

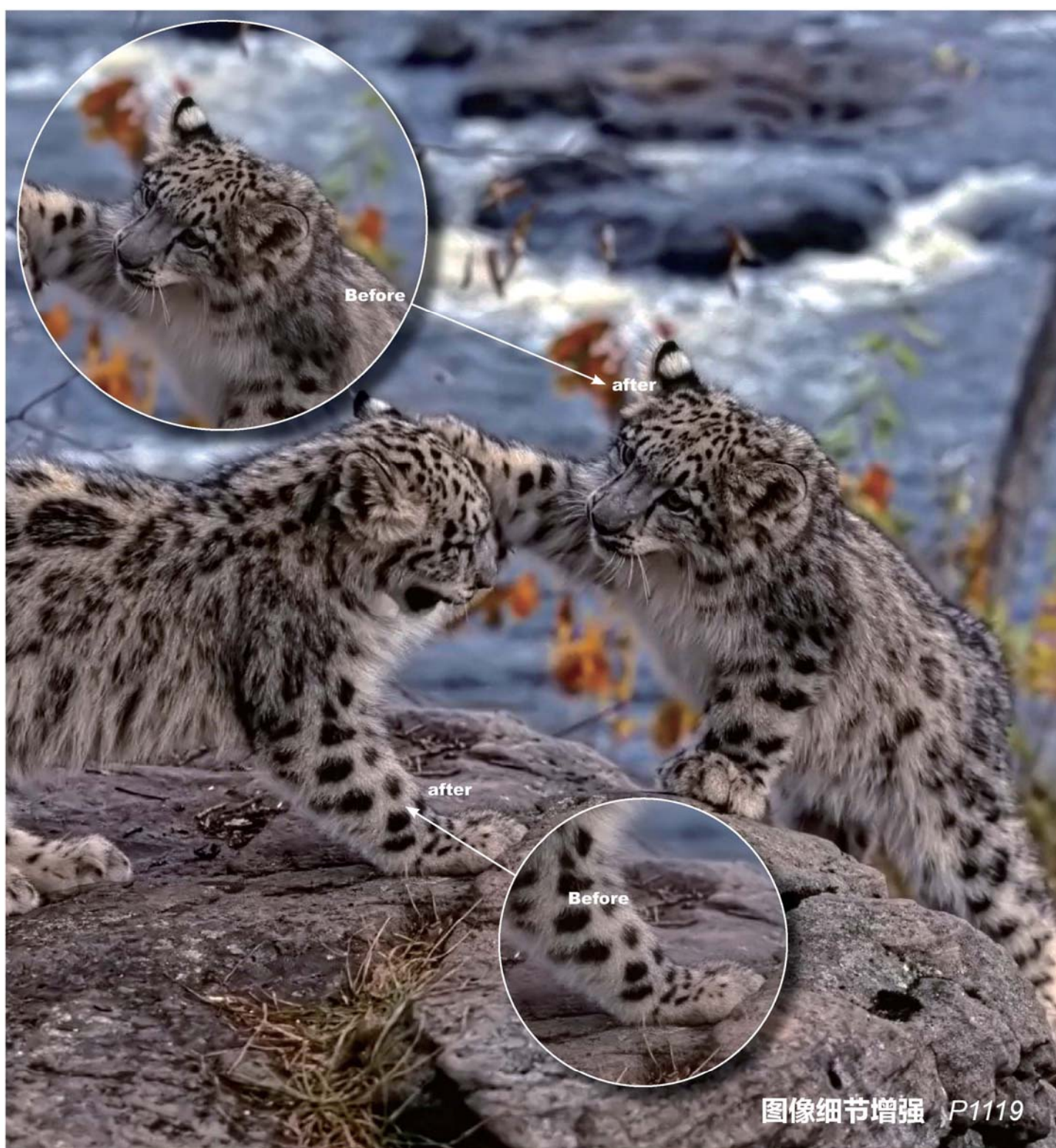


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
09
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像细节增强 P1119



第21卷第9期（总第245期）
2016年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
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 顾行发
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

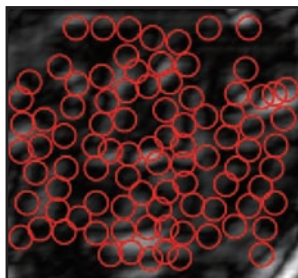
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

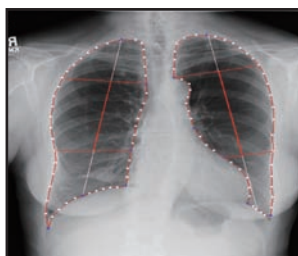
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



基于频率簇模型的人脸识别
(第1166页)



胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法(第1247页)



参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法(第1256页)

图像处理和编码

融合梯度信息的改进引导滤波

谢伟, 周玉钦, 游敏 1119

用于屏幕图像编码的索引图快速预测算法

陈规胜, 宋传鸣, 王相海, 刘丹 1127

图像分析和识别

哈希编码结合空间金字塔的图像分类

彭天强, 栗芳 1138

自上而下注意力分割的细粒度图像分类

冯语姗, 王子磊 1147

结合类内和类间距离的可能聚类分割算法

刘璐, 吴成茂 1155

基于频率簇模型的人脸识别

袁姮, 王志宏, 姜文涛 1166

图像理解和计算机视觉

不同池化模型的卷积神经网络学习性能研究

刘万军, 梁雪剑, 曲海成 1178

惰性随机游走视觉显著性检测算法

李波, 卢春园, 金连宝, 冷成财 1191

自适应邻域相关性的背景建模

万剑, 洪明坚, 赵晨丘 1202

实时鲁棒的特征点匹配算法

陈天华, 王福龙 1213

暗通道先验图像去雾的大气光校验和光晕消除

赵锦威, 沈逸云, 刘春晓, 欧阳毅 1221

计算机图形学

定点容量限制质心Power图生成

郑利平, 郜文灿, 李尚林, 曹力 1229

医学图像处理

多相期增强CT中肝内血管的自动分割

袁戎, 石姝玥, 谢庆国 1238

胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法

陈胜, 张茗屋 1247

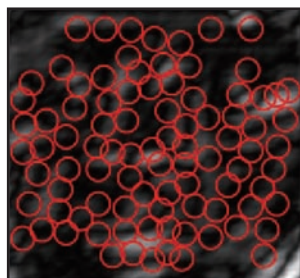
遥感图像处理

参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法

李修霞, 荆林海, 李慧, 唐韵玮, 戈文艳 1256

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Face recognition method based on frequency cluster (P1166)



Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure(P1247)



Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences(P1256)

Image Processing and Coding

- Improved guided image filtering integrated with gradient information
Xie Wei, Zhou Yuqin, You Min 1119
- Fast prediction algorithm of index maps for screen image coding
Chen Guisheng, Song Chuanming, Wang Xianghai, Liu Dan 1127

Image Analysis and Recognition

- Image classification algorithm based on hash codes and space pyramid
Peng Tianqiang, Li Fang 1138
- Fine-grained image categorization with segmentation based on top-down attention map
Feng Yushan, Wang Zilei 1147
- Possibilistic clustering segmentation algorithm based on intra-class and inter-class distance
Liu Lu, Wu Chengmao 1155
- Face recognition method based on frequency cluster
Yuan Heng, Wang Zhihong, Jiang Wentao 1166

Image Understanding and Computer Vision

- Learning performance of convolutional neural networks with different pooling models
Liu Wanjun, Liang Xuejian, Qu Haicheng 1178
- Saliency detection based on lazy random walk
Li Bo, Lu Chunyuan, Jin Lianbao, Leng Chengcai 1191
- Background modeling based on adaptive neighborhood correlation
Wan Jian, Hong Mingjian, Zhao Chenqiu 1202
- Real-time robust feature-point matching algorithm
Chen Tianhua, Wang Fulong 1213
- Dark channel prior-based image dehazing with atmospheric light validation and halo elimination
Zhao Jinwei, Shen Yiyun, Liu Chunxiao, Ouyang Yi 1221

Computer Graphics

- Generation method for a centroidal capacity constrained Power diagram with fixed sites
Zheng Liping, Gao Wencan, Li Shanglin, Cao Li 1229

Medical Image Processing

- Automatic hepatic vessel segmentation algorithm in multi-phase contrast-enhanced CT
Yuan Rong, Shi Shuyue, Xie Qingguo 1238
- Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure
Chen Sheng, Zhang Mingwu 1247

Remote Sensing Image Processing

- Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences
Li Xiuxia, Jing Linhai, Li Hui, Tang Yunwei, Ge Wenyan 1256

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)09-1155-11

论文引用格式: Liu L, Wu C M. Possibilistic clustering segmentation algorithm based on intra-class and inter-class distance[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1155-1165. [刘璐, 吴成茂. 结合类内和类间距离的可能聚类分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1155-1165.] [DOI:10. 11834/jig. 20160905]

结合类内和类间距离的可能聚类分割算法

刘璐, 吴成茂

西安邮电大学电子工程学院, 西安 710061

摘要: 目的 为了进一步提高噪声图像分割的抗噪性和准确性, 提出一种结合类内距离和类间距离的改进可能聚类算法并将其应用于图像分割。方法 该算法避免了传统可能性聚类分割算法中仅仅考虑以样本点到聚类中心的距离作为算法的测度, 将类内距离与类间距离相结合作为算法的新测度, 即考虑了类内紧密程度又考虑了类间离散程度, 以便对不同的聚类结构有较强的稳定性和更好的抗噪能力, 并且将直方图融入可能模糊聚类分割算法中提出快速可能模糊聚类分割算法, 使其对各种较复杂图像的分割具有即时性。结果 通过人工合成图像和实际遥感图像分割测试结果表明, 本文改进可能聚类算法是有效的, 其分割轮廓清晰, 分类准确且噪声较小, 其误分率相比其他算法至少降低了 2 个百分点, 同时能获得更满意的分割效果。结论 针对模糊 C-均值聚类分割算法和可能性聚类分割算法对于背景和目标颜色相近的图像分类不准确的缺陷, 将类内距离与类间距离相结合作为算法的测度有效的解决了图像分割归类问题, 并且结合直方图提出快速可能模糊聚类分割算法使其对于大篇幅复杂图像也具有适用性。

关键词: 模糊聚类; 可能聚类; 图像分割; 误分率; 类内距离; 类间距离

Possibilistic clustering segmentation algorithm based on intra-class and inter-class distance

Liu Lu, Wu Chengmao

School of Electronic Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710061, China

Abstract: Objective As image segmentation technology has continued to develop, scholars have proposed numerous algorithms for image segmentation. Image complexity and structure instability have resulted in a growing number of image segmentation methods, which provide segmentation effects for different types of images. To further improve noise immunity and the accuracy of image segmentation, an improved possibilistic clustering algorithm combining intra-class distance and inter-class distance is proposed and applied to image segmentation. **Method** The algorithm uses a possible measure to describe the degree of membership. The constraint that memberships of sample points across clusters must sum to 1 in fuzzy c-means is removed using a possibility measure so that membership degree is suitable for the characterization of "typical" and "compatibility". The algorithm avoids the traditional possibilistic clustering segmentation algorithm that only considers the dis-

收稿日期: 2015-11-02; 修回日期: 2016-05-05

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61136002); 国家自然科学基金项目(61073106); 陕西省教育厅自然科学基金项目(2013JK1129); 陕西省自然科学基金项目(2014JM8331, 2014JQ5138, 2014JM8307)

第一作者简介: 刘璐(1990—), 女, 2016 年于西安邮电大学获电子与通信工程硕士学位, 主要研究方向为图像分割。

E-mail: 1270687996@qq.com

Supported by: The State Key Program of National Natural Science Foundation of China(61136002); National Natural Science Foundation of China(61073106)

tance of the sample to the cluster center. In this paper, intra-class and inter-class distances are combined as a new measure for the algorithm, with consideration of both the intra-class compactness and the inter-class scatter degree, to improve the stability and anti-noise ability of different clustering structures. The histogram is integrated into the possibility of the fuzzy clustering segmentation algorithm so that it can achieve segmentation of all types of complex images. **Result** Through synthetic and remote sensing images, segmentation tests show that the proposed improved possibilistic clustering algorithm is effective, segmentation contour is clear, and classification accuracy and noise are small. Compared with other algorithms, the error rate is reduced by 2 percentage points, and the result is more satisfactory. **Conclusion** This study aims to conduct fuzzy c-means clustering segmentation algorithm and possibilistic clustering segmentation algorithm for image classification with similar backgrounds and targeting color inaccuracy defects by combining intra-class distance and inter-class distance as measures of the algorithm effectively to solve the image segmentation problem classification. This method, combined with the histogram, is proposed for a fast possibilistic fuzzy clustering segmentation algorithm that is also applicable for complex, large images.

Key words: fuzzy clustering; possibilistic clustering; image segmentation; partition coefficient; intra-class distance; inter-class distance

0 引言

聚类^[1-2]是一种将数据对象分为相对同质的群组的模式分析技术,其中非监督聚类是机器学习领域研究和应用最为广泛的重要技术之一。近年来,聚类技术得到了蓬勃发展,已广泛应用于机器学习、图像理解和识别、生物信息处理等众多领域^[3-4]。图像分割是将图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域并提出感兴趣目标的技术和过程,它是图像理解和识别的关键步骤,长期以来备受学者们高度重视。由于图像本身的复杂性和结构的不适定性,导致大量图像分割方法的不断涌现^[5-6],以便针对不同类型的图像能获得满意的分割效果。由于图像分割的本质是像素划分归类问题,因此,聚类技术成为解决图像分割问题的重要方法之一。在众多的聚类方法中^[7-10],模糊 C-均值聚类是最为广泛应用于图像分割的重要方法之一。但是,直接利用模糊 C-均值聚类进行图像分割并不具有一定的普适性,其根本原因在于图像分割像素并不是孤立的,它与其周围邻域像素紧密相关联,于是学者们提出了空间邻域信息与灰度信息相融合的模糊聚类分割算法^[11-17],提高现有模糊 C-均值聚类分割法的抗噪性和鲁棒性,虽然其分割性能有所改善,但是其不足是算法耗时较长,不利于实时性要求较高场合和大幅面图像分割需要。为此,学者们放松了模糊 C-均值聚类的隶属度约束条件,提出了可能性聚类^[18]并将其应用于图像分割,改善了传统模糊 C-均值聚类分

割图像时的抗噪性,但是其聚类方差

$$\eta_j = K \frac{\sum_{i=1}^n p_{ij}^m d_{ij}^2}{\sum_{i=1}^n p_{ij}^m}$$

中参数 K 选取不同值时对分割效果的影响较为显著(其中 p_{ij} 表示隶属度, d_{ij} 表示样本到聚类中心的欧氏距离),后来学者们提出了模糊 C-均值聚类和可能性聚类相融合的可能模糊 C-均值聚类算法^[19-21],改善了模糊 C-均值聚类算法的鲁棒性,但其分类性能难以得到提高。为此,学者们提出了结合可信性理论的可信聚类算法,该算法对于图像分割的分类性能得到改善,并且对于噪声和野值点具有较强的鲁棒性。为了进一步提高图像分割的鲁棒性和抗噪性,学者们提出了新可信聚类算法^[22],其聚类目标函数不仅考虑了样本与聚类中心之间的距离,而且引入了类间距离,促使聚类类间分离程度最大化且类内紧致性程度最小化,以便获得良好的分类性能。与此类似的文献[23]也提出了改进的鲁棒模糊聚类算法,它采用 Voronoi cell 距离代替传统欧氏距离且计算隶属度时考虑到了类间最小距离并得到了抗噪性较强的鲁棒模糊 C-均值聚类算法。但是,文献[22-23]聚类中心表达式的计算与文献[24]的聚类中心表达式相比缺乏严格的数学理论推导。

为此,针对文献[22]的可信聚类算法,对其聚类目标函数和可信度、隶属度和聚类中心迭代表达式之间的关系进行分析,发现聚类中心和可信度的表达式是无法进行严格推导的,甚至可信度公式还

存在一定错误。于是,针对文献[22]中基于类内距离和类间距离之差的可靠聚类目标函数,将利用 $\sqrt{x^2 + \varepsilon}$ 代替 $|x|$ 并获得新的可能聚类目标函数(其中 x 表示样本点, ε 表示误差,一般取0.01)采用拉格朗日乘子法推导并得到一种新的可能聚类算法,其中聚类中心表达式不仅与样本属于该类的可能度有关,甚至与其他类中心紧密关联,这是现有所有模糊聚类和可能聚类的聚类中心未考虑到的显著特点,它改善了聚类样本隶属度,以便获得良好的分类性能。通过实际图例分割测试和比较,表明改进后的新可能性聚类算法具有较强的抗噪性、准确性和合理性并且优于其他聚类算法的分割效果。

1 聚类算法基础

1.1 模糊C均值聚类

在众多模糊聚类算法中,由Dunn^[25]提出并由Bezdek加以推广的模糊C均值算法(FCM),应用最为广泛且较为成功,其目标函数可表示为

$$J_{\text{FCM}}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}^2 \quad (1)$$

隶属度和聚类中心表达式为

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^2}{d_{jk}^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (2)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3)$$

式中, c 表示分类数, m 是模糊性加权指数, v_i 表示区域的聚类中心, u_{ik} 表示 x_k 属于 i 类区域的隶属度。 $d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$ 表示样本点 x_k 距聚类中心 v_i 的欧氏距离。

1.2 可能性聚类算法

为了克服FCM的模糊隶属度并不能与直观上的属于程度相一致,并且对于噪声或野值较敏感的缺陷,为此,文献[18]中Krishnapuram和Keller提出了可能性聚类算法(PCM),放松了FCM的隶属度约束条件,其目标函数为

$$J_{\text{PCM}}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ik}^2 + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m$$

隶属度和聚类中心表达式

$$u_{ik} = \left(1 + \left(\frac{d_{ik}^2}{\eta_i} \right)^{1/(m-1)} \right)^{-1} \quad (4)$$

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

式中

$$\eta_i = K \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

式中, c 表示分类数, m 是模糊性加权指数, v_i 表示区域的聚类中心, u_{ik} 表示 x_k 属于 i 类区域的隶属度。 $d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$ 表示样本点 x_k 距聚类中心 v_i 的欧氏距离。 η_i 为聚类方差, K 是 η_i 中的参数, K 取值不同,则对图像分割结果影响较大。

2 本文聚类算法(NPCM1)

结合可能性测度与类内距离和类间距离之差,提出一种可能性聚类算法(NPCM1):1)引入可能聚类测度避免了模糊C均值聚类算法中各样本对于所有类的隶属度之和为1的概率约束,使得隶属度与聚类测度的物理意义相符,尤其是对于其隶属度是典型性或兼容性而非共享度的情况来说更适用;2)将类内距离和类间距离相结合,既考虑类内紧密度又考虑到类间离散度。

2.1 目标函数

FCM是利用样本点到聚类中心的欧氏距离作为测度,其目标函数为式(1),本文聚类算法的目标函数是在FCM的基础上进行改进的,其引入类内距离与类间距离之差替换了FCM中仅仅表示类内关系的欧氏距离,使得类间离散度和类内紧密度都达到最优化,以便获得更好的分割效果,其表达式为

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c u_{ik}^m |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2| = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c u_{ik}^m | \|x_k - v_i\|^2 - \alpha \|v_i - v_j\|^2 | \quad (6)$$

式中, d_{ij}^2 表示聚类中心 v_i 到聚类中心 v_j 的距离。当样本 k 到聚类中心 v_i 的欧氏距离 d_{ik}^2 达到最小时,则表明类内紧密度最大,当聚类中心 v_i 到聚类中心 v_j 的距离 d_{ij}^2 最大时,则表明类间离散度最大,当 $|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|$ 获得最优值时,则其目标函数才能获得

较理想的极小值,但是,并不是说当类内距离达到最小值并且类间距离达到最大值时,分割效果最好,因此,在类间距离前加了可调参数 α ,在进行图像分割迭代实验时,通过调整参数 α ,使得 $|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|$ 获得相对最优值,从而提高图像分割的有效性和抗噪性。

如果直接对目标函数即式(1)中的 U 求最小化会得到没有意义的零解,因此,为了避免这种情况的发生,必须在目标函数 $J(U, V)$ 中加上一个附加项,即 $f(U)$,它是关于 u_{ik} 的函数,而对于 $f(U)$ 应选择异常值影响最小的关系式,即

$$f(U) = \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m \quad (7)$$

改进的新可能性聚类目标函数为

$$J_{NPCM}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c u_{ik}^m |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2| + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m \quad (8)$$

式中, $d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$ 表示样本点 x_k 距聚类中心 v_i 的欧氏距离, $d_{ij}^2(v_i, v_j) = \|v_i - v_j\|^2$ 表示第 i 类与第 j 类的类间距离, α 是大于 0 的可调参数。

2.2 隶属度

可能性聚类的隶属度避免了 FCM 中各个样本点对于所有类的隶属度之和为 1 的概率约束,这就意味着具有 u_{ik} 坐标向量 y 可以在超立方体 H_m 中任意移动,即满足条件

$$\begin{cases} 0 \leq u_{ik} \leq 1, i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, n \\ \max_{i=1, \dots, c} u_{ik} > 0, k = 1, \dots, n \\ 0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, i = 1, 2, \dots, c \end{cases} \quad (9)$$

约束条件的改变对于隶属度 u_{ik} 的解释来说有较大的影响,在 FCM 算法中, u_{ik} 表示 x_k 属于 i 类区域的隶属度,在这里, u_{ik} 表示 x_k 对第 i 个聚类表达式的兼容度,即 u_{ik} 表示的是 x_k 属于第 i 个聚类的可能性,其仅仅取决于 x_k 和第 i 个聚类表达式,与 x_k 属于任何其他聚类的可能性无关。

根据本文聚类算法目标函数式(8)对隶属度 u_{ik} 求导并令其值为零,即

$$\frac{\partial J_{NPCM}(U, V)}{\partial u_{ik}} = \frac{\partial (\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c u_{ik}^m |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|)}{\partial u_{ik}} + \frac{\partial (\sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m)}{\partial u_{ik}} = 0$$

化简得

$$mu_{ik}^{m-1} \sum_{j=1}^c |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2| - m\eta_i (1 - u_{ik})^{m-1} = 0$$

解得

$$\begin{aligned} \left(\frac{1 - u_{ik}}{u_{ik}} \right)^{m-1} &= \frac{h}{\eta_i} \Rightarrow \\ \frac{1 - u_{ik}}{u_{ik}} &= \left(\frac{h}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}} \Rightarrow \\ \frac{1}{u_{ik}} &= 1 + \left(\frac{h}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}} \Rightarrow \\ u_{ik} &= \frac{1}{1 + \left(\frac{h}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \end{aligned}$$

式中

$$h = \sum_{j=1}^c |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|$$

则

$$u_{ik} = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sum_{j=1}^c |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (10)$$

根据传统可能聚类中^[18]参数 η_i 的构造方法,将参数 η_i 模仿构造为

$$\eta_i = K \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \sum_{j=1}^c |d_{ik}^2 - d_{ij}^2|}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (11)$$

η_i 的值决定了本文聚类算法目标函数式(8)中前后两项的相对重要性,它与第 $i = 1, \dots, c$ 个聚类的形状和大小有关。换句话说, η_i 决定了样本点 x_k 与聚类中心 v_i 之间的不相似性,因此,聚类参数 η_i 决定了特定点对于第 i 类表达值估计的影响程度。

2.3 聚类中心

由于本文聚类算法目标函数式(8)中的类内距离与类间距离之差

$$|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2| \approx \sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}$$

所以其目标函数可展开为

$$J_{NPCM}(U, V) \approx \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \{ u_{ik}^m \sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2} + \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{ik}^m \sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2} \} + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m \quad (12)$$

若 $i = j$, 则

$$|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2 = |d_{ik}^2|^2 = (x_k^2 - 2x_k v_i + v_i^2)^2$$

若 $i \neq j$, 则

$$|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2 = (x_k^2 + (1 - \alpha)v_i^2 - 2x_k v_i - \alpha v_j + 2\alpha v_i v_j)^2$$

将目标函数对聚类中心 v_i 求导并令其为零, 即

$$\frac{\partial J(U, V)}{\partial v_i} = \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 (v_i - x_k)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} - h_1 = 0$$

式中

$$h_1 = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{ik}^m \frac{(d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2)(x_k - \alpha v_j - (1 - \alpha)v_i)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

解得

$$\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 (x_k - v_i)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} = h_1$$

化简得

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 x_k}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} + h_2}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} + h_3} \quad (13)$$

式中

$$h_2 = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{ik}^m \frac{(d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2)(x_k - \alpha v_j)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

$$h_3 = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{ik}^m \frac{(d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2)(1 - \alpha)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

2.4 参数 α

根据本文聚类算法目标函数式(12)对参数 α 求导并令其值为零, 即

$$\frac{\partial J_{NPCM}(U, V)}{\partial \alpha} = 0$$

可得到关于参数 α 的非线性方程为

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1, j \neq i}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 \times d_{ij}^2}{\sqrt{|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2 + e_0}}}{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1, j \neq i}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{(d_{ij}^2)^2}{\sqrt{|d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2 + e_0}}}$$

利用数值分析中非线性方程求根的拟牛顿法或二分法可获得其参数的 α 最优值。但是, 这种计算方法非常耗时, 不利于实时性要求较高场合图像分割的需要。为此, 直接选取该值, 以便降低算法的复杂性。不同参数 α 值可导致聚类分割效果存在一定差异, 再通过对分割效果进行评价可获得相对满意的 α 值。一般而言, 通过调节参数 α 使得聚类目标函数中类内紧密度和类间离散度均达到最优化,

以便对不同的聚类结构有较强的稳定性和更好的抗噪能力。

2.5 本文聚类算法的收敛性证明

为了证明该算法满足收敛性条件, 用类似于 Bezdek 证明传统模糊 C-均值聚类算法^[26]收敛的方法(Zangwill 定理^[27])来证明本文算法 NPCM1 满足收敛性条件。

如果本文算法是收敛的, 那么迭代算法应满足 Zangwill 定理中的条件 1, 即 $J_{NPCM}(U, V)$ 是下降函数。

若 $J_{NPCM}(U, V)$ 是下降函数, 则下面的两个命题应该成立。

命题 1 如果本文算法收敛, 那么对于给定的 $V, L = J_{NPCM}(U, V)$, 当且仅当用式(10)计算 u_{ij}^* 时, U^* 是 L 的严格局部极小点。如果本文算法不收敛, 那么命题将不成立且不能满足收敛条件。

证明 该给定聚类中心 V 的条件下, 令 $d_{ijk} = \sqrt{e_0 + (\|x_k - v_i\|^2 - \alpha \|v_i - v_j\|^2)^2}$, 其目标函数为

$$L(U) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ijk} + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m$$

如果 U^* 是 L 的极小点, 则 $\frac{\partial L(U^*)}{\partial u_{ik}} = 0$, 即

$$m(u_{ik}^*)^{m-1} \sum_{j=1}^c d_{ijk} - m\eta_i (1 - u_{ik}^*)^{m-1} = 0$$

得到

$$u_{ik}^* = \frac{1}{1 + \left(\sum_{j=1}^c d_{ijk} \right)^{\frac{1}{m-1}} \eta_i} \quad (14)$$

因此, U^* 满足式(10)的必要条件。为了证明充分性, 需要考虑在 $U = U^*$ 处函数 L 的大小为 $nc \times nc$ 的 Hessian 矩阵, 也就是

$$\frac{\partial}{\partial u_{ab}} \left(\frac{\partial L(U^*, V)}{\partial u_{ik}} \right) = \begin{cases} 0 & a \neq i \text{ 或 } b \neq k \\ m(m-1) \left(\sum_{j=1}^c (u_{ij}^*)^{m-2} d_{ijk} + \eta_i (1 - u_{ik}^*)^{m-2} \right) & a = i \text{ 且 } b = k \end{cases} \quad (15)$$

因此, 该海森矩阵是对角线元素大于 0 且非对角线元素为 0 的对称正定矩阵。于是 U^* 是 L 的严格局部极小点, 故命题成立。

命题 2 如果本文算法收敛, 那么对于给定的 U , 以及 V 的局部邻域 $\varphi(V) = \{V^+ | 0 < \|V - V^+\|_2 <$

δ 中的 V^+ , $L(V) = J_{\text{NPCM}}(U, V, V^+)$, 当且仅当用式(13)计算 v_j^* 时, V^* 是 L 的严格局部极小点。如果本文算法 NPCM1 不收敛, 那么命题将不成立且不能满足收敛条件。

证明 在给定的聚类模糊划分矩阵 U , 以及聚类中心 V 的局部邻域 $\varphi(V) = \{V' \mid \|V - V'\|_2 < \delta\}$ 中 V' (V 的邻域聚类中心) 的条件下, 令 $d_{ijk} = \sqrt{e_0 + (\|x_k - v_i\|^2 - \alpha\|v_i - v_j\|^2)^2}$, 构造其相应的目标函数为

$$L(V) = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^c u_{ij}^m d_{ijk} + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{k=1}^n (1 - u_{ik})^m$$

如果 V^* 是 L 的极小点, 则有 $\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} = 0$, 也

就是

$$\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} = \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 (x_k - v_i^*)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} - h_1 = 0$$

式中

$$h_1 = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{h_{ijk}^{*,1} (x_k - \alpha v_j^* - (1 - \alpha) v_i^*)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

于是可得到

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m l_{ik} x_k + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{h_{ijk}^{*,1} (x_k - \alpha v_j^*)}{\sqrt{e_0 + |h_{ijk}^{*,1}|^2}}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m l_{ik} + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{(d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2)(1 - \alpha)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}} \quad (16)$$

式中

$$h_{ijk}^{*,1} = \|x_k - v_i^*\|^2 - \alpha \|v_j^* - v_i^*\|^2$$

$$l_{ik} = \frac{d_{ik}^2}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}}$$

因此, V^* 满足式(13)的必要条件。但是, 实际迭代计算使用了聚类中心 V 的局部邻域 $\varphi(V) = \{V^+ \mid 0 < \|V - V^+\|_2 < \delta\}$ 中的 $V^+ = (v_1^+, v_2^+, \dots, v_c^+)$ 进行计算为

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m l_{ik} x_k + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{h_{ijk}^{*,1} (x_k - \alpha v_j^+)}{\sqrt{e_0 + |h_{ijk}^{*,1}|^2}}}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m l_{ik} + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{(d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2)(1 - \alpha)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}} \quad (17)$$

即有

$$\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} = \left(\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 (x_k - v_i^*)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} - \left(\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{h_{ijk}^{*,1} (x_k - \alpha v_j^+ - (1 - \alpha) v_i^*)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}} \right) \right) = 0$$

于是构造相应的偏导数表达式为

$$\frac{\partial L(V)}{\partial v_i} = \left(\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2 (x_k - v_i)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} - \left(\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m \frac{h_{ijk}^{*,1} (x_k - \alpha v_j^+ - (1 - \alpha) v_i)}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}} \right) \right)$$

为了证明充分性, 需要考虑在 $V = V^*$ 处函数 L 的大小为 $c \times c$ 的 Hessian 矩阵, 也就是

$$\frac{\partial}{\partial v_l} \left(\frac{\partial L(V^*)}{\partial v_i} \right) =$$

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \frac{d_{ik}^2}{\sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}} + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m (1 - \alpha) \operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1} & l = i \\ 0 & l \neq i \end{cases} \approx$$

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^n u_{ik}^m + \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ik}^m (1 - \alpha) \operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1} & l = i \\ 0 & l \neq i \end{cases} =$$

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (1 + (1 - \alpha) \cdot \sum_{j=1}^c \operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1}) & l = i \\ 0 & l \neq i \end{cases} \quad (18)$$

式中

$$\operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1} = \frac{\|x_k - v_i^*\|^2 - \alpha \|v_j^* - v_i^*\|^2}{\sqrt{e_0 + \|\|x_k - v_i^*\|^2 - \alpha \|v_j^* - v_i^*\|^2\|^2}}$$

$$d_{ik}^2 \approx \sqrt{e_0 + |d_{ik}^2|^2}$$

因 $\sum_{j=1, j \neq i}^c \operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1}$ 的取值范围是 $[-(c-1),$

$c-1]$, 若满足 $1 + (1 - \alpha) \sum_{j=1, j \neq i}^c \operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1}$ 大于零, 则该海森矩阵是对称正定的。于是, 本文得出该矩阵是正定的判定条件如下:

1) 若 $\alpha < 0$ 时, 很显然 $\operatorname{sgn} h_{ijk}^{*,1} \geq 0$, 于是得到该海森矩阵是正定的。于是 V^* 是 L 的严格局部极小点。

2) 若参数 α 满足条件 $\frac{c-2}{c-1} < \alpha < \frac{c}{c-1}$ 时, 上述海

森矩阵是正定的。于是 V^* 是 L 的严格局部极小点。

综合两个命题的证明, 获得本文迭代算法的收敛性结论如下:

在满足 $\frac{c-2}{c-1} < \alpha < \frac{c}{c-1}$ 或者 $\alpha < 0$ 的条件下, 本

文聚类算法是满足收敛定理的条件, 所以本文算法是收敛的。

3 基于直方图的本文聚类算法(NPCM2)

将本文聚类算法用于图像分割时, 其本质不是同位置像素值的聚类问题, 其相应的聚类目标函数描述为

$$J_{NPCM}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N u_{i,g(l,k)}^m |(f_1 - \alpha(v_i - v_j))^2| + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N (1 - u_{i,g(l,k)})^m$$

其相应的聚类分割迭代表达式为

$$u_{i,g(l,k)} = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sum_{j=1}^c |f_1 - \alpha(v_j - v_i)|^2}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \\ v_i = \frac{\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N u_{i,g(l,k)}^m \frac{f_1 \cdot g(l,k)}{\sqrt{e_0 + |f_1|^2}} + f_2}{\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N u_{i,g(l,k)}^m \frac{f_1}{\sqrt{e_0 + |f_1|^2}} + f_3}$$

式中

$$f_1 = (g(l,k) - v_i)^2 \\ f_2 = \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{i,g(l,k)}^m \frac{f_1 - \alpha d_{ij}^2}{\sqrt{e_0 + |f_1 - \alpha d_{ij}^2|^2}} \times \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{i,g(l,k)}^m \frac{g(l,k) - \alpha v_j}{\sqrt{e_0 + |f_1 - \alpha d_{ij}^2|^2}} \\ f_3 = \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^c u_{i,g(l,k)}^m \frac{(f_1 - \alpha d_{ij}^2) \cdot (1 - \alpha)}{\sqrt{e_0 + |f_1 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

式中, M, N 分别是图像高宽大小, $g(l, k)$ 表示图像位置 (l, k) 处的像素值。

但是, 该像素值聚类分割算法的时间复杂度为 $O(MN)$ 。针对大幅面图像而言, 采用上述目标函数所对应的聚类算法分割时就非常耗时, 不利于实时场合广泛应用。为此, 将已有模糊 C-均值聚类图像分割快速算法推广至本文聚类算法, 得到基于直方

图的可能聚类快速分割算法(NPCM2), 其相应的聚类目标函数描述为

$$J_{NPCM}(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c \sum_{l=0}^{L-1} h(l) u_{il}^m |(l - v_i)^2 - \alpha(v_j - v_i)^2| + \sum_{i=1}^c \eta_i \sum_{l=0}^{L-1} h(l) (1 - u_{il})^m$$

其相应的聚类分割迭代表达式为

$$u_{il} = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sum_{j=1}^c |d_{il}^2 - \alpha(v_j - v_i)^2|}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (19)$$

$$v_i = \frac{\sum_{l=0}^{L-1} h(l) u_{il}^m \frac{d_{il}^2 \cdot l}{\sqrt{e_0 + |d_{il}^2|^2}} + f_4}{\sum_{l=0}^{L-1} h(l) u_{il}^m \frac{d_{il}^2}{\sqrt{e_0 + |d_{il}^2|^2}} + f_5} \quad (20)$$

$$\eta_i = K \frac{\sum_{l=1}^{L-1} h(l) u_{il}^m \sum_{j=1}^c |d_{il}^2 - d_{ij}^2|}{\sum_{l=1}^{L-1} h(l) u_{il}^m} \quad (21)$$

式中

$$d_{il}^2 = (l - v_i)^2 \\ f_4 = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{j=1, j \neq i}^c h(l) u_{il}^m \frac{(d_{il}^2 - \alpha d_{ij}^2) \cdot (l - \alpha v_j)}{\sqrt{e_0 + |d_{il}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}} \\ f_5 = \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{j=1, j \neq i}^c h(l) u_{il}^m \frac{(d_{il}^2 - \alpha d_{ij}^2) \cdot (1 - \alpha)}{\sqrt{e_0 + |d_{il}^2 - \alpha d_{ij}^2|^2}}$$

式中, $\{0, 1, \dots, L-1\}$ 表示像素灰度级范围, $h(l)$ 表示灰度级为 l 的像素点个数, u_{il} 表示灰度级 l 属于第 i 类的隶属度, v_i 表示像素所对应第 i 类的聚类中心。

利用直方图统计数据出现的次数避免了计算数据取值重复时耗费时间较长的缺陷, 这使得基于直方图的可能性聚类算法对于大幅面图像极大地提高了分割速度, 其算法时间复杂度为 $O(L)$, 特别适合实时场合目标跟踪、识别等需要。

根据直方图的本文聚类模型, 可得本文聚类算法 NPCM2 步骤如下:

1) 确定图像聚类分割区域数目 $c(2 \leq c \leq n)$, 模糊指数 m , 参数 K, α , 初始化聚类区域平均灰度值即聚类中心, 设定终止迭代条件阈值。

2) 设定迭代计数器 $ct = 0$, 利用 FCM 聚类算法计算隶属度 u_{il} 。

3) 利用式(21)计算 η_i 。

4) 利用式(19)更新可能性隶属度 u_{il} 。

5) 利用式(20)更新聚类中心 v_i 。

6) 如果 $\max_{1 \leq i \leq c} |v_i^{ct} - v_i^{ct+1}| < \varepsilon$ 或迭代次数大于给定最大迭代次数时, 则循环迭代终止; 否则, 设置 $ct = ct + 1$, 转步骤 3)。

7) 去可能化, 根据可能性隶属度最大原则去可能化, 换句话说, 就是将像素点归为可能性隶属度最大的那一类中, 用 G_k 表示第 k 个样本点所属的类别为 $G_k = \arg \max_i (u_{ik})$, 于是实现图像分割结果为

$$G^* = (g'_{ij})_{M \times N}$$

式中, $g'_{ij} = l_{c^*}$, $c^* = \arg \max_c u_{c,g(i,j)}$, $g(i,j)$ 表示被分割图像 G 中任意位置 (i,j) 处像素所对应的灰度值

大小, l_c 表示不同分割区域标识灰度值。

4 实验结果和分析

4.1 实验结果

为了验证本文聚类算法 NPCM2 的有效性, 在实验运行环境为 Matlab7.0, 算法参数选取模糊因子 m 的最佳取值范围为 $[1.5, 2.5]$, 参数 α 取值范围为 $(-1, 1)$, 参数 K 大于 0, 迭代误差 $\varepsilon = 0.01$, 最大迭代次数 $T_m = 500$ 的条件下, 对人工合成图像和复杂遥感图像进行分割。图 1—图 3 为本文算法 NPCM2 在不同参数时的分割结果。

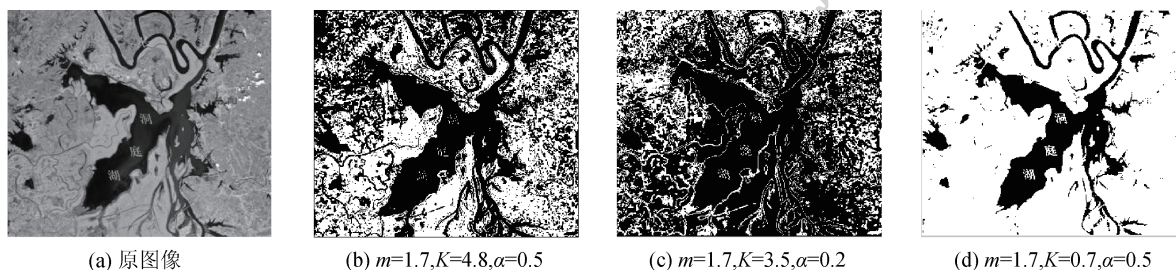


图 1 洞庭湖遥感图像分割结果

Fig. 1 The segmentation results of dongting lake remote sensing image ((a) the original image; (b) $m = 1.7, K = 4.8, \alpha = 0.5$; (c) $m = 1.7, K = 3.5, \alpha = 0.2$; (d) $m = 1.7, K = 0.7, \alpha = 0.5$)

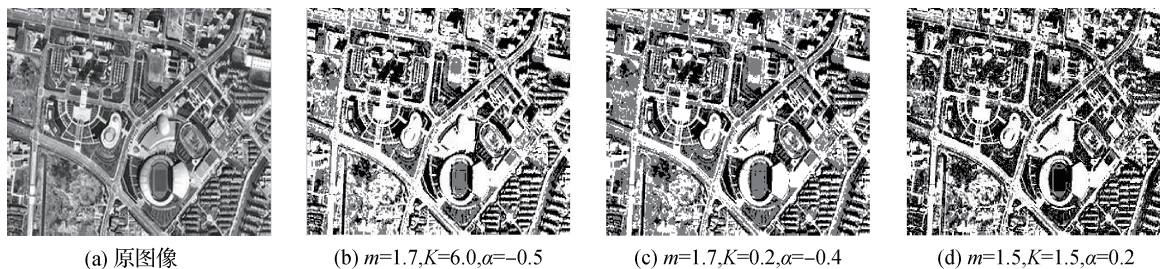


图 2 房屋遥感图像分割结果

Fig. 2 The segmentation results of housing remote sensing image ((a) the original image; (b) $m = 1.7, K = 6.0, \alpha = -0.5$; (c) $m = 1.7, K = 0.2, \alpha = -0.4$; (d) $m = 1.5, K = 1.5, \alpha = 0.2$)

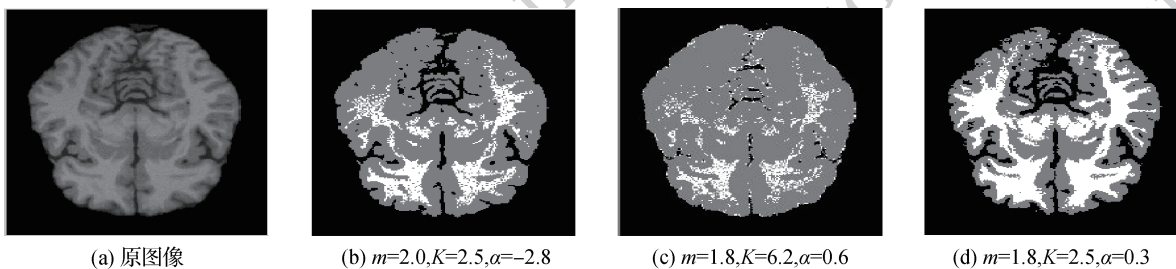


图 3 大脑医学图像分割结果

Fig. 3 The segmentation results of brain medical image ((a) the original image; (b) $m = 2.0, K = 2.5, \alpha = -2.8$; (c) $m = 1.8, K = 6.2, \alpha = 0.6$; (d) $m = 1.8, K = 2.5, \alpha = 0.3$)

4.2 分割性能评价

为了将聚类算法的分割效果更直观地用数值指标表示出来,引入一个评价聚类效果好坏的评价指标即误分率,分割误分率是指错误分割的像素占整幅理想图像所有像素的百分比。其表达式为

$$r = \frac{1}{2} \frac{\sum_{q=1}^c |m_q - n_q|}{\sum_{q=1}^c |n_q|}$$

式中, m_q 为分割结果中属于标号为 q 区域的像素个数, $q=1, 2, \dots, c$, n_q 为理想分割图像中属于标号为 q 区域的像素个数, $q=1, 2, \dots, c$ 。

由图1—图3可以看出,对于本文聚类算法NPCM2来说只要参数选取正确,则其对图像的分割效果就会达到最好,分类较准确,其轮廓清晰,噪声小且平滑连续。通过表1可以更直观地用数值来比较不同参数的分割效果,参数选取最佳,则误分率最小,即图像分割效果最好。模糊性加权指数 m 是预先选定的并且影响最终结果的模糊分类索引,参数 K 的取值将会影响聚类方差 η_i 的大小,其值不能为负值,参数 α 是类间距离的系数,它的作用是控制类间距离以便获得最优类间离散度值,从而使得图像分割达到最佳分类效果,根据实验得出,其中模糊性加权指数 m 一般取值范围是 $[1.5 - 2.5]$, K 为大

于0的参数, α 的最佳取值范围是 $(-1, 1)$, 只要遵循每个参数的规定范围,则会获得有效的分割效果。图4为不同算法的实验原图和结果, KFLICM 为基于核空间的模糊局部 C 均值聚类算法, FCS 为基于模糊离散矩阵的改进模糊聚类算法。

表1 不同参数的图像分割结果比较

Table 1 Comparison of segmentation results for different parameters

	$r/\%$	m	K	α
图1(b)	36.15	1.7	6.0	-0.5
图1(c)	18.43	1.7	3.5	0.2
图1(d)	2.5	1.7	0.7	0.4
图2(b)	6.89	1.7	6.0	-0.5
图2(c)	5.4	1.7	0.2	-0.4
图2(d)	4.5	1.5	1.5	0.2
图3(b)	4.12	2.0	8.5	0.6
图3(c)	12.84	1.8	6.2	0.6
图3(d)	2.32	1.8	2.5	0.3

从图4所示的分割结果来看,采用模糊 C 均值聚类算法、基于核空间的模糊局部 C 均值聚类算法以及可能性聚类算法的分割结果中抗噪性较差,不能清晰地将目标从背景中分割出来,图像区域一致性和边缘准确性较差,从而导致图像误分率较高,且

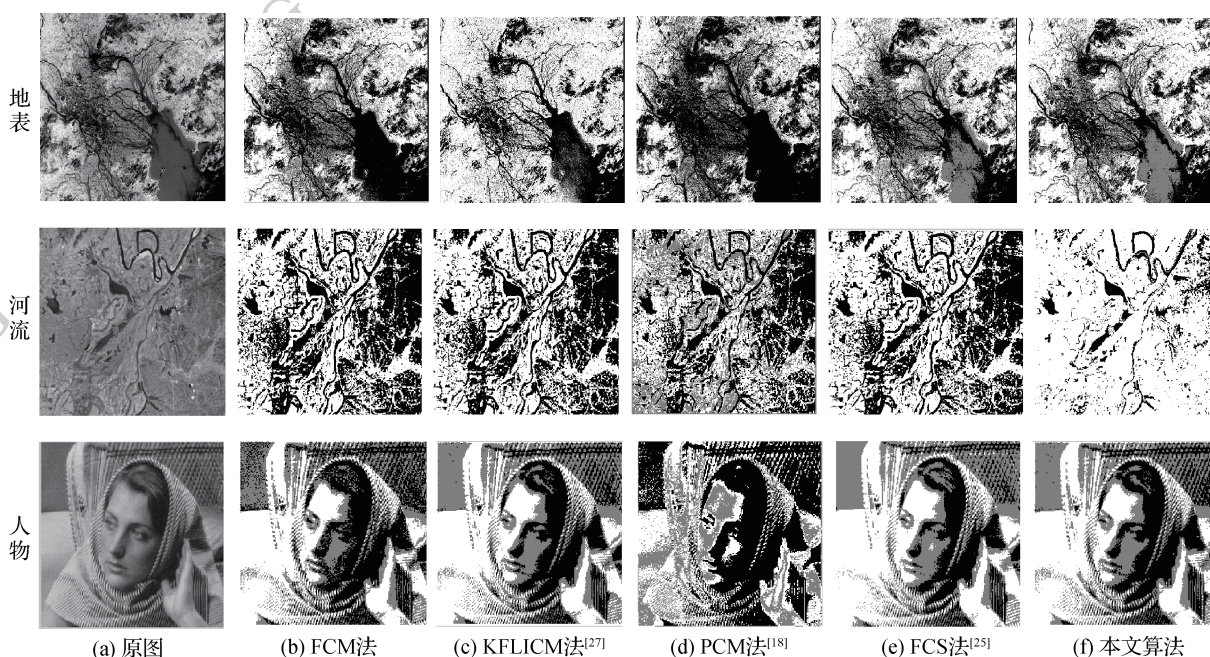


图4 实测图像及其不同方法分割结果

Fig. 4 Real images and segmentation results of different algorithms ((a) the original images; (b) the FCM algorithm; (c) the KFLICM algorithm^[17]; (d) the PCM algorithm^[18]; (e) the FCS algorithm^[25]; (f) the proposed algorithm)

采用基于核空间的模糊局部 C 均值聚类算法花费时间较大不适用于大篇幅和复杂图像的分割,采用一种基于模糊离散矩阵的改进模糊聚类算法的分割效果优于前面 3 种算法分割效果,但是本文聚类算法 NPCM2 分割效果更好,抗噪性好且轮廓清晰,图像的区域一致性很好且耗时较少,因此误分率明显小于模糊聚类算法和可能性聚类算法的分割结果的误分率,利用误分率性能指标,对图像进行了定量分析。因此,本文算法 NPCM2 相比其他 4 种分割算法具有更好的分类性能,有利于复杂场景和遥感图像目标提取需要。其充分说明采用算法优于其他算法。

表 2 不同聚类方法分割结果比较

Table 2 Comparison of segmentation results for different clustering algorithms

图像	算法	错误率/%	m	K	α
地表	FCM	11.21	2.0		
	KFLICM	10.35	2.0		
	PCM	13.23	1.5	0.2	
	FCS	8.12	2.0	0.5	
	NPCM2	6.4	1.7	5.2	0.3
河流	FCM	25.93	2.0		
	KFLICM	12.56	2.0		
	PCM	22.30	1.7	0.3	
	FCS	11.87	2.0	0.65	
	NPCM2	6.8	1.7	0.3	0.4
人物	FCM	12.23	2.0		
	KFLICM	10.06	2.0		
	PCM	23.56	1.8	0.05	
	FCS	15.23	2.0	0.35	
	NPCM2	10.12	1.7	0.3	0.27

5 结 论

在模糊 C 均值聚类的基础上结合了可能测度并且在其目标函数中引入了类内距离与类间距离之差,在聚类分割时使得类内的紧密度和类间离散度均达到最优化,从而使得目标函数获得最优解,经过认真分析与推导获得新的隶属度和聚类中心表达式,提出了改进的新可能性聚类。由理论分析和实验结果表明,本文提出的新可能性聚类提高了人工合成图像和复杂遥感等图像噪声干扰分割的抗噪能力和准确性,对于进一步探讨更优的聚类分割算法具有积极

促进的作用。在经过大量实验后,发现本文所提出的算法对于个别图像的分割效果不理想,因此应对算法进一步改进以提高其普适性。

参考文献 (References)

- [1] Wang Y, Xiang Y, Zhang J, et al. Internet traffic classification using constrained clustering[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed System, 2014, 25(11): 2932-2943. [DOI: 10.1109/TPDS.2013.307]
- [2] Li X J, Lyu J C, Li L L. Online clustering via energy scoring based on low-rank and sparse representation[J]. Electronics Letters, 2014, 50(25): 1927-1929. [DOI: 10.1049/el.2014.2713]
- [3] Huang G, Song S J, Gupta J N D, et al. Semi-supervised and unsupervised extreme learning machines[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(12): 2405-2417. [DOI: 10.1109/TCYB.2014.2307349]
- [4] Maji P. Mutual information-based supervised attribute clustering for microarray sample classification[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2012, 24(1): 127-140. [DOI: 10.1109/TKDE.2010.210]
- [5] Shivhare P, Gupta V. Review of image segmentation techniques: including pre & post processing operations[J]. International Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT), 2015, 4(3): 153-157.
- [6] Gong M G, Su L Z, Jia M, et al. Fuzzy clustering with a modified MRF energy function for change detection in synthetic aperture radar images[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(1): 98-109. [DOI: 10.1109/TFUZZ.2013.2249072]
- [7] Shah G A, Alagoz F, Fadel E A, et al. A spectrum-aware clustering for efficient multimedia routing in cognitive radio sensor networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(7): 3369-3380. [DOI: 10.1109/TVT.2014.2300141]
- [8] Hyder C S, Grebur B, Li X, et al. ARC: adaptive reputation based clustering against spectrum sensing data falsification attacks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(8): 1707-1719. [DOI: 10.1109/TMC.2013.26]
- [9] Anand S, Mittal S, Tuzel O, et al. Semi-supervised kernel mean shift clustering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(6): 1201-1215. [DOI: 10.1109/TPAMI.2013.190]
- [10] Zhou J, Chen C L P, Chen L, et al. A collaborative fuzzy clustering algorithm in distributed network environments[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2014, 22(6): 1443-1456. [DOI: 10.1109/TFUZZ.2013.2294205]
- [11] Cai W L, Chen S C, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.

- [DOI: 10.1016/j.patcog.2006.07.011]
- [12] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-Means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1328-1337. [DOI: 10.1109/TIP.2010.2040763]
- [13] Wang J Z, Kong J, Lu Y H, et al. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2008, 32(8): 685-698. [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2008.08.004]
- [14] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q. Fuzzy c-means clustering with non local spatial information for noisy image segmentation[J]. *Frontiers of Computer Science in China*, 2011, 5(1): 45-56. [DOI: 10.1007/s11704-010-0393-8]
- [15] Zhao F, Jiao L C, Liu H Q, et al. A novel fuzzy clustering algorithm with non local adaptive spatial constraint for image segmentation[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(4): 988-999. [DOI: 10.1016/j.sigpro.2010.10.001]
- [16] Li Y, Shen Y. Fuzzy c-means clustering based on spatial neighborhood information for image segmentation[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(2): 323-328.
- [17] Gong M G, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy c-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(2): 573-584. [DOI: 10.1109/TIP.2012.2219547]
- [18] Krishnapuram R, Keller J M. A possibilistic approach to clustering[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1993, 1(2): 98-110. [DOI: 10.1109/91.227387]
- [19] Pal N R, Pal K, Keller J M, et al. A possibilistic fuzzy C-means clustering algorithm[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2005, 13(4): 517-530. [DOI: 10.1109/TFUZZ.2004.840099]
- [20] Ojeda-Magafia B, Ruelas R, Corona-Nakamura M A, et al. An improvement to the possibilistic fuzzy c-means clustering algorithm [C]//*Proceedings of 2006 World Automation Congress*. Budapest: IEEE, 2006: 1-8. [DOI: 10.1109/WAC.2006.376056]
- [21] Zhang J S, Leung Y W. Improved possibilistic c-means clustering algorithms [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2004, 12(2): 209-217. [DOI: 10.1109/TFUZZ.2004.825079]
- [22] Kalhori M R N, Zarandi M H F, Turksen I B. A new credibilistic clustering algorithm[J]. *Information Sciences*, 2014, 279: 105-122. [DOI: 10.1016/j.ins.2014.03.106]
- [23] Zhang Y, Wang S T, Han B. Robust image segmentation based on improved fuzzy clustering algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(5): 911-917. [张杨, 王士同, 韩斌. 基于改进模糊聚类算法鲁棒的图像分割[J]. *中国图象图形学报*, 2008, 13(5): 911-917.] [DOI: 10.11834/jig.20080512]
- [24] Wu K L, Yu J, Yang M S. A novel fuzzy clustering algorithm based on a fuzzy scatter matrix with optimality tests[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(5): 639-652. [DOI: 10.1016/j.patrec.2004.09.016]
- [25] Dunn J C. A graph theoretic analysis of pattern classification via tamura's fuzzy relation [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernet*, 1974, 4(3): 310-313. [DOI: 10.1109/TSMC.1974.5409141]
- [26] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, PAMI-2(1): 1-8. [DOI: 10.1109/TPAMI.1980.4766964]
- [27] Zangwill W I. *Nonlinear Programming: A Unified Approach*[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1969.