

基于加权模糊 c 均值聚类的 快速图像自动分割算法

杨润玲^{1),2)} 高新波¹⁾

¹⁾(西安电子科技大学工程学院, 西安 710071) ²⁾(西安建筑科技大学信控学院, 西安 710055)

摘 要 图像分割是指将一幅图像分解为若干互不交迭的区域的集合, 是图像处理和计算机视觉的基本问题之一。为了提高图像分割的效率, 提出了一种基于 2 维直方图加权的塔形模糊 c 均值 (FCM) 聚类图像快速分割算法。该方法先通过构造合理的 2 维直方图对噪声进行抑制; 然后通过塔形分解来缩减聚类样本集; 最后利用加权 FCM 聚类算法进行分类。仿真结果表明, 该方法的效率明显优于标准的 FCM 算法。此外, 为确定分割的最优类别数 c , 还引入了一种基于该快速算法的聚类有效性评价函数——修正划分模糊度, 实现了最佳图像分割类别数 c 的自动确定。基于人造图像和实际图像的测试实验结果表明该方法是有效的。

关键词 图像分割 加权模糊 c 均值聚类算法 聚类有效性函数

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)12-2105-08

A Fast Automatic Image Segmentation Algorithm Based on Weighting Fuzzy c -Means Clustering

YANG Run-ling^{1),2)}, GAO Xin-bo¹⁾

¹⁾(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

²⁾(School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055)

Abstract Image segmentation denotes a process by which a raw image is partitioned into nonoverlapping regions. The image segmentation problem is treated as a key issue in image processing and machine vision. In order to improve the efficiency of image segmentation, a weighting fuzzy c -means clustering (FCM) algorithm based on 2D histogram and pyramid decomposing is proposed in this paper. Creating a reasonable 2DH to restrain noise, pyramid decomposing to decrease clustering samples, and using weighting FCM algorithm to classify the image, through which makes the proposed method prior to the standard FCM algorithm. At the same time, for determining the optimal category number c of image segmentation, a cluster validity function modified by partition fuzzy degree is introduced. The method can determine this optimal category number automatically. The experimental results on the synthetic and real images illustrate the effectiveness of the proposed method.

Keywords image segmentation, weighting fuzzy c -means clustering algorithm, cluster validity function

1 引 言

图像分割是模式识别和计算机视觉中的一个经典难题。它是指把图像分成各具特性的区域并提取

出感兴趣目标的技术和过程。这里的特性指的是像素的灰度、颜色、纹理等, 预先定义的目标既可以对应单个区域, 也可以对应多个区域。图像分割的正确性和自适应性在一定程度上影响着目标检测和识别的智能化程度, 而图像分割的速度也影响了其实用性。

基金项目: 国家自然科学基金项目(60202004); 教育部重点项目(104173)

收稿日期: 2006-03-24; 改回日期: 2006-08-30

第一作者简介: 杨润玲(1976 ~), 女, 讲师。2006 年于西安电子科技大学工程学院获信息与通信工程学科硕士学位。主要研究方向为图像处理、图像分割方法研究。E-mail: fengling0303@163.com

在众多的图像分割方法中,模糊 c 均值(fuzzy c -means, FCM)聚类算法(这里的 c 表示聚类的类别数)是常用的灰度图像分割方法,其适合解决灰度图像中存在的模糊和不确定性的问题。该方法是由 Dunn 提出,经过 Bezdek 的推广后^[1],获得了十分广泛的应用。但是对大数据样本集进行聚类分析时,FCM 算法极为耗时,而且对于信噪比低的图像,分割结果很不理想。针对其不足,国内外已有很多学者提出了一些快速 FCM 聚类算法^[2,3],或者通过融合其他新方法来提高图像分割的性能,比如结合直方图的方法^[4,5]、结合金字塔的方法^[6]等。但由于这些方法均不是针对图像的原始像素点进行聚类,而是将其映射至特征空间以减少聚类样本数,或者是通过量化和聚合原始数据,使其样本数锐减,或者是通过金字塔的各层依次寻找最优聚类中心来很好地指导分辨率最高的塔底的聚类分割,以便减少塔底的大数据集的运算量,从而提高了分割速度。但是上述方法,对于低信噪比的图像,分割效果并不理想。文献[4]虽然利用了像素点和其邻域的空间相关信息来抑制噪声干扰,但是一方面在其 2 维直方图(2-dimensional histogram, 2DH)的构造中,平滑图像是用原图像的邻域平均获得的,这种做法虽然能降低噪声,但却使物体边缘变得模糊,从而影响分割的性能;另一方面,基于 2DH 的图像分割,其待聚类的样本集仍然很大,且对聚类初始化较敏感,并非总能保证较高的分割速度和获得良好的分割结果。

本文在系统分析前人工作的基础之上,提出了一种基于 2DH 加权的塔形模糊 c 均值(2DH and pyramid weighting FCM, 2DH-PWFCM)聚类算法(以下简称“新算法”)。该算法首先构造一个合理的 2DH,然后对其进行塔形分解得到金字塔(pyramid)的上一层——顶层(相应地,称原 2DH 为底层),最后利用加权模糊 c 均值(weighting FCM, WFCM)聚类算法对顶层和底层进行模糊聚类,以实现原图像的分割。实验结果表明,新算法是有效的。此外,在文献[7]的基础上,本文还引入一种聚类有效性函数——修正划分模糊度(modified partition fuzzy degree, MPFD),用于指导本文提出的新算法在进行图像分割时自动确定最佳的分割类别数,以实现图像的自动分割。

2 2DH-PWFCM 算法

在图像分割中,标准的 FCM 算法是针对每一像

素的灰度特征进行聚类的^[8]。该算法对每一个像素都要计算其对每一个聚类中心像素的隶属度,但由于聚类样本集,即图像像素的个数随图像尺寸的增大而变大,所以导致分割十分耗时;另一方面,无论待分割图像的质量优或劣,由于该算法均是针对像素点的灰度值进行聚类的,并不考虑其位置信息或者空间相关信息,所以分割结果对噪声十分敏感。最后需要指出的是,在标准的 FCM 算法中,所有样本之间的关系是平等的,并无权重之分,也就是说,它并不考虑不同样本对聚类效果的不同影响。基于此,许多改进算法便应运而生了。文献[9]正是考虑到上述的最后一点,提出了 WFCM 聚类算法。

2.1 2DH 加权的 FCM 图像分割算法

在早期的基于 FCM 的图像分割算法中,由于待分析的样本是像素,因此样本数量会随着图像尺寸的增大而增大。由于样本的特征为灰度,所以便出现了基于 1 维直方图(1-dimensional histogram, 1DH)加权的 FCM 图像分割算法^[4],以提高分割的速度。1DH 表示了灰度与其出现的频度的关系。对于 8bits 的灰度图像,待分类的样本灰度是介于 0 至 255 之间,共 256 级。因此可把每一级灰度在图像中出现的频度作为该级灰度样本的加权系数。

在 1DH 中,由于噪声干扰等原因,使其不能显示出明显的双峰或者多峰(这些峰分别对应于不同的目标和背景),因而无法获得满意的分割结果。因为图像中像素与其邻域像素之间存在较大的相关性,所以如果基于原图和邻域平滑图像来构造出 2DH,那么目标和背景的分布在 2DH 中就会比在 1DH 中容易区分。2DH 表示的是原图 $F(x, y)$ 中灰度值为 s ,同时在平滑图像 $I(x, y)$ 的同一位置具有灰度值为 t 的二元组 (s, t) 与其出现的频度的关系。也可以这样认为,若将原图像和它的平滑图像相结合,构造一个二元组的“广义图像”,则广义图像的直方图就是原图像的 2DH。本文在进行图像平滑时,充分考虑了既要滤除噪声,又要很好地保留图像的边缘细节,所以并非采用简单的邻域平均、中值滤波等等,而是利用一种基于高阶统计量的图像平滑去噪法^[10]来获得其平滑图像。如果待分割的图像受噪声污染比较严重(比如图像的峰值信噪比小于 25dB),则可以在构造这样的 2DH 之前先对图像做一次基于上述方法的去噪预处理。

含噪 Lena 图像及其灰度直方图如图 1 所示,

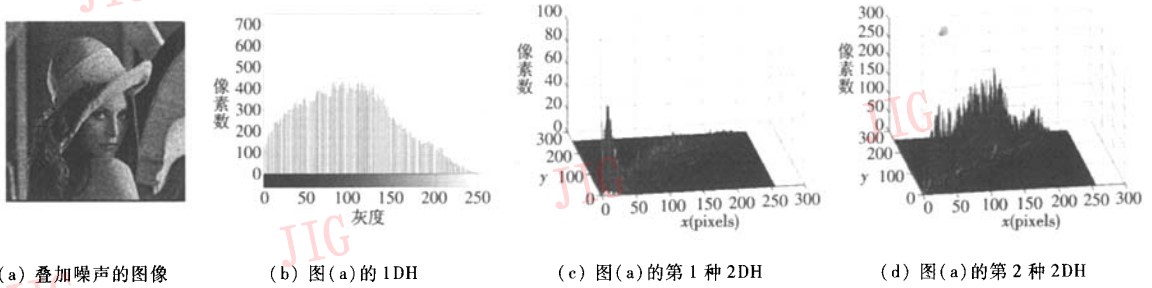


图 1 含噪 Lena 图像及其灰度直方图

Fig. 1 Lena Image with noise and its intensity histogram

图 1 (a) 为叠加了一个独立的高斯白噪声 $N(0, 0.006)$ 的 Lena 灰度图像, 图 1 (b) 是其 1DH, 图 1 (c) 和图 1 (d) 分别对应其 2DH 和去噪预处理后图像的 2DH。由图 1 可以看出, 在噪声的干扰下, 1DH 没有明显的多峰分布, 但在 2DH 中, 这种情况得到了很大改善, 尤其是预处理后图像的 2DH, 不但显示了较明显的峰谷特性, 而且二元组更加贴近底面对角线分布, 也就是说, 待聚类的样本更加集中。

2DH 加权的 FCM 聚类算法, 实际上是把文献 [4] 中的 1DH 推广至 2DH, 再利用文献 [9] 的 WFCM 算法进行聚类。所以, 该算法的加权系数取自 2DH 的频度, 待聚类的样本是 2DH 底面上的二元组。设集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是特征空间上 n 个待聚类样本的集合, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 是 c 个聚类中心的集合, c 是满足 $2 \leq c < n$ 的整数, $W = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 是由 n 个样本点的 n 个加权系数构成的矩阵。WFCM 算法可以表述为如下数学规划问题:

$$\min \left\{ J_m(U, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_i \mu_{i,j}^m d_{i,j}^2 \right\} \quad (1)$$

s. t. $U \in M_{fc}$

式中, $m \in (1, \infty)$ 为加权指数; $\mu_{i,j}$ 是第 j 类中样本 x_i 的隶属度, $U = [\mu_{i,j}]_{n \times c}$ 为模糊加权划分矩阵; $d_{i,j} = \|x_i - v_j\|$ 表示样本点 x_i 距聚类中心 v_j 的欧氏距离; M_{fc} 是 X 的模糊 c (fuzzy c , fc) 聚类空间, 可表示为

$$M_{fc} = \left\{ U \in R^{nc} \mid \begin{array}{ll} \mu_{i,j} \in [0, 1] & \forall i, j \\ \sum_{j=1}^c \mu_{i,j} = 1 & \forall i \\ 0 < \sum_{i=1}^n \mu_{i,j} < n & \forall j \end{array} \right\} \quad (2)$$

利用拉格朗日乘子法, 可以推导出以下两个优化迭代公式:

$$\mu_{i,j} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{i,k}^2}{d_{i,j}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1}, v_j = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \mu_{i,j}^m x_i}{\sum_{i=1}^n w_i \mu_{i,j}^m} \quad (3)$$

当每个样本的权系数相同时, 即认为各类样本对分类影响一致时, WFCM 算法就退化为标准的 FCM 算法。

2.2 2DH-PWFCM 算法

考虑到 2DH 中贴近对角线分布的二元组数目较多, 可对其进行塔形分解得到金字塔的上一层——顶层 (相应地称原 2DH 为底层)。由于这里塔形分解采用的是对底层 256×256 进行 2×2 平均抽取来获得顶层, 所以顶层尺寸为 128×128 , 当然还可以不断平均抽取获得更高层。基于 2DH 的塔形结构构造好以后, 由于各层的分布相似, 并且顶层的二元组数目至少减少为底层的 $1/4$, 从而可先对顶层采用 WFCM 聚类算法得到比较合适的聚类中心, 然后再合理地映射至底层作为其 WFCM 聚类中心的初始值, 以便很好地指导底层的聚类分析, 这样就减少了底层的迭代时间, 即提高了分割的速度。最后, 将底层二元组的分类标识赋给原图像, 便得到了原图像的分割结果。基于上述分析, 2DH-PWFCM 图像分割算法的实现步骤如下:

(1) 输入原始图像, 用基于高阶统计量的图像平滑去噪方法获得其平滑图像;

(2) 构造 2DH; 通过塔形分解来获得两层金字塔: 底层和顶层;

(3) 初始化顶层的聚类类别数 $c; m = 2$; 对于顶层聚类中心, 可利用式 (4) 将其初始化在 2DH 底面的对角线上; 设定每一层迭代停止阈值 $\varepsilon = 0.01$;

$$v_i = \frac{L}{c+L} \times i \quad (4)$$

其中, $L = 128, i = 1, 2, \dots, c$ 。

(4) 利用 WFCM 算法对顶层进行模糊聚类;

(5) 如果相邻两次迭代中,顶层的隶属度矩阵 U 相减后的最大值小于 ε ,则算法停止,并输出聚类中心矩阵 V ,否则转向步骤(4);

(6) 用顶层输出的聚类中心矩阵 V 合理地初始化底层的聚类中心;

(7) 利用 WFCM 算法对底层进行模糊聚类;

(8) 如果相邻两次迭代中底层的隶属度矩阵 U 相减后的最大值小于 ε ,则算法停止,并输出划分矩阵 U ,否则转向步骤(7);

(9) 将模糊划分矩阵(也即隶属度矩阵) U 去模糊,再合理地映射至原图像,即可获得分割结果。

3 修正划分模糊度

尽管基于 2DH 的 PWFCM 算法可以高效地实现图像分割,但是需要人为指定聚类的类别数。因此要实现图像的自动分割,就必须研究聚类分割类别数的自动确定方法。为了自动确定分割类别数,还引入文献[7]提出的聚类有效性函数——修正的划分模糊度。

定义 1 对于给定的类别数 c ,模糊加权划分矩阵 U 和加权系数矩阵 W ,样本集 X 的模糊划分熵 H 定义为

$$H(U;c) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_i \mu_{i,j} \ln(\mu_{i,j}) \quad (5)$$

令 $\mu_{i,j}=0$ 时,有 $\mu_{i,j} \ln(\mu_{i,j})=0$; N 是待分割图像的尺寸, n 是实际参与聚类的二元组数目。

定义 2 对于给定的类别数 c ,模糊加权划分矩阵 U 和加权系数矩阵 W ,样本集 X 的划分模糊度 (partition fuzzy degree, PFD) 定义为

$$D_{PF}(U;c) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c w_i |\mu_{i,j} - (\mu_{i,j})_H| \quad (6)$$

式中, $(\mu_{i,j})_H = \begin{cases} 1 & \mu_{i,j} = \max_{1 \leq k \leq c} \{\mu_{i,k}\} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$, 即 $(\mu_{i,j})_H$ 对

应于数据集的硬(Hard)划分指示函数。

定义 3 对于给定的类别数 c ,模糊加权划分矩阵 U 和加权系数矩阵 W ,样本集 X 的修正划分模糊度(MPFD)定义为

$$D_{MPF}(U;c) = \frac{D_{PF}(U;c)}{\tilde{H}(U;c)} \quad (7)$$

式中, $\tilde{H}(U;c)$ 是平滑后的划分熵,其可以用 3 点平滑算子来获得,且约定当 U 是硬划分时,有

$$D_{MPF}(U;c) = 0.$$

基于式(7)定义的修正划分模糊度函数,本文给出了最优聚类类别数的判定准则

$$D_{MPF}(U^{best};c^{best}) = \min_c \{ \min_{\Omega_c} D_{MPF}(U;c) \} \quad (8)$$

式中, Ω_c 为与不同类别数 c 对应的“最优”分类矩阵的有限集, $(U^{best};c^{best})$ 是基于第 2 节中加权 FCM 算法得到的最优聚类结果。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,用人造图像和实际图像做了大量的测试实验,一方面比较了标准 FCM 算法以及 2DH 加权的 FCM 算法与本文提出的 2DH-PWFCM 算法的图像分割效率;另一方面测试了基于 MPFD 的自动图像分割算法的有效性。本实验的测试环境为 CPU 赛扬 2.00GHz,内存 256M,用 Matlab6.1 编程实现。

4.1 两种算法的分割时间和分割性能比较实验

表 1 所示是两种算法对高信噪比的不同尺寸图像进行分割的时间比较。对于此类待分割图像,运用新算法之前不需要做平滑去噪预处理。由实验结果可见,新算法的图像分割速度明显提高,尤其是图像尺寸越大,这种优势越明显。

表 1 对高信噪比的不同尺寸图像进行分割
两种算法的分割时间对比

Tab.1 Segmentation time comparison on different
size of images with high PSNR

图像尺寸 (pixels)	FCM 算法 分割时间(s)	新算法 分割时间(s)	分割速度 提高倍数
64 × 64	1.328 0	0.547 0	2.4
128 × 128	17.797 0	3.843 0	4.6
256 × 256	106.781 0	10.797 0	9.9
512 × 512	187.109 0	12.968 0	14.4

表 2 是两种算法对低信噪比的不同尺寸图像进行分割的时间比较。需要说明的是,针对此类待分割图像,在应用新算法之前,若不进行预处理,则分割时间对应表中第 3 列新算法 I;若进行去噪预处理,则分割时间对应表中第 5 列新算法 II。由表 2 可见,两种情况下,新算法 I、II 的分割速度均高于标准的 FCM 算法,并且随着图像尺寸的增大这种优势呈递增的趋势。值得注意的是,当图像信噪比较低,即图像受噪声污染较严重时,如果进行去噪预处

理,那么待聚类的二元组分布将更加集中(比较图 1(c)和图 1(d),这一点清晰可见),而且分割的速度又进一步地提高了。

表 2 对低信噪比的不同尺寸图像进行分割
两种算法的分割时间对比

Tab.2 Segmentation time comparison on different size of images with low PSNR					
图像尺寸 (pixels)	FCM 算法	新算法 I 分 割时间(s)	分割速 度提高 倍数	新算法 II 分 割时间(s)	分割速 度提高 倍数
64×64	1.484 0	1.016 0	1.5	0.734 0	2.0
128×128	15.609 0	7.875 0	2.0	3.984 0	3.9
256×256	109.907 0	26.930 0	4.1	10.547 0	10.4
512×512	509.172 0	45.913 0	11.1	15.375 0	33.1

为了比较新算法和标准 FCM 算法的分割性能,这里以两幅测试图像为例来进行说明。

第 1 幅是标准的 Lena 测试图像(如图 2(a)所示),FCM 算法和新算法的分割结果如图 2(b)和图 2(c)所示。表 3 给出了两种算法的性能比较,两种算法所得到的聚类中心之间的欧氏距离为 1.73,分割差异率为 0.86%。可见两种算法的分割精度很接近,但是新算法的分割速度却比标准 FCM 算法提高了 9.9 倍。

第 2 幅是一 64×64 大小的人造图像,共有 4 096 pixels,3 种灰度值分别为 0、179、255,叠加了一个独



(a) 含噪图像 (b) FCM 算法的分割结果



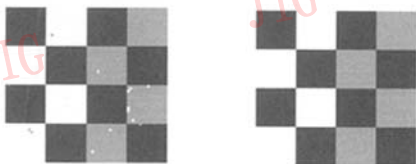
(a) 原始图像 (b) FCM 算法
分割结果 (c) 新算法 I
分割结果

图 2 标准 Lena 图像及两种算法的分割结果
Fig.2 Standard Lena image and its segmentation
results of two algorithms

表 3 两种算法对标准 Lena 图像的分割结果比较
Tab.3 Segmentation results comparison on
standard Lena image

算法	分割时间 (s)	聚类中心	分割差 异率(%)
FCM 算法	106.781 0	26,66,101,137,192	0.86
新算法 I	10.797 0	26,67,102,138,192	

立的高斯白噪声 $N(0,0.006)$ 的加噪图像如图 3(a)所示。图 3(b)是 FCM 算法的分割结果,图 3(c)和图 3(d)分别是新算法 I、II 的分割结果。表 4 给出了 3 种算法的分割性能比较。显然对信噪比较低的图像进行分割时,做去噪预处理的新算法 II,其分割性能最好,不做任何预处理的新算法 I,其分割性能次之,标准 FCM 算法的分割性能最差。



(c) 新算法 I 的分割结果 (d) 新算法 II 的分割结果

图 3 含噪图像及 3 种算法的分割结果

Fig.3 Image with noise and its segmentation results of three algorithms

表 4 3 种分割算法的性能比较
Tab.4 Segmentation performance comparison
of three algorithms

算法	错分点数	错误率(%)	分割时间(s)
FCM 算法	69	1.68	1.484 0
新算法 I	12	0.29	1.016 0
新算法 II	0	0	0.734 0

无论是对含噪图像,还是质量较好的图像进行分割,新算法在分割速度上明显快于 FCM 算法,尤

其针对含噪图像,新算法不但分割速度快,而且分割精度远远高于 FCM 算法。

4.2 基于传统邻域滤波方法和本文采用的滤波方法进行去噪预处理后,应用新算法进行分割的性能比较实验

对于受到高斯噪声污染后的图像,在用本文提出的新算法做分割之前,为取得较好的分割效果,往往要进行去噪预处理。

对图像进行去噪预处理的方法很多,简单的邻

域平均——均值滤波就属于传统图像平滑方法之一。此种方法是对一个滑动窗口内的诸像素求平均后,用其取代窗口中心像素原来的灰度值。这种方法既简单也能对噪声起到平滑抑制作用,但是由于忽视了周围的边缘细节,容易导致双像素边界,从而较大地损失了图像的细节部分。基于此,本文采用文献[10]提出的方法,即采用一种基于高阶统计量的图像平滑去噪法进行预处理。其原理是,当叠加在图像上的噪声为高斯噪声时,因为该噪声对三阶以上的累积量的贡献为零,所以当计算图像的三阶以上的累积量时,叠加在图像上的高斯噪声由于不会对图像细节丰富程度的判断造成影响,因而这种方法能够比较准确地找出图像细节最不丰富的部分

进行平滑,从而有利于保留图像的细节。
为说明采用新的平滑方法的优势,这里将其和传统的邻域平均法对图像进行预处理后,再利用本文所提出的新算法进行分割比较。这里仍以图 3(a)的含噪图像进行测试实验。实验结果见图 4、图 5。表 5 是基于两种平滑去噪方法的新算法分割后错误率的比较。——对比图 4 和图 5 两组图,显见邻域平均法分割结果在目标边界处十分模糊,新算法的分割结果图也显示出目标边界处存在大量的误分割;而基于高阶统计量的滤波图却能尽可能地保留目标边界的细节信息,新算法的分割结果也保留了希望的细节信息。表 5 的统计数据表明,基于高阶统计量的滤波预处理方案提高了分割的准确性。

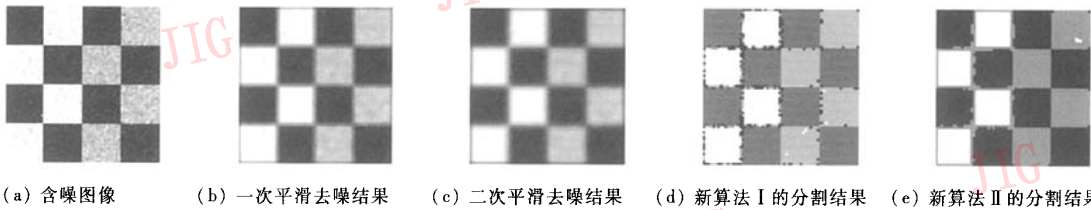


图 4 邻域平均预处理及利用新算法的分割结果
Fig.4 Neighbor averaging precondition and its segmentation results of new algorithms

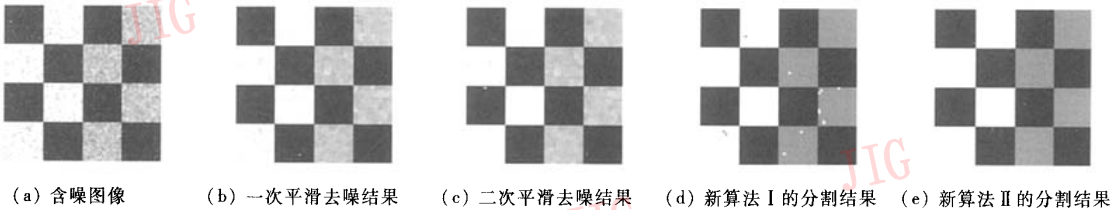


图 5 基于高阶统计量的平滑预处理及利用新算法的分割结果
Fig.5 Based on high order statistics precondition and its segmentation results of new algorithms

表 5 两种平滑方法的新算法分割错误率比较

Tab.5 Segmentation error comparison of two algorithms based on different smoothing methods

平滑方法	分割错误率(%)	
	新算法 I	新算法 II
均值滤波	8.13	7.86
高阶统计量滤波	0.29	0

4.3 塔形分解对分割性能的影响实验

塔形结构是基于一种多尺度变分辨率的思想而产生的。由于可以通过对图像进行塔形分解来构造塔形结构,因此对其 2DH 亦可构造相应的塔形结构。以两层为例进行说明,塔底对应原始 2DH,虽

然塔底的分辨率高,但是数据量大,直接聚类比较耗时。若采用逆四叉树的方法,通过平均抽取塔底得到上一层,即得到塔顶,则不但可减少聚类的样本集,而且对受到噪声污染的元素,由于这种抽取相当于低通滤波器,所以还能抑制这种受污染的高频分量对聚类精度的影响。

本文把没有进行塔形分解的方法称作 2DH 加权的 FCM 算法(简称 2DH-WFCM 算法),而把加入塔形分解的该方法称作 2DH-PWFCM 算法,即前文提到的新算法。表 6 是两种算法对分割性能的影响对比,用到的测试图像是图 3(a)。从表中可以看出,基于同种方法构造的两种 2DH 算法中,新算法在保证不降低分割精度的前提下,分割的速度有了

表 6 两种算法对分割性能的影响对比

Tab. 6 Segmentation performance comparison of two algorithms

算法	DH 的构造	分割时间 (s)	分割精度 分割错误率(%)
2DH-WFCM	第 1 种 2DH	1.093	0.29
	第 2 种 2DH	0.688	0
2DH-PWFCM (新算法)	第 1 种 2DH	0.937	0.29
	第 2 种 2DH	0.672	0

明显提高,如果变换图像的尺寸,那么这种优势将有更明晰的体现。

4.4 MPFD 可行性和有效性测试实验

为了验证基于 MPFD 的 2DH-PWFCM 算法的可行性和有效性,本文采用如图 3(a)所示的人造图像进行了分割实验。令聚类类别数 c 取遍从 2 到 $c_{\max}^{[7]}$,实验时,先用 2DH-PWFCM 算法分别求出最佳划分矩阵,然后计算其 MPFD,即得到图 6 所示的曲线。

由图 6 可见,此待分割图像分成 3 类最合适。根据分析,MPFD 的最小点应该出现在最佳类别数 c^{best} 处。从图 6 还可看到,MPFD 最小值在 $c^{best}=3$ 处取得,与分析完全一致。与原图相比较可知,分成 3 类的分割结果是正确的,分割结果见图 3(d)。

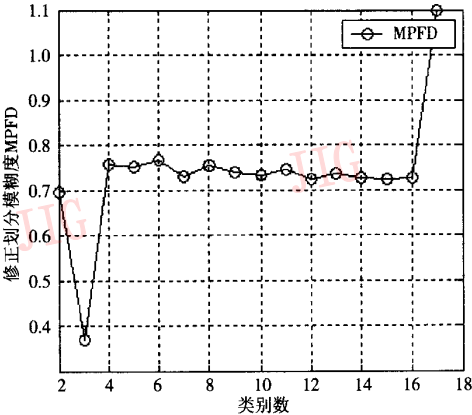


图 6 图 3(a)的 MPFD 曲线
Fig. 6 MPFD curve of Fig. 3(a)

为了对 MPFD 进行有效性验证,采用医学图像(如图 7(a)所示)进行了分割实验。分割时,先用新算法 I 分别求出最佳划分矩阵,然后计算其 MPFD,则得到如图 8 所示的曲线。由图 8 可见,这种方法自动确定的最佳类别数为 5,即该图像分割

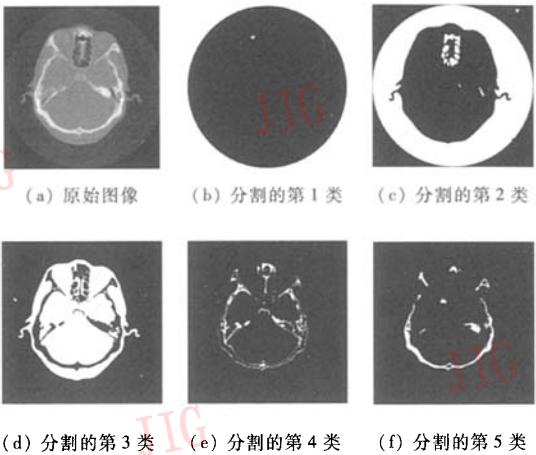


图 7 新算法 I 的分割结果分列图
Fig. 7 Segmentation results of new algorithm I

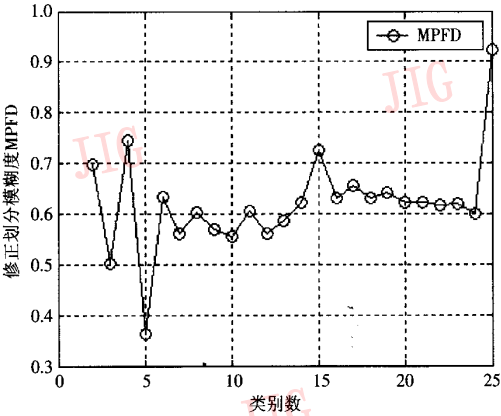


图 8 图 7(a)的 MPFD 曲线
Fig. 8 MPFD curve of Fig. 7(a)

为 5 类比较合适。每一类的分割结果分别显示在图 7(b) ~ 图 7(f)中,它们分别对应一定物理意义的区域,由图 7 可见,分割结果还是比较合理的。

5 结 论

本文提出了一种基于塔形分解的 2 维直方图加权 FCM 快速图像分割算法,测试实验结果表明,新算法的图像分割效率优于直接用 FCM 算法的图像分割效率,也优于基于 2DH 加权的 FCM 算法的图像分割效率。此外,通过引入 MPFD 作为聚类有效性函数,还能够指导该算法自动确定最佳聚类类别数,从而实现了图像分割的自动化,测试实验结果也同样表明了其可行性和有效性。

参考文献 (References)

- 1 Bezdek J C. Pattern Recognition with Objective Function Algorithms [M]. New York: Plenum Press, 1981.
- 2 Ding Zhen, Hu Zhong-shan, Yang Jing-yu, *et al.* FCM algorithm for the research of intensity image segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 1997, **25**(5): 39 ~ 43. [丁震, 胡钟山, 杨静宇等. FCM 算法用于灰度图像分割的研究[J]. 电子学报, 1997, **25**(5): 39 ~ 43.]
- 3 Eschrich S, Ke J, Hall L O, *et al.* Fast accurate fuzzy clustering through data reduction[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2003, **11**(2): 262 ~ 270.
- 4 Ye Q X, Huang Z H, Xiao Q. Histogram based fuzzy c-mean algorithm for image segmentation[A]. In: Proceedings 11th IAPR International Conference on Image, Speech, and Signal Analysis [C], Hague, Netherlands, 1992: 704 ~ 707.
- 5 Liu Jian-zhuang. A new image segmentation method of fuzzy clustering based on 2 dimension histogram[J]. Acta Electronica Sinica, 1992, **20**(9): 40 ~ 46. [刘健庄. 基于二维直方图的图像模糊聚类分割方法[J]. 电子学报, 1992, **20**(9): 40 ~ 46.]
- 6 Liu J Z, Xie W X. Pyramid segmentation of color images using fuzzy c-means clustering algorithm[A]. In: Proceedings of Computer, Communication, Control and Power Engineering TENCON'93 [C]. Beijing, 1993: 1130 ~ 1133.
- 7 Li J, Gao X B, Jiao L C. A New cluster validity function based on the modified partition fuzzy degree[A]. In: Proceedings of Fourth International Conference on Rough Sets and Current Trends in Computing (RSCTC), Lecture Notes in Artificial Intelligence (LNAI) [C], Uppsala, Sweden, 2004, **3066**: 586 ~ 591.
- 8 Gao Xin-bo. Fuzzy Clustering Analysis and Its Applications[M]. Xi'an: Xidian Press, 2004. [高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.]
- 9 Gao Xin-bo, Li Jie, Ji Hong-bing. A multi-threshold image segmentation algorithm based on weighting fuzzy c-means clustering and statistical test[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, **32**(4): 661 ~ 664. [高新波, 李洁, 姬红兵. 基于加权模糊 c 均值聚类与统计检验指导的多阈值图像自动分割算法[J]. 电子学报, 2004, **32**(4): 661 ~ 664.]
- 10 Yang Shou-yi, Luo Wei-xiong. A novel image noise smoothing method based on high order statistics[J]. Journal of Image and Graphics, 2002, **7**(7): 654 ~ 657. [杨守义, 罗伟雄. 一种基于高阶统计量的图像平滑去噪法[J]. 中国图象图形学报, 2002, **7**(7): 654 ~ 657.]