

# 参数自适应的可变类 FLICM 灰度图像分割算法

赵雪梅, 李玉<sup>†</sup>, 赵泉华

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

**摘要:** 为解决传统 FLICM 算法需人为给定图像聚类数的问题, 基于该算法通过聚类中心描述聚类的特点, 设计以聚类中心为操作对象的分裂合并操作, 以实现可变类图像分割. 在此基础上定义分裂合并操作的接受率, 不但能够有效避免算法陷入局部极值, 促进其快速收敛, 同时有利于参数阈值的自适应. 分别利用所提出算法和传统 ISODATA 算法分割模拟图像和灰度纹理图像, 对其结果的定性定量分析验证了所提出算法的有效性和普适性.

**关键词:** 图像分割; 模糊聚类; FLICM 算法; 参数自适应; 可变类分割

中图分类号: TP791

文献标志码: A

## Self-adaptive FLICM algorithm for gray image segmentation with unknown number of clusters

ZHAO Xue-mei, LI Yu<sup>†</sup>, ZHAO Quan-hua

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

**Abstract:** To determine the number of clusters in the traditional FLICM algorithm, this paper designs splitting-merging operations based on the characteristics of the FLICM algorithm which uses the mean of pixels to describe the cluster. Then, an acceptance probability is designed to promote the convergence of the algorithm, which can prevent it from being trapped into local extremes and realize the self-adaptiveness of the thresholds, simultaneously. Qualitative and quantitative analysis on the experimental results from a series of synthetic and gray texture image segmentation demonstrates the adaptability and accuracy of the proposed approach compared with the traditional iterative self organizing data analysis techniques algorithm (ISODATA).

**Keywords:** image segmentation; fuzzy clustering; fuzzy local information  $C$ -means; self-adaptive of parameters; segmentation with unknown number of clusters

## 0 引言

图像分割<sup>[1-2]</sup>是图像处理的基础,其分割结果直接影响后续解译精度,因此图像分割一直都是图像处理领域研究的热点问题.图像在其特征空间中自然聚类,基于该特性的聚类算法备受关注,模糊  $C$  均值算法是其中最为常用的算法之一.该算法原理简单,运行速度快,但对噪声和异常值敏感.因此,自 Bezdek<sup>[3]</sup>提出以来,众多研究者致力于改进该算法. Krinidis 等<sup>[4]</sup>通过定义中心像素与邻域像素隶属度间的制约关系,提出 FLICM(fuzzy local information  $C$ -means)算法,有效解决了传统模糊聚类算法对噪声和异常值敏感的问题,但是该算法需要预先给定聚类数,无法实现可变类图像分割.

常发亮等<sup>[5]</sup>采用可变码长遗传算法,通过自适应码长实现图像聚类数的自动确定.该方法需要重复计算每个个体的适应度,极大程度地增加了算法的计算量.朱付平等<sup>[6]</sup>首先实现了图像的过分割,然后根据区域间的统计特性相似度合并同质区域,最终得到理想聚类数下的分割结果.该方法利用平滑后的图像进行分割,会导致图像细节信息的丢失,且其对聚类数的估计依赖于过分割的精度.向日华等<sup>[7]</sup>利用高斯混合模型在特征空间上制定最小法向角度差门限,通过直接合并成份确定最终聚类数,但是基于合并的方法对初始过分割要求较高,需要保证初始分割结果的每个区域中只包含一个地物类别.此外,区域合并条件阈值需人为给定,且基于经验阈值易导致分割结果不

收稿日期: 2016-01-11; 修回日期: 2016-05-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271435, 41301479); 辽宁省自然科学基金项目(2015020190).

作者简介: 赵雪梅(1989—),女,博士生,从事模糊数学的研究; 李玉(1963—),男,教授,博士生导师,从事遥感数据处理等研究.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: liyu@lntu.edu.cn

稳定.

ISODATA(iterative self organizing data analysis techniques algorithm)<sup>[8-11]</sup>通过相关参数与阈值的比较判定聚类是否需要分裂合并,不再依赖于初始过分割结果.因此,目前该方法在可变类图像分割中应用较为广泛<sup>[12-14]</sup>.但是,其分裂合并准则的定义引入了大量需人为给定的参数阈值,而不同影像对应不同最优参数组合,通过反复实验的方式很难确定待分割影像的最优聚类数.此外,其分裂合并操作结果未必优于操作前,导致算法运行时间较长,且无法准确收敛于最优聚类数.

直接将上述聚类数估计算法应用于 FLICM 算法无法获取准确结果,因此本文以 FLICM 算法为基础,根据其以聚类中心描述算法聚类性质的特点设计基于聚类空间的分裂合并操作,以实现可变类图像分割.首先,根据聚类内像素点距其聚类中心的平均距离、聚类内方差和聚类内像素数定义聚类分裂操作;然后,判断两个聚类中心是否过于接近,进而设计聚类合并操作.在此基础上,定义分裂合并操作的接受率,该接受率不但能够避免算法陷入局部极值,还能使算法逐渐趋于最优.假定算法趋于最优时,相关参数同样趋于最优,在接受分裂、合并操作的前提下,将该分割结果的相关变量赋予对应的参数阈值,以实现参数自适应.最终通过不断分裂合并聚类中心,使算法逐渐趋于最优,并自适应地得到最优聚类数和相应的分割结果.

## 1 算法描述

### 1.1 FLICM 算法

假设  $\mathbf{X} = \{x_i | i = 1, 2, \dots\}$  表示一幅待分割灰度图像.其中:  $x_i$  为第  $i$  个像素的强度,  $i$  为像素索引,  $N$  为总像素数. FLICM 算法<sup>[4]</sup>的目标函数定义为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c [u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 + G_{ij}]. \quad (1)$$

其中:  $j$  为类别索引;  $c$  为当前聚类数;  $u_{ij}$  为模糊隶属度函数,表示第  $i$  个像素隶属于第  $j$  个类别的程度;  $m$  为算法的模糊程度;  $v_j$  为第  $j$  个聚类的聚类中心;  $\|x_i - v_j\|^2$  为第  $i$  个像素与第  $j$  个聚类中心的欧几里得距离;  $G_{ij}$  为模糊因子,可定义为

$$G_{ij} = \sum_{i' \in N_i, i' \neq i} \frac{1}{d_{ii'} + 1} (1 - u_{i'j})^m \|x_{i'} - v_j\|^2, \quad (2)$$

$N_i$  为像素  $i$  的邻域像素集合,  $i'$  为邻域像素索引,  $d_{ii'}$  为  $i$  与  $i'$  的空间距离.最小化目标函数,可得到模糊隶属度矩阵计算公式<sup>[4]</sup>为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{\|x_i - v_j\|^2 + G_{ij}}{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ik}} \right)^{\frac{1}{m-1}}}. \quad (3)$$

聚类中心的计算公式如下:

$$v_j = \sum_{i=1}^N (u_{ij})^m x_i / \sum_{i=1}^N (u_{ij})^m. \quad (4)$$

最终, FLICM 算法通过迭代计算聚类中心、模糊因子和隶属度矩阵实现给定聚类数下的图像分割.

### 1.2 聚类分裂合并

为了提高算法的运算速度,在判断分裂合并条件前设置直接删除聚类和生成新聚类这两个对偶操作,其定义准则为:如果聚类内像素个数小于给定阈值  $\theta_c$ ,则直接删除该类;如果聚类内像素个数大于给定阈值  $\theta_n$ ,则在该类中随机选取一个像素作为生成新聚类的聚类中心.如果所有聚类均满足上述准则,则利用 FLICM 算法优化该结果,以便为聚类分裂合并操作提供粗分割结果.

由于采用的 FLICM 算法为基于模糊的分割方法,其像素可以隶属于所有类别,定义第  $j$  个聚类的模糊平均距离为

$$\bar{d}_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij} \|x_i - v_j\|^2}{\sum_{i=1}^N u_{ij}}; \quad (5)$$

定义全局模糊平均距离为

$$\bar{d} = \sum_{j=1}^c u_{ij} \bar{d}_j / \sum_{j=1}^c u_{ij}; \quad (6)$$

聚类的标准差矢量为

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N u_{ij} (x_i - v_j)^2}{\sum_{i=1}^N u_{ij}}}, \quad j = 1, 2, \dots, c. \quad (7)$$

对于每个聚类,求出其类内标准差矢量  $\sigma_j$  中的最大分量

$$\sigma_{\max} = \{\sigma_j | j = 1, 2, \dots, c\}. \quad (8)$$

基于欧氏距离定义各聚类中心距离为

$$D_{jj'} = \|v_j - v_{j'}\|^2, \quad j = 1, 2, \dots, c-1, j' = j+1, j+2, \dots, c. \quad (9)$$

对于任意类别  $j$ ,如果类内模糊平均距离大于全局模糊平均距离,类内标准差大于给定阈值,且类内像素个数大于给定每类的最大像素数,即满足条件  $\bar{d}_j > \bar{d}, \sigma_{\max} > \theta_s, n_j > \theta_n$ ,其中  $n_j$  为第  $j$  个聚类内的

像素数,则认为该聚类在特征空间中聚集程度不足,聚类范围过大,需要进行分裂操作.此外,如果聚类数不大于期望聚类数的一半,即  $c \leq e/2$ ,其中  $e$  为期望聚类数,则表明聚类数过少,同样需要对其进行分裂操作.鉴于 FLICM 算法利用聚类中心描述不同聚类,将聚类中心看作分裂合并的操作对象.假设第  $j$  类满足分裂条件,将  $v_j$  分裂成  $v_j^+$  和  $v_j^-$ ,有

$$\begin{cases} v_j^+ = v_j + \delta\sigma_j, \\ v_j^- = v_j - \delta\sigma_j, \end{cases} \quad (10)$$

其中  $\delta$  需保证新的聚类中心在原聚类内部.因为  $\delta$  需人为给定,而不同图像,甚至不同聚类都对应不同的最优  $\delta$  值,难以在有效区分聚类中心的同时保证分裂后的聚类中心在分裂前的聚类内.所以,在进行分类操作后,利用 FLICM 算法对现有分裂结果进行优化.该优化过程不但能够解决  $\delta$  值选定困难的问题,还能够稳定分裂结果.此外,为了避免算法陷入局部极值,计算分裂后的目标函数,若分裂后的目标函数值小于分裂前,则接受该分裂;若分裂后的目标函数值大于分裂前,但相差不多,则通过接受率给定该分裂一个被接受的机会,以避免算法陷入局部极值;若分裂后目标函数值远大于分裂前,则拒绝此次分裂.为了简化算法,随机生成一个接受率,当接受率大于阈值时接受本次操作,否则拒绝本次操作.可接受的目标函数值之差越大、接受率阈值越大,算法越不容易收敛;相反,可接受的目标函数值之差越小、接受率越小,算法越容易陷入局部极值.因此,设定目标函数值之差不超过原值的 5%,接受率阈值为 0.6,保证算法能够跳出局部极值的同时达到快速收敛的目的.此外,为了实现算法的自适应性,降低阈值选取对分割结果的影响,将稳定的分裂结果的最大标准差赋予表征标准差的阈值  $\theta_s$ ,将目前最大聚类的像素数赋予表征类内像素数阈值  $\theta_n$ ,类内最少像素数赋予阈值  $\theta_c$ .

给定任意两个类别,如果两个聚类中心间的距离小于给定阈值  $\theta_d$ ,则表明两个聚类中心距离较近,应进行合并操作.此外,如果聚类数不小于 2 倍的期望聚类数,即  $c \geq 2e$ ,则表明现有聚类中心过多,需进行合并操作.将式(9)按增序排列,如果其最小距离小于给定阈值(假设最小聚类对应索引为  $j^+, j^-$ ),即  $D_{j^+j^-} < \theta_d$ ,则合并这两个聚类,合并操作对象依旧为聚类中心.假设合并后其聚类索引为  $j$ ,其聚类中心  $v_j$  可通过下式计算:

$$v_j = \frac{1}{n_j^+ + n_j^-} (n_j^+ v_j^+ + n_j^- v_j^-), \quad (11)$$

其中  $n_j^+, n_j^-$  表示第  $j^+$  类和第  $j^-$  类的像素个数.同理,在合并操作结束后,利用 FLICM 算法对该合并结果进行优化,并判定该操作是否被接受,然后将优化后两个聚类中心的最小距离赋予阈值  $\theta_d$ ,以实现参数阈值的自适应性.

由于该算法属于可变类算法,需要不断地进行分裂合并操作,需要定义一个停止条件.通常认为算法同时不满足分裂合并条件时达到收敛,但是其收敛性没有明确定义,因此记录每次分裂合并后的聚类数,并构建一个聚类数序列,当该序列内的聚类数不再变化时认为算法收敛.实验表明,连续 6 或 7 次迭代聚类数不再改变时,算法收敛.但为了保证其收敛性,选取 10 为序列长度,即聚类数连续 10 次不再改变时,认为算法达到稳态.

参数主要可分为如下几类:分类合并相关 ( $\theta_c, \theta_n, \theta_s, \theta_d$ )、图像相关 ( $e, c$ ) 和算法相关 ( $I$ ).其中:分类合并相关的 4 个参数可以通过上述自适应方法自动确定;图像期望聚类数只需保证真实聚类数落在  $e/2 \sim 2e$  之间,是否接近其真实值不影响最终聚类数估计结果;模糊聚类算法中最大迭代次数一般为 100 次.所提出算法几乎不受初始参数影响,算法流程图如图 1 所示.

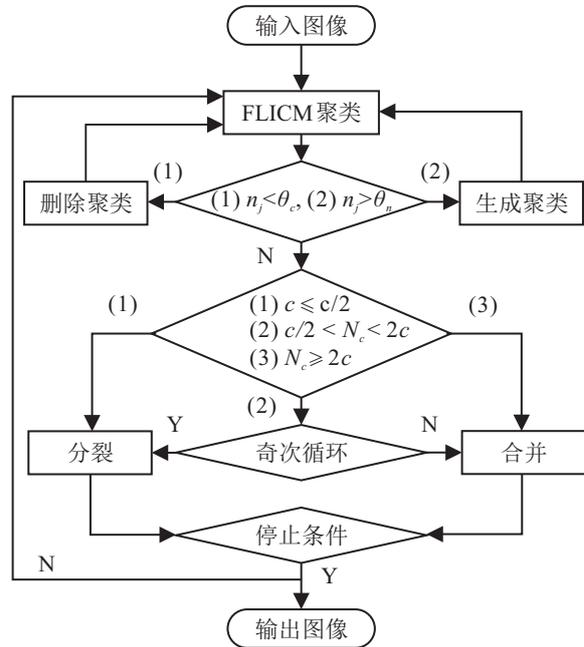


图 1 算法流程

综上所述,算法基本步骤总结如下.

Step 1: 设置初始值.包括:期望聚类数  $e$ ,聚类中心个数  $c$ ,类内最少像素数阈值  $\theta_c$ ,类内最多像素数阈值  $\theta_n$ ,类内各分量分布的距离标准差上界  $\theta_s$ ,两类聚类中心间最小距离下界  $\theta_d$ ,允许的最多迭代次数  $I$ .

Step 2: 初始化聚类中心  $v_j^{(0)}$ , 由式(3)和(4)利用 FLICM 算法计算每个像素的模糊隶属度和各聚类中心矢量, 得到稳定的分割结果.

Step 3: 计算每类的像素个数  $n_j^{(t)}$ . 若  $n_j^{(t)}$  小于  $\theta_c$ , 则删除该聚类中心, 并返回 Step 2; 若  $n_j^{(t)}$  大于  $\theta_n$ , 则在该聚类内随机生成一个聚类中心, 并返回 Step 2.

Step 4: 判断聚类中心个数  $c$  的取值范围. 若  $c \leq e/2$ , 则进行上述分裂操作; 若  $c \geq 2e$ , 则进行上述合并操作; 若  $e/2 \leq c \leq 2e$ , 则为了保证实现聚类数的变化, 需给定算法一个分裂合并的机会, 假设迭代次数为奇数时进行分裂操作, 迭代次数为偶数时进行合并操作.

Step 5: 利用式(3)重新计算聚类中心.

Step 6: 如果迭代次数大于最大迭代次数, 或者迭代过程收敛, 则结束迭代, 否则, 返回 Step 3 继续迭代.

## 2 实验分析

### 2.1 模拟图像分割

为了验证所提出算法的有效性, 生成一幅模拟图像, 假定模拟图像服从高斯分布(各个区域的均值和方差如表 1 所示). 图 2 为各同质区域的概率密度函数(pdf)曲线. 由表 1 数据可见, 区域 I 方差为 30, 区域 III 和区域 V 的方差均为 20. 由于这 3 个区域方差较大, 结合图 2, 3 个区域的灰度值有较大重叠部分, 位于重叠区域内的灰度值很难通过传统手段分割开来. 区域 II 和区域 IV 的方差均为 10, 由图 2 可见, 这两个区域与其他区域的重叠部分明显较少, 理论上更容易区分开来. 以图 3(a) 为模板图像, 将上述高斯分布加入模板图像得到每个区域服从不同高斯分布的模拟图像, 如图 3(b) 所示.

表 1 高斯分布的均值和方差

同质区域	I	II	III	IV	V
均值	160	40	200	80	120
方差	30	10	20	10	20

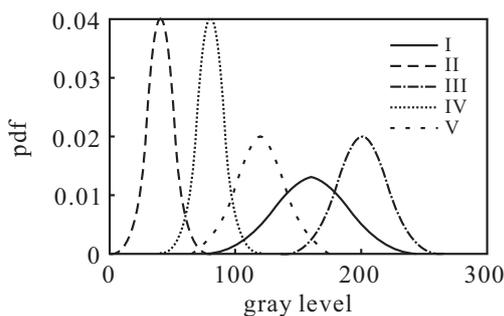
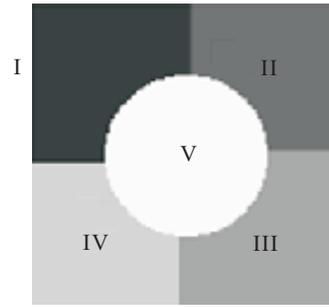
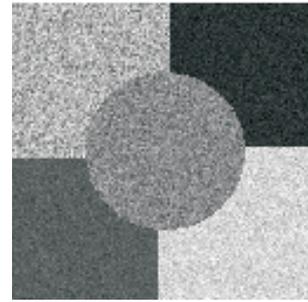


图 2 同质区域分布曲线

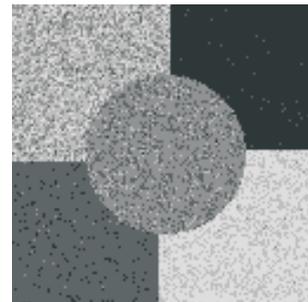


(a) 模板图像



(b) 模拟图像

图 3 模板图像和模拟图像



(a) ISODATA 分割结果



(b) ISODATA-FLICM 分割结果



(c) 所提出算法分割结果

图 4 模拟图像及其分割结果

为验证所提出算法的分割精度和对聚类数判别的准确性,分别利用所提出算法与可变类ISODATA算法和结合FLICM算法的ISODATA算法(ISODATA-FLICM)进行对比.对图2(b)模拟图像进行分割实验,得到如图4所示的分割结果(其中ISODATA和ISODATA-FLICM算法的分割结果为经过多次实验、不断调整相关参数得到的5类分割结果).相关参数设置如下: $\theta_c = 1000, \theta_n = 5000, \theta_s = 17, \theta_d = 20, e = 3, c = 4$ .

由图4可见,传统ISODATA算法的分割结果中包含大量分割噪声,区域II和区域IV的分割结果略优于区域III和区域V,区域I的分割结果最差.结合表1,区域II和区域IV的方差最小,因此分割结果较好.再结合图3,区域IV与区域Vpdf的交叉部分略多于区域II与区域IV的交叉部分,因此区域II的分割结果略优于区域IV.区域I方差最大,且其pdf与区域III和区域V的pdf交叉部分像素灰度级较多,因此,单纯地考虑像素自身对分割结果的影响导致传统ISODATA算法容易将区域I与区域III、区域V的像

素混淆.其主要原因是IOSODATA算法采用K均值算法获取分割结果,K均值算法只考虑像素本身对分割结果的影响,对噪声和异常值敏感,而FLICM算法充分考虑像素间的相互作用关系,能够有效去除噪声.因此,ISODATA-FLICM算法和所提出算法均能够获得较好的分割结果.表2为传统ISODATA算法、ISODATA-FLICM算法和所提出算法分割结果的混淆矩阵.由于传统ISODATA算法受噪声影响较为严重,导致其分割结果(图4(a))中包含大量误分像素,除区域II外,其他各区域产品精度和用户精度均不高.区域II产品精度明显高于其他区域的主要原因是区域II均值与其他区域相差较大,且像素灰度值与其他区域交叉较少.由于ISODATA算法和ISODATA-FLICM算法类别数均通过反复实验得到,而分割精度主要取决于分割算法精度,ISODATA-FLICM算法和所提出算法的分割结果几乎完全相同,对各个区域的分割精度较传统ISODATA算法均有较大的改善,用户精度、产品精度均明显高于传统ISODATA算法,总精度由71.9%提高到了92.6%.

表2 ISODATA算法、ISODATA-FLICM算法和所提出算法分割结果的混淆矩阵

	ISODATA 算法/ISODATA-FLICM 算法/所提出算法						总数	产品精度/%
	I	II	III	IV	V			
I	1590/3117/3117	72/88/88	986/74/74	80/108/108	213/1/1	2941/3388/3387	54.1/92.0/92.0	
II	0/0/0	2971/2916/2916	0/0/0	171/0/0	9/0/0	3151/2916/2916	94.3/100.0/100.0	
III	486/33/34	54/28/28	2169/3115/3115	61/31/31	2/0/0	2772/3207/3208	78.3/97.1/97.1	
IV	116/0/0	79/127/127	52/0/0	2919/3021/3021	645/2/2	3811/3150/3150	76.6/95.9/95.9	
V	1123/165/165	138/155/155	172/190/196	145/216/216	2131/2997/2997	3709/3723/3723	57.5/80.5/80.5	
总数	3315	3314	3379	3376	3000	16384		
用户精度/%	48.0/94.0/94.0	89.7/88.0/88.0	64.2/92.2/92.2	86.5/89.5/89.5	71.0/99.9/99.9			
总精度/%				71.9 / 92.6 / 92.6				

虽然对模拟图像的分割精度分析表明ISODATA-FLICM算法和所提出算法的分割结果精度并没有明显差别,但实际上,传统ISODATA算法和ISODATA-FLICM算法很难将模拟图像分成5个类别,其聚类数的估计主要依赖于控制聚类分裂合并的阈值.但是,不同图像需要不同的阈值才能得到其最优聚类数,且算法需要设定多个阈值,而不同阈值组合仍会影响其最终分割结果.因此,在这种情况下,采用ISODATA算法和ISODATA-FLICM算法分割影像不具有实际应用价值.所提出算法结合模糊集理论设计基于聚类中心的分裂合并操作,并设计接受率避免算法陷入局部极值的同时保证算法趋于最优,进而在此基础上自适应地估计待分割图像的聚类数.因此,

所提出算法不但能够准确估计图像聚类数,同时还能得到较好的分割结果.

在算法运行速度上,所提出算法容许在一次循环内进行多次分裂合并操作直至其结果不再满足分裂或合并条件,在每次分裂合并后利用FLICM算法对其结果进行优化,使算法更容易逼近其最优分割结果,进而极大程度地提高了算法的运行速度.此外,由于所提出算法记录算法迭代的聚类数,并认为当聚类数连续10次不再改变时算法收敛,有效避免了给定不同迭代上限造成的图像迭代不充分或者过度迭代的问题,有效提高了算法的运行效率.算法运行环境为Core i5,主频1.90GHz, RAM 4.00 GB, Matlab 2012b.传统ISODATA和ISODATA-FLICM算法的运行速度

约为10s,所提出算法的运行时间为4s.

### 2.2 真实图像分割

选取3幅真实灰度纹理图像如图5~图7所示,目视判别其聚类数分别为3、3、4;传统ISODATA算法的聚类数分别为4、4、5;ISODATA-FLICM算法的聚类数分别为4、4、5;所提出算法的聚类数分别为3、3、4.传统ISODATA算法采用K均值聚类算法实现图像分割,只考虑像素本身的灰度特征,无法有效消除噪声影响,分割结果略差于其他两种算法.ISODATA-FLICM算法采用分割精度更高的FLICM算法,分割

结果略优于传统ISODATA算法.但是,这两种算法均无法准确判别图像聚类数,基于不准确的聚类数得到的分割结果不够理想.所提出算法基于FLICM算法用聚类中心描述分割的特征,设计基于聚类中心的分裂合并操作,并通过接受率使算法趋于最优的同时避免算法陷入局部极值,进而随算法趋于最优自适应参数阈值,最终实现聚类数的准确估计,并获得相应聚类数下的最优分割结果.因此,所提出算法分割结果不但在聚类数估计上优于其他两种算法,还能够获得更加准确的图像分割结果.

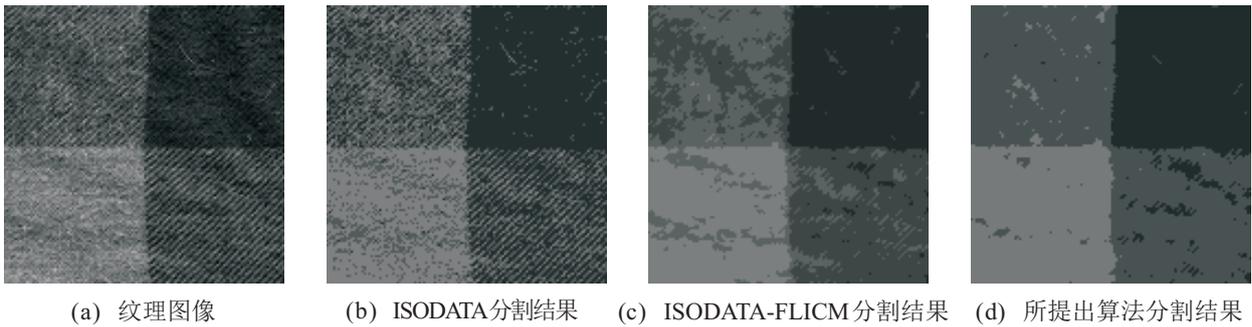


图5 纹理图像及其分割结果(一)

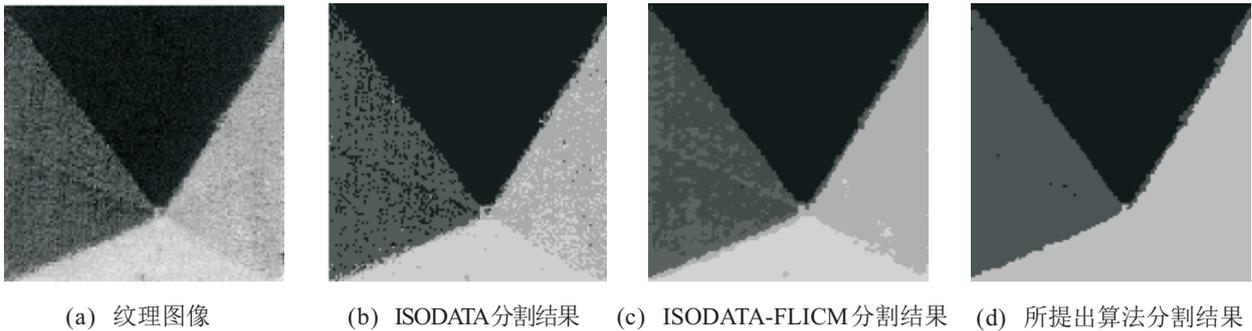


图6 纹理图像及其分割结果(二)

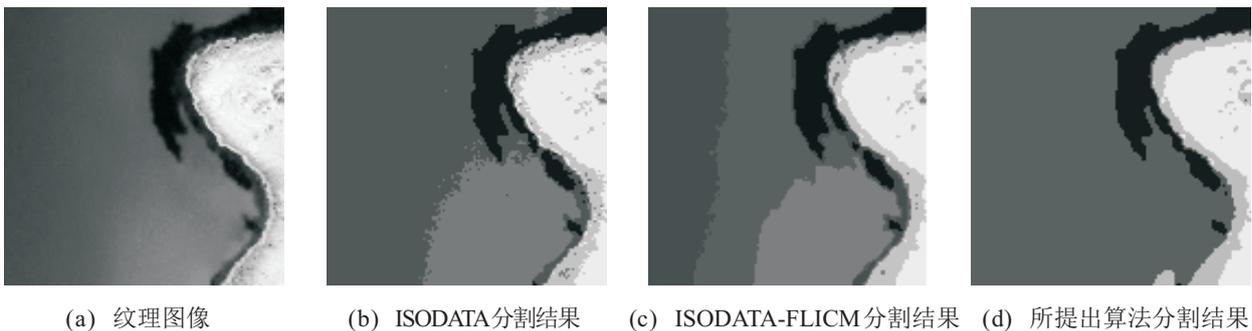


图7 纹理图像及其分割结果(三)

### 3 结 论

本文为解决传统FLICM算法需人为给定图像聚类数的问题,提出了参数自适应的可变类FLICM灰度图像分割算法.以FLICM算法为基础,设计了基于模糊集理论和图像特征空间聚类特征的分裂-合并操作,并在每次分裂-合并后根据图像参数改变聚类灰度阈值,具有以下优点:

- 1)能够准确估计图像的聚类数.算法结合模糊集理论设计以聚类中心为操作对象的分裂-合并操作,充分利用了FLICM算法通过聚类中心描述图像分割的特性,准确估计图像聚类数.此外,通过接受率的设计以及参数的自适应,进一步提高了其聚类数估计的准确性.
- 2)较之现有的分割算法,具有更快的运行速度.

算法容许在一次迭代内进行多次分裂或合并操作,并在每次操作结束后对其结果进行优化,有效提高了算法的运行速度.

3)能够避免算法陷入局部极值.在每次分裂合并后,计算其目标函数值并与分裂合并前进行比较,设计接受概率以接受不甚满意的分割结果,从而避免算法陷入局部极值.

4)实现了参数的自适应.在每次分裂合并后根据现有分割结果重新赋予相关阈值,实现了分裂-合并操作阈值的自适应性.

将所提出的算法与传统 ISODATA 算法以及 ISODATA-FLICM 算法进行对比实验,结果表明,所提出算法不但能够实现高精度分割,还能够通过自适应的分裂合并操作准确确定图像的聚类数.此外,由于所提出算法实现了参数的自适应性,有效避免了传统可变类算法人工选择参数对分割结果影响较大的问题.

#### 参考文献(References)

- [1] 王晓年,冯远静,冯祖仁.一种基于主动轮廓模型的蚁群图像分割算法[J].控制理论与应用,2006,23(4): 515-522.  
(Wang X N, Feng Y J, Feng Z R. Ant colony optimization with active contour models for image segmentation[J]. Control Theory & Applications, 2006, 23(4): 515-522.)
- [2] 毕凯,王晓丹,邢雅琼.基于模糊测度和证据理论的模糊聚类集成方法[J].控制与决策,2015,30(5): 823-830.  
(Bi K, Wang X D, Xing Y Q. Fuzzy clustering ensemble based on fuzzy measure and DS evidence theory[J]. Control and Decision, 2015, 30(5): 823-830.)
- [3] Bezdek J. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981: 79-88.
- [4] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(5): 1328-1337.
- [5] 常发亮,刘静,乔谊正.基于遗传算法的彩色图像二维熵多阈值自适性分割[J].控制与决策,2005,20(6): 674-678.  
(Chang F L, Liu J, Qiao Y Z. Self-adaptive threshold segmentation for color image using two-dimensional entropy method based on genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2005, 20(6): 674-678.)
- [6] 朱付平,田捷,林瑶,等.基于Level Set方法的医学图像分割[J].软件学报,2002,13(9): 1866-1872.  
(Zhu F P, Tian J, Lin Y, et al. Medical image segmentation based on Level Set method[J]. J of Software, 2002, 13(9): 1866-1872.)
- [7] 向日华,王润生.一种基于高斯混合模型的距离图像分割算法[J].软件学报,2003,14(7): 1250-1257.  
(Xiang R H, Wang R S. A range image segmentation algorithm based on Gaussian mixture model[J]. J of Software, 2003, 14(7): 1250-1257.)
- [8] Ball G H, Hall D J. A clustering technique for summarizing multivariate data[J]. Behavioral Science, 1967, 12(2): 153-155.
- [9] Bezdek J C. Cluster validity with fuzzy sets[J]. J of Cybernetics, 1974, 3(3): 58-73.
- [10] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. J of Cybernetics, 1973, 3(3): 32-57.
- [11] 黄敏,李凤娥,孙艺红,等.电子商务环境下基于模糊ISODATA聚类法的企业风险分类[J].控制与决策,2004,19(2): 179-182.  
(Huang M, Li F E, Sun Y H, et al. Fuzzy ISODATA cluster based risk sorting for enterprise under EC environments[J]. Control and Decision, 2004, 19(2): 179-182.)
- [12] 张语涵,孙劲光,苗锡奎.基于改进的ISODATA算法彩色图像分割[J].计算机系统应用,2010,19(2): 41-45.  
(Zhang Y H, Sun J G, Miao X K. Color image segmentation based on improved ISODATA[J]. Computer Systems and Applications, 2010, 19(2): 41-45.)
- [13] 马彩虹,戴芹,刘士彬.一种融合PSO和ISODATA的遥感图像分割新方法[J].武汉大学学报信息科学版,2012,37(1): 35-38.  
(Ma C H, Dai Q, Liu S B. A new method of remote sensing image segmentation based on PSO and ISODATA[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2012, 37(1): 35-38.)
- [14] 袁传虎,吴晓红,王正勇,等.一种融合Canny和改进ISODATA的砾岩图像分割算法[J].计算机工程与应用,2012,48(10): 175-178.  
(Yuan C H, Wu X H, Wang Z Y, et al. Conglomerate image-segmentation method based on combining Canny and improved ISODATA algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(10): 175-178.)

(责任编辑:郑晓蕾)