], 表达式为

$$d(x, v) = (x_i - v_i)^T \Sigma^{-1} (x_i - v_i) \quad (10)$$

这种测度适用于数据相对于聚类像素的灰度与聚类中心的距离呈超球体的分布形式。当方差矩阵 Σ 的表现形式是对角矩阵,对聚类的方向不敏感,具有各向同性。当数据相对于聚类中心的距离呈现超椭球体的分布时,像素分类的确定不仅依赖于聚类中心,同时也依赖聚类方向,对聚类方向敏感,具有各向异性,短轴方向的像素距离聚类中心近,长轴方向的像素距离聚类中心远,方差矩阵 Σ 表现为非对角矩阵,其决定不同方向的特征权重,从而对聚类结果产生影响。这种测度考虑像素的权重对聚类结果的影响,应用于文档图像分割,效果明显,能将文

本和插图准确地分开。

6) 利用余弦距离作为模糊聚类算法的测度^[11], 表达形式为

$$d(x, v) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i v_i}{\left[\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n v_i^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (11)$$

这种测度具有旋转不变的特性, 对数据进行了归一化, 不依赖数据的长度, 也就是图像的大小不影响聚类的结果。常用于文档图像的分割, 但不是一种线性变换。

2.2 利用核函数作为测度

由式(2)可知, 经典的模糊聚类算法对样本和聚类中心的包络没有进行约束, 而在实际图像分割中, 不同区域的像素服从不同的分布, 同一区域的像素服从相同的分布, 而像素的分布主要由像素的灰度特征来体现, 因此对样本和聚类中心的包络进行约束更能体现图像的特征。文献[12]提出基于核函数测度的模糊聚类算法, 这种算法的本质是将原始图像通过核函数将像素的灰度变换到一种新的特征空间, 在新的高维特征空间中构造像素分类的最优超平面, 本质上是构造新的泛函来寻找最优的超平面, 尽管经过核函数的非线性变换导致特征空间的维数增加, 但超平面的复杂度仅取决于支撑向量的数目。因此, 模糊聚类测度的核函数是利用支撑向量机在高维空间中构造非线性决策函数^[13]。

目前, 利用核函数作为模糊聚类的测度主要有以下几种形式:

1) 利用 p 阶矩多项式核作为模糊聚类算法的测度, 表达形式为

$$K^{(p)}(x, v) = (1 - xv)^p \quad (12)$$

这种核函数的实质是非线性曲面作为像素分类的最优超平面; 当 $p = 1$ 时, 核函数变为用线性平面作为像素分类的测度。当 p 的阶次较高时, 核函数对图像进行了平滑, 对噪声具有较好的抑制作用, 有利于平稳区域形成较大的区域。但对图像的非平稳区域容易造成边缘分类的不确定性, 导致误分割。

2) 利用径向基函数核作为模糊聚类算法的测度^[14], 表达形式为

$$K(x, v) = \exp\left(\frac{-\left(\sum_{i=1}^n |x_i - v_i|^a\right)^b}{\sigma^2}\right) \quad (13)$$

这种核函数对聚类中心局部像素的分类产生重要影响, 当输入像素的特征值取值范围接近聚类中心时, 核函数产生较大的输出, 从而判定像素属于该聚类中心的可能性较大。此外, 该函数具有平滑作用, 所以对噪声有较强的抑制作用。但该核函数没有考虑像素对模糊聚类目标函数值的加权影响, 因此最优耗费函数的紧致性不强, 容易抹杀图像的较小区域, 造成对图像的过分割。

3) 利用高斯函数核作为模糊聚类算法的测度^[15], 表达形式为

$$K(x, v) = \exp\left(-\frac{\|x - v\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

这种核函数是中心径向对称的, 是径向基函数核的特殊情况, 与方向无关, 具有各向同性。

4) 利用 Epanechnikov 核作为模糊聚类算法的测度^[16], 表达形式为

$$f(v) = \frac{1}{nh^m} \sum_{i=1}^n K\left(\left\|\frac{v - x_i}{h}\right\|^2\right) \quad (15)$$

这种核函数利用像素对聚类中心的加权来决定像素的分类, 距离聚类中心较近的像素具有较大的权值, 距离聚类中心较远的像素具有较小的权值, 因此最优耗费函数的紧致性较强; 该核函数具有尺度 h 可变的特性, 符合人类的视觉特征, 对平稳区域像素的分类用较大尺度的核函数, 对非平稳区域像素的分类用较小尺度的核函数, 核函数尺度的变化体现了图像的特征, 对非平稳区域能够进行较好地刻画, 克服其他核函数容易对图像造成过分割和抹杀较小区域的不足。文献[17]应用此核函数对医学 CT 图像进行分割, 分割结果表明, 此核函数能精确地分割组织中较小的区域, 对非平稳区域的边缘分类准确。

基于核函数的聚类算法有许多优点, 能在高维或者无限维特征空间中获得一个线性可分离的超平面; 可以形成除超球体或超椭圆体的任意聚类形状, 因此核函数对图像的特征具有较好的适应性; 同时核函数对噪声具有很好的抑制能力, 能描述图像数据呈长拖尾分布特性; 不需要先验知识来确定各区域的拓扑结构。但是核函数聚类方法也有其缺点, 如何根据图像的特征自适应地确定核函数的带宽是一个难点。若核函数的带宽较小, 则核函数具有较尖的峰值, 容易分离出图像的高频信息; 若核函数的带宽较大, 则核函数比较平坦, 容易分离出图像的低

频信息。另外,随着样本点数的增多,算法的复杂度也相应增加。

3 FCM 图像分割算法的改进

3.1 基于单分辨率标准 FCM 算法的改进

从式(2)模糊聚类目标函数可知,对 FCM 算法的改进主要有以下几种形式:改变标准 FCM 算法三要素隶属度函数、样本和聚类中心的约束方式;在标准 FCM 算法目标函数的基础上,引入附加项作为约束条件。

3.1.1 改变标准 FCM 算法三要素的约束方式

从式(2)可以看出,FCM 算法认为每个样本点对像素的最终聚类影响是相同的,这与实际待分割图像的特征相违背。例如,图像的非平稳部分对图像分割有十分重要的影响,在图像分割时应有较大的隶属度。文献[18]为分割出视网膜图像的血管,首先利用匹配滤波器提取非平稳区域,然后利用邻域的空间加权对隶属度施加限制,使平稳区域的像素有较小的隶属度,而非平稳区域的血管有较大的隶属度,应用视网膜图像的血管分割取得了较好的定位效果。因此,改变隶属度的约束方式有利于 FCM 算法聚类。

像素的邻域对像素的聚类产生重要影响,因此像素的分类应考虑邻域信息对像素标号确定的影响。一方面合理利用邻域信息能克服噪声对像素误分类的影响,另一方面,邻域内的像素在某种程度上具有相同的属性。文献[19]利用 5×5 的窗口对每一像素进行空间约束,得到了具有空间约束的概率分布函数,将其集成到标准的 FCM 算法目标函数中,应用于核磁共振图像分割。实验结果表明,分割区域的整体属性和边缘属性比标准的 FCM 分割算法更准确。

图像由许多不同的特征组成,因此,在建立模糊聚类目标函数时,不仅考虑图像本身的灰度特征,还要挖掘与图像本身相关的特征。如图像的边缘、纹理和颜色等,这些特征可以通过隶属度来体现。文献[20]利用小波变换提取图像的特征,对空间样本点进行约束,将图像的纹理特征以加权的形式集成到标准的 FCM 算法目标函数中,用于分割模拟和真实分子图像,取得了较好的边缘定位效果。这种方法不但考虑了像素的空间属性,还考虑像素的纹理属性。

文献[21]定义像素之间以及像素与区域之间的近邻关系,构造具有空间关系的像素隶属度,然后将其与标准 FCM 目标函数中的隶属度进行加权,构造新的模糊度隶属函数。这种算法是通过改变样本点的约束方式来达到改变隶属度的目的,将二者耦合在了一起,应用于分割道路图像。结果表明,这种算法能准确地分割出道路,克服阴影对标准 FCM 分割算法造成的不利影响。

改变样本点的约束方式可以改变隶属度和聚类中心的形式;改变隶属度的约束方式可以改变聚类中心,但隶属度的改变是由样本点的形式决定的;改变聚类中心的约束形式能改变隶属度,但聚类中心的改变是通过样本点来进行的。从总体上来说,FCM 算法的三要素是相辅相成的,但三要素改变的最终目的是改变隶属度的形式。

3.1.2 在标准的 FCM 算法中引入附加的约束项

从数学意义的角度来看,标准的 FCM 算法依据平方和最小原则完成对样本的最佳分类,没有考虑待聚类样本的任何物理意义,将目标函数的建立同具体的研究对象相分离。由于图像的分割问题是不适定的,根据正则化理论,要得到某种物理意义上的确定解,必须引入正则约束项,得到 FCM 算法的最佳分割结果。文献[22]结合图像的直方图,利用像素的局部统计特征,将熵作为附加项引入标准 FCM 算法的目标函数中,得到最大熵意义下的模糊聚类目标函数,将其应用于分割核磁共振图像,能准确地将脑组织分开,且组织的轮廓清晰;而用标准的 FCM 算法对核磁共振图像进行分割,脑组织分割不完整,且轮廓模糊。文献[23]将局部平均滤波器作为正则项引入标准的 FCM 聚类算法中,此平均滤波器是利用像素的隶属度和局部像素隶属度平均值的差作为约束条件。当局部像素的隶属度均值为零时,变为文献[24]提出的利用标准二次型作为模糊聚类目标函数的正则约束项。文献[25]利用隶属度和区域的先验分布构成 K-L 距离作为正则项,同时将标准的 FCM 算法中的距离测度用高斯分布函数表示,当不考虑区域的先验信息时,变为标准形式最大熵意义下的正则项^[26]。文献[27]引入邻域隶属函数的指数分布作为正则项,旨在加强邻域对像素隶属度确定的影响,将其应用于分割被噪声污染的合成模拟图像,区域的整体属性分割较完整,边缘定位准确,但用标准的 FCM 算法却出现了目标轮廓不清晰和误分类的现象。将其应用于分割遥感图

像,能将森林、城市和农作物准确地分开,而用标准的 FCM 算法,目标误分割现象比较严重,这说明标准的 FCM 算法对噪声敏感,而本文引入的正则项在一定程度上能克服噪声对图像分割造成的不利影响。但正则项的加权系数不宜过大,若过大,则导致分割对象的边缘过于平滑和区域轮廓不清晰的现象。文献[28-30]利用隶属度和尺度参数作为正则约束项引入标准的 FCM 算法目标函数中,提出 Possibilistic C-Means (PCM) 聚类算法,这种算法在一定程度上克服噪声对图像分割造成的影响,但这种算法对初始值敏感且尺度参数不容易确定。文献[31]对 PCM 目标函数的正则项进行改进,提出 EPCM 聚类算法,这种算法具有比 PCM 算法更强的抗噪性能,得到的聚类中心具有鲁棒性,将其应用于彩色图像分割取得了比标准的 FCM 算法和 PCM 算法更好的分割效果,说明 EPCM 算法的目标函数引入正则项后,算法的聚类性能明显得到了改善。但此种算法对超球体分布的数据集具有较好的聚类性能,而不能处理非球体分布的数据,要解决此问题,必须将目标函数的测度由距离形式改为核函数的形式。

3.2 基于多分辨率 FCM 算法的改进

随着多尺度理论和小波技术的发展,多分辨率分析技术与 FCM 算法的结合引人注目。其基本思想是通过对原始图像进行滤波与采样产生不同分辨率图像锥,然后对不同分辨率的图像应用 FCM 算法,融合各分辨率图像的分割,得到图像的最终分割结果。

3.2.1 空域多分辨率 FCM 图像分割算法

在空域中,应用 FCM 算法对不同分辨率的图像进行分割主要有以下两种方法:

1) 对低分辨率的图像进行标记,依次利用相似性测度确定相邻分辨率像素的标号,得到最高分辨率图像的分割区域,然后应用 FCM 算法对最高分辨率图像进行分类,产生最终的分割结果。文献[32]应用此种方法对医学 CT 图像进行分割,实验结果表明,区域的整体属性和边缘属性明显优于单分辨率 FCM 分割算法,但算法的缺点是层次间的相似性测度很难确定,若测度过小,容易造成对图像的过分割,若测度过大,容易造成对图像的欠分割。同时这种方法仅在最高分辨率利用 FCM 算法,因此称为多分辨率不完全 FCM 分割算法。

2) 完全分辨率 FCM 分割算法,这种算法是对每

一分辨率的图像应用 FCM 算法,将得到的聚类中心作为下一分辨率聚类中心的初始值,每一分辨率的图像分割结果相互影响,体现不同分辨率像素间的依赖关系。文献[33]利用粗尺度的分割结果初始化相邻分辨率模糊聚类算法的聚类中心,在一定程度上,这种方法克服标准 FCM 算法对初值敏感的弱点,但该方法没有充分利用相邻尺度像素标号的持续特性,而且必须设定新标号产生的规则。

上述这两种方法采用的模糊聚类目标函数仍为式(2)的标准形式,由于空域多分辨率图像锥是一种非正交变换,同一分辨率像素间具有空间冗余,因此若考虑像素间的局部关系,修改 FCM 聚类算法,将更能体现图像的特征。文献[34]对此种分割方法进行了改进,通过减法聚类^[35]将数据集划分为样本数大致相等的子集,并计算得到聚类的中心,将聚类中心作为约束条件引入标准的 FCM 目标函数中,得到最终的模糊度隶属函数,将其应用于核磁共振图像分割,算法的迭代次数明显减少,运行时间远远小于标准 FCM 算法,同时组织的分割误差明显减小。

3.2.2 小波域多分辨率 FCM 图像分割算法

在不同的变换域中,图像特征的表现形式也不相同。图像经小波变换后,形成不同分辨率的小波系数,小波变换具有许多优良的特性,如尺度内小波系数具有聚集特性,利用适当的核函数来逼近尺度内小波系数的分布,提出基于核函数的 FCM 聚类算法;小波系数的幅值具有尺度间持续特性,因此相邻尺度具有父子关系的小波系数很可能具有相同的标号,这克服了空域多分辨率 FCM 算法很难确定标号测度的不足;为了充分利用小波变换的特性,在建立 FCM 聚类目标函数时,可以同时利用尺度间和尺度内小波系数的特性。

1) 小波域尺度内 FCM 目标函数的建立

图像经小波变换后,尽管小波变换具有去相关特性,但由于尺度内的小波系数具有聚集特性,因此尺度内相邻小波系数具有某种相似特性。如非平稳区域的小波系数幅值较大,平稳区域的小波系数幅值较小。因此邻域小波系数对小波系数标号的最终确定具有一定的影响,为突出尺度内小波系数的聚集特性,建立 FCM 算法的目标函数表示为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}(x_k, v_i) + \lambda \sum_{k \in \partial^j(x_k)} \sum_{i=1}^c u_{ik}^m \|x_k^j - v_i\|^2 \quad (16)$$

这种模型应用于分割合成和真实的核磁共振图像取得了比标准的 FCM 算法更好的分割效果,特别是区域间的分割误差明显减小,这是由于建立的目标函数考虑尺度内小波系数聚集特性,更能体现图像的特征。但 λ 的数值确定是个难点,若 λ 数值过大,则突出了小波系数的邻域作用,容易造成对图像的过分割;若 λ 数值过小,容易造成对图像的欠分割,不能体现出小波系数的聚集特性;当 $\lambda = 0$ 时,变为标准 FCM 算法,如式(2)所示。

由式(16)可知,目标函数的确定考虑了邻域小波系数的影响,因此隶属度的确定也必须考虑邻域小波系数的影响,这体现了 FCM 聚类算法的三要素相互影响。文献[36]在建立 FCM 聚类目标函数突出小波系数尺度内聚集特性的同时,也将小波系数的聚集特性通过改进的隶属度函数得以体现,分割合成的模拟图像取得了区域整体属性完整和边界定位准确的效果,但算法的复杂度明显增加。

2) 小波域尺度间 FCM 目标函数的建立

尽管尺度内 FCM 图像分割模型取得了较好的分割效果,但这种方法没有体现尺度间小波系数的持续特性。图像由平稳和非平稳区域组成,平稳区域的小波系数幅值较小,非平稳区域的小波系数幅值较大。由于相邻尺度间的小波系数具有四叉树结构的父子关系,如父节点的小波系数幅值较大,则其 4 个孩子的小波系数幅值也可能较大,如图像的边缘。因此建立模糊聚类目标函数时,必须考虑尺度间小波系数的持续特性对图像分割性能的影响。小波域尺度间 FCM 聚类算法的目标函数表示为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}(x_k, v_i) + \beta \sum_{k \in \partial^j(v_k)} \sum_{i=1}^c u_{ik}^m \|v_k^j - v_i^{(j+1)}\|^2 \quad (17)$$

这种模型考虑了相邻尺度小波系数中心的约束条件,体现了尺度间小波系数幅值的持续特性。文献[36]以尺度间小波系数的四叉树关系作为相邻尺度间小波系数的邻域,应用于分割合成的模拟图像,表现出较好的边缘定位效果。但这种模型要建

立尺度间小波系数标号的状态转移概率,必须借助于期望最大值算法完成对状态转移概率的估计,算法较复杂。此外,尺度间小波系数标号的状态转移概率建立是一个难点,目前没有现成的理论提供指导。

3) 小波域尺度内、尺度间 FCM 目标函数的建立

式(16)反映了尺度内小波系数的聚集特性,式(17)反映了小波系数幅值的持续特性。因此建立 FCM 目标函数同时考虑尺度内小波系数的聚集特性和尺度间的持续特性,更能体现图像的特征。小波域尺度间和尺度内 FCM 聚类算法的目标函数表示为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}(x_k, v_i) + \lambda \sum_{k \in \partial^j(x_k)} \sum_{i=1}^c u_{ik}^m \|x_k^j - v_i\|^2 + \beta \sum_{k \in \partial^j(v_k)} \sum_{i=1}^c u_{ik}^m \|v_k^j - v_i^{(j+1)}\|^2 \quad (18)$$

此种方法应用于核磁共振图像分割取得了边缘定位准确、区域整体平滑,且不易抹杀掉脑组织的较小组成部分的优点。但是如何分配尺度间和尺度内的权重是一个难点,若分割时体现区域的整体属性,则 $\lambda > \beta$;若体现图像的边缘属性,则 $\lambda < \beta$ 。因此在实际应用中,应该根据分割对象来确定。一般说来,权重的选取根据试凑法来进行,在实际的软件编写中,利用二重循环来进行,每重循环选取适当的步长,确定最佳的权重。若 $\lambda = 0$,式(18)变为尺度间 FCM 算法的目标函数,如式(17)所示;若 $\beta = 0$,式(18)变为尺度内 FCM 算法的目标函数,如式(16)所示;若 $\lambda = 0, \beta = 0$,式(18)变为标准的 FCM 算法的目标函数,如式(2)所示。

3.3 FCM 聚类算法与其他算法的结合

3.3.1 FCM 算法与遗传算法的结合

模糊聚类算法从本质上来说,是一种局部寻优算法,容易陷入局部极值或鞍点,这严重影响图像的分割性能。遗传算法是模拟达尔文生物进化论的一种全局仿生寻优算法,由美国 Michigan 大学的 Holland 在 20 世纪 70 年代首次提出,在基础理论与应用上都得到了飞速发展^[37]。文献[38]提出了遗传算法与模糊聚类相结合的图像分割算法,这种算法利用遗传算法寻找接近全局最优解的聚类中心,将其作为模糊聚类算法聚类中心的初始值。这种方法虽然可以得到聚类中心全局最优解,但算法收敛

较慢,且交叉率和变异率不能根据聚类中心进行自适应调节。文献[39]提出交叉率和变异率能根据聚类中心进行自适应调节的模糊聚类算法,将其应用于分割军事图像,取得了比基于简单遗传算法更小的均方误差,且算法的迭代次数明显减少。这种算法在迭代过程中引入约束条件,使聚类中心的搜索范围限制在直方图峰值附近,从而加快了算法的收敛速度。但这种方法适用于聚类样本的直方图具有明显峰值的场合,若不具有明显的峰值结构,算法将失去作用。文献[40]提出一种基于 Kohonen 网络的模糊聚类算法,这种算法具有自组织能力,能够自动调整聚类中心,使聚类中心接近聚类中心的最优值。文献[41]结合遗传算法具有全局寻优和 Kohonen 网络自组织能力的优点,提出 GA-FKCN 图像分割算法,将其应用于分割 Panda 图像,取得比标准的 FCM 算法更准确的分割结果。用标准的 FCM 算法分割 Panda 图像,造成了对区域的欠分割,这主要是由于标准的 FCM 算法聚类中心不具有自组织能力,初始值不当导致聚类中心收敛到局部极值所致。但是,此种方法需精心设计 Kohonen 网络结构和网络的初始权值。文献[42]提出一种快速有效的 FKCN 聚类模型的图像分割算法,这种算法通过分析图像的灰度分布特性来设计网络结构和权值,这在一定程度上克服了 Kohonen 自组织网络设计盲目性。

3.3.2 FCM 算法与马尔可夫随机场的结合

从式(2)可以看出,FCM 聚类算法分割图像时,仅仅依靠像素值与聚类中心值的差来确定像素的分类,不考虑像素间的局部作用关系,而相邻的像素往往具有相同的属性^[43-44]。马尔可夫随机场(MRF)是描述局部作用关系的强有力工具^[45],能很好地刻画图像的空间属性,是克服标准 FCM 算法不具有空间局部约束能力的有效途径。因此,马尔可夫随机场与 FCM 算法的有效结合克服了 FCM 聚类算法不具有空间约束的不足。文献[46]将像素标号场的先验概率用马尔可夫随机场的 MLL(multi-level logistic)模型来描述,通过能量函数引入标准的 FCM 目标函数中。利用拉格朗日乘子得到隶属度和聚类中心的表达式,算法的本质是通过标号场改变标准 FCM 算法中的隶属度,增强局部像素对像素最终标号隶属度确定的影响。将其应用于分割受噪声污染的合成与真实的核磁共振图像,从定量的角度来说,分割误差明显

减少;从定性的角度来说,分割的边缘定位准确,区域间误分类的现象明显减少,取得了比标准 FCM 算法更好的分割性能。文献[47]利用二阶邻域系统的马尔可夫随机场势垒模型描述像素的局部作用关系,将局部像素间的相互作用视为能量函数引入标准 FCM 目标函数中,将其应用于分割 Lena 等图像,取得了比标准的硬 FCM 算法更好的分割性能,但计算时间大约是硬 FCM 算法的 10 倍,算法的复杂度增加。这种算法从本质上来说,是在标准 FCM 算法目标函数中引入附加的约束项,将隶属度作为附加约束项的权重。此外,该方法仍然采用欧氏距离作为测度,因此对数据的分布形状敏感。文献[48]提出一种模糊马尔可夫随机场的图像分割算法,这种模型采用能量函数作为测度。用 Potts 模型描述局部像素标号场的先验概率,用条件概率描述像素的总体分布,利用贝叶斯准则,得到了局部标号场的能量函数和像素整体能量函数的组合,将此能量函数作为 FCM 聚类算法的目标函数,利用优化算法得到标号的最优解。应用于核磁共振图像分割,结果表明边缘定位准确,组织分割完整。此外,算法对图像的噪声不敏感,而用标准 FCM 算法分割核磁共振图像时,随着噪声的增加,像素误分类的现象较严重。文献[49]提出一种 HMRF-FCM 图像分割算法,这种算法用均值场逼近马尔可夫随机场。为了准确描述图像灰度的统计分布,将欧氏距离测度改为给定像素标号的条件概率,且附加项利用隶属度与标号场的相对熵来描述,得到最大熵意义下的模糊聚类算法的目标函数,将其应用于分割具有不同分布形状的模拟图像、Berkeley 和 PET 图像,取得了边缘定位准确和平滑的效果,且对噪声和像素的分布形状有较好的自适应性。而用标准的 FCM 算法分割上述图像时,对图像的噪声和像素的分布形状敏感,像素误分类现象明显,这是由于标准的 FCM 算法的距离测度不能准确地描述像素的分布。但 HMRF-FCM 图像分割算法要用到期望最大值算法估计目标函数的参数,算法的复杂度明显增加。

为了对上述算法进行比较,下面给出用单分辨率 FCM 算法、MRF 算法和多分辨率 FCM 算法对核磁共振图像(图 1(a))和被噪声污染的 peppers 图像(图 2(a))分割,分割结果如图 1 和图 2 所示。

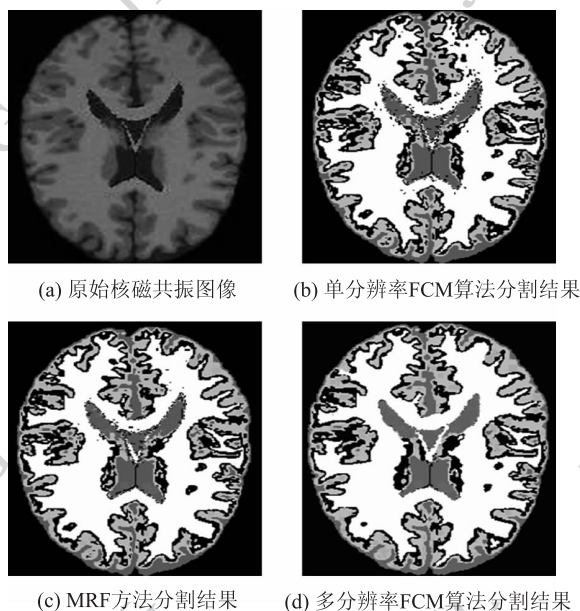


图1 不同算法对核磁共振图像分割结果

Fig. 1 Comparison of segmentation results on MRI

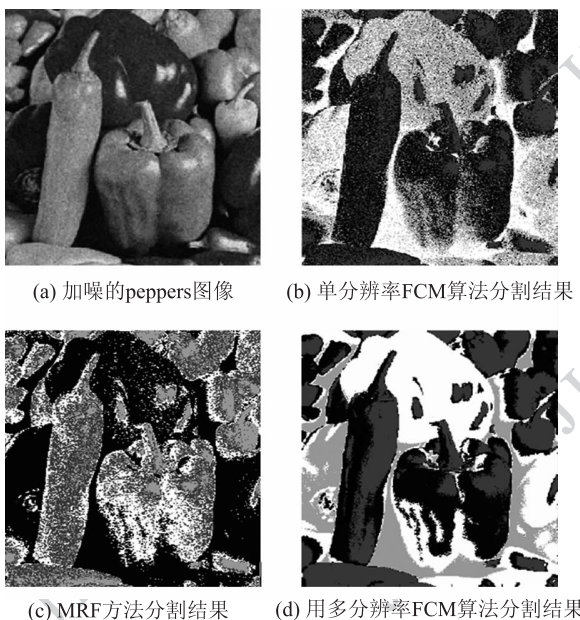


图2 不同算法对peppers图像分割结果

Fig. 2 Comparison of segmentation results on peppers image

从图1(b)可以看出,用单分辨率FCM算法分割核磁共振图像,组织误分类的现象比较严重,这是由于标准的FCM算法不具有空间局部约束能力造成的。用具有局部约束能力的MRF算法分割核磁共振图像结果如图1(c)所示,脑组织误分类的现象明显好于单分辨率FCM算法,这是由于MRF算法具有空间局部约束能力。但仍有部分组织误分类,这是由于算法容易陷入局部极值造成的。用多分辨

率FCM算法分割核磁共振图像结果如图1(d)所示,从图中可以看出,组织误分类的情况明显减少,这是由于采用多分辨率建立FCM目标函数时,不仅考虑尺度内每一个像素的空间局部约束能力,同时考虑了相邻尺度间像素之间的依赖关系,克服单分辨率FCM算法不具有空间局部约束能力的不足,因此建立的目标函数更能体现图像的特征。

图2(a)是被噪声污染的peppers图像。从图2(b)可以看出,采用标准的FCM算法分割图像时,区域误分类现象十分严重,这是由于图像被噪声污染,采用欧氏距离的标准FCM算法无法准确地描述像素间的关系。图2(c)为用MRF方法得到的分割结果,从图中可以看出,区域间误分类现象明显好于单分辨率FCM算法,特别是区域的整体属性相对完整,这是由于MRF算法具有空间局部约束能力,在一定程度上克服了噪声的影响。图2(d)为利用小波域多分辨率FCM算法得到的分割结果,从图中可以看出,区域的整体属性明显好于前两种方法,这是由于多分辨率FCM目标函数能准确描述像素间的关系。

4 FCM图像分割算法发展展望

传统的图像分割算法是一种硬划分,把某个待分割的像素严格地划分到某类中,具有“非此即彼”的性质。但由于像素的归属受到图像的许多特征的制约,如边缘、纹理和光照等,像素的归属存在“亦此亦彼”的特性,以模糊数学为基础的FCM软划分算法表现出良好的应用前景。特别在图像分割和数据分类等方面的研究,近20年来,引起国内外学术界广泛关注,目前FCM算法在模式识别、机器视觉和图像处理等领域得到了广泛应用。尽管如此,FCM算法在实际应用中还有许多待完善的地方。

4.1 FCM算法存在的问题

1) FCM聚类算法是基于目标函数式(2)的一种局部搜索算法,算法对初值敏感且容易陷入局部极值,很难得到全局最优解,这给图像分割造成十分不利的影

2) FCM算法根据图像的灰度特征建立目标函数,而图像的灰度是图像处理的“不完全数据”。因此,基于灰度特征建立的目标函数式(2)是对图像的一种不完全描述,很难准确地刻画图像的特征。

3) 目标函数式(2)是对图像的全局描述,而图

像由许多区域组成,每个区域有不同的分布形式,建立能同时描述图像的整体属性和局部属性的目标函数是一个亟待解决的问题。

4)小波变换能准确地反映图像的特征,通常利用尺度内二阶邻域系统描述小波系数的局部作用,利用一阶马尔可夫转移概率描述尺度间的依赖关系,建立尺度内和尺度间 FCM 目标函数,但自适应地选取尺度间和尺度内 FCM 目标函数的权重比较困难,目前,还没有现成的理论提供指导。

4.2 FCM 算法的发展方向

1)如何把蚁群算法、禁忌搜索算法和粒子群等现代智能优化算法与 FCM 算法有机地结合,解决 FCM 算法容易陷入局部极值问题。特别是智能算法同图像的拓扑结构有机地结合,是目前的发展方向之一,目前已有相关的研究,但算法很耗时。

2)如何挖掘图像的特征引入“潜在数据”,将“不完全数据”图像的灰度变为“完全数数据”,是目前 FCM 算法研究发展的一个重要方向。利用“潜在数据”建立具有局部约束能力的 FCM 目标函数,利用“完全数数据”建立描述图像整体属性的 FCM 目标函数,是解决标准 FCM 目标函数的建立仅仅依赖图像灰度的有效途径,同时也有助于解决 FCM 算法不具有空间局部约束的不足,但需利用期望最大值算法估计模型的参数^[50],算法较复杂。

3)图像的特征是通过测度来描述的,聚类的有效性是通过测度来体现的,因此测度的选择决定分割结果的成败,利用核函数作为 FCM 算法的测度是目前重要的发展方向,但核函数带宽的选取目前还缺乏理论依据,有待进一步研究。

5 结 语

FCM 聚类算法触及的学科很广,建立的理论基础是模糊数学,模型的构建相当灵活,可以充分挖掘待分割图像潜在的数据,利用统计学习理论选择合适的核函数作为测度,利用现代智能优化理论克服其解收敛到局部极值的局限。尽管模糊聚类算法的建立具有通用的数学框架,但目标函数表达式中数据特征的选取、距离测度的确定以及解的优化都随着数据挖掘、机器学习理论、智能优化理论以及不适定问题的正则化理论发展而发展。随着上述理论的发展,FCM 目标函数建立的理论问题有待进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Cailol H, Hillion A, Pieczynski W. Fuzzy random fields and unsupervised image segmentation [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(4) : 801-810.
- [2] Li L Q, Ji H B, Gao X B. Maximum entropy fuzzy clustering with application to real-time target tracking [J]. Signal Processing, 2006, 86(11) : 3432-3447.
- [3] Sprent P, Smeeton N C. Applied Nonparametric Statistical Methods [M]. London Chapman and Hall, 2000.
- [4] Zadeh L. Fuzzy sets [J]. Information and Control, 1965, 8(3) : 338-353.
- [5] Bezdek J C, Hathaway R J. Convergence and theory for fuzzy C-means clustering: counterexamples and repairs [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1987, 17(5) : 873-877.
- [6] Li P B, Hu D W. Basis of System Identification [M]. Beijing: China Water Power Press, 2006. [李鹏波, 胡德文. 系统辨识基础 [M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2006.]
- [7] Grujic L T. Novel Lyapunov stability methodology for nonlinear systems: Complete solution [J]. Nonlinear Analysis Theory Methods & Application, 1997, 30(8) : 5315-5325.
- [8] Christian D, Marie J L, Rudolf K. Data analysis with fuzzy clustering methods [J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2006, 51(1) : 192-214.
- [9] Groenen P J F, Jajuga K. Fuzzy clustering with squared Minkowski distance [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 120(2) : 227-237.
- [10] Zhang Y, Huang D, Ji M, et al. Image segmentation using PSO and PCM with Mahalanobis distance [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7) : 9036-9040.
- [11] Menahem F, Mark L, Yaniv M, et al. Anomaly detection in web documents using crisp and fuzzy-based cosine clustering methodology [J]. Information Science, 2007, 177(2) : 467-475.
- [12] Wang X Y, Wang T, Bu J. Color image segmentation using pixel wise support vector machine classification [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4) : 777-787.
- [13] Maulik U, Chakraborty D. A self-trained ensemble with semisupervised SVM: An application to pixel classification of remote sensing imagery [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(3) : 615-623.
- [14] Looney C G. Fuzzy connectivity clustering with radial basis kernel functions [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2009, 160(13) : 1868-1885.
- [15] Ramathilagam S, Huang Y M. Extended Gaussian kernel version of fuzzy c-means in the problem of data analyzing [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4) : 3793-3805.
- [16] Wu K L, Yang M S. Mean shift-based clustering [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11) : 3035-3052.

- [17] Nie S D, Chen Z X, Li L H. A CI feature-based pulmonary nodule segmentation using three-domain mean shift clustering [C] // Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, China: IEEE Computer Society, 2007: 223-227.
- [18] Kande G B, Savithri T S, Subbaiah P V. Segmentation of vessels in fundus image using spatially weighted fuzzy c-means clustering algorithm [J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2007, 7(12): 102-109.
- [19] Chuang K S, Tzeng H L, Chen S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation [J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15.
- [20] Yu J H, Wang Y Y. Molecular image segmentation based on improved fuzzy clustering [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2007, 27(1): 1-9.
- [21] Liu H J, Ren M W, Yang J Y. An improved image segmentation method based on fuzzy clustering [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(9): 1312-1316. [刘华军, 任明武, 杨静宇. 一种改进的基于模糊聚类的图像分割方法 [J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(9): 1312-1316.]
- [22] Ferahta N, Moussaoui A, Benmahammed K, et al. New fuzzy clustering algorithm applied to RMN image segmentation [J]. International Journal of Soft Computing, 2006, 1(2): 137-142.
- [23] Hou Z, Qian W, Huang S, et al. Regularized fuzzy c-means method for brain tissue clustering [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(13): 1789-1794.
- [24] Miyamoto S, Umayahara K. Fuzzy clustering by quadratic regularization [C] // Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computational Intelligence. Anchorage, AK, USA: IEEE Computer Society, 1998: 1394-1399.
- [25] Miyagishi K, Ichihashi H, Honda K. Fuzzy c-means clustering with regularization by K-L information [J]. Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems, 2001, 13(4): 406-417.
- [26] Miyamoto S, Mukaidono M. Fuzzy c-means as a regularization and maximum entropy approach [C]. Proceedings of the 7th International Fuzzy Systems Association World Congress. Prague, Czech Republic, 1997, 2: 86-92.
- [27] Hafiane A, Zavidovique B, Chaudhuri S. A modified FCM with optimal peano scans for image segmentation [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Genoa, Italy: IEEE Computer Society, 2005, 3: 840-843.
- [28] Krishnapuram R, Keller J M. Possibilistic approach to clustering [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 1993, 1(2): 98-110.
- [29] Krishnapuram R, Keller J M. The possibilistic c-means algorithm: Insights and recommendations [J]. IEEE Transactions on Fuzzy System, 1996, 4(3): 385-393.
- [30] Wang Y P, Dandpat A K. A hybrid approach of using wavelets and fuzzy clustering for classifying multispectral fluorescence in situ hybridization images [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2006, 2006(1): 1-12.
- [31] Xie Z P, Wang S T, Zhang D Y, et al. Image segmentation using the enhanced possibilistic clustering method [J]. Information Technology Journal, 2007, 6(4): 541-546.
- [32] Rezaee M R, Zwet P M J V D, Lelieveldt B P F, et al. A multiresolution image segmentation technique based on pyramidal segmentation and fuzzy clustering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(7): 1238-1248.
- [33] Pei J H, Yang X. Image segmentation method based on pyramid FCM clustering and region fuzzy mergence [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 1999, 18(1): 83-88. [裴继红, 杨焯. 塔型模糊聚类及区域模糊合并图像分割方法 [J]. 红外与毫米波学报, 1999, 18(1): 83-88.]
- [34] Wen Z W, Wu X M, Guo S W, et al. A medical image segmentation technique based on pyramidal segmentation and fuzzy clustering with multi-center clusters [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2006, 23(1): 25-27. [温智韡, 吴效明, 郭圣文, 等. 基于塔分割和多中心模糊聚类的医学图像分割 [J]. 中国医学物理学杂志, 2006, 23(1): 25-27.]
- [35] Tao C W. Unsupervised fuzzy clustering with multi-center clusters [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, 128(3): 841-847.
- [36] Li X C, Bian S X. Multiresolution fuzzy c-means clustering using markov random field for image segmentation [J]. International Journal of Information Technology and Computer Science, 2009, 1(1): 49-57.
- [37] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems [M]. Cakbridge, MA: MIT Press, 2004.
- [38] Nie S D, Zhang Y L, Chen Z X. Improved genetic fuzzy clustering algorithm and its application in segmentation of MR brain images [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2008, 27(6): 860-866. [聂生东, 张英力, 陈兆学. 改进的遗传模糊聚类算法及其在 MR 脑组织分割中的应用 [J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(6): 860-866.]
- [39] Zhu B, Guan L, Zhang S C, et al. Fuzzy clustering image segmentation based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2008, 28(4): 190-192. [朱斌, 管莉, 张胜超, 等. 基于优化遗传算法的模糊聚类图像分割算法 [J]. 弹箭与制导学报, 2008, 28(4): 190-192.]
- [40] Eric C K Tsao, James C B, Nikhil R P. Fuzzy kohonen clustering networks [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(5): 757-764.
- [41] Zhang S H, Deng S H, Wu S X. Image segmentation based on GA-FKCN [J]. Journal of Leshan Teachers College, 2006, 21(5): 102-104. [张世华, 邓生华, 吴舜歆. 基于 GA-FKCN 聚类的图像分割 [J]. 乐山师范学院学报, 2006, 21(5): 102-104.]
- [42] Wang Y, Zhu Y S H. A short-time multifractal approach for arrhythmia detection based on fuzzy neural network [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2001, 8(9): 989-995.
- [43] Sha X Y, He Y, Wang Z J. An image segmentation algorithm of

- weighted with neighborhood gray difference fuzzy c-means clustering [J]. Fire Control and Command Control, 2008, 33(12):34-36. [沙秀艳,何友,王贞俭. 邻域灰度差加权的模糊C均值聚类图像分割算法[J]. 火力与指挥控制,2008,33(12):34-36.]
- [44] Kande G B,Savithri T S,Subbaiah P V. Segmentation of vessels in fundus images using spatially weighted fuzzy c-means clustering algorithm [J]. International Journal of Computer Science and Network Security,2007,7(12):102-109.
- [45] Li X C,Zhu S A. A survey of the Markov random field method for image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics,2007,12(5):789-798. [李旭超,朱善安. 图像分割中的马尔可夫随机场方法综述 [J]. 中国图象图形学报,2007,12(5):789-798.]
- [46] Feng Y Q,Chen W F. Brain MR image segmentation using fuzzy clustering with spatial constraints based on markov random field theory [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3150(9):188-195.
- [47] Hsieh C H,Kuo C M,Chao C W,et al. Image segmentation based on fuzzy clustering algorithm [C] // Proceedings IARP Workshop on Machine Vision Applications, Kawasaki, Japan, 1994, 460-463.
- [48] Yan G,Chen W F. A new algorithm based on fuzzy Gibbs random fields for image segmentation [J]. Lecture Notes in Computer Science,2004,3150(9):163-170.
- [49] Chatzis S P,Varvarigou T A. A fuzzy clustering approach toward hidden Markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008,16(5):1351-1361.
- [50] Li X C,Zhu S A. Application of FGMM-MRF hierarchical model to image segmentation [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics,2005,17(12):2659-2664. [李旭超,朱善安. FGMM-MRF层次模型在图像分割中的应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005,17(12):2659-2664.]