

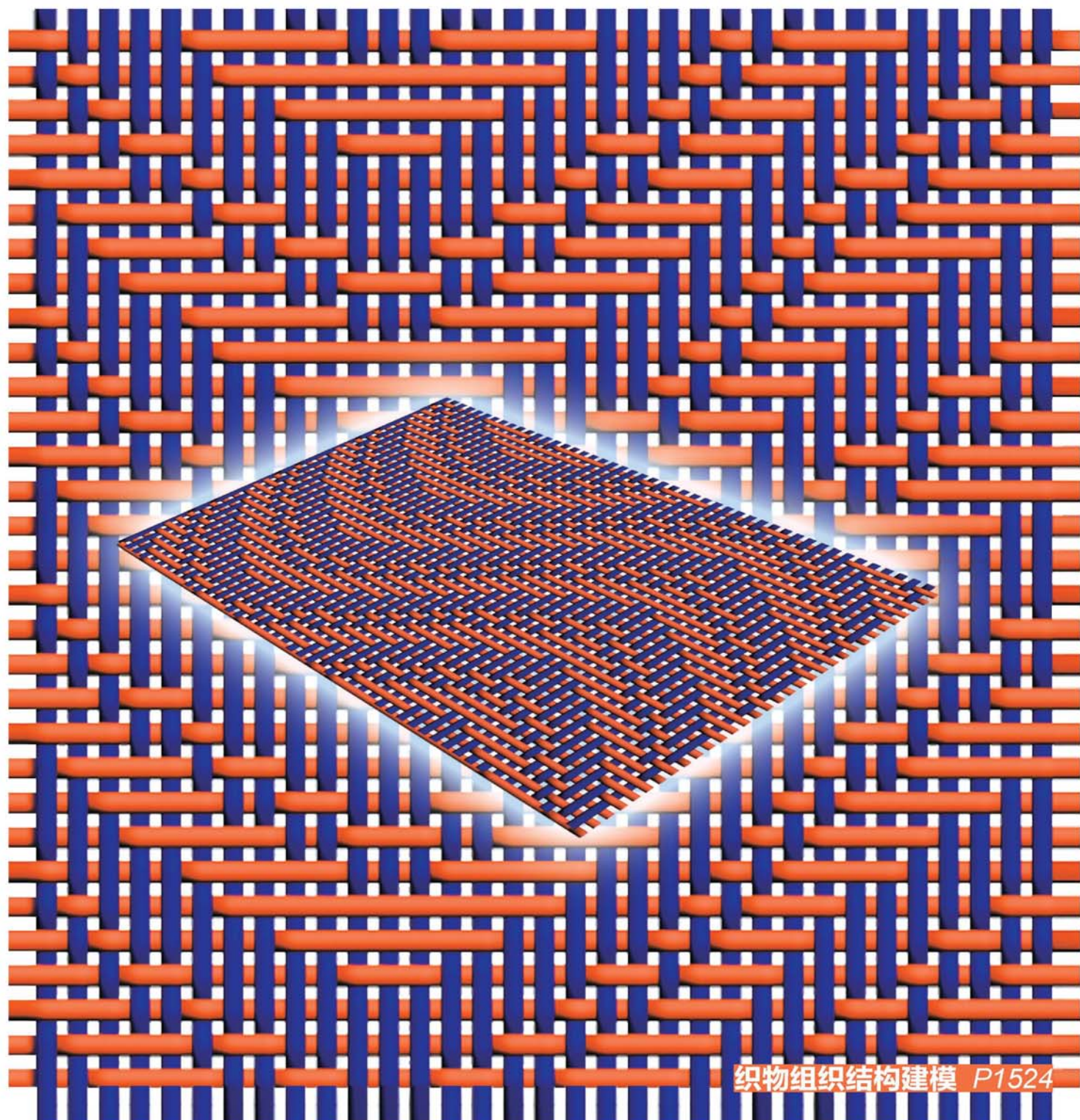


主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
10
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

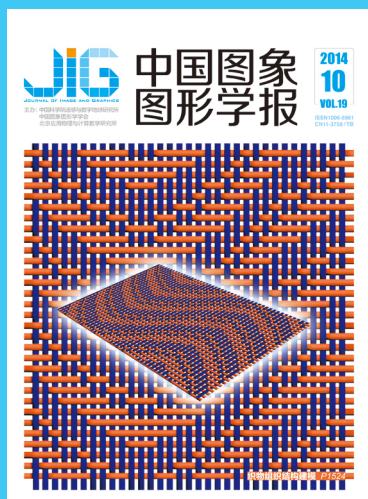


织物组织结构建模 P1524

中国图象图形学报

刊名题字：宋健

月刊（1996年创刊）



第19卷第10期（总第222期）

2014年10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

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 李小文

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@irsa.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 LI Xiaowen

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@irsa.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

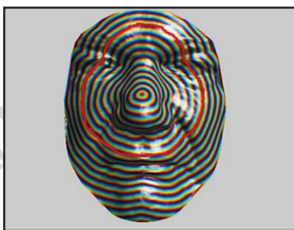
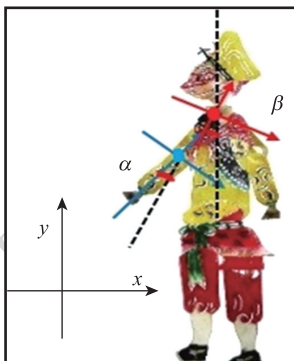
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元

自适应梯度重建分水岭分割
算法(第1430页)基于特征点针对表情变化的
3维人脸识别(第1459页)数字皮影的交互仿真和动画
绘制(第1490页)

综述

2维至3维图像/视频转换的深度图提取方法综述

李可宏, 姜灵敏, 龚永义 1393

图像处理和编码

优化参数化二元模映射信息隐藏

廖琪男, 柯琦, 赖振丹 1407

基于分数阶微积分的噪声检测和图像去噪

杨柱中, 周激流, 郎方年 1418

图像分析和识别

自适应梯度重建分水岭分割算法

张志禹, 孟令辉, 雷涛 1430

鲁棒空间约束的模糊聚类图像分割

刘金尧, 纪则轩 1438

灰度级信息的目标边界精确周长估算

吴秦, 周琪, 梁久祯 1449

基于特征点表情变化的3维人脸识别

李燕春, 达飞鹏 1459

图像理解和计算机视觉

曲率无穷范数约束的曲线3维重建

贺磊盈, 武传宇, 杜小强 1468

光照变化条件下的光流估计

刘骏, 祖静, 张瑜, 张红艳 1475

GPU近实时线性双目立体代价聚合

陈彬, 陈和平, 李晓卉 1481

计算机图形学

数字皮影的交互仿真和动画绘制

陈璇, 张明敏, 潘志夷 1490

遥感图像处理

由航空影像自动重建大范围3维地形

杨阿华, 李学军, 谢剑薇, 李东岳 1500

结合结构相似度的自适应多尺度SAR图像变化检测

崔莹, 熊博莅, 蒋咏梅, 匡纲要 1507

第11届全国智能CAD与数字娱乐学术会议专栏

特征驱动先验的归一化卷积超分辨率重建

徐枫, 严锡君, 黄陈蓉, 郑胜男, 黄凤辰, 徐立中 1514

机织物组织图的数学描述与3维几何建模

杨允出, 李基拓, 陆国栋 1524

虚拟手术流血模拟的GPU加速实现

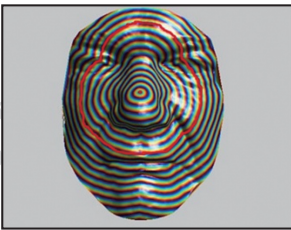
赖颢升, 向辉 1532

CONTENTS

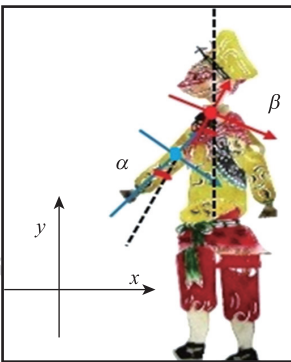
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Adaptive gradient reconstruction for watershed based image segmentation (P1430)



Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points(P1349)



Interaction and animation simulation of digital shadow play(P1490)

Review

- Depth map extraction methods in 2D-3D image/video conversion
Li Kehong, Jiang Lingmin, Gong Yongyi 1393

Image Processing and Coding

- Optimal parameterized binary modulo mapping steganography
Liao Qinan, Ke Qi, Lai Zhendan 1407
- Noise detection and image de-noising based on fractional calculus
Yang Zhuzhong, Zhou Jiliu, Lang Fangnian 1418

Image Analysis and Recognition

- Adaptive gradient reconstruction for watershed based image segmentation
Zhang Zhiyu, Meng Linghui, Lei Tao 1430
- Robust spatial factor based fuzzy clustering for image segmentation
Liu Jinyao, Ji Zexuan 1438
- Accurate perimeter estimation of target boundary based on gray-level information
Wu Qin, Zhou Qi, Liang Jiuzhen 1449
- Expression-insensitive 3D face recognition method based on facial fiducial points
Li Yanchun, Da Feipeng 1459

Image Understanding and Computer Vision

- Three dimensional curve reconstruction under the L-infinity norm of curvatures
He Leiying, Wu Chuanyu, Du Xiaoqiang 1468
- Optical flow estimation method under the condition of illumination change
Liu Jun, Zu Jing, Zhang Yu, Zhang Hongyan 1475
- Near real time linear stereo cost aggregation on GPU
Chen Bin, Chen Heping, Li Xiaohui 1481

Computer Graphics

- Interaction and animation simulation of digital shadow play
Chen Xuan, Zhang Mingmin, Pan Zhigeng 1490

Remote Sensing Image Processing

- Automatic reconstruction of large area 3D terrain from aerial imagery
Yang Ahua, Li Xuejun, Xie Jianwei, Li Dongyue 1500
- Multi-scale approach based on structure similarity for change detection in SAR images
Cui Ying, Xiong Boli, Jiang Yongmei, Kuang Gangyao 1507

Column of CIDE'2014

- Normalized convolution based super-resolution reconstruction using feature-driven prior
Xu Feng, Yan Xijun, Huang Chenrong, Zheng Shengnan, Huang Fengchen, Xu Lizhong 1514
- Mathematical expression and 3D geometrical modeling of weave diagram
Yang Yunchu, Li Jituo, Lu Guodong 1524
- Bleeding simulation of virtual surgery implemented on GPU
Lai Haosheng, Xiang Hui 1532

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)10-1438-11

论文引用格式: Liu J Y, Ji Z X. Robust spatial factor based fuzzy clustering for image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(10): 1438-1448. [刘金尧, 纪则轩. 鲁棒空间约束的模糊聚类图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(10): 1438-1448.] [DOI: 10. 11834/jig. 20141005]

鲁棒空间约束的模糊聚类图像分割

刘金尧, 纪则轩

南京理工大学计算机科学与工程学院, 南京 210094

摘要: 目的 为进一步提高分割精度, 在模糊聚类的基础上引入统计信息, 提出一种鲁棒型空间约束的模糊聚类分割算法。方法 基于局部空间信息的先验概率与后验概率, 提出一种新型空间约束项, 并通过卷积操作提高运行效率; 进而引入负对数联合概率作为测度函数, 进一步提高算法对于各像素点所属类别的甄别能力; 同时将测度函数与空间约束项整合至目标函数中, 通过迭代更新各参数达到最小化目标函数的目的。结果 对于合成图像的实验结果表明, 本文算法对于噪声类型和噪声强度具有较强的鲁棒性; 对于彩色图像的实验结果表明, 在适当的特征描述符的辅助下, 本文算法也能够获得令人满意的分割结果和较高的分割精度。结论 本文算法克服了现有算法的缺陷, 进一步提升了图像的分割精度。其适用于分割带噪声图像, 且在适当纹理特征的辅助下分割彩色图像, 与同类算法的比较实验结果验证了本文算法的有效性。

关键词: 图像分割; 模糊聚类; 空间信息; 彩色图像

Robust spatial factor based fuzzy clustering for image segmentation

Liu Jinyao, Ji Zexuan

School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: **Objective** Fuzzy clustering-based methods and statistical models have been widely used for image segmentation. To improve segmentation accuracy, this study develops a novel robust spatial factor-based fuzzy clustering algorithm by introducing statistical information into the fuzzy objective function. **Method** A novel spatial factor is proposed to overcome the impact of noise on images. The proposed spatial factor is constructed based on the posterior and prior probabilities by incorporating the spatial information between neighboring pixels. It acts as a linear filter that smoothens and restores noise-corrupted images. The proposed spatial factor is fast, easy to implement, and capable of preserving details. The negative logarithm joint probability, which serves as a dissimilarity function, considers the prior probabilities and thus improves the capability to identify the class of each pixel. Integrating the dissimilarity function and novel spatial factor into the fuzzy objective function, we can obtain the final segmentations by iteratively minimizing the objective function. **Result** The comparison results on synthetic images demonstrate that the proposed algorithm can realize accurate segmentation and strong de-noising. The comparison results on color images demonstrate that the proposed algorithm can produce satisfactory segmentation results and accuracies by utilizing the suitable feature descriptor. **Conclusion** The proposed algorithm address the drawbacks of current segmentation algorithms and further improve the accuracy for image segmentation. It outperforms state-of-the-art segmentation approaches in

收稿日期: 2014-05-21; 修回日期: 2014-06-18

基金项目: 国家自然科学基金项目(61401209); 江苏省自然科学基金青年基金项目(BK20140790); 中国博士后科学基金项目(2013M531364)

第一作者简介: 刘金尧(1990—), 男, 现为南京理工大学计算机软件工程专业硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。

E-mail: liujinyao06@163.com

通信作者: 纪则轩, E-mail: jizexuan@njust.edu.cn

terms of accuracy. The proposed algorithm applies to image with noise and color image in aid of texture features.

Key words: image segmentation; fuzzy clustering; spatial information; color images

0 引言

图像分割是指把图像分成具有不同特性的区域并提取感兴趣的目标,它是图像处理分析的关键步骤,图像分割结果的精确程度对后续处理有着重要影响。针对图像处理领域的热点及难点问题,国内外学者对图像分割进行了广泛而深入地研究并提出了大量算法,其中基于模糊聚类和基于概率统计的方法是图像分割领域中的研究热点。

模糊C均值聚类FCM(fuzzy C-means)算法^[1]作为一种无监督聚类算法已成功地应用在图像分割领域,该算法的主要目的在于将向量空间的样本点按照某种距离度量划分成一定数量的子空间。然而标准的FCM算法在图像分割中未能考虑各个点的灰度特征及其邻域像素的关联程度,导致了其对于噪声十分敏感。因此,为了提高算法的抗噪能力,大多数算法都是在标准FCM算法基础上引入局部空间信息。Pham等人^[2]在FCM目标函数的基础上,引入空间约束项,使算法在迭代过程中估计空间平滑的隶属度函数。Liew等人^[3]虽然也是在传统FCM目标函数中引入空间约束项,但是该算法的抗噪能力有限,且其空间约束计算较为复杂,需要通过多重迭代才能完成。Cai等人^[4]引入了一种新的局部相似性的度量算法,将局部空间距离和灰度差相结合,虽然在一定程度上减弱了图像边缘的模糊,但该算法引入的控制参数无法通过实验自动获取,且分割精度也并不理想。Chen和Zhang^[5]通过高斯核函数把输入模式空间映射到一个高维特征空间,同时引入邻域空间约束信息,并在高维特征空间中进行模糊C均值聚类。为了进一步提高算法对于噪声的鲁棒性并降低算法开销,Krinidis和Chatzis^[6]提出了模糊局部信息C均值聚类算法FLICM,避免了算法中所涉及到的平衡参数的设置。

另一方面,作为统计理论中的经典模型,高斯混合模型GMM(Gauss mixture model)也广泛应用于图像分割领域。该模型将图像建立成几个不同高斯分布的混合模型,并通过期望最大化算法EM估计观测图像的最大似然函数,最终得到各个参数的迭代更新公式^[7]。然而,这类GMM-EM模型缺少局部空间信

息的约束,这使得算法对于噪声十分敏感。为了克服上述缺陷,马尔可夫随机场MRF(Markov random field)的引入成为流行^[8-10]。Displaros等人^[8]提出了一种新的基于EM算法和MRF模型的泛化模型SCGM-EM,该算法基于KL(Kullback-Leibler)散度的熵测度定义了一种新的伪似然函数度量算法。为了进一步克服传统空间变化有限混合模型过平滑的缺陷,Nikou等人^[9]提出了一种自适应等级的空间变化有限混合模型DCA-SVFMM,在MRF中考虑到了不同方向的影响。大多数基于MRF模型的改进算法中,由于在学习阶段先验分布的引入,导致EM算法中的M步往往不能直接用于模型的参数估计,Nguyen和Wu^[10]提出了一种快速鲁棒的空间约束GMM算法(FRSCGMM)以克服上述缺陷。然而,现有大多数基于统计模型的分割算法仍然面临诸多问题,例如对于噪声不够鲁棒,运算开销较大等。

近年来,将统计模型与模糊聚类算法相结合的分割算法,以其兼容各算法的独特优势得到了广泛应用。Tran等人^[11]首次提出了模糊GMM的概念,将模糊聚类与GMM进行了有效的结合,来增强算法对于数据中不确定性的描述;Zeng等人^[12]则从二型模糊集方面对GMM进行改进并提出了二型模糊GMM模型。Chatzis和Varvarigou^[13]通过隐式马尔可夫随机场(HMRF)描述图像的空间信息,并将其引入到模糊聚类的目标函数中,提出了基于HMRF模型的模糊C均值聚类算法(HMRFFCM)。Zhang等人^[14]在FCM与学生 t 分布的基础上,通过KL散度约束模糊目标函数,提出了基于学生 t 分布和均值模版的模糊聚类算法(TMTFCM)。尽管此类算法进一步提升了图像的分割精度,然而在图像细节纹理保持方面仍然存在不足。

综上所述,基于模糊聚类的分割算法与基于统计模型的分割算法均通过不同形式引入空间约束信息以提高算法的抗噪性以及对于纹理的描述能力。然而,大多数算法仍然存在如下共性的缺陷:有限的噪声鲁棒性,较高的运算开销,易出现过分割过平滑的现象,对于图像细节纹理分割的精度有限。为了克服上述缺陷,提出一种新的鲁棒型空间约束的模糊聚类分割算法。首先,引入负对数似然函数与负对数先验概率之和作为测度函数;其次,基于先验概

率和隐式后验概率提出一种全新的空间约束项,并通过卷积操作提高算法的运行效率;最后,将测度函数与空间约束项有机地整合至目标函数中,通过迭代更新各参数达到最小化目标函数的目的,并最终得到分割结果。实验结果验证了本文算法的有效性。

1 经典模型

1.1 模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类算法将由 N 个维数为 D 的样本组成的数据集 $I = \{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 通过最小化 x_i 基于隶属度函数的二次目标函数划分为 K 类。假设隶属度函数为 $U = \{u_{ik}\} \in \mathbf{R}^{K \times N}$, 其中 $u_{ik} \in [0, 1]$ 为点 x_i 属于第 k 类的隶属度,且满足约束 $\sum_{k=1}^K u_{ik} = 1$, 其目标函数为

$$J_{\text{FCM}} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik}^m d_{ik} \quad (1)$$

式中,模糊系数 $m \in (1, \infty)$, d_{ik} 是点 x_i 与聚类中心 v_k 之间的距离函数,标准 FCM 算法中往往采用欧氏距离作为测度。

Ichihashi 等人^[15]在 FCM 的基础上,引入了 KL 测度,提出了基于 KL 测度的模糊 C 均值聚类算法 (KLFCM),目标函数为

$$J_{\text{KLFCM}} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik} d_{ik} + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik} \log_2 \left(\frac{u_{ik}}{\pi_k} \right) \quad (2)$$

式中, π_k 为类别 k 的先验概率, λ 为控制模糊隶属度的模糊系数。在此基础上, Chatzis 和 Varvarigou^[13]将隐式马尔可夫模型引入到 KLFCM 目标函数中,提出了 HMRF-FCM 算法; Zhang 等人^[14]引入了均值模板约束来描述空间信息,并采用基于学生 t 分布的距离测度,提出了 TMTFCM 算法。

1.2 高斯混合模型

高斯混合模型是用来逼近图像直方图的概率模型,图像灰度直方图反映的是图像中某个灰度值出现的频数,也可以认为是图像灰度概率密度的估计。设图像 $I = \{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$ 可以分为 K 个不同区域 ($\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_K$), 在直方图中即体现为 K 个峰值。第 k ($k = 1, 2, \dots, K$) 个区域的灰度服从以 θ_k 为参数的高斯分布,则整个图像可以用这 K 个统计模型的混合统计模型来表示,即将直方图的多峰特性

看做是多个高斯分布的叠加,用以解决图像的分割问题,其相应的密度函数表示为

$$f(x_i | \Pi, \Theta) = \sum_{k=1}^K \pi_{ik} N(x_i | \theta_k) \quad (3)$$

式中, $\Pi = \{\pi_{ik} | i = (1, 2, \dots, N), k = (1, 2, \dots, K)\}$ 为像素点 x_i 在区域 Ω_k 中对应的先验分布概率,且满足 $0 \leq \pi_{ik} \leq 1$ 和 $\sum_{k=1}^K \pi_{ik} = 1$; $N(x_i | \theta_k)$ 为服从 θ_k 参数的高斯分布。高斯混合模型假设每个像素相互独立,则全图的联合条件密度函数为

$$p(X | \Pi, \Theta) = \prod_{i=1}^N f(x_i | \Pi, \Theta) = \prod_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \pi_{ik} N(x_i | \theta_k) \quad (4)$$

为了提高 GMM 对于噪声的鲁棒性,一般引入马尔可夫随机场来描述空间相关信息,即

$$p(\Pi) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\frac{1}{T} U(\Pi) \right\} \quad (5)$$

式中, Z 为正则常数, T 为归一化常数, $U(\Pi)$ 为平滑先验信息。在此基础上,根据贝叶斯准则, GMM-MRF 模型通过 EM 算法最大化后验概率函数,迭代更新相关参数,并得到最终的分割结果。

目前大多数基于 GMM-MRF 的算法中,均是通过采用不同的能量函数 $U(\Pi)$ 以提高算法的分割精度。其中, DCA-SVFMM^[8]在引入空间信息的同时,考虑到了不同方向空间信息的影响,提出一种自适应方向的能量函数

$$U(\Pi) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K \sum_{s=1}^S \left[\frac{\log_2 \beta_{ks}^2}{2} - \frac{\sum_{l \in \mathcal{O}_i} (\pi_{lk} - \pi_{lk})^2}{2\beta_{ks}^2} \right] \quad (6)$$

式中, β_{ks} 为可变参量,用于控制各个方向对于能量函数的影响, S 为空间信息的方向数量。一般设定 $S=4$, 即考虑到 4 个方向的影响,包括水平方向、垂直方向以及 2 个对角线方向, $\mathcal{O}_i$ 为像素点 x_i 的局部邻域, π_{mk} 为局部邻域内点 l 属于第 k 类的先验概率。

2 本文算法

本文提出了一种鲁棒型空间约束的模糊 C 均值 (RSFCM) 聚类图像分割算法。基于局部空间信息的先验概率与后验概率,提出一种新型空间约束项

$$F_{ik}^{(t)} = \exp \left[\beta \times \text{mean}_{l \in \mathcal{O}_i} \left(\frac{\pi_{lk}^{(t)} + z_{lk}^{(t)}}{2} \right) \right] \quad (7)$$

式中, β 为平滑参数, 用于控制空间约束项的影响; t 为迭代次数; $\pi_{ik}^{(t)}$ 与 $z_{ik}^{(t)}$ 分别为第 t 次迭代过程中局部邻域内点 l 属于第 k 类的先验概率与后验概率。从中发现, 本文空间约束项具有简单易实现的特点, 一般采用均值滤波即可实现空间信息的约束。需要指出的是, 传统方法往往是根据图像局部邻域在不同类别下的先验概率或距离测度构造局部邻域的。基于先验概率的局部邻域构造方法往往对于算法的初始化具有较强的依赖性, 当算法初始化较差时, 局部邻域对于当前点的所属类别影响具有较大的偏差, 且算法在迭代过程中的纠正能力较弱, 使得算法无法获得满意的结果, 例如 HMRFFCM^[13] 算法和 DCASVFMM^[9] 算法; 基于距离测度的局部邻域构造算法虽然在一定程度上提高了算法对于初始化的鲁棒性, 但是对于距离测度本身又十分敏感, 即当像素点为噪声点时, 基于距离测度的算法往往容易失效, 这就约束了算法的抗噪性能, 例如 FLICM^[6] 算法和 TMTFCM^[14] 算法。与 SCGMEM^[8] 算法和 FR-SCGMM^[10] 算法类似, 本文算法同时引入图像局部邻域在不同类别下的先验与后验概率, 后验概率由先验概率与似然信息计算而得, 因此本文算法隐式地引入了距离测度(似然信息), 一方面可以在一定程度上克服传统基于先验概率构造局部邻域算法对于初始化的过分依赖, 另一方面提高了传统基于距离测度局部邻域构造算法的抗噪性。因此, 本文算法能够更好地保持图像的局部细节信息。

基于马尔可夫随机场概率的平均场近似算法^[12], 将上述新型空间约束项引入到模糊聚类目标函数中, 得到

$$J_{\text{RSFFCM}} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik}^m D_{ik} - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K F_{ik} \log_2(\pi_{ik}) \quad (8)$$

式中, 右边第 1 项为数据项, 第 2 项为平滑项。定义距离函数 D_{ik} 为像素点 $\mathbf{x}_i$ 在第 k 类的负对数似然函数与负对数先验概率之和, 即

$$D_{ik}(\theta_k) \triangleq -(\log p(\mathbf{x}_i | \theta_k) + \log p(\mathbf{x}_i)) \quad (9)$$

式中, $p(\mathbf{x}_i)$ 为像素点 $\mathbf{x}_i$ 的先验概率, 一般为 $p(\mathbf{x}_i) = \pi_{ik}$; $p(\mathbf{x}_i | \theta_k)$ 为像素点 $\mathbf{x}_i$ 的似然函数, 该函数一般为满足参数 θ_k 的高斯分布

$$p(\mathbf{x}_i | \theta_k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}}} \frac{1}{|\boldsymbol{\Sigma}_k|^{\frac{1}{2}}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}[\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k]^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1}(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k)\right\} \quad (10)$$

式中, $\theta_k = \{\boldsymbol{\mu}_k, \boldsymbol{\Sigma}_k\}$, $k = (1, 2, \dots, K)$, $\boldsymbol{\mu}_k$ 为 D 维聚类中心即各类别特征均值, $D \times D$ 矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ 为协方差矩阵, $|\boldsymbol{\Sigma}_k|$ 为协方差矩阵的势。

需要指出的是, 本文算法采用了与 SCGMEM^[8] 算法和 FRSCGMM^[10] 算法相似的局部邻域构造思路, 均是通过对先验概率与后验概率进行滤波操作得到局部邻域约束项, 不同在于距离函数 D_{ik} 的构造: SCGMEM^[8] 算法和 FRSCGMM^[10] 算法均是基于对数似然信息构造距离函数的, 而本文算法在对数似然函数的基础上引入了对数先验概率, 进一步提高了算法对于各像素点所属类别的甄别能力。

根据式(8)(9)发现, 先验概率 π_{ik} 与隶属度函数 u_{ik} 之间的关系隐藏于距离函数 D_{ik} 中, 为了进一步明确二者之间的关系, 式(8)可以重新写为

$$J_{\text{RSFFCM}}(\mathbf{I} | \mathbf{U}, \boldsymbol{\Pi}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{F}) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik}^m (-\log p(\mathbf{x}_i | \theta_k)) - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K u_{ik}^m \log(\pi_{ik}) - \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^K F_{ik} \log(\pi_{ik}) \quad (11)$$

式中, $\mathbf{I}$ 为输入图像, $\mathbf{U}, \boldsymbol{\Pi}, \boldsymbol{\Theta}, \mathbf{F}$ 为待更新矩阵变量, 分别为隶属度函数、先验概率、高斯核参数以及空间约束项。

类似于传统的 FCM 算法, 采用拉格朗日数乘法通过迭代更新参数的策略最小化目标函数 J_{RSFFCM} , 并得到最终的分割结果。具体过程如下:

隶属度函数的更新公式可以通过在 $\sum_{k=1}^K u_{ik} = 1$ 的约束下, 最小化目标函数 J_{RSFFCM} , 采用拉格朗日数乘法可以得到

$$J_u = J_{\text{RSFFCM}} + \lambda \left(1 - \sum_{k=1}^K u_{ik}\right) \quad (12)$$

J_u 对 $u_{ik}^{(t+1)}$ 求导设为零, 并将其代入约束项 $\sum_{k=1}^K u_{ik} = 1$, 可以得到隶属度函数的更新公式为

$$\boldsymbol{\mu}_{ik}^{(t+1)} = \left\{ \sum_{j=1}^K \left[\left(\frac{d_{ik}^{(t)}}{d_{ij}^{(t)}} - \log \frac{\pi_{ik}^{(t)}}{\pi_{ij}^{(t)}} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right] \right\}^{-1} \quad (13)$$

为了获得聚类中心以及协方差矩阵的更新公式, 仅需求解 $\partial J_{\text{RSFFCM}} / \partial \boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)} = 0$ 和 $\partial J_{\text{RSFFCM}} / \partial \boldsymbol{\Sigma}_k^{(t+1)} = 0$, 得到

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m} \quad (14)$$

$$\mathbf{z}_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ik}^{m(t)} [\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(t)}][\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_k^{(t)}]^T}{\sum_{i=1}^N u_{ik}^{m(t)}} \quad (15)$$

隐式变量 z_{ik} 即条件期望值的更新公式

$$z_{ik}^{(t+1)} = \frac{\pi_{ik}^{(t)} p(\mathbf{x}_i | \theta_k^{(t)})}{\sum_{k=1}^K \pi_{ik}^{(t)} p(\mathbf{x}_i | \theta_k^{(t)})} \quad (16)$$

基于 $\sum_{k=1}^K \pi_{ik} = 1$ 的约束,引入拉格朗日乘子 η_i ,可以得到

$$\frac{\partial}{\partial \pi_{ik}^{(t+1)}} \left[J_{\text{RSFFCM}} - \sum_{i=1}^N \eta_i \left(\sum_{k=1}^K \pi_{ik}^{(t+1)} - 1 \right) \right] = 0 \quad (17)$$

通过推导并将其带回到约束项中可以得到先验概率的更新公式为

$$\pi_{ik}^{(t+1)} = \frac{u_{ik}^{m(t)} + F_{ik}^{(t)}}{\sum_{i=1}^K (u_{il}^{m(t)} + F_{il}^{(t)})} \quad (18)$$

综上所述,本文提出的 RSFFCM 图像分割算法的流程可以总结如下:

1) 初始化。设定聚类类别数目,空间邻域大小以及空间约束项的平滑参数;采用 K 均值聚类初始化聚类中心,并基于初始化聚类中心,初始化协方差矩阵、隶属度函数以及先验概率。

2) 更新参数:

(1) 根据式(13)更新隶属度函数;

(2) 根据式(16)更新隐式变量;

(3) 根据式(18)更新先验概率;

(4) 根据式(7)更新空间约束项;

(5) 根据式(14)(15)分别更新聚类中心和协方差矩阵。

3) 检查结束条件是否满足。检测迭代停止条件是否满足:若满足,停止迭代得到最终分割结果;否则返回步骤2)。

3 实验结果

为了验证本文算法的优越性,对合成图像和彩色图像分别使用本文算法与相关算法的分割结果进行比较实验,比较算法包括:3种基于模糊聚类的分割算法(HMRFFCM^[13]、FLICM^[6]、TMTFCM^[14])以及3种基于统计模型的分割算法(DCASVFMM^[9]、SCGMEM^[8]、FRSCGMM^[10])。

如无特殊说明,本文算法对于所有测试图像均

采用如下参数设定:模糊度系数 $m=2$,均值滤波窗口大小为 3×3 ,平滑参数 $\beta=4$,迭代终止条件阈值 $\varepsilon=0.0001$,最大迭代次数为100。从中发现,与传统的FCM算法相比,本文算法需要额外设定均值滤波窗口大小与平滑参数 β ,一般滤波窗口越大或平滑参数越大,分割结果越平滑,同时分割结果对于细节的保持能力也越差,本章参数设定的讨论详见第4节。其他各比较算法的参数设定为:1) HMRFFCM:模糊度系数 $\lambda=3$,采用二阶8邻域信息计算隐式马尔可夫随机场。2) FLICM:模糊度系数 $m=2$,邻域窗口大小为 3×3 。3) TMTFCM:模糊度系数 $m=2$,邻域空间影响权重 $\alpha=1$,邻域窗口大小为 3×3 。4) DCASVFMM:空间信息的方向数量 $S=4$,邻域窗口大小为 3×3 。5) SCGMEM:后验概率影响权重 $\beta=0.5$ 。6) FRSCGMM:平滑系数 $\beta=12$,邻域窗口大小为 5×5 。上述各比较算法所涉及到的参数均是根据相应参考文献中的指导进行设定,且通过实验发现,相关算法往往在对应参数下才能获得最佳的分割结果。需要指出的是,无论是本文算法还是本文所采用的比较算法,都需要事先手工设定分类数目 K 。

为了对实验结果进行定量分析,针对合成灰度图像和自然彩色图像采用如下测度准则进行分割精度的度量。

对于合成图像,采用正确分类率 CCR^[8] 作为度量准则量化评估各算法的分割效果,其定义为

$$\text{CCR} = \sum_{k=1}^K \frac{|\mathbf{g}_k \cap \mathbf{s}_k|}{|\mathbf{G}|} \quad (19)$$

式中, $\mathbf{g}_k$ 为标准分割结果的第 k 类, $\mathbf{s}_k$ 为算法分割结果中的第 k 类,且 $\mathbf{G} = \bigcup_{k=1}^K \mathbf{g}_k$, $|\cdot|$ 表示相应区域中的像素点个数。 $\text{CCR} \in [0, 1]$, CCR 越高说明分割精度越准确。

对于彩色图像,采用概率边缘指数 PRI^[9] 作为度量准则量化评估各算法的分割效果,其定义为

$$\text{PRI}(\mathbf{S}_s, \mathbf{S}_g) =$$

$$\frac{2}{N(N-1)} \sum_{\substack{i,j \\ i < j}} [c_{ij} p_{ij} + (1 - c_{ij})(1 - p_{ij})] \quad (20)$$

$\mathbf{S}_g = \{S_1, S_2, \dots, S_M\}$ 为 M 个标准分割结果, $\mathbf{S}_s$ 为实际分割结果。如果算法分割结果中点 i 与点 j 属于同一类别,则 $c_{ij}=1$;反之则 $c_{ij}=0$ 。 p_{ij} 为标准分割结果中点 i 与点 j 属于同一类别的概率。同样, $\text{PRI} \in [0, 1]$, PRI 越高说明分割精度越准确。

3.1 合成图像

图 1 给出了合成图像分割结果的比较。图 1(a) 为原始无噪声图像,图像大小为 128×128 像素,其中包含 4 类;在此基础上,加入方差为 0.05 的噪声得到图 1(b);图 1(c)~(i) 为各算法分割结果。

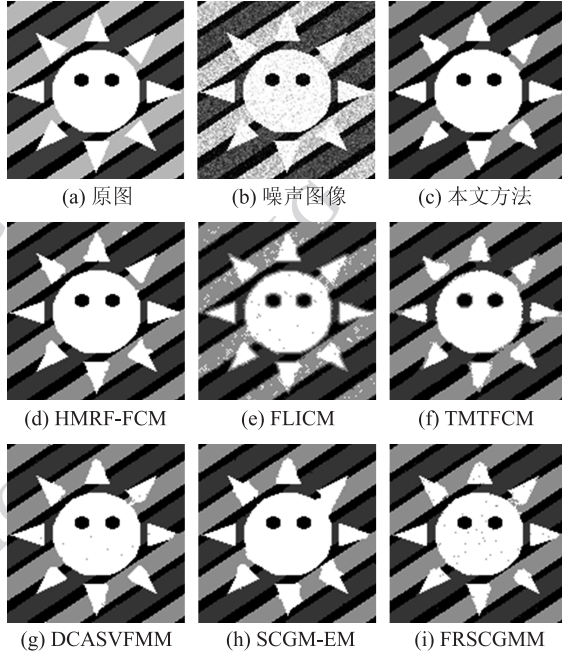


图 1 合成图像分割结果比较

Fig. 1 Comparison of the synthetic image segmentation

从图 1 可以发现,FLICM 与 TMTFCM 由于均采用了基于距离测度的方法构造局部邻域信息,当像素点为噪声时,此类算法往往无法有效地对噪声点进行划分,且噪声点邻域内其他各点的分类结果容易受到噪声点的影响,导致此类算法的抗噪能力较低;SCGM-EM 与 FRSCGMM 算法通过后验概率与先验概率共同作用构造局部邻域,提升了算法的抗噪能力,但是由于仅仅采用对数似然函数作为测度,导致算法对于边缘像素点的甄别能力不强,其对应的分割结果中边缘区域出现较多误分类现象;DCASVFMM 算法尽管考虑到了邻域内不同方向像素点的不同影响,但是对于高噪声区域的分割精度仍然有限;HMRF-FCM 算法尽管具有较好的分割精度,但是由于 MRF 自身的缺陷,该算法往往容易出现过分割的现象。相比较而言,本文算法能够更好地克服图像中噪声对于分割结果的影响,保留更多的图像细节,视觉上得到了较好的分割结果。为了进一步验证本文算法在噪声克服方面的优越性,对 6 幅合成图像(图像来源: <http://siddhantahuja.wordpress.com/2009/11/21/segmentation-dataset/>) 分别加入不同强度的高斯噪声、椒盐噪声以及斑点噪声,并对其分割精度进行评估,如表 1 示。

表 1 合成图像分割精度比较(均值 $\pm$ 方差)

Table 1 Comparison of segmentation accuracy on synthetic images (mean $\pm$ variance)

方法	高斯噪声 0.04	高斯噪声 0.08	椒盐噪声 0.04	椒盐噪声 0.08	斑点噪声 0.04	斑点噪声 0.08
HMRF-FCM	0.995 5 ± 0.003 7	0.994 2 ± 0.004 8	0.972 7 ± 0.003 2	0.945 0 ± 0.006 1	0.978 8 ± 0.018 2	0.952 3 ± 0.025 0
FLICM	0.930 3 ± 0.043 3	0.926 1 ± 0.048 6	0.964 6 ± 0.012 8	0.935 8 ± 0.013 0	0.906 8 ± 0.069 1	0.861 0 ± 0.079 3
TMTFCM	0.926 5 ± 0.080 2	0.921 2 ± 0.081 9	0.967 9 ± 0.010 0	0.946 0 ± 0.027 1	0.947 8 ± 0.048 7	0.943 7 ± 0.036 2
DCASVFMM	0.995 4 ± 0.004 2	0.964 2 ± 0.045 1	0.972 7 ± 0.003 3	0.944 7 ± 0.005 8	0.988 3 ± 0.017 1	0.913 6 ± 0.121 0
SCGM-EM	0.992 7 ± 0.010 2	0.988 9 ± 0.017 2	0.979 9 ± 0.005 0	0.964 9 ± 0.006 4	0.989 6 ± 0.015 1	0.928 4 ± 0.116 5
FRSCGMM	0.993 1 ± 0.007 6	0.971 5 ± 0.030 0	0.985 6 ± 0.003 3	0.942 8 ± 0.006 8	0.988 4 ± 0.016 0	0.906 7 ± 0.121 8
RSFFCM	0.997 4 ± 0.001 8	0.993 2 ± 0.003 4	0.994 6 ± 0.001 1	0.983 4 ± 0.015 5	0.990 2 ± 0.001 6	0.976 8 ± 0.008 2

由表 1 可以看出,与同类算法相比,尽管本文算法对于 0.08 高斯噪声下的平均分割精度略低于 HMRF-FCM 算法,但从整体表现而言,本文算法对于噪声具有较强的鲁棒性,无论何种噪声类型以及噪声强度,本文算法均能获得较为满意的分割精度。

3.2 彩色图像

需要指出的是,为了克服图像中噪声的影响,上述各算法包括本文算法虽然均引入了不同形式的局部邻域信息,但是该局部邻域信息并未针对彩色图像纹理进行处理,为了更好地分割彩色图像,需要引入一些纹理特征,采用 Lab 彩色图像空间特征,并基于 L 通道特征根据文献[16]提取图像的纹理特征,图 2 给出了本文所使用的特征图像。因此,对于一幅待分割彩色图像,本文以上述 4 种特征构建特征矩阵,并在此基础上进行分割。

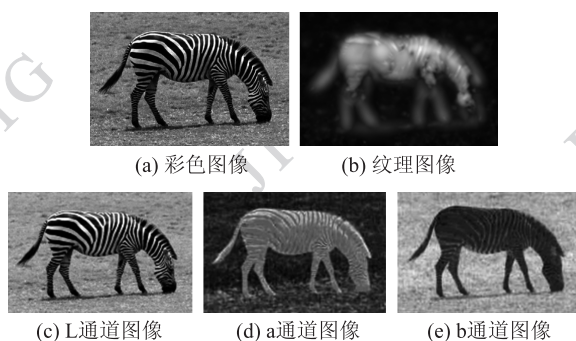


图 2 彩色图像的纹理特征及 Lab 空间特征

Fig. 2 Color image texture features and Lab spatial characteristics

为了保证比较实验的公平性,本节中首先对本文算法以及 HMRF-FCM、FLICM、TMTFCM、DCASVFMM、SCGM-EM 和 FRSCGMM 采用相同的特征矩阵,对彩色图像图 2(a)进行分割,分割结果如图 3 所示。

从图 3 可以看出,由于传统 MRF 自身的缺陷, HMRF-FCM 算法容易出现过分割的现象;FLICM 采用了基于距离测度的方法构造局部邻域信息,导致算法对于目标与背景纹理相似区域的甄别能力有限,出现了欠分割现象,无法有效区分“斑马腿部”区域与背景;TMTFCM 算法在距离测度的基础上引入了均值滤波,克服了 FLICM 算法的欠分割缺陷,但是限于均值滤波描述纹理的能力有限,该算法很难区分“斑马”及“斑马阴影”之间的差别;DCASVFMM 算法尽管考虑到了邻域内不同方向像素点的不同影响,但是很难避免欠分割问题的出现,对于“斑马”目标中较粗的黑白线条无法进行有效区分;

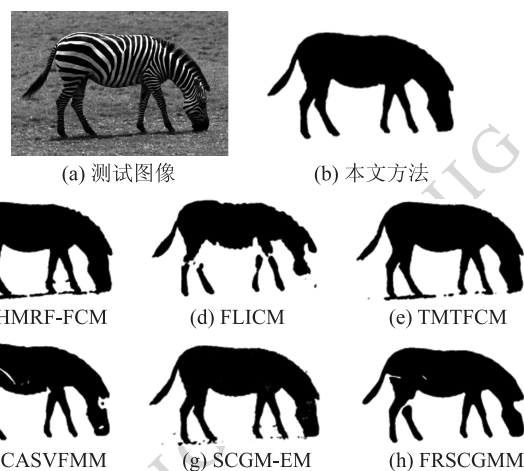


图 3 彩色自然图像分割结果比较

Fig. 3 Comparison of natural color image segmentation results

SCGM-EM 与 FRSCGMM 由于仅仅采用对数似然函数作为测度,导致算法对于边缘像素点的甄别能力不强,其对应的分割结果中边缘区域出现较多误分类现象;SCGM-EM 容易导致过分割结果,且算法对于平滑区域中的噪声克服能力有限;FRSCGMM 由于其空间约束信息的过平滑性,导致算法出现了欠分割的现象。相比较而言,本文算法在视觉上获得了最好的分割结果,且与主观分割结果基本保持一致。

为了进一步体现本文算法在彩色图像分割方面的优越性,采用伯克利图像分割库(BSD)^[17]中的图像进行实验(图像来源: <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>)。实验中,首先将本文算法与目前彩色图像分割领域较为流行的算法进行比较(包括 Mean Shift 算法^[18]、基于图论的分割方法 NCuts(normalized cuts)^[19]、基于数据压缩的纹理合并算法 CTM(compression-based texture merging)^[20],以及基于最大化后验概率和最大化似然函数的算法 MAP-ML^[21]),并采用 PRI 进行量化比较,最后给出使用本文算法对多幅自然图像的分割结果。

图 4、图 5 分别给出了上述 4 种比较算法以及本文算法在 4 幅大小为 481 × 321 像素和 321 × 481 像素的彩色图像的分割结果。从图 4、图 5 看出,分割结果基本表征了彩色图像中的目标与背景,有效地将二者分离,视觉效果也基本符合人们的主观分割。表 2 列出了各算法分割结果精度 PRI 值,本文方法无论是视觉效果还是分割精度均取得了较为理想的结果。

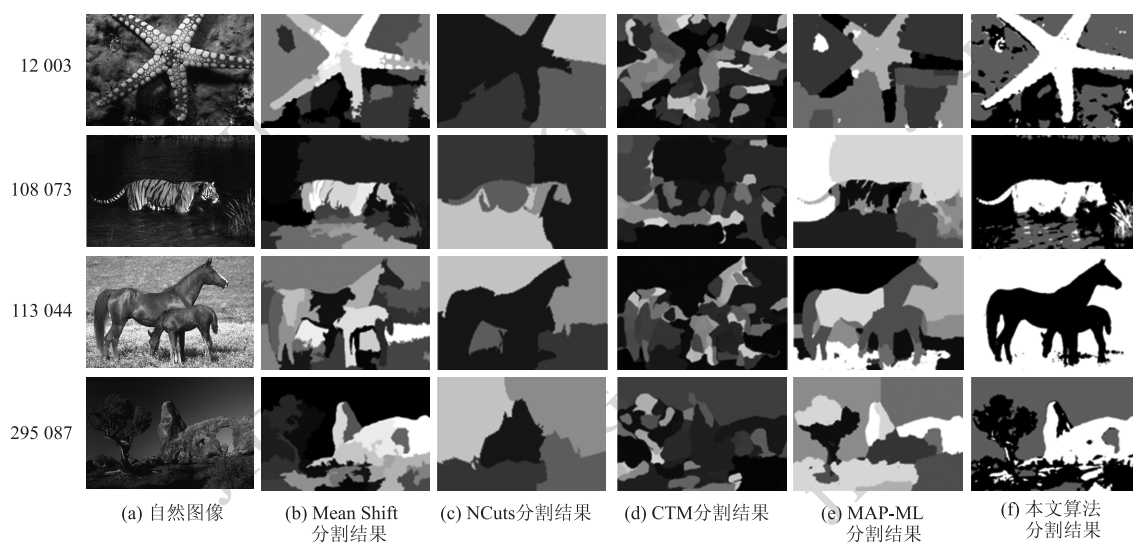
图 4 5 种算法对大小为 481×321 像素自然图像的分割结果比较

Fig. 4 Comparison of natural color image segmentation results using five kinds of algorithms

图 5 5 种算法对大小为 321×481 像素自然图像的分割结果比较

Fig. 5 Comparison of Natural color image segmentation results using five kinds of algorithms

表 2 彩色图像分割精度比较
Table 2 Comparison of segmentation
accuracy on color image

图像序号	Meanshift	NCut	CMT	MAP-ML	本文
12 003	0. 721 0	0. 692 7	0. 707 0	0. 703 3	0. 748 6
66 075	0. 845 5	0. 618 7	0. 648 2	0. 679 3	0. 924 0
69 015	0. 843 0	0. 783 2	0. 821 3	0. 836 3	0. 886 1
100 080	0. 798 6	0. 769 9	0. 808 4	0. 795 3	0. 832 6
108 073	0. 562 0	0. 575 2	0. 551 6	0. 600 1	0. 755 9
113 044	0. 741 2	0. 669 6	0. 716 8	0. 747 2	0. 913 1
295 087	0. 829 0	0. 744 9	0. 827 3	0. 812 6	0. 875 2
302 008	0. 762 7	0. 732 4	0. 746 8	0. 720 0	0. 804 0
均值	0. 762 9	0. 698 3	0. 728 4	0. 736 8	0. 842 4

3.3 算法运算速度

需要指出的是,本文算法与其他结合空间信息的模糊聚类算法和混合模型算法类似,具有较高的计算复杂度,其主要原因在于此类算法均采用迭代方式进行求解,且空间信息描述符的设计对于算法运行效率具有至关重要的影响。一般而言,基于模糊聚类模型和基于统计模型各类算法每一步迭代的计算复杂度可以统一归纳为 $O(NDK)^{[14]}$,其中 N 为图像总像素数, D 为特征维度, K 为算法聚类类别数。当目标函数中引入空间信息时,其相应的单步迭代计算复杂度也会相应的增加,一般可以归纳为 $O(MNDK)$,其中 M 为空间邻域内的总像素数。通过上述分析发现,对于一般基于模糊聚类模型和基于统计模型的迭代分割算法而言,算法的计算复杂度以及算法的运行时间往往取决于空间信息的构造形式。例如,FLICM 和 TMTFCM 算法需要精确计算每一个像素点所在邻域内各点与中心点之间的灰度距离,且很难通过图像滤波技术实现局部邻域的构造,这就大大增加了算法的复杂度,尤其对于多维图像,算法较为耗时。相比较而言,SCGMEM 与 FR-SCGMM 算法均通过图像的全局滤波来构造空间邻域信息,在一定程度上降低了算法的运行时间。根据式(7),本文所提出的空间约束项在每一次迭代过程中,采用均值滤波即可实现空间信息的计算,这就大大提高了算法的运行效率,降低了算法的运算时间。表 3 列出了各算法对合成图像和彩色图像的平均运行时间比较结果,实验平台为:CPU Intel Core T9550 CPU 2.66 GHz,内存 4 GB,运行环境 Matlab 7.8,系统 64 位 Win 7。尽管并未采用任何优

化算法,本文算法无论是在分割精度还是在算法耗时方面都具有较强的优势,适用于实际应用。

表 3 合成图像和彩色图像的各算法平均运行时间比较
Table 3 Comparison of average running time
applying for synthetic and color images using
seven kinds of algorithms

算法	合成图像 128 × 128 像素 1 维	彩色图像 481 × 321 像素 4 维
	/s	/s
HMFRFCM	6.64 ± 0.39	9.66 ± 0.15
FLICM	3.26 ± 0.52	24.02 ± 2.19
TMTFCM	4.08 ± 0.60	17.77 ± 0.78
DCASVFMM	4.72 ± 0.11	8.87 ± 0.08
SCGMEM	3.54 ± 0.35	7.93 ± 1.41
FRSCGMM	4.86 ± 0.13	8.44 ± 1.85
RSFFCM	1.48 ± 0.45	5.20 ± 1.40

4 算法参数的选择

与传统的 FCM 算法相比,本文算法需要额外设定均值滤波窗口大小与平滑参数 β ,一般滤波窗口越大或平滑参数越大,分割结果越平滑,算法对于图像细节的保持能力也越差。同时,滤波窗口越大算法耗时也越高。为了进一步验证上述结论并给出参数设定的统一指导,本节中对于不同参数下的图像分割精度进行评判。测试图像选自合成脑 MR 图像数据库 BrainWeb (<http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>),该数据库常被称作脑 MR 图像分割的金标准。每组数据由 181 × 217 × 181 个像素组成,选用层厚为 1 mm、T1 加权、无偏移场且包含不同噪声水平的脑 MR 图像进行实验,并设定分割类别为灰质、白质、脑脊液 3 类,即类别数 $K = 3$ 。

首先,选定 3 × 3 滤波窗口,对不同设定下的平滑参数 β 进行实验。实验中,选取 20 幅噪声水平为 5% 的脑 MR 图像(第 81 ~ 100 帧),以 0.5 为间隔从 0.5 ~ 10 中依次选定平滑参数 β 进行图像分割,并计算最终的分割精度 CCR,其对应的分割精度分布图如图 6 所示。从中可以看出,平滑参数的设定对于 20 幅脑 MR 图像分割精度影响的总体趋势是一致的,且最佳分割结果一般发生在 $\beta = 4$ 左右。因此,本文对于所有测试图像均设定 $\beta = 4$,且该参数的设定具有较强的鲁棒性。

其次,选定平滑参数 $\beta = 4$,采用不同滤波窗口

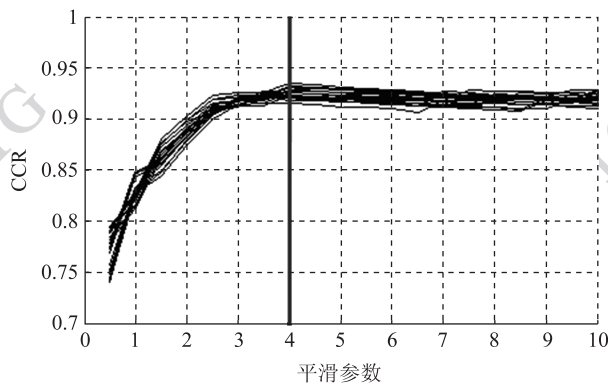


图 6 不同平滑参数下 20 幅脑 MR 图像的分割精度分布图

Fig. 6 Segmentation accuracy distribution in different smoothing parameters for 20 brain MR images

进行实验。实验中,分别选取第 90 帧噪声水平为 3% 和 9% 的脑 MR 图像,依次采用 3×3 、 5×5 和 7×7 的滤波窗口大小对两幅图像进行分割,其分割结果及相应的分割精度如图 7 所示。正如前文所述,滤波窗口越大,分割结果越平滑,算法对于图像细节的保持能力也越差。因此,本文对于所有测试图像均采用 3×3 的滤波窗口进行实验。

5 结 论

本文在模糊聚类目标函数的基础上,引入统计信息,提出了一种鲁棒型空间约束的模糊聚类算法,用于克服图像中噪声等因素的影响,达到精确分割图像的目的。通过引入负对数似然函数与负对数先验概率之和作为算法的距离测度函数,进一步提高了算法对于细节信息的区分能力;提出了一种新的空间约束项,该约束项通过简单的滤波方式,同时考虑到局部空间的先验概率和后验概率的影响,并通过目标函数间接作用于最终的分割中,使得算法对于噪声具有更强的鲁棒性。对于合成图像的实验结果表明,本文算法对于噪声类型和噪声强度具有较强的鲁棒性;对于彩色图像的实验结果表明,在适当的特征描述符的辅助下,本文算法也能够获得令人满意的分割结果和较高的分割精度。

需要指出的是,本文算法需要指定分类类别数,即在算法运行前,需要人工确定待分割图像中的类别数,算法本身无法根据图像自身的特点,自适应估计类别数目。不适当的类别数会导致算法无法得到满意的结果。例如对于一幅脑 MR 图像,

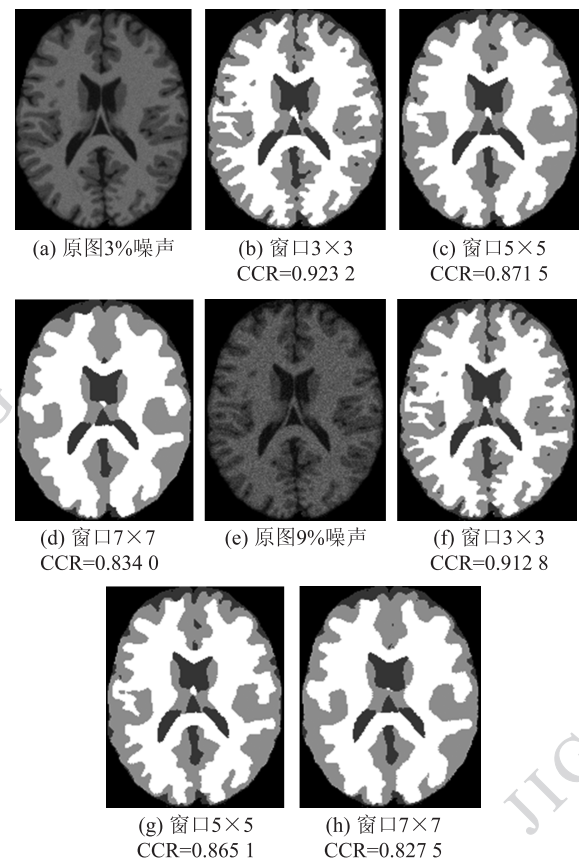


图 7 不同滤波窗口设定对应的脑 MR 图像分割结果及分割精度

Fig. 7 Segmentation result and corresponding accuracy of brain MR image using different filter window settings

需要提前设定类别数为 4 才能得到与标准分割结果较为一致的分割图像,即将图像划分为背景、脑积液、灰质、白质。过少的分类数容易导致分割结果无法有效区分脑组织,例如设定类别数为 2,本文算法往往会将灰质与白质划分为一类,将背景与脑积液划分为一类,无法得到满意的分割结果;过多的分类数容易将同一脑组织划分为不同类别,出现过分割现象。同时,大多数基于 GMM 和 FCM 的算法也存在类似问题。另一方面,类似于传统的基于 GMM 和 FCM 及其改进算法,本文算法的目标函数为一个非凸函数,因此算法对于聚类中心的初始化较为敏感。较差的初始化聚类中心容易导致算法收敛于局部极值,从而无法得到满意的分割结果,且分割结果容易出现欠分割或过分割现象。在实验过程中,为了确保较好的聚类中心初始化以及保证比较的公平性,本文对于所有相关算法均采用 K 均值聚类方法初始化聚类中心,以防止由于初始化聚类中心导致的算法失

效。因此,如何自动确定类别数并提高算法对于初始化的鲁棒性是未来工作的重点。

参考文献 (References)

- [1] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [2] Pham D L, Prince J L. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18 (9): 737-752.
- [3] Liew A W C, Yan H, Law N F. Image segmentation based on adaptive cluster prototype estimation [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13 (4): 444-453.
- [4] Cai W, Chen S, Zhang D Q. Fast and robust fuzzy c-means algorithms incorporating local information for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2007, 40 (3): 825-838.
- [5] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34 (4): 1907-1916.
- [6] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-Means clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2010, 19 (6): 1328-1337.
- [7] Gupta L, Sortrakul T. A Gaussian mixture based image segmentation algorithm [J]. Pattern Recognition, 1998, 31 (3): 315-325.
- [8] Diplaros A, Vlassis N, Gevers T. A spatially constrained generative model and an EM algorithm for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2007, 18 (3): 798-808.
- [9] Nikou C, Gatsanos N, Likas A. A class-adaptive spatially variant mixture model for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (4): 1121-1130.
- [10] Nguyen T, Wu Q. Fast and robust spatially constrained gaussian mixture model for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23 (4): 621-635.
- [11] Tran D, Le T, Wagner M. Fuzzy Gaussian mixture models for speaker recognition [C] // Proceedings of the International Conference on Spoken Language. Australia: University of Western Australia, 1998, 759-762.
- [12] Zeng J, Xie L, Liu Z. Type-2 fuzzy Gaussian mixture [J]. Pattern Recognition, 2008, 41 (12): 3636-3643.
- [13] Chatzis S, 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.
- [14] Zhang H, Wu J Q M, Nguyen T M. A robust fuzzy algorithm based on student's t-distribution and mean template for image segmentation application [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20 (2): 117-120.
- [15] Ichihashi H, Miyagishi K, Honda K. Fuzzy c-means clustering with regularization by K-L information [C] // Proceedings of 10th IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001, 924-927.
- [16] Kokkinos I, Eyangelopoulos G, Maragos P. Texture analysis and segmentation using modulation features, generative models and weighted curve evolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31 (1): 142-157.
- [17] Martin D T D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C] // Proceedings of the Eighth International Conference on Computer Vision. Vancouver, BC, United states: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2001: 416-423.
- [18] Comanicu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24 (5): 603-619.
- [19] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [C] // Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Juan: IEEE, 1997: 731-737.
- [20] Yang A Y, Wright J, Ma Y, et al. Unsupervised segmentation of natural images via lossy data compression [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110 (2): 212-225.
- [21] Chen S F, Cao L, Wang Y, et al. Image segmentation by MAP-ML estimations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19 (9): 2254-2264.